

# **Methodenstudie Kordonerhebung 2020 - Ergebnisbericht -**

**Auftraggeber:**

Stadt Wien  
MA 18  
Rathausstraße 14-16  
1082 Wien  
BestellNr: MA18-M/427309/19

**Bearbeiter**

DI Cornelia Hebenstreit  
DI Michael Cik  
Univ.-Prof. Dr.-Ing Martin Fellendorf

**Graz, 15. März 2020**

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>5</b>
1.1	Problemstellung	5
1.2	Aufgabenstellung	6
<b>2</b>	<b>Aufbereitung der vorhandenen Erfahrungen</b>	<b>7</b>
2.1	Erfassung der mIV-Kordonenerhebung 2008/10	7
2.2	Querschnittsdaten	8
2.3	Kennzeichenerfassung	9
2.3.1	Die automatisierte videobasierte Kennzeichenerfassung (ANPR)	9
2.3.2	Verkehrsartenerkennung durch ANPR	10
2.4	Besetzungsgrad und Fahrzweck	10
2.4.1	Zählung	11
2.4.2	Videodetektion	11
2.5	Erfassung des ÖV – Kordonenerhebung 2008/10 u. Teilaktualisierung 2014	12
2.5.1	Zählungen	13
2.5.2	Befragungen	13
2.6	Literaturauswertung zu GPS-basierte Studien für Mobilitätshebungen	15
2.6.1	Verkehrsmittelerkennung aus GPS-Tracks und Beschleunigungssensor-Daten	15
2.6.2	GPS Tracks als Unterstützung von herkömmlichen Erhebungen	16
2.6.3	Aktivitäten-, Verkehrsmittel- und Routenerkennung aus GPS Tracks	17
2.6.4	Routenwahl im Rad- und Fußverkehr	21
2.6.5	Verkehrsleistung und Geschwindigkeit aus GPS Trajektorien	21
2.6.6	Weitere Literatur zu GPS Allgemein	22
2.7	Literaturauswertung von Studien zu Floating Car Daten (FCD)	22
2.7.1	Bestimmung von Reisezeiten aus FCD	23
2.7.2	Nachfragemuster / Quelle-Ziel Matrizen	23
2.7.3	Parken	23
2.7.4	Verkehrsmodell-Validierung	24
2.7.5	Geschwindigkeit & Verkehrslage	24

2.7.6	Verkehrsstärke & Ganglinien	27
2.7.7	Quelle-Ziel-Beziehung	27
2.7.8	Floating Car Daten kommerzieller Anbieter (Projekt Universität Stuttgart)	28
2.8	Literaturauswertung zu WLAN im Kontext mit Mobilitätsanalysen	30
2.9	Literatur zu Bluetooth-basierter Datenerfassung im Mobilitätsbereich	34
2.10	Literatur zur kombinierten Nutzung von Bluetooth & WLAN und zukünftiger Ausblick	37
2.11	Literatur zu Mobilfunksignalisierungsdaten	39
2.12	Weitere Messsysteme für Mobilitätserhebungen	45
2.12.1	Digitales Foto / Video	45
2.12.2	Passives Infrarot	45
2.12.3	Laser	46
2.12.4	Ultraschall	46
2.12.5	Bar Code	46
2.12.6	Magnetometer	46
2.12.7	Radiowellen	46
2.12.8	Near Field Communication	47
2.12.9	Smart Cards	47
2.12.10	Glasfaserkabel	47
2.12.11	Personenzählmatte	47
<b>3</b>	<b>Analyse von österreichischen bzw. Wiener Daten für Mobilitätserhebungen</b>	<b>48</b>
3.1	Taxi FCD-Daten Wien (GPS)	48
3.1.1	Durchdringungsraten an ausgewählten Zählstellen	55
3.1.2	Abgrenzung – Was können FCD nicht?	55
3.2	WienMobil App (GPS + weitere Daten aus den Applikation)	56
3.2.1	Location Requests / LocationLogs	57
3.2.2	Routing Requests / JourneyLogs (Quelle/Ziel Abfragen)	59
3.2.3	Tracks	61
3.3	TomTom – Daten (GPS)	64
3.3.1	Traffic Stats	66
3.3.2	Route Monitoring	77
3.3.3	O/D-Analysen	81

3.4	Mobilfunksignalisierungsdaten	93
3.4.1	Personenverkehrsanalysen (Verkehrsmittelerkennung)	95
3.4.2	Quelle-Ziel-Beziehungen   Herkunftsanalyse	96
3.4.3	Aktivitäten (Fahrzweck)	97
3.4.4	Öffentlicher Verkehr – Einsteiger / Umsteiger / Fahrgaststromanalyse	100
<b>4</b>	<b>Ergebnisse des Datenvergleichs</b>	<b>101</b>
4.1	Kenngößen	101
4.2	Merkmalsausprägungen der Daten (diskret/stetig/Datenformat etc.)	108
<b>5</b>	<b>Ergebnisse / Empfehlung der Methodenstudie</b>	<b>109</b>
5.1	Empfehlungen zur Kordon-Erhebung	109
5.2	Empfehlungen zur Erfassung der verkehrlichen Wirkungen bei großen Änderungen (z.B. Baustellen) innerhalb Wiens	110
<b>6</b>	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>112</b>

# 1 Einleitung

## 1.1 Problemstellung

Die Kordonerhebung Wien setzt sich das Ziel, den die Wiener Stadtgrenze Richtung stadteinwärts, besser aber auch stadtauswärts, querenden Verkehr für einen charakteristischen Werktag (Dienstag bis Donnerstag) quantitativ (Verkehrsmenge) und qualitativ (durch Befragung der Wegmerkmale der Verkehrsteilnehmer) zu erfassen. Die Kordonerhebung liefert somit ein umfassendes Gesamtbild über den nach Wien einströmenden und auch ausströmenden Personenverkehr. Die Kordonerhebung wurde von der Planungsgemeinschaft PGO gemeinsam mit Auftragnehmern in ca. 5-jährigen Abständen erstellt.

Bestandteile der bisherigen Erhebungen sind:

1. Verkehrsmengen für einen typischen Werktag (Di-Do) des nach Wien einstrahlenden Verkehrs an den neun höchstbelasteten Einfahrtskorridoren
2. Kfz-Aufkommen Straße
3. Personenverkehrsaufkommen Schiene

Die letzte umfangreiche Kordonerhebung hat von 2008-2010 stattgefunden. Eine Ergänzungserhebung (2014) berücksichtigte die Kordone St. Pölten bis Gänserndorf, um Wirkungen des Infrastrukturausbaus (Westbahn, Nordautobahn A5, nördlicher Teil Wiener Außenring S1) zu quantifizieren.

### **Kfz Verkehr**

Die Kfz-Zählung erfolgt automatisch über Asfinag-Detektoren sowie Seitenradargeräte an den Landesstraßen und einer Ergänzung durch Datenerfassung an einer geringen Anzahl von Querschnitten mit Kennzeichenerfassung. Daraus werden die Belastungen von Fahrtrouten auf dem Wiener Außenring (S1, S2, A5, A22) ermittelt. Die Personenanzahl wird durch Multiplikation mit einem angenommenen Besetzungsgrad bestimmt. Eine Pkw/Lkw-Unterscheidung ist Bestandteil der quantitativen Erhebung. Dazu wurden Befragungen durchgeführt.

### **Öffentlicher Verkehr**

Der ÖV wird mittels Personenzählung in den ÖV-Fahrzeugen erhoben. Eine Stichprobe der Fahrgäste wird zusätzlich über Mobilitätskarten gezogen. So sind Quelle-Zielbeziehungen, Fahrtzweck, Häufigkeit der Fahrtbeziehung, Zugtyp, Umstiegshäufigkeit und Fahrscheinart für diese Stichprobe bekannt. In einer Detailanalyse werden pro Bahnlinie die absoluten Zahlen in Haltestellengruppen eingeteilt, um Werte zu den Fern- und Nahpendlern zu erhalten.

### **Modal Split**

Aus den Kfz- und ÖV-Zählungen werden zeitlich gestaffelt über die Stadtgrenze einfahrende mIV- und ÖV-Fahrten in absoluten Mengen und als Modal Split ermittelt.

## **Auswirkungen Wiener Baumaßnahmen**

Durch den U-Bahn-Ausbau (U2, U5 von 2019 bis 2027 bzw. 2025) fallen umfangreiche Baumaßnahmen im 5. und 7. Bezirk an, die zu großräumigen, temporären Änderungen in der Verkehrsführung führen. In der 2-ten Ausbaustufe der U2- und U5-Verlängerungen sind darüber hinaus auch größere Baumaßnahmen im 10. und 17. Bezirk vorgesehen. Für die MA18 sind daher neben der reinen Kordonenerhebung Änderungen in den Verkehrsbeziehungen, den gewählten Routen im mIV und mögliche Auswirkungen auf den Modal Split, insbesondere den Radverkehr, von Bedeutung. Diese Untersuchungen sind im Vergleich zur bisherigen Kordonenerhebung sowohl zeitlich wesentlich häufiger als auch räumlich viel detaillierter auszuführen. Die räumliche Verlagerung der Verkehrsströme kann mit der bisherigen Erhebungsmethodik, ausschließlich an den Stadtgrenzen, nicht erfasst werden, so dass weitere, bereits vorhandene Datenquellen mit eingebunden werden müssen.

### **1.2 Aufgabenstellung**

Da in den nächsten Jahren eine Aktualisierung der Kordonenerhebung ansteht, wird es angestrebt, die Kordonenerhebung mit einer Analyse der baustellenbedingten Verkehrsveränderungen in der Stadt Wien zu verknüpfen. Außerdem sollen neue Datenquellen eine häufigere Aktualisierung der Kordonenerhebung ermöglichen, die jedoch in Bezug auf den Aufwand und die Kosten möglichst günstig sein soll. Daher wird überlegt, die bisherige Erhebungsmethodik zu wechseln bzw. durch neue Datenquellen zu unterstützen.

Ziel ist es:

1. kostengünstiger ein Ergebnis in ähnlicher Qualität oder
2. bei vergleichbaren Erhebungskosten mehr Informationen und
3. räumlich weiter gefasste Informationen (z.B. baustellenbedingte Änderungen in der Verkehrsmittel- und Routenwahl) zu erhalten.

Bevor die Kordonuntersuchung ausgeschrieben wird, soll nun in einer Methodenstudie die künftige Erhebungsmethodik entwickelt bzw. die Machbarkeit der Ermittlung verschiedener Kenngrößen durch unterschiedliche Datenquellen überprüft werden. Es soll ermittelt werden, inwieweit sich vorhandene Erhebungsmethoden mit neuen Methoden verknüpfen lassen – um die Verkehrsströme effizienter erfassen zu können.

Die Konzeptstudie soll ausschließlich die Verwendbarkeit verschiedener Datenquellen prüfen, ohne bereits Auswertungen vorzunehmen. Eventuell anfallende methodische Entwicklungen werden beschrieben. Zusätzlich wird ein „State of the Art“ bzw. Stand der Forschung für jede neue Datenquelle zusammengefasst und daraus werden Schlüsse für die Kordonenerhebung gezogen.

Folgende Datenquellen werden analysiert, deren Inhalte im Detail beschrieben und deren Verwendung für die Kordonenerhebung geprüft:

1. Querschnittsdaten
2. Fahrgastdaten
3. Daten aus der WienMobil App (Fokus GPS-basierte Daten)
4. WLAN-Daten
5. Floating Car Daten (allgemein, Daten von ITS Vienna Region/VOR bzw. TomTom)
6. Mobilfunkdaten (allgemein die Anbieter in Österreich, Fokus A1 Mobility Insights)

## 2 Aufbereitung der vorhandenen Erfahrungen

### 2.1 Erfassung der mIV-Kordonenerhebung 2008/10

Generell werden Kordonquerschnitte im Vorfeld festgelegt. In der Kordonenerhebung 2008/10 waren dies 36 vorab definierte Querschnitte. Hier wird die Anzahl der Kraftfahrzeuge und Fahrräder, welche diese Straßen an der Wiener Stadtgrenze am Erhebungstag in 24 h in Fahrtrichtung stadteinwärts passieren, erfasst.<sup>1</sup>

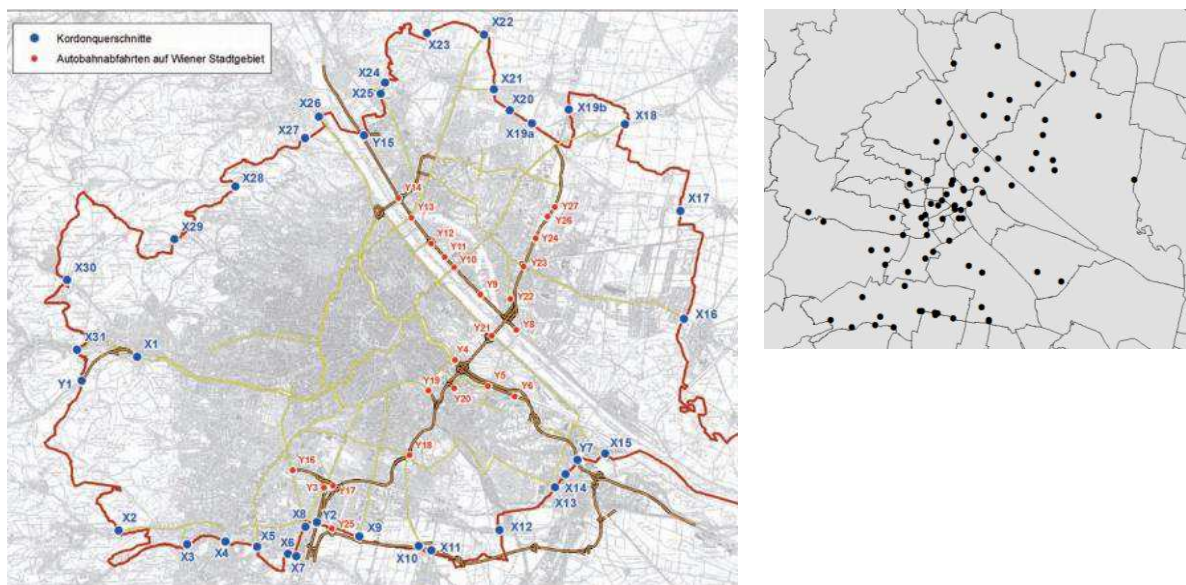


Abb. 1: Kordonquerschnitte mIV wie Kordonenerhebung 2008/10 (li); Wiener Dauerzählstellen (re)

Es erfolgte eine Klassifizierung in sieben Fahrzeugarten:

- (1) Personenkraftwagen (Pkw),
- (2) Lieferwagen,
- (3) Reisebusse (ausgenommen Linienbusse),
- (4) Lastkraftwagen (Lkw),
- (5) Sattelzug,
- (6) motorisiertes Zweirad,
- (7) Fahrrad.

<sup>1</sup> [http://www.planungsgemeinschaft-ost.at/fileadmin/root\\_pgo/Studien/Verkehr\\_und\\_Mobilitaet/kordonenerhebung2010.pdf](http://www.planungsgemeinschaft-ost.at/fileadmin/root_pgo/Studien/Verkehr_und_Mobilitaet/kordonenerhebung2010.pdf)

Außerdem wurden VerkehrsteilnehmerInnen zwischen 5 und 21 Uhr zu Wegemerkmalen befragt.

Diese waren 2008/10 folgende:

- (1) Zeitpunkt der Befragung (Uhrzeit),
- (2) FahrzeuglenkerIn/MitfahrerIn,
- (3) Geschlecht,
- (4) Ausgangsort und Zielort der Fahrt (Quelle/Ziel),
- (5) Fahrzweck,
- (6) Fahrzeugart,
- (7) Wegehäufigkeit.

Fragekarten dienten der Erhebung der Wegemerkmale. Sie wurden an den Erhebungsstandorten nahe des Stadtgrenzen-Querschnitts an einer VLSA oder bei einer Nachrangsituation verteilt. Zusätzlich wurden Fahrzeuge und Personen (FahrerIn/MitfahrerIn) gezählt. Die Zählung wurde auch zur Ermittlung des Besetzungsgrades verwendet.

Stadtgrenzen-Querschnitte der Autobahnen wurden indirekt erhoben. Es wurde an den Autobahnabfahrten auf Wiener Stadtgebiet gezählt bzw. befragt.

## 2.2 Querschnittsdaten

Querschnittsdaten bezeichnen erfasste Fahrzeuge an einem bestimmten Querschnitt. Es werden der Zeitpunkt, die Geschwindigkeit beim Durchfahren sowie ein Zeitstempel angegeben. Außerdem kann die Fahrzeuflänge, die Netto-Zeitlücke sowie der Fahrzeugtyp, als auch der Fahrstreifen sowie die Durchfahrtsrichtung angegeben werden. In der Regel kommen Kategorien „Pkw-ähnliche Fahrzeuge“ und „Lkw-ähnliche Fahrzeuge“ in Frage, genauere Unterteilungen sind möglich.

Zur Aufzeichnung kommen z.B. Seitenradargeräte, aber auch Induktionsschleifen-Detektoren in Frage. Aus den Querschnittsdaten können dann Ganglinien aber auch Punktwolken, die Verkehrsstärke, die Verkehrsleistung und die Geschwindigkeit miteinbeziehen, abgeleitet werden.

Querschnittsdaten geben in der Regel einen guten Überblick über den Tagesverlauf und den Zusammenhang von Verkehrsstärke-, Geschwindigkeit und Verkehrsdichte, was somit auf den aktuellen Verkehrsfluss schließen lässt. Dennoch bilden sie ausschließlich einen neuralgischen, lokalen Punkt im Netz ab und lassen, alleine verwendet, kaum weitere Aussagen zu.

Beispielsweise zeigt die nachfolgende Abbildung die monatlichen Unterschiede zwischen dem Monat Jänner 2019 und August 2019, unter Verwendung des Monats April 2019 als Basismonat. Die größten Zunahmen der Verkehrsstärken im Jänner zeigen Zählstellen in Skigebietsnähe, während im August hauptsächlich Urlaubsziele bzw. Staatsgrenzen die größten Zunahmen im Kfz-Anteil verzeichneten. Durch dieses simple und exemplarische



Beispiel kann gezeigt werden, dass Verkehr nicht nur tageszeitlich verschieden ist, sondern auch dessen räumliche Verteilung mit der Jahreszeit zusammenhängt.

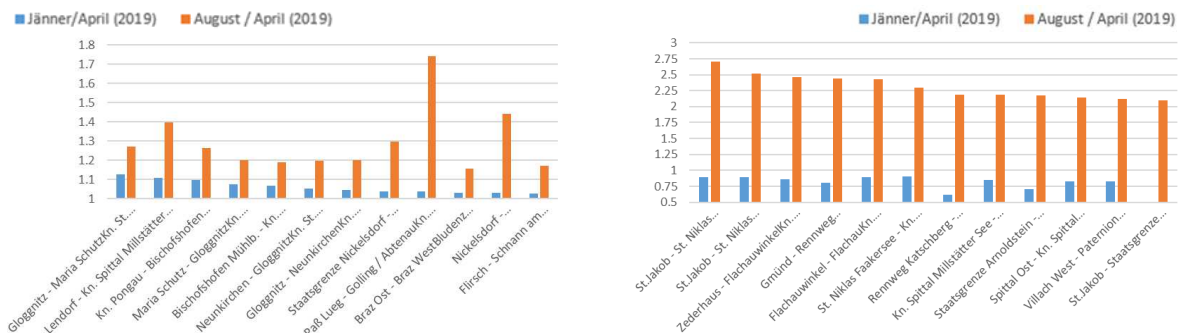


Abb. 2: Monatliche Unterschiede in 2019 zw. Jänner, August, mit April als Referenz

## 2.3 Kennzeichenerfassung

Die Kennzeichenerfassung ist ein weiteres mögliches Instrument der Kordonerhebung. Sie ermöglicht es u.a. makroskopische Aussagen über die Routenwahl innerhalb des Kordons zu tätigen. Durch diese Daten kann auch der Durchgangsverkehr geleitet und beeinflusst werden. Des Weiteren ist die Ableitung von Quell- und Zielverkehr möglich, jedoch kann hier, wenn ausschließlich am Kordon erfasst wird, nur eine grobe räumliche Verteilung abgebildet werden. Je detailliertere Aussagen über QZ-Beziehungen gemacht werden möchte, desto höher muss der Abdeckungsgrad mit Kameras und somit die Anzahl der Kameras sein.

Kennzeichenerfassung kann manuell (mittels Zählpersonal), automatisch (mittels Kamera-Aufzeichnung) oder mittels Bezettelungsmethode erfolgen.

1. Manuell: Hier trägt das Zählpersonal die Kennzeichen der gezählten Fahrzeuge in ein Zählprotokoll ein, die Trennung erfolgt meist stundenweise.
2. Automatisch: Hier fotografieren mobile und für diesen Zweck eigens angebrachte oder stationäre, festangebrachte Kameras die Kennzeichen der vorbeifahrenden Fahrzeuge und lesen diese aus.
3. Bezettelungsmethode: Sie arbeitet mit der Bezettelung von Kraftfahrzeugen oder der Ausgabe von Zählmarken an die Kraftfahrer. Die Fahrzeuge erhalten an den Erhebungsstellen Zettel mit z.B. unterschiedlichen Farben, wonach die Stellen unterschieden und zugeordnet werden können. Diese Methode ist bezüglich Datenschutz die beste, beeinträchtigt jedoch den Verkehrsfluss am stärksten.

### 2.3.1 Die automatisierte videobasierte Kennzeichenerfassung (ANPR)

Die videobasierte Kennzeichenerfassung umfasst ein Kamerasystem, mit dem Kennzeichen fotografiert und die Kennzeichen über eine Bildauswertungssoftware (Automatic Number Plate Recognition - ANPR) automatisiert ausgelesen werden. Wenn das Kennzeichen sowohl beim Einfahren in den Planungsraum als auch bei der Ausfahrt erkannt wird, kann die Aufenthaltsdauer im Planungsraum ermittelt werden. Die korrekte Erkennungsrate moderner

ANPR-Systeme liegt bei bis zu 95%. Wie genau ein System misst, hängt von der Kameraaufnahmequalität und der Zuverlässigkeit sowie Genauigkeit der Optical Character Recognition Software (OCR) ab. Witterungs- und Sichtverhältnisse, Verkehrsdichte und Anzahl der zu erfassenden Fahrstreifen an einem Querschnitt sowie der Installationsstandorte und –bedingungen der Kameras beeinflussen die Qualität ebenfalls. Wenn neben dem Kennzeichen auch der Zeitstempel erfasst wird, kann die Reisezeit bestimmt werden. Wird ein Kennzeichen an zwei Querschnitten erfasst, kann eine mittlere Reisezeit für eine Strecke berechnet werden und es können daraus Schlüsse auf den Durchgangsverkehr und den unterbrochenen Durchgangsverkehr gezogen werden.

### **2.3.2 Verkehrsartenerkennung durch ANPR**

Durch die Kennzeichenerfassung können verschiedene Verkehrsarten eines Planungsraumes bestimmt werden:

- Durchgangsverkehr: den Planungsraum durchquerenden Verkehr (Quelle und Ziel außerhalb)
- Gebrochener Durchgangsverkehr: Durchgangsverkehr, der seine Fahrt im Kordon unterbricht
- Quellverkehr: Verkehr, der aus dem Planungsraum kommt (Quelle) und nach außerhalb fährt
- Zielverkehr: Verkehr der von außerhalb kommt und in den Planungsraum fährt (Ziel)
- Einstrahlender Verkehr: Summe aus Zielverkehr und Durchgangsverkehr
- Ausstrahlender Verkehr: Summe aus Quellverkehr und Durchgangsverkehr
- Binnenverkehr: Quelle und Ziel im Planungsraum; kann durch ANPR am Kordon nicht erkannt werden

### **2.4 Besetzungsgrad und Fahrzweck**

In der Regel ist der Besetzungsgrad stark vom Zweck der Fahrt abhängig. Beim Pendlerverkehr ist der Besetzungsgrad meist besonders niedrig. Im Einkaufsverkehr steigt der Besetzungsgrad an, ist aber meist noch niedriger als im Freizeitverkehr, wo vor allem bei längeren Fahrten, wie z.B. Urlaubsreisen, der Besetzungsgrad deutlich höher ist als bei allen anderen Zwecken.

Auch tageweise ist der Besetzungsgrad unterschiedlich. Montag bis Donnerstag ist er eher gering und steigt freitags schon etwas an.

In der Bachelorarbeit von Müller (2013) wurde an verschiedenen Standorten der Besetzungsgrad durch Zählung ermittelt. Für den Pendlerverkehr wurde ein durchschnittlicher Besetzungsgrad von 1,18 Personen pro Fahrzeug ermittelt. Es wurden folgende Hypothesen durch die Zählung geprüft:

1. Der Besetzungsgrad im Pendlerverkehr ist niedriger als im Einkaufsverkehr
  - Durchschnittlich 1,66 Personen im Einkaufsverkehr
2. Der Besetzungsgrad im Pendlerverkehr ist niedriger als im Freizeitverkehr

- Durchschnittlich 1,72 Personen im Freizeitverkehr
3. Der Besetzungsgrad im Einkaufsverkehr ist niedriger als im Freizeitverkehr
  4. Der Besetzungsgrad im ländlichen Verkehr ist höher als im städtischen Verkehr
    - Städtisch – durchschnittlich 1,32
    - Ländlich – durchschnittlich 1,57
  5. Es besteht ein Unterschied im Besetzungsgrad der verschiedenen Fahrzeugklassen
    - Kleinwagen durchschnittlich 1,13 Personen
    - Kleinwagen durchschnittlich 1,33 Personen
    - Alle anderen Wägen waren im Besetzungsgrad ähnlich und wurden deshalb der Kategorie „Sonstige“ zugeordnet
    - Zwischen Kleinwagen, Kleinwagen und Sonstige bestehen signifikante Unterschiede
    - Zwischen den Sonstigen (Mittelklasse, obere Mittelklasse, Oberklasse, Mehrzweckfahrzeug und Geländewagen) besteht kein statistisch signifikanter Unterschied

Die Hypothesen 1 bis 4 wurden von Müller (2013) als statistisch signifikant bewertet.<sup>2</sup>

### 2.4.1 Zählung

Zur Ermittlung des Besetzungsgrades kommt in der Regel eine Zählung bzw. Beobachtung vor Ort zum Einsatz. Die Zählung ist aktuell State of the Art, was die Ermittlung des Besetzungsgrades betrifft.

### 2.4.2 Videodetektion

Speziell in den USA, wo es HOV (high occupancy vehicle) oder HOT (high occupancy toll) lanes gibt, wird auch die Bestrafung von falsch Fahrenden durch Kameras eingesetzt. HOV lanes sind Fahrstreifen, die nur von Fahrzeugen, die mindestens mit zwei, manchmal auch mit mindestens drei Personen besetzt sind, befahren werden dürfen. HOT lanes sind Fahrstreifen für vollbesetzte Fahrzeuge, für die das Befahren der Strecke gebührenfrei ist, während andere Fahrzeuge Maut zahlen müssen.

Um die Fahrzeuginsassen zu erkennen, benötigt es spezielle Beleuchtungs- und Filtertechniken, die für alle Fahrzeugscheiben geeignet sein müssen. Einfacher ist die Erfassung der vorderen zwei Sitzplätze (Front), auch da speziell mit Tönungen bei den hinteren Sitzplätzen größere Detektionsschwierigkeiten auftreten.

Ein Forschungsbericht zum Thema „Sensing for HOV/HOT Lanes Enforcement“ wurde von der University of Minnesota im Februar 2017 veröffentlicht. Eine weitere Studie beschäftigte sich bereits im Februar 2011 mit der Automatisierung der HOT Lane Enforcement.<sup>3,4</sup>

<sup>2</sup> Müller Lisa (2013): Untersuchung des Zusammenhangs zwischen Besetzungsgrad, Verwendungszweck und Fahrzeugtyp; BSc-Arbeit, TU Wien.

<sup>3</sup> Panpanikoloupoulos (2017): Sensing for HOV/HOT Lanes Enforcement, Department of Computer Science, University of Minnesota.

<sup>4</sup> Poole R. W. (2011): Automating HOT Lanes Enforcement, Policy Study 390, February 2011

**TruCount (NEC):** Das Produkt TruCount der US-amerikanischen Firma NEC<sup>5</sup> ist ein automatisches Belegungs-Erkennungssystem. Es arbeitet nicht-invasiv, um die Notwendigkeit einer arbeitsintensiven Überwachung des Besetzungsgrades zu verringern, die sonst von physischen Sichtkontrollen HOV und HOT abhängt. TruCount wird am Straßenrand montiert, um bestmögliche Ergebnisse zu erzielen. Die Erfassung der Seite eines Fahrzeuges, die Belegung der Front sowie der zweiten und auch dritten Reihe eines Fahrzeuges kann von TruCount gemessen werden. Die hinteren Reihen wurden aktuell im Feldtest analysiert. Ein Messgerät detektiert einen Fahrstreifen.

*In wie weit dieses Produkt für Österreich geeignet wäre, muss erst geprüft werden. Eine solche Fixinstallation würde jedoch wie eine Dauerzählstelle durchgängige Daten liefern und somit gut vergleichbare Daten erzeugen.*

**SLR-Engineering:** Die Grazer Firma SLR Engineering ist auf Videodetektion (ANPR und Vignetten) spezialisiert. Auf Nachfrage im November 2019 hat SLR Engineering bisher keine Personendetektion in Fahrzeugen realisiert; es ist aber denkbar, dass Personendetektion für die vorderen Insassen funktionieren würde. Wichtig ist hierbei die Sicht in das Fahrzeug und der Kameraaufbau. Die Beleuchtung des Innenraumes muss berücksichtigt werden, um bei unterschiedlichen Beleuchtungsverhältnissen einsatzfähig zu sein. Generell schätzt Herr Sidla von SLR-Engineering eine Erkennungsgenauigkeit von 95% für die Frontpassagiere. Diese Aussagen stimmen gut mit dem Forschungsbericht der University of Minnesota überein.

## **2.5 Erfassung des ÖV – Kordonerhebung 2008/10 u. Teilaktualisierung 2014**

Befragungen und Zählungen wurden für die in Fahrtrichtung Wien fahrenden Fahrgäste durchgeführt. Teilweise wurden auch nur reine Fahrgastzählungen vorgesehen.

Es wurden Fahrpläne durch den VOR (Verkehrsverbund Ostregion) zur Verfügung gestellt und die relevanten Bahn- und Buslinien festgelegt. Alle Fahrgäste, die sich während des Überquerens der Stadtgrenze in den Zügen/Bussen befanden, wurden zug- bzw. buskursscharf gezählt. Des Weiteren wurden Wegemerkmale (Befragungszeitpunkt, Geschlecht, Quelle-Ziel der Fahrt, Zugangsverkehrsmittel zum ÖV/Umsteigen, Fahrzweck und Wegehäufigkeit) befragt, und zwar in der Zeit von Betriebsbeginn bis Betriebsende der jeweiligen Linie.

---

<sup>5</sup> <https://www.necam.com/AdvancedRecognitionSystems/Products/TruCount/>

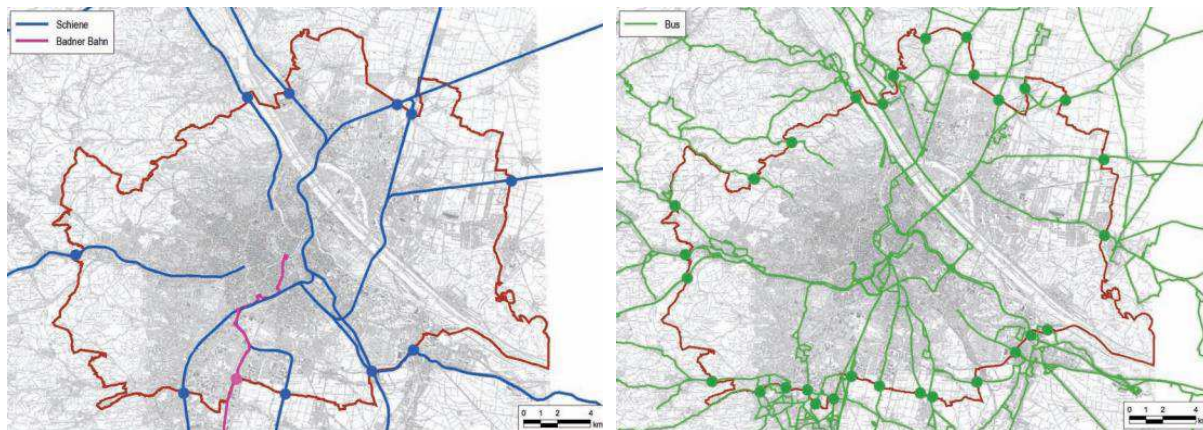


Abb. 3: Kordonerhebung 2008/10; Quelle: PGO, 2010<sup>6</sup>; Kordonquerschnitte im Schienenverkehr (links) und Busverkehr (rechts)

### 2.5.1 Zählungen

Fahrgastzählungen bei der Teilaktualisierung der Kordonerhebung Wien im Jahr 2014 erfolgten nach Zügen differenziert, wobei je nach Haltemuster im Verkehrsmittel oder am Bahnsteig erhoben wurde. Dazu war je nach Umsetzung ein unterschiedliches Zählkonzept inkl. Zählpersonal notwendig.

### 2.5.2 Befragungen

Zusätzlich zu Zählungen wurden Fragekarten an die Fahrgäste ausgeteilt. Die Fragekarte konnte entweder an das Zählpersonal retourniert, per Post oder auf elektronischem Weg übermittelt werden.

Aus Gründen der Wirtschaftlichkeit bzw. den hohen Kosten wurden bei der Teilaktualisierung der Kordonerhebung im Jahr 2014 im Linienbusverkehr keine Erhebungen durchgeführt.

<sup>6</sup> [http://www.planungsgemeinschaft-ost.at/fileadmin/root\\_pgo/Studien/Verkehr\\_und\\_Mobilitaet/kordonerhebung2010.pdf](http://www.planungsgemeinschaft-ost.at/fileadmin/root_pgo/Studien/Verkehr_und_Mobilitaet/kordonerhebung2010.pdf)

Fragekarte		Fragekartennummer: _____
<p><b>Sehr geehrter Fahrgast!</b>            Die Stadt Wien führt gemeinsam mit dem Land Niederösterreich entlang der Wiener Stadtgrenze eine umfassende Verkehrserhebung in Zügen durch. Mit dem Ausfüllen dieser Fragekarte helfen Sie mit, dass der öffentliche Verkehr verbessert werden kann.            Bitte beantworten Sie die Fragen sorgfältig. Die ausgefüllte Fragekarte können Sie unfrankiert mit der Post oder eingescannt per e-mail an <a href="mailto:befragung@vor.at">befragung@vor.at</a> senden oder online mit Eingabe der entsprechenden Fragekartennummer unter <a href="http://www.kordonerhebung.at">www.kordonerhebung.at</a> beantworten. Alle Angaben werden gemäß Datenschutzgesetz vertraulich behandelt und ausschließlich in anonymer Form ausgewertet.</p>		
<p><b>Wann haben Sie diese Karte erhalten?</b>            Bitte geben Sie Datum und die genaue Uhrzeit an (z.B. 3.3., 09:15)</p> <p>Datum: _____ Uhrzeit: _____</p>		<p><b>Geschlecht?</b>  <input type="checkbox"/> weiblich  <input type="checkbox"/> männlich</p>
<p><b>Wo sind Sie in diesem Zug eingestiegen?</b></p> <p>Einstiegshaltestelle: _____</p>	<p><b>Wo steigen Sie aus diesem Zug aus?</b></p> <p>Ausstiegshaltestelle: _____</p>	
<p><b>Wo hat Ihre Reise begonnen?</b></p> <p>Ausgangsort: _____</p>	<p><b>Wo ist das Ziel Ihrer Reise?</b>            Bitte geben Sie bei Zielort in Wien die Adresse an!</p> <p>Zielort: _____</p>	
<p><b>Sind Sie bei dieser Reise von einem anderen öffentlichen Verkehrsmittel umgestiegen?</b>  <input type="checkbox"/> nicht umgestiegen <input type="checkbox"/> vom Bus <input type="checkbox"/> vom Zug <input type="checkbox"/> von der Schnellbahn <input type="checkbox"/> von der Straßenbahn <input type="checkbox"/> von der U-Bahn</p>		
<p><b>Werden Sie bei dieser Reise in ein anderes öffentliches Verkehrsmittel umsteigen?</b>  <input type="checkbox"/> nicht umsteigen <input type="checkbox"/> in den Bus <input type="checkbox"/> in den Zug <input type="checkbox"/> in die Schnellbahn <input type="checkbox"/> in die Straßenbahn <input type="checkbox"/> in die U-Bahn</p>		
<p><b>Wie gelangten Sie zur ersten Einstiegshaltestelle?</b>  <input type="checkbox"/> zu Fuß <input type="checkbox"/> Fahrrad <input type="checkbox"/> Moped/Motorrad <input type="checkbox"/> PKW <input type="checkbox"/> wurde zur Haltestelle gebracht</p>		
<p><b>Tätigkeit am Ausgangsort?</b>  <input type="checkbox"/> Wohnen (von zu Hause)  <input type="checkbox"/> Arbeit  <input type="checkbox"/> Schule, Ausbildung  <input type="checkbox"/> Dienstliche bzw. geschäftliche Erledigung  <input type="checkbox"/> Private Erledigung (Arzt, Behörde, Besuch, ...)  <input type="checkbox"/> Freizeit (Sport, Spaziergang, ...)  <input type="checkbox"/> Einkauf  <input type="checkbox"/> Urlaub</p>	<p><b>Tätigkeit am Zielort?</b>  <input type="checkbox"/> Wohnen (nach Hause)  <input type="checkbox"/> Arbeit  <input type="checkbox"/> Schule, Ausbildung  <input type="checkbox"/> Dienstliche bzw. geschäftliche Erledigung  <input type="checkbox"/> Private Erledigung (Arzt, Behörde, Besuch, ...)  <input type="checkbox"/> Freizeit (Sport, Spaziergang, ...)  <input type="checkbox"/> Einkauf  <input type="checkbox"/> Urlaub</p>	
<p><b>Verwendete(r) Fahrausweis(e)?</b>  <input type="checkbox"/> Einzelkarte  <input type="checkbox"/> Wochenkarte Zone(n): _____  <input type="checkbox"/> Monatskarte Zone(n): _____  <input type="checkbox"/> Jahreskarte Zone(n): _____  <input type="checkbox"/> Jugendticket  <input type="checkbox"/> Top-Jugendticket  <input type="checkbox"/> ÖBB-Vorteilscard  <input type="checkbox"/> sonstige(r) Fahrausweis(e): _____</p>	<p><b>Wie häufig fahren Sie diesen Weg (Ausgangsort → Zielort)?</b>  <input type="checkbox"/> seltener als einmal pro Woche  <input type="checkbox"/> 1 – 2 mal pro Woche  <input type="checkbox"/> 3 – 4 mal pro Woche  <input type="checkbox"/> 5 mal pro Woche (Montag bis Freitag)  <input type="checkbox"/> mehr als 5 mal pro Woche</p>	
<p><b>Fahren Sie diesen Weg heute auch zurück?</b>  <input type="checkbox"/> Nein <input type="checkbox"/> Ja wenn Ja um wie viel Uhr: (ungefähre Angabe) _____</p>		
<p>Eventuelle Fragen zur Fragekarte werden Ihnen unter der Telefonnummer 0810 22 23 24 Montag bis Freitag von 7 bis 18 Uhr gerne beantwortet.</p> <p><b>Vielen Dank für Ihre Mitarbeit</b></p>		

Abb. 4: Fragekarte in der Teilaktualisierung der Kordonerhebung von 2014<sup>7</sup>

<sup>7</sup> [http://www.planungsgemeinschaft-ost.at/fileadmin/root\\_pgo/Studien/Verkehr\\_und\\_Mobilitaet/teilaktKordonerhebung\\_2014\\_Ergebnisse\\_aus\\_Endbericht1.pdf](http://www.planungsgemeinschaft-ost.at/fileadmin/root_pgo/Studien/Verkehr_und_Mobilitaet/teilaktKordonerhebung_2014_Ergebnisse_aus_Endbericht1.pdf)



## 2.6 Literaturlauswertung zu GPS-basierte Studien für Mobilitätshebungen

### 2.6.1 Verkehrsmittelerkennung aus GPS-Tracks und Beschleunigungssensor-Daten

Potenzielle Vorteile von GPS bei der Erfassung von Fahrverhaltensdaten wurden in mehreren Veröffentlichungen diskutiert und in vielen neueren Studien belegt. Die meisten Anwendungen hängen nur von GPS-Informationen ab. Die Verkehrsmittelerkennung, die nur auf GPS-Informationen beruht, kann jedoch aufgrund von Abweichungen in der Geräteleistung und den Einstellungen sowie der Umgebung, in der Messungen durchgeführt werden, fehlerhaft sein. Beschleunigungsmesser, die hauptsächlich zur Identifizierung der körperlichen Aktivitäten von Menschen verwendet werden, bieten möglicherweise neue Möglichkeiten, da diese Geräte Daten unabhängig von äußeren Kontexten aufzeichnen.

#### ***Feng & Timmermans (2013): Transportation Research Part C: Emerging Technologies Volume 37, December 2013, Pages 118-130***

1\_Feng\_Transportation mode recognition using GPS and accelerometer data

Feng & Timmermans (2013) untersuchen die Vorteile der Verwendung von Beschleunigungsmessdaten in Kombination mit GPS-Daten bei der Verkehrsmittelerkennung. Drei Ansätze (nur GPS-Daten, nur Beschleunigungsmessdaten und eine Kombination aus Beschleunigungs- und GPS-Daten) werden untersucht. Ein Bayesian Belief Network-Modell (Wahrscheinlichkeitsmodell) wird verwendet, um die Aktivitäten und das Verkehrsmittel gleichzeitig zu schätzen. Die Ergebnisse zeigen, dass die Verwendung von Beschleunigungsmessdaten einen wesentlichen Beitrag zur erfolgreichen Erkennung des Verkehrsmittels leisten können. Der Ansatz "nur Beschleunigungsmesser" übertrifft den Ansatz "nur GPS" in Bezug auf die Vorhersagegenauigkeit. Der Ansatz, der GPS- und Beschleunigungsmessdaten kombiniert, liefert die besten Ergebnisse.

#### ***Broach et al. (2019): Travel mode imputation using GPS and accelerometer data from a multi-day travel survey Journal of Transport Geography, Volume 78, June 2019, Pages 194-204***

2\_Broach\_Travel mode imputation using GPS and accelerometer data from a multi-day travel survey

Auch Broach et al. verwenden GPS-Daten und Beschleunigungssensor-Daten. Um das volle Potenzial dieser neuen Datenquellen auszuschöpfen, müssen die Verarbeitungstechniken standardisiert und automatisiert werden. Von Broach et al. wird ein neuartiges MNL-Modell (Multinomial Logit) entwickelt, mit dem das Verkehrsmittel aus GPS- und Beschleunigungssensordaten abgeleitet werden kann. Als Grundlage wurde eine webbasierte Umfrage mit mehr als 900 Fahrten für die Modellkalibrierung und mehr als 500 Fahrten für die Validierung aus einer größeren, mehrtägigen GPS-Umfrage in Portland (Oregon, USA) herangezogen. Das angegebene MNL-Modell zeigte insgesamt sehr gute Ergebnisse, auch gegenüber anderen Modellen. ÖV-Netz-Daten und Beschleunigungssensor-Daten verbessern die Modellanpassung für bestimmte Modi erheblich. Die Ergebnisse in Bezug auf eine externe Validierung waren jedoch weniger eindeutig.

## 2.6.2 GPS Tracks als Unterstützung von herkömmlichen Erhebungen

### ***Joseph et al. (2019): Measuring individuals' travel behavior by use of a GPS-based smartphone application in Dar es Salaam, Tanzania Journal of Transport Geography,***

3\_Joseph\_Measuring individuals travel behaviour by use of a GPS-based smartphone application in Dar es Salaam Tanzania

Eine Reihe von Megastädten im globalen Süden haben begonnen in Bus-Rapid-Transit-Systeme (BRT) zu investieren, um die Mobilität und die Erreichbarkeit der Stadt zu verbessern. Es gibt jedoch nur wenige Studien, die versucht haben, die Auswirkungen solcher Systeme auf das Mobilitätsmuster der Stadtbewohner zu analysieren. In ihrer Studie analysieren Joseph et al. (2019) die Anwendbarkeit einer neuen Methode zur Datenerfassung, d. H. einer GPS-basierten Smartphone-Anwendung, um das Reiseverhalten von Personen in schnell wachsenden Megastädten zu erfassen. Die Fallstudie ist die Stadt Dar es Salaam (DES) in Tansania, in der derzeit die erste BRT-Linie implementiert wird. In der Studie wurde die GPS-basierte App von Personen in DES verwendet, um Entfernungen, Abfahrtszeiten und Ziele ihrer Reisen aufzuzeichnen. Soziodemografische Daten der Befragten wurden in kurzen Fragebögen erfasst. Die räumliche Verteilung der Reismuster zeigt den Mobilitätsbedarf sowohl in Gebieten mit hoher als auch mit geringer Vernetzung. Die Ergebnisse zeigen eine Variation der Abfahrtszeiten, Reiseziele und Reisedistanzen, die einerseits räumlich innerhalb der Stadtteile und außerhalb der geplanten BRT begrenzt sind, und andererseits auf Hauptstraßen, die an das Central Business District (CBD) anschließen. Diese Publikation hat eher das Ziel zu zeigen, dass GPS-basierte Smartphone-Anwendung politischen Entscheidungsträgern die Möglichkeit bietet, die Mobilität Ihres Gebietes besser zu verstehen.



### 2.6.3 Aktivitäten-, Verkehrsmittel- und Routenerkennung aus GPS Tracks

Mithilfe verschiedener Ortungstools wird das Mobilitätsverhalten von Personen kontinuierlich von Mobiltelefonen, drahtlosen Netzwerkgeräten und GPS-Geräten erfasst. Diese Mobilitätsdaten dienen als wichtige Grundlage für das Verständnis des Mobilitätsverhaltens von Personen. Jüngste Studien zeigen zum Beispiel, dass trotz der Verschiedenartigkeit in den von Einzelpersonen abgedeckten Mobilitätsbereichen eine hohe Regelmäßigkeit des menschlichen Mobilitätsverhaltens vorliegt, was darauf hindeutet, dass die meisten Personen einem einfachen und reproduzierbaren Muster folgen.

Tabelle 1: Überblick: Aktivitäten-, Verkehrsmittel und -routenerkennung

Wer	Was	Verkehrsmittel	Algorithmus/Methode	Genauigkeit
Xiao et al. (2015)	Verkehrsmittelerkennung	Gehen, Fahrrad, E-Bike, Bus und Auto	Bayes'sches Netzwerk	86% - 97%
Dabiri & Heaslip (2018)	Verkehrsmittelerkennung	Gehen, Fahrrad, Auto, Bus und Zug	CNN-Schemata (Convolutional Neural Network)	84.8%
Yazdizadeh et al. (2019)	Verkehrsmittel, Verkehrsrouten, Aktivität	Gehen, Fahrrad, Auto, öffentlicher Verkehr, Park & Ride	Random Forest Model	87% Modi 81% Route 71% Aktivität
Dijk (2018)	Verkehrsmittel und Aktivität	Gehen, Fahrrad, Auto (3 Geschw.-Stufen)	Maschinelles Lernen Regelbasierte Algorithmen	95% 76%
Stopher et al. (2008)	Verkehrsmittel und Aktivität	Gehen, Radfahren, Fahrzeuge	Regelbasierte Algorithmen	95% Modi 61% Aktivität
Shen & Stopher (2013)	Aktivität	Gehen, Radfahren, Fahrzeuge	Regelbasierte Algorithmen	68%
Usyukov (2007)	Aktivität	Zuhause	Regelbasierte Algorithmen	90%

#### **Lin & Hsu (2014): Mining GPS data for mobility patterns: A survey** *Pervasive and Mobile Computing* Volume 12, June 2014, Pages 1-16

4\_Lin\_Mining GPS data for mobility patterns - A survey

In der Umfrage von Lin & Hsu werden relevante Ergebnisse zur Aufdeckung von Mobilitätsmustern aus GPS-Datensätzen besprochen. Insbesondere werden die Ergebnisse zur Ermittlung von Orten behandelt, die für die Vorhersage künftiger Bewegungen von Bedeutung sind, zur Ermittlung von Verkehrsträgern, zum Erkennen von Trajektorien-Mustern und zum Erkennen ortsbezogener Aktivitäten. Die Arbeit von Lin & Hsu bietet eine allgemeine Perspektive für Studien zu Fragen der Mobilität von Personen, indem die Methoden und Algorithmen im Detail überprüft und die vorhandenen Ergebnisse zu denselben Themen verglichen werden. Für die weitere Forschung werden mehrere neue und aufkommende Themen im Zusammenhang mit der Mobilität von Personen vorgeschlagen. Lin & Hsu haben viele aktuelle Ergebnisse zu Mobilitätsmustern anhand von GPS-Daten überprüft und Themen, wie signifikante Standorte, Verkehrsträger, Trajektorien-Muster und ortsbezogene Aktivitäten behandelt.

***Xiao et al. (2015): Travel mode detection based on GPS track data and Bayesian networks. Computers, Environment and Urban Systems, Volume 54, November 2015, Pages 14-22***

5\_Xiao\_Travel mode detection based on GPS track data and Bayesian networks

Xiao et al. (2015) identifizieren Reisemodi mit einem Bayesischen Netzwerk, dessen Struktur auf einem K2-Algorithmus basiert und entsprechende bedingte Wahrscheinlichkeiten werden mit Maximum-Likelihood-Methoden geschätzt. Fünf repräsentative Verkehrsmodi - Gehen, Fahrrad, E-Bike, Bus und Auto - werden anhand des resultierenden Bayesischen Netzwerks unterschieden. Darüber hinaus werden die niedrige Geschwindigkeit und die durchschnittliche Kursänderung eingeführt, um Unsicherheiten zwischen Fahrrad- und E-Bike-Segmenten, sowie zwischen Bus- und Autosegmenten zu verringern. Die abgeleiteten Verkehrsmittel werden dann mit denen verglichen, die mittels Umfrage zur Verfügung gestellt wurden. Folglich wurde bei mehr als 86% der Segmente der Reisemodus für jeden Reisemodus korrekt identifiziert und über 97% der Segmente wurden ordnungsgemäß gekennzeichnet. Die Ergebnisse der Studie zeigen grundsätzlich, dass GPS-Mobilitäts-Erhebungen die Möglichkeit bieten, herkömmliche Mobilitätserhebungen zu ergänzen.

***Dabiri & Heaslip (2018): Inferring transportation modes from GPS trajectories using a convolutional neural network***

6\_Dabiri\_Inferring transportation modes from GPS trajectories using a convolutional neural network

In den meisten Studien wurden Inferenzmodelle für die Verkehrsmittelzuordnung vorgeschlagen, die auf handgefertigten Funktionen und traditionellen Algorithmen für maschinelles Lernen basieren. Diese Funktionen haben jedoch einige schwerwiegende Nachteile, darunter die Anfälligkeit für Verkehrs- und Umgebungsbedingungen, sowie die Vorliebe des Menschen für die Erstellung effizienter Funktionen. Eine Möglichkeit zur Überwindung dieser Probleme besteht in der Verwendung von CNN-Schemata (Convolutional Neural Network), die in der Lage sind, Features automatisch aus der Rohdateneingabe zu erkennen. Diese Methode wird von Dabiri & Heaslip (2018) genutzt, um Verkehrsmittel aus GPS-Daten zu erkennen, wobei die Modi als Gehen, Fahrrad, Bus, Auto und Zug gekennzeichnet sind. Mit dieser Methode wurde eine maximale Genauigkeit von 84,8% erreicht. In dieser Studie wird die Methodik von Dabiri & Heaslip mit traditionellen Algorithmen für maschinelles Lernen sowie mit den wichtigsten und verwandten Studien verglichen, um die Vorteile des eigenen Frameworks zu demonstrieren.

### ***Yazdizadeh et al. (2019): An automated approach for GPS traces to complete trip information***

7\_Yazdizadeh\_An automated approach for GPS traces to complete trip information

Diese Studie von Yazdizadeh et al. (2019) entwickelt ein auf maschinellem Lernen basierendes Framework zur Identifizierung vollständiger Reiseinformationen auf der Grundlage von Standortdaten des Smartphones sowie Online-Daten aus GTFS- (General Transit Feed Specification) und Foursquare-Daten. Das Framework kann Smartphone-Mobilitätserhebungen integrieren, um alle Reisemerkmale zu ermitteln, die traditionell in Haushaltsbefragungen erfasst wurden. Yazdizadeh et al. verwenden Daten aus einer kürzlich durchgeführten, groß angelegten, Smartphone-Umfrage in Montréal, Kanada. Die gesammelten Smartphone-Daten, die mit GTFS- und Foursquare-Daten angereichert sind, werden verwendet, um drei Random-Forest-Modelle zu trainieren und zu validieren, um das Verkehrsmittel, die Route sowie den Reisezweck (Aktivität) vorherzusagen. Laut einer Kreuzvalidierungsanalyse zeigen die Random-Forest-Modelle Vorhersagegenauigkeiten von 87% bei der Erkennung vom Verkehrsmittel, 81% bei der Erkennung der Route und 71% bei der Erkennung der Aktivität.

### ***Dijk (2018): Identifying activity-travel points from GPS-data with multiple moving windows***

8\_Dijk\_Identifying activity-travel points from GPS-data with multiple moving windows

In diesem Artikel hat Dijk (2018) das Potential von vier Algorithmen für maschinelles Lernen systematisch verglichen, um GPS-Punkte in Aktivitäts- und Reisepunkte zu klassifizieren. Es wurde ein Datensatz von 200 künstlichen GPS-Aktivitäts- und -Reisesequenzen erstellt, um die Algorithmen zu testen. Die Ergebnisse zeigen, dass insbesondere der Random Forest-Algorithmus Genauigkeiten von bis zu 95% bei der Schätzung von Aktivitäten ermöglicht. Bei anderen regelbasierten Algorithmen zeigten sich jedoch nicht so gute Ergebnisse (76% Erkennungsrate).

### ***Stopher et al. (2008): Search for a global positioning system device to measure person travel***

9\_Stopher\_Search for a global positioning system device to measure person travel

Stopher et al. (2008) haben u.a. ein Verfahren entwickelt, mit welchem auf den Fahrtzweck geschlossen werden kann. Um die Genauigkeit der Erkennung zu verbessern, wurden personenbezogene Daten in die Schätzung des Fahrzwecks hinzugezogen. Die Befragten gaben die Adresse ihres Zuhauses, Arbeitsplatzes oder ihrer Schule, sowie die Adresse der beiden am häufigsten besuchten Lebensmittelgeschäfte an. Basierend auf diesen Datentypen wurden über 60% der Zwecke ohne weitere Informationen korrekt erkannt. Für den Rest wurden die Flächennutzungsinformationen kategorisiert und der wahrscheinlichste Zweck anhand heuristischer Regeln abgeleitet.

### ***Shen & Stopher (2013): A process for trip purpose imputation from Global Positioning System data***

10\_Shen\_A process for trip purpose imputation from Global Positioning

Shen und Stopher (2013) führten eine empirische Analyse des National Household Travel Surveys in den USA (2009) und eine GPS-Umfrage in der Region Greater Cincinnati durch. Zur Verbesserung der traditionellen Erhebung von Fahrzwecken werden einige zusätzliche Informationen wie die Aktivitätsdauer, die Uhrzeit, zu der Aktivitäten stattfinden, und routenbezogene Informationen eingeführt. Anschließend wurden diese Informationen verwendet, um statistische Verteilungen und Regeln zu bestimmen, die auf die Fallstudie angewendet wurden. Das hier vorgestellte Verfahren kann im Vergleich zu anderen Modellen um ca. 7-8% bessere Ergebnisse liefern. Eine Gesamtprognosegenauigkeit von 68% wird erreicht.

### ***Usyukov (2017): Methodology for identifying activities from GPS data streams***

11\_Usyukov\_Methodology for identifying activities from GPS data streams

Usyukov (2017) entwickelte ein regelbasiertes Modell zur Identifizierung von Aktivitäten von zu Hause ausgehend bzw. auf GPS-Trip-Start und Ende. Es wurde eine spezielle Annahme getroffen: bei allen Routen wird davon ausgegangen, dass sie zu Hause beginnen und enden. Wenn der Abstand zwischen Start und Ende weniger als 150 Meter beträgt, werden sie in der Liste der potenziellen Heimatkandidaten gespeichert. Für die Schätzung der anderen Aktivitäten wurden Wegeketten aus Haushaltsbefragungen verwendet. Die Genauigkeit des regelbasierten Modells wird mit 90% angegeben.

## 2.6.4 Routenwahl im Rad- und Fußverkehr

### ***Lue & Miller (2019): Estimating a Toronto pedestrian route choice model using smartphone GPS data***

12\_Lue\_Estimating a Toronto pedestrian route choice model using smartphone GPS data

Diese Studie untersucht die Machbarkeit der Verwendung von GPS-Daten, die über eine Smartphone-basierte Datenerhebung und diskrete Auswahlmodellierungstechniken erfasst wurden, um die Präferenzen von Fußgängern in Bezug auf Straßeninfrastruktur, bebaute Umwelt- und Flächennutzung zu bestimmen. Die Ergebnisse des Modells zeigten, dass die Entfernung, die Anzahl der Abbiegungen, die Anzahl der signalisierten Kreuzungen und die Entfernung entlang von Verbindungen mit Gehsteigen auf beiden Straßenseiten signifikante Variablen im Routenauswahlmodell waren. Obwohl der für diese Studie verwendete Datensatz relativ klein war (776 Beobachtungen), stimmen diese Ergebnisse mit anderen Studien zur Auswahl von Fußgängerrouen überein, die die Möglichkeit unterstützen, GPS-Daten von Smartphones für zukünftige Studien zur Auswahl von Fußgängerrouen zu verwenden. Die Ergebnisse haben aber für Kordonenerhebungen keine Relevanz.

### ***Park & Akar (2019): Why do bicyclists take detours? A multilevel regression model using smartphone GPS data***

13\_Park\_Why do bicyclists take detours

Diese Studie zielt darauf ab, mittels GPS-Daten einzelner Radfahrer das Umleitungsausmaß von Radfahrten und deren Beziehung zu den Umweltkomponenten auf Routenebene zu messen und analysieren. Auch hier zeigt sich keine weiterführende Relevanz für die Kordonenerhebung.

## 2.6.5 Verkehrsleistung und Geschwindigkeit aus GPS Trajektorien

### ***Fan et al. (2019): Using big GPS trajectory data analytics for vehicle miles traveled estimation***

14\_Fan\_Using big GPS trajectory data analytics for vehicle miles traveled estimations

In der Studie von Fan et al. (2019) wird ein Rechnerframework verwendet, mit dem große GPS-Trajektorien-daten für die Schätzung der zurückgelegten Fahrzeugmeilen verwendet werden können. Dies ist eine wichtige Metrik in den USA, welche in der Verkehrsplanung verwendet wird. 19,8 Millionen rohe GPS-Fahrten wurden verarbeitet, die aus ungefähr 1,4 Milliarden GPS-Wegpunkten bestanden. Die Schätzergebnisse zeigen, dass die Verwendung von GPS-Trajektorien-Analysemethoden vielversprechend sind, um genaue und stabile Schätzungen der zurückgelegten Fahrzeugmeilen zu erhalten.

**Laranjeiro et al. (2019): Using GPS data to explore speed patterns and temporal fluctuations in urban logistics: The case of Sao Paulo, Brasil**

15\_Laranjeiro\_Using GPS data to explore speed patterns and temporal fluctuations in urban logistics

Das Ziel dieser Publikation ist es zu zeigen, dass man GPS-Daten nutzen kann, um die städtische Logistik aus einer breiteren, stadtweiten Perspektive sowie aus der Perspektive eines einzelnen Unternehmenslogistiksystems besser zu verstehen und zu charakterisieren.

## 2.6.6 Weitere Literatur zu GPS Allgemein

- *Bricka et al. (2012): An analysis of the factors influencing differences in survey-reported and GPS-recorded trips*

16\_Bricka\_An analysis of factors influencing differences in survey-reported and GPS-recorded trips

- *Patire et al. (2015): How much GPS data do we need?*

17\_Patire\_How much GPS data do we need

- *Stopher et al. (2015): The Challenge of Obtaining Ground Truth for GPS Processing*

18\_Stopher\_The Challenge of Obtaining Ground Truth for GPS Processing

## 2.7 Literaturoauswertung von Studien zu Floating Car Daten (FCD)

Floating Car Daten sind spezielle GPS-Daten. Es werden ausschließlich Kfz-Flotten mittels GPS-fähigem-Gerät ausgestattet. Somit kann mit Floating Car Daten ausschließlich das Kfz-Verhalten analysiert werden. Die Verwendung von Floating Car Data (FCD) erfordert zum einen die Umwandlung von punktbasierten Daten in wertvolle Informationen in Form von Reiserouten, Reisezeiten oder weiteren Informationen.

FCD bestehen aus einer Reihe von Punkten, die typischerweise von einem GPS-Tracker registriert werden und somit durch Koordinaten und Zeitstempel bestehen, wovon Geschwindigkeit und Route abgeleitet werden kann. Die Umwandlung dieser Punkte in tatsächliche (oder wahrscheinlichste) Trajektorien von Fahrzeugen wird unter Verwendung unterschiedlicher Algorithmen durchgeführt. Hierzu gibt es schon eine umfangreiche Literatur.

Sobald die FCD-Daten mit dem Straßennetz abgeglichen sind, werden die wahrscheinlichsten Trajektorien der Fahrzeuge abgeleitet, die zur Analyse und Vorhersage der Reisezeit verwendet werden können.

Die Verwendung von FCD Daten für verschiedenste Anwendungen im Verkehrsbereich werden schon über längere Zeit hinweg erforscht und auch umgesetzt. Nachfolgend werden einige Ansätze vorgestellt. Die Liste ist mit Sicherheit nicht vollständig und soll ausschließlich die Komplexität aber auch Möglichkeiten von FCD aufzeigen.

## 2.7.1 Bestimmung von Reisezeiten aus FCD

Rahmani et al. (2017)<sup>8</sup> berechneten die Reisezeiten anhand von FC-Daten und verglichen sie mit den Google Maps API-Fahrzeiten. Basierend auf diesem externen Datensatz wurden die Algorithmen für den Kartenabgleich verbessert. Weitere Forschungsarbeiten konzentrierten sich auf die Aggregation einzelner FCD-Trajektorien zur Beschreibung der Verkehrsbedingungen im Netz.

19\_Rahmani\_Non-parametric estimation of route travel time distributions from low-frequency floating car data

Yong-Chuan, Xiao-Qing, Li-Ting und Zhen-Ting (2011)<sup>9</sup> identifizierten verstaute Straßen basierend auf der Analyse der Durchschnittsgeschwindigkeiten. Verbindungen mit niedrigen Geschwindigkeitswerten wurden als überlastet eingestuft. Die Autoren verglichen diese Ergebnisse qualitativ mit realen Beobachtungen der Verkehrsverhältnisse.

20\_Yong-Chuan\_Traffic Congestion Detection Based On GPS Floating-Car Data

## 2.7.2 Nachfragemuster / Quelle-Ziel Matrizen

In anderen Fällen wurde die FCD zur Charakterisierung von Nachfragemustern verwendet. Kong et al. (2018)<sup>10</sup> generierten mithilfe von FCD Reiseanforderungsdatensätze (Quelle- / Zielmatrizen).

21\_Kong\_Mobility Dataset Generation for Vehicular Social Networks Based on Floating Car Data

Ähnliche Ergebnisse wurden in anderen Stufen durch Kombinieren der Reisezeitberechnung und der mit FCD geschätzten Routenauswahlwahrscheinlichkeiten erhalten. Die Verwendung herkömmlicher Datenquellen ist jedoch weiterhin erforderlich, da Floating Cars nur einen geringen Anteil des Gesamtverkehrs ausmachen.

Andere Beispiele für FCD-Anwendungen sind in der Literatur zu finden, zum Beispiel wurden FCD zur Analyse des Verhaltens von Reisenden zur Vorhersage zukünftiger Verkehrsnachfragemuster verwendet.

## 2.7.3 Parken

### Mannini et al. (2017): On-Street Parking Search Time Estimation Using FCD Data

22\_Mannini\_On-Street Parking Search Time Estimation Using FCD Data

Mannini et al. (2017) konzentrieren sich auf die Modellierung des Parksuchverkehrs unter Verwendung von FCD-Daten. Die Analyse basiert auf Flotten-Daten, die es ermöglichen, die typische Spirale um das Ziel herum zu identifizieren, die Fahrzeuge ausführen, um einen Parkplatz zu finden. Die Anwendung in der Stadt Rom erlaubte es, die Güte des

---

8 Rahmani et al., 2015: Non-parametric estimation of route travel time distributions from low-frequency floating car data. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X15000170>)

9 Yong-Chuan, Xiao-Qing, Li-Ting und Zhen-Ting, 2011: Traffic Congestion Detection Based On GPS Floating-Car Data. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187770581102529X>)

10 Kong et al., 2018: Mobility Dataset Generation for Vehicular Social Networks Based on Floating Car Data. IEEE. ([https://www.researchgate.net/publication/322201030\\_Mobility\\_Dataset\\_Generation\\_for\\_Vehicular\\_Social\\_Networks\\_Based\\_on\\_Floating\\_Car\\_Data/link/5a55be200f7e9bf2a5358934/download](https://www.researchgate.net/publication/322201030_Mobility_Dataset_Generation_for_Vehicular_Social_Networks_Based_on_Floating_Car_Data/link/5a55be200f7e9bf2a5358934/download))

vorgeschlagenen Ansatzes aufzuzeigen und die möglichen zukünftigen Entwicklungen dieser Forschung vorzuschlagen. Auch Crisalli, Gemma & Vaccaro (2017)<sup>11</sup>, analysierten das Parkverhalten auf den Straßen, durch die Nutzung von FCD.

## 2.7.4 Verkehrsmodell-Validierung

Frühere Untersuchungen verwendeten FCD zur Validierung oder Kalibrierung von Verkehrsmodellen. Jenelius, Kristoffersson & Fransson (2017)<sup>12</sup> verwendeten FCD, um die Ergebnisse des dynamischen Verkehrsnachfragemodells für Stockholm zu validieren. Die Autoren verwendeten einen makroskopischen Fundamentaldiagramm-Ansatz, der die mittlere Raumdichte und den Fluss auf Netzebene in Beziehung setzt (Daganzo & Geroliminis, 2008<sup>13</sup>). Einer der Vorteile von FCD besteht darin, dass es, im Gegensatz zu Verkehrszählungen, das Straßennetz flächenmäßig besser abdeckt (Bernardin et al., 2015<sup>14</sup>). Die Anwendung der FCD zur Validierung von Verkehrsmodellen befindet sich jedoch noch in einem frühen Stadium.

Llorca et. al. (2019)<sup>15</sup> nutzen die durchschnittlichen Reisegeschwindigkeiten aus FCD um ein Verkehrsmodell zu validieren. Als Hauptvorteil geben sie an, dass FCD einen extrem großen Teil des Netzes abdecken, während die normalerweise genutzten lokalen Zählungen nur spärlich verfügbar und meist auf Hauptstraßen begrenzt sind.

## 2.7.5 Geschwindigkeit & Verkehrslage

Dieser Absatz stellt einige Forschungsarbeiten zum Thema Geschwindigkeit und Verkehrslage vor.

### ***Sunderrajan et al. (2016) Traffic State Estimation Using Floating Car Data***

22\_Sunderrajan\_Traffic State Estimation Using Floating Car Data

Sunderrajan et al. (2016) analysieren Floating Cars um den Verkehrszustand zu rekonstruieren. Dafür nutzen sie eine agentenbasierte mikroskopische Simulation eines realen „Expressways“ und schätzen den Verkehrszustand aus FCD. Die Durchdringungsrate ist wichtig für die Verkehrslageschätzung. Mit ihrer Methodik wurde ein Ansatz entwickelt der den Verkehrszustand und die Verkehrsdichte (Verkehrsfluss) verlässlich schätzt. Dafür sind 5 bis 10% Durchdringungsrate notwendig. Die notwendige Durchdringungsrate ist abhängig von den vorherrschenden Verkehrsbedingungen.

---

<sup>11</sup> Crisalli, U., Gemma, A., Vaccaro, G.: On-street parking search time estimation using FCD, Transportation Research Procedia, Vol. 27.

<sup>12</sup> Jenelius, Kristoffersson & Fransson, 2017: Validation of Traffic Simulation Models Based on the Macroscopic Fundamental Diagram Transportation Research Procedia, 27 (2017)

<sup>13</sup> Daganzo & Geroliminis, 2008: An analytical approximation for macroscopic fundamental diagram of urban traffic

<sup>14</sup> Bernardin et al., 2015: Simultaneous Travel Model Estimation from Survey Data and Traffic Counts

Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2 (2015)

<sup>15</sup> Llorca C., Amini A., Morena A.T., Moeckel R. (2019): Validation of an agent-based travel demand model with floating car data, Transport Research Procedia, Vol 37, 2019, Pages 232-249 <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352146518306045>.



**Kong X. et al. (2016): Urban traffic congestion estimation and prediction based on floating car trajectory data**

23\_Kong\_Urban traffic congestion estimation and prediction based on floating car trajectory data

Kong X. et al. (2016) planen und schätzen Verkehrsstörung anhand von Trajektorien-Daten effizient vorher.

**Xu et al. (2013) Identifying Urban Traffic Congestion Pattern from Historical Floating Car Data**

24\_Xu\_Identifying Urban Traffic Congestion Pattern from Historical Floating Car Data

Xu et al. (2013) nutzen einen mehrdimensionalen Analyserahmen um das Verkehrsstauereignis auf der Grundlage einer räumlich-zeitlichen Beziehung eines langsamen Straßensegments zu identifizieren. Die Ergebnisse zeigen, dass die Methode effektiv identifizieren und zusammenfassen kann.

**Böker & Lunze (2001): Freeway Traffic State Estimation with Floating-Car-Data**

25\_Böker\_Freeway Traffic State Estimation with Floating-Car-Data

Böker & Lunze (2001) untersuchten bereits im Jahr 2001 die Stabilitäts- und Konvergenzeigenschaften der Verkehrszustandsschätzung mit Floating-Car-Data.

**Körner (2011): Nutzungsmöglichkeiten von Floating Car Data zur Verkehrsflussoptimierung**

26\_Körner\_Nutzungsmöglichkeiten von Floating Car Data zur Verkehrsflussoptimierung

Körner (2011) nutzt FCD aus Dresden, welche von einem Taxi-FCD-System mit sehr hohen Detektionsdichten aufgezeichnet werden. Entwickelt wurde auch ein Ansatz zur Identifikation der Verkehrslage durch Interpretation der Fahrprofile.

**Zheng et al. (2018): Reconstructing Vehicle Trajectories to Support Travel Time Estimation:**

27\_Zheng\_Reconstructing Vehicle Trajectories to Support Travel Time Estimation

Das Hauptziel dieser Studie war es, die Stichprobengröße der FCD Daten zu erhöhen, indem unvollständige Trajektorien mitbetrachtet wurden. Die virtuelle Reisezeit einer unvollständigen Trajektorie wurde durch ähnliche vollständige Trajektorien geschätzt.

**Neuhold und Fellendorf (2015): Travel time estimation on motorways based on reconstructed vehicle trajectories<sup>16</sup>**

Neuhold & Fellendorf (2015) stellen eine Methode vor, die basierend auf einer raumzeitlichen Verkehrszustandsrekonstruktion Fahrzeiten auf Autobahnabschnitten schätzt. Für verschiedene Datenquellen wurden drei unterschiedliche Ansätze angewendet: Floating Car Data, lokale Daten von stationären Detektoren sowie beides in Kombination. Die Methodik gliedert sich in zwei Schritte. Im ersten Schritt wird der Verkehrszustand in kleinen zeitlichen und räumlichen Abständen für einen Autobahnabschnitt auf Basis von Lokaldaten von

---

<sup>16</sup> Neuhold, R & Fellendorf, M 2015, Travel time estimation on motorways based on reconstructed vehicle trajectories. in *World Congress on Intelligent Transport Systems.* , S. 1-12, Bordeaux, Frankreich, 5/10/15.

stationären Detektoren (ST) und Floating Car-Daten (FCD) rekonstruiert. Es wurde ein Interpolationsverfahren ASM („Adaptive Smoothing Method“) angewendet. Bei der Kombination von ST und FCD wurde eine adaptierte Methode auf Basis von ASM namens EGTF („Extended Generalized Treiber-Helbing Filter“) verwendet. Im zweiten Schritt werden virtuelle Fahrzeugtrajektorien in einer konsistenten Verteilung generiert. Das Prinzip basiert auf den Abweichungen benachbarter Geschwindigkeitsfelder im Raum-Zeit-Raster, die sich aus der Verkehrszustandsrekonstruktion ergeben. Durch die Kenntnis der Trajektorien ist es einfach, die Fahrzeit des virtuellen Fahrzeugs zu bestimmen. Die Ergebnisse der Rekonstruktion in Bezug auf Geschwindigkeitswerte in feinen Intervallen wurden verwendet, um virtuelle Fahrzeugtrajektorien zu erzeugen. Die Fahrzeiten virtueller Fahrzeuge wurden zu 5-Minuten-Intervallen aggregiert, um sie mit den gemessenen Fahrzeiten eines ANPR-Kamerasystems zu vergleichen. Wenn nur stationäre Detektordaten verwendet werden, sind die rekonstruierten Geschwindigkeitswerte höher als diejenigen, die auf FCD sowie der Kombination von beiden basieren. Die besten Ergebnisse wurden nur mit FCD erzielt, wobei die geschätzten Fahrzeiten gut mit den gemessenen Fahrzeiten von ANPR übereinstimmen, obwohl die Penetrationsrate der verfügbaren Fahrzeugtrajektorien von FCD eher niedrig war (durchschnittlich etwa 0,5%).

## 2.7.6 Verkehrsstärke & Ganglinien

### ***Fourati et al. (2019): Continuous Compilation of Directional Counts at Intersections Fusing Floating Car Data and Section Counts***

28\_Fourati\_Continuous Compilation of Directional Counts at Intersections Fusing Floating Car Data and Section Counts

Fourati et al. entwickelten eine Methode, die ausschließlich auf der Fusion von FCD und Querschnittszahlen an Knotenein- und -ausgängen basiert. Dieser Ansatz ermöglicht eine kontinuierliche Analyse der Richtungszählung und damit die Identifizierung von Mustern über verschiedene Zeitspannen hinweg, ohne dass eine Investition in Geräte oder Zählpersonal erforderlich ist. In der Arbeit wird ein praktischer und effizienter Ansatz zur Schätzung des Abbiegevolumens an Kreuzungen durch Kombination von FCD und Abschnittszählungen verfolgt. Der Ansatz ist unabhängig von der Art der Kreuzung (signalisiert, Kreisverkehr, Stoppschilder oder Vorfahrt). Der Ansatz wurde in zwei Szenarien - simulierten und realen Kontexten - getestet und ergab zufriedenstellende Genauigkeitslevels.

## 2.7.7 Quelle-Ziel-Beziehung

### ***Vogt et al.: (2019) Estimation of origin-destination matrices by fusing detector data and Floating Car Data***

29\_Vogt\_Estimation of origin-destination matrices by fusing detector data and Floating Car Data

Weder die Anzahl der Verkehrsdetektoren noch Floating Car Data können den absoluten Verkehrsbedarf mit ausreichender Genauigkeit bestimmen. Daher hängt das Verkehrsmanagement von einfachen und oft ungenauen Schätzungen ab. In den letzten Jahren haben verschiedene Forschungsprojekte gezeigt, dass plausible Ergebnisse aus reinen Straßendetektordaten erzielt werden können, indem das Informationsminimierungsmodell angewendet und redundante Informationen beseitigt werden. Ein Problem, das bei diesem Ansatz noch nicht gelöst wurde, ist der Mangel an Informationen über die Struktur der Verkehrsnachfrage. Dies kann aus Floating Car-Daten extrahiert werden. Um beide Informationen zu einem konsistenten Modell zusammenzuführen, wird in der Arbeit von Vogt et al. (2019) eine Methodik vorgestellt, die das Informationsminimierungsmodell von Van Zuylen verwendet. Vogt et al. präsentiert eine Methode zur Schätzung der OD- (Quelle-Ziel-) Matrix eines Straßennetzes unter Verwendung von Floating Car Data und statischen Verbindungsdetektordaten. Der vorgestellte Ansatz nutzt das Informationsminimierungsmodell von van Zuylen (van Zuylen & Willumsen, 1980), das von Pohlmann (2008) und Friedrich & Wang (2008) angepasst wurde und fügt Informationen zur Struktur der Verkehrsströme aus Floating Car Data hinzu. Die Ergebnisse der Simulationsstudie an einem einfachen künstlichen Netzwerk belegen, dass der gegebene Ansatz akzeptabel genaue Ergebnisse mit nur geringer FCD-Penetration erzielen kann. Die berechneten Fehlermaßnahmen zeigen eine konstant hohe Anpassungsgüte zwischen den geschätzten OD-Matrizen mit der Grundwahrheitsmatrix bei einer FCD-Penetration von nur 2%. Eine Erhöhung der Penetrationsrate auf 5% bzw. 7% führt zu einer noch höheren Korrelation.

## 2.7.8 Floating Car Daten kommerzieller Anbieter (Projekt Universität Stuttgart)

Die Mehrzahl der Kfz sind heutzutage mit einer fix verbauten oder einer mobilen Navigation ausgestattet<sup>17</sup>. Ein Teil der Navigationssysteme nutzt automatisch gesammelte Reisezeitdaten der Anwender, um dafür für die Nutzer die optimalen Routen auf Basis der aktuellen Verkehrslage zu berechnen. Im Forschungsprojekt „Methoden zur Bewertung der Verbindungsqualität in Straßennetzen“ des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen der Universität Stuttgart wurden verschiedene Datenquellen für die Fragestellung analysiert. Schlussendlich wurden Daten von TomTom verwendet, da Inrix und Here in Deutschland in etwa nur eine halb so hohe Marktdurchdringung haben wie TomTom. Während bei TomTom Geschwindigkeiten in Perzentilen ausgegeben werden, ermittelt Here ausschließlich der Mittelwert der Geschwindigkeit pro Streckenabschnitt. Inrix ermöglicht ähnliche Datenanalysen wie TomTom, wurde aber im Projekt aus Gründen der Stichprobengröße in der Datenanalyse nicht verwendet. Der Endbericht zum Projekt sollte im Jahr 2020 veröffentlicht werden<sup>18</sup>.

Der folgende Text ist entnommen aus einer Forschungsmitteilung der Uni Stuttgart<sup>19</sup>:

### *Erfassung der Verkehrslage und der Routenwahl*

*Bisher liegen über realisiertes Routenwahlverhalten in Straßennetzen nur wenige Beobachtungen vor, da das Routenwahlverhalten sehr aufwändig zu erheben ist. Um das Routenwahlverhalten von Verkehrsteilnehmern optimal analysieren zu können, sind zahlreiche Informationen über die Ortsveränderung notwendig, außerdem ist es anzustreben, dass die Verkehrsteilnehmer nicht über den genauen Untersuchungszweck informiert sind. Derzeit stehen hauptsächlich folgende Erhebungsmethoden zur Verfügung: GPS-Daten: Mittels GPS werden Ortsveränderungen ausgewählter Personen ermittelt. Eine relativ aufwändige und zeitbefristete Methode. Floating Car Daten: Übertragung von Positionsdaten via Navigationssysteme. Floating Phone Daten (FDP): Erfassung von Trajektorien mittels Mobilfunkdaten. Ein Vorteil liegt in der Quantität der Daten, da die meisten Menschen ihr Mobilfunkgerät ständig bei sich tragen. Die Datenqualität ist von der Fahrtweite abhängig. Fahrzeugwiedererkennung über Kennzeichenerfassungssysteme: Mittels Infrarot-Kamera werden vorbeifahrende Fahrzeuge erfasst. Fahrzeugwiedererkennung mit Bluetooth: z.B. über Verbindung von Freisprecheinrichtung und Mobiltelefon.*

*Mittels des Untersuchungsgebiets des baden-württembergischen Autobahnvierecks Leonberg-Karlsruhe-Walldorf-Heilbronn wurde das Routenverhalten mittels Mobilfunkdaten analysiert. Mit sogenannten MaximumLikelihoodSchätzungen kann untersucht werden, welche Kenngrößen (Verkehrsmeldungen, Wechselwegweisung etc.) die Routenwahl beeinflussen und welche Gewichtung sie haben. Als Eingang für die Schätzungen stehen über eine Million beobachtete Routenwahlentscheidungen aus einem Messzeitraum von 80 Tagen*

<sup>17</sup> <https://corporate.tomtom.com/static-files/ea783e3a-7758-47f5-a17b-0a33e83f7fb9>

<sup>18</sup> [http://www.ivs.tu-bs.de/cms/PDF/Projektinfos/Projektinfo\\_Verbindungsqualitaet.pdf](http://www.ivs.tu-bs.de/cms/PDF/Projektinfos/Projektinfo_Verbindungsqualitaet.pdf)

<sup>19</sup> [https://www.uni-stuttgart.de/presse/archiv/themenheft/07/verkehrslage\\_verkehrsbeeinflussung.pdf](https://www.uni-stuttgart.de/presse/archiv/themenheft/07/verkehrslage_verkehrsbeeinflussung.pdf)

*zur Verfügung. Mit diesen Daten können die Parameter eines statistisch abgesicherten Routenwahlmodells geschätzt werden. Die Ergebnisse können grafisch dargestellt werden, so dass für jeden Zustand die zu erwartende Aufteilung abgelesen werden kann.*

*Als Anbieter von GPS Daten werten TomTom und Inrix jeweils ihre Daten alljährlich aus und bestimmen für alle Großstädte weltweit den Zeitverlust im Straßenverkehr, indem für alle aufgezeichneten Routen die Reisezeit im unbelasteten Netz mit der tatsächlich aufgezeichneten Reisedauer verglichen wird. Über Vergleiche einzelner Städte können Trends in der Straßennetauslastung sehr grob abgelesen werden. Eine detailliertere Auswertung nach Straßenkategorien oder Unterteilung in Zeitfenster ist erst möglich, wenn die Rohdaten für eigene Auswertungen genutzt werden.*

## 2.8 Literaturlauswertung zu WLAN im Kontext mit Mobilitätsanalysen

Wireless Local Area Networks (WLAN) sind drahtlose Funknetze, die meist nach dem IEEE-802.11 Standard betrieben werden. Synonym wird auch der Begriff WiFi verwendet. Der Zugriff auf das Funknetz wird über Zugangsknoten, sogenannte Access Points (AP) gewährleistet. Seit gut 10 Jahren gibt es Untersuchungen, den Zugriff auf die APs für Mobilitätsanalysen zu nutzen. Bei jeder Anmeldung eines mobilen Endgeräts auf einen AP wird die eindeutige MAC-Adresse des Endgeräts aufgezeichnet. Falls die MAC-Adresse an benachbarten APs zu einem anderen Zeitpunkt erkannt wird, können daraus Rückschlüsse auf Bewegungsmuster und Aufenthaltsdauern gezogen werden. Die Untersuchungen zu WLAN basierten Mobilitätsanalysen lassen sich gliedern in folgende Gruppen:

- a) Die umfangreichste Gruppe der wissenschaftlichen Untersuchungen analysiert Bewegungsmuster einschließlich von Einzeltrajektorien in Gebäuden. Diese Untersuchungen sind für die Korridorstudie von geringer Bedeutung, da der Detaillierungsgrad zu hoch und die verwendeten Verfahren auf großräumige Bewegungsmuster nur bedingt übertragbar sind.
- b) Die zweite Gruppe beschäftigt sich mit Untersuchungen in kleinräumigen Gebieten, meist Innenstädten (z.B. Florenz, Manhattan), in denen Aussagen zu Aufenthaltsdauern, kleinräumigen Quell-Zielbeziehungen und Aktivitätenmustern getroffen werden sollen. Diese Gruppe von Untersuchungen sind zwar für die Korridorstudie ebenfalls von geringer Bedeutung können aber helfen, wenn in Wien auch künftig Mobilitätsänderungen hervorgerufen durch größere Baustellenstellen untersucht werden sollen. Ungelöst ist allerdings in dieser Gruppe von Untersuchungen die Erkennung von Verkehrsmitteln. Bei den kleinräumigen Untersuchungen steht weniger der Verkehrsfluss im Vordergrund als vielmehr Bewegungen von Personen (meist Fußgänger) ohne Berücksichtigung von Verkehrsmitteln.
- c) Die dritte und kleinste Gruppe von Untersuchungen beschäftigt sich mit einer verkehrsmittelspezifischen Ermittlung von Personenströmen. Wenn in den Verkehrsmitteln des Öffentlichen Verkehrs kostenloses WLAN angeboten wird, kann über Zugriffszeitpunkt und Nummer des AP bei wiederholtem Erkennen einer bestimmten MAC-Adresse auf die Trajektorie der Person geschlossen werden. Diese Methode wäre in Wien interessant, wenn es Zugriff auf die Rohdaten der APs in den Stationen und Fahrzeuge der Wiener Linien gäbe. Dieser Zugriff ist derzeit aufgrund der Vertragsgestaltung mit dem Betreiber des WLAN-Netzes nicht möglich.

Für WLAN basierte Mobilitätsanalysen ist es ausreichend einen Zeitstempel, Verweildauer sowie eine eindeutige unveränderliche ID für jedes Gerät (anmeldende Geräte und aufzeichnende Geräte) zu Verfügung zu stellen. Daraus könnten zahlreiche Analysen zur Aufenthaltsdauer, Aktivitätenerkennung und Bewegungsmuster erstellt werden. Durch Anforderungen des Datenschutzes wird die eindeutige unveränderliche MAC-Adresse für Anmeldungen auf verschiedenen Geräten künftig jedoch nicht mehr immer verfügbar sein. Damit werden die Anwendungsmöglichkeit für Mobilitätsstudien, insbesondere die Rekonstruktion von Trajektorien und damit die Ermittlung von Quell-Zielbeziehungen eingeschränkt werden.

**Ciurana M., Barcelo-Arroyo F., Cugno S., (2009): Tracking mobile targets indoors using WLAN and time of arrival, Computer Communications 32, 1552–1558**

30\_Ciurana\_Tracking mobile targets indoors using WLAN and time of arrival

Recht alter Artikel, der zeigt, wie die Ortungsgenauigkeit von Personen auf etwa 1,5 m Genauigkeit in Innenräumen erreicht werden kann, wenn neben einer bekannten Triangulation auch Regelungsverfahren wie Kalman Filter verwendet werden und mindestens 3 Access Points zur Verfügung stehen. Artikel ist für die Korridorhebung jedoch irrelevant.

**Danalet A, Tinguely L, de Lapparent M, Bierlaire M. 2016: Location choice with longitudinal WiFi data, The Journal of Choice Modelling 18, 1–17**

31\_Danalet\_Location choice with longitudinal WiFi data

Die Autoren verfügen über WiFi traces mit soziodemographischen Kennwerten von knapp 6000 Personen, die sich im Campurbereich der EPFL in Lausanne bewegen. Die Daten wurden genutzt, um die Zielwahl und Aktivitäten in ihrer zeitlichen Abfolge zu modellieren und diskrete Entscheidungsmodelle zu kalibrieren. Methodisch interessanter Artikel, dessen Detaillierung aber für die Korridorhebung unbedeutend ist.

**Mu Zhou, Qiao Zhang, Zengshan Tian, Yiyao Liu, Zhenyuan Zhang (2017): Simultaneous pathway mapping and behavior understanding with crowdsourced sensing in WLAN environment. Ad Hoc Networks 58 (2017) 160–170**

32\_Zhou\_Simultaneous pathway mapping

Die Empfangssignalstärke von WLAN wird genutzt und mit Dichte-Clusterverfahren hinterlegt, um zurückgelegte Wege in Räumen zu rekonstruieren. Ein weiterer Artikel zur Rekonstruktion von Wegen in Innenräumen, der für die Korridoruntersuchung jedoch wenig Relevanz besitzt.

**Traunmueller M, Johnson N, Malick A., Kontokostac C. (2018): Digital footprints: Using WiFi probe and locational data to analyze human mobility trajectories in cities, Computers, Environment and Urban Systems Volume 72, Pages 4-12**

33\_Traunmueller\_Digital footprints

Hier handelt es sich um einen relevanten Artikel zur Auswertung von Quell-Zielbeziehungen über 52 AccessPoints in Manhattan für die Dauer einer Woche. Wenn in Wien Zugriff auf genügend WiFi-AccessPoints bestehen würde, wäre der Ansatz sehr gut übertragbar für Bewegungsänderungen während der unterschiedlichen Baustellenphasen.

**Xiaobing Ding, Zhigang Liu, Haibo Xu, 2018: The passenger flow status identification based on image and WiFi detection for urban transit stations, Journal of Visual Communication and Image Representation, 58, 119–129**

34\_Ding\_The passenger flow status

Ding et al. 2019 kombinieren automatisierte Bildauswertung mit WiFi-Daten um Fahrgastströme in U-Bahn-Stationen zu erfassen. Für die Videodaten wird ein Deep Learning Algorithmus (CNN) zur Identifikation der Fahrgastbewegungen im neuronalen Netz vorgestellt. Einige Fehler in der automatisierten Videobildauswertung werden mittels WiFi-Daten bereinigt.

**Ribeiro et al. (2018): Survey of Passengers' Origin-Destination in Public Transportation Networks Using Wi-Fi In: Communications in Computer and Information Science 992, Smart Cities, Green Technologies and Intelligent Transport System, VEHITS, p 367-388**

35\_Ribeiro\_Book\_SmartCitiesGreenTechnologiesAn

Kostenlose WiFi-Access Points in Bussen werden genutzt, um Fahrgäste in den Bussen zu erkennen und über die eindeutige MAC-Adresse auch bei Buswechsel hinaus zu verfolgen. Dadurch werden haltestellenbezogene Quell-Zielbeziehungen erstellt. Als wesentliche Probleme werden die nicht vollständige Erfassung aller Fahrgäste durch fehlende WiFi-Aktivierung und das Zählen von parallel befindlichen Fußgängern, Radfahrern oder auch Autofahrern gesehen. Zu beiden Problembereichen werden Lösungsansätze dargestellt ohne die Probleme vollständig zu lösen.

**Abedi N, Bhaskar, A\*, Chung,E, (2014): Tracking spatio-temporal movement of human in terms of space utilization using Media-Access-Control address data, Applied Geography 51 (2014) 72e81**

36\_Abedi\_tracking spatio-temporal movement of human

Die Autoren berichten über ein Experiment auf dem Universitätsgelände, die MAC-Adressen von Personen zu scannen und daraus Bewegungen und Aufenthaltsdauern an bestimmten Orten zu erkennen. Es wurden sowohl Bluetooth als auch WiFi-Scanner eingesetzt. Der Artikel behandelt auch das Thema der Anonymisierung der MAC-Adressen. Konkrete Algorithmen zu detaillierten Erkennung von Einzeltrajektorien werden nicht aufgeführt. Wie auch in anderen Artikel wird der Einsatz von MAC-Adressen zur Bewegungserkennung und Aktivitätenerkennung in abgeschlossenen Gebieten wie dem Universitätsgelände betont ohne jedoch einen Beitrag zur Verkehrsmittelerkennung zu liefern.

**Beaulieu A, Farooq, B. (2019): A dynamic mixed logit model with agent effect for pedestrian next location choice using ubiquitous Wi-Fi network data, International Journal of Transportation Science and Technology 8, 280–289**

37\_Beaulieu\_A dynamic mixed logit model with agent effect for pedestrian 280-289

Die Autoren nutzen Daten, die über 4-Monate an 14 benachbarten Knotenpunkten über WiFi-Scanner aufgezeichnet wurden, um die Bewegungen von Fußgängern nachzuvollziehen. Aus den umfangreichen Daten werden die Parameter für ein Mixed-Multinomial-Logit-Modell (MMNL) geschätzt. Die Untersuchung liefert damit wertvolles Datenmaterial für die Klasse der diskreten Entscheidungsmodelle. Der Artikel ist damit weniger für Korridoranalyse wichtig als für die Kalibrierung von makroskopischen Verkehrsnachfragemodellen und zeigt eindrucksvoll die Änderung der Datenlage zur Modellkalibrierung.

**Poucin G, Farooq, B, Patterson, Z, (2018): Activity patterns mining in Wi-Fi access point logs, Computers, Environment and Urban Systems 67 (2018) 55–67**

38\_Poucin\_Activity patterns mining in Wi-Fi access point logs

In dem methodisch orientierten Artikel wird über den erfolgreichen Einsatz von WiFi-Scannern zur Identifikation von Primär- und Sekundäraktivitäten in Gebäuden berichtet, die nur auf dem Verlauf der WiFi-Netzwerkverbindung basiert. Die Methodik basiert auf der Identifikation relevanter Variablen durch Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis, PCA) für die Clusterbildung und Ableitung von Zeit-Raum-Mustern. Der K-Means-Clustering-



Algorithmus wird zur Unterscheidung von 7 Aktivitätstypen verwendet. Die räumliche Verteilung der geschätzten Aktivitäten mit Gebäudeplänen zeigt eine 85%-ige Genauigkeit über die Wochentage.

**Bellini P, Cenni D, Nesi P, Paoli I., (2017): Wi-Fi based city users' behaviour analysis for smart city, *Journal of Visual Languages and Computing* 42 (2017) 31–45**

39\_Bellini\_Wi-Fi based city users' behaviour analysis for smart city.

Die Autoren berichten über die Standortoptimierung von WiFi-AccessPoints in der Innenstadt von Florenz, um eine möglichst gute Kenntnis über die zeitliche Verteilung der Aufenthaltsorte von Personen zu bekommen. Neben den Aufenthaltsorten werden auch Quell-Zielbeziehungen von Personenbewegungen im kleinräumigen Maßstab berichtet. Der Artikel liefert weiterhin einige gute Hinweise zu den verwendeten Clusterverfahren sowie Anregungen zur visuellen Darstellung der dynamischen Bewegungsmuster über Heatmaps und Chord diagrams.

**Kontokosta C., Johnson, N., (2017): Urban phenology: Toward a real-time census of the city using Wi-Fi data, *Computers, Environment and Urban Systems* 64 144–153**

40\_Kontokosta\_Urban phenology - Toward a real-time census of the city using Wi-Fi data

In der Untersuchung wird mit einem ähnlichen Datensatz wie im Artikel Traunmueller et al. (2018) mit den WiFi-Sensoren in Manhattan gearbeitet. In dieser Untersuchung liegt der Schwerpunkt in dem Abgleich zwischen den WiFi-generierten Aufenthaltsorten mit den amtlichen Statistiken zur Wohnbevölkerung und den Arbeitsstandorten.

**Kim Y-L. (2018): Seoul's Wi-Fi hotspots: Wi-Fi access points as an indicator of urban vitality, *Computers, Environment and Urban Systems* 72 (2018) 13–24**

41\_Kim\_Seoul's Wi-Fi hotspots - Wi-Fi access points as an indicator of urban vitality

Kim (2018) versucht anhand von WI-FI Daten durch Aufenthaltshäufigkeit die städtische Vitalität in Seoul's Innenstadt zu erkennen. Als Maß der Vitalität werden Zugriffshäufigkeiten auf das Mobilfunknetz, auf WLAN Access Points und Transaktionen an Bankomaten überlagert und durch statistische Korrelationsmaße miteinander verglichen. In Innenstadtlagen sind in allen drei Datensätzen ähnliche Muster zu erkennen. Weiterhin wird zwischen sozialen, wirtschaftlichen und virtuellen Aktivitäten unterschieden, wobei sich die virtuellen Aktivitäten in Innenstädten mit sozialen und wirtschaftlichen Aktivitäten überlagern

**Hornig S, Chen , Ferng Ha, Kao T, Li M. (2011): Enhancing WLAN location privacy using mobile behavior, *Expert Systems with Applications* 38, 175–183**

43\_Hornig\_Enhancing WLAN location privacy using mobile behavior,

Hong et al. befassen sich mit dem Datenschutz in WLAN Netzen durch eine dynamische Änderung der MAC-Adresse. Damit werden dann zwar noch Analysen zu Aufenthaltsorten nicht aber Bewegungsanalysen über mehrere Access Points möglich sein. Es handelt sich um einen recht alten Grundlagenartikel, der eventuell durch die aktuellen Entwicklungen der Gerätehersteller überholt ist, ohne diese Annahme hier bestätigen zu können.

**Michael K., Clarke R., (2013): Location and tracking of mobile devices:  $\square$ berveillance stalks the streets, computer law & security review 29, p 216-228**

44\_Michael\_Location and tracking of mobile devices - Überveillance stalks the streets

Die Autoren adressieren das Problem der leichten Verfolgung von Personen durch die Spuren, die sie durch An- und Abmeldung in mobilen Funknetzen hinterlassen ohne jedoch eine Lösung des Problems anzubieten außer durch gesetzliche Neuregelungen. Es handelt sich um einen interessanten Artikel zum Datenschutz jedoch ohne Relevanz für die Korridorstudie.

## **2.9 Literatur zu Bluetooth-basierter Datenerfassung im Mobilitätsbereich**

Bluetooth ist ein standardisiertes Protokoll zur kabellosen  $\square$ bertragung von Informationen über kurze Distanzen. Häufig werden Daten zwischen mobilen Endgeräten wie Mobilfunktelefonen, Kleinrechnern, Freisprecheinrichtungen, Kopfhörern und Lautsprechern kabellos über das Bluetooth-Protokoll übertragen. Bei der ersten Kontaktaufnahme zwischen zwei Bluetooth-fähigen Geräten werden eindeutige IDs, die sogenannten MAC-Adressen, übertragen. Da sich die MAC-Adresse eindeutig einem Endgerät zugeordnet ist, kann man bei mehrfacher Identifikation eines Bluetooth-fähigen Endgeräts an verschiedenen Orten auf den Weg und die Reisezeit des Endgeräts schließen. In verschiedenen Forschungsprojekten und kommerziellen Anwendungen werden Bluetooth-basierte Messungen an mehreren Querschnitten vorgenommen, um aus den zeitlichen Differenzen auf Reisezeiten, Durchschnittsgeschwindigkeiten und die Qualität des Verkehrsablaufs auf Streckenabschnitten schließen zu können. Bei einer ausreichenden Menge von Bluetooth-Scannern (Reader) können im kleinräumigen Bereich auch Quell-Ziel-Matrizen messtechnisch erhoben werden. Allerdings bleibt das Problem der Repräsentativität. Eine Vollerhebung aller Fahrzeuge wird mit Bluetooth nie möglich sein, da nicht in allen Fahrzeugen ein Bluetooth-fähiges Endgerät vorhanden ist und auch nicht davon ausgegangen werden kann, dass alle Endgeräte auch mit aktivierter Bluetooth-Verbindung unterwegs sind.

**Sharifi, E., Hamedi, M., Haghani, A., Sadrsadat, H. (2011): Analysis of Vehicle Detection Rate for Bluetooth Traffic Sensors: A Case Study in Maryland and Delaware, ITS World Conference, Orlando.**

45\_Sharifi\_Analysis of Vehicle Detection Rate for Bluetooth Traffic Sensors - A Case Study in Maryland and Delaware.pdf

In einem Vergleich zwischen der Gesamtverkehrsstärke an verschiedenen Straßenquerschnitten in Delaware und Maryland wurde 2011 festgestellt, dass ca 4% bis 8% aller Fahrzeuge über eine aktive und erkennbare Bluetooth-Verbindung verfügen. In der Studie konnten tageszeitliche Schwankungen in der Detektionsrate nachgewiesen werden. Während der Spitzenzeiten fällt die Bluetooth-Detektionsrate gegeben über den Tagesrandzeiten ab. In dem Artikel wird die grundsätzliche Anwendbarkeit von Bluetooth-Detektoren für segmentbezogene Reisezeitermittlungen nachgewiesen, auch wenn die Durchdringungsrate von aktivierten Bluetooth-Geräten im Jahr 2011 an der Ostküste der USA deutlich geringer war als heutzutage in Mitteleuropa.

**Erkan, I., Hastemoblu, H., 2016: Bluetooth as a traffic sensor for stream travel time estimation under Bogazici Bosphorus conditions in Turkey; Journal of Modern Transportation, Vol 24, p. 207-214, DOI 10.1007/s40534-016-0101-y**

46\_Erkan\_Bluetooth as a traffic sensor for stream travel time estimation under Bogazici Bosphorus conditions in Turkey

Auf einer vielbefahrenen Brücke über den Bosphorus in Istanbul wurde die Reisezeit für die Brückenüberfahrt mittels Bluetooth-Empfänger gemessen. Etwa 5% aller Fahrzeuge wurden detektiert. Ein Hauptaugenmerk in der Studie lag in der Abhängigkeit zwischen der Erkennungsrate und Fahrzeugtyp, da vom kleinen Motorroller bis zum schweren Lkw sehr unterschiedliche Fahrzeugtypen die Brücke auch mit teils sehr unterschiedlichen Reisegeschwindigkeiten überqueren. Da Lkw's und dreirädrige Fahrzeuge in der Bluetooth-Messung unterrepräsentiert waren, mussten lineare Regressionen durchgeführt werden, mit denen die gewichteten Reisegeschwindigkeiten aller Fahrzeugtypen auch bei heterogenem Verkehrsablauf messbar waren.

### **Vehicle Traffic Monitoring Platform with Bluetooth Sensors over ZigBee**

Der IoT-Pionier (Internet of Things) Libelium aus Zaragoza (Spanien) bietet bereits seit 2011 eine Platine mit Bluetooth und ZigBee Sensoren an, die für eine anonymisierte Fahrzeug- und Personenerfassung erfolgreich eingesetzt wird.

**Tsubota, T., Yoshii, T. , 2017: An Analysis of the Detection Probability of MAC Address from a Moving Bluetooth Device, Transportation Research Procedia 21, 251–256**

47\_Tsubota\_An Analysis of the Detection Probability of MAC Address from a Moving Bluetooth Device.pdf

In der Studie wird die optimale Position eines Bluetooth-Scanners untersucht, um möglichst viele vorbeifahrende Fahrzeuge eindeutig zu erkennen. Der Scanner sollte möglichst tief (ca 0,5-1m über Fahrbahnoberfläche) und entgegen der Fahrtrichtung positioniert werden, so da entgegenkommende Fahrzeuge besser als abfließende Fahrzeuge erkannt werden.

**Bhaskar, A., Chung, E., 2013. Fundamental understanding on the use of Bluetooth scanner as a complementary transport data. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 37, pp. 42-72**

54\_Bhaskar\_Fundamental\_Understanding\_Bluetooth\_Scanner.pdf

In dieser grundlegenden Arbeit mit zahlreichen statistischen Untersuchungen wird die Genauigkeit von Bluetooth-Scannern zur Reisezeitbestimmung zwischen aufeinanderfolgenden Lichtsignalanlagen untersucht. Als Empfehlung wird die Messung der Reisezeiten zwischen Haltelinie und folgender Haltelinie oder jeweils von Knotenende bis Knotenende angegeben.

**Oosterlinck, D., Benoit, D., Baecke, B., van de Weghe, N., 2017: Bluetooth tracking of humans in an indoor environment: An application to shopping mall visits, Applied Geography 78, p. 55-65**

48\_Oosterlinck\_Bluetooth tracking of humans in an indoor environment An application to shopping mall visits

Mit Hilfe von 56 Bluetooth-Scannern wurden die Bewegungsmuster als Quelle-Zielbeziehungen von knapp 20.000 Personen in einem Einkaufszentrum über 3 Wochen aufgezeichnet. Neben den Ergebnissen zu Marketingzwecken ist die verwendete Technologie

zur Aufzeichnung von Bewegungsmustern außerhalb geschlossener Räume auch für größere Entfernungen von Interesse.

**Park, H., Haghani, A., 2015: Optimal number and location of Bluetooth sensors considering stochastic travel time prediction, Transportation Research Part C 55, p. 203–216**

49\_Park\_Optimal number and location of Bluetooth sensors considering stochastic travel time prediction

Da die Investitionskosten für Bluetooth Scanner höher sind als die Installationskosten, ist es wirtschaftlich sinnvoll, die Scanner nacheinander an verschiedenen Orten zu installieren, um im Untersuchungsraum Kenntnisse über die zeitliche Variation der Reisezeiten zu erhalten, ohne alle Streckenabschnitte gleichzeitig mit Scannern auszustatten. Die Installationsdauer hängt von der Variabilität des Verkehrsablaufs ab. Die statistischen Berechnungen wurden anhand von Messungen an einem Autobahnstück in Maryland, USA durchgeführt.

Die Ermittlung der optimalen Anzahl und Position von Sensoren ist für ein

**Yucel, Tuydes-Yaman, Ozen, Altintasi . 2013: Determination of vehicular travel patterns in an urban location using bluetooth technology, 23rd ITS America Conference**

50\_Yucel\_DETERMINATION OF VEHICULAR TRAVEL PATTERNS IN AN URBAN

In dieser kleinen Studie mit knapp 2000 ermittelten Fahrzeugen wird im kleinräumigen städtischen Bereich eine Quell-Zielmatrix und Reisezeiten zwischen den Bluetooth-Scannern ermittelt ohne parallel dazu die Gesamtmenge des Verkehrsaufkommens ermittelt zu haben.

**Friesen, M., McLeod, R., 2015: Bluetooth in Intelligent Transportation Systems: A Survey, Int. J. ITS Res. (2015) 13:143–153, DOI 10.1007/s13177-014-0092-1**

51\_Friesen\_BluetoothInIntelligentTranspor

Zum einen wird in dieser Untersuchung ein guter Überblick über kommerzielle Anbieter von Bluetooth-Scannern (u.a. CCom, Traffax, TrafficCast, Iteris) und deren technische Prinzipien gegeben. Weiterhin werden unterschiedliche technische Implementierungen von aktiven und passiven, stationären und portablen sowie offline und online-fähigen Bluetooth Scannern für ITS-Anwendungen diskutiert. Es wird auch ein Referenzsystem vorgestellt, das neben Bluetooth auch mit XBee und Arduino Sensoren ausgestattet ist.

**Blogg, M., Semler, C., Hingorani, M, Troutbeck, R., 2010: Travel Time and Origin-Destination Data Collection using Bluetooth MAC Adress Readers, Conf. Australasian Transport Research Forum, Canberra,**

52\_Blogg\_Semler\_Hingorani\_Troutbeck

In dieser frühen Arbeit wird über die von Bluetooth-basierten Quell-Zielermittlungen in kleinräumigen städtischen Gebieten berichtet. In der Studie werden gute Hinweise gegeben, über Querschnittszählungen die Probleme der Repräsentativität auszugleichen.

**Weinzerl, J., Fast, A., (2011), Verkehrsablauf erkennen durch intelligente Sensoren auf Autobahnen und in urbanen Gebieten, Heureka ' - Optimierung in Verkehr und Transport.**

53\_weinzerl\_Verkehrsablauf\_intelligente\_Sensoren

Die Autoren berichten über das von ihnen bei der Firma c.c.com entwickelte und vertriebene System BLIDS, das auf Bluetooth Sensoren basiert und in verschiedenen Anwendungen vornehmlich zur Reisezeitmessung und Verkehrslagebestimmung eingesetzt wird. Die

Veröffentlichung ist wahrscheinlich die detaillierteste Darstellung zum technischen Prinzip des BLIDS Systems.

**Otterstätter, Th., 2013: Methoden zur Erfassung von Verkehrsströmen und Fahrzeiten mit stationären fahrzeugwiedererkennenden Detektoren, Dissertation, Universität Stuttgart, ISSN 0932 - 402X**

53\_Otterstaetter\_Methoden zur Erfassung von Verkehrsströmen (Dissertation)

In dieser umfangreichen Arbeit über Datenquellen aus Mobilfunkdaten, automatisierter Kennzeichenerfassung und Bluetooth-Sensoren wird unter anderem auch über eine 3-monatige Messkampagne mit 13 Bluetooth-Scannern der Firma c.c.com im Hamburger Hafen berichtet. Aufgrund des abgeschlossenen Strassennetzes und parallel durchgeführten Verkehrsstärkemessungen konnte der Durchgangsverkehr über die Quelle-Ziel-Auswertung recht genau ermittelt werden. Da die Quelle-Ziel-Matrizen auch die Reisezeiten enthalten, sind auch Rückschlüsse auf die Qualität des Verkehrsablaufs möglich.

Die Arbeit stellt eine gute Basis für vergleichbare Messkampagnen in Wien während der umfangreichen U-Bahn bedingten Baumaßnahmen dar.



Quelle: Otterstätter

Abb. 5: Verkehrsstärken aus Bluetooth-Trajektorien, 7. September 2012 Hamburg Hafen (gerundet auf 50)

## 2.10 Literatur zur kombinierten Nutzung von Bluetooth & WLAN und zukünftiger Ausblick

Obwohl sich die Technologie zur drahtlosen Nachrichtenübertragung zwischen Bluetooth und WiFi unterscheiden, können sowohl mit Bluetooth Media Access Control Scannern (BMS) als auch Wifi Media Access Control Scannern (WMS) die eindeutigen Gerätekennungen (Media Access Control Identifiers, MAC-IDs) identifiziert werden. Aufgrund von Unterschieden zwischen Bluetooth und WLAN-Versionen in der Reichweite, der erforderlichen Detektionsdauer und der identifizierbaren Geräteanzahl pro Scan führt der Einsatz beider Systeme nicht zu den gleichen Ergebnissen. Bisher ist WiFi in Fahrzeugen seltener aktiviert,

so dass die Erkennungsrate mit Bluetooth in der Regel deutlich größer ist. Die folgenden Untersuchungen führen Vergleiche zwischen den beiden Erfassungssystemen durch.

**Abott-Jard, N., Shah, H., Bhaskar, A., 2013: Empirical evaluation of Bluetooth and Wifi scanning for road transport, Conf. Australasian Transport Research Forum, Brisbane.**

56\_Abott-Jard\_Empirical evaluation of Bluetooth and Wifi scanning for road transport

In diesem ersten Vergleich von Fahrzeugetfassungen durch Bluetooth und WiFi schneidet Bluetooth mit einer deutlich höheren Rate erkannter Fahrzeuge besser ab, obwohl eine WiFi-Erkennung Vorteile bietet, weil das WiFi-Signal wesentlich schneller erkannt wird. Der Grund für die schlechtere Erkennung mit WiFi zum damaligen Zeitpunkt liegt in der deutlich geringeren Aktivierung von WiFi gegenüber Bluetooth. Die Autoren plädieren dafür in Zukunft beide Scanner gleichzeitig zu betreiben, um die Stichprobe erkannter Fahrzeuge zu erhöhen.

**Luber, A., Junghans, M., Bauer, S., Schulz, J., 2011: On measuring Traffic with Wi-Fi and Bluetooth, Proceedings of 18th ITS World Congress. Orlando, USA**

57\_Luber\_On measuring Traffic with Wi-Fi and Bluetooth

Die Autoren weisen eine deutlich niedrigere Erkennung von Fahrzeugen durch WiFi (etwa 1%) gegenüber Bluetooth (etwa 10%) nach, wie dies in der nachfolgenden Studie von Abott-Jard et al. Bestätigt werden konnte. Mit beiden Systemen kann die Reisezeit und damit die Verkehrslage in einem Streckenabschnitt recht genau ermittelt werden.

**Lesani, A., Miranda-Moreno, L., 2019, Development and Testing of a Real-Time Wi-Fi-Bluetooth System for Pedestrian Network Monitoring, Classification, and Data Extrapolation IEEE Transactions on Intelligent Transportation VOL. 20, NO. 4, APRIL 2019, DOI: 10.1109/TITS.2018.2854895**

58\_Lesani\_Real-Time WiFiBluetooth\_for Pedestrian\_Network

Die Autoren berichten über ein selbst gebautes Messsystem, mit dem Fußgänger und Radfahrerbewegungen identifiziert werden können. Über gleichzeitig durchgeführte GPS-Messungen wird die Genauigkeit des Systems mit einer Fehlerrate von 17% angegeben. Interessant ist die Dokumentation des Klassifikators zur Unterscheidung von Radfahrern und Fußgängern.

**Ryeng, E., Haugen, T., Gronlund, H, Bo Overa, S., 2016: Evaluating Bluetooth and Wi-Fi Sensors as a Tool for Collecting Bicycle Speed at Varying Gradients, Transportation Research Procedia 14, 2289 – 2296**

59\_Ryeng\_Evaluating Bluetooth and Wi-Fi Sensors as a Tool for Collecting Bicycle Speed at Varying Gradients

In einem Vergleichstest mit bekannten Reisezeiten für identifizierte Mobilfunkgeräte und aktiviertem WiFi und Bluetooth zeigte der WiFi-Sensor etwas längere Reisezeiten als ein Bluetooth Sensor. Die Abweichungen waren jedoch innerhalb der Messgenauigkeiten. Schwerwiegender ist die Tatsache, dass zwar knapp 80% der Fahrräder mit Bluetooth richtig erkannt wurden aber nur knapp 40% mit WiFi. Beide Systeme weisen jedoch eine ausreichende Erkennungsrate auf, um Radfahrgeschwindigkeiten in einem Streckenabschnitt ermitteln zu können, sofern ausgeschlossen ist, dass auch Fußgänger und Kfz erfasst werden. In dem Artikel wird kein Verfahren zur Verkehrsmittelerkennung vorgeschlagen.

## **Ausblick im Bluetooth- und WLAN-Bereich**

Generell wird angenommen, dass sowohl die Bluetooth Nutzung als auch die WLAN Nutzung weiterhin stattfindet. Speziell im Bluetooth Sektor wird der Einsatz dieser Technologie weiter zunehmen, so steigt z.B. die Verwendung von „connected devices“ (vernetzter Geräte) wie z.B. der Apple Watch, kabellosen Kopfhörern oder Freisprecheinrichtungen in Fahrzeugen weiter an.

Bei WLAN ist dessen Einsatz unumstritten, dennoch wird von den Mobiltelefonherstellern an Datenschutzverbesserungen gearbeitet. Ab Android 8.0 verwenden Android-Geräte zufällige MAC-Adressen, wenn nach neuen Netzwerken gesucht wird, ohne aktuell mit einem Netzwerk verbunden zu sein. In Android 9 kann eine Entwickleroption aktiviert werden (standardmäßig deaktiviert), damit das Gerät beim Herstellen einer Verbindung zu einem WiFi-Netzwerk eine zufällige MAC-Adresse verwendet. In Android 10 ist die MAC-Randomisierung standardmäßig für Client-Modus, SoftAp und WiFi Direct aktiviert. Die MAC-Randomisierung verhindert, dass Listener MAC-Adressen verwenden, um einen Verlauf der Geräteaktivitäten zu erstellen, wodurch die Privatsphäre der Benutzer erhöht wird.<sup>20</sup>

Um zu verhindern, dass Dritte die MAC-Adresse zum Nachverfolgen von Geräten verwenden, haben mehrere Anbieter eine MAC-Adress-Randomisierung implementiert. Dies folgt der Idee, Einweg-Schnittstellenkennungen zu verwenden, um die Privatsphäre der Benutzer zu verbessern. In der Praxis bedeutet dies, dass Prüfanforderungen nicht mehr die reale MAC-Adresse des Geräts verwenden. Beispielsweise kann für jede Scan-Iteration eine neue MAC-Adresse verwendet werden, wobei eine Scan-Iteration darin besteht, Prüfanforderungen auf allen verwendbaren Kanälen zu senden. Da es jedoch noch keine Spezifikation für die MAC-Adress-Randomisierung gibt, haben iOS, Windows und Linux ihre eigenen Varianten der MAC-Adress-Randomisierung implementiert.<sup>21</sup>

Die Randomisierung der eindeutigen Identifikationsnummer führt dazu, dass keine Nachverfolgung mehr durchführbar ist, wodurch der Anwendbarkeit von WLAN-Daten für verkehrliche Analysen zukünftig ein Riegel vorgeschoben wird.

Da die Möglichkeiten für Analysen bei beiden Datenquellen ähnlich funktioniert, wird zukünftig Bluetooth wohl die bessere Option für verkehrliche Anwendungen sein.

## **2.11 Literatur zu Mobilfunksignalisierungsdaten**

Die rasante Entwicklung in Telekommunikationsnetzen liefert eine große Menge an Informationen darüber, wie sich Menschen (mit ihren Mobilgeräten) räumlich und zeitlich bewegen und verhalten. Während GPS-Daten, die in der Regel von Smartphone-Apps erfasst werden, auf relativ kleine Bevölkerungsstichproben beschränkt sind, ermöglichen Mobilfunknetzdaten, die routinemäßig von Mobilfunknetzbetreibern erfasst werden, möglicherweise die Analyse des Reiseverhaltens und der sozialen Interaktion der gesamten Bevölkerung mit vollständiger zeitlicher (z.B. Längs-) Abdeckung zu vergleichsweise geringen Kosten. In den letzten Jahren hat daher das Interesse an der Verwendung solcher Daten für Studien zur menschlichen Mobilität zugenommen. Aufgrund ihres großräumigen und zeitlich unregelmäßigen Charakters ist es jedoch ein komplexer Prozess, aus diesen Daten

---

<sup>20</sup> <https://source.android.com/devices/tech/connect/wifi-mac-randomization>

<sup>21</sup> <https://macaddress.io/faq/mac-address-randomization-in-wifi-probe-requests>

Mobilitätsinformationen wie z.B. Verkehrsmodi zu extrahieren. Jedoch wurden in den letzten Jahren verschiedene Methoden entwickelt, welche sich diese Thematik annehmen und auch schon sehr gute Ergebnisse liefern.

Die Verwendung von Mobilfunksignalisierungsdaten bietet eine gute Möglichkeit für die Erfassung von großräumigen Reisedaten, da Smartphones bereits im täglichen Leben der meisten Menschen integriert sind. Bei jedem Mobilfunk-Event (telefonieren, SMS schreiben, Internet-Verwendung) werden Mobilfunk-Signale mittels Mobilfunknetz übertragen. Daraus kann der Standort des Smartphones ermittelt werden. Die Genauigkeit ist abhängig von der Verfügbarkeit von Mobilfunkmasten und dessen Senderadius.

Mithilfe der mobilfunkbasierten Bewegungsdaten werden Trajektorien rekonstruiert und somit der zeitliche Verlauf und die räumliche Verteilung beobachtet. Durch die detaillierte Analyse und Auswertung solcher Trajektorien kann auf Wege und Aktivitäten rückgeschlossen werden. Bestimmte Merkmale, wie der Fahrtzweck oder der Verkehrsmodus, werden nicht explizit erfasst, sind aber wichtig zur Untersuchung des individuellen Verkehrsverhaltens und der daraus resultierenden Verhaltensmuster.

### **Verkehrsmittelerkennung**

In den letzten Jahren wurde intensiv sowohl an der Verkehrsmittelerkennung (transportation mode detection) gearbeitet und auch die Erkennung von Aktivitäten und somit die Zuordnung eines Fahrzweckes wird erforscht. Somit wurden bereits Algorithmen und Verfahren zur Aktivitäten- und Verkehrsmittelerkennung entwickelt. Dies ist notwendig um zukünftig Zählungen/Befragungen aber auch Verkehrsmodell-Eingangsdaten daraus erstellen zu können.

Zur Erkennung von Verkehrsmittel, Quelle-Ziel Beziehungen oder Aktivitäten müssen zuerst die Trajektorien gewählt, Ausreißer entfernt und eine Filterung durchgeführt werden. Danach wird die Trajektorie in stationäre und bewegte Segmente geteilt.

Stationäre Segmente sind i.d.R. Aktivitäten, welche sowohl für die Aktivitätsschätzung als auch für die Quelle-Ziel Beziehungen relevant sind. Bewegte Segmente sind Wege zwischen zwei Aktivitäten. Stationäre Segmente werden zugewiesen, wenn der Aufenthalt (Koordinaten an ähnlicher Position) länger dauert als ein festgelegter Grenzwert. Je nachdem welche Analyse/Methode angewandt wird, kann der Grenzwert angepasst werden.

Die Mobilfunktrajektorie zeigt die Bewegung eines Nutzers zwischen zwei Mobilfunkmasten, wobei die Trajektorie nicht den realen Weg des Nutzers angibt, also noch nicht auf das Straßennetz gemapped wurde. Sowohl für die Verkehrsmittelerkennung als auch die Erzeugung von Quelle-Ziel Beziehungen ist dazu ein Map-Matching notwendig. Aufgrund hoher räumlicher Ungenauigkeit wird dieser Schritt mittels Map-Matching Algorithmen umgesetzt.

In der Verkehrsplanung werden die OD-Matrizen normalerweise in zwei Untermatrizen aufgeteilt:

- 1) eine für den motorisierten Individualverkehr und
- 2) eine für den öffentlichen Verkehr.

Bei Mobilfunktrajektorien ist das Verkehrsmittel nicht bekannt, muss also erst bestimmt werden. Es wurden bereits verschiedene Ansätze zum Erfassen des Transportmodus von



Handytrajektorien erstellt. So kann z.B. ein regelbasierter Klassifikator verwendet werden, der den Modus anhand der Feature-Scores bestimmt. Hier wird in den meisten Publikationen unter den beiden Verkehrsträgern IV und ÖV unterschieden. Zum IV gehören in den meisten Arbeiten Autos und Fahrräder, wobei aktuell meist nur der schienengebundene ÖV mit hoher Genauigkeit erkannt werden kann. Busverkehr befindet sich aktuell in Forschung/Weiterentwicklung.

Zur Unterscheidung der Verkehrsträger werden u.a. folgende Funktionen verwendet:

- Entfernung zur nächsten Eisenbahn- und Straßenverbindung: Jede Trajektorie wird auf zwei verschiedenen Netzen abgeglichen, nämlich dem Straßennetz und dem Schienennetz. Es wird davon ausgegangen, dass bei Verwendung eines bestimmten Verkehrsmittels die durchschnittliche Entfernung zum zugrundeliegenden Netzwerk kürzer ist als die Entfernung zum anderen Netz.
- berschneidung mit dem Fahrplan der öffentlichen Verkehrsmittel: Es wird angenommen, dass wenn ein Benutzer mit dem Zug fährt, die Mobiltelefonereignisse nicht nur an oder in der Nähe der aktuellen räumlichen Position des Zuges auftreten, sondern auch vorübergehend korrelieren. Diese Funktion weist eine höhere Punktzahl zu, wenn eine starke berlappung der Handy-Trajektorie mit einer Zugverbindung vorliegt, wobei sowohl die räumliche Position als auch die zeitliche Korrelation berücksichtigt werden. D.h. eine Korrelation zwischen zeitlich/räumlicher Mapping Position und dem Fahrplan sowie Position des Zuges existiert.

Durch die Verkehrsmittelerkennung wird jedes bewegte Trajektorien-Segment, das dem schienengebundenen ÖV zugeordnet wird, anhand der Korrelation zum Fahrplan als auch der Linienroute zugeordnet. Dadurch kann auch der Start bzw. Endbahnhof als auch die verwendeten Linien erkannt werden. Daraus ist es möglich Fahrgastzahlen sowie Umsteigeorte etc. abzuleiten.

### **Aktivitätenerkennung**

Sollten die Wegezwecke notwendig werden, so ist es möglich, die stationären Segmente der Mobilfunktrajektorie einem Aktivitätstyp zuzuordnen. Dafür sind folgende Schritte notwendig: Mittels Probanden wird aus auslesbaren Mobilfunktrajektorien eine Stichprobe erzeugt, aus der ein Modell gelernt werden kann. Diese Daten müssen bereinigt werden und Probanden ergänzen den Aktivitätstyp zur jeweiligen Aktivität. Danach werden die Aktivitäten geclustert, sodass stationäre Segmente erkannt werden und danach werden Features ausgewählt, welche den Aktivitätstyp definieren. Dies können z.B. Aufenthaltsdauer und Start-/Endzeit sein. Mittels Machine Learning Modellen erfolgt dann eine Schätzung der Aktivität für das stationäre Segment.

### **QZ-Matrix**

Um Quelle-Ziel Beziehungen für Verkehrszonen zu ermitteln, wird jedes aufeinanderfolgende Paar stationärer Orte (Aktivitäten) innerhalb einer Trajektorie zum entsprechenden Eintrag in der Matrix hinzugefügt. Wenn der Benutzer beispielsweise die Standorte A, D und F besucht, wird der Wert der Einträge (A (Quelle), D (Ziel)) und (D (Quelle), F (Ziel)) um eins erhöht. Nachdem alle Trajektorien verarbeitet werden, wird die OD-Matrix als Datei erstellt und für weitere Analysen zur Verfügung gestellt.

**Huang et al. (2019): Transport mode detection based on mobile phone network data: A systematic review**

60\_Huang\_TransportmodedetectionbasedonmobilephonenetworkdataAsystematicreview

Huang et al. (2019) zeigen eine detaillierte, systematische Übersicht über die Erkennung von Verkehrsmodi auf der Grundlage von Mobilfunknetzdaten. Die Ergebnisse der Recherche zeigen, dass bestehende Studien dazu neigen, leicht zu erkennende Verkehrsträger (z.B. Zug oder U-Bahn) zu identifizieren oder andere Modi zusammenzufassen. Häufig wurden regelbasierte Methoden unter Verwendung geografischer Daten entwickelt. Noch wichtiger ist, dass aufgrund des Mangels an Daten zur Wahrheitsgrundlage die Bewertung der vorgeschlagenen Methoden selten durchgeführt und gemeldet wurde. Schließlich stellen Huang et al. eine Liste von Forschungslücken in diesem Bereich fest, insbesondere in Bezug auf robuste Datenbereinigungs- und Verkehrsmittel-Erkennungsmethoden in Echtzeit, „Benchmark“-Datensätze und -Metriken, die den Vergleich verschiedener Modus-Erkennungsmethoden sowie Datenschutz und Bias-Probleme ermöglichen.

Zusammenfassend sagen Huang et al. (2019) folgendes:

- a) Netzgesteuerte Daten wurden häufig für die Verkehrsmittelerkennung verwendet, ca. 70% der Studien verwenden solche. Die analysierten Studien erklären selten die Charakteristik der Daten, wie z.B. Standortgenauigkeit und zeitliche Häufigkeit.
- b) Nur wenige Studien berichten wie die Daten gesäubert wurden, speziell in Bezug auf Oszillationsfehler.
- c) Für die Wegeerkennung wurden vier Typen verwendet: regelbasiert, frequenzbasiert, georeferenziert oder räumlich-zeitliches Clustern, wobei Georeferenzierung am häufigsten verwendet wurde.
- d) Die meisten Studien fokussierten sich auf einfach erkennbare Verkehrsmittel (U-Bahn, Zug, Flugzeug) und ignorierten die schwer identifizierbaren Modi (Rad, Bus, Straßenbahn). Zur Verkehrsmittelerkennung wurden regelbasierte Heuristiken (RBH), Cluster oder statistische Analysen verwendet, wobei regelbasierte Heuristiken in 80% der Studien verwendet wurden.
- e) Das wichtigste Feature war die räumliche Nähe zum Netz.
- f) Wegen der fehlenden Grundwahrheit wurde in vielen Studien keine Validierung der Ergebnisse durchgeführt oder nur mit aggregierten Daten, wie Modal Split Statistiken.

**Horn, C., Klampfl, S., Cik, M., Reiter, T. 2014: Detecting Outliers in Cell Phone Data: Correcting Trajectories to improve Traffic Modeling. Transp. Res. Rec., Volume: 2405, page(s): 49-56.**

61\_Horn\_Detecting\_Outliers\_Cell\_Phone\_Data

Horn et al. (2014) präsentieren drei verschiedene Filter, um die Mobilfunktrajektorien zu korrigieren, die durch Handybewegungen erzeugt werden. Zur Auswertung haben sie diese Filter auf die Trajektorien von Mobiltelefonen angewendet und sie mit den entsprechenden GPS-basierten Tracks verglichen. Die Bewertungsdaten umfassen 4.933 automatisch und 5 manuell gesammelte Tracks. Die vorgeschlagenen Filter verbessern die Geschwindigkeits- und Positionsschätzung im Vergleich zu den Rohbewegungen des Mobiltelefons signifikant.

### **Schulze et al. (2015): Map-Matching Cell Phone Trajectories of Low Spatial and Temporal Accuracy, 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems**

62\_Schulze\_Map-Matching\_Cell\_Phone\_Trajectories

Schulze et al. (2015) stellen einen Ansatz vor, mit dem Trajektorien von Mobiltelefonen mit geringer räumlicher und zeitlicher Genauigkeit mit dem Straßennetz abgestimmt werden können. In dieser Einstellung sind nur die Position und der Zeitstempel der an einem Signalisierungsereignis beteiligten Basisstation bekannt, was zu einem möglichen Fehler von mehreren Kilometern führen kann. 2015 waren noch keine zusätzlichen Informationen, wie die Signalstärke, verfügbar. Die vorgeschlagene Lösung beschränkt den Satz zulässiger Routen auf einem Korridor, in dem sich ein Benutzer bewegen darf. Die Größe und Form dieses Korridors werden durch verschiedene Parameter gesteuert, um unterschiedlichen Anforderungen gerecht zu werden. Der berechnete Bereich wird dann verwendet, um Straßensegmente aus einem zugrundeliegenden Netzgraphen auszuwählen (= Suchgraph). Der Suchgraph berücksichtigt zusätzlich die zeitliche Reihenfolge der Beobachtungen. Ein modifizierter Dijkstra-Algorithmus wird angewendet, um zulässige Routen-Kandidaten zu finden, um daraus die beste zu wählen. Es wurde eine detaillierte Auswertung von 2.249 Trajektorien mit einer durchschnittlichen Abtastzeit von 260 Sekunden durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass in städtischen Gebieten im Schnitt mehr als 44% jeder Trajektorie korrekt zugeordnet wird. In ländlichen und gemischten Gebieten steigt dieser Wert auf über 55%, obwohl die Masten spärlicher sind, ist hier auch das Verkehrsnetz weniger dicht. Darüber hinaus wurde eine eingehende Bewertung durchgeführt, um die optimalen Werte für die Parameter und deren Auswirkungen auf die Genauigkeit, das  $\chi^2$ -Bereinstimmungsverhältnis und die Ausführungszeit zu ermitteln. Der vorgeschlagene  $\chi^2$ -Bereinstimmungsalgorithmus erleichtert die Verwendung großer Mengen von Mobiltelefondaten in intelligenten Verkehrssystemen, bei denen genaue Trajektorien wünschenswert sind.

### **Horn & Kern (2015): Deriving Public Transportation Timetables with Large-Scale Cell Phone Data**

63\_Horn\_Deriving public transportation timetables with large-scale cell phone data

In diesem Artikel schlagen Horn & Kern (2015) einen Ansatz zur Ableitung von Fahrplänen für öffentliche Verkehrsmittel einer Region vor, der auf (i) umfangreichen Nicht-GPS-Mobiltelefonaten und (ii) einem Datensatz mit geografischen Informationen zu öffentlichen Verkehrsmitteln basiert. Der vorgestellte Algorithmus wurde für die Verarbeitung von Bewegungsdaten entwickelt, welche eine geringe räumliche Genauigkeit aufweisen, jedoch in großen Mengen vorliegen. Da nur aggregierte Statistiken verwendet werden, kommt unser Algorithmus mit anonymisierten Daten gut zurecht. Die Auswertung zeigt, dass 89% der Abfahrtszeiten beliebter Zugverbindungen mit einer erlaubten Abweichung von 5 Minuten korrekt abgerufen werden. Der Fahrplan kann als Funktion für die Erkennung von Verkehrsmitteln sehr gut verwendet werden.

**Horn et al. (2017): QZtool - Automatically generated origin-destination matrices from cell phone trajectories**

64\_Horn\_QZTool

Die Herstellung von Quelle-Ziel-Matrizen (QZ) ist traditionell eine zeitaufwendige und umständliche Aufgabe. Das von Horn et al. (2017) vorgestellte System QZTool reduziert den notwendigen Aufwand, da es in der Lage ist, QZ-Matrizen automatisch zu generieren. Diese Matrizen werden ausgehend von Floating Phone Data (FPD) als Roheingabe erstellt. Diese Rohdaten werden von einem Hadoop-basierten Big-Data-System verarbeitet. Eine grafische Benutzeroberfläche ermöglicht eine einfache Bedienung und verbirgt die Komplexität vor dem Bediener. Zur Auswertung wird eine FDP-basierte OD-Matrix mit einer OD-Matrix, die durch ein Verkehrsnachfragemodell erstellt wurde, verglichen. Die Ergebnisse zeigen, dass beide Matrizen in hohem Maße übereinstimmen, was darauf hinweist, dass FPD-basierte OD-Matrizen zum Erstellen neuer oder zum Validieren oder Ändern vorhandener OD-Matrizen verwendet werden können.

**Chin et al. (2019): Inferring fine-grained transport modes from mobile phone cellular signaling data**

65\_Chin\_Inferringfine-grainedtransportmodesfrommobilephonecellularsignalingdata

Von Chin et al. (2019) werden zwei Methoden vorgeschlagen - eine, die regelbasierte Heuristik (RBH) mit zufälliger Gesamtstruktur (RF) kombiniert und eine die RBH mit einem Fuzzy-Logik-System kombiniert. Des Weiteren gibt es eine dritte, Methode mit RBH- und k-Medoids-Clustering zur Erkennung feinkörnige Verkehrsmittel von CSD, insbesondere U-Bahn, Zug, Straßenbahn, Fahrrad, Auto und zu Fuß. Die Auswertung mit einem annotierten Grunddatensatz zeigt, dass die Methode mit der besten Leistung die Hybridmethode mit RBH und RF ist, bei der eine Klassifizierungsgenauigkeit von 73% erreicht wird, wenn diese Modi unterschieden werden.

## 2.12 Weitere Messsysteme für Mobilitätserhebungen

Folgende weitere Datenquellen wurden im Bericht „Anforderungen an zukünftige Mobilitätserhebungen“ der schweizerischen Eidgenossenschaft berücksichtigt. Diese werden hier nur zusammengefasst betrachtet.<sup>22</sup> Diese Datenquellen werden in späterer Folge nicht beim Datenvergleich berücksichtigt, sind der Vollständigkeit halber aber hier gelistet.

### 2.12.1 Digitales Foto / Video

Für Erhebungen im Verkehrsbereich werden meist Spezialkameras (wetterfest, Fernsteuerung etc.) eingesetzt. Bilddaten werden entweder manuell oder automatisiert (Zählung, Personenverfolgung, verkehrstechnische Daten, Kontrollschilder) ausgewertet. Videoanlagen können z.B. zur Steuerung von Lichtsignalanlagen oder Verkehrszustandsermittlung eingesetzt werden. Es werden folgende Möglichkeiten unterschieden:

- Erfassung und Vergleich von ID-Codes
  - Identifikation an einem Standort, Verkehrsbelastung, Knotenströme, Geschwindigkeiten, Routenwahl, Reisezeiten
- Luftaufnahmen
  - Anwesenheit, Parkraumbelastung, Verkehrsdichte
- Automatische Identifikation von optischen Merkmalen (Signature Matching)
  - Identifikation an einem Standort, Verkehrsbelastung, Geschwindigkeiten, Reisezeiten, Verkehrsmittel, Routenwahl, Rückstaulänge
- Platten Matching
  - Geschwindigkeiten, Reisezeiten
- Lokale Beobachtung
  - Verkehrsbelastung, Anwesenheit, Geschwindigkeiten, Zeitlücken, Fahrzeugart, Belegungsdauer

### 2.12.2 Passives Infrarot

Passive Infrarot-Detektoren zählen zu den Strahlungsfelddetektoren. Durch emittierte Wärmestrahlung können Objekte registriert werden. Somit ist auch eine Detektion in der Nacht möglich. Passives Infrarot wird z.B. zur Fußgängerzählung, Lichtsignalanlagensteuerung und Parkfeldüberwachung eingesetzt. Somit kann die Technologie für lokale Erhebungen von Personen und Fahrzeugen eingesetzt werden. Beispielsweise können folgende Daten erhoben oder abgeleitet werden:

- Lokale Erhebung – Verkehrsbelastung, Anwesenheit, Geschwindigkeit, Zeitlücken, Fahrzeugart, Belegungsdauer
- Signature Matching – Reisezeiten, Geschwindigkeiten

---

<sup>22</sup> Widmer, Paul & Aemisegger, Philippe & Ruesch, Martin & Moreni, Gianni & Wagner, Matthias & Axhausen, Kay. (2016). Anforderungen an zukünftige Mobilitätserhebungen. [https://www.researchgate.net/publication/301356787\\_Anforderungen\\_an\\_zukunf\\_tige\\_Mobilita\\_tserhebungen/link/5898726492851c8bb6801f6f/download](https://www.researchgate.net/publication/301356787_Anforderungen_an_zukunf_tige_Mobilita_tserhebungen/link/5898726492851c8bb6801f6f/download)

### **2.12.3 Laser**

Auch der Laserdetektor zählt zu den Strahlungsfelddetektoren. Er ist ein präziser aktiver Infrarotdetektor. Ein Laserstrahl wird von passierenden Objekten reflektiert – die reflektierten Strahlen können vom Detektor gemessen und ausgewertet werden. Beispielsweise werden Laserdetektoren zur Geschwindigkeitsmessung (Radarpistole) oder Zählung von Fahrrädern eingesetzt. Diese Technologie kann für lokale Erhebungen und Platoon Matching genutzt werden. Die Einsatzbereiche sind gleich wie bei passivem Infrarot.

### **2.12.4 Ultraschall**

Ultraschall ist eine akustische Druckwelle, dessen Prinzip auf der Reflexion von Schallwellen beruht. Die Erfassung von Fahrzeugen und deren Geschwindigkeit basiert auf zweifacher Anwendung des Doppler Effekts. Diese Technologie kann für lokale Erhebungen und Platoon Matching genutzt werden. Die Einsatzbereiche sind gleich wie bei passivem Infrarot.

### **2.12.5 Bar Code**

Der Bar Code ist ein eindeutig erkennbarer Strichcode, welcher im Güterverkehr beispielsweise zur Produkterkennung und Sendungsverfolgung verwendet wird, im Personenverkehr bei der Parkzeiterfassung oder an Flughäfen zur Erfassung und Kontrolle von Flugpassagieren eingesetzt wird. Es können Versender/Empfänger, Start/Ankunftszeit, Anwesenheit, Reisezeiten, Ladungsverfolgung oder Parkdauer erfasst werden.

### **2.12.6 Magnetometer**

Es werden magnetische Flussdichten gemessen und Veränderungen im Erdmagnetfeld erfasst. Dafür ist ein eisenhaltiger Gegenstand (z.B. ein Fahrzeug) nötig. Der Magnetometer kann auf der Straßenoberfläche installiert werden und stellt eine Alternative zur Induktionsschleife dar. Diese Technologie kann für lokale Erhebungen und Platoon Matching genutzt werden. Die Einsatzbereiche sind gleich wie bei passivem Infrarot.

### **2.12.7 Radiowellen**

Radiowellen sind Strahlungsfelddetektoren. Ein Sender strahlt Radiowellen aus, welche vom Detektor auf der anderen Seite registriert werden. Verkehrsteilnehmer werden gezählt, wenn Radiowellen unterbrochen werden. Ein solches System hat hohe Batterielevensdauern (bis 400 Tage) und wird für Fuß- und Radfahrerzählungen, insbesondere in Parks und auf Wanderwegen, verwendet. Es wird die Verkehrsbelastung, Anwesenheit, Geschwindigkeit, Zeitlücken sowie Belegungsdauer ermittelt.

## 2.12.8 Near Field Communication

*„Near Field Communication (NFC) ist ein internationaler funkbasierter Übertragungsstandard zum Austausch von Daten über eine Reichweite von bis zu 4 cm. Mittels der NFC-Technologie können entsprechend ausgerüstete Geräte (z.B. neue Smartphones) eine Smart Card imitieren (z.B. ÖV-Karte oder Kreditkarte), miteinander kommunizieren um Daten auszutauschen (z.B. Bilder von einer Kamera herunterladen), Daten von einem NFC-Transponder lesen (z.B. von einem Smartposter<sup>10</sup>) (NFC Forum, 2014, Wikipedia, 2014h). Es können Hinweise zu den Reisezeiten und Geschwindigkeiten auf einem Abschnitt oder zur Routenwahl etc. abgeleitet werden.“*

Solche Technologien können Start- und Endpunkte von ÖV-Etappen, Start- und Ankunftszeit von ÖV-Etappen, Geschwindigkeiten, Reisezeiten und die Routenwahl erfassen.

## 2.12.9 Smart Cards

Smart Cards sind Karten mit Chip, die Informationen gespeichert haben, somit können Informationen an ein Lesegerät über Funk (10 cm) übermittelt werden. Diese Technologie wird in sicherheitsrelevanten Bereichen eingesetzt, wie z.B. Kontaktlose Bankkarten, Türschlösser oder ÖV-Karten. Es können Hinweise zu Reisezeiten und Geschwindigkeiten auf einem Abschnitt, aber auch Routeninformationen abgeleitet werden.

## 2.12.10 Glasfaserkabel

Es ist ein Lichtwellen-Detektor, der auf Druck reagiert, und somit über den zu messenden Querschnitt gelegt wird. Durch das Kabel werden Lichtimpulse geleitet und am anderen Ende gemessen. Bei der Überfahrt durch ein Fahrzeug wird das Kabel zusammengedrückt, was zu einer Veränderung der gemessenen Lichtfrequenzen führt. Ein solches Messsystem wird z.B. in der Schweiz im Kanton St. Gallen für die Fahrradählung eingesetzt. Somit können z.B. Verkehrsbelastung, Geschwindigkeit (zwei hintereinandergeschaltete Querschnitte) und Zeitlücken gemessen werden.

## 2.12.11 Personenzählmatte

Sie ist ein Druckdetektor. Fußgänger werden beim Überqueren aufgrund des Druckprofils mittels Elektronik registriert und gezählt. Die Matten erkennen auch die Gehrichtung, sind leicht, einfach transportierbar und können nebeneinander verlegt werden. Solche Matten werden hauptsächlich für lokale Erhebungen von Fußgängern eingesetzt, dabei wird die Anwesenheit und Anzahl von Fußgängern erhoben.

### **3 Analyse von österreichischen bzw. Wiener Daten für Mobilitätserhebungen**

Nachfolgend werden verschiedene Datenquellen, die im Spezifischen für die Fragestellungen der Kordonerhebung im Großraum Wien geeignet sein könnten, analysiert und die Erkenntnisse zu den Daten festgehalten.

WLAN und Bluetooth-Daten werden in diesem Kapitel nicht berücksichtigt, da diese im Großraum Wien dem Auftraggeber nicht zur Verfügung stehen.

#### **3.1 Taxi FCD-Daten Wien (GPS)<sup>23</sup>**

In Wien werden FCD-Daten von Taxi Unternehmen sowie von Flughafen Shuttles erzeugt. Bei den Taxis speisen beide Wiener Taxi Zentralen in den Datensatz ein. In etwa sind 2.800 Fahrzeuge unterwegs, wobei keine Zuordnung zu Taxis möglich ist, sondern ausschließlich Fahrten eingespeist werden.

Geschwindigkeiten aus FCD im Abgleich mit den automatischen Mess-Querschnitten werden für die Verkehrslageerkennung in die Plattform VAO (Verkehrsauskunft Österreich) integriert. Das Verkehrslagebild stellt die aktuellen Fahrgeschwindigkeiten auf dem höheren Straßennetz in Wien (Bundesstraßen A und S, Hauptstraßen A und B) und teilweise auch auf einer Gemeindestraße dar. Die Fahrgeschwindigkeiten dienen als Grundlage für den LOS (Level of Service) und sind in drei Kategorien klassifiziert. Das Verkehrslagebild gibt zusätzlich Auskunft über die aktuelle Verkehrsqualität. Derzeit liefern circa 2.800 Taxis laufend verwertbare GPS-Positionsdaten. Die Aktualisierung der Darstellung erfolgt alle 15 Minuten. Auf Routen, wo üblicherweise viele Taxis fahren, können aktuelle Fahrzeiten mit hoher Qualität errechnet werden. Die aktuelle Verkehrslagedarstellung erfolgt in Form einer thematischen Verkehrskarte. In ihr sind beispielsweise gestaute Straßenabschnitte in Rot gekennzeichnet. Zusätzlich werden die Fahrzeiten auf elf vordefinierten Routen in Echtzeit überwacht. Die Fahrzeiten werden mit den historisch ermittelten freien Fahrzeiten (Fahrzeiten bei freiem Verkehr) auf diesen Routen verglichen.

---

<sup>23</sup> Telefonate und E-Mails mit Hans Fiby und Bernhard Krause, 4. Quartal 2019



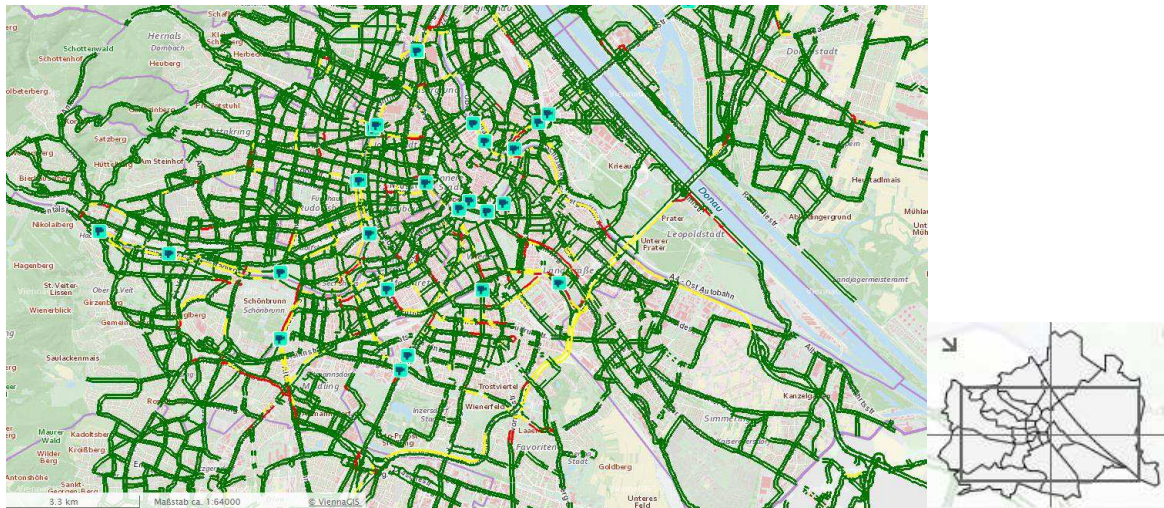


Abb. 6: Verkehrslage in Wien am 19.12 um 10:00 Uhr (<https://www.wien.gv.at/stadtplan/>)

Grundsätzlich werden keine historischen Datenanalysen gespeichert, dies ist aber technisch möglich und müsste im Vorhinein im Detail definiert werden. Dies würde es ermöglichen, Vorher-Nachher Analysen z.B. bei Baustellen durchzuführen.

Die Ergänzung der Taxidaten für Straßen, in denen in den letzten 15 Minuten keine Taxis unterwegs waren und somit keine FCD erzeugt wurden, sowie die Validierung der Verkehrsstärken erfolgt seit Herbst 2008 mit den Ergebnissen von stationären Sensoren in Wien und einem hinterlegten Verkehrsmodell. Hierbei wird zwischen einem online- und offline-Verkehrsmodell (Planungsmodell) unterschieden. Das Online Verkehrsmodell enthält Stundengruppen, Tagesarten und Matrizen und in dieses fließen die Zählwerte der Zählstellen und Geschwindigkeiten aus Zählstellen und FCD ein. Das Online Modell liefert Echtzeit und Prognosedaten, Modelldaten werden in der Regel keine gespeichert, dies ist aber technisch möglich. Aus den Daten werden durch das Modell Verkehrsstärken berechnet. Auch Baustelleninformationen werden automatisiert berücksichtigt. Die Verkehrslage ist in 15-Minuten-Intervalle gegliedert. Sie wird alle 5 Minuten neu berechnet und zur Darstellung ausgeliefert. Die Prognose enthält 15 bzw. 30-minütige Vorhersagen.

Für Analysen der FCD werden Zählstellen berücksichtigt. Abb. 1 zeigt die in der Berechnung berücksichtigten Zählstellen und wo sich diese befinden.

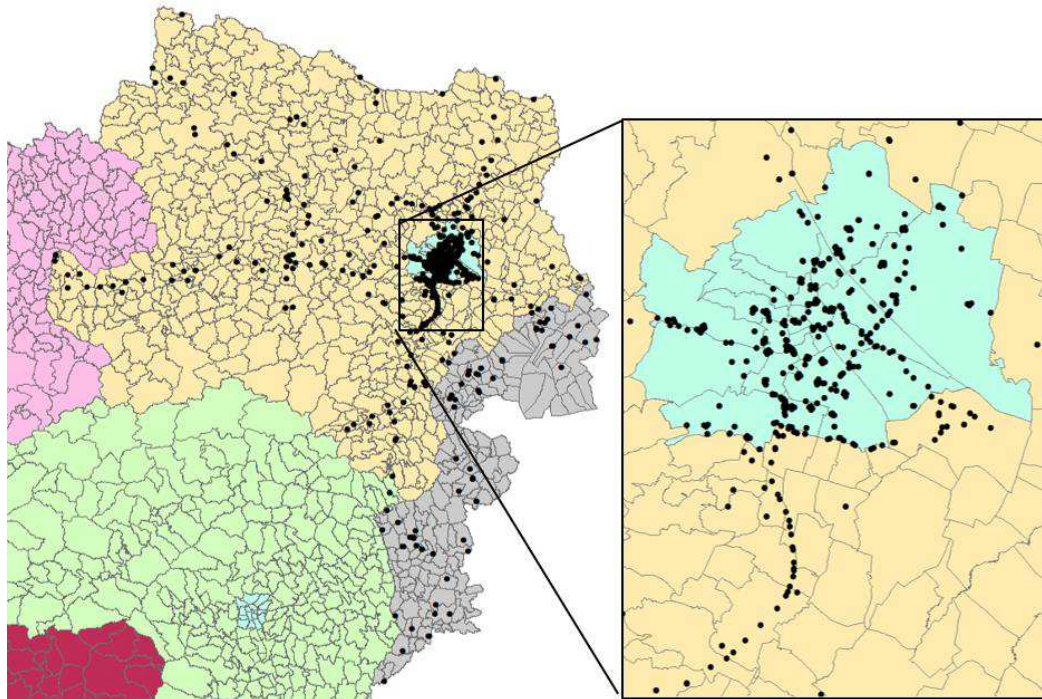


Abb. 7: Berücksichtigte Zählstellen b. d. FCD-Modell-Rechnung von ITS Vienna Region

Im QM4ITS<sup>24</sup> Projekt wurden Erkenntnisse und Ergebnisse zu verschiedenen Daten, so unter anderem auch Taxi-FCD geprüft. Taxi-FCD wurden z.B. dafür verwendet um das Netz der Graphenintegrationsplattform auf Abbiegerelationen zu überprüfen. Das Weiteren wurden Taxi-Daten überprüft, wie gut deren Geschwindigkeit mit den permanenten Dauerzählstellen zusammenpassen. Einige Erkenntnisse aus QM4ITS sind nachfolgend dargestellt.

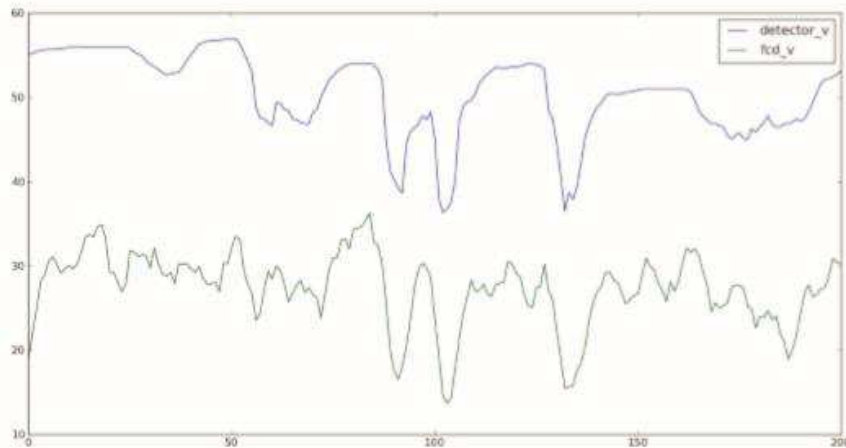


Abb. 8: Sensor-Monitoring: Typischer Verlauf v. Geschw. aus Sensoren (detector\_v) und FCD (fcd\_v)

Bezüglich Geschwindigkeiten zeigt sich bei Detektordaten und FCD ein ähnliches Bild. Je nach Platzierung des Detektors an der Strecke weichen die gemessenen Geschwindigkeiten (= lokale Geschwindigkeit) und FCD-Geschwindigkeiten (= streckenbezogene Geschwindigkeit) ab. Typischerweise ist die lokale Geschwindigkeit höher als die streckenbezogene, wie auch in Abb. erkennbar ist.

Zusätzlich wurde die durch Taxi FCD Daten ermittelte Verkehrslage mit Echtzeitdaten von TomTom verglichen. Auch hier ergeben sich ähnliche Verläufe (siehe Abb. 19).

---

<sup>24</sup> QM4ITS = Qualitätsmanagement für Intelligente Transportmanagement Systeme, IV2Splus, 2. Ausschreibung, Projektleitung: VOR, 2011

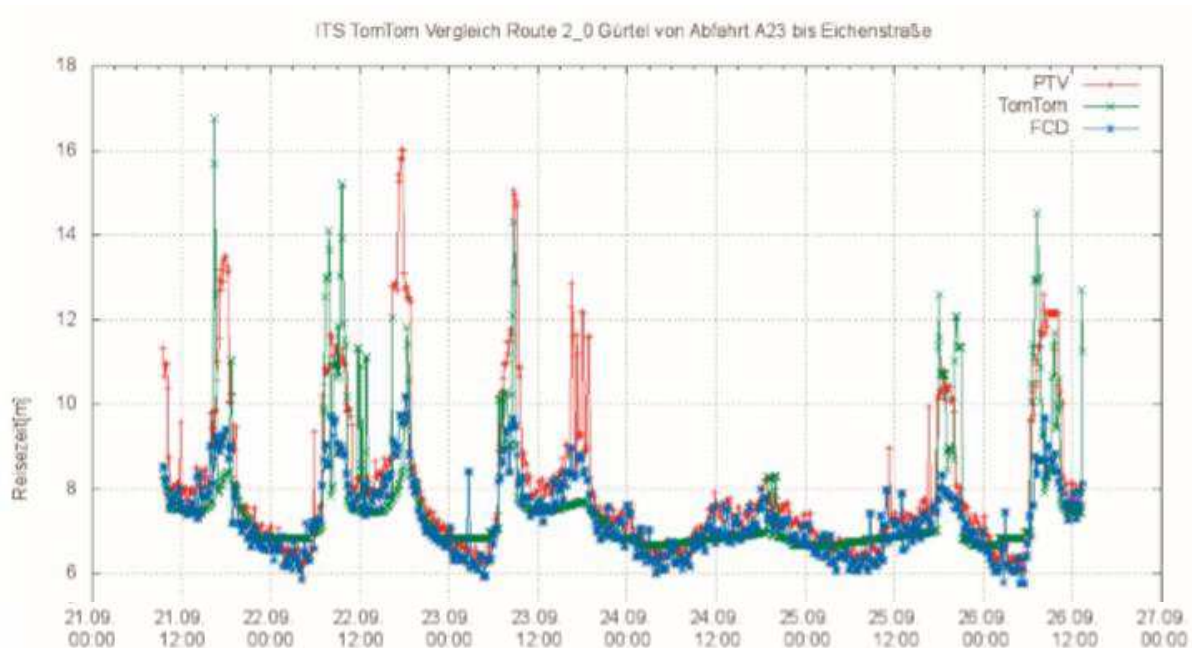


Abb. 9: Vergleich der Verkehrslage von Taxi FCD mit Echtzeitdaten von TomTom

Generell finden an Sonntagen signifikant weniger Taxi-Fahrten statt, auch die durchschnittliche Tageskilometerleistung ist am Sonntag am geringsten.

In Abb. 12 ist eine Heatmap dargestellt, die Messungen aus zwei Wochen enthält. Sie enthält die Gesamtzahl von Messungen in diesem Zeitraum. Bei den ermittelten Werten handelt es sich um Gleitkommazahlen, weil bei der Heatmap-Berechnung eine gewisse örtliche Unschärfe berücksichtigt wird. Die niedrigste Klasse geht von 0.0 bis 672.0 (= 14 Tage \* 24 Stunden \* 2) Messungen aus, was in etwa 2 Messungen pro Stunden oder einer Messung je 30 Minuten entspricht.



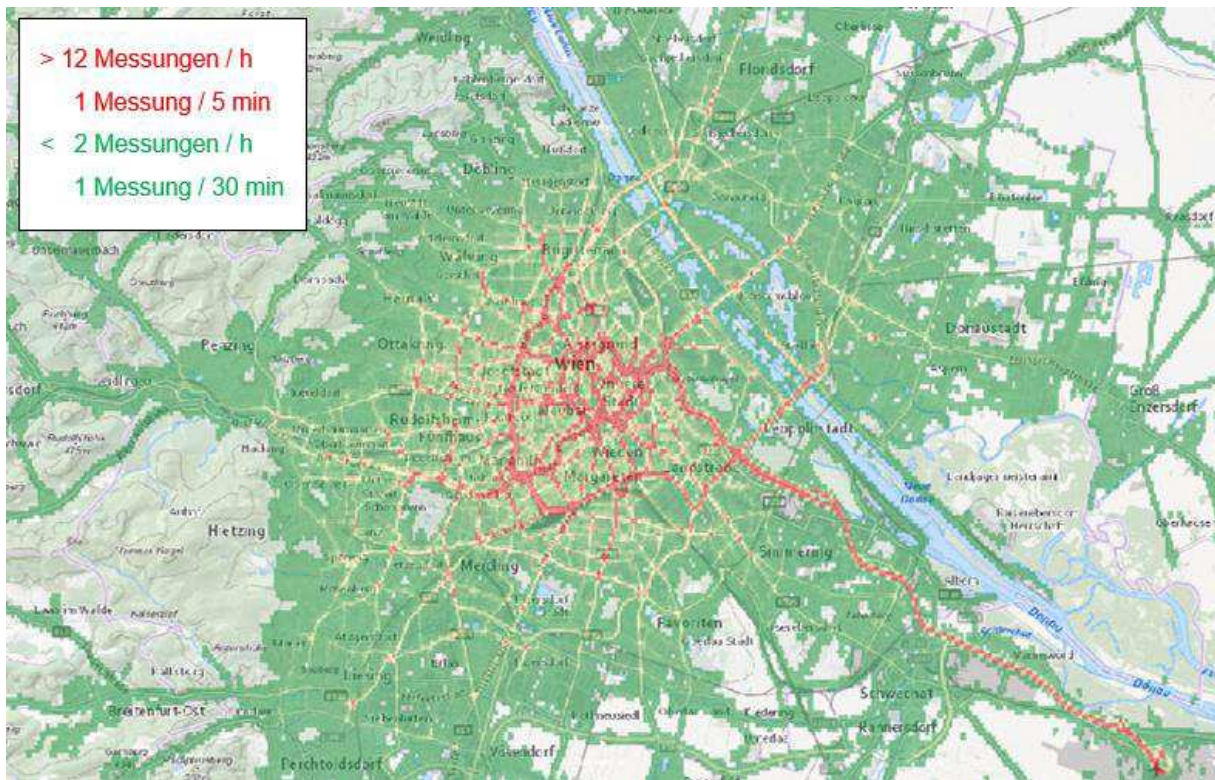


Abb. 12: Anzahl an FCD-Messungen / h als Heatmap (100 x 100 m Raster, Herbst 2018)

Die Abdeckung (siehe Abb. 13) ist wie folgt zu verstehen: Es wird für jede Strecke der Routen für jede Minute ein aggregierter Wert aus den Messungen der letzten Minuten herangezogen. Eine Abdeckung ist dann gegeben, wenn in den letzten 10 Minuten zumindest eine FCD-Messung vorlag. 100% Abdeckung in diesem Fall bedeutet, dass während des ganzen Tages immer eine Abdeckung gegeben war (also in allen 10 min-Segmenten eines Tages zumindest eine Messung vorlag).

Auf der A22 im Kaisermühlentunnel und auf der A23 beim Verteilerkreis Favoriten fehlen Messwerte, weil dort kein GPS-Empfang gegeben ist, somit ist die Abdeckung kleiner als 10% und wird auch in der Graphik rot dargestellt. Die Abdeckung in den peripheren Autobahnquerschnitten, abgesehen von der A4 zum Flughafen, ist generell schlecht, da die typischen Ziele der Taxis (Hotels, Sehenswürdigkeiten, Restaurants, Heurigen, Theater, große Bahnhöfe) innerstädtisch liegen.

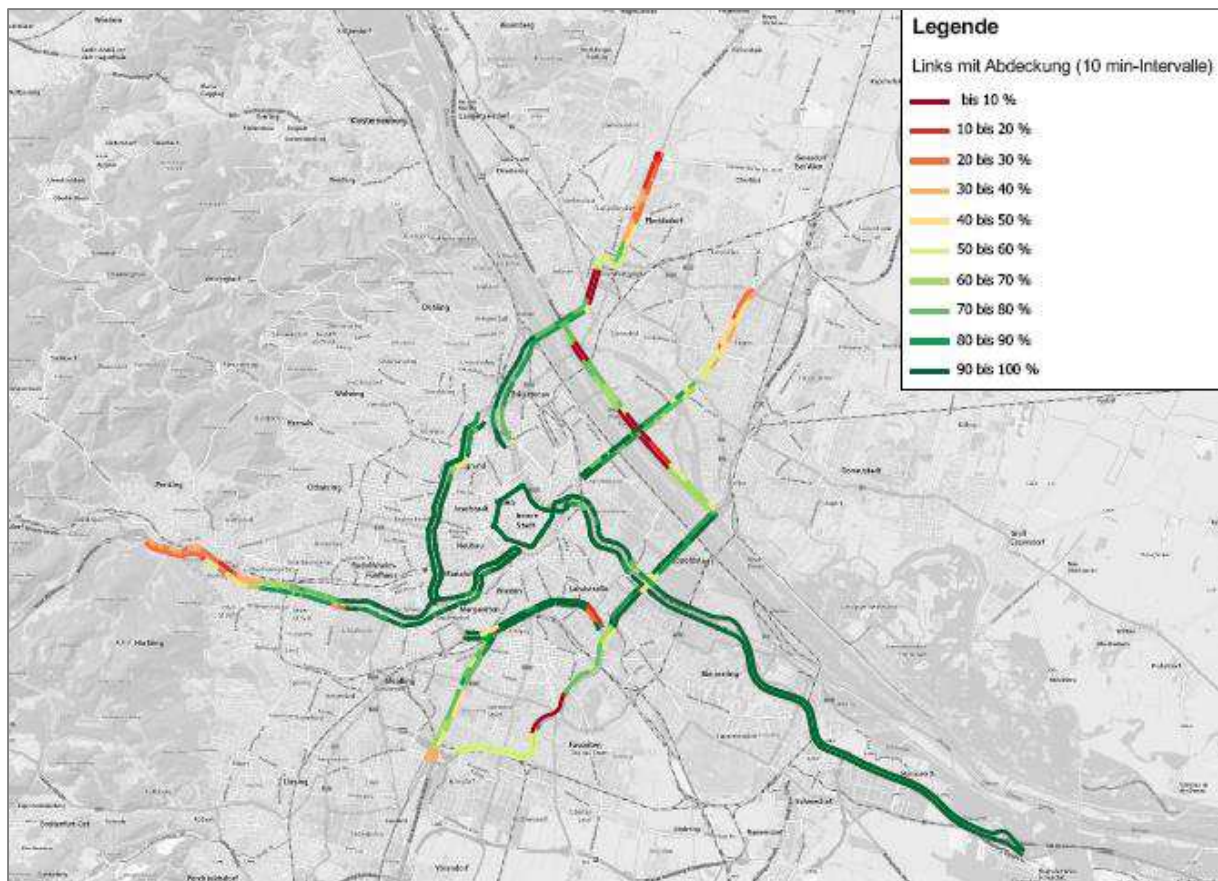


Abb. 13: FCD-Abdeckung auf ausgewählten Routen, aus dem Jahr 2016

Die Abdeckung verschiedener Routen ist in Abb. 14 als Abdeckung gegeben und die Frequenz der aufgezeichneten Messungen in Abb. als Heatmap dargestellt. Es zeigt sich, dass vor allem innerstädtisch die beste Abdeckung mittels Taxi-FCD gegeben ist. Außerdem ist die Strecke bis zum Flughafen die einzige stadtgrenzenüberschreitende Strecke, die eine höhere Abdeckung erhält.

Der Durchdringungsgrad liegt innerstädtisch je nach Strecke bei 1-2%, wobei dieser am Stadtrand deutlich unter 1% fällt, nur die Strecke von der Innenstadt zum Flughafen liegt in etwa bei ~ 4% Durchdringungsgrad.

Wie in Abb. 14 zu sehen, gibt es eine hohe Varianz im Durchdringungsgrad. Dieser ist abhängig von der Lage der Zählstelle. Während z.B. die Schönbrunner Straße, der Währinger Gürtel und die Gersthofstraße Durchdringungsgraden von in etwa 1.5% haben, so gibt es Zählstellen wie etwa die Wientalstraße oder Heiligenstädter Straße, wo der Durchdringungsgrad nicht einmal 0.5% erreicht. Die Zählstellen mit schlechterer Durchdringungsrate, so auch die Wientalstraße oder Heiligenstädter Straße, liegen eher an den Stadtgrenzen.

Vergleicht man zwei aufeinanderfolgende Wochen im November 2019, so zeigt sich, dass sich die Durchdringungsgraden ähnlich verhalten. Somit sind qualitativ ähnliche Aussagen über verschiedene Zeiträume zu erwarten, was für die Vergleichbarkeit der Aussagen wichtig ist.

### 3.1.1 Durchdringungsraten an ausgewählten Zählstellen

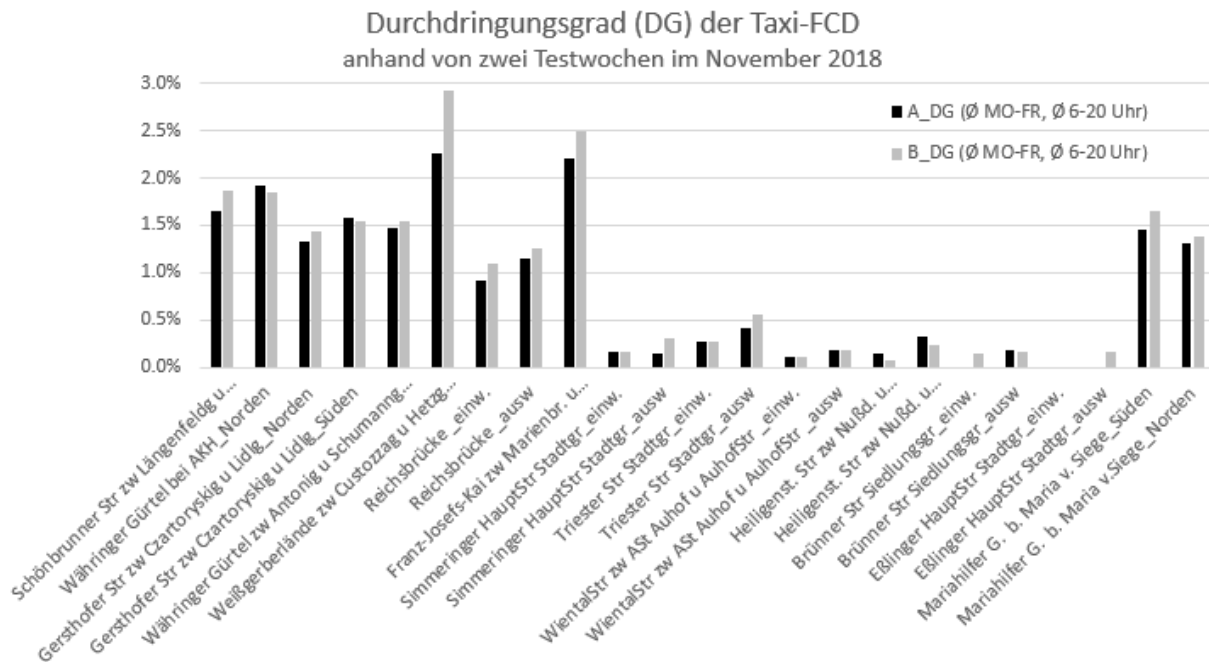


Abb. 14: Durchdringungsrate der Taxi-FCD an ausgewählten Zählstellen

### 3.1.2 Abgrenzung – Was können FCD nicht?

Durch die geringe Abdeckung an den Stadtgrenzen Wiens sind die Taxi-FCD-Daten nicht für die Analyse der Kordone geeignet. Aus den Taxi-FCD können in diesem Bereich weder Fahrtleistungen, noch die Verkehrslage geschätzt werden. Grundsätzlich können durch Taxi-FCD auch keine relevanten Quelle-Ziel-Beziehungen extrahiert werden, da Taxis keine repräsentative Stichprobe darstellen. Für andere Anwendungen wie z.B. Tourismus könnte eine solche Auswertung jedoch interessante Erkenntnisse liefern.

Generell sind Taxi-FCD geeignet, um den Verkehrszustand bzw. die Verkehrslage oder Geschwindigkeiten bzw. Reisezeiten über bestimmte Routen zu schätzen, insofern die Durchdringungsrate ausreichend groß ist. Dies ist vor allem im innerstädtischen Bereich eher gegeben.

**Fazit:** Generell fahren die Wiener Taxis sehr selten über die Wiener Stadtgrenze hinaus. Ausnahme ist der Kordon zum Wiener Flughafen. Auf Basis dieser Grundlagen ist ein möglicher bzw. sinnvoller Einsatz von Floating Car Daten im Bereich von Verlagerungseffekten in der Reisezeit bzw. bei Verkehrslageanalysen innerhalb von Wien, z.B. aufgrund der U-Bahn-Baustellen, anzudenken. Für eine typische Kordonanalyse sind FCD von Wien aufgrund der räumlichen Verteilung nicht geeignet.

### 3.2 WienMobil App (GPS + weitere Daten aus den Applikation)

WienMobil ist eine Smartphone Applikation, die Angebote unterschiedlicher Mobilitätsanbieter in einer einzigen App verknüpft. WienMobil ermöglicht sowohl ein Routing als auch die Buchung (Ticketing) unterschiedlicher Verkehrsmittel. Auch Mitgliedschaften bei Carsharing-Anbietern und Öffi-Tickets werden berücksichtigt. WienMobil berechnet Routen immer für alle Verkehrsmittel. Auch das Ticketing des genutzten Mobilitätspartners erfolgt direkt in der App.

Daten, die aus der App entstehen, werden von der **Upstream – next level mobility GmbH** (kurz Upstream) gespeichert und verarbeitet. Upstream besitzt folgende relevante Daten für Mobilitätserhebungen:

1. GPS-Daten (Tracks)
  - Daten der real durchgeführten Bewegungen
2. Location Requests (LocationLog)
  - Daten des Standorts beim Öffnen der App bzw. wenn gezoomed wird und bei der Suche nach Abfahrtszeiten für eine bestimmte Station. Ist kein Standort freigegeben, ist der Stephansplatz der Default Standort.
3. Routing Anfragen (JourneyLogs)
  - im App getätigte Routen-Abfrage von Quelle zu Ziel, inkl. abgefragtes Verkehrsmittel

**Verteilung der WienMobil GPS-Daten:** Anhand von zwei unterschiedlichen Tagen wurde geprüft, wie sich die Daten der WienMobil App räumlich verteilen. Diese Daten wurden von der Firma Upstream der TU Graz für diese Studie zur Verfügung gestellt. Dazu wurde der 1. Mai 2019 (Feiertag) sowie der 24.04.2019 (typischer Werktag) geprüft. Somit können auch Unterschiede im Datensatz zwischen verschiedenen Tagestypen analysiert werden.

Am 24. April nutzen 11.029 Active Clients die App. Es zeigt sich, dass die höchste Datensatzanzahl von LocationLogs geliefert wird.

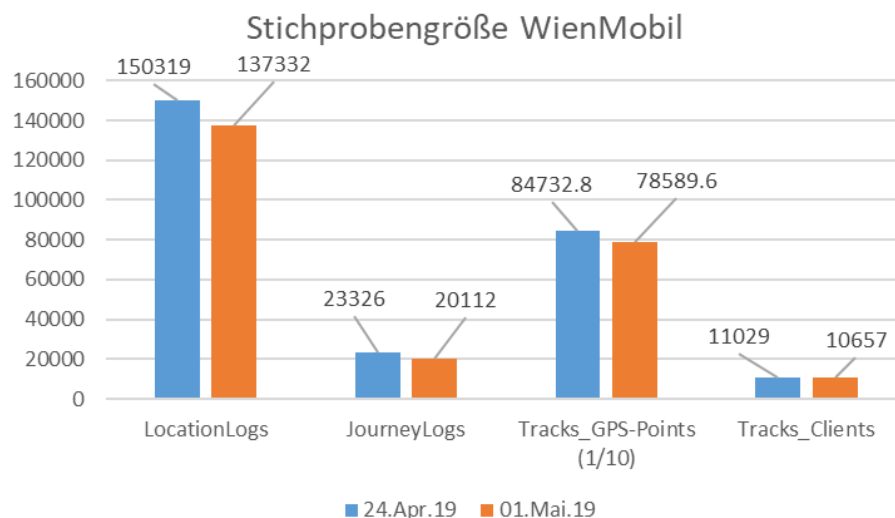


Abb. 15: Größen der verschiedenen Datensätze der Wien Mobil App



### 3.2.1 Location Requests / LocationLogs

Darunter werden alle Daten zusammengefasst, die etwas mit Standortabfragen zu tun haben. Das sind

- a) Kartendarstellung beim Öffnen des Apps (wenn Positionserfassung nicht zugelassen ist das der Stephansplatz default-mässig ausgewählt),
- b) wenn bei geöffneter App auf der Karte gezoomt wird,
- c) wenn ein Ziel gesucht wird.

Die Zielsuche ist ein Location Request und beim Suchen wird für jeden getippten Buchstaben der Request aufgezeichnet. Die getippten Buchstaben werden mitgeloggt.

- 1. Mai 2019 → 137.332 Location Logs
- 24. April 2019 → 150.319 Location Logs
  - davon befinden sich 7.153 (=4.76%) am Stephansplatz

Wie in Abb. 16 und Abb. 17 zu sehen ist, liegt der Großteil der Locations Logs zwar in Wien, jedoch streuen die Location Logs sehr weit. So wurden auch einige Logs beispielsweise in Paris, Berlin oder Hamburg erkannt.



Abb. 16: Location Logs in Europa

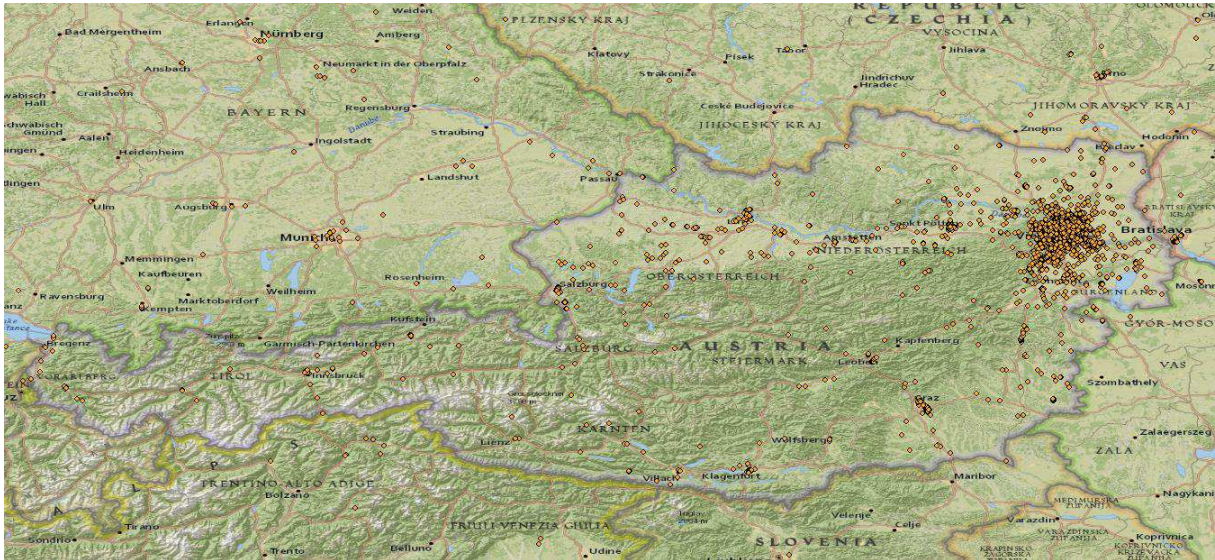


Abb. 17: Location Logs in Österreich (24. April 2019)

Werden die Anteile der Location Logs in Wien, Rest-Österreich und im Ausland analysiert, so zeigt sich, dass der Großteil aller Location Logs in Wien getätigt wird.

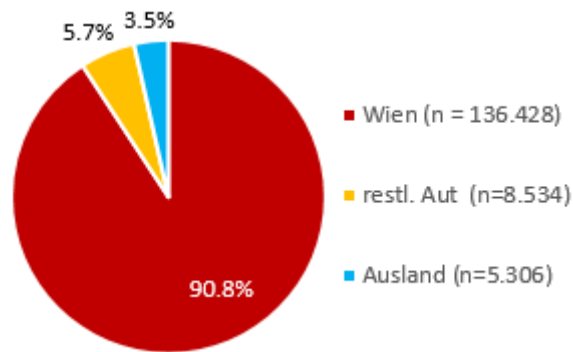


Abb.18: Anteile der Location Logs ( $n_{\text{reduziert}} = 150.268$ ) vom 24. April 2019

Durch die Analyse der Location Logs kann erkannt werden, wo die App hauptsächlich genutzt wird. Auch diese Analyse zeigt, dass die App-Nutzung hauptsächlich in Wien stattfindet.

**Fazit:** In wie weit sich solche Logs für verkehrliche Analysen eignen, ist nicht bekannt, auch da eine Verknüpfung mit den real getätigten Wegen aktuell nur mit einer Nachbearbeitung möglich ist. Die Location Logs sind somit keine Datenquelle, die für die Kordonenerhebung geeignet sind.



### 3.2.2 Routing Requests / JourneyLogs (Quelle/Ziel Abfragen)

Die Datei Journey Logs enthält eine eindeutige ID sowie die x und y Koordinate der Quelle und des Ziels. Außerdem wird ein Verkehrsmodus angegeben, der vom Benutzer in der App gewählt wurde. Zusätzlich werden noch Zeitstempel zum Request (at/for) und der Zeitstempel der Erzeugung angegeben.

Für die zwei spezifisch ausgewerteten Tage im April bzw. Mai wurde folgende Anzahl an Journey Logs verzeichnet

- 1. Mai 2019 → 20.112 Journey Logs
- 24. April 2019 → 23.362 Journey Logs

Bei den Routing Requests wird von, nach + gewählter Modi aufgezeichnet. Diese Daten sind eine Auswertung der Anfragen in der Wien-Mobil App. Wenn eine multimodale Option verwendet wird, wird das nicht im Detail erfasst, sondern zusammengefügt. Außerdem wird der Zeitpunkt mitgeloggt, wann die Abfrage passierte und für wann die Abfrage getätigt wurde. Die Quellen und Ziele der Abfragen verteilen sich verstärkt über Wien, es gibt weniger Abfragen außerhalb von Wien.

Der Anteil der abgefragten Quellen oder Ziele in Wien liegt über 90%, das heißt weniger als 10% der Quellen oder Ziele liegen außerhalb von Wien. Während sich die abgefragten, grenzüberschreitenden Wege sowohl am Feiertag als auch am Wochentag relativ ähnlich verhalten, so wurden am Feiertag mehr Wege außerhalb von Wien abgefragt, während am Wochentag mehr Wege innerhalb Wiens aufgezeichnet wurden.

In Abb. 19 sind die Routen Requests räumlich verteilt, wobei W für Wien und nW für nicht Wien, also außerhalb von Wien steht.

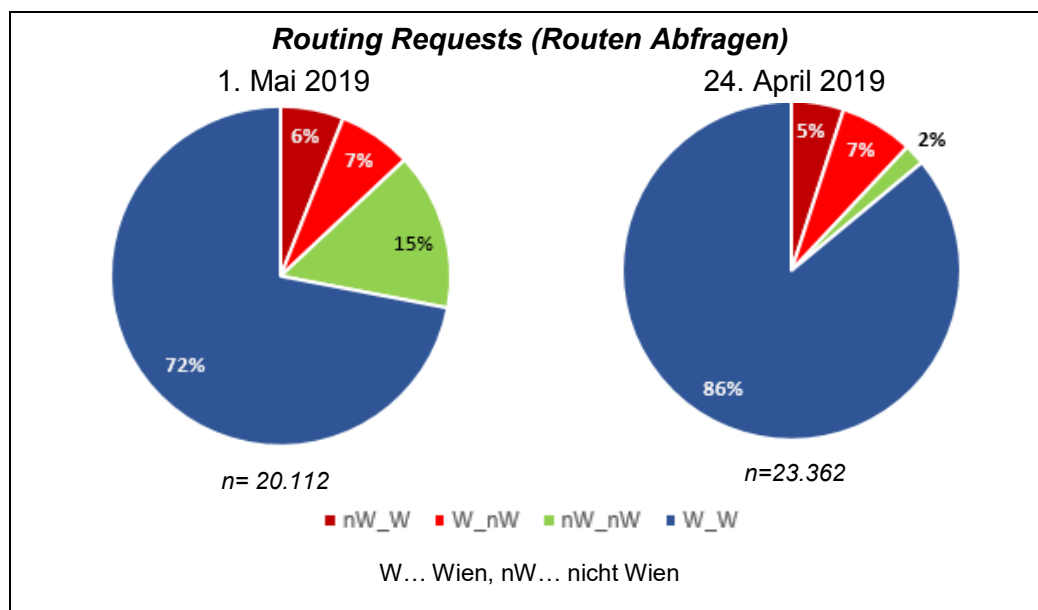
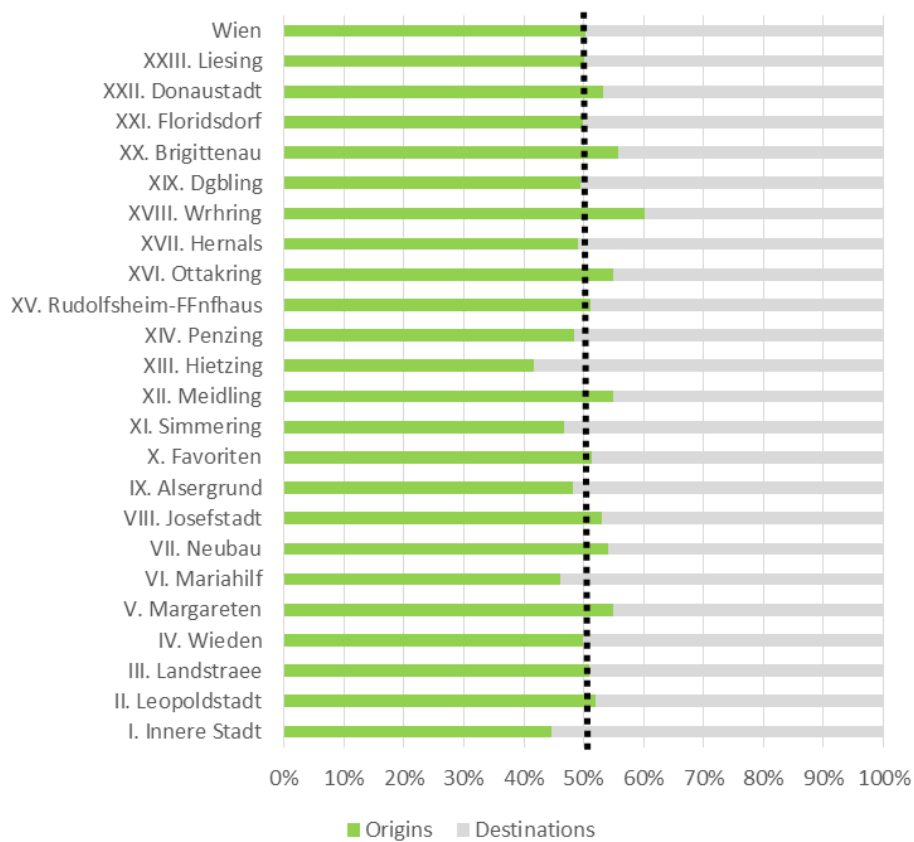


Abb. 19: Verteilung nach Quellen-Ziele-Beziehung der Routen-Abfragen

Außerdem wurde der Anteil an abgefragten Quellen bzw. Zielen in Wien analysiert. Es zeigt sich, dass sich Quellen und Ziele ähnlich verteilen. Die größten Abweichungen findet man im Bezirk Innere Stadt (44.5% Quellen (Origins)).



**Datensatz vom 1. Mai 2019**

Abb. 20: Aufteilung von Quelle (Origin) und Ziel (Destination) über die Wiener Bezirke

**Fazit:** Da die Routen Requests keine realen Fahrten sondern Routenabfragen darstellen, sind diese Daten für die Kordonenerhebung nicht direkt verwendbar, können jedoch für andere Fragestellungen einen Mehrwert bringen.

### 3.2.3 Tracks

Tracks zeichnen real genutzte Wege mittels GPS auf. Sobald ein 50 m Ausschlag in der GPS-Position erkannt wird, beginnt die Aufzeichnung automatisch. Je nach Betriebssystem arbeitet die GPS-Aufzeichnung unterschiedlich:

- IOS zeichnet alle 50 m einen Punkt auf.
- Android zeichnet ca. alle 2 Minuten einen Punkt auf.

Auch bei den Tracks zeigt sich, dass der typische Werktag eine höhere Datenmenge aufweist.

24. April 2019 (Werktag)

- 847.328 Datenpunkt
- 11.029 Clients

1. Mai 2019 (Feiertag)

- 785.896 Datenpunkte
- 10.647 Clients.

In den Tracks wird eine Accuracy (Genauigkeit) des Datenpunktes angegeben. Diese kommt nicht von Upstream selbst oder aus der Datenanalyse, sondern ist ein Wert, der vom Betriebssystem angegeben wird. Die Accuracy bezeichnet somit die geschätzte Abweichung bzw. Ungenauigkeit des Datenpunkts.

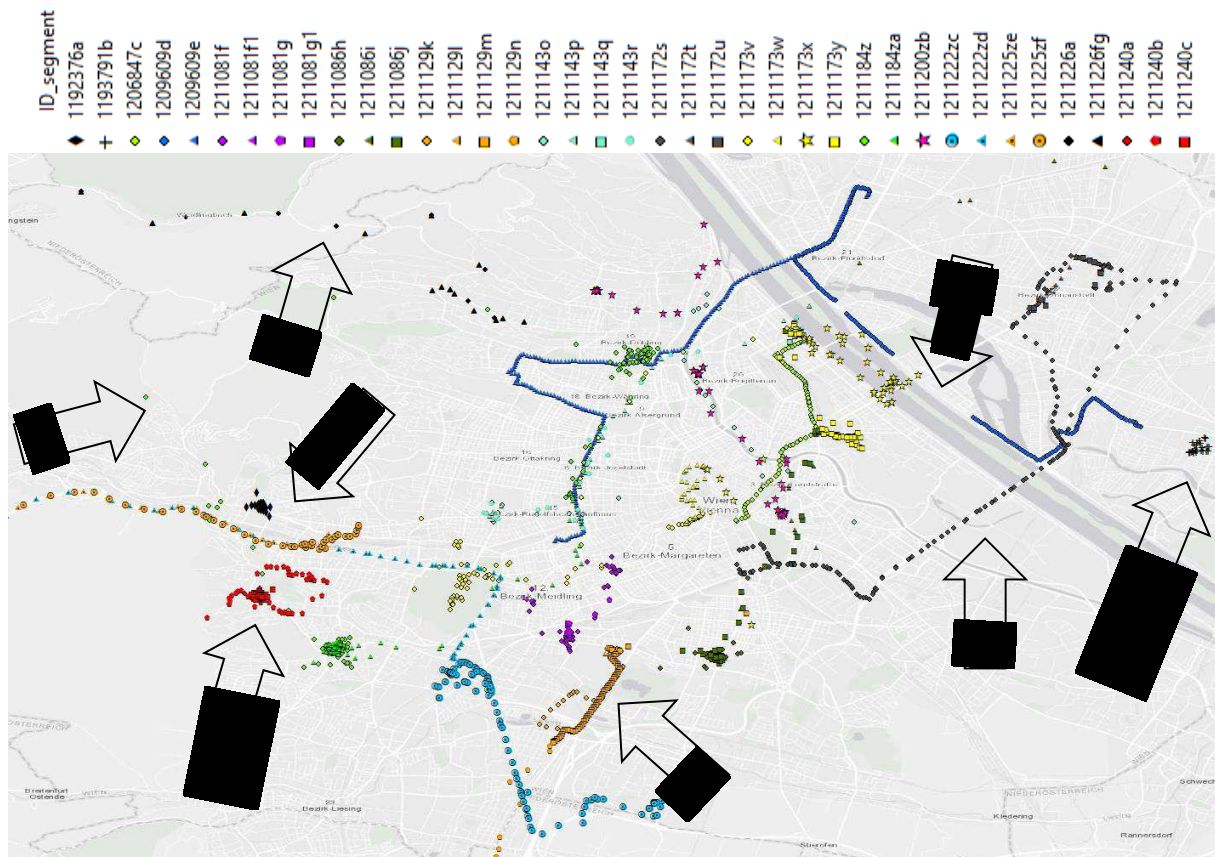


Abb. 21: Graphische Darstellung - Auszug aus den Rohdaten der Wien Mobil App

\*B... kein GPS-Empfang hier → auch in TomTom und Taxi-FCD Daten ersichtlich

### Auszug aus den Rohdaten plus Interpretation:

- A → Mehrere Etappen/Wege, Aufenthalt nicht erkennbar (sollte auch so sein)
- B → Mehrere Etappen/Wege, kein Aufenthalt erkennbar  
Datenlücken, da kein GPS Empfang im Kaisermühlentunnel
- C → Ein/e oder mehrere Etappen/Wege → geringe Datenpunktdichte
- D → Mehrere Etappen/Wege, auch ein Aufenthalt erkennbar?
- E → Möglicherweise gar kein echter Weg, sondern eher ein Aufenthalt?

Anhand des Auszuges aus den Rohdaten (siehe Abb. 211) ist erkennbar, dass Filteralgorithmen und Nachbearbeitungsschritte notwendig sind, um die Daten für verschiedene Verwendungszwecke vorzubereiten. Die sind Arbeitsschritte, an denen Upstream laufend arbeitet.

In Summe wurden beispielsweise am 1. Mai rund 32.450 Wege von 10.647 Personen aufgezeichnet. Als Zeitraum, welcher einen Weg von einer Aktivität unterscheidet, wurden in diesem Fall 15 Minuten gewählt. Somit wurden in etwa pro getrackter Person 3.05 Wege aufgezeichnet.

Ähnliche Ergebnisse zeigen sich am 24. April 2019, wohingegen etwas mehr grenzüberschreitende Wege festgestellt wurde, wobei dafür weniger Wege ausschließlich außerhalb Wiens stattgefunden haben.

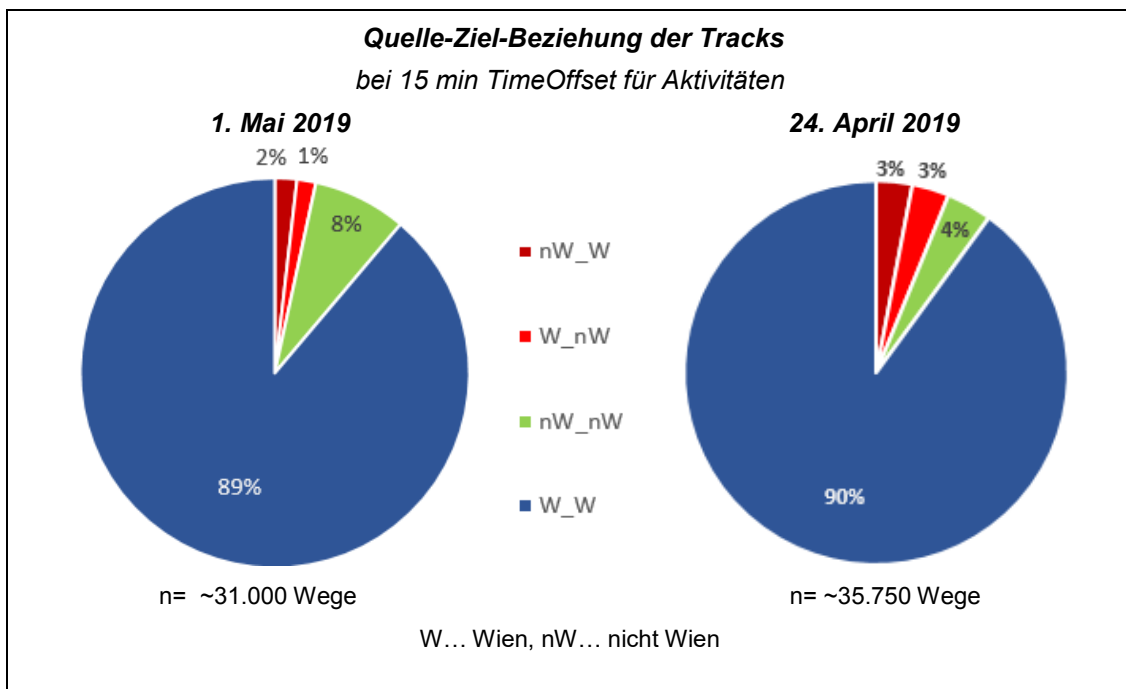


Abb.22: Quelle-Ziel-Beziehungen der Tracks (1. Mai 2019 (links), 24. April 2019 (rechts))

Wie zu erwarten war, gibt es am Werktag mehr (in etwa doppelt so viele) grenzüberschreitende Wege als am Feiertag. Dennoch sind es im Verhältnis mit 6% der Gesamtwegeanzahl immer noch sehr wenig Wege.

**Fazit:** Da die Gesamt-Stichprobe der Wien Mobil Track-Daten aktuell nur in etwa 0.58% beträgt und davon nur in etwa 6% grenzüberschreitende Wege sind, ist die Stichprobe für grenzüberschreitende Wege aktuell und in einem sofort zu umsetzenden Produktivsystem noch zu klein um zielführende Aussagen für eine Kordonenerhebung tätigen zu können. Für Fragestellungen innerhalb Wiens müssten die Daten im Detail geprüft werden, ob an den zu analysierenden Streckenstücken eine ausreichend große und zeitlich ausreichend verteilte Stichprobengröße vorliegt. Sie wäre z.B. für Reisezeitanalysen anhand der Durchdringungsrate zu überprüfen bzw. quantifizieren.

**Ausblick:** *Upstream arbeitet an einer signifikanten Erhöhung der Useranzahl, um deren Datengrundlage zu verbessern. Diese Informationen wurden den Studienautoren in den gemeinsamen Gesprächen dargelegt und auch auf Basis der Entwicklungs-Roadmap als nachvollziehbar eingestuft. Ebenso wird weiter an einer Verbesserung der akkuschonenden Umsetzung der App und im speziellen des Trackings gearbeitet. Weiters wird an der Integration der Library, welche für das Tracking verantwortlich ist, in andere Mobilität-Apps gearbeitet. Durch die Erweiterung der hinterlegten Daten wird somit zukünftig nicht nur die Stichprobengröße wachsen, sondern auch die Nutzergruppe erweitert, da aktuell eher ÖV-affine Personen Wien-Mobil nutzen. Upstream arbeitet laufend an der Verbesserung der*

*Daten, aber auch an der Vergrößerung und Heterogenisierung der Nutzergruppe. Zukünftig könnten diese Daten einen großen Mehrwert für verkehrliche Analysen bringen, da die verschiedenen Nutzergruppen Daten zu allen Verkehrsmitteln liefern.*

### **3.2.3.1 Datenspezifikation der GPS-Daten**

#### **x, y, Zeitstempel**

Die Daten werden anonym gesammelt – d.h. der Batch wird abgeschnitten und Lat/Long wird in den Nachkommernstellen gekürzt. Außerdem wird der Anfang und das Ende eines Tracks abgeschnitten (50 – 125 m randomisiert). Sobald man bei der App die Zustimmung getätigt hat wird immer aufgezeichnet, wenn die App im Hintergrund läuft und sobald ein Bewegungsausgang von 50 m erkennbar ist. D.h. es ist keine aktive App Nutzung notwendig. Bei Android läuft die App bis mehrere Tage im Hintergrund, bei IOS weniger lang.

### **3.3 TomTom – Daten (GPS)**

Die Daten des Anbieters TomTom sind GPS-Daten aus Navigationsgeräten. Diese Daten werden entweder für den „Live Traffic“ verwendet oder auch aus historischen Daten ergänzt. Werden live Daten erzeugt, so muss das Gerät eine SIM-Karte haben und es werden in real-time Werte aufgezeichnet. Außerdem werden historische Routen upgeloadet, sobald ein Nutzer zugestimmt hat, dass beim Update am Personal Computer (PC) dessen Routen gespeichert werden dürfen. FCD des Anbieters TomTom haben - bezogen auf die Fragen in der Leistungsbeschreibung – folgende Eigenschaften:

- Die FCD sind bereits aufbereitete Daten, die keine Rückschlüsse auf Fahrzeugtrajektorien zulassen.
- Die Stichprobengröße der erfassten Verkehrsmenge pro Streckenabschnitt liegt bei etwa 15%, wobei diese starke Varianz zeigen. So wurde z.B. für Wien und das ASFINAG Netz eine ähnliche Vorhersagegenauigkeit ermittelt, verglichen mit Wiener bzw. ASFINAG Zählstellen, während für z.B. niederösterreichische Zählstellen die Vorhersagegenauigkeit sinkt.
- Laut Herrn Hackner<sup>25</sup> (WIGeoGIS) lag die Genauigkeit vor einigen Jahren – welche mittels Regression ermittelt wurde - bei ASFINAG und Wiener Zählstellen bei 90%, wohingegen die Genauigkeit bei NÖ Zählstellen auf ca. 65% sinkt (höhere Varianz in der Stichprobengröße).
- Die Datenbeschaffung hängt von der Betrachtung ab – was ist das Ziel der Analyse?
- Die Kosten einer Abfrage sind i.d.R. kilometerabhängig.
- Die Daten enthalten keine Beschleunigungswerte, aber Geschwindigkeitsperzentile.
- Es ist möglich den Verkehrszustand über die Geschwindigkeit, den Geschwindigkeitsindex bzw. auch über die Reisezeit abzuleiten. Der Geschwindigkeitsindex setzt die tatsächliche Geschwindigkeit und die zulässige Geschwindigkeit in Bezug.

---

<sup>25</sup> Telefonat mit Herrn Hackner (WIGeoGIS) am 19.11.2019



Der Datenschutz wird EU-konform gewährleistet, so werden Quellen und Ziele leicht verzerrt (ca. 100 m), um nicht genau auf eine Person schließen zu können. Die Analysen, die TomTom im online Portal anbietet, basieren ausschließlich auf der Datenanalyse eigener GPS-Daten. Diese Daten werden nicht mit anderen Quellen zur Hochrechnung verknüpft, d.h. es findet ausschließlich eine Rohdatenanalyse und Ausgabe dieser Werte in aggregierter oder analysierter Form statt. TomTom bietet hier drei verschiedene Analyseschienen an:

- a. Traffic Stats
- b. O/D Analysis
- c. Route Monitoring

Diese wurden getestet und die Resultate werden nachfolgend graphisch und textlich dargestellt. Da mittels Testtool nur eine geringe Anzahl von Analysen kostenfrei zu testen war, konnten nicht beliebig viele Tests durchgeführt werden.

Floating-Car-Daten (FCD) des Anbieters TomTom enthalten räumlich aufgelöste Teilstrecken bis zu 200 Meter Länge für einen definierbaren Zeitraum.

Je nach Projekt und Ziel können unterschiedliche Daten notwendig werden:

- Räumlicher Umfang
  - Welche Straßenkategorien sind sinnvoll?
  - Functional Road Class, z.B. 0-3
  - Oder die städtischen Straßen, dazu Stadtstraßen (FRC 4 bis 6)
- Zeitliche Auflösung
  - Zeitliche Auflösung nach Wochentagen:
  - Z.B.: Daten für drei Verkehrstagesstypen des Jahres 2019
    - Montag bis Freitag
    - Samstag
    - Sonn- und Feiertag
  - Zeitliche Auflösung nach Tageszeiten: Die Daten je Stunde

Jede einzelne Abfrage wird verrechnet. Die Kosten hängen vom Analysegebiet oder Streckenzug sowie der Abfrageart ab. Im Tool kann ein Gebiet oder eine Route definiert werden. Danach werden ein oder mehrere Datumsbereiche ausgewählt. Für diese(n) Datumsbereich(e) werden 24 Zeitschritte definiert.

Die TomTom-Hits, welche für "Traffic Stats" angegeben werden, können näherungsweise für die Ableitung von Tagesganglinien der Verkehrsnachfrage und für die Ermittlung der Fahrleistungsanteile je Verkehrstagesstyp genutzt werden.

Um Leicht- und Schwerverkehr unterscheiden zu können, ist geplant, die Hits sowohl für „Private Cars“ (=Pkw) und „Fleet“ (alle Fahrzeuge) abzufragen.

**Fahrzeugart:** In den TomTom-Daten werden „Private Cars“ (=Pkw) und „Fleet“ (alle Fahrzeuge) unterschieden. Da der Verkehrszustand durch die schnelleren Fahrzeuge realistischer beschrieben wird, ist es sinnvoll die Auswertung von z.B. Geschwindigkeiten für Pkw durchzuführen.

### 3.3.1 Traffic Stats



Ein Report wird innerhalb von 24h fertig. Es können detaillierte userspezifische Abfragen generiert werden. Dabei werden Routen oder geographische Regionen ausgewertet. Die Analysen basieren auf dem kompletten Straßennetz.

Straßen können beispielsweise nach FOW Typ ausgewählt werden. Es werden Fahrzeuge je Zeitschritt und Straßensegment ausgegeben. Außerdem werden Geschwindigkeitsperzentile und Detektionen pro Segment angegeben.

Abfragen in den Traffic Stats beinhalten die folgenden Kennwerte:

- Die Anzahl der Messungen (Detektionen) für jeden abgefragten Zeitraum. Diese Werte werden als Hits bezeichnet.
- 20 Perzentile der Geschwindigkeiten in 5%-Schritten
- Freifahrtgeschwindigkeit
- Geschwindigkeitsbegrenzung lt. Straßennetz
- Statistische Kennwerte:
  - Harmonischer Durchschnitt der Geschwindigkeit
  - Standardabweichung der Geschwindigkeit
  - Standardabweichung der Reisezeit

#### Beispiele für Abfragen:

- Soll z.B. ein Tag stundenfein abgebildet werden, so wird der eine Tag als Datumsbereich ausgewählt und 24 Zeitschritte werden verwendet. So ergibt das den Tag inkl. einem Wert pro Stunde.
- Soll eine ganze Woche stundenfein abgebildet werden, wäre dies 7 Abfragen.
- Soll z.B. der monatliche Verkehr abgebildet werden, so könnten 2 Jahre als Datumsbereich ausgewählt werden. So wird ein Wert für jeden Monat ausgegeben.

#### Beispiele für Outputs:

- Messen der Stabilität und Verlässlichkeit des Verkehrs → Reisezeiten einer Route
- Geschwindigkeitsanalyse auf verschiedenen Straßensegmenten → Stau / Baustelleneffekte
- Reisezeit vor und nach Veränderungen des Netzes (z.B. Baustelle, Erweiterungen etc.)
- Einfluss von Wetter/Jahreszeit, Events, Unfällen, Stauereignissen etc.
- Identifizieren von Stau-Hot-Spots entlang von Routen
- Anzeigen der typischen Geschwindigkeiten in Perzentilen, Mittelwert oder Median

**Definition von Zeitschritten für Datumsbereichen:** Bei der Auswahl von Timesets ist es möglich aus einer Woche Zeiten auszuwählen. Diese dürfen nicht überlappen. Sollten wie in der mittleren Abbildung überlappende Zeitreihen notwendig sein, so müssen mehrere separate Reports (Abfragen) erstellt werden.

Also für Datumsbereich können z.B. Monate definiert werden. Sollen z.B. von den Monaten September, Oktober und November jeweils die Wochentage berechnet werden, so wird dies mit 3 Datumsbereichen und 7 Zeitbereichen eingestellt:

- |                                |                                 |
|--------------------------------|---------------------------------|
| Datumsbereich 1: 1.-30.09.2019 | Zeitbereich 1: Montag 0-24h     |
| Datumsbereich 2: 1.-31.10.2019 | Zeitbereich 2: Dienstag 0-24h   |
| Datumsbereich 3: 1.-30.11.2019 | Zeitbereich 3: Mittwoch 0-24h   |
|                                | Zeitbereich 4: Donnerstag 0-24h |
|                                | Zeitbereich 5: Freitag 0-24h    |
|                                | Zeitbereich 6: Samstag 0-24h    |
|                                | Zeitbereich 7: Sonntag 0-24h    |

Ein solches Beispiel für Zeitbereiche ist in Abb. 2 links dargestellt. Sollen zusätzlich auch noch die Spitzenstunden gemittelt über den Wochentag analysiert werden, so ist dies mittels eines neuen Reports durchzuführen, da sich überlappende Zeitbereiche im Analysetool (Abb. 2 mittig) nicht möglich sind. Es wäre somit eine neue Abfrage mit den drei Datumsbereichen und 2 neuen Zeitbereichen durchzuführen (Abb. 2 rechts).

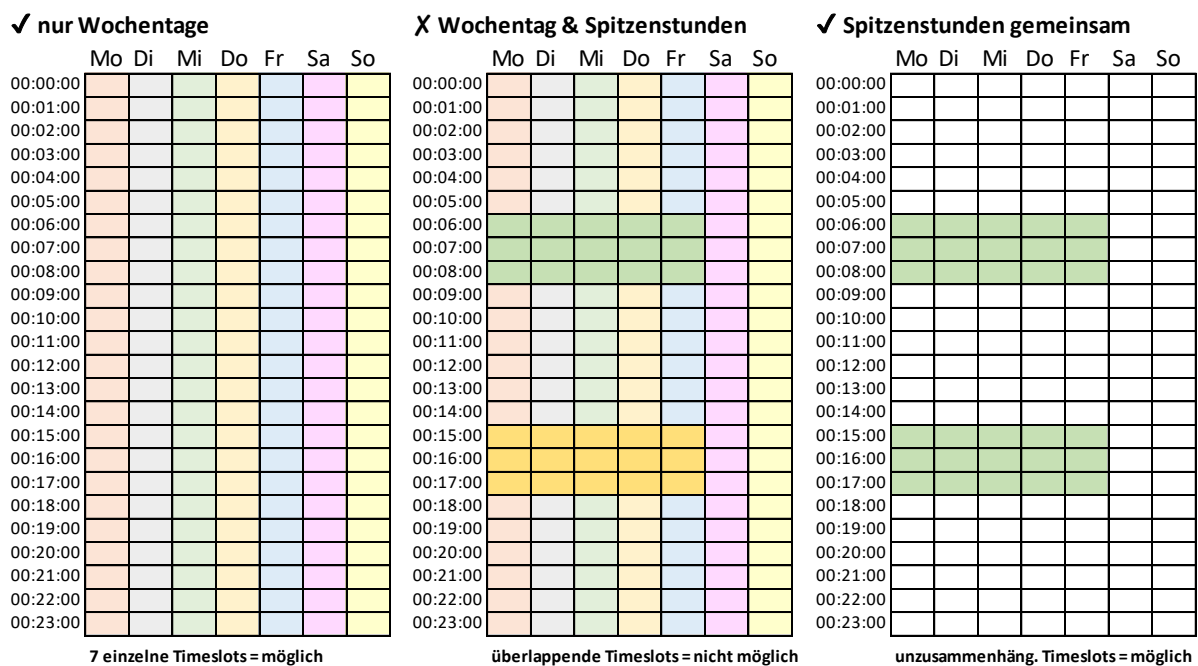


Abb. 23: Auswahl der Timeslots im TomTom Online Tool

Für jeden Datumsbereich und jeden Zeitbereich wird ein extra Datenbankfile ausgegeben. Für das obige Beispiel würden somit  $3 \times 7 + 3 \times 2$  Files (=48 Files) erstellt.

Die **Datenspezifikation** wird in einem Textfile definiert. Je gesetztem Zeitfenster und Zeitintervall wird ein eigenes dbf-File ausgegeben. Außerdem wird durch ein readme.txt ausgegeben, was im Output enthalten ist, welche Date Ranges (Datumsbereiche) und Timesets (Zeitbereiche) im File enthalten sind, welche Files erzeugt wurden und welche Kennwerte in den Files enthalten sind. Die Kennwerte des in den Traffic Stats ausgelesenen Files sind wie folgt definiert:

Tabelle 2: Spezifikation der durch TomTom-TrafficStats ausgegeben Kennwerte

d	Value used for linking the additional DBF files per time set to the Shapefile
AvgTt	The arithmetic average travel time for this time period (seconds)
MedTt	The arithmetic median travel time for this time period (seconds)
ratio	Average travel time of comparison set divided by base set
AvgSp	The arithmetic average speed for this time period (kph)
HavgSp	The harmonic average speed for this time period (kph)
MedSp	The median speed for this time period (kph)
SdSp	The standard deviation of the speed for this time period
Hits	The number of measurements used for calculation
P5sp	The 5th percentile speed, 5 percent of speeds are above this value (kph)
P10sp	The 10th percentile speed, 10 percent of speeds are above this value (kph)
P...sp	Percentile speeds are given in steps of 5 centiles.
P90sp	The 90th percentile speed, 90 percent of speeds are above this value (kph)
P95sp	The 95th percentile speed, 95 percent of speeds are above this value (kph)

### 3.3.1.1 Gebietsanalyse Wien + Umland

Wird ein Tag analysiert, so zeigt sich eine große Varianz bei den gezählten Fahrzeugen, die mit Detektionsgerät ausgestattet waren. Abb. 244 zeigt Detektionen vom 24. April 2019. In Rot sind höhere Werte, in Blau geringe Werte und in Grün als auch strichliert sind Werte dargestellt, die wohl unzureichend für die meisten verkehrlichen Analysen sind.

Es zeigt sich, dass hauptsächlich FRC 0, 1 höhere Mengen an Detektionen aufweisen. Ab FRC 2 sind teils nicht mehr durchgehend ausreichend Aufzeichnungen vorhanden. Hier sind die Strecken im Detail auf deren Detektionsrate zu prüfen.

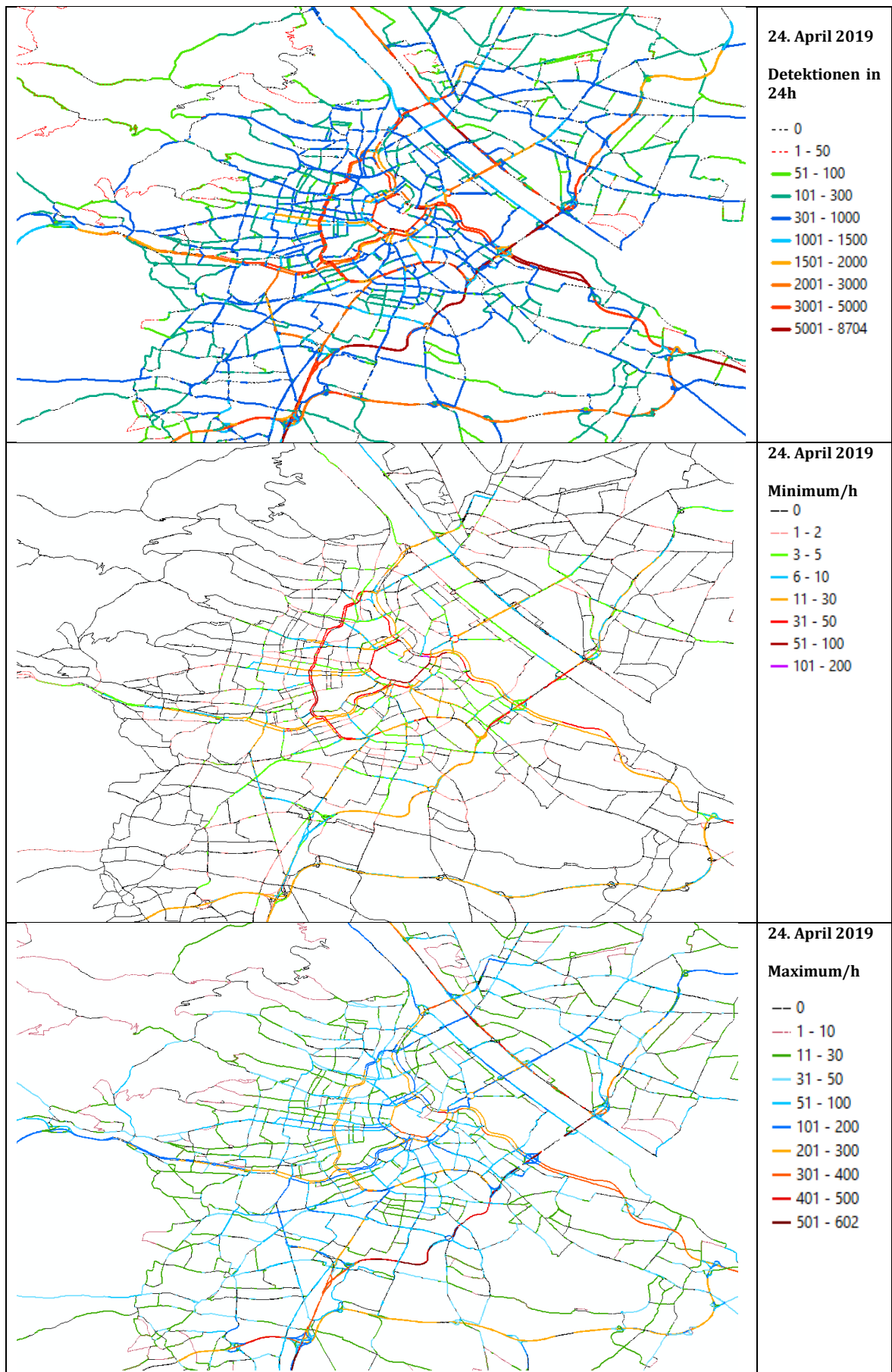


Abb. 24: Detektionen am 24. April 2019, Tageswert bzw. pro Stunde (Minimum und Maximum)

Straßen der FRC-Kategorien 0 bis 3 sind in Abb.25 dargestellt. Während in Wien noch teils Strecken mit FRC 3 und höher ausreichende Detektionen erreicht werden, so werden speziell an typischen lokalen Zubringerstraßen nach Wien (z.B. Höhenstraße) viel weniger Detektionen durch TomTom-Geräte erzielt.

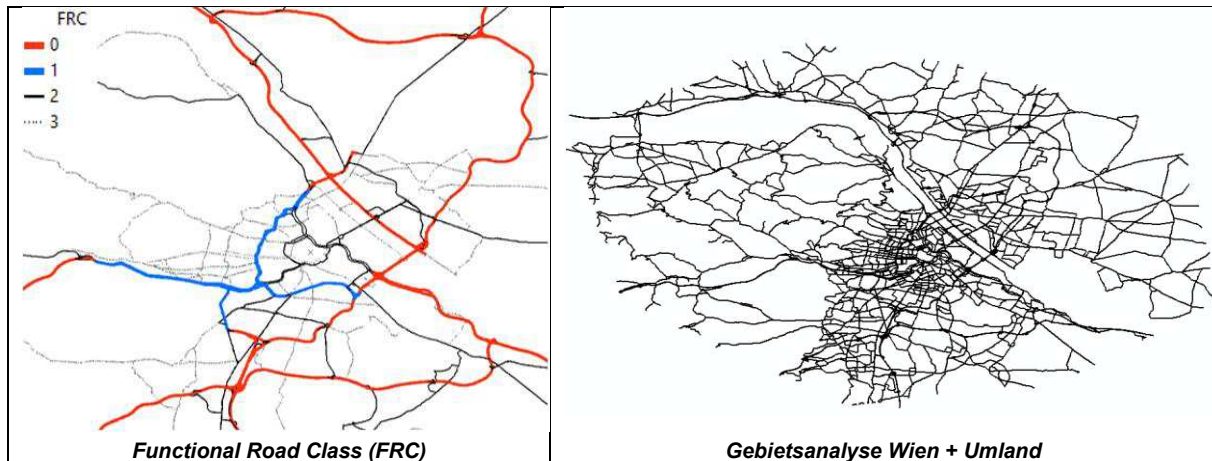


Abb.25: FRC 0, 1 und 2 und dessen Lage in Wien (links), sowie analysiertes Gebiet (rechts)

In Abb. 2 sind ausgewählte Querschnitte dargestellt, die nachfolgend in Bezug auf Verkehrsstärken analysiert wurden. Um Ganglinien bzw. Verkehrsstärken durch die Detektionsanzahl zu schätzen, benötigt es höhere Detektionsraten, als wenn durch Geschwindigkeiten Verkehrszustände abgebildet werden. Zur Analyse wurden neun Kordonstrecken ausgewählt und zum Vergleich zusätzlich zwei weitere innerhalb Wiens liegende stark befahrene Strecken. Die FRC Klassen sind unterschiedlich. So hat z.B. die Heiligenstädter Straße Kategorie FRC 2, während die Praterbrücke FRC 1 hat.

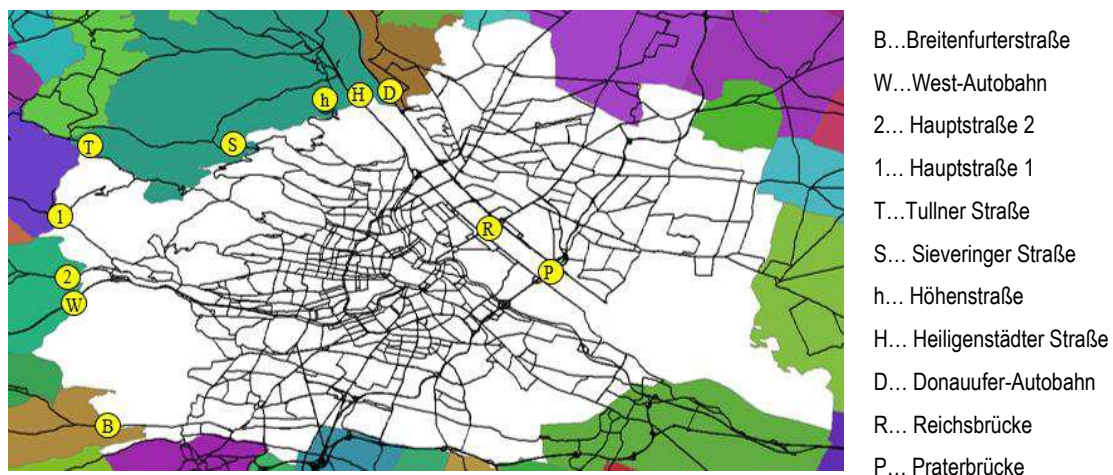


Abb. 26: Skizze – Zuordnung der ausgewählten Strecken der Testauswertung

Abb.277 und Abb. 28 zeigen Testauswertungen für ausgewählte Strecken. Es werden Ganglinien als Prozentanteile der Detektionen eines Tages, für den 24. April 2019, nach Stunden-Intervallen dargestellt. Speziell Straßen mit grundsätzlich geringerer Verkehrslast detektieren weniger TomTom-Fahrzeuge. Die Tullnerstraße (T), die Höhenstraße (h) und die Siveringer Straße (S) erzielten am 24. April weniger als 75 Fahrzeug-Detektionen am Tag. Somit kann für solche Strecken kaum eine Aussage zur Ganglinie getroffen werden.



Anders sieht es bei stark befahrenen Strecken aus, die i.d.R. auch richtungsgetreunt analysierbar sind. Straßen höherer FRC werden im TomTom-Analysetool nicht mehr je Fahrtrichtung getrennt angegeben. So können keine richtungsabhängigen Ganglinien erstellt werden.

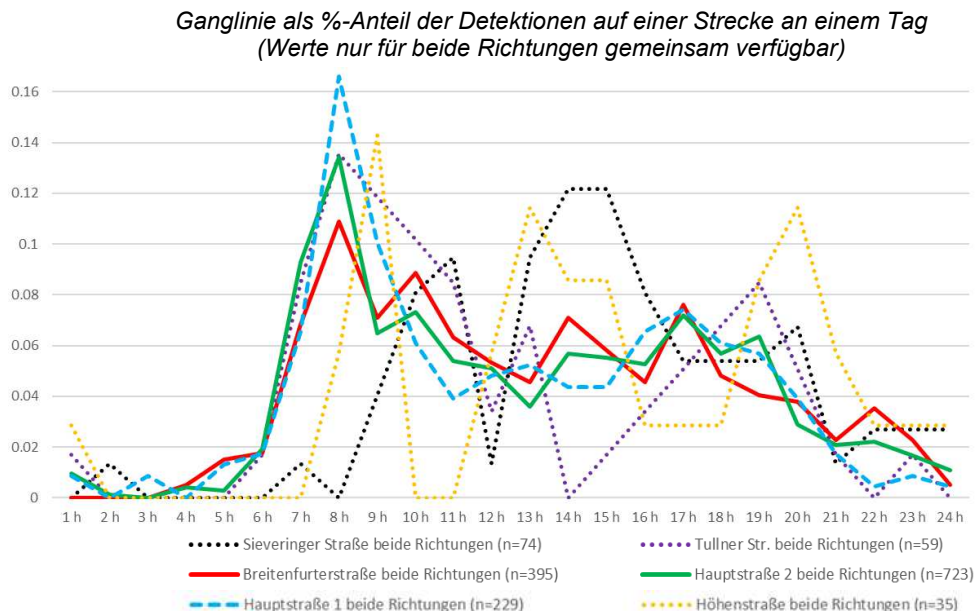


Abb.27: Testauswertungen für ausgewählte richtungsabhängige Strecken mit TomTom Daten zu Ganglinien für den 24. April 2019

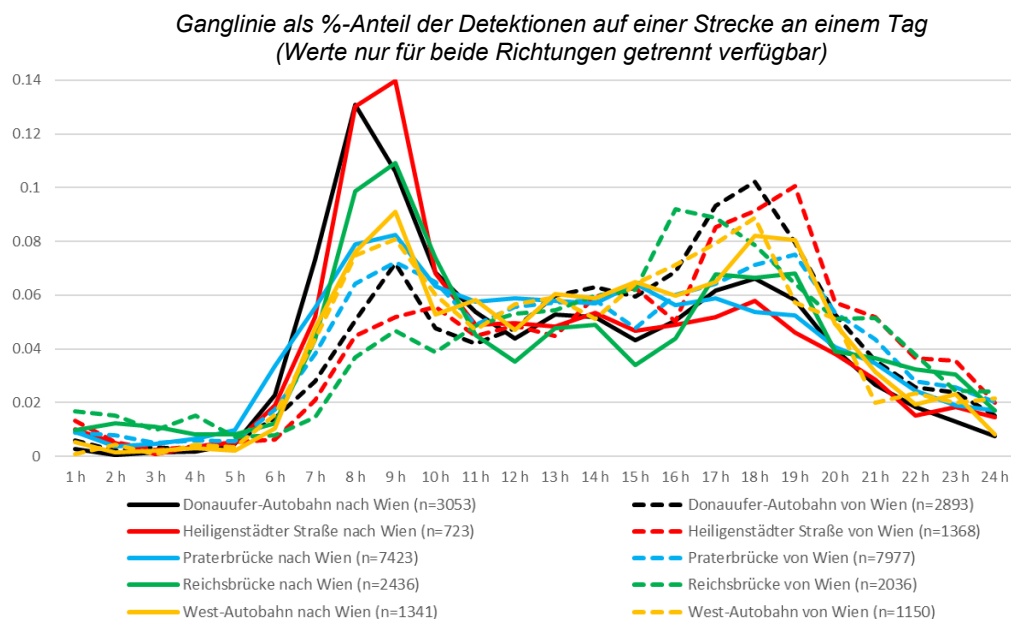


Abb. 28: Testauswertungen für ausgewählte Strecken ohne Richtungsabhängigkeit mit TomTom Daten zu Ganglinien für den 24. April 2019

Die Analysen zeigen, dass sinnvolle Tagesganglinien nicht für alle Straßen ermittelt werden können, insbesondere nicht für einen spezifischen Tag. Möglich wäre es, für Straßen mit geringeren Detektionen die Verkehrslage aus den Geschwindigkeitsprofilen und daraus die Verkehrsstärke zu schätzen. Die wäre auch bei einer geringeren Detektionsanzahl möglich. Auch bei TomTom-GPS gibt es Strecken im Netz, die während eines Tages gar nicht befahren

werden. Von 42933 Netzelementen (FRC 0 bis 5) betrifft das 5392 Strecken, das sind in etwa 12.5%, wobei hier auch teilweise sehr kurze Streckenstücke involviert sind, die aus dem davor und danach liegenden Streckenstück problemfrei interpoliert werden können.

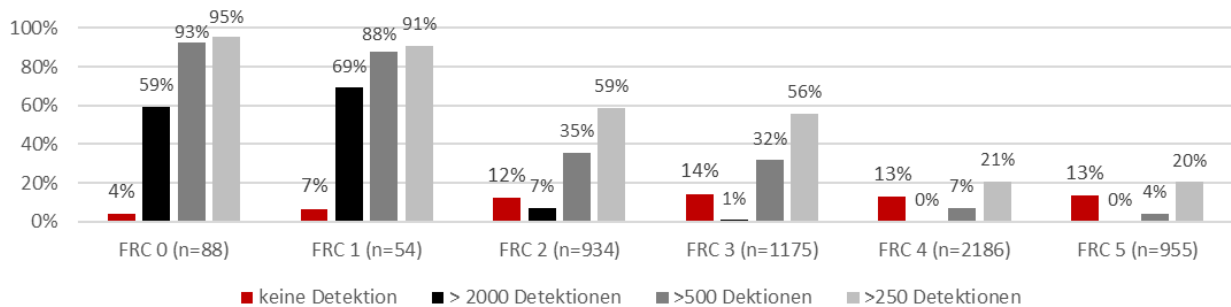


Abb. 29: Detektionen pro Tag pro FRC Kategorie und Streckenstück

Werden die verschiedenen FRC-Klassen analysiert (siehe Abb. und Abb. 30), so zeigt sich, dass auch schon während eines einzelnen Tages die Kategorie 0 und 1 sehr gut detektiert werden. Jedoch gibt es auch hier Strecken mit fehlender Detektion. Dies mag aufgrund von Daten- oder Verarbeitungsfehlern vorkommen, da Streckenstücke davor und danach sehr wohl Detektionen verzeichnet haben (interpolieren möglich).

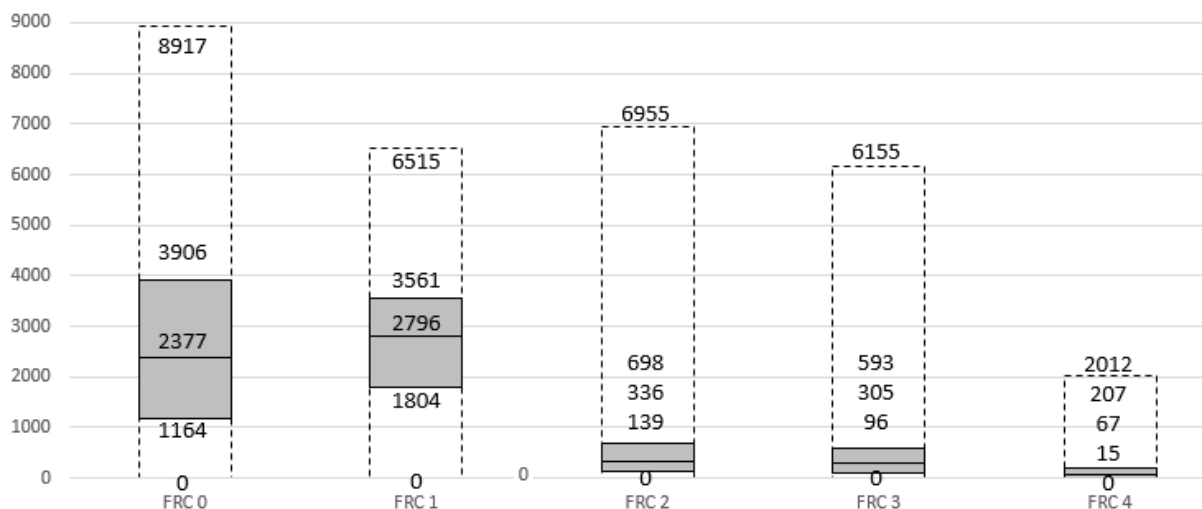


Abb. 30: Boxplot der verschiedenen FRC für die Anzahl der Detektionen (am 24.04.2019)

Anhand der Tages- oder Monatswerte zeigt sich, dass am Wochenende weniger Detektionen stattfinden. Im April 2019 wurden Sonntags die wenigsten Detektionen verzeichnet, wohingegen am Freitag am häufigsten TomTom-Detektionen stattfanden (siehe Abb. 31, links).

Werden die Detektionen einer Woche für ein Segment eines FRC gemittelt (siehe Abb. 31, rechts), so zeigt sich, dass die meisten Detektionen im hochrangigen Straßennetz (FRC 0 und FRC 1 stattfinden, während Detektionen ab FRC 4 kaum noch vorhanden sind. Wöchentlich werden somit im Schnitt an einer Strecke des FRC 0 in etwa 80.240 Detektionen ermittelt, während nur 4.033 Detektionen an einer Strecke des FRC 4 ermittelt werden. Generell



verhalten sich Strecken des FRC 4 ähnlich wie Strecken des FRC 5 was die Detektionsanzahl betrifft.

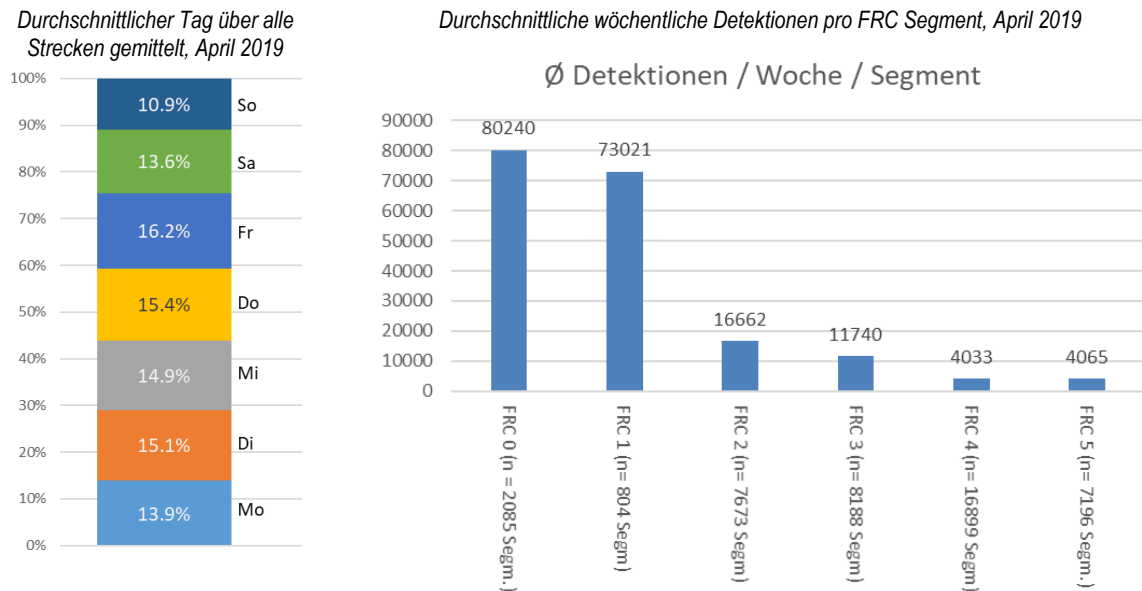
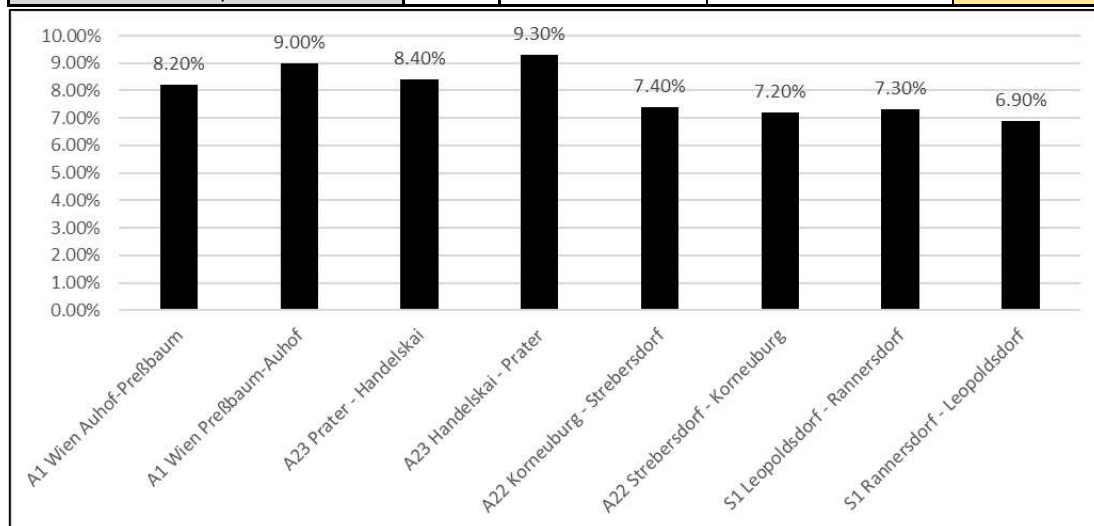


Abb. 31: TomTom Daten – Tagesanteile der Detektionen über alle Strecken gemittelt

Durch den Abgleich der detektierten Fahrzeuge (ohne LKW) mit den Monatswerten der Zählstellen (Pkw-Ähnlich) wurde festgestellt, dass sich auf den hochrangigen Straßen nahe Wien, also den Bundesstraßen A+S die Detektionsrate zwischen 6 und 10% befindet, diese unterliegt jedoch stärkeren tageszeitlichen Schwankungen. Stichprobenartig wurden dafür Monatswerte vom April 2018 untersucht. Diese sind in Tabelle 3 dargestellt.

Tabelle 3: Detektionsrate der TomTom-Daten für ausgewählte Zählstellen

Strecke	Netz-ID	Zählstelle (24h)	TomTom (Monat)	Anteil
A1 Wien Auhof-Preßbaum	41627	13450	32907	8.2%
A1 Wien Preßbaum-Auhof	41628	13969	37911	9.0%
A23 Prater - Handelskai	41054	94003	236384	8.4%
A23 Handelskai - Prater	39430	81016	225639	9.3%
A22 Korneuburg - Strebersdorf	31551	37017	82208	7.4%
A22 Strebersdorf - Korneuburg	41870	36093	78375	7.2%
S1 Leopoldsdorf - Rannersdorf	37433	34378	75116	7.3%
S1 Rannersdorf - Leopoldsdorf	12076	31149	64348	6.9%



### 3.3.1.2 Streckenanalyse

Statt einer Polygonauswahl, die alle Strecken gesetzter FRC in einem Gebiet auswählt, können auch Streckenzüge für die Analyse ausgewählt werden. Dies ist mit Setzen eines Start- und Endpunktes und beliebig vielen Zwischenzielen möglich.

Um einen Einblick zu bekommen wurden zwei Routen analysiert, es wird jedoch nur eine inklusive einiger Ergebnisse im Detail vorgestellt. Dafür wurde die Route von Tulbing bis Flughafen Wien/Schwechat ausgewählt (siehe Abb. 31).

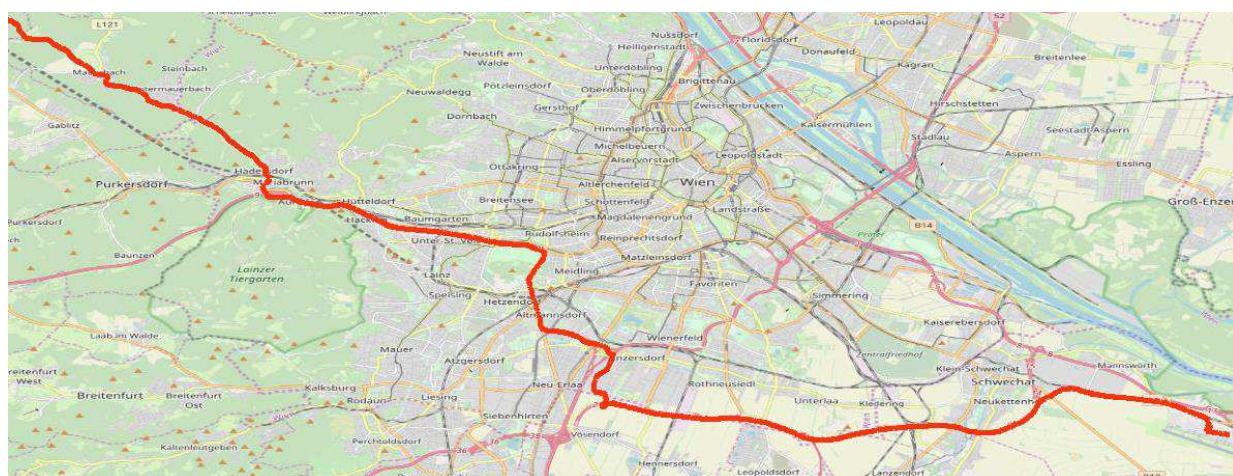


Abb. 31: TomTom Traffic Stats – Darstellung der Route 1 – von Tulbing bis Flughafen Wien

Wie in Abb. 32 für die Route Tulbing nach Flughafen Wien/Schwechat zu sehen ist, sind die Geschwindigkeiten auf dieser Route im Nachmittagsverkehr geringer. Zwischen 16 und 17 Uhr gibt es mehr Bereiche mit langsameren Geschwindigkeiten. Für jede Strecke aus der Route oder auch aus Strecken der flächigen Auswahl (Gebiet) können die Geschwindigkeiten für jedes einzelne Segment, wie beispielsweise in Abb. 33 für ein Streckenstück der Altmannsdorferstraße dargestellt, ausgegeben werden.

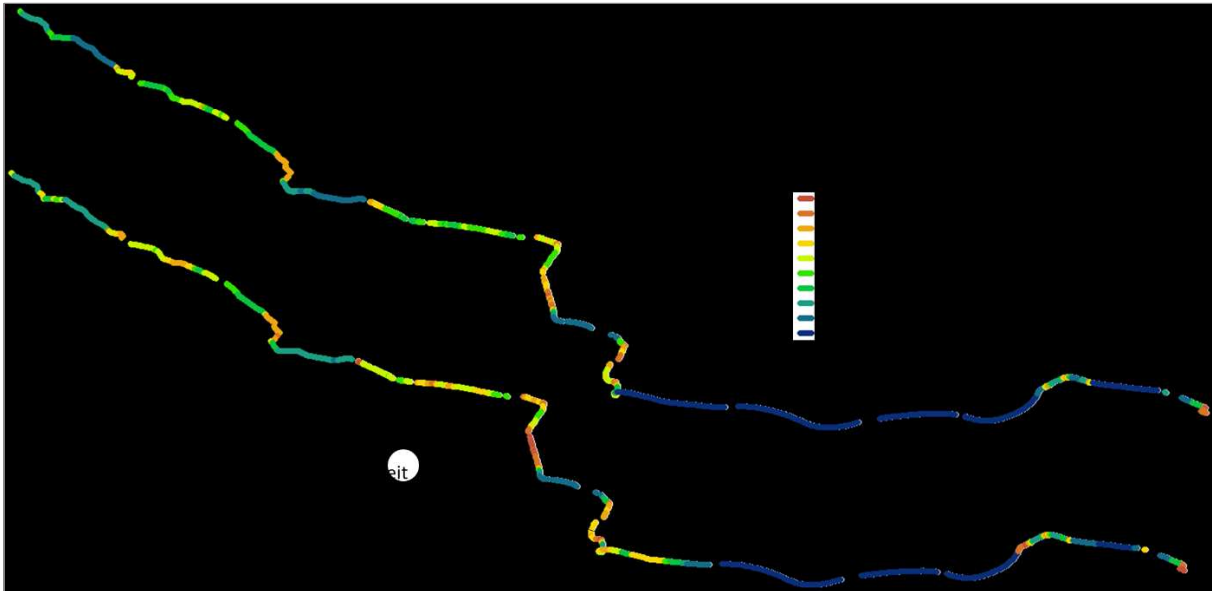
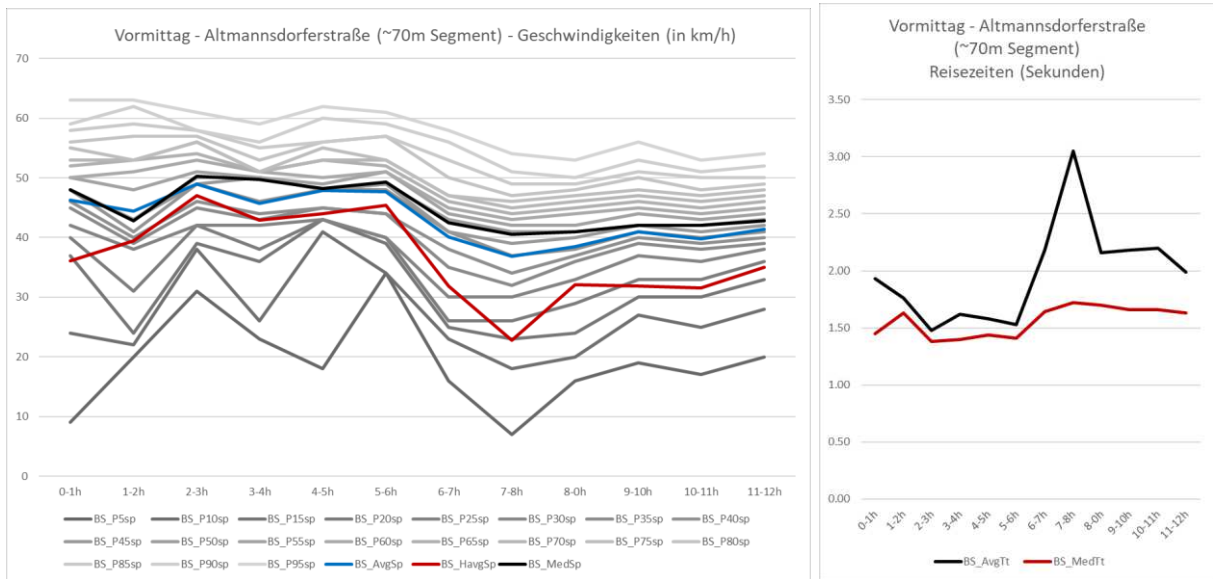


Abb. 32: TrafficStats – Darstellung des Medians der Geschwindigkeit f. Route 1, 24. April 2019

Auf dem Streckenstück der Altmannsdorferstraße (siehe Abb. 33) gibt es eine Morgenspitze zwischen 7 und 8 Uhr, was durch den Geschwindigkeitseinbruch bzw. im Anstieg der Reisezeit in dieser Stunde erkennbar ist. Diese Aussage ist nur dann richtig, wenn nicht durch andere Geschehnisse, wie z.B.: einen Unfall, Reisegeschwindigkeiten minimiert wurden. Analysen der Geschwindigkeit bzw. Reisezeit ermöglichen es, auf den Verkehrszustand, aber auch die Verkehrsbelastung zu schließen. Je schöner die Perzentile sind, desto mehr Daten liegen vor, somit kann auch die Streuung vor 5 Uhr erklärt werden, da hier weniger Detektionen vorlagen. Generell sind die Auswertungsmöglichkeiten die gleichen, egal ob eine Strecke oder ein Gebiet gewählt wird. Um die Analysekosten gering zu halten, ist es auch möglich nur relevante Strecken auszuwählen und zu analysieren.



### 3.3.2 Route Monitoring



Hier werden Daten von TomTom live traffic verwendet. Das Tool bietet ein einfaches Interface, eine flexible Integration einer API in existierenden Anwendungen. Zusätzlich ist keine Straßeninfrastruktur nötig. Für den Endnutzer gibt es beispielsweise folgende Benefits:

- Monitoring von Verkehrsbedingungen, z.B. Reisezeiten, Zeitverlust, Flusdaten in Echtzeit bzw. 5 Minuten-Intervallen



Abb. 34: Auszug aus dem Product-Sheet des Route Monitorings

Um das Route Monitoring zu testen, wurde eine Route gewählt, die städtische aber auch ländlichere Gebiete inkludiert. Das Ergebnis zeigt die Routenlänge inklusive des ermittelten Verkehrsflusses sowie einem Vertrauensniveau und wird minütlich im online-Tool aktualisiert. Eine Auspielung der Daten (außer der Route selbst) war im Testversuch nicht möglich.

Bei der gewählten Route von Tübingen nach Flughafen Wien/Schwechat ergab sich am 18.12.2019 um 13:21 folgendes Bild. Es ist eine Verzögerung von 10 Minuten zu erwarten. Den hinterlegten Daten ist zu 88% zu vertrauen, wobei das Vertrauensniveau schwankt (siehe Abb. 37).



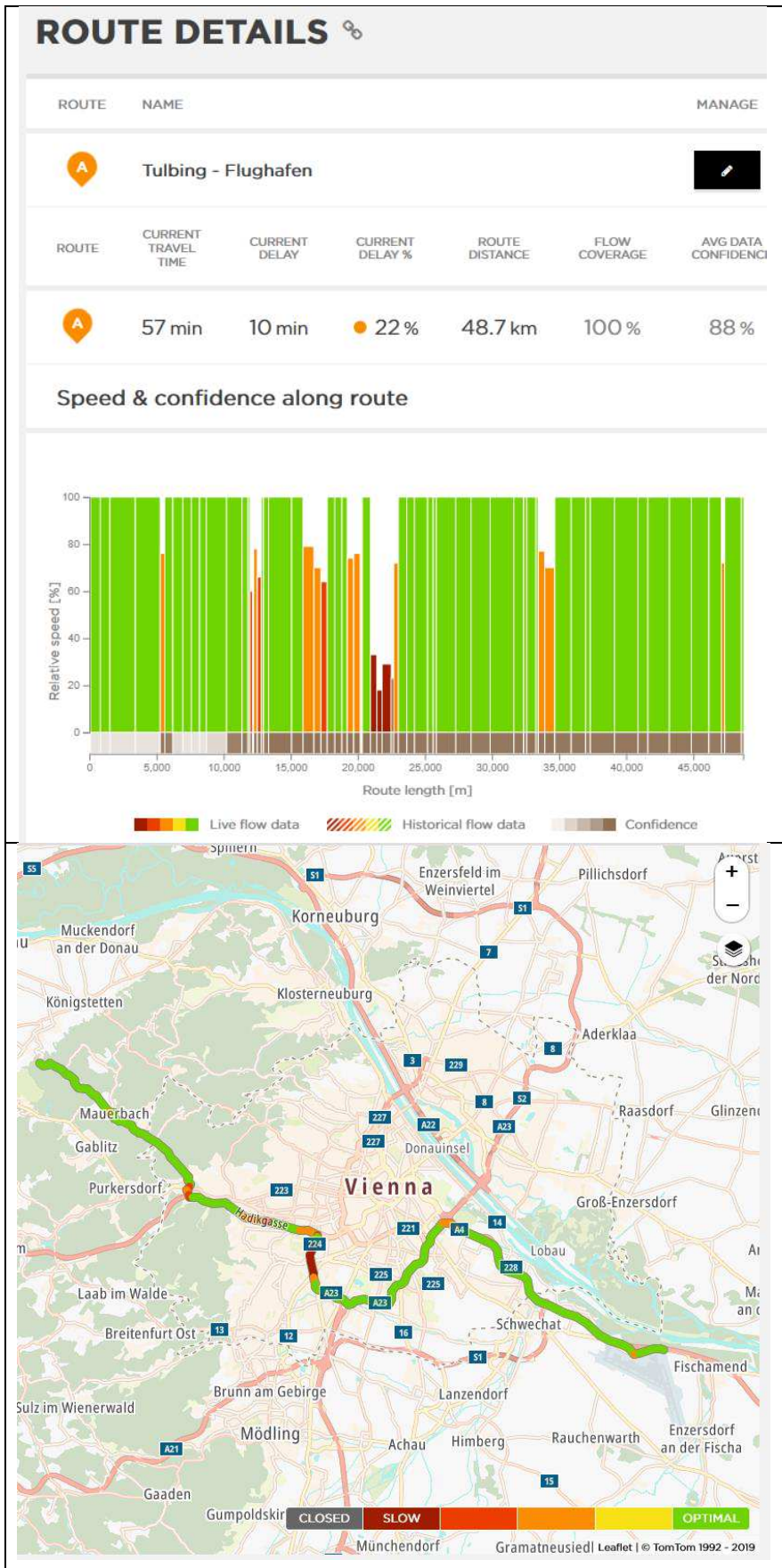


Abb. 35: Routendetails der Route von Tulbing nach Flughafen Wien/Schwechat (TomTom Live), Darstellung als relative Geschwindigkeiten (18.12.2019 – 13:21 Uhr)

Beim Klicken auf die verschiedenen Segmente (gewähltes Segment weiß unterlegt) werden folgende Daten angezeigt (siehe Abb. 36).

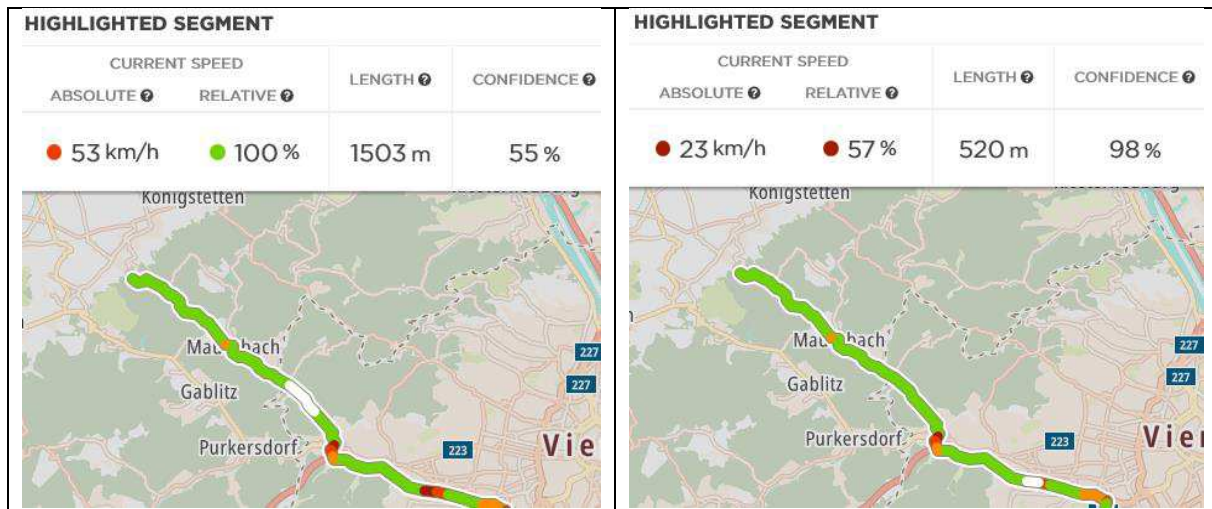


Abb. 36: Routen Details einer Route – inklusive Streckeninformation

Length:

- Dieser Wert gibt die Länge des selektierten Elementes wieder.

Confidence:

- Das Vertrauensniveau basiert auf der Aktualität und Anzahl der TomTom Verkehrsflussdaten, also der detektieren Fahrzeuge.

Current Speed:

- Relative:
  - Der Wert gibt die aktuelle Geschwindigkeit an, verglichen mit der Geschwindigkeit bei freiem Verkehrsfluss.
- Absolute:
  - Gibt den aktuellen Wert der Geschwindigkeit an, dieser Wert wird jede Minute aktualisiert und basiert auf den TomTom Verkehrsflussdaten.

Wie erwartet, sinkt das Vertrauensniveau im niederrangigen Netz auf ein geringeres Niveau (vgl. Abb. 36 links und rechts). Während Vertrauensniveaus innerhalb von Wien von > 95% angegeben werden, so liegt das Vertrauensniveau rund um Mauerbach nur bei rund 50% (siehe auch Abb. 35, oben → confidence).

Zusätzlich wurde die Strecke vom Gewerbepark Kagran (Breitenleer Straße) durch Wien bis nach Gänserndorf getestet. Diese wurde am 18.12.2019 um 13:45 Uhr mit 89% Confidence angegeben, während Werte zwischen Königstetten und Wien von 50% bis 93% schwanken.

In Abb. 37 sind nicht die relativen Geschwindigkeiten (wie in Abb. 36) angegeben, sondern die absoluten. Diese müssten nun noch mit der Geschwindigkeit bei freiem Verkehrsfluss abgeglichen werden, um gute Aussagen tätigen zu können. Zusätzlich zeigt sich, dass im Kaisermühlentunnel Werte angegeben werden, obwohl hier Navigationsgeräte keinen Empfang haben.

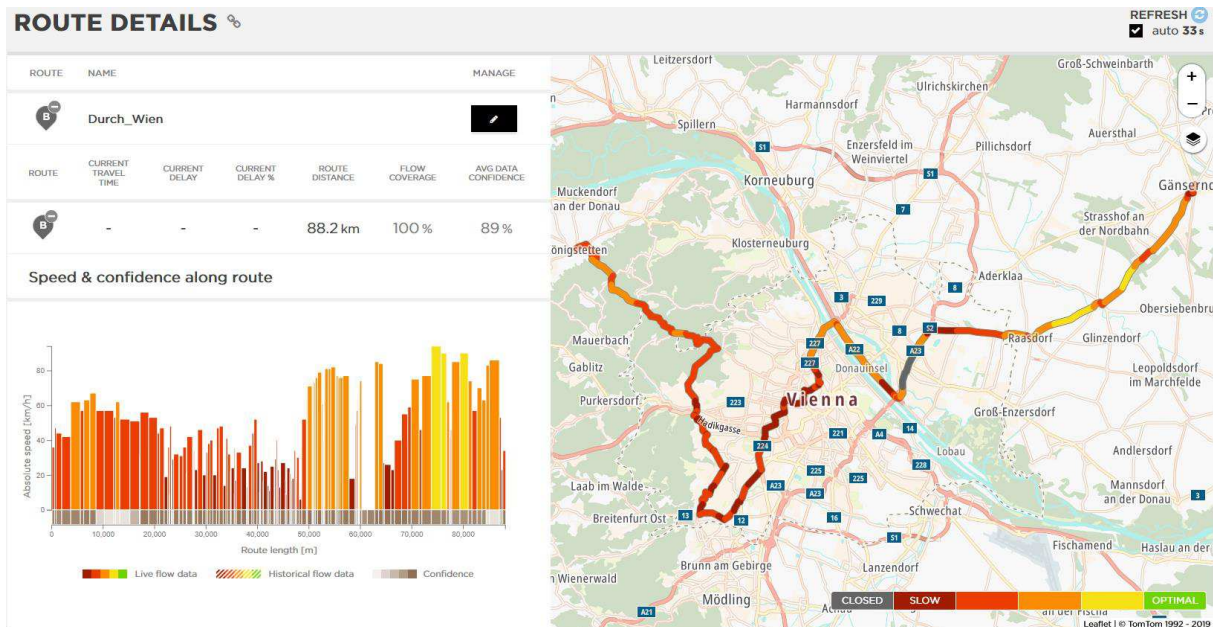


Abb. 37: Routen Details, Darstellung einer Route in absoluter Geschwindigkeit (18.12.2019 13:45)

Das Auspielen der Daten zu Geschwindigkeitsperzentilen oder das Auspielen sonstiger Daten war uns in diesem Tool nicht möglich. Die Route selbst konnte jedoch exportiert werden. Es scheint, als wäre hier ein live-Monitoring das Analyseziel.

**Fazit:** Da es sich hier um ein Live-Monitoring handelt, ist dieses Tool weder für die Kordonanalyse sinnvoll, noch für Veränderungen innerhalb Wiens. Sollten Live-Überwachungen interessant sein, so können hier Streckenstücke oder Routen in Minutenschritten live überwacht werden. Da ein Vertrauensniveau angegeben wird, ist durch das Live-Monitoring ein guter Überblick über die Verkehrslage gegeben.



### 3.3.3 O/D-Analysen



Hier werden der Start und das Ende der GPS-Tracks zu Quelle-Ziel-Beziehungen zusammengefasst. Dieses wird einer Fläche bzw. Zelle (z.B. definiert durch ein Shapefile, Raster, Polygone etc.) zugeordnet und anschließend werden die Beziehungen von Zelle zu Zelle ausgewertet.

Quelle/Ziel Analysen können, wie nachfolgend abgebildet, unterschiedlich dargestellt werden. Analysen sind unterschiedlich teuer je nach Output. So ist es z.B. möglich die Analyse nur für eine Zelle durchzuführen. Die Frage „Woher kommen die TomTom-GPS-Tracks die ihr Ziel in diesem Gebiet haben?“ könnte somit beantwortet werden. Es kann aber auch eine gesamte Matrix erstellt werden, die die Beziehungen von allen Arealen zueinander ausgibt.

Wichtig ist hierbei, dass ausschließlich die TomTom-Navi Nutzer ausgegeben werden. Es wird keine Hochrechnung auf die Gesamtbevölkerung oder ähnliches durchgeführt.

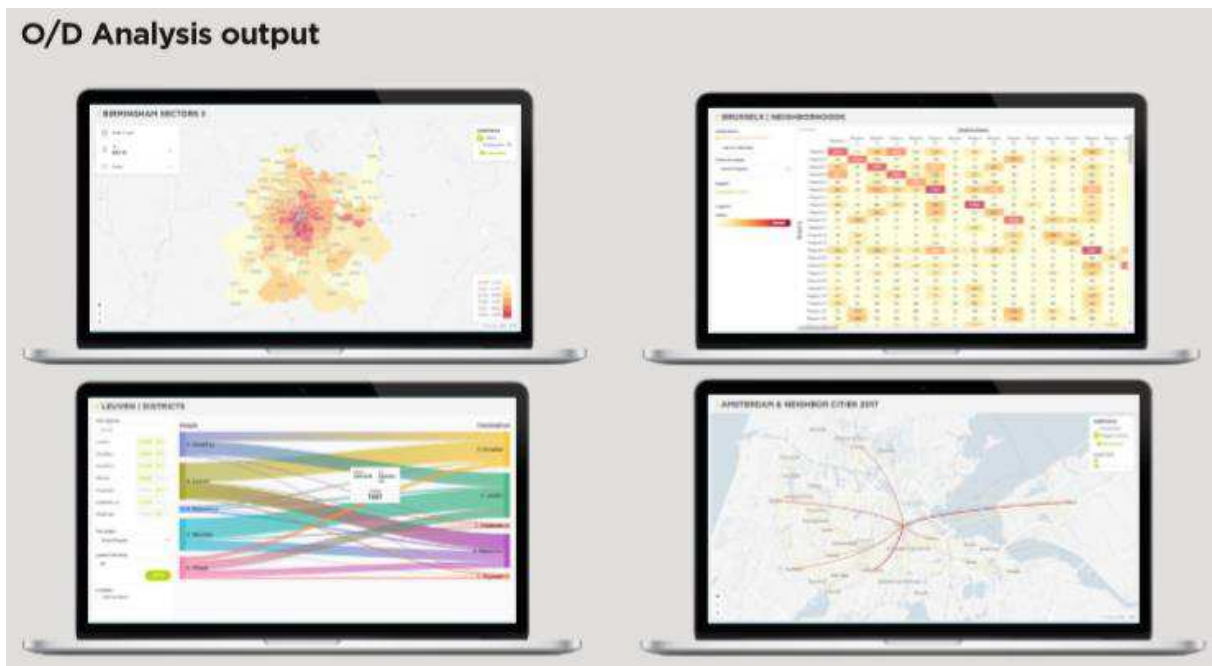


Abb. 38: Auszug aus dem Product-Sheet der O/D-Analysen

Im Product-Sheet werden folgende Einsatzgebiete angegeben:

- Geomarketing Projekte
- Tourismus Studien
- Stadtplanung
- Smart City Programme

Nachfolgend sind einige Auswertungen dargestellt.

Zuerst wurde versucht, die Quell- und Zielverkehre zu validieren. Die Berücksichtigung der Pendlermatrix wurde verworfen, da TomTom-Daten ausschließlich den Pkw-Verkehr berücksichtigen und auch nicht nur Pendlerwege. Deshalb wurden die Verkehrsarten in einem zweiten Schritt mit Daten aus Österreich Unterwegs 2013/14 verglichen. Auf Basis dieser Vergleichsanalyse würde sich folgende Interpretation ableiten lassen: Binnenwege sind in Wien unterrepräsentiert, während Binnenwege in den Wiener Bezirken überrepräsentiert sind. Eine valide Aussage kann aber nur mit einer größeren Stichprobe gemacht werden.

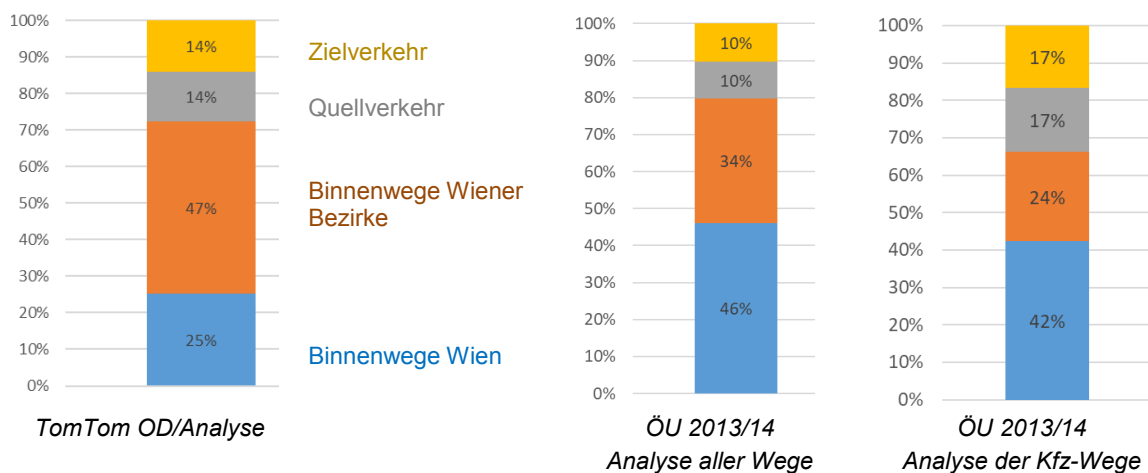


Abb. 39: Anteile je nach Verkehrstyp für Wien, TomTom MOVE und ÖU 2013/14

Folgende Wege wurden mittels TomTom-Daten detektiert bzw. in Österreich Unterwegs 2013/14 Daten ausgewertet (siehe Abb. 39).

- So wurden 47% aller Wege von TomTom als Wege innerhalb eines Wiener Bezirkes definiert. (= Binnenwege Wiener Bezirke).
  - Ein solcher Weg wäre beispielsweise ein Weg, der im 1. Bezirk startet und im 1. Bezirk endet.
- 25% aller Wege sind Binnenwege in Wien.
  - Ein solcher Weg würde z.B. im 1. Bezirk beginnen und im 22. Bezirk enden.
- Nur je 14% der Wege waren Zielverkehr (Start außerhalb von Wien, Ende in Wien) und Quellverkehr (Start in Wien, Ende außerhalb von Wien).

In Abb. 40 ist das TomTom User Interface für O/D Analysen gegeben. Wie in der Abbildung ersichtlich wird wieder zwischen Datumsbereichen (Date Ranges) und Zeitbereichen (Time Parameters) unterschieden.

Des Weiteren sind verschiedene Auswertungen mit dem TomTom Move – O/D-Analysis Tool möglich. Diese sind folgende:

- Map Flows
- Matrix
- Sankey Diagram
- Spatial Sankey
- Flows Explorer

Die verschiedenen Auswertungsmöglichkeiten werden nachfolgend für Beispielauswertungen dargestellt.

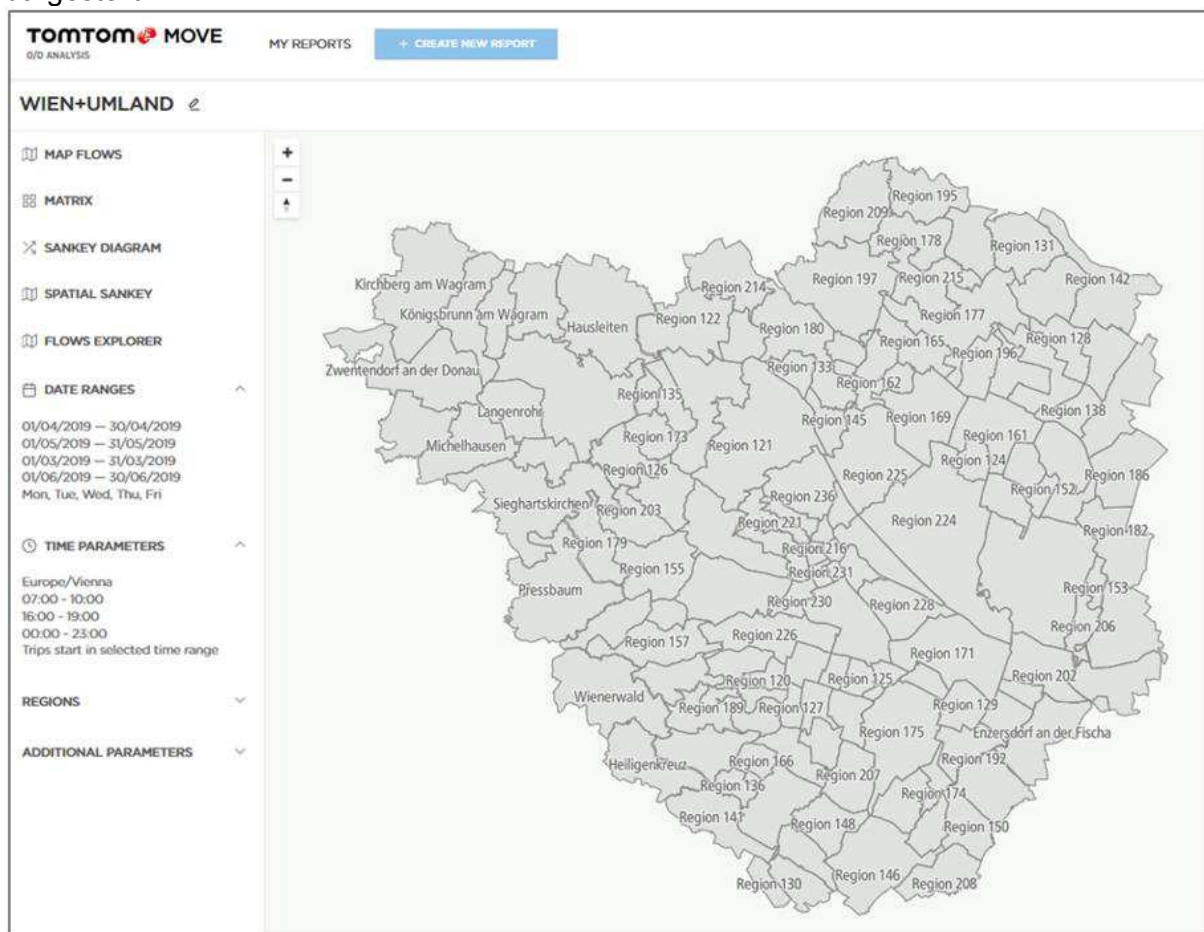


Abb. 40: Auszug der TomTom MOVE Benutzeroberfläche für die O/D Analysis

Für die Erzeugung der Quelle/Ziel-Analysen wurde ein Shape-File geladen, welches die Wiener Bezirke enthält. Standardmäßig ermöglicht TomTom die direkte online-Eingabe von Bezirken. Wie in Abb. 40 zu sehen ist, wird das eigene Shape-File nicht mit Namen, sondern nur mit der laufenden Nummer angezeigt (z.B. 21. und 22. Bezirk bezeichnet als Region 225 und 224). Bezirke, die direkt online im TomTom Tool ausgewählt wurden, ermöglichen eine leichtere Zuordnung (z.B. im Nordwesten Bezirk Hausleiten oder Langenrohr).

Nachfolgend sind nun einige Quelle/Ziel-Analysen graphisch dargestellt. Außerdem wurden die Quell-/Ziel-Beziehungen innerhalb Wiens mit den Österreich Unterwegs Daten verglichen. Die Quelle-Ziel Beziehungen (als Prozentanteil der Wege) bzw. der Datenvergleich zwischen TomTom Ergebnissen für den April 2019 und ÖU 2013/14 ist in folgenden Tabellen (Tabelle 4, Tabelle 5 und Tabelle 6) dargestellt.

Tabelle 4: Quelle-Ziel Anteile der Wiener Bezirke nach TomTom Daten für den April 2019

Quelle/Ziel	Josefss!	Innerst!	Ottakri	Alsergru	Leopold	Hernals	Brigitten	Penzing	Donaust	Floridsd	Liesing	Landstra	Simmerri	Favorite	Meidling	Margare	Wieden	Mariahilf	Hietzing	Fünfhaus	Döbling	Währing	Neubau
Josefsstadt	0.15%	0.16%	0.07%	0.08%	0.05%	0.05%	0.02%	0.03%	0.03%	0.03%	0.02%	0.06%	0.02%	0.05%	0.03%	0.03%	0.04%	0.05%	0.03%	0.04%	0.04%	0.04%	0.10%
InnereStadt	0.15%	1.84%	0.13%	0.33%	0.49%	0.09%	0.13%	0.08%	0.23%	0.15%	0.09%	0.06%	0.12%	0.27%	0.12%	0.15%	0.24%	0.03%	0.14%	0.04%	0.24%	0.13%	0.23%
Ottakring	0.08%	0.12%	1.03%	0.10%	0.07%	0.30%	0.06%	0.31%	0.07%	0.08%	0.08%	0.08%	0.04%	0.13%	0.12%	0.05%	0.04%	0.05%	0.09%	0.32%	0.11%	0.16%	0.12%
Alsergrund	0.11%	0.39%	0.11%	0.57%	0.16%	0.10%	0.15%	0.04%	0.12%	0.16%	0.04%	0.15%	0.05%	0.09%	0.05%	0.04%	0.06%	0.07%	0.04%	0.08%	0.29%	0.19%	0.11%
Leopoldstadt	0.06%	0.60%	0.08%	0.17%	1.75%	0.05%	0.38%	0.05%	0.65%	0.26%	0.12%	0.49%	0.19%	0.23%	0.08%	0.07%	0.09%	0.09%	0.06%	0.07%	0.16%	0.07%	0.09%
Hernals	0.06%	0.09%	0.27%	0.09%	0.04%	0.53%	0.05%	0.10%	0.06%	0.06%	0.03%	0.05%	0.02%	0.06%	0.05%	0.02%	0.02%	0.03%	0.04%	0.11%	0.14%	0.21%	0.05%
Brigittenau	0.02%	0.14%	0.07%	0.12%	0.35%	0.04%	0.72%	0.03%	0.24%	0.36%	0.04%	0.11%	0.05%	0.08%	0.03%	0.02%	0.02%	0.02%	0.02%	0.05%	0.23%	0.08%	0.03%
Penzing	0.03%	0.08%	0.28%	0.05%	0.05%	0.09%	0.03%	1.34%	0.05%	0.05%	0.12%	0.06%	0.03%	0.11%	0.16%	0.05%	0.03%	0.04%	0.41%	0.27%	0.09%	0.06%	0.06%
Donaustadt	0.03%	0.27%	0.07%	0.12%	0.71%	0.05%	0.23%	0.06%	6.10%	1.03%	0.19%	0.43%	0.24%	0.34%	0.11%	0.07%	0.08%	0.06%	0.06%	0.07%	0.21%	0.08%	0.05%
Floridsdorf	0.03%	0.18%	0.09%	0.16%	0.28%	0.06%	0.32%	0.05%	1.07%	3.45%	0.10%	0.19%	0.11%	0.17%	0.06%	0.04%	0.04%	0.04%	0.04%	0.07%	0.30%	0.11%	0.04%
Liesing	0.02%	0.10%	0.09%	0.05%	0.12%	0.04%	0.04%	0.12%	0.19%	0.10%	2.81%	0.19%	0.13%	0.68%	0.48%	0.08%	0.06%	0.05%	0.33%	0.13%	0.05%	0.03%	0.04%
Landstraße	0.06%	0.60%	0.09%	0.13%	0.54%	0.05%	0.12%	0.07%	0.46%	0.19%	0.19%	1.95%	0.48%	0.47%	0.16%	0.14%	0.23%	0.12%	0.10%	0.10%	0.12%	0.06%	0.11%
Simmering	0.02%	0.13%	0.04%	0.04%	0.21%	0.02%	0.05%	0.03%	0.26%	0.11%	0.13%	0.51%	1.69%	0.44%	0.08%	0.05%	0.06%	0.03%	0.04%	0.05%	0.04%	0.02%	0.03%
Favoriten	0.04%	0.31%	0.13%	0.09%	0.24%	0.06%	0.08%	0.11%	0.35%	0.17%	0.66%	0.53%	0.46%	3.59%	0.48%	0.29%	0.29%	0.12%	0.14%	0.21%	0.08%	0.06%	0.10%
Meidling	0.03%	0.16%	0.13%	0.06%	0.09%	0.05%	0.03%	0.17%	0.11%	0.06%	0.45%	0.18%	0.08%	0.51%	1.12%	0.22%	0.10%	0.13%	0.37%	0.29%	0.05%	0.05%	0.07%
Margareten	0.02%	0.18%	0.06%	0.04%	0.07%	0.03%	0.02%	0.05%	0.06%	0.03%	0.07%	0.14%	0.04%	0.25%	0.17%	0.42%	0.16%	0.16%	0.08%	0.12%	0.03%	0.03%	0.06%
Mariahilf	0.04%	0.32%	0.04%	0.06%	0.10%	0.02%	0.03%	0.03%	0.07%	0.04%	0.05%	0.24%	0.05%	0.24%	0.08%	0.16%	0.36%	0.09%	0.05%	0.05%	0.04%	0.03%	0.07%
Hietzing	0.03%	0.14%	0.10%	0.04%	0.06%	0.05%	0.02%	0.45%	0.07%	0.04%	0.34%	0.10%	0.03%	0.16%	0.39%	0.10%	0.06%	0.08%	1.40%	0.18%	0.05%	0.04%	0.05%
Fünfhaus	0.06%	0.14%	0.30%	0.09%	0.07%	0.11%	0.06%	0.24%	0.08%	0.08%	0.12%	0.10%	0.05%	0.23%	0.29%	0.11%	0.05%	0.12%	0.17%	0.78%	0.08%	0.09%	0.18%
Döbling	0.05%	0.28%	0.12%	0.31%	0.14%	0.14%	0.20%	0.09%	0.19%	0.22%	0.05%	0.13%	0.04%	0.08%	0.05%	0.03%	0.04%	0.04%	0.05%	0.08%	1.99%	0.36%	0.07%
Währing	0.05%	0.13%	0.18%	0.18%	0.06%	0.20%	0.09%	0.06%	0.08%	0.10%	0.03%	0.06%	0.02%	0.06%	0.05%	0.03%	0.02%	0.04%	0.04%	0.10%	0.34%	0.59%	0.05%
Neubau	0.10%	0.25%	0.14%	0.09%	0.08%	0.05%	0.03%	0.06%	0.05%	0.04%	0.04%	0.13%	0.04%	0.10%	0.07%	0.06%	0.09%	0.12%	0.05%	0.13%	0.07%	0.06%	0.37%

Tabelle 5: Quelle-Ziel Anteile der Wiener Bezirke nach Österreich Unterwegs 2013/15 (inkl. Hochrechnungsfaktor)

Quelle/Ziel	Josefss!	Innerst!	Ottakri	Alsergru	Leopold	Hernals	Brigitten	Penzing	Donaust	Floridsd	Liesing	Landstra	Simmerri	Favorite	Meidling	Margare	Wieden	Mariahilf	Hietzing	Fünfhaus	Döbling	Währing	Neubau
Josefsstadt	0.24%	0.16%	0.10%	0.07%	0.02%	0.09%	0.00%	0.02%	0.04%	0.05%	0.05%	0.00%	0.47%	0.01%	0.00%	0.05%	0.01%	0.00%	0.01%	0.02%	0.02%	0.17%	0.02%
InnereStadt	0.22%	0.43%	0.04%	0.02%	0.18%	0.01%	0.04%	0.04%	0.67%	0.08%	0.15%	0.10%	0.04%	0.13%	0.06%	0.06%	0.04%	0.07%	0.04%	0.04%	0.38%	0.05%	0.04%
Ottakring	0.12%	0.04%	0.77%	0.02%	0.19%	0.51%	0.06%	0.48%	0.04%	0.10%	0.10%	0.10%	0.18%	0.18%	0.06%	0.01%	0.00%	0.01%	0.05%	0.48%	0.09%	0.03%	0.06%
Alsergrund	0.02%	0.17%	0.06%	0.32%	0.11%	0.07%	0.12%	0.12%	0.15%	0.13%	0.01%	0.10%	0.09%	0.01%	0.04%	0.09%	0.05%	0.03%	0.09%	0.12%	0.15%	0.08%	0.04%
Leopoldstadt	0.00%	0.22%	0.10%	0.22%	0.62%	0.06%	0.33%	0.06%	0.79%	0.26%	0.20%	0.21%	0.23%	0.04%	0.01%	0.12%	0.05%	0.24%	0.04%	0.06%	0.31%	0.11%	0.05%
Hernals	0.12%	0.02%	0.67%	0.09%	0.04%	0.56%	0.04%	0.12%	0.06%	0.06%	0.09%	0.00%	0.05%	0.10%	0.00%	0.00%	0.00%	0.06%	0.08%	0.12%	0.17%	0.26%	0.01%
Brigittenau	0.00%	0.19%	0.14%	0.10%	0.36%	0.09%	1.48%	0.00%	0.43%	0.50%	0.19%	0.07%	0.06%	0.10%	0.01%	0.00%	0.01%	0.01%	0.01%	0.00%	0.17%	0.02%	0.01%
Penzing	0.03%	0.03%	0.51%	0.15%	0.04%	0.09%	0.02%	1.68%	0.15%	0.04%	0.11%	0.07%	0.08%	0.13%	0.07%	0.05%	0.02%	0.01%	0.50%	1.68%	0.10%	0.03%	0.06%
Donaustadt	0.04%	0.25%	0.08%	0.11%	0.76%	0.12%	0.91%	0.14%	6.46%	1.49%	0.41%	0.32%	0.25%	0.20%	0.10%	0.05%	0.04%	0.02%	0.05%	0.14%	0.53%	0.29%	0.05%
Floridsdorf	0.01%	0.12%	0.14%	0.12%	0.23%	0.06%	0.51%	0.10%	1.03%	5.27%	0.19%	0.25%	0.14%	0.19%	0.03%	0.05%	0.02%	0.00%	0.12%	0.10%	0.27%	0.11%	0.03%
Liesing	0.01%	0.03%	0.20%	0.03%	0.18%	0.08%	0.30%	0.05%	0.22%	0.07%	3.49%	0.17%	0.28%	0.63%	0.47%	0.31%	0.18%	0.04%	0.44%	0.05%	0.08%	0.02%	0.01%
Landstraße	0.01%	0.16%	0.03%	0.12%	0.41%	0.00%	0.09%	0.09%	0.27%	0.32%	1.12%	1.57%	0.47%	0.47%	0.05%	0.04%	0.01%	0.05%	0.03%	0.09%	0.12%	0.02%	0.10%
Simmering	0.54%	0.09%	0.07%	0.02%	0.23%	0.02%	0.04%	0.05%	0.20%	0.20%	0.31%	0.40%	2.92%	0.64%	0.32%	0.00%	0.06%	0.00%	0.11%	0.05%	0.01%	0.00%	0.01%
Favoriten	0.00%	0.10%	0.09%	0.02%	0.05%	0.07%	0.12%	0.07%	0.20%	0.18%	0.75%	0.32%	0.57%	3.28%	0.10%	0.07%	0.53%	0.11%	0.72%	0.07%	0.08%	0.11%	0.04%
Meidling	0.00%	0.04%	0.11%	0.03%	0.02%	0.01%	0.01%	0.08%	0.11%	0.09%	0.39%	0.09%	0.25%	0.12%	0.85%	0.03%	0.08%	0.13%	0.16%	0.08%	0.03%	0.02%	0.02%
Margareten	0.00%	0.01%	0.00%	0.04%	0.24%	0.00%	0.00%	0.09%	0.05%	0.09%	0.31%	0.12%	0.00%	0.07%	0.01%	0.07%	0.06%	0.00%	0.15%	0.09%	0.01%	0.04%	0.04%
Wieden	0.01%	0.05%	0.00%	0.02%	0.04%	0.01%	0.02%	0.02%	0.03%	0.04%	0.06%	0.03%	0.03%	0.75%	0.08%	0.07%	0.11%	0.09%	0.02%	0.02%	0.09%	0.04%	0.02%
Mariahilf	0.01%	0.06%	0.01%	0.02%	0.20%	0.05%	0.01%	0.03%	0.03%	0.03%	0.05%	0.03%	0.00%	0.12%	0.15%	0.01%	0.15%	0.24%	0.05%	0.03%	0.10%	0.01%	0.02%
Hietzing	0.05%	0.03%	0.05%	0.10%	0.02%	0.08%	0.01%	0.55%	0.04%	0.14%	0.37%	0.30%	0.09%	0.55%	0.15%	0.04%	0.04%	0.04%	1.33%	0.53%	0.07%	0.04%	0.01%
Fünfhaus	0.00%	0.04%	0.15%	0.05%	0.05%	0.69%	0.06%	0.53%	0.02%	0.03%	0.25%	0.05%	0.07%	0.08%	0.04%	0.02%	0.02%	0.04%	0.16%	0.53%	0.34%	0.07%	0.03%
Döbling	0.03%	0.33%	0.09%	0.19%	0.23%	0.21%	0.32%	0.05%	0.43%	0.25%	0.08%	0.18%	0.00%	0.11%	0.02%	0.01%	0.03%	0.12%	0.12%	0.05%	3.15%	0.40%	0.02%
Währing	0.06%	0.00%	0.07%	0.18%	0.12%	0.18%	0.10%	0.05%	0.21%	0.13%	0.02%	0.04%	0.00%	0.34%	0.02%	0.03%	0.04%	0.03%	0.03%	0.05%	0.25%	0.77%	0.01%
Neubau	0.02%	0.02%	0.01%	0.03%	0.05%	0.01%	0.02%	0.07%	0.05%	0.04%	0.02%	0.10%	0.01%	0.01%	0.02%	0.02%	0.02%	0.03%	0.04%	0.07%	0.01%	0.03%	0.03%

Tabelle 6: Unterschiede der Prozentanteile zwischen TomTom Daten und ÖU-Daten (ÖU minus TomTom)

Quelle/Ziel	Josefss!	Innerst!	Ottakri	Alsergru	Leopold	Hernals	Brigitten	Penzing	Donaust	Floridsd	Liesing	Landstra	Simmerri	Favorite	Meidling	Margare	Wieden	Mariahilf	Hietzing	Fünfhaus	Döbling	Währing	Neubau
Josefsstadt	0.09%	0.00%	0.04%	-0.01%	-0.02%	0.04%	-0.02%	-0.01%	0.02%	0.02%	0.03%	-0.06%	0.46%	-0.04%	-0.02%	0.02%	-0.04%	-0.05%	-0.02%	-0.02%	-0.03%	0.13%	-0.09%
InnereStadt	0.07%	-1.41%	-0.09%	-0.31%	-0.31%	-0.07%	-0.10%	-0.04%	0.43%														



Da die ÖU 2013/14 Daten nur eine geringe Stichprobe darstellen und nur zwei Tage abbilden, ist es schwierig nun eine Aussage zur Validität der TomTom-Daten durch die Verwendung der ÖU-Daten zu machen. Dennoch scheint es, dass die TomTom Daten in Teilen valide Ergebnisse erzeugen, wobei z.B. stärkere  $\square$ berschätzungen der Binnenwege in der Innenstadt, Leopoldstadt und  $\square$ berschätzung dieser in Simmering, Döbling und Floridsdorf vorhanden sind. Um die Validität der Daten im Detail zu prüfen, ist unseres Erachtens eine eingehende, vertiefende Analyse notwendig.

Nachfolgend sind verschiedene Analysen zu Quelle/Ziel-Beziehungen dargestellt.

Abb. 41a zeigt die Quell- und Zielbeziehungen für den 1. und 21. Bezirk. Links wird jeweils der Bezirk als Quelle dargestellt. Rechts wird der Bezirk als Ziel angegeben.

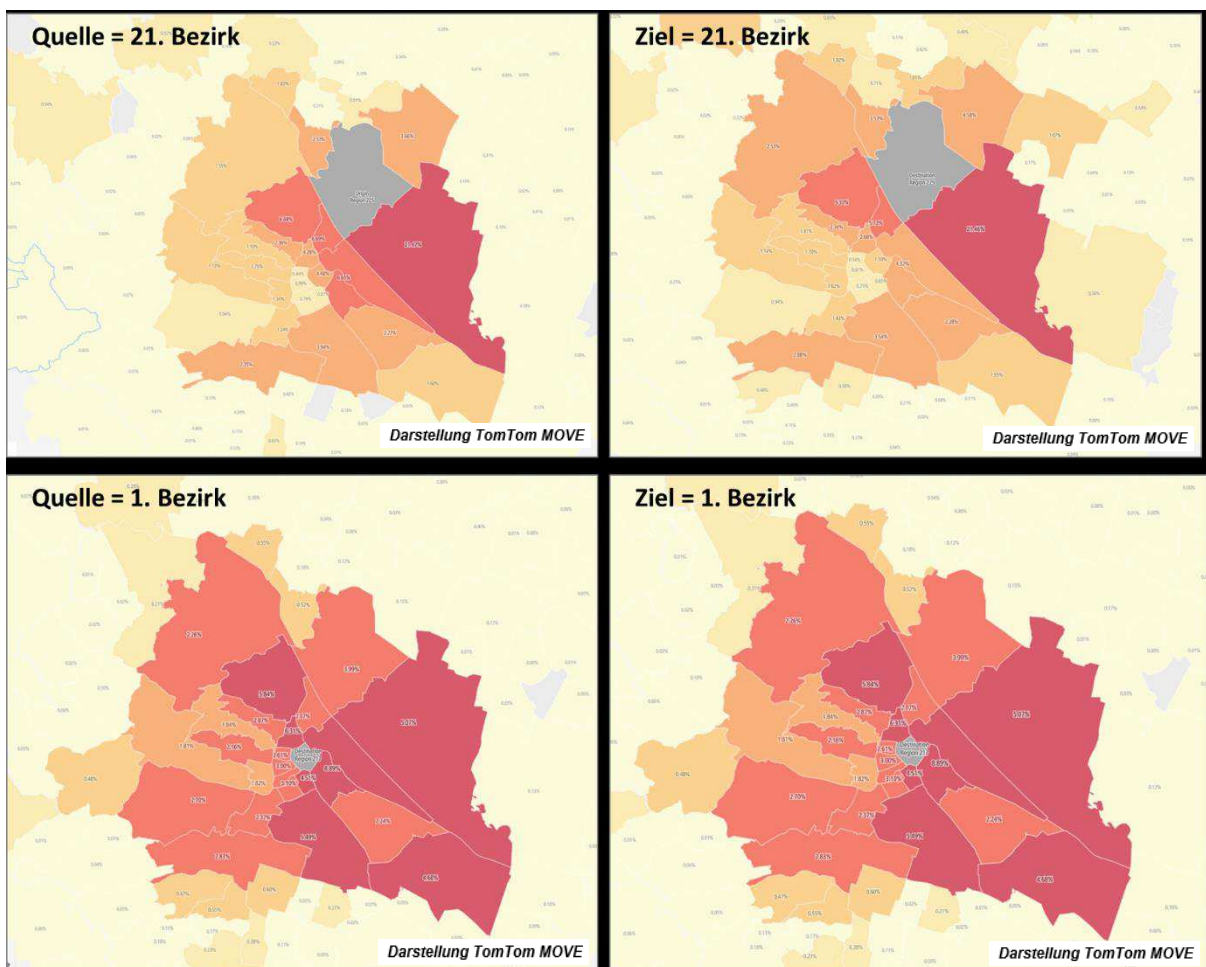


Abb. 41a: Q/Z-Beziehung für den 1. Bezirk (Innere Stadt) und 21. Bezirk (Floridsdorf), nach TomTom MOVE O/D Analysis, Map Flows

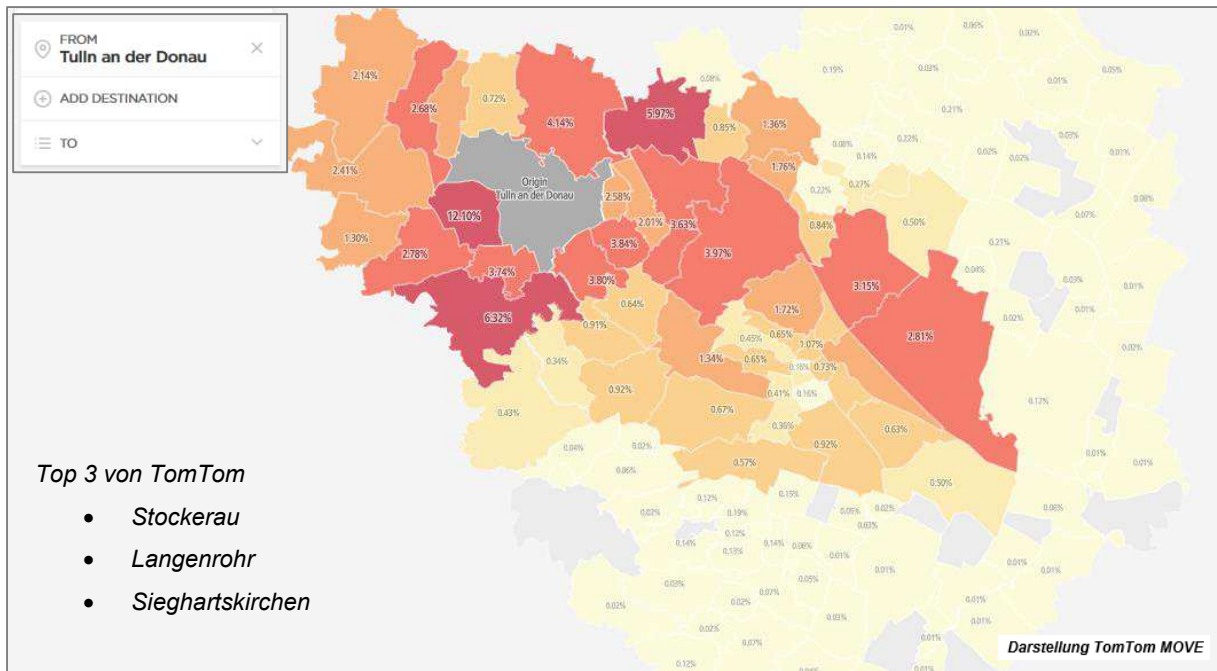


Abb. 41b: Q/Z-Beziehung für Tulln als Quellbezirk nach TomTom MOVE O/D Analysis – Map Flows

Zusätzlich zur flächigen Darstellung ermöglicht TomTom MOVE auch die Darstellung anhand von Spinnen. Diese können z.B. als Regionsanalyse (Q/Z-Beziehung), siehe Abb. 42 links, oder als Verkehrsfluss/km<sup>2</sup> (Abb. 42 rechts) ausgegeben werden.

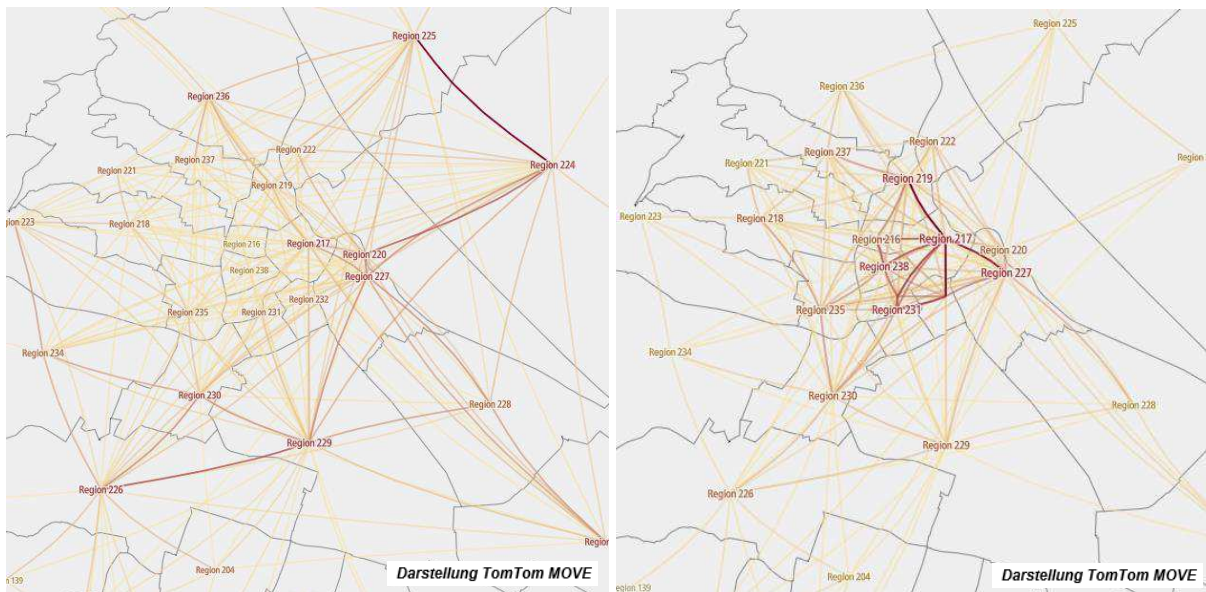


Abb. 42: Spinnendarstellung nach Regionen (links) und nach Flows/km<sup>2</sup> (rechts)

Weiters können Ergebnisse in einem Sankey-Diagramm dargestellt werden. Hier können verschiedene Polygone ausgewählt werden. Beispielhaft sind nachfolgend Sankey-Diagramme für die Wiener Bezirke (Abb. 43) bzw. für Floridsdorf, Donaustadt, Innere Stadt und Leopoldstadt dargestellt (Abb. 44).



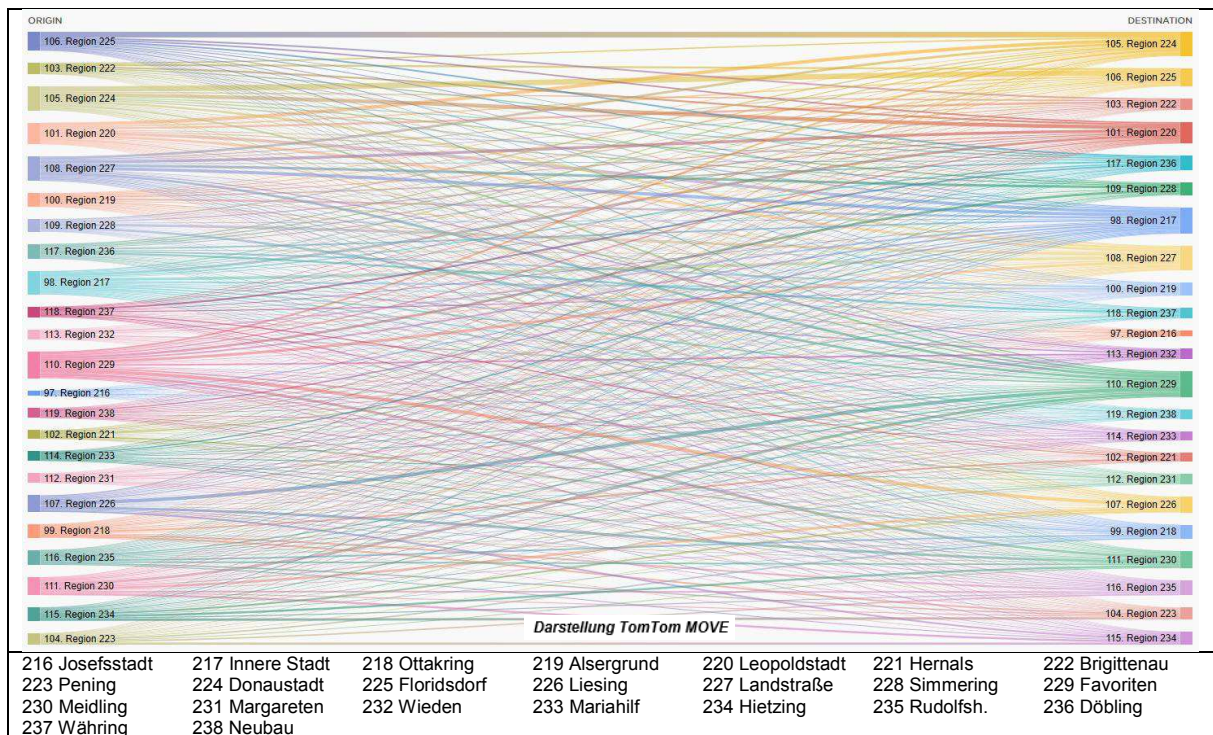


Abb. 43: Sankey Diagramm – für alle Wiener Bezirke (Monat April 2019)

Wird ein eigenes Shapefile eingelesen, so werden keine Attribute übernommen, sondern die Polygone aus dem Shapefile durchlaufend nummeriert. TomTom bietet jedoch auch an z.B. die Verwaltungsgrenzen durch Klicken auszuwählen. Werden die Grenzen direkt im online Tool definiert, so wird dann statt der fortlaufenden Nummer der Bezirksname angezeigt. Da für die Wiener Bezirke ein eigenes Shapefile gewählt wurde, sind die Nummern als Legende durch Nachbearbeitung den Bezirken zugeordnet worden (siehe Abb. 43 und Abb. 44).

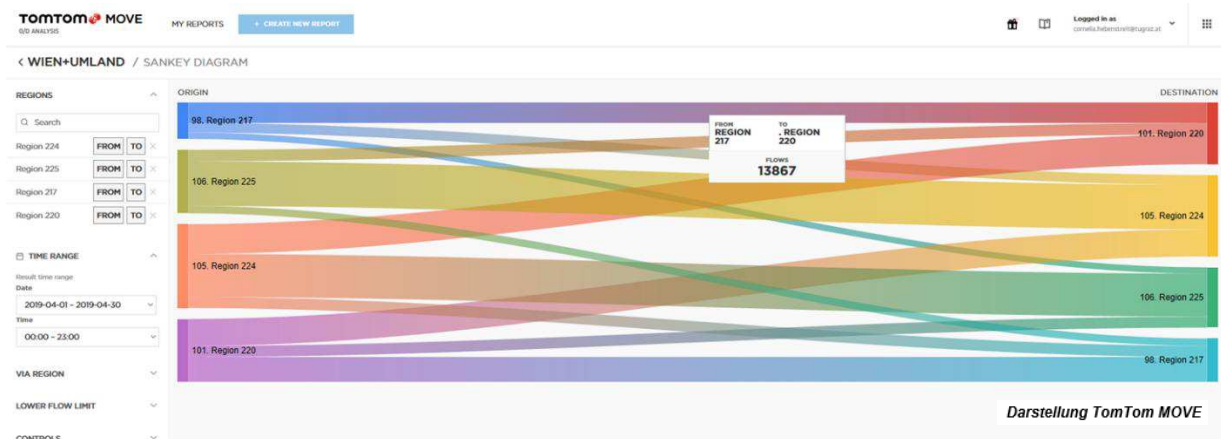


Abb. 44: Sankey Diagramm – für Floridsdorf (225), Donaustadt (224), Innere Stadt (217) und Leopoldstadt (220), für Monat April 2019

Eine Darstellung der Quellen und Ziele und Interaktionen miteinander wird im TomTom MOVE Online Tool auch angeboten. Es wird aufgezeigt, wie die Relation von einem Bezirk zu anderen Bezirken aussieht. Beispielsweise wurden die meisten Tracks von der Inneren Stadt (1. Bezirk, blau) ausgehend nach Josefststadt (2. Bezirk, rot) verzeichnet. Wohingegen von Donaustadt ausgehend (22. Bezirk, orange) die meisten Tracks nach Floridsdorf (21. Bezirk, grün) verzeichnet wurden.

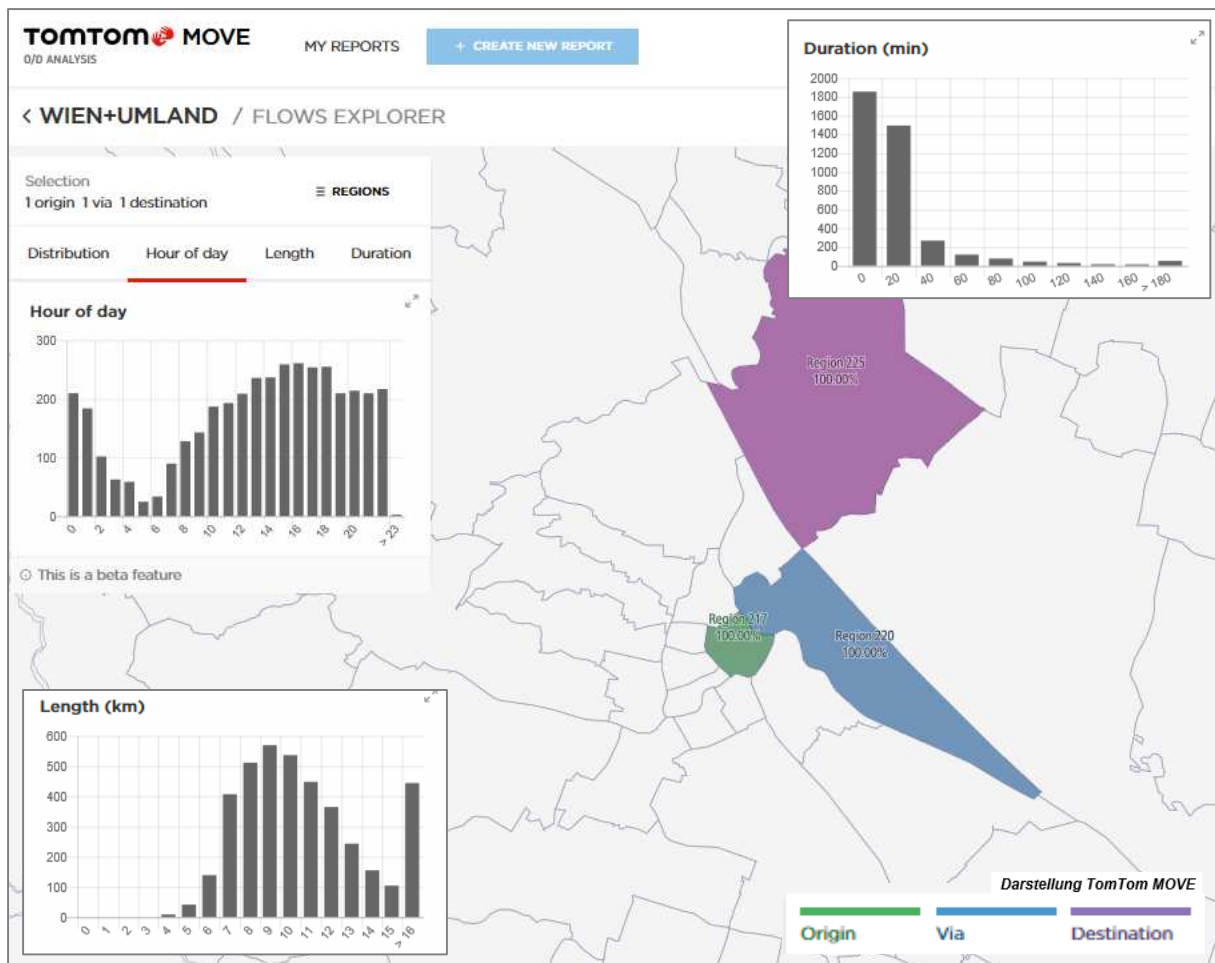


Abb. 45: Flows Explorer (Beta Version): Innere Stadt - Leopoldstadt - Floridsdorf (April 2019)

Wie im Flows Explorer (Abb. 45) zu sehen ist, werden der Tagesgang der Detektionen, die Länge der Tracks als auch die Dauer in Minuten ausgegeben, wobei bei der Reisezeit die Dauer in 20-minütigen Schritten angegeben wird.

Da weder die Basisdaten noch die Algorithmen bekannt sind, wurde ausschließlich das TomTom MOVE Online Tool angewendet.

Um zeitliche Unterschiede in den Daten zu prüfen, wurden verschiedene Monate analysiert. In Abb. 46 sind vier verschiedene Monate (März bis Juni 2019) dargestellt. In der Darstellung wurden Fahrten analysiert, die vom ersten Bezirk über den zweiten Bezirk fahren und ihr Ziel im 22. Bezirk haben.

Wie zu sehen ist, verhält sich die Tagesganglinie aller Fahrten in allen Monaten ähnlich, dennoch sind Unterschiede erkennbar. Die Detektionsrate scheint in den Monaten März bis Mai 2019 ähnlich zu sein, wobei generell weniger Detektionen im Juni zu verzeichnen waren.



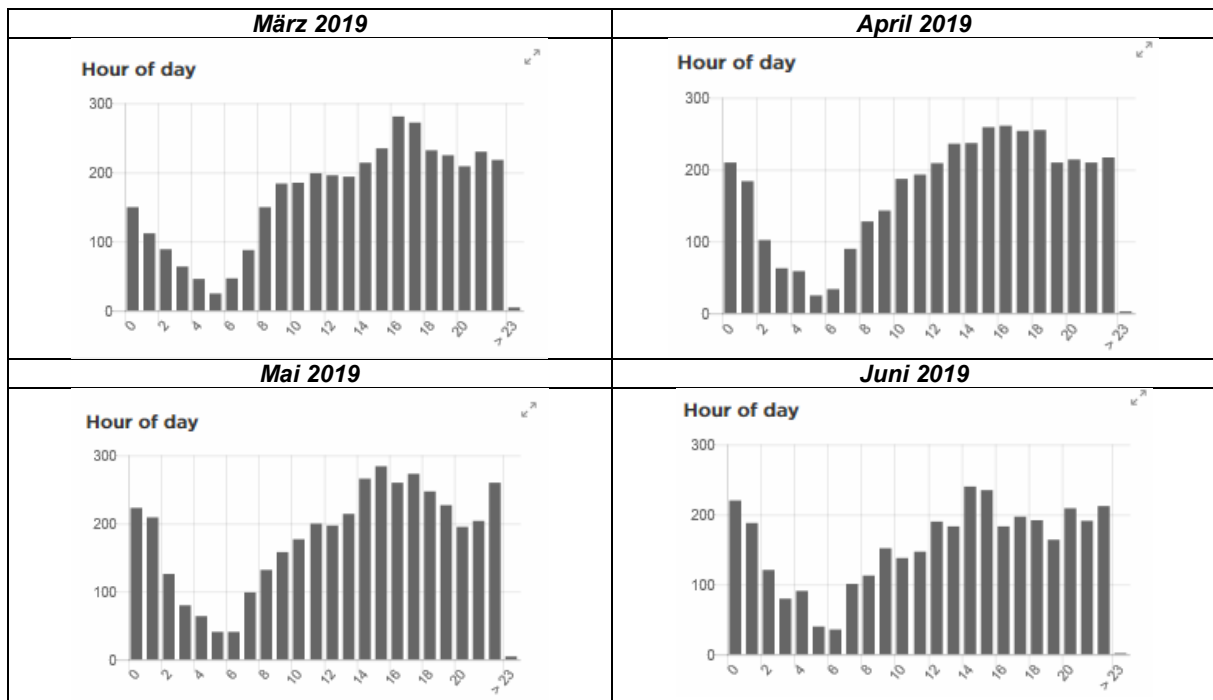


Abb. 46: Flows Explorer (Beta Version): Innere Stadt - Leopoldsdorf - Floridsdorf –nur Tageszeiten

Zusätzlich wurde ein volles Jahr vom 1.12.2018 bis 31.11.2019 analysiert. In dieser Analyse wurde Wien als Gesamtes eingegliedert und nicht in Bezirke getrennt. Nachfolgend sind die Ergebnisse aus TomTom MOVE für Wien als Ziel (Abb. 47) bzw. als Quelle (Abb. 48) dargestellt.

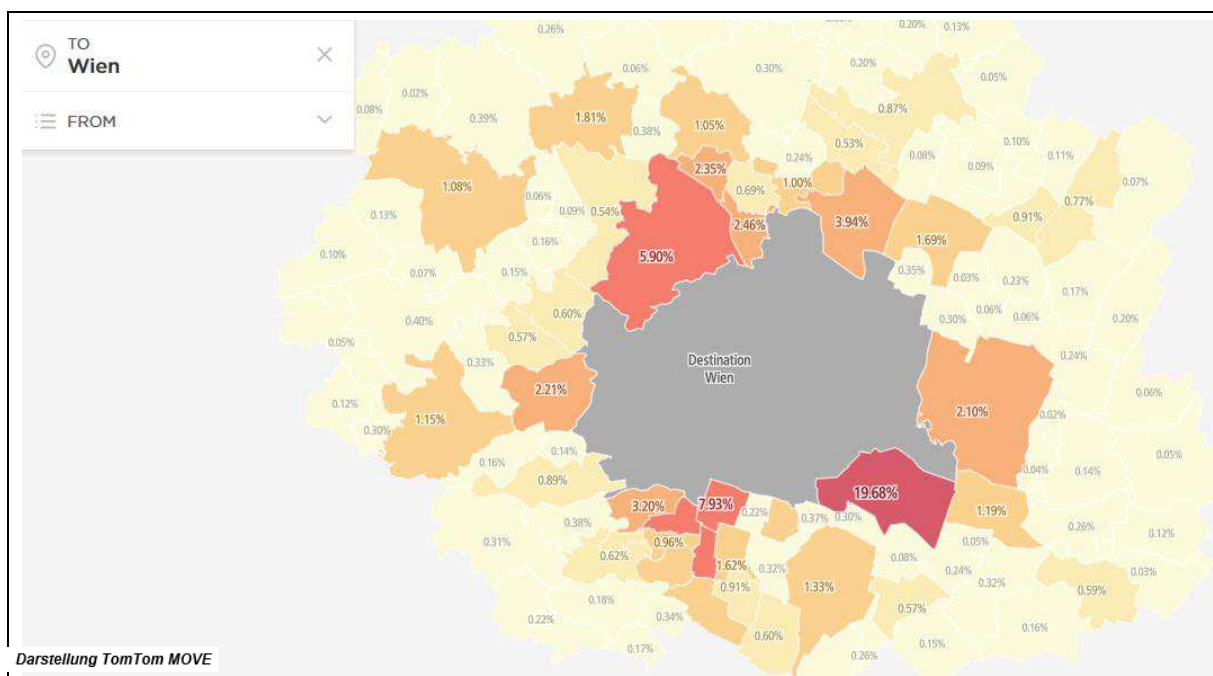


Abb. 47: Wien-Gesamt als Ziel(TO), TomTom Analyse, Daten: 1.12.2018 bis 31.11.2019

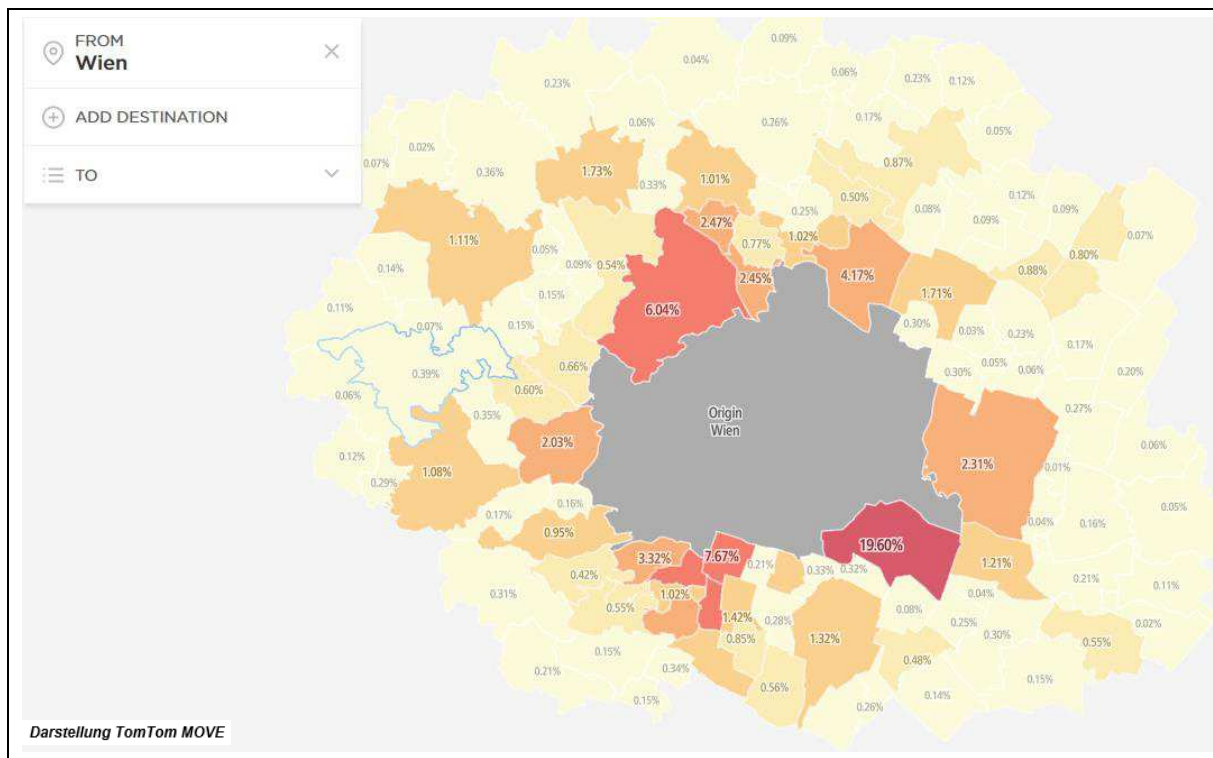


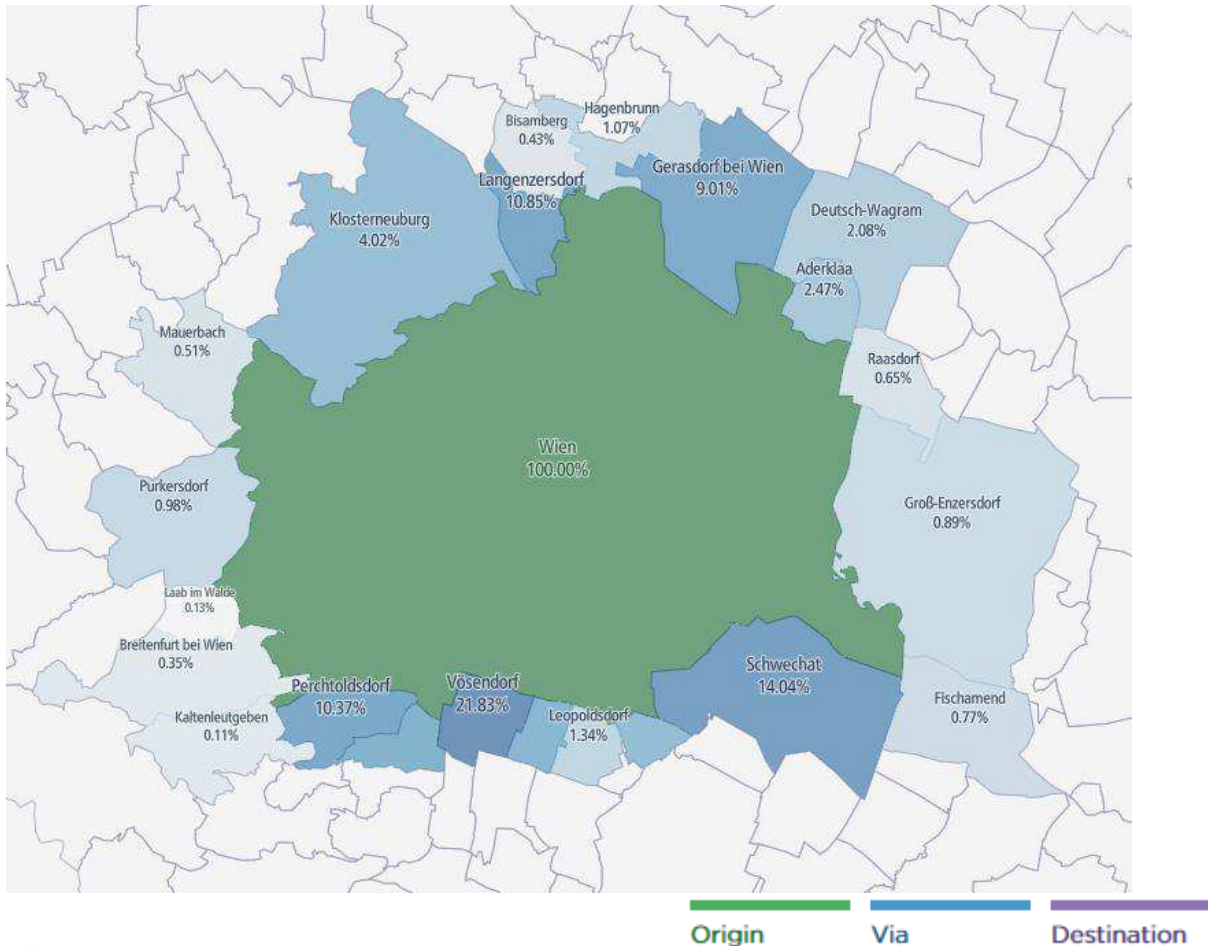
Abb. 48: Wien-Gesamt als Quelle (FORM), TomTom Analyse, Daten: 1.12.2018 bis 31.11.2019

Es zeigt sich, dass im Speziellen die Gemeinden Schwechat und Klosterneuburg, Vösendorf, Brunn am Gebirge und Wiener Neudorf, aber auch Gerasdorf bei Wien und Perchtoldsdorf (> 3%) sowohl als Quellen und Ziele die meisten Detektionen erhalten haben.

Diese Beziehungen werden in Abb. 49 nochmals als Sankey-Diagramm dargestellt.



Abb. 49: Sankey-Diagramm für Gesamt-Wien und die Bezirke Brunn am Gebirge, Wiener Neudorf, Vösendorf, Perchtoldsdorf, Schwechat und Kosterneuburg.



**Vias**

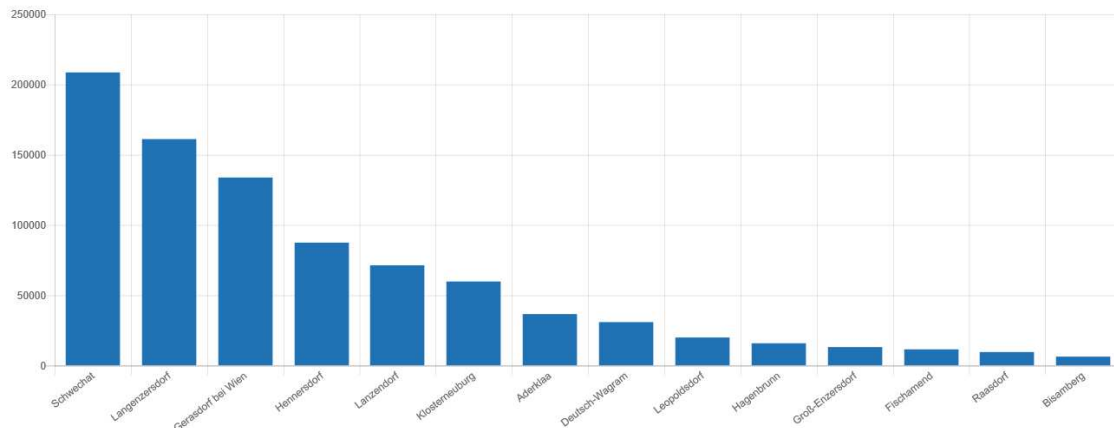


Abb. 50: Analyse der Quellen/Ziele. Gesetzte Parameter – Wien = Origin | Destination, Kordonbezirke sind Via.

Eine weitere Analysemöglichkeit ist in Abb. 50 dargestellt. Hier kann eine Quellzelle (Origin) eine Zielzelle (Destination) und Zellen, über welche der Track geführt haben muss (Via), eingestellt werden. In Abb. 50 wurde Wien als „Quelle oder Ziel“ eingestellt. Alle Kordonbezirke wurden als „Via“ gewählt. So ergeben sich die in Abb. 50 dargestellten Werte.

Das würde heißen, dass die meisten aufgezeichneten TomTom Wege Von | Nach Wien über Vösendorf und Schwechat führen, was wahrscheinlich auf den Verlauf des Straßennetzes zurückzuführen sein wird.

**Fazit:** Aktuell konnte für die Quelle-Ziel-Beziehungen nicht nachgewiesen werden, ob die TomTom-Daten die Quellen und Ziele des Kfz-Verkehrs realitätsnahe repräsentieren. Insbesondere für Wege die nicht alltäglich sind, werden Navigationsgeräte verstärkt herangezogen. Dies sind aber nicht die am häufigsten getätigten Wege. In Wien ist auch die Verkehrslage relevant für die Nutzung eines TomTom-Gerätes, außerhalb von Wien jedoch weniger. Aus aktueller Sicht kann weder die Richtigkeit der Daten bestätigt noch widerlegt werden. Um eine solche Datenquelle in eine Kordonbeziehung miteinzubeziehen, wären intensive Forschungstätigkeiten in einem Vorprojekt gemeinsam mit dem Anbieter notwendig. Der Abgleich mit Österreich Unterwegs 2013/14 wurde zwar durchgeführt, ist jedoch auch wegen der Stichprobengröße unseres Erachtens zu hinterfragen. Sollten zukünftig in einer detaillierten Analyse inklusive Abgleich mit Messdaten, diese empirischen Daten und daraus berechnete Zähldaten als valide dargestellt werden, so ist die Analyse von TomTom-Daten eine schnelle und effektive Möglichkeit, um Aussagen zu Quelle-/Ziel Beziehungen zu erhalten.

### 3.4 Mobilfunksignalisierungsdaten

Die Verwendung von Mobilfunkdaten bietet eine gute Möglichkeit für die Erfassung von großräumigen Reisedaten, da Smartphones bereits im täglichen Leben der meisten Menschen integriert sind. Dadurch können bei Smartphone-basierten Verkehrserhebungen der Erhebungszeitraum deutlich verlängert und die Stichprobe enorm vergrößert werden. Während sich bei GPS-Erhebungen die Teilnehmeranzahl im unteren Bereich hält und selten mehr als 500 Teilnehmer rekrutiert werden, können bei Erhebungen mittels dem Mobilfunknetz mehrere Millionen Nutzer gleichzeitig untersucht werden.

Bei jedem abgegebenen Mobilfunk-Event (z.B. telefonieren, SMS schreiben, Verwendung des Internets) werden Signale über das Mobilfunknetz übertragen und Daten für die Untersuchung generiert. Je nach Verfügbarkeit von Mobilfunkmasten und dessen Senderadius kann der Standort des Smartphones mehr oder weniger genau ermittelt bzw. anhand eines Algorithmus geschätzt werden. Die zuvor aufgezählten Arten von Mobilfunk-Events bezeichnet man als aktive Events, da für die Generierung von Mobilfunkdaten eine aktive Nutzung des Mobiltelefons erforderlich ist. Im Gegensatz dazu gibt es auch passive Events, wie z.B. das Wechseln einer Location Area (LA), unter der man eine Gruppe von Mobilfunkzellen versteht. Die Standortermittlung über das Mobilfunknetz weist im Vergleich zur GPS-Technologie eine geringere Genauigkeit auf.

Die aufgezeichneten Daten lassen sich in Mobilfunksignalisierungsdaten (kurz Mobilfunkdaten) und Call-Detail-Records (CDR) unterteilen. Mobilfunkdaten beinhalten lediglich Informationen über Datum, Uhrzeit und Position der getätigten Mobilfunk-Events, so dass nicht die Art des Events, sondern nur das Auftreten eines solchen bekannt ist. CDRs besitzen zusätzlich Informationen über die abgegebenen Events selbst. Demzufolge weiß man, für was das Smartphone verwendet wurde. Man kann sagen, ob der Nutzer telefoniert oder eine SMS versendet hat und z.B. auch, wie lange ein Telefongespräch gedauert hat. Aus diesem Grund werden CDRs auch für Abrechnungszwecke seitens des Mobilfunkanbieters verwendet.

Im Falle einer Verkehrserhebung werden beide Datentypen in anonymisierter Form verwendet, so dass die Nutzer nicht identifiziert werden können. Dabei kann es sich um jegliche Art von Erhebung handeln, wie z.B. die Ermittlung des Verkehrsmodus oder auch die Bestimmung des Fahrtzwecks. Die Verfahren der Anonymisierung sind auch ein wesentlicher Aspekt im Umgang mit dem Thema Datenschutz und sind überhaupt die Grundlage für die Verwendung dieser Daten.

In Österreich bieten grundsätzlich alle 3 Mobilfunkanbieter (A1 Telekom Austria, Drei und Magenta) Produkte (siehe nachfolgende Abbildungen) auf Basis von Mobilfunksignalisierungsdaten an, jedoch hat auf Basis von Marktrecherchen nur der Anbieter A1 Telekom Austria AG eine ausgewiesene Expertise im Bereich Verkehrswesen bzw. auch schon umgesetzte Projekte (z.B. mit dem Amt der Oberösterreichischen Landesregierung, dem VOR/ITS Vienna Region oder der ÖBB Infra AG). Weiters ist aktuell die A1 gemeinsam mit dem Analytics-Partner Invenium Data Insights GmbH in verschiedenen Forschungsprojekten



tätig, um das schon vorhandene Produkt „A1 Mobility Insights“ stetig zu verbessern. Siehe u.a. die Projekte:

- move2zero – <https://www.klimafonds.gv.at/unsere-themen/mobilitaetswende/leuchttuerme-der-elektromobilitaet/move2zero/>
- KAtingka - <https://projekte.ffg.at/projekt/3298538>

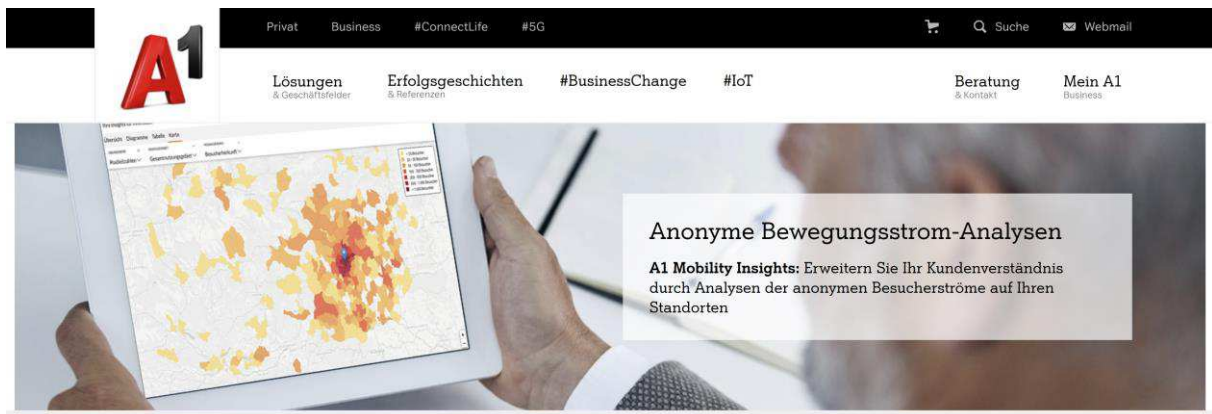


Abbildung 51: Produkt A1 Mobility Insights (Quelle: www.a1.net)

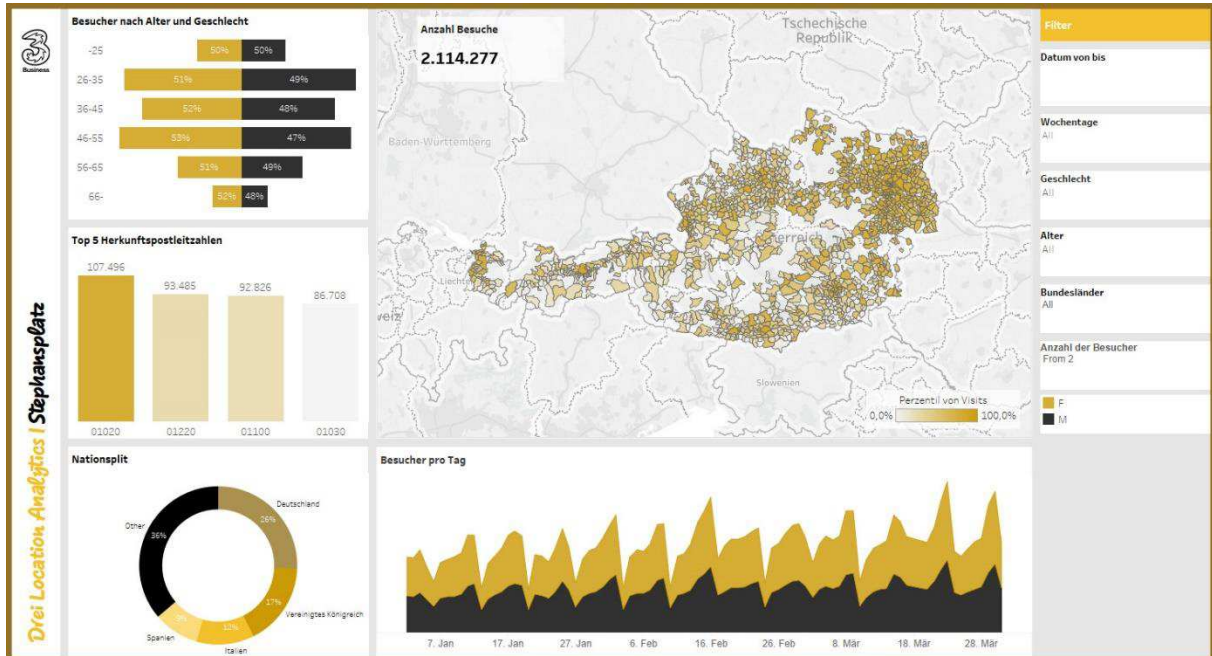


Abbildung 52: Produkt Drei Location Analytics (www.drei.com)

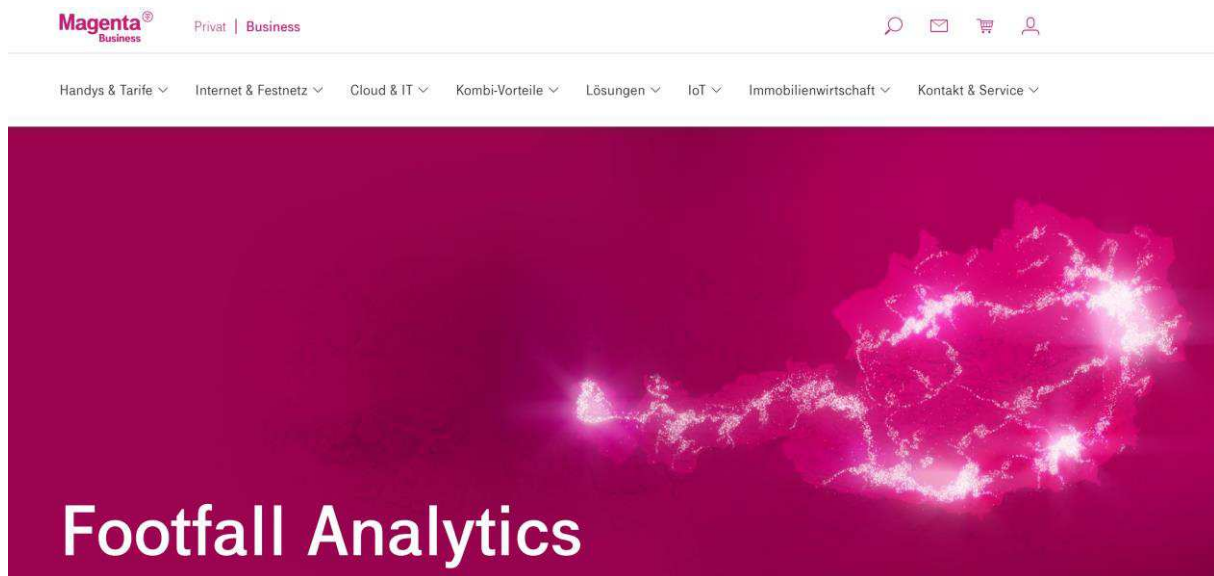


Abbildung 53: Produkt Magenta Footfall Analytics (Quelle: [www.magenta.at](http://www.magenta.at))

### 3.4.1 Personenverkehrsanalysen (Verkehrsmittelerkennung)

Grundsätzlich können auf Basis von Mobilfunkdatenevents (siehe nachfolgende Abbildung) Gesamtpersonenverkehre analysiert werden.

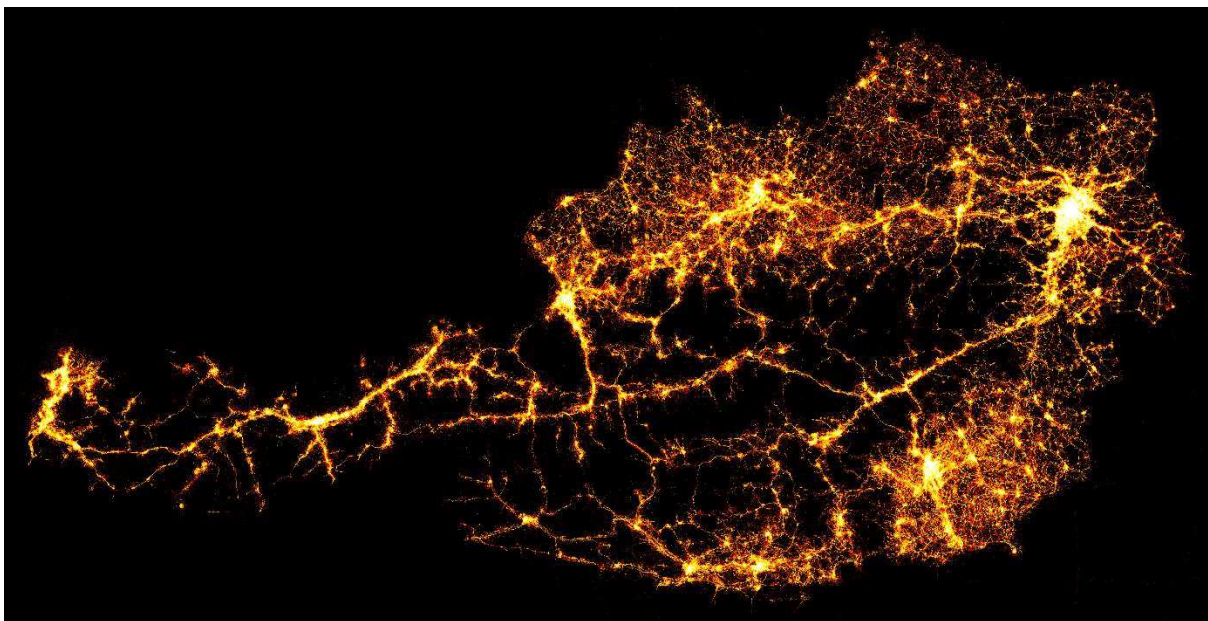


Abbildung 54: Auszug aus den Mobilfunksignalisierungsdaten der A1 Telekom Austria AG (Quelle: Invenium Data Insights GmbH)

Ein publizierter Artikel der TU Graz betrachtet jedoch auch die Unterteilung in motorisierten Individualverkehr (mIV) und schienengebundenen öffentlichen Verkehr (ÖV). Es sind verschiedene Methoden anzuwenden, um eine mIV- bzw. schienengebundene ÖV-Matrix zu generieren. Bei parallel verlaufenden Straßen- und Schienenstrecken wird anhand von



Bewegungsgeschwindigkeit der Mobilfunktrajektorie und Zeitpunktüberprüfung mit ÖV-Fahrplänen geprüft, ob sich die Mobilfunk-ID in einem Schienenfahrzeug befinden kann. Bei parallel verlaufenden Autobahnen und Landesstraßen werden aufgrund von Reisegeschwindigkeit und Reiseweiten Annahmen über die Streckenzuordnung getroffen. Anhand der Streckenreisezeit für Kfz und Bus erfolgt eine verkehrsmittelbezogene Filterung. Fußgängerverkehre können anhand ihrer niedrigen Systemgeschwindigkeit einfach ausgeschieden werden. Die Ausscheidung des Radverkehrs gestaltet sich komplexer. Jedoch erkennt man den Radverkehr, sobald er sich abseits von Busstrecken im Netz bewegt.

### 3.4.2 Quelle-Ziel-Beziehungen | Herkunftsanalyse

Mobilfunkdaten eignen sich sehr gut für die Berechnung von Quelle-Ziel-Beziehungen. Nachfolgend ein Beispiel, wo für die Grazer Innenstadt ein Besuchermonitoring seit 2 Jahren auf Basis von Mobilfunkdaten in Betrieb ist. Eine wesentliche Komponente ist die Analyse der Herkunft der Besucher der Innenstadt

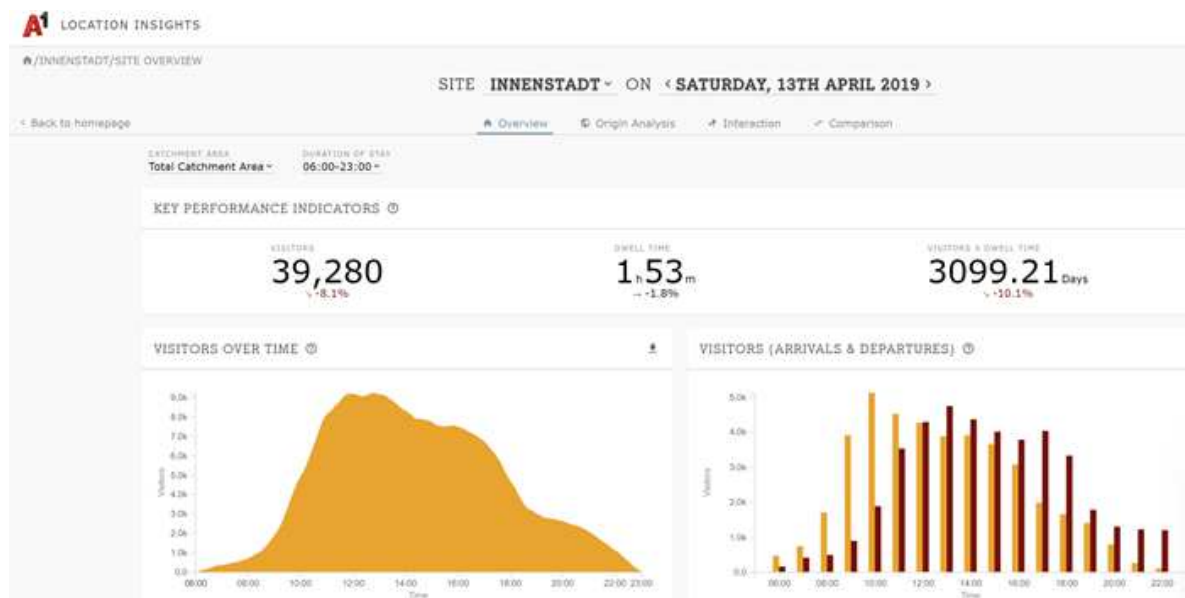


Abb. 55: A1 – Location Insights @ Stadt Graz

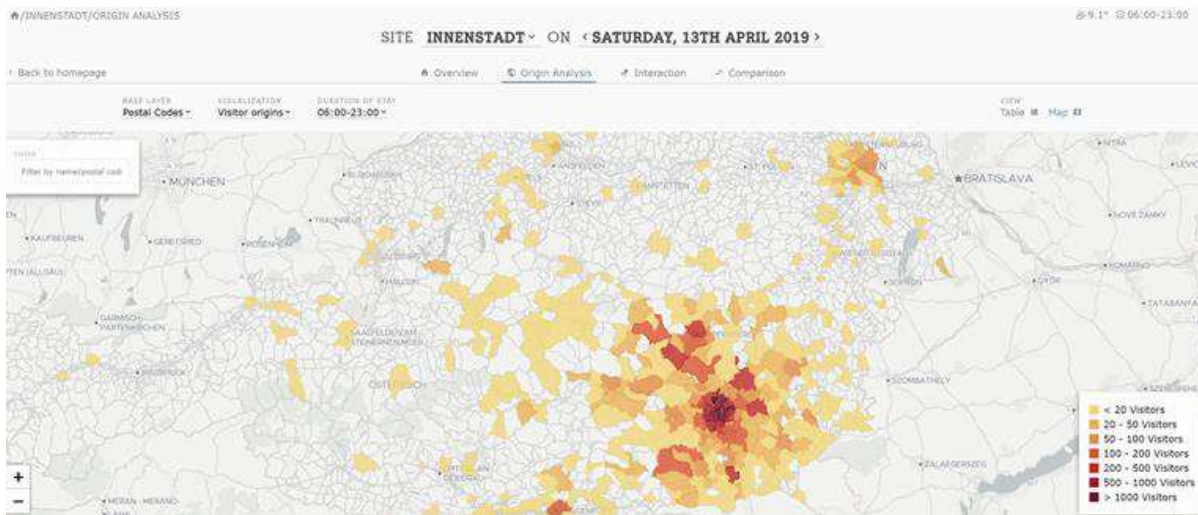


Abb. 56: A1 – Location Insights @ Stadt Graz

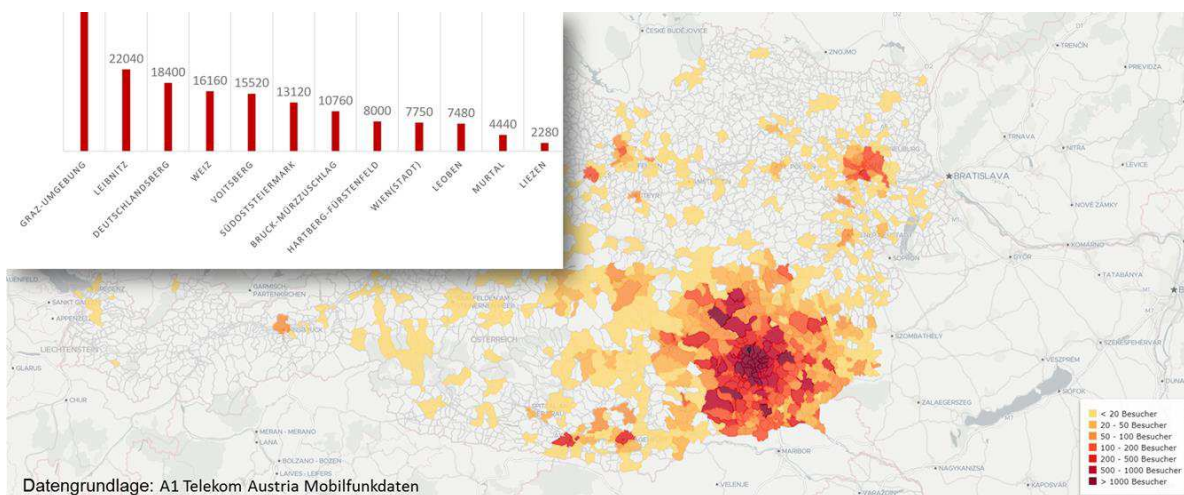


Abb. 57: Personenwege von anderen Gemeinden/Bezirken mit einer Aktivität in Graz (Werktag, Oktober 2019) (Quelle: A1 Telekom Austria AG)

### 3.4.3 Aktivitäten (Fahrzweck)

In diesem Kapitel wird die Methode zur Schätzung von Aktivitäten aus Mobilfunksignalisierungsdaten dargestellt. Quelle dafür ist das Forschungsprojekt auto.WAVES der Wiener Linien GmbH & Co KG. Mobilfunkdaten können grundsätzlich als Trajektorien verstanden werden. Jede Person, die ein Mobiltelefon besitzt, erzeugt eine Tagestrajektorie. Um aus dieser Trajektorie gewünschte Informationen herauslesen zu können, sind verschiedene Schritte notwendig. Nach einer ersten Filterung wird die Mobilfunktrajektorie in stationäre und instationäre Segmente untergliedert. Dafür werden z.B. Geschwindigkeiten und Punkthäufungen berücksichtigt. Stationäre Segmente werden in weiterer Folge für die Aktivitätenerkennung, instationäre für die Wegeerkennung berücksichtigt. Als Aktivitätsstandort wird der Schwerpunkt der Punktwolke verwendet. Für die Fahrzweckerkennung (Aktivität) sind weitere Inputdaten, wie Befragungsdaten und GIS-Daten

notwendig. Um jeder Aktivität einen Typ zuzuordnen, werden Methoden verwendet, die als Basis einen Trainingsdatensatz benötigen. Zur Generierung des Trainingsdatensatzes wurde ProbandInnen ein nachverfolgbares Mobiltelefon zur Verfügung gestellt. Zusätzlich wurden von den ProbandInnen auch Wegetagebücher aufgezeichnet. Diese Daten wurden zur Kalibrierung verwendet, so konnten die passenden Variablen wie z.B. Aktivitätsdauer, Flächenwidmung, Raumtyp je Aktivität erkannt und zugeordnet werden und daraus der Fahrzweck geschätzt werden. Ein weiterer Datensatz sowie Befragungsdaten wurden zur Validierung herangezogen. Bei den instationären Segmenten handelt es sich um einen Weg zwischen zwei Aktivitäten. Hier wird das Verkehrsmittel geschätzt, bspw. kann durch den Abgleich mit Fahrplänen zwischen schienengebundenem ÖV und motorisiertem Individualverkehr (mIV) unterschieden werden. Die nachfolgenden Abbildungen zeigen z. B. die aus den Mobilfunkdaten errechnete Aktivität Wohnen, verteilt auf die Wiener Bezirke bzw. Österreich.

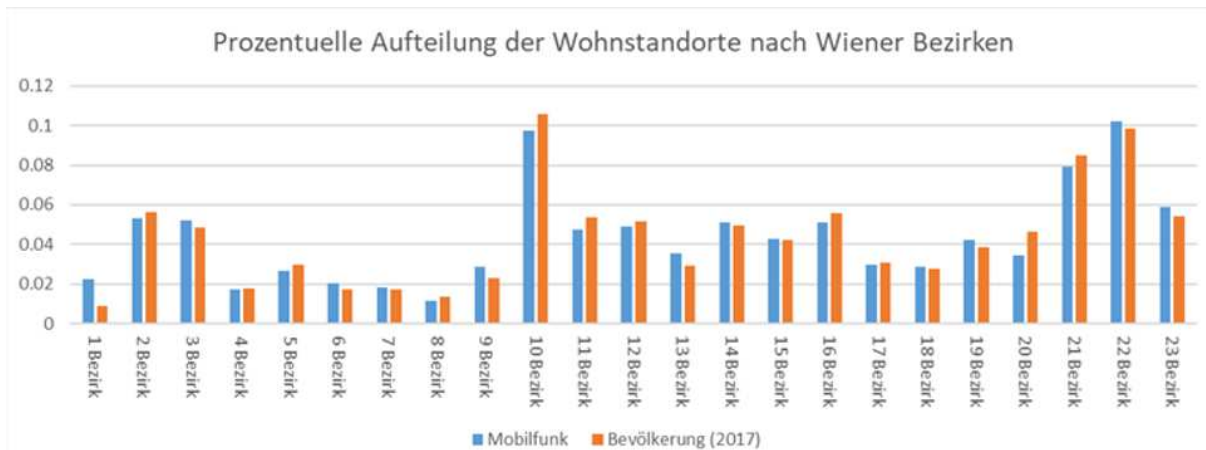


Abb. 58: Prozentuelle Aufteilung der Wohnstandorte (Auszug aus 10% Sample als Input für ein Verkehrsmodell) (Quelle: Forschungsprojekt auto.WAVES der Wiener Linien)

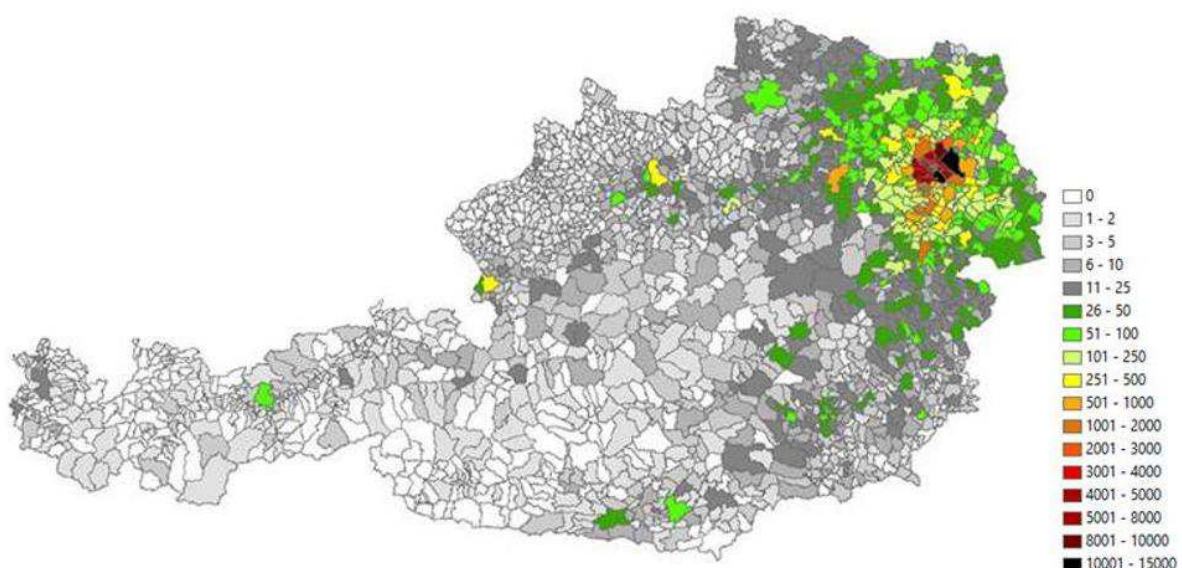


Abbildung 59: Wohnstandorte der Personen mit Wegen in Wien (Auszug aus 10% Sample als Input für ein Verkehrsmodell) (Quelle: Forschungsprojekt auto.WAVES der Wiener Linien)



Ebenso lassen sich weitere Aktivitäten (siehe nachfolgende Abbildungen), wie Einkaufen oder Arbeiten, auf Basis der Mobilfunkdaten berechnen und geographisch zuordnen (siehe nachfolgende Abbildungen).

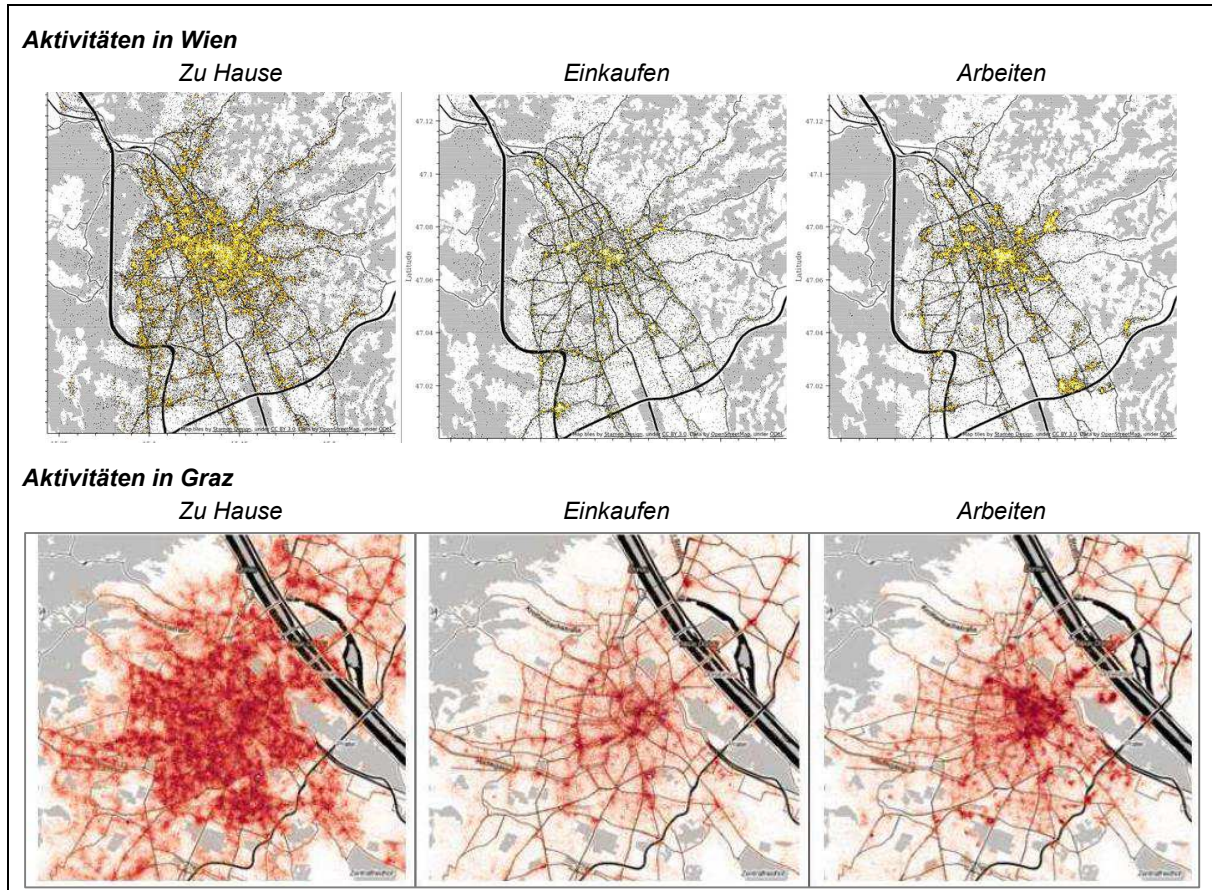


Abbildung 60: Aktivitätsstandorte Wien und Graz, für die Aktivitäten zu Hause, Einkaufen und Arbeiten (Quelle: Invenium Data Insights GmbH)

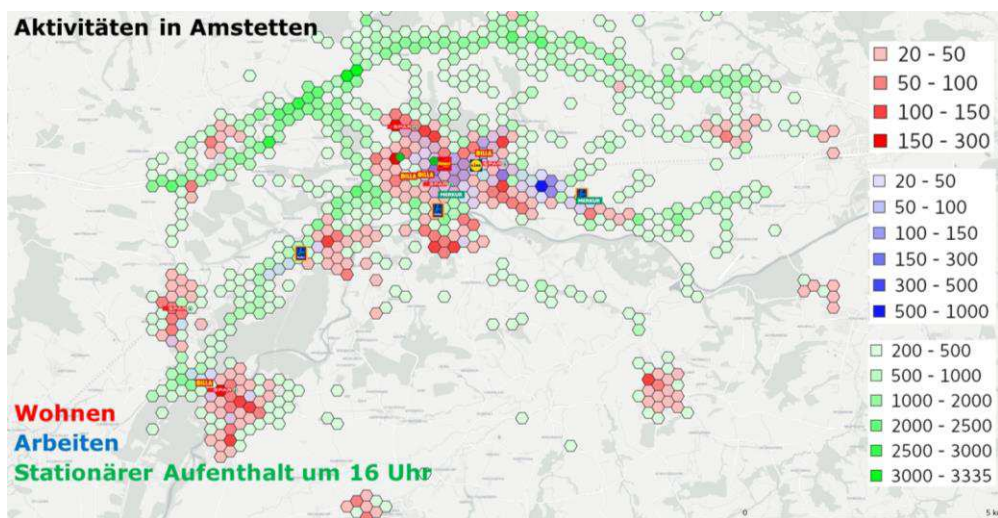


Abbildung 61: Aktivitäten für Wohnen, Arbeiten und Stationären Aufenthalt in Amstetten (Quelle: Invenium Data Insights GmbH)

### 3.4.4 Öffentlicher Verkehr – Einsteiger / Umsteiger / Fahrgaststromanalyse

Einen starken Fokus legen die Anwender von Mobilfunkdaten auch in die Analyse des schienengebundenen öffentlichen Verkehrs. Dort ist der immense Vorteil, dass eine automatisierte Analyse der Fahrgäste über den gesamten Tag mit sonst keiner anderen Datenquelle in diese Qualität möglich ist.

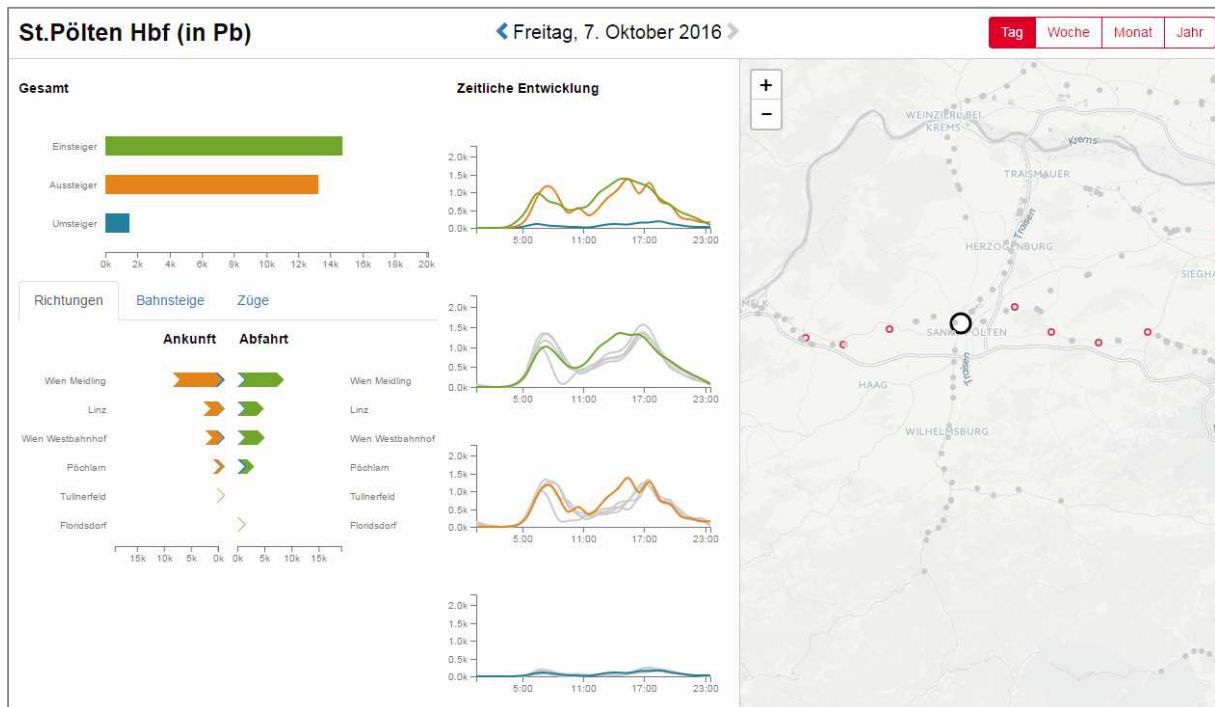


Abbildung 62: Mobilfunksignalisierungsdaten – Ein/Aus/Umsteiger am Bahnhof St. Pölten (Quelle: TU Graz)

**Fazit:** Mobilfunksignalisierungsdaten eignen sich sehr gut für den Bereich der Quelle-Ziel-Analysen im Verkehrswesen und somit für die Kordonerhebung. Auf Basis von unterschiedlichsten Verfahren haben sich in den letzten Jahren auch sehr gute Methoden entwickelt, welche die Zuordnung von Verkehrsmitteln (mIV bzw. schienengebundenem ÖV) ermöglichen. In diesem Bereich sind aktuelle Schwankungsbreiten in Bezug auf die Absolutwerte mit empirischen Vergleichsdaten von +/- 20% bekannt. Dieses Ergebnis kommt auch dadurch zustande, dass das Datensample sehr hoch ist und mit wohnaktivitätsbezogenen Gewichtungsfaktoren die Ergebnisse immer auf die Gesamtbevölkerung hochgerechnet werden.

Aufgrund des Datenschutzes ist die Analyse der Daten auf jeweils einen Tag limitiert und somit ist eine genauere Pendleranalyse nicht möglich.

## 4 Ergebnisse des Datenvergleichs

### 4.1 Kenngrößen

In der nachfolgenden Tabelle 7 werden die einzelnen Aspekte der unterschiedlichen Datenquellen zusammenfassend beleuchtet und in Tabelle 8 interpretiert. Grundsätzlich stehen für Wien und Umgebung nicht alle Datenquellen, welche aus der Recherche bekannt sind, zur Verfügung. Darum wurde eine übergeordnete Kategorisierung in Tabelle 7 nach folgendem Schema eingeführt:

- **Bewertung auf Basis der in Wien und Umgebung für eine Kordonerhebung verfügbaren Daten** (TaxiFCD, WienMobil, TomTom, Mobilfunk und Zählstellen)
- **Bewertung auf Basis der Literaturrecherche.** Diese Daten (Kennzeichenerkennung, WLAN und Bluetooth) sind in dieser hier bewerteten Form in Wien und Umgebung für ein Kordonerhebung jedoch nicht verfügbar.

Weiters muss zusätzlich unterscheiden werden, ob diese beschriebenen Datenquellen in vollem Umfang zu Verfügung stehen oder nur in einer geringeren Stichprobe bzw. Ausprägung. In Tabelle 7 wird davon ausgegangen, dass die vorhandenen Daten (Kategorie Bewertung auf Basis der verfügbaren Daten) vollumfänglich für ein Kordonerhebung zur Verfügung stehen.

Dieser Vergleich dient auch als Grundlage für die Entscheidung der Auftraggeber, welche Datenquellen man zukünftig für eine Kordonerhebung verwenden kann.

Tabelle 7: Methodenvergleich Datenquellen

	Bewertung auf Basis der verfügbaren Daten					Bewertung auf Basis Literatur		
	TaxiFCD	WienMobil (GPS)	TomTom	Mobil-funk	Zähl-stellen	Kenn-zeichen	WLAN	Bluetooth
<b>Etappen &amp; Wege Allgemein</b>								
Start & Endpunkt	X	+++	+++	++	X	X	X	X
Start & Endzeit	X	+++	+++	++	X	X	X	X
Q/Z-Beziehung								
... Gebietsfein	X	+++	+++	+++	X	++	++	++
... Koordinatenfein	X	++	++	++	X	X	X	X
... Belieb. Einteilung	X	+++	+++	+++	X	X	X	X
... nach Wegezweck	X	X	X	++	X	X	X	X
Verkehrsart (Quelle/ Ziel/Binnenverkehr etc.)	X	++	++	+++	X	++	++	++
Fahrtlänge Weg	X	+++	X	+++	X	X	X	X
Fahrtlänge Wegekette	X	X	X	+++	X	X	X	X
Gesamtwegezeit	X	+++	X	+++	X	X	X	X
Fahrzeit Teilabschnitte	+++	+++	++	+++	X	++	++	++
Wegezeit	X	+++	X	+++	X	X	X	X
Wegezeit Wegekette	X	X	X	+++	X	X	X	X
Wegelänge (Distanz)	X	+++	X	++	X	X	X	X
Geschwindigkeit	+++	+++	+++	++	X	+++	+++	+++
<b>Verkehrsmodi</b>								
Kfz-Verkehr								
Allgemein	+++	++	+++	+++	+++	+++	+++	+++
Pkw	X	X	+++	X	+++	X	X	X
Lkw	X	X	+++	X	+++	X	X	X
Öffentlicher Verkehr								
Zug	X	++	X	+++	X	X	++	++
U-Bahn	X	++	X	+++	X	X	++	++
Tram	X	+	X	++	X	X	++	++
Bus	X	+	X	++	X	X	++	++
Fahrrad	X	+	X	++	X	X	++	++
Zu Fuß	X	+	X	X	X	X	++	++
Fahrer/Mitfahrer	X	X	X	X	X	X	kL	kL
Anzahl Mitreisende	X	X	X	X	X	X	kL	kL
Wegezweck	X	X	X	++	X	X	X	X
<b>Aktivitäten</b>								
... Dauern	X	+	X	++	X	X	++*	kL
... Aufenthaltszeitpunkt	X	+	X	++	X	X	++*	kL
... Typ	X	+	X	+	X	X	++*	kL
... Anzahl in/außer Wien	X	+	X	+++	X	X	++*	kL
Route	+++	++	X	++	X	++	++	++
Wegehäufigkeit (p Woche)	X	+	X	X	X	++	++	++
Verkehrsspinnen / Netzbelastung	+	+	+++	++	++	++	++	++
<b>Öffentlicher Verkehr</b>								
Fahrgastzählung								
Bahn	X	+	X	+++	X	X	+ / ++	+ / ++
U-Bahn	X	+	X	+++	X	X	+ / ++	+ / ++
Tram	X	+	X	+	X	X	+ / ++	+ / ++
Bus	X	+	X	+	X	X	+ / ++	+ / ++
Zugangs/Abgangsweg	X	+	X	+	X	X	X	X
Zugangs/Abgangszeit	X	+	X	+	X	X	X	X
Umsteigegehdistanz	X	+	X	+	X	X	X	X
Umsteigezeit	X	+	X	++	X	X	X	X
Umsteigevorgänge	X	+	X	++	X	X	+ / ++	+ / ++
Umsteigezeiten	X	+	X	++	X	X	+ / ++	+ / ++
Umsteigebeziehung	X	+	X	++	X	X	+ / ++	+ / ++
Umsteigehäufigkeit	X	+	X	++	X	X	+ / ++	+ / ++
Umsteigetyp (Verkehrsmittel)	X	+	X	++	X	X	+ / ++	+ / ++
Sonstige Verkehrsmittel / Kombi (z.B.: Bike/Park & Ride)	X	+	X	+	X	X	X	X



	Bewertung auf Basis der verfügbaren Daten					Bewertung auf Basis Literatur		
	TaxiFCD	WienMobil (GPS)	TomTom	Mobil-funk	Zähl-stellen	Kenn-zeichen	WLAN	Bluetooth
<b>Teilwege / Gebiete</b>								
Vorher/Nachher Analysen	+++	+++	+++	+++	++	+	+	+
Verkehrsflüsse in Gebieten	+++	+++	+++	++	+	+++	+++	+++
Reisezeitveränderungen	+++	+++	+++	++	+	+++	+++	+++
<b>Soziodemographische Daten</b>								
Alter	X	+	X	++	X	X	X	X
Geschlecht	X	+	X	++	X	X	X	X
Einkommen	X	+	X	X	X	X	X	X
Wohn/Arbeitsort	X	X	X	++	X	X	X	X
Einstellung/Motiv	X	X	X	X	X	X	X	X
<b>Fahrzeuge</b>								
Kfz-Typ	X	X	+	X	+++	X	X	X
Besetzungsgrad mIV	X	X	X	X	X	X	X	X
<b>Aggregiertes Mobilitätsverhalten</b>								
Verkehrsstärken								
...nach Straßentypen	+	+	+++	++	+	+++	++	++
...in Zeitscheiben	+	+	+++	++	+++	+++	++	++
...in Ganglinien	+	+	+++	++	+++	+++	++	++
Modal Split je Kordon								
...pro Tag	X	++	X	++	X	X	kL	kL
...pro Zeitscheibe	X	++	X	++	X	X	kL	kL
... IV & ÖV	X	++	X	++	X	X	kL	kL
... IV, ÖV, Rad, (Fuß)	X	++	X	++	X	X	kL	kL
<b>Makroskopisches Verkehrsgeschehen</b>								
Verkehrsmenge im Querschnitt	+	+	++	++	+++	+++	++	++
Verkehrsmenge in einem Strom	X	+	++	++	+++	+++	++	++
Verkehrsdichte	++	++	++	+	+++	+++	++	++
Fahrzeugkategorien	X	X	+	X	+++	X	X	X
Geschwindigkeit Kfz	+++	++	++/+++	+	+++	++	++	++
Geschwindigkeit Rad	X	+	X	+	X	X	++	X
Reisezeitverteilung	++	++	+++	++	X	++	++	++
Abbildung von Schwankungen	+++	+++	+++	+++	+++	+	+	+

**Legende:**

- x ... nicht möglich
- + ... möglich in geringerer Qualität
- ++ ... möglich
- +++... sehr gut möglich
- \* ... nur für Teilauswertungen
- kL ... Keine Literatur

Tabelle 8: Interpretation des Methodenvergleichs Datenquellen mit Fokus auf die Kordonenerhebung

	Wiener Taxi-FCD	WienMobil (GPS)	TomTom	Mobilfunk	Zählstellen	Kennzeichenerfassung	WLAN & Bluetooth
<b>Datentyp</b>	Koordinate + Zeitstempel + FahrtID	Koordinate + Zeitstempel + PersonenID	Daten in aggregierter Form → es können die Daten in aggregierter Form gekauft werden, jedoch keine Rohdaten	Koordinate + Zeitstempel verschnitten mit anderen Datentypen → fertige Analyseergebnisse können gekauft werden. Rohdaten werden aus Datenschutzgründen nicht verkauft.	Zeitstempel bei Durchfahrt, Fahrzeugkategorie, Richtung und Fahrstreifen, Zeitlücken etc.	Zeitstempel, Richtung und Kennzeichen	GeräteID, Eintritts- und Austrittszeitpunkt der ID, eventuell Signalstärke
<b>Zeitliche Verfügbarkeit</b>	24/7	24/7	24/7	24/7	24/7 bei Dauerzählstellen; je nach Messkampagne für mobile Zählstellen	Je nach Messkampagne	Je nach Messkampagne
<b>Räumliche Verfügbarkeit</b>	Je nach Taxi-Einsätzen, hauptsächlich in Wien und die Strecke zum Flughafen Wien. Auch Netzelemente mit höherem FRC-Wert im Datensatz vorhanden.	Je App-Nutzer, verstärkt im Raum Wien, Sample aktuell generell noch ausbaufähig	Je Navi-Nutzung, vermehrt auf Straßen mit niedrigerem FRC Wert, speziell in Wien gut (hoher Anteil an Navigationsgeräten); kleine Städte bzw. das Land sowie Strecken ohne Zählstellen sind schlecht abgedeckt.	Flächendeckend, österreichweit inkl. Roaming-Kunden. Beispiel A1 Telekom Austria AG: 5,4 Millionen SIM-Karten werden pro Tag anonymisiert analysiert	Punktuell an Querschnitten	Je nach Messkampagne, aufgrund von geringer Messgerätverfügbarkeit flächiger Einsatz schwer umsetzbar	Je nach Messkampagne, aufgrund von geringer Messgerätverfügbarkeit flächiger Einsatz sehr aufwendig
<b>Zeitintervalle</b>	Beliebig wählbar	Beliebig wählbar	Je Analyse 1 Zeitraum und 24 Zeitintervalle	Beliebig wählbar	Beliebig wählbar	Beliebig wählbar	Beliebig wählbar
<b>Notwendige Stichprobengröße</b>	Durchdringungsraten:  1-5% auf hochr. Straßen 2-10% urbane Straßen [f] 4-5% optimal f. hochr.  Minimum: 1% [e,f] 1.5% [a] 2.0% [b] 3-5% [c] 5% [d]  Mehr Information unter [i]	Da WienMobil auch GPS-Tracks sind müssen diese im ersten Schritt noch nach dem Verkehrsmittel geteilt werden um dann z.B. für Straßen noch eine ähnliche Durchdringung aufzuweisen, wie die FC-Daten.  Da diese Daten jedoch nicht von Fahrzeugen, sondern Personen aufgezeichnet werden, kann hier zwar auch eine Quelle-Ziel Analyse durchgeführt oder Routenlängen etc. ausgewertet werden, jedoch muss in einem	Durchdringungsraten wie bei FCD, da auch TomTom Daten FC-Daten sind.  TomTom Daten liegen bei monatlicher Betrachtung in etwa bei 6% - 9% Durchdringungsgrad. Dies gilt jedoch nur für hochrangige Straßen in bzw. nahe an Wien. Andere Straßen haben geringere Durchdringungsgrade.  Ab FRC 2 sind in der Regel nur mehr relativ geringere Detektionen vorhanden, was auch den	Die Stichprobengröße ist je nach Marktanteil der Telekombetreiber unterschiedlich. Der Marktanteil von der A1 Telekom Austria AG für Mobilfunk liegt in Österreich im Jahr 2017 etwa bei 36.7% [j].  Es gibt räumliche Schwankungen des Marktanteils, diese sind für Analysen jedoch bei den Mobilfunkbetreibern im Detail bekannt.  Generell ist die Stichprobe jedoch so groß, dass auf	Zählstellen detektieren idR. den Gesamtverkehr.  Sie werden zur Berechnung der Durchdringungsrate oder Stichprobe anderer Datenquellen verwendet und dienen auch für die Hochrechnung und Kalibrierung von anderen Datenquellen.	Theoretisch können ANPR Geräte bei optimaler Positionierung eine Detektionsrate von bis zu 95% erreichen.  Jedoch gibt es sehr viele Einflussfaktoren (Kamerawinkel, Lichteinfluss, Abdeckung von anderen Fahrzeugen, usw.) welche im realen Einsatz eine deutliche Reduktion der Detektionsrate als Ergebnis haben.	Es sollte sich theoretisch, bzw. aus der Literatur bekannt, eine Beziehung zwischen Verkehrsaufkommen und der Anzahl von detektierten MAC Adressen ergeben.  Grundsätzlich sind ähnliche Stichprobengröße wie beim GPS (FCD-Daten) notwendig [g]  Die Varianz in der Durchdringungsrate ist gegeben, diese kann z.B. zwischen 2.0% und 9.3% schwanken [h].

	<p>a) Je geringer die Verkehrsstärke desto höher muss die Durchdringungsrate sein um gute Ergebnisse zu erhalten.</p> <p>b) Je geringer die Durchdringungsrate desto ungenauer das Ergebnis.</p> <p>Stichprobe recht gut bekannt. Analysen nur dort sinnvoll wo die Stichprobengröße für die Analyseart erreicht wird.</p>	<p>weiteren Schritt eine Verkehrsmittelerkennung IV/ÖV integriert sein.</p> <p>Je nach Anwendungsfall sind hier unterschiedliche Raten nötig.</p> <p>In der aktuellen Version der WienMobil-App ist sowohl die räumliche Verteilung als auch die Nutzerhäufigkeit noch nicht ausreichend umfangreich um das Potential der Möglichkeiten auszuschöpfen.</p>	<p>Durchdringungsgrad stark sinken lässt.</p> <p>Für FRC 0 und 1 sollte jedenfalls ausreichend Durchdringung vorhanden sein. Ab FRC 2 muss dies im Detailfall geprüft werden.</p>	<p>die Grundgesamtheit geschlossen werden kann.</p> <p>Aspekte, wie z.B. Personen, die zwei Mobiltelefone mit sich führen, gehen im „statistischen Rauschen“ unter.</p>			<p>Wie die Stichprobe in Österreich ist, ist nicht bekannt.</p> <p>Annahmen zum Anteil: USA: 10 bis 50% [k]* Europa: 15 bis 20% [k]* *In Abhängigkeit der Nutzergruppe und nach Alter ergeben sich starke Unterschiede.</p>
<b>Schwankungs- breite</b>	Schwankungsbreiten sind gegeben.	<p>Da die aktuelle Stichprobe sehr klein ist, wird von einer höheren Schwankungsbreiten ausgegangen.</p> <p>Aktuell sind jedoch keine empirische erhobenen Ergebnisse dazu bekannt .</p>	<p>Hohe Schwankungsbreite – Stichprobe im hochrangigen Netz relativ groß, ab FRC 2 stark abnehmend und im Detailfall zu prüfen.</p>	<p>Schwankungsbreite liegt bei den bisher bekannten und publizierten Projekten im Bereich von bis zu +/- 20%.</p> <p>Die Schwankungsbreite hängt natürlich auch von den absoluten Werten ab. Gezählte Werte von kleiner 30 Fahrzeuge pro Stunde auf einem Querschnitt haben eine größere Schwankungsbreite als größere Zählwerte.</p>	<p>Realdatenerfassung, Zählstellen können als Grundlagendaten verwendet werden.</p> <p>Es sollten keine bzw. geringe Schwankungen aufgrund von Messfehlern etc. vorkommen.</p>	Schwankungsbreiten je nach Messaufbau gegeben.	<p>Hohe Schwankungen des Durchdringungsgrades zu erwarten. Dennoch gute Aussagen bezüglich der relativen Verteilung möglich.</p> <p>Hochrechnung auf Verkehrsleistung muss im Detailfall geprüft werden.</p>
<b>Aussage- genauigkeit</b>	Hohe Genauigkeit bei Reisezeiten und Verkehrszustand, bei ausreichend Durchdringung	Im aktuellen Stand speziell für Kordon-Analysen unzureichend, aufgrund der Stichprobengröße	<p>In Bezug auf Geschwindigkeit auf Strecken bei hoher Durchdringungsrate gut.</p> <p>Quelle-Ziel-Analysen eher nicht repräsentativ für die Gesamtbevölkerung.</p>	Gut bis sehr gut	Sehr gut	Durchschnittlich bis sehr gut – extrem abhängig vom Mittel- und Kosteneinsatz	<p>Für Geschwindigkeiten: Sehr gut</p> <p>Bluetooth: Mean Absolute Percentage Error für Geschwindigkeit von 1.6% bis 2.7 % (f) Für Quelle-Ziel - gut</p>
<b>Richtungsbezug</b>	Immer gegeben	Immer gegeben	Nur bei ausreichend Streckenbelastung bzw. höherrangigen Straßen gegeben.	Gegeben, wird durch Analyse hergestellt	Gegeben	Je nach Messanordnung	Je nach Messanordnung
<b>Berücksichtigung aller</b>	Nein, nur Taxi-Daten Es sind Fahrzeugdaten und keine Personendaten	Nein, nur App-Nutzer	Nein, nur Navi-Nutzer	Nein, aber z.B. A1-Nutzer (inkl. Yess, Bob, Red Bull Mobile und Roaming-	Im Kfz-Verkehr ja	Im Kfz-Verkehr ja	Nur Personen die WLAN bzw. Bluetooth nutzen. Es ist jedoch keine aktive Nutzung nötig, somit sind

<b>Bevölkerungsgruppen</b>		Somit benötigen die Personen ein Smartphone.  Es werden alle Bewegungen, egal welches Verkehrsmittel, aufgezeichnet.	Es werden nur Bewegungen vom Kfz-Verkehr aufgezeichnet	Nutzer) mit einem Marktanteil von über 40% Personen müssen aber kein Smartphone haben – Feature-Phone reicht aus.  Weiters ist keine aktive Nutzung des Telefons notwendig – es erfolgt ein passives, anonymes Monitoring durch das Telekommunikationsunternehmen.			z.B. alle Personen inkludiert, die WLAN oder Bluetooth gerade aktiviert haben. Es ist theoretisch möglich alle Verkehrsmittel zu berücksichtigen.
<b>Fahrzeuge vs. Personen</b>	Fahrzeug	Person (Mobiltelefon) Smartphone nötig	Fahrzeug	Person (Mobiltelefon)	Messung von Fahrzeugen	Messung von Fahrzeugen	Messung von Personen (Mobiltelefon)
<b>Erfassungs-/Durchführungs-/Wiederholungsaufwand</b>	gering  Werden von ITS Vienna Region erfasst. Ausgabe für Standardrouten immer verfügbar. Datenspeicherung für Vorher/Nachher Analyse und neue Fallbeispiele müsste abgeklärt werden, danach sind Analysen leicht wiederholbar.	gering*  Generell wie Mobilfunkdaten oder FC-Daten (je nach Anwendungsfall)  *Aktuell jedoch noch nicht in ausreichender Stichprobengröße vorhanden.	gering  Generell sind gleiche Analysen aber schnell wiederholbar, das Ergebnis sollte innerhalb kurzer Zeit (z.B. 1 Tag) vorliegen.  Einzelanalysen müssen gekauft werden. Die Kosten sind kilometerabhängig.	eher gering  Wenn die Erstanalyse ausgewertet wurde, so ist die Folgeanalyse mit den gleichen Algorithmen möglich.  Tägliche Lieferung möglich	gering  Wenn es sich um Dauerzählstellen handelt, so ist die Aufzeichnung und Speicherung standardisiert, und der Aufwand gering.  Bei mobilen Geräten ist für eine Wiederholung in späterer Folge nahezu der gleiche Aufwand nötig.	hoch  Wenn eine ANPR-Messung erneut durchgeführt werden soll, so müssen bis auf das Messkonzept alle Schritte erneut durchlaufen werden.	hoch  Wenn eine WLAN/Bluetooth Messung erneut durchgeführt werden soll, so müssen bis auf das Messkonzept alle Schritte erneut durchlaufen werden.

	Wiener Taxi-FC	WienMobil (GPS)	TomTom	Mobilfunk	Zählstellen	Kennzeichenerfassung	WLAN & Bluetooth
<b>Empfehlung bei aktuellem Datenstand (02.2020)</b>	<p>Da die Wiener Taxi-Unternehmen den Hauptteil ihrer Fahrten in Wien machen und in der Regel Fahrten übernehmen, die nicht alltäglich sind, können aus diesen Daten hauptsächlich Stau bzw. Geschwindigkeiten direkt ausgewertet werden.</p> <p>Aus den Geschwindigkeiten bzw. deren Abweichung kann auf Verkehrsstärken geschlossen werden.</p> <p>FC-Daten der Wiener Taxen eignen sich also Innerstädtisch und können z.B. Reisezeiten auf verschiedenen Routen ausgeben.</p>	<p>Aktuell sind zu wenig stadtgrenzüberschreitende Datensätze vorhanden um diese Datenquelle für eine Kordonerhebung sinnvoll zu nutzen.</p> <p>Da Erweiterungspläne vorliegen und die Bibliotheken der WienMobil-App in weitere Apps integriert werden sollen, ist es vorstellbar diese Datenquelle zukünftig dafür nutzen zu können.</p> <p>Sollten diese Daten von Person in den unterschiedlichen Verkehrsmitteln mit einer hohen Durchdringungsrate genutzt werden, wäre das hohe Detailniveau ein großer Vorteil dieser Daten.</p>	<p>TomTom zeichnet GPS Tracks von Navigationsgeräten auf. Diese Tracks werden in einem online Tool verarbeitet und aggregiert. Es wird jedoch keine Hochrechnung vorgenommen und Informationen über einzelne Tracks gehen verloren.</p> <p>Da man keine Einsicht in die Rohdaten erhält, können Fehler nicht erkannt werden.</p> <p>Da die Daten eine ziemliche Black-Box sind, wird empfohlen keine TomTom-Daten zu Quelle-Ziel Beziehungen zu berücksichtigen. Für weitere Analysen müssten Informationen über die Hochrechnung vorliegen, um valide Aussagen treffen zu können.</p> <p>Besser geeignet, z.B. auch zur Validierung anderer Daten, sind die Traffic Stats bzw. die Routenverfolgungsdaten, da hier die Stichprobensatzzusammensetzung nicht heterogen sein muss.</p>	<p>Generell ermöglichen anonymisierte Mobilfunkdaten die Betrachtung des Gesamtverkehrs, inklusive Wegeketten, in täglicher Form und für das gesamte Österreich.</p> <p>Ein großer Vorteil ist, dass die aktive Mobiltelefonnutzung zwar für die Analysen hilfreich ist, aber kein Muss darstellt (passive Monitoring).</p> <p>Aus Datenschutzgründen ist immer nur die Betrachtung von Einzeltagen möglich.</p> <p>Durch immer fortlaufende Forschungen werden die Analysen laufend verbessert.</p> <p>Da die Algorithmen besonders im Zugverkehr und Autoverkehr bereits recht ausgefeilt sind, ist ein Einsatz für diese Zwecke (verkehrsmittelgetrennte Analysen) empfehlenswert.</p>	<p>Es wird zwischen Dauerzählstellen (fix installiert) und Zählstellen durch zusätzliche Messgeräte (mobil) unterschieden.</p> <p>Dauerzählstellen werden oftmals zur Kalibrierung und Validierung von anderen Datenquellen herangezogen und sind somit unumgänglich.</p> <p>Es muss im Detail geprüft werden, wo bei Verwendung von neuen Datenquellen zusätzliche Messungen zur Überprüfung/Validierung der Daten notwendig sind.</p>	<p>Wird in der Regel ziel-führend an kleinen Arealen eingesetzt, um die Quell-Ziel-Beziehungen in einem definierten Gebiet nachvollziehen zu können.</p> <p>Großräumig muss immer die Geräteverfügbarkeit und Machbarkeit des Aufstellens im Detail geprüft werden. Dies benötigt gute Messkonzepte.</p> <p>Im Zuge der Kordonerhebung wird ein Einsatz aus Kosten-Nutzen-Sicht mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht umsetzbar sein.</p>	<p>Bluetooth &amp; WLAN: Die Detektionsrate ist nicht konstant und daher ist die Hochrechnung auf reale Zahlen nur mit Zählstellenabgleich möglich. Je nach Detektionsrate können bessere oder schlechtere Aussagen getroffen werden.</p> <p>Ein Einsatz ist für die Kordonerhebung aus diesen Gründen grundsätzlich nicht zu empfehlen und des Weiteren stehen auch real diese Daten für das Untersuchungsgebiet nicht zur Verfügung.</p> <p>WLAN: Aus Gründen von Datenschutzadaptierungen, wie MAC-Randomisierung in den Betriebssystemen der Geräte, wird die Nachverfolgung zukünftig grundsätzlich schwerer, bzw. nicht mehr möglich.</p>

- a) Kerner, C Demir, RG Herrtwich, SL Klenov, H Rehborn, A Haug, et al. Traffic state detection with floating car data in road networks. In Intelligent Transportation Systems, Proceedings. IEEE, pages 44–49. IEEE, 2005
- b) Jun Hong, Xuedan Zhang, Zhongya Wei, Li Li, and Yong Ren. Spatial and temporal analysis of probe vehicle-based sampling for real-time traffic information system. In Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, pages 1234–1239. IEEE, 2007
- c) Xiaowen Dai, Martin Ferman, Robert P Roesser, et al. A simulation evaluation of a real-time traffic information system using probe vehicles. In Intelligent Transportation Systems, 2003. Proceedings.2003 IEEE, volume 1, pages 475–480. IEEE, 2003.
- d) Sunderrajan et al., 2016: Sunderrajan A., Viswanathan V., Cai Wentong, Knoll A., 2016: Traffic State Estimation Using Floating Car Data, ICCS 2016, The International Conference on Computational Science, Vol 80.
- e) G. Klunder., Taale H., Hoogendoorn S. 2013: The Impact of Loop Detector Distance and Floating Car Data Penetration Rate on Queue Tail Warning, 3rd International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transport Systems.
- f) Vandenberghe W., Vanhauwaert E., Verbrugge S., Moerman I., Demeester P., 2012: Feasibility of expanding traffic monitoring systems with floating car data technology; IET Intelligent Transport Systems, 6(4), pp. 347– 354.
- g) Young S (2008) Bluetooth traffic monitoring technology: concept of operation and deployment guidelines. University of Maryland—Centre for Advanced Transportation Technology, Maryland
- h) Erkan & Hastemoglu, 2016: Bluetooth as a traffic sensor for stream travel time estimation under Bogazici Bosphorus conditions in Turkey, Journal of Modern Transportation, Vol 24.,
- i) Batsirai Gwara (2017): Validation of TomTom historical average speeds on freeway segments in Gauteng, South Africa, Stellenbosch University.
- j) <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/306689/umfrage/marktanteile-der-mobilfunkanbieter-in-oesterreich/>
- k) <https://m.rover.io/the-straight-goods-on-bluetooth-how-many-consumers-have-it-on-d0ebe3b5d718> and <https://geomarketing.com/beacon-roundup-what-percentage-of-americans-leave-bluetooth-on-anyway>  
Fan Ding 1,\* , Xiaoxuan Chen 2, , Shanglu He 3, , Guangming Shou 4, , Zhen Zhang 1 and Yang Zhou Evaluation of a Wi-Fi Signal Based System for Freeway Traffic States Monitoring: An Exploratory Field Test

## 4.2 Merkmalsausprägungen der Daten (diskret/stetig/Datenformat etc.)

In diesem Unterkapitel wird im Detail dargestellt, wie die erhobenen Rohdaten bzw. die gelieferten Analyseergebnisse grundsätzlich einem Auftraggeber zur Verfügung stehen bzw. welche Aussagen mit Ihnen gemacht werden können.

Tabelle 9: Merkmalsausprägung der Daten

	TaxiFCD	WienMobil	TomTom	Mobil- funk	Zähl- stellen	Kenn- zeichen erkenn- ung	WLAN	Bluetooth
<b>Daten + Ergebnisse</b>								
Relative Aussagen (Rohdaten)	Nein	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Absolute Aussagen (Rohdaten)	Nein	Nein	Nein	Nein	Ja	Ja	Nein	Nein
Hochrechnung auf gesamte Population/Verkehr möglich (Ergebnisse)	Schwer	Aktuell nur schwer	Geschwin- digkeit - Ja; Reisezeit - Nein	Ja	Nicht nötig	Nicht nötig	Keine Literat- ur	Keine Literatur

## 5 Ergebnisse / Empfehlung der Methodenstudie

Grundsätzlich ist zu sagen, dass die sogenannte „Digitalisierung“ der Mobilitätsenerhebung aktuell ein wesentlicher Schwerpunkt im Bereich der Verkehrswissenschaften bzw. des gesamten Verkehrswesens ist.

Weltweit widmet sich eine sehr große Anzahl an Institutionen diesem Thema, welche Daten und in welcher Form bzw. Kombination einen Mehrwert gegenüber der klassischen Befragung bieten.

Die klassische Haushaltsbefragung wird für gewisse Fragestellungen immer eine, in Teilbereich (Stichwort „Motiv“), relevante Rolle spielen. Jedoch ermöglichen neue Datenquellen, wie Mobilfunkdaten oder GPS-App-Daten, speziell in diesem Bereich eine Option in der räumlichen und zeitlichen Ausprägung, welche mit einer klassischen Erhebung, schon aus Kosten-Nutzen-Sicht, nicht machbar sind.

Ein wesentlicher Aspekt ist, dass diese Datenquelle, von fachkompetenten Personen bzw. Institutionen aufbereitet, verarbeitet und analysiert wird, damit die daraus gewonnenen Ergebnisse quantitativ und qualitativ valide sind.

Weiters ist es auch wesentlich, dass diese neuen Ergebnisse mit den bisherigen Befragungsergebnissen aus der Historie vergleichbar bzw. in Zusammenhang gebracht werden können.

### 5.1 Empfehlungen zur Kordon-Erhebung

Auf Basis dieser Studie wird folgende Empfehlung unter nachfolgenden Nebenbedingungen gemacht:

Nebenbedingungen:

- Kordonenerhebung findet im Jahr 2020 statt.
- Es muss ein System verwendet werden, welches noch heuer produktiv ist und Analyseergebnisse liefert.
- Das System kann auch mit verschiedenen Eingangsdatenquellen arbeiten und diese Daten werden auch für die gegenseitige Kalibrierung genutzt.

**Verwendung folgender Erhebungsmethoden in Kombination:**

- Querschnittsdaten aus Zählsystemen im mIV für die Absolutwerte und zur Kalibrierung weiterer Datenquellen



- Mobilfunksignalisierungsdaten für die Quelle-Ziel-Beziehungen im mIV und im schienengebundenen ÖV aufgrund der hohen Stichprobe und räumlichen und zeitlichen Verfügbarkeit. Ein weiterer Grund ist das schon Vorhandensein von Produkten in diesem Bereich in Österreich (z.B. A1 Mobility Insights) und somit eine Gewährleistung einer zeitnahen Umsetzung eines solchen Projektes
- Klassische Befragung, jedoch mit einer deutlich geringeren Stichprobe. Fokus auf die Erhebung von z.B. Motiv, Besetzungsgrad oder auch Analyse der Fahrgäste in Bussen (ÖPNV), welche mit den datengetriebenen Ansätzen nur mit einer gewissen Ungenauigkeit bzw. wie beim Besetzungsgrad gar nicht gemacht werden können.

Weiters erfolgt die Empfehlung für diesen klassischen Erhebungsteil auf Basis folgender zusätzlicher Annahmen und Erfahrungen:

- Bisherige Erhebung des stadtgrenzüberschreitenden Verkehrs erfolgten auf Basis von klassischen Befragungen. Um diese Kontinuität zu gewährleisten, wird empfohlen für einen Stichtag in Teilgebieten (Auswahl von repräsentativen Kordonen) eine Befragung durchzuführen und zeitgleich für diesen Stichtag eine volle Auswertung auf Basis datengetriebener Analysen umzusetzen (Gewichtungsfaktor „Klassisch vs. Digital“). Somit kann ein Abgleich bzw. eine Extrapolation und eine Kalibrierung zwischen den verschiedenen Erhebungsmethoden gemacht werden und es ermöglicht eine Zeitreihenanalyse mit den bisherigen klassischen Erhebungen über die Jahre hinweg (Gewichtungsfaktor „Zeitreihe“).

Sollte die Wien-Mobil-App einen signifikanten Anstieg der Anwenderzahlen in naher Zukunft im Großraum Wien haben, ist auch diese Datenquelle eine Option für die Verbesserung der gesamten Erhebungsmethode mit verschiedenen Datenquellen.

## **5.2 Empfehlungen zur Erfassung der verkehrlichen Wirkungen bei großen Änderungen (z.B. Baustellen) innerhalb Wiens**

Auf Basis dieser Studie wird folgende Empfehlung gemacht:

- Querschnittsdaten aus Zählsystemen im mIV für die Absolutwerte und zur Kalibrierung weiterer Datenquellen
- Mobilfunksignalisierungsdaten für die Quelle-Ziel-Beziehungen im mIV und im schienengebundenen ÖV aufgrund der hohen Stichprobe und räumlichen und zeitlichen Verfügbarkeit. Ein weiterer Grund ist das schon Vorhandensein von Produkten in diesem Bereich in Österreich (z.B. A1 Mobility Insights) und somit eine Gewährleistung einer zeitnahen Umsetzung eines solchen Projektes (Fokus makroskopische Analyse)

- GPS-Daten aus Wien-Mobil-App für die Binnenverkehrsanalysen mit dem Fokus auf die Veränderung in Bezug auf den Modal Split und Verlagerungsverkehre (Fokus mikroskopische Analyse)
- GPS-Daten aus den Wiener Taxi-FC-Daten für Reisezeitanalyse und Verkehrslageinformationen (Fokus mikroskopische Analyse)

## 6 Literaturverzeichnis

- Abedi N., Bhaskar A., Chung E. (2014): Tracking spatio-temporal movement of human in terms of space utilization using Media-Access-Control address data, *Applied Geography* 51 (2014), Pages 72-81
- Abott-Jard N., Shah H., Bhaskar A. (2013): Empirical evaluation of Bluetooth and Wifi scanning for road transport, *Conf. Australasian Transport Research Forum, Brisbane*, Pages 1-14
- Beaulieu A., Farooq B. (2019): A dynamic mixed logit model with agent effect for pedestrian next location choice using ubiquitous Wi-Fi network data, *International Journal of Transportation Science and Technology* 8, Pages 280–289
- Bellini P., Cenni D., Nesi P., Paoli I. (2017): Wi-Fi based city users behavior analysis for smart city, *Journal of Visual Languages and Computing* 42 (2017) Pages 31–45
- Bhaskar, A., Chung, E. (2013): Fundamental understanding on the use of Bluetooth scanner as a complementary transport data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 37, Pages 42-72
- Blogg, M., Semler, C., Hingorani, M, Troutbeck, R. (2010): Travel Time and Origin-Destination Data Collection using Bluetooth MAC Adress Readers, *Conf. Australasian Transport Research Forum, Canberra*, Pages 1-15
- Böker G., Lunze J. (2001): Freeway Traffic State Estimation with Floating-Car-Data, *Proceeding in IFAC Telematics Applications in Automation and Robotics, Weingarten, Germany*, Pages 291-296
- Broach J., Dill J., McNeil N. (2019): Travel mode imputation using GPS and accelerometer data from a multi-day travel survey *Journal of Transport Geography*, Volume 78, June 2019, Pages 194-204
- Chin K., Huang H., Horn C., Kasanicky I., Weibel R. (2019): Inferring fine-grained transport modes from mobile phone cellular signaling data; *Computers, Environment and Urban Systems*, Pages 1-15
- Ciurana M., Barcelo-Arroyo F., Cugno S. (2009): Tracking mobile targets indoors using WLAN and time of arrival, *Computer Communications* 32, Pages 1552–1558
- Dabiri S., Heaslip K. (2018): Inferring transportation modes from GPS trajectories using a convolutional neural network, *Transportation Research Part C*, Pages 360-371
- Danalet A., Tinguely L., de Lapparent M., Bierlaire M. (2016): Location choice with longitudinal WiFi data, *The Journal of Choice Modelling* 18, Pages 1–17
- Dijk J. (2018): Identifying activity-travel points from GPS-data with multiple moving windows; *Computers, Environment and Urban Systems* 70, Pages 84-101
- Ding X., Liu Z., Xu H. (2018): The passenger flow status identification based on image and WiFi detection for urban transit stations, *Journal of Visual Communication and Image Representation* 58, Pages 119–129

- Erkan, I., Hastemoblu, H. (2016): Bluetooth as a traffic sensor for stream travel time estimation under Bogazici Bosphorus conditions in Turkey; *Journal of Modern Transportation*, Vol. 24, Pages 207-214, DOI 10.1007/s40534-016-0101-y
- Fan J., Fua C., Stewart K., Zhang L. (2019): Using big GPS trajectory data analytics for vehicle miles traveled estimation, *Transportation Research Part C*, Pages 298-307
- Feng T., Timmermans H. (2013): Transportation mode recognition using GPS and accelerometer data *Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 37, December 2013, Pages 118-130
- Fourati W., Mayerhofer A., Friedrich B. (2019): Continuous Compilation of Directional Counts at Intersections Fusing Floating Car Data and Section Counts, *Transportation Research Procedia* 37, Pages 235-241
- Friesen M., McLeod R. (2015): Bluetooth in Intelligent Transportation Systems: A Survey, *Int. J. ITS Res.* (2015) 13: Pages 143–153, DOI 10.1007/s13177-014-0092-1
- Guangnian X., Zhicai J., Chunquin Z. (2015): Travel mode detection based on GPS track data and Bayesian networks; *Computers, Environment and Urban Systems*, Volume 54, November 2015, Pages 14-22
- Horn C., Klampfl S., Cik M., Reiter T. (2014): Detecting Outliers in Cell Phone Data: Correcting Trajectories to improve Traffic Modeling. *Transp. Res. Rec.*, Vol. 2405, Pages 49-56.
- Horn C., Kern R. (2015): Deriving Public Transportation Timetables with Large-Scale Cell Phone Data, *Procedia Computer Science* 52 (2015), Pages 67–74
- Horn C., Gursch H., Kern R., Cik M. (2017): QZtool - Automatically generated origin-destination matrices from cell phone trajectories. in *Advances in Human Aspects of Transportation: Advances in Intelligent Systems and Computing* (Band 484, S. 823-836). Springer.
- Horn S., Chen C., Ferng H., Kao T., Li M. (2011): Enhancing WLAN location privacy using mobile behavior, *Expert Systems with Applications* 38, Pages 175–183
- Huang H., Cheng Y., Weibel R. (2019): Transport mode detection based on mobile phone network data: A systematic review; *Transportation Research Part C* 101, Pages 297-312
- Joseph L., Neven A., Martens K., Kweka O., Wets G., Janssens D. (2019): Measuring individuals' travel behavior by use of a GPS-based smartphone application in Dar es Salaam, Tanzania, *Journal of Transport Geography*, Pages 1-8
- Kim Y. (2018): Seoul's Wi-Fi hotspots: Wi-Fi access points as an indicator of urban vitality, *Computers, Environment and Urban Systems* 72 (2018), Pages 13–24
- Kong X., Xu Z., Shen G., Wang J., Yang Q. (2016): Urban traffic congestion estimation and prediction based on floating car trajectory data, *Future Generation Computer Systems*, Pages 97-107
- Kontokosta C., Johnson N., (2017): Urban phenology: Toward a real-time census of the city using Wi-Fi data, *Computers, Environment and Urban Systems* 64, Pages 144–153
- Körner M. (2011): Nutzungsmöglichkeiten von Floating Car Data zur Verkehrsflussoptimierung In: Strobl J, Blaschke T, Griesebner G (Hrsg.) *Angewandte Geoinformatik*, Berlin/Offenbach, 2011. Herbert Wichmann Verlag

Laranjeiro P., Merchan D., Godoy L., Giannotti M., Yoshizaki H., Winkenbach M., Cunha C. (2019): Using GPS data to explore speed patterns and temporal fluctuations in urban logistics: The case of Sao Paulo, Brasil, *Journal of Transport Geography* 76, Pages 114-129

Lesani A., Miranda-Moreno L. (2019): Development and Testing of a Real-Time WiFi-Bluetooth System for Pedestrian Network Monitoring, Classification and Data Extrapolation *IEEE Transactions on Intelligent Transportation* VOL. 20, NO. 4, APRIL 2019, DOI: 10.1109/TITS.2018.2854895, Pages 1484-1496

Li Z., Kluger R., Hu X., Wu Y., Zhu X. (2018): Reconstructing Vehicle Trajectories to Support Travel Time Estimation; *Transportation Research Record, Journal of the Transportation Research Board*: Pages 1-20

Luber A., Junghans M., Bauer S., Schulz J. (2011): Draft: On measuring Traffic with Wi-Fi and Bluetooth, *Proceedings of 18th ITS World Congress. Orlando, USA*, Pages 1-10

Lue G., Miller E. (2019): Estimating a Toronto pedestrian route choice model using smartphone GPS data, *Travel Behaviour and Society* 14, Pages 34-42

Mannini L., Cipriani E., Crisalli U., Gemma A, Vaccaro G. (2017): On-Street Parking Search Time Estimation Using FCD Data, *Transportation Research Procedia* 27, Pages 929-936

Lin M., Hsu W. (2014): Mining GPS data for mobility patterns: A survey, *Pervasive and Mobile Computing* Volume 12, June 2014, Pages 1-16

Michael K., Clarke R. (2013): Location and tracking of mobile devices: □berveillance stalks the streets, *computer law & security review* 29, Pages 216-228

Neuhold R., Fellendorf M. (2015): Travel time estimation on motorways based on reconstructed vehicle trajectories, *Proceedings in World Congress on Intelligent Transport Systems, Bordeaux*, Pages 1-12

Oosterlinck, D., Benoit, D., Baecke, B., van de Weghe, N. (2017): Bluetooth tracking of humans in an indoor environment: An application to shopping mall visits, *Applied Geography* 78, Pages 55-65

Otterstätter, Th. (2013): Methoden zur Erfassung von Verkehrsströmen und Fahrzeiten mit stationären fahrzeugwiedererkennenden Detektoren, *Dissertation, Universität Stuttgart*, ISSN 0932 - 402X

Park, H., Haghani, A. (2015): Optimal number and location of Bluetooth sensors considering stochastic travel time prediction, *Transportation Research Part C* 55, Pages 203–216

Park Y., Akar G. (2019): Why do bicyclists take detours? A multilevel regression model using smartphone GPS data, *Journal of Transport Geography*, Pages 191-200

Poucín G., Farooq B., Patterson, Z. (2018): Activity patterns mining in Wi-Fi access point logs, *Computers, Environment and Urban Systems* 67 (2018), Pages 55–67

Ribeiro J., Zúquete A., Sargento S. (2018): Survey of Passengers' Origin-Destination in Public Transportation Networks Using Wi-Fi, In: *Communications in Computer and Information Science* 992, Smart Cities, Green Technologies and Intelligent Transport System, VEHITS, Pages 367-388

- Ryeng E., Haugen T., Gronlund H, Bo Overa, S. (2016): Evaluating Bluetooth and Wi-Fi Sensors as a Tool for Collecting Bicycle Speed at Varying Gradients, *Transportation Research Procedia* 14, Pages 2289–2296
- Schulze G., Horn C., Kern R. (2015): Map-Matching Cell Phone Trajectories of Low Spatial and Temporal Accuracy, 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems, Pages 2707-2714
- Sharifi, E., Hamed, M., Haghani, A., Sadrsadat, H. (2011): Analysis of Vehicle Detection Rate for Bluetooth Traffic Sensors: A Case Study in Maryland and Delaware, *ITS World Conference, Orlando*, Pages 1-12
- Shen L., Stopher P. (2013): A process for trip purpose imputation from Global Positioning System data, *Transportation research Part C*, Pages 261-267
- Stopher P., FitzGerald C., Jun Z. (2008): Search for a global positioning system device to measure person travel, *Transportation Research Part C* 16 (2008), Pages 350–369
- Sunderrajan A., Viswanathan V., Cai W., Knoll A. (2016) Traffic State Estimation Using Floating Car Data, *Procedia Computer Science*, Vol. 80, Pages 2008-2018
- Traunmueller M., Johnson N., Malik A., Kontokostas C. (2018): Digital footprints: Using WiFi probe and locational data to analyze human mobility trajectories in cities; *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 72, Pages 4-12
- Tsubota T., Yoshii T. (2017): An Analysis of the Detection Probability of MAC Address from a Moving Bluetooth Device, *Transportation Research Procedia* 21, Pages 251–256
- Usyukov V. (2017): Methodology for identifying activities from GPS data streams, *Procedia Computer Science* 109C (2017), Pages 10–17
- Vogt S., Fourati W., Schendzielorz T., Friedrich B. (2019): Estimation of origin-destination matrices by fusing detector data and Floating Car Data, *transportation research Procedia* 37, Pages 473-480
- Weinzerl J., Fast A., (2011), Verkehrsablauf erkennen durch intelligente Sensoren auf Autobahnen und in urbanen Gebieten, *Heureka ' - Optimierung in Verkehr und Transport*, Pages 1-15
- Xu L., Yue Y., Li Q. (2013) Identifying Urban Traffic Congestion Pattern from Historical Floating Car Data, *Procedia – Social and Behavioral Sciences* 96, Pages 2084-2095
- Yazdizadeh A., Patterson Z., Farooq B. (2019): An automated approach for GPS traces to complete trip information, *International Journal of Transportation Science and Technology* Pages 82-100
- Yucel S., Tuydes-Yaman H., Ozen M., Altintasi O. (2013): Determination of vehicular travel patterns in an urban location using bluetooth technology, *23rd ITS America Conference*, Pages 1-11
- Zhou M., Zhang Q., Tian Z., Liu Y., Zhang Z. (2017): Simultaneous pathway mapping and behavior understanding with crowdsourced sensing in WLAN environment. *Ad Hoc Networks* 58 (2017), Pages 160–170