

Ableitung von Gehwegdaten mithilfe georeferenzierter Bilder und Interpretation der „Crowd“

Zusammenfassung: Die Verfügbarkeit flächendeckender Gehwegdaten spielt unter anderem in der Routenplanung und Navigation für Fußgänger und mobilitätseingeschränkte Personen eine bedeutende Rolle. Jedoch ist die Abdeckung potentieller Datenquellen, wie dem freien Geodatendienst OpenStreetMap, mit Gehwegdaten verhältnismäßig gering. Eine weitere potentielle Quelle für die Extraktion von zusätzlichen Gehwegdaten stellen sogenannte Street-Level-Bilder dar.

Hier soll ein Ansatz zur Beurteilung der Zuverlässigkeit einer mittels Crowdsourcing durchgeführten Gehwegerkennung in Street-Level-Bildern vorgestellt werden. Dazu wird eine Stichprobe von Street-Level-Bildern aus Heidelberg der Plattform Mapillary von Crowdsourcing-Teilnehmern hinsichtlich des im Bild sichtbaren Vorhandenseins von Gehwegen ausgewertet. Anschließend werden aus amtlichen Gehweg- und Straßendaten für das Untersuchungsgebiet Referenzdaten zum tatsächlichen Gehwegvorkommen abgeleitet. Diese werden mit den Ergebnissen der Crowdsourcing-Gehwegerkennung verglichen und so deren Zuverlässigkeit beurteilt. Die Ergebnisse zeigen, dass die Methode gut geeignet ist, um vorhandene Gehwege zu erkennen - sie werden mit einer Genauigkeit von 88 % richtig interpretiert. Nicht vorhandene Gehwege, also Straßenabschnitte, die aus der Fußgänger-Routenplanung ausgeschlossen werden sollten, werden jedoch nur schlecht erkannt. In der Diskussion zeigen wir Ideen zur Verbesserung des Verfahrens.

Schlüsselwörter: Street-Level-Bilder, Crowdsourcing, Gehwegerkennung, OpenStreetMap, Mapillary

Collecting Sidewalk Data Using Georeferenced Images and Interpretation from the Crowd

Abstract: Sidewalk data is important in various fields, such as routing and navigation for pedestrians or mobility impaired persons. However, potential data sources such as OpenStreetMap, a free geodata service, provide a relatively small coverage of sidewalk data so far. Another potential source for acquiring additional sidewalk data are so-called street level images.

Therefore, an approach for examining the reliability of crowdsource-based sidewalk detection in street level images is presented. It is based on a random sample of Mapillary street level imagery of Heidelberg, which is analysed by crowdsourcing participants concerning the existence of visible sidewalks. Official street and sidewalk data of the area is used to derive reference data representing the actual sidewalk situation. By comparing the results of the crowdsource-based sidewalk detection with this reference data the reliability of the method can be evaluated. The results show that the method is well suited to detect existing sidewalks. They correctly rated by 88 %. However, the method fails to detect non-existing sidewalks, which means that such street segments cannot be excluded from pedestrian routing as they should. We conclude with a discussion of improvements of the method.

Keywords: street level images, crowdsourcing, sidewalk detection, OpenStreetMap, Mapillary

1 Einleitung und Motivation

Durchgehende Gehwege stellen ein zentrales Element für die Fortbewegung von Fußgängern im Straßenverkehr dar. Dabei hängt die Zugänglichkeit beziehungsweise Nutzbarkeit einer zurückzulegenden Strecke für den Fußverkehr vorrangig vom Vorhandensein von Gehwegen auf dieser Strecke ab. In der Routenplanung und Navigation für Fußgänger sind zuverlässige und flächendeckende Daten zur Gehwegabdeckung somit von großer Bedeutung. Bei der Gehwegnutzung durch mobilitätseingeschränkte Personen, wie zum Beispiel Rollstuhlfahrer oder Personen mit Kinderwagen, sind weitere Parameter, wie die Gehwegoberfläche oder die Höhe von Bordsteinkanten, zu berücksichtigen. Für die barrierefreie Routenplanung, wie sie der auf dem freien Geodatendienst OpenStreetMap (OSM) basierende OpenRouteService anbietet, werden folglich noch umfangreichere Gehwegdaten benötigt (Müller et al. 2010; Neis & Zielstra 2014a; Hahmann et al. 2016). Darüber hinaus spielen Gehwege zum Beispiel in der Verkehrs- und Stadtplanung (Stadt Heidelberg 2017) oder

der Public Health-Forschung (Badland et al. 2010, S. 1007 f.) eine Rolle. Die Verfügbarkeit zuverlässiger Gehwegdaten ist also in vielerlei Hinsicht von Bedeutung.

Bei der Beschaffung von Gehwegdaten kann auf amtliche Daten zurückgegriffen werden, jedoch bedeuten fehlende bundesweite und internationale Standards einen erheblichen Aufwand für die Beschaffung und Nutzung dieser Daten in größerem Maßstab, außerdem sind die Daten häufig nicht als Open Data verfügbar. Als alternative Datenquelle bietet sich OSM an, jedoch scheint die Abdeckung mit Gehweginformationen dort bisher verhältnismäßig gering zu sein. So enthielten im Jahr 2015 beispielsweise in Berlin 5,6 %, in Heidelberg dagegen nur 2,2 % aller in OSM verzeichneten Straßen ein entsprechendes Gehweg-Attribut (Mobasheri et al. 2015, S. 2).

Eine potentielle Quelle zur Ergänzung fehlender Gehweginformationen in Geodatenansammlungen wie OSM sind sogenannte Street-Level-Fotos, die einen visuellen Eindruck von den fotografierten Straßen und Gehwegen vermitteln. Neben kommerziellen Anbietern von Street-Level-Fotografie wie Google Street View wurde 2014 mit der Plattform Mapillary der erste crowdsourcing- und open data-basierte Dienst in diesem Bereich veröffentlicht (Juhász & Hochmair 2015, S. 535). Die bisherige Abdeckung von OSM-Straßen mit Mapillary-Fotos variiert lokal und abhängig vom Straßentyp, lag jedoch im Jahr 2015 für Hauptstraßen in etlichen größeren deutschen Städten bereits zwischen 14 und 59 % (Juhász & Hochmair 2015, S. 542), was ausreichend sein sollte, um in relevantem Maße in OSM fehlende Gehweginformationen ergänzen zu können (Juhász & Hochmair 2016, S. 21). Vom weiteren Wachstum der Plattform kann zudem ausgegangen werden.

Bereits existente Ansätze, die Erkennung von Gehwegen oder verwandten Objekten in Street-Level-Bildern zu automatisieren (Hara et al. 2014; Smith et al. 2013), verdeutlichen, dass eine vollautomatische Gehwegerkennung in Street-Level-Bildern zurzeit noch keine zuverlässigen Ergebnisse liefert. Eine alternative potentielle Vorgehensweise, um in größerem Umfang Street-Level-Bilder hinsichtlich der Extraktion von Gehweginformationen auszuwerten, stellt Crowdsourcing dar. Beim Crowdsourcing wird eine Aufgabe, hier die manuelle Gehwegerkennung in Street-Level-Bildern, an eine externe Personengruppe zur Bearbeitung übertragen (Heipke 2010, S. 551).

Hier soll ein Verfahren vorgestellt werden, das anhand von Mapillary-Street-Level-Fotos die Eignung von Crowdsourcing für eine zuverlässige Gehwegerkennung in Street-Level-Bildern untersucht. Das Verfahren gliedert sich dabei in die Durchführung einer Gehwegerkennung mittels Crowdsourcing an einer Stichprobe von Street-Level-Bildern aus Heidelberg, die Ableitung von Referenzdaten zur tatsächlichen Gehwegsituation im Untersuchungsgebiet aus amtlichen Straßen- und Gehwegdaten, sowie den Vergleich der Crowdsourcing-Ergebnisse mit den Referenzdaten.

2 Forschungsstand & Verwandte Arbeiten

2.1 Crowdsourcing & Volunteered Geographic Information

Im Themengebiet freiwillig erhobener Informationen, sowie speziell freiwillig erhobener *geographischer* Informationen, existiert eine Vielzahl an Begrifflichkeiten, die von See et al. (2016) als „Crowdsourced Geographic Information“ (See et al. 2016, S. 11) zusammengefasst werden. Mittlerweile hat sich insbesondere der Begriff der Volunteered Geographic Information (VGI) etabliert. Goodchild (2007) führte diesen Begriff ein und beschreibt damit das Generieren geographischer Informationen durch eine große Gruppe freiwilliger und, in Bezug auf diese Art der Daten(-erfassung), ungelerner Personen (Goodchild 2007, S. 212). Aufgrund der meist fehlenden Gewährleistung von Vollständigkeit und Korrektheit werden auf diesem Wege erhobene Daten oft als weniger vertrauenswürdig angesehen als amtliche oder durch Experten erhobene Daten (Heipke 2010, S. 553 f.). Jedoch können crowdsourcing-basierte Geodaten in ihrer Qualität teilweise durchaus mit offiziellen Datenquellen mithalten oder diese sogar übertreffen (See et al. 2016, S. 15).

Als hier relevante Beispielprojekte für VGI sind OpenStreetMap sowie die Plattform Mapillary zu nennen. Das OpenStreetMap-Projekt wurde 2004 von Steve Coast am University College London ins Leben gerufen mit dem Ziel, eine frei zugängliche Geodatenbank zu schaffen, die für Kartographie, Navigation und andere Anwendungen verwendet werden kann (Haklay & Weber 2008, S. 13). Es hat sich mittlerweile zu einem der weltweit bedeutendsten VGI-Projekte entwickelt (Barron et al. 2014, S. 877). Die Entwicklung und Verwaltung der Schnittstellen und Server, die für die Umsetzung des Projekts benötigt werden, liegt größtenteils in der Hand Freiwilliger (Neis & Zielstra 2014b, S. 79 f.).

Mapillary wurde 2014 von einem schwedischen Startup gegründet und stellt eine Plattform für Street-Level-Fotografie im Crowdsourcing-Bereich und mit offener Lizenz dar. Die Street-Level-Fotos können von den Mapillary-Nutzern direkt über eine mobile Applikation aufgenommen und auf die Plattform hochgeladen oder mit einer Kamera georeferenziert aufgenommen und später über die Website hochgeladen werden. Das große

Potenzial von Mapillary im Vergleich zum kommerziellen Marktführer Google Street View liegt darin, dass Google nur bestimmte, beispielsweise touristisch oder wirtschaftlich bedeutende Gebiete und Städte und dort hauptsächlich befahrbare Straßen abdeckt, während Mapillary durch den Crowdsourcing-Charakter theoretisch jeden befahr- oder *begehbaren* Ort auf der Welt abdecken kann (Juhász & Hochmair 2015, S. 535 f.). Mapillary stellt die hochgeladenen Fotos unter einer offenen Lizenz zur Verfügung, sodass sie weiterverwendet werden können, zum Beispiel für den Datengewinn in OSM (Neubauer 2015, S. 25).

2.2 Verwandte Forschung

Zur manuellen Auswertung von Street-Level-Bildern hinsichtlich verschiedener Gehweginformationen finden sich bereits einige Forschungsarbeiten im Kontext der Public Health-Forschung (Badland et al. 2010; Rundle et al. 2011). Janssen & Rosu (2012) haben ein auf GIS, Google Earth und Google Street View basierendes Verfahren zur manuell-visuellen Gehwegerkennung entwickelt. Für die hier vorgestellte Thematik besonders relevant ist die Forschung von Hara et al. (2013), die untersuchen, inwieweit mit einer Kombination aus Crowdsourcing und Google Street View die Qualität beziehungsweise Zugänglichkeit von Bürgersteigen untersucht und korrekt beurteilt werden kann. Dazu wurden als Teilnehmergruppen Beitragende des Amazon Mechanical Turk sowie eine spezialisierte Gruppe bestehend aus Mitgliedern des Forschungsteams sowie Rollstuhlfahrern untersucht. Die untrainierte Freiwilligengruppe konnte mit einer Zuverlässigkeit von 81 % Gehwegprobleme erkennen, unter Einbeziehen einfacher Qualitätskontrollmechanismen sogar mit einer Rate von 93 % (HARA et al. 2013, S. 631 f.).

3 Methodik

Im Folgenden soll die durchgeführte Methodik zur Beurteilung der Zuverlässigkeit crowdsource-basierter Gehwegerkennung in Street-Level-Bildern vorgestellt werden. Sie gliedert sich in folgende Teile:

- Durchführung eines Crowdsourcing-Tasks zur Generierung von Untersuchungsdatensätzen
- Map-Matching der Fotoaufnahmeorte (GPS-Koordinaten, Orientierung) an das Straßennetz, um vergleichbare Bedingungen für die Bewertung der Lage von Gehwegen an den verschiedenen Standorten zu schaffen
- Zuordnung zugehöriger Gehwegflächen an die Foto-Aufnahmeorte auf dem Straßennetz zur Ableitung von Referenzdaten zur Gehwegsituation an den Standorten
- Vergleich von Untersuchungs- und Referenzdaten

Die einzelnen Schritte zur Durchführung dieses Verfahrens werden mithilfe eines Geoinformationssystems (GIS) bearbeitet.

3.1 Crowdsourcing zur Generierung der Untersuchungsdaten

Untersuchungsgrundlage der durchgeführten Methodik bildet ein Satz von 235 Mapillary-Bildern, die eine Zufallsstichprobe von 10 % der Mapillary-Bilder Heidelbergs aus dem Zeitraum Februar 2015 darstellen. Über das Portal Crowdcrafting.org wurde ein Crowdsourcing-Task für die manuell-visuelle Gehwegerkennung in diesen Bildern entwickelt. Dabei sollte jedes Street-Level-Bild von je drei Teilnehmern hinsichtlich des Vorhandenseins erkennbarer Gehwege ausgewertet werden. Die Teilnehmer sollten auswählen, ob auf dem im jeweiligen Bild sichtbaren Straßenabschnitt in Blickrichtung rechts, links, auf beiden oder auf keiner Straßenseite ein Gehweg zu erkennen ist. Darüber hinaus konnte angegeben werden, dass es sich bei einem Bild nicht um ein Foto handelt, auf einem Foto keine Straße zu sehen ist oder die Gehwegsituation anhand des Fotos nicht zu erkennen ist. **Abbildung 1** zeigt die Bearbeitung eines Bildes im Crowdsourcing-Task. Die Aufgabe wurde durch insgesamt 72 Teilnehmer innerhalb von vier Wochen bearbeitet. Für die weitere Analyse wurden Untersuchungsdatensätze generiert, die für jedes ausgewertete Foto dessen URL, die Koordinaten und Orientierung der Fotoaufnahme und die jeweils drei Bewertungen zum Vorhandensein von Gehwegen aus dem Crowdsourcing-Task enthalten.

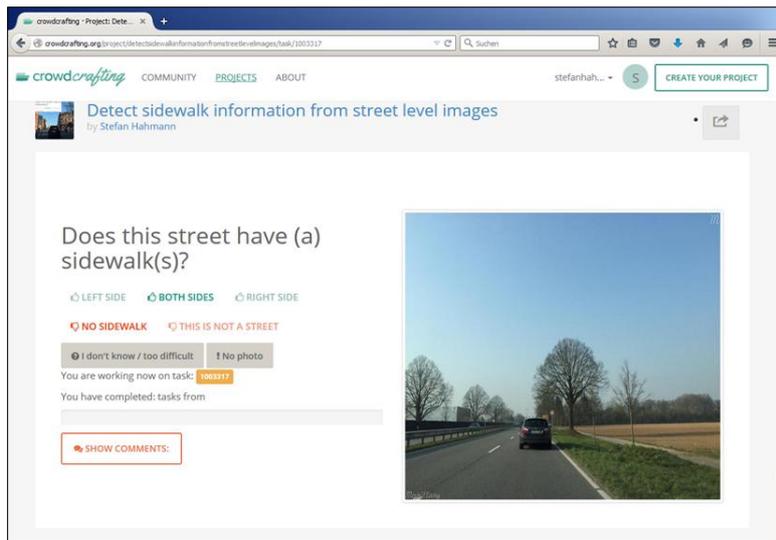
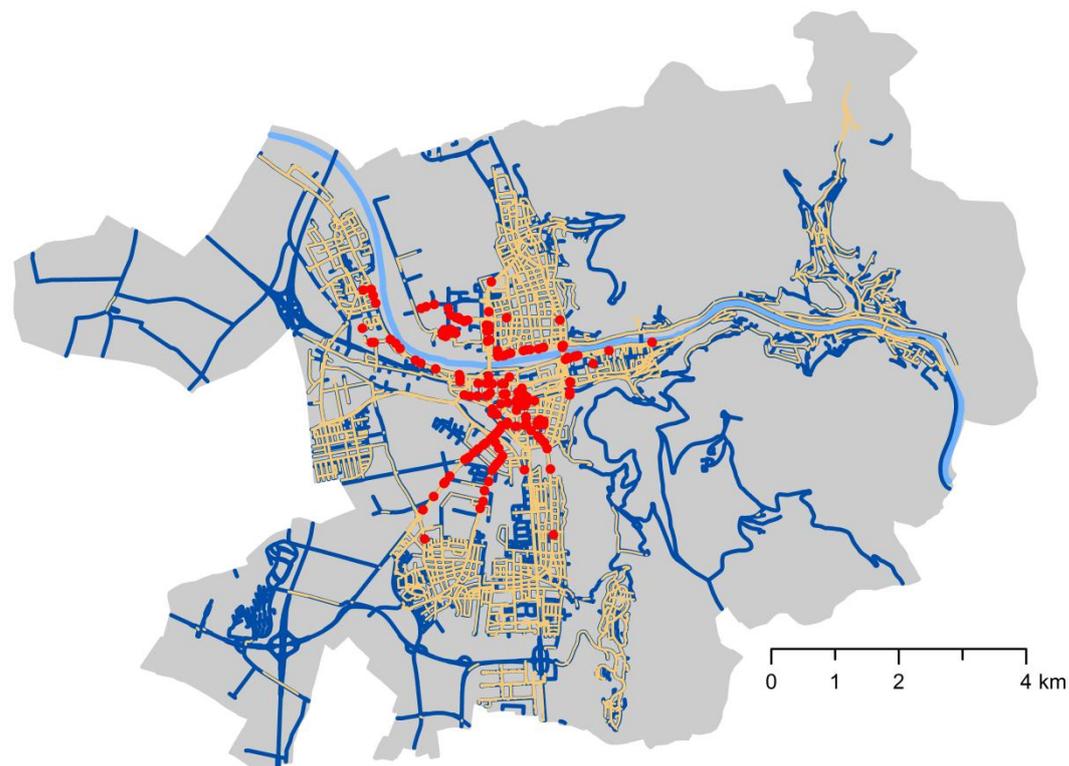


Abbildung 1: Screenshot von der Bearbeitung des Crowdsourcing-Tasks (Eigene Aufnahme)

3.2 Amtliche Vergleichsdaten

Die Untersuchungsdaten sollen anhand eines Vergleichs mit Referenzdaten bewertet werden. Als Datengrundlage für die Generierung dieser Referenzdaten werden amtliche Straßen- und Gehwegdaten für das Stadtgebiet Heidelberg verwendet. Dabei handelt es sich zum einen um einen Auszug des Amtlichen Topographisch-Kartographischen Informationssystems (ATKIS), der die Straßenachsen der Straßen Heidelbergs enthält. Zum anderen werden Gehwegdaten des Geographisch-Technischen Informationssystems (GTIS) der Stadt Heidelberg verwendet. Die Gehwegflächen sind als Polygone modelliert und enthalten eine Information über die Gehwegdecke. Die Lage dieser Vergleichsdaten sowie der Untersuchungsdaten ist in **Abbildung 2** dargestellt.



Heidelberg und Umgebung

Abbildung 2: Räumliche Einordnung von Untersuchungsgebiet und Datengrundlage (Eigene Darstellung; Datengrundlage: Mapillary, GTIS (Stadt Heidelberg), ATKIS, SRTM via opendem.info, lgl-bw.de, OpenStreetMap)

3.3 Map-Matching der Fotoaufnahmeorte an das Straßennetz

In diesem Schritt sollen aus den GPS-Koordinaten der Mapillary-Fotos die entsprechenden Standorte auf dem Straßennetz abgeleitet werden. Dies stellt die Grundlage für eine zuverlässige Lagebestimmung von Gehwegen zur Straße und die mögliche spätere Weiterverwendung der gewonnenen Gehwegdaten dar.

Zu berücksichtigen sind bei dieser Straßenzuordnung neben den tatsächlichen Unterschieden in der Lage des Foto-Aufnahmeorts zur Straßenachse außerdem Messungenauigkeiten, die bei der Arbeit mit GPS zwangsläufig aufgrund der Abtastrate und Ortungsgenauigkeit auftreten (Federal Aviation Administration 2014, S. 22; Chen et al. 2005, S. 276 f.). Darüber hinaus muss beachtet werden, dass die verwendeten ATKIS-Straßendaten in Form der Mittelachse der jeweiligen Fahrbahn vorliegen, sodass die GPS-Positionen der Fotos selbst bei hoher Genauigkeit in den meisten Fällen nicht direkt auf der zugehörigen Straße liegen.

Das dazu entwickelte Verfahren zur Straßenzuordnung orientiert sich grundsätzlich an geometrischen Map-Matching-Verfahren. Unter dem Begriff des Map-Matching ist dabei das Zusammenführen zweier Datensätze räumlicher Informationen zu verstehen (Zhou & Golledge 2006, S. 2 f.). Als Map-Matching im engeren thematischen Sinne wird das Verorten von GPS-Signalen sich fortbewegender Fahrzeuge an korrekter Stelle auf dem Straßennetz (Ouddus et al. 2007, S. 313) beziehungsweise das Zuordnen von erfassten Nutzer-Positionen an die entsprechenden Stellen eines digitalen Straßennetzes (Lou et al. 2009, S. 1) bezeichnet. Da mit einer stichprobenhaften Auswahl an Mapillary-Fotos gearbeitet wird und deswegen die Fotos nicht zwangsläufig in Form zusammenhängender Fahrtrouten vorliegen und die Fotos außerdem mit verschiedenen Erfassungsraten oder sogar manuell in unregelmäßigen Abständen aufgenommen wurden, wird die Topologie des Straßennetzes hier nicht berücksichtigt. Stattdessen basiert das Verfahren auf den beiden Parametern Entfernung und Orientierung, welche viele Map-Matching-Algorithmen mit einbeziehen (ZHAO et al. 2012, S. 5982). Benötigt werden für die Straßenzuordnung die ATKIS-Straßendaten und die Mapillary-Untersuchungsdaten.

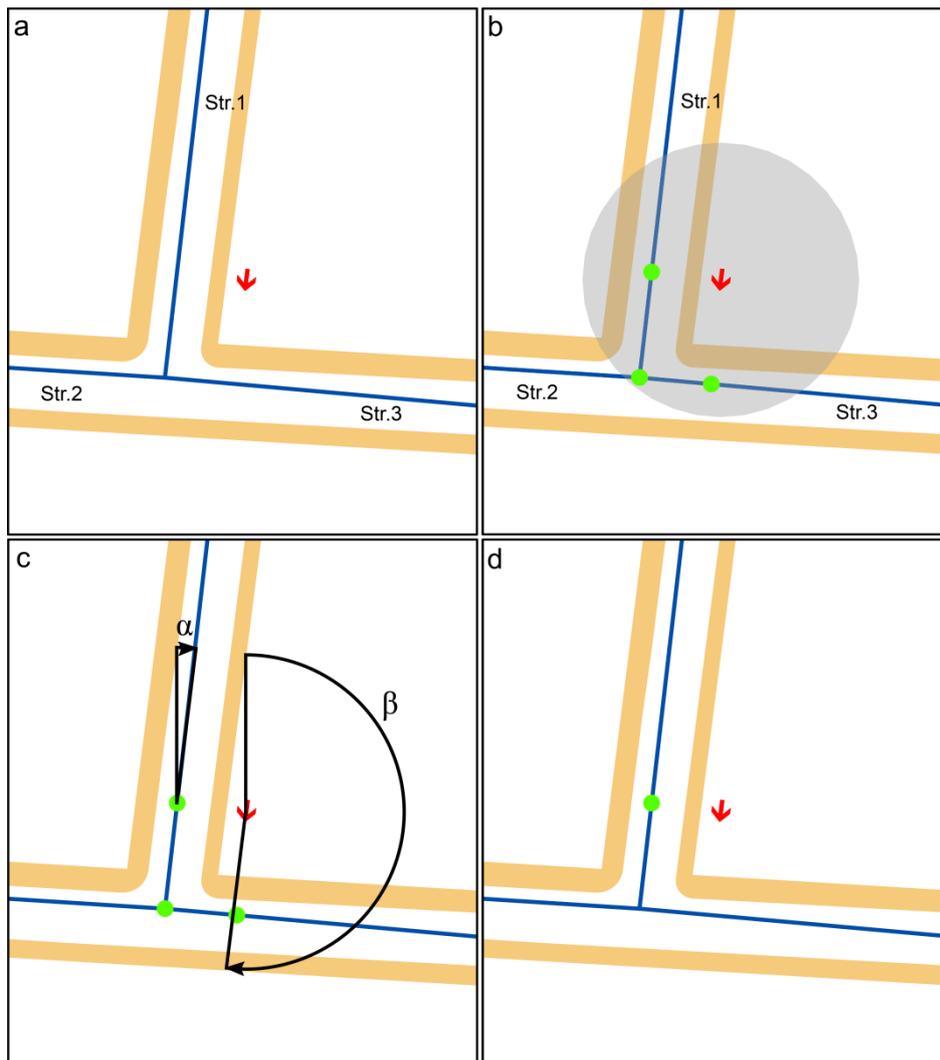


Abbildung 3: Beispiel Straßenzuordnung: (a) Foto-GPS-Position und umliegende Straßen und Gehwege, (b) potentielle Straßenstandorte innerhalb des 20 Meter-Radius, (c) Orientierung von Straße a und Foto β, (d) zugehöriger Straßenstandort (Eigene Darstellung)

Als erstes Kriterium, um eine Vorauswahl an infrage kommenden Standorten auf dem Straßennetz zu erhalten, wird die Entfernung zwischen dem zum GPS-Standort jeweils nächstgelegenen Punkt umliegender Straßen und der GPS-Position herangezogen. Für die Festsetzung eines Toleranzbereichs bezüglich dieser Entfernung müssen aus oben genannten Gründen die Fahrbahnbreite der Straßen im Untersuchungsgebiet, die erforderliche Mindestbreite für Gehwege sowie mögliche GPS-Ungenauigkeiten berücksichtigt werden. Unter Berücksichtigung dieser Kriterien wurde für die maximale Entfernung ein Grenzwert von 20 Metern festgelegt. Für jede GPS-Position eines Mapillary-Fotos werden innerhalb dieses 20 Meter-Radius die drei nächstgelegenen Straßen, gemessen an ihrem der GPS-Position am nächsten liegenden Punkt, ermittelt (vgl. Abbildung 3b). Die nächstgelegenen Punkte dieser Straßen stellen die möglichen Positionen der Foto-Aufnahmeorte auf dem Straßennetz dar.

In einem weiteren Schritt soll die Orientierung der infrage kommenden Straßen an den potentiellen Foto-Standorten ermittelt werden. Dazu werden die Stützpunkte der Straßen extrahiert und zu jedem potentiellen Foto-Standort der nächstgelegene Stützpunkt auf derselben Straße gesucht. Danach wird jeweils der Winkel zwischen diesen beiden Punkten berechnet. Dieser Winkel α stellt die Orientierung der jeweiligen Straße an dem zur GPS-Position des Fotos nächstgelegenen Punkt dar (vgl. [Abbildung 3c](#)).

Anschließend wird die Differenz δ zwischen der Orientierung der Fotoaufnahmen β und der Orientierung an den jeweils zugehörigen potentiellen Standorten auf dem Straßennetz α berechnet. Diese Differenz soll ein weiteres Kriterium zur Selektion der potentiellen Foto-Standorte auf den Straßen darstellen. Dabei soll ein Grenzwert von einschließlich $\pm 30^\circ$ bei der Differenz zwischen Straßen- und Fotoaufnahmeorientierung gelten. Dieser Grenzwert wurde unter der Annahme, dass die Mapillary-Nutzer in den meisten Fällen Fotos näherungsweise parallel zum Straßenverlauf aufnehmen und basierend auf stichprobenartigen Tests gewählt und soll eine falsche Zuordnung an nicht parallele Nachbarstraßen an Kreuzungen und ähnlichen Straßenlagen verhindern. Da der verwendete ATKIS-Straßendatensatz nur aus den Fahrbahnnachsen besteht und somit auch keine Angaben zur Fahrtrichtung eines auf dieser Straße fahrenden Fahrzeugs enthält, werden auch Orientierungsdifferenzen innerhalb des entsprechenden 30° -Intervalls bei einer um 180° entgegengesetzt liegenden Orientierung berücksichtigt.

Im Folgenden wird aus den potentiellen Straßen-Standorten für jede GPS-Position eines Fotos ein Standort ausgewählt. Für GPS-Positionen, für die innerhalb des 20 Meter-Radius nur eine mögliche zugehörige Straße liegt, wird der entsprechende potentielle Foto-Standort auf der Straße unabhängig von der Orientierung der Straße an diesem Punkt als endgültig zugehöriger Punkt angesehen. Bei Aufnahmeorten mit mehreren im Radius liegenden Straßen wird das Kriterium der Orientierungsdifferenz hinzugezogen und der jeweils nächstliegende Straßenstandort, der innerhalb dieses Orientierungstoleranzbereichs liegt, gewählt (vgl. [Abbildung 3d](#)).

3.4 Zuordnung zugehöriger Gehwegflächen an die Foto-Aufnahmeorte auf dem Straßennetz

Im nächsten Schritt sollen, nachdem für die Aufnahmepositionen der Fotos die entsprechenden Standorte auf dem Straßennetz ermittelt wurden, diesen die zugehörigen Gehwegflächen zugeordnet werden. Die so ermittelte Gehwegsituation kann anschließend auf die Untersuchungsdatensätze übertragen werden. Ziel dieses Schrittes ist es, Referenzdaten für das Gehwegvorhandensein an den Foto-Aufnahmeorten zu erhalten, die mit den Ergebnissen des Crowdsourcing verglichen werden können. Verwendet werden dazu die Zwischenergebnisse aus Kapitel 3.3, also die abgeleiteten Foto-Standorte auf dem Straßennetz und die GTIS-Gehwegflächen (vgl. [Abbildung 4a](#)).

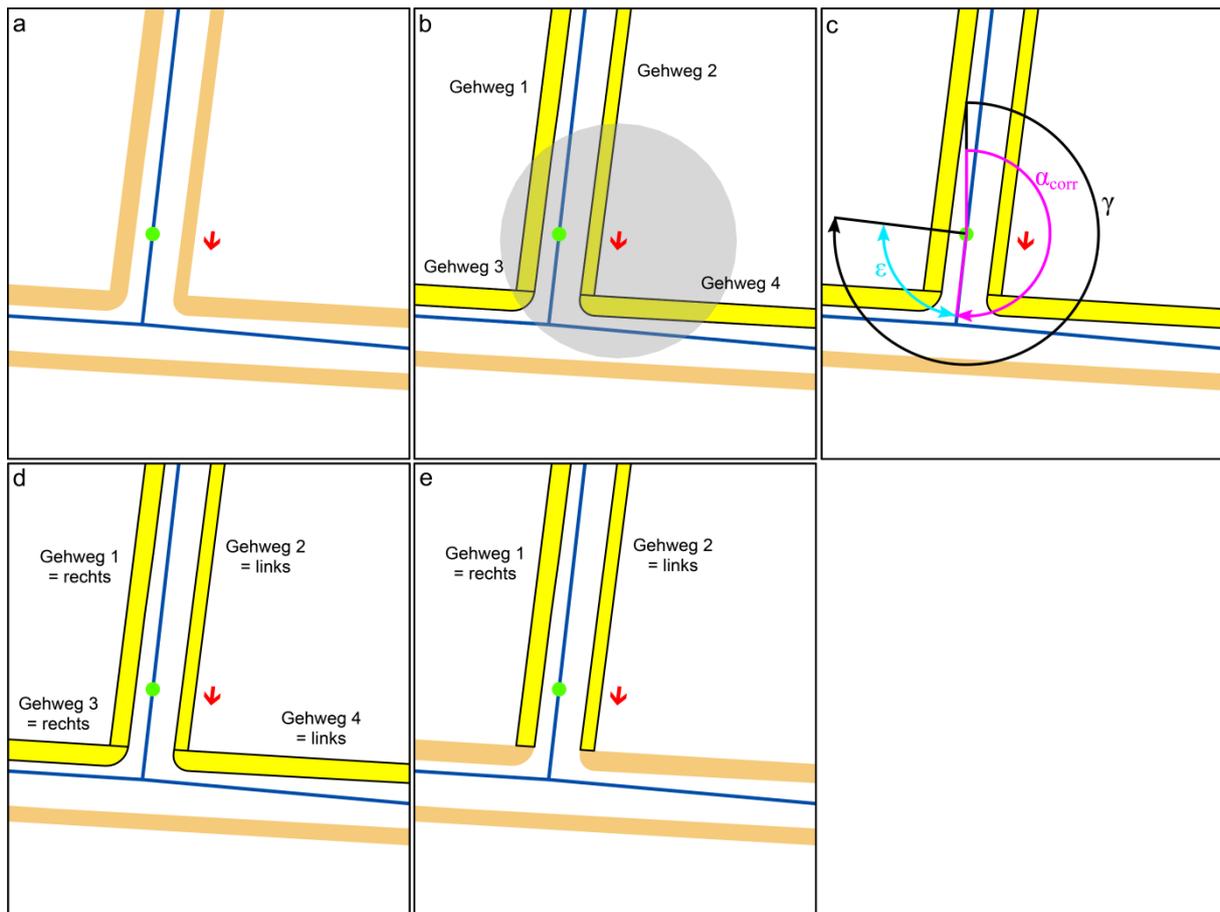


Abbildung 4: Beispiel Gehwegzuordnung: (a) Straßenstandort eines Fotos, (b) potentiell zugehörige Gehwege innerhalb des 20 Meter-Radius, (c) Orientierung von Straße α_{corr} und Lage des Gehwegs zum Foto-Straßenstandort γ sowie die Differenz zwischen beiden Winkeln ε , (d) potentiell zugehörige Gehwege mit ermittelter Straßenseite in Blickrichtung des Fotos, (e) zugehörige Gehwege am Foto-Standort (Eigene Darstellung)

Zuerst wird die Orientierung der Straßen an den Foto-Standorten α an die Orientierung der Fotos angeglichen. Damit ist gemeint, dass bei Straßen, deren Orientierung bisher quasi in „entgegengesetzter Fahrtrichtung“ zur Orientierung der Fotoaufnahme angegeben war, diese um 180° gedreht wird. Bei Straßen und Fotos mit einer Orientierungsdifferenz von $90^\circ \leq \delta < 270^\circ$ beziehungsweise $-90^\circ \geq \delta > -270^\circ$ wird somit die angegliche Straßenorientierung α_{corr} bei $\alpha < 180^\circ$ durch Addition und bei $\alpha \geq 180^\circ$ durch Subtraktion von 180° berechnet. Dies ist notwendig, da in den nächsten Schritten ermittelt werden soll, ob Gehwege links oder rechts von der entsprechenden Straße liegen und dabei von der Blickrichtung der jeweiligen Fotoaufnahme ausgegangen werden muss.

Als nächstes werden zu jedem Straßen-Aufnahmestandort die jeweils vier nächstgelegenen Gehwegflächen ermittelt. Dabei wird, wie in Kapitel 3.3, abermals der einschränkende 20 Meter-Radius verwendet (vgl. **Abbildung 4b**). Außerdem wird der Winkel γ zwischen den Straßen-Aufnahmeorten und den jeweiligen nächstgelegenen Punkten auf den entsprechenden Gehwegflächen ausgegeben.

Anschließend wird jeweils die Differenz zwischen γ und der angeglichenen Straßenorientierung α_{corr} am zugehörigen Foto-Standort berechnet (vgl. **Abbildung 4c**). Auf Basis dieser Differenz ε und der Straßenorientierung α_{corr} wird ermittelt, ob sich der entsprechende Gehweg in Blickrichtung des jeweiligen Fotos links oder rechts von der Straße befindet (vgl. **Abbildung 4d** und **Tabelle 1**).

Tabelle 1: Berechnung der Straßenseite von Gehwegflächen

$\varepsilon = \gamma - \alpha_{corr}$	ε für linke Gehwege	ε für rechte Gehwege
$\alpha_{corr} \geq 180^\circ$	$0^\circ > \varepsilon > -180^\circ$	$-180^\circ > \varepsilon > -\alpha_{corr}$ $0^\circ < \varepsilon < (360^\circ - \alpha_{corr})$
$\alpha_{corr} < 180^\circ$	$0^\circ > \varepsilon > -\alpha_{corr}$ $180^\circ < \varepsilon < (360^\circ - \alpha_{corr})$	$0^\circ < \varepsilon < 180^\circ$

Die Gehwege, die links, und die, die rechts der Straßen liegen, werden nun getrennt betrachtet. Ähnlich dem Auswahlverfahren in Kapitel 3.3 werden für jeden Straßen-Aufnahmestandort die am nächsten liegenden Gehwege ausgewählt, allerdings mit der getrennten Betrachtung von links und rechts, sodass man als Ergebnis je Foto-Aufnahmeort, bei Vorhandensein, einen zugehörigen Gehweg auf der linken Straßenseite und einen rechts der Straße erhält (vgl. [Abbildung 4e](#)).

Anschließend wird jedem Untersuchungsdatensatz anhand des Vorhandenseins rechter und linker Gehwege ein Attribut zur Gehwegsituation (kein Gehweg/ rechts/ links/ beidseitig) zugewiesen, welches das „tatsächliche“ Vorhandensein von Gehwegen auf Grundlage der verwendeten Referenzdaten widerspiegelt.

3.5 Vergleich von Untersuchungs- und Referenzdaten

Im letzten Schritt der durchgeführten Analyse werden die Ergebnisse des Crowdsourcing, in dem die Street-Level-Fotos manuell hinsichtlich des Vorhandenseins von Gehwegen bewertet wurden, mit den Referenzdaten verglichen.

Dazu werden zuerst die Crowdsourcing-Ergebnisse gefiltert. Als nicht vergleichbar werden hier Untersuchungsdatensätze mit drei unterschiedlichen Interpretationen bei der Bildauswertung im Crowdsourcing-Task angesehen. Weiterhin werden Datensätze gefiltert, bei denen das mehrheitliche Ergebnis besagt, dass im Bild keine Straße zu erkennen ist, die Gehwegsituation anhand des Bildes nicht zu erkennen ist oder es sich bei einem Bild nicht um ein Foto handelt.

Für jeden Untersuchungsdatensatz mit einem verwertbaren mehrheitlichen Crowdsourcing-Ergebnis wird nun dieses Ergebnis mit den ermittelten Referenzdaten verglichen. Dabei werden die Referenzdaten als Maßstab für die Bewertung der manuellen Foto-Gehwegerkennung verwendet und es wird jeweils ausgewertet, ob auf dem Foto vorhandene sowie nicht vorhandene Gehwege korrekt erkannt wurden.

Für diese Evaluation werden den Untersuchungsdatensätzen folgende in [Abbildung 5](#) dargestellte Attribute zugewiesen, die gängigerweise für die Bewertung der Güte binärer Klassifikatoren herangezogen werden ([Runkler 2010, S. 85ff.](#)):

richtig positiv (rp)	falsch positiv (fp)
korrekt erkannte vorhandene Gehwege	fälschlicherweise als vorhanden erkannte Gehwege
falsch negativ (fn)	richtig negativ (rn)
fälschlicherweise als nicht vorhanden erkannte Gehwege	korrekt erkannte nicht vorhandene Gehwege

Abbildung 5: Wahrheitsmatrix der Gehwegerkennung (Eigene Darstellung nach [Runkler 2010, S. 86](#))

Dementsprechend erhält jeder Datensatz zwei auf ihn zutreffende Attribute, eines für jede Straßenseite.

Anhand der auftretenden Attributhäufigkeiten werden außerdem folgende statistische Gütemaße ermittelt ([Runkler 2010, S.87](#)):

- Sensitivität (Richtig-Positiv-Rate): $\frac{rp}{rp+fn}$
- Spezifität (Richtig-Negativ-Rate): $\frac{rn}{rn+fp}$
- Genauigkeit (positiver Vorhersagewert): $\frac{rp}{rp+fp}$
- negativer Vorhersagewert: $\frac{rn}{rn+fn}$

Auf Grundlage der auftretenden Attributhäufigkeiten und der vorgestellten Gütemaße kann die Zuverlässigkeit der zu untersuchenden crowdsource-basierten Gehwegerkennung bewertet werden.

4 Ergebnisse

4.1 Ableitung von Referenzdaten

In dieser Arbeit wurde eine Stichprobe von insgesamt 235 Datensätzen von Mapillary-Fotos untersucht. Davon erfolgte in 152 Fällen, was 65% der Datensätze entspricht, eine erfolgreiche Straßenzuordnung, das heißt, den jeweiligen Aufnahmeorten konnte ein entsprechender Standort auf dem ATKIS-Sträßennetz zugewiesen werden ([vgl. \[Abbildung 6a\]\(#\)](#)). Den übrigen 83 Datensätzen konnte keine Straße zugeordnet werden, da die Entfernung zwischen GPS-Position des Fotos und den umliegenden Straßen zu groß war oder in Fällen mit mehreren aufgrund der Entfernung infrage kommenden Straßen die Differenz zwischen der Orientierung der Foto-

Aufnahme und der Orientierung der Straße an dem der GPS-Position am nächsten gelegenen Punkt zu groß war (vgl. [Abbildung 6b](#)).

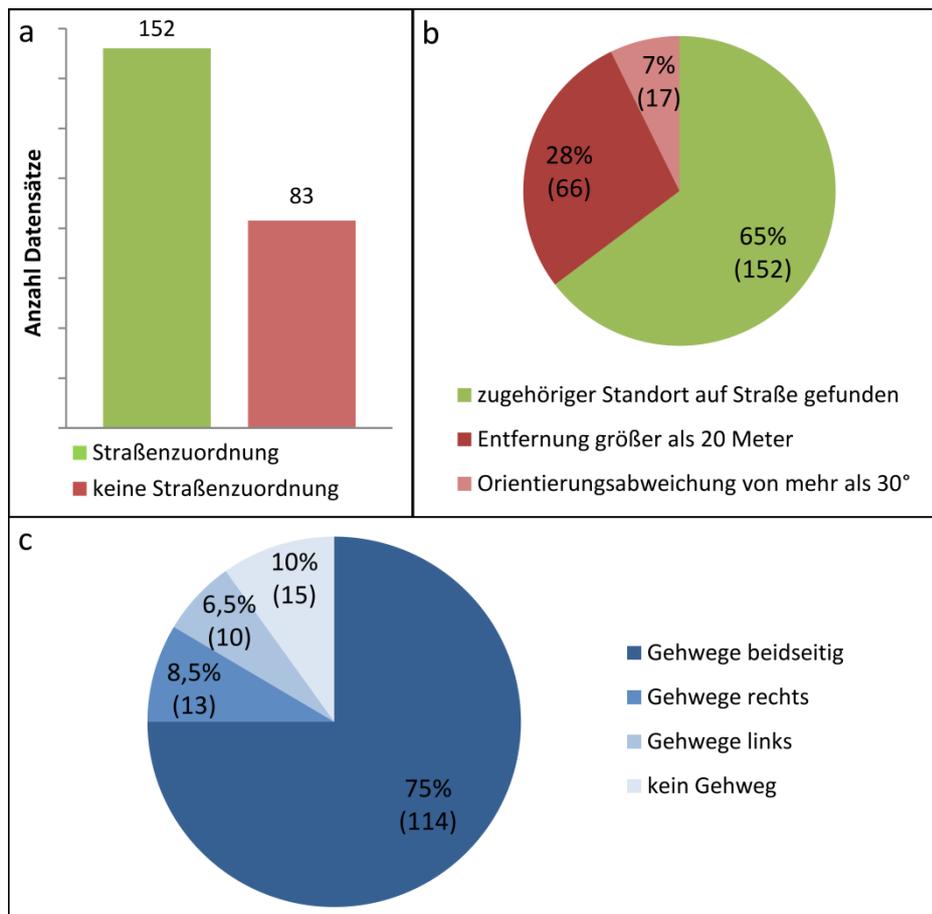


Abbildung 6: Ergebnisse von Straßen- und Gehwegzuordnung (Eigene Darstellung)

Der Anteil der Datensätze, denen im ersten Teil der durchgeführten Analyse keine Straße zugeordnet werden konnte, liegt mit etwa 35 % augenscheinlich relativ hoch. Jedoch ist dabei zu berücksichtigen, dass das ATKIS-Strabennetz, welches für die Zuordnung verwendet wurde, nur die „befestigte[n], dem allgemeinen Verkehr dienende[n] Verkehrsweg[e]“ ([ATKIS 2017](#)) umfasst und deswegen für Fotos, die von unbefestigten oder nicht dem öffentlichen Verkehr zugänglichen Wegen aus aufgenommen wurden, keine korrekte Straßenzuordnung auf Grundlage der ATKIS-Daten möglich ist.

Für die 152 Datensätze, denen der entsprechende Standort auf dem ATKIS-Strabennetz zugeordnet werden konnte, wurden anhand der GTIS-Gehwegdaten Referenzdaten über das Vorhandensein von Gehwegen ermittelt. Nach diesen Referenzdaten weisen 75 % der Standorte der Untersuchungsdatensätze beidseitig Gehwege auf und mit deutlich geringeren Anteilen 8,5 % der Datensätze Gehwege nur rechts, 6,5 % der Datensätze Gehwege nur links und 10 % der Datensätze keine Gehwege ([vgl. Abbildung 6c](#)). Dabei ist es allerdings als problematisch anzusehen, dass eine „Nicht-Zuordnung“ von Gehwegen aufgrund des gewählten Entfernungsgrenzwertes beim Zuordnungsverfahren und die korrekt zugeordnete Gehwegsituation „kein Gehweg“ im Ergebnis nicht zu unterscheiden sind.

4.2 Zuverlässigkeit der crowdsource-basierten Gehwegerkennung

Von den 152 Datensätzen mit durchgeführter Gehwegzuordnung können nicht alle für den Vergleich der Foto-Auswertung mit der im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Gehwegzuordnung verwendet werden, da bei 57 Datensätzen (37,5 %) die drei Crowdsourcing-Bewertungen kein mehrheitliches Ergebnis liefern oder das mehrheitliche Ergebnis nicht mit den Referenzdaten verglichen werden kann ([vgl. Abbildung 7](#)).

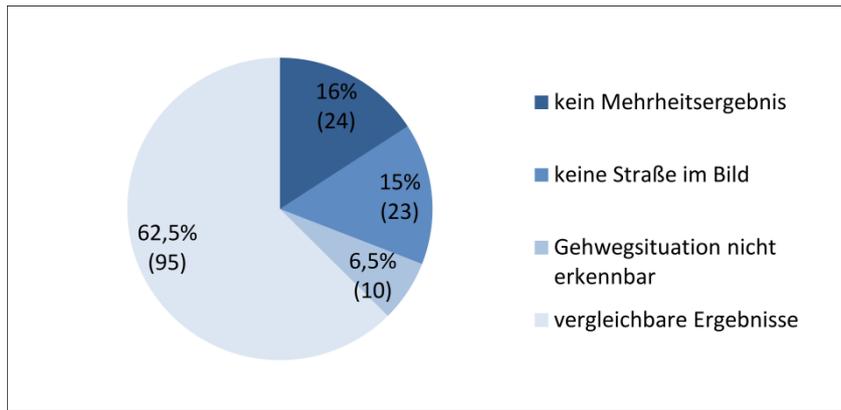


Abbildung 7: Vergleichbare und nicht vergleichbare Crowdsourcing-Ergebnisse (Eigene Darstellung)

Dabei machen mit 16 % aller Datensätze die Datensätze ohne Mehrheitsergebnis den größten Anteil aus, gefolgt von 15 %, bei denen keine Straße im Bild erkennbar war. Die Bilder, in denen laut Mehrheitsergebnis die Gehwegsituation nicht ersichtlich war, machen nur 6,5 % der Datensätze aus. Alle drei Fälle können zum einen durch hinderliche Objekte im Bild, wie Autos oder Bäume, bedingt sein, die die Gehwegerkennung erschweren. Außerdem kann die schlechte Erkennbarkeit von Straßen und Gehwegen aus einer schlechten Qualität der via Crowdsourcing aufgenommenen Fotos resultieren, zum Beispiel wenn diese zu weit entfernt von der entsprechenden Straße oder mit einer ungünstigen Orientierung aufgenommen wurden.

Die restlichen 95 Untersuchungsdatensätze (62,5 %), bei denen das Crowdsourcing-Mehrheitsergebnis mit den Referenzdaten verglichen werden kann, weisen mehrheitlich die Werte „richtig positiv“ und „falsch negativ“ auf, wobei ersteres die Fälle bezeichnet, in denen vorhandene Gehwege korrekt erkannt wurden, und letzteres die Fälle, in denen vorhandene Gehwege fälschlicherweise nicht identifiziert wurden. Es ist zu beachten, dass alle Datensätze aufgrund der zwei Straßenseiten zweifach bewertet werden. Fälschlicherweise erkannte Gehwege, „falsch positiv“, und richtigerweise nicht im Bild ersichtliche Gehwege, „richtig negativ“, treten deutlich seltener auf (vgl. Tabelle 2). Dies ist im Wesentlichen darauf zurückzuführen, dass in den Referenzdaten vorhandene Gehwege gegenüber nicht vorhandenen Gehwegen deutlich überwiegen. Zudem überwiegen korrekt erkannte Gehwegsituationen im Vergleich zu nicht korrekt erkannten (vgl. Tabelle 2).

Tabelle 2: Attributhäufigkeiten beim Vergleich von Untersuchungs- und Referenzdaten

	richtig bewertet	falsch bewertet	
vorhandene Gehwege	99 (rp)	63 (fn)	162
nicht vorhandene Gehwege	14 (rn)	14 (fp)	28
	113	77	

Aus den auftretenden Attributhäufigkeiten beim Vergleich von Untersuchungs- und Referenzdaten ergeben sich folgende statistische Werte:

- Sensitivität (Richtig-Positiv-Rate): 61%
- Spezifität (Richtig-Negativ-Rate): 50%
- Genauigkeit (positiver Vorhersagewert): 88%
- negativer Vorhersagewert: 18%

Der Sensitivitätswert von 61% sagt hierbei aus, dass 61% der tatsächlich vorhandenen Gehwege bei der Gehwegerkennung mithilfe der Fotos erkannt werden konnten, während der Spezifitätswert von 50% bedeutet, dass nur die Hälfte der nicht vorhandenen Gehwege korrekt als nicht vorhanden erkannt wurde. Die Genauigkeit ist dagegen mit 88% relativ hoch und besagt, dass der überwiegende Teil der erkannten Gehwege richtigerweise erkannt wurde. Dies ist durchaus positiv zu bewerten, da vor allem fälschlicherweise erkannte Gehwege bei der Weiterverwendung der Daten, beispielsweise in der Routenplanung, zu gravierenden Fehlern führen würden. Dem entgegenzustellen ist allerdings ein mit 18% sehr niedriger negativer Vorhersagewert, was bedeutet, dass sehr viele Gehwege, die laut Referenzdaten eigentlich vorhanden sind, durch die beschriebene Methode nicht erkannt werden. Was die Weiterverwendung der Methode z. B. für die OpenStreetMap-Datenerfassung betrifft, ist diese Unzuverlässigkeit allerdings als weniger problematisch anzusehen, als es die fälschliche Erkennung nicht vorhandener Gehwege wäre, da hierdurch zwar Informationslücken entstehen, die zum Beispiel in der Routenplanung das Finden der kürzesten Route verhindern können, zumindest aber dadurch keine Falschinformationen im Sinne nicht existenter Gehwege erzeugt werden.

Bei etwa 33 % der Untersuchungsdatensätze wurde beim Crowdsourcing nur auf der rechten Seite ein Gehweg erkannt, obwohl eigentlich beidseitig Gehwege vorhanden sind. Bei 28 % der Untersuchungsdatensätze wurden

die beidseitig vorhandenen Gehwege korrekt erkannt. Alle anderen Kombinationen von erkannten Gehwegen und tatsächlicher Situation treten jeweils bei unter 10 % der Datensätze auf (vgl. Tabelle 3).

Tabelle 3: Auftreten der Attribut-Kombinationen von Crowdsourcing/ Referenzdaten

Referenzdaten ► ▼ Crowdsourcing	kein Gehweg	rechts	links	beidseitig	Summe Crowdsourcing
kein Gehweg	0	2	2	9	13
rechts	3	5	3	31	42
links	1	0	1	7	9
beidseitig	3	1	0	27	31
Summe Referenzdaten	7	8	6	74	95

Bei der Suche nach Ursachen für das Nicht-Erkennen vieler vorhandener Gehwege hilft die Betrachtung der am häufigsten auftretenden Kombinationen von erkannten und tatsächlichen Gehwegen. Dies sind mit deutlichem Abstand beidseitig erkannte und so auch tatsächlich vorhandene Gehwege sowie rechts der Straße erkannte, aber tatsächlich beidseitig vorhandene Gehwege. Das vermehrte Nicht-Erkennen linksseitiger Gehwege deutet darauf hin, dass viele Street-Level-Fotos entsprechend der Fahrtrichtung von der rechten Seite der Fahrspur oder dem rechtsseitigen Geh- oder Fahrradweg aus aufgenommen wurden und sich deshalb der linksseitige Gehweg nicht im Bild befindet.

5 Fazit & Ausblick

Es konnte gezeigt werden, dass bei einer manuellen Gehwegerkennung in Street-Level-Bildern mittels Crowdsourcing vorhandene Gehwege mit einer Genauigkeit von 88 % bestimmt werden konnten. Das untersuchte Verfahren zur Gehwegerkennung weist somit ein geringes Fehlerpotenzial in Bezug auf die fälschliche Erkennung eigentlich nicht existenter Gehwege auf. Allerdings konnten nur 61 % der vorhandenen Gehwege erkannt werden. Da sich solche Informationslücken bei der Weiterverwendung der Daten als weniger bedeutsam auswirken als Falschinformationen, kann das untersuchte Verfahren zur crowdsource-basierten Gehwegerkennung in Street-Level-Bildern trotzdem als relativ zuverlässig angesehen werden. Informationslücken könnten zudem durch Wiederholung des Verfahrens am gleichen Ort mit unterschiedlichen Bildern gefüllt werden.

Aufbauend auf diesen Ergebnissen ist zu untersuchen, inwieweit die aus Street-Level-Bildern extrahierten punktuellen Gehwegdaten bei der Weiterverwendung auf längere Straßenabschnitte oder ganze Straßen übertragen werden können.

Vor einem möglichen Import der via Crowdsourcing generierten Gehwegdaten in OSM sollte des Weiteren berücksichtigt werden, dass die bisher erreichte Genauigkeit von 88 % immer noch einen geringen Anteil an Falschinformationen impliziert. Deshalb ist es sinnvoll, vor dem Import ein Verfahren zur Verifizierung der aus den Street-Level-Bildern abgeleiteten Daten zwischenschalten (vgl. Abbildung 8). Diese Verifizierung könnte zum Beispiel über die Plattform Maproulette.org erfolgen, auf der verschiedene Aufgaben zur Behebung von Fehlern oder Ergänzung fehlender Informationen in OSM-Daten von OSM-Nutzern bearbeitet werden. Zur Verifizierung der Gehwegdaten könnte eine MapRoulette-Aufgabe erstellt werden, in der dem Bearbeitenden Straßen angezeigt werden, auf denen im Rahmen des Crowdsourcing Gehwege erkannt wurden. Zu jeder dieser Straßen erhält der Bearbeitende das entsprechende Street-Level-Foto sowie einen Vorschlag für einen Gehweg-Tag basierend auf den Ergebnissen der Gehwegerkennung im Foto. Stimmt der Nutzer dem vorgeschlagenen Tag zu, kann er diesen in OSM ergänzen.

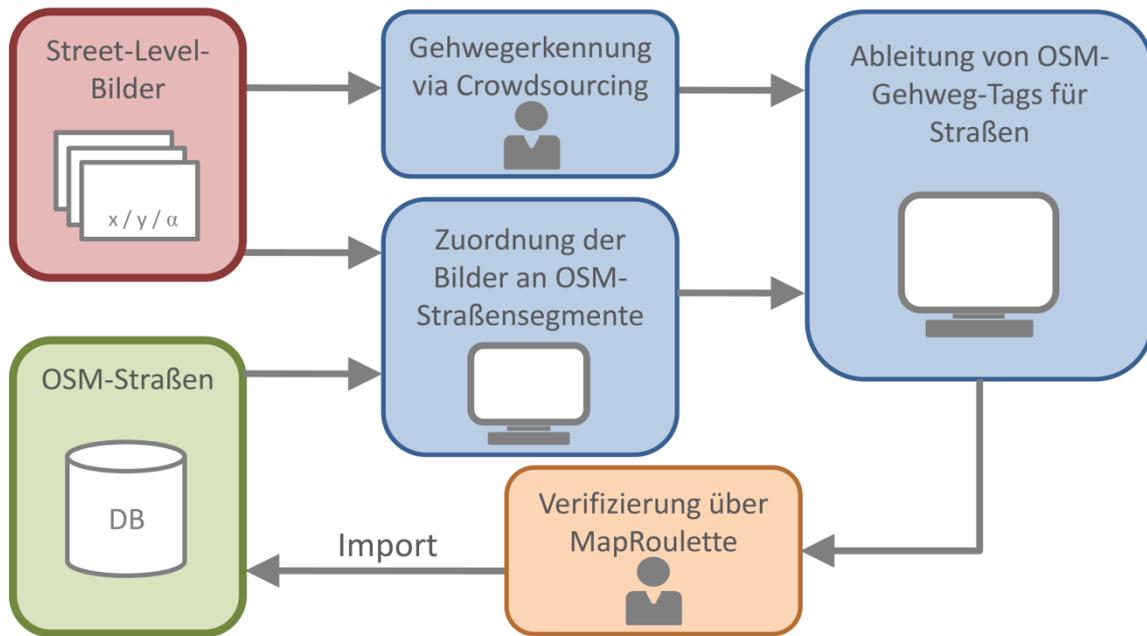


Abbildung 8: Workflow OpenStreetMap-Import (Eigene Darstellung)

Neben den Möglichkeit zur Weiterverwendung der Gehwegdaten wäre es weiterhin sinnvoll zu untersuchen, ob die crowdsource-basierte Gehwegerkennung sich neben der rein quantitativen Erkennung vorhandener Gehwege auch für die Ableitung qualitativer Gehweginformationen wie der Gehwegoberfläche, dem Zustand oder dem Vorhandensein abgesenkter Bordsteinkanten eignet.

Literatur

ATKIS (2017): Objektartenkatalog. http://www.atkis.de/dstinfo/dstinfo2.dst_gliederung2?dst_ver=dst, Zugriff 01/2017.

Badland, H. M.; Opit, S.; Witten, K.; Kearns, R. A.; Mavoia, S. (2010): Can Virtual Streetscape Audits Reliably Replace Physical Streetscape Audits? In: *Journal of Urban Health: Bulletin of the New York Academy of Medicine*, 87 (6), S. 1007–1016.

Barron, C.; Neis, P.; Zipf, A. (2014): A Comprehensive Framework for Intrinsic OpenStreetMap Quality Analysis. In: *Transactions in GIS*, 18 (6), S. 877–895.

Chen, W.; Li, Z.; Yu, M.; Chen, Y. (2005): Effects of Sensor Errors on the Performance of Map Matching. In: *The Journal of Navigation*, 58 (2), S. 273–282.

Federal Aviation Administration (2014): Global Positioning System Performance Analysis Report. http://www.nstb.tc.faa.gov/reports/PAN86_0714.pdf, Zugriff 01/2017.

Goodchild, M. F. (2007): Citizens As Sensors. The World of Volunteered Geography. In: *GeoJournal*, 69 (4), S. 211–221.

Hahmann, S.; Zipf, A.; Rousell, A.; Mobasheri, A.; Rylov, M.; Steiger, E.; Loos, L.; Lauer, J. (2016): GIS Werkzeuge zur Verbesserung der barrierefreien Routenplanung aus dem Projekt CAP4Access. In: *AGIT - Journal für Angewandte Geoinformatik*, 2, S. 328–333.

Haklay, M.; Weber, P. (2008): OpenStreetMap. User-Generated Street Maps. In: *IEEE Pervasive Computing*, 7 (4), S. 12–18.

Hara, K.; Le, V.; Froehlich, J. E. (2013): Combining Crowdsourcing and Google Street View to Identify Street-level Accessibility Problems. In: *CHI '13. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 27. April - 02. Mai 2013, Paris, Frankreich, S. 631–640.

- Hara, K.; Sun, J.; Moore, R.; Jacobs, D.; Froehlich, J. (2014): Tohme. Detecting Curb Ramps in Google Street View Using Crowdsourcing, Computer Vision, and Machine Learning. In: UIST'14 Adjunct Proceedings of the Adjunct Publication of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. 04.-08. Oktober 2014, Honolulu (HI), USA, S. 189–204.
- Heipke, C. (2010): Crowdsourcing Geospatial Data. In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65 (6), S. 550–557.
- Janssen, I.; Rosu, A. (2012): Measuring sidewalk distances using Google Earth. In: BCM Medical Research Methodology, 12 (39), S. 1–10.
- Juhász, L.; Hochmair, H. (2015): Exploratory Completeness Analysis of Mapillary for Selected Cities in Germany and Austria. In: GI_Forum, 3 (1), S. 535–545.
- Juhász, L.; Hochmair, H. (2016): User Contribution Patterns and Completeness Evaluation of Mapillary, a Crowdsourced Street Level Photo Service. In: Transactions in GIS, S. 1–23.
- Lou, Y.; Xie, X.; Zhang, C.; Wang, W.; Zheng, Y.; Huang, Y. (2009): Map-Matching for Low-Sampling-Rate GPS Trajectories. In: Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. 04.-06. November 2009, Seattle (WA), USA.
- Mobasher, A.; Bakillah, M.; Rousell, A.; Hahmann, S.; Zipf, A. (2015): On the Completeness of Sidewalk Information in OpenStreetMap, a Case Study of Germany. In: Proceedings 2015. The 18th AGILE International Conference on Geographic Information Science. 09.-12. Juni 2015, Lissabon, Portugal.
- Müller, A.; Neis, P.; Zipf, A. (2010): Ein Routenplaner für Rollstuhlfahrer auf der Basis von OpenStreetMap-Daten. Konzeption, Realisierung und Perspektiven. In: Angewandte Geoinformatik 2010. Beiträge zum 22. AGIT-Symposium. 07.-09. Juli 2010, Salzburg, Österreich, S. 258–261.
- Neis, P.; Zielstra, D. (2014a): Generation of a tailored routing network for disabled people based on collaboratively collected geodata. In: Applied Geography, 47, S. 70–77.
- Neis, P.; Zielstra, D. (2014b): Recent Developments and Future Trends in Volunteered Geographic Information Research. The Case of OpenStreetMap. In: Future Internet, 6 (1), S. 76–106.
- Neubauer, P. (2015): Mapillary and the Power of Community Mapping. Breaking Down Barriers to Data Collection. In: GEOInformatics, S. 24–26.
- Quddus, M. A.; Ochieng, W. Y.; Noland, R. B. (2007): Current Map-Matching Algorithms for Transport Applications. State-of-the-art and Future Research Directions. In: Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 15 (5), S. 312–328.
- Rundle, A. G.; Bader, M. D. M.; Richards, C. A.; Neckerman, K. M.; Teitler, J. O. (2011): Using Google Street View to Audit Neighborhood Environments. In: American Journal of Preventive Medicine, 40 (1), S. 94–100.
- Runkler, T. A. (2010): Data Mining. Methoden und Algorithmen intelligenter Datenanalyse. Wiesbaden: Vieweg Teubner Verlag, 165 S.
- See, L.; Mooney, P.; Foody, G.; Bastin, L.; Comber, A.; Estima, J.; Fritz, S.; Kerle, N.; Jiang, B.; Laakso, M.; Liu, H.-Y.; Milčinski, G.; Nikšič, M.; Painho, M.; Pödör, A.; Olteanu-Raimond, A.-M.; Rutzinger, M. (2016): Crowdsourcing, Citizen Science or Volunteered Geographic Information? The Current State of Crowdsourced Geographic Information. In: ISPRS International Journal of Geo-Information, 5 (5).
- Smith, V.; Malik, J.; Culler, D. (2013): Classification of Sidewalks in Street View Images. In: IGCC 2013. International International Green Computing Conference. 27.-29. Juni 2013, Arlington (VA), USA, S. 1–6.
- Stadt Heidelberg (2017): Verkehrsentwicklungsplan.
<http://www.heidelberg.de/hd/Lde/HD/Rathaus/Verkehrsentwicklungsplan.html>, Zugriff 01/2017.

Zhao, Y.; Qin, Q.; Li, J.; Xie, C.; Chen, R. (2012): Highway Map Matching Algorithm Based on Floating Car Data. In: IEEE 2012. International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 22.-27. Juli 2012, München, Deutschland, S. 5982–5985.

Zhou, J.; Golledge, R. (2006): A Three-step General Map Matching Method in the GIS Environment. Travel/ Transportation Study Perspective. In: International Journal of Geographic Information System, 20, S. 1–23.

Autoren

Lisa Mastaler, B. Sc.
Universität Heidelberg
Lehrstuhl für Geoinformatik
E-Mail: lisa.mastaler@web.de

Dr.-Ing. Stefan Hahmann
Universität Heidelberg
Lehrstuhl für Geoinformatik
Im Neuenheimer Feld (INF) 348
D-69120 Heidelberg
E-Mail: hahmann@uni-heidelberg.de
und

Fraunhofer-Institut für Verkehrsinfrastruktursysteme (IVI)
Forschungsgruppe Ortung, Information, Kommunikation
Zeunerstraße 38, 01069 Dresden
E-Mail: stefan.hahmann@ivi.fraunhofer.de