

# Berücksichtigung von unsicheren Fahrzeiten in der City Logistik Tourenplanung

Patrick-Oliver Groß<sup>1</sup>, Artur Ansmann<sup>1</sup>, Marlin W. Ulmer<sup>1</sup>, Dirk C. Mattfeld<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Technische Universität Braunschweig, Institut für Wirtschaftsinformatik, Decision Support, Mühlenpfordtstraße 23, 38106 Braunschweig

## 1 Einleitung

Heutzutage erwarten Kunden schnelle und verlässliche Belieferungen, wie zum Beispiel die Belieferung zu einem versprochenen Zeitpunkt. Bedingt durch die begrenzte Verkehrsinfrastruktur im urbanen Raum sind Fahrzeiten grundsätzlich unsicher und variieren im Verlauf des Tages. In diesem Umfeld müssen City Logistik Dienstleister (CLD) Lieferungen sowohl kosteneffizient als auch verlässlich durchführen. Um eine kosteneffiziente Tourenplanung unter Einhaltung versprochener Lieferzeitpunkte sicherzustellen, muss die Unsicherheit der Fahrzeit zwischen Kunden Berücksichtigt werden.

Die zunehmende Verfügbarkeit von Ortungstechnologien (z.B. GPS) in mobilen Endgeräten und Fahrzeugen erlaubt die Erhebung von Bewegungsdaten innerhalb der Verkehrsflüsse. Dies ermöglicht die Ermittlung realistischer Informationen bezüglich der Verkehrszustände [1]. In diesem Zuge hat die Nutzung von Floating Car Data (FCD) sowohl in Wissenschaft [2] als auch in der Praxis an Bedeutung gewonnen [3]. Um die Informationen, die in diesen Daten enthalten sind, in der Tourenplanung einsetzen zu können, müssen diese Informationen adäquat bereitgestellt und in die zugehörigen Optimierungsmodelle bzw. Tourenplanungsverfahren integriert werden.

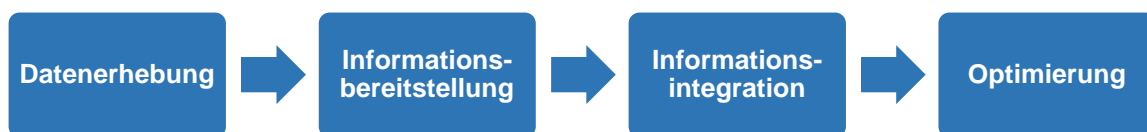


Abbildung 1: Datengetriebene Tourenplanung

Quelle: eigene Darstellung

Abbildung 1 beschreibt den grundlegenden Prozess der datengetriebenen Tourenplanung. Hierzu müssen im ersten Schritt entsprechende Daten (z.B. durch FCD) erhoben werden, welche im nächsten Schritt in Form von Informationsmodellen (z.B. mittlere Fahrzeiten) bereitgestellt werden. Die bereitgestellten Informationsmodelle müssen anschließend in die zugehörigen

<sup>1</sup> Korrespondierender Autor: [p.gross@tu-bs.de](mailto:p.gross@tu-bs.de) (<https://www.tu-braunschweig.de/wininfo/team/gross>)

gen Optimierungsmodelle integriert werden, indem sie in eine für die Tourenplanungsverfahren geeignete Form transformiert werden. Abschließend kann die Optimierung auf Basis der realweltlichen Informationen durchgeführt werden.

Um die benötigten Informationen für das Routing adäquat bereitzustellen und zu integrieren werden geeignete Fahrzeitinformationsmodelle benötigt. Häufig werden Fahrzeiten durch Mittel- oder Medianwerte repräsentiert. Jedoch lassen diese keine Berücksichtigung von Informationen über die Schwankung bzw. der Unsicherheit der Fahrzeiten zu. Dies könnte durch die Parametrisierung von Fahrzeitverteilungen, basierend auf empirischer Geschwindigkeitsbeobachtungen, ermöglicht werden. Jedoch besteht bisher kein Konsens darüber welche Verteilung urbane Fahrzeiten ausreichend genau repräsentiert. Intervallfahrzeiten (IFZ) definieren einen Bereich möglicher Fahrzeiten. Für CLD stellen IFZ eine geeignete Fahrzeitrepräsentation dar, da sie mit annehmbarem Aufwand und einer vertretbaren Menge an Beobachtungen bestimmt werden können. Des Weiteren erlauben IFZ die Anwendung spezieller Tourenplanungsverfahren, die die Unsicherheit der Fahrzeit berücksichtigen [4].

Dieser Beitrag beschäftigt sich mit der Herausforderung, unsichere Fahrzeiten innerhalb der Tourenplanung zu berücksichtigen. Hierzu werden realweltliche FCD einer deutschen Großstadt (Braunschweig) analysiert und zu IFZ aufbereitet. Der Datensatz beinhaltet Straßenabschnittsweise zugeordnete GPS-Datenpunkte. Diese werden zunächst aufbereitet, um repräsentative IFZ für einzelne Straßenabschnitt zu erhalten. Des Weiteren werden diese Abschnitte transformiert, um Kunde-zu-Kunde Verbindungen zu erhalten. Diese Verbindungen dienen als Eingangsinformation für die Tourenplanung. Der Einfluss der Verwendung von IFS auf die Güte der Tourenplanung wird anhand einer Simulation evaluiert.

Der weitere Verlauf ist wie folgt strukturiert: Kapitel 2 gibt einen Überblick über die Verkehrsdatenerfassung sowie verschiedenen Fahrzeitinformationsmodelle. Kapitel 3 beschreibt die datengetriebene Tourenplanung unter Berücksichtigung unsicherer Fahrzeiten. Hierzu wird näher auf die einzelnen Schritte des zugehörigen Prozesses eingegangen. Kapitel 4 beschreibt das Vorgehen zur Evaluation des vorgeschlagenen Ansatzes.

## 2 Literatur

Der folgende Literaturüberblick behandelt technologische Aspekte bezüglich der Sammlung von Verkehrsdaten mit dem Fokus auf FCD. Des Weiteren werden Fahrzeitinformationsmodelle, welche verschiedene Arten von Fahrzeitinformation berücksichtigen, diskutiert.

### 2.1 Verkehrsdatenerfassung

Technologien zur Verkehrsdatenerfassung können in traditionelle und telematik-basierte Technologien kategorisiert werden [5]. Diese Kategorisierung basiert auf dem Grad der Abdeckung des Verkehrsnetzes: Traditionelle Verkehrsdatenerfassungssysteme decken typischerweise nur einen kleinen Teil des Verkehrsnetzes ab, während telematische Systeme eine größere Abdeckung ermöglichen.

**Traditionelle Verkehrsdatenerfassungssysteme** umfassen stationäre Sensoren wie z.B. Infrarot Sensoren, Induktionsschleifen, Videoüberwachungsanlagen sowie manuelle Verkehrszählungen. Wegen der relativ hohen Kosten werden solche Systeme meist nur an wichtigen Punkten des Verkehrsnetzes eingesetzt und decken daher nur einen kleinen Teil dessen ab. Die für einen Abschnitt des Verkehrsnetzes ermittelten Fahrzeiten sind - ohne weitere

detaillierte Informationen über die Infrastruktur sowie Funktion und Lage des beobachteten Straßensegments – nur eingeschränkt auf andere Straßensegmente generalisierbar [6]. Aus Sicht des CLD sind die aus traditionellen Verkehrsdatenerfassungssystemen entstehenden punktuellen Verkehrsinformationen nicht ausreichend für die robuste Tourenplanung, da diese flächendeckende Verkehrsinformationen benötigen.

**Telematische Verkehrsdatenerfassungssysteme** basieren auf Funk- und Ortungstechnologien wie z.B. dem General Packet Radio Service (GPRS) und dem Global Positioning System (GPS). Floating Car Data, Floating Phone Data (FPD) und Floating Car Observer (FCO) sind Beispiele für telematische Verkehrsdatenerfassungssysteme. Mit der Kommerzialisierung und zunehmender Verbreitung des GPS nimmt auch die Verfügbarkeit und Nutzung solcher Systeme zu. Im Gegensatz zu den traditionellen Systemen werden hierbei aktive Verkehrsteilnehmer als mobile Sensoren zur Verkehrsdatenerfassung genutzt. Wird eine größere Anzahl an Verkehrsteilnehmern für die Erhebung genutzt, können Verkehrsdaten wie z.B. Fahrtzeiten für große Teile des Verkehrsnetzes flächendeckend und relativ kostengünstig erhoben werden. Oftmals werden Taxi-Flotten für die Erhebung von Verkehrsdaten für den städtischen Raum genutzt („Taxi-FCD“), da sich diese als eine geeignete Datenquelle für realistische Schätzungen des Verkehrszustandes erwiesen haben [2]. Im City Logistik Kontext stellen Taxi-FCD eine geeignete Datenbasis für eine robuste Tourenplanung dar. Alternativ könnte der CLD die eigene Fahrzeugflotte zur Verkehrsdatenerhebung nutzen.

## 2.2 Fahrtzeitinformationsmodelle

Fahrtzeitinformationsmodelle stellen die Eingangsinformationen für die zugehörigen Routing Algorithmen zur Verfügung. Üblicherweise werden Eingangsinformationen für Routing Algorithmen durch eine Matrix der Fahrtzeiten zwischen Kunden repräsentiert. Abhängig vom Problem und dem Detaillierungsgrad sind verschiedene Repräsentationen denkbar, wie zum Beispiel eine einzelne Fahrtzeitmatrix für die jeweiligen Kunde-zu-Kunde Verbindungen. Allerdings existiert oft ein Kompromiss zwischen dem Detaillierungsgrad des Informationsmodells und der Effizienz der zugehörigen Optimierungsalgorithmen.

In der City Logistik haben Fahrtzeiten einen erheblichen Einfluss auf die Güte der geplanten Liefertouren [7]. Daher beeinflussen die einbezogenen Fahrtzeitinformationen (z.B. der Detaillierungsgrad) die Effizienz und Verlässlichkeit der geplanten Touren erheblich. Fortschritte in der Telematik ermöglichen es verschiedene Typen von Fahrtzeitinformationen empirisch zu erheben (z.B. aus FCD, siehe Kapitel 2.1). Fahrtzeiten aus realweltlichen Daten basieren üblicherweise auf detailliert beschriebenen Abschnitten des Straßennetzwerkes (Kanten). Daher muss diese detaillierte Information zu Kunde-zu-Kundenverbindungen (Pfaden) transformiert werden.

**Deterministische FIM** stellen den vorherrschenden Ansatz dar Fahrtzeiten im Routing zu berücksichtigen. Diese stellen eine ungefähre Schätzung der zu erwartenden Fahrtzeiten dar, liefern jedoch keine Informationen bezüglich der Entwicklung und der Schwankung von realweltlichen Fahrtzeiten [8]. Grundsätzlich ist durch die Einführung von Tageszeitabhängigkeit eine genauere Einschätzung der Fahrtzeiten möglich, wodurch Schätzungen der erwarteten Fahrtzeiten realistischer werden. Jedoch können deterministische FIM keine expliziten Informationen bezüglich der Unsicherheit von Fahrzeiten bereitstellen.

**Stochastisch FIM** stellen hingegen eine kontinuierliche Beschreibung der Fahrzeiten und ihrer Schwankung bereit. Diese werden durch Wahrscheinlichkeitsverteilung repräsentiert, die Informationen wie den Erwartungswert und die Varianz der Fahrzeit enthalten. Jedoch entstehen in diesem Kontext diverse Probleme wie zum Beispiel bei der Auswahl oder Aggregation repräsentativer Fahrzeitverteilungen [9]. Des Weiteren ist bisher nicht geklärt ob eine Fahrzeitverteilung existiert die in der Lage ist urbane Fahrzeiten realitätsgetreu abzubilden und gleichzeitig für praktische Anwendungen verwendbar ist.

**Quasi-stochastisch FIM**, wie zum Beispiel Intervalle von Fahrzeiten, stellen eine Repräsentation zur Verfügung die es erlaubt die Unsicherheit von Fahrzeiten zu erfassen und gleichzeitig den hohen Aufwand stochastischer FIM zu vermeiden. Intervallfahrzeiten (IFZ) benötigen lediglich eine geringe Anzahl an Beobachtungen [4], keine detaillierten Informationen über eine mögliche zugrundeliegende Fahrzeitverteilung [10] und können mit relativ niedrigem Aufwand aggregiert werden [11].

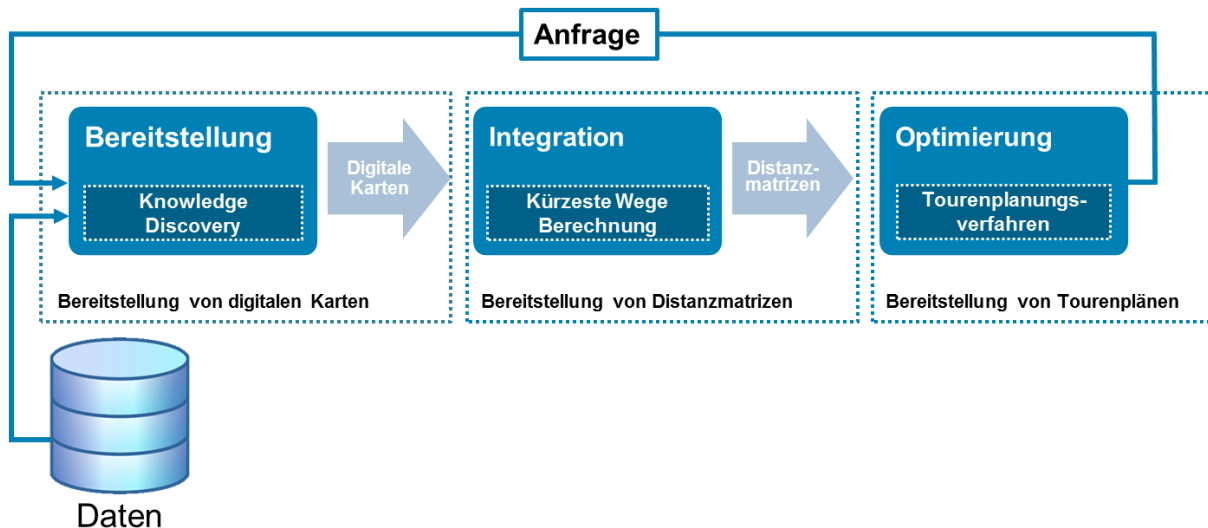
Oft ist es CLD nicht möglich eine ausreichende Datengrundlage mit ihrer eigenen Flotte zu erheben. Der Zukauf von Verkehrsdaten von kommerziellen Anbietern, wie zum Beispiel [3], verursacht potentiell hohe Kosten. Unter Berücksichtigung von Fahrzeitverteilungen stellt diese benötigte Mindestdatenmenge ein erhebliches Problem dar. Durch die Nutzung von IFZ kann jedoch eine angemessene Repräsentation der Fahrzeiten und ihrer Schwankungen erreicht werden, wenn relativ wenige Daten zur Verfügung stehen.

### **3 Berücksichtigung von unsicheren Fahrzeiten in der datengetriebenen City Logistik Tourenplanung**

Um eine Tourenplanung durchzuführen, die unter realitätsnahen Bedingungen erfolgreich durchgeführt werden kann, müssen sowohl realitätsnahe Einflüsse berücksichtigt werden als auch realistische Informationen bezüglich dieser Einflüsse der Planung zu Grunde liegen. Im Rahmen dieses Beitrages steht die Berücksichtigung der Unsicherheit von Fahrzeiten im urbanen Raum im Fokus. Hierzu wird im Folgenden ein idealtypischer Prozess von der Aufbereitung der zugrundeliegenden Daten bis hin zu der finalen Tourenplanung beschrieben. Zusätzlich wird dabei auf die Berücksichtigung der Unsicherheit von Fahrzeiten im urbanen Raum eingegangen. Die Berücksichtigung von Unsicherheit erfolgt durch die Verwendung der zuvor beschriebenen Intervallfahrzeiten (siehe Kapitel 2.2).

Abbildung 2 illustriert die einzelnen Stufen des Prozesses der datengetriebenen Tourenplanung. Die gestrichelten Boxen beschreiben die produzierten Informationsobjekte. Die runden Boxen repräsentieren die einzelnen Stufen bzw. Aufgaben des Prozesses. Innerhalb der Aufgaben sind entsprechende Verfahren zur Bewältigung der Aufgabe in gestrichelten Boxen ausgewiesen.

Der Output einer jeden Aufgabe wird an die jeweils nächste Stufe weitergegeben. Der Prozess beginnt mit einer Anfrage aus der Tourenplanung (z.B. Dispatcher) der eine spezifische Anfrage stellt für welche dann der vollständige Prozess durchgeführt wird. Eine mögliche Anfrage wäre hierbei die Tourenplanung für einen bestimmten Stadtbereich unter Berücksichtigung von Unsicherheit der Fahrzeiten. Abhängig von der Art der Anfrage müssen in den einzelnen Stufen adäquate Informationsobjekte und Lösungsverfahren verwendet werden.



**Abbildung 2: Vollständiger Prozess der datengetriebenen Tourenplanung**

Quelle: eigene Darstellung.

Im weiteren Verlauf werden die einzelnen Schritte des Prozesses genauer beschrieben und es wird darauf eingegangen wie diese Aufgaben bewältigt werden können. Dabei wird speziell auf die Berücksichtigung unsicherer Fahrtzeiten mit Hilfe von IFZ eingegangen.

### 3.1 Bereitstellung

Die Bereitstellung der Informationsmodelle für die Tourenplanung orientiert sich am Knowledge Discovery in Databases (KDD) Prozess nach [12]. Dementsprechend werden die FCD zunächst aufbereitet indem Dubletten und fehlerhafte Daten (welche aus dem GPS inhärenten Ungenauigkeiten und Einschränkungen wie z.B. Dämpfung, Reflexion resultieren [13]) gefiltert werden („Data Cleaning“). Des Weiteren werden aus den einzelnen Positionsdaten Trajektorien generiert und auf das digitale Straßennetz von Braunschweig projiziert. Die Projektion wurde, basierend auf dem *ST-Mapmatching* Algorithmus [14], für das digitale Straßennetz Braunschweigs durchgeführt. Das daraus resultierende erweiterte digitale Straßennetz enthält somit die grundlegenden Karteninformationen (Geometriedaten, Geschwindigkeitsbegrenzungen, Straßentyp etc.) und die – gemäß dem Mapmatching Algorithmus – wahrscheinlichsten Pfade zwischen zwei sukzessiven GPS-Positionskoordinaten. Jeder Pfad besteht aus dem Zeitstempel der ersten GPS-Koordinate und dem Zeitstempel der folgenden GPS-Koordinate, einer sequentiell geordneten Liste der Straßensegmente sowie der Richtung in der diese Segmente befahren wurden.

Anhand dieser Daten kann die Fahrtzeit für den jeweiligen Pfad direkt als Differenz zwischen den entsprechenden Zeitstempeln berechnet werden. Für die Anwendung im Bereich der City Logistik müssen die Fahrtzeiten allerdings für die einzelnen Straßensegmente des zugrunde liegenden digitalen Straßennetzes ermittelt werden, um flexibel unterschiedlich konfigurierte OD-Matrizen ableiten zu können. Daher müssen die für die Pfade berechneten Fahrtzeiten auf die Straßensegmente dekomponiert und allokiert werden. Hierzu verwenden wir die *Distanzproportionale Reisezeit Dekomposition* [15]. Da unrealistische Fahrtzeiten aufgrund der Ungenauigkeiten bei der Ortung, durch fehlerhaftes Mapmatching und/oder durch fehlerhafter Fahrtzeit Dekomposition trotz Data Cleaning nicht ausgeschlossen werden können, werden diese gefiltert. Dazu werden Informationen über die jeweils geltende Geschwindigkeitsbegrenzung

sowie die Verteilung der Fahrtzeiten des Straßensegments einbezogen. Damit ist die Phase „Data Transformation“ abgeschlossen.

Im Folgenden wird der Ansatz von [5] für die Ableitung von Intervall-Fahrtzeiten adaptiert. Daher wird der Datensatz Zeitabhängig aggregiert. Zunächst werden dazu Zeitstempel für jedes Straßensegment errechnet und zu jeder Stunde des jeweiligen Tages zugeordnet. Somit werden die Fahrtzeitdaten für jedes Straßensegment in  $24 \times 390$  (= 9360) Klassen mit konstanter Breite eingeteilt. Für jede Klasse wird die minimale und maximale Fahrtzeit ermittelt. Im nächsten Schritt werden *stündliche Intervallfahrtzeiten* (SIFZ) durch Berechnung des Mittelwerts der minimalen und maximalen Fahrtzeit für repräsentative Wochentage und Stunden berechnet, d.h. jedes Straßensegment enthält jeweils  $7 \times 24$  Mittelwerte der Fahrtzeit-Minima und -Maxima (=336 Werte). Analog dazu werden *tägliche Intervallfahrtzeiten* (TIFZ) durch Berechnung der Mittelwerte für Tagesminima und -maxima für repräsentative Wochentage berechnet, d.h. jedes Straßensegment enthält in diesem Fall 14 Werte.

Für die Berechnung von *gewichteten Intervallfahrtzeiten* (GIFZ) verwenden wir den k-Means Clustering Algorithmus [16]. Dadurch wird die Größe des Datensatzes für die nachgelagerten Optimierungsschritte effizient reduziert. Die Straßenabschnitte werden hierbei nach der relativen Änderung der Spannweite der Intervallfahrtzeiten geclustert. Dazu wird zunächst die Spannweite der SIFZ durch die Spannweite der TIFZ normalisiert, wodurch die tageszeitabhängige relative Schwankung der Intervalle berechnet wird. Jedes Intervall der TIFZ wird mit der stundenabhängigen Schwankung assoziiert, die von der Clusterzugehörigkeit des Straßensegments abhängt. Die Anzahl der Cluster wird anhand des Davies-Bouldin Indexes [17] abgeschätzt und mittels explorativer Datenanalyse validiert.

### 3.2 Integration

In der City Logistik wird das Routing üblicherweise auf Basis von Kunde-zu-Kunde Verbindungen durchgeführt. Daher wird statt einer detaillierten digitalen Straßenkarte ein abstraktes Netzwerk der Kunde-zu-Kunden Verbindungen benötigt. Um diese Abstraktion zu erreichen werden die Informationen der detaillierten digitalen Straßenkarten mit Hilfe von Kürzeste Wege Berechnungen in problemspezifische Netzwerke transformiert. Diese Netzwerke werden üblicherweise durch O/D bzw. Distanzmatrizen repräsentiert und enthalten die entsprechenden Kosten der Verbindungen zwischen den Kunden. Den Kosten können dabei verschiedene Bewertungen zu Grunde gelegt werden, wie zum Beispiel Distanz, Fahrtzeit oder Emissionen.

Im Rahmen dieses Beitrages sind Kosten mit IFZ verknüpft. Gängige Kürzeste Wege Algorithmen erlauben jedoch nicht die Verwendung von IFZ, daher sind entsprechende Anpassungen notwendig. Ein erster Ansatz besteht darin eine Anpassung der Bewertungsgrundlage innerhalb der Kürzesten Wege Algorithmen durchzuführen. Dazu werden Kürzeste Wege auf Basis der Unter- bzw. Obergrenzen der IFZ sowie der gewichteten Schwankung (bzw. Breite) der IFZ berechnet. Mit Hilfe der daraus berechneten Wege können die zugrundeliegenden IFZ der einzelnen Straßenabschnitte zu Wegen zwischen Kunden aggregiert werden.

Die dadurch entstehende Matrix der kumulierten IFZ kann anschließend in einem Tourenplanungsverfahren eingesetzt werden, welches auf Basis von ITT effiziente und verlässliche Liefertouren bestimmt [4].

### 3.3 Optimierung

Als das zugrundeliegende **Optimierungsproblem** wird eine City Logistik Tourenplanungsproblem mit stochastischen Fahrzeiten betrachtet. Der CLD möchte seine operativen Kosten minimieren, während sein Auftraggeber eine pünktliche Belieferung der Kunden verlangt. Hierbei müssen Lieferungen bis zu einer „selbstgesetzten Lieferfrist“ erfüllt werden. Ein ähnliches Konzept auf Basis von Zeitfenstern findet sich bei [18]. Die Belieferung eines Kunden gilt als zuverlässig wenn diese die Lieferfrist plus einen vorgegebenen Puffer nicht überschreitet (z.B. 5 Minuten). Der CLD operiert in einem urbanen Straßennetz und die Durchführung der Belieferung wird von unsicheren Fahrtzeiten innerhalb des Straßennetzes beeinflusst. Hierbei ist lediglich ein Bereich möglicher Fahrtzeiten vorab bekannt.

Das Problem wird als Vehicle Routing Problem (VRP) mit zwei Fahrtzeitmatrizen **modelliert**. Das Straßennetz wird durch einen vollständigen Graphen repräsentiert, welcher aus den vorgelagerten kürzest Wege Berechnungen abgeleitet wird. Kanten repräsentieren Kunde-zu-Kunde Verbindungen und sind mit IFZ gewichtet. Alle Touren starten und enden am Depot. Ziel ist die Minimierung der Transportkosten, gemessen an der Gesamtfahrtzeit, und der Verspätung. So sollen effiziente Touren, die einen hohen Alpha-Servicegrad aufweisen, erreicht werden.

Als **Lösungsverfahren** für das VRP wird eine Minmax-Regret basierter Ansatz [4] verwendet, der Informationen aus IFZ berücksichtigt. Dazu wird eine angepasste Metaheuristik verwendet.

## 4 Evaluation

Um die Berücksichtigung unsicherer Fahrtzeiten basierend auf realweltlichen Daten sowie das beschriebene Vorgehen zu evaluieren wird eine Fallstudie durchgeführt. Hierzu werden Taxi-FCD von 160 Taxis über den Zeitraum von 12 Monaten (2014-2015) für den urbanen Raum der Stadt Braunschweig betrachtet. Die Stadt Braunschweig dient dabei als Repräsentant für eine typische deutsche monozentrische Großstadt. Insgesamt wurden in diesem Zeitraum ca. 45,5 Millionen Datensätze durch die Taxis aufgenommen und übermittelt.

Die Ergebnisse der Tourenplanung werden bezüglich der zugrundeliegenden Informationen verglichen. Hierzu wird die Verwendung synthetischer IFZ, basierend auf einer Shifted-Gamma Verteilung, mit der Nutzung aus FCD abgeleiteten IFZ verglichen. Die Ergebnisse der Evaluation werden im Rahmen der Präsentation vorgestellt und diskutiert.

## 5 Literatur

- [1] Kuhns, G., Ebdend, R., Wagner, P., Sohr, A., Brockfeld, E. (2011): Self-Evaluation of Floating Car Data Based on Travel Times from Actual Vehicle Trajectories, IEEE Forum on Integrated and Sustainable Transportation System (FISTS), S. 109-114.
- [2] Brockfeld, E., Lorkowski, S., Mieth, P., Wagner, P. (2007): Benefits and Limits of Recent Floating Car Data Technology - an Evaluation Study, 11th WCTR Conference.
- [3] TomTom (2015): Real Time and Historical Traffic, <http://marketing.entgov.tomtom.com/acton/attachment/4701/f-0015/1/-/-/-/file.pdf>, Abrufdatum: 14.03.2015.

- [4] Groß, P.-O., Ulmer, M. W., Ehmke, J. F., Mattfeld, D. C. (2015): *Exploiting Travel Time Information for Reliable Routing in City Logistics*, Transportation Research Procedia, Band 10, S. 652-661.
- [5] Ehmke, J. F. (2012): *Integration of Information and Optimization Models for Routing in City Logistics*, International Series in Operations Research & Management Science, Band 177, Springer.
- [6] Gössel, F. (2004): *Informationsentropische, spektrale und statistische Untersuchungen fahrzeuggenerierter Verkehrsdaten unter besonderer Berücksichtigung der Auswertung und Dimensionierung von FCD-Systemen*, Dissertation, Technische Universität Dresden.
- [7] Ehmke, J. F., Meisel, S., Mattfeld, D. C. (2012): *Floating Car Based Travel Times for City Logistics*, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Band 21, Nr. 1, S. 338-352.
- [8] Eglese, R., Maden, W., Slater, A. (2006): *A Road Timetable<sup>TM</sup> to Aid Vehicle Routing and Scheduling*, Computers & Operations Research, Band 33, Nr. 12, S. 3508-3519
- [9] Gómez, A., Mariño, R., Akhavan-Tabatabaei, R., Medaglia, A. L., Mendoza, J. E. (2015): *On Modeling Stochastic Travel and Service Times in Vehicle Routing*, Transportation Science.
- [10] Karasan, O., Pinar, M., Yaman, H. (2001): *The Robust Shortest Path Problem with Interval Data*.
- [11] Alefeld, G., Mayer, G. (2000): *Interval analysis: theory and applications*, Journal of Computational and Applied Mathematics, Band 121, Nr. 1, S. 421-464.
- [12] Fayyad, U., Piatesky-Shapiro, G., Smyth, P. (1996): *From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases*, AI Magazine, Band 17, Nr. 3, S. 37-54.
- [13] Zheng, F. (2011): *Modelling Urban Travel Times*, Dissertation, Technische Universität Delft.
- [14] Lou, Y., Zhang, C., Zheng, Y., Xie, X., Wang, W., Huang, Y. (2009): *Map-Matching for Low-Sampling-Rate GPS Trajectories*, Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems.
- [15] Neumann, T. (2014): *Accuracy of Distance-Based Travel Time Decomposition in Probe Vehicle Systems*, Journal of Advanced Transportation, Band 48, Nr. 8, S. 1087-1106.
- [16] MacQueen, J. (1967): *Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations*, Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Band 1, Nr. 14, S. 281-297.
- [17] Davies, D. L., Bouldin, D. W. (1979): *A Cluster Separation Measure*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Band PAMI-1, Nr. 2, pp. 224–227.



- [18] Jabali, O., Leus, R., Van Woensel, T., de Kok, T. (2015): *Self-Imposed Time Windows in Vehicle Routing Problems*, OR Spectrum, Band 37, Ausgabe 2, S. 331-352.