

Der Bodenbelag-Detektor des eNav-Systems

Dženan Džafić¹, Daniel Klein-Ridder¹, Pierre Schoonbrood¹, Dominik Franke¹, Stefan Kowalewski¹

¹RWTH Aachen University · dzafic@embedded.rwth-aachen.de

Zusammenfassung: Bodenbeläge haben beim Rollstuhlfahren sowohl einen Einfluss auf Komfort als auch Energieverbrauch. Diese Daten sind in OpenStreetMap jedoch kaum hinterlegt. Um diese Situation zu verbessern wird in dieser Arbeit die Sensorik von Smartphones in Kombination mit Crowdsourcing verwendet. Es wird ein Konzept vorgestellt, welches mithilfe vertikaler Beschleunigung den Bodenbelag analysiert. Dabei liegt der Fokus auf ein automatisch kalibrierendes Erkennungssystem. Das heißt, der Benutzer hat kein Kalibrierungsaufwand. Die Kalibrierung funktioniert mithilfe eines Lernalgorithmus, dieser lernt anhand von Flächen, dessen Bodenbelag bekannt ist. Abschließend folgt eine Evaluation der Zuordnungsrates des Bodenbelag-Detektors nach der Kalibrierung, welche zwischen ca. 65 % bis 97 % liegt.

Schlüsselwörter: eNav, Crowdsourcing, Barrierefreiheit, Routing, Bodenbelag

Abstract: Surfaces influence comfort as well as energy consumption or necessary strength during wheelchair driving. However, information about surfaces is only scarcely available in OpenStreetMap. To increase the density of this information, smartphone sensors combined with crowdsourcing is used. In this work, a concept is introduced, which analyses the surface using vertical acceleration. The focus is placed on an automatically calibrating detection system. With this, a user has no effort calibrating. The calibration is accomplished with a learning algorithm. This algorithm uses areas, from which the surface type is known, to learn. Lastly, the allocation rate of the surface type detector after calibration is evaluated, resulting in a rate between ca. 65 % to 97 %.

Keywords: eNav, crowdsourcing, accessibility, routing, surfaces

1 Einleitung

Kopfsteinpflaster sind für viele Verkehrsteilnehmer eine Erschwernis oder sogar ein Hindernis. Beispielsweise: Inline-Skater haben große Schwierigkeiten über Kopfsteinpflaster zu fahren, weil die Stolpergefahr aufgrund der kleinen Räder groß ist. Nicht nur für Inline-Skater sondern auch für Rollstuhlfahrer haben unebene Bodenbeläge einen negativen Einfluss auf den Komfort und können ein Sicherheitsrisiko beim Fahren mit ein Indoor-Rollstuhl darstellen. Daher ist wichtig solche Gebiete zu identifizieren, damit Navigationssysteme bei Bedarf diese Gebiete umfahren können.

Zurzeit ist die Verfügbarkeit von Bodenbelagsinformationen aber beschränkt. OpenStreetMap (TOPF & RAMM 2010) bietet eine Basis, die allerdings in Bezug auf Bodenbeläge noch nicht sonderlich vollständig ist. Um die Kartenqualität von eNav (DZAFIC et al. 2016) bzgl. des Bodenbelags zu steigern, wird untersucht, ob mithilfe von Smartphones eine automatische Erkennung von Bodenbeläge möglich ist.

Am Anfang werden zwei verwandtem Arbeiten vorgestellt. Anschließend werden Grundlagen, die für das Verständnis dieser Arbeit wichtig sind, erklärt. Im darauffolgenden Kapitel wird das Konzept des Bodenbelag-Detektors vorgestellt. Dort wird die Zusammenarbeit der

Komponenten während der Erkennung vorgestellt. Außerdem wird erklärt wie sich das System an verschiedene Rollstühle und Smartphones anpasst. Das vorletzte Kapitel behandelt die Evaluation der Treffgenauigkeit der Erkennung. Das letzte Kapitel wird ein Fazit gezogen und ein Ausblick über weitere Verbesserungen und Modifizierungen des Systems gegeben.

2 Verwandte Arbeiten

In diesem Kapitel werden Arbeiten vorgestellt, die sich mit einer ähnlichen Thematik wie dieser Arbeit befassen. Der Unterschied zwischen den verwandten Arbeiten und dieser Arbeit ist die Verwendung einer automatischen Kalibrierung. Diese eliminiert den Konfigurationsaufwand, wodurch die Anwenderfreundlichkeit erhöht wird und somit die Akzeptanzrate steigt.

2.1 Oberflächenbeurteilung von Radverkehrsanlagen

In der Masterarbeit von KOTHGASSER (2012) wird untersucht, ob mithilfe von zwei Beschleunigungssensoren die Qualität von Bodenbelägen ermittelt werden kann. Zusätzlich wird ein GPS Empfänger für die genaue Standortbestimmung verwendet. In der Arbeit werden zwei verschiedene Fahrräder untersucht, ein nichtgefedertes Rennrad und ein an der Vorderseite gefedertes Mountainbike, das auch einen niedrigeren Reifendruck besitzt.

Zur Auswertung der auf der Teststrecke gesammelten Daten werden unterschiedliche statistische Modelle untersucht, die verschiedene Faktoren berücksichtigen. Dabei wurde herausgefunden, dass der Reifendruck vom Fahrrad neben der gemessenen Beschleunigung für eine genaue Erkennung berücksichtigt werden sollten. Die Einteilung der Bodenbeläge erfolgte in drei Kategorien, die für gute, mittlere und schlechte Oberflächenqualität stehen. Die Erkennung der guten und schlechten Oberflächen betrug dabei über 80 %, und die mit mittlerer Qualität lag bei nur ca. 40 %. Die Verwendung dieser Methodik weist aber einen hohen Kalibrierungsaufwand auf.

2.2 Abschätzung der Bodenbeschaffenheit mittels Smartphones unter realistischen Bedingungen

Im Beitrag von DOUANGPHACHANH et al. (2013) wird eine lineare Abhängigkeit zwischen Geschwindigkeit, Oberflächenqualität und lineare Beschleunigung nachgewiesen. Das heißt je schneller oder schlechter die Oberflächenqualität umso größer sind die Ausschläge auf der z-Achse. Dieses Wissen wird in dieser Arbeit verwendet um die Geschwindigkeit in das Oberflächenerkennungsmodell des Detektors zu berücksichtigen. Die Details dazu werden in Kapitel 4 behandelt.

2.3 Belag Erkennung mittels fahrradmontierten Smartphones

Im Beitrag von HOFFMANN et al. (2013) wird untersucht ob mithilfe eines Fahrrades und eines Smartphones die Qualität von Bodenbelägen ermittelt werden kann. Dazu wird der im Smartphone verbaute GPS und Beschleunigungssensor verwendet. Ein Teil der Arbeit befasst sich mit der Untersuchung der allgemeinen Straßenqualität, wohingegen der andere Teil

überprüft, ob eine Erkennung von Schlaglöchern möglich ist. In beiden Fällen wird ein Machine-Learning Ansatz mit Clustering verwendet. Dadurch wird die Erkennung und Anpassung auf den Smartphone und Fahrrad möglich. Allerdings muss der Algorithmus vor der Erkennung von unbekanntem Flächen mit bekannten Daten trainiert werden. Das geschieht indem das Fahrrad durch ein vorher festgelegtes Gebiet fährt.

Auch in dieser Arbeit wurden drei Kategorien von Bodenbelägen unterschieden und die Genauigkeit der Erkennung dieser ist ein wenig schlechter als in der zuvor vorgestellten Arbeit. Diese liegt bei guten Oberflächen zwar bei über 85 %, aber bei schlechten liegt sie bei nur noch ca. 65 % und bei mittleren nur noch bei knapp über 50 %. In dieser Arbeit wird das Lerngebiet permanent erweitert, sobald die Oberflächenqualität eines Gebietes eindeutig identifiziert ist. Das Gebiet gilt als eindeutig identifiziert, wenn mindestens 10 Nutzer das Gebiet überquert haben und eine Trefferquote von 90 % für eine Oberflächenqualität identifiziert wurde.

3 Grundlagen

Um die Funktionsweise des Bodenbelag-Detektors zu verstehen, ist eine Definition von Bodenbelag notwendig. Die Erkennung erfolgt mittels ein Smartphone, weshalb ein Überblick über die genutzte Sensorik und ihre Funktionsweise wichtig ist. Die Vorstellung von Crowdsourcing hilft die Methodik dieser Arbeit einzuordnen. Abschließend soll einen kurzen Einblick über eNav dazu beitragen, die Bedeutung des Bodenbelag-Detektors in das eNav-System zu verstehen.

3.1 Bodenbeläge

Bei der Untersuchung von Bodenbelägen in dieser Arbeit spielt das verwendete Material kaum eine Rolle. Das Kriterium für die Unterscheidung von Oberflächen ist ausschließlich die Ebenheit der Bodenbeläge, da das Material für den Rollstuhlfahrer nicht direkt spürbar ist. Beispielsweise kann eine Oberfläche mit Asphalt in die gleiche Kategorie fallen wie eine Oberfläche, die aus Steinplatten besteht, wenn diese sehr eben und ohne große Fugen aneinander liegen.

Asphaltierte Wege haben meistens eine ebene Oberflächenstruktur, wohingegen Kopfsteinpflaster zu den Bodenbelägen mit unebenen Oberflächenstruktur gehören. Diese Kategorisierung kann mit den Reibungsfaktoren aus (DZAFIC et al. 2014) erklärt werden. An den Reibungsfaktoren ist zu erkennen, dass Asphalt, Beton und Betonpflaster ähnliche Reibungsfaktoren in Gegensatz zu Kopfsteinpflaster haben. Somit wird in dieser Arbeit zwischen ebene Oberflächen (Beton, Asphalt, ebene Betonpflaster), mittelebene Flächen (unebener Betonpflaster, abgeflachte Kopfsteinpflaster) und unebene Flächen (Kopfsteinpflaster, unbefestigter Boden) unterschieden.

Diese Arbeit unterscheidet zwischen *bekanntem* und *unbekanntem Flächen*. Bekannte Flächen sind definiert als Flächen (n-Kanten in OSM) den einen Bodenbelag zugewiesen bekommen haben. Für den Initialzustand des Systems weist ein Administrator eine geringe Anzahl an Flächen ein Bodenbelag zu. Diese Flächen dienen zur Kalibrierung (siehe Kapitel 4).

3.2 Sensorik des Smartphones

In diesem Kapitel erfolgt eine kurze Beschreibung der Sensoren, die bei der Bodenbelagerkennung verwendet werden. Für die Messungen werden ausschließlich Schnittstellen der Android API verwendet, ohne weitere Filterungen. Aus den Messwerten des Beschleunigungs- und Magnetfeldsensors wird unabhängig von der Lage des Smartphones die vertikale Beschleunigung berechnet.

Global Positioning System oder kurz GPS ist ein auf Satelliten basiertes Navigations- und Positionsbestimmungssystem. Es ist in der Lage den Standort mit einer Genauigkeit von bis zu 5 m (WING et al. 2005) zu bestimmen. Das Ergebnis einer Standortmessung sind die Winkelmaße „Latitude“, „Longitude“ und „Altitude“.

Der **Beschleunigungssensor** im Smartphone misst die Beschleunigungen die auf die drei Achsen vom Smartphone einwirken in m/s^2 . Dieser Sensor erfasst dementsprechend auch die stets vorhandene Schwerkraft. Um diese aus den Messungen zu filtern und die lineare Beschleunigung zu ermitteln kann ein Filter oder zusätzlich ein Schwerkraftsensor verwendet werden. Letzterer misst ausschließlich die auf das Smartphone wirkende Schwerkraft und liefert wie der Beschleunigungssensor für jede Koordinatenachse einen Beschleunigungswert. Allerdings benötigt dieser einen Magnetfeldsensor.

Der **Magnetfeldsensor** misst die magnetische Flussdichte am Smartphone und ermittelt für jede der drei Koordinatenachsen die magnetische Flussdichte entlang dieser Achse, gemessen in mikro-Tesla (μT). Dadurch ist z. B. möglich, dank des Erdmagnetfeldes, die Orientierung eines Smartphones zu ermitteln.

3.3 Crowdsourcing

Crowdsourcing setzt zu zusammen aus den englischen Wörtern „crowd“ (Menge) und „sourcing“ (etwas beschaffen). Es bezeichnet das Sammeln von Ideen und Informationen von einer großen Anzahl an freiwilligen Personen. Dadurch kann das Sammeln von Informationen auf sehr viele Personen aufgeteilt werden, sodass nicht eine einzelne Person diese Informationen alleine beschaffen muss. Das Zusammenlegen dieser Informationen geschieht meistens über das Internet, da dadurch viele Teilnehmer leicht erreicht werden können ohne dass diese einen großen Aufwand haben. Oft ist der Teil der Informationsbeschaffung nur ein kleinerer Teil einer größeren Anwendung, sodass der Nutzer dieser nicht direkt mitbekommt, dass er beim Crowdsourcing mithilft (HOWE 2006).

3.4 eNav

eNav ist ein für Elektrorollstuhlfahrer ausgelegtes Navigationssystem. Im Unterschied zu herkömmlichen Navigationssystemen berücksichtigt eNav bei der Routenberechnung den voraussichtlichen Energieverbrauch (DZAFIC et al. 2013). Zur Reduzierung des Energieverbrauchs berücksichtigt eNav neben der Länge der Strecke auch die Steigung und Rollwiederstand des Bodenbelags.

Außerdem bietet eNav die Möglichkeit eine komfortablere Route zu berechnen indem unebene Bodenbeläge von der Route ausgeschlossen werden (DZAFIC et al. 2014). Die Informationen über den Bodenbelag sind in das von eNav verwendeten Kartenmaterial „Open-

StreetMap“ nicht vollständig erfasst. Weshalb der Bodenbelag-Detektor beitragen soll die Dichte der Bodenbelagsinformation in OpenStreetMap zu erhöhen.

4 Bodenbelag-Detektor

Dieses Kapitel stellt das Konzept des Bodenbelag-Detektors dar. Mithilfe einer Ablaufbeschreibung wird die Funktionsweise davon verdeutlicht. Darauf folgend, gibt die Architektur ein Einblick in die Realisierung des Bodenbelag-Detektors. Durch diesen Einblick entsteht eine Vorstellung der Aufgabenverteilung zwischen Client und Server des Gesamtsystems. Abschließend wird genauer auf die automatische Kalibrierung eingegangen.

4.1 Ablaufbeschreibung

Die Beschreibung des Ablaufs erfolgt in zwei Schritten. Als erstes folgt eine Schilderung des Erkennungsablaufes eines Nutzers und als zweites die Eingliederung der Daten der Nutzer im Gesamtsystem.

Der Rollstuhlfahrer fixiert sein Smartphone am Rollstuhl und startet die eNav-App. Während der Fahrt trackt die App permanent die vertikale Beschleunigung, Geschwindigkeit und GPS-Position (Siehe Kapitel 3.2). Das System unterteilt die Daten in Daten von bekannten und unbekannt Flächen (siehe Abb. 1). So lange der Fahrer nicht über eine bekannte Fläche fährt, sammelt die App die Daten der unbekannt Flächen. Wenn der Fahrer über bekannte Flächen gefahren ist, nutzt das System die gesammelten Daten dieser Flächen für die Kalibrierung (siehe Abschnitt 4.3). Nach einer erfolgreichen Kalibrierung findet eine rückwirkende Auswertung der gesammelten Daten unbekannter Flächen statt. Ebenfalls werden alle nachfolgenden Daten unbekannter Flächen ausgewertet. Die Auswertung der Daten bewirkt eine Zuweisung von Bodenbeläge an überquerte unbekannt Flächen.

In diesem Abschnitt wird die Bedeutung der Zuordnung des einzelnen Fahrers veranschaulicht. Erfolgt die Zuordnung eines einzelnen Fahrers wird eine Belag-Kategorie der Fläche hochgezählt (Abb. 2). Nachdem n-Fahrer diese Fläche überquert haben, analysiert das System ob eine eindeutige

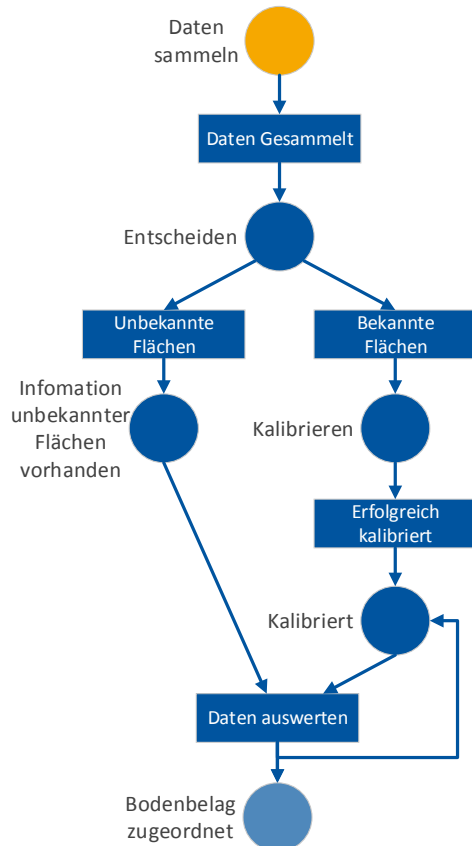


Abb. 1: Vorgehensweise des BD-System bei einzelnen Benutzer

Zuweisung möglich ist. Als initialwert der eindeutigen Zuweisung wurde 75 % aller einzelnen Zuordnungen gewählt. Die Güte des Schwellwertes ist in der Zukunft zu erforschen, nachdem das System eine längere Zeit in Betrieb ist. Wenn eine eindeutige Zuordnung möglich ist, wird diese einer Kante in einer OSM-Datei zugordnet. Danach gilt diese Kante als bekannte Fläche.

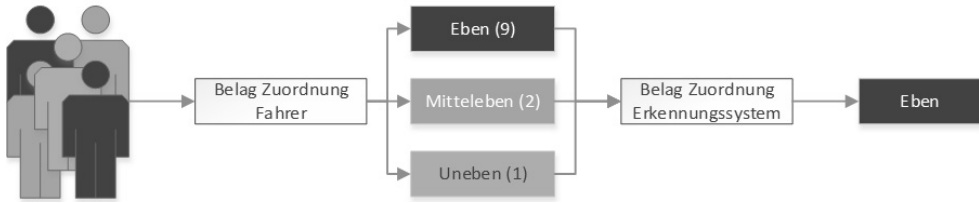


Abb. 2: Vorgehensweise des BD Systems bei der Zuordnung der Bodenbeläge

Die Herausforderung der eindeutigen Zuweisung besteht darin eine Zuordnung zu machen, bei einer Fläche mit mehreren Belägen. Eine solche Fläche ist z. B. eine Straße, die in OSM als eine Kante dargestellt wird, jedoch neben der Fahrbahn ein Gehweg hat, der nicht als getrennte Kante erfasst ist. In ein solchen Fall kann vorkommen, dass der Gehweg eine Kategorie zugewiesen wird und der Fahrbahn eine andere. In der Zukunft soll versucht werden anhand mehrdeutigen Flächen solche Straßen zu identifizieren und die Spuren als Parallelkante zu ergänzen, sodass die Beläge einzelner Kante zugewiesen werden können.

4.2 Architektur

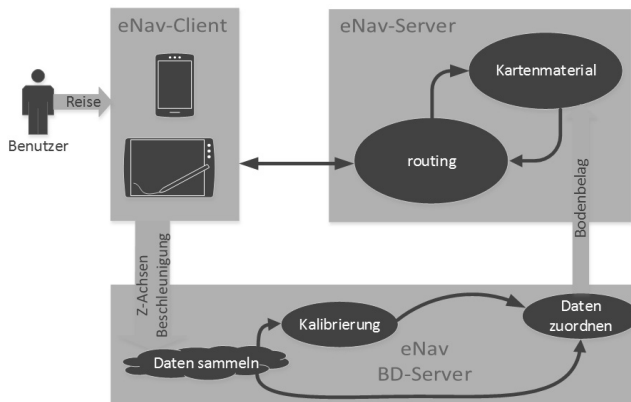


Abb. 3: Architektur des Bodenbelag-Detektors

Wie in Kapitel 3.4 erwähnt, basiert eNav auf eine Client-Server Architektur. Als Erweiterung von eNav, basiert auch der Bodenbelag-Detektor auf der Client-Server Architektur.

Während der Fahrt trackt die Client-App die obengenannten Informationen und leitet diese an den Server des Bodenbelag Detektors weiter. Der Server sammelt die Daten und verarbeitet diese nach dem Schema in Kapitel 4.1. Nach der Verarbeitung der Daten durch den Bodenbelag-Detektor werden die gewonnen Informationen zum eNav Server weitergeleitet und im Kartenmaterial integriert und aktualisiert.

4.3 Kalibrierung

Für eine genaue Funktionsweise mit verschiedenen Rollstühlen und Smartphones ist erforderlich, dass sich die App an diese anpassen kann. Beispielsweise haben Smartphones Beschleunigungssensoren von verschiedenen Herstellern, die die Beschleunigung oft unterschiedlich stark messen. Eine Kalibrierung an Rollstühlen ist erforderlich, da diese unterschiedliche Bauweisen haben, wodurch Unebenheiten im Bodenbelag unterschiedlich stark auf das Fahrgestell und somit auch auf das Smartphone übertragen werden.



Abb. 4: Indoor(links)- und Outdoor(rechts)-Rollstuhl

Abbildung 4 zeigt einen Vergleich zwischen dem Fahrgestell und den Reifen von einem Indoor- und einem Outdoor-Rollstuhl. Dabei ist zu erkennen, dass der Indoor-Rollstuhl vorne nur über ein sehr kleines gummiertes Rad verfügt, welche Unebenheit deutlich stärker wahrnimmt als der Reifen vom Outdoor-Rollstuhl. Zusätzlich verfügt der Outdoor-Rollstuhl über eine Federung, die die Bodenbeläge zusätzlich dämpft.

Die Kalibrierung erfolgt mithilfe der bekannten Flächen. Für die Kalibrierung ist erforderlich, dass sowohl von ebenen als auch von unebenen Bodenbelag eine bekannte Fläche gibt. Beim Durchqueren dieser Gebiete identifiziert die App, wie stark die vertikale Beschleunigung für Bodenbeläge mit deren Oberflächenqualität ist. Da die gemessene vertikale Beschleunigung auch von der Fahrgeschwindigkeit abhängig ist, wird diese dazu gespeichert. Abbildung 6 in Kapitel 5.1 zeigt ein Ausschnitt der gemessenen Daten.

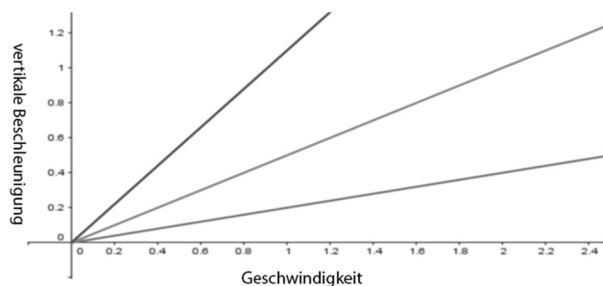


Abb. 5: Regressionsgerade

Mithilfe von den in einem bekannten Gebiet gemessenen Beschleunigungen und Geschwindigkeiten wird eine Regressionsgerade ermittelt (Abbildung 5). Eine Regressionsgerade wird also für ebene und unebene Bodenflächen ermittelt. Bei Messungen in unbekanntem Flächen (Geschwindigkeit und Beschleunigung) wird mithilfe dieser ermittelt, in welche Kategorie sich diese Messung befin-

det indem der Abstand zu den Geraden gemessen wird. In dieser Arbeit wird in der Evaluation zwischen drei Kategorien unterschieden, wobei die Regressionsgerade für die mittlere ebene Flächenstruktur genau zwischen der Regressionsgerade für ebene und unebene Flächen liegt. Das bedeutet, für die mittlere ebene Oberfläche ist kein bekannter Bodenbelag erforderlich.

5 Evaluation

In diesem Kapitel wird eine Evaluation, von unterschiedliche Rollstühle und Smartphones auf einer Teststrecke, vorgestellt. Zunächst folgt eine Beschreibung des Testaufbaus und dessen Umsetzung. Abschließend werden die Ergebnisse der Evaluation vorgestellt und diskutiert.

5.1 Testaufbau

Für den Test ist als erstes eine 3 km lange Strecke definiert (Abb. 6). Für die Definition ist allen Streckenabschnitten manuell ein Bodenbelag zugeordnet. Die manuelle Zuordnung soll als Referenz dienen, welche Flächen durch den Barriere-Detektor richtig erkannt werden (Soll-Zustand). Die Teststrecke enthält alle drei Bodenbelag-Kategorien. Zusätzlich dient der Marktplatz als bekannte unebene Fläche und der Seffenter Weg als bekannte ebene Fläche.

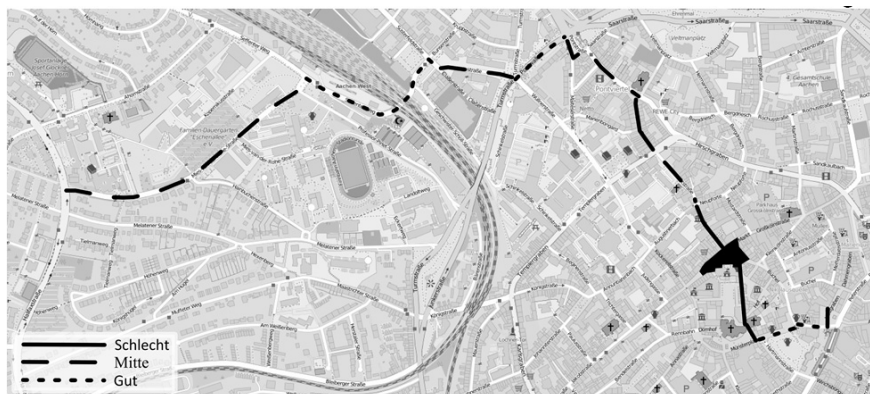


Abb. 6: Teststrecke

Als nächstes fahren Rollstuhlfahrer mit unterschiedlichen Rollstühlen und Smartphones über die Teststrecke. Dabei ist zu beachten, dass das Smartphone fest am Rollstuhl fixiert und der Bodenbelag-Detektor aktiv ist. Während der Testfahrt werden sowohl Indoor- als auch Outdoor-Rollstühle verwendet (Ist-Zustand).

Ein Ausschnitt der Logdatei eines der Rollstuhl-Smartphones für die Pontstraße ist in Abbildung 7 zu sehen. Neben die GPS-Daten, wird die GPS-Genauigkeit in m, die Geschwindigkeit in m/s, die lineare Beschleunigung der x-, y- und z-Achse in m/s^2 und ein Zeitstempel

geloggt. Der Detektor sucht im Nachhinein zu die GPS-Koordinaten eine passende Kante und ordnet diese den meistgemessenen Oberflächenklasse zu.

_id	latitude	longitude	location_accuracy	speed	acceleration_x	acceleration_y	acceleration_z	timestamp
134	50,77768	6,08265	8	1,040876	0,674859107	0,083962321	1,231737256	1,44E+12
135	50,77768	6,08265	8	1,040876	2,259821415	1,105081081	1,51520586	1,44E+12
136	50,77767	6,08265	8	1,030671	1,653565288	0,492659539	1,360163569	1,44E+12
137	50,77767	6,08265	8	1,030671	0,857775569	0,046826392	1,35115397	1,44E+12

Abb. 7: Ausschnitt des Messprotokolls

Abschließend erfolgt ein Vergleich zwischen Ist- und Soll-Zustand um die Zuordnungsrates des Bodenbelag-Detektors zu begutachten. Im nächsten Abschnitt folgt eine Auswertung dieser Testdaten.

5.2 Erkannter Boden

Das Ergebnis der Testfahrt ist in Tabelle 1 abgebildet. Die Erste Spalte stellt dabei die Soll-Werte und die erste Zeile die Ist-Werte dar. So kann der zweiten Zeile entnommen werden, dass die Bodenbelagskategorie „eben“ in 91,8 % der Fälle richtig erkannt wird und in 6,3 % der Fälle fälschlicherweise als „mitteleben“ und 1,9 % als „uneben“ erkannt wird.

Die Tabelle 1 repräsentiert einen Durchschnittswert aller Rollstühle getrackt mit ein Samsung Galaxy Note 2.

Tabelle 1: Durchschnittswerte aller Rollstuhlfahrer mit Samsung Galaxy Note 2

Qualität	eben	mitteleben	uneben
eben	91,8 %	6,3 %	1,9 %
mitteleben	0 %	88,4 %	11,6 %
uneben	0 %	13,5 %	86,5 %

Bei der Untersuchung der Abweichungen ist fest zu stellen, dass die meisten Abweichungen auf Schlaglöcher und Kanaldecken zurückzuführen sind. Das Phänomen, dass 13,5 % des „unebenen“ Bodenbelags als „mitteleben“ erkannt wird, kann anhand der Krämerstraße erklärt werden. Auf der Krämerstraße erfolgt ein ständiger Wechsel zwischen Plattenbelag („mitteleben“) und Kopfsteinpflaster („uneben“). Dieser ist aber bei der Streckendefinition als „uneben“ eingestuft.

Tabelle 2: Durchschnittswerte aller Rollstuhlfahrer mit Google Nexus 5

Qualität	eben	mitteleben	uneben
eben	77,4 %	17,2 %	5,4 %
mitteleben	13,3 %	64,8 %	21,9 %
uneben	0 %	2,8%	97,2 %

Um den Einfluss des Smartphones auf die Messungen zu untersuchen, wird ein äquivalenter Test mit einem Google Nexus 5 Smartphone durchgeführt, siehe Tabelle 2. Dabei fällt auf, dass die Trefferquote des Nexus von den Note 2 abweicht. Nichtsdestotrotz ist eine Zuord-

nung des Bodenbelags mit hoher Wahrscheinlichkeit möglich. Daraus folgert, dass der Ansatz dieser Arbeit in die richtige Richtung führt, jedoch das Model Optimierungsbedarf besitzt. Bezüglich der Indoor- und Outdoor-Rollstühle fällt auf, dass die Indoor-Rollstühle bessere Zuordnungsraten aufweisen. Dieses Phänomen stärkt die Annahme aus Kapitels 4.3, dass die Dämpfung der Federung die Zuordnung erschwert.

6 Fazit und Ausblick

In dieser Arbeit wird ein Konzept vorgestellt, welches mithilfe von Smartphones Bodenbeläge erkennt. Die Auswertung der Daten zeigt, dass mit dem Bodenbelag-Detektor zufriedenstellende Zuordnungsraten erreicht werden können, trotz der Existenz von unterschiedlichen Zuordnungsraten für unterschiedliche Smartphones und Rollstühle. In der Zukunft soll durch langfristige Beobachtung beim Crowdsourcing, das Model, das zur Erkennung der Bodenbeläge dient, besser untersucht und laufend optimiert werden. Zudem besteht die Möglichkeit der Betrachtung weiterer Einflussfaktoren, wie z. B. Frequenz der Ausschläge etc., um das Model zu optimieren. Es besteht auch die Möglichkeit mithilfe einer Smartphone Kamera Mustererkennung zu betreiben. Die Schwierigkeit dabei ist, dass das Smartphone derart am Rollstuhl befestigt werden muss, dass die Kamera den Boden im Blickfeld hat. Wir bedanken uns für die Unterstützung von Center for European Research on Mobility (CERM).¹

Literatur

- DOUANGPHACHANH, V. & ONEYAMA, H. (2013), Estimation of road roughness condition from smartphones under realistic settings. In ITS Telecommunications (ITST) 2013, 13th International Conference on (433-439). IEEE.
- DZAFIC, D., BAUMEISTER, D., FRANKE, D. & KOWALEWSKI, S. (2014), Integration von Bodenbelagsinformationen zum energieeffizienten Routen von Elektrorollstühlen. In: STROBL, J. et al. (Hrsg.): *Angewandte Geoinformatik 2014*. Wichmann, 451-460.
- DZAFIC, D., FRANKE, D., BAUMEISTER, D. & KOWALEWSKI, S. (2013), Modifikation des A*-Algorithmus für energieeffizientes 3D-Routing. In: STROBL, J. et al. (Hrsg.): *Angewandte Geoinformatik 2014*. Wichmann, 414-423.
- DZAFIC, D., SCHOONBROOD P., FRANKE D. & KOWALEWSKI, S. (2016), eNav – A Suitable Navigation System for Disabled. *Zukunft Lebensräume Kongress 2016 (ZL 2016)*, Frankfurt.
- HOFFMANN, M., MOCK, M. & MAY, M. (2013), Road-quality Classification and Bump Detection with Bicycle-Mounted Smartphones. In: UDM@ IJCAI, 39.
- HOWE, J. (2006), The Rise of Crowdsourcing. *Wired Magazine*, 14.
- KOTHGASSER, U. (2012), Oberflächenbeurteilung von Radverkehrsanlagen mittels GPS und Beschleunigungssensoren. Masterarbeit, Universität für Bodenkultur Wien.
- TOPF, J. & RAMM, F. (2010), OpenStreetMap – Die freie Weltkarte nutzen und mitgestalten. Lehmanns.
- WING, M., EKLUND, A. & KELLOG, L. (2005), Consumergrade global positioning system (GPS) accuracy and reliability. *Journal of forestry*, 103 (4), 169-173.

¹ <http://www.cerm.rwth-aachen.de/>