



Abschlussbericht

„ParkRight“

-Erfassung und Typisierung von
Falschparkern im Kontext der umgebenden
Gebiets- und Straßengestaltung-

Verbundpartner	Ansprechpartner	Kontaktdaten
Bliq GmbH	Julian Glaab	Mariendorfer Damm 1, 12099 Berlin +49 151 610 37360 julian.glaab@bliq.ai Deutschland
Frankfurt UAS	Prof. Dr. Tobias Hagen	Nibelungenplatz 1, 60318 Frankfurt am Main +49 69 1533-3896 thagen@fb3.fra-uas.de Deutschland
Fluxguide Ausstellungssysteme GmbH	Jakob Ossmann	Kandlgasse 15, 1070 Wien, +43 660 1042746 Jakob@fluxguide.com Österreich

Inhaltsangabe

1. Kurze Darstellung des Projekts	1
1.1. Aufgabenstellung.....	1
1.2. Voraussetzungen, Planung und Ablauf des Projektvorhabens	1
1.3. Vorhabenziele	2
1.4. Änderungen der Ziele	3
1.5. Wissenschaftlicher und technischer Stand, an den angeknüpft wurde	3
1.6. Zusammenarbeit mit anderen Stellen	4
2. Eingehende Darstellung	4
2.1. Projektvorgehen und Herausforderungen	4
2.1.1. Bliq – Datensammlung per Video.....	4
2.1.2. Bliq – Labeling Tool	5
2.1.3. ReLUT – Datenaufbereitung/Auswertung	7
2.1.3.1. Aufbereitung der Sensordaten.....	8
2.1.3.2. Aufbereitung der Label-Datensatzes	11
2.1.3.3. Aufbereitung des Datensatzes nach Straßenabschnitten.....	11
2.1.3.4. Anreicherung der Straßenabschnittsdaten mit POI und Verkehrsaufkommen	12
2.1.4. ReLUT – Entwicklung des Statistischen Modells zur Erklärung von Parkverstößen	14
2.1.5. ReLUT – Deskriptive Analysen für Hotspots	16
2.1.6. Bliq – Möglichkeiten maschinelles Lernen / Bilderkennung von Parkverstößen.....	17
2.1.7. Fluxguide – Entwicklung des Dashboards.....	18
2.2. ReLUT – Zusammenfassung der Ergebnisse	21
2.2.1. Visualisierung der Ergebnisse	21
2.2.2. Ergebnisse der statistischen Analyse	26
2.2.2.1. Straßenkategorie	27
Modell 1: Alle Parkverstöße.....	27
Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge	28
Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe	29
Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs	29
2.2.2.2. Die Rolle freier Parkstände.....	30
Modell 1: Alle Parkverstöße.....	30
Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge	30
Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe	31
Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs	31
2.2.2.3. Geschwindigkeit	32
Modell 1: Alle Parkverstöße.....	32
Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge	32
Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe	32
Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs	33
2.2.2.4. Points of Interest.....	33
2.2.2.4.1. POI Handwerksstätten.....	33
2.2.2.4.2. POI Geschäfte.....	34
2.2.2.4.3. POI Gebäude	36
2.2.3. Deskriptive Analysen von Hotspots.....	37
2.2.4. Interpretation der Ergebnisse	39
2.3. Fluxguide – Kurzdarstellung der ParkRight Webseite	40
2.3.1. Das Projekt.....	41
2.3.2. Ergebnisse.....	41
2.3.3. Methodenteil	42
3. Eingehende Darstellung der wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises	43
3.1. Bliq GmbH	43

3.2.	Fluxguide GmbH.....	43
3.3.	Frankfurt UAS.....	43
4.	Eingehende Darstellung der Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit	44
5.	Eingehende Darstellung des voraussichtlichen Nutzens, insbesondere der Verwertbarkeit des Ergebnisses im Sinne des fortgeschriebenen Verwertungsplans	44
6.	Eingehende Darstellung des während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordenen Fortschritts auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen.....	45
7.	Eingehende Darstellung der erfolgten oder geplanten Veröffentlichungen des Ergebnisses	45
8.	Literaturverzeichnis.....	47
9.	Anhang	50

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Übersicht der Projektidee.....	2
Abbildung 2: Aufbau zur Erhebung von Bildbefahrungsdaten.	4
Abbildung 3: Labeling Tool mit geöffneter Datenauswahl-Maske.....	6
Abbildung 4: Einsicht in das Labeling Tool.	6
Abbildung 5: Datenaufbereitung.	8
Abbildung 6: Beispiel für Fehlerkorrektur durch Map-Matching.....	9
Abbildung 7: Beispiel für lineare Interpolation bei fehlenden Daten.	10
Abbildung 8: Beispiel für fehlerhafte Daten mit großen zeitlichen Abständen (Frankfurt/Main).	11
Abbildung 9: Einbezogene POI am Mehringdamm in Berlin.....	13
Abbildung 10: Anzahl an POI pro Straßenabschnitt in Berlin.	13
Abbildung 11: Aufgezeichnete versus vom Modell vorhergesagte Parkverstöße als Maß für die Güte unterschiedlicher Modelle.	14
Abbildung 12: Häufigkeiten von Parkverstößen pro 100 m in den Straßenabschnitten (Datenbasis statistische Analyse).....	15
Abbildung 13: Videoausschnitt einer Befahrung.	18
Abbildung 14: Startseite ParkRight Webseite.....	19
Abbildung 15: Responsive Optimierung der Webseite für mobile Geräte.	19
Abbildung 16: Interaktive Visualisierung der Erfassungspunkte je Stadt.....	20
Abbildung 17: Forschungsergebnisse mit interaktiver Linienchart.	20
Abbildung 18: Aufgezeichnete Parkverstöße nach Verstoß-Arten in Berlin.	22
Abbildung 19: Aufgezeichnete Parkverstöße nach Verstoß-Arten in München.....	22
Abbildung 20: Aufgezeichnete Parkverstöße nach Verstoß-Arten in Frankfurt/Main.	23
Abbildung 21: Aufgezeichnete Parkverstöße 2019 und Unfälle mit ruhendem Verkehr 2019 in Berlin.	24
Abbildung 22: Aufgezeichnete Parkverstöße 2019 und Unfälle mit ruhendem Verkehr 2019 in München.	25
Abbildung 23: Aufgezeichnete Parkverstöße 2021 und Unfälle mit ruhendem Verkehr 2019 in Frankfurt/Main.	26
Abbildung 24: Parkverstöße pro km nach Straßentypen.....	28
Abbildung 25: Parkverstöße pro km nach Straßentypen und Uhrzeiten.....	28
Abbildung 26: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Straßentypen.	28
Abbildung 27: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Straßentypen und Uhrzeiten.....	29
Abbildung 28: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach Straßentypen.	29
Abbildung 29: Parkverstöße Wirtschaftsverkehr pro km nach Straßentypen.....	30
Abbildung 30: Parkverstöße pro km nach freien Parkplätzen pro km.....	30
Abbildung 31: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach freien Parkplätzen pro km.....	31
Abbildung 32: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach freien Parkplätzen pro km.	31
Abbildung 33: Parkverstöße Wirtschaftsverkehr pro km nach freien Parkplätzen pro km.....	32
Abbildung 34: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach erlaubter Maximalgeschwindigkeit.	32
Abbildung 35: Parkverstöße pro km nach Handwerksstätten pro km.	33
Abbildung 36: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Handwerksstätten pro km.....	34

Abbildung 37: Parkverstöße pro km nach Shops pro km.	34
Abbildung 38: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Shops pro km.	35
Abbildung 39: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach Shops pro km.	35
Abbildung 40: Parkverstöße Wirtschaftsverkehr pro km nach Shops pro km.	36
Abbildung 41: Parkverstöße pro km nach Gebäuden pro km.	36
Abbildung 42: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Gebäuden pro km..	37
Abbildung 43: Parkverstöße Wirtschaftsverkehr pro km nach Gebäuden pro km..	37
Abbildung 44: Anzahl Falschparkdelikte je Art und Straßenkategorie.	38
Abbildung 45: Anteile der jeweiligen Falschparkdelikte je Fahrzeugart.	39
Abbildung 46: Anteil Falschparkdelikte nach Fahrzeuggröße.	39
Abbildung 47: Übersicht der verschiedenen Verstöße in Berlin.	41
Abbildung 48: Forschungsergebnisse mit interaktivem Balkenchart.	42
Abbildung 49: Darstellung eines Akkordeons.	42
Abbildung 50: Darstellung eines Tooltips.....	42

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Auflistung relevanter Vorarbeiten sortiert nach Jahr.....	3
Tabelle 2: Label-Kategorien und zulässige Werte	5
Tabelle 3: Ergebnisse der ZINB-Modelle 1-4.	27
Tabelle 4: Vergleich der ursprünglich geplanten und tatsächlich angefallenen Projektkosten.....	43

Abkürzungsverzeichnis

E

EAR Empfehlungen für Anlagen des ruhenden Verkehrs
ERA Empfehlungen für Radverkehrsanlagen

G

GEOR Georeferenzierung von Objekten
GPS Global Positioning System/ Globales
Positionsbestimmungssystem

H

HTML Hypertext Markup Language

K

KEP Kurier-, Express- und Paketdienst
KI Künstliche Intelligenz

O

OCR Optical Character Recognition
OSM OpenStreetMap

P

POI Point of Interest

R

RASt Richtlinien für die Anlage von Stadtstraßen

S

StVO Straßenverkehrs-Ordnung

T

TSD Traffic Sign Detection

W

WLAN Wireless Local Area Network

Z

ZINB-Modell zero-inflated negative binomial model

1. Kurze Darstellung des Projekts

1.1. Aufgabenstellung

Parkverstöße führen zu zahlreichen Problemen und beeinträchtigen dadurch den Verkehr auf vielfältige Weise. Insbesondere das Halten und Parken von Fahrzeugen auf Infrastruktur für Fußgänger*innen und Radfahrer*innen stellt eine substantielle Gefährdung dar, da diese in den fließenden Verkehr ausweichen müssen.

Im Jahr 2020 waren 27,9 % aller Verunglückten im Straßenverkehr Radfahrer*innen. Während die Zahl der Verunglückten um mehr als 23,8 % im Vergleich zu 2010 anstieg (circa 2,2 % p.a.), war auch ein Anstieg beim Fehlverhalten der Straßenbenutzung bei Kraftfahrzeugführer*innen zu beobachten (Destatis, 2021). Hierunter fällt auch die verbotswidrige Benutzung von Radwegen.

Zudem wird das umweltfreundliche Zu-Fuß-Gehen und Radfahren erschwert, wenn Gehwege oder Radwege durch falsch parkende Autos blockiert sind. Eine weitere Folge von Parkverstößen sind Staus, da z. B. Parkverstöße in zweiter Reihe den Verkehrsfluss beeinträchtigen. Aktuell wird deutschlandweit noch keine umfassende Statistik über unzulässiges Halten und Parken geführt, wodurch die Ursachen für dieses Fehlverhalten unerforscht bleiben.

Ziel des Projekts ParkRight war es eine Grundlage für eine verbesserte Planung der Radinfrastruktur zu schaffen und eine sichere Nutzung dieser zu unterstützen.

1.2. Voraussetzungen, Planung und Ablauf des Projektvorhabens

Das Projekt ParkRight hatte zum Ziel unzulässiges Halten und Parken zu erfassen und typisieren. Hierzu sollten historische Bildbefahrungen aus dem Jahr 2019 genutzt und mit aufgenommen Fahrten aus den Jahren 2020 und 2021 verglichen werden. Im Vordergrund stand die Erkennung von Mustern anhand der Ausgestaltung der Verkehrsinfrastruktur und weiteren Faktoren, die mithilfe eines Labeling-Verfahrens aus den Befahrungsdaten abgeleitet werden. Um die deutschlandweite Übertragbarkeit der Ergebnisse zu ermöglichen, wurden Bildbefahrungsdaten der drei Großstädte Berlin, München und Frankfurt genutzt und nach verschiedenen Untersuchungsmerkmalen analysiert. Abschließend wurde eine Web-Anwendung entwickelt, welche die erhobenen Daten auf einer interaktiven Kartenansicht zur Verfügung stellt. Der Projektablauf ist in Abbildung 1 systematisch dargestellt.



Abbildung 1: Übersicht der Projektidee. Abgebildet ist der Projektablauf von Aufnahme der Bildbefahrungsdaten, deren Analyse und die Bereitstellung der Ergebnisse auf einer Web-Anwendung.

Die Anwendung wird es Verkehrsplanern vereinfachen, Handlungspotenziale zu priorisieren und Wirkungszusammenhänge zu identifizieren. Die gewonnenen Daten und Erkenntnisse dienen somit als wichtige Grundlage für die Entwicklung eines marktreifen, datenbasierten Werkzeugs für Verkehrsplaner. Die im Rahmen des Projekts gewonnenen Daten werden für weitere Projekte über die mCLOUD öffentlich zugänglich gemacht und die Erkenntnisse publiziert (siehe Anhang).

1.3.Vorhabenziele

Ziel des Projekts ParkRight war die Beantwortung folgender Forschungsfragen:

1. Welche Faktoren haben Einfluss (räumlich, zeitlich, Art des Verkehrsteilnehmers, Verkehrsstärke, Schwerverkehrsanteil, Gestaltung des Straßenraums, etc.) auf das Entstehen von unzulässigem Halten und Parken? Wie können diese quantifizierbar gemacht werden?
2. Hat die Höhe der Bußgelder nach der novellierten Straßenverkehrs-Ordnung (StVO) einen Effekt auf das Verhalten der Verkehrsteilnehmer?
3. Welche Stellschrauben der Beeinflussung ergeben sich für die Verkehrspolitik /-planung?

Hierfür wurden über 1.200 km Bildbefahrungsdaten aus den Städten Berlin, München und Frankfurt Main mit dem Fokus auf ordnungswidriges Halten und Parken analysiert. Die verwendeten Videodaten stammen aus den Jahren 2019, 2020 und 2021, was einen Vorher-Nachher Vergleich der StVO-Novelle ermöglichen sollte. Die Videodaten wurden gelabelt und die erfassten Verkehrsinfrastrukturen typisiert, wodurch eine Übertragbarkeit der Daten ermöglicht wird. Diese gelabelten Daten bilden die Grundlage für die Entwicklung eines künstlichen Intelligenz (KI)-gestützten Labeling Tools zur Bildbefahrungsdatenauswertung mit Fokus auf ordnungswidriges Halten bzw. Parken.

Die gewonnen Projektergebnisse und -erkenntnisse werden auf einer Website mithilfe geeigneter Visualisierungs- und Vermittlungsmethode dargestellt. Es handelt sich um eine interaktive Darstellung der Ergebnisse, die eine Analyse der

Daten nach Differenzierungsmerkmalen wie Verkehrsinfrastruktur oder Zeit ermöglicht.

1.4.Änderungen der Ziele

Ursprünglich war eine Analyse des Effekts der StVO-Novelle auf das Verhalten der Verkehrsteilnehmer geplant. Anders als geplant trat der neue Bußgeldkatalog StVO-Novelle aufgrund eines Formfehlers nicht im April 2020 in Kraft, sondern wurde nach einigen Änderungen erst zum 09.11.2021 rechtskräftig. Die Einführung der StVO-Novelle wurde dabei seit April 2020 mehrmals verzögert und politisch intensiv diskutiert. Wir haben zu Beginn des Projekts bei Berlin, München und Frankfurt angefragt, welche StVO lokal angewendet wird und die Rückmeldung erhalten, dass bis zur rechtskräftigen Einführung die alte StVO angewendet wird. Da zu Projektbeginn noch nicht absehbar war, wann dieser Zeitpunkt eintritt, wurde in Abstimmung mit den Projektträgern beschlossen die Vorhabenziele anzupassen und sich mehr auf die möglichen Ursachen für Verstöße zu fokussieren.

1.5.Wissenschaftlicher und technischer Stand, an den angeknüpft wurde

Das Projekt ordnet sich zwischen einer Reihe an internationalen Vorarbeiten auf dem Gebieten der verkehrsbezogenen KI-Anwendungsforschung ein.

Von Interesse sind insbesondere Arbeiten zur robusten Klassifizierung von Verkehrsschildern (TSD = „Traffic Sign Detection“), dem maschinellen Lesen von Text auf Bildern (OCR = „Optical Character Recognition“), sowie zur präzisen Georeferenzierung von Objekten (GEOR). Die Tabelle 1 unten zeigt eine Auflistung wichtiger Vorarbeiten in diesen Forschungsbereichen. Zur Forschungsfrage der Auswirkungen der nivellierten StVO auf den Radverkehr existierten zu Projektbeginn noch keine Vorarbeiten.

Tabelle 1: Auflistung relevanter Vorarbeiten sortiert nach Jahr.

Titel	Autor	Gebiet	Jahr
Two-Stage Road Sign Detection and Recognition	Kuo & Lin	TSD	2007
Automatic Detection and Classification of Traffic Signs	Paulo & Correia	TSD	2007
Traffic sign recognition with multi- scale convolutional networks	Sermanet & Lecun	TSD	2011
Detection of Traffic Signs in Real-World Images: The German Traffic Sign Detection Benchmark	Houben et al.	TSD	2013
Text Detection and Recognition on Traffic Panels from Street-Level Imagery Using Visual Appearance	Gonzalez et al.	OCR	2014
Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation	Girshick et al.	TSD	2014
Distance estimation of colored objects in images	Rahman & Widodo	GEOR	2016
Traffic Sign Detection with Convolutional Neural Networks	Peng et al.	TSD	2017
Real-time illegal parking detection system based on deep learning	Xie et al.		2017
Implementierung einer Verkehrszeichenerkennung zur automatischen Kartendatenerstellung	Natho	TSD	2018
Automatic Detection of Parking Violation and Capture of License Plate	Liu et al.	TSD	2019

1.6. Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Bis auf die Anfrage im Mai 2021 zur Klärung welche StVO Berlin, München und Frankfurt anwenden, fand keine Zusammenarbeit mit anderen Stellen statt.

2. Eingehende Darstellung

2.1. Projektvorgehen und Herausforderungen

2.1.1. Bliq – Datensammlung per Video

Grundlage aller Arbeiten von ParkRight sind sog. Bildbefahrungsdaten. Bildbefahrungsdaten (engl. „Street Level Imagery“) sind georeferenzierte Bilder, welche das Straßenbild aus der Perspektive eines fahrenden Autos erfassen. Diese können entweder als Rundum-360°-Aufnahme erhoben oder auf einen bestimmten Blickwinkel beschränkt werden. Für ParkRight wurden Bildbefahrungsdaten aus der Sicht von Beifahrer*innen, das heißt frontal durch die Windschutzscheibe zum rechten Straßenrand erfasst.

Zur Datenerfassung kam eine von Bliq entwickelte Smartphone-Anwendung zum Einsatz. Smartphones sind für die Erhebung von Bildbefahrungsdaten gut geeignet, da heutige Modelle sowohl über sehr gute Kamera-Sensoren als auch über GPS-Module zur Standortbestimmung, sowie große Speicher zur Aufnahme großer Datenmengen verfügen. Abbildung 2 zeigt den sehr einfach gehaltenen Aufbau zur Datenerhebung, welcher aus einem Smartphone im Querformat in einer an der Windschutzscheibe angebrachten Saugnapf-Halterung besteht.



Abbildung 2: Aufbau zur Erhebung von Bildbefahrungsdaten. Ein Smartphone wird mit einer Handyhalterung an der Frontscheibe befestigt und nimmt aus der Beifahrerperspektive den rechten Straßenrand auf.

Einmal aktiviert zeichnete die Anwendung kontinuierlich Videoaufnahmen von je 60 Sekunden Länge auf und speicherte ca. einmal pro Sekunde die geographische Position. Sobald das Smartphone mit einem WLAN verbunden ist, werden die Videodaten an die Bliq-Server übertragen. Für ParkRight wurden auf diese Weise insgesamt 2.977 km Videodaten in Berlin, 943 km in München und 148 km in Frankfurt erhoben.

2.1.2. Bliq – Labeling Tool

Zur weiteren Verarbeitung der erhobenen Bildbefahrungsdaten wurden die Videos „gelabelt“, d.h. die dort zu erkennenden Objekte wurden von Menschen manuell „benannt“ und diese Daten wurden dann zusammen mit einem Zeitstempel gespeichert. Tabelle 2 bietet eine Übersicht über alle im Rahmen des Projekts definierten Kategorien und Label-Werte.

Tabelle 2: Label-Kategorien und zulässige Werte

Label-Kategorie	Label-Werte
Straßenkategorie RASt 06, S. 36 – 62	<ul style="list-style-type: none"> - Sammelstraße - Quartiersstraße - Hauptgeschäftsstraße - Gewerbe- und Industriestraße - Verbindungsstraße
Führungsformen des Radverkehrs ERA 2010, S. 22 – 26	<ul style="list-style-type: none"> - Radverkehr auf der Fahrbahn - Schutzstreifen - Radfahrstreifen - Baulich angelegte Radwege
Art der Fahrzeugaufstellung EAR 05, S. 19 – 20	<ul style="list-style-type: none"> - Längsaufstellung - Schrägaufstellung - Senkrechtaufstellung - Keine Fahrzeuge
Straßenbelag	<ul style="list-style-type: none"> - Asphaltdecke - Pflastersteindecke - Asphaltdecke mit Schäden - Straßendecke mit Schienen - Sonstige Deckschicht
Radabstellanlagen	<ul style="list-style-type: none"> - Vorderradhalter - Anlehnbügel - Fahrradboxen - Sonstige Bauform - Nicht erkennbar
Widerrechtliches Halten und Parken gemäß § 12 StVO	<ul style="list-style-type: none"> - Auf Radwegen - Auf Schutzstreifen - Auf Radfahrstreifen - In zweiter Reihe - Im eingeschränkten Halteverbot - Im absoluten Halteverbot - In scharfen Kurven - Vor Feuerwehreinfahrten - Im Einmündungs- / Kreuzungsbereich - auf Fußgängerüberwegen - Sonstige Verstöße
Widerrechtliches Halten und Parken: Art des Fahrzeugs	<ul style="list-style-type: none"> - Privatfahrzeuge - Abfallsammlung - Taxis - Einsatzfahrzeuge - Baustellenfahrzeuge - Handwerker - Techniker - Essen-/Lebensmittel-Lieferdienste - Spediteure - KEP (Kurier, Express und Paketdienst) - Dienstleister - Sonstiger (Wirtschafts-)Verkehr
Freie Parkstände	<ul style="list-style-type: none"> - Freier Parkstand

Der Vorgang des Labelings wurde von Mitarbeiter*innen des ReLUT mithilfe einer eigens entwickelten Web-Anwendung, dem Labeling Tool von Bliq in Abbildung 3 abgebildet, durchgeführt.

In einem geschützten Bereich bietet das Labeling Tool Nutzer*innen mit Zugangsdaten Zugriff auf alle erhobenen Bildbefahrungsdaten. Bereits gelabelte Dateien werden markiert und zusätzlich mit dem Namen der Nutzer*in versehen.

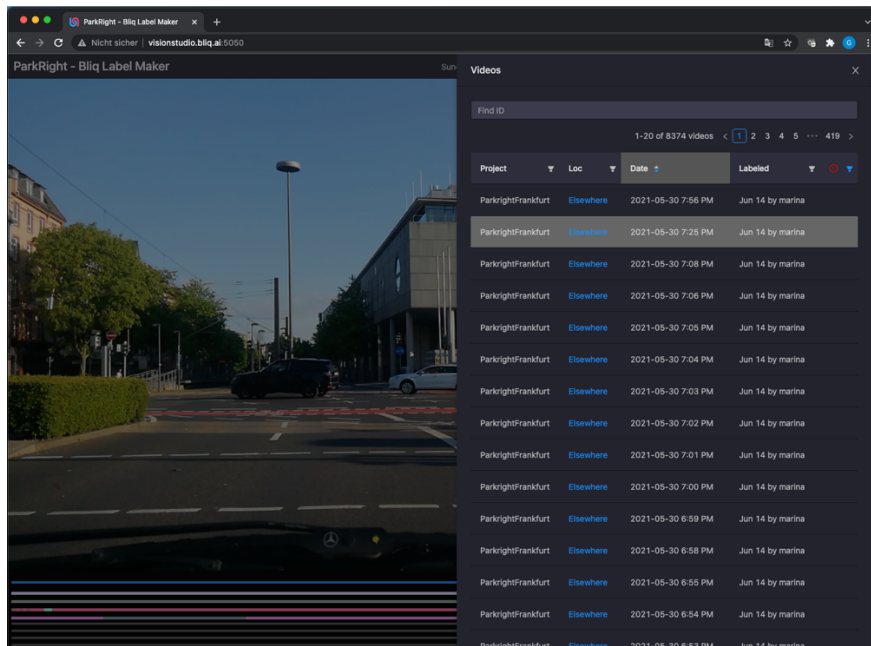


Abbildung 3: Labeling Tool mit geöffneter Datenauswahl-Maske. Links im Bild läuft eine Aufzeichnung der Befahrungen und rechts die Datenauswahl-Maske zu den aufgenommenen Fahrten, mit dem Projektnamen, dem Ort, dem Datum der Aufnahme und dem Labeling Datum mit dem Bearbeiter, abgebildet.

Abbildung 4 A zeigt eine Übersicht über alle auswählbaren Label-Kategorien und weitere hilfreiche Tastenkürzel. Ein Label kann erzeugt werden, indem die entsprechende Taste an der passenden Stelle im Video gedrückt wird.

Anschließend öffnet sich ein Auswahlfenster zur Vergabe des passenden Label-Wertes, wie in Abbildung 4 B dargestellt. Pro Label-Kategorie gibt es am unteren Bildrand einen Zeitstrahl, welcher die vergebenen Labels farblich kennzeichnet.

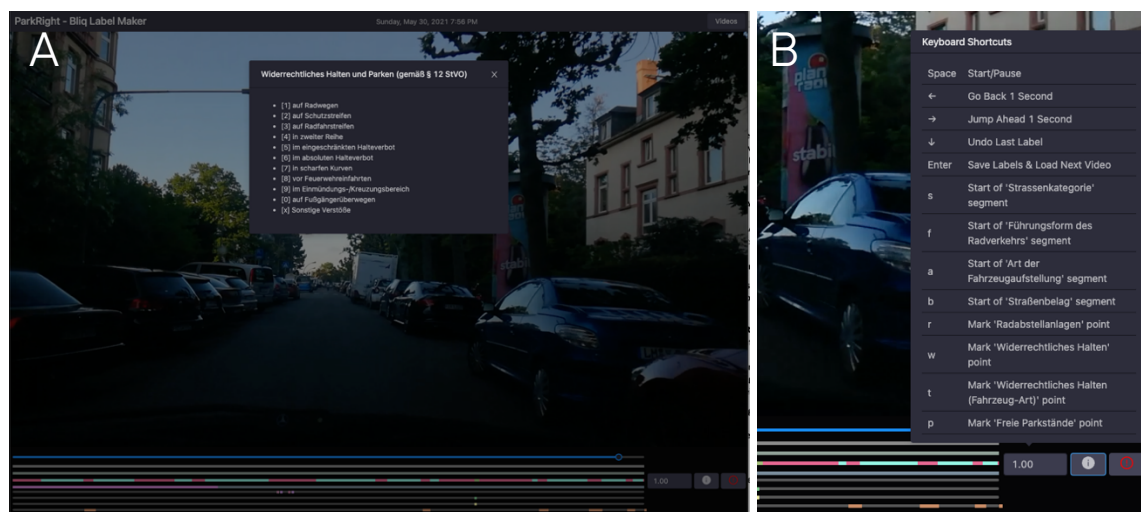


Abbildung 4: Einsicht in das Labeling Tool. A Übersicht der Tastenkürzel pro Label-Kategorie. B Auswahlmenü für die Label-Kategorie "widerrechtliches Parken".

Das Labeling Tool kann durch mehrere Nutzer*innen gleichzeitig bedient werden. Nutzer*innen können dabei auch Labels, die von anderen Nutzer*innen erzeugt

wurden, überprüfen und ggf. anpassen oder ergänzen. Die erzeugten Label-Daten werden in einer Datenbank abgelegt und können von dort für die weitere Analyse extrahiert werden. Die Labels werden mit einer Zeitangabe versehen und stehen daraufhin für weitere Analysen und/oder graphische Aufbereitungen, bspw. auf einer Karte, zur Verfügung.

2.1.3. ReLUT – Datenaufbereitung/Auswertung

Die aus der Datenbank extrahierten Daten wurden mithilfe von Python (einer Programmiersprache) eingelesen und in drei Teildatensätze zerlegt:

- Im ersten Datensatz sind allgemeine Informationen zu den einzelnen Videos enthalten, wie der Startzeitpunkt der Fahrt und das Datum, die Dauer des Videos in Millisekunden, ob das Video gelabelt werden konnte und ein Grund, falls es nicht gelabelt wurde.
- Der zweite Datensatz beinhaltet die Labels mit dem entsprechenden Zeitstempel, den Autor des Labels, das Datum des Label-Vorgangs, sowie die ID des Videos. In Summe wurden 250.553 Labels gesetzt (im Durchschnitt 30 Labels pro Video).
- Der dritte Datensatz umfasst die Sensormesswerte für die Fahrten, also die Zeit seit Fahrtbeginn (in Millisekunden), die Koordinaten (Breitengrad und Längengrad), die Geschwindigkeit sowie eine ID des Videos. Zusätzlich war als Maß der Genauigkeit einer Koordinate die sogenannte „Accuracy“ enthalten. Die Accuracy entspricht dem Radius, in dem die Koordinate mit 68 % Wahrscheinlichkeit liegt¹.

Die weitere Aufbereitung wurde nach dem folgenden Schema aus Abbildung 5 mithilfe von Stata (einer Statistiksoftware) und Python vorgenommen. Wie im Folgenden dargestellt wird, ist das Ziel einen Datensatz nach Straßenabschnitten zu generieren, mit dem dann die statistischen Analysen durchgeführt werden.

¹ [https://developer.android.com/reference/android/location/Location#getAccuracy\(\)](https://developer.android.com/reference/android/location/Location#getAccuracy())

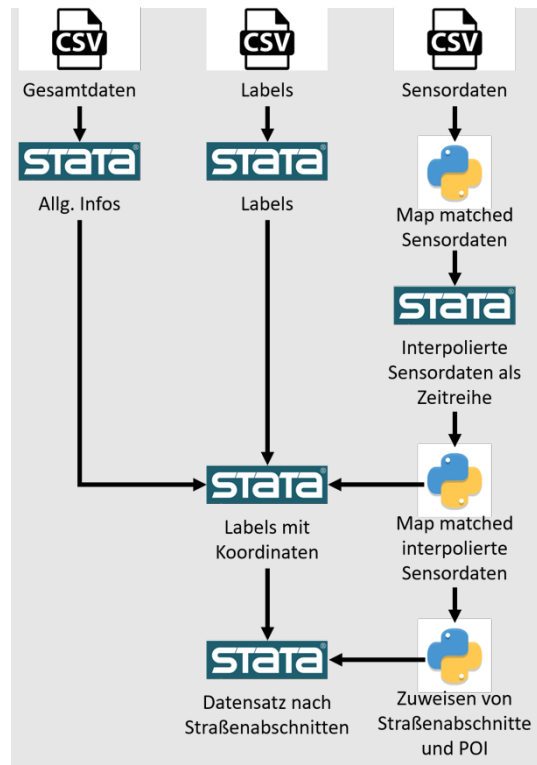


Abbildung 5: Datenaufbereitung. Gezeigt wird der Bearbeitungsfluss der eingehenden Daten bis hin zum fertigen Datensatz. Die eingehenden Daten sind im Format CSV und werden dann mit Python und STATA bearbeitet, um am Ende einen STATA Datenabsatz nach Straßenabschnitten zu erhalten.

Da die Labels im „Labels-Datensatz“ keine Koordinaten, sondern nur einen Zeitstempel, aufweisen, musste eine Verknüpfung mit den Sensordaten erfolgen.

2.1.3.1. Aufbereitung der Sensordaten

Eine Folge von GPS-Punkten, eine so genannte GPS-Trajektorie, ist mit zwei Arten von Fehlern verbunden (Plaudis et al., 2021):

1. Messfehler: Die aufgezeichnete Position kann von der tatsächlichen Position abweichen. Dies ist auf diverse Umwelteinflüsse zurückzuführen (Hendawi et al., 2020).
2. Sampling-Fehler: fehlende Daten zwischen den aufgezeichneten Punkten.

Map-Matching ist ein möglicher Ansatz zur Behebung dieser Fehler. Ein Map-Matching-Algorithmus gleicht die aufgezeichneten Punkte mit einer Darstellung eines Straßennetzes (normalerweise in Form eines Graphen mit Knoten und Kanten wie in Abbildung 6 zu sehen) ab.



Abbildung 6: Beispiel für Fehlerkorrektur durch Map-Matching. In Rot abgebildet sind die aufgezeichneten Geodaten während der Fahrt und in Blau ist die Fahrt nach der Korrektur abgebildet. © OpenStreetMap-Mitwirkende © Carto

Die meisten Map-Matching-Dienste und -Maschinen basieren auf dem vorgeschlagenen Algorithmus von Newson und Krumm (2009). Sie definieren das Map-Matching-Problem als Ermittlung der wahrscheinlichsten Abfolge von Straßenabschnitten, die mit der Abfolge von GPS-Punkten übereinstimmen. Im Projekt wurde die Routing-Engine Valhalla² verwendet. Valhalla ist eine Open-Source-Routing-Engine, die Routing-Dienste wie die Suche nach dem optimalen Pfad, Map-Matching, Zeit-Distanz-Matrix-Berechnungen, Tourenoptimierung usw. anbietet. Abgesehen davon, dass Valhalla völlig kostenlos ist, besteht ein weiterer Vorteil gegenüber kostenpflichtigen Diensten darin, dass keine Begrenzungen, wie z. B. die Anzahl der Punkte pro Trajektorie und die Zeitbegrenzung, vorgesehen ist. Außerdem nutzt die Engine OpenStreetMap (OSM)³ als Grundlage. Dies erleichtert weitere räumliche Analysen auf der Grundlage von OSM-Daten.

Eine weitere Möglichkeit wäre gewesen, Punkte mit schlechter Accuracy vollständig zu entfernen. Die Accuracy entspricht dem Radius, in dem mit 68 % Wahrscheinlichkeit die Koordinate liegt. Yang et al. (2018) schlagen beispielsweise vor, alle Datenpunkte in absteigender Reihenfolge zu sortieren und nur die besten 95 % der Daten zu verwenden. Sun et al. (2017) verwenden nur Werte mit einer Accuracy von unter 100 Metern. Da die gesetzten Labels allerdings nur mithilfe des Zeitstempels mit einer Georeferenzierung verknüpft werden konnten, wurde ein Map-Matching zur Korrektur der Daten verwendet.

Fehlende Sekunden in den Sensordaten wurden aufgefüllt, indem die fehlenden Koordinaten linear interpoliert wurden (Abbildung 7 in grün).

² <https://github.com/valhalla/valhalla>

³ <https://www.openstreetmap.org/>

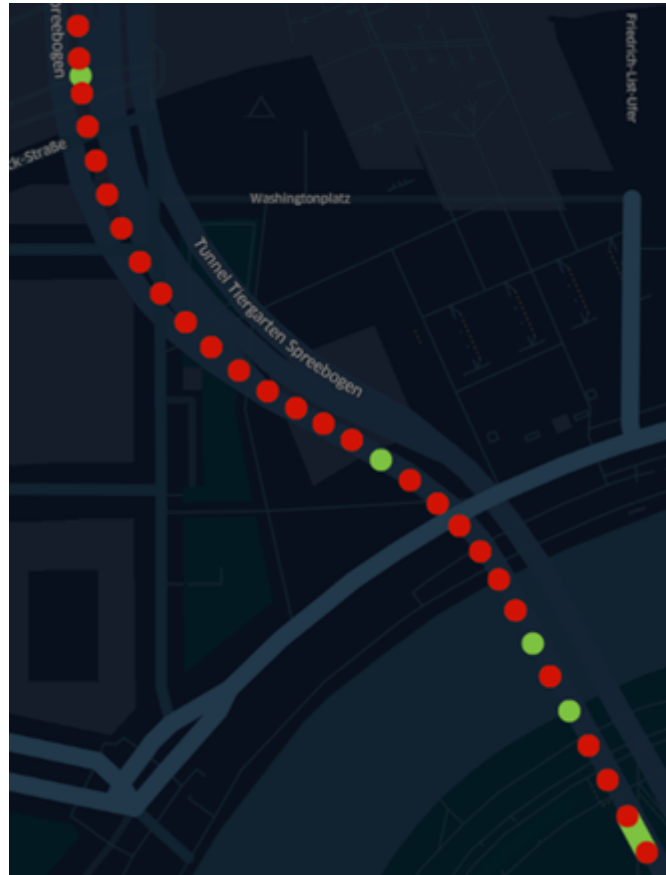


Abbildung 7: Beispiel für lineare Interpolation bei fehlenden Daten. grüne Punkte = interpolierte Werte, rote Punkte = Koordinate nach Map-Matching © kepler.gl © Mapbox © OpenStreetMap

Bei der Interpolation wurden Koordinaten für jede fehlende Sekunde ergänzt. Das heißt, dass auch interpoliert wurde, wenn sich die Koordinate z. B. bei langen Abschnitten des Wartens (Ampel, Fußgängerüberwege etc.) nicht verändert hat. Anschließend wurde das Map-Matching für die interpolierten Koordinaten wiederholt, um mögliche Fehler der linearen Interpolation auszugleichen.

Ein weiteres Maß für die Güte der Datenpunkte stellte die Entfernung zwischen zwei Koordinaten dar. Insbesondere bei der Aufzeichnung der Sensordaten in Frankfurt fiel auf, dass zum Teil zeitliche als auch räumliche große Lücken vorhanden waren. Insbesondere die Positionierung der ersten Koordinate zu Beginn der Fahrt war häufig falsch. Da die Aufbereitung der Daten im Vergleich zur vorhandenen Datenmenge unverhältnismäßig viel Zeit in Anspruch genommen hätte, wurden die Daten für Frankfurt in der Entwicklung des statistischen Modells nicht berücksichtigt.



Abbildung 8: Beispiel für fehlerhafte Daten mit großen zeitlichen Abständen (Frankfurt/Main). Die an den Punkten angegebenen Werte sind die Entfernungen in Metern zu den Koordinaten, die eine Sekunde zurück liegen. © kepler.gl © Mapbox © OpenStreetMap

2.1.3.2. Aufbereitung der Label-Datensatzes

Nach der Aufbereitung des Sensordatensatzes wurden die Labels aus dem Label-Datensatz mithilfe des Zeitstempels und den Sensordaten mit einer Koordinate versehen. Zunächst konnten etwa 20.000 Labels nicht mit einer Koordinate versehen werden, weil der Startpunkt und Endpunkt der Sensordaten vom Zeitpunkt des gesetzten Labels abwichen. So entfielen etwa 18.000 Labels auf die Sekunde 0 eines Videos, d.h. wurden gesetzt, bevor das Video gestartet wurde. Diese Labels wurden mit der Zeit von 1 Sekunde nach Start der Aufzeichnung versehen. Weiterhin wurden aufgrund infrastruktureller Besonderheiten bei Radfahrstreifen⁴ in Berlin die Labels für die Radinfrastruktur und für Verstöße als fehleranfällig identifiziert und daher in einem zweiten Durchgang überprüft und wenn notwendig korrigiert.

2.1.3.3. Aufbereitung des Datensatzes nach Straßenabschnitten

Die Label-Daten wurden mithilfe des Python-Packages „osmnx“⁵ Straßenabschnitten zugewiesen. Ein Straßenabschnitt⁶ ist als Teil der Straße definiert, der von einer Kreuzung/Einmündung bis zur nächsten Kreuzung/Einmündung reicht und ist über sog. „nodes“⁷ (Knotenpunkte) in OSM zu identifizieren. Weitere Informationen wie der Straßename, die Maximalgeschwindigkeit im Straßenabschnitt und zum Teil die Anzahl der vorhandenen Spuren wurden ebenfalls in den Daten ergänzt. Auch die Länge des Straßenabschnitts ist als Information in OSM enthalten. Da die Fahrzeuge zum Teil nicht die Gesamtlänge der Straßenabschnitte befahren haben, wurde die Länge der Abschnitte aus den Koordinaten der Sensoreinträge innerhalb des Abschnitts

⁴ In Berlin werden Radfahrstreifen, die i. d. R. mit einer durchgezogenen Linie markiert sind, neben Parkstreifen gestrichelt markiert, damit ein-/ausparkende Kfz die Linie überfahren dürfen. Die gestrichelte Linie ähnelt die des Schutzstreifens, ist jedoch breiter.

⁵ <https://github.com/gboeing/osmnx>

⁶ <https://wiki.openstreetmap.org/wiki/Segment>

⁷ <https://wiki.openstreetmap.org/wiki/Node>

berechnet. Da bei der Datensichtung deutlich wurde, dass auch Parkverstöße in Sichtweite gelabelt wurden, die aber außerhalb der Koordinaten der Befahrung lagen, wurde die berechnete Länge zusätzlich um 5 Meter erweitert, um die Sichtweite beim Setzen der Labels miteinzubeziehen.

Teilweise wurde Straßenabschnitte mehrfach befahren. Entsprechend wurde in den Daten eine Spalte für die Befahrungsnummerierung aufgenommen. Da das Smartphone bei der Aufnahme der Videos immer die rechte Seite der Straße von der Beifahrerseite aus gefilmt hat, musste zudem die Fahrtrichtung berücksichtigt werden. Somit wird in den Daten unterschieden, in welcher Richtung ein Straßenabschnitt befahren wird und wenn derselbe Straßenabschnitt zweimal jeweils in unterschiedlichen Richtungen befahren wird, werden diese Befahrungen wie zwei getrennte Beobachtungen behandelt. Insgesamt wurden 60 % der Abschnitte mehrfach befahren, d.h. mehr als einmal bzw. mehr als einmal jeweils in beide Fahrtrichtungen. 20 % der Abschnitte wurden in eine Fahrtrichtung befahren und 20 % jeweils einmal in beide Richtungen.

Anschließend erfolgte die Aggregation der Verstöße und falschparkenden Fahrzeuge je Befahrung eines Straßenabschnitts. Daraus resultierte ein Datensatz nach Straßenabschnitten.

Da bei der Konfiguration des Labeling Tools für die vorliegenden Videodaten zur Festlegung einer Strecke nur das Setzen eines Startpunkts und kein Setzen eines Endpunkts vorgesehen wurde, musste eine Annahme zur Festlegung des Endes einer Strecke getroffen werden.

Beispiel duale Radlösungen: Bei diesen Lösungen können Radfahrende zwischen zwei angebotenen Infrastrukturen wählen, zum Beispiel zwischen einem Schutzstreifen und dem freien Fahren auf dem Gehweg (Schäfer et al., 2020). Im Labeling Tool wurden für dieses Beispiel zwei separate Streckenlabels gesetzt. Das Ende der beiden Labels wurde per Annahme dann festlegt, wenn ein neues Streckenlabel derselben Kategorie begonnen wurde.

Durch die oben beschriebene Annahme ist es möglich, dass die Summe der Anteile der Streckenlabels mehr als 100 % ergibt. Dies stellt eine Limitation der Daten dar. Weitere Limitationen des Vorgehens zeigen sich auch in der folgenden Situation: Videos, die mitten in einem Streckenabschnitt enden und in einem weiteren Video fortgesetzt wurden, sind als zwei Befahrungen des Straßenabschnitts eingeflossen. Im statistischen Modell wurde für Mehrfachbefahrungen mithilfe von Befahrungsdummies kontrolliert.

2.1.3.4. Anreicherung der Straßenabschnittsdaten mit POI und Verkehrsaufkommen

Der Datensatz wurde mit weiteren Variablen wie der Anzahl an Points of Interest (POI)⁸ sowie dem Verkehrsaufkommen auf dem Straßenabschnitt mit einem zeitlichen Buffer von +/- 5 Minuten kombiniert. Dazu wurden die POI-Daten aus der

⁸ Points of Interest: Einrichtungen in der nahen Umgebung des Straßenabschnitts wie Handwerksstätten, Läden oder Gebäude. Dazu auch https://wiki.openstreetmap.org/wiki/Points_of_interest

OSM-Datenbank extrahiert. POI sind definiert als geografische Objekte, die für die Fahrer von Interesse sein und die Wahl des Fahrtziels beeinflussen können. Um die POI eines Straßenabschnitts zu erhalten, wurde die OSM-Datenbank nach POI durchsucht, die denselben Straßennamen in ihrer Adresse aufwiesen. Die Abbildung unten zeigt zum Beispiel die Straße Mehringdamm in Berlin und ihre POI. Die POI, die in den 100-Meter-Bereich fallen (die blaue Wolke), wurden einbezogen.



Abbildung 9: Einbezogene POI am Mehringdamm in Berlin. Gezeigt wird ein Straßenabschnitt des Mehringdamm in Berlin, wobei der Straßenverlauf in dunkelblau nachgezeichnet ist. POI entlang des Abschnitts sind durch rote Punkte markiert und Punkte in einem 100-Meter-Bereich entlang der Straße, dargestellt durch die hellblaue Wolke, wurden in die Berechnungen mit einbezogen. © OpenStreetMap

Die Häufigkeitsverteilung der Anzahl der POI in den Straßenabschnitten ist in der nachstehenden Abbildung zu sehen. Den einbezogenen Straßenabschnitten werden so im Durchschnitt 9,5 POI zugeordnet, was angesichts der untersuchten Abschnittslängen plausibel erscheint.

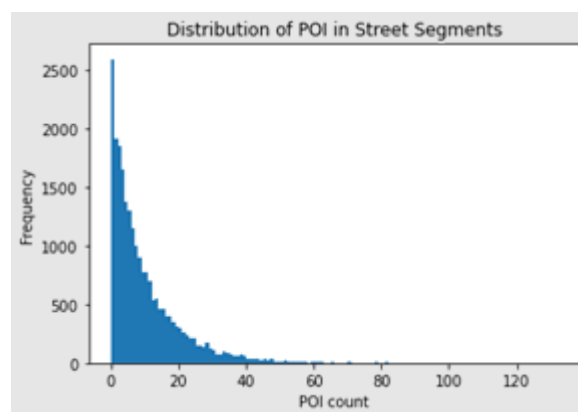


Abbildung 10: Anzahl an POI pro Straßenabschnitt in Berlin.

Die POI werden dann auf der Grundlage der primären Standard-Tags von OSM gruppiert. Derzeit gibt es 29 verschiedene primäre Tags⁹, wie z. B. "amenity", "shop", "building", "office", usw.

Eine Kombination mit weiteren Daten wie Ordnungswidrigkeiten in Bezug auf Halten und Parken ist aufgrund der Datenverfügbarkeit nicht möglich. Unfalldaten konnten

⁹ Eine vollständige Liste der primären Tags ist zu finden unter: https://wiki.openstreetmap.org/wiki/Map_features

ebenfalls nicht in das statistische Modell integriert werden. Zwar liegen diese vor¹⁰, allerdings sind keine genauen Zeit- bzw. Datumsinformationen vorhanden.

2.1.4. ReLUT – Entwicklung des Statistischen Modells zur Erklärung von Parkverstößen

Als abhängige Variable im statistischen Modell dient die Anzahl der Parkverstöße. Da es sich um Zähldaten handelt, wurde die Güte verschiedener Zähldatenmodellen (Poisson, negative binomial, zero-inflated Poisson, zero-inflated negative binomial), die jeweils auf unterschiedlichen Annahmen beruhen, verglichen (Long & Freese, 2006). Durchgeführt wurden die Analysen mit der Software Stata.

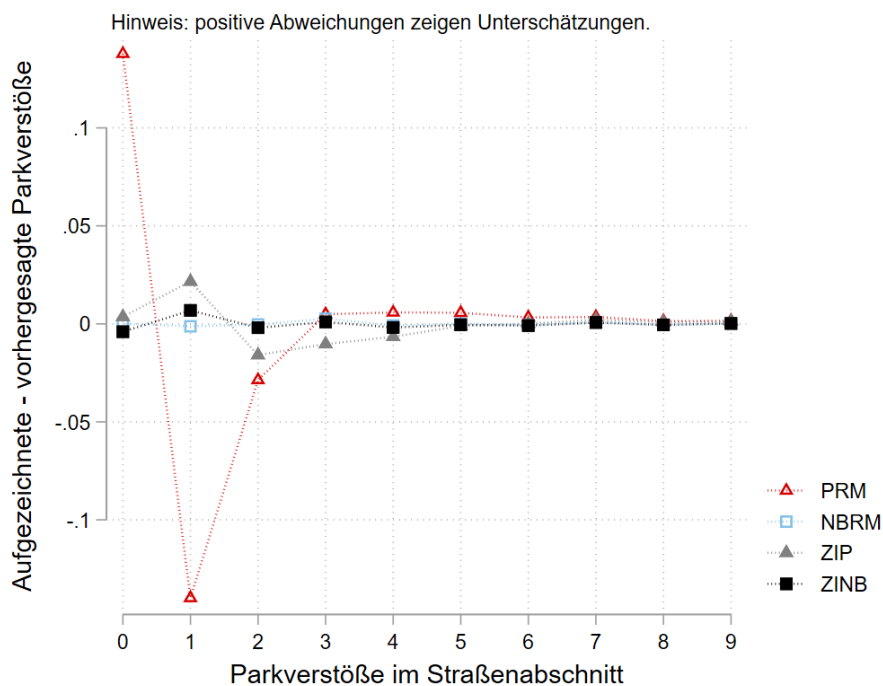


Abbildung 11: Aufgezeichnete versus vom Modell vorhergesagte Parkverstöße als Maß für die Güte unterschiedlicher Modelle.

Wie in der obenstehenden Abbildung 11 zu sehen ist, weichen die aufgezeichneten Parkverstößen von den vom Modell vorhergesagten Parkverstößen bei einem zero-inflated negative binomial model (ZINB-Modell) am wenigsten ab. Zur Modellierung von Zähldaten wird häufig eine Poissonverteilung verwendet (Grundlagenliteratur, wie Cameron, A., C. & Trivedi, 2010; Hilbe, 2014; Long, 1997; Long & Freese, 2006). Die negative Binomialverteilung wird verwendet, wenn eine sogenannte Überdispersion in den Daten vorliegt. Dies bedeutet, dass die Annahme des Poisson-Modells verletzt ist, wonach die Varianz dem Mittelwert entspricht (Fávero et al., 2020). Ein ZINB-Modell kommt dann zum Einsatz, wenn ein Überschuss an Nullzählungen in den Daten zu sehen ist. Abbildung 12 zeigt die Häufigkeit der gelabelten Parkverstößen pro 100 Meter in den Straßenabschnitten, die in der Analyse berücksichtigt wurden. In etwa 17.500 Straßenabschnitten (= 81%) wurden keine Parkverstöße aufgezeichnet, was genau der Situation entsprechen könnte, in der ein ZINB-Modell verwendet wird.

¹⁰ https://unfallatlas.statistikportal.de/_opendata2021.html

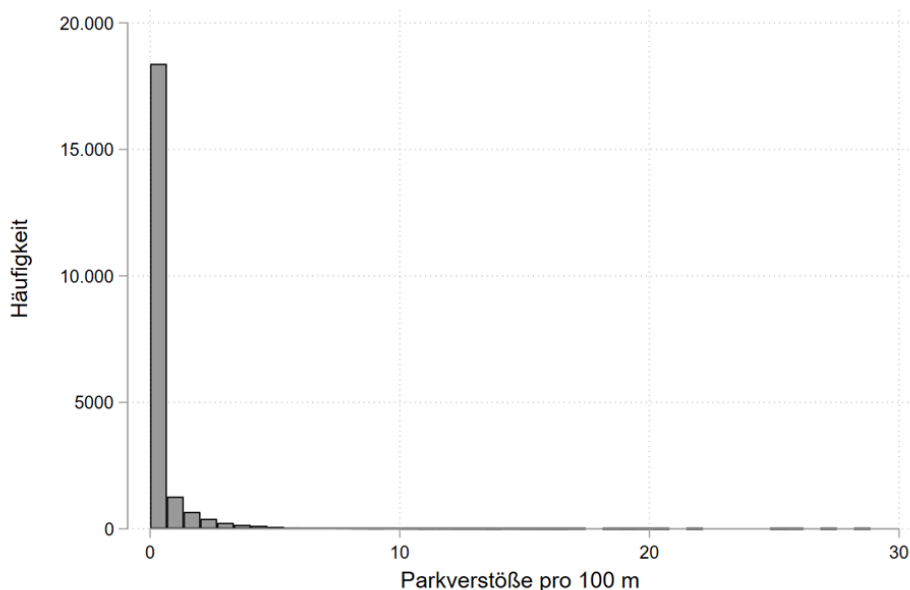


Abbildung 12: Häufigkeiten von Parkverstößen pro 100 m in den Straßenabschnitten (Datenbasis statistische Analyse)

Das ZINB-Modell basiert auf der Annahme, dass die Nullzählungen (also „keine Parkverstöße im Straßenabschnitt vorhanden“) aus zwei unterschiedlichen Quellen stammen. Zum einen gibt es sog. „wahre“ Nullen, wenn beispielsweise im Straßenabschnitt tatsächlich zum beobachteten Zeitpunkt zufällig kein Parkverstoß aufgezeichnet wurde. Zum anderen gibt es sog. „überschüssige“ Nullen, wenn beispielsweise in einem Straßenabschnitt parken physikalisch gar nicht möglich ist. Das Modell schätzt dabei zwei unterschiedliche Prozesse. Das Zählmodell verwendet die „wahren“ Nullen sowie die gezählten Parkverstöße. Die „überschüssigen“ Nullen werden mit einer Logit-Regression modelliert. Parkverstöße werden als Kombination der beiden Prozesse vorhergesagt (vgl. u. a. Long & Freese, 2006).

Als Kontrollvariablen werden Dummies (Indikatoren) für den Wochentag, Monat, die Stunde und Schulferien einbezogen. Feiertage wurden als Sonntage kodiert. Darüber hinaus wird für das Verkehrsaufkommen je Straßenabschnitt und Mehrfachbefahrungen kontrolliert. Folgende erklärende Variablen werden zur Modellierung der Zählmodellen, also Erklärung von Parkverstößen, verwendet:

- Dummy-Variable, ob Radinfrastruktur vorhanden (= 1) oder nicht vorhanden ist (=0)
- Dummies für die Straßenkategorien
 - Sammelstraße
 - Quartierstraße
 - Hauptgeschäftsstraße
 - Verbindungsstraße
 - Industriestraße
- Anzahl freier Parkplätze
- Anzahl POI
 - Handwerksstätten

- Shops
- Bürogebäude
- Gesundheitseinrichtungen
- Freizeiteinrichtungen
- Tourismuseinrichtungen
- Bildungseinrichtungen
- Zugelassene Maximalgeschwindigkeit im Straßenabschnitt
- Dummy, falls die Straße eine Einbahnstraße (=1) oder keine Einbahnstraße ist (=0)

Als sogenannte „Inflation“-Variable, die das (Nicht-)Auftreten der „überschüssigen“ Nullen erklärt, wird zum einen eine Dummy-Variable verwendet, die anzeigt, ob Parken in einem Straßenabschnitt physikalisch möglich ist. Diese Dummy-Variable ist folgendermaßen definiert: Wenn Parken weder in Längsaufstellung, Schrägaufstellung noch Senkrechtaufstellung möglich ist, wird die Variable auf 1 gesetzt und ansonsten auf 0. Zum anderen wird die Länge des Straßenabschnitts im Logit-Part einbezogen, um zu berücksichtigen, dass die Wahrscheinlichkeit keinen Parkverstoß zu beobachten mit der Länge des Straßenabschnitts sinkt. Da eine proportionale Relation zwischen dem Auftreten der Parkverstöße und der Länge des Straßenabschnitts angenommen wird, ist hier der Parameter der Länge des Straßenabschnitts auf 1 restringiert.

Eine weitere Option bei der Modellierung von Zähldaten ist der Einbezug einer sogenannten „Offset“- oder „Exposure“-Variable. Die Variable wird verwendet, um die Zähldaten (Parkverstöße) in Relation zu einer Maßeinheit (Länge des Straßenabschnitts) zu setzen, womit diese als Rate ausgedrückt werden kann. Um die vorhandenen Zählvariablen pro 100 Meter darzustellen, wurden die Länge des Straßenabschnitts durch 100 geteilt und als „Exposure“-Variable einbezogen. Die Folge ist, dass bei der Prognose von Parkverstößen immer eine Abschnittslänge von 100 Metern als Maßeinheit gesetzt wird und die Ergebnisse vergleichbar und anschaulich aufbereitet werden können. Die inhaltliche Interpretation wird im Kapitel Ergebnisse weiter ausgeführt und wurden ebenso für die Webdarstellung für eine öffentlichkeitswirksame Kommunikation aufbereitet. Die Veröffentlichung der Ergebnisse ist außerdem im Rahmen eines wissenschaftlichen Papers geplant.

2.1.5. ReLUT – Deskriptive Analysen für Hotspots

Für die deskriptiven Analysen von Hotspots wurden nach dem Data Cleaning die gesetzten Labels der Falschparkdelikte für Berlin mithilfe des Map-Matchings in eine Karte (Online-Tool *kepler.gl*, 2022) eingefügt. Weiterhin wurde die Karte mit Unfalldaten im Zusammenhang mit ruhendem Verkehr aus 2019 (Destatis, 2019), also demselben Jahr der Befahrungsdaten, hinterlegt (s. Abschnitt 2.1). Mithilfe der Visualisierung konnten anhand der Anhäufung von Labels und Unfalhhäufungspunkte sog. Hotspots identifiziert werden. Bei Erkennen eines Hotspots wurde anhand der Video-ID, die an den Label Punkten ablesbar ist, das zugehörige Video bzw. die verkehrliche und straßenräumliche Situation im Labeling Tool gesichtet. Teilweise konnten bei den Videos Fehler beim Setzen des Labels (z. B. Labeln eines Parkverstoßes, obwohl kein Parkverstoß vorhanden) erkannt werden, sodass eigentlich kein Hotspot identifizierbar war. Falls jedoch tatsächlich ein Falschparkdelikt zu verzeichnen war, wurden die gesetzten Labels geprüft und ggf. korrigiert. Außerdem wurde von der verkehrlichen und straßenräumlichen Situation

ein Bild erzeugt (Screenshot des Videos) und der entsprechende Hotspot wurde dokumentiert. Hierfür wurden folgende Punkte berücksichtigt:

- Bildbezeichnung (vom erzeugten Screenshot),
- Datum und Uhrzeit des Videos,
- Video-ID,
- Straßename des gesetzten Labels,
- Geschwindigkeitsbegrenzung (Kleiman & Malcolm, 1981; Senatsverwaltung für Umwelt Verkehr und Klimaschutz Berlin, 2021),
- Videosekunde des gesetzten Labels,
- Koordinate des gesetzten Labels,
- Art des Parkverstoßes,
- Fahrzeugart (das Parkverstoß begeht),
- Größe der o. g. Fahrzeugart,
- Art der Fahrzeugaufstellung des ruhenden Verkehrs (falls vorhanden),
- Straßenkategorie,
- Anzahl der Fahrstreifen,
- Vorhandensein einer Radverkehrsinfrastruktur, sowie
- Unfall-ID aus Unfallatlas (Destatis 2019).

Mit der Dokumentation konnten die Falschparkdelikte im Hinblick auf den Gebiets- sowie Fahrzeugtyp analysiert und Falschparkmuster erkannt werden. Die Veröffentlichung der Ergebnisse der deskriptiven Analyse von Hotspots ist außerdem im Rahmen eines wissenschaftlichen Papers geplant.

2.1.6. Bliq – Möglichkeiten maschinelles Lernen / Bilderkennung von Parkverstößen

Das Labeling der Bildbefahrungsdaten im Hinblick auf Parkverstöße und andere Merkmale stellte sich im Verlauf des Projekts als sehr zeitintensive und auch potenziell fehleranfällige Aufgabe heraus. Eine Prüfung einer möglichen Automatisierung dieser Prozessschritte mithilfe von Methoden der Objekterkennung bzw. des maschinellen Lernens anhand der Kategorie „Widerrechtliches Halten und Parken“ wurde durchgeführt. Aufgrund der uneinheitlichen Qualität der erzeugten Labeling Daten, sowie fehlender Ressourcen aufgrund des engen Projektrahmens führt eine Umsetzung einer solchen Automatisierung jedoch nicht zu praktisch anwendbaren Ergebnissen.

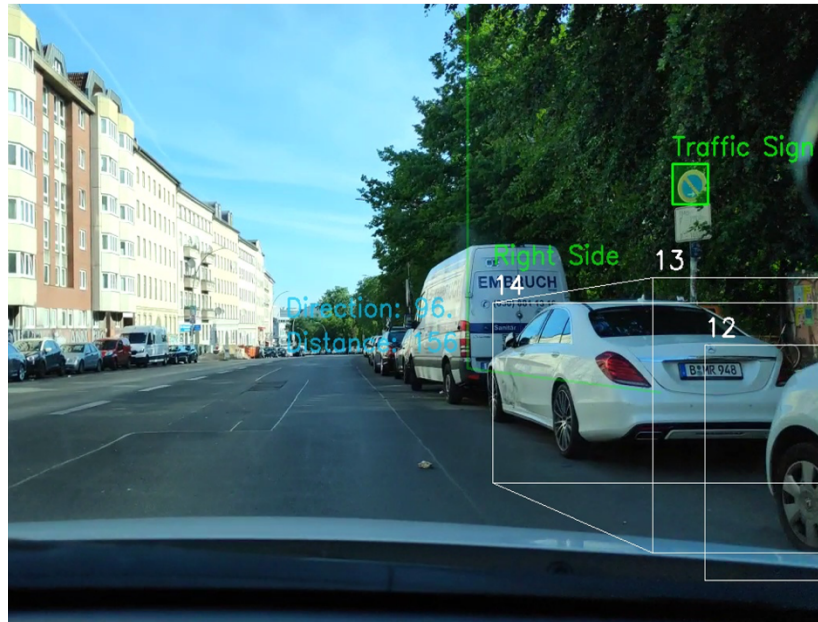


Abbildung 13: Videoausschnitt einer Befahrung. Der Beginn einer Park- und Halteverbotszone wird gezeigt, wobei das Ende dieser Zone nicht mehr im Bildausschnitt liegt, was die Automatisierung der Bildanalyse durch KI verkompliziert.

Eine KI basierte Objekterkennung zur Detektion von Fahrzeugen auf den Bildern wurde umgesetzt, allerdings ist das Erkennen von Park- und Halteverstößen um ein Vielfaches komplexer, weil dafür außerdem die Position eines erkannten Fahrzeugs in Relation zur einer Halte- bzw. Parkbeschränkung erkannt werden muss. Wie auf der Abbildung 13 oben erkennbar erstrecken sich Park- und Halteverbotszonen häufig über mehrere Einzelbilder in der Videosequenz der Bildbefahrungsdaten hinweg. Das bedeutet, dass im Gegensatz zur klassischen Objekterkennung, die nur ein einzelnes Bild betrachtet, eine ganze Bildsequenz in Serie durch die KI analysiert werden muss, um daraus ein räumliches Modell eines Fahrzeugs in Relation zur Halte- bzw. Parkverbotszone zu errechnen. Hierbei handelt es sich um ein hochspannendes algorithmisches Problem, welches zur Lösung jedoch signifikant höheren Entwicklungsaufwand (Personenmonate), sowie eine höhere Anzahl an präzisen Bildlabels erfordert.

2.1.7. Fluxguide – Entwicklung des Dashboards

Um die Ergebnisse der Bilderfassung sowie die Ergebnisse der Forschung zu visualisieren, entwickelte Fluxguide eine interaktive Long Pager Webseite. Die Seite gliedert sich in vier Teile mit:

1. Informationen zu dem Projekt,
2. der Abbildung der Bilderfassungsergebnisse,
3. Abbildung der Forschungsergebnisse, und
4. Informationen zur Methodik.

Ziel war es das Projekt sowohl Fachexpert*innen als auch Expert*innen der Verkehrs- und Stadtplanung sowie interessierten Bürger*innen zugänglich zu machen.

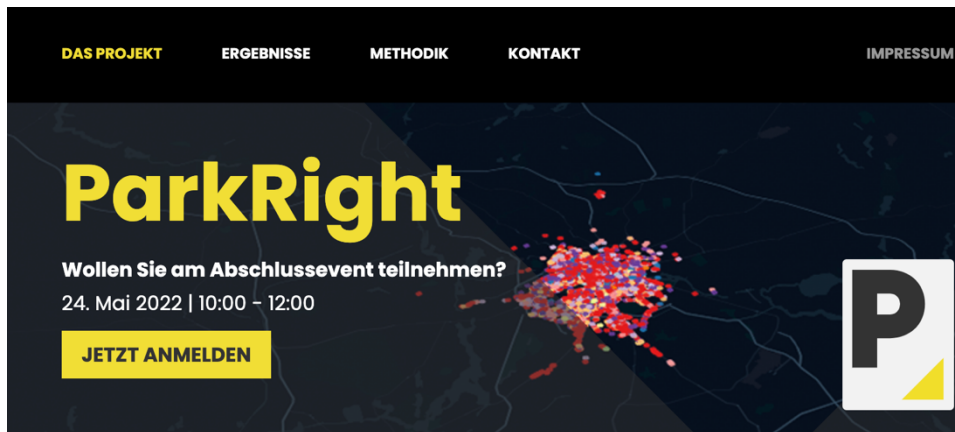


Abbildung 14: Startseite ParkRight Webseite. Zu sehen sind oben im Bildausschnitt die vier Themenreiter das Projekt, Ergebnisse, Methodik und Kontakt, sowie rechts im Bild der Verweis zum Impressum. Unten Links sieht man das Logo des Projekts ParkRight.

Dabei wurde ein besonderer Wert daraufgelegt, die Darstellung der Ergebnisse plattformübergreifend zugänglich zu machen. Alle Informationen und interaktiven Funktionen sind folglich sowohl auf Desktop Browsern als auch auf mobilen Smartphones, wie in Abbildung 15 dargestellt, zugänglich.

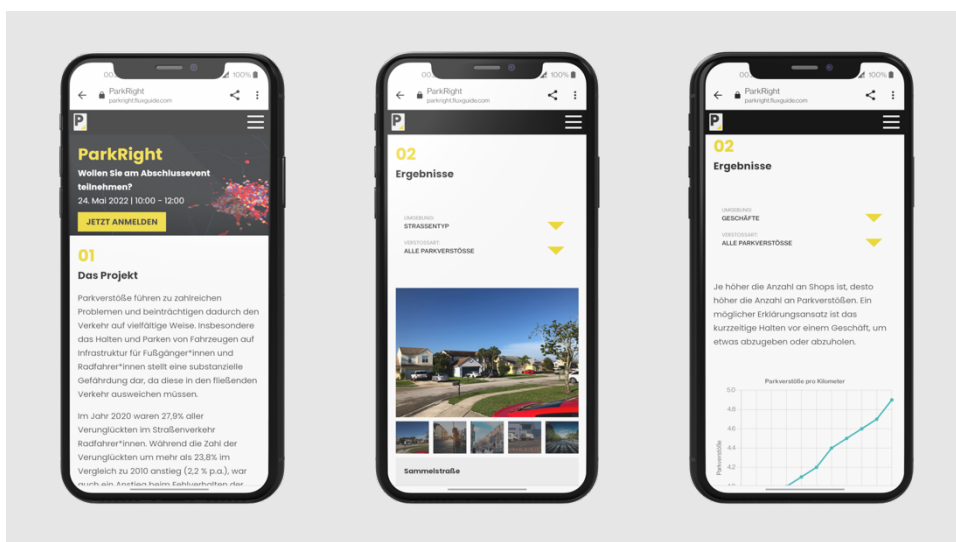


Abbildung 15: Responsive Optimierung der Webseite für mobile Geräte. Die Website ist so entwickelt, dass sich das Layout und die Darstellung des Inhalts der Bildschirmgröße anpasst. Dadurch kann die Website ohne Einschränkungen in der Darstellung von Computern und mobile Endgeräte aus angesteuert werden.

Um die Ergebnisse der Bilderfassung mitsamt erfasster Kontextinformationen zugänglich zu machen, wurden Mapbox basierte HTML Karten von kepler.gl in die Webapplikation eingebettet.

Über eine Toggle Funktion kann dabei zwischen den verschiedenen eingebetteten Karten aus München, Frankfurt und Berlin gewechselt werden. Korrespondierend kann ein bestimmte "Art des Verstoßes" ausgewählt werden, welche die jeweilige Ansicht der zugehörigen Stadt aufruft.

Eine "Hilfe" Box gibt Anleitungen zur Benutzung der Kepler Karten.

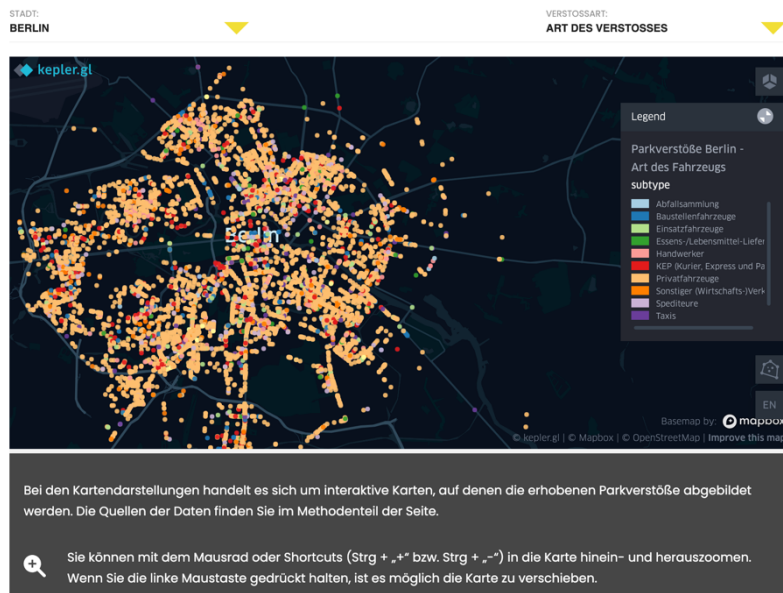


Abbildung 16: Interaktive Visualisierung der Erfassungspunkte je Stadt. Die Ergebnisse sind in interaktiven Stadtkarten visualisiert. Bei Besuch erhält der Benutzer zuerst mit einer Dialogbox, unten in der Abbildung zu sehen, eine Anleitung zur Navigation. Oben kann der Benutzer die gewünschte Stadt und Verstoß-Art auswählen und wird über die Legende im Bild über die Farbkodierung aufgeklärt. Beispielhaft wurde hier Berlin ausgewählt.

Bei der Visualisierung der Ergebnisse wurden unterschiedliche Darstellungsformen ausgetestet. Etwa die Auflistung aller Charts und Ergebnisse in einer hierarchischen Long Pager Variante oder mit dem Aufruf von spezifischen Forschungsergebnissen über eine Suchmaske. Als optimale Darstellungsform hat sich jedoch der Aufruf der Ergebnisse über eine zweistufige Auswahlmatrix erwiesen. Die eingebetteten Charts sind dabei interaktiv und geben bei Bewegung mit der Maus Werte zurück.

UMGEBUNG:
GESCHÄFTE

VERSTOSSART:
IN ZWEITER REIHE

Je höher die Anzahl an Shops ist, desto höher die Anzahl an Parkverstößen in zweiter Reihe. Ein möglicher Erklärungsansatz ist das kurzzeitige Halten in zweiter Reihe vor einem Geschäft, um etwas abzugeben oder abzuholen.

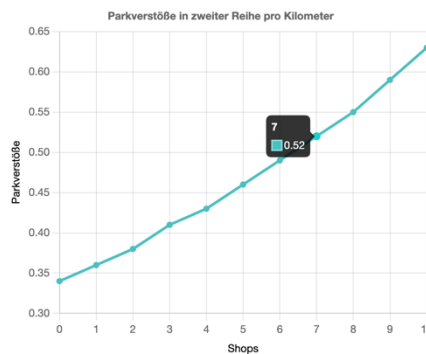


Abbildung 17: Forschungsergebnisse mit interaktiver Linienchart.

2.2. ReLUT – Zusammenfassung der Ergebnisse

2.2.1. Visualisierung der Ergebnisse

Zur Visualisierung der Ergebnisse wurden unter anderem Kartendarstellungen im Online-Tool kepler.gl erstellt. Die zugrundeliegenden Karten-Layer und Informationen basieren auf Mapbox und OSM.

Zuerst wurden die gelabelten Parkverstöße nach den unterschiedlichen Verstoß-Arten für die drei untersuchten Städte Berlin, Frankfurt/Main und München dargestellt. Da sich die farbliche Kennzeichnung der verschiedenen Labels zwischen den Städten unterscheiden, gibt es für jede Stadt eine eigene Legende, wie in den Abbildungen Abbildung 18, Abbildung 19, und Abbildung 20 zu sehen. Für den Fall von Berlin ist in Abbildung 18 zu erkennen, dass in den Daten Parkverstöße im absoluten Halteverbot (49 % der gelabelten Parkverstöße) am häufigsten detektiert wurden. Es folgen sonstige Verstöße (16 %), Parkverstöße im eingeschränkten Halteverbot (15 %) und Parken in zweiter Reihe (11 %). Insgesamt wurden 252 Parkverstöße auf Radinfrastruktur gelabelt, was einem Anteil von 2,5 % aller gelabelten Parkverstöße entspricht.



Abbildung 18: Aufgezeichnete Parkverstöße nach Verstoß-Arten in Berlin.

Legende Parkverstöße Berlin

Label-Wert	Farbe
auf Fußgängerüberwegen	hellblau
auf Radfahrstreifen	blau
auf Radwegen	hellgrün
auf Schutzstreifen	grün
im Einmündungs-/Kreuzungsbereich	rosa
im absoluten Halteverbot	rot
im eingeschränkten Halteverbot	orange
in scharfen Kurven	gelb
in zweiter Reihe	lila
vor Feuerwehreinfahrten	gelblich
sonstige Verstöße	violett

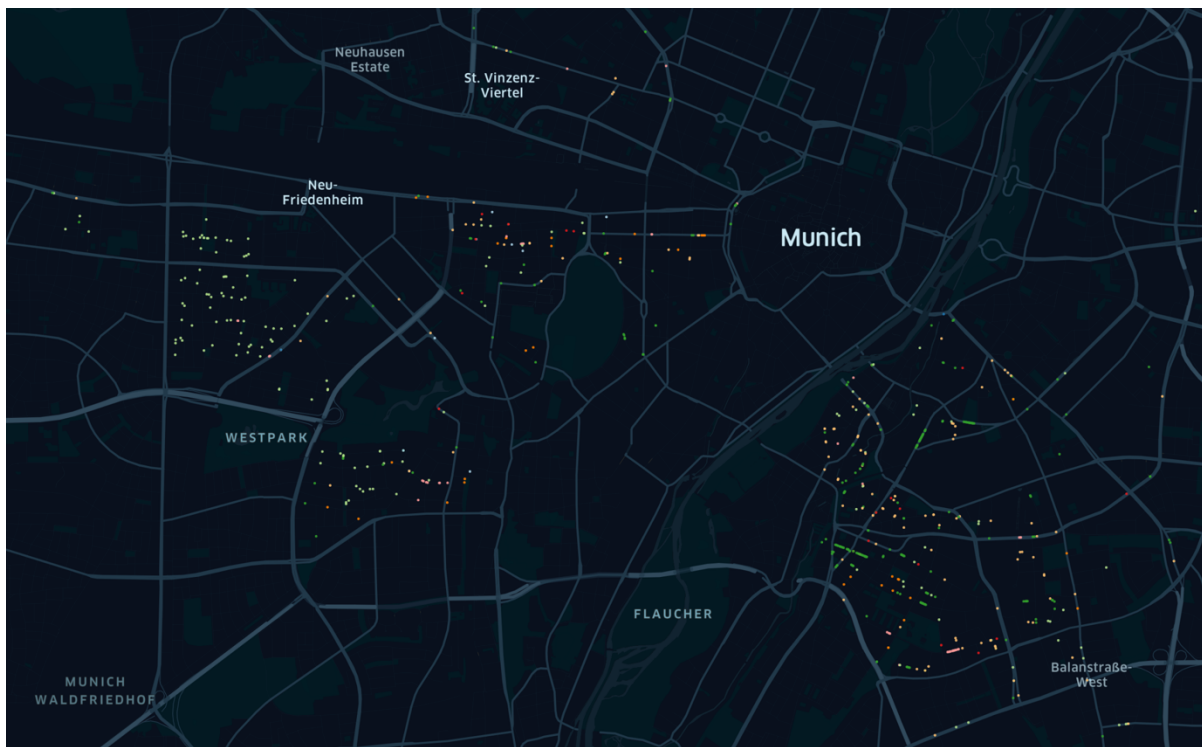


Abbildung 19: Aufgezeichnete Parkverstöße nach Verstoß-Arten in München.

Legende Parkverstöße München

Label-Wert	Farbe
auf Fußgängerüberwegen	hellblau
auf Radfahrstreifen	blau
im Einmündungs-/Kreuzungsbereich	hellgrün
im absoluten Halteverbot	grün
im absoluten Halteverbot	rosa
in zweiter Reihe	rot
sonstige Verstöße	orange
vor Feuerwehreinfahrten	gelblich

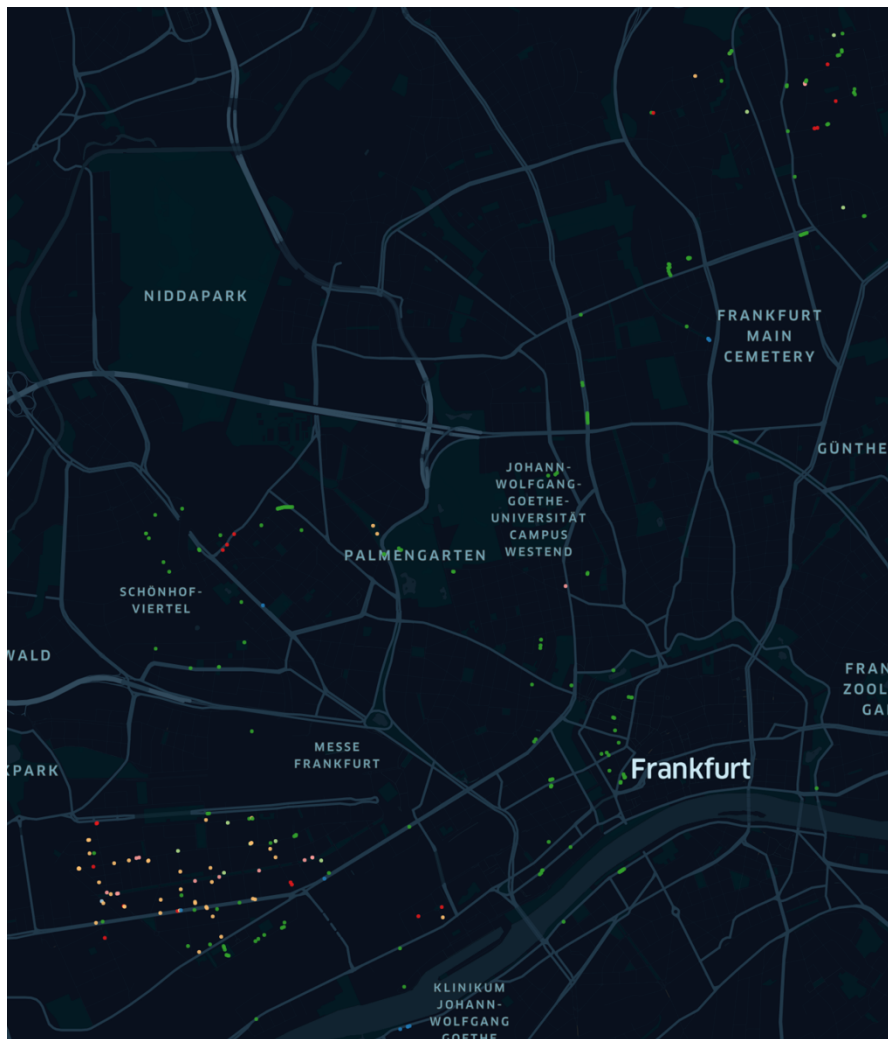


Abbildung 20: Aufgezeichnete Parkverstöße nach Verstoß-Arten in Frankfurt/Main.

Legende Parkverstöße Frankfurt

Label-Wert	Farbe
auf Fußgängerüberwegen	light blue
auf Schutzstreifen	dark blue
im Einmündungs-/Kreuzungsbereich	light green
im absoluten Halteverbot	dark green
im eingeschränkten Halteverbot	pink
in zweiter Reihe	red
sonstige Verstöße	orange

Danach wurden die Parkverstöße zusammen mit Unfällen unter Beteiligung des ruhenden Verkehrs (also parkende oder haltende Fahrzeuge) auf einer Karte dargestellt. Die Daten hierfür werden im Unfallatlas¹¹ von den Statistischen Ämtern des Bundes und der Länder als Open Data zur Verfügung gestellt. Sie basieren auf Meldungen der Polizeidienststellen (Statistik der Straßenverkehrsunfälle) und sind mit Koordinaten versehen. Im Datensatz ist es möglich, nach beteiligten Fahrzeugtypen zu filtern und bestimmte Unfalltypen auszuwählen (z. B. Unfälle durch ruhenden Verkehr). In der Kartenansicht wird deutlich, dass es eine räumliche

¹¹ Unfallatlas (<https://unfallatlas.statistikportal.de>) Statistische Ämter des Bundes und der Länder dl-de/by-2-0 (www.govdata.de/dl-de/by-2-0)

Korrelation zwischen den aufgezeichneten Parkverstöße in den Monaten Mai bis November 2019 und den Unfällen mit ruhendem Verkehr im ganzen Jahr 2019 gibt.

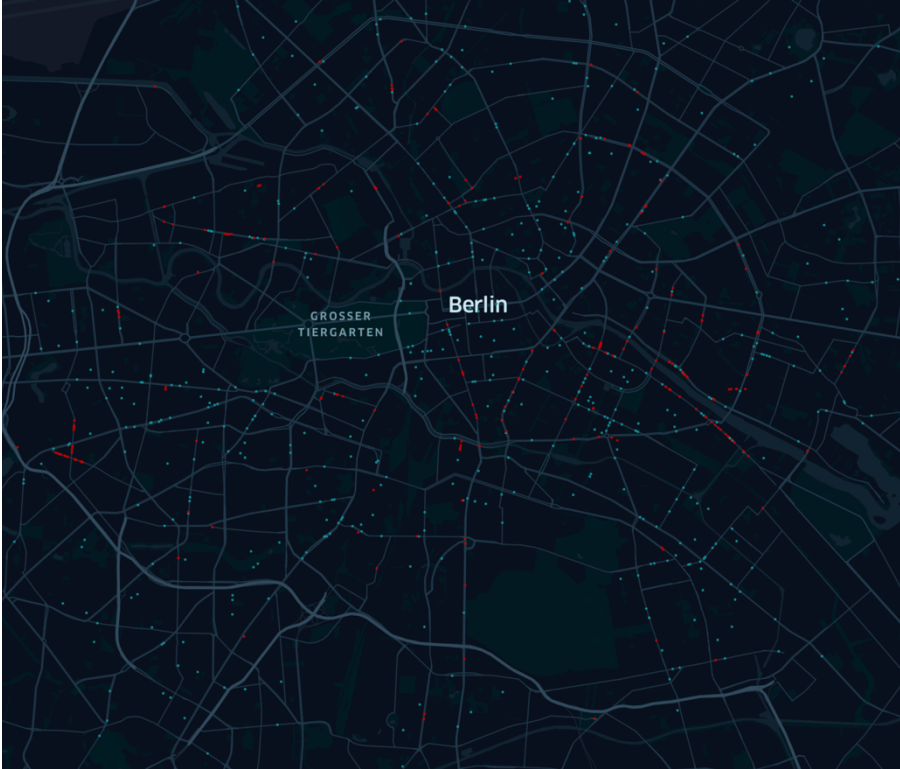


Abbildung 21: Aufgezeichnete Parkverstöße 2019 und Unfälle mit ruhendem Verkehr 2019 in Berlin.

Legende

Label-Wert	Farbe
Parkverstöße	Red
Unfälle mit ruhendem Verkehr	Teal

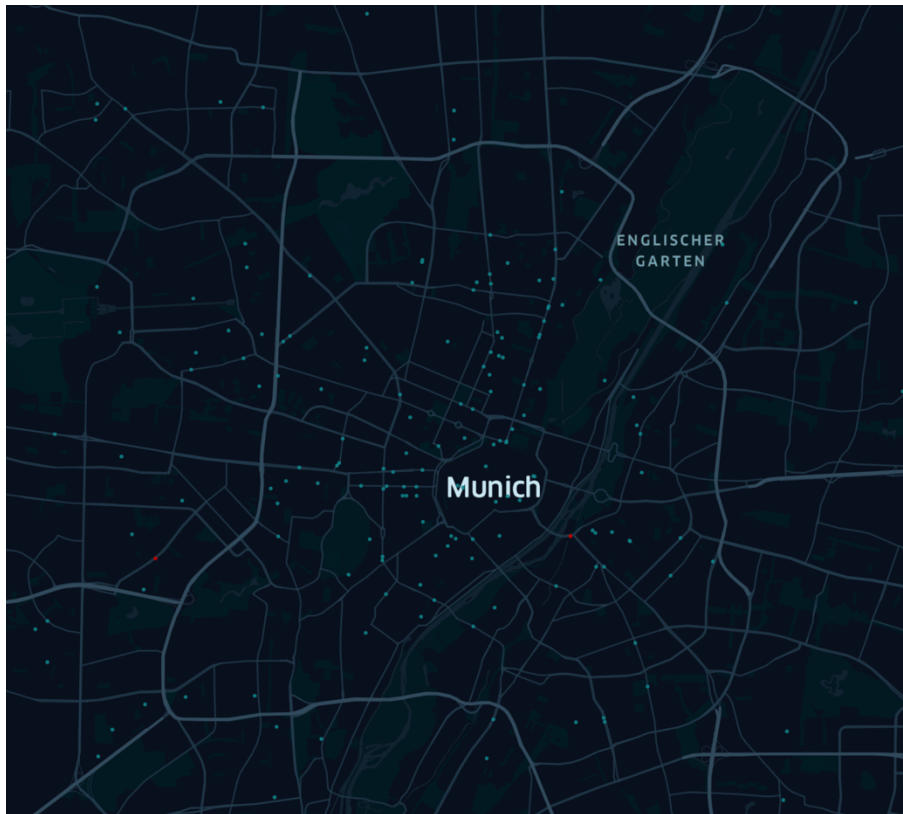


Abbildung 22: Aufgezeichnete Parkverstöße 2019 und Unfälle mit ruhendem Verkehr 2019 in München.

Legende

Label-Wert	Farbe
Parkverstöße	Red
Unfälle mit ruhendem Verkehr	Teal

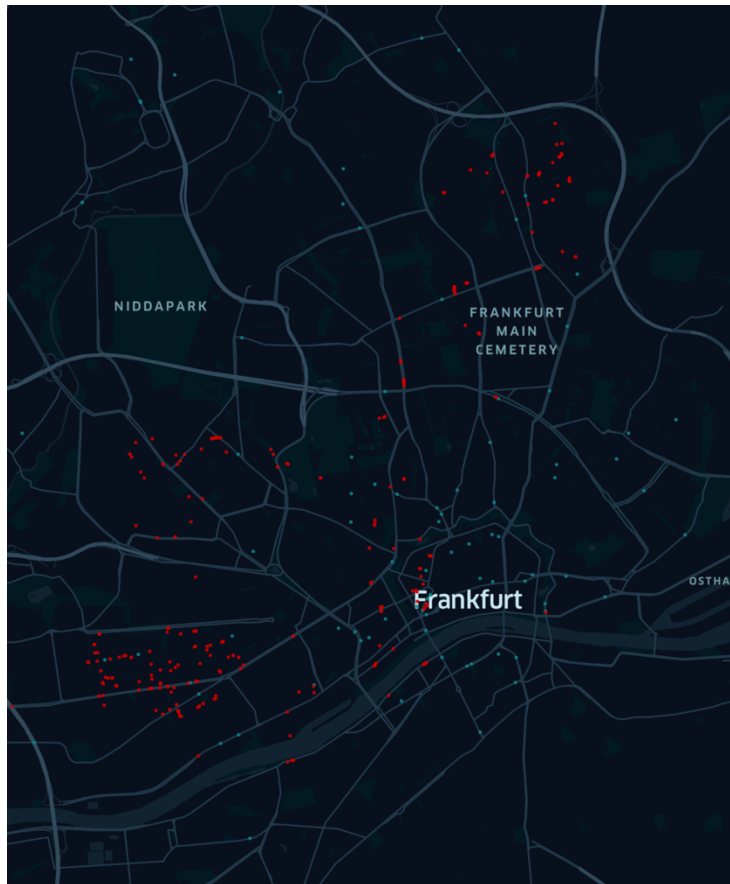


Abbildung 23: Aufgezeichnete Parkverstöße 2021 und Unfälle mit ruhendem Verkehr 2019 in Frankfurt/Main.

Legende

Label-Wert	Farbe
Parkverstöße	Rot
Unfälle mit ruhendem Verkehr	Teal

Die Karten sind als HTML-Dateien in der Webdarstellung der Ergebnisse auf www.parkrightmfund.de eingebunden. Bei den Kartendarstellungen handelt es sich um interaktive Karten. Es kann mit dem Mausekranz oder Shortcuts (Strg + „+“ bzw. Strg + „-“) in die Karte hinein- und herausgezoomt werden. Wenn man über einen dargestellten Punkt mit der Maus schwebt, erscheinen zusätzliche Informationen.

2.2.2. Ergebnisse der statistischen Analyse

Die statistische Analyse wurde für vier verschiedene abhängige Variablen durchgeführt:

- Modell 1: Alle Parkverstöße
- Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge
- Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe
- Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs.

Als Variablen mit statistisch signifikantem Einfluss auf die Anzahl der Parkverstöße wurden die Straßenkategorien, die Anzahl freier Parkstände, die erlaubte Maximalgeschwindigkeit, die Anzahl an Handwerksstätten, die Anzahl an Geschäften, sowie die Anzahl an Gebäuden identifiziert.

Tabelle 3: Ergebnisse der ZINB-Modelle 1-4.

	Modell 1 Alle Parkverstöße	Modell 2 Parkverstöße privater Fahrzeuge	Modell 3 Parkverstöße in zweiter Reihe	Modell 4 Parkverstöße privater Fahrzeuge
Koeffizienten				
Radinfrastruktur	-0.079 (0.045)	-0.120* (-0.053)	0.031 (-0.098)	0.121 (-0.068)
Straßenkategorien				
Sammelstraße	-0.218** (0.068)	-0.247** (-0.075)	-0.108 (-0.128)	-0.196* (-0.099)
Quartierstraße	0.180** (0.065)	0.133 (-0.073)	0.271* (-0.130)	0.112 (-0.096)
Hauptgeschäftsstraße	0.600*** (0.077)	0.554*** (-0.092)	0.292 (-0.165)	0.479*** (-0.116)
Industriestraße	0.211 (0.117)	0.240 (-0.129)	-0.111 (-0.261)	-0.200 (-0.212)
Verbindungsstraße	0.011 (0.069)	0.064 (-0.080)	-0.170 (-0.151)	-0.169 (-0.103)
# Freie Parkstände	-0.040*** (0.004)	-0.051*** (-0.006)	-0.029*** (-0.007)	-0.030*** (-0.005)
# POI				
Handwerksstätten	0.083* (0.037)	0.112** (-0.041)	0.016 (-0.075)	-0.001 (-0.052)
Gesundheitseinrichtungen	0.009 (0.014)	0.000 (-0.016)	-0.003 (-0.027)	0.000 (-0.020)
Freizeiteinrichtungen	-0.058 (0.047)	-0.085 (-0.056)	0.158 (-0.087)	0.023 (-0.066)
Büros	0.031 (0.017)	0.017 (-0.020)	-0.023 (-0.034)	0.047 (-0.025)
Geschäfte	0.028*** (0.005)	0.025*** (-0.005)	0.063*** (-0.009)	0.044*** (-0.007)
Touristische Einrichtungen	0.032 (0.035)	0.031 (-0.046)	0.129* (-0.056)	0.054 (-0.042)
Bildungseinrichtungen	0.018*** (0.004)	0.020*** (-0.004)	0.006 (-0.007)	0.011* (-0.005)
Maximalgeschwindigkeit km/h	-0.001 (0.002)	-0.004 (-0.003)	-0.010* (-0.005)	0.000 (-0.004)
Einbahnstraße	-0.231*** (0.050)	-0.208*** (-0.057)	-0.278** (-0.095)	-0.284*** (-0.079)

Anmerkung: Standardfehler in Klammern * $p < 0,05$, ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$. Alle Variablen, mit Ausnahme von # Freie Parkstände, # POI und Höchstgeschwindigkeit sind Dummies. Basiskategorie der Dummy-Variablen = infrastrukturelles Merkmal (z. B. Fahrradinfrastruktur) ist im Straßenabschnitt nicht vorhanden.

2.2.2.1. Straßenkategorie

Modell 1: Alle Parkverstöße

Insgesamt konnten in den Daten durchschnittlich 4 Parkverstöße pro km identifiziert werden. Wenn man nun nach Straßentyp differenziert, ist erkennbar, dass die Anzahl an Parkverstößen pro km in Hauptgeschäftsstraßen höher und in Sammelstraßen geringer ist. Eine mögliche Erklärung ist, dass in Hauptgeschäftsstraßen der Parkdruck aufgrund der viele Geschäfte und deren Kund*innen besonders hoch ist.

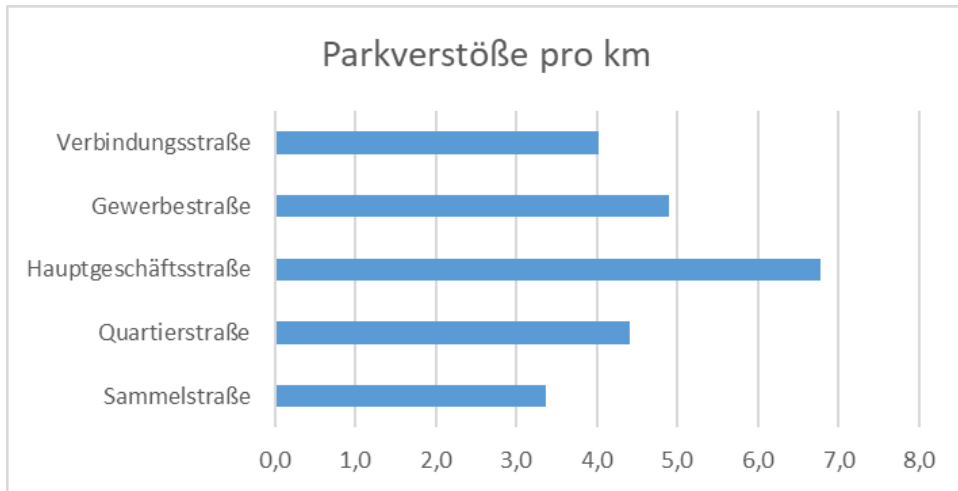


Abbildung 24: Parkverstöße pro km nach Straßentypen.

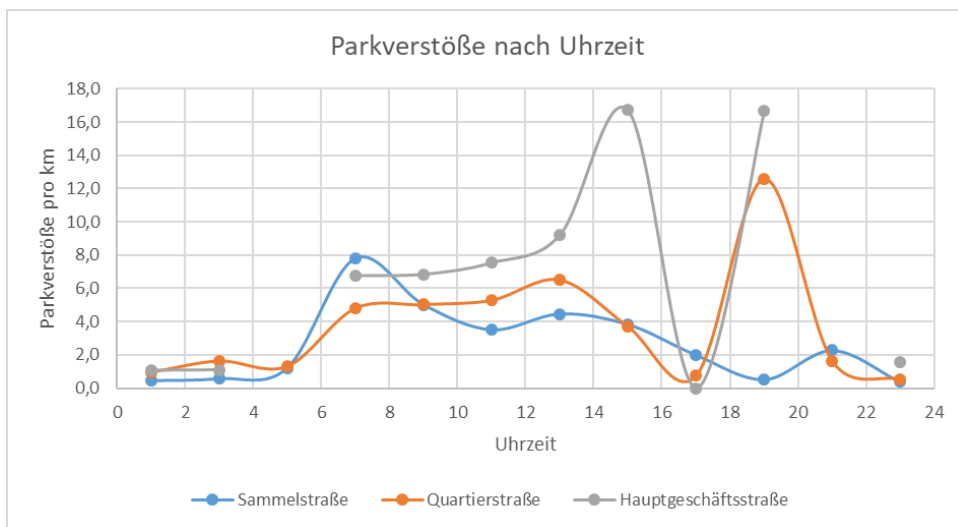


Abbildung 25: Parkverstöße pro km nach Straßentypen und Uhrzeiten.

Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge

80 % aller Parkverstöße werden durch Privatfahrzeuge verursacht. Es fällt auf, dass die Anzahl an Parkverstößen von Privatfahrzeugen pro km in Hauptgeschäftsstraßen höher und in Sammelstraßen geringer ist. Eine mögliche Erklärung ist, dass in Hauptgeschäftsstraßen der Parkdruck aufgrund der viele Geschäfte und deren Kund*innen besonders hoch ist.

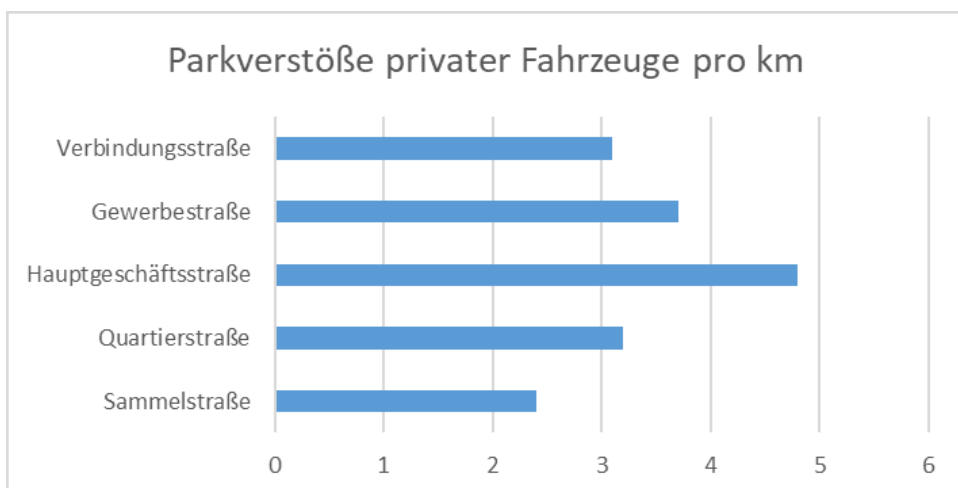


Abbildung 26: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Straßentypen.

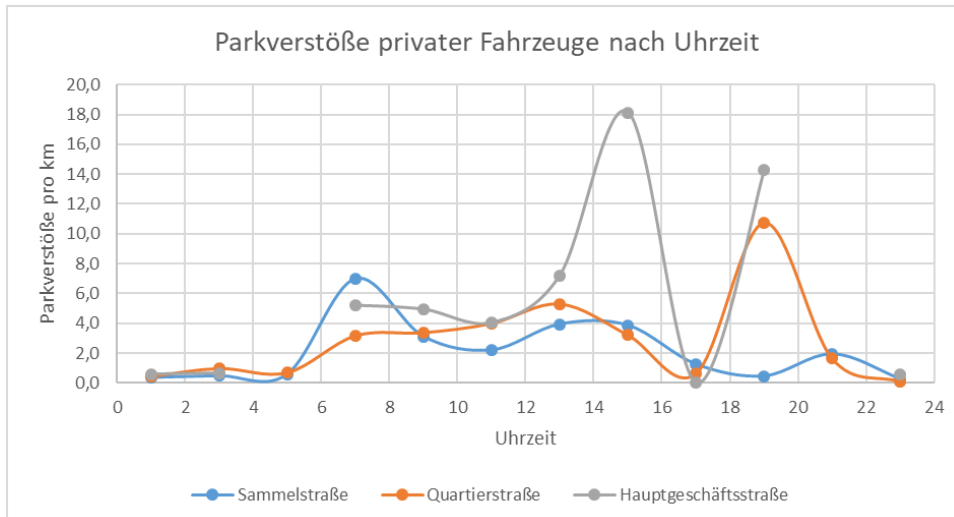


Abbildung 27: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Straßentypen und Uhrzeiten.

Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe

Nur 11% aller beobachteten Parkverstöße waren Parkverstöße in zweiter Reihe. Trotzdem zeigen sich Unterschiede:

Die Anzahl an Parkverstößen in zweiter Reihe pro km in Hauptgeschäftsstraßen und Quartierstraßen ist höher als in den anderen Straßentypen. Eine mögliche Erklärung könnte sein, dass in Hauptgeschäftsstraßen und Quartierstraßen insbesondere vormittags und mittags vergleichsweise viel Lieferverkehr für Geschäfte und Bewohner*innen unterwegs sind.

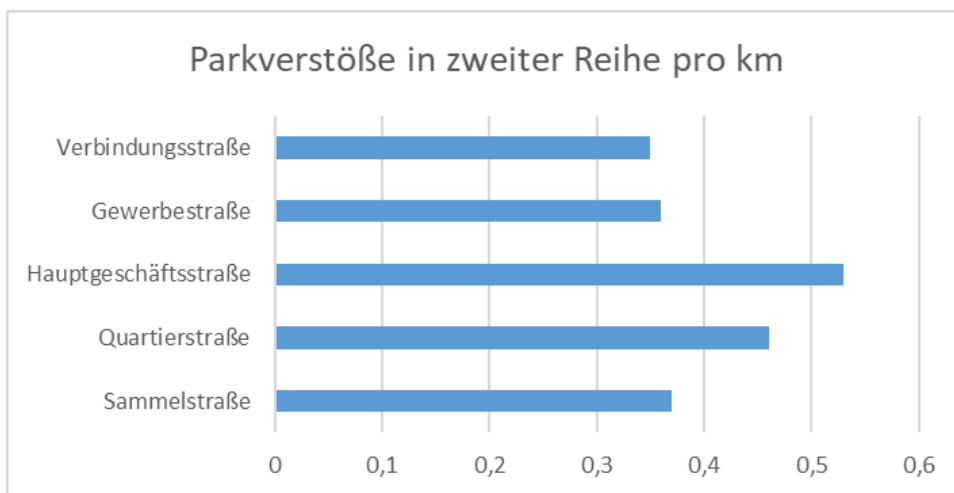


Abbildung 28: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach Straßentypen.

Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs

21% aller beobachteten Parkverstößen wurden durch Fahrzeuge des Wirtschaftsverkehrs verursacht. Die Anzahl an Parkverstößen pro km von Fahrzeugen des Wirtschaftsverkehrs sind in Hauptgeschäftsstraßen höher als in den anderen Straßenkategorien. Eine mögliche Erklärung ist, dass in Hauptgeschäftsstraßen ein großer Parkdruck herrscht und Fahrzeuge des Wirtschaftsverkehrs womöglich Parkverstöße kurzer Dauer in Kauf nehmen, um beispielsweise Anlieferungen zu tätigen.

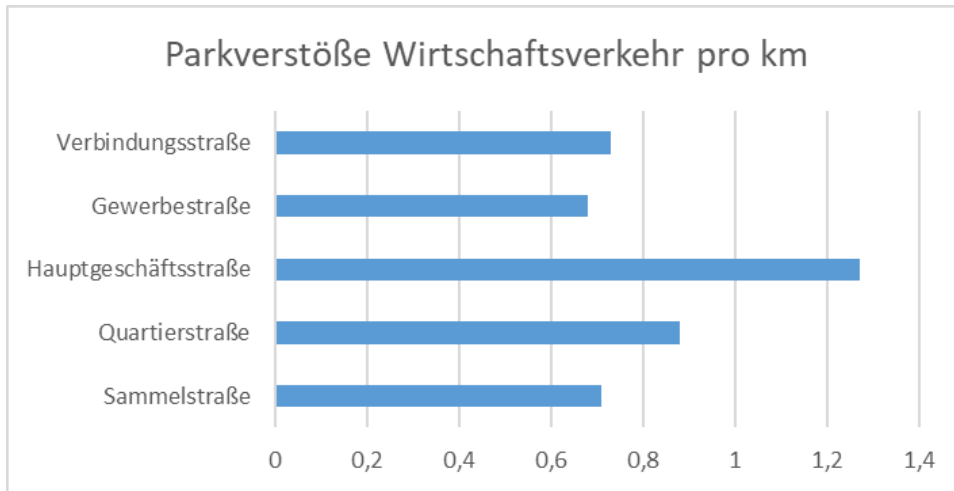


Abbildung 29: Parkverstöße Wirtschaftsverkehr pro km nach Straßentypen.

2.2.2.2. Die Rolle freier Parkstände

Modell 1: Alle Parkverstöße

Je mehr freie Parkstände im Straßenabschnitt vorhanden sind, desto geringer ist die Anzahl an Parkverstößen pro km des Straßenabschnitts.

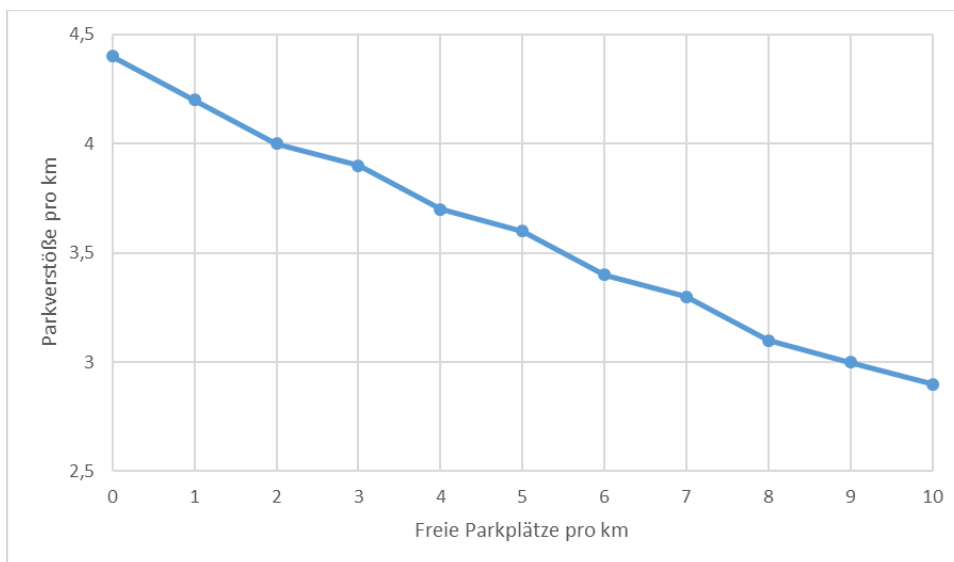


Abbildung 30: Parkverstöße pro km nach freien Parkplätzen pro km.

Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge

Je mehr freie Parkstände vorhanden sind, desto geringer ist die Anzahl an Parkverstößen von Privatfahrzeugen pro km.

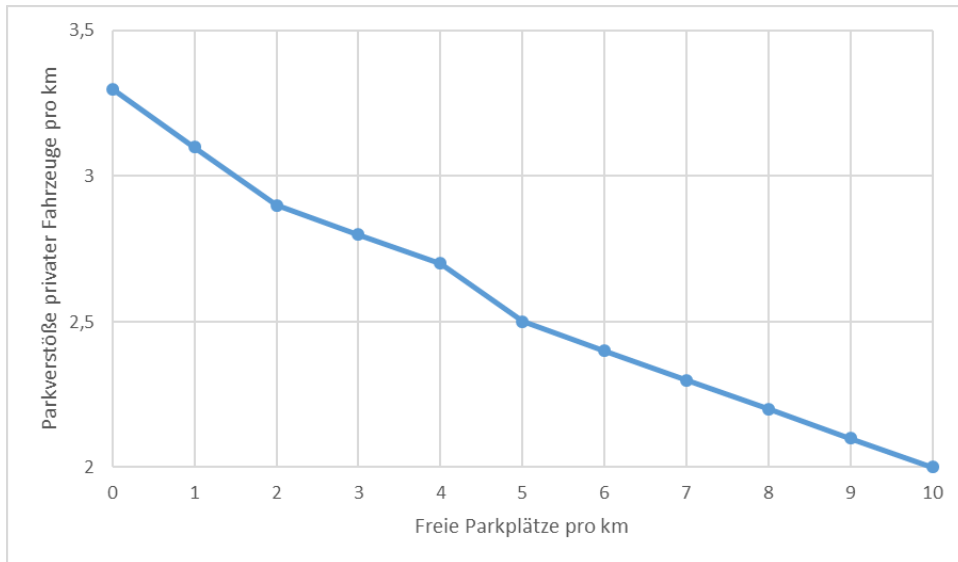


Abbildung 31: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach freien Parkplätzen pro km.

Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe

Je mehr freie Parkstände vorhanden sind, desto geringer die Parkverstöße in zweiter Reihe pro km.

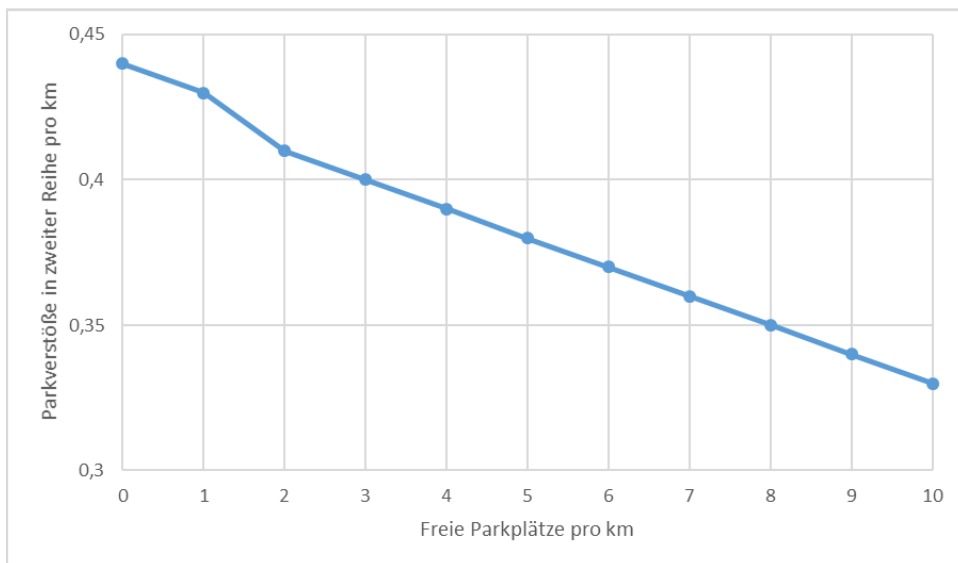


Abbildung 32: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach freien Parkplätzen pro km.

Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs

Je mehr freie Parkstände vorhanden sind, desto geringer ist die Anzahl an Parkverstößen von Fahrzeugen des Wirtschaftsverkehrs pro km.

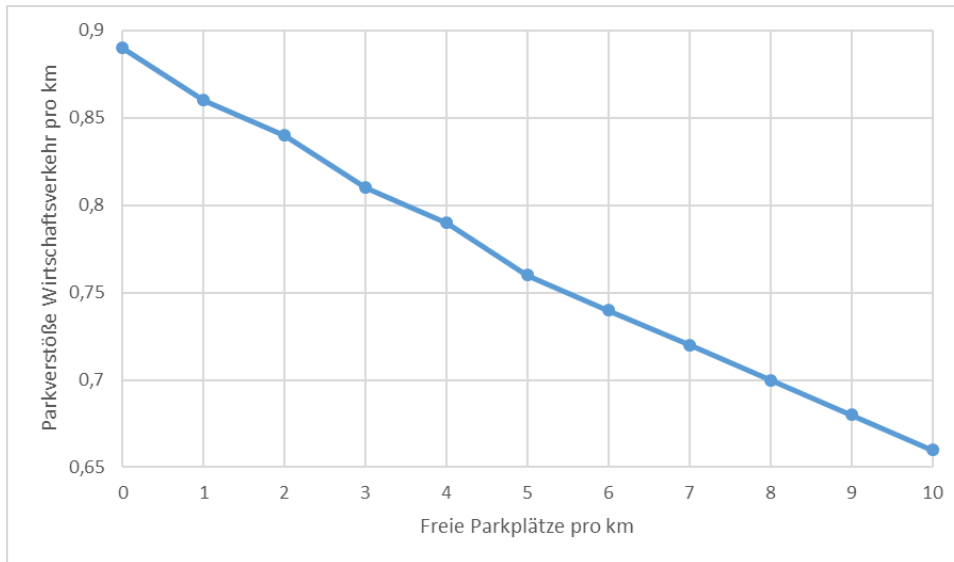


Abbildung 33: Parkverstöße Wirtschaftsverkehr pro km nach freien Parkplätzen pro km.

2.2.2.3. Geschwindigkeit

Modell 1: Alle Parkverstöße

Die erlaubte Maximalgeschwindigkeit in den Straßenabschnitten hat keinen statistisch maßgeblichen Einfluss auf die Anzahl von Parkverstößen in den Straßenabschnitten.

Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge

Die erlaubte Maximalgeschwindigkeit in den Straßenabschnitten hat keinen statistisch maßgeblichen Einfluss auf die Anzahl von Parkverstößen privater Fahrzeuge in den Straßenabschnitten.

Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe

11 % aller beobachteten Parkverstöße waren Parkverstöße in zweiter Reihe. Je höher die zulässige Höchstgeschwindigkeit auf einem Straßenabschnitt ist, desto geringer die Anzahl an Parkverstößen in zweiter Reihe pro km. Die Anzahl der beobachteten Parkverstößen sind in verkehrsberuhigten Bereichen (Maximalgeschwindigkeit von 10 km/h) pro km doppelt so hoch wie auf Straßen, auf denen 80 km/h gefahren werden darf. Ein möglicher Erklärungsansatz ist, dass das Parken in zweiter Reihe insbesondere dort ausgeübt wird, wo die Gefahr eines dadurch verursachten Unfalls mit anderen Kraftfahrzeugen als gering eingeschätzt wird.

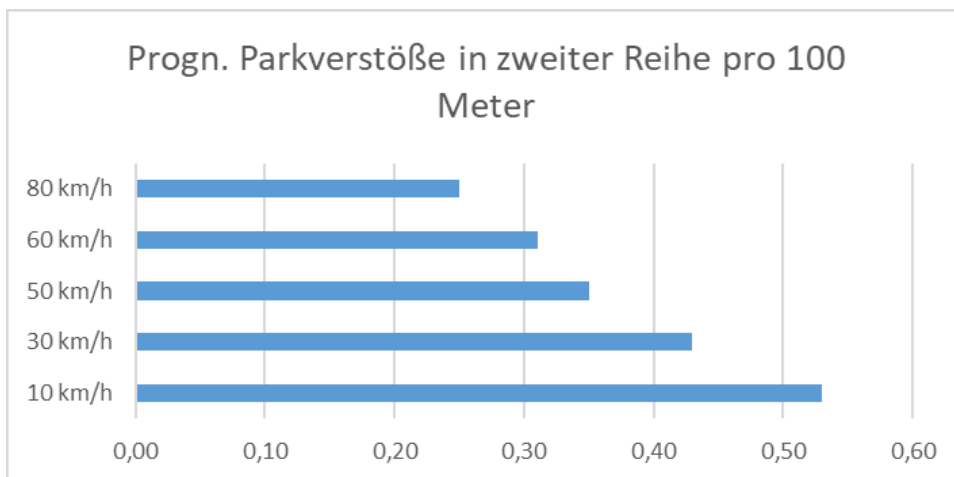


Abbildung 34: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach erlaubter Maximalgeschwindigkeit.

Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs

Unterschiedliche Maximalgeschwindigkeiten haben gemäß der vorliegenden Datenbasis keinen statistisch maßgeblichen Einfluss auf die Anzahl von Parkverstößen des Wirtschaftsverkehrs.

2.2.2.4. Points of Interest

2.2.2.4.1. POI Handwerksstätten

Modell 1: Alle Parkverstöße

Je höher die Anzahl an Handwerksstätten (z. B. Schuster, Ateliers, Schneider) an den Straßenabschnitten ist, desto höher die Anzahl an Parkverstößen. Ein möglicher Erklärungsansatz ist das kurzzeitige Halten vor einer Handwerksstätte, um etwas abzugeben oder abzuholen.



Abbildung 35: Parkverstöße pro km nach Handwerksstätten pro km.

Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge

Je mehr Handwerksstätten (z. B. Schuster, Ateliers, Schneider) in der Nähe des Straßenabschnitts sind, desto höher die Anzahl an Parkverstößen von Privatfahrzeugen. Dies könnte beispielsweise daran liegen, dass Privatpersonen kurzfristig einen Parkverstoßen begehen, um etwas in einer Handwerksstatt abzugeben oder abzuholen.

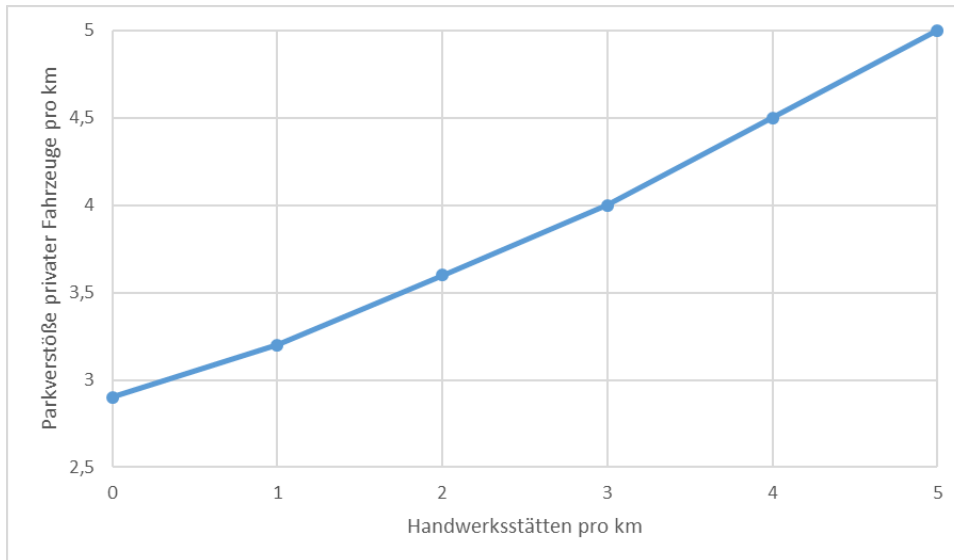


Abbildung 36: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Handwerksstätten pro km.

Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe

Die Anzahl an Handwerksstätten hat keinen maßgeblichen Einfluss auf die Anzahl von Parkverstößen in zweiter Reihe pro km. Anders gesagt, ist die Anzahl an Parkverstößen in zweiter Reihe pro km genauso hoch, wenn Handwerksstätten vorhanden oder nicht vorhanden sind.

Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs

Wenn nur der Wirtschaftsverkehr in der vorliegenden Datenbasis Betrachtung findet, wird ersichtlich, dass die Anzahl von Handwerksstätten keinen Einfluss auf die Anzahl von Parkverstößen des Wirtschaftsverkehrs hat. Anders gesagt, ist die Anzahl an Parkverstößen des Wirtschaftsverkehrs pro km genauso hoch, wenn Handwerksstätten vorhanden oder nicht vorhanden sind.

2.2.2.4.2. POI Geschäfte

Modell 1: Alle Parkverstöße

Je höher die Anzahl an Shops ist, desto höher die Anzahl an Parkverstößen. Ein möglicher Erklärungsansatz ist das kurzzeitige Halten vor einem Geschäft, um etwas abzugeben oder abzuholen.

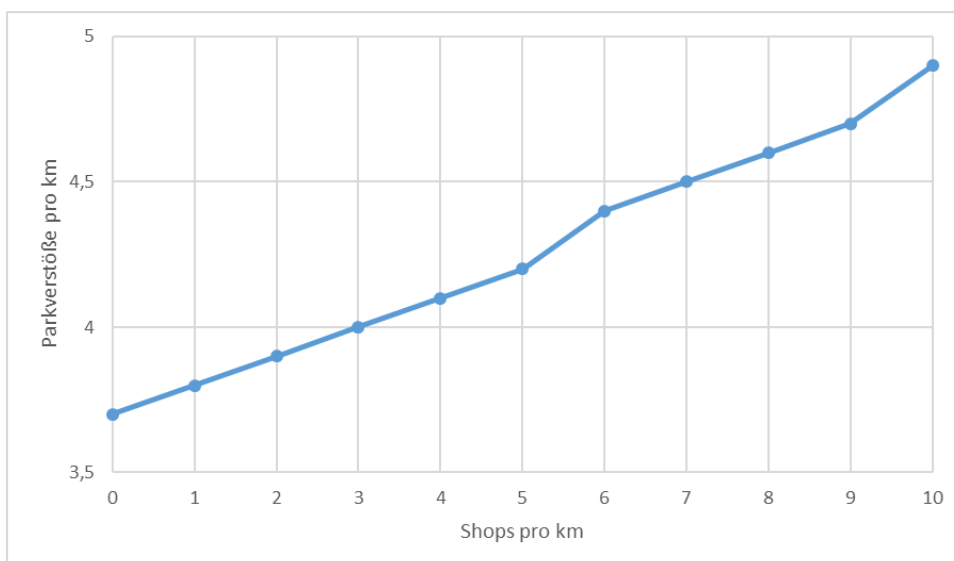


Abbildung 37: Parkverstöße pro km nach Shops pro km.

Modell 2: Parkverstöße privater Fahrzeuge

Je höher die Anzahl an Shops ist, desto höher die Anzahl an Parkverstößen von Privatfahrzeugen. Ein möglicher Erklärungsansatz ist das kurzzeitige Halten von Privatpersonen vor einem Geschäft, um etwas abzugeben oder abzuholen.

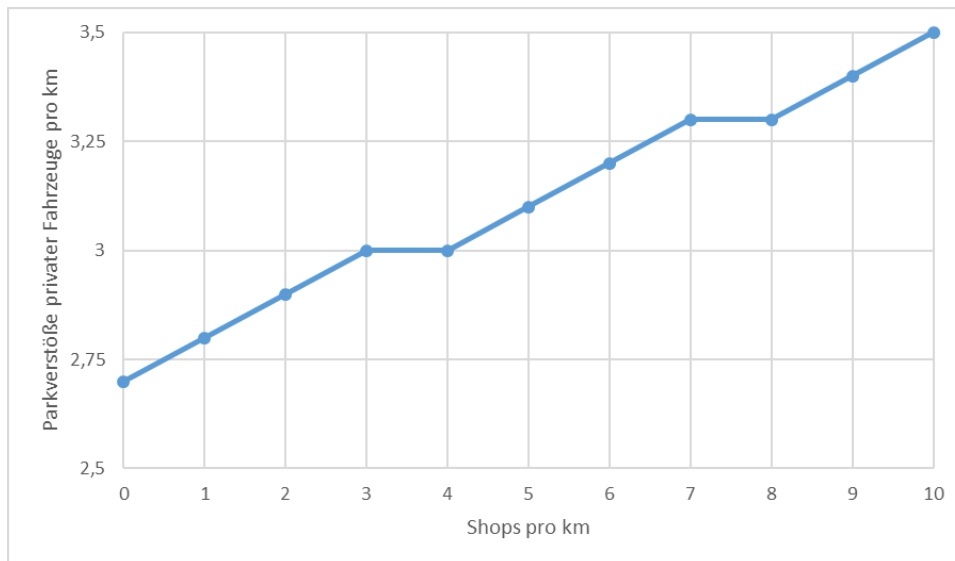


Abbildung 38: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Shops pro km.

Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe

Je höher die Anzahl an Shops ist, desto höher die Anzahl an Parkverstößen in zweiter Reihe. Ein möglicher Erklärungsansatz ist das kurzzeitige Halten in zweiter Reihe vor einem Geschäft, um etwas abzugeben oder abzuholen.

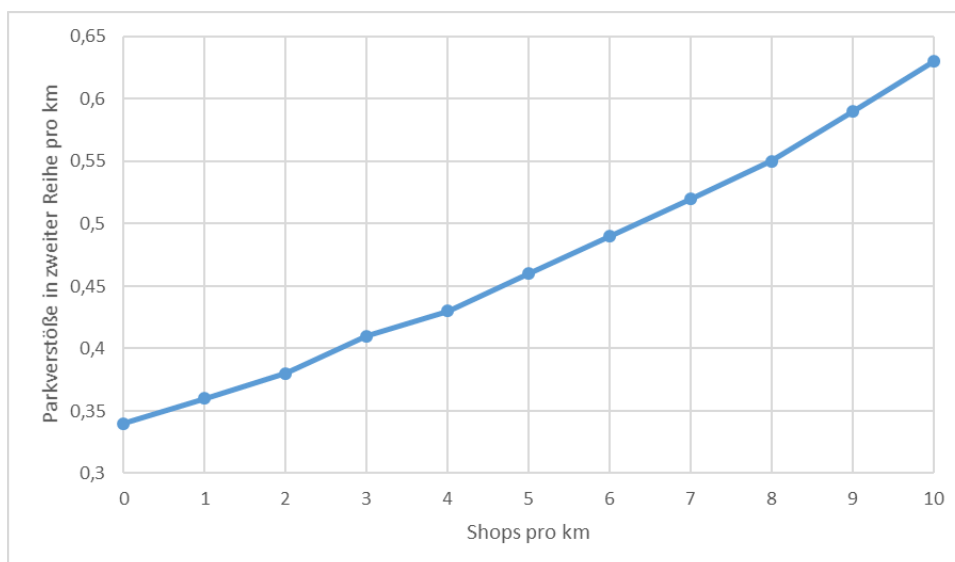


Abbildung 39: Parkverstöße in zweiter Reihe pro km nach Shops pro km.

Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs

Je höher die Anzahl an Shops ist, desto höher die Anzahl an Parkverstößen von Fahrzeugen des Wirtschaftsverkehrs. Ein möglicher Erklärungsansatz ist das kurzzeitige Halten des Wirtschaftsverkehrs vor einem Geschäft, um etwas abzugeben oder abzuholen. Zwar ist das Niveau an Parkverstößen durch den Lieferverkehr niedriger als durch Privatfahrzeuge, jedoch ist die positive Abhängigkeit von der Anzahl der Shops beim Lieferverkehr deutlicher ausgeprägt.

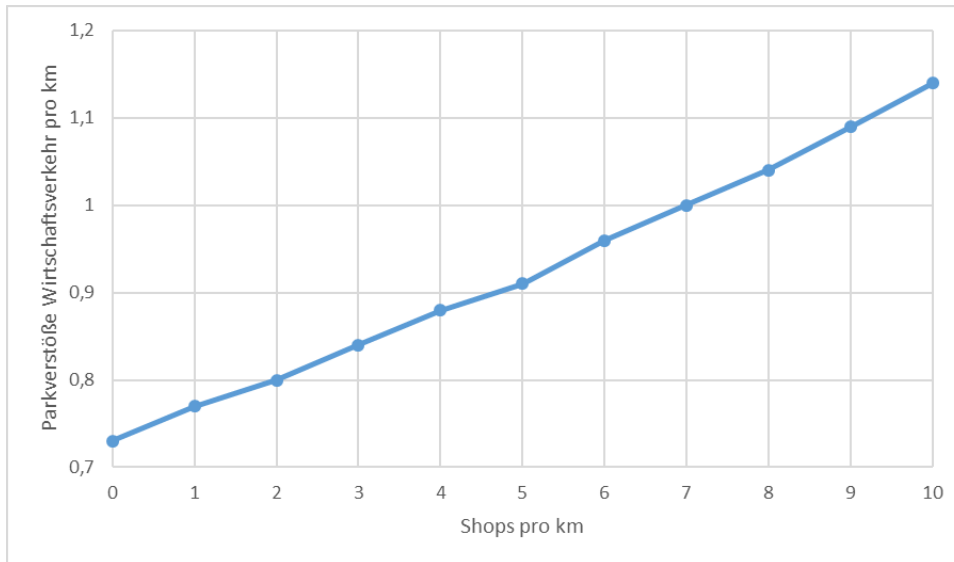


Abbildung 40: Parkverstoße Wirtschaftsverkehr pro km nach Shops pro km.

2.2.2.4.3. POI Gebäude

Modell 1: Alle Parkverstoße

Je höher die Anzahl an Gebäuden ist, desto höher die Anzahl an Parkverstoßen. Eine mögliche Erklärung ist der hohe Parkdruck in städtischen Wohngebieten. Je höher die Besiedlungsdichte, desto mehr Parkplätze werden benötigt.

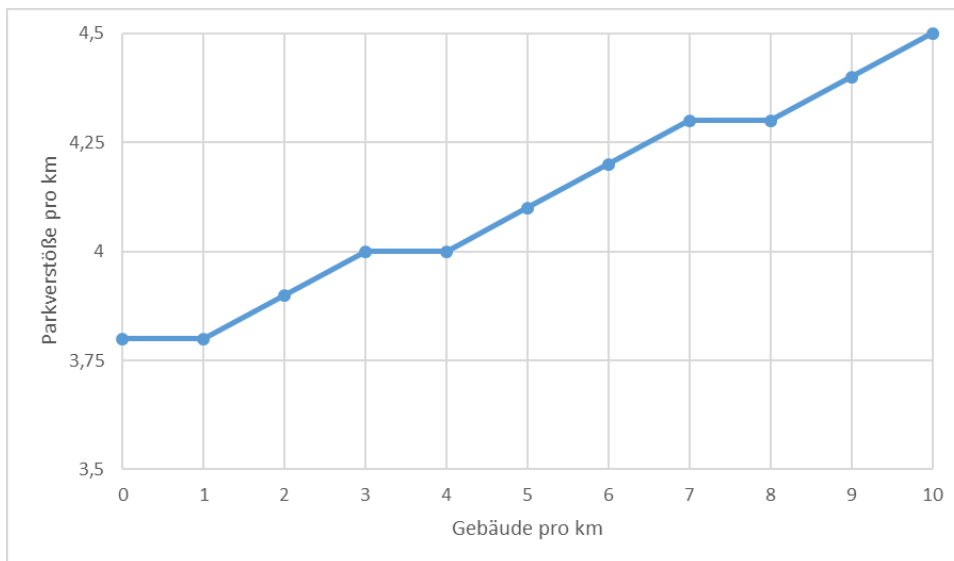


Abbildung 41: Parkverstoße pro km nach Gebäuden pro km.

Modell 2: Parkverstoße privater Fahrzeuge

Je höher die Anzahl an Gebäuden ist, desto höher die Anzahl an Parkverstoßen von Privatfahrzeugen. Eine mögliche Erklärung ist der hohe Parkdruck in städtischen Wohngebieten. Je höher die Besiedlungsdichte, desto mehr Parkplätze werden benötigt.

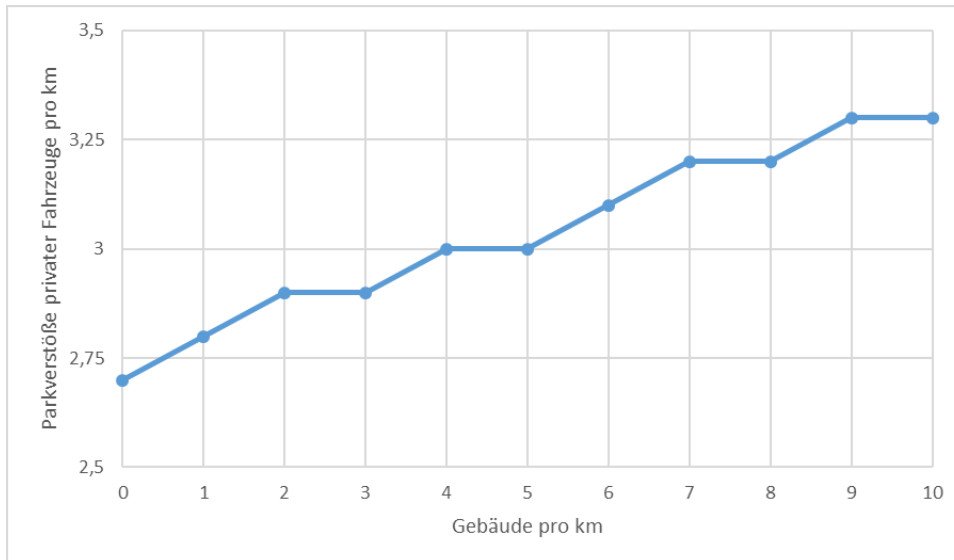


Abbildung 42: Parkverstöße privater Fahrzeuge pro km nach Gebäuden pro km.

Modell 3: Parkverstöße in zweiter Reihe

Werden Parkverstöße in zweiter Reihe separat betrachtet, wird erkennbar, dass die Anzahl der Gebäude keinen Einfluss auf die Anzahl von Parkverstößen in zweiter Reihe hat. Dies bedeutet das die Anzahl an Parkverstößen in zweiter Reihe pro km in Straßen mit vielen und wenigen Gebäuden gleich hoch ist.

Modell 4: Parkverstöße des Wirtschaftsverkehrs

Je höher die Anzahl an Gebäuden ist, desto höher die Anzahl an Parkverstößen von Fahrzeugen des Wirtschaftsverkehrs. Eine mögliche Erklärung ist der hohe Parkdruck in städtischen Wohngebieten. Je höher die Besiedlungsdichte, desto mehr Parkplätze werden benötigt, beispielsweise wenn der Wirtschaftsverkehr zur Anlieferung oder für eine Dienstleistung unterwegs ist.

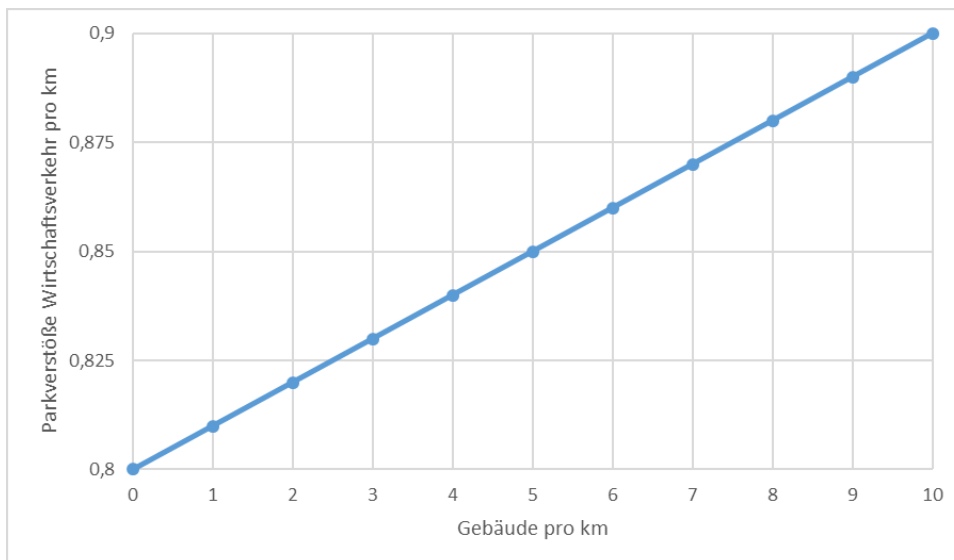


Abbildung 43: Parkverstöße Wirtschaftsverkehr pro km nach Gebäuden pro km.

2.2.3. Deskriptive Analysen von Hotspots

Mit der weitergehenden deskriptiven Analyse konnten die am häufigsten vorkommenden Falschparkdelikte bei den identifizierten Hotspots in Bezug auf die jeweiligen Straßenkategorien sowie den vorhandenen straßenräumlichen Straßeneigenschaften ermittelt werden. Die meisten Hotspots befinden sich in

Verbindungsstraßen. Das häufigste Falschparkdelikt ist hier das Halten und Parken im absoluten Halteverbot (siehe Abbildung 44). Verstöße gegen das absolute Halteverbot konnten zumeist im Einmündungs-/ Kreuzungsbereich beobachtet werden. Auch in Sammel- und Hauptgeschäftsstraßen wird meist im absoluten Halteverbot falschgeparkt. Die Ergebnisse zeigen, dass die meisten Hotspots in Straßen mit einer Geschwindigkeitsbegrenzung von 50 km/h, und die über einen Fahrstreifen je Richtungsfahrbahn verfügen, vorkommen.

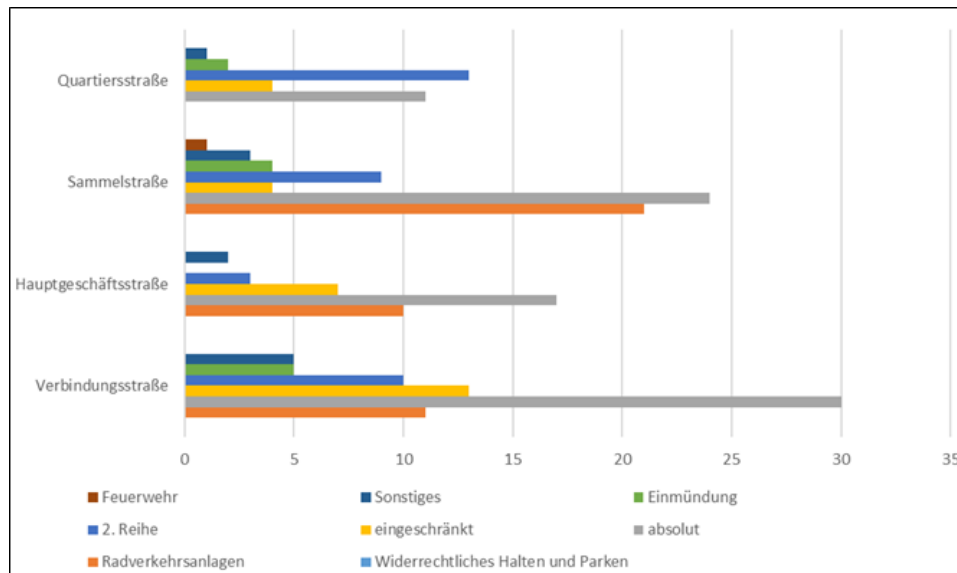


Abbildung 44: Anzahl Falschparkdelikte je Art und Straßenkategorie.

Das Falschparken auf Radverkehrsanlagen konnte ebenfalls vielfach festgestellt werden. Es wurde beobachtet, sobald Straßen über eine Radverkehrsanlage verfügen, ist das Falschparken auf diesen Flächen das häufigste vorkommende Delikt. Das Parken in zweiter Reihe findet vorrangig in Hauptverkehrsstraßen mit mehreren Fahrstreifen statt, aber insbesondere in Quartiersstraßen, wo mit einem geringeren Verkehrsaufkommen gerechnet wird. Bei der Analyse kann bei den identifizierten Hotspots das Parken vor Feuerwehreinfahrten oder im Bereich von Fußgängerüberwegen nur selten beobachtet werden.

Neben den gebietstypischen Merkmalen können auch Falschparkmuster in Bezug auf Fahrzeugart und -größe festgestellt werden. Abbildung 45 stellt dar, welche Fahrzeugart jeweils welches Falschparkdelikt häufig durchgeführt hat.

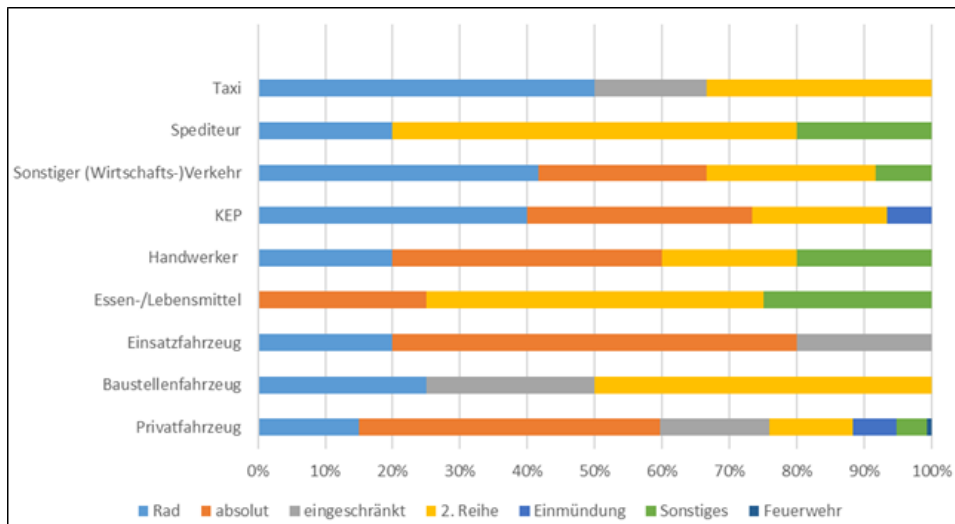


Abbildung 45: Anteile der jeweiligen Falschparkdelikte je Fahrzeugart.

Die untersuchten Falschparkdelikte werden meistens von Privatfahrzeugen (73 %) erzeugt. Privatfahrzeuge parken insbesondere im absoluten bzw. eingeschränkten Halteverbot falsch. Als zweitstärkste falschparkende Fahrzeugart sind KEP-Dienstleistende auf Radverkehrsanlagen und im absoluten Halteverbot zu beobachten. Sie parken jedoch auch in zweiter Reihe, so wie es in der Analyse auch bei Lebensmittellieferungen und Speditionen zu erkennen ist.

Hinsichtlich der Fahrzeuggröße kann beobachtet werden, dass größere Fahrzeuge im absoluten Halteverbot, in zweiter Reihe oder auf Radverkehrsanlagen falsch parken, siehe Abbildung 46.

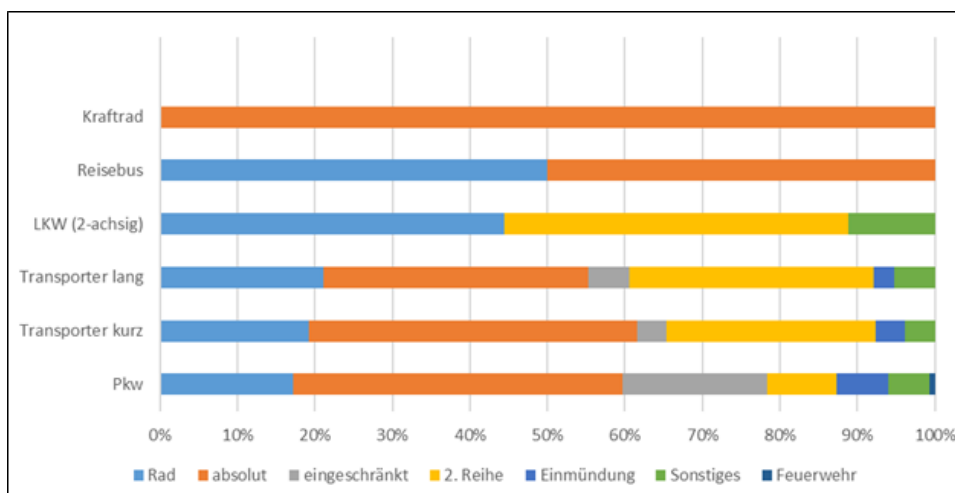


Abbildung 46: Anteil Falschparkdelikte nach Fahrzeuggröße.

2.2.4. Interpretation der Ergebnisse

Es gibt verschiedene Gründe, ob, warum und wo ein/e Fahrzeughalter*in falsch parkt.

- Je nach Anliegen, Fahrzeugart und -größe können Unterschiede in den Anforderungen an die Parkraumsuche vorliegen. Größere Fahrzeuge haben im urbanen Raum häufig Schwierigkeiten einen ausreichend bemessenen Parkstand zu finden. Die meisten Parkstände sind in der Regel für Pkw dimensioniert. Längere Transporter und größere Fahrzeuge können diese häufig nicht nutzen.

- Zudem spielt die Fahrzeugart bzw. das Anliegen des / der Fahrzeugführer*in eine Rolle. Die Motivation einen legalen Parkstand zu finden kann hier stark variieren. KEP-Fahrer*innen versuchen für die letzte Meile so nah wie möglich an den Zieladressen zu parken. Dieses Ergebnis stimmt sowohl für die deskriptive als auch statistische Analyse überein, in der der Wirtschaftsverkehr separat betrachtet wurde. Nicht überall gibt es ausgewiesene Ladezonen oder ausreichend freie Parkstände in der Nähe. Aufgrund des hohen Paketaufkommens muss schnell ausgeliefert werden. Es finden dadurch häufig viele Falschparkvorgänge statt. Dies gilt auch für Lieferdienste, wie für Lebensmittel oder Speditionen. Baustellen-, Handwerker- und Technikerfahrzeuge versuchen ebenfalls nah zur oder auf der Baustelle (z. B. Baustellenkipper) zu parken. Fahrzeuge von Handwerksunternehmen möchten so nah wie möglich am Auftragsort parken, da oft viel und schweres Werkzeug getragen werden muss. Es ist anzunehmen, dass die Motivation einen legalen Parkstand zu finden, hier generell vorhanden ist. Sie kann jedoch durch das Bedürfnis nach kurzen Wegen zwischen Auftragsort und Fahrzeug beeinträchtigt werden. Dies wird auch in der statistischen Analyse deutlich, da die Anzahl der Parkverstöße mit steigender Anzahl von Geschäften oder Gebäuden zunimmt.
- Abhängig vom Anliegen ist zudem die Parkdauer der einzelnen Fahrzeugarten, die wiederum die Entscheidung zum Falschparken beeinflusst. Es erscheint plausibel, dass in zweiter Reihe oder auf Radverkehrsanlagen geparkt wird, wenn der Parkvorgang nur von kurzer Zeit (wenige Minuten) ist, wie z. B. bei Paket- und Lebensmittellieferungen, oder wenn Fahrzeuge so groß sind, dass nicht ausreichend bemessene Parkstände vorhanden sind. So wird aus der statistischen Analyse ersichtlich, dass Parkverstöße in zweiter Reihe weniger stark abnehmen, wenn zusätzliche freie Parkstände vorhanden sind, als beispielsweise Parkverstöße privater Fahrzeuge. Bei Anliegen, die länger dauern, wird vermutlich das Parken im absoluten / eingeschränkten Halteverbot gewählt, da hier der fließende Verkehr meist weniger beeinflusst zu werden scheint.

Mit den verschiedenen Falschparkdelikten gehen diverse Risiken für die Verkehrsteilnehmenden einher. Diese sind in der Verkehrsplanung und -politik zu berücksichtigen sowie mit entsprechenden Maßnahmen zu reduzieren bzw. zu verhindern.

2.3. Fluxguide – Kurzdarstellung der ParkRight Webseite

Der Aufbau der ParkRight Website soll Kommunen zeigen, wie ihre Daten aufgearbeitet und politischen Entscheidungsträgern, Verkehrsplanern und der Bevölkerung in Form eines Dashboards zugänglich gemacht werden können.

Die Webseite soll den Besuchern 3 wesentliche Punkte vermitteln. Zum ersten sollen die Ergebnisse der neuen Bilderfassung einfach zugänglich und übersichtlich für die Städte Berlin, Frankfurt/Main und München visualisiert werden.

Zweitens sollen die Ergebnisse der Forschungsanalysen intuitiv und einfach zugänglich dargelegt werden.

Drittens soll ein Einblick in die Methoden und Vorgehensweise des Forschungsprojektes ermöglicht werden.

Basierend auf dieser Aufgabenstellung wurde die Webseite in 3 korrespondierende Abschnitte aufgebaut:

1. Das Projekt
2. Ergebnisse
3. Methodenteil

2.3.1. Das Projekt

Hier werden Besucher der Seite Informationen zum Projekt geliefert sowie in einer interaktiven Ansicht die Datenpunkte der Bilderfassung für Berlin, Frankfurt/Main und München in einer frei wählbaren Darstellung eingebunden. Der ausgewählten Stadt, in der Abbildung 47 an dem Beispiel Berlin sichtbar, kann hierbei eine bestimmte Art des Verstoßes zugeordnet werden: Allgemeine Verstöße, Verstöße gemäß Fahrzeugen, Verstöße auf Fahrradinfrastruktur, sowie Parkverstöße in Relation zu Unfällen.

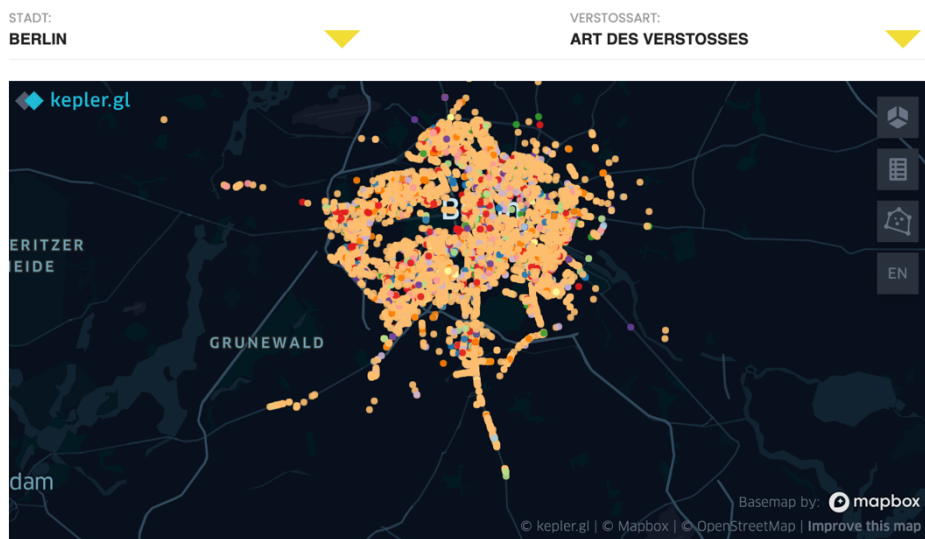


Abbildung 47: Übersicht der verschiedenen Verstöße in Berlin. Es kann zwischen den verschiedenen Städten gewechselt und nach einzelnen Parkverstößen gefiltert werden.

2.3.2. Ergebnisse

Im zweiten Bereich der Webseite werden die Forschungsergebnisse in einer individuell einstellbaren Matrixlogik visualisiert. Um ein Ergebnis einzusehen, ist zunächst eine bestimmte Art von Umgebungsvariabel auszuwählen: Straßentyp, Anzahl der Parkstände, erlaubte Geschwindigkeit im Einzugsgebiet, Handwerkstätten, Anzahl an Geschäften oder Anzahl an Gebäuden.

Dieser Umgebungsvariabel wird die Art des Parkverstoßes zugeordnet: Parken in zweiter Reihe, Verstöße von Privatfahrzeugen, Verstöße von KEP-Fahrzeugen.

Wurden von beiden Kategorien jeweils eine Variabel ausgewählt, dann werden korrespondierende Ergebnisse der Forschung mit interaktiven Charts angezeigt, wie in Abbildung 48 zu sehen ist.

02

Ergebnisse

UMGEBUNG:
STRASSENTYPVERSTOßART:
IN ZWEITER REIHE

Nur 10,7% aller beobachteten Parkverstöße waren Parkverstöße in zweiter Reihe. Trotzdem zeigen sich Unterschiede:

Die Anzahl an Parkverstößen in zweiter Reihe pro km in Hauptgeschäftsstraßen und Quartierstraßen ist höher als in den anderen Straßentypen. Eine mögliche Erklärung könnte sein, dass in Hauptgeschäftsstraßen und Quartierstraßen insb. vormittags und mittags vergleichsweise viel Lieferverkehr für Geschäfte und Bewohner*innen unterwegs sind.

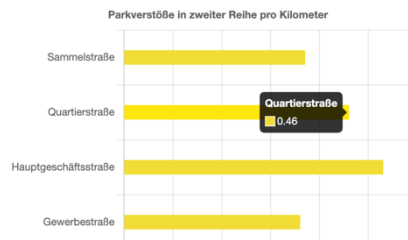


Abbildung 48: Forschungsergebnisse mit interaktivem Balkenchart. Anhand der Matrixlogik kann nach Umgebung und Verstoß-Art gefiltert werden. Die Ergebnisse werden erklärt und mithilfe von Balkencharts visualisiert. Schwebt die Maus über den Chart werden zusätzliche Informationen eingeblendet.

2.3.3. Methodenteil

Der Methodenteil gibt Einblicke in den Ablauf des Forschungsprojektes, die eingesetzten Techniken bei der Datenerhebung und die angewandten Datenanalysetechniken.

Weiterführende Informationen zu den jeweiligen Themenpunkt sind über Akkordeons, wie in Abbildung 49 zu sehen, beziehungsweise über externe Links abrufbar.

DATENAUFBEREITUNG

Die aus der Datenbank extrahierten Daten wurden mithilfe von Python eingelesen.

Details zur Aufbereitung der Sensordaten



Details zur Aufbereitung des Datensatzes nach Straßenabschnitten



Details zur Anreicherung der Straßenabschnittsdaten mit POI und Verkehrsaufkommen



Abbildung 49: Darstellung eines Akkordeons. Durch Anklicken der Überschriften werden die einzelnen Kapitel geöffnet und mehr Informationen und Erklärungen sichtbar.

Um auf der gesamten Seite etwaige unklare Begriffe oder Fachtermini verstehbar zu machen, wurden "Tooltips" eingebaut. Wenn man mit dem Cursor über einen dieser Fachbegriffe schwebt, erscheint eine hinterlegte Erklärung oder Detailbeschreibung des Begriffes, siehe Abbildung 50 als Beispiel.

Dieser Fehler bezieht sich auf fehlende Daten zwischen den aufgezeichneten Punkten.

rbunden: dem Messfehler und dem Sampling-Fehler.

Abbildung 50: Darstellung eines Tooltips. Wenn man mit der Maus über den unterstrichenen Begriff schwebt, werden zusätzliche Begriffserklärungen angezeigt.

3. Eingehende Darstellung der wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Die angefallenen Kosten können in den jeweiligen Beleglisten eingesehen werden. Tabelle 4 enthält eine aggregierte Auflistung der Plankosten im Vergleich zu den tatsächlich angefallenen Kosten.

Tabelle 4: Vergleich der ursprünglich geplanten und tatsächlich angefallenen Projektkosten.

Position	Bliq GmbH		Fluxguide GmbH		Frankfurt UAS	
	Kosten geplant	Kosten angefallen	Kosten geplant	Kosten angefallen	Kosten geplant	Kosten angefallen
0813 – Material	■	■	■	■	■	■
0812 – Beschäftigte E12-E15	■	■	■	■	■	■
0822 – Beschäftigungsentgelte	■	■	■	■	■	■
0837 – Personal	■	■	■	■	■	■
0838 – Reisekosten	■	■	■	■	■	■
0850 – sonstige unmittelbare Vorhabenkosten	■	■	■	■	■	■

3.1. Bliq GmbH

Bei Bliq stellen die Personalkosten den Hauptposten in der Kostenaufstellung dar. Da aufgrund der andauernden Pandemie die geplanten Meetings des Konsortiums und andere mFUND Veranstaltungen online stattfanden, wurden die freigewordenen Reisekosten in die Personalkosten umgelagert.

3.2. Fluxguide GmbH

Bei Fluxguide stellen die Personalkosten den Hauptposten in der Kostenaufstellung dar.

Reisekosten wurden aufgewendet, um das Projekt bei der Smart City World Expo in Barcelona zu präsentieren.

3.3. Frankfurt UAS

Die Frankfurt UAS hat in diesem Projekt im Personalbereich die Mittel annähernd planmäßig verausgabt. Kosten für Dienstreisen sind aufgrund der Beschränkungen nicht im geplanten Maße angefallen. Es wurde darauf verzichtet, Berichte als Druckerzeugnisse zu veröffentlichen, da sich die erstellte Homepage als sinnvoller erwiesen hat.

4. Eingehende Darstellung der Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

In Kapitel 2 werden die durchgeführten Arbeiten und erzielten Ergebnisse eingehend beschrieben. Die eingesetzten Mittel wurden ausnahmslos effizient und zielgerichtet eingesetzt, um die Arbeiten durchzuführen und die entsprechende Qualität zu erreichen.

5. Eingehende Darstellung des voraussichtlichen Nutzens, insbesondere der Verwertbarkeit des Ergebnisses im Sinne des fortgeschriebenen Verwertungsplans

Für Bliq GmbH stand die Stärkung der Methodenkompetenz und Entwicklung neuer Anwendungsfälle von KI im Kontext von Verkehrsplanung im Vordergrund. Die durchgeführten Labeling Arbeiten der Bildbefahrungsdaten im Hinblick auf die untersuchten Use Cases stellten sich als sehr zeitintensiv und potenziell fehleranfällig heraus. Wie in Abschnitt 2.1.5. beschrieben überstiegen die benötigten personellen Ressourcen zur Abdeckung aller Use Cases den Rahmen von ParkRight deutlich. Die durchgeführten Untersuchungen an dem Use Case „Widerrechtliches Halten und Parken“ verdeutlichen die benötigte Qualität und Menge an Labels und bilden eine gute Basis, um die Mobile Vision Plattform von Bliq weiterzuentwickeln. Wie im Verwertungsplan angegeben, ist es das Ziel die Technologie zur Marktreife weiterzuentwickeln, dies wird weiter aktiv angestrebt und in geeigneten Projekten in den kommenden Monaten und Jahren umgesetzt. Für mögliche Kundenkreise, wie Kommunen und Verkehrsplanungsbüros, steht neben der Kosteneffizienz vor allem eine einfache Handhabung und Auswertung der Daten im Vordergrund. Die entsprechende Weiterentwicklung der Algorithmen für eine weitgehend vollautomatisierte Datenanalyse erfordert noch deutlichen Zeit- und Ressourcenaufwand und muss im Rahmen weiterer Befahrungen und Forschungsprojekte intensiv evaluiert werden.

Ziel von Fluxguide war es, eine Dashboard- und Datenvisualisierungslogik zu entwickeln, die auf eine Vielzahl von wirtschaftlichen Folgeprojekten übertragen werden.

Stadtbetriebe und Verkehrsbetriebe verwalten ihre Einzugsgebiete und Services zunehmend datenbasiert. Neue nutzerfreundliche Dashboards und Frontendvisualisierungen, die auch auf mobile Endgeräte ausgerichtet sind, können hier die Arbeit wesentlich erleichtern und bestehende Excel Lösungen ersetzen. Auch Betreiber von neuen Applikationen und Services wie Shared Mobility brauchen zur Verwaltung ihrer Services übersichtliche Datenvisualisierungstools.

In den nächsten 24 Monaten rechnen wir damit, dass wir unsere Lösung bei mindestens 2 Praxisprojekten zum Einsatz bringen können.

Die Frankfurt UAS fokussiert die wissenschaftliche Verwertung der Projektergebnisse. Dazu werden die Ergebnisse im Rahmen von wissenschaftlichen Publikationen in Fachjournals veröffentlicht (aktuell noch nicht abgeschlossen). Darüber hinaus wurden die Ergebnisse auf Konferenzen und Fachtagungen

präsentiert (Urban Transport Konferenz 14.03.2022 (Frankfurt), FAN@HOLM 21.02.2022 (online)). Abstracts für weitere Präsentationen wurden eingereicht, eine Teilnahme ist jedoch noch nicht bestätigt. Außerdem werden die Arbeiten im Rahmen von kumulativen Dissertationen verwertet. Die gebildete Datenbasis wird Studierenden in den kommenden Semestern zur Verfügung gestellt, um Abschlussarbeiten zu verfassen.

6. Eingehende Darstellung des während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordenen Fortschritts auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen

Die Thematik des Falschparkens ist hochaktuell, wie aus dem Bericht „Umparken – den öffentlichen Raum gerechter verteilen“ der Agora Verkehrswende entnommen werden kann (Agora Verkehrswende, 2022). Auch im mFUND Projektportfolio gibt es einige neue Projekte, die sich mit der Thematik Parken befassen. Die Projekte ParkControl und ITP fokussieren sich hierbei auf die Erfassung und das Management von Parkflächen im städtischen Raum, sowie an Autobahnrastplätzen. Durch die Erfassung der Belegungssituation von Parkflächen können durch einsetzten von KI-Prognosen zu Parkraumauslastungen für zukünftige Ereignisse errechnet und der Suchverkehr reduziert werden. Im Fall von ParkControl steht auch die Optimierung von Einsatzszenarien des Ordnungsamts im Projektrahmen.

Anders als in unserem Projektansatz werden in den Projekten lokal installierte Überwachungssoftware, wie Verkehr Kameras oder Sensoren verwendet, was den Erfassungsrahmen stark einschränkt. Auch veröffentlichte Studien zu der Thematik des Falschparkens beziehen sich eher auf geografisch begrenzte Parkräume (Aldallal et al., 2021; Alkawgani et al., 2021; Nguyen et al., 2021; Shoup, 2021).

7. Eingehende Darstellung der erfolgten oder geplanten Veröffentlichungen des Ergebnisses

Die Ergebnisse wurden in verschiedenen Formaten an relevante Zielgruppen kommuniziert. Zu Projektbeginn wurde eine Website erstellt, unter der Interessierte sich über anstehende Veranstaltungen des Projekts informieren konnten. Mit Abschluss des Projekts wurde die Website umgewandelt, um die Ergebnisse des Projekts zu präsentieren. Die Projektergebnisse wurden im Projekt visuell aufgearbeitet und sind unter www.parkrightmfund.de abrufbar.

Im Rahmen der mFUND Veranstaltungen wurde ein online Fachaustausch zu den Themen "Muster- und Bilderkennung, & Radverkehr" organisiert, bei dem am 25.10.2021 die bis dahin erzielten Ergebnisse vorgestellt wurden. Am 09.12.21 nahmen wir am mFUND-Fachausaustausch "Intelligente Parksyste-m-Besser Parken mit Daten" teil und stellten unser Projekt und die erzielten Ergebnisse vor. ReLUT stellte das Projekt zusätzlich auf den Veranstaltungen Urban Transport Konferenz 14.03.2022 (Frankfurt) und FAN@HOLM 21.02.2022 (online), und Fluxguide auf der Smart City World Expo in Barcelona 16-18.11.2021 vor.

Die statistische Analyse soll im Rahmen eines methodischen Papers veröffentlicht werden. Die deskriptive Analyse der gesetzten Labels wird in einer separaten Veröffentlichung detailliert betrachtet. Die geplanten Publikationen sind im Anhang beigefügt.

Die Projektergebnisse wurden im Rahmen der Abschlussveranstaltung am 24.05.2022 einem interessiertem Fachpublikum vorgestellt. Im Vorgang wurde die Veranstaltung durch den mFUND Rundbrief und auf den Social-Media-Kanälen der Projektpartner beworben.

8. Literaturverzeichnis

- Agora Verkehrswende. (2022). *Umparken – Den öffentlichen Raum gerechter verteilen. Zahlen und Fakten zum Parkraummanagement*. www.agora-verkehrswende.de
- Aldallal, A. S., Al Zallaqi, A., & Mohammed, A. (2021). Advanced Smart Car Park Management System for High Car Park Utilization. *Advances in Intelligent Systems and Computing, 1368 AISC*, 11–21. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72654-6_2
- Almawgani, A. H. M., Alsuwian, T., Alhawari, A. R. H., Alhuthari, A. N., Alhezabr, M. A., Alharethi, M. S., & Alqahtani, F. H. (2021). Smart and efficient system for the detection of wrong cars parking. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, 10(4)*, 1968–1978. <https://doi.org/10.11591/EEI.V10I4.2634>
- Cameron, A., C., A., & Trivedi, P. K. (2010). *Microeconometrics using stata* (Vol. 2). College Station, TX: Stata press. *Stata Press, 23(4)*, 2–6. www.stata.com
- Destatis–Statistisches Bundesamt. (2021). *Verkehrsunfälle Kraft- und Fahrradunfälle im Straßenverkehr 2020*. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Verkehrsunfaelle/Publikationen/Downloads-Verkehrsunfaelle/unfaelle-zweirad-5462408207004.html>
- Destatis. (2019). *Verkehrsunfälle 2019 – Statistisches Bundesamt*. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Verkehrsunfaelle/Publikationen/Downloads-Verkehrsunfaelle/verkehrsunfaelle-jahr-2080700207004.html>
- Fávero, L. P. L., Belfiore, P., Santos, M. A. dos, & Souza, R. F. (2020). Overdisp: A Stata (and Mata) Package for Direct Detection of Overdispersion in Poisson and Negative Binomial Regression Models. *Statistics, Optimization & Information Computing, 8(3)*, 773–789. <https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-557>
- FGSV. (2010). Empfehlungen für Radverkehrsanlagen: ERA. *FGSV, 22–26*. <https://www.forschungsinformationssystem.de/servlet/is/342794/?print=true>
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 580–587*. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81>
- Gonzalez, A., Bergasa, L. M., & Yebes, J. J. (2014). Text detection and recognition on traffic panels from street-level imagery using visual appearance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 15(1)*, 228.238. <https://doi.org/10.1109/TITS.2013.2277662>
- Göttsche, J. (2005). *Empfehlungen Anlagen des ruhenden Verkehrs EAR 05*. 19–20.
- Hendawi, A., Shen, J., Sabbineni, S. S., Song, Y., Cao, P., Zhang, Z., Krumm, J., & Ali, M. (2020). Noise Patterns in GPS Trajectories. *Proceedings – IEEE International Conference on Mobile Data Management, 2020-June*, 178–185. <https://doi.org/10.1109/MDM48529.2020.00040>
- Hilbe, J. M. (2014). *Modeling Count Data*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139236065>
- Houben, S., Stallkamp, J., Salmen, J., Schlipsing, M., & Igel, C. (2013). Detection of traffic signs in real-world images: The German traffic sign detection benchmark. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 1–8*. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2013.6706807>
- kepler.gl. (2022). <https://kepler.gl/>

- Kleiman, D. G., & Malcolm, J. R. (1981). The Evolution of Male Parental Investment in Mammals. In *Parental Care in Mammals* (Issue 1970, pp. 347–387). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4613-3150-6_9
- Kuo, W. J., & Lin, C. C. (2007). Two-stage road sign detection and recognition. *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME 2007*, 1427–1430. <https://doi.org/10.1109/ICME.2007.4284928>
- Liu, Z., Chen, W., & Yeo, C. K. (2019). Automatic Detection of Parking Violation and Capture of License Plate. *2019 IEEE 10th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, 0495–0500. <https://doi.org/10.1109/IEMCON.2019.8936164>
- Long, J. S. (1997). Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables. In *Thousand Oaks* (Vol. 7). Sage Publications. <https://www.scirp.org/%28S%28lz5mqp453edsnp55rrgjct55%29%29/reference/referencespapers.aspx?referenceid=1337120>
- Long, J. S., & Freese, J. (2006). *Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata* (2nd ed.). StataCorp LP. <https://econpapers.repec.org/bookchap/tsjsspbook/long2.htm>
- Natho, M. (2018). *Implementierung einer Verkehrszeichenerkennung zur automatischen Kartendatenerstellung*.
- Newson, P., & Krumm, J. (2009). Hidden Markov map matching through noise and sparseness. *GIS: Proceedings of the ACM International Symposium on Advances in Geographic Information Systems*. <https://doi.org/10.1145/1653771.1653818>
- Nguyen, T., Tran, T., Mai, T., Le, H., Le, C., Pham, D., & Phung, K. H. (2021). An Adaptive Vision-based Outdoor Car Parking Lot Monitoring System. *ICCE 2020 - 2020 IEEE 8th International Conference on Communications and Electronics*, 445–450. <https://doi.org/10.1109/ICCE48956.2021.9352090>
- Paulo, C. F., & Correia, P. L. (2007). Automatic detection and classification of traffic signs. *8th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, WIAMIS 2007*, 11. <https://doi.org/10.1109/WIAMIS.2007.24>
- Peng, E., Chen, F., & Song, X. (2016). Traffic sign detection with convolutional neural networks. In Springer (Ed.), *Communications in Computer and Information Science* (Vol. 710, pp. 214–224). https://doi.org/10.1007/978-981-10-5230-9_24
- Plaudis, M., Azam, M., Jacoby, D., Drouin, M. A., & Coady, Y. (2021). An Algorithmic Approach to Quantifying GPS Trajectory Error. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2021-October*. <https://doi.org/10.1109/ICCVW54120.2021.00437>
- Rahman, A., & Widodo, N. S. (2016). Distance estimation of colored objects in image. *AIP Conference Proceedings*, 1746. <https://doi.org/10.1063/1.4953994>
- Reinhold, B., Eilrich, W., Heinz, H., Krause, K., Lerner, M., Reinhold, M., Seyboth, A., & Steinbrecher, J. (2006). *Richtlinien für die Anlage von Stadtstraßen - RASt 06*. Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen e.V. <https://www.forschungsinformationssystem.de/servlet/is/232185/>
- Schäfer, P. K., Freyer, L., Stolte, D., Bohl, M., & Winkler, Z. (2020). *Duale Radlösung*. https://www.frankfurt-university.de/fileadmin/standard/Hochschule/Fachbereich_1/FFin/Neue_Mobilitaet/Veroeffentlichungen/2020/Duale_Radloesungen_Abschlussbericht.pdf
- Senatsverwaltung für Umwelt Verkehr und Klimaschutz Berlin, B. (2021). *Tempolimits - [WMS] / Offene Daten Berlin*. Senatsverwaltung Für Umwelt, Verkehr Und Klimaschutz Berlin. <https://daten.berlin.de/datensaetze/tempolimits-wms>

- Sermanet, P., & Lecun, Y. (2011). Traffic sign recognition with multi-scale convolutional networks. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2809–2813. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2011.6033589>
- Shoup, D. (2021). Pricing curb parking. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 154, 399–412. <https://doi.org/10.1016/J.TRA.2021.04.012>
- Sun, Q., Ahas, R., Aasa, A., Wan, W., & Yuan, C. (2017). GPS data cleaning and analysis based on YouSense mobile application. *4th International Conference on Smart and Sustainable City, ICSSC 2017*, 1–8. <https://doi.org/10.1049/cp.2017.0113>
- Xie, X., Wang, C., Chen, S., Shi, G., & Zhao, Z. (2017). Real-Time Illegal Parking Detection System Based on Deep Learning. *Proceedings of the 2017 International Conference on Deep Learning Technologies - ICDLT '17, Part F1285*, 23–27. <https://doi.org/10.1145/3094243.3094261>
- Yang, X., Tang, L., Zhang, X., & Li, Q. (2018). A data cleaning method for big trace data using movement consistency. *Sensors (Switzerland)*, 18(3), 824. <https://doi.org/10.3390/s18030824>

9. Anhang

Transportation Research Record
Modeling of Parking Violations Using Zero-Inflated Negative Binomial
Regression – A Case Study for Berlin
Tobias Hagen, Nicole Reinfeld and Siavash Saki

Bildbefahrungsdaten als Tool zur Erfassung und Typisierung von
Halte- und Parkverstößen– Eine qualitative Analyse am Fallbeispiel
Berlin
Elisabeth Lerch, Petra K. Schäfer and Tobias Hagen