



FAU Forschungen, Reihe B, Medizin, Naturwissenschaft, Technik 12

**Richard Schaller**

# Assistenzsysteme für verteilte Veranstaltungen





Richard Schaller

Assistenzsysteme für verteilte Veranstaltungen

**FAU Forschungen, Reihe B**  
**Medizin, Naturwissenschaft, Technik**  
**Band 12**

Herausgeber der Reihe:  
Wissenschaftlicher Beirat der FAU University Press

**Richard Schaller**

# **Assistenzsysteme für verteilte Veranstaltungen**

**Erlangen  
FAU University Press  
2016**

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek:  
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der  
Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind  
im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

Das Werk, einschließlich seiner Teile, ist urheberrechtlich geschützt.  
Die Rechte an allen Inhalten liegen bei ihren jeweiligen Autoren.  
Sie sind nutzbar unter der Creative Commons Lizenz BY-NC-ND.

Der vollständige Inhalt des Buchs ist als PDF über den OPUS Server  
der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg abrufbar:  
<https://opus4.kobv.de/opus4-fau/home>

Cover: Kartendaten © OpenStreetMap, ODbL, [www.openstreetmap.org](http://www.openstreetmap.org)

Verlag und Auslieferung:

FAU University Press, Universitätsstraße 4, 91054 Erlangen

Druck: docupoint GmbH

ISBN: 978-3-944057-98-9 (Druckausgabe)

eISBN: 978-3-944057-99-6 (Online-Ausgabe)

ISSN: 2198-8102

# Assistenzsysteme für verteilte Veranstaltungen

Der Technischen Fakultät  
der Friedrich-Alexander-Universität  
Erlangen-Nürnberg  
zur  
Erlangung des Doktorgrades Dr.-Ing.

vorgelegt von  
Richard Schaller  
aus Nürnberg

Als Dissertation genehmigt  
von der Technischen Fakultät  
der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg

Tag der mündlichen Prüfung: 22. April 2016

Vorsitzender des Promotionsorgans: Prof. Dr. rer. nat. Peter Greil

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Günther Görz  
Prof. Dr.-Ing. Bernd Ludwig  
Prof. Dr.-Ing. Klaus Meyer-Wegener

# Kurzfassung

Verteilte Veranstaltungen, wie z.B. die Lange Nacht der Münchner Museen, sind Großveranstaltungen, deren beträchtliche Anzahl von Veranstaltungen an teils weit verstreuten Orten einen nicht unerheblichen, vom Besucher zu leistenden Organisationsaufwand zur Folge hat. Ein mobiles Assistenzsystem für verteilte Veranstaltungen kann dabei jedoch unterstützen. Bisher zum Einsatz kommende Apps gleichen meist einem elektronischen Programmheft und sollen vor allem beim Verschaffen eines Veranstaltungsüberblicks helfen. Jedoch bleibt bei diesen Apps sowohl unklar, wie wirksam ihre Unterstützung ist, als auch, welche Aufgaben auf verteilten Veranstaltungen darüber hinaus existieren. Bisher wurden keine wissenschaftlichen Untersuchungen durchgeführt, wie ein solches System gestaltet sein muss, um effektive Unterstützung zu bieten.

In dieser Arbeit wurde daher zunächst eine ausführliche Analyse der Anwendungsdomäne durchgeführt, welche weiteren Assistenzbedarf, z.B. beim Festlegen einer geeigneten Besuchsreihenfolge, aufzeigte. Auf Grundlage der ermittelten Aufgaben wurden dann Assistenzfunktionen in einer mobilen Anwendung umgesetzt und mittels detaillierter, Logdaten-basierter Analyse des Nutzerverhaltens evaluiert. Bei der Entwicklung kamen Methoden und Verfahren der Künstlichen Intelligenz, insbesondere Empfehlungssysteme und Techniken des Information Retrievals sowie Algorithmen zur Tourplanung bei terminabhängigen Veranstaltungen, zum Einsatz.

In der entwickelten App wurden verschiedene, speziell auf die Anwendungsdomäne angepasste Such-, Filter- und Empfehlungsmöglichkeiten umgesetzt, um den Nutzer beim Finden von interessanten Veranstaltungen zu unterstützen. Bei der Eingabe von Suchanfragen konnte die notwendige Interaktion durch den Einsatz einer unscharfen Präfix-Suche deutlich reduziert werden. Vollkommen neu in dieser Anwendungsdomäne ist der Einsatz von Empfehlungssystemen, um den Besuchern personalisierte Veranstaltungsempfehlungen zu unterbreiten. Hierfür wurden bestehende inhaltsbasierte und kollaborative Empfehlungsalgorithmen mit einem neuartigen wissensbasierten Empfehlungssystem kombiniert. Dieses hybride Empfehlungssystem generiert Empfehlungen, die sich einerseits gut zu einer Tour kombinieren lassen und andererseits den Interessen des Nutzers entsprechen. In der Evaluation zeigte sich, dass die Nutzer hierdurch Veranstaltungen auswählen, die zu effizienteren Touren mit weniger Fahrzeit und mehr Veranstaltungen führen. Eine weitere Aufgabe des Besuchers ist das Festlegen der

Reihenfolge, in der er die für ihn interessanten Veranstaltungen besucht. Zur Unterstützung dieser Aufgabe konnte auf Algorithmen zur Tourplanung zurückgegriffen werden. Wie eine Studie ergab, sind aufgrund von unvorhergesehenen Ereignissen häufig Touranpassungen notwendig. Die verfügbare Zeit wird vom Planungsalgorithmus jedoch bereits optimal genutzt, so dass die meisten Editieroperationen nicht umsetzbar sind, ohne die Tour undurchführbar zu machen. In dieser Arbeit wurde daher ein Verfahren entwickelt, das die benötigte Zeit verfügbar macht, und dessen Nutzung anschließend untersucht.

In dieser Arbeit wurde durch Feldstudien der Nutzen und die Akzeptanz der zur Verfügung gestellten Assistenzfunktionen evaluiert. Es konnte bestätigt werden, dass diese die Nutzer beim Besuch verteilter Veranstaltungen effektiv unterstützen. Zudem wird in dieser Arbeit aufgezeigt, welche Verfahren für die betrachtete Anwendungsdomäne geeignet sind, wie diese weiterentwickelt werden können und welche Besonderheiten es dabei zu beachten gilt.

# Abstract

Distributed events, such as the Long Night of Munich Museums in Munich, are collections of single events taking place within a small geographical area over the same time period and related to one given topic. There are often a large number of events on offer and the times in which they can be visited are heavily constrained; therefore the task of choosing events to visit and in which order can be cognitively challenging. However, mobile assistance systems can provide support for visitors to distributed events. Most current apps on offer are essentially electronic program guides and try to help the user achieve an overview of the events on offer. How effective this kind of assistance actually is and which other tasks need to be addressed, remains uncertain. So far no scientific research has been performed leading to an understanding of which kinds of system features can provide effective assistance catering for visitors' needs when attending such distributed events.

This work presents a detailed analysis of the application domain revealing further need for assistance beyond providing an overview of available sub-events. Based on the identified requirements, assistance functions were realized via a mobile application and then evaluated in detailed log-based analyses of the user behavior with various versions of prototype systems in naturalistic situations. Techniques from the field of artificial intelligence and in particular recommender systems, information retrieval and algorithms for planning tours, were applied.

In the developed mobile system different means of searching, filtering and recommending the available events were implemented that allow users to find interesting events. These techniques were adapted for the considered application domain. By utilizing a fuzzy prefix search the required interactions for inputting search queries was significantly reduced. A completely new approach in this application domain is the use of recommender systems. Existing content-based recommenders and collaborative filtering approaches were combined with a new knowledge-based recommendation technique. This hybrid recommender system provides recommendations of events that can be combined with already chosen events to create compact tours but also match users' preferences. The evaluations reveal that users of this system tend to select events that lead to more efficient tours with less time spend on traveling and more events being visited. Another task of the user is scheduling the order in which the events of interest should be visited. To support this task, algorithms for planning tours could be used. A study revealed that due to unexpected incidents, regular tour adaptations are

required. However, the available time is already utilized near-optimal by the used planning algorithm. Thus, most editing operations cannot be performed without rendering the tour infeasible. Therefore, in this work a technique was developed and tested that frees up the required time.

In summary, the utility and the acceptance of the provided assistance was analyzed and evaluated via field studies. It could be confirmed that the developed electronic assistance system effectively supports the user before and during the visit of distributed events. Furthermore, this work reveals which approaches are suited for the considered application domain, how they could be enhanced and which particularities have to be taken account for.

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Begriffsbestimmung „Verteilte Veranstaltung“ . . . . .	5
1.2	Assistenzsysteme . . . . .	9
1.3	Fragestellung . . . . .	15
1.4	Methodik: Nutzerorientierte Gestaltung interaktiver Systeme . .	17
<b>2</b>	<b>Nutzungskontext</b>	<b>23</b>
2.1	Umfeldanalyse . . . . .	23
2.1.1	Kategorisierung verteilter Veranstaltungen . . . . .	23
2.1.2	Ausgewählte Lange Nächte . . . . .	27
2.1.3	Verfügbare Technik . . . . .	28
2.2	Benutzeranalyse . . . . .	32
2.2.1	Organisatoren . . . . .	33
2.2.2	Anbieter der Einzelveranstaltungen . . . . .	34
2.2.3	Besucher . . . . .	36
2.2.3.1	Besucherstruktur . . . . .	36
2.2.3.2	Gründe für den Besuch . . . . .	37
2.2.3.3	Erwartungen an den Besuch . . . . .	39
2.2.3.4	Anforderungen an Touren . . . . .	44
2.3	Aufgabenanalyse . . . . .	46
2.3.1	Umfrage zum Abendverlauf . . . . .	46
2.3.2	Tagebuchstudie . . . . .	48
2.3.3	Identifizierte Aufgaben . . . . .	52
<b>3</b>	<b>Verwandte Systeme und Forschungsgebiete</b>	<b>55</b>
3.1	Verwandte Systeme . . . . .	55
3.1.1	Lange-Nacht-Apps . . . . .	55
3.1.2	Messe-Apps . . . . .	59
3.1.3	Touristenführer-Apps . . . . .	60

3.2	Verwandte Forschungsgebiete . . . . .	66
3.2.1	Informationssuchverhalten . . . . .	66
3.2.2	Information Retrieval . . . . .	68
3.2.3	Empfehlungssysteme . . . . .	74
3.2.4	Tourplanung als Empfehlungssystem . . . . .	88
3.2.5	Modellierung der Tourplanung . . . . .	90
3.2.6	Mobile Mensch-Computer-Interaktion . . . . .	95
<b>4</b>	<b>Nutzungs- und Systemanforderungen</b>	<b>99</b>
4.1	CTTs zur Aufgabenmodellierung . . . . .	99
4.2	Aufgabenmodellierung zum Lange-Nacht-Besuch . . . . .	101
4.2.1	Auswahl der Veranstaltungen . . . . .	105
4.2.2	Planen einer Tour und Besuch der Langen Nacht . . . . .	108
4.2.3	Touranpassungen . . . . .	109
<b>5</b>	<b>Konzeption des Systems</b>	<b>113</b>
5.1	Datenmodellierung . . . . .	113
5.2	Webseite . . . . .	115
5.3	Überblick über die mobile Anwendung . . . . .	117
5.4	Suche . . . . .	124
5.5	Empfehlungen . . . . .	127
5.5.1	Das inhaltsbasierte Empfehlungssystem CB . . . . .	128
5.5.2	Die kollaborativen Empfehlungssysteme SVD und BLITR . . . . .	129
5.5.3	Das wissensbasierte Empfehlungssystem TEMP . . . . .	132
5.5.4	Das hybride Empfehlungssystem . . . . .	134
5.6	Tourplanung . . . . .	136
5.6.1	Tourplanung für verteilte Veranstaltungen . . . . .	136
5.6.2	Berechnung von Tourvarianten . . . . .	141
5.7	Manuelle Touranpassungen . . . . .	142
5.7.1	Anforderungen an Editieroperationen . . . . .	144
5.7.2	Kollabieren und Expandieren einer Tour . . . . .	145
5.7.3	Umsetzung der Editieroperationen . . . . .	149
<b>6</b>	<b>Umsetzung des Systems</b>	<b>153</b>
6.1	Benutzeroberfläche . . . . .	154
6.2	Modul Datenmodell . . . . .	155
6.3	Modul Suche . . . . .	157
6.4	Modul Empfehlungssystem . . . . .	158
6.5	Modul Tourplanung . . . . .	160
6.6	Interaktionsaufzeichnung . . . . .	162
6.7	Datenauswertung . . . . .	165

<b>7</b>	<b>Evaluation</b>	<b>167</b>
7.1	Feldstudien	169
7.2	Interaktionszeit mit dem System	171
7.3	Veranstaltungsauswahl	173
7.3.1	Nutzung der einzelnen Tabs	175
7.3.2	Nutzung des Tour- und des Kategorie-Tabs	179
7.3.3	Nutzung des Such-Tabs	180
7.3.4	Nutzung des Empfehlungs-Tabs	186
7.3.5	Nutzung des Karten-Tabs	194
7.3.6	Eigenschaften der ausgewählten Veranstaltungen	195
7.3.7	Fazit	200
7.4	Besuchte Veranstaltungen	200
7.4.1	Positionsdaten	201
7.4.2	Metriken	209
7.4.3	Generelle Besuchsstatistiken	210
7.4.4	Zusammenhang von Interaktions- und Besuchsverhalten	212
7.5	Tourplanung	218
7.5.1	Vergleich mehrerer Touralternativen in Befragungen	218
7.5.2	Vergleich mehrerer Touralternativen in der App	220
7.6	Manuelle Touranpassungen	221
7.6.1	Einfügen von Veranstaltungen	224
7.6.2	Entfernen von Veranstaltungen	226
7.6.3	Ändern der Veranstaltungsreihenfolge	228
7.6.4	Ändern der Besuchsdauer	230
7.6.5	Fazit	230
7.7	Online-Umfrage unter App-Nutzern	231
<b>8</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>239</b>
<b>A</b>	<b>Statistische Tests</b>	<b>247</b>
A.1	2-Stichproben-Gauß-Test	247
A.2	Shapiro-Wilk-Test	249
A.3	2-Stichproben-Binomialtest	250
A.4	$\chi^2$ -Test	251
A.5	Wilcoxon-Rangsummentest	253
A.6	Fleiss' Kappa	254

<b>B Weitere Tabellen und Daten</b>	<b>257</b>
B.1 Daten der Online-Umfrage . . . . .	257
B.2 Daten zur Veranstaltungsauswahl . . . . .	258
B.3 Beispiele zur Qualität der GPS-Daten . . . . .	259
B.4 Beliebtheitsverteilung der Veranstaltungen . . . . .	260
B.5 Darstellung der Tablet-Umfrage . . . . .	261
<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>263</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>265</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>267</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>269</b>

# Kapitel 1

## Einleitung

Die Teilnahme der Bürger<sup>1</sup> an klassischen Kulturveranstaltungen ist seit Jahren rückläufig. So gaben im Jahr 2013 nur 37% der Befragten in einer von der EU-Kommission in Auftrag gegebenen Studie [Eurobarometer, 2013] an, in den 12 Monaten zuvor ein Museum oder eine Galerie besucht zu haben. 2007 bejahten noch 41% diese Frage. Dies bedeutet jedoch keineswegs, dass in der Bevölkerung weniger Interesse an Kultur besteht. Allerdings konkurrieren entsprechende Kulturveranstaltungen immer stärker mit anderen Freizeitangeboten. Durch alternative Veranstaltungskonzepte, wie z.B. die Lange Nacht der Museen, versuchen Veranstalter dem Rückgang der Besucherzahlen entgegenzuwirken. Durch den „Event-Charakter“ ist es zumindest teilweise möglich, Besuchergruppen anzusprechen, die normalerweise keinen oder nur selten einen Museumsbesuch erwägen würden (vgl. Thänert [2000, S. 48]). Andererseits bietet die Lange Nacht mit ihrem speziellen Programm eine willkommene Abwechslung für regelmäßige Museumsbesucher (vgl. Hagedorn-Saupe et al. [2003, S. 21]). So nahmen an der Langen Nacht der Münchner Museen 2013 etwa 24 000 Besucher teil (vgl. Kapitel 7.1). Eine solche Lange Nacht ist für die Besucher attraktiv, da sich diverse kulturelle Einrichtungen einer Stadt oder Region zusammenschließen, ihre Öffnungszeiten weit in die Nacht hinein ausdehnen und einen Abend lang mit einem gemeinsamen Ticket besucht werden können. Da die einzelnen Einrichtungen üblicherweise über ein größeres Gebiet verteilt sind, muss natürlich auch für geeignete Transportmöglichkeiten der Besucherströme gesorgt werden. Hierzu werden meist – zusätzlich zum öffentlichen Nahverkehr – gesonderte Shuttle-Buslinien eingesetzt, deren Haltestellen nahe bei den einzelnen

---

<sup>1</sup> Die Verwendung der maskulinen Form ist hier rein grammatikalisch (Genus) aufzufassen und soll keine Aussage über das biologische Geschlecht (Sexus) der gemeinten Personen treffen. Dies wird auch im Rest der Arbeit so gehandhabt.

Veranstaltungsorten liegen und deren Nutzung ebenfalls im Ticketpreis enthalten ist. Es handelt sich demnach bei Langen Nächten um Großveranstaltungen, die aus einer Vielzahl von räumlich verteilten Einzelveranstaltungen bestehen. Hierdurch können groß angelegte Werbekampagnen finanziert werden, die für einen hohen Bekanntheitsgrad in der Bevölkerung sorgen<sup>2</sup>.

Allerdings bedeutet die große Veranstaltungsvielfalt für den Interessierten auch eine beträchtliche Anzahl von Möglichkeiten bei der Abendgestaltung. Dem Besuch einer Langen Nacht gehen daher typischerweise einige komplexe Entscheidungen voraus: So erhält z.B. jeder Besucher der Langen Nacht der Münchner Museen mit dem Kauf des Tickets auch eine ca. 120-seitige DIN-A6-Broschüre mit einer detaillierten Beschreibung des gesamten, fast 200 Einzelveranstaltungen umfassenden Veranstaltungsangebots. Hiervon kann natürlich nur ein kleiner Bruchteil von etwa 5 bis 10 Veranstaltungen während der Museumsnacht (von 19 bis 2 Uhr) besucht werden. Um sich vorab in Ruhe mit dem Programm auseinandersetzen zu können, kauft sich ein Großteil der Besucher die Eintrittskarte bereits im Vorverkauf (vgl. Hagedorn-Saupe et al. [2003, S. 25]). Viele Besucher gehen zur Vorbereitung das gesamte Programmheft durch und markieren, z.B. mit einem „Eselsohr“, diejenigen Veranstaltungen, die für sie potentiell interessant sind. Aus dieser Vorauswahl gilt es dann, eine im vorhandenen Zeitbudget besuchbare Teilmenge zu bestimmen. Hierbei sind verschiedene Randbedingungen zu beachten: Manche Veranstaltungen haben feste Öffnungszeiten – wie z.B. Filmvorführungen – so dass sich der Besucher eventuell zwischen mehreren, gleichzeitig stattfindenden Veranstaltungen entscheiden muss. Zusätzlich muss der Besucher auch darauf achten, dass die Veranstaltungsorte möglichst günstig gelegen sind, um unnötig lange Transferzeiten zu vermeiden.

Auf der Langen Nacht der Münchner Museen stehen sechs Shuttle-Buslinien zur Verfügung, die als sogenannte Rundlinien – d.h. der Streckenverlauf bildet einen geschlossenen Kreis, welcher nur in einer Richtung befahren wird – jeweils einen Teil der Veranstaltungen anfahren. Durch eine geschickte Wahl der Besuchsreihenfolge entlang dieser Buslinien kann der Besucher also unnötig lange Fahrzeiten vermeiden. Natürlich betreiben nicht alle Besucher vorab einen solchen Aufwand, um einen derart detaillierten Plan zu erstellen. Stattdessen entscheiden sie sich z.B. erst auf der Langen Nacht, welche Veranstaltung sie zunächst besuchen und wie der Abend danach weiter verlaufen soll, d.h. sie erstellen eher partielle Pläne, wie in dieser Arbeit noch genauer in Kapitel 2.3 dargelegt wird.

---

<sup>2</sup> So ermittelte die GfK für die Lange Nacht der Wissenschaften 2011 in der Region Nürnberg-Erlangen-Fürth einen Bekanntheitsgrad bei über 18-Jährigen von 84,4% [Frank, 2011].

Ist entschieden, welche Veranstaltung als nächstes besucht werden soll, muss der Besucher sich einen geeigneten Weg überlegen, auf welchem er dorthin gelangt. Entweder wird der Weg komplett zu Fuß zurückgelegt, oder es muss eine geeignete Buslinie und deren nächste Haltestelle ermittelt werden. Normalerweise ist die Distanz zwischen Veranstaltung und Haltestelle recht kurz, allerdings kann es selbst für Ortsansässige im Dunklen schwierig sein, diese zu finden, da für die Shuttle-Busse oftmals nur provisorische Haltestellen eingerichtet werden. Der Weg von einer Veranstaltung zur nächsten besteht also in der Regel aus dem Fußweg zu einer Haltestelle, einer Busfahrt (mit eventuellen Umstiegen) und schließlich einem Fußweg zur Zielveranstaltung. Die Zeit während der Fahrt nutzen die Besucher eventuell zur Vorbereitung, indem sie die Beschreibung der als nächstes zu besuchenden Veranstaltung (noch einmal) lesen oder im Programmheft nach weiteren interessanten Veranstaltungen suchen.

Bei einer solch großen Veranstaltung mit vielen beteiligten Veranstaltern, Künstlern und Besuchern bleibt es nicht aus, dass es zu organisatorischen Problemen kommt. Dies können z.B. überfüllte, verzögert beginnende oder sogar komplett ausgefallene Veranstaltungen sein, aber auch Verspätungen bei den Bussen. Auch aufseiten der Besucher kann es zu Abweichungen vom ursprünglich geplanten Abend kommen: So werden interessante Veranstaltungen eventuell länger als vorab geplant besucht. Andererseits wird der Besuch von uninteressanten Veranstaltungen vorab abgebrochen. Im einfachsten Fall kann der Beginn des darauf folgenden Veranstaltungsbesuchs vorgezogen bzw. nach hinten geschoben werden. Dies gelingt allerdings nicht immer, da feste Besuchszeiten bei nachfolgenden Veranstaltungen, wie z.B. bei oben erwähnten Filmvorführungen, ein Verschieben verhindern. Stattdessen muss der nachfolgende Veranstaltungsbesuch gestrichen werden bzw. für eine zeitliche Lücke können ein oder mehrere Ersatzveranstaltungen besucht werden. Es kann also trotz sorgfältiger Planung notwendig sein, unterwegs die Tour umzuplanen. Dass dies tatsächlich häufig der Fall ist, wird in dieser Arbeit noch genauer in Kapitel 2.3.2 dargelegt. Eventuell ist ein Umplanen auch dann notwendig, wenn der Besucher unterwegs an einer Veranstaltung vorbeikommt und spontan entscheidet, diese zusätzlich zu besuchen.

Wie bereits skizziert und wie in Kapitel 2.2 und 2.3 dieser Arbeit noch genauer gezeigt wird, ist für einen Lange-Nacht-Besucher die Entscheidung, welche Veranstaltungen besucht werden und in welcher Reihenfolge dies geschieht, nicht nur von inhaltlichen Aspekten abhängig, also z.B. wie interessant, außergewöhnlich oder populär eine Veranstaltung ist. Sie wird auch durch organisatorische Aspekte, also insbesondere zeitliche Einschränkungen, die durch die Öffnungszeiten der Veranstaltungen und die Transferzeiten zwischen den Veranstaltungen

gegeben sind, beeinflusst. Dies führt dazu, dass dem Besucher einer Langen Nacht einiges an Aufwand und Zeit für die Organisation des Abends abverlangt wird. Man kann davon ausgehen, dass dies von den Besuchern teilweise als anstrengend empfunden wird, worunter eventuell die Attraktivität der gesamten Veranstaltung leidet. Einige Besucher verzichten deshalb darauf, sich eigenständig genauer über das Programm zu informieren und vertrauen stattdessen lieber auf Empfehlungen von Verwandten oder Bekannten. Andere gehen gänzlich unvorbereitet auf die Lange Nacht und lassen sich lediglich von einer Veranstaltung zur nächsten „treiben“.

Im Rahmen dieser Arbeit wird hingegen eine Lösung für das eigentliche Problem, d.h. für den hohen Organisationsaufwand aufseiten des Besuchers, betrachtet: Es wird untersucht, wie ein mobiles Assistenzsystem gestaltet sein muss, damit dem Besucher möglichst viele der angesprochenen Organisationsaufgaben erleichtert oder gänzlich abgenommen werden können. Das hierbei entwickelte System unterstützt den Besucher zunächst beim Finden und Auswählen von für ihn interessanten Veranstaltungen. Ziel dabei ist es, dass der Nutzer nicht das gesamte Veranstaltungsangebot durchgehen muss, wie es z.B. bei der Verwendung der 120-seitigen Veranstaltungsbroschüre der Fall wäre. Stattdessen soll er möglichst schnell mit Hilfe von Suchanfragen, Filtern und Empfehlungen eine Teilmenge des Veranstaltungsangebots erhalten, aus der er dann seine Favoriten auswählt. In einem nächsten Schritt generiert das Assistenzsystem Tourvorschläge, also mögliche Anordnungen von Veranstaltungen, die möglichst viele Favoriten beinhalten und den verschiedenen Randbedingungen wie Fahrzeiten und Öffnungszeiten genügen. Unterwegs kann das System den Benutzer von Veranstaltung zu Veranstaltung führen, indem es die aufzusuchenden Haltestellen und die zu nutzenden Shuttle-Busse anzeigt und so dem Lange-Nacht-Besucher den Weg weist. Während des gesamten Abends hat der Nutzer die Möglichkeit, detailliertere Informationen zu den eingeplanten Veranstaltungen abzurufen, aber auch die geplante Tour zu ändern, z.B. indem er weitere zu besuchende Veranstaltungen auswählt. Beim Editieren der Tour eventuell entstehende zeitliche Lücken werden hierbei durch eine Anpassung der Besuchsdauer von eingeplanten, jedoch noch nicht besuchten Veranstaltungen geschlossen. Sollen Änderungen an der Tour vorgenommen werden, für die zunächst zu wenig Zeit vorhanden ist, werden diese, sofern möglich, durch eine Verkürzung der Besuchsdauer realisiert.

Ziel der Arbeit ist nicht nur die Konzeption und Umsetzung des beschriebenen Systems, sondern auch die Untersuchung ob, und wie die angebotenen Assistenzfunktionen von den Anwendern genutzt werden. Hierdurch kann das System iterativ verbessert und auf die Bedürfnisse der Besucher abgestimmt

werden, aber auch der Nachweis erbracht werden, dass das entwickelte System für die Besucher im praktischen Einsatz eine Unterstützung ist.

In diesem Kapitel wird zunächst in Kapitel 1.1 genauer bestimmt, auf welcher Art von Großveranstaltung das System zum Einsatz kommen soll. Da es sich bei dem zu entwickelnden System um ein Assistenzsystem handelt, wird in Kapitel 1.2 genauer auf diese Art von Systemen und deren Klassifikation eingegangen. Anschließend wird in Kapitel 1.3 die Fragestellung dieser Arbeit konkretisiert. Schließlich erläutert Kapitel 1.4 das methodische Vorgehen zur Erstellung von interaktiven Systemen, welches auch der in dieser Arbeit verwendeten Vorgehensweise zugrunde liegt. Daraus ergibt sich die Struktur dieser Abhandlung, über die am Ende des Kapitels ein Überblick gegeben wird.

## 1.1 Begriffsbestimmung „Verteilte Veranstaltung“

Die Idee, eine Vielzahl kultureller Veranstaltungen mit dem gleichen Thema am selben Abend stattfinden zu lassen und somit ein Großereignis zu erschaffen, lässt sich (mindestens) bis ins Jahr 1989 zurückverfolgen, in dem die *Night of the Arts* (dt. Nacht der Künste) in Helsinki, Finnland, erstmals stattfand. Bei dieser jährlichen Veranstaltung – deren Besuch im Übrigen kostenlos ist – dehnen viele verschiedene Einrichtungen wie Museen und Theater ihre Öffnungszeiten für einen Tag in die Nacht hinein aus und bieten zudem ein besonderes Programm an. Aber auch Straßenkünstler nehmen teil, so dass über die ganze Stadt verteilt Veranstaltungen stattfinden. [Huhtanen, 2008; Yleisradio, 2013]

Parallel dazu wurde in Nantes, Frankreich, die *Les Allumées* (dt. Die erleuchtete [Nacht]) konzipiert, welche ab 1990 stattfand. Jedes Jahr wurden dabei die Künstler einer anderen Stadt eingeladen. Hierbei sollten in sechs aufeinanderfolgenden Jahren sechs verschiedene Städte teilnehmen und an jeweils sechs Tagen ihre Kunst zwischen sechs Uhr abends und sechs Uhr morgens verteilt auf das ganze Stadtgebiet präsentieren<sup>3</sup>. Im Jahr 1991 war Sankt Petersburg die Partnerstadt von *Les Allumées* und übernahm daraufhin einige der Ideen. [Wallon, 2008]

Da Sankt Petersburg in der Nähe des nördlichen Polarkreises liegt, gibt es vor und nach der Sommersonnenwende (meist am 21. Juni) einige Nächte, an denen es auch nachts nie ganz dunkel wird, die sogenannten *Weißten Nächte*. Diese Nächte nutzen die Einwohner von Sankt Petersburg für verschiedenste Kulturveranstaltungen, wie z.B. Kostümfeste oder die Schiffsparade „Scharlachrote Segel“, die bereits Mitte des 20. Jahrhunderts als Schulabschlussfeier veranstaltet

---

<sup>3</sup> Insgesamt fand die Veranstaltung nur fünfmal statt, da im sechsten Jahr die aus Havanna, Kuba, eingeladenen Künstler nicht ausreisen durften.

wurde. Ab 1993 wurden diese Feste um weitere Kulturveranstaltungen, wie z.B. Pop- und Rockkonzerte, aber auch Ballett-, Opern- und Orchesterveranstaltungen, erweitert. Zusammen ergeben diese das *Weißer Nächte Festival*. Da die Veranstaltungen über mehrere Wochen verteilt sind und, falls nicht kostenlos, jeweils ihre eigenen Eintrittskarten haben, sind die einzelnen Veranstaltungen relativ losgelöst voneinander. [Hammer, 2011; Wiki: White Nights Festival]

Ähnlich unabhängig sind auch die Einzelveranstaltungen bei den sogenannten *Fringe-Festivals* (dt. Randfestivals) bei denen freie, weniger bekannte und zumeist eher kleine Theater-, Tanz- und Komikergruppen die Möglichkeit haben, sich einem Publikum zu präsentieren. Der Name dieser Großveranstaltungen stammt von dem seit 1947 stattfindenden *Edinburgh Festival Fringe* für alternative, experimentelle Künstler, welches zunächst am „Rand“ des von etablierten Künstlern ausgetragenen *Edinburgh International Festivals* stattfand. Dieses Edinburgh Festival Fringe, das mittlerweile weltweit Nachahmer gefunden hat, zeichnet sich dadurch aus, dass es keine Vorabauswahl der teilnehmenden Künstler gibt; stattdessen ist es jeder Künstlergruppe freigestellt, sich einen Vorführraum zu mieten und ihre Eintrittspreise selbst festzulegen. Mittlerweile gibt es beim Edinburgh Festival Fringe über einige Wochen verteilt an fast 300 verschiedenen Veranstaltungsorten mehrere tausend Vorführungen. [Edinburgh Festival Fringe]

Auch in Deutschland gibt es Großveranstaltungen zum Thema Kunst, wie z.B. die seit 2000 jährlich stattfindende *Blaue Nacht* in der Nürnberger Altstadt. Hierbei werden für einen Abend bzw. eine Nacht verschiedenste Kunstaktionen angeboten, die im weitesten Sinne etwas mit der Farbe Blau zu tun haben. Durch Lichtinstallationen werden dabei auch Gebäude, wie z.B. die Nürnberger Burg, in Szene gesetzt. Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Kunstveranstaltungen gibt es für alle Veranstaltungen zusammen ein gemeinsames Ticket, das auch zur Fahrt mit einem Shuttle-Bus berechtigt, dessen Streckenverlauf rund um den Altstadtring führt. [Blaue Nacht]

Große Bekanntheit im gesamten deutschsprachigen Raum haben Veranstaltungen mit dem Titel „Lange Nacht der/des <Thema>“ erlangt. So gab es bereits 1989 eine *Lange Nacht der Literatur* in Wiener Kaffeehäusern, wengleich nur wenige Cafés daran teilnahmen und diese Veranstaltung daher mit heutigen Langen Nächten nicht vergleichbar ist. Seit dem Jahr 1997 richten die Berliner Museen und weitere kulturelle Einrichtungen die *Lange Nacht der Museen* aus, deren Konzeption von vielen heute existierenden Langen Nächten übernommen wurde. Das Veranstaltungsangebot ist dabei so zahlreich und vielfältig, dass der Besucher abwägen muss, welche Veranstaltungen er besuchen will. Wie bei der Blauen Nacht gibt es ein gemeinsames Ticket, das zum Besuch aller beteiligten

Einrichtungen berechtigt. Da die Museen über das gesamte Stadtgebiet Berlins verteilt sind, besteht Bedarf für ein Transportmittel. Anders als bei der Blauen Nacht sind hierfür mehrere Shuttle-Buslinien vorhanden, so dass sich für den Besucher auch die Frage stellt, mit welcher Buslinie er zum nächsten Ziel kommt und an welcher Haltestelle er gegebenenfalls umsteigen muss. Die Lange Nacht der Museen in Berlin fand schnell Nachahmer in anderen Städten, wie z.B. Hamburg, Frankfurt oder München. Ebenfalls etablierten sich Lange Nächte nach gleichem Schema, jedoch anderen Themenschwerpunkten, wie z.B. die *Lange Nacht der Kultur*, die *Lange Nacht der Musik* oder die *Lange Nacht der Wissenschaften* (siehe Kapitel 2.1.1). [Lange Nacht der Museen; Wiki: Lange Nacht]

Allerdings gibt es auch Lange Nächte mit einem anderen Organisationskonzept, wie z.B. die *Lange Nacht der Industrie*, bei der in einer Auftaktveranstaltung verschiedene Unternehmen vorgestellt werden. Der Besucher wählt anschließend ein oder zwei hiervon aus und wird per Shuttle-Bus direkt dorthin gefahren, um in einer geführten Tour das Unternehmen zu besichtigen. Der Besucher kann hierbei also seine Tour nicht frei planen. [Lange Nacht der Industrie]

Die bisher betrachteten Veranstaltungen unterscheiden sich stark bezüglich des vom Besucher zu leistenden Organisationsaufwands. Dieser ist um so größer, je mehr Möglichkeiten der Besucher hat und je mehr Randbedingungen, wie z.B. Buslinienverläufe oder Öffnungszeiten, er zu berücksichtigen hat. Dies führt natürlich auch dazu, dass sich die verschiedenen Veranstaltungen hinsichtlich der eventuell benötigten Assistenzfunktionen unterscheiden.

Der Besuch einer Langen Nacht in der Art der Berliner Museumsnacht stellt den Besucher – aufgrund ihrer komplexen Struktur mit mehreren Shuttle-Bussen, der Verteilung der Orte über die Stadt und nur sehr begrenztem Zeitbudget – sicherlich vor die umfangreichsten Organisationsaufgaben. Gerade dies macht sie jedoch für den Einsatz vielfältiger Assistenzfunktionen interessant und stellt die Motivation dieser Arbeit dar, den Fokus auf die Entwicklung eines Systems für derartige Veranstaltungen zu legen. Hierzu ist allerdings zunächst eine genauere Eingrenzung notwendig; daher wird im Folgenden festgelegt, durch welche Eigenschaften diese Großveranstaltungen charakterisiert sind.

Der Begriff *Lange Nacht* wird im Katalog der Deutschen Nationalbibliothek folgendermaßen definiert [Deutsche Nationalbibliothek]:

„Nachts stattfindende kulturelle oder kommerzielle Großveranstaltung mit Sonderöffnung von Museen, Bibliotheken, Kirchen, Geschäften usw.“

Wikipedia nimmt zusätzlich eine gemeinsame Eintrittskarte als wichtiges Merkmal auf [Wiki: Lange Nacht]:

„Eine Lange Nacht ist eine Marathonveranstaltung zu einem Thema oder heute im Speziellen eine Veranstaltungsform, bei der die Öffnungszeiten mehrerer gleichartiger Stätten bis in die Nachtstunden ausgedehnt werden, wobei alle diese Objekte dabei mit einer Eintrittskarte besucht werden können, sofern der Eintritt nicht frei ist.“

Beide Beschreibungen beinhalten auch solche Langen Nächte, bei denen alle Veranstaltungen am gleichen Ort stattfinden. Derartige Veranstaltungen sollen in dieser Arbeit jedoch nicht betrachtet werden, da sie wesentlich weniger Assistenz benötigen als jene, bei denen der Veranstaltungsort und damit die Besuchsreihenfolge ein wesentliches Kriterium bei der Wahl der zu besuchenden Einzelveranstaltungen darstellt. Deshalb wird im Folgenden eine eigene, enger gefasste Definition gegeben. Da der Begriff Lange Nacht, wie gezeigt, für viele verschiedene sehr unterschiedliche Veranstaltungsformen verwendet wird, andererseits jedoch auch Veranstaltungen mit anderen Namen in dieses Konzept passen, wird stattdessen mit *verteilte Veranstaltung* ein neuer Begriff geprägt<sup>4</sup>. Hiermit werden Großveranstaltungen bezeichnet, die folgende Eigenschaften aufweisen:

- Die Großveranstaltung findet nur in einem eng begrenzten zeitlichen Rahmen statt, in der Regel nur an einem Tag oder Abend.
- Sie besteht aus einer großen Anzahl von Einzelveranstaltungen. Dadurch ergibt sich, dass der Besucher nur einen kleinen Bruchteil hiervon besuchen kann.
- Die Veranstaltungsorte sind über ein größeres Gebiet (z.B. eine Stadt) verstreut, wodurch die Besuchsreihenfolge einen starken Einfluss darauf hat, wie viel Zeit für Veranstaltungsbesuche zur Verfügung steht.
- Die zwischen den Veranstaltungen zu überwindenden Distanzen sind in den meisten Fällen so groß, dass Transportmittel, wie z.B. Shuttle-Busse oder der reguläre öffentliche Nahverkehr, notwendig sind. Dies sorgt ebenfalls dafür, dass die Besuchsreihenfolge an Bedeutung gewinnt.
- Sowohl der Besuch der Einzelveranstaltungen als auch die Benutzung der Transportmittel ist entweder kostenlos oder mit einem einzigen gemeinsamen Ticket möglich.

---

<sup>4</sup> In dieser Arbeit wird der Begriff verteilte Veranstaltungen immer dann verwendet, wenn allgemein Veranstaltungen gemeint sind, die der gegebenen Definition entsprechen. Da aber das entstandene System auf verteilten Veranstaltungen evaluiert wurde, die zufälligerweise alle „Lange Nacht“ im Namen enthalten, wird der Begriff Lange Nacht verwendet, wenn es um diese konkreten Veranstaltungen geht.

- Im Allgemeinen stehen alle Einzelveranstaltungen unter einem gemeinsamen Thema.
- Nicht alle Veranstaltungen haben notwendigerweise durchgehend geöffnet. Stattdessen können verschiedene Veranstaltungen unterschiedliche Öffnungszeiten bzw. Termine haben.

Durch die Einschränkung auf Veranstaltungen dieser Art ergibt sich für den Besucher das bereits aufgezeigte Dilemma bei der Zusammenstellung seines Abendprogramms, zwischen inhaltlichen und organisatorischen Aspekten abwägen zu müssen.

## 1.2 Assistenzsysteme

Da es sich bei dem zu entwickelnden System um ein *Assistenzsystem* (auch Unterstützungssystem genannt) handelt, soll dieser Begriff im Folgenden genauer betrachtet werden. Der Begriff wird von verschiedenen Forschungsrichtungen sehr unterschiedlich interpretiert. So definiert Timpe [1998], der sich mit *Mensch-Maschine-Systemen (MMS)* beschäftigt, diesen sehr allgemein:

„Ein Unterstützungssystem ist ein informationsverarbeitendes technisches Gebilde, das die Aufgabenerfüllung eines Operateurs in einem MMS (bzw. eines anderen technischen Systems) dadurch fördert, daß es bestimmte, für die Zielerreichung notwendige, Teilaufgaben innerhalb seiner Gesamtaufgabe übernimmt und/oder ausführt.“

Für Timpe ist somit fast jede Anwendungssoftware ein Assistenzsystem, da diese letztlich der Erfüllung eines bestimmten Zwecks – also der Übernahme einer Teilaufgabe – dient. Wandke [2006] hingegen, der auf dem Gebiet Ergonomie bzw. Human Factors<sup>5</sup> forscht, schränkt den Begriff der Assistenz stärker ein, wie folgende Definition zeigt:

„Principally, assistance can be referred to as both functionality and interaction design. Every function implemented in a technical system [...] can be understood as assistance. This concept of assistance is defined as an activity contributing to the fulfillment of a human need [...]. All technical systems are primarily invented to improve human life, although sometimes unwanted side-effects result in the opposite.“

---

<sup>5</sup> Während sich die Ergonomie mit den Aspekten physischer Arbeit beschäftigt, fokussiert sich die Forschung zum Thema Human Factors (dt. menschliche Faktoren) auf die Untersuchung der Mensch-Maschine-Interaktion und wie diese hinsichtlich der Performanz, Sicherheit und Nutzerzufriedenheit gesteigert werden kann [Wickens et al., 2004, S. 2ff].

However, this perspective results in a too generic and nonspecific concept of assistance. Therefore, in Human Factors, assistance should only refer to interaction design. Assistance is considered as all means to improve the access of humans as users or operators to functions assigned to technical systems.“

Für Wandke [2006] geht also eine Definition der eigentlichen Wortbedeutung nach – nämlich alles was Menschen unterstützt – zu weit. Stattdessen schränkt er den Assistenzbegriff auf diejenigen Aktivitäten ein, die Menschen dabei unterstützen mit einem technischen System zu interagieren, d.h. die Assistenz erweitert nicht die Funktionen eines Systems, wohl aber dessen Zugänglichkeit. Wandkes Assistenzbegriff wird in dieser Arbeit als *Bedienassistenz* bezeichnet (vgl. auch Nitschke [2003]). Für diese Assistenzart hat Wandke bereits in einer früheren Arbeit eine Taxonomie erstellt, bei der er sechs verschiedene *Handlungsphasen* unterscheidet [Wandke, 2005]:

- Während der Motivations-, Aktivierungs- und Zielbildungsphase geht es um die Ziele des Nutzers. Eine mögliche Unterstützung während dieser Phase wäre beispielsweise ein rechtzeitiges Warnen bei problematischen Zielen, z.B. wenn der Nutzer vor dem Drucken davor gewarnt wird, dass die Seitenränder außerhalb des druckbaren Bereichs liegen.
- In der Wahrnehmungsphase geht es darum, dass der Nutzer Kenntnis von Informationen erlangt. Eine mögliche Assistenz hierfür wäre z.B., wenn nach dem Drucken ein Lämpchen signalisiert, dass das Papierfach nun leer ist.
- In der Phase der Informationsintegration und der Schaffung eines Situationsbewusstseins geht es um das korrekte Interpretieren von Informationen unter Berücksichtigung des aktuellen Kontexts<sup>6</sup>. Eine Assistenz hierbei könnte in dem Druckerbeispiel z.B. so aussehen, dass das System dem Nutzer vor dem Bearbeiten eines Druckauftrags mitteilt, dass der Toner nicht für den gesamten Auftrag ausreichen wird.
- Während der Entscheidungs- und Aktionsauswahlphase muss sich der Nutzer zwischen mehreren Handlungsoptionen entscheiden. Die Assistenz hierfür kann von dem Aufzeigen aller Möglichkeiten, z.B. welche Papierfächer zur Verfügung stehen, bis zur automatischen Auswahl einer Handlungsoption, z.B. die Wahl des ersten nicht-leeren Fachs, reichen.

---

<sup>6</sup> Der Begriff *Kontext* bezeichnet Wissen über eine Situation, in der sich eine Person, ein Ort oder ein Gegenstand befindet. Häufig sind dies Informationen über Standort und Zeitpunkt sowie Aktivitäten und Identitäten (von Personen). [Dey u. Abowd, 1999]

- In der Aktionsdurchführungsphase ist ebenfalls Unterstützung möglich, z.B. durch den automatischen Wechsel von einem Papierfach zum nächsten, sobald das erste leer ist.
- Der letzte Typ von Handlungen nach Wandke [2005] ist die Effektkontrolle. Hierdurch versucht der Nutzer die Auswirkungen und den Fortschritt seiner Handlungen zu überwachen. Unterstützung hierbei erfolgt durch das Bereitstellen von Information. So könnte z.B. der Drucker anzeigen, wie viele Seiten noch zu drucken sind.

Die zu unterstützende Handlungsphase ist jedoch nur eine Dimension der Taxonomie nach Wandke [2005]. Eine weitere Dimension zur Unterscheidung von Assistenzsystemen ist deren *Anpassbarkeit*, d.h. ob eine Anpassung des Systems an die jeweilige Situation möglich ist. Bereits Nitschke u. Wandke [2000] differenzieren hierbei zwischen Systemen, die nicht veränderbar sind, Systemen, die durch den Nutzer adaptierbar sind und sich automatisch adaptierenden Systemen.

Die *Initiative* für die Nutzung des Assistenzsystems, welche eine weitere Dimension in Wandkes Taxonomie darstellt, kann vom Benutzer ausgehen, z.B. indem er einen Dialog zur Anzeige des Tonerfüllstands aufruft. Andererseits kann auch proaktiv vom System Assistenz angeboten werden, z.B. durch einen Hinweis bei niedrigem Füllstand.

Die von Wandke [2006] geforderte Einschränkung auf „technische Systeme“ erscheint jedoch unnötig. Auch nicht-technische Systeme können eine solche Komplexität aufweisen, dass Assistenz benötigt wird. So kann z.B. das Buslinienetz einer Stadt als System aufgefasst werden; die verschiedenen Möglichkeiten, an definierten Haltestellen einer Buslinie zu festgelegten Zeiten ein- und auszustiegen, d.h. die möglichen direkten Verbindungen, stellen die vom System bereitgestellten „Funktionen“ dar. Die von vielen Betreibern angebotenen Webseiten und Apps sowie deren rege Nutzung zeigen den Assistenzbedarf hierfür. Von Ludwig [2015] wird das für den öffentlichen Personennahverkehr entwickelte Navigationssystem ROSE (vgl. auch Schrader et al. [2010]) sogar als Demonstrationsobjekt für Assistenzsysteme verwendet.

Blutner et al. [2009] untersuchen Assistenzsysteme aus dem Bereich Logistik, z.B. für die Produktionsplanung oder die Tourenplanung für Warenlieferungen per LKW. Ihr Fokus liegt hierbei auf „dem menschlichen Entscheidungsfindungsprozess, der durch Maschinen unterstützt wird“, wie folgende Definition zeigt [Blutner et al., 2009]:

„Assistenzsysteme sind rechnerbasierte Systeme, die den Menschen bei der Entscheidungsfindung und -durchführung unterstützen. [...] Der gesamte Entscheidungsprozess lässt sich in die drei Teilprozesse der Entscheidungsvorbereitung, des Entscheidens – im Sinne der Auswahl zwischen mehreren Alternativen – sowie der Entscheidungsausführung gliedern.“

Hieraus ergeben sich folgende sechs Unterstützungsarten [Blutner et al., 2009]:

- Erzeugen und Aufbereiten von Informationen
- Erzeugen von Alternativen
- Bewerten von Alternativen
- Auswählen von Alternativen
- Überwachen der Entscheidungsausführung
- Kontrollieren der Entscheidungsausführung

Für Blutner et al. [2009] ist ein solches System „demnach durch die Merkmale Identifikation einer Lösungsmenge, Auswahl und Bewertung von Alternativen sowie autonomes Agieren gekennzeichnet“.

Zusätzlich nennen Blutner et al. [2009] die Aufteilung der Arbeit zwischen Benutzer und System als Unterscheidungsmerkmal. Hierbei unterscheiden sie drei Aufgabentypen: vom Menschen alleine durchgeführte Aufgaben, von der Maschine alleine durchgeführte Arbeiten und kooperativ bzw. verteilt von beiden zusammen bearbeitete Aufgaben. Eine solche Aufteilung spielt auch bei der Aufgabenmodellierung in Kapitel 4 eine wichtige Rolle, in dem diese Entscheidung für die einzelnen Aufgaben des zu entwickelnden Systems getroffen wird. Generell sind aber auch feinere Abstufungen der Arbeitsteilung möglich (vgl. z.B. die 10 Stufen der Automatisierung von Sheridan [1997]).

Die Art der Assistenz wird also für Blutner et al. [2009] an der Handlung und den daran beteiligten Akteuren festgemacht. Explizit nicht betrachtet werden von ihnen Assistenzsysteme, die „nur“ durch die Anzeige einer Information unterstützen (vgl. Wandkes Wahrnehmungsphase).

Auch Ludwig [2015, S. 59ff] geht bei der Betrachtung der Mensch-Maschine-Interaktion in Assistenzsystemen auf Handlungen, sogenannte Vorgänge, ein, die der Nutzer, die Maschine oder beide zusammen vornehmen können. Er unterscheidet sechs verschiedene Arten von Vorgängen:

- Informationsvorgänge dienen der Informationsbeschaffung.
- Auswahlvorgänge sind Vorgänge, bei denen zwischen mehreren möglichen Zielen gewählt wird.
- Planungsvorgänge bestimmen eine Handlungssequenz, die zum Ziel führt.
- Ausführungsvorgänge beschreiben die schrittweise Durchführung eines Plans.
- Unter Kommunikationsvorgängen versteht Ludwig den Informationsaustausch zwischen Mensch und Maschine.
- Nutzervorgänge sind Vorgänge, die der Nutzer autonom plant und durchführt.

Diese Klassifikation der Vorgänge ist notwendig, da sie bei Ludwig [2015] die Grundlage eines Dialogmodells für Assistenzsysteme bilden. Mit ihrer Hilfe kann die Koordination zwischen einem „Kontrollalgorithmus des Assistenzsystems, seinen domänenspezifischen Problemlösern und dem menschlichen Nutzer“ [Ludwig, 2015, S. 310] geleistet werden. Die domänenspezifischen Problemlöser nach Ludwig könnte man als die bereitgestellten Assistenzfunktionen interpretieren. Hierdurch erhält man – statt die Vorgänge an sich zu klassifizieren – eine Typisierung von Assistenzsystemen, indem man sie nach den von ihnen unterstützten Vorgängen einteilt: Bei Auswahlvorgängen ist dies eine *Auswahlassistenz*, bei Planungsvorgängen eine *Planungsassistenz* und bei Ausführungsvorgängen eine (*Plan-*)*Ausführungsassistenz*. Diese drei Assistenzarten erfüllen genau die von Blutner et al. [2009] genannte Anforderung „Menschen bei der Entscheidungsfindung und -durchführung [zu] unterstützen“. Informations- und Kommunikationsvorgänge können jeweils durch *Bedienassistenz* unterstützt werden, da sie der von Wandke [2006] geforderten Beschränkung auf das Interaktionsdesign (vgl. Seite 9) genügen. Einzig für Nutzervorgänge ergibt sich keine Assistenzart, da diese autark vom Nutzer geplant und durchgeführt werden.

Schließlich gibt es noch weitere, je nach Anwendungsdomäne genauer auf das jeweilige Gebiet zugeschnittene Assistenztypen. So unterscheiden z.B. Schering et al. [2009] für Touristenassistenzsysteme zwischen drei Phasen: Einer Planungsassistenz vor einer Besichtigungstour, einer „Real-Time“-Tourassistenz unterwegs und schließlich einer Assistenz nach Beendigung der Tour, z.B. bei der Erstellung eines Online-Fotoalbums.

Wie aufgezeigt, gibt es sehr unterschiedliche Vorstellungen davon, wodurch ein Assistenzsystem gekennzeichnet ist. Deshalb soll für diese Arbeit eine Eingrenzung des Assistenzbegriffs gegeben werden. Zudem soll dargelegt werden,

welche Auswirkungen die einzelnen Aspekte auf die Entwicklung eines Assistenzsystems für verteilte Veranstaltungen haben:

Bei allen vorgestellten Definitionen des Assistenzbegriffs steht die Betrachtung des Nutzers im Mittelpunkt. Insbesondere hat dieser Ziele, z.B. das Lösen von Aufgaben oder Problemen, die aus einer definierten Anwendungsdomäne stammen. Hieraus ergibt sich für die Systementwicklung die Notwendigkeit, diese Nutzerziele zu erfassen. Das Assistenzsystem soll den Nutzer dabei unterstützen, seine Ziele zu erreichen, wobei eine Verbesserung im Vergleich zu einem Nutzer ohne Assistenzsystem hinsichtlich der Effizienz und/oder der Qualität bei der Lösungsfindung bzw. deren Realisierung erwartet wird. Demnach muss eine Evaluation des Assistenzsystems immer im Hinblick auf die Nutzerziele erfolgen. Durch eine solche Evaluation können auch unterschiedliche Assistenzsysteme miteinander verglichen werden. Verschiedene Systeme unterscheiden sich darin, wie autonom sie agieren bzw. wie viel Kontrolle sie dem Nutzer überlassen. Bei sogenannten *interaktiven Assistenzsystemen* kooperieren System und Nutzer, um ein Ziel zu erreichen. Dies bedeutet auch, dass beim Entwickeln des Systems entschieden werden muss, wie die Aufgaben aufgeteilt werden.

Die genannten Eigenschaften treffen allerdings immer noch auf sehr viele vorhandene Systeme zu, die nicht als Assistenzsystem im üblichen Sinn angesehen werden. Um als Assistenzsystem betrachtet zu werden, muss die von ihm unterstützte Aufgabe hinreichend aufwendig und/oder komplex sein. Das Empfinden, ob diese Eigenschaft erfüllt ist, ist jedoch in hohem Maße vom Nutzer abhängig. Hilfsmittel, die Teil der gewohnten Arbeitsweise zur Erledigung einer Aufgabe geworden sind, werden deshalb von diesem nicht als Assistenzsystem aufgefasst. Die Grenze zwischen einfachen und aufwendigen bzw. komplexen Aufgaben ist also höchst subjektiv, weshalb sich der Begriff Assistenzsystem einer genauen Definition entzieht: Ein Schraubendreher wird wohl nach allgemeiner Einschätzung noch unterhalb dieser Grenze liegen, bei einem Akkuschauber jedoch ist eine eindeutige Zuordnung bereits problematischer. Bei einem Industrieschrauber<sup>7</sup> für die Fließbandfertigung mit automatischer Schraubenzuführung, Drehmoment- und Drehwinkelüberwachung sowie automatischem Wechsel zwischen verschiedenen Schraubentypen ist die geleistete Assistenz hingegen offensichtlich. Für diese Arbeit ist also die Betrachtung notwendig, wie sich die Besucher gewöhnlich auf verteilten Veranstaltungen zurechtfinden. Dies geschieht entweder mit Hilfe der Veranstaltungsbroschüre oder einfacher Apps, wie sie in Kapitel 3.1.1 vorgestellt werden.

---

<sup>7</sup> Vgl. Deprag Schraubersteuerung AST30 (<http://www.deprag.com/schraubtechnik/produkte/steuerungstechnik/ast30-ablaufsteuerung.html>, 30.01.2015)

Zusammenfassend ergeben sich folgende Schlussfolgerungen für diese Arbeit: Ein gutes Verständnis der Nutzer und insbesondere ihrer Ziele ist entscheidend für die erfolgreiche Umsetzung des zu entwickelnden Assistenzsystems. Auch Kenntnis über die Anwendungsdomäne – hieraus ergeben sich schließlich die Ziele, aber auch die Handlungsmöglichkeiten der Nutzer – sowie generell über das Umfeld, in dem das System eingesetzt werden soll, ist hierbei von Vorteil. Durch eine Betrachtung der bisherigen Vorgehensweise beim Besuch von Langen Nächten können die einzelnen Aufgaben identifiziert werden, mit denen die Besucher konfrontiert werden und deren Lösung potentiell durch Assistenzfunktionen verbessert und vereinfacht werden kann. Da manche dieser Aufgaben nicht autonom vom System durchgeführt werden können, z.B. das Laufen von einer Bushaltestelle zur Veranstaltung, ergibt sich zudem die Notwendigkeit einer Kooperation zwischen Nutzer und System.

### 1.3 Fragestellung

Ziel dieser Arbeit ist es herauszufinden, wie ein Assistenzsystem gestaltet sein muss, um den Besucher einer verteilten Veranstaltung unterstützen zu können. Die Unterstützung sollte ihm sowohl die Vorbereitung vor dem Besuch als auch den Besuch an sich erleichtern, aber auch ermöglichen, die verfügbare Zeit besser zu nutzen. Als Aufgabe ergab sich somit die Entwicklung eines Systems mit verschiedenen Assistenzfunktionen. Für jede dieser Funktionen sollte mittels einer Evaluation der Nachweis erbracht werden, dass sie die Nutzer in ihrer Abendplanung und Durchführung effektiv unterstützen.

Damit das System auch während der Veranstaltung Assistenz bieten kann, sollte das System als mobile Anwendung (App) für Smartphones umgesetzt werden. Aufgrund des großen Verbreitungsgrades von Smartphones kann somit problemlos ein großer Teil der Besucher erreicht werden, ohne dass zusätzliche Kosten durch die Bereitstellung von speziell entwickelten Geräten entstehen.

Das System sollte sich auf beliebigen verteilten Veranstaltungen einsetzen lassen, d.h. grundsätzlich unabhängig von Ort und Thema der Großveranstaltung sein. Für die Evaluation wurden jedoch mit der Langen Nacht der Musik (LNdMusik) in München, der Langen Nacht der Münchner Museen (LNdMuseen) und der Langen Nacht der Wissenschaften (LNdWissen) im Großraum Nürnberg-Erlangen-Fürth drei konkrete verteilte Veranstaltungen ausgewählt.

Um die Aufgabenstellung im zeitlichen Rahmen einer Dissertation bearbeiten zu können, wurde diese in folgender Hinsicht eingeschränkt:

Der Einrichtungsaufwand pro verteilter Veranstaltung sollte nicht zu groß sein. Hieraus ergibt sich, dass hauptsächlich diejenigen Daten verwendet werden, die ohnehin zur Erstellung der Veranstaltungsbroschüre bzw. der offiziellen Webseite der jeweiligen Veranstaltung notwendig sind, wie z.B. Namen, Beschreibungstexte oder GPS-Koordinaten der Einzelveranstaltungen (vgl. Kapitel 5.1). Der Aufwand, zusätzliche, speziell für das System notwendige Daten zu erheben, sollte möglichst gering gehalten werden. Auch in die Organisation der Veranstaltung sollte nicht eingegriffen werden, d.h. für die App sollte keine zusätzliche (Hardware-)Ausstattung vor Ort installiert werden, wie z.B. QR-Codes<sup>8</sup>.

Die Möglichkeiten, von einer Veranstaltung zur nächsten zu gelangen, sind sehr vielfältig: Laut Umfragen werden hierfür neben den Shuttle-Bussen öffentliche Verkehrsmittel wie Bus, Straßenbahn und U-Bahn, aber auch das eigene Auto oder Fahrrad genutzt, oder die Besucher gehen zu Fuß (siehe Hagedorn-Saupe et al. [2003, S. 29] und LNdMusik-Befragung [2010]). Um nicht zu viele verschiedene Verkehrsmittel unterstützen zu müssen, aber dennoch den Anforderungen der meisten Besucher gerecht zu werden, wurde für diese Arbeit die Entscheidung getroffen, die Modalitäten auf Shuttle-Busse, das öffentliche Verkehrsmittel U-Bahn sowie Fußwege einzuschränken.

Bei der Nutzung des öffentlichen Personennahverkehrs (ÖPNV) ergeben sich verschiedene Fragestellungen, wie sie von Ludwig et al. [2011] beschrieben werden, z.B. wo sich die benötigte Bushaltestelle befindet, in welche Buslinie man einsteigen und wo man wieder aussteigen sollte. Wie für den ÖPNV gute Assistenz angeboten werden kann, wurde vielfach untersucht, z.B. für das Navigationssystem ROSE [Schrader et al., 2010; Ludwig et al., 2011]. Deshalb soll diese Art von Unterstützung bei der Nutzung von Verkehrsmitteln auf verteilten Veranstaltungen nicht im Fokus dieser Arbeit – insbesondere nicht der Evaluation – liegen, wenngleich für ein sinnvoll verwendbares Gesamtsystem auch eine solche Assistenz notwendig ist.

Wie in Kapitel 2.2.3.3 gezeigt wird, geht ein Großteil der Besucher in Gruppen zu verteilten Veranstaltungen. Dennoch wurde für diese Arbeit die Einschränkung getroffen, dass nur einzelne Personen betrachtet werden. Sind mehrere Personen gemeinsam unterwegs, so obliegt es den Personen selbst, geeignete Kompromisse, z.B. bei der Veranstaltungsauswahl, zu schließen und diese dem System mitzuteilen. Eine Unterstützung für die Kompromisschließung wird nicht angeboten, ist aber grundsätzlich denkbar (vgl. Drabek [2010]).

Zusammenfassend ergibt sich also die Aufgabe, eine mobile App für die drei genannten Langen Nächte zu entwickeln, die als Verkehrsmittel die Shuttle-Busse und den ÖPNV berücksichtigt und im wesentlichen mit den bereits von den

---

<sup>8</sup> QR-Codes sind 2D-Barcodes zur schnellen Erfassung via Smartphone-Kamera.

Organisatoren erhobenen Veranstaltungsdaten auskommt. Die Nutzung der App wird anschließend hinsichtlich der Nutzerakzeptanz und der gebotenen Assistenz untersucht und bewertet.

## 1.4 Methodik: Nutzerorientierte Gestaltung interaktiver Systeme

Es gibt verschiedene methodische Herangehensweisen an die Entwicklung eines interaktiven Assistenzsystems, wovon einige hier kurz vorgestellt werden sollen, bevor schließlich die dieser Arbeit zugrunde liegende Methodik aufgezeigt wird. Allen gemeinsam ist ein nutzerorientierter Entwicklungsprozess (engl. user-centered design), d.h. ein starker Fokus auf die Bedürfnisse des Nutzers (vgl. Norman [1986]).

Für Timpe [1998] soll die Entwicklung eines Assistenzsystems inkrementell erfolgen. Hierbei wird zwischen dem Bau von Prototypen, also noch nicht vollständig fertigen Systemen, und deren Evaluation durch Nutzer abgewechselt. Somit kann das System iterativ verbessert werden, wobei jeder Entwicklungsschritt auf den Erkenntnissen der vorherigen Evaluation beruht. Dies ermöglicht es, adäquate Lösungen zu finden, die vorab – vor dem Beginn der Entwicklung – nicht von weniger geeigneten Lösungen abzugrenzen waren.

Ziel des gesamten Prozesses ist es demnach, eine gute Lösung für das zu entwickelnde Assistenzsystem zu finden. Nitschke [2003, S. 23ff] nennt vier Aspekte, die Einfluss auf das Design des Systems haben sollten: Eine wichtige Rolle spielen, je nach Anwendungsgebiet, diverse Eigenschaften des Nutzers wie sein Alter, Geschlecht, kultureller Hintergrund, vorhandenes Wissen und seine erworbene Erfahrung. Weitere zu beachtende Eigenschaften des Nutzers sind z.B. seine Aufgeschlossenheit gegenüber neuer Technik, die Motivation für deren Nutzung sowie seine diesbezüglichen Präferenzen. Für die Entwicklung eines Assistenzsystems können diese Merkmale durch eine Benutzeranalyse gewonnen werden. Ein weiterer zu untersuchender Aspekt ist es, vor welchen Aufgaben der Benutzer steht. Eine Aufgabenanalyse ermittelt diese und kann Hinweise darauf geben, welche Teilaufgaben durch Assistenzfunktionen unterstützt werden können. In welchem Umfeld und unter welchen Umständen ein Assistenzsystem genutzt wird, beeinflusst ebenfalls dessen Entwicklung; untersucht werden diese in einer Umfeldanalyse. Und zuletzt sollten sich die Entwickler über das anvisierte Unterstützungsziel des Assistenzsystems bewusst sein: Nitschke [2003] nennt hierfür mögliche Ziele, z.B. die Effektivität zu verbessern, die Effizienz zu steigern oder die Akzeptanz durch den Nutzer zu erhöhen.

Gould u. Lewis [1985] zeigen – wobei sie sich nicht auf Assistenzsysteme beschränken – drei ähnliche Grundprinzipien für die Entwicklung allgemeiner

interaktiver Systeme auf: Durch einen frühen Fokus auf den Nutzer, im besten Fall sogar schon vor Entwicklungsbeginn, z.B. mittels Befragung, kann in Erfahrung gebracht werden, vor welchen Aufgaben und Problemen die Nutzer stehen und wie sie bei deren Lösung vorgehen. Durch empirische Messungen des tatsächlichen Verhaltens, idealerweise schon zu Beginn des Entwicklungsprozesses, kann das Verhalten der Nutzer bei Verwendung des Systems untersucht werden. Und schließlich sollte das Systemdesign auf Grundlage dieser Erkenntnisse iterativ verbessert werden.

Unter dem Gesichtspunkt der Software-Ergonomie (engl. Usability Engineering) wird die Entwicklung von interaktiven Systemen von Nielsen [1993, S. 72] in folgende Schritte aufgeteilt: Zunächst muss Wissen über den (potentiellen) Nutzer in Erfahrung gebracht werden, wozu insbesondere Eigenschaften, Aufgaben und die bisherige Vorgehensweise des Nutzers gehören. Hilfreich kann auch eine Analyse der bereits vorhandenen „Konkurrenz“-Software sein, um herauszufinden, welche Lösungen, aber auch welche Probleme diese mit sich bringt. Hieraus können dann Ziele für die zu entwickelnde Software hinsichtlich der Gebrauchstauglichkeit (engl. Usability) abgeleitet werden. Bei der Entwicklung selbst sollten zunächst verschiedene Design-Ansätze parallel unter Einbeziehung von Nutzern ausprobiert werden. Hieraus geht dann – unter zusätzlicher Berücksichtigung von Usability-Richtlinien – ein einziges, konsistentes Design hervor. Aufbauend auf diesem Design wird zunächst ein Prototyp entwickelt, mit dem Nutzertests – sogenannte Usability-Tests – durchgeführt werden. Durch diese empirischen Untersuchungen können Verbesserungspotenziale identifiziert und der Prototyp überarbeitet werden. Feldstudien können hierbei realistischere Einblicke in das Nutzerverhalten geben als Laborstudien. Durch einen Wechsel zwischen Entwicklung und Evaluation des Prototyps kann dieser iterativ in ein fertiges System überführt werden.

Auch für Dix et al. [2004, S. 225ff] ist der Entwicklungsprozess iterativ durchzuführen. Sie vergleichen diesen mit dem linearen nicht-iterativen Wasserfallmodell und zeigen in drei Varianten auf, wie dieses für die Entwicklung von Prototypen integriert werden kann: Eine Möglichkeit ist es, den Prototyp iterativ so lange zu verbessern bis die (finalen) Anforderungen an das System feststehen. Der Prototyp an sich wird verworfen; mit den durch ihn gewonnenen Anforderungen kann nun das eigentliche System nach dem Wasserfallmodell entwickelt werden. Die zweite Variante teilt das System in mehrere Teilkomponenten, die dann inkrementell mit dem Wasserfallmodell umgesetzt werden. Nach der Fertigstellung einer Komponente – oder eines Prototyps hiervon – wird diese in das bisher schon existierende System integriert. Die Komponenten können somit zeitnah getestet werden, wodurch frühzeitig diejenigen identifiziert

werden können, die noch einmal überarbeitet werden müssen. Die dritte Variante nutzt das Wasserfallmodell für die Entwicklung des Prototyps selbst. Aus der Evaluation des Prototyps mit Nutzern ergeben sich neue Erkenntnisse, die zu den (Änderungs-)Anforderungen in der nächsten Iteration werden. Ergeben sich keine neuen Anforderungen, so wird die Iteration abgebrochen und das bisher entstandene System stellt das Endergebnis der Entwicklung dar.

Wickens et al. [2004, S. 37ff] empfehlen einen Entwicklungsprozess ähnlich zu den bereits vorgestellten, unterteilen diesen jedoch in zwei Teile: In einer vorangestellten Analyse (engl. Front-End Analysis), bestehend aus Nutzeranalyse, Umfeldanalyse und Aufgabenanalyse, wird zunächst der jeweilige Nutzungskontext untersucht und dokumentiert. Hieraus können dann in der zweiten Phase iterativ Spezifikationen abgeleitet, Entwürfe bzw. Prototypen erstellt und diese schließlich (mit Nutzern) getestet werden.

Die bisher aufgezeigten Vorgehensweisen zur Erstellung interaktiver Systeme verfügen über große Gemeinsamkeiten; sie legen jedoch den Fokus auf unterschiedliche Aspekte des Entwicklungsprozesses. Deshalb wurde das Vorgehen mittlerweile von der ISO bzw. DIN als „Prozess zur Gestaltung gebrauchstauglicher interaktiver Systeme“ standardisiert [ISO 9241-210, 2010]. Folgende Aspekte sollen laut diesem Standard während der Entwicklung beachtet werden:

- Berücksichtigung des Nutzungskontexts (Benutzer, Arbeitsaufgaben und Arbeitsumgebung)
- Einbeziehung der Nutzer während des Entwicklungsprozesses
- Verfeinerung des Systems auf Basis benutzerorientierter Evaluierung
- Mehrere Iterationen des Entwicklungsprozesses
- Ganzheitliche Betrachtung des Nutzererlebnisses<sup>9</sup> (engl. user experience)
- Nutzung fachübergreifender Kenntnisse und Perspektiven

ISO 9241-210 [2010] definiert einen iterativen Entwicklungsprozess zur Erstellung interaktiver Systeme unter den oben genannten Aspekten. Wie in Abbildung 1.1 dargestellt, werden dabei pro Iteration bis zu vier Phasen durchlaufen:

---

<sup>9</sup> Das Nutzererlebnis geht über die eigentliche Nutzung des Systems hinaus; auch die hierdurch hervorgerufenen Emotionen sowie die Wahrnehmung des Systems durch den Nutzer vor, während und nach der Nutzung werden betrachtet. So umfasst das Nutzererlebnis z.B. auch die Installation oder Dokumentation (vgl. ISO 9241-210 [2010] und Law et al. [2009]).

- Ermitteln des Nutzungskontexts:  
Hierzu müssen potentielle Benutzer und weitere betroffene Interessengruppen<sup>10</sup> identifiziert und mittels Nutzeranalysen deren Merkmale, z.B. Vorlieben, Wissen oder Erfahrung bzgl. der Anwendungsdomäne, untersucht werden. Durch eine Aufgabenanalyse werden Einblicke in die unterschiedlichen Ziele und Aufgaben der Nutzer sowie deren bisherige Bewerkstellung gewonnen. Schließlich kann durch eine Umfeldanalyse ermittelt werden, in welcher Umgebung diese Aufgaben durchgeführt werden; hierzu gehört sowohl das technische als auch das physische, soziale und kulturelle Umfeld.
- Festlegen der Nutzungsanforderungen:  
Aus den gewonnenen Erkenntnissen können in dieser Phase die Nutzungs- und Systemanforderungen abgeleitet werden. Insbesondere müssen die in der Aufgabenanalyse ermittelten Tätigkeiten in funktionale Anforderungen an das System übersetzt werden.
- Konzeption und Implementierung des Systems:  
Während dieser Phase wird das zu entwickelnde System auf Basis der Systemanforderungen entworfen, d.h. eine geeignete Softwarearchitektur wird konzipiert und die Gestaltung der (zumeist graphischen) Benutzerschnittstelle wird detailliert ausgearbeitet. Für Letzteres kommen dabei in frühen Entwicklungsphasen häufig funktionslose Prototypen, sogenannte Mock-ups (dt. Attrappen), zum Einsatz, um kostengünstig verschiedene Varianten der Benutzerschnittstelle ausprobieren zu können. Schließlich wird das System implementiert, indem das entwickelte Konzept in Programmcode und weitere Programmressourcen<sup>11</sup> umgesetzt wird. Das Endergebnis ist ein einsatzbereites System.
- Evaluation des Systems:  
Das entwickelte System kann schließlich auf verschiedene Arten evaluiert werden. Zum einen ist eine inspektionsbasierte Evaluation durch einen Experten relativ kostengünstig möglich; dies bedeutet ein sorgfältiges Reflektieren, inwieweit das entwickelte System den Anforderungen der Nutzer unter Berücksichtigung des Umfelds gerecht wird. Zum anderen können Evaluationen mit (potentiellen) Nutzern realitätsnähere

<sup>10</sup> Sämtliche von der Nutzung des Systems betroffenen Personen werden auch als *Stakeholder* bezeichnet.

<sup>11</sup> Dies können Bilder, Texte oder Töne sein, aber auch die Gestaltung einer graphischen Oberfläche wird zumeist nicht „direkt“ programmiert, sondern mittels Auszeichnungssprachen wie z.B. XML beschrieben.

Ergebnisse liefern. Hierbei lassen sich zwei Arten unterscheiden (siehe auch Kapitel 7): Laborstudien und Feldstudien. Erstere haben den Vorteil, dass sich die Rahmenbedingungen einfacher kontrollieren lassen und man sich somit auf Teilaspekte fokussieren kann, z.B. indem man die Teilnehmer eine konkrete Aufgabe mit dem System lösen lässt. Feldstudien haben hingegen den Vorteil, dass das System in der späteren Umgebung getestet wird und somit auch schwierig vorhersehbare Probleme identifiziert werden können.

Die Evaluation kann hierbei neue Erkenntnisse bezüglich des Nutzungskontexts, der Anforderungen sowie der Umsetzung des Systems liefern, d.h. ihre Ergebnisse können in alle drei vorherigen Phasen zurückfließen. Aus diesem Grund müssen nicht alle Phasen in jeder Iteration durchlaufen werden; stattdessen können Iterationen auch mit einer späteren Phase beginnen (vgl. Abbildung 1.1). Zeigt die Evaluation keinen weiteren Änderungsbedarf auf, so ist die Entwicklung des Systems abgeschlossen.

Die soeben beschriebene Methodik aus ISO 9241-210 [2010] wird in dieser Arbeit angewendet, um ein Assistenzsystem für verteilte Veranstaltungen zu realisieren: In Kapitel 2 wird daher zunächst der Nutzungskontext mittels Umfeld-, Benutzer- und Aufgabenanalyse aufgezeigt. Eine Hauptquelle hierfür bilden Studien, welche auf verschiedenen Längen Nächten (LNdMusik, LNdMuseen

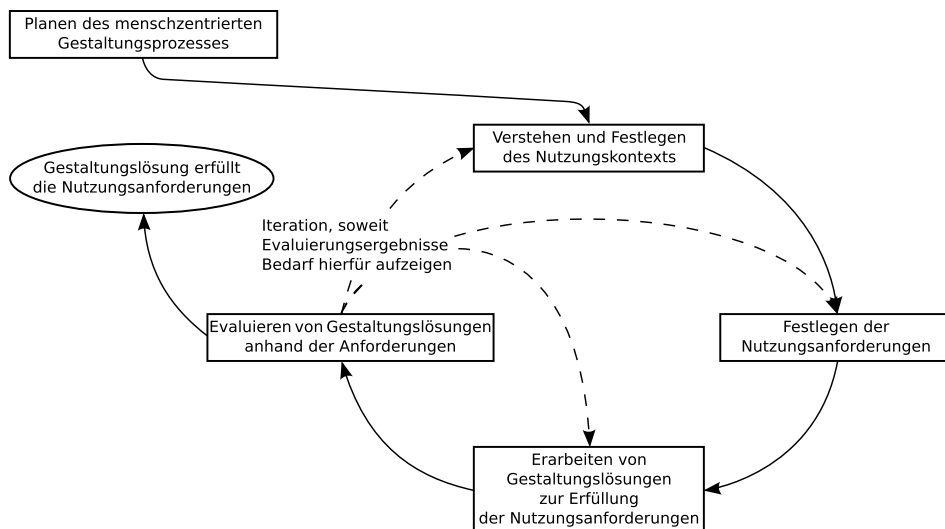


Abbildung 1.1: Wechselseitige Abhängigkeit menschzentrierter Gestaltungsaktivitäten (nach ISO 9241-210 [2010])

und LNdWissen) durchgeführt und anschließend ausgewertet wurden. In Kapitel 3 werden Arbeiten vorgestellt, die ähnliche Fragestellungen betrachten und somit Anhaltspunkte für mögliche Lösungen geben können. Zudem werden die Forschungsgebiete des Information Retrieval, der Empfehlungssysteme und Tourplanungsalgorithmen vorgestellt. Ausgehend von dem untersuchten Nutzungskontext – insbesondere den identifizierten Aufgaben, mit denen sich der Besucher einer verteilten Veranstaltung konfrontiert sieht – werden in Kapitel 4 Bedarf und Möglichkeiten für Assistenz aufgezeigt und diese anschließend in Nutzungs- und Systemanforderungen übersetzt. Auf Basis dieser Anforderungen wird in Kapitel 5 ein mobiles Assistenzsystem für verteilte Veranstaltungen konzipiert, welches verschiedene Assistenzfunktionalitäten zur Verfügung stellt. Die konkrete Umsetzung als Smartphone-App wird in Kapitel 6 beschrieben, indem auf die einzelnen Module des entstandenen Systems genauer eingegangen wird. Eine entwicklungsbegleitende Evaluation der App mittels Feldstudien wurde in den Jahren 2011 bis 2014 auf den jeweils jährlich stattfindenden LNdMusik und LNdMuseen und der alle zwei Jahre stattfindenden LNdWissen durchgeführt. Hierbei wurden unterschiedliche Varianten der App – insbesondere der umgesetzten Assistenzfunktionen – während der jeweiligen Langen Nacht durch die Besucher evaluiert. Auf diese Weise konnten mit dem Einverständnis der Nutzer sowohl ihre Interaktionen mit der App als auch weitere Daten, wie z.B. Standortdaten, aufgezeichnet und gesammelt werden. Die Analyse dieser Logdaten mittels statistischer Methoden wird in Kapitel 7 beschrieben. Im Zuge dessen wird ersichtlich, welche Assistenzfunktionen genutzt wurden, auf welche Weise diese genutzt wurden und welche Schlussfolgerungen sich hieraus für die Weiterentwicklung des Systems ziehen lassen. Diese vier Phasen wurden gemäß ISO 9241-210 [2010] im Zuge der Entwicklung mehrfach durchlaufen, werden in dieser Arbeit jedoch nur einmal dargestellt, so dass in Kapitel 2 bis 6 teilweise auf Ergebnisse der Evaluation in Kapitel 7 vorgegriffen wird. In Kapitel 8 wird auf die eigentliche Fragestellung dieser Dissertation eine Antwort gegeben: Inwiefern kann der Besucher von verteilten Veranstaltungen durch mobile Assistenzsysteme unterstützt werden? Hierzu wird sowohl eine abschließende Diskussion geführt, in welchem Umfang das entwickelte System dem Besucher Assistenz gewährt, als auch ein Ausblick darauf gegeben, welche weiteren Möglichkeiten der Assistenz in dieser Anwendungsdomäne denkbar sind.

# Kapitel 2

## Nutzungskontext

Eine Analyse des Nutzungskontexts besteht nach ISO 9241-210 [2010] aus drei Einzelanalysen (vgl. auch Maguire [2001] und Zhang et al. [2005]), welche in diesem Kapitel für verteilte Veranstaltungen durchgeführt werden: Eine Umfeldanalyse in Kapitel 2.1, eine Benutzeranalyse in Kapitel 2.2 sowie eine Aufgabenanalyse in Kapitel 2.3.

### 2.1 Umfeldanalyse

Für die Umfeldanalyse werden zunächst die verschiedenen in Deutschland vertretenen Arten von verteilten Veranstaltungen sowohl nach Organisationskonzept als auch nach ihrem jeweiligen Thema kategorisiert. Als nächstes werden die drei in dieser Arbeit für Feldstudien verwendeten Langen Nächte näher betrachtet. Schließlich wird auf das technische Umfeld, das für die Realisierung eines mobilen Assistenzsystems zur Verfügung steht, eingegangen.

#### 2.1.1 Kategorisierung verteilter Veranstaltungen

In diesem Kapitel soll näher untersucht werden, wie weit verbreitet Großveranstaltungen sind, die unter den in Kapitel 1.1 definierten Begriff „Verteilte Veranstaltung“ fallen. Darüber hinaus wird eine weitere Kategorisierung dieser Veranstaltungen nach zusätzlichen Kriterien durchgeführt.

Da eine vollständige Untersuchung aller Großveranstaltungen im Rahmen dieser Dissertation nicht möglich war, erfolgte eine Beschränkung auf Großveranstaltungen in deutschen Großstädten mit mehr als 500 000 Einwohnern<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Dabei handelt es sich nach Einwohnerzahl sortiert um Folgende (Stand 2010): Berlin, Hamburg, München, Köln, Frankfurt a. M., Stuttgart, Düsseldorf, Dortmund, Essen, Bremen, Dresden, Leipzig, Hannover und Nürnberg.

Ein Namensbestandteil dieser Veranstaltungen ist zumeist „Lange Nacht“. Um geeignete Großveranstaltungen zu finden, wurde dabei die von der Suchmaschine Google zur Verfügung gestellte Funktion der *automatischen Vervollständigung* von Suchanfragen genutzt<sup>2</sup>.

Für jede der auf diese Weise gefundenen Langen Nächte wurde dann untersucht, ob sie ins Konzept „Verteilte Veranstaltung“ aus Kapitel 1.1 passt. Hierzu wurden die jeweilige Webseite und, soweit notwendig, weitere Informationen über die entsprechende Lange Nacht zu Rate gezogen. Folgende Fragestellungen wurden dabei untersucht<sup>3</sup>:

- (A) Findet die Veranstaltung in einem zeitlich begrenzten Rahmen statt?  
(genauer:  $\leq 3$  Tage)
- (B) Gibt es ein großes Angebot an Einzelveranstaltungen?  
(genauer:  $\geq 20$  Veranstaltungen)
- (C) Finden die Veranstaltungen an mehreren Orten statt?  
(genauer:  $\geq 20$  Orte)
- (D) Sind Transportmittel (Shuttle-Busse oder öffentlicher Nahverkehr) für die Fahrt zwischen den Veranstaltungen vorgesehen?
- (E) Ist die Nutzung der Transportmittel kostenlos bzw. im Ticketpreis enthalten?
- (F) Gibt es ein gemeinsames Thema?

Können die Fragen (A)-(F) bejaht werden, so handelt es sich bei der betrachteten Langen Nacht um eine verteilte Veranstaltung. Zusätzlich wurden, basierend auf der von mir in [Schaller, 2011] durchgeführten Kategorisierung, folgende Fragestellungen betrachtet:

- (G) Gibt es Veranstaltungen mit festem Termin (Anfangs- und Endzeit)?  
Veranstaltungen dieser Art erschweren im Gegensatz zu durchgängig geöffneten Veranstaltungen das Verschieben ihres Besuchs beim Umplanen.

---

<sup>2</sup> Hierzu wurden Suchanfragen nach dem Schema „<Städtename> Lange Nacht der|des“ formuliert.

<sup>3</sup> Für die in Kapitel 1.1 noch recht vagen Anforderungen, wie z.B. „große Anzahl von Einzelveranstaltungen“, wurden konkrete Werte festgelegt. Diese wurden so gewählt, dass nur Großveranstaltungen mit ausreichend komplexer Struktur (vgl. Kapitel 1.1) in die Kategorie „Verteilte Veranstaltung“ fallen.

- (H) Gibt es Häufungen von Veranstaltungen an einem Ort, so dass die verteilte Veranstaltung einer auf mehrere Standorte aufgeteilten Fachmesse ähnelt? (genauer:  $\geq 20$  Veranstaltungen an einem Ort)  
Die Reihenfolge von Veranstaltungsbesuchen an einem Standort lässt sich meist flexibel verändern.
- (I) Muss für den Besuch der verteilten Veranstaltung ein Ticket gekauft werden?  
Dies hat eventuell Einfluss auf die Erwartungen der Besucher.

Insgesamt wurden auf diese Weise 153 Großveranstaltungen gefunden und kategorisiert<sup>4</sup>. Bei jeder dieser Veranstaltungen gibt es jeweils ein übergeordnetes Thema (Frage F) und bis auf eine Ausnahme finden alle innerhalb eines zeitlich begrenzten Rahmens statt (Frage A). 87 Großveranstaltungen bestehen aus mindestens 20 Einzelveranstaltungen (Frage B) und 69 Großveranstaltungen sind über mindestens 20 Orte verteilt (Frage C). Bei 53 sind Transportmittel wie Shuttle-Busse oder öffentlicher Nahverkehr zwischen den Veranstaltungen vom Veranstalter vorgesehen (Frage D), wobei deren Kosten in 46 Fällen im Ticketpreis enthalten sind bzw. die Transportmittel ohnehin kostenlos zur Verfügung stehen (Frage E). Insgesamt entsprechen 35 der gefundenen Großveranstaltungen dem vorgestellten Konzept „Verteilte Veranstaltung“ und in jeder der untersuchten Städte gibt es mindestens eine solche Großveranstaltung (siehe Tabelle 2.1).

Von diesen 35 verteilten Veranstaltungen gibt es bei 33 auch Einzelveranstaltungen mit festen Terminen (Frage G). Für die zu entwickelnde App müssen also beide Arten von Veranstaltungen – sowohl mit festen als auch mit variablen Besuchszeiten – repräsentiert und verarbeitet werden können. Der Spezialfall einer Häufung von mindestens 20 Veranstaltungen an einem Ort findet sich hingegen nur bei 9 verteilten Veranstaltungen. In der Regel betrifft dies auch nur wenige Veranstaltungsorte, so dass dies bei der Entwicklung nicht gesondert berücksichtigt wurde. Bei 6 der 35 Veranstaltungen ist sowohl der Besuch als auch die Nutzung der Transportmittel kostenlos möglich. Es ist davon auszugehen, dass Besucher an einer kostenpflichtigen verteilten Veranstaltung bewusster und eventuell sogar länger teilnehmen, wodurch sich diese besser für eine Evaluierung eines mobilen Assistenzsystems eignet.

Betrachtet man die Themen, unter denen die untersuchten verteilten Veranstaltungen stehen, so zeigt sich, dass in den unterschiedlichen Städten ähnliche

---

<sup>4</sup> Großveranstaltungen, die in mehreren Städten gleichzeitig stattfinden, wurden nur einmal gezählt.

<sup>5</sup> Diese auch Nacht der Industriekultur genannte Großveranstaltung findet in der Region um Dortmund, Bochum, Essen und Duisburg statt.

**Museen:**

Lange Nacht der Museen (Berlin)  
 Lange Nacht der Museen (Hamburg)  
 Lange Nacht der Münchner Museen  
 Lange Nacht der Kölner Museen  
 Lange Nacht der Museen (Frankfurt)  
 Lange Nacht der Museen (Stuttgart)  
 Lange Nacht der Museen (Düsseldorf)  
 Dortmunder DEW21-Museumsnacht  
 Lange Nacht der Museen (Bremen)  
 Museums-Sommernacht-Dresden  
 Museumsnacht Halle-Leipzig  
 Lange Nacht der Museen (Hannover)

**Wissenschaft und Technik:**

Lange Nacht der Wissenschaften (Berlin)  
 Nacht des Wissens (Hamburg)  
 Nacht der Technik (Köln)  
 ExtraSchicht<sup>5</sup> (Ruhrgebiet)  
 Lange Nacht der Wissenschaften (Dresden)  
 Lange Nacht der Wissenschaften (Leipzig)  
 Lange Nacht der Wissenschaften (Nürnberg)

**Kultur:**

Lange Nacht der Opern & Theater (Berlin)  
 Lange Nacht der Designstudios (Berlin)  
 Hamburger Theaternacht  
 Lange Nacht der Kirchen (Hamburg)  
 Lange Nacht der Architektur (München)  
 Lange Nacht der Bücher (München)  
 Lange Nacht der Musik (München)  
 Lange Nacht der Theater (Köln)  
 Kölner Musiknacht  
 Stuttgarnacht  
 Lange Nacht der Dresdner Theater  
 Lange Nacht der Theater (Hannover)  
 Blaue Nacht (Nürnberg)

**Diverse Themen:**

Die Nacht der Clubs (Hamburg)  
 Nacht der Clubs (Frankfurt)  
 Dortmunder Nacht der Ausbildung

Tabelle 2.1: Themenvielfalt verteilter Veranstaltungen

thematische Schwerpunkte angeboten werden. Trotz der Beschränkung der Untersuchung auf die größten Städte Deutschlands ist davon auszugehen, dass verteilte Veranstaltungen in anderen Städten ähnliche Themen behandeln. Das Thema hat womöglich Einfluss auf die weiteren zu untersuchenden Faktoren. So unterscheiden sich die Zielgruppen zwischen einer Museumsnacht und einer Wissenschaftsnacht und somit wahrscheinlich auch deren Erwartungen. Deshalb werden die untersuchten verteilten Veranstaltungen im Folgenden nach ihrem Thema unterteilt, wobei sich vier Kategorien ergeben: Eine erste Gruppe von Veranstaltungen richtet sich weniger nach dem Thema als nach dem Veranstaltungsort „Museum“, wengleich im Programmheft zumeist auch einige Veranstaltungen aufgeführt sind, die keine Museen im engeren Sinne darstellen, z.B. ein botanischer Garten. Eine zweite Kategorie bilden verteilte Veranstaltungen, die sich mit einem kulturellen Thema wie z.B. Musik, Architektur oder Theater beschäftigen. Wissenschaft und Technik werden in einer weiteren Gruppe thematisiert. Zuletzt gibt es noch eine kleine Gruppe von speziellen Themen, welche keiner der zuvor genannten Kategorien zugeordnet werden können. In Tabelle 2.1 werden die 35 gefundenen verteilten Veranstaltungen diesen Kategorien zugeordnet.

Für die Evaluation des entwickelten Systems wurde aus jeder der drei Hauptgruppen eine Veranstaltung ausgewählt; diese werden im folgenden Kapitel genauer beschrieben.

### 2.1.2 Ausgewählte Lange Nächte

#### **Lange Nacht der Münchner Museen (LNdMuseen)**

Diese Museumsnacht findet seit 1999 alljährlich an einem Samstag im Oktober in München statt. Bei dieser von der Münchner Kultur GmbH organisierten Veranstaltung bieten etwa 90 Einrichtungen zwischen 19 und 2 Uhr insgesamt ca. 180 Einzelveranstaltungen<sup>6</sup> an. Neben kleineren und größeren Museen nehmen weitere Institutionen, u.a. das Hofbräuhaus und Schloss Nymphenburg, teil. An den meisten Veranstaltungsorten wird zusätzlich zum regulären Angebot ein spezielles Abendprogramm offeriert, welches z.B. aus Musikdarbietungen besteht. Die etwa 20 000 Besucher, die jedes Jahr die LNdMuseen besuchen, können hierbei zusätzlich zu den sechs angebotenen Shuttle-Buslinien auch den öffentlichen Nahverkehr mit ihrem Lange-Nacht-Ticket kostenlos nutzen. Als Informationsquelle können die Besucher entweder auf die 120-seitige DIN-A6-Programmbroschüre oder auf die Webseite der Veranstaltung zurückgreifen. [LNdMuseen-Webseite]

#### **Lange Nacht der Musik (LNdMusik)**

Auf der seit dem Jahr 2000 jährlich im April oder Mai in München stattfindenden Musiknacht werden in der Zeit von 20 bis 3 Uhr etwa 220 Einzelveranstaltungen an ca. 120 Veranstaltungsorten angeboten. Die Besucher können zwischen Musik- und Tanzschulen, Diskotheken, Kneipen und Restaurants, aber auch Kirchen und Museen wählen. Letzteres führt zu einer Überlappung des Angebots mit der LNdMuseen: So zeigt ein Vergleich der LNdMuseen 2011 mit der LNdMusik 2012, dass es für 21,6% der Museumsnacht-Veranstaltungen eine entsprechende Veranstaltung auf der Musiknacht vom gleichen Veranstalter und am gleichen Ort gibt<sup>7</sup>. Aufgrund der Ausrichtung durch den gleichen Organisator, die Münchner Kultur GmbH, ergeben sich weitere Gemeinsamkeiten wie beispielsweise der Aufbau der etwa 110-seitigen Veranstaltungsbroschüre und der Webseite sowie die Art der Werbung für die Veranstaltung. Auch der Linienverlauf der vier auf

---

<sup>6</sup> Das am Nachmittag vor der Museumsnacht angebotene Kinderprogramm wird in dieser Arbeit nicht näher betrachtet, da zu diesem Zeitpunkt die Shuttle-Busse noch nicht im Einsatz sind.

<sup>7</sup> Allerdings wurde nicht untersucht, inwieweit der Inhalt der jeweiligen Einzelveranstaltungen übereinstimmt; wie jedoch in Kapitel 2.2 gezeigt wird, ist der Inhalt ohnehin nur einer von vielen Aspekten, die für die Besucher bei der Wahl der zu besuchenden Veranstaltungen relevant sind.

der LNdMusik angebotenen Shuttle-Buslinien ähnelt teilweise denen der Shuttle-Busse auf der LNdMuseen. Eine Umfrage [LNdMusik-Befragung, 2010] zeigt, dass die ca. 20 000 Besucher, welche die Musiknacht jährlich besuchen, überwiegend aus dem Stadtgebiet Münchens oder aus dem umliegenden S-Bahnbereich kommen. Im Gegensatz zu den beiden anderen betrachteten Langen Nächten ist die Nutzung des regulären ÖPNV bei der LNdMusik nicht im Ticketpreis enthalten. [LNdMusik-Webseite]

### **Lange Nacht der Wissenschaften (LNdWissen)**

In der Metropolregion Nürnberg-Erlangen-Fürth findet seit 2003 jedes zweite Jahr im Oktober die Wissenschaftsnacht statt, welche von der Kulturidee GmbH organisiert wird. Unternehmen, Hochschulen, Kliniken und andere öffentliche Einrichtungen nutzen diese Veranstaltung, um zwischen 18 und 1 Uhr ihre Forschung zu präsentieren oder der Öffentlichkeit Einblick in ihre Arbeit zu gewähren. Fast immer handelt es sich dabei um ein spezielles Veranstaltungsangebot, welches eigens für die Lange Nacht konzipiert wird. Insbesondere an den beteiligten Hochschulen werden von den Lehrstühlen jeweils ein oder mehrere kleine Stände aufgebaut, wodurch die Lange Nacht aus Besuchersicht eher wie eine über mehrere Standorte verteilte Fachmesse wirkt (vgl. auch Frage H in Kapitel 2.1.1). Die Veranstaltung ist mit neun Shuttle-Buslinien, etwa 600 Veranstaltungen<sup>8</sup> an ca. 120 Veranstaltungsorten und ungefähr 30 000 Besuchern größer als die beiden vorgestellten Langen Nächte in München. Die Aufteilung auf drei Städte führt bei dem Besuch von Veranstaltungen mehrerer Städte zu längeren Fahrzeiten, wenngleich auch die Nutzung des öffentlichen Nahverkehrs im Ticketpreis inbegriffen ist; andererseits kann die Häufung mehrerer Veranstaltungen an einem Standort bei geschickter Auswahl die Fahrzeit verringern. Neben der etwa 250-seitigen Programmbroschüre und der Webseite bieten den Besuchern auf dem Weg zu den Veranstaltungen auch grüne Lichterketten zusätzliche Orientierung. [LNdWissen-Webseite]

### **2.1.3 Verfügbare Technik**

Neben dem physischen Umfeld, in dem sich die Besucher befinden, also den Gegebenheiten auf der jeweiligen verteilten Veranstaltung, ist auch das technische Umfeld der potentiellen Nutzer vor und während des Besuchs zu betrachten:

Für die Vorbereitung des Abends – die wohl überwiegend bei den Nutzern zu Hause stattfindet – kann davon ausgegangen werden, dass Desktoprechner, Notebooks oder Tablets zur Verfügung stehen. Die großflächigen Bildschirme

---

<sup>8</sup> Das am Nachmittag angebotene Kinderprogramm wird nicht näher betrachtet.

dieser Geräte helfen auch bei größeren Informationsmengen, den Überblick zu bewahren. Aus technischer Sicht bieten sich hierbei webbasierte Anwendungen an, da diese plattformunabhängig sind. Eine für jede Plattform separate Umsetzung als native Anwendung wird jedoch dann notwendig, wenn größere Anforderungen bezüglich der Performanz, Möglichkeiten des Hardwarezugriffs oder der Integrierbarkeit in die Benutzerschnittstelle der jeweiligen Plattform bestehen.

Während des Besuchs hingegen tragen die meisten Nutzer ausschließlich ihr Smartphone bei sich. Deshalb soll, wie in Kapitel 1.3 bereits festgelegt, für die Assistenz unterwegs eine mobile Anwendung für Smartphones entwickelt werden. Hierbei standen im Jahr 2010 fünf Smartphone-Plattformen zur Auswahl:

- Android: Das von Google entwickelte System wird kostenlos zur Verfügung gestellt und findet sich somit auf einer Vielzahl von Smartphones unterschiedlicher Hersteller.
- iOS: Dieses Betriebssystem findet sich ausschließlich auf Geräten von Apple, d.h. auf iPhone, iPad und iPod Touch.
- Symbian: Dieses System wurde in den Smartphones von Nokia, Samsung, Motorola und Sony genutzt, ab 2010 jedoch ausschließlich von Nokia.
- Windows Phone: Das von Microsoft entwickelte System Windows Phone (bis 2010 Windows Mobile) wurde an verschiedene Hersteller lizenziert.
- BlackBerry: Dieses System, welches seine Bekanntheit hauptsächlich durch die Möglichkeit zur mobilen E-Mail-Kommunikation erlangte, wird ausschließlich auf Geräten von Research In Motion/BlackBerry eingesetzt.

Da eine (separate) Entwicklung für unterschiedliche Plattformen zu aufwendig erschien, musste eine Entscheidung zugunsten einer Plattform gefällt werden. Dazu wurde der Marktanteil der Plattformen nach weltweitem Absatz betrachtet<sup>9</sup>. Im Verlauf des Jahres 2010 schrumpfte der Marktanteil von Symbian auf 32,3% (-11,9 Prozentpunkte), Windows Mobile/Phone auf 3,4% (-3,4 Prozentpunkte) und BlackBerry auf 14,6% (-5,1 Prozentpunkte), während der von iOS mit 15,8% (+0,4 Prozentpunkte) in etwa gleich blieb und sich Androids Marktanteil auf 30,5% (+20,9 Prozentpunkte) stark vergrößerte. Bei der Betrachtung der Nutzungshäufigkeit in Deutschland, welche mittels einer

---

<sup>9</sup> Quelle: Gartner; Marktanteile der führenden Betriebssysteme am Absatz von Smartphones weltweit vom 1. Quartal 2009 bis zum 2. Quartal 2014, zitiert nach <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/73662/umfrage/> (24.02.2015)

repräsentativen Online-Umfrage bei deutschen Handy-Nutzern (Alter  $\geq$  13 Jahre) ermittelt wurde<sup>10</sup>, ergab sich folgende Situation (Stand 2011): Android mit 33,6% und Symbian mit 28,4% lagen vor iOS mit 22,2%. Windows Mobile/Phone und BlackBerry wurden mit 7,9% und 3,3% nur von wenigen deutschen Smartphonebesitzern genutzt. Die Möglichkeit, eine plattformübergreifende mobile Webanwendung – eine sogenannte mobile Webapp – umzusetzen, wurde nicht näher verfolgt, da 2010/2011 die Smartphone-Hardware für komplexe Webapps noch nicht leistungsfähig genug war und auch die Standardisierung von Hardwarezugriffen (Sensoren, Kamera, usw.) aus dem Browser heraus nicht weit genug fortgeschritten war. Letztlich führte die steigende Verbreitung der Android-Plattform zusammen mit ihrem ohnehin bereits großen Marktanteil dazu, diese als Basis für das zu entwickelnde System zu wählen. Da Ende 2010 über 90% aller genutzten Android-Smartphones mit der Android-Version 1.6 oder neuer ausgestattet waren<sup>11</sup>, wurde Android 1.6 als Mindestvoraussetzung für die Nutzung der App festgelegt.

Google schreibt für Android-Smartphones in der Android Compatibility Definition [2009] die folgende Hardwareausstattung vor: Alle Android-Smartphones müssen einen Touchscreen, eine Kamera sowie WLAN- und Mobilfunkempfänger besitzen. Zudem sind Beschleunigungssensor, Magnetfeldsensor und GPS-Empfänger vorgeschrieben. Android-Apps werden üblicherweise in Java programmiert, in einen Android-eigenen Bytecode übersetzt und zusammen mit weiteren Programmressourcen zu einem sogenannten *Android Application Package (APK)* zusammengepackt. Der übliche Weg zur Verbreitung einer App besteht darin, diese im Google Play Store zur Verfügung zu stellen. Hierbei handelt es sich um einen App Store, über den Nutzer Apps suchen und installieren können.

Um unterwegs Assistenz anbieten zu können, ist es unter Umständen notwendig, den Standort des Nutzers zu kennen. Grundsätzlich kann die ermittelte Nutzerposition auf zwei Arten von der zu entwickelnden Anwendung genutzt werden: Zum einen kann dem Nutzer dabei geholfen werden zu verstehen, wo er sich gerade befindet, z.B. durch die Anzeige der Position auf einer Karte. Zum anderen kann jedoch auch die Anwendungslogik vom aktuellen Aufenthaltsort des Nutzers abhängig gemacht werden. So ist eine wichtige Kontextinformation im betrachteten Anwendungsgebiet, ob ein Nutzer gerade eine Veranstaltung besucht und um welche es sich dabei handelt. Hierdurch kann die Anwendung Abweichungen vom geplanten Abendverlauf erkennen

---

<sup>10</sup> Quelle: comScore; Marktanteile der Betriebssysteme an der Smartphone-Nutzung in Deutschland von Dezember 2011 bis Juni 2014, zitiert nach <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/170408/> (24.02.2015)

<sup>11</sup> Quelle: <https://web.archive.org/web/20101212032552/http://developer.android.com/resources/dashboard/platform-versions.html> (27.02.2015)

und eventuell notwendige Umplanungen einleiten. Zur Positionsbestimmung stehen auf (Android-)Smartphones drei grundsätzliche *Lokalisierungstechniken* zur Verfügung. Borriello et al. [2005] nennen für diese folgende Eigenschaften:

Bei der *Funkzellenortung* wird die Position anhand der Mobilfunkmasten, in deren Reichweite sich das Smartphone befindet, ermittelt. Hiermit kann eine großflächige Abdeckung erreicht werden, da das Mobilfunknetz in bewohnten Gebieten meist gut ausgebaut ist. Andererseits ist die Genauigkeit dieser Methode mit bis zu 100 Metern Abweichung nicht besonders hoch. Eine Funkzellenortung kann also lediglich eine grobe Abschätzung geben, in welchem Stadtviertel sich ein Nutzer aufhält.

Eine *satellitenbasierte Ortung* kann via *Global Positioning System (GPS)* durchgeführt werden. Hierbei verrechnet der GPS-Empfänger des Smartphones die gleichzeitig von unterschiedlichen GPS-Satelliten empfangenen Signale zu einer Position; somit ist eine weltweite Positionsbestimmung realisierbar. Dies ist allerdings nur außerhalb von Gebäuden möglich, da Mauerwerk die GPS-Signale zu stark dämpft. Auch die in Häuserschluchten auftretende Verdeckung des direkten Sichtkontakts zu den GPS-Satelliten und Reflektionen der Signale an Hauswänden erschweren eine Ortung. Auf freiem Feld, d.h. ohne Beeinträchtigung der Signale durch Bebauung, sind Genauigkeiten bis zu 5 Metern möglich.

Bei einer *WLAN-basierten Ortung* werden in einer vorab zu erstellenden Karte für verschiedene Orte die Signalstärken der empfangbaren WLAN-Basisstationen verzeichnet. Hierbei muss jede Messung verortet werden, was in der Regel manuell oder durch ein anderes Positionierungssystem geschieht. Mittels dieser Karte kann dann bei der eigentlichen Positionsbestimmung durch gemessene WLAN-Signale auf den wahrscheinlichsten Aufenthaltsort geschlossen werden. Die Genauigkeit dieser Lokalisierungstechnik hängt von zwei wesentlichen Faktoren ab: So kann lediglich durch ein sehr engmaschiges Einmessen – z.B. indem der Abstand zwischen den Einmesspunkten nur einen Meter beträgt – eine hohe Genauigkeit (3 Meter) erreicht werden. Zusätzlich ist eine gut ausgebaute WLAN-Infrastruktur, d.h. genügend WLAN-Basisstationen, erforderlich, was nicht überall den Gegebenheiten entspricht. So zeigen Cheng et al. [2005], dass der Positionierungsfehler in städtischen Gebieten sehr stark von der jeweiligen Gegend abhängt. Je nach WLAN-Infrastruktur schwankt der Fehler im Median zwischen 13 und 40 Metern, kann aber im Einzelfall auch deutlich größer sein. Um den Fehler zu reduzieren, ist die Montage weiterer WLAN-Basisstationen notwendig<sup>12</sup>. Der in die Lokalisierung unter Android eingebundene

---

<sup>12</sup> So wurden im Museum Industriekultur in Nürnberg weitere Basisstationen installiert, um die Positionierungsgenauigkeit – insbesondere vor Exponaten – zu erhöhen (vgl. auch [awiloc]).

Ortungsdienst Google Maps Geolocation<sup>13</sup> arbeitet hingegen ausschließlich mit bereits existierender WLAN-Infrastruktur und ist daher weniger genau.

Für die zu entwickelnde Anwendung ergeben sich hieraus mehrere Konsequenzen: Um dem Nutzer seine Position anzuzeigen, kann sowohl GPS- als auch WLAN-basierte Ortung (mit bestehender Infrastruktur) verwendet werden. Bei beiden Techniken kann es gelegentlich vorkommen, dass die Positionierung mit erheblichen Ungenauigkeiten behaftet ist – sei es bei spärlich vorhandener WLAN-Infrastruktur oder bei schlechtem GPS-Empfang in Häuserschluchten. Zudem ist die Genauigkeit auch stark von dem jeweiligen Gerät abhängig (vgl. Kapitel 7.4.1). In der Regel können Nutzer solche Fehlinformationen jedoch gut erkennen und entsprechend darauf reagieren. Ist stattdessen die Anwendungslogik von solchen Ortungsinformationen abhängig, arbeitet das System mit falschen Informationen und kann den Nutzer nicht adäquat unterstützen. So kann das System eventuell nicht zuverlässig erkennen, ob ein Besucher aktuell eine Veranstaltung besucht und reagiert dementsprechend falsch, z.B. mit unerwünschten Umplanungen. Von den oben genannten Lokalisierungstechniken ist die WLAN-Lokalisierung mit zusätzlich installierter Infrastruktur und erneutem Einmessen vor Ort als einzige zuverlässig und genau genug, um eine derartige Assistenz bieten zu können. Dies würde allerdings für jede verteilte Veranstaltung, auf der das System zum Einsatz kommen soll, einen erheblichen Mehraufwand bedeuten; dies steht im Widerspruch zur Aufgabenstellung in Kapitel 1.3, welche vorsieht, einen solchen zu vermeiden. Für das zu entwickelnde System bedeutet dies, dass die Anwendungslogik nicht vom aktuellen Aufenthaltsort abhängen darf.

Als weitere technische Fragestellung ergibt sich, inwieweit eine Mobilfunkverbindung zur Datenübertragung verfügbar ist: Generell kann von einer annähernd vollständigen Abdeckung deutscher Städte bei allen Mobilfunkanbietern ausgegangen werden. Allerdings zeigt sich in der Praxis, dass gerade innerhalb von (größeren) Gebäuden je nach Smartphone und Anbieter manchmal nur eine langsame oder gar keine Datenübertragung möglich ist. Die zu entwickelnde Anwendung darf deshalb nicht so konzipiert sein, dass eine ständige Datenverbindung zu einem Server notwendig ist; bei Netzverfügbarkeit kann diese jedoch aufgebaut und genutzt werden.

## 2.2 Benutzeranalyse

Die Benutzeranalyse gibt Einblicke in die jeweils relevanten Aspekte der sogenannten Stakeholder (dt. Akteure). In der untersuchten Anwendungsdomäne

---

<sup>13</sup> Quelle: <https://developers.google.com/maps/documentation/geolocation/> (29.09.2015)

sind dies die Besucher und weitere an der jeweiligen Langen Nacht Beteiligte. Für die drei in dieser Arbeit betrachteten Langen Nächte soll in diesem Kapitel untersucht werden, was diese Personen ausmacht und mit welcher Motivation sie an der Großveranstaltung teilnehmen. Dabei werden die Organisatoren der jeweiligen Langen Nacht in Kapitel 2.2.1, die Anbieter der jeweiligen Einzelveranstaltungen in Kapitel 2.2.2 und die Besucher in Kapitel 2.2.3 betrachtet.

## 2.2.1 Organisatoren

### KulturIdee GmbH

Die KulturIdee GmbH wurde 2002 mit dem Ziel gegründet, die LNdWissen in der Region Nürnberg-Erlangen-Fürth zu organisieren. Nach Aussage von Herrn Gabriel [2014], dem Geschäftsführer der KulturIdee, spielt der Firmenname darauf an<sup>14</sup>, dass Kultur „die kreative Ressource und der Lieferant von Ideen ist“. Auf der Firmenwebseite<sup>15</sup> wird als Arbeitsschwerpunkt „die Kommunikation von wissenschaftlichen Höchstleistungen, die Begeisterung von Jugendlichen für eine wissenschaftliche Karriere und die Sensibilisierung von Politik, Medien und Gesellschaft für die Belange der Spitzenforschung“ genannt. Dementsprechend sieht Gabriel [2014] die KulturIdee als Dienstleister im Bereich Wissenschaftskommunikation (vgl. auch Kapitel 2.2.2), der Organisation von Tagungen und dem Aufbau von Wissenschaftsnetzwerken.

Die LNdWissen ist die meistbesuchte Lange Nacht Deutschlands [Gabriel, 2014]. Ihre Gesamtkosten belaufen sich laut Erlanger Nachrichten [2013] auf 680 000 €, welche sich folgendermaßen aufteilen [LNdWissen-Informationen, 2013]: 13% für die Bereitstellung der Verkehrsmittel, 41% für die Organisation und 46% für das Bewerben der Veranstaltung. Ihre Einnahmen kommen zu 9% aus der öffentlichen Hand, u.a. dem Bayerischen Wissenschaftsministerium, zu 11% aus Werbeanzeigen in der Programmbroschüre, zu 32% aus dem Verkauf der Eintrittskarten und zu 48% von Sponsoren und Förderern.

Als Organisator hat die KulturIdee ein Interesse an einem tragfähigen Geschäftsmodell, d.h. zufriedenen Besuchern und Veranstaltern, bei gleichzeitig moderaten Kosten für Organisation und Verkehr.

### Münchner Kultur GmbH

Das „Schwesterunternehmen“ zur KulturIdee in Nürnberg ist die Münchner Kultur GmbH, welche die LNdMuseen und LNdMusik organisiert. Gabriel

---

<sup>14</sup> Gabriel bezieht sich dabei auf den Münchner Philosophen Max Scheler.

<sup>15</sup> Quelle: <http://www.kulturidee.de/typo3/agentur/> (07.01.2014)

[2014], der hier ebenfalls der Geschäftsführer ist, sieht die Kompetenz seiner Mitarbeiter darin „zu wissen, was Stadt und Land zu bieten haben und dieses aus dem Blickwinkel eines bildungshungrigen, kulturaffinen, freizeitaktiven und gemeinwohlinteresierten Publikums zu beleuchten“. Es geht ihm um „Edutainment“, d.h. die Kombination aus fordernden Inhalten und Unterhaltung. Wie der Firmenwebseite<sup>16</sup> zu entnehmen ist, übernimmt die Münchner Kultur GmbH die Organisation für Veranstaltungen von der Planung bis hin zur Umsetzung. Die abgedeckten Themenbereiche reichen dabei von Kunst und Kultur bis Wissenschaft, wie z.B. bei den Münchner Wissenschaftstagen.

### 2.2.2 Anbieter der Einzelveranstaltungen

Das Spektrum der an Langen Nächten teilnehmenden Einrichtungen ist üblicherweise sehr breit. Auf der LNdWissen lassen sich diese in zwei große Gruppen unterteilen: Zum einen zeigen private Unternehmen ihre Produkte (Siemens Healthcare, Faber Castell, DATEV) oder bieten Führungen durch ihre Produktionsgebäude an (Kitzmann-Bräu, Der Beck). Zum anderen stellen sich Hochschulen der Region mit ihren Forschungsergebnissen vor (Friedrich-Alexander-Universität, Georg-Simon-Ohm-Hochschule) und weitere öffentliche Einrichtungen präsentieren sich und ihre Arbeit (Fraunhofer IIS, Universitätsklinikum, Museum Industriekultur).

So unterschiedlich die Programmpartner sind, so unterschiedlich sind auch ihre Gründe, sich zu beteiligen. Diese wurden von Pauckner [2010] näher untersucht: In der privaten Wirtschaft gibt man sich „offen und forschungsaktiv“. Potentiellen Arbeitnehmern möchte man sich als innovatives Unternehmen darstellen und somit als attraktiver Arbeitgeber präsentieren. Die teilnehmenden Universitäten und Hochschulen wollen laut Pauckner [2010] vor allem „die Faszination und Bedeutung von Wissenschaft und Forschung im öffentlichen Bewusstsein“ verankern. Durch die Vorstellung des Arbeitsalltags eines Wissenschaftlers sollen junge Menschen dazu bewogen werden, eine wissenschaftliche Laufbahn einzuschlagen. Zudem soll die Akzeptanz in der Bevölkerung für Bildungs- und Forschungsausgaben gesteigert werden.

Eine von der Information Factory [2013] online durchgeführte Programmpartnerbefragung untersuchte diese Gründe für die LNdWissen 2013 quantitativ. Unter den vorgegebenen Antwortmöglichkeiten konnten die Veranstalter jeweils zwei auswählen: 50% wollten die Einrichtung präsentieren, 41% die Wissenschaft interessant machen, 40% den Bekanntheitsgrad der Einrichtung steigern, 31% einen Blick hinter die Kulissen ermöglichen, 14% Nachwuchskräfte (Studenten/Arbeitnehmer) gewinnen und 13% Unterhaltung bieten.

<sup>16</sup> Quelle: [http://www.muenchner.de/cms/front\\_content.php?idcat=3](http://www.muenchner.de/cms/front_content.php?idcat=3) (03.03.2015)

Pauckner [2010] sieht als übergreifendes Motiv der einzelnen Veranstalter, sich an der LNdWissen zu beteiligen, die *Wissenschaftskommunikation* mit der Öffentlichkeit. Ziele der Wissenschaftskommunikation<sup>17</sup> sind nach Rödder u. Voß [2008] die Wissensvermittlung zur (Weiter-)Bildung der Bevölkerung, die Nachwuchsförderung, die Partizipation der Bevölkerung an Debatten über Wissenschaft und die Etablierung von Wissenschaft als kulturelle Aktivität zur Steigerung ihrer Akzeptanz.

Auch bei den beiden anderen betrachteten Langen Nächten ist das Veranstaltungsangebot sehr vielfältig. So beteiligen sich an der LNdMuseen neben den großen Museen (Deutsches Museum, Bayerisches Nationalmuseum), den kleineren Museen (Kartoffelmuseum, Bier- und Oktoberfestmuseum) und verschiedenen Galerien (Münchner Künstlerhaus, Pinakothek der Moderne) auch weitere nicht-museale Institutionen mit eigenen Programmpunkten; beispielsweise beteiligten sich 2013 diverse Kirchen mit Führungen und Musikdarbietungen, die Hochschule für Fernsehen und Film lud zu Filmvorführungen ein und bei der Staatlichen Münzsammlung konnte man sich eine Lange-Nacht-Münze prägen lassen. Auf der LNdMusik ist die Programmauswahl mit Konzerthäusern, Kneipen, Diskotheken, Tanzschulen, aber auch Museen, Theatern und Kirchen ebenfalls sehr mannigfaltig.

Für eine andere Kulturnacht, die Lange Nacht der Opern und Theater in Berlin, befragte Mandel [2011] die PR-Verantwortlichen der teilnehmenden Häuser, aus welchen Gründen ihre Einrichtung an der Langen Nacht teilnahm. Für viele liegt die Motivation in der Gewinnung neuer Zuschauergruppen, einer Erhöhung des Bekanntheitsgrads und eines Imagegewinns der eigenen Einrichtung, wodurch sowohl kurz- als auch längerfristig eine Werbewirkung und somit ein Publikumsgewinn erzielt werden soll. Ähnliche Ziele lassen sich auch bei den Programmpartnern auf der LNdMuseen und der LNdMusik vermuten, wobei sich zwei zugrunde liegende Motive unterscheiden lassen: Die eher privatwirtschaftlichen Einrichtungen, wie z.B. Kneipen, Clubs und Tanzschulen erhoffen sich eine Steigerung des Profits durch die Gewinnung von Kunden, z.B. durch den Verkauf zusätzlicher Getränke oder Anmeldungen zu Tanzkursen. Zudem werden die Veranstalter am Erlös der an der Abendkasse verkauften Lange-Nacht-Eintrittskarten mit einer Provision beteiligt<sup>18</sup>. Die teilnehmenden öffentlichen

---

<sup>17</sup> Mit Wissenschaftskommunikation ist hier eine (externe) Wissenschaftskommunikation mit der Öffentlichkeit gemeint, im Englischen auch als „Science Communication“ bezeichnet (vgl. Burns et al. [2003]); im Gegensatz hierzu steht eine (interne) Wissenschaftskommunikation innerhalb der Forschergemeinschaft, im Englischen eher als „Scholarly Communication“ bezeichnet (vgl. Davies u. Greenwood [2004]).

<sup>18</sup> Quelle: Persönliche Korrespondenz mit dem Geschäftsführer der Münchner Kultur GmbH, Ralf Gabriel.

Einrichtungen hingegen sehen in der Bereitstellung von Kulturangeboten ihren Auftrag<sup>19</sup>; der breiten Öffentlichkeit soll hierdurch Kultur vermittelt werden. Laut Mandel [2005, S. 9] baut eine solche *Kulturvermittlung* „Brücken zwischen Kunst, Kulturinstitutionen und Publikum, vermittelt zwischen unterschiedlichen Sprach- und Denkebenen und animiert eigenes ästhetisches und kulturelles Gestalten“. Die Kulturvermittlung auf der LNdMuseen und der LNdMusik stellt somit das Pendant zur Wissensvermittlung auf der LNdWissen dar.

### 2.2.3 Besucher

In diesem Kapitel wird näher auf die Zielgruppe der App, die Besucher von Langen Nächten, eingegangen. Dazu wird in Kapitel 2.2.3.1 ein Überblick darüber gegeben, wer die Besucher sind. Anschließend werden in Kapitel 2.2.3.2 die Gründe für den Besuch einer Langen Nacht und in Kapitel 2.2.3.3 die Erwartungen der Besucher an die Veranstaltung betrachtet, bevor in Kapitel 2.2.3.4 vorgestellt wird, welche Anforderungen die Besucher an ihre Tour durch den Abend haben.

#### 2.2.3.1 Besucherstruktur

In der LNdMusik-Befragung [2010] wurde die Besucherstruktur auf der LNdMusik 2010 untersucht. Demnach ist die Gruppe der 18- bis 29-Jährigen mit 38% am stärksten vertreten, gefolgt von den 30- bis 39-Jährigen mit 28% und den 40- bis 49-Jährigen mit 17%; über 50 Jahre alt sind 14% der Besucher, Kinder und Jugendliche (unter 18 Jahren) machen lediglich 2% aus. Insgesamt wird also eher ein junges Publikum angesprochen. Laut Umfrage handelt es sich bei der Hälfte der Besucher um Erstbesucher, d.h. diese besuchen die Musiknacht zum Zeitpunkt der Untersuchung das erste Mal. Während der Langen Nacht nimmt jeder Besucher durchschnittlich an 4,37 Einzelveranstaltungen teil.

Für die LNdMuseen in München wurde bisher keine solche Studie durchgeführt, weshalb auf die von Thänert [2000, S. 38-40 und 55] für die Museumsnacht in Berlin erhobenen Daten zurückgegriffen wird. Deren Besucher waren im Schnitt etwas älter: Die 30- bis 39-Jährigen bilden mit 24% eine größere Besuchergruppe als die 40- bis 49-Jährigen mit 22% und die 20- bis 29-Jährigen mit 21%. Sowohl der Anteil der über 50-Jährigen mit 28% als auch der Anteil der Kinder und Jugendlichen (in dieser Studie bis 19 Jahre) ist mit 5% stärker vertreten als auf der LNdMusik. Auch der Anteil der Erstbesucher ist mit 59% etwas höher. Im Schnitt nimmt jeder Besucher der Museumsnacht an 3,21 Einzelveranstaltungen teil.

---

<sup>19</sup> So unterliegen sie einem in der (bayerischen) Verfassung verankerten Kulturauftrag.

Informationen über die Besucher der LNdWissen wurden von Wittenberg et al. [2011] mittels einer Online-Befragung – u.a. auf der offiziellen Webseite – erhoben: Unter den 289 Teilnehmern war die Gruppe der 20- bis 30-Jährigen mit 39% am stärksten vertreten, gefolgt von den 30- bis 40-Jährigen mit 19% und den 40- bis 50-Jährigen mit 18%. 15% der Teilnehmer waren über 50 Jahre, 9% unter 20 Jahre alt. Mit einem fast 50%igen Anteil der unter 30-Jährigen bei der LNdWissen handelt es sich folglich um ein eher junges Publikum. Obwohl die Veranstaltung nur jedes zweite Jahr stattfindet, ist der Anteil der Erstbesucher mit 38% deutlich niedriger als bei den beiden anderen Themennächten. Wittenberg et al. [2011] ermittelten 4,4 Veranstaltungsorte<sup>20</sup>, die die Besucher durchschnittlich besucht hatten.

Für die zu entwickelnde App ergeben sich hieraus einige Konsequenzen: Die Altersstruktur unterscheidet sich zwischen den einzelnen Langen Nächten, jedoch sind die meisten Besucher zwischen Anfang 20 und 60; in dieser Altersgruppe sind laut Bitkom-Research [2014] Smartphones weit verbreitet. Zudem ist die Anzahl von Erstbesuchern bemerkenswert hoch, obwohl die Veranstaltungen schon seit vielen Jahren angeboten werden. Eine App sollte demnach also auch für Erstbesucher, die noch keine oder wenig Erfahrung im Umgang mit Langen Nächten haben, sinnvoll nutzbar sein. Die Anzahl besuchter Einzelveranstaltungen liegt im einstelligen Bereich, d.h. ein Algorithmus zum Planen einer Tour muss vor allem eine sinnvolle Auswahl aus den für den Besucher interessanten Veranstaltungen treffen.

### 2.2.3.2 Gründe für den Besuch

In einer Reihe von Studien wurden die Gründe dafür untersucht, warum sich jemand dazu entschließt, eine verteilte Veranstaltung zu besuchen. Um quantitative Aussagen zu erhalten, wurden den Befragten dabei mögliche Gründe vorgegeben. In der von Mandel [2011] auf der Langen Nacht der Opern und Theater durchgeführten Befragung wählten 64% der Teilnehmer das Kennenlernen vieler verschiedener Theater, 14% eine gemeinsame Unternehmung mit dem Partner oder Freunden, 8% das Teilnehmen an einem besonderen Event und 6% das Kennenlernen eines bestimmten Theaters als Motiv für ihren Besuch. 9% der Teilnehmer wählten keinen der genannten Gründe.

---

<sup>20</sup> Aufgrund der hohen Dichte von Einzelveranstaltungen an den Veranstaltungsorten (vgl. Kapitel 2.1.2) ist es für den Besucher der LNdWissen schwierig, Angaben über die Anzahl der von ihm besuchten Einzelveranstaltungen zu machen.

Auf der Museumsnacht in Berlin untersuchte Thänert [2000] in einer Umfrage insgesamt zehn, in vier Kategorien unterteilte Besuchsgründe und wertete diese quantitativ aus, wobei es den Teilnehmer möglich war, mehrere Motive zu nennen:

Gezieltes Interesse:	Spezielles Programm (24%), Museum kennenlernen (26%), Wissensbestätigung (11%)
Unspezifisches Interesse:	Neugierde (30%), gemeinsames Kulturerlebnis (25%)
Eventcharakter:	Besondere Öffnungszeiten (27%), Lange Nacht erleben (11%)
Weitere Gründe:	Zufall (2%), Preis (2%), Stimmung (5%)

Auch für die Museumsnacht in Köln wurde 2010 eine Umfrage durch die Rheinische Fachhochschule Köln [2011] durchgeführt und ausgewertet. Hierbei konnten die Besucher auswählen, ob sie auf die Lange Nacht gehen, um Spaß zu haben (91%), gemeinsam mit anderen etwas zu erleben (80%), sich über Kunst zu informieren (74%), sich weiterzubilden (56%), preisgünstig viele Museen besuchen zu können (55%), sich dabei zu entspannen (49%) oder Kunstinteressierte zu treffen (22%).

Wittenberg [2010] untersuchte für die Nürnberger Blaue Nacht mittels einer vorab durchgeführten Online-Umfrage, für wie wichtig die Besucher verschiedene Aspekte dieser Veranstaltung erachten. Unter den vorgegebenen Aspekten schätzten die Befragten vor allem die Stimmung bzw. Atmosphäre während der Veranstaltung, die Angebotsqualität, die Möglichkeit Kultur zu erleben und die Angebotsfülle als besonders wichtig ein. Als etwas weniger wichtig wird das Treffen mit Familie/Bekanntem, die Erfahrung aus letzten Besuchen und das Veranstaltungsmotto eingestuft.

Die vier betrachteten Studien zeigen, dass es sehr vielfältige Gründe für den Besuch einer verteilten Veranstaltung gibt, wobei in jeder Studie ein anderer Grund den meisten Zuspruch gefunden hat. Zu einem großen Teil ist dies durch die unterschiedlichen zur Auswahl stehenden Gründe bedingt; so hatte nur die auf der Museumsnacht in Köln durchgeführte Studie die Antwortmöglichkeit „Spaß haben“ vorgesehen. Aber auch das jeweilige Thema der verteilten Veranstaltung oder die Stadt mag hierauf einen Einfluss haben.

Für die Entwicklung einer mobilen Anwendung ist es allerdings weniger interessant, warum sich jemand für den Besuch einer Langen Nacht entschließt, d.h. die Motivation, sich eine Eintrittskarte zu kaufen; stattdessen ist es interessanter, welche Erwartungen er an seinen Besuch stellt und welche Aspekte

Einfluss darauf haben, wie er diesen verbringt. Diese überlappen sich natürlich teilweise mit den in diesem Kapitel genannten Gründen für den Besuch.

### 2.2.3.3 Erwartungen an den Besuch

In einer Studie wurden die Erwartungen der Besucher an ihren Aufenthalt auf Langen Nächten genauer untersucht. Hierzu wurden 25 Interviews auf der LNdMuseen 2011 und 22 Interviews auf der LNdWissen 2011 durchgeführt, wobei diese jeweils an einem von Besuchern stark frequentierten, zentralen Ort<sup>21</sup> stattfanden. Die ca. 5 - 10 Minuten dauernden Gespräche wurden dabei, sofern die Interviewpartner einwilligten, mit einem Mikrofon aufgezeichnet und anschließend transkribiert; alternativ wurde das Gespräch mit Hilfe von Notizen festgehalten. Hauptziel war es, diejenigen Kriterien zu ermitteln, nach denen Besucher ihren Abend gestalten und ihre Programmpunkte auswählen, aber auch zu erfragen, wie sie von diesen Veranstaltungen erfahren.

Die Struktur der Befragung orientierte sich an den von Courage u. Baxter [2005, S. 275ff] vorgestellten fünf Phasen eines Interviews. Diese bestehen aus dem Vorstellen der eigenen Person zusammen mit einleitenden Erklärungen, einer Aufwärmphase mit eher einfach zu beantwortenden Fragen, einem Hauptteil mit den eigentlichen Kernfragen, einer Ausklangphase (engl. Cooling-off) mit weiteren während des Interviews aufgetretenen Anschlussfragen und schließlich der Verabschiedung. Dementsprechend stellten sich die Interviewer den (zufällig) vorbeikommenden Besuchern oder Besuchergruppen kurz vor und baten um ein Interview. Dieses wurde mit dem Erfassen einfacher Daten, wie dem Alter, dem Geschlecht, der Gruppengröße sowie der Anzahl vorheriger Langen-Nacht-Besuche begonnen. Außerdem wurde nach der Anzahl bereits erfolgter und noch geplanter Besuche von Einzelveranstaltungen gefragt. Anschließend wurde die Frage gestellt, was sich der Besucher an dem Abend zu erleben bzw. zu sehen erhofft. Durch die offene Fragestellung sollte hierbei der Interviewpartner selbst Gelegenheit haben, seine Erwartungen zu formulieren, ohne durch bereits festgelegte Antwortmöglichkeiten eingeschränkt zu sein. Da dies für viele Befragte jedoch schwierig ist, sollten diese mit weiteren – im Folgenden beschriebenen – Fragen zum Reden und damit dem Darlegen ihrer Motive animiert werden. Hierzu wurde zunächst danach gefragt, ob die Besucher vorab Pläne für den Abend gemacht hatten. Die Antwort auf diese Frage bestimmte den weiteren Verlauf des Interviews. Falls der Besucher vorab Pläne gemacht hatte, wurde nach der Anzahl fest eingeplanter Veranstaltungen gefragt. Dies diente als Aufhänger, um mit dem Besucher darüber ins Gespräch zu kommen, was

---

<sup>21</sup> LNdMuseen: Odeonsplatz; LNdWissen: Technische Fakultät

seine Veranstaltungsauswahl beeinflusste und worin demnach seine Erwartungen bestehen. Hatte ein Besucher jedoch vorab keine Pläne für den Abend gemacht, so wurde er danach gefragt, wie er stattdessen darüber entscheidet, was er als nächstes besucht. Anschließend wurden dem Interviewpartner drei Veranstaltungsvorschläge<sup>22</sup> unterbreitet und dieser sollte darlegen, was aus seiner Sicht für oder gegen den Besuch jeder der drei Veranstaltung spricht. Somit konnten auch die Motive derjenigen Besucher aufgedeckt werden, die sich vorab nicht näher mit dem Programmangebot auseinandergesetzt hatten. Zum Abschluss erhielten die Befragten Süßigkeiten als Dankeschön.

Die Auswertung der Interviews basiert auf den transkribierten Aufzeichnungen und niedergeschriebenen Notizen. Die demographischen Daten zeigen, dass die Interviewpartner aus unterschiedlichsten Personenkreisen stammen. So wurden Besucher aus verschiedenen Altersgruppen<sup>23</sup>, beiderlei Geschlechts (53% ♀, 47% ♂) und mit diversen Gruppenzusammensetzungen<sup>24</sup> – Einzelpersonen, Paare, Familien, Freunde – befragt. 53% der Interviewpartner waren Erstbesucher. Summiert man die bereits erfolgten und die noch geplanten Besuche von Einzelveranstaltungen auf, so ergeben sich im Mittel für die LNdMuseen ca. 4 Besuche (Median: 4) und für die LNdWissen ca. 12 Besuche (Median: 9). Von den befragten Besuchergruppen hatten sich 64% vorab Veranstaltungen ausgesucht und etwa 2/3 hiervon hatten sich (zumindest grob) überlegt, in welcher Reihenfolge sie diese besuchen möchten. Die überwiegende Mehrheit der Besucher nutzte für die Veranstaltungsauswahl die Programmbroschüre, in welcher die Veranstaltungen nach Bustour sortiert sind. Unter anderem aufgrund der großen Anzahl an Veranstaltungen wurde diese Prozedur teilweise als sehr zeitaufwendig beschrieben. 36% der Befragten hatten sich vorher nicht näher mit dem Programmangebot befasst.

Welche Erwartungen die Besucher haben, wurde qualitativ ausgewertet, d.h. die vorhandenen Erwartungen wurden erfasst und kategorisiert. Hierzu wurde ein sogenanntes *Affinitätsdiagramm* erstellt, welches einen Bottom-up-Ansatz zur Gruppierung von Daten und Fakten über Nutzer, Aufgaben und Umgebungen darstellt. Es dient dazu, die Entwicklung von Ideen zur Systemgestaltung zu unterstützen [Hackos u. Redish, 1998]. Das Vorgehen hat seine theoretischen Wurzeln (vgl. Simonsen u. Friberg [2014]) in der datengestützten Theoriebildung (engl. Grounded Theory), die von den beiden Soziologen Glaser und Strauss in

---

<sup>22</sup> LNdMuseen: Museum Mensch und Natur, MTU Aero Engines, Kartoffelmuseum;  
LNdWissen: Brot- und Brötchenbäckerei Beck, Turm der Sinne, Chemie des Alltags.

<sup>23</sup> Im Vergleich zur Alterszusammensetzung der Besucher (vgl. Kapitel 2.2.3.1) haben sich zur Teilnahme an den Interviews tendenziell eher jüngere Besuchergruppen bereiterklärt: 12,5% <18 J.; 56,8% 18-29 J.; 9,1% 30-39 J.; 11,4% 40-49 J.; 10,2% 50-59 J.; 0% ≥ 60 J.

<sup>24</sup> 51% Einzelpersonen, 26% Zweiergruppen, 13% Dreiergruppen und 11% größere Gruppen.

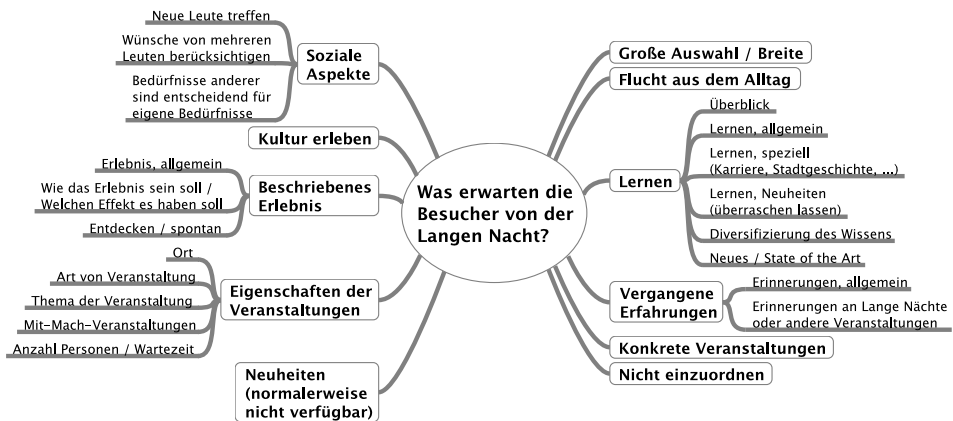


Abbildung 2.2: Erwartungen der Besucher an die Lange Nacht

den 60er Jahren entwickelt wurde. Diese hat die Schaffung neuer Theorien auf Basis empirischer Daten zum Ziel, was nach Glaser u. Strauss [2006, S. 105ff] in mehreren Schritten geschieht: Zunächst werden die vorhandenen Daten, wie z.B. transkribierte Gespräche, *kodiert*, d.h. für die jeweilige Fragestellung wichtige Textpassagen werden markiert und mit den bereits kodierten Daten verglichen; entsprechend ihrer Ähnlichkeit werden diese dann entweder eingruppiert oder genutzt, um neue Gruppen zu eröffnen. Aus diesen Gruppen ähnlicher Daten entstehen im Laufe der Zeit *Kategorien*, d.h. neue Daten werden nicht mehr durch den direkten Vergleich mit anderen Daten einsortiert, sondern basierend auf erkennbaren Eigenschaften dieser Kategorien. Durch ein genaueres Beschreiben dieser Eigenschaften kann die Theorie weiter eingegrenzt und schließlich niedergeschrieben werden. Ein vergleichbares Vorgehen wird zur Erstellung von Affinitätsdiagrammen verwendet (vgl. Hackos u. Redish [1998, S. 329ff]), die bei der Analyse von Nutzeranforderungen weit verbreitet sind (vgl. Courage u. Baxter [2005, S. 715ff]). Auch hierbei werden die vorhandenen Daten gruppiert, um Kategorien identifizieren zu können.

Um ein Affinitätsdiagramm der Besuchererwartungen an verteilte Veranstaltungen zu entwickeln, wurden aus den transkribierten Interviewaufzeichnungen und den Notizen relevante Passagen extrahiert und auf separate Zettel geschrieben. Diese wurden dann (auf einem Tisch) so angeordnet, dass ähnliche Aussagen nah beisammen lagen. So bildeten sich verschiedene Gruppen, die schließlich benannt und zu größeren Gruppen zusammengefasst wurden. Die auf diese Weise entstandene zweistufige Taxonomie ist in Abbildung 2.2 abgebildet; in Tabelle 2.3 werden für ihre oberste Ebene beispielhaft einige während der Interviews getätigte Äußerungen aufgelistet. Die derart erstellte Taxonomie wurde

Kategorie	Beispiele aus den transkribierten Interviews
Soziale Aspekte	„mit Freunden weg zu gehen“, „was für die Kinder interessant ist“
Kultur erleben	„Kultur reinziehen“
Beschriebenes Erlebnis	„Spaß haben“, „netten Abend“
Eigenschaften der V.	„selbst was zu versuchen“ (siehe auch Tabelle 2.4)
Neuheiten	„was man sonst [...] nicht zu sehen bekommt“
Große Auswahl / Breite	„eine große Auswahl“
Flucht aus dem Alltag	„weg vom Fernseher“
Lernen	„neueste Technologien“, „Erweiterung der Allgemeinbildung“
Vergangene Erfahrungen	„Erinnerungen an Studienzeiten“, „Wiedersehen mit der Informatik“
Konkrete Veranstaltungen	„Ägyptische Staatssammlung“, „Villa Stuck“
Nicht einzuordnen	„nur hier um Fotos zu machen“

Tabelle 2.3: Taxonomie und Beispiele zu den Erwartungen der Besucher

von drei Personen – eine von diesen hatte nicht an der Erstellung teilgenommen – nochmals anhand eines zufällig gewählten Teils der Daten überprüft. Hierzu sollten die drei Probanden unabhängig voneinander 50 Aussagen (noch einmal) den Kategorien zuordnen. Dann wurde das Fleiss' Kappa<sup>25</sup> als Maß der Übereinstimmung zwischen den drei Personen berechnet. Auf der obersten Ebene der Taxonomie ergibt sich eine fast vollkommene Übereinstimmung von 0,84, auf der zweiten Ebene eine erhebliche Übereinstimmung von 0,72.

Für die Entwicklung eines Assistenzsystems stellt sich die Frage, welche dieser Erwartungen überhaupt von einem IT-System repräsentierbar und verarbeitbar sind; erst hierdurch wäre die Möglichkeit zur Unterstützung des Nutzers gegeben. Einige der Kategorien beschreiben sehr allgemeine Wünsche, die nur schwer greifbar sind: *Beschriebenes Erlebnis*, *Flucht aus dem Alltag* und *Kultur erleben*. Andere hingegen sind sehr vom subjektiven Empfinden abhängig. Ein System müsste deshalb sehr detailliertes Wissen über den Besucher, ein sogenanntes *Nutzerprofil*, besitzen, um die Erwartungen hinsichtlich der *vergangenen Erfahrungen* und dem *Lernen* von Neuem gerecht zu werden. Die Erstellung eines solch umfangreichen Nutzerprofils ist jedoch aufgrund der hohen Anzahl von Erstbesuchern (vgl. Kapitel 2.2.3.1) und dem damit verbundenen hohen Anteil an Erstnutzern der Anwendung kaum möglich. Der Wunsch nach einer *großen Auswahl* muss im wesentlichen von den Veranstaltern und den Organisatoren erfüllt werden. Assistenzmöglichkeiten ergeben sich bei den folgenden vier Kategorien von Erwartungen:

<sup>25</sup> In Anhang A.6 wird eine Erklärung dieses Maßes sowie die Deutung seines Wertebereichs gegeben.

- Hat der Besucher eine klare Vorstellung davon welche *konkrete Veranstaltung* er besuchen möchte, so kann das System ihn beim Erreichen dieses Ziels unterstützen.
- Möchte der Nutzer hingegen *Neuheiten*, die normalerweise nicht verfügbar sind, besuchen, so könnte das System Vorschläge zu den Veranstaltungen unterbreiten, die mit einem speziellen Abendprogramm aufwarten. Die Programmpunkte müssten also in solche mit regulärem und solche mit speziellem Programm aufgeteilt werden. Wie in Kapitel 5.1 beschrieben, stand eine solche Information leider nicht zur Verfügung.
- Besucher, die Wert auf die *Eigenschaften ihrer Veranstaltungen* legen, können bei der Auswahl von geeigneten Veranstaltungen unterstützt werden. In Tabelle 2.4 werden die verschiedenen von den Interviewpartnern genannten Eigenschaften aufgeführt. Eine Unterstützung ist möglich, da vom Organisator für jede Veranstaltung Daten über den Ort, das Thema und die Art der Veranstaltung zur Verfügung gestellt werden (vgl. Kapitel 5.1). Einzig über die Anzahl Besucher bzw. eventuell vorhandene Wartezeiten bei einer Veranstaltung stehen keine Daten bereit.
- Wie die Auswertung der Interviews gezeigt hat, gehen die Besucher häufig gemeinsam mit Familienangehörigen oder Freunden auf Lange Nächte. Deshalb spielen *soziale Aspekte*, wie die Berücksichtigung der Wünsche anderer und der damit einhergehende Einigungsprozess, eine Rolle bei der Abendplanung. Wie in Kapitel 1.3 beschrieben, wurde Assistenz hierfür jedoch bewusst aus dieser Arbeit ausgeklammert.

Insgesamt zeigte die durchgeführte Studie, wie unterschiedlich die Anforderungen und Wünsche der Besucher sind. Um dem Rechnung zu tragen und nicht nur einen Besuchertyp zufrieden zu stellen, sollte das zu entwickelnde System dem Nutzer die Möglichkeit geben, das Veranstaltungsangebot auf verschiedene Art und Weise, z.B. nach Ort, Thema oder Art, zu durchsuchen bzw. zu filtern.

Kategorie	Beispiele aus den transkribierten Interviews
Ort	„relativ zentral bleiben“, „zu weit weg“
Art der Veranstaltung	„Experimente“, „eher Vorträge“
Thema der Veranstaltung	„Physik, Mechatronik“, „Roboter“, „Geschichte Münchens“
Mit-Mach-Veranstaltungen	„selbst was zu versuchen“
Anzahl Personen / Wartezeit	„wo [...] nur 30 Personen zugelassen werden, haben wir gleich [...] weggelassen“

Tabelle 2.4: Erwartungen an die Eigenschaften der Einzelveranstaltungen

#### 2.2.3.4 Anforderungen an Touren

Im letzten Kapitel wurden die Erwartungen der Besucher allgemein untersucht. Hierbei zeigt sich auch, dass viele Besucher vorab einen (zumindest partiellen) Plan erstellen, indem sie sich über die zu besuchenden Veranstaltungen und deren Reihenfolge Gedanken machen; sie planen eine abendfüllende Tour, in der mehrere Veranstaltungsbesuche vorgesehen sind. Aufgrund der verschiedenen Distanzen zwischen den Veranstaltungsorten und den unterschiedlichen Veranstaltungsterminen können Besucher Veranstaltungen nicht unabhängig voneinander betrachten; stattdessen beeinflussen sich die ausgewählten Veranstaltungen gegenseitig und müssen zu einer geeigneten Tour kombiniert werden. Welche Kriterien die Besucher hierbei zugrunde legen, sollte daher in einer weiteren Studie untersucht werden. Deshalb wurden ausgehend von den Gesprächen mit den Besuchern mögliche Qualitätskriterien für gute Touren bestimmt. Dabei betreffen drei Kriterien eher organisatorische Aspekte: effiziente Nutzung der Zeit, kurze Wege bzw. Fahrten zwischen den Veranstaltungen und der Besuch möglichst vieler Veranstaltungen. Weitere drei Kriterien umfassen inhaltliche Aspekte: Besuch von interessanten, abwechslungsreichen oder allgemein beliebten<sup>26</sup> Veranstaltungen.

Um die Wichtigkeit dieser Tourkriterien für Besucher quantitativ zu untersuchen, wurde in die bereits vorhandene App in einer der Entwicklungsiterationen ein Fragebogen integriert (vgl. Kapitel 7.7), der beim ersten Start der App erscheint. Vorteil hiervon ist sowohl die Möglichkeit, eine größere Anzahl an Teilnehmern im Vergleich zu einer direkten Befragung der Besucher vor Ort zu erreichen, als auch genau die relevante Zielgruppe, nämlich die App-Nutzer, befragen zu können. Gefragt wurde nach dem Alter des Nutzers, nach Besuchen vergangener Langer Nächte zum gleichen Thema und nach einer Einordnung der Wichtigkeit der oben genannten sechs Kriterien. Zudem wurde der Nutzer gebeten, seine E-Mail-Adresse für eine nach der Veranstaltung durchgeführte Online-Umfrage anzugeben (vgl. Kapitel 7.7). Die Beantwortung der Fragen war keine Voraussetzung zur Benutzung der App, so dass sie von den Nutzern übersprungen werden konnten. Da jedoch viele Nutzer den Fragebogen nur sehr oberflächlich betrachteten und in der Annahme, die Umfrage sei nicht optional, „irgendetwas“ auswählten, wurden nicht alle Antworten verwendet. Um nur solche Teilnehmer zu betrachten, bei denen relativ sicher davon auszugehen war, dass sie sich ernsthaft mit den Fragen auseinandergesetzt hatten, wurden für

---

<sup>26</sup> Die Beliebtheit von Veranstaltungen wurde als mögliches Qualitätskriterium aufgenommen, obwohl dieses in Gesprächen mit Besuchern keine Erwähnung fand. Bei Empfehlungssystemen zeigt sich jedoch, dass die Beliebtheit von Veranstaltungen ein gutes Auswahlkriterium darstellt (vgl. Kapitel 7.3.4).

die Untersuchung der Tourkriterien nur diejenigen Nutzer gewählt, die auch an der Online-Umfrage teilgenommen hatten (auch wenn die Ergebnisse der Online-Umfrage hier nicht von Bedeutung sind, siehe auch Kapitel 7.7). Insgesamt konnten so Daten von 236 App-Nutzern auf der LNdMuseen 2013, der LNdWissen 2013 und der LNdMusik 2014 ausgewertet werden.

Wie die Antworten in Tabelle 2.5 zeigen, ist jeder der sechs gefragten Aspekte für zumindest einen Teil der Nutzer wichtig oder gar sehr wichtig. Dennoch gibt es erhebliche Unterschiede: Für die meisten Nutzer ist es wichtig, dass die Veranstaltungen interessant sind; allerdings sind auch eine effiziente Nutzung der Zeit, kurze Wege zwischen den Veranstaltungen und der Besuch abwechslungsreicher Veranstaltungen für viele wichtig. Der Besuch vieler Veranstaltungen ist nur für ca. 1/5 der Besucher von Bedeutung. Nur für einen kleinen Teil der Besucher ist es wichtig, dass die besuchten Veranstaltungen allgemein beliebt bzw. bekannt sind.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden diverse Interviews, Umfragen und Gespräche mit Besuchern Langer Nächte geführt. Hierbei ist es des Öfteren vorgekommen, dass Wiederholungsbesucher ihre Erfahrungen und Strategien, wie man am besten eine Lange Nacht besucht, berichteten. Es ist also durchaus möglich, dass Wiederholungsbesuchern aufgrund ihrer Erfahrung andere Aspekte ihrer Tour wichtig sind als Erstbesuchern. Die 236 Nutzer aus Tabelle 2.5 wurden deshalb in die beiden Gruppen Erstbesucher (39,4%) und Wiederholungsbesucher (60,6%) aufgeteilt. Um beide Gruppen besser vergleichen und Mittelwerte bilden zu können, wurden die ordinalen Antwortmöglichkeiten „überhaupt nicht wichtig“ bis „sehr wichtig“ auf den Wertebereich 1 bis 5 abgebildet. Hierbei zeigt sich, dass es den Wiederholungsbesuchern signifikant<sup>27</sup> wichtiger ( $p = 0,023$ ) ist, dass in ihrer Tour die vorhandene Zeit effizient genutzt wird (3,92 gegenüber 3,63). Andererseits ist es ihnen signifikant weniger wichtig ( $p = 0,004$ ), allgemein beliebte Veranstaltungen zu besuchen (1,84 gegenüber 2,26). Außerdem ist eine Tendenz zu erkennen, dass es ihnen weniger wichtig ist, Touren mit vielen Veranstaltungen (2,40 gegenüber 2,66) oder mit abwechslungsreichen Veranstaltungen (3,41 gegenüber 3,54) zu erstellen. Hinsichtlich der Wichtigkeit interessanter Veranstaltungen (4,54 gegenüber 4,48) und kurzer Wege (3,50 gegenüber 3,59) lassen sich zwischen den beiden Gruppen keine großen Unterschiede ausmachen.

Insgesamt sehen es Besucher als das wichtigste Kriterium ihrer Tour an, dass die besuchten Veranstaltungen (für sie) interessant sind. Insbesondere erfahrene Besucher schätzen auch eine effiziente Nutzung des Abends. Andererseits wurde

---

<sup>27</sup> Für den Vergleich der beiden Gruppen wurde ein Wilcoxon-Rangsummentest (siehe Anhang A.5) verwendet; angegeben werden in diesem Kapitel jeweils die Mittelwerte der beiden Gruppen.

Tourkriterium	—	-	o	+	++
Effiziente Nutzung der Zeit	3,8%	9,3%	12,7%	50,8%	23,3%
Kurze Wege/Fahrten zwischen V.	4,2%	13,6%	21,6%	45,3%	15,3%
Besuch vieler Veranstaltungen	17,4%	39,4%	21,6%	19,1%	2,5%
Besuch von interessante V.	0,0%	0,4%	4,2%	38,1%	57,2%
Besuch abwechslungsreicher V.	4,7%	15,7%	18,6%	50,8%	10,2%
Besuch allgemein beliebter V.	45,2%	26,7%	13,8%	11,1%	3,2%

Tabelle 2.5: Antworten der App-Nutzer auf die Frage, was ihnen bei ihrer Tour wichtig ist; von „überhaupt nicht wichtig“ (—) bis „sehr wichtig“ (++)

nur von wenigen Nutzern der Wunsch nach vielen Veranstaltungen geäußert. Dies steht im Widerspruch zu dem Hauptoptimierungskriterium der gängigen Planungssysteme, wie sie in Kapitel 3.2.5 vorgestellt werden. Diese versuchen möglichst viele Veranstaltungsbesuche in der Tour unterzubringen. Es besteht allerdings auch ein gewisser Zusammenhang zwischen effizienter Nutzung der Zeit, kurzen Wegen und dem Besuch vieler Veranstaltungen. Somit spiegeln sich auch in dieser Umfrage die konkurrierenden Ziele einer Optimierung nach inhaltlichen und organisatorischen Aspekten wider, die es ebenfalls in der zu entwickelnden Anwendung zu berücksichtigen gilt.

## 2.3 Aufgabenanalyse

Ziel der Aufgabenanalyse bzw. Tätigkeitsanalyse (engl. Task Analysis) ist es, ein Verständnis davon zu gewinnen, welchen Tätigkeiten (potentielle) Nutzer nachgehen und wie sie dabei vorgehen (vgl. Hackos u. Redish [1998, S. 76]). Hierzu wird in diesem Kapitel genauer untersucht, welche Aufgaben typischerweise von Lange-Nacht-Besuchern vor und während des Abends zu bewerkstelligen sind.

### 2.3.1 Umfrage zum Abendverlauf

Das zu entwickelnde System soll den Nutzer bei der Vorbereitung und Durchführung des Besuchs einer verteilten Veranstaltung unterstützen. Nachdem in Kapitel 2.2.3.3 und 2.2.3.4 die Erwartungen des Nutzers an den Besuch einer Langen Nacht dargelegt wurden, soll in diesem Kapitel der tatsächliche Verlauf des Besuchs näher betrachtet werden. Insbesondere soll untersucht werden, wodurch der Ablauf des Abends beeinflusst wird.

Hierzu wurde auf der LNdMuseen 2012 eine weitere Studie durchgeführt. Dabei wurden 31 Besuchergruppen gegen Ende der Langen Nacht (23:15 bis 1:30 Uhr) an einem zentralen Ort in kurzen Interviews von ca. 5 Minuten befragt<sup>28</sup>.

<sup>28</sup> Aufgrund des eher kurzen Interviews wurde auf eine Mikrofonaufzeichnung verzichtet.

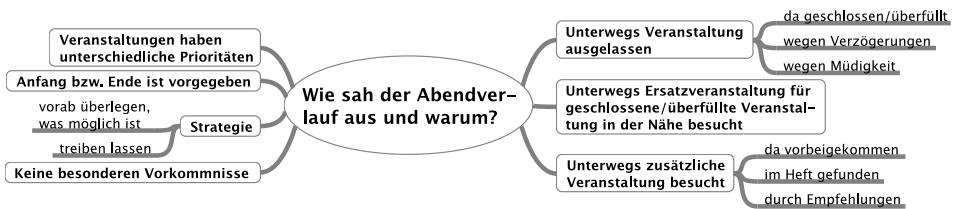


Abbildung 2.6: Berichtete Strategien und besondere Vorkommnisse während des Abends

Umfrageziel war es, genauere Informationen darüber zu erhalten, wie die Besucher bei der Vorbereitung und Durchführung des Abends vorgegangen sind, d.h. insbesondere mit welchen Aufgaben und Problemen sie sich konfrontiert sahen. Analog zu der in Kapitel 2.2.3.3 beschriebenen Umfrage wurden zunächst einige allgemeine Fragen zu Alter und vorhergehenden Lange-Nacht-Besuchen gestellt. Die Antwort auf die Frage, ob die Besucher vorab Pläne für den Abend gemacht hatten, entschied auch hier über den weiteren Verlauf des Interviews. Besucher mit vorab erstelltem Plan wurden nach diesem gefragt, insbesondere die Reihenfolge der eingeplanten Veranstaltungen, ob sie vom Plan abwichen und wie diese Entscheidung zustande kam. Die eher spontanen Besucher wurden nach ihrem bisherigen Abendverlauf gefragt; weitere Fragen zielten darauf ab, zu erfahren, wie sie auf die besuchten Veranstaltungen aufmerksam wurden bzw. wie der Entschluss für eine Veranstaltung getroffen wurde.

Die erhobenen demographischen Daten der Befragten weichen bezüglich der vertretenen Altersgruppen<sup>29</sup> und der Geschlechterverteilung (67% ♀, 33% ♂) leicht<sup>30</sup> von denen der Umfrage aus Kapitel 2.2.3.3 ab. 38% der Befragten gaben an, Erstbesucher zu sein. Im Durchschnitt hatten die Interviewpartner 4,5 Veranstaltungen besucht<sup>31</sup>. Die meisten Gruppen hatten sich vorab Pläne erstellt (45%) oder zumindest vorab das Veranstaltungsangebot nach interessanten Veranstaltungen durchforstet (35%).

Die Berichte über den geplanten und tatsächlichen Abendverlauf, besondere Vorkommnisse und Vorgehensweisen wurden ähnlich wie in Kapitel 2.2.3.3 qualitativ untersucht, d.h. die Berichte wurden zu Gruppen zusammengefasst. Wenn ein Bericht mehrere relevante Aspekte enthielt, wurde er dupliziert und konnten somit mehreren Gruppen zugeordnet werden<sup>32</sup>. Abbildung 2.6 zeigt die hierbei entstandene Einteilung.

<sup>29</sup> 7,5% <18 J.; 49,3% 18-29 J.; 23,9% 30-39 J.; 10,4% 40-49 J.; 7,5% 50-59 J.; 1,5% ≥ 60 J.

<sup>30</sup> Aufgrund des kleinen Stichprobenumfangs liegt dies im Bereich des Erwartbaren.


<sup>31</sup> Hierbei wurden auch die ein bis zwei Veranstaltungen berücksichtigt, die die Befragten sich zur Zeit des Interviews für den Rest des Abends vorgenommen hatten.

<sup>32</sup> Nachteil hiervon ist, dass die entstandenen Kategorisierung nicht durch unterschiedliche Personen überprüft werden konnte, da keine eindeutige Zuordnung gegeben ist.

Durch die Untersuchung konnten einige interessante Einblicke gewonnen werden, wie Besucher bei der Gestaltung ihres Abends vorgehen. So wurde mehrfach während des Interviews berichtet, dass den Veranstaltungen unterschiedliche Prioritäten beigemessen werden. Besucher unterteilen ihre Veranstaltungsauswahl in Veranstaltungen, die sie auf jeden Fall besuchen wollen, und optionale Veranstaltungen, die bei Bedarf ausgelassen werden können. Außerdem wählen einige Besucher Anfang oder Ende ihrer Tour gezielt aus; so wurde z.B. berichtet, dass das Tourende in der Nähe des Wohnortes sein sollte. Beide Aspekte lassen sich gut in der zu entwickelnden App umsetzen. Als Strategien für den Abendbesuch scheint es zwei grundsätzliche Vorgehensweisen zu geben. Die einen Besucher lassen sich eher treiben und entscheiden sehr spontan über die nächste zu besuchende Veranstaltung (z.B. „angelockt durch Licht“); die anderen Besucher überlegen sich vorher sehr genau was möglich ist (z.B. „max. 3 Veranstaltungen machbar pro Lange Nacht“) und wie ihr Abend verlaufen soll. Im Idealfall lässt sich dieser vorab gefasste Plan realisieren; die Berichte deuten jedoch auch auf eine große Anzahl von notwendigen Planänderungen hin: So berichten viele Besucher davon, dass sie die ausgewählte Veranstaltung nicht besuchen konnten und teilweise stattdessen eine Ersatzveranstaltung besuchten. Andererseits ist es ebenfalls nicht unüblich, dass weitere Veranstaltungen, die ursprünglich gar nicht eingeplant waren, besucht werden. Eine Anwendung, die den Besucher begleiten soll, muss also nicht nur die Erstellung von Plänen, sondern auch die Änderung dieser Pläne, unterstützen.

### 2.3.2 Tagebuchstudie

Um mehr über die Gründe für die Diskrepanz zwischen dem ursprünglich geplanten und dem tatsächlichen Verlauf des Abends zu erfahren, wurde auf der LNdMusik 2013 eine Tagebuchstudie (engl. diary study) durchgeführt. Insbesondere sollte untersucht werden, welche Gründe wie häufig zu einer Planänderung führen. Hierzu wurden vor dem Eingang des Auftaktkonzerts insgesamt 49 vorbereitete „Tagebücher“ in Heftform inklusive Briefumschlag verteilt. In diesem sollten die Besucher für jeden Besuch, aber auch für jeden geplanten Besuch einer Veranstaltung einen Eintrag notieren. Neben dem Namen der Veranstaltung sollten sie auch den Grund des Veranstaltungsbesuchs nennen. Hierbei konnte der Besucher wählen, ob der Veranstaltungsbesuch bereits in einem vorab erstellten Plan vorgesehen war, er zufällig an der Veranstaltung vorbeikam oder ob er unterwegs von der Veranstaltung erfuhr (z.B. von einer anderen Person oder aus einer anderen Quelle); weitere Gründe konnten als Freitext eingetragen werden. Anschließend wurde abgefragt, ob und wie der Veranstaltungsbesuch stattfand. Wurde die Veranstaltung besucht, so wurde sowohl nach dem Zeitraum des



**Fragebogen-Nr:** \_\_\_\_\_  
**Uhrzeit:** \_\_\_\_\_

**Altersgruppe und Geschlecht**

	0-17 Jahre	18-29 Jahre	30-39 Jahre	40-49 Jahre	50-59 Jahre	über 60 Jahre
weiblich	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
männlich	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

**Wie oft waren Sie bereits auf der Langen Nacht der Musik?**

noch nie	1-mal	2-mal	3-mal	4-mal	5-mal	> 5-mal
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

**Haben Sie sich vorab Pläne für den Abend gemacht?**

keine Pläne

Veranstaltungen rausgesucht; keine Reihenfolge

Veranstaltungen rausgesucht; mit Reihenfolge

**Falls Sie sich Veranstaltungen herausgesucht haben, welche?**

\_\_\_\_\_

**Falls Sie einen Plan haben, wie sieht er aus?**

\_\_\_\_\_

**Besuch oder geplanter Besuch einer Veranstaltung**

**Veranstaltungsname:** \_\_\_\_\_

**Gründe für den Besuch zu dieser Zeit:**

in meinem Plan

in der Nähe / zufällig vorbeigekommen

gerade eben von dieser Veranstaltung aus/von \_\_\_\_\_ erfahren

sonstiges: \_\_\_\_\_

**Veranstaltung besucht?**

Ja, V. von \_\_\_\_\_ bis \_\_\_\_\_ besucht. Es gab folgende Besonderheiten:

Aufenthaltsdauer war länger als ursprünglich geplant/gedacht, weil: \_\_\_\_\_

Habe Veranstaltungsbesuch vorzeitig abgebrochen / später angefangen, weil: \_\_\_\_\_

Sonstiges: \_\_\_\_\_

Nein, ich war zwar vor Ort, aber ich habe die V. nicht besucht. Grund:

Veranstaltung hatte vorzeitig geschlossen

Veranstaltung war überfüllt

Habe Veranstaltung nicht gefunden

Sonstiges: \_\_\_\_\_

Nein, ich bin nicht zu dieser Veranstaltung gegangen. Grund:

Habe unterwegs eine interessantere Veranstaltung gefunden

Keine Lust mehr / müde

Vorherige Veranstaltungsbesuche haben länger gedauert als eingeplant

In meinem Plan aus Zeitmangel übersprungen

Mit anderer Veranstaltung aus meinem Plan vertauscht, nämlich der Veranstaltung \_\_\_\_\_

Sonstiges: \_\_\_\_\_

Abbildung 2.7: Heft zur durchgeführten Tagebuchstudie. Jedes Heft bestand aus einem Fragebogen zu demographischen Daten (links) und 13 Fragebögen zu Besuchen oder geplanten Besuchen von Veranstaltungen (rechts).

Besuchs als auch nach eventuellen Besonderheiten gefragt, wie z.B. eine kürzere oder längere Besuchsdauer als vorab gedacht. Sollte kein Besuch stattgefunden haben, so sollte der Grund hierfür genannt werden: Zum einen konnte es sein, dass der Besucher zumindest vor Ort war, die Veranstaltung jedoch überfüllt war, vorzeitig geschlossen hatte oder nicht gefunden wurde; zum anderen konnte es sein, dass der Besucher sich gar nicht erst auf den Weg zur Veranstaltung machte, z.B. da er müde war, es Verzögerungen bei vorherigen Veranstaltungen gegeben hatte oder er unterwegs eine interessantere Veranstaltung entdeckt hatte.

Da es generell schwierig ist, Studienteilnehmer zum Schreiben von Freitext zu motivieren – noch dazu unterwegs – wurde ein Fragebogen mit den mutmaßlich häufigsten Gründen zum Ankreuzen entworfen. Dennoch waren bei allen Fragen auch Freitextantworten möglich. Als weitere Maßnahme, um mehr Besucher zur Teilnahme zu motivieren und somit die Rücksendequote zu erhöhen, wurde ein persönlicher Kontakt zu ihnen aufgebaut. Hierzu wurde ein kurzer Fragebogen zu größtenteils demographischen Daten am Anfang des Tagebuchs zusammen mit den Teilnehmern ausgefüllt. Danach wurde den Besuchern das Tagebuch

zusammen mit einem Kugelschreiber und einem frankierten und voradressierten Briefumschlag mit der Bitte übergeben, es am Ende des Abends oder am nächsten Tag an die Initiatoren der Studie zurückzuschicken. Abbildung 2.7 zeigt sowohl den mit den Besuchern gemeinsam auszufüllenden Fragebogen als auch den im Heft mehrfach vorhandenen Vordruck für die Tagebucheinträge. Als Anreiz wurde unter allen zurückgesendeten Tagebüchern ein 15 € Amazon-Gutschein verlost<sup>33</sup>.

Insgesamt wurden 22 der 49 Tagebücher zurückgeschickt, welche zusammen 105 Einträge zu (geplanten) Besuchen enthielten. Gründe, warum ein Veranstaltungsbesuch stattfand bzw. angedacht war, wurden in 99 der 105 Fälle angegeben: 79,8% der Besuche waren vorab geplant, 17,2% sind durch ein zufälliges Vorbeikommen an der Veranstaltung motiviert und 3,0% kamen durch neu gewonnene Informationen bzw. Empfehlungen zustande. Insgesamt berichteten 10 der 22 Teilnehmer von mindestens einem zuvor ungeplanten Besuch. Pläne müssen also häufig angepasst werden, wenn weitere Veranstaltungen entdeckt oder empfohlen werden; etwa  $\frac{1}{5}$  aller Besuche und ca. die Hälfte der Touren sind hiervon betroffen. Genauere Informationen darüber, ob und wie ein Veranstaltungsbesuch stattfand, wurden in allen 105 Fällen berichtet. Die Auswertung dieser Frage erfolgte ähnlich wie bereits in Kapitel 2.2.3.3, indem ein Affinitätsdiagramm erstellt wurde. Dies war notwendig, da die Teilnehmer der Studie die Möglichkeit der Freitextantworten ausgiebig dazu nutzten, weitere Vorkommnisse zu notieren. Die 13 identifizierten Kategorien der ermittelten Taxonomie sind in Tabelle 2.8 dargestellt.

Wie in Kapitel 2.2.3.3 wurde die Taxonomie mit Hilfe von drei Probanden getestet, indem überprüft wurde, wie zuverlässig diese die einzelnen (geplanten) Besuche zu je einer der 13 Kategorien zuordnen konnten. Mit einem Fleiss' Kappa von 0,86 konnte eine fast vollkommene Übereinstimmung zwischen den Probanden festgestellt werden, was allerdings aufgrund des semi-strukturierten Fragebogens auch zu erwarten war. Für die weitere Analyse wurde dann die Zuordnung von einem der drei Probanden verwendet.

Wie man Tabelle 2.8 entnehmen kann, dauerte  $\frac{1}{3}$  aller Besuche so lange wie angedacht. Einige Teilnehmer notierten noch zusätzliche Angaben, wie z.B. mangelnde Sitzmöglichkeiten, die jedoch keinen Einfluss auf den weiteren zeitlichen Abendverlauf hatten. In etwa  $\frac{1}{6}$  der Fälle wurde der Veranstaltungsbesuch verlängert, was zumeist von den Besuchern selbst ausging, allerdings auch manchmal außerhalb ihres Einflussbereichs lag, wenn z.B. beim Auftaktkonzert die Band überzog. Ungefähr  $\frac{1}{4}$  aller Besuche wurde vorzeitig abgebrochen. Die Gründe hierfür sind sehr breit gestreut und reichen von organisatorischen Gründen, wie

---

<sup>33</sup> Hierzu konnten die Teilnehmer ihre E-Mail-Adresse im Heft angeben.

Kategorie	Anteil
Besuch hat geklappt:	
1.1. ohne weitere Informationen	24,8%
1.2. mit Anmerkungen	8,6%
Länger besucht als vorab gedacht:	
2.1. weil Veranstaltung gefallen hat	11,4%
2.2. wegen externen Gründen	4,8%
Kürzer besucht als vorab gedacht:	
wegen äußeren Umständen / organisatorischen Gründen:	
3.1.1. außerhalb der Langen Nacht (z.B. um den letzten Zug nach Hause zu erwischen)	2,9%
3.1.2. innerhalb der Langen Nacht (z.B. um V. nicht mit der Besuchermasse zu verlassen)	5,7%
weil nicht gefallen:	
3.2.1. anderer Musikgeschmack	2,9%
3.2.2. schlechte Qualität (z.B. schlechte Akustik, überlasteter Service)	8,6%
3.3. weil überfüllt	6,7%
Nicht besucht	
4.1. weil nicht stattgefunden	2,9%
4.2. weil überfüllt	13,3%
4.3. weil gar nicht erst hingegangen	5,7%
4.4. wegen Mängeln bei der Ausschilderung	1,9%

Tabelle 2.8: Taxonomie und Häufigkeit der Vorkommnisse während des Besuchs einer verteilten Veranstaltung

z.B. dem Vermeiden von Gedränge am Ausgang, bis hin zu qualitativen Mängeln, wie z.B. überlastetem Bedienpersonal. Hierbei lässt sich auch noch zwischen eher objektiven Gründen, wie z.B. einer schlechten Akustik, und subjektiven Gründen, wie z.B. einem anderen Musikgeschmack differenzieren. Des Weiteren kann eine überfüllte Veranstaltung zu einem kürzeren Besuch führen, wenn z.B. lange Schlangen am Einlass den Beginn des Veranstaltungsbesuchs verzögern. Ein weiteres Viertel der Besuche fand gar nicht erst statt. Einer der häufigsten Gründe war auch hier, dass eine Veranstaltung überfüllt war; allerdings führte dies nicht nur zu einer Verkürzung des Besuchs, sondern dieser entfiel komplett, z.B. wegen eines Einlassstopps. Betrachtet man beide Konsequenzen gemeinsam, so zeigt sich, dass diese bei etwa jedem fünften Veranstaltungsbesuch auftraten.

Insgesamt musste bei  $\frac{2}{3}$  aller Besuche oder geplanten Besuche von einem vorab angedachten Abendverlauf abgewichen werden, da sich die tatsächliche Besuchsdauer von der erwarteten unterschied. In etwa der Hälfte aller Fälle stand zusätzliche Zeit zur Verfügung; in solchen Situationen möchten die Besucher diese möglicherweise zum Verlängern der anderen geplanten Veranstaltungsbesuche oder zum Besuch zusätzlicher Veranstaltungen nutzen.

Zusammenfassend kann man sagen, dass Umplanungen auf der Musikknacht eher die Regel als die Ausnahme sind. Die gefassten Pläne werden aus diversen Gründen verändert oder sogar ganz verworfen. Die Berichte und Erfahrungen aus den beiden anderen Langen Nächten lassen vermuten, dass dies auf verteilte

Veranstaltungen im Allgemeinen zutrifft. Ein Assistenzsystem muss demnach die Nutzer nicht nur vorab bei der Abendplanung unterstützen, sondern diesen auch unterwegs beim Umplanen helfen, wenn sie hinter den vorgenommenen Plan zurückfallen oder zusätzliche Zeit verfügbar wird.

### 2.3.3 Identifizierte Aufgaben

Die in diesem Kapitel durchgeführten Studien geben Einblicke darin, mit welchen Aufgaben sich die Besucher von verteilten Veranstaltungen konfrontiert sehen. Folgende Aufgabenliste (engl. task list) lässt sich daraus ableiten (vgl. auch Schaller [2011]):

#### **Überblick und Vorauswahl:**

Zunächst versuchen die meisten Besucher einen Überblick über die angebotenen Veranstaltungen zu bekommen und die für sie interessanten von den uninteressanten zu trennen. Eine häufige Strategie hierbei ist das Markieren der entsprechenden Seite im Veranstaltungsheft mit einem „Eselsohr“ oder Klebezettel. Auch die offiziellen Webseiten der Veranstaltungen bieten oft eine solche Möglichkeit; Besucher können die von ihnen ausgesuchten Veranstaltungen in eine Agenda aufnehmen, ähnlich einem virtuellen Warenkorb beim Online-Einkauf. Viele Besucher unterscheiden zwischen sogenannten *Sollveranstaltungen*, die sie auf jeden Fall besuchen möchten und *Kannveranstaltungen*, die sie interessant finden, deren Besuch jedoch noch nicht feststeht (siehe Kapitel 2.3.1). Welche Kriterien die Besucher bei ihrer Veranstaltungsauswahl berücksichtigen, wurde in Kapitel 2.2.3.3 näher beleuchtet.

#### **Veranstaltungsauswahl und Bestimmung der Reihenfolge:**

Aus den markierten Veranstaltungen kann dann in einem nächsten Schritt eine Tour zusammengestellt werden, d.h. die Besucher entscheiden sich für eine Teilmenge der markierten Veranstaltungen und bringen diese in eine günstige Reihenfolge. In Kapitel 2.2.3.4 wurde dargelegt, auf welche Aspekte die Besucher hierbei Wert legen. Wie detailliert die dabei erstellte Tour ausfällt, variiert von Besucher zu Besucher, so dass der Plan eventuell während des Abends noch weiter konkretisiert wird: Manche Besucher legen nur die erste zu besuchende Veranstaltung fest und entscheiden spontan nach jeder Veranstaltung, welche der markierten Veranstaltungen sie als nächstes besuchen wollen, während andere die genaue Reihenfolge und geschätzte Besuchsdauer, z.B. auf einem Zettel, festhalten.

### **Navigation zu den Veranstaltungen:**

Steht die nächste zu besuchende Veranstaltung fest, so ist der Besucher mit der Planung des Weges dorthin konfrontiert. Hierbei können mehrere verschiedene Modalitäten der Fortbewegung zum Einsatz kommen, wie z.B. die Shuttle-Busse, der reguläre öffentliche Nahverkehr, private PKWs, Fahrräder oder auch einfach nur das Gehen zu Fuß. Wie in der Aufgabenstellung in Kapitel 1.3 beschrieben, werden in dieser Arbeit ausschließlich die Nutzung des öffentlichen Nahverkehrs (inkl. der Shuttle-Busse) und Fußwege betrachtet; laut LNdMusik-Befragung [2010] sind diese mit insgesamt 87% die von den Besuchern am häufigsten genutzten Varianten.

### **Informieren über Veranstaltungsdetails:**

Während des Abends kann das Bedürfnis aufkommen, über die aktuell besuchte Veranstaltung oder über noch folgende Veranstaltungen Informationen einzuholen. Im Gegensatz zur Veranstaltungsauswahl geht es hier nicht mehr darum, ob die Veranstaltung besuchenswert ist, sondern um Hintergrundinformationen im weitesten Sinne, wie z.B. die regulären Öffnungszeiten des Veranstaltungsortes außerhalb der verteilten Veranstaltung. Einen ersten Anhaltspunkt hierfür stellt das Programmheft dar, welches häufig Zusatzinformationen, wie z.B. Telefonnummern und Web-Adressen, bereithält. Weiterführende Informationen können dann, z.B. auf einem Smartphone, abgerufen werden.

### **Änderung der Abendplanung:**

Während des Besuchs der verteilten Veranstaltung kann es vorkommen, dass aus diversen Gründen von einem vorab geplanten Abendverlauf abgewichen werden muss (vgl. Kapitel 2.3.1 und 2.3.2). Die Ursachen hierfür lassen sich grob in solche einteilen, die vom Besucher ausgehen und solche, die durch das Umfeld beeinflusst werden. Beispiel für Ersteres ist ein Besucher, dem es bei einer Veranstaltung so gut gefällt, dass er länger verweilen möchte; Letzteres tritt z.B. dann ein, wenn eine Veranstaltung bereits geschlossen ist, obwohl sie laut Programmheft noch geöffnet sein sollte. Beides kann dazu führen, dass der Besucher seine Abendplanung anpasst und nachfolgende Veranstaltungsbesuche umorganisiert. Ist der Besucher hinter seinen Plan zurückgefallen, so werden geplante Veranstaltungen eventuell komplett gestrichen oder deren Besuchsdauer verkürzt. Auch ein Ändern der Reihenfolge kann nötig sein, falls Veranstaltungen sich aus zeitlichen Gründen, z.B. aufgrund fester Starttermine, nicht aufschieben lassen. Wenn andererseits Zeit frei wird, so können Veranstaltungsbesuche ausgedehnt oder sogar weitere Veranstaltungen eingeplant werden.

### **Spontane Auswahl geeigneter Veranstaltungen:**

Sowohl eher spontane Besucher als auch diejenigen Besucher, die vorab erstellte Pläne nun ändern wollen, können vor der Aufgabe stehen, unterwegs Veranstaltungen zu finden, die für sie interessant sind, sich aber auch in der Nähe der aktuellen Position oder des bisherigen Plans befinden und zeitlich passen. Hierbei vermischen sich die inhaltlichen Anforderungen an die zu wählende Veranstaltung mit pragmatischen Überlegungen.

Diese vorgestellten Aufgaben lassen sich, analog zu der Arbeit von Ludwig et al. [2011], in zwei Phasen aufteilen: Eine Planungsphase und eine Ausführungsphase. Erstere kann vor dem Start der verteilten Veranstaltung, z.B. zu Hause, durchgeführt werden, im Fall von spontanen Besuchern jedoch auch erst später auf dem Weg zur verteilten Veranstaltung oder sogar erst vor Ort. Die Ausführungsphase findet erst auf der verteilten Veranstaltung statt. Die in dieser Phase eventuell notwendigen Umplanungen einer vorab festgelegten Tour erfordern ähnliche Schritte wie beim Planen einer Tour in der ersten Phase. Allerdings wird hierbei meist ein schon vorhandener Plan nur soweit wie notwendig abgewandelt.

Nach dem Abschluss der Umfeld-, Nutzer- und Aufgabenanalyse sind die Rahmenbedingungen für die Nutzung des zu entwickelnden Systems festgelegt. Bevor diese Ergebnisse in Kapitel 4 in Anforderungen an das System übersetzt werden, soll jedoch im nächsten Kapitel ein Überblick über bereits vorhandene Systeme gegeben werden, die ähnliche Problemstellungen behandeln.

# Kapitel 3

## Verwandte Systeme und Forschungsgebiete

Bevor näher auf das entwickelte System eingegangen wird, sollen in diesem Kapitel vorhandene Arbeiten betrachtet werden, die sich mit einer ähnlichen Fragestellung befassen, sowie Forschungsgebiete vorgestellt werden, die einen Bezug zu der hier bearbeiteten Problemstellung aufweisen.

### 3.1 Verwandte Systeme

Zunächst werden in Kapitel 3.1.1 Systeme für die gleiche Anwendungsdomäne, d.h. weitere Apps für verteilte Veranstaltungen, untersucht, bevor in Kapitel 3.1.2 und 3.1.3 Systeme für zwei verwandte Anwendungsgebiete, Messe- und Touristenführer, betrachtet werden.

#### 3.1.1 Lange-Nacht-Apps

Als mit dieser Arbeit im Jahr 2010 begonnen wurde, stellten nur wenige verteilte Veranstaltungen Apps für ihre Besucher zur Verfügung; mittlerweile jedoch werden für einige Veranstaltungen Apps angeboten. Über die Webseiten der in Kapitel 2.1.1 aufgelisteten verteilten Veranstaltungen in Deutschlands Großstädten sowie einer Suche im Android Play Store konnten insgesamt 15 Apps bzw. WebApps<sup>1</sup> gefunden werden; sie werden in diesem Kapitel vorgestellt<sup>2</sup>.

---

<sup>1</sup> Mobile WebApps sind mittels Web-Techniken umgesetzte Anwendungen, die im Smartphone-Browser lauffähig sind.

<sup>2</sup> Untersucht wurden nur diejenigen Apps, bei denen der Nutzer zumindest die Möglichkeit hat, für ihn interessante Veranstaltungen auf eine Merkliste zu setzen. In der Auflistung fehlen ebenfalls die drei in dieser Arbeit untersuchten Langen Nächte.

Insbesondere wird hierbei untersucht, wie die in Kapitel 2.3.3 identifizierten Aufgaben unterstützt werden. Die betrachteten Apps bieten den Nutzern – wie in Tabelle 3.1 gezeigt – die folgenden Möglichkeiten:

### **Überblick und Vorauswahl:**

Das Veranstaltungsangebot wird in den verschiedenen Apps auf unterschiedliche Weise präsentiert. Einige Apps listen Veranstaltungen in der Reihenfolge auf, wie sie an den Shuttle-Bustouren gelegen sind und folgen damit dem gängigen Aufbau der gedruckten Programmbroschüren. Viele Apps bieten eine alphabetische Auflistung der Veranstalter an; in der Regel entspricht dies einer Sortierung nach Veranstaltungsort. Eine Kartenansicht gibt Auskunft über die relative Lage der einzelnen Veranstaltungsorte zueinander. Mit einer Sortierung der Veranstaltungstermine nach ihrer Anfangszeit wird die Veranstaltungsauswahl unter einem zeitlichen Aspekt ermöglicht. Den Inhalt der Veranstaltungen berücksichtigt eine Kategorisierung nach Veranstaltungstyp (wie z.B. Ausstellung, Führung, Mit-Mach-Aktion) oder nach Thema, welches dann natürlich vom Motto der jeweiligen verteilten Veranstaltung abhängt (z.B. Kunst, Geschichte und Naturkunde auf einer Museumsnacht). Mittels einer Suchfunktion können die Titel und bei manchen Apps auch die Beschreibungen der Veranstaltungen durchsucht werden. Eine vom Nutzer als interessant empfundene Veranstaltung kann dann als Favorit markiert werden und somit auf einen digitalen Merkzettel aufgenommen werden. Hierbei bieten die Apps unterschiedliche Möglichkeiten, was markiert werden kann: Veranstaltungsorte, Veranstaltungen oder einzelne Veranstaltungstermine (z.B. bei stündlichen Führungen).

### **Veranstaltungsauswahl und Bestimmung der Reihenfolge:**

Die Reihenfolge der einzelnen Veranstaltungen auf dem Merkzettel kann nach der Reihenfolge des Hinzufügens oder nach der Anfangszeit der Veranstaltungen sortiert sein. Die (mobile) Webseite der Stuttgarnacht erlaubt es dem Nutzer, seine Favoriten manuell umzusortieren. Nur die App zur Wissenschaftsnacht in Dresden bietet dem Besucher (seit Version 2014) Unterstützung dabei an, eine Auswahl zu treffen und eine geeignete Reihenfolge von Veranstaltungen zu ermitteln. Hierzu muss der Nutzer Startzeit und Dauer angeben, um sich vom System drei Tourvorschläge generieren zu lassen. Bei der Planung dieser Touren wird die Fahrzeit zwischen den Veranstaltungen entsprechend berücksichtigt. Allerdings scheinen zeitliche Aspekte der Veranstaltungen nur unzureichend berücksichtigt zu werden, da Veranstaltungen teilweise außerhalb ihrer Öffnungszeiten eingeplant werden. Zudem wird bei Veranstaltungen mit einer Öffnungszeit bis zu einer Stunde ein Besuch für die gesamte Zeit eingeplant; bei längeren Öffnungszeiten wird ein Besuch für 15 Minuten eingeplant, wobei diese Besuchsdauer

	Museumsnacht Zürich 2011 TechTalk GmbH / v1.01	Museumsnacht Koblenz 2014 iGotMyApp / v1.1.11	Museumsnacht Kassel 2014 * maatel + schölzel AG / v1.06	Blaue Nacht Nürnberg 2013 Eventbase Inc. / v1.2	Wissenschaftsnacht Berlin 2014 TU Berlin / v1.2.6	Museumsnacht Schaffhausen 2014 Socialbit GmbH / v1.1	Museumsnacht Halle+ Leipzig 2014 grabauer / v0.2	Theaternacht Hamburg 2014 agentur21029 / v3.1	Wissenschaftsnacht Leipzig 2014 * Offizielle Webseite (Stand 03/2015)	Wissenschaftsnacht Hamburg 2013 Hamburger AppWerit / v1.47	Stuttgarnacht/Museumsnacht 2014 Offizielle Webseite (Stand 03/2015)	Museumsnacht Stuttgart 2014 Johannes Bazer / v0.4	ExtraSchicht (Ruhgebiet) 2014 Delius Digital / v1.7.3	Museumsnacht Berlin 2014 Delius Digital / v1.7.5	Wissenschaftsnacht Dresden 2014 * TU Dresden / v2014.1
<b>Überblick &amp; Vorauswahl</b>															
nach Shuttle-Bustour					✓	✓				✓	✓		✓		✓
nach Veranstalter/Ort	✓	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓
Kartenansicht	✓		✓	✓			✓	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓
nach Öffnungszeit				✓					✓		✓				✓
nach Veranstaltungstyp		✓					✓		✓		✓			✓	✓
nach Veranstaltungsthema				✓	✓	✓	✓	✓	✓		✓		✓	✓	✓
Suche/Filtern			✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Favoriten/Merkzettel	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
<b>Auswahl &amp; Reihenfolge</b>															
nach Anfangszeit sortiert		✓		✓				✓		✓		✓		✓	✓
Reihenfolge festlegbar											✓				
Auswahl & Reihenfolge berechnen lassen															✓
<b>Navigation</b>															
Fahrplaninformationen		✓					✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Nav. über externe App			✓	✓	✓	✓				✓	✓	✓	✓	✓	
integrierte Navigation							✓								✓
<b>Veranstaltungsdetails</b>															
Beschreibungstext	✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Bild		✓	✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
Bus/Haltestelle			✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
integrierte Karte			✓	✓			✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓	✓
Karte über externe App					✓	✓				✓	✓	✓			
Telefonnummer		✓	✓					✓	✓	✓			✓	✓	✓
Links zu Webseiten		✓	✓	✓		✓		✓	✓	✓			✓	✓	✓
<b>Planänderung</b>															
Veranstaltung abwählen	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓			✓	✓	✓	✓	✓
Reihenfolge ändern											✓				
Besuchsdauer ändern															
<b>V. in der Nähe</b>															
Umkreissuche							✓	✓			✓				✓

Tabelle 3.1: Verfügbare Apps für Lange Nächte und deren gebotene Funktionalität

\* Einige Funktionen dieser Apps konnten nicht getestet werden, da sie mittlerweile nicht mehr zur Verfügung stehen, z.B. weil notwendige Server (teilweise) offline sind.

fest vorgegeben ist und vom Nutzer nicht verändert werden kann. Start- und Zielpunkt der Touren werden vom System selbst gewählt und können ebenfalls nicht beeinflusst werden. Auch eine Individualisierung des Plans ist nicht möglich, wodurch der Nutzer vor die Wahl gestellt wird, sich mit einem der drei generierten Pläne zu arrangieren oder auf die App-Unterstützung bei der Abendplanung komplett zu verzichten.

### **Navigation zu den Veranstaltungen:**

Bei der Navigation des Besuchers zu einer Veranstaltung verfolgen die untersuchten Apps verschiedene Ansätze. Eine Vielzahl bietet Fahrplaninformationen an, d.h. Linienverläufe und zum Teil Fahrpläne der Shuttle-Buslinien oder des öffentlichen Nahverkehrs. Eine geeignete Busverbindung zu einer Veranstaltung herauszusuchen, wird in diesem Fall jedoch den Besuchern überlassen. Andere Apps hingegen bieten Unterstützung hierfür mit Hilfe externer Anwendungen; über eine standardisierte Schnittstelle werden dem Nutzer alle installierten Apps angeboten, die mit GPS-Koordinaten umgehen können<sup>3</sup>, wie z.B. Apps der regionalen Verkehrsbetriebe, PKW-Navigationssysteme oder Google Maps. Nachteil dieser Lösung ist es, dass hierbei die Shuttle-Busse nicht berücksichtigt werden. Zwei der betrachteten Apps bieten eine integrierte Navigation an, wobei die Museumsnacht-App in Halle und Leipzig Anweisungen für Fußgänger anzeigt und die auf der Wissenschaftsnacht in Dresden angebotene App Verbindungen im Dresdner ÖPNV-Netz nutzt. Insgesamt erscheint die angebotene Unterstützung für Nutzer der Shuttle-Buslinien – dem laut LNdMusik-Befragung [2010] mit 47% meistgenutzten Verkehrsmittel – wenig zufriedenstellend.

### **Informieren über Veranstaltungsdetails:**

Die meisten Apps enthalten Beschreibungstexte und Bilder für die angebotenen Veranstaltungen. Über die Lage der Veranstaltungen geben die Adresse, zugeordnete Haltestellen sowie integrierte oder über externe Apps realisierte Kartenansichten Auskunft. Einige Anwendungen bieten darüber hinaus Zusatzinformationen zu den Veranstaltern, wie z.B. Telefonnummern oder Weblinks.

### **Änderung der Abendplanung:**

Die meisten Apps bieten die Möglichkeit zur Abwahl von Veranstaltungen, d.h. ein Entfernen vom Merkzettel. Bei der Stuttgarnacht ist zusätzlich ein Umsortieren des Merkzettels möglich. Die Tourvorschläge der App zur Wissenschaftsnacht in Dresden – der einzigen App, die das Erzeugen von kompletten

---

<sup>3</sup> Technisch wird dies z.B. über sogenannte Intents (dt. Absichten) realisiert, die Apps versenden und auf die andere Apps reagieren können; z.B. ein `Geo-Intent` zur Anzeige auf einer Karte oder ein `Navigation-Intent` zur Navigationsassistentz. Quelle: <https://developers.google.com/maps/documentation/android/intents> (02.04.2015).

Abendplänen ermöglicht – sind nicht modifizierbar, was sowohl ein Vertauschen der Reihenfolge als auch ein Ändern der Besuchsdauer betrifft; ein Ergänzen oder Abwählen von Veranstaltungen ist nur über ein erneutes Generieren von Tourvorschlägen möglich. Für den in Kapitel 2.3.2 gezeigten, häufigen Fall einer Touränderung gibt es somit nur unzureichende Assistenz.

### **Spontane Auswahl geeigneter Veranstaltungen:**

Einige Apps bieten Unterstützung bei der Suche nach Veranstaltungen in der Nähe des aktuellen Aufenthaltsortes des Nutzers, wobei teilweise auch die aktuelle Uhrzeit berücksichtigt wird.

Einige der untersuchten Apps bieten darüber hinaus Unterstützung für die in dieser Arbeit ausgeklammerte Interaktion mit anderen Besuchern. Beispiele hierfür sind eine Integration von sozialen Medien wie Facebook oder Twitter, so dass veranstaltungsbezogene Nachrichten, wie z.B. Erfahrungsberichte, veröffentlicht und gelesen werden können. Bei der Stuttgarnacht bekommt der Nutzer die Möglichkeit, seinen kompletten Merkzettel (in Form einer URL) anderen weiterzuempfehlen („zu teilen“).

Im Großen und Ganzen unterstützen die vorhandenen Lange-Nacht-Apps den Nutzer insbesondere dabei, sich einen Überblick über das Veranstaltungsprogramm zu verschaffen und bieten ihm ausführliche Informationen zu den einzelnen Veranstaltungen. Eine Navigationsassistenz wird, sofern vorhanden, meistens durch externe Anwendungen realisiert.

### **3.1.2 Messe-Apps**

Apps für Messebesucher bieten Unterstützung für Aufgaben, die denen ähneln, welche in Kapitel 2.3.3 für den Besuch Langer Nächte ermittelt wurden; deshalb gleichen sich auch die von den jeweiligen Apps bereitgestellten Funktionen. Das Messeangebot kann durchsucht und unter verschiedenen Gesichtspunkten gefiltert werden. Über den jeweiligen Aussteller können diverse Hintergrundinformationen abgerufen und für interessant befundene Einträge auf einen Merkzettel gesetzt werden. Im Folgenden sollen einige der von diesen Apps darüber hinaus angebotenen Funktionen näher betrachtet werden.

Viele Messe-Apps werden von Firmen erstellt, die sich auf dieses Gebiet spezialisiert haben, wie die Firma Eventbase Technology Inc., die z.B. für die Frankfurter Buchmesse, aber auch für die in Texas stattfindende Mischung aus Festival und Messe „South by Southwest“ Apps entwickelt. Neben einer Integration von sozialen Medien bieten diese auch die Möglichkeit, zu jedem Aussteller persönliche Notizen zu vermerken. Bei den Apps der Firma Heidelberg Mobil International GmbH – u.a. IFA 2014, CeBIT 2014, Hannover Messe 2015 – ist

diese Funktionalität noch weiter ausgebaut. Neben Textnotizen können auch Bilder sowie Ton- und Videoaufnahmen für jeden Aussteller hinterlegt werden. Veranstaltungen können nicht nur auf den Merktzettel gesetzt werden, sondern die Besucher können ihr Interesse zudem mit 1 bis 5 „Sternen“ vermerken. Der Wunsch nach einer derartigen Veranstaltungspriorisierung wurde bereits in Kapitel 2.3.1 für Lange Nächte erwähnt. Um den Überblick über noch zu besuchende Veranstaltungen zu behalten, können Veranstaltungen als besucht markiert werden. Auf dem Messegelände können die Apps den kürzesten Fußweg zu einer Veranstaltung berechnen und auf einem Lageplan der Messehallen anzeigen.

Insgesamt unterstützen die Messe-Apps vorwiegend bei der Auswahl von Veranstaltungen und bei der Navigation vor Ort.

### 3.1.3 Touristenführer-Apps

Auf dem Gebiet der (mobilen) Assistenzsysteme für Touristen gibt es eine beinahe unüberschaubare Anzahl von Systemen mit sowohl kommerziellem als auch wissenschaftlichem Hintergrund. Etliche Veröffentlichungen versuchen hierüber einen Überblick zu geben, wobei sie verschiedene Einteilungskriterien zugrunde legen. Anhand einiger Veröffentlichungen soll im Folgenden aufgezeigt werden, welche verschiedenen Ansätze und Funktionalitäten für Touristensysteme existieren<sup>4</sup>.

Schwinger et al. [2005] befassen sich mit webbasierten mobilen Touristenführern. Sie untersuchen insbesondere, welche Kontextinformationen, z.B. Ort und Zeitpunkt der Nutzung, verwendetes Endgerät und Netz, aber auch welche Eigenschaften des Nutzers von den betrachteten Systemen verarbeitet werden. Bei den aufgelisteten Systemen bestehen die verwendeten Kontextinformationen hauptsächlich aus dem Nutzungsort sowie Informationen über den Nutzer. Die Autoren bemängeln hierbei, dass soziale Aspekte zu wenig berücksichtigt werden, obwohl Touristen üblicherweise in Gruppen unterwegs sind. Zudem untersuchen sie den bereits in Kapitel 1.2 für Assistenzsysteme vorgestellten Aspekt der Anpassbarkeit für Touristensysteme. Dies reicht von einfachen Anpassungen, z.B. dem Sortieren und Filtern einer Ergebnisliste, bis zu tiefgreifenden Anpassungen, beispielsweise dem Entfernen von Sehenswürdigkeiten aus einer vorgeschlagenen Tour. Schwinger et al. [2005] merken an, dass es zwar viele Systeme gibt, die geführte Touren anbieten, diese sich jedoch nicht an unvorhergesehene Ereignisse, wie z.B. Wetteränderungen, anpassen (lassen).

---

<sup>4</sup> Darüber hinaus existieren hier nicht näher betrachtete Arbeiten über den Vergleich allgemeiner mobiler Guides (dt. Wegweiser), die auch Touristensysteme mit einschließen, z.B. von Kray u. Baus [2003], Baus et al. [2005] oder Emmanouilidis et al. [2013].

Grün et al. [2008] betrachten bei ihrer Untersuchung zunächst, an welchen Informationen Touristen Bedarf haben, wobei sie u.a. zwischen Informationen über Unterkünfte, Veranstaltungen, Restaurants, Verkehrsverbindungen, Einkaufsmöglichkeiten, Touristenattraktionen und das Wetter unterscheiden. Ausgehend hiervon werden die ausgewählten Systeme daraufhin untersucht, inwieweit sie Touristen dabei unterstützen, diese Informationsbedürfnisse zu stillen. Hierbei betrachten die Autoren auch die bereits in Kapitel 1.2 für Assistenzsysteme aufgezeigten Aspekte der Initiative und der Anpassbarkeit. Zusammenfassend halten Grün et al. [2008] fest, dass dem Nutzer vor allem Informationen über Touristenattraktionen, Veranstaltungen und Restaurants zur Verfügung gestellt werden; das Potenzial der Systeme, sich an den Kontext anzupassen, wird jedoch von den untersuchten Systemen nur wenig genutzt. Laut Grün et al. [2008] sollte die Relevanz von Informationen, welche dem Nutzer bereitgestellt werden, auf Basis mehrerer Faktoren, wie z.B. seines Nutzerprofils und seines Aufenthaltsortes, bewertet werden.

Von Kenteris et al. [2011] werden ebenfalls mobile Anwendungen untersucht, die Touristen beim Abrufen von Informationen und bei der Navigation unterstützen. Sie unterscheiden die Systeme nach der Art der genutzten Daten, wie Nutzerprofilen oder Kontextinformationen, und wo diese gespeichert werden. Lokal auf dem Endgerät vorgehaltene Daten machen die Systeme weniger abhängig von einer (ständigen) Netzverbindung; andererseits macht es ein zentraler Server – von dem Informationen erst bei Bedarf abgerufen werden – einfacher, Aktualisierungen der Daten durchzuführen, wie z.B. bei geänderten Öffnungszeiten von Sehenswürdigkeiten. Zudem untersuchen Kenteris et al. [2011] die verwendeten Lokalisierungstechniken (vgl. auch Kapitel 2.1.3), wobei die meisten Systeme GPS nutzen. Die Autoren listen verschiedene Funktionen auf, welche die jeweiligen Systeme auszeichnen. Viele Systeme ermöglichen eine Kommunikation der Nutzer untereinander. Andere bieten die Möglichkeit, komplette Touren zu generieren, die aus denjenigen Sehenswürdigkeiten bestehen, die für den Nutzer interessant sind. Manche Systeme ermöglichen es auch, eine Art Tagebuch zu führen, um somit im Nachhinein eine Übersicht über die besuchten Orte zu erhalten. Kenteris et al. [2011] sehen mehrere Entwicklungspotenziale für Touristensysteme wie die Integration mobiler sozialer Netzwerke, eine Verbesserung der Tourgenerierung (insbesondere der Evaluation solcher Dienste) und den weiteren Ausbau personalisierter Empfehlungen.

Gavalas et al. [2013b] konzentrieren sich bei ihrer Analyse auf mobile Empfehlungssysteme für Touristen. Sie listen fünf Unterstützungsarten auf, die von diesen Systemen angeboten werden:

- Empfehlung von touristischen Attraktionen:  
Hierbei werden diejenigen Orte empfohlen, die für den Besucher potentiell sehenswert sind, weshalb diese auch als *Point of Interest (POI)* bezeichnet werden.
- Empfehlung von Dienstleistungen für Touristen:  
Dies umfasst Orte, welche Bestandteil der organisatorischen Planung des Besuchs sind, wie z.B. Restaurants, Hotels oder Transportmöglichkeiten.
- Integration von nutzergenerierten Inhalten:  
Mittels sozialer Medien können sich Nutzer gegenseitig Empfehlungen aussprechen, z.B. mittels Kommentaren oder Fotos.
- Empfehlung von Routen:  
Touristen werden dabei unterstützt, zu den von ihnen ausgewählten Orten zu gelangen, indem z.B. mögliche Busverbindungen vorgeschlagen werden.
- Empfehlung von Touren<sup>5</sup>:  
Touristen besuchen üblicherweise mehrere POIs an mehreren Tagen. Ein System kann hierbei unterstützen, indem es eine „sinnvolle“ Reihenfolge vorschlägt, wobei es eine Vielzahl von Nebenbedingungen – Öffnungszeiten, Pausen, usw. – zu berücksichtigenden gilt.

Üblicherweise assistieren Touristensysteme dem Nutzer durch eine Kombination dieser Unterstützungsarten. So bietet der von Ricci et al. [2002] entwickelte *Intelligent Travel Recommender* dem Nutzer die Möglichkeit, ein Bündel bestehend aus einem Hotel, mehreren Museumsaufenthalten, eventuellen Veranstaltungsbesuchen und weiteren touristischen Aktivitäten zu bilden. Das System versucht dabei zunächst, die vom Benutzer angegebenen Vorgaben exakt zu erfüllen, relaxiert diese jedoch falls nötig.

Von den fünf von Gavalas et al. [2013b] aufgeführten Unterstützungsarten sollen im Folgenden zwei näher betrachtet werden, da diese von besonderer Relevanz für die Lange-Nacht-Domäne sind: Das Empfehlen von POIs und das Empfehlen von Touren.

## Touristensysteme, die POIs empfehlen

Sogenannte *kontextsensitive Systeme* (engl. context-aware systems) stellen dem Nutzer relevante Informationen auf Grundlage seines aktuellen Kontexts bereit. *Empfehlungssysteme* hingegen versuchen, aus einer großen Menge an Daten

<sup>5</sup> Der Übergang zwischen dem Vorschlagen von Routen zu nur einem Ort und ganzen Touren mit mehreren Orten ist fließend, weshalb diese beiden Unterstützungsarten in einer anderen Veröffentlichung von Gavalas et al. [2013a] zusammengefasst werden.

diejenigen Informationen herauszufiltern, die den Interessen des Nutzers entsprechen. Van Setten et al. [2004] zeigen auf, dass beide Ziele vergleichbar sind, da sie dem Nutzer Informationen bereitstellen, die für ihn von Bedeutung sind. Ihr für die niederländische Stadt Enschede entwickeltes System *COMPASS* ist ein kontextsensitives Empfehlungssystem, welches zweistufig arbeitet: Zunächst werden all diejenigen POIs ausgefiltert, die nicht zum aktuellen Kontext, wie z.B. dem Nutzerstandort und der Tageszeit, passen. Anschließend werden die verbliebenen POIs auf Grundlage eines Nutzerprofils, das Informationen über das Interesse des Nutzers an verschiedenen POI-Kategorien beinhaltet, von einem Empfehlungssystem bewertet; hierbei wird der Kontext eventuell ein weiteres Mal berücksichtigt. Eine Evaluation des Gesamtsystems zeigte, dass Nutzer selbst entscheiden wollen, nach welchen Kriterien sie POIs auswählen; deshalb sollten sie auch die Kontrolle darüber haben, welche Kontextfaktoren vom Empfehlungssystem berücksichtigt werden.

Das von Kenteris et al. [2006, 2009] entwickelte Touristensystem *myMytilene-City* für die griechische Stadt Mytilini bietet Nutzern zunächst auf einer Webseite die Möglichkeit, für sie interessante Orte auszuwählen; hierfür kann das Angebot nach Kategorien (Veranstaltung, Sehenswürdigkeit, Restaurant, usw.) gefiltert werden. Zudem können sich Nutzer gegenseitig Vorschläge unterbreiten. Anschließend werden, um Datenvolumen zu sparen, nur die gewählten Orte in eine App „verpackt“, die der Nutzer sich dann auf seinem Mobiltelefon installieren kann. Dieses System wurde später zum *Mobile Tourism Recommendation System* [Gavalas u. Kenteris, 2011] erweitert, welches auf Basis der Bewertungen, die andere Touristen für einen Ort vergeben haben, Empfehlungen erstellt. Darüber hinaus werden verschiedene weitere Kontextfaktoren berücksichtigt, wie z.B. der Aufenthaltsort des Nutzers, die aktuelle Uhrzeit oder die Wetterverhältnisse. Die Evaluation, die mittels einer Feldstudie durchgeführt wurde, zeigte u.a., dass die Qualität der Empfehlungen darunter litt, wenn nur wenige Besucher Bewertungen für POIs abgaben; dieses sogenannte *Kaltstartproblem* wird in Kapitel 3.2.3 noch genauer betrachtet.

Die beiden vorgestellten Beispielsysteme zeigen zwei grundsätzliche Funktionsweisen von Empfehlungssystemen: *Inhaltsbasierte Empfehlungssysteme* sammeln thematische Präferenzen im Nutzerprofil; zur Generierung von Empfehlungen werden die Inhalte der zur Verfügung stehenden POIs mit diesem abgeglichen. Bei *kollaborativen Empfehlungssystemen* hingegen besteht das Nutzerprofil aus den gewählten oder bewerteten POIs des Nutzers. Man geht davon aus, dass andere Nutzer, die in einer Vielzahl gewählter POIs mit diesem Nutzer übereinstimmen, ähnliche Interessen haben und empfiehlt deshalb deren weitere, nicht übereinstimmende, POIs auch diesem Nutzer. Werden beide Ansätze kombiniert, so spricht man von einem *hybriden Empfehlungssystem*.

Kabassi [2010] teilt in ihrem Übersichtsartikel die vorhandenen mobilen Touristenempfehlungssysteme in inhaltsbasierte, kollaborative und hybride Empfehlungssysteme ein, wobei die überwiegende Mehrheit inhaltsbasiert vorgeht. Zudem unterscheidet sie danach, was Gegenstand der Empfehlung ist, u.a. Hotels, Flüge, Restaurants oder Sehenswürdigkeiten (POIs). Für jede dieser Rubriken untersucht sie, welche Eigenschaften bei der Empfehlung relevant sind; für POIs sind dies folgende Eigenschaften: Kategorie, Distanz, Preis, Ort, Zeitpunkt, Wetter, Transportmöglichkeiten, Erfahrung und Interesse. Von den untersuchten Systemen werden für Empfehlungen am häufigsten Ort, Zeitpunkt und Kategorie genutzt.

Kapitel 3.2.3 stellt die verschiedenen Arten von Empfehlungssystemen genauer vor und zeigt auf, wie diese umgesetzt werden können.

## **Touristensysteme, die Touren generieren**

Das von Maruyama et al. [2004] entwickelte mobile System *P-Tour* hilft Touristen bei der Planung und Durchführung einer Stadtbesichtigung. Hierzu legt der Nutzer zunächst für jede Sehenswürdigkeit fest, wie wichtig ihm der Besuch ist und wie lange er bei dieser verweilen möchte. Zudem wählt er einen geeigneten Startpunkt der Besichtigungstour. P-Tour erstellt hieraus eine Tour, d.h. eine Liste von Besuchen bei POIs mit jeweiliger Start- und Endzeit. Hierbei müssen die Dauer der Fußwege zwischen den POIs sowie deren Öffnungszeiten berücksichtigt werden. Ziel ist die Generierung einer Tour, die möglichst viele der gewählten POIs beinhaltet, wobei diese – entsprechend der vom Nutzer angegebenen Wichtigkeit – gewichtet werden. P-Tour unterstützt unterwegs mit Navigationsanweisungen und überwacht die Planausführung. Kann der Zeitplan nicht eingehalten werden, so wird auf Basis des aktuellen Standortes und Zeitpunktes eine Neuberechnung der Tour vorgenommen.

Der *Dynamic Tour Guide* von Hagen et al. [2005] und Kramer et al. [2006] ist ein ähnlich konzipierter mobiler Touristenführer für die Stadt Görlitz. Die verfügbaren POIs werden mit Hilfe einer Ontologie – in diesem Fall ein Schema zur Klassifikation von Sehenswürdigkeiten – modelliert; auch das Nutzerprofil wird auf diese Art repräsentiert und der Nutzer kann die für ihn interessanten Konzepte bzw. Kategorien, wie z.B. verschiedene Architekturstile oder Gebäudearten, auswählen. Die Autoren definieren ein Ähnlichkeitsmaß auf der Ontologie, wodurch das Interesse eines Nutzers an einem POI als skalarer Wert, d.h. einer Punktzahl, berechnet werden kann (vergleichbar mit der Wichtigkeit beim P-Tour-System). Das System versucht dann, eine optimale Tour zu finden,

d.h. die Summe der Punktzahlen der einzelnen in der Tour enthaltenen POIs zu maximieren. Um schneller Lösungen für dieses Planungsproblem zu finden, wird ein approximatives Verfahren basierend auf einer Tiefensuche eingesetzt. Wie beim System P-Tour wird der Nutzer unterwegs bei der Navigation unterstützt und bei einer Verzögerung von über einer halben Stunde eine Neuberechnung vorgeschlagen. In einer von Kramer et al. [2007] durchgeführten Feldstudie zeigte sich, dass die Nutzer sich nur grob an die vorgeschlagene Tour halten und häufig POIs auslassen oder hinzufügen. Eine ähnliche Verhaltensweise konnte, wie in Kapitel 2.3.2 beschrieben, für Lange-Nacht-Besucher festgestellt werden.

Das manuelle Auswählen von wichtigen POIs oder interessanten Kategorien kann aufwendig sein. Deshalb wird in dem von Kurata [2009, 2010, 2011] für Touristen entwickelten Tourplanungssystem *CT-Planner* ein anderer Ansatz verfolgt: Es werden mehrere unterschiedliche Touren erstellt, unter denen der Nutzer diejenige auswählt, die seinen Vorstellungen am besten entspricht. Hierdurch kann das System die Interessen des Nutzers lernen – d.h. ein Nutzerprofil bilden – und somit neue Tourvorschläge unterbreiten, unter denen dann erneut ausgewählt werden kann. Durch diese Interaktion werden die Touren schrittweise verbessert. Allerdings zeigten Nutzertests von Kurata u. Hara [2014], dass Nutzer die direkte Angabe ihres Nutzerprofils bevorzugen. Deshalb wurde in einer Weiterentwicklung auf dieses iterative Verfahren verzichtet; stattdessen wird das Nutzerprofil mit einem Wert, basierend auf einer einzigen Frage nach der grundsätzlichen Ausrichtung des Besuchs (z.B. Einkaufen, Entspannen, Lernen), initialisiert. Der Nutzer hat jedoch die Möglichkeit, seine Interessen explizit anzugeben.

Garcia et al. [2010a] entwickelten ein mobiles Touristensystem für die Stadt San Sebastian. Hierbei wählt der Nutzer zunächst zwischen vier Interessensprofilen. Ausgehend vom gewählten Profil wird jedem POI eine Punktzahl zugeordnet. Basierend auf dieser wird dann eine Tour generiert, so dass die Summe der Punktzahlen der enthaltenen POIs maximal wird. Hierbei müssen vom Nutzer vorgegebene Randbedingungen wie Startpunkt oder Budgetlimit, Daten der POIs wie Öffnungszeiten oder Eintrittspreise und Verbindungsinformationen wie Fahrpläne und Fahrzeiten berücksichtigt werden. Anschließend kann die Tour noch weiter an die Wünsche des Nutzers angepasst werden: POIs können eingefügt, entfernt oder deren Reihenfolge verändert werden.

Eine ganze Reihe weiterer Systeme bietet ebenfalls die Möglichkeit zur Tourplanung, wobei die Systeme sich in den von ihnen angebotenen Funktionen unterscheiden. Aufbauend auf Souffriau u. Vansteenwegen [2010] wird daher im Folgenden eine Übersicht über die in verschiedenen Touristensystemen vorhandenen Funktionalitäten gegeben:

- Abschätzung des Interesses eines Besuchers an einem POI
- Auswahl von POIs und Zusammenstellung einer Tour durch das System
- Berücksichtigung von Öffnungszeiten und Budgetlimits
- Möglichkeit, POI-Besuche als verpflichtend vorzugeben
- Zusätzliche Nutzung des öffentlichen Nahverkehrs, d.h zusätzlich zu Fußwegen
- Neuplanung der Tour im Fall von Verzögerungen
- Mehrtägige Planung mit einer Tour pro Tag
- Berücksichtigen der Wünsche aller Mitglieder einer Touristengruppe

Je nach gewünschter Funktionalität müssen die zugrunde liegenden Planungsalgorithmen angepasst werden, wie in Kapitel 3.2.5 gezeigt wird.

## **3.2 Verwandte Forschungsgebiete**

Die im vorangegangenen Kapitel beschriebenen Systeme unterstützen den Nutzer bei diversen Aufgaben, mit deren Assistenz sich auch verschiedene Forschungsgebiete beschäftigen. Diese sollen daher im Folgenden näher betrachtet werden. So steht bei allen untersuchten Systemen das Erlangen von Informationen über das vorhandene Angebot – seien es Veranstaltungen, Messestände oder POIs – durch den Nutzer im Vordergrund. Theorien darüber, wie Menschen allgemein bei der Suche nach Information vorgehen, werden in Kapitel 3.2.1 vorgestellt. Welche Algorithmen zum Einsatz kommen können, um Nutzer dabei zu unterstützen, wird in Kapitel 3.2.2 und 3.2.3 diskutiert, wenn es um die Suche nach bzw. das Empfehlen von Informationen geht. In Kapitel 3.2.4 wird die Verbindung zwischen dem Empfehlen einzelner Orte und dem Vorschlagen kompletter Touren aufgezeigt, bevor in Kapitel 3.2.5 Algorithmen zur Generierung von Touren besprochen werden. Den Abschluss bildet Kapitel 3.2.6 mit Erkenntnissen auf dem Gebiet der mobilen Mensch-Maschine-Interaktion.

### **3.2.1 Informationssuchverhalten**

Eine der in Kapitel 2.3.3 identifizierten Aufgaben, vor denen der Nutzer steht, ist es, sich einen Überblick über das Veranstaltungsangebot zu verschaffen, d.h. er durchsucht es nach für ihn interessanten Veranstaltungen.

Forschungsarbeiten über das menschliche *Informationssuchverhalten* (engl. Information Seeking Behavior) fokussieren sich klassischerweise auf *Arbeitsaufgaben* (engl. task). Eine solche besteht laut Hansen [1999] aus einer Sequenz von Aktivitäten mit dem Zweck, ein bestimmtes Ziel zu erreichen. Neben dieser eher konkreten Sichtweise – mit einem definierten Anfang und Ende, möglicherweise mehreren Unteraufgaben und einem sinnvollen Zweck – existiert für Byström [1999] darüber hinaus eine abstrakte Sichtweise; danach sind Arbeitsaufgaben die notwendigen Maßnahmen, um einer Arbeitsverpflichtung nachzukommen. Während die eigentliche Durchführung der Arbeitsaufgabe bei ersterer Sichtweise grundlegend ist, tritt sie bei letzterer in den Hintergrund.

Die Untersuchung des Suchverhaltens von Nutzern geht nun davon aus, dass jede Suche im Kontext einer Arbeitsaufgabe stattfindet, d.h. bei der Bearbeitung einer Aufgabe bedarf es Informationen, über die der Nutzer nicht (oder nicht mehr) verfügt. Sein *Informationsbedürfnis* (vgl. Taylor [1962]) kann der Nutzer einem System z.B. in Form einer *Anfrage* (engl. Query) mitteilen, welches daraufhin die passenden Informationen bereitstellt.

Als Beispiel sei hier ein Journalist genannt, der einen Artikel über die Pioniere der Informatik schreibt und hierzu wissen möchte, wie alt Konrad Zuse geworden ist. Aus diesem Informationsbedürfnis heraus formuliert er die Suchanfrage „Konrad Zuse“ für eine Internetsuchmaschine und bekommt von ihr mehrere Internetseiten vorgeschlagen. Eine davon ist der Wikipedia-Eintrag, welcher Geburts- und Sterbetag nennt. Aus diesen kann er die notwendige Information, nämlich 85 Jahre, entnehmen und somit sein Informationsbedürfnis stillen.

Die grundlegende, aber auch kontrovers diskutierte Annahme von Belkin [1980] ist hierbei, dass der Nutzer in der Lage ist, aus seinem Informationsbedürfnis eine Anfrage abzuleiten. Deshalb wird das Informationssuchverhalten von Belkin [1980] bzw. Belkin et al. [1982] folgendermaßen beschrieben: Nutzer suchen nach Informationen, um Verständnisprobleme zu lösen, oder stellen bei der Durchführung einer Aufgabe fest, dass ihnen Informationen zum Abschließen dieser fehlen. Dies wird als *Anomalie im Wissenszustand* (engl. Anomalous State of Knowledge) bezeichnet. Sie muss dem System kommuniziert werden, z.B. durch eine Anfrage – aber eventuell auch durch weiterreichende Informationen, wie z.B. den Kontext des Nutzers – damit das System das Informationsbedürfnis stillen und die Anomalie auflösen kann. Allerdings gibt es auch hier eine starke Fokussierung auf ein Ziel bzw. auf das Finden von Informationen, deren Existenz dem Nutzer bekannt ist.

Dieser Ansatz ist für die Betrachtung des Suchverhaltens in Freizeitsituationen nur bedingt geeignet. Deshalb wird von Elweiler et al. [2011] ein anderes Modell vorgeschlagen. Für sie wird eine Suche (in der Freizeit) nicht durchgeführt, um

eine Wissenslücke zu schließen, sondern zur Unterhaltung oder als Zeitvertreib. Dies hängt natürlich auch stark vom Gemütszustand, dem körperlichen Zustand oder dem sozialen Kontext ab. Darüber hinaus ist weniger die gefundene Information für den Nutzer wichtig als die mit der gefundenen Information assoziierten Gefühle, eventuell sogar nur die Gefühle während des Suchprozesses selbst. Natürlich sind letztgenannte Aspekte nur schwer messbar. Abbildung 3.2 stellt das Informationssuchverhalten in Arbeits- und Freizeitsituation gegenüber: Ausgehend von einer Arbeitsaufgabe bzw. einer Freizeitsituation ergeben sich Informationsbedürfnisse, die durch die Suche nach einem Dokument (mit den relevanten Informationen) gestillt werden. Im Gegensatz zu Arbeitsaufgaben ist es in der Freizeit möglich, dass ein Informationsbedürfnis ungelöst bleibt und der Nutzer dennoch zufrieden ist, indem er z.B. etwas anderes für ihn Interessantes gefunden hat.

Die Suche von Informationen auf verteilten Veranstaltungen findet sicherlich in der Freizeit statt, kann jedoch auch dem reinen Informationsgewinn dienen, wie z.B. die Frage nach der Anfangszeit einer Veranstaltung. Für diese Arbeit sind deshalb beide Betrachtungsweisen zutreffend.

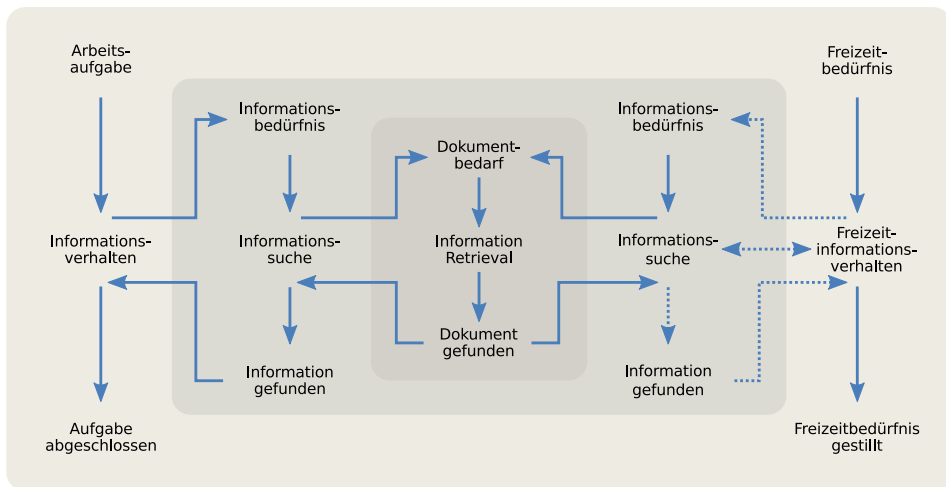


Abbildung 3.2: Informationssuchverhalten bei Arbeitsaufgaben und in der Freizeit; gestrichelte Übergänge sind optional (vereinfacht nach Elswiler et al. [2011])

### 3.2.2 Information Retrieval

Um das Auffinden von Dokumenten (bzw. allgemein Informationen) zur Stillung eines Informationsbedürfnisses in einer großen Sammlung an unstrukturierten (Text-)Dokumenten geht es beim *Information Retrieval* (dt. Informationswieder-

auffindung), wie Manning et al. [2008, S. 1] schreiben. Der Fokus liegt auf der Verarbeitung unstrukturierter Daten, die sich dadurch auszeichnen, dass ihre Bedeutung für einen Rechner (zunächst) nicht erschließbar ist; hierin unterscheiden sich die Dokumentensammlungen z.B. von relationalen Datenbanken, in denen die Daten nach einem festen Schema abgelegt werden, wodurch deren Semantik weitgehend festgelegt ist.

Die meisten Information Retrieval Systeme sind so aufgebaut, dass der Nutzer – ausgehend von seinem Informationsbedürfnis – eine Anfrage stellt; das System stellt daraufhin aus seiner Dokumentensammlung eine Liste von relevanten Dokumenten zusammen und präsentiert diese dem Nutzer<sup>6</sup>. Man spricht hierbei auch von der Aufgabe, ad-hoc Informationen abzurufen (engl. ad hoc retrieval task), bei der an eine statische Dokumentensammlung viele unterschiedliche Anfragen gestellt werden.

Eine Anfrage besteht aus einem oder mehreren Termen. *Terme* sind die kleinsten vom System erfassten Einheiten, wobei es sich in der Regel um einzelne Wörter handelt. Manche Terme bestehen jedoch aus mehreren Wörtern, wenn die Wörter einzeln betrachtet ihre Bedeutung verlieren bzw. verändern, wie z.B. bei „New York“ oder „Lange Nacht“. Zwei gängige Anfragearten und deren übliche Verarbeitungsweise (vgl. Baeza-Yates et al. [1999] oder Manning et al. [2008]) sollen im Folgenden beschrieben werden.

Beim *Booleschen Abfragemodell* (engl. Boolean Retrieval Model) besteht eine Anfrage aus der Verknüpfung mehrerer Terme mittels der booleschen Operatoren *UND*, *ODER* und *NICHT*<sup>7</sup>. Die vom System vorgehaltenen Dokumente werden als Menge von Termen betrachtet, so dass auf eine Anfrage genau die Dokumente zurückgegeben werden, die auf den booleschen Ausdruck passen. Hierzu werden in einem Vorverarbeitungsschritt die Dokumente tokenisiert, d.h. der komplette Text wird in einzelne Terme<sup>8</sup> zerlegt. Die Häufigkeit, mit der Terme in einer Dokumentensammlung vorkommen, ist von Term zu Term sehr unterschiedlich. Sortiert man alle Terme absteigend nach ihrer Häufigkeit, erhält man ihren Rang; der häufigste Term hat Rang 1, der zweithäufigste Rang 2, usw. Das *Zipfsche Gesetz* besagt nun, dass die Häufigkeit  $H$  eines Terms  $t$  sich indirekt proportional zu dessen Rang  $r_t$  verhält:  $H(t) \sim 1/r_t$ . Sehr viele Terme tauchen nur äußerst selten in der Dokumentensammlung auf, einige

---

<sup>6</sup> Die Entscheidung darüber, in welcher Granularität die Dokumente repräsentiert werden, hat weitreichende Konsequenzen: So kann in einer Bibliothek jedes einzelne Kapitel eines Buches ein eigenes Dokument darstellen, was z.B. bei Sammelbänden dem Nutzer kürzere, relevantere Textstellen präsentiert; für die meisten Bücher hingegen ist die Repräsentation jedes Buches als ein einziges Dokument vorzuziehen.

<sup>7</sup> Dies kann auch als *ABER NICHT* umgesetzt sein, z.B. „Term1 ABER NICHT Term2“

<sup>8</sup> Ein Token ist dabei das konkrete Auftreten eines Terms an einer Position im Dokument.

wenige jedoch sehr häufig. Letztere tragen allerdings zumeist keine oder nur wenig Bedeutung, wie z.B. Artikel oder Präpositionen, und werden dementsprechend in einem weiteren Vorverarbeitungsschritt als sogenannte *Stoppwörter* aussortiert. Zudem wird eine *Normalisierung* der Wörter in den Dokumenten (und in der Anfrage) durchgeführt, d.h. sie werden in eine einheitliche Form gebracht. So ist es meist sinnvoll, die Groß-/Kleinschreibung zu vereinheitlichen, z.B. alle Buchstaben in Kleinbuchstaben umzuwandeln, da viele Nutzer bei Suchanfragen nur Kleinbuchstaben verwenden. Durch die Normalisierung bilden sich demnach Äquivalenzklassen, d.h. unterschiedliche Schreibweisen werden als das gleiche Wort betrachtet. Bei flektierenden Sprachen, wie z.B. dem Deutschen, bei denen Wörter konjugiert bzw. dekliniert werden, gibt es mehrere Ansätze zur Normalisierung. Bei der sogenannten *Lemmatisierung* werden die verschiedenen Wortformen auf ihre Grundform zurückgeführt, was mittels eines Vollformenlexikons, welches für alle Wörter alle Wortformen enthält, oder einer (maschinellen) morphologischen Analyse, die der Sprache zugrunde liegende Flexionsregeln berücksichtigt, geschehen kann. Beides ist jedoch in der Erstellung sehr aufwendig und zudem unvollständig. Deshalb verwendet man üblicherweise einen *Stemmer*, d.h. einen Algorithmus, der Wörter auf ihren Wortstamm abbildet, indem (einfache) Heuristiken angewendet werden. Für das Deutsche könnten diese, wie von Savoy [2006] beschrieben, z.B. so aussehen, dass Endungen wie „er“, „es“ oder „en“ abgeschnitten und die Umlaute ‚ä‘, ‚ö‘ und ‚ü‘ durch ‚a‘, ‚o‘ und ‚u‘ ersetzt werden. Ein solcher Algorithmus arbeitet dabei nicht immer fehlerfrei, allerdings ist für die Anwendung im Information Retrieval nicht die Ermittlung des korrekten Wortstamms, sondern lediglich das Abbilden auf die gleiche Form entscheidend. Nach der Vorverarbeitung werden die Wörter der tokenisierten, um Stoppwörter bereinigten und normalisierten Dokumente in einem *Index* abgelegt, um bei einer späteren Suche effizient auf diejenigen Dokumente zugreifen zu können, die die gesuchten Terme enthalten. Bei manchen Systemen kann nicht nur in den Dokumenten selbst, sondern auch in den dazugehörigen Metadaten, wie z.B. dem Dokumenttitel, gesucht werden, weshalb meist separate Indices für diese angelegt werden.

Passen auf eine boolesche Anfrage mehrere Dokumente, so werden diese in zufälliger Reihenfolge zurückgeliefert; wie oft ein gesuchter Term im Dokument vorkommt, spielt dabei keine Rolle. Dies stellt einen Nachteil des booleschen Abfragemodells, insbesondere bei langen Ergebnislisten, dar. Andererseits kann es auch leicht passieren, dass es gar keine Suchtreffer gibt, wenn die Anfrage zu restriktiv ist. Ein weiterer Nachteil ist die für die meisten Nutzer ungewohnte Verwendung von booleschen Operatoren.

Keinen dieser Nachteile haben Information Retrieval Systeme, die das sogenannte *Vektorraummodell* nutzen. Hierbei werden die Dokumente nicht als

einfache Mengen repräsentiert, sondern zusätzlich die Häufigkeit einzelner Terme in jedem Dokument erfasst, weshalb man auch vom *Bag-of-Words-Modell* spricht. Hiermit kann die Relevanz einzelner Dokumente hinsichtlich einer Suchanfrage abgeschätzt werden: Die sogenannte *Termfrequenz*  $tf$  gibt die Häufigkeit  $H$  des Auftretens eines Terms  $t$  in einem Dokument  $d$  an. Damit diese unabhängig von der Länge des Dokuments ist, wird sie mit der Häufigkeit des häufigsten Terms normiert:

$$tf(t, d) = \frac{H(t, d)}{\max_{x \in d} H(x, d)}$$

Da nach dem Zipfschen Gesetz nicht alle Terme gleich häufig vorkommen, werden diese gewichtet. Hierzu wird aus der *Dokumentfrequenz*, welche die Anzahl der Dokumente in der Dokumentensammlung  $D$  angibt, in denen ein Term  $t$  vorkommt, die sogenannte *inverse Dokumentfrequenz*  $idf$  berechnet. Diese ergibt sich für einen gegebenen Term  $t$  als der Logarithmus<sup>9</sup> des Kehrwerts der relativen Dokumentfrequenz. Dies bedeutet, dass die inverse Dokumentfrequenz nur dann große Werte annimmt, wenn der betrachtete Term lediglich in wenigen Dokumenten vorkommt:

$$idf(t) = \log \frac{|D|}{|\{d \in D : t \in d\}|}$$

Damit ein Term für ein Dokument wichtig ist, muss er sowohl häufig in dem Dokument vorkommen als auch nur in wenigen anderen Dokumenten. Deshalb bildet man das Produkt aus beiden Maßen, um die Wichtigkeit eines Terms  $t$  für ein Dokument  $d$  abzuschätzen:

$$tfidf(t, d) = tf(t, d) \cdot idf(t)$$

Da das Vokabular  $V$  der genutzten Terme in einer Dokumentensammlung endlich<sup>10</sup> ist, kann man jedes Dokument als einen Vektor in einem  $|V|$ -dimensionalen Vektorraum darstellen; jede Dimension entspricht somit einem Term und jede Komponente des Dokumentvektors gibt dessen  $tfidf$ -Wert bzgl. des Dokuments an. Fasst man alle Dokumentvektoren der Sammlung zu einer Matrix der Größe  $|V| \times |D|$  zusammen, so erhält man die sogenannte *Term-Dokument-Matrix*.

Eine Anfrage an ein solches Information Retrieval System kann vom Nutzer als Freitext formuliert werden und wird intern ebenfalls als ein  $tfidf$ -Vektor

<sup>9</sup> Manning et al. [2008, S. 227] geben eine Erklärung für die Verwendung des Logarithmus.

<sup>10</sup> Nach Heaps Gesetz wächst das Vokabular auch bei einer größer werdenden Dokumentensammlung langsamer als linear mit dem zunehmenden Textumfang (vgl. Baeza-Yates et al. [1999, S. 147]).

dargestellt. Für jedes Dokument wird daraufhin eine Maßzahl (engl. Score) ermittelt, indem das Skalarprodukt aus dem (normierten) Anfragevektor mit dem jeweiligen (normierten) Dokumentvektor gebildet wird; dies entspricht dem Kosinus des Winkels zwischen den beiden Vektoren und wird deshalb auch Kosinus-Ähnlichkeitsmaß genannt. Die Dokumente werden anschließend absteigend nach ihrer Maßzahl, d.h. ihrer Ähnlichkeit zur Anfrage, sortiert, wobei üblicherweise nur diejenigen Dokumente in die Ergebnisliste aufgenommen werden, deren Maßzahl über einem Schwellwert liegt. Im Vergleich zum booleschen Modell erlaubt es das Vektorraummodell einerseits, auch dann Treffer zu finden, wenn eine UND-Verknüpfung keine Ergebnisse erzielen würde, und andererseits, die Suchergebnisse sinnvoll zu sortieren, wenn eine ODER-Verknüpfung sehr viele Treffer ergeben würde; die NICHT-Operation hingegen kann (zunächst) nicht abgebildet werden, da die Komponenten eines tfidf-Vektors nicht-negativ sind.

Der Vektorraum, aus dem die Dokumentvektoren stammen, ist unter anderem auch deswegen so hochdimensional, da Synonyme – also mehrere Wörter mit (nahezu) gleicher Bedeutung – als unabhängige Dimensionen betrachtet werden. Dies kann sich nachteilig auf die Suche auswirken, wenn z.B. nach „Fahrstuhl“ gesucht wird, einige Dokumente jedoch nur das Wort „Aufzug“ oder „Lift“ enthalten. Andererseits kommt es auch bei Homonymen und Polysemen, d.h. Wörtern die mehrere Bedeutungen haben wie z.B. „Hahn“ oder „Bank“, zu Schwierigkeiten, da der Nutzer nur eine der Bedeutungen mit seiner Suchanfrage intendiert, aber Dokumente mit jedweder Bedeutungsvariante gefunden werden. Aus diesem Grund existiert im Information Retrieval die Idee, von den eigentlichen Wörtern zu abstrahieren und stattdessen Dokumente als Zusammensetzung mehrerer Themen aufzufassen. Dokumente (und Suchanfragen) werden weiterhin als Vektoren aufgefasst, allerdings stehen die Komponenten hierbei für ganze Themen statt Wörtern. Einen Ansatz hierzu bildet das *Latent Semantic Indexing* (dt. Indizierung der verborgenen Semantik), bei dem die Term-Dokument-Matrix durch eine Matrix mit niedrigerem Rang approximiert wird (vgl. Deerwester et al. [1990]). Mathematisch geschieht dies mit einer Singulärwertzerlegung (SVD, engl. Singular Value Decomposition); meist wird hierbei der maximale Rang der approximierenden Matrix fest vorgegeben. Dies entspricht dann genau der Anzahl Themen, die in der Dokumentensammlung identifiziert worden sind und durch welche die Dokumente im weiteren Verlauf repräsentiert werden. Sowohl die Term-Dokument-Matrix als auch Suchanfragen werden somit transformiert, wodurch nach den Themen, die den Suchbegriffen zugrunde liegen, gesucht werden kann. Ein Nachteil dieses Verfahrens ist die Notwendigkeit, über eine entsprechend große Dokumentensammlung zu verfügen, damit das Verfahren die Themen lernen kann. Da dies auf die Veranstaltungstexte der Langen Nächte

nicht zutrifft, wird in Kapitel 5.4 ein Verfahren beschrieben, das stattdessen ein manuell erstelltes Themenlexikon verwendet.

Die Evaluation von Information Retrieval Systemen kann auf verschiedene Weise erfolgen. Weit verbreitet ist die Nutzung von Testdatensätzen, bei denen für festgelegte Informationsbedürfnisse (mit zugehörigen Anfragen) von Experten diejenigen Dokumente einer Dokumentensammlung identifiziert worden sind, die hierfür relevant sind. Für jedes Informationsbedürfnis wurde die Dokumentensammlung also in die Menge der relevanten und nicht relevanten Dokumente aufgeteilt. Von einem Information Retrieval System wird die Dokumentensammlung andererseits in gefundene und nicht gefundene Dokumente aufgeteilt. Hierdurch ergeben sich vier Fälle: Ein gefundenes Dokument ist relevant (*true positive*), ein gefundenes Dokument ist nicht relevant (*false positive*), ein relevantes Dokument wird nicht gefunden (*false negative*) oder ein nicht relevantes Dokument wird nicht gefunden (*true negative*). Die Häufigkeit, mit der jeder Fall auftritt, wird im Folgenden mit  $t_p$ ,  $f_p$ ,  $f_n$  und  $t_n$  bezeichnet. Hieraus lassen sich verschiedene Evaluationsmaße ableiten.

Die *Accuracy* (dt. Exaktheit) gibt an, wie oft das System mit seiner Einschätzung der Relevanz richtig lag:

$$Accuracy = \frac{t_p + t_n}{t_p + f_p + f_n + t_n}$$

Da jedoch für ein gegebenes Informationsbedürfnis der überwiegende Anteil der Dokumente nicht relevant ist, hätte ein System, das gar keine Dokumente zurückliefert, eine sehr gute Accuracy. Aus diesem Grund eignet sich dieses Maß nicht für die Bewertung von Information Retrieval Systemen, und es werden stattdessen zwei andere Evaluationsmaße verwendet: Die *Precision* (dt. Genauigkeit) gibt an, wie viele der gefundenen Dokumente auch relevant sind; der *Recall* (dt. Trefferquote) gibt an, wie viele der relevanten Dokumente auch gefunden werden:

$$Precision = \frac{t_p}{t_p + f_p}$$

$$Recall = \frac{t_p}{t_p + f_n}$$

Beide Maße lassen sich jedoch bei einem gegebenen System auf Kosten des anderen optimieren. So kann z.B. bei einer Suche unter Verwendung des Vektorraummodells die Anzahl der zurückgegebenen Dokumente variiert werden.

Zumeist wird deshalb aus beiden Maßen das harmonische Mittel, der sogenannte *F-Score*, gebildet:

$$F\text{-Score} = \frac{2 \cdot \textit{Precision} \cdot \textit{Recall}}{\textit{Precision} + \textit{Recall}} = \frac{2 \cdot t_p}{2 \cdot t_p + f_p + f_n}$$

Bisher wurden die Suchergebnisse bei der Evaluation als Mengen betrachtet. Um auch die Reihenfolge zu berücksichtigen, wurden verschiedene weitere Evaluationsmaße wie *Mean Average Precision* (MAP) oder *Normalized Discounted Cumulative Gain* (NDCG) entwickelt, auf die in dieser Arbeit jedoch nicht eingegangen wird (vgl. auch Manning et al. [2008, S. 158ff]).

Ein anderer Ansatz zur Evaluation von Information Retrieval Systemen ist es, zu beobachten, wie Nutzer mit den vom System generierten Ergebnislisten interagieren. Hierbei sind insbesondere Daten interessant, die darüber Auskunft geben, welche Ergebnisse näher betrachtet werden, d.h. angeklickt werden, weshalb man diese auch als *Clickthrough Data* bezeichnet (vgl. Joachims [2002]). Die grundlegende Annahme hierbei ist, dass eine Suche immer dann erfolgreich und für den Nutzer zufriedenstellend verlaufen ist, wenn er einen Suchtreffer näher betrachtet. Dies ist insofern auch für die Suche in der Freizeit von Bedeutung (vgl. Kapitel 3.2.1), da hierbei nicht von einem klar umrissenen Informationsbedürfnis ausgegangen wird und deshalb eine objektive Einteilung in relevante und nicht relevante Dokumente schwer fällt. Stattdessen hängt die Relevanz in erheblichem Maße von den individuellen Interessen des Suchenden ab. Einige Web-Suchmaschinen, wie z.B. die von Speretta u. Gauch [2005], integrieren deswegen ein Nutzerprofil, um personalisierte Suchergebnisse zu generieren; die Bewertung eines Dokuments basiert hierbei auf zwei Faktoren: Wie gut passt das Dokument zur Suchanfrage und wie gut passt es zum Nutzerprofil? Solche Systeme sind in dieser Hinsicht eine Mischung aus Suchmaschinen und Empfehlungssystemen.

### 3.2.3 Empfehlungssysteme

Laut Burke [2002] sind *Empfehlungssysteme* dadurch charakterisiert, dass sie Nutzer mittels personalisierter Empfehlungen dabei unterstützen, interessante oder nützliche *Objekte* (engl. items) aus einer großen Menge an Möglichkeiten zu finden; dementsprechend handelt es sich hierbei um eine Art von Auswahl-assistenz (vgl. Kapitel 1.2). Die meisten Systeme konzentrieren sich mit ihren Empfehlungen auf eine Kategorie von Objekten, wie z.B. Bücher, Filme, Webseiten, Produkte in Online-Shops, Veranstaltungen oder Sehenswürdigkeiten für Touristen. Der Begriff „Objekt“ ist gewissermaßen eine Verallgemeinerung des

„Dokument“-Begriffs (vgl. Kapitel 3.2.2). Für Burke [2002] unterscheiden sich Empfehlungssysteme von Information Retrieval Systemen durch zwei Aspekte: Sie geben jedem Nutzer individuelle Empfehlungen statt allen Nutzern (bei gleicher Anfrage) die gleiche Ergebnisliste zu präsentieren. Zudem fokussieren sie sich darauf, von den in Betracht kommenden Objekten ein subjektives Maß (Nützlichkeit bzw. Interessantheit) statt einem objektiven Maß (Relevanz) abzuschätzen. Empfehlungssysteme sind demnach immer dann besonders hilfreich, wenn die Anzahl der Objekte so groß ist, dass Nutzer sie nicht alle einzeln auf ihre Nützlichkeit hin untersuchen können oder wollen. Laut Ricci [2010] kann durch die Bereitstellung ausgewählter personalisierter Informationen die Informationsflut, mit welcher Nutzer aufgrund der großen Anzahl an Möglichkeiten konfrontiert sind, eingegrenzt und letztlich die Gebrauchstauglichkeit, insbesondere mobiler Systeme, gesteigert werden.

Obwohl man dies durch den Einsatz eines Empfehlungssystems gerade vermeiden möchte, wird zur Formalisierung des Empfehlungsprozesses zumeist davon ausgegangen, dass der Nutzer nach ausgiebiger Begutachtung grundsätzlich dazu in der Lage ist, mittels einer (numerischen oder binären) Bewertung zu quantifizieren, wie nützlich oder interessant ein jedes Objekt für ihn ist. Ausgehend von dieser Annahme kann der Empfehlungsprozess auf das Schätzen der Bewertungen (aller Objekte) auf Basis eines Nutzerprofils reduziert werden (vgl. Adomavicius u. Tuzhilin [2005]): Sei  $C$  die Menge aller Nutzer,  $S$  die Menge aller Objekte und  $u : C \times S \rightarrow \mathbb{R}$  die Nützlichkeitsfunktion (engl. utility function), die für jedes Objekt quantifiziert, wie nützlich dieses für einen Nutzer ist. Ein Empfehlungssystem versucht für jeden Nutzer  $c \in C$  genau das Objekt  $s_c \in S$  zu finden, dessen Nützlichkeitswert im Vergleich zu allen anderen Objekten (für den jeweils betrachteten Nutzer) maximal ist:

$$\forall c \in C : s_c = \operatorname{argmax}_{s \in S} u(c, s)$$

Die Funktion  $\operatorname{argmax}$  gibt aus der Menge der Objekte dasjenige Objekt zurück, dessen Nützlichkeitswert maximal ist<sup>11</sup>. Um abzuschätzen, welches Objekt für einen Nutzer am nützlichsten ist, stehen dem Empfehlungssystem üblicherweise neben einem Nutzerprofil auch Informationen über die Objekte, z.B. in Form inhaltlicher Beschreibungen, zur Verfügung. Aufgrund der Unsicherheit in der Schätzung wird dem Nutzer nicht nur das (geschätzt) nützlichste Objekt, sondern eine Rangliste der  $n$  nützlichsten Objekte präsentiert; dies ist vergleichbar mit der Ergebnisliste bei Information Retrieval Systemen.

<sup>11</sup> Es soll hier davon ausgegangen werden, dass dies nur auf ein einziges Objekt zutrifft; bei mehreren Maxima wird in der Praxis zumeist das zuerst ermittelte ausgewählt.

Ein wichtiges Unterscheidungskriterium für Empfehlungssysteme sind die Daten, die ihren Abschätzungen zugrunde liegen, wobei man üblicherweise folgende Arten unterscheidet (vgl. Burke [2002]; Jannach et al. [2010]; Ricci et al. [2011]):

- Bei *kollaborativen Empfehlungssystemen* wird bei der Einschätzung der Nützlichkeit auf die Einschätzung anderer Nutzer des Systems zurückgegriffen. Hierzu hat der Nutzer die Möglichkeit, Objektbewertungen abzugeben, aus welchen sich sein Nutzerprofil zusammensetzt; somit ist die Nützlichkeit für einige wenige Nutzer-Objekt-Paare bekannt. Das System orientiert sich mit seinen Empfehlungen an anderen Nutzern mit ähnlichen Nutzerprofilen.
- *Inhaltsbasierte Empfehlungssysteme* nutzen Informationen über die zu empfehlenden Objekte, um zu entscheiden, wie gut ein Objekt zu einem Nutzer passt. Hierbei werden den Objekten Merkmale zugeordnet oder automatisch, z.B. aus Beschreibungstexten, extrahiert. Das Nutzerprofil enthält (automatisch oder manuell ermittelte) Informationen darüber, wie wichtig dem Nutzer die einzelnen Merkmale sind, so dass das System die Ähnlichkeit der Objekte mit diesem Nutzerprofil berechnen kann.
- *Wissensbasierte Empfehlungssysteme* nutzen detailliertes Domänenwissen, um, ausgehend von Nutzeranforderungen, diejenigen Objekte auszuwählen, die diesen Anforderungen gerecht werden können. Vergleichbar dem Information Retrieval stellt auch hier der Nutzer eine Art Anfrage. Beispiele hierfür sind z.B. Online-Shops, in denen man das Produktsortiment durch den Einsatz von Filtern auf die relevanten Produkte einschränken kann.
- *Demographische Empfehlungssysteme* erfassen zunächst einige demographische Daten der Nutzer wie Alter, Geschlecht oder Nationalität. Auf Basis dieser Daten kann der Nutzer dann einer Nutzergruppe zugeordnet werden. Weit verbreitet ist z.B. die automatische Wahl der Sprache einer Webseite aufgrund des Nutzerstandortes (bzw. dessen IP-Adresse).

Abbildung 3.3 stellt die von den verschiedenen Empfehlungssystemen verwendete Datengrundlage dar. Die Informationsquellen, die Näheres über den Nutzer verraten, für den die Empfehlungen erstellt werden sollen, werden in Abbildung 3.3 auf der rechten Seite dargestellt, während die vom Nutzer unabhängigen Datenquellen auf der linken Seite aufgelistet werden. Im Folgenden werden die zwei am weitesten verbreiteten Ansätze, kollaborative und inhaltsbasierte Empfehlungssysteme, näher betrachtet.

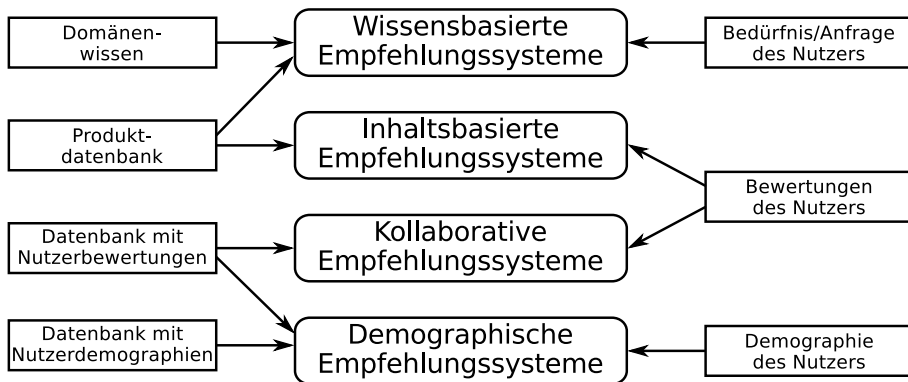


Abbildung 3.3: Datenquellen verschiedener Empfehlungssystemarten (nach Burke [2007])

## Kollaborative Empfehlungssysteme

Das Bewerten von Objekten durch Nutzer schafft die Datengrundlage für kollaborative Empfehlungssysteme. Dies kann entweder *explizit*, z.B. in Form der Vergabe von Sternen auf einer 5-Sterne-Skala, oder *implizit*, z.B. durch den Kauf des Objektes in einem Online-Shop, erfolgen. Alle abgegebenen Objektbewertungen  $B \subset C \times S$  können in der sogenannten *Nutzer-Objekt-Matrix* (eng. user-item matrix)  $R$  zusammengefasst werden. Diese Matrix enthält im Eintrag  $r_{c,s}$  die Bewertung, die ein Nutzer  $c \in C$  einem Objekt  $s \in S$  gegeben hat. An diesen Stellen stimmt sie mit der Nützlichkeitsfunktion  $u(c,s)$  überein. Bei allen Nutzer-Objekt-Paaren, bei denen keine Bewertung abgegeben wurden, d.h.  $(c,s) \notin B$ , wird Null eingetragen; die Matrix ist aufgrund der meist wenigen Bewertungen pro Nutzer nur dünn besetzt. Ausgehend von den Bewertungen versucht das kollaborative Empfehlungssystem dann, für einen gegebenen Nutzer abzuschätzen, wie nützlich diejenigen Objekte sind, die von ihm noch nicht bewertet wurden; hieraus wird schließlich eine Rangliste der (potentiell) nützlichsten Objekte erstellt.

Eine einfache Möglichkeit hierfür ist es, die Nützlichkeitsfunktion eines Objektes für einen Nutzer dadurch abzuschätzen, wie nützlich es im Mittel für all diejenigen Nutzer ist, die es bewertet haben; auf diese Art wird eine nicht-personalisierte, für alle Nutzer gleiche Rangliste erstellt, weshalb man auch von den *bestbewerteten Objekten* (engl. Top Rating) spricht. Aufgrund der fehlenden Personalisierung handelt es sich hierbei jedoch (streng genommen) um kein Empfehlungssystem.

Zur Umsetzung von kollaborativen Empfehlungssystemen gibt es zwei grundsätzliche Möglichkeiten: *Speicherbasierte Ansätze* nutzen die gespeicherten

Bewertungen zur Generierung der Empfehlungen direkt; *modellbasierte Ansätze* hingegen berechnen ausgehend von den Bewertungen (vorab) ein Modell, welches dann zum Einsatz kommt, wenn Empfehlungen berechnet werden müssen.

Eine Möglichkeit, ein speicherbasiertes Empfehlungssystem umzusetzen, basiert auf der Definition einer Nachbarschaft zwischen Nutzern: Je weniger sich die Bewertungen  $r_{a,s}$  und  $r_{b,s}$  zweier Nutzer  $a$  und  $b$  bezüglich derjenigen Objekte  $s$  unterscheiden, die sie beide bewertet haben, desto ähnlicher sind sich die beiden Nutzer. Sei  $S_c = \{s \in S : r_{c,s} \neq 0\}$  die Menge aller bewerteten Objekte eines Nutzers  $c \in C$ , so ist  $S_{a,b} = S_a \cap S_b$  die Menge der sowohl von Nutzer  $a$  als auch von Nutzer  $b$  bewerteten Objekte. Hiermit kann der häufig als Ähnlichkeitsmaß verwendete *Pearson-Koeffizient* definiert werden (vgl. Adomavicius u. Tuzhilin [2005] oder Ricci et al. [2011, S. 162]):

$$pearson(a, b) = \frac{\sum_{s \in S_{a,b}} (r_{a,s} - \bar{r}_a)(r_{b,s} - \bar{r}_b)}{\sqrt{\sum_{s \in S_{a,b}} (r_{a,s} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_{s \in S_{a,b}} (r_{b,s} - \bar{r}_b)^2}}$$

Hierbei gibt  $\bar{r}_c$  das arithmetische Mittel aller Bewertungen des Nutzers  $c$  an; dieses wird benötigt, um die unterschiedlichen Herangehensweisen der Nutzer – manche geben fast nur gute Bewertungen, manche nur äußerst selten – auszugleichen. Ein Empfehlungssystem kann nun für einen Nutzer  $a \in C$  Empfehlungen generieren, indem zunächst mittels einer Ähnlichkeitsfunktion  $sim : C \times C \rightarrow \mathbb{R}$  dessen Nachbarschaft  $N \subset C$  ermittelt wird, d.h. zum Beispiel alle Nutzer, deren Pearson-Koeffizient über einem Schwellwert liegt:  $N = \{b \in C : pearson(a, b) \geq \text{Schwellwert}\}$ . Für jedes Objekt  $s \in S$  können dann die Bewertungen derjenigen Nutzer  $b$  aus der Nachbarschaft von  $a$ , die  $s$  bewertet haben,  $N_s = \{b \in N : r_{b,s} \neq 0\}$ , aggregiert werden, z.B. durch gewichtetes Mitteln der Bewertungen. So erhält man eine Schätzung  $\tilde{u}_{user}$  der Nützlichkeitsfunktion:

$$\tilde{u}_{user}(a, s) = \bar{r}_a + \frac{\sum_{b \in N_s} sim(a, b) \cdot (r_{b,s} - \bar{r}_b)}{\sum_{b \in N_s} sim(a, b)}$$

Diese Schätzung wird für alle Objekte durchgeführt, die Nutzer  $a$  noch nicht bewertet hat; anschließend kann durch eine absteigende Sortierung eine Liste mit Empfehlungen für Nutzer  $a$  erstellt werden.

Ein weiteres speicherbasiertes Verfahren sucht – statt unter den Nutzern – unter den Objekten die nächsten bzw. ähnlichsten Nachbarn. Hierzu wird

jedes Objekt  $s$  durch einen Bewertungsvektor in einem  $|C|$ -dimensionalen Vektorraum repräsentiert, wobei jede Komponente die Bewertung, die ein Nutzer dem Objekt gegeben hat, enthält. Dies entspricht genau einer Spalte der Nutzer-Objekt-Matrix  $R$  und wird im Folgenden mit  $\vec{r}_s$  bezeichnet. Die Ähnlichkeit zweier Objekte  $g$  und  $h$  kann dann über das Kosinus-Ähnlichkeitsmaß bestimmt werden<sup>12</sup>:

$$\cos(g, h) = \frac{\vec{r}_g \vec{r}_h}{|\vec{r}_g| |\vec{r}_h|}$$

Die Nützlichkeit eines Objektes  $g$  für einen Nutzer  $c$  kann geschätzt werden, indem die Bewertungen aller von ihm bewerteten Objekte  $B_c = \{(c, s) \in B : r_{c,s} \neq 0\}$  mit einem Ähnlichkeitsmaß  $\text{sim} : S \times S \rightarrow \mathbb{R}$  gewichtet gemittelt werden<sup>13</sup>:

$$\tilde{w}_{obj}(c, g) = \frac{\sum_{(*,h) \in B_c} \text{sim}(g, h) \cdot r_{c,h}}{\sum_{(*,h) \in B_c} \text{sim}(g, h)}$$

Die Nützlichkeit auf Basis der Ähnlichkeit zwischen Objekten statt zwischen Nutzern abzuschätzen, hat den großen Vorteil, dass die Ähnlichkeit zwischen Objekten schon vorab in Form eines *Modells* (im Hintergrund) berechnet werden kann; das eigentliche Empfehlen von Objekten ist damit kurzfristig – ohne langwierige Berechnung – möglich, da ausschließlich das Modell benötigt wird. Durch ein solches Vorgehen wird demnach aus einem speicherbasierten ein *modellbasiertes Empfehlungssystem*.

Ein häufig verwendetes Modell basiert auf einer Singulärwertzerlegung (SVD) der Nutzer-Objekt-Matrix  $R$  mit dem Ziel, eine approximierende Matrix  $\tilde{R}$  mit niedrigerem Rang zu erstellen (vgl. auch Latent Semantic Indexing in Kapitel 3.2.2). Auch hier wird über die konkreten Objekte, die ein Nutzer bewertet hat, bzw. die konkreten Nutzer, die ein Objekt bewertet haben, abstrahiert. Stattdessen werden sowohl Nutzer als auch Objekte in einen Vektorraum niedrigerer Dimension abgebildet, dessen Dimensionen für bei der Empfehlung zu berücksichtigende Faktoren (Themen bzw. Präferenzen) stehen.

Da die Nutzer-Objekt-Matrix aufgrund der vielen nicht existenten Bewertungen dünn besetzt ist, wird zumeist keine explizite Zerlegung berechnet. Stattdessen werden nur die abgegebenen Bewertungen zum Trainieren eines Modells

<sup>12</sup> Dieses Ähnlichkeitsmaß berücksichtigt nicht, dass verschiedene Nutzer verschiedene Maßstäbe beim Bewerten anlegen und deshalb die mittlere Bewertung pro Nutzer recht unterschiedlich ausfällt. Hierfür gibt es jedoch Lösungen, z.B. das angepasste Kosinus-Ähnlichkeitsmaß (vgl. Ricci et al. [2011, S. 125]).

<sup>13</sup> Mit  $*$  wird hierbei eine nicht verwendete Variable gekennzeichnet.

herangezogen. Bei einem weitverbreiteten Modell wird die geschätzte Bewertung  $\tilde{r}_{c,s}$  eines Nutzers  $c$  für ein Objekt  $s$  als Summe mehrerer Größen dargestellt (vgl. Ricci et al. [2011, S. 152]):

$$\tilde{r}_{c,s} = \bar{r} + b_c + b_s + b_{c,s}$$

$\bar{r}$  gibt die durchschnittliche Bewertung aller Objekte durch alle Nutzer an. Hinzuaddiert werden – da die Bewertung eines konkreten Objektes  $s$  durch einen konkreten Nutzer  $c$  hiervon abweicht – verschiedene Ausgleichsgrößen: So wird je ein Bias für den Nutzer  $b_c$  und für das Objekt  $b_s$  hinzuaddiert. Sie geben an, inwieweit die Bewertungen dieses Nutzers bzw. dieses Objektes vom Durchschnitt abweichen. Wie gut Nutzer und Objekt zusammenpassen, wird durch  $b_{c,s}$  beschrieben; da beide in einen gemeinsamen Vektorraum der Dimension  $d$  abgebildet werden, kann dies durch das Skalarprodukt der beiden Vektoren  $\vec{p}_c, \vec{q}_s \in \mathbb{R}^d$  dargestellt werden:  $b_{c,s} = \vec{p}_c \vec{q}_s$ . Die Vektoren entsprechen dabei den Präferenzen der Nutzer bzw. den Themen der Objekte. Mit Ausnahme von  $\bar{r}$  hängen all diese Größen voneinander ab, so dass sie nur gemeinsam berechnet bzw. gelernt werden können.

Beim Training dieser Parameter soll für alle abgegebenen Bewertungen  $B$  der quadratische Fehler zwischen tatsächlicher Bewertung  $r_{c,s}$  und geschätzter Bewertung  $\tilde{r}_{c,s}$  minimiert werden:

$$\min \sum_{(c,s) \in B} (r_{c,s} - \bar{r} - b_c - b_s - \vec{p}_c \vec{q}_s)^2 + \lambda_1 (b_c^2 + b_s^2) + \lambda_2 (\|\vec{p}_c\|^2 + \|\vec{q}_s\|^2)$$

Die beiden Regularisierungsparameter  $\lambda_1$  und  $\lambda_2$  dienen dazu, dass die gefundenen Lösungen für  $b_c$ ,  $b_s$ ,  $\vec{p}_c$  und  $\vec{q}_s$  (betragsmäßig) nicht zu groß werden, was einer Überanpassung entsprechen würde; sie werden zumeist per Kreuzvalidierung bestimmt (siehe Ricci et al. [2011, S. 152]).

Dieses Minimierungsproblem kann iterativ mittels eines Gradientenabstiegsverfahrens gelöst werden (vgl. auch Ricci et al. [2011, S. 152]). Zunächst wird hierbei in Schritt  $k$  der Schätzungsfehler  $e_{c,s}^{(k)}$ , ausgehend von den aktuellen Werten der Parameter, bestimmt:

$$e_{c,s}^{(k)} = r_{c,s} - \tilde{r}_{c,s}^{(k)} = r_{c,s} - \bar{r} - b_c^{(k)} - b_s^{(k)} - \vec{p}_c^{(k)} \vec{q}_s^{(k)}$$

Mittels des Fehlers lassen sich dann die Parameterwerte entsprechend aktualisieren:

$$\begin{aligned}
 b_c^{(k+1)} &= b_c^{(k)} + \gamma \cdot (e_{c,s}^{(k)} - \lambda_1 \cdot b_c^{(k)}) \\
 b_s^{(k+1)} &= b_s^{(k)} + \gamma \cdot (e_{c,s}^{(k)} - \lambda_1 \cdot b_s^{(k)}) \\
 \vec{p}_c^{(k+1)} &= \vec{p}_c^{(k)} + \gamma \cdot (e_{c,s}^{(k)} \cdot \vec{q}_s^{(k)} - \lambda_2 \cdot \vec{p}_c^{(k)}) \\
 \vec{q}_s^{(k+1)} &= \vec{q}_s^{(k)} + \gamma \cdot (e_{c,s}^{(k)} \cdot \vec{p}_c^{(k)} - \lambda_2 \cdot \vec{q}_s^{(k)})
 \end{aligned}$$

Hierbei ist  $\gamma$  die sogenannte Lernrate, die angibt, wie stark in Richtung des Fehlers angepasst wird; bei zu großen Werten besteht die Gefahr, über das Minimum „hinauszuschießen“. Das Verfahren wird abgebrochen, wenn eine Maximalanzahl  $K$  an Iterationen durchlaufen wurde (oder die Fehler unter einen Schwellwert fallen).

Neben der Wahl geeigneter Startwerte ergeben sich als Einstellungsmöglichkeiten die Dimension des Vektorraums  $d$ , die Lernrate  $\gamma$ , die Regularisierungsparameter  $\lambda_1$  und  $\lambda_2$  sowie die Iterationsobergrenze  $K$ . Nach dem Lernen anhand der gegebenen Objektbewertungen sind alle nötigen Parameter bekannt, um die Bewertung bzw. die Nützlichkeit für beliebige Nutzer-Objekt-Paare abzuschätzen:

$$\tilde{u}_{\text{SVD}}(c, s) = \tilde{r}_{c,s} = \bar{r} + b_c + b_s + \vec{p}_c \vec{q}_s$$

Derartige auf einer Singulärwertzerlegung aufbauende Empfehlungssysteme liefern bei Evaluationen meist bessere Ergebnisse als speicherbasierte Empfehlungssysteme. Durch die Dimensionsreduktion können sie sich auf diejenigen Faktoren konzentrieren, durch welche Nutzer und Objekte charakterisiert sind. Gleichzeitig kann der Großteil der Berechnungen vorab geschehen, so dass das Generieren von Empfehlungen auf die Auswertung einer einfachen Formel reduziert werden kann. Zudem ist das Modell einfach um weitere Einflussgrößen erweiterbar; eine solche Erweiterung wird in Kapitel 5.5.2 vorgestellt.

Kollaborative Empfehlungssysteme stellen den am weitesten verbreiteten Ansatz dar. Dennoch haben sie laut Klahold [2009, S. 66f] drei grundsätzliche Nachteile: Das sogenannte *Kaltstartproblem* (engl. cold-start problem) tritt in zwei Facetten auf. Zum einen geschieht dies, wenn ein neues Objekt hinzugefügt wird (engl. new-item problem) und folglich von keinem einzigen Nutzer Bewertungen vorliegen [Burke, 2002]. Zum anderen tritt es auf, wenn ein neuer Nutzer das System zum ersten Mal benutzt (engl. new-user problem) und somit noch keine von ihm abgegebenen Bewertungen vorhanden sind, welche sein Nutzerprofil formen [Braunhofer et al., 2015]. Ein weiterer Nachteil ist die bereits erwähnte *Spärlichkeit* (engl. sparsity) der Nutzer-Objekt-Matrix, da es hierdurch schwierig sein kann, andere Nutzer zu finden, mit denen es eine Überlappung der

bewerteten Objekte gibt. Der dritte Nachteil, der sogenannte *Lemming-Effekt*, ergibt sich insbesondere bei impliziten Bewertungen, z.B. mittels Betrachten der Produktwebseite, da sich durch die gegebenen Empfehlungen eventuell das Verhalten der Nutzer verändert: Beliebte Objekte werden öfter empfohlen, dadurch häufiger betrachtet und somit (implizit) noch besser bewertet, wodurch sich eine positive Rückkopplung ergibt.

## Inhaltsbasierte Empfehlungssysteme

Inhaltsbasierte Empfehlungssysteme benötigen zusätzliche Informationen über die zu empfehlenden Objekte sowie Wissen über die Präferenzen der Nutzer (vgl. Jannach et al. [2010, S. 51]). Ihr Vorgehen lässt sich in die folgenden drei Teilaspekte gliedern (vgl. Ricci et al. [2011, S. 75]):

Das System muss Informationen über die zu empfehlenden Objekte erlangen. Im einfachsten Fall stehen diese in Form von Metadaten zur Verfügung, mit denen die Objekte manuell ausgezeichnet wurden. Beispielsweise ist es möglich, MP3-Musikdateien um Metadaten im ID3-Format zu erweitern, die u.a. Angaben zum Musikgenre enthalten (vgl. Zeng u. Qin [2008, S. 79]). Die Objekte werden demnach durch ein oder mehrere Merkmale beschrieben. Handelt es sich bei den zu empfehlenden Objekten um Textdokumente, so können auch einige der in Kapitel 3.2.2 beschriebenen Verfahren genutzt werden, wie z.B. die Repräsentation als tfidf-Vektoren, um den Inhalt des Dokuments automatisch zu erschließen.

Zudem muss das System die Präferenz des Nutzers, d.h. sein Nutzerprofil, kennen bzw. erlernen; zumeist wird dieses auf die gleiche Weise wie die Objekte repräsentiert. Im obigen Beispiel bestünde das Nutzerprofil zur Empfehlung von Musikstücken also aus den Interessen des Nutzers an den verschiedenen Musikgenres. Diese könnten, sofern es sich dabei um eine überschaubare Anzahl handelt, z.B. vom Nutzer explizit in einem Fragebogen angegeben werden. Alternativ kann das System das Nutzerprofil aus den Merkmalen der bereits implizit oder explizit bewerteten Objekte lernen. Dies bietet den Vorteil, dass die Nutzerprofile komplexer sein können als bei einer manuellen Abfrage. Dafür kann das System jedoch erst dann zum Einsatz kommen, wenn bereits einige Objekte bewertet sind (vgl. new-user problem).

Das Nutzerprofil bildet zusammen mit den Merkmalen der Objekte die Grundlage für die Generierung von Empfehlungen. Werden z.B. sowohl Objekte als auch das Nutzerprofil als Vektor von Merkmalsausprägungen (z.B. tfidf-Vektoren) repräsentiert, so kann das Kosinus-Ähnlichkeitsmaß verwendet werden, um eine Schätzung der Nützlichkeit zu erhalten. Eine andere Möglichkeit besteht darin, an Stelle eines gelernten Nutzerprofils nur die abgegebenen

Bewertungen an sich zu nutzen. In diesem Fall kann aus den vom Nutzer abgegebenen Bewertungen für die nächsten Nachbarn eines Objektes die Bewertung des Objektes selbst abgeschätzt werden (vgl. Jannach et al. [2010, S. 58f]).

Inhaltsbasierte Empfehlungssysteme haben den Vorteil, dass sie ohne die Bewertungen anderer Nutzer auskommen. In mobilen Systemen ist ihr Einsatz folglich auch dann möglich, wenn keine Netzverbindung besteht. Ein Nachteil liegt darin, dass die Auszeichnung der Objekte entweder manuell und damit aufwendig durchgeführt werden muss oder automatisch mittels einer entwicklungsintensiven Merkmalsextraktion erfolgt und somit die Gefahr von Fehlern birgt. Wird das Nutzerprofil aus Bewertungen gelernt, so ergibt sich auch hier das Problem, dass es zunächst nicht möglich ist, für neue Nutzer Empfehlungen zu generieren. Wird den Nutzern hingegen die Möglichkeit gegeben, ihr Nutzerprofil explizit anzugeben, so kann das System im Gegensatz zu kollaborativen Empfehlungssystemen sofort eingesetzt werden.

## Hybride Empfehlungssysteme

Die Kombination mehrerer Empfehlungssysteme zu einem sogenannten *hybriden Empfehlungssystem* kann deren Nachteile ausgleichen sowie deren Empfehlungsleistung erheblich verbessern (vgl. Adomavicius u. Tuzhilin [2005], Burke [2007], Jannach et al. [2010]). Es ist laut Bell et al. [2007], den Gewinnern des Netflix-Preises<sup>14</sup>, besonders wichtig, dass sich die hierfür verwendeten Empfehlungssysteme stark voneinander unterscheiden. Die von Burke [2002, 2007] aufgeführten Möglichkeiten der Kombination von Empfehlungssystemen lassen sich dabei in drei wesentliche Kategorien einteilen (vgl. Jannach et al. [2010, S. 124ff]):

*Monolithische Hybridisierungsansätze* kombinieren die Ideen, die den verschiedenen Empfehlungssystemarten zugrunde liegen, zu einem einzigen Empfehlungsalgorithmus. Beispielsweise könnten Objektmerkmale eines inhaltsbasierten Empfehlungssystems um aggregierte Objektbewertungen von Nutzern erweitert werden.

Bei *serialisierten Hybridisierungsansätzen* werden mehrere Empfehlungssysteme in Reihe geschaltet. Das von einem Empfehlungssystem generierte Ergebnis wird von einem anderen weiterverarbeitet. So kann z.B. das nachgeschaltete System die Ergebnisliste teilweise umsortieren.

Bei *parallelisierten Hybridisierungsansätzen* generieren mehrere Empfehlungssysteme unabhängig voneinander Vorschläge. Diese lassen sich dann auf drei

---

<sup>14</sup> Der Online-Videoverleih Netflix lobte im Jahr 2006 einen Preis von 1 000 000 Dollar für denjenigen aus, dem es gelingt, ein Empfehlungssystem zu entwickeln, welches das eigene um mindestens 10% übertrifft. Quelle: <http://www.netflixprize.com/> (19.05.2015).

Arten kombinieren: Im einfachsten Fall werden die Ergebnislisten aller Empfehlungssysteme nebeneinander, d.h. unabhängig voneinander, angezeigt. Eine andere Möglichkeit besteht darin, sich für die Ergebnisse eines einzigen Empfehlungssystems zu entscheiden. Hierzu wird berücksichtigt, wie sicher die Empfehlungssysteme mit ihrer Bewertung der Objekte sind. Eine Grundlage für die Berechnung einer solchen *Konfidenz* kann z.B. die Anzahl abgegebener Bewertungen sein. Die dritte und am weitesten verbreitete Kombinationsvariante berechnet die gewichtete Summe der von den  $M$  verschiedenen Empfehlungssystemen jeweils geschätzten Nützlichkeit:

$$\tilde{u}_{hyb}(c, s) = \sum_{m=1}^M \beta_m \cdot \tilde{u}_m(c, s)$$

Hierbei muss der Wertebereich der verschiedenen geschätzten Nützlichkeitsfunktionen  $\tilde{u}_m$  identisch sein und die  $\beta_m$  müssen sich zu eins addieren. Die Gewichte  $\beta_m$  können vorab trainiert werden; sie können jedoch auch dynamisch im Moment der Empfehlungsgenerierung anhand der Konfidenzen der jeweiligen Empfehlungssysteme bestimmt werden.

Die Wahl eines geeigneten Hybridisierungsansatzes ist dabei stark vom jeweiligen Anwendungsgebiet abhängig (vgl. Jannach et al. [2010, S. 141]).

## Evaluation

Für jeden in den vergangenen Kapiteln beschriebenen Empfehlungssystemtyp gibt es eine Vielzahl an Varianten; zudem bieten sich diverse Anpassungsmöglichkeiten für Optimierungen. Deshalb ist es wichtig, die Systeme hinsichtlich ihres geplanten Einsatzzwecks zu evaluieren [Herlocker et al., 2004]. Die am häufigsten verwendete Methode nutzt ausschließlich bereits aufgezeichnete Daten und kann daher ohne (erneute) Nutzerbeteiligung ablaufen, weshalb man auch von *Offline-Evaluation* spricht. Hierzu werden die gesammelten Objektbewertungen in einen Trainings- und einen Testdatensatz aufgeteilt; typisch sind z.B. Aufteilungen von 80% Trainingsdaten und 20% Testdaten. Anhand des Trainingsdatensatzes soll das Empfehlungssystem dann die bewerteten Objekte des Testdatensatzes vorhersagen. Hierbei ist es notwendig, dass die Bewertungen  $B_c$  jedes einzelnen Nutzers  $c \in C$  aufgeteilt werden:  $B_c = Train_c \cup Test_c$  mit  $Train_c \cap Test_c = \emptyset$ . Aus den Trainingsdaten  $Train_c$  eines Nutzers kann so sein Nutzerprofil gebildet werden, auf dessen Basis das zu evaluierende Empfehlungssystem die Nützlichkeit der Objekte des Testdatensatzes  $Test_c$  schätzen kann; dieses Ergebnis wird dann mit den tatsächlichen Bewertungen des jeweiligen Nutzers verglichen. Hierbei kann man entweder den Vorhersagefehler als Differenz

zwischen geschätzter und tatsächlicher Bewertung messen oder die Qualität der generierten Ergebnislisten betrachten.

Zur Verrechnung der Vorhersagefehler mehrerer Objekte und Nutzer zu einem einzigen Maß stehen verschiedene Metriken zur Verfügung. Der *mean absolute error (MAE)* gibt den mittleren Fehler an:

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{c \in C} \sum_{(*,s) \in \text{Test}_c} |\tilde{r}_{(c,s)} - r_{(c,s)}|}{\sum_{c \in C} |\text{Test}_c|}$$

Durch eine Normierung mit dem Umfang der Bewertungsskala, die von  $r_{\min}$  bis  $r_{\max}$  reicht, ergibt sich der *normalized mean absolute error (NMAE)*:

$$\text{NMAE} = \frac{\text{MAE}}{r_{\max} - r_{\min}}$$

Die wohl am häufigsten zur Evaluation genutzte Metrik ist der *root mean squared error (RMSE)*, welcher größere Fehler stärker gewichtet:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{c \in C} \sum_{(*,s) \in \text{Test}_c} (\tilde{r}_{(c,s)} - r_{(c,s)})^2}{\sum_{c \in C} |\text{Test}_c|}}$$

Aus Nutzersicht ist es jedoch unerheblich, wie groß der Vorhersagefehler ist; stattdessen ist für ihn die generierte Ergebnisliste mit einer meist festen Anzahl  $N$  empfohlener Objekte von Bedeutung (vgl. Cremonesi et al. [2010]). Zumeist evaluiert man die Qualität der Ergebnislisten, indem man die Menge der empfohlenen Objekte mit der Menge der Objekte im Testdatensatz vergleicht. Übliche Maße hierfür sind Precision und Recall sowie darauf aufbauende Maße, wie z.B. der F-Score (vgl. auch Kapitel 3.2.2). Hierbei gibt die *Precision* an, welcher Anteil der Ergebnisliste aus Objekten des Testdatensatzes besteht; der *Recall* bezeichnet den Anteil der Objekte im Testdatensatz, die empfohlen werden<sup>15</sup>. Sei  $Hits_c$  die Menge aller empfohlenen Objekte, die auch im Testdatensatz  $\text{Test}_c$  enthalten ist, so ergeben sich folgende Definitionen:

$$\text{Precision}_c = \frac{|Hits_c|}{N}$$

$$\text{Recall}_c = \frac{|Hits_c|}{|\text{Test}_c|}$$

<sup>15</sup> Hier wird vereinfachend davon ausgegangen, dass nur positive Bewertungen vergeben werden können; anderenfalls kann man die Objekte in relevante und nicht relevante Objekte einteilen und entsprechend den Definitionen in Kapitel 3.2.2 vorgehen.

Bei  $N < |Test_c|$  kann der Recall maximal  $N/|Test_c| < 1$  erreichen, wenn  $N$  Objekte aus dem Testdatensatz empfohlen werden. Beim Vergleich verschiedener Empfehlungssysteme untereinander, welche einen solchen Recall besitzen, bedeutet dies, dass alle eine optimale Empfehlungsleistung hinsichtlich dieser Metrik aufweisen.

Soll auch die Reihenfolge der Empfehlungen in Betracht gezogen werden, bieten sich weitere Metriken, wie z.B. der *Normalized Discounted Cumulative Gain* (NDCG), an, auf welche an dieser Stelle jedoch nicht weiter eingegangen werden soll (vgl. Ricci et al. [2011, S. 280]). Bei kurzen Ergebnislisten spielt die Reihenfolge eine untergeordnete Rolle, da man davon ausgehen kann, dass der Nutzer alle Empfehlungen zur Kenntnis nimmt.

Ein gravierender Nachteil aller Offline-Evaluationsverfahren besteht darin, dass sie nicht erfassen können, wie der Nutzer auf die Empfehlungen reagiert, da nur mit bereits abgegebenen Bewertungen evaluiert wird. So mag ein Nutzer beim Zappen durch das Fernsehprogramm bei einer Sendung „hängen bleiben“, für die er sich bewusst nie entschieden hätte. Es ist also sinnvoll, Empfehlungssysteme in einer *Online-Evaluation* unter realen Bedingungen zu testen, d.h. insbesondere mit Nutzern, denen etwas empfohlen wird. Das Verhalten der Nutzer wird dann auf Hinweise untersucht, die für eine (implizite) Zustimmung zu einem empfohlenen Objekt sprechen; hierfür gibt es, je nach Anwendungsdomäne, verschiedene Möglichkeiten. Bei Online-Shops ist es z.B. üblich, die sogenannte *sales conversion rate* (dt. Konversionsrate), d.h. den Anteil der vom Nutzer gekauften Produkte unter den Empfehlungen, zu ermitteln. Eine Alternative hierzu, die immer dann angewendet werden kann, wenn die Ergebnisliste auf Detailseiten der Objekte verweist, ist die sogenannte *click-through rate* (dt. Durchklickrate), d.h. zu wie vielen Objekten der Nutzer die Details abrufen. Hinsichtlich dieser Metriken werden mehrere Empfehlungssysteme üblicherweise in *A/B-Tests* miteinander verglichen. Hierbei werden die Nutzer (zufällig) in Gruppen eingeteilt und jeder Gruppe wird ein anderes Empfehlungssystem zugewiesen; meist geschieht dies ohne das Wissen der Nutzer. Bei ausreichender Gruppengröße kann dann nachgewiesen werden, ob zwischen den Systemen Unterschiede hinsichtlich des Nutzerverhaltens bestehen.

## Erweiterungen

Bei den bisher vorgestellten Arten von Empfehlungssystemen wird davon ausgegangen, dass die Nützlichkeit eines Objektes für einen Nutzer konstant ist. Diese vereinfachende Annahme berücksichtigt jedoch nicht, dass die Nützlichkeit von der Situation, z.B. der Arbeitsaufgabe des Nutzers, abhängig ist. Ein Empfehlungssystem, das je nach Kontext des Nutzers unterschiedliche Empfehlungen generiert, nennt man *kontextsensitives Empfehlungssystem*. Verschiedene Ansätze

zur Repräsentation des Kontexts finden sich bei Hussein u. Ziegler [2011], auf die hier jedoch nicht weiter eingegangen wird. Kontextsensitive Empfehlungssysteme sind insbesondere in mobilen Anwendungen im Tourismusbereich weit verbreitet. Gavalas et al. [2013a] unterteilen mobile Touristenempfehlungssysteme danach, welche Informationen genutzt werden: Rein ortsabhängige Empfehlungssysteme nutzen als Kontextinformation ausschließlich den Aufenthaltsort des Nutzers, welcher mit einem im Smartphone verbauten GPS-Empfänger ermittelt wird (vgl. Kapitel 2.1.3); sie kombinieren somit *Location-based Services* (dt. standortbezogene Dienste) mit Empfehlungssystemen. Kontextsensitive Empfehlungssysteme können jedoch zusätzlich noch viele weitere Kontextinformationen, wie die Tageszeit, das verfügbare Budget oder Vorwissen des Nutzers berücksichtigen, um die Empfehlungsleistung zu verbessern (vgl. z.B. Baltrunas et al. [2012]). Die meisten dieser Kontextinformationen sind jedoch nicht automatisiert, d.h. mit Hilfe von Sensoren, erfassbar. Stattdessen müssen sie explizit vom Nutzer abgefragt werden, was von diesem eventuell als langwierig und störend empfunden wird. Kritikbasierte Empfehlungssysteme hingegen erzeugen zunächst Empfehlungen ohne Kontextwissen und treten anschließend in Interaktion mit dem Nutzer; dieser hat die Möglichkeit, sofern notwendig, spezifische Aspekte der Empfehlungen zu kritisieren und dem System somit seine (kontextabhängigen) Präferenzen mitzuteilen.

Bisher wurde davon ausgegangen, dass sich der Nutzer unter den empfohlenen Objekten für ein einziges entscheidet. In Online-Shops werden jedoch häufig *Pakete* (engl. Bundles oder Collections), bestehend aus mehreren Produkten, angeboten, um so den Absatz zu steigern (vgl. Zhu et al. [2014]). Auch die Besichtigungstour eines Touristen, der mehrere Sehenswürdigkeiten besucht (vgl. z.B. Schaller u. Hacker [2014]), kann als Paket aufgefasst werden. Die Qualität eines empfohlenen Pakets kann laut Golbeck u. Hansen [2011] von einer Vielzahl von Eigenschaften abhängen, u.a. der Nützlichkeit, der Anzahl, der Diversität und ggf. der Reihenfolge der Objekte. In vielen Situationen benötigt der Nutzer ein Paket mit mehreren unterschiedlichen Objekten. Für Urlaubsreisen kann ein Empfehlungssystem beispielsweise ein Paket, bestehend aus einer Unterbringung sowie mehreren Sehenswürdigkeiten und Veranstaltungen, zusammenstellen (vgl. Ricci et al. [2002]; Fesenmaier et al. [2003]). Diese haben in der Regel Abhängigkeiten untereinander, so dass ein (wissensbasiertes) Empfehlungssystem eine geeignete *Konfiguration* der beteiligten Objekte ermitteln muss (vgl. Savir et al. [2013]). Werden auch die Nutzerpräferenzen als explizite Anforderungen an die gesuchten Konfigurationen modelliert, so kann der Empfehlungsprozess als Lösen eines Optimierungsproblems aufgefasst werden (vgl. Jannach et al. [2009]).

### 3.2.4 Tourplanung als Empfehlungssystem

Die Tatsache, dass die meisten Location-based Services zwar mehrere POIs empfehlen, diese aber nicht als Paket, sondern unabhängig voneinander betrachten, wird von Gionis et al. [2014] als wenig hilfreich angesehen. Sie schlagen deshalb vor, eine ganze *Tour* zu empfehlen, d.h. eine Sequenz von zu besuchenden POIs, die thematischen und örtlichen Nebenbedingungen genügt. In der Literatur zu standortbezogenen Diensten lässt sich ein fließender Übergang zwischen Systemen, die einzelne POIs empfehlen, solchen, die (kurze) Sequenzen von POIs vorschlagen, und solchen, die ganze Touren generieren, feststellen:

Zheng u. Xie [2011] identifizieren *Stay Points* (dt. längere Aufenthaltsorte) in GPS-Tracks<sup>16</sup>. Aus der gemeinsamen Betrachtung der Daten aller Nutzer kann auf häufig genutzte Sequenzen von Stay Points geschlossen werden, woraus anschließend die Beliebtheit einer beliebigen Sequenz von POIs geschätzt werden kann. Kombiniert wird dies mit einem kollaborativen Empfehlungssystem. Auf Basis vergangener Besuche und der aktuellen Position des Nutzers können ihm sowohl einzelne POIs als auch POI-Sequenzen in der Nähe empfohlen werden. Da die Sequenzen bei diesem System nur eine Länge von zwei aufweisen, handelt es sich nicht um eine vollständige Tour im eigentlichen Sinne. Dies ist auch daran zu erkennen, dass keine Rahmenbedingungen, wie z.B. Tourlänge bzw. -dauer, vom Nutzer spezifiziert werden können. Zudem werden Fahrzeiten, Besuchsdauer und Öffnungszeiten nicht berücksichtigt.

Kurashima et al. [2010] nutzen die in Bildern von Foto-Sharing-Webseiten (wie z.B. Flickr) gespeicherten GPS-Koordinaten des Aufnahmeortes, um empfehlenswerte POIs zu identifizieren. Zudem kann mit Hilfe des ebenfalls in den Bildern gespeicherten Aufnahmezeitpunktes ermittelt werden, in welcher Reihenfolge ein Nutzer die POIs besucht hat. Daraus kann ein Markov-Modell<sup>17</sup> erstellt werden, welches aus einer gegebenen Sequenz von bereits besuchten POIs die Wahrscheinlichkeit für den Besuch jedes weiteren POIs schätzen kann. Außerdem wird für jeden Nutzer ein Modell seiner Interessen, ausgehend von seinen bisher besuchten POIs, mit Hilfe einer probabilistischen Erweiterung des Latent-Semantic-Indexing-Verfahrens (vgl. Kapitel 3.2.2) bestimmt. Beide Modelle werden anschließend kombiniert; basierend auf diesem kombinierten Modell können nun POI-Besuchssequenzen erstellt werden, die zudem einen vorgegebenen Zeitrahmen nicht überschreiten. Die empfohlenen Touren berücksichtigen

---

<sup>16</sup> Ein *GPS-Track* ist eine Sequenz von aufgezeichneten GPS-Koordinaten zzgl. deren Messzeitpunkten.

<sup>17</sup> Ein *Markov-Modell* ist ein stochastisches Modell, bestehend aus mehreren Zuständen, wobei die Wahrscheinlichkeit eines Zustandsübergangs nur von einer begrenzten Anzahl bisher angenommener Zustände abhängt.

sowohl die Fahrzeit als auch die Dauer des Besuchs einzelner POIs, welche über eine Mittelung der zeitlichen Distanzen im Trainingsdatensatz geschätzt werden.

Yoon et al. [2010] identifizieren ähnlich zu Zheng u. Xie [2011] häufig gewählte Reihenfolgen von Stay Points, empfehlen jedoch im Gegensatz zu diesen ganze Touren. Ihr Tourempfehlungssystem besteht aus zwei Teilen. Zunächst werden mehrere Tourkandidaten generiert, wobei ein vom Nutzer gewählter Startpunkt, Endpunkt und eine vorgegebene Dauer der Tour berücksichtigt werden. Diese werden anschließend bewertet, wobei berücksichtigt wird, welchen Anteil die Gesamtbesuchsdauer an der vorgegebenen Dauer der Tour hat und wie populär die eingeplanten POIs sind. Insgesamt gleicht das beschriebene Vorgehen dem Lösen eines Optimierungsproblems (vgl. auch Russell u. Norvig [2012, S. 161]). Dieses ist gekennzeichnet durch einen Suchraum – in diesem Fall die Menge aller Tourkandidaten – und eine objektive Bewertungsfunktion, welche die Güte der einzelnen Elemente des Suchraums bestimmt. Die Optimierung besteht darin, das Element mit der besten Bewertung zu finden.

Goy u. Magro [2004a,b] entwickelten den *Smart Tourist Agenda Recommender*, eine Webseite, auf der Touristen sich ein Tagesprogramm (engl. *tourist agenda*) für die Stadt Turin zusammenstellen können. Sie stellten fest, dass es sich bei einer solchen Touristenagenda um eine Konfiguration (vgl. Kapitel 3.2.3) handelt, welche aus Basiskomponenten – den Aktivitäten – zusammengesetzt ist. Um die Agenda zu erstellen, werden vorab Rahmenbedingungen und Nutzerwünsche abgefragt, wie z.B. der Zeitraum des Urlaubs oder ob der Wunsch besteht, ein Mittagessen einzuplanen. Anschließend kann der Nutzer diejenigen Orte bzw. Aktivitäten auswählen, an denen er Interesse hat, sowie den Startpunkt der Tour wählen. Zur Berechnung eines Ablaufplans wird die vorhandene Zeit in Blöcke zu je 30 Minuten eingeteilt. Den Zeitblöcken weist das System dann die gewählten Aktivitäten zu, wobei verschiedene örtliche und zeitliche Nebenbedingungen, wie z.B. der Zeitpunkt des Mittagessens, berücksichtigt werden. Der Nutzer hat anschließend die Möglichkeit, seine Agenda zu verändern, indem er POI-Besuche ersetzt. Verschiedene Aktivitäten werden also zu einer Konfiguration zusammengestellt, ohne jedoch – wie beim Problem des Handlungsreisenden (vgl. Kapitel 3.2.5) – eine Optimierung hinsichtlich der kürzest möglichen Rundreise durchzuführen. Es handelt sich hierbei um ein *Constraint Satisfaction Problem (CSP)*, auch Bedingungserfüllungsproblem genannt, bei dem für verschiedene Variablen – in diesem Fall die Zeitblöcke – geeignete Belegungen unter Berücksichtigung mehrerer Nebenbedingungen gefunden werden sollen.

Das Erstellen einer Tour kann also aus zwei unterschiedlichen Perspektiven betrachtet werden: Aus Sicht eines Empfehlungssystems handelt es sich um das Empfehlen einer geeigneten Konfiguration. Die Generierung einer Tour kann

jedoch auch als Optimierungsproblem aufgefasst werden. Diese Sichtweise wird im Folgenden näher betrachtet.

### 3.2.5 Modellierung der Tourplanung

Die Generierung einer Tour bei einer verteilten Veranstaltung kann als Suche nach einem Pfad in einem gerichteten Graphen modelliert werden (vgl. Schaller [2009]): Jede Veranstaltung und jede Bushaltestelle wird als Knoten repräsentiert. Die Bushaltestellen sind durch gerichtete Kanten, entsprechend der Buslinien, verbunden, wobei die Kosten jeder Kante der (durchschnittlichen) Fahrtdauer des Busses auf dieser Strecke entsprechen. Alle Veranstaltungen an einer Haltestelle sind untereinander sowie mit der Haltestelle durch ungerichtete Kanten verbunden. Die Dauer des Fußweges von Veranstaltung zu Veranstaltung bzw. von einer Veranstaltung zur Haltestelle bestimmt die Kosten dieser Kanten. Abbildung 3.4a zeigt einen solchen Graphen mit Veranstaltungen A bis I, Bushaltestellen 1 bis 6 sowie zwei Buslinien. Die kürzeste Reisezeit von Veranstaltung A zu Veranstaltung I würde ohne Wartezeit an den Haltestellen  $2+5+5+7+2 = 21$  Minuten betragen. Da keine Fahrplandaten auf den betrachteten Längen Nächten verfügbar waren, konnte die Wartezeit nur geschätzt werden. Wenn beispielsweise Buslinie 1 alle 10 Minuten und Buslinie 2 alle 20 Minuten fährt, so benötigt der Besucher im Durchschnitt zusätzlich  $10/2 + 20/2 = 15$  Minuten Wartezeit.

Für die eigentliche Tourgenerierung kann der Graph vereinfacht werden. Für den Nutzer irrelevante Veranstaltungen, z.B. solche, die er nicht ausgewählt hat, können weggelassen werden. Die geschätzte Fahrzeit zwischen je zwei Veranstaltungen kann vorab berechnet werden und als direkte Kante zwischen den Veranstaltungen eingefügt werden; die Bushaltestellen entfallen somit komplett

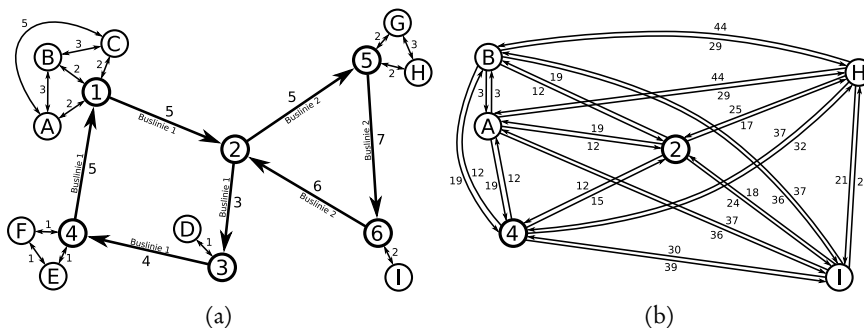


Abbildung 3.4: (a) Graph mit Veranstaltungen A-I und Bushaltestellen 1-6. (b) Auf notwendige Knoten und Kanten reduzierter Graph. (Quelle: Schaller [2009])

mit Ausnahme derjenigen Haltestellen, an denen die Tour beginnen und enden soll. Abbildung 3.4b zeigt den vereinfachten (vollständigen) Graphen für einen Nutzer mit Interesse an Veranstaltung A, B, H und I sowie Start der Tour bei Haltestelle 2 und Ende bei Haltestelle 4.

Im Folgenden werden einige kombinatorische Optimierungsprobleme betrachtet, die sich mit der Pfadsuche in einem Graphen beschäftigen, wobei die Anforderungen an den gesuchten Pfad variieren.

## Travelling Salesman Problem

Die wohl bekannteste Problemstellung dieser Art ist das *Problem des Handlungsreisenden*, das auch als *Travelling Salesman Problem (TSP)* bezeichnet wird: Ein Handlungsreisender möchte auf seiner Rundreise eine Anzahl von Städten besuchen, wobei jede Stadt nur genau einmal besucht werden soll. Bei dem Anfangs- und Endpunkt seiner Reise soll es sich um dieselbe Stadt handeln. Gesucht ist eine optimale Rundreise, so dass die zurückgelegte Gesamtstrecke möglichst kurz ist.

Graphentheoretisch lässt sich die Aufgabe wie folgt formulieren (vgl. Gutin u. Punnen [2002, S. 3]): Gegeben ist ein vollständiger Graph mit einem Knoten pro Stadt. Jede Kante ist mit der Entfernung (bzw. den Kosten der Reise) zwischen den beiden Städten gewichtet. Einen Zyklus, der jeden Knoten dieses Graphen genau einmal enthält, nennt man *Hamiltonkreis*. Die Lösung des TSP ist derjenige Hamiltonkreis, dessen Gesamtlänge minimal ist.

Je nach Anwendungsgebiet kann der gegebene Graph gerichtet oder ungerichtet sein. TSP-Lösungsverfahren für gerichtete Graphen lassen sich problemlos auch auf ungerichtete Graphen übertragen. Wie Jonker u. Volgenant [1983] zeigen, lässt sich jedoch ein Lösungsverfahren für ungerichtete Graphen auch auf einen gerichteten Graphen anwenden, wenn man diesen geeignet transformiert; hierbei verdoppelt sich allerdings die Anzahl der Knoten.

Ein Beweis, dass es sich beim TSP um ein NP-schweres Problem handelt, findet sich beispielsweise bei Reinelt [1994, S. 10f]. Für TSPs mit ungerichteten Graphen (symmetrische TSPs) und TSPs mit gerichteten Graphen (asymmetrische TSPs) kommen meist verschiedene exakte Lösungsverfahren zum Einsatz, wie sie z.B. von Gutin u. Punnen [2002, S. 29ff und S. 169ff] beschrieben werden. Ein einfacher approximativer Lösungsansatz ist die *Nächste-Nachbar-Heuristik*, ein gieriger Algorithmus, der eine bereits vorhandene Tour erweitert, indem er den nächsten Nachbarn am Ende<sup>18</sup> anfügt (vgl. Gutin et al. [2002]). Für symmetrische TSPs, bei denen die Kantengewichte des Graphen die Dreiecksungleichung

<sup>18</sup> Eine Variante hiervon ist die *zweiseitige Nächste-Nachbar-Heuristik*, die beide Enden der Tour für eine Erweiterung in Betracht zieht.

erfüllen – z.B. wenn die Distanzen dem euklidischen Abstand entsprechen – kann durch die Nächste-Nachbar-Heuristik eine passable Annäherung gefunden werden: Es kann gezeigt werden, dass die Länge der mittels dieses Verfahrens gefundenen Lösung in einem Graphen mit  $n$  Knoten maximal um den Faktor  $\Theta(\log n)$  von der optimalen Lösung entfernt ist (vgl. Rosenkrantz et al. [1977], Reinelt [1994, S. 73ff]). Dass dieses Ergebnis jedoch nicht auf ein allgemeines TSP übertragbar ist und die Nächste-Nachbar-Heuristik auch eine wesentlich schlechtere Approximation erzeugen kann, demonstrieren Bang-Jensen et al. [2004]. Elaboriertere Approximationsverfahren werden von Reinelt [1994], Ausiello [1999] und Gutin u. Punnen [2002] behandelt.

## Orienteering Problem

Eine Abwandlung des TSPs stellt das *Orienteering Problem*<sup>19</sup> (OP) dar (vgl. Golden et al. [1987]). Auch hierbei ist ein vollständiger Graph gegeben, wobei die Kantengewichte für die Zeit stehen, die die Benutzung einer Kante dauert. Der Besuch eines Knotens kostet ebenfalls eine bestimmte Zeit. Zudem ist die gesuchte Tour keine Rundreise, sondern Start- und Zielknoten können separat festgelegt werden, und die verfügbare Gesamtreisedauer ist nach oben beschränkt. Für den Besuch eines Knotens bekommt man eine knotenabhängige Punktzahl (engl. Score) gutgeschrieben. Ziel ist es, eine Tour zu finden, die die gesammelte Punktzahl maximiert. Das Problem besteht also aus zwei voneinander abhängigen Teilproblemen: Aus den Knoten muss eine Teilmenge ausgewählt und ein optimaler Weg, der diese verbindet, gefunden werden. Das OP stellt somit eine Kombination aus TSP und Rucksackproblem<sup>20</sup> dar (vgl. Vansteenwegen et al. [2011]).

Exakte Lösungsverfahren mittels sogenannter *Branch-and-Cut-Algorithmen* finden sich beispielsweise bei Gutin u. Punnen [2002, S. 652]. Ein approximatives Lösungsverfahren für das OP kann (mit kleinen Anpassungen) auch für die Lösung der im nächsten Abschnitt beschriebenen Variante des OPs verwendet werden und wird deshalb mit dieser zusammen vorgestellt.

---

<sup>19</sup> Der Name spielt auf die Sportart *Orientierungslauf* an. Beim sogenannten Score-Orientierungslauf werden, in zumeist bergigem und bewaldetem Gelände, mehrere Kontrollpunkte mit zugeordnetem Punktwert festgelegt. Die Teilnehmer erhalten eine Karte des Geländes, welche die Lage der Kontrollpunkte kenntlich macht, und müssen in einer vorgegebenen Zeit möglichst viele Punkte durch Anlaufen der Kontrollpunkte ansammeln.

<sup>20</sup> Beim *Rucksackproblem* soll aus einer Menge von Gegenständen, denen ein Volumen und eine Punktzahl zugeordnet ist, eine optimale Teilmenge ausgewählt werden, so dass die Gesamtpunktzahl maximiert wird, ohne ein gegebenes Gesamtvolumen zu überschreiten. Das Problem ist NP-vollständig.

## Orienteering Problem with Time Windows

Eine Erweiterung des OPs um Zeitfenster, d.h. Öffnungszeiten der Knoten ergibt das *Orienteering Problem with Time Windows (OPTW)*. Ein Knoten kann nun also nicht jederzeit besucht werden, sondern nur innerhalb eines Zeitintervalls; die Gesamtreisedauer wird ebenfalls durch Anfangs- und Endzeit angegeben. Für einen Lösungsalgorithmus verkompliziert sich die Aufgabe daher, da Teiltouren aufgrund der Zeitfenster eventuell nicht verschiebbar sind.

Verschiedene weitere Abwandlungen dieses Problems werden in der Literatur diskutiert. Beim *Team Orienteering Problem with Time Windows (TOPTW)* werden mehrere Touren ermittelt, die zusammen eine möglichst hohe Punktzahl erreichen sollen. Hiermit kann man z.B. mehrtägige Touristenausflüge modellieren (vgl. Vansteenwegen et al. [2009]). Das *Time Dependent Orienteering Problem with Time Windows (TDOPTW)* hingegen macht die Kosten der Kanten zeitabhängig, so dass z.B. öffentliche Verkehrsmittel mit Fahrplan modelliert werden können (vgl. Garcia et al. [2010b]).

Die Motivation, solche Probleme zu lösen, liegt u.a. in deren Anwendung im Tourismusbereich, weshalb sie zur Klasse der *Tourist Trip Design Problems (TTDPs)* gezählt werden (vgl. Gavalas et al. [2014]). Das OP und das OPTW sowie ihre Erweiterungen können als ganzzahliges lineares Optimierungsproblem formuliert und somit exakt gelöst werden (siehe u.a. Schaller [2009]). Da jedoch in den meisten Anwendungsszenarien gute Näherungen ausreichend sind, werden sie in der Praxis zumeist approximativ gelöst, wie z.B. von Vansteenwegen et al. [2009], Zhu et al. [2012] oder Gavalas et al. [2014] beschrieben.

### Iterative lokale Suche für das OPTW

Zum Lösen des OPTW und seiner Varianten haben sich iterative lokale Suchverfahren als erfolgreich erwiesen. Diese bauen zumeist auf dem Vorgehen von Vansteenwegen et al. [2009] auf, welches im Folgenden in Hinblick auf verteilte Veranstaltungen beschrieben werden soll. Die Knoten entsprechen hierbei den Veranstaltungen, die Kanten den (gemittelten) Transferzeiten zwischen ihnen.

Grundlegend ist eine *lokale Suche*: Diese sucht in einem vorgegebenen Suchraum nach einer optimalen Lösung. Dabei wird ausgehend von einer Startlösung in deren Nachbarschaft nach einer besseren Lösung gesucht, welche im folgenden Schritt neue Startlösung wird. Dieses Verfahren kann solange fortgesetzt werden, bis keine bessere Lösung in der Nachbarschaft gefunden werden kann. Da nur lokale Informationen genutzt werden, findet das Verfahren im Allgemeinen nicht das globale Optimum, sondern nur ein lokales.

Deshalb wendet man bei der *iterativen lokalen Suche* dieses Verfahren wiederholt an. Da man sich bereits nach der ersten lokalen Suche in einem lokalen Optimum befindet, kann diese Lösung nicht als Startpunkt für eine weitere lokale Suche genutzt werden. Stattdessen wird bei der iterativen lokalen Suche die gefundene Lösung mehr oder weniger zufällig modifiziert bzw. „gerüttelt“ (engl. Perturbation bzw. Shake-Step). Hierdurch erhält man eine Lösung, die im Sinne der Nachbarschaft mehr oder weniger weit weg ist. Diese Lösung ist Startpunkt für eine neue lokale Suche, die im Allgemeinen zu einem anderen lokalen Optimum führt. Auf diesem „Weg durch den Suchraum“ merkt sich der Algorithmus die beste bisher gefundene Lösung.

Der von Vansteenwegen et al. [2009] entwickelte Algorithmus nutzt dieses grundsätzliche Vorgehen der iterativen lokalen Suche für die Generierung von Touren. Dabei wechselt der Algorithmus zwischen lokaler Suche und Shake-Step ab: Zunächst werden Veranstaltungen zur Tour hinzugefügt bis keine weiteren in die Tour passen (nun ist das lokale Optimum erreicht); anschließend wird wieder eine gewisse Anzahl an Veranstaltungen aus der Tour entfernt (um einen Startpunkt für die nächste lokale Suche zu erhalten).

Das Einfügen und Entfernen von Veranstaltungen verschiebt den Besuchsbeginn aller nachfolgenden Veranstaltungen wie Perlen auf einer Perlenkette. Es „hakt“ jedoch immer dann, wenn Veranstaltungen die Grenzen ihrer Öffnungszeit erreichen. Es kann vorkommen, dass Besucher erst auf den Beginn der Öffnungszeit einer Veranstaltung warten müssen. In diesem Fall kann es sogar sein, dass das Einfügen einer weiteren Veranstaltung (an dieser Stelle) gar keine Veranstaltungsbesuche verschiebt, sondern nur die vorhandene Wartezeit nutzt. Es kann jedoch auch vorkommen, dass eine Veranstaltung nicht weiter nach hinten geschoben werden kann und ein Einfügen somit unmöglich ist. Für eine effiziente Implementierungen ist es also sinnvoll, die maximale Zeit, um die der Besuch einer Veranstaltung nach hinten verschoben werden kann, ohne dass diese oder eine dahinter eingeplante Veranstaltung ihr Zeitfenster überschreitet, zwischenspeichern. Hierdurch kann vermieden werden, dass jedes Mal die gesamte Tour auf Konsistenz hinsichtlich der Öffnungszeiten überprüft werden muss.

## **Planungsproblem für verteilte Veranstaltungen**

Das Planungsproblem für verteilte Veranstaltungen kann als Abwandlung des OPTWs gesehen werden (vgl. Schaller [2009]): Als Besonderheit ergibt sich hierbei, dass es Veranstaltungen mit (mehreren) festen Terminen gibt und diese somit nicht variabel verschiebbar sind. In meiner Diplomarbeit habe ich, aufbauend auf der von Vansteenwegen et al. [2009] beschriebenen iterativen lokalen

Suche, ein Verfahren zur Lösung dieses Problems entwickelt. Handelt es sich bei den Veranstaltungen mit festen Terminen um Sollveranstaltungen, können sich Terminkollisionen der verschiedenen Veranstaltungen ergeben und somit nur wenige oder gar keine Lösungen existieren. Deshalb werden zunächst alle zeitlich fixen Veranstaltungen mit Hilfe eines Constraint-Solvers<sup>21</sup> in die Tour eingeplant. Für jede der auf diese Weise ermittelten Lösungen werden im nächsten Schritt zwischen den nun feststehenden zeitlich fixen Veranstaltungen die zeitlich variablen Veranstaltungen mit Hilfe einer iterativen lokalen Suche eingeplant. Weitere Details zu dieser Vorgehensweise werden in Kapitel 5.6 beschrieben.

### 3.2.6 Mobile Mensch-Computer-Interaktion

Da es sich bei der zu entwickelnden Anwendung um ein interaktives System handelt, soll in diesem Kapitel ein kurzer Überblick über dieses Forschungsgebiet gegeben werden.

Norman [1986] geht davon aus, dass Nutzer mit dem System interagieren, um ein konkretes Ziel, z.B. das Erfüllen einer Arbeitsaufgabe, zu erreichen. Für ihn ergeben sich die Ursachen für Probleme während der Interaktion aus einer unterschiedlichen Sprache, die Nutzer und System verwenden<sup>22</sup>. Während die Ziele des Nutzers im Hinblick auf seine Anliegen und Bedürfnisse beschrieben werden, kann das System (zunächst) nur mit konkreten Zuständen und Zustandsänderungen umgehen. Diese Diskrepanz macht sich sowohl bei der Ausführung, d.h. wenn der Nutzer dem System etwas mitteilt, als auch bei der Rückmeldung des Systems an den Nutzer, bemerkbar. Um diese Lücke zu überwinden, müssen sich Nutzer und System einander in ihrer Sprache annähern.

Aus Nutzersicht kann dies aus einer geeigneten Übersetzung bestehen. Norman [1986] unterteilt hierzu die Interaktion mit dem System in eine *Ausführungs-* und eine *Evaluationsphase*, die sich jeweils noch weiter unterteilen lassen, so dass er insgesamt sieben Phasen der Interaktion identifiziert, die ein Nutzer durchläuft: Zunächst muss sich der Nutzer über sein Ziel bewusst werden, bevor er hieraus sein konkretes Vorhaben ableiten kann. Dieses wird dann in eine geplante Handlungssequenz übersetzt, die schließlich vom Nutzer (an dem System) durchgeführt wird. Anschließend kann der Nutzer den Systemzustand (z.B. optisch) wahrnehmen und somit interpretieren. Abschließend kann er überprüfen, ob

---

<sup>21</sup> Ein *Constraint-Solver* ist ein Programm zum Lösen eines Constraint Satisfaction Problem (CSP). Als Eingabe erhält er eine Menge von Variablen zusammen mit den Werten, die diese annehmen dürfen, sowie Bedingungen dieser untereinander. Er ermittelt alle Belegungen der gegebenen Variablen, welche die Bedingungen erfüllen.

<sup>22</sup> Im Buch *The Design of Everyday Things* führt Norman viele Beispiele alltäglicher Gegenstände auf, bei denen diese Diskrepanz offenkundig wird (vgl. Norman [1990]).

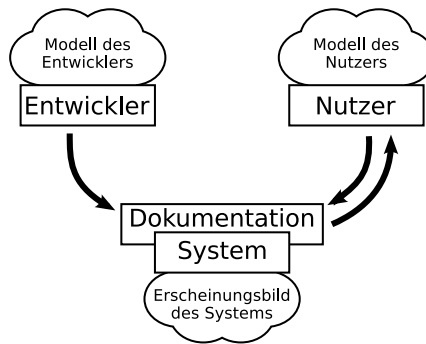


Abbildung 3.5: Mentale Modelle des Entwicklers und des Nutzers (nach Norman [1986])

dieser Zustand mit seinem ursprünglichen Ziel bzw. seiner daraus abgeleiteten Intention übereinstimmt.

Aber auch das System – genauer gesagt der Entwickler des Systems – kann dafür sorgen, dass die Diskrepanz zwischen Nutzer- und Systemsprache kleiner wird, indem er die Benutzerschnittstelle geeignet gestaltet. Norman [1986] spricht hierbei von *mentalen Modellen*. Ein solches umfasst diejenigen Eigenschaften und Aktionsmöglichkeiten, die ein Mensch einem Gegenstand bzw. System zuschreibt. So hat der Entwickler in seinen Gedanken eine ganz genaue Vorstellung davon, wie sein System funktionieren soll; dieses basiert idealerweise auf Informationen über den Nutzer (vgl. Kapitel 2). Nach diesem Modell setzt er das zu entwickelnde System schließlich um. Andererseits entsteht auch beim Nutzer ein mentales Modell von der Funktionsweise des Systems. Dieses basiert jedoch auf der Benutzerschnittstelle und eventuell vorhandener Dokumentation des Systems, wie in Abbildung 3.5 dargestellt wird. Schafft es der Entwickler nicht, dem Nutzer sein mentales Modell in geeigneter Form zu kommunizieren, so wird dessen mentales Modell von dem des Entwicklers abweichen. Dies kann schließlich zu einer anderen Bedienung als vom Entwickler ursprünglich intendiert führen.

Um dieses Problem zu lösen oder zumindest zu reduzieren, bietet die Benutzerschnittstelle für die Ausführungsphase im Idealfall genau diejenigen Arten von Aktionen an, durch die auch der Nutzer seine Absichten ausdrückt. Für die Evaluationsphase sollte das System zeitnah Informationen über den Systemzustand derart zur Verfügung stellen, dass der Nutzer diese hinsichtlich seines Ziels auswerten kann (vgl. Dix et al. [2004, S. 126]). Der bereits in Kapitel 1.4 angesprochene iterative Entwicklungsprozess ist eines der Hauptwerkzeuge zur Umsetzung eines solchen Systems. Darüber hinaus gibt es jedoch auch einige

„goldene Regeln“ für die Gestaltung von Benutzeroberflächen, wie z.B. von Shneiderman u. Plaisant [2005, S. 74ff] aufgestellt:

- Die Benutzeroberfläche sollte in sich konsistent sein, u.a. bezüglich Terminologie, Layout und Schrift.
- Für neue Nutzer sollten zusätzliche Erklärungen bereitgestellt werden; für regelmäßige Nutzer hingegen sollte die Möglichkeit bestehen, Abkürzungen zu nutzen, wie z.B. Tastenkombinationen.
- Jede Nutzeraktion sollte mit einer Rückmeldung bestätigt werden.
- Dialoge sollten den Fortschritt einer Aktion widerspiegeln.
- Fehlern sollte vorgebeugt werden, indem die Benutzeroberfläche diese möglichst nicht zulässt; falls dies nicht praktikabel ist, so sollte das System zumindest Hinweise zu deren Behebung geben.
- Aktionen sollten leicht rückgängig zu machen sein.
- Der Nutzer sollte jederzeit die Kontrolle haben.
- Das Kurzzeitgedächtnis des Nutzers sollte nicht überbeansprucht werden.

Im konkreten Einzelfall müssen diese Regeln häufig aufgrund der durch den jeweiligen Einsatzzweck gegebenen Einschränkungen gegeneinander abgewogen werden. Da es sich bei dem in dieser Arbeit zu entwickelnden System um eine mobile Anwendung handelt, soll im Folgenden aufgezeigt werden, welche Besonderheiten hierfür bei der Mensch-Computer-Interaktion zu beachten sind (vgl. Zhang u. Adipat [2005]):

- Die Systeme werden in einer Vielzahl unterschiedlicher Situationen eingesetzt. Dies macht es schwierig, an alle Eventualitäten während der Entwicklungs- und Testphase zu denken.
- Der mobile Internetzugang besteht aus einer nur unzuverlässig vorhandenen Verbindung, die zudem jederzeit „abreißen“ kann.
- Der Bildschirm eines Smartphones ist relativ klein (etwa 7 bis 14 cm), so dass die Benutzeroberfläche auf das Wesentliche beschränkt werden muss.
- Anders als bei Desktop-Systemen unterscheidet sich die Bildschirmauflösung<sup>23</sup> zwischen den Geräten deutlich voneinander. Android trägt dem Rechnung, indem Apps auflösungsunabhängig umgesetzt werden können.

---

<sup>23</sup> Auflösung ist hier nicht im physikalischen Sinne gemeint, also Pixel pro Längeneinheit, sondern als Gesamtanzahl zur Verfügung stehender Pixel.

- Die Rechenleistung mobiler Geräte war 2005, als Zhang u. Adipat ihre Untersuchung durchführten, sehr begrenzt. Allerdings steht mittlerweile auf mobilen Geräten ausreichend Rechenleistung (und Speicher) zur Verfügung, um für sie auch umfangreiche Software zu entwickeln.
- Die Dateneingabemethoden sind sehr eingeschränkt. Insbesondere die Notwendigkeit zur Eingabe von (längeren) Texten sollte daher vermieden werden.

Des Weiteren ist es auf mobilen Systemen mit berührungsempfindlichen Bildschirmen nicht möglich, als Hilfestellung die auf Desktop-System häufig verwendeten *Tooltips*<sup>24</sup> einzusetzen.

Eine Möglichkeit, mit diesen Einschränkungen umzugehen, sind Systeme, die sich dem Nutzer und seiner Situation anpassen. Hierbei können sich jedoch auch leicht neue Probleme ergeben; Jameson [2007] sieht hierbei u.a. folgende: Die *Vorhersagbarkeit* und die *Verständlichkeit* besagen, wie gut der Nutzer in der Lage ist, Reaktionen des Systems (z.B. auf Eingaben) zu antizipieren bzw. zu verstehen. Sie sind im Prinzip Ausdruck der Übereinstimmung von mentalem Modell des Nutzers und System. Beide können darunter leiden, wenn ein System seine Funktionsweise an die Situation anpasst, z.B. wenn nicht klar ist, welchen Kontext das System annimmt oder es sogar den falschen Kontext vermutet. Die *Aufdringlichkeit* beschreibt, inwiefern das System die Aufmerksamkeit des Nutzers auf sich zieht und ihn somit von seiner eigentlichen Aufgabe ablenkt. Die *Kontrollierbarkeit* gibt an, inwieweit dem Nutzer die Möglichkeit eingeräumt wird, Aktionen des Systems zu initiieren oder zu verhindern. Um die Kontrollierbarkeit zu erhöhen, kann das System z.B. bei jeder Aktion nachfragen; dies erhöht jedoch die Aufdringlichkeit.

Insbesondere die kleinen Bildschirme mobiler Geräte zwingen Entwickler immer wieder zu Kompromissen. So wird dem Verfassen von Texten, die auf mobilen Geräten gelesen werden sollen, im Buch von Nielsen u. Budiu [2013] ein eigenes Kapitel gewidmet. Für sie verursacht die kleine Bildschirmgröße zwei Probleme. Zum einen wird es für den Leser schwieriger, den Gesamtzusammenhang eines Textes zu erfassen, wenn er immer nur Teile des Textes präsentiert bekommt und sich den Rest merken muss. Zum anderen kostet das notwendige Scrollen (oder Blättern) Zeit, lenkt ab und macht es zudem schwierig, die gerade gelesene Textstelle während des Scrollens im Auge zu behalten. Daher plädieren Nielsen u. Budiu [2013] dafür, Texte so kurz wie möglich zu halten und auf unnötiges „Füllmaterial“ zu verzichten. Sekundäre Inhalte sollten auf eine bei Bedarf aufrufbare Detailansicht ausgelagert werden.

<sup>24</sup> Dies sind kleine Hilfetexte, die beim Überfahren eines Bedienelements mit dem Mauscursor angezeigt werden.

# Kapitel 4

## Nutzungs- und Systemanforderungen

Wie bereits in Kapitel 1.3 beschrieben, ist es das Ziel des zu entwickelnden Systems, den Nutzer vor und während des Besuchs einer verteilten Veranstaltung – genauer der LNdMusik, der LNdMuseen und der LNdWissen – zu unterstützen. In diesem Kapitel sollen die in Kapitel 2 aufgezeigten Erkenntnisse zum Nutzungskontext in Anforderungen an das zu entwickelnde System übersetzt werden. Insbesondere die Durchführung der in Kapitel 2.3.3 identifizierten Aufgaben soll dabei vom System unterstützt werden. Hierbei wird u.a. auf Ideen und Lösungen der in Kapitel 3 vorgestellten Systeme und Forschungsgebiete zurückgegriffen.

### 4.1 CTIs zur Aufgabenmodellierung





Bei einer sogenannten *Aufgabenmodellierung* werden die in der Aufgabenanalyse identifizierten Tätigkeiten in ein *Aufgabenmodell* (engl. task model) überführt, welches die Interaktionsmöglichkeiten beschreibt, die einem Nutzer zur Verfügung gestellt werden, um seine Ziele zu erreichen (vgl. Paterno [2000, S. 2ff]). Hierbei sollten die Ergebnisse der Nutzer- und Umfeldanalyse mit einfließen. Ein solches Modell erlaubt somit eine gemeinsame Betrachtung von interaktiven und funktionalen Aspekten einer zu entwickelnden Anwendung.

Es ist grundsätzlich möglich, die Aufgabenmodellierung mit Hilfe einer Kombination aus Aktivitäts- und Sequenzdiagrammen der *Unified Modeling Language (UML)* durchzuführen. *Aktivitätsdiagramme* bieten hierbei die Möglichkeit, eine Aufgabe – hier Aktivität genannt – durch die Komposition mehrerer sequenziell oder parallel ausgeführter Aktionen zu beschreiben. Sofern es sich bei

den Aktionen nicht um elementare Aktionen handelt, können diese in weiteren Aktivitätsdiagrammen noch genauer spezifiziert werden. Die Interaktion zwischen Nutzer und System lässt sich hingegen besser mit *Sequenzdiagrammen* darstellen, in denen die Kommunikation zwischen verschiedenen Akteuren – den Systemkomponenten und dem Nutzer – für jeweils einen Anwendungsfall beschrieben wird. Für die Aufgabenmodellierung ist es jedoch wünschenswert, die Informationen der verschiedenen Aktivitäts- und Sequenzdiagramme in einem einzigen Diagramm zu vereinen.

Paterno [2000] schlägt deshalb zur Aufgabenmodellierung eine eigene Notation mittels sogenannter *ConcurTaskTrees (CTTs)* vor, die mittlerweile zu einem W3C-Standard ausgearbeitet wird<sup>1</sup>. Die Erstellung eines CTTs besteht in der rekursiven Zerlegung einer Aufgabe in Teilaufgaben. Hierdurch ergibt sich eine Baumstruktur, welche solange verfeinert werden kann, bis man bei *Basisaufgaben* angelangt ist. Diese Blätter des Baums entsprechen Aktionen, die meist mit einer einzigen physikalischen Aktion umsetzbar sind, wie z.B. dem Drücken einer Schaltfläche.

Jeder Knoten des Baums kann dabei in Abhängigkeit davon, wie die jeweilige Aufgabe auszuführen ist, einen der folgenden Typen annehmen:

-  *Anwendungsaufgaben*: Diese Aufgaben können vom System ausgeführt werden, wie z.B. die Anzeige von Daten oder das Durchführen einer Berechnung.
-  *Nutzeraufgaben*: Diese Aufgaben können vom Nutzer (autonom) durchgeführt werden, wie z.B. das Treffen einer Entscheidung.
-  *Interaktionsaufgaben*: Diese werden vom Nutzer durch Interaktion mit dem System durchgeführt, wie z.B. eine Auswahl oder Dateneingabe.
-  *Abstrakte Knoten*: Dieser Typ wird für einen inneren Knoten genutzt, wenn seine Unterknoten von unterschiedlichem Typ sind.

In einem CTT sind zu einem bestimmten Zeitpunkt ein oder mehrere Basisaufgaben bereit zur Ausführung. Nach der Ausführung einer dieser Basisaufgaben ändert sich die Teilmenge der ausführbaren Aufgaben. Die Spezifikation dieser Übergänge erfolgt dabei mit folgenden Operatoren, welche jeweils die Reihenfolge zweier Unteraufgaben einer Aufgabe festlegen<sup>2</sup>:

<sup>1</sup> Siehe W3C Working Group Note vom 08.04.2014 – Model Based UI: Task Models (<http://www.w3.org/TR/task-models/>)

<sup>2</sup> Neben den hier vorgestellten stehen noch weitere Operatoren zur Verfügung, wie z.B. (echte) Parallelität oder Synchronisation, die jedoch in dieser Arbeit nicht benötigt werden.

- >> *Zulassen (engl. enabling)*: Die Beendigung der linken Aufgabe ermöglicht den Start der rechten Aufgabe; hierdurch ergibt sich eine sequenzielle Abarbeitung.
- > *Zulassen mit Informationsweitergabe*: Hier werden zusätzlich Informationen an die rechte Aufgabe weitergegeben.
- *Auswahl*: Der Nutzer (oder das System) muss sich für eine der Unteraufgaben entscheiden; alle anderen stehen dann nicht mehr zur Verfügung.
- ▯ *Verschränken (engl. interleaving)*: Beide Aufgaben können unabhängig voneinander ausgeführt werden.
- ▷ *Abbrechen (engl. disabling)*: Die linke Aufgabe wird abgebrochen und die rechte begonnen.
- ▷ *Unterbrechen*: Die linke Aufgabe wird von der rechten unterbrochen; anschließend wird sie jedoch fortgeführt.

Besteht eine Aufgabe aus mehreren Unteraufgaben, welche mit unterschiedlichen Operatoren verbunden sind, so soll folgende Operatorpriorität gelten:

Auswahl > Verschränken > Abbrechen > Unterbrechen > Zulassen.

Um zu kennzeichnen, dass eine Aufgabe optional ausgeführt werden kann, wird deren Name in eckige Klammern eingefasst, z.B. [ Aufgabe ]. Iterative Aufgaben hingegen werden mit einem Stern markiert: Aufgabe\*.

Im Vergleich zu UML nehmen CTTs also einen nutzerorientierten Blickwinkel ein; mit UML hingegen wird eher das systeminterne Verhalten beschrieben (vgl. Paterno [2000, S. 27]). Während bei UML der Fokus meist auf Objekten liegt, stehen bei CTTs die Aufgaben im Vordergrund. Eine Umwandlung von CTTs in UML-Diagramme ist jedoch unter Inkaufnahme einer erhöhten Komplexität möglich (vgl. Nóbrega et al. [2006]).

## 4.2 Aufgabenmodellierung zum Lange-Nacht-Besuch

In Kapitel 2.3.3 wurden die Aufgaben identifiziert, mit denen sich ein Besucher einer verteilten Veranstaltung konfrontiert sieht, wobei diese in eine Planungs- und eine Ausführungsphase unterteilt wurden:

(1) Planungsphase:

- Überblick und Vorauswahl der Veranstaltungen
- Veranstaltungsauswahl und Bestimmung der Reihenfolge



Zum Auswählen der Veranstaltungen legt der Nutzer zunächst einen Filter für die Veranstaltungen fest: Er kann entweder nach Kategorie (Musikgenre, Museumsart bzw. wissenschaftlichem Fachgebiet) filtern, einen Suchbegriff eingeben oder seine bereits ausgewählten Veranstaltungen ansehen. Basierend auf dem gewählten Filter wird dann eine Liste von Veranstaltungen angezeigt, die der Nutzer durchsehen und von denen er schließlich eine auswählen (oder abwählen) kann. Dies kann so oft wiederholt werden bis der Nutzer das Durchsehen der Veranstaltungen abbricht, z.B. um einen neuen Filter zu wählen.

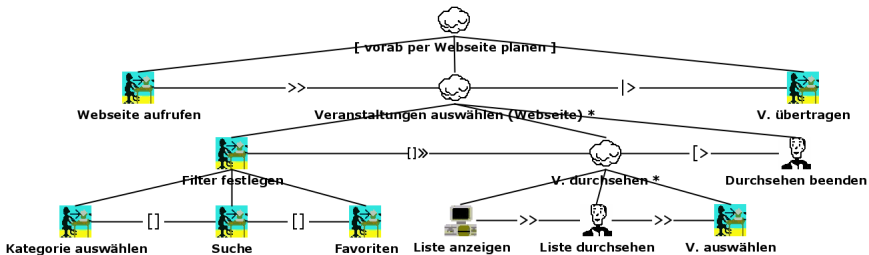


Abbildung 4.2: CTT „vorab per Webseite planen“

Die Nutzung der App wird in Abbildung 4.3 grob modelliert, bevor in den folgenden Unterkapiteln auf die Details eingegangen wird: Dem Start der App folgt, sofern es sich um den ersten Start handelt, die Einrichtung der App. Nach dem Akzeptieren der Nutzungsbedingungen wird dem Nutzer eine in die App integrierte optionale Umfrage (vgl. Kapitel 7.7) angezeigt. Daraufhin werden die für das umgesetzte inhaltsbasierte Empfehlungssystem (vgl. Kapitel 5.5.1) notwendigen Nutzerpräferenzen abgefragt. Hierbei kann der Nutzer sein Interesse an den verschiedenen Veranstaltungskategorien angeben. Der letzte Schritt der Einrichtung besteht in der Möglichkeit, die Veranstaltungsauswahl von der Webseite mittels QR-Code zu übertragen. Anschließend folgt die eigentliche Nutzung der App: Das System ermöglicht es dem Nutzer, zunächst in der Veranstaltungsauswahl die für ihn interessanten Veranstaltungen zu finden und auszuwählen. Auf die Unteraufgaben dieser Aufgabe wird in Kapitel 4.2.1 noch detaillierter eingegangen. Ausgehend von den ausgewählten Veranstaltungen kann der Nutzer vom System verschiedene Tourvarianten erstellen lassen, welche diversen Nebenbedingungen, wie Fahr- und Öffnungszeiten, genügen. Anschließend kann der Nutzer sich für eine Tour entscheiden und sich auf dieser durch die Lange Nacht führen lassen. Diese drei Schritte werden in Kapitel 4.2.2 genauer beschrieben. Der Nutzer hat hierbei auch die Möglichkeit, zur Veranstaltungsauswahl zurückzukehren, um seine Auswahl zu überarbeiten und sich neue Tourvorschläge unterbreiten zu lassen. Auf welche Weise der Nutzer eine bereits bestehende Tour anpassen kann, wird in Kapitel 4.2.3 beschrieben.

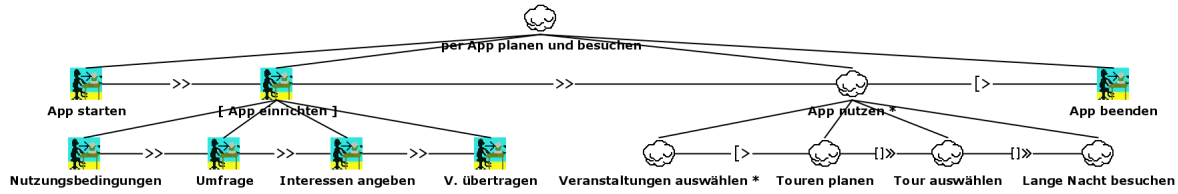


Abbildung 4.3: CTT „per App planen und besuchen“

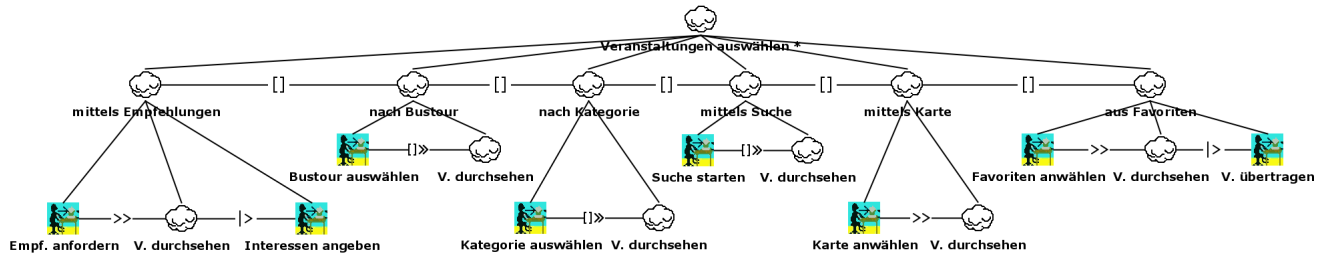


Abbildung 4.4: CTT „Veranstaltungen auswählen“

## 4.2.1 Auswahl der Veranstaltungen

Wie in Kapitel 2.3 gezeigt, bereiten sich die meisten Besucher einer Langen Nacht vorab vor, indem sie das Veranstaltungsangebot nach interessanten Veranstaltungen durchsuchen. Ziel der Unterstützung durch ein System ist es, dass der Nutzer hierfür nur einen Teil des Veranstaltungsangebots durchsehen muss, d.h. geeignete Filter anwenden kann. Wie die Untersuchung bereits vorhandener Apps für Lange Nächte in Kapitel 3.1.1 ergeben hat, gibt es viele verschiedene Möglichkeiten der Filterung. Diese Vielfalt an Interaktionsmöglichkeiten erscheint gerade in Anbetracht der Diversität der Anforderungen an die zu besuchenden Veranstaltungen (vgl. Kapitel 2.2.3) angebracht; je nach Anforderung kommen andere Arten der Filterung in Frage. In einer Studie von Church et al. [2010] über Location-based Services zeigte sich ebenfalls, dass es empfehlenswert ist, die Interaktionsmöglichkeiten abhängig von den Nutzerpräferenzen, dem aktuellen Informationsbedürfnis und dem Situationskontext zu gestalten. Eine Möglichkeit hierzu ist es, dem Nutzer die Kontrolle über eine geeignete Filterung des Veranstaltungsangebots zu überlassen. Wie in Kapitel 7.7 noch gezeigt wird, ist der Besucher in der Lage, die für ihn geeignete Filterung zu wählen.

Das CTT in Abbildung 4.4 zeigt die sechs verschiedenen Möglichkeiten der Filterung, die das zu entwickelnde System zur Veranstaltungsauswahl anbietet und unter denen der Nutzer wählen kann. Im Folgenden werden diese genauer beschrieben.

**Veranstaltungsauswahl mittels Empfehlungen:** Um dem Nutzer nur diejenigen Veranstaltungen aus dem Veranstaltungsangebot zu präsentieren, die für ihn interessant sind, bieten sich Empfehlungssysteme, wie in Kapitel 3.2.3 beschrieben, an. Wie in Kapitel 5.5 noch genauer dargelegt wird, wird hierfür ein hybrides Empfehlungssystem eingesetzt, welches ein inhaltsbasiertes, kollaboratives und wissensbasiertes Empfehlungssystem kombiniert. Das Nutzerprofil für das inhaltsbasierte Empfehlungssystem, d.h. die Interessen an den verschiedenen Veranstaltungskategorien, wird bereits während der Einrichtung der App abgefragt, kann jedoch auch beim Durchsehen der Empfehlungen jederzeit angepasst werden. Es dient damit in gewisser Weise auch als Erklärung für den Nutzer, welche Daten das System seinen Empfehlungen zugrunde legt, auch wenn es sich hierbei nur um eines der drei Empfehlungssysteme handelt. Die Funktionsweise des Empfehlungssystems kann somit für den Nutzer transparenter werden – eine wichtige Eigenschaft, um die Akzeptanz der Empfehlungen zu steigern, wie eine Studie von Swearingen u. Sinha [2001] ergeben hat.

**Veranstaltungsauswahl nach Bustour:** In der Programmbroschüre sind die Veranstaltungen nach der Bustour, an der sie liegen, sortiert. Veranstaltungen

können somit unter Berücksichtigung ihrer Lage gewählt werden, was dem Nutzer die Möglichkeit gibt, Fahrzeiten zu minimieren. Sowohl der Ort einer Veranstaltung als auch die Fahrzeit zu ihr wurden von den Besuchern als relevante Kriterien der Veranstaltungsauswahl genannt (vgl. Kapitel 2.2.3). Durch die Aufnahme dieser Auswahlmöglichkeit in die App ergibt sich als weiterer Vorteil, dass der Nutzer die aus der Programmbroschüre gewohnte Reihenfolge der Veranstaltungen vorfindet.

**Veranstaltungsauswahl nach Kategorie:** Wie in Kapitel 2.2.3 aufgezeigt, nannten Besucher häufig thematische Gründe – sei es die Themenvielfalt oder auch die thematische Fokussierung – für ihre Veranstaltungswahl. Vom Organisator der jeweiligen Langen Nacht wurden jeder Veranstaltung eine oder mehrere Kategorien zugeordnet, wodurch eine Filterung nach Kategorie möglich ist. Es gab allerdings einige Einschränkungen bei den vom Organisator gewählten Kategorien. So wurden für die LNdMuseen hauptsächlich Kategorien vergeben, die sich an der Art der gebotenen Veranstaltung orientierten, z.B. „Ausstellung“, „Führung“ oder „Zum Mitmachen“. Da diese Einteilung nur zum Teil den von den Besuchern genannten Entscheidungskriterien entsprach, wurde ab der LNdMuseen 2012 die vom Organisator vorgegebene Kategorisierung zusätzlich um Museumsarten<sup>4</sup> erweitert, wie „Kunst“, „Naturkunde“ oder „Technik“. Für die LNdMusik wurden die Veranstaltungen nach Musikgenre, wie z.B. „Klassik“, „Rock“ oder „Jazz“, eingeteilt. Auf der LNdWissen erfolgte die Kategorisierung nach den verschiedenen wissenschaftlichen Fachgebieten, wie z.B. „Informatik“, „Geschichte“ oder „Physik“. Zudem war zunächst unklar, welche Bedeutung die Zuordnung einer Veranstaltung zu mehreren Kategorien hat. Für diese Arbeit wurde daher festgelegt, dass die Kategorien einer Veranstaltung als normierter Vektor aufzufassen sind (vgl. Kapitel 3.2.3). Folglich ist die Zugehörigkeit zu einer Kategorie um so kleiner, je mehr Kategorien die Veranstaltung zugeordnet ist.

**Veranstaltungsauswahl mittels Suche:** Die Besucher nannten in Kapitel 2.2.3 häufig konkrete Veranstaltungen, die sie besuchen wollten; dies kann gut mit einer Suche in den Veranstaltungsnamen und Beschreibungstexten unterstützt werden (vgl. Kapitel 3.2.2). Andererseits nannten sie auch weitere Aspekte, die sich mit einer Suche ebenfalls unterstützen lassen. So hat der Nutzer, wenn er sich an einen früheren Lange-Nacht-Besuch erinnert, die Möglichkeit, mittels Suche zu überprüfen, ob eine damals besuchte Veranstaltung erneut teilnimmt. Um auch weniger konkreten Anforderungen, wie z.B. Kultur zu erleben oder

---

<sup>4</sup> In Anlehnung an die Liste der Museen in München bei Wikipedia. Quelle: [https://de.wikipedia.org/wiki/Liste\\_der\\_Museen\\_in\\_M%C3%BCnchen?stableid=96524963](https://de.wikipedia.org/wiki/Liste_der_Museen_in_M%C3%BCnchen?stableid=96524963) (28.11.2011)

etwas zu lernen (vgl. Kapitel 2.2.3), zumindest teilweise gerecht zu werden, soll neben einer Freitextsuche auch eine Suche nach Themen durchgeführt werden, wie sie in Kapitel 5.4 noch genauer beschrieben wird.

**Veranstaltungsauswahl mittels Karte:** Eine Kartenansicht ermöglicht es den Nutzern, Veranstaltungen nach deren Ort auszuwählen. Wie Church et al. [2010] jedoch zeigen, muss eine Karte für ortsabhängige Informationen im Vergleich zu einer Listenansicht nicht unbedingt die geeignetere Darstellungsform sein. Auch auf verteilten Veranstaltungen sind die räumliche Distanz zu einer Veranstaltung und die Dauer, um zu ihr zu gelangen, eher unabhängig voneinander; entscheidender ist, ob eine direkte Busverbindung zwischen den Veranstaltungen existiert. Deshalb fiel die Entscheidung zunächst gegen eine Kartendarstellung. Aufgrund der vielen Anfragen diesbezüglich wurde ab der LNdmusik 2013 diese Möglichkeit dennoch zusätzlich angeboten. Wie sich in Kapitel 7.3.1 und 7.3.5 noch zeigen wird, wurde diese jedoch weniger zur Auswahl von Veranstaltungen genutzt, als vielmehr zur spontanen Suche nach Veranstaltungen in der Nähe des aktuellen Aufenthaltsortes.

**Veranstaltungsauswahl aus Favoriten:** Der Nutzer soll die Möglichkeit haben, einen Überblick über die bereits ausgewählten Veranstaltungen zu erlangen. Veranstaltungen, an denen er das Interesse verloren hat, kann er somit an zentraler Stelle wieder abwählen. Zusätzlich hat er die Möglichkeit, die Veranstaltungsauswahl, die er auf der Webseite getroffen hat, erneut in die App zu importieren.

## Veranstaltungen durchsehen

Nach der Wahl des Filters wird dem Nutzer eine Liste mit einer Untermenge der Veranstaltungen präsentiert, die er nach interessanten Veranstaltungen durchsehen kann. Eine Ausnahme hierbei bildet die Auswahl mittels Karte, bei der alle Veranstaltungen auf einer (zoombaren) Karte angezeigt werden. Wie das CTT in Abbildung 4.5 zeigt, kann der Nutzer jederzeit die Details einer Veranstaltung aufrufen, um weitere Informationen über die Veranstaltung zu erhalten. Hier hat er auch die Möglichkeit, die Veranstaltung auszuwählen, wobei er der Veranstaltung eine von vier Bewertungen zuweisen kann:

- „*Nicht bewertet*“:  
Dies ist der Vorgabewert, den jede Veranstaltung zu Beginn erhält.
- „*Kein Interesse*“:  
Auf diese Weise markierte Veranstaltungen werden weder zum Auffüllen von Touren (vgl. Kapitel 5.6 und 5.7) genutzt noch vom Empfehlungssystem vorgeschlagen.

- „Besuchen, falls noch Zeit ist“ (Kannveranstaltung):  
Diese Veranstaltungen werden bei der Tourplanung berücksichtigt und, falls möglich, eingeplant.
- „Auf jeden Fall besuchen“ (Sollveranstaltung):  
Diese Veranstaltungen möchte der Nutzer auf jeden Fall in seinem Plan haben.

Außerdem kann der Nutzer, sofern die Veranstaltung eingeplant wird, ein Intervall für die Besuchsdauer festlegen, d.h. wie lange er die Veranstaltung mindestens und höchstens besuchen möchte. Sinnvolle Werte in Abhängigkeit vom Veranstaltungstyp werden hierfür bereits vorgegeben. So wird z.B. bei Veranstaltungen mit festen Terminen davon ausgegangen, dass man während der kompletten Dauer des Termins bei der Veranstaltung verweilen möchte.

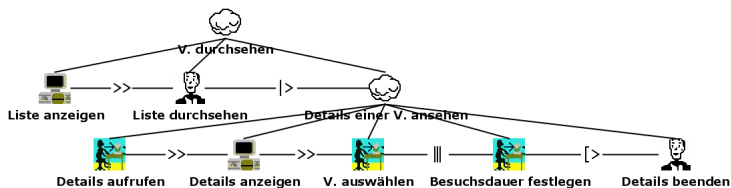


Abbildung 4.5: CTT „Veranstaltungen durchsehen“

## 4.2.2 Planen einer Tour und Besuch der Langen Nacht

Hat der Nutzer die für ihn interessanten Veranstaltungen ausgewählt, kann er sich Tourvorschläge ausgehend von diesen generieren lassen, wie es das CTT in Abbildung 4.6 zeigt. Neben den gewählten Veranstaltungen werden hierzu noch weitere Vorgaben des Nutzers benötigt. So muss er Startzeit und Startort seiner Tour festlegen. Auch der Zeitpunkt, zu dem die Tour abgeschlossen werden soll, muss vorgegeben werden; an welchem Ort sie enden soll, kann jedoch offen gelassen, d.h. dem System überlassen werden. Basierend auf diesen Daten kann

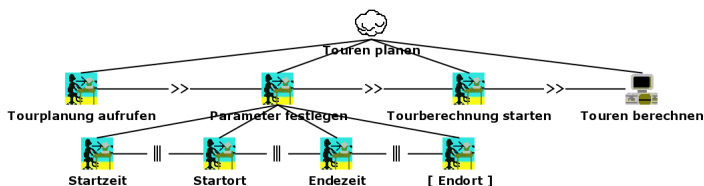


Abbildung 4.6: CTT „Touren planen“

der Nutzer dann das System anweisen, Tourvorschläge zu generieren. Alle Tourvarianten haben die Gemeinsamkeit, dass das System versucht, möglichst viele der gewählten Veranstaltungen unterzubringen. Falls zusätzlich noch Lücken in den gefundenen Touren bleiben, so versucht das System, diese mit weiteren, nicht explizit ausgewählten Veranstaltungen zu schließen. In Kapitel 5.6 wird hierauf noch genauer eingegangen.

Wie im CTT in Abbildung 4.7 zu sehen ist, präsentiert das System dann die ermittelten Tourvarianten, um dem Nutzer die Möglichkeit zu geben, diese zu vergleichen und sich schließlich für eine zu entscheiden.



Abbildung 4.7: CTT „Tour auswählen“

Anschließend unterstützt das System den Nutzer bei seinem Besuch der Langen Nacht mittels der gewählten Tour, wie es das CTT in Abbildung 4.8 zeigt. Hierzu hat der Nutzer die Möglichkeit, die Tour sowohl in textueller Form als Liste als auch graphisch auf einer Karte darstellen zu lassen, wobei er jederzeit zwischen beiden Darstellungsformen wechseln kann. Parallel dazu hat er die Möglichkeit, Navigationsanweisungen für Teilrouten, d.h. Fußwege bzw. Busfahrten, oder Details zu einem anstehenden Besuch einer Veranstaltung abzurufen. Aufgrund der in Kapitel 2.1.3 genannten Problematik, den Aufenthaltsort des Nutzers zuverlässig zu ermitteln, wurde darauf verzichtet, die Teilroutenanweisungen automatisch weiterzuschalten; stattdessen wird dem Nutzer die Kontrolle darüber gegeben, wann die nächste Teilroute abgerufen wird. Die Anweisungen werden dabei sowohl in Textform als auch graphisch auf der Karte dargestellt. Den bisher noch nicht abgegangenen Teil der Tour kann der Nutzer jederzeit editieren, wie es im nächsten Kapitel noch genauer dargestellt wird.

### 4.2.3 Touranpassungen

Wie bereits in Kapitel 2.3.2 erläutert, sind Touranpassungen notwendig, da es unterwegs häufig zu Planänderungen kommt. Eine Möglichkeit hierfür besteht darin, die Tour bei Verzögerungen komplett neu zu berechnen, wie es z.B. von Kramer et al. [2005] für den Dynamic Tour Guide (vgl Kapitel 3.1.3) beschrieben wird. Es stellt sich jedoch die Frage, ob es den Nutzer nicht überrascht, wenn plötzlich Veranstaltungsbesuche aus der geplanten Tour verschwinden oder neue hinzukommen. Zudem ist hierfür eine zuverlässige Erkennung des aktuellen Aufenthaltsortes wichtig. Deshalb wurde es in dieser Arbeit vorgezogen, dem Nutzer die Möglichkeit einer manuellen Touranpassung einzuräumen. Es kann jedoch auch notwendig sein, eine Anpassung direkt nach der Generierung einer

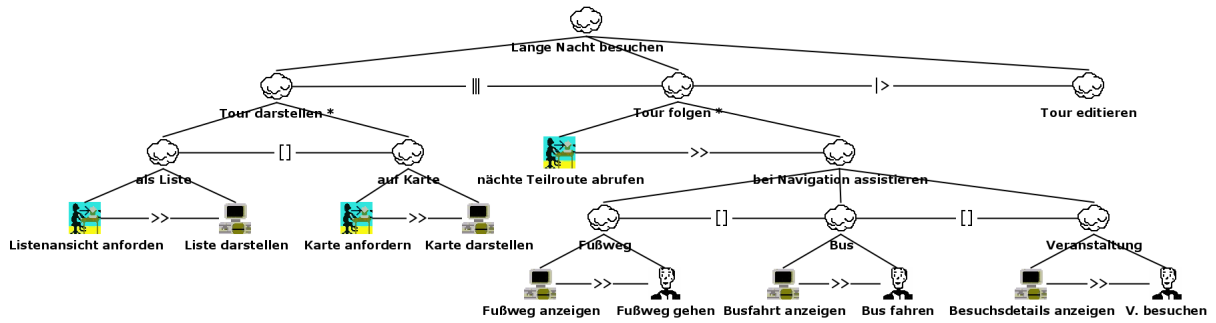


Abbildung 4.8: CTT „Lange Nacht besuchen“

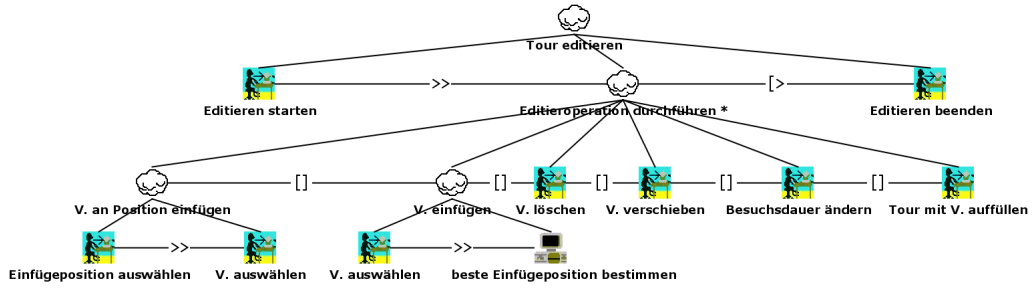


Abbildung 4.9: CTT „Tour editieren“

Tour zu ermöglichen. Die Erwartungen der Nutzer an ihre Tour sind, wie in Kapitel 2.2.3.4 aufgezeigt, sehr vielfältig und äußerst nutzerabhängig. Die Eingabe all dieser Anforderungen an Touren wäre für den Nutzer jedoch sehr zeitaufwendig und komplex, da der hierfür notwendigerweise große Funktionsumfang schwer zu überblicken wäre. Die große Diversität der Anforderungen deutet zudem darauf hin, dass darüber hinaus weitere Wünsche existieren, die bisher nicht erfasst wurden. Die manuelle Anpassung bietet dem Nutzer somit die Möglichkeit, die generierte Tour speziell an seine Wünsche anzupassen.

Auch Kurata [2009] ist zu einer ähnlichen Lösung für seinen elektronischen Touristenführer gelangt. So berichtet er von einer Nutzerstudie seines Systems, in der er u.a. feststellte, dass Nutzer die Möglichkeit vermissten, die ihnen vorgeschlagenen Touren zu verändern. Das von Kurata [2009, 2011] beschriebene (weiterentwickelte) System ermöglicht dies, indem es neben dem interaktiven Anpassen der Tourpräferenzen (vgl. Kapitel 3.1.3) auch zwei direkte Möglichkeiten der Touranpassungen anbietet; der Nutzer kann POIs gezielt in die Tour aufnehmen oder aus ihr entfernen. Das von Garcia et al. [2010a] vorgestellte System ermöglicht zusätzlich das Vertauschen der Reihenfolge von POI-Besuchen.

Wie das CTT in Abbildung 4.9 zeigt, bietet das zu entwickelnde System die im Folgenden beschriebenen Editieroperationen an. Veranstaltungen können dabei auf zwei Arten eingefügt werden. Zum einen kann der Nutzer eine bestimmte Position in der Tour vorgeben, bevor er die dort einzufügende Veranstaltung auswählt. Hierfür stehen die gleichen Möglichkeiten zur Veranstaltungsauswahl zur Verfügung wie bereits vor der Tourgenerierung (vgl. Abbildung 4.4). Allerdings werden Veranstaltungen hierbei nicht in die Favoritenliste aufgenommen, sondern direkt in die Tour eingefügt. Zum anderen kann der Nutzer auch mit der Auswahl einer Veranstaltung beginnen und dem System die Einfügeposition überlassen. Zudem kann der Nutzer Veranstaltungen aus der Tour entfernen, ihre Reihenfolge verändern oder die Dauer der eingeplanten Veranstaltungsbesuche ändern. Da es durch das Editieren der Tour – insbesondere das Entfernen von Veranstaltungen – zu Lücken kommen kann, hat der Nutzer die Möglichkeit, die Tour wieder mit Veranstaltungen „aufzufüllen“. Wie diese Editieroperationen im Einzelnen umgesetzt werden, wird in Kapitel 5.7 genauer betrachtet.



# Kapitel 5

## Konzeption des Systems

Ausgehend von den im letzten Kapitel entwickelten Anforderungen wird in diesem Kapitel die Konzeption des entstandenen Systems dargelegt. In Kapitel 5.1 wird auf die vom System genutzten Daten genauer eingegangen. Kapitel 5.2 erläutert die den Besuchern zur Verfügung gestellte Webseite, bevor Kapitel 5.3 die in Kapitel 4 entwickelten CTTs in eine konkrete Nutzeroberfläche übersetzt. Letztere stellt die Schnittstelle zu verschiedenen Komponenten im Hintergrund dar, welche in den folgenden Kapiteln beschrieben werden: In Kapitel 5.4 werden die verwendeten Suchtechniken vorgestellt, mit denen der Nutzer auf dem Smartphone nach Veranstaltungen suchen kann, während Kapitel 5.5 die verschiedenen zum Einsatz kommenden Empfehlungssysteme beschreibt. Kapitel 5.6 legt den zur Planung von Touren verwendeten Algorithmus dar und Kapitel 5.7 setzt sich mit der manuellen Anpassung der Touren durch den Nutzer auseinander.

### 5.1 Datenmodellierung

Die vom System verwendeten Daten lassen sich grob in zwei Teile aufteilen: statische Daten, welche die jeweilige verteilte Veranstaltung beschreiben, und dynamische Daten, die erst durch die Nutzung entstehen. Die dynamischen Daten finden in den entsprechenden Kapiteln 5.5, 5.6 und 6.6 Erwähnung. In diesem Kapitel werden hingegen nur die statischen Daten, die vorab in das System eingepflegt werden müssen, beschrieben.

Zur Verwaltung der Daten verteilter Veranstaltungen wurde der Webseite ein Bearbeitungsbereich hinzugefügt. Hier können Veranstaltungen (siehe Abbildung 5.1), Bushaltestellen und Buslinien eingetragen und verändert werden. Zudem können diese Daten aus der dahinter liegenden Datenbank in ein von der App genutztes Format exportiert werden (siehe Kapitel 6.2). Neben der

manuellen Eingabe der Daten können diese auch aus den vom Veranstalter bereitgestellten Daten<sup>1</sup> importiert werden.

Eine Veranstaltung besteht dabei aus

- einem Veranstaltungsnamen,
- einem Beschreibungstext,
- einem Bild (inkl. Miniaturvorschau),
- dem Veranstaltungstyp (d.h. fixe Termine oder durchgehend geöffnet),
- ihren Öffnungszeiten (d.h. einem oder mehreren Zeitintervallen),
- einer minimalen und maximalen Besuchsdauer,
- einer oder mehreren Kategorien (zusätzlich auch als Freitext),
- der Adresse des Veranstaltungsortes,
- der GPS-Koordinate des Ortes,
- einer oder zwei zugeordneten Haltestellen und
- weiteren Informationen, wie z.B. Listen mit Künstlern, Webseiten, der Telefonnummer oder der Booklet-Seite.

Eine Bushaltestelle wird beschrieben durch

- ihren Haltestellenamen und
- ihre GPS-Koordinate.

Mehrere Bushaltestellen mit gleichem Namen werden vom System automatisch zu einer Station zusammengefasst.

### Lange Nacht-Veranstaltung verändern

Name der Veranstaltung

Beschreibung

Veranstaltungstyp:  durchgehende Veranstaltung  einzelne Veranstaltungen

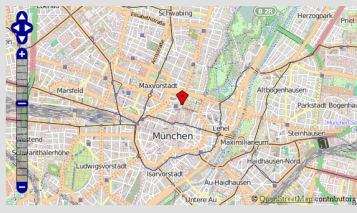
Veranstaltungszeiten  
 Gültigkeitszeitraum 1  
 Starttag:  Endtag:   
 - Termin 1:

Besuchsdauer (-1 = unendlich)  min bis  min

Kategorie(n) (Freitext):   
 Kategorien:   
 Künstler-Liste:   
 Website-Liste:   
 Telefonnummer:   
 Bookletseite:   
 Veranstaltungsnummer:   
 Spezialanweis:

Veranstaltungsort

GPS:    
*Zum Markieren des Veranstaltungsortes bitte auf der Karte doppelklicken.*



Nächste Haltestellen:


Veranstaltungsbild: 

Abbildung 5.1: Editor zur Eingabe und Korrektur der Veranstaltungsdaten

<sup>1</sup> Der Veranstalter exportiert diese dazu aus der Datenbank, welche der offiziellen Webseite zugrunde liegt.

Die ÖPNV-Linien bestehen aus

- dem Namen der Linie,
- einer Liste der angefahrenen Haltestellen (die zusammen einen geschlossenen Kreis bilden),
- der Häufigkeit der Fahrten und
- ihrer Geschwindigkeit bzw. ihrem Typ (Bus mit 15 km/h, U-Bahn mit 30 km/h oder Bahn mit 45 km/h).

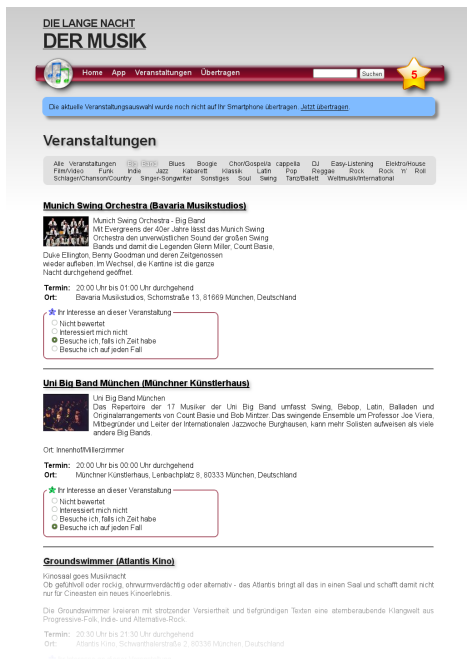
Die meisten dieser Daten werden vom Organisator zur Verfügung gestellt. Bei den voreingestellten Werten für die Besuchsdauer einer Veranstaltung und bei der Geschwindigkeit der Linien musste auf Schätzwerte zurückgegriffen werden; auf die Nutzung von Fahrplandaten wurde verzichtet, da diese für die Shuttle-Busse nicht zur Verfügung standen.

Da es für die betrachteten verteilten Veranstaltungen ausreichend war, jeder Veranstaltung nur maximal zwei Haltestellen zuordnen zu können, wurde diese Entscheidung zugunsten der Vereinfachung der Eingabe und der Implementierung getroffen.

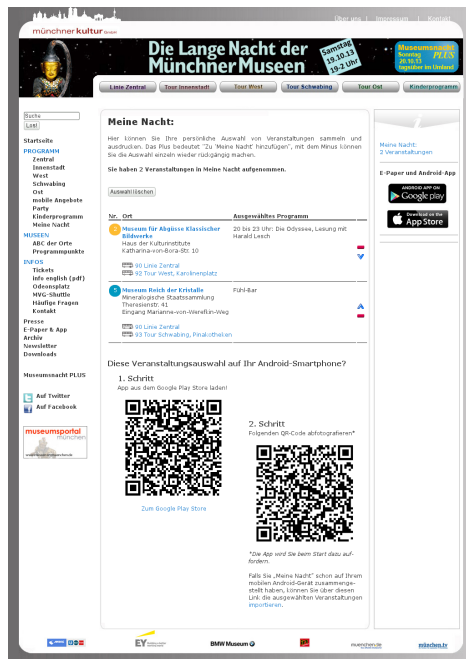
## 5.2 Webseite

Wie bereits in Kapitel 4.2 beschrieben, sollte dem Nutzer die Möglichkeit gegeben werden, sich auf einer Webseite einen Überblick über das Veranstaltungsangebot zu verschaffen. Hierzu wurde eine Webseite entwickelt, die eine Auswahl der Veranstaltungen nach Kategorie oder mittels Suche ermöglicht (siehe Abbildung 5.2a). Die Besucher konnten dabei für jede Veranstaltung ihr Interesse in zwei Abstufungen, d.h. als Soll- oder Kannveranstaltung, angeben und diese Auswahl mittels eines QR-Codes auf ihr Smartphone übertragen. Zusätzlich wurde von der Webseite auch auf die App verwiesen, welche im Google Play Store angeboten wurde. Zur entwickelten Webseite wurde von der offiziellen Webseite des Veranstalters an prominenter Stelle verlinkt. Allerdings war bereits früh klar, dass dies nur eine Übergangslösung darstellen konnte. Es ist den Nutzern schwierig zu vermitteln, warum es neben der offiziellen Webseite des Veranstalters noch eine zweite Webseite zur Auswahl von Veranstaltungen gibt. Aus diesem Grund wurde der Entwicklungsaufwand für eine separate Webseite eher gering gehalten – so gibt es z.B. keine Sortierung nach Buslinie – und stattdessen der Fokus auf die Integration in die Veranstalterwebseite gelegt, was ab Oktober 2013 erfolgte.

Dort steht eine Auflistung der Veranstaltungen nach zugeordneter Buslinie, wie in der gedruckten Programmbroschüre, im Vordergrund (siehe Abbildung 5.2b). Zusätzlich ist jedoch auch eine Auflistung nach Kategorie und



(a) Separate Webseite bis 2013



(b) Veranstalterwebseite ab 2013

Abbildung 5.2: Die beiden Webseiten im Vergleich

eine Volltextsuche möglich. Anders als bei der separaten und bis 2013 genutzten Webseite können Veranstaltungen hier jedoch nur ohne Abstufung des Interesses ausgewählt werden: Die Veranstaltungen werden zu einem Warenkorb, welcher mit „Meine Nacht“ bezeichnet wird, hinzugefügt. Die Übertragung erfolgt auch hier mittels QR-Code, der in die Unterseite „Meine Nacht“ integriert wurde; die Veranstaltungen werden hierbei als Kannveranstaltungen in die App übernommen.

Für die Integration der für die App notwendigen Teile in die Veranstalterwebseite war jedoch zusätzlich weitere Vorarbeit zu leisten: Da die Veranstaltungsdaten zunächst für die Darstellung im Heft optimiert waren und der Organisator diese bei der Übertragung auf die Webseite unverändert übernahm, kam es oftmals zu Problemen. So kam es vor, dass Programmpunkte, welche an einem gemeinsamen Veranstaltungsort stattfanden, nur als ein gemeinsamer Punkt auszuwählen waren. Damit die einzelnen Programmpunkte in der App sinnvoll auswählbar waren, wurden diese Veranstaltungen (bis 2013) für die App jedoch manuell aufgeteilt, was eine 1:1-Entsprechung zwischen den Veranstaltungsdaten der Webseite und der App verhinderte. Durch eine Umstellung der Granularität

der über die Webseite auswählbaren Programmpunkte aufseiten des Organisors konnte dieses Problem schließlich gelöst werden.

### 5.3 Überblick über die mobile Anwendung

Wie bereits in Kapitel 2.1.3 erwähnt, sollte die mobile Anwendung aufgrund des großen Marktanteils für die Android-Plattform umgesetzt werden. Die in Kapitel 4.2 entwickelten CTTs wurden hierzu in eine Benutzeroberfläche für Android umgesetzt. Die ermittelten Interaktionsaufgaben wurden dabei auf verschiedene Bildschirme aufgeteilt. Die Verbindungen zwischen den einzelnen Bildschirmen und die Umsetzung des in der Aufgabenanalyse gewonnenen Ablaufs kann mit einem *Nutzungsflussdiagramm* (engl. Use Flow Diagram bzw. User Interface Flow Diagram) dargestellt werden. Ein solches Diagramm zeigt die möglichen Wege, die ein Nutzer durch die zu entwickelnde Benutzeroberfläche nehmen kann (vgl. Hackos u. Redish [1998, S. 364f]). Im Folgenden wird die entwickelte Nutzerschnittstelle sowohl anhand des entstandenen Nutzungsflussdiagramms in Abbildung 5.3 als auch anhand von Bildschirmfotos der entwickelten Benutzeroberfläche der einzelnen Bildschirme in Abbildung 5.4 genauer beschrieben.

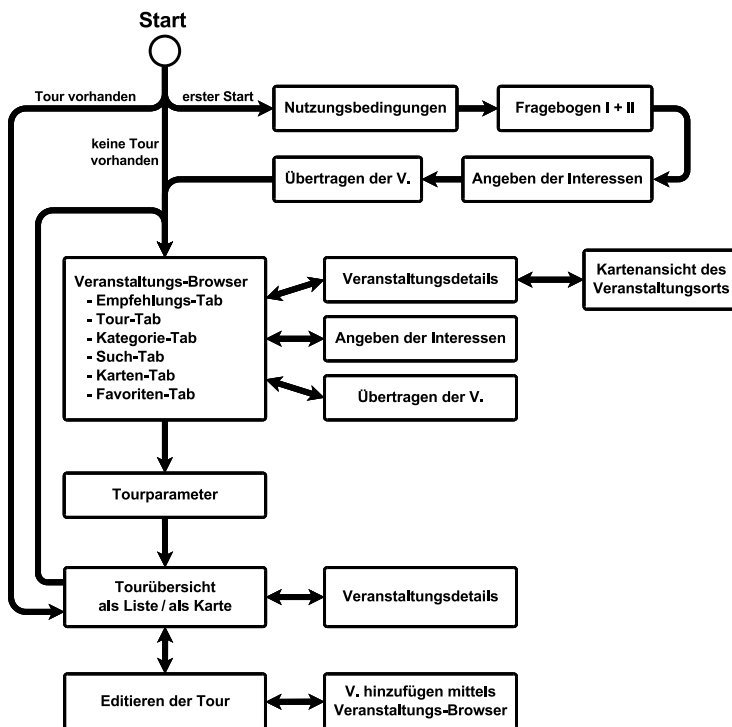
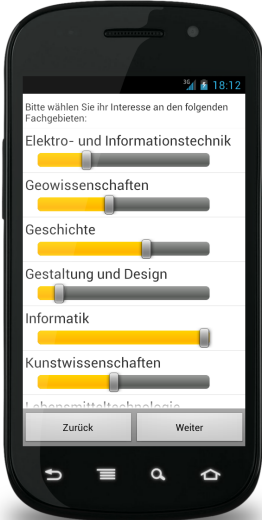
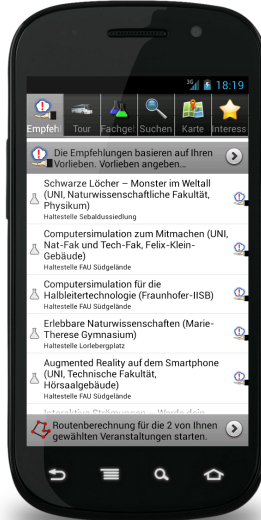


Abbildung 5.3: Nutzungsflussdiagramm der entstandenen mobilen Anwendung



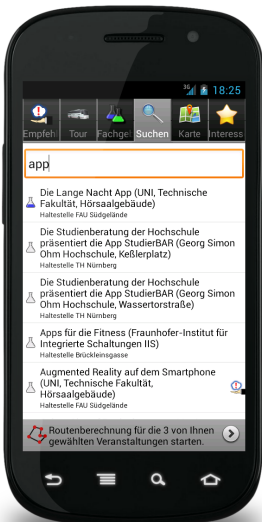
(a) Angeben der Interessen



(b) Empfehlungs-Tab



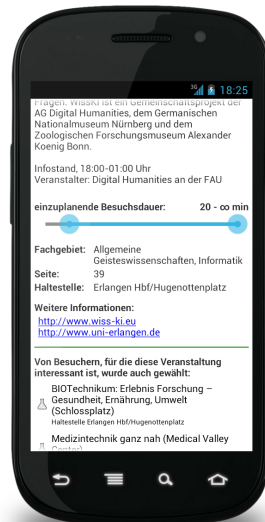
(c) Kategorie-Tab



(d) Such-Tab



(e) Veranstaltungsdetails (1)

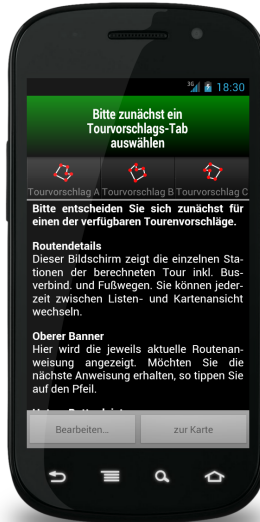


(f) Veranstaltungsdetails (2)

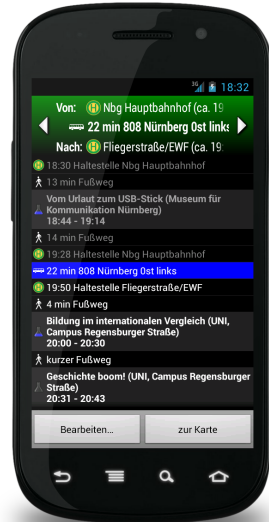
Abbildung 5.4: Die verschiedenen Bildschirme der umgesetzten mobilen App



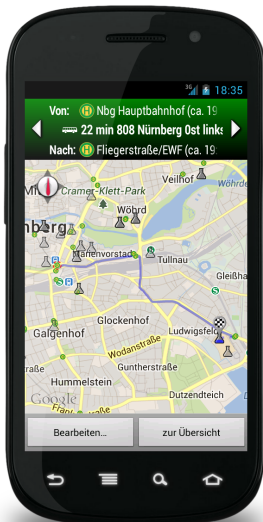
(g) Tourparameter



(h) Tourauswahl



(i) Tourübersicht als Liste



(j) Tourübersicht auf Karte



(k) Editieren der Tour



(l) Editieroperationen

Bildschirmrahmen © *SlaveOfFear*, <http://slaveoffear.deviantart.com>, CC-BY

Startet der Nutzer die App zum ersten Mal, so wird er dazu aufgefordert, den *Nutzungsbedingungen* zuzustimmen. Anschließend hat er die Möglichkeit, an einem über zwei Bildschirme verteilten *Fragebogen* teilzunehmen (siehe Kapitel 7.7). Es folgt die *Angabe der Interessen* an den verschiedenen Veranstaltungskategorien mit Hilfe von Schiebereglern (siehe Abbildung 5.4a). Hiernach wird dem Nutzer die Möglichkeit eingeräumt, mittels des QR-Codes auf der Webseite seine *Veranstaltungsauswahl* zu übertragen.

Nachdem der Einrichtungsprozess abgeschlossen wurde, aber auch bei einem erneuten Start, sofern (noch) keine generierte Tour vorliegt, gelangt der Nutzer zum *Veranstaltungs-Browser* (siehe Abbildung 5.4b-d). Dieser bildet einen der zentralen Orte der App, da er dem Nutzer die Möglichkeit gibt, das Veranstaltungsangebot mit Hilfe von sechs Tabs auf verschiedene Weise zu durchsuchen.

Der Nutzer landet hierbei zunächst<sup>2</sup> auf dem, in Abbildung 5.4b gezeigten, *Empfehlungs-Tab*, auf dem die 15 vom Empfehlungssystem bestbewerteten Veranstaltungen präsentiert werden (siehe hierzu Kapitel 5.5). Bei Bedarf kann der Nutzer von hier auch noch einmal die Angabe seiner Interessen an den verschiedenen Veranstaltungskategorien überdenken und abändern, indem er zum Bildschirm in Abbildung 5.4a wechselt. Die Empfehlungen werden daraufhin neu berechnet.

Das *Tour-Tab* und das *Kategorie-Tab* ermöglichen es dem Nutzer, mittels einer Dropdown-Liste eine der vorhandenen Shuttle-Buslinien bzw. eine Veranstaltungskategorie auszuwählen und das Veranstaltungsangebot somit zu filtern (siehe Abbildung 5.4c). Auf dem *Tour-Tab* werden die Veranstaltungen in der Reihenfolge sortiert, in der sie an der jeweiligen Buslinie liegen (ähnlich der Programmbroschüre).

Mit dem in Abbildung 5.4d gezeigten *Such-Tab* kann der Nutzer anhand einer Suchanfrage das Veranstaltungsangebot durchsuchen. Hierzu wurde eine *inkrementelle Suche* umgesetzt, d.h. noch während der Nutzer seine Suchanfrage eingibt werden die Suchtreffer angezeigt (engl. *search-as-you-type*). Diese Vorgehensweise hat laut Raskin [2000, S. 80f] einige Vorteile: Die Interaktion für den Nutzer kann vereinfacht werden, da er schon während der Eingabe mögliche Fehler bemerkt. Zudem kann der Nutzer die Eingabe der Suchanfrage einstellen, sobald er die Ergebnismenge soweit eingeschränkt hat, dass er die gesuchte(n) Veranstaltung(en) gefunden hat. Dies ist gerade auf mobilen Geräten mit einer virtuellen Tastatur von großem Vorteil. Letztlich konnte so auch der Platz für eine „Suchen“-Schaltfläche eingespart werden. Details zum eingesetzten Suchverfahren werden in Kapitel 5.4 aufgezeigt.

---

<sup>2</sup> Einzige Ausnahme: Wenn der Nutzer Veranstaltungen von der Webseite übertragen hat, landet er auf dem Favoriten-Tab, um eine Rückmeldung bzgl. der erfolgreichen Übertragung zu erlangen.

Das *Karten-Tab* zeigt die Veranstaltungen, anders als die anderen Tabs, nicht als Liste, sondern als Symbole auf einer zoombaren Karte an, die der Nutzer antippen kann. Befinden sich an einer Stelle mehrere Veranstaltungen, so wird dem Nutzer zunächst eine Liste dieser Veranstaltungen angezeigt; er kann hiervon eine Veranstaltung auswählen und sich deren Details ansehen.

Das *Favoriten-Tab* listet die vom Nutzer bereits gewählten Veranstaltungen auf. Von hier kann bei Bedarf die erneute Übertragung der Veranstaltungen von der Webseite in die App erfolgen. Dabei wird die bisherige Veranstaltungsauswahl ersetzt.

Mit Ausnahme des Karten-Tabs zeigen alle Tabs jeweils eine Liste von Veranstaltungen mit Namen und zugeordneten Haltestellen (siehe Abbildung 5.4b-d). Hierbei werden vom Empfehlungssystem als gut bewertete Veranstaltungen durch ein kleines Symbol markiert, wie es z.B. in Abbildung 5.4d unten rechts zu sehen ist.

Durch Antippen eines Listeneintrags gelangt der Nutzer zu den *Veranstaltungsdetails*, wie in Abbildung 5.4e und 5.4f gezeigt. Hier werden dem Nutzer detaillierte Informationen zu der jeweiligen Veranstaltung wie der Name, ein Beschreibungstext, ein Bild oder die Öffnungszeiten aufgelistet. Die minimale und die maximale Zeit, die der Nutzer bei einer Veranstaltung verbringen möchte, kann mit zwei Schiebereglern eingestellt werden (siehe Abbildung 5.4f). Den genauen *Ort der Veranstaltung* kann sich der Nutzer durch Antippen eines Karten-Symbols (siehe Abbildung 5.4e) auf einer Karte anzeigen lassen. Nutzer, die keine Tour planen wollen, können auf diesem Kartenbildschirm zumindest Routenanweisungen für den direkten Weg (ausgehend von einem gewählten Startpunkt) zu der betrachteten Veranstaltung erhalten<sup>3</sup>. Möchte der Nutzer hingegen eine komplette Tour planen, so kann er bei den Veranstaltungsdetails sein Interesse an der jeweiligen Veranstaltung angeben; zur Auswahl stehen „Nicht bewertet“, „Kein Interesse“, „Besuchen, falls noch Zeit ist“ und „Auf jeden Fall besuchen“. Sobald der Nutzer hier eine Wahl getroffen hat, erscheinen Hinweise auf weitere ähnliche Veranstaltungen an prominenter Stelle, um so die unmittelbare Aufmerksamkeit des Nutzers zu erlangen<sup>4</sup>. Durch Antippen der Vorschläge gelangt der Nutzer zu deren Detailansicht.

Im Laufe des iterativen Entwicklungsprozesses wurden einige Veränderungen am Veranstaltungs-Browser vorgenommen, bis er schließlich in der hier dargestellten Form umgesetzt wurde. So wurden erst ab der LNdmusik 2012 auf dem Bildschirm mit den Veranstaltungsdetails Empfehlungen für ähnliche

<sup>3</sup> Diese Funktionalität entspricht somit der auch in den meisten anderen Lange-Nacht-Apps angebotenen Navigation zu einer einzelnen Veranstaltung (vgl. Kapitel 3.1.1).

<sup>4</sup> Zunächst befinden sich diese am unteren Ende der Seite (siehe Abbildung 5.4f) und werden dann vor der Veranstaltungsbeschreibung platziert.

Veranstaltungen angezeigt. Zudem war das Tour-Tab zunächst an erster Stelle und wurde beim Start des Veranstaltungs-Browsers automatisch ausgewählt. Da jedoch viele Nutzer beim zuerst gewählten Tab bleiben (siehe Kapitel 7.3.1), konnte durch die Wahl des Empfehlungs-Tabs als Start-Tab ab der LNdMuseen 2012 dessen Nutzung stark gesteigert werden, was im Interesse der Evaluation des Empfehlungssystems lag (siehe Kapitel 7.3.4). Zudem wurde das Karten-Tab erst ab der LNdMusik 2013 auf vielfachen Wunsch der Nutzer hinzugefügt (siehe Kapitel 4.2.1).

Hat der Nutzer seine Veranstaltungsauswahl getroffen, so kann er sich Tourvorschläge generieren lassen; hierzu muss er einige *Tourparameter* angeben (siehe Abbildung 5.4g). Für Start- und Zielpunkt hat er jeweils die Wahl zwischen Haltestellen und Veranstaltungsorten, welche in einer Dropdown-Liste auszuwählen sind. Der Zielpunkt kann hierbei auch dem System überlassen werden. Als Voreinstellung wird als Startzeit die aktuelle Zeit, frühestens jedoch der offizielle Beginn des Abends, und als Zielzeit eine Stunde nach dem offiziellen Ende festgelegt<sup>5</sup>. Mit diesen Angaben<sup>6</sup> kann der Nutzer dann die Tourgenerierung starten, die, je nach Anzahl der ausgewählten Veranstaltungen und der Hardwareausstattung des Smartphones, einige Sekunden dauern kann.

Es folgt die *Tourauswahl* (siehe Abbildung 5.4h), bei der die (bis zu) drei Tourvorschläge in verschiedenen Tabs angezeigt werden. Zunächst ist keines der Tabs ausgewählt, um den Nutzer darauf aufmerksam zu machen, dass es verschiedene Tourvarianten gibt und ihn nicht zu beeinflussen. Bei der Wahl eines Tabs wird dem Nutzer die jeweilige Tour in einer Listenansicht präsentiert. Bei einer früheren Version der App, bei der man eine der Touren explizit auswählen musste, um Routeninstruktionen zu erhalten, zeigte sich, dass vielen Nutzern diese Listenansicht genügte und sie somit dabei blieben. Deshalb wurde die Tourauswahl in den Bildschirm mit der *Tourübersicht als Liste* bzw. *auf einer Karte* (siehe Abbildung 5.4i und 5.4j) integriert, zwischen denen man mittels der Schaltflächen „zur Karte“ bzw. „zur Übersicht“ hin- und herwechseln kann. Am oberen Bildschirmrand wird jeweils die aktuelle Routeninstruktion angezeigt; mit den beiden Pfeiltasten kann die vorherige bzw. nächste Routeninstruktion angefordert werden<sup>7</sup>. In der Listenansicht werden alle Instruktionen der Tour aufgelistet, wobei die jeweils aktuelle farblich hervorgehoben wird. In der Kartenansicht hingegen wird nur der jeweilige Weg von einer Veranstaltung zur

---

<sup>5</sup> Es wurde eine Stunde für die Heimfahrt angenommen, wodurch diese nicht in die Besuchszeit fällt.

<sup>6</sup> Auf der LNdMusik kann der Nutzer zusätzlich auswählen, ob er neben den Shuttle-Bussen auch den ÖPNV mitbenutzen möchte, da dieser dort nicht im Ticketpreis enthalten ist.

<sup>7</sup> Dies ist ähnlich der Umsetzung in der auf fast allen Android-Geräten ausgelieferten Google Maps App (die jedoch auch automatisch weiterschaltet).

nächsten angezeigt, da bei einer Anzeige der kompletten Tour schnell die Übersicht verloren ginge<sup>8</sup>. Die Integration der Tourauswahl geschieht nun derart, dass bei Wahl eines Tourvorschlag-Tabs die jeweilige Listenansicht angezeigt wird. Sobald die erste Routeninstruktion mit Hilfe der Pfeiltaste angefordert wird, werden die Tourvorschlag-Tabs jedoch ausgeblendet um Platz zu sparen. In der Tourübersicht können durch das Antippen eines eingeplanten Veranstaltungsbesuchs die jeweiligen Veranstaltungsdetails aufgerufen werden. Wird die unter Android übliche Zurücktaaste (in Abbildung 5.4 jeweils unten links) betätigt, so wird der Nutzer gefragt, ob er entweder seine Tourvorschläge verwerfen und zurück zum Veranstaltungs-Browser gelangen möchte oder ob er die App beenden möchte. In letzterem Fall landet der Nutzer beim erneuten Start der App direkt wieder in der Tourübersicht.

Während der Durchführung der Tour kann der Nutzer jederzeit die „Bearbeiten“-Schaltfläche wählen, um den verbleibenden Teil seiner Tour zu modifizieren. Auf dem *Editierbildschirm* (siehe Abbildung 5.4k und 5.4l) werden die eingeplanten Veranstaltungen und eventuelle „Ankerpunkte“ der Tour, wie Startpunkt und Zielpunkt, in einer Listendarstellung angezeigt; die Fahrten dazwischen werden aus Platzgründen ausgeblendet. Bereits besuchte Veranstaltungen sind nicht mehr editierbar und werden daher ausgegraut dargestellt.

Bei den im Folgenden beschriebenen Editieroperationen passt sich, falls notwendig, die Besuchsdauer der noch nicht besuchten Veranstaltungen entsprechend an; auf Editieroperationen, die nicht möglich sind, wird der Nutzer hingewiesen. Um die Besuchsreihenfolge der Veranstaltungen zu verändern, kann der Nutzer einen Veranstaltungsbesuch anhand eines (auf der linken Seite angebrachten) „Grip“-Symbols per Drag-and-Drop<sup>9</sup> verschieben (siehe Abbildung 5.4k).

Durch Antippen des Veranstaltungsnamens kann ein Menü mit weiteren Möglichkeiten aufgerufen werden, wie in Abbildung 5.4l gezeigt: Bei Interesse kann sich der Nutzer noch einmal die Veranstaltungsdetails ansehen. Möchte er die für die jeweilige Veranstaltung eingeplante Zeit anpassen, so kann er dies mittels eines Schiebereglers steuern. Noch während er diesen verschiebt, wird die Besuchsdauer der anderen Veranstaltungen umgehend angepasst (siehe Kapitel 5.7). Als weitere Option kann der Nutzer eine Veranstaltung vor bzw. hinter der gewählten Veranstaltung einfügen. Hierbei erscheint der Veranstaltungs-Browser und fordert zur Auswahl einer Veranstaltung auf; nicht einplanbare Veranstaltungen werden dabei ausgegraut und auch nicht empfohlen. Darüber hinaus kann der Nutzer eine Veranstaltung aus der Tour entfernen.

---

<sup>8</sup> Dies wäre u.a. dann der Fall, wenn Hin- und Rückfahrten übereinander eingezeichnet werden.

<sup>9</sup> Dieses Vorgehen findet man u.a. bei der Android Music App zum Umsortieren der Wiedergabeliste. Quelle: <http://android.googlesource.com/platform/packages/apps/Music> (09.07.2015).

Ein weiteres Menü erscheint, wenn der Nutzer auf die untere Leiste tippt. Hier hat er ebenfalls die Möglichkeit, eine Veranstaltung über den Veranstaltungsbrowser einzufügen, wobei jedoch vom System die beste Position ermittelt wird. Zudem kann der Nutzer die Tour mit Veranstaltungen auffüllen lassen (siehe Kapitel 5.7).

Auf dem Editierbildschirm wird am Ende der Tour noch ein weiterer Listeneintrag angezeigt, mit dem es möglich ist, die Endzeit der Tour zu verändern. Auch hierbei wird die Besuchsdauer der Veranstaltungen entsprechend angepasst.

## 5.4 Suche

Es wurde eine Suchmaschine für die Veranstaltungsdaten entwickelt, die auf dem Such-Tab zum Einsatz kommt. Für ihre in Kapitel 6.3 noch genauer aufgezeigte Umsetzung in einer Android-App wurde die Software-Bibliothek Lucene<sup>10</sup> verwendet. Diese nutzt ein boolesches Abfragemodell zur Auswahl der in Frage kommenden Dokumente und legt anschließend die Ergebnisreihenfolge mit Hilfe eines Vektorraummodells fest (siehe Kapitel 3.2.2).

Zu jeder Veranstaltung werden folgende Daten in den Suchindex aufgenommen und somit durchsuchbar: ihr Name, ihr Beschreibungstext, die Adresse, die ihr zugeordneten Kategoriebezeichnungen sowie die Namen der zugeordneten Haltestellen. Sofern vorhanden, werden auch die Künstlernamen, die Booklet-Seite und die Veranstaltungsnummer mit aufgenommen.

Hierzu werden die Texte zunächst tokenisiert und in Kleinbuchstaben umgewandelt. Anschließend werden Stoppwörter basierend auf einer 349 deutsche Wörter umfassenden Stoppwortliste<sup>11</sup> aussortiert. Als nächstes werden die verbliebenen Terme auf ihre Stammform zurückgeführt. Da die Erstellung des Suchindex auf dem Smartphone (beim Start der App) geschehen sollte<sup>12</sup>, wurde dabei auf einen performanten Stemmer mit nur wenigen Regeln geachtet, was jedoch nicht unbedingt von Nachteil sein muss (vgl. Caumanns et al. [1999]). Letztlich wurde daher ein auf der Arbeit von Savoy [2006] basierender Stemmer umgesetzt. Hierbei werden die folgenden Endungen abgeschnitten: „nen“, „en“, „se“, „es“, „er“, „n“, „e“, „s“, „r“. Die Kürzungen werden jedoch nur vorgenommen, wenn der verbleibende Wortstamm noch mindestens vier Zeichen lang ist. Zusätzlich werden Umlaute zu ‚a‘, ‚o‘ und ‚u‘ transformiert sowie ‚ß‘ durch ‚s‘ ersetzt.

<sup>10</sup> Die Software kann von <https://lucene.apache.org/> (12.07.2015) bezogen werden; sie wird u.a. von McCandless et al. [2010] näher beschrieben.

<sup>11</sup> Die Liste wurde über mehrere Jahre am Lehrstuhl für Künstliche Intelligenz der Universität Erlangen-Nürnberg verwendet und erweitert.

<sup>12</sup> Im Laufe der weiteren Entwicklung der App wurde der Index dann doch bereits beim Export der Daten von der Webseite erstellt.

Um in dem auf diese Weise erstellten Index zu suchen, wird die Freitextsuchanfrage in ihre einzelnen Wörter aufgeteilt. Lucene führt dann (per Voreinstellung) eine Veroderung dieser Terme durch, d.h. es erfolgt eine boolesche Anfrage an den Index. Zur Bestimmung der Reihenfolge der Suchergebnisse berechnet Lucene eine Maßzahl auf Basis verschiedener Faktoren (vgl. McCandless et al. [2010, S. 86ff]), u.a. auch auf Basis des tfidf-Werts des Suchterms. Zudem können einzelne Datenfelder der indexierten Dokumente unterschiedlich gewichtet werden. So wird in der entstandenen Suchmaschine der Veranstaltungsname dreifach gewichtet, der Beschreibungstext jedoch nur einfach. Die zusätzlichen Veranstaltungsdaten werden doppelt gewichtet, da diese spezifische Informationen zu einer Veranstaltung beinhalten und daher bei einer Übereinstimmung davon auszugehen ist, dass der Nutzer explizit nach dieser Veranstaltung gesucht hat.

Die inkrementelle Suche (siehe Kapitel 5.3) führt, wie die Evaluation zeigte, dazu, dass Nutzer nur noch Teile der Veranstaltungsnamen eingeben (siehe Kapitel 7.3.3). So wird ein Nutzer eventuell bereits nach der Eingabe von „Lenb“ die Eingabe abbrechen, wenn die gesuchte Veranstaltung „Lenbach“ gefunden wurde. Um dies zu ermöglichen, wurde die Suche um eine sogenannte *Präfix-Suche* erweitert, bei der die Wortanfänge von Suchtermen und Dokumentenmitten miteinander verglichen werden.

Wie in Kapitel 2.2.3.3 gezeigt, sind die Erwartungen der Besucher sehr vielfältig und nicht unbedingt immer auf eine konkrete Veranstaltung ausgerichtet, nach der mittels einer Volltextsuche gesucht werden kann. Daher wurde die bereits in Kapitel 3.2.2 vorgestellte Idee einer Suche nach Themen aufgegriffen. Sowohl die Wörter der Dokumente, als auch die Suchanfrage werden auf Themen abgebildet, wodurch auch dann Suchergebnisse erzielt werden können, wenn lediglich eine thematische Ähnlichkeit zwischen Suchterm und Dokumentenmitten vorliegt. Eine automatische Ermittlung der relevanten Themen mittels Latent Semantic Indexing (siehe Kapitel 3.2.2) scheitert in diesem Anwendungsfall jedoch, da die Veranstaltungsdaten zu wenige und zu kurze Texte beinhalten. Stattdessen wird auf ein von Dornseiff [2004] manuell erstelltes Themenlexikon zurückgegriffen, welches im Folgenden als *Dornseiff-Lexikon* bezeichnet wird: Ursprünglicher Zweck dieses Thesaurus ist es, einem Verfasser von Texten dabei zu helfen, sich an Wörter zu erinnern, die ihm entfallen sind. Dazu teilt er den deutschen Wortschatz in 970 Sachgruppen (z.B. „Bildhauerei“) ein, die zu 22 Hauptgruppen (z.B. „Kunst und Kultur“) zusammengefasst werden. Für jede Sachgruppe listet das Dornseiff-Lexikon all diejenigen Wörter auf, die mit ihr assoziiert sind, z.B. Ober-/Unterbegriffe oder Synonyme. Ein Wort kann dabei auch in mehreren Sachgruppen enthalten sein. So findet sich beispielsweise das Wort „Rock“ sowohl in der Sachgruppe „14.18 Unterhaltungsmusik“ als auch in der Sachgruppe „19.7 Kleidung“ wieder. Insgesamt enthält das Lexikon

53 737 verschiedene Wörter, wobei jedes Wort durchschnittlich 1,7 Sachgruppen zugeordnet ist. Wie u.a. von Schrader [2007] sowie Ludwig u. Mandl [2010] beschrieben, lässt sich dieses Lexikon zur Dimensionsreduktion als Alternative zum Latent Semantic Indexing (siehe Kapitel 3.2.2) verwenden. Dazu werden die Dokument- und Suchterme auf die Dornseiff-Sachgruppen abgebildet. Ein Dokumentvektor besteht folglich „nur noch“ aus 970 Dimensionen, die jeweils angeben, wie viele Wörter eines Dokuments in der entsprechenden Sachgruppe enthalten sind. Da das Dornseiff-Lexikon keine Eigennamen und nur einige Fachbegriffe enthält, muss man dieses Verfahren zusammen mit einer Volltextsuche einsetzen (siehe Schrader et al. [2010]). Für die Lange-Nacht-App wurde daher der Veranstaltungsname und der Beschreibungstext zusätzlich zu den bereits beschriebenen Standardverfahren mit einer Themensuche erschlossen; diese wird jedoch nur  $\frac{1}{7}$  so stark gewichtet, da es sich nur um thematische und keine exakten Übereinstimmungen handelt.

Neben dem Dornseiff-Lexikon sind natürlich auch andere Thesauri für eine Dimensionsreduktion denkbar. Meyer u. Gurevych [2010] vergleichen das lexikalisch-semantische Netz *GermaNet* (siehe Kunze u. Lemnitzer [2002]), das Synonymlexikon *OpenThesaurus* (siehe Naber [2005]) und das Wörterbuch *Wiktionary* (siehe Zesch et al. [2008]) miteinander. Hierbei sehen sie neben vielen strukturellen Gemeinsamkeiten auch einige spezifische Unterschiede, wie z.B. bezüglich der Anzahl enthaltener Synonyme. Wie jedoch die Evaluation der umgesetzten Dornseiff-Themensuche in Kapitel 7.3.3 zeigt, profitierten die von den Nutzern eingegebenen Suchbegriffe nur selten von den Möglichkeiten einer Themensuche. Deshalb wurden in dieser Arbeit keine weiteren Untersuchungen hinsichtlich anderer Thesauri durchgeführt.

Zudem ergab die Evaluation, dass eine Vielzahl der Suchanfragen Schreibfehler enthielt, was wohl u.a. der mobilen Nutzung unterwegs, d.h. im Stehen oder im Bus fahrend, zuzurechnen ist. Daher wurde die Suchfunktion um eine *unscharfe Suche* (engl. fuzzy search) erweitert, bei der auch Terme gefunden werden, die in ihrer Schreibweise „leicht“ vom Suchbegriff abweichen, so dass z.B. bei der Eingabe von „Lembach“ die Veranstaltung „Lenbach“ gefunden wird. Dies macht es möglich, auch nach Veranstaltungen zu suchen, deren korrekte Schreibweise unbekannt ist, oder Tippfehler auszugleichen. Lucene verwendet hierbei die sogenannte *Editier-Distanz* (auch Levenshtein-Distanz genannt), bei der sich der Abstand zweier Wörter aus der minimal benötigten Anzahl an Editieroperationen, d.h. Einfügen, Löschen und Ersetzen von Zeichen, ergibt, die notwendig ist, um das eine Wort in das andere zu transformieren (siehe Levenshtein [1966]). Um unterschiedliche Wortlängen auszugleichen, normiert Lucene die Editier-Distanz mit der Wortlänge [McCandless et al., 2010, S. 100f]. Ein Suchtreffer ergibt sich nur dann, wenn dieser normierte Wert kleiner 0,5 ist.

Ziel der Erweiterung um eine unscharfe Suche war es, dass die Nutzer schneller und einfacher die Veranstaltungen finden, nach denen sie gesucht haben.

## 5.5 Empfehlungen

Das große Veranstaltungsangebot verteilter Veranstaltungen (siehe Kapitel 2.1.2) stellt für die Besucher eine Form von Informationsflut dar. Einer solchen Herr zu werden, war die treibende Kraft hinter der Entwicklung und Erforschung von Empfehlungssystemen (siehe Kapitel 3.2.3). Umso erstaunlicher ist es, dass keine der in Kapitel 3.1.1 vorgestellten Lange-Nacht-Apps hiervon Gebrauch macht. In dieser Arbeit hingegen sollen Empfehlungssysteme genutzt werden, um dem Nutzer mittels des Empfehlungs-Tabs 15 Veranstaltungen zu präsentieren (siehe Abbildung 5.4b). Die hierfür entwickelten Empfehlungssysteme sollen in diesem Kapitel genauer betrachtet werden, insbesondere wie diese die speziellen Gegebenheiten verteilter Veranstaltungen berücksichtigen. Insgesamt wurden sechs verschiedene Empfehlungssysteme umgesetzt und kombiniert; eine Evaluation dieser Systeme erfolgt in Kapitel 7.3.4.

Für Vergleichszwecke wurde der Empfehlungsalgorithmus Zufall umgesetzt, der eine zufällige Bewertung an die einzelnen Veranstaltungen vergibt.

Als weitere Vergleichsmöglichkeit wurde das Empfehlungssystem Beliebtheit konzipiert, welches die Veranstaltungen danach bewertet, wie häufig sie von allen Nutzern insgesamt ausgewählt wurden. Als Bewertung wird die relative Häufigkeit, mit der eine Veranstaltung ausgewählt wird, verwendet, was als Schätzung der A-priori-Wahrscheinlichkeit betrachtet werden kann. Obwohl es sich aufgrund der fehlenden Personalisierung um kein „echtes“ Empfehlungssystem handelt, wird es häufig zum Vergleich herangezogen. Die meisten kollaborativen Empfehlungssysteme neigen dazu, beliebte Objekte zu bevorzugen [Celma u. Cano, 2008]. Andererseits ist es erstrebenswert diesem Bias entgegenzuwirken, da dieser Zufallsfunde erschwert (siehe Steck [2011] oder Herlocker et al. [2004]). Zudem ist es wahrscheinlich, dass beliebte Objekte dem Nutzer bereits bekannt sind und somit deren Empfehlung keinen Mehrwert bietet; der Nutzer hat sich bereits dafür oder dagegen entschieden [Herlocker et al., 2004]. Schließlich kann man argumentieren, dass die weniger beliebten Objekte aus dem sogenannten *Long Tail*<sup>13</sup> empfehlenswerter sind, da sich gerade bei diesen Objekten die individuellen Vorlieben äußern, wohingegen beliebte Objekte eher den Massengeschmack widerspiegeln [Anderson, 2008; Herlocker

---

<sup>13</sup> Ähnlich dem Zipschen Gesetz (siehe Kapitel 3.2.2) ist die Beliebtheit eines Objektes indirekt proportional zu ihrem Rang. Nur wenige Objekte haben eine große Beliebtheit; der Long Tail (dt. lange Ausläufer) hingegen umfasst die vielen Objekte, die weniger beliebt sind. [Anderson, 2008]

et al., 2004]. Es erscheint daher wenig erstrebenswert, ein Empfehlungssystem zu verwenden, das nur die beliebtesten Veranstaltungen vorschlägt, zumal neben dem Empfehlungs-Tab noch weitere Tabs zur Verfügung stehen. So wird u.a. das Such-Tab zur Suche nach beliebten Veranstaltungen genutzt (siehe Kapitel 7.3.6).

Die weiteren im Rahmen dieser Arbeit umgesetzten Empfehlungssysteme bieten stattdessen personalisierte Empfehlungen: Kapitel 5.5.1 geht näher auf das entstandene inhaltsbasierte Empfehlungssystem CB ein. In Kapitel 5.5.2 werden die beiden kollaborativen Empfehlungssysteme SVD und BLITR vorgestellt. Die Fahrtdauer zwischen den Veranstaltungen wird vom wissensbasierten Empfehlungssystem TEMP in Kapitel 5.5.3 berücksichtigt. Wie diese verschiedenen Empfehlungssysteme zu einem einzigen Empfehlungssystem kombiniert werden, zeigt schließlich Kapitel 5.5.4.

### 5.5.1 Das inhaltsbasierte Empfehlungssystem CB

In diesem Kapitel wird das entwickelte inhaltsbasierte Empfehlungssystem CB genauer beschrieben. Ein solches bietet für die betrachtete Anwendungsdomäne im Vergleich zu kollaborativen Empfehlungssystemen mehrere Vorteile. So kann es auch dann eingesetzt werden, wenn keine Netzverbindung vorhanden ist, da es nicht auf die Bewertungen anderer Nutzer angewiesen ist. Da bei einer neuen verteilten Veranstaltung<sup>14</sup> zunächst für keine der Einzelveranstaltungen Bewertungen vorliegen, haben kollaborative Empfehlungssysteme ein new-item Kaltstartproblem, welches bei inhaltsbasierten Empfehlungssystemen nicht auftritt. Das new-user Kaltstartproblem wird durch die Verwendung eines expliziten Nutzerprofils vermieden, indem der Nutzer, wie bereits in Abbildung 5.4a gezeigt, mit Schiebereglern sein Interesse an den  $k$  verschiedenen Veranstaltungskategorien festlegt. Der Wertebereich der Schieberegler wird dabei auf das Intervall Null bis Eins abgebildet, so dass alle Nutzerinteressen zu einem Nutzerprofilvektor  $g \in [0; 1]^k$  zusammengefasst werden können. Auch jede Veranstaltung wird durch einen Vektor aus diesem  $k$ -dimensionalen Raum repräsentiert. Eine Komponente des Veranstaltungsvektors ist Eins, falls die Veranstaltung der entsprechenden Kategorie zugeordnet ist, ansonsten Null. Mittels des Kosinus-Ähnlichkeitsmaßes wird hieraus eine Bewertung berechnet (siehe Kapitel 3.2.3), indem das Skalarprodukt der beiden Vektoren mit deren Länge normiert<sup>15</sup> wird. Dieses ist umso größer, je kleiner der Winkel

---

<sup>14</sup> Die jährlich oder zweijährlich stattfindenden Langen Nächte wurden jeweils als vollständig unabhängige Veranstaltungen betrachtet, da sich das Veranstaltungsangebot zwischenzeitlich verändert, d.h. es wurden keine Veranstaltungsbewertungen von einem Jahr auf das nächste übertragen.

<sup>15</sup> Der Nullvektor wird in diesem Fall nicht normiert, sondern ohne Normierung verwendet.

zwischen den beiden Vektoren ist, d.h. je ähnlicher sich Nutzerprofilvektor und Veranstaltungsvektor sind.

Das Interesse des Nutzers wurde für alle Veranstaltungskategorien mit dem gleichen Wert voreingestellt. Aufgrund der Normierung ist es für den Empfehlungsalgorithmus unerheblich, um welchen Wert es sich hierbei handelt. Jedoch ist davon auszugehen, dass Nutzer eher dazu neigen, mittels Schieberegler den Wert der für sie interessanten Kategorien zu erhöhen, anstatt den Schieberegler der uninteressanten Kategorien herunterzuregeln. Daher wurden die Werte des Nutzerprofils mit einer Voreinstellung von 0,1 belegt.

Viele inhaltsbasierte Empfehlungssysteme passen bei jeder abgegebenen Bewertung die Nutzerinteressen an, d.h. sie lernen nach und nach den Nutzerprofilvektor. Hierauf wurde jedoch verzichtet, da davon auszugehen ist, dass die vom Nutzer explizit angegebenen Interessen wesentlich genauer sind, als dies anhand der meist wenigen ausgewählten Veranstaltungen gelernt werden könnte.

Wie Kapitel 5.5.4 aufzeigt, werden die Ergebnisse des inhaltsbasierten Empfehlungssystems mit denen der anderen Empfehlungssysteme kombiniert, um die spezifischen Nachteile der einzelnen Empfehlungssystemtypen auszugleichen. Deshalb soll jedes Empfehlungssystem anhand eines *Konfidenzwerts* von 0 bis 1 abschätzen, wie zuverlässig seine Ergebnisse sind. So liefert das inhaltsbasierte Empfehlungssystem CB eher schlechte Ergebnisse, wenn der Nutzer seine Nutzerinteressen nur unzureichend angegeben hat. Hat der Nutzer beispielsweise die Schieberegler (während des Einrichtungsprozesses oder später) nicht verändert, so kann dies als Indiz hierfür gewertet werden. Daher wurde die Konfidenz aus dem Unterschied zwischen der größten und der kleinsten Komponente des Nutzerprofilvektors berechnet ( $\|g\|_{max} - \|g\|_{min}$ ). Um nicht in die Situation zu gelangen, dass gar kein Empfehlungssystem genutzt werden kann, soll der Konfidenzwert eine untere Schwelle nicht unterschreiten; hierfür wurde 0,2 gewählt. Insgesamt ergibt sich folgende Konfidenzberechnung:

$$conf_{CB} = 0,2 + 0,8 \cdot (\|g\|_{max} - \|g\|_{min})$$

### 5.5.2 Die kollaborativen Empfehlungssysteme SVD und BLTR

Zu den Einzelveranstaltungen einer verteilten Veranstaltung stehen nur wenige inhaltliche Informationen zur Verfügung: der Veranstaltungsname, ein kurzer Beschreibungstext und eine grobe inhaltliche Kategorisierung. Der Einsatz von kollaborativen Empfehlungssystemen bietet sich hierfür an, da diese keine Informationen über die zu empfehlenden Veranstaltungen benötigen und ausschließlich mit den abgegebenen Bewertungen arbeiten. Letztere bilden gleichzeitig auch das Nutzerprofil. In regelmäßigen Abständen wird dieses an einen

zentralen Server übertragen, der alle abgegebenen Bewertungen sammelt. Er berechnet hieraus das Modell eines kollaborativen Empfehlungssystems und schickt dieses<sup>16</sup> an den Client bzw. Nutzer zurück. Die App kann dann hieraus die Empfehlungen generieren. Für die zwei im Folgenden vorgestellten kollaborativen Verfahren, die dabei zum Einsatz kommen, werden die abgegebenen Bewertungen auf einen binären Wert reduziert. Vom Nutzer ausgewählte Soll- und Kannveranstaltungen gelten dabei als positiv bewertet (+1), auf keinen Fall zu besuchende Veranstaltungen („Kein Interesse“) als negativ bewertet (−1); unbewertete Veranstaltungen werden ignoriert.

Das kollaborative Empfehlungssystem SVD nutzt das in Kapitel 3.2.3 vorgestellte Verfahren einer regularisierten Singulärwertzerlegung, die iterativ mittels eines Gradientenabstiegsverfahrens gelöst wird. Da im Vergleich zu anderen Gebieten, bei denen Empfehlungssysteme zum Einsatz kommen, hier nur wenige Daten zur Verfügung stehen, wurde für die Dimensionsreduktion ein kleiner Vektorraum mit  $d = 5$  gewählt, d.h. das System geht von 5 verschiedenen Faktoren (Präferenzen bzw. Themen<sup>17</sup>) aus. Die Anzahl der Faktoren wurde bewusst niedrig gewählt, um die Zahl der Freiheitsgrade zu beschränken. Als weitere Parameter ergeben sich die Lernrate  $\gamma$ , die Regularisierungsparameter  $\lambda_1$  und  $\lambda_2$  sowie die Anzahl Iterationen  $K$ . Für diese Parameter wurde mit verschiedenen Werten auf Basis von Veranstaltungsbewertungen früherer Langer Nächte experimentiert, um eine Konvergenz für die (meisten) Testdaten zu erreichen. Die von Paterek [2007] vorgeschlagenen Parameterwerte stellten hierbei die Ausgangsbasis dar; letztlich wurden für die Lernrate  $\gamma = 0,001$  und für die Regularisierungsparameter  $\lambda_1 = 0,005$  und  $\lambda_2 = 0,001$  gewählt. Jedes Mal, wenn der Client die abgegebenen Bewertungen überträgt, fordert er auch vom Server ein neues Modell an. Um den vom Server zu leistenden Berechnungsaufwand pro Client gering zu halten, wurde die Anzahl Iterationen  $K$  auf 20 beschränkt. Das an den Client eines Nutzers  $c$  gesendete Modell besteht dann aus der durchschnittlichen Bewertung aller Objekte  $\bar{r} \in \mathbb{R}$ , dem nutzerabhängigen Bias  $b_c \in \mathbb{R}$ , dem Vektor der Benutzerpräferenzen  $\vec{p}_c \in \mathbb{R}^d$  sowie für jede Veranstaltung  $s$  einem Bias  $b_s \in \mathbb{R}$  und einem Themenvektor  $\vec{q}_s \in \mathbb{R}^d$ . Auf Client-Seite kann aus diesen Daten für jede Veranstaltung eine Bewertung errechnet werden (siehe Kapitel 3.2.3).

Als weiteres kollaboratives Empfehlungssystem wurde das System BLITR gewählt, welches von Harvey et al. [2011] entwickelt wurde. Sie zeigen auf, dass ein *Biased Latent Interest and Topic Ratings Model*<sup>18</sup> (BLITR) auf den von der

<sup>16</sup> Genaugenommen wird nur der für den jeweiligen Nutzer relevante Teil versendet.

<sup>17</sup> Diese automatisch gelernten Themen sind nicht mit den manuell festgelegten Kategorien zu verwechseln.

<sup>18</sup> dt. Bewertungsmodell auf Basis latenter Interessen und Themen mit Bias

GroupLens Research Gruppe an der Universität von Minnesota bereitgestellten Filmbewertungen<sup>19</sup> (ca. 10 Millionen Filmbewertungen, 10 000 Filme, 70 000 Nutzer) bessere Ergebnisse liefert als rein auf SVD basierende Empfehlungssysteme. Anders als beim SVD-basierten Ansatz werden Nutzerpräferenzen und Veranstaltungsthemen nicht mehr in den gleichen Faktorenraum abgebildet, sondern bekommen jeweils ihren eigenen Raum. Zwischen diesen werden dann bestehende Abhängigkeiten modelliert; so könnte ein technikbegeisterter Besucher starkes Interesse an Veranstaltungen mit Maschinen oder mit Autos, aber auch ein wenig Interesse an Chemie haben. Das von BLITR genutzte Modell verwendet ebenfalls das bereits in Kapitel 3.2.3 dargelegte Schema zur Schätzung der Nützlichkeit eines Objektes  $s \in S$  für einen Nutzer  $c \in C$ :

$$\tilde{u}(c, s) = \tilde{r}_{c,s} = \bar{r} + b_c + b_s + b_{c,s}$$

BLITR unterscheidet sich jedoch bei der Modellierung von  $b_{c,s}$ . Hierfür wird die Wahrscheinlichkeit  $P(z|c)$ , dass ein Nutzer  $c$  ein Interesse  $z \in Z$  hat, sowie die Wahrscheinlichkeit  $P(y|s)$ , dass ein Objekt  $s$  zu einem Thema  $y \in Y$  gehört, verwendet.  $Z$  und  $Y$  sind dabei endliche Mengen von Interessen bzw. Themen<sup>20</sup>, wobei nur deren Größe vorgegeben wird (wie bei der Dimensionsreduktion mittels SVD). Zusätzlich gibt es einen Bias  $b_{y,z}$  für alle Themen-Interessen-Paare, der angibt, wie stark das jeweilige Interesse  $z$  mit einem Thema  $y$  „korrespondiert“ (z.B. Technikbegeisterung mit Autos). Über sämtliche dieser Kombinationen wird iteriert, wie folgende Formel zur Schätzung der Nützlichkeit eines Objektes mittels BLITR zeigt:

$$\tilde{u}_{\text{BLITR}}(c, s) = \tilde{r}_{c,s} = \bar{r} + b_c + b_s + \sum_{y \in Y, z \in Z} b_{y,z} P(z|c) P(y|s)$$

Wie die einzelnen Parameter dieses Modells gelernt werden können, wird von Harvey et al. [2011] ausführlich beschrieben, so dass an dieser Stelle nicht näher darauf eingegangen wird. Für den Einsatz auf Langen Nächten wurden 5 latente Faktoren für die Nutzerpräferenzen und 8 latente Faktoren für das Veranstaltungsthema gewählt. Die weiteren Parameter zur Steuerung des Lernprozesses wurden wie von Harvey et al. [2011] beschrieben gewählt.

<sup>19</sup> Die Daten wurden hierzu auf der Filmpfehlungswebseite <http://www.movielens.org/> erhoben und stehen unter <http://grouplens.org/datasets/movielens> bereit. Sie konnten sich als Standarddatensatz zur Evaluation von Empfehlungssystemen in der Wissenschaftsgemeinde etablieren.

<sup>20</sup> Die Bedeutung dieser Interessen bzw. Themen ist jedoch unklar (bzw. latent).

Ein Vergleich von BLITR und SVD erfolgt in Kapitel 7.3.4. Unabhängig vom gewählten Ansatz ergibt sich für verteilte Veranstaltungen ein new-item Kaltstartproblem, da direkt nach der Bereitstellung der App für eine Lange Nacht zunächst keine Veranstaltungsbewertungen vorliegen. Es zeigt sich jedoch, dass diejenigen Nutzer, die sich frühzeitig mit der App bzw. der Planung ihres Lange-Nacht-Besuches beschäftigen, tendenziell eher dazu geneigt sind, das Veranstaltungsprogramm komplett durchzusehen (und dabei Bewertungen abzugeben). Von der Arbeit dieser frühzeitigen Anwender können Spätentschlossene insofern profitieren, dass das kollaborative Empfehlungssystem bereits auf viele Bewertungen zurückgreifen kann. Das new-user Kaltstartproblem bleibt jedoch bestehen, da ein neuer Nutzer zunächst keine Veranstaltungen ausgewählt hat, auf denen das kollaborative Empfehlungssystem sein Nutzerprofil aufbauen könnte. Der Konfidenzwert der kollaborativen Empfehlungssysteme wird daher in Abhängigkeit von der Anzahl bereits ausgewählter Veranstaltungen festgelegt; er soll erst bei sechs gewählten Veranstaltungen 1 erreichen:

$$conf_{SVD} = conf_{BLITR} = 0,2 + 0,8 \cdot \frac{\min\{6; \#Favoriten\}}{6}$$

Neben den Empfehlungen, die auf die Interessen des Nutzers eingehen, wird auf der Detailseite einer Veranstaltung auch auf ähnliche Veranstaltungen verwiesen (siehe Abbildung 5.4f). Diese sind jedoch unabhängig von den beiden kollaborativen Empfehlungssystemen SVD und BLITR. Da dem Server alle Nutzerprofile vorliegen, kann er für jedes Veranstaltungspaar  $(A, B)$  zählen, wie viele Nutzer, die  $A$  ausgewählt haben, auch  $B$  ausgewählt haben. Für jede Veranstaltung  $A$  werden dann die drei Veranstaltungen bestimmt und an die App geschickt, die am häufigsten gemeinsam mit  $A$  ausgewählt wurden.

### 5.5.3 Das wissensbasierte Empfehlungssystem TEMP

In den meisten Anwendungsgebieten, in denen Empfehlungssysteme zum Einsatz kommen, können die empfohlenen Objekte untereinander bzw. deren Nützlichkeit unabhängig voneinander betrachtet werden, wie z.B. bei Filmen oder Büchern. Anders verhält es sich jedoch bei verteilten Veranstaltungen. Wie bereits in Kapitel 2.2.3.3 gezeigt, spielt der Ort einer Veranstaltung für die Besucher eine wichtige Rolle. Man kann davon ausgehen, dass es den Besuchern unter anderem darum geht, die Distanz zwischen den Veranstaltungen klein zu halten. Die Entscheidung für oder gegen eine Veranstaltung hängt also auch davon ab, welche anderen Veranstaltungsorte der Besucher besichtigen möchte. Ein Empfehlungssystem kann dieses Wissen nutzen, um Veranstaltungen vorzuschlagen, die sich zusammen mit den bereits ausgewählten Veranstaltungen zu einer

„kompakten“ Tour kombinieren lassen. Veranstaltungen, die zusammen mit den bisher ausgewählten eine kürzere Fahrzeit ergeben, sollen demnach höher bewertet werden.

Deshalb wurde eine Metrik entwickelt, die für eine Menge von Veranstaltungen bemisst, wie nahe diese beieinander liegen: der *örtliche Zusammenhang*. Die Metrik soll hierbei eine Bemessungsgrundlage darstellen, die auch ein Mensch bei der Betrachtung der Veranstaltungsauswahl auf einer Karte als „günstig“ (für einen Weg durch die Lange Nacht) erachten würde. Dazu wird ein Pfad gesucht, der alle Veranstaltungen auf kürzestem Weg, d.h. der Luftliniendistanz, miteinander verbindet. Dies ist ähnlich dem TSP (vgl. Kapitel 3.2.5) bis auf die Tatsache, dass der gesuchte kürzeste Pfad nicht geschlossen ist<sup>21</sup>. Zur Lösung dieses Problems wurde auf die vom TSP bekannte Nächste-Nachbar-Heuristik (vgl. Kapitel 3.2.5) zurückgegriffen, welche einem schon vorhandenen Pfad – initial ein zufällig gewählter Punkt – sukzessiv den nächstgelegenen, noch nicht besuchten Punkt hinzufügt bis sich der Kreis schließt. Da aber bei der Örtlichen-Zusammenhangs-Metrik kein geschlossener Kreis gesucht wird, wird anschließend die längste Kante des Pfades entfernt. Schließlich wird die Gesamtlänge noch mit der Anzahl der Kanten ( $\#Veranstaltungen - 1$ ) normiert.

Aus den Interviews (vgl. Kapitel 2.2.3.3) geht jedoch hervor, dass den Besuchern die Fahrzeit wichtiger ist als die Luftliniendistanz zwischen den Veranstaltungen. Deshalb wird der *zeitliche Zusammenhang* analog zum örtlichen Zusammenhang definiert. Statt der Luftliniendistanz wird die Fahrzeit mit den Shuttle-Bussen betrachtet, d.h. die Zeit, um zur nächsten Bushaltestelle zu laufen, mit einem oder mehreren Bussen im Shuttle-Busnetz zur Zielhaltestelle zu fahren und schließlich den Fußweg zur Zielveranstaltung zurückzulegen. Auf diese Weise wird der (zeitlich) schnellste Pfad zwischen allen Veranstaltungsorten berechnet. Normiert wird ebenfalls mit der Anzahl der Verbindungen ( $\#Veranstaltungen - 1$ ).

Sowohl örtlicher als auch zeitlicher Zusammenhang stellen somit eine Approximation für die Dauer einer auf Basis der gewählten Veranstaltungen generierten Tour dar. Sie lassen jedoch außer Acht, dass sich eventuell mehrere Veranstaltungen zeitlich überschneiden und somit gegenseitig ausschließen könnten, da sie lediglich die Veranstaltungsorte betrachten. Die Verweildauer bei den einzelnen Veranstaltungen sowie der vom Nutzer gewählte Start- und Endpunkt der Tour werden ebenfalls vernachlässigt.

Das Empfehlungssystem TEMP nutzt den zeitlichen Zusammenhang, um zu bewerten, wie gut eine Veranstaltung zu den bereits bestehenden passt. Da

---

<sup>21</sup> Die Entscheidung fiel gegen eine geschlossene Rundreise, da es durchaus Besucher geben kann, deren Start- und Endpunkt sich voneinander unterscheiden.

anwendungsdomänenspezifisches Wissen genutzt wird, stellt es eine Art von wissensbasiertem Empfehlungssystem dar<sup>22</sup>. TEMP berechnet für jede Veranstaltung  $s \in S$ , wie sich der zeitliche Zusammenhang verändern würde, sollte diese vom Nutzer  $c \in C$  zusätzlich ausgewählt werden:  $\Delta ZZ_{c,s}$ . Anschließend wird die Nützlichkeit einer Veranstaltung dadurch bestimmt, dass ermittelt wird, um wie viel ihre Aufnahme den zeitlichen Zusammenhang im Vergleich zur „am schlechtesten passenden“ Veranstaltung vergrößern würde:

$$\tilde{u}_{\text{TEMP}}(c, s) = 1,0 - \frac{\Delta ZZ_{c,s}}{\max_{x \in S} \Delta ZZ_{c,x}}$$

Es werden somit insbesondere Veranstaltungen bevorzugt, die am gleichen Ort wie eine bereits ausgewählte Veranstaltung stattfinden. Ein Kaltstartproblem tritt nur in sehr abgeschwächter Form auf, nämlich dann, wenn vom Nutzer noch überhaupt keine Veranstaltungen ausgewählt wurden.

Ein Konfidenzwert lässt sich für diese Art von Empfehlungssystem schwierig bestimmen; wie das nächste Kapitel zeigt, ist dies jedoch auch nicht notwendig.

#### 5.5.4 Das hybride Empfehlungssystem

Es ist üblich – insbesondere zur Generierung von Veranstaltungsempfehlungen wie Dooms et al. [2011] schreiben – verschiedene Empfehlungssysteme zu einem hybriden Empfehlungssystem zu kombinieren. So haben die in den vergangenen Kapiteln vorgestellten Empfehlungssysteme CB, SVD/BLITR und TEMP unterschiedliche Stärken und Schwächen, welche durch eine Kombination möglichst ausgeglichen werden sollen. Während das inhaltsbasierte Empfehlungssystem sofort einsatzbereit ist, benötigen die kollaborativen Empfehlungssysteme erst einige Nutzerbewertungen, bevor sie gute Empfehlungen generieren können. Von den in Kapitel 3.2.3 genannten Möglichkeiten, bietet sich ein parallelisierter Hybridisierungsansatz an, wie z.B. das Nutzen desjenigen Empfehlungssystems mit der größten Konfidenz. Da dies jedoch zu einem abrupten Umschalten führen würde, fiel die Entscheidung zugunsten einer dynamisch gewichteten Kombination, die einen sanften Übergang erlaubt. Solange der Nutzer noch keine Veranstaltungen bewertet hat, wird vornehmlich CB, zu späteren Zeitpunkten verstärkt SVD bzw. BLITR eingesetzt; als Gewicht wird die jeweilige Konfidenz genutzt. In dieser Arbeit wird für die dynamische Gewichtung zweier Systeme Sys1 und Sys2 die Notation  $Dyn(\text{Sys1}, \text{Sys2})$  verwendet.

<sup>22</sup> Laut Jannach et al. [2010] trifft dies sogar auf alle Arten von Empfehlungssystemen zu, die Informationen nutzen, die nicht für kollaborative oder inhaltsbasierte Empfehlungssysteme geeignet sind.

Das wissensbasierte Empfehlungssystem TEMP nimmt eine gewisse Sonderrolle ein. Es soll den Nutzer beim Auswählen seiner Veranstaltungen so beeinflussen, dass er nicht nur nach inhaltlichen Aspekten – dafür sind die beiden anderen Empfehlungssysteme geeignet –, sondern auch nach den organisatorischen Aspekten, d.h. möglichst kurzen Fahrzeiten, entscheidet. Daher wird es mittels eines fixen Gewichts  $\alpha$  mit den beiden anderen Systemen kombiniert; welches Gewicht dafür geeignet ist, wurde in einer Evaluation ermittelt (siehe Kapitel 7.3.4). Für eine fixe Kombination zweier Systeme Sys1 und Sys2 wird in dieser Arbeit die Notation  $\alpha \cdot \text{Sys1} + (1 - \alpha) \cdot \text{Sys2}$  verwendet.

Um die (geschätzten) Bewertungen mehrerer Empfehlungssysteme gewichtet kombinieren zu können, müssen deren Bewertungsskalen vereinheitlicht werden. Dazu wurden die Bewertungen eines jeden Empfehlungssystems auf das Intervall  $[0; 1]$  normiert; dies muss auch nach der Kombination erneut erfolgen. Abbildung 5.5 zeigt das so entstandene Empfehlungssystem, welches zunächst die Ergebnisse des inhaltlichen und des kollaborativen Empfehlungssystems dynamisch gewichtet kombiniert, bevor das Ergebnis mittels eines fixen Gewichts mit den Ergebnissen des wissensbasierten Empfehlungssystems verrechnet wird. Anschließend werden die 15 Veranstaltungen, die vom hybriden Empfehlungssystem als beste bewertet und noch nicht ausgewählt wurden, im Empfehlungs-Tab angezeigt.

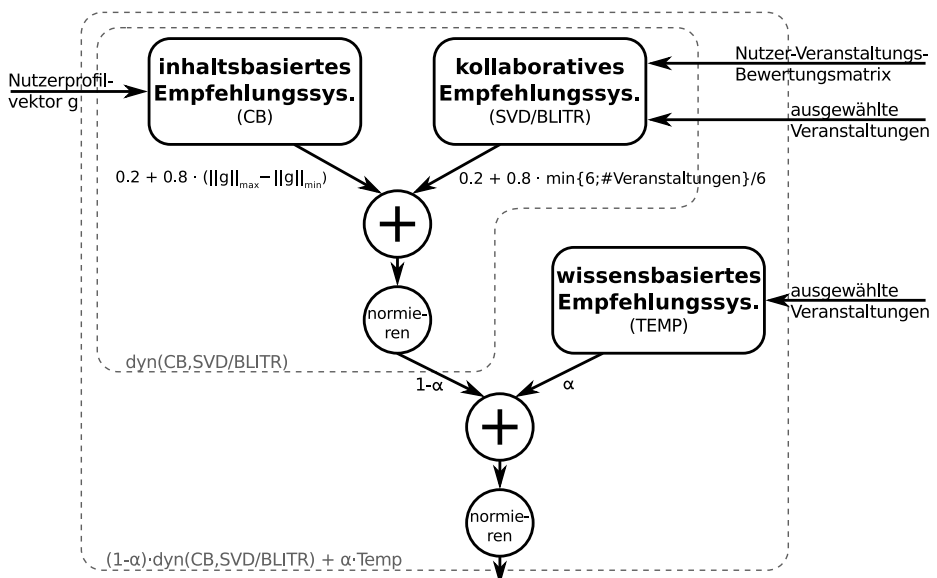


Abbildung 5.5: Aufbau des hybriden Empfehlungssystems

## 5.6 Tourplanung

Neben den ausgewählten Veranstaltungen hat der Nutzer noch weitere Möglichkeiten, auf die Tourplanung Einfluss zu nehmen (siehe Kapitel 4.2.2 sowie Abbildung 5.4g): Er kann jeweils eine Bushaltestelle oder einen Veranstaltungsort als Startpunkt und (optional) als Endpunkt auswählen sowie Start- und Endzeitpunkt der Tour festlegen. Diese Daten<sup>23</sup> stellen die Eingabeparameter der Tourplanung dar.

### 5.6.1 Tourplanung für verteilte Veranstaltungen

Zur Generierung einer Tour kommt ein in meiner Diplomarbeit (vgl. Schaller [2009]) entwickelter Algorithmus zum Einsatz. Dieser plant zunächst die zeitlich fixen Veranstaltungen ein. Dafür wird ein Constraint Satisfaction Problem (CSP) formuliert; dieses besteht aus einer Menge von Variablen, deren Belegung gesucht wird, einem Wertebereich für jede Variable und einer Menge von Bedingungen, welche die Belegung der Variablen einschränkt.

Sei  $V$  die Menge aller ausgewählten Veranstaltungen. Für die Tourplanung wird für jede Sollveranstaltung  $v \in V$  eine Variable  $s_v$  angelegt, deren Wertebereich die Startzeiten der einzelnen Termine enthält. Eine zeitlich fixe Sollveranstaltung  $v$ , die um 18:00 Uhr, 19:30 Uhr und 21:00 Uhr stattfindet, hätte demnach folgenden Wertebereich:

$$s_v \in \{18:00, 19:30, 21:00\}$$

Für die Planung einer Tour muss nun jede Variable einen Wert aus ihrem Wertebereich annehmen, entsprechend der Uhrzeit, zu der der Besuch stattfinden soll. Damit die Tour jedoch durchführbar ist, müssen folgende Bedingungen erfüllt sein. Sei  $t_i$  die Besuchsdauer bei Veranstaltung  $i \in V$  und  $t_{(i,j)}$  die benötigte Fahrzeit, um von Veranstaltung  $i$  zu Veranstaltung  $j$  zu kommen. Eine Tour ist genau dann durchführbar, wenn zwischen dem Beginn des Veranstaltungsbesuchs von  $i$  und dem (späteren) Besuch von  $j$  mindestens Zeit ist, um Veranstaltung  $i$  zu besuchen und den Weg zwischen  $i$  und  $j$  zu bewältigen:

$$\left( s_i \leq s_j \right) \rightarrow \left( s_i + t_i + t_{(i,j)} \leq s_j \right) \quad \forall i \in V, j \in V$$

---

<sup>23</sup> Bei der LNdmusik besteht zusätzlich die Wahl, ob neben den Shuttle-Bussen auch der ÖPNV genutzt werden soll. Da jedoch, statt auf Fahrplandaten des ÖPNV zurückzugreifen, die Fahrzeiten nur geschätzt werden, unterscheiden sich lediglich die Kantengewichte im Suchgraphen (siehe Kapitel 3.2.5).

Diese Bedingung muss – bei ausschließlich zeitlich fixen Sollveranstaltungen – für jedes Veranstaltungspaar  $i, j$  gelten. Ein solches CSP kann mit Hilfe eines Constraint-Solvers gelöst werden, d.h. es können alle gültigen Variablenbelegungen und damit alle durchführbaren Touren gefunden werden; die Qualität der gefundenen Touren, wie z.B. kurze Wege, wird dabei jedoch nicht beachtet. Die Anzahl gefundener Lösungen steigt mit der Anzahl ausgewählter Veranstaltungen exponentiell an; ab einer bestimmten Anzahl von Sollveranstaltungen bricht die Anzahl jedoch stark ein. Dies ist der Tatsache geschuldet, dass umso weniger Spielraum für Lösungsvarianten bleibt, je mehr Veranstaltungen in den nur wenige Stunden andauernden Abend eingeplant werden müssen. [Schaller, 2009]

Um auch zeitlich fixe Kannveranstaltungen berücksichtigen zu können, wird der Wertebereich der Kannveranstaltungen gegenüber den Sollveranstaltungen um einen zusätzlichen Wert  $\emptyset$  für „nicht besucht“ erweitert. Hat der Nutzer die oben genannte Beispielveranstaltung als Kannveranstaltung ausgewählt, so würde ihr Wertebereich folgendermaßen aussehen:

$$s_v \in \{\emptyset, 18:00, 19:30, 21:00\}$$

Dem Algorithmus wird so die Möglichkeit gegeben, die Veranstaltung nicht in die Tour aufzunehmen. Allerdings müssen auch die geforderten Bedingungen dies entsprechend berücksichtigen, so dass nur besuchte Veranstaltungen zeitlich „wechselwirken“:

$$\left( (s_i \neq \emptyset) \wedge (s_j \neq \emptyset) \right) \rightarrow \left( (s_i \leq s_j) \rightarrow (s_i + t_i + t_{(i,j)} \leq s_j) \right) \quad \forall i, j \in V$$

Die Anzahl der Lösungen ist stark abhängig von der Anzahl und den Terminen der gewählten zeitlich fixen Veranstaltungen; in den meisten Fällen ergibt sich jedoch eine 3-stellige Anzahl an Lösungen. Für jede dieser Lösungen werden im nächsten Schritt zwischen den nun feststehenden zeitlich fixen Veranstaltungen die zeitlich variablen Veranstaltungen mit Hilfe einer iterativen lokalen Suche (vgl. Kapitel 3.2.5) eingeplant, wie es im Folgenden genauer beschrieben wird.

Jede Tour, die der Constraint-Solver berechnet hat, zerfällt durch die bereits eingetragenen Veranstaltungen in mehrere Abschnitte. Im Beispiel von Abbildung 5.6 sieht man, dass die schon vom Constraint-Solver eingeplanten Veranstaltungen A, B und C die Gesamttour in Abschnitt 1 bis 4 unterteilen. Noch nicht eingeplant sind die zeitlich variablen Veranstaltungen, die durch eine Modifikation der iterativen lokalen Suche für das OPTW in die Tour eingebaut werden sollen (siehe Kapitel 3.2.5).

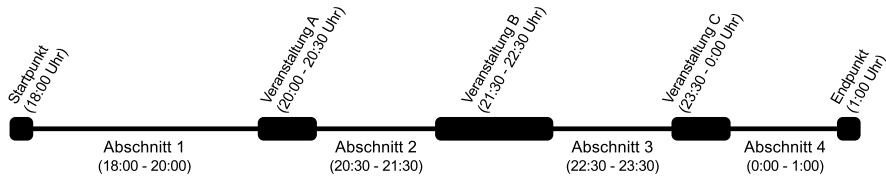


Abbildung 5.6: Tour mit zeitlich fixen Veranstaltungen A, B und C (Quelle: Schaller [2009])

Jeder Abschnitt ist praktisch unabhängig von den anderen Abschnitten, da die fixen Veranstaltungen nicht verschoben werden können. Deshalb kann auf jedem einzelnen Abschnitt die iterative lokale Suche als Planungsalgorithmus verwendet werden. Die zeitlich variablen Veranstaltungen werden solange in den Abschnitt eingeplant, bis keine weitere Veranstaltung mehr hineinpasst. Danach werden Veranstaltungen aus dem Abschnitt entfernt, um anschließend mit dem erneuten Einfügen von Veranstaltungen fortzufahren. Können über mehrere Iterationen keine Verbesserungen erzielt werden, so wird mit dem nächsten Abschnitt fortgefahren.

Wird für einen Abschnitt eine weitere Veranstaltung gesucht, dann kann es passieren, dass eine Veranstaltung gewählt wird, die viel besser in einen anderen Abschnitt passen würde. Eine weitere Schwierigkeit ergibt sich durch die separate Bewertung der einzelnen Abschnitte; im Allgemeinen ist ein für sich optimaler Abschnitt nicht zwangsläufig die beste Wahl für eine optimale Gesamttour. Die Planung für die einzelnen Abschnitte darf daher nicht so unabhängig erfolgen wie bisher beschrieben.

Deshalb werden für das Einfügen neuer Veranstaltungen immer alle Abschnitte der Gesamttour gleichzeitig betrachtet. Danach findet das Entfernen von Veranstaltungen – jedoch nur in dem gerade betrachteten Abschnitt – statt, bevor in die Gesamttour erneut Veranstaltungen eingefügt werden. Erst wenn sich über mehrere Iterationen keine Veränderung an der Bewertung der Gesamttour ergibt, wird der nächste Abschnitt betrachtet. Algorithmus 5.1 beschreibt das Vorgehen für jeweils eine vom Constraint-Solver berechnete Lösung tour als Pseudo-Code. Hierbei wird für jeden Abschnitt folgendermaßen iteriert:

- In der Iteration wird zunächst eine lokale Suche durchgeführt; dabei wird die aktuelle Tour so lange mit Veranstaltungen gefüllt, bis keine weitere Veranstaltung mehr eingeplant werden kann. Die Methode `insertBestEventIntoTour()` probiert dabei alle (noch nicht aufgenommen) Veranstaltungen an allen möglichen Positionen innerhalb der Tour aus und sucht die Veranstaltung und die Position heraus, welche die Punktzahl der erzeugten Tour maximiert, aber gleichzeitig zu möglichst

---

**Algorithmus 5.1** Ermitteln einer Tour mit einer iterativen lokalen Suche

---

findFullTourFromSkeletonTour(tour):

FORALL section in tour.sections:

    startRemove = 1  
    numRemove = 1  
    numTimesNoImprovement = 0

    WHILE numTimesNoImprovement < maxIter:

        DO:

            inserted = tour.insertBestEventIntoTour()

        WHILE inserted == true

            IF isBetter(tour, bestTour):

                bestTour = tour

                numTimesNoImprovement = 0

                startRemove = 1

                numRemove = 1

            ELSE:

                numTimesNoImprovement++

            END

        section.removeEvents(numRemove, startRemove)

        startRemove = startRemove + numRemove

        numRemove++

        IF startRemove >= section.numEvents

            startRemove = 1

        END

    END

END

    RETURN bestTour

END

---

geringem zusätzlichen Zeitaufwand führt. Verschiedene Gewichtungen dieser beiden Größen sind hier denkbar, um eine Bewertung der Einfügeoperation zu erhalten, wobei  $\frac{Punktzahl^2}{\Delta Zeit}$  genutzt wurde;  $\Delta Zeit$  wird hierbei in Minuten gemessen.

- Die folgende Abfrage `isBetter()` prüft, ob die neue Tour besser ist als die bisher beste. Gegebenenfalls wird die bisher beste Tour ersetzt.
- Anschließend folgt das Entfernen einer durch `numRemove` gegebenen Anzahl an Veranstaltungen aus der aktuellen Tour; `startRemove` gibt hierbei die Position innerhalb des aktuell betrachteten Abschnitts an. Wird beim Entfernen von `numRemove` Veranstaltungen das Ende des Abschnitts erreicht, wird das Entfernen von Veranstaltungen am Anfang des Abschnitts fortgesetzt.
- Bei jeder Iteration wird die Startposition verschoben und die Anzahl der zu entfernenden Veranstaltungen um eins erhöht, um die Tour immer stärker zu modifizieren. Beide Größen werden jedoch zurückgesetzt, falls eine bessere Tour gefunden wird oder wenn mit einem neuen Abschnitt begonnen wird.
- Wenn für `maxIter` Durchläufe keine Verbesserung erzielt werden kann, wird zum nächsten Abschnitt gewechselt.

Algorithmus 5.1 muss für jede vom Constraint-Solver gefundene Tour gestartet werden, um sie optimal mit zeitlich variablen Veranstaltungen aufzufüllen. Unter allen Lösungen wird die beste Tour ausgesucht und als Rundreise vorgeschlagen.

Die Funktion `isBetter()` bestimmt maßgeblich, wie die entstandenen Touren aussehen. Hier sollte natürlich einfließen, welche Kriterien den Nutzern an einer guten Tour wichtig sind (siehe Kapitel 2.2.3.4), wie z.B. eine effiziente Nutzung der Zeit oder interessante Veranstaltungen. Dazu werden die berechneten Touren bewertet, wobei sich die Bewertung aus der Anzahl der besuchten Soll- und Kannveranstaltungen sowie der Besuchsdauer ergibt. Sollveranstaltungen werden entsprechend höher als Kannveranstaltungen gewichtet, um deren Vorkommen in der Tour – soweit möglich – zu garantieren<sup>24</sup>. Zwischen vielen

<sup>24</sup> Sollte dennoch keine Tour gefunden werden, die alle geforderten Sollveranstaltungen enthält, z.B. da sich zwei Sollveranstaltungen überlappen oder das Zeitfenster für den Besuch ungeeignet ist, so wird der Nutzer dazu aufgefordert, seine Auswahl bzw. die Rahmenbedingungen der Tour anzupassen.

kurzen Veranstaltungen und wenigen langen soll eine Balance hergestellt werden, weshalb die Besuchsdauer (in Minuten) mit einfließt. Dementsprechend wird ein Veranstaltungsbesuch  $v$  folgendermaßen bewertet:

$$Bewertung_v = \begin{cases} 10\,000 + \text{Besuchsdauer}_v & v \text{ ist Sollveranstaltung} \\ 1\,000 + \text{Besuchsdauer}_v & v \text{ ist Kannveranstaltung} \\ \text{Besuchsdauer}_v & \text{sonstige}^{25} \end{cases}$$

Die Gesamtbewertung einer Tour ergibt sich aus der Summe der Einzelbewertungen für jeden Veranstaltungsbesuch. Bei Schaller [2009] findet sich ein Vergleich dieses Verfahrens mit weiteren Tourplanungsansätzen; es stellt einen guten Kompromiss zwischen Rechenzeit und Güte der generierten Touren dar.

Das bisher beschriebene Vorgehen plant die Veranstaltungen mit einer vorgegebenen Besuchsdauer ein. Für die App jedoch wurde dem Nutzer die Möglichkeit eingeräumt, die Besuchsdauer durch ein Intervall festzulegen (siehe Abbildung 5.4f). Für die eigentliche Planung wird hiervon die minimale Besuchsdauer genutzt. Um die Touren zu vergleichen, werden jedoch die eventuell noch vorhandenen zeitlichen Lücken geschlossen, indem die einzelnen Veranstaltungsbesuche soweit wie möglich ausgedehnt werden. Das hierzu verwendete Verfahren kommt auch bei der manuellen Touranpassung zum Einsatz und wird in Kapitel 5.7.2 genauer beschrieben.

## 5.6.2 Berechnung von Tourvarianten

Das beschriebene Vorgehen wurde, im Vergleich zu meiner Diplomarbeit, noch um eine weitere Funktionalität erweitert: So sollen dem Nutzer mehrere Tourvorschläge unterbreitet werden, aus denen er sich einen aussuchen kann. Um die Übersichtlichkeit zu bewahren, werden drei Tourvorschläge – im Folgenden als Variante A, B und C bezeichnet – generiert. Diese unterscheiden sich darin, dass, nachdem die eigentliche Planung abgeschlossen ist, weitere Veranstaltungen, die weder als Soll- noch als Kannveranstaltungen ausgewählt wurden, eingeplant werden. Dabei wird die lokale Suche noch einmal gestartet, jedoch stehen hierbei andere Veranstaltungen zum Einplanen zur Verfügung:

---

<sup>25</sup> Dieser Fall kann bei dem bisher beschriebenen Vorgehen nicht auftreten, da nur Soll- und Kannveranstaltungen eingeplant werden. Er wird jedoch für die Berechnung mehrerer Tourvarianten relevant.

- Variante A: Dieser Vorschlag enthält keine weiteren als die ausgewählten Veranstaltungen, so dass die Tour so bleibt wie sie ursprünglich geplant wurde.
- Variante B: Hier werden vom Empfehlungssystem die 40 für den aktuellen Nutzer am besten bewerteten Veranstaltungen genutzt. Die einer Veranstaltung vom Empfehlungssystem vergebene Bewertung  $r \in [0; 1]$  wird um eins erhöht und als Punktzahl für die lokale Suche verwendet. Insgesamt ergibt sich  $\frac{(1+r)^2}{\Delta\text{Zeit}}$  als Bewertung der Einfügeposition. Da gleichzeitig die zusätzlich benötigte Zeit einfließt, wird hier ein guter Kompromiss zwischen dem Interesse des Nutzers und der benötigten Zeit getroffen.
- Variante C: Diese Variante zieht alle Veranstaltungen, die nicht ausdrücklich als uninteressante Veranstaltungen markiert sind, in Betracht. Hierdurch wird nur nach der zusätzlich benötigten Zeit optimiert.

Von diesen drei Tourvorschlägen werden diejenigen verworfen, die keine Veranstaltungsbesuche enthalten, z.B. Variante A, falls der Nutzer keine Veranstaltungen ausgewählt hat, sich aber dennoch Tourvorschläge generieren lässt. Anschließend werden die Tourvorschläge (wegen der in Kapitel 7.5 beschriebenen Evaluation) zufällig auf die (bis zu) drei Tabs der Tourauswahl verteilt (siehe Abbildung 5.4h).

## 5.7 Manuelle Touranpassungen

Die in Kapitel 2.3.2 aufgezeigte Notwendigkeit zur Anpassung von Touren wurde in Kapitel 4.2.3 und 5.3 in hierfür zur Verfügung gestellte Interaktionsmöglichkeiten überführt. Deren Umsetzung wird in diesem Kapitel behandelt. Dabei müssen die folgenden Editieroperationen bereitgestellt werden, mit denen der Nutzer eine generierte Tour nach seinen Wünschen anpassen kann:

- Eine Veranstaltung an einer bestimmten Position in die Tour einfügen
- Eine Veranstaltung an der „besten“ Position in die Tour einfügen
- Eine Veranstaltung aus der Tour entfernen
- Die Veranstaltungsreihenfolge der Tour ändern
- Die Besuchsdauer einer Veranstaltung ändern
- Die Tour mit Veranstaltungen „auffüllen“

Bei der Umsetzung dieser Editieroperationen ergibt sich jedoch das folgende grundlegende Problem: Die Tourgenerierung erzeugt eine vollgepackte Tour mit einer optimalen Nutzung der vorhandenen Zeit, da dies dem verwendeten Optimierungskriterium entspricht. Die meisten Editieroperationen benötigen allerdings zusätzliche Zeit. Man denke z.B. daran, dass der Nutzer eine zusätzliche Veranstaltung in die Tour aufnehmen möchte. Wäre allerdings eine ausreichend große Lücke für die zusätzliche Veranstaltung vorhanden, so hätte der Tourplaner diese Lücke bereits genutzt. Folglich kann keine ausreichend große Lücke vorhanden sein, es sei denn, der Nutzer hätte diese vorher, z.B. durch Entfernen von Veranstaltungen aus der Tour oder durch das Reduzieren der Besuchsdauer von anderen Veranstaltungen, geschaffen. Selbst ein Ändern der Besuchsreihenfolge wird in vielen Fällen scheitern, da hierdurch von der optimalen Reihenfolge abgewichen wird und somit die benötigte (Gesamt-)Fahrzeit steigt.

Eine direkte Umsetzung der genannten Editieroperationen resultiert demnach in einem nicht sehr nutzerfreundlichen Interaktionsverhalten<sup>26</sup>: Die meisten Editieroperationen sind erst einmal nicht möglich bzw. verboten, wenn der Nutzer vorher nicht Platz in der Tour schafft. Letzteres lässt sich automatisieren, wobei es hierfür mehrere Ansätze gibt. Garcia et al. [2010a] schlagen hierzu (für Touristenassistenzsysteme) vor, die vom Nutzer genannte Endzeit der Tour zu ignorieren<sup>27</sup>. Sie lassen jedoch unerwähnt, was passiert, wenn z.B. Öffnungszeiten von Sehenswürdigkeiten nicht mehr eingehalten werden können. Für verteilte Veranstaltungen stellt sich ein Verschieben der Endzeit ohnehin schwierig dar, da die Veranstaltungen nur innerhalb eines sehr engen zeitlichen Rahmens geöffnet haben.

Es wird deshalb in dieser Arbeit eine andere an die Tour gestellte Nebenbedingung aufgehoben, nämlich die eingeplante Besuchsdauer bei den einzelnen Veranstaltungen. In den meisten Touristenassistenzsystemen ist diese Zeit pro Sehenswürdigkeit vorgegeben. Man kann allerdings argumentieren, dass es sich nur um eine weiche Nebenbedingung handelt. So ist schließlich ein um wenige Minuten verkürzter Museumsbesuch immer noch sinnvoll durchführbar. Andererseits kann durch diese Kürzung um wenige Minuten pro Veranstaltung (in den meisten Fällen) ausreichend Spielraum für die durchzuführende Editieroperation geschaffen werden. Durch wiederholtes Editieren können sich diese Kürzungen natürlich so weit aufsummieren, dass nicht mehr von einem sinnvollen Museumsbesuch die Rede sein kann. Der große Vorteil liegt jedoch darin, dass dies für den Nutzer transparent dargestellt werden kann. Die eingeplante Besuchsdauer einer

---

<sup>26</sup> Dies gilt unter der Voraussetzung, dass der Nutzer die Tour nicht derart verändern darf, dass sie undurchführbar wird.

<sup>27</sup> Das von Garcia et al. [2010a] entwickelte System fragt den Nutzer allerdings vorher, ob diese Nebenbedingung wirklich ignoriert werden soll.

Veranstaltung  $v$  wird hierzu in eine *minimale Besuchsdauer* und eine darüber hinaus gehende, *zusätzliche Besuchsdauer* aufgeteilt:

$$\text{Besuchsdauer}_v = \text{minimale Besuchsdauer}_v + \text{zusätzliche Besuchsdauer}_v$$

Beim Unterschreiten der minimalen Besuchsdauer kann der Nutzer nun eine visuelle Rückmeldung in Form einer Farbcodierung bekommen und somit erkennen, dass seine Editieroperation eventuell zu Problemen bei der Planausführung führen könnte. Ein weiterer Vorteil einer derartigen manuellen Anpassungsmöglichkeit besteht darin, dass der Nutzer sich auf diese Weise selbst davon überzeugen kann, dass die automatisch generierten Touren die Zeit sinnvoll nutzen und eine Abweichung hiervon zu einer Verschlechterung führt; das Vertrauen in das System kann auf diese Weise gestärkt werden.

Dennoch gibt es immer noch Editieroperationen, die nicht durchführbar sind, z.B. wenn zwei Veranstaltungen gleichzeitig besucht werden müssten oder wenn eine weitere Reduzierung der Besuchsdauer nicht mehr möglich ist. Hierbei handelt es sich allerdings eher um Ausnahmen; die meisten Editieroperationen sind in der Praxis durchführbar.

### 5.7.1 Anforderungen an Editieroperationen

Das Abschaffen einer fixen Besuchsdauer bei den einzelnen Veranstaltungen schafft erhebliche Freiräume beim Editieren der Tour. Es wurden daher folgende Anforderungen aufgestellt, wie das System bei einer durchgeführten Editieroperation mit der gewonnenen Flexibilität hinsichtlich der Besuchsdauer umgehen soll:

- Die Tour soll weiterhin jederzeit durchführbar sein, d.h. alle Nebenbedingungen (bis auf die Besuchsdauer) sollen eingehalten werden, also insbesondere Fahrzeiten, Öffnungszeiten und die Start- bzw. Endzeit der Tour.
- Die Reihenfolge der Veranstaltungsbesuche soll sich nicht verändern, es sei denn der Nutzer verwendet explizit eine solche Operation. Diese Anforderung unterscheidet die hier entwickelten Editieroperationen von einem kompletten Neuplanen der Tour unter geänderten Nebenbedingungen. Letzteres wurde ausgeschlossen, da eine vollständige Planänderung zu Irritationen beim Benutzer führen könnte.
- Die minimale Besuchsdauer pro Veranstaltung soll möglichst respektiert werden, da davon auszugehen ist, dass eine Unterschreitung zu einer

geminderten Besuchererfahrung<sup>28</sup> führt. Allerdings sollen so viele Editieroperationen wie möglich durchführbar sein. Deshalb darf die minimale Besuchsdauer unterschritten werden, wenn sonst die Editieroperation scheitern würde.

- Zeitliche Lücken in der Tour sollen möglichst geschlossen werden, indem die Zeit für längere Veranstaltungsbesuche genutzt wird. Ein aus einer Editieroperation resultierender Zeitüberschuss soll „fair“ zwischen allen eingeplanten Veranstaltungen aufgeteilt werden. Kann ein Veranstaltungsbesuch nicht weiter ausgedehnt werden (z.B. weil das Ende der Veranstaltung erreicht ist), so soll die verbleibende Zeit unter den anderen Veranstaltungen aufgeteilt werden; die maximale Besuchsdauer darf auf keinen Fall überschritten werden.
- Falls zusätzliche Zeit zum Durchführen einer Editieroperation notwendig ist, so soll die Besuchsdauer der eingeplanten Veranstaltungen ebenso „fair“ gekürzt werden; allerdings soll die minimale Besuchsdauer, soweit möglich, berücksichtigt werden. Bei der zusätzlichen Besuchsdauer wird hingegen davon ausgegangen, dass sie nicht zur Besuchererfahrung beiträgt und somit beliebig gekürzt werden kann. Dennoch soll die zusätzliche Besuchsdauer bei allen eingeplanten Veranstaltungen etwa gleich lang sein, was dazu führt, dass zunächst Zeit von demjenigen Veranstaltungsbesuch genommen werden soll, dessen zusätzliche Besuchsdauer am längsten ist.

### 5.7.2 Kollabieren und Expandieren einer Tour

Zur Umsetzung dieser Anforderungen werden zwei Tourtransformationen eingeführt. Die umzusetzenden Editieroperationen benötigen entweder zusätzliche Zeit oder sorgen für freiwerdende Zeit, nachdem sie durchgeführt wurden. Für Ersteres soll die Tour so flexibel wie möglich sein. Diese Transformation in eine Tour, in welcher jede Veranstaltung nur mit ihrer minimalen Besuchsdauer eingeplant wird, wird im Folgenden als *Kollabieren einer Tour* bezeichnet. Hierbei wird die Veränderung zum vorherigen Zustand, d.h. um wie viel jeder Veranstaltungsbesuch gekürzt wurde, für eine spätere Verwendung festgehalten. Das Ändern der Besuchsdauer wirkt sich natürlich auf alle folgenden Veranstaltungsbesuche aus, die sich (falls es die Öffnungszeiten erlauben) entsprechend nach vorne verschieben. Folgender Pseudo-Code zeigt, wie eine Tour kollabiert wird:

---

<sup>28</sup> Der Begriff *Besuchererfahrung* (engl. Visitor Experience) steht zumeist für positive Erfahrungen, Wahrnehmungen und Gefühle, die von Besuchern mit dem Erleben von Kultur assoziiert werden (siehe z.B. Packer u. Ballantyne [2002]).

```

Collapse(tour):
  FORALL v in tour:
    diff = max(0, v.duration - v.minDuration)
    v.delta += diff
    newDuration = v.duration - diff
    change duration of v to newDuration (and shift subsequent
                                         visits)

```

Wie bereits erwähnt, soll die minimale Besuchsdauer respektiert werden, solange dies möglich ist; allerdings wurde auch erwähnt, dass es Situationen gibt, in denen die minimale Besuchsdauer unterschritten werden muss. Hierfür wird eine verschärfte Form der Kollabieren-Transformation definiert: Das *vollständige Kollabieren einer Tour*. Hierbei wird die Besuchsdauer aller eingeplanten Veranstaltungen so weit wie möglich gekürzt. Da eine Besuchsdauer von null Minuten bei Nutzern vermutlich für Irritationen sorgt, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine Minute als kürzestmögliche Besuchsdauer gewählt. Ähnlich dem Kollabieren einer Tour ist das vollständige Kollabieren einer Tour umgesetzt, wie folgender Pseudo-Code zeigt:

```

TotallyCollapse(tour):
  FORALL v in tour:
    diff = max(0, v.duration - 1)
    v.delta += diff
    newDuration = v.duration - diff
    change duration of v to newDuration (and shift subsequent
                                         visits)

```

Die inverse Transformation zum Kollabieren einer Tour ist das *Expandieren einer Tour*. Um eine zuvor kollabierte Tour wiederherzustellen, soll zunächst das gemerkte `delta` zum Expandieren derjenigen Veranstaltungsbesuche herangezogen werden, welche zuvor gekürzt wurden (`delta > 0`). Erst dann soll, sofern noch zusätzliche Zeit übrig bleibt, diese gleichmäßig und „fair“, wie in Kapitel 5.7.1 beschrieben, zwischen den besuchten Veranstaltungen verteilt werden. Das Expandieren einer Tour ist also in zwei Teilschritte aufgeteilt:

```

Expand(tour):
  ExpandHelper(tour, useOnlyDelta=True)
  ExpandHelper(tour, useOnlyDelta=False)

```

Auch wenn es möglich ist, vorauszuberechnen, um wie viel jeder Veranstaltungsbesuch verlängert werden muss und dann alle Besuche auf einmal anzupassen,

wurde in dieser Arbeit darauf verzichtet und ein inkrementelles Verlängern des Veranstaltungsbesuchs genutzt. Dies vereinfacht das Verfahren erheblich und macht es zudem leicht möglich, zusätzliche Nebenbedingungen, wie z.B. die Öffnungszeiten der Veranstaltungen, zu berücksichtigen. Das Expandieren einer Tour geschieht demnach durch schrittweises Erhöhen der Besuchsdauer jeder Veranstaltung um einen kleinen Wert – in dieser Arbeit wurde hierfür 1 Minute gewählt. Für jeden dieser Expansionsschritte wird das beim Kollabieren festgehaltene  $\delta$  entsprechend erniedrigt. Für den Fall, dass ein Veranstaltungsbesuch nicht weiter verlängert werden kann, wird dieser übersprungen und mit der nächsten Veranstaltung fortgefahren. Den häufigsten Grund hierfür stellt das Erreichen des Endes der Öffnungszeiten dar. Wurde auf diese Weise jeder Veranstaltungsbesuch um eine Minute erhöht oder wurde dies zumindest versucht, so wird wieder mit dem ersten Veranstaltungsbesuch fortgefahren, solange noch Expansionsschritte möglich sind. Folgender Pseudo-Code zeigt dieses Vorgehen, wobei mit dem Parameter `useOnlyDelta` bestimmt wird, ob alle Besuche angepasst werden sollen oder nur diejenigen mit einem gemerkten  $\delta$ :

```
ExpandHelper(tour, useOnlyDelta):
  DO:
    expanded = False
    FORALL v in tour:
      IF useOnlyDelta AND v.delta == 0:
        CONTINUE
      IF duration increase by 1 feasible for v:
        newDuration = v.duration + 1
        change duration of v to newDuration (and shift sub-
                                          sequent visits)
        v.delta = max(0, v.delta-1)
        expanded = True
    WHILE expanded
```

Eine kleine Besonderheit gilt es noch zu beachten: Wenn nur eine kleine Menge Zeit verfügbar wird, würde diese immer den ersten Veranstaltungsbesuchen in der Tour zugute kommen. Dies wird dann zum Problem, wenn mehrfach kleine Mengen Zeit verfügbar werden, anstatt dass diese Zeit auf einmal zur Verfügung steht. Das passiert z.B. beim Anpassen der Besuchsdauer mit Hilfe eines Schiebereglers (vgl. Kapitel 5.3). In diesem Fall würde sich die Zeit sozusagen bei den ersten Veranstaltungsbesuchen sammeln und keine gleichmäßige Verteilung mehr vorgenommen werden. Um dem entgegenzuwirken, ist es sinnvoll, nicht immer

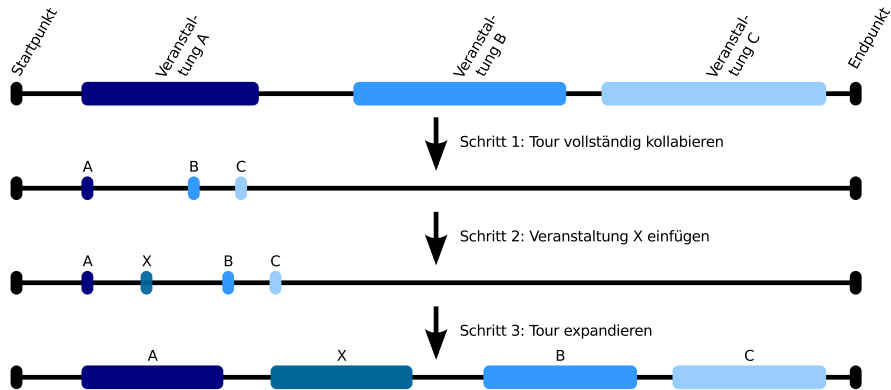


Abbildung 5.7: Kollabieren, Einfügen einer Veranstaltung und Expandieren

bei der gleichen Veranstaltung mit dem Expansionsschritt zu beginnen. So kann man sich z.B. merken, bei welchem Veranstaltungsbesuch beim vorangegangenen Expandieren der Tour der letzte erfolgreiche Expansionsschritt stattgefunden hat und von dort starten.

Mit Hilfe dieser Transformationen kann man sich nun überlegen, was passiert, wenn zunächst eine Tour kollabiert wird, dann eine Editieroperation ausgeführt wird und anschließend die Tour wieder expandiert wird; Abbildung 5.7 zeigt dies für das Einfügen einer Veranstaltung.

Generell gibt es jedoch, je nach durchgeführter Editieroperation, drei mögliche Resultate, wie sich die von der Tour genutzte Zeit verändert:

- Die gleiche Menge Zeit wie zuvor wird benötigt:  
Mit dem ersten Durchlauf von `ExpandHelper` wird die ursprüngliche Besuchsdauer jeder Veranstaltung wiederhergestellt.
- Zeit wird frei:  
Auch hier wird die ursprüngliche Besuchsdauer, mit dem ersten Durchlauf von `ExpandHelper`, wiederhergestellt. Darüber hinaus ist jedoch noch Zeit übrig, welche mit Hilfe des zweiten Durchlaufs von `ExpandHelper` gleichmäßig verteilt wird.
- Zusätzliche Zeit wird verbraucht:  
Mit dem ersten Durchlauf von `ExpandHelper` kann die ursprüngliche Besuchsdauer jeder Veranstaltung nicht komplett wiederhergestellt werden, allerdings wird die Zeit dennoch gleichmäßig zwischen den Veranstaltungen verteilt. Konkret bedeutet dies, dass Veranstaltungsbesuche, die beim Kollabieren stärker gekürzt wurden als andere auch diejenigen sind, deren Zeit genutzt wird, um die benötigte Zeit zur Verfügung zu stellen.

In letzterem Fall bleibt bei einigen Veranstaltungsbesuchen ein  $\text{delta} > 0$  übrig. Damit dieses keine weiteren Editieroperationen beeinflusst, sollte es zurückgesetzt werden:

```
ResetDelta(tour):  
  FORALL v in tour:  
    v.delta = 0
```

### 5.7.3 Umsetzung der Editieroperationen

Mit Hilfe der beschriebenen Tourtransformationen lassen sich nun alle geforderten Editieroperationen unter Berücksichtigung der in Kapitel 5.7.1 genannten Anforderungen umsetzen.

**Veranstaltungsbesuch entfernen:** Da das Entfernen von Veranstaltungen nur dazu führen kann, dass Zeit frei wird, ist kein Kollabieren der Tour notwendig; durch ein Expandieren wird die entstandene Lücke geschlossen:

```
Remove(tour, position):  
  event = tour[position]  
  remove event from tour  
  Expand(tour)
```

**Veranstaltung an bestimmter Stelle einfügen:** Zum Einfügen einer Veranstaltung an einer bestimmten Stelle wird die Tour zunächst vollständig kollabiert, dann wird die Veranstaltung eingefügt und schließlich wird die Tour expandiert:

```
Insert(tour, event, position):  
  ResetDelta(tour)  
  TotallyCollapse(tour)  
  insert event at position  
  Expand(tour)
```

Vollständiges Kollabieren der Tour kann dazu führen, dass Veranstaltungen kürzer als ihre minimale Besuchsdauer eingeplant werden. Dies wird beim Expandieren entweder wieder ausgeglichen (indem die zusätzliche Besuchsdauer anderer Veranstaltungsbesuche genutzt wird), oder es ist zwingend notwendig, um die Operation überhaupt durchführen zu können.

**Veranstaltung an der besten Stelle einfügen:** Soll das System die beste Position zum Einfügen der Veranstaltung finden, so sollen zunächst nur Stellen in Betracht gezogen werden, welche nicht dafür sorgen, dass andere Veranstaltungsbesuche auf weniger als ihre minimale Besuchsdauer verkürzt werden müssen. Deshalb wird zunächst versucht, die Veranstaltung in eine (normal) kollabierte Tour einzufügen. Nur wenn dies nicht möglich ist, wird die Tour vollständig kollabiert. Wenn auch dann das Einfügen der Veranstaltung nicht möglich ist, kann sie nicht eingefügt werden, da die Tour sonst undurchführbar wäre. In jedem Fall wird die Tour anschließend expandiert:

```
Insert(tour, event)
  ResetDelta(tour)
  Collapse(tour)
  p = find best insertion position for event
  IF p is valid:
    insert event at p
  ELSE:
    TotallyCollapse(tour)
    p = find best insertion position for event
    IF p is valid:
      insert event at p
  Expand(tour)
```

**Veranstaltung verschieben:** Beim Ändern der Veranstaltungsreihenfolge kommen die Transformationen Kollabieren, Verschieben und Expandieren zum Einsatz:

```
Move(tour, fromPos, toPos):
  ResetDelta(tour)
  TotallyCollapse(tour)
  move tour[fromPos] to position toPos
  Expand(tour)
```

**Besuchsdauer einer Veranstaltung ändern:** Bei der Umsetzung einer Änderung der Besuchsdauer unterscheidet man die beiden Fälle *Verkürzen* und *Verlängern* der Besuchsdauer. Im Fall einer Verkürzung muss die Tour nicht kollabiert werden, da keine zusätzliche Zeit benötigt wird. Da die Besuchsdauer der betroffenen Veranstaltung direkt manipuliert wird, muss sie von den automatischen Anpassungen ausgenommen werden, da ihre Dauer sonst wieder verlängert werden würde. Im Fall einer Verlängerung der Besuchsdauer wird die

Tour zunächst vollständig kollabiert, um anschließend die Besuchsdauer der betroffenen Veranstaltung anzupassen. Sollte die angeforderte Besuchsdauer länger als möglich sein, z.B. länger als die Öffnungszeiten, so wird sie nur so weit wie möglich erhöht. Auch beim Erhöhen muss darauf geachtet werden, dass beim folgenden Expansionsschritt der betroffene Veranstaltungsbesuch nicht verändert wird:

```

ChangeDuration(tour, position, newDuration):
    event = tour[position]
    oldDuration = event.duration
    IF newDuration < oldDuration:
        ResetDelta(tour)
        change duration of event to newDuration (and shift sub-
                                                    sequent visits)

        lock event.duration
        Expand(tour)
        unlock event.duration
    ELSE IF newDuration > oldDuration:
        ResetDelta(tour)
        TotallyCollapse(tour)
        maxDuration = max feasible duration of event
        d = min(maxDuration, newDuration)
        change duration of event to d (and shift subsequent
                                                    visits)

        lock event.duration
        Expand(tour)
        unlock event.duration

```

**Tour auffüllen:** Touren mit größeren Lücken sollen bei dieser Operation automatisch vom System mit Veranstaltungen aufgefüllt werden. Die Auswahlmöglichkeiten des Systems sind hierbei auf eine vorgegebene Menge, die Kandidatenmenge, eingeschränkt. Das Empfehlungssystem (vgl. Kapitel 5.5) wird genutzt, um diese Menge zu bestimmen. Um eine Tour aufzufüllen, wird diese zunächst kollabiert. Dann wird ein Schritt der iterativen lokalen Suche (vgl. Kapitel 5.6) ausgeführt, wobei iterativ eine Veranstaltung nach der anderen eingefügt wird bis die Tour so voll ist, dass keine weiteren Veranstaltungen eingefügt werden können. Bei jeder Iteration wird der beste Kandidat und die beste Position bestimmt und die Veranstaltung dann dort eingefügt. Anschließend wird die Tour wieder expandiert:

```
FillUp(tour, candidateSet)
  ResetDelta(tour)
  Collapse(tour)
  DO:
    insert best event of candidateSet at best position
    IF tour was changed
      remove inserted event from candidateSet
  WHILE tour was changed
  Expand(tour)
```

Dieser Ansatz, eine Tour aufzufüllen, resultiert nur in einem lokalen Optimum. Dennoch hat sich gezeigt, dass der Ansatz seinen Zweck gut erfüllt, solange die Tour nicht leer oder fast leer ist. Die bereits vorhandenen Veranstaltungen reduzieren den Suchraum und geben einen groben Rahmen der Tour vor, so dass die aufgefüllten Touren „sinnvoll“ erscheinen. Dies wurde jedoch im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter evaluiert.

# Kapitel 6

## Umsetzung des Systems

In diesem Kapitel wird die Implementierung des in Kapitel 5 konzipierten Systems beschrieben. Wie bereits in Kapitel 2.1.3 aufgezeigt, soll das mobile System dabei nicht zwingend auf eine Server-Verbindung angewiesen sein; andererseits kann ein Server ergänzende Funktionalität zur Verfügung stellen.

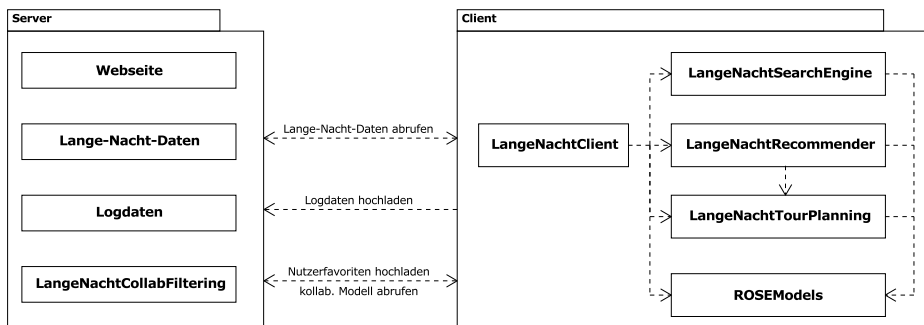


Abbildung 6.1: Schematischer Aufbau der App und des Servers im Hintergrund

Das umgesetzte System besteht daher, wie in Abbildung 6.1 dargestellt, aus einem mobilen Client und einem Web-Server im Hintergrund. Letzterer wird mit Hilfe eines LAMP-Stack<sup>1</sup> realisiert und übernimmt eine Reihe von voneinander unabhängigen Aufgaben. So ist er für die Bereitstellung der in Kapitel 5.2 beschriebenen separaten Webseite zuständig. Außerdem stellt er der App ein Datenpaket mit den Lange-Nacht-Daten, deren Modellierung bereits in Kapitel 5.1

<sup>1</sup> Eine verbreitete Kombination von Softwarekomponenten für den Betrieb von Webseiten besteht aus *Linux* als Betriebssystem, *Apache* als Webserver, *MySQL* als Datenbanksystem und *PHP* als serverseitige Programmiersprache, die mit *LAMP* abgekürzt wird (erstmalig bei Kunze [1998]).

beschrieben wurde, bereit, so dass diese leicht aktualisiert werden können (ohne eine neue Version der App verteilen zu müssen). Wie diese Daten gespeichert und transferiert werden, wird in Kapitel 6.2 dargelegt. Eine weitere Aufgabe des Servers ist es, vom Client aufgezeichnete Interaktionsdaten entgegenzunehmen, auf denen die Evaluation in Kapitel 7 fußt; Kapitel 6.6 beschreibt diese Interaktionsaufzeichnung. Zudem ist der Server auch für die Berechnung des vom kollaborativen Empfehlungssystem verwendeten Modells zuständig, wozu der Client die vom Nutzer ausgewählten Veranstaltungen hochlädt und im Gegenzug das Modell zurückgeschickt bekommt.

Der Client sollte als App für Android-Geräte ab Version 1.6 entwickelt werden<sup>2</sup> (vgl. Kapitel 2.1.3). Dies bedeutet u.a., dass maximal 16 MB dynamischer Speicher für die App zur Verfügung steht<sup>3</sup>, was an einigen Stellen Auswirkungen auf die Implementierung hatte. Als weitere technische Besonderheit muss eine Android-App, die gerade im Hintergrund läuft, damit zurecht kommen, jederzeit beendet zu werden. Es ist also notwendig, vom Nutzer eingegebene Daten möglichst unverzüglich persistent zu speichern.

Die App besteht aus mehreren Modulen, die der in Kapitel 6.1 beschriebenen Benutzeroberfläche zur Verfügung stehen. Das in Kapitel 6.2 aufgezeigte Datenmodell ROSEModels<sup>4</sup> teilen sich alle Module. In Kapitel 6.3 wird das Modul Suche, in Kapitel 6.4 das Modul Empfehlungssystem und in Kapitel 6.5 das Modul Tourplanung vorgestellt. Schließlich wird in Kapitel 6.6 und 6.7 auf die entwickelte Software zur Aufzeichnung und Auswertung der Logdaten eingegangen.

## 6.1 Benutzeroberfläche

Die Android-Plattform stellt Apps einen Großteil der Java Standardbibliothek zur Verfügung. Für die graph. Benutzeroberfläche (GUI, engl. Graphical User Interface) wird jedoch eine Android-spezifische Bibliothek bereitgestellt. Apps bestehen hierbei aus mehreren Bildschirmen, die *Activities* genannt werden und auf denen Steuerelemente platziert werden können, die als *Views* bezeichnet werden. Die Anordnung dieser Views kann durch sogenannte *Layouts*, einem XML-basierten Dateiformat, spezifiziert werden. Hierbei kann auf weitere Ressourcen, wie (lokalisierbare) Texte und Bilder, verwiesen werden, wovon bei der Entwicklung der App Gebrauch gemacht wurde.

---

<sup>2</sup> Später wurde diese Mindestanforderung auf Android 2.1 erhöht.

<sup>3</sup> <http://developer.android.com/reference/android/app/ActivityManager.html> (22.06.2015)

<sup>4</sup> Der Name des Datenmodells bezieht sich auf seinen Ursprung im Projekt ROSE [Schrader et al., 2010].

Die für die Lange-Nacht-App benötigten Activities sind im Package `activities.*` gebündelt. Die meisten dieser Activities wurden bereits in Abbildung 5.4 gezeigt. Es ist bei der Entwicklung von Android-Apps üblich, für jeden Bildschirm eine Kindklasse der Klasse `Activity` zu erzeugen. Um jedoch mitloggen zu können, dass ein Nutzer nicht mehr mit der Anwendung interagiert, wurde von der Klasse `Activity` die Klasse `InteractionTrackerActivity` abgeleitet, welche die Methode `onUserInteraction()` überschreibt; diese wird bei jeder Interaktion des Nutzers aufgerufen. Erfolgt für 15 Sekunden keine Interaktion, so wird davon ausgegangen, dass der Nutzer sich nicht mehr mit der Anwendung beschäftigt, was entsprechend aufgezeichnet wird. Setzt der Nutzer die Interaktion mit der Anwendung schließlich fort, so wird dies ebenfalls mitgeloggt. Aus diesem Grund sind alle Activities der Lange-Nacht-App von der Klasse `InteractionTrackerActivity` abgeleitet.

## 6.2 Modul Datenmodell

Das verwendete Datenmodell wurde aufbauend auf dem im ROSE-Projekt verwendeten Datenmodell im Package `models.*` erstellt. Abbildung 6.2 zeigt den für diese Arbeit relevanten Teil.

An der Spitze der Klassenhierarchie steht die Klasse `RecommendableEntity`. Sie bildet die Basisklasse für alle von einem Empfehlungssystem empfehlbaren Entitäten, die einen Namen und einen Beschreibungstext aufweisen. Um Arbeitsspeicher zu sparen, werden die Beschreibungstexte der Veranstaltungen nur Deflate-komprimiert<sup>5</sup> im Speicher (`compressedDescription`) gehalten. Nur bei der Anzeige der Veranstaltungsdetails werden diese dekomprimiert.

Abgeleitet von `RecommendableEntity` ist die Klasse `Placemark`, die einen solchen Eintrag mit einem Ort (Klasse `Location`) verbindet. Der Ort wird durch eine (Freitext-) Adresse<sup>6</sup> und eine GPS-Koordinate (Klasse `Coordinates`) festgelegt.

Die Klasse `Event` ist von `Placemark` abgeleitet und erweitert dieses um die für eine Veranstaltung notwendigen Daten, wie Besuchsdauer, Kategorie, Webseite oder Bilder. Zudem werden jeder Veranstaltung Öffnungszeiten (Klasse `BusinessHours`) zugeordnet, die für die Planung zusätzlich als Ganzzahlen in Minuten verwaltet werden. Je nach Zeitraum, wie z.B. im Winter, können diese unterschiedlich sein (Klasse `EventScopes`).

---

<sup>5</sup> Das weitverbreitete Deflate-Kompressionsformat [RFC1951] wird u.a. für GZ- und ZIP-Archivdateien sowie PNG-Bilddateien verwendet.

<sup>6</sup> Das ROSE-Projekt sieht eine Speicherung der Adresse als Freitext oder in strukturierter Form (mit Straße, PLZ, usw.) vor. Für diese Arbeit lagen die Adressdaten in ersterem Format vor.



den Veranstaltungsbildern und dem Suchindex (siehe Kapitel 6.3) in Form eines ZIP-Archivs exportieren. Aus Gründen der Performanz werden die kürzesten Verbindungen zwischen je zwei Haltestellen vorab berechnet und ebenfalls in dem ZIP-Archiv abgelegt. Dieses kann von den Clients vom Server abgerufen werden.

Eingelesen und verwaltet werden diese Daten dann auf dem Client von der Klasse `DataManager`, die den Graphen verwaltet.

### 6.3 Modul Suche

Für die Implementierung der Suche im Package `eventsearchengine.*` wird auf das Suchmaschinen-Framework Lucene in Version 3.1 zurückgegriffen (vgl. auch McCandless et al. [2010]). Lucene sieht dabei vor, dass verschiedene Datenfelder auf unterschiedliche Weise verarbeitet werden können. Für die Lange-Nacht-App wurden dabei, wie bereits in Kapitel 5.4 angesprochen, für jede Veranstaltung die Felder `name`, `description`, `categories`, `artists`, `eventnumber`, `bookletpage`, `nearestOPNVBusstation.name` und `location.generalFreeTextDescription` in den Index aufgenommen.

Jedes dieser Datenfelder wird dabei zunächst mit dem `StandardTokenizer` in einzelne Tokens zerlegt. Anschließend durchläuft jedes Token eine Verarbeitungskette (engl. Pipeline), wobei jede Station von der Klasse `TokenStream` abgeleitet ist<sup>7</sup>. Die Verarbeitung geschieht dabei in der Methode `incrementToken()`, welche jeweils ein Token für die nächste Station erzeugt. Dabei wird in der Regel genau ein Token der vorangegangenen Station konsumiert, beispielsweise wird für die erste Station die Klasse `LowerCaseFilter` genutzt, die jeweils ein Token in Kleinbuchstaben umwandelt. Anschließend werden die Stoppwörter entfernt (Klasse `StopFilter`) und zuletzt werden die verbleibenden Tokens mit Hilfe der Klasse `DEStemFilter` gestemmt, wie es bereits in Kapitel 5.4 beschrieben wurde. Insgesamt ergibt sich folgende Verarbeitungskette:

`LowerCaseFilter` → `StopFilter` → `DEStemFilter`

Um die in Kapitel 5.4 beschriebene Themensuche umzusetzen, wurde zunächst die Klasse `DornseiffLexikon` entwickelt. Diese liest das komplette Lexikon aus einer Datei ein, in der für jedes (bereits gestemmt) Wort seine zugehörigen Gruppen stehen; für den Zugriff ist jedoch der inverse Zugriff, d.h. die zu einem Wort gehörenden Gruppen, notwendig, wozu diese in einem assoziativen Feld unter Verwendung des (gestemmt) Wortes als Schlüssel abgelegt werden.

---

<sup>7</sup> Umgesetzt ist dies mit dem Entwurfsmuster *Dekorierer* (engl. decorator pattern).

Für die Themensuche werden die Datenfelder `name` und `description` ein weiteres Mal in den Suchindex aufgenommen; diesmal durchlaufen sie jedoch eine andere Verarbeitungskette:

`LowerCaseFilter` → `StopFilter` → `DornseiffFilter`

`DornseiffFilter` ist dabei ein selbst entwickelter Filter und setzt die in Kapitel 5.4 beschriebene Themensuche um. Dazu wird jeweils ein Token aus dem vorherigen Verarbeitungsschritt entnommen und mit Hilfe der Klasse `DornseiffLexicon` werden dessen Dornseiffgruppen bestimmt. Die Gruppennummer folgt dabei dem Schema `##.##`, wie z.B. `14.18` für Unterhaltungsmusik. Jede dieser Gruppennummern soll nun als eigenes Token an den nächsten Verarbeitungsschritt weitergegeben werden, wozu diese in einer Warteschlange zwischengespeichert werden. Der erste Eintrag dieser Warteschlange wird dem nächsten Verarbeitungsschritt direkt übergeben, die anderen erst bei weiteren Aufrufen von `incrementToken()`; erst wenn die Warteschlange wieder leer ist, wird aus dem vorherigen Schritt ein neues Token angefordert.

Um Speicher zu sparen, wurden sowohl die gestemmteten Terme als auch das Dornseiff-Lexikon im Speicher als ISO-8859-1 kodiert gespeichert, da somit nur 1 Byte pro Zeichen notwendig ist<sup>8</sup>. Dass hierdurch nur westeuropäische Sprachen kodiert werden können, war für den Anwendungsfall „Lange Nacht“ (im deutschsprachigen Raum) kein Nachteil. Eine weitere Reduzierung der Speicheranforderungen konnte durch eine Reduktion der Anzahl der benötigten Objekte erreicht werden. Statt in einer Liste werden alle Gruppen eines Wortes in einer kommaseparierten Zeichenkette gespeichert (beim Abrufen wird diese wieder in eine Liste überführt). Zudem wurde eine Streuwerttabelle `InvDornseiffMap` speziell für den Anwendungsfall entwickelt. Da es sich sowohl bei den Schlüsseln als auch bei den Werten um Zeichenketten handelt, können Schlüssel-Wert-Paare gemeinsam in einer Zeichenkette gespeichert werden. Dies ermöglicht es, alle Schlüssel-Wert-Paare, die zu einer Speicherposition (engl. Bucket) gehören, in einer einzigen Zeichenkette zu speichern. Auf Kosten der Zugriffszeiten konnte somit weiterer Speicherplatz eingespart werden.

## 6.4 Modul Empfehlungssystem

Die sechs verschiedenen in Kapitel 5.5 beschriebenen Empfehlungssysteme sowie das hybride Empfehlungssystem werden im `Package recommender.*` umgesetzt (vgl. Abbildung 6.3). Jedes dieser sieben Empfehlungssysteme implementiert die Schnittstelle `IEventRecommender`, welche drei Methoden deklariert:

---

<sup>8</sup> Die Klasse `String` aus der Java Standardbibliothek verwendet UTF-16 als Zeichensatzkodierung und somit üblicherweise 2 Byte pro Zeichen.

getConfidence() liefert die Konfidenz des jeweiligen Empfehlungssystems als Zahl zwischen 0 und 1 zurück. Die Methoden recommendEvents() und recommendSimilarEvents() generieren jeweils eine Liste von empfohlenen Veranstaltungen (Klasse EventRecommendation), die zu den Präferenzen des Nutzers oder zu einer übergebenen Veranstaltung ähnlich sind. Die Empfehlungen bestehen aus mehreren Einträgen vom Typ EventRecommendationEntry, die jeweils einer Veranstaltung eine Bewertung zwischen 0 und 1 zuordnen.

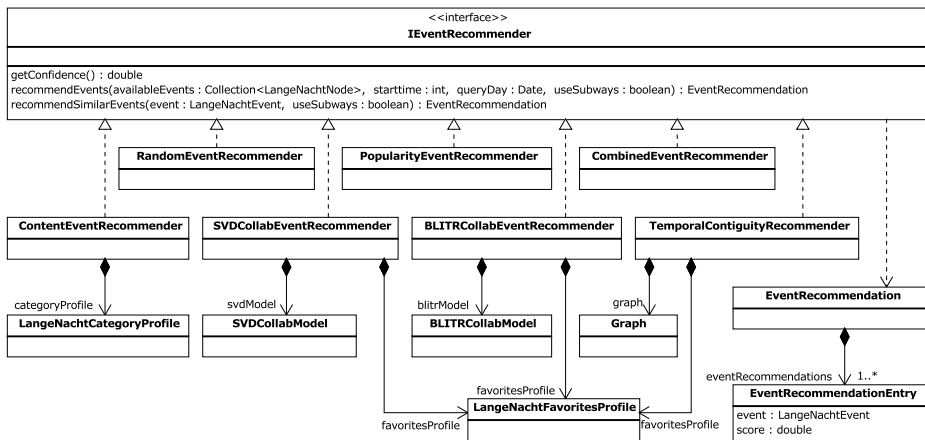


Abbildung 6.3: Empfehlungssystem

Je nach Empfehlungssystem basieren die Empfehlungen auf unterschiedlichen Datenquellen: Das inhaltsbasierte Empfehlungssystem ContentEventRecommender verwendet das Nutzerprofil, welches mit Hilfe der Klasse LangeNachtCategoryProfile repräsentiert wird. Das Empfehlungssystem TemporalContiguityRecommender greift auf die Klasse Graph zurück, um den zeitlichen Zusammenhang zu den vom Nutzer ausgewählten Veranstaltungen (den Favoriten), die in der Klasse LangeNachtFavoritesProfile verwaltet werden, berechnen zu können. Die beiden kollaborativen Empfehlungssysteme SVDCollabEventRecommender und BLITRCollabEventRecommender verwenden als Nutzerprofil ebenfalls diese ausgewählten Veranstaltungen. Zudem greifen sie auf ihr jeweiliges Empfehlungsmodell in Form der Klassen SVDCollabModel und BLITRCollabModel zu.

Alle 10 Minuten (oder 30 Sekunden nach dem Ändern der Favoriten durch den Nutzer) wird vom Server ein neues Modell für das kollaborative Empfehlungssystem abgerufen, wofür die Klasse CollabManager zuständig ist. Dazu werden die Favoriten an den Web-Server geschickt, der diese in der Datenbank

speichert und das Java-Programm `LangeNachtCollabFiltering` startet. Dieses Programm holt sich die Bewertungen aller Nutzer aus der Datenbank und berechnet ein neues Modell. Der für den anfragenden Nutzer relevante Teil des Modells wird dann an den Nutzer zurückgeschickt (vgl. auch Abbildung 6.1). Auf Client-Seite werden die generierten Empfehlungen von der Klasse `RecommendationManager` verwaltet. Die Berechnung neuer Empfehlungen geschieht dabei in einem separaten Thread. Andere Komponenten werden dann darüber informiert, dass neue Empfehlungen vorliegen. Die Neuberechnung kann dabei entweder von einer der anderen Komponenten der App initiiert werden oder aber von der Klasse `CollabManager` beim Eintreffen eines neuen Modells.

## 6.5 Modul Tourplanung

Die in die Tourplanung involvierten Klassen sind in Abbildung 6.4 dargestellt; sie stammen ursprünglich aus der im Rahmen meiner Diplomarbeit (vgl. Schaller [2009]) erstellten Software und wurden insbesondere um die Möglichkeit zur manuellen Touranpassung erweitert. Die Planung einer Tour erfolgt dabei in einer Kindklasse der abstrakten Klasse `Planner` durch Überschreiben der Methode `calculateTour()`. Der Planungsvorgang hängt von drei Objekten ab: Durch einen `FitnessEvaluator` wird mit der Methode `calculateFitness()` das Optimierungsziel vorgegeben, das, wie in Kapitel 5.6 beschrieben, einen Kompromiss aus der Maximierung der Besuchszeit und der Anzahl Veranstaltungen in der Tour darstellt. Die Klasse `Graph` enthält die (statischen) Daten über Veranstaltungen und Busverbindungen (siehe Kapitel 6.2). Die Rahmenbedingungen der Tourplanung werden in einem Objekt der Klasse `Query` gekapselt. Hier können Start- und Endzeit, Start- und Zielknoten (im Graphen), das Favoritenprofil mit den ausgewählten Veranstaltungen und das Kategorienprofil mit dem Interesse des Nutzers an den verschiedenen Kategorien angegeben werden. Zudem kann eine Menge von Veranstaltungen zum Auffüllen der Tour festgelegt werden. Für interne Zwecke, z.B. zum Auswerten der Logdaten, kann der zu generierenden Tour auch ein Name gegeben werden.

Eine Tour besteht aus einer Liste von Einträgen vom Typ `TourEntry`. Je Eintrag wird festgehalten, welcher Knoten von wann bis wann besucht wird. Hierbei gibt es drei Unterarten: `BusStationEntry` beschreibt den Aufenthalt an einer Bushaltestelle, z.B. am Anfang und Ende einer Tour. `EventEntry` beschreibt den Besuch einer Veranstaltung, wobei sich diese in `DropInAndOutEvent` und `StartStopEvent` unterteilen lassen; letztere beschreiben Veranstaltungen mit fixen Terminen, erstere Veranstaltungen, die jederzeit besucht werden können und somit verschiebbar sind. `EventLocationEntry` steht nur für den Ort der

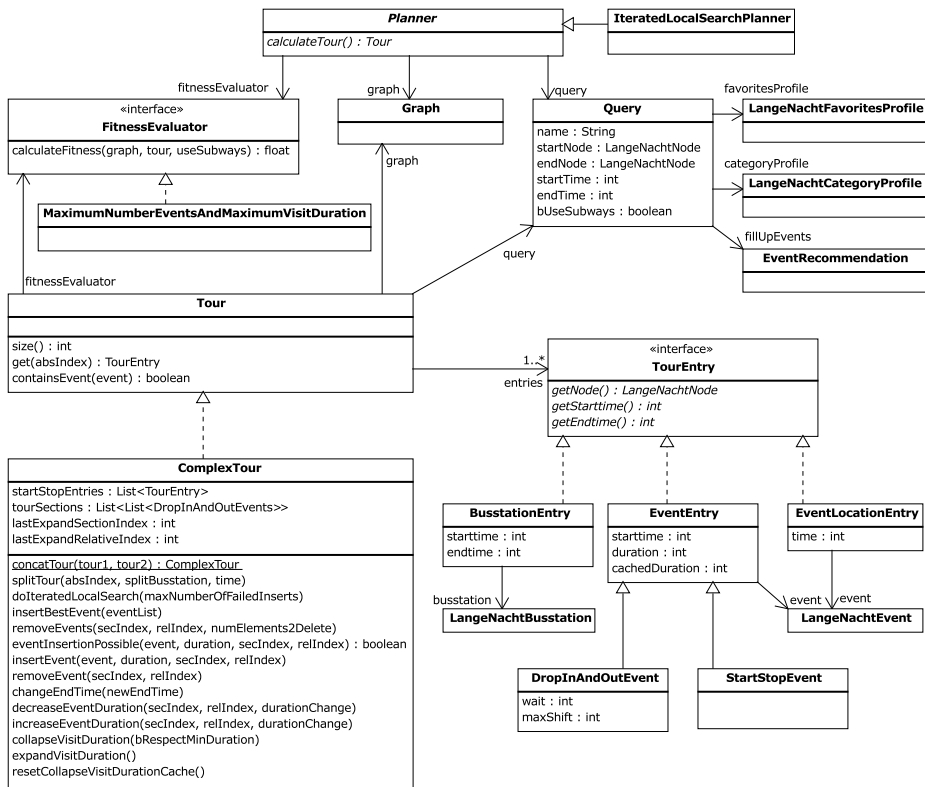


Abbildung 6.4: Tourplanung

Veranstaltung, z.B. als Start- oder Endpunkt einer Tour, ohne die Veranstaltung an sich zu besuchen.

Die berechneten Touren sind vom Typ `ComplexTour`. Dieser besteht aus Tourabschnitten, wobei die Veranstaltungen innerhalb eines Abschnitts zeitlich verschiebbar sind (Typ `DropInAndOutEvent`). Vor den Tourabschnitten liegt jeweils eine Bushaltestelle, ein Veranstaltungsbesuch mit fixem Termin oder ein `EventLocationEntry`. Handelt es sich um keine offene Tour, so liegt ein solcher Eintrag auch nach dem letzten Tourabschnitt. Der Zugriff kann also entweder mittels eines absoluten Index (`absIndex`) erfolgen oder mittels Angabe des Tourabschnitts und eines relativen Index zum Anfang dieses Abschnitts (`secIndex` und `relIndex`).

Manuelle Änderungen sollen sich nur auf den noch nicht abgearbeiteten Teil der Tour auswirken. Deshalb wird die Tour vor dem Bearbeiten mit `splitTour()` in zwei Teile zerlegt und erst nach dem Bearbeiten mit `concatTour()` wieder

zusammengefügt. Die Trennung kann hierbei auch auf dem Weg zwischen zwei Veranstaltungen erfolgen, wobei dann die nächste Bushaltestelle als Trennstelle gewählt wird.

Die Tourberechnung erfolgt in `IteratedLocalSearchPlanner.calculateTour()`, wobei zunächst mit dem *Java Constraint Programming Solver*<sup>9</sup> (*JaCoP*) die Veranstaltungen mit fixen Terminen eingeplant werden. Anschließend werden die Zwischenräume mit der Methode `doIteratedLocalSearch()` berechnet; diese fügt Veranstaltungen mit `insertBestEvent()` iterativ hinzu und entfernt anschließend Veranstaltungen mit `removeEvents()`. Diese Schritte werden solange abgewechselt, bis für eine vorgegebene Anzahl von Iterationen keine Verbesserung mehr erzielt werden kann (vgl. Kapitel 5.6).

Zur Umsetzung der in Kapitel 4.2.3 beschriebenen Editieroperationen stehen folgende Methoden zur Verfügung: Die Besuchsdauer der Veranstaltungen der Tour kann von der Methode `collapseVisitDuration()` kollabiert und von `expandVisitDuration()` expandiert werden; erstere kann dabei die Tour wahlweise auch komplett kollabieren. Die beim Kollabieren gekürzten Besuchszeiten werden in `EventEntry.cachedDuration` festgehalten, wobei diese mit `resetCollapseVisitDuration()` zurückgesetzt werden können. Die Methode `insertEvent()` ermöglicht das Einfügen einer Veranstaltung an einer Position; mit `eventInsertionPossible()` kann vorab überprüft werden, ob die Operation überhaupt möglich ist. Die Methode `removeEvent()` entfernt einen Veranstaltungsbesuch aus der Tour. Mit `decreaseEventDuration()` und `increaseEventDuration()` lässt sich die Besuchsdauer einer Veranstaltung ändern, wobei die dahinter liegenden Besuche entsprechend angepasst werden. Die Methode `changeEndTime()` ermöglicht es, die Endzeit der Tour zu verändern.

Die vorhandenen Tourvorschläge werden von der Klasse `TourManager` verwaltet, die auch für deren persistente Speicherung zuständig ist, so dass die Touren auch nach einem Neustart der App vorhanden sind. Zudem können sich andere Komponenten der App über Änderungen an der aktuellen Tour informieren lassen.

## 6.6 Interaktionsaufzeichnung

Für die Evaluation in Kapitel 7 wird u.a. eine Aufzeichnung der Nutzerinteraktionen benötigt. *Google Analytics* ermöglicht es Webseiten-Betreibern, online Statistiken über die Besucher ihrer Webseite zu erheben; der Dienst bietet auch

---

<sup>9</sup> JaCoP ist ein von Krzysztof Kuchcinski and Radoslaw Szymanek in Java entwickelter Open-Source Constraint-Solver (vgl. <http://jacop.osolpro.com>).

eine Anbindung für Android-Apps. Dieses *Google Analytics SDK for Android*<sup>10</sup> ermöglicht das Aufzeichnen von Logdaten und (halbstündliche) Hochladen zu den Google Analytics Servern unter Verwendung des *Measurement Protocols*<sup>11</sup>. Allerdings lässt dieses Protokoll nur bestimmte Arten von Logdaten zu: das Betrachten einer Webseite bzw. von Bildschirmen, das Betrachten und Kaufen von Produkten in einem Online-Shop, die Interaktion mit sozialen Netzen, das Berichten von Anwendungsfehlern oder eine Zeitmessung. Zusätzlich können allgemeine Ereignisse mitgeloggt werden, denen allerdings lediglich eine Kategorie, eine Aktion, ein Label und ein Wert mitgegeben werden können. Diese Möglichkeiten sind jedoch unzureichend für eine umfassende Auswertung der Nutzerinteraktionen mit dem entwickelten System.

Aus diesem Grund wurde ein eigenes Verfahren zum Aufzeichnen von Logdaten, basierend auf dem JSON-Format, entwickelt. Jeder Log-Eintrag besteht dabei aus einem JSON-Objekt mit folgenden Daten:

- einem Zeitstempel (als 64-bit Ganzzahl)
- einem Bildschirm, auf dem die Aktion ausgeführt wurde (als Zeichenkette)
- einem Namen für die Aktion (als Zeichenkette)
- den eigentlichen Daten, die selbst wieder JSON-Objekte sein können.  
Ihr genauer Aufbau ist von der jeweiligen Aktion abhängig.

Die Logdaten werden in einer Datei gesammelt; dabei werden die einzelnen JSON-Objekte zu einem JSON-Array zusammengefügt. Diese Datei wird alle 15 Minuten geschlossen und eine neue Datei geöffnet. Alle so erzeugten Dateien werden auf den zentralen Server hochgeladen und dort abgelegt. Erst nach erfolgreichem Upload werden sie auf dem Client gelöscht. In der Regel geschieht dies direkt nach dem Schließen der Logdatei alle 15 Minuten. Ist der Nutzer jedoch in einem Funkloch, hat sich das Gerät aufgrund eines leeren Akkus abgeschaltet oder ist die App abgestürzt, so werden die Daten erst später gesendet, z.B. wenn die App wieder gestartet wird. Der erste Eintrag jeder Logdatei enthält Zeitstempel und Nutzer-ID<sup>12</sup>. Auch der Dateiname enthält diese Information und zusätzlich noch eine Sequenznummer, die es später erleichtert, die einzelnen Logdateien eines Nutzers zu einer einzigen Logdatei zusammenzusetzen, wie es in Kapitel 6.7 beschrieben wird. Um das notwendige Übertragungsvolumen (im Mobilfunknetz) und den Speicherbedarf (auf dem

<sup>10</sup> Vgl. <http://developers.google.com/analytics/devguides/collection/android/> (01.07.2015).

<sup>11</sup> Vgl. <http://developers.google.com/analytics/devguides/collection/protocol/> (01.07.2015).

<sup>12</sup> Die Nutzer-ID wird dezentral beim ersten Start der App aus einer 64-bit Zufallszahl erzeugt.

Server) gering zu halten, werden die Daten Deflate-komprimiert übertragen und abgelegt. Insgesamt sammeln sich so auf dem Server viele kleine Dateien mit dem Muster `user_123456789_seq_7_time_1400179455.gz`. Die aufgezeichneten Daten lassen sich grob in vier Kategorien einteilen:

- **Interaktionsdaten:**  
Fast alle Interaktionen, die der Nutzer in dem System durchführt, werden aufgezeichnet. Dies betrifft den Wechsel zwischen den Bildschirmen sowie die Interaktionen auf den einzelnen Bildschirmen. So wird beispielsweise im Veranstaltungs-Browser aufgezeichnet, wenn zwischen den Tabs gewechselt wird oder welche Suchanfragen gestellt werden; zudem werden angewählte Listeneinträge sowie das Auswählen von Veranstaltungen aufgezeichnet. In der Tourübersicht wird mitgeloggt, für welche Tourvariante der Nutzer sich entscheidet und wann er deren Routenanweisungen abrufen. Auch die durchgeführten Tourmodifikationen werden aufgezeichnet.
- **Generierte Empfehlungen und Touren:**  
Vom System generierte Daten, wie die Veranstaltungsempfehlungen und die erzeugten Touren, werden für eine spätere Auswertung ebenfalls aufgezeichnet. Für Letzteres werden auch die vom Nutzer angegebenen Tourparameter mitgeloggt.
- **Antworten im Fragebogen:**  
Die Antworten auf die Fragen des in die App integrierten Fragebogens (siehe Kapitel 7.7) werden ebenfalls aufgezeichnet.
- **Positions- und Sensordaten:**  
Ortsdaten werden mit Hilfe des integrierten GPS-Empfängers und mittels Funkzellenortung ermittelt (vgl. Kapitel 2.1.3). Letzteres ist jedoch für die Analyse zu ungenau, so dass der Fokus auf den aufgezeichneten GPS-Daten liegt. Weitere Sensoren, wie z.B. Licht- oder Beschleunigungssensoren, erwiesen sich in der Auswertung als zu aufwendig, so dass diese nicht für die Analyse des Nutzerverhaltens genutzt werden. Insbesondere die Beschleunigungssensoren erzeugen zudem eine große zu übertragende Datenmenge, so dass deren Aufzeichnung nach der LNdMusik 2013 eingestellt wurde.

Die Interaktionsaufzeichnung wird in der Klasse `InteractionTracker` umgesetzt, die eine Methode `logData()` bereitstellt, um für einen Bildschirm eine Aktion mit einem beliebigen Objekt zu loggen. Sofern das Objekt die Schnittstelle `JSONObjectInterface` implementiert, wird dessen Methode `toJSONObject()` für die Serialisierung genutzt; ansonsten wird auf die Methode `toString()` zurückgegriffen. Ein Hintergrunddienst (Klasse

LocationAndSensorLoggerService) sorgt für das Aufzeichnen der GPS-Koordinaten und weiterer Sensorwerte, wie Lichtsensor und Kompass. Aus Gründen des Datenschutzes erfolgt dies nur an dem Wochenende, an dem die Lange Nacht stattfindet.

## 6.7 Datenauswertung

Für die Auswertung der Logdaten wurden mehrere Java-Programme und R-Skripte<sup>13</sup> geschrieben, die zusammen eine Verarbeitungskette bilden, welche die Daten schrittweise aggregiert (siehe Abbildung 6.5). Der Datenaustausch erfolgt dabei mit Hilfe von Dateien, so dass nicht bei jeder neuen oder geänderten Auswertung die gesamte Kette erneut durchlaufen werden muss.

Wie bereits beschrieben, werden die Logdaten eines Nutzers in mehreren Einzelteilen auf dem Server abgelegt. Für die Auswertung werden diese vom `LogFileMerger` zu einer einzigen Datei zusammengefügt, die aus Platzgründen ebenfalls gz-komprimiert wird (`*.json.gz`). Diese Datei besteht aus einem einzigen JSON-Array, welches alle Logdaten eines Nutzers in chronologischer Reihenfolge enthält.

Die eigentliche Analyse erfolgt mit Klassen, welche die Schnittstelle `IAnalyzer` implementieren. Die von ihr bereitgestellte Methode `analyzeLogEntry()` wird für jeden einzelnen Log-Eintrag aufgerufen und kann diesen entsprechend auswerten. Die meisten Analyzer-Unterklassen sammeln mit `analyzeLogEntry()` Daten und schreiben diese bei Abschluss der Analyse in CSV-Dateien<sup>14</sup>. Von `LogFileAnalyzer` werden alle Analyzer-Unterklassen instantiiert und anschließend die Logdateien der einzelnen Nutzer nacheinander abgearbeitet. Die

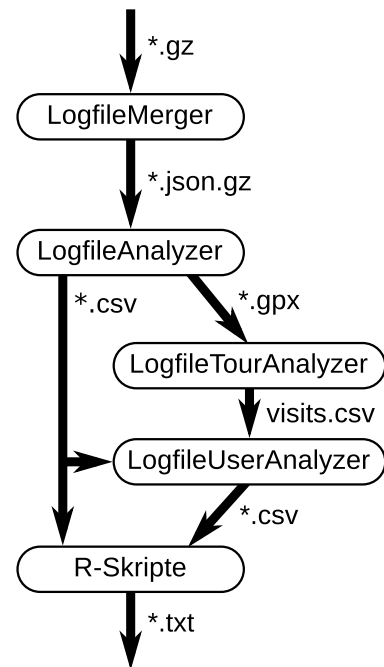


Abbildung 6.5: Verarbeitungskette zur Analyse der Logdaten

<sup>13</sup> R ist eine auf die statistische Auswertung von Daten spezialisierte Skriptsprache.

<sup>14</sup> CSV-Dateien (Comma-Separated Values) ermöglichen den Austausch von Tabellen in Form von strukturierten Textdateien zwischen unterschiedlichen Programmen [RFC4180].

erzeugten CSV-Dateien werden dann mit R-Skripten verarbeitet und statistisch ausgewertet; die Ergebnisse werden schließlich als Textdateien ausgegeben.

Zusätzlich werden vom `LogFileAnalyzer` auch die pro Nutzer aufgezeichneten GPS-Koordinaten in einer GPX-Datei<sup>15</sup> gespeichert. Die GPX-Tracks können zusammen mit den vom Nutzer ausgewählten Veranstaltungen von `LogFileTourAnalyzer` ausgewertet werden, um zu bestimmen, welche Veranstaltungen ein Benutzer besucht hat. Eine genauere Beschreibung dieses Verfahrens folgt in Kapitel 7.4.1. Die identifizierten Veranstaltungsbesuche werden anschließend von `LogFileUserAnalyzer` mit anderen Informationen des Nutzers verknüpft; die eigentliche statistische Analyse erfolgt ebenso in der Skriptsprache R.

---

<sup>15</sup> Das GPS Exchange Format (GPX) ist ein Standard zur Speicherung einer Abfolge von GPS-Koordinaten, einem sogenannten GPS-Track (siehe <http://www.topografix.com/gpx.asp>).

# Kapitel 7

## Evaluation

Der in Kapitel 1.4 beschriebene iterative Entwicklungsprozess weist als wesentliches Merkmal eine stetige Evaluierung des bereits entstandenen Systems auf. Die Möglichkeiten zur Durchführung einer Evaluation sind dabei sehr vielfältig; üblicherweise werden diese in *Laborstudien* und *Feldstudien* eingeteilt<sup>1</sup> (vgl. z.B. Dix et al. [2004, S. 327ff] oder Rogers et al. [2011, S. 437ff]). Primärer Unterschied ist der Ort, an dem die Studienteilnehmer das System ausprobieren; während Laborstudien in speziell eingerichteten Räumlichkeiten stattfinden, werden Feldstudien in der natürlichen Umgebung durchgeführt, in der das System später eingesetzt werden soll. Dementsprechend werden Feldstudien auch als naturalistische Studien oder in-situ-Studien (lat. vor Ort) bezeichnet. Mit der Wahl des Ortes geht einher, wie viel Kontrolle der Forscher bzw. Entwickler über die Rahmenbedingungen der Studie hat.

Bei Laborstudien werden den Teilnehmern zumeist genaue Aufgabenstellungen vorgegeben, die diese umsetzen sollen; zudem werden äußere Störfaktoren, wie z.B. eine Ablenkung durch andere Personen, ausgeschlossen. So wird beispielsweise beim Testen der Gebrauchstauglichkeit (engl. usability testing) untersucht, inwiefern eine Benutzeroberfläche zur Durchführung einer Aufgabe (für die angedachte Zielgruppe) geeignet ist. Hierbei wird typischerweise untersucht, wie gut die Nutzer zurechtkommen, d.h. z.B. wie viele Fehler sie machen oder wie viel Zeit sie benötigen (vgl. Rogers et al. [2011, S. 437ff]). Solche Laborstudien können jedoch keine Antwort darauf geben, inwiefern das entwickelte System Assistenz bei der Planung und beim Besuch einer Langen Nacht bietet, wie es die Fragestellung dieser Arbeit in Kapitel 1.3 fordert. Hierfür benötigt

---

<sup>1</sup> Es gibt noch eine dritte Art der Evaluation, bei der das System von Experten, d.h. ohne Nutzerbeteiligung, untersucht wird. Eine solche Evaluation ist jedoch vorrangig bei der Konzeption des Systems von Nutzen und soll daher hier nicht weiter thematisiert werden.

man die natürliche Umgebung, in der die Nutzung des fertigen Systems später stattfinden wird; so mag beispielsweise die Eingabe von Texten im Stehen, Laufen oder während des Busfahrens wesentlich fehleranfälliger sein als im Sitzen (siehe Kapitel 7.3.3).

Die in Feldstudien weniger kontrollierte Umgebung lässt auch unvorhergesehene Ereignisse zu, wie sie auch bei der tatsächlichen Nutzung des Systems auftreten würden. Eine besondere Unterart der Feldstudien sind „In-the-Wild“-Studien, bei denen den Teilnehmern keine festen Aufgaben gegeben werden (vgl. Rogers et al. [2011, S. 437ff]). Stattdessen können die Teilnehmer das System auf die Weise nutzen (oder auch nicht nutzen), wie sie es möchten. Die Nutzung während der Studie entspricht also weitestgehend der späteren Nutzung des Endprodukts. Evaluieren kann hierdurch, welchen Einfluss das System auf das Verhalten des Nutzers hat bzw. wie das Zusammenspiel zwischen System und Nutzer aussieht. Daher wurden für diese Arbeit mehrere „In-the-Wild“-Studien durchgeführt, um zu untersuchen, inwieweit das System die Nutzer bei der Planung und beim Besuch einer Langen Nacht unterstützt.

Bei der Durchführung von Feldstudien zur Untersuchung von mobilen Systemen ergeben sich jedoch mehrere Probleme, wie McMillan et al. [2010] berichten:

- Da die zu verwendenden Geräte zumeist von der Forschungseinrichtung gestellt werden, nutzen die Studienteilnehmer ein ihnen unbekanntes Gerät, mit dem sie sich unter Umständen nur schlecht auskennen. Zudem müssen sie eventuell ein weiteres Gerät neben ihrem eigenen mit sich führen.
- Die Anzahl der Geräte, die einer Forschungseinrichtung für Feldstudien zur Verfügung steht, ist meist sehr begrenzt, so dass nur wenige Personen (gleichzeitig) an einer Studie teilnehmen können.
- Häufig werden als Probanden für den Feldtest wissenschaftliche Mitarbeiter oder Studenten rekrutiert. Dies ermöglicht es jedoch nur sehr eingeschränkt, aus den Ergebnissen Schlüsse auf die allgemeine Nutzerschaft des Systems zu ziehen.

Diese Rahmenbedingungen waren auch bei der Evaluation des entwickelten Systems zu beachten. Sofern es sich bei dem zu untersuchenden System um eine mobile App für Smartphones handelt, schlagen McMillan et al. [2010] zur Umgehung der aufgezeigten Probleme Folgendes vor: Die App wird in den jeweiligen App Stores der Allgemeinheit zur Verfügung gestellt, wodurch eine große Gruppe an Nutzern und somit Studienteilnehmern gewonnen werden kann;

zudem kann davon ausgegangen werden, dass diese in ihrer Zusammensetzung der späteren Nutzergruppe gleicht. Als weiterer Vorteil ergibt sich, dass so eine größere Distanz zwischen den Systementwicklern und den Studienteilnehmern hergestellt wird und somit keine „Gefälligkeitsnutzung“ stattfindet.

Aus diesem Grund wurde der von McMillan et al. [2010] aufgezeigte Ansatz zur Evaluation mobiler Systeme für diese Arbeit übernommen. Für die quantitative Analyse kommen dabei Logdaten zum Einsatz (siehe Kapitel 6.6). Für die qualitative Analyse werden von McMillan et al. [2010] Telefon- bzw. VoIP-Interviews vorgeschlagen. Generell scheint es jedoch schwierig zu sein, Teilnehmer zu finden, die in Telefoninterviews einwilligen (siehe Morrison et al. [2012]); dies entspricht auch der Erfahrung, die im Rahmen dieser Arbeit gemacht wurde: In einer frühen Version der App (für die LNdMusik 2011) wurde versucht, Kontakt mit den App-Nutzern aufzunehmen, indem diese freiwillig eine Telefonnummer angeben konnten. Von dieser Möglichkeit machte nur ein einziger Teilnehmer Gebrauch. Deshalb wurde die qualitative Analyse nicht mit Interviews, sondern mit einem Online-Fragebogen durchgeführt. Statt einer Telefonnummer konnten die Teilnehmer ihre E-Mail-Adresse angeben; diese Art der Kontaktaufnahme scheinen die Nutzer zu bevorzugen, wie sich an der großen Zahl der Teilnehmer erkennen lässt (vgl. Kapitel 7.7).

Die Evaluation und deren Ergebnisse werden in diesem Kapitel wie folgt strukturiert: In Kapitel 7.1 wird ein Überblick über die durchgeführten Feldstudien und deren Teilnehmer gegeben. Eine Statistik über die Interaktionszeiten der Nutzer mit der App wird in Kapitel 7.2 vorgestellt. Ein Schwerpunkt der Evaluation liegt auf der Untersuchung der Veranstaltungsauswahl in Kapitel 7.3, insbesondere der Nutzung der verschiedenen Tabs. Über die Frage der Veranstaltungsauswahl hinaus wird in Kapitel 7.4 betrachtet, welche Veranstaltungen dann auch tatsächlich besucht worden sind. Kapitel 7.5 beschreibt, wie die Nutzer bei der Tourplanung vorgegangen sind und für welche der Touralternativen sie sich entschieden haben. Ein weiterer Schwerpunkt der Arbeit liegt auf der Untersuchung der von den Nutzern durchgeführten manuellen Touranpassungen in Kapitel 7.6. Die Erhebung der qualitativen Daten mittels Online-Umfrage wird in Kapitel 7.7 beschrieben. Eine Beschreibung der statistischen Tests, die für die Evaluation verwendeten wurden, findet sich in Anhang A; das Signifikanzniveau wurde auf 5% festgelegt.

## 7.1 Feldstudien

Im Rahmen dieser Arbeit wurden zwischen 2011 und 2014 neun Feldstudien auf den Langen Nächten der Musik, Museen und Wissenschaften durchgeführt.

Tabelle 7.1 zeigt einige Eckdaten dieser Langen Nächte sowie die Anzahl der App-Nutzer, d.h. die Anzahl der Studienteilnehmer. Die App wurde sowohl im offiziellen Lange-Nacht-Programmheft, als auch auf der offiziellen Webseite beworben. Mittels QR-Code konnten die Besucher die App im Google Play Store schnell finden und installieren. Der Anteil der App-Nutzer unter den Besuchern der jeweiligen Langen Nacht erhöhte sich von 2011 bis 2014 deutlich auf zuletzt 5% bis 9% (je nach Thema der betrachteten Langen Nacht). Gründe hierfür dürften vermutlich eine gestiegene Verbreitung von Smartphones, deutlichere Hinweise auf die App im Programmheft und auf der Webseite sowie der größere Bekanntheitsgrad der App unter Wiederholungsbesuchern sein.

Name	Veranstaltungen <sup>2</sup>	Veranstaltungsorte	Besucher <sup>3</sup>	App-Nutzer
Lange Nacht der Musik 2011	234	117	22 000	192
Lange Nacht der Münchner Museen 2011	176	86	21 000	391
Lange Nacht der Wissenschaften 2011	583	134	28 000	740
Lange Nacht der Musik 2012	204	125	22 000	860
Lange Nacht der Münchner Museen 2012	174	96	22 000	1047
Lange Nacht der Musik 2013	212	115	22 000	1159
Lange Nacht der Münchner Museen 2013	191	88	24 000	1235
Lange Nacht der Wissenschaften 2013	759	123	29 000	2649
Lange Nacht der Musik 2014	289	118	21 000	1283

Tabelle 7.1: Durchgeführte Feldstudien

Beim erstmaligen Start der App wird den Nutzern ein kleiner Fragebogen bezüglich des Alters und der Anzahl vorheriger Lange-Nacht-Besuche angezeigt. Zur besseren Vergleichbarkeit stehen dabei die gleichen Antwortmöglichkeiten zur Auswahl wie in einer vom Organisator der LNdMusik in Auftrag gegebenen Studie (vgl. LNdMusik-Befragung [2010]). Zusätzlich konnten die Nutzer auch „keine Angabe“ auswählen; diese Nutzer wurden für die folgenden Analysen ignoriert.

Wie Tabelle 7.2 zeigt, ist auf allen Langen Nächten ca. die Hälfte der App-Nutzer Erstbesucher. Die Zahlen spiegeln demnach die in Kapitel 2.2.3.1 aus der LNdMusik-Befragung [2010] zitierte Statistik wider, laut der es sich bei der Hälfte aller Besucher um Erstbesucher handelt. Die dort aufgestellte Anforderung, dass die App auch für Erstbesucher geeignet sein sollte, erscheint daher berechtigt.

<sup>2</sup> Es wurden hierbei die in der App vorhandenen Daten verwendet. Die Anzahl weicht daher von den Angaben des Veranstalters ab, da z.B. das Kinderprogramm am Nachmittag nicht in die App importiert wurde.

<sup>3</sup> Diese Angaben entsprechen der Anzahl der verkauften Tickets (auf Tausend gerundet); Freikarten und Begleitpersonen werden deshalb nicht berücksichtigt. Quelle: Persönliche Korrespondenz mit Ralf Gabriel, dem Geschäftsführer der KulturIdee GmbH und der Münchner Kultur GmbH.

Name	n	noch nie	1-mal	2-mal	≥ 3-mal
LNdMusik 2012 bis 2014	1924	57,2%	19,1%	11,5%	12,2%
LNdMuseen 2011 bis 2013	1607	49,5%	20,6%	12,0%	17,9%
LNdWissen 2011 und 2013	2149	50,5%	21,2%	15,3%	13,1%

Tabelle 7.2: Anzahl vorangegangener Besuche der jeweiligen Langen Nacht

In Tabelle 7.3 ist die Altersverteilung der App-Nutzer aufgeführt sowie (zum Vergleich) die der Teilnehmer der LNdMusik-Befragung [2010], auf die bereits in Kapitel 2.2.3.1 eingegangen wurde. Ein  $\chi^2$ -Test<sup>4</sup> zwischen den LNdMusik-App-Nutzern und den Teilnehmern der Befragung deutet nicht darauf hin, dass sich die zugrunde liegenden Verteilungen unterscheiden ( $p = 0,19$ ). Es ist somit davon auszugehen, dass die App-Nutzung auf der LNdMusik nicht vom Alter abhängt. Für die LNdMuseen ist leider keine Altersverteilung der Besucher bekannt; allerdings wurde bereits in Kapitel 2.1.2 gezeigt, dass sich die LNdMusik und die LNdMuseen in ihrer Struktur stark ähneln. Vergleicht man also die LNdMuseen-App-Nutzer mit den Umfrageteilnehmern der LNdMusik, so lässt sich ebenfalls kein signifikanter Unterschied der Altersverteilung feststellen ( $p = 0,10$ ). Die App-Nutzer auf der LNdWissen sind tendenziell etwas jünger. Insbesondere sind unter den Nutzern mehr Kinder und Jugendliche. Dies entspricht auch der in Kapitel 2.2.3.1 beschriebenen Befragung von Wittenberg et al. [2011]; ein statistischer Vergleich zwischen Nutzern und Befragungsteilnehmern ist jedoch nicht möglich, da sich die gebildeten Altersgruppen unterscheiden. Ein Vergleich mit den Teilnehmern der LNdMusik-Befragung [2010] ergibt, wie erwartet, einen hoch signifikanten Unterschied ( $p \ll 0,01$ ).

Name	n	< 18	18-29	30-39	40-49	50-59	≥ 60
LNdMusik 2012 bis 2014	1894	1,1%	40,8%	32,0%	16,2%	8,2%	1,7%
LNdMuseen 2011 bis 2013	1578	2,2%	43,2%	28,3%	17,6%	7,4%	1,5%
LNdWissen 2011 und 2013	2124	10,4%	44,8%	21,7%	15,2%	6,8%	1,1%
LNdMusik-Befragung [2010]	277	1,8%	39,0%	28,0%	17,0%	10,8%	3,4%

Tabelle 7.3: Altersstruktur der Nutzer und der Teilnehmer der LNdMusik-Befragung

## 7.2 Interaktionszeit mit dem System

Um einen generellen Überblick über die Nutzung der App zu bekommen, bietet es sich an, die Zeit zu erfassen, zu der die Interaktionen der Nutzer mit der App stattfinden. Hierzu werden die zwei Zustände *Aktiv* und *Inaktiv* unterschieden. Jede Interaktion des Nutzers mit der App wechselt vom inaktiven in den aktiven

<sup>4</sup> Weitere Informationen zum  $\chi^2$ -Test finden sich in Anhang A.4.

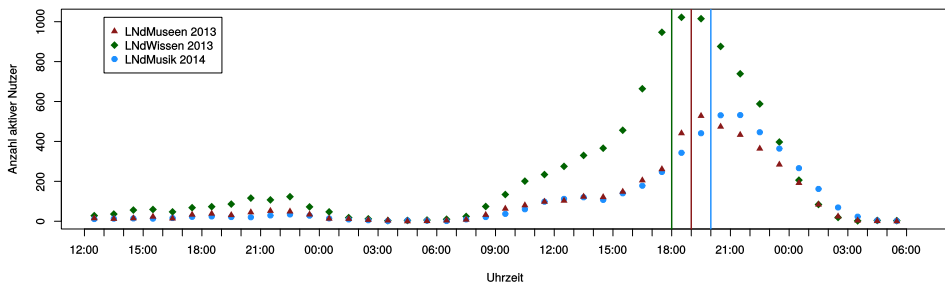


Abbildung 7.4: Anzahl aktiver Nutzer pro Stunde auf der LNdMuseen 2013, LNdWissen 2013 und LNdMusik 2014 zwischen Freitag 12:00 Uhr und Sonntag 6:00 Uhr. Der offizielle Start der jeweiligen Langen Nacht ist mit einer senkrechten Linie markiert.

Zustand. Sobald die letzte Interaktion mehr als 15 Sekunden zurückliegt, wird in den inaktiven Zustand gewechselt<sup>5</sup>.

In Abbildung 7.4 wird exemplarisch für die LNdMuseen 2013, die LNdWissen 2013 und die LNdMusik 2014 dargestellt, wie viele Nutzer innerhalb einer Stunde mindestens einmal aktiv waren. Hierbei zeigt sich, wie zeitabhängig die Nutzung des Systems ist: Diese nimmt ab Samstagmorgen (am Tag der Langen Nacht) stark zu und erreicht ihr Maximum kurz nach dem offiziellen Start der jeweiligen Langen Nacht. Von da an nimmt die Nutzung stetig ab und verläuft sich zwischen 1 und 3 Uhr nachts. Bereits am Freitag ist abends zwischen ca. 18 und 0 Uhr Aktivität erkennbar; dies deutet darauf hin, dass die Nutzer sich zu dieser Zeit vorbereiten, indem sie die App zum „Stöbern“ im Veranstaltungsangebot nutzen; Kapitel 7.3 untersucht dies genauer.

Aggregiert man die Dauer der einzelnen Aktivitätsphasen eines Nutzers, ergibt sich dessen *Interaktionszeit*. Oftmals wird diese als Metrik für die Zufriedenheit der Nutzer bzw. die Nützlichkeit des Systems betrachtet. So wird beispielsweise bei Webseiten eine längere Verweildauer als positiv gewertet (vgl. Booth u. Jansen [2009]). Da für die untersuchten Langen Nächte die Interaktionszeiten der Zipf-Verteilung (vgl. Kapitel 3.2.2) folgen, werden in Tabelle 7.5 neben Mittelwert und Median auch der Anteil der Nutzer, die insgesamt länger als 5 bzw. 30 Minuten mit dem System interagieren, angegeben.

Anhand der Daten ist ersichtlich, dass mit dem System durchschnittlich ca. 15 bis 25 Minuten interagiert wurde, wobei der Median bei etwa 13 Minuten liegt. Zudem ist der „zipfsche Charakter“ der Verteilung erkennbar, da ca.  $\frac{3}{4}$

<sup>5</sup> Diese Erkennung erfolgt auf dem Smartphone (siehe Kapitel 6.1). Zudem wird bei der Analyse davon ausgegangen, dass es Aufzeichnungsprobleme gegeben hat, wenn für mehr als 30 Minuten keine Logdaten vorhanden sind; in diesem Fall wird der Zustand vor der Datenlücke auf inaktiv gesetzt.

Name	Mittelwert	Median	> 5min	> 30min
LNdMuseen 2011	21,83 min	13,72 min	75,96%	23,27%
LNdWissen 2011	23,27 min	14,41 min	74,59%	25,14%
LNdMusik 2012	18,74 min	11,09 min	70,93%	20,12%
LNdMuseen 2012	18,16 min	13,19 min	74,31%	18,62%
LNdMusik 2013	19,31 min	13,05 min	78,60%	19,84%
LNdMuseen 2013	19,77 min	13,87 min	74,82%	22,59%
LNdWissen 2013	23,62 min	15,31 min	78,14%	28,01%
LNdMusik 2014	18,41 min	12,28 min	77,71%	19,41%

Tabelle 7.5: Interaktionszeit der Nutzer mit der App

der Nutzer über 5 Minuten mit dem System interagiert haben, aber nur ca. 20% länger als 30 Minuten mit dem System verbracht haben. Bei letzterer Nutzergruppe dürfte es sich sowohl um Nutzer handeln, die das System vorab für eine ausgiebige Planung des Abends genutzt haben, als auch um diejenigen Nutzer, die während des Abends immer wieder kurzfristig den nächsten Veranstaltungsbesuch geplant haben.

Es lässt sich im Laufe der Jahre eine (leichte) Steigerung der Interaktionszeit erkennen, die man – wenn man die Interaktionszeit als Zufriedenheit bzw. Nützlichkeit wertet – als Verbesserungen der App im Laufe des iterativen Entwicklungsprozesses auffassen kann. Diese Interpretation ist jedoch kritisch zu hinterfragen, da man unterscheiden muss, ob die Nutzung des Systems an sich den beabsichtigten Wert darstellt, wie es z.B. bei Computerspielen oder dem (ziellosen) Surfen im Internet der Fall ist, oder ob das System nur unterstützend tätig ist, wie z.B. beim Finden eines Computerspiels in einem Online-Shop oder beim Finden einer interessanten Webseite. Für Ersteres kann eine längere Interaktionszeit tatsächlich ein guter Indikator für ein gelungenes System sein, was bei Letzterem nicht unbedingt der Fall sein muss<sup>6</sup>. Bei der Entwicklung der in dieser Arbeit vorgestellten App steht jedoch der Abendbesuch und nicht die App-Nutzung als Spaß bringende Aktivität im Vordergrund. Im weiteren Verlauf werden daher andere Metriken als die Interaktionszeit zur Analyse der angebotenen Assistenz verwendet.

### 7.3 Veranstaltungsauswahl<sup>7</sup>

Der Veranstaltungs-Browser bietet den Nutzern vielfältige Möglichkeiten, interessante Veranstaltungen zu finden und auszuwählen (siehe Kapitel 5.3). Ein Teil

<sup>6</sup> Auch wenn Online-Shop-Betreiber die Nutzer natürlich länger auf der Webseite verweilen lassen wollen, um die Chance eines Spontankaufs zu steigern.

<sup>7</sup> Teile der in diesem Kapitel vorgestellten Ergebnisse wurden bereits veröffentlicht (siehe Schaller et al. [2012a,b,c] und Schaller et al. [2013]).

der Nutzer verwendet das System nur als elektronisches Programmheft, ohne die weiteren Funktionen der App zu nutzen. Genauere Analysen lassen sich jedoch vor allem aus dem Verhalten derjenigen Nutzer erstellen, die Veranstaltungen ausgewählt, d.h. als Soll- bzw. Kannveranstaltung markiert haben<sup>8</sup>. Auf welchen Anteil der Nutzer dies zutrifft, zeigt Tabelle 7.6, in der Lange Nächte unterschiedlicher Jahre, aber mit gleichem Thema, aggregiert wurden. Der Anteil der Sollveranstaltungen an den ausgewählten Veranstaltungen ist mit ca. 50% unerwartet hoch, was die Möglichkeiten zur Planerstellung stark einschränken kann. Betrachtet man nur die Nutzer mit mindestens einer ausgewählten Veranstaltung, so wählen diese im Mittel 8 bis 12 Veranstaltungen aus; die große Standardabweichung weist allerdings darauf hin, dass dies sehr nutzerabhängig ist.

Name	Anteil Nutzer mit			Anteil Sollv.	Ausgewählte V. der Nutzer mit > 0 V.		
	> 0 V.	> 0 Kannv.	> 0 Sollv.		Mittelwert	Std-Abw.	Median
LNdMusik	46,0%	33,9%	40,6%	45,6%	8,39	8,55	6
LNdMuseen	58,1%	40,2%	55,3%	57,1%	8,81	6,85	7
LNdWissen	53,8%	36,8%	50,4%	54,6%	11,81	12,77	8

Tabelle 7.6: Anzahl ausgewählter Veranstaltungen; für Details siehe Anhang B.2.

Andererseits hängt es auch stark von der jeweiligen Veranstaltung ab, von wie vielen Nutzern diese ausgewählt wurde. So wurde das Planetarium an der bayerischen Volkssternwarte 135 Mal von Besuchern der LNdMuseen 2013 ausgewählt, während die Veranstaltung des Vereins für Original-Radierungen nur dreimal gewählt wurde. Die Beliebtheit einer Veranstaltung folgt einer Zipf-Verteilung: Einige wenige Veranstaltungen sind bei vielen Besuchern beliebt, wohingegen die vielen nur selten gewählten Veranstaltungen den Long Tail bilden (siehe Anhang B.4).

Grundsätzlich kann jede Veranstaltung über jedes Tab ausgewählt werden. Dennoch unterscheidet sich die Anzahl der pro Tab ausgewählten Veranstaltungen; dies variiert zudem von Nutzer zu Nutzer. In diesem Kapitel wird daher zunächst die Nutzung der verschiedenen Tabs miteinander verglichen. Im weiteren Verlauf des Kapitels werden dann die einzelnen Tabs und deren spezifische Nutzung separat betrachtet. Hierbei zeigt sich, dass die aus einem Tab ausgewählten Veranstaltungen sehr unterschiedliche Charakteristika aufweisen. Dies wiederum gibt Hinweise darauf, welche Anforderungen die Nutzer des

<sup>8</sup> In den folgenden Analysen werden diejenigen Veranstaltungen, die der Nutzer mit „Kein Interesse“ markiert hat, nicht zu den ausgewählten Veranstaltungen gezählt.

jeweiligen Tabs an ihre Veranstaltungsauswahl haben. Zudem zeigt es auf, wie das System die Nutzer dabei unterstützen kann.

### 7.3.1 Nutzung der einzelnen Tabs

#### Interaktionszeit pro Tab

In Kapitel 7.2 wurde bereits die gesamte Interaktionszeit der Nutzer mit der App betrachtet. Abbildung 7.7 zeigt exemplarisch für die LNdMusik 2013, wie lange mit jedem Tab über den Abend hinweg interagiert wurde. Hierbei ist zu beobachten, dass die verschiedenen Tabs zu unterschiedlichen Zeitpunkten dominieren: Vor Abendbeginn verbringen die Nutzer die Zeit mit dem Herausuchen von Veranstaltungen, was man an der starken Nutzung des Tour-, des Kategorie- und vor allem des Empfehlungs-Tabs – dem vorausgewählten Tab beim Aufruf des Veranstaltungs-Browsers – erkennen kann. Nachdem der Abend begonnen hat, ändert sich die Verhaltensweise der Nutzer. Veranstaltungen werden nun nicht mehr mittels Filterung oder Empfehlung, sondern mit verstärktem Ortsbezug gefunden; so bleibt die Nutzung des Tour-Tabs konstant. Nutzer, die gerade den Besuch einer Veranstaltung beendet haben, können mit Hilfe dieses Tabs schnell erkennen, welche anderen Veranstaltungen von dort mittels Busverbindung direkt und zeitnah erreichbar sind. Am stärksten steigt die Nutzung des Karten-Tabs an. Es kann von den Nutzern dafür verwendet werden, Veranstaltungen in der Nähe des aktuellen Aufenthaltsortes, z.B. in Laufnähe, zu finden (vgl. Kapitel 7.3.5). Man kann dieses Verhalten so interpretieren, dass im späteren Abendverlauf das spontane Auffinden von Veranstaltungen für die Nutzer an Bedeutung gewinnt. Sie haben eventuell schon alle vorab ausgesuchten Veranstaltungen besucht oder starten ihren Abendbesuch ohne Vorabplanung. Möglicherweise sind sie auch einfach nur daran interessiert, welche weiteren Veranstaltungen in ihrer Nähe stattfinden.

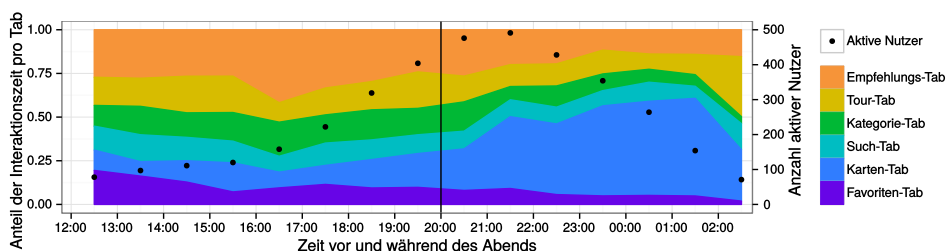


Abbildung 7.7: Anzahl aktiver Nutzer und Anteil der Interaktionszeit pro Tab auf der LNdMusik 2013, jeweils über eine Stunde gemessen

## Anzahl erfolgreicher Interaktionen pro Tab

Wie bereits erwähnt, kann die Interaktionszeit nur bedingt darüber Auskunft geben, wie erfolgreich die Interaktion verlaufen ist. Zur besseren Messung, wie stark die einzelnen Tabs genutzt wurden, wird daher im Folgenden ausgewertet, wie oft eine Veranstaltung über das jeweilige Tab als Favorit oder zum Einfügen in eine bereits bestehende Tour ausgewählt wurde. Beides wird als *erfolgreiche Interaktion* mit einer Veranstaltung gewertet. Ignoriert wird das bloße Betrachten der Veranstaltungsdetails, da dies beim „Durchstöbern“ der Veranstaltungen innerhalb des Tour-, Kategorie- oder Karten-Tabs ein zu erwartendes Verhalten ist und daher eine systematische Verzerrung des Ergebnisses zur Folge hätte.

	Anzahl	Tour	Kategorie	Suche	Empfehlungen	Karte
LNdMuseen 2011	2642	67,2%	12,1%	17,9%	2,8%	-
LNdWissen 2011	4646	53,9%	20,0%	23,0%	3,1%	-
LNdMusik 2012 (alt)	1361	42,2%	20,2%	31,3%	6,2%	-

	Anzahl	Empfehlungen	Tour	Kategorie	Suche	Karte
LNdMusik 2012 (neu)	1312	16,2%	23,1%	26,9%	33,8%	-
LNdMuseen 2012	5586	22,3%	23,0%	22,8%	31,8%	-
LNdMusik 2013	5489	42,4%	15,6%	15,9%	21,2%	4,9%
LNdMuseen 2013	5679	27,7%	22,4%	28,3%	19,0%	2,6%
LNdWissen 2013	15586	20,6%	26,1%	28,1%	19,9%	5,3%
LNdMusik 2014	4551	35,7%	16,8%	19,0%	21,8%	6,7%

Tabelle 7.8: Anteil der erfolgreichen Interaktionen innerhalb jedes Tabs

Tabelle 7.8 zeigt, innerhalb welches Tabs wie viele erfolgreiche Interaktionen durchgeführt wurden. Auf der LNdMusik 2012 wurde ein A/B-Test<sup>9</sup> mit einer geänderten Tab-Reihenfolge durchgeführt, die anschließend beibehalten wurde: Die Daten in der oberen Tabellenhälfte basieren auf einer App-Nutzung mit der alten Tab-Reihenfolge, d.h. das erste Tab (von links) ist das Tour-Tab und somit beim Öffnen des Veranstaltungs-Browsers vorausgewählt. Die App-Variante in der unteren Tabellenhälfte hat eine neue Tab-Reihenfolge mit dem Empfehlungs-Tab an erster Stelle. Der auf der LNdMusik 2012 durchgeführte A/B-Test zeigt deutlich die Präferenz der Nutzer für das jeweils vorausgewählte Tab: Während bei der alten Tab-Reihenfolge mit 42% die meisten erfolgreichen Interaktionen aus dem vorausgewählten Tour-Tab stammen, trifft dies bei der

<sup>9</sup> Bei einem A/B-Test werden zwei verschiedene Systemvarianten miteinander verglichen, indem zwei Gruppen von Nutzern je eines der Systeme verwenden (vgl. Lowdermilk [2013, S. 92f]). Die Zuordnung von Nutzern zu einer der Gruppen wird für den Feldtest von der Nutzer-ID abgeleitet. Da diese zufällig erzeugt wird, ergeben sich nicht unbedingt exakt gleich große Gruppen.

neuen Tab-Reihenfolge nur noch auf 23% zu. Dafür stieg die Nutzung des nun vorausgewählten Empfehlungs-Tabs um 10%. Insgesamt teilen sich die erfolgreichen Interaktionen hierdurch gleichmäßiger auf Empfehlungs-, Tour-, Kategorie- und Such-Tab auf, wobei sich dennoch je nach Thema der Langen Nacht Tendenzen bei der Häufigkeit der Nutzung abzeichnen.

Aufgrund der Rückmeldungen von Nutzern wurde ab der LNdMusik 2013 ein Karten-Tab in die App integriert. Anders als der große Anteil der Interaktionszeit vermuten lässt (vgl. Abbildung 7.7), werden nur sehr wenige Veranstaltungen hierüber ausgewählt.

Vergleicht man die LNdMuseen und die LNdWissen im Jahr 2011 hinsichtlich der Nutzung des Kategorie-Tabs, ist dessen geringe Nutzung auf der Museumsnacht auffällig. Wie in Kapitel 4.2.1 erwähnt, standen für die LNdMuseen 2011 nur die Veranstaltungstypen (z.B. Ausstellung, Führung, usw.) zur Verfügung, wohingegen auf der LNdWissen 2011 eine inhaltliche Kategorisierung nach Fachrichtung (z.B. Medizin, Physik, Informatik) gegeben war. Diese Aufgliederung nach Typ mag für den Nutzer weniger hilfreich gewesen sein. Deshalb wurde die Entscheidung getroffen, die Kategorisierung ab der LNdMuseen 2012 um thematische Kategorien zu ergänzen, was auf der LNdMuseen 2012 zu einer deutlichen Steigerung der Nutzung des Kategorie-Tabs führte, obwohl sich dieses hier nur noch an dritter statt an zweiter Stelle befand.

## Anzahl genutzter Tabs

Wie im letzten Kapitel zu sehen, wurde jedes der Tabs genutzt. In diesem Abschnitt wird nun untersucht, ob sich die Nutzer für die Veranstaltungsauswahl auf ein einziges Tab konzentrieren oder ob sie die unterschiedlichen Möglichkeiten mehrerer Tabs nutzen. Dazu wird ausgewertet, aus wie vielen verschiedenen Tabs die Nutzer ihre Veranstaltungen ausgewählt haben.

	1 Tab	2 Tabs	3 Tabs	> 3 Tabs	1+2 Tabs	1+2+3 Tabs
LNdMusik	49,9%	32,3%	14,3%	3,5%	82,2%	96,5%
LNdMuseen	38,6%	37,9%	19,7%	4,8%	76,5%	95,2%
LNdWissen	48,4%	32,1%	14,8%	4,7%	80,5%	95,3%

Tabelle 7.9: Anzahl pro Nutzer genutzte Tabs; für Details siehe Anhang B.2

Wie Tabelle 7.9 entnommen werden kann, verwendet ungefähr die Hälfte der Nutzer mehr als ein Tab. Wie noch in Kapitel 7.3.6 gezeigt wird, weisen die aus einem Tab ausgewählten Veranstaltungen je nach Tab sehr unterschiedliche Eigenschaften auf. Unter der in Kapitel 7.7 noch genauer untersuchten Annahme, dass die Nutzer dies bewusst einsetzen, deuten die Daten aus Tabelle 7.9 darauf

hin, dass die Hälfte der Nutzer mehr als eine wichtige Eigenschaft bei der Veranstaltungsauswahl zugrunde legt.

## Anzahl erfolgreicher Interaktionen pro Favoritenrang der Tabs

Für diejenigen Nutzer, die mehrere unterschiedliche Tabs nutzen, wird nun untersucht, ob die verwendeten Tabs vom jeweiligen Nutzer gleichmäßig genutzt wurden oder ob er klare Vorlieben für ein bestimmtes Tab hatte. Dazu wird pro Nutzer eine Reihenfolge der Tabs danach erstellt, wie häufig er jedes Tab benutzt hat, der sogenannte *Favoritenrang*. Tabelle 7.10 zeigt auf der linken Seite, wie oft Nutzer aus ihrem meistfavorisierten, aus ihrem zweitfavorisierten und aus ihrem drittfavorisierten Tab Veranstaltungen ausgewählt haben. Auch hier ist

	alle Nutzer mit $\geq 1$ Tabs			alle Nutzer mit $\geq 2$ Tabs		
	Musik	Museen	Wissen	Musik	Museen	Wissen
aus dem meistfavorisierten Tab	83,1%	79,5%	83,7%	66,3%	66,7%	68,4%
aus dem zweitfavorisierten Tab	14,0%	16,3%	13,3%	27,9%	26,5%	25,7%
aus dem drittfavorisierten Tab	2,5%	3,7%	2,6%	5,1%	6,0%	5,0%

Tabelle 7.10: Anteil Veranstaltungen der favorisierten Tabs; Details in Anhang B.2

wieder eine Fokussierung auf nur ein einziges Tab erkennbar; die überwiegende Mehrheit der ausgewählten Veranstaltungen stammt aus einem einzigen Tab. Dies lässt sich teilweise durch die hohe Anzahl von Nutzern mit nur einem Tab erklären. Allerdings zeigt sich dies auch in abgeschwächter Form, wenn man nur diejenigen Nutzer betrachtet, welche mindestens zwei Tabs verwendet haben, wie es auf der rechten Seite in Tabelle 7.10 gezeigt wird. Die Nutzer bevorzugen jeweils ein einzelnes Tab und verwenden nur für die Auswahl weniger Veranstaltungen ein zweites Tab; weitere Tabs werden nur selten genutzt.

## Favorisierte Tabs

Tabelle 7.11 zeigt den Anteil der Nutzer, die ein bestimmtes Tab favorisieren, d.h. aus diesem Tab am meisten Veranstaltungen ausgewählt haben. Die Zahlen ähneln jenen aus Tabelle 7.8: Vor der Änderung der Tab-Reihenfolge ist das Tour-Tab mit Abstand am beliebtesten gewesen, danach verteilt sich die Nutzung gleichmäßiger auf Empfehlungs-, Tour-, Kategorie- und Such-Tab. Die seltene Nutzung des Karten-Tabs zeigt sich auch bei dieser Untersuchung.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die verschiedenen Tabs unterschiedlich häufig genutzt wurden. Auch hat sich gezeigt, dass Nutzer unterschiedliche Vorlieben haben, nach welchen Gesichtspunkten sie ihre Veranstaltungen

	Tour	Kategorie	Suche	Empfehlungen	Karte
LNdMuseen 2011	60,6%	13,4%	23,8%	2,2%	-
LNdWissen 2011	48,7%	20,7%	26,6%	4,0%	-
LNdMusik 2012 (alt)	46,0%	16,7%	32,3%	5,1%	-
	Empfehlungen	Tour	Kategorie	Suche	Karte
LNdMusik 2012 (neu)	15,9%	27,9%	24,0%	32,2%	-
LNdMuseen 2012	19,0%	20,7%	22,8%	37,5%	-
LNdMusik 2013	37,2%	15,6%	17,4%	24,5%	5,3%
LNdMuseen 2013	25,5%	20,4%	28,4%	23,5%	2,2%
LNdWissen 2013	20,9%	22,8%	22,4%	26,6%	7,3%
LNdMusik 2014	29,5%	15,6%	20,0%	27,0%	8,0%

Tabelle 7.11: Anteil Nutzer mit favorisierten Tabs

heraussuchen. Es scheint so, als ob unterschiedliche Nutzergruppen mit jeweils unterschiedlichen Vorlieben bzw. Entscheidungskriterien existieren. Wie sie die einzelnen Tabs im Detail nutzen, wird im Folgenden genauer untersucht.

### 7.3.2 Nutzung des Tour- und des Kategorie-Tabs

Im Tour- und im Kategorie-Tab können die Nutzer die Veranstaltungen nach Bustour bzw. nach Kategorie, d.h. Musik-Genre, Museumsart oder wissenschaftlicher Fachrichtung, filtern und somit das große Veranstaltungsangebot auf ein überschaubares Maß reduzieren. Wie viele verschiedene Filteroptionen von den Nutzern jeweils verwendet wurden, ist in Tabelle 7.12 beispielhaft für die LNdMuseen 2011, die LNdWissen 2011 und die LNdMusik 2012 dargestellt. Hierbei wird eine Filteroption als genutzt bewertet, wenn eine Veranstaltung ausgewählt wurde während diese Filteroption aktiv war; Nutzer ohne erfolgreiche Interaktion auf dem jeweiligen Tab werden nicht betrachtet.

	benutzte Tabs	verfügbare Filteroptionen	Anzahl genutzter Filteroptionen				
			1	2	3	4	>4
LNdMuseen 2011	Tour-Tab	6	23,9%	25,8%	17,8%	14,7%	17,8%
	Kategorie-Tab	14	36,1%	37,7%	19,7%	4,9%	1,6%
LNdWissen 2011	Tour-Tab	13	41,0%	28,1%	11,9%	7,6%	11,4%
	Kategorie-Tab	31	29,0%	26,0%	14,0%	17,0%	14,0%
LNdMusik 2012	Tour-Tab	4	54,5%	25,6%	14,0%	5,8%	0,0%
	Kategorie-Tab	27	27,6%	27,6%	14,3%	13,3%	17,3%

Tabelle 7.12: Anzahl genutzter Filteroptionen im Tour- und im Kategorie-Tab

Wie zu erwarten, steigt in der Regel die Anzahl genutzter Filteroptionen, wenn mehr von diesen zur Verfügung stehen; besonders deutlich zeigt sich dies beim Vergleich der Nutzung des Tour-Tabs auf der LNdMusik 2012 und der LNdMuseen 2011. Auffallend ist hingegen, dass auf der LNdWissen 2011

trotz der größeren Anzahl verfügbarer Filteroptionen – resultierend aus der größeren Anzahl Bustouren – wesentlich weniger verschiedene Filteroptionen verwendet wurden als auf der LNdMuseen 2011. Dies liegt eventuell daran, dass die Buslinien bei der LNdWissen 2011 auf ein größeres Areal – die drei Städte Nürnberg, Erlangen, Fürth – verteilt sind. Nutzer interessierten sich möglicherweise nur für Buslinien bzw. Veranstaltungen in einem beschränkten Gebiet, um die Distanzen und somit die notwendigen Fahrzeiten zu reduzieren.

Beim Kategorie-Tab hingegen zeigt sich das erwartete Bild, dass eine größere Anzahl von Filteroptionen auch dazu führt, dass die Nutzer hiervon mehr Gebrauch machen. Dennoch zeigt sich, dass die meisten Nutzer nur einen kleinen Teil der verfügbaren Filteroptionen nutzen. Dies lässt sich so interpretieren, dass Nutzer des Kategorie-Tabs sehr fokussierte Interessen haben. Grundsätzlich würde sich das Kategorie-Tab auch für diejenigen Nutzer eignen, welche die Lange Nacht wegen der thematischen Vielfalt der Veranstaltungen besuchen wollen (vgl. auch Kapitel 2.2.3.3), da es die Möglichkeit bietet, sich thematisch unterschiedliche Veranstaltungen herauszusuchen, also z.B. aus jeder Kategorie eine Veranstaltung. Allerdings scheint diese Option nur selten genutzt worden zu sein.

Die Nutzung von nur wenigen Filteroptionen zeigt zudem, dass das Filtersystem effektiv dafür genutzt wurde, sich beim Durchsehen auf einen Teil des Veranstaltungsangebots zu beschränken.

### 7.3.3 Nutzung des Such-Tabs

Um die Nutzung des Such-Tabs genauer zu analysieren, werden die aufgezeichneten Suchanfragen und die Interaktionen mit den Suchergebnissen betrachtet. Solche Analysen aufgezeichneter Suchvorgänge (engl. Search Log Analysis) sind insbesondere bei der Websuche ein etabliertes Verfahren (vgl. Jansen u. Spink [2006], Kelly [2009, S. 87ff]). In diesem Kapitel sollen damit vor allem folgende Fragen beantwortet werden: Welche Anfragen stellen die Nutzer an das Suchsystem? Wie erfolgreich sind sie mit ihrer Suche? Und welche Probleme treten bei der Interaktion zwischen Nutzer und System auf?

Die verwendete inkrementelle Suche (siehe Kapitel 5.3) führt dazu, dass bei jedem neu eingegebenen Zeichen die Suche gestartet und aufgezeichnet wird; somit ist unklar, wann der Nutzer die Eingabe abgeschlossen hat. Bei einer Suche nach „Jazz“ werden insgesamt vier Suchanfragen mitgeloggt („J“, „Ja“, „Jaz“, „Jazz“). Der Suchbegriff mit der größten Zeichenlänge ist nicht unbedingt der vom Nutzer gewünschte, wenn – wie auf einem Smartphone leicht möglich – aus Versehen ein Zeichen zu viel eingetippt worden ist, welches erst wieder gelöscht werden muss (z.B. „Jazzz“). Außerdem ist es für den Nutzer notwendig, einen

alten Suchbegriff (schrittweise) zu löschen, um einen neuen eingeben zu können („Jaz“, „Ja“, „J“, „“).

Deshalb war es notwendig, den Zeitpunkt, zu dem die Suchanfrage abgeschlossen ist, manuell zu bestimmen. Durchgeführt wurde dies für die LNdMuseen 2011, die LNdWissen 2011 und die LNdMusik 2012; für Letztere wurde das Suchsystem um eine Präfix-Suche und eine unscharfe Suche erweitert (siehe Kapitel 5.4). Jeweils drei Personen identifizierten die ihrer Meinung nach von den Nutzern intendierten Suchanfragen in den ca. 10 000 aufgezeichneten Suchanfragen der LNdMuseen 2011, den ca. 21 000 der LNdWissen 2011 bzw. den ca. 12 500 der LNdMusik 2012. Hierbei stand den Personen neben den Suchbegriffen auch die Zeitspanne zwischen zwei eingegebenen Zeichen zur Verfügung, was z.B. beim Erkennen von Tippfehlern hilfreich sein kann. Unter allen Suchanfragen, die von mindestens einer Person als intendiert identifiziert wurden, wurden 86,2%, 87,6% bzw. 89,8% auch von einer zweiten Person als solche identifiziert. Mit einem Fleiss' Kappa von 0,87, 0,90 bzw. 0,91 ergibt sich eine fast vollkommene Übereinstimmung zwischen den Personen (siehe Anhang A.6). Insgesamt wurden 801, 1638 bzw. 1434 intendierte Suchanfragen identifiziert, welche die Grundlage der folgenden Analysen bilden.

## Anzahl Wörter und Zeichen in Suchanfragen

Die 801 intendierten Suchanfragen der LNdMuseen 2011 bestanden durchschnittlich aus 1,21 Wörtern ( $\sigma = 0,52$ ) und 8,9 Zeichen ( $\sigma = 5,31$ ). Auf der LNdWissen 2011 waren die Suchanfragen im Mittel 1,26 Wörter ( $\sigma = 0,71$ ) und 8,9 Zeichen ( $\sigma = 6,09$ ) lang. Solch kurze Anfragen waren nicht zu erwarten, da bei der mobilen Websuche deutlich längere Suchanfragen gestellt werden: Kamvar u. Baluja [2006] berichten von durchschnittlich 2,3 Wörtern ( $\sigma = 1,6$ ) und 15,5 Zeichen ( $\sigma = 9,18$ ) auf Mobiltelefonen vor der Smartphone-Ära (so genannten *Feature-Phones*). Für Smartphones ermittelten Kamvar et al. [2009] mit 2,9 Wörtern ( $\sigma = 2,17$ ) und 18,25 Zeichen ( $\sigma = 12,89$ ) sogar noch längere Suchanfragen.

Auf der LNdMusik 2012 wurden, vermutlich aufgrund der dort integrierten Präfix-Suche, sogar noch kürzere Suchanfragen ermittelt<sup>10</sup>. Im Mittel waren die Suchanfragen nur noch 1,14 Wörter ( $\sigma = 0,41$ ) und 5,6 Zeichen ( $\sigma = 3,36$ ) lang. Die Suchanfragen sind signifikant kürzer als auf der LNdMuseen 2011, wie ein Gauß-Test zeigt ( $p \ll 0,01$  bzgl. beider Metriken).

---

<sup>10</sup> Die Museums- und Musiknacht sind, wie bereits in Kapitel 2.1.2 (und noch ausführlicher in Schaller et al. [2012b]) dargelegt wird, weitestgehend vergleichbar.

## Suche nach Eigennamen

Auffallend ist, dass es sich bei einem nicht unerheblichen Teil der identifizierten Suchanfragen um Eigennamen handelt. Im Bereich der Bibliothekssuche wird eine solche Suchanfrage als *Known-Item-Search* bezeichnet. Dort wird nach bereits bekannten Objekten (Büchern, Zeitschriften, usw.) anhand ihres Namens oder Autors (vgl. Lee et al. [2006]) gesucht. Unter den Suchbegriffen befanden sich vor allem Veranstaltungsnamen, die somit den Nutzern bereits bekannt sein mussten. Zur näheren Untersuchung, welcher Anteil der Suchanfragen auf *Known-Item-Search* zurückzuführen ist, wurden die Suchbegriffe der LNdmuseen 2011 drei Personen zum Kategorisieren vorgelegt<sup>11</sup>. Diese sollten dabei jeden der Suchbegriffe entweder als „Veranstaltungsname“, „kein Veranstaltungsname“ oder „nicht zuordenbar“ klassifizieren. Letzteres war notwendig, da einige Suchbegriffe nicht eindeutig als Veranstaltungsname erkennbar sind. So wurde z.B. häufig nach „deutsches“ gesucht, was als *Known-Item-Suche* nach „Deutsches Museum“, einer der beliebtesten Veranstaltungsorte auf dieser Langen Nacht, interpretiert werden kann. Diese Unbestimmtheit mag auch der Grund für die – mit einem Fleiss' Kappa von 0,43 – nur moderate Übereinstimmung zwischen den drei Personen sein. Bei 87,3% aller Suchbegriffe stimmten allerdings mindestens zwei Personen mit ihrer Einschätzung überein. Von diesen wurden 59,4% als „Veranstaltungsname“ markiert, 34,6% als „nicht zuordenbar“ und nur 6,0% als „kein Veranstaltungsname“, wobei diese wiederum zu etwa 1/5 aus Namen von Bushaltestellen bestanden.

In Kapitel 2.2.3.3 wurden viele verschiedene Erwartungen der Besucher an die Veranstaltungen ermittelt. Diese große Vielfalt spiegelt sich jedoch nicht in den Suchanfragen wider. So gibt es fast keine Suchanfragen nach ganzen Themengebieten, wie „Moderne Kunst“ oder „Technik“. Auch gibt es nur sehr vereinzelt Suchanfragen, welche die Art der gewünschten Veranstaltung näher beschreiben, wie „Ausstellung“ oder „Vorführung“.

## Diversität der Suchanfragen

Die 801 Suchanfragen auf der LNdmuseen 2011 umfassten 417 unterschiedliche Suchbegriffe (engl. unique queries), deren Häufigkeit dem Zipschen Gesetz folgt (siehe Kapitel 3.2.2): So wurden die 50 häufigsten Suchbegriffe zusammen für 43,1% aller Suchanfragen, die 10 häufigsten Suchbegriffe für 16,6% aller Suchanfragen und die beiden häufigsten Suchbegriffe – „deutsches“ und „deutsches Museum“ – für 5,2% aller Suchanfragen verwendet. Dies trifft auch auf die LNdwissen 2011 zu, bei der es 943 unterschiedliche Suchbegriffe gab, von denen

<sup>11</sup> Aufgrund des Aufwands wurde diese Untersuchung nur für die LNdmuseen 2011 durchgeführt.

„dolby“<sup>12</sup> der häufigste war. Bei der LNdMusik 2012 gab es 846 unterschiedliche Suchbegriffe, von denen „gasteig“, ein bekanntes Münchner Kulturzentrum, der häufigste war.

Von allen Suchanfragen waren auf der LNdMuseen 2011 36,6%, auf der LNdWissen 2011 43,2% und auf der LNdMusik 2012 40,7% einzigartig. Die verwendeten Suchbegriffe waren somit wesentlich weniger vielfältig, als es bei der Web-Suche – der wohl am besten untersuchten Suchdomäne – der Fall ist. Kamvar et al. [2009] berichten für nicht-mobile Websuche 69,6% und für mobile Websuche per Smartphone immerhin noch 61,6% einzigartige Suchanfragen. Dies liegt zum einen an dem klar umrissenen Thema bzw. Angebot verteilter Veranstaltungen. Zum anderen handelt es sich, wie schon gesehen, in den meisten Fällen um Known-Item-Search, was natürlich die möglichen Suchbegriffe auf die Namen der angebotenen Veranstaltungen reduziert.

## Anteil der erfolgreichen Suchanfragen

Eines der wichtigsten Kriterien für eine gute Suchmaschine ist der Erfolg des Nutzers bei seiner Suche, d.h. ob er gefunden hat, wonach er gesucht hatte. Eine Möglichkeit, dies zu ermitteln, ist die bei der Analyse der Websuche häufig verwendete sogenannte *Click-Through-Metrik*, welche misst, ob mindestens einer der Treffer angeklickt wurde (vgl. Tullis u. Albert [2013, S. 213f]). Übertragen auf die App für verteilte Veranstaltungen entspricht dies der Frage, ob für mindestens eine der im Suchergebnis aufgelisteten Veranstaltungen die Veranstaltungsdetails aufgerufen wurden<sup>13</sup>. Bei der LNdMuseen 2011, der LNdWissen 2011 und der LNdMusik 2012 wurde bei 58,4%, 63,2% bzw. 74,9% aller Suchanfragen mindestens eine Detailseite aufgerufen. Bei einer durchschnittlichen Ergebnislistenlänge von 5,95, 9,15 bzw. 11,59 Veranstaltungen wurden im Mittel 0,73, 0,86 bzw. 0,94 Detailseiten pro Suchanfrage betrachtet.

Die Click-Through-Metrik kann natürlich nicht messen, ob ein angeklickter Treffer die vom Nutzer gewünschte Information enthielt; dies gilt sowohl bei der Websuche als auch bei der betrachteten App. Insbesondere ist nicht bekannt, ob die Veranstaltungsbeschreibung das Interesse des Nutzers wecken konnte. Dies kann allerdings damit abgeschätzt werden, ob eine erfolgreiche Interaktion in der Ergebnisliste stattfand. Auf der LNdMuseen 2011, der LNdWissen 2011 und

---

<sup>12</sup> Eine Suche nach der beliebten Veranstaltung „Dolby Germany“ zum Thema Klangwiedergabe.

<sup>13</sup> Unberücksichtigt bleibt hierbei, dass eventuell schon in der Ergebnisliste selbst die für den Besucher relevanten Informationen enthalten sind und er gar nicht mehr auf die Detailseite angewiesen ist, weshalb man auch von *good abandonment* (dt. gutartige Aufgabe [der Suche]) spricht (vgl. Li et al. [2009]). Die entwickelte App zeigt dort jedoch nur den Veranstaltungsnamen sowie die nächste(n) Haltestelle(n) an.

der LNdMusik 2012 resultierten 53,6%, 55,4% bzw. 56,3% aller Suchanfragen in der Auswahl mindestens einer Veranstaltung.

Sowohl ein Click-Through als auch eine erfolgreiche Interaktion<sup>14</sup> in der Ergebnisliste werden im Folgenden als Indikator für eine erfolgreiche Suche gewertet. Auf der LNdMuseen 2011 und der LNdWissen 2011 waren 59,7% bzw. 66,0% aller Suchanfragen erfolgreich. Von den übrigen 40,3% bzw. 34,0% nicht erfolgreichen Anfragen sind 59,8% bzw. 53,9% auf einen Suchbegriff zurückzuführen, der zu einer leeren Ergebnisliste führte und somit auch keine Interaktionsmöglichkeiten bot. In den meisten Fällen handelte es sich um falsch geschriebene oder nur teilweise ausgeschriebene Eigennamen. Ersteres war der Grund für die Erweiterung der Suche um eine unscharfe Suche, wohingegen Letzterem mit einer Präfix-Suche entgegengewirkt wurde. Beide Verbesserungen wurden bei der LNdMusik 2012 eingesetzt und führten zu Sucherfolgen in 76,7% der Suchanfragen. Mit 23,3% nicht erfolgreichen Suchanfragen im Vergleich zu 40,3% auf der LNdMuseen 2011 konnte eine signifikante Verbesserung<sup>15</sup> erzielt werden ( $p \ll 0,01$ ). Nur noch 12,6% der nicht erfolgreichen Suchanfragen führten, im Gegensatz zu den 59,8% auf der LNdMuseen 2011, zu einer leeren Ergebnisliste.

## Einfluss der Anfrägelänge auf den Sucherfolg

Sowohl die Anzahl der Wörter, als auch die Anzahl der Zeichen in der Anfrage haben einen starken Einfluss auf den Erfolg der Suche. So waren erfolgreiche Suchanfragen auf der LNdMuseen 2011 im Mittel 1,26 Wörter ( $\sigma = 0,57$ ) und 9,90 Zeichen ( $\sigma = 5,42$ ) lang, während nicht erfolgreiche Suchanfragen aus nur 1,13 Wörtern ( $\sigma = 0,42$ ) und 7,47 Zeichen ( $\sigma = 4,80$ ) bestanden. Ein Gauß-Test (siehe Kapitel A.1) zeigt, dass die nicht erfolgreichen Suchanfragen bzgl. beider Metriken signifikant kürzer waren (jeweils  $p \ll 0,01$ ). Für die LNdWissen ergibt sich ein ähnliches Bild.

Eine mögliche Interpretation für die kürzeren Anfragen bei nicht erfolgreicher Suche könnte die Umsetzung als inkrementelle Suche sein. Da das System immer nach ganzen Wörtern suchte, war die Ergebnisliste während der Eingabe zunächst leer. Die Nutzer verwendeten das System jedoch eher zum Filtern nach Eigennamen, dachten deshalb eventuell während der Eingabe, dass keine Ergebnisse vorhanden wären, und brachen deshalb die Suche vorzeitig ab.

---

<sup>14</sup> Der „übliche“ Weg zur Auswahl einer Veranstaltung besteht im Aufruf der Veranstaltungsdetails. Allerdings ist die Auswahl als Favorit auch direkt in der Ergebnisliste mittels eines Kontextmenüs möglich, das beim längeren Berühren (engl. long press) eines Listeneintrags erscheint.

<sup>15</sup> Zum Vergleich wurde ein 2-Stichproben-Binomialtest verwendet (siehe Anhang A.3).

Dies war der Grund für die Umsetzung einer Präfix-Suche auf der LNdMusik 2012, bei der sich die Situation in der Folge entgegengesetzt darstellt. Die erfolgreichen Suchanfragen sind mit 1,12 Wörtern ( $\sigma = 0,38$ ) und 5,39 Zeichen ( $\sigma = 3,27$ ) signifikant kürzer (jeweils  $p < 0,01$ ) als die nicht erfolgreichen mit 1,20 Wörtern ( $\sigma = 0,49$ ) und 6,39 Zeichen ( $\sigma = 3,56$ ). Die erfolgreichen Suchanfragen sind auch im Vergleich zu denjenigen der LNdMuseen 2011 signifikant kürzer (jeweils  $p \ll 0,01$ ). Die Nutzer mussten folglich etwa 45% weniger Tipparbeit leisten, um zu den gesuchten Veranstaltungen zu gelangen. Bei den nicht erfolgreichen Suchanfragen hingegen ist die Anfragelänge in etwa gleich.

### **Auswirkungen der verbesserten Suche**

Wie bereits erwähnt, führte die verbesserte Suche zu wesentlich weniger leeren Suchergebnislisten. Um zu untersuchen, wie nützlich die zusätzlich angezeigten Suchergebnisse sind, wurden für die LNdMusik 2012 alle 2157 Interaktionen mit Suchergebnissen, d.h. das Ansehen der Veranstaltungsdetails, das Markieren als Favorit oder das Einfügen in eine Tour, betrachtet. Für jede Interaktion wurde die zugehörige Suchanfrage mit der alten Version des Suchsystems (aus dem Jahr 2011) durchgeführt. Anschließend wurde verglichen, ob die jeweilige Interaktion auch dort möglich gewesen wäre, d.h. ob die Veranstaltung, mit der interagiert wurde, auch in den Ergebnissen des alten Suchsystems auftaucht. Nur in 938 Fällen wäre dies möglich gewesen, so dass 56,5% der Interaktionen mit dem alten Suchsystem nicht durchführbar gewesen wären.

### **Fazit**

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass das Suchsystem hauptsächlich für Known-Item-Search, und hier vor allem zur Suche nach Veranstaltungsnamen, verwendet wird. Insbesondere wird es nur selten zur Suche nach neuen, noch unbekanntem Veranstaltungen genutzt; stattdessen wird das Veranstaltungsangebot mittels Suchbegriff nach einzelnen Veranstaltungen gefiltert, deren Existenz bereits bekannt ist. Ein manuelles Sichten der Daten der LNdMuseen 2011 und der LNdWissen 2011 ergab zudem, dass ein großer Anteil der Suchanfragen Schreibfehler enthielt; dies mag zum einen an Umwelteinflüssen, wie z.B. einem „ruckelnden“ Bus oder dem Schreiben während des Laufens, liegen, zum anderen scheint es jedoch auch häufig der Fall zu sein, dass den Nutzern die richtige Schreibweise eines Eigennamens unbekannt war. Die Umsetzung einer unscharfen Suche ab der LNdMusik 2012 konnte dem erfolgreich entgegenwirken; dies führte, wie gezeigt, in vielen Fällen dazu, dass die gesuchte Veranstaltung in den Suchergebnissen enthalten war und dazu, dass die Suche seltener in einer

leeren Ergebnisliste resultierte. Die umgesetzte Präfix-Suche sorgte dafür, dass die Nutzer weniger Zeichen eintippen mussten, was insbesondere für ein mobiles System von Vorteil ist. Der hohe Anteil erfolgreicher Suchanfragen deutet darauf hin, dass das verbesserte Suchsystem eine gute Assistenz beim Finden von bereits bekannten Veranstaltungen bietet.

### 7.3.4 Nutzung des Empfehlungs-Tabs

Die in Kapitel 5.5 beschriebenen verschiedenen Empfehlungssysteme und deren Kombinationen wurden zunächst mit Bewertungsdaten früherer Langer Nächte evaluiert. Eine solche *Offline-Evaluation* (siehe Kapitel 3.2.3) hat den Vorteil, dass hiermit viele verschiedene Systeme gegeneinander getestet werden können (vgl. Ricci et al. [2011, S. 261ff]). Der Einfluss der unterschiedlichen Empfehlungssysteme auf das Verhalten der Nutzer bleibt dabei allerdings unberücksichtigt; hierfür ist eine *Online-Evaluation* notwendig (vgl. Ricci et al. [2011, S. 266f]). Insbesondere soll die App nicht nur einzelne, voneinander unabhängige Veranstaltungen empfehlen, sondern letztlich soll eine komplette Tour erstellt werden. Deren Generierung erfolgt jedoch zweistufig durch das Auswählen von Veranstaltungen und dem anschließenden Berechnen einer Teilmenge, so dass eine reine Fokussierung auf die erste Phase nicht zielführend ist. Mittels einer Online-Evaluation wird daher u.a. untersucht, inwiefern durch ein Empfehlungssystem, welches den zeitlichen Zusammenhang der gewählten Veranstaltungen berücksichtigt (siehe Kapitel 5.5.3), die Nutzer dazu verleitet werden, solche Veranstaltungen auszuwählen, die sich gut zu einer Tour kombinieren lassen.

### Offline-Evaluation

Um geeignete Empfehlungssystemkombinationen für den Einsatz in der App und für die spätere Online-Evaluation zu identifizieren, wurde zunächst eine Offline-Evaluation mit den von den Nutzern als Favoriten markierten Veranstaltungen der LNdMusik 2012 und der LNdMuseen 2012 durchgeführt. Vom Nutzer ausgewählte Soll- und Kannveranstaltungen wurden dabei als positiv, auf keinen Fall zu besuchende Veranstaltungen als negativ betrachtet. Hatte ein Nutzer die Bewertung einer Veranstaltung während des Abends noch einmal verändert, so wurde die jeweils letzte Änderung gewertet. Zusätzlich wurden zum Vergleich die LNdMusik 2013 und die LNdMuseen 2013 in die Offline-Evaluation aufgenommen, da auf diesen auch die im nächsten Unterkapitel beschriebene Online-Evaluation durchgeführt wurde. Für die LNdMusik 2012, die LNdMuseen 2012, die LNdMusik 2013 und die LNdMuseen 2013 ergeben sich so 4973, 10 992, 10 349 und 10 914 Bewertungen, die zu 66,5% aus positiven Bewertungen bestehen.

Die Evaluation der verschiedenen Empfehlungsalgorithmen wurde mittels einer fünffachen Kreuzvalidierung<sup>16</sup> vorgenommen, wobei die Aufteilung der Bewertungsdaten, wie in Kapitel 3.2.3 beschrieben, erfolgte. Da viele Nutzer nur wenige Veranstaltungen bewertet hatten, ergaben sich zwei Probleme: Zum einen ist eine Aufteilung bei nur wenigen Bewertungen eines Nutzers schwierig. Zum anderen ergibt sich bei kollaborativen Empfehlungssystemen die ebenfalls in Kapitel 3.2.3 beschriebene Kaltstartproblematik. Daher wurden zum Testen nur die Daten von den insgesamt 992 Nutzern aller vier Langen Nächte verwendet, die mindestens 10 Veranstaltungen bewertet hatten. Da einige Algorithmen vom Zufall abhängen, wurden jeweils 30 Testdurchläufe durchgeführt, wodurch sich insgesamt 150 Durchläufe ergaben. Dabei wurde auf Basis der 15 vom Algorithmus für jeden Nutzer bestbewerteten Veranstaltungen<sup>17</sup> der Recall berechnet und dieser anschließend einfachheitshalber<sup>18</sup> über alle Durchläufe gemittelt. Als Metrik ist unter den in Kapitel 3.2.3 vorgestellten Metriken der Recall für diese Anwendung am sinnvollsten. Aufgrund der verwendeten binären Bewertungen sind RMSE, NMAE oder andere Abstandsmaße zwischen vorhergesagter Bewertung und tatsächlicher Benutzerbewertung wenig sinnvoll, da der Abstand ebenso binär wäre. Rangbasierte Evaluationsansätze sind für diese Anwendung ebenfalls nicht geeignet, da nur 15 Empfehlungen angezeigt werden und deshalb davon auszugehen ist, dass der Nutzer alle zur Kenntnis nimmt.

Sowohl Cremonesi et al. [2010] als auch Jannach et al. [2013] zeigen, dass beliebtheitsbasierte Empfehlungsalgorithmen mit elaborierteren Empfehlungsalgorithmen mithalten bzw. diese sogar übertreffen können. Dies mag auch daran liegen, dass Objekte aus dem Long Tail wegen der zipfverteilten Objektbeliebtheit (siehe Kapitel 3.2.3) bei einer Evaluation mittels Recall weniger stark ins Gewicht fallen. Für ein Empfehlungssystem ist es jedoch, wie in Kapitel 5.5 aufgezeigt, erstrebenswert, bevorzugt diese zu empfehlen. Deshalb ist es sinnvoll, sich für die Evaluation auf den Long Tail zu konzentrieren, und die beliebtesten Veranstaltungen unberücksichtigt zu lassen (vgl. Cremonesi et al. [2010]). Hierzu wurde die nach Beliebtheit sortierte Liste von Veranstaltungen so in beliebte Veranstaltungen (Short Head) und weniger beliebte Veranstaltungen (Long Tail) aufgeteilt, dass auf jede Teilliste gleich viele Veranstaltungsbewertungen entfallen. Von den zu evaluierenden Empfehlungssystemen wurden dann nur Empfehlungen für die Veranstaltungen aus dem Long Tail angefordert (vgl. Cremonesi et al.

---

<sup>16</sup> Hierzu wurden die Veranstaltungsbewertungen eines jeden Nutzers in fünf Teile geteilt. Jeder Algorithmus wurde fünfmal mit jeweils einem anderen Teil als Testdaten getestet, wobei zum Training die restlichen  $\frac{4}{5}$  der Bewertungen verwendet wurden.

<sup>17</sup> Wie in Kapitel 5.5 beschrieben, werden nur unmarkierte Veranstaltungen empfohlen.

<sup>18</sup> Strenggenommen kann das Mitteln über den Recall bei allen Teilmengen der Kreuzvalidierung zu einer kleinen Verzerrung führen (vgl. Forman u. Scholz [2010]).

[2010]). Der so ermittelte *Long-Tail-Recall* liegt somit niedriger als der Recall auf allen Veranstaltungen, allerdings macht er einen Vergleich zwischen den verschiedenen Empfehlungssystemen hinsichtlich der weniger beliebten Veranstaltungen möglich.

In Tabelle 7.13 werden der Recall und der Long-Tail-Recall für die verschiedenen getesteten Empfehlungssysteme und Empfehlungssystemkombinationen (siehe Kapitel 5.5) aufgelistet. Ein direkter Vergleich zwischen verschiedenen Längen Nächten ist nicht möglich, da der Long-Tail-Recall im Allgemeinen umso kleiner wird, je größer die Anzahl angebotener Veranstaltungen ist.

Betrachtet man die einzelnen, nicht kombinierten Empfehlungssysteme im oberen Teil von Tabelle 7.13, so zeigt sich, dass sich mit den Daten der Museumsnächte zumeist bessere Ergebnisse erzielen lassen als mit denen der Musiknächte. Dies liegt wohl an der größeren Anzahl Veranstaltungen auf der Musiknacht, wie es auch die Ergebnisse des Empfehlungssystems Zufall zeigen. Wie zu erwarten, ist der Recall des Empfehlungssystems Beliebtheit bei allen Längen Nächten um einiges besser als der der anderen Empfehlungssysteme. Diesen Vorsprung büßt das System allerdings bei der Betrachtung des Long-Tail-Recalls ein.

Ein Vergleich der beiden kollaborativen Empfehlungssysteme SVD und BLITR zeigt, dass SVD bei allen Längen Nächten bzgl. des Recalls deutlich bessere Ergebnisse liefert. Dies widerspricht dem von Harvey et al. [2011] berichteten Resultat, dass BLITR auf den Filmbewertungsdaten von GroupLens (siehe Kapitel 5.5.2) bessere Ergebnisse liefert als SVD-basierte Empfehlungssysteme. Grund hierfür könnte die wesentlich kleinere Menge an Bewertungen sein – ca. 10 000 Bewertungen pro Lange Nacht im Vergleich zu ca. 10 Millionen Filmbewertungen –, welche vermutlich nicht für die Konvergenz des von BLITR verwendeten Gibbs-Samplers ausreicht<sup>19</sup>. Betrachtet man den Long-Tail-Recall, sind SVD und BLITR deutlich schlechter, wie es von kollaborativen Systemen zu erwarten ist (vgl. Jannach et al. [2013]); SVD erzielt dennoch bessere Ergebnisse.

Das inhaltsbasierte Empfehlungssystem CB liegt bezüglich des Recalls mit Ausnahme der LNdMusik 2013 zwischen den beiden kollaborativen Empfehlungssystemen<sup>20</sup>. Seine eigentliche Stärke kommt allerdings beim Long-Tail-Recall

<sup>19</sup> Pers. Korrespondenz mit dem Entwickler des BLITR-Empfehlungssystems, Morgan Harvey.

<sup>20</sup> Der hohe Recall auf der LNdMuseen 2012 im Vergleich zur LNdMuseen 2013 wurde genauer untersucht: Da auf der LNdMuseen 2012 – anders als bei späteren Nächten – einige große Veranstaltungsorte, wie z.B. das Deutsche Museum, nur als eine einzige Veranstaltung eingetragen waren, deckten diese ein sehr breites Themenspektrum ab. Folglich passen solche Veranstaltungen gut zu einem Nutzerprofil bei dem alle Kategorien gleich gewichtet sind, wie es auch voreingestellt ist; andererseits sind diese großen Veranstaltungen auch sehr beliebt. Beides zusammen bewirkt, dass 2012 auf die 15 von CB (mit dem vorgegebenen Nutzerprofil) empfohlenen Veranstaltungen 22,38% aller abgegebenen Bewertungen entfielen, was bedeutet, dass diese sehr beliebt waren; 2013 waren es jedoch nur 7,22%.

Empfehlungssystem	LNdMusik 2012		LNdMuseen 2012		LNdMusik 2013		LNdMuseen 2013	
	Rec.	LTRec.	Rec.	LTRec.	Rec.	LTRec.	Rec.	LTRec.
Zufall	9,61%	6,11%	12,53%	7,69%	9,74%	6,09%	10,22%	6,24%
Beliebtheit	27,22%	7,93%	37,70%	17,36%	33,03%	11,60%	37,92%	13,46%
Inhaltsbasiert (CB)	19,55%	11,56%	29,45%	13,90%	30,34%	17,06%	17,13%	11,32%
Kollaborativ (SVD)	21,20%	8,23%	32,79%	13,97%	23,25%	10,49%	27,87%	11,31%
Kollaborativ (BLITR)	16,19%	7,30%	20,66%	11,91%	15,16%	8,48%	13,26%	7,29%
Zeitlicher Zusammenhang (TEMP)	19,18%	12,09%	18,10%	12,77%	12,89%	9,30%	18,44%	11,43%
0,75·CB + 0,25·SVD	20,48%	11,56%	30,37%	14,37%	31,29%	17,19%	19,53%	12,16%
0,5·CB + 0,5·SVD	20,80%	11,75%	30,64%	14,47%	31,71%	17,08%	20,64%	12,25%
0,25·CB + 0,75·SVD	21,17%	11,65%	30,96%	14,37%	31,05%	16,81%	20,98%	12,04%
Dyn(CB,SVD) <small>SysA</small>	24,40%	10,91%	36,20%	16,64%	38,28%	17,79%	33,90%	14,81%
0,75·CB + 0,25·BLITR	19,69%	11,56%	29,46%	13,94%	30,34%	17,06%	17,17%	11,34%
0,5·CB + 0,5·BLITR	19,75%	11,57%	29,49%	13,98%	30,34%	17,04%	17,18%	11,34%
0,25·CB + 0,75·BLITR	19,70%	11,57%	29,50%	13,96%	30,32%	17,03%	17,18%	11,34%
Dyn(CB,BLITR)	19,92%	11,67%	29,74%	14,08%	30,62%	17,08%	17,25%	11,43%
0,75·Dyn(CB,SVD) + 0,25·TEMP <small>SysB</small>	25,27%	11,00%	36,42%	16,84%	39,04%	17,81%	34,71%	14,97%
0,5·Dyn(CB,SVD) + 0,5·TEMP <small>SysC</small>	25,55%	11,14%	36,22%	16,96%	38,37%	17,74%	34,60%	15,06%
0,25·Dyn(CB,SVD) + 0,75·TEMP	25,18%	11,37%	35,38%	16,66%	37,08%	17,30%	33,83%	14,92%
0,75·Dyn(CB,BLITR) + 0,25·TEMP	20,33%	12,26%	29,80%	14,02%	31,39%	17,15%	18,42%	11,88%
0,5·Dyn(CB,BLITR) + 0,5·TEMP	20,47%	12,21%	29,41%	14,32%	31,20%	16,93%	18,76%	12,06%
0,25·Dyn(CB,BLITR) + 0,75·TEMP	21,02%	12,45%	28,99%	14,23%	30,25%	16,61%	18,63%	12,00%

Tabelle 7.13: Offline-Evaluation der verschiedenen Systeme: Recall und Long-Tail-Recall

zum Tragen, wo es vergleichsweise wenig Performanz einbüßt. Da dieses System, wie in Kapitel 5.5.1 beschrieben, auf einem explizit angegebenen Nutzerprofil basiert, ist dessen Performanz stark davon abhängig, wie viele Nutzer ihre Interessen angeben. Auf der LNdMusik 2012 und der LNdMusik 2013 waren dies 62,9% bzw. 84,0%, auf der LNdMuseen 2012 und der LNdMuseen 2013 hingegen nur 41,2% und 55,9%.

Das Empfehlungssystem TEMP erzielt auf den Daten der LNdMusik 2012 deutlich bessere Ergebnisse als auf denen der LNdMusik 2013. Auf der LNdMusik 2012 war noch (teilweise) das Tour-Tab statt des Empfehlungs-Tabs vorausgewählt. Da viele Nutzer auf dem ersten Tab bleiben (vgl. Kapitel 7.3.1) und das Tour-Tab den zeitlichen Zusammenhang der ausgewählten Veranstaltungen positiv beeinflusst (vgl. Kapitel 7.3.6), spiegelt sich dies auch im für die Evaluation verwendeten Datensatz wider. Die Performanz auf der LNdMuseen 2012 und 2013 ist weitestgehend gleich.

In Tabelle 7.13 werden im unteren Teil der Recall und der Long-Tail-Recall für die evaluierten Kombinationen aus verschiedenen Empfehlungssystemen aufgeführt: Getestet wurde eine Kombination aus dem inhaltsbasierten Empfehlungssystem CB und einem der kollaborativen Empfehlungssysteme SVD bzw. BLITR mit unterschiedlicher Gewichtung sowie die Dreierkombination aus inhaltsbasiertem, kollaborativem und zeitlichen-zusammenhangs-basiertem Empfehlungssystem, wie sie in Kapitel 5.5.4 beschrieben wird.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Kombination verschiedener Empfehlungssysteme nicht unbedingt einen positiven Effekt auf die Performanz haben muss. So ist bei fixer Wahl der Gewichte nur ein geringer Effekt auf Recall und Long-Tail-Recall zu erkennen. Bei dynamischer Gewichtung steigert sich der Recall (und teilweise auch der Long-Tail-Recall) von Dyn(CB, SVD) merklich. Auf die Kombination Dyn(CB, BLITR) scheint eine dynamische Gewichtung nur wenig Einfluss zu haben; eventuell hängt dies mit der ohnehin schlechteren Performanz von BLITR zusammen.

Eine Kombination von Dyn(CB, SVD) bzw. Dyn(CB, BLITR) mit TEMP zu einer Dreierkombination hat unabhängig von den Gewichten, wie im unteren Tabellenteil gezeigt, nur geringen Einfluss auf die Empfehlungsleistung. Die Nutzer der Langen Nächte, von denen die Testdatensätze stammen, scheinen den zeitlichen Zusammenhang bei der Auswahl ihrer Veranstaltungen nur wenig berücksichtigt zu haben, da anderenfalls mit einer Performanzsteigerung der kombinierten Empfehlungssysteme zu rechnen wäre. Dies steht im Widerspruch zu der in Kapitel 2.2.3.3 und 2.2.3.4 beschriebenen Besucheraussage, dass die Fahrzeiten ein wichtiges Kriterium bei der Abendplanung darstellen.

Da in der Online-Evaluation nur wenige Systeme miteinander verglichen werden können, wurden die Ergebnisse der Offline-Evaluation dazu genutzt, eine

Auswahl zu treffen: Eine dynamische Kombination des inhaltsbasierten Empfehlungssystems mit SVD hat, wie bereits gezeigt, sehr gute Ergebnisse geliefert und wurde daher für die Online-Evaluation als SysA aufgenommen. Dieses wurde zudem mit TEMP kombiniert, wobei zwei verschiedene fixe Gewichte getestet wurden: Mit einer Gewichtung von 25% ergibt sich SysB, mit 50% SysC (siehe Tabelle 7.13).

## Online-Evaluation

Für die Online-Evaluation wurden die drei Systeme auf der LNdmusik 2013 und der LNdmuseen 2013 getestet. Insgesamt wurden 794 Nutzer dem System SysA, 815 Nutzer SysB und 785 Nutzer SysC zufällig zugeordnet.

**Nutzerakzeptanz** Zunächst wurde untersucht, inwieweit sich die Nutzerakzeptanz zwischen den drei Vergleichssystemen unterschied. Als Indikator hierfür wurde betrachtet, welcher Anteil der von den Nutzern ausgewählten Veranstaltungen auch vom Empfehlungssystem empfohlen worden war. Wie in Kapitel 5.3 beschrieben, werden diese Einträge (auf allen Tabs) für den Nutzer sichtbar hervorgehoben. Von den SysA-Nutzern wählten 44,2% hervorgehobene Veranstaltungen (1658 von 3753), während SysB-Nutzer 46,0% (1877 von 4079) und SysC-Nutzer sogar 47,4% (1581 von 3336) hervorgehobene Veranstaltungen auswählten. Die stärkere Berücksichtigung des zeitlichen Zusammenhangs von SysC im Vergleich zu SysA ergab eine signifikant<sup>21</sup> ( $p = 0,007$ ) stärkere Akzeptanz bei den Nutzern, ohne die Performanz (in der Offline-Evaluation) zu beeinflussen.

**Tourenwahrscheinlichkeit** Neben der Nutzerakzeptanz ist von Interesse, wie gut sich die ausgewählten Veranstaltungen zu einer Tour kombinieren lassen. Die Kombination mit dem Empfehlungssystem TEMP wurde ja gerade mit dem Ziel gewählt, eine bessere Kombinierbarkeit der Veranstaltungen zu bewirken. Als Indikator hierfür wurde betrachtet, welcher Anteil der von den Nutzern ausgewählten Veranstaltungen auch in die generierten Touren eingeplant worden war. Da die Veranstaltungsauswahl über den Abendverlauf jederzeit verändert werden kann, wurde pro Nutzer eine Menge  $V_{Auswahl}$  mit allen jemals von diesem Nutzer ausgewählten Veranstaltungen bestimmt. Ebenso können im Laufe des Abends von ein und demselben Nutzer mehrere Touren generiert werden. Deshalb wurden alle Veranstaltungen aus allen Touren eines Nutzers zu einer Menge  $V_{Tour}$  zusammengefasst. Derjenige Anteil an Veranstaltungen in  $V_{Tour}$ ,

<sup>21</sup> Hierzu wurde ein 2-Stichproben-Binomialtest verwendet (siehe Anhang A.3).

der auch in  $V_{Auswahl}$  enthalten ist, kann als Schätzung für die Wahrscheinlichkeit verwendet werden, dass eine ausgewählte Veranstaltung auch in eine Tour eingeplant wird:

$$\hat{p}_{Tour|Auswahl} = \frac{|V_{Auswahl} \cap V_{Tour}|}{|V_{Auswahl}|}$$

Auf der LNdMusik 2013 und der LNdMuseen 2013 lag dieser Anteil für die SysA-Nutzer bei 49,6% (1860 von 3753 Veranstaltungen), für die SysB-Nutzer bei 53,5% (2184 von 4079 Veranstaltungen) und für die SysC-Nutzer bei 49,6% (1654 von 3336 Veranstaltungen). Insgesamt liegt also bei SysB die (geschätzte) Wahrscheinlichkeit, dass eine ausgewählte Veranstaltung auch in einer Tour enthalten ist, um ca. 4% höher als bei den beiden anderen Systemen. Dieser Unterschied ist signifikant, wie ein 2-Stichproben-Binomialtest zeigt (jeweils  $p \ll 0,01$ ). Die Auswahl von Veranstaltungen durch die Nutzer wird von SysB scheinbar positiv beeinflusst, d.h. die Veranstaltungen haben eine größere Chance, in der Tour enthalten zu sein.

**Eigenschaften der Touren** Um die Auswirkungen der verschiedenen Empfehlungssysteme auf die Eigenschaften der generierten Touren zu untersuchen, wurden verschiedene Metriken in Betracht gezogen: Der *zeitliche Zusammenhang* (vgl. Kapitel 5.5.3) zeigt, wie „kompakt“ die generierten Touren sind, was letztlich zu weniger Fahrzeit führt. Die *Anzahl eingeplanter Veranstaltungen* ist für einen Teil der Besucher von verteilten Veranstaltungen ein wichtiges Kriterium (vgl. Kapitel 2.2.3.4). Da die Besucher eine effiziente Nutzung der Zeit mit wenigen Busfahrten bevorzugen (vgl. Kapitel 2.2.3.4), wird der *Anteil der Besuchsdauer* an der Gesamtdauer der Tour, d.h. welchen Teil ihrer Zeit die Nutzer mit dem Besuch von Veranstaltungen verbringen, als Indikator für die Besuchererfahrung verwendet. Tabelle 7.14 stellt diese drei Eigenschaften für alle vom System generierten Touren dar, wobei diese jeweils über alle Nutzer gemittelt wurden.

Hinsichtlich des zeitlichen Zusammenhangs erzielte SysC auf der LNdMusik 2013 und der LNdMuseen 2013 signifikant bessere Ergebnisse als SysA, wie ein Gauß-Test zeigte (jeweils  $p \ll 0,01$ ); bei den generierten Touren war die Fahrzeit zwischen zwei Veranstaltungen um jeweils etwa 1 1/2 bis 2 Minuten kürzer. Auch SysB schnitt besser ab als SysA, wobei dieser Vorsprung nur auf der LNdMusik 2013 signifikant war ( $p = 0,006$ ).

Bei der Anzahl von Veranstaltungen in den generierten Touren unterschieden sich beide Nächte: Auf der LNdMuseen 2013 erzielten SysB und SysC signifikant bessere Ergebnisse als SysA (jeweils  $p \ll 0,01$ ). Mit SysC enthielten die

	LNdMusik 2013			LNdMuseen 2013		
	SysA	SysB	SysC	SysA	SysB	SysC
Zeitl. Zusammenhang <sup>22</sup> [min]	16,72	15,64	<b>14,86</b>	16,58	16,03	<b>15,03</b>
#Veranstaltungen im Plan	<b>6,83</b>	6,72	6,64	8,59	9,19	<b>9,37</b>
Anteil der Besuchsdauer	76,4%	78,4%	<b>78,8%</b>	58,9%	58,4%	<b>59,7%</b>

Tabelle 7.14: Online-Evaluation: Eigenschaften der generierten Touren

generierten Touren im Mittel fast einen Veranstaltungsbesuch mehr als mit SysA. Auf der Musiknacht hingegen ist die Anzahl Veranstaltungen in den Touren eher ausgeglichen, zumindest lässt sich kein signifikanter Unterschied feststellen.

Der Anteil der Besuchsdauer an der Gesamtdauer war bei beiden Langen Nächten mit SysC am höchsten. Auf der Musiknacht liegen SysB und SysC in etwa gleichauf und mit etwa zwei Prozentpunkten signifikant vor SysA ( $p \ll 0,01$ ). Auf der Museumsnacht hingegen konnte sich SysC signifikant von SysB abheben ( $p = 0,010$ ), die Systeme lagen aber insgesamt deutlich näher beisammen als auf der LNdMusik.

Insgesamt scheint die Berücksichtigung des zeitlichen Zusammenhangs beim Empfehlen von Veranstaltungen die Nutzer insofern bei der Auswahl von Veranstaltungen zu beeinflussen, dass die hieraus generierten Touren die von den Nutzern gewünschten Eigenschaften aufweisen: Die Fahrzeiten werden reduziert und der Anteil der Besuchsdauer bei Veranstaltungen wird erhöht. Die Anzahl eingeplanter Veranstaltungen konnte hingegen nur auf der Museumsnacht erhöht werden.

## Fazit

In der Offline-Evaluation wurde eine Vielzahl von Empfehlungssystemen und Empfehlungssystemkombinationen miteinander verglichen. Dabei zeigte sich, dass die Kombination aus einem inhaltsbasierten und einem SVD-basierten Empfehlungssystem die beste Performanz ergibt. Die zusätzliche Kombination mit einem auf dem zeitlichen Zusammenhang basierenden Empfehlungssystem hatte keinen großen Einfluss auf die Performanz in der Offline-Evaluation. Deshalb wurde eine Online-Evaluation durchgeführt, die ermittelte, wie sich unterschiedlich gewichtete Kombinationen auf das Nutzerverhalten auswirken. Hierbei zeigte sich, dass die Nutzerakzeptanz mit höherer Gewichtung von TEMP steigt (SysC). Damit eine empfohlene Veranstaltung mit einer möglichst hohen Wahrscheinlichkeit nicht nur ausgewählt wird, sondern auch in den generierten

<sup>22</sup> Die für den zeitlichen Zusammenhang angegebenen Werte unterscheiden sich von den von Schaller et al. [2013] berichteten Werten, da zwischenzeitlich einige Anpassungen an der Berechnung der Dauer des kürzesten Weges zwischen zwei Orten vorgenommen wurden, u.a. eine Reduktion der Gehgeschwindigkeit von 5 km/h auf 2,5 km/h.

Touren enthalten ist, sollte TEMP nicht zu stark gewichtet werden (SysB). Betrachtet man die Eigenschaften der generierten Touren, so zeigt sich, dass wieder eine hohe Gewichtung (SysC) von Vorteil ist. Insgesamt scheinen sowohl SysB als auch SysC für den Einsatz auf verteilten Veranstaltungen gut geeignet zu sein, da sich die Nutzer hierdurch so unterstützen bzw. beeinflussen lassen, dass sich die ausgewählten Veranstaltungen gut zu einer kompakten Tour kombinieren lassen. Dies ist, wie in Kapitel 2.2.3.4 aufgezeigt, gerade eine der Anforderungen der Nutzer an ihre Tour. Allerdings haben die Nutzer, wie in Kapitel 2.2.3.3 beschrieben, sehr viele verschiedene Anforderungen an die auszuwählenden Veranstaltungen. Neben all diesen Anforderungen auch noch zu berücksichtigen, inwieweit sich die ausgewählten Veranstaltungen zu einer kompakten Tour kombinieren lassen, ist eventuell für viele Nutzer eine zu komplexe Aufgabe. Erst eine Unterstützung der Nutzer während der Veranstaltungsauswahl macht es demnach möglich, der Forderung nach einer effizienten Tour gerecht zu werden.

### 7.3.5 Nutzung des Karten-Tabs

Das Karten-Tab wurde, wie bereits in Kapitel 7.3.1 gezeigt, nur selten für die Auswahl von Veranstaltungen genutzt. Zudem zeigt sich, dass für die Abendvorbereitung nur wenig mit diesem interagiert wurde. Während des Abends hingegen ist die Interaktionszeit sehr viel länger. Die bereits geäußerte Vermutung, dass Besucher mit dem Karten-Tab nach Veranstaltungen in der Nähe ihres aktuellen Aufenthaltsortes suchen, wurde daher genauer untersucht: Hierzu wurde bei jedem Aufruf von Veranstaltungsdetails über eines der Tabs des Veranstaltungsbrowsers die Distanz zwischen Nutzerstandort und dem Ort der Veranstaltung ermittelt. Wie in Kapitel 7.4.1 noch beschrieben wird, sind GPS-Daten nicht unbedingt für den gesamten Abend verfügbar. Daher wurden nur die Veranstaltungsaufrufe analysiert, zu deren Zeitpunkt GPS-Daten zur Verfügung standen.

In Tabelle 7.15 werden die Aufrufe der Veranstaltungsdetails für die LNdMusik 2013 in zwei Gruppen aufgeteilt: Die Aufrufe über das Karten-Tab stehen dabei denen aller anderen Tabs gegenüber; das Favoriten-Tab wird dabei ignoriert, da diese Veranstaltungen bereits zuvor gefunden worden sind. Betrachtet wird zudem, ob der Aufruf vor dem offiziellen Beginn des Abends oder während des Abends, d.h. vor oder zwischen 20:00 und 3:00 Uhr, stattgefunden hat; spätere Interaktionen werden nicht gewertet.

Auffällig ist – wie Tabelle 7.15 zu entnehmen – die geringe Anzahl von Aufrufen über das Karten-Tab vor der Langen Nacht, was im Einklang mit der geringen Interaktionszeit steht. Der Mittelwert des Abstands zwischen Nutzerposition und Veranstaltungsort ist beim Karten-Tab deutlich höher als bei den

	Veranstaltungsdetails aufgerufen über...	Anzahl Aufrufe	Distanz zum akt. Aufenthaltsort		
			Mittelwert	Std.-Abw.	Median
vor der LNdMusik	...Karten-Tab	150	12569m	21634m	6386m
	...andere Tabs	1049	6838m	7345m	5571m
während der LNdMusik	...Karten-Tab	1032	893m	883m	587m
	...andere Tabs	1049	1507m	1317m	1276m

Tabelle 7.15: Distanz zwischen aktuellem Aufenthaltsort und betrachteter Veranstaltung auf der LNdMusik 2013

anderen Tabs. Betrachtet man diese Aufrufe genauer, so zeigt sich, dass einige wenige Nutzer mit einem Abstand von mehr als 50 km diesen Mittelwert stark verzerren; vermutlich handelt es sich um Ortsfremde, die sich einen Überblick verschaffen wollen. Betrachtet man den Median, so fallen diese Ausreißer nicht so stark ins Gewicht und die Distanz ist bei beiden Gruppen etwa gleich groß. Während der Langen Nacht gibt es jedoch deutliche Unterschiede: Die Aufrufe über das Karten-Tab betrafen Veranstaltungen, die etwa halb soweit entfernt von der Nutzerposition stattfanden, wie die Aufrufe über andere Tabs. Ein Wilcoxon-Rangsummentest zeigt, dass es sich um einen hoch signifikanten Unterschied handelt ( $p \ll 0,01$ ). Damit bestätigt sich, dass die Nutzer auf dem Karten-Tab vorwiegend nach Veranstaltungen in der Nähe Ausschau halten. Die geringe Anzahl hierüber ausgewählter Veranstaltungen lässt sich vermutlich dadurch erklären, dass den Nutzern kein Mehrwert entsteht. Ihr Ziel ist es, die Veranstaltung sofort zu besuchen und nicht für einen späteren Besuch vorzumerken.

### 7.3.6 Eigenschaften der ausgewählten Veranstaltungen

Die bisherigen Untersuchungen ergaben, dass die verschiedenen Tabs sehr unterschiedlich genutzt wurden. Im Folgenden wird daher untersucht, inwiefern sich die aus unterschiedlichen Tabs ausgewählten Veranstaltungen in ihren Eigenschaften unterscheiden.

### Örtlicher Zusammenhang der Veranstaltungen

Wenn das Tour-Tab, wie bereits in Kapitel 7.3.2 vermutet, die Nutzer eher dazu befähigt, die Distanzen zwischen den Veranstaltungen gering zu halten, dann müsste die Menge der vom Nutzer im Tour-Tab ausgewählten Veranstaltungen einen stärkeren örtlichen Zusammenhang (siehe Kapitel 5.5.3) aufweisen als die über andere Tabs ausgewählten Veranstaltungen. Um dies zu überprüfen, wurden zwei (nicht notwendigerweise überschneidungsfreie) Gruppen von Nutzern gebildet: Die eine Gruppe enthielt alle Nutzer, die mindestens zwei Veranstaltungen aus dem Tour-Tab gewählt hatten, die andere solche Nutzer, die aus den

anderen Tabs mindestens zwei Veranstaltungen gewählt hatten. In beiden Fällen wurden nur solche Nutzer betrachtet, bei denen die auf diese Art gewählten Veranstaltungen einen örtlichen Zusammenhang  $> 0$  hatten; hierdurch wurden Nutzer ausgefiltert, die sich auf einen einzigen Veranstaltungsort konzentriert hatten.

	LNdMuseen 2011	LNdWissen 2011	LNdMusik 2012
Anzahl Nutzer des Tour-Tabs	158	198	111
Normierter örtlicher Zusammenhang von Veranstaltungen des Tour-Tabs	$\mu = 1432m$ $\sigma = 1752m$	$\mu = 1383m$ $\sigma = 1926m$	$\mu = 705m$ $\sigma = 503m$
Anzahl Nutzer anderer Tabs	136	216	208
Normierter örtlicher Zusammenhang von Veranstaltungen anderer Tabs	$\mu = 1499m$ $\sigma = 1404m$	$\mu = 2646m$ $\sigma = 2866m$	$\mu = 1028m$ $\sigma = 793m$
Differenz des örtlichen Zusammenhangs Gauß-Test	$67m$ $p = 0,715$	$1263m$ $p \ll 0,01$	$322m$ $p \ll 0,01$

Tabelle 7.16: Örtlicher Zusammenhang der ausgewählten Veranstaltungen

Tabelle 7.16 zeigt für die LNdMuseen 2011, die LNdWissen 2011 und die LNdMusik 2012 einen Vergleich der beiden Gruppen. Auf der Wissenschaftsnacht ist der örtliche Zusammenhang zwischen den Veranstaltungen auf dem Tour-Tab im Vergleich zu denen aus den anderen Tabs nur ca. halb so groß und auf der Musiknacht zumindest deutlich niedriger, auf der Museumsnacht hingegen lediglich wenig niedriger. Der signifikante Unterschied war auf der LNdWissen 2011 zu erwarten, da sich die Veranstaltungen dort auf drei verschiedene Städte verteilen und zwischen diesen nur wenige Veranstaltungen angeboten werden. Hierdurch kommt es zu langen Wegen, wenn Nutzer Veranstaltungen aus verschiedenen Städten auswählen. Auf der LNdMuseen 2011 und der LNdMusik 2012 hingegen sind alle Veranstaltungen auf eine Stadt konzentriert. Die Bustouren wurden vom Organisator natürlich auch so gelegt, dass sie zusammen das gesamte Gebiet, auf welchem Veranstaltungen stattfinden, möglichst gut abdecken. Meist bedienen die einzelnen Buslinien dabei unterschiedliche Gebiete mit nur wenigen Überschneidungen. Deshalb haben Veranstaltungen, die alle an derselben Buslinie liegen, meist einen starken örtlichen Zusammenhang. Wählen Nutzer dagegen Veranstaltungen an unterschiedlichen Buslinien aus, so liegen diese eher weiter entfernt voneinander.

## Zeitlicher Zusammenhang der Veranstaltungen

Aus den Befragungen der Besucher in Kapitel 2.2.3.3 und 2.2.3.4 geht hervor, dass die Besucher mehr Wert auf die Reduzierung der Fahrzeit als auf die Minimierung der Distanz zwischen den Veranstaltungen legen. Daher wurde die Hypothese aufgestellt, dass gewählte Veranstaltungen aus dem Tour-Tab auch

	LNdMuseen 2011	LNdWissen 2011	LNdMusik 2012
Anzahl Nutzer des Tour-Tabs	157	198	109
Normierter zeitlicher Zusammenhang von Veranstaltungen des Tour-Tabs	$\mu = 21min$ $\sigma = 15min$	$\mu = 20min$ $\sigma = 19min$	$16min$ $9min$
Anzahl Nutzer anderer Tabs	133	210	205
Normierter zeitlicher Zusammenhang von Veranstaltungen anderer Tabs	$\mu = 28min$ $\sigma = 17min$	$\mu = 37min$ $\sigma = 29min$	$22min$ $14min$
Differenz des zeitlichen Zusammenhangs Gauß-Test	$7min$ $p \ll 0,01$	$17min$ $p \ll 0,01$	$7min$ $p \ll 0,01$

Tabelle 7.17: Zeitlicher Zusammenhang der ausgewählten Veranstaltungen

einen stärkeren zeitlichen Zusammenhang aufweisen als solche aus anderen Tabs. Hierzu wurden wieder zwei Nutzergruppen gebildet: Die Nutzer des Tour-Tabs und die der anderen Tabs; für die Aufnahme war ein zeitlicher Zusammenhang  $> 0$  erforderlich.

Tabelle 7.17 zeigt den zeitlichen Zusammenhang für beide Gruppen. Veranstaltungen aus dem Tour-Tab sind bei allen drei Längen Nächten signifikant stärker zeitlich zusammenhängend. Auf den beiden Längen Nächten in München sparen die Nutzer so ca. 7 Minuten pro Verbindung; bei im Mittel vier ausgewählten Veranstaltungen (vgl. Kapitel 2.2.3.3) ergibt sich eine Gesamtersparnis von 21 Minuten. Für die LNdWissen 2011 ist die Zeitersparnis – aufgrund der Verteilung über drei Städte – mit 17 Minuten deutlich größer; die berichteten 12 Veranstaltungsbesuche sind somit nur bei vorrangiger Berücksichtigung des Ortes während der Veranstaltungsauswahl, z.B. mittels des Tour-Tabs, möglich, da ansonsten die Busfahrten einen Großteil des Abends einnehmen.

## Diversität der Veranstaltungen

Das Kategorie-Tab bietet Nutzern die Möglichkeit, Veranstaltungen nach Veranstaltungstyp (LNdMuseen bis 2011), Fachgebiet (LNdWissen), Musikgenre (LNdMusik) oder Museumsart (LNdMuseen ab 2012) zu filtern. Die Interviewpartner (siehe Kapitel 2.2.3.3) berichteten sehr unterschiedliche Wünsche bezüglich der thematischen Vielfalt ihrer Veranstaltungsauswahl. Einige bevorzugten eine große Diversität, während andere thematisch sehr fokussiert waren. Das Kategorie-Tab kann prinzipiell beide Typen unterstützen. Nutzer können sowohl aus jeder Kategorie einige wenige Veranstaltungen als auch alle Veranstaltungen aus einer einzigen Kategorie auswählen. Um die Diversität der Veranstaltungsauswahl zu messen, wurde der *Simpson-Index* nach Simpson [1949] verwendet.

Dieser wird als

$$D = 1 - \sum_{i=1}^K \frac{n_i \cdot (n_i - 1)}{n \cdot (n - 1)} \quad \text{mit } n = \sum_{i=1}^K n_i$$

berechnet, wobei  $K$  die Anzahl Kategorien und  $n_i$  die Anzahl gewählter Veranstaltungen aus Kategorie  $i$  bezeichnet<sup>23</sup>. Der Simpson-Index  $D$  schätzt hierbei die Wahrscheinlichkeit, dass zwei zufällig aus der Menge der ausgewählten Veranstaltungen gezogenen Veranstaltungen zu unterschiedlichen Kategorien gehören. Sein Wert ist Null, wenn alle gewählten Veranstaltungen derselben Kategorie angehören und nähert sich asymptotisch der Eins an, je größer die Diversität wird.

Um zu überprüfen, welcher Zusammenhang zwischen Kategorie-Tab-Nutzung und Diversität der ausgewählten Veranstaltungen besteht, wurden zwei Gruppen von Nutzern gebildet: Nutzer mit mindestens zwei Veranstaltungen aus dem Kategorie-Tab und Nutzer, die aus den anderen Tabs mindestens zwei Veranstaltungen gewählt hatten.

	LNdMuseen 2011	LNdWissen 2011	LNdMusik 2012	LNdMuseen 2012
Anzahl Nutzer des Kategorie-Tabs	61	100	98	210
Simpson-Index von Veranstaltungen des Kategorie-Tabs	$\mu = 0,61$ $\sigma = 0,34$	$\mu = 0,72$ $\sigma = 0,29$	$\mu = 0,86$ $\sigma = 0,12$	$\mu = 0,86$ $\sigma = 0,08$
Anzahl Nutzer anderer Tabs	221	323	264	558
Simpson-Index von Veranstaltungen anderer Tabs	$\mu = 0,77$ $\sigma = 0,21$	$\mu = 0,83$ $\sigma = 0,21$	$\mu = 0,86$ $\sigma = 0,18$	$\mu = 0,89$ $\sigma = 0,07$
Wilcoxon-Rangsummentest	$p \ll 0,01$	$p \ll 0,01$	$p = 0,107$	$p \ll 0,01$

Tabelle 7.18: Diversität der ausgewählten Veranstaltungen

Die Ergebnisse in Tabelle 7.18 zeigen, dass mit Ausnahme der Musiknacht die Diversität der auf dem Kategorie-Tab ausgewählten Veranstaltungen im Vergleich zu den anderen Tabs signifikant geringer ist. Nutzer dieses Tabs scheinen sehr fokussierte Interessen zu haben, während Nutzer, die eine große Themenvielfalt bevorzugen, dieses Tab eher meiden. Auf der Musiknacht hingegen lässt sich kein Unterschied zwischen den beiden Gruppen feststellen.

## Beliebtheit der Veranstaltungen

Auffällig während der in Kapitel 2.2.3.3 beschriebenen Interviews war, dass unter den von den Besuchern namentlich genannten Veranstaltungen sehr häufig

<sup>23</sup> Eine mehreren Kategorien zugeordnete Veranstaltung wird entsprechend mehrfach berücksichtigt.

die gleichen Veranstaltungen angegeben wurden. Andererseits berichteten die Besucher von ihrer, nicht ganz unbegründeten (vgl. Kapitel 2.3.2) Sorge vor überfüllten Veranstaltungen und ihrem Wunsch neue, unbekannte Veranstaltungen zu entdecken. Diese Eigenschaften sind schwierig zu messen, sie scheinen allerdings mit der Beliebtheit einer Veranstaltung zusammenzuhängen. Die neuen bzw. unbekanntenen Veranstaltungen sind eher weniger gut besucht, während es sich bei überfüllten Veranstaltungen um beliebtere handelt.

Um zu untersuchen, wie die Tab-Nutzung mit der Beliebtheit der ausgewählten Veranstaltungen zusammenhängt, wurde für jedes Tab bestimmt, welcher Anteil der in diesem Tab durchgeführten erfolgreichen Interaktionen mit den  $n$  beliebtesten Veranstaltungen durchgeführt wurde; diese Anzahl wurde mit der Gesamtanzahl erfolgreicher Interaktionen pro Tab normiert. In Tabelle 7.19 ist für die LNdMuseen 2011, die LNdWissen 2011 und die LNdMusik 2012 der Anteil der beliebtesten 5, 10, 20 bzw. 50 Veranstaltungen sowohl insgesamt als auch pro Tab angegeben. Auf der Museums- und der Musiknacht entfällt die Mehrheit der erfolgreichen Interaktionen auf die 50 beliebtesten Veranstaltungen, bei der Wissenschaftsnacht nur ca.  $\frac{1}{3}$ . Dies liegt vermutlich am wesentlich größeren Veranstaltungsangebot auf der LNdWissen. Betrachtet man die verschiedenen Tabs, so fällt auf, dass der Anteil beliebter Veranstaltungen im Such- oder Empfehlungs-Tab am größten ist. Dies erscheint nachvollziehbar, wenn man bedenkt, dass hauptsächlich nach Veranstaltungsnamen gesucht wurde; dies setzt voraus, dass diese bekannt sind, was eher auf beliebte Veranstaltungen zutrifft. Auch auf dem Empfehlungs-Tab ist aufgrund des kollaborativen Empfehlungssystems eine Tendenz zu beliebteren Veranstaltungen zu erwarten (vgl. Kapitel 7.3.4). Die Nutzung des Tour- und Kategorie-Tabs scheint von der Beliebtheit der Veranstaltungen weitestgehend unabhängig zu sein, da der Anteil

		insgesamt	Tour	Kategorie	Suche	Empfehlungen
LNdMuseen 2011	5 beliebtesten V.	12,76%	12,62%	12,85%	<b>13,53%</b>	10,67%
	10 beliebtesten V.	21,23%	20,68%	22,26%	<b>23,47%</b>	16,00%
	20 beliebtesten V.	34,25%	34,08%	33,54%	34,25%	<b>41,33%</b>
	50 beliebtesten V.	62,30%	61,41%	61,44%	<b>65,75%</b>	65,33%
LNdWissen 2011	5 beliebtesten V.	6,37%	6,11%	3,66%	8,97%	<b>9,15%</b>
	10 beliebtesten V.	10,85%	10,82%	7,64%	<b>13,55%</b>	11,97%
	20 beliebtesten V.	18,12%	17,52%	13,56%	<b>23,55%</b>	17,61%
	50 beliebtesten V.	34,40%	33,37%	28,85%	<b>41,12%</b>	38,03%
LNdMusik 2012	5 beliebtesten V.	10,89%	9,57%	10,51%	11,28%	<b>14,43%</b>
	10 beliebtesten V.	18,11%	16,51%	16,72%	19,33%	<b>22,15%</b>
	20 beliebtesten V.	30,04%	26,08%	28,34%	32,91%	<b>36,91%</b>
	50 beliebtesten V.	56,19%	51,48%	54,94%	58,11%	<b>67,11%</b>

Tabelle 7.19: Beliebte Veranstaltungen auf der LNdMuseen 2011, der LNdWissen 2011 und der LNdMusik 2012

erfolgreicher Interaktionen mit beliebten Veranstaltungen auf diesen Tabs sehr ähnlich zum Anteil beliebter Veranstaltungen insgesamt ist. Hiervon war auszugehen, da beide Tabs eine vorgegebene Liste an Veranstaltungen anzeigen und die einzige Interaktionsmöglichkeit des Nutzers in der Wahl des Filters besteht.

### 7.3.7 Fazit

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Nutzer unterschiedliche Tab-Vorlieben besitzen. Darüber hinaus unterscheiden sich die aus den jeweiligen Tabs ausgewählten Veranstaltungen hinsichtlich diverser Aspekte: Das Tour-Tab kann durch eine Beschränkung auf einige wenige Bustouren als effizientes Hilfsmittel zum Finden von örtlich und zeitlich zusammenhängenden Veranstaltungen gesehen werden. Hierdurch wird es den Nutzern ermöglicht, mehr Zeit bei den Veranstaltungen und weniger Zeit auf dem Weg zwischen ihnen zu verbringen. Mit Hilfe des Kategorie-Tabs kann sich der Nutzer auf einzelne Kategorien fokussieren, was im Allgemeinen zu einer kleineren Diversität der gewählten Veranstaltungen führt. Das Empfehlungs-Tab unterstützt den Nutzer dabei, seine thematischen Interessen mit einer effizienten Tour in Einklang zu bringen; dies geschieht durch eine Anpassung der auf den persönlichen Interessen des Nutzers basierenden Empfehlungen zugunsten solcher Veranstaltungen, die bezüglich ihrer Lage gut zu den bereits gewählten passen. Das effiziente Auffinden von namentlich bekannten Veranstaltungen, d.h. in der Regel von eher beliebteren Veranstaltungen, wird den Nutzern im Such-Tab ermöglicht; hierbei reicht die Eingabe weniger Zeichen meist aus. Um unterwegs Veranstaltungen in der Nähe des aktuellen Aufenthaltsortes zu finden, wird von den Nutzern häufig das Karten-Tab verwendet.

## 7.4 Besuchte Veranstaltungen<sup>24</sup>

Die im letzten Kapitel aufgezeigten Analysen haben sich mit dem Auswahlverhalten der Nutzer befasst; Ziel dieses Kapitels ist es hingegen, nicht nur das Interaktionsverhalten (mit der App) zu untersuchen, sondern auch Einblicke in das Besuchsverhalten auf der Langen Nacht zu erlangen, d.h. zu erfahren, welche Veranstaltungsbesuche tatsächlich stattgefunden haben und in welchem Zeitraum. Zu diesem Zweck wird in Kapitel 7.4.1 beschrieben, wie die Veranstaltungsbesuche aus den GPS-Daten gewonnen werden können. Anschließend werden in Kapitel 7.4.2 verschiedene Metriken zur Analyse des Besuchsverhaltens auf Basis der besuchten Veranstaltungen dargelegt. Mit Hilfe dieser Metriken kann dann in Kapitel 7.4.3 das Besuchsverhalten quantifiziert werden und schließlich in

---

<sup>24</sup> Teilergebnisse aus diesem Kapitel wurden bereits veröffentlicht (siehe Schaller et al. [2014a,b]).

Kapitel 7.4.4 ein Zusammenhang zwischen dem Interaktionsverhalten und dem Besuchsverhalten aufgezeigt werden; Letzteres belegt somit die Assistenz durch das System während des Besuchs einer verteilten Veranstaltung und nicht nur bei dessen Vorbereitung.

### 7.4.1 Positionsdaten

Um zu ermitteln, welche Veranstaltung wann besucht wurde, wird auf die bereits in Kapitel 6.6 beschriebene Aufzeichnung von GPS-Daten zurückgegriffen. Mit einer ähnlichen Fragestellung, dem Erkennen verschiedener POI-Besuche in unterschiedlichen Städten, befassen sich Bohte u. Maat [2009]; sie überprüfen dabei, ob sich die aufgezeichneten GPS-Signale innerhalb eines festen Radius von z.B. 50 m um die vorgegebenen Orte befinden. Einen weiterführenden Ansatz verfolgen Huang et al. [2010] zur Unterscheidung von Aktivitäten wie Einkaufen und Essen gehen, indem sie zusätzlich die Bekanntheit und die Öffnungszeiten der jeweiligen Orte berücksichtigen. Beide Methoden funktionieren gut für diejenigen Anwendungsfälle, für die sie entwickelt wurden, allerdings ist es schwierig, diese Methoden auf die Erkennung von Veranstaltungsbesuchen auf Langen Nächten zu übertragen: Die Veranstaltungsorte liegen mitunter sehr dicht beisammen – teilweise an gegenüberliegenden Straßenseiten – und die schlechte Qualität der GPS-Daten in engen Häuserschluchten bereitet zusätzliche Probleme. Zudem zeigten Tests mit verschiedenen Android-Smartphones, dass die verbauten GPS-Empfänger unterschiedlich genau arbeiten. Eine manuelle Sichtung der aufgezeichneten Daten ergab ferner, dass nur für einen Teil der Nutzer GPS-Tracks in ausreichender Qualität zur Bestimmung der von ihnen besuchten Veranstaltungen vorliegen. Zudem werden die Veranstaltungsorte als einzelne GPS-Koordinaten im System repräsentiert, obwohl es sich teilweise um größere Areale handelt, wie z.B. beim Botanischen Garten in München. Ein Standardansatz mit festem Radius ist hier folglich nicht ausreichend.

Deshalb wurde für diese Arbeit das Ermitteln der Veranstaltungsbesuche nur zum Teil automatisiert: Die Qualität der GPS-Tracks und die besuchten Veranstaltungen wurden manuell bestimmt bzw. gelabelt. Diese Veranstaltungsbesuche wurden zum Training eines Modells genutzt, mit dem sich in den GPS-Daten identifizieren lässt, welche Veranstaltungen wann besucht wurden. Das entwickelte Modell berücksichtigt neben der GPS-Position des Nutzers und den Veranstaltungsorten noch weitere Daten, wie z.B., ob ein Nutzer mit einer Veranstaltung interagiert hat. Aufgrund der im weiteren Verlauf gezeigten großen Übereinstimmung zwischen den manuell gelabelten Veranstaltungsbesuchen und den vom Modell identifizierten kann davon ausgegangen werden, dass das Modell auch den Zeitpunkt des Besuchs ohne große Fehler vorhersagt.

## Referenzdatensatz

Zum Trainieren und Evaluieren des zu entwickelnden Modells wurde zunächst ein Referenzdatensatz erhoben. Hierzu wurden die auf der LNdMusik 2013 aufgezeichneten Daten verwendet. Jedoch liegen nicht von allen Nutzern durchgehend GPS-Daten vor, da die App sowohl zwischenzeitlich beendet, als auch die GPS-Ortung jederzeit systemweit deaktiviert werden kann. Von den 1159 Nutzern wurden daher nur bei 180 Nutzern GPS-Daten über einen Zeitraum von mindestens 3 Stunden aufgezeichnet<sup>25</sup>. Für diese Nutzer wurden manuell die Veranstaltungsbesuche ermittelt; dabei wurde die Annahme getroffen, dass nur eine Veranstaltung gleichzeitig besucht werden kann, dass sie während des Besuchs geöffnet haben muss und dass dieser mindestens 5 Minuten dauert.

Für das manuelle Labeln der besuchten Veranstaltungen konnte neben dem GPS-Track, also einer Sequenz von GPS-Koordinaten mit zugehörigem Zeitstempel der Messung, auch die Genauigkeit der Messung verwendet werden. Diese wird als Radius eines um den gemessenen Punkt gelegten Kreises angegeben, der den tatsächlichen Aufenthaltsort der Person mit großer Wahrscheinlichkeit enthält; hierauf wird später noch genauer eingegangen. Des Weiteren werden Informationen über die vorhandenen Veranstaltungen, d.h. deren Ort, Name, Beschreibung und die Öffnungszeiten in Betracht gezogen. Zudem kann auch das Nutzerverhalten Hinweise liefern, also z.B., ob der Besucher die Veranstaltungsdetails betrachtet oder die Veranstaltung ausgewählt hat.

Es wurde eine Software entwickelt, die all diese Informationen anzeigt. Sie besteht aus einer Karte mit den aufgezeichneten GPS-Daten und den Veranstaltungsorten zur räumlichen Orientierung sowie einer Zeitleiste zur zeitlichen Einordnung (vgl. Abbildung 7.20). Ähnlich einem Video- oder Mediaplayer lässt sich der Abendverlauf (im Zeitraffer) wiedergeben. Hierzu werden die GPS-Daten des Nutzers zwischen zwei Messzeitpunkten linear interpoliert, wobei größere zeitliche Lücken farblich hervorgehoben werden. Eine farbliche Kodierung der Veranstaltungssymbole auf der Karte informiert über die Interaktionen des Nutzers mit der jeweiligen Veranstaltung; hierüber können weitere Informationen wie Name, Beschreibung und Öffnungszeiten abgerufen werden.

Zwei Personen wurden gebeten, alle 180 Datensätze abzuspielen und diejenigen Veranstaltungen zu labeln, die unter Berücksichtigung aller vorhandenen Informationen vermutlich besucht wurden. Zur Unterscheidung mehrerer Veranstaltungen an einem Ort waren insbesondere die Nutzerinteraktionen mit den Veranstaltungen hilfreich. Wie bereits erwähnt, war die Qualität der aufgezeichneten GPS-Daten sehr unterschiedlich; Anhang B.3 zeigt einige Beispiele

---

<sup>25</sup> Genauer gesagt: Das Zeitintervall vom ersten bis zum letzten aufgezeichneten GPS-Datensatz überschneidet sich mit dem Zeitintervall 17:00 bis 5:00 Uhr um mindestens 3 Stunden.

hierfür. Die zwei Personen sollten für jeden Datensatz bestimmen, wie gut sich der Abendverlauf des Nutzers anhand der verfügbaren Logdaten nachvollziehen ließ. Folgende Richtlinien wurden ihnen zur Einordnung vorgegeben:

- *Kein GPS*, falls die GPS-Spur nur aus wenigen vereinzelteten Punkten besteht, z.B. nur je einer Aufzeichnung am Anfang und am Ende des Abends.
- *Schlecht*, falls insgesamt nur ca. 2 Stunden des Abendverlaufs nachvollziehbar sind.
- *Mittel*, falls insgesamt ca. 4 Stunden des Abendverlaufs nachvollziehbar sind.
- *Gut*, falls der Abendverlauf im wesentlichen komplett nachvollziehbar ist.

Es wurde bewusst auf ein objektives Maß, wie z.B. die Genauigkeit der GPS-Daten, verzichtet, da eine hohe Genauigkeit nur zum Teil bei der Rekonstruktion des Abendverlaufs hilft. Während eines Veranstaltungsbesuchs, der meist innerhalb eines Gebäudes stattfindet, wird das GPS-Signal naturgemäß schlechter oder ist überhaupt nicht mehr empfangbar. Insbesondere diese Vorkommnisse, d.h. eine größere zeitliche Lücke in den Messdaten ohne (relevanten) Ortswechsel, können jedoch gute Hinweise auf einen Veranstaltungsbesuch liefern (vgl. Abbildung 7.20). Im Gegensatz dazu sind größere örtliche Lücken schwierig nachvollziehbar: Wurde das GPS ausgeschaltet? Wurde eine U-Bahn genutzt? Letztendlich ging es bei der Einschätzung darum, wie gut der Abendverlauf von der labelnden Person nachvollzogen werden konnte. Das für die erreichte Übereinstimmung zwischen den beiden Personen berechnete Fleiss' Kappa beträgt immerhin 0,44, was einer moderaten Übereinstimmung entspricht.

111 der 180 Nutzer wurden von mindestens einer der beiden Personen als „mittel“ oder besser eingestuft. Lediglich diese Daten wurden in den weiteren Analysen betrachtet, da nur bei diesen eine relativ gute Rekonstruktion des Abendverlaufes möglich war.

Um die Übereinstimmung der beiden Personen hinsichtlich der als besucht identifizierten Veranstaltungen und deren Reihenfolge zu evaluieren, wurden zwei Metriken verwendet: Der vom Schweizer Biologen Jaccard [1912] entwickelte *Jaccard-Index* ermittelt die Ähnlichkeit zweier Mengen  $A$  und  $B$  als  $\frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$ . Sein Wert bewegt sich zwischen 0, falls beide Mengen keine gemeinsamen Elemente beinhalten, und 1, falls beide Mengen gleich sind. Die beiden durch je eine der Personen identifizierten Mengen von Veranstaltungsbesuchen weisen mit einem über alle Nutzer gemittelten Jaccard-Index von 0,82 eine große Übereinstimmung auf. Nachteil des Jaccard-Index ist die Vernachlässigung der Besuchsreihenfolge. Aus diesem Grund wurde als weitere Metrik die bereits in Kapitel 5.4 beschriebene

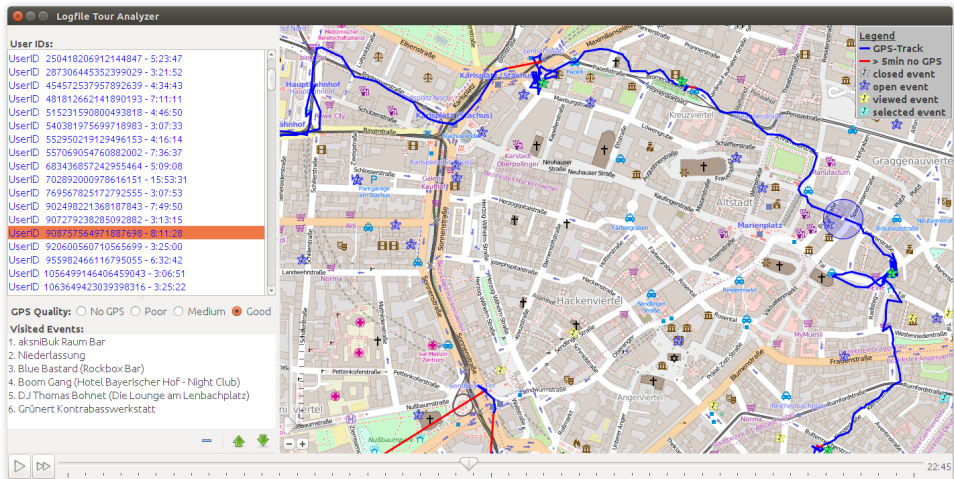


Abbildung 7.20: Software zum Labeln der GPS-Logdaten

*Levenshtein-Distanz* zwischen den beiden Sequenzen von Veranstaltungsbesuchen verwendet. Die von den beiden Personen identifizierten Veranstaltungsbesuche haben einen mittleren Abstand von 1,09 Editieroperationen; auch dies lässt eine gute Übereinstimmung erkennen.

Insgesamt konnte – trotz der angesprochenen Schwierigkeiten bei der Aufzeichnung der GPS-Daten – eine Menge von 111 Nutzern ermittelt werden, bei denen davon auszugehen ist, dass der Abendverlauf für weitere Analysen hinreichend gut bekannt ist.

## Verwendete Daten

Das entwickelte Modell berücksichtigt im wesentlichen die Daten, die bereits bei der manuellen Identifikation von Veranstaltungsbesuchen verwendet wurden. Die aufgezeichneten GPS-Daten stellen dabei die wichtigste Informationsquelle des Modells dar. Da die GPS-Ortung einer Vielzahl von Störquellen, wie z.B. atmosphärischen Störungen oder einer Abschattung durch Gebäude, unterworfen ist, kann keine exakte Position, sondern nur eine Schätzung dieser, unter Inkaufnahme eines Fehlers, ermittelt werden. Dieser Fehler kann zu jedem Messzeitpunkt geschätzt werden. Aufgrund der vielen sich überlagernden Störquellen wird bei der GPS-Ortung üblicherweise von einem in jeder Raumachse – Längengrad, Breitengrad und Höhe – (paarweise) unabhängigen normalverteilten Fehler ausgegangen [Van Diggelen, 1998]. Bei der Bestimmung einer horizontalen Koordinate, d.h. nur Längens- und Breitengrad, wird die gemessene Position  $M$  (bestehend aus  $m_x$  und  $m_y$ ) also durch eine zweidimensionale Normalverteilung

der Form

$$P(M|X) = P(m_x, m_y|X) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \left( \frac{(m_x - \mu_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(m_y - \mu_y)^2}{\sigma_y^2} \right)}$$

geschätzt, mit einer tatsächlichen Position  $X$  bestehend aus  $\mu_x$  und  $\mu_y$  sowie einer Standardabweichung von  $\sigma_x$  bzw.  $\sigma_y$ . Eine gängige Annahme hierbei ist, dass der Fehler in beide Richtungen gleich ist ( $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$ ), wodurch sich folgende Vereinfachung ergibt:

$$P(M|X) = P(m_x, m_y|X) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \left( \frac{(m_x - \mu_x)^2 + (m_y - \mu_y)^2}{\sigma^2} \right)}$$

Es geht also die (quadratische) Distanz zwischen Messpunkt und tatsächlicher Position ein.

Die Genauigkeit wird Android-Apps allerdings nicht als der Wert der Standardabweichung  $\sigma$ , sondern als der Radius eines Konfidenz-Kreises übergeben. Dieser wird in vielen Navigationsanwendungen auch graphisch als Kreis um die ermittelte Position angezeigt. Die Android-Dokumentation<sup>26</sup> schreibt hierzu (übersetzt aus dem Englischen):

Wir definieren die Genauigkeit als den Radius der 68%-Konfidenz. Mit anderen Worten ergibt sich, wenn man [um die gemessene Position] einen Kreis [...] mit einem Radius gleichgroß der Genauigkeit zieht, eine Wahrscheinlichkeit von 68%, dass der tatsächliche Ort innerhalb dieses Kreises liegt. Im statistischen Sinne wird angenommen, dass Ortungsfehler zufällig sind und einer Normalverteilung folgen, so dass der 68%-Konfidenzkreis für eine Standardabweichung [ $1\sigma$ ] steht. Diese Genauigkeitsschätzung befasst sich nur mit der horizontalen Genauigkeit [...].

Die Android-Dokumentation definiert hier also  $P(X|M)$ , was aber aufgrund der Symmetrie der Distanz zwischen zwei Punkten gleich  $P(M|X)$  ist. Die gegebene Definition der Genauigkeit ist allerdings widersprüchlich: Bei einer eindimensionalen Normalverteilung entspricht das 68,3%-Konfidenzintervall (in etwa) dem Intervall [ $\mu - \sigma; \mu + \sigma$ ].

Dieser Zusammenhang gilt allerdings nicht für die hier verwendete zweidimensionale Normalverteilung [Van Diggelen, 1998]. Würde man hierbei einen Kreis mit der Standardabweichung  $\sigma$  als Radius wählen, so entspräche dieser dem 39,3%-Konfidenzkreis: Bei  $\mu_x = \mu_y = 0$  und  $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$  folgt die Distanz vom

<sup>26</sup> <http://developer.android.com/reference/android/location/Location.html> (06.08.2014).

Ursprung (also die Länge des Fehlervektors) einer Rayleigh-Verteilung. Deren kumulative Verteilungsfunktion lautet

$$F(r) = 1 - e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

und gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit  $p$  die gemessene Koordinate innerhalb eines Kreises mit Radius  $r$  um die tatsächliche Position liegt. Für  $r = \sigma$  ergibt sich folglich  $p = 1 - e^{-\frac{1}{2}} \approx 39,3\%$ . In dieser Arbeit wird jedoch stattdessen – in Einklang mit der mehrfachen Nennung in der Android-Dokumentation – der Wert 68% angenommen.

Um bei einer gegebenen Konfidenz  $p$  zwischen der Android-Apps zur Verfügung gestellten Genauigkeit  $r$  und der Standardabweichung  $\sigma$  umrechnen zu können, wird die kumulative Verteilungsfunktion der Rayleigh-Verteilung nach  $\sigma$  aufgelöst:

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{2} \cdot \sqrt{-\ln(1-p)}} \cdot r$$

Für  $p = 68\%$  ergibt sich daher zur Umrechnung  $\sigma \approx 0,6624 \cdot r$ .

Neben der Position des Nutzers berücksichtigt das entwickelte Modell auch die Position und die Öffnungszeiten der Veranstaltungen. Wie bereits bei der manuellen Zuordnung wird die Annahme getroffen, dass nur eine Veranstaltung gleichzeitig besucht werden kann, dass sie während des Besuchs geöffnet haben muss und dass der Besuch mindestens 5 Minuten dauert. Zudem werden die Interaktionen des jeweiligen Nutzers mit einer Veranstaltung berücksichtigt; auch die Beliebtheit einer Veranstaltung (vgl. Kapitel 5.5) wird als eine A-priori-Wahrscheinlichkeit in das Modell mit eingerechnet.

## Mathematisches Modell

Auf Basis der im vorherigen Kapitel aufgezeigten Daten kann ein mathematisches Modell erstellt werden. Zur Vereinfachung der Berechnungen wird der gesamte Abend in 10-Sekunden-Abschnitte diskretisiert. Das zu entwickelnde Modell gibt dann für jeden dieser Abschnitte die Wahrscheinlichkeit eines Veranstaltungsbesuchs an. Bei einer gemessenen Koordinate  $M$  ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Veranstaltungsbesuch  $V$  stattfindet, definiert als

$$\begin{aligned}
P(V|M) &= \int_{X \in \Omega_x} P(V|X)P(X|M) dX \\
&= \int_{X \in \Omega_x} \frac{P(V)P(X|V)}{P(X)} P(X|M) dX \\
&= \frac{P(V)}{c} \int_{X \in \Omega_x} P(X|V)P(X|M) dX \quad \text{mit } P(X) = c \quad \forall X \in \Omega_x
\end{aligned}$$

wobei  $\Omega_x$  für alle möglichen Aufenthaltsorte des Nutzers steht.  $P(V|M)$  kann also in eine A-priori-Wahrscheinlichkeit  $P(V)$ , eine Konstante  $c \in [0; 1]$  und ein Integral über alle möglichen Positionen aufgeteilt werden.  $P(X|M)$  wird hierbei, wie bereits gesehen, als zweidimensionale Normalverteilung mit der gemessenen Koordinate als Mittelwertsvektor  $\mu_{\text{GPS}}$  und der Genauigkeit als Berechnungsgrundlage für die Standardabweichung  $\sigma_{\text{GPS}}$  aufgefasst. Es bietet sich an,  $P(X|V)$  ebenfalls als zweidimensionale Normalverteilung zu modellieren:  $\mu_V$  entspricht dann dem Ort der Veranstaltung  $V$  und  $\sigma_V$  gibt die „Unsicherheit“ bezüglich des Aufenthaltsortes eines Besuchers während eines Veranstaltungsbesuchs an. Es wird angenommen, dass  $\sigma_V$  für alle Veranstaltungen gleich ist. Durch diese Modellierung kann dann das Integral aufgelöst werden<sup>27</sup>:

$$\int_{X \in \Omega_x} P(X|V)P(X|M) dX = \frac{1}{2\pi(\sigma_V^2 + \sigma_{\text{GPS}}^2)} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{(\mu_V - \mu_{\text{GPS}})^2}{\sigma_V^2 + \sigma_{\text{GPS}}^2}\right)$$

Man beachte, dass  $(\mu_V - \mu_{\text{GPS}})^2$  das Quadrat der Distanz  $\|\mu_V - \mu_{\text{GPS}}\|_2$  zwischen gemessener Koordinate und Veranstaltungsort ist. Da, wie bereits beschrieben, keine Informationen über die Grundrisse der Veranstaltungsorte vorliegen, wird die Distanz um einen konstanten Wert  $R_{\text{Gebäude}}$  verringert, um dessen Größe mit einzuberechnen, so dass sich insgesamt folgende Schätzung ergibt:

$$\hat{P}(V|M) = \frac{\hat{P}(V)}{2\pi(\sigma_V^2 + \sigma_{\text{GPS}}^2)} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{\max(0, \|\mu_V - \mu_{\text{GPS}}\|_2 - R_{\text{Gebäude}})^2}{\sigma_V^2 + \sigma_{\text{GPS}}^2}\right)$$

Die Schätzung der A-Priori-Wahrscheinlichkeit  $\hat{P}(V)$  kann auf verschiedene Weise erfolgen: Über alle Nutzer hinweg kann untersucht werden, wie oft eine Veranstaltung  $V$  in der App ausgewählt wurde. Normiert mit der Gesamtanzahl an ausgewählten Veranstaltungen aller Nutzer ergibt sich so eine Schätzung der *relativen Beliebtheit* einer Veranstaltung, wobei deren Wert zwischen 0 und 1 liegt. Andererseits kann  $\hat{P}(V)$  auch durch die Interaktionen des jeweiligen Nutzers

<sup>27</sup> Hierzu wurde auf die Mathematiksoftware Maple der Firma Maplesoft zurückgegriffen.

bestimmt werden: So kann ein häufigeres *Betrachten der Veranstaltungsdetails* darüber Aufschluss geben, wie interessiert ein Nutzer an einer Veranstaltung ist. Weitere Indikatoren für das Interesse sind das *Markieren als Favorit* oder das *Einfügen in eine Tour*. Jede dieser drei nutzerspezifischen Größen wird mit der Gesamtanzahl der jeweiligen vom Nutzer auf allen Veranstaltungen durchgeführten Interaktionen normiert.  $\hat{P}(V)$  ergibt sich als eine gewichtete Summe dieser drei Größen zuzüglich der relativen Beliebtheit; die Summe der vier Gewichte soll hierbei 1 ergeben.

Mit diesem Modell kann nun für einen Zeitabschnitt die mit  $c$  gewichtete, geschätzte Wahrscheinlichkeit  $c \cdot \hat{P}(V|M)$  für alle (geöffneten) Veranstaltungen berechnet werden, wobei die Veranstaltung mit dem größten Wert für diesen Zeitabschnitt als die besuchte ausgewählt wird. Da es möglich ist, dass der Besucher während eines Zeitabschnitts keine Veranstaltung besucht, wird einem Zeitabschnitt nur dann ein Besuch zugeordnet, wenn die Wahrscheinlichkeit einer Veranstaltung über einem Schwellwert  $p_{\text{threshold}}$  liegt. Nach der Zuordnung (k)einer Veranstaltung zu jedem Zeitabschnitt, werden nur zusammenhängende Zeitspannen von mehr als 5 Minuten als Veranstaltungsbesuch gewertet.

## Evaluation

Insgesamt besteht das Modell also aus sechs zu trainierenden Parametern:  $\sigma_V$ ,  $R_{\text{Gebäude}}$ ,  $p_{\text{threshold}}$  und den drei Gewichten zur Bestimmung von  $\hat{P}(V)$ . Diese wurden auf Basis des manuell erstellten Referenzdatensatzes trainiert und evaluiert. Hierzu wurden die manuell identifizierten 441 Veranstaltungsbesuche für eine 3-fache Kreuzvalidierung genutzt, wobei auf den F-Score (vgl. Kapitel 3.2.2) hin optimiert wurde. Es gibt hierbei zwei Vergleichsmöglichkeiten: auf Veranstaltungsebene und auf Ebene des Veranstaltungsortes, wobei nicht zwischen mehreren Veranstaltungen am gleichen Ort unterschieden wurde. Für Vergleichszwecke wurde ein häufig in der Literatur genanntes Standardvorgehen nach Bohte u. Maat [2009] umgesetzt: Eine Veranstaltung wird als besucht gezählt, wenn sich das aufgezeichnete GPS-Signal mehr als 5 Minuten innerhalb eines Radius von 50 Metern um eine Veranstaltung befindet.

	bzgl. Veranstaltungsort			bzgl. Veranstaltung		
	Precision	Recall	F-Score	Precision	Recall	F-Score
Standardvorgehen	72,7%	78,6%	75,5%	54,7%	77,8%	64,2%
Entwickeltes Verfahren	81,5%	86,1%	83,7%	71,3%	77,6%	74,3%

Tabelle 7.21: Vergleich der Verfahren zur Erkennung von Veranstaltungsbesuchen

Tabelle 7.21 zeigt die Ergebnisse beider Verfahren hinsichtlich Precision, Recall und F-Score. Das entwickelte Verfahren war dem Standardvorgehen in fast allen Fällen deutlich überlegen. Insbesondere bei der Precision übertrifft das entwickelte Modell das Standardvorgehen bei weitem. Die Precision ist im Vergleich zum Recall in diesem Fall wohl die aussagekräftigere Metrik, da es für die weiteren Analysen von größerer Bedeutung ist, dass möglichst viele der identifizierten Besuche auch tatsächlich stattgefunden haben. Beim Vergleich auf Veranstaltungsebene zeigt sich ein großer Vorsprung von 10,1% bezüglich des F-Scores, den das Berücksichtigen der Interaktionen bei der Disambiguierung verschiedener Veranstaltungen am selben Ort erzielt.

## Fazit

Das entwickelte Modell ist gut geeignet, um Veranstaltungsbesuche zu identifizieren. Im Gegensatz zum manuellen Labeln der Veranstaltungsbesuche ermittelt das Modell zusätzlich Start- und Endzeit der Besuche, was jedoch mangels Daten nicht evaluiert werden konnte. Aufgrund der großen Übereinstimmung zwischen den manuell und den vom Modell identifizierten Veranstaltungsbesuchen wird in den weiteren Analysen jedoch davon ausgegangen, dass auch der Zeitpunkt eines Besuchs zuverlässig vorhergesagt werden kann. Die vorgestellte Software zum Labeln von GPS-Logdaten wurde um eine Visualisierungsmöglichkeit eines vom Modell vorhergesagten, gerade stattfindenden Besuchs erweitert; hierdurch konnte die Zeitschätzung stichprobenartig überprüft werden. Das Modell kann demnach für die noch folgenden Analysen des Besuchsverhaltens genutzt werden, wobei die Veranstaltungsbesuche der 111 Nutzer auf der LNdMusik 2013 mit ausreichend zuverlässig rekonstruierbarem Abendverlauf verwendet werden.

### 7.4.2 Metriken

Um das Besuchsverhalten während des Abends genauer zu verstehen, wurden verschiedene Metriken entwickelt. Mit „Besuchsverhalten während des Abends“ sind hierbei die Reihenfolge und die Zeitpunkte von Veranstaltungsbesuchen gemeint. Natürlich blendet diese Einschränkung eine Vielzahl von anderen Verhaltensmustern aus, wie z.B. das Treffen eines alten Freundes auf der Straße inklusive längerem Gespräch. Auch die An- und Abreise zu und von der Langen Nacht wurde aufgrund der unterschiedlichen hierfür genutzten Verkehrsmittel, wie Auto oder Fahrrad, nicht betrachtet. Da diese Aspekte jedoch nur schwer messbar sind, beschränken sich die entwickelten Metriken auf den für diese Anwendungsdomäne wichtigsten Vorgang: den Besuch von Veranstaltungen.

Eine der betrachteten Metriken ist die *Anzahl der Veranstaltungsbesuche* eines Nutzers; die LNdMusik-Befragung [2010] berichtet von etwa 4-5 besuchten Veranstaltungen.

Die LNdMusik 2013 begann um ca. 19 Uhr mit dem Auftaktkonzert und endete, abgesehen von einigen Open-End-Veranstaltungen, um 3 Uhr morgens. Im Allgemeinen bleiben jedoch die wenigsten Besucher für die gesamte Zeitspanne, so dass die *Abenddauer*, also die Zeit zwischen Beginn des ersten Veranstaltungsbesuchs und Ende des letzten Veranstaltungsbesuchs, eine interessante Metrik ist. Wie in Kapitel 2.2.3.4 gesehen, ist es Besuchern wichtig, viel Zeit bei Veranstaltungen zu verbringen. Deshalb summiert die *Gesamtbesuchsdauer* die Besuchsdauer bei den einzelnen Veranstaltungen auf. Fahrzeiten hingegen werden von den Besuchern als eher lästig empfunden (vgl. Kapitel 2.2.3.4). Deshalb setzt der *Besuchsdaueranteil* die Gesamtbesuchsdauer in Relation zur Abenddauer. Die *mittlere Besuchsdauer* pro Veranstaltung kann schließlich weitere Einblicke in das Besuchsverhalten geben.

Welcher Anteil der in der App ausgewählten Veranstaltungen auch tatsächlich besucht wurde, wird mit dem *Recall der ausgewählten Veranstaltungen* gemessen. Er gibt an, wie häufig Besucher die vorab herausgesuchten Veranstaltungen auch tatsächlich besuchen. Mit der *Precision der ausgewählten Veranstaltungen* wird hingegen gemessen, welcher Anteil der besuchten Veranstaltungen vorher in der App ausgewählt wurde. Hierüber zeigt sich, wie oft Besucher spontan Veranstaltungsbesuche, beispielsweise bei Veranstaltungen, die auf ihrem Weg lagen (siehe Kapitel 2.3.2), eingeschoben haben.

Genauso wie bei der Veranstaltungsauswahl (vgl. Kapitel 7.3.6) lässt sich die *Diversität der besuchten Veranstaltungen* mit Hilfe des Simpson-Index, basierend auf der Kategorie-Zuordnung, bestimmen.

Mit dem *zeitlichen Zusammenhang der besuchten Veranstaltungen* lässt sich bestimmen, wie (zeitlich) kompakt die besuchten Veranstaltungen liegen (siehe Kapitel 7.3.6).

Wie viele der besuchten Veranstaltungen zu den  $n$  beliebtesten zählen, lässt sich mit dem *Anteil der  $n$  beliebtesten Veranstaltungen* messen. Er gibt darüber Auskunft, inwieweit ein Besucher eher an den beliebten und bekannten Veranstaltungen interessiert ist.

### 7.4.3 Generelle Besuchsstatistiken

In Tabelle 7.22 werden die 111 Nutzer mit ausreichend zuverlässigen Besuchsdaten bzgl. der im letzten Kapitel genannten Metriken ausgewertet. Die durchschnittlich 5,05 besuchten Veranstaltungen entsprechen etwa den 4,37 in der LNdMusik-Befragung [2010] genannten Veranstaltungsbesuchen.

Metrik	$\mu$	$\sigma$
Anzahl Veranstaltungsbesuche	5,05	2,20
Abenddauer (min)	211,0	81,2
Gesamtbesuchsdauer (min)	127,7	58,8
Besuchsdaueranteil	63,7%	22,4%
Mittlere Besuchsdauer pro V. (min)	27,8	14,9
Recall der ausgewählten V.	22,4%	26,8%
Precision der ausgewählten V.	41,7%	38,4%
Diversität der besuchten V.	0,885	0,15
Zeit. Zusammenhang der b. V. (min)	13,5	9,6
Anteil der 5 beliebtesten V.	13,4%	19,6%
Anteil der 10 beliebtesten V.	22,5%	24,3%
Anteil der 20 beliebtesten V.	32,6%	26,9%

Tabelle 7.22: Abendverlauf der 111 Nutzer mit GPS; Diversität und Zeit. Zusammenhang nur von den 108 Nutzern mit mind. 2 besuchten V.

Vergleicht man die etwa 3,5 Stunden, die Besucher im Mittel auf der LNdMusik 2013 verbrachten mit der offiziellen Öffnungszeit des Abends (20:00 bis 3:00 Uhr), so ist dies sehr viel kürzer. Es ist allerdings bei verschiedenen durchgeführten Interviews aufgefallen, dass viele Besucher ihren Abend erst später beginnen oder bereits um Mitternacht nach Hause gehen. Von dieser Verweildauer werden etwa  $\frac{2}{3}$ , also ca. 2 Stunden, bei Veranstaltungen verbracht. Etwa 83 Minuten werden mit anderen Aktivitäten, wie z.B. Busfahren, Laufen, Warten, o.ä., verbracht, wobei man durch Einzelfallbetrachtungen in den aufgezeichneten GPS-Daten erkennen kann, dass ein Großteil dieser Zeit für den Weg zwischen den Veranstaltungen verwendet wird. Durchschnittlich blieben die Besucher etwa  $\frac{1}{2}$  Stunde bei jeder Veranstaltung, wobei eine große Standardabweichung eine Einordnung schwierig macht: Bei manchen Veranstaltungen konnte man jederzeit kommen und gehen, während bei anderen, wie z.B. Tanzkursen, fixe Zeiträume von 30, 45 oder sogar 60 Minuten vorgegeben waren. Wie in Kapitel 2.3.2 gezeigt, kommt es auch sehr häufig vor, dass ein Veranstaltungsbesuch abgebrochen oder verlängert wird.

Der niedrige Recall ist wohl dadurch begründet, dass Besucher mit 8,75 ausgewählten Veranstaltungen sehr viel mehr markiert haben, als sie letztendlich besucht haben. Besucher hatten eventuell die Strategie, vorab viele Veranstaltungen „auf Verdacht“ zu markieren, um dann unterwegs spontan entscheiden zu können, wo sie als nächstes hingehen.

Der Anteil beliebter Veranstaltungen weist eine große Standardabweichung auf, was wohl daran liegt, dass Besucher sehr unterschiedliche Einstellungen zu beliebten Veranstaltungen haben, wie sich bereits in Kapitel 2.2.3.4 und 7.3.6 gezeigt hat.

#### 7.4.4 Zusammenhang von Interaktions- und Besuchsverhalten

Wie bereits in Kapitel 7.3 untersucht, interagieren die Nutzer mit der App auf sehr unterschiedliche Weise. Besonders auffällig war, dass unterschiedliche Nutzer verschiedene Tabs bevorzugen und die hierüber ausgewählten Veranstaltungen sehr unterschiedliche Eigenschaften aufweisen. Ob dieser Zusammenhang auch bei den tatsächlich besuchten Veranstaltungen besteht, soll im Folgenden untersucht werden. Es soll also die Frage beantwortet werden, ob unterschiedliches Verhalten innerhalb der App auch zu unterschiedlichem Verhalten beim Besuch der Langen Nacht führt.

Die 111 Nutzer mit zuverlässig rekonstruierbarem Abendverlauf wurden nach ihrer favorisierten Tab-Nutzung (siehe Kapitel 7.3.1) aufgeteilt: Die Testgruppe enthielt dabei alle Nutzer, deren meistfavorisiertes oder zweitfavorisiertes Tab das untersuchte Tab war, während die Kontrollgruppe alle anderen Nutzer enthielt. Sofern sich das zweit- und drittfavorisierte Tab in ihrer Nutzungshäufigkeit nicht unterschieden, wurde der entsprechende Nutzer von der Betrachtung ausgeschlossen. Auch Nutzer, die keine Veranstaltungen ausgewählt hatten, wurden ignoriert, weshalb letztlich nur 77 Nutzer untersucht wurden. Tabelle 7.23 zeigt den Vergleich<sup>28</sup> beider Nutzergruppen bezüglich der in Kapitel 7.4.2 aufgezählten Metriken; zusätzlich wurden die Interaktionszeiten insgesamt und die Interaktionszeiten vor dem Abend aufgenommen.

#### Empfehlungs-Tab

Besucher, die hauptsächlich das Empfehlungs-Tab nutzten, besuchten fast 1 1/2 Veranstaltungen mehr als die Nutzer aus der Kontrollgruppe ( $p = 0,007$ ) und verbrachten insgesamt auch über eine halbe Stunde länger bei Veranstaltungen ( $p = 0,023$ ). Wengleich es sich nicht um einen signifikanten Unterschied handelt, lässt sich dennoch erkennen, dass die Nutzer des Empfehlungs-Tabs die verfügbare Zeit effizienter für den Besuch von Veranstaltungen nutzen: 67,2% gegenüber 60,1%. Dies dürfte eine Auswirkung des hybriden Empfehlungssystems sein, welches nahe beieinanderliegende Veranstaltungen vorschlägt (vgl. Kapitel 7.3.4). Der Einfluss des Empfehlungssystems ist auch an dem größeren Anteil beliebter Veranstaltungen unter den besuchten Veranstaltungen erkennbar ( $p = 0,027$  bei den 20 beliebtesten Veranstaltungen).

Das gleichzeitige Berücksichtigen von Ort, Zeit und Thema der Veranstaltungen war eventuell der Auslöser dafür, dass Empfehlungs-Tab-Nutzer effizientere Touren durch die LNdMusik wählten als die Nutzer anderer Tabs. Das Empfehlungs-Tab scheint mit seiner Fokussierung auf nur 15 Empfehlungen

<sup>28</sup> Für den Vergleich kam jeweils ein Wilcoxon-Rangsummentest zum Einsatz (siehe Anhang A.5).

Metrik	Empfehlungen		Tour tab		Kategorie		Suche	
	Empf. (n=40)	andere (n=37)	Tour (n=19)	andere (n=58)	Kat. (n=20)	andere (n=57)	Suche (n=29)	andere (n=48)
Anzahl Veranstaltungsbesuche	<b>5,90</b>	<b>4,49</b>	<b>6,16</b>	<b>4,91</b>	4,70	5,40	4,86	5,44
Abenddauer (min)	224,6	201,2	232,4	207,1	220,0	211,0	196,2	223,7
Gesamtbesuchsdauer (min)	<b>144,6</b>	<b>111,7</b>	135,7	126,5	117,3	132,9	<b>110,2</b>	<b>140,0</b>
Besuchsdaueranteil	67,2%	60,1%	60,5%	64,8%	57,5%	66,0%	60,0%	66,0%
Mittlere Besuchsdauer pro V. (min)	28,6	26,5	21,9	29,5	27,4	27,7	24,8	29,3
Recall der ausgewählten V.	31,8%	32,8%	37,7%	30,5%	24,4%	35,1%	28,9%	34,4%
Precision der ausgewählten V.	61,5%	58,6%	57,5%	60,9%	<b>71,1%</b>	<b>56,3%</b>	59,3%	60,6%
Diversität der besuchten V.	0,884	0,869	0,931	0,860	0,853	0,886	0,919	0,853
Zeit. Zusammenhang der b. V. (min)	12,6	13,7	12,0	13,4	13,2	13,1	13,4	12,9
Anteil der 5 beliebtesten V.	14,2%	11,1%	<b>18,2%</b>	<b>11,0%</b>	<b>6,4%</b>	<b>15,1%</b>	11,5%	13,4%
Anteil der 10 beliebtesten V.	22,4%	20,0%	25,0%	20,1%	14,2%	23,9%	21,2%	21,3%
Anteil der 20 beliebtesten V.	<b>35,7%</b>	<b>24,2%</b>	31,8%	29,7%	<b>21,4%</b>	<b>33,5%</b>	29,9%	30,4%
Interaktionszeit (min)	43,7	44,3	52,6	41,1	46,6	43,0	51,0	39,7
Interaktionszeit vor der LN (min)	19,6	22,3	24,3	19,8	26,0	19,1	<b>27,9</b>	<b>16,6</b>

Tabelle 7.23: Gegenüberstellung von Tab-Nutzung und Besuchsverhalten auf der LNdMusik 2013; signifikante Unterschiede sind hervorgehoben.

ebenfalls ein gutes Hilfsmittel für Kurzentzschlossene zu sein, die sich das vollständige Durchsehen des gesamten Veranstaltungsangebots ersparen und eher spontan eine Tour für den Abend generieren lassen wollen. Darauf deutet auch die kürzere Interaktionszeit, insbesondere vor dem Abend, hin.

## **Tour-Tab**

Auch diejenigen Nutzer, die hauptsächlich das Tour-Tab verwendeten, besuchten signifikant mehr Veranstaltungen als Nutzer der Kontrollgruppe ( $p = 0,047$ ). Anders als bei den Empfehlungs-Tab-Nutzern war die mittlere Besuchsdauer pro Veranstaltung im Vergleich zur Kontrollgruppe um einiges kürzer; insgesamt ergibt sich so eine leicht erhöhte Gesamtbesuchsdauer bei den Nutzern des Tour-Tabs. Zusammen mit der höheren Abenddauer führt dies zu einem leicht niedrigeren Besuchsdaueranteil. Der zeitliche Zusammenhang der besuchten Veranstaltungen ist bei Nutzern dieses Tabs stärker ausgeprägt, was sich bereits in der Veranstaltungsauswahl widerspiegelte (siehe Kapitel 7.3.6).

Das Besuchsverhalten steht somit im Einklang mit der in Kapitel 7.3.2 gezeigten Beobachtung, dass Tour-Tab-Nutzer ihre Veranstaltungsbesuche auf wenige Buslinien beschränken. Diese Strategie wurde auch von einigen Interviewpartnern explizit genannt: Sie suchen sich eine Buslinie aus und besuchen dann nur Veranstaltungen entlang dieser Buslinie; als Vorteil der Strategie sehen sie, dass sie so das gekaufte Ticket am besten ausnutzen können. Dies bestätigt sich beim Vergleich der Tab-Nutzergruppen untereinander; bezüglich der Anzahl besuchter Veranstaltungen und der Abenddauer übertreffen die Nutzer des Tour-Tabs sogar die des Empfehlungs-Tabs. Auf der Musiknacht 2013 gab es nur vier verschiedene Shuttle-Buslinien, so dass für einen Besucher, der sich auf eine dieser Linien konzentrierte, immer noch etwa  $\frac{1}{4}$  der Veranstaltungen zur Auswahl standen; dies mag eine Erklärung für die längeren Interaktionszeiten sein.

## **Kategorie-Tab**

In Kapitel 7.3.6 wurde gezeigt, dass die Nutzer des Kategorie-Tabs im Allgemeinen sehr spezifische Interessen haben, auf die sie sich fokussieren, was zu einer geringen Diversität der ausgewählten Veranstaltungen führt. Wie in Tabelle 7.23 zu sehen ist, trifft dies auch auf die tatsächlich besuchten Veranstaltungen zu. Zusätzlich wird die Theorie, dass diese Nutzer sehr fokussiert vorgehen, durch die signifikant höhere Precision ( $p = 0,0498$ ), d.h. eine stärkere Fokussierung auf vorab ausgewählte Veranstaltungen, gestützt. Auch der Anteil beliebter Veranstaltungen ist bei diesen Nutzern signifikant niedriger ( $p = 0,047$  und  $p = 0,045$ ). Daher scheinen diese Nutzer eher individuellere, exotischere oder alternativere

Veranstaltungen zu besuchen, die besser zu ihren spezifischen Interessen passen. Sie scheinen im Gegenzug zu ihrem fokussierten Interesse bereit zu sein, weniger Veranstaltungen zu besuchen, einen niedrigen Besuchsdaueranteil zu haben und mehr Zeit in die Vorbereitung des Abends zu investieren (siehe Tabelle 7.23).

## Such-Tab

Nutzer des Such-Tabs verbrachten ca.  $\frac{1}{2}$  Stunde weniger mit dem Besuch von Veranstaltungen ( $p = 0,018$ ); im Mittel war jeder Veranstaltungsbesuch ca. 5 Minuten kürzer. Da auch die Abenddauer dieser Nutzer kürzer ausfiel, ergibt sich ein nur leicht reduzierter Besuchsdaueranteil. Wie in Kapitel 7.3.3 beschrieben, wird dieses Tab hauptsächlich dazu genutzt, bereits bekannte Veranstaltungen zu finden, was wiederum zu einem hohen Anteil von beliebten Veranstaltungen unter den ausgewählten führt (vgl. Kapitel 7.3.6). Betrachtet man hingegen die tatsächlich besuchten Veranstaltungen, dann ist – wie Tabelle 7.23 zu entnehmen – keine besondere Vorliebe für beliebtere Veranstaltungen zu erkennen. Eine mögliche Erklärung hierfür wäre, dass die Nutzer sich zunächst auf wenige ausgewählte Veranstaltungen konzentrieren, von denen sie zuvor, z.B. durch Werbung oder Empfehlungen von Freunden, erfahren haben. Unterwegs gibt ihnen das die Möglichkeit, zusätzlich spontan entdeckte Veranstaltungen zu besuchen; finden sie jedoch keine weiteren geeigneten Veranstaltungen, so vergeuden sie keine weitere Zeit und beenden ihren Abend entsprechend früher. Die Kenntnis der Veranstaltungsnamen lässt auf eine intensive Beschäftigung mit dem Veranstaltungsangebot zur Vorbereitung schließen, welche sich auch in der signifikant höheren Interaktionszeit ( $p = 0,012$ ) vor dem Abend widerspiegelt.

## Karten-Tab

Wie in Kapitel 7.3.5 beschrieben, wurde das Karten-Tab selten zur Auswahl von Veranstaltungen genutzt; stattdessen diente es häufig dem Finden nahegelegener Veranstaltungen. Inwieweit eine Nutzung dieses Tabs den Abendverlauf beeinflusst, soll in diesem Kapitel untersucht werden. Dazu wurde eine Aufteilung der Nutzer anhand ihrer Interaktionszeit während des Abends durchgeführt: Verglichen wurden die Nutzer, welche die meiste Interaktionszeit auf dem Karten-Tab verbrachten ( $n = 29$ ) mit der Kontrollgruppe, bestehend aus allen anderen Nutzern ( $n = 80$ ). Beide Gruppen wurden dann wieder hinsichtlich der in Kapitel 7.4.2 entwickelten Metriken verglichen; dies wird in Tabelle 7.24 dargestellt.

Die sehr niedrige Interaktionszeit vor dem Abend aufseiten der Karten-Tab-Nutzer bestätigt die Theorie, dass diese Nutzer nur wenig vorab planen. Andererseits wird die App während des Abends intensiver genutzt. Es ist bei diesen

Metrik	Karte	
	Karte (n=29)	andere (n=80)
Anzahl Veranstaltungsbesuche	5,52	4,91
Abenddauer (min)	208,8	211,9
Gesamtbesuchsdauer (min)	126,8	127,3
Besuchsdaueranteil	63,1%	63,6%
Mittlere Besuchsdauer pro V. (min)	24,8	28,2
Recall der ausgewählten V.	19,5%	23,2%
Precision der ausgewählten V.	27,6%	47,0%
Diversität der besuchten V.	0,902	0,877
Zeit. Zusammenhang der b. V. (min)	11,4	13,9
Anteil der 5 beliebtesten V.	10,8%	14,7%
Anteil der 10 beliebtesten V.	21,4%	23,5%
Anteil der 20 beliebtesten V.	32,2%	33,6%
Interaktionszeit (min)	33,7	38,8
Interaktionszeit auf der LN (min)	23,8	20,6
Interaktionszeit vor der LN (min)	9,2	17,7

Tabelle 7.24: Gegenüberstellung von Karten-Tab-Nutzung und Besuchsverhalten

Nutzern auch weniger wahrscheinlich, dass tatsächlich besuchte Veranstaltungen vorher in der App ausgewählt wurden ( $p = 0,022$ ), was aber vermutlich daran liegt, dass mit 5,4 im Vergleich zu 10,1 Veranstaltungen auch deutlich weniger vorab markiert wurden. Zusätzlich fällt auf, dass der zeitliche Zusammenhang zwischen den Veranstaltungen kleiner ist, d.h. die besuchten Veranstaltungen im Mittel ca. 2-3 min näher zusammen liegen. Auch dies bestätigt, dass diese Nutzer auf der Karte nahegelegene Veranstaltungen suchen.

Um das Besuchsverhalten der beiden Gruppen bzgl. der vorab ausgewählten Veranstaltungen näher zu untersuchen, wurde die Zeit in 60 Minuten Zeitintervalle unterteilt und die tatsächlichen Veranstaltungsbesuche den jeweiligen Intervallen, in denen sie stattfanden, zugeordnet. Dann wurde für jedes Zeitintervall die Precision, d.h. der Anteil der vorab ausgewählten Veranstaltungen an den in diesem Intervall besuchten Veranstaltungen, berechnet. In Abbildung 7.25 ist der Verlauf dieses Verhältnisses über die Zeit für alle Nutzer, für die Karten-Tab-Nutzer und für die Kontrollgruppe aufgetragen.

Bei allen Nutzern sinkt die Precision im Verlauf des Abends. Bei den Karten-Tab-Nutzern geht diese bereits ab etwa 22 Uhr deutlich zurück, nachdem diese ihre insgesamt eher wenigen vorab ausgewählten Veranstaltungen besucht haben. Anders verhält es sich in der Kontrollgruppe: Deren Precision bleibt bis nach Mitternacht relativ konstant und fällt erst dann ab. Die Karten-Tab-Nutzer scheinen nur einige wenige Veranstaltungen für den Beginn des Abends auszuwählen,

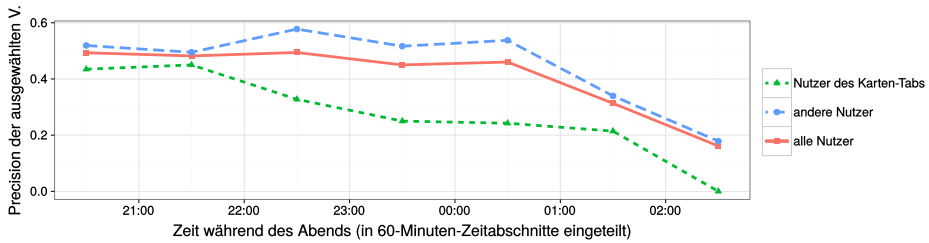


Abbildung 7.25: Verlauf der Precision im Laufe des Abends bei Karten-Tab-Nutzern und anderen

während die Nutzer der Kontrollgruppe eine genauere Vorstellung ihres Abendverlaufs haben. Dennoch weichen beide Gruppen – auch zu Beginn des Abends – relativ häufig von den vorab ausgewählten Veranstaltungen ab und besuchen weitere Veranstaltungen (siehe Kapitel 2.3.2).

## Fazit

Zusammenfassend konnten mehrere Nutzergruppen identifiziert und charakterisiert werden: Empfehlungs-Tab-Nutzer besuchen viele Veranstaltungen, bleiben länger bei den Veranstaltungen und haben eine effiziente Tour. Tour-Tab-Nutzer besuchen noch mehr Veranstaltungen, bleiben jedoch kürzer und haben eine weniger effiziente Tour. Beide Gruppen verweilen länger auf der Langen Nacht und weisen eine längere Gesamtbesuchsdauer auf. Kategorie-Tab-Nutzer und Such-Tab-Nutzer hingegen besuchen deutlich weniger Veranstaltungen und ihre Gesamtbesuchsdauer ist kürzer. Insgesamt scheinen Empfehlungs-Tab-Nutzer und Tour-Tab-Nutzer die Abendplanung eher aus organisatorischer Sicht zu betrachten: Sie ziehen den Veranstaltungsort oder die Wege zwischen den Veranstaltungen in Betracht und gehen beim Thema der Veranstaltung Kompromisse ein. Kategorie- und Such-Tab-Nutzer hingegen achten hauptsächlich auf inhaltliche Aspekte, wie das Thema oder die Bekanntheit der Veranstaltung, und nehmen dafür in Kauf, weniger Veranstaltungen besuchen zu können. All diese Gruppen haben gemeinsam, dass sie relativ viel Aufwand in die Planung des Abends investieren. Die Karten-Tab-Nutzer hingegen gehen eher spontan vor und verzichten auf eine Abendvorbereitung; stattdessen besuchen sie ausschließlich nahe zusammenliegende Veranstaltungen. Sowohl bezüglich organisatorischer Aspekte als auch inhaltlicher Aspekte scheint diese Gruppe keine besonderen Fokus zu haben und bzgl. beidem eher im Mittelfeld zu liegen.

## 7.5 Tourplanung

Die App kann sowohl als elektronisches Programmheft als auch weitergehend zur Planung einer Tour genutzt werden. Auf der LNdMuseen 2013, der LNdWissen 2013 und der LNdMusik 2014 ließen sich insgesamt 71,7% der Nutzer, welche mindestens eine Veranstaltung als Favorit ausgewählt hatten, auch eine Tour generieren. Bei der Tourplanung werden, wie in Kapitel 5.6 beschrieben, üblicherweise drei Tourvorschläge generiert. Es kann jedoch auch vorkommen, dass weniger Touren generiert werden, z.B. wenn der Nutzer die Tourberechnung ohne Favoriten startet oder wenn der beschriebene iterative Lösungsansatz in ein lokales Optimum konvergiert, welches nicht alle geforderten Sollveranstaltungen enthält. Tabelle 7.26 zeigt jedoch, dass in der überwiegenden Mehrzahl der Fälle drei Tourvorschläge generiert wurden.

In Kapitel 7.3 wurde bereits der hohe Anteil an Sollveranstaltungen unter den ausgewählten Veranstaltungen erwähnt; daraus folgt auch der hohe Anteil an Sollveranstaltungen in den generierten Touren, der auf der Museums- und Wissenschaftsnacht etwa dem Anteil der Kannveranstaltungen gleicht. Bei der Musiknacht wird seltener von der Möglichkeit, Veranstaltungen als Sollveranstaltungen auszuwählen, Gebrauch gemacht. Etwa 20-25% der eingeplanten Veranstaltungen kommen durch ein Auffüllen der Tour zustande; hierbei muss jedoch berücksichtigt werden, dass jeweils einer der generierten Tourvorschläge nicht mit weiteren Veranstaltungen aufgefüllt wird (siehe Kapitel 5.6).

### 7.5.1 Vergleich mehrerer Touralternativen in Befragungen

Wie Kapitel 2.2.3.4 beschreibt, stellen die Nutzer verschiedene, teils widersprüchliche Anforderungen an ihre Tour durch die Lange Nacht. Zudem stellen sich weitere Fragen bei der Umsetzung eines Planungsalgorithmus: Wie soll mit Lücken in den Plänen umgegangen werden? Spielt für die Besucher die Reihenfolge der Veranstaltungsbesuche, abgesehen von den Fahrzeiten, eine Rolle? Statt den Besuchern diese abstrakten Fragen direkt zu stellen, sollten diese zwischen mehreren konkreten Tourvorschlägen die ihrer Meinung nach beste Variante auswählen. Ein Test unter Kollegen zeigte jedoch schnell, dass ein solche Entschei-

Name	Touranfragen	Vorschläge pro Anfrage			Vorschläge bestehen durchschnittlich aus		
		3	2	1	Sollv.	Kannv.	weitere V.
LNdMuseen 2013	1321	88,9%	9,5%	1,7%	41,7%	35,4%	22,9%
LNdWissen 2013	2570	86,3%	10,0%	3,7%	35,8%	41,2%	23,0%
LNdMusik 2014	1080	81,9%	17,3%	0,8%	28,9%	47,5%	23,6%

Tabelle 7.26: Touranfragen und die berechneten Tourvorschläge

derung nur dann möglich ist, wenn man sich zuvor mit dem Programmangebot der jeweiligen Langen Nacht auseinandergesetzt hat.

Daher wurden Interviews mit Besuchern der LNdMusik 2012 und der LNdMuseen 2012 durchgeführt. Der Vergleich von Touren ist natürlich nur dann sinnvoll, wenn die Veranstaltungen in den jeweiligen Touren für den befragten Besucher von Interesse sind. Deshalb wurde für die Umfrage eine Spezialversion der App für Tablets erstellt, die im wesentlichen nur aus der Veranstaltungsauswahl und einem Bildschirm zum Vergleichen von drei Tourvorschlägen bestand. Die Veranstaltungsauswahl enthielt dabei nur Tour-, Kategorie- und Such-Tab; das Empfehlungs-Tab hätte die Probanden eventuell zu stark beeinflusst und das Karten-Tab war damals noch nicht umgesetzt. Mit diesem vereinfachten Veranstaltungs-Browser wählte der Umfrageteilnehmer genau drei Veranstaltungen als Sollveranstaltungen aus. Anschließend wurden drei Tourvorschläge (von 18:00 bis 2:00 Uhr) berechnet, die jeweils alle drei Sollveranstaltungen enthielten, sich jedoch in den Veranstaltungen unterschieden, die für das Auffüllen der Lücken in Betracht gezogen wurden: Für den ersten Vorschlag wurden hierfür die 40 vom Empfehlungssystem vorgeschlagenen Veranstaltungen berücksichtigt<sup>29</sup> (siehe Variante B in Kapitel 5.6). Beim zweiten Vorschlag hingegen wurde mit beliebigen weiteren Veranstaltungen aufgefüllt (Variante C). Für den dritten Tourvorschlag (Variante D) wurden zum Auffüllen jeweils die drei Veranstaltungen herangezogen, die am häufigsten gemeinsam mit einer der drei Sollveranstaltungen ausgewählt wurden, d.h. insgesamt wurden bis zu neun Veranstaltungen betrachtet. Alle drei Tourvorschläge wurden dann nebeneinander auf dem Tablet in einer dreispaltigen Ansicht dargestellt, wobei die Reihenfolge randomisiert wurde. In Anhang B.5 findet sich eine Darstellung der entstandenen Tablet-App.

Die Interviews fanden jeweils zu Beginn des Abends auf dem zentral gelegenen Odeonsplatz statt, an dem sich die Buslinien der Langen Nächte treffen. Die insgesamt 66 Interviewpartner sollten dabei die generierten Touren mit den Rängen 1 bis 3 bewerten. Sie wurden dazu motiviert, nicht mehreren Touren den gleichen Rang zu geben, wenngleich sich die Teilnehmer in 5 Fällen nicht klar für eine Tour entscheiden konnten.

Tabelle 7.27 zeigt, welche Variante der Tourgenerierung von den Umfrageteilnehmern favorisiert wurde. Die Spalte, in der die ausgewählte Tourvariante dargestellt wurde, dient hierbei als Vergleich. Es zeigt sich, dass die Interviewpartner keine der Varianten bevorzugen; selbst die Spalte, in welcher die Tour angezeigt

---

<sup>29</sup> Das inhaltsbasierte Empfehlungssystem verwendete dafür das Standard-Nutzerprofil; für das kollaborative Empfehlungssystem wurde hingegen das notwendige Modell lokal auf dem Tablet berechnet.

Veranstaltung	n	Variante B	Variante C	Variante D	linke Tour	mittlere Tour	rechte Tour
LNdMusik 2012	27	29,6%	37,0%	33,3%	37,0%	29,6%	33,3%
LNdMuseen 2012	34	38,2%	26,5%	35,3%	23,5%	44,1%	32,4%
Insgesamt	61	34,4%	31,1%	34,4%	29,5%	37,7%	32,8%

Tabelle 7.27: Gewählte Touralternativen bei der Tablet-Umfrage

wurde, hatte einen größeren Einfluss auf ihre Entscheidung. Insgesamt war während der Interviews auffällig, dass den Teilnehmern die Entscheidung für oder gegen eine Tourvariante schwerfiel, sie wenig involviert wirkten und sich nur oberflächlich mit den Tourvarianten auseinandersetzten.

## 7.5.2 Vergleich mehrerer Touralternativen in der App

Um ein stärkeres Engagement der Teilnehmer zu erreichen, wurde die Studie zum Vergleich der Touren mit den App-Nutzern durchgeführt; auf diese Weise war davon auszugehen, dass diese selbst ein großes Interesse am Auswählen der für sie besten Tour hatten. Hierfür wurde die App 2013 so erweitert, dass sie dem Nutzer nach der Tourberechnung die drei in Kapitel 5.6 beschriebenen Tourvorschläge (Variante A, B oder C) in zufälliger Reihenfolge präsentiert. Diese Auswahl zwischen mehreren Touren wurde in die Karten-/Listenansicht als drei verschiedene Tabs integriert (vgl. Kapitel 5.3). Der Nutzer kann hierbei jederzeit zwischen den Touralternativen wechseln, um sie zu vergleichen. Für die Auswertung ergibt sich hierdurch jedoch das Problem, dass nicht so einfach festzustellen ist, für welchen Tourvorschlag sich der Nutzer entschieden hat. Hinzu kommt das Problem, dass es jederzeit möglich ist, eine neue Tourberechnung zu starten. Daher wurde für die Analyse zunächst für jeden Nutzer bestimmt, wie lange er welche Variante, d.h. welches Tab, während des Abends ausgewählt hatte. Wie bereits beschrieben, gab es nicht in jedem Fall drei Tourvarianten; die Analyse beschränkte sich jedoch auf diejenigen Fälle, in denen der Nutzer zwischen drei Touren wählen konnte.

Auf der LNdMuseen 2013, der LNdWissen 2013 und der LNdMusik 2014 konnte so für insgesamt 1358 Nutzer ermittelt werden, welche Touralternative sie bevorzugten. Für jeden Nutzer wurde hierzu bestimmt, mit dem Tab welcher Touralternative er am längsten interagierte. Die Untersuchung der Nutzung des Veranstaltungs-Browsers ergab, dass Nutzer häufig auf dem ersten Tab blieben (siehe Kapitel 7.3.1). Dieses Problem zeigt sich jedoch nicht bei den Tourvarianten: 78,2% der Nutzer betrachteten mindestens ein zweites Tab, 69,3% alle drei Tabs. In Tabelle 7.28 ist dargestellt, für welche Touralternative sich die Nutzer entschieden.

Veranstaltung	n	Variante A	Variante B	Variante C
LNdMuseen 2013	424	34,4%	30,9%	34,7%
LNdWissen 2013	616	34,9%	33,4%	31,7%
LNdMusik 2014	318	35,2%	34,3%	30,5%
Insgesamt	1358	34,8%	32,8%	32,3%

Tabelle 7.28: Gewählte Touralternative während des Abends

Wie bei der Tablet-Umfrage scheinen die Nutzer auch hier keinen Unterschied zwischen den drei Varianten zu erkennen, obwohl sie durch die Integration in die App ein starkes Interesse an der Wahl der für sie besten Tour haben müssten. Zudem konnten sie sich mehr Zeit für die Tourentscheidung lassen als bei der Tablet-Umfrage. Wenn jedoch bereits bei so deutlich voneinander abweichenden Tourvarianten keine Unterschiede feststellbar sind, ist es wenig sinnvoll, detaillierte Fragestellungen, wie z.B. nach der Reihenfolge der Veranstaltungen, auf diese Weise untersuchen zu wollen. Stattdessen konzentrieren sich die weiteren Analysen auf die von den Nutzern manuell durchgeführten Touranpassungen, um so etwas über die gewünschten Toureigenschaften zu erfahren.

## 7.6 Manuelle Touranpassungen<sup>30</sup>

Wie in Kapitel 4.2.3 beschrieben, sollen die Touranpassungen zwei verschiedenen Anforderungen genügen: Zum einen sollen sie es dem Nutzer ermöglichen, die Tour besser an seine Wünsche anzupassen. Diese Anpassungen dienen demnach hauptsächlich der Verbesserung der vorgeschlagenen Touren und werden im Folgenden der *initialen Editierphase* zugeordnet. Zum anderen kann der Nutzer seine Tour unterwegs neuen Gegebenheiten, wie z.B. ausgefallenen Veranstaltungen, anpassen. Diese Phase wird im Folgenden als *Umplanungsphase* bezeichnet. Für beide Phasen ist jedoch die gleiche Benutzeroberfläche, nämlich der Editierbildschirm, vorgesehen (siehe Kapitel 5.3).

Wie der Editierbildschirm genutzt wurde, soll in diesem Kapitel anhand der LNdMuseen 2013, der LNdWissen 2013 und der LNdMusik 2014 untersucht werden. Wie bereits in Kapitel 7.5 gezeigt, ließ sich nur ein Teil der Nutzer Touren generieren. Von diesen nutzten auf der Museumsnacht 61,9%, auf der Wissenschaftsnacht 57,5% und auf der Musiknacht 51,1% den Editierbildschirm, wobei sie durchschnittlich 252, 218 bzw. 194 Sekunden mit diesem interagierten. Insgesamt wurden 5218 Editieroperationen durchgeführt, die im Folgenden genauer analysiert werden.

<sup>30</sup> Über die in diesem Kapitel beschriebenen und untersuchten Touranpassungen entstanden bereits zwei Veröffentlichungen (siehe Schaller u. Elsweiler [2014] sowie Schaller [2014]).

Operation	LNdMuseen 2013			LNdWissen 2013			LNdMusik 2014		
	Initial n=2001	Umplan. n=481	Insg. n=2482	Initial n=1567	Umplan. n=319	Insg. n=1886	Initial n=613	Umplan. n=237	Insg. n=850
Einfügungen	6,2%	8,5%	6,6%	5,2%	9,4%	5,9%	10,0%	16,5%	11,8%
Entfernungen	38,1%	34,3%	37,4%	50,0%	55,2%	50,9%	32,5%	27,0%	30,9%
Reihenfolgeänd.	26,5%	29,3%	27,0%	23,1%	17,6%	22,2%	25,3%	32,9%	27,4%
Besuchsdaueränd.	24,0%	22,7%	23,7%	15,6%	11,9%	15,0%	27,4%	17,3%	24,6%
Auffüllungen	2,7%	2,7%	2,7%	3,4%	3,4%	3,4%	2,9%	3,0%	2,9%
Endzeitänd.	2,5%	2,5%	2,5%	2,6%	2,5%	2,5%	2,0%	3,4%	2,4%

Tabelle 7.29: Anteil der Editieroperationen während der beiden Editierphasen

Zunächst wurden alle Operationen einer der beiden Phasen, d.h. der initialen Editierphase oder der Umplanungsphase, zugeordnet. Hierzu wurden die Editieroperationen zu Editiersitzungen zusammengefasst. Wird nach dem Verlassen des Editierbildschirms dieser innerhalb von 3 Minuten erneut aufgerufen, so werden alle Operationen von beiden Aufrufen zur gleichen Sitzung gezählt; damit ergeben sich mehrere Editiersitzungen vor und während des Abends. Alle Editiersitzungen vor 18 Uhr<sup>31</sup> und alle Editiersitzungen, die innerhalb von 3 Minuten nach Ende der Berechnung von Tourvorschlägen beginnen, werden zur initialen Editierphase gezählt, alle weiteren Editiersitzungen zur Umplanungsphase. In Tabelle 7.29 werden alle Editieroperationen nach Art und Phase für die drei untersuchten Langen Nächte aufgezeigt.

Die Anzahl der Operationen ist während der initialen Editierphase drei- bis fünfmal so hoch wie während der Umplanungsphase. Diese stärkere Beschäftigung mit der Tour lässt sich auch bei der Betrachtung der Interaktionszeiten beider Phasen erkennen. So interagierten die 322 Nutzer auf der LNdMuseen 2013, bei denen eine initiale Editierphase stattfand, in dieser im Durchschnitt 231 Sekunden mit dem Editierbildschirm, wohingegen die 214 Nutzer mit erkannter Umplanungsphase nur 132 Sekunden auf diesem verbrachten<sup>32</sup>. Die Nutzer scheinen eher während der Abendvorbereitung Zeit für das Editieren der Tour aufzuwenden, wenn sie sich zu Hause oder auf der Anreise zur Langen Nacht befinden, als während der Langen Nacht, wenn sie feststellen, dass der Plan nicht eingehalten werden kann. Einen weiteren Grund stellt wohl die lokale Natur der Umplanungen, wie das Entfernen oder Umsortieren einiger weniger Veranstaltungen, im Vergleich zu einer größeren Umorganisation während der initialen Editierphase dar.

<sup>31</sup> Für alle drei Langen Nächte wurde die Grenze bei 18 Uhr gezogen, da auch bei den später startenden Langen Nächten teilweise schon vor dem offiziellen Beginn Veranstaltungen angeboten wurden.

<sup>32</sup> LNdWissen 2013: in der initialen Editierphase 192 Sekunden, in der Umplanungsphase 140 Sekunden. LNdMusik 2014: in der initialen Editierphase 157 Sekunden, in der Umplanungsphase 150 Sekunden.

Der Anteil der Einfügungen unter allen Editieroperationen ist während der Umplanungsphase bei allen drei Langen Nächten deutlich höher als während der initialen Editierphase. Auf der LNdWissen 2013 und der LNdMusik 2014 ist dieser Unterschied mit  $p = 0,004$  und  $p = 0,008$  signifikant<sup>33</sup> (LNdMuseen 2013:  $p = 0,066$ ). Wie bereits in Kapitel 2.3.2 aufgezeigt, kommt es während des Abends immer wieder zu unvorhergesehenen Lücken im Ablauf, z.B. durch ausgefallene Veranstaltungen oder durch vorzeitig verlassene Veranstaltungen. Eine mögliche Umplanungsstrategie hierfür ist natürlich das Aufnehmen von weiteren (oder alternativen) Veranstaltungsbesuchen in den Plan.

Entfernungen von Veranstaltungen machen auf allen drei untersuchten Langen Nächten und während beider Phasen einen Großteil der durchgeführten Operationen aus: auf der Museums- und Musiknacht ca.  $\frac{1}{3}$ , auf der Wissenschaftsnacht sogar etwa die Hälfte der Operationen. Der Anteil liegt bei der LNdMuseen und der LNdMusik signifikant ( $p \ll 0,01$ ) niedriger als bei der LNdWissen, was wohl an der wesentlich kürzeren Besuchsdauer pro Veranstaltung auf der Wissenschaftsnacht (Vorgabewert: 15 Minuten) im Vergleich zu den beiden Münchner Nächten (Vorgabewert: 45 bzw. 40 Minuten) liegt. Somit enthalten die generierten Touren in der Regel auch mehr Veranstaltungen; dies gilt insbesondere für die mit weiteren Veranstaltungen aufgefüllten Tourvarianten B und C.

Betrachtet man, wie die entfernten Veranstaltungen zuvor in die Tour aufgenommen wurden, so sind drei Möglichkeiten zu unterscheiden: Einplanung während der Tourberechnung, manuelles Einfügen eines Veranstaltungsbesuchs durch den Nutzer und automatisches Auffüllen der Tour. Von allen entfernten Veranstaltungen wurden auf der LNdMuseen 85,3%, auf der LNdWissen 82,8% und auf der LNdMusik 85,1% während der Tourgenerierung eingeplant. Nur ein kleiner Teil wurde vorher explizit vom Nutzer (5,1%, 3,2% und 11,3%) oder durch die Editieroperation *Auffüllen* (9,6%, 14,0% und 3,6%) in die Tour eingefügt.

Der Anteil der Editieroperationen zur Änderung der Reihenfolge ist auf der Museums- und Musiknacht während der Umplanungsphase im Vergleich zur initialen Editierphase höher, jedoch nur bei letzterer signifikant höher ( $p = 0,025$ ). Auf der Wissenschaftsnacht hingegen ist der Anteil während dieser Phase signifikant niedriger ( $p = 0,030$ ). Auch diese Diskrepanz mag an dem unterschiedlichen Charakter der Veranstaltungen liegen. Mit ihren vielen kleinen Veranstaltungen an einem Ort, ähnlich Messeständen, ist die Besuchsreihenfolge auf der LNdWissen größtenteils irrelevant, da man sich jederzeit spontan umentscheiden kann. Für die Nutzer ist es daher wenig sinnvoll, dem System diese

---

<sup>33</sup> Hierzu wurde ein 2-Stichproben-Binomialtest verwendet (siehe Anhang A.3).

(kurzfristigen) Reihenfolgeänderung mitzuteilen, da hierbei keine Navigationsassistentz benötigt wird. Anders verhält sich dies bei der Museums- und Musiknacht. Hier ist beim Ändern der Reihenfolge häufig auch eine andere Busverbindung zu bestimmen. Um hierfür eine Unterstützung zu erhalten, muss dem System diese Änderung jedoch mitgeteilt werden, was sich in einem signifikant größeren Anteil solcher Editieroperationen im Vergleich zur Wissenschaftsnacht bemerkbar macht ( $p \ll 0,01$  und  $p = 0,003$ ).

Ein Verändern der Besuchsdauer hatte während der initialen Editierphase bei allen untersuchten Langen Nächten einen höheren Anteil; dieser ist jedoch nur bei der LNdMusik signifikant höher ( $p = 0,002$ ), was eventuell an den weniger strikten zeitlichen Vorgaben auf der Musiknacht liegt; so bieten z.B. einige Kneipen den ganzen Abend lang das gleiche Programm an, während beispielsweise auf der Museumsnacht viele Führungen mit festen Terminen angeboten werden. Ein Vergleich der Museums- bzw. Musiknacht mit der Wissenschaftsnacht zeigt auch, dass der Anteil der Besuchsdaueränderungen bei letzterer signifikant niedriger ist (jeweils  $p \ll 0,01$ ). Durch die kürzere Besuchsdauer an den einzelnen Stationen der LNdWissen lassen sich Abweichungen zwischen geplanter und tatsächlicher Besuchsdauer einfacher ausgleichen, ohne dass das System davon unterrichtet werden muss, insbesondere wenn die betroffenen Veranstaltungen am gleichen Ort stattfinden.

Ein Auffüllen der Tour oder eine zeitliche Verschiebung des Tourendes wurde nur selten durchgeführt, so dass keine weiteren Analysen diesbezüglich durchgeführt wurden.

Insgesamt zeigt sich, dass von der Möglichkeit, Veranstaltungen einzufügen, zu löschen und zu verschieben sowie deren Besuchsdauer zu verändern, ausgiebig Gebrauch gemacht wurde, wenngleich sich aufgrund der unterschiedlichen Charakteristika der verschiedenen Langen Nächte Unterschiede in der Häufigkeit der Benutzung ergeben. Dies soll hier allerdings nicht weiter thematisiert werden. Stattdessen wird im Folgenden näher untersucht, wie diese Operationen ausgeführt worden sind und in welcher Weise sie die Tour bzw. deren Eigenschaften beeinflusst haben, um so besser zu verstehen, was die Nutzer mit ihren Editieroperationen bezweckt haben.

### 7.6.1 Einfügen von Veranstaltungen

Nutzer können dem System auf zwei Arten mitteilen, an welchen Veranstaltungen sie interessiert sind: Vor der Tourberechnung können sie die Veranstaltungen als Soll- und Kannveranstaltungen markieren, wohingegen sie nach der Tourberechnung neue Veranstaltungen manuell in die Tour aufnehmen können. Wie in Kapitel 5.3 beschrieben, wird in beiden Fällen die gleiche tabbasierte Oberfläche

Quelle	LNdMuseen 2013		LNdWissen 2013		LNdMusik 2014	
	Fav. markieren n=6807	einfügen n=208	Fav. markieren n=20385	einfügen n=339	Fav. markieren n=5660	einfügen n=149
Empfehlungs-Tab	22,7%	12,5%	15,7%	4,1%	28,5%	9,4%
Tour-Tab	18,4%	8,7%	19,8%	6,5%	13,2%	10,7%
Kategorie-Tab	23,2%	13,9%	21,2%	15,0%	15,1%	7,4%
Such-Tab	14,7%	37,0%	14,7%	34,8%	16,3%	45,0%
Karten-Tab	2,1%	2,4%	4,0%	2,7%	5,3%	2,7%
Favoriten-Tab	12,0%	25,0%	17,7%	34,8%	16,3%	24,8%
Veranstaltungsdetails	6,8%	0,5%	6,9%	2,1%	5,3%	0,0%

Tabelle 7.30: Anteil der jeweiligen Quellen beim Markieren als Favorit oder Einfügen<sup>34</sup> von Veranstaltungen; signifikante Unterschiede sind hervorgehoben.

zum Ausschuchen der Veranstaltungen verwendet. Dennoch unterscheidet sich der Weg, auf welchem die Nutzer zu den zu markierenden bzw. einzufügenden Veranstaltungen gelangen, wie Tabelle 7.30 zeigt<sup>35</sup>.

So werden das Empfehlungs-Tab, das Tour-Tab und das Kategorie-Tab sowie die Hinweise auf weitere Veranstaltungen auf dem Bildschirm mit Veranstaltungsdetails signifikant<sup>36</sup> häufiger zum Auffinden von Veranstaltungen vor der Tourgenerierung verwendet als zum Einfügen in eine schon bestehende Tour. Das Such-Tab und das Favoriten-Tab hingegen werden signifikant häufiger zum Einfügen genutzt. Wie in Kapitel 7.3.3 gezeigt, wird das Such-Tab vor allem für die Suche bereits namentlich bekannter Veranstaltungen genutzt. Das Favoriten-Tab enthält bewertete und damit ebenfalls dem Nutzer bereits bekannte Veranstaltungen. Bevor die Nutzer mit der Tourgenerierung beginnen, scheinen sie also das Angebot an Veranstaltungen auf verschiedenste Weisen zu durchforsten; dies entspricht der in Kapitel 2.3.3 identifizierten Aufgabe „Überblick und Vorauswahl“. Danach scheint diese Erkundungsphase abgeschlossen zu sein und die Nutzer konzentrieren sich beim Einfügen in eine Tour auf bereits bekannte Veranstaltungen und suchen im System nur noch selten nach neuen Veranstaltungen. Dies schließt natürlich nicht aus, dass Nutzer über andere Quellen auf bisher unbekanntere Veranstaltungen aufmerksam werden (siehe Kapitel 2.3.2). So mag es sein, dass sie zufällig an interessanten Veranstaltungen vorbeikommen, oder dass sie unterwegs Tipps von anderen Besuchern erhalten.

<sup>34</sup> Dies beinhaltet auch Fälle, in denen Nutzer Veranstaltungen einfügen wollten, dieses aber fehlschlug.

<sup>35</sup> Im Vergleich zu Kapitel 7.3 wurden zwei weitere Quellen mit aufgenommen: das Favoriten-Tab, welches bereits markierte Veranstaltungen enthält, und die Detailseite einer Veranstaltung, auf der auf weitere Veranstaltungen hingewiesen wird, die andere Nutzer zusammen mit dieser ausgewählt haben.

<sup>36</sup> Die p-Werte des 2-Stichproben-Binomialtest werden aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht erwähnt.

## 7.6.2 Entfernen von Veranstaltungen

Das Entfernen von Veranstaltungen ist die meist genutzte Editieroperation auf allen drei Längen Nächten. Im Folgenden soll daher genauer untersucht werden, welche Eigenschaften die entfernten Veranstaltungen aufweisen. Hierzu wird zunächst die Beliebtheit einer Veranstaltung betrachtet, d.h. wie oft sie von allen Nutzern ausgewählt wurde (vgl. Kapitel 5.5). Wie oft eine Veranstaltung aus einer Tour entfernt wurde, lässt sich analog dazu nutzen, um eine *Entfernungshäufigkeit einer Veranstaltung V* zu definieren. Da nur diejenigen Veranstaltungen entfernt werden können, die vorher in die Tour eingeplant worden sind, würde diese stark zugunsten der häufig in Touren vorkommenden Veranstaltungen verzerrt werden. Zur Normierung wird daher ermittelt, wie viele der Touren beim Entfernen einer beliebigen Veranstaltung die betrachtete Veranstaltung V enthielten. Die Entfernungshäufigkeit einer Veranstaltung V ist demnach die tatsächliche Anzahl der Entfernungen der Veranstaltung V aus einer Tour geteilt durch die Anzahl der möglichen Entfernungen von V, d.h. wie oft sie bei Anwendung einer Entfernungsoperation überhaupt enthalten war<sup>37</sup>.

Bei etwa 1/3 aller Veranstaltungen liegt die Entfernungshäufigkeit bei Null, so dass diese für die weitere Analyse ignoriert werden. Die Entfernungshäufigkeit von Veranstaltungen ist, ähnlich der Beliebtheit, Zipf-verteilt, so dass sich der Rang für Vergleichszwecke anbietet. Hierfür werden die Veranstaltungen absteigend nach ihrer Entfernungshäufigkeit sortiert, womit ein niedrigerer Rang einer höheren Entfernungshäufigkeit entspricht.

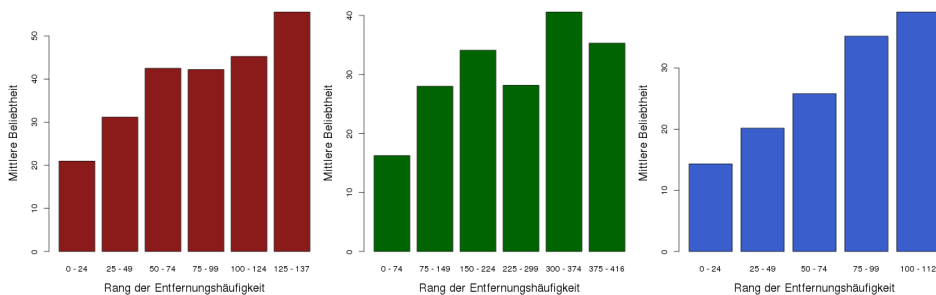


Abbildung 7.31: Rang der Entfernungshäufigkeit einer Veranstaltung gegenüber der Beliebtheit für die LNdMuseen 2013, LNdWissen 2013 und LNdMusik 2014 (v.l.n.r)

Für Abbildung 7.31 wurden für die LNdMuseen 2013, die LNdWissen 2013 und die LNdMusik 2014 jeweils mehrere Ränge der Entfernungshäufigkeit zusammengefasst; für jede dieser Gruppen wird die durchschnittliche Beliebtheit

<sup>37</sup> Bei einem Nenner von Null wird die Entfernungshäufigkeit als Null definiert.

angegeben: Je größer die Entfernungshäufigkeit der Veranstaltungen ist (kleinerer Entfernungshäufigkeitsrang), desto weniger beliebt sind sie, d.h. desto seltener werden sie von allen Nutzern als Soll- oder Kannveranstaltung markiert bzw. in eine Tour eingefügt. Teilt man alle Veranstaltungen, die mindestens einmal aus einer Tour entfernt wurden, anhand des Medians der Entfernungshäufigkeit in zwei gleich große Gruppen, wobei die erste Gruppe die Veranstaltungen mit den größeren Entfernungshäufigkeitswerten und die zweite die Veranstaltungen mit den kleineren Entfernungshäufigkeitswerten beinhaltet, so unterscheidet sich die mittlere Beliebtheit der Veranstaltungen beider Gruppen für alle drei Längen Nächte in einem Wilcoxon-Rangsummentest signifikant (jeweils  $p < 0,01$ ). Nutzer entfernen demnach – wie zu erwarten – eher Veranstaltungen, die weniger beliebt sind.

Eine weitere Frage ergibt sich, wenn man betrachtet, ob die entfernten Veranstaltungen vom jeweiligen Nutzer als Soll- bzw. Kannveranstaltungen markiert wurden. So waren auf der LNdMuseen 12,9% der entfernten Veranstaltungen Sollveranstaltungen, 25,5% Kannveranstaltungen und 61,5% sonstige Veranstaltungen<sup>38</sup>. Auf der LNdWissen und LNdMusik waren 10,9% bzw. 11,4% Sollveranstaltungen, 14,2% bzw. 24,7% Kannveranstaltungen und 74,9% bzw. 63,9% sonstige Veranstaltungen unter den entfernten Veranstaltungen. Man kann also erkennen, dass ein Großteil der Entfernungen diejenigen Veranstaltungen betraf, die nicht explizit vom Nutzer ausgewählt wurden, d.h. diejenigen Veranstaltungen, die während der Tourplanung zusätzlich mit eingeplant (Tourvariante B und C) oder zum Auffüllen der Tour verwendet wurden. Diese sonstigen Veranstaltungen werden eher während der initialen Editierphase entfernt. Dementsprechend ist auf der Wissenschafts- und der Musiknacht der Anteil der Entfernungen von Sollveranstaltungen während der initialen Editierphase mit 9,2% bzw. 8,5% signifikant niedriger als während der Umplanungsphase mit 18,8% bzw. 20,3% ( $p \ll 0,01$  und  $p = 0,010$ ). Dieser Trend ist auch auf der Museumsnacht mit 12,2% zu 16,4% sichtbar, wenngleich nicht signifikant. Ausschlaggebend für den höheren Anteil der Soll- und Kannveranstaltungen unter den entfernten Veranstaltungen in der Umplanungsphase sind vermutlich vorab noch unbekanntere Kontextfaktoren, wie z.B. unerwartet geschlossene oder überfüllte Veranstaltungen (vgl. Kapitel 2.3.2). Diese Faktoren sind nur schwer von einem System erfassbar; es stehen deshalb auch keine Informationen hierüber zur Verfügung.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass entfernte Veranstaltungen weniger beliebt sind und dass sie selten vom Nutzer explizit als Favorit ausgewählt wurden. Letzteres trifft weniger stark auf die Umplanungsphase zu, in der die

<sup>38</sup> Dies betrifft hauptsächlich unmarkierte Veranstaltungen, aber auch zu einem kleinen Teil Veranstaltungen, die vom Nutzer als auf keinen Fall zu besuchen („Kein Interesse“) markiert wurden.

Besucher auch Veranstaltungen aus ihrem Plan streichen, deren Besuch sie sich vorab fest vorgenommen haben.

### 7.6.3 Ändern der Veranstaltungsreihenfolge

Das Ändern der Veranstaltungsreihenfolge geschieht mittels Drag-and-Drop, wobei die Position der ausgewählten Veranstaltung in der Tour kontinuierlich aktualisiert wird. Somit enthalten die Logdaten mehrere Einträge, wenn eine Veranstaltung über mehrere Veranstaltungen hinweg verschoben wird, z.B. von der fünften auf die zweite Position. Für die folgende Analyse werden solche Einträge zu einer einzelnen Verschiebeoperation zusammengefasst.

Während der im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Interviews zum Abendverlauf der Besucher (siehe Kapitel 2.3.1) berichteten einige von ihrer Strategie, die Veranstaltungen in eine Reihenfolge zu bringen, indem sie ihre Sollveranstaltungen zuerst besuchen. Zur genaueren Analyse, wie ausgeprägt dieses Verhalten ist, wird daher folgende Hypothese aufgestellt: Die Benutzer tendieren dazu, ihre Veranstaltungen so umzusortieren, dass die Sollveranstaltungen vor den Kannveranstaltungen eingeplant sind, welche wiederum vor den sonstigen Veranstaltungen besucht werden sollen.

Um diese Hypothese zu überprüfen, wurden die Touren vor und nach Verschiebeoperationen miteinander verglichen. Es sollte untersucht werden, wie stark sich die Tour danach der „idealen“ Tour mit der Besuchsreihenfolge Soll-, Kann- und anschließend sonstige Veranstaltungen angenähert hat. Als Metrik hierfür bietet sich die sogenannte *Bubble-Sort-Distanz* an, die angibt, wie viele Vertauschungen<sup>39</sup> vom Bubble-Sort-Algorithmus ausgeführt werden müssen, bis eine Liste von Einträgen sortiert ist. Dieses Distanzmaß ist auch als *Kendalls Tau-Rang-Distanz* zwischen einer Liste und einer die gleichen Einträge enthaltenden sortierten Liste bekannt [Kendall, 1962, S. 3ff]. Durch Normierung auf das Intervall  $[-1; +1]$ , wobei  $+1$  der komplett sortierten Liste und  $-1$  der invers sortierten Liste entspricht, erhält man den *Kendalls  $\tau$  Rangkorrelationskoeffizienten*<sup>40</sup>.

Für jede Verschiebeoperation wurde  $\tau$  vor und nach der Operation betrachtet, d.h.  $\Delta\tau = \tau_{\text{nachOp}} - \tau_{\text{vorOp}}$ . Ein positives  $\Delta\tau$  bedeutet folglich, dass die Operation die Tour in eine „sortiertere“ Liste überführt hat. Die aufgestellte Hypothese kann somit dahingehend umformuliert werden, dass Verschiebeoperationen ein mittleres  $\Delta\tau > 0$  aufweisen.

<sup>39</sup> Dies entspricht nicht der Zeitkomplexität des Algorithmus, die sich in der Anzahl Vergleiche bemisst.

<sup>40</sup> Diese Metrik wird häufig auch für die Bewertung der Ergebnisreihenfolge von Information Retrieval Systemen verwendet (vgl. z.B. Joachims [2002]).

Für die LNdMuseen 2013 ergibt sich für die insgesamt 671 durchgeführten Verschiebeoperationen ein durchschnittliches  $\Delta\tau$  von 0,015, wobei ungefähr die Hälfte dieser Operationen die Reihenfolge von Soll-, Kann- und sonstigen Veranstaltungen überhaupt nicht verändern ( $\Delta\tau = 0,0$ ). Betrachtet man allerdings nur die 315 Verschiebeoperationen, welche die Reihenfolge modifizieren, so ergibt sich ein mittleres  $\Delta\tau$  von 0,032, was sich durch einen einseitigen Wilcoxon-Rangsummentest als signifikant unterschiedlich zu  $\Delta\tau = 0,0$  nachweisen lässt ( $p = 0,013$ ). Eine durchschnittlich zufällige Tour wird von Nutzern also im Mittel nach etwa 30 Verschiebeoperationen mit  $\Delta\tau \neq 0,0$  vollständig nach Soll-, Kann und sonstigen Veranstaltungen sortiert sein. Für die LNdWissen 2013 mit 180 und die LNdMusik 2014 mit 88 Verschiebeoperationen mit  $\Delta\tau \neq 0,0$  lässt sich kein signifikant von Null verschiedenes  $\Delta\tau$  feststellen. Für die Wissenschaftsnacht zeigt sich zumindest mit  $\Delta\tau = 0,015$  derselbe Trend. Bei der Musiknacht dürfte ein  $\Delta\tau$  von  $-0,019$  aufgrund der wenigen Operationen nur wenig Aussagekraft haben.

Insgesamt konnte für die Museums- und die Wissenschaftsnacht die aufgestellte Hypothese bestätigt bzw. gestützt werden, dass Nutzer es bevorzugen, wenn die für sie wichtigeren Veranstaltungen zuerst besucht werden, obwohl dies zu weniger optimalen Transferzeiten zwischen den Veranstaltungen führen kann.

Diese Hypothese wird darüber hinaus dadurch gestützt, wenn man betrachtet, welche Art von Veranstaltungen verschoben werden. Auf der Museums- und der Wissenschaftsnacht waren von den verschobenen Veranstaltungen 61,1% bzw. 46,4% Sollveranstaltungen, 14,9% bzw. 13,2% Kannveranstaltungen und 24,0% bzw. 40,4% sonstige Veranstaltungen. Die Nutzer scheinen also den Kannveranstaltungen wenig Aufmerksamkeit zu widmen und stattdessen die Sollveranstaltungen nach vorne und die sonstigen Veranstaltungen nach hinten zu verschieben. Auf der LNdMusik ist diese Aufteilung mit 41,2% Soll-, 29,2% Kann- und 29,6% sonstigen Veranstaltungen wesentlich gleichmäßiger, was eventuell darauf hindeutet, dass Nutzer auf der Musiknacht weniger starre Vorstellungen davon haben, was sie wann besuchen wollen.

Insgesamt scheint die optimale Besuchsreihenfolge der Veranstaltungen nicht nur von deren Lage und Öffnungszeiten abzuhängen, welche die Haupteigenschaften darstellen, auf die sich bisherige Planungsalgorithmen fokussieren (vgl. Kapitel 3.2.5 und 5.6). Auch das nutzerabhängige Interesse an einer Veranstaltung ist eine weitere wichtige Eigenschaft, die nicht nur wie bisher darauf Einfluss nehmen sollte, ob eine Veranstaltung in den Plan aufgenommen wird, sondern auch, an welcher Stelle. Dies bietet einen Ansatz für zukünftige Optimierungen der Planungsalgorithmen, wengleich eine geeignete Gewichtung der verschiedenen Eigenschaften noch zu ermitteln ist.

#### 7.6.4 Ändern der Besuchsdauer

Um die Besuchsdauer zu ändern, stand den Nutzern ein Schieberegler zur Verfügung (vgl. Kapitel 5.3). Eine Änderung der Schieberposition nach rechts verlängert unmittelbar die eingeplante Besuchsdauer der betroffenen Veranstaltung und bewirkt dementsprechend eine Verkürzung der anderen Veranstaltungsbesuche im Plan. Ein Verschieben nach links bewirkt den gegenteiligen Effekt. Die vielen kleinen Änderungen der Besuchsdauer, die während eines Schiebeprozesses mitgeloggt werden, wurden für die Analyse zunächst zu einer einzigen zusammengefasst.

Von den insgesamt 1081 Besuchsdaueränderungen auf der LNdMuseen 2013, der LNdWissen 2013 und der LNdMusik 2014 wurde in 54,7% der Fälle die Besuchsdauer verlängert, in 31,7% der Fälle verkürzt und in 13,6% der Fälle war die Besuchsdauer nach dem Abschließen der Operation genauso lang wie vorher, z.B. weil sie sich nicht weiter verlängern ließ. Zu 59,6% waren Sollveranstaltungen von der Besuchsdaueränderung betroffen, während nur 19,5% Kannveranstaltungen und 20,9% sonstige Veranstaltungen betroffen waren. In der initialen Editierphase betrug der Anteil der Sollveranstaltungen an den Besuchsdaueränderungen 62,6%, in der Umplanungsphase dagegen nur noch 45,2%, was nach Auswertung eines 2-Stichproben-Binomialtests signifikant weniger ist ( $p \ll 0,01$ ). Nutzer scheinen nicht mit der vorgegebenen Besuchsdauer bei ihren Sollveranstaltungen einverstanden zu sein, während sie sich weniger darum kümmern, wie viel Zeit für die anderen Veranstaltungen eingeplant ist. Beim Umplanen spielt das Interesse an einer Veranstaltung hingegen eine weniger große Rolle, was wohl daran liegt, dass die Nutzer unterwegs nur noch auf unvorhergesehene Ereignisse, wie z.B. eine geschlossene Veranstaltung, reagieren.

#### 7.6.5 Fazit

Obwohl das Generieren einer Tour nicht von allen Nutzern genutzt wurde, zeigte sich, dass im Schnitt 57,2% der Nutzer, die sich eine Tour berechnen ließen, anschließend auch von der Möglichkeit Gebrauch machten, diese zu modifizieren. Für die Akzeptanz eines Lange-Nacht-Planungssystems scheint es daher wichtig zu sein, dass Nutzer eine Tour nachträglich verändern können.

Das Editierverhalten unterscheidet sich zwischen der initialen Editierphase und der Umplanungsphase: Während ersterer betreiben die Nutzer großen Aufwand, um die generierten Touren nach ihren Wünschen anzupassen. Dies betrifft insbesondere die Reihenfolge und Besuchsdauer der einzelnen Veranstaltungen. Auch das Entfernen von zusätzlich eingeplanten Veranstaltungen (aus Variante B und C) fand während dieser Phase statt. Während der Umplanungsphase hingegen werden die Touren seltener editiert. Man kann mutmaßen, dass Nutzer

dem System eventuell notwendige Abweichungen von der geplanten Tour nicht mitteilen, solange sie sich davon keinen Vorteil versprechen. Kleinere zeitliche Abweichungen können durch Anpassen der Besuchsdauer der Veranstaltungen ausgeglichen werden, ohne das System zu involvieren. Bei größerem Zeitmangel können Veranstaltungen einfach ausgelassen werden. Nur wenn der Nutzer den Weg zur nächsten Veranstaltung nicht kennt, ist es notwendig, dem System die Änderung mitzuteilen.

Wenn die Nutzer während der Toureditierung neue Veranstaltungen einfügen möchten, so interessieren sie sich selten für neue Veranstaltungen und beschränken sich hauptsächlich auf ihnen bereits bekannte Veranstaltungen. Dies können zum einen Veranstaltungen sein, welche die Nutzer bereits im System entdeckt und markiert hatten, gegen die sich der Tourplaner jedoch entschieden hatte. Zum anderen werden viele eingefügte Veranstaltungen mit der Suchfunktion über ihren Namen gefunden. Von diesen erfahren die Nutzer wohl außerhalb des Systems, z.B. durch Hinweise anderer Besucher.

Werden Veranstaltungen aus der Tour entfernt, so entscheiden sich die Nutzer hauptsächlich für weniger beliebte Veranstaltungen sowie eher für Veranstaltungen, die zusätzlich eingeplant wurden. Beides könnte ein zukünftiges System berücksichtigen, wenn es feststellt, dass der Nutzer hinter den Plan zurückgefallen ist, um ihm dann Vorschläge zu unterbreiten, welche Veranstaltungen übersprungen werden könnten.

Die Analyse der verschiedenen Editieroperationen zeigt klar, dass es nur einige wenige Veranstaltungen gibt, die den Nutzern wichtig sind und um deren Besuchsdetails sie sich kümmern, nämlich diejenigen Veranstaltungen, die sie als Sollveranstaltungen markiert haben. Diese Veranstaltungen wollen die Nutzer auf jeden Fall in ihrer Tour behalten. Falls sie sich also für das Entfernen einer Veranstaltung entscheiden müssen, so ist es unwahrscheinlich, dass sie eine dieser Veranstaltungen auswählen. Die Nutzer haben auch genaue Vorstellungen davon, wann sie diese Veranstaltungen besuchen wollen, nämlich am Anfang der Tour. Und schließlich wollen sie genau vorgeben, für wie lange der Besuch bei diesen Veranstaltungen eingeplant wird. Bezüglich der übrigen Veranstaltungen haben sie weniger klare Vorstellungen und betrachten diese scheinbar eher als optionales Zusatzangebot oder als Lückenfüller.

## 7.7 Online-Umfrage unter App-Nutzern

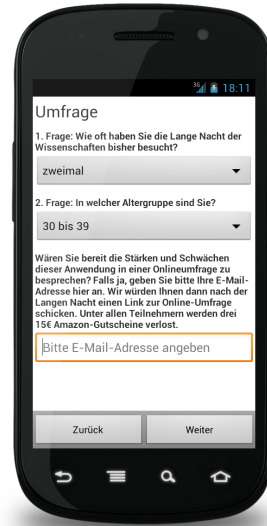
Mit Hilfe einer Online-Umfrage<sup>41</sup> konnten Rückmeldungen der App-Nutzer gewonnen werden. Hierzu wurden die Teilnehmer beim erstmaligen Start der App

<sup>41</sup> Hierfür wurde die PHP-Software *LimeSurvey* verwendet, die das Erstellen und Verwalten von Online-Umfragen ermöglicht. Quelle: <https://www.limesurvey.org> (26.08.2015).

nach ihrer E-Mail-Adresse gefragt (siehe Abbildung 7.32a). Nach der Lange Nacht wurde an diese Adresse ein personalisierter<sup>43</sup> Link zu einer (zeitlich begrenzten) Online-Umfrage versendet. Um die Rücklaufquote zu erhöhen, wurden unter allen Teilnehmern, welche die Umfrage abgeschlossen hatten, drei 15 € Amazon-Gutscheine verlost. Auf der LNdMuseen 2013, der LNdWissen 2013 und der LNdMusik 2014 antworteten insgesamt 236 Nutzer auf die Fragen der Online-Umfrage; auf diesen basieren die folgenden Analysen.

Die Teilnehmer konnten in Freitextform angeben, welche Aspekte ihnen an der App gefallen und welche ihnen weniger gefallen haben. So konnten im Laufe der Entwicklungsiterationen einige der Vorschläge integriert werden, z.B. das Karten-Tab (siehe Kapitel 4.2.1). Noch in der App wurden die Nutzer gefragt, wie wichtig ihnen einige ausgewählte Kriterien bei ihrer Tour sind (siehe Abbildung 7.32b). Die Ergebnisse wurden bereits in Kapitel 2.2.3.4 besprochen. In der Online-Umfrage wurden die Teilnehmer dann danach gefragt, inwiefern sie der Meinung sind, dass die App ihnen bezüglich dieser Anforderungen geholfen hat.

Wie in Kapitel 2.2.3.4 gezeigt, haben Wiederholungsbesucher durch ihre Erfahrung einen anderen Blick auf die Lange Nacht. Deshalb können sie vermutlich auch fundierter beurteilen, bei welchen Aspekten die App ihnen von Nutzen ist. Tabelle 7.33 zeigt in der oberen Hälfte – wie bereits in Kapitel 2.2.3.4 vorgestellt –, welche Toureeigenschaften den Nutzern besonders wichtig sind; hier werden jedoch nur die 60,6% Wiederholungsbesucher ( $n = 143$ ) unter den Teilnehmern betrachtet<sup>44</sup>. Wie bereits erwähnt, fand diese Befragung beim ersten Start der App, d.h. vor dem Lange-



(a) Fragebogen 1



(b) Fragebogen 2

Abbildung 7.32: Umfrage<sup>42</sup>

<sup>42</sup> Bildschirmrahmen © *SlaveOfFear*, <http://slaveoffear.deviantart.com>, CC-BY

<sup>43</sup> Hierdurch können die Antworten der Umfrage mit den gesammelten Logdaten verknüpft werden.

<sup>44</sup> Die Ergebnisse aller 236 Nutzer finden sich in Anhang B.1.

Nacht-Besuch, statt. In der unteren Tabellenhälfte findet sich die im Onlinefragebogen, also nach der Langen Nacht, gegebene Einschätzung der Wiederholungsbesucher, inwieweit die App den Besuch beeinflusst hat. Hierzu wurden sieben Aussagen formuliert (siehe Tabelle 7.33 unten) und die Umfrageteilnehmer sollten jede mit einer von fünf Antwortmöglichkeiten bewerten („stimme ich überhaupt nicht zu“ bis „stimme ich stark zu“).

Generell scheint ein großer Teil der Teilnehmer den Nutzen der App als hilfreich für den Genuss des Abends einzuschätzen. Vielen Nutzern war es wichtig, dass ihre Tour durch den Abend die vorhandene Zeit effizient nutzt, und in der Tat scheinen die Nutzer hier von der App Unterstützung erfahren zu haben. Am wichtigsten war es den Nutzern, interessante Veranstaltungen zu besuchen. Wie in Kapitel 2.2.3.3 beschrieben, kann natürlich das, was Besucher als „interessante Veranstaltung“ bezeichnen, von Besucher zu Besucher sehr unterschiedlich sein. Deshalb wurde in der Nachbefragung etwas konkreter danach gefragt, ob die App beim Entdecken von Veranstaltungen geholfen hat. Auch hier fiel das Ergebnis mit über 40% Zustimmung sehr positiv aus. Bereits in der Vorbefragung wurde der Wunsch nach dem Besuch möglichst vieler Veranstaltungen tendenziell eher verneint. Dennoch schätzen etwas mehr als 1/4 der Befragten, dass sie mit Hilfe der App mehr Veranstaltungen besuchen konnten als ohne App. Der Besuch abwechslungsreicher Veranstaltungen war für ca. 60% der Teilnehmer wichtig, aber nur ca. 25% glaubten, hierbei von

<b>Vor der LN: Was ist bei der Tour wichtig?</b>	--	-	o	+	++
Effiziente Nutzung der Zeit	3,5%	7,7%	8,4%	54,5%	25,9%
Kurze Wege/Fahrten zwischen Veranstaltungen	4,9%	14,0%	18,2%	51,7%	11,2%
Besuch vieler Veranstaltungen	19,6%	42,0%	19,6%	16,8%	2,1%
Besuch von interessanten Veranstaltungen	0,0%	0,7%	4,2%	35,0%	60,1%
Besuch abwechslungsreicher Veranstaltungen	5,6%	17,5%	17,5%	49,0%	10,5%
Besuch allgemein beliebter Veranstaltungen	53,8%	22,0%	12,9%	9,1%	2,3%
<b>Nach der LN: Wobei hat die App geholfen?</b>	--	-	o	+	++
Besseres Nutzen des Abends	16,8%	12,6%	18,9%	36,4%	15,4%
Weniger fahren zu müssen	25,9%	21,7%	23,1%	21,7%	7,7%
Mehr Veranstaltungen besuchen zu können	21,7%	26,6%	24,5%	18,9%	8,4%
V. zu finden, die man sonst nicht gefunden hätte	23,1%	21,7%	11,9%	30,1%	13,3%
Besuch abwechslungsreicherer Veranstaltungen	24,5%	26,6%	23,8%	18,9%	6,3%
Besuch beliebterer Veranstaltungen	30,8%	25,2%	34,3%	8,4%	1,4%
Genießen des Abends	11,2%	17,5%	22,4%	38,5%	10,5%

Tabelle 7.33: Antworten der 143 Wiederholungsbesucher in der Online-Umfrage auf die Frage, was ihnen bei ihrer Tour durch die Lange Nacht wichtig ist (oben) und wobei ihnen die App im Vergleich zu einem Besuch ohne App geholfen hat (unten)

der App unterstützt worden zu sein. Ein möglicher Grund hierfür ist es, dass sich die Nutzer in ihrer Veranstaltungsauswahl stark fokussierten, wie sich beispielsweise bei der Nutzung des Kategorie-Tabs (vgl. Kapitel 7.3.6) sowie bei der Suche (vgl. Kapitel 7.3.3) zeigte. Allgemein beliebte Veranstaltungen zu besuchen, war nur wenigen Teilnehmern wichtig und dementsprechend nahmen auch nur wenige hierbei eine Unterstützung durch die App wahr. Die Vorbefragung ergab auch, dass Besucher besonderen Wert auf kurze Wege bzw. Fahrten zwischen den Veranstaltungen legen. Dies kann nur bedingt durch die App beeinflusst werden, da die Veranstaltungsorte vorgegeben sind. Folglich kann die App nur dadurch Fahrzeiten reduzieren, dass sie den Besucher dazu bringt, näher zusammenliegende Veranstaltungen auszuwählen. Dass dieses Ziel erreichbar ist, sofern sich der Nutzer darauf einlässt, wird im Folgenden genauer untersucht; trotzdem stimmten nur ca. 30% aller Befragten dieser Aussage zu<sup>45</sup>.

Um mehr über den Zusammenhang zwischen den Tourvorlieben, der App-Nutzung und der schließlich wahrgenommenen Assistenz zu erfahren, wurden die 143 Wiederholungsbesucher unter den Online-Umfrageteilnehmern analog zu Kapitel 7.3.6 nach den von ihnen für die Auswahl von Veranstaltungen bevorzugten Tabs aufgeteilt; hierbei wurden nur diejenigen Nutzer gewertet, bei denen eindeutig ein favorisiertes Tab bestimmbar ist<sup>46</sup>. Sowohl für die Wichtigkeit der verschiedenen Tourvorlieben als auch für den wahrgenommenen Nutzen der App gab es jeweils fünf Antwortmöglichkeiten, welche für die folgende Auswertung auf den Wertebereich 1 bis 5 abgebildet werden. In Tabelle 7.34 sind die jeweiligen Mittelwerte der Antworten für die jeweils untersuchte Tab-Nutzergruppe sowie die jeweilige Kontrollgruppe aufgezeigt.

Es zeigt sich, dass Empfehlungs-Tab-Nutzer für ihre Tour mehr Wert auf kurze Wege und viele Veranstaltungen legen als die Kontrollgruppe. Bei beiden Aspekten stimmen die Empfehlungs-Tab-Nutzer ebenfalls stärker als die Kontrollgruppe der Aussage zu, dass die App sie bei dem Erreichen dieses Ziels unterstützt, ersteren Aspekt mit signifikant<sup>47</sup> höherer Zustimmung ( $p = 0,030$ ). Zudem wollen diese Nutzer abwechslungsreichere Veranstaltungen besuchen, was sich auch in einer leicht höheren Zustimmung bezüglich der entsprechenden App-Unterstützung niederschlägt. Darüber hinaus berichten insbesondere die Empfehlungssystem-Nutzer, dass sie durch die App auf noch unbekanntere Veranstaltungen aufmerksam gemacht worden sind. Insgesamt geben mehr

---

<sup>45</sup> Es sei hierbei auch angemerkt, dass ein reines Ermitteln der kürzesten Verbindung zwischen zwei Veranstaltungen in dem sehr einfach gehaltenen Shuttle-Busnetz meist problemlos manuell durchführbar ist und deshalb eventuell viele Umfrageteilnehmer hierfür keinen Mehrwert durch die App empfanden.

<sup>46</sup> Karten-Tab-Nutzer wurden dabei aufgrund der geringen Nutzung nicht betrachtet.

<sup>47</sup> Für den Vergleich kam jeweils ein Wilcoxon-Rangsummentest zum Einsatz (siehe Anhang A.5).

Aussage	Empfehlungen		Tour		Kategorie		Suche	
	Empf. (n=22)	andere (n=68)	Tour (n=15)	andere (n=75)	Kat. (n=20)	andere (n=70)	Suche (n=30)	andere (n=60)
Effiziente Nutzung der Zeit	3,95	3,96	4,13	3,92	<b>3,55</b>	<b>4,07</b>	4,10	3,88
Kurze Wege/Fahrten zwischen Veranstaltungen	3,77	3,59	3,73	3,61	3,60	3,64	3,43	3,73
Besuch vieler Veranstaltungen	2,68	2,32	2,07	2,48	2,20	2,47	2,50	2,37
Besuch von interessanten Veranstaltungen	4,55	4,54	4,60	4,53	4,45	4,57	4,63	4,50
Besuch abwechslungsreicher Veranstaltungen	3,68	3,29	3,33	3,40	3,30	3,41	3,37	3,40
Besuch allgemein beliebter Veranstaltungen	1,85	1,87	1,53	1,94	2,06	1,82	2,00	1,79
Besseres Nutzen des Abends	3,50	3,41	3,60	3,40	3,80	3,33	<b>3,00</b>	<b>3,65</b>
Weniger fahren zu müssen	<b>3,18</b>	<b>2,50</b>	2,40	2,72	2,65	2,67	2,40	2,80
Mehr V. besuchen zu können	2,91	2,76	2,93	2,77	<b>3,30</b>	<b>2,66</b>	<b>2,27</b>	<b>3,07</b>
V. zu finden, die man sonst nicht gefunden hätte	3,36	2,99	3,00	3,09	3,05	3,09	3,00	3,12
Besuch abwechslungsreicherer Veranstaltungen	2,82	2,65	2,80	2,67	2,85	2,64	2,43	2,82
Besuch beliebterer Veranstaltungen	2,64	2,24	2,07	2,39	2,40	2,31	2,27	2,37
Genießen des Abends	3,50	3,28	3,60	3,28	3,60	3,26	<b>2,87</b>	<b>3,57</b>

Tabelle 7.34: Gewünschte Toureeigenschaften (oben) und wahrgenommene Unterstützung durch die App (unten) aufgeteilt nach hauptsächlich benutztem Tab; signifikante Unterschiede sind hervorgehoben.

Empfehlungs-Tab-Nutzer an, dass die App ihnen beim Genießen des Abends geholfen hat als Nutzer der Kontrollgruppe.

Tour-Tab-Nutzer bevorzugen Touren, die eine effiziente Nutzung der Zeit ermöglichen, indem sie die Wege zwischen den Veranstaltungen kurz halten. Für Ersteres bestätigen die Nutzer auch, dass ihnen die App hierbei geholfen hat. Durch die App weniger fahren zu müssen, bestätigen die Nutzer hingegen nicht. Eine mögliche Interpretation liegt hierin, dass sich die Nutzer ohnehin auf nur eine oder wenige Bustouren beschränken (vgl. Kapitel 7.3.2) und somit die Organisation der Fahrten sehr einfach zu bewerkstelligen ist. Im Vergleich zum Programmheft – wo die Veranstaltungen nach Bustour und in der Reihenfolge, in der sie von dieser angefahren werden, geordnet sind – ergibt sich durch die App diesbezüglich kein großer Mehrwert. Interessanterweise ist den Tour-Tab-Nutzern die Anzahl der besuchten Veranstaltungen weniger wichtig als der Kontrollgruppe, obwohl sie, wie in Kapitel 7.4.4 gesehen, signifikant mehr Veranstaltungen besuchen und sie auch im Vergleich zur Kontrollgruppe eher den Eindruck haben, dass die App ihnen dabei hilft. Eventuell ist es also nur ein Nebeneffekt der Strategie, sich auf einige wenige Bustouren zu beschränken. Bei den inhaltlichen Aspekten ist dieser Nutzergruppe deutlich weniger wichtig, allgemein beliebte Veranstaltungen zu besuchen, was sich auch in ihrer Wahrnehmung bezüglich der App niederschlägt. Dennoch erfahren diese Nutzer eine größere Unterstützung durch die App für den Genuss des Abends.

Die Kategorie-Tab-Nutzer legen wenig Wert auf die organisatorischen Aspekte ihrer Tour. Eine effiziente Nutzung der Zeit ist ihnen signifikant weniger wichtig als der Kontrollgruppe ( $p = 0,032$ ); außerdem ist es ihnen deutlich weniger wichtig, viele Veranstaltungen zu besuchen. Dennoch bescheinigen die Kategorie-Tab-Nutzer der App eine Unterstützung bei der besseren Nutzung des Abends und bei dem Besuch von mehr Veranstaltungen. Letzterem wird sogar signifikant stärker zugestimmt ( $p = 0,035$ ). Wie in Kapitel 7.3.2 gesehen, konzentrieren sich die Kategorie-Tab-Nutzer auf wenige Fachgebiete. Dementsprechend ist für sie auch der Besuch von abwechslungsreichen Veranstaltungen weniger wichtig, und der diesbezüglichen App-Unterstützung wird weniger stark zugestimmt. Insgesamt geben im Vergleich zur Kontrollgruppe mehr Kategorie-Tab-Nutzer an, dass die App ihnen beim Genießen des Abends geholfen hat.

Nutzern des Such-Tabs ist eine effiziente Nutzung der Zeit wichtig. Der Besuch vieler Veranstaltungen ist ihnen etwas wichtiger als der Kontrollgruppe. Bei beiden Aspekten stimmen die Such-Tab-Nutzer jedoch signifikant weniger der Aussage zu, dass die App ihnen diesbezüglich geholfen hat ( $p = 0,021$  und  $p = 0,004$ ). Wie in Kapitel 7.3.3 gesehen, wird das Such-Tab hauptsächlich zum Finden bereits bekannter Veranstaltungen verwendet, d.h. die Nutzer haben schon genaue Vorstellungen davon, was sie besuchen wollen. Die App hat also

bis auf das Ermitteln einer geeigneten Reihenfolge wenige Möglichkeiten, den Abend effizienter zu gestalten, z.B. Veranstaltungen wegzulassen. Dementsprechend können diese Nutzer auch durch die App nicht mehr Veranstaltungen besuchen. Kurze Wege sind für Such-Tab-Nutzer deutlich weniger wichtig als der Kontrollgruppe, und so wurde auch die App-Unterstützung wahrgenommen. Inhaltlich ist diesen Nutzern wichtiger, dass die besuchten Veranstaltungen interessant und beliebt sind. Sie empfinden hierbei jedoch keine zusätzliche Unterstützung durch die App. Auch abwechslungsreiche Veranstaltungen können dieser Nutzer-Gruppe mit der App nicht besser zugänglich gemacht werden. Insgesamt kann den Such-Tab-Nutzern mit der App weder auf organisatorischer noch auf inhaltlicher Ebene merklich geholfen werden. Dies liegt wohl vor allem daran, dass der Fokus dieser Nutzer auf bereits bekannten Veranstaltungen liegt und die App somit auf beiden Gebieten wenig unterstützen kann. Dies spiegelt sich auch in der – im Vergleich zur Kontrollgruppe – signifikant niedrigeren Zustimmung zur Frage wider, ob die App den Genuss des Abends fördert.

Insgesamt zeigt sich bei dieser Untersuchung, dass die verschiedenen Tab-Nutzer auf sehr unterschiedliche Toureigenschaften Wert legen. Dass sich diese Eigenschaften auch in den ausgewählten bzw. besuchten Veranstaltungen wiederfinden, zeigte sich bereits in Kapitel 7.3 und 7.4. Die Online-Umfrage wiederum ergab, dass die Nutzer eine Unterstützung hinsichtlich der von ihnen gewünschten Toureigenschaften größtenteils auch wahrnahmen. So legen die Empfehlungstabelle-Nutzer Wert auf Touren mit vielen Veranstaltungen und kurzen Wegen. Wie bereits Kapitel 7.4.4 zeigte, entstehen aufgrund des Empfehlungssystems eher kompakte Touren mit vielen besuchten Veranstaltungen. Dies entspricht auch der von den Nutzern empfundenen Unterstützung durch die App. Die Tour-Tab-Nutzer legen ebenfalls Wert auf kurze Wege sowie eine effiziente Nutzung der Zeit. Wie sich bereits in Kapitel 7.3.6 gezeigt hat, weisen die über dieses Tab ausgewählten Veranstaltungen einen starken zeitlichen Zusammenhang auf, der in dem Besuch vieler Veranstaltungen resultiert (vgl. Kapitel 7.4.4). Dies entspricht auch der Wahrnehmung der App durch die Tour-Tab-Nutzer. Die Kategorie-Tab-Nutzer legen wenig Wert auf abwechslungsreiche Veranstaltungen, d.h. sie sind thematisch fokussiert, was sich auch in der kleinen Diversität der ausgewählten Veranstaltungen widerspiegelt (vgl. Kapitel 7.3.6). Die Such-Tab-Nutzer möchten beliebte Veranstaltungen besuchen, was sich vor allem in der Suche nach Eigennamen gezeigt hat (vgl. Kapitel 7.3.3). Dafür legen sie weniger Wert auf kurze Wege, was sich auch an der geringeren Anzahl an besuchten Veranstaltungen bemerkbar macht (vgl. Kapitel 7.4.4); beides spiegelt sich auch in ihrer Wahrnehmung der App wider.

Zusammenfassend kann man feststellen, dass die unterschiedlichen Nutzertypen in der Lage sind, das für sie geeignete Tab auszuwählen. Die hierüber

ausgewählten und anschließend besuchten Veranstaltungen weisen die gewünschten Eigenschaften auf, was von den Nutzern größtenteils auch so wahrgenommen wird.

## Kapitel 8

# Zusammenfassung und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde das Thema „Assistenzsysteme für verteilte Veranstaltungen“ zum ersten Mal auf wissenschaftlicher Grundlage untersucht. Hierzu wurde ein Assistenzsystem in mehreren Entwicklungs- und Evaluationsphasen iterativ als App für mobile Geräte umgesetzt, bis eine effektive Unterstützung des Nutzers bei seinem Besuch gewährleistet werden konnte. Das entstandene System assistiert dem Nutzer dabei, Veranstaltungen entsprechend seiner Interessen aus dem Angebot auszusuchen, die gewählten Veranstaltungen zu einem Tourplan zusammenzustellen und diese Tour gegebenenfalls an neue Situationen anzupassen. Das entwickelte System soll in diesem Kapitel in seiner Gesamtheit betrachtet und hinsichtlich der gebotenen Assistenz bewertet werden. Hierzu werden die Ergebnisse der Evaluation zusammengefasst und den in diversen Umfragen gewonnenen Erkenntnissen über die Besucher, ihre Umgebung sowie ihre Aufgaben gegenübergestellt. Anschließend folgt ein Ausblick darauf, welche zukünftigen Assistenzansätze – aufbauend auf den in dieser Arbeit entwickelten Assistenzfunktionen – umsetzbar sind.

Um den Besucher bei der Auswahl der Veranstaltungen zu unterstützen, wurde zunächst mit Hilfe von Interviews ermittelt, auf welche Aspekte die Besucher besonderen Wert legen. Die Wünsche der Besucher haben eine große Bandbreite; sie reichen vom Interesse an einem spezifischen Thema über die Entdeckung von für sie bisher unbekanntem Veranstaltungen bis hin zu kurzen Fahrzeiten.

Eine ausführliche Untersuchung bereits vorhandener Apps ergab, dass diese ihren Nutzern zwar diverse Such- und Filterfunktionen bereitstellen (vgl. Kapitel 3.1.1), es ist jedoch unklar, inwieweit diese den von den Nutzern geäußerten Anforderungen genügen. Letztlich soll eine Unterstützung bei der Veranstaltungsauswahl dazu führen, dass die Nutzer nicht das gesamte Veranstaltungsangebot

durchsehen müssen. Umso erstaunlicher ist es, dass keine der untersuchten Lange-Nacht-Apps dabei auf Empfehlungssysteme zurückgreift, welche für die Bewältigung der Informationsflut geradezu prädestiniert sind.

In der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten App wurden dem Nutzer daher neben Filter- und Suchfunktionen auch Veranstaltungsempfehlungen angeboten. Insgesamt konnte der Nutzer das Veranstaltungsangebot durch eine Filterung nach Bustour oder Veranstaltungskategorie, per Suche in den Veranstaltungsbeschreibungen, über eine Kartenansicht oder mittels Empfehlungen erschließen, wobei diese Optionen gleichwertig nebeneinander auf Tabs angeordnet wurden (vgl. Kapitel 5.3). Die in den Tabs angebotenen Funktionen sollten dabei, soweit möglich, die unterschiedlichen, in den Interviews ermittelten Besucherwünsche hinsichtlich der zu besuchenden Veranstaltungen abdecken. Wie sich zeigte, zerfällt die Gesamtheit der Nutzer hinsichtlich der von ihnen genutzten Tabs in verschiedene Gruppen. Die meisten Nutzer konzentrieren sich auf ein oder zwei Tabs; dass diese Auswahl nicht zufällig erfolgt, wurde in einer in die App integrierten Umfrage nachgewiesen, bei der sich zeigte, dass die Besucher zielgerichtet diejenigen Tabs verwenden, die sie bei der Auswahl von Veranstaltungen nach den für sie wichtigen Kriterien unterstützen.

Nachdem feststeht, dass die Nutzer sich für das zu ihren Zielen passende Tab entscheiden, stellt sich als nächstes die Frage, ob die hierüber gewählten Veranstaltungen auch die gewünschten Eigenschaften aufweisen. Diese Frage wurde durch eine Evaluation ausführlich beantwortet: Zunächst wurden die Eigenschaften der über die verschiedenen Tabs ausgewählten Veranstaltungen untersucht. Bedeutsamer ist jedoch, ob nicht nur die ausgewählten, sondern auch die tatsächlich von den Nutzern besuchten Veranstaltungen die gewünschten Eigenschaften aufweisen. Hierzu mussten zunächst die besuchten Veranstaltungen identifiziert werden, was sich insbesondere durch die sehr ungenaue GPS-Ortung in Stadtzentren und innerhalb von Gebäuden als Herausforderung erwies. Daher wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Verfahren zur Bestimmung der besuchten Veranstaltungen entwickelt, welches neben der GPS-Koordinate auch Interaktionen der Nutzer mit den Veranstaltungen berücksichtigt. Hierdurch konnte eine deutlich verbesserte Vorhersagegenauigkeit im Vergleich zu einem rein auf GPS-Koordinaten basierenden Standardverfahren erzielt werden, welches lediglich überprüft, ob sich der Nutzer in einem Umkreis von 50 Metern um die Veranstaltung befindet. Mit dem in dieser Arbeit entwickelten Verfahren konnte – mit ausreichend hoher Wahrscheinlichkeit – ermittelt werden, welche Veranstaltungen ein Nutzer besuchte. Hiermit konnte nachgewiesen werden, dass nicht nur die ausgewählten Veranstaltungen, sondern auch die besuchten Veranstaltungen die gewünschten Eigenschaften aufweisen.

Zudem ergab eine Online-Umfrage, in welcher die Nutzer danach gefragt wurden, bei welchen Aspekten sie Unterstützung durch die App erfahren haben, dass die gebotene Assistenz auch als solche wahrgenommen wird. Im Folgenden sollen die in den einzelnen Tabs zur Verfügung gestellten Assistenzfunktionen sowie deren Auswirkungen auf die ausgewählten Veranstaltungen noch einmal zusammengefasst werden:

Das Tour-Tab ist für Nutzer geeignet, die auf eine effiziente Tour Wert legen. Es ermöglicht den Nutzern, Veranstaltungen nach Bustour zu filtern, wobei sich die meisten Nutzer auf ein oder zwei Bustouren beschränken und somit nur einen Teil des Veranstaltungsangebots durchsehen müssen. Wie sich zeigte, führt die Nutzung des Tour-Tabs zu Touren mit vielen Veranstaltungen und aufgrund ihrer Lage an einer gemeinsamen Buslinie zu kompakten Touren. Insbesondere diese Eigenschaften wurden von den Nutzern des Tour-Tabs in einer Nachbefragung auch sehr geschätzt.

Nutzer, die thematisch fokussierte Interesse haben, können ihre Veranstaltungen mit dem Kategorie-Tab auswählen, indem sie dort die Veranstaltungen nach Kategorien filtern. Die somit ausgewählten Veranstaltungen weisen eine geringe Diversität auf und die Touren der Besucher enthalten tendenziell weniger Veranstaltungsbesuche. Letzteres scheinen die Nutzer dieses Tabs bewusst in Kauf zu nehmen.

Um den diversen von den Nutzern genannten Anforderungen besser gerecht zu werden, wurde die im Such-Tab verwendete Volltextsuche um eine Themensuche erweitert. Wie sich jedoch in der Evaluation zeigte, wurde sie nur äußerst selten genutzt, da es sich bei der Mehrzahl der Suchanfragen um Eigennamen handelte. Demnach bevorzugen die Nutzer des Such-Tabs beliebte und somit namentlich bereits bekannte Veranstaltungen. Im Laufe des iterativen Entwicklungsprozesses wurde das System im Hinblick auf Suchanfragen mit Eigennamen verbessert, indem durch die Verwendung einer unscharfen Suche auch solche Veranstaltungen gefunden werden konnten, deren Schreibweise dem Nutzer unbekannt war. Zusammen mit einer Präfix-Suche konnte der Anteil erfolgreicher Suchanfragen deutlich gesteigert sowie die Anzahl der einzugebenden Zeichen reduziert werden, was insbesondere auf mobilen Geräten einen Vorteil bietet.

Das Empfehlungs-Tab ist für Nutzer geeignet, die sowohl auf organisatorische Aspekte, wie kurze Wege und viele Veranstaltungen, als auch auf inhaltliche Aspekte, wie abwechslungsreiche Veranstaltungen, Wert legen. Hierzu wurde ein Empfehlungssystem entwickelt, das diese beiden Aspekte vereint. Das entstandene Empfehlungssystem berücksichtigt dabei sowohl die Präferenzen des Nutzers in Form eines Nutzerprofils, um personalisierte Veranstaltungsempfehlungen zu generieren, als auch, inwieweit sich die empfohlenen Veranstaltungen mit

den bereits ausgewählten Veranstaltungen zu einer effizienten Tour mit kurzen Fahrzeiten kombinieren lassen; um Letzteres zu messen, wurde der *zeitliche Zusammenhang* als Metrik entwickelt. Zum Einsatz kommt eine Kombination aus inhaltsbasiertem und kollaborativem Empfehlungssystem, um von den Vorteilen beider Techniken zu profitieren und der Kaltstartproblematik entgegenzuwirken; dieses hybride Empfehlungssystem wird wiederum mit einem wissensbasierten Empfehlungssystem kombiniert, das Veranstaltungen auf Basis des zeitlichen Zusammenhangs vorschlägt. Im Rahmen dieser Arbeit wurden dabei geeignete Gewichte für die Kombination der drei Empfehlungssysteme ermittelt. Wie die Evaluation zeigte, kann der Nutzer durch die Kombination erfolgreich dahingehend beeinflusst werden, sich Veranstaltungen auszusuchen, die für ihn sowohl interessant als auch vorteilhaft gelegen sind. Darüber hinaus konnte gezeigt werden, dass sich die Nutzung des Empfehlungs-Tabs positiv auf die durchgeführte Tour auswirkt, da diese effizienter ist und mehr Veranstaltungen besucht werden. Die Nachbefragung ergab, dass die Nutzer diese organisatorischen Vorteile, neben einer Unterstützung beim Entdecken neuer und abwechslungsreicher Veranstaltungen durch das Empfehlungssystem, sehr schätzten.

Die Untersuchung des Interaktionsverhaltens ergab, dass das Karten-Tab vor allem während des Abends dazu genutzt wird, Veranstaltungen in der Nähe des aktuellen Aufenthaltsortes zu finden. Dies ist sowohl für die Besucher relevant, die bereits alle eingeplanten Veranstaltungen besucht haben, als auch insbesondere für diejenigen, die spontan und ohne Vorabplanung die Lange Nacht besuchen. In beiden Fällen ist davon auszugehen, dass die über das Karten-Tab gefundenen Veranstaltungen sofort besucht werden, weshalb das Karten-Tab nur selten dazu genutzt wurde, Veranstaltungen als Favoriten auszuwählen.

Insgesamt stellen die fünf Tabs der entwickelten App für jeden der verschiedenen Nutzertypen eine effektive Unterstützung bei der Auswahl von Veranstaltungen hinsichtlich der jeweiligen Vorlieben bereit, wie in Umfragen ermittelt wurde.

Anders als die meisten in Kapitel 3 untersuchten Lange-Nacht-Apps bietet die hier entwickelte App auch bei der Planung einer Tour durch den Abend unter Nutzung der Shuttle-Busse Unterstützung. Hierbei konnte auf einen bereits vorhandenen Planungsalgorithmus zurückgegriffen werden (vgl. Schaller [2009]). Dabei werden Veranstaltungsbesuche, wie bei gängigen Planungsalgorithmen üblich, mit einer vor der Planung festgelegten Besuchsdauer eingeplant, was eventuell zu zeitlichen Lücken führt. In dieser Arbeit konnten diese durch Verwendung einer minimalen Besuchsdauer und anschließender Ausdehnung der Besuchsdauer vermieden werden.

Mit einer Umfrage wurde ermittelt, dass die Erwartungen, welche die Besucher an ihre Tour stellen, sehr vielfältig und äußerst nutzerabhängig sind. Die große Zahl unterschiedlicher Wünsche lässt außerdem vermuten, dass darüber hinaus noch weitere, bisher unbekannte Anforderungen existieren. Ein System kann somit nicht alle Nutzerpräferenzen berücksichtigen; zudem wäre eine Erhebung sämtlicher Wünsche für den Nutzer sehr zeitaufwendig. Im entwickelten System wird dieses Problem gelöst, indem zunächst unberücksichtigte Präferenzen vom Nutzer durch eine manuelle Anpassung der Tour umgesetzt werden können. Die wichtigsten Präferenzen sollten jedoch bereits bei der Tourplanung berücksichtigt werden. In einer Studie sollte daher die Gewichtung einiger Präferenzen ermittelt werden. Dazu wurden mehrere Tourvarianten generiert, die u.a. weitere, vom Nutzer nicht explizit angeforderte Veranstaltungsbesuche enthielten. Aus diesen sollte der Besucher dann diejenige Tour auswählen, die am besten zu seinen Vorlieben passt. Wie sich jedoch sowohl in einer Umfrage als auch in einer Untersuchung, welche in die entstandene App integriert wurde, zeigte, können Nutzer selbst bei stark voneinander abweichenden Tourvarianten keine Unterschiede feststellen. Um mehr über geeignete Tourvarianten zu erfahren, wurde der Fokus stattdessen auf die Analyse der von den Nutzern durchgeführten manuellen Anpassungen der generierten Touren gelegt.

Neben den Anpassungen, die direkt auf eine Tourgenerierung folgen, gibt es aus Nutzersicht einen weiteren Grund für Touranpassungen, wie sich in einer Tagebuchstudie zeigte: Beim Besuch einer Langen Nacht kommt es aufgrund von unvorhergesehenen Ereignissen, wie überfüllten Veranstaltungen, bei  $\frac{2}{3}$  der Veranstaltungsbesuche zu Abweichungen vom vorab angedachten Ablauf des Abends. Auf ein komplettes Neuplanen als mögliche Reaktion hierauf wurde jedoch verzichtet, da der Nutzer hierdurch jedes Mal mit einer komplett neuen Tour konfrontiert würde, was vermutlich zu einer geringeren Nutzerakzeptanz führen würde. Daher ist es notwendig, dass die generierte Tour manuell, z.B. durch Vertauschen oder Hinzufügen von Veranstaltungsbesuchen, angepasst werden kann. Eine einfache Umsetzung von Editieroperationen scheitert jedoch daran, dass in einer dicht gepackten Tour für eine Änderung zunächst Platz, d.h. Zeit, frei werden muss. Bei den umgesetzten Editieroperationen wurde diese benötigte Zeit – anders als in den wenigen Touristenassistenzsystemen, die überhaupt Touranpassungen anbieten (vgl. Garcia et al. [2010a]) – durch die Kürzung der Besuchsdauer aller Veranstaltungen der Tour gewonnen. Hierbei wurden mehrere Anforderungen an die Editieroperationen gestellt: So muss die Tour jederzeit gültig, d.h. durchführbar sein, die Zeit soll „fair“ zwischen den Veranstaltungsbesuchen aufgeteilt werden (außer der Nutzer gibt explizit die Besuchsdauer einer Veranstaltung vor) und die Lücken sollen geschlossen werden.

Durch die dynamische Anpassung der Besuchsdauer sind somit Editieroperationen durchführbar, ohne dass der Nutzer selbst für die hierfür benötigte Zeit sorgen muss; als weiterer Vorteil ergibt sich, dass der Nutzer Rückmeldung über die Konsequenzen seiner Umplanungswünsche erhält.

Die Evaluation der durchgeführten Editieroperationen ergab starke Unterschiede zwischen einer initialen Anpassung der generierten Tour an die Vorstellungen des Nutzers und Anpassungen beim Umplanen während der (bereits) laufenden verteilten Veranstaltung. Bei der initialen Planung kümmern sich die Besucher insbesondere um die Reihenfolge und die Besuchsdauer der Sollveranstaltungen, d.h. Veranstaltungen, die auf jeden Fall besucht werden sollen. Die anderen Veranstaltungen werden eher als Lückenfüller betrachtet und dementsprechend bei Platzbedarf vorrangig wieder aus einer Tour entfernt; dies trifft auch auf die weniger beliebten Veranstaltungen zu, d.h. Veranstaltungen, die nur von wenigen Besuchern ausgewählt wurden. Da die Besucher sehr stark zwischen Soll- und Kannveranstaltungen differenzieren, ist es für ein Assistenzsystem für verteilte Veranstaltungen wichtig, diese Unterscheidung ebenfalls anzubieten; bei Touristenassistenzsystemen wird dies jedoch nur sehr vereinzelt umgesetzt (vgl. Kapitel 3.1.3). Beim Umplanen hingegen beschränken sich die Nutzer zumeist auf lokale Änderungen. Zudem werden dem System vermutlich auch nicht alle Planänderungen mitgeteilt, sofern sich für den Nutzer dadurch kein Vorteil ergibt, z.B. wenn lediglich die Reihenfolge von mehreren Veranstaltungsbesuchen am selben Ort vertauscht wird. Es zeigte sich, dass für die Umplanungsphase beim Auftreten von unvorhergesehenen Ereignissen die gleichen Editieroperationen und die gleiche Benutzeroberfläche geeignet sind wie bei der initialen Plananpassung. Der hohe Anteil der Nutzer, die von der Möglichkeit Gebrauch gemacht hat, unterstreicht die Notwendigkeit, eine solche anzubieten; die Analyse der durchgeführten Operationen liefert die Grundlage für mögliche neue Metriken, die Planungsalgorithmen für verteilte Veranstaltungen in Zukunft berücksichtigen könnten.

## **Ausblick**

Wie in dieser Arbeit gezeigt, können Verbesserungen des Planungsalgorithmus der Tourplanung nicht mittels eines direkten Vergleichs mehrerer Tourvarianten evaluiert werden. Stattdessen können die manuell durchgeführten Editieroperationen Auskunft darüber geben, wieweit ein gegebener Tourvorschlag von den Vorstellungen des Nutzers entfernt ist. Die Analyse der Editieroperationen in dieser Arbeit ergab, dass Nutzer ihre Sollveranstaltungen tendenziell an den Anfang ihrer Tour verschieben. Der vorgestellte Planungsalgorithmus könnte während der iterativen lokalen Suche Sollveranstaltungen bevorzugt zu Beginn

der Tour und Kannveranstaltungen gegen Ende der Tour einplanen; hierzu müsste die vergebene Bewertung für jede Einfügeposition entsprechend angepasst werden (vgl. Kapitel 5.6). Wie stark diese Gewichtung angepasst werden muss, könnte mit Hilfe von A/B-Tests ermittelt werden. Eine Metrik dafür, wie stark dieser Einfluss gewichtet werden sollte, wäre die Anzahl manuell durchgeführter Verschiebeoperationen.

In der entwickelten App kann es zu der Situation kommen, dass das System dem Nutzer keinen Tourvorschlag unterbreiten kann, da z.B. mehrere Sollveranstaltungen zum gleichen Zeitpunkt stattfinden und deren Besuch sich somit gegenseitig ausschließt. Bisher wird in diesem Fall eine Fehlermeldung angezeigt. Aus Nutzersicht wäre es jedoch wünschenswert, eine Erklärung der Ursachen des Konflikts bzw. Vorschläge für dessen Beseitigung zu erhalten. Konkret könnte dies z.B. die Aufforderung sein, sich zwischen dem Besuch zweier Veranstaltungen zu entscheiden; die Konflikte können jedoch auch aus komplexeren Abhängigkeiten zwischen mehreren Veranstaltungen bestehen. Techniken hierfür sind die Berechnung der *Menge minimal in Konflikt stehender Bedingungen* oder der *maximal großen konfliktfreien Teilmenge an Bedingungen* (siehe z.B. O'Sullivan et al. [2007]).

In dieser Arbeit wurde die Aufgabenstellung insoweit eingeschränkt, dass nur für Einzelpersonen und nicht für Gruppen von Besuchern Unterstützung angeboten wird, wenngleich meist mehrere Besucher gemeinsam einer Tour folgen. Denkbar wäre z.B., dass jedes Gruppenmitglied separat seine Veranstaltungsfavoriten auswählt und bei der Tourplanung darauf geachtet wird, dass die eingeplanten Veranstaltungen kein Mitglied der Gruppe benachteiligen. Weitere mögliche Assistenzfunktionen sind das Synchronisieren der generierten Touren mit Smartphones innerhalb der Gruppe sowie das Lokalisieren der anderen Gruppenmitglieder.

Die Identifizierung der besuchten Veranstaltungen ist, wie in Kapitel 7.4 gezeigt, nicht unter allen Gegebenheiten zuverlässig möglich, so dass die Anwendungslogik hiervon unabhängig sein musste. Damit die Erkennung eines Veranstaltungsbesuchs so zuverlässig funktioniert, dass das System z.B. darauf reagieren kann, wenn der Nutzer eine Veranstaltung vorzeitig verlässt, könnte zusätzliche Infrastruktur in Form von WLAN-Basisstationen oder Bluetooth Beacons installiert werden. Bei Letzteren handelt es sich um kleine, meist batteriebetriebene Signalegeber, die in regelmäßigen Abständen eine Kennung per Bluetooth senden; eine Ortung kann dann innerhalb weniger Meter um das Beacon erfolgen (vgl. Chawathe [2008]).

Durch das Erkennen von Veranstaltungsbesuchen kann eine Abweichung vom erstellten Plan festgestellt werden und dem Nutzer können Vorschläge zur

Änderung seiner Tour unterbreitet werden. Wichtig ist es hierbei, dass die neue Tour so wenig wie möglich von der bisherigen Tour abweicht, weshalb es sich um ein „Reparieren“ der vorhandenen Tour und keine komplette Neuplanung handelt (siehe auch Fox et al. [2006]). Vermutlich ist die Möglichkeit zur manuellen Touranpassung dennoch notwendig, wenn die vorgeschlagenen Änderungen nicht den Vorstellungen des Nutzers entsprechen.

Ein häufiges Problem beim Besuch verteilter Veranstaltungen sind die überfüllten Einzelveranstaltungen. Daher bieten bereits jetzt einige Veranstaltungen, die nur eine begrenzte Aufnahmekapazität haben, eine Voranmeldung per Telefon an; hierfür wäre eine Integration in die App wünschenswert, wozu jedoch zunächst ein geeignetes Ticket-System umgesetzt werden müsste. Eine bessere Lösung des Problems wäre es jedoch, die Besucherströme gleichmäßiger zu verteilen. Wie bereits gesehen, kann das Empfehlungssystem das Besuchsverhalten teilweise beeinflussen. Es wäre sowohl im Interesse des Veranstalters als auch der Besucher, wenn hierdurch die Veranstaltungskapazitäten insgesamt besser ausgelastet wären. Die gängigen Empfehlungssysteme sind jedoch für Anwendungsfälle optimiert, in denen es kein Problem darstellt bzw. es sogar von Vorteil ist, wenn alle Nutzer die gleichen Objekte empfohlen bekommen, wie es z.B. bei Video-On-Demand-Diensten oder beim Online-Shopping der Fall ist. Die empfohlenen Objekte sind im Prinzip endlos vorhanden, die Aufnahmekapazität der Einzelveranstaltungen verteilter Veranstaltungen ist jedoch begrenzt. Um dies zu berücksichtigen, müssten Empfehlungssysteme nicht nur dahingehend optimiert werden, die Bewertung des Nutzers gut vorherzusagen, sondern auch dafür zu sorgen, dass die Veranstaltungen gleichmäßig besucht werden und somit überfüllte Veranstaltungen vermieden werden.

# Anhang A

## Statistische Tests

Für die Evaluation in Kapitel 7 werden verschiedene statistische Tests verwendet, welche in diesem Kapitel beschrieben werden; genauere Informationen finden sich bei Steland [2007] und Cramer et al. [2007]. Zum Verständnis dieser statistischen Tests soll an folgende Rechenregeln der Stochastik erinnert werden:

- **Lineare Transformationen:**

Sei  $X$  eine Zufallsvariable mit Mittelwert  $\mu$  und Varianz  $\sigma^2$ , so hat die Zufallsvariable  $\tilde{X} = aX + b$  mit  $a, b \in \mathbb{R}$  einen Mittelwert von  $\tilde{\mu} = a\mu + b$  und eine Varianz von  $\tilde{\sigma}^2 = a^2\sigma^2$ .

- **Summe von zwei unabhängigen Zufallsvariablen:**

Seien  $X_1$  und  $X_2$  zwei unabhängige Zufallsvariablen mit Mittelwert  $\mu_1$  bzw.  $\mu_2$  und Varianz  $\sigma_1^2$  bzw.  $\sigma_2^2$ , so hat die Zufallsvariable  $\tilde{X} = X_1 + X_2$  einen Mittelwert von  $\tilde{\mu} = \mu_1 + \mu_2$  und eine Varianz von  $\tilde{\sigma}^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$ .

### A.1 2-Stichproben-Gauß-Test

In dieser Arbeit werden des Öfteren numerische Merkmale von zwei Personengruppen miteinander verglichen. Hierbei wird untersucht, ob sich zwei (unabhängige) Stichproben  $X_{12}, \dots, X_{1n_1}$  und  $X_{21}, \dots, X_{2n_2}$  aus diesen Personengruppen hinsichtlich eines Merkmals signifikant unterscheiden. Dies kann mit einem *2-Stichproben-Gauß-Test* (auch z-Test genannt) erfolgen, sofern die Stichproben normalverteilt sind, was beispielsweise mit einem Shapiro-Wilk-Test (siehe Anhang A.2) überprüft werden kann. Ist mindestens eine der beiden nicht normalverteilt, so sollte statt eines Gauß-Tests besser ein nicht-parametrischer Test wie der Wilcoxon-Rangsummentest (siehe Anhang A.5) verwendet werden. Anderenfalls können beide Stichproben durch eine Normalverteilung mit

Mittelwert  $\mu_1$  bzw.  $\mu_2$  und Varianz  $\sigma_1^2$  bzw.  $\sigma_2^2$  beschrieben werden:

$$\begin{aligned} X_{11}, \dots, X_{1n_1} &\sim N(\mu_1, \sigma_1^2) \\ X_{21}, \dots, X_{2n_2} &\sim N(\mu_2, \sigma_2^2) \end{aligned}$$

Für den Gauß-Test werden die beiden Mittelwerte auf Gleichheit getestet (vgl. Cramer et al. [2007, S. 281ff]):

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 \quad H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Dies kann auch als Differenz ausgedrückt werden:

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0 \quad H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$$

Für die Teststatistik werden beide Mittelwerte aus den Stichproben geschätzt; diese Schätzung ist selbst wieder normalverteilt<sup>1</sup>:

$$\hat{\mu}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=0}^{n_1} X_{1i} \sim N\left(\mu_1; \frac{\sigma_1^2}{n_1}\right) \quad \hat{\mu}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=0}^{n_2} X_{2i} \sim N\left(\mu_2; \frac{\sigma_2^2}{n_2}\right)$$

Dementsprechend ist auch die beim Gauß-Test betrachtete Differenz beider Stichprobenmittelwerte normalverteilt:

$$\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2 \sim N\left(\mu_1 - \mu_2; \frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}\right)$$

Diese Differenz wird durch die Standardabweichung geteilt, um so die *Teststatistik*  $T$  des Gauß-Tests zu erhalten:

$$T = \frac{\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$$

Unter Annahme von  $H_0$  ist die Teststatistik standardnormalverteilt; man erwartet für diesen Fall also Werte von  $T$  nahe Null. Weicht der Wert von  $T$  jedoch stark von Null ab, so ist es unwahrscheinlich, dass  $H_0$  gilt und man wird folglich  $H_0$  zugunsten von  $H_1$  verwerfen. Im Fall des Gauß-Tests heißt das, es ist davon auszugehen, dass sich die Mittelwerte  $\mu_1$  und  $\mu_2$  der den Stichproben zugrunde liegenden Populationen unterscheiden. Die maximal zulässige Irrtumswahrscheinlichkeit, sich für  $H_1$  zu entscheiden, obwohl eigentlich  $H_0$  vorliegt,

<sup>1</sup> Mit den Rechenregeln der Stochastik ergibt sich die Varianz aus der Summe der  $n_i$  einzelnen Varianzen; zudem wird der Vorfaktor  $\frac{1}{n_i}$  quadriert:  $\frac{n_i \sigma_i^2}{n_i^2} = \frac{\sigma_i^2}{n_i}$ ,  $i \in \{1, 2\}$ .

nennt man *Signifikanzniveau*  $\alpha$ . Ein hierfür üblicher Wert, der auch in dieser Arbeit verwendet wird, ist  $\alpha = 5\%$ . Das bedeutet, man möchte bei maximal 5% der Anwendungen eines Gauß-Tests einen signifikanten Unterschied der Mittelwerte angezeigt bekommen, obwohl diese sich eigentlich nicht unterscheiden.

Abhängig vom Signifikanzniveau lässt sich der *kritische Wert* bestimmen, ab dem man  $H_0$  verwirft; dieser entspricht dem  $1-\alpha/2$ -Quantil der Standardnormalverteilung, welches im Folgenden mit  $z_{1-\alpha/2}$  bezeichnet wird. Dementsprechend testet der Gauß-Test, ob  $|T| > z_{1-\alpha/2}$  gilt<sup>2</sup>; falls dies zutrifft, kann  $H_1$  bestätigt werden.

Dokumentiert wird jedoch häufig nicht nur, ob etwas signifikant unterschiedlich ist, sondern auch wie signifikant. Hierzu wird der *p-Wert* berichtet, der dem minimalen Signifikanzniveau entspricht, bei dem der Test „gerade noch“  $H_1$  bestätigt (vgl. Steland [2007, S. 164]). Folglich besteht der Test darin, zu überprüfen, ob  $p < \alpha$  gilt.

Das bisher beschriebene Verfahren setzt voraus, dass  $\sigma_1^2$  und  $\sigma_2^2$  bekannt sind, was jedoch zumeist nicht der Fall ist. Daher müssen diese aus den Stichproben geschätzt werden.

$$T = \frac{\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2}{\sqrt{\frac{\hat{\sigma}_1^2}{n_1} + \frac{\hat{\sigma}_2^2}{n_2}}}$$

Hierdurch ist die Teststatistik  $T$  jedoch nicht mehr standardnormalverteilt, sondern t-verteilt (vgl. Cramer et al. [2007, S. 275f]). Die t-Verteilung ähnelt der Standardnormalverteilung, berücksichtigt jedoch zusätzlich den Stichprobenumfang. Der darauf aufbauende statistische Test wird *t-Test* genannt.

Mit zunehmenden Stichprobenumfang nähert sich die t-Verteilung der Normalverteilung an. Deshalb wird ab einem Stichprobenumfang von 30 häufig ein Gauß-Test (mit geschätzter Stichprobenvarianz) statt des t-Tests durchgeführt.

## A.2 Shapiro-Wilk-Test

Für eine Vielzahl von statistischen Tests ist es wichtig, dass die Stichproben einer Normalverteilung unterliegen. Um dies zu überprüfen, kann der *Shapiro-Wilk-Test* verwendet werden. Dieser testet darauf, ob die Daten einer Stichprobe **nicht** normalverteilt sind. Dies bedeutet, falls der berichtete p-Wert kleiner als  $\alpha$  ist, wird davon ausgegangen, dass keine Normalverteilung vorliegt; anderenfalls kann die Nullhypothese, dass die Daten normalverteilt sind, nicht abgelehnt werden.

<sup>2</sup> Neben dem hier vorgestellten zweiseitigen Gauß-Test kann auch ein einseitiger Gauß-Test, d.h.  $H_0 : \mu_1 \leq \mu_2$  und  $H_1 : \mu_1 > \mu_2$ , durchgeführt werden, wobei hierbei auf  $T > z_{1-\alpha}$  geprüft wird.

Genauere Informationen können bei Shaphiro u. Wilk [1965] nachgelesen werden.

### A.3 2-Stichproben-Binomialtest

Im Rahmen dieser Arbeit werden oft zwei Personengruppen anhand eines binären Merkmals (Erfolg/Misserfolg) verglichen; dies geschieht mit einem *2-Stichproben-Binomialtest* (vgl. Steland [2007, S. 179f]), der dem bereits in Anhang A.1 besprochenen Gauß-Test ähnelt. Jede der  $n_1$  bzw.  $n_2$  Personen umfassenden Gruppen wird dabei als eine Stichprobe der Länge  $n_1$  bzw.  $n_2$  aufgefasst. Die Anzahl erfolgreicher Personen je Gruppe wird mit den Größen  $Y_1$  und  $Y_2$  bezeichnet; diese sind (unabhängig) binomialverteilt mit den Erfolgswahrscheinlichkeiten  $p_1$  und  $p_2$ :

$$Y_1 \sim \text{Bin}(n_1, p_1) \quad Y_2 \sim \text{Bin}(n_2, p_2)$$

Die Binomialverteilung kann jedoch auch durch eine Normalverteilung approximiert werden; sei  $q_1 = 1 - p_1$  und  $q_2 = 1 - p_2$ , so gilt:

$$Y_1 \sim_{\text{appr.}} N(n_1 p_1; n_1 p_1 q_1) \quad Y_2 \sim_{\text{appr.}} N(n_2 p_2; n_2 p_2 q_2)$$

Wenn das binäre Merkmal in beiden Personengruppen gleich verteilt ist, gilt  $p_1 = p_2$ . Formal ergibt sich folgendes Testproblem:

$$H_0 : p_1 - p_2 = 0 \quad H_1 : p_1 - p_2 \neq 0$$

Die Wahrscheinlichkeiten  $p_1$  und  $p_2$  können durch die relative Häufigkeit in den jeweiligen Stichproben geschätzt werden, die dementsprechend ebenfalls (approximativ) normalverteilt sind:

$$\hat{p}_1 = \frac{Y_1}{n_1} \sim_{\text{appr.}} N(p_1; \frac{p_1 q_1}{n_1}) \quad \hat{p}_2 = \frac{Y_2}{n_2} \sim_{\text{appr.}} N(p_2; \frac{p_2 q_2}{n_2})$$

Unter der Annahme, dass beide Zufallsvariablen unabhängig sind, ergibt sich für die Differenz beider Schätzungen Folgendes:

$$\hat{p}_1 - \hat{p}_2 \sim_{\text{appr.}} N(p_1 - p_2; \sigma^2) \quad \text{mit } \sigma^2 = \frac{p_1 q_1}{n_1} + \frac{p_2 q_2}{n_2}$$

Für den Binomialtest muss  $\sigma^2$  geschätzt werden. Dies kann entweder für jede Stichprobe separat geschehen (vgl. Steland [2007, S. 179f]) oder aber es kann unter der Annahme, dass die Varianz beider Gruppen übereinstimmt, eine

kombinierte Varianzschätzung (engl. pooled variance) genutzt werden (vgl. Cramer et al. [2007, S. 289f]). Bei Letzterem werden die beiden Stichproben vereinigt, um eine bessere Varianzschätzung zu erreichen:

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{\text{unpooled}}^2 &= \frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{n_1} + \frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n_2} \\ \hat{\sigma}_{\text{pooled}}^2 &= \frac{\hat{p}_{12}(1-\hat{p}_{12})}{n_1} + \frac{\hat{p}_{12}(1-\hat{p}_{12})}{n_2} \quad \text{mit } \hat{p}_{12} = \frac{Y_1 + Y_2}{n_1 + n_2}\end{aligned}$$

In dieser Arbeit wurde letztere Variante gewählt, so dass sich die Teststatistik folgendermaßen darstellt:

$$T = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\hat{\sigma}_{\text{pooled}}} = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{\frac{\hat{p}_{12}(1-\hat{p}_{12})}{n_1} + \frac{\hat{p}_{12}(1-\hat{p}_{12})}{n_2}}}$$

Falls  $|T| > z_{1-\alpha/2}$  wird  $H_0$  verworfen und man kann von  $H_1$  ausgehen, d.h. die beiden Personengruppen unterscheiden sich signifikant hinsichtlich des Anteils von Personen, die das untersuchte Merkmal aufweisen.

#### A.4 $\chi^2$ -Test

Es kann von Interesse sein, zu überprüfen, ob zwei Stichproben aus der gleichen Personengruppe kommen oder nicht. So zeigt beispielsweise Tabelle 1.1 für die LNdMusik die Altersverteilung der 1894 befragten App-Nutzer (siehe Kapitel 7.1) und die in einer Umfrage ermittelte Altersverteilung der 277 befragten Besucher (siehe [LNdMusik-Befragung, 2010]). Durch einen  $\chi^2$ -Test kann ermittelt werden, ob es sich dabei um unterschiedliche (Alters-)Verteilungen und somit unterschiedliche Personengruppen handelt (vgl. Steland [2007, 192f]): Dabei lautet die Nullhypothese, dass sich die beiden Verteilungen nicht unterscheiden. Dies ist gleichbedeutend damit, dass die Zufallsvariable „Altersgruppe“ stochastisch unabhängig von der Zufallsvariable „Teilnehmer welcher Umfrage“ ist.

Name	< 18	18-29	30-39	40-49	50-59	≥ 60	Σ
Umfrage der App-Nutzer der LNdMusik 2012 bis 2014	21	773	606	307	155	32	1894
Umfrage der Besucher der LNdMusik 2010	5	108	78	47	30	9	277
Σ	26	881	684	354	185	41	2171

Tabelle 1.1: Kontingenztafel zur Altersverteilung auf der LNdMusik

Eine *Kontingenztafel*, wie in Tabelle 1.1 zu sehen, besteht aus  $r$  Zeilen, d.h. Ausprägungen der ersten Zufallsvariable  $X$ , und  $s$  Spalten, d.h. Ausprägungen der

zweiten Zufallsvariable  $Y$ . Sie enthält insgesamt  $N$  Beobachtungen (hier 2171). Seien  $N_{ij}$  mit  $i = 1, \dots, r$  und  $j = 1, \dots, s$  die Einträge der Kontingenztafel, d.h. die Anzahl Personen, welche das  $i$ -te Merkmal von  $X$  und das  $j$ -te Merkmal von  $Y$  aufweisen. Die sogenannten *Randverteilungen* ergeben sich aus der jeweiligen Spalten- bzw. Zeilensumme:

$$S_j = \sum_{i=1}^r N_{ij} \quad j = 1, \dots, s \quad R_i = \sum_{j=1}^s N_{ij} \quad i = 1, \dots, r$$

Sei  $(p_1, \dots, p_r)$  die Verteilung von  $X$  und  $(q_1, \dots, q_s)$  die von  $Y$ . Unter Annahme der Nullhypothese gilt  $N_{ij} \sim \text{Bin}(N, p_i q_j)$  und somit ergibt sich für  $N_{ij}$  der Erwartungswert  $E_{ij} = N p_i q_j$ . Dieser kann daher folgendermaßen geschätzt werden:

$$\hat{E}_{ij} = N \cdot \frac{R_i}{N} \cdot \frac{S_j}{N} = \frac{R_i S_j}{N}$$

Unter der Nullhypothese ist die Differenz zwischen  $E_{ij}$  und dem beobachteten  $N_{ij}$  für alle Zellen der Kontingenztafel annähernd Null. Die  $\chi^2$ -Statistik berechnet deshalb die Summe der relativen quadratischen Fehler als Teststatistik  $T$ :

$$T = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \frac{\left(N_{ij} - \frac{R_i S_j}{N}\right)^2}{\frac{R_i S_j}{N}}$$

Unter der Nullhypothese folgt  $T$  näherungsweise der  $\chi^2$ -Verteilung; diese ist mit der Anzahl *Freiheitsgrade*  $df$  parametrisiert, wobei  $df = (r - 1)(s - 1)$  ist. Die Nullhypothese wird dementsprechend dann verworfen, wenn  $T > \chi^2(df)_{1-\alpha}$  gilt. In diesem Fall ist davon auszugehen, dass die beiden Zufallsvariablen nicht unabhängig sind, d.h. die beiden Stichproben aus unterschiedenen Personengruppen stammen; anderenfalls muss man die Nullhypothese beibehalten und folglich davon ausgehen, dass beide Verteilungen sich nicht unterscheiden.

Für das Beispiel ergibt sich ein  $T$  von 7,49. Ein Nachschlagen des 95%-Quantils der  $\chi^2(5)$ -Verteilung ergibt einen Wert von 11,07; somit kann die Nullhypothese nicht verworfen werden und es ist davon auszugehen, dass die Verteilungen übereinstimmen.

Der  $\chi^2$ -Test sollte dann nicht eingesetzt werden, wenn mehr als  $1/5$  aller Zellen eine erwartete Häufigkeit kleiner fünf oder mindestens eine Zelle eine erwartete Häufigkeit von kleiner eins aufweisen. Stattdessen kann hierfür der exakte Test nach Fisher-Yates verwendet werden (vgl. Leonhart u. Lichtenberg [2013, S. 232ff]).

## A.5 Wilcoxon-Rangsummentest

In Anhang A.1 wurde bereits gezeigt, wie man zwei Personengruppen anhand von zwei normalverteilten Stichproben mit einem Gauß-Test vergleichen kann. Dieser Test kann jedoch nicht angewendet werden, wenn mindestens eine der Stichproben nicht der Normalverteilungsannahme genügt. Stattdessen kann man hierfür den *Wilcoxon-Rangsummentest* (auch U-Test nach Mann-Whitney genannt) verwenden (vgl. Steland [2007, S. 177ff]). Seien zwei Stichproben mit den Verteilungen  $F_1$  und  $F_2$  gegeben:

$$\begin{aligned} X_{11}, \dots, X_{1n_1} &\sim F_1(x) \\ X_{21}, \dots, X_{2n_2} &\sim F_2(x) \quad \text{mit } x \in \mathbb{R} \end{aligned}$$

Anders als beim Gauß-Test werden keine Annahmen über die beiden Verteilungen getroffen. Es wird jedoch angenommen, dass  $F_1$  und  $F_2$  sich lediglich durch eine Verschiebung um  $\delta$  unterscheiden, d.h. dass

$$F_2(x + \delta) = F_1(x) \quad \text{mit } x \in \mathbb{R}$$

gilt. Der Wilcoxon-Rangsummentest testet nun, ob eine solche Verschiebung nachweisbar ist, d.h. die Testhypothesen lauten wie folgt:

$$H_0 : \delta = 0 \quad H_1 : \delta \neq 0$$

Für den Test wird die Gesamtstichprobe, d.h. die Vereinigung beider Stichproben, gebildet und aufsteigend sortiert. Hierdurch kann jeder Beobachtung eine Rangzahl  $R_{ij}$  zugeordnet werden, wobei  $i = 1, 2$  die ursprüngliche Stichprobe bezeichnet und  $j = 1, \dots, n_i$  ist. Der kleinste Wert der Gesamtstichprobe erhält so den Rang 1, der größte Wert den Rang  $n_1 + n_2$ . Im Folgenden werden die Stichproben wieder separat betrachtet und für beide jeweils die Summe ihrer Ränge gebildet:

$$R_1 = \sum_{j=1}^{n_1} R_{1j} \quad R_2 = \sum_{j=1}^{n_2} R_{2j}$$

Unter der Nullhypothese sind die beiden Stichproben in der Gesamtstichprobe „gut durchmischt“ gewesen, weshalb  $R_1 = R_2$  gelten müsste. Dementsprechend verwendet der Wilcoxon-Rangsummentest eine der beiden Rangsummen als Teststatistik  $W$ , z.B. die Rangsumme für die erste Stichprobe:

$$W = R_1 = \sum_{j=1}^{n_1} R_{1j}$$

Für einen ausreichend großen Stichprobenumfang<sup>3</sup> folgt  $W$  einer Normalverteilung (vgl. Steland [2007, S. 177ff]):

$$W \sim_{\text{appr.}} N\left(\frac{n_1 n_2}{2}; \frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1)}{12}\right)$$

Demnach ergibt sich eine Teststatistik  $T$  wie folgt:

$$T = \frac{W - \frac{n_1 n_2}{2}}{\sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1)}{12}}} \sim_{\text{appr.}} N(0; 1)$$

Analog zum Gauß-Test wird die Nullhypothese auf dem Signifikanzniveau  $\alpha$  abgelehnt, wenn  $|T| > z_{1-\alpha/2}$  ist. In diesem Fall ist also von einer Verschiebung auszugehen, d.h. die Verteilungen unterscheiden sich.

## A.6 Fleiss' Kappa

Im Rahmen dieser Arbeit wurden mehrfach Untersuchungen durchgeführt, bei denen Situationen oder Verhaltensweisen, im Folgenden als *Fälle* bezeichnet, von *Beobachtern* (engl. rater) einer von mehreren *Kategorien* zugeordnet wurden. Bei solchen Untersuchungen gehen die verschiedenen Beobachter unabhängig voneinander vor, so dass sie bei der Zuordnung der Fälle voneinander abweichen können. Eine große *Interrater-Reliabilität*, d.h. eine starke Übereinstimmung zwischen den Beobachtern, spricht dafür, dass die Zuordnung weitestgehend eindeutig erfolgt ist und somit die zur Verfügung stehenden Kategorien eine „sinnvolle“ Taxonomie zur Einteilung der untersuchten Fälle darstellen. Stimmen die Beobachter jedoch in ihrer Beurteilung nur insoweit überein, wie es auch durch den Zufall zu erklären wäre, so ergibt sich lediglich eine kleine Übereinstimmung zwischen den Beobachtern.

*Fleiss' Kappa*, welches im Folgenden mit  $\kappa$  bezeichnet wird, ist eine weitverbreitete Maßzahl zur Messung der Interrater-Reliabilität auf Basis paarweiser Übereinstimmungen. Mit ihr kann ein statistischer Test durchgeführt werden, um zu entscheiden, ob sich die Übereinstimmung zwischen den Beobachtern signifikant von einer zufälligen Übereinstimmung unterscheidet (vgl. Fleiss [1971]). Es ist jedoch für die Beurteilung einer aufgestellten Taxonomie entscheidender, wie groß die Übereinstimmung der Beobachter ist. Daher soll im Folgenden nur die Berechnung der Maßzahl  $\kappa$  beschrieben werden.

Sei  $N$  die Anzahl betrachteter Fälle,  $B$  die Anzahl Beobachter (und somit pro Fall abgegebener Bewertungen) und  $K$  die Anzahl zur Verfügung stehender

<sup>3</sup> Für einen kleinen Stichprobenumfang existieren entsprechende Tabellen mit exakten Werten.

Kategorien. Ferner sei  $r_{n,k}$  die Anzahl Beobachter, die dem  $n$ -ten Fall die  $k$ -te Kategorie zugeordnet haben. Die geschätzte Verteilung der Kategorien  $\hat{p}_k$ , d.h. die relative Häufigkeit mit der eine Kategorie ausgewählt wurde, ergibt sich wie folgt:

$$\hat{p}_k = \frac{1}{NB} \sum_{n=1}^N r_{n,k} \quad \text{mit } k = 1, \dots, K$$

Würden die Beobachter den konkreten Fall nicht betrachten und rein zufällig (nach dieser Verteilung) bei der Bewertung vorgehen, so kann man folgenden Grad der Übereinstimmung erwarten:

$$P_e = \sum_{k=1}^K \hat{p}_k^2$$

Die tatsächliche Anzahl an Übereinstimmungen für den  $n$ -ten Fall wird mit der maximal möglichen Anzahl Übereinstimmungen gewichtet, um den tatsächlichen Grad der Übereinstimmung zu erhalten:

$$P_n = \frac{\sum_{k=1}^K r_{n,k}(r_{n,k} - 1)}{B(B - 1)} \quad \text{mit } n = 1, \dots, N$$

Dies wird über alle Fälle gemittelt:

$$P = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_n$$

Fleiss' Kappa ergibt sich als der Grad an Übereinstimmung, der über den Zufall hinaus geht, im Verhältnis zum maximal über den Zufall hinausgehenden, möglichen Übereinstimmungsgrad:

$$\kappa = \frac{P - P_e}{1 - P_e}$$

Folglich gilt  $\kappa \in [-1; 1]$ , wobei 1 einer vollständigen Übereinstimmung und 0 einer zufälligen Übereinstimmung entspricht; negative Werte spielen in der Praxis selten eine Rolle, da sie einer Übereinstimmung entsprechen, die schlechter als der Zufall ist. Landis u. Koch [1977] geben eine Interpretation für den Wertebereich von  $\kappa$ :

$< 0,0$	schlechte Übereinstimmung
$0,0 - 0,2$	schwache Übereinstimmung
$0,2 - 0,4$	leichte Übereinstimmung
$0,4 - 0,6$	moderate Übereinstimmung
$0,6 - 0,8$	erhebliche Übereinstimmung
$0,8 - 1,0$	fast vollkommene Übereinstimmung

Generell muss jedoch berücksichtigt werden, dass  $\kappa$  bei einer kleineren Anzahl an Kategorien tendenziell größer ist.

# Anhang B

## Weitere Tabellen und Daten

### B.1 Daten der Online-Umfrage

	noch nie	einmal	zweimal	dreimal	viermal	> viermal
Bisherige LN-Besuche	39,4%	22,0%	18,2%	10,2%	5,1%	5,1%

	unter 18	18 bis 29	30 bis 39	40 bis 49	50 bis 59	über 60
Alle	6,0%	42,1%	23,6%	18,9%	7,7%	1,7%
Erstbesucher	6,5%	54,8%	16,1%	14,0%	5,4%	3,2%
Wiederholungsbesucher	5,7%	33,6%	28,6%	22,1%	9,3%	0,7%

Tabelle 2.1: Besuchshäufigkeit und Altersverteilung der Teilnehmer der Online-Umfrage nach der LNdmuseen 2013, der LNdwissen 2013 und der LNdmusik 2014

<b>Vor der LN: Was ist bei der Tour wichtig?</b>	--	-	o	+	++
Effiziente Nutzung der Zeit	3,8%	9,3%	12,7%	50,8%	23,3%
Kurze Wege/Fahrten zwischen Veranstaltungen	4,2%	13,6%	21,6%	45,3%	15,3%
Besuch vieler Veranstaltungen	17,4%	39,4%	21,6%	19,1%	2,5%
Besuch von interessanten Veranstaltungen	0,0%	0,4%	4,2%	38,1%	57,2%
Besuch abwechslungsreicher Veranstaltungen	4,7%	15,7%	18,6%	50,8%	10,2%
Besuch allgemein beliebter Veranstaltungen	45,2%	26,7%	13,8%	11,1%	3,2%

<b>Nach der LN: Wobei hat die App geholfen?</b>	--	-	o	+	++
Besseres Nutzen des Abends	15,7%	13,6%	19,1%	39,0%	12,7%
Weniger fahren zu müssen	24,2%	24,2%	25,0%	21,2%	5,5%
Mehr Veranstaltungen besuchen zu können	21,6%	25,8%	24,2%	21,6%	6,8%
V. zu finden, die man sonst nicht gefunden hätte	23,3%	17,4%	14,4%	31,4%	13,6%
Besuch abwechslungsreicherer Veranstaltungen	22,0%	24,2%	28,0%	20,3%	5,5%
Besuch beliebterer Veranstaltungen	28,0%	26,3%	30,1%	11,4%	4,2%
Genießen des Abends	11,4%	14,0%	21,6%	44,1%	8,9%

Tabelle 2.2: Antworten der 236 Teilnehmer an der Online-Umfrage nach der LNdmuseen 2013, der LNdwissen 2013 und der LNdmusik 2014 auf die Frage, was ihnen bei ihrer Tour durch die Lange Nacht wichtig ist (oben) und wobei ihnen die App im Vergleich zu einem Besuch ohne App geholfen hat (unten).

## B.2 Daten zur Veranstaltungsauswahl

Name	Anteil Nutzer mit			Anteil Sollv.	Ausgewählte V. der Nutzer mit > 0 V.		
	> 0 V.	> 0 Kannv.	> 0 Sollv.		Mittelwert	Std-Abw.	Median
LNdMuseen 2011	62,1%	43,0%	59,3%	59,0%	9,58	8,01	8
LNdWiss. 2011	52,1%	36,5%	49,4%	53,3%	11,40	10,94	8
LNdMusik 2012	33,6%	24,2%	30,0%	45,8%	7,87	8,98	6
LNdMuseen 2012	59,0%	41,8%	55,6%	57,8%	8,36	5,50	7
LNdMusik 2013	52,4%	40,5%	46,9%	44,8%	8,96	8,68	7
LNdMuseen 2013	56,0%	37,9%	53,7%	55,8%	8,96	7,46	7
LNdWiss. 2013	54,3%	37,0%	50,7%	55,0%	11,92	13,22	9
LNdMusik 2014	48,5%	34,4%	42,0%	46,3%	8,03	8,20	6

Tabelle 2.3: Anzahl ausgewählter Veranstaltungen

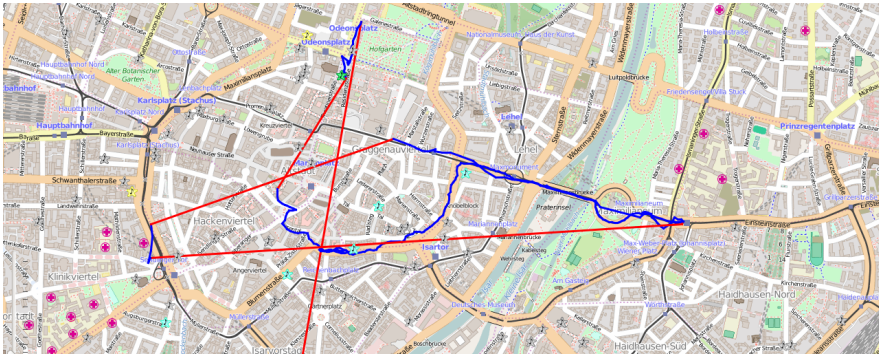
	1 Tab	2 Tabs	3 Tabs	> 3 Tabs	1+2 Tabs	1+2+3 Tabs
LNdMuseen 2011	46,8%	39,0%	11,9%	2,2%	85,9%	97,8%
LNdWissen 2011	56,6%	29,6%	12,6%	1,2%	86,2%	98,8%
LNdMusik 2012	54,9%	33,0%	10,3%	1,7%	87,9%	98,3%
LNdMuseen 2012	35,6%	39,3%	20,1%	5,0%	74,9%	95,0%
LNdMusik 2013	47,7%	33,5%	14,2%	4,7%	81,2%	95,4%
LNdMuseen 2013	38,6%	35,8%	19,8%	5,7%	74,4%	94,3%
LNdWissen 2013	45,7%	33,0%	15,5%	5,8%	78,7%	94,2%
LNdMusik 2014	48,8%	30,3%	17,1%	3,6%	79,2%	96,4%

Tabelle 2.4: Anzahl pro Nutzer genutzte Tabs

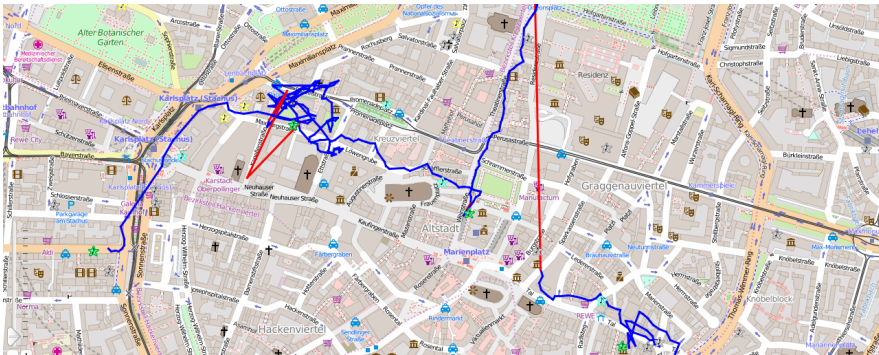
	Museen 2011	Wissen 2011	Musik 2012	Museen 2012
aus dem meistfavorisierten Tab	84,3%	87,6%	84,5%	78,3%
aus dem zweitfavorisierten Tab	13,2%	10,7%	13,7%	17,3%
aus dem drittfavorisierten Tab	2,2%	1,6%	1,5%	3,9%
	Musik 2013	Museen 2013	Wissen 2013	Musik 2014
aus dem meistfavorisierten Tab	82,8%	79,0%	82,4%	82,4%
aus dem zweitfavorisierten Tab	13,9%	16,4%	14,1%	14,2%
aus dem drittfavorisierten Tab	2,8%	4,0%	2,9%	3,0%

Tabelle 2.5: Anteil Veranstaltungen der favorisierten Tabs (Nutzer mit  $\geq 1$  Tabs)

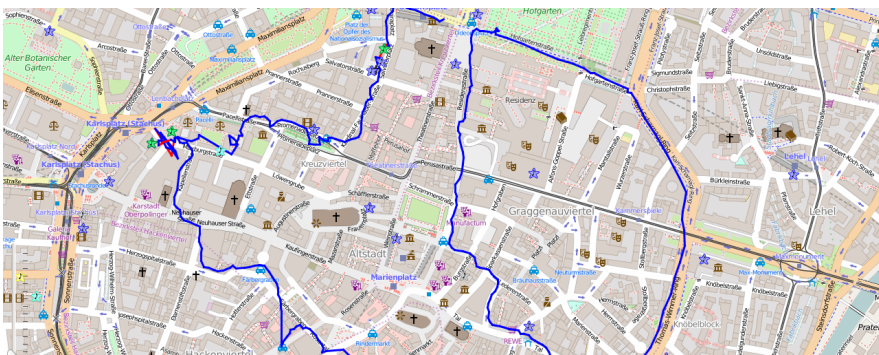
### B.3 Beispiele zur Qualität der GPS-Daten



(a) GPS-Daten mit schlechter Qualität



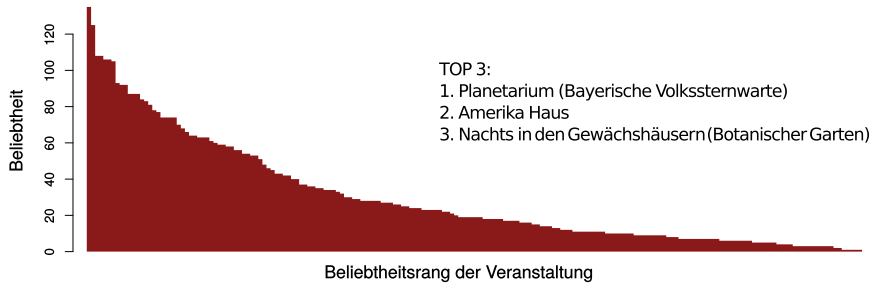
(b) GPS-Daten mit mittlerer Qualität



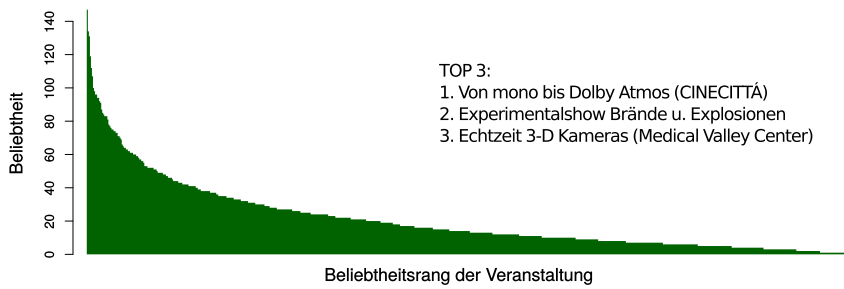
(c) GPS-Daten mit guter Qualität

Abbildung 2.6: Unterschiedliche Qualität der GPS-Daten

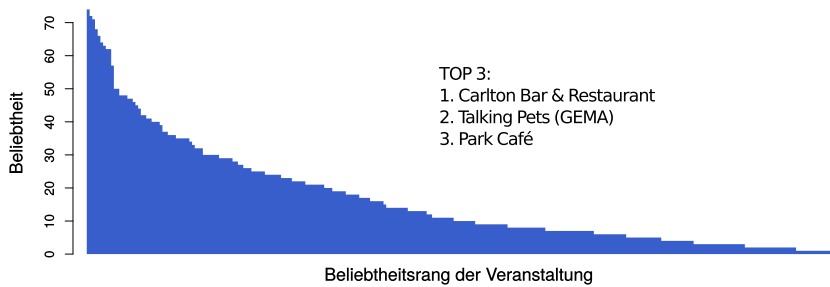
## B.4 Beliebtheitsverteilung der Veranstaltungen



(a) LNdMuseen 2013



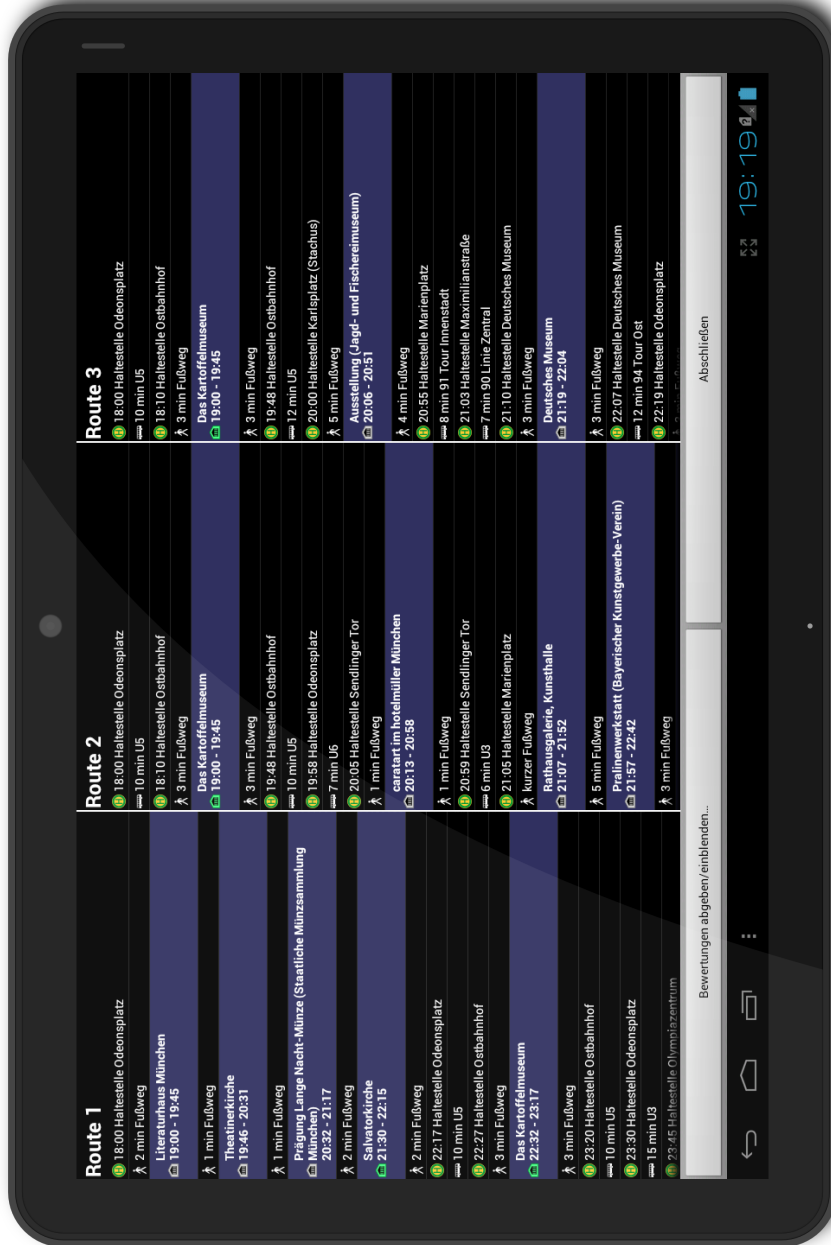
(b) LNdWissen 2013



(c) LNdMusik 2014

Abbildung 2.7: Veranstaltungen nach Beliebtheitsrang sortiert

## B.5 Darstellung der Tablet-Umfrage





# Abkürzungsverzeichnis

<b>APK</b>	Android Application Package . . . . .	30
<b>BLITR</b>	Biased Latent Interest and Topic Ratings Model . . . . .	130
<b>CSP</b>	Constraint Satisfaction Problem . . . . .	89
<b>CTT</b>	ConcurTaskTree . . . . .	100
<b>GPS</b>	Global Positioning System . . . . .	31
<b>GUI</b>	Graphical User Interface, dt. graph. Benutzeroberfläche . . . . .	154
<b>JaCoP</b>	Java Constraint Programming Solver . . . . .	162
<b>JSON</b>	JavaScript Object Notation . . . . .	156
<b>LNdMuseen</b>	Lange Nacht der Münchner Museen . . . . .	27
<b>LNdMusik</b>	Lange Nacht der Musik . . . . .	27
<b>LNdWissen</b>	Lange Nacht der Wissenschaften . . . . .	28
<b>MAE</b>	mean absolute error . . . . .	85
<b>MMS</b>	Mensch-Maschine-System . . . . .	9
<b>NMAE</b>	normalized mean absolute error . . . . .	85
<b>OP</b>	Orienteering Problem . . . . .	92
<b>ÖPNV</b>	Öffentliche Personennahverkehr . . . . .	16
<b>OPTW</b>	Orienteering Problem with Time Windows . . . . .	93
<b>POI</b>	Point of Interest . . . . .	62
<b>RMSE</b>	root mean squared error . . . . .	85
<b>SVD</b>	Singular Value Decomposition, dt. Singulärwertzerlegung . . . . .	72
<b>TDOPTW</b>	Time Dependent Orienteering Problem with Time Windows . . . . .	93
<b>TOPTW</b>	Team Orienteering Problem with Time Windows . . . . .	93
<b>TSP</b>	Travelling Salesman Problem . . . . .	91

<b>TTDP</b>	Tourist Trip Design Problem .....	93
<b>UML</b>	Unified Modeling Language.....	99

# Abbildungsverzeichnis

1.1	Wechselseitige Abhängigkeit menschenzentrierter Gestaltungsaktivitäten . . . . .	21
2.2	Erwartungen der Besucher an die Lange Nacht . . . . .	41
2.6	Berichtete Strategien und besondere Vorkommnisse während des Abends . . . . .	47
2.7	Heft zur durchgeführten Tagebuchstudie . . . . .	49
3.2	Informationssuchverhalten bei Arbeitsaufgaben und in der Freizeit	68
3.3	Datenquellen verschiedener Empfehlungssystemarten . . . . .	77
3.4	Graph mit Veranstaltungen A-I und Bushaltestellen 1-6 / Auf notwendige Knoten und Kanten reduzierter Graph . . . . .	90
3.5	Mentale Modelle des Entwicklers und des Nutzers . . . . .	96
4.1	CTT „Lange-Nacht-Besuch organisieren“ . . . . .	102
4.2	CTT „vorab per Webseite planen“ . . . . .	103
4.3	CTT „per App planen und besuchen“ . . . . .	104
4.4	CTT „Veranstaltungen auswählen“ . . . . .	104
4.5	CTT „Veranstaltungen durchsehen“ . . . . .	108
4.6	CTT „Touren planen“ . . . . .	108
4.7	CTT „Tour auswählen“ . . . . .	109
4.8	CTT „Lange Nacht besuchen“ . . . . .	110
4.9	CTT „Tour editieren“ . . . . .	110
5.1	Editor zur Eingabe und Korrektur der Veranstaltungsdaten . . .	114
5.2	Die beiden Webseiten im Vergleich . . . . .	116
5.3	Nutzungsflussdiagramm der entstandenen mobilen Anwendung	117
5.4	Die verschiedenen Bildschirme der umgesetzten mobilen App . .	118
5.5	Aufbau des hybriden Empfehlungssystems . . . . .	135
5.6	Tour mit zeitlich fixen Veranstaltungen A, B und C . . . . .	138

5.7	Kollabieren, Einfügen einer Veranstaltung und Expandieren . . .	148
6.1	Schematischer Aufbau der App und des Servers im Hintergrund	153
6.2	Zentrale ROSE-Datenmodelle als UML-Diagramm . . . . .	156
6.3	Empfehlungssystem . . . . .	159
6.4	Tourplanung . . . . .	161
6.5	Verarbeitungskette zur Analyse der Logdaten . . . . .	165
7.4	Anzahl aktiver Nutzer pro Stunde zwischen Freitag 12:00 Uhr und Sonntag 6:00 Uhr . . . . .	172
7.7	Anzahl aktiver Nutzer und Anteil der Interaktionszeit pro Tab .	175
7.20	Software zum Labeln der GPS-Logdaten . . . . .	204
7.25	Verlauf der Precision im Laufe des Abends bei Karten-Tab-Nutzern und anderen . . . . .	217
7.31	Rang der Entfernungshäufigkeit einer Veranstaltung gegenüber der Beliebtheit . . . . .	226
7.32	Umfrage in der App . . . . .	232
2.6	Unterschiedliche Qualität der GPS-Daten . . . . .	259
2.7	Veranstaltungen nach Beliebtheitsrang sortiert . . . . .	260

# Tabellenverzeichnis

2.1	Themenvielfalt verteilter Veranstaltungen . . . . .	26
2.3	Taxonomie und Beispiele zu den Erwartungen der Besucher . . .	42
2.4	Erwartungen an die Eigenschaften der Einzelveranstaltungen . .	43
2.5	Antworten der App-Nutzer auf die Frage, was ihnen bei ihrer Tour wichtig ist . . . . .	46
2.8	Taxonomie und Häufigkeit der Vorkommnisse während des Be- suchs einer verteilten Veranstaltung . . . . .	51
3.1	Verfügbare Apps für Lange Nächte und deren gebotene Funk- tionalität . . . . .	57
7.1	Durchgeführte Feldstudien . . . . .	170
7.2	Anzahl vorangegangener Besuche der jeweiligen Langen Nacht .	171
7.3	Altersstruktur der Nutzer und der Teilnehmer der LNdMusik- Befragung . . . . .	171
7.5	Interaktionszeit der Nutzer mit der App . . . . .	173
7.6	Anzahl ausgewählter Veranstaltungen . . . . .	174
7.8	Anteil der erfolgreichen Interaktionen innerhalb jedes Tabs . . .	176
7.9	Anzahl pro Nutzer genutzte Tabs . . . . .	177
7.10	Anteil Veranstaltungen der favorisierten Tabs . . . . .	178
7.11	Anteil Nutzer mit favorisierten Tabs . . . . .	179
7.12	Anzahl genutzter Filteroptionen im Tour- und Kategorie-Tab . .	179
7.13	Offline-Evaluation der verschiedenen Systeme: Recall und Long- Tail-Recall . . . . .	189
7.14	Online-Evaluation: Eigenschaften der generierten Touren . . . . .	193
7.15	Distanz zwischen aktuellem Aufenthaltsort und betrachteter Veranstaltung auf der LNdMusik 2013 . . . . .	195
7.16	Örtlicher Zusammenhang der ausgewählten Veranstaltungen . .	196
7.17	Zeitlicher Zusammenhang der ausgewählten Veranstaltungen . .	197

7.18	Diversität der ausgewählten Veranstaltungen . . . . .	198
7.19	Beliebte Veranstaltungen auf der LNdMuseen 2011, der LNdWissen 2011 und der LNdMusik 2012 . . . . .	199
7.21	Vergleich der Verfahren zur Erkennung von Veranstaltungsbesuchen . . . . .	208
7.22	Abendverlauf der 111 Nutzer mit GPS . . . . .	211
7.23	Gegenüberstellung von Tab-Nutzung und Besuchsverhalten . . .	213
7.24	Gegenüberstellung von Karten-Tab-Nutzung und Besuchsverhalten	216
7.26	Touranfragen und die berechneten Tourvorschläge . . . . .	218
7.27	Gewählte Touralternativen bei der Tablet-Umfrage . . . . .	220
7.28	Gewählte Touralternative während des Abends . . . . .	221
7.29	Anteil der Editieroperationen während der beiden Editierphasen	222
7.30	Anteil der jeweiligen Quellen beim Markieren als Favorit oder Einfügen von Veranstaltungen . . . . .	225
7.33	Antworten der 143 Wiederholungsbesucher in der Online-Umfrage auf die Frage, was ihnen bei ihrer Tour durch die Lange Nacht wichtig ist und wobei ihnen die App im Vergleich zu einem Besuch ohne App geholfen hat . . . . .	233
7.34	Gewünschte Toureeigenschaften und wahrgenommene Unterstützung durch die App aufgeteilt nach hauptsächlich benutztem Tab . . . . .	235
1.1	Kontingenztafel zur Altersverteilung auf der LNdMusik . . . . .	251
2.1	Besuchshäufigkeit und Altersverteilung der Teilnehmer der Online- Umfrage . . . . .	257
2.2	Antworten der 236 Teilnehmer an der Online-Umfrage auf die Frage, was ihnen bei ihrer Tour durch die Lange Nacht wichtig ist und wobei ihnen die App im Vergleich zu einem Besuch ohne App geholfen hat . . . . .	257
2.3	Anzahl ausgewählter Veranstaltungen . . . . .	258
2.4	Anzahl pro Nutzer genutzte Tabs . . . . .	258
2.5	Anteil Veranstaltungen der favorisierten Tabs . . . . .	258

# Literaturverzeichnis

- [Adomavicius u. Tuzhilin 2005] ADOMAVICIUS, Gediminas ; TUZHILIN, Alexander: Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. In: *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 17 (2005), Nr. 6, S. 734–749
- [Anderson 2008] ANDERSON, Chris: *The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More*. Hyperion, 2008
- [Android Compatibility Definition 2009] GOOGLE: Android Compatibility Definition: Android 1.6. 2009. – Anforderungen an Geräte mit Android 1.6
- [Ausiello 1999] AUSIELLO, Giorgio: *Complexity and Approximation: Combinatorial Optimization Problems and Their Approximability Properties*. Springer Science & Business Media, 1999
- [awiloc] *Museum 2.0 mit neuen Multimedialguides*. <http://www.iis.fraunhofer.de/de/ff/lok/tech/feldstaerke/rssi/mf.html>, Abruf: 22.06.2015
- [Baeza-Yates et al. 1999] BAEZA-YATES, Ricardo ; RIBEIRO-NETO, Berthier et al.: *Modern Information Retrieval*. Addison-Wesley, 1999
- [Baltrunas et al. 2012] BALTRUNAS, Linas ; LUDWIG, Bernd ; PEER, Stefan ; RICCI, Francesco: Context Relevance Assessment and Exploitation in Mobile Recommender Systems. In: *Personal and Ubiquitous Computing* 16 (2012), Nr. 5, S. 507–526
- [Bang-Jensen et al. 2004] BANG-JENSEN, Jørgen ; GUTIN, Gregory ; YEO, Anders: When the Greedy Algorithm Fails. In: *Discrete Optimization* 1 (2004), Nr. 2, S. 121–127
- [Baus et al. 2005] BAUS, Jürg ; CHEVERST, Keith ; KRAY, Christian: A Survey of Map-Based Mobile Guides. In: *Map-Based Mobile Services*. Springer, 2005, S. 193–209

- [Belkin 1980] BELKIN, Nicholas J.: Anomalous States of Knowledge as a Basis for Information Retrieval. In: *Canadian Journal of Information Science* 5 (1980), S. 133–143
- [Belkin et al. 1982] BELKIN, Nicholas J. ; ODDY, Robert N. ; BROOKS, Helen M.: ASK for Information Retrieval: Part I. Background and Theory. In: *Journal of Documentation* 38 (1982), Nr. 2, S. 61–71
- [Bell et al. 2007] BELL, Robert M. ; KOREN, Yehuda ; VOLINSKY, Chris: *The BellKor Solution to the Netflix Prize*. 2007
- [Bitkom-Research 2014] BITKOM-RESEARCH: *Smartphones stärker verbreitet als normale Handys*. <http://www.bitkom-research.de/Presse/Pressearchiv-2014/Smartphones-staerker-verbreitet-als-normale-Handys>. Version: 2014, Abruf: 10.03.2015
- [Blaue Nacht] *Die Blaue Nacht*. <http://www.blauenacht.nuernberg.de>, Abruf: 21.01.2015. – Offizielle Webseite zur Blauen Nacht in Nürnberg
- [Blutner et al. 2009] BLUTNER, Doris ; CRAMER, Stephan ; KRAUSE, Sven ; MÖNKES, Tycho ; NAGEL, Lars ; REINHOLZ, Andreas ; WITTHAUT, Markus: Assistenzsysteme für die Entscheidungsunterstützung. In: *Große Netze der Logistik*. Springer, 2009, S. 241–270
- [Bohte u. Maat 2009] BOHTE, Wendy ; MAAT, Kees: Deriving and Validating Trip Purposes and Travel Modes for Multi-Day GPS-Based Travel Surveys: A Large-Scale Application in the Netherlands. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 17 (2009), Nr. 3, S. 285–297
- [Booth u. Jansen 2009] BOOTH, Danielle ; JANSEN, Bernard J.: A Review of Methodologies for Analyzing Websites. In: *Handbook of Research on Web Log Analysis*. IGI Global, 2009, S. 143–164
- [Borriello et al. 2005] BORRIELLO, Gaetano ; CHALMERS, Matthew ; LAMARCA, Anthony ; NIXON, Paddy: Delivering Real-World Ubiquitous Location Systems. In: *Communications of the ACM* 48 (2005), Nr. 3, S. 36–41
- [Braunhofer et al. 2015] BRAUNHOFER, Matthias ; ELAHI, Mehdi ; RICCI, Francesco: User Personality and the New User Problem in a Context-Aware Point of Interest Recommender System. In: *Information and Communication Technologies in Tourism 2015*. Springer, 2015, S. 537–549
- [Burke 2002] BURKE, Robin: Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. In: *User Modeling and User-Adapted Interaction* 12 (2002), Nr. 4, S. 331–370

- [Burke 2007] BURKE, Robin: Hybrid Web Recommender Systems. In: *The Adaptive Web*. Springer, 2007, S. 377–408
- [Burns et al. 2003] BURNS, Terry W. ; O’CONNOR, D J. ; STOCKLMAYER, Susan M.: Science Communication: A Contemporary Definition. In: *Public Understanding of Science* 12 (2003), Nr. 2, S. 183–202
- [Byström 1999] BYSTRÖM, Katriina: *Task Complexity, Information Types and Information Sources: Examination of Relationships*, University of Tampere, Dissertation, 1999
- [Caumanns et al. 1999] CAUMANNS, Jörg ; HINZE, A. ; SABISCH, A. ; SCHWEPPE, H.: A Fast and Simple Stemming Algorithm for German Words / Fachbereich Informatik der Freien Universität Berlin. 1999. – Forschungsbericht
- [Celma u. Cano 2008] CELMA, Òscar ; CANO, Pedro: From Hits to Niches?: Or How Popular Artists Can Bias Music Recommendation and Discovery. In: *Proceedings of the 2nd KDD Workshop on Large-Scale Recommender Systems and the Netflix Prize Competition* ACM, 2008, S. 5
- [Chawathe 2008] CHAWATHE, Sudarshan S.: Beacon Placement for Indoor Localization Using Bluetooth. In: *11th International Conference on Intelligent Transportation Systems* IEEE, 2008, S. 980–985
- [Cheng et al. 2005] CHENG, Yu-Chung ; CHAWATHE, Yatin ; LAMARCA, Anthony ; KRUMM, John: Accuracy Characterization for Metropolitan-Scale Wi-Fi Localization. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services* ACM, 2005, S. 233–245
- [Church et al. 2010] CHURCH, Karen ; NEUMANN, Joachim ; CHERUBINI, Mauro ; OLIVER, Nuria: The Map Trap?: An Evaluation of Map versus Text-Based Interfaces for Location-Based Mobile Search Services. In: *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web* ACM, 2010, S. 261–270
- [Courage u. Baxter 2005] COURAGE, Catherine ; BAXTER, Kathy: *Understanding Your Users: A Practical Guide to User Requirements Methods, Tools, and Techniques*. Elsevier, 2005
- [Cramer et al. 2007] CRAMER, Erhard ; KAMPS, Udo ; STELAND, Ansgar: *Grundlagen der Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik*. Springer, 2007
- [Cremonesi et al. 2010] CREMONESI, Paolo ; KOREN, Yehuda ; TURRIN, Roberto: Performance of Recommender Algorithms on Top-N Recommendation Tasks. In: *Proceedings of the 4th Conference on Recommender Systems* ACM, 2010, S. 39–46

- [Davies u. Greenwood 2004] DAVIES, J E. ; GREENWOOD, Helen: Scholarly Communication Trends – Voices From the Vortex: A Summary of Specialist Opinion. In: *Learned Publishing* 17 (2004), Nr. 2, S. 157–167
- [Deerwester et al. 1990] DEERWESTER, Scott C. ; DUMAIS, Susan T. ; LANDAUER, Thomas K. ; FURNAS, George W. ; HARSHMAN, Richard A.: Indexing by Latent Semantic Analysis. In: *Journal of the American Society for Information Science* 41 (1990), Nr. 6, S. 391–407
- [Deutsche Nationalbibliothek] *Katalog der Deutschen Nationalbibliothek – Sachbegriff Lange Nacht*. <http://d-nb.info/gnd/7636604-2>, Abruf: 21.01.2015
- [Dey u. Abowd 1999] DEY, Anind K. ; ABOWD, Gregory D.: Towards a Better Understanding of Context and Context-Awareness. In: *Proceedings of the 1st International Symposium on Handheld and Ubiquitous Computing*, 1999
- [Dix et al. 2004] DIX, Alan ; FINLAY, Janet ; ABOWD, Gregory D. ; BEALE, Russell: *Human-Computer Interaction*. 3rd Edition. Prentice-Hall, 2004
- [Dooms et al. 2011] DOOMS, Simon ; DE PESSEMIER, Toon ; MARTENS, Luc: A User-Centric Evaluation of Recommender Algorithms for an Event Recommendation System. In: *RecSys 2011 Workshop on User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces* Ghent University, 2011, S. 67–73
- [Dornseiff 2004] DORNSEIFF, Franz: *Der deutsche Wortschatz nach Sachgruppen*. 8. Auflage. Berlin, New York : Walter de Gruyter, 2004
- [Drabek 2010] DRABEK, Christian: *Präsentation und Kompromissfindung bei Gruppenempfehlungen auf mobilen Endgeräten*, Lehrstuhl für Künstliche Intelligenz, Friedrich Alexander Universität Erlangen-Nürnberg, Diplomarbeit, 2010
- [Edinburgh Festival Fringe] *About the Edinburgh Festival Fringe*. <http://www.edfringe.com/about-us>, Abruf: 21.01.2015. – Offizielle Webseite zum Edinburgh Festival Fringe
- [Elsweiler et al. 2011] ELSWEILER, David ; WILSON, Max L. ; LUNN, Brian K.: Understanding Casual-Leisure Information Behaviour. In: *Library and Information Science* 1 (2011), S. 211–241
- [Emmanouilidis et al. 2013] EMMANOULIDIS, Christos ; KOUTSIAMANIS, Remous-Aris ; TASIDOU, Aimilia: Mobile Guides: Taxonomy of Architectures, Context Awareness, Technologies and Applications. In: *Journal of Network and Computer Applications* 36 (2013), Nr. 1, S. 103–125

- [Erlanger Nachrichten 2013] ERLANGER NACHRICHTEN: Lange Nacht der Wissenschaften geht weiter. (2013), 13./14.12.2013. <http://www.nordbayern.de/region/erlangen/1.3338637>, Abruf: 17.12.2013
- [Eurobarometer 2013] EUROBAROMETER: Cultural Access and Participation. In: *Special Eurobarometer 399* (2013). – TNS Opinion & Social
- [Fesenmaier et al. 2003] FESENMAIER, Daniel R. ; RICCI, Francesco ; SCHAUMLECHNER, Erwin ; WÖBER, KW ; ZANELLA, Cristiano: DIETORECS: Travel Advisory for Multiple Decision Styles. In: *Proceedings of the International Conference on Information and Communication Technologies in Tourism*, Springer, 2003, S. 232–241
- [Fleiss 1971] FLEISS, Joseph L.: Measuring Nominal Scale Agreement Among Many Raters. In: *Psychological Bulletin* 76 (1971), Nr. 5, S. 378
- [Forman u. Scholz 2010] FORMAN, George ; SCHOLZ, Martin: Apples-to-Apples in Cross-Validation Studies: Pitfalls in Classifier Performance Measurement. In: *Explorations Newsletter of the Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining* 12 (2010), Nr. 1, S. 49–57
- [Fox et al. 2006] FOX, Maria ; GEREVINI, Alfonso ; LONG, Derek ; SERINA, Ivan: Plan Stability: Replanning versus Plan Repair. In: *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*, 2006, S. 212–221
- [Frank 2011] FRANK, Ronald: *Die Lange Nacht der Wissenschaften 2011: Besucherbefragung*. <http://www.nacht-der-wissenschaften.de/2011/download/NdW11-GfK-Umfrage-Abschluss-Praesentation.pdf>. Version: 2011, Abruf: 09.03.2015
- [Gabriel 2014] GABRIEL, Ralf: Perspektivenwechsel - Wie Kunst und Kultur den Tourismus prägen. In: *Tourismus Management Passport Sonderedition* (2014), S. 13–16
- [Garcia et al. 2010a] GARCIA, Ander ; ARBELAITZ, Olatz ; LINAZA, Maria T. ; VANSTEENWEGEN, Pieter ; SOUFFRIAUX, Wouter: Personalized Tourist Route Generation. In: *Current Trends in Web Engineering*. Springer, 2010, S. 486–497
- [Garcia et al. 2010b] GARCIA, Ander ; ARBELAITZ, Olatz ; VANSTEENWEGEN, Pieter ; SOUFFRIAUX, Wouter ; LINAZA, Maria T.: Hybrid Approach for the Public Transportation Time Dependent Orienteering Problem With Time Windows. In: *Hybrid Artificial Intelligence Systems*. Springer, 2010, S. 151–158

- [Gavalas et al. 2013a] GAVALAS, Damianos ; KASAPAKIS, Vlasios ; KONSTANTOPOULOS, Charalampos ; MASTAKAS, Konstantinos ; PANTZIOU, Grammati: A Survey on Mobile Tourism Recommender Systems. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Communications and Information Technology* IEEE, 2013, S. 131–135
- [Gavalas u. Kenteris 2011] GAVALAS, Damianos ; KENTERIS, Michael: A Web-Based Pervasive Recommendation System for Mobile Tourist Guides. In: *Personal and Ubiquitous Computing* 15 (2011), Nr. 7, S. 759–770
- [Gavalas et al. 2013b] GAVALAS, Damianos ; KONSTANTOPOULOS, Charalampos ; MASTAKAS, Konstantinos ; PANTZIOU, Grammati: Mobile Recommender Systems in Tourism. In: *Journal of Network and Computer Applications* (2013)
- [Gavalas et al. 2014] GAVALAS, Damianos ; KONSTANTOPOULOS, Charalampos ; MASTAKAS, Konstantinos ; PANTZIOU, Grammati: A Survey on Algorithmic Approaches for Solving Tourist Trip Design Problems. In: *Journal of Heuristics* (2014), S. 1–38
- [Gionis et al. 2014] GIONIS, Aristides ; LAPPAS, Theodoros ; PELECHRINIS, Konstantinos ; TERZI, Evimaria: Customized Tour Recommendations in Urban Areas. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Web Search and Data Mining* ACM, 2014, S. 313–322
- [Glaser u. Strauss 2006] GLASER, Barney G. ; STRAUSS, Anselm L.: *The Discovery of Grounded Theory: Strategies for Qualitative Research*. Transaction Publishers, 2006
- [Golbeck u. Hansen 2011] GOLBECK, Jennifer ; HANSEN, Derek L.: A Framework for Recommending Collections. In: *Workshop on Novelty and Diversity in Recommender Systems*, 2011, S. 35
- [Golden et al. 1987] GOLDEN, Bruce L. ; LEVY, Larry ; VOHRA, Rakesh: The Orienteering Problem. In: *Naval Research Logistics* 34 (1987), Nr. 3, S. 307–318
- [Gould u. Lewis 1985] GOULD, John D. ; LEWIS, Clayton: Designing for Usability: Key Principles and What Designers Think. In: *Communications of the ACM* 28 (1985), Nr. 3, S. 300–311
- [Goy u. Magro 2004a] GOY, Anna ; MAGRO, Diego: Dynamic Configuration of a Personalized Tourist Agenda. In: *Proceedings of the International Conference WWW/Internet IADIS*, 2004, S. 619–626
- [Goy u. Magro 2004b] GOY, Anna ; MAGRO, Diego: STAR: A Smart Tourist Agenda Recommender. In: *Proceedings of the Workshop on Configuration at the European Conference on Artificial Intelligence Citeseer*, 2004

- [Grün et al. 2008] GRÜN, Christoph ; WERTHNER, Hannes ; PROLL, Birgit ; RETSCHITZEGGER, Werner ; SCHWINGER, Wieland: Assisting Tourists on the Move – An Evaluation of Mobile Tourist Guides. In: *7th International Conference on Mobile Business* IEEE, 2008, S. 171–180
- [Gutin u. Punnen 2002] GUTIN, Gregory ; PUNNEN, Abraham P.: *The Traveling Salesman Problem and Its Variations*. Bd. 12. Springer Science & Business Media, 2002
- [Gutin et al. 2002] GUTIN, Gregory ; YEO, Anders ; ZVEROVICH, Alexey: Traveling Salesman Should Not Be Greedy: Domination Analysis of Greedy-Type Heuristics for the TSP. In: *Discrete Applied Mathematics* 117 (2002), Nr. 1, S. 81–86
- [Hackos u. Redish 1998] HACKOS, JoAnn T. ; REDISH, Janice: User and Task Analysis for Interface Design. (1998)
- [Hagedorn-Saupe et al. 2003] HAGEDORN-SAUPE, Monika ; KLEINKE, Henry ; MEINEKE, Annett ; THÄNERT, Sabine: Lange Nacht der Museen – eine empirische Untersuchung in Berlin / Institut für Museumskunde. 2003 (56). – Materialien-Heft
- [Hagen et al. 2005] HAGEN, Klaus ; KRAMER, Ronny ; HERMKES, Marcel ; SCHUMANN, Bjoern ; MUELLER, Patrick: Semantic Matching and Heuristic Search for a Dynamic Tour Guide. In: *Proceedings of the International Conference on Information and Communication Technologies in Tourism*, Springer, 2005, S. 149–159
- [Hammer 2011] HAMMER, Joshua: *The New York Times – White Nights of St. Petersburg, Russia*. <http://www.nytimes.com/2011/06/05/travel/russias-white-nights-in-st-petersburg.html>. Version: Juni 2011, Abruf: 21.01.2015
- [Hansen 1999] HANSEN, Preben: User Interface Design for IR Interaction: A Task-Oriented Approach. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on the Conceptions of the Library and Information Science*, 1999, S. 191–205
- [Harvey et al. 2011] HARVEY, Morgan ; CARMAN, Mark J. ; RUTHVEN, Ian ; CRESTANI, Fabio: Bayesian Latent Variable Models for Collaborative Item Rating Prediction. In: *Proceedings of the 20th International Conference on Information and Knowledge Management* ACM, 2011, S. 699–708
- [Herlocker et al. 2004] HERLOCKER, Jonathan L. ; KONSTAN, Joseph A. ; TERVEEN, Loren G. ; RIEDL, John T.: Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. In: *ACM Transactions on Information Systems* 22 (2004), Nr. 1, S. 5–53

- [Huang et al. 2010] HUANG, Lian ; LI, Qingquan ; YUE, Yang: Activity Identification From GPS Trajectories Using Spatial Temporal POIs' Attractiveness. In: *Proceedings of the 2nd SIGSPATIAL International Workshop on Location Based Social Networks* ACM, 2010, S. 27–30
- [Huhtanen 2008] HUHTANEN, Johanna: *A Celebration of Many Arts*. <http://finland.fi/public/default.aspx?contentid=160114>. Version: September 2008, Abruf: 21.01.2015
- [Hussein u. Ziegler 2011] HUSSEIN, Tim ; ZIEGLER, Jürgen: Situationsgerechtes Recommending – Kontextadaptive, hybride Empfehlungsgenerierung. In: *Informatik-Spektrum* 34 (2011), Nr. 2, S. 143–152
- [Information Factory 2013] INFORMATION FACTORY: *Programmpartnerumfrage – Die Lange Nacht der Wissenschaften*. <http://www.nacht-der-wissenschaften.de/2015/presse/evaluation/programmpartnerumfrage/>. Version: 2013, Abruf: 05.03.2015
- [ISO 9241-210 2010] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E.V.: Ergonomie der Mensch-System-Interaktion – Teil 210: Prozess zur Gestaltung gebrauchstauglicher interaktiver Systeme. 2010 (DIN EN ISO 9241-210:2010). – Norm
- [Jaccard 1912] JACCARD, Paul: The Distribution of the Flora in the Alpine Zone. In: *New phytologist* 11 (1912), Nr. 2, S. 37–50
- [Jameson 2007] JAMESON, Anthony: Adaptive Interfaces and Agents. In: *The Human-Computer Interaction Handbook: Fundamentals, Evolving Technologies and Emerging Applications*. 2nd Edition. CRC Press, 2007, S. 433–458
- [Jannach et al. 2013] JANNACH, Dietmar ; LERCHE, Lukas ; GEDIKLI, Fatih ; BONNIN, Geoffray: What Recommenders Recommend – An Analysis of Accuracy, Popularity, and Sales Diversity Effects. In: *User Modeling, Adaptation, and Personalization*. Springer, 2013, S. 25–37
- [Jannach et al. 2010] JANNACH, Dietmar ; ZANKER, Markus ; FELFERNIG, Alexander ; FRIEDRICH, Gerhard: *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press, 2010
- [Jannach et al. 2009] JANNACH, Dietmar ; ZANKER, Markus ; FUCHS, Matthias: Constraint-Based Recommendation in Tourism: A Multiperspective Case Study. In: *Information Technology & Tourism* 11 (2009), Nr. 2, S. 139–155
- [Jansen u. Spink 2006] JANSEN, Bernard J. ; SPINK, Amanda: How Are We Searching the World Wide Web? A Comparison of Nine Search Engine Transaction Logs. In: *Information Processing & Management* 42 (2006), Nr. 1, S. 248–263

- [Joachims 2002] JOACHIMS, Thorsten: Optimizing Search Engines Using Clickthrough Data. In: *Proceedings of the 8th SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* ACM, 2002, S. 133–142
- [Jonker u. Volgenant 1983] JONKER, Roy ; VOLGENANT, Ton: Transforming Asymmetric Into Symmetric Traveling Salesman Problems. In: *Operations Research Letters* 2 (1983), Nr. 4, S. 161–163
- [Kabassi 2010] KABASSI, Katerina: Personalizing Recommendations for Tourists. In: *Telematics and Informatics* 27 (2010), Nr. 1, S. 51–66
- [Kamvar u. Baluja 2006] KAMVAR, Maryam ; BALUJA, Shumeet: A Large Scale Study of Wireless Search Behavior: Google Mobile Search. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* ACM, 2006, S. 701–709
- [Kamvar et al. 2009] KAMVAR, Maryam ; KELLAR, Melanie ; PATEL, Rajan ; XU, Ya: Computers and iPhones and Mobile Phones, Oh My!: A Logs-Based Comparison of Search Users on Different Devices. In: *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web* ACM, 2009, S. 801–810
- [Kelly 2009] KELLY, Diane: Methods for Evaluating Interactive Information Retrieval Systems With Users. In: *Foundations and Trends in Information Retrieval* 3 (2009), Nr. 1-2, S. 1–224
- [Kendall 1962] KENDALL, Maurice G.: *Rank Correlation Methods*. 3rd Edition. Griffin, 1962
- [Kenteris et al. 2006] KENTERIS, Michael ; GAVALAS, Damianos ; ECONOMOU, Daphne: A Novel Method for the Development of Personalized Mobile Tourist Applications. In: *Proceedings of the 5th IASTED International Conference on Communication Systems and Networks*, ACTA Press, 2006, S. 208–212
- [Kenteris et al. 2009] KENTERIS, Michael ; GAVALAS, Damianos ; ECONOMOU, Daphne: An Innovative Mobile Electronic Tourist Guide Application. In: *Personal and Ubiquitous Computing* 13 (2009), Nr. 2, S. 103–118
- [Kenteris et al. 2011] KENTERIS, Michael ; GAVALAS, Damianos ; ECONOMOU, Daphne: Electronic Mobile Guides: A Survey. In: *Personal and Ubiquitous Computing* 15 (2011), Nr. 1, S. 97–111
- [Klahold 2009] KLAHOLD, André: *Empfehlungssysteme: Recommender Systems – Grundlagen, Konzepte und Lösungen*. Springer, 2009

- [Kramer et al. 2007] KRAMER, Ronny ; MODSCHING, Marko ; HAGEN, Klaus ; GRETZEL, Ulrike: Behavioural Impacts of Mobile Tour Guides. In: *Proceedings of the International Conference on Information and Communication Technologies in Tourism*, Springer, 2007, S. 109–118
- [Kramer et al. 2005] KRAMER, Ronny ; MODSCHING, Marko ; SCHULZE, Joerg ; HAGEN, Klaus ten: Context-Aware Adaptation in a Mobile Tour Guide. In: *Modeling and Using Context*. Springer, 2005, S. 210–224
- [Kramer et al. 2006] KRAMER, Ronny ; MODSCHING, Marko ; TEN HAGEN, Klaus: A City Guide Agent Creating and Adapting Individual Sightseeing Tours Based on Field Trial Results. In: *International Journal of Computational Intelligence Research* 2 (2006), Nr. 2, S. 191–206
- [Kray u. Baus 2003] KRAY, Christian ; BAUS, Jörg: A Survey of Mobile Guides. In: *Workshop on HCI in Mobile Guides at the 5th International Symposium on Human Computer Interaction With Mobile Devices and Services*, 2003
- [Kunze u. Lemnitzer 2002] KUNZE, Claudia ; LEMNITZER, Lothar: GermaNet – Representation, Visualization, Application. In: *International Conference on Language Resources and Evaluation*, 2002
- [Kunze 1998] KUNZE, Michael: Laßt es leuchten – LAMP: Datenbankgestütztes Web-Publishing-System mit Freeware. In: *c't* 12 (1998), S. 230–231
- [Kurashima et al. 2010] KURASHIMA, Takeshi ; IWATA, Tomoharu ; IRIE, Go ; FUJIMURA, Ko: Travel Route Recommendation Using Geotags in Photo Sharing Sites. In: *Proceedings of the 19th International Conference on Information and Knowledge Management ACM*, 2010, S. 579–588
- [Kurata 2009] KURATA, Yohei: Challenges in User-Adaptive Tour Planning Systems. In: *Proceedings of the AGILE Workshop on Adaptation in Spatial Communication*, 2009, S. 19–26
- [Kurata 2010] KURATA, Yohei: Interactive Assistance for Tour Planning. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Spatial Cognition*. Springer, 2010, S. 289–302
- [Kurata 2011] KURATA, Yohei: CT-Planner2: More Flexible and Interactive Assistance for Day Tour Planning. In: *Proceedings of the International Conference on Information and Communication Technologies in Tourism*, Springer, 2011, S. 25–37

- [Kurata u. Hara 2014] KURATA, Yohei ; HARA, Tatsunori: CT-Planner4: Toward a More User-Friendly Interactive Day-Tour Planner. In: *Proceedings of the International Conference on Information and Communication Technologies in Tourism*. Springer, 2014, S. 73–86
- [Landis u. Koch 1977] LANDIS, J R. ; KOCH, Gary G.: The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. In: *Biometrics* (1977), S. 159–174
- [Lange Nacht der Industrie] *Lange Nacht der Industrie – Konzept*. <http://www.langenachtderindustrie.de/allgemein/konzept.html>, Abruf: 21.01.2015. – Offizielle Webseite zur Langen Nacht der Industrie
- [Lange Nacht der Museen] *Über die Lange Nacht*. [http://www.lange-nacht-der-museen.de/ueber\\_die\\_lange\\_nacht/](http://www.lange-nacht-der-museen.de/ueber_die_lange_nacht/), Abruf: 21.01.2015. – Offizielle Webseite zur Langen Nacht der Museen in Berlin
- [Law et al. 2009] LAW, Effie Lai-Chong ; ROTO, Virpi ; HASSENZAHL, Marc ; VERMEEREN, Arnold P. ; KORT, Joke: Understanding, Scoping and Defining User Experience: A Survey Approach. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* ACM, 2009, S. 719–728
- [Lee et al. 2006] LEE, Jin H. ; RENEAR, Allen ; SMITH, Linda C.: Known-Item Search: Variations on a Concept. In: *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology* 43 (2006), Nr. 1, S. 1–17
- [Leonhart u. Lichtenberg 2013] LEONHART, Rainer ; LICHTENBERG, Stephanie: *Lehrbuch Statistik*. 3. Auflage. H. Huber, 2013
- [Levenshtein 1966] LEVENSHTAIN, Vladimir I.: Binary Codes Capable of Correcting Deletions, Insertions and Reversals. In: *Soviet Physics Doklady* Bd. 10, 1966, S. 707
- [Li et al. 2009] LI, Jane ; HUFFMAN, Scott ; TOKUDA, Akihito: Good Abandonment in Mobile and PC Internet Search. In: *Proceedings of the 32nd International SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* ACM, 2009, S. 43–50
- [LNdMuseen-Webseite] *Lange Nacht der Münchner Museen*. <http://www.muenchner.de/museumsnacht/>, Abruf: 23.02.2015. – Offizielle Webseite zur Langen Nacht der Münchner Museen
- [LNdMusik-Befragung 2010] *Die Lange Nacht der Musik Besucherbefragung 2010*. Münchner Kultur GmbH, 2010

- [LNdMusik-Webseite] *Lange Nacht der Musik*. <http://www.muenchner.de/musiknacht/>, Abruf: 23.02.2015. – Offizielle Webseite zur Langen Nacht der Musik in München
- [LNdWissen-Informationen 2013] *Informationsfolien zur Langen Nacht der Wissenschaften*. KulturIdee GmbH. <http://www.nacht-der-wissenschaften.de/2013/presse.php>. Version: 2013, Abruf: 03.03.2015
- [LNdWissen-Webseite] *Lange Nacht der Wissenschaften*. <http://www.nacht-der-wissenschaften.de>, Abruf: 23.02.2015. – Offizielle Webseite zur Langen Nacht der Wissenschaften in Nürnberg-Erlangen-Fürth
- [Lowdermilk 2013] LOWDERMILK, Travis: *User-Centered Design: A Developer's Guide to Building User-Friendly Applications*. O'Reilly Media, 2013
- [Ludwig 2015] LUDWIG, Bernd: *Planbasierte Mensch-Maschine-Interaktion in multimodalen Assistenzsystemen*. Springer-Verlag, 2015
- [Ludwig et al. 2011] LUDWIG, Bernd ; HACKER, Martin ; SCHALLER, Richard ; ZENKER, Bjoern ; IVANOV, Alexei V. ; RICCARDI, Giuseppe: Tell Me Your Needs: Assistance for Public Transport Users. In: *Proceedings of the 3rd SIGCHI Symposium on Engineering Interactive Computing Systems* ACM, 2011, S. 157–160
- [Ludwig u. Mandl 2010] LUDWIG, Bernd ; MANDL, Stefan: Centering Information Retrieval to the User. In: *Revue des Sciences et Technologies de l'Information – Revue d'Intelligence Artificielle* 24 (2010), Nr. 1, S. 95–118
- [Maguire 2001] MAGUIRE, Martin: Context of Use Within Usability Activities. In: *International Journal of Human-Computer Studies* 55 (2001), Nr. 4, S. 453–483
- [Mandel 2005] MANDEL, Birgit: *Kulturvermittlung – Zwischen kultureller Bildung und Kulturmarketing: eine Profession mit Zukunft*. transcript Verlag, 2005
- [Mandel 2011] MANDEL, Birgit: *Auswertungsbericht Besucherbefragung und Evaluation – Lange Nacht der Opern und Theater*. <http://www.uni-hildesheim.de/uploads/media/AuswertungLangeNachtMandel.pdf>. Version: 2011, Abruf: 19.01.2015
- [Manning et al. 2008] MANNING, Christopher D. ; RAGHAVAN, Prabhakar ; SCHÜTZE, Hinrich: *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press, 2008

- [Maruyama et al. 2004] MARUYAMA, Atsushi ; SHIBATA, Naoki ; MURATA, Yoshihiro ; YASUMOTO, Keiichi ; ITO, Minoru: P-Tour: A Personal Navigation System for Tourism. In: *Proceedings of 11th World Congress on Intelligent Transport Systems*, 2004, S. 18–21
- [McCandless et al. 2010] MCCANDLESS, Michael ; HATCHER, Erik ; GOSPODNETIC, Otis: *Lucene in Action: Covers Apache Lucene 3.0*. Manning Publications, 2010
- [McMillan et al. 2010] McMILLAN, Donald ; MORRISON, Alistair ; BROWN, Owain ; HALL, Malcolm ; CHALMERS, Matthew: Further Into the Wild: Running Worldwide Trials of Mobile Systems. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Pervasive Computing*. Springer, 2010, S. 210–227
- [Meyer u. Gurevych 2010] MEYER, Christian M. ; GUREVYCH, Iryna: Worth Its Weight in Gold or Yet Another Resource – A Comparative Study of Wiktionary, OpenThesaurus and GermaNet. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Text Processing*. Springer, 2010, S. 38–49
- [Morrison et al. 2012] MORRISON, Alistair ; McMILLAN, Donald ; REEVES, Stuart ; SHERWOOD, Scott ; CHALMERS, Matthew: A Hybrid Mass Participation Approach to Mobile Software Trials. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* ACM, 2012, S. 1311–1320
- [Naber 2005] NABER, Daniel: OpenThesaurus: Ein offenes deutsches Wortnetz. In: *Sprachtechnologie, mobile Kommunikation und linguistische Ressourcen: Beiträge zur GLDV-Tagung in Bonn (2005)*, S. 422–433
- [Nielsen 1993] NIELSEN, Jakob: *Usability Engineering*. Morgan Kaufmann, 1993
- [Nielsen u. Budiu 2013] NIELSEN, Jakob ; BUDIU, Raluca: *Mobile Usability: Für iPhone, iPad, Android, Kindle*. mitp Verlags GmbH & Co. KG, 2013
- [Nitschke 2003] NITSCHKE, Julia: *Assistenz bei Auswahlprozessen: Untersuchungen zu adaptiver und adaptierbarer Assistenz bei der Auswahl von Filmen*, Humboldt-Universität zu Berlin, Dissertation, 2003. – 2004 im Logos-Verlag veröffentlicht
- [Nitschke u. Wandke 2000] NITSCHKE, Julia ; WANDKE, Hartmut: Human Support as a Model for Assistive Technology. In: *Proceedings of the Australian Conference on Human-Computer Interaction*, 2000
- [Nóbrega et al. 2006] NÓBREGA, Leonel ; NUNES, Nuno J. ; COELHO, Helder: Mapping ConcurTaskTrees Into UML 2.0. In: *Proceedings of the 12th International Conference on Interactive Systems. Design, Specification, and Verification*. Springer, 2006, S. 237–248

- [Norman 1986] NORMAN, Donald A.: Cognitive Engineering. In: *User Centered System Design: New Perspectives on Human-Computer Interaction*. Lawrence Erlbaum Associates, 1986, S. 31–61
- [Norman 1990] NORMAN, Donald A.: *The Design of Everyday Things*. New York : Doubleday/Currency, 1990
- [O’Sullivan et al. 2007] O’SULLIVAN, Barry ; PAPADOPOULOS, Alexandre ; FALTINGS, Boi ; PU, Pearl: Representative Explanations for Over-Constrained Problems. In: *Proceedings of the 22nd National Conference on Artificial Intelligence* Bd. 7, 2007, S. 323–328
- [Packer u. Ballantyne 2002] PACKER, Jan ; BALLANTYNE, Roy: Motivational Factors and the Visitor Experience: A Comparison of Three Sites. In: *Curator: The Museum Journal* 45 (2002), Nr. 3, S. 183–198
- [Paterek 2007] PATEREK, Arkadiusz: Improving Regularized Singular Value Decomposition for Collaborative Filtering. In: *Proceedings of KDD Cup and Workshop*, 2007, S. 5–8
- [Paterno 2000] PATERNO, Fabio: *Model-Based Design and Evaluation of Interactive Applications*. Springer-Verlag London Berlin Heidelberg, 2000
- [Pauckner 2010] PAUCKNER, Daniela: *Die Lange Nacht der Wissenschaften 2009 als Medium der Wissenschaftskommunikation*, Universität Erlangen-Nürnberg, Seminararbeit, 2010. – Seminarleitung Prof. Dr. Philipp Balsiger
- [Raskin 2000] RASKIN, Jef: *The Humane Interface: New Directions for Designing Interactive Systems*. Addison-Wesley Professional, 2000
- [Reinelt 1994] REINELT, Gerhard: *The Traveling Salesman: Computational Solutions for TSP Applications*. Springer, 1994
- [RFC1951] RFC EDITOR: DEFLATE Compressed Data Format Specification, Version 1.3 (RFC 1951). – Request for Comments
- [RFC4180] RFC EDITOR: Common Format and MIME Type for Comma-Separated Values (CSV) Files (RFC 4180). – Request for Comments
- [RFC7159] RFC EDITOR: The JavaScript Object Notation (JSON) Data Interchange Format (RFC 7159). – Request for Comments
- [Rheinische Fachhochschule Köln 2011] RHEINISCHE FACHHOCHSCHULE KÖLN: Forschungsergebnisse zur Langen Nacht der Museen. (2011). [http://www.rfh-koeln.de/aktuelles/meldungen/2011/langenachtergebnisse/index\\_ger.html](http://www.rfh-koeln.de/aktuelles/meldungen/2011/langenachtergebnisse/index_ger.html), Abruf: 12.03.2015

- [Ricci 2010] RICCI, Francesco: Mobile Recommender Systems. In: *Information Technology & Tourism* 12 (2010), Nr. 3, S. 205–231
- [Ricci et al. 2002] RICCI, Francesco ; ARSLAN, Bora ; MIRZADEH, Nader ; VENTURINI, Adriano: ITR: A Case-Based Travel Advisory System. In: *Proceedings of the 6th European Conference on Advances in Case-Based Reasoning*. Springer, 2002, S. 613–627
- [Ricci et al. 2011] RICCI, Francesco (Hrsg.) ; ROKACH, Lior (Hrsg.) ; SHAPIRA, Bracha (Hrsg.) ; KANTOR, Paul B. (Hrsg.): *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2011
- [Rogers et al. 2011] ROGERS, Yvonne ; PREECE, Jenny ; SHARP, Helen: *Interaction Design: Beyond Human-Computer Interaction*. 3rd Edition. John Wiley & Sons, 2011
- [Rosenkrantz et al. 1977] ROSENKRANTZ, Daniel J. ; STEARNS, Richard E. ; LEWIS, Philip M. II: An Analysis of Several Heuristics for the Traveling Salesman Problem. In: *SIAM Journal on Computing* 6 (1977), Nr. 3, S. 563–581
- [Russell u. Norvig 2012] RUSSELL, Stuart ; NORVIG, Peter: *Künstliche Intelligenz – Ein moderner Ansatz*. 3. Auflage. Pearson Deutschland GmbH, 2012
- [Rödder u. Voß 2008] RÖDDER, Simone ; VOSS, Miriam: PUSH 2.0 – Erreicht die Wissenschaftskommunikation das, was sie soll? In: HERMANNSTÄDTER, Anita (Hrsg.) ; SONNABEND, Michael (Hrsg.) ; WEBER, Cornelia (Hrsg.): *Wissenschaft kommunizieren – Die Rolle der Universitäten*. Edition Stifterverband. 2008, S. 40–45
- [Savir et al. 2013] SAVIR, Amihai ; BRAFMAN, Ronen ; SHANI, Guy: Recommending Improved Configurations for Complex Objects With an Application in Travel Planning. In: *Proceedings of the 7th Conference on Recommender Systems* ACM, 2013, S. 391–394
- [Savoy 2006] SAVOY, Jacques: Light Stemming Approaches for the French, Portuguese, German and Hungarian Languages. In: *Proceedings of the 2006 ACM Symposium on Applied Computing* ACM, 2006, S. 1031–1035
- [Schaller 2009] SCHALLER, Richard: *Entwurf und Implementierung eines Algorithmus zur Planung besucheroptimaler Rundreisen bei konkurrierenden und terminabhängigen Veranstaltungen*, Lehrstuhl für Künstliche Intelligenz, Friedrich Alexander Universität Erlangen-Nürnberg, Diplomarbeit, 2009
- [Schaller 2011] SCHALLER, Richard: Planning and Navigational Assistance for Distributed Events. In: *Proceedings of the 2nd Workshop on Context Aware Intelligent Assistance at the 34th German Annual Conference on Artificial Intelligence*, 2011

- [Schaller 2014] SCHALLER, Richard: Electronic Tourist Guides: User-Friendly Editing of Automatically Planned Routes. In: *Proceedings of the 7th European Starting AI Researcher Symposium at the 21st European Conference on Artificial Intelligence*, IOS Press, 2014
- [Schaller u. Elswailer 2014] SCHALLER, Richard ; ELSWEILER, David: Itinerary Recommenders: How Do Users Customize Their Routes and What Can We Learn From Them? In: *Proceedings of the 5th Information Interaction in Context Symposium* ACM, 2014, S. 185–194
- [Schaller u. Hacker 2014] SCHALLER, Richard ; HACKER, Martin: Mobile Tourist Guide: Bridging the Gap between Recommending, Planning and User-Centered Interaction. In: *Proceedings of the 21st European Conference on Artificial Intelligence*, IOS Press, 2014
- [Schaller et al. 2012a] SCHALLER, Richard ; HARVEY, Morgan ; ELSWEILER, David: Entertainment on the Go: Finding Things to Do and See While Visiting Distributed Events. In: *Proceedings of the 4th Information Interaction in Context Symposium*, ACM, 8 2012, S. 90–99
- [Schaller et al. 2012b] SCHALLER, Richard ; HARVEY, Morgan ; ELSWEILER, David: Improving Search Experience on Distributed Leisure Events. In: *Proceedings of the 2nd European Workshop on Human-Computer Interaction and Information Retrieval*, 2012
- [Schaller et al. 2012c] SCHALLER, Richard ; HARVEY, Morgan ; ELSWEILER, David: Out and About on Museums Night: Investigating Mobile Search Behaviour for Leisure Events. In: *Proceedings of the Searching4Fun Workshop at the 34th European Conference on Information Retrieval Research*, 2012
- [Schaller et al. 2013] SCHALLER, Richard ; HARVEY, Morgan ; ELSWEILER, David: RecSys for Distributed Events: Investigating the Influence of Recommendations on Visitor Plans. In: *Proceedings of the 36th International SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, ACM, 7 2013
- [Schaller et al. 2014a] SCHALLER, Richard ; HARVEY, Morgan ; ELSWEILER, David: Detecting Event Visits in Urban Areas Via Smartphone GPS Data. In: *Proceedings of the 36th European Conference on Information Retrieval Research*. Springer International Publishing, 2014, S. 681–686
- [Schaller et al. 2014b] SCHALLER, Richard ; HARVEY, Morgan ; ELSWEILER, David: Relating User Interaction to Experience During Festivals. In: *Proceedings of the 5th Information Interaction in Context Symposium* ACM, 2014, S. 38–47

- [Schering et al. 2009] SCHERING, Alf-Christian ; DUEFFER, Martin ; FINGER, Andreas ; BRUDER, Ilvio: A Mobile Tourist Assistance and Recommendation System Based on Complex Networks. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Complex Networks Meet Information and Knowledge Management* ACM, 2009, S. 81–84
- [Schrader 2007] SCHRADER, Jan: *Textmining-Algorithmen auf kapazitätsbeschränkter Hardware*, Lehrstuhl für Künstliche Intelligenz, Friedrich Alexander Universität Erlangen-Nürnberg, Studienarbeit, 2007
- [Schrader et al. 2010] SCHRADER, Jan ; ZENKER, Bjørn ; SCHALLER, Richard: ROSE – Auf dem Weg zur mobilen Assistenz. In: *KI – Künstliche Intelligenz* 24 (2010), Nr. 2, S. 153–157
- [Schwinger et al. 2005] SCHWINGER, W ; GRÜN, Chr ; PRÖLL, B ; RETSCHITZEGGER, W ; SCHAUERHUBER, A: Context-Awareness in Mobile Tourism Guides – A Comprehensive Survey. (2005)
- [Shaphiro u. Wilk 1965] SHAPHIRO, SS ; WILK, MB: An Analysis of Variance Test for Normality. In: *Biometrika* 52 (1965), S. 591–611
- [Sheridan 1997] SHERIDAN, Thomas B.: Task Analysis, Task Allocation and Supervisory Control. In: *Handbook of Human-Computer Interaction*. 2nd Edition. Amsterdam, Niederlande, 1997, S. 87–105
- [Shneiderman u. Plaisant 2005] SHNEIDERMAN, Shneiderman B. ; PLAISANT, Catherine: Designing the User Interface. In: *Pearson Addison-Wesley, USA* (2005)
- [Simonsen u. Friberg 2014] SIMONSEN, Jesper ; FRIBERG, Karin: Collective Analysis of Qualitative Data. In: *Situated Design Methods*. MIT Press, 2014, S. 99–118
- [Simpson 1949] SIMPSON, E.H.: Measurement of Diversity. In: *Nature* 163 (1949), S. 688
- [Souffriau u. Vansteenwegen 2010] SOUFFRIAUX, Wouter ; VANSTEENWEGEN, Pieter: Tourist Trip Planning Functionalities: State-of-the-Art and Future. In: *Proceedings of the 10th International Conference on Current Trends in Web Engineering*. Springer, 2010, S. 474–485
- [Speretta u. Gauch 2005] SPERETTA, Mirco ; GAUCH, Susan: Personalized Search Based on User Search Histories. In: *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence* IEEE, 2005, S. 622–628

- [Steck 2011] STECK, Harald: Item Popularity and Recommendation Accuracy. In: *Proceedings of the 5th Conference on Recommender Systems* ACM, 2011, S. 125–132
- [Steland 2007] STELAND, Ansgar: *Basiswissen Statistik: Kompaktkurs für Anwender aus Wirtschaft, Informatik und Technik*. Springer, 2007
- [Swearingen u. Sinha 2001] SWEARINGEN, Kirsten ; SINHA, Rashmi: Beyond Algorithms: An HCI Perspective on Recommender Systems. In: *Proceedings of the SIGIR Workshop on Recommender Systems* ACM, 2001, S. 1–11
- [Taylor 1962] TAYLOR, Robert S.: The Process of Asking Questions. In: *American Documentation* 13 (1962), Nr. 4, S. 391–396
- [Thänert 2000] THÄNERT, Sabine: *Die „Lange Nacht der Museen“ als Form von Eventmarketing für Museen?*, Freie Universität Berlin, Masterarbeit, 2000. <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:bsz:16-artdok-10389>, Abruf: 13.01.2015
- [Timpe 1998] TIMPE, Klaus-Peter: Unterstützungssysteme als interdisziplinäre Herausforderung: Einführung in die Tagung “Wohin führen Unterstützungssysteme?”. In: *Wohin führen Unterstützungssysteme* (1998), S. 1–20
- [Tullis u. Albert 2013] TULLIS, Thomas ; ALBERT, Bill: *Measuring the User Experience: Collecting, Analyzing, and Presenting Usability Metrics*. 2nd Edition. Elsevier/Morgan Kaufmann, 2013
- [Van Diggelen 1998] VAN DIGGELEN, Frank: Innovation: GPS Accuracy-Lies, Damn Lies, and Statistics. In: *GPS World* 9 (1998), S. 41–45
- [Van Setten et al. 2004] VAN SETTEN, Mark ; POKRAEV, Stanislav ; KOOLWAAIJ, Johan: Context-Aware Recommendations in the Mobile Tourist Application COMPASS. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems* Springer, 2004, S. 235–244
- [Vansteenwegen et al. 2011] VAN STEENWEGEN, Pieter ; SOUFFRIAU, Wouter ; VAN OUDHEUSDEN, Dirk: The Orienteering Problem: A Survey. In: *European Journal of Operational Research* 209 (2011), Nr. 1, S. 1–10
- [Vansteenwegen et al. 2009] VAN STEENWEGEN, Pieter ; SOUFFRIAU, Wouter ; VANDEN BERGHE, Greet ; VAN OUDHEUSDEN, Dirk: Iterated Local Search for the Team Orienteering Problem With Time Windows. In: *Computers & Operations Research* 36 (2009), Nr. 12, S. 3281–3290
- [Wallon 2008] WALLON, Emmanuel: Le festival international: Un système relationnel. In: *Les relations culturelles internationales au XXe siècle, De la diplomatie culturelle à l'acculturation*. P.I.E. Peter Lang, 2008, S. 363–383

- [Wandke 2005] WANDKE, Hartmut: Assistance in Human-Machine Interaction: A Conceptual Framework and a Proposal for a Taxonomy. In: *Theoretical Issues in Ergonomics Science* 6 (2005), Nr. 2, S. 129–155
- [Wandke 2006] WANDKE, Hartmut: Assistance for Users of Interactive Devices. In: *International Encyclopedia of Ergonomics and Human Factors*. 2nd Edition. CRC Press, 2006
- [Wickens et al. 2004] WICKENS, Christopher D. ; LEE, John ; LIU, Yili ; GORDON-BECKER, Sallie: *An Introduction to Human Factors Engineering*. 2nd Edition. Prentice-Hall, 2004
- [Wiki: Lange Nacht] *Wikipedia, Lange Nacht*. [http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Lange\\_Nacht&stableid=131356891](http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Lange_Nacht&stableid=131356891), Abruf: 21.01.2015
- [Wiki: White Nights Festival] *Wikipedia, White Nights Festival*. [http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=White\\_Nights\\_Festival&oldid=634277101](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=White_Nights_Festival&oldid=634277101), Abruf: 21.01.2015
- [Wittenberg 2010] WITTENBERG, Reinhard: Evaluation der „Blauen Nacht“ 2009 in Nürnberg. Ausgewählte Ergebnisse aus schriftlichen, mündlichen und Onlineumfragen sowie aus Inhaltsanalysen der Presseberichterstattung / Lehrstuhl für Soziologie und Empirische Sozialforschung, Friedrich-Alexander-Universität. 2010. – Forschungsbericht
- [Wittenberg et al. 2011] WITTENBERG, Reinhard ; BÄHR, Sebastian ; HÖRNER, Denise: *Online-Umfrage zur Langen Nacht der Wissenschaften 2011*. <http://www.nacht-der-wissenschaften.de/2011/download/NdW11-FAU-Umfrage-Abschluss-Praesentation.pdf>. Version: 2011, Abruf: 09.03.2015
- [Yleisradio 2013] YLEISRADIO: *Helsinki's Night of the Arts Celebrates 25th Quietly*. [http://yle.fi/uutiset/helsinkis\\_night\\_of\\_the\\_arts\\_celebrates\\_25th\\_quietly/6790515](http://yle.fi/uutiset/helsinkis_night_of_the_arts_celebrates_25th_quietly/6790515). Version: August 2013, Abruf: 21.01.2015. – Finnische öffentliche Rundfunkanstalt
- [Yoon et al. 2010] YOON, Hyoseok ; ZHENG, Yu ; XIE, Xing ; WOO, Woontack: Smart Itinerary Recommendation Based on User-Generated GPS Trajectories. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing*, Springer, 2010, S. 19–34
- [Zeng u. Qin 2008] ZENG, Marcia L. ; QIN, Jian: *Metadata*. Neal-Schuman Publishers, Inc., 2008

- [Zesch et al. 2008] ZESCH, Torsten ; MÜLLER, Christof ; GUREVYCH, Iryna: Extracting Lexical Semantic Knowledge From Wikipedia and Wiktionary. In: *International Conference on Language Resources and Evaluation* Bd. 8, 2008, S. 1646–1652
- [Zhang u. Adipat 2005] ZHANG, Dongsong ; ADIPAT, Boonlit: Challenges, Methodologies, and Issues in the Usability Testing of Mobile Applications. In: *International Journal of Human-Computer Interaction* 18 (2005), Nr. 3, S. 293–308
- [Zhang et al. 2005] ZHANG, Ping ; CAREY, Jane ; TE'ENI, Dov ; TREMAINE, Marylin: Integrating Human-Computer Interaction Development Into the Systems Development Life Cycle: A Methodology. In: *Communications of the Association for Information Systems* 15 (2005), Nr. 1, S. 29
- [Zheng u. Xie 2011] ZHENG, Yu ; XIE, Xing: Learning Travel Recommendations From User-Generated GPS Traces. In: *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* 2 (2011), Nr. 1, S. 2
- [Zhu et al. 2012] ZHU, Chenbo ; HU, JQ ; WANG, Fengchun ; XU, Yifan ; CAO, Rongzeng: On the Tour Planning Problem. In: *Annals of Operations Research* 192 (2012), Nr. 1, S. 67–86
- [Zhu et al. 2014] ZHU, Tao ; HARRINGTON, Patrick ; LI, Junjun ; TANG, Lei: Bundle Recommendation in Ecommerce. In: *Proceedings of the 37th International SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, ACM, 2014, S. 657–666

Verteilte Veranstaltungen, wie z.B. die Lange Nacht der Münchner Museen, stellen den Besucher aufgrund ihres umfangreichen Veranstaltungsangebots vor vielfältige Herausforderungen. In dieser Arbeit werden Wege aufgezeigt, ein geeignetes Assistenzsystem hierfür zu entwickeln. Dieses vereint verschiedene Methoden und Verfahren der Künstlichen Intelligenz, insbesondere Empfehlungssysteme und Techniken des Information Retrievals sowie Algorithmen zur Tourplanung bei terminabhängigen Veranstaltungen.

Inhaltsbasierte und kollaborative Empfehlungssysteme werden um ein neuartiges wissensbasiertes Empfehlungssystem ergänzt, so dass sich die vorgeschlagenen Veranstaltungen einerseits gut zu einer Tour kombinieren lassen und andererseits den Interessen des Nutzers entsprechen. Eine speziell auf die Anwendungsdomäne angepasste Suchmaschine bietet dem Nutzer bei der Suche nach Veranstaltungen ebenfalls Unterstützung. Algorithmen zur Tourplanung werden genutzt, um eine Besuchsreihenfolge der ausgewählten Veranstaltungen festzulegen; die generierten Touren können unterwegs bei unvorhergesehenen Ereignissen „intelligent“ angepasst werden.

Die in verschiedenen Feldstudien aufgezeichneten Logdaten wurden mittels Methoden der deskriptiven und der induktiven Statistik ausgewertet. Hierdurch konnte der Nutzen und die Akzeptanz der zur Verfügung gestellten Assistenzfunktionen nachgewiesen werden.

