



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
WIEN



DIPLOMARBEIT

Unterstützung der menschlichen Selbstlokalisierung

zur Erlangung des akademischen Grades

Diplom-Ingenieur

im Rahmen des Studiums

Geodäsie und Geoinformation

eingereicht von

Manuel Schmitzer

Matrikelnummer 01326656

ausgeführt an der Forschungsgruppe Geoinformaion
am Department für Geodäsie and Geoinformation
der Fakultät für Mathematik und Geoinformation der Technischen Universität Wien

Betreuung

Betreuer: Univ.Prof. Dr.sc. Ioannis Giannopoulos

Wien, 14. Oktober 2018

(Unterschrift Verfasser)

(Unterschrift Betreuer)

Erklärung zur Verfassung der Arbeit

Hiermit erkläre ich, dass ich diese Arbeit selbständig verfasst habe, dass ich die verwendeten Quellen und Hilfsmittel vollständig angegeben habe und dass ich die Stellen der Arbeit – einschließlich Tabellen, Karten und Abbildungen –, die anderen Werken oder dem Internet im Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, auf jeden Fall unter Angabe der Quelle als Entlehnung kenntlich gemacht habe.

Wien, 14. Oktober 2018

Manuel Schmitzer

Danksagung

Die Diplomarbeit ist ein großer Meilenstein auf dem langen und herausfordernden Weg meiner Ausbildung. Es wäre vermessen zu sagen, dass ich es ganz alleine bis hierhin geschafft habe und es gibt mehrere Menschen, die Anteil an dieser Leistung haben. Deshalb möchte ich diese Gelegenheit nutzen, um mich bei diesen Menschen recht herzlich zu bedanken.

Zuallererst ist mein Betreuer Univ.Prof. Dr.sc. Ioannis Giannopoulos zu nennen, der mich mit vielen hilfreichen Tipps unterstützt hat, immer wenn es nötig war, zur Verfügung gestanden ist und mit seiner fachlichen Erfahrung mehrfach meine Gedanken geordnet hat.

Meine Familie hat nicht nur bei der Masterarbeit, sondern auf meinem gesamten Ausbildungsweg eine wichtige Rolle gespielt. Sie hat mich, wo es nur ging, unterstützt und mir vor allem mentalen Rückhalt geboten.

Des Weiteren sind meine Freunde Claudio Navacchi, Jakob Thummerer und Lukas Winiwarer zu nennen, die ich erst durch das Studium kennengelernt habe und die mich immer wieder motiviert und vorangetrieben haben. Ohne sie wäre ich wohl jetzt noch nicht so weit und das Studium hätte nur halb so viel Spaß gemacht.

Außerdem möchte ich mich bei all jenen bedanken, die so nett waren und mir als Testpersonen zur Verfügung gestanden sind. Ich war über die sehr positive Einstellung und die hohe Hilfsbereitschaft angenehm überrascht.

Zusammenfassung

Die menschliche Selbstlokalisierung ist ein wichtiger Bestandteil des Alltags. Zur Bestimmung der eigenen Position und der Orientierung muss die allozentrische Darstellung, meist in Form einer Karte, mit der eigenen egozentrischen Repräsentation der realen Welt angeglichen werden. Dafür sind Objekte (Ankerpunkte) nötig, die in beiden Darstellungen vorhanden sind. In dieser Arbeit werden zwei neuwertige Ansätze vorgestellt, die den Prozess dieser Angleichung und damit auch die Selbstlokalisierung vereinfachen sollen. Der Viewshed-Ansatz basiert auf einer Sichtbarkeitsanalyse, um den NutzerInnen die Wahl geeigneter Ankerpunkte zu erleichtern. Dadurch, dass nur die in der Realität sichtbaren Gebäude in der Karte hervorgehoben werden, können die übrigen Gebäude von der Wahl ausgeschlossen werden. Der Bilderkennungs-Ansatz vereinfacht hingegen den Prozess der Selbstlokalisierung, indem ein Teil der Aufgabe automatisiert wird, und den NutzerInnen ein Ankerpunkt auf der Karte markiert wird. Anhand eines empirischen Experiments mit 30 TeilnehmerInnen im zehnten Wiener Gemeindebezirk wurden die beiden Methoden miteinander und zusätzlich auch mit einer Basis-Methode in verschiedenen Aspekten verglichen. Dabei ging es um die Effizienz, das Nutzererlebnis aber auch um die kognitive Belastung und den nötigen Aufwand. Die Ergebnisse zeigen, dass die Bilderkennungs-Methode bei der Selbstlokalisierung die beste Unterstützung bot und auch bei den NutzerInnen am beliebtesten war. Die Viewshed-Methode blieb deutlich hinter den Erwartungen zurück.

Abstract

Human self-localisation is an important part of everyday life. In order to determine one's own position and orientation, the allocentric representation, usually in the form of a map, has to be aligned with one's own egocentric representation of the real world. This requires objects (anchor points) that are present in both representations. In this thesis, two novel approaches are presented, which aim to simplify the process of the alignment and thus the self-localisation. The Viewshed approach is based on a visibility analysis to assist the user choose appropriate anchor points. By highlighting only those buildings of the map that are visible for the user in reality, the remaining buildings can be excluded from the selection. The image recognition approach simplifies the process of self-localisation by automating parts of the task and highlighting an anchor point on the map. On the basis of an empirical experiment with 30 participants in Vienna's 10th district, the two methods were compared with each other, as well as with a baseline method concerning different aspects. Aspects, such as efficiency, user experience but also cognitive workload and the required effort. Results show that the image recognition method provided the best support for self-localisation and was also most popular among users. The Viewshed method performed well below expectations.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	4
2	Relevante Arbeiten	6
2.1	Navigation, Wayfinding und Selbstlokalisierung	6
2.1.1	Landmarks	8
2.1.2	Mentale Rotation	9
2.1.3	Analyse kognitiver Prozesse	10
2.2	Mobile Geräte	11
2.2.1	Einschränkungen	11
2.2.2	Interaktion	12
2.3	Location Based Services	12
2.3.1	Kontextbewusstsein	14
2.3.2	Ubiquitous Computing	15
2.4	Kognitive Karte	16
2.4.1	Interdisziplinäre Natur	16
2.4.2	Kognitive Karte in der Navigation	16
2.4.3	Auswirkung von mobilen Geräten	17
2.5	Viewshed	17
3	Unterstützung der menschlichen Selbstlokalisierung	19
3.1	Theoretische Ansätze	19
3.1.1	Viewshed	19
3.1.2	Bilderkennung	20
3.2	Mobile Anwendung	21
3.2.1	Technologien	21
3.2.2	Basis	21
3.2.3	Viewshed	22
3.2.4	Bilderkennung	23
4	Forschungsfragen	25
5	Experiment	27
5.1	Methodik	27
5.1.1	Testpersonen	27
5.1.2	Setup	27
5.1.3	Design	27
5.1.4	Testgebiet	28
5.1.5	Ablauf	31
5.2	Ergebnisse	34
5.2.1	Zeit	34
5.2.2	Fehlerrate der Selbstlokalisierung	35
5.2.3	Aufwand und Auslastung	35
5.2.4	Räumlicher Wissenszuwachs	36
5.2.5	Nutzererlebnis (User Experience)	37
5.2.6	Korrelationen	39
6	Diskussion	40
7	Fazit und Ausblick	46

1 Einleitung

Wayfinding ist ein wichtiger Bestandteil des Alltags, es beschreibt den Prozess der nötig ist, um sich für eine Route vom eigenen Standort zum Zielpunkt zu entscheiden und dieser dann zu folgen (Golledge 1999). Zu Beginn des *wayfindings* ist es erforderlich seine eigene Position und auch die Orientierung sowohl in der realen Welt, als auch in der Karte zu bestimmen. Diese Bestimmung wird als Selbstlokalisierung bezeichnet. Wird sie nicht korrekt durchgeführt, werden ohne externe Hilfestellung auch die Folgeschritte des *wayfindings* nicht erfolgreich sein. Die Selbstlokalisierung wird nicht nur zu Beginn für die Routenplanung eingesetzt, sondern auch jedes Mal, wenn man die Orientierung verliert und nicht mehr weiß, wo man sich gerade befindet. Jedes Mal, wenn man sich verirrt, stellt das eine unangenehme Stresssituation dar. Um diese Stresssituation aufzulösen, ist eine erneute Selbstlokalisierung nötig. Diese sollte möglichst effizient und angenehm erfolgen, was die Frage nach geeigneten Methoden zur Unterstützung aufwirft.

Bei der Verwendung einer Karte muss zwischen zwei Repräsentationen unterschieden werden. Die Karte selbst stellt eine fixierte Repräsentation der räumlichen Umgebung dar. Sie wird als eine allozentrische Repräsentation bezeichnet und ist unabhängig von der Perspektive der NutzerInnen. Die egozentrische Repräsentation hingegen ist flexibel und beschreibt die Realität aus der Perspektive der NutzerInnen (Klatzky 1998). Um Selbstlokalisierung durchführen zu können, ist es nötig diese beiden Repräsentationen aneinander anzugleichen. Dabei werden sie kognitiv transformiert, bis sie übereinstimmen. Diese Transformation wird in der Literatur als mentale Rotation bezeichnet (Gunzelmann, J. R. Anderson und Douglass 2004).

Ein Weg, den NutzerInnen die Selbstlokalisierung zu erleichtern, ist es also, sie bei dieser mentalen Rotation zu unterstützen. Dabei werden Objekte genutzt, die in beiden Repräsentationen sichtbar sind und daher bei der mentalen Rotation als Ankerpunkte verwendet werden können.

Landmarks stellen ein prominentes Forschungsthema dar. Bei ihnen handelt es sich um markante Objekte, die sich durch bestimmte Eigenschaften von der Umgebung abheben (Raubal und Winter 2002). Ist eine *landmark* in beiden Darstellungen, also in der Karte und in der egozentrischen Repräsentation, sichtbar, kann sie als offensichtlicher Ankerpunkt dienen und die Selbstlokalisierung dadurch deutlich erleichtern. *Landmarks*, welche jedoch nur in einer der beiden Darstellungen vorhanden sind, können eine Ablenkung oder sogar eine Fehlerquelle darstellen (Peebles, Davies und Mora 2007). Damit soll verdeutlicht werden, dass die Wahl von geeigneten Ankerpunkten für die Selbstlokalisierung von großer Bedeutung ist.

Im Rahmen dieser Diplomarbeit werden zwei neue Ansätze vorgestellt, die bei der Angleichung von allozentrischer und egozentrischer Repräsentation und damit auch bei der Selbstlokalisierung helfen sollen: ein Viewshed-Ansatz und ein Bilderkennungs-Ansatz. Eine Viewshed-Analyse ist eine Sichtbarkeitsanalyse, bei der das Gebiet in einen sichtbaren und einen nicht sichtbaren Bereich geteilt wird. Diese Information wird bei dem hier vorgestellten Viewshed-Ansatz verwendet, um den NutzerInnen die Wahl geeigneter Ankerpunkte zu erleichtern. Gebäude, die in der realen Situation nicht sichtbar sind, können dadurch sofort ausgeschlossen werden. Der zweite hier vorgestellte Ansatz beruht auf dem Prinzip der Bilderkennung. Durch die Erkennung des mit der Kamera erfassten Gebäudes wird dessen Position auf der Karte markiert. Damit kann zum einen die Orientierung bestimmt werden, zum anderen wird den NutzerInnen ein Ankerpunkt geboten.

Beide Ansätze wurden als Prototyp in einer mobilen Anwendung implementiert. Zusätzlich wurde zum Vergleich eine Basis-Methode realisiert, welche der Verwendung eines gängigen mobilen Kartendienstes entspricht. Bei einem Experiment mit 30 TeilnehmerInnen in realer Umgebung wurden die drei Methoden auf verschiedene Aspekte untersucht. Dabei wurde nicht nur die Effizienz in Form von Aufwand und benötigter Zeit betrachtet, sondern auch die kognitive Belastung und das Nutzererlebnis, also wie gut die Methode bei den NutzerInnen ankam.

Der Rest der Arbeit ist wie folgt aufgebaut: In Kapitel 2 werden die für die menschliche Selbstlokalisierung relevanten Forschungsgebiete sowie einige Arbeiten aus diesen Bereichen vorgestellt. In Kapitel 3 werden die bereits erwähnten neuen Methoden zur Unterstützung der Selbstlokalisierung detaillierter besprochen. Dabei wird zunächst auf die theoretischen Ansätze und dann auf Implementierung und Funktionalität der Methoden eingegangen. Kapitel 4 gibt einen Überblick über die gestellten Forschungsfragen, die mit den Ergebnissen dieser Arbeit beantwortet werden sollen. Es wird außerdem darauf eingegangen, welche

Ergebnisse bei der Durchführung des Experiments erwartet wurden. Die Durchführung des Experiments sowie die daraus resultierenden Ergebnisse werden in Kapitel 5 vorgestellt. In Kapitel 6 werden diese Ergebnisse diskutiert, bevor in Kapitel 7 als Abschluss die wichtigsten Erkenntnisse der Arbeit noch einmal zusammengefasst werden und ein Ausblick auf mögliche zukünftige Arbeiten gegeben wird.

2 Relevante Arbeiten

Die menschliche Selbstlokalisierung, unterstützt durch ein mobiles Endgerät, ist eine Aufgabe, die von vielen verschiedenen Aspekten beeinflusst wird. Dadurch sind auch eine Vielzahl an Forschungsgebieten für das Thema dieser Diplomarbeit relevant. In diesem Kapitel soll zunächst erklärt werden, was die menschliche Selbstlokalisierung überhaupt ist, bevor ein Überblick über die relevante Forschungsgebiete und die dort durchgeführten Forschungen gegeben werden. Es ist natürlich nicht möglich alle Themen ausführlich zu behandeln und auf alle damit verbundenen relevanten Arbeiten einzugehen. Es werden jedoch die wichtigsten Grundlagen kurz erläutert, einige Werke exemplarisch vorgestellt und ihr Einfluss auf die Selbstlokalisierung diskutiert.

2.1 Navigation, Wayfinding und Selbstlokalisierung

Wie bereits in Kapitel 1 beschrieben, ist die Selbstlokalisierung ein wichtiger Teil des *wayfinding* Prozesses ist. *Wayfinding* ist dabei selbst nur ein Teil der Navigation. Für Navigation gibt es in der Literatur eine Vielzahl von Definitionen, die sich teilweise recht deutlich unterscheiden. Eine weitgehend akzeptierte Definition stammt von Montello (2005). Er beschreibt die Navigation als koordinierte und zielgerichtete Bewegung durch die Umgebung und teilt sie in die beiden Komponenten *locomotion* und *wayfinding*. Hierbei wird *locomotion* als die Bewegung des Körpers in Bezug auf die direkte Umgebung und dem Lösen von Verhaltensproblemen, wie dem Ausweichen von Hindernissen, verstanden. Im Gegensatz dazu wird *wayfinding* als Kombination aus Planungsprozess und zielgerichteten Bewegung beschrieben. Eine andere weitgehend akzeptierte Definition von *wayfinding* stammt von Golledge. Er definiert *wayfinding* als den „Prozess der Festlegung und des Verfolgen eines Weges oder einer Route zwischen einem Startpunkt und einem Ziel“ (Golledge 1999)¹.

Der Begriff *wayfinding* wird in der Literatur für viele verschiedene räumliche Aufgaben verwendet, die sich teilweise deutlich unterscheiden. Dazu gehören Aufgaben wie die gezielte Suche und die Erkundung, aber auch Aufgaben wie die Routenplanung und das Folgen einer Route. Je nach Aufgabe werden dabei unterschiedliche kognitive Bereiche der NutzerInnen belastet. Dies erschwert den Vergleich der Ergebnisse und Schlussfolgerungen aus verschiedenen Forschungsarbeiten und verlangt nach einer einheitlichen Klassifizierung (Wiener, Büchner und Hölscher 2009). Dabei sollen wichtige Aspekte, wie das Testdesign und das Vorwissen der Testperson, berücksichtigt werden. So macht es einen großen Unterschied, ob sich die Testperson in einer bekannten, oder einer unbekanntem Umgebung befindet, wobei der Vergleich der beiden Situationen nur eingeschränkt möglich ist. Bei der in Wiener, Büchner und Hölscher (2009) vorgestellten Taxonomie werden *wayfinding*-Aufgaben nach dem Vorhandensein von externen Hilfsmittel, dem Vorhandensein eines spezifischen Ziels und dem verfügbaren Wissenslevel unterteilt (siehe Abbildung 1). Die Klasse des unterstützten *wayfindings*, also *wayfindings* unter Zuhilfenahme externer Hilfsmittel, ist dabei deutlich schwieriger zu gliedern, da die Ausprägung der Unterstützung sehr unterschiedlich sein kann und das großen Einfluss auf die kognitive Prozesse hat. So kann es sein, dass die NutzerInnen einer in der Realität gut markierten Route einfach nur folgen müssen, wobei die kognitive Belastung minimal wäre. Bei anderen unterstützten Aufgaben, wie der in dieser Arbeit getesteten Selbstlokalisierung unter Zuhilfenahme einer mobilen Anwendung, sind hingegen sehr wohl komplexe kognitive Prozesse notwendig. Auf diese wird in Kapitel 2.1.2 eingegangen.

Die Einteilung nach dem räumlichen Wissenslevel in der in Abbildung 1 gezeigten Klassifizierung unterscheidet zwischen drei verschiedenen Stufen: *destination knowledge*, *route knowledge* und *survey knowledge*. Dabei ist *destination knowledge* das Wissen über einen einzelnen Punkt im Gebiet (Punkt), *route knowledge* das Wissen über eine Abfolge von Punkten (Linie) und *survey knowledge* das Wissen über ein Gebiet (Fläche). *Destination knowledge* und *route knowledge* sind dabei auf ein Ziel bezogen, also Wissen über den Zielpunkt und Wissen über einen Weg dort hin. Deshalb gibt es dazu nur Einträge in der Kategorie des *directed wayfindings* (Wiener, Büchner und Hölscher 2009).

Die drei Wissenslevel sind dabei nicht auf Aufgaben des *wayfinding* ohne externer Unterstützung beschränkt, sondern spielen auch beim unterstützten *wayfinding* eine Rolle. Meilinger et al. (2007) untersuchen in ihrer Arbeit, wie viel Information in Bezug auf *wayfinding* und Selbstlokalisierung wirklich benötigt wird. Sie beschreiben *route knowledge* als die Kenntnis über eine Abfolge von Aktionen, um ein Ziel zu erreichen, ohne dabei dessen genaue Position zu kennen. *Survey knowledge* beschreiben sie

¹Übersetzung des Verfassers. Originaltext: “Wayfinding is the process of determining and following a path or route between an origin and a destination.”

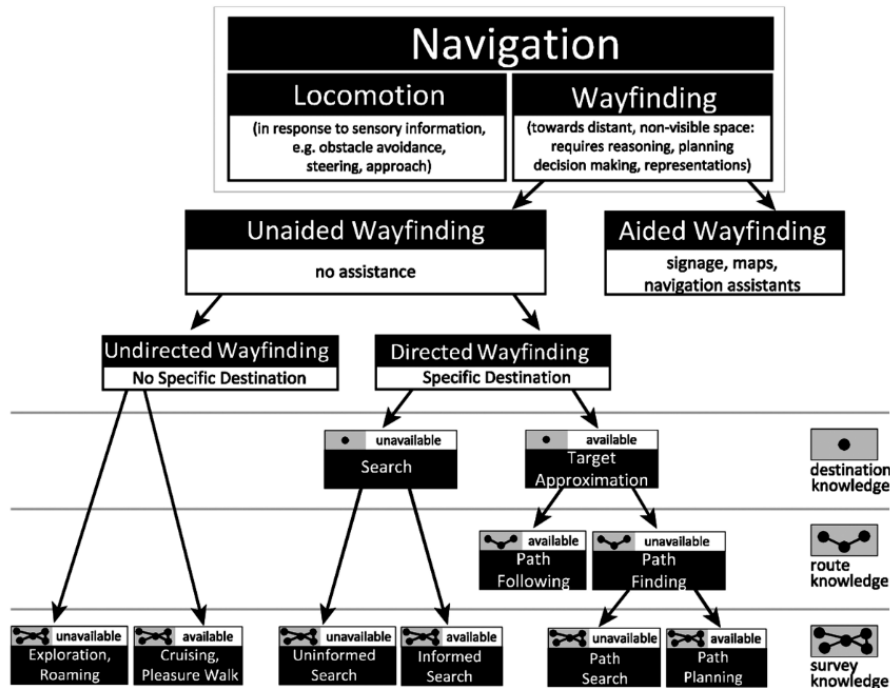


Abbildung 1: *Wayfinding* Taxonomie (Quelle: Wiener, Büchner und Hölscher 2009).

hingegen als das Wissen über Richtung und Distanz zwischen zwei Orten, unabhängig vom Wissen über einen möglichen Verbindungsweg. In ihrem Experiment führten sie zwei *wayfinding* Aufgaben und zwei Selbstlokalisierungen in einem mehrstöckigen und für die Testpersonen unbekanntem Gebäude durch. Sie verglichen die Verwendung von einem normalen Raumplan mit der Verwendung stark schematisierter Karten. Die Ergebnisse zeigen, dass trotz, oder gerade aufgrund des geringeren Informationsgehalt der schematischen Karte, die Aufgaben schneller (im Falle der *wayfindings*), oder zumindest gleich schnell (im Falle der Selbstlokalisierung) durchgeführt wurden. Da schematische Karten keine Rückschlüsse auf Distanz und genaue Richtung zulassen, bieten sie den NutzerInnen nur *route knowledge*. Meilinger et al. schließen aus ihren Ergebnissen, dass für *wayfinding* in unbekanntem Umfeld *route knowledge* deutlich wichtiger ist als *survey knowledge*. Die Autoren gehen in Bezug auf die Selbstlokalisierung vor allem auf die *network structure* als lokales Hilfsmittel ein. Ein Beispiel dazu ist, wie die Gangstruktur des Gebäudes und vor allem Entscheidungspunkte die Selbstlokalisierung beeinflussen. Andere lokale Hilfsmittel sind zum Beispiel *landmarks*, die *destination knowledge* repräsentieren und in der *wayfinding* Literatur ein prominentes Thema darstellen. Sie werden in Kapitel 2.1.1 näher beschrieben.

Wayfinding selbst kann in die vier Prozesse Orientierung, Auswahl der Route, korrektes Verfolgen der Route und Auffinden des Ziels unterteilt werden (Downs und Stea 1977). Downs und Stea geben dabei an, dass die Orientierung der wichtigste Teil davon ist. Ohne das Wissen der eigenen Orientierung relativ zur Umgebung hat man sich verlaufen. Das bedeutet zwar nicht, dass der *wayfinding* Prozess dadurch unmöglich ist. Es muss jedoch zuerst die Orientierung wiedererlangt werden, was in den meisten Fällen externe Hilfe, etwa durch andere Personen oder mobile Geräte, benötigt.

Selbstlokalisierung ist ein alternativer Begriff für die Orientierung. Dieser erste und wichtigste Prozess des *wayfindings* beschreibt die Kombination aus der Bestimmung der eigenen Position, also wo man gerade ist, und der Bestimmung der räumlichen Orientierung, also wie man ausgerichtet ist (Kiefer, Giannopoulos und Raubal 2014). Meilinger et al. (2007) beschreiben in ihrer Arbeit die Selbstlokalisierung als den Prozess, der durchgeführt wird, wenn man desorientiert ist. Dabei bedeutet desorientiert, dass man im Bezug auf die eigene innere Repräsentation der Umgebung oder in Bezug auf eine vorliegende Karte, nicht weiß, wo man sich befindet. Zur Wiedererlangung der Orientierung werden dann Objekte der Realität mit dem Inhalt der Karte verglichen. Neue Technologien bieten eine Vielzahl von Möglichkeiten, wie NutzerInnen bei der Selbstlokalisierung unterstützt werden können. Da, wie bereits erklärt wurde,

die Selbstlokalisierung Auswirkungen auf den gesamten *wayfinding* Prozess hat, ist intensive Forschung in diesem Gebiet durchaus gerechtfertigt.

Derzeit zentrale Themen im Forschungsgebiet des *wayfindings* sind vor allem die Analyse der kognitiven Vorgänge im Menschen (Kapitel 2.1.3), neue Wege der Unterstützung durch, und der Interaktion mit, mobilen Geräten (Kapitel 2.2 und 2.3) und die Aneignung räumlichen Wissens (Kapitel 2.4).

2.1.1 Landmarks

Hier wird das Konzept der *landmarks* vorgestellt. Im folgenden Abschnitt über räumlichen Orientierung (Kapitel 2.1.2) wird dann der Zusammenhang mit der Selbstlokalisierung hergestellt und vermittelt, warum *landmarks* dabei eine wichtige Rolle spielen.

Landmarks sind markante Objekte, wie Sehenswürdigkeiten, die als lokale Orientierungshilfen dienen. Dabei ist nicht eine spezielle Eigenschaft des Objekts, wie Farbe oder Form wichtig, sondern die Gegebenheit, dass sich das Objekt von seiner Umgebung abhebt und eindeutig ist. Wenn also zehn gelbe Häuser nebeneinander stehen, ist keines davon aufgrund der Farbe eine *landmark*. Wenn es jedoch in einer ganzen Ortschaft nur ein einziges gelbes Haus gibt, stellt dieses sehr wohl aufgrund der Farbe eine *landmark* dar, da es sich dadurch klar vom Rest abhebt. Es handelt sich bei *landmarks* also nicht um eine absolute, sondern um eine relative Eigenschaft des Objekts (Raubal und Winter 2002).

Raubal und Winter versuchen in ihrer Arbeit die Routenanweisungen eines Navigationssystems mit *landmarks* zu unterstützen. Dabei wird argumentiert, dass Anweisungen unter Verwendung von *landmarks* der menschlichen Kommunikation näher kommen, als rein geometrische Aussagen und deshalb von NutzerInnen leichter verstanden werden. Für die Verwendung von *landmarks* ist eine Einteilung und Filterung nötig, da sich einige mehr, andere weniger für die Routenangabe eignen. Es muss ein Weg gefunden werden, die sogenannte *landmark saliency* automatisch zu berechnen. Diese gibt an, wie markant, beziehungsweise reizvoll das Objekt in einer lokalen Umgebung ist. Dabei können sich *landmarks* in einer der drei Kategorien: optisch, semantisch und strukturell auszeichnen. Um optisch markant zu sein, können sich Objekte durch ihre Fassade, Form, Farbe oder gute Sichtbarkeit abheben. In der semantischen Kategorie müssen *landmarks* entweder kulturell und historisch wichtig, oder symbolisch eindeutig gekennzeichnet sein. Strukturell markant ist ein Objekt dann, wenn es sich um einen relevanten Verkehrsknotenpunkt handelt, oder das Objekt eine klare räumliche Abgrenzung darstellt. In allen drei Kategorien gibt es noch einige andere Eigenschaften durch die Objekte herausstechen können und sich als *landmarks* eignen würden, jedoch sind diese schwieriger zu beschreiben und wurden deshalb von Raubal und Winter nicht in ihr formales Modell aufgenommen. Diese individuellen Eigenschaften der *landmarks* können dann gemeinsam verwendet werden, um die *landmark saliency* zu berechnen. Dabei spielt der Standort der *landmarks* eine wichtige Rolle. So eignen sich für Routenangaben vor allem jene *landmarks*, die sich an wichtigen Entscheidungspunkten befinden. Einfaches Folgen eines Straßenverlaufes ist auch ohne Orientierungshilfen möglich. Das Treffen einer Routenentscheidung (z.B.: Abbiegen an einer Kreuzung) ist jedoch nicht so trivial und eine Hilfestellung wäre nützlich.

In Brunyé et al. (2015) wird mittels drei Experimenten untersucht, ob sich die TeilnehmerInnen bei widersprüchlichen Angaben eher auf die geometrischen, oder auf die *landmark*-basierten Routenanweisungen verlassen. Dabei spielt es eine Rolle, ob die TeilnehmerInnen den Ursprung der Anweisung kennen. Wird ihnen gesagt, dass die Informationen von einem GPS Gerät kommen, verlassen sie sich eher auf die geometrischen Anweisungen. Bei einer menschlichen Quelle hingegen vertrauen sie eher den *landmark*-basierten Anweisungen. Ohne Angabe einer Quelle sind die Ergebnisse nicht eindeutig. Das zeigt, dass bei der Verwendung von *landmarks* im Bereich des *wayfindings* nicht nur die Eigenschaften des Objekts eine Rolle spielen. Diese Annahme wird auch von Richter und Winter in ihrem umfangreichen Werk (Richter und Winter 2014) über *landmarks* bestätigt. Sie geben an, dass es überaus wichtig ist, das Konzept der *landmarks* nicht auf die geografischen Objekte zu beschränken, sondern sie in Verbindung mit der Erfahrung und den kognitiven Prozessen der Menschen zu setzen. Sie definieren *landmarks* als „geografische Objekte, die die menschliche mentale Repräsentation des Raums strukturieren“². *Landmarks* werden dabei als Klebstoff verstanden, der die mentale Repräsentation des Menschen zusammenhält.

²Übersetzung des Verfassers. Originaltext: „define landmarks to be geographic objects that structure human mental representations of space.“

2.1.2 Mentale Rotation

Bei der Selbstlokalisierung, beziehungsweise bei der Orientierung, können abhängig von der Situation verschiedene Strategien angewandt werden. So kann etwa ein verbaler Ansatz verwendet werden, bei dem die Situation durch sprachliche Mittel beschrieben wird. Ein Beispiel wäre das Abzählen von Objekten (z.B.: das vierte Haus von rechts). Eine andere und in der Literatur sehr populäre Methode ist der Ansatz der mentalen Rotation (Gunzelmann, J. R. Anderson und Douglass 2004). Zur Erklärung der mentalen Rotation müssen zunächst die egozentrische und die allozentrische Repräsentation beschrieben werden. Die egozentrische Repräsentation beschreibt die reale Umgebung, wie sie aus Sicht der Person wahrgenommen wird. Die Position der Person ist der Ursprung der Repräsentation und kann sich durch Bewegung im Laufe der Zeit ändern. Die allozentrische, oder auch exozentrische Repräsentation, ist über die Zeit konstant und unabhängig von Perspektive und Position der Person (Klatzky 1998). Bei Orientierungsaufgaben befindet man sich selbst in einer meist unbekanntem Umgebung, oder aber sieht Bilder davon und muss sich anhand der Informationen einer Karte orientieren. Bei den vor Ort wahrgenommenen Informationen, beziehungsweise den Bildern, handelt es sich um egozentrische Informationen, die abhängig von der eigenen Position, beziehungsweise der Position der Aufnahme, sind. Die Karte hingegen stellt allozentrische Informationen dar, die zeitlich stabil und positionsunabhängig sind. Die beiden Repräsentationen sind jedoch in den meisten Fällen unterschiedlich ausgerichtet, was als *misalignment* bezeichnet wird. Um sich erfolgreich orientieren zu können, müssen die beiden Repräsentationen angeglichen werden, also *alignment* hergestellt werden. Um dies zu erreichen, muss eine der beiden Repräsentationen kognitiv transformiert werden. Diese notwendige Transformation ist die oben angesprochene mentale Rotation (Gunzelmann, J. R. Anderson und Douglass 2004).

Bei der mentalen Rotation spielt vor allem die Distanz sowie die relative Lage der Objekte in Bezug auf die NutzerInnen eine große Rolle (Iachini und Logie 2003, Gunzelmann und J. R. Anderson 2006, Klippel, Freksa und Winter 2006). Daraus resultiert, wie herausfordernd die nötige Transformation zur Angleichung ist und dies wirkt sich in weiterer Folge auf die Orientierungsbestimmung aus. Arbeiten wie Gunzelmann und J. R. Anderson (2006) zeigen, dass mit größer werdendem Winkel zwischen den Ausrichtungen von egozentrischer und allozentrischen Darstellung auch die Fehlerrate und die zur Durchführung der Orientierungsaufgabe nötige Zeit zunehmen. Dabei stellt eine Verdrehung der Darstellungen um 180° eine Ausnahme dar, bei der Fehlerrate und benötigte Zeit wieder abnehmen. Wenn man also die für die Aufgabe benötigte Zeit als Funktion des Winkels zwischen den Darstellungen darstellt, ergibt sich eine M-Form (Gunzelmann, J. R. Anderson und Douglass 2004, Gunzelmann und J. R. Anderson 2006). Die Autoren nehmen dabei jedoch an, dass die M-Form nicht durch die relative Lage der Testperson zum Zielobjekt geprägt wird, sondern durch die relative Lage des Zielobjekts zu anderen Merkmalen des Raums. Auch bei wachsender Distanz zwischen Testperson und Zielobjekt steigt die für die Aufgabe benötigte Zeit. Gunzelmann und J. R. Anderson zeigen in ihrer Arbeit nicht nur, dass Eigenschaften wie Distanz und Lage des gesuchten Objekts wichtig sind, sondern dass auch das direkte Umfeld Auswirkungen auf die Orientierungsaufgabe hat. So wirkt sich auch die Anzahl der sichtbaren Objekte auf die benötigte Zeit aus. Sind mehr Objekte vorhanden, ist die Situation komplexer und führt zu einer Verlangsamung des Orientierungsprozesses.

In Peebles, Davies und Mora (2007) wird auf kognitive Faktoren eingegangen, die Einfluss auf die Durchführung einer *drop-off*-Orientierungsaufgabe haben. Wobei eine *drop-off*-Aufgabe bedeutet, dass sich die NutzerInnen in einem unbekanntem Umfeld befinden und keine räumlichen Vorinformationen zur Situation besitzen. Auch hier wird die Wichtigkeit von *alignment* und mentaler Rotation beschrieben. Der Fokus der Arbeit liegt dabei auf dem Einfluss von *landmarks*. Ist ein eindeutiges und markantes Objekt sowohl in der Realität als auch in der Karte sichtbar, bietet es eine Abkürzung bei der mentalen Rotation und damit auch bei der Bestimmung der Orientierung. Bei der Vorstellung des *landmark*-Konzepts in Kapitel 2.1.1 wurde als Beispiel die Verwendung von *landmarks* bei Routenangaben kurz angesprochen. Dabei spielt nur die Erscheinung des Objekts in der Realität eine Rolle. Bei der *drop-off*-Orientierungsaufgabe in Peebles, Davies und Mora (2007) ist jedoch auch die Darstellung der *landmark* in der Karte wichtig. So kann zum Beispiel ein Objekt in der Realität (3D) aufgrund von Höhe oder einzigartiger Dachform eine *landmark* sein, jedoch in einer planimetrischen 2D Karte nicht, da diese Eigenschaften dort nicht notwendigerweise dargestellt sind. Bei den Experimenten wurde gezeigt, dass die Nutzung von 2D *landmarks* deutlich verlässlicher ist, Menschen jedoch trotzdem oft 3D *landmarks* für die Orientierungsaufgabe bevorzugen. Als möglicher Grund wird dabei die Tatsache genannt, dass

die Verwendung von 2D *landmarks* oft kognitiv aufwendiger ist, da man die 2D Information (z.B.: Gebäudegrundriss) erst aus der 3D Realität extrahieren muss. Selbst in Testszenarien, in denen 2D *landmarks* die einzige verlässliche Hilfestellung darstellten, verwendeten einige Testpersonen 3D Merkmale, die in der Karte gar nicht dargestellt, und damit für die Orientierungsaufgabe auch nicht geeignet waren.

Auch in Davies und Peebles (2010) wird auf diese 2D - 3D - Problematik eingegangen. Hier zeigten die Experimente erneut, dass 2D *landmarks* verlässlicher als 3D Objekte sind, dass sich Testpersonen aber trotzdem oft von 3D *landmarks* ablenken lassen. Es wird auch auf die Auswirkungen dieser Ergebnisse auf andere Themen eingegangen. So ist es durch die große Rolle der 3D *landmarks* problematisch, die Schwierigkeit einer Orientierungsaufgabe anhand einer räumlichen 2D Analyse vorherzusagen. Ebenso ist eine Verbesserung von Karten durch das Hervorheben der 2D *landmarks* und das Hinzufügen von eindeutigen Symbolen nicht trivial, da der Fokus vieler Menschen nicht auf dem räumliche Layout, sondern auf der visuellen Szene (den Realitätsausschnitt, den sie wahrnehmen) liegt.

Landmarks können also bei der Selbstlokalisierung sowohl einen positiven als auch einen negativen Effekt haben. So kann eine geeignete *landmark* einen einfachen Ankerpunkt für die mentale Rotation liefern und die Orientierungsaufgabe stark vereinfachen. Auf der anderen Seite können ungeeignete *landmarks*, die nur in einer der beiden Repräsentationen vorhanden sind, eine Ablenkung darstellen. Sie können dabei die NutzerInnen entweder verlangsamen, oder sie sogar zu einem falschen Ergebnis verleiten. Die Wahl von geeigneten *landmarks* und Ankerpunkten spielt daher eine enorm wichtige Rolle für die menschliche Selbstlokalisierung.

2.1.3 Analyse kognitiver Prozesse

Bei der bereits vorgestellten mentalen Rotation handelt es sich um einen kognitiven Prozess. Dieser ist jedoch nur ein Teil des kognitiven Gesamtprozesses, der zum Lösen einer *wayfinding*-Aufgabe nötig ist. Dazu kommt noch, dass, wie bereits gezeigt, *wayfinding* nicht eine ganz bestimmte Aufgabe repräsentiert, sondern als Überbegriff für eine Fülle von unterschiedlichen räumlichen Problemstellungen verwendet wird. Je nach Aufgabenstellung sind dabei verschiedene kognitive Prozesse notwendig, wobei auch die Stärke der kognitiven Belastung stark variiert. Früher musste man bei der Erforschung dieser kognitiven Vorgänge mit qualitativen Methoden, wie Interviews und *cognitive map drawing*, auskommen. Durch sogenannte *eye-tracking* Experimente ist es heutzutage möglich, bei der Durchführung einer *wayfinding*-Aufgabe, quantitative und objektive Daten über diese kognitiven Prozesse zu sammeln (Çöltekin, Fabrikant und Lacayo 2010, Emo 2012, Kiefer, Giannopoulos und Raubal 2014). Kiefer, Giannopoulos und Raubal verwenden in ihrer Arbeit *eye-tracking* zur Analyse einer reinen Orientierungsaufgabe und einer vollständigen Selbstlokalisierungs-Aufgabe. Sie argumentieren, dass dabei die Muster der Augenbewegung eingesetzt werden können, um Einblicke in die kognitiven Prozesse der NutzerInnen zu erhalten. Dadurch ist es ihnen möglich, die verschiedenen Strategien der NutzerInnen zu analysieren und Gründe aufzudecken, die über Erfolg und Misserfolg entscheiden. Bei ihrem Experiment kamen sie zu dem Ergebnis, dass Testpersonen die die Aufgaben korrekt lösten, den hilfreichen Symbolen der Karte mehr Aufmerksamkeit schenkten, als nicht erfolgreiche Testpersonen. Hilfreiche Symbole sind dabei solche, die in der Realität auch wirklich sichtbar sind. Außerdem wurden bei erfolgreichen Testpersonen mehr Blickwechsel zwischen diesen hilfreichen Symbolen und den dazugehörigen Objekten in der Realität festgestellt. Diese Arbeit gibt ein starkes Indiz darauf, dass alleine durch das Blickmuster der NutzerInnen erkannt werden kann, ob die Selbstlokalisierung erfolgreich gelöst wird.

Um auf die unterschiedlichen *wayfinding*-Aufgaben und die damit verschiedenen kognitiven Belastungen zurückzukommen, wird auf Kiefer, Giannopoulos, Duchowski et al.(2016) eingegangen. Darin werden sechs verschiedene Aufgaben auf digitalen Karten, in Bezug auf die kognitive Belastung der NutzerInnen, analysiert. Die Analyse basiert dabei erneut auf *eye-tracking* und verwendet den Pupillendurchmesser als Indikator für die kognitive Belastung. Die Ergebnisse des empirischen Experiments zeigen, dass die Aufgabe *freie Erkundung* zu einer niedrigen kognitiven Belastung, die Aufgaben *Suche*, *Polygon-Vergleich* und *Linienverfolgung* zu einer mittleren kognitiven Belastung und die beiden Aufgaben *Routenplanung* und *fokussierte Suche* zu einer hohen kognitiven Belastung führen. Des Weiteren ist die kognitive Belastung über die Zeit gesehen nicht konstant. Bei der *Suche* und der *fokussierte Suche* steigt die Belastung mit der Zeit, bei der *Linienverfolgung* hingegen nimmt sie ab. Diese Ergebnisse bekräftigen die Aussage von Wiener, Büchner und Hölscher (2009), dass *wayfinding*-Aufgaben in Bezug auf die nötigen kognitiven Prozesse sehr unterschiedlich sind und daher eine Taxonomie zur Einteilung durchaus sinnvoll ist. Da kognitive Prozesse für alle *wayfinding*-Aufgaben eine wichtige Rolle spielen, sollten diese bei der

Erforschung neuer Methoden auf jeden Fall berücksichtigt werden.

Eye-tracking kann nicht nur zur Analyse und Auswertung von *wayfinding*-Experimenten dienen. In Kapitel 2.2.2 und 2.3.1 wird gezeigt, wie sich durch *eye-tracking* auch in den Bereichen der Interaktion und der Gewinnung von Informationen über den räumlichen Kontext neue Möglichkeiten ergeben. *Eye-tracking* kann daher durchaus auch zur Unterstützung der NutzerInnen bei *wayfinding*-Aufgaben wie der Selbstlokalisierung dienen.

2.2 Mobile Geräte

Mobile Endgeräte wie Tablets und Handys sind mittlerweile weit verbreitet und aus dem heutigen Alltag nicht mehr wegzudenken. Sie bieten eine Fülle an nützlichen Anwendungen, die uns das Leben erleichtern und ermöglichen den nahezu permanenten Zugriff auf Informationen. Da die in dieser Arbeit durchgeführte Selbstlokalisierung von einer mobilen Anwendung unterstützt wird, soll hier auf mobile Geräte eingegangen werden. Zunächst wird auf Einschränkungen dieser Geräte, vor allem im Vergleich zu leistungsfähigen Desktopcomputern, eingegangen. Anschließend werden mögliche Methoden vorgestellt, wie die für *wayfinding* relevanten Informationen trotzdem sinnvoll dargestellt werden können.

2.2.1 Einschränkungen

Visualisierung ist eine gängige Methode, um Informationen einfach und verständlich zu vermitteln. In der heutigen Zeit ist dies mit mobilen Geräten so gut wie überall möglich. Da mobile Geräte gewisse Einschränkungen haben, können für Desktopcomputer entwickelte Darstellungsanwendungen jedoch nicht einfach eins zu eins übernommen werden. Nach Chittaro (2006) müssen bei der Entwicklung von Darstellungsanwendungen folgende acht Limitierungen von mobilen Geräten gegenüber Desktopcomputern beachtet werden:

- ein in Bezug auf Größe, Auflösung, Farbvielfalt und andere Faktoren limitierter Bildschirm
- ein anderes Bildschirmverhältnis von Breite zu Höhe
- Hardwarekomponenten, wie CPU und Speicher, mit geringerer Leistung
- periphere Eingabegeräte, die sich nicht für komplexe Aufgaben eignen
- andere Eingabemethoden
- eine langsamere Netzwerkverbindung beziehungsweise langsamerer Datenaustausch
- teils große Unterschiede zwischen verschiedenen Modellen
- verfügbare Tools, die teilweise limitiert sind

Auch Nivala, Sarjakoski et al. (2003) gehen auf die Nutzbarkeit von mobilen Geräten für Visualisierungen eingegangen. Dort wird mittels Experiment die Eignung von topografischen Karten für mobile Endgeräte getestet. Auch sie kommen zu dem Ergebnis, dass Karten von anderen Darstellungsmedien (in diesem Fall Papierkarten) nicht einfach für mobile Geräte übernommen werden können. Die klassische kartografische Präsentation und Symbolik eignen sich nicht für die Verwendung auf mobilen Geräten sondern verlangen nach neuen Visualisierungsansätzen.

Die Arbeit von Chittaro (2006) liegt schon einige Jahre zurück und in vielen der aufgezählten Limitierungen wurden mittlerweile große technische Fortschritte gemacht. So sind mobile Geräte heutzutage sehr viel leistungsfähiger und auch der Datenaustausch ist deutlich schneller. Trotzdem sind die Unterschiede zu Desktopcomputern noch immer deutlich spürbar und es sind raffinierte Ansätze nötig, um Informationen intuitiv und hilfreich visualisieren zu können.

Zusätzlich zu den oben genannten Einschränkungen von mobilen Geräten, muss auch noch der mobile Kontext beachtet werden. Zum Beispiel variieren im Freien je nach Tageszeit die Lichtverhältnisse stark und die Visualisierungen auf mobilen Geräte sollen sowohl bei totaler Finsternis als auch bei direkter Sonneneinstrahlung gut lesbar sein (Chittaro 2006).

2.2.2 Interaktion

Durch die Limitierung von Bildschirmgröße und Auflösung bei mobilen Geräten ist der Informationsbereich oft zu groß, um ihn als Ganzes darstellen zu können. Dieser Informationsbereich kann eine Anwendung, eine Webseite oder auch eine Karte sein. Es sind daher neue Methoden nötig, um die Informationen trotzdem effizient und nutzbar anzeigen zu können. In der Literatur werden die möglichen Lösungsansätze, um zu große Informationsbereiche effizient darstellen zu können, in die folgenden fünf Kategorien eingeteilt: *restructuring of the information space*, *scrolling*, *panning and zooming*, *Overview & Detail*, *Focus & Context* und *off-screen objects visualization* (Burigat, Chittaro und Gabrielli 2006, Burigat, Chittaro und Gabrielli 2008).

Die Kategorie *restructuring of the information space*, auf Deutsch „Umgestaltung des Informationsbereiches“, ist dabei nur zielführend, wenn eine Aufteilung des Bereiches auch wirklich Sinn macht. Bei Karten ist dies oft nicht der Fall, da räumliche Relationen und Distanzen zwischen den Bereichen eine wichtige Rolle spielen und bei der Umgestaltung verloren gehen. Hier kommen also eher die anderen Kategorien zum Einsatz. Bei *scrolling*, *panning and zooming* bleibt die Anordnung des ursprünglichen Informationsbereiches erhalten, es wird aber nur ein Teil des Bereiches angezeigt. Die NutzerInnen bekommen Mittel zur Verfügung gestellt mit denen sie in der Lage sind den Anzeigebereich anzupassen, und so Zugriff auf den gesamten Informationsbereich haben. Diese Veränderung erfolgt durch Bewegung einer Scrollleiste, durch Ziehen des Informationsbereiches, oder durch Nutzung verschiedener Zoomstufen. Beim *Overview & Detail*-Ansatz geht es darum mehrere Detailstufen gleichzeitig darzustellen. Dabei wird den NutzerInnen simultan eine Übersichtskarte sowie die Detailansicht eines bestimmten Ausschnittes angezeigt. Dadurch erhalten sie sowohl die wichtigen lokalen Detailinformationen der feinen Zoomstufe als auch Kontextinformationen über die räumlichen Relationen mit anderen Bereichen der groben Zoomstufe. Auch im *Focus & Context* Ansatz geht es um die Darstellung mehrerer Detailstufen gleichzeitig. Hier wird jedoch für die Darstellung der verschiedenen Stufen der Bildschirm nicht in mehrere Teile geteilt. Der Fokusbereich wird unverzerrt in eine verzerrte Darstellung der Umgebung eingebunden. *Overview & Detail* und *Focus & Context* bieten also Möglichkeiten, trotz Detailansicht Informationen des Kontextes zu vermitteln. Die Nutzung benötigt jedoch zusätzliche Interaktionen und kognitive Leistungen. Bei der *off-screen objects visualization* geht es darum, die Position von wichtigen Objekten selbst dann anzuzeigen, wenn sich diese außerhalb des dargestellten Bereichs befinden. Dabei gibt es, wie in Abbildung 2 dargestellt ist, unterschiedliche Möglichkeiten, wie diese Visualisierung erfolgen kann (Burigat, Chittaro und Gabrielli 2008).

Scrolling, *panning and zooming* ist wohl die populärste Kategorie für Lösungsansätze, um große Informationsbereiche auf kleinen Bildschirmen sinnvoll darzustellen. Der Bereich bietet eine Fülle an interessanten Ansätzen, die das Ziel haben, die Interaktion immer weiter zu verbessern. Ein recht neuer Ansatz ist zum Beispiel der *ContextZoom* aus Lai, Zhang und Wang (2017), mit dem auf mobilen Geräten eine einhändige Nutzung des Bereich-Zooms möglich wird.

Aber auch abseits des *scrolling*, *panning and zooming*-Bereiches wird in puncto Karteninteraktion auf mobilen Geräten viel geforscht. *SpaceTokens* von Miao und Feiner (2018) ist zum Beispiel ein Ansatz, bei dem relevante Orte mittels Widgets geklont und am Kartenrand gespeichert werden können. Mit diesen Widgets haben die NutzerInnen zusätzliche Kontrolle und können auch auf Objekte außerhalb des angezeigten Informationsbereiches zugreifen. Dadurch können gewisse Aktionen auf der Karte, wie gezieltes Zoomen oder Routenplanung, deutlich erleichtert werden. Ein anderer Ansatz, um mit der kleinen Bildschirmgröße und dem damit verbundenen limitierten Darstellungsbereich auszukommen, beruht auf der Verwendung von *eye-tracking*. In Giannopoulos, Kiefer und Raubal (2012) wird das Interaktionskonzept *GeoGazemarks* vorgestellt, bei dem der Verlauf des Blickes eingesetzt wird, um den NutzerInnen Hinweise zur Orientierung liefern zu können. Dabei spielt die kognitive Karte eine wichtige Rolle, weshalb das Konzept in Kapitel 2.4.3 behandelt wird.

2.3 Location Based Services

In Kapitel 2.2 wurde vor allem auf die Einschränkungen von mobilen Geräten eingegangen. Im Gegensatz dazu steht der große Vorteil von mobilen Geräten, dass man sie so gut wie überall hin mitnehmen kann und dadurch jederzeit Zugang zu nützlichen Informationen hat. *Location Based Services*, kurz LBS, sind standortbezogene Dienste, die auf Geoinformationssysteme (GIS) basieren und auf mobilen Geräten eingesetzt werden. Sie verwenden die genäherte Position der NutzerInnen, beziehungsweise des mobilen



Abbildung 2: Drei mögliche Methoden um die Position von Objekten, die außerhalb des angezeigten Gebiets liegen, darzustellen. Dabei zeigen die oberen drei Bilder eine Situation mit fünf Objekten und die unteren Bilder eine mit acht. Halo (Links), skalierte Pfeile (Mitte) und gestreckte Pfeile (Rechts) (Quelle: Burigat, Chittaro und Gabrielli 2006)

Geräts, um den Service an die Situation anzupassen. Um LBS zu verwenden, braucht man ein Positionierungsgerät, wie einen GNSS Empfänger, und eine kabellose Verbindung zu einem Datenbanksystem. Damit können *in situ* aufgenommene Daten an das zentrale GIS gesendet, oder Daten von diesem heruntergeladen werden. Die für ein LBS benötigten Teile sind meist handlich, leicht und klein, wodurch die mobile Nutzung ermöglicht wird. Durch die einfache Handhabung, die immer bessere Positionsbestimmung und die niedrigen Kosten der nötigen Bestandteile öffnet sich der GIS Markt immer mehr für die breite Masse (Lemmens 2011).

Wichtig für ein gutes LBS ist die Verfügbarkeit von verschiedenen Zoomstufen. Die NutzerInnen brauchen sowohl detaillierte Informationen als auch eine grobe Überblickansicht von ihrer Umgebung. Dabei muss der Wechsel in Echtzeit möglich sein und es wird ein guter Generalisierungsprozess benötigt, um die Informationen für die NutzerInnen in jeder Zoomstufe brauchbar und intuitiv darstellen zu können (Lemmens 2011). Um das zu ermöglichen sind an das mobile Endgerät gewisse Anforderungen gestellt, auf die in Kapitel 2.2 schon eingegangen wurde.

LBS und Mobile GIS

Location Based Services und Mobile GIS sind sehr ähnliche Gebiete, die im Grunde dieselbe Service-Architektur und Technologie verwenden. Der Unterschied der beiden Gebiete liegt erst bei den unterschiedlichen Aufgabenbereichen. Bei Mobile GIS stehen die Daten im Vordergrund. Es geht also vorrangig um die *in situ* aufgenommenen Daten, die über das mobile Netzwerk in das zentrale GIS gelangen. Die Hauptaufgabe eines LBS ist die Unterstützung der NutzerInnen. Dabei spielt die andere Richtung der Datenübertragung, also von dem zentralen GIS zum mobilen Gerät, die größere Rolle. Abhängig von der Position der NutzerInnen werden nützliche Daten von einem zentralen GIS heruntergeladen. Ein einfaches Beispiel wäre zum Beispiel ein Elternteil, das mit seinen Kindern in einer unbekanntem Stadt ist und spontan eine Pizzeria fürs Abendessen sucht. Aufgaben wie diese sind mittels LBS ganz einfach zu lösen (Lemmens 2011). Bei dieser Unterscheidung zwischen LBS und Mobile GIS wird klar, dass im Bereich des *wayfindings*, in dem es meistens darum geht, die NutzerInnen bei Aufgaben zu unterstützen, im Normalfall LBS eingesetzt wird.

Trends und Forschungsfragen

Durch den technischen Fortschritt in den Bereichen der Positionsbestimmung und des Datentransfers sowie der starken Verbreitung von mobilen Geräten ist LBS ein Forschungsgebiet mit rasanter Weiterentwicklung. So waren in den letzten Jahren mehrere Trends erkennbar, die weit über das ursprüngliche Konzept hinausgehen. Diese Trends umfassen die Entwicklung „mobiler Reiseführern und Navigationssystemen zu facettenreichen Anwendungen, von outdoor zu indoor und gemischten outdoor/indoor Umgebungen, von positionsabhängig zu kontextabhängig, von Karten und Audio zu reichhaltigeren und ‚natürlicheren‘ Schnittstellen, von Technologie-orientiert zu interdisziplinärer Forschung sowie die Analyse von räumlicher Big Data“ (Huang, Gartner et al. 2018)³. Außerdem nennen die Autoren derzeit wichtige Forschungsfragen und damit verbundene Herausforderungen. Auf all diese Forschungsfragen einzugehen, würde den Rahmen dieser Arbeit sprengen, es wird daher nur ein Einblick in die beiden Gebiete Kontextbewusstsein und *ubiquitous computing* gegeben.

2.3.1 Kontextbewusstsein

LBS zeichnen sich dadurch aus, dass sie überall mitgenommen werden können und Zugriff auf die genäherte Position der NutzerInnen, beziehungsweise des mobilen Geräts haben. Diese Positionsinformation kann dann nützlich eingesetzt werden. So kann beispielsweise der visualisierte Bereich einer digitalen Karte auf den ermittelten Standort angepasst werden und so die Suche in der Karte für die NutzerInnen erleichtert werden. Die Position ist dabei Teil des Kontextes, der die jeweilige Situation beschreibt. LBS sind zwar primär für den Umgang mit dem Positionskontext entwickelt worden, in der Literatur ist jedoch klar ersichtlich, dass sich LBS von *location-aware* zu *context-aware* entwickelt, sprich auch andere Teile des Kontextes berücksichtigt werden. Die Modellierung des Kontextes ist dabei noch immer weitgehend unerforscht und erfordert extensive Forschung. Die Privatsphäre der NutzerInnen wird als größte Hürde im Forschungsbereich des LBS gesehen (Huang und Gartner 2018).

Wenn man unterwegs ist, ändert sich laufend die Situation und damit auch die Bedürfnisse der NutzerInnen. Das Forschungsgebiet des Kontextbewusstseins, beziehungsweise der Kontextadaptivität, beschäftigt sich genau mit diesen Änderungen der Situation und versucht auf sie zu reagieren. Dabei geht es darum, die zur Verfügung stehenden Informationen der jeweiligen Situation zu verwenden, um zu entscheiden, welche Informationen für die NutzerInnen wichtig sind und daher angezeigt werden sollen. Es spielen alle kontextabhängigen Informationen eine Rolle, die Einfluss auf die Interaktion zwischen NutzerInnen, Anwendung und Umgebung haben. Das sind im Grunde alle Eigenschaften, die in irgendeiner Form die Situation beeinflussen. Dazu gehören zum Beispiel die genaue Position, die lokale Umgebung, aber auch die Tageszeit und die Aktivität, die die NutzerInnen gerade ausführen (Abowd, Dey et al. 1998, Musumba und Nyongesa 2013).

Der für mobile Kartendienste wichtigste Teil des Kontextes ist dabei die Position der NutzerInnen. Die Anzeige der Nutzerposition ist in so gut wie jedem LBS inkludiert. Ohne diese Anzeige kann es aufgrund der eingeschränkten Bildschirmgröße auf mobilen Karten recht schwierig sein sich zu lokalisieren. Der gesamte Informationsbereich muss Stück für Stück sequentiell abgesucht werden. Auch wenn die Positionsangabe oft recht ungenau ist, gibt sie in den meisten Fällen zumindest die richtige Kreuzung an. Dies alleine erspart den NutzerInnen einiges an Aufwand. Doch wie schon erwähnt, ist die Position der NutzerInnen nur eine von vielen Dingen, die gemeinsam die Interaktion zwischen NutzerInnen, Anwendung und Umgebung beschreiben. In Nivala und Sarjakoski (2003) wird auch auf andere Kontexte eingegangen, die sich für eine Kartennutzung auf mobilen Geräten eignen. Dabei werden diese zum einen kategorisiert und zum anderen mögliche Szenarien erläutert, in denen sie sinnvoll verwendet werden könnten.

Ein anderer wichtiger und sehr prominenter Teil des Kontextes ist die Personalisierung. Bei ihr geht es um die NutzerInnen selbst, also um ihre Vorlieben, Bedürfnisse und ihren Wissensstand. Dieser Teil des Kontextes wird nicht nur in LBS eingesetzt, sondern spielt auch bei vielen Desktopanwendungen eine bedeutende Rolle. Dabei werden die Informationen meist in Form eines Nutzerprofils abgespeichert. Bezogen auf LBS und *wayfinding* kann zum Beispiel bei der Anzeige einer digitalen Karte darauf eingegangen werden, in welchen Gebieten die NutzerInnen ortskundig sind. Gebiete, die den NutzerInnen

³Übersetzung des Verfassers. Originaltext: “These range from mobile guides and navigation systems to more diverse applications, from outdoor to indoor and mixed outdoor/indoor environments, from location based to context-aware, from maps and audio to more diverse and ‘natural’ interfaces, from technology-oriented to interdisciplinary research, and analysis of big spatial data.”

ohnehin bekannt sind, können zum Beispiel vereinfacht dargestellt werden, ohne dass es die NutzerInnen negativ beeinflusst. Unbekannte Bereiche sollten hingegen in vollem Detailgehalt angezeigt werden, da die NutzerInnen hier mehr Informationen brauchen, um sich zurecht zu finden (Schmid 2009).

Personenbezogene Informationen und die Position der NutzerInnen sind wohl die bekanntesten und am meist verwendeten Teile des Kontextes. Daneben gibt es aber noch eine Vielzahl an anderen Informationen einer Situation, die festgestellt und eingesetzt werden können. Anagnostopoulos et al. (2017) stellen GAIN-LBS (Gaze-Informed LBS) als einen neuen Typ von LBS vor. Dabei wird *eye-tracking* eingesetzt, um die Blickrichtung des Nutzers als Teil des Kontextes festzustellen. Als Beispiel eines Einsatzgebietes wird ein akustisches Reiseführersystem gebracht. Bei einem klassischen System sind die akustischen Informationen zeitlich nicht mit der Blickrichtung der NutzerInnen abgestimmt, und es ist Aufgabe der NutzerInnen das erklärte Objekt in der Realität zu finden. Die NutzerInnen müssen wie bei der Selbstlokalisierung das reale Umfeld mit den Informationen des Systems abgleichen. Schaffen sie dies gar nicht, oder sind sie zu langsam, verlieren die akustischen Informationen des Systems an Bedeutung. Bei dem Ansatz von GAIN-LBS können Bereiche um Sehenswürdigkeiten definiert werden und sobald die NutzerInnen eine gewisse Zeit ihre Blicke auf einen derartigen Bereich fokussieren, wird eine Interaktion mit dem System ausgelöst. Dadurch kann sich das System nach den Bedürfnissen der NutzerInnen richten. Die zeitliche Abstimmung und das Angleichen der Repräsentationen stellen dann keine Probleme mehr dar. Wie schon erwähnt wurde gibt es bei diesem Beispiel klare Verbindungen zur Problematik der Selbstlokalisierung, bei der die Verwendung der Blickrichtung als Teil des Kontextes durchaus auch relevant ist. So kann die Darstellung der Blickrichtung auf der digitalen Karte zu einer sofortigen Lösung des Orientierungsproblems führen.

Im Bereich des Kontextbewusstseins ist es nicht nur wichtig, welche Eigenschaften des Kontextes verarbeitet werden, sondern auch, wie sich das System daran anpasst. Die Anzeige der genäherten Position ist dabei recht trivial und führt selten zu Problemen. Es gibt jedoch auch komplexere Anpassungen wie eine Veränderung der gesamten Karte. Kiefer, Giannopoulos, Anagnostopoulos et al. (2017) haben ein empirisches Experiment durchgeführt, um verschiedene Methoden der Anpassung eines Karteninterfaces zu testen. Bei diesem Experiment wurden anhand des Blickes der Testperson ihre Absichten bestimmt und diese Information dann verwendet, um die Karte zu verändern. Dabei wurden die beiden Ansätze der *revertible* und der *toggable* Anpassung getestet und mit einer Basis-Methode verglichen. Bei der *revertible* Anpassung wird die Veränderung der Karte automatisch durchgeführt, kann jedoch manuell wieder rückgängig gemacht werden. Bei der *toggable* Anpassung wird die Änderung der Karte nur angeboten und kann von den NutzerInnen manuell ein- oder ausgeschaltet werden. Die Basis-Methode bietet keinerlei Anpassung durch die Vorlieben der NutzerInnen. In diesem Experiment zeigte sich, dass die NutzerInnen ganz klar die beiden Anpassungs-Methoden gegenüber der Basis-Methode bevorzugten. Im Vergleich der beiden Anpassungs-Methoden kam die *toggable* Anpassung bei den Testpersonen besser an, da sie die kognitiven Prozesse der NutzerInnen nicht störte. Die Ergebnisse zeigen, dass die Anpassung eines Systems auf die jeweilige Situation durchaus eine gute Methode der Unterstützung darstellt, es jedoch auch wichtig ist, auf die Art der Anpassung einzugehen. Dabei ist es von Bedeutung, dass die NutzerInnen nicht die Kontrolle verlieren und in ihren kognitiven Prozessen nicht gestört werden.

2.3.2 Ubiquitous Computing

Ein anderes derzeit sehr prominentes Forschungsfeld von LBS ist *ubiquitous computing*, oder kurz *ubicomp*. Dabei handelt es sich um ein Konzept, das Anfang der 1990er Jahre entstanden ist. Der Gedanke dahinter ist, Informationen immer und überall zur Verfügung zu stellen. Man ist nicht länger an massive Desktopcomputer gebunden, sondern kann auf verschiedene mobile Endgeräte zurückgreifen. Ob nun mit einer Smart Watch, einem Handy oder einem Tablet, man hat von so gut wie überall Zugriff auf das Internet und damit auf eine Vielzahl von Informationen. Diese Geräte sollen in den Alltag integriert und von den NutzerInnen akzeptiert werden, bis ihre Verwendung ganz natürlich wirkt und den NutzerInnen gar nicht mehr auffällt. Bei *ubicomp* geht es dabei nicht nur um die Infrastruktur, also die Verfügbarkeit von solchen Geräten. Auch die mit ihnen verwendeten Anwendungen und Möglichkeiten der Interaktion spielen eine Rolle (Abowd und Mynatt 2000). Derzeitige Forschungsfragen im Bereich des *ubiquitous computings* bezogen auf LBS drehen sich vor allem um die Positionsbestimmung in Innenräumen und eine Vereinigung der dafür verfügbaren unterschiedlichen Methoden (Huang, Gartner et al. 2018).

Während die permanente Verfügbarkeit von Informationen eine großartige Sache ist und das Leben in vielen Situationen deutlich erleichtert, bringt *ubicomp* auch einige Nachteile mit sich. Von einem so-

zialen Standpunkt gesehen wird es in einigen Situationen als unangebracht erachtet, das Handy, oder ein anderes mobiles Endgerät zu verwenden. So empfinden es viele Menschen als unangenehm, wenn GesprächspartnerInnen häufig auf ihr Handy schauen. F. Anderson et al. (2015) stellen neuartige Ideen und Methoden vor, die eine Nutzung ermöglichen soll, bei der die Menschen im Umfeld nicht beeinträchtigt werden, beziehungsweise die Nutzung gar nicht mitbekommen.

Ein anderer - und der wahrscheinlich prominenteste - Nachteil ist die kognitive Ablenkung, die durch *ubicom*p erzeugt wird. Die Nutzung von mobilen Geräten, vor allem Handys, im Straßenverkehr, ist ein häufig angesprochenes und stark wachsendes Problem. Es betrifft sowohl Fußgänger, die achtlos über die Straße gehen (Hatfield und Murphy 2007, Pešić et al. 2016), als auch Autofahrer, die während der Fahrt mit mobilen Geräten interagieren (World Health Organization 2011). Es wurden dabei mehrere Studien analysierte. Dabei gaben 60-70% der FahrerInnen aus den untersuchten einkommensstarken Ländern (USA, Neuseeland, Australien und einige europäischen Länder) an, zumindest manchmal am Steuer das Handy zu verwenden. Mittels Selbstsprechanlagen kann zwar die physische Ablenkung verhindert, oder zumindest minimiert werden, die kognitive Ablenkung bleibt aber bestehen (World Health Organization 2011). Die Nutzung von mobilen Geräten hat sich also so sehr in das alltägliche Leben integriert, dass man in keiner Situation darauf verzichten will und selbst in unpassenden Situationen darauf zurückgreift, teilweise mit lebensbedrohlichen Folgen.

Für die Forschungen in LBS und *wayfinding* bedeutet das, dass man ein System anstrebt, das man überall verwenden kann, das sich auf die jeweilige Situation anpassen kann, klein, handlich und unscheinbar ist, zur Bedienung möglichst geringen kognitiven Aufwand benötigt und die NutzerInnen nicht vom realen Geschehen ablenkt.

2.4 Kognitive Karte

Bei allen Aufgaben im Bereich des *wayfindings* werden die NutzerInnen mit räumlichen Informationen konfrontiert. Diese können zum Beispiel aus dem realen Umfeld, einer Karte, Bildern einer Situation, aber auch durch Kommunikation mit anderen Menschen gewonnen werden. Diese Informationen müssen kognitiv verarbeitet und schließlich abgespeichert werden. In der Literatur wird diese innere Repräsentation der räumlichen Eigenschaften einer Umgebung oft als kognitive Karte (auf Englisch: *cognitive map*) bezeichnet (Kitchin 1994, Golledge 1999).

2.4.1 Interdisziplinäre Natur

Informationen haben nicht nur im Bereich des *wayfindings*, sondern im Allgemeinen sehr oft einen räumlichen Bezug. Dadurch spielt die kognitive Karte in vielen Aspekten des Lebens eine Rolle und wird in zahlreichen Forschungsbereichen behandelt. Das führt wiederum zu einer Vielzahl an Definitionen, die teils recht unterschiedlich sind. Diese interdisziplinäre Natur hat den Vorteil, dass ein breites Spektrum an Fachwissen für die Untersuchung des Themas eingesetzt und dass das Thema aus mehreren verschiedenen Blickwinkeln betrachtet wird. Der Nachteil ist jedoch, dass es aufgrund der unterschiedlichen Definitionen, beim Vergleichen einzelner Forschungsarbeiten, leicht zu Missverständnissen kommen kann (Kitchin 1994).

2.4.2 Kognitive Karte in der Navigation

Gerade für den Bereich des *wayfindings*, beziehungsweise für die gesamte Navigation, spielt die kognitive Karte eine wichtige Rolle. Viele Fehler, die bei der Planung oder beim Folgen einer Route passieren, sind auf fehlerhafte oder unvollständige kognitive Karten zurückzuführen. Auch wenn Hilfsmittel zur Navigation ständig weiterentwickelt und immer besser auf die Bedürfnisse der NutzerInnen zugeschnitten werden, so wird die innere, kognitive Karte immer relevant bleiben. Unabhängig davon, ob es sich um selbst gewonnene Erfahrungen vor Ort oder visuelle Darstellungen wie Karten handelt, alle aufgenommenen Informationen einer Umgebung werden in der kognitiven Karte zusammengefasst. Natürlich wird nur ein Teil der gewonnenen Informationen auch im Langzeitgedächtnis gespeichert. Dabei wird die kognitive Karte jedes Mal, wenn neue Informationen über die Umgebung gewonnen werden, um Fehler korrigiert und verbessert. Wenn man also täglich dieselbe Route durchläuft, wird sich die kognitive Karte stückweise immer weiter verbessern. Hier ist anzumerken, dass der Wissenszuwachs stark vom Individuum abhängig und von persönlichen Interessen und Bedürfnissen geprägt ist. Es hat sich außerdem

gezeigt, dass Personen, die sich selbst vor Ort befinden, die Umgebung besser lernen, als jene Personen, die ihre Informationen passiv, also zum Beispiel aus Karten, erhalten (Golledge 1999).

Eine vollständige kognitive Karte beziehungsweise perfektes Wissen über eine reale Umgebung sind auch mit einer extrem hohen Anzahl an Begehungen nicht realisierbar. Der Grund dafür liegt in der Tatsache, dass eine reale Umgebung dynamisch und nicht statisch ist. Das bedeutet, dass sich die Umgebung permanent ändert und damit eine gewonnene, korrekte Information im nächsten Augenblick schon nicht mehr stimmen muss. Es ist jedoch oft auch gar nicht notwendig, eine vollständig korrekte kognitive Karte zu besitzen. Selbst wenn Richtungen und Distanzen nicht stimmen, kann die kognitive Karte für die benötigten Zwecke ausreichend sein. Auch spielen die in Kapitel 2.1.1 vorgestellten *landmarks* eine prominente Rolle in kognitiven Karten. Sie stellen Ankerpunkte dar, die als Ausgangspunkte dienen und Routeninformationen zusammenhalten. Des Weiteren ist an Entscheidungspunkten oft ein besseres Wissen über die Umgebung nötig, da es sich meist dort entscheidet, ob man weiterhin auf der geplanten Route ist oder sich verlaufen hat (Golledge 1999).

2.4.3 Auswirkung von mobilen Geräten

Wie schon in Kapitel 2.2 erklärt wurde, ist aufgrund der kleinen Bildschirme von mobilen Geräten die Visualisierung der Information, zum Beispiel einer Karte, eingeschränkt. Es ist dadurch nicht mehr möglich, das gesamte Interessengebiet auf einmal und mit ausreichendem Detailgehalt anzuzeigen. Da immer nur ein Ausschnitt des Interessensgebiets sichtbar ist, müssen die NutzerInnen auf ihre innere, kognitive Karte zurückgreifen, um die Kartenteile in Relation zu setzen. Der bereits in Kapitel 2.2.2 erwähnte Interaktionsansatz *GeoGazemarks* aus Giannopoulos, Kiefer und Raubal (2012) markiert in größeren Zoomstufen jene Bereiche, die die Testperson bereits betrachtet hat. Es wird damit versucht, die kognitiven Karten der NutzerInnen gezielt einzusetzen, um ihnen bei der Orientierungsaufgabe zu helfen. Für diese Bereiche wird nämlich angenommen, dass sie bereits in die kognitive Karte der NutzerInnen aufgenommen wurden und die NutzerInnen auch ohne visuelle Darstellung auf die Informationen zugreifen können. Zusätzlich wird dadurch die Erzeugung der kognitiven Repräsentation gefördert, also der räumliche Wissenswachstum der NutzerInnen gesteigert. Die kognitive Karte wird bei dem Ansatz also sowohl verwendet als auch unterstützt.

Nicht nur die hardwareseitige Limitierungen von mobilen Geräten haben Auswirkungen auf das kognitive und räumliche Wissen. Auch das Konzept von *ubicomp* mit dem Hintergedanken, dass man jederzeit auf Informationen zugreifen und sich in jeder Situation auf sie verlassen kann, beeinträchtigt das Wissen und vor allem den Wissenszuwachs. Mit neuen Technologien werden Navigation und *wayfinding* Aufgaben zwar zunehmend leichter, weil uns durch technische Raffinessen Arbeit abgenommen wird, jedoch entstehen dadurch auch neue Problematiken. Der Mensch nimmt eine eher passive kognitive Haltung ein und überlässt die Extraktion der wichtigen Informationen einem System. So leidet die räumliche Wissensaneignung unter automatisierten Navigationsdiensten (Parush, Ahuvia und Erev 2007). Bei dem dort durchgeführten Experiment wurde einer Testgruppe eine permanente Hilfestellung zur Durchführung einer *wayfinding* Aufgabe geboten. Den Testpersonen der anderen Gruppen wurde nicht permanent geholfen, wodurch sie gezwungen waren, sich ein eigenes räumliches Wissen über das Testgebiet anzueignen. Zwar war die Testgruppe mit permanenter Hilfestellung konstant effizienter als die restlichen Probanden, jedoch wurde der Unterschied mit fortschreitender Testanzahl, beziehungsweise Testdauer immer geringer. Zusätzlich wurde am Ende noch ein Testdurchlauf ganz ohne Hilfestellung durchgeführt, bei dem die Gruppe, die sich zuvor auf eine konstante Hilfestellung verlassen konnte, starke Leistungseinbrüche zu verzeichnen hatte. Die anderen Gruppen kamen damit deutlich besser zurecht, da sie auf ihre eigene kognitive Karte zurückgreifen konnten.

2.5 Viewshed

Laut Emo (2015) ist ein *isovist* ein optimaler *viewshed* eines beliebigen, vorgegebenen Punktes. Die Begriffe *isovist* und *viewshed* werden jedoch meist synonym verwendet und beschreiben jene Teile eines Gebietes, die von einem vorgegebenen Punkt aus sichtbar sind. *Viewshed* als Teil der Sichtbarkeitsanalyse ist ein prominentes Werkzeug in GIS-Software. Auch in das Gebiet der Selbstlokalisierung und Orientierung hat die *viewshed*-Analyse Einzug gefunden. Bisher wurde sie vor allem dazu verwendet, die Komplexität von räumlichen Umgebungen einzuschätzen (Davies, Mora und Peebles 2006, Peebles, Davies und Mora 2007, Davies und Peebles 2010, Emo 2012, Giannopoulos, Kiefer, Raubal et al. 2014).

Peebles, Davies und Mora (2007) geben in ihrer Arbeit einen kleinen Überblick über die in der Literatur verwendeten Messgrößen für *isovist*. Dazu zählen triviale Größen wie Fläche und Umfang, aber auch komplexere Größen wie *Occlusivity* und *Compactness*. *Occlusivity* beschreibt dabei das Ausmaß der Überdeckung einiger Objekte durch andere Objekte in der Szene, *Compactness* gibt an, wie sehr das *isovist*-Gebiet einem Kreis ähnelt. Auf die genaue Verwendung in diesem Bereich soll hier jedoch nicht eingegangen werden, da im Rahmen dieser Diplomarbeit *viewshed* nicht zur Situationsanalyse, sondern zur Unterstützung der menschlichen Selbstlokalisierung eingesetzt wird.

3 Unterstützung der menschlichen Selbstlokalisierung

Im vorherigen Kapitel wurde ein breitgefächertes Einblick in die Thematik der menschlichen Selbstlokalisierung und den damit verbundenen relevanten Forschungsgebieten gegeben. Nun werden zwei neue Ansätze vorgestellt, die den Ablauf einer Selbstlokalisierung für die NutzerInnen erleichtern sollen. Dabei wird zuerst auf den theoretischen Aspekt eingegangen sowie eine Verknüpfung mit den Erkenntnissen aus relevanten Arbeiten aus Kapitel 2 hergestellt. Anschließend wird die Umsetzung der beiden Ansätze erläutert, wobei die Funktionalität der mobilen Anwendung im Vordergrund steht und auf die technischen Hintergründe der Implementierung nur grob eingegangen wird.

3.1 Theoretische Ansätze

Die Herausforderung bei der menschlichen Selbstlokalisierung liegt vor allem in der Angleichung von egozentrischer und allozentrischer Repräsentation (Gunzelmann, J. R. Anderson und Douglass 2004). Die NutzerInnen müssen es schaffen, diese Transformation erfolgreich durchzuführen, um ihre eigene Position und ihre Orientierung zu bestimmen. Um die Aufgabe für sie zu erleichtern, muss also ein Weg gefunden werden, sie bei dieser Angleichung zu unterstützen. Die derzeit gängigste Methode und aus mobilen Kartendiensten nicht mehr wegzudenken, ist die Visualisierung des approximierten Standpunktes des Nutzers/der Nutzerin. Durch neue Technologien wird die Genauigkeit dieser Positionsbestimmung immer besser und hilft beim Einschränken des Suchgebietes. Auch wenn die Genauigkeit in den meisten Fällen noch nicht ausreicht, um den genauen Standort zu bestimmen, so ist eine Eingrenzung, etwa auf die richtige Kreuzung, allemal möglich. Diese Anzeige der eigenen Position ist vom Grundprinzip her in das Gebiet des Kontextbewusstseins einzuordnen. Die Position wird als Teil des Kontextes erfasst und wirkt sich auf die Visualisierung der Karte aus. Da dieser Ansatz so weit verbreitet ist, wird er hier als Standard angesehen und daher in allen drei Methoden (Basis, Viewshed und Bilderkennung) verwendet. Außerdem ist für die Berechnung des *viewsheds* ohnehin das Wissen über die Position des Nutzers/der Nutzerin nötig. Es wäre nicht zu rechtfertigen, diese Information für den hier vorgestellten Viewshed-Ansatz zu verwenden und sie bei der Basis-Methode nicht zur Verfügung zu stellen.

3.1.1 Viewshed

Das Konzept der Viewshed-Analyse wird schon seit mehreren Jahren in den Bereichen von *wayfinding* und Selbstlokalisierung eingesetzt. Bis dato wird es vor allem dazu verwendet, aus der geometrischen Konfiguration des Gebietes die Schwierigkeit der *wayfinding*-Aufgabe vorherzusagen (Davies, Mora und Peebles 2006, Peebles, Davies und Mora 2007, Davies und Peebles 2010, Emo 2012, Giannopoulos, Kiefer, Raubal et al. 2014). Bei dem hier vorgestellten Ansatz soll jedoch die Viewshed-Analyse eingesetzt werden, um die NutzerInnen bei der Selbstlokalisierung zu unterstützen.

In Kapitel 2 wurde auch auf die Wichtigkeit von *landmarks* für die menschlichen Selbstlokalisierung eingegangen. Sie bieten für viele Selbstlokalisierungs-Aufgaben eine einfache Abkürzung. Anhand einer einzelnen geeigneten *landmark* kann sofort die Angleichung zwischen egozentrischer und allozentrischer Repräsentation durchgeführt werden. Es muss jedoch zwischen den verschiedenen *landmarks* unterschieden werden, insbesondere zwischen den bereits genannten 2D und 3D *landmarks*. Für die Selbstlokalisierung eignen sich nur solche *landmarks*, die auch Ankerpunkte sind, also in beiden Repräsentationen vorhanden sind. Die NutzerInnen können also nicht einfach die erstbeste *landmark* die sie finden, verwenden, sondern müssen zunächst überprüfen, ob sie für die jeweilige Aufgabe auch wirklich geeignet ist. Diverse Forschungen haben gezeigt, dass sich NutzerInnen oft von ungeeigneten *landmarks* ablenken lassen, die nur in einer der beiden Repräsentationen vorhanden sind und den NutzerInnen deshalb für die Selbstlokalisierung nichts bringen (Kiefer, Giannopoulos und Raubal 2014, Peebles, Davies und Mora 2007). Der Ausgang der Selbstlokalisierung hängt also stark von der Wahl der Ankerpunkte ab.

Mit der hier vorgestellten Viewshed-Methode wird versucht, das Treffen einer schlechten Wahl zu verhindern. Wie bei der Anzeige des Standorts soll auch hier der Positionskontext ausgenutzt und damit der Suchbereich eingegrenzt werden. Es wird jedoch nicht nur die Position selber verwendet, sondern auch das von der Position ausgehende Sichtfeld. Indem in der Anwendung jene Gebäude hervorgehoben werden, die für die NutzerInnen in der Realität sichtbar sind, können sie alle anderen Häuser als Orientierungshilfen ausschließen und sich auf die potentiell geeigneten Objekte konzentrieren. Dadurch wird also sowohl der Suchbereich, als auch die Chance ein ungeeignetes Objekt zu verwenden, eingeschränkt.

Der Viewshed-Ansatz geht dabei einen Schritt weiter als es bei einer klassischen Viewshed-Analyse der Fall ist. Dort werden alle Rasterpunkte des Kartengebiets einzeln betrachtet und bezogen auf den angegebenen Standort entweder als sichtbar, oder als nicht sichtbar klassifiziert. Das führt im Stadtgebiet dazu, dass vor allem die umliegenden Straßen markiert werden, bei den Häusern jedoch nur die sichtbaren Randpunkte. Dieses Ergebnis ist zwar korrekt, da man im Normalfall, vor allem bei Flachdächern, nur die zugewandte Wand eines Gebäudes sieht. Dieses Ergebnis ist jedoch für Laien schwierig zu interpretieren. Wenn es sich nicht gerade um einen Spezialfall mit einer ungewöhnlichen Straßengeometrie handelt, bringen die Straßen recht wenig für die Selbstlokalisierung. Eine Markierung wäre also, wie bei den ungeeigneten *landmarks*, die nur in einer der beiden Repräsentationen vorhanden sind, eher eine Ablenkung. Für Menschen mit Erfahrung im GIS Bereich ist die Darstellung des Viewsheds als Hilfestellung für die Selbstlokalisierung wahrscheinlich ausreichend, da diese ExpertInnen wissen, wie ein Viewshed definiert ist. Im Vergleich zu der Gesamtheit aller KartennutzerInnen, stellt diese Gruppe von Menschen jedoch nur einen kleinen Anteil dar. Um also die durch die Viewshed-Analyse gewonnenen Informationen für eine möglichst große Zielgruppe zugänglich zu machen, muss das Ergebnis weiterverarbeitet werden. Bei dem hier vorgestellten Ansatz werden in der finalen Darstellung nicht die einzelnen sichtbaren Rasterpunkte markiert, sondern die sichtbaren Gebäude. Dabei spielt es keine Rolle, zu welchem Anteil das Objekt sichtbar ist. Das Gebäude wird als Ganzes entweder als sichtbar oder als nicht sichtbar klassifiziert. Die NutzerInnen können dadurch sofort erkennen, welche Gebäude Ankerpunkte darstellen und sich daher für die Selbstlokalisierung eignen.

3.1.2 Bilderkennung

Der hier vorgestellte Ansatz der Bilderkennung in Bezug auf die menschliche Selbstlokalisierung zielt in erster Linie nicht auf eine kognitive Erleichterung der Aufgabe ab. Vielmehr soll der Teil der Orientierungsbestimmung automatisiert werden. Diese Aussage ist stark vereinfacht und soll in weiterer Folge genauer durchleuchtet werden.

Um den Hintergedanken des Ansatzes verstehen zu können, muss zunächst auf die Selbstlokalisierung und die damit verbundenen Einzelteile eingegangen werden. Wie schon in Kapitel 2 erklärt wurde, handelt es sich dabei um eine Kombination aus Positionsbestimmung und Bestimmung der eigenen Orientierung. Orientierungen, oder Richtungen im Allgemeinen, sind am einfachsten durch zwei Punkte zu definieren, einem Start- und einem Zielpunkt. Wenn wir also annehmen, dass der erste Schritt der Selbstlokalisierung die Bestimmung der eigenen Position ist, fehlt zum Orientieren nur noch ein Zielpunkt. Hier kommt die Methode der Bilderkennung zum Einsatz. Durch Verwendung der Kamera des mobilen Geräts und eines Bilderkennungsalgorithmus wird das betrachtete Objekt den NutzerInnen auf der Karte angezeigt. In Kombination mit der zuvor getätigten Bestimmung des eigenen Standpunktes sind dann Start- und Zielpunkt und somit auch die Orientierung bestimmt. Die NutzerInnen müssen die dargestellten Informationen nun nur noch kognitiv verarbeiten. Der Ansatz der Bilderkennung zur Bestimmung der Orientierung weist dabei große Ähnlichkeiten zu dem in Anagnostopoulos et al. (2017) vorgestellten GAIN-LBS auf (siehe Kapitel 2.3.1), bei dem durch *eye-tracking* die Blickrichtung der NutzerInnen festgestellt wird. Es könnte durchaus statt dem Einsatz der Handykamera *eye-tracking* verwendet werden um das Zielobjekt festzustellen. Es wird bei der Bilderkennungs-Methode, neben der Position, auch die Blickrichtung, beziehungsweise die Ausrichtung der Handykamera bestimmt und die Darstellung dadurch angepasst.

In der im Rahmen dieser Arbeit implementierten Form wird jedoch die Reihenfolge der Teilaufgaben umgekehrt. Es wird also zuerst durch die Bilderkennung der Zielpunkt festgestellt und erst danach von den NutzerInnen die eigene Position ermittelt. Dabei wird die durch Positionierungsdienste bestimmte Näherungsposition der NutzerInnen verwendet, um eine Näherung der Orientierung zu visualisieren. Der Grund für das Vertauschen der Teilaufgaben ist jener, dass den NutzerInnen dadurch ein weiteres Hilfsmittel zur Positionsbestimmung geboten wird. Die NutzerInnen wissen auf welches Objekt sie die Kamera gerichtet haben, damit kennen sie die Position des Objektes in der egozentrischen Repräsentation. Zusätzlich bekommen sie das Objekt in der Karte angezeigt, wodurch sie auch die Position in der allozentrischen Darstellung kennen. Damit haben sie automatisch einen Ankerpunkt für die Angleichung der beiden Systeme, was ihnen wiederum bei der Bestimmung ihrer eigenen Position hilft.

Um nun auf die stark vereinfachte Aussage am Anfang des Unterkapitels zurückzukommen. Man kann nicht wirklich von einer vollständigen Automatisierung der Orientierungsbestimmung sprechen, da zum einen die Kamera manuell ausgerichtet werden muss und zum anderen die Aufgabe erst beendet ist, wenn

die Anzeige von NutzerInnen kognitiv verarbeitet worden ist. Dieser Schritt der kognitiven Verarbeitung kann dabei nicht automatisiert werden. Außerdem zielt die Methode, entgegen der ursprünglich getätigten Aussage, in der hier implementierten Form, sehr wohl auf eine kognitive Erleichterung der Aufgabe ab. Denn durch das Vertauschen der Teilaufgaben haben die NutzerInnen für die Positionsbestimmung einen auf der Karte markierten Ankerpunkt. Die NutzerInnen müssen also nicht mehr nach einem geeigneten Ankerpunkt suchen, was bedeutet, dass der kognitive Aufwand reduziert wurde.

3.2 Mobile Anwendung

Nun soll die tatsächliche Umsetzung der oben beschriebenen Ansätze erläutert werden. Dabei soll an dieser Stelle festgehalten werden, dass es sich bei der hier vorgestellten mobilen Anwendung lediglich um einen Prototypen handelt. Sie ist eigens für das im Rahmen dieser Diplomarbeit durchgeführte Experiment entwickelt worden und ihre Funktionalität ist darauf beschränkt. Eine alltagstaugliche Implementierung ist nicht Ziel dieser Arbeit.

Die Anwendung ist im Grunde in zwei Teile geteilt, in den Trainings- und den Testmodus. Beim Trainingsmodus können die NutzerInnen nach Lust und Laune die drei Methoden ausprobieren, ohne dass Daten abgespeichert werden. Die beiden Modi unterscheiden sich visuell kaum. Lediglich eine kleine Aufschrift in der linken oberen Ecke, die je nach aktivem Modus „Training“ oder „Exp Mode“ anzeigt, ändert sich. Dadurch können sowohl die NutzerInnen, als auch der Leiter des Experiments erkennen in welchem Modus gerade agiert wird. Der eigentliche Unterschied der Modi läuft im Hintergrund, nicht sichtbar für die NutzerInnen, ab. Beim Testmodus werden nämlich, im Gegensatz zum Trainingsmodus, alle für das Experiment relevanten Daten aufgezeichnet. Dazu zählen die angegebenen Positionen, die für das Experiment benötigte Zeit, aber auch die Anzahl der getätigten Klicks. Nicht nur Trainings- und Testmodus sind sehr ähnlich aufgebaut. Auch die drei Methoden zur Selbstlokalisierung: Basis, Viewshed und Bilderkennung teilen denselben Grundaufbau, beziehungsweise große Teile der Benutzeroberfläche. Dadurch sollen sie möglichst vergleichbar sein und die Ergebnisse nicht durch unberücksichtigte Einflussfaktoren verfälscht werden. Die im Experiment gemessenen Variablen sollen im Hinblick auf die mobile Anwendung nur von den in Kapitel 3.1 beschriebenen theoretischen Ansätzen beeinflusst werden.

3.2.1 Technologien

Wie schon zu Beginn des Kapitels erwähnt wurde, soll der Fokus auf der Funktionalität der Anwendung liegen. Trotzdem werden die verwendeten Technologien sowie die nötigen Arbeitsschritte hier grob skizziert.

Bei der Implementierung der vorgestellten Ansätze handelt es sich um eine mobile *Android*⁴ Anwendung, die in *Android Studio*⁵ entwickelt wurde. Sie wurde für das im Experiment verwendete Handy *OnePlus 5T*⁶ programmiert und auch nur für dieses getestet. Alle drei Methoden basieren auf der *Google Maps API*⁷ und verwenden auch die *Google Maps* Basiskarte. Unterschiedliche Basiskarten der Methoden hätten unkontrollierte Auswirkungen, die einen ungewollten Einfluss auf das Experiment hätten. Zum Abspeichern der gewonnenen Testdaten wird im Hintergrund eine lokale *SQLite*⁸ Datenbank verwendet. Bei der Implementierung der Viewshed-Methode und der Durchführung der dafür notwendigen Vorprozessierung der Daten kamen zusätzlich die Anwendungen *OPALS*⁹ zur Glättung des Höhenmodells und *QGIS*¹⁰ zur Berechnung des Viewsheds zum Einsatz. Für die Bilderkennungsfunktion der dritten Methode wurde *Vuforia*¹¹ verwendet.

3.2.2 Basis

Die Basis-Methode stellt die Grundfunktionen eines gängigen mobilen Kartendienstes zur Verfügung und erweitert diese um die für die Durchführung des Experiments notwendigen Funktionen. Sie wird

⁴siehe auch: <https://www.android.com> (Abfragedatum: 10.10.2018)

⁵siehe auch: <https://developer.android.com/studio> (Abfragedatum: 10.10.2018)

⁶siehe auch: <https://www.oneplus.com/global/5t> (Abfragedatum: 10.10.2018)

⁷siehe auch: <https://developers.google.com/maps/documentation/android-sdk/intro> (Abfragedatum: 10.10.2018)

⁸siehe auch: <https://www.sqlite.org/about.html> (Abfragedatum: 10.10.2018)

⁹siehe auch: <https://www.geo.tuwien.ac.at/opals/html/index.html> (Abfragedatum: 10.10.2018)

¹⁰siehe auch: <https://www.qgis.org> (Abfragedatum: 10.10.2018)

¹¹siehe auch: <https://www.vuforia.com> (Abfragedatum: 10.10.2018)

verwendet, um einen Vergleich zwischen den beiden neuen Ansätzen und dem derzeitigen Standard von mobilen Kartendiensten herzustellen. Dabei wurde aus zwei Gründen *Google Maps* gewählt. Zum einen ist *Google Maps* der mit Abstand bekannteste und meist verwendete Online-Kartendienst. Zum anderen bietet die *Google Maps API* schon die meisten für das Experiment notwendigen Funktionalitäten und eine passende Basiskarte, wodurch sie sich als Implementierungsgrundlage aller drei Methoden eignet.

Die hier implementierte Methode (Abbildung 3a) übernimmt dabei viele der Grundfunktionalitäten von *Google Maps*. Die Karte kann nach Belieben gedreht und gezoomt werden. Bei einer Verdrehung erscheint in der linken oberen Ecke die Möglichkeit, die Karte wieder nach Norden auszurichten. Die geschätzte Nutzerposition wird durch den bekannten blauen Kreis dargestellt. Wenn sich dieser nicht im angezeigten Bereich befindet, kann der Button in der rechten oberen Ecke verwendet werden, um die Kartenansicht auf den Kreis zu zentrieren. Neben diesen Grundfunktionen, die direkt in der Karte durch bekannte Handgesten (Klicken, Wischen, etc.) verfügbar sind, stehen den NutzerInnen folgende Zusatzfunktionen zur Verfügung, die für die Durchführung der Selbstlokalisierungs-Aufgabe nötig sind (Abbildung 4):

- **Karten Klick:** Ein einfacher Klick auf die Karte dient zur Positioneingabe. Dabei wird abhängig vom Modus (siehe Modus Button) entweder der blaue Kreis oder die Pfeilspitze gesetzt, beziehungsweise verschoben. Beim ersten Klick wird der blaue *Google Maps* Kreis durch einen dunkleren Kreis ersetzt, welcher keinen semitransparenten Ungenauigkeitsbereich mehr hat.
- **Zoom-in Button:** Durch Klick auf den Button wird die Kartenansicht auf die nächst höhere Zoomstufe gesetzt. Dieser Button ist für jene Leute gedacht, die im Umgang mit den Handgesten ungeübt sind.
- **Zoom-out Button:** Durch Klick auf den Button wird die Kartenansicht auf die nächst kleinere Zoomstufe gesetzt.
- **Clear Button:** Durch Klick auf den Button werden die bereits gesetzten Positionen wieder gelöscht und die Methode auf den Anfangszustand zurückgesetzt.
- **Modus Button:** Hier handelt es sich um einen *toggle*-Button, mit dem man zwischen zwei Modi hin und her wechseln kann. Beim Start der Methode befindet man sich im *Self*-Modus. Dabei kann man durch Klick auf die Karte seine eigene Position angeben und der *toggle*-Button hat die Aufschrift „*SET TARGET*“. Beim Klick auf den Button kommt man in den *Target*-Modus. Nun wird durch Klick auf die Karte die Zielposition angegeben und ein roter Pfeil dargestellt (Spitze an der angeklickten Stelle). Die Aufschrift des Buttons ist zu diesem Zeitpunkt: „*SET YOUR POSITION*“.
- **Finish Button:** Durch Klick auf den Button werden die gemessenen Werte in die lokale Datenbank gespeichert und die Methode wird geschlossen.

Um Eingabefehler möglichst zu vermeiden wird mit Hinweisen gearbeitet, die kurz auf der Karte erscheinen und den NutzerInnen mitteilen, welche Aktion nötig ist. So kommt zum Beispiel beim Start der Methode der kurze Hinweis: „*Set your position.*“. Dabei wurde die Position des Hinweises (unten, mittig) so gewählt, dass der Hinweis zwar bemerkt wird, jedoch durch ihn keine wichtigen Objekte verdeckt werden und so möglichst wenig Einfluss auf die Selbstlokalisierungs-Aufgabe genommen wird. Ein weiterer Grund für das Erscheinen eines Hinweises wäre die Betätigung des *Finish Buttons*, ohne dass beide Positionsangaben gesetzt worden sind.

3.2.3 Viewshed

Die Viewshed-Methode verwendet, wie auch die Basis-Methode, die *Google Maps API* und erweitert sie um die oben genannten Funktionalitäten. Wie schon erwähnt soll das zu einer möglichst guten Vergleichbarkeit zwischen den Methoden dienen. Hier werden jedoch noch zusätzlich jene Gebäude auf der Karte hervorgehoben, welche vom Standpunkt der Testperson aus sichtbar sind. Wie bereits in Kapitel 3.1.1 erwähnt, ist das klassische Ergebnis einer Viewshed-Analyse eine binäre Maske die das Kartengebiet in sichtbare und nicht sichtbare Rasterpunkte teilt. Um von diesem klassischen Ergebnis zum Hervorheben der sichtbaren Gebäude zu kommen, sind einige Arbeitsschritte nötig. Da die Implementierung nicht im Hauptfokus dieser Arbeit liegt sollen die notwendigen Arbeitsschritte nur erwähnt werden:

1. Berechnung des klassischen Viewsheds mittels digitalem Oberflächenmodell¹².
2. Beschaffung der im Zielgebiet liegenden Gebäudemodelle zu Vektorformat¹³.
3. Konvertierung der binären Rastermaske aus Punkt 1 in Vektorformat.
4. Einspeisen beider Datensätze (Gebäudemodelle + vektorisierte Maske) in eine Postgresql Datenbank¹⁴.
5. Selektion jener Gebäude, die sich mit sichtbaren Teilen der Maske schneiden.

Das Ergebnis dieser Arbeitsschritte ist ein Datensatz, der nur noch jene Gebäude enthält, die vom Standpunkt aus sichtbar sind. Dieser kann dann in einem passenden Format exportiert und die *Google Maps* Basiskarte damit überlagert werden (Abbildung 3b).



Abbildung 3: Kartenansichten der verschiedenen Methoden der mobilen Anwendung.

3.2.4 Bildererkennung

Die Bildererkennung ist die einzige der drei Methoden, die nicht direkt in der Kartenansicht startet. Sie verwendet, wie bereits zuvor erwähnt *Vuforia*, ein *Software Development Kit* (SDK), das in *Augmented Reality*-Anwendungen zum Einsatz kommt. Nach der Auswahl der Bilderkennungs-Methode im Auswahlménü der mobilen Anwendung öffnet sich die Kamera-Anwendung des Handys und im Hintergrund startet *Vuforia*. Auf der *Vuforia* Website ist es möglich eine Datenbank zu erstellen und diese mit Bildern zu füllen. Die Datenbank kann dann heruntergeladen und in die Android Anwendung eingebunden werden. Einfach gesagt, hält *Vuforia*, während die Kamera aktiv ist, Ausschau nach den Bildern in der Datenbank. Sobald eines der Bilder erkannt wird, wird es nachverfolgt und im Normalfall mit einem virtuellen Objekt überlagert (*Augmented Reality*). Für die Zwecke dieser Diplomarbeit ist nur der erste Schritt, also das Erkennen der Bilder relevant.

Sobald eines der Bilder von *Vuforia* erkannt wird, werden die NutzerInnen zu der Kartenansicht der Methode weitergeleitet (Abbildung 3c). Diese basiert wieder auf der *Google Maps API* und die Benutzeroberfläche ist ähnlich aufgebaut wie bei den anderen beiden Methoden. Der Unterschied ist jedoch, dass hier der Zielpunkt schon durch die Bildererkennung bestimmt worden ist und der rote Pfeil bereits eingezeichnet ist. Die Position seiner Spitze kann von den NutzerInnen als richtig angenommen

¹²Digitales Geländemodell, bereitgestellt von der Stadt Wien (<https://www.wien.gv.at> - Abfragedatum: 12.6.2018))

¹³Gebäudedaten von <https://www.geofabrik.de/de/data/download.html> (Abfragedatum: 21.5.2018) ((C) OpenStreet-Map Contributors)

¹⁴siehe auch: <https://www.postgresql.org> (Abfragedatum: 13.10.2018)

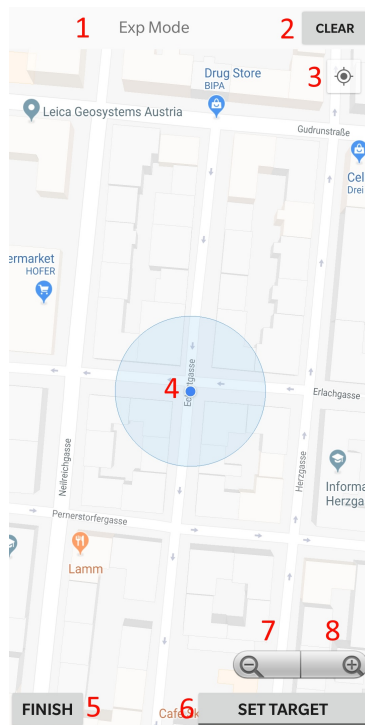


Abbildung 4: Benutzeroberfläche der Basis-Methode im Experiment (Exp) Modus. 1) Textfeld mit Modusbezeichnung, 2) Clear Button, 3) Button um Karte auf den blauen Google Maps Kreis zu zentrieren, 4) blauer Google Maps Kreis als Schätzung des Standortes, 5) Finish Button, 6) Toggle Button, 7) Zoom-out Button, 8) Zoom-in Button

werden, wodurch eine Korrektur der Zielposition nicht nötig ist. Die NutzerInnen müssen also nur noch ihre eigene Position in der Karte eintragen, weshalb ein Wechsel in den Zielmodus und der dafür nötige toggle Button überflüssig ist und nicht implementiert wurde. Beim Aufrufen der Kartenansicht wird der rote Pfeil zwischen blauem *Google Maps* Kreis und dem durch Bilderkennung ermittelten Zielpunkt eingezeichnet. Beim Klicken auf die Karte wird die eigene Position gesetzt, der Zielpunkt bleibt dabei fixiert und der Pfeil passt sich an die Änderungen des Startpunktes an.

Wichtig ist noch anzumerken, dass auch bei der Bilderkennungs-Methode die Zeitmessung erst in der Kartenansicht und nicht schon beim Aufrufen der Kamera startet. Dies hat den Grund, dass die Bilderkennung und das Wechseln zwischen den Anwendungen (Kamera und Selbstlokalisierung) abhängig vom Endgerät sind und die Bilderkennung aufgrund wechselnder Lichtverhältnisse unterschiedlich gut funktioniert. In dieser Arbeit geht es darum, herauszufinden, ob die NutzerInnen die zusätzlichen, durch die Bilderkennung gewonnenen, Informationen sinnvoll nutzen können. Ziel ist es nicht, ein optimales Produkt zu entwickeln, das perfekt funktioniert. Zwar wurde für das hier durchgeführte Experiment immer dasselbe Handy verwendet, trotzdem bleibt die Zeitvariation der Bilderkennung, die durch die unterschiedlichen Lichtverhältnisse hervorgerufen wird. Die Bilderkennung funktioniert in den meisten Fällen zwar sehr rasch (< 2 Sekunden), jedoch kann es in vereinzelt Fällen auch bis zu 20 Sekunden dauern. Es führt jedoch in jedem Fall zur korrekten Zielposition in der Kartenansicht. Durch das nicht Einbeziehen der Zeit, die für die Erkennung des Bildes nötig ist, können die damit verbundenen Einflüsse auf die Messdaten größtenteils eliminiert werden. Auch eine Vergleichbarkeit mit zukünftigen Studien wird dadurch ermöglicht.

4 Forschungsfragen

In der Arbeit soll durch ein empirisches Experiment herausgefunden werden, ob die Zuhilfenahme der in Kapitel 3 vorgestellten Methoden einen positiven Effekt auf die menschliche Selbstlokalisierung hat. Dieser positive Effekt kann in verschiedenen Formen auftreten, sei es durch eine niedrigere Fehlerrate, durch einen verstärkten räumlichen Wissenszuwachs, oder aber durch die Verringerung der benötigten Zeit. Die Aspekte sollen einzeln behandelt werden und können durch die folgenden Forschungsfragen zusammengefasst werden:

1. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Viewshed-Methode im Vergleich zu der Basis-Methode zu einer schnelleren Durchführung der Selbstlokalisierung?
2. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Bilderkennungs-Methode im Vergleich zu der Basis- und der Viewshed-Methode zu einer schnelleren Durchführung der Selbstlokalisierung?
3. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Viewshed-Methode im Vergleich zu der Basis-Methode zu einer Verringerung der bei der Selbstlokalisierung auftretenden Fehlerrate?
4. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Bilderkennungs-Methode im Vergleich zu der Basis- und der Viewshed-Methode zu einer Verringerung der bei der Selbstlokalisierung auftretenden Fehlerrate?
5. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Viewshed-Methode im Vergleich zu der Basis-Methode bei den NutzerInnen zu einer Verringerung des Arbeitsaufwandes und der kognitiven Belastung bei der Selbstlokalisierung?
6. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Bilderkennungs-Methode im Vergleich zu der Basis- und der Viewshed-Methode bei den NutzerInnen zu einer Verringerung des Arbeitsaufwandes und der kognitiven Belastung bei der Selbstlokalisierung?
7. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Viewshed-Methode im Vergleich zu der Basis- und der Bilderkennungs-Methode zu einer Verbesserung des räumlichen Wissenszuwachses bei der Selbstlokalisierung?
8. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Bilderkennungs-Methode im Vergleich zu der Basis-Methode zu einer Verschlechterung des räumlichen Wissenszuwachses bei der Selbstlokalisierung?
9. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Viewshed-Methode im Vergleich zu der Basis-Methode zu einem besseren Nutzererlebnis bei der Selbstlokalisierung?
10. **Forschungsfrage:** Führt die Verwendung der Bilderkennungs-Methode im Vergleich zu der Basis- und der Viewshed-Methode zu einem besseren Nutzererlebnis bei der Selbstlokalisierung?

Diese zehn Forschungsfragen decken insgesamt die folgenden fünf Aspekte ab: *benötigte Zeit*, *Fehlerrate*, *Aufwand und kognitive Belastung*, *räumlicher Wissenszuwachs* und *Nutzererlebnis*. Zu jedem Aspekt gibt es also zwei Forschungsfragen, die den Vergleich zwischen allen drei Methoden behandeln. Die Formulierung der Fragen ist so gewählt, dass gemäß den Erwartungen allen Fragen zugestimmt werden würde. Es wird vom Experiment erwartet, dass in den Aspekten *benötigte Zeit*, *Fehlerrate* und *Aufwand und kognitive Belastung* die Bilderkennungs-Methode deutlich besser abschneidet als die beiden anderen Methoden. Diese Erwartung beruht auf der Tatsache, dass bei der Bilderkennung ein großer Teil der Selbstlokalisierungs-Aufgabe einfach wegfällt, beziehungsweise von der mobilen Anwendung automatisiert wird. Dies hat natürlich Auswirkungen auf die benötigte Zeit und den Aufwand der NutzerInnen. Durch den geringeren Aufwand sinkt auch die Wahrscheinlichkeit eines menschlichen Fehlers und da hier angenommen wird, eine gut funktionierende Implementierung der Methode zu haben, sollte damit auch die Fehlerrate sinken.

In den beiden Aspekten *benötigte Zeit* und *Fehlerrate* werden auch deutliche Unterschiede zwischen Basis- und Viewshed-Methode erwartet, da die Viewshed-Methode alle positiven Eigenschaften der Basis-Methode übernimmt und noch zusätzliche Hilfsmittel zur Verfügung stellt. Beim *Aufwand und der kognitiven Belastung* kann jedoch keine klare Erwartung formuliert werden. Zwar sollte die Selbstlokalisierung

allgemein durch die Viewshed-Methode erleichtert werden, jedoch muss das Viewshed-Ergebnis von den NutzerInnen interpretiert werden, was zusätzlichen kognitiven Aufwand erfordert.

Es wird des Weiteren angenommen, dass die Bilderkennungs-Methode in puncto *räumliche Wissenszuwachs* der NutzerInnen Einbußen hinnehmen muss. Das hat den Grund, dass durch die Erleichterung der Selbstlokalisierung, beziehungsweise der Abnahme einer Teilaufgabe, die NutzerInnen weniger Information selbst beisteuern müssen. Daher wird erwartet, dass sich die NutzerInnen bei der Verwendung der Bilderkennungs-Methode weniger umschaun und deshalb eine schlechtere kognitive Karte der Situation produzieren. Basis- und Viewshed-Methode sollten in diesem Aspekt ähnlich abschneiden, wobei das Hervorheben der sichtbaren Gebäude einen positiven Effekt auf die kognitive Karte haben könnte.

Im Hinblick auf das *Nutzererlebnis* wird erwartet, dass die beiden neuen Methoden deutlich besser abschneiden als die Basis-Methode, da sie der Vereinfachung der Selbstlokalisierungs-Aufgabe dienen und im Gegensatz zur Basis-Methode interessante Neuerungen bringen. Welche der beiden neuen Methoden in diesem Aspekt besser abschneiden wird, ist schwer vorherzusagen, jedoch wird eher ein besseres Ergebnis für die Bilderkennungs-Methode erwartet, da diese ausgefallener und in der Handhabung leichter ist.

In der Diskussion (Kapitel 6) wird mittels der im Experiment gewonnenen Ergebnissen (Kapitel 5.2) genauer auf die hier gestellten Forschungsfragen eingegangen.

5 Experiment

5.1 Methodik

In diesem Kapitel werden die für die Ausführung des empirischen Experiments wichtigen Aspekte beschrieben. Dazu zählt eine kurze Charakteristik der Testpersonen, Setup und Design des Experiments, die verwendeten Testorte und auch der Ablauf des Experiments. Das Experiment fand im Zeitraum vom 9.8.2018 bis zum 5.9.2018 jeweils zwischen 8:00 und 19:00 statt. Regnerisches Wetter wurde dabei vermieden.

5.1.1 Testpersonen

Das Experiment wurde mit insgesamt 30 Personen durchgeführt. Dabei waren 18 von ihnen männlich und 12 weiblich. Das durchschnittliche Alter betrug 24.47 Jahre, mit einem Minimum von 19, einem Maximum von 31 und einer Standardabweichung von 2.66. Informationen über die TeilnehmerInnen wurden über Fragebögen eingeholt. Bei der Ermittlung der räumlichen Fähigkeiten ergab sich ein durchschnittlicher SBSODS Wert von 4.69 mit einer Standardabweichung von 0.96. Neun der 30 TeilnehmerInnen gaben als höchsten erreichten Bildungsgrad Matura an, die übrigen 21 hatten einen Hochschulabschluss. Alle Testpersonen gaben des Weiteren an, digitale Karten hin und wieder oder sogar regelmäßig zu verwenden. Bei der Frage nach der Ortskenntnis gab nur eine einzige Testperson an, sich im Testgebiet auszukennen. Wobei nachträglich sichergestellt wurde, dass sie an den genauen Testorten ortsunkundig war und damit die Daten bei der Auswertung verwendet werden konnte.

5.1.2 Setup

Bei dem empirischen Experiment handelte es sich um eine Testung in realer Umgebung, bei dem alle Selbstlokalisierungs-Aufgaben mit demselben mobilen Endgerät, einem *OnePlus 5T*, durchgeführt wurden. Das Handy verfügte über die in Kapitel 3 vorgestellte Anwendung mit den drei verschiedenen Methoden. Das Experiment erstreckte sich über insgesamt vier Orte, die in Kapitel 5.1.4 näher behandelt werden.

5.1.3 Design

Ein *within-subject* Design wurde verwendet, um die drei Methoden miteinander zu vergleichen. Der erste der vier Orte diente dabei als Trainingort. Dort wurden alle drei Methoden, also Basis-, Viewshed- und Bilderkennungs-Methode vorgeführt und von der Testperson ausprobiert. Die restlichen drei Orte wurden als Testorte verwendet. Jede Testperson musste dabei, ausgenommen vom Training, jede Methode genau einmal verwenden. Da es sich um Orte mit verschiedenen räumlichen Eigenschaften handelte, war ein *counterbalancing* notwendig. Dabei wurde die Reihenfolge der Methoden so vertauscht, dass an jedem Testort jede der drei Methoden gleich oft zum Einsatz kam. Durch das *counterbalancing* konnte der Einfluss der unterschiedlichen Orte auf das Ergebnis des Experiments eliminiert werden. Die Reihenfolge der Orte wurde aus logistischen Gründen über alle Experimente hinweg konstant gehalten. Neben den drei Selbstlokalisierungs-Aufgaben beinhaltete jedes Einzelexperiment auch einen JRD-Test. Die Dauer eines Einzelexperiments belief sich auf knapp unter einer Stunde und die TeilnehmerInnen wurden ausschließlich einzeln getestet um eine gegenseitige Beeinflussung zu vermeiden.

Selbstlokalisierungs-Aufgabe

Die Selbstlokalisierungs-Aufgabe war eine Kombination aus Positionsbestimmung und Bestimmung der räumlichen Orientierung, wobei die Testperson durch eine der drei vorgestellten Methoden unterstützt wurde. Um Unklarheiten bei der Abfrage der Orientierung zu vermeiden, wurde einfachheitshalber, wie bereits in Kapitel 3 beschrieben, eine zweite Positionsangabe gefordert. Die NutzerInnen mussten also ihre eigene Position, sowie die Position eines vorgegebenen Ziels (Hausecke) in die mobilen Anwendung eintragen. Einen Sonderfall stellte dabei die Bilderkennungs-Methode dar. Da diese der Testperson automatisch die korrekte Position des Ziels lieferte, war von der Testperson nur noch die eigene Position zu bestimmen. Die Aufgabe war beendet sobald Start- und Zielpunkt angegeben und der Finish-Button gedrückt wurde.

Bei der Selbstlokalisierung wurden folgende Daten gemessen:

- die benötigte Zeit zur Durchführung der Selbstlokalisierungs-Aufgabe;
- die Anzahl an Klicks bei der Durchführung der Selbstlokalisierungs-Aufgabe. Hierzu zählen Kartenklicks, Klicks auf den Modus Button und Klicks auf den Clear Button gewertet wurden;
- die Position der Startpunkteingabe;
- die Position der Zielpunkteingabe.

Judgment of Relative Direction (JRD)

Ein *judgment of relative direction* ist eine Orientierungsaufgabe, bei der sich die Testperson vorstellt, auf einem bestimmten Punkt zu stehen und in eine vorgegebene Richtung zu blicken. Relativ zu dieser Ausrichtung soll sie dann die Richtung zu einem vorher gelernten Objekt angeben (Shelton und McNamara 2001, Waller und Hodgson 2006). In der hier durchgeführten Arbeit waren die vorzustellenden Situationen die Orte der Selbstlokalisierungs-Aufgaben. Die Testperson stellte sich vor, am früheren eigenen Standort zu stehen und auf das zur Selbstlokalisierung vorgegebene Zielobjekt zu blicken. Ihr wurde anschließend ein von dort aus sichtbares und markantes Objekt genannt, welches sie auf dem in Abbildung 5 dargestellten JRD-Testbogen eintragen sollte. Farblich war dieser Testbogen der Darstellung aus der mobilen Anwendung nachempfunden. Der Punkt, der die eigene Position darstellte, war blau, der zum Ziel zeigende Pfeil war rot.

Weg zwischen den Orten

Das Experiment wurde so konzipiert, dass die einzelnen Selbstlokalisierungen an den verschiedenen Orten *Drop-Off* Experimenten nachempfunden waren. Ein *Drop-Off* Experiment bedeutet, dass sich eine Person in einer unbekanntem Situation befindet und bis zum Zeitpunkt des Experiments keine räumlichen Informationen des Ortes kennt (Thompson et al. 1990, Peebles, Davies und Mora 2007). Die Testperson sollte also mit möglichst wenig räumlichen Informationen am Testort ankommen. Dadurch spielten die Wege zwischen den Trainings- und Testorten eine große Rolle und mussten im Experiment-Design berücksichtigt werden.

Es wurden mehrere Maßnahmen ergriffen, um den Informationsgewinn auf den Wegen einzuschränken. Zum einen wurden die Testpersonen dazu angehalten, sich zwischen den Selbstlokalisierungs-Aufgaben möglichst wenig umzusehen und ihren Blick auf den Boden zu richten. Zum anderen wurde zwischen Trainingsgebiet und dem ersten Testort die Straßenbahn genommen, um die Wissensaneignung weiter zu erschweren. Ursprünglich war geplant auf allen Wegen zwischen den Testorten mindestens eine Station mit der Straßenbahn zu fahren. Bei den Pilotexperimenten stellte sich jedoch heraus, dass der damit verbundene Zeitaufwand einen negativen Einfluss auf die Motivation der Testpersonen hatte. Daher wurde das Design für das richtige Experiment in diesem Bereich abgeändert, um die Dauer des Experiments unter einer Stunde zu halten. Es wurde jedoch zwischen keinem der Orte die direkte Route verwendet, sondern immer ein kleiner Umweg mit mindestens zwei Richtungswechsel eingebaut. Außerdem wurde beachtet, dass die Testperson an keinem der drei Orte direkt auf das JRD Ziel zugeht.

5.1.4 Testgebiet

Alle vier Orte (ein Trainingsort + drei Testorte) befanden sich in Wien Favoriten, dem 10. Wiener Gemeindebezirk. Zwischen den einzelnen Orten lag jeweils ein etwa 10 Minuten langer Fußweg. Dieser Abstand war nötig, um eine Beeinflussung zwischen den einzelnen Selbstlokalisierungs-Aufgaben so gut wie möglich zu vermeiden. Wären die Orte näher beieinander gewesen, wäre es deutlich wahrscheinlicher gewesen, dass ein anderer Testort auf der digitalen Karte aufgeschieden wäre. Dies hätte der Testperson eine zusätzliche, unkontrollierte Hilfestellung geboten. Bei einem noch größeren Abstand wäre hingegen die für das Experiment nötige Zeit und damit auch die Frustration der Testperson gestiegen. Daher wurde bei der Wahl der Orte versucht, einen guten Kompromiss zu finden. Zu beachten war, dass die meisten Testpersonen direkt aus Wien oder aus der Umgebung der Stadt stammten. Es wurde zwar darauf geachtet, dass sie sich im hier verwendeten Testgebiet nicht auskannten, jedoch waren ihnen andere Teile Wiens durchaus bekannt. Aus diesem Grunde musste bei der Wahl der drei Testorte zusätzlich darauf geachtet werden, dass keine Sichtverbindung zu prominenten Sehenswürdigkeiten Wiens, wie dem

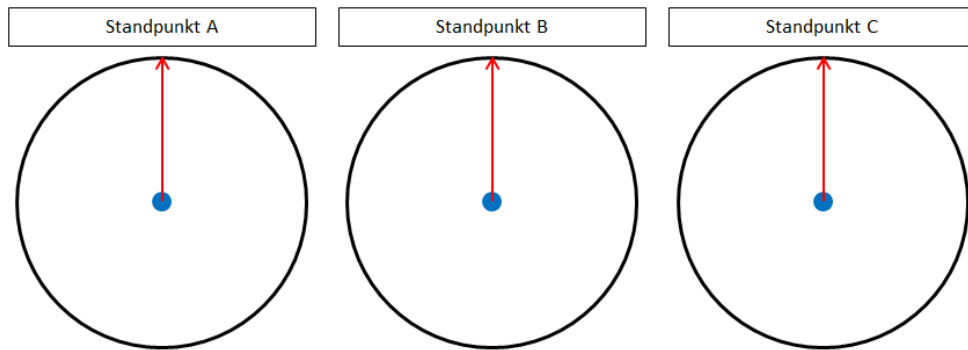


Abbildung 5: Judgment of Relative Direction Testbogen für alle drei Testorte; blauer Punkt als Standort der NutzerInnen bei der jeweiligen Selbstlokalisierungs-Aufgabe; rote Pfeilspitze als Position des vorgegebenen Zielobjekts.

Stephansdom, gegeben war. Solche *landmarks* hätten den Testpersonen nämlich als einfache Orientierungspunkte dienen können. Wichtig bei der Wahl der Orte war außerdem das Vorhandensein von guten Zielen für die Bildererkennung.

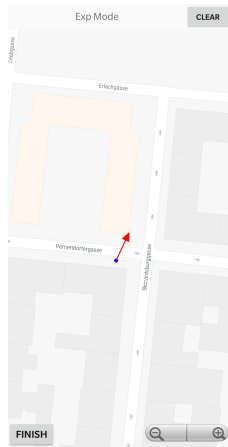
Neben den oben genannten Aspekten wurde bei der Ortswahl auch versucht, verschiedene Situationen aus dem Alltag abzudecken. Damit sollte eine möglichst gute externe Validität erzielt werden. Dabei sollten die drei Testorte verschiedene räumliche Eigenschaften vorweisen, die sich unterschiedlich auf die Selbstlokalisierungs-Aufgabe auswirken sollten.

Trainingsort

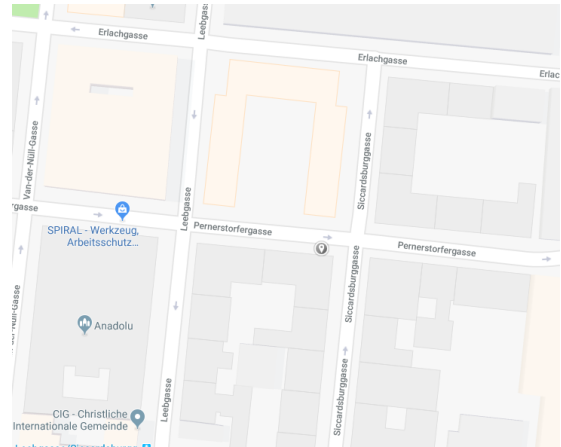
Da der Trainingsort auch gleichzeitig als Treffpunkt verwendet wurde, wurde darauf geachtet einen gut erreichbaren und leicht auffindbaren Ort zu wählen. Da hier die Zeit, beziehungsweise die Messerwerte allgemein, noch keine Rolle spielten, war es nicht so wichtig, externe Störeinflüsse zu eliminieren. Deshalb befand sich der Trainingsort, im Gegensatz zu den Testorten, an einer gut erreichbaren Kreuzung mit stärkerem Personenverkehr. Die Wahl fiel dabei auf den Ausgang Quellenstraße der U-Bahn Station Reumannplatz (U1).

Testort A

Testort A war der erste Testort und folgte auf die Einschulung am Trainingsort. Abbildung 6 zeigt eine Umgebungskarte des Ortes. Die Geometrie des Zielgebäudes stellte dabei die räumliche Besonderheit des Ortes dar. Es handelte sich um eine U-Form, wobei die Öffnung zum Standpunkt der Testperson zeigte. Dadurch konnte das Gebäude als *landmark* erkannt werden und als Ankerpunkt für die Durchführung der Selbstlokalisierung dienen. Des Weiteren befand sich der Standpunkt der Testperson an diesem Ort nicht direkt auf der Kreuzung, sondern ein wenig in eine der Straßen eingerückt. Dies hatte zum einen den Grund, die Geometrie des Zielgebäudes in der Realität erkennbar zu machen. Zum anderen sollte getestet werden, welchen Einfluss diese Einrückung auf die Ergebnisse der Viewshed-Methode hat. Denn als Folge der Einrückung waren bei der Viewshed-Methode in die Ost-West Achse deutlich mehr Häuser markiert als in die Nord-Süd Achse (Abbildung 7). Dies wiederum gibt einen einfachen ersten Hinweis auf die räumliche Orientierung. Als JRD-Ziel wurde die in Abbildung 8 gezeigte Brücke zwischen zwei Gebäuden über die Straße verwendet.



(a) App Ansicht mit korrekter Positioneingabe für Testort A; blauer Punkt als Standort der NutzerInnen; rote Pfeilspitze als Position des Zielobjekts.



(b) Google Maps Karte der Umgebung von Testort A; Marker am Standpunkt der Testperson. Quelle: www.google.at/maps/

Abbildung 6: Kartenansicht von Testpunkt A.



Abbildung 7: Viewshed Ansicht von Testort A; gelb markiert sind jene Gebäude, die vom Standpunkt des Nutzers aus, sichtbar sind.



Abbildung 8: Brücke über Straße als JRD Ziel von Testort A, aus der Perspektive der Testperson.

Testort B

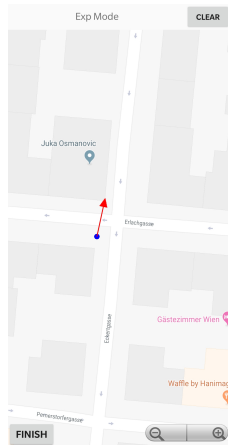
Auf Testort A folgte Testort B (Umgebungskarte siehe Abbildung 9). Die räumliche Besonderheit dieses Ortes war, dass es direkt an der Kreuzung kein Gebäude gab, das sowohl in der Karte als auch in der Realität eine *landmark* darstellte. Die Testperson hatte hier also keinen trivialen Ankerpunkt zur Verfügung. Die farblichen Unterschiede aus der Realität wurden nicht in der Karte angezeigt und die unterschiedlichen Grundrisse der Gebäude konnten aus der gewählten realen Perspektive nicht wahrgenommen werden. Die einzige verfügbare *landmark*, in allozentrischer und egozentrischer Darstellung, stellte ein Hofer (Einzelhandelsgeschäft) an einer benachbarten Kreuzung dar. Dieser war in der Karte symbolisch markiert und beschriftet und in der Realität durch das Logo am Eingang klar zu identifizieren. Das Geschäft diente zusätzlich auch als JRD Ziel (Abbildung 10).

Testort C

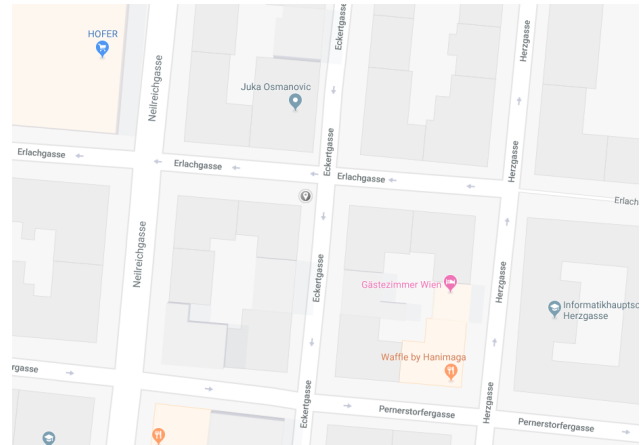
Testort C war der dritte und letzte Testort (Umgebungskarte siehe Abbildung 11). Seine Besonderheit war ein angrenzender Park, welcher sowohl in der Karte als auch in der Realität sehr markant war und daher als *landmark* und Ankerpunkt diente. Gerade durch die hervorstechende, grüne Darstellung in der Karte war er ein naheliegendes Hilfsmittel für die Selbstlokalisierungs-Aufgabe. Er war auch gleichzeitig das JRD-Ziel für Testort C. Der Anblick aus der Perspektive der Testperson ist in Abbildung 12 zu sehen.

5.1.5 Ablauf

Jedes Einzelexperiment startete an dem öffentlich gut erreichbaren Trainingsort. Die Testperson wurde begrüßt und ihr wurde eine eineinhalb Seiten lange Angabe überreicht. Diese beinhaltete eine kurze thematische Einleitung, eine Übersicht über die beim Experiment gemessenen Parameter, den groben Ablauf des Experiments, sowie einen kurzen Abschnitt über Datenschutz und die Handhabung der personenbezogenen Daten. Anschließend musste die Testperson Fragebögen zur eigenen Person sowie zur Selbsteinschätzung der räumlichen Fähigkeiten ausfüllen. Bei dem Fragebogen zu den räumlichen Fähigkeiten handelte es sich um den Santa Barbara Sense of Direction Scale, kurz SBSODS (Hegarty et al. 2002). Der andere Fragebogen beinhaltete Fragen zu Alter, Geschlecht, Bildungsgrad, Farbenschwächen, Orts-



(a) App Ansicht mit korrekter Positioneingabe für Testort B; blauer Punkt als Standort der NutzerInnen; rote Pfeilspitze als Position des Zielobjekts.



(b) Google Maps Karte der Umgebung von Testort B; Marker am Standpunkt der Testperson. Quelle: www.google.at/maps/

Abbildung 9: Kartenansicht von Testpunkt B. (Der Marker mit der Aufschrift „Juka Osmanovic“ am Zielgebäude besaß kein dazugehöriges, sichtbares, reales Objekt, wodurch es sich um keine *landmark* handelte.)



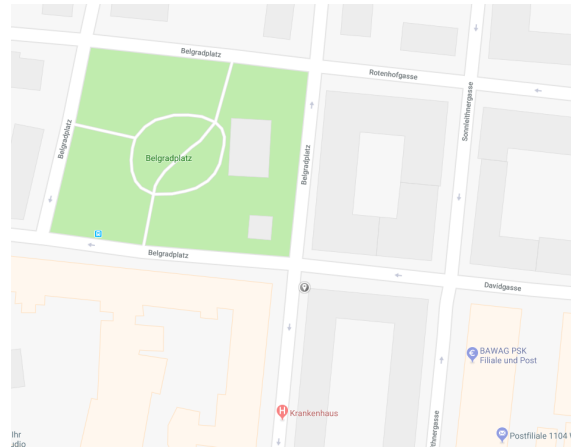
Abbildung 10: Hofer als JRD Ziel von Testort B, aus der Perspektive der Testperson.

kenntnis und Erfahrung mit digitalen Karten. Danach wurde der Testperson die mobile Anwendung vorgestellt und sie konnte alle drei Methoden ausprobieren. Dabei gab es keine Zeitvorgabe und die Testperson konnte sich mit der Anwendung vertraut machen bis sie sich damit sicher fühlte. Sobald dies der Fall war, endete die Trainingsphase und das eigentliche Experiment konnte starten.

Die Testperson wurde nacheinander zu den drei Testorten gebracht. Dabei wurde sie, wie schon im Design erwähnt, vom Leiter des Experiments gebeten, sich auf den Wegen möglichst wenig umzusehen. An jedem der drei Testorte musste die Testperson mit der vom Experimentsleiter vorgegebenen Methode



(a) App Ansicht mit korrekter Positioneingabe für Testort C; blauer Punkt als Standort der NutzerInnen; rote Pfeilspitze als Position des Zielobjekts.



(b) Google Maps Karte der Umgebung von Testort C; Marker am Standpunkt der Testperson. Quelle: www.google.at/maps/

Abbildung 11: Kartenansicht von Testpunkt C.



Abbildung 12: Park als JRD Ziel von Testort C, aus der Perspektive der Testperson.

die Selbstlokalisierungs-Aufgabe durchführen. Für die einzelnen Selbstlokalisierungs-Aufgaben wurde die Testperson auf einen vordefinierten Punkt gestellt. Ihr wurde das Handy erst vor Ort mit geöffneter Anwendung übergeben. Zu sehen war der Auswahlbildschirm mit den drei Methoden. Die Testperson sollte sich bis zum Start der Aufgabe, wie auf den Wegen zu den Orten, möglichst wenig umschaun und idealerweise den Blick auf den Boden richten. Vor Beginn der Selbstlokalisierungs-Aufgabe wurde noch einmal kurz wiederholt, welche Eingaben für die jeweilige Methode nötig waren. Anschließend wurde der Testperson das Zielobjekt gezeigt. Erst zu diesem Zeitpunkt sollte die Testperson ihren Kopf heben und anschließend möglichst schnell die vorgegebene Methode am Handy öffnen und die Selbstlokalisierung durchführen. Nach Beendigung der Selbstlokalisierungs-Aufgabe wurden der Testperson zwei Fragebögen

zum Ausfüllen überreicht. Zum einen war dies der UEQ Fragebogen (Schrepp 2018), um zu ermitteln wie zufrieden die Testperson mit der jeweiligen Methode war, zum anderen der *Raw Nasa TLX* Fragebogen (Hart 1986), um den Grad der kognitiven Belastung der Aufgabe auf die Testperson zu messen. Dieser Vorgang der Selbstlokalisierung und des anschließenden Ausfüllens der beiden Fragebögen wurde an allen Testorten, also insgesamt drei mal durchgeführt.

Nach dem dritten und letzten Testort wurde die Testperson vom Ort weg geleitet und dann der JRD-Test für alle drei Testorte durchgeführt. Da der JRD-Test zeigen sollte, wie gut die Testperson abhängig von der verwendeten Methode ihre Umgebung kennen gelernt hat, wurde der Test davor nicht angekündigt. Nach Durchführung des JRD-Tests endete das Experiment. Die Testperson wurde bei Bedarf zurück zum Startort geleitet.

5.2 Ergebnisse

Die beim Experiment gewonnenen Daten wurden statistisch ausgewertet, um die Forschungsfragen aus Kapitel 4 untersuchen zu können. Es wurde zuerst für alle abhängigen Variablen ein Shapiro-Wilk-Test durchgeführt, um zu untersuchen ob die Messwerte normalverteilt sind. Waren die beiden zu vergleichenden Messgrößen normalverteilt, konnte ein parametrischer Test durchgeführt werden. War dies nicht der Fall, konnten nur nicht-parametrische Tests angewandt werden. Ist der verwendete Test nicht explizit angeführt, handelt es sich um die Ergebnisse eines Wilcoxon-Tests. Die allgemeine Signifikanzschwelle wurde bei $\alpha = .05$ angenommen. Streng genommen müsste noch die Bonferroni-Korrektur angebracht werden, bei der im vorliegenden Fall der p-Wert durch 3 dividiert werden muss. Damit ergibt sich $\alpha = .017$. Es wird im Folgenden mit der Signifikanzschwelle von $\alpha = .05$ gearbeitet, jedoch wird in Grenzfällen auf die Bonferroni-Korrektur hingewiesen.

5.2.1 Zeit

Um Aufschluss über die Forschungsfragen 1 und 2 zu erhalten, mussten die Zeiten, die für die Durchführung der Selbstlokalisierung benötigt wurden, betrachtet werden. Dabei wurden die Messwerte von 26 der 30 Testpersonen berücksichtigt. Die übrigen vier wurden bei mindestens einer der Methoden als Ausreißer detektiert und deshalb von der Auswertung ausgeschlossen. Der Mittelwert der benötigten Zeit bei Verwendung der Basis-Methode betrug 29.028 Sekunden ($min = 12.307, max = 46.030, SD = 9.860$). Für die Viewshed-Methode ergab sich ein Mittelwert von 29.526 Sekunden ($min = 11.877, max = 62.842, SD = 15.135$) und bei der Bilderkennungs-Methode lag der Wert bei 23.467 Sekunden ($min = 10.052, max = 48.550, SD = 23.467$). Die Zeiten von Basis und Bilderkennungs-Methode waren normalverteilt, weshalb ein T-Test mit gepaarten Stichproben durchgeführt werden konnte. Dieser zeigte, dass die Bilderkennungs-Methode signifikant schneller war ($p < .012, t(25) = 2.704$). Da die gemessenen Zeiten der Viewshed-Methode nicht normalverteilt waren, musste bei den Vergleichen mit der Viewshed-Methode der Wilcoxon-Test verwendet werden. Dabei wurde zwischen Basis und Viewshed-Methode kein signifikanter Unterschied festgestellt ($p = .770, Z = -.292$). Beim Vergleich von Viewshed- und Bilderkennungs-Methode zeigte sich, dass die Bilderkennungs-Methode signifikant schneller war ($p < .043, Z = -2.019$). Unter Berücksichtigung der sehr strikten Bonferroni-Korrektur wäre dies jedoch kein signifikantes Ergebnis.

Das gewählte Design des Experiments ermöglichte, neben der *within-subjects* Auswertung, auch eine *between-subjects* Auswertung. Dabei konnten alle 90 Einzeltests gemeinsam, und auch jeder der drei Testorte separat betrachtet werden. Bei der gemeinsamen Variante wurden mit Hilfe von Ausreißertests, vier der 90 Fälle ausgeschlossen. Die resultierenden Mittelwerte sind in Tabelle 1 dargestellt. Da die Werte keiner Normalverteilung folgen, konnten nur nicht-parametrische Tests angewandt werden. Der auf die übriggebliebenen 86 Fälle durchgeführte Kruskal-Wallis-Test erbrachte jedoch kein signifikantes Ergebnis ($p = .265, \chi^2(2) = 2.659$).

Bei der separaten Auswertungen standen pro Ort insgesamt 30 Messwerte zur Verfügung, wobei jede Testperson genau einen Wert beisteuerte und jede Methode 10 mal verwendet wurde. Für alle Orte wurde außerdem erneut ein Ausreißertest durchgeführt. Die errechneten Mittelwerte und Standardabweichungen sind in Tabelle 2 dargestellt. Dabei wurde bei Ort A eine der 30 Messungen ausgeschlossen, mit den restlichen Fällen, wurde ein Kruskal-Wallis Test gerechnet. Das Ergebnis war signifikant ($p < .027, \chi^2(2) = 7.259$), weshalb in weiterer Folge der Mann-Whitney U Test eingesetzt wurde. Dieser erbrachte nur zwischen Basis- und Bilderkennungs-Methode ein signifikantes Er-

	Mittelwert	N	Std.-Abw
Basis	29.411	28	9.592
Viewshed	30.404	28	14.935
Bildererkennung	25.592	30	12.269
Gesamt	28.402	86	12.485

Tabelle 1: Deskriptive Statistik der gemessenen Zeit zur Selbstlokalisierung pro Methode.

		Mittelwert	N	Std.-Abw
Ort A	Basis	34.118	9	9.773
	Viewshed	30.742	10	13.830
	Bildererkennung	20.482	10	7.989
	Gesamt	28.251	29	12.005
Ort B	Basis	27.672	9	8.973
	Viewshed	33.204	9	15.327
	Bildererkennung	27.187	10	13.975
	Gesamt	29.277	28	12.891
Ort C	Basis	26.741	10	9.298
	Viewshed	27.230	9	16.806
	Bildererkennung	29.107	10	13.430
	Gesamt	27.709	29	12.945

Tabelle 2: Deskriptive Statistik der gemessenen Zeit zur Selbstlokalisierung pro Ort pro Methode.

gebnis ($p < .009, U = -2.613$). Bei dem Ort B wurden zwei Fälle ausgeschlossen, der Kruskal-Wallis Test kam zu keinem signifikanten Ergebnis ($p = .461, \chi^2(2) = 1.547$). Bei Ort C wurde einer der 30 Fälle als Ausreißer detektiert, der Kruskal-Wallis Test erbrachte auch hier kein signifikantes Ergebnis ($p = .823, \chi^2(2) = .389$).

5.2.2 Fehlerrate der Selbstlokalisierung

Hinsichtlich Fehlerrate (Forschungsfragen 3 und 4) konnten keine inferentiellen Analysen durchgeführt werden, da sich die NutzerInnen mit jeder Methode nur ein einziges mal selbstlokalisieren mussten. Dabei waren ihre Positionseingaben entweder korrekt (Fehlerrate = 0), oder falsch (Fehlerrate = 1). Diese Klassifizierung wurde manuell und auf semantischer Basis durchgeführt. So wurde eine Positionseingabe, die zwar deutlich vom tatsächlichen Punkt entfernt war, aber noch immer die semantischen Bedingungen erfüllte, als richtig gewertet. Diese semantischen Bedingungen beinhalteten zum Beispiel die Wahl der richtigen Straßenseite und der richtigen Hausseite. Andere Punkte wiederum, wurden trotz geringerer Entfernung als falsch gewertet. Dies war zum Beispiel der Fall, wenn sich der eingegebene Punkt nicht mehr auf dem richtigen Gehsteig, sondern auf der Straße, oder gar auf dem falschen Gehsteig befand. Da es also nicht möglich war pro Person und pro Methode die Fehlerrate sinnvoll zu analysieren, wurden die personenübergreifenden Fehlerraten der drei Methoden verglichen. Bei Verwendung der Basis-Methode kamen 23 von 30 TeilnehmerInnen zum korrekten Ergebnis, dies entspricht einer Fehlerrate von 0.233. Die Viewshed-Methode führte zu 26 korrekten Selbstlokalisierungen (Fehlerrate = 0.133). Mit der Bildererkennungsmethode schafften es alle 30 TeilnehmerInnen die Aufgabe erfolgreich abzuschließen (Fehlerrate = 0).

5.2.3 Aufwand und Auslastung

Um die drei Methoden in Bezug auf den notwendigen Aufwand und die Auslastung (Forschungsfragen 5 und 6) der NutzerInnen zu testen, konnten zum einen die Anzahl der getätigten Klicks in der mobilen Anwendung verglichen und zum anderen die Raw Nasa TLX Fragebögen ausgewertet werden.

Klicks

Hierbei wurden alle Klicks (Kartenklicks und Buttonklicks) einer Selbstlokalisierungs-Aufgabe zusammengefasst und es wurde zwischen den Methoden verglichen. Nur der Finish Button wurde bei der

		Mittelwert	Minimum	Maximum	Std.-Abw.
Basis	Geistige Anforderungen	6.67	1	14	3.708
	Körperliche Anforderungen	2.90	1	10	2.354
	Zeitliche Anforderungen	7.27	1	17	4.763
	Ausführung der Aufgaben	4.07	1	11	2.703
	Anstrengung	6.37	1	17	4.468
	Frustration	4.03	1	13	3.538
	Gesamt	31.30	7	67	16.170
Viewshed	Geistige Anforderungen	7.03	1	15	4.021
	Körperliche Anforderungen	3.07	1	8	2.083
	Zeitliche Anforderungen	8.37	1	18	5.275
	Ausführung der Aufgaben	4.10	1	10	2.171
	Anstrengung	6.63	1	15	4.460
	Frustration	4.63	1	13	4.115
	Gesamt	33.83	6	74	17.481
Bildererkennung	Geistige Anforderungen	6.03	1	16	4.115
	Körperliche Anforderungen	2.77	1	16	2.897
	Zeitliche Anforderungen	5.67	1	17	4.237
	Ausführung der Aufgaben	3.13	1	9	1.907
	Anstrengung	4.83	1	14	2.925
	Frustration	3.67	1	12	3.089
	Gesamt	26.03	11	55	11.652

Tabelle 3: Deskriptive Statistik der TLX Daten.

Auswertung nicht berücksichtigt, da dieser ohnehin in jedem Fall genau einmal betätigt wurde. Wie bei dem Vergleich der Zeit wurde hier ein Ausreißertest durchgeführt, wobei zwei Datensätze ausgeschlossen wurden. Der Stichprobenumfang reduzierte sich dadurch von 30 auf 28. Damit ergab sich bei der Basis-Methode ein Mittelwert von 6.82 Klicks ($min = 3, max = 14, SD = 3.312$), bei der Viewshed-Methode ein Wert von 5.32 Klicks ($min = 3, max = 11, SD = 2.294$) und bei der Bildererkennungs-Methode ein Wert von 2.54 Klicks ($min = 1, max = 5, SD = 1.374$). Beim Vergleich zwischen Basis und Viewshed-Methode war die Viewshed-Methode signifikant besser ($p < .048, Z = -1.973$) wobei der p-Wert nur knapp unter dem Schwellwert liegt und das Ergebnis nach Anbringen der sehr strikten Bonferroni-Korrektur nicht mehr signifikant ist. Die Bildererkennungs-Methode führt zu signifikant weniger Klicks als die Basis-Methode ($p < .001, Z = -4.341$) und auch als die Viewshed-Methode ($p < .001, Z = -4.160$).

Raw Nasa TLX

Bei der Auswertung der Raw Nasa TLX Fragebögen konnten die sechs Skalen: *geistige Anforderungen*, *körperliche Anforderungen*, *zeitliche Anforderungen*, *Leistung*, *Anstrengung* und *Frustrationsniveau* sowohl einzeln als auch ihre Summe verglichen werden. Tabelle 3 zeigt die deskriptive Statistik der Raw Nasa TLX Daten für alle drei Methoden. Zwischen der Basis-Methode und der Viewshed-Methode gab es keinerlei signifikante Ergebnisse. Der Vergleich der Basis-Methode mit der Bildererkennungs-Methode führte zu signifikanten Ergebnissen in den beiden Einzelskalen *zeitliche Anforderungen* und *Anstrengung* sowie bei der Gesamtbelastung. Auch im Vergleich mit der Viewshed-Methode schnitt die Bildererkennungs-Methode bei der Gesamtbelastung signifikant besser ab. Außerdem war sie signifikant besser in den Einzelskalen *zeitliche Anforderungen*, *Leistung* und *Anstrengung*. Unter Berücksichtigung der sehr strikten Bonferroni-Korrektur sind nur noch die Ergebnisse der Gesamtbelastung und der *zeitlichen Anforderungen* signifikant. Die Ergebnisse der inferentiellen TLX Auswertung sind in Tabelle 4 dargestellt.

5.2.4 Räumlicher Wissenszuwachs

In den Forschungsfragen 7 und 8 geht es um den räumlichen Wissenszuwachs. Für diesen Bereich konnten nur relativ wenig Daten gesammelt werden. Wie schon in Kapitel 5.1.5 angesprochen, wurde versucht, die Dauer des Experiments unter einer Stunde zu halten. Andere Teile konnten schwer verkürzt oder weggelassen werden, wodurch der räumliche Wissenszuwachs eher in den Hintergrund rutschte. Das

	Geistige Anforderungen	Körperliche Anforderungen	Zeitliche Anforderungen	Ausführung der Aufgaben	Anstrengung	Frustration	Gesamt
Viewshed - Basis							
Z	-.755	-.678	-1.664	-.318	-.764	-.794	-1.094
Asymptotische Signifikanz (2-seitig)	.450	.498	.096	.751	.445	.427	.274
Bilderkennung - Basis							
Z	-1.212	-.547	-2.76	-1.887	-2.287	-.873	-2.45
Asymptotische Signifikanz (2-seitig)	.226	.584	.006*	.059	.022*	.382	.014*
Bilderkennung - Viewshed							
Z	-1.533	-1.52	-3.807	-2.148	-2.292	-1.529	-2.997
Asymptotische Signifikanz (2-seitig)	.125	.129	.000*	.032*	.022*	.126	.003*

Tabelle 4: Inferentielle Statistik zum TLX Vergleich zwischen den drei Methoden. Signifikante Ergebnisse sind durch ein nachstehendes * gekennzeichnet.

fürte dazu, dass der JRD Test auf ein Ziel pro Testort beschränkt wurde. Des Weiteren sind vielen der Testpersonen die Objekte gar nicht aufgefallen. In solchen Fällen wäre eine Richtungsangabe ein reines Ratespiel gewesen und hätte die Ergebnisse stark verfälscht. Um dies zu vermeiden wurde den Testpersonen aufgetragen, in diesen Fällen lieber gar nichts einzutragen. Dies war jedoch unerwartet oft der Fall und von den gegebenen Angaben waren so gut wie alle korrekt. Da ein Großteil der Angaben also entweder nicht vorhanden oder korrekt waren, war eine Auswertung über den Fehlerwinkel nicht möglich.

Die Auswertung wurde deshalb wie auch bei den Positionsangaben auf *richtig* und *falsch* beschränkt und in weiterer Folge die Fehlerrate der drei Methoden berechnet. Bei der Basis-Methode konnten 17 von 30 Testpersonen die ungefähre Richtung zum Zielobjekt korrekt einzeichnen (Fehlerrate = 0.433). Die Verwendung der Viewshed-Methode führte dazu, dass 16 der 30 TeilnehmerInnen die richtige Richtung angaben (Fehlerrate = 0.467). Bei der Bilderkennungs-Methode lagen 15 Testpersonen richtig (Fehlerrate = 0.5).

Interessant waren außerdem die örtlichen Unterschiede beim JRD Test. Beim Park, der das JRD Ziel des Ortes C darstellte, konnten 25 der 30 Testpersonen die Richtung korrekt einzeichnen. Zum Hofer-Supermarkt bei Ort B konnten nur 16 TeilnehmerInnen eine richtige Angabe machen und bei der Brücke von Ort A waren es nur sieben.

5.2.5 Nutzererlebnis (User Experience)

Es ist nicht nur wichtig, ob eine neue Methode effizient ist, sondern auch ob die NutzerInnen die Verwendung der Methode als positiv empfinden (Forschungsfragen 9 und 10). Um also zu untersuchen, wie gut die verschiedenen Methoden bei den Testpersonen ankamen, wurden die UEQ Fragebögen herangezogen. Abbildung 13 zeigt die Mittelwerte der verschiedenen UEQ Skalen für die drei Methoden. Dabei schnitt die Bilderkennungs-Methode in allen Skalen, ausgenommen der *Steuerbarkeit*, am besten ab. Gegenüber der Basis-Methode waren die Ergebnisse in den Skalen *Effizienz* (nur ohne Bonferroni-Korrektur), *Stimulation* und *Originalität* signifikant. Im Vergleich mit der Viewshed-Methode waren die Ergebnisse in den Skalen *Attraktivität*, *Effizienz*, *Stimulation* und *Originalität* signifikant. Die Viewshed-Methode setzte sich gegenüber der Basis-Methode zwar in puncto *Originalität* und *Stimulation* signifikant durch,

	<i>Attraktivität</i>	<i>Durchschaubarkeit</i>	<i>Effizienz</i>	<i>Steuerbarkeit</i>	<i>Stimulation</i>	<i>Originalität</i>
Viewshed - Basis						
Z	-0.7	-0.597	-1.69	-1.234	-2.109	-4.682
Asymptotische Signifikanz (2-seitig)	.484	.551	.091	.217	.035*	.000*
Bildererkennung - Basis						
Z	-1.927	-0.76	-2.019	-0.698	-3.939	-4.708
Asymptotische Signifikanz (2-seitig)	.054	.448	.043*	.485	.000*	.000*
Bildererkennung - Viewshed						
Z	-2.695	-1.41	-2.983	-0.326	-3.924	-4.303
Asymptotische Signifikanz (2-seitig)	.007*	.159	.003*	.744	.000*	.000*

Tabelle 5: Inferentielle Statistik zum UEQ Vergleich zwischen den drei Methoden. Signifikante Ergebnisse sind durch ein nachstehendes * gekennzeichnet.

war jedoch in den vier anderen Skalen unterlegen. Bei der *Stimulation* handelt es sich nach Einbeziehung der Bonferroni-Korrektur um kein signifikantes Ergebnis. Um ein besseres Verständnis über die Qualität der Methoden zu erhalten, wurden die Ergebnisse zusätzlich mit etablierten Produkten verglichen. Dafür gibt es eine UEQ Benchmark, die 246 Produktbewertungen von insgesamt 9905 TestnutzerInnen umfasst (Schrepp 2018). Wie die hier vorgestellten Methoden im Vergleich mit dieser Benchmark abschnitten, ist in Abbildung 14 dargestellt. Beide neuen Methoden waren in allen Kategorien überdurchschnittlich und die Bilderkennungs-Methode in vier der sechs Skalen sogar im Bereich der besten 10%.

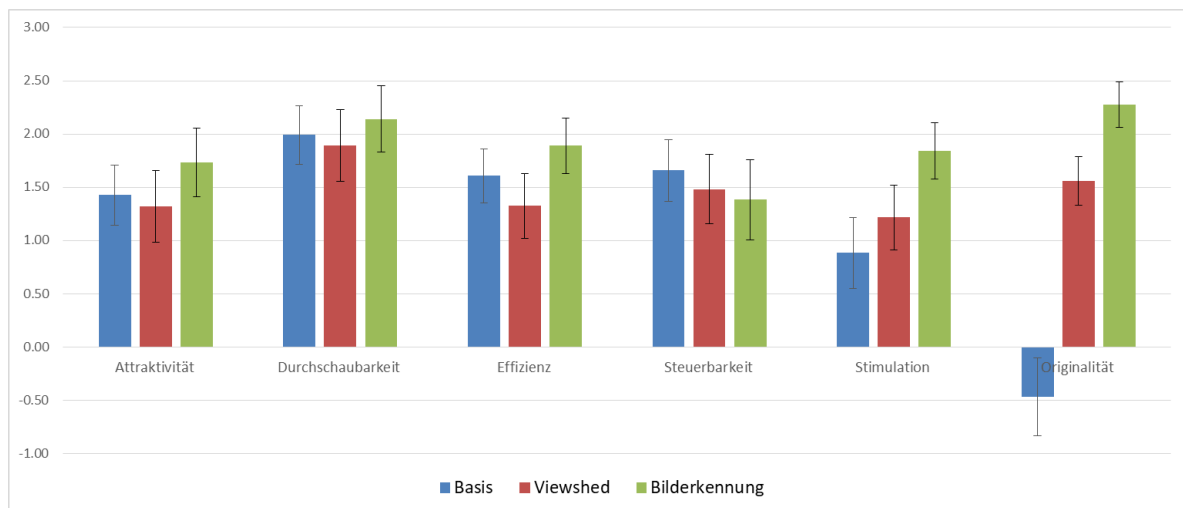


Abbildung 13: User Experience Auswertung. (Mittelwerte mit 5% Konfidenzintervallen)

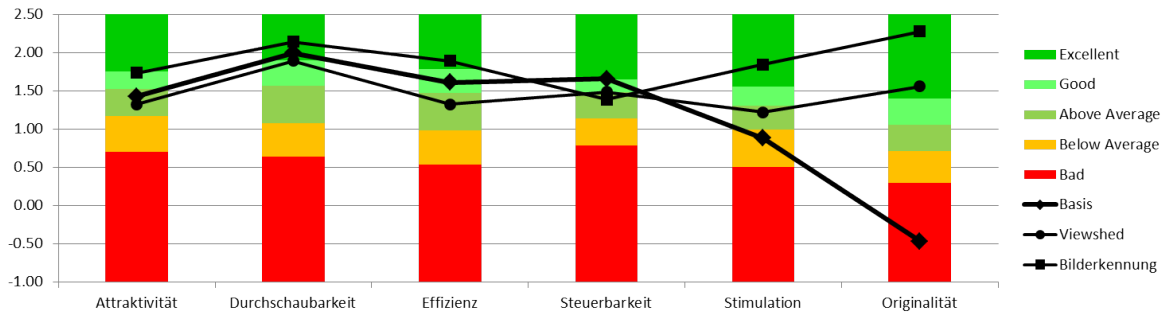


Abbildung 14: UEQ Benchmark Vergleich der drei Methoden

5.2.6 Korrelationen

Um mögliche Zusammenhänge zwischen den Variablen ermitteln zu können, wurde auf Korrelation getestet. Dabei wurde das Verfahren nach Pearson verwendet. Es wurden die abhängigen Variablen Zeit (die zur Durchführung der Selbstlokalisierung benötigte Zeit), Fehlerrate der Selbstlokalisierung und Fehlerrate des JRD-Tests zum einen untereinander und zum anderen gegenüber Alter und SBSODS Wert getestet. Dabei führten lediglich die Vergleiche zwischen Alter und Zeit ($p < .007, r = .482, n = 30$), sowie zwischen Alter und JRD Fehlerrate ($p < .045, r = -.369, n = 30$) zu signifikanten Ergebnissen. Wobei die Korrelation zwischen Alter und JRD Fehlerrate wieder nur ohne Einbeziehen der sehr strikten Bonferroni-Korrektur signifikant ist. Mit steigendem Alter steigt auch die zur Selbstlokalisierung nötige Zeit, es sinkt jedoch die Fehlerrate beim JRD Test.

6 Diskussion

An den in Kapitel 5.2 präsentierten Ergebnissen ist zu sehen, dass die Bilderkennungs-Methode in vielen wichtigen Bereichen signifikant besser abschneidet als die beiden anderen Methoden. Bei der Viewshed-Methode konnten kaum signifikante Verbesserungen gegenüber der Basis-Methode gefunden werden.

Betrachtet man die zur Durchführung der Selbstlokalisierung benötigte Zeit (Forschungsfragen 1 und 2), so waren die Testpersonen bei der Unterstützung durch die Bilderkennungs-Methode signifikant schneller als mit den beiden anderen Methoden. Zwischen Basis- und Viewshed-Methode konnte hingegen kein signifikanter Unterschied festgestellt werden. An dieser Stelle sollte jedoch nochmals erwähnt werden, dass bei der Bilderkennungs-Methode nur die Zeit in der Kartenansicht gestoppt wurde. Die Zeit zur Ausrichtung der Kamera, gefolgt von der Erkennung des Zielobjekts und dem Wechsel in die Kartenansicht wurde also nicht gemessen. Dies dauerte in den meisten Fällen zwar nur wenige Augenblicke, abhängig von der Komplexität der Selbstlokalisierungs-Aufgabe und der damit verbundenen Gesamtzeit, kann dies jedoch eine unterschiedlich große Rolle spielen. Die Signifikanz der Ergebnisse sollte jedenfalls mit Vorsicht betrachtet werden.

Interessant ist auch, dass die Standardabweichung der Zeit bei der Viewshed-Methode mit Abstand am höchsten und bei der Basis-Methode mit Abstand am geringsten ist. Die geringe Standardabweichung der Basis-Methode lässt sich durch den hohen Bekanntheitsgrad von *Google Maps* oder digitalen Karten im Allgemeinen, erklären. Dadurch, dass alle Testpersonen Erfahrung mit digitalen Karten hatten, kannten auch alle das Grundprinzip der Basis-Methode und wussten, wie es einzusetzen war. Die größeren Standardabweichungen der beiden anderen Methoden lassen darauf schließen, dass nicht alle Testpersonen das Potential dieser Methoden ausschöpfen konnten und es daher zu großen Unterschieden zwischen den Testpersonen kam. Zusammen mit dem verbalen Feedback der Testpersonen deutet das darauf hin, dass vor allem bei der Viewshed-Methode einige Testpersonen trotz Trainingsphase nicht wirklich wussten, wie sie die dargestellten Informationen verwenden sollten. Diese Annahme würde auch zu den UEQ Ergebnissen passen, bei denen die Viewshed-Methode bei vier der sechs Skalen am schlechtesten abschneidet. Die UEQ Ergebnisse werden zu einem späteren Zeitpunkt der Diskussion noch näher behandelt.

Beim Betrachten der *between-subjects* Ergebnisse ist lediglich an Ort A zwischen Basis- und Bilderkennungs-Methode ein signifikantes Ergebnis zu finden. Interessant ist auch, dass sich bei Ort B die Bilderkennungs-Methode nur gering von der Basis-Methode abheben konnte und sie bei Ort C sogar am schlechtesten abschneidet. Natürlich muss beachtet werden, dass es hier pro Methode und pro Ort nur maximal zehn Messwerte gab. Bei einer so kleinen Stichprobengröße sollte mit Bedacht vorgegangen und nicht zu viel interpretiert werden. Es ist jedoch durchaus eine Überlegung wert, warum bei dem Ort A die Bilderkennungs-Methode im Vergleich zu den anderen Methoden so gut abschneidet und warum das an Ort C nicht der Fall war. Dabei wird ein Blick auf die Komplexität der Orte in Bezug auf die Selbstlokalisierung geworfen. Es wird vermutet, dass Ort C aufgrund des Parks die einfachste Situation darstellte, da der Park in beiden Darstellungen sehr markant ist und als klarer Ankerpunkt verwendet werden kann. Vor der Durchführung des Experiments wurde erwartet, dass Ort B für die Selbstlokalisierung die schwierigste Situation darstellt, da direkt an der Kreuzung kein markanter Ankerpunkt vorhanden war und an Ort C die Geometrie eines Hauses verwendet werden konnte. Es hat sich jedoch durch das verbale Feedback der Testpersonen gezeigt, dass der Hofer an Ort B doch einige Male als Ankerpunkt verwendet wurde, wohingegen die Hausform an Ort A von niemanden verwendet wurde, oder zumindest von keinem erwähnt wurde. Daher wird im Nachhinein betrachtet angenommen, dass Ort A für die Selbstlokalisierung am schwierigsten war. Die Ergebnisse geben also Grund zur Annahme, dass mit steigender Schwierigkeit der Situation für die Selbstlokalisierung die Bilderkennungs-Methode im Vergleich zu den anderen Methoden an Bedeutung gewinnt. Denn diese Methode liefert unabhängig von der Komplexität der Situation einen verlässlichen Ankerpunkt. Es wird angenommen, dass die Bilderkennungs-Methode im Gegensatz zu den anderen beiden Methoden robuster gegenüber steigender Schwierigkeit der Situation ist.

Des Weiteren ist auffällig, dass die Testpersonen unter der Verwendung der Viewshed-Methode an den Orten B und C langsamer, an Ort A jedoch schneller waren, als mit der Basis-Methode. Die Ergebnisse sind nicht signifikant und die *between-subjects* Auswertungen basieren auf sehr wenigen Messwerten, wodurch es sich um einen Zufall handeln könnte. Es ist jedoch auffällig, dass gerade an Ort A die Viewshed-Methode besser abschneidet. Dort wurde nämlich, wie in Kapitel 5.1.4 beschrieben, der Standort der Testperson nicht direkt auf der Kreuzung, sondern ein Stück eingerückt, gewählt.

Um die Forschungsfragen 3 und 4 zu beantworten, werden im Folgenden die Fehlerraten der Selbstlokalisierungs-Aufgaben betrachtet. Dabei konnte zwar keine inferentielle Statistik eingesetzt werden, es zeichnet sich jedoch ein gewisses Muster ab. Die Bilderkennungs-Methode schneidet auch hier klar am besten ab und auch die Viewshed-Methode erzielt deutlich bessere Ergebnisse als die Basis-Methode. Ohne inferentielle Statistik sind die möglichen Aussagen natürlich eingeschränkt. Für eine bessere Analyse wäre ein zusätzliches Experiment mit mehreren Selbstlokalisierungen pro Methode sinnvoll. Für eine mögliche Erklärung der Ergebnisse ist noch die Tatsache interessant, dass nur in zwei der 90 Einzeltests (30 TeilnehmerInnen mit drei Tests) genau eine Position falsch gesetzt wurde. Das bedeutet, dass in allen anderen Fällen entweder die Selbstlokalisierungs-Aufgabe richtig gelöst wurde oder beide Positioneingaben falsch waren. In den meisten Fällen lag es also nicht an der relativen Orientierung, sondern an der falschen Bestimmung der eigenen Position. Solch ein Fall ist in Abbildung 15 dargestellt. Wenn man also annimmt, dass die Hauptfehlerquelle bei der Bestimmung der ersten Position lag, ist klar, warum die Bilderkennungs-Methode, bei der einer der Punkte automatisch bestimmt wird, mit einer Fehlerrate von 0 am besten abschnitt. Des Weiteren kann man daraus ableiten, dass die beiden Positionen nicht unabhängig von einander bestimmt wurden, sondern dass die Bestimmung der zweiten Position wahrscheinlich relativ zur ersten passierte. Dies würde wiederum bestätigen, dass der Nutzen der Bilderkennungs-Methode nicht nur in der Bestimmung des Zielortes besteht, sondern die Methode auch Einfluss auf die Bestimmung der eigenen Position hat. Der Grund warum die Viewshed-Methode zu einer geringeren Fehlerrate als die Basis-Methode führte, könnte bei der Darstellung der Viewshed-Methode liegen. An einigen wenigen Positioneingaben war zu sehen, dass es scheinbar nicht für alle TestteilnehmerInnen klar war, wie die Gebäude in der Karte repräsentiert waren. In zwei der 90 Einzeltests kam es zu interessanten Eingaben, die zumindest darauf schließen lassen, dass es hierbei zu Problemen kam. Einer dieser beiden Fälle ist in Abbildung 16 gezeigt. Dabei stimmt grundsätzlich die Orientierung, jedoch scheint es so, als hätte die Testperson in der Karte den Gehsteig mit der Gebäudegrenze verwechselt. Die Viewshed-Methode basiert darauf, Gebäude zu markieren. Dadurch ist es für die NutzerInnen deutlich leichter zu erkennen, was in der Karte ein Gebäude und was der Gehsteig ist. Es wird daher angenommen, dass das bessere Ergebnis der Viewshed-Methode in der Kartenlesbarkeit begründet ist.

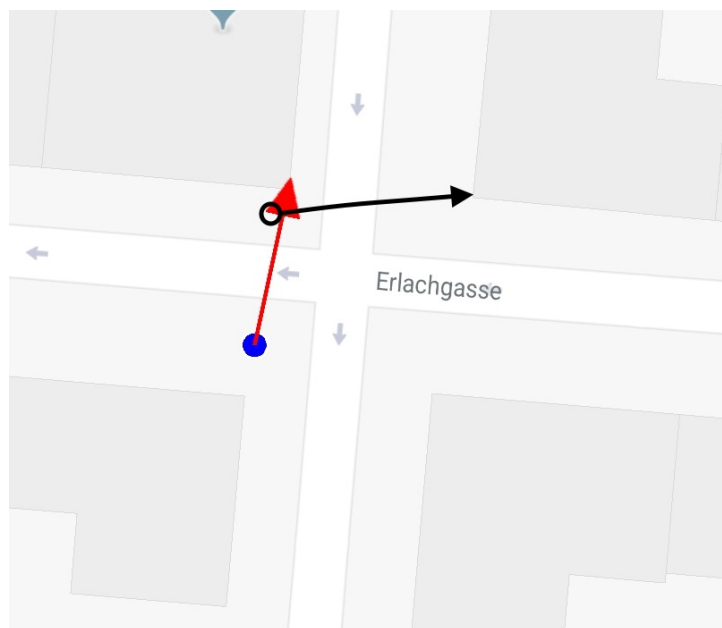


Abbildung 15: Fehlerhafte Positionseingabe bei der Selbstlokalisierungs-Aufgabe an Ort B. In blau-rot die korrekte Eingabe, in schwarz die falsche Eingabe der Testperson.

Um ein Verständnis für den notwendigen Aufwand und die auf die NutzerInnen wirkende kognitive Belastung zu erhalten (Forschungsfragen 5 und 6), wurden die Anzahl der Klicks in der mobilen Anwendung, sowie die Raw Nasa TLX Daten ausgewertet. Bei dem Vergleich der Anzahl an Klicks zwischen Basis und Viewshed-Methode wurde interessanterweise ein signifikantes Ergebnis zu Gunsten der Viewshed-

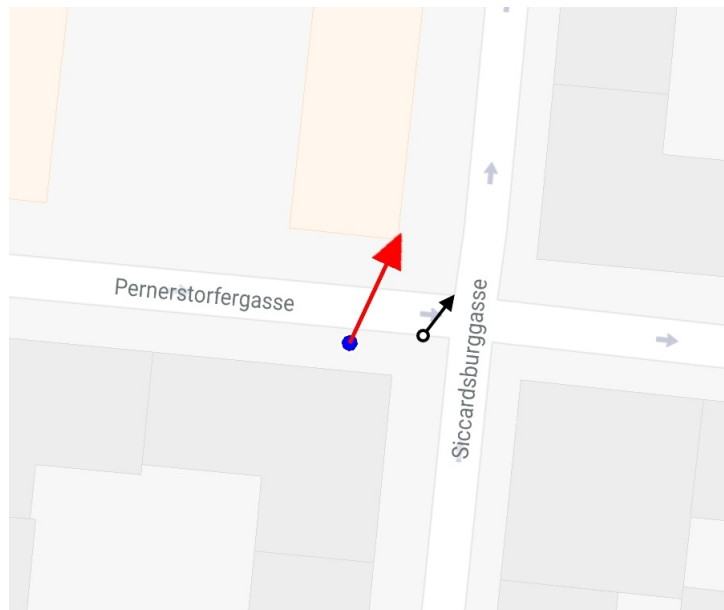


Abbildung 16: Fehlerhafte Positioneingabe bei der Selbstlokalisierungs-Aufgabe an Ort A. In blau-rot die korrekte Eingabe, in schwarz die falsche Eingabe der Testperson.

Methode gefunden. Dabei ist zwischen diesen beiden Methoden die Benutzeroberfläche exakt gleich und es wurde daher in diesem Bereich kein signifikantes Ergebnis erwartet. Eine mögliche Erklärung wäre, dass sich die NutzerInnen bei der Verwendung der Viewshed-Methode sicherer fühlten und ihre Positionseingaben deshalb nachträglich weniger korrigierten. Es ist jedoch bei der TLX Skala *Ausführung der Aufgaben* kaum ein Unterschied zwischen den beiden Methoden feststellbar, der diese Theorie bestätigen würde. Die wahrscheinlichere Erklärung liegt wieder in der Darstellung der Viewshed-Methode und der damit verbundenen, verbesserten Kartenlesbarkeit.

Bei den übrigen Vergleichen der Klickanzahl wurden signifikante Ergebnisse zu Gunsten der Bilderkennungs-Methode festgestellt. Diese Ergebnisse sind jedoch, ähnlich wie bei der gemessenen Zeit, mit Vorsicht zu betrachten. Die Anwendung übernimmt durch Bilderkennung die Angabe der Zielposition, wodurch ein Klick auf die Karte und der Klick auf den Toggle Button wegfallen. In weiterer Folge ist es also verständlich, dass die Anzahl an Klicks bei der Bilderkennung im Schnitt geringer ausfällt. Die Anzahl der Klicks deckt jedoch nicht den gesamten zur Selbstlokalisierung notwendigen Aufwand ab. So muss bei der Bilderkennungs-Methode das Handy auf das Zielobjekt gerichtet werden, was in den anderen Methoden nicht nötig ist. Es ist schwierig, diese beiden Vorgänge (Klicks und Handyausrichtung) in Relation zu setzen und den Gesamtaufwand der Methoden zu vergleichen.

Der mit der Aufgabe verbundene Aufwand kann auch als Teil der Belastung verstanden werden, welcher die Testperson ausgesetzt ist. So macht es Sinn, bei der Analyse des Aufwands der Selbstlokalisierung auch die TLX Ergebnisse einzubeziehen. Betrachtet man die gesamte Belastung, also die Summe der sechs TLX Skalen, so ist die Bilderkennung im Vergleich zu den anderen Methoden signifikant besser. Das alleine zeigt zwar, dass sich die Testpersonen bei der Nutzung der Bilderkennung leichter taten und weniger gestresst waren. Es sollte jedoch unbedingt auch auf die Einzelskalen eingegangen werden, um zu sehen, in welchen Bereichen die Bilderkennungs-Methode eine Verbesserung darstellt. Interessant ist, dass in der Einzelskala *Geistige Anforderungen* kein signifikantes Ergebnis erzielt wurde. Gerade hier würde man ein eindeutiges Ergebnis erwarten, da durch die Bilderkennung zum einen die Bestimmung der Zielposition von der Anwendung übernommen wird und man zum anderen einen zusätzlichen Hinweis für die Bestimmung der eigenen Position hat. Dadurch könnte man meinen, dass die geistigen Anforderungen signifikant geringer sein müssten. Eine mögliche Erklärung warum das nicht der Fall ist, wäre, dass *Google Maps* ein weitverbreitetes Produkt ist und die NutzerInnen im Umgang damit und somit auch mit der Basis-Methode geübt sind. Die Bilderkennungs-Methode hebt sich von diesem klassischen Vorgang der Selbstlokalisierung doch recht deutlich ab und die NutzerInnen müssen sich auf diesen neuwertigen Ansatz erst einstellen. Die Trainingsphase zu Beginn des Experiments hat diesen

Effekt sicherlich verringert, konnte ihn jedoch ziemlich sicher nicht vollständig eliminieren.

Die beiden Einzelskalen, bei denen die Bilderkennungs-Methode signifikant besser abschnitt als die anderen Methoden, sind die *Zeitliche Anforderungen* und die *Anstrengung*. Bei der Skala *zeitlichen Anforderungen* könnte dieses Ergebnis eine Folge der geringeren Aufgabenzeiten sein. Eine andere Erklärung wäre der Einfluss des Hinweises an die Testperson, dass die Zeit zur Bilderkennung nicht in die gemessene Gesamtzeit einfließt. Dieser Hinweis war notwendig, da in Ausnahmefällen die Bilderkennung, wie in Kapitel 3.2.4 angemerkt wurde, etwas länger dauerte und dies den Test möglichst wenig beeinflussen sollte. Das könnte jedoch dazu geführt haben, dass sich die Testperson weniger gestresst fühlte. Es wird angenommen, dass die Ergebnisse eine Kombination aus beiden Erklärungen sind. Die Skala *Anstrengung* gibt an, wie sehr sich die NutzerInnen anstrengen mussten um die Aufgabe zu erfüllen. Sie kommt also der Frage nach dem nötigen Aufwand, welche durch die Auswertung der Klicks nicht vollständig beantwortet werden konnte, am nächsten. Dabei lassen die signifikanten Ergebnisse darauf schließen, dass die Bilderkennungs-Methode in der Tat zu einer Verringerung des Aufwands führte.

Wie bei der Auswertung zum räumlichen Wissenszuwachs schon erklärt wurde, musste man sich aufgrund fehlender Daten auf die Fehlerraten pro Methode beschränken. Dabei unterschieden sich die Methoden kaum und es hob sich keine der drei Methoden deutlich ab. In Bezug auf die Forschungsfragen 7 und 8 deuten die Ergebnisse nicht darauf hin, dass eine der Methoden für den räumlichen Wissenszuwachs wirklich besser oder schlechter ist. Eine konkrete Beantwortung der beiden Fragen ist mit den hier gewonnenen Daten nicht möglich. Die Limitierungen durch die Anzahl der Daten und durch den Aufbau des Experiments verhindern eine Auswertung im nötigen Ausmaß.

Für die großen Unterschiede zwischen den Testorten können zwei Hauptgründe angegeben werden: Zum einen waren zwar alle drei JRD Ziele *landmarks*, die sowohl in der Kartenansicht, als auch in der Realität herausstachen, jedoch war der Park das einzige Ziel, das sich für die Testperson in Richtung der Kreuzung befand. Es wird angenommen, dass der Hauptfokus der Testpersonen auf der Kreuzung, an der sie sich befanden, lag und deshalb dort auch eine detailliertere innere Karte erzeugt wurde. Zum anderen musste, wie in Kapitel 5.1.5 schon erwähnt wurde, der JRD-Test am Ende des Experiments für alle drei Orte durchgeführt werden, damit sich die Testpersonen nicht darauf vorbereiten konnten. Dabei hatte die zeitliche Abfolge der Orte natürlich eine große Rolle auf die Ergebnisse. Für die Ergebnisse zwischen den Methoden hat dies keinen Einfluss, da, wie schon erwähnt, *counterbalancing* eingesetzt wurde.

Bei der Analyse des Nutzererlebnisses für die Forschungsfragen 9 und 10 werden die UEQ Ergebnisse betrachtet. Die beiden neuen Methoden, und in vier der sechs Skalen auch die Basis-Methode, schnitten in der UEQ Benchmark überdurchschnittlich gut ab. Dies ist ein guter Indikator, dass die implementierte Benutzeroberfläche, die für alle drei Methoden fast gleich war, sehr gut bei den Testpersonen ankam. Laut Schrepp (2018) ist die *Attraktivität* eine Valenz-Dimension, die die Wertigkeit des Produkts widerspiegelt. *Durchschaubarkeit*, *Effizienz* und *Steuerbarkeit* geben die pragmatische Qualität des Produkts an, also wie gut das Produkt die NutzerInnen dabei unterstützt, die Aufgabenstellung zu erfüllen. *Originalität* und *Stimulation* sind hedonische Qualitätsmaße, die nicht zielorientiert sind. Bei der Basis-Methode sind in diesen hedonischen Skalen zwar deutliche Schwachstellen erkennbar, jedoch bestätigt dies nur die Annahme, dass die Selbstlokalisierung mit *Google Maps* weitverbreitet und Teil des Alltags ist. Damit kann die Verwendung von *Google Maps* als gutes Beispiel für das in Kapitel 2.2 vorgestellte Konzept des *ubiquitous computing* verwendet werden. Ohne großes Nachdenken wird in einem unbekanntem Gebiet das Handy herausgeholt und ein Online-Kartendienst geöffnet. Es ist also verständlich, dass die Basis-Methode in diesen beiden Skalen in Bezug auf die Benchmark und auch im Vergleich zu den anderen beiden Methoden schlecht abschnitt.

Bei der *Attraktivität* schnitten Basis-Methode und Viewshed-Methode sehr ähnlich ab, was wieder durch den vergleichbaren Aufbau der beiden Methoden begründet werden kann. Die Bilderkennungs-Methode ist bei den Testpersonen am besten angekommen und hebt sich von den anderen Methoden ab. Gegenüber der Viewshed-Methode ist sie sogar signifikant besser. Bei den drei pragmatischen Qualitätsskalen sind eigentlich nur bei der *Effizienz* deutliche Unterschiede festzustellen. Dabei hebt sich die Bilderkennungs-Methode wieder signifikant von den anderen Methoden ab. Dieses Ergebnis passt auch gut zu den Ergebnissen der benötigten Aufgabenzeit, wo die Bilderkennung mit Abstand am besten abschnitt. Interessant ist, dass die *Steuerbarkeit* die einzige Skala ist, bei der die Bilderkennungs-Methode nicht am besten war. Das könnte auf die bereits erwähnten Sonderfälle zurückzuführen sein, bei denen der

Vorgang der Bildererkennung mehrere Sekunden dauerte. Dadurch könnten sich die Testpersonen hilflos und ohne Kontrolle gefühlt haben.

Bei der Testung nach Korrelationen war es sehr unerwartet, dass keine der getesteten abhängigen Variablen mit den SBSODS Werten der NutzerInnen korrelierte. Eigentlich ist anzunehmen, dass Leute mit einem hohen SBSODS Wert bessere räumliche Fähigkeiten besitzen und deshalb in den Bereichen Positionsbestimmung, benötigte Zeit und Wissenszuwachs besser abschneiden sollten. Dies war jedoch nicht der Fall. Genau anders herum war es bei der Korrelation mit dem Alter. Hier wurde vor allem wegen dem geringen Altersunterschied zwischen den Testpersonen (Minimum 19, Maximum 31) keine signifikante Korrelation erwartet. Es hat sich jedoch gezeigt, dass mit zunehmendem Alter die Selbstlokalisierungsaufgaben signifikant länger dauerten, dafür aber die Fehlerrate beim JRD Test signifikant geringer war. Der Zusammenhang zwischen diesen beiden Ergebnissen ist recht offensichtlich. Die älteren TestteilnehmerInnen haben sich beim Experiment tendenziell länger umgesehen und dadurch eine bessere innere Karte erzeugt.

Experiment in realer Umgebung

Die Entscheidung das Experiment in einer realen Umgebung und nicht in einem Labor durchzuführen, spielt eine entscheidende Rolle. Es handelt sich dabei um einen Kompromiss zwischen innerer und äußerer Validität. Im Labor kann eine kontrollierte Umgebung geschaffen werden, die man nach Belieben auf das Experiment zuschneiden und für alle Testpersonen möglichst gleich machen kann. Dadurch werden ungewollte Einflussfaktoren reduziert und die Verbindung zwischen unabhängiger und abhängiger Variable kann besser modelliert werden. Der Nachteil ist jedoch die äußere Validität. Es kann noch so viel Arbeit in die Erstellung eines Laborexperiments gesteckt werden, es wird niemals alle Einflussfaktoren abdecken, die in einer realen Umgebung auftreten können. Testpersonen von Experimenten in realen Umgebungen schneiden tendenziell schlechter ab und zeigen eine negativere Einstellung als bei Laborexperimenten (Duh, Tan und Chen 2006).

Da in dieser Arbeit eine reale Umgebung für das Experiment gewählt wurde, konnte die äußere Validität gut behandelt werden, jedoch führte es auch zu einigen Limitierungen. So konnten etwa deutlich weniger Daten gesammelt werden, als es bei einem Laborexperiment möglich gewesen wäre. Im hier durchgeführten Experiment war es nötig eine gewisse Distanz zwischen den Testorten zurückzulegen, um möglichst unabhängige Situationen zu erzeugen. Im Labor kann in wenigen Augenblicken eine komplett neue Situation erzeugt werden. Dadurch kann das Problem der Abhängigkeit eliminiert werden und es können in der selben Zeit deutlich mehr Tests durchgeführt werden. Diese Einschränkung kommt vor allem bei den Fehlerraten der Selbstlokalisierung und bei den JRD Tests zum Tragen. Dort waren die Auswertungen aufgrund der mangelnden Anzahl an Datenpunkten nur sehr eingeschränkt möglich. Bei einem Laborexperiment hätte jede Testperson mehrere Situationen und mehrere Einzeltests durchführen können, wodurch eine Fehlerrate pro Methode für die einzelnen TeilnehmerInnen berechnet hätte werden können. Des Weiteren ist, wie schon oben erwähnt, die innere Validität eingeschränkt. Bei einem *with-in* Experiment sollten sich die Einflussfaktoren, abgesehen von der zu testenden unabhängigen Variable, nicht ändern. Dies ist jedoch in einer realen Umgebung nicht möglich, da die Testperson nach der Verwendung der ersten Methode den Ort bereits kennt und eine weitere Testung an der selben Stelle deshalb nicht sinnvoll wäre. Mit *counterbalancing* wurde dieses Problem zwar eingeschränkt, aber bei weitem nicht eliminiert. Im Labor kann eine allgemeine Situation erzeugt werden, die dann beliebig oft verwendet werden kann.

Viewshed-Methode

Die Ergebnisse der Bilderkennungs-Methode stimmen in fast allen Bereichen mit den Annahmen aus Kapitel 4 überein. Bei der Viewshed-Methode ist dies jedoch nicht der Fall. Sie ist in den meisten getesteten Gebieten deutlich hinter den Erwartungen zurückgeblieben und konnte sich nicht wesentlich von der Basis-Methode abheben. Dies muss aber nicht zwangsläufig bedeuten, dass der theoretische Ansatz dahinter schlecht ist, sondern kann auch andere Gründe haben. Aus dem verbalen Feedback der Testpersonen ist zu schließen, dass einige von ihnen nicht wussten, was mit den zusätzlichen Informationen anzufangen war. Das könnte dafür sprechen, dass die Testphase für die Viewshed-Methode ungeeignet oder schlicht zu kurz war. In der Testphase ging es hauptsächlich um die korrekte Bedienung der Anwendung. Es wurde drei mal am selben Ort mit dem selben Zielobjekt lokalisiert. Dabei lernte die

Testperson zwar die Bedienung aller Methoden, führte die eigentliche Selbstlokalisierung aber nur mit der ersten Methode, der Basis-Methode, durch. Bei den anderen beiden-Methoden kannte sie dann schon die Lösung. Die eigentliche unterstützende Funktion der Methode und wie die zusätzliche Information bei der Selbstlokalisierung einzusetzen ist, musste von der Testperson also spontan beim Test herausgefunden werden. Da alle Testpersonen angaben mehr oder weniger Erfahrung mit digitalen Karten zu besitzen, wird angenommen, dass viele von ihnen auch Erfahrung mit *Google Maps* hatten. Die Verwendung der unterstützenden Funktion der Bilderkennungs-Methode ist bei bekannter Bedienung recht trivial. Die Viewshed-Methode ist hingegen bei der Erlernung wohl die kognitiv anspruchsvollste Methode und zieht aus dem hier angewandten Trainingsaufbau ziemlich sicher den größten Nachteil. Durch die Darstellung der sichtbaren Häuser, statt dem klassischen Ergebnis einer Viewshed Analyse, wurde versucht dieses Problem zu lindern. Es wird angesichts der Ergebnisse jedoch angenommen, dass die meisten Testpersonen, aufgrund des nicht ausreichenden Trainings, in der Stresssituation des Tests, nicht versuchten die zusätzlichen Informationen richtig einzusetzen, sondern einfach die Grundinformationen des *Google Maps* Kartendienstes verwendeten. Dadurch war die Viewshed-Methode im Grunde dasselbe wie die Basis-Methode, nur mit besserer Kartenlesbarkeit, wie schon weiter oben bei der Diskussion über die Ergebnisse der Klickanzahl erläutert wurde. Diese Annahme passt recht gut zu den Ergebnissen der verschiedenen Auswertungen.

7 Fazit und Ausblick

In dieser Arbeit wurden zwei neuwertige Ansätze zur Unterstützung der menschlichen Selbstlokalisierung vorgestellt. Andere Arbeiten aus dem Bereich des *wayfindings* haben gezeigt, dass zur erfolgreichen Selbstlokalisierung die Wahl geeigneter Ankerpunkte eine entscheidende Rolle spielt (Peebles, Davies und Mora 2007, Kiefer, Giannopoulos und Raubal 2014). Dabei lassen sich die NutzerInnen oft von markanten Objekten der Realität ablenken, obwohl diese in der Karte nicht dargestellt sind und sich daher nicht als Ankerpunkte für die Selbstlokalisierung eignen. Mit den hier vorgestellten Methoden soll dieses Problem vermieden werden. Bei der Viewshed-Methode werden den NutzerInnen die von ihrem Standort aus sichtbaren Gebäude in der Darstellung hervorgehoben. Alle anderen Gebäude können als potentielle Ankerpunkte ausgeschlossen werden, wodurch sich der Suchbereich deutlich verkleinert und die Wahrscheinlichkeit, ein geeignetes Objekt zu verwenden, steigt.

Bei der Bilderkennungs-Methode wird den NutzerInnen ein Teil der Aufgabe abgenommen. Es muss lediglich die Kamera auf das Zielobjekt ausgerichtet werden, damit die Position des Ziels, gemeinsam mit einer genäherten Orientierung, in der Karte dargestellt wird. Der Vorteil des verringerten Aufwandes ist offensichtlich. Dazu kommt noch, dass die so gewonnenen Informationen auch den anderen Teil der Selbstlokalisierung, die Bestimmung der eigenen Position, erleichtern. Zur erfolgreichen Durchführung einer Selbstlokalisierung ist in den meisten Fällen eine mentale Rotation, zur Angleichung zwischen der Repräsentation der Karte und dem Eindruck der Realität, nötig (Gunzelmann, J. R. Anderson und Douglass 2004). Da das Zielobjekt in der Karte durch die Bilderkennungs-Methode markiert wird und die NutzerInnen wissen, welches Objekt sie mit der Kamera angezielt haben, haben sie sofort einen Ankerpunkt. Mit diesem ist es dann deutlich einfacher, die egozentrische und die allozentrische Repräsentation einander anzugleichen.

In einem empirischen Experiment mit 30 TeilnehmerInnen wurden die beiden neuwertigen Methoden untereinander und auch mit der Basis-Methode in realer Umgebung verglichen. Dabei blieb die Viewshed-Methode deutlich hinter den Erwartungen zurück. Anhand der in dieser Arbeit präsentierten Ergebnisse würde sich eine alltagstaugliche Implementierung vermutlich nicht lohnen. Die einzigen Bereiche, in denen sich die Viewshed-Methode von der Basis-Methode abheben konnte, waren die Anzahl an benötigten Klicks und die geringere Fehlerrate bei der Selbstlokalisierung. Beides lässt sich mit hoher Wahrscheinlichkeit auf die bessere Kartenlesbarkeit und nicht auf den eigentlichen theoretischen Hintergrund des Ansatzes zurückführen. Es muss jedoch ganz klar gesagt werden, dass das Design des Experiments, insbesondere das der Trainingsphase, nicht optimal für die Viewshed-Methode war und das volle Potential des Ansatzes daher höchstwahrscheinlich nicht ausgeschöpft werden konnte. Es wurde durch das Experiment und durch die gewonnenen Daten deutlich, dass die Viewshed-Methode die anspruchsvollste der drei Methoden ist und ihre Erlernung das meiste Training benötigt.

Im Gegensatz dazu hat sich sehr deutlich gezeigt, dass sich die Bilderkennungs-Methode zur Unterstützung der Selbstlokalisierung eignet. Die benötigte Aufgabenzeit war dabei signifikant niedriger als bei den beiden anderen Methoden. Der nötige Aufwand war sowohl in puncto Klicks, als auch bei der kognitiven Belastung (Nasa TLX) signifikant geringer. Die Fehlerrate der Selbstlokalisierung war hier mit Abstand am niedrigsten und auch im Gebiet des Nutzererlebnisses waren die Ergebnisse größtenteils herausragend. Einzig im Bereich des Wissenszuwachses konnte sich die Bilderkennungs-Methode gegenüber den anderen beiden Methoden nicht durchsetzen, was prinzipiell den Erwartungen entspricht. Die Unterschiede waren jedoch sehr gering und es wurden aufgrund der starken Vereinfachung der Selbstlokalisierung eigentlich deutlich schlechtere Ergebnisse erwartet.

Das schlechte Abschneiden der Viewshed-Methode beim hier durchgeführten Experiment, sollte keineswegs als Anlass genommen werden, den Viewshed-Ansatz als nützliche Methode zur Unterstützung der Selbstlokalisierung abzuschreiben. Wie bereits erwähnt wurde, wird nicht davon ausgegangen, dass das volle Potential des Ansatzes ausgeschöpft werden konnte. Es wäre also nicht verwunderlich, wenn zukünftige Arbeiten mit einem für die Viewshed-Methode besser geeigneten Experiment-Design auf deutlich andere Ergebnisse kommen würden. Auch das Konzept, wie das Viewshed Ergebnis angepasst werden kann, um das Verständnis der Darstellung zu erleichtern, ist eine interessante Forschungsfrage für zukünftige Arbeiten. Es wird trotz schlechter Ergebnisse angenommen, dass die Abwandlung des klassischen Viewsheds hin zur Markierung der sichtbaren Gebäude ein Schritt in die richtige Richtung war, welcher in anderen Arbeiten weiter untersucht werden sollte.

Da sich für die Bilderkennung gezeigt hat, dass sie sich zur Unterstützung der menschlichen Selbstlokalisierung eignet, stellt sich die Frage, wie eine alltagstaugliche Implementierung funktionieren könnte. Dabei ist eine umfangreiche Datenbank mit Referenzbildern erforderlich. Die Datenbeschaffung stellt dabei wohl das größte Problem dar. Ein naheliegender Ansatz wäre die Verwendung von *Google Street View*¹⁵ Aufnahmen. Andere Möglichkeiten wären die Beschränkung auf einzelne markante Objekte wie Sehenswürdigkeiten, oder die Verwendung des VGI (Volunteered Geographic Information)-Ansatzes, bei dem NutzerInnen eigene Bilder hochladen können. Eine damit aufkommende Frage ist, ob bei Sehenswürdigkeiten die Bilderkennung überhaupt sinnvoll ist, oder diese ohnehin trivial als Ankerpunkte verwendet werden können und eine Bilderkennung dadurch überflüssig wird. Eine zukünftige Studie könnte den Effekt der Bilderkennungs-Methode gegenüber der Basis-Methode zwischen Situationen mit und ohne Sehenswürdigkeiten vergleichen. Bei Produkten wie *Open Street Map* (OSM)¹⁶ funktioniert der VGI-Ansatz sehr gut, jedoch ist eine gewisse Popularität notwendig um genug Daten zu erhalten und es müssen effiziente Konzepte entwickelt werden um fehlerhafte Beiträge zu filtern.

Eine weitere, bisher nicht diskutierte Methode zur Bestimmung der räumlichen Orientierung ist die Verwendung des Kompasses. In *Google Maps* wird schon seit einiger Zeit damit experimentiert und die genäherte Orientierung entweder als Pfeilspitze oder als Trichter angezeigt. Die Orientierung mittels Kompass ist zwar geräteabhängig und führt teilweise trotz Kalibrierung zu fehlerhaften Angaben, funktioniert der Kompass jedoch gut, stellt er eine recht einfache Unterstützung der Selbstlokalisierung dar. In zukünftigen Studien sollte daher ein zusätzlicher Vergleich zwischen den hier vorgestellten Methoden und einer Kompass-Methode durchgeführt werden.

Des Weiteren wäre der Einsatz von *eye-tracking* Technologie spannend und hilfreich. Es wurde bereits in Kapitel 3.1.2 eine Verbindung zu dem in Anagnostopoulos et al. (2017) vorgestellten GAIN-LBS hergestellt und erwähnt, dass die Bilderkennung mittels Handykamera durch die Blick-basierte Interaktion ersetzt werden könnte. Ein Vergleich der beiden Interaktionsmethoden wäre sicherlich interessant. Zusätzlich könnte bei der Bilderkennung versucht werden, nicht nur das Zielobjekt zu erkennen, sondern durch eine genauere Auswertung des Bildinhaltes auch andere Informationen, wie den Standort der NutzerInnen, abzuleiten. Außerdem kann, wie in Kapitel 2.1.3 erklärt wurde, *eye-tracking* auch zur Analyse eingesetzt werden. Die kognitiven Prozesse spielen bei *wayfinding*-Aufgaben eine große Rolle und sollten berücksichtigt werden. In dieser Diplomarbeit wurde die kognitive Belastung mittels Raw Nasa TLX erhoben und gab erste Einblicke in die kognitiven Prozesse. Eine genauere Analyse mittels *eye-tracking* wäre jedoch sicherlich bei der Auswertung wertvoll.

¹⁵siehe auch: <https://developers.google.com/streetview/> (Abfragedatum: 10.10.2018)

¹⁶siehe auch: <https://www.openstreetmap.org/> (Abfragedatum: 10.10.2018)

Literatur

- Abowd, Gregory D., Anind Dey, Robert Orr und Jason Brotherton (1998). „Context-awareness in wearable and ubiquitous computing“. In: *Virtual Reality* 3.3, S. 200–211. ISSN: 1359-4338. DOI: 10.1007/BF01408562. URL: <https://doi.org/10.1007/BF01408562>.
- Abowd, Gregory D. und Elizabeth D. Mynatt (2000). „Charting past, present, and future research in ubiquitous computing“. In: *ACM Transactions on Computer-Human Interaction* 7.1, S. 29–58. ISSN: 10730516. DOI: 10.1145/344949.344988. URL: <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=344949.344988>.
- Anagnostopoulos, Vasilis, Michal Havlena, Peter Kiefer, Ioannis Giannopoulos, Konrad Schindler und Martin Raubal (2017). „Gaze-Informed location-based services“. In: *International Journal of Geographical Information Science* 31.9, S. 1770–1797. ISSN: 1365-8816.
- Anderson, Fraser, Tovi Grossman, Daniel Wigdor und George Fitzmaurice (2015). „Supporting Subtlety with Deceptive Devices and Illusory Interactions“. In: *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems - CHI '15*. Bd. 1. New York, New York, USA: ACM Press, S. 1489–1498. ISBN: 9781450331456. DOI: 10.1145/2702123.2702336. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2702123.2702336>.
- Brunyé, Tad T., Stephanie A. Gagnon, Aaron L. Gardony, Nikhil Gopal, Amanda Holmes, Holly A. Taylor und Thora Tenbrink (2015). „Where did it come from, where do you go? Direction sources influence navigation decisions during spatial uncertainty“. In: *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 68.3, S. 585–607. ISSN: 1747-0218. DOI: 10.1080/17470218.2014.963131. URL: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1080/17470218.2014.963131>.
- Burigat, Stefano, Luca Chittaro und Silvia Gabrielli (2006). „Visualizing locations of off-screen objects on mobile devices“. In: *Proceedings of the 8th conference on Human-computer interaction with mobile devices and services - MobileHCI '06*. New York, New York, USA: ACM Press, S. 239. ISBN: 1595933905. DOI: 10.1145/1152215.1152266. URL: <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1152215.1152266>.
- (2008). „Navigation techniques for small-screen devices: An evaluation on maps and web pages“. In: *International Journal of Human-Computer Studies* 66.2, S. 78–97. ISSN: 10715819. DOI: 10.1016/j.ijhcs.2007.08.006. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1071581907001140>.
- Chittaro, Luca (2006). „Visualizing Information on Mobile Devices“. In: *Computer* 39.3, S. 40–45. ISSN: 0018-9162. DOI: 10.1109/MC.2006.109. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1607948/>.
- Çöltekin, A., S.I. Fabrikant und Martin Lacayo (2010). „Exploring the efficiency of users’ visual analytics strategies based on sequence analysis of eye movement recordings“. In: *International Journal of Geographical Information Science* 24.10, S. 1559–1575. ISSN: 1365-8816. DOI: 10.1080/13658816.2010.511718. URL: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13658816.2010.511718>.
- Davies, Clare, Rodrigo Mora und David Peebles (2006). „Isovisists for Orientation: can space syntax help us predict directional confusion?“ In: *Space Syntax and Spatial Cognition-Proceedings of the Workshop held in Bremen*, S. 81–92.
- Davies, Clare und David Peebles (2010). „Spaces or Scenes: Map-based Orientation in Urban Environments“. In: *Spatial Cognition & Computation* 10.2-3, S. 135–156. ISSN: 1387-5868. DOI: 10.1080/13875861003759289. URL: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13875861003759289>.
- Downs, Roger M und David Stea (1977). *Maps in minds: Reflections on cognitive mapping*. HarperCollins Publishers. ISBN: 0060417331.
- Duh, Henry Been-Lirn, Gerald C B Tan und Vivian Hsueh-hua Chen (2006). „Usability evaluation for mobile device: a comparison of laboratory and field tests.“ In: *Proceedings of the 8th conference on Human-computer interaction with mobile devices and services*. New York, New York, USA: ACM Press, S. 181–186. ISBN: 1595933905. DOI: 10.1145/1152215.1152254. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1152215.1152254>.
- Emo, Beatrix (2012). „Wayfinding in Real Cities: Experiments at Street Corners“. In: *International Conference on Spatial Cognition*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 461–477. ISBN: 978-3-642-32732-2.
- (2015). „Exploring isovists : The egocentric perspective“. In: *Proceedings of the 10th International Space Syntax Symposium Figure 1*, S. 1–8.
- Giannopoulos, Ioannis, Peter Kiefer und Martin Raubal (2012). „GeoGazemarks: providing gaze history for the orientation on small display maps.“ In: *Proceedings of the 14th ACM international conference*

- on *Multimodal interaction*, S. 165–172. ISBN: 978-1-4503-1467-1. DOI: 10.1145/2388676.2388711. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2388676.2388711>.
- Giannopoulos, Ioannis, Peter Kiefer, Martin Raubal, Kai-Florian Richter und Tyler Thrash (2014). „Wayfinding decision situations: A conceptual model and evaluation“. In: *In Proceedings of the Eight International Conference on Geographic Information Science (GIScience)*.
- Golledge, Reginald G. (1999). „Human Wayfinding and Cognitive Maps“. In: *Wayfinding behavior: Cognitive mapping and other spatial processes*. JHU press.
- Gunzelmann, Glenn und John R. Anderson (2006). „Location matters: Why target location impacts performance in orientation tasks“. In: *Memory and Cognition* 34.1, S. 41–59. ISSN: 0090502X. DOI: 10.3758/BF03193385.
- Gunzelmann, Glenn, John R. Anderson und Scott Douglass (2004). „Orientation Tasks with Multiple Views of Space: Strategies and Performance“. In: *Spatial Cognition & Computation* 4.3, S. 207–253. ISSN: 1387-5868. URL: https://doi.org/10.1207/s15427633scc0403_2.
- Hart, Sandra G (1986). *NASA Task load Index (TLX). Volume 1.0; Paper and pencil package*.
- Hatfield, Julie und Susanne Murphy (2007). „The effects of mobile phone use on pedestrian crossing behaviour at signalised and unsignalised intersections“. In: *Accident Analysis & Prevention* 39.1, S. 197–205. ISSN: 00014575. DOI: 10.1016/j.aap.2006.07.001. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0001457506001242>.
- Hegarty, Mary, Anthony E Richardson, Daniel R Montello, Kristin Lovelace und Ilavanil Subbiah (2002). „Development of a self-report measure of environmental spatial ability“. In: *Intelligence* 30.5, S. 425–447.
- Huang, Haosheng und Georg Gartner (2018). „Current Trends and Challenges in Location-Based Services“. In: *ISPRS International Journal of Geo-Information* 7.6, S. 199. ISSN: 2220-9964. DOI: 10.3390/ijgi7060199. URL: <http://www.mdpi.com/2220-9964/7/6/199>.
- Huang, Haosheng, Georg Gartner, Jukka M Krisp, Martin Raubal und Nico Van de Weghe (2018). „Location based services: ongoing evolution and research agenda“. In: *Journal of Location Based Services*, S. 1–31. ISSN: 1748-9725. DOI: 10.1080/17489725.2018.1508763. URL: <https://doi.org/10.1080/17489725.2018.1508763>.
- Iachini, Tina und Robert H. Logie (2003). „The role of perspective in locating position in a real-world, unfamiliar environment“. In: *Applied Cognitive Psychology* 17.6, S. 715–732. ISSN: 0888-4080. DOI: 10.1002/acp.904. URL: <http://doi.wiley.com/10.1002/acp.904>.
- Kiefer, Peter, Ioannis Giannopoulos, Vasilis Anagnostopoulos, Johannes Schöning und Martin Raubal (2017). „Controllability matters: The user experience of adaptive maps“. In: *GeoInformatica* 21.3, S. 619–641. ISSN: 1384-6175. DOI: 10.1007/s10707-016-0282-x. URL: <https://doi.org/10.1007/s10707-016-0282-x>.
- Kiefer, Peter, Ioannis Giannopoulos, Andrew Duchowski und Martin Raubal (2016). „Measuring cognitive load for map tasks through pupil diameter“. In: *International Conference on Geographic Information Science*. Springer, S. 323–337.
- Kiefer, Peter, Ioannis Giannopoulos und Martin Raubal (2014). „Where Am I? Investigating Map Matching During Self-Localization With Mobile Eye Tracking in an Urban Environment“. In: *Transactions in GIS* 18.5, S. 660–686. ISSN: 14679671. DOI: 10.1111/tgis.12067.
- Kitchin, Robert M (1994). „Cognitive maps: What are they and why study them?“ In: *Journal of environmental psychology* 14.1, S. 1–19. ISSN: 0272-4944.
- Klatzky, Roberta L (1998). „Allocentric and Egocentric Spatial Representations: Definitions, Distinctions, and Interconnections“. In: *Spatial Cognition: An Interdisciplinary Approach to Representing and Processing Spatial Knowledge*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 1–17. ISBN: 978-3-540-69342-0. URL: https://doi.org/10.1007/3-540-69342-4_1.
- Klippel, A., C. Freksa und Stephan Winter (2006). „You-are-here maps in emergencies –the danger of getting lost“. In: *Journal of Spatial Science* 51.1, S. 117–131. ISSN: 1449-8596. DOI: 10.1080/14498596.2006.9635068. URL: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/14498596.2006.9635068>.
- Lai, Jianwei, Dongsong Zhang und Sen Wang (2017). „ContextZoom: A Single-Handed Partial Zooming Technique for Touch-Screen Mobile Devices“. In: *International Journal of Human-Computer Interaction* 33.6, S. 475–485. ISSN: 1044-7318. DOI: 10.1080/10447318.2016.1275433. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/10447318.2016.1275433>.

- Lemmens, Mathias (2011). „Mobile GIS and Location-Based Services“. In: *Geo-information*. Dordrecht: Springer Netherlands, S. 85–100. ISBN: 978-94-007-1667-4. URL: https://doi.org/10.1007/978-94-007-1667-4_5.
- Meilinger, Tobias, Christoph Hölscher, Simon J BÜchner und Martin Brösamle (2007). „How Much Information Do You Need? Schematic Maps in Wayfinding and Self Localisation“. In: *Spatial Cognition V Reasoning, Action, Interaction*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 381–400. ISBN: 978-3-540-75666-8.
- Miau, Daniel und Steven Feiner (2018). „SpaceTokens: Interactive Map Widgets for Location-centric Interactions“. In: *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems - CHI '18*. New York, New York, USA: ACM Press, S. 1–12. ISBN: 9781450356206. DOI: 10.1145/3173574.3173822. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=3173574.3173822>.
- Montello, Daniel R. (2005). *Navigation*. Hrsg. von Priti Shah und Akira Miyake. Cambridge: Cambridge University Press, S. 257–294. ISBN: 9780511610448. DOI: 10.1017/CB09780511610448. URL: <http://ebooks.cambridge.org/ref/id/CB09780511610448>.
- Musumba, George Wamamu und Henry O. Nyongesa (2013). „Context awareness in mobile computing: A review“. In: *International Journal of Machine Learning and Applications* 2.1, S. 1–10. ISSN: 2220-2196. DOI: 10.4102/ijmla.v2i1.5. URL: <http://ijmla.net/index.php/ijmla/article/view/5>.
- Nivala, Annu-Maaria und L Tiina Sarjakoski (2003). „Need for Context-Aware Topographic Maps in Mobile Devices“. In: *Proceedings of ScanGIS 2003*, S. 15–29.
- Nivala, Annu-Maaria, L Tiina Sarjakoski, A. Jakobsson und E. Kaasinen (2003). „Usability Evaluation of Topographic Maps in“. In: *Proceedings of the 21st International Cartographic Conference* 10.16.8, S. 1903–1913. URL: http://icaci.org/files/documents/ICC_proceedings/ICC2003/Papers/237.pdf.
- Parush, Avi, Shir Ahuvia und Ido Erev (2007). „Degradation in Spatial Knowledge Acquisition When Using Automatic Navigation Systems“. In: *International Conference on Spatial Information Theory*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 238–254. ISBN: 978-3-540-74788-8.
- Peebles, David, Clare Davies und Rodrigo Mora (2007). „Effects of Geometry, Landmarks and Orientation Strategies in the ‘Drop-Off’ Orientation Task“. In: *Spatial Information Theory*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 390–405. ISBN: 9783540747864. URL: http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-74788-8_24.
- Pešić, Dalibor, Boris Antić, Draženko Glavić und Marina Milenković (2016). „The effects of mobile phone use on pedestrian crossing behaviour at unsignalized intersections – Models for predicting unsafe pedestrians behaviour“. In: *Safety Science* 82, S. 1–8. ISSN: 09257535. DOI: 10.1016/j.ssci.2015.08.016. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925753515002283>.
- Raubal, Martin und Stephan Winter (2002). „Enriching Wayfinding Instructions with Local Landmarks“. In: *Geographic Information Science*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 243–259. ISBN: 978-3-540-45799-2.
- Richter, Kai-Florian und Stephan Winter (2014). *Landmarks*. Cham: Springer International Publishing. ISBN: 978-3-319-05731-6. DOI: 10.1007/978-3-319-05732-3. URL: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-05732-3>.
- Schmid, Falko (2009). „Enhancing the Accessibility of Maps with Personal Frames of Reference“. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Bd. 5612 LNCS. PART 3, S. 199–210. ISBN: 364202579X. URL: http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-02580-8_22.
- Schrepp, Martin (2018). *User Experience Questionnaire Handbook*. DOI: 10.13140/RG.2.1.2815.0245. URL: https://www.researchgate.net/publication/281973617_User_Experience_Questionnaire_Handbook.
- Shelton, Amy L. und Timothy P. McNamara (2001). „Systems of Spatial Reference in Human Memory“. In: *Cognitive Psychology* 43.4, S. 274–310. ISSN: 00100285. DOI: 10.1006/cogp.2001.0758. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0010028501907583>.
- Thompson, W B, H L Pick, B Bennett, M Heinrichs, S Savitt und K Smith (1990). „Map-based localization: The drop-off problem“. In: *Proceedings of the DARPA Image Understanding Workshop*, S. 706–719.
- Waller, David und Eric Hodgson (2006). „Transient and enduring spatial representations under disorientation and self-rotation“. In: *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition* 32.4, S. 867. ISSN: 1939-1285.

Wiener, Jan M., Simon J. Büchner und Christoph Hölscher (2009). „Taxonomy of Human Wayfinding Tasks: A Knowledge-Based Approach“. In: *Spatial Cognition & Computation* 9.2, S. 152–165. ISSN: 1387-5868. DOI: 10.1080/13875860902906496. URL: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13875860902906496>.

World Health Organization (2011). *Mobile phone use: a growing problem of driver distraction*.