Bereitstellung von tageszeitabhängigen Fahrzeiten für die Tourenplanung in Ballungsräumen

Jan Fabian Ehmke, Dirk Christian Mattfeld

*Institut für Wirtschaftsinformatik,
Lehrstuhl für Decision Support,
Technische Universität Braunschweig
{j.f.ehmke|d.mattfeld}@tu-bs.de*

1 Motivation

Dieser Beitrag thematisiert den Prozess der Erfassung, Verarbeitung, Bereitstellung und Anwendung empirischer Verkehrsdaten für die Tourenplanung in Ballungsräumen. Es wird ein Informationssystem konzipiert, welches empirische Verkehrsdaten in tageszeitabhängige Fahrzeiten für die Tourenplanung überführt. Ziel ist die Unterstützung einer schnellen, zuverlässigen und umweltverträglichen Auslieferung und Abholung von Gütern in der City-Logistik (Taniguchi et al. 2000).

Um eine entsprechende Tourenplanung zu gewährleisten, müssen Logistikserviceprovider steigende Kundenanforderungen und die Dynamik der Umwelt in ihren Planungsprozessen berücksichtigen. Dieses äußert sich beispielsweise in sinkenden Auslieferzeiten, dem Wunsch nach einer größeren Verlässlichkeit bei der Einhaltung von Zeitfenstern sowie einer höheren Flexibilität bei der Auslieferung und Abholung von Gütern (Windt und Hülsmann 2007). Weiterhin sehen sich Logistikdienstleister in Ballungsräumen mit einer zunehmend belasteten Verkehrsinfrastruktur und tageszeitabhängigen Schwankungen der Fahrzeiten konfrontiert. Diese werden in Standardinformationssystemen zur Tourenplanung bisher nur unzureichend berücksichtigt (Eglese et al. 2006).

Während sich die überregionale Tourenplanung zumeist auf Distanzen oder statische Fahrzeiten stützen kann, erfordert die zeitenstergenaue Tourenplanung in Ballungsräumen die Berücksichtigung tageszeitabhängiger Fahrzeiten für jeden Streckenabschnitt. Grundlage für die Bereitstellung der tageszeitabhängigen Fahrzeiten sind große Mengen empirischer Verkehrsdaten. Noch vor wenigen Jahren waren diese nicht in ausreichendem Maße verfügbar bzw. die Erhebung scheiterte am immensen Datenerfassungsaufwand. In Zeiten moderner telematikbasierter Verkehrsdatenerfassung besteht nun die Möglichkeit, solche Daten in ausreichendem Maße zu erheben und automatisiert zu verarbeiten (Ehmke und Meisel, 2008).

Um von der umfangreichen Datenmenge bei der tageszeitabhängigen Tourenplanung zu profitieren, sind empirische Verkehrsdaten in tageszeitabhängige Fahrzeiten zu überführen und in erweiterte Verfahren der Tourenplanung zu integrieren. Während die statische Tourenplanung umfassend erforscht worden ist, liegen zur tageszeitabhängigen Tourenplanung nur vergleichsweise wenige Beiträge vor. Die Gründe sind u.a. in der aufwändigen Datenbereitstellung sowie in der vergleichsweise hohen Komplexität der zeitabhängigen Tourenplanungsverfahren zu sehen (Gietz 1994). Insbesondere die Aufbereitung der empirischen Verkehrsdaten und die Integration tageszeitabhängiger Fahrzeiten in Tourenplanungsprobleme werden selten betrachtet.

Fleischmann et al. (2004) konzipieren ein erstes telematikbasiertes Verkehrsinformationssystem für die Tourenplanung in der City-Logistik. Die empirischen Daten werden aggregiert und zur Nutzung in angepassten Savings- und Einfüge-Verfahren verwendet. Eglese et al. (2006) verwenden Floating Car Data (FCD) für tageszeitabhängiges Routing in überregionalen Straßennetzen Großbritanniens. Die überregionale Tourenplanung erfolgt auf Basis aggregierter FCD, die in eine „Road Timetable“ überführt werden. Van Woensel et al. (2008) diskutieren die Bereitstellung von tageszeitabhängigen Fahrzeiten auf Basis der Warteschlangentheorie. Sie integrieren die daraus abgeleiteten Fahrzeiten in einen Tabu-Search-Ansatz, um das kapazitierte, zeitabhängige Vehicle Routing Problem zu lösen. Donati et al. (2008) stellen hingegen eine Ameisen-Heuristik vor.

Zur persönlichen Routenplanung bietet die Firma TomTom seit kurzem Navigationsgeräte mit „IQ Routes“-Technologie an. Diese berechnen zeitabhängige kürzeste Wege, die auf den Erfahrungswerten der am TomTom-System angeschlossenen Nutzer basieren (Lüders 2008). Erste Ansätze für eine zeitabhängige Routenplanung in der Logistik sind im Produkt „RushHour“ der Firma PTV AG implementiert (PTV 2009). Während TomTom auf eine große Community von Navigationssystemnutzern setzt, nutzt PTV ein komplexes Verkehrsmodell zur Datenbereitstellung für die tageszeitabhängige Routenberechnung.

In diesem Beitrag steht die Konzeption eines Informationssystems zur Bereitstellung tageszeitabhängiger Fahrzeiten für die Tourenplanung in Ballungsräumen im Fokus. In Kapitel 2 wird der dazu erforderliche Prozess der Datenaufbereitung und der Datenaggregation erläutert. Es werden verschiedene Ansätze zur Repräsentation zeitabhängiger Fahrzeiten in Informationsmodellen vorgestellt. In Kapitel 3 wird die Integration der Informationsmodelle in zeitabhängige Tourenplanungsverfahren thematisiert. Kapitel 4 illustriert den Einsatz der verschiedenen Informationsmodelle in einer City-Logistik-Anwendung. Es werden die Ergebnisse rechnerischer Experimente präsentiert, die die Eignung der verschiedenen Informationsmodelle validieren. Der Beitrag wird in Kapitel 5 zusammengefasst.

2 Datenerhebung und -bereitstellung

Ausgangspunkt für die tageszeitabhängige Tourenplanung ist die flächendeckende Erhebung empirischer Verkehrsdaten. Diese bilden die Grundlage zur Erstellung verlässlicher Tourenpläne. Die Aufgabe des Informationssystems ist es, empirische Verkehrsdaten in zeitabhängige Informationsmodelle zu transformieren. Im folgenden Abschnitt skizzieren wir den Datenverarbeitungsprozess und beleuchten insbesondere zwei zentrale Aggregationsschritte.

2.1 Datenverarbeitungsprozess

Schwankende Verkehrsflüsse in Ballungsräumen erfordern eine tageszeitabhängige Tourenplanung. Telematikbasierte Datenerhebungsverfahren liefern die entsprechenden Rohdaten. Der dazugehörige Datenverarbeitungsprozess und die zur Umsetzung erforderlichen Komponenten des Informationssystems werden in Abbildung 1 dargestellt. Es handelt sich dabei um eine Erweiterung des Knowledge-Discovery-Prozesses (Fayyad et al. 1996, Han und Kamber 2000), welcher der Bereitstellung von Informationsmodellen dient. Informationsmodelle repräsentieren die Struktur der Informationen über ein zu analysierendes System (Meisel und Mattfeld 2007).

Abbildung 1: Datenverarbeitung von telematikbasierten Rohdaten zur Bereitstellung von Fahrzeiten für die tageszeitabhängige Tourenplanung.

Eine effiziente tageszeitabhängige Tourenplanung setzt sowohl die Erhebung der Rohdaten als auch die Verarbeitung in zwei aufeinander folgenden Aggregationsschritten voraus. Dabei sind die folgenden Prozessschritte durch ein integriertes Informationssystem zu unterstützen:

- **Datenerhebung:** Unter „Taxi-FCD“ ist eine moderne, GPS basierte Datenerhebungsmethode zu verstehen, die umfangreiche Mengen empirischer Rohdaten des Verkehrs in städtischen Gebieten zur Verfügung stellt.

Die Methode basiert auf dem Einsatz von Taxis als im Verkehr mitschwimmenden Datenquellen. Eine detaillierte Beschreibung und Evaluation der Datenerhebungsmethode liefern Brockfeld et al. (2007a, 2007b).

- **Data Cleaning:** Fehlerhafte Rohdatensätze werden in diesem Schritt entfernt, beispielsweise unrealistisch hohe Geschwindigkeitswerte aufgrund von GPS-Abschattungseffekten. Data Cleaning ist die Voraussetzung für zielführendes Data Mining. Für eine detaillierte Diskussion hinsichtlich Repräsentativität und Verlässlichkeit der Messungen sowie des Filterns von Ausreißern verweisen wir auf Ehmke et al. (2009).
- **Data Integration:** Die erhobenen Einzeldatensätze (empirische Verkehrsdaten) werden um eine digitale Straßenkarte ergänzt (Infrastrukturdaten). Die entsprechenden Daten werden in einer Reisezeitdatenbank zusammengeführt und zu Analyse- und Planungszwecken aggregiert (erste Aggregationsstufe, vgl. Kapitel 2.2).
- **Data Mining:** Aggregierte Taxi-FCD werden mittels Clusteranalyse weiter verdichtet. Die Clusteranalyse stellt den Kernschritt zur effizienten Bereitstellung tageszeitabhängiger Fahrzeiten dar (zweite Aggregationsstufe, vgl. Kapitel 2.3). Weit verbreitete Algorithmen sind in Anwendungssoftware wie WEKA verfügbar (Witten und Frank 2005), welche in diesem Zusammenhang zum Einsatz kommt.
- **Datenevaluation:** Die tageszeitabhängigen Fahrzeiten sind zu evaluieren und ihrem Einsatzzweck entsprechend aufzubereiten. Neben der Darstellung in Form von Tagesganglinien (Pinkofsky 2006) ist der Einsatz geographischer Informationssysteme wie Google Earth (Google Earth KML 2.0) hilfreich, um räumlich-zeitliche Hypothesen zur Fahrzeitentwicklung zu überprüfen und eine realistische Approximation für die tageszeitabhängige Tourenplanung zu liefern.
- **Anwendung:** Der letzte Schritt des Datenverarbeitungsprozesses ist der Einsatz tageszeitabhängiger Fahrzeiten in City-Logistik-Anwendungen. Hierfür sind Informationsmodelle in zeitabhängige Optimierungsverfahren zu integrieren.

Im Folgenden wird auf die beiden Aggregationsstufen näher eingegangen. Die Integration der Informationsmodelle in anwendungsbezogene Tourenplanungsverfahren erfolgt in Kapitel 3.

2.2 Erste Aggregationsstufe

In der ersten Aggregationsstufe werden empirische Verkehrsdaten in Planungsdaten transformiert. Im Falle von Taxi-FCD sind mittlere Geschwindigkeiten für jeden Link l zu berechnen, indem das harmonische Mittel v_{lw} der n Einzelmessun-

gen v_{lw} ($l = 1 \dots n$) im Zeitintervall w gebildet wird. Das Ergebnis ist eine mittlere, tageszeitabhängige Geschwindigkeit für jeden Link l und jedes Zeitintervall w . Die Mittelwerte dienen zur Ableitung tageszeitabhängiger Informationsmodelle. Eine Alternative zur Mittelwertberechnung ist die Verwendung des Medians eines Zeitintervalls w als statistisch robuste Größe. Die Auswahl hängt von den weiteren Analyseschritten in der zweiten Aggregationsstufe ab; hier wird das Vorgehen am Beispiel der Mittelwertberechnung veranschaulicht.

Die Berechnung der Mittelwerte setzt die Gesamtzahl W der Zeitintervalle voraus. Analog zu Analysen aus dem Bereich der Verkehrswissenschaften (z.B. Pinkofsky 2006) bilden wir Mittelwerte für jede Stunde eines Wochentages ($W = 24 \times 7$), um die erwarteten Schwankungen der Fahrzeiten an den einzelnen Wochentagen zu verschiedenen Tageszeiten abzubilden. Das resultierende Informationsmodell wird im Folgenden als „FH“ bezeichnet (**F**CD **H**ourly **A**verage).

Tourenplanungsverfahren, die FH-Informationsmodelle berücksichtigen, müssen eine große Datenmenge effizient verarbeiten. Die Berechnung einer zeitabhängigen Tour in einem großstädtischen Straßenverkehrsnetz wie z.B. der Stadt Stuttgart erfordert in unserer akademischen JAVA-Implementierung ca. 1 GB Hauptspeicher. Aus diesem Grund wird im folgenden Abschnitt diskutiert, inwiefern die Beschränkung des Hauptspeichers sowie die Komplexität der zeitabhängigen Tourenplanungsverfahren und der Wunsch nach schneller und verlässlicher Tourenplanung bei der Bereitstellung von tageszeitabhängigen Fahrzeiten berücksichtigt werden können.

2.3 Zweite Aggregationsstufe

Die zweite Aggregationsstufe basiert auf dem Einsatz von Data-Mining-Verfahren. Eine wochentagsabhängige Clusteranalyse von normalisierten FH-Datensätzen führt zu einem kompakten und speichereffizienten Informationsmodell. Die sich ergebenden Cluster dienen zur Charakterisierung der enthaltenen Strecken, die sich durch möglichst ähnliche relative Schwankungen der Geschwindigkeit auszeichnen.

Kern der Clusteranalyse ist die Gruppierung normalisierter FH-Daten mit dem k -means-Algorithmus (MacQueen, 1967). Der Algorithmus minimiert iterativ die Fehlersumme des Abstandes der Datenobjekte zum jeweiligen Clustermittelpunkt. Die Anzahl der gewünschten Cluster k wird mit Indizes bestimmt, die die Güte einer Clusteranalyse (z.B. anhand der Fehlersumme) beschreiben. Ziel ist es, k so klein wie möglich zu halten, um den Aufwand für die zeitabhängige Tourenplanung zu begrenzen. Gleichzeitig ist sicherzustellen, dass k ausreichend groß gewählt wird, um eine zufriedenstellende Repräsentation der Geschwindigkeitsschwankungen durch k Cluster zu gewährleisten. Experimente mit $k = 4, 5, 6$ führen zu zufriedenstellenden Ergebnissen (Ehmke et al. 2009, Sohr et al. 2009). Eine größere Anzahl von Gruppen führt erst mit großem k zu einer entscheidenden Verbesserung der Gruppenzuordnungen.

Die Clusteranalyse resultiert in tageszeitabhängigen Gewichtungsfaktoren für jedes Cluster. Diese repräsentieren typische Geschwindigkeitsschwankungen, aus welchen die tatsächlichen Geschwindigkeiten abgeleitet werden können. Dafür wird jeweils der tageszeitabhängige Geschwindigkeitsfaktor für einen Link ermittelt und mit einem robusten Geschwindigkeitsmaß verrechnet (wie beispielsweise der durchschnittlichen mittleren oder maximalen Geschwindigkeit). Dies führt zu großen Effizienzgewinnen und einer Reduktion der Hauptspeicherbelastung; in unserer akademischen JAVA-Implementierung erfordert ein auf Basis der Clusteranalyse generiertes Straßennetz für die Stadt Stuttgart nur ca. 200 MB Hauptspeicher. Das kompakte Informationsmodell wird im Folgenden als „FW“ bezeichnet (**F**loating **C**ar **D**ata **W**eighted **A**verages).

Einen Überblick über Informationsmodelle für (zeitabhängige) Tourenplanungsverfahren liefert Tabelle 1. Die einzelnen Informationsmodelle werden verglichen hinsichtlich ihrer theoretischen und praktischen Menge an zu berücksichtigenden Geschwindigkeitswerten („Eingangsdaten“). Die Aussagen zur Datenmenge im praktischen Einsatz beziehen sich auf den Ballungsraum Stuttgart („Eingangsdaten Stuttgart“, siehe Case-Study in Kapitel 4). Wichtig aus Algorithmenperspektive ist die durchschnittliche Anzahl zu berücksichtigender Werte pro Link. Eine klassische digitale Straßenkarte liefert für jeden Link *eine* geschätzte Geschwindigkeit. Bei der Nutzung des FH-Informationsmodells sind jedem Link bis zu 168 Geschwindigkeitswerte zugeordnet; der FW-Ansatz hingegen führt zu nur 1,01 Werten pro Link.

Tabelle 1: Zu berücksichtigende Datenmenge bei der Tourenplanung im Vergleich

Informationsmodell	Digitale Karte	FH-Datensatz	FW-Datensatz
Zeitabhängige Tourenplanung	Nein	Ja	Ja
Eingangsdaten	n	$t \times d \times n$	$n + (t \times d \times k)$
Eingangsdaten Stuttgart ($t = 24, d = 7, n = 100\,000, k = 4$)	100 000	16 800 000	100 672
Eingangsdaten Stuttgart pro Link	1	168	1,01

n = Anzahl der Links, t = Anzahl der Zeitintervalle, d = Anzahl der Wochentage, k = Anzahl der Cluster

Im folgenden Kapitel wird nun die Schnittstelle zwischen Informationsmodell und Optimierungsmodell betrachtet, um die Informationsmodelle in zeitabhängige Verfahren der Tourenplanung zu integrieren.

3 Integration der Informationsmodelle in zeitabhängige Verfahren der Tourenplanung

Der letzte Schritt im Datenverarbeitungsprozess ist die Integration der Informationsmodelle in tageszeitabhängige Verfahren der Tourenplanung. Dazu ist eine tageszeitabhängige Modellierung des Planungshorizonts erforderlich. Insbesondere die Modellierung der tageszeitabhängigen Fahrzeiten zur Berechnung kürzester Wege wird thematisiert.

Zur Berechnung optimaler Touren wird in Standard-Tourenplanungssystemen auf die graphentheoretische Abbildung von Kunden als Knoten zurückgegriffen. Diese Knoten werden durch Kanten verbunden, welche die kürzesten Wege zwischen den Kunden in Form von Distanzen oder Fahrzeitschätzungen repräsentieren. Jeder Kante sind statische Kosten in Form von Distanzen, Fahrtdauern o.ä. zugeordnet. Im Gegensatz zu statischen Netzwerken sind im zeitabhängigen Kontext variierende Gewichte für jede Kante zu berücksichtigen. Üblicherweise werden den Kanten in zeitabhängigen Netzwerken Reise- bzw. Fahrzeitfunktionen zugeordnet, die die Ankunftszeit am Zielknoten abhängig von der Startzeit auf der Kante angeben. Die Fahrzeitfunktionen lassen sich unterteilen in ganzzahlige und reellwertige Funktionen, auch bezeichnet als diskrete oder kontinuierliche Modellierung der Fahrzeit (Dean 1999).

Im kontinuierlichen Fall werden Fahrzeitfunktionen aus empirischen Rohdaten abgeleitet, beispielsweise durch Single Value Decomposition (Sohr et al. 2009). Im Fall einer diskreten Modellierung werden tageszeitabhängige Fahrzeiten in der Regel als stückweise-lineare Funktionen dargestellt. Der zu berücksichtigende Zeithorizont wird durch die Gesamtzahl W der Zeitintervalle determiniert. FH- und FW-Informationsmodelle lassen sich hier direkt zur Beschreibung einer diskreten Fahrzeitfunktion für ein zeitabhängiges Netzwerk einsetzen.

Voraussetzung für die Ermittlung zeitabhängiger kürzester Wege ist die Sicherstellung der FIFO-Bedingung im betrachteten Netzwerk. In FIFO-konformen Netzwerken können sich Fahrzeuge nicht „überholen“, d.h., dass (fiktive) Fahrzeuge in der zeitlichen Reihenfolge das Ziel einer Kante erreichen, in der sie die Kante begonnen haben („non-passing condition“, Kaufman und Smith 1993, Ichoua et al. 2003). FIFO-Netzwerke erlauben die zeitabhängige Berechnung kürzester Wege mittels leicht angepasster, effizienter Labeling-Verfahren wie Dijkstras Algorithmus (Dijkstra 1959).

Weitere Verfahren und Details der zeitabhängigen Routenberechnung diskutiert Dean (1999). Pallottino und Scutella (1997) fassen zeitabhängige Anwendungen aus Sicht der Tourenplanung zusammen. Einen aktuellen Überblick über Verfahren für sowohl diskrete als auch kontinuierliche Fahrzeitmodellierungen und einen Performancevergleich von State-of-the-Art Lösungsverfahren diskutieren Ding et al. (2008). Einen Labeling-Ansatz zur zeitabhängigen Routenberechnung in Nicht-FIFO-Netzen, in denen das Warten an den Knoten erlaubt ist, stellen Dell’Amico et al. (2008) vor.

Die bereits diskutierten Informationsmodelle erfüllen die FIFO-Bedingung nicht notwendigerweise, da sie aus empirischen Verkehrsdaten abgeleitet werden. Somit weist die resultierende, stückweise-lineare Fahrzeitfunktion für einen Link möglicherweise große Sprünge zwischen zwei Zeitintervallen auf, die die FIFO-Bedingung verletzen. Um diesem Problem zu begegnen, folgen wir dem Ansatz von Fleischmann et al. (2004): Hier werden Nicht-FIFO Netzwerke in FIFO-konforme Netzwerke überführt.

Abbildung 2 verdeutlicht die Ableitung der Fahrzeiten τ_{li} aus den ermittelten Geschwindigkeiten v_{li} für einen beispielhaften Link l . Die Fahrzeitfunktion $\tau_l(t)$ weist zu den Zeitpunkten z_i Sprünge auf. Zum Zeitpunkt z_1 findet ein Wechsel von einer geringen zu einer hohen Geschwindigkeit bzw. von einer langen zu einer kurzen Fahrzeit statt. Dieser Übergang ist nicht FIFO-konform; ein Fahrzeug, welches kurz vor dem Zeitpunkt z_1 mit einer längeren Fahrzeit „startet“, wird durch ein Fahrzeug „überholt“, welches kurz nach dem Zeitpunkt z_1 beginnt. Fleischmann et al. (2004) berücksichtigen solche Nicht-FIFO-konformen Übergänge, indem sie die Fahrzeitfunktion im Abschnitt $[z_i - \delta_{li}; z_i + \delta_{li}]$ linearisieren. Die Steigung $-s_0$ darf $s = 1$ nicht überschreiten, um die FIFO-Bedingung zu gewährleisten. Im entgegengesetzten Fall (Zeitpunkt z_2) ist die Steigung frei wählbar.

Abbildung 2: Ableitung der Reisezeitfunktion und Linearisierung der Sprünge zum Zeitpunkt z_1 und z_2 (in Anlehnung an Fleischmann et al. 2004).

Die Berechnung der Fahrzeiten erfolgt im Rahmen der zeitabhängigen Parametrisierung einer gewöhnlichen digitalen Straßenkarte durch FH- und FW-Informationsmodelle. Im Einzelnen werden für jede Kante statische Gewichte durch Funktionen ersetzt, die zu jedem Startzeitpunkt auf einer Kante eine zeitabhängige, FIFO-konforme Fahrzeit zurückgeben.

4 Case Study: Tageszeitabhängige Fahrzeiten für Stuttgart

Im Rahmen einer Case Study wird der in Kapitel 2 und 3 vorgestellte Datenverarbeitungsprozess in ein Tourenplanungssystem implementiert und mit einer umfangreichen Menge von FCD aus dem Großraum Stuttgart instantiiert. Die FCD resultieren aus einem vom DLR betriebenen Taxi-FCD-Projekt und umfassen insgesamt eine Datenmenge von ca. 230 Millionen Datensätzen. Zunächst wird ein fiktives City-Logistik-Szenario vorgestellt. Es folgt eine Diskussion der Ergebnisse der Tourenplanung hinsichtlich der Verlässlichkeit und Qualität der tageszeitabhängigen Informationsmodelle.

4.1 City-Logistik-Szenario

In diesem Abschnitt evaluieren wir die vorgestellten tageszeitabhängigen Informationsmodelle. Es werden Touren für ein City-Logistik-Szenario im Großraum Stuttgart geplant. Wir vergleichen die resultierenden Touren hinsichtlich der Realisierung der tatsächlich kürzesten Tour und hinsichtlich der verlässlichsten Fahrzeitvorhersage. Die Realisierung erfolgt durch Simulation der geplanten Touren. Im Einzelnen werden die geplanten Touren mit „echten“, kalendertagsspezifischen Fahrzeiten instanziiert (40 Montage der Jahre 2003 bis 2005). Die dazu erforderlichen Datensätze werden der zentralen Fahrzeitdatenbank entnommen.

Die Touren werden mit Dijkstras Algorithmus berechnet. Jede Tour ist gekennzeichnet durch eine antizipierte Dauer und die Streckenabschnitte, auf denen sie im Straßennetz realisiert wird.

Ferner werden die folgenden Informationsmodelle verwendet:

- Digitale Karte (DR): Fahrzeitschätzungen auf der Basis einer konventionellen digitalen Karte für den Großraum Stuttgart dienen als statischer Benchmark für die folgende tageszeitabhängige Tourenplanung.
- FH-Datensatz: Fahrzeitschätzungen, die aus dem ersten Aggregations-schritt resultieren und eine tageszeitabhängige Tourenplanung ermöglichen, wenn auch mit hohem Speicheraufwand.
- FW-Datensatz: Fahrzeitschätzungen, die aus dem zweiten Aggregations-schritt resultieren und eine effiziente, Hauptspeicherfreundliche, tageszeitabhängige Tourenplanung ermöglichen.

Um die Eignung der verschiedenen Informationsmodelle zu überprüfen, werden verschiedene, repräsentative Zustände des Straßenverkehrssystems berücksichtigt. Diese haben sich aus einer explorativen Datenanalyse von FCD ergeben (Ehmke und Meisel 2008). Es werden jeweils Touren für alle Kombinationen aus Informationsmodellen und Zuständen des Straßenverkehrssystems berechnet und an 40 einzelnen Montagen simuliert.

4.2 Ergebnisse

Tabelle 2 fasst die Ergebnisse exemplarisch für eins von zwölf Tourenplanungs-Szenarien zusammen. In diesem speziellen Szenario werden Touren vom Stadtrand (Flughafen) in die Innenstadt (Hauptbahnhof) untersucht. Die betroffenen Teile des Straßenverkehrsnetzes sind zeitweise sehr stark belastet, so dass von einer merkbaren Schwankung der Fahrzeit und sich verändernden Touren in den einzelnen Zeitfenstern auszugehen ist.

Tabelle 2: Ergebnisse für die Tour Flughafen – Hauptbahnhof

Uhrzeit	Digitale Karte (DR)					FH-Datensatz					FW-Datensatz				
	Plan	Sim.	Abw.		Std	Plan	Sim.	Abw.		Std	Plan	Sim.	Abw.		Std
	(Min)	(Min)	(Min)	(%)	(Min)	(Min)	(Min)	(Min)	(%)	(Min)	(Min)	(Min)	(Min)	(%)	(Min)
3-4	11,4	14,8	3,4	29	1,89	14,4	14,2	0,9	6	0,89	14,1	14,1	1,0	7	0,95
8-9		22,2	10,8	95	2,75	19,7	18,9	1,5	8	1,31	20,9	23,2	3,4	16	3,34
11-12		17,3	5,9	51	2,27	17,5	17,2	1,2	7	1,04	18,4	17,7	1,9	10	2,06
16-17		23,5	12,1	106	3,17	18,1	18,1	1,4	8	1,54	20,6	18,4	2,7	13	1,37

Der erste Abschnitt („DR“) der Ergebnistabelle führt die erwarteten und simulierten Fahrzeiten für die kürzeste Tour auf Basis der digitalen Karte auf. Da eine konventionelle digitale Karte nur eine Geschwindigkeitsabschätzung pro Link bereit stellt, ist hier keine tageszeitabhängige Tourenplanung möglich. FH- und FW-Datensätze liefern hingegen für die angefragten Zeitfenster verschiedene Touren hinsichtlich der zu fahrenden Route im Verkehrsnetz und der antizipierten Dauer dieser Route.

Die tatsächlich kürzeste Reisezeit verbunden mit der verlässlichsten Planung wird durch den FH-Datensatz geliefert, knapp gefolgt vom FW-Datensatz. Während die realisierten Touren auf DR-Basis bis zu 106% vom Planwert abweichen, liegt der FH-Datensatz bei maximal 8% und der FW-Datensatz bei 16%. Bemerkenswert ist, dass der FW-Datensatz eine nur etwas schlechtere Prognose liefert als der FH-Datensatz bei nahezu gleichem Aufwand wie der statische DR-Ansatz.

Die vorgestellten Informationsmodelle wurden nicht nur für die Strecke Flughafen – Hauptbahnhof, sondern auch für weitere 11 Touren im Großraum Stuttgart untersucht. Insgesamt werden 48 City-Logistik-Szenarien und ca. 4000 Tourenrealisierungen betrachtet. Wertet man alle prozentualen Abweichungen von der Plantour als Maß für die *Planungsqualität* eines Informationsmodells sowie die Standardabweichungen der realisierten Touren als Maß für die *Verlässlichkeit* der Planung aus, lässt sich folgendes Gesamtergebnis festhalten. Hinsichtlich der Planungsqualität weist das FH-Modell erwartungsgemäß die geringsten mittleren Abweichungen (8%) im Vergleich zu FW (13%) und DR (72%) auf. Bei der Verlässlichkeit verhält es sich ähnlich: FH-basierte Routen weisen eine mittlere Standard-

Abweichung von 1,47 Minuten im Gegensatz zu 2,08 Minuten (FW) und 3,10 Minuten (DR) auf.

Zusammengefasst führt der umfangreiche FH-Ansatz zu relativ verlässlichen und kurzen Touren, gefolgt vom wesentlich effizienteren FW-Ansatz. Dieser erlaubt eine zeitabhängige Tourenplanung bei nahezu gleichem Rechenaufwand wie der statische DR-Ansatz.

5 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wird der Datenverarbeitungsprozess als Voraussetzung zeitabhängiger Tourenplanung in Ballungsräumen diskutiert. Es wird insbesondere auf zwei zentrale Datenaggregationsschritte eingegangen. Schließlich wird die Integration der bereitgestellten Informationsmodelle in zeitabhängige Verfahren der Tourenplanung skizziert. In einer Case Study werden die Informationsmodelle sowohl konzeptionell als auch im realen Anwendungskontext miteinander verglichen, und zwar hinsichtlich ihrer Qualität und Verlässlichkeit für die Tourenplanung im Ballungsraum.

Die zukünftige Forschung wird sich einerseits auf die Integration der Informationsmodelle in komplexere Verfahren der Tourenplanung konzentrieren. Andererseits ist die Erweiterung der Ansätze um Kundenzeitfenster vorgesehen, die im Rahmen der Tourenplanung verlässlich zu bedienen sind. Dafür sind Informations- und Optimierungsmodelle geeignet aneinander zu koppeln.

Literatur

- Brockfeld E, Lorkowski S, Mieth P, Wagner P (2007a) Benefits and Limits of Recent Floating Car Data Technology – an Evaluation Study. 11. WCTR Conference.
- Brockfeld E, Wagner P, Passfeld B (2007b) Validating Travel Times Calculated On The Basis of Taxi Floating Car Data With Test Drives. In: Proceedings of ITS2007 – 14th World Conference on Intelligent Transport Systems.
- Dean BC (1999) Shortest Paths in FIFO Time-Dependent Networks: Theory and Algorithms. Working Paper. Massachusetts Institute Of Technology.
- Dell’Amico M, Iori M, Pretolani M (2008) Shortest paths in piecewise continuous time-dependent networks. In: Operations Research Letters (36):688-691.
- Dijkstra EW (1959) A note on two problems in connexion with graphs. In: Numerische Mathematik (1):269-271.

- Ding B, Yu JX, Qin L (2008) Finding Time-Dependent Shortest Paths over Large Graphs. In: Proceedings of the 11th international conference on Extending database technology: Advances in database technology, (261):205-216.
- Donati AV (2008) Time-dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system. In: European journal of operational research 185(3):1174-1191.
- Eglese R, Maden W, Slater A (2006) A road timetable to aid vehicle routing and scheduling. In: Computers and Operations Research (12):3508-3519.
- Ehmke JF, Meisel S (2008) Ermittlung dynamischer Fahrzeiten für die City-Logistik. In: Mattfeld DC, Günther H-O, Suhl L, Voß S (Hrsg.) Informations- und Kommunikationssysteme in Supply Chain Management, Logistik und Transport. DSOR Beiträge zur Wirtschaftsinformatik Bd. 5, Books on Demand GmbH, 107-122.
- Ehmke JF, Meisel S, Engelmann S, Mattfeld DC (2009) Data Chain Management for Planning in City Logistics. In: International Journal of Data Mining, Modeling and Management 1(4):335-356.
- Fayyad UM, Piatetsky-Shapiro G, Smyth P (1996) From Data Mining to Knowledge Discovery: An Overview. In: Fayyad UM, Piatetsky-Shapiro G; Smyth P, Uthurusamy R (Hrsg.): Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. AAAI Press, Menlo Park, 1–34.
- Fleischmann B, Gietz M, Gnutzmann S (2004) Time-Varying Travel Times in Vehicle Routing. In: Transportation Science (2):160-173.
- Gietz M (1994) Computergestützte Tourenplanung mit zeitkritischen Restriktionen. Physica, Heidelberg.
- Google Earth KML 2.0. <http://code.google.com/intl/de-DE/apis/kml/documentation/>, abgerufen am 11.11.2009
- Han J, Kamber M (2000) Data Mining: Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Ichoua S, Gendreau M, Potvin J-Y (2003) Vehicle dispatching with time-dependent travel times. In: European journal of operational research 144(2):379-396.
- Jain AK, Dubes RC (1988) Algorithms for clustering data. Prentice Hall.
- Kaufman DE, Smith RL (1993) Fastest paths in time-dependent networks for intelligent vehicle-highway systems application. In: IVHS (1):1–11.
- Lüders D (2008) Leiten mit System. In: c't (26):160-163.
- MacQueen J (1967) Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, 281-287.

- Meisel S, Mattfeld DC (2007) Synergies of Data Mining and Operations Research. 40th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, IEEE Computer Society, Washington (DC), 56.
- Pallottino S, Scutella M (1997) Shortest Path Algorithms in Transportation models: classical and innovative aspects, University of Pisa, TR 97-06.
- Pinkofsky L (2006) Typisierung von Ganglinien der Verkehrsstärke und ihre Eignung zur Modellierung der Verkehrsnachfrage. Dissertation. Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig.
- PTV (2009) PTV RushHour. <http://www.ptv.de/software/verkehrsmanagement-its/produkte/ptv-rushhour/>, abgerufen am 11.11.2009.
- Sohr A, Wagner P, Brockfeld E (2009) Floating Car Data based Traveltime Prediction With Lomb Periodogram. Arbeitspapier, DLR Berlin.
- Taniguchi E, Thompson RG, Yamada T, van Duin R (2000) City Logistics. Network Modelling and Intelligent Transport Systems. Emerald Group.
- Van Woensel T, Kerbache L, Peremans H, Vandaele N (2008) Vehicle routing with dynamic travel times: A queueing approach. *European Journal of Operations Research* 286:990-1007.
- Windt K, Hülsmann M (2007) Changing Paradigms in Logistics – Understanding the Shift from Conventional Control to Autonomous Cooperation and Control. In: Hülsmann M, Windt K. (Hrsg) *Understanding Autonomous Cooperation and Control in Logistics*, 1-72.
- Witten IH, Frank E (2005) *Data Mining. Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann, San Francisco.