



Master Thesis

im Rahmen des
Universitätslehrganges „Geographical Information Science & Systems“
(UNIGIS MSc) am Zentrum für GeoInformatik (Z_GIS)
der Paris Lodron-Universität Salzburg

zum Thema

„Fuzzy-Map-Matching und Routenprädiktion“ Mehrwert aus wenig präzisen Positionsdaten

vorgelegt von

BSc Geomatik FH Marco Saner
GIS_U1535, UNIGIS MSc Jahrgang 2011

Zur Erlangung des Grades
„Master of Science (Geographical Information Science & Systems) – MSc(GIS)“

Gutachter:
Ao. Univ. Prof. Dr. Josef Strobl

Basel, 9. Dezember 2013

Redlichkeitserklärung

"Ich versichere, diese Master Thesis ohne fremde Hilfe und ohne Verwendung anderer als der angeführten Quellen angefertigt zu haben, und dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen hat. Alle Ausführungen der Arbeit die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden sind entsprechend gekennzeichnet."

Basel, 9. Dezember 2013

Marco Saner

Rechte und geschützte Namen

© Alle Rechte an dieser Master Thesis liegen beim Autor

® Bei den folgenden Bezeichnungen handelt es sich um registrierte Namen:

- FME
- Trimble
- GPS Pathfinder

™ Bei den folgenden Bezeichnungen handelt es sich um rechtlich geschützte Namen:

- Safe Software Inc.
- GeoXH
- TerraSync

Alle weiteren Bezeichnungen die in dieser Arbeit verwendet werden, unterliegen den rechtlichen Bestimmungen der jeweiligen Eigentümer.

Gleichstellung Mann/Frau

Sämtliche personenbezogenen Begriffe innerhalb dieser Master Thesis, wie beispielsweise 'Anwender' oder 'Nutzer', sind als Geschlechterneutral zu verstehen. Sie gelten also unabhängig von der gewählten Schreibweise für Mann und Frau.

Kurzfassung in Deutsch

Diese Master Thesis beschäftigt sich mit der Objektverfolgung in einem virtuellen Strassennetzwerk, sowie den Möglichkeiten den weiteren Streckenverlauf eines Objektes, ohne Kenntnisse über dessen Zielort, vorauszuberechnen. Der Aufgabe folgend, gliedert sich diese Arbeit somit in zwei Teile. Zum einen gilt es die Objektpositionen (GPS-Track) auf ein Strassennetzwerk zu referenzieren (Map-Matching). Zum anderen soll der weitere voraussichtliche Streckenverlauf möglichst genau prognostiziert werden (Routenprädiktion).

Die Herausforderung besteht darin, mit möglichst wenig, respektive unpräzisen Datenmaterial, in Echtzeit brauchbare Resultate zu erzielen. Es wird davon ausgegangen, dass die GPS-Tracks mit geringer Aufzeichnungsrate (± 1 min) und einer Positionsgenauigkeit von etwa 100 m vorliegen. Zu verwenden sind somit lediglich Lage und Zeitinformation. Das Strassennetzwerk soll, ausser der topologischen Konsistenz, möglichst über keinerlei Zusatzinformationen wie zulässige Fahrrichtungen oder Tempobeschränkungen verfügen.

Aufgrund der hohen Ungenauigkeit in den Ausgangsdaten wird versucht, deren Unzulänglichkeiten über den Ansatz der Fuzzy-Theorie in den Resultaten abzubilden. Der Anwender erhält dadurch einen Hinweis über die Zuverlässigkeit der Ergebnisse.

Es wurde ein Algorithmus entworfen und dieser zu Testzwecken mit der Software *FME* der Firma *Safe Software Inc.* implementiert. Eigens erhobene Kontrolldaten dienen der Prüfung des Algorithmus.

Schlagworte:

Map-Matching, GPS, Aufzeichnungsrate, Fahrzeugverfolgung, Routenprädiktion, Fuzzy, FME

Abstract in English

This Thesis deals with the problem statement of object tracking in a virtual street network, as well as the possibilities of predicting the further way of such an object without any knowledge of the destination. This means there are two aims in this work. One is to match object locations (GPS-Track) on a digital map, a process also known as Map-Matching. The other is to predict the upcoming way an object may take, in a realistic amount – route prediction.

The challenge is to achieve feasible results in real time, by using as less as possible or imprecise information. This means the available GPS data have a relatively low sampling rate of ± 1 min and an accuracy of around 100 m. So there is only position and time information available. If possible there should be no use of extra information from the network, except topology, neither direction nor speed.

Due to the uncertainty of the data, the base concept of fuzzy theory should be used to visualize the insufficiency in the results. In that way the user gets an idea of the degree of reliability of the map matching and the prediction.

An algorithm was designed and experimentally implemented with the software *FME* of *Safe Software Inc.* Dummy data were collected to proof the functionality of the algorithm.

Key Words:

Map-Matching, GPS, Polling Time Intervals, Sampling Rate, Car Tracking, Route Prediction, Fuzzy, FME

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Ausgangslage.....	1
1.2	Aufgabenstellung.....	2
2	Map-Matching	4
2.1	Bekannte Ansätze und Abgrenzung	5
2.2	Map-Matching-Hypothesen.....	9
2.3	Algorithmus.....	11
3	Prädiktion	17
3.1	Bekannte Ansätze und Abgrenzung	18
3.2	Prädiktions-Hypothesen	19
3.3	Algorithmus.....	22
4	Implementierung	28
4.1	Software.....	28
4.2	Daten	28
4.2.1	Strassennetz.....	28
4.2.2	Positionsdaten	29
4.3	Umsetzung.....	30
4.3.1	Prozess 1: Netzaufbereitung.....	30
4.3.2	Prozess 2: Ausreissertest.....	35
4.3.3	Prozess 3: Map-Matching und Prädiktion.....	41
5	Resultate	52
5.1	Topologisches Netzwerk	52
5.2	Bereinigte GPS-Positionen.....	56
5.3	Map-Matching	62
5.3.1	Kandidaten als mögliche Fahrzeugstandorte	62

SANER, M.: *Fuzzy-Map-Matching und Routenprädiktion -
Mehrwert aus wenig präzisen Positionsdaten*

5.3.2	Mögliche befahrene Segmente	66
5.3.3	Wahrscheinlichster Pfad.....	72
5.4	Prädiktion	76
5.4.1	Analyse der Klassierungselemente	76
5.4.2	Analyse der Prädiktionsdistanz	82
5.4.3	Kandidatenabhängige Prädiktion	85
5.4.4	Synoptische Prädiktion	85
6	Zusammenfassung	92
7	Literaturnachweis	96

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1	Drei Typen von Navigationshilfen.....	4
Abb. 2	Einfluss der Aufzeichnungsrate auf das Map-Matching.....	7
Abb. 3	Scharfe und unscharfe Mengen.....	9
Abb. 4	Mögliche Routen bis zur Präzisierung.....	10
Abb. 5	Lotfusspunkt vs. Knoten.....	12
Abb. 6	Schrittweise Präzisierung.....	14
Abb. 7	Prozessschema des entwickelten Map-Matching Algorithmus.....	15
Abb. 8	Einfluss des Trends aus vielen (A) und wenigen (B) Stützpunkten der Fahrstrecke auf die Routenprädiktion.....	20
Abb. 9	Prozessschema des entwickelten Prädiktionsalgorithmus.....	23
Abb. 10	Segmentklassierung.....	27
Abb. 11	Prozessschema der topologische Aufbereitung des Strassennetzes.....	31
Abb. 12	Vergleich der Geschwindigkeitsänderung zur Plausibilitätskontrolle.....	39
Abb. 13	Netzwerkausschnitt mit aussortierten Segmenttypen.....	53
Abb. 14	Netzvergleich nach topologischer Bereinigung.....	54
Abb. 15	Vergleich der Snapping-Toleranzen.....	55
Abb. 16	Freistehende Segmente.....	55
Abb. 17	Vergleich der Prozesslaufzeit mit (A) und ohne (B) freistehende Segmente	56
Abb. 18	Auszug aus der Liste bereinigter GPS-Positionen (Grundlagedaten).....	56
Abb. 19	Auszug aus der Liste unbereinigter, hochaufgelösten Kontrolldaten.....	56
Abb. 20	Toleranzüberschreitung in Abhängigkeit des Aufzeichnungsintervalls.....	57
Abb. 21	Normierung in Abhängigkeit der Aufzeichnungsintervalls.....	58
Abb. 22	Kontrollstrecken mit wahrer Route und GPS-Positionen.....	60
Abb. 23	Kandidaten in Abhängigkeit der Netzkonstellation.....	63
Abb. 24	Kandidaten in einem Suchradius vom 100 m um GPS-Position.....	64
Abb. 25	Genauigkeitsanalyse der originalen GPS-Daten.....	64
Abb. 26	Mögliche Routen bei geringer Aufzeichnungsdichte.....	67
Abb. 27	Mögliche Routen bei hoher Aufzeichnungsdichte.....	67

Abb. 28	Map-Matching mit 100 m (A) und 20 m (B) Suchradius bei hoher Aufzeichnungsdichte	68
Abb. 29	Map-Matching mit 100 m (A) und 20 m (B) Suchradius bei geringer Aufzeichnungsdichte	69
Abb. 30	Vergleich möglicher Routen in unklassiertem (A) und klassiertem (B) Netzwerk	70
Abb. 31	Vergleich möglicher Routen ohne (A) und mit (B) Berücksichtigung der zulässigen Fahrtrichtung	71
Abb. 32	Schrittweise Präzisierung von Position 4 bis 8	73
Abb. 33	Beispiel für Umwege aufgrund der Netzkonstellation	74
Abb. 34	Map-Matching ohne (A) und mit (B) Pfadlängenbeschränkung.....	75
Abb. 35	Auswirkung des Klassierungselements ‚Richtung‘	77
Abb. 36	Histogramm der Prädiktionspfadlängen.....	78
Abb. 37	Auswirkung des Klassierungselements ‚Distanz‘	78
Abb. 38	Auswirkung des Klassierungselements ‚Verzweigung‘	79
Abb. 39	Häufigkeitsverteilung der ‚Verwinkelung‘	80
Abb. 40	Auswirkung des Klassierungselements ‚Verwinkelung‘	81
Abb. 41	Auswirkung der kombinierten Klassierungselemente.....	82
Abb. 42	Vergleich von Prädiktionsdistanzen.....	84
Abb. 43	Synoptische Prädiktion der Knoten (A) und Segmente (B).....	86
Abb. 44	Synoptische Prädiktion auf der Autobahn.....	87
Abb. 45	Synoptische Prädiktion bei einer Autobahnausfahrt	88
Abb. 46	Synoptische Prädiktion in einer Stadt	89
Abb. 47	Synoptische Prädiktion auf dem Land	90
Abb. 48	Synoptische Prädiktion in Dörfern und Vororten	91

Tabellenverzeichnis

Tab. 1	Klassierungselement ‚Richtung‘	25
Tab. 2	Klassierungselement ‚Distanz‘	25
Tab. 3	Klassierungselement ‚Verzweigungen‘	26
Tab. 4	Klassierungselement ‚Verwinkelung‘	26
Tab. 5	Statistische Analyse der Kontrolldaten	61
Tab. 6	Entwicklung des dynamischen Suchradius	65

Abkürzungsverzeichnis

FME	File Manipulation Engine
GPS	Global Positioning System
KaPo	Kantonspolizei (Schweiz)
LBS	Location Based Services
LV03	Schweizer Landeskoordinatenformat nach der Landesvermessung von 1903
OSM	Open Street Map
WGS84	World Geodetic System von 1984

1 Einleitung

Bei den meisten Aufgabenstellungen im Bereich von Routing, beziehungsweise Streckenfindung geht es darum, den schnellsten oder kürzesten Weg von einem Startpunkt zu einem bekannten Ziel zu finden. Diese Master Thesis beschäftigt sich mit der Frage, wie ein Workflow für die Verfolgung von Fahrzeugen aussehen könnte, wenn das Ziel nicht bekannt ist und kein Routing verwendet wird, der Fahrzeuglenker also über die Streckenführung bestimmt. Es wurde unter Berücksichtigung der Qualität der Daten (Trackinggenauigkeit, Positionsichte, Vollständigkeit der Netztopologie, ...) ein robuster Arbeitsablauf ermittelt, um zuverlässig Objekte auf ihrer Wegstrecke zu verfolgen. Darüber hinaus können Voraussagen für den weiteren Streckenverlauf der überwachten Objekte gemacht werden.

1.1 Ausgangslage

Ideengeber für die vorliegende Thesis, ist ein Projekt eines kantonalen Polizeicorps (KaPo) in der Schweiz. Zur Unterstützung der Einsatzleitstelle soll ein System entwickelt werden, welches aus dem Fahrverhalten gezogene Rückschlüsse zulässt, um das Leitsystem zu optimieren. Fragestellungen die in diesem Zusammenhang im Raum stehen sind beispielsweise, ob ein Fahrzeug mit Blaulicht unterwegs ist, ob es im Rahmen eines Einsatzes unterwegs ist oder still steht, ob es verfügbar ist oder wie schnell es an einem Einsatzort sein kann. Da sich die Einsatzkräfte nicht gezwungenermassen an vorberechnete Routen halten, ist es notwendig die Fahrzeuge in Echtzeit zu tracken, also ihre zurückgelegte Route innerhalb des Strassennetzes zu verfolgen und daraus den wahrscheinlichen künftigen Weg zu berechnen, um Muster im Fahrverhalten ableiten zu können. Auf diese Weise hat die Alarmzentrale zudem die Möglichkeit, Einsatzkräfte besser zu koordinieren oder zum Beispiel auf Problemstellen aufmerksam zu machen. Das herunter brechen einzelner Positionsmeldungen auf das Strassennetz ist somit eine Notwendigkeit für alle weiteren Analysen. Es interessiert in erster Linie, welche Route ein Einsatzfahrzeug in den vergangenen paar Minuten zurück gelegt hat und welchen Weg es als nächstes nehmen wird.

Entscheidende Erschwernisse für diese Thesis sind zum einen, dass die Einsatzdaten von Polizei oder Rettungskräften aus Gründen des Daten- und Persönlichkeitsschutzes sehr sensibel sind. Es darf also nicht mit dem vollen Informationsumfang wie

Fahrzeugkennung, Datum, Einsatzcodes, Aufzeichnungen von alten Tracks und weiterem gearbeitet werden. Zum anderen sollen bereits vorhandene Infrastrukturkomponenten wie GPS-Empfänger, weiterhin verwendet werden können. Die aktuellen GPS-Sensoren in den Fahrzeugen, in Kombination mit äusseren Einflüssen (Abschattung, Satellitenverfügbarkeit, Netzwerkgeneralisierung, ...), liefern jedoch sehr ungenaue Positionen (± 100 m) und auch die Aufzeichnungsrate ist mit ± 1 Minute sehr gering. Um keine Rückschlüsse auf reale Einsätze zuzulassen, wurden die Zeitcodes der Positionsmeldungen anonymisiert. Für die Verortung sollte mit einfachen, frei zugänglichen und kostenlosen Strassendaten gearbeitet werden, um nicht auf spezielle Formate und aufwändig aufbereitete Grundlagen angewiesen zu sein.

Die genannten Rahmenbedingungen führten dazu, dass die Aufgabenstellung der Thesis vom ursprünglichen Projekt der KaPo gelöst und abstrahiert werden musste. Mit möglichst wenig Angaben aus den Geodaten, soll somit ein möglichst aussagekräftiges Map-Matching und eine Routenprädiktion ermöglicht werden, oder anders Formuliert: ein Mehrwert aus wenig präzisen Positionsdaten generiert werden. Auf diese Weise stellen die Erkenntnisse aus der Thesis Bausteine in einem grösseren Zusammenhang dar. Die Ergebnisse können zum Beispiel generell bei der Echtzeitverfolgung von Fahrzeugen oder Mobiltelefonen und der Berechnung des möglichen weiteren Streckenverlaufs verwendet werden. Potenzielle Einsatzgebiete sind somit beispielsweise die Autoindustrie, Verkehrsmanagement, Sicherheitswesen oder auch die Robotik.

1.2 Aufgabenstellung

Ausgehend von den oben genannten Rahmenbedingungen lässt sich die eigentliche Problemstellung in die zwei Teile Map-Matching und Routenprädiktion separieren. Map-Matching ist der Prozess, welcher sich mit der Zuordnung von Trajektorien zu einer tatsächlich zurückgelegten Route in einem Netzwerk beschäftigt. Die Prädiktion behandelt die Voraussage eines künftigen Weges. Diese beiden Prozesse sollen in einem Algorithmus kombiniert, und mittels der in Kapitel 4.1 und 4.2 beschriebenen Daten und Werkzeuge experimentell umgesetzt werden.

Das Map-Matching wird in Kapitel 2 behandelt. Es soll möglichst unabhängig von Genauigkeiten, Quelle und Aufzeichnungsrate von Einzelpositionen funktionieren. Die anonymisierten GPS-Tracks der KaPo müssen für heutige Verhältnisse als sehr ungenau

(± 100 m) und von geringer Aufzeichnungsdichte (± 1 min) bezeichnet werden. Gerade ihre schlechte Qualität macht sie für diese Aufgabe interessant. Wegen der schlechten Lagegenauigkeit der Positionsmeldungen, ist eine eindeutige und zuverlässige Verortung in einem Strassennetz mit gewissen Unsicherheiten belegt. Im angestrebten Algorithmus wird darum versucht, den Ansatz der Fuzzylogik mit einzubringen um dieser Unsicherheit Rechnung zu tragen.

Ähnlich ist es bei der Prädiktion (siehe Kapitel 3) des weiterführenden Weges. Unabhängig von der Genauigkeit der einzelnen GPS-Positionen, beeinflusst die Konstellation des Strassennetzes an welches der Weg gebunden ist, die Voraussage stark. Eine sichere, eindeutige Prognose ist somit ebenfalls mit Unsicherheiten belegt. Bei diesem zweiten Teil des Algorithmus sollen deshalb wiederum verschiedene Optionen mit unterschiedlicher Wahrscheinlichkeit resultieren. Es gilt auch abzuschätzen wieweit eine Prädiktion räumlich sinnvoll beziehungsweise zweckmässig ist.

Die Berücksichtigung von weiteren Informationen zur Präzisierung des Map-Matchings oder der Prädiktion, die eine Abhängigkeit vom Informationsgehalt der verwendeten Daten entstehen lassen, ist in dieser Arbeit nicht vorgesehen. Angaben zu zulässigen Höchstgeschwindigkeiten, Fahrtrichtungen oder Strassenklassen sind in kostenlos verfügbaren Daten, wie beispielsweise *OpenStreetMap (OSM)*, zwar vorhanden, jedoch oft lücken- oder fehlerhaft. ‚Saubere‘ Netzwerke sind meist kostenpflichtig, während die Speicherung von Fahrgewohnheiten wiederum den Datenschutz tangiert. Die Präzisierung der Resultate durch die Einbindung solcher Informationen in den Berechnungsprozess ist möglich, wird in dieser Arbeit jedoch nur teilweise berücksichtigt.

Die experimentelle Implementierung des Algorithmus, beschrieben in Kapitel 4, erfolgte mit der Software *FME Desktop 2013*, der Firma *Safe Software Inc.* Obwohl nur bedingt für die Programmierung geeignet, ermöglicht das Programm mit seinen grafischen Modellierungsbausteinen eine Umsetzung ohne vertiefte Kenntnisse von Programmiersprachen.

Die Analyse der Resultate in Kapitel 5 zeigt, dass auch basierend auf verhältnismässig schlechten und wenigen Informationen, brauchbare Ergebnisse bei einem Map-Matching, als auch bei der Prädiktion, zu erzielen sind.

2 Map-Matching

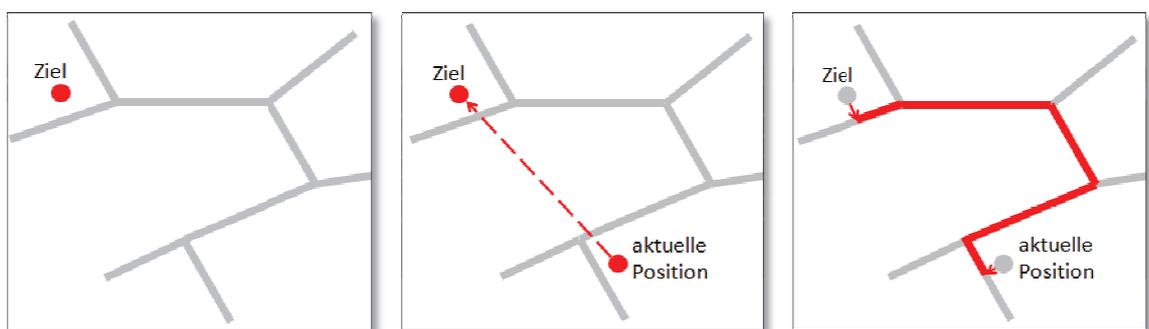
In Abschnitt 2.1 werden bereits bekannte Ansätze und Theorien in Zusammenhang mit Map-Matching abgehandelt und es erfolgt eine erste Abgrenzung. In Kapitel 2.2 erfolgt die Aufstellung von Hypothesen. Das Konzept des verfolgten Lösungsansatzes wird in Abschnitt 2.3 dargelegt. Die Implementierung eines Algorithmus folgt in Kapitel 4, während die Resultate in Kapitel 5.3 analysiert werden.

Navigationshilfen, also Werkzeuge auf Kartenbasis zur Wegfindung und Orientierung, werden von (BERNSTEIN & KORNHAUSER, 1996) und (WHITE, et al., 2000) grob in drei Typen unterteilt (siehe Abb. 1).

Typ eins ermöglicht es uns gewünschte Ziele, wie zum Beispiel einen Bahnhof oder ein Museum, in einer Karte zu visualisieren. Auf welchem Weg diese Ziele zu erreichen sind, hängt zum einen vom aktuellen Ausgangspunkt und zum anderen von der Art der Wegfindung ab.

Typ zwei zeigen zusätzlich zum gewünschten Ziel auch noch den aktuellen Standort an. Dies ermöglicht die Berechnung einer zu überbrückenden Distanz und Richtung. In der landgebundenen Navigation erfolgt die direkte Verbindung von einem aktuellen Punkt zum Ziel in den seltensten Fällen über eine Gerade (Luftlinie).

Beim Typ drei der Navigationshilfen wird berücksichtigt, dass die Wegführung üblicherweise an ein Strassen-, Weg- oder Bahnnetz gebunden ist.



Typ eins: Visualisierung des Ziels in der Karte

Typ zwei: Visualisierung von Ziel und Standort in der Karte

Typ drei: Wegfindung unter Berücksichtigung des Netzwerks

Abb. 1 Drei Typen von Navigationshilfen

Beim Map-Matching geht es darum, dass ein lagemässig bekanntes Objekt, zum Beispiel die aktuelle Position, der Bahnhof oder der Weg dahin, den richtigen Abschnitten des zugrundeliegenden Netzwerkes, sei dies nun die Strasse oder ein Schienennetz, zugeordnet werden kann. Die kürzeste Verbindung zwischen zwei Punkten ist somit nicht mehr eine Gerade wie in Typ zwei, sondern die Summe der einzelnen Abschnitte, respektive Segmente, der zweckmässigsten Verbindung innerhalb des topologischen Netzwerkes (Typ drei).

In dieser Thesis geht es darum, einen Map-Matching-Algorithmus nach Typ drei zu entwerfen.

2.1 Bekannte Ansätze und Abgrenzung

Der mannigfaltige Einsatz von Map-Matching, beispielsweise in der Robotik, der Navigation oder bei Location Based Services (LBS), hat in Abhängigkeit der jeweiligen Aufgabenstellung eine kaum überschaubare Vielfalt von Berechnungsalgorithmen hervor gebracht. Im Bereich der Navigation lassen sich die Ansätze grob unterteilen in rein geometriebasierte Algorithmen und Prozeduren bei denen noch weitere Informationen zur Präzisierung der Zuordnung herbeigezogen werden. Daten wie zulässige Fahrtrichtungen, Höchstgeschwindigkeiten oder historisierte Tracks, ermöglichen einen Abgleich des Fahrverhaltens mit einem modellierten Idealzustand und steigern so die Zuverlässigkeit von Map-Matching-Resultaten deutlich. Aufgrund der Aufgabenstellung (...“möglichst wenig Angaben aus den Geodaten“...) stehen in erster Linie geometriebasierte Ansätze im Fokus.

Wie (BERNSTEIN & KORNHAUSER, 1996) und (WHITE, et al., 2000) beschreiben, lassen sich die geometriebasierten Algorithmen wie folgt unterteilen:

- Point-to-Point matching: Dabei wird eine einzelne Positionsmessung dem nächstgelegenen Knoten innerhalb des Netzwerkes zugeordnet. Diese Methode kann lediglich als erster Ansatz dienen, da sie stark von der Netzkonstellation beeinflusst wird.
- Point-to-Curve matching: Die einzelne Positionsmessung wird dabei auf das nächste Netzsegment verortet. Sofern die (GPS-)Position nicht direkt auf einem Knoten liegt, ist üblicherweise ein Segment näher gelegen. Der Ansatz kann

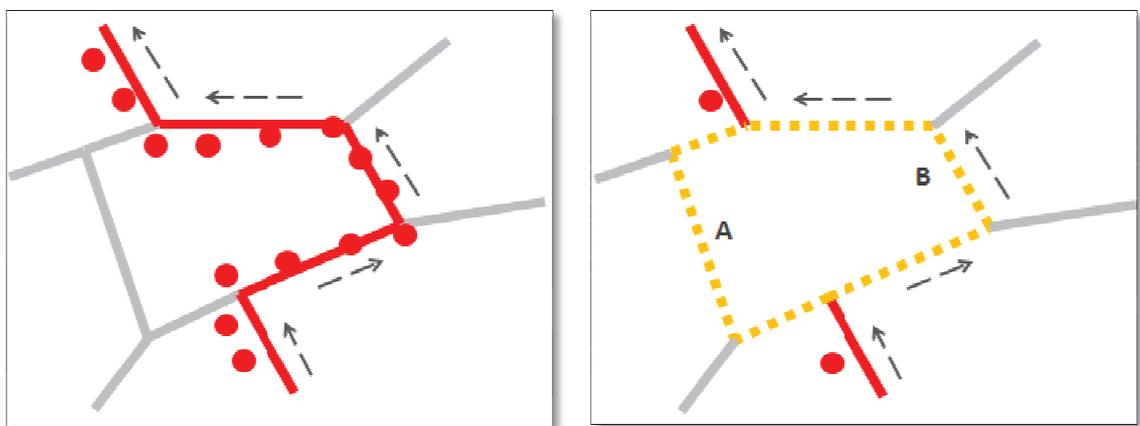
somit als Verbesserung gegenüber dem Point-to-Point matching bezeichnet werden. (WHITE, et al., 2000) optimieren die Methode noch etwas, indem sie die Richtung der Trajektorien berücksichtigen. Vorausgesetzt werden jedoch zuverlässigen Positionsdaten; Andernfalls treten dieselben Unsicherheiten auf, wie beispielsweise beim Stillstand eines Fahrzeugs.

- Curve-to-Curve matching: Es wird versucht die gesamte bekannte Trajektorie dem Strassennetz anzugleichen. Dafür wird die Form des aufgezeichneten Tracks mit dem Netzwerk überlagert. Die Kombination der Netzsegmente, welche der Form der Trajektorie am ähnlichsten ist, wird als die am wahrscheinlichsten befahrene Strecke angenommen. Damit dieser Ansatz funktioniert wird eine verhältnismässig hohe Aufzeichnungsrate an Positionsdaten vorausgesetzt. Bei geringer Messdichte, wie in der Aufgabenstellung, wären die Trajektorien zu stark generalisiert, sodass diese kaum mehr mit dem Netzwerk in Deckung zu bringen wären. Weiter beeinflussen einzelne Ausreisser das Ergebnis stärker, je geringer die Aufzeichnungsdichte ist.

Gemäss (GREENFELD, 2002) und (QUDDUS, et al., 2006), werden sämtliche Map-Matching-Methoden von mindestens zwei Faktoren beeinflusst. Zum einen ist dies die Genauigkeit, mit der die Position eines Objekts gemessen wird, respektive die Genauigkeit der virtuellen Verkörperung, des untersuchten Objektes (Fahrzeug, Person, ...). Zum anderen die Genauigkeit der virtuellen Verkörperung des Strassen- oder Schienennetzes durch einen Netz-Graphen. Sind diese zwei Faktoren berücksichtigt, geht es ‚lediglich‘ noch darum, die richtigen Segmente zwischen zwei Positionsmessungen zu ermitteln. Je nach Dichte dieser Positionsmessungen verändern sich jedoch die Anzahl Segmente und die Länge der zu ermittelnden Abschnitte. Die Aufzeichnungsrate ist somit von grosser Bedeutung und entscheidet mit darüber, ob ein Algorithmus ein Resultat erzielt oder nicht.

Was die meisten Studien wie etwa jene von (WHITE, et al., 2000), (GREENFELD, 2002), (MARCHAL, et al., 2009), (SEYD & CANNON, 2004) oder (QUDDUS, et al., 2003) gemeinsam haben, ist die Annahme, dass die Lageinformationen, beispielsweise GPS-Messungen, mit einer relativ hohen Aufzeichnungsdichte vorliegen. Dabei spielt es keine Rolle, ob die Ansätze rein geometriebasiert sind, oder weiteren

Informationskomponenten zugezogen werden. Die dadurch entstehende Redundanz ermöglicht überhaupt erst die Berücksichtigung von Richtungsänderungen in den Trajektorien oder ein Curve-to-Curve matching. Bei geringer Aufzeichnungsrate kann lediglich eine grobe Trendrichtung abgeleitet werden. Segmente entlang einer Wegstrecke werden so je nachdem gar nicht durch Positionsmessungen erfasst, sodass die eigentliche Route lediglich anhand von Annahmen und Wahrscheinlichkeiten ermittelt werden kann. (ZHOU & GOLLEDGE, 2006) beschreiben ebenfalls, dass viele der Studien von idealisierten Bedingungen ausgehen, was in der Realität meist nicht der Fall ist.



Hohe Aufzeichnungsrate (z.B. 5 sek)

Geringe Aufzeichnungsrate (z.B. 60 sek)

Abb. 2 Einfluss der Aufzeichnungsrate auf das Map-Matching

Wie bereits angesprochen, lässt die Aufgabenstellung aufgrund ihrer Positionsdaten mit geringer Aufzeichnungsdichte nur ein Point-to-Point, beziehungsweise ein Point-to-Curve matching zu. Um die unbekanntenen Abschnitte zwischen zwei Positionskandidaten ausfindig zu machen, ist es notwendig die Topologie des Netzwerkes beizuziehen. Nur so lässt sich eine geschlossene Wegstrecke ermitteln.

Ein ebenfalls oft ignoriertes Fall bei den angesprochenen Map-Matching-Ansätzen ist die Annahme, dass das zugrundeliegende Netzwerk entweder fehlerfrei ist, oder sich das beobachtete Objekt lediglich auf den im Netzwerk abgebildeten Strassenzügen fortbewegt. (ZHOU & GOLLEDGE, 2006) formulieren dazu eine Art Plausibilitätstest auf Basis der Dempster-Shafter Theorie. Es wird dabei geprüft, ob ein Kandidat (mögliche Verortung eines Objekts im Netzwerk), gemessen an unterschiedlichen Zuordnungsfaktoren, wahrscheinlich ist oder nicht. Findet sich zu einer GPS-Position kein sicherer Kandidat, so wird die reine Positionsmessung als Kandidat ausserhalb der

Segmente verwendet und der Pfad verlässt das Netzwerk. Fehlende Segmente im Strassennetz führen unweigerlich zu falschen Zuordnungen, welche mittels eines solchen Plausibilitätstests reduziert werden können. Damit die Betrachtung solcher ‚Sonderfälle‘ jedoch gerechtfertigt erscheint, müssen die übrigen Zuordnungen ein hohes Mass an Zuverlässigkeit aufweisen. Die in dieser Arbeit genutzten Positionsmessungen, mit einer Genauigkeit von lediglich 100 m, liefern diese Sicherheit nicht. Gleiches gilt für die geringe Aufzeichnungsrate. Daher wird auf die Behandlung von Sonderfällen verzichtet und das Strassennetz als fehlerfrei angenommen.

Erklärtes Ziel des Map-Matching ist es, eine in der Realität zurückgelegte Strecke zuverlässig und eindeutig den Segmenten eines Strassennetzwerkes zuzuordnen, die eine Strecke repräsentieren. Sicher ist, dass diverse Faktoren wie zum Beispiel die Genauigkeit und Aufzeichnungsrate von GPS-Messungen, deren Störeinflüsse oder der Nachführungsstand von Netzwerken, eine schwer zu modellierende Unsicherheit in die Grundlagedaten bringt, die nicht einfach ignoriert werden kann (GRUSH, 2008). Zu Recht wird daher viel Aufwand zur Schaffung verbesserter Ausgangssituationen für ein Map-Matching betrieben, sei dies durch Optimierung der GPS-Messungen oder durch Veredelung der Netzwerke.

Die Versuchung ist gross, auch mit den äusserst ungenauen Positionsinformationen der vorliegenden Aufgabenstellung, ein eindeutiges Resultat erzielen zu wollen. Algorithmen, wie beispielsweise jene von (YANG, et al., 2005) und (LOU, et al., 2009), welche die geringe Aufzeichnungsrate berücksichtigen, sind wohl auch in der Lage eine eindeutige Route zu berechnen. Ob diese Route jedoch die tatsächlich gefahrene Strecke repräsentiert bleibt offen. Es besteht die Gefahr, dass die Resultate den Anwender in falscher Sicherheit wiegen, sodass Entscheidungen aufgrund fehlerhafter Grundlagen getroffen werden.

(QUDDUS, et al., 2006) beschreiben einen möglichen Ansatz unter Verwendung der Fuzzy-Logik in der Navigation. Dabei werden Komponenten wie Tempo, Fahrtrichtung, historische Tracks, Satellitenkonstellation, sowie Orientierung und Erreichbarkeit der Segmente unscharf modelliert.

Fuzzy ist der englische Ausdruck für ‚unscharf‘. Fuzzy-Logik beschreibt ein Gebiet der Mathematik und stellt eine Ergänzung zur Logik dar. Logik, im mathematischen Sinne, beschäftigt sich mit Aussagen, die traditionellerweise lediglich zwei Werte annehmen

können: wahr oder falsch. Für viele Fragestellungen ist diese binäre Denkweise jedoch ungeeignet. Die Aussage: ‚es regnet‘, müsste gemäss der binären Logik zum Beispiel bereits nach dem Fall des ersten Regentropfens mit ‚wahr‘ quittiert werden, obwohl ein Tropfen im allgemeinen Verständnis noch keinen Regen ausmachen. Allenfalls würde man sagen ‚es regnet ein bisschen‘. Um solche Zustände zwischen wahr und falsch, respektive eins und null zu modellieren, werden bei der Fuzzy-Logik Regeln aufgestellt und unscharfe Mengen gebildet (siehe Abb. 3).

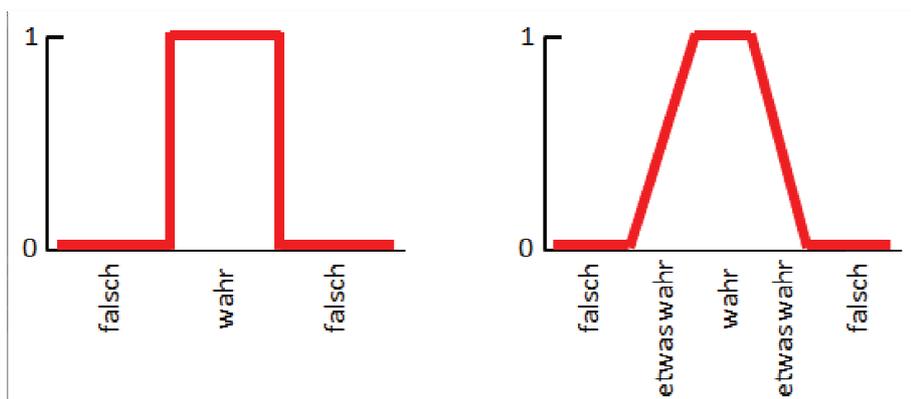


Abb. 3 Scharfe und unscharfe Mengen

Wie das obige Beispiel zeigt, sind die Einsatzmöglichkeiten von Fuzzy-Ansätzen schier unbegrenzt. Überall wo Steueralgorithmen und Regelwirkung im Einsatz sind trifft man das sogenannte ‚soft computing‘ an.

Diese Art der Konzeptionierung führt unter anderem dazu, dass sich zum Beispiel widersprüchliche Grössen nicht zwingend gegenseitig ausschliessen – es erfolgt quasi eine Plausibilitätsprüfung. (FU, et al., 2004) kombinieren klassisches Map-Matching mit Fuzzy-Ansätzen zur Lösungsoptimierung und auch (SEYD & CANNON, 2004) nutzen Richtungsänderung, historische Informationen, sowie den Grad der Zuverlässigkeit einer Segmentzuordnung in Fuzzy-Regeln, um die Unzulänglichkeiten von GPS in Häuserschluchten zu kompensieren.

2.2 Map-Matching-Hypothesen

Nach dem Studium der oben genannten Literatur lässt sich zusammenfassen, dass bei den meisten Ansätzen von gewissen Idealbedingungen ausgegangen wird, seien dies nun präzise Positionsmessungen mit hoher Dichte oder eine hohe Zahl von Zusatzinformationen. Weiter wird stets eine einzige korrekte Lösung erwartet. Wie bereits erwähnt, besteht das Ziel der Fuzzy-Ansätze darin, mit der Unsicherheit der

Klassenzugehörigkeit von Werten umzugehen. In Fällen wo keine eindeutige Trennung von wahr oder falsch möglich ist, kann es dienlich sein, weitere Optionen zu schaffen. Die Klarheit eindeutiger Klassen wird aufgehoben, um einer möglichen Verzerrung der Resultate, aufgrund von Zwangszuweisungen, entgegen zu wirken. Die in Kapitel 2.1 genannten Ansätze gehen von einer sehr hohen Informationsdichte an Positionsmeldungen und Netzattributen aus, was wiederum eine mathematische korrekte Implementierung von Fuzzy-Regeln begünstigt. Im vorliegenden Fall ist eine ungünstige Ausgangssituation gegeben, sodass auch mit Hilfe ausgeklügelter Algorithmen keine eindeutige und zuverlässige Routenführung errechnet werden kann. Auf eine mathematisch korrekte Umsetzung wird darum zugunsten der Adaption der Fuzzy-Philosophie verzichtet. Es wird versucht, der Ungenauigkeit der Grundlagedaten Rechnung zu tragen, indem diese gemäss der Fuzzy-Idee in den Resultaten abgebildet wird. Produkt des Map-Matchings ist somit nicht eine von Beginn weg einzelne, eindeutige Route, sondern mehrere mögliche Varianten. Konkret bedeutet dies, dass alle Zuordnungen einer Position zu den Netzwerksegmenten möglich und korrekt sind, bis das Gegenteil belegt wird. Gemäss der Fuzzy-Philosophie wird also nicht mehr nach einer klaren Referenzierung gesucht. Es werden vielmehr auch unsichere, beziehungsweise unscharfe Lösungen in Betracht gezogen. Jede einzelne Positionsmessung wird verwendet, um die zuvor zurückgelegte, beziehungsweise berechnete Route zu präzisieren und die wahrscheinlichste Streckenführung zu extrahieren.

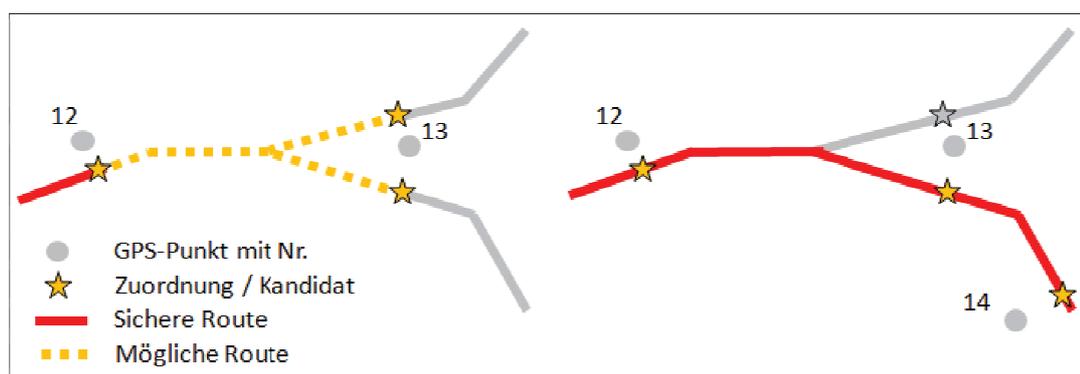


Abb. 4 Mögliche Routen bis zur Präzisierung

Wie in Abb. 4 beispielhaft dargestellt, ergeben sich aus den ungenauen GPS-Messungen (Punkt Nr. 13) mehrere Kandidaten. Um nicht eine allenfalls korrekte Zuordnung zu einem Netzsegment zu verwerfen, weil dieses nicht das nächstgelegene ist, sollen beide Optionen als möglich in Betracht gezogen werden. Erst durch eine weitere

GPS-Messung (Punkt Nr. 14), kann einer der beiden vorangegangenen Kandidaten als falsch verworfen werden.

Basierend auf den zuvor genannten Überlegungen werden folgenden Hypothesen untersucht:

Die erste Map-Matching-Hypothese lautet:

Es ist möglich, mit den gegebenen, wenig präzisen Positionsdaten, Map-Matching-Resultate zu erzielen, die dem Nutzer Informationen über den wahren Routenverlauf liefern.

Das Ergebnis des Algorithmus soll gemäss den Hypothesen Rückschlüsse auf die tatsächlich gefahrene Route zulassen. Dies bedeutet jedoch nicht zwingend, dass dem Nutzer lediglich die wahrscheinlichste Wegstrecke vorgelegt wird. Es sollen auch weitere, allenfalls in Betracht zu ziehende Optionen aufgezeigt werden. Je präziser die Daten, desto eindeutiger werden die Lösungen. Der Anwender hat somit immer einen Eindruck von der Zuverlässigkeit der errechneten Pfade. Zur Präzisierung werden Netzwerkattribute beigezogen, sodass eine zweite Hypothese wie folgt lautet:

Die zweite Map-Matching-Hypothese lautet:

Unter Verwendung der zulässigen Fahrtrichtung, sowie den Angaben zur Befahrbarkeit aus den Netzwerkattributen, wird eine deutliche Verbesserung der Resultate herbeigeführt.

Kapitel 2.3 beschreibt, wie der hier vorgestellte Algorithmus funktioniert.

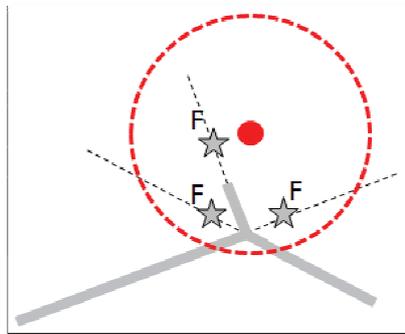
2.3 Algorithmus

Das Map-Matching innerhalb des entworfenen Algorithmus setzt sich aus folgenden Teilschritten zusammen: Als erstes werden für jede Position geeignete Kandidaten gesucht. Diese werden über die wahrscheinlichste Strecke miteinander verknüpft. Anschliessend wird rückwirkend die plausibelste Wegführung aus allen Varianten ermittelt und die restlichen verworfen.

Die erwähnten Kandidaten stellen, gemäss den Point-to-Point und Point-to-Curve Ansätzen von (BERNSTEIN & KORNHAUSER, 1996) und (WHITE, et al., 2000), entweder Lotfusspunkte oder Knoten im Strassennetz dar. Für den vorliegenden Algorithmus wurden beide Varianten verwendet. Aufgrund der hohen Ungenauigkeit

der Punktmessungen empfiehlt es sich nicht, nur mit einer Variante zu arbeiten. Eindeutige oder zumindest plausible Zuordnungen würden je nach Variante und Netzwerkkonstellation nicht erkannt werden.

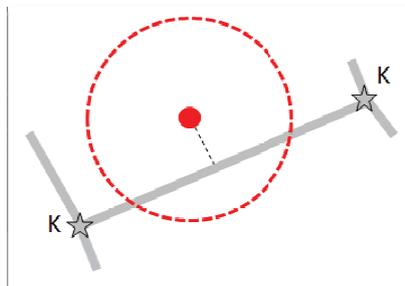
Ein paar Beispiele dazu:



Variante: Lotfusspunkt / Aufflutung

Abgeschattete Bereiche in der Nähe von Knoten und Segmentstützpunkten → kein Resultat!

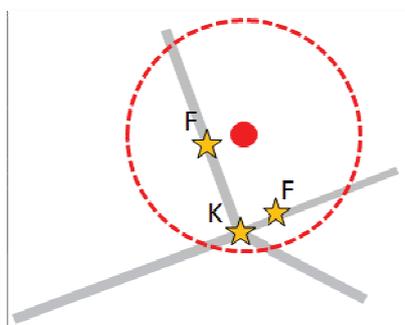
- GPS-Punkt
- ★ Zuordnung/ Kandidat
- - - Suchradius



Variante: Knoten

Überlandstrecken weisen oft keine Knoten innerhalb des Suchradius auf → kein Resultat!

- GPS-Punkt
- ★ Zuordnung/ Kandidat
- - - Suchradius



Variante: Lotfusspunkt und Knoten

Alle Optionen werden berücksichtigt, was den ungenauen Punktmessungen Rechnung trägt.

- GPS-Punkt
- ★ Zuordnung/ Kandidat
- - - Suchradius

Abb. 5 Lotfusspunkt vs. Knoten

Als Suchradius wurden im behandelten Algorithmus 100 m gewählt. Dies entspricht der angegebenen Genauigkeit der vorliegenden GPS-Positionen. Für andere Zwecke / GPS-Empfänger kann der Radius je nach Bedarf verkleinert oder vergrößert werden. Für den Fall, dass innerhalb der gegebenen 100 m kein Kandidat ermittelt werden kann, wird der Track abgebrochen und ein neuer gestartet.

Alternativ wurde in Erwägung gezogen, Positionen ohne Kandidaten als Netzwerk-mangel zu interpretieren, wenn beispielsweise eine Segment fehlt. Die Position selber wäre dann, ähnlich wie bei (ZHOU & GOLLEDGE, 2006), sein eigener

Kandidat. Bei präzisen GPS-Empfängern, beziehungsweise bei hoher Aufzeichnungsrate, mag dieses Vorgehen dienlich sein, nicht jedoch im vorliegenden Fall, da der Ort des Wechsels vom Netzwerk auf die Position und wieder zurück nicht auszumachen ist.

Wie auch (EISNER, et al., 2011) beschreiben, kann es als natürliches Verhalten betrachtet werden, dass ein Mensch sich wenn immer möglich, auf dem schnellsten, beziehungsweise direktesten Pfad von A nach B begibt. Als wahrscheinlichster Pfad zwischen zwei Kandidaten wird also, ohne zusätzliche Information, die kürzeste Wegstrecke betrachtet.

Der im Rahmen dieser Arbeit entworfene Map-Matching-Algorithmus zielt, wie bereits erwähnt, nicht in erster Linie darauf ab den einen richtigen Pfad innerhalb des Netzwerkes zu ermitteln. Vielmehr sollen die möglichen Segmente zwischen zwei Positionsmessungen erkannt und anhand der Folgemessungen ausgedünnt werden (Abb. 6). Solange also eine Route weitergeführt wird, sich beziehungsweise nicht als Sackgasse erweist, muss sie getreu der Fuzzy-Idee als korrekt in Betracht gezogen und darf nicht verworfen werden.

Situation A in Abb. 6 zeigt, dass Position 12 zwei Kandidaten hat. In B kommt Position 13 mit drei Kandidaten (Lotfusspunkte und Knoten) dazu. Die kürzesten Verbindungen der drei Kandidaten von 13 zu den Kandidaten von 12, deuten alle auf den unteren der beiden, weshalb die Zuordnung auf den oberen als unwahrscheinlich verworfen wird. Es findet eine erste Präzisierung der wahrscheinlichsten Wegstrecke statt. Aus Position 14 in C ergeben sich wiederum zwei Kandidaten. Beide tragen nicht zur Präzisierung bei, da die obere als auch die untere Route weiterhin in Betracht gezogen werden müssen. In D liefert Position 15 drei Kandidaten, die alle auf denselben Kandidaten von 14 hindeuten. Es findet eine rückwirkende Präzisierung statt, so dass die obere Route, die in eine Sackgasse führt, als unwahrscheinlich betrachtet und verworfen werden kann. Die untere Wegstrecke wird zwischen 12 und 14 eindeutig und kann als sicher identifizierte Route gewertet werden.

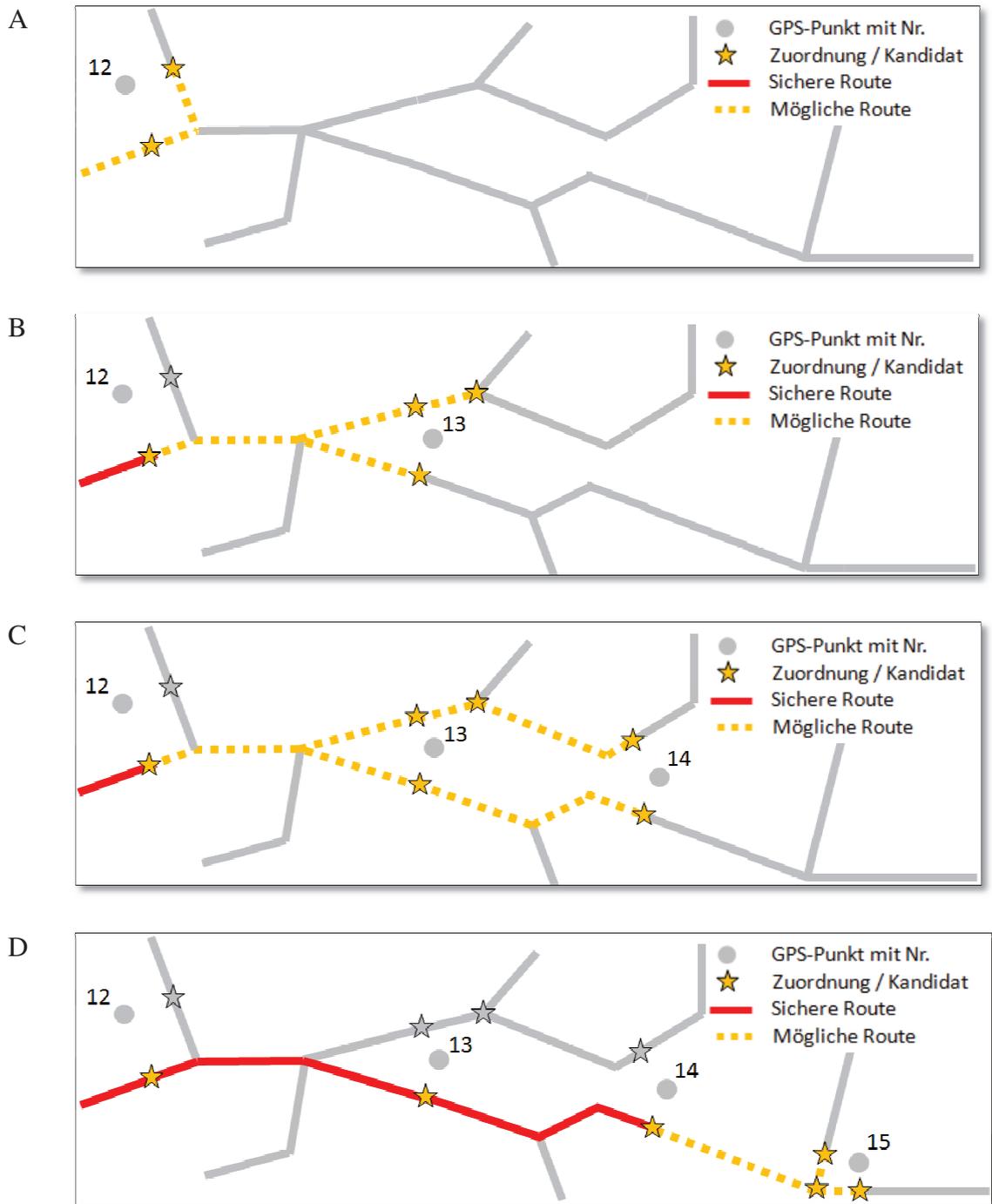


Abb. 6 Schrittweise Präzisierung

Abb. 7 zeigt das Prozessschema des entwickelten Algorithmus.

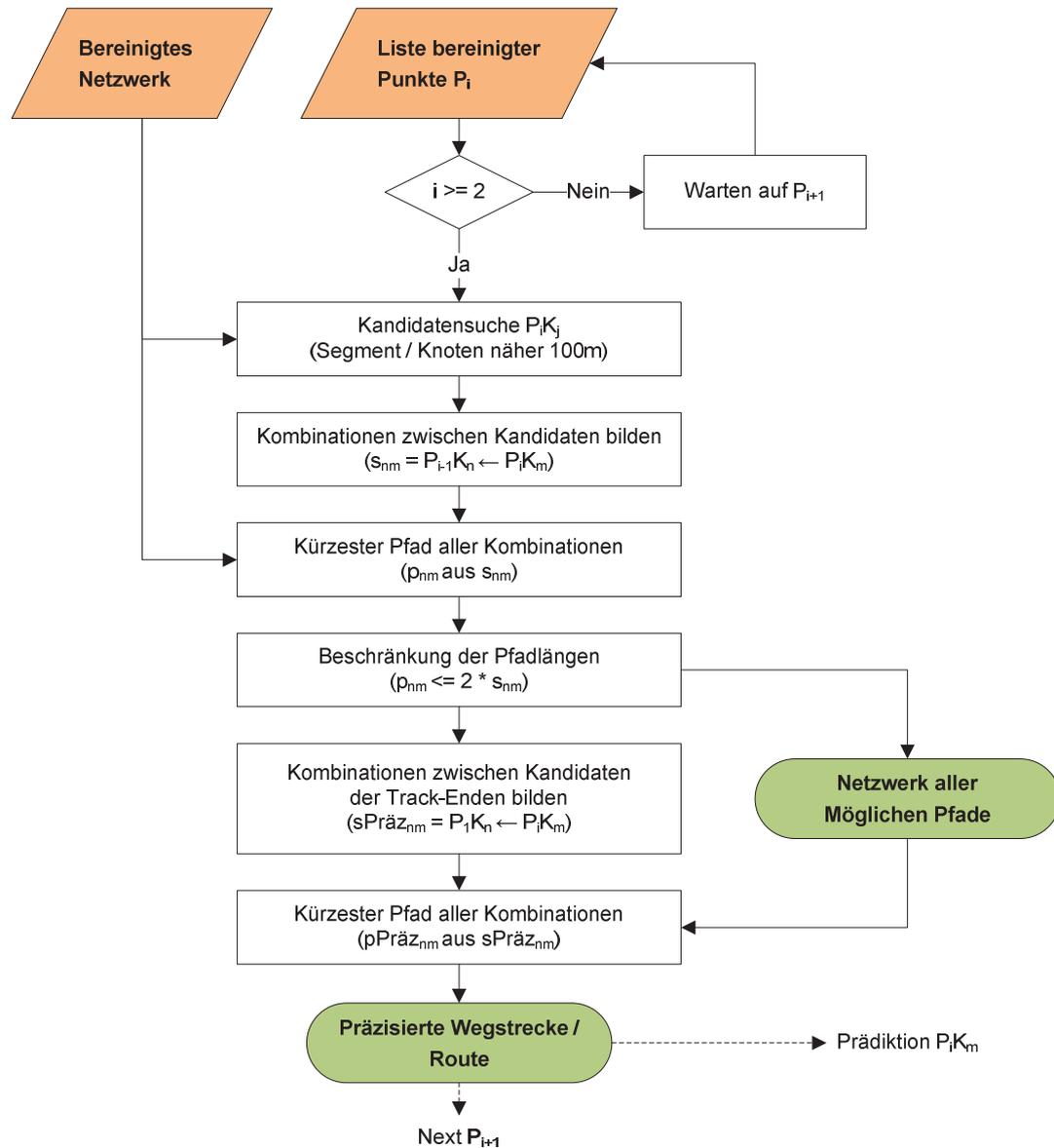


Abb. 7 Prozessschema des entwickelten Map-Matching Algorithmus

Der Map-Matching Algorithmus ist ein iterativer Prozess. Die Liste der bereinigten Positionsmessung pro Track wächst stetig und für jede Messung erfolgt ein Map-Matching. Mit ‚bereinigt‘ sind in vorliegenden Fall zum einen, das aufbereitete Strassennetz (siehe Kapitel 4.3.1), sowie zum anderen die von Ausreißern befreiten GPS-Positionen (siehe Kapitel 4.2.2 und 4.3.2) gemeint.

Zu Beginn wird geprüft, ob der neu gemessene Punkt (P_i) einen bereinigten Vorgänger (P_{i-1}) hat, da erst ab zwei Punkten von einer Strecke gesprochen werden kann. Entspricht P_i dem ersten Punkt eines Tracks, so wird er in Ermangelung eines Vorgängers mit

Startwerten versehen (siehe auch Kapitel 4.3.2). Für jeden P_i werden geeignete Kandidaten (P_iK_j) gesucht.

In einem nächsten Schritt werden aus sämtlichen Kandidaten von P_i zu denen von P_{i-1} Kombinationen gebildet (s_{nm}). Für jede dieser Kombinationen wird der kürzeste Pfad (p_{nm}) innerhalb des Netzwerks und unter Berücksichtigung der zulässigen Fahrtrichtung, ermittelt. Zu jedem Kandidat von P_i führt nun also eine kürzeste Strecke von einem Kandidaten von P_{i-1} aus. Die Summe all dieser möglichen Pfade bildet ein Sub-Netzwerk für die Präzisierung. Um unwahrscheinliche Pfade auszuschliessen, eliminiert eine Beschränkung alle Strecken, die länger sind als die doppelte euklidische Distanz zwischen den Kandidaten (s_{nm}).

In einer letzten Stufe wird geprüft ob, ausgehend von den neuen Kandidaten von P_i , eine geschlossene Routenführung bis zum ersten Punkt des Tracks besteht. Alle Teilpfade, die dementsprechend nicht in einem P_iK_j enden, stellen eine Sackgasse dar und werden rückwirkend verworfen (vergleiche Abb. 6). Dafür werden aus allen Kandidaten des Track-Beginns (P_1K_j) und jenen der aktuellen Position (P_iK_m), Kombinationen gebildet ($sPräz_{nm}$). Innerhalb des Sub-Netzwerks werden anschliessend, wiederum unter Berücksichtigung der Fahrtrichtung, die kürzesten Pfade für alle Kombinationen ($pPräz_{nm}$) berechnet und so eine Präzisierung herbeigeführt.

Hat ein bereinigter Punkt (P_i) alle Schritte durchlaufen, startet d Algorithmus neu mit dem nächsten Punkt (P_{i+1}).

3 Prädiktion

Nachdem in Kapitel 2 die Varianten an zurückgelegten Wegstrecken ermittelt wurden, soll nun anhand dieser Resultate eine Voraussage getroffen werden, wohin sich das Objekt des Interesses (Fahrzeug, Fussgänger, ...) im Rahmen des gegebenen Netzwerkes begibt. Es stellen sich dabei Fragen wie: Welche Ansätze zur Voraussage eines Fahrziels es gibt? Welche Ansätze machen unter den gegebenen Umständen Sinn? Wie ist ein ‚Ziel‘ zu definieren? Wie weit darf eine Prädiktion unter Berücksichtigung der gegebenen Rahmenbedingungen gehen?

Wofür so eine Voraussage dienlich sein kann, beschreiben (KRUMM, 2008) und (BRILINGAITE & JENSEN, 2006). Es kann dies zur Bereitstellung von Informationen sein, die den Fahrer beim Lenken eines Fahrzeuges unterstützen (Tempowechsel, enge Kurven, Stau, ...) oder zur Berechnung von Parametern, die direkt auf die Fahrzeugsoftware Einfluss haben, wie zum Beispiel zur Ermittlung des Energieverbrauchs, dem Erstellen von Bremsbereitschaft, oder der Ausrichtung der Scheinwerfer. Ebenfalls denkbar ist die Verknüpfung mit Werbeinformationen, sogenannten Location Based Services (LBS) oder Points Of Interest (POI). Unter Betrachtung der ursprünglichen Aufgabenstellung und einer möglichen Anwendung im Rahmen polizeilicher Einsatzleitung, sind noch weitere Anwendungen denkbar. Beispielsweise liessen sich per Funk kommunizierte Standortmeldungen der Einsatzkräfte, von der Leitstelle auf ihre Plausibilität prüfen. Allfällige, in der Hektik eines Einsatzes entstandene Missverständnisse könnten so vermeiden werden, was wiederum die Qualität der Polizeiarbeit steigert.

Für die gegebene Aufgabenstellung ist das Ziel, wie bereits erwähnt, nicht bekannt. Es geht somit bei der Prädiktion des künftigen Pfades nicht darum den richtigen Weg zwischen der aktuellen Position und einer Destination zu finden, sondern darum anhand von Indizien die weitere Wegstrecke abzuschätzen.

In Kapitel 3.1 werden verschiedene Ansätze der Routenprädiktion zusammengetragen, sowie deren Relevanz im Rahmen der Aufgabenstellung erörtert. Abschnitt 3.2 behandelt Schlussfolgerungen und die daraus aufgestellten Hypothesen, während in Kapitel 0 das Konzept des hier vorgestellten Prädiktions-Algorithmus erläutert wird. Die Dokumentation der praktischen Implementierung erfolgt in Abschnitt 4, gefolgt von der Resultatanalyse in Kapitel 5.4

3.1 Bekannte Ansätze und Abgrenzung

Wie (EISNER, et al., 2011) bemerken, gilt es festzuhalten, dass es bei der strassengebundenen Navigation im Gegensatz zur Schiff- und Luftfahrt kaum möglich ist, Trajektorien mathematisch zu extrapolieren und so beispielsweise mittels Kalman-Filter den künftigen Pfad im freien Raum zu berechnen. Statistische Ansätze wie die von (KRUMM, 2008) verwendeten Markov Modelle oder dem Dijkstra Algorithmus wie bei (EISNER, et al., 2011), eignen sich innerhalb eines Graphen besser.

Wie weit voraus der künftige Weg prädiziert wird, hängt laut (MAUK, 2011) zum einen stark von der Qualität der Daten ab; zum anderen von den zur Verfügung stehenden, zusätzlichen Informationen. Aus historisierten Streckendaten, kann wie bei (KRUMM, 2008) und (BRILINGAITE & JENSEN, 2006) zum Beispiel direkt oder indirekt eine Auswahl möglicher Ziele, oder gemäss (EISNER, et al., 2011) Strassenklassen, Erreichbarkeit und Fahrrichtungen abgeleitet werden, welche zur Gewichtung verwendet werden können. Je klarer also ein mögliches Ziel ist, desto weiter kann die Prädiktion reichen. Ist das tatsächliche Ziel, beispielsweise eine Adresse oder eine Koordinate, wie im vorliegenden Szenario nicht bekannt, so muss definiert werden welche Ausprägung ein unbekanntes Ziel haben soll. Eine genaue Fahrzeugposition innerhalb des Netzwerkes vorauszusagen ist unter Berücksichtigung der vielen unbekanntem Einflüsse nicht möglich. Die Zuordnung des Fahrzeuges zum Zeitpunkt t zu einem Segment ist wohl möglich, die Länge dieses Segments kann jedoch stark variieren, was sich wiederum direkt auf die Genauigkeit der Zieldefinition niederschlägt. Kein Abschnitt und daher sehr präzise, sind die Knoten mit denen ein Segment anfängt und endet. Befindet sich ein Fahrzeug auf einem Segment, so hat es einen der beiden Knoten bereits passiert. Die Wahl der Knoten als Prädiktionsziele liefert somit als einzige Variante eine klare Zielkoordinate.

Alternativ zu den üblichen Ansätzen, ein Ziel innerhalb des Strassennetzes zu ermitteln, rastert (KRUMM, 2006) das Operationsgebiet in gleichmässige Zellen und trägt durch diesen gröberen Massstab, der Unsicherheit der Resultate Rechnung.

3.2 Prädiktions-Hypothesen

Aufgrund fehlender Zusatzangaben ist keiner der oben genannten Ansätze für die gegebene Aufgabenstellung umsetzbar. Die rein geometrischen und topologischen Informationen zwingen dazu, Annahmen zu treffen.

Ohne Zielangabe oder gewisse Zusatzinformationen, bleibt lediglich die Möglichkeit aufgrund von Annahmen die Wahrscheinlichkeit künftiger Ziele zu klassifizieren. Als Verkörperung des Ziels wird der Netzwerkknoten gewählt. Er ist als Punkt, beziehungsweise Koordinate, am besten greifbar. Zudem kann davon ausgegangen werden, dass ein Fahrzeug auf einem Segment auch einen der angrenzenden Knoten passiert. Es gilt somit herauszufinden, welcher Knoten, ausgehend von der aktuellen Position, mit welcher Wahrscheinlichkeit angesteuert wird. Der Begriff der Wahrscheinlichkeit ist in diesem Falle nicht als errechneter Anteil zu verstehen sondern, bestimmt sich daraus, wie sehr ein Knoten gewisse Bedingungen erfüllt. Folgende Annahmen beeinflussen die Klassierung der Knoten:

Annahme 1:

Je kürzer die Wegstrecke zu einem Knoten, ausgehend von der aktuellen Position, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit, dass er passiert wird.

Mit jedem passierten Knoten steigt die Zahl der möglichen Richtungsänderungen, weshalb topologisch und räumlich nahe gelegene Knoten eher passiert werden, als weitentfernte.

Annahme 2:

Der schnellste Pfad zu einem Knoten, ist der Wahrscheinlichste.

Wie (EISNER, et al., 2011) anmerken, bleibt, ohne Kenntnisse über den Fahrer, oder die verkehrstechnischen Gegebenheiten, lediglich die Möglichkeit einer begründeten Vermutung über typische Verhaltensweisen. Es liegt in der Natur des Menschen, dass er sich für gewöhnlich den direktesten und schnellsten Weg von A nach B sucht. Ohne ergänzende Angaben zum Strassennetz, oder anderen Erfahrungswerten, entspricht der schnellste Pfad der kürzesten Strecke im Netzwerk. Somit ist der kürzeste Pfad zu einem Knoten ausschlaggebend dafür, wie wahrscheinlich dieser Knoten passiert wird, unabhängig davon, wie viele weitere Wege noch zum selben Knoten führen.

Annahme 3:

Die am wahrscheinlichsten zu passierenden Knoten liegen in derselben Fahrtrichtung, wie die zuletzt passierten.

Nimmt man die Vermutung als korrekt an, dass sich der Mensch üblicherweise auf dem direktesten Weg zu einem Ziel bewegt, liegt die Annahme nahe, dass eine grob eingeschlagene Richtung beibehalten wird. Wie exakt diese Trendrichtung eingehalten werden kann hängt jedoch stark vom Verlauf des Strassennetzwerks ab. Es kann also zu Fehlinterpretationen kommen, wenn ein zu grosser Teil der zurückgelegten Strecke für die Berechnung der Zielrichtung verwendet wird (Abb. 8 / A).

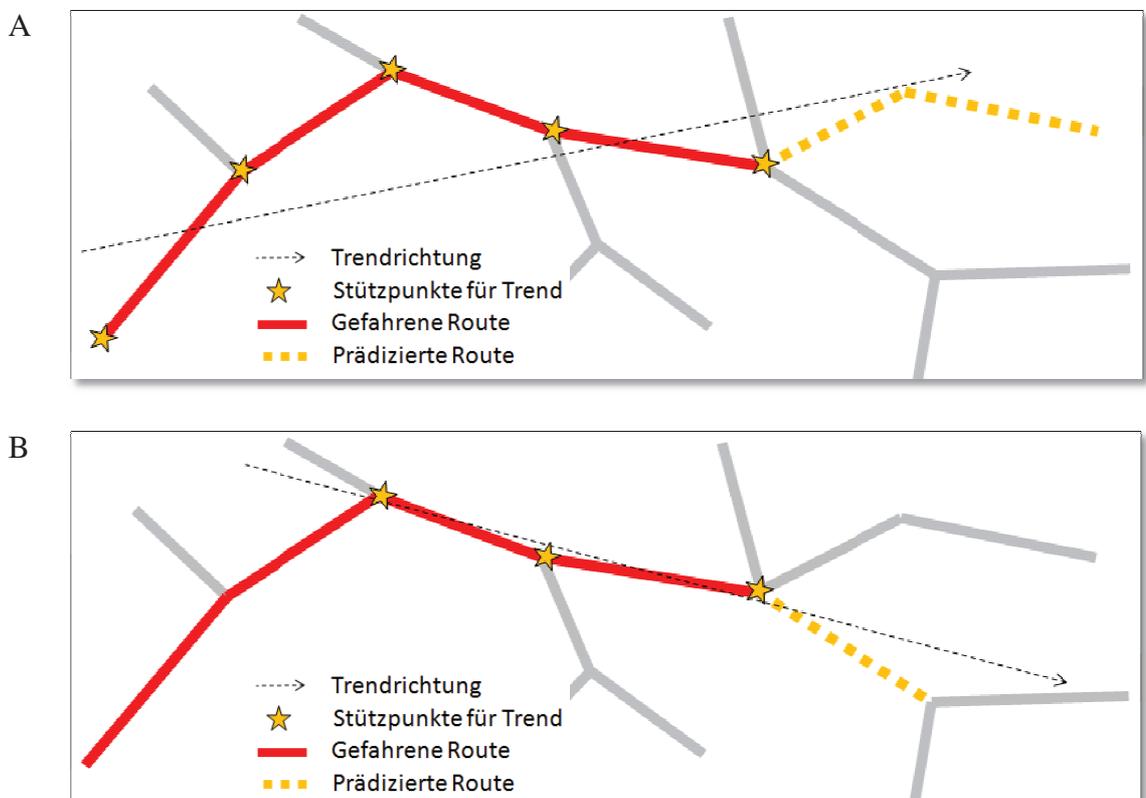


Abb. 8 Einfluss des Trends aus vielen (A) und wenigen (B) Stützpunkten der Fahrstrecke auf die Routenprädiktion

Die Nähe zu einem wahren Ziel zwingt den Fahrer laut (EISNER, et al., 2011) jedoch für gewöhnlich dazu, aufgrund der Verkehrsführung (Quartierstrassen), von seiner Trendrichtung abzuweichen. Die Verwendung der Trendrichtung als typisches Muster ist gerechtfertigt, da zum einen keinerlei Kenntnisse über das wahre Ziel vorhanden sind und diese es zum anderen für den grössten Teil der Strecke passt.

Annahme 4:

Strecken mit wenigen Richtungsänderungen sind wahrscheinlicher.

In Anlehnung an Annahme zwei und drei wird angenommen, dass Richtungswechsel wenn möglich vermieden werden, da sie das Tempo reduzieren und somit das schnelle Vorankommen stören. Je stärker eine Richtungsänderung, desto grösser der Geschwindigkeitsverlust. Je verwinkelter ein Pfad, desto geringer die mögliche Fortbewegungsgeschwindigkeit. Bewegt man sich beispielsweise in einer Stadt mit schachbrettartig angelegten Strassenzügen und Häuserblöcken von Südwesten nach Nordosten, so ist es wahrscheinlicher, dass der Weg einen möglichst lange nach Norden führt, bis zum einmaligen Richtungswechsel nach Osten (oder umgekehrt), anstelle eines Zickzackkurses nahe einer Diagonalen. Es wird somit vermutet, dass sich ein Fahrzeug bei einem Knoten in den meisten Fällen geradeaus bewegt, beziehungsweise eine Strecke gewählt wird, welche minimales Abbiegen gewährleistet.

Analog zu der Vorgehensweise beim Map-Matching, soll auch bei der Prädiktion die Unsicherheit der Ausgangsdaten, getreu der Fuzzy-Philosophie, in den Resultaten abgebildet werden. Das Ergebnis des Algorithmus soll Rückschlüsse auf die künftige Wegstrecke zulassen. Die oben genannten Annahmen dienen der Klassierung der Ziele.

Die Prädiktions-Hypothese lautet:

Es ist möglich, unter Verwendung der Annahmen 1 – 4 und der bereits zurück gelegten Strecke, Prädiktions-Resultate zu erzielen, die dem Betrachter Informationen über den künftigen Routenverlauf liefern.

Analog zum Map-Matching werden zur Resultatverbesserung auch hier die im Netzwerk hinterlegten Informationen zu Strassenklassen und zulässiger Fahrtrichtung genutzt.

Kapitel 0 beschreibt, wie der geplante Algorithmus funktioniert.

3.3 Algorithmus

Die Prädiktion verfolgt wie bereits angesprochen die Absicht, ausgehend vom aktuellen Standort, ein Ziel möglichst präzise vorherzusagen. Aus den in Kapitel 3.2 diskutierten Gründen ist es, besonders aufgrund der vagen Ausgangslage, schwierig ein exaktes Ziel innerhalb des Netzwerkes zu ermitteln. Der konzipierte Algorithmus ermittelt die in Frage kommenden Knoten, sowie deren Wahrscheinlichkeit ein Ziel zu sein. Kriterien für die Nominierung als mögliches Ziel, werden aus den Annahmen, beschrieben in Kapitel 3.2, gebildet. Für jeden Kandidaten der aktuellen Position, wird die Zielwahrscheinlichkeit der Knoten innerhalb eines bestimmten Umfelds anhand von Klassierungselemente ermittelt. Dies sind: die Abweichung aus einer Trendrichtung, die Entfernung vom Kandidaten, die Anzahl befahrener Segmente, sowie der Grad der Verwinkelung eines Pfades. Aus der Klassierung eines Knoten, in Abhängigkeit eines Kandidaten, ergibt sich wiederum die gesamthafte Zielwahrscheinlichkeit eines Knotens. Diese ermittelt sich aus den Klassierungen aller Kandidaten der aktuellen Position. Weiter wird daraus die Zielwahrscheinlichkeit der Segmente zwischen den Knoten abgeleitet.

Eine Prädiktion wird für jede neu gemessene, bereinigte Position durchgeführt und durch die nächste Folgemessung abgelöst. Prädiktion und Map-Matching sind in diesem Algorithmus wegen der ungünstigen Ausgangslage (Genauigkeit und Aufzeichnungsrate) nicht gekoppelt. Die Prädiktionsresultate fließen somit nicht zur Stabilisierung in das Map-Matching ein.

Abb. 9 zeigt das Prozessschema des Prädiktionsteils des vorgestellten Algorithmus.

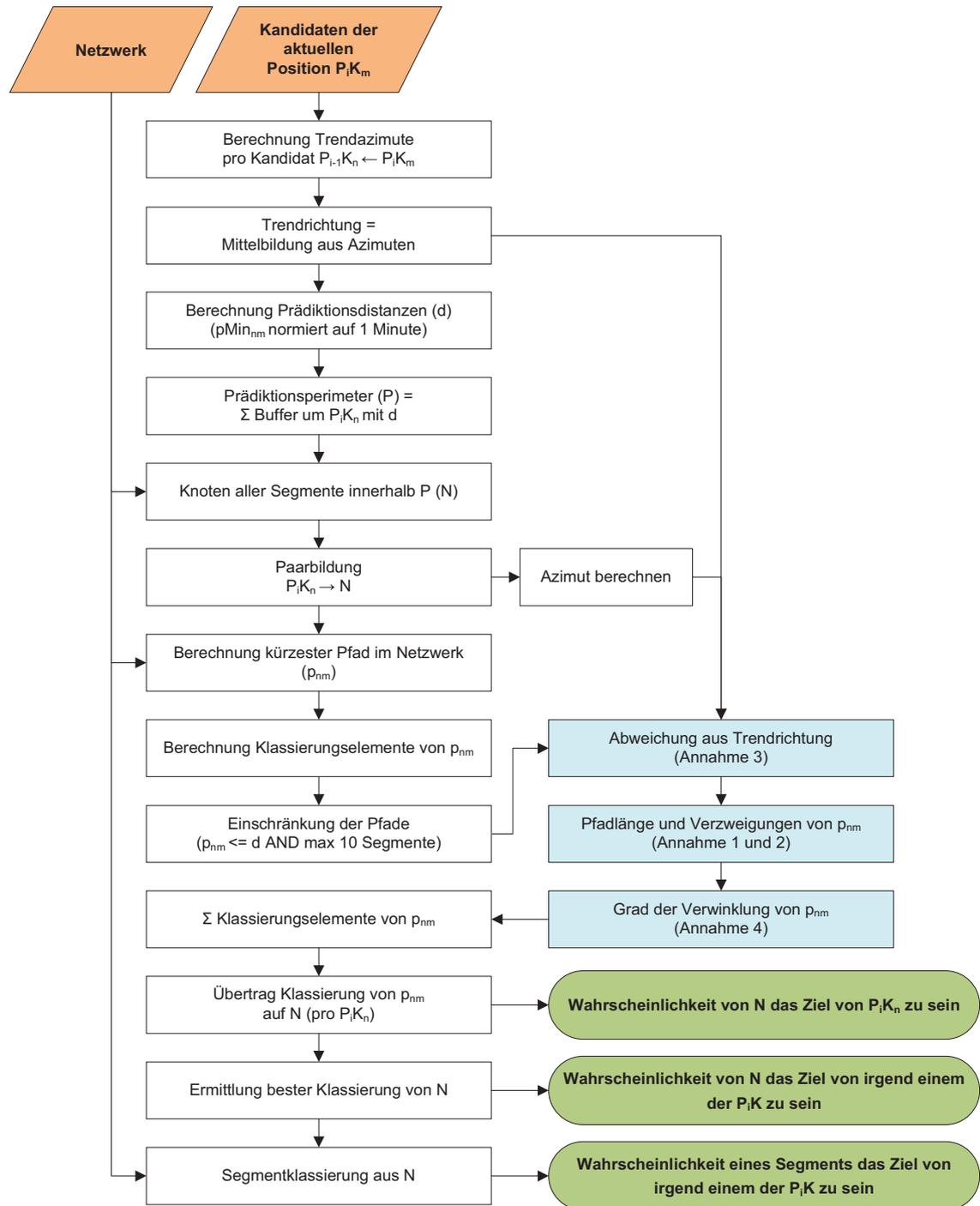


Abb. 9 Prozessschema des entwickelten Prädiktionsalgorithmus

Aus den Kandidaten der aktuellen Position ($P_i K_m$), sowie deren Zubringerkandidaten der vorangegangenen Position ($P_{i-1} K_n$), werden Trendazimute berechnet. Durch Mittelung dieser Azimute entsteht eine Trendrichtung, wie sie in Kapitel 3.2, Annahme 3, beschrieben ist. Aufgrund der geringen Aufzeichnungsdichte und der daraus resultierenden grossen Distanz zwischen den Positionen, werden lediglich die aktuelle,

sowie die vorangegangene Position zur Bestimmung der Trendrichtung herangezogen. Weiter zurückreichende Stützwerte würden eine lokale Prädiktion negativ beeinflussen.

In einem nächsten Schritt gilt es die Prädiktionsdistanz (d) festzulegen. Die geringe Aufzeichnungsdichte, sowie die generell hohe Unsicherheit in den Ausgangsdaten, sprechen für einen möglichst kleinen Prognoseradius. Unter der Annahme, dass sich ein Fahrzeug innerhalb eines Siedlungsgebiets langsamer bewegt als ausserhalb und es dort auch mehr Möglichkeiten gibt die Richtung zu ändern, wurde die Prädiktionsdistanz dynamisch und in Abhängigkeit der Fahrgeschwindigkeit festgelegt. Für den vorliegenden Algorithmus bestimmt sich diese Strecke aus der Länge der Zubringerpfade der Kandidaten (P_iK_m), normiert auf die Distanz innerhalb einer Einheit der GPS-Aufzeichnungsrate (entspricht im vorliegenden Fall etwa einer Minute), bei unverändertem Tempo. Um die Prädiktion nicht zu weitläufig und wagemutig zu gestalten, entspricht d der mittleren Strecke der normierten Pfadlängen. Zusammengenommen bilden diese Prädiktionszonen mit Radius d pro Kandidat den Prädiktionsperimeter (P). Die Knoten (N) der Segmente innerhalb von P stellen die potenziellen Ziele dar.

Für jeden N wird weiter der kürzeste Pfad (p_{nm}) von jedem P_iK_m aus ermittelt und anschliessend die Klassierungselemente berechnet. Ebenfalls um die Prädiktion nicht zu weitreichend und wagemutig werden zu lassen, werden nur Knoten klassiert, deren Zubringerpfade nicht länger sind als die ermittelte Prädiktionsdistanz (d). Knoten die nur über sehr grosse Umwege erreichbar sind entfallen somit.

Alternativ zur Ermittlung von d , wurde in Erwägung gezogen, die Reichweite der Prädiktion über die Anzahl Verzweigungsmöglichkeiten einzuschränken. Da jedoch nicht jeder Knoten eine Verzweigung darstellen würde, würde die Prädiktion allenfalls so stark gekürzt, dass sie keine Aussagekraft mehr hätte. Ein Beispiel dafür wären etwa Übergänge zu Brücken oder Tunnels. Weiter reihen sich beispielsweise in Kreuzungsbereichen viele kurze Segmente aneinander und die Knoten dazwischen entstehen aufgrund der Spurführungen. Der gegenteilige Effekt ergibt sich aus langen Segmenten, wie etwa bei Autobahnen. Es wird darum als sinnvoller erachtet, wie bereits beschrieben, die Pfadlänge als Bezugsgrösse zu verwenden und die Anzahl der Verzweigungen lediglich als grobe Beschränkung (maximal 10 Stück), sowie als Klassierungselement zu nutzen.

Gemäss Kapitel 3.2, Annahme 3, gilt die Abweichung aus der Trendrichtung als erstes Indiz für den künftigen Wegverlauf. Dafür wird das Azimut von p_{nm} bestimmt und mit der Trendrichtung verglichen. Die folgende Klassierung wurde empirisch festgelegt:

Tab. 1 Klassierungselement ‚Richtung‘

Klasse	Abweichung	Bemerkung
1	$\leq \text{abs}(45^\circ)$	Entspricht der Trendrichtung unter Berücksichtigung der allgemeinen Unsicherheit in den Daten.
2	$> \text{abs}(45^\circ)$ AND $\leq \text{abs}(135^\circ)$	Entspricht einer bewussten Richtungsänderung.
4	$> \text{abs}(135^\circ)$ AND $\leq \text{abs}(180^\circ)$	Entspricht der entgegengesetzten Richtung, beispielsweise bei einer Kehrtwende.

Folgt man Annahme 1 und 2 in Kapitel 3.2, so stellt die Distanz zwischen Ausgangspunkt und Ziel einen weiteren wichtigen Indikator für die Zielprädiktion dar. Je weiter ein Knoten vom Ausgangspunkt entfernt ist, desto unsicherer wird die Prognose, beziehungsweise desto unwahrscheinlicher ist der Knoten ein potenzielles Ziel. Das Klassierungselement ‚Distanz‘ ergibt sich aus p_{nm} , wobei die Klassengrenzen auch in diesem Fall empirisch definiert wurden:

Tab. 2 Klassierungselement ‚Distanz‘

Klasse	Länge p_{nm}	Bemerkung
1	≤ 200 m	-
2	> 200 m AND ≤ 400 m	-
3	> 400 m AND ≤ 600 m	-
4	> 600 m	-

Bei der Untersuchung der Ergebnisse (siehe Kapitel 5.4.1) zeigte sich, dass die Pfadlänge alleine aufgrund der Netzkonstellation, respektive der stark variierenden Segmentlängen, nicht als Indikator ausreicht. Die Anzahl der Verzweigungen, beziehungsweise der befahrenen Segmente entlang eines Prädiktionspfades, wirkt sich deutlich stärker auf das Resultat aus, sodass diese als weiteres Klassierungselement

‚Verzweigungen‘ beigezogen wurde. Um lange Segmente gegenüber Kreuzungsbereichen mit einer hohen Knotendichte nicht zu bevorzugen, wird nicht die reine Summe der Teilsegmente eines Pfades als Klassenwert verwendet. Damit die Anzahl Verzweigungen als Klassierungselement mit den anderen drei Klassierungselementen vergleichbar bleibt und nicht zu dominant wirkt, wird lediglich jedes dritte Segment gewertet. Somit ergibt sich folgende Klassierung:

Tab. 3 Klassierungselement ‚Verzweigungen‘

Klasse	Segmente von p_{nm}	Bemerkung
1	≤ 3	Klasse = $\text{ceil}(\text{Verzweigungen}/3)$
2	$> 3 \text{ AND } \leq 6$	Klasse = $\text{ceil}(\text{Verzweigungen}/3)$
3	$> 6 \text{ AND } \leq 9$	Klasse = $\text{ceil}(\text{Verzweigungen}/3)$
4	$> 9 \text{ AND } \leq 12$	Klasse = $\text{ceil}(\text{Verzweigungen}/3)$
...	$> 12 \dots$	Klasse = $\text{ceil}(\text{Verzweigungen}/3)$

Als letztes Klassierungselement ergibt sich aus Kapitel 3.2, Annahme 4, der Grad der ‚Verwinklung‘. Je weniger Richtungswechsel auf einer Strecke vorkommen, desto wahrscheinlicher wird sie gefahren. Berechnet wird der Indikator, durch die Aufsummierung der Winkel, zwischen sämtlichen Segmenten (in diesem Falle Linienstücke) eines Pfades (Polylinie) und der anschliessenden Division durch dessen Länge. Radian werden für die Berechnung segmentiert. Zwecks Generalisierung werden die Werte auf Ganzzahlen gerundet und in fünf Klassen eingeteilt. Eine erste Annahme erwies sich bei der Resultatanalyse in Kapitel 5.4.1 als ungeeignet, worauf die Klassierung angepasst wurde:

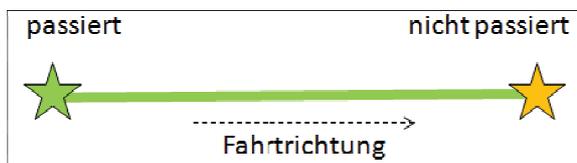
Tab. 4 Klassierungselement ‚Verwinklung‘

Klasse	Verwinklung (Annahme)	Verwinklung (Korrektur)
1	≤ 1	≤ 0.3
2	$> 1 \text{ AND } \leq 2$	$> 0.3 \text{ AND } \leq 0.6$
3	$> 2 \text{ AND } \leq 3$	$> 0.6 \text{ AND } \leq 0.9$
4	$> 3 \text{ AND } \leq 4$	$> 0.9 \text{ AND } \leq 1.2$
5	> 4	> 1.2

Somit haben sämtliche p_{nm} vier Klassierungswerte, deren Summe als Gewichtung auf die Knoten N übertragen wird, zudem der Pfad führt. Ausgehend von jedem Kandidat P_iK_n lässt sich nun sagen, mit welcher Wahrscheinlichkeit N innerhalb des Prädiktionsgebiets ein Ziel von P_iK_n sein könnte.

Da nicht bekannt ist bei welchem Kandidat P_iK_n sich das überwachte Fahrzeug tatsächlich befindet, ist die Prädiktion, ausgehend von einem Kandidaten, nur bedingt aussagekräftig. Erst die Gesamtheit aller Klassierungen ergibt ein Bild. Für jeden Knoten N gibt es n Gewichtungen, von denen die beste, beziehungsweise optimistischste, herausgefiltert wird. Es kann eine Aussage gemacht werden, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Knoten in dieser synoptischen Prädiktion im besten Fall ein Ziel darstellt, ausgehend von der mit Unsicherheiten behafteten aktuellen Position.

Obwohl aufgrund ihrer Geometrie für einen Algorithmus als Zielgeometrie ungeeignet, dürfen die Segmente zwischen den Knoten nicht ausser Acht gelassen werden; stellen sie doch die Anteilsmässig wahrscheinlicheren Ziele dar. Wie in Kapitel 3.1 erwähnt, hat ein Fahrzeug auf einem Segment mindestens einen der beiden angrenzenden Knoten bereits passiert. Da bei einem Knoten meist eine Verzweigung liegt, muss die Zielwahrscheinlichkeit des Segments etwas geringer sein, als die Wahrscheinlichkeit des passiertten Knotens, jedoch nicht kleiner als die des nicht passiertten. Im vorliegenden Fall wird angenommen, dass von den beiden Endknoten eines Segments jener mit der höheren Zielwahrscheinlichkeit (entspricht dem kleineren Gewichtungswert = grün) bereits passiert wurde. Das Segment erhält somit denselben Gewichtungsfaktor wie der passiertte Knoten (siehe Abb. 10).



Farbe entspricht der Klassierung

Abb. 10 Segmentklassierung

4 Implementierung

Im Folgenden wird aufgezeigt, welche Software und welche Daten verwendet wurden und wie der Algorithmus zu Testzwecken implementiert wurde. Verwendete Begriffe sind allenfalls auf diese Werkzeuge und Daten zugeschnitten. Grundsätzlich sollte die Implementierung des Algorithmus jedoch auch mit jeder anderen Software möglich sein, die in der Lage ist Geodaten zu verarbeiten.

4.1 Software

Die praktische Umsetzung des Algorithmus im Rahmen dieser Arbeit erfolgte mit der Software *FME Desktop 2013*, der Firma *Safe Software Inc.* *FME* bietet die Möglichkeit unterschiedlichste Datenformate einzulesen, zu verarbeiten bzw. zu manipulieren und auszugeben. Gerade diese Eigenschaft, auf verschiedenen Datenstrukturen einzugehen und diese in einem Arbeitsablauf zusammen zu verwenden, macht die Stärke dieses Programms aus. Ein weiterer Grund für die Verwendung von *FME* ist die Fähigkeit der Software, mit grafischen Bausteinen, frei von Code zu ‚programmieren‘. In sogenannten Workbenches, was in etwa einem geschlossenen Prozess entspricht, werden die einzelnen Transformatoren (Bezeichnung für Funktionen oder Prozessschritte) nach dem Baukastenprinzip zusammengestellt und miteinander verknüpft.

Obwohl für iterative Prozesse nur bedingt geeignet, lässt sich mit *FME* auch ohne weitreichende Informatikkenntnisse ein Algorithmus implementieren. Auf diese Weise gilt das Hauptaugenmerk der eigentlichen Aufgabenstellung, dem Algorithmus und der Geoinformation, anstelle der Programmierung.

4.2 Daten

Im Folgenden wird aufgezeigt, welche Daten im Rahmen dieser Thesis verwendet wurden, aus welcher Quelle diese stammen und in Kapitel 4.3, auf welche Weise sie bereinigt oder umstrukturiert werden mussten.

4.2.1 Strassennetz

Als Netzwerk wurden via www.geofabrik.de die frei zugänglichen Strassendaten von *OpenStreetMap (OSM)* bezogen. Die Daten sind grossflächig verfügbar und kostenlos,

können jedoch aufgrund der nur bedingt kontrollierten Erhebung durch Privatpersonen (via Crowdsourcing) lückenhaft oder ungenau sein. Für die Verwendung in dieser Arbeit sind die Daten vollkommen hinreichend, da der Algorithmus mit jedem topologisch aufgebauten Netzwerk funktioniert.

OSM stellt zusätzlich auch Informationen zur Höchstgeschwindigkeit auf einem Abschnitt oder zur befahrbaren Richtung und Strassenklasse bereit. Erste Erkenntnisse haben gezeigt, dass die Nutzung von Strassenklassen und Fahrtrichtung, obwohl fehlerbehaftet, zu einer Verbesserung der Resultate führt, weshalb diese Informationen ebenfalls verwendet wurden. Angaben über zulässige Höchstgeschwindigkeiten werden in dieser Arbeit nicht berücksichtigt, da sich Rettungskräfte im Einsatz zum einen nicht zwingend daran halten und die Informationen zum anderen nur bei den wenigsten Segmenten vorhanden ist.

4.2.2 Positionsdaten

Bei den Positionsdaten für diese Arbeit handelt es sich um Lageinformationen aus anonymisierten GPS-Tracks von Einsätzen der KaPo. Bekannt waren somit für jede Positionsmeldung die Zugehörigkeit zu einem Track, die Koordinaten im Format LV03, sowie ein modifizierter Zeitstempel. Bei der Anonymisierung wurden sämtliche Angaben aus den Originaldaten entfernt, die Rückschlüsse auf die sich im Einsatz befindenden Polizisten oder Fahrzeuge zuließen. Ebenfalls wurden die Zeitstempel eines Tracks um einen beliebigen Wert verändert, sodass zwar die Zeitabstände der Positionsaufzeichnungen innerhalb eines Tracks erhalten bleiben, jedoch keine Verbindung zum wirklichen Einsatzzeitpunkt besteht. Die Anonymisierung erfolgte, vor der Bereitstellung der Daten für diese Arbeit, durch Dr. Martin Huber, Betreuer dieser Thesis und Kontaktperson zur Kantonspolizei. Wie bereits erwähnt, können grundsätzlich alle Positionsdaten, die über die oben genannten Informationen verfügen, in diesem Algorithmus verwendet werden, unabhängig davon ob diese nun aus GPS-Aufzeichnungen oder beispielsweise aus der Lateration von Funksignalen stammen.

Informationen von Dr. Huber zufolge haben Untersuchungen seinerseits gezeigt, dass die GPS-Koordinaten der KaPo lediglich etwa 100 m genau sind. Zudem sind immer wieder Ausreisser, respektive Positionsmessungen die zu falschen Resultaten führen, zu beobachten. Auf erneute Untersuchung beziehungsweise einen Beleg der Koordinatengenauigkeit wird im Rahmen dieser Arbeit verzichtet, da der entworfene

Algorithmus gerade auf unpräzisen Daten ausgelegt ist. Es spielt im Einzelnen keine Rolle, ob die Koordinaten nun auf 50 m, 100 m oder 150 m ungenau sind, weshalb die genannten 100 m als korrekt angenommen werden. Was die Ausreisser betrifft, so muss diesen ein spezielles Augenmerk gelten, da sie das Resultat sichtlich beeinflussen. Mehr dazu in Kapitel 4.3.2.

4.3 Umsetzung

Die Implementierung des Algorithmus in *FME Desktop 2013* erfolgte über drei eigenständige Hauptprozesse, verkörpert durch sogenannte Workbenches. Prozess Nr.1 dient der einmaligen Aufbereitung des Netzwerkdatsatzes aus *OSM*. Der folgenden zweite Prozess prüft die einkommenden GPS-Positionen auf Ausreisser, während der dritte Prozess auf Basis der bereinigten Daten das Map-Matching und die Prädiktion behandelt.

Die Beschreibung der Teilschritte wird jeweils ergänzt durch eine Auflistung der wichtigsten *FME*-Transformer, mit Hinweisen zu deren Funktion und Verwendung im konkreten Fall.

4.3.1 Prozess 1: Netzaufbereitung

Die Notwendigkeit einer expliziten Aufbereitung des Strassennetzes ergab sich im Rahmen der praktischen Ausarbeitung des Algorithmus. Wie in Kapitel 4.2.1 bereits angesprochen, kann vor allem bei nicht verifizierten Daten, nicht von topologisch fehlerfreien Knoten- und Kantenverbänden ausgegangen werden. Nicht sauber geschlossene Strassenzüge können die Resultate entscheidend beeinflussen.

Abb. 11 zeigt den konzeptionellen Ablauf der Netzaufbereitung.

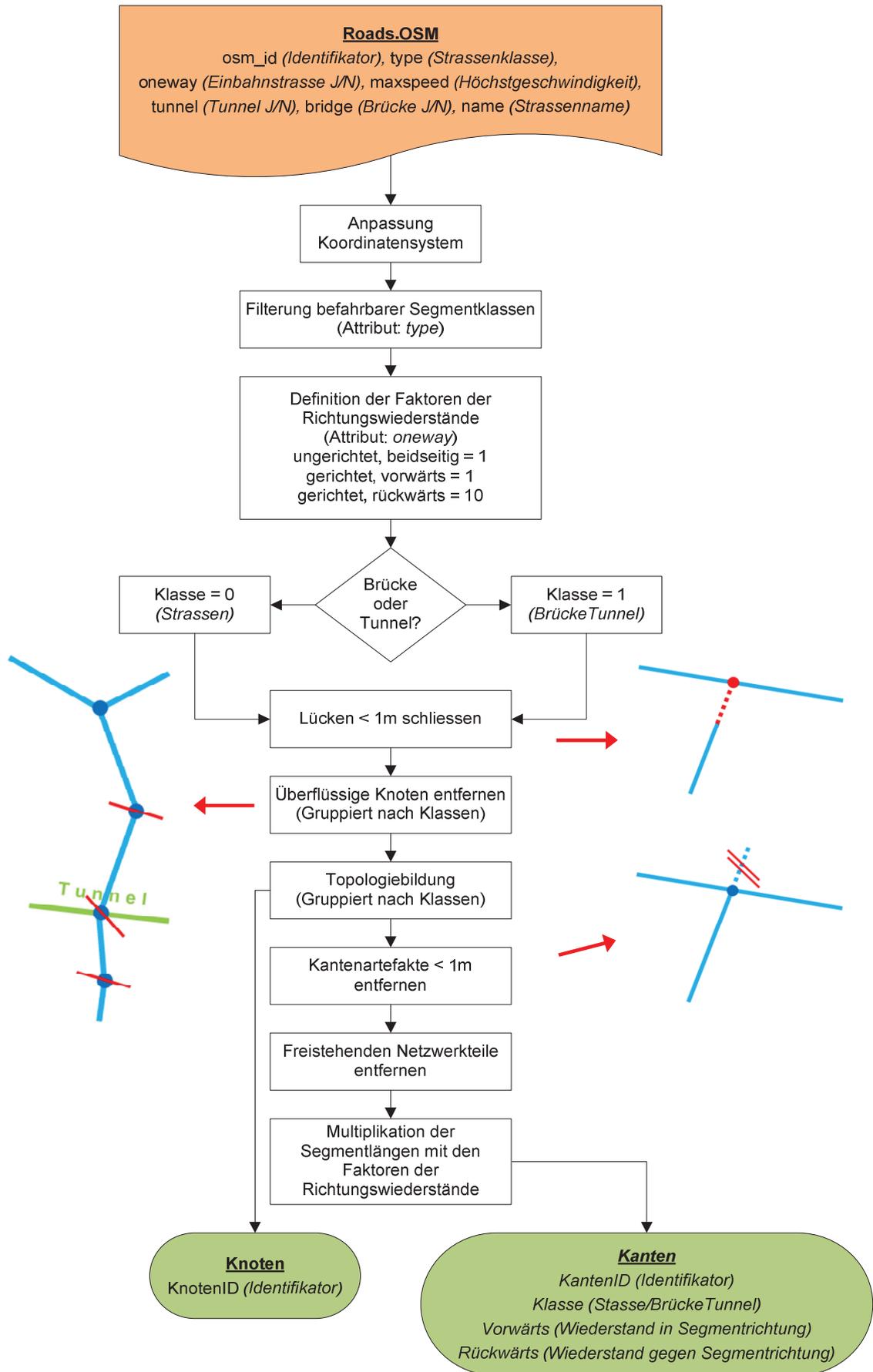


Abb. 11 Prozessschema der topologische Aufbereitung des Strassennetzes

Folgende Massnahmen wurden zur Verbesserung des Netzwerkes getroffen:

- Neben der topologischen Bereinigung ist darauf zu achten, dass die zu verwendenden Bezugssysteme von Positionsdaten und Netzwerk aufeinander abgestimmt werden. Obwohl *OSM*, als auch GPS im Regelfall WGS84-Koordinaten liefern, wurden die Daten in das national gebräuchliche, schweizerische Landeskoordinatensystem LV03 überführt.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>Reprojector</i>	Wandelt Koordinatensysteme um.

- Zu Präzisierungszwecken wurde versucht, anhand der *OSM*-Strassenklassen (*type*) die üblicherweise nicht befahrenen Klassen zu entfernen. Natürlich kann anhand der Klassierung nur bedingt auf die tatsächliche Befahrbarkeit eines Segments geschlossen werde, da sich die Typisierung auf die vorgesehene Nutzung und nicht auf die baulichen Gegebenheiten bezieht. Diese Abstraktion wurde jedoch in Kauf genommen.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>AttributeFilter</i>	<p>Filtert Segemente anhand des Attributs (<i>type</i>).</p> <p>Segment folgender Klassierung wurden entfernt:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Abandoned (ausser Betrieb) - bridleway (Reitwege) - cycleway (Radwege) - footway (Fusswege) - path (Pfade / unbefestigte Fusswege) - pedestrian (Fussgängerzonen) - platform (Plätze / Plattformen) - steps (Treppen / Stufen) - track (Feld- / Waldwege) - track; service (Landwirtschafts- / Forstwege)

- Für alle Segmente wurden Widerstände, in Abhängigkeit der befahrbaren Richtung (*OSM*-Attribut = *oneway*) und der Segmentlänge, festgelegt. Auf diese Weise kann bei der Pfadberechnung im Map-Matching und bei der Prädiktion ausgeschlossen werden, dass beispielsweise das Befahren einer Autobahn in Gegenrichtung in Erwägung gezogen wird. Ungerichtete, also beidseitig befahrbare Segmente, erhalten als Widerstand für beide Richtungen die

Segmentlänge, beziehungsweise den Multiplikationsfaktor eins. Gerichtete Segmente, also Einbahnstrassen, erhalten für die zulässige Fahrtrichtung ebenfalls den Multiplikationsfaktor eins, während für die Gegenrichtung der Faktor zehn gilt. Die Multiplikation mit der Segmentlänge erfolgt erst im Rahmen des Map-Matching, da die Segmente noch geteilt werden.

- Netzsegmente vom Typ Brücke oder Tunnel wurden von den restlichen Strassen getrennt. Sie verlaufen üblicherweise nur linear, sind also lediglich an Anfang und Ende mit dem restlichen Netzwerk verknüpft und weisen dazwischen keine Knoten auf (siehe Beispiel in Abb. 11 links). Die nachfolgenden Aufarbeitungen wurden für die beiden Klassen (Strassen und Brücke/Tunnel) getrennt durchgeführt.
- Knoten an denen sich lediglich zwei Kanten der gleichen Klasse treffen, sind überzählig. Sie wurden aufgehoben und zu einem Segment zusammengefasst (siehe Beispiel in Abb. 11 links).

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>TopologyBuilder</i>	Topologisch korrekte Aufbereitung des <i>OSM</i> -Strassennetzes (Erzeugung von Knoten und Kanten) unter Berücksichtigung einer Gruppierung nach Strassen und Brücke/Tunnel.

- Zu kurz erfasste Netzsegmente wurden um maximal 1 m verlängert um Lücken zu schliessen (siehe Beispiel in Abb. 11 rechts). 1 m wurde als zweckmässiger Wert erachtet, da er einerseits genügend gross ist, um fälschlicherweise zu kurz geratene Segmente zu erfassen und andererseits nicht zu gross, um echte Sackgassen zu erhalten.

Überstehende Segmentartefakte von bis zu 1 m wurden ebenfalls als Ungenauigkeit betrachtet und entfernt (siehe Beispiel in Abb. 11 rechts). Segmente mit mehr als 1 m Länge können nicht mehr ohne weiteres als ‚aus unsachgemässer Erfassung entstanden‘ bezeichnet werden und blieben darum erhalten.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>SmartCleaner2013</i>	Bereinigung von zulange oder zu kurz geratenen Netzsegmenten unter Angabe eines Toleranzwertes.

- Eine dritte Massnahme um unsaubere Verknüpfungen zu bereinigen, besteht im Zusammenführen von Segmentenden, die weniger als 10 cm auseinander liegen. Die minimale Veränderung der Ausgangsgeometrie wird dabei in Kauf genommen, da die Verzerrungen zum einen sehr klein sind und zum anderen lediglich das ohnehin abstrahierte Strassennetz betreffen.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>Snapper</i>	Fasst nahe beieinanderliegende Endpunkte von Segmenten innerhalb einer Toleranz von 10 cm zu einem Koordinaten-Paar zusammen.

- Zum Schluss werden die nicht zusammenhängenden Teile des Strassennetzes ermittelt. Segmente die nicht mit dem primären Netzgraphen verknüpft sind, führen dazu, dass Pfadberechnungen fehlschlagen und sich die Prozesslaufzeit markant erhöht. Als primäres Netzwerk gilt jenes Sub-Netzwerk mit den meisten Segmenten.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>NetworkTopologyCalculator</i>	Ermittelt die Zusammenhängenden Teile (Sub-Netzwerke) eines Netzwerkdatsatzes.
<i>ListBulider</i>	Fast Segmente mit gleicher Netzwerkteilkennung in einer Liste zusammen.
<i>ListElementCounter</i>	Bestimmt die Anzahl Segmente einer Liste.
<i>StatisticsCalculator</i>	Extrahiert statistische Grössen wie Minimum, Maximum, Mittelwert und so weiter aus einem vorgegebenen Attribut. Primärnetzwerk hat die meisten (_max) Elemente.

Die topologische Aufbereitung des Netzwerkes erfolgt einmalig und dient als Grundlage für das anschliessende Map-Matching.

4.3.2 Prozess 2: Ausreissertest

Wie in Kapitel 4.2.2 angekündigt gilt den Ausreissern besondere Aufmerksamkeit. In den folgenden Abschnitten wird die Ausgangslage umrissen, sowie die Konzepte zur Festlegung von Toleranzwerten und zur Initiierung erläutert. Abschliessend wird die Umsetzung dokumentiert.

Ausgangslage:

Ausreisser sind fehlerhafte Positionsbestimmungen, die aufgrund äusserer Umstände, wie zum Beispiel eine zu geringe Anzahl verfügbarer Satelliten oder schlechtem Empfang wegen Signalabschattung, entstehen können. Sie sind unabhängig von der Aufzeichnungsrate und der Genauigkeit des Positionssensors. Da die Plausibilitätsprüfung der Positionen in Echtzeit erfolgt, stehen lediglich die bereits vorhandenen Messungen zur Kontrolle zur Verfügung. Wird ein Ausreisser nicht als solcher erkannt, beeinflusst er die Kontrolle seines Nachfolgers und kann das Map-Matching verfälschen. Ebenfalls ist es aufgrund der fehlenden Vorgängerpositionen nicht möglich, die erste Position eines Tracks zu prüfen, was die Initialisierung verkompliziert.

Folgenden Rahmenbedingungen müssen beim Umgang mit Ausreissern berücksichtigt werden:

- Die Ungewissheit über die a priori Genauigkeit der einzelnen Koordinaten macht es relativ schwer, Grenzwerte festzulegen, ab welchen ein Punkt als Ausreisser zu deklarieren ist.
- Es ist aufgrund der Echtzeitfunktionalität nicht möglich laufend zu prüfen, ob ein Wert in die Gesamtmenge der Koordinaten eines Tracks passt. Eine rückwirkende Kontrolle und Anpassung des gesamten Tracks wäre denkbar, wird aber in diesem Fall nicht als Hilfreich erachtet und darum nicht weiter verfolgt.
- Durch die geringe Aufzeichnungsrate und die daraus resultierenden grösseren räumlichen und zeitlichen Abstände zwischen zwei Positionen, darf nur von einer minimalen Abhängigkeit untereinander ausgegangen werden. Aus

Eigenschaften von Standort A lassen sich daher kaum Eigenschaften von Standort B ableiten, die zur Plausibilitätskontrolle beigezogen werden können.

- Werden potenzielle Ausreisser zu restriktiv entfernt, schwächt dies, gerade bei Tracks mit geringer Aufzeichnungsdichte, die Zuverlässigkeit des Map-Matchings.

Festlegung von Toleranzwerten:

Eine Elimination falscher Positionen ist wegen der genannten Gegebenheiten nur sehr grob möglich. Es gilt einen Grenzwert zu finden, der für eine Plausibilitätsprüfung verwendet werden kann, jedoch nicht zu restriktiv wirkt. Ebenfalls muss dieser Toleranzwert auf die reinen Koordinaten, beziehungsweise Trajektorien, angewendet werden können, ohne eine vorweggenommene, unsichere Verortung im Strassennetz. Als Eigenschaften stehen somit lediglich Zeit und Lageinformation für Kontrollzwecke bereit. Aus den genannten Attributen abgeleitete Grössen wie Geschwindigkeit und Geschwindigkeitsänderung wurden als mögliche Kenngrössen in Betracht gezogen und getestet:

- Aus zwei aufeinanderfolgenden Positionen wurde die Geschwindigkeit auf dieser Strecke berechnet und ein Grenzwert von 200 km/h festgelegt. Obwohl diese Toleranzschwelle durchaus eine filternde Wirkung zeigte, schien ein beliebig festgelegtes Tempo doch zu willkürlich. Es ist nicht auszuschliessen, dass gerade Einsatzkräfte in Ausnahmefällen durchaus mit hoher Geschwindigkeit unterwegs sind. Ein Beispiel dazu: Angenommen ein Fahrzeug fährt auf der Autobahn über mehrere Minuten schneller als 200 km/h, so würden alle diese Positionen eliminiert werden.
- Als alternative Variante wurde die Geschwindigkeitsveränderung betrachtet. Es wurde dafür bei jeder Position die Geschwindigkeit errechnet und mit jener der vorangegangenen verglichen. Um die Vergleichbarkeit der Werte zu gewährleisten, wurde eine lineare Zu- oder Abnahme des Tempos angenommen und die Veränderungen auf eine Minute normiert. Als nicht mehr plausibel wird eine Geschwindigkeitsänderung von mehr als 150 km/h innerhalb einer Minute angenommen, obwohl auch dies noch technisch möglich wäre. Nochmals ein Beispiel dazu: Angenommen ein Fahrzeug fährt auf die Autobahn, beschleunigt

von 60 km/h auf 200 km/h und hält dieses Tempo über mehrere Minuten. Die Geschwindigkeitsänderung beträgt maximal 140 km/h. Obwohl das Fahrzeug mehr als 200 km/h fährt, ist es in der Betrachtung des gesamten Verlaufes gesehen plausibel.

Um nicht die wenigen verfügbaren Daten durch eine zu restriktive Filterung unnötig stark zu dezimieren, wurde der Ansatz der Geschwindigkeitsveränderung für die Plausibilitätsprüfung umgesetzt.

Initiierung des Tracks:

Da die erste Position in einer Aufzeichnung, bei einem iterativen Prozess, nicht überprüft werden kann, da der Bezug zu einer vorangegangenen Position fehlt, muss diese speziell behandelt werden. Für den Umgang mit der Initialisierung eines Tracks zeichnen sich zwei Varianten ab:

- Option eins sieht vor, dass sämtliche Positionen unbehandelt als korrekt angenommen werden, bis deren Stimmigkeit rückwirkend ausgeschlossen werden kann. Unter Verwendung der Geschwindigkeitsveränderung als Testkriterium, würde somit frühestens die dritte Position (P3) bestätigen, dass sich kein Ausreisser im Anfangsbereich des Tracks (P1 bis P3) befindet. Sollten Unstimmigkeiten auftreten, benötigte es mindestens noch eine weitere korrekte Position (P4), um die fehlerhafte Position auszuschliessen. Auf die gegebene Aufgabenstellung angewandt bedeutet dies, dass im besten Falle nach zwei bis drei Minuten bestätigt würde, dass der Track fehlerfrei gestartet wurde. Zieht man weiter in Betracht, dass die Aufzeichnungsraten sehr gering sind, respektive die Tracks erfahrungsgemäss eher kurz (etwa 15 min) sind und die Anwendung in Echtzeit laufen soll, ist fraglich, in wie fern diese rückwirkende Klärung sinnvoll ist.
- Option zwei sieht vor, die erste Position als korrekt anzunehmen. Dadurch kann bereits früher eine Plausibilitätsprüfung durchgeführt werden, was zu schnelleren Resultaten führt. Trifft die Annahme jedoch nicht zu, ist P1 also eine fehlerhafte Position, so misslingt im ungünstigsten Fall der gesamte Track, da P2 und alle Folgepositionen fälschlicherweise bezüglich P1 als Ausreisser gewertet werden. Mit der Vergabe von Konstanten auf P1 wird ermöglicht, dass

zum einen bereits ab P2 ein Ausreissertest möglich ist. Belegt man P1 mit einer willkürlichen Geschwindigkeit, so lässt sich bei P2 bereits die Geschwindigkeitsveränderung prüfen. Desweiteren lässt sich mit einer auf die Testgrößen abgestimmten Definition der Konstanten verhindern, dass P1 als Ausreisser gewertet wird. Es gilt die Geschwindigkeitskonstante so zu wählen, dass die Geschwindigkeitsveränderung bei P2 den Grenzwert nicht übersteigt. P1 und P2 sollen also den Test bestehen, unabhängig davon, ob es sich bei ihnen tatsächlich um Ausreisser handelt. Ist die Testgröße für die maximal zulässige Geschwindigkeitsveränderung beispielsweise mit 150 km/h definiert, so ist die Geschwindigkeit von P1 ebenfalls mit 150 km/h zu fixieren. Der Ansatz hat zur Folge, dass P2 zum einen mit P1 identisch sein kann, was eine Geschwindigkeit von 0 km/h und eine Geschwindigkeitsveränderung von 150 km/h, also innerhalb der Toleranz, ergibt. Zum anderen könnte P2 auch einen Abstand zu P1 aufweisen, der einer Geschwindigkeit von 300 km/h entspräche, die Tempoveränderung also noch immer innerhalb der 150 km/h-Toleranz läge.

Variante zwei, die schneller Resultate liefert, wird für die vorliegenden Aufgabenstellung bevorzugt. Da sich der beobachtete Track mit zunehmender Zahl an Positionen stabilisiert, wird eine anfängliche Unsicherheit in Kauf genommen. Unter Berücksichtigung, dass die Tracks gegebenenfalls recht kurz ausfallen können, scheint es ebenfalls erstrebenswert, möglichst früh Resultate zu produzieren.

Umsetzung:

Der Ablauf des Ausreissertests wurde gemäss folgendem Konzept implementiert:

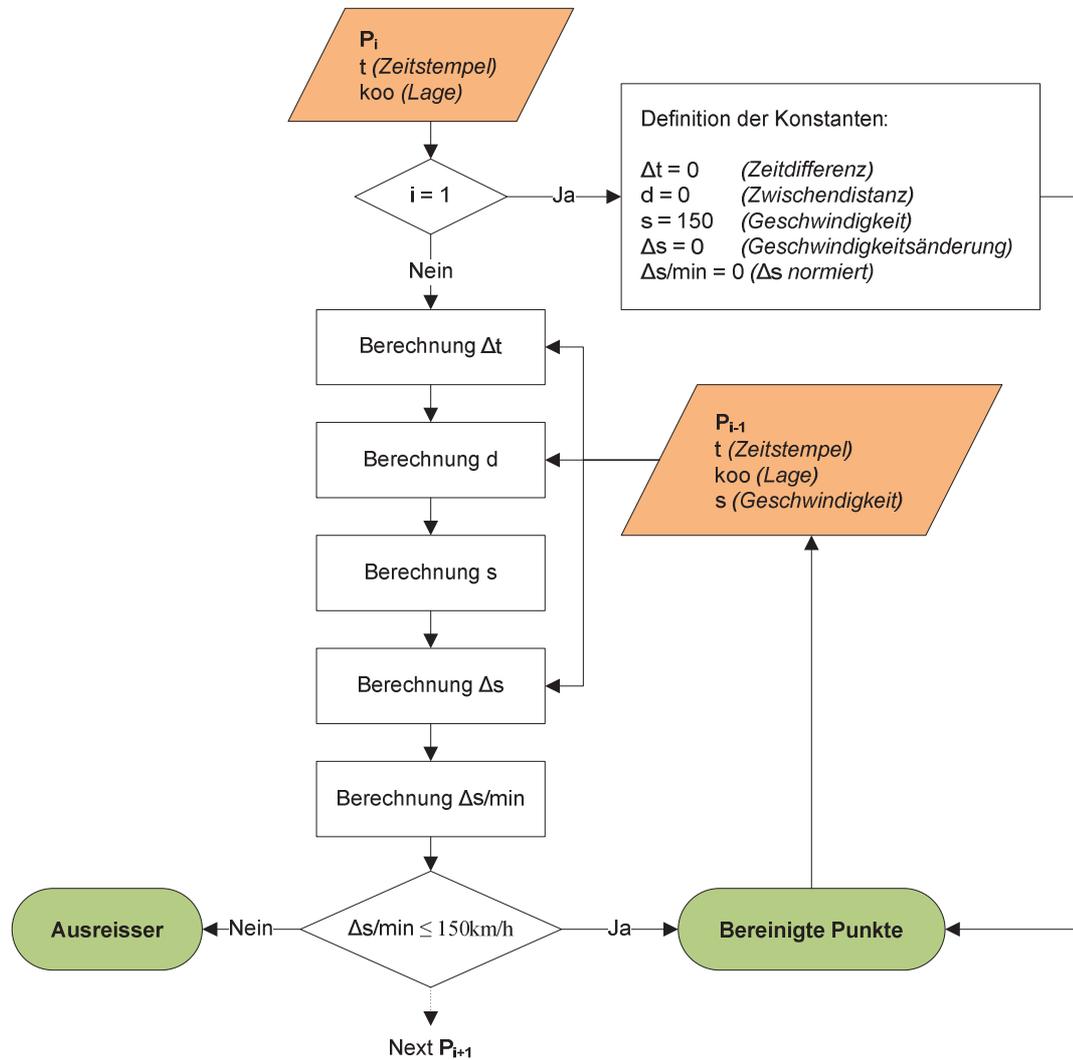


Abb. 12 Vergleich der Geschwindigkeitsänderung zur Plausibilitätskontrolle

Damit ein Vergleich mit der vorangegangenen Position überhaupt möglich ist, muss die erste Position eines Tracks zur Initialisierung der Berechnungen als korrekt angenommen und mit den nötigen Konstanten versehen werden. Zu den Parametern Lage (*koo*) und Zeitstempel (*t*) folgen im Laufe der Prüfprozedur noch die Zeitdifferenz in Sekunden (Δt), die Distanz zwischen den zu vergleichenden Positionen (*d*), die Geschwindigkeit (*s*), berechnet aus *d* und Δt , die Veränderung der Geschwindigkeit (Δs), als Differenz von s_i und s_{i-1} , sowie deren Normierung pro Minute ($\Delta s/min$).

Die Schwierigkeit bei der Umsetzung dieses Ausreissertests liegt in der iterativen Abarbeitung der eingehenden Positionen, auf die *FME* nicht ausgelegt ist. Ungleich einer prozeduralen Programmierung ist es mit *FME* nicht möglich, eine einzelne

Position mittels Schleife mit einer variablen Anzahl von bereits geprüften Positionen abzugleichen. Der Bezug zwischen zwei zu vergleichenden Positionen muss fix definiert werden. P_i lässt sich je nach Definition zum Beispiel nur mit seinem Vorgänger P_{i-1} vergleichen. Wird eine Prüfung nicht bestanden, so kann nicht im gleichen Schritt auch noch eine Gegenüberstellung mit P_{i-2} erfolgen. Der Prozess muss erst abgeschlossen und neu initialisiert werden, sodass der ehemalige P_{i-2} zum P_{i-1} wird. Eine Möglichkeit dies zu umgehen besteht darin, die bereinigten Positionen bei jedem Iterationsschritt erneut als Input einzulesen und deren Kontrollgrößen wie (Δt) und (Δs) neu zu berechnen. Die Funktionsweise einer Schleife wird also quasi manuell erzeugt. Abgesehen davon, dass diese Methode alles andere als programmiertechnisch elegant ist und der Berechnungsaufwand mit zunehmender Track-Länge steigt, führt sie zumindest zum Ziel.

Die Umsetzung in *FME* setzt sich aus folgenden Teilschritten zusammen:

- Die Liste der Positionen für einen Track wird eingelesen und die erste Messung ermittelt. Diese wird, da als korrekt angenommen, immer in die Berechnung mit einbezogen und dafür mit den Startparametern versehen.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>Tester</i>	Prüft die Positionen bezüglich einer Kenngröße (tiefste Nummer) und sortiert diese aus.
<i>AttributeCreator</i>	Erstellt neue Attribute für die Konstanten und definiert Default-Werte

- Zweite Eingangsdatei ist die Liste der bereits bereinigten Positionen. Diese wird mit der neuen, noch nicht geprüften Position ergänzt, sodass sich die noch zu bestimmenden Prüfgrößen nicht auf bereits eliminierte Positionen beziehen.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>FeatureMerger</i>	Vergleicht und filtert die beiden Datenquellen der Positionsnummer.

- Auf Basis von Zeit und Lageinformation werden die benötigten Prüfgrößen Δt , s und $\Delta s/min$ berechnet und mit dem Toleranzwert von 150 km/h verglichen.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>ExpressionEvaluator</i>	Ermöglicht beliebige Berechnungen innerhalb eines Datensatzes.
<i>Tester</i>	Prüft alle Positionen bezüglich einer Kenngrösse ($\Delta s/min \leq 150$ km/h) und sortiert diese aus.

- Alle Positionen welche den Test bestanden haben, bilden als Liste der bereinigten Positionen wiederum eine Eingangsdatei für die Prüfung der nächsten Messung

4.3.3 Prozess 3: Map-Matching und Prädiktion

Prozess 3 beinhaltet sowohl den Teilschritt des Map-Matchings, wie er in Kapitel 2.3 beschrieben wird, als auch jenen der Prädiktion gemäss Kapitel 0. Jede Position (P_i), die den Ausreissertest in Prozess 2 (Kapitel 4.3.2) erfolgreich bestanden hat, durchläuft nun jeweils in Kombination mit ihren Vorgängern (P_{i-n}) die beiden Teilschritte. Da *FME* wie in Kapitel 4.3.2 schon angemerkt, keine Schleifenfunktion im benötigten Sinne unterstützt, müssen auch in diesem Prozess alle Positionen eines Tracks die Teilschritte durchlaufen. Die Iterationen werden von Hand ausgelöst, wobei der Umfang des Dateninputs mit jeder Position stetig wächst.

Map-Matching:

Der Teilprozess Map-Matching wurde bei der Implementierung in folgende Schritte aufgeteilt:

- Nach dem ‚nearest neighbor‘-Prinzip werden für jede Position die Kandidaten ermittelt. Dabei wird die Position auf alle Netzsegmente innerhalb des Suchradius projiziert. Die Kandidaten verkörpern somit entweder einen Lotfusspunkt oder den näher bei der Position liegenden Endknoten eines Segments. Wie in Kapitel 2.3 diskutiert sind beide Varianten von Kandidaten gewünscht. Positionen für die keine Kandidaten innerhalb des Suchradius gefunden werden könne, werden bei der Kandidatensuche aussortiert. Obwohl die Ursache für die missglückte Kandidatensuche auch im Netzwerk, zum Beispiel bei fehlenden Strassen liegen kann, werden diese Messungen dennoch als Ausreisser, respektive als fehlerhaft gewertet.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>NeighborFinder</i>	Sucht innerhalb eines definierten Suchradius um die Positionen nach Netzknoten und Lotfusspunkten und stellt diese Kandidaten in einer Liste zusammen.

- Sämtliche Kandidaten werden nun für die Behandlung mit *FME* in Netzknoten umgewandelt, respektive das Netzwerk an den entsprechenden Stellen unterteilt. Für sämtliche Segmente werden anschliessend die Längen bestimmt und mit den Widerstandsfaktoren der Richtungsabhängigkeiten multipliziert um die zulässigen Fahrrichtungen zu modellieren.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>Intersector</i>	<p>Erzeugt aus den Kandidaten neue Netzknoten. Durch Überlagerung werden die Segmente an den entsprechenden Stellen aufgetrennt. Dies ist notwendig, da Pfadberechnungen in <i>FME</i> nur zwischen Knoten möglich sind.</p> <p>Da dieser Transformer keine Verschneidung mit Punkten unterstützt, mussten um die Kandidaten Distanzkreise (Buffer) erzeugt und diese verwendet werden.</p> <p>Die Verwendung des <i>PointOnLineOverlayer</i>-Transformers führt zum Verlust der Segmentorientierungen und kann an dieser Stelle nicht verwendet werden.</p>
<i>Bufferer</i>	Erzeugt Distanzkreise in einem zu definierenden Abstand (1 mm) um die Kandidaten. Die entstandenen Artefakte (Linien < 1 cm) werden anschliessend wieder entfernt.
<i>Snapper</i>	Legt die Endknoten der unterteilten Segmente zusammen und schliesst so die Lücken, welche durch die Entfernung der Artefakte aus der Verschneidung entstanden sind.
<i>ExpressionEvaluator</i>	Multiplikation der Widerstandsfaktoren 1 oder 10 mit der Segmentlänge.

- Ein nächster Schritt behandelt die Paarbildung der Kandidaten benachbarter Positionen untereinander. Aus der Auflistung der Kandidaten pro Position, beispielsweise *Von* (n Kandidaten) oder *Bis* (m Kandidaten), wird mittels SQL-Abfrage eine Verknüpfung für jede Kombination ($n \cdot m$) herbeizuführen.

<i>FME-Transformer</i>	Aufgabe / Funktion
<i>InlineQuerier</i>	<p>Ermöglicht die Einbindung von SQL-Befehlen in <i>FME</i>. Der Befehl ‚INNER JOIN‘ erzeugt dabei sämtliche Kombinationen der Kandidaten:</p> <pre> SELECT Von.KandidatNr AS V_KandNr, Von.GPSNr AS V_GPS, Von.Kandidat_Index AS V_Idx, Bis.KandidatNr AS KandNr, Bis.GPSNr AS GPS, Bis.Kandidat_Index AS Idx FROM Von INNER JOIN Bis ON Von.GPSNr = Bis.V_GPSNr </pre>

- Für jedes der zuvor gebildeten Kandidatenpaare wird der kürzeste Pfad innerhalb des Netzwerkes berechnet. Dabei werden die Richtungswiderstände gemäss Kapitel 4.3.1 verwendet, um die zulässigen Fahrrichtungen zu berücksichtigen. Pfade die mehr als doppelt so lang sind wie die euklidische Distanz zwischen den Kandidatenpaaren, scheinen nicht mehr plausibel und werden nicht weiter verfolgt.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>PointConnector</i>	Verbindet zwei Punkte (Kandidaten) zu einer Linie. Diese wird für die Berechnung des kürzesten Pfades als Eingangsgeometrie verlangt.
<i>ShortestPathFinder</i>	Ermittelt den kürzesten Pfad, als Kombination von Segmenten, die von einem Startkandidat zu einem Zielkandidat führen. Über die Parameter <i>Forward Weight</i> und <i>Reverse Weight</i> werden die richtungsabhängigen Widerstände definiert. Je höher der Wert, desto grösser der Widerstand.
<i>LengthCalculator</i>	Berechnet die Länge eines Elements. Hier die euklidische Distanz zwischen den Kandidatenpaaren, sowie die Pfadlängen.
<i>Tester</i>	Prüft alle Pfade bezüglich einer Kenngrösse (Pfadlänge \leq euklidische Distanz) und sortiert diese aus.

- Nun gilt es aus der Summe der möglichen Pfade, den Wahrscheinlichsten zu ermitteln. Durch die Eliminierung der ins Leere führenden Pfade, findet eine rückwirkende Ausdünnung oder anders formuliert eine Präzisierung statt, wie sie in Kapitel 2.3 erläutert wird. Analog der Paarbildung bei den Kandidaten, werden dafür Kombinationen aus den Kandidaten der ersten Position im Track, mit den Kandidaten der aktuellen Position gebildet. Für jede Kombination wird nun der kürzeste Pfad innerhalb des Sub-Netzwerkes aller möglichen befahrenen Pfade ermittelt. Die Nutzung aller Kandidaten der Startposition trägt zudem der Unsicherheit bei der Initialisierung Rechnung.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>StatisticsCalculator</i>	<p>Extrahiert statistische Grössen wie Minimum, Maximum, Mittelwert und so weiter aus einem vorgegebenen Attribut.</p> <p>Aus der Summe aller Pfade werden die Zubringer, beziehungsweise Abgänger, der ersten Position (<i>_min</i>) und der aktuellen Position (<i>_max</i>) ermittelt.</p>
<i>DouuplicateRemover</i>	<p>Unter Verwendung der Indexierung als Indikator wird jeweils ein Pfad eines Kandidaten extrahiert. Alle weiteren Pfade werden als ‚doppelt‘ gewertet, verworfen und die Auswahl so reduziert.</p>
<i>CoordinateExtractor</i>	<p>Extrahiert mittels Stützpunktindex Koordinatenwerte.</p> <p>Index 1 (erster Stützpunkt im Pfad) extrahiert die Kandidatkoordinaten der ersten Position, während Index -1 (letzter Stützpunkt im Pfad) jene der aktuellen Position speichert.</p>
<i>InlineQuerier</i>	<p>Ermöglicht die Einbindung von SQL-Befehlen in <i>FME</i>. Der Befehl ‚INNER JOIN‘ erzeugt dabei sämtliche Kombinationen der Kandidaten, der ersten und der aktuellen Position.</p>
<i>PointConnector</i>	<p>Verbindet Kandidaten der ersten Position mit jenen der aktuellen zu einer Linie.</p>
<i>SpatialFilter</i>	<p>Aus dem Netzwerk werden anhand räumlicher Kriterien sämtliche Segmente ermittelt, welche Teil der möglichen Pfade zwischen den Kandidaten sind. Das so extrahierte Sub-Netzwerk dient als Grundlage für die Präzisierung.</p>
<i>ShortestPathFinder</i>	<p>Ermittelt den kürzesten Pfad (Präzisierung) zwischen dem Beginn des Tracks und den Kandidaten der aktuellen Position, innerhalb der zuvor ermittelten möglichen Pfade (Sub-Netzwerk).</p>

- In einem letzten Map-Matching-Schritt erfolgt ein Plausibilitätstest. Es wird angenommen, dass sämtliche Pfade in etwa dieselbe Länge haben und grössere Abweichungen lediglich aufgrund von Umwegen, bedingt durch die zulässigen Fahrrichtungen, zustande kommen. Keiner der wahrscheinlichsten Pfade soll darum um mehr als die Hälfte länger sein, als der Kürzeste.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>LengthCalculator</i>	Berechnet die Pfadlängen.
<i>StatisticsCalculator</i>	<p>Extrahiert statistische Grössen wie Minimum, Maximum, Mittelwert und so weiter aus einem vorgegebenen Attribut.</p> <p>Es wird die Länge des kürzesten Pfades (<i>_min</i>) ermittelt.</p>
<i>Tester</i>	Prüft alle Pfade bezüglich einer Kenngrösse (Pfadlänge $\leq 1.5 \cdot$ kürzeste Pfadlänge) und sortiert diese aus.

Prädiktion:

Für die jeweils aktuellste Position, wird anhand folgender Schritte die Prädiktion berechnet. Wichtig dafür sind wiederum die Annahmen gemäss Kapitel 3.2:

- Da die Prädiktion des möglichen weiteren Wegverlaufs jeweils für die aktuellste Position ermittelt wird, gilt es als erstes, die dafür relevanten Kandidaten, sowie deren Zubringerpfade zu ermitteln. Dieser Teilprozess findet bereits im letzten Schritt des Map-Matchings statt.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>StatisticsCalculator</i>	<p>Extrahiert statistische Grössen wie Minimum, Maximum, Mittelwert und so weiter aus einem vorgegebenen Attribut.</p> <p>Die aktuellste Position trägt die höchste Positions-, beziehungsweise GPS-Nummer (<i>_max</i>).</p>
<i>Tester</i>	Prüft alle Kandidaten bezüglich einer Kenngrösse (Positionsnummer = <i>_max</i>) und sortiert diese aus.

- Gemäss Beschreibung in Kapitel 0, gestaltet sich die Prädiktions-beziehungsweise Extrapolationsdistanz in Abhängigkeit der Fahrgeschwindigkeit, sowie der GPS-Aufzeichnungsrate. Anhand der Länge der Zubringerpfade, sowie den Zeitdifferenzen zur letzten Position, wird die Extrapolationsdistanz für jeden Kandidaten berechnet. Die Extrapolationsdistanz ergibt sich aus der Pfadlänge, geteilt durch die Differenz der Positionsnummern.

Folgen sich die Positionen direkt, so entspricht die Pfadlänge der Prädiktionsdistanz. Andernfalls wurden ein oder mehrere Ausreisser zwischen ihnen eliminiert und die Prädiktionsdistanz wird aufgeteilt. Auf diese Weise findet eine Normierung bezüglich der Aufzeichnungsrate statt. Weiter wird, um die Prädiktion nicht zu weit zu fassen, die Prädiktionsdistanz auf das Mittel aus allen Zubringerpfaden der aktuellen Position reduziert.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>ExpressionEvaluator</i>	Pfadlänge, geteilt durch die Differenz der Positionsnummern.
<i>StatisticsCalculator</i>	Extrahiert statistische Grössen wie Minimum, Maximum, Mittelwert und so weiter aus einem vorgegebenen Attribut. In diesem Falle ist das Mittel (_mean) aller Prädiktionsdistanzen gesucht.

- Für die Zubringerpfade zur aktuellen Position, werden anhand von Anfang und Endknoten deren Richtungen berechnet und diese anschliessend zu einem Trendazimut zusammengefasst.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>CoordinateExtractor</i>	Extrahiert mittels Stützpunktindex Koordinatenwerte. Erster Stützpunkt im Pfad entspricht Index 1 Letzter Stützpunkt im Pfad entspricht Index -1
<i>PointConnector</i>	Verbindet die Stützpunkte zu einer Linie.
<i>AzimuthCalculator</i>	Berechnet das Azimut eines Linienobjekts
<i>StatisticsCalculator</i>	Extrahiert statistische Grössen wie Minimum, Maximum, Mittelwert und so weiter aus einem vorgegebenen Attribut. In diesem Falle ist das Mittel (_mean) aller Azimute als Trendazimut gesucht.

- Anhand der Prädiktionsdistanzen werden Distanzkreise um jeden Kandidaten gelegt. Zusammengefasst, ergibt sich das Einzugsgebiet der wahrscheinlichsten Zielknoten. Um nicht Lücken in der Prädiktion entstehen zu lassen, weil beispielsweise ein langes Segment seinen Endknoten ausserhalb des

Prädiktionsperimeters hat, werden erst die betroffenen Segmente und anschliessend, in einem zweiten Schritt die Knoten daraus ermittelt.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>Bufferer</i>	Anhand der Prädiktionsdistanz werden Distanzkreise um die Kandidaten gezogen.
<i>HullAccumulator</i>	Die konvexe Hülle aus allen Distanzkreisen bildet in diesem Fall den Prädiktionsperimeter.
<i>SpatialFilter</i>	Ermittelt alle Segmente die ganz (WITHIN) oder teilweise (INTERSECTS) innerhalb des Prädiktionsperimeters liegen.
<i>Intersector</i>	Generiert Schnittpunkte und Elementteile durch Verschneidung. Sofern sich die Elemente nicht schneiden, findet lediglich eine Extraktion der Knoten statt. Die Knoten der Segmente innerhalb des Einzugsgebietes werden so als potenzielle Ziele bereitgestellt. Durch die Gruppierung nach Klassen, wird verhindert, dass falsche Knoten, zum Beispiel in Tunnels entstehen. An den Klassenübergängen bilden sich dadurch jedoch jeweils zwei Knoten.
<i>DuplicateRemover</i>	Unter Verwendung der Koordinaten als Indikator werden doppelt Knoten, eliminiert.

- Für jeden Kandidaten der aktuellen Positionen wird eine Verbindung zu den Zielknoten, innerhalb des Prädiktionseinzugsgebiets, hergestellt. Durch die separate Betrachtung jedes einzelnen Kandidaten, resultiert für jeden ein eigenes Prädiktionsresultat.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>NeighborFinder</i>	Sucht für die Kandidaten der aktuellen Position nach Zielknoten und stellt diese in einer Liste zusammen. Zudem werden Distanz und Winkel zu den Kandidaten ermittelt.
<i>PointConnector</i>	Verbindet Kandidat und Zielknoten zu einer Linie.

- Analog zum Map-Matching-Prozess wird für jedes Kandidat-Zielknotenpaar der kürzeste Pfad innerhalb des gesamten Netzwerkes berechnet.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>ShortestPathFinder</i>	Ermittelt den kürzesten Pfad innerhalb des Strassennetzes, zwischen einem Kandidaten der aktuellen Position und sämtlichen Zielknoten.

- Wie in Kapitel 0 erläutert erfolgt nun die Bestimmung der Klassierungselemente der einzelnen Prädiktionspfade. Die Klassierung der Distanz (Tab. 2), erfolgt aus der Pfadlänge, jene der Verzweigungen (Tab. 3) anhand der Anzahl Segmente entlang des Pfades. Aus den zuvor gebildeten Punktpaaren zwischen Kandidaten und Zielknoten werden die Richtungsabweichungen zum Trendazimut berechnet und gemäss Tab. 1 klassiert. Zudem erfolgt die Klassierung der Verwinkelung (Tab. 4) der Pfade.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>LengthCalculator</i>	Berechnet die Länge der Pfade.
<i>PartCounter</i>	Ermittelt die Anzahl Segmente / Verzweigungen pro Pfad.
<i>ExpressionEvaluator</i>	Berechnet die Richtungsabweichung der Verbindungen von Kandidat zu Zielknoten, in Bezug zum Trendazimut.
<i>AngularityCalculator</i>	Ermittelt den Grad der Abweichung eines linearen Objekts aus der Geraden. Je mehr Richtungswechsel eine Polylinie aufweist, desto höher der Grad der Verwinkelung.

- Die einzelnen Werte der Klassierungselemente werden für jeden Pfad in einen ganzzahligen Klassenwert umgewandelt und zusammengefasst.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>AttributMapper</i>	Dient zur Übersetzung / Umklassierung von Werten.
<i>ExpressionEvaluator</i>	Aufsummierung der Klassierungswerte.

- Um die Prädiktion auf ein vernünftiges Mass einzuschränken, werden nur Pfade weiterverfolgt deren Länge nicht grösser ist, als die Prädiktionsdistanz, berechnet aus den Pfadlängen des vorangegangenen Teilstücks.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>Tester</i>	Prüft alle Pfade bezüglich einer Kenngrösse (Prädiktionsdistanz \geq Pfadlänge) und sortiert diese aus.

- Die Klassierung der Pfade ist lediglich ein Zwischenschritt. Das eigentliche Ziel der Bewertung sind die möglichen, zu erreichenden Knoten, weshalb die Klassenwerte pro Kandidat auf diese übertragen werden müssen. Am einfachsten wird dies bewerkstelligt, indem aus der Liniengeometrie von jedem Pfad der letzte Stützpunkt, welcher dem Zielknoten entspricht, extrahiert wird. Zusätzlich gelten die Kandidaten selbst als potenzielle Ziele und werden mit Konstanten Klassierungswerten versehen.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>AttributeCreator</i>	Erzeugt neue Attribute mit Startwerten. - Distanz = 0 - Distanz klassiert = 1 - Verzweigungen = 0 - Verzweigungen klassiert = 1 - Richtung = 0 - Richtung klassiert = 1 - Verwinkelung = 0 - Verwinkelung klassiert = 1 - Klassensumme = 4
<i>CoordinateExtractor</i>	Ermittelt anhand eines Index die Stützpunktkoordinate aus einem Objekt. -1 entspricht dem letzten Stützpunkt des Pfades.
<i>GeometryRemover</i>	Verwirft die Geometrie einer Entität.
<i>2DPointAdder</i>	Erstellt ein Punktobjekt anhand der extrahierten Stützpunktkoordinaten.

- Obwohl möglich, ist es eher unwahrscheinlich, dass die Prädiktion lediglich für einen einzelnen Kandidaten betrachtet wird. Da nicht bekannt ist welcher der Kandidaten der aktuellen Position der wahren Fahrzeugposition am nächsten kommt, empfiehlt sich eine Analyse aller Vorhersage auf einmal (siehe Kapitel 0). Jeder Zielknoten (m) kann vom jedem Kandidaten (n) mit einer ermittelten Wahrscheinlichkeit, respektive Klassierung, erreicht werden. Es wird angenommen, dass der höchste Klassenwert, also der zuversichtlichste Fall, für die Erreichbarkeit massgebend ist.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>ListBuilder</i>	Fast alle Klassierungen eines Knotens in einer Liste zusammen.
<i>ListRangeExtractor</i>	Bestimmt Minimal- und Maximalwerte eines Attributs innerhalb einer Liste. Auf diese Weise wird die höchste Klassierung (_max) eines Zielknotens ermittelt.
<i>ListDuplicateRemover</i>	Reduziert die Listen pro Zielknoten auf einen Eintrag.
<i>ListExploder</i>	Löst die Liste in einzelne Entitäten pro Eintrag auf.

- In Anlehnung an die Überlegungen aus Kapitel 0, lassen sich die Segmente zwischen zwei Knoten schlecht klassieren, da sie nicht durch ein einzelnes Koordinatenpaar repräsentiert werden. Sofern jedoch die beiden Endknoten eines Abschnittes potentielle Ziele darstellen, lässt sich eine Aussage darüber machen, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Segment befahren wird. Über die Zuweisung der klassierten Endknoten innerhalb des Prädiktionsradius, überträgt sich die Klassierung auf das Segment.

FME-Transformer	Aufgabe / Funktion
<i>NeighborPairFind</i>	Sucht für jedes Segment innerhalb des Prädiktionsgebietes die beiden nächstgelegenen, klassierten Endknoten.
<i>ExpressionEvaluator</i>	Der optimistischere Klassierungswert der beiden Endknoten wird auf das Segment übertragen

5 Resultate

Der aufgezeigte Algorithmus liefert aufgrund seiner Mehrstufigkeit mehrere Resultate. Nebst einem topologisch korrekt aufgebauten Netzwerk und einer Liste der von Ausreissern befreiten GPS-Positionen, sind im Rahmen des Map-Matchings vor allem die am wahrscheinlichsten befahrenen Segmente von Interesse. Durch die schrittweise Präzisierung, hebt sich aus all diesen Pfaden der wahrscheinlichste Streckenverlauf hervor. Für jeden Kandidaten der aktuellsten Position resultieren die Knoten, die innerhalb der Prädiktionsdistanz erreicht werden können, klassiert nach der Wahrscheinlichkeit, von dem beobachteten Fahrzeug passiert zu werden. Durch Zusammenführung entsteht eine synoptische Prädiktion mit klassierten Knoten und Segmenten.

Der vorliegende Algorithmus ist an die Aufgabenstellung, respektive an die gegebenen Datengrundlagen angepasst. Die Ergebnisse aus Ausreissertest, Map-Matching und Prädiktion sind unter Verwendung dieser Daten plausibel. Mangels Kenntnis über die wahren gefahrenen Strecken der einzelnen Tracks, lässt sich jedoch die Richtigkeit der Resultate nicht belegen. Aus diesem Grund wurden Testfahren durchgeführt und Trajektorien mit deutlich höherer GPS-Genauigkeit (< 10 m) und Positionsdichte (5 sek) aufgezeichnet. Verwendet wurde ein GPS-Sensor *GeoXH*, der Firma *Trimble*. Aufgezeichnet und Nachprozessiert wurden die Daten mit der Software *TerraSync* und *GPS Pathfinder Office*.

Um die Testdaten mit den Originaldaten der KaPo vergleichbar zu machen, wurden einminütige Aufzeichnungen extrahiert, sodass die Messrate ähnlich ist.

5.1 Topologisches Netzwerk

Resultat der Netzwerkaufbereitung ist ein für den Algorithmus gebräuchlich strukturiertes Netzwerk, basierend auf den *OSM*-Daten. Untersucht wurden dabei die Auswirkungen der Bereinigungsmassnahmen.

Aussortierung nicht befahrbarer Segmente:

Ein grosser Anteil zur Verbesserung der Resultate kommt durch die Einschränkung der befahrbaren Segmente zustande. Aufgrund baulicher Umstände, wie zum Beispiel bei engen Gassen oder wegen anderweitiger Regelungen wie Fussgängerzonen, Parkanlagen oder spezielle Radwege, sind nicht alle im Netzwerk enthaltenen Segmente

für den motorisierten Verkehr freigegeben. Da die *OSM*-Daten keine Rückschlüsse über die bauliche Befahrbarkeit der Segmente zulassen, wurde lediglich anhand der Segmenttypen eine grobe Unterscheidung vorgenommen.

Durch die Entfernung der nicht befahrbaren Segmenttypen (siehe unten), wurde das verwendete Netzwerk von 42'601 Segmenten auf 21'886 reduziert. Dies entspricht rund 50 % der Segmente.

Folgende sind die aussortierten Segmenttypen wie in Abb. 13 dargestellt, aufgeführt:

abandoned (ausser Betrieb), *bridleway* (Reitwege), *cycleway* (Radwege), *footway* (Fusswege), *path* (Pfade / unbefestigte Fusswege), *pedestrian* (Fussgängerzonen), *platform* (Plätze / Plattformen), *steps* (Treppen / Stufen), *track* (Feld- / Waldwege), *track; service* (Landwirtschafts- / Forstwege)

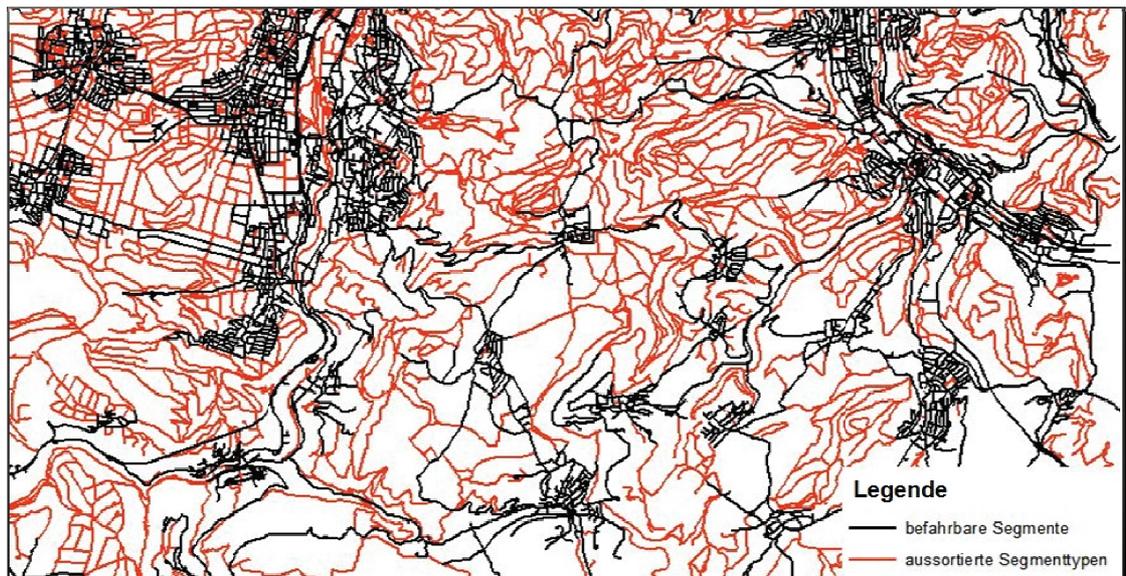


Abb. 13 Netzwerkausschnitt mit aussortierten Segmenttypen

Die Auswirkungen auf das Map-Matching werden in Kapitel 5.3.1 und 5.3.2 näher betrachtet.

Entfernung überflüssiger Knoten:

Die Überlagerung des unbehandelten Strassennetzwerks aus *OSM* mit der bereinigten Variante, zeigt deutlich die Korrekturen der Knoten und Kanten (Abb. 14).

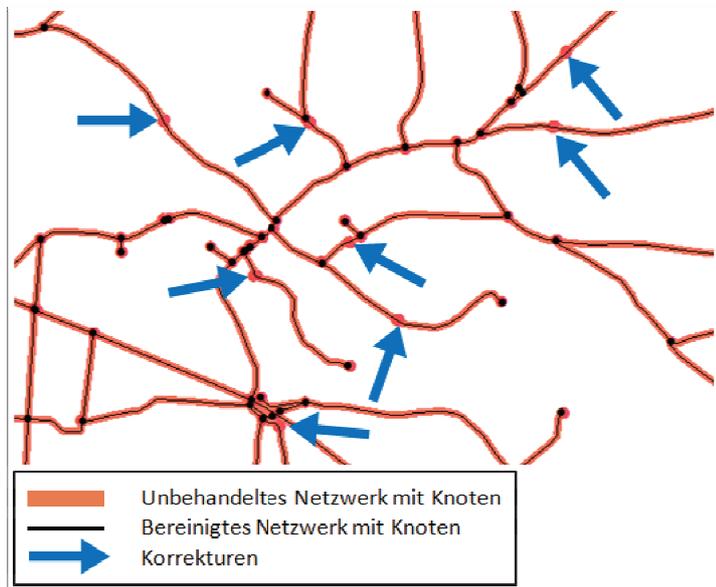


Abb. 14 Netzvergleich nach topologischer Bereinigung

Eine Überprüfung der wegfallenden Knoten ergab, dass diese zum grössten Teil den Wechsel von unterschiedlich klassierten Strassen markieren. Eine Information, die für die weitere Prozessierung also nicht mehr relevant ist.

Bereinigung der Zusammenschlüsse:

Die Verwendung des Transformers zur Bereinigung von unsauberen Zusammenschlüssen von Segmenten („Snapper“), stellte sich als kritisch heraus. Wird der Toleranzwert zu gross gewählt, entstehen Knoten an unerwünschter beziehungsweise falscher Lage. Abb. 15 zeigt im Vergleich, wie die Knoten bei einem zu hohen Toleranzwert von 1 m ihre Position verändern. Ist der Wert zu klein definiert, besteht die Gefahr eines lückenhaften Netzwerkes, oder dass der Transformer keine Wirkung hat.

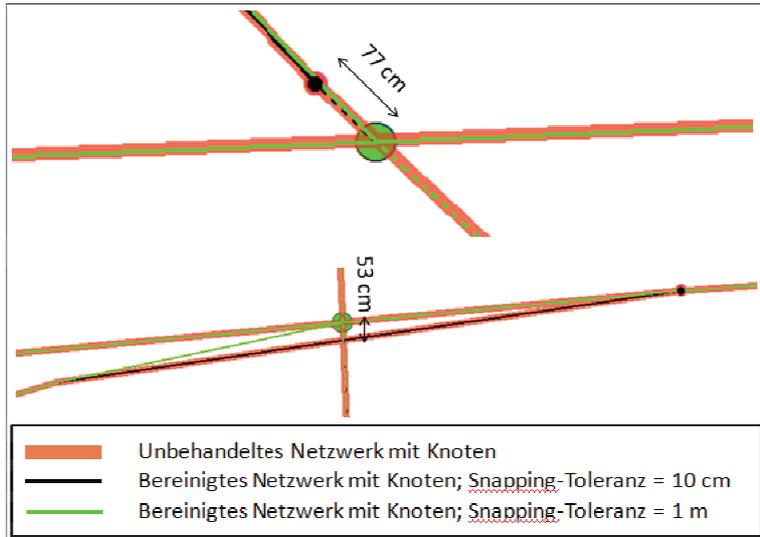


Abb. 15 Vergleich der Snapping-Toleranzen

Bereinigung freistehender Segmente:

Freistehenden Segmenten, beziehungsweise Sub-Netzwerke, (siehe Abb. 16) wurde aus dem Netzwerk entfernt. Diese Abschnitte ausserhalb des primären Netzgraphen können durch den Algorithmus zwar als mögliche Standorte von Kandidaten in Erwägung gezogen werden; Da es jedoch nicht möglich ist einen geschlossenen Pfad zu ihnen zu bilden, entfallen sie als potenziell befahrene Segmente.

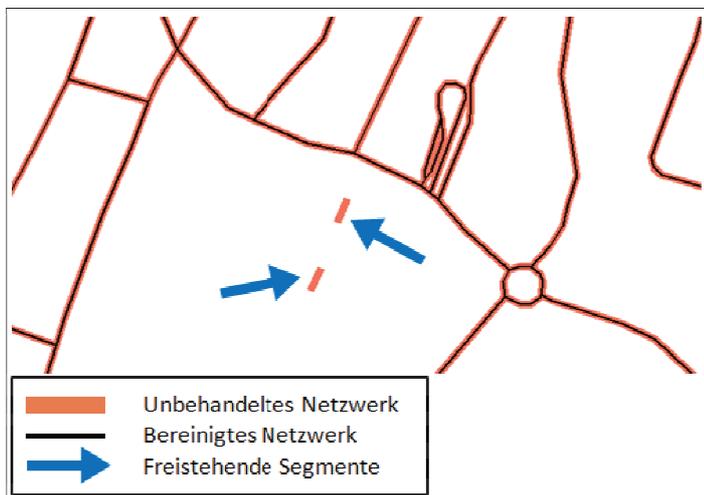


Abb. 16 Freistehende Segmente

Durch das Aussortieren dieser Abschnitte im vornherein, können zudem Berechnungsschritte eingespart werden, was wiederum die gesamte Prozessierung beschleunigt (siehe Abb. 17).

A	<pre> Translation was SUCCESSFUL with 1 warning(s) (0 feature(s) output) FME Session Duration: 39.9 seconds. (CPU: 34.7s user, 3.0s system) END - ProcessID: 9808, peak process memory usage: 259856 kB, current process memory usage: 241268 kB Translation was SUCCESSFUL </pre>
B	<pre> Translation was SUCCESSFUL with 1 warning(s) (0 feature(s) output) FME Session Duration: 36.0 seconds. (CPU: 28.9s user, 2.7s system) END - ProcessID: 18420, peak process memory usage: 267432 kB, current process memory usage: 248792 kB Translation was SUCCESSFUL </pre>

Abb. 17 Vergleich der Prozesslaufzeit mit (A) und ohne (B) freistehende Segmente

5.2 Bereinigte GPS-Positionen

Aus der iterativen Prüfung und Filterung der GPS-Positionen, resultiert eine von Ausreißern befreite Liste (Abb. 18) der Positionsmessungen, mit Angaben zu Lage, Zeitpunkt, Zeitdifferenz zum Vorgänger, euklidische Distanz zum Vorgänger, Geschwindigkeit, Geschwindigkeitsveränderung bezüglich des Vorgängers, sowie deren Normierung auf eine Minute.

GPSNr	X	Y	Day	Hour	Minute	Second	Dif_Time_Sec	Dif_Dist	Speed_Kmh	Dif_Speed	Dif_Speed_Min	V_GPSNr
507	608431.81	226854.37	1	22	20	24	0	0	0	150	0	0
509	606988.42	227475.29	1	22	22	24	120	1571.28	47.14	47.14	23.57	507
510	606581.52	228264.93	1	22	23	24	60	888.31	53.30	6.16	6.16	509
512	605883.70	229054.67	1	22	25	20	116	1053.87	32.71	20.59	10.65	510
...												
543	597720.93	226740.87	1	22	48	0	203	1644.40	29.16	21.80	6.44	539
546	598617.04	227766.62	1	22	51	37	217	1362.05	22.60	6.57	1.82	543

Abb. 18 Auszug aus der Liste bereinigter GPS-Positionen (Grundlagedaten)

GPSNr	X	Y	Day	Hour	Minute	Second	Dif_Time_Sec	Dif_Dist	Speed_Kmh	Dif_Speed	Dif_Speed_Min	V_GPSNr
1	608751.16	262553.37	16	8	52	48	0	0	0	150	0	0
2	608752.10	262552.25	16	8	52	53	5	1.47	1.06	1.06	12.72	1
3	608749.38	262555.53	16	8	52	58	5	4.27	3.07	2.01	24.12	2
4	608748.71	262557.96	16	8	53	3	5	2.52	1.81	-1.26	15.12	3
5	608748.45	262545.55	16	8	53	8	5	12.41	8.93	7.12	85.44	4
6	608731.55	262519.85	16	8	53	13	5	30.76	22.15	13.22	158.64	5
7	608704.38	262478.25	16	8	53	18	5	49.69	35.77	13.62	163.44	6
8	608671.52	262440.21	16	8	53	23	5	50.26	36.19	0.42	5.04	7
9	608654.19	262419.11	16	8	53	28	5	27.31	19.66	-16.53	198.36	8
10	608650.27	262414.72	16	8	53	33	5	5.88	4.24	-15.42	185.04	9
11	608632.84	262387.39	16	8	53	38	5	32.41	23.34	19.10	229.20	10
12	608604.81	262352.18	16	8	53	43	5	45.01	32.40	9.06	108.72	11
13	608574.27	262317.22	16	8	53	48	5	46.42	33.43	1.03	12.36	12
...												

Abb. 19 Auszug aus der Liste unbereinigter, hochaufgelösten Kontrolldaten

Wichtigste Untersuchungspunkte sind die Auswirkungen des definierten Toleranzwertes für den Ausreissertest, sowie die Tauglichkeit der implementierten Initialisierung.

Untersuchung des Toleranzwertes:

Betrachtet man die als fehlerfrei zu wertenden, hochaufgelösten Kontrolldaten, stellt man fest, dass der Grenzwert für den Ausreissertest zu Fehlbeurteilungen führt (Abb. 19, GPSNr 6, 7 und 9-11). Eine Geschwindigkeitsveränderung von maximal 150 km/h pro Minute stellt bei einem Aufzeichnungsintervall von einer Minute oder mehr quasi eine lineare Interpolation dar und kann als Toleranz verwendet werden. Ist die Aufzeichnungsrate kleiner als eine Minute, wird die Tempoveränderung extrapoliert, was häufiger zu Überschreitung des Grenzwerts führt. Abb. 20 und Abb. 21 zeigen auf, dass sich die Auswirkungen der Extrapolation bei kleiner werdender Aufzeichnungsdichte verstärken. Gerade bei Start- und Stoppsituationen findet eine starke Tempoveränderung innert kurzer Zeit statt. Bei geringer Positionsichte werden diese Extreme sozusagen geglättet, beziehungsweise fallen nicht ins Gewicht, wohingegen sie bei hoher Messrate deutlich hervortreten.

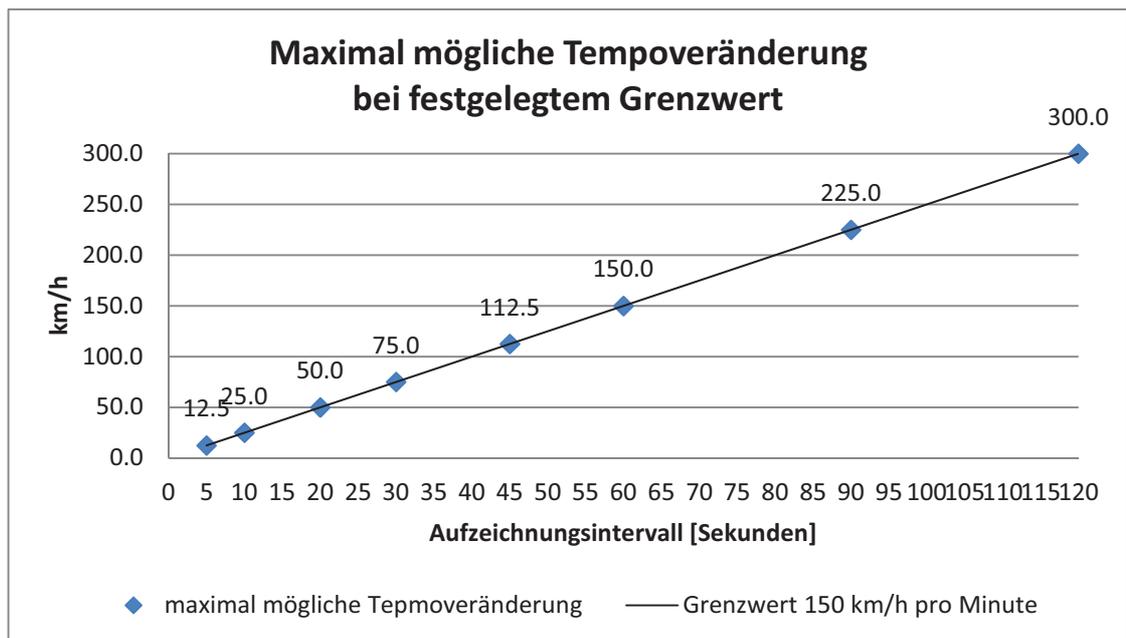


Abb. 20 Toleranzüberschreitung in Abhängigkeit des Aufzeichnungsintervalls

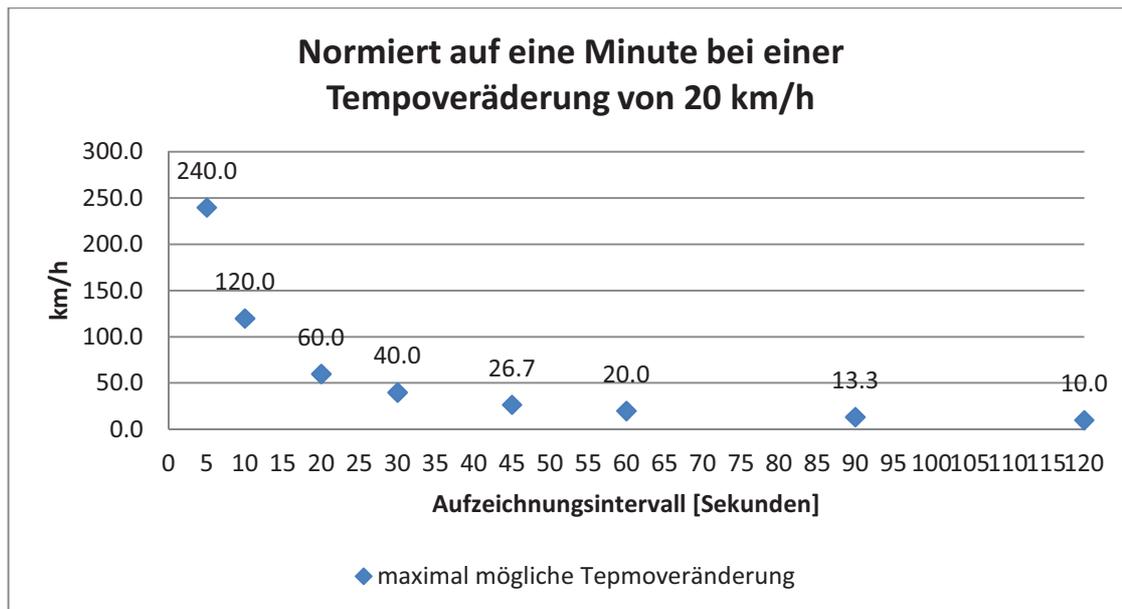


Abb. 21 Normierung in Abhängigkeit der Aufzeichnungsintervalls

Ein fest definierter Grenzwert genügt bei der Verwendung von Daten mit gleicher Aufzeichnungsrate. Für den Fall, dass der Algorithmus unterschiedliche Aufzeichnungsraten zu verarbeiten hätte, wäre wohl eine dynamische Bestimmung des Toleranzwertes in Abhängigkeit des Beschleunigungsverhaltens, respektive der GPS-Messraten in Erwägung zu ziehen. Die dynamische Festlegung eines geeigneten Grenzwertes wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter verfolgt und der in Kapitel 4.3.2 beschriebene Weg beibehalten.

Untersuchung der Initialisierung:

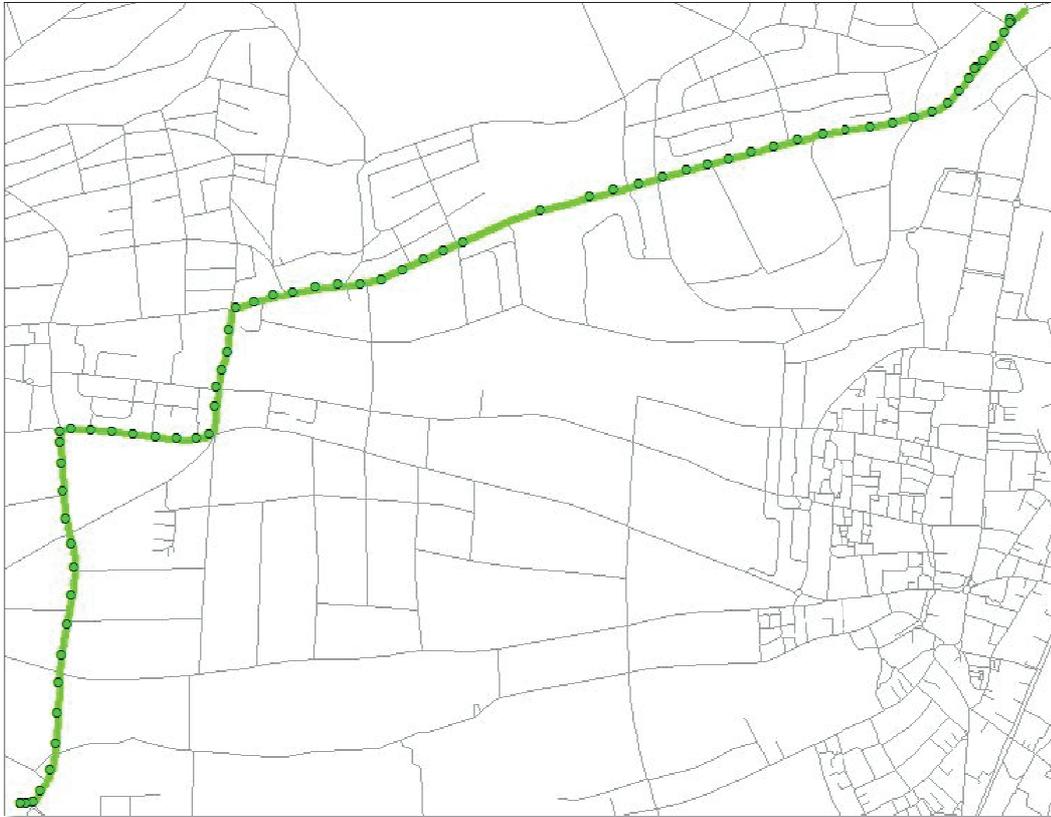
Die Frage nach dem Umgang mit der ersten Position eines Tracks, beziehungsweise mit dessen Initiierung ist stark an die gewählte Plausibilitätsprüfung gekoppelt. Da die implementierte Methode der Grenzwertdefinition beibehalten wird, bleibt auch die Initialisierung, wie in Kapitel 4.3.2 erläutert, unverändert.

Plausibilitätsprüfung der Kontrolldaten:

Unter Annahme der Fehlerfreiheit der Kontrolldaten, wurde bei deren Prozessierung die Plausibilitätsprüfung im Algorithmus umgangen. Um trotzdem die Richtigkeit sicherzustellen, erfolgte eine visuelle Prüfung der Daten (Abb. 22).

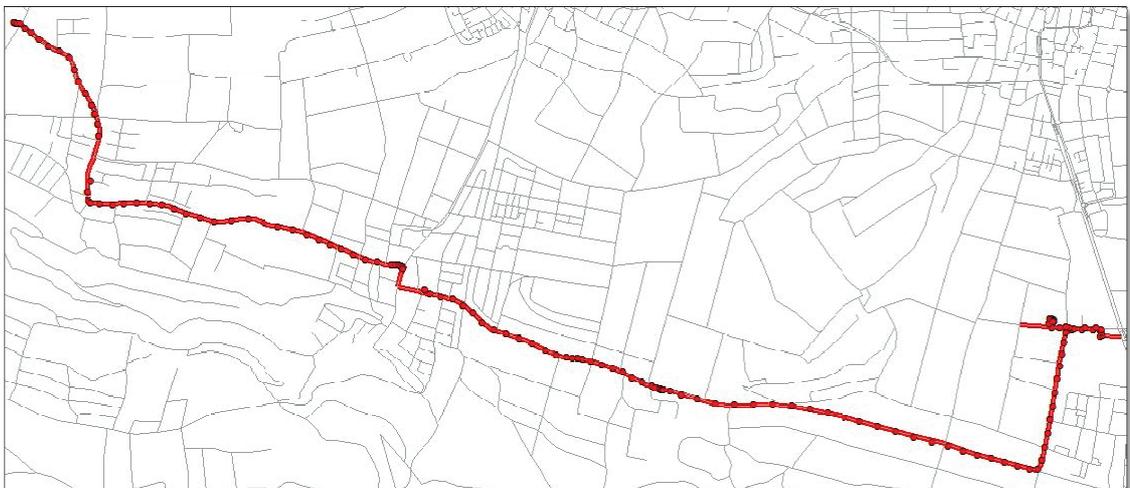
Kontrollstrecke 1:

(4.4 km, ländlich, Waldpassage)



Kontrollstrecke 2:

(7.9 km, ländlich, keine Abschattung)



Tab. 5 Statistische Analyse der Kontrolldaten

	<i>Track 1</i>	<i>Track 2</i>	<i>Track 3</i>	<i>Track 4</i>
<i>Anzahl Positionsmessungen</i>	75	142	172	85
<i>Mittlere Abweichung [m]</i>	5.26	5.47	3.59	3.54
<i>Standardabweichung [m]</i>	6.69	8.90	7.43	2.92
<i>Maximale Abweichung [m]</i>	34.77	45.04	61.36	18.74
<i>Anzahl Ausreisser ($M+2*Stdabw$)</i>	4	10	6	3

Die Werte zeigen, dass die Positionsmessungen im Schnitt zwischen 3.5 m und 5.5 m von der Netzwerkachse abweichen, was in etwa der Breite einer Fahrspur entspricht. Die relativ hohen Standardabweichungen deuten auf eine doch erhebliche Streuung der Werte hin. Als Grenzwert für die Bestimmung von Ausreissern wurde die Summe aus Mittelwert und der doppelten Standardabweichung verwendet. Erwartungsgemäss und rein auf Auswirkungen der Streckencharakteristiken auf die GPS-Messungen bezogen, müsste Track 2 die besten (geringe Streuung, geringere Maximale Abweichungen, weniger Ausreisser) und Track 3 die schlechtesten Resultate aufzeigen, eine Systematik ist jedoch nicht erkennbar.

Anhand der Untersuchung könnte für die Positionsgenauigkeit der Kontrolldaten eine grosszügige Annahme von ± 25 m getroffen werden. Dies entspricht in etwa dem Mittelwert plus der doppelten Standardabweichung des ungenauesten Tracks. Da für die Originaldaten keine wahren Strecken bekannt sind, lässt sich die anzunehmende Positionsgenauigkeit von ± 100 m nicht belegen oder widerlegen und wird so beibehalten.

5.3 Map-Matching

Die Resultate aus dem Map-Matching Prozess setzen sich aus mehreren Elementen zusammen. Produkt Nummer eins sind die Kandidaten, als mögliche Fahrzeugstandorte innerhalb des Netzwerkes, zum Zeitpunkt einer GPS-Messung, respektive Positionsbestimmung. Daraus ergibt sich als zweites Produkt die Summe der möglichen befahrenen Segmente zwischen den Kandidaten zweier benachbarter Positionen. Zuletzt hebt sich, mit zunehmender Anzahl an Positionen, die am wahrscheinlichsten zurückgelegte Route als drittes Produkt hervor.

Wie bereits erwähnt liegen keinerlei Kenntnisse über die wahren Fahrtrouten der bereitgestellten Daten der KaPo vor. Um die Resultate überprüfen zu können, erfolgte die Auswertung anhand der eigens aufgezeichneten Kontrolldaten. Zur Vergleichbarkeit der gegebenen Daten mit den Kontrolldaten, wurden aus den hochaufgelösten Positionen (5 sek) die minütigen Aufzeichnungen extrahiert.

Anhand der untersuchten Kontrolltracks bildet das Map-Matching mit dem entworfenen Algorithmus zu nahezu 100 % die wahre gefahrene Strecke ab.

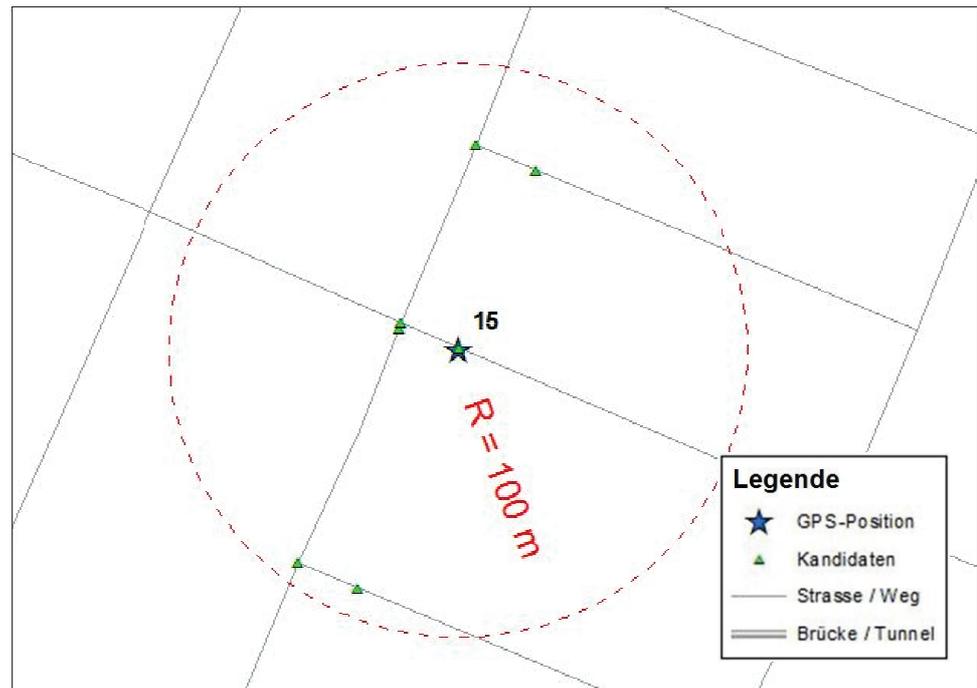
5.3.1 Kandidaten als mögliche Fahrzeugstandorte

Massgebend für die Menge der möglichen Kandidaten pro Positionsmessung ist die Netzkonstellation, in Kombination mit der Grösse des Suchradius (siehe Kapitel 5.3.2).

Einfluss der Netzkonstellation:

Je mehr Segmente innerhalb des Suchgebietes anzutreffen sind, desto mehr Kandidaten werden gefunden. Da Segmente innerhalb eines Baugebietes (Stadt) kürzer sind und dichter beieinander liegen, als in ländlichen Gebieten, finden sich dort mehr Kandidaten (siehe Abb. 23), die mögliche Fahrzeugposition ist in städtischer Umgebung also weniger eindeutig.

Stadt:



Land:

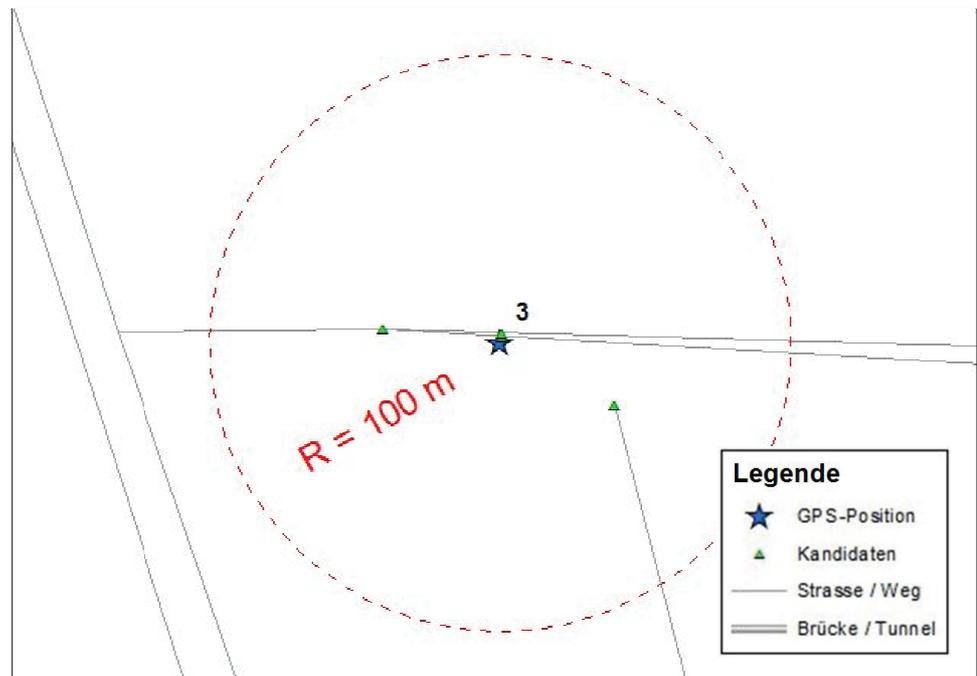


Abb. 23 Kandidaten in Abhängigkeit der Netzkonstellation

Vergleich von Original- und Kontrolldaten hinsichtlich Positionsgenauigkeit:

Abb. 24 und Abb. 25 zeigen die Kandidaten, welche durch Auflotung, beziehungsweise Nachbarschaftssuche, innerhalb von 100 m um eine GPS-Position als mögliche Fahrzeugstandorte in Betracht zu ziehen sind. Aufgrund der hohen

Aufzeichnungsgenauigkeit der Kontrolldaten (Abb. 24) gegenüber den Originaldaten der KaPo (Abb. 25), lässt sich visuell relativ einfach erahnen welcher der Kandidaten einer Position der wahrscheinlichste ist.

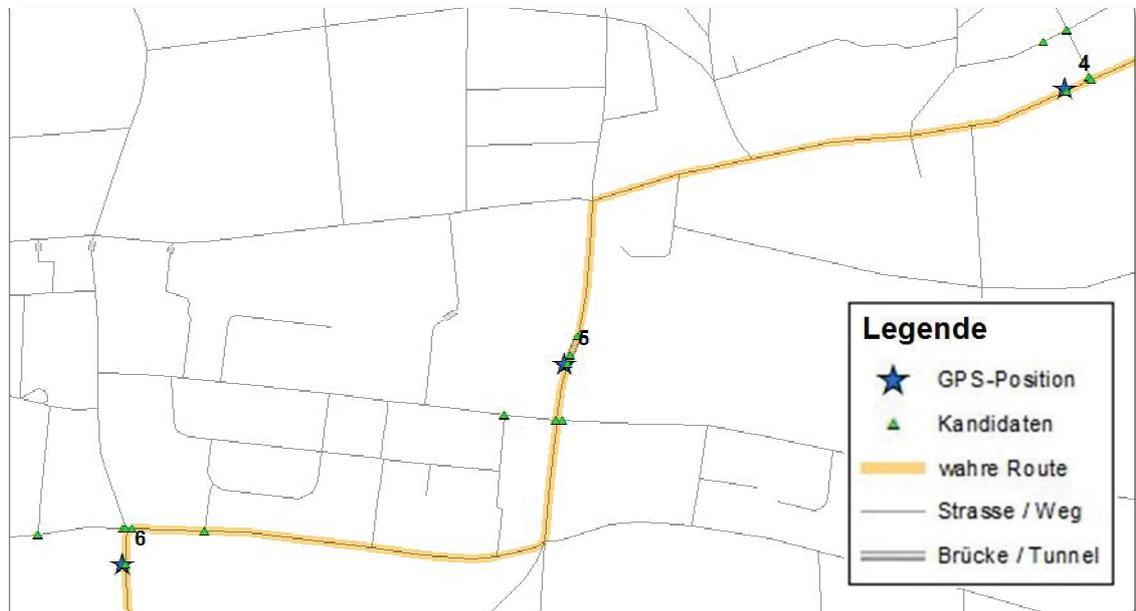


Abb. 24 Kandidaten in einem Suchradius vom 100 m um GPS-Position

Obwohl die wahre Route der Originaldaten nicht bekannt ist, lassen die Kandidaten vermuten, dass deren Positionsgenauigkeit unter guten Messbedingungen besser ist, als angegeben (Abb. 25). Da die Festlegung der Positionsgenauigkeit aus der Betrachtung vieler Messungen, auch solchen unter schlechten Bedingungen, erfolgte, wird an der Vorgabe von 100 m festgehalten. Zudem sollen somit die reellen, praxisbezogenen Situationen gegenüber den idealisierten in den Vordergrund gerückt werden.

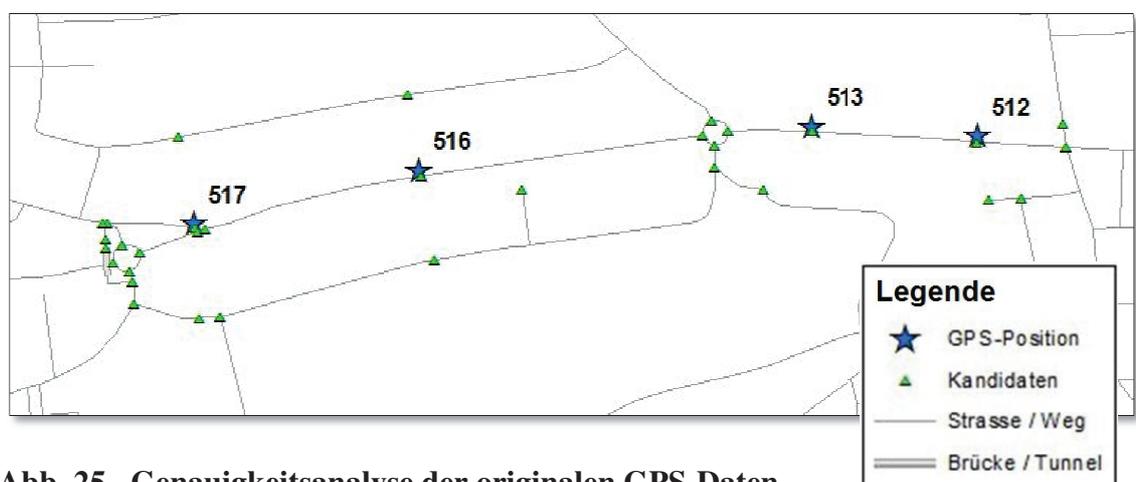


Abb. 25 Genauigkeitsanalyse der originalen GPS-Daten

In Ermangelung der Kenntnisse über die wahren Routenführungen bei den Originaldaten, beschränken sich die weiteren Untersuchungen auf die Kontrolldaten.

Einfluss des Suchradius auf die Kandidatensuche:

Die Grösse des Suchradius beeinflusst logischerweise direkt die Anzahl der Kandidaten und somit die Vielfalt der möglichen befahrenen Routen. Da jedoch der Suchradius in direktem Zusammenhang mit der Positionsgenauigkeit steht und unter anderem auch die Netzkonstellation die Vielfalt der resultierenden Routen beeinflusst, kann dieser nicht ohne weiteres verringert werden.

Eine dynamische Anpassung des Suchradius, zum Beispiel nach einer bestimmten Anzahl Positionsmessungen, bedingt Kenntnisse über die tatsächlich gefahrene Strecke und ist darum bei den Originaldaten nicht möglich.

Positionsmessungen mit nur einem Kandidaten, also einer eindeutigen Lösung, als Anhaltspunkt für die Grösse des Suchradius zu Nutzen ist eine Möglichkeit, birgt jedoch Risiken. Ist dieser einzelne Kandidat nämlich beispielsweise nur einen Meter von der gemessenen Position entfernt, so würde der Suchradius für alle Folgepositionen lediglich einen Meter betragen. Würden diese Folgemessungen jeweils weiter als einen Meter neben dem Netzwerk liegen, könnten keine Kandidaten mehr gefunden werden und der Track würde abgebrochen. Durch Multiplikation der Distanz mit einem bestimmten Faktor würde sich der Effekt allenfalls verzögern, nicht jedoch verhindern lassen. Deshalb muss durch eine Analyse von bereits gefahrenen Tracks ein geeigneter Wert ermittelt werden. Dafür wurden bei den Kontrolltracks 1 und 2 sämtliche, bei 100 m Suchradius eindeutigen Lösungen extrahiert und die Abweichungen untersucht. Bei den Tracks 3 und 4 gibt es keine eindeutigen Lösungen:

Tab. 6 Entwicklung des dynamischen Suchradius

<i>Track 2</i>	<i>GPS Pkt.</i>	<i>Distanz [m]</i>	<i>Suchradius [m]</i>	<i>Kandidat gefunden</i>
	7	3.82	100	ja
<i>Track 1</i>	<i>GPS Pkt.</i>	<i>Distanz [m]</i>	<i>Suchradius [m]</i>	<i>Kandidat gefunden</i>
	4	1.67	100	ja
	7	0.04	1.67	ja
	9	1.58	0.04	nein → Abbruch
	10	6.52	0.04	nein → Abbruch

Die Aufstellung in Tab. 6 zeigt, wie der Suchradius bei Track 2 zweimal nach unten angepasst wird. Er wird nach Punkt 7 auf 4 cm reduziert und führt spätestens bei Punkt

9 zum Abbruch des Map-Matchings und Neuinitialisierung des Tracks, da kein Kandidat mehr gefunden wird.

Einfluss von Strassenklassen auf die Kandidatensuche:

In Kapitel 5.1 wurde gezeigt, dass durch Nutzung der *OSM*-Segmenttypen die Auswahl der befahrbaren Abschnitte um rund 50 % verringert werden konnte. Es stellt sich nun die Frage, ob durch restriktive Ausdünnung des Netzwerkes auch die Resultatvielfalt verringert werden kann? Am Beispiel von Track 2 wurde mit kompletten, wie auch mit dem ausgedünnten Netzwerk alle Kandidaten mit einem Suchradius von 100 m gesucht. Durch die Aussortierung der nicht befahrbaren Abschnitte reduzierten sich die Kandidaten um rund 30 % von 255 auf 172.

5.3.2 Mögliche befahrene Segmente

Die Verbindung der Kandidaten zweier aufeinanderfolgenden Positionen auf dem kürzesten Pfad im Netzwerk, erzeugt eine Auswahl von Segmenten, die das beobachtete Fahrzeug befahren haben könnte. Getreu dem Ansatz der Fuzzy-Theorie werden, wie in Abb. 26 sichtbar, mehrere Varianten als mögliche Routen in Erwägung gezogen. Aufgrund der wagen Ausgangsdaten, beziehungsweise ausstehender Präzisierungsmöglichkeiten, kann in diesem Stadium der Auswertung noch keine Aussage darüber gemacht werden, welcher der vorgeschlagenen Wege der wahrscheinlichste ist.

In der Resultatanalyse wurde untersucht, welchen Einfluss Aufzeichnungsrate und Kandidatensuchradius auf die Ergebnisse haben.

Einfluss der Aufzeichnungsrate auf die möglichen Routen:

Eine erste Abklärung gilt dem Einfluss der Aufzeichnungsdichte der Positionsmessungen. Es stellt sich die Frage, ob eine höhere Messdichte allenfalls zu einer vorzeitigen Präzisierung der Map-Matching-Ergebnisse führen würde?

Im Wissen um die korrekte Route fällt in Abb. 26 auf, dass vor allem die grossräumige Streuung der Kandidaten zu Ergebnissen führt, die von der wahren gefahrenen Strecke abweichen. Erhöht man wie in Abb. 27 noch zusätzlich die Aufzeichnungsrate, verstärkt sich der Effekt.

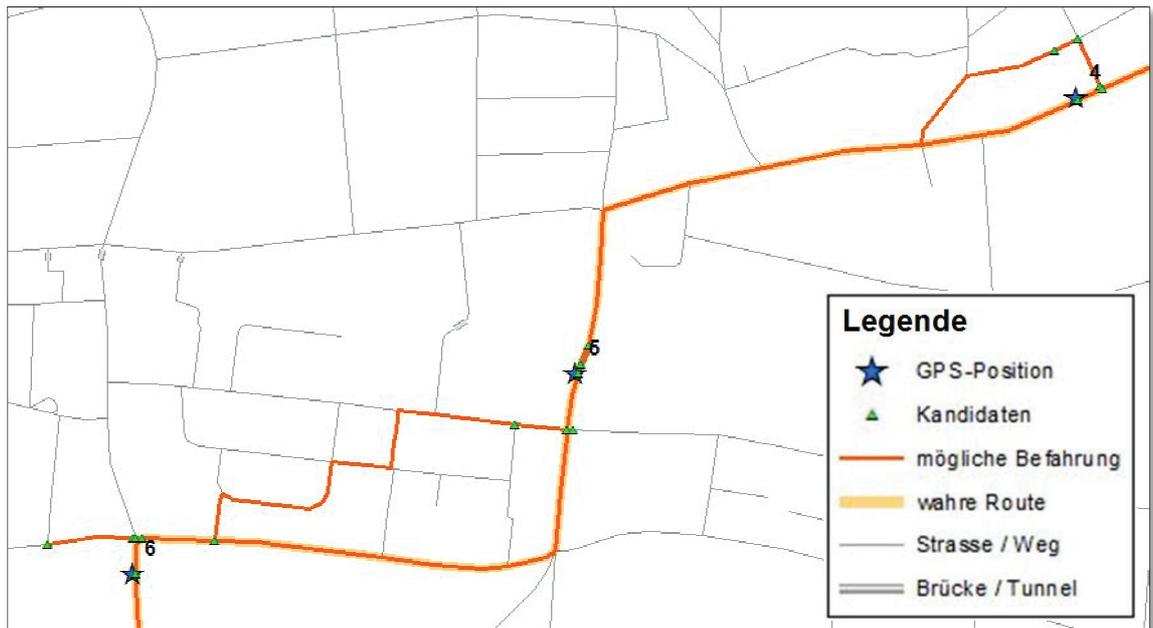


Abb. 26 Mögliche Routen bei geringer Aufzeichnungsdichte

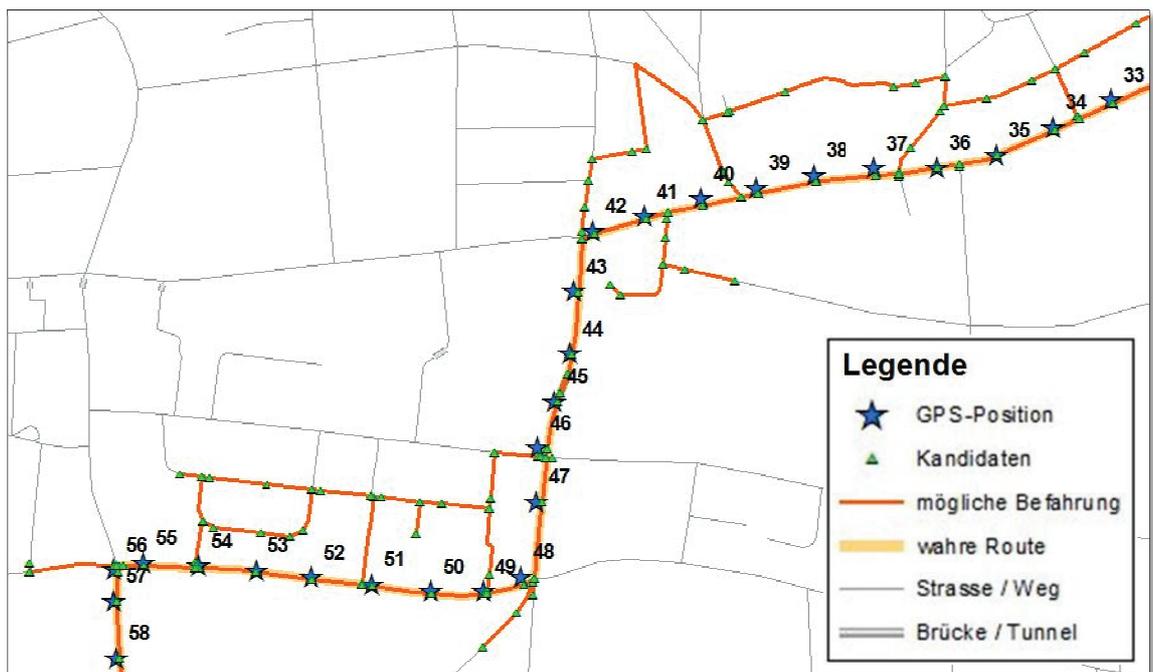


Abb. 27 Mögliche Routen bei hoher Aufzeichnungsdichte

Es zeigt sich, dass alleine ein höheres Aufzeichnungsintervall der GPS-Positionen nicht unbedingt zu einer Präzisierung, respektive Einschränkung, der möglichen Lösungen führt.

Einfluss des Suchradius auf die möglichen Routen:

Wie Abb. 26 und Abb. 27 zeigen, sind die am weitesten von ihrer Ursprungsposition entfernten Kandidaten die Hauptursache für die hohe Anzahl möglicher Routen. Aufgrund der Annahme der GPS-Genauigkeit von 100 m wurde auch der Suchradius mit 100 m festgelegt. Eine versuchsweise Verkleinerung des Einzugsgebietes auf 20 m zeigt eine deutliche Verbesserung. Die klar geschrumpfte Anzahl der Kandidaten führt dazu, dass nur noch wenige Segmente für die potenziell zurückgelegte Strecke in Betracht gezogen werden (siehe Abb. 28). Die darauffolgende Präzisierung liefert im betrachteten Abschnitt zu 100 % die wahre gefahrene Strecke.

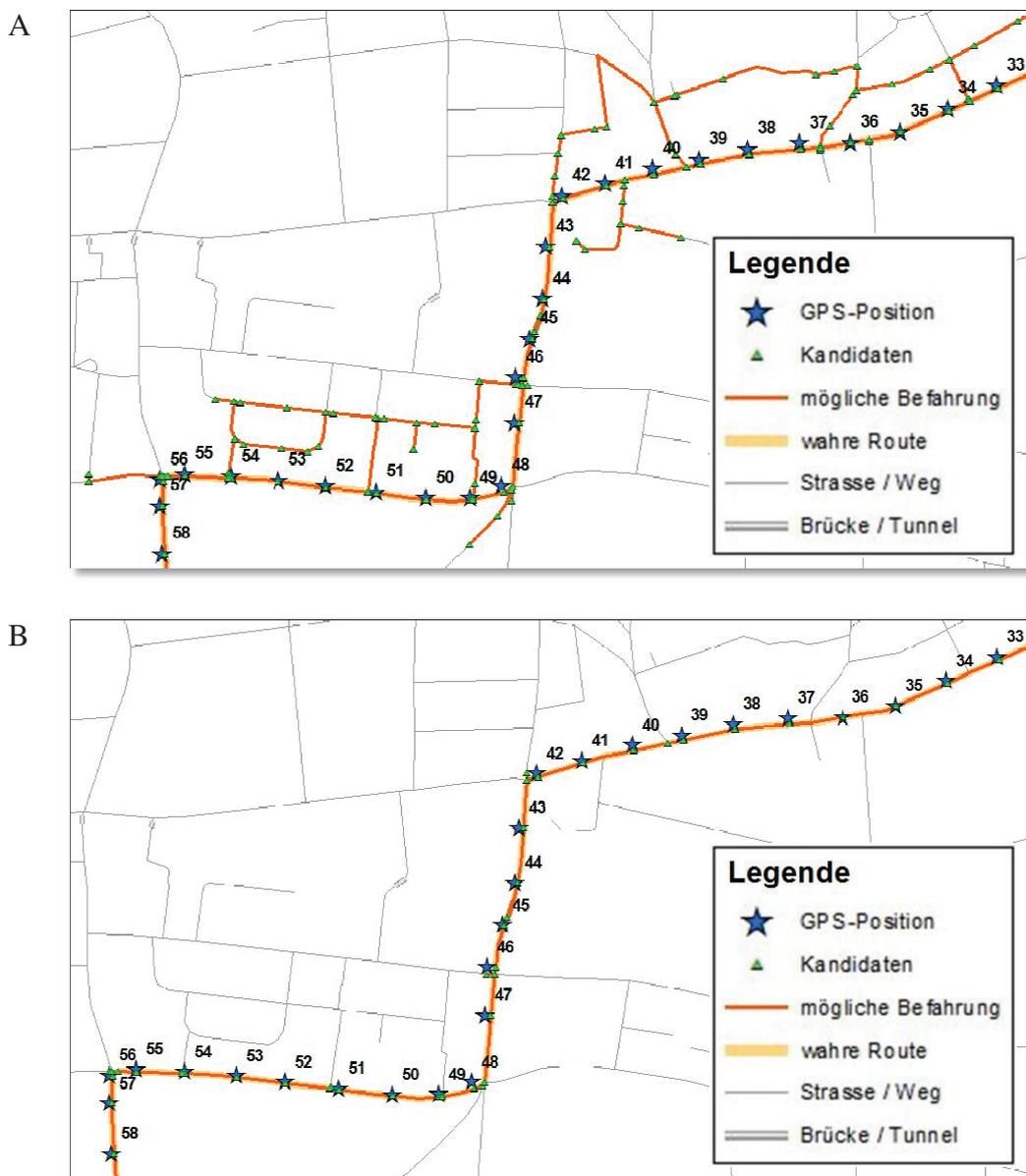


Abb. 28 Map-Matching mit 100 m (A) und 20 m (B) Suchradius bei hoher Aufzeichnungsdichte

Auch nach Verkleinerung des Suchradius entspricht das Resultat - auch bei geringer Positionsdichte (siehe Abb. 29) - der wahren Route.

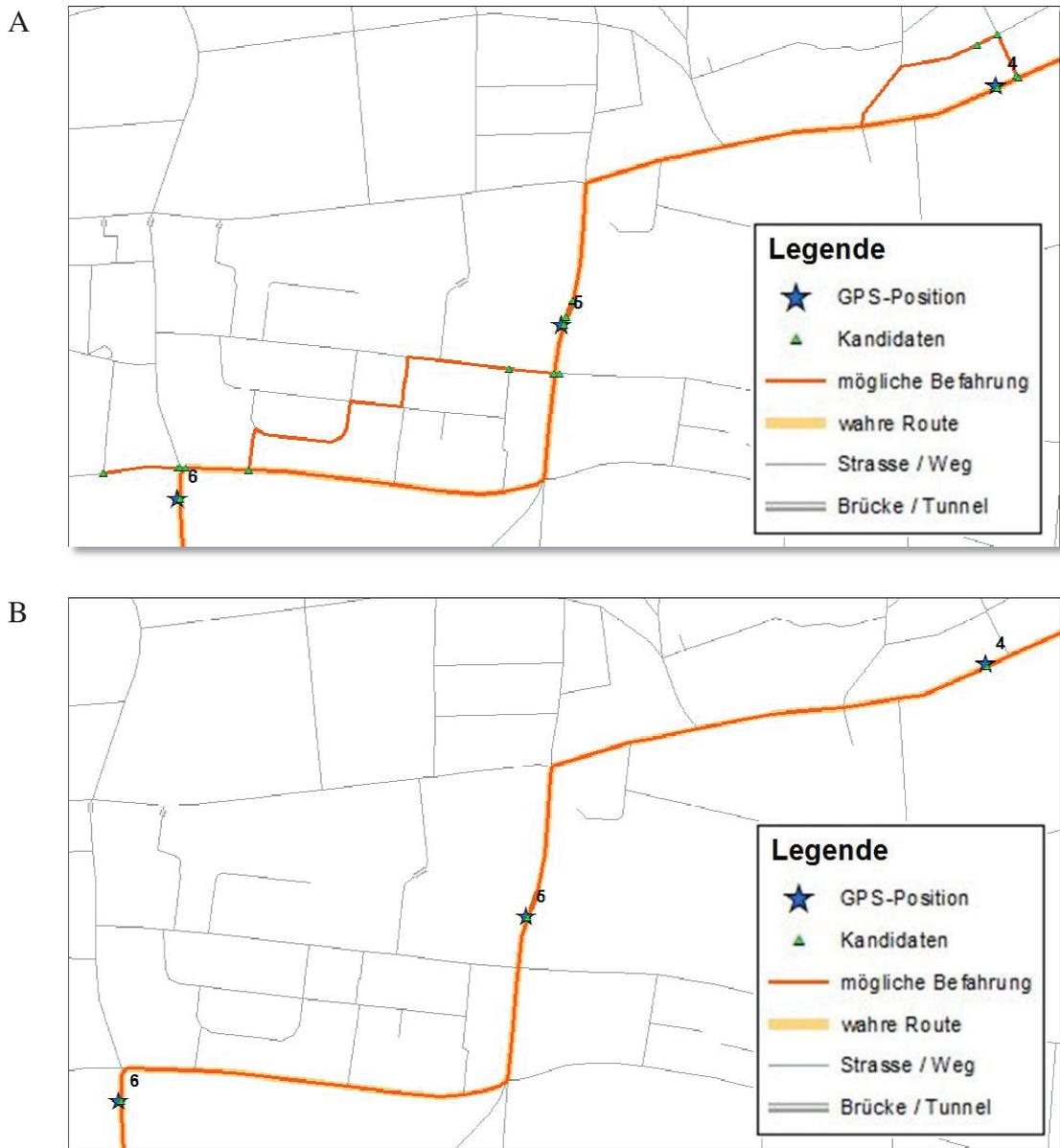


Abb. 29 Map-Matching mit 100 m (A) und 20 m (B) Suchradius bei geringer Aufzeichnungsdichte

Einfluss von Strassenklassen auf die möglichen Routen:

Wie in Abschnitt 5.3.1 aufgezeigt, bewirkt die Ausdünnung des Netzwerks auf der Basis der *OSM*-Strassentypen eine Reduktion der Kandidaten um etwa 30 %. Folglich verringert sich auch die Zahl der möglichen befahrenen Strecken. Ein Vergleich am Kontrolltrack 2 ergab eine Minderung der Auswahl von 60 %, von 2314 auf 902 Pfade.

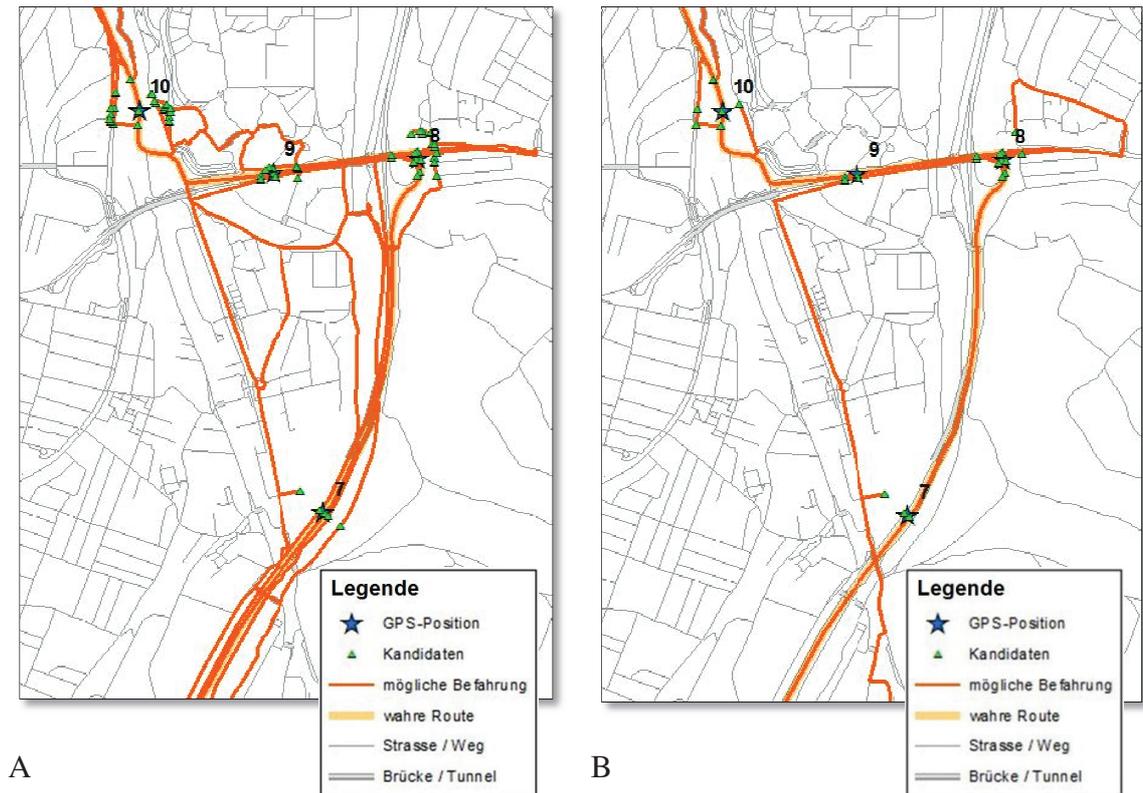


Abb. 30 Vergleich möglicher Routen in unklassiertem (A) und klassiertem (B) Netzwerk

Zur Verdeutlichung sind in Abb. 30 / A im Zentrum klar mehr Pfade in Erwägung gezogen worden als beim klassierten Netzwerk. Ebenfalls sind die Auswirkungen auf die Kandidatensuche bei allen Positionen ersichtlich.

Aufgrund von Ortskenntnissen, sowie dem Vergleich mit der wahren gefahrenen Route, kann bereits an dieser Stelle bestätigt werden, dass die Aussortierung der potentiell nicht befahrbaren Segmente eine Verbesserung des Map-Matchings bewirkt.

Einfluss der zulässigen Fahrrichtungen auf die möglichen Routen:

Die Verwendung des *OSM*-Attributs *oneway* zur Berücksichtigung der zulässigen Fahrrichtung auf einem Segment, führt zu einer Minimierung der Anzahl befahrbarer Routen um etwa 20 % von 1126 auf 902 Pfade. Die Zahl der Kandidaten bleibt dabei unverändert. Die Abnahme der Pfade kommt dadurch zustande, dass bei Berücksichtigung der Fahrrichtung nicht mehr alle Kandidaten weiterverbunden werden können, wenn sie sich in einer Sackgasse befinden.

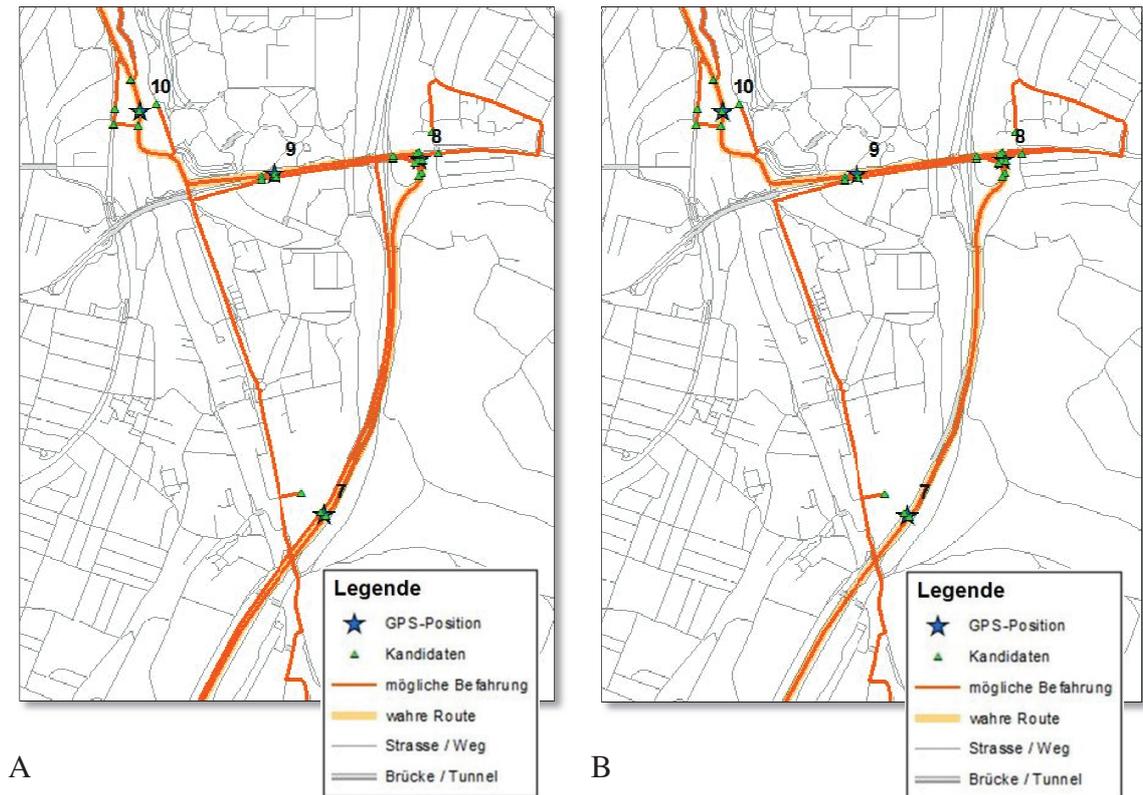


Abb. 31 Vergleich möglicher Routen ohne (A) und mit (B) Berücksichtigung der zulässigen Fahrtrichtung

Wie in Abb. 31 gut erkennbar, zeigen sich die Vorzüge bei Berücksichtigung der Fahrtrichtungen vor allem auf Autobahnen. Bei A werden auch Pfade in Gegenfahrtrichtung in Betracht gezogen.

Es bleibt zu bemerken, dass die Verwendung dieser Netzwerkattribute auch zu Fehlinterpretationen führen kann, wenn beispielsweise aufgrund von Bauarbeiten die Verkehrsführung verändert wird oder die Segmentrichtung bei der Erfassung falsch definiert wurde. Ein Beispiel dafür findet sich in Abb. 31 / B, wo der Kreisler zwischen Position 7 und 8 (lagemässig zwischen 7 und 9) auf der falschen Seite durchfahren wird. In diesem Falle ist das nicht besonders gravierend, wenn jedoch zum Beispiel eine Autobahnzufahrt verkehrt definiert ist, führt dies zu grösseren Umwegen.

Unter der Annahme, dass der Grossteil der Fahrtrichtungen korrekt definiert ist, wird diese Information weiter verwendet.

5.3.3 Wahrscheinlichster Pfad

In Kapitel 5.3.2 wurde aufgezeigt, wie aus den Kandidaten eine Auswahl möglicher Routen berechnet wurde. Die Verkleinerung des Suchradius für die Kandidaten, nicht jedoch die Erhöhung der GPS-Messrate führen zu einer ersten Form der Präzisierung. Weiter minimieren die Einschränkungen des Netzwerks die möglichen Resultate.

Teilresultate der Präzisierung:

Die im Algorithmus implementierte Funktion um die am wahrscheinlichsten zurückgelegte Strecke zu extrahieren, wirkt sich wie in Abb. 32 aufgezeigt, aus. Aus der schrittweisen Präzisierung des befahrenen Weges sollte wunschgemäss eine mehr oder weniger eindeutige Route resultieren.

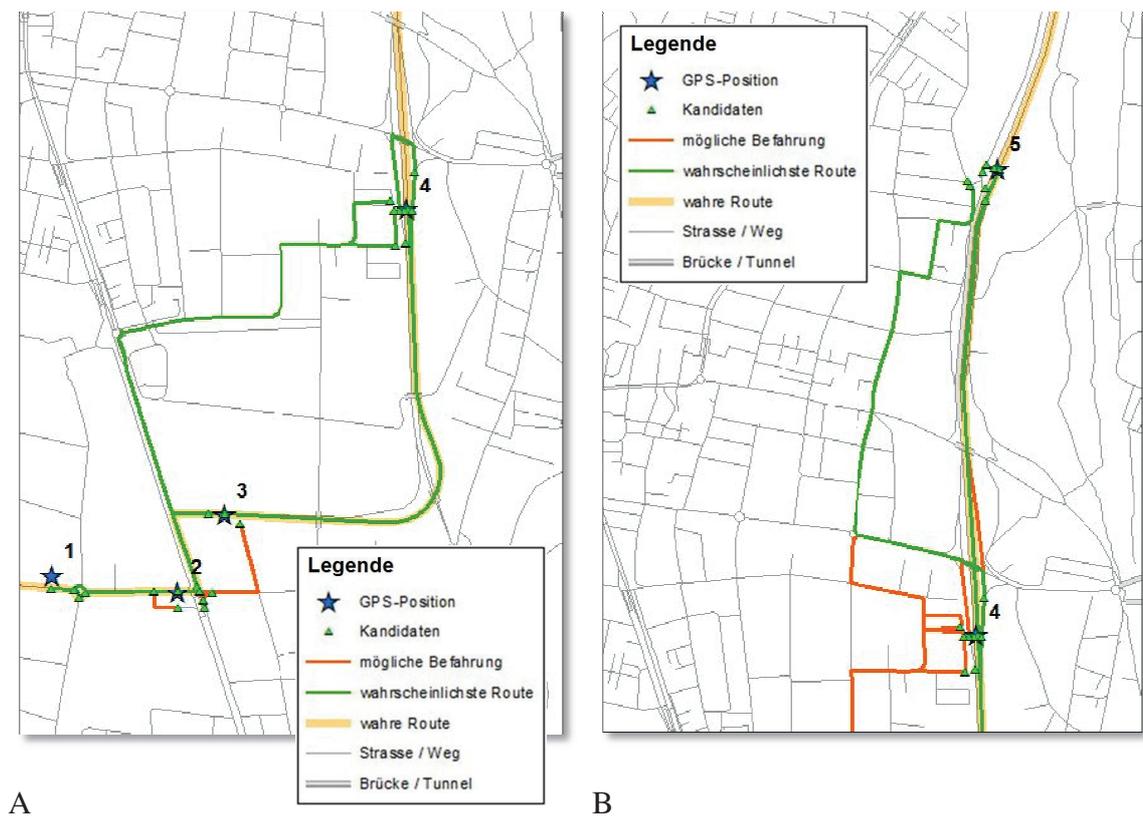




Abb. 32 Schrittweise Präzisierung von Position 4 bis 8

Einfluss der Pfadlängenbeschränkung:

Je nach Konstellation des Netzwerkes werden grosse Umwege als mögliche Strecken zwischen zwei Kandidaten in Betracht gezogen (siehe Beispiel in Abb. 33). Dadurch, dass diese möglichen Pfade die Grundlage für die Präzisierung darstellen, können über die gesamte Tracklänge gesehen, falsche definitive Routen interpretiert werden. Im Algorithmus wurde darum festgelegt, dass der Pfad zwischen zwei Kandidaten nicht länger sein darf, als die doppelte euklidische Distanz.

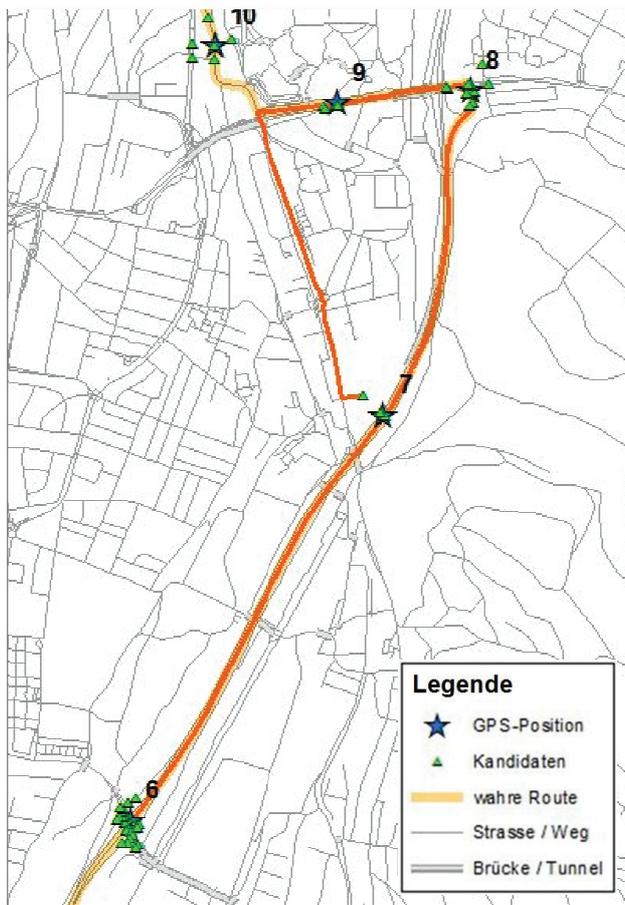


Abb. 33 Beispiel für Umwege aufgrund der Netzkonstellation

Durch die Pfadlängenbeschränkung konnten in Track 2 rund 25 % der möglichen befahrbaren Routen (902 statt 1212 Pfade) ausgemustert werden. Die Auswirkungen zeigen sich auch deutlich in Abb. 34, wo erst nach der Längenbeschränkung (B) die wahre Route aus der Präzisierung resultiert.

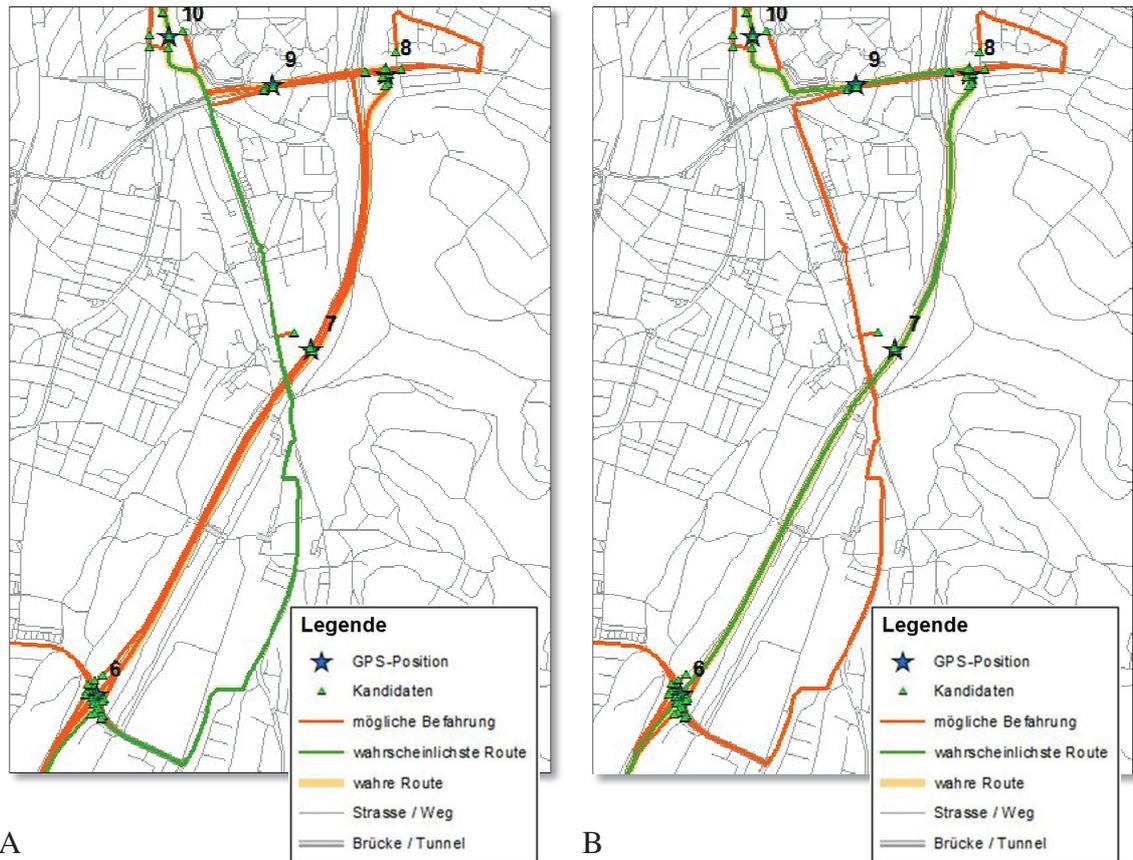


Abb. 34 Map-Matching ohne (A) und mit (B) Pfadlängenbeschränkung

Derselbe Mechanismus wurde auch für den definitiven wahrscheinlichsten Pfad implementiert, wenn auch in restriktiverer Form (Pfadlänge $\leq 1.5 \cdot$ euklidische Distanz). Innerhalb der untersuchten Daten konnten keine Auswirkungen dieser zweiten Beschränkung ausgemacht werden.

5.4 Prädiktion

Wie auch beim Map-Matching, ergeben sich aus dem Prädiktionsprozess mehrere Produkte. Für jeden Kandidaten werden, als erstes Produkt, die innerhalb des Prädiktionsgebietes liegenden Knoten anhand der Klassierungselemente (siehe Kapitel 0) bewertet. Durch das Zusammenführen dieser Informationen entsteht als zweites Produkt eine synoptische Prädiktion, bei der die höchste Wahrscheinlichkeit, unabhängig davon, von welchem Kandidaten der Wert stammt, weiterverfolgt, beziehungsweise als korrekt angenommen wird. Zusätzlich werden die Segmente zwischen zwei prädizierten Knoten bewertet, um so ein gesamthaftes Bild der Vorhersage zu schaffen.

Die Resultate des Map-Matching haben bereits erwiesen, dass die Extraktion des wahrscheinlichsten Pfades relativ gut die wahre gefahrene Strecke repräsentiert. Die Analyse der Prädiktion beschränkt sich somit auf den Vergleich von Vorhersage und wahrer Route.

5.4.1 Analyse der Klassierungselemente

Die gesamte Prädiktion stützt sich auf die Klassierungselemente, welche auf den Annahmen in Kapitel 3.2 fussen. Die Auswirkungen der Annahmen zur ‚Richtung‘, ‚Distanz‘, ‚Verzweigungen‘ und ‚Verwinkelung‘ sollen im Folgenden kurz beleuchtet werden. Die Betrachtung beschränkt sich auf je einen Kandidaten von zwei unterschiedlichen Positionen. Diese unterscheiden sich stark in Hinblick auf die Prädiktionsdistanz und die Beibehaltung der Trendrichtung, bilden also starke Gegensätze.

Wirkungsgrad der ‚Richtung‘:

Wie in Abb. 35 ersichtlich, stützt sich das Klassierungselement ‚Richtung‘ lediglich auf die Trendrichtung, welche aus den vorangegangenen Positionen und Kandidaten errechnet wurde. Der Einfluss des Strassennetzes beziehungsweise der Netzwerkkonstellation wird hier grösstenteils ausser Acht gelassen.

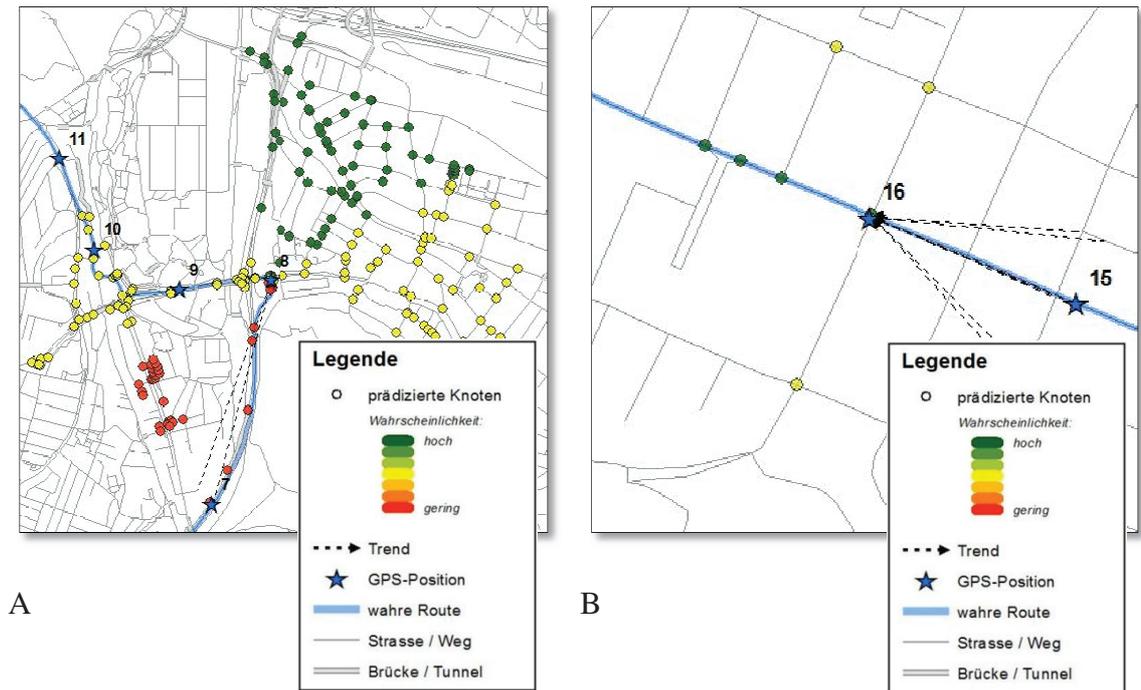


Abb. 35 Auswirkung des Klassierungselements ‚Richtung‘

Grössere Auswirkungen zeigt, das Klassierungselement erst, wenn eine Position im Bereich einer deutlichen Richtungsänderung, wie bei Position Nr. 8 (A), gemessen wird. Die meisten Positionen innerhalb der untersuchten Tracks, spiegelt die Situation von Position Nr. 16 (B) wieder, so dass sich die Annahme, dass eine Trendrichtung grundsätzlich beibehalten wird, bestätigt wird. Für jene Situationen wo dies nicht der Fall ist, wirkt die Klassierung der ‚Richtung‘ in vertretbarem Rahmen abschwächend.

Wirkungsgrad der ‚Distanz‘:

Beim Klassierungselement ‚Distanz‘ gestaltet sich die Überprüfung nicht ganz einfach. Wie in Abschnitt 0 beschrieben, wurden die Klassengrenzen willkürlich festgelegt. Eine Untersuchung der Häufigkeitsverteilung (siehe Abb. 36) der Länge der Prädiktionspfade, liefert auch bei einem Stichprobenumfang von über 1‘000, kaum Anhaltspunkte darüber, ob die Klassen sinnvoll gewählt sind.

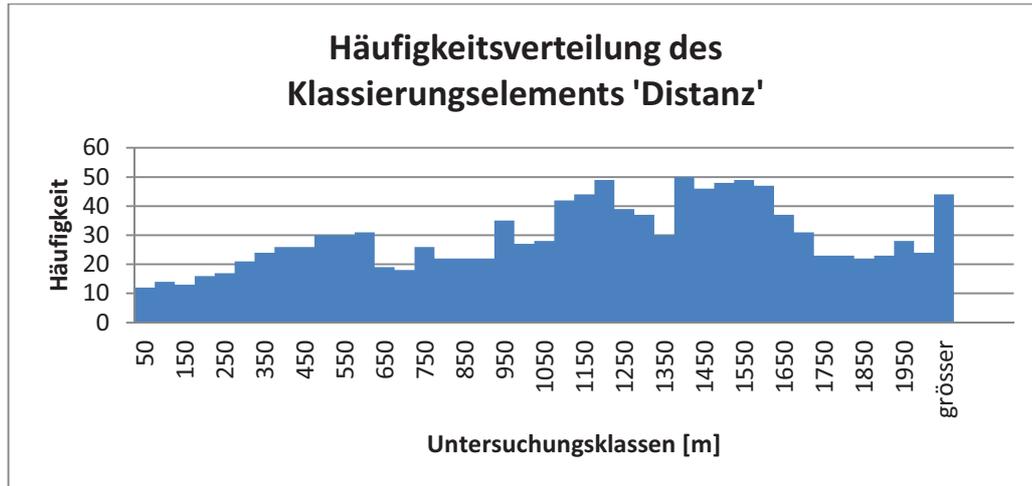


Abb. 36 Histogramm der Prädiktionspfadlängen

Die unterschiedlichen Grössen der Prädiktionsgebiete, in Abhängigkeit der Fahrgeschwindigkeit, sprechen für eine dynamische Klassierung. Jedoch würde so die Vergleichbarkeit der Resultate deutlich erschwert. Mit der gewählten Klassierung findet lediglich eine Unterscheidung der ersten rund 800 m statt. Für die meisten Fälle wie in Abb. 37 / B ist die Prädiktionsdistanz kleiner als diese 800 m und Klassierung somit zweckdienlich. Bei hohen Geschwindigkeiten, wie zum Beispiel auf einer Autobahn, ist die Prädiktionsdistanz grösser (siehe A) und die Klassierung deckt nicht mehr den gesamten Bereich ab. Für den relevanten Nahbereich, kann die Verwendung der Pfadlänge also als brauchbar erachtet werden.

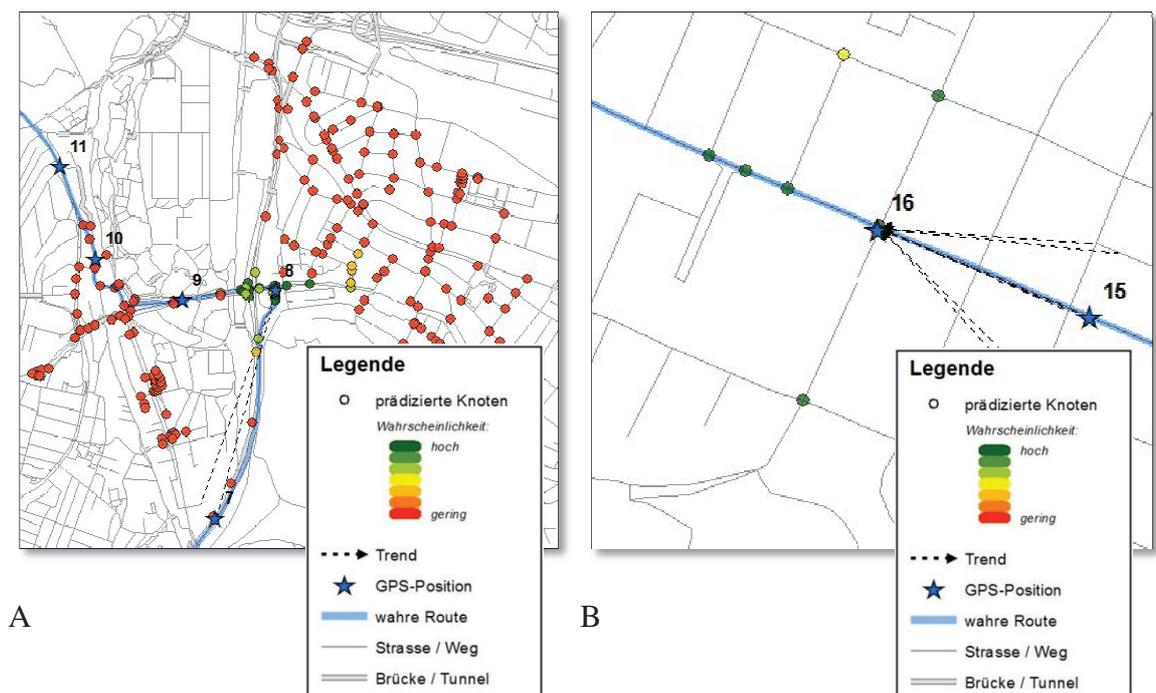


Abb. 37 Auswirkung des Klassierungselements ‚Distanz‘

Wirkungsgrad der ‚Verzweigungen‘:

Die Anzahl der Verzweigungen als Klassierungselement zu verwenden stellt sich als kritisch heraus, da die dafür verwendeten Pfadteile respektive Knoten, nicht immer eine reelle Verzweigung im Netzwerk darstellen. Im Bereich von Kreuzungen sind aufgrund der Spurführungen oft mehr Knoten vorhanden, als tatsächliche Möglichkeiten einen anderen Weg einzuschlagen. Unter Verwendung der Anzahl Segmente pro Pfad, würden die Verzweigungen als Klassierungselement, verglichen mit den andern Elementen, ein zu hohes Gewicht haben. Position Nr. 8 zum Beispiel hat Prädiktionspfade mit bis zu 24 Segmenten. Pfade mit vielen kurzen Segmenten wären also gegenüber Pfaden mit langen Segmenten stark benachteiligt, weshalb eine Umklassierung vorgenommen wurde. Nur jede dritte Verzweigung sollte gewertet werden, um den drei übrigen Klassierungselementen gerecht zu werden.

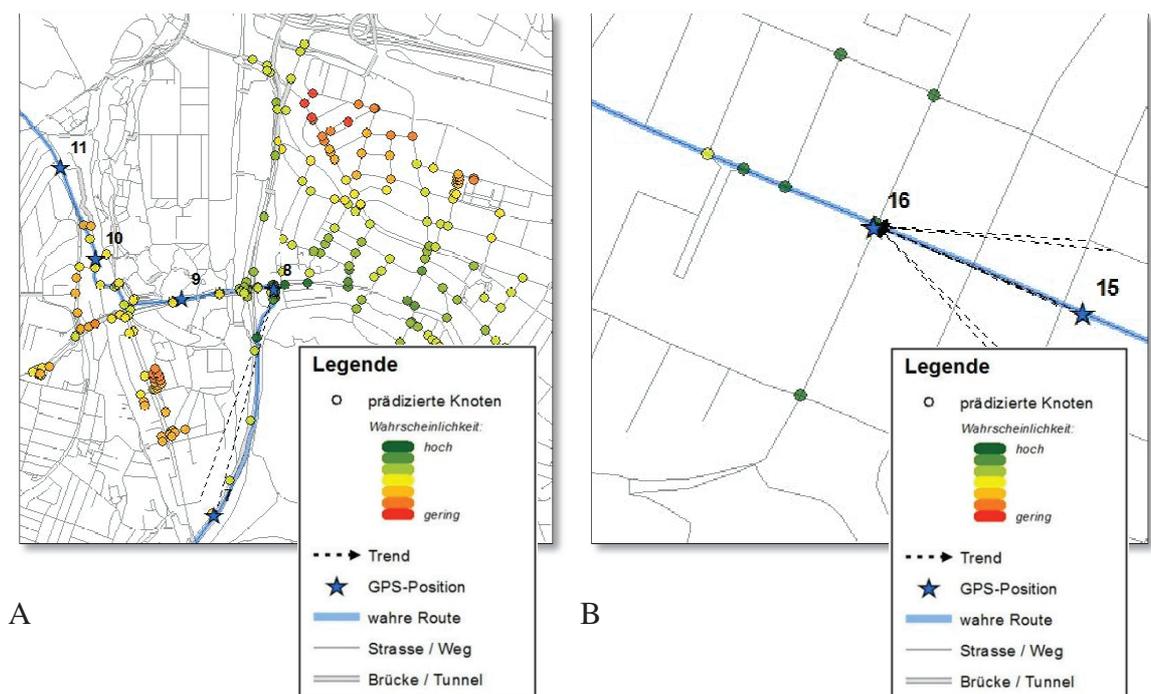


Abb. 38 Auswirkung des Klassierungselements ‚Verzweigung‘

Ähnlich wie bei der ‚Distanz‘ zeigt die ‚Verzweigung‘ eine, mit zunehmender Entfernung vom Kandidaten, abnehmende Gewichtung (Abb. 38 / A). Im Gegensatz zur Pfadlänge berücksichtigt sie jedoch die Netzkonstellation und bildet somit eine wichtige Ergänzung zur ‚Distanz‘.

Wirkungsgrad der ‚Verwinkelung‘:

Eine Untersuchung des Klassierungselements ‚Verwinkelung‘ ergab, dass die angenommenen Klassengrenzen gemäss Kapitel 0 ungeschickt gewählt waren. Betrachtet man die Häufigkeitsverteilung in Abb. 39, erstellt aus einem Stichprobenumfang von über 750 Prädiktionspfaden, so liegen die meisten Werte unter 1. Das Klassierungselement ‚Verwinkelung‘ hat somit unter Verwendung der angenommenen Klassierung kaum einen Einfluss auf die Vorhersage. Aufgrund der Gewonnenen Erkenntnisse, werden die Klassengrenzen neu mit 0, 0.3, 0.6, 0.9, 1.2 und >1.2 definiert.

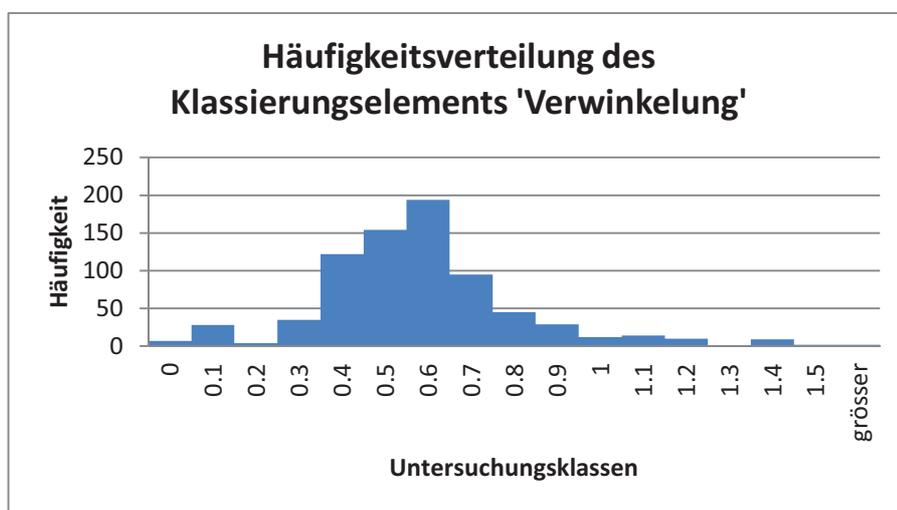


Abb. 39 Häufigkeitsverteilung der ‚Verwinkelung‘

Die Auswirkungen dieses Klassierungselements sind nur schwer greifbar. Der Grad der ‚Verwinkelung‘ der Prädiktionspfade ist stark von der Netzkonstellation abhängig und lässt sich darum nicht beeinflussen, was auch gewünscht ist. Es zeigt sich jedoch, dass kurze Pfade aufgrund des Verhältnisses zwischen Länge und Richtungswechsel, deutlich restriktiver behandelt werden als lange Pfade. Erkennbar ist dies im Muster von Abb. 40 / A, wo bei zunehmender Entfernung von Position Nr. 8 die Bewertung besser wird. Die nahe beim Ursprung endenden Pfade weisen aufgrund ihrer Spurgebundenheit oft einen Kreisverlauf auf, was zur schlechten Klassierung führt.

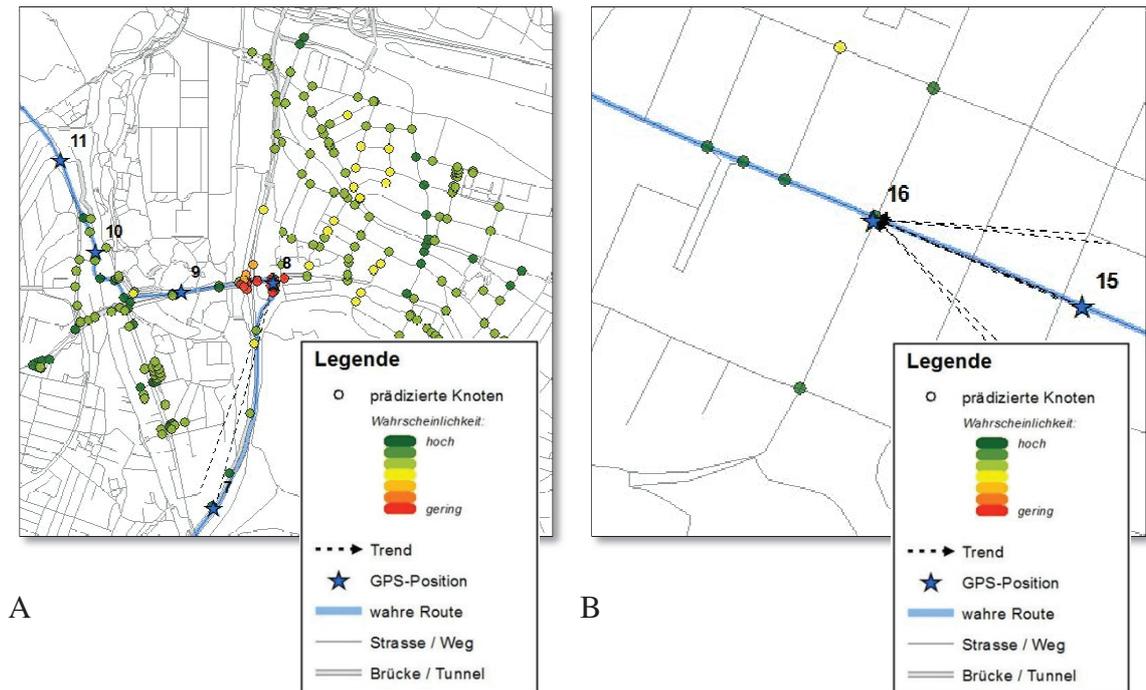


Abb. 40 Auswirkung des Klassierungselements ‚Verwinkelung‘

Da das Phänomen bei Position Nr. 16 (B), mit kürzeren Pfadlängen, nicht auftritt, liegt die Vermutung nahe, dass deren Ursache in der Grösse der Prädiktionsdistanz liegt und somit wiederum von der Fahrgeschwindigkeit abhängig ist.

Wirkungsgrad der kombinierten Klassierungselemente:

Die Untersuchung der einzelnen Klassierungselemente hat gezeigt, dass deren isolierte Betrachtung wenige Rückschlüsse auf deren Tauglichkeit zur Prädiktion zulässt. Werden die Elemente jedoch kombiniert, wie in Abb. 41 dargestellt, so erhöht sich die Qualität der Vorhersage. Gerade bei kurzen Prognosen wie bei Position Nr. 16 (B), liegen die wahrscheinlichsten Zielknoten auf der wahren Route. Bei Position Nr. 8 (A) mit grosser Prädiktionsdistanz und Richtungswechsel, ist die Prädiktion jedoch nicht mehr so aussagekräftig.

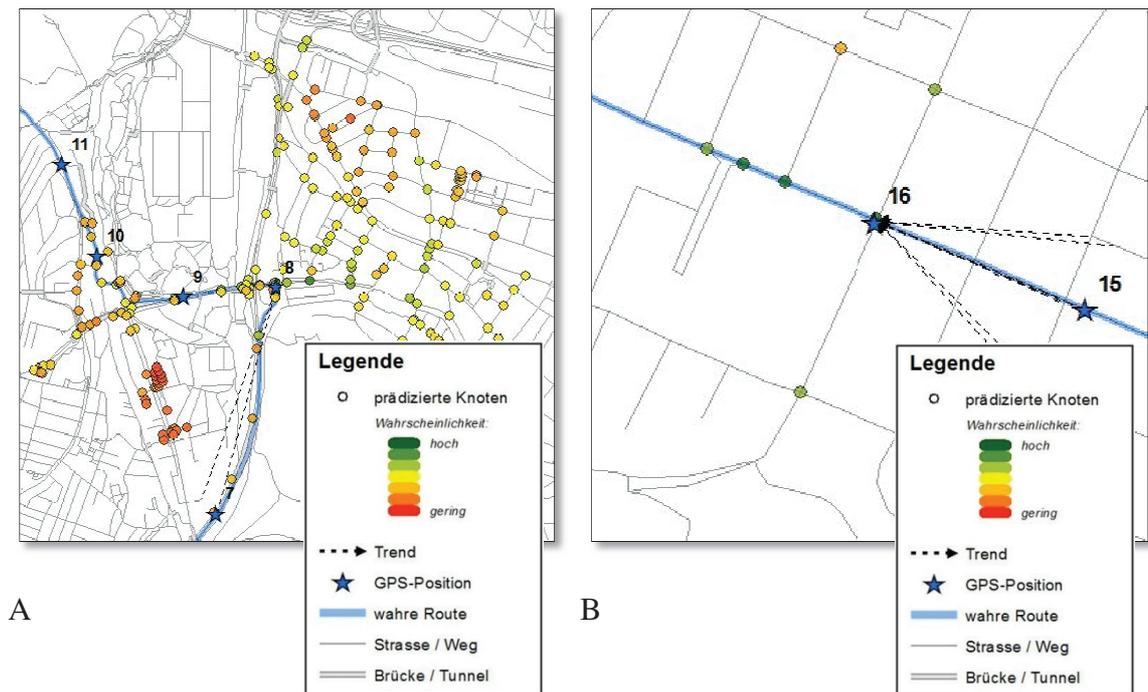


Abb. 41 Auswirkung der kombinierten Klassierungselemente

Grundsätzlich ist festzuhalten, dass die einzelnen Klassierungselemente alleine betrachtet nur wenig zu einer Prädiktion beitragen, dass jedoch letzten Endes erst ihre Kombination einen ersten Eindruck der künftigen Streckenführung zulässt. Ob die Zusammenführung aller Kandidatenabhängigen Prädiktionen zusätzlich einen besseren Eindruck vermitteln wird in Abschnitt 5.4.4 behandelt.

5.4.2 Analyse der Prädiktionsdistanz

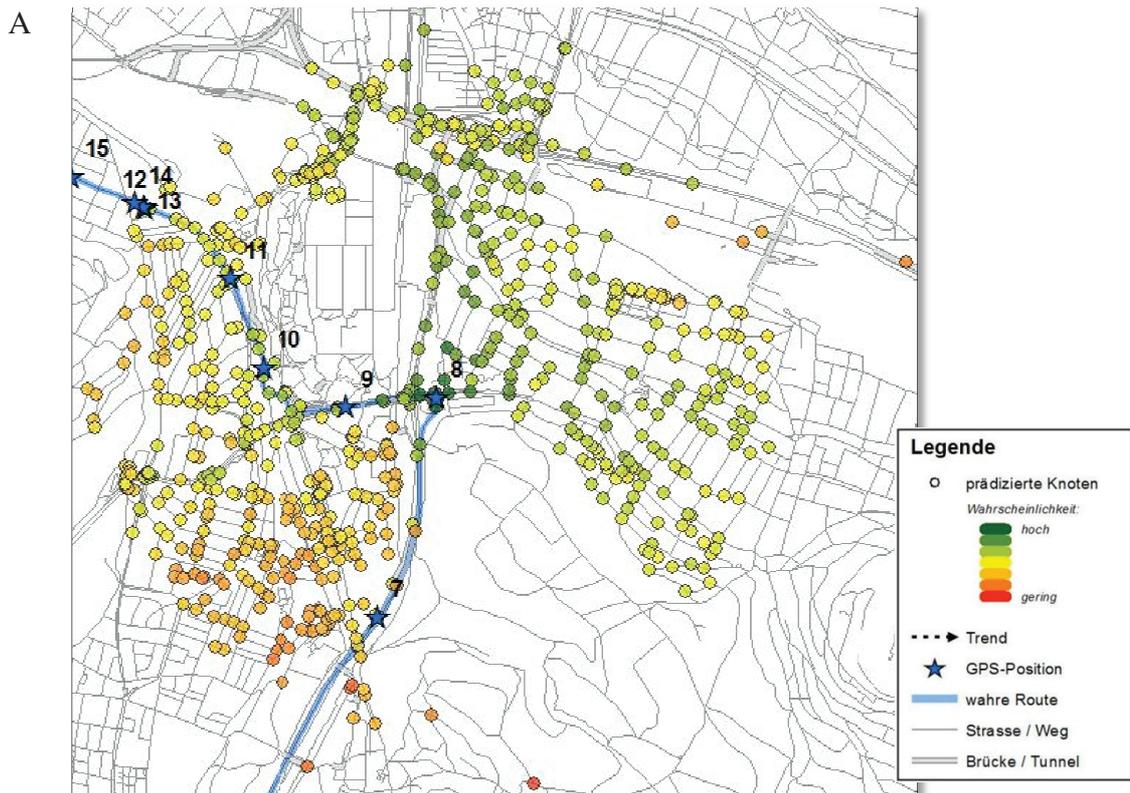
Wie weit eine Prädiktion gehen soll oder darf, wurde in Abhängigkeit der Distanz zwischen aktueller und vorangegangener Position gesetzt. In der Situation, aus Abb. 41 / B beträgt dieser Abstand aufgrund der Verkehrslage und Fahrgeschwindigkeit gerade mal etwa 200 m, während er in Abb. 41 / A über 1000 m weit ist. In beiden Fällen beträgt die Aufzeichnungsrate Rund eine Minute. Durch das Verlassen der Autobahn bei Position Nr. 8 verringert sich das Tempo stark, die Prädiktionsdistanz ist jedoch noch immer sehr hoch, wodurch die Prognose, in Anbetracht der künftigen Geschwindigkeit, zu weitreichend ist.

Der Versuch, anhand der zurückgelegten Strecken und den daraus ermittelten Angaben eine dynamisch Festlegung der Prädiktionsdistanz vorzunehmen, funktioniert nur bedingt. Wegen der geringen Aufzeichnungsrate findet eine starke Verzögerung bei der

Anpassung der Prädiktionsdistanz statt, was sich speziell bei starker Geschwindigkeitsveränderung auswirkt.

Die Prädiktionsdistanz rein anhand der Verzweigungsmöglichkeiten auf einen fixen Wert zu beschränken würde keinen Sinn machen. Die in Kapitel 0 und 5.4.1 erwähnten häufig auftretenden Knoten, die keine wahre Verzweigung verkörpern, würden das Resultat wie in Abb. 38 zugunsten der langen Segmente verzerren.

Beide angesprochenen Varianten weisen ihre Vor- und Nachteile auf, weshalb sie als sich ergänzenden Kriterien die Prädiktionspfadlänge beschränken sollen. Durch die Kombination ist bei kurz aufeinanderfolgenden Positionen eher die Distanzbeschränkung und bei grösserem Positionsabstand eher die Segmentbeschränkung wirksam.



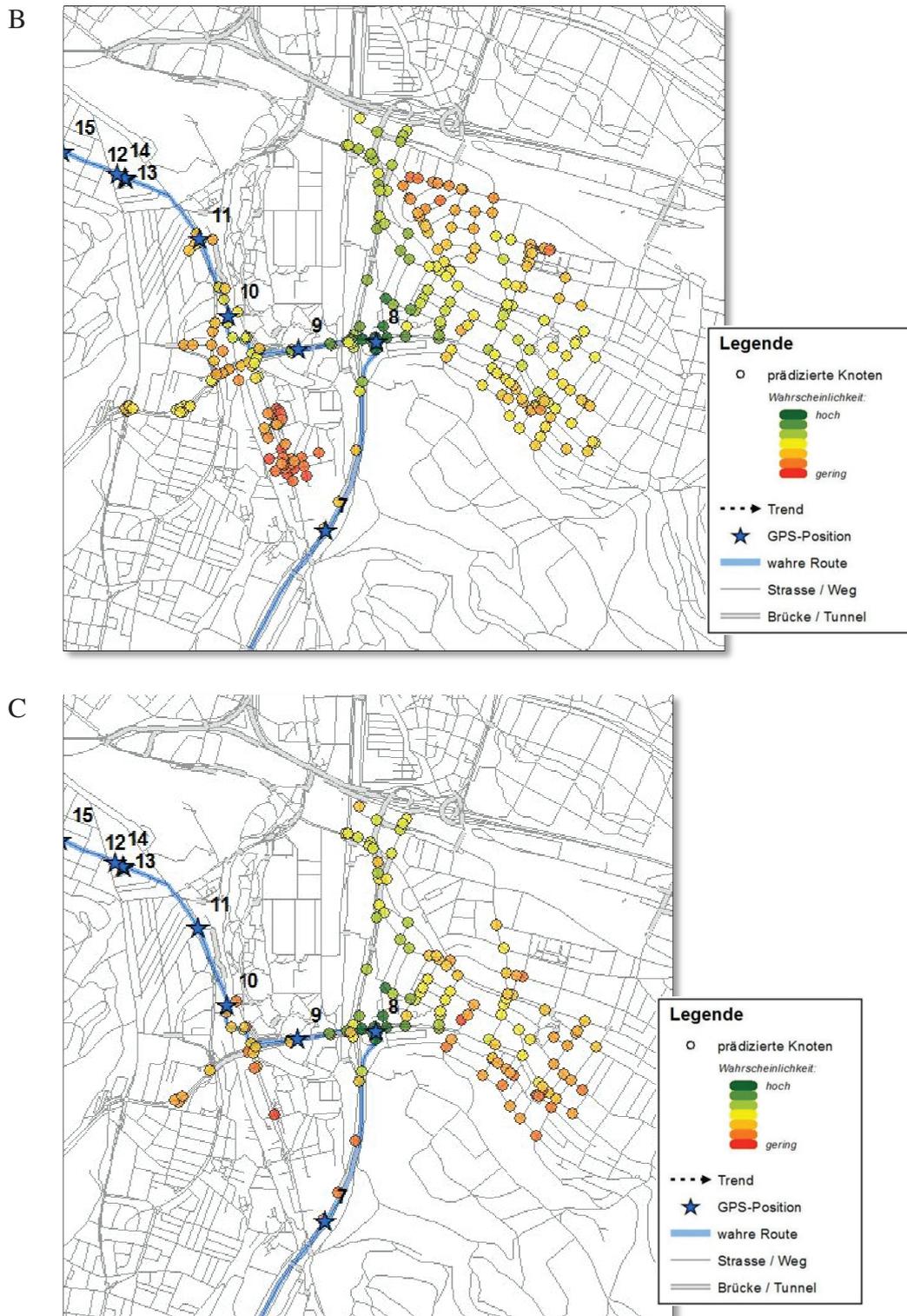


Abb. 42 Vergleich von Prädiktionsdistanzen

Abb. 42 zeigt die Prädiktion von Position Nr. 8 aus in ungefilterter Form (A), beziehungsweise lediglich beschränkt aufgrund der Distanzen zu den Vorgängerkandidaten. B zeigt die Prädiktion nach der Beschränkung der maximalen Pfadlänge auf die Länge der kürzesten Verbindung zu einem Vorgängerkandidaten. C

stellt die letztlich umgesetzte Variante, mit einer weiteren Einschränkung dieser Pfade auf all jene dar, mit höchstens zehn Segmenten.

In erster Linie lässt sich aufgrund des starken Einflusses der Netzkonstellation kein allgemeingültiger, geeigneter Wert festlegen. Wird der Wert zu klein gewählt, wirkt er zu restriktiv, ist er zu gross, so hat er keine Wirkung. Anhand der Untersuchungen zeichnete sich ein Wertebereich zwischen fünf und zehn als sinnvoll ab.

5.4.3 Kandidatenabhängige Prädiktion

Gemäss der Beschreibung in Kapitel 0, entsteht bei der Kandidatenabhängigen Prädiktion eine Klassierung aller Knoten innerhalb der Prädiktionsdistanz, respektive aller Knoten deren Zubringerpfade nicht den Beschränkungskriterien für die Prädiktionsdistanz zum Opfer fallen. Für die Zugänglichkeit der potenziellen Zielknoten wird dasselbe Netzwerk verwendet, wie für das Map-Matching, womit auch bei der Prädiktion, die Informationen aus zulässiger Fahrtrichtung Segmentklassen zum Einsatz kommen. Die Auswirkungen dieser Angaben wurden bereits im Rahmen des Map-Matchings untersucht und an dieser Stelle nicht nochmals analysiert.

Die Untersuchung der Auswirkungen der einzelnen Klassierungselemente in Kapitel 5.4.1 zeigt, dass deren Verwendung erste Hinweise auf einen künftigen Streckenverlauf liefern. Die Betrachtung gilt jedoch lediglich für einen Kandidaten. Berücksichtigt man dessen unsichere Verortung, so darf Prädiktion zum jetzigen Zeitpunkt lediglich als Zwischenschritt, hin zur synoptischen Prädiktion gewertet werden. Auf eine detaillierte Untersuchung wird darum verzichtet.

5.4.4 Synoptische Prädiktion

Anhand der synoptischen Prädiktion soll ein umfassenderes Bild der Prognose erstellt werden. Es ist zu einem grossen Teil Spekulation die Kandidaten als tatsächliche Fahrzeugstandorte zu betrachten. Die Vereinigung aller kandidatenabhängigen Prognosen soll den Unsicherheiten der Einzelresultate entgegenwirken. Die Bewertung der Zielknoten anhand ihrer jeweils besten Klassierung erstellt eine auf die GPS-Position bezogene, optimistische Vorhersage.

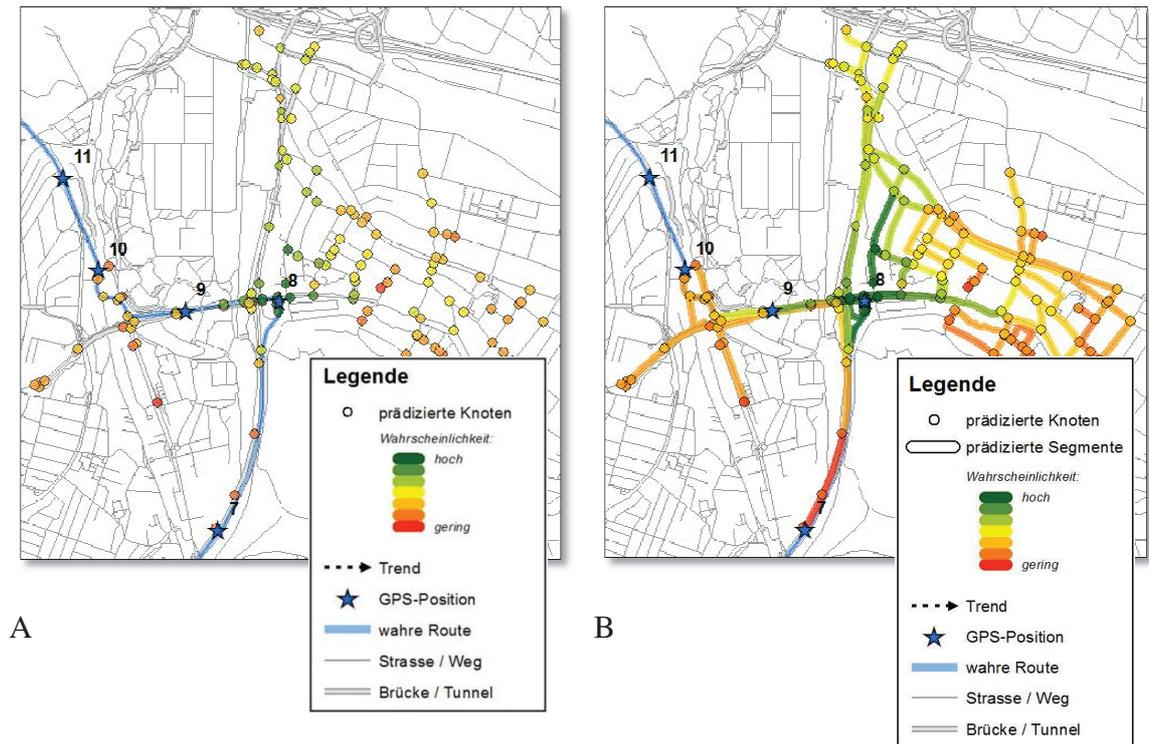


Abb. 43 Synoptische Prädiktion der Knoten (A) und Segmente (B)

Zumindest in visueller Hinsicht aussagekräftiger als nur anhand der Knoten, wird die Prädiktion durch die Klassierung der Segmente (siehe Kapitel 0), aufgrund der Werte ihrer Endknoten (Abb. 43 / B).

Anhand von Stichproben bei unterschiedlich zu charakterisierenden Netzwerkkonstellationen, wurde die Qualität der Prädiktionen kontrolliert:

Autobahn:

Eigenschaften: Nur eine Fahrtrichtung mit wenig Verzweigungen. Aufgrund der hohen Geschwindigkeit reicht die Prädiktion sehr weit.

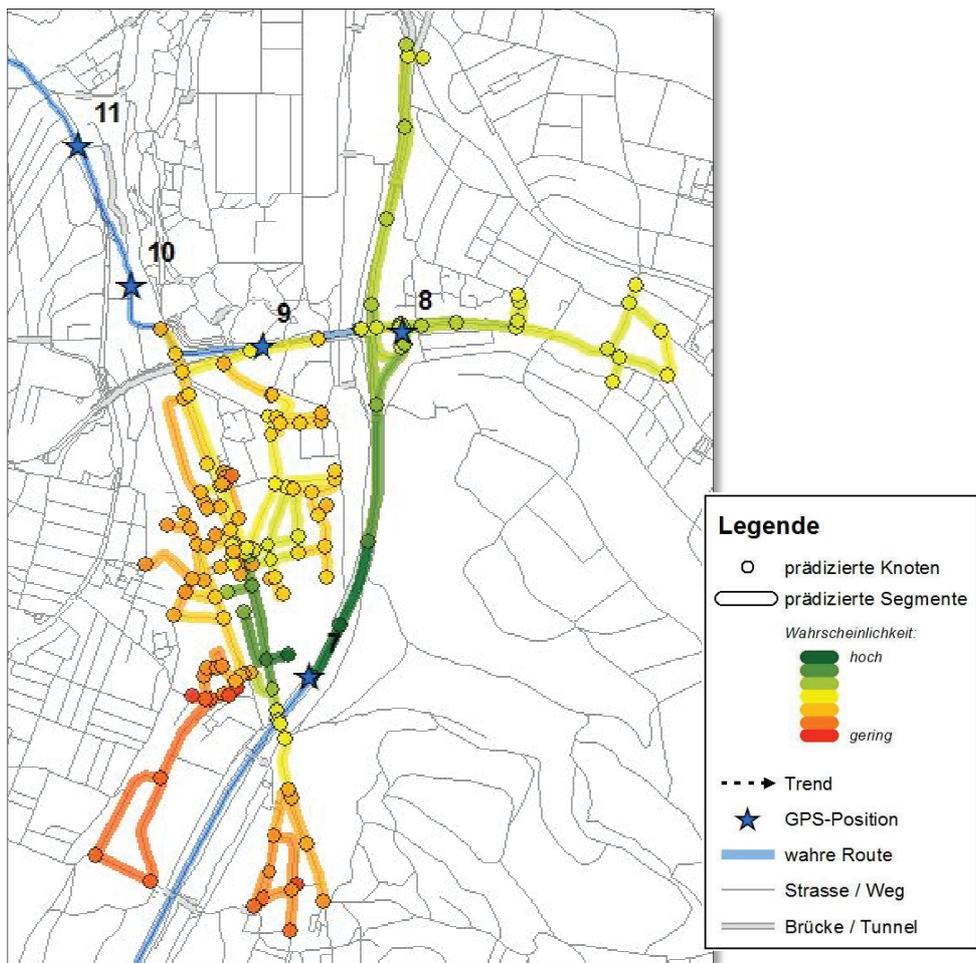


Abb. 44 Synoptische Prädiktion auf der Autobahn

Die Prädiktion für Position 7 in Abb. 44 zeigt deutlich, dass die wahrscheinlichste künftige Strecke der wahren Route auf der Autobahn entspricht. Die vielen zusätzlichen Optionen westlich der Autobahn und südlich von Position 7 entstehen aufgrund eines einzigen Kandidaten. Könnte die Kandidatensuche präzisiert beziehungsweise der Suchradius verkleinert werden, würden diese zusätzlichen Knoten und Segmente gar nicht in Betracht gezogen. Markant ist zudem die ‚Kanalisation‘ der Prädiktion entlang der Autobahn, aufgrund fehlender Ausfahrten.

Autobahnausfahrt:

Eigenschaften: Mix der zulässigen Fahrtrichtung und diverse Verzweigungen. Aufgrund der hohen Geschwindigkeit von der Autobahn reicht die Prädiktion sehr weit.

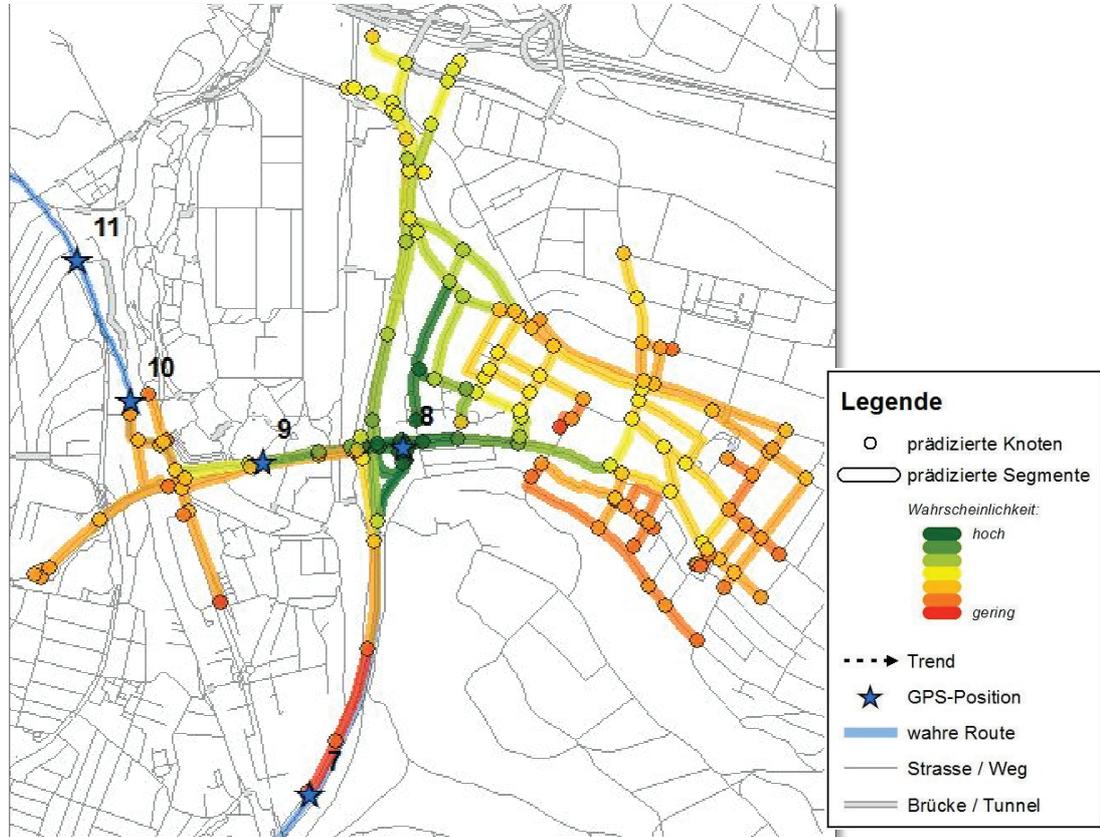


Abb. 45 Synoptische Prädiktion bei einer Autobahnausfahrt

Position 8 befindet sich direkt auf einer Autobahnausfahrt (siehe Abb. 45) und bringt somit die ungünstigsten Eigenschaften für die Prädiktion mit sich. Zum einen führt der Tempowechsel zu einer weitreichenden Prädiktionsdistanz. Dies kombiniert mit verhältnismässig vielen Verzweigungsmöglichkeiten und einem Richtungswechsel der wahren Route führt dazu, dass diese Prädiktion keine wirklich stimmige Aussage liefert. Zwar wird die tatsächliche Route mit einer erhöhten Wahrscheinlichkeit in Betracht gezogen, gesamthaft würde man aufgrund der Prognose jedoch eher eine Weiterfahrt in östlicher Richtung erwarten.

Stadt:

Eigenschaften: Viele Einbahnstrasse und Verzweigungen. Geringe Prädiktionsreichweite aufgrund der niedrigen Geschwindigkeit, verursacht durch die Verkehrsdichte.

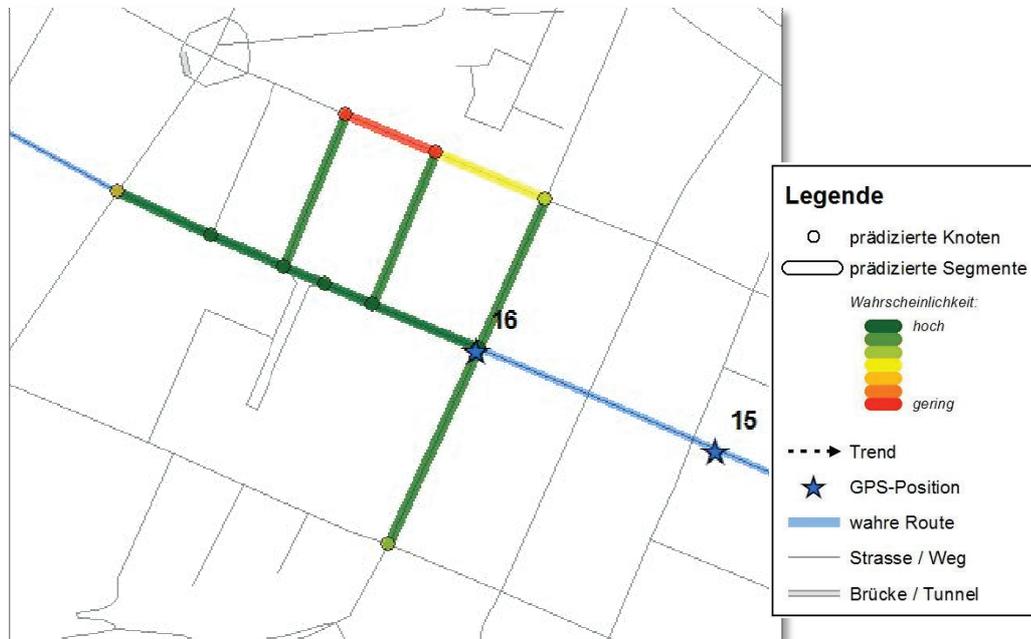


Abb. 46 Synoptische Prädiktion in einer Stadt

Die geringe Prädiktionsdistanz bei Position 16 in Abb. 46, macht die Prognose sehr übersichtlich. Es ist erkennbar, dass die Vorhersage in Kombination mit der bereits zurückgelegten Strecke verlässliche Rückschlüsse zur weiteren Routenführung zulässt. Die starke Einschränkung der präzidierten Segmente kommt unter anderem durch die zulässigen Fahrrichtungen und die Strassentypisierung zustande.

Land:

Eigenschaften: Beide Fahrrichtungen sind zulässig. Die wenigen Verzweigungen gehen meist auch mit einem Wechsel der Strassentypen einher.

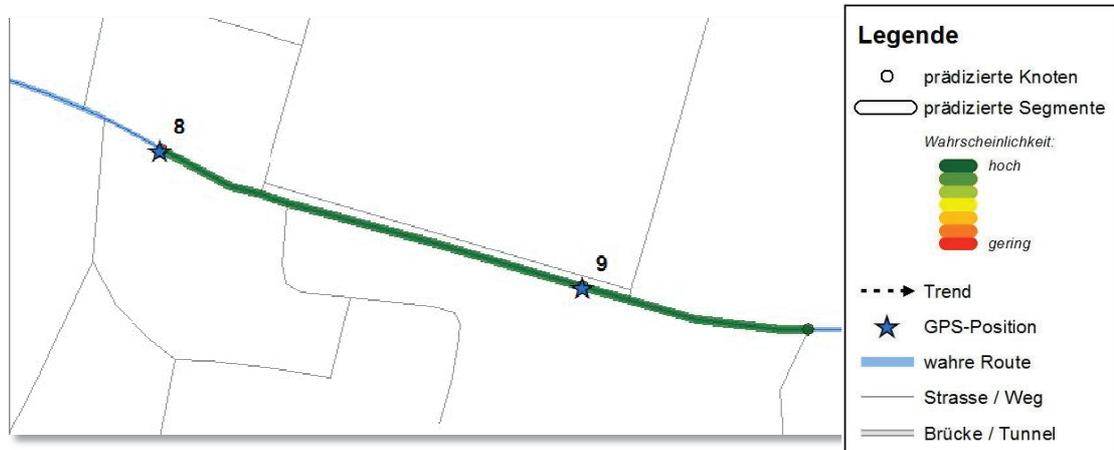


Abb. 47 Synoptische Prädiktion auf dem Land

Die Prädiktion auf Überlandstrecken, wie bei Position 9 in Abb. 47, bietet meist nicht sehr viel Interpretationsspielraum. Ein Grossteil der möglichen Verzweigungen wird aufgrund ihrer Typisierung (nicht befahrbar) nicht in Erwägung gezogen, so dass nebst dem gleichbleibenden Streckenverlauf lediglich die Kehrtwende möglich ist.

Dorf:

Eigenschaften: Kaum Einbahnstrassen, dafür viele Verzweigungen.

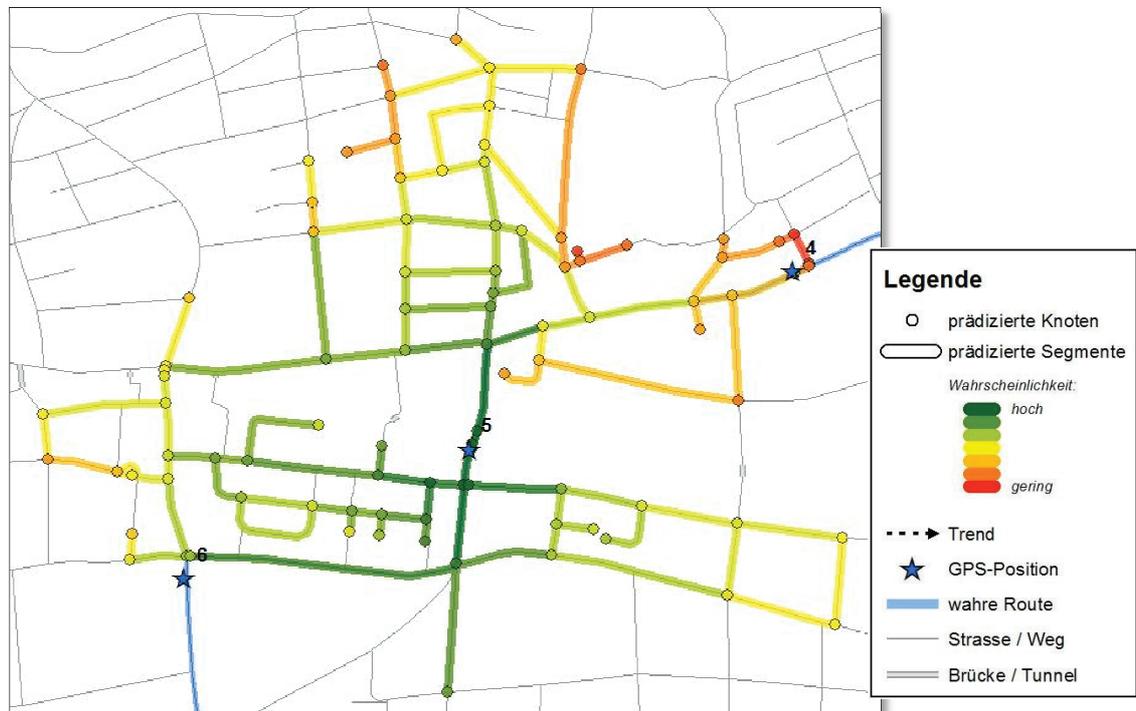


Abb. 48 Synoptische Prädiktion in Dörfern und Vororten

Aufgrund fehlender Beschränkungen der Fahrtrichtungen ist bei Prädiktionen in dörflichen Gegenden fast alles möglich. Die Prädiktion bei Position 5 in Abb. 48, geht in alle Richtungen. Die Klassierungselemente ‚Distanz‘ und ‚Verzweigung‘ wirken in alle Richtungen gleich. Die tatsächlichen Richtungswechsel der gefahrenen Route setzen zudem die ‚Verwinkelung‘ ausser Kraft gesetzt. Einzig das Klassierungselement ‚Richtung‘ lässt die Prognose zur Folgeposition Nr. 6 weisen.

6 Zusammenfassung

Im Rahmen dieser Arbeit konnte ein Algorithmus erarbeitet werden, welcher einerseits die Routenfindung (Map-Matching) und zum anderen eine Prognostizierung (Prädiktion) des voraussichtlichen, weiteren Streckenverlaufs eines beobachteten Fahrzeugs, aufgrund von wenig präzisen Positions- und Netzwerkdaten ermöglicht. Aufgrund der vermeintlich schlechten Ausgangslage wurde der Ansatz der Fuzzy-Theorie in den Prozess integriert, um so die Resultate nicht zu beschönigen, sondern mit all ihren Unsicherheiten, für den Nutzer ersichtlich, zu prozessieren. Der Algorithmus wurde mit der Software *FME Desktop 2013*, der Firma *Safe Software Inc.* implementiert.

Die Verwendung von *FME* zur versuchsweisen Implementierung des Algorithmus, hat sich als zweckdienlich, wenn auch in gewissen Bereichen sehr unhandlich erwiesen. Die Software bietet die nötigen Werkzeuge um sämtliche Teilprozesse zusammenzustellen. Durch das Fehlen der Möglichkeit zur Schleifenprogrammierung, welche aufgrund der iterativen Schritte gebraucht werden, ist man gezwungen diese manuell auszulösen. Alleine die Tatsache der fehlenden Automatisierung, disqualifiziert das Programm somit für eine effiziente Anwendung in der Praxis. Ausserdem werden zusätzliche Teilprozesse innerhalb des Arbeitsflusses notwendig, was auch die Prozesslaufzeit stark negativ beeinflusst.

Resultate:

Im Rahmen der Untersuchungen wurde gezeigt, dass es möglich ist anhand von Daten mit minimalem semantischem Inhalt, die Prozesse des Map-Matching und der Prädiktion in *FME* umzusetzen. Die Resultate der beiden Teilprozesse wurden mit tatsächlich gefahrenen Routen verglichen und für brauchbar erachtet.

Bezogen auf die aufgestellten Hypothesen bedeutet dies folgendes:

- Erste Map-Matching-Hypothese:

Es ist möglich, mit den gegebenen, wenig präzisen Positionsdaten, Map-Matching-Resultate zu erzielen, die dem Nutzer Informationen über den wahren Routenverlauf liefern.

Der rein geometriebasierte Algorithmus, also ohne Verwendung von zusätzlichen semantischen Informationen aus den Netzwerkattributen, wie Fahrtrichtung und Strassentypen, lieferte erste Resultate. Diese sind jedoch nur dann zuverlässig, wenn die vorgegebene Positionsgenauigkeit von ± 100 m verbessert und dadurch der Suchradius für die Kandidaten verkleinert wird. Die Hypothese kann somit nur bedingt bestätigt werden.

- Zweite Map-Matching-Hypothese:

Unter Verwendung der zulässigen Fahrtrichtung, sowie den Angaben zur Befahrbarkeit aus den Netzwerkattributen, wird eine deutliche Verbesserung der Resultate herbeigeführt.

Trotz der teils fehlerhaften Angaben zu Strassentypen und zulässigen Fahrtrichtungen, konnte mit diesen Informationen eine deutliche Verbesserung des Map-Matchings herbeigeführt werden, sodass innerhalb der untersuchten Daten, die wahrscheinlichste ermittelte Strecke zu beinahe 100 % der wahren Route entspricht. Die zweite Map-Matching-Hypothese kann somit bestätigt werden.

- Prädiktions-Hypothese:

Es ist möglich, unter Verwendung der Annahmen 1 – 4 und der bereits zurück gelegten Strecke, Prädiktions-Resultate zu erzielen, die dem Betrachter Informationen über den künftigen Routenverlauf liefern.

Die Verwendete Variante zur Knoten- und Segmentklassierung hat sich als brauchbarer Ansatz erwiesen. Ein höherer Präzisionsgrad durfte anhand der wenigen Informationen auch nicht erwartet werden. Durch Einbezug der Netzwerkattribute konnte die Vielzahl der möglichen weiteren Routen deutlich eingeschränkt und das Resultat somit präzisiert werden. Die Untersuchung der Prognosen an unterschiedlich charakterisierten Netzkonstellationen hat gezeigt, dass vor allem die Eigenschaften des Strassennetzes darüber bestimmen, wie aussagekräftig die Prädiktion ist. Vollzieht ein Track markante Richtungswechsel, so sind diese anhand der zurückgelegten Strecke nicht vorherzusehen. Ebenfalls sind Gebiete mit vielen Verzweigungen und ohne ‚Einbahnstrassen‘ kompliziert, da die Weiterfahrt in jede Richtung rechnerisch nahezu gleichwahrscheinlich ist. Trotz der Präzisierung der Resultate durch die

Berücksichtigung der Netzwerkattribute, kann die Prädiktions-Hypothese lediglich mit Vorbehalt bestätigt werden.

Nutzen und Anwendung:

Bezogen auf die ursprüngliche Idee der KaPo, kann der entworfene Algorithmus aus zweckdienlich bezeichnet werden. Die Einsatzleitzentrale der KaPO kann damit aus den Daten abzuleiten welche Route ein Einsatzfahrzeug in den vergangenen paar Minuten zurück gelegt hat und welchen Weg es als nächstes nehmen wird. Anhand der Resultate lässt sich aus den GPS-Positionen, in Verbindung mit dem entsprechend aufbereiteten Netzwerk, relativ zuverlässig die wahrscheinlichste gefahrene Strecke eines Einsatzfahrzeugs ermitteln. Aufgrund des verwendeten Fuzzy-Ansatzes wird bei der Visualisierung der Resultate klar vermittelt, welche alternativen Routen allenfalls noch in Erwägung zu ziehen sind. Anhand der Prädiktion für die jeweils aktuellste Positionsmessung, wird durch die Klassierung ein Eindruck davon vermittelt, welche Folgesegmente für eine künftige Befahrung in Betracht zu ziehen sind und mit welcher Wahrscheinlichkeit diese genutzt werden. Die Einsatzleitstelle hat somit neu die Möglichkeit, Fahrzeuge zu navigieren, respektive diese bei der Zielfindung zu unterstützen. Durch das Wissen über die bereits befahrene und die zu befahrende Strecke eines Einsatzfahrzeugs, wird die Leitstelle bei der Zuteilung von Einsätzen und Verfügbarkeiten unterstützt, ohne dass zum Beispiel Rücksprachen über Funk notwendig sind.

Ausblick:

Um den Algorithmus alltagstauglich zu machen benötigt es noch weiterer Bearbeitung und Optimierung:

- Die Verwendung von *FME* zur Implementierung hat sich im Rahmen dieser Arbeit als zweckdienlich erwiesen. Aufgrund der bereits angesprochenen Automatisierungsschwächen, ist die Software jedoch nicht brauchbar für eine Echtzeitlösung.
- Eine Verbesserung der Positionsgenauigkeit ermöglicht die Verkleinerung des Suchradius für die Kandidatensuche. Die damit einhergehende Minimierung der möglichen befahrenen Segmente reduziert nachgewiesenermassen die

Prozessierdauer und präzisiert die Resultate, respektive erhöht deren Zuverlässigkeit.

- Die in diesem Algorithmus verwendeten Grenzwerte für Plausibilitätsprüfungen sind auf die Charakteristiken der Ausgangsdaten (Genauigkeit ± 100 m und Aufzeichnungsrates ca. 1 min) ausgelegt. Bei Verwendung unterschiedlicher Aufzeichnungssensoren wäre es von Vorteil, die benötigten Parameter dynamisch aus den Berechnungen abzuleiten oder diese aufgrund empirischer Analyse festzulegen.
- Aufgrund der Ortskenntnisse im Testgebiet konnten diverse Schwachstellen im *OSM*-Netzwerk, beziehungsweise der Attributierung der Segmente, festgestellt werden. Obwohl diese im Rahmen dieser Thesis als ausreichend befunden wird, wird eine eingehende Prüfung und Überarbeitung des verwendeten Netzwerks für den realen Gebrauch empfohlen.
- Durch eine Aufarbeitung des Strassennetzwerks ist die Verwendung weiterer Netzattribute denkbar. Beispielsweise wurde die zulässige Höchstgeschwindigkeit im Rahmen dieser Thesis noch nicht berücksichtigt, da diese in *OSM* kaum erfasst ist.
- Sollte es künftig möglich sein, den fortführenden Streckenverlauf zuverlässiger zu prognostizieren, wäre in Betracht zu ziehen, diese Informationen wiederum für die anschließende Routenfindung zu nutzen. Aus der Rückkoppelung von Vorhersage und Bestätigung, könnte das System lernen und seine Prädiktionsparameter optimieren.
- Weiter wäre denkbar, dass beispielsweise die Einsatzleitstelle durch interaktive, manuelle Ergänzung von Positionen, die Trajektorien ergänzt und durch eigene Annahmen den Messungen vorgreift, um zusätzliche Informationen zur Entscheidungsfindung zu erhalten.

7 Literaturnachweis

Schlüssel:

NACHNAME, INITIALE DES VORNAMENS.: *Titel*. In: Sammelwerk, **Ausg.5, Nr.3**, S.10-12, Verlag, Jahr.

BERNSTEIN, D., KORNHAUSER, A.L.: *An introduction to map matching for personal navigation assistants*. New Jersey TIDE Center, ULR: <http://www.njtude.org/reports/mapmatchintro.pdf> [5.12.2012], 1996.

BRILINGAITE, A., JENSEN, C.S.: *Online Route Prediction for Automotive Applications*. In: Proceedings of the Thirteenth World Congress and Exhibition on Intelligent Transport Systems and Services, London, 2006.

EISNER, J., FUNKE, S., HERBST, A., SPILLNER, A., STORANDT, S.: *Algorithms for Matching and Predicting Trajectories*. In: Proceedings of the Thirteenth Workshop on Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX), San Francisco, 2011.

FU, M., LI, J., WANG, M.: *A hybrid map matching algorithm based on fuzzy comprehensive Judgment*. In: IEEE on Intelligent Transportation Systems, S.613-617, Washington D.C., 2004.

GREENFELD, J.S.: *Matching GPS Observations to Locations on a Digital Map*. In: proceedings of the 81th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington D.C., 2002.

GRUSH, B.: *The Case Against Map-Matching*. In: European Journal of Navigation, Aug.6, Nr.3, 2008.

KRUMM, J.: *A Markov Model for Driver Turn Prediction*. In: Society of Automotive Engineers (SAE) 2008 World Congress, Detroit, 2008.

KRUMM, J.: *Real Time Destination Prediction Based On Efficient Routes*. In: Society of Automotive Engineers (SAE) 2006 World Congress, 2006.

LOU, Y., ZHANG, C., ZHENG, Y., XIE, X., WANG, W., HUANG, Y.: *Map-Matching for Low-Sampling-Rate GPS Trajectories*. In: ACM GIS '09, Seattle, 2009.

- SANER, M.: *Fuzzy-Map-Matching und Routenprädiktion - Mehrwert aus wenig präzisen Positionsdaten*
- MARCHAL, F., HACKNEY, J., AXHAUSEN, K.W.: *Efficient map-matching of large GPS data sets - Tests on a speed monitoring experiment in Zurich*. In: Arbeitsbericht Verkehrs- und Raumplanung, Institut für Verkehrsplanung und Transportsysteme, ETH Zürich, 2009.
- MAUK, T.: *Selbstlernende, zuverlässigkeitsorientierte Prädiktion energetisch relevanter Größen im Kraftfahrzeug*. Dissertation an der Universität Stuttgart, ULR: http://www.fkfs.de/uploads/publikationen/Dis_Tobias_Mauk_2011.pdf [11.05.2013], 2011.
- QUDDUS, M.A., OCHIENG, W.Y., ZHAO, L., NOLAND, R.B.: *A general map matching algorithm for transport telematics applications*. In: GPS Solutions, Ausg.7, Nr.3, S.157-167, Springer-Verlag, 2003.
- QUDDUS, M.A., NOLAND, R.B., OCHIENG, W.Y.: *A High Accuracy Fuzzy Logic Based Map Matching Algorithm for Road Transportations*. In: Journal of Intelligent Transportation Systems, Ausg.10, Nr.3, S.103-115, 2006.
- SYED, S., CANNON, M.E.: *Fuzzy Logic Based-Map Matching Algorithm for Vehicle Navigation System in Urban Canyons*. In: ION National Technical Meeting, San Diego, 2004.
- WHITE, C.E., BERNSTEIN, D., KORNHAUSER, A.L.: *Some map matching algorithms for personal navigation assistants*. In: Transportation Research, Ausg.C 8, S.91-108, 2000.
- YANG, J., KANG, S., CHON, K.: *THE MAP MATCHING ALGORITHM OF GPS DATA WITH RELATIVELY LONG POLLING TIME INTERVALS*. In: Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Ausg.6, S.2561-2573, 2005.
- ZHOU, J., GOLLEDGE, R.: *A Three-step General Map Matching Method in the GIS Environment: Travel/Transportation Study Perspective*. In: International Journal of Geographical Information System, 2006.