Universität Stuttgart

Institut für Straßen- und Verkehrswesen
Lehrstuhl für Verkehrsplanung und Verkehrsleittechnik
Univ.-Prof. Dr.-Ing. M. Friedrich

Methoden zur Analyse und Prognose des Verkehrsaufkommens unter Berücksichtigung des Wetters auf Autobahnen

Juliane Pillat

Veröffentlichungen aus dem
Institut für Straßen- und Verkehrswesen

Heft 49 (Juli 2014)

ISSN 0932 - 402X
ISBN 978 - 3 - 9810573 - 8 - 6
D 93 (Dissertation der Universität Stuttgart)

Universität Stuttgart

Institut für Straßen- und Verkehrswesen
Lehrstuhl für Verkehrsplanung und Verkehrsleittechnik
Univ.-Prof. Dr.-Ing. M. Friedrich

Methoden zur Analyse und Prognose des Verkehrsaufkommens unter Berücksichtigung des Wetters auf Autobahnen

Juliane Pillat

Veröffentlichungen aus dem
Institut für Straßen- und Verkehrswesen

Heft 49 (Juli 2014)

Herausgeber : Institut für Straßen- und Verkehrswesen
Universität Stuttgart

Copyright : Das Copyright liegt beim Verfasser.

Eigenverlag und Vertrieb : Institut für Straßen- und Verkehrswesen
Universität Stuttgart

Lehrstuhl für Verkehrsplanung und
Verkehrsleittechnik
Pfaffenwaldring 7
70569 Stuttgart

Hinweis / Note:

Diese Veröffentlichung ist auch als "Elektronische Dissertation" online unter **http://elib.uni-stuttgart.de** verfügbar und kann dort im PDF-Format heruntergeladen werden.

This paper is also published online as "Electronic Dissertation" at **http://elib.uni-stuttgart.de** and can be downloaded there as PDF file.

Methoden zur Analyse und Prognose des Verkehrsaufkommens unter Berücksichtigung des Wetters auf Autobahnen

Von der Fakultät Bau- und Umweltingenieurwissenschaften der Universität Stuttgart zur Erlangung der Würde eines Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.) genehmigte Abhandlung

Vorgelegt von

Juliane Pillat

aus Berlin

Hauptberichter: Prof. Dr.-Ing. Markus Friedrich

Mitberichter: Prof. Dr.-Ing. Martin Fellendorf

Tag der mündlichen Prüfung: 11. Juli 2014

Institut für Straßen- und Verkehrswesen

Lehrstuhl für Verkehrsplanung und Verkehrsleittechnik

Universität Stuttgart

2014

Vorwort

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftliche Mitarbeiterin am Lehrstuhl für Verkehrsplanung und Verkehrsleittechnik des Institutes für Straßen- und Verkehrswesen an der Universität Stuttgart.

Im Folgenden möchte ich die Möglichkeit nutzen, um mich bei meinen Betreuern, Kollegen, Freunden und Familie zu bedanken.

Besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Prof. Dr.-Ing. Markus Friedrich. Dafür, dass er mir die Möglichkeit gegeben hat, als wissenschaftliche Mitarbeiterin zu forschen und diese Zeit mit einer Promotion abzuschließen. Seine stete Unterstützung mit vielen fachlichen und so manchen persönlichen Ratschlägen war und ist unbezahlbar. Besonders seine Offenheit gegenüber neuen Ideen und seine didaktischen Fähigkeiten, seine Ideen und Methoden Studenten und Mitarbeitern näherzubringen, haben mich nachhaltig beeindruckt.

Bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Martin Fellendorf möchte ich mich für die Übernahme der Rolle des Mitberichters bedanken. Seine Vorschläge und Anmerkungen haben wesentlich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen.

Ein weiteres herzliches Dankeschön möchte ich an meine Kollegen richten. Die Zusammenarbeit mit Euch war wirklich großartig und hat unglaublich viel Spaß gemacht. Speziell möchte ich mich bei Jochen Lohmiller bedanken, für eine überaus angenehme und ertragreiche Zusammenarbeit im Projekt WOLKE. Bei Eileen Mandir, für die gelernten, geteilten und gezeigten Dinge im Projekt *wiki* und in Echt. Bei Benjamin Rabenstein, der immer geduldig nicht nur die vorliegende Arbeit betreffende Gedankenblitze in die richtige Richtung leitete. Und bei Alice Lorenz möchte ich mich bedanken, für die kleinen und großen Dinge, die so manches Mal im Hintergrund "wie von selbst" passierten.

Ein letzter und nicht weniger großer Dank gilt meinen Lieben: Freunden und Familie. Mit Behutsamkeit und Verständnis aber auch Neugier und Interesse habt Ihr mir, seit ich mich erinnern kann, einen Rückhalt gegeben, wie er liebevoller nicht hätte sein können. Danke.

Juliane Pillat

Dieser Dissertation liegen Teile der im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Technologie unter dem Förderkennzeichen 19 P 10017B durchgeführten Forschungsarbeit im Projekt „WOLKE - Wetterabhängige Kalibrierung von Verkehrsmodellen für eine optimierte Verkehrssteuerung“ zugrunde.

Die Verantwortung für den Inhalt liegt allein beim Autor.

Alle für die vorliegende Dissertation relevanten Daten und Arbeitsschritte, die von Projektpartnern des Projektes WOLKE (Autobahndirektion Südbayern, MicKS MSR GmbH, PTV AG, Universität Stuttgart) zur Verfügung gestellt bzw. durchgeführt wurden, sind explizit als solche gekennzeichnet. Dies betrifft vor allem die Bereitstellung und Aufbereitung der Wetterdaten durch die Firma MicKS MSR sowie die Aufbereitung der erfassten Fahrzeiten und die programmtechnische Umsetzung des clusterbasierten Modells durch Jochen Lohmiller vom Lehrstuhls für Verkehrsplanung und der Verkehrsleittechnik der Universität Stuttgart.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis **VII**

Tabellenverzeichnis **XII**

Kurzfassung **XV**

Abstract **XIX**

1 Einleitung **1**

1.1 Problemstellung 1

1.2 Zielsetzung 2

1.3 Aufbau der Arbeit 4

2 Stand der Forschung **5**

2.1 Grundlegende Begrifflichkeiten 5

2.2 Typisierung von Verkehrsmodellen 7

2.3 Verkehrsnachfragemodellierung 8

2.3.1 Entscheidungsmodelle 8

2.3.2 Aufbau von Verkehrsnachfragemodellen 12

2.3.3 Kalibrierung der Modellparameter 19

2.3.4 Verkehrslage 21

2.4 Statistische Methoden 22

2.4.1 Typisierung der statistischen Methoden 23

2.4.2 Clusteranalyse 24

2.4.3 Regressionsanalyse 28

2.4.4 Logistische Regression 32

2.5 Statistische Methoden vs. Verkehrsmodelle 35

2.6 Bisherige Integration des Wetters in die Verkehrsmodellierung 36

2.7 Fazit zum Stand der Forschung 42

3 Datengrundlage **43**

3.1 Datenerhebung 43

3.1.1 Erhebungskonzept 43

3.1.2 Abgrenzung des Untersuchungsgebiets 45

3.1.3 Aufbau Testfeld 46

3.1.4 Vorhandene Verkehrsmodelle 48

3.2 Datenaufbereitung 49
3.2.1 Verkehrsstärkedaten 49
3.2.2 ANPR-Daten 50
3.2.3 Wetterdaten 59
3.2.4 Unfall- und Baustellendaten 62
3.2.5 Zeitliches und räumliches Zuordnen der Datenquellen 63
3.3 Zusammenfassung Datengrundlagen 64
4 Modellbildung und –anwendung 67
4.1 Vorgehen bei der Modellbildung und -anwendung 67
4.2 Ableiten der Hypothesen 70
4.3 Modelle zur Analyse und Prognose der Verkehrsstärke 77
4.3.1 Regressionsmodell 77
4.3.2 Clusterbasiertes Modell 106
4.3.3 Verkehrsnachfragemodell 126
4.3.4 Kombination der Modelle zur Prognose der Verkehrsstärke 155
4.4 Verkehrslageschätzung 165
4.4.1 Berechnung des Level of Service aus der Fahrzeit 165
4.4.2 Schätzung von Eintrittswahrscheinlichkeiten für den Level of Service 169
4.5 Übersicht der Modellergebnisse 177
5 Modellbewertung 181
5.1 Bewertungsmethode 181
5.2 Bewertung und Vergleich 185
5.3 Empfehlungen zur Anwendung der Modellansätze 199
6 Fazit 201
7 Literatur XXIII
8 Notationen XXXV
9 Begriffs- und Abkürzungsverzeichnis XXXIX

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Verschiedene Bewertungsfunktionen für die Berechnung von Auswahlwahrscheinlichkeiten 11
Abbildung 2: Zusammenspiel der Teilmodelle bei der Berechnung der Verkehrsnachfrage 15
Abbildung 3: Beispiel Netzganglinien für stündliche Verkehrsstärken aus vier richtungsbezogenen Detektoren für zwei verschiedene Tage 27
Abbildung 4: Analyseziele und Arbeitshypothesen im Forschungsprojekt WOLKE (vgl. Friedrich et al. (2014)) 44
Abbildung 5: Lage des Untersuchungsgebiets 45
Abbildung 6: Untersuchungsgebiet mit vorhandenen Messstellen 46
Abbildung 7: Netzausschnitte der vorhandenen Verkehrsmodelle 49
Abbildung 8: Statistik erfasster Kennzeichen, Anteile der Länderkennzeichen am Tagesverkehrsaufkommen, bezogen auf die vier ANPR-RMQ, alle Tage 53
Abbildung 9: Mittlere Anzahl der detektierten Fahrzeuge je 100.000 Einwohner pro Tag und Zulassungsbezirk für die vier ANPR-RMQ 54
Abbildung 10: Räumliche Abgrenzung des Regionalverkehrs anhand der Gebietskennzeichen der Zulassungsbezirke 56
Abbildung 11: Häufigkeitsverteilung der Anteile des regionalen Tagesverkehrsaufkommens für die vier ANPR-RMQ 57
Abbildung 12: Häufigkeitsverteilung der Anteile des regionalen Tagesverkehrsaufkommens und der 15-Minuten-Intervalle für den RMQ Hofoldinger Forst 58
Abbildung 13: Häufigkeitsverteilung der Anteile des Regionalverkehrs und des Pendlerverkehrs für 15-Minuten-Intervalle für den RMQ Hofoldinger Forst 59
Abbildung 14: Überblick des Vorgehens zur Modellbildung und -anwendung in Kapitel 4 68
Abbildung 15: Im Rahmen der Modellprognosen evaluierte TMC-Strecken im Untersuchungsgebiet 69
Abbildung 16: Jahresganglinien der Tagesverkehrsstärken, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, Jahr 2011 72
Abbildung 17: Relativer Wochengang des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst 73
Abbildung 18: Variationskoeffizient des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Wochentag und Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst 75
Abbildung 19: Tagesverkehrsaufkommen geordnet nach Niveau, Regionalverkehr, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, eingefärbt nach Wetterklassen 76
Abbildung 20: Vorauswahl der Regressionskoeffizienten am Beispiel der Fahrzeuge aus den Niederlanden 83

Abbildung 21: Modelliertes Tagesverkehrsaufkommen, zusammengesetzt nach Einflussgrößen, RMQ Hofoldinger Forst, Jahr 2011 - Ergebnis Regressionsanalyse 87
Abbildung 22: Einflussgrößen auf das Tagesverkehrsaufkommen, differenziert nach Wochentagen, RMQ Hofoldinger Forst, Jahr 2011 - Ergebnis Regressionsanalyse 88
Abbildung 23: Einflussgrößen auf das Tagesverkehrsaufkommen, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Jahr 2011 - Ergebnis Regressionsanalyse 89
Abbildung 24: Einfluss des Wetters auf das Tagesverkehrsaufkommen, differenziert nach Wochentagen, RMQ Hofoldinger Forst - Ergebnis Regressionsanalyse 91
Abbildung 25: Relative Änderung des durchschnittlichen Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Topwetter - Ergebnis Regressionsanalyse 92
Abbildung 26: Relative Änderung des durchschnittlichen Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, schlechtes Wetter - Ergebnis Regressionsanalyse 93
Abbildung 27: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, Sonntags, Topwetter - Ergebnis Regressionsanalyse 94
Abbildung 28: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, Schlechtes Wetter - Ergebnis Regressionsanalyse 95
Abbildung 29: Lage der vier exemplarischen RMQ - Regressionsanalyse Wettereinfluss differenziert nach Tageszeit 96
Abbildung 30: Änderung der stündlichen Verkehrsstärke, RMQ Hofoldinger Forst und RMQ AD Inntal, sonntags, Topwetter - Ergebnis stundenfeine Regressionsanalyse 97
Abbildung 31: Änderung der stündlichen Verkehrsstärke, RMQ Hofoldinger Forst und RMQ AD Inntal, sonntags, schlechtes Wetter - Ergebnis stundenfeine Regressionsanalyse 98
Abbildung 32: Änderung der stündlichen Verkehrsstärke, RMQ Hofoldinger Forst und RMQ AD Inntal, sonntags, Schnee - Ergebnis stundenfeine Regressionsanalyse 99
Abbildung 33: Prognosequalität der stündlichen Verkehrsstärke, Freitag bis Sonntag, ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Regressionsanalyse 103
Abbildung 34: Prognosequalität der Tagesverkehrsaufkommens Freitag bis Sonntag, ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Regressionsanalyse 103

Abbildung 35: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Freitagen - Ergebnis Regressionsanalyse 104
Abbildung 36: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Samstagen - Ergebnis Regressionsanalyse 105
Abbildung 37: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Sonntagen - Ergebnis Regressionsanalyse 105
Abbildung 38: Vorgehen bei der clusterbasierten Modellierung 107
Abbildung 39: Ergebnis Clusteranalyse der Tagesganglinien bestehend aus absoluten, stündlichen Verkehrsstärken, Clusterverfahren Average-Linkage, Distanzmaß GEH-Wert, Abbruchbedingung GEH = 16, RMQ Hofoldinger Forst, Einfärbung nach Wochentagen 111
Abbildung 40: Ergebnis Clusteranalyse der Tagesganglinien bestehend aus absoluten, stündlichen Verkehrsstärken, Clusterverfahren Average-Linkage, Distanzmaß GEH-Wert, Abbruchbedingung GEH = 8, RMQ Hofoldinger Forst, Einfärbung nach Wetterklassen..... 112
Abbildung 41: Ergebnis Clusteranalyse der Tagesganglinien bestehend aus absoluten, stündlichen Verkehrsstärken des Regionalverkehrs, Clusterverfahren Average-Linkage, Distanzmaß GEH-Wert, Abbruchbedingung GEH = 8, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Einfärbung nach Wetterklassen 113
Abbildung 42: Betrachtete RMQ bei der Berechnung beispielhafter Prognoseszenarien für das clusterbasierte Modell 115
Abbildung 43: Veränderung der Prognosequalität für unterschiedliche Vorklassifizierungen bei der Clusterung..... 116
Abbildung 44: Veränderung der Prognosequalität für unterschiedlich betrachtete Eigenschaften bei der Zuordnung von entstandenen Clustern zu Prognosetagen 118
Abbildung 45: Anwendung des Elbow-Kriteriums zur Festelgung des Abbruchkriteriums für das Averrage-Linkage-Verfahren 121
Abbildung 46: Veränderung der Prognosequalität für unterschiedliche Abbruchkriterien für das Average-Linkage-Verfahren 121
Abbildung 47: Prognosequalität der stündlichen Verkehrsstärke ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis clusterbasiertes Modell mit/ohne Betrachtung des Wetters..... 123
Abbildung 48: Prognosequalität der Tagesverkehrsstärke ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis clusterbasiertes Modell 124
Abbildung 49: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Freitagen - Ergebnis clusterbasiertes Modell 124
Abbildung 50: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Samstagen - Ergebnis clusterbasiertes Modell 125

Abbildung 51: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Sonntagen - Ergebnis clusterbasiertes Modell 126
Abbildung 52: Teilmodelle eines wetterabhängigen Verkehrsnachfragemodells für die stundenfeine Prognose 127
Abbildung 53: Anzahl zurückgelegter Wege pro Tag, alle Personen (mobil und nicht mobil), Anzahl Wege: 193.290, Anzahl Freizeitwege: 61.900, Datenquelle: MiD 2008 132
Abbildung 54: Veränderung der Erzeugungsrate für Freizeitwege mit dem Pkw, länger als 10 km, Anzahl Wege 11.527, differenziert nach Wetterklasse, Referenz Mittelwetter, Datenquelle: MiD 2008..... 133
Abbildung 55: Reiseweitenverteilung für Freizeitwege mit dem Pkw, Anzahl Wege: 30.600, differenziert nach Wetterklasse, Datenquelle: MiD 2008 134
Abbildung 56: Vorgehen bei der wetterabhängigen Nachfragemodellierung..... 136
Abbildung 57: Festgelegte Wetterregionen im Untersuchungsgebiet mit zugeordneten Wetterstationen 139
Abbildung 58: Verwendeter Bewertungsfunktionstyp für die Abbildung Zielwahl .. 141
Abbildung 59: Resultierende Reiseweitenverteilungen in Abhängigkeit vom Widerstandsparameter des Zielwahlmodells 142
Abbildung 60: Beispiel für eine Wettersituation, definiert durch die Wetterklassen in den jeweiligen Wetterregionen..... 148
Abbildung 61: Verwendete Tagesganglinien für die Abbildung der Abfahrtszeitwahl, Datenquelle MiD 150
Abbildung 62: Vorgehen bei der matrixbasierten, wetterabhängigen Prognose 151
Abbildung 63: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecke, sonntags, Topwetter - Ergebnis Nachfragemodellierung..... 153
Abbildung 64: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, sonntags, schlechtes Wetter - Ergebnis Nachfragemodellierung..... 153
Abbildung 65: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, sonntags, verschiedene Wetterklassen - Ergebnis Nachfragemodellierung..... 154
Abbildung 66: Änderung der stundenfeinen Tagesganglinie, vier ausgewählte RMQ Hofoldinger Forst/Salzburg Richtung München/Salzburg, differenziert nach Wetterklassen, sonntags, Ergebnis Nachfragemodellierung..... 155
Abbildung 67: Übertragen des Ergebnisses der clusterbasierten Prognose auf das VIB-Modell 158
Abbildung 68: Beispiel für das Ergebnis der Matrixschätzung, Hofoldinger Forst, Sonntagscluster..... 159
Abbildung 69: Vorgehen bei der kombinierten, matrixbasierten, wetterabhängigen Prognose 160

Abbildung 70: Beispiel für das Ergebnis einer Wetterkorrektur, stundenfeine Prognose, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Topwetter - Ergebnis Modellkombination 161
Abbildung 71: Prognosequalität der stündlichen Verkehrsstärke ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Modellkombination 162
Abbildung 72: Prognosequalität des Tagesverkehrsaufkommens ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Modellkombination 163
Abbildung 73: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Freitagen - Ergebnis Modellkombination 163
Abbildung 74: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Samstagen - Ergebnis Modellkombination 164
Abbildung 75: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Sonntagen - Ergebnis Modellkombination 165
Abbildung 76: Anhand der Fahrzeiten festgelegte LOS-Stufen, erfasste Fahrzeiten in Abhängigkeit der mittleren Verkehrsstärke entlang des untersuchten Netzabschnitts 168
Abbildung 77: Eintrittswahrscheinlichkeiten der LOS-Stufen für verschiedene Kombinationen von Ereignissen 175
Abbildung 78: Aggregierte Bewertung der vier Modellansätze 198

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Datenquellen für Verkehrsmodelle und deren Verwendbarkeit 20
Tabelle 2: Typisierung von strukturprüfenden Methoden (angelehnt an Backhaus et al. (2006)) 24
Tabelle 3: Ergebnisse der Literaturanalyse zum Zusammenhang zwischen Wetter und Verkehrsgeschehen 41
Tabelle 4: Übersicht der erhobenen Datenarten 47
Tabelle 5: Übersicht der Datenquellen mit Erhebungsdauer und zeitlicher Auflösung 48
Tabelle 6: Eigenschaften der zur Verfügung stehenden Verkehrsmodelle 48
Tabelle 7: Übersicht der erfassten Verkehrsstärkedaten 50
Tabelle 8: Erfassungsraten an den vier ANPR-RMQ 52
Tabelle 9: Statistik der erfassten ANPR-Daten 53
Tabelle 10: Übersicht der erfassten Fahrzeiten 55
Tabelle 11: Straßenwetterklassen für die Untersuchungen bezüglich der Verkehrslage (vgl. Schedler et al. (2014)) 60
Tabelle 12: Vereinfachte Wetterklassen für die Analyse der Verkehrsnachfrage (vgl. Schedler et al. (2014)) 61
Tabelle 13: Häufigkeit der Wetterklassen, differenziert drei ausgewählten Wetterstationen, gesamter Erhebungszeitraum (2008 - 2011) 62
Tabelle 14: Übersicht zu erfassten Unfällen, differenziert nach Unfallkategorie und Jahr, Datenquelle: Autobahndirektion Südbayern (vgl. Bakircioglu (2014)) 63
Tabelle 15: Übersicht zu vorhandenen Baustellen, differenziert nach Jahr, Datenquelle: Autobahndirektion Südbayern (vgl. Bakircioglu (2014)) 63
Tabelle 16: Ergebnisse der Datenaufbereitung und weitere Verwendung der Daten 65
Tabelle 17: Anhand der Hypothesen abgeleitete Regressionskoeffizientengruppen 80
Tabelle 18: Anhand der Hypothesen abgeleitete Regressionskoeffizienten 81
Tabelle 19: Relevante Regressionskoeffizienten für die Koeffizientengruppen Ferien F*BL und F*EUR 84
Tabelle 20: Entwickelte Modelle für die Regressionsanalyse 85
Tabelle 21: Ergebnisse für die getesteten Modelle mittels Regressionsanalyse 86
Tabelle 22: Nachweis der Hypothesen - Ergebnis Regressionsanalyse 100
Tabelle 23: Übersicht der stündlichen und tagesfeinen Prognoseergebnisse ohne und mit Betrachten des Wetters - Ergebnis Regressionsanalyse 102
Tabelle 24: Nachweis der Hypothesen - Ergebnis clusterbasierte Analyse 119

Tabelle 25: Übersicht der stündlichen und tagesfeinen Prognoseergebnisse ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis clusterbasiertes Modell 122
Tabelle 26: Übersicht ausgewählter Eigenschaften des angewandten wetterabhängigen Verkehrsnachfragemodells 130
Tabelle 27: Zuordnung der Wetterklassen in MiD zu den verwendeten Wetterklassen in der vorliegenden Arbeit 131
Tabelle 28: Nachweis der Hypothesen - Auswertung der Haushaltsbefragung 135
Tabelle 29: Betrachtete Nachfragegruppen für die verwendeten Verkehrsmodelle 138
Tabelle 30: Herangezogene Parameter zur wetterabhängigen Modellierung der Erzeugung 144
Tabelle 31: Herangezogene Parameter zur wetterabhängigen Modellierung der Zielwahl 147
Tabelle 32: Übersicht der stündlichen und tagesfeinen Prognoseergebnisse, ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Modellkombination 162
Tabelle 33: Übersicht der Umrechnungsfaktoren der aktuellen Fahrzeiten in LOS-Stufen 167
Tabelle 34: Statistik der erfassten LOS-Stufen 168
Tabelle 35: Ergebnis der Schätzung des logistischen Regressionsmodells, graue und kursive Parameterwerte sind nicht signifikant 174
Tabelle 36: Anwendung des logistischen Regressionsmodells mit prognostizierten Verkehrsstärken 176
Tabelle 37: Zusammenfassung Analyseergebnisse - Prüfen der Hypothesen .. 178
Tabelle 38: Zusammenfassung Prognoseergebnisse - Prognosequalität und Anwendung zur Verkehrslageprognose 179
Tabelle 39: Erläuterungen der zur Bewertung verwendeten Prädikate 181
Tabelle 40: Schema zur Bewertung des GEH-Wertes und des Variationskoeffizienten 183
Tabelle 41: Bewertung Regressionsmodell 188
Tabelle 42: Bewertung clusterbasiertes Modell 191
Tabelle 43: Bewertung Verkehrsnachfragemodell 195
Tabelle 44: Bewertung Modellkombination eines clusterbasierten Modells und eines Verkehrsnachfragemodells 197

Kurzfassung

In der vorliegenden Arbeit wird der Wettereinfluss auf das Verkehrsaufkommen und die Verkehrslage auf Autobahnen untersucht. Fundierte Aussagen über die zu erwartende Verkehrslage sind die Grundlage, um mithilfe verkehrsplanerischer und betrieblicher Maßnahmen sowie Information der Verkehrsteilnehmer die verkehrlichen Abläufe zu optimieren. Verkehrsmodelle erlauben es, diese fundierten Aussagen bezüglich der zu erwartenden Verkehrslage zu treffen. Die Verkehrslage wird durch das Verkehrsaufkommen und die Kapazität bzw. die Fahrzeit bestimmt. Für eine adäquate Modellierung der Verkehrslage ist es unabdingbar, die wesentlichen Einflussgrößen dieser Kenngrößen zu beachten. Eine dieser Einflussgrößen ist zweifelsohne das Wetter: Niederschlag beeinflusst z. B. die Sichtweite und führt zu einem veränderten Fahrverhalten bezüglich gewählten Abstand und Geschwindigkeit und beeinflusst somit Fahrzeit und Kapazität. Sonnenschein und angenehme Temperaturen führen an Wochenenden zu vermehrten Ausflügen und beeinflussen folglich das Verkehrsaufkommen.

Die genannten Effekte wurden bisher mit verschiedensten statistischen Methoden identifiziert, die sich ausschließlich auf Untersuchungen ausgesuchter Messquerschnitte oder Befragungen stützen. Es fehlen jedoch Aussagen zur räumlichen Übertragbarkeit dieser punktuellen Ergebnisse. Ansätze zu einer Integration in die Verkehrsmodellierung sind ebenfalls nicht vorhanden, sodass eine wetterabhängige Prognose des Verkehrsaufkommens und der Verkehrslage derzeit nicht möglich ist. Ziel dieser Arbeit ist es daher, den Einfluss des Wetters auf das Verkehrsaufkommen zu quantifizieren und Methoden zu entwickeln, die eine wetterabhängige Prognose der Verkehrsstärke ermöglichen. Darüber hinaus wird geprüft, inwiefern eine Integration des Wetters in Verkehrsmodelle deren Prognosequalität verbessert. Im Gegensatz zu den vorherigen Untersuchungen stützt sich die vorliegende Arbeit nicht nur auf punktuelle Analysen, sondern auf eine großräumige empirische Datenbasis. Die Datenbasis bezieht sich fast ausschließlich auf Autobahnen. Somit sind mit dieser Datenbasis netzbezogene Analysen und Prognosen des Verkehrsaufkommens und der Verkehrslage auf Autobahnen möglich. Das Untersuchungsgebiet befindet sich im südöstlichen Bayern zwischen München, Salzburg und Kufstein und umfasst ca. 300 Autobahnkilometer. Für die Untersuchungen stehen lokale Geschwindigkeits- und Verkehrsstärkedaten aus ca. 100 Detektoren, lokale und regionale Wetterdaten sowie Unfall- und Baustellendaten für einen Zeitraum von vier Jahren zur Verfügung. Außerdem wurde an vier richtungsbezogenen Querschnitten über ein Jahr eine Vollerfassung der Kfz-Kennzeichen durchgeführt. Aus den Kennzeichendaten werden abschnittsbezogene Fahrzeiten und Informationen zur Herkunft der Fahrzeuge abgeleitet.

Zunächst erfolgt die Untersuchung des Wettereinflusses und die Identifikation weiterer Einflussgrößen auf das Verkehrsaufkommen mittels Regressions- und Clusteranalyse sowie eine Auswertung der deutschlandweiten Haushaltsbefragung Mobilität in Deutschland. Dazu werden mittels einer deskriptiven Datenanalyse Hypothesen bezüg-

lich möglicher Einflussfaktoren, u. a. Wochentag, Schulferien oder Feiertage, abgeleitet, die mithilfe der benannten Methoden überprüft werden. Als Datengrundlage werden die lokalen Verkehrsstärkedaten und die Kennzeichendaten sowohl auf Stunden- als auch auf Tagesebene herangezogen. Die Analyse liefert die folgenden Erkenntnisse:

- Mit der Regressions- und Clusteranalyse können als wesentliche Einflussfaktoren, neben den Wochentagen, die überregionalen Urlaubsverkehre aus Deutschland und den europäischen Nachbarländern identifiziert werden. Vor allem an Freitagen und Samstagen steigt das Tagesverkehrsaufkommen in den Winter- und Sommermonaten zum Teil um mehr als 50 %. Dabei treten auch außerhalb der Schulferien Urlaubsverkehre mit signifikantem Einfluss auf das Tagesverkehrsaufkommen auf.
- Die Ergebnisse der Regressionsanalyse zeigen außerdem einen signifikanten Einfluss des Wetters auf das Tagesverkehrsaufkommen. Die qualitative und quantitative Ausprägung des Wettereinflusses ist dabei abhängig vom Wochentag, der Tageszeit und der räumlichen Lage der untersuchten Strecke in Bezug auf Ballungsräume und Gebiete mit hohem Freizeitwert. Besonders gutes Wetter führt tendenziell zu einem erhöhten Verkehrsaufkommen (bis zu +8 % des Tagesverkehrsaufkommens) und schlechtes Wetter beeinflusst das Verkehrsaufkommen negativ (bis zu -10 % des Tagesverkehrsaufkommens). Die Wettereffekte sind an Samstagen und Sonntagen besonders ausgeprägt und nehmen mit wachsender Entfernung zum Ballungsraum ab.
- Mittels Clusteranalyse ist der Einfluss des Wetters auf das gesamte Tagesverkehrsaufkommen hingegen nicht nachweisbar. Die Clusteranalyse zeigt lediglich für die separate Betrachtung des Regionalverkehrs einen Wettereinfluss auf den Verlauf der stündlichen Tagesganglinien.
- Die Auswertung der Haushaltsbetrachtung untermauert die Hypothese, dass vor allem Freizeitverkehre vom Wetter beeinflusst werden. Die Anzahl der durchgeführten Freizeitwege mit dem PKW erhöht sich bei sehr gutem Wetter (bis +70%) und verringert sich tendenziell bei schlechtem Wetter (bis -26 %). Auch hier ist der Effekt an Samstagen und Sonntagen am deutlichsten ausgeprägt. Außerdem steigt die mittlere Reiseweite der mit dem PKW durchgeführten Freizeitwege bei sehr gutem Wetter gegenüber durchschnittlichem Wetter von 15,1 km auf 16,8 km an. Bei schlechtem Wetter fällt die mittlere Reiseweite hingegen auf 13,8 km ab.

Aufbauend auf den Analyseergebnissen wird eine wetterabhängige Prognose der stündlichen Verkehrsstärke eines gesamten Jahres mittels der folgenden vier alternativen Modellansätze durchgeführt:

- Regressionsmodell: Die kalendarischen Ereignisse und das beobachtete Wetter werden durch binäre Variablen in einem linearen Regressionsmodell beschrieben. Für jeden Verkehrsdetektor werden für jeden Wochentag und jede Stunde separate Regressionsmodelle geschätzt und eine Prognose durchgeführt.

- Clusterbasiertes Modell: Es werden Netzganglinien, bestehend aus lokalen stündlichen Verkehrsstärkedaten, geclustert. Für jeden Prognosetag eines Jahres wird anhand der kalendarischen Eigenschaften dieses Tages und der beobachteten Wettersituation die repräsentative Netzganglinie eines Clusters zugordnet und unmittelbar als Prognose verwendet.
- Verhaltensbasiertes Verkehrsnachfragemodell: Die wetterabhängige Verkehrsnachfragemodellierung erfolgt auf Basis einer wetterabhängigen Verkehrserzeugung und Zielwahl. Dazu werden Wetterregionen im Untersuchungsgebiet definiert und für verschiedene Wettersituationen neue Gesamtverkehrsmatrizen berechnet. Es werden Korrekturfaktoren bezüglich eines Referenzfalls mit durchschnittlichem Wetter erzeugt.
- Modellkombination aus clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell: Bei der kombinierten Modellierung gehen die unabhängig vom Wetter prognostizierten Netzganglinien als Randsummenbedingung in ein Matrixschätzverfahren ein. Die entstehende Matrix wird anschließend mittel der entstandenen Korrekturfaktoren aus dem Verkehrsnachfragemodell an die vorherrschende Wettersituation angepasst.

Die Betrachtung der Prognoseergebnisse zeigt, dass für das Regressionsmodell und die Modellkombination die Prognosequalität durch Einbezug des Wetters erhöht werden kann. Als Qualitätsmaß der Modellprognose wird der mittlere GEH-Wert verwendet. Für das clusterbasierte Modell zeigt sich eine etwas geringere Prognosequalität bei Betrachtung des Wetters. Allerdings wird an Samstagen und Sonntagen die Prognosequalität durch die Betrachtung des Wetters im clusterbasierten Modell öfters verbessert als verschlechtert.

Die prognostizierten Verkehrsaufkommen werden daraufhin für eine exemplarische Prognose der Verkehrslage auf einem ausgewählten Netzabschnitt mittels logistischer Regression herangezogen. Die Verkehrsaufkommen aller Modellansätze erweisen sich hierbei als signifikante Einflussfaktoren auf die Verkehrslage. Eine Erhöhung des Verkehrsaufkommens führt dabei zu einer Verschlechterung der Verkehrslage. Ebenfalls signifikanten negativen Einfluss auf die Verkehrslage haben Unfallereignisse, ein hoher Fernverkehrsanteil und Regenereignisse.

Abschließend werden die vier Modellansätze anhand eines entwickelten Bewertungsverfahrens hinsichtlich Konsistenz, Verwertbarkeit, Flexibilität, Aufwand und Transparenz evaluiert. Das Regressionsmodell und das clusterbasierte Modell weisen trotz geringen Aufwands eine gute quantitative Realitätsnahe auf. Das Verkehrsnachfragemodell und die Modellkombination sind hingegen mit einem hohen Modellierungsaufwand verbunden, besitzen jedoch eine höhere Konsistenz bezüglich der abgebildeten Wirkungszusammenhänge. Sowohl das Verkehrsnachfragemodell als auch die Modellkombination erlauben außerdem im Gegensatz zum Regressions-

modell und zum clusterbasierten Modell eine Maßnahmenuntersuchung und somit eine fundierte Strategieentwicklung für verschiedene Szenarien.

Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit zeigen, dass eine wetterabhängige Prognose des Verkehrsaufkommens mit allen vier Modellansätzen möglich ist. Die Wetterabhängigkeit des Prognosemodells ist jedoch nicht zwingend mit einer Verbesserung der Prognosequalität verbunden. Grundvoraussetzung hierfür ist eine adäquate Modellierung der vermeintlich stärkeren Einflussgrößen, wie z. B. der Urlaubsverkehre. Vor diesem Hintergrund wären einige vertiefende Untersuchungen wünschenswert, z. B. inwieweit die ANPR-Daten genutzt werden können, um überregionale Fahrtenmatrizen abzuleiten und Erkenntnisse zur Prognose der Urlaubsverkehre zu gewinnen.

Abstract

The presented thesis deals with the impacts of weather on the traffic volume on motorways. To optimise the traffic situation by the use of transport planning and operational measures as well as traveller information, a profound forecast of the traffic state is essential. For this, transport models provide profound information about expected traffic states. A traffic state is determined by the traffic volume and the capacity respectively the travel times. Considering the main influences on traffic states is vital for an appropriate modelling result. Weather, without doubt, has an influence on the traffic state. Rainfall is influencing the visibility and therefore leads to adapted driving behaviour regarding the chosen vehicle headway and driving speed. Hence, travel time and capacity are affected. Sunshine and enjoyable temperatures may lead to additional leisure trips especially on weekends thus increasing the traffic volume.

The addressed weather effects were already covered in research using various statistical methods. However, the existing analyses consider local data only collected at selected measurement points. Statements permitting a transfer of the results or an integration of the results into transport models are still missing, so that a weather-dependent forecast of traffic volume or traffic state is not possible yet. Therefore, the thesis aims at quantifying the weather influence on traffic volume in a general manor and at developing methods permitting a weather dependent forecast of hourly traffic volumes. Furthermore, it is examined whether integrating weather effects in transport models is improving the forecast quality. In contrast to former researches the presented thesis is based on a broad empirical data basis permitting network-wide analyses of traffic volume and traffic state. The study area covers the south eastern part of Bavaria (Germany) between Munich, Salzburg and Kufstein including 300 km of motorways. Local traffic volume and velocity data from 100 detectors as well as weather data, information about accidents and construction sites are available for a time period of four years. Additionally on four measurement points automatic number plate recognition (ANPR) systems are installed. The ANPR-Systems provide derived travel time data and information about the origin (county, where the vehicle is registered) of the detected vehicle for one year.

The analysis of the weather influence and the identification of additional impact factors on traffic volume are based on a regression and cluster analysis as well as an exploitation of the German wide household survey "Mobilität in Deutschland - MiD". First, a descriptive data analysis is done to derive hypothesis on possible influencing factors i. a. day of week, school holidays and public holidays. The hourly and daily data from local detectors and ANPR-Systems are examined with the mentioned methods. These are the main insights:

- The regression analysis und cluster analysis reveal the weekday and holiday trips from Germany and European bordering countries as an essential explanation factor of the observed traffic volume variation. Particularly on Fridays and Saturdays the

daily traffic volume is increasing by up to 50 % in the winter and summer months. In that regard holiday trips out off the school holidays play an important role.

- Moreover, the regression analysis shows a highly significant weather influence on the total traffic volume. The qualitative and quantitative characteristics of the weather effect depends on the weekday, time of day and the spatial location of the analysed motorway section in respect of metropolitan areas and areas with a high attraction for leisure activities. Particularly good weather conditions increase (up to +8 %) and bad weather conditions decrease (up to 10 %) of the daily traffic volumes. The weather effects are more distinct on Saturdays and Sundays und decrease with a growing distance to the metropolitan area.
- Using the cluster analysis, the weather influence can only be proven for regional traffic demand.
- The evaluation of the household survey supports the assumption that especially leisure trips are affected by the current weather conditions. The number of leisure trips conducted by car rises under good weather conditions (up to 70 %) and tend to decrease in case of bad weather (down to - 26%). This effect is also most prominent on Saturdays and Sundays. The average trip length of leisure trips by car increases under good weather conditions compared to ordinary weather conditions from 15.1 to 16.8 km and decreases under bad weather conditions to 13.8 km.

Using the results of the analysis, a weather-dependent forecast of the hourly traffic volumes of an entire year is done based on the following modelling approaches:

- Regression model: The characteristics of calendar days and the observed weather conditions are included as binary variables in a linear regression model. For each measurement point a model is estimated separately for each day of the week and hour of day.
- Cluster model: At first, network load curves are clustered. Then, a cluster with its representative network load curve is assigned to every forecasted day using the calendar characteristics and the weather situation of the forecasted day.
- Behavioural travel demand model: The weather dependent demand model applies a weather dependent trip generation and destination choice. Therefore, weather regions in the survey area are defined and the traffic demand is recalculated for several weather situations. Correction factors related to a reference weather situation are calculated.
- Combining cluster model and travel demand model: The weather independent forecast results of the clustering models are used as inputs for a trip matrix estimation. Afterwards the resulting matrices are adapted using the correction factors of the travel demand model.

The results of the models show an improvement of the forecast quality for the regression model and the combined model. As indicator of the forecast quality the

average GEH-value is used. The weather dependent cluster model leads to a lower forecast quality. However, integrating weather effects in the cluster model increase the forecast quality more often than decreasing the forecast quality on Saturdays and Sundays.

Subsequently, the modelled traffic volumes are used for a forecast of traffic states with a logistic regression. The traffic volumes of all modelling approaches show highly significant results for the traffic state. A rising traffic volume affects the traffic state negatively. Also accidents, a high share of long distance traffic and rain have a significantly negative effect on the traffic state.

Finally, all modelling approaches are evaluated with respect to consistency, applicability, flexibility, effort and transparency. Despite of a low modelling effort the regression model and the cluster model provide good results close to reality. The high level consistency and applicability of the travel demand model and the combined model, however, require a high modelling effort. Both approaches, demand model and combined model, permit a profound examination of measures and different scenarios.

The results of the presented thesis show that all modelling approaches permit a weather dependent forecast of traffic volume. However, considering weather effects in transport models does not necessarily guarantee a higher forecasting quality. For a fundamental improvement a profound modelling of additional influencing factors such as holiday trips is required. Concerning this matter, further research is desirable, e. g. how ANPR-Data can be used to derive long distance trip matrices and to gain knowledge of forecasting holiday trips

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

Die Ressourcen, die einer Gesellschaft zur Verfügung stehen, sind stets begrenzt. Daher ist es erstrebenswert, dass der Einsatz der begrenzten Mittel auf fundierten Entscheidungen beruht. Verkehrsmodelle, mit denen die Wirkungen von Maßnahmen ermittelt werden können, stellen durch ein adäquates Abbild bzw. eine realitätsnahe Prognose verkehrlicher Kenngrößen solch eine fundierte Entscheidungsgrundlage zur Verfügung. Darauf aufbauend kann mithilfe verkehrsplanerischer Maßnahmen, durch Maßnahmen der Verkehrssteuerung und durch die Information der Verkehrsteilnehmer das aktuelle und zukünftige Verkehrsgeschehen optimiert werden. Vor allem das Bereitstellen von Informationen für Verkehrsteilnehmer spielt dabei eine zunehmend große Rolle, da hierdurch eine verbesserte Nutzung des bestehenden Verkehrsnetzes erreicht werden kann (vgl. MANDIR (2012)).

Verkehrsmodelle bestimmen verkehrliche Kenngrößen, die sich aus einer Vielzahl von Einflussgrößen ergeben. Wichtige verkehrliche Kenngrößen aus verkehrsplanerischer Sicht sind das Verkehrsaufkommen und die Fahrzeit. Das Verkehrsaufkommen im Zusammenspiel mit der vorhandenen Kapazität und die Fahrzeit determinieren den lokalen Verkehrszustand. Die räumlich differenzierten Verkehrszustände ergeben wiederum die netzweite Verkehrslage. Die Verkehrslage lässt sich gut interpretierbar anhand verschiedener Qualitätsstufen als Karte darstellen und ist daher für Verkehrsteilnehmer von besonderer Bedeutung. Die Einflussgrößen auf Verkehrsaufkommen, Kapazität und Fahrzeit und somit auf Verkehrszustand und Verkehrslage lassen sich dabei in drei Kategorien unterscheiden:

- Einflussgrößen, die das Mobilitätsverhalten verändern. Durch das Mobilitätsverhalten wird u. a. bestimmt, wie häufig und zu welchem Zweck bestimmte Ziele aufgesucht werden, welches Verkehrsmittel und welche Route gewählt wird. Z. B. beeinflusst der Wochentag maßgebend den Zweck der Aktivitäten, die mit einer Ostveränderung verbunden sind.
- Einflussgrößen, die unmittelbar das Verkehrsangebot bzw. die vorhandene Kapazität von Straßen und somit im Zusammenspiel mit dem Verkehrsaufkommen die Fahrzeit und die Verkehrslage determinieren. Die Anzahl der zur Verfügung stehenden Fahrstreifen ist z. B. eine Einflussgröße auf die Kapazität von Straßen.
- Einflussgrößen, die das Fahrverhalten und somit indirekt die vorhandene Kapazität und die Fahrzeit auf einer Straße bestimmen. Beispiele für derartige Einflussgrößen sind der Straßenzustand, die Sichtverhältnisse oder die zulässige Geschwindigkeit.

Eine Rahmenbedingung und somit potenzielle Einflussgröße, die Verkehrsteilnehmer sowohl vor als auch während einer Ortsveränderung mehr oder weniger bewusst erleben, ist das Wetter. Das Wetter ist gekennzeichnet durch die Ausprägung verschiedenster meteorologischer Elemente u. a. Lufttemperatur, Luftfeuchtigkeit,

Windgeschwindigkeit, Bewölkung, Sonnenscheindauer oder Niederschlag. Offensichtlich lassen sich einige dieser meteorologischen Kenngrößen zu einer oder mehrerer der obenstehenden Einflusskategorien zuordnen: Angenehme Temperaturen und Sonnenschein können beispielsweise zu bestimmten Aktivitätenbedürfnissen im Freizeitbereich führen. Dadurch entstehen zusätzliche Ortsveränderungen und das Verkehrsaufkommen im Straßennetz steigt. Regen oder Schnee beeinflussen die Griffigkeit der Fahrbahnoberfläche und mindern die Sichtweite. Das führt zum einen dazu, dass Autofahrer in der Regel ihre gefahrene Geschwindigkeiten und den Abstand zum Vordermann anpassen. Folglich werden die Kapazität und die Fahrzeit einer Straße durch das Wetter beeinflusst. Zum anderen besteht in Schlechtwettersituationen durch diejenigen Fahrer, die ihr Fahrverhalten nicht anpassen, ein höheres Unfallrisiko. Ein Unfall beeinflusst wiederum direkt die vorhandene Kapazität durch eventuelle Fahrstreifensperrungen.

Der Ausflug ins Grüne bei strahlendem Sonnenschein oder das angepasste Fahrverhalten bei Regen oder Glätte sind nur ausgewählte Beispiele für den vielschichtigen Einfluss des Wetters auf das Verhalten der Verkehrsteilnehmer. Trotz dieser allgemein bekannten und alltäglich erlebbaren Zusammenhänge wird der Wettereinfluss innerhalb der Verkehrsmodellierung bisher nur selten berücksichtigt. Daher ist es wünschenswert, den vermuteten Einfluss des Wetters auf verkehrliche Kenngrößen zu quantifizieren. Hierbei stellt sich vor allem die Frage, inwieweit der Einfluss des Wetters gegenüber anderen Einflussgrößen eine maßgebende Rolle spielt oder aber vernachlässigbar klein ist. Darüber hinaus ist zu prüfen, inwieweit das Wetter als Eingangsgröße in den Verkehrsmodellierungsprozess auf verschiedenen Ebenen integriert werden kann. Für eine mögliche Anwendung der Modelle ist dabei relevant, inwiefern die Integration des Wetters die Qualität der Verkehrsprognose tatsächlich verbessert und welche Anforderungen an das Modell dafür erfüllt sein müssen. Eine wetterabhängige Verkehrsprognose würde im Falle einer Erhöhung der Prognosequalität durch angepasste Information der Verkehrsteilnehmer und die Entwicklung und Durchführung wetterabhängiger Verkehrsbeeinflussungsmaßnahmen eine Verbesserung des Verkehrsablaufs ermöglichen.

1.2 Zielsetzung

In der vorliegenden Arbeit werden vor dem Hintergrund der beschriebenen Problemstellung verschiedene Einflussgrößen, u. a. das Wetter, auf das Verkehrsaufkommen und die Verkehrslage untersucht. Die Analyse basiert auf umfangreichen empirischen Daten für ein Autobahnteilnetz im südöstlichen Bayern und ermöglicht dadurch eine netzbezogene Betrachtung. Es werden verschiedene Analyse- und Prognosemethoden auf ihre Eignung untersucht, kombiniert, bewertet und Handlungsempfehlungen sowie Einsatzkriterien abgeleitet. Im Wesentlichen sollen die folgenden übergeordneten Forschungsfragen beantwortet werden.

- Inwiefern beeinflusst das Wetter das Verkehrsaufkommen auf Autobahnen?
- Welche Methoden sind geeignet, um diesen Einfluss zu quantifizieren und zu prognostizieren?
- Welche Einsatzkriterien ergeben sich für die Anwendung der vorgestellten Methoden?

Da die Modellergebnisse vor allem der Verbesserung der Verkehrsinformation der Verkehrsteilnehmer und als Grundlage für eine wetterabhängige Verkehrsbeeinflussung dienen sollen, stehen Modellanwendungen für die Mittelfristprognose im Fokus, d. h. der Prognosehorizont liegt zwischen einigen Stunden und mehreren Monaten (vgl. WILD (1996)). Untersucht wird dabei das Verkehrsaufkommen auf Tages- und auf Stundenebene sowie die Verkehrslage auf den Autobahnnetzabschnitten zwischen München, Salzburg und Kufstein. Als Datenbasis stehen neben der bundesweiten Haushaltsbefragung MiD u. a. Verkehrsdaten aus Dauerzählstellen und aus vier Messstellen mit Kennzeichenerfassungssystemen zur Verfügung, sodass der Wettereinfluss bezüglich der Verkehrserzeugung, der Zielwahl und des Tagesgangs untersucht werden kann.

Ein weiteres Ziel der Arbeit ist es, Aussagen darüber zu treffen, welche der folgenden Modellansätze am geeignetsten sind, den Wettereinfluss zu analysieren bzw. zu prognostizieren:

- Regressionsmodell: Das Verkehrsaufkommen eines Tages wird durch Merkmale dieses Tages beeinflusst (Wochentag, Ferien, Brückentag, singuläre Ereignisse, Wetter). Mittels einer Regressionsanalyse wird die absolute Änderung des Verkehrsaufkommens aufgrund dieser Merkmale des Tages für verschiedene Messquerschnitte untersucht.
- Clusterbasiertes Modell: Es werden Tagesganglinien mittels Clusterverfahren zu Gruppen zusammengefasst und die Merkmale der zu einer Gruppe zusammengefassten Tagesganglinien analysiert. Darüber hinaus wird ein Modell entwickelt, das aufgrund dieser Merkmale eine stundenfeine Prognose des Verkehrsaufkommens für einzelne Strecken ermöglicht.
- Verhaltensbasierte Verkehrsnachfragemodellierung: Es werden Verhaltensparameter in Abhängigkeit verschiedener Wettersituationen aus den in einer Haushaltsbefragung erfassten Wegen bestimmt. Auf Basis dieser Verhaltensparameter werden wetterabhängige Nachfragematrizen für das Untersuchungsgebiet erzeugt.
- Durch Kombination der Methoden wird ein weiterer, optimierter Modellansatz abgeleitet.

Mittels einer logistischen Regressionsanalyse wird darüber hinaus untersucht, ob das Wetter die Eintrittswahrscheinlichkeiten für zu erwartende Qualitätsstufen der Verkehrslage beeinflusst. Hierbei wird außerdem geprüft, inwiefern sich die wetter-

abhängigen Verkehrsaufkommen aus den entwickelten Modellansätzen als Eingangsgrößen eignen.

Der Wettereinfluss auf das Verkehrsaufkommen und die Verkehrslage wird von einer Vielzahl anderer Einflussgrößen überlagert. Deshalb ist es ein weiteres Ziel, diese Einflussgrößen zu identifizieren, zu strukturieren und darauf aufbauend Aussagen abzuleiten, wie diese Einflussgrößen in den Modellierungsprozess zu integrieren sind. Abschließend sollen Voraussetzungen zur Anwendbarkeit und Empfehlungen zum Einsatz der vorgestellten Modellansätze formuliert werden. Dazu wird ein Bewertungsverfahren für die Modellansätze entwickelt.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in sechs Kapitel. Dem einführenden Kapitel 1 schließt sich Kapitel 2 zum Stand der Forschung an. Dieses Kapitel umfasst die Definitionen zentraler Begriffe und die grundlegende Beschreibung der zur Analyse und Prognose angewandten Methoden. Darüber hinaus beinhaltet das Kapitel eine Literaturanalyse zum aktuellen Forschungsstand bezüglich des Wettereinflusses auf das Verkehrsaufkommen.

In Kapitel 3 wird die Datenbasis vorgestellt, auf der die nachfolgenden Untersuchungen durchgeführt werden. Dabei werden das Untersuchungsgebiet und das Erhebungskonzept der verschiedenen Daten vorgestellt und die wesentlichen Datenaufbereitungsprozesse erläutert. Es erfolgt eine erste qualitative und quantitative Auswertung der Datenbasis.

In Kapitel 4 werden zunächst Hypothesen abgeleitet, die in den Unterkapiteln mithilfe verschiedener Methoden geprüft werden. Für jede Methode wird erläutert, inwiefern der Wettereinfluss auf verschiedenen Wirkungsebenen nachgewiesen werden kann. Daraufhin wird für jede Methode ein Modellansatz zur wetterabhängigen Prognose des Verkehrsaufkommens entwickelt und validiert. Anschließend wird eine Kombination der vorgestellten Modellansätze abgeleitet und eine weitere Prognose durchgeführt. Im letzten Teil von Kapitel 4 wird mithilfe einer logistischen Regressionsanalyse die Verkehrslage direkt analysiert und prognostiziert. Dazu werden die prognostizierten Verkehrsaufkommen der beschriebenen Modellansätze als Eingangsgröße verwendet.

Kapitel 5 umfasst die Bewertung der vorgestellten Modellansätze zur Prognose des Verkehrsaufkommens. Es werden Vergleichskriterien diskutiert und angewendet. Abschließend werden Empfehlungen zum Einsatz der Modellansätze formuliert.

In Kapitel 6 werden die wesentlichen Erkenntnisse der Arbeit zusammengefasst und ein Ausblick auf weitere Forschungsfragen gegeben.

2 Stand der Forschung

In der Einleitung wurden bereits Vermutungen über den möglichen Einfluss des Wetters auf das Verkehrsaufkommen formuliert. Der Wettereinfluss auf das Verkehrsaufkommen ist zentraler Untersuchungsgegenstand dieser Arbeit. Infolgedessen erfolgt in diesem Kapitel zunächst eine Definition der Begriffe "Verkehrsaufkommen" und "Wetter".

Die Berechnung des Verkehrsaufkommens kann u. a. mit Verkehrsnachfragemodellen erfolgen, die das Entscheidungsverhalten der Verkehrsteilnehmer abbilden. Ein Ziel dieser Arbeit ist es, den Einfluss des Wetters auf das Verkehrsaufkommen in kausalen Zusammenhang mit einem veränderten Entscheidungsverhalten der Verkehrsteilnehmer zu bringen. Dazu wird zunächst die in Verkehrsnachfragemodellen üblicherweise zu Anwendung kommende Entscheidungstheorie erläutert und der grundlegende Aufbau von Verkehrsnachfragemodellen dargestellt. Dabei wird näher auf die in Verkehrsnachfragemodellen enthaltenen Teilmodelle eingegangen und deren Zusammenspiel aufgezeigt. Anschließend werden die Möglichkeiten zur Berechnung der Verkehrslage skizziert.

Der Einfluss des Wetters auf das Verkehrsaufkommen und die resultierende Verkehrslage können außerdem direkt untersucht werden, ohne explizit das Verhalten der Verkehrsteilnehmer zu betrachten. Dazu werden die statistischen Methoden Regressionsanalyse, Clusteranalyse und logistische Regression angewandt, deren Grundidee in diesem Kapitel vorgestellt und deren bisherige Anwendungen in der Verkehrsmodellierung erläutert werden.

Abschließend wird der aktuelle Stand der Forschung, inwiefern Verkehr vom Wetter beeinflusst wird, behandelt. Dazu wird dargestellt, welche Zusammenhänge zwischen Verkehrsaufkommen und Wetter bisher erkannt wurden, welche Methoden für die gewonnenen Erkenntnisse zur Anwendung kamen und auf welche Art der Wettereinfluss in bestehenden Verkehrslage- und Verkehrsnachfragemodellen integriert wurde.

2.1 Grundlegende Begrifflichkeiten

Verkehrsaufkommen

Der Begriff Verkehr umfasst die Ortsveränderungen von Personen, Gütern, Nachrichten oder Energie (vgl. FGSV (2012)). Die folgenden Ausführungen beziehen sich dabei ausschließlich auf die Ortsveränderungen von Personen und Gütern. Für die Quantifizierung der Menge des Verkehrs existieren dabei in der Literatur die beiden Begriffe Verkehrsaufkommen und Verkehrsstärke. Der Begriff Verkehrsaufkommen ist dabei inhaltlich an die Entstehung der Ortsveränderung geknüpft und wird als Anzahl

der Ortsveränderungen von Personen oder Fahrzeugen je Zeiteinheit in einem Erhebungsgebiet oder an einem Querschnitt definiert (vgl. FGSV (2012)). Die Verkehrsstärke orientiert sich hingegen an der beobachtbaren Belastung an einem Messquerschnitt und wird als Anzahl der Verkehrselemente eines Verkehrsstroms je Zeitintervall an einem Querschnitt beschrieben (vgl. FGSV (2012)).

In der vorliegenden Arbeit wird eine Reihe von Erkenntnissen aus der Untersuchung der Menge von Fahrzeugen gezogen, die in einem bestimmten Zeitraum an einem bestimmten Messquerschnitt detektiert werden. Die untersuchte Menge wird dabei u. a. nach der Herkunft der Fahrzeuge differenziert. Im Folgenden wird die Verkehrsmenge, die sich auf einen Tag bezieht, als Tagesverkehrsaufkommen bezeichnet. Dies geschieht vor dem Hintergrund, dass die durchgeführten Analysen und Interpretationen gedanklich stets im Zusammenhang mit dem Entstehungsprozess der Ortsveränderung durchgeführt werden. Bezieht sich die detektierte Verkehrsmenge an einem Messquerschnitt allerdings auf ein kleineres Zeitintervall mit einer Dauer von z. B. 15 Minuten oder einer Stunde, wird diese Menge als Verkehrsstärke bezeichnet. Hierbei stehen gedanklich eher die beobachtete Belastung und der daraus resultierende bzw. beobachtete Verkehrsablauf im Vordergrund.

Wetter

Für die folgenden Definitionen der Begriffe Wetter, Witterung und Klima wird das Lexikon des Deutschen Wetterdienstes herangezogen (vgl. DWD (2014)). Wetter kann als physikalischer Zustand der Atmosphäre aufgefasst werden, gekennzeichnet durch die Ausprägung und das Zusammenwirken der meteorologischen Elemente. Der Zustand bezieht sich auf einen Zeitpunkt bzw. kurzen Zeitraum, z. B. einen Tag, sowie auf einen bestimmten Ort oder ein begrenztes Gebiet. Meteorologische Elemente sind u. a. die Lufttemperatur, die Luftfeuchtigkeit, der Luftdruck, die Windrichtung, die Windgeschwindigkeit, die Bewölkung und der Niederschlag. Der Begriff Witterung bezeichnet hingegen den Charakter des Wetterablaufs für einen Zeitraum von einigen Tagen bis hin zu mehreren Monaten. Der Begriff Klima bezieht sich auf einen Zeitraum von mindestens 30 Jahren. Die dargestellten Begrifflichkeiten verdeutlichen dabei den Fokus dieser Arbeit: Die Analyse und Prognose des Verkehrsaufkommens in Abhängigkeit von einem Wetterzustand und damit von der Ausprägung der aufgeführten meteorologischen Kenngrößen an einem bestimmten Ort in einem begrenzten Zeitraum. Die Witterung und somit der Verlauf des Wetterzustands über mehrere Tage sowie das Klima und somit der mittlere Zustand über einen Zeitraum mehrerer Jahrzehnte werden hingegen nicht untersucht.

2.2 Typisierung von Verkehrsmodellen

Ein Verkehrsmodell kann als ein abstrahiertes, zweckorientiertes Abbild verkehrlicher Abläufe beschrieben werden (vgl. z. B. LOHSE UND SCHNEIDER (1997a), ORTUZAR UND WILLUMSEN (2004), BASTIAN ET AL. (2008), FRIEDRICH (2011)). Dabei dient ein Verkehrsmodell der Beantwortung von Fragestellungen, die sich aus Planung und Betrieb von verkehrsbeeinflussenden Maßnahmen ergeben bzw. der Vorbereitung damit zusammenhängender Entscheidungen. Um der Komplexität dieser Fragestellungen gerecht zu werden, bestehen Verkehrsmodelle aus mehreren Teilmodellen. Die im Folgenden vorgenommene Typisierung dieser Teilmodelle hat vor allem didaktische Zwecke und dient der Synchronisation des inhaltlichen Verständnisses zwischen Lesern und Verfasserin bezüglich der verwendeten Begrifflichkeiten.

Anhand des übergeordneten Zwecks können die Teilmodelle eines Verkehrsmodells in die Modellklassen Beschreibungsmodell (z. B. Datenmodelle), Modelle der Datenanalyse (z. B. Modelle zur Parameterschätzung), Erklärungsmodelle (z. B. Entscheidungsmodelle), Optimierungsmodelle (z. B. Modelle zur Liniennetzplanung im öffentlichen Verkehr) und Bewertungsmodelle (z. B. Bewertungsverfahren für Infrastrukturmaßnahmen) unterschieden werden (vgl. BASTIAN ET AL. (2008)).

Typische Datenmodelle eines Verkehrsmodells im Rahmen von Verkehrsplanungen sind das Netzmodell (u. a. mit Verkehrssystemen, Knoten, Strecken, Haltestellen, Linien, Verkehrszellen als repräsentative Quellen und Ziele), das Strukturdatenmodell (u. a. Einwohnerzahl mit soziodemografischen Kenngrößen, Daten zur Raumnutzung wie Arbeitsplätze, Einkaufsflächen) und das Verhaltensdatenmodell (u. a. Personengruppen, Anzahl Wege, Reisezeiten- und Reiseweitenverteilungen. Verkehrsmittelnutzung) (vgl. FRIEDRICH (2011)).

In einem Verkehrsmodell enthaltene Erklärungsmodelle können z. B. Modelle bezüglich der Durchführung von Ortsveränderungen sein, also jene Modelle, die den Entscheidungsprozess der Verkehrsteilnehmer nachbilden. Je nachdem welche Entscheidungen nachgebildet werden, lassen sich Flächennutzungsmodelle, Verkehrsnachfragemodelle und Verkehrsflussmodelle unterscheiden (vgl. FRIEDRICH (2013b)). Flächennutzungsmodelle bilden die Standort- und Fahrzeugbeschaffungswahl ab und beziehen sich auf Entscheidungen, die für einen Zeitraum von z. T. mehreren Jahren Gültigkeit besitzen. Verkehrsnachfragemodelle umfassen hingegen die Aktivitätenwahl, Zielwahl, Verkehrsmittelwahl, Abfahrtszeitwahl und Routenwahl und beschäftigen sich somit mit dem täglichen Mobilitätsverhalten. Verkehrsflussmodelle beziehen sich auf das Entscheidungsverhalten bezüglich Geschwindigkeitswahl, Fahrstreifenwahl und Fahrzeugfolgeabstand (vgl. FRIEDRICH (2011)).

In Hinblick auf ihren Abstraktionsgrad lassen sich Verkehrsmodelle in mikroskopische und makroskopische Modelle einteilen (vgl. LOHSE UND SCHNEIDER (1997a)). Diese Unterscheidung lässt sich grundsätzlich auf Modelle verschiedener Modellklassen

übertragen. Ein makroskopisches Entscheidungsmodell basiert z. B. auf Personengruppen, während ein mikroskopisches Entscheidungsmodell die Entscheidungen einzelner Personen nachbildet. Diese Einteilung der Entscheidungsmodelle kann sowohl für Flächennutzungsmodelle (vgl. DE LA BARRA (1998), BECKMANN ET AL. (2007)), Verkehrsnachfragemodelle (vgl. SCHMIEDEL (1984), BALMER ET AL. (2008)) als auch für Verkehrsflussmodelle (GREENSHIELDS (1935), WIEDEMANN (1974)) vorgenommen werden. Zur wetterabhängigen Prognose des Verkehrsaufkommens kommt in dieser Arbeit ein makroskopisches Verkehrsnachfragemodell zur Anwendung. Die aggregierte Betrachtungsweise makroskopischer Modelle ist für die vorliegende Fragestellung, die Prognose stündlicher Verkehrsstärkewerte, angemessen und anwendbar. Vor diesem Hintergrund beziehen sich die folgenden Ausführungen zur Verkehrsnachfragemodellierung auf makroskopische Verkehrsnachfragemodelle. Die wesentlichen Kernaussagen lassen sich jedoch auch auf mikroskopische Modelle übertragen. Die Integration des Wetters in mikroskopische Verkehrsnachfragemodelle wird derzeit u. a. von STAHEL (2013) untersucht.

Vor dem Hintergrund, dass der zentrale Untersuchungsgegenstand der vorliegenden Arbeit das Verkehrsaufkommen und dessen Analyse und Prognose ist, liegt der Fokus der weiteren Ausführungen zum einen auf Modellen der Datenanalyse. In Kapitel 2.4 werden dazu die in dieser Arbeit angewandten statistischen Methoden vorgestellt. Zum anderen steht die Verkehrsnachfragemodellierung zur verhaltensbasierten Berechnung des Verkehrsaufkommens im Fokus. Die methodischen Grundlagen der Verkehrsnachfragemodellierung werden im folgenden Kapitel 2.3 beschrieben.

2.3 Verkehrsnachfragemodellierung

2.3.1 Entscheidungsmodelle

Discrete Choice-Modelle

Verkehrsnachfragemodelle bilden die vom Verkehrsteilnehmer zu treffenden Entscheidungen ab, die zum Durchführen einer Ortsveränderung notwendig sind. Eine Möglichkeit, diese Entscheidungsprozesse abzubilden, besteht in der Anwendung von diskreten Wahlmodellen, sogenannter Discrete Choice-Modelle (vgl. BEN AKIVA UND LERMAN (1985)). Diskrete Wahlmodelle beschreiben Situationen, in denen der Entscheider aus einer bestimmen Anzahl voneinander abgrenzbarer Alternativen genau eine Alternative wählt (vgl. MAIER UND WEISS (1990)). Die Grundidee diskreter Wahlmodelle beschreibt MCFADDEN (1973) folgendermaßen:

- Die Wahrscheinlichkeit, mit der eine Person eine Alternative i ausgewählt, ergibt sich dabei als Funktion der Menge der Eigenschaften G der Person g und der Menge der Eigenschaften X aller Alternativen:

$$P_{i,g} = f(G, X) \tag{2.1}$$

mit	$P_{i,g}$	Auswahlwahrscheinlichkeit der Alternative i von Person g
	G	Menge der Eigenschaften der entscheidenden Person g
	X	Menge der Eigenschaften aller Alternativen

- Durch die Wahl einer Alternative i entsteht ein individueller, subjektiver Nutzen U_i, der aus einer deterministischen und einer stochastischen Komponente besteht:

$$U_{i,g} = V_{i,g}(G, X) + \varepsilon_{i,g}(G, X) \tag{2.2}$$

mit	$U_{i,g}$	subjektiver Nutzen der Alternative i von Person g
	$V_{i,g}$	deterministischer Nutzen der Alternative i von Person g
	$\varepsilon_{i,g}$	stochastische Nutzenkomponente der Alternative i von Person g

- Jede Person maximiert ihren individuellen, subjektiven Nutzen durch die Wahl einer Alternative.

Je nachdem, welche Verteilung für die stochastische Nutzenkomponente ε_{ig} angenommen wird, gestaltet sich die funktionale Form der Auswahlwahrscheinlichkeit $P_{i,g}$ (vgl. TRAIN (2009)). MCFADDEN (1973) leitete unter der Annahme voneinander unabhängiger und identisch Gumbel-verteilter stochastischer Nutzenkomponenten zunächst das Multinomiale Logit (MNL)-Modell ab (vgl. Formel (2.3)).

$$P_{i,g} = \frac{e^{V_{i,g}}}{\sum_{j=1}^{J} e^{V_{j,g}}} \tag{2.3}$$

mit	$P_{i,g}$	Auswahlwahrscheinlichkeit der Alternative i von Person g
	$V_{i,g}$	deterministischer Nutzen der Alternative i von Person g

Auf dieser Basis entwickelte MCFADDEN (1978) das Generalised Extreme Value (GEV)-Modell, auf dessen Grundlage sich beliebig viele Entscheidungsmodelle, insbesondere der Logit-Familie, generieren lassen, die stets mit der Grundannahme der Nutzenmaximierung konform sind. Eine ausführliche Übersicht möglicher Entscheidungsmodelle, auch über die Logit-Modelle hinaus, ist in TRAIN (2009) enthalten. Speziell für die Anwendung zur Routenwahl gibt RAMMING (2003) einen detaillierten Überblick.

Nutzen und Widerstand

Der deterministische Nutzen einer Alternative kann durch eine Nutzenfunktion beschrieben werden, die anhand der Ausprägung entscheidungsrelevanter Eigenschaften der Alternativen einen Nutzenwert bestimmt. Im einfachsten Fall ist die

Nutzenfunktion linear in ihren Parametern und ihren Einflussgrößen (vgl. (2.4)). In der Nutzenfunktion makroskopischer Entscheidungsmodelle wird dabei nicht mehr nach einzelnen Personen, sondern nach Personen einer Gruppe g differenziert:

$$V_{i,g} = \beta_{0,i,g} + \sum_{n=1}^{N} \beta_{n,g} \cdot x_{n,i} = -w_{i,g} \tag{2.4}$$

mit	$V_{i,g}$	deterministischer Nutzen der Alternative i von Gruppe g
	$\beta_{0,i,g}, \beta_{n,}$	Parameter der Nutzenfunktion von Gruppe g
	$x_{n,i}$	Ausprägung der n-ten Eigenschaft für Alternative i
	$w_{i,g}$	Widerstand der Alternative i von Gruppe g

Verkehrsteilnehmer treffen bezüglich der Verkehrsnachfrage Entscheidungen über das Ziel, das Verkehrsmittel, die Route und die Abfahrtszeit. Entscheidungskriterien sind z. B. Reisezeit, Reiseweite oder Preis, die sich jeweils negativ auf die Wahl der Alternative auswirken. Der Nutzen einer Alternative ist daher in der Regel negativ und wird auch als Widerstand (WERMUTH (1994)), Aufwand (SCHNABEL UND LOHSE (2009b)) oder Generalisierte Kosten (ORTUZAR UND WILLUMSEN (2006)) bezeichnet.

Bewertungsfunktionen

Vor dem Hintergrund, dass sich jedes auf Auswahlwahrscheinlichkeiten basierende Entscheidungsmodell als universales Logit-Modell darstellen lässt (vgl. MAIER UND WEISS (1990)), ist es legitim die Berechnungsregel für die Auswahlwahrscheinlichkeit $P_{i,g}$ allgemeiner zu formulieren (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)):

$$P_{i,g} = \frac{f_g(w_{i,g})}{\sum_{j=1}^{J} f_g(w_{i,g})} \tag{2.5}$$

mit	$P_{i,g}$	Auswahlwahrscheinlichkeit der Alternative i von Gruppe g
	$w_{i,g}$	Widerstand der Alternative i von Gruppe g
	f_g	Bewertungsfunktion von Gruppe g

Die Transformation des Widerstands w kann hierbei als Bewertung des Widerstands durch den Verkehrsteilnehmer interpretiert werden. Daher wird die Funktion f_α auch als Bewertungsfunktion bezeichnet (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)).

Die Exponentialfunktion als Bewertungsfunktion führt zum bereits angeführten Logit-Modell. Ein anderes bekanntes Modell ist das Kirchhoff-Modell, das eine Potenzfunktion zur Bewertung des Nutzens heranzieht. Weitere Bewertungsfunktionen sind u. a. die EVA-Funktion und die Bewertungsfunktion von Tanner. Die vier genannten Bewertungsfunktionen sind exemplarisch in Abbildung 1 dargestellt.

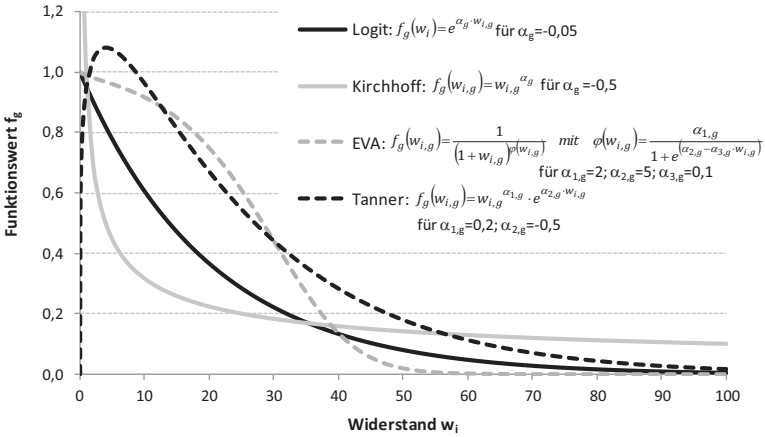

Abbildung 1: Verschiedene Bewertungsfunktionen für die Berechnung von Auswahlwahrscheinlichkeiten

Typisch für den Verlauf der Bewertungsfunktionen des Logit-Modells und des Kirchhoff-Modells ist der starke Abfall im Bereich kleiner Widerstände. Dies führt dazu, dass bereits sehr kleine Änderungen zwischen ähnlichen Alternativen sehr starken Einfluss auf die Änderung der Auswahlwahrscheinlichkeit haben. Beide Funktionen weisen darüber hinaus jeweils eine bemerkenswerte Eigenschaft bezüglich der Bewertung der Alternativen auf: Charakteristisch für das Logit-Modell ist, dass für die Berechnung der Auswahlwahrscheinlichkeiten ausschließlich die Differenzen der Widerstände der Alternativen auschlaggebend sind. Hingegen wird die Auswahlwahrscheinlichkeit beim Kirchhoff-Modell durch das Verhältnis der Widerstände der Alternativen determiniert. Eine komplexere Bewertung, die nicht ausschließlich von den Widerstandsdifferenzen bzw. Widerstandsverhältnissen abhängt, ist z. B. mit der EVA-Funktion möglich. Durch den halbglockenähnlichen Verlauf der EVA-Funktion wird der Tatsache Rechnung getragen, dass Unterschiede im niedrigen Widerstandsbereich oft weniger ausschlaggebend sind. Die Tanner-Funktion ist die einzige der hier dargestellten Funktionen, die im Bereich niedriger Widerstandswerte zunächst einen ansteigenden Verlauf hat. Dies ist dann ein nützlicher Umstand, wenn z. B. die Zielwahl des motorisierten Verkehrs ohne explizite Betrachtung des nicht-motorisierten Verkehrs erfolgen soll. Dem motorisierten Verkehr steht im Nahbereich i. d. R. die attraktivere Alternative des nicht-motorisierten Verkehrs gegenüber. Wird der nicht-motorisierte Verkehr als attraktive Alternative allerdings nicht im Modell abgebildet, kann an dieser Stelle durch die niedrige Auswahlwahrscheinlichkeit im Nahbereich trotzdem beachtet werden, dass der motorisierte Verkehr im Nahbereich weniger attraktiv ist. Somit entstehen weniger Fahrten des motorisierten Verkehrs im Nahbereich. Weiterführende Diskussion der hier angeschnittenen Aspekte bezüglich der

Verwendung von Bewertungsfunktionen sowie weitere Beispiele möglicher Bewertungsfunktionen finden sich in SCHNABEL UND LOHSE (2009b).

Sowohl der qualitative (gegeben durch den Funktionstyp) als auch der quantitative (gegeben durch die Ausprägung der Funktionsparameter) Verlauf bestimmen, inwiefern das Entscheidungsverhalten der Verkehrsteilnehmer in einem Verkehrsnachfragemodell abgebildet wird. Die Funktionsparameter können daher als Verhaltensparameter der Verkehrsteilnehmer aufgefasst werden. Auf die Methoden zur Ermittlung der Parameter wird in Kapitel 2.4.4 näher eingegangen.

2.3.2 Aufbau von Verkehrsnachfragemodellen

Vier-Stufen-Modell

Menschen verspüren Bedürfnisse aus denen zunächst ein Aktivitätenbedarf entsteht, für dessen Befriedung wiederum das Durchführen einer Ortsveränderung notwendig sein kann WERMUTH (1994). Eine Ortsveränderung ist damit als Bewegung zwischen zwei Aktivitätenorten zu verstehen. Ein Aktivitätenort wird in einem makroskopischen Verkehrsmodell als Verkehrszelle abgebildet. Verkehrszellen stellen somit die möglichen Quellen und Ziele in einem Verkehrsmodell dar. Ortsveränderungen von Personen werden im Folgenden als Wege bezeichnet, Ortsveränderungen von Fahrzeugen hingegen als Fahrt (vgl. FRIEDRICH (2013b). Die Entscheidungen der Verkehrsteilnehmer, die zu bestimmten Merkmalen einer Ortsveränderung führen, werden in Verkehrsnachfragemodellen als Teilmodelle abgebildet. Die typischerweise in einem Verkehrsnachfragemodell für Personenverkehr enthaltenen Entscheidungsstufen sind die Aktivitätenwahl, die Zielwahl, die Verkehrsmittelwahl und die Routenwahl, weshalb in der Literatur der Begriff "Vier-Stufen-Modell" verwendet wird (vgl. BOYCE (2001)). Mit den Formeln (2.6) bis (2.9) ist exemplarisches ein solches Verkehrsnachfragemodell in seinen grundlegenden Ausprägungen vereinfacht beschrieben (vgl. FRIEDRICH (2011)). Die folgenden Ausführungen zu den einzelnen Modellstufen sind, soweit nicht anders gekennzeichnet, an SCHNABEL UND LOHSE (2009b) angelehnt. In diesem Lehrbuch findet sich für jede Modellstufe ein ausführlicher Überblick verschiedener Modellansätze.

Die Aktivitätenwahl wird auf der Modellstufe der Verkehrserzeugung abgebildet. Hier wird für jede Verkehrszelle i die Anzahl der Ortsveränderungen E bestimmt, deren Durchführung zum Befriedigen des vorhandenen Aktivitätenbedarfs notwendig ist. Dazu wird eine Segmentierung der Nachfrage in Personengruppen und Wegezwecke vorgenommen. In Formel (2.6) entspricht ein solches Segment einer Gruppe g. Personengruppen werden z. B. anhand des Alters, der Berufstätigkeit, oder des Führerscheinbesitzes gebildet. Typische Wegezwecke in einem Verkehrsnachfragemodell sind z. B. Arbeiten, Bildung, Einkaufen, Freizeit. Welche Wegezwecke letztendlich abgebildet werden, hängt dabei maßgebend von der Modellierungsaufgabe

ab. Für Fragestellungen bezüglich des deutschlandweiten Verkehrs auf Autobahnen, ist beispielsweise das Segment "Bildung" vernachlässigbar.

Verkehrserzeugung
$$E_{g,i} = \sum_{k=1}^{K} \mu_{g,k} \cdot Z_{i,k} \text{ bzw. } A_{g,j} = \sum_{k=1}^{K} \eta_{g,k} \cdot Z_{j,k} \tag{2.6}$$

Zielwahl
$$F_{g,i,j} = E_{g,i} \cdot \frac{A_{g,j} \cdot f_{g,\alpha}(w_{i,j})}{\sum_{j=1}^{J} A_{g,j} \cdot f_g(w_{i,j})} \tag{2.7}$$

Verkehrsmittelwahl
$$F_{g,i,j,m} = F_{g,i,j} \cdot \frac{f_{g,\gamma}(w_{i,j,m})}{\sum_{m=1}^{M} f_{\gamma_g}(w_{i,j,m})} \tag{2.8}$$

Routenwahl
$$F_{g,i,j,m,r} = F_{g,i,j,m} \cdot \frac{f_{g,\delta}(w_{i,j,m,r})}{\sum_{r=1}^{R} f_g(w_{i,j,m,r})} \tag{2.9}$$

mit

$E_{g,i}$	erzeugte Ortsveränderungen E einer Gruppe g in Quellzelle i
$A_{g,j}$	Potenziell angezogene Ortsveränderungen A einer Gruppe g in Zielzelle j
$Z_{i,k}$	Ausprägung der Strukturgröße k in Verkehrszelle i
$f_{g,e}()$	Bewertungsfunktion für die entsprechende Entscheidung $e \in \{\alpha,\gamma,\delta\}$ der Gruppe g
$\mu_{g,k}$	Erzeugungsrate in einer Gruppe g für Strukturgröße k
$\eta_{g,k}$	Attraktionsrate in einer Gruppe g für Strukturgröße k
α_g	Widerstandsparameter der Gruppe g für die Zielwahl
γ_g	Widerstandsparameter der Gruppe g für die Verkehrsmittelwahl
δ_g	Widerstandsparameter der Gruppe g für die Routenwahl
$F_{g,i,j,m,r}$	Ortsveränderungen in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j mit Verkehrsmittel m auf Route r
$w_{i,j,m,r}$	Widerstand zwischen Quellzelle i und Zielzelle j mit Verkehrsmittel m auf der Route r

Erzeugungsmodelle betrachten entweder die täglich durchgeführten Ortsveränderungen zu mehreren Aktivitätenorten ganzheitlich als Aktivitätenkette oder die einzelnen Ortsveränderungen zwischen genau zwei Aktivitätenorten. Zwei Aktivitätenorte bilden dann eine sogenannte Quelle-Ziel-Gruppe (QZG). Das prinzipielle Vorgehen ist allerdings in beiden Fällen identisch (vgl. Formel (2.6)): Die Anzahl der durchgeführten Ortsveränderungen der Gruppe g berechnet sich durch die Anzahl der Personen der Gruppe g und der entsprechenden Erzeugungsrate der Gruppe g. Die Erzeugungsrate ist als mittlere Anzahl der Ortsveränderungen einer Person dieser Gruppe, i. d. R. bezogen auf einen Tag, definiert. Neben den erzeugten Ortsveränderungen wird für jede Verkehrszelle außerdem die Anzahl potenziell angezogener Ortsveränderungen berechnet: Wegezwecke sind mit bestimmten Raumstrukturgrößen verbunden, z. B. der Wegezweck "Arbeiten" mit der Anzahl der Beschäftigten oder der Wegezweck Bildung mit der Anzahl an Schulplätzen. Die Anzahl der Ortsveränderungen, die durch eine Einheit der jeweiligen Strukturgröße angezogen wird, lässt sich durch die Attraktionsrate beschreiben. Das Produkt aus der Anzahl der Einheiten

einer Strukturgröße und der Attraktionsrate ergibt dann die Anzahl potenziell angezogener Ortsveränderungen für eine Verkehrszelle.

Zielwahlmodelle berechnen unter Berücksichtigung der Ergebnisse aus der Erzeugung für jede Gruppe die Anzahl der Ortsveränderungen für jede Kombination aus Quelle und Ziel, im Folgenden Relation genannt (vgl. Formel (2.7)). Neben den erzeugten und potenziell angezogenen Ortsveränderungen hat der Widerstand auf der Relation für die Zielwahl maßgebenden Einfluss. Mithilfe des Widerstandsparameters der Bewertungsfunktion wird die Empfindlichkeit der Verkehrsteilnehmer gegenüber dem Widerstand ausgedrückt. Je nach Wahl des Widerstandsparameters entsteht im Modell eine bestimmte Verteilung der Widerstandskomponenten z. B. Reiseweiten- und Reisezeitenverteilungen.

In Formel (2.7) ist ein quellseitig gekoppeltes Modell dargestellt. "Quellseitig gekoppelt" bedeutet in diesem Zusammenhang, dass die Summe aller Ortsveränderungen, die an einer Verkehrszelle beginnen (Quellverkehrsaufkommen), der Anzahl der erzeugten bzw. potenziell angezogenen Ortsveränderungen aus der Verkehrserzeugung entspricht. Je nachdem, ob ein Modell quellseitig, zielseitig oder beidseitig gekoppelt ist, existieren Randsummenbedingungen für die Quellverkehrsaufkommen, Zielverkehrsaufkommen oder beides. SCHILLER (2008) führt in diesem Zusammenhang die Begriffe unelastische und elastische Randsummenbedingungen ein: Unelastische Randsummenbedingungen ergeben sich demnach bei räumlich nicht substituierbaren Aktivitäten wie Arbeit und Bildung. In diesem Fall werden die vorgegebenen Verkehrsaufkommen als Randsummenbedingungen exakt eingehalten. Elastische Randsummen sind hingegen bei räumlich flexiblen Aktivitäten wie Einkaufen oder Freizeit sinnvoll. In diesem Fall spielt die Erreichbarkeit für das tatsächliche resultierende Verkehrsaufkommen eine große Rolle. Im Falle elastischer Randsummenbedingungen kann ein maximales Verkehrsaufkommen, das jedoch nicht zwingend erreicht werden muss, vorgegeben werden. Ebenso existieren Ansätze, die den "Auslastungsgrad", also das Verhältnis von Verkehrsaufkommen zu potenzieller Anzahl der Ortsveränderungen, betrachten. Es ist leicht vorstellbar, dass beispielsweise die Attraktivität eines Schwimmbads oder eines Skigebiets ab einem bestimmten Überfüllungsgrad wieder sinkt.

Die Verkehrsmittelwahl lässt sich ebenfalls mittels eines diskreten Wahlmodells in Abhängigkeit des Widerstands abbilden (vgl. Formel (2.8)). Die Widerstandsparameter drücken hierbei die Widerstandsempfindlichkeit gegenüber den Widerstandskomponenten der jeweiligen Verkehrsmittel aus und spiegeln somit auch eine Affinität gegenüber einem Verkehrsmittel wider. Je nach Wahl des Widerstandsparameters entsteht ein bestimmter Modal Split im Modell.

Die abschließende Entscheidungsebene bildet die Routenwahl. Auch hier wird ein Wahlmodell mit dem Widerstand als Einflussgröße angewandt (vgl. Formel (2.9)). Durch die Art und die Parameter des Routenwahlmodells entsteht im Netzmodell ein

bestimmtes Belastungsbild für Routen, Abbiegebeziehungen und Strecken im Individualverkehr (IV) oder für Linien, Linienabschnitte bzw. Fahrten im öffentlichen Verkehr (ÖV).

Zusammenspiel der einzelnen Teilmodelle

In Abbildung 2 sind das Nachfragemodell, bestehend aus den vier soeben beschriebenen Entscheidungsmodellen, das Strukturdatenmodell, das Verhaltensdatenmodell und das Netzmodell im Zusammenhang dargestellt.

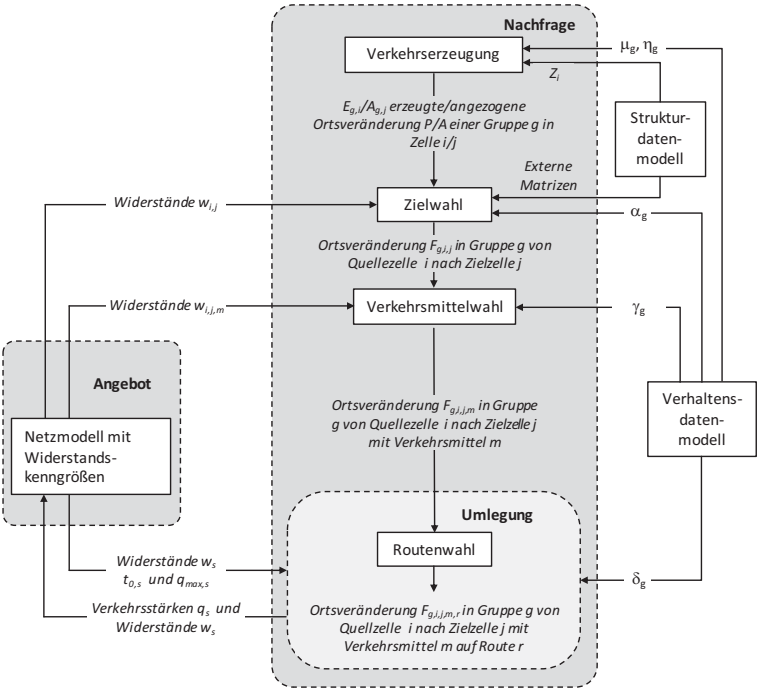

Abbildung 2: Zusammenspiel der Teilmodelle bei der Berechnung der Verkehrsnachfrage

Das Strukturdatenmodell liefert dabei ausschließlich Eingangsdaten für das Erzeugungs- und das Zielwahlmodell. Das Verhaltensdatenmodell stellt hingegen Modellparameter für alle Entscheidungsebenen bereit. Die Widerstandskenngrößen werden als Eingangsdaten für die einzelnen Entscheidungsebenen im Netzmodell berechnet.

Das (Teil-)Modellergebnis der jeweiligen Entscheidungsebene ist dann Eingangsgröße für die nächste Entscheidungsebene.

Dieser streng sequentielle Ablauf eines klassischen 4-Stufen-Modells steht der Tatsache gegenüber, dass der Entscheidungsprozess der Verkehrsteilnehmer nicht unabhängig voneinander und auch nicht zwingend in dieser Reihenfolge abläuft. Trip End-Modelle führen die Verkehrsmittelwahl z. B. direkt nach der Erzeugung durch. Somit wird die Verkehrsmittelwahl eher auf soziodemografische Merkmale der Person, wie Einkommen, Pkw-Verfügbarkeit oder Wohngebietstyp zurückgeführt und im besten Fall auf mittlere Angebotsqualitäten über alle Relationen. Trip Interchange-Modelle behandeln die Entscheidungen hingegen in oben genannter Reihenfolge. Die Zielwahl basiert bei Trip Interchange-Modellen somit auf relationsfeinen Widerständen, die auf den gewichteten Widerständen der jeweiligen Verkehrsmittel beruhen (vgl. ORTUZAR UND WILLUMSEN (2004)).

In beiden Fällen müssten für die übergeordnete Entscheidung bereits Informationen über die nachgeordnete Entscheidung vorliegen. Dieses Problem kann einerseits durch Rückkopplungen über alle widerstandsabhängigen Entscheidungen gelöst werden. Für das jeweilige Wahlmodell werden dann die gemittelten Widerstände aus dem vorherigen Iterationsschritt verwendet. Andererseits können einzelne Modellstufen zusammengefasst werden, sodass die Entscheidungen simultan abgebildet werden. Üblicherweise werden die Zielwahl und die Verkehrsmittelwahl zusammengefasst (vgl. LOHSE ET AL. (1997b), FELLENDORF ET AL. (1997)), aber auch andere Ansätze, wie das Zusammenfassen der Verkehrsmittel- und Routenwahl (vgl. VRTIC (2003)) oder der Ziel-, Verkehrsmittel- und Routenwahl (vgl. DUGGE (2006)) sind möglich.

Ein weiterer maßgebender Aspekt, der Rückkopplungen innerhalb eines Verkehrsmodells notwendig macht, ist das wechselseitige Beeinflussen von Widerständen und der Anzahl der durchgeführten Ortsveränderungen. In der Verkehrsmodellierung wird dazu gelegentlich die Analogie aus den Wirtschaftswissenschaften aufgegriffen, dass sich Angebot, hier die Widerstände im Netzmodell (vgl. Abbildung 2), und die Nachfrage, hier die Ortsveränderungen mit ihren Ausprägungen, gegenseitig bedingen (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Am deutlichsten wird dies am Beispiel der Routenwahl für den motorisierten Individualverkehr (mIV): Der Widerstand einer Strecke w_s und damit auf einer (Teil-)Route steigt mit steigender Anzahl an Fahrzeugen q_s auf dieser Strecke. Andererseits sinkt die Auswahlwahrscheinlichkeit, und damit die Anzahl der Fahrzeuge auf einer Route, mit steigendem Widerstand auf einer Strecke bzw. (Teil-)Route. Dieses unmittelbare Zusammenspiel zwischen Routenwahl und Widerständen, unter Beachtung der Kapazität $q_{max,s}$ und der Fahrzeit bei freier Geschwindigkeit $t_{o,s}$ auf den einzelnen Strecken im Netzmodell, wird in Umlegungsmodellen abgebildet.

Umlegung

Umlegungsverfahren dienen dazu, basierend auf einer Nachfragematrix, die die Ortsveränderungen enthält, die Routenwahl abzubilden und daraus Belastungen auf den entsprechenden Netzelementen abzuleiten (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Dazu sind die Teilschritte Routensuche, Routenwahl, Routen- und Netzbelastung, Ermittlung der Widerstände der Strecken anhand der aktuellen Belastungen und ggf. die Prüfung einer Abbruchbedingung für die Umlegung (Konvergenz) durchzuführen (vgl. FRIEDRICH UND VORTISCH (2005), DUGGE (2006)).

Maßgebende Einflussgröße des Widerstands einer Strecke ist die belastungsabhängige Fahrzeit. Der Zusammenhang zwischen Fahrzeit und Belastung lässt sich mit einer Capacity Restraint (CR)-Funktion abbilden. Eine häufig zur Anwendung kommende Variante ist die sogenannte BPR-Funktion (vgl. U.S. DEPARTMENT OF COMMERCE (1964)):

$$t_{akt,s} = t_{0,s} \cdot \left(1 + \lambda \left(\frac{q_s}{q_{max}}\right)^{\varphi}\right) \text{ mit } t_{0,s} = v_{frei,s} \cdot l_s \tag{2.10}$$

mit

$t_{akt,s}$	aktuelle Fahrzeit auf einer Strecke s
q_s	Verkehrsstärke auf der Strecke s
q_{max}	Kapazität der Strecke s
$t_{0,s}$	Fahrzeit bei freier Geschwindigkeit auf der Strecke s
λ, φ	Parameter der CR–Funktion
$v_{frei,s}$	freie Geschwindigkeit auf der Strecke s
l_s	Länge der Strecke s

Unter Vorgabe einer freien Geschwindigkeit und einer Kapazität sowie zweier Funktionsparameter wird die aktuelle Fahrzeit der Strecke für die jeweilige Belastungssituation bestimmt: Die freie Geschwindigkeit, die Kapazität und die Funktionsparameter können in diesem Zusammenhang indirekt als Verhaltensparameter aufgefasst werden, da diese aus dem Fahrverhalten der Verkehrsteilnehmer resultieren. Eine ausführliche Diskussion verschiedener CR-Funktionstypen ist in SCHNABEL UND LOHSE (2009b) enthalten.

In den vergangenen Jahrzehnten wurde eine Vielzahl von Umlegungsverfahren entwickelt, einen reichhaltigen Überblick gibt z. B. CASCETTA (2001). Für die vorliegende Arbeit haben sogenannte Gleichgewichtsmodelle Relevanz, die Wardrops erstem Prinzip folgen und zu einem sogenannten Nutzergleichgewicht führen. Ein Nutzergleichgewicht ist dann erreicht, wenn für jede Relation alle gewählten Routen einen identischen Widerstand und alle nicht gewählten Routen einen höheren Widerstand aufweisen (vgl. WARDROP (1952)). Kommt dabei für die Routenwahl ein diskretes Wahlmodell zur Anwendung, wird der Zustand stochastisches Nutzergleichgewicht genannt. In diesem Fall wird der subjektive empfundene Widerstand minimiert. Wird

der objektive Widerstand zu Grunde gelegt, spricht man von einem deterministischen Nutzergleichgewicht (vgl. CASCETTA (2001)). Ein weiteres Klassifizierungsmerkmal von Umlegungsverfahren ist die Zeitachse. Bei einer statischen Umlegung wird von einer konstanten Nachfrage und einem konstanten Netzzustand innerhalb des Umlegungszeitraumes ausgegangen. Dynamische Umlegungsverfahren hingegen betrachten eine Zeitachse. Infolgedessen liegen eine zeitlich veränderbare Nachfrage und ein zeitlich veränderbarer Netzzustand vor (vgl. FRIEDRICH UND VORTISCH (2005)). Hierbei wird die Fortbewegung der Verkehrsteilnehmer entlang einer Route nachvollzogen. Somit entsteht die Information, zu welchem Zeitpunkt wie viel Nachfrage auf welchem Netzelement auftritt (vgl. FRIEDRICH (2013b)).

Erweiterung des Vier-Stufen-Modells um die Zeitwahl

Wird neben den beschriebenen vier Entscheidungsstufen die Zeitwahl mit einbezogen, kommt der Abfahrtszeitwahl (vgl. SMALL (1982)) und der Aktivitätenreihenfolgeplanung (vgl. RANEY UND NAGEL (2006)) eine Bedeutung zu. Ein pragmatischer Ansatz, die über den Tag durchgeführten Ortsveränderungen in einzelnen Zeitscheiben abzubilden und damit den Aspekt der Aktivitätenreihenfolge zu adressieren, ist die Verwendung von Tagesganglinien (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Analog zur den Erzeugungsraten bei der Verkehrserzeugung wird das Verhalten explizit durch empirisch ermittelte Tagesganglinien vorgegeben. Es ist sinnvoll, bei diesem Vorgehen die Segmentierung nach Personengruppen bzw. Wegezwecken aus den anderen Entscheidungsstufen beizubehalten. Die Fahrten innerhalb eines Zeitintervalls h ergeben sich dann aus dem relativen Anteil des Verkehrsaufkommens $t(h)$ der verwendeten Tagesganglinie TG und der Anzahl der Ortsveränderungen aus den bisher durchlaufenden Entscheidungsmodellen:

$$F_{g,i,j,m,h} = F_{g,i,j,m} \cdot t(h) \text{ mit } TG_{g,i,j,m} = \{t(1), t(2) \dots t(T)\} \tag{2.11}$$

mit

$F_{g,i,j,m,h}$	Ortsveränderungen in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j mit Verkehrsmittel m im Zeitintervall h
$TG_{g,i,j,m}$	Tagesganglinie der Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j mit Verkehrsmittel m
$t(h)$	relativer Anteil des Verkehrsaufkommens im Zeitintervall h der Tagesganglinie $TG_{g,i,j,m}$
T	Anzahl der Zeitintervalle der Tagesganglinie $TG_{g,i,j,m}$

Für eine Modellierung der Zeitscheiben ist es zweckmäßig, zunächst zwischen abfahrts- und ankunftsorientierten Ganglinien zu unterscheiden. Abfahrtsorientierte Ganglinien beschreiben die Anzahl der beginnenden Ortsveränderungen je Zeitintervall h. Ankunftsorientierte Ganglinien beschreiben hingegen die Anzahl der endenden Ortsveränderungen in einem Zeitintervall. I. d. R. liegt der maßgebende Zeitpunkt einer Ortsveränderung auf der Attraktionsseite (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Für das Aktivitätenpaar "Wohnen-Arbeiten" (Attraktion ist auf der Zielseite, also ankunfts-

orientiert) ist beispielsweise der Zeitpunkt der Ankunft maßgebend. Je nach gewünschtem Arbeitsbeginn wählt der Verkehrsteilnehmer anhand der erwarteten Fahrzeit seinen Abfahrtszeitpunkt. Für das Aktivitätenpaar "Arbeiten-Wohnen" (Attraktion ist auf der Quellseite, also abfahrtsorientiert) ist hingegen eher der Zeitpunkt des Feierabends maßgebend. Da Umlegungen von Matrizen unter Verwendung von Zeitscheiben in der Regel abfahrtsorientiert sind, werden die ankunftsorientierten Ganglinien relations- und verkehrsmittelfein anhand der mittleren Reisezeiten der entsprechenden Zeitscheiben in abfahrtsorientierte Ganglinien umgerechnet.

2.3.3 Kalibrierung der Modellparameter

Ein maßgebende Zielgröße beim Aufbau eines Verkehrsmodells ist die Realitätsnähe des Modells. In diesem Zusammenhang ist es zielführend, die Begriffe Kalibrierung und Validierung zu unterscheiden. Im Bereich der Verkehrsmodellierung kann der Kalibrierung

- die Ermittlung von verwendeten Verhaltensparametern mittels statistischer Methoden,
- das manuelle bzw. iterative Verändern von Eingangsgrößen und
- die Durchführung formaler Korrekturverfahren

zugeordnet werden. Das Ziel ist hierbei eine bestmögliche Übereinstimmung zwischen Modellergebnissen und abgebildeter Realität (vgl. SAMMER ET AL. (2012)). Die Validierung umfasst hingegen

- die Überprüfung der Abbildungsqualität des Verkehrsmodells (vgl. SAMMER ET AL. (2012)) und
- die Identifikation von grundsätzlichen Daten- und Modellfehlern (vgl. FRIEDRICH (2010)) bzw. den Nachweis darüber, dass diese Fehler nicht vorhanden sind.

Dies geschieht mittels Vergleich von Modellergebnissen mit erhobenen Daten. Idealerweise sind die Kalibrierungs- und Validierungsdatengrundlagen unabhängig voneinander. Doch nicht in jedem Fall lassen sich beide Vorgänge klar abgrenzen, da sich je nach Ergebnis der Überprüfung der Abbildungsqualität bzw. beim Auffinden von Daten- und Modellfehlern ein weiterer Iterationsprozess anschließt, um genau diese Ungenauigkeiten und Fehler zu beseitigen.

Die Datengrundlage zur Kalibrierung einzelner Teilmodelle und zur Validierung des gesamten Verkehrsmodells kann aus unterschiedlichen Quellen gewonnen werden. Eine Übersicht dieser Datenquellen, daraus ableitbarer Kenngrößen und deren Verwendung im Rahmen der Kalibrierung bzw. Validierung, enthält Tabelle 1 (vgl. FRIEDRICH (2010), HEIDL (2010), SAMMER ET AL. (2012)).

Datenquelle	Ableitbare Kenngrößen für Validierung/ Kalibrierung	mögliche Verwendung
Haushalts-befragung (national/ regional)	Erzeugungsraten je Personengruppe	Kalibrierung/Validierung Erzeugung
	Reiseweiten- und Reisezeitenverteilung der Wege je Personengruppe	Kalibrierung/Validierung Zielwahl
	mittlere Reisezeiten- und Reiseweiten je Personengruppe	Kalibrierung/Validierung Zielwahl
	Modal Split je Personengruppe	Kalibrierung/Validierung Verkehrs-mittelwahl
	Tagesganglinien je Personengruppe und Verkehrsmittel	Kalibrierung/Validierung Zeitwahl
Stated Preference Experimente	Parameter für beliebige Wahlmodelle, üblicherweise Ziel- oder Verkehrs-mittelwahl	Kalibrierung Zielwahl Kalibrierung Verkehrsmittelwahl Kalibrierung Routenwahl
Pendlerdaten	Räumliche Verflechtung von Umland/Stadt oder mehreren Städten	Kalibrierung/Validierung Zielwahl
ÖV-Erhebung	Linienbeförderungsfälle	Kalibrierung/Validierung Routenwahl
	Ein-, Aussteiger und Umsteiger	Kalibrierung/Validierung Routenwahl
	ÖV-Verflechtungen von Regionen/Stadtteilen	Kalibrierung/Validierung Zielwahl
	Screenline-Belastung	Kalibrierung/Validierung Verkehrs-mittelwahl
Straßen-verkehrs-zählungen (punktuell, kontinuierlich)	Streckenbelastung	Kalibrierung/Validierung Routenwahl Kalibrierung/Validierung Netzmodell
	Tagesganglinien	Kalibrierung/Validierung Routenwahl Kalibrierung/Validierung Zeitwahl
	Screenline-Belastung	Kalibrierung/Validierung Verkehrs-mittelwahl
Fahrzeit-erhebungen	Abschnittsweise Fahrzeiten	Kalibrierung/Validierung Netzmodell Kalibrierung CR-Funktionen

Tabelle 1: Datenquellen für Verkehrsmodelle und deren Verwendbarkeit

Die Erzeugungsraten und Tagesganglinien lassen sich im Rahmen der Modellkalibrierung direkt aus Haushaltsbefragungen ableiten. Ebenso bieten Stated-Preference-Experimente die Möglichkeit, unmittelbar Entscheidungen zu beobachteten und die Verhaltensparameter der jeweiligen Wahlmodelle zu schätzen. Aus Haushaltsbefragungen abgeleitete, empirische Reiseweiten- und Reisezeitenverteilungen bzw. Mittelwerte der Reiseweiten und -zeiten sowie Modal Split-Werte können im Rahmen der Kalibrierung für die indirekte, iterative Anpassung der Verhaltensparameter herangezogen werden. Dabei werden die Verhaltensparameter derart angepasst, dass die empirischen Kenngrößen aus der Haushaltsbefragung mit den Kenngrößen aus dem Modell bestmöglich übereinstimmen. Dasselbe gilt für jedwede Form von Belastungszahlen im mIV und ÖV. Auch hier lassen sich nur indirekt Verhaltens-

parameter ableiten. Darüber hinaus ist bei der Kalibrierung anhand von Belastungszahlen besonders zu beachten, dass Belastungen ein Ergebnis aller Modellstufen, die sich in einem komplexen Zusammenspiel befinden (vgl. Abbildung 2, S. 15), darstellen und daher nicht nur als Ergebnis der Routenwahl aufzufassen sind. Alle Kenngrößen, die zur indirekten Kalibrierung herangezogen werden, können prinzipiell stattdessen auch für die Validierung angewendet werden. Die jeweiligen Daten sollten jedoch nur für eines der beiden Verfahren eingesetzt werden, um die Unabhängigkeit der Kalibrierungs- und Validierungsdatengrundlage zu wahren.

Um Kennwerte wie Verteilungen, Mittelwerte oder Zählwerte aus Modell und Realität miteinander vergleichen zu können, ist ein Maß erforderlich, was die Ähnlichkeit bzw. die Abweichung zwischen diesen Wertepaaren beschreibt. Neben der absoluten Abweichung, der prozentualen Abweichung, der euklidischen Distanz, der Standardabweichung und dem Bestimmtheitsmaß existieren in der Literatur eine Vielzahl weiterer Indikatoren, die die Abweichung genau eines Wertepaares bzw. die Abweichung einer bestimmten Menge von Wertepaaren beschreiben. Eine ausführlicher Überblick findet sich beispielsweise in SAMMER ET AL. (2012).

In dieser Arbeit wird zum Vergleich eines Wertepaares der sogenannte GEH-Wert herangezogen, der speziell für den Vergleich von Verkehrsstärkewerten entwickelt wurde (vgl. UK HIGHWAY AGENCY (2008)):

$$\mathrm{GEH} = \sqrt{\frac{2 \cdot (\mathrm{M} - \mathrm{C})^2}{\mathrm{M} + \mathrm{C}}} \tag{2.12}$$

mit M modellierter Wert

C erhobener Wert

Für den Vergleich einer Menge von Wertepaaren kann der mittlere GEH-Wert über alle Wertepaare herangezogen werden. Für den Vergleich von Zählergebnissen ist wiederum die Angabe zweckmäßig, wie oft beim Vergleich eines Wertepaares ein bestimmter Grenzwert überschritten wird. Die UK HIGHWAY AGENCY (2008) stuft z. B. ein stundenfeines Umlegungsergebnis als sehr gut validiert ein, wenn der GEH-Wert für 85 % der Zählstellen kleiner 5 ist und für nahezu alle Screenline-Belastungen kleiner 4 ist. Grundsätzlich gilt: Je kleiner der GEH-Wert desto besser das Prognoseergebnis. Für die Anwendung auf Tagesverkehrsaufkommen können die angegebenen Grenzwerte z. B. anhand des geschätzten Spitzenstundenanteils umgerechnet werden.

2.3.4 Verkehrslage

Die als Ergebnis aus dem Verkehrsmodell entstehenden Verkehrsstärken können zur Bestimmung der Verkehrslage verwendet werden. FRIEDRICH (2013a) definiert

Verkehrslage als *"Beschreibung der räumlich differenzierten Verkehrszustände in einem Netz zu einem Zeitpunkt oder in einem Zeitintervall".* Der Verkehrszustand beschreibt laut FRIEDRICH (2013a) wiederum *"die Geschwindigkeit oder die Fahrzeit auf einem räumlich begrenzten Netzelement oder einem Netzabschnitt zu einem Zeitpunkt oder für ein Zeitintervall"*. Der Begriff Verkehrsablauf adressiert zusätzlich den kontinuierlichen Charakter der Verkehrszustandskenngrößen Geschwindigkeit, Verkehrsdichte bzw. Verkehrsstärke bei vorherrschender Kapazität. Die Kenngrößen des Verkehrszustands können herangezogen werden, um die Qualität des Verkehrsablaufes mittels eines "Level of Service (LOS)", also einer Qualitätsstufe, zu beschreiben (vgl. HCM (1964)).

Das Konzept des LOS wird u. a. für die Bemessung von einzelnen Straßenverkehrsanlagen (vgl. FGSV (2001)) herangezogen. Hier findet eine sechsstufige Einteilung Anwendung, die je nach Art der Straßenverkehrsanlage auf spezifischen, verkehrlichen Kenngrößen basiert. Während für Knotenpunkte die mittlere Wartezeit als maßgebend betrachtet wird, werden Autobahnstrecken anhand der Auslastung eingestuft. Im Rahmen dieser Arbeit ist hingegen die Verwendung des LOS-Konzepts zur Information der Verkehrsteilnehmer von Relevanz. Dabei wird der Verkehrsteilnehmer durch eine Verkehrslagekarte über den LOS auf den jeweiligen Strecken informiert. Häufig wird, um die Information für die Verkehrsteilnehmer schneller erfassbar zu machen, eine dreistufige Einteilung mit der üblichen Farbzuordnung "grün" - freier Verkehr, "gelb" - stockender Verkehr und rot - "Stau" verwendet (vgl. z. B. VIZ BERLIN (2014), VMZ - KARLSRUHE (2014), BAYERN INFO (2013)).

Für die Berechnung des LOS können drei unterschiedliche Verfahrensarten unterschieden werden (vgl. FRIEDRICH (2013a)):

- Verfahren, die auf Geschwindigkeit bzw. Fahrzeit basieren (z. B. BUSCH ET AL. (2004), KOLLER-MATSCHKE ET AL. (2012)).
- Verfahren, die auf dem Auslastungsgrad basieren (z. B. FGSV (2001), MANDIR (2012)). Für diese Verfahren können auch Verkehrsnachfragemodelle mit statischer Umlegung die Verkehrsstärke als Eingangsgröße liefern. Echtzeitdaten sind hier hingegen nicht geeignet, da im Falle eines Verkehrszusammenbruchs entsprechend niedrige Verkehrsstärken detektiert werden.
- Verfahren, die Kenngrößen kombinieren, z. B. Kombination aus Auslastungsgrad und Rückstau (vgl. VORTISCH (2005)), Kombination aus Verkehrsstärke und Geschwindigkeit aus Echtzeitdaten (vgl. KERNER (2000)).

2.4 Statistische Methoden

Im folgenden Unterkapitel wird eine Reihe von statistischen Methoden vorgestellt und Beispiele für ihre Anwendung in der Verkehrsmodellierung gegeben. Die Aussagen zur

Typisierung der statistischen Methoden und zu den theoretischen Funktionsweisen daraus entstehender Modelle sind, soweit nicht explizit anders gekennzeichnet, an BACKHAUS ET AL. (2006) angelehnt.

2.4.1 Typisierung der statistischen Methoden

Statistische Methoden lassen sich anhand der Zielstellung ihrer Anwendung in strukturentdeckende und strukturprüfende Verfahren einteilen. Liegt dem Analysten ein Datensatz aus Objekten bzw. Variablen (z. B. Eigenschaften von Objekten) vor, über deren Beziehungszusammenhänge nichts bekannt ist, kommen strukturentdeckende Verfahren zur Anwendung. Hat man z. B. bei einer Haushaltsbefragung eine Vielzahl von Merkmalen erhoben, kann es für bestimmte Fragestellungen sinnvoll sein, diese Merkmale auf wenige maßgebende Faktoren zurückzuführen. Diese mögliche Bündelung von Variablen kann mit der Faktorenanalyse untersucht werden. Möchte man hingegen nicht die Variablen, sondern Objekte (in der Verkehrsmodellierung z. B. Ganglinien der Fahrzeit oder Verkehrsstärke) gruppieren, steht als Analysewerkzeug die Clusteranalyse zur Verfügung.

Besteht hingegen bereits eine Vermutung über Zusammenhänge im vorliegenden Datensatz, können strukturprüfende Verfahren angewendet werden, um diese Vermutungen zu bestätigen oder ggf. verwerfen zu können. Strukturprüfende Verfahren können, wie in Tabelle 2 vorgenommen, anhand des Skalenniveaus der abhängigen (der beeinflussten) und der unabhängigen (der beeinflussenden) Variablen unterschieden werden. Nominale Skalen klassifizieren Merkmale bzw. Eigenschaften auf qualitativer Ebene. Verkehrliche Kenngrößen, die mit einer nominalen Skala beschrieben werden können, sind z. B. Unfälle nach Unfallkategorie und der LOS. Im Falle der nominalen Beschreibung von Unfällen und LOS geht allerdings die Information verloren, dass die Größen durchaus ordinalen Charakter besitzen. D. h., Unfälle und LOS-Stufen besitzen eine natürliche Reihung. Unfälle können z. B. nach ihrer Schwere geordnet werden und LOS-Stufen nach der Schwere der Beeinträchtigung der Verkehrslage. Metrische Skalen legen die Reihenfolge der Merkmalswerte fest und besitzen gleichgroße Abschnitte oder sind stetig. Typische verkehrliche Kenngrößen mit dieser Skala sind z. B. Verkehrsstärke und Fahrzeit.

		Skalenniveau der unabhängigen Variablen	
		Metrisch	**Nominal**
Skalenniveau der abhängigen Variablen	**Metrische**	Regressionsanalyse z. B. Einfluss von Verkehrs-stärke (metrisch) auf Fahrzeit (metrisch)	Varianzanalyse Regressionsanalyse mit binären Variablen z. B. Einfluss von Wochentag (nominal) auf Verkehrsstärke (metrisch)
	Nominal	Diskriminanzanalyse logistische Regression z. B. Einfluss von Verkehrs-stärke (metrisch) auf LOS (nominal)	Kontingenzanalyse logistische Regression mit binären-Variablen z. B. Einfluss Unfallereignis differenziert nach Unfall-kategorie (nominal) auf LOS (nominal)

Tabelle 2: Typisierung von strukturprüfenden Methoden (angelehnt an BACKHAUS ET AL. (2006))

In Tabelle 2 sind für die Kombinationen der Skalenniveaus die geeignete statistische Methode und beispielhaft eine sich im Bereich der Verkehrsmodellierung ergebende Fragestellung aufgeführt. Besondere Bedeutung kommt dabei der Regressionsanalyse und der logistischen Regression zu, da diese mit Hilfe von binären Variablen für metrische und nominale unabhängige Variablen einsetzbar sind. Binäre Variablen beschreiben, z. B. anhand der Werte 0 und 1, ob z. B. ein Merkmal wahr ist oder ein Ereignis eintritt.

Als strukturentdeckendes Verfahren wird zur Untersuchung der Tagesganglinien der Verkehrsstärke die Clusteranalyse angewendet. Das Verkehrsaufkommen als metrische Größe wird mit der strukturprüfenden Regressionsanalyse untersucht. Für die Untersuchung des LOS als nominale abhängige Variable wird die logistische Regression als strukturprüfendes Analysewerkzeug verwendet.

2.4.2 Clusteranalyse

Grundprinzip

Ziel einer Clusteranalyse ist es, in einer Datenmenge enthaltene Objekte derart zu gruppieren, dass sich innerhalb einer Gruppe möglichst ähnliche Objekte befinden und sich gleichzeitig die Gruppen möglichst stark voneinander unterscheiden. Für die Clusteranalyse sind im Vorfeld zwei grundlegende Festlegungen zu treffen: Das Distanzmaß und der Fusionierungsalgorithmus.

Das Distanzmaß beschreibt die Ähnlichkeit zwischen zwei Objekten. Handelt es sich dabei um Objekte, die ausschließlich Eigenschaften auf der identischen metrischen Skala aufweisen, können die bereits im Rahmen der Modellkalibrierung (vgl. Kapitel 2.3.3) angesprochenen Maße (u. a. euklidische Distanz, Korrelationskoeffizient, GEH-Wert) herangezogen werden. Beziehen sich die Eigenschaften auf unterschiedliche Skalen bzw. sind nominal, müssen entsprechende Distanzfunktionen abgeleitet werden.

Bezüglich des Fusionierungsalgorithmus wird zwischen hierarchischen Clusterverfahren und partitionierenden Clusterverfahren unterschieden:

- Hierarchische Verfahren ordnen zunächst alle Objekte (Hierarchiebildung), um dann je nach Algorithmus entweder Einzelobjekte nach und nach zu Gruppen zusammenzufassen (agglomerativ) oder die Gesamtmenge der Objekte nach und nach zu trennen (divisiv). Als Abbruchkriterium muss entweder eine maximale Clusteranzahl oder eine maximal zugelassene Distanz angegeben werden. Bekannte agglomerative Verfahren sind die Linkage-Verfahren (u. a. Single-, Average-, Complete-Linkage) und das Ward-Verfahren. Divisive Verfahren sind hingegen von eher geringerer praktischer Bedeutung, da sie aufgrund ihres algorithmischen Ansatzes i. d. R. mit einem höheren Rechenaufwand verbunden sind (vgl. BAUNE (2002)).
- Partitionierende Verfahren ordnen die bei einer gegebenen Startlösung für die Gruppierung gegebenen Objekte derart um, bis eine optimale Lösung entsteht. Optimal heißt, dass kein Objekt einer passenderen Gruppe mehr zugeordnet werden kann. Bekanntester Vertreter partitionierender Verfahren ist der k-means-Algorithmus. Eine detaillierte Beschreibung der genannten Verfahren sowie eine weiterreichende Übersicht findet sich in BACKHAUS ET AL. (2006).

Eine besondere inhaltliche Bedeutung kommt der direkten bzw. über das maximale Distanzmaß indirekten Vorgabe der Clusteranzahl zu. Eine Methode zum Auffinden der optimalen Clusteranazahl ist das Elbow-Kriterium. Dabei wird anhand der entstandenen Cluster die Fehlerquadratsumme bestimmt und gegen die Clusteranzahl aufgetragen. Tritt im Funktionsverlauf ein Knick auf, liegt an dieser Stelle eine günstige Clusteranzahl vor. Weitere Möglichkeiten zur Bestimmung der optimalen Clusteranzahl sind z. B. die Silhouette-Statistik (vgl. EVERITT ET AL. (2001)) oder der Calinski-Harabasz-Index (vgl. CALINSKI UND HARABASZ (1974)). Es ist zu beachten, dass all diese Kriterien keine ausschließlich objektive Verwendung zulassen, sondern stets mit einer subjektiven Beurteilung verbunden sind (vgl. FELLENDORF ET AL. (2011)).

Bedeutung für die Verkehrsmodellierung

Die Anwendungen der Clusteranalyse innerhalb der Verkehrsmodellierung sind vielschichtig. Im Rahmen von Verkehrsnachfragemodellen lassen sich Clusteranalysen

beispielsweise nutzen, um verhaltenshomogene Personengruppen zu bilden (vgl. WERMUTH (1994)). Ein weiteres Anwendungsfeld ist die Clusterung verkehrlicher Kenngrößen, wie Fahrzeit oder Verkehrsstärke, die z. B. der Messwertersetzung oder der Unterstützung der Prognose dienen kann (vgl. OTTERSTÄTTER (2013)).

Für die Prognose von Verkehrsstärke wird die Clusteranalyse für verschiedene Prognosehorizonte angewandt. Üblicherweise (vgl. z. B. WILD (1996)) erfolgt dabei eine Einteilung in die Prognosehorizonte kurzfristig (wenige Minuten bis mehrere Stunden), mittelfristig (mehrere Stunden bis mehrere Monate) und langfristig (mehrere Monate bis mehrere Jahre).

- Für eine langfristige Prognose entwickelt PINKOFSKY (2006) ein Verfahren, das auf typisierten Ganglinien der Verkehrsstärke beruht. Dabei werden Gangliniencluster auf verschiedenen zeitlichen Ebenen (Jahresgang, Wochengang, Tagesgang) gebildet und betrachtete Straßenquerschnitte klassifiziert. Dieses Verfahren wurde bereits mehrfach aufgegriffen und weiterentwickelt (vgl. GEISTEFELDT (2008), WALTHER ET AL. (2009)).
- BERNARD UND AXHAUSEN (2010) stellen zur langfristigen Prognose von Verkehrsstärken einen Ansatz vor, der ebenfalls auf Typisierung allerdings von stundenfeinen Wochenganglinien und Jahresganglinien beruht. Clustergegenstand sind dabei relative Ganglinien, Distanzmaß ist die euklidische Distanz und als Fusionierungsalgorithmus wird das k-Means-Verfahren angewandt. Zur Bestimmung der Clusteranzahl wird die Silhouhette Statistik und der Calinsky-Harabasz-Index herangezogen. Im Gegensatz zu PINKOFSKY (2006) verwenden BERNARD UND AXHAUSEN (2010) alle Tage des Jahres und nicht nur den Normalzeitbereich. Desweiteren betonen sie die Notwendigkeit einer richtungsfeinen Betrachtung der Messquerschnitte.
- FELLENDORF ET AL. (2011) verwenden die Idee typisierter Ganglinien als Grundlage für eine Emissionsberechnung in Graz. Als Distanzmaß kam hier die euklidische Distanz zur Anwendung, als Clusterverfahren wird zunächst zur Identifikation von Ausreißern das Single-Linkage-Verfahren genutzt. Als Ausreißer werden in diesem Zusammenhang Ganglinien bezeichnet, deren Verlauf sich deutlich von denen anderer Ganglinien unterscheidet. Für die abschließende Clusterung stellt sich das Complete-Linkage-Verfahren als am ehesten geeignet heraus. Zur Bestimmung der Clusteranzahl wird das Elbow-Verfahren und die Silhouette-Statistik verwendet.
- Im Rahmen einer Mittelfristprognose verwenden FRIEDRICH ET AL. (2009) und darauf aufbauend auch OTTERSTÄTTER (2013) eine Clusteranalyse zum Erzeugen netzweiter Verkehrsaufkommen für typische Verkehrstage. Clusterobjekte sind dabei sogenannte Netzganglinien, die aus aneinander gereihten, richtungsfeinen Tagesganglinien bestehen. Zwei Beispiele für Netzganglinien, die jeweils Tagesganglinien von vier verschiedenen Detektionsorten umfassen, sind in Abbildung 3 dargestellt. Für einen richtungsbezogenen Querschnitt nutzen FRIEDRICH ET AL. (2009) in diesem Zusammenhang den Begriff Richtungsmessquerschnitt (RMQ). Als

Distanzmaß wird der GEH-Wert als besonders geeignet eingestuft. Vor der eigentlichen Clusterbildung wird eine Vorklassifizierung durchgeführt, d. h. Objekte aufgrund von bereits vorhandenem Vorwissen sicher getrennt. Die Clusterung erfolgt für jede Klasse der Vorklassifizierung getrennt und unabhängig voneinander. Als Clusterverfahren wird das Average-Linkage-Verfahren verwendet, da sowohl Ausreißer identifiziert werden als mehrere vielfach besetzte Cluster entstehen. Die Anzahl der Cluster wird in einem iterativen Prozess bestimmt, in dem die entstandenen Cluster aus verkehrlicher Sicht auf ihren Erklärungswert geprüft und bewertet werden. Mögliche erklärende Einflussgrößen sind dabei kalendarische Eigenschaften eines Tages (Wochentag, Schulferien), besondere Ereignisse wie Großveranstaltungen (z. B. Messen, Konzerte, Fußballspiele, Volksfeste), aber auch direkt das Verkehrsnetz betreffende Vorkommnisse wie Streckensperrungen. Aufgrund dieser manuellen Interpretation entsteht eine eindeutige Beschreibung jedes entstandenen Clusters, die für eine Prognose genutzt werden kann. Dieser Iterationsprozess wird mit steigender Anzahl an relevanten Kalendereigenschaften und Ereignissen entsprechend komplex und damit auch fehleranfällig. Die Vielzahl möglicher Einflussfaktoren wird beispielsweise in BASTIAN (2002) und KIRSCHFINK ET AL. (2006) thematisiert.

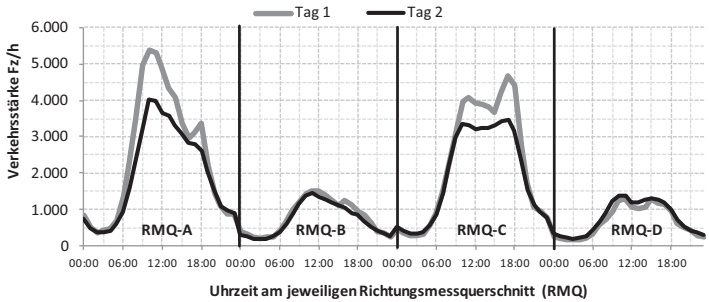

Abbildung 3: Beispiel Netzganglinien für stündliche Verkehrsstärken aus vier richtungsbezogenen Detektoren für zwei verschiedene Tage

- Die Anwendung der Clusteranalyse im Rahmen einer Kurzzeitprognose wird u. a. in WILD (1996) und VORTISCH (2006) beschrieben. In beiden Fällen werden die durch Verkehrsstärkewerte repräsentierten Tagesganglinien vorklassifiziert. Die Vorklassifizierung findet auch hier anhand von Wochentagen, Ferien und Sonderereignissen statt. Durch ein Clusterverfahren werden für jede Klasse der Vorklassifizierung eine oder mehrere Ganglinien berechnet. WILD (1996) führt dazu eine Ganglinientransformation durch. Als Abstandsmaß wird die maximale euklidische Distanz herangezogen, das verwendete Clusterverfahren ist Average-Linkage. VORTISCH (2006) hingegen reduziert die Tagesganglinien auf das Zeitintervall von 6:00 bis 20:00, verwendet ein abgeleitetes form- und lagebasiertes Distanzmaß und clustert

derart, dass möglichst vielbesetzte Cluster entstehen. Für die Kurzfristprognose wird bei beiden Ansätzen anhand des aktuellen Tages die passende Klasse der Vorklassifizierung ausgewählt. Enthält die Klasse mehrere Ganglinien, wird diejenige Ganglinie zugeordnet, welche mit dem bisherigen Verlauf der Ganglinie des aktuellen Tages am besten übereinstimmt.

2.4.3 Regressionsanalyse

Grundprinzip

Die Regressionsanalyse dient der Prüfung und Quantifizierung von Wirkungszusammenhängen zwischen einer abhängigen und einer oder mehrerer unabhängigen Variablen. Unter Verwendung der Analyseergebnisse können Werte für die abhängige Variable geschätzt bzw. prognostiziert werden. Die Beschreibung des Verfahrens erfolgt ebenfalls in Anlehnung an BACKHAUS ET AL. (2006). Die Regressionsanalyse läuft in den folgenden vier Schritten ab:

- Modellformulierung: Ausgehend von Vorüberlegungen und daraus entstehenden Vermutungen über die Ursache-Wirkungsbeziehungen ist in einem ersten Schritt ein Regressionsmodell zu formulieren. Die einfachste Form ist hierbei die lineare Regressionsfunktion. Alle Einflussfaktoren (= unabhängige Variablen) sind in diesem Fall als Linearkombination mit den Funktionsparametern β_i enthalten:

$$Y_{Reg} = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \cdots + \beta_n \cdot x_n \quad \text{mit} \left(Y_{Beochbachtung} - Y_{Reg}\right)^2 \rightarrow min! \qquad (2.13)$$

mit	Y_{Reg}	Schätzung der abhängigen Variablen Y mi Regressionsmodell
	$Y_{Beochbachtung}$	beobachteter Wert der abhängigen Variablen
	β_0	konstantes Glied
	β_i	Regressionskoeffizienten
	x_i	Wert der unabhängigen Variablen (Kovariablen)

- Schätzung der Regressionsfunktion: Die Regressionskoeffizienten und das konstante Glied werden so bestimmt, dass für eine erhobene Stichprobe die euklidische Distanz (entspricht der quadratischen Abweichung) zwischen geschätztem Wert und beobachtetem Wert der abhängigen Variable minimal wird (vgl. Formel (2.13)).

- Prüfen der Regressionsfunktion: In diesem Schritt erfolgt die globale Prüfung der Modellgüte, d. h. die Beantwortung der Frage, wie gut das Modell zur Abbildung der Realität geeignet ist. Zwei wichtige Gütemaße sind das Bestimmtheitsmaß R^2 und die F-Statistik. Das Bestimmtheitsmaß beschreibt den Grad der Anpassung des

Modells an die empirischen Daten, indem die durch das Modell erklärte Streuung und die beobachtete Streuung ins Verhältnis gesetzt werden:

$$R^2 = \frac{\text{erklärte Streuung}}{\text{Gesamtstreuung}} = 1 - \frac{\text{nicht erklärte Streuung}}{\text{Gesamtstreuung}} \tag{2.14}$$

$$= 1 - \frac{\sum_{k=1}^{K}\left(Y_k - Y_{Beob,k}\right)^2}{\sum_{k=1}^{K}\left(\hat{Y}_{Beob} - Y_{Beob,k}\right)^2}$$

mit Y_k Schätzung der abhängigen Variablen für k-te Beobachtung

$Y_{Beob,k}$ beobachteter Wert der abhängigen Variablen für k-te Beobachtung

$\hat{Y}_{Beob}$ Mittelwert aller Beobachtungen $k = 1$ bis K

Der F-Test prüft hingegen ab, inwiefern das geschätzte Regressionsmodell auf die Grundgesamtheit übertragen werden kann. Der Prüfwert $F_{Stichprobe}$ berechnet sich wie folgt:

$$F_{Stichprobe} = \frac{R^2 \cdot (K - J - 1)}{(1 - R^2) \cdot J} \tag{2.15}$$

mit $F_{Stichprobe}$ empirischer F-Wert

R^2 Bestimmtheitsmaß

K Zahl der Beobachtungswerte

J Zahl der Regressoren

Unter Vorgabe einer Vertrauenswahrscheinlichkeit kann dieser empirische F-Wert mit einem theoretischen F-Wert aus einer F-Tabelle verglichen werden. Ist der empirische Wert größer als der theoretische F-Wert, kann mit der angenommenen Vertrauenswahrscheinlichkeit davon ausgegangen werden, dass das Regressionsmodell auf die Grundgesamtheit übertragen werden kann. Umgekehrt kann aus dem F-Wert die Irrtumswahrscheinlichkeit (= 1 - Vertrauenswahrscheinlichkeit) bestimmt werden, mit der das Modell nicht auf die Grundgesamtheit übertragbar ist, also alle Regressionskoeffizienten gleich Null sind. Die Irrtumswahrscheinlichkeit wird auch als Signifikanzniveau α bezeichnet. Üblicherweise als Referenz verwendete Signifikanzniveaus sind $\alpha < 0{,}1$ (schwach signifikant), $\alpha < 0{,}05$ (signifikant) und $\alpha < 0{,}01$ (hochsignifikant), vgl. WITTWER (2008).

- Prüfen der Regressionskoeffizienten: Analog zur globalen Prüfung der Regressionsfunktion wird für jeden einzelnen Regressionskoeffizienten bestimmt, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Regressionskoeffizient den Wert Null annimmt. Der Prüfwert $T_{Stichprobe,i}$ für den Parameter β_i berechnet sich wie folgt:

$$T_{Stichprobe,i} = \frac{\beta_i}{s_{\beta i}} \tag{2.16}$$

mit	$T_{Stichprobe,i}$	empirischer T-Wert des Regressionskoeffizienten β_i
	β_i	Wert des Regressionskoeffizienten i
	$s_{\beta i}$	Standardfehler des Regressionskoeffizienten i

Analog zum empirischen F-Wert wird der empirische T-Wert mit einem theoretischen T-Wert aus einer Tabelle verglichen. Ist der empirische Wert größer als der theoretische Wert, kann mit der angegebenen Vertrauenswahrscheinlichkeit davon ausgegangen werden, dass der Wert für den Parameter βi ungleich Null ist. Auch hier kann analog zum F-Wert ein Signifikanzniveau bestimmt werden, das die Wahrscheinlichkeit angibt, mit welcher der Regressionskoeffizient gleich Null ist.

Als ein mögliches Ergebnis kann die berechnete Regressionsfunktion für Prognosezwecke eingesetzt werden. Dazu müssen die unabhängigen Variablen variiert bzw. prognostiziert werden.

Zeitreihenanalyse mittels linearer Regression

Mittels einer Zeitreihenanalyse werden Daten, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten erhoben wurden, unter Berücksichtigung der Zeitachse untersucht. Aufbauend auf den Analyseergebnissen werden Prognosen erstellt. Eine Möglichkeit, eine Zeitreihe zu analysieren, ist die Verwendung der Regressionsanalyse (für weitere Methoden der Zeitreihenanalyse vgl. HAMILTON (1994)). Üblicherweise werden für die Analyse die Zeitreihen in unterschiedliche Komponenten zerlegt (vgl. Formel (2.17)). Anhand der Verknüpfungsart der Komponenten wird zwischen der multiplikativen und der im Folgenden dargestellten additiven Verknüpfung unterschieden (angelehnt an BACKHAUS ET AL. (2011)).

Im einfachsten Fall können die Komponenten als lineare Funktionen mit einbezogen werden (vgl. Formel (2.18)). Die Konjunktur- und Saisonkomponenten werden dann mit binären Variablen beschrieben. Für die Saisonkomponente kann es z. B. eine Variable für jede Jahreszeit geben. Im linearen Fall erfolgt der Ablauf der Zeitreihenanalyse analog zum bereits dargelegten Ablauf der linearen Regressionsanalyse.

Allgemein: $$Y_{\text{Zeitreihe,allg}} = A + K + S + x_i \tag{2.17}$$

Linear: $$Y_{\text{Zeitreihe,linear}} = ß_A \cdot t + ß_{K,1} \cdot x_{K,1} + \cdots + ß_{S,1} \cdot x_{S,1} + \cdots + \beta_n \cdot x_n \tag{2.18}$$

mit	$Y_{\text{Zeitreihe,allg}}$	Prognosevariable bzw. abhängige Variable des allgemeinen Zeitreihenmodells
	$Y_{\text{Zeitreihe,linear}}$	Prognosevariable bzw. abhängige Variable des linearen Zeitreihenmodells
	A	Trendkomponente, repräsentiert die langfristige Entwicklung von Y
	K	Konjunkturkomponente, repräsentiert zyklische Schwankungen über mehrere Jahre
	S	Saisonkomponente, repräsentiert zyklische Schwankungen innerhalb eines Jahres
	x_i	weitere Einflussgröße i, entspricht den Einflussgrößen aus Formel (2.13)
	$ß_i$	Regressionskoeffizienten
	t	Zeitachse der Trendkomponente

Bedeutung für die Verkehrsmodellierung

Die Regressions- bzw. Zeitreihenanalyse findet in der Verkehrsmodellierung einerseits Anwendung in der Untersuchung von langfristigen Entwicklungen. HAUTZINGER UND MAYER (2004) prüfen z. B. mittels Regressionsanalyse unterschiedliche Einflussgrößen auf das Mobilitätsverhalten. OTTMANN (2010) untersucht in seiner Dissertation Verhaltensänderung auf Ebene der Verkehrserzeugung aufgrund von individuellen Alters- und Kohorteneffekten mittels linearer Regression. Eine unmittelbare Analyse des Verkehrsaufkommens mit linearer Regression führen z. B. FAGAHRI UND CHAKROBORTY (1994) durch. Dabei wird der Einfluss saisonaler Faktoren auf das Tagesverkehrsaufkommen anhand historischer Detektordaten überprüft. Jeder Monat wird dabei durch eine binäre Variable repräsentiert.

Andererseits spielt die Regressionsanalyse, vor allem die Zeitreihenanalyse, eine bedeutende Rolle für die Kurzfristprognose des Verkehrszustands bzw. der Verkehrslage. Da die Kurzfristprognose und die dafür angewandten Methoden in der vorliegenden Arbeit nur von untergeordneter Bedeutung ist, sei auf folgende Quellen verwiesen, die einen sehr ausführlichen Überblick über die bisher zahlreichen Anwendungen geben: MAIER (2010) enthält einen Überblick über bisherige Anwendungen der Regressionsanalyse für die Kurzfristprognose verschiedener verkehrlicher Kenngrößen. Ein Überblick über die Anwendung von Zeitreihenanalysen zur Identifikation von verkehrlichen Störungen enthält SPANGLER (2009). Eine Diskussion verschiedener Modellansätze und einen Überblick weiterführender Zeitreihenmodelle für die Kurzfristprognose des Verkehrszustands findet sich in SMITH ET AL. (2002). Einen sehr ausführlichen Überblick über regressionsbasierte Modellansätze zur Prognose des Verkehrszustands mit unterschiedlichen Prognosehorizonten gibt außerdem CHROBOK (2005).

2.4.4 Logistische Regression

Grundprinzip

Die logistische Regression untersucht die Fragestellung, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Ereignis bzw. ein Zustand (= abhängige Variable) unter bestimmten Gegebenheiten (= unabhängige Variable) eintritt. Es können sowohl binäre Zustände (z. B. Unfall ja/nein) als auch multinomiale Zustände (z. B. LOS 1 bis 3) betrachtet werden. Der Ablauf einer logistischen Regression ist analog zur linearen Regressionsanalyse:

- Modellformulierung: Die logistische Regression basiert auf der logistischen Funktion (vgl. Formel (2.19)). Mit dieser Funktion kann für jeden Zustand $y = i$ von $i = 1$ bis $i = I - 1$ die Eintrittswahrscheinlichkeit berechnet werden (linke Seite der Formel). Der I-te Zustand ergibt sich aus der Wahrscheinlichkeit, dass keiner der anderen Zustände eintritt (rechte Seite der Formel). Ein Beispiel zeigt Formel (2.21): Kann die Variable Y drei mögliche Zustände annehmen $(I = 3)$, wird die Wahrscheinlichkeit der Zustände $i = 1$ und $i = 2$ mittels logistischer Funktion berechnet. Die Wahrscheinlichkeit, dass der dritte Zustand $i = 3$ eintritt, ergibt sich aus den Wahrscheinlichkeiten der beiden anderen Zustände.

  Im Rahmen der Modellformulierung erfolgt eine Spezifikation der Funktion V_i, die im einfachsten Fall wiederum linear ist (vgl. Formel (2.20)). So entsteht für jeden Zustand $i = 1$ bis $i = I - 1$ ein zustandsspezifischer Parametersatz. Für das Beispiel drei möglicher Zustände in Formel (2.21) ergeben sich entsprechend ein Parametersatz für V_1 und ein Parametersatz für V_2.

$$P(y = i) = \frac{e^{-V_i}}{1+\sum_{i=1}^{I-1} e^{-V_i}} \text{ und } P(y = I) = 1 - \sum_{i=1}^{I-1} P(y = i) \tag{2.19}$$

$$V_i = \beta_{0,i} + \beta_{1,i} \cdot x_1 + \cdots + \beta_{n,i} \cdot x_n \tag{2.20}$$

mit	$P_i(y = i)$	Eintrittswahrscheinlichkeit des i-ten Zustandes bei gegebenen Ausprägungen
	V_i	aggregierte Einflussstärke der gegebenen Ausprägungen auf den Zustand i für $i = 1 \ldots I\text{-}1$
	x_n	Ausprägungen der Eigenschaft n (unabhängige Variable)
	$\beta_{n,i}$	Modellparameter für die n-te Einflussgröße und den i-ten Zustand

Beispiel I=3:

$$P(y=1)=\frac{e^{-v_1}}{1+e^{-v_1}+e^{-v_2}} \tag{2.21}$$

$$P(y=2)=\frac{e^{-v_2}}{1+e^{-v_1}+e^{-v_2}}$$

$$P(y=3)=1-\ P(y=1)-P(y=2)$$

$$V_1=\beta_{0,1}+\beta_{1,1}\cdot x_1+\cdots+\beta_{n,1}\cdot x_n$$

$$V_2=\beta_{0,2}+\beta_{1,2}\cdot x_1+\cdots+\beta_{n,2}\cdot x_n$$

- Schätzung der logistischen Regressionsfunktion: Die in der Modellformulierung enthaltenen Parameter werden derart geschätzt, dass sich das Ergebnis bestmöglich an eine erhobene Stichprobe anpasst. Die Schätzung der Parameter erfolgt durch Maximierung der LogLikelihood-Funktion:

LogLikelihood-Funktion

$$LL=\sum_{i=1}^{I}\sum_{k=1}^{K} d_{i,k}\cdot \ln \pi_{i,j} \rightarrow max! \tag{2.22}$$

mit	LL	Wert der LogLikelihood-Funktion
	$d_{i,k}$	binäre Variable, die das Eintreten des i-ten Zustandes im k-ten Beobachtungsfall widerspiegelt (1 = "Zustand tritt ein", 0 = "Zustand tritt nicht ein")
	$\pi_{i,k}$	modellierte Wahrscheinlichkeit dafür, dass im k-ten Beobachtungsfall der i-te Zustand auftritt

In Formel (2.22) ist die LogLikelihood-Funktion für K Beobachtungsfälle notiert. Für jeden Beobachtungsfall wird nun die Wahrscheinlichkeit des beobachteten Zustands anhand des Modells berechnet, logarithmiert und aufsummiert. Nicht beobachtete Zustände i für den k-ten Beobachtungsfall gehen nicht in die Funktion mit ein, da in diesem Fall die binäre Variable $d_{i,k}$ den Wert Null annimmt. Die Summe wird entsprechend maximiert. Das heißt, die Summe der berechneten Wahrscheinlichkeiten für die beobachteten Zustände sollen maximal werden. Die Maximum-Likelihood-Methode wird i. d. R. ebenfalls zur Schätzung der Parameter der in Kapitel 2.3.1 beschriebenen Entscheidungsmodelle herangezogen. Eine ausführliche Darstellung der Methode und mögliche Lösungsalgorithmen des Maximierungsproblems finden sich in BEN AKIVA UND LERMAN (1985).

- Prüfen der logistischen Regressionsfunktion: Analog zur linearen Regression werden zwei Prüfgrößen vorgestellt, die die Übertragbarkeit auf die Grundgesamt und den Anteil erklärter Streuung beschreiben (vgl. Formeln (2.23) und (2.24)). Beide Prüfgrößen basieren auf dem LogLikehood-Funktionswert für das vollständige Modell, welches alle Parameter enthält, und für das Modell, welches ausschließlich die Modellkonstanten enthält. Für weitere Prüfgrößen sei auf BACKHAUS ET AL.

(2006) verwiesen. Ein mit dem Bestimmtheitsmaß der linearen Regression vergleichbares Maß von MCFADDEN (1973) zeigt Formel (2.23):

McFaddens R^2-Statistik

$$\mathrm{McF} - \mathrm{R}^2 = 1 - \frac{\mathrm{LL_V}}{\mathrm{LL_0}} \tag{2.23}$$

Log-Ratio-Test

$$\mathrm{LR} = -2(\mathrm{LL_0} - \mathrm{LL_V}) \tag{2.24}$$

mit

$\mathrm{McF} - \mathrm{R}^2$	Wert der R^2-Statistik nach McFadden
LR	Wert des Log-Ratio-Tests
$\mathrm{LL_0}$	Wert der LogLikelihood-Funktion, wenn nur die Konstanten geschätzt werden und die restlichen Regressionskoeffizienten gleich Null sind
$\mathrm{LL_V}$	Wert der LogLikelihood-Funktion des vollständigen Modells

Durch die Verhältnisbildung der beiden LogLikelihood-Werte wird der Anteil der erklärten Variation repräsentativ bestimmt. Werte über 0,2 sind als akzeptabel und über 0,4 als gut einzustufen (vgl. BACKHAUS ET AL. (2006)). Diese Werte entsprechen einem Bestimmtheitsmaß aus der linearen Regression von etwa 0,4 bzw. 0,72 (vgl. SCHLAICH (2010), DOMENCICH UND MCFADDEN (1975)). Die Signifikanz des Modells und damit die Übertragbarkeit des Modells auf die Grundgesamtheit kann mit dem Log-Ratio-Test nachvollzogen werden. Die Prüfgröße LR folgt dabei der χ^2-Verteilung. Unter Vorgabe eines Signifikanzniveaus kann aus der passenden χ^2-Tabelle ein theoretischer Wert ermittelt und mit der empirischen Prüfgröße LR verglichen werden. Ist der Prüfwert LR größer als der theoretische Wert, ist das betrachtete Modell auf die Grundgesamtheit übertragbar. Analog zum F-Test bei der linearen Regression kann aus dem Prüfwert LR ebenfalls ein Signifikanzniveau bestimmt werden.

- Prüfen der Regressionskoeffizienten: Für die Prüfung der einzelnen Regressionskoeffizienten wird das Prinzip des Log-Ratio-Tests angewendet. Für jeden Regressionskoeffizienten wird dabei die Prüfgröße LQ mithilfe der LogLiklihood-Funktionswerte der Modelle mit und ohne den entsprechenden Parameter berechnet. Auf Grundlage des χ^2-verteilten LQ-Werts kann analog zum LR-Wert und F-Wert ein Signifikanzniveau bestimmt werden.

LogLikelihood-Quotienten-Test

$$\mathrm{LQ} = -2(\mathrm{LL_R} - \mathrm{LL_V}) \tag{2.25}$$

mit

LQ	Wert des LogLikelihood-Quotienten-Tests
$\mathrm{LL_R}$	Wert der LogLikelihood-Funktion, wenn der geprüfte Parameter gleich Null ist
$\mathrm{LL_V}$	Wert der LogLikelihood-Funktion des vollständigen Modells

Bedeutung für die Verkehrsmodellierung

Die logistische Regression ist von den vorgestellten Methoden diejenige, die in der Verkehrsmodellierung bisher die kleinste Rolle spielt. Trotzdem finden sich in der Literatur einige Anwendungsbeispiele: SALZMANN (2003) verwendet die binäre logistische Regression beispielsweise zum Testen von Hypothesen, inwiefern veränderte Zeitstrukturen, wie Arbeitszeiten und Ladenöffnungszeiten, eine Veränderung des Verkehrsverhaltens nach sich ziehen. KARACASU ET AL. (2013) testen verschiedene Einflussgrößen (Wetter, Lichtverhältnisse, bauliche und betriebliche Merkmale der Straße, Knotenpunktregelung) auf die Unfallschwere mittels der logistischen Regression. Im Bereich der Verkehrslageuntersuchungen findet die logistische Regressionsanalyse ebenfalls Anwendung. LI ET AL. (2011) analysieren u. a. den Einfluss von Tageszeit, Wetter, Straßenklasse, Steigung auf beobachtete LOS-Stufen auf Überlandstraßen. HERRING (2010) berechnet die Stauwahrscheinlichkeit für eine Strecke in Abhängigkeit des Stauzustands zeitlich und räumlich benachbarter Strecken. Eine stufenweise binäre logistische Regression zur Berechnung einer dreistufigen Verkehrslage für ein ganzes Netz wenden TOSTES ET AL. (2013) an. Die betrachteten Einflussgrößen sind hierbei der Wochentag, die Stunde und die Anzahl Beobachtungen der drei LOS-Stufen pro Woche auf den jeweiligen Strecken.

2.5 Statistische Methoden vs. Verkehrsmodelle

In den vorangegangenen Unterkapiteln werden sowohl Konzepte der Verkehrsmodellierung, speziell Verkehrsnachfragemodelle, und statistische Methoden und ihre Anwendung zur verkehrlichen Analyse und Prognose dargestellt. Vor dem Hintergrund einer immer größer werdenden historischen Datenmenge und einer stetig wachsenden Detektionsdichte, verstärkt durch den Effekt neu erschlossener Datenquellen (u. a. GPS-Daten, Mobilfunkdaten, Daten aus Bluetooth-Geräten), stellt sich die Frage inwieweit Prognosen aufgrund statistischer Methoden Verkehrsmodelle ersetzen können bzw. bessere Ergebnisse liefern. VORTISCH (2006) stellt fest, dass statistische Methoden, die auf einer kontinuierlichen Datenerfassung über einen längeren Zeitraum basieren, Verkehrsmodelle für einen kurzfristigen Prognosehorizont durchaus ersetzen können. LEONHARDT (2008) führt vor diesem Hintergrund aus, *"dass statistische Modelle und Verkehrsmodelle beides legitime Lösungen sind, die problemorientiert eingesetzt werden sollten"* und weist auf die Aufgabe der nachfragebeeinflussenden Szenarienentwicklung und -berechnung hin, die ausschließlich mit Verkehrsmodellen zu lösen ist. Auch auf Änderungen im Verkehrsnetz wie Fahrstreifensperrungen sind rein statistische Methoden nicht anwendbar.

In der vorliegenden Arbeit soll eine mittelfristige Prognose des Verkehrsaufkommens erstellt werden. Dieser Anwendungsfall stellt hinsichtlich dieser angeschnittenen

Diskussionen einen interessanten Grenzfall dar. Einerseits müssen hierfür angewendete statistische Methoden kausale Zusammenhänge enthalten, da sonst eine Prognose über mehrere Tage hinaus nicht möglich ist (vgl. CHROBOK (2005)). Die Anzahl von Einflussfaktoren, die hierbei mit einbezogen werden kann, ist allerdings begrenzt. Verkehrsnachfragemodelle können hingegen eine Vielzahl von Einflussfaktoren auf verschiedensten Ebenen mit einbeziehen, stoßen allerdings hinsichtlich ihrer Abbildungsgenauigkeit bei einer stundenfeinen, netzweiten Prognose an ihre Grenzen. Vor diesem Hintergrund werden in Kapitel 4 verschiedene Ansätze verfolgt, um eine ganzjährige und stundenfeine Prognose der Verkehrsaufkommen im Untersuchungsgebiet zu erstellen und die Ergebnisse und Erkenntnisse in Kapitel 5 unter verschiedenen Gesichtspunkten diskutiert.

2.6 Bisherige Integration des Wetters in die Verkehrsmodellierung

Im Rahmen der Untersuchungen der verkehrlichen Wirkungen von Wetterereignissen ist es sinnvoll, die verkehrlichen Wirkungen zu klassifizieren. KOETSE ET AL. (2007) thematisieren vor diesem Hintergrund das Zusammenspiel von Verkehrsablauf, Verkehrssicherheit und Verkehrsaufkommen. Entsprechend kategorisieren sie die verkehrlichen Wirkungen von Wetter anhand dieser drei Größen und führen eine umfassende dreigeteilte Literaturanalyse durch. Die Grundidee dieser Kategorisierung wird mehrfach aufgegriffen (vgl. COOLS ET AL. (2009), Haberl et al. (2013)). Eine Synthese der Erkenntnisse bzw. die Entwicklung eines methodischen Ansatzes, der die verkehrlichen Effekte des Wetters dieser drei Kategorien im Zusammenhang betrachtet oder gar in einem Wirkungsmodell vereint, fanden bisher jedoch nicht statt. In der vorliegenden Arbeit findet zumindest eine integrierte Betrachtung von Verkehrsaufkommen und Verkehrslage unter Beachtung des Wetters statt. Entsprechend liegt der Schwerpunkt der Literaturanalyse sowohl auf dem Einfluss des Wetters auf den Verkehrsablauf und somit der Verkehrslage als auch auf dem Einfluss des Wetter auf das Verkehrsaufkommen.

Für den Einfluss des Wetters auf die Verkehrssicherheit sei auf die umfangreichen Literaturanalysen in KOETSE ET AL. (2007) und HRANAC ET AL. (2006) verwiesen. In beiden Quellen wird eine Vielzahl von Studien ausgewertet, die im Wesentlichen belegen, dass die Unfallhäufigkeit durch Regen- und Schneeereignisse (vgl. z. B. EISENBERG (2004)) aber auch durch sehr hohe Temperaturen (STERN UND ZEHAVI (1990)) sowie Nebel und Wind (HERMANS ET AL. (2006)) gesteigert wird, die Unfallschwere allerdings in diesen Fällen tendenziell abnimmt (z. B. FRIDSTROM (1999)).

Die Mehrzahl der Studien zum Wettereinfluss auf das Verkehrsaufkommen bzw. auf den Verkehrsablauf ist ergebnisorientiert. Oft werden für ein bestimmtes Gebiet prozentuale Änderungen z. B. der Geschwindigkeit (vgl. SABERI UND BERTINI (2010)) oder des Verkehrsaufkommens (CHUNG ET AL. (2009)) in Abhängigkeit von

verschiedenen Wettersituationen angegeben. Ausführungen zur Übertragbarkeit der Ergebnisse fehlen jedoch in den meisten Fällen. Infolgedessen liegt der Schwerpunkt der folgenden Literaturanalyse auf den angewandten Methoden und weniger auf den Ergebnissen der Studien. Es werden vorhandene Ansätze aufgezeigt, die den Einfluss des Wetters auf den Verkehrsablauf bezüglich Geschwindigkeit und Kapazität, auf das Verkehrsaufkommen und auf verschiedene Entscheidungen innerhalb des Entstehungsprozesses der Verkehrsnachfrage untersuchen.

Deutschland

Die Integration von Wettereffekten in die Verkehrsmodellierung findet bisher in Deutschland nicht statt. Zwar existiert in der Forschungslandschaft hinsichtlich des Wettereinflusses durchaus eine gewisse Bewusstseinsbildung, allerdings geht diese vor allem im Bereich der Verkehrsnachfragemodellierung bisher nicht über die gedankliche bzw. hinweisende Ebene hinaus. So stellt WILD (1996) beispielsweise fest, dass "*aufgrund unterschiedlichster Ursachen, wie z. B. Regen [...] der Verkehr eines Wochentages von einer Woche zur anderen wesentlich divergieren kann. Diese Unterschiede fanden noch zu wenig Beachtung".* ZUMKELLER ET AL. (2005) weisen auf einen positiven Zusammenhang zwischen der Attraktivität eines Zielorts und der Temperatur bzw. Niederschlag hin, schätzen allerdings gleichzeitig die Effekte aufgrund "*moderater Temperatur- und Niederschlagsschwankungen innerhalb der Bundesrepublik Deutschland"* als *"weniger stark"* ein. PINKOWSKY (2003) differenziert die ausschließlich qualitativen Aussagen bezüglich verschiedener Wettersituationen und adressiert die Wochentags- und Ferienabhängigkeit des Wettereinflusses: *"Winterliche Witterungsbedingungen (Schnee, Glatteis, Nebel) hemmen im Allgemeinen das Verkehrsaufkommen. Dagegen kann sonniges Wetter zumindest im Einzelfall (z. B. an von Wochenendausflugsverkehren geprägten Abschnitten) zu einer starken Zunahme führen. Witterungsbedingte Einflüsse auf das wöchentliche Verkehrsaufkommen sind vornehmlich außerhalb der Sommerferien zu beobachten".* KLOTZ (2011) benennt mögliche Verhaltensänderungen als Ursachen für die Verkehrsnachfrageeffekte: *"Unbestritten ist, dass im Winter i.d.R. eine geringere Verkehrsnachfrage als im Sommer herrscht. Dies ist zumindest an wirklichen Wintertagen [...] der Fall, da die Verkehrsteilnehmer schon aus Sicherheitsgründen vom Pkw auf den öffentlichen Personennahverkehr umsteigen oder Fahrten ganz unterlassen."*

Hinsichtlich des Verkehrsablaufs gab es jedoch auch in Deutschland bereits konkrete Forschertätigkeiten. KIRSCHFINK ET AL. (2012) entwickeln ein Simulationsverfahren für die Ermittlung von Streckenkapazitäten auf Bundesautobahnen, das u. a. relative Kapazitätsabschläge unterschieden nach acht Wetterklassen für den lokalen Straßenzustand enthält. Demnach geht bei schneebedeckter Fahrbahn und Niederschlag die Kapazität um über 30 % zurück. BRILON ET AL. (2005) können unter Verwendung der

Product-Limit-Methode zur Kapazitätsschätzung bei nasser Fahrbahn eine Kapazitätsminderung von bis zu 11 % nachweisen.

Ausland

Im deutschsprachigen Ausland fanden in der jüngeren Vergangenheit erste Forschungen zum Wettereinfluss auf das Verkehrsgeschehen statt. Im Projekt „Wetter und Verkehr“ (vgl. WETTER&VERKEHR (2009)) wurde u. a. die Kapazität und die Verkehrsnachfrage in Abhängigkeit von Regen und Schnee untersucht. In beiden Fällen kann eine Verringerung der Verkehrsnachfrage aber auch eine signifikante Reduktion der Kapazität und eine damit einhergehende Verschlechterung der Verkehrslage festgestellt werden. Die Untersuchung erfolgt nicht verhaltensbasiert, sondern ausschließlich auf Basis historischer Daten mit der statistischen Methode der neuronalen Netze. HABERL ET AL. (2012) untersuchen die mögliche Integration des Wettereinflusses in ein Verkehrsnachfragemodell für die Region Salzburg. Mittels linearer Regression kann ein signifikanter Zusammenhang zwischen Verkehrsnachfrage und Temperatur sowie Sonnenscheindauer nachgewiesen werden. In den Wintermonaten hat außerdem gefallener Neuschnee einen signifikanten Einfluss. Aufgrund der regionalen und saisonalen Unterschiede des Wettereinflusses wird dieser allerdings nicht in die Nachfragemodellierung mit einbezogen. Im Rahmen des aktuell laufenden Forschungsprojektes ToPDAd (Tool-supported Policy-Development for regional Adaptation) wird derzeit die Integration des Wetters in ein agentenbasiertes Nachfragemodell geprüft, um Aussagen über verkehrliche Effekte langfristiger Klimaänderungen treffen zu können (vgl. STAHEL (2013)).

Außerhalb des deutschsprachigen Raums ist die verkehrliche Wirkung des Wetters hingegen schon wesentlich intensiver analysiert worden. Hinsichtlich des Wettereinflusses auf den Verkehrsablauf existieren zahlreiche Untersuchungen. Ein vielschichtiger Überblick bereits angewandter Methoden findet sich hierzu z. B. in RAKHA ET AL. (2007). RAKHA ET AL. (2007) wenden auf Basis der durchgeführten Literaturanalyse in einer eigenen Untersuchung das van-Aerde-Modell zur wetterabhängigen Parameterschätzung des Fundamentaldiagramms an. Dadurch wird nachgewiesen, dass Schnee eine stärkere Geschwindigkeits- und Kapazitätsreduktion nach sich zieht als Regen. Eine separate Untersuchung der einzelnen Kenngrößen des Fundamentaldiagramms führen DANIEL ET AL (2009) in Abhängigkeit von Regen- und Schneefallintensität sowie der Sichtverhältnisse durch. Ergebnis der Studie ist zum einen, dass die Verkehrsdichte, die Verkehrsstärke und das Geschwindigkeitsniveau mit steigender Regen- und Schneefallintensität sinken, allerdings das Ausschlaggebende der vorherrschende Fahrbahnzustand ist. Zum anderen zeigen DANIEL ET AL (2009) anhand einer Regressionsanalyse wetter- und sichtabhängige Zusammenhänge zwischen der stündlichen Verkehrsstärke und dem Geschwindigkeitsniveau auf. Tendenziell ist das Geschwindigkeitsniveau bei gleicher Verkehrsstärke im Falle von

Regen, Schnee oder Dunkelheit niedriger. SABERI UND BERTINI (2010) untersuchen auf einer Bundesstraße in Portland das Geschwindigkeitsniveau, die stündliche Verkehrsstärke und die Anzahl der Verkehrszusammenbrüche in Abhängigkeit von der Regenintensität. Die Regenintensität wird in vier Kategorien angegeben. Für jede Kategorie wird auf Basis einer historischen Datenmenge der Median für die jeweilige verkehrliche Kenngröße berechnet. Mit steigender Regenintensität sinken das Geschwindigkeitsniveau und die stündliche Verkehrsstärke. Signifikante Effekte können allerdings nur außerhalb der Hauptverkehrszeit festgestellt werden. Die Anzahl der Verkehrszusammenbrücke während der Spitzenstunde steigt hingegen mit steigender Regenintensität.

Bezüglich des Verkehrsaufkommens existiert eine ganze Reihe von Veröffentlichungen, die den Einfluss des Wetters im übergeordneten Außerortsstraßennetz behandeln. MAZE ET. AL. (2005) zeigen in ihren Untersuchungen auf Autobahnen im Einzugsgebiet der Großstädte Minneapolis und St. Paul einen negativen Zusammenhang zwischen Verkehrsstärke und Schlechtwetterereignissen wie Nebel, Regen, Schnee, extremer Kälte und Wind auf. Der Rückgang der Verkehrsstärke ist dabei während der Spitzenstunden geringer als während der Schwachverkehrszeit innerhalb der Woche und an den Wochenenden. DATLA UND SCHARMA (2007) untersuchen in ihrer Studie auf Kanadischen Highways den Zusammenhang zwischen Verkehrsaufkommen und Kälte sowie Schneefall auf Basis einer linearen Regressionsanalyse. Der Schneefall wird dabei als stetige Variable und die Kälte in verschiedenen Klassen als binäre Variable integriert. Ergebnis der Studie ist, dass Schneefall und Kälte das Verkehrsaufkommen reduzieren. Die Effektstärke hängt dabei vom Wochentag und der Tageszeit ab. CHUNG ET AL. (2009) beschreiben durch einfache Mittelwertbildung ebenfalls einen Rückgang der Verkehrsnachfrage mit steigender Regenmenge. Der Rückgang ist an Wochentagen weniger stark ausgeprägt als an Wochenenden. COOLS ET AL. (2009) zeigen ebenfalls mittels einer linearen Regressionsanalyse, dass steigende Temperaturen einen positiven Effekt auf das Verkehrsaufkommen, Schnee, Regen, Bewölkung und Wind hingegen einen negativen Effekt auf das Verkehrsaufkommen haben. Darüber hinaus bemerken Sie ebenfalls, dass der Wettereinfluss regional stark unterschiedlich ausgeprägt ist.

Neben den Studien zum beobachteten Verkehrsaufkommen existieren in der Literatur auch Ansätze, die sich mit dem Wettereinfluss auf die speziellen Entscheidungsstufen der Verkehrsteilnehmer beschäftigen. CHENG UND CLIFTON (2012) untersuchen unter Verwendung eines Hazard-Modells den Wettereinfluss auf Ebene der Verkehrserzeugung. Sie kommen zu dem Schluss, dass die tatsächliche Wetterabhängigkeit der Entscheidung, ob der Verkehrsteilnehmer einen Weg durchführt oder nicht, maßgeblich vom Wegezweck, den Personenmerkmalen und den verfügbaren Verkehrsmitteln abhängt. LIU ET AL. (2013) setzen den Fokus ihrer Untersuchung auf die Ziel- und Verkehrsmittelwahl. Mittels einer Regressionsanalyse zeigen sie auf, dass starker Regen die durchschnittliche Länge von Nicht-Arbeitswegen verkürzt. Außerdem sinkt der Anteil an Wegen, die zu Fuß durchgeführt werden. Für die wetterabhängige

Routenwahl entwickeln ZHANG UND CHEN (2009) einen Modellansatz, der auf der Prospect-Theory basiert. Mit diesem Modellansatz leiten sie ab, dass eine Route, auf der ein Starkregenereignis zu erwarten ist, tendenziell vermieden wird, sobald eine Alternative vorhanden ist. In Tabelle 3 sind die beschriebenen Modellansätze mit den wesentlichen Ergebnissen zusammengefasst.

Quelle	Untersuchungs-gegenstand	Angewandte Methode(n)	Ergebnis
KOETSE ET AL (2007) HRANAC ET AL. (2006)	Verkehrssicherheit	-	Umfassende Literaturanalyse zum Wettereinfluss auf die Verkehrs-sicherheit
FRIDSTROM (1999)	Verkehrssicherheit	Ökonometrische Modelle	Unfallschwere geht bei Regen- und Schnee tendenziell zurück
STERN UND ZEHAVI (1990)	Verkehrssicherheit	Poissonregression	Hohe Temperaturen erhöhen die Unfallhäufigkeit
EISENBERG (2004)	Verkehrssicherheit	Negative Binomiale Regression	Regen- und Schneeereignisse erhöhen die Unfallhäufigkeit
HERMANS ET AL. (2006)	Verkehrssicherheit	Poissongregression	Neben Regen- und Schneeereignissen erhöhen Nebel und Wind die Unfallhäufigkeit
RAKHA ET AL. (2007)	Verkehrsablauf: Kenngrößen Fundamental-diagramm	Wetterabhängige Parameter-schätzung des Fundamental-diagramms mit Van-Aerde-Modell	Umfassende Literaturanalyse Stärkere Geschwindigkeits- und Kapazitätsreduktion bei Schnee als bei Regen
BRILON ET AL. (2005)	Verkehrsablauf: Kapazität	Product-Limit-Methode	Kapazitätsrückgang von 11% bei Regen
KIRSCHFINK ET AL. (2012)	Verkehrsablauf: Kapazität	Wetterabhängige Parameter-schätzung des Fundamental-diagramms mit Wu-Modell	Relative Kapazitätsrückgänge für 8 Wetterklassen, am stärksten (-32%) bei schneebedeckter Fahrbahn und gleichzeitigen Niederschlag
DANIEL ET AL. (2009)	Verkehrsablauf: Geschwindigkeit, Verkehrsstärke, Verkehrsdichte	Mittelwertbildung	Geschwindigkeit, Verkehrsstärke, Verkehrsdichte mit steigender Regen- und Schneefallintensität, Fahrbahnzustand ist signifikanter als Niederschlagsintensität
SABERI UND BERTINI (2010)	Verkehrsablauf: Geschwindigkeit, Verkehrsstärke, Anzahl Zusammen-brüche	Bildung des Medians	Rückgang Geschwindigkeitsniveau und stündliche Verkehrsstärke außerhalb der Hauptverkehrszeit mit steigender Regenintensität, Anzahl Zusammen-brüche erhöht sich mit steigender Regenintensität
MAZE ET. AL. (2005)	Verkehrs-aufkommen	Mittelwertbildung	Rückgang des Verkehrsaufkommens durch Nebel, Schnee, Regen, Kälte und Wind, abhängig von Tageszeit
DATLA UND SHARMA (2007)	Verkehrs-aufkommen	Lineare Regression	Rückgang des Verkehrsaufkommens bei Schnee und Kälte, Effekt abhängig von Tageszeit und Wochentag
CHUNG ET AL. (2009)	Verkehrs-aufkommen	Mittelwertbildung	Rückgang des Verkehrsaufkommens bei Regen, abhängig vom Wochentag

Quelle	Untersuchungs-gegenstand	Angewandte Methode(n)	Ergebnis
COOLS ET AL. (2009)	Verkehrs-aufkommen	Lineare Regression	Temperatur hat positiven Effekt auf Verkehrsaufkommen, Schnee, Regen, Bewölkung und Wind verringern das Verkehrsaufkommen, regionale Unterschiede der Effekte
HABERL ET AL. (2012)	Verkehrs-aufkommen	Lineare Regression	Positiver Zusammenhang von Verkehrsaufkommen und steigender Temperatur sowie Sonnenscheindauer, regionale und saisonale Unterschiede
WETTER& VERKEHR (2009)	Verkehrs-aufkommen	Neuronale Netze	Verringerung des Verkehrsaufkommens durch Regen und Schnee
CHENG UND CLIFTON (2012)	Verkehrsnachfrage: Erzeugung	Hazard-Modell	Wetterabhängigkeit schwankt mit Wegezweck, Personenmerkmalen und Verkehrsmittel
LIU ET AL. (2013)	Verkehrsnachfrage: Zielwahl, Verkehrsmittelwahl	Regressionsanalyse	Starker Regen reduziert Wegedauer und Anteil an Wegen, die zu Fuß durchgeführt werden für Nicht-Arbeits-wege
ZHANG UND CHEN (2009)	Verkehrsnachfrage: Routenwahl	Prospect Theory	Starker Regen führt zu Vermeidung der Route bei Alternative

Tabelle 3: Ergebnisse der Literaturanalyse zum Zusammenhang zwischen Wetter und Verkehrsgeschehen

Sonderstellung Freizeitverkehr

Die Literaturanalyse zeigt, dass Entscheidungen bezüglich Ortsveränderungen zur Durchführung von Pflichtaktivitäten weniger vom Wetter beeinflusst sind (vgl. CHUNG ET AL. (2009), COOLS ET AL. (2009), LIU ET AL. (2013)). Dem Freizeitverkehr kommt dagegen hinsichtlich des Wettereinflusses eine größere Bedeutung zu, da dieser einen wesentlich höheren Grad an Flexibilität aufweist (vgl. HABERL ET AL (2012)). Dass schönes Wetter zusätzlichen Verkehr induziert, ist allgemein nachvollziehbar und wird in der Literatur thematisiert (vgl. OETTING (2002)). SCHLICH ET. AL. (2003) stellen im Freizeitverkehr einen Einfluss des Wetters auf die Attraktion bestimmter Freizeit-angebote, wie z. B. Skifahren in Wintersportgebieten, fest. Daraus lässt sich z. B. ein Einfluss auf die Zielwahl ableiten. Es ist nachvollziehbar, dass Freizeitverkehr auch hinsichtlich der Abfahrtszeitwahl (vgl. GSALTER (2003)) einen hohen Grad an Flexibilität aufweist und somit vermutlich auch hier dem Wettereinfluss eine gesteigerte Bedeutung zukommt. Hinsichtlich der Verkehrsmittelwahl ist der Freizeitverkehr jedoch weniger flexibel, weil stark habitualisiert (vgl. GSALTER (2003)).

HEINZE UND KILL (1997) messen dem Freizeitverkehr mit einem 40 %-Anteil an allen durchgeführten Ortsveränderungen im Personenverkehr eine hohe Bedeutung mit steigender Tendenz zu. Sie stellen darüber hinaus fest, dass Freizeitverkehr einen hohen Anteil an Pkw-Fahrten (ca. 50 %) und nichtmotorisierten Fahrten (ca. 45 %)

aufweist. Darüber hinaus stellen sie eine zunehmende Anzahl von Tagesausflügen und Kurzreisen fest.

2.7 Fazit zum Stand der Forschung

Eine übergeordnete Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit ist, inwieweit Wetter das Verkehrsaufkommen beeinflusst. Das Verkehrsaufkommen kann mit Verkehrsnachfragemodellen berechnet werden, die den Entstehungsprozess von Ortsveränderungen u. a. anhand von Entscheidungsmodellen abbilden. Die dargestellte Grundidee der diskreten Entscheidungsmodelle wird im später folgenden Kapitel 4 aufgegriffen und darauf aufbauend diskutiert, welche Bedeutung Wetterabhängigkeit für die verschiedenen Entscheidungsebenen der Verkehrsteilnehmer besitzt. Darüber hinaus werden grundlegende Überlegungen zur Kalibrierung und Validierung von Verkehrsmodellen in Kapitel 4 aufgegriffen.

Eine Möglichkeit, den Wettereinfluss auf das Verkehrsaufkommen direkt zu analysieren und zu prognostizieren, ist die Anwendung statistischer Methoden. Die Clusteranalyse und die Regressionsanalyse stellen dabei ein mögliches Instrument zur Analyse des Wettereinflusses auf das Verkehrsaufkommen dar. Die logistische Regression eignet sich hingegen als Methode zur Untersuchung der Wetterabhängigkeit der Verkehrslage, beschrieben durch den LOS. Es zeigt sich, dass die drei genannten Methoden bereits breite Anwendung in der Verkehrsforschung finden.

Die Literaturanalyse bezüglich des Wettereinflusses auf das Verkehrsgeschehen zeigt, dass es eine Vielzahl von Studien hinsichtlich der Verkehrssicherheit, des Verkehrsablaufs bzw. der Verkehrslage und des Verkehrsaufkommens bzw. einzelner Stufen der Verkehrsnachfrageberechnung gibt. Eine Studie, die diese Größen in einem integrierten Ansatz bezüglich des Wettereinflusses untersucht, existiert bisher jedoch nicht. Wesentliche Ergebnisse der Studien sind, dass Schlechtwetterereignisse, wie Schneefall und Regen, die Kapazität und die Geschwindigkeiten senken. Auch das Verkehrsaufkommen wird negativ durch Regen- und Schneeereignisse beeinflusst. Diese Beeinflussung ist abhängig vom Wochentag und der Tageszeit. Hinsichtlich des Verkehrsaufkommens bzw. der Verkehrsnachfrage werden vor allem die Ausprägungen jener Ortsveränderungen vom Wetter beeinflusst, die keine Pflichtaktivitäten zum Zweck haben. Eine besondere Bedeutung hat hierbei der Freizeitverkehr.

3 Datengrundlage

Im folgenden Kapitel wird die in der Arbeit verwendete Datengrundlage erläutert. Dazu wird zunächst das Konzept der Datenerhebung vorgestellt und aufgezeigt, welche Daten in welchem Umfang erhoben wurden bzw. zur Verfügung stehen. Für die vorhandenen Datenarten wird der durchgeführte Datenaufbereitungsprozess dargelegt und abschließend zusammengefasst, welche Daten an welcher Stelle der nachfolgenden Untersuchungen verwendet werden.

3.1 Datenerhebung

3.1.1 Erhebungskonzept

Die Datenerhebung wurde im Rahmen des Forschungsprojektes "WOLKE - Wetterabhängige Kalibrierung von Verkehrsmodellen für eine optimierte Verkehrssteuerung", gefördert durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie, durchgeführt. Ziel des Forschungsprojektes war es, die Wirkungszusammenhänge zwischen Wetter und Verkehr für die Bereiche

- Fahrweise bzw. Verkehrsfluss,
- Verkehrssicherheit,
- und Verkehrsaufkommen bzw. -nachfrage

zu analysieren und in vorhandene Modelle zu integrieren. Ausgehend von den Analysezielen und der bereits aufgeführten Literaturanalyse wurden erwartete Wirkungszusammenhänge und Wechselwirkungen abgeleitet und darauf aufbauend ein umfassendes Erhebungskonzept erstellt.

Abbildung 4 fasst die zwischen Wetter und Verkehrsgeschehen erwarteten Wirkungszusammenhänge und ihre Wechselwirkungen in Bezug zu den Analysezielen zusammen. Dabei findet sich die bereits in der Literatur mehrfach erwähnte dreiteilige Betrachtung hinsichtlich der Wirkung von Wetter auf das Unfallgeschehen, die Verkehrsnachfrage und die Verkehrslage wieder (vgl. Kapitel 2.6). Das dargestellte Schema enthält darüber hinaus die vermutete Wirkungsrichtung. Ein Pluszeichen steht für eine positive und ein Minuszeichen für eine negative Wirkungsrichtung. Die vermuteten Wirkungszusammenhänge wurden im Projekt WOLKE als Arbeitshypothesen formuliert, um einen strukturierten Analyseprozess zu ermöglichen. Schönes Wetter z. B. beeinflusst die Nachfrage und somit das Verkehrsaufkommen tendenziell positiv (vgl. Kapitel 2.6) und ist daher mit einem Plus bezüglich der Nachfrage gekennzeichnet. Die Kapazität hingegen bleibt unbeeinflusst. Eine erhöhte Verkehrsnachfrage führt bei gleichbleibender Kapazität zu erhöhter Auslastung, folglich zu erhöhter Fahrzeit (vgl. Kapitel 2.3.2, (2.10)) und somit zu einer Verschlechterung der Verkehrslage. Schlechtes Wetter hingegen beeinflusst sowohl die Nachfrage

tendenziell negativ als auch die Kapazität negativ (vgl. Kapitel 2.6). Gegebenenfalls führt also sowohl schönes als auch schlechtes Wetter zu einer schlechteren Verkehrslage. Um Analysen bezüglich der Fahrweise und des Verkehrsflusses durchführen zu können, werden aus lokalen Messstellen historische Daten der Verkehrsstärke, Geschwindigkeit und Nettozeitlücke ausgewertet. Die Verkehrsstärkedaten können darüber hinaus zur Analyse der Verkehrsnachfrage herangezogen werden. Zur Analyse netzweiter Effekte bezüglich Fahrzeit und Verkehrsnachfrage werden außerdem Automatic Number Plate Recognition (ANPR)-Systeme installiert. Für die Erfassung des Wetterzustandes stehen lokale Straßenwetterdaten bezüglich der Fahrbahnoberfläche sowie des direkten Umfeldes und netzweite, regionale Wetterdaten aus Wetterstationen zur Verfügung.

Unfälle können die beschriebenen Effekte auf die Verkehrslage mitunter noch verstärken. Ein wetterbedingter Unfall führt auf Autobahnen in der Regel zu Kapazitätseinschränkungen, da z. B. Fahrstreifensperrungen notwendig sind. Diese Kapazitätseinschränkungen können im Falle hoher Auslastungen sehr starke Effekte haben, die dann entsprechend primär auf den Unfall und nur sekundär auf das Wetter zurückzuführen sind. Für die Unfalldatenanalyse werden Informationen zu allen polizeilich erfassten Unfällen herangezogen.

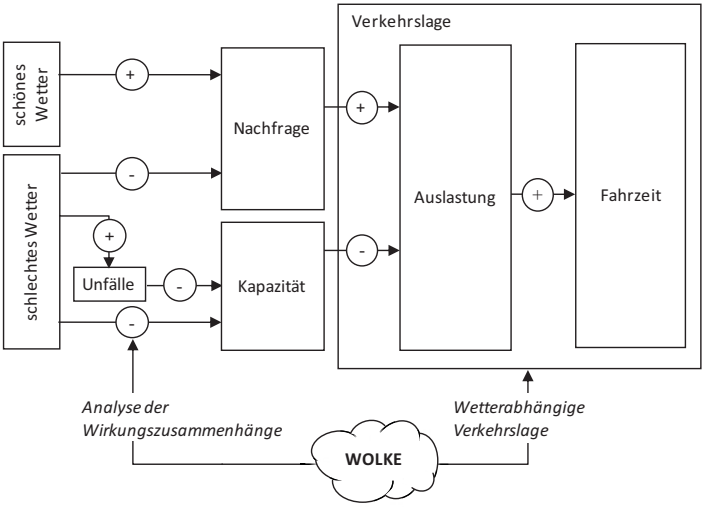

Abbildung 4: Analyseziele und Arbeitshypothesen im Forschungsprojekt WOLKE (vgl. FRIEDRICH ET AL. (2014))

Es wird deutlich, dass aufgrund der Komplexität und der sowohl qualitativ als auch quantitativ unterschiedlichen Wettereinflüsse auf die analysierten Kenngrößen eine

losgelöste Betrachtung der einzelnen Kenngrößen nicht sinnvoll erscheint. Daher wurde eine möglichst umfassende Datenerhebung der Wetter-, Verkehrs-, Unfall- sowie Baustellendaten durchgeführt, die alle Kenngrößen in ihrem Wechselspiel erfasst. Die Erhebungsdauer wurde derart gewählt, dass ein möglichst langer Analysezeitraum mit großer Anzahl repräsentativer Ereignisse abgedeckt wird und zusätzlich ein Validierungszeitraum vorhanden ist, für den die entwickelten Modelle bewertet werden können.

3.1.2 Abgrenzung des Untersuchungsgebiets

Das Untersuchungsgebiet umfasst im Wesentlichen das Gebiet südöstlich von München bis zur österreichischen Grenze. Durch Alpennähe im Süden (Tirol) und Osten (Salzburger Land) sowie den Tegernsee und Chiemsee innerhalb des Untersuchungsgebietes besitzt die Region sowohl im Winter als auch im Sommer einen hohen Freizeitwert.

Die Untersuchungsstrecke (schwarz eingefärbt in Abbildung 5) setzt sich aus den Netzabschnitten der BAB (Bundesautobahn) 8 zwischen dem Autobahnkreuz München Süd und Salzburg sowie der BAB 93 zwischen Rosenheim und Kufstein (Tirol) zusammen. Ein Netzabschnitt bezeichnet im Folgenden den Streckenzug auf einer Autobahn, der an Beginn und Ende durch ein Autobahnkreuz bzw. Autobahndreieck begrenzt wird. Eine allgemeingültige und ausführliche Definition findet sich in LOHMILLER (2014).

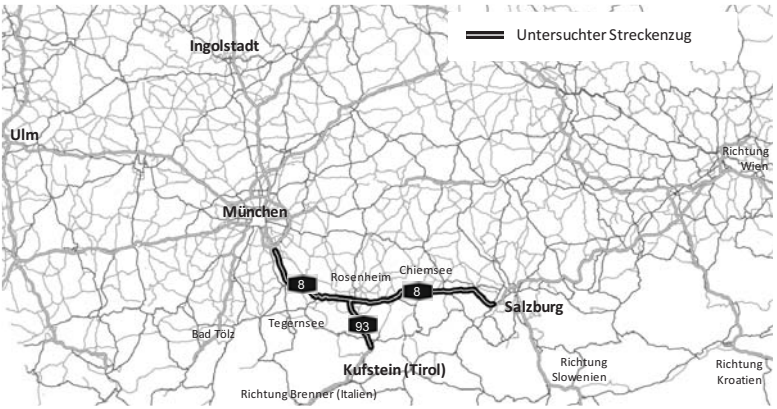

Abbildung 5: Lage des Untersuchungsgebiets

Aufgrund des hohen Freizeitwerts des Untersuchungsgebiets ist der Verkehr auf der Untersuchungsstrecke an Wochenenden durch Ausflugs- und Urlaubsverkehre

geprägt, die ihr Ziel im Untersuchungsgebiet haben. Des Weiteren kommt es an Wochenenden zu durchgehenden Urlaubsverkehren in Richtung Alpen und im Sommer zusätzlich Richtung Italien und Kroatien. An Werktagen zieht die Metropole München eine Vielzahl von Pendlern an (vgl. BAUCH ET AL. (2012)). Dadurch sind sowohl an werktäglichen Spitzenstunden als auch an Wochenenden Zeiträume mit hohen Auslastungen zu beobachten. Das Untersuchungsgebiet eignet sich somit in besonderem Maße, die Wettereinflüsse auf Verkehrsnachfrage und Verkehrslage zu untersuchen.

3.1.3 Aufbau Testfeld

Auf der Untersuchungsstrecke befinden sich an der BAB 8 zwischen dem Autobahnkreuz (AK) München Süd und dem Autobahndreieck (AD) Inntal sowie zwischen Chiemsee und Bad Reichenhall Streckenbeeinflussungsanlagen in beiden Richtungen. Teil dieser Streckenbeeinflussungsanlagen ist eine dichte Erfassung der Verkehrs- und Wetterdaten mit stationären Detektoren (vgl. Abbildung 6). Hinzu kommen Dauerzählstellen am AD Inntal und in der Nähe des Grenzübergangs Kiefersfelden/Kufstein auf der BAB 93. Insgesamt stehen auf der Untersuchungstrecke Verkehrsdaten aus ca. 100 und Wetterdaten aus ca. 50 Messstellen (beides richtungsgetrennt) zur Verfügung.

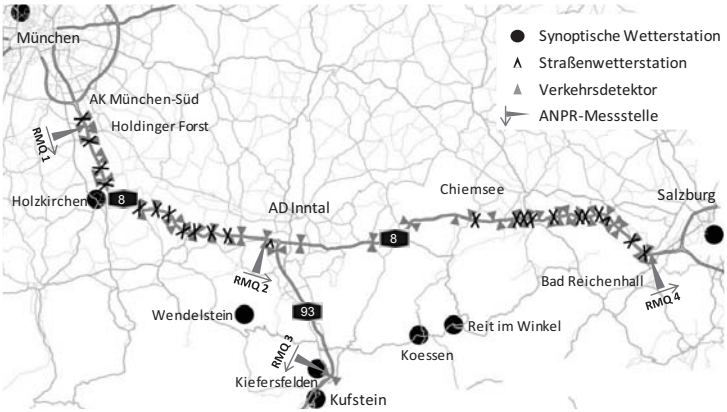

Abbildung 6: Untersuchungsgebiet mit vorhandenen Messstellen

An vier Richtungsmessquerschnitten (RMQ) wurden im Rahmen des Projekts WOLKE ANPR-Systeme installiert. Die ANPR-Systeme erfassen für jeden Fahrstreifen die Kennzeichen passierender Fahrzeuge, verschlüsseln und speichern diese eindeutig als Hash-Code mit dem zugehörigen Zeitstempel (sekundengenauer Zeitpunkt der Erfassung). Die Länder- und Gebietskennzeichen werden ebenfalls protokolliert. Insgesamt ergeben sich drei Netzabschnitte auf denen Fahrzeiten mit Hilfe der ANPR-

Systeme bestimmt werden können. Die Verschlüsselung für die Kennzeichen blieb während des Untersuchungszeitraumes eindeutig, sodass z. B. Pendler aufgrund von Mehrfachdetektion identifiziert werden können. Eine ausführliche Beschreibung der Funktionsweise solcher Systeme findet sich beispielsweise in SPANGLER (2009).

Zusätzlich zu den fahrbahnseitigen Wetterdaten wurden vom Deutschen Wetterdienst (DWD) und österreichischen Wetterdienst (UBIMET) Wetterdaten aus 15 synoptischen Wetterstationen zur Verfügung gestellt. Synoptisch meint in diesem Zusammengang, dass alle relevanten Wetterparameter erfasst werden, die für eine zeitliche und räumliche Zusammenschau der Wetterlage relevant sind, mit dem Ziel eine Wetterprognose zur erstellen.

Um den Einfluss von Störungen wie Unfälle und Baustellen beim Analyseprozess berücksichtigen zu können, wurden lückenlose Unfall- und Baustellendaten für beide Richtungen für die gesamte Untersuchungsstrecke von der Autobahndirektion Südbayern bereitgestellt (vgl. BAKIRCIOGLU (2014)).

Während in Abbildung 6 die räumliche Verteilung der eben beschriebenen Datenquellen dargestellt ist, fasst Tabelle 4 die unterschiedlichen Datenquellen je Datenkategorie zusammen und beschreibt, welche Datenarten erhoben wurden. Eine tiefergehende Beschreibung der Daten und die vorgenommenen Datenaufbereitungsschritte enthält Kapitel 3.2.

Datenkategorie	Datenquelle	Erhobene Daten
Verkehr	Induktionsschleifen	Verkehrsstärken, Geschwindigkeiten
Verkehr	Kameras	Hash-Code, Gebiets- und Länderkennzeichen, Fahrzeiten
Wetter	Synoptische Wetterstationen	Wetterdaten (u. a. Temperatur, Windstärke, Niederschlag, Sonnenscheindauer)
Wetter	Straßenwetterstationen	Umfelddaten, Fahrbahnoberflächenzustand (u. a. Fahrbahnoberflächentemperatur, Niederschlag, Luftfeuchte, Wasserfilmdicke)
Baustellen	Archiv	Zeitraum, Länge der Baustelle, Anzahl gesperrter Fahrstreifen, Fahrbahnverengungen, Geschwindigkeitsbegrenzungen
Unfälle	Archiv	u. a. Unfallkategorie, Unfallursache, Ort, Zeit

Tabelle 4: Übersicht der erhobenen Datenarten

Tabelle 5 beinhaltet für jede Datenquelle die räumliche (Anzahl Messstellen) und zeitliche Auflösung der erhobenen Daten sowie die Dauer der Erhebung. Um möglichst statistisch abgesicherte Analyseergebnisse zu erlangen, wird der Untersuchungszeitraum zunächst von Januar 2008 bis Januar 2012 festgelegt. Für diesen Zeitraum stehen die Verkehrsdaten aus den Induktionsschleifen, die Wetterdaten sowie die Baustellen- und Unfalldaten zur Verfügung. Die zeitliche Auflösung ist dabei zunächst so hoch wie möglich und somit die Intervallgröße so klein wie möglich gewählt worden, da

im Vorfeld die Flexibilität bezüglich der Aggregationsstufe der Daten gewahrt werden sollte. Da die Installation der ANPR-Systeme erst im Rahmen des Projektes WOLKE stattfand, stand hier keine historische Datenmenge zur Verfügung. Der Erhebungszeitraum beträgt für die ANPR-Daten ein Jahr, von Februar 2011 bis Januar 2012.

Datenquelle	Anzahl Messstellen	Zeitliche Auflösung	Erhebungsdauer
Induktionsschleifen	103	1 bzw. 60-Minuten-Intervalle	Jan 2008 bis Jan 2012
ANPR-Systeme	4	Einzelfahrzeugdaten	Feb 2011 bis Jan 2012
Straßenwetterstationen	51	1-Minuten-Intervalle	Jan 2008 bis Jan 2012
Synoptische Wetterstationen	15	60-Minuten-Intervalle	Jan 2008 bis Jan 2012
Baustellen-Archiv	Vollerhebung	Einzeldaten	Jan 2008 bis Jan 2012
Unfälle-Archiv	Vollerhebung	Einzeldaten	Jan 2008 bis Jan 2012

Tabelle 5: Übersicht der Datenquellen mit Erhebungsdauer und zeitlicher Auflösung

3.1.4 Vorhandene Verkehrsmodelle

Im Rahmen des Forschungsprojektes WOLKE standen zwei Verkehrsmodelle zur Verfügung. Zum einen das europaweite Validate-Modell der PTV Group (vgl. PTV GROUP (2012)) und zum anderen das VIB (Verkehrsinformationsagentur Bayern)-Modell, das die Basis für die bayrische Verkehrsinformationsplattform BayernInfo ist (vgl. BAYERN INFO (2013)). Beide Modelle wurden von der PTV Group zur Verfügung gestellt (vgl. BÄUERLE ET AL. (2014)). Abbildung 7 zeigt die Netzausschnitte beider Modelle und Tabelle 6 fasst die wesentlichen Merkmale beider Modelle zusammen.

Merkmal	Validate-Modell	VIB-Modell
Untersuchungsgebiet	Deutschland	Bayern
Abbildung Umland	Gröberes Netzmodell Europa	Kordonbezirke
Verkehrszellen-einteilung	Deutschland: gemeindefein und kleiner Umland: bundeslandfein, nationenfein	gemeindefein und kleiner
Differenzierung der Wegezwecke	Arbeit Vollzeit, Arbeit Teilzeit, Dienstlich Einkaufen, Freizeit, Sonstiges, Fernverkehr	Gesamtverkehr (keine Differenzierung)
Abgebildetes Verkehrsmittel	mIV	mIV
Abbildung Schwerverkehr	1 Matrizensatz für gesamten Lkw-Verkehr (Tages- und Stundenebene)	1 Matrizensatz für gesamten Lkw-Verkehr (Tages- und Stundenebene)
Zeitliche Differenzierung	Tagesnachfrage für Wegezwecke Stundennachfrage für Gesamtverkehr	Stundennachfrage
Wochentagarten	Mo, Di-Do, Fr, Sa, So	Mo, Di-Do, Fr, Sa, So

Tabelle 6: Eigenschaften der zur Verfügung stehenden Verkehrsmodelle

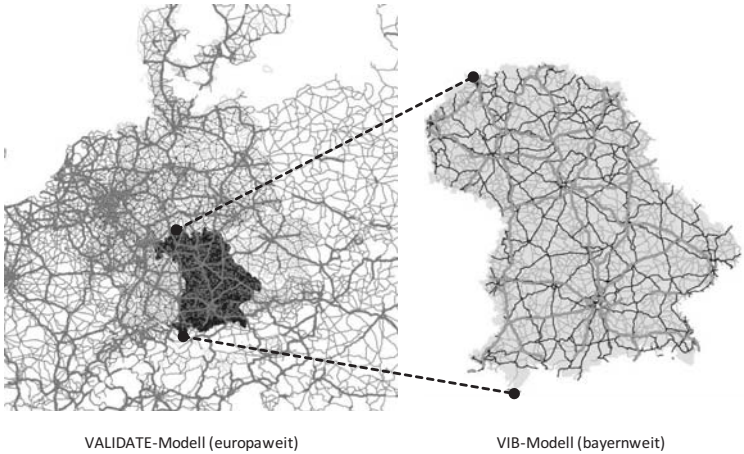

Abbildung 7: Netzausschnitte der vorhandenen Verkehrsmodelle

3.2 Datenaufbereitung

3.2.1 Verkehrsstärkedaten

Die Verkehrsstärkedaten bilden die Grundlage für die in Kapitel 4 durchgeführten Analysen bezüglich Verkehrsaufkommen und Verkehrslage, für die Modellkalibrierung und die Evaluierung der Ergebnisse. Die Datenbereitstellung erfolgte durch die Zentralstelle Verkehrsmanagement der Autobahndirektion Südbayern (vgl. BAKIRCIOGLU (2014)). Entlang der Untersuchungsstrecke befinden sich 91 Zählstellen, die Kurzzeitdaten und 12 Zählstellen, die Langzeitdaten liefern (vgl. Abbildung 6, Seite 46). Die Kurzeitdaten umfassen Daten in 1-Minuten-Zeitintervallen, sind fahrstreifenbezogen, unterscheiden in die Fahrzeugklassen Lkw und Pkw und stellen Informationen über Verkehrsstärke, Geschwindigkeit und die mittlere Nettozeitlücke bereit. Langzeitdaten umfassen Daten in 60-Minuten-Zeitintervallen, sind querschnittbezogen, unterscheiden in Pkw und Lkw und stellen ausschließlich Informationen über die Verkehrsstärke bereit. Für die in der vorliegenden Arbeit durchgeführten Untersuchungen zum Verkehrsaufkommen liegt der Fokus auf der Datenaufbereitung der Verkehrsstärkedaten.

Für beide Zählstellenarten wird eine Plausibilitätsprüfung der Verkehrsstärkewerte in Anlehnung an BAST (1999) durchgeführt. Als unplausibel eingestufte Zeitintervalle werden ausgefiltert. Anschließend werden Datenlücken mithilfe einer linearen Interpolation gefüllt. Die Interpolation der Daten erfolgt maximal über einen Zeitraum von einer Stunde. Größere Datenlücken werden nicht gefüllt, sind jedoch als Datenlücke

gekennzeichnet. Abschließend werden die Verkehrsstärkedaten auf 15-Minuten-, 60-Minuten- und Tagesebene aggregiert.

	Kurzzeitdaten	Langzeitdaten
Untersuchungszeitraum	Jan 2008 - Jan 2012	Jan 2008 - Jan 2012
Zeitliche Auflösung	1-Minuten-Intervall	60-Minuten-Intervall
Räumliche Auflösung	fahrstreifenfein	querschnittbezogen
Fahrzeugklassen	Pkw/Lkw	Pkw/Lkw
Erfasste Kenngrößen	Verkehrsstärke, Geschwindigkeit, mittlere Nettozeitlücke	Verkehrsstärke
Verwendete Kenngrößen	Verkehrsstärke	Verkehrsstärke
Anzahl Zählstellen	91	12
Mittlerer Anteil plausibler Zeitintervalle	95 %	98 %
Anzahl der Zählstellen mit > 95 % plausiblen Zeitintervallen	75	10
Aggregationsstufe nach Datenaufbereitung	15-Minuten-Intervall, 60-Minuten-Intervall, Tag	60-Minuten-Intervall, Tag

Tabelle 7: Übersicht der erfassten Verkehrsstärkedaten

Tabelle 7 fasst die Informationen zu den erhobenen Verkehrsstärkedaten zusammen und enthält außerdem Aussagen zur Datenqualität: Die Zählstellenwerte für Kurzeitdaten sind im Mittel in 95 %, die Zählstellenwerte für Langzeitdaten im Mittel in 98 % aller Zeitintervalle plausibel. 75 Zählstellen für Kurzzeitdaten liefern in mehr als 95 % der Zeitintervall plausible Daten. Für die Langzeitdaten liefern 10 Zählstellen die Daten mit entsprechender Zuverlässigkeit.

3.2.2 ANPR-Daten

Die ANPR-Daten werden dazu herangezogen, netzweite Effekte auf Verkehrsaufkommen und Verkehrslage zu analysieren. Durch die Verwendung der ANPR-Daten kann eine differenzierte Untersuchung einzelner Segmente des beobachteten Fahrerkollektivs erfolgen. Desweiteren liefern die ANPR-Daten wertvolle Kalibrierungsdaten für die später durchgeführte Verkehrsnachfragemodellierung.

Im Untersuchungsraum wurden an folgenden vier Standorten ANPR-Systeme installiert und jeweils in Richtung Kufstein/Salzburg der Gesamtverkehr am RMQ auf allen vorhandenen Fahrstreifen erfasst (vgl. Abbildung 6, S. 46):

- RMQ 1: Hofoldinger Forst, vier erfasste Fahrstreifen,
- RMQ 2: AD Inntal, vier erfasste Fahrstreifen,
- RMQ 3: Kiefersfelden, zwei erfasst Fahrstreifen,
- RMQ 4: Bad Reichenhall, zwei erfasste Fahrstreifen.

Für jedes erfasste Fahrzeug wurden das Länderkennzeichen, das Gebietskennzeichen, das komplette Kennzeichen verschlüsselt als eindeutiger Hash-Code und der zugehörige Zeitstempel gespeichert.

Kennzeichendaten

Aufgrund verschiedener Einflüsse wie Niederschlag, Lichtverhältnisse, Erfassungswinkel, Verschmutzung der Kennzeichen aber auch Schriftzügen von Lkw-Planen oder anderer Fahrzeuge entstehen fehlerhafte Datensätze während der ANPR-Erfassung (vgl. Friedrich et al. (2009a)). Dabei kommt es hinsichtlich der im Rahmen der durchgeführten Datenaufbereitung zu drei Arten von Fehlern (vgl. SPANGLER (2009):

- Ein Kennzeichen wird fehlerhaft erfasst: Bei der Erfassung können sowohl das Länderkennzeichen, das Gebietskennzeichen und die weiteren Buchstaben und Ziffern des Kennzeichens falsch erfasst werden. Auf Basis der fehlerhaften Erfassung wird auch der Hash-Code gebildet. Der Hash-Code und das Gebietskennzeichen bleiben in der Datenaufbereitung unberührt. Ein fehlerhaftes Länderkennzeichen wird hingegen unter Beachtung des Gebietskennzeichens und der Häufigkeit der insgesamt auftretenden Länderkennzeichen durch ein korrektes Länderkennzeichen ersetzt.
- Ein Kennzeichen oder anderer Schriftzug wird mehrmals erfasst: Die mehrmalige Detektion von Fahrzeugen oder Schriftzügen wird mithilfe des zeitlichen Abstands der Erfassung des Hash-Codes abgeprüft. Ist der zeitliche Abstand zum letzten Erfassungszeitpunkt zu gering, d. h. die theoretisch notwendige Geschwindigkeit zur Wiedererfassung ist größer als 250 km/h, werden die betreffenden Datensätze verworfen.
- Ein Kennzeichen wird nicht erfasst: Ein ANPR-System erfasst nur annähernd die Grundgesamtheit der Fahrzeuge (vgl. FRIEDRICH ET AL. (2009a)). Ein nicht erfasster Datensatz kann nicht korrigiert oder ersetzt werden. Allerdings können die erfassten Datensätze anhand von Zählwerten hochgerechnet werden.

Die unvollständige Erfassung und das Ausfiltern unplausibler Datensätze führen dazu, dass die Anzahl der erfassten Fahrzeuge nicht mit der Anzahl der den RMQ tatsächlich passierenden Fahrzeuge übereinstimmt. Um dennoch eine Aussage über absolute Kennwerte der erfassten Fahrzeuge treffen zu können, wird diesem Fehler durch Hochrechnung der erfassten Datensätze entgegengewirkt. Dazu wird aus der Verkehrsstärke aus den ANPR-Systemen (Summe über alle Fahrstreifen) und der querschnittbezogenen Verkehrsstärke aus der nächstgelegenen Zählstelle für jede Stunde im Erhebungszeitraum eine Erfassungsrate bestimmt. Der Kehrwert der Erfassungsrate für einen Querschnitt ergibt den Korrekturfaktor:

$$KF_{Stunde,i} = \frac{1}{ER_{Stunde,i}} \text{ mit } ER_{Stunde,i} = \frac{Q_{Stunde,i,ANPR}}{Q_{Stunde,i,Det}} \quad (3.1)$$

mit $KF_{Stunde,i}$ Korrekturfaktor der Verkehrsstärke aus ANPR-System im Zeitintervall i

$ER_{Stunde,i}$ Erfassungsrate der Verkehrsstärke aus ANPR-System im Zeitintervall i

$Q_{Stunde,i\ ANPR}$ stündliche Verkehrsstärke aus ANPR-System im Zeitintervall i

$Q_{Stunde,i\ Det}$ stündliche Verkehrsstärke aus Detektor im Zeitintervall i

Fehlende Datensätze können aufgrund von Ausfällen einzelner Kameras zustande kommen. In diesem Fall werden für einzelne Fahrstreifen keine Fahrzeuge erfasst. Eine Analyse der Daten zeigte, dass die erfassten Länder- und Gebietskennzeichen der Fahrzeuge nicht homogen über alle Fahrstreifen verteilt sind. Daher wird im Falle eines Ausfalls einzelner Kamerasysteme das gesamte Zeitintervall verworfen. Für alle Zeitintervalle, in denen die Kameras aller Fahrstreifen eines RMQ Daten liefern, werden die Einzelfahrzeugdaten anhand des jeweiligen stündlichen Korrekturfaktors hochgerechnet. Abschließend werden die hochgerechneten Einzelfahrzeugdaten in 15-Minuten-, 60-Minuten- und Tagesintervalle für alle Kombinationen aus Nationen- und Gebietskennzeichen aggregiert.

Unter Verwendung der Zeitintervalle, in denen alle am jeweiligen RMQ installierten Kameras Daten geliefert haben, ergeben sich die in Tabelle 8 dargestellten Erfassungsraten. Es zeigt sich, dass die Erfassungsrate für die RMQ 1, 2 und 4 in etwa bei 90 % liegen. In den Nachtstunden zwischen 22:00 und 6:00 Uhr sinkt die Erfassungsrate für alle RMQ. An RMQ 3 liegt die Erfassungsrate im Durchschnitt bei über 100 %. Hier liegt zwischen dem ANPR-RMQ und der nächstgelegenen Zählstelle eine schwachfrequentierte Abschlussstelle, daher sind die Verkehrsstärken aus beiden Datenquellen nur bedingt miteinander vergleichbar.

Tageszeit	RMQ 1	RMQ 2	RMQ 3	RMQ 4
Tag (06:00 bis 22:00 Uhr)	89 %	89 %	98 %	93 %
Nacht (22:00 bis 06:00 Uhr)	88 %	84 %	111 %	89 %
Gesamt	89 %	87 %	102 %	91 %

Tabelle 8: Erfassungsraten an den vier ANPR-RMQ

In Tabelle 9 ist eine Übersicht über die Anzahl der erfassten Einzelfahrzeuge und der Vollständigkeit der ANPR-Daten enthalten. Insgesamt wurden an 356 Tagen Daten erhoben. Der zuverlässigste Messquerschnitt, der in 98 % des Erhebungszeitraumes lückenlose Daten lieferte, ist RMQ 1. Darüber hinaus weist RMQ 1 das höchste mittlere Tagesverkehrsaufkommen auf. Hier wurden entsprechend deutlich mehr Fahrzeuge (18,1 Mio. Fz) als an den anderen RMQ erfasst.

Attribut	RMQ 1	RMQ 2	RMQ 3	RMQ 4
Anzahl Tage mit Daten	355	303	319	291
Anteil Zeitraum ohne Datenlücken > 5 Minuten [%]	98	93	86	79
Mittleres erfasstes Tagesverkehrsaufkommen [Fz/Tag]	58.000	41.600	23.200	23.400
Anzahl erfasster Fahrzeuge [Mio]	18,1	11,0	6,4	6,1

Tabelle 9: Statistik der erfassten ANPR-Daten

Erste qualitative Auswertungen der ANPR-Daten bezüglich der Herkunft der erfassten Fahrzeuge sind in den Abbildungen 8 und 9 enthalten. In Abbildung 8 sind die Anteile der erfassten Länderkennzeichen am Tagesverkehrsaufkommen mit den Kenngrößen minimaler, maximaler und mittlerer Wert über alle RMQ dargestellt (für die verwendeten Abkürzungen vgl. Kapitel 8). Am häufigsten werden Kennzeichen aus Deutschland erfasst: Im Mittel sind 67 % der Fahrzeuge in Deutschland zugelassen. Die zweite, vergleichsweise große Gruppe mit einem Anteil von 15 % des Gesamtverkehrsaufkommens bilden Fahrzeuge aus Österreich. Diese werden vor allem an den grenznahen RMQ Kiefersfelden und Bad Reichenhall erfasst. Bemerkenswert ist darüber hinaus die Fahrzeuggruppe aus den Niederlanden. Diese bilden zwar im Mittel weniger als ein Prozent Anteil am Tagesverkehrsaufkommen. Jedoch stammen an manchen Tagen bis zu 20 % der erfassten Fahrzeuge aus den Niederlanden. Fahrzeuge aus den Ländern Italien, Polen und Tschechien sowie Dänemark und Belgien bilden an vereinzelten Tagen ebenfalls über fünf Prozent des erfassten Fahrzeugkollektivs.

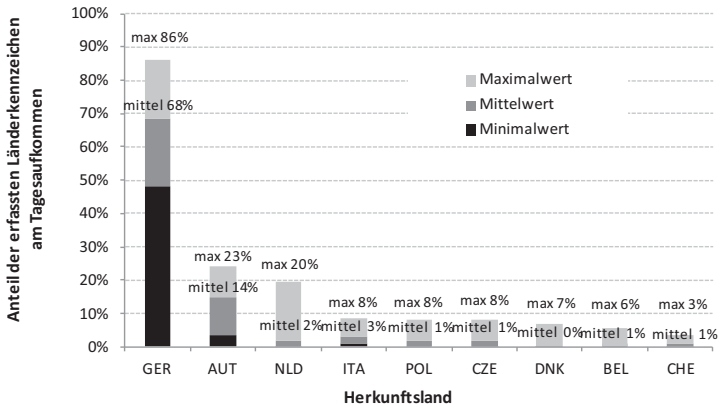

Abbildung 8: Statistik erfasster Kennzeichen, Anteile der Länderkennzeichen am Tagesverkehrsaufkommen, bezogen auf die vier ANPR-RMQ, alle Tage

In Abbildung 9 ist die Verteilung der erfassten deutschen Kennzeichen für die vier ANPR-RMQ illustriert. Für jeden Zulassungsbezirk ist die mittlere hochgerechnete Anzahl der erfassten Fahrzeuge pro Tag bezogen auf die Einwohner des Zulassungsbezirks dargestellt. Es ist gut erkennbar, dass sich mit Nähe zum RMQ die Anzahl erfasster Fahrzeuge pro Einwohner erhöht. Es ist aber auch erkennbar, dass das „Einzugsgebiet", also die Zulassungsbezirke aus denen regelmäßig Fahrzeuge erfasst werden (mehr als 100 Fz je 100.00 Einwohner pro Tag), für den RMQ 3 und RMQ 4 erheblich kleiner ist als für die beiden anderen RMQ.

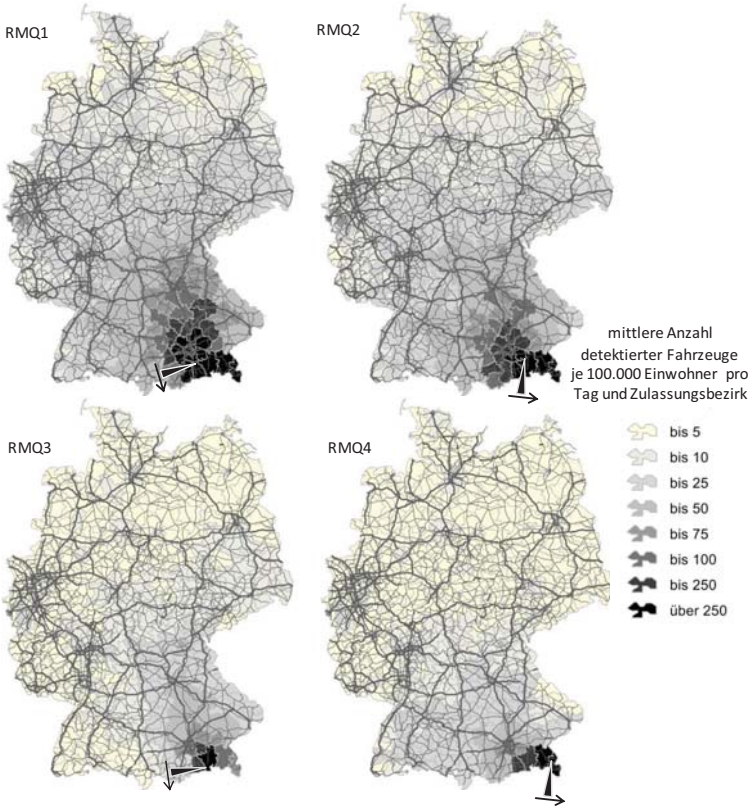

Abbildung 9: Mittlere Anzahl der detektierten Fahrzeuge je 100.000 Einwohner pro Tag und Zulassungsbezirk für die vier ANPR-RMQ

Eine Besonderheit stellen Zulassungsbezirke dar, in denen die Fahrzeuge deutschlandweit operierender Autovermietungen zugelassen bzw. Autokonzerne mit weitreichendem Leasingangebot ansässig sind. Dazu gehören die Zulassungsbezirke

Hamburg, München, Düren (Nordrhein-Westfalen), Mainz, Wiesbaden und Wolfsburg. Wird ein Fahrzeug unabhängig vom tatsächlichen Ausleihort angemietet bzw. geleast, weist dieses Fahrzeug i. d. R. das Kennzeichen des Zulassungsbezirkes auf, in denen der Hauptfirmensitz ansässig ist. Für die Auswertung erklärt das die auftretende Häufung dieser Kennzeichen, spielt in den folgenden Analysen aber eine untergeordnete Rolle.

Fahrzeiten

Durch die eindeutige Verschlüsselung der Kennzeichen, die an jedem RMQ identisch ist, ist für Fahrzeuge, die an mindestens zwei RMQ erfasst werden, eine Fahrzeit zwischen diesen RMQ ermittelbar. Die Fahrzeit ergibt sich aus der Differenz der jeweiligen Zeitpunkte, zu denen die Fahrzeuge an den RMQ erfasst wurden. Aus den derart ermittelten Einzelfahrzeugdaten wird für jedes 15-Minuten-Zeitintervall eine repräsentative Fahrzeit bestimmt. Als repräsentative Fahrzeit wird das 15 %-Perzentil derjenigen Einzelfahrzeuge gewählt, die in dem entsprechenden Zeitintervall den Startquerschnitt passiert haben. Das 15 %-Perzentil ist genau jene Fahrzeit, die nur von 15 % der Fahrzeuge unterschritten wird. Durch die Verwendung dieses Perzentils werden Fahrzeuge, die eine Pause machen bzw. aus bestimmten Gründen mit besonders niedriger oder besonders hoher Geschwindigkeit unterwegs sind, sowie der Schwerverkehr, der einer gesonderten Geschwindigkeitsbegrenzung unterworfen ist, ausgefiltert. Eine ausführliche Diskussion zur Wahl des Perzentils und zur Bedeutung der Intervallgröße findet sich in LOHMILLER (2014). Die Fahrzeitdaten bilden die Grundlage für die Untersuchungen zur Verkehrslage in Kapitel 4.4.

Tabelle 10 enthält einen quantitativen Überblick über die erfassten Einzelfahrzeiten und die Anzahl der 15-Minuten-Intervalle mit verfügbaren Daten für die vorhandenen Relationen (Abschnitte zwischen die jeweiligen RMQ). Die meisten Fahrzeiten wurden auf der Relation zwischen den RMQ Hofoldinger Forst und Rosenheim erfasst. Hier ist auch Datenverfügbarkeit am höchsten, da hier für 28.000 15-Minuten-Intervalle eine repräsentative Fahrzeit ermittelt werden kann.

Relation	Anzahl Einzelfahrzeiten [mio]	Anzahl 15-Minuten-Intervalle mit repräsentativer Fahrzeit (max. möglicher Wert = 31.000)
Relation 1-2	6,1	28.000
Relation 2-3	1,7	24.000
Relation 2-4	1,7	23.000

Tabelle 10: Übersicht der erfassten Fahrzeiten

Abgrenzung Regionalverkehr

Eine zu prüfende Hypothese der Arbeit ist, dass sich sowohl das Fahrverhalten als auch das zeitliche Muster der durchgeführten Ortsveränderungen der regional ansässigen Verkehrsteilnehmer von den anderen Verkehrsteilnehmern unterscheiden. Fahrer, die nicht aus der näheren Umgebung stammen, besitzen weniger Ortskenntnis und passen dementsprechend ihr Geschwindigkeits- und Abstandsverhalten an. In der Ferien- und Urlaubszeit kommt es sicherlich zu einem erhöhten Aufkommen überregionalen Verkehrs. Für den regionalen Verkehr kommt es hingegen eventuell auch außerhalb der Urlaub- und Ferienzeit zu kurzfristigen Schwankungen des Verkehrsaufkommens, z. B. aufgrund des Wetters. Um diesen Vermutungen nachgehen zu können, wird eine Unterscheidung in regionalen und überregionalen Verkehr vorgenommen.

Die Abgrenzung des Regionalverkehrs vom Gesamtverkehrsaufkommen erfolgt unter der Annahme, dass der Zulassungsbezirk des Fahrzeugs mit dem tatsächlichen Heimatstandort übereinstimmt. Demzufolge ist das maßgebende Kriterium zur Abgrenzung des Regionalverkehrs der räumliche Bezug zur Untersuchungsstrecke. Als Regionalverkehr gelten Fahrzeuge aus allen Zulassungsbezirken, die von der Untersuchungsstrecke durchlaufen werden und deren direkt benachbarte Zulassungsbezirke. Daraus ergeben sich die in Abbildung 10 grau eingefärbten Zulassungsbezirke sind. Dies sind gleichzeitig die Zulassungsbezirke, aus welchen die meisten Fahrzeuge bezogen auf die Einwohner erfasst wurden.

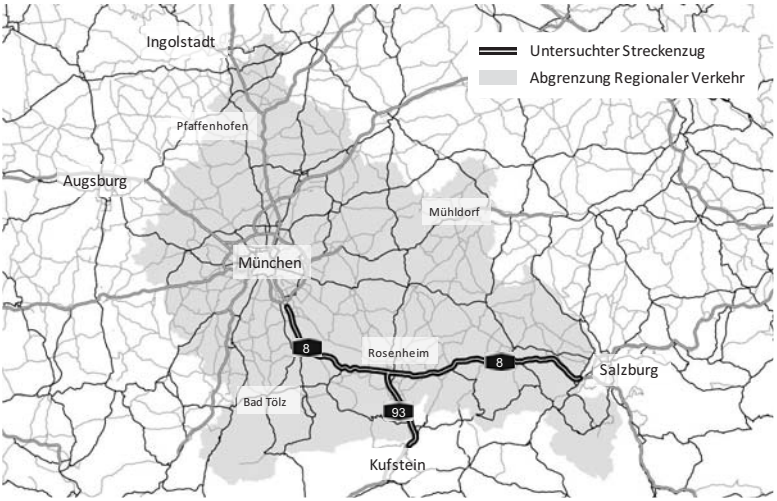

Abbildung 10: Räumliche Abgrenzung des Regionalverkehrs anhand der Gebietskennzeichen der Zulassungsbezirke

Auf Basis dieser Definition kann nun für jeden RMQ das absolute und relative Verkehrsaufkommen des Regionalverkehrs bestimmt werden. Die Aggregationsstufen sind analog zu den Verkehrsstärkedaten 15-Minuten-, 60-Minuten- und Tagesintervalle.

In Abbildung 11 sind die Häufigkeitsverteilungen der Regionalverkehrsanteile am Tagesverkehrsaufkommen für die vier RMQ dargestellt. Die gestrichelten Linien markieren jeweils den Mittelwert für den entsprechenden RMQ. Der Begriff Mittelwert bezeichnet in der vorliegenden Arbeit stets das arithmetische Mittel einer Zahlenmenge (vgl. Glossar, Kapitel 9). Am RMQ Hofoldinger Forst wird im Mittel ein Regionalverkehrsaufkommen von 45 % erreicht. An den grenznahen RMQ Kiefersfelden und Bad Reichenhall ist der Anteil am Regionalverkehrsaufkommen erheblich niedriger.

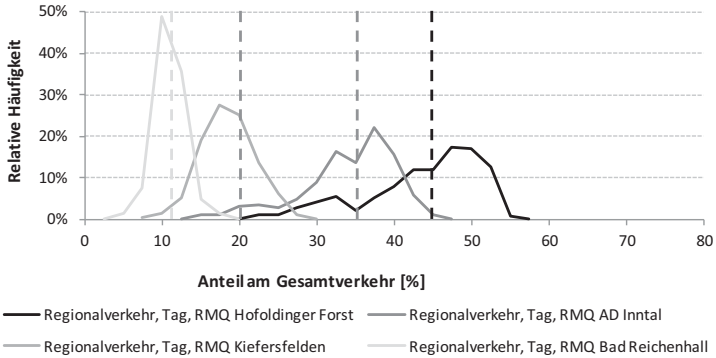

Abbildung 11: Häufigkeitsverteilung der Anteile des regionalen Tagesverkehrsaufkommens für die vier ANPR-RMQ

In Abbildung 12 sind die Häufigkeitsverteilungen der Regionalverkehrsanteile für 15-Minuten-Intervalle und für die Tagesintervalle gegenübergestellt. Für kleinere Zeitintervalle treten wie zu erwarten extremere Werte auf, die Verteilung streut entsprechend mehr. Die Mittelwerte liegen sehr nah beieinander, jedoch ist der Wert für die 15-Minuten-Intervalle etwas niedriger. Ein niedriger Anteil an Regionalverkehr tritt vor allem in den Nachtstunden auf, in denen in der Regel weniger Gesamtverkehr beobachtbar ist. Durch die ungewichtete Mittelwertbildung über alle 15-Minuten-Intervalle ist der Mittelwert für die feineren Zeitscheiben etwas niedriger.

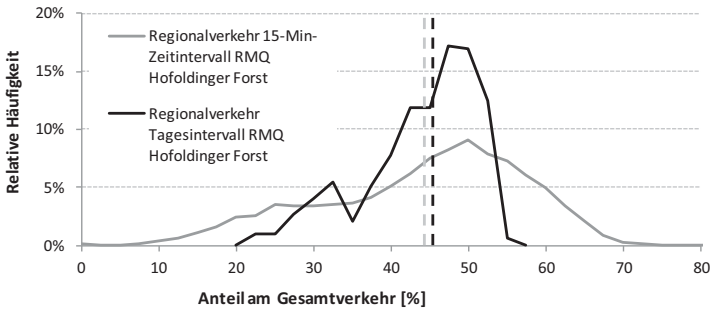

Abbildung 12: Häufigkeitsverteilung der Anteile des regionalen Tagesverkehrsaufkommens und der 15-Minuten-Intervalle für den RMQ Hofoldinger Forst

Abgrenzung Pendlerverkehr

Für Pendlerverkehre wird bezüglich des Fahrverhaltens ähnlich wie bei regionalem Verkehr eine höhere Ortskenntnis und somit ein spezifisches Fahrverhalten unterstellt. Die Anzahl der Pendler im Gesamtfahrerkollektiv beeinflusst somit vermutlich die Verkehrslage.

Vor diesem Hintergrund wird für die einzelnen Fahrzeuge anhand der Häufigkeit der Erfassung im Erhebungszeitraum die Gruppe der Pendler klassifiziert. Da die Verschlüsselung der Kennzeichen für den gesamten Erhebungszeitraum identisch bleibt, ist es möglich für jedes erfasste Fahrzeug zu bestimmen, wie oft es an einem RMQ erfasst wurde. Wird ein Fahrzeug während des Erhebungszeitraums an einem der vier RMQ im Durchschnitt mindestens zweimal pro Woche erfasst, gilt es als Pendler. Im Vordergrund steht hier also eher die Häufigkeit und nicht die Regelmäßigkeit der Erfassung. Allerdings kann davon ausgegangen werden, dass die Ortskenntnis vor allem durch die Häufigkeit der Befahrungen erlangt wird.

Abbildung 13 enthält die Häufigkeitsverteilung der Anteilsklassen für den Pendlerverkehr auf Basis der 15-Minuten-Intervalle und zum Vergleich die entsprechenden Anteilsdaten des Regionalverkehrs. Der Mittelwert des Pendleranteils liegt bei 8 % und ist somit erheblich niedriger als der Mittelwert des Regionalverkehrsanteils. Zeitintervalle mit einem Pendleranteil von mehr als 25 % werden nur äußerst selten (< 0,1 % der Fälle) beobachtet.

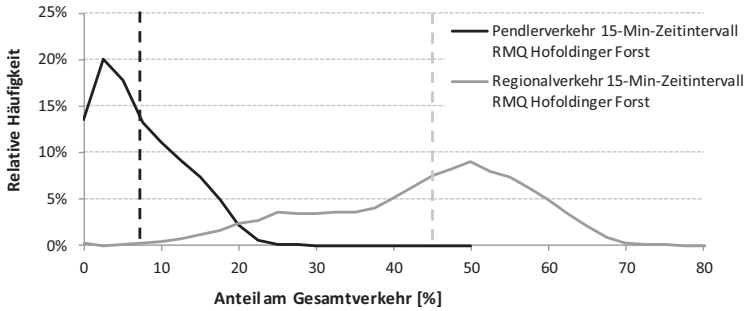

Abbildung 13: Häufigkeitsverteilung der Anteile des Regionalverkehrs und des Pendlerverkehrs für 15-Minuten-Intervalle für den RMQ Hofoldinger Forst

3.2.3 Wetterdaten

Für die Erfassung des Wetterzustands stehen zwei wesentliche Datenquellen zur Verfügung. Zum einen liegen Daten aus den Umfelddatenmessstationen (UDA) und Glättemeldeanlagen (GMA) entlang der Streckenbeeinflussungsanlagen auf der BAB 8 vor. Zum anderen wurden über den deutschen bzw. österreichischen Wetterdienst Wetterdaten aus synoptischen Wetterstationen bezogen (vgl. Abbildung 6, S. 46). Das Wetter wird u. a. durch die Kenngrößen Lufttemperatur, Luftfeuchtigkeit, Luftdruck, Windrichtung, Windgeschwindigkeit, Bewölkung und Niederschlag beschrieben (vgl. Kapitel 2.1). Es ist leicht nachvollziehbar und durch die Literaturanalyse bereits dargelegt (Kapitel 2.6), dass diese vielschichtigen Kenngrößen unterschiedliche verkehrliche Wirkungen aufweisen. Die Kenngrößen Niederschlag und die Fahrbahntemperatur haben z. B. maßgebenden Einfluss auf den Fahrbahnzustand und die Sichtweite und beeinflussen infolgedessen das Fahrverhalten der Straßenverkehrsteilnehmer. Das Fahrverhalten der Verkehrsteilnehmer determiniert die resultierende Geschwindigkeit und Kapazität und somit den Verkehrszustand bzw. die Verkehrslage. Für die Analyse des Wettereinflusses hinsichtlich der Verkehrslage werden demzufolge die Fahrbahnoberfläche und die Sichtweite beeinflussenden Kenngrößen zum Beschreiben des "Straßenwetters" herangezogen. Hinsichtlich der Verkehrsnachfrage, vor allem der Aktivitätenwahl, spielen eher Kenngrößen wie Niederschlag und der Grad der Bewölkung und somit die Sonnenscheindauer eine Rolle. Diese Kenngrößen werden entsprechend zur Bestimmung des Wetters hinsichtlich der Verkehrsnachfrage und somit des Verkehrsaufkommens herangezogen.

Die Daten aus den UDA und GMA werden herangezogen, um das straßenbezogene Wetter zu bestimmen. An diesen Wettermessstellen werden verschiedene Temperaturdaten, Niederschlagsdaten sowie Fahrbahnzustandsdaten in einer Auflösung von 1-

Minuten-Intervallen erhoben. Insgesamt stehen etwa 50 Messstellen zur Verfügung. Um das Straßenwetter beschreiben zu können, werden Wetterklassen gebildet. Im Rahmen des Projektes WOLKE wurde von SCHEDLER ET AL. (2014) eine differenzierte Wetterklassenbildung in Abhängigkeit von der Niederschlagsintensität NSI, der Feuchttemperatur FT und der Fahrbahntemperatur FBT vorgenommen. Durch die Klassenbildung werden die beobachteten Merkmalsausprägungen reduziert. Dies entspricht zum einen besser der tatsächlichen Wahrnehmung der Verkehrsteilnehmer, da diese vermutlich nicht in der Lage sind, die Fahrbahntemperatur und die Niederschlagsintensität kontinuierlich wahrzunehmen. Eine Reduktion der Merkmalsausprägung erhöht auch gleichzeitig die Robustheit des Modells, da die wenigen Merkmalsausprägungen öfter beobachtet werden. Die Grundidee der Wetterklassenbildung wird daher in dieser Arbeit aufgriffen. Da allerdings im Erhebungszeitraum der ANPR-Daten, welche Eingangsgröße für die Verkehrslageuntersuchungen sind, keine Schneeereignisse beobachtet wurden, erfolgt für die Analyse eine Zusammenfassung der differenzierten Wetterklassen nach SCHEDLER ET AL. (2014), dargestellt in Tabelle 11. Durch die Nichtbetrachtung der Schneeereignisse bleibt ausschließlich die Niederschlagsintensität als Klassifizierungskriterium und es entstehen die drei Wetterklassen Trocken, leichter Regen und starker Regen. Als Aggregationsniveau wird analog zu den ANPR-Daten das 15-Minuten-Intervall gewählt. Für jedes 15-Minuten-Intervall und jeden Straßenwetterdetektor wird die Niederschlagsintensität aus den minutenfeinen Werten gemittelt und die Wetterklasse entsprechend der vorgegebenen Grenzwerte bestimmt.

Differenzierte Straßen-wetterklassen	Definition			Wetterklassen Verkehrslage
	NSI [mm/h]	FT [°C]	FBT [°C]	
Trocken	= 0	*	*	Trocken
Nass (leichter Regen)	< 0,5	≥ 0	> - 2	Leichter Regen
Glätte (leichter Regen)	< 0,5	≥ 0	≤ - 2	
Matsch (leichter Schneefall)	< 0,5	< 0	> - 2	
Schnee (leichter Schneefall)	< 0,5	< 0	≤ - 2	
Nass (starker Regen)	≥ 0,5	≥ 0	> - 2	Starker Regen
Matsch (mittlerer Schneefall)	≥ 0,5 und < 3,5	< 0	> - 2	
Schnee (mittlerer Schneefall)	≥ 0,5 und < 3,5	< 0	≤ - 2	
Matsch (starker Schneefall)	≥ 3,5	< 0	> - 2	
Schnee (starker Schneefall)	≥ 3,5	< 0	≤ - 2	

Tabelle 11: Straßenwetterklassen für die Untersuchungen bezüglich der Verkehrslage (vgl. SCHEDLER ET AL. (2014))

Für die Untersuchung der Verkehrsnachfrage werden die Daten aus den synoptischen Wetterstationen herangezogen. Die synoptischen Wetterdaten beschreiben eine regionale, flächenbezogene Wetterlage. Dazu wird für stundenfein vorliegende Daten ebenfalls das Konzept der Wetterklassen aufgegriffen und für jeden Tag eine Wetterklasse bestimmt. Die synoptischen Wetterstationen liefern Daten bezüglich Nieder-

schlag, Lufttemperatur, Sonnenscheindauer und Wind. Die vier entstandenen Wetterklassen basieren auf einer differenzierten, achtteiligen Wetterklassenbildung (vgl. Tabelle 12). Die differenzierten Wetterklassen werden anhand der Kenngrößen Sonnenscheindauer, Niederschlagsmenge und Temperatur definiert. Um lokale Besonderheiten zu berücksichtigen, werden bei den Niederschlagsmengen Perzentilwerte berücksichtigt (RODWELL ET AL. 2011). Auch die besonders heißen und kalten Tage werden anhand von Perzentilwerten bisher gemessener Temperaturen an der jeweiligen Wetterstation bestimmt. Um die Anzahl der beobachteten Wetterereignisse je Wetterklasse und damit die statistische Sicherheit der Untersuchungen zu erhöhen, werden die acht Wetterklassen zu vier Wetterklassen Topwetter, Mittelwetter, Schlechtes Wetter und Schnee zusammengefasst. Unter Verwendung der in Tabelle 12 festgelegten Definitionen wird abschließend jeder Wetterstation mit entsprechend verfügbaren Daten für jeden Tag eine der vier Wetterklassen zugeordnet.

Wetterklassen differenziert	Definition	Flächenwetterklassen vereinfacht
Topwetter	≥ 90 % von max. möglicher Sonnenscheindauer zwischen 9:00 und 21:00 Uhr ≤ 0,2 mm Niederschlag	Topwetter
Heiß	≥ 98 %-Perzentil der Temperatur	Mittelwetter
Kalt	≤ 2 %-Perzentil der Temperatur	
Trocken	≤ 0,2 mm Niederschlag	
Schauerwetter	≥50 % von max. möglicher Sonnenscheindauer zwischen 9:00 und 21:00 Uhr > 0,2 mm Niederschlag	
Leichter Regen	> 0,2 und ≤ 66 %-Perzentil mm Niederschlag	Schlechtes Wetter
Starker Regen	> 66 %-Perzentil mm Niederschlag	
Schnee	> 1 cm Neuschnee	Schnee

Tabelle 12: Vereinfachte Wetterklassen für die Analyse der Verkehrsnachfrage (vgl. SCHEDLER ET AL. (2014))

Aufgrund ihrer räumlichen Lage (vgl. Abbildung 6, S. 46) und der an den Stationen verfügbaren Daten werden die drei Wetterstationen Kufstein, München-Stadt und Salzburg als für das Untersuchungsgebiet repräsentative Wetterstationen ausgewählt. In Tabelle 13 sind die im Erhebungszeitraum auftretenden Wetterklassen für diese drei Wetterstationen zusammengefasst. An etwas weniger als der Hälfte der Tage wird Mittelwetter beobachtet, an ca. einem Drittel der Tage herrscht schlechtes Wetter. Die Wetterklasse Schnee tritt an allen Wetterstationen am seltensten auf.

Wetterstation	Topwetter relativ (absolut)	Mittelwetter relativ (absolut)	Schlechtes Wetter relativ (absolut)	Schnee relativ (absolut)	Keine Daten relativ (absolut)
Kufstein	6 % (123)	48 % (946)	29 % (574)	2 % (38)	15 % (298)
München-Stadt	16 % (313)	46 % (714)	34 % (666)	2 % (32)	3 % (54)
Salzburg	10 % (189)	42 % (829)	32 % (635)	1 % (28)	15 % (298)

Tabelle 13: Häufigkeit der Wetterklassen, differenziert drei ausgewählten Wetterstationen, gesamter Erhebungszeitraum (2008 - 2011)

3.2.4 Unfall- und Baustellendaten

Unfälle und Baustellen haben zweifelsohne einen Einfluss auf das Verkehrsgeschehen, da die Kapazität durch Fahrstreifensperrungen oder Verengungen verringert wird, aber auch Geschwindigkeitsbegrenzungen die Folge sein können. Die Unfall- und Baustellendaten werden im Rahmen der Untersuchungen zum Verkehrsaufkommen herangezogen, um beobachtete Einbrüche im Verkehrsaufkommen oder ein dauerhaft niedrigeres Niveau zu erklären. Außerdem werden die Unfall- und Baustellendaten herangezogen, um den Einfluss von Unfällen und Fahrstreifensperrungen auf die Verkehrslage zu analysieren. Die Unfall- und Baustellendaten wurden von der Zentralstelle Verkehrsmanagement der Autobahndirektion Südbayern bereitgestellt (vgl. BAKIRCIOGLU (2014)).

Für den Erhebungszeitraum standen für die gesamte Untersuchungsstrecke Einzelunfalldaten zur Verfügung. Insgesamt wurden etwas mehr als 7.000 Unfälle erfasst. Für jeden Unfall standen u. a. die Unfallkategorie, durch die die Unfallfolge beschrieben wird (vgl. FGSV (2003)), der Unfallort und die Unfallzeit zur Verfügung. In Tabelle 14 sind die erfassten Unfälle für jedes Erhebungsjahr differenziert nach Unfallkategorie aufgeführt. Im Durchschnitt ereignen sich entlang der Untersuchungsstrecke pro Tag etwa 4,6 Unfälle. Unfälle mit Personenschäden treten im Mittel etwa an jedem zweiten Tag auf.

Unfallkategorie	2008	2009	2010	2011	Alle
Alle Unfälle	1.717	1.780	1.747	1.553	7.129
Unfall mit Getöteten	4	5	6	3	18
Unfall mit Schwerverletzten	30	40	40	26	144
Unfall mit Leichtverletzten	196	193	207	190	821
Schwerwiegender Unfall mit nur Sachschaden	396	385	393	311	1.563
Übriger Sachschadensunfall (einschließlich Alkoholunfall)	1.091	1.157	1.101	1.023	4.583

Tabelle 14: Übersicht zu erfassten Unfällen, differenziert nach Unfallkategorie und Jahr, Datenquelle: Autobahndirektion Südbayern (vgl. BAKIRCIOGLU (2014))

Die Baustellendaten umfassen den räumlichen und zeitlichen Anfangspunkt und Endpunkt der Baustellen, Fahrstreifeneinengungen und -sperrungen sowie mit der Baustelle einhergehende Geschwindigkeitsbegrenzungen. Einen Überblick über die vorhandenen Baustellen im Erhebungszeitraum ist in Tabelle 15 enthalten. Insgesamt existierten ca. 6.500 Baustellen, von denen etwa 20 % eine Fahrbahneinengung bzw. Fahrstreifensperrung nach sich zog. Lediglich 277 Baustellen dauerten länger als 12 Stunden. 40 Baustellen hatten eine Dauer von mehr als 7 Tagen.

	2008	2009	2010	2011	Alle
Anzahl Baustellen	1.624	2.028	1.555	1.368	6.575
Baustellen mit betroffenem Fahrstreifen	958	1.191	928	741	3.818
Baustellen > 12 Stunden	66	97	28	86	277
Baustellen > 7 Tage	15	17	5	5	40

Tabelle 15: Übersicht zu vorhandenen Baustellen, differenziert nach Jahr, Datenquelle: Autobahndirektion Südbayern (vgl. BAKIRCIOGLU (2014))

3.2.5 Zeitliches und räumliches Zuordnen der Datenquellen

Um die erhobenen Daten im Zusammenspiel analysieren zu können, müssen die Daten sowohl zeitlich als auch ein räumlich untereinander zugeordnet werden. Das zeitliche Zuordnen verschiedener Daten wird anhand des Zeitstempels der Einzelereignisse bzw. des Startzeitpunkts und Dauer der Zeitintervalle durchgeführt. Für alle kontinuierlich erhobenen Daten (Verkehrsstärke, Anteil Regional- und Pendlerverkehr, Fahrzeit, Wetterklassen) ist der Erhebungszeitraum in Zeitintervalle eingeteilt und für jedes Zeitintervall liegen Informationen bezüglich der Ausprägung der Kenngrößen dieser Daten vor. Für ereignisorientierte Daten, wie z. B. Baustellen und Unfälle, ist der

exakte Zeitpunkt des Eintritts des Ereignisses (Unfall) bzw. der Beginn und das Ende des Ereignisses (Baustelle) bekannt. Diese exakten Zeitpunkte liegen wiederum in einem bestimmten Zeitintervall und sind über dieses Zeitintervall den kontinuierlich erhobenen Daten zuordenbar.

Das räumliche Zuordnen der Daten findet auf Traffic Message Channel (TMC) – Ebene statt. Die Bundesanstalt für Straßenwesen stellt eine stetig aktualisierte Liste von sogenannten TMC-Knoten zur Verfügung. Ein TMC-Knoten beschreibt einen Ort oder ein Gebiet im übergeordneten deutschen Straßennetz und ist u. a. durch seine Koordinaten gekennzeichnet. TMC-Knoten im deutschen Autobahnnetz sind zumeist Auf- bzw. Ausfahrten von Autobahnen, Autobahnkreuze bzw. -dreiecke sowie Tankstellen oder Rastanlagen. Über die TMC-Knoten lässt sich folglich ein TMC-Streckennetz definieren. Eine TMC-Strecke ist dabei jeweils durch einen TMC-Knoten am Beginn und am Ende der Strecke definiert und besitzt einen Richtungsbezug. In diesem TMC-Strecken-Netz können nun alle Daten bezüglich ihrer räumlichen Lage verortet werden. Jeder Wetter- bzw. Verkehrsdetektor und jeder Unfall wird einer TMC-Strecke zugeordnet. Für jede Baustelle werden der Beginn und das Ende der Baustelle einer TMC-Strecke zugeordnet. Für die Strecken in den vorhandenen Verkehrsmodellen erfolgt ebenfalls eine Zuordnung der Strecken entlang des untersuchten Streckenzuges zu den TMC-Strecken. Für die TMC-Strecken entlang der Untersuchungsstrecke wird wiederum festgelegt, zwischen welchen ANPR-Kamerastandorten sie sich befinden. Dadurch ist ein komplettes räumliches Matchen aller Datenquellen gewährleistet.

Am Beispiel einer Wanderbaustelle wird das Zusammenspiel von zeitlicher und räumlicher Zuordnung deutlich: Eine Wanderbaustelle kennzeichnet sich durch eine zeitlich veränderte, räumliche Ausdehnung. In diesem Fall werden bei Beginn der Baustellentätigkeit die tatsächlich zu diesem Zeitpunkt betroffenen TMC- Strecken markiert und gleichzeitig vermerkt, mit welcher zeitlicher Dauer exakt diese TMC- Strecken betroffen sind. "Wandert" die Baustelle auf die nächste TMC-Strecke, wird die aktuelle TMC-Strecke wiederum mit dem entsprechenden Zeitpunkt markiert und die zeitliche Dauer der Betroffenheit vermerkt.

3.3 Zusammenfassung Datengrundlagen

Durch das integrierte Erhebungskonzept von Verkehrs-, Kennzeichen-, Fahrzeit-, Unfall-, Baustellen- und Wetterdaten über einen Zeitraum mehrerer Jahre, wird eine Datenanalyse möglich, die das komplexe Wirken verschiedener Einflussfaktoren beinhaltet. Die erhobenen Daten werden im Rahmen eines Datenaufbereitungsprozesses plausibilisiert, gefiltert, ergänzt und aggregiert. Darüber hinaus werden die Daten einem räumliche und zeitlichen Matchen unterzogen. In Tabelle 16 ist nochmals für jede Datenart zusammengefasst, in welcher Form die Daten nach der Erhebung

vorlagen, welches Ergebnis die Datenaufbereitung lieferte und inwiefern die Daten für die im folgenden Kapitel 4 beschriebene Modellbildung und -anwendung verwendet werden.

Datenart	Output Erhebung	Output Datenaufbereitung	Weitere Verwendung
Verkehrs-stärken	1 bzw. 60-Minuten-Intervalle	Verkehrsstärken, 15- und 60-Minuten-Intervalle, Tages-intervalle	Regressions- (Kap. 4.3.1.2)- und Clusteranalyse (Kap. 4.3.2.2) (Daten 2008 bis 2011) Validierung der Modellprognosen für Verkehrsstärke (Kap. 4.3.1.4, Kap.4.3.2.4, Kap. 4.3.4.3) (Daten 2011) logistische Regressionsanalyse Verkehrslage (Kap. 4.4)
ANPR-Daten	Einzelfahr-zeugdaten	Fahrzeiten, 15-Minuten-Intervalle	logistische Regressionsanalyse Verkehrslage (Kap. 4.4)
		Gebietskennzeichenfeines Verkehrsaufkommen 60-Minuten- und Tagesintervalle	Regressions- (Kap. 4.3.1.2) und Clusteranalyse (Kap. 4.3.2.2) Parametrisierung Verkehrsnach-fragemodell (Kap. 4.3.3.3)
		Absolutes Regionalverkehrs-aufkommen, 60-Minuten- und Tagesintervalle	Regressions- (Kap. 4.3.1.2) und Clusteranalyse (Kap. 4.3.2.2)
		Relatives Regional- und Pendlerverkehrsaufkommen, 15-Minuten-Intervalle	logistische Regressionsanalyse Verkehrslage (Kap. 4.4)
Straßenwetter-stationen	1-Minuten-Intervalle	Straßenwetterklassen, 15-Minuten-Intervalle	logistische Regressionsanalyse Verkehrslage (Kap. 4.4)
Synoptische Wetterstationen	60-Minuten-Intervalle	Wetterklassen, Tagesintervall	Regressions- (Kap. 4.3.1.2) und Clusteranalyse (Kap. 4.3.2.2) Verkehrsnachfragemodell (Kap.4.3.3.3) Kombiniertes Modell (Kap. 4.3.4.3)
Unfalldaten + Baustellendaten	Einzeldaten	Ereignisse aggregiert auf TMC-Ebene in 15-Minuten- und Tagesintervallen	Clusteranalyse (Kap. 4.3.2.2) logistische Regressionsanalyse Verkehrslage (Kap. 4.4)
Vorhandene Verkehrs-modelle		Strecken entlang der Untersuchungsstrecke auf TMC-Ebene zugeordnet	Verkehrsnachfragemodell (Kap.4.3.3.3) Kombiniertes Modell (Kap. 4.3.4.3)

Tabelle 16: Ergebnisse der Datenaufbereitung und weitere Verwendung der Daten

4 Modellbildung und –anwendung

Im folgenden Kapitel soll aufgezeigt werden, in welchem Umfang sich die in Kapitel 2 vorgestellten statistischen Methoden bzw. das Verkehrsnachfragemodell für eine stundenfeine, wetterabhängige Verkehrsstärkeprognose eignen. Darauf aufbauend werden auf Basis der Regressionsanalyse, Clusteranalyse und eines Verkehrsnachfragemodells Modellansätze zur stundenfeinen, wetterabhängigen Verkehrsprognose abgeleitet. Dabei wird herausgearbeitet, auf welche Art und Weise sich in den untersuchten Modellansätzen Wettereinflüsse abbilden lassen. Darüber hinaus soll beantwortetet werden, ob sich die vorgestellten Modellansätze sinnvoll kombinieren lassen. Außerdem soll geprüft werden, inwiefern sich die prognostizierten Verkehrsstärken der behandelten Modellansätze zur Prognose der Verkehrslage eignen.

4.1 Vorgehen bei der Modellbildung und -anwendung

Um die oben genannten Ziele zu erreichen bzw. Fragen zu beantworten, wird mittels Regressions- und Clusteranalyse und im Rahmen der Verkehrsnachfragemodellierung zunächst eine Analyse durchgeführt. Die Analyse dient dabei zum einen der Untersuchung konkreter Fragestellungen bezüglich möglicher Einflussgrößen auf das Verkehrsaufkommen bzw. dem Verhalten der Verkehrsteilnehmer anhand der vorgestellten Datengrundlage. Zum anderen dient die Analysephase der Bestimmung von Modellparametern, um das analysierte Verkehrsgeschehen abzubilden bzw. unter veränderten Rahmenbedingungen zu prognostizieren (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Die Analysephase beinhaltet somit auch die Kalibrierung der Modellparameter auf Basis empirischer Daten. Der Analysezeitraum für die Kalibrierung umfasst die Jahre 2008 bis 2010. Der Analysephase schließt sich für das Regressionsmodell, das clusterbasierte Modell, das Verkehrsnachfragemodell sowie einer abgeleiteten Modellkombination eine Anwendung der Modelle für die Prognose des Verkehrsaufkommens an. Diese Prognose basiert für die verschiedenen Modelle auf den in der Analysephase abgeleiteten Modellparametern. Der Zeitraum der Prognose ist das Jahr 2011, für das eine Vergleichsdatengrundlage aus den Zählstellen vorhanden ist. Diese Prognose für das Jahr 2011 dient der Evaluierung der Abbildungsqualität des jeweiligen Modells und stellt somit eine Validierung der Modellansätze dar. Der Überblick über das Vorgehen bei der Modellbildung und -anwendung ist in Abbildung 14 dargestellt.

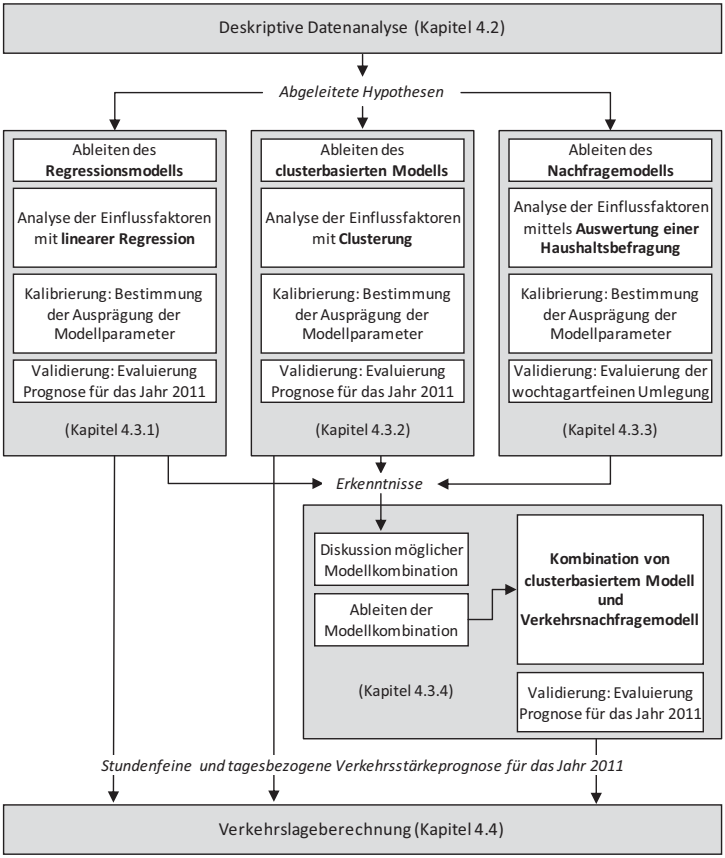

Abbildung 14: Überblick des Vorgehens zur Modellbildung und -anwendung in Kapitel 4

Bezüglich der Regression- und Clusteranalyse sei Folgendes vorangestellt: In Kapitel 2.4 wurde die Clusteranalyse als strukturentdeckendes und die Regressionsanalyse als strukturprüfendes Verfahren vorgestellt. Ein mögliches Vorgehen wäre also, zunächst eine Clusteranalyse durchzuführen, anhand der entdeckten Zusammenhänge Hypothesen abzuleiten und diese darauffolgend mit der Regressionsanalyse zu prüfen. In diesem Fall wären allerdings die Regressionsanalyse und die darauf aufbauende Bildung des Regressionsmodells bereits beeinflusst von den Ergebnissen der Clusteranalyse. Um die Anwendung beider Verfahren jedoch unabhängig voneinander zu untersuchen, wird in Kapitel 4.2 exemplarisch an einem RMQ im Untersuchungsgebiet eine deskriptive Datenanalyse durchgeführt. Innerhalb dieser deskriptiven Datenanalyse werden Hypothesen bezüglich der Einflussfaktoren auf das Verkehrs-

aufkommen abgeleitet. Mit der Regressionsanalyse kann die Gültigkeit der Hypothesen direkt geprüft werden. Mit der Clusteranalyse erfolgt hingegen ein indirektes Prüfen der Hypothesen, indem ein Vergleich der als Clusterergebnis entdeckten Zusammenhänge mit den in den Hypothesen formulierten, vermuteten Zusammenhängen erfolgt. Die dargestellte Reihenfolge der Verfahren ist dabei bewusst gewählt, um zu verdeutlichen, dass in die Regressionsanalyse keine zusätzlichen Erkenntnisse aus der Clusteranalyse einfließen. Im Rahmen der Verkehrsnachfragemodellierung erfolgt eine Überprüfung der aufgestellten Hypothesen anhand der Auswertung einer Haushaltsbefragung.

Neben der Gültigkeitsprüfung der Hypothesen wird für die unterschiedlichen Modellansätze (Regressionsmodell, clusterbasiertes Modell, Nachfragemodell) erläutert, inwiefern die erkannten Zusammenhänge in die Prognose integriert werden können. Für jeden Modellansatz wird außerdem eine Prognose erstellt und anschließend evaluiert.

Eine Diskussion über eine mögliche Kombination der vorgestellten Modellansätze auf Basis der Erkenntnisse aus den Kapiteln 4.3.1 bis 4.3.3 erfolgt in Kapitel 4.3.4. Für die ausgewählte Modellkombination wird ebenfalls eine Prognose erstellt und evaluiert. Abschließend werden die prognostizierten Verkehrsstärken für eine Verkehrslageberechnung in Kapitel 4.4 verwendet.

Für die Validierung der einzelnen Modellansätze wird eine stundenfeine Prognose entlang der Untersuchungsstrecke für das gesamte Jahr 2011 berechnet und evaluiert. Evaluiert werden Stunden- und Tageswerte.

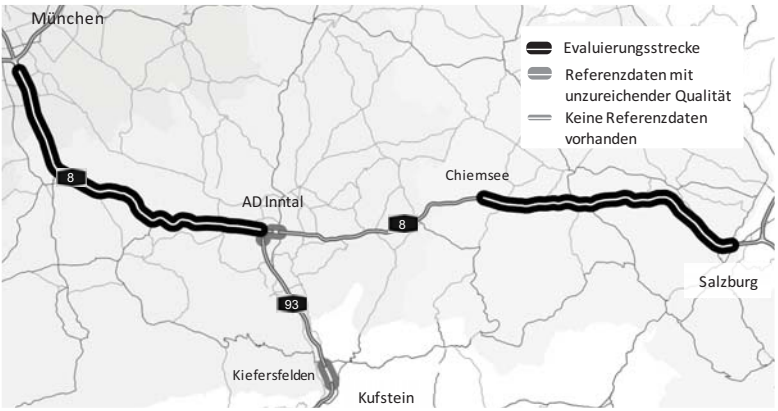

Abbildung 15: Im Rahmen der Modellprognosen evaluierte TMC-Strecken im Untersuchungsgebiet

Hinsichtlich des räumlichen Aggregationsniveaus erfolgt die Evaluierung auf TMC-Ebene (vgl. Kapitel 3.2.5). Somit ist eine Strecke richtungsbezogen und in etwa durch zwei BAB-Ausfahrten begrenzt. Einbezogen werden alle TMC-Strecken in beiden Richtungen entlang der Untersuchungsstrecke, für die während des Erhebungszeitraumes mindestens ein Detektor in 95% der Fälle plausible Daten lieferte (schwarz eingefärbte Bereiche in Abbildung 15).

Die Datenausfallrate der Dauerzählstellen entlang der BAB 93 sowie die Dauerzählstellen zwischen dem AD Inntal und der Anschlussstelle im Bereich des Chiemsees werden aufgrund dieses Kriteriums nicht herangezogen. Insgesamt wird die Evaluierung für 54 TMC-Strecken vorgenommen.

Im Fokus der Evaluierung steht zum einen die Prognosequalität der jeweiligen Modelle und zum anderen die Verbesserung der Prognosequalität durch Integration des Wetters. Somit werden für jede TMC-Strecke und jede Stunde bzw. jeden Tag des Jahres 2011 drei Werte bestimmt:

- die Referenzverkehrsstärke Q_{ref}: Diese entstammt aus dem Mittelwert der Detektoren entlang entsprechenden TMC-Strecke,
- die Modellprognose ohne Wetterintegration Q_{oW},
- die Modellprognose mit Wetterintegration Q_{mW}.

Mithilfe dieser drei Werte kann unter Verwendung des GEH-Wertes (vgl. Kapitel 2.3.3) die Prognosegüte für das Modell mit Wettereinfluss (GEH_{mW}) und das Modell ohne Wettereinfluss (GEH_{oW}) berechnet werden:

$$GEH_{oW} = \sqrt{\frac{2\cdot(Q_{Ref}-Q_{oW})^2}{Q_{Ref}+Q_{oW}}} \text{ bzw. } GEH_{mW} = \sqrt{\frac{2\cdot(Q_{Ref}-Q_{oW})^2}{Q_{Ref}+Q_{oW}}} \tag{4.1}$$

Die GEH-Werte geben Auskunft über die absolute Prognosegüte des jeweiligen Modells. Je kleiner der GEH-Wert desto besser ist die Prognosegüte. Ist der GEH-Wert für stündliche Verkehrsstärken kleiner als fünf, kann das Prognoseergebnis als sehr gut eingestuft werden. Durch Gegenüberstellung der Prognosegüten der Modelle ohne Wetter- und mit Wettereinfluss werden außerdem qualitative (wie oft wird die Prognosegüte besser/schlechter?) und quantitative (in welchem Maß wird die Prognosegüte besser/schlechter?) Aussagen getroffen, inwiefern die Prognosegüte durch Integration des Wetters beeinflusst wird.

4.2 Ableiten der Hypothesen

Im folgenden Unterkapitel werden Hypothesen zu Einflussgrößen des Verkehrsaufkommens abgeleitet, deren Gültigkeit mittels verschiedener statistischer Methoden und

Auswertungen nachgewiesen, eingeschränkt bzw. widerlegt wird. Die Hypothesen dienen als Leitfaden und ermöglichen einen strukturierten Analyseprozess.

Die Ableitung der Hypothesen erfolgt anhand einer exemplarischen Analyse des Verkehrsgeschehens am RMQ Hofoldinger Forst im Nordwesten des Untersuchungsgebietes (vgl. Abbildung 6, Seite 46). Der betrachtete RMQ ist vierstreifig und hat einen Schwerverkehrsanteil von etwa 10 %. An diesem RMQ befindet sich sowohl eine Dauerzählstelle als auch eine ANPR-Messstelle. Es lassen sich somit Aussagen über den Verlauf der erfassten Gesamtverkehrsstärke und der Verkehrsstärke ausgewählter Segmente des Gesamtverkehrsaufkommens treffen.

In Abbildung 16 ist für den RMQ Hofoldinger Forst der Jahresgang der Tagesverkehrsstärken für den Gesamtverkehr (Gesamt), den regionalen Verkehr (Region), den überregionalen Verkehr aus Deutschland (Ger*), den europäischen Verkehr ohne Deutschland (Eur*) und den Verkehr aus den Niederlanden (NDL) dargestellt. Die Herkunft der Fahrzeuge wird aus den Gebiets- bzw. Länderkennzeichen abgeleitet. Der dargestellte Zyklus entspricht somit jenem Zeitraum, in dem die ANPR-Daten erhoben wurden (28.02.2011 bis 31.01.2012). Dargestellt sind die Tagesverkehrsaufkommen in Fz/Tag. Die vertikalen Hilfslinien kennzeichnen den Beginn einer Kalenderwoche und liegen somit zwischen sonntäglichem und darauffolgendem montäglichen Tagesverkehrsaufkommen. Betrachtet man den Jahresgang des Gesamtverkehrsaufkommens, so ist ein jahreszeitlicher Zyklus mit erhöhten Verkehrsaufkommen im Hochsommer (Juli/August) und im Winter (Jahreswechsel und Februar) erkennbar. Darüber hinaus kommt es zu vereinzelten Spitzen während des Oster- und Pfingstfestes sowie zu Oktoberbeginn.

Betrachtet man nun die nach Herkunft differenzierten Jahresganglinien, ist erkennbar, dass der Regionalverkehr keinen offensichtlichen Schwankungen unterworfen ist. Für den überregionalen Verkehr aus Deutschland ist ein jahreszeitlicher Zyklus mit höherem Verkehrsaufkommen im Sommer und Winter erkennbar. Die Urlaubsverkehre im Sommer sind für den überregionalen Verkehr höher als im Winter. Die Art der Ferien scheint also eine Rolle zu spielen. An dieser Stelle bleibt zunächst offen, ob die saisonalen Schwankung allein durch die gestaffelten Schulferien erklärbar sind oder durch ferienunabhängigen Urlaubsverkehr. Darüber hinaus sind deutliche Nachfragespitzen zum Osterfest, Pfingstfest und Anfang Oktober erkennbar. Die einzeln ausgeprägten Spitzen zu Beginn dieser Ereignisse lassen außerdem vermuten, dass durch den Richtungsbezug (es werden tendenziell Fahrten auf dem Hinweg also zum Urlaubsziel erfasst) der Ferienbeginn bzw. das Ferienende eine Rolle spielen.

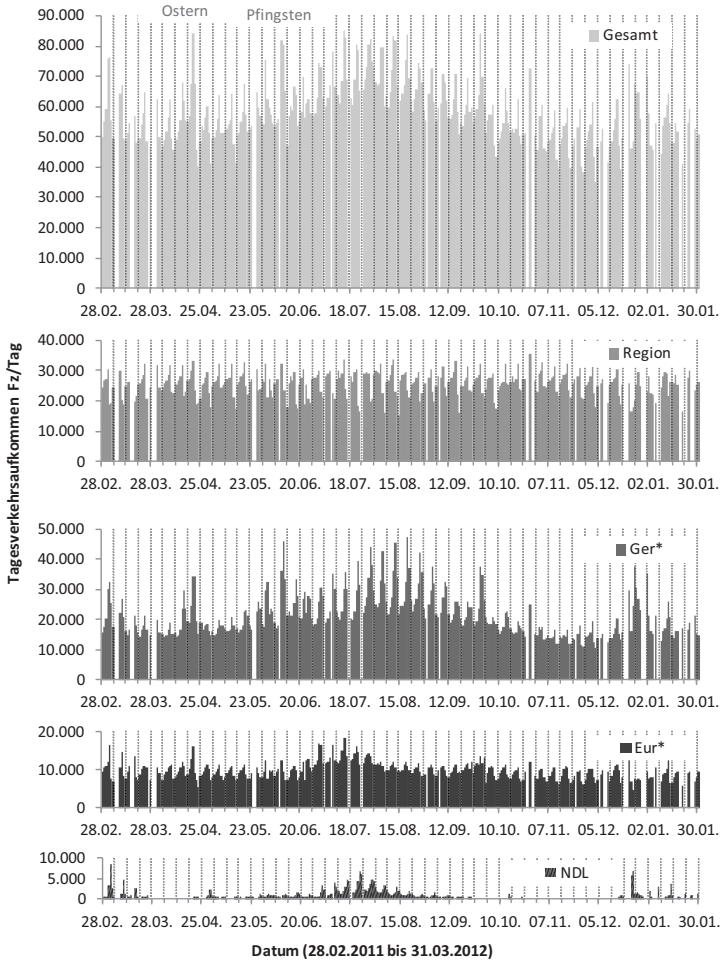

Abbildung 16: Jahresganglinien der Tagesverkehrsstärken, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, Jahr 2011

Der europäische Verkehr weist ebenfalls einen Jahreszeitzyklus auf, jedoch ist die Schwankungsbreite niedriger als beim überregionalen Verkehr aus Deutschland. Eine Nachfragespitze zum Pfingstfest ist nicht erkennbar. Für den europäischen Verkehr existieren vermutlich zwei Gruppen. Zum einen der Schwerverkehr, tendenziell repräsentiert durch die osteuropäischen Kennzeichen, und zum anderen den Urlaubsverkehr, bestehend aus Verkehrsteilnehmern aus den BeNeLux-Ländern und Dänemark. Der Jahresgang der Fahrzeuge aus den Niederlanden bestätigt diese

Vermutung zunächst. Während im Frühjahr und Herbst das Tagesverkehrsaufkommen unter 1.000 Fz/h fällt, werden im Sommer z.T. über 5.000 Fz/Tag und im Winter z. T. über 10.000 Fz/Tag aus den Niederlanden erfasst. Für die Fahrzeuge aus dem Niederlanden ist also im Gegensatz zum überregionalen Verkehr aus Deutschland die Winterurlaubsverkehre stärker ausgeprägt als die Sommerurlaubsverkehr. Der Effekt der Art der Ferien scheint also von der Herkunft der Fahrzeuge abhängig zu sein. Es ist außerdem erkennbar, dass keine wesentlichen Spitzen zu Beginn der Ferienzeit auftreten, sondern ein Jahreszeitzyklus vorhanden ist.

Die Darstellung des Jahresgangs auf Basis der Tagesverkehrsstärken zeigt darüber hinaus den Wochentag als Einflussfaktor. Die Spitzen im Jahresgang sind jeweils zum Ende der Woche ausgeprägter. Dieser Umstand wird in Abbildung 17 bestätigt. Dargestellt ist der relative Anteil des Tagesverkehrsaufkommens des jeweiligen Wochentags einer mittleren Woche differenziert nach Gesamtverkehr (Gesamt), regionalen Verkehr (Region), überregionalen Verkehr aus Deutschland (Ger*), Europa (Eur*) und den Niederlanden (NDL) (analog zu Abbildung 16).

Für den Gesamtverkehr gilt, dass der Anteil am Wochenverkehrsaufkommen von Montag bis Freitag leicht ansteigt, am Samstag abfällt und am Sonntag sein Minimum erreicht. Diese Tendenz gilt ebenfalls für den überregionalen Verkehr aus Europa, wobei der Anstieg von Montag bis Freitag etwas stärker ausgeprägt ist. Für den überregionalen Verkehr aus Deutschland hat im Mittel der Samstag den höchsten Anteil. Der mittlere Anteil des Verkehrsaufkommens am Sonntag liegt hier außerdem deutlich über den Wochentagen Montag bis Donnerstag. Neben Samstagen sind Freitag und Sonntag die typischen Urlaubsanreisetage (vgl. ZUMKELLER ET AL. (2005)).

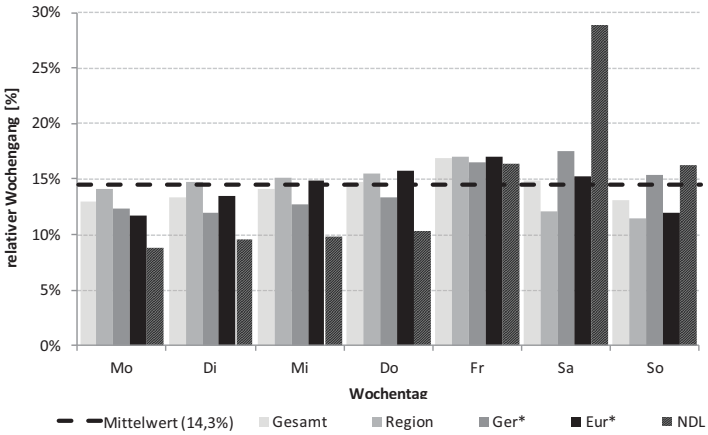

Abbildung 17: Relativer Wochengang des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst

Der europäische Verkehr ist hingegen vermutlich von zwei größeren Effekten geprägt: Während von Montag bis Freitag ein erhöhtes Schwerlastverkehrsaufkommen aus Europa vorhanden ist, sind an den Wochenenden eher Urlaubsverkehre zu beobachten. Deutlich wird dies wiederum am Beispiel der Fahrzeuge aus den Niederlanden, für die der Samstag mit einem deutlich höheren mittleren Anteil heraussticht. Der regionale Verkehr weist hingegen einen anderen Verlauf auf. Der Anstieg von Montag zu Freitag ist deutlich schwächer und der Abfall am Samstag und Sonntag deutlich stärker ausgeprägt. Im Gegensatz zum überregionalen Verkehr aus Deutschland und Europa ist der Wochengang durch die täglichen Arbeitswege von Montag bis Freitag geprägt.

Um diese Aussagen noch weiter zu bekräftigen, ist in Abbildung 18 der Variationskoeffizient der Tagesverkehrsaufkommen differenziert nach Wochentag in analoger Segmentierung aufgetragen. Der Variationskoeffizient, berechnet als Quotient aus Standardabweichung und Mittelwert, kann als relatives Maß für die Streuung interpretiert werden (vgl. SACHS (1997)). Es ist davon auszugehen, dass Urlaubsverkehre über das Jahr stärker schwanken als Schwerlastverkehre. Dies resultiert dann in einer höheren Streuung der Tagesverkehrsaufkommen und bezogen auf den Mittelwert in einem höheren Variationskoeffizienten. Der Variationskoeffizient wird aus den erfassten Tagesverkehrsaufkommen folgendermaßen bestimmt:

$$\text{Variationskoeffizient} = \frac{\text{Standardabweichung}}{\text{Erwartungswert}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{K-1} \cdot \sum_{k=1}^{K} \left(Q_k - \widehat{Q}\right)^2}}{\widehat{Q}} \tag{4.2}$$

mit Q_k Tagesverkehrsaufkommen für k-te Beobachtung, k=1 bis K

$\widehat{Q}$ mittleres Tagesverkehrsaufkommen

Bei der Betrachtung von Abbildung 18 bestätigen sich zunächst einige Aussagen der Untersuchung des Jahresgangs (vgl. auch Abbildung 16). Für den Regionalverkehr ergeben sich die geringsten Variationskoeffizienten. Die Streuungen für den überregionalen Verkehr aus Deutschland sind größer als für den europäischen Verkehr. Die größten Variationskoeffizienten weist in der Darstellung die Gruppe der Niederländer auf. Hier liegt die Standardabweichung für Freitag, Samstag und Sonntag sogar über dem Mittelwert und es ergibt sich ein Variationskoeffizient größer als eins. Der Variationskoeffizient ist für den Gesamtverkehr, für den überregionalen Verkehr aus Deutschland und für den europäischen Verkehr von Montag bis Freitag relativ konstant. Für diese drei Segmente ist der Variationskoeffizient für Samstag am höchsten. Die Schwankungen, die vermutlich hauptsächlich auf die Schwankungen im Urlaubsverkehr zurückzuführen sind, sind am Wochenende am höchsten. Interessant ist hierbei der sehr hohe Variationskoeffizient für die Niederländer an Freitagen. Dies könnte ein Hinweis darauf sein, dass für die Niederländer der Freitag als Urlaubs(an-)reisetag eine wichtigere Bedeutung hat. Für den Regionalverkehr ist der Variationskoeffizient am Sonntag am höchsten. Da in Abbildung 16 keine nennens-

werten jahreszeitlichen Schwankungen und einzelne Spitzen erkennbar sind, wird die Hypothese aufgestellt, dass die vorhandenen Schwankungen des regionalen Verkehrs zum Teil auf das Wetter zurückzuführen sind.

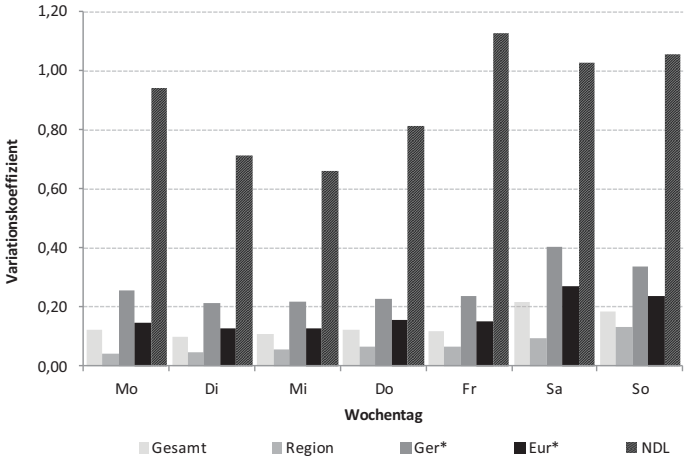

Abbildung 18: Variationskoeffizient des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Wochentag und Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst

Diese Hypothese lässt sich mit folgender Analyse, dargestellt in Abbildung 19, zunächst bekräftigen. Dargestellt sind alle Tagesverkehrsaufkommen des regionalen Verkehrs an Sonntagen, geordnet nach dem Niveau des Tagesverkehrsaufkommens, beginnend mit dem niedrigsten. Die Einfärbung der Balken erfolgt entsprechend der beobachteten Wetterklasse im Großraum München. Es ist erkennbar, dass an Tagen mit Regen tendenziell niedrigere Verkehrsaufkommen erreicht werden. Hingegen erhöht sich das Verkehrsaufkommen an Tagen mit Topwetter. Dies spiegelt sich auch in den mittleren Verkehrsstärken wieder. Diese liegen bei Topwetter etwa 3.000 Fz höher und bei Regen etwa 4.000 Fz niedriger als bei trockenem Wetter.

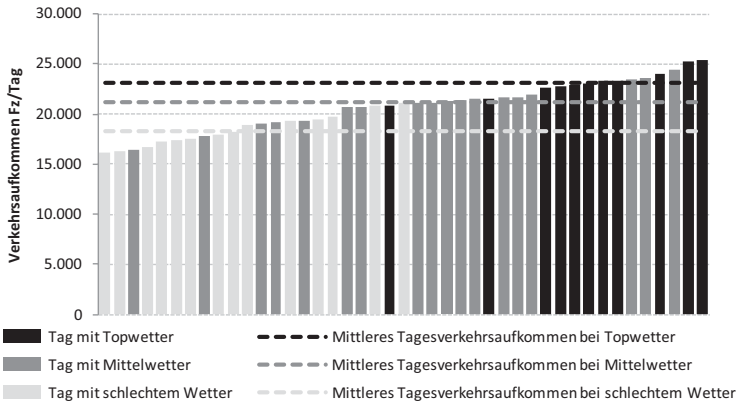

Abbildung 19: Tagesverkehrsaufkommen geordnet nach Niveau, Regionalverkehr, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, eingefärbt nach Wetterklassen

Aus der deskriptiven Analyse lassen sich zusammenfassend folgende Hypothesen formulieren:

- *Einfluss Wochentag*: Die Änderung des Tagesverkehrsaufkommens ist vom Wochentag beeinflusst.
- *Einfluss Jahreszeitzyklus*: Das Tagesverkehrsaufkommen, speziell der überregionale Verkehrs aus Deutschland und der europäische Verkehr, ist von Urlaubsverkehren beeinflusst, die außerhalb der Schulferien auftreten.
- *Einfluss Schulferien*: Das Tagesverkehrsaufkommen, speziell der überregionale Verkehr aus Deutschland und der europäische Verkehr, ist von Schulferien beeinflusst.
- *Einfluss Art der Schulferien*: Die Änderung des Tagesverkehrsaufkommen hängt von der Art der Schulferien ab.
- *Einfluss Beginn/Ende der Schulferien*: Das Tagesverkehrsaufkommen, speziell der überregionale Verkehr aus Deutschland und der europäische Verkehr, ist davon beeinflusst, ob die Ferien gerade begonnen haben oder enden.
- *Einfluss Bundesland/Nation der Schulferien*: Die Änderung des Tagesverkehrsaufkommens hängt davon ab, in welchem Bundesland bzw. in welcher Nation Schulferien sind.
- *Einfluss Sondertage*: Das Tagesverkehrsaufkommen, speziell der überregionale Verkehr aus Deutschland, ist von Feiertagen und langen Wochenenden beeinflusst.
- *Einfluss Wetter*: Das Tagesverkehrsaufkommen, speziell der Regionalverkehr, ist vom Wetter beeinflusst.

4.3 Modelle zur Analyse und Prognose der Verkehrsstärke

In den folgenden Unterkapiteln erfolgen die Anwendung der Regressionsanalyse und der Clusteranalyse sowie die Auswertung der Haushaltsbefragung MiD zur Prüfung der Hypothesen, die im vorangegangenen Kapitel aufgestellt wurden. Darüber hinaus wird auf Basis der Regressionsanalyse, der Clusteranalyse und eines Verkehrsnachfragemodells, eine Prognose der Verkehrsstärke erstellt und evaluiert. Darauf aufbauend werden mögliche Kombinationen der vorangestellten Methoden zur Prognose der Verkehrsnachfrage diskutiert und eine Prognose mittels der Kombination aus Clusteranalyse und Verkehrsnachfragemodell erstellt und ebenfalls ausgewertet.

4.3.1 Regressionsmodell

4.3.1.1 Ableiten des Modells

Grundprinzip

Die Formulierung des Regressionsmodells geschieht auf Basis der aufgestellten Hypothesen. Als Modellgrundform wird die auf der linearen Regression basierende, additive Zeitreihenzerlegung (Formel (2.18), S. 31) verwendet. Die abhängige Variable ist die Verkehrsstärke, die sich aus der Linearkombination einer Modellkonstanten, einer Trendkomponente, einer saisonalen Komponente und weiteren ereignisorientierten Einflussflussgrößen ergibt (vgl. Formel (4.3)). Bis auf die Trendkomponente sind alle Einflussgrößen als binäre Variable ausgedrückt, die ausschließlich die Werte Null oder Eins annehmen. Somit würde eine nichtlineare Ausprägung des Modells, wie z. B. das Potenzieren der unabhängigen Variablen X oder das Verwenden einer Exponentialfunktion e^x das Modellergebnis nicht beeinflussen. Die Darstellung des Modells erfolgt daher linear (vgl. Formel (4.3)).

$$Q_{Tag,Reg} = \beta_{const} + \ldots \quad \text{Grundverkehrsaufkommen} \qquad (4.3)$$

$$\ldots + \beta_{Tag} \cdot x_{Tag} + \cdots \quad \text{Trendkomponente}$$

$$\ldots + \beta_{januar} \cdot x_{januar} + \cdots \quad \text{Saisonkomponente}$$

$$\ldots + \beta_{Ferien,Bayern} \cdot x_{Ferien,Bayern} + \cdots$$

$$\ldots + \beta_{Brückentag} \cdot x_{Brückentag} \ldots \quad \text{Weitere Einflussgrößen}$$

$$\ldots + \beta_{Topwetter} \cdot x_{Topwetter}$$

mit	$Q_{Tag,Reg}$	Schätzung des Verkehrsaufkommens mittels Regressionsmodell
	β_{const}	konstantes Glied
	β_{Tag}	Regressionskoeffizient der Trendkomponenten
	x_{Tag}	Datum des Tages als fortlaufende Ganzzahl, für ersten Tag des Analysezeitraums (01.01.2008) gleich 0
	β_i	Regressionskoeffizienten für das Ereignis i
	x_i	Ereignisvariable i (1, wenn Ereignis i eintritt, sonst 0)

Der konstante Modellparameter β_{const} repräsentiert das Grundverkehrsaufkommen, das eintritt, wenn alle mit betrachteten Variablen gleich Null sind, d. h. zu Beginn der betrachteten Zeitreihe, ohne dass ein Ereignis eintritt. Die Einheit, z. B. Fz/Tag, entspricht dabei der Einheit der abhängigen Variablen Q. Alle Ereignisse, die in die Analyse mit einbezogen werden sollen, werden im Modell durch binäre Variablen repräsentiert. Tritt das Ereignis ein, nimmt die Variable den Wert 1 an, ansonsten 0. Die saisonale Komponente wird durch eine Variable für jeden Kalendermonat repräsentiert. Als weitere Einflussgrößen werden u. a. Schulferien, Feiertage, Brückentage und Wetterereignisse mit einbezogen. Für den Analysezeitraum werden innerhalb der Modellschätzung die Regressionskoeffizienten β_i derart bestimmt, dass für die Tage innerhalb des Analysezeitraums die Abweichung zwischen dem geschätzten Tagesverkehrsaufkommen $Q_{Tag,Reg}$ und dem beobachteten Tagesverkehrsaufkommen $Q_{Tag,Det}$ minimal wird.

Im Folgenden werden nun anhand der im vorherigen Kapitel aufgestellten Hypothesen verschiedene Regressionsmodelle abgeleitet. Dazu werden zu jeder Hypothese mögliche Regressionskoeffizienten abgeleitet und in Gruppen eingeteilt. Durch Kombinieren der Regressionskoeffizientengruppen werden Modelle gebildet und sowohl das Modell als auch die entsprechenden Regressionskoeffizienten auf Signifikanz geprüft.

Ableiten verschiedener Regressionskoeffizientengruppen

Ausgehend von der Hypothese, dass das Tagesverkehrsaufkommen selbst und die Änderung des Tagesverkehrsaufkommens aufgrund verschiedener Ereignisse vom Wochentag abhängig sind, wird für jeden Wochentag ein getrenntes Regressionsmodell formuliert. Die vorhandene Modellkonstante, die bei diesem Vorgehen für jeden Wochentag entsteht, kann dabei als wochentagspezifisches Grundverkehrsaufkommen interpretiert werden.

Um die Schwankungen des Tagesverkehrsaufkommens unabhängig von den Schulferien beschreiben zu können, wird zum einen eine Gruppe von Regressionskoeffizienten eingeführt, die die Jahreszeiten unterscheidet. Diese Regressionskoeffizientengruppe wird mit (JZ) bezeichnet. Zum anderen werden Regressionskoeffizienten gebildet, die sich an den Kalendermonaten (M) orientieren. Die Regressionskoeffizientengruppen (JZ) und (M) repräsentieren die Saisonkomponente des Zeitreihenmodells. Wie schon in Formel (4.3) dargestellt, wird außerdem eine Trendkomponente (T) eingeführt. Die Trendkomponente beschreibt eine tendenzielle Entwicklung des Verkehrsaufkommens. Die unabhängige Variable x_{Tag} wird durch ein ganzzahliges Datum beschrieben, dessen Nullpunkt am ersten Analysetag (01.01.2008) liegt.

Der Ferieneinfluss auf das Verkehrsaufkommen kann bezüglich des Detaillierungsgrads auf verschiedene Art und Weise abgebildet werden. Eine Möglichkeit ist, die Schulferien zunächst repräsentiert durch die bayrischen Schulferien abzubilden (F_{BY}), da in Bayern zugelassene Fahrzeuge die größte Teilmenge der detektierten Fahrzeuge bilden. Dabei wird in die Art der jeweiligen Ferien (Sommerferien, Herbstferien usw.) differenziert. Um nachzuprüfen, ob der Ferienbeginn bzw. das Ende eine gesonderte Rolle spielt, wird das erste Wochenende nach dem letzten Schultag bzw. das letzte Wochenende vor dem ersten Schultag als Ferienbeginn bzw. Ferienende gekennzeichnet. Dabei wird der erste Ferientag gesondert gekennzeichnet. Der Ferienbeginn umfasst neben dem ersten Ferientag, den letzten Werktag vor dem ersten Ferientag und die Tage bis zum darauffolgenden Sonntag. Dadurch wird beachtet, dass der letzte Werktag vor dem ersten Ferientag sowie der Samstag und Sonntag nach dem ersten Ferientag ebenfalls als Anreisetag genutzt werden. Die Regressionskoeffizientengruppe, die sowohl die Art der Ferien als auch den Beginn bzw. das Ende der Ferien beschreibt, wird mit einem Stern gekennzeichnet (F^*_{BY}).

Um zu untersuchen, ob die Herkunft der Fahrzeuge eine Rolle bezüglich des Ferieneinflusses spielt, und darüber hinaus zu beachten, dass die Schulferien nicht überall zur selben Zeit stattfinden, wird eine Unterscheidung der Koeffizienten für die jeweiligen deutschen Bundesländer (F^*_{BL}) und europäischen Nachbarstaaten (F^*_{EUR}) vorgenommen. Differenziert wird hierbei analog zu den bayrischen Schulferien die Art der Ferien und die Koeffizienten, die Ferienbeginn und -ende charakterisieren.

Um die Relevanz von Sondertagen zu prüfen, werden Ereignisse wie Brückentage, Feiertage, Werktage vor langen Wochenenden in der Regressionsgruppe Sondertage (S) zusammengefasst. Eine weitere Gruppe bilden die differenzierten Feiertage (FT), da untersucht werden soll, ob es Feiertage gibt, die eher steigernde bzw. eher verringernde Wirkung auf das Tagesverkehrsaufkommen haben. Als besonderes Ereignis mit überregionaler Bedeutung wird das Münchner Oktoberfest (O) als weiterer Koeffizient definiert.

Für die Untersuchung des Wettereinflusses (We) werden Regressionskoeffizienten eingeführt, die die beobachteten Wetterklassen an den jeweiligen Tagen beschreiben. Für die Analyse werden die Daten der Wetterstation in München herangezogen. Eine zusammengefasste Übersicht der definierten Koeffizientengruppen enthält Tabelle 17. Eine komplette Übersicht der eingesetzten Regressionskoeffizienten enthält Tabelle 18.

Hypothese	**Bezeichnung der Regressions-koeffizientengruppe**
Einfluss Wochentag	Grundverkehrsaufkommen
Einfluss Jahreszeitzyklus	Jahreszeiten (JZ), Monate (M)
Einfluss Art der Schulferien	Ferien Bayern (F_{BY})
Einfluss Beginn der Schulferien	Ferienbeginn/Ende (F^*_{BY})
Einfluss Bundesland/Nation der Schulferien	Ferien Bundesland (F^*_{BL}), Ferien Europa (F^*_{EUR})
Einfluss Sondertage	Sondertag (S), Oktoberfest (O), Feiertag einzeln (FT)
Einfluss Wetter	Wetter (We)

Tabelle 17: Anhand der Hypothesen abgeleitete Regressionskoeffizienten-gruppen

Für die Regressionskoeffizientengruppen wird jeweils die minimal benötigte Anzahl möglicher Regressionskoeffizienten definiert, um die Eindeutigkeit der Koeffizienten sicherzustellen. D. h., für die vier vorhandenen Jahreszeiten werden lediglich drei Koeffizienten benötigt, da eine Jahreszeit als Referenz in die Modellkonstante eingeht. Gleiches gilt für die Kalendermonate und Wetterklassen, hier werden lediglich elf bzw. drei Regressionskoeffizienten benötigt. Als Referenz soll ein Tag mit Mittelwetter, ohne Ferienereignis, im November bzw. Herbst gelten. Somit werden keine Regressions-koeffizienten für die Ereignisse Mittelwetter, November und Herbst in den jeweiligen Regressionskoeffizientengruppen definiert. Die sich ergebende Modellkonstante beschreibt dann das Verkehrsaufkommen für diesen Referenztag zu Beginn des Analysezeitraumes ($x_{Tag} = 0$).

Regressionskoeffizientengruppe	Verwendete Variablen
Jahreszeiten (JZ)	Frühling, Sommer, Winter (Herbst wird durch die konstante repräsentiert)
Monate (M)	Januar, Februar, März, April, Mai, Juni, Juli, August, September, Oktober, Dezember (November wird durch die konstante repräsentiert)
Ferien Bayern (F_{BY})	Herbstferien, Osterferien, Pfingstferien, Sommerferien, Weihnachtsferien, Winterferien
Ferienbeginn/Ende (F^*_{BY})	Erster Ferientag (entspricht dem ersten Tag nach dem letzten Schultag), letzter Tag vor den Ferien, Ferienbeginn (umfasst den Zeitraum des ersten Ferientages bis zum darauffolgenden Sonntag), letzter Ferientag
Ferien Bundesland (F^*_{BL})	Winterferien Brandenburg, Ferienbeginn Brandenburg, Sommerferien Berlin, Winterferien Berlin, erster Ferientag Berlin, Ferienbeginn Berlin, letzter Tag vor Ferien Bayern, Sommerferien Hamburg, Winterferien Hamburg, erster Ferientag Hamburg, Sommerferien Niedersachsen, erster Ferientag Niedersachsen, Sommerferien Nordrhein-Westfalen, Ferienbeginn Nordrhein-Westfalen, Sommerferien Schleswig-Holstein, erster Ferientag Schleswig Holstein, Ferienbeginn Schleswig-Holstein, Sommerferien Sachsen, erster Ferientag Sachsen, Ferienbeginn Sachsen, Sommerferien Thüringen, erster Ferientag Thüringen, Ferienbeginn Thüringen
Ferien Europa (F^*_{EUR})	Winterferien Belgien, erster Ferientag Belgien, Ferienbeginn Belgien, erster Ferientag Schweiz, letzter Tag vor Ferien Schweiz, Ferienbeginn Schweiz, Osterferien Tschechien, Winterferien Tschechien, erster Ferientag Tschechien, Ferienbeginn Tschechien, Pfingstferien Dänemark, Sommerferien Frankreich, erster Ferientag Frankreich, Sommerferien Niederlanden, erster Ferientag Niederlanden, letzter Tag vor den Ferien Niederlanden, Ferienbeginn Niederlanden, erster Ferientag Polen
Sondertag (S)	Feiertag, Brückentag, Werktag vor Feiertag
Oktoberfest (O)	Oktoberfest
Feiertag einzeln (FT)	Neujahr, Heilige 3 Könige, Karfreitag, Ostersonntag, Ostermontag, Tag der Arbeit, Pfingstsonntag, Pfingstmontag, Christi Himmelfahrt, Fronleichnam, Maria Himmelfahrt, Tag der deutschen Einheit, Allerheilgien, Buß- und Bettag, Heiligabend, 1.Weihnachtsfeiertag, 2.Weihnachtsfeiertag, Sylvester
Wetter (We)	Topwetter, Schlechtes Wetter, Schnee (Wetterklasse Mittelwetter wird durch die Konstante repräsentiert)
Trendkomponente (T)	Datum des Tages als fortlaufende Ganzzahl (01.01.2008 = 0)

Tabelle 18: Anhand der Hypothesen abgeleitete Regressionskoeffizienten

Vorauswahl der Regressionskoeffizienten

Die Regressionskoeffizientengruppen Ferien Bundesland (F^*_{BL}) und Ferien Europa (F^*_{EUR}) werden in 16 Bundesländer bzw. die neun Nachbarländer Deutschlands unterschieden. Würden für jedes dieser Gebiete (Anzahl = 25) Regressionskoeffizienten für die Ereignisse Herbstferien, Osterferien, Pfingstferien, Sommerferien, Weihnachtsferien, Winterferien, Erster Ferientag (Tag nach dem letzten Schultag), letzter Tag vor den Ferien, Ferienbeginn (Zeitraum vom ersten Ferientag bis zum darauffolgenden

Sonntag) und letzter Ferientag (Anzahl = 10) definiert werden, würden sich alleine für diese beiden Regressionskoeffizientengruppen 250 Regressionskoeffizienten ergeben. BACKHAUS ET AL. (2006) empfehlen in diesem Zusammenhang, dass die Anzahl der betrachteten Regressionskoeffizienten die Hälfte der Anzahl der Beobachtungen nicht überschreiten sollte. Da für jeden Wochentag ein getrenntes Modell geschätzt wird, ergeben sich für den Analysezeitraum von 2008 bis 2010 etwa 200 Beobachtungen für jedes Modell. Vor diesem Hintergrund wird für diese beiden Koeffizientengruppen eine Vorauswahl getroffen, um die Anzahl der Regressionskoeffizienten zu reduzieren.

Um eine adäquate Vorauswahl treffen zu können, werden die aufbereiteten ANPR-Daten herangezogen. Für jedes Bundesland bzw. jeden Nachbarstaat wird in einem ersten Schritt der Mittelwert und die Standardabweichung für das Tagesverkehrsaufkommen bestimmt. Nun wird für jedes Ereignis der Mittelwert der Tagesverkehrsstärken an Tagen, an denen das (Ferien-)Ereignis eingetreten ist, bestimmt. Liegt der Mittelwert der Tagesverkehrsstärken für dieses Ereignis innerhalb desjenigen Intervalls, das sich aus dem Mittelwert der Gesamtmenge plus/minus der Standardabweichung der Gesamtmenge ergibt, dann wird das Ereignis für dieses Segment, also der Fahrzeugmenge aus dem jeweiligen Bundesland bzw. europäischen Nachbarstaat, verworfen. Liegt der Mittelwert außerhalb dieses Intervalls, wird das Ereignis als relevant eingestuft.

Abbildung 20 zeigt dieses Vorgehen am Beispiel des Segments "Niederlande". Abgebildet sind das mittleren Tagesverkehrsaufkommen und die Standardabweichung für alle zu prüfenden Ereignisse. An oberster Stelle sind der Mittelwert und die Standardabweichung für alle Tagesverkehrsaufkommen eingetragen. Das mittlere Tagesverkehrsaufkommen der Niederländer im Erfassungszeitraum beträgt demnach etwa 1.000 Fz/Tag (gekennzeichnet durch die durchgezogene schwarze Linie) und die Standardabweichung etwa 1.100 Fz/Tag (entspricht der Länge der gestrichelten Linie). Die grau eingefärbte Fläche umfasst den Mittelwert plus/minus die Standardabweichung aller Tagesverkehrsaufkommen der niederländischen Fahrzeuge. Liegt der Mittelwert eines Ereignisses in diesem grauen Bereich, wird das Ereignis nicht weiter betrachtet. Ereignisse deren Mittelwert außerhalb des grauen Bereichs liegen, werden hingegen weiter in Betracht gezogen. Für die Niederlande werden die Ereignisse Herbstferien, Osterferien, Pfingstferien, Weihnachtsferien, Winterferien und letzter Ferientag verworfen. In diesen Fällen liegt der Mittelwert (dunkelgrau eingefärbt) innerhalb der grauen Fläche. Die Ereignisse Sommerferien, erster Ferientag, letzter Tag vor den Ferien und Ferienbeginn werden als relevant eingestuft, da die Mittelwerte (schwarz eingefärbt) außerhalb der grauen Fläche liegen.

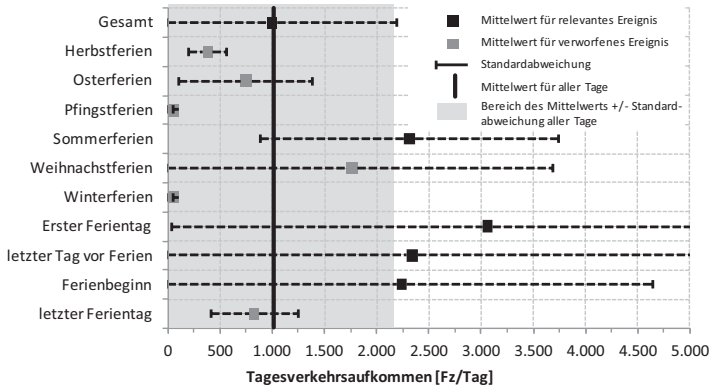

Abbildung 20: Vorauswahl der Regressionskoeffizienten am Beispiel der Fahrzeuge aus den Niederlanden

Dieses beschriebene Vorgehen ist prinzipiell an den einseitigen Einstichproben-t-Test, und somit an einen Spezialfall der einfaktoriellen Varianzanalyse, angelehnt. Für den einseitigen Einstichprobentest ist eine Prüfgröße $T_{Stichprobe}$ der folgenden Form zu berechnen (vgl. SACHS (1997)):

$$T_{Tabelle} < T_{Stichprobe} = \frac{\widehat{Q}_{Ereignis} - \widehat{Q}_{Tage}}{s_{alleTage}} \sqrt{n} \tag{4.4}$$

mit	$\widehat{Q}_{alleTage}$	Mittelwert des Tagesverkehrsaufkommens für alle Tage
	$\widehat{Q}_{Ereignis}$	Mittelwert des Tagesverkehrsaufkommens für das untersuchte Ereignis
	$s_{alleTage}$	Standardabweichung für alle Tage
	n	Anzahl von Tagen mit untersuchtem Ereignis

Das Ereignis hat genau dann einen signifikanten Einfluss auf das Tagesverkehrsaufkommen, wenn die Prüfgröße $T_{Stichprobe}$ größer als der Tabellenwert $T_{Tabelle}$ für ein vorgegebenes Signifikanzniveau ist (vgl. Kapitel 2.4.3). Für alle Ereignisse, die auf Relevanz geprüft werden, gilt, dass n > 2 ist. Somit ergibt sich für ein Signifikanzniveau von 0,1 (schwach signifikant) für den Wert von $T_{Tabelle}$ maximal ein Wert von 1,63 (aus Tabelle in BACKHAUS ET AL. (2006)). Der Wert $T_{Tabelle}$ steigt dabei für eine steigende Anzahl von Tagen n mit dem beobachteten Ereignis. Die formulierte Bedingung, dass ein Ereignis dann relevant ist, wenn der Mittelwert der Tage mit Ereignissen außerhalb des Intervalls des Mittelwerts plus/minus der Standardabweichung aller Tage liegt, kann somit als strenger eingestuft werden als der Einstichproben-t-Test zum Signifikanzniveau von 0,1 (vgl. Formel (4.5)).

$$\widehat{Q}_{Ereignis} - \widehat{Q}_{Tage} > s_{alleTage} > \frac{T_{Tabelle} \leq 1{,}63}{\sqrt{n} \geq 1{,}73} \cdot s_{alleTage} \qquad (4.5)$$

in vorliegender Arbeit angewandte Bedingung

Bedingung für Einstichproben-t-Test

Für die hier angewandte Bedingung kann folglich festgestellt werden, dass bei Erfüllung dieser Bedingung maximal das Signifikanzniveau des Einstichproben-t-Test von 0,1 erreicht wird. Der Einfluss des betrachteten Ereignisses also mindestens schwach signifikant ist. Das hier angewandte Vorgehen hat gegenüber dem Einstichproben-t-Test den Vorteil, dass es zum einen leicht zu veranschaulichen ist (vgl. Abbildung 20). Zum anderen erfordert es keine explizite Berechnung der t-Statistik.

In Tabelle 19 sind die als relevant eingestuften Regressionskoeffizienten für die Ferien in europäischen Nachbarländern und in den deutschen Bundesländern mit einem Kreuz gekennzeichnet.

	(D) BB	(D) BE	(D) BY	(D) HH	(D) NW	(D) SH	(D) SN	(D) TH	BEL	CHE	CZE	DNK	FRA	NDL	POL
Winterferien	X	X	X	X					X		X				
Osterferien			X								X				
Pfingstferien			X									X			
Sommerferien		X	X	X	X	X	X	X				X	X	X	
Erster Ferientag		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X
Letzter Tag vor den Ferien			X							X				X	
Ferienbeginn	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X			X	

Tabelle 19: Relevante Regressionskoeffizienten für die Koeffizientengruppen Ferien F^*_{BL} und F^*_{EUR}

Für die meisten europäischen Nachbarländer bzw. Bundesländer werden der Ferienbeginn sowie der erste Ferientag und die Sommerferien als relevant eingestuft. Für die nicht aufgeführten Bundesländer bzw. Nationen erweist sich kein Regressionskoeffizient als relevant. Es ist zu beachten, dass ein Regressionskoeffizient für ein Ferienereignis nur dann als relevant eingestuft wird, wenn es nicht mit einem anderen Ferienereignis korreliert. Dies gilt z. B. für nahezu alle Ferienereignisse von Baden-Württemberg und die Ferienereignisse von Bayern, die überwiegend zeitgleich sind. Diejenigen Ferienereignisse von Baden-Württemberg, die nicht mit bayrischen Ferienereignissen korrelieren, erweisen sich hingegen als nicht relevant. Daher ist Baden-Württemberg in Tabelle 19 nicht aufgeführt. Eine Übersicht mit den verwendeten zugehörigen Abkürzungen findet sich im Glossar (vgl. Kapitel 8).

Testen verschiedener Kombinationen von Regressionskoeffizientengruppen

Durch Kombination der Regressionskoeffizientengruppen können systematisch verschiedene Modelle getestet werden. Tabelle 20 enthält die getesteten Modelle, mit den zugehörigen Regressionskoeffizientengruppen. Jedes dieser Modelle wird jeweils ohne und mit Betrachtung des Wetters angewandt und evaluiert. Zunächst wird ein Basismodell definiert, das ausschließlich die differenzierten Ferien in Bayern als Koeffizienten schätzt. Die Differenziertheit der Modelle wird schrittweise gesteigert. Modell 7 stellt das komplexeste Modell dar und umfasst neben dem Wetter acht Gruppen von Regressionskoeffizienten.

Modellnummer	Enthaltene Koeffizientengruppen
1	T, F_{BY}, mit/ohne W_e
2	T, F_{BY}, JZ, mit/ohne W_e
3	T, F_{BY}, M, mit/ohne W_e
4	T, F_{BY}, M, S, mit/ohne W_e
5	T, M, S, F^*_{BY} mit/ohne W_e
6	T, M, S, F^*_{BY}, F^*_{BL}, F^*_{EUR}, mit/ohne W_e
7	T, M, S, F^*_{BY}, F^*_{BL}, F^*_{EUR}, O, FT, mit/ohne W_e

Tabelle 20: Entwickelte Modelle für die Regressionsanalyse

Die entwickelten Modelle werden exemplarisch auf den RMQ Hofoldinger Forst angewendet. Der Analysezeitraum umfasst die Jahre 2008 bis 2010. Die Ergebnisse der durchgeführten Modellrechnungen sind in Tabelle 21 zusammengefasst. Die dargestellten Kenngrößen sind aggregierte Werte, da jedes Modell für jeden Wochentag separat geschätzt wird. Die maximalen, minimalen bzw. mittleren Werte berechnen sich demzufolge aus sieben Einzelwerten. Dargestellt sind jeweils die kritischsten dieser sieben Werte. Für das Signifikanzniveau (= Irrtumswahrscheinlichkeit) ist das der höchste Wert. Für den F-Test ist es der niedrigste Wert, da ein niedriger empirischer F-Wert zu einer höheren Irrtumswahrscheinlichkeit führt. Zur besseren Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse sind außerdem die Anzahl der Beobachtungen (entspricht den Tagen mit erhobenem Tagesverkehrsaufkommen) während der Analyse und die Anzahl der mit einbezogenen Regressionsparameter angegeben. Anhand dieser Parameter lässt sich unter Vorgabe eines angestrebten Signifikanzniveaus der theoretische Prüfwert F nachschlagen und mit dem empirischen F-Wert Vergleichen bzw. das angegebene Signifikanzniveau bestimmen.

Modell-nummer	R^2-mittel ohne Wetter	R^2-mittel mit Wetter	ΔR^2 -mittel	ΔR^2 -min	emp. F-Wert min	Anzahl Beobach-tungen	Anzahl Regressions-koeffizienten	Signifikanz-niveau max
1	0,25	0,31	0,06	0,02	4,03	> 140	> 5	< 0,01
2	0,49	0,54	0,06	0,02	6,56	> 140	> 8	< 0,01
3	0,67	0,71	0,05	0,02	6,12	> 140	> 16	< 0,01
4	0,71	0,76	0,05	0,02	8,62	> 140	> 17	< 0,01
5	0,75	0,79	0,05	0,03	10,03	> 140	> 30	< 0,01
6	0,83	0,87	0,04	0,02	7,33	> 140	> 30	< 0,01
7	0,84	0,88	0,04	0,02	7,17	> 140	> 30	< 0,01

Tabelle 21: Ergebnisse für die getesteten Modelle mittels Regressionsanalyse

Für das Bestimmtheitsmaß R^2 ist jeweils der Mittelwert über alle sieben Wochentage und damit die mittlere Modellgüte angegeben. Das mittlere Bestimmtheitsmaß R^2-mittel ist jeweils für das Modell ohne Wetter und das Modell mit Wetter angegeben. Darüber hinaus sind die mittlere und die minimale Veränderung des Bestimmtheitsmaßes ΔR^2-mittel und ΔR^2-min durch Einbezug des Wetters aufgeführt.

Aus Tabelle 21 ist zunächst ersichtlich, dass die resultierenden F-Werte alle zu einer Irrtumswahrscheinlichkeit von weniger als 0,01 führen. Alle getesteten Modelle sind somit hochsignifikant. Für alle getesteten Regressionskoeffizientengruppen, bis auf die Trendkomponente, gilt, dass mindestens ein Regressionskoeffizient der getesteten Gruppe signifikant ist. Die Trendkomponente ist hingegen für keinen Wochentag signifikant (Signifikanzniveau > 0,1). Auf die Darstellung der einzelnen Signifikanzen der Regressionskoeffizienten wird aus Gründen der Übersichtlichkeit verzichtet.

In Tabelle 21 ist darüber hinaus erkennbar, dass das Bestimmtheitsmaß mit dem Detaillierungsgrad des Modells von 0,25 (R^2-mittel für Modell 1 ohne Wetter) auf 0,88 (R^2-mittel für Modell 7 mit Wetter) ansteigt. Für alle sieben Modelle wird mit der Berücksichtigung des Wetters ein höheres Bestimmtheitsmaß erreicht. Mit steigendem Detaillierungsgrad nimmt jedoch die mittlere Vergrößerung des Bestimmtheitsmaßes von 0,06 auf 0,04 ab. Abschließend kann festgestellt werden, dass das Modell 7 mit Betrachtung des Wetters die besten Ergebnisse liefert und daher für die folgenden Analysen angewendet wird. Einzig die Trendkomponente T wird verworfen, da diese für keinen Wochentag signifikanten Einfluss aufweist. Um nachzuprüfen, inwiefern der Wettereinfluss von der Tageszeit abhängt, wird das Modell 7 ohne Trendkomponente neben den Tagesverkehrsstärken außerdem für jede Stunde des Tages geschätzt. Die Ergebnisse sind im folgenden Unterkapitel ausführlich dargestellt.

4.3.1.2 Analyse der Einflussfaktoren

Einflussgrößen allgemein

Bevor der Wettereinfluss im Speziellen analysiert wird, erfolgt zunächst eine differenzierte Analyse aller Einflussgrößen. Dadurch kann adäquat herausgearbeitet werden, wie stark bzw. relevant der Einfluss des Wetters im Vergleich zu anderen Einflussgrößen ist.

Für eine quantitative Analyse der Einflussgrößen auf das Tagesverkehrsaufkommen werden im Folgenden die Werte der Regressionskoeffizienten für das Modell 7 mit Wetter ausgewertet. Abbildung 21 fasst die quantitative und qualitative Ausprägung des Tagesverkehrsaufkommens aufgrund der Regressionskoeffizienten beispielhaft für jeden Tag des Jahrs 2011 zusammen.

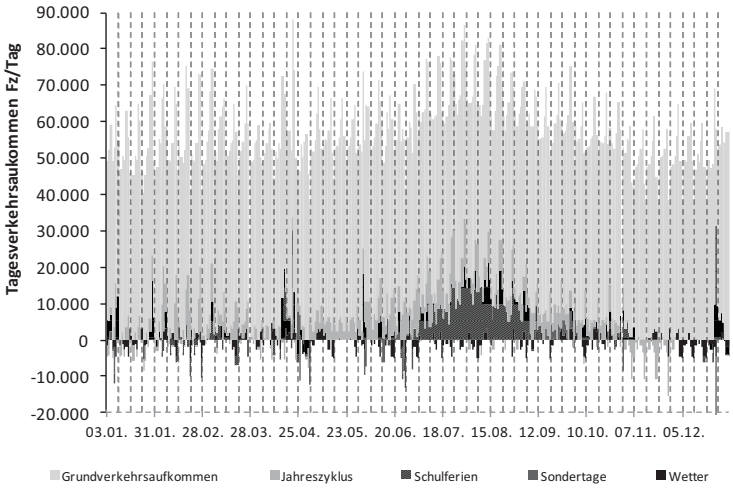

Abbildung 21: Modelliertes Tagesverkehrsaufkommen, zusammengesetzt nach Einflussgrößen, RMQ Hofoldinger Forst, Jahr 2011 - Ergebnis Regressionsanalyse

Die unterschiedlichen Einfärbungen der Balken repräsentieren die Wirkung der Regressionskoeffizienten β_i für den jeweiligen Tag. Die Regressionskoeffizienten der Regressionskoeffizientengruppen sind dabei in die Kategorien Grundverkehrsaufkommen (β_{const}), Jahreszyklus (JZ), Schulferien (F^*_{BY}, F^*_{BL}, F^*_{EUR}), Sondertage (S, O, FT) und Wetter (We) zusammengefasst. Ein Berechnungsbeispiel: Für den 03.01.2011 wird zur Berechnung des Tagesverkehrsaufkommens die Modellkonstante für Montage (= Grundverkehrsaufkommen), der Regressionskoeffizient für Januar

(= Jahreszyklus), für Weihnachtsferien in Bayern (= Schulferien) und für schlechtes Wetter (= Wetter) herangezogen und im Diagramm gekennzeichnet.

In Abbildung 21 ist erkennbar, dass der Jahreszyklus von Februar bis Oktober gemessen am Referenzwert im Dezember positiv ist, also mehr Fahrzeuge detektiert werden. Die Werte sind für die Hochsommermonate Juli und August am höchsten. Im November hingegen sinkt das Tagesverkehrsaufkommen tendenziell, im Januar sind die Werte für die entsprechenden Regressionskoeffizienten an Werktagen tendenziell negativ und an den Wochenenden nahe Null. Das erhöhte Verkehrsaufkommen an Wochenenden im Januar lässt sich hingegen auf die stattfindenden Weihnachtsferien zurückführen. Durch die Überlagerung der Schulferien in mehreren Bundesländern und Nachbarnationen lässt sich auch im Sommer ein Mehrverkehrsaufkommen von bis zu 20.000 Fz/Tag im Sommer erklären. Es ist deutlich erkennbar, dass der Einfluss des Wetters vergleichsweise gering ist und Sondertage nur punktuell eine Rolle spielen.

Interpretiert man die Flächen aus diesem Diagramm unabhängig vom Vorzeichen als eine Art "Verkehrsumsatz", lassen sich die Einflussgrößen je Wochentag für diesen RMQ wie in Abbildung 22 aggregiert als Balkendiagramm darstellen.

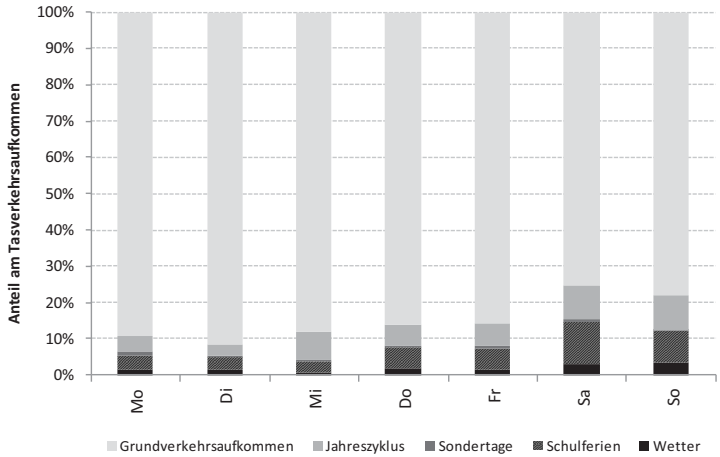

Abbildung 22: Einflussgrößen auf das Tagesverkehrsaufkommen, differenziert nach Wochentagen, RMQ Hofoldinger Forst, Jahr 2011 - Ergebnis Regressionsanalyse

Für jeden Wochentag werden dafür die Beträge der Regressionskoeffizienten mit der Anzahl an Tagen, an denen sie Einfluss haben, multipliziert und für jede Kategorie zusammensummiert. Die so entstandenen Werte pro Kategorie werden dann anhand der Gesamtsumme über alle Kategorien normiert. Grafisch interpretiert, werden für

jeden Wochentag des dargestellten Jahresgangs die eingefärbten Flächen einer Kategorie aufsummiert und der jeweilige Anteil an der Gesamtfläche für diesen Wochentag berechnet. Die Fläche einer Kategorie entspricht dann der Menge, die von Ereignissen dieser Kategorie beeinflusst wird. Somit kann aus der entstandenen Abbildung 22 für jeden Wochentag abgelesen werden, wie hoch der quantitative Einfluss der jeweiligen Einflussgrößen im Mittel über das ganze Jahr ist.

Für Montag bis Freitag besteht das Jahresverkehrsaufkommen zu über 85 % aus dem Grundverkehrsaufkommen. Der Einfluss des Jahreszyklus ist an den Wochenenden tendenziell etwas höher als an den restlichen Wochentagen. Der Einfluss der Schulferien ist an den Wochenenden deutlich höher. Der Einfluss der Sondertage am Gesamtverkehrsaufkommen ist vergleichsweise gering, aber wie zu erwarten montags, freitags und samstags und somit an Tagen, die Teil eines langen Wochenende sind, erkennbar. Der Einfluss auf das Jahresverkehrsaufkommen ist an dieser Stelle vergleichsweise klein, da Sondertage relativ seltene Ereignisse sind. Der Wettereinfluss ist an Wochenenden ebenfalls etwas stärker ausgeprägt, jedoch ebenfalls vergleichsweise gering.

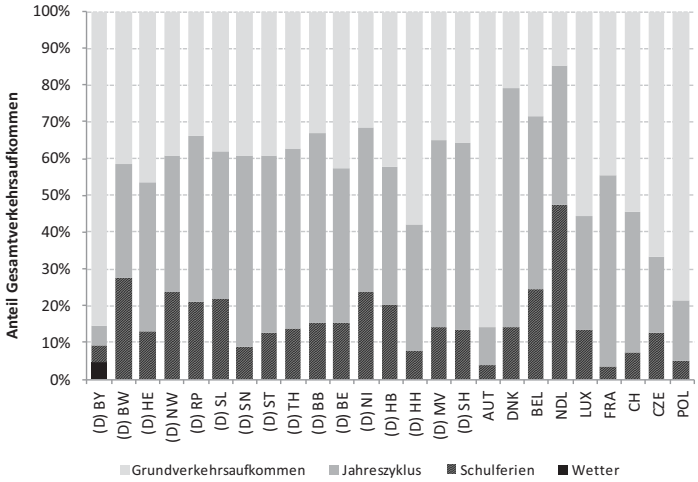

Abbildung 23: Einflussgrößen auf das Tagesverkehrsaufkommen, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Jahr 2011 - Ergebnis Regressionsanalyse

Aufgrund der vorhandenen ANPR-Messstelle am RMQ Hofoldinger Forst lässt sich die betrachtete Verkehrsmenge anhand der Kennzeichendaten segmentieren, vgl. Kapitel 3.2.2. Für jedes Segment wird eine separate Regressionsanalyse durchgeführt. Analog zu den vorangestellten Abbildungen zeigt Abbildung 23 die Einflussgrößen differenziert

nach deutschen Bundesländern und den europäischen Nachbarnationen beispielhaft für Sonntage. Als Regressionskoeffizienten werden dabei die differenzierten Schulferien für das Herkunfts(Bundes-)land, der Jahreszyklus, Ferienbeginn- und Ende, Sondertage, Feiertage, das Oktoberfest und das Wetter berücksichtigt (vgl. Tabelle 17, Seite 80).

Analog zu Abbildung 22 werden die Ergebnisse in Abbildung 23 differenziert nach Herkunft zusammengefasst. Dargestellt sind beispielhaft die Einflussgrößen für Sonntage unterschieden nach deutschen Bundesländern und an Deutschland angrenzenden Nationen (für Abkürzungen siehe Kapitel 8). Für die Berechnung der Einflussgrößen sind nur Regressionskoeffizienten herangezogen worden, die mindestens schwach signifikant sind (Signifikanzniveau < 0,1). Zunächst zeigt sich, dass für alle Bundesländer außer Bayern sowie für die BeNeLux-Länder, Frankreich und die Schweiz mehr als 40 % des Jahresverkehrsaufkommens durch den Jahreszyklus und die Schulferien beeinflusst sind. Dies sind genau jene Fahrzeuge, die vor allem auf dem Weg in den Winter- bzw. Sommerurlaub detektiert werden. Der große Anteil der mittelgrauen Flächen gegenüber den schraffierten Flächen gibt einen Hinweis darauf, dass die Anzahl der detektierten Urlaubsfahrten außerhalb der Schulferien im jeweiligen Land relativ hoch ist. Die deutlich höheren Werte für das Grundverkehrsaufkommen für die Nationen Polen und Tschechien lassen darauf schließen, dass die Urlaubsverkehre aus diesen Nationen am RMQ Hofoldinger Forst eine vergleichsweise geringe Bedeutung haben. Am geringsten ist die Bedeutung von Urlaubsverkehren für Österreich und Bayern. Darüber hinaus ist erkennbar, dass nur für Bayern ein Wettereinfluss nachgewiesen werden kann. Der Einfluss des Wetters wird im Folgenden differenzierter hinsichtlich des Wochentags, der Herkunft der Fahrzeuge, der räumlichen Lage des RMQ und der Tageszeit analysiert.

Einfluss des Wetters - Wochentag

Abbildung 24 zeigt den Einfluss des Wetters am RMQ Hofoldinger Forst differenziert nach Wetterklassen und Wochentagen. Dargestellt ist die mittlere, relative Veränderung des Tagesverkehrsaufkommens aufgrund der beobachteten Wetterlage (Quotient aus entsprechendem β_i und des mittleren, wochentagspezifischen Tagesverkehrsaufkommens). Es zeigt sich zunächst, dass die Wetterklasse Topwetter für die Wochentage Mittwoch und Donnerstag keine Signifikanz besitzt (für die Definition der Wetterklassen vgl. Kapitel 3.2.3). Hier ist die Streuung, die durch das Ereignis Topwetter erklärt werden kann, gegenüber der Gesamtstreuung zu gering (vgl. 2.4.3). Für die Wetterklasse Schnee wird an Donnerstagen und Sonntagen ebenfalls kein signifikantes Ergebnis erreicht. Dies ist allerdings auf die wenigen Schneeereignisse an diesen Wochentagen zurückzuführen. Grundsätzlich erhöht sich das detektierte Gesamtverkehrsaufkommen bei Topwetter, hingegen verringert es sich bei schlechtem Wetter. Bei Schneeereignissen verringert sich das Gesamtverkehrsaufkommen noch

stärker als bei schlechtem Wetter. Die beobachteten Wettereffekte sind an Samstagen und Sonntagen tendenziell stärker ausgeprägt als an den anderen Wochentagen.

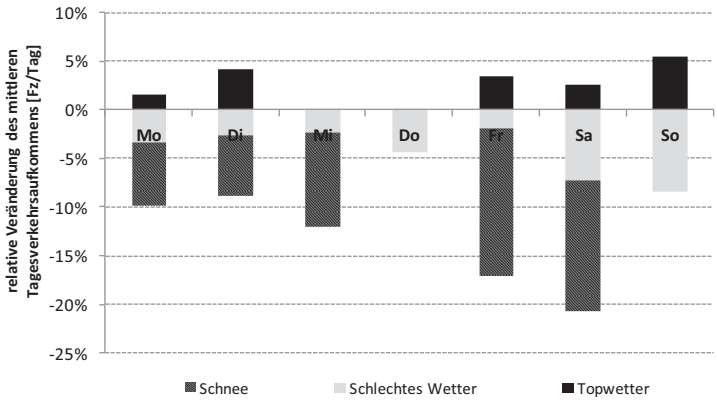

Abbildung 24: Einfluss des Wetters auf das Tagesverkehrsaufkommen, differenziert nach Wochentagen, RMQ Hofoldinger Forst - Ergebnis Regressionsanalyse

Einfluss des Wetters - Herkunft

Um den Wettereinfluss auf das Verkehrsaufkommen bezüglich der Herkunft der erfassten Fahrzeuge zu untersuchen, werden für jeden Landkreis die Regressionskoeffizienten bezüglich des Wetters ausgewertet und ihr Einfluss auf das mittlere Tagesverkehrsaufkommen bestimmt. Abbildung 25 zeigt die Ergebnisse der landkreisfeinen Regressionsanalyse beispielhaft für die Wetterklasse Topwetter an Sonntagen. Bei der Interpretation des Bildes ist zu beachten, dass sich die Änderungen der Tagesverkehrsaufkommen ausschließlich auf den RMQ Hofoldiger Forst beziehen (Fahrtrichtung mit schwarzem Pfeil markiert).

Dargestellt sind die relativen und absoluten Veränderungen der Tagesverkehrsaufkommen aus den jeweiligen Landkreisen, die den RMQ Hofoldinger Forst passieren. Die Einfärbungen zeigen die relativen Änderungen und die Zahlen die absoluten Änderungen an. Eingefärbt sind nur solche Landkreise, für die der zugehörige Regressionskoeffizient ein Signifikanzniveau von unter 0,1 aufweist, also mindestens schwach signifikant ist. Für alle Landkreise mit signifikantem Einfluss von Topwetter erhöht sich das mittlere Tagesverkehrsaufkommen. Die relative Veränderung liegt dabei zwischen 5 % und 30 %. Die absoluten Veränderungen sind für den Zulassungsbezirk München mit 1.700 Fz/Tag am höchsten. Es zeigt sich ebenfalls, dass auch kleine absolute Änderungen für bestimmte Zulassungsbezirke

z. B. Garmisch-Patenkirchen, signifikant sind. Die Ergebnisse entsprechen zumindest qualitativ den Ergebnissen an Samstagen.

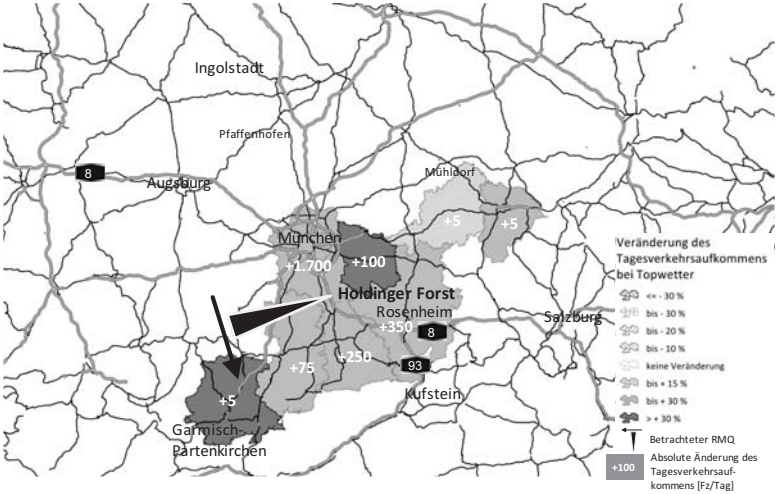

Abbildung 25: Relative Änderung des durchschnittlichen Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Topwetter - Ergebnis Regressionsanalyse

Es ist außerdem erkennbar, dass sich das Verkehrsaufkommen sowohl für Landkreise stromaufwärts (z. B. München) als auch für Landkreise stromabwärts (z. B. Rosenheim) erhöht. Für die Fahrzeuge, welche in stromaufwärts liegenden Landkreisen zugelassen sind, gilt, dass diese tendenziell bei einer Fahrt vom Wohnort auf der Hinfahrt zu einer Aktivität detektiert werden. Für die detektierten Fahrzeuge aus diesen Landkreisen liegen die Ziele bei Topwetter tendenziell stromabwärts vom RMQ Hofoldinger Forst. Dies sind vor allem Ausflugsziele in den Alpen und an den Seen der Region und somit Ziele die bei Topwetter an Attraktivität gewinnen. Für die Fahrzeuge, die in stromabwärts liegenden Gebieten zugelassen sind, gilt, dass diese tendenziell auf der Rückfahrt von einer Aktivität zum Wohnort detektiert werden. Für Fahrzeuge aus diesen stromabwärtsliegenden Landkreisen liegen die Ziele bei Topwetter tendenziell stromaufwärts vom RMQ Hofoldinger Forst, z. B. im Stadtgebiet München, dass als überregionale Metropole durch seine Vielzahl an Freizeitangeboten auch für den regionalen Verkehr ein sehr hohes Besucherpotenzial aufweist.

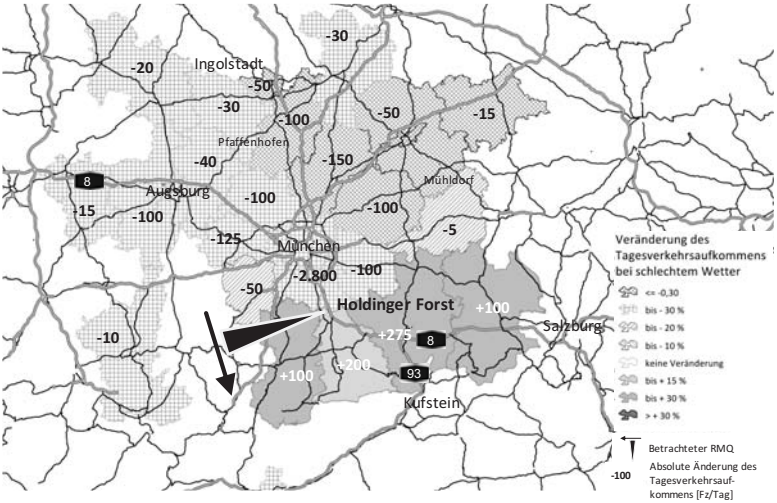

Abbildung 26: Relative Änderung des durchschnittlichen Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach Herkunft, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, schlechtes Wetter - Ergebnis Regressionsanalyse

Für schlechtes Wetter an Sonntagen ergibt sich das Ergebnis, dargestellt in Abbildung 26. Für die stromaufwärts liegenden Landkreise verringert sich das Tagesverkehrsaufkommen zwischen 10 % und 40 % bei schlechtem Wetter. Die Ausflugsziele in den Alpen und an den Münchner Seen verlieren bei schlechtem Wetter ihre Attraktivität. Bei schlechtem Wetter liegt das Attraktionspotenzial eher im Stadtgebiet München, dass auch an Sonntagen wetterunabhängige Indoor-Aktivitäten wie Besuch von Verwandten und Bekannten, Museumsbesuche etc. aufweist. Somit passieren in diesem Fall weniger Fahrzeuge den RMQ Hofoldinger Forst. Dieser Effekt ist für die in München zugelassenen Fahrzeuge mit -2.800 Fz/Tag am deutlichsten.

Für die Landkreise stromabwärts erhöht sich das Tagesverkehrsaufkommen bei schlechtem Wetter um bis zu 20 %. Für Fahrzeuge dieser Landkreise liegen die Ziele bei schlechtem Wetter tendenziell stromaufwärts vom RMQ Hofoldinger Forst. In diesem Fall passieren die Fahrzeuge den RMQ Hofoldinger Forst häufiger. Dies ist ein weiterer Hinweis darauf, dass die im Stadtgebiet München liegenden Attraktionspotenziale bei schlechtem Wetter an Attraktivität gewinnen. Dieser positive Effekt bei schlechtem Wetter für stromabwärtsliegende Zulassungsbezirke ist jedoch bei Betrachtung der absoluten Zahlen (Summe: +675) sehr viel kleiner als der negative Effekt (-3.665) für stromaufwärts liegende Zulassungsbezirke. Diese eben beschriebenen, beobachteten Effekte sind darüber hinaus ein Hinweis darauf, dass die Attraktivität eines Ortes vom Wetter beeinflusst wird und somit andere Ziele aufgesucht werden.

Im Vergleich zur Wetterklasse Topwetter sind die Tagesverkehrsaufkommen für die Wetterklasse Schlechtes Wetter weiträumiger beeinflusst. Dies deckt sich auch mit den Ergebnissen in Abbildung 24, indem der negative Einfluss der Wetterklasse Schlechtes Wetter tendenziell einen höheren Betrag aufweist, also stärker ist, als der positive Einfluss der Wetterklasse Topwetter. Eine Auswertung für die Wetterklasse Schnee ist aufgrund der wenigen Schneeereignisse nicht möglich.

Einfluss des Wetters - Lage des RMQ

In Abbildung 27 und 28 ist der Einfluss des Wetters auf das sonntägliche Tagesverkehrsaufkommen für verschiedene TMC-Strecken dargestellt. Hierbei wird für jede TMC-Strecke eine gesonderte Regressionsanalyse durchgeführt. Betrachtet wird zunächst ausschließlich die Fahrtrichtung Salzburg bzw. Kufstein. Abbildung 27 zeigt die Veränderung aufgrund von Topwetter und Abbildung 28 die Veränderung aufgrund von schlechtem Wetter. Eingefärbt sind wiederum nur TMC-Strecken mit signifikanten Ergebnissen.

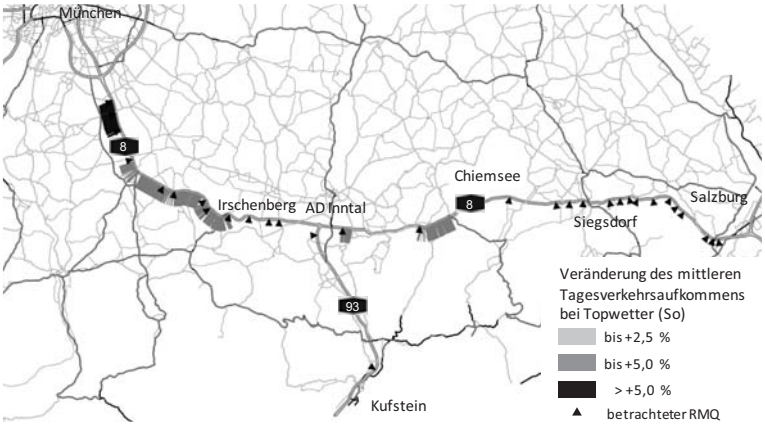

Abbildung 27: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, Sonntags, Topwetter - Ergebnis Regressionsanalyse

In Abbildung 27 zeigt sich, dass Topwetter nur im vorderen Bereich der BAB 8 signifikanten Einfluss hat. Liegt das Signifikanzniveau unter 0,1 sind die TMC-Strecken nicht eingefärbt. Bis zum RMQ Hofoldinger Forst liegt der Einfluss auf das Verkehrsaufkommen noch über 5 %, an den RMQ stromabwärts liegt der Einfluss zwischen 2,5 % und 5 %. Zwischen dem Irschenberg und dem AD Inntal ist kein Einfluss für die Wetterklasse Topwetter nachweisbar. Auch für den Bereich der Strecken-

beeinflussungsanlage Siegsdorf kann für keine TMC-Strecke ein signifikanter Einfluss für die Wetterklasse Topwetter festgestellt werden. Für den Abschnitt zwischen dem AD Inntal und dem Chiemsee lässt sich jedoch eine signifikante Steigerung des Verkehrsaufkommens bei Topwetter von etwa 4 % bestimmen. Die Nähe zum Chiemsee als attraktives Ausflugsziel bei Topwetter spielt hier sicherlich eine Rolle.

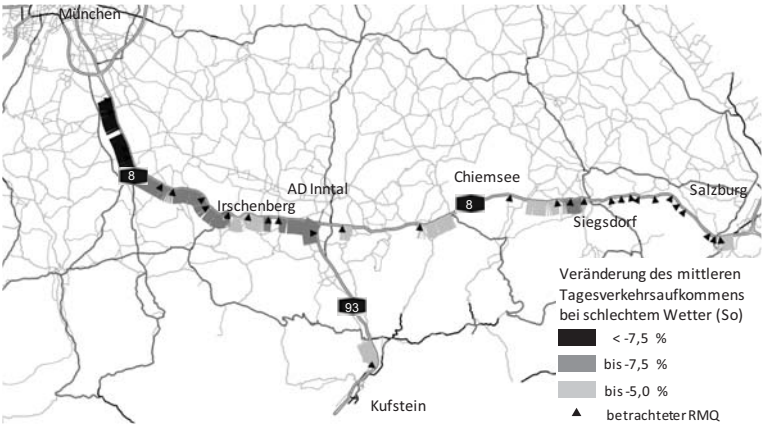

Abbildung 28: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, Schlechtes Wetter - Ergebnis Regressionsanalyse

Abbildung 28 enthält die analoge Darstellung für die Wetterklasse Schlechtes Wetter an Sonntagen. Auffällig ist hier zunächst, dass der Einfluss für die Wetterklasse Schlechtes Wetter für eine größere RMQ-Anzahl signifikant ist, als bei Topwetter. Auf allen untersuchten TMC-Strecken führt die Wetterklasse Schlechtes Wetter zu einer Verringerung des Tagesverkehrsaufkommens. Die Einflussstärke, also der Betrag der prozentualen Abweichung, ist im Bereich Hofoldinger Forst mit über 7,5 % am stärksten und nimmt mit zunehmender Entfernung von München ab. Die Einflussstärke nimmt kurz vor dem AD Inntal und der Anschlussstelle Siegsdorf nochmals zu und liegt hier zwischen -5 % und -7,5 %. Dies lässt folgende Interpretation zu: Der Wetter-einfluss steigt mit zunehmender Nähe zu Ballungsräumen und Zielen mit hohem Freizeitwert.

Einfluss des Wetters - Tageszeit

Um den Einfluss des Wetters in Zusammenhang mit der Tageszeit zu untersuchen, wird für vier ausgewählte RMQ für jede Stunde und jeden Wochentag eine Regressionsanalyse durchgeführt. Die vier RMQ befinden sich an der Anschlussstelle

Hofoldinger Forst und am AD Inntal, jeweils in Richtung Salzburg und Richtung München, vgl. Abbildung 29.

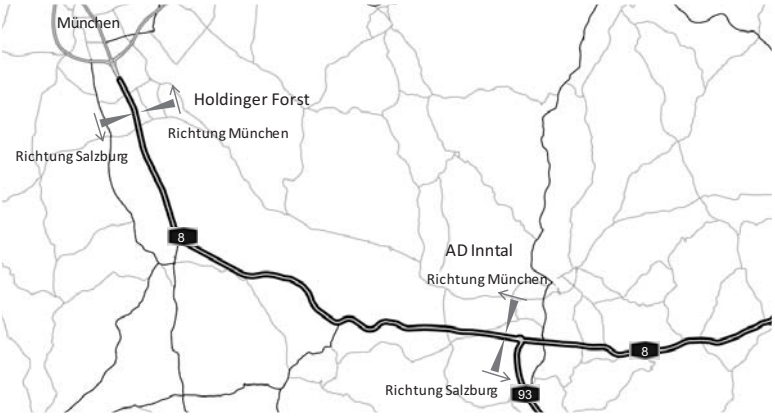

Abbildung 29: Lage der vier exemplarischen RMQ - Regressionsanalyse Wetter-einfluss differenziert nach Tageszeit

In den Abbildungen 30 bis 32 ist der Einfluss des Wetters an den vier RMQ für die Wetterklassen Topwetter, Schlechtes Wetter und Schnee an Sonntagen dargestellt. Auch für diese Auswertung gilt, dass die Effekte für Sonntage am deutlichsten sind, die Aussagen sich aber qualitativ auf Samstage übertrage lassen. Eine Abbildung enthält jeweils zwei Diagramme. Das obere Diagramm beschreibt die Wettereffekte an der Anschlussstelle Hofoldinger Forst, das untere Diagramm am AD Inntal. Die schwarzen Balken beschreiben den Effekt des Wetters für die Fahrtrichtung Salzburg, die grauen Balken für die Fahrtrichtung München. Für Stunden in denen die Regressions-koeffizienten, die den Wetterklasseneffekt beschreiben, nicht signifikant (Signifikanz-niveau > 0,1) sind, sind die Balken gestreift dargestellt.

In Abbildung 30 ist das Ergebnis der stundenfeinen Regressionsanalyse für die Wetter-klasse Topwetter dargestellt. Es zeigt sich, dass der Effekt auf die Verkehrsstärke Richtung Salzburg ausschließlich positiv ist. Für den RMQ Hofoldinger Forst in Fahrt-richtung Salzburg findet hauptsächlich vormittags zwischen 7:00 und 12:00 eine Erhöhung der Verkehrsstärke statt. Dies sind die zunehmenden Ausflugsverkehre auf dem Hinweg. Für die Gegenrichtung lässt sich eine signifikante Erhöhung erst in den Abendstunden zwischen 19:00 und 22:00 erkennen. Dies ist der Rückreiseverkehr der bei Topwetter zunehmenden Ausflüge. Bemerkenswert ist hier außerdem der signifikante Rückgang der Verkehrsstärke zwischen 11:00 und 15:00 Uhr. Das könnte damit erklärbar sein, dass Ausflüge nach München an Tagen mit Topwetter gegenüber Tagen mit Mittelwetter weniger attraktiv sind, als Tagesausflüge in die Berge. Entsprechend gibt es weniger Hinfahrten zum Ausflugsziel München um die Mittags-

zeit. Folglich werden bei Topwetter weniger Fahrten nach München am RMQ Hofoldinger Frost detektiert. Dies ist ein weiterer Hinweis auf die wetterabhängige Attraktivität bestimmter Ziele. Für den RMQ am AD Inntal zeigen sich ähnliche positive Effekte, allerdings in abgeschwächter Form. Eine signifikante Erhöhung der Verkehrsstärke in den Abendstunden lässt sich hier allerdings nicht feststellen. Der negative Effekt um die Mittagszeit Richtung München ist hingegen an beiden RMQ ähnlich stark ausgeprägt.

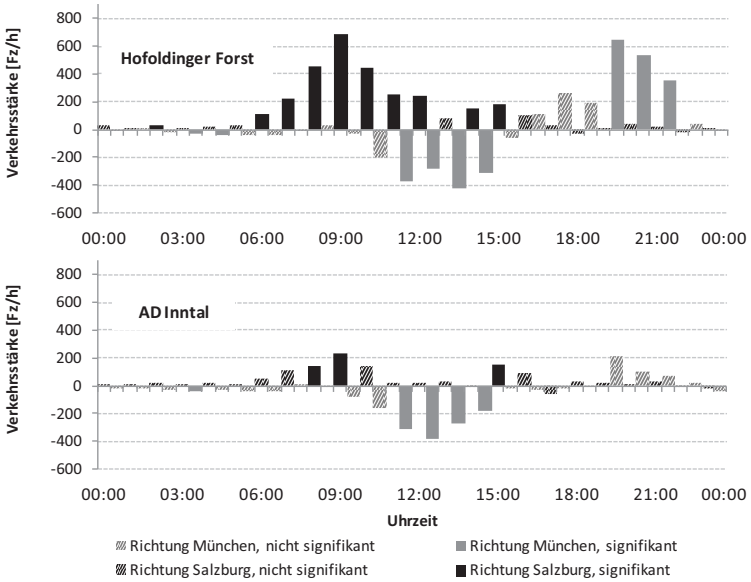

Abbildung 30: Änderung der stündlichen Verkehrsstärke, RMQ Hofoldinger Forst und RMQ AD Inntal, sonntags, Topwetter - Ergebnis stundenfeine Regressionsanalyse

Abbildung 31 zeigt die Ergebnisse für die vier RMQ für schlechtes Wetter. Hierbei sind ausschließlich negative Effekte auf die Verkehrsstärke in beide Richtungen feststellbar. Der Richtungsbezug ist ebenso deutlich wie bei Topwetter erkennbar, allerdings weist er eine gewisse zeitliche Symmetrie auf. Während in Richtung Salzburg die Effekte in den Morgenstunden und am Vormittag beobachtbar sind, geht die Verkehrsstärke Richtung München nachmittags und in den Abendstunden zurück. Am RMQ Hofoldinger Forst Richtung München zeigt sich eine nicht signifikante Steigerung der Verkehrsstärke zwischen 10:00 und 13:00 Uhr. Diese könnten der in Abbildung 26, S. 93 beschriebene positive Effekt auf die Anzahl der Fahrzeuge aus den stromabwärts liegenden Landkreisen sein. Da dieser positive Effekt bezogen auf alle Fahrzeuge vermutlich relativ klein ist und bei Betrachtung aller Fahrzeuge durch andere, mitunter

zufällige Schwankungen überlagert wird, kann allerdings keine Signifikanz festgestellt werden.

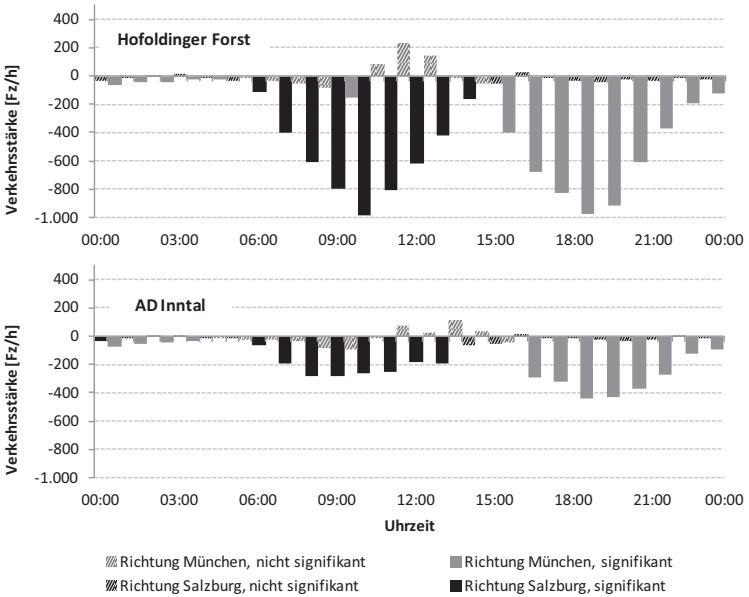

Abbildung 31: Änderung der stündlichen Verkehrsstärke, RMQ Hofoldinger Forst und RMQ AD Inntal, sonntags, schlechtes Wetter - Ergebnis stundenfeine Regressionsanalyse

Es ist außerdem zu erkennen, dass der Rückgang der Verkehrsstärke an der Anschlussstelle Hofoldinger Forst deutlich stärker als am AD Inntal ist. Dies könnte, wie bereits erwähnt, in der zunehmenden Entfernung zum Ballungsraum München begründet liegen. Die Verringerung der Verkehrsstärke am AD Inntal ist für die Richtung nach München etwas stärker ausgeprägt als für die Richtung nach Salzburg. Dies lässt sich mit einem Rückgang von Wochenendausflügen in die Alpenregion bei schlechtem Wetter erklären. Dadurch entsteht ein zusätzlicher Rückgang durch Rückfahrten in den Sonntagabenden. Eine hier nicht dargestellte Analyse der Veränderung der stündlichen Verkehrsstärken an Freitagen und Samstagen bestätigt diese Erklärung. Hier ist der Rückgang in Richtung Salzburg stärker ausgeprägt. Hier verstärken die fehlenden Hinfahrten der Wochenendausflügler den Rückgang der Verkehrsstärke bei schlechtem Wetter.

Analog zur Auswertung des Wettereffektes in Zusammenhang mit dem Wochentag und der Lage des RMQ ist der beobachtete Effekt bei schlechtem Wetter quantitativ stärker

ausgeprägt als bei Topwetter. Schlechtes Wetter bewirkt einen Rückgang von bis zu 1.000 Fz/h, während Topwetter nur zu einer Zunahme von etwa 600 Fz/h führt.

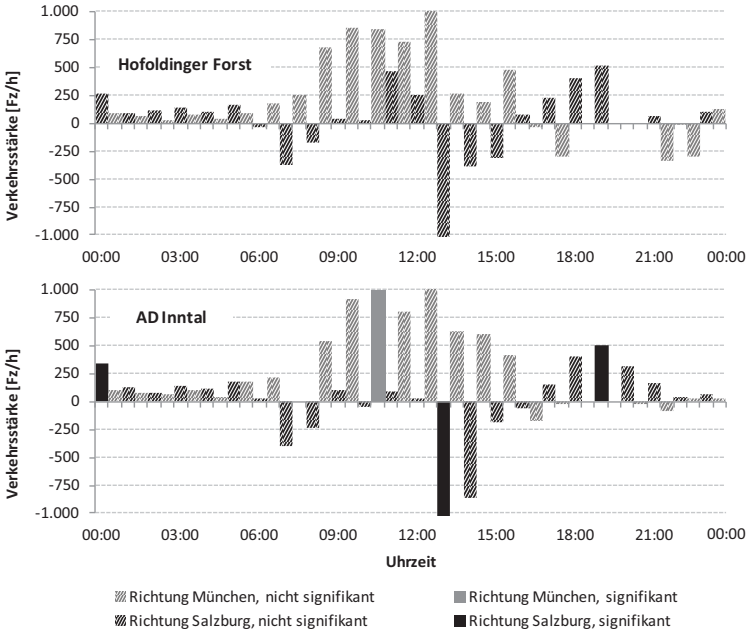

Abbildung 32: Änderung der stündlichen Verkehrsstärke, RMQ Hofoldinger Forst und RMQ AD Inntal, sonntags, Schnee - Ergebnis stundenfeine Regressionsanalyse

In Abbildung 32 sind die Ergebnisse für die Wetterklasse Schnee dargestellt. Für die RMQ an der Anschlussstelle Hofoldinger Forst ist für bei Richtungen in keiner Stunde ein signifikantes Ergebnis beobachtbar. Für die beiden RMQ am AD Inntal liegen hingegen punktuell signifikante Ergebnisse vor. So wird in Richtung München für die Stunde 10:00 bis 11:00 ein signifikanter Anstieg der Verkehrsstärke von 1.000 Fz/h gemessen. In der Gegenrichtung, nach Salzburg, geht die Verkehrsstärke zwischen 13:00 und 14:00 hingegen um 1.000 Fz/h zurück. In der Nachstunde von 0:00 bis 1:00 und in der Abendstunde zwischen 19:00 und 20:00 lässt sich am AD Inntal Richtung Salzburg eine Zunahme feststellen. Insgesamt ist erkennbar, dass das Ergebnis deutlich diffuser als für die Wetterklassen Topwetter und schlechtes Wetter ist.

Nachweis der Hypothesen

In Tabelle 21 sind die Ergebnisse der Analyse der Einflussgrößen zusammengefasst und den Hypothesen gegenübergestellt. Für jede der anhand der Hypothesen abgeleiteten Regressionskoeffizientengruppen kann für mindestens einen Parameter Signifikanz nachgewiesen werden, sodass alle aufgestellten Hypothesen mit der Regressionsanalyse bestätigt werden können. Die Stärke der jeweiligen Einflussgrößen wird für die unterschiedlichen Wochentage und für nach Herkunft differenzierte Segmente der Verkehrsmenge geprüft. Es kann festgestellt werden, dass alle Einflussgrößen in ihrer quantitativen Ausprägung vom Wochentag und von der Herkunft der Fahrzeuge abhängig sind. Tendenziell sind die getesteten Einflussgrößen an Wochenenden am stärksten ausgeprägt. Während für den Urlaubsverkehr besonders Freitage und Samstage eine Rolle spielen, gilt für den Wettereinfluss eine besonders starke Wirkung an Samstagen und Sonntagen.

Hypothese	Nachweis	Kommentar
Einfluss Wochentag	Ja	Der Wochentag hat einen Einfluss auf die Änderung des Verkehrsaufkommen u. a. aufgrund von Urlaubsverkehren und Wetter
Einfluss Jahreszeitzyklus	Ja	Abhängig vom Wochentag und Herkunft der Fahrzeuge
Einfluss Art der Schulferien	Ja	
Einfluss Beginn/Ende der Schulferien	Ja	
Einfluss Bundesland/Nation der Schulferien	Ja	
Einfluss Sondertage	Ja	
Einfluss Wetter	Ja	Abhängig von räumlicher Lage der TMC-Strecke (Entfernung zum Ballungsraum, Richtungsbezug zum Ballungsraum und attraktiven Zielen im Umland), Wochentag, Herkunft der Fahrzeuge, Tageszeit

Tabelle 22: Nachweis der Hypothesen - Ergebnis Regressionsanalyse

Für den Wettereinfluss kann außerdem aufgezeigt werden, dass dieser abhängig von der räumlichen Lage des untersuchten RMQ zu bestimmten Attraktionspotenzialen ist. Die Nähe zu Ballungsräumen führt dabei sowohl bei Top- als auch bei schlechtem Wetter zu mehr Fahrten, zum Durchführen einer Aktivität im Ballungsraum. Durch die abnehmende Attraktivität der Ziele im Umland bei schlechtem Wetter, ist allerdings ein deutlicher Rückgang von Fahrten zum Zwecke einer Aktivität im Umland zu verzeichnen. Dieser Effekt schwächt sich mit zunehmender Entfernung zum Ballungsraum ab. Für den Einfluss des Wetters auf die Tagesganglinie der Verkehrsstärken kann sowohl die Lage des RMQ als mitbestimmend identifiziert werden, als auch ein ausgeprägter Richtungsbezug festgestellt werden.

4.3.1.3 Bestimmung der Ausprägung der Modellparameter

Im vorangestellten Kapitel wurden verschiedene Regressionsmodelle basierend auf unterschiedlichen Regressionskoeffizientengruppen exemplarisch getestet, um eine Analyse der Einflussfaktoren auf das Verkehrsaufkommen vorzunehmen. Aufbauend auf den Analyseergebnissen wird nun eine Prognose der Verkehrsstärken für das Jahr 2011 erstellt (vgl. Kapitelübersicht in Abbildung 14, S. 68).

Ziel der Prognose ist es, für jede TMC-Strecke, die Teil der Evaluierung ist, eine stundenfeine und tagesbezogene Prognose der Verkehrsstärke bereit zu stellen. Da die Effekte der Einflussgrößen z. T. abhängig von der Lage der jeweiligen TMC-Strecke sind, wird für jede TMC-Strecke eine separate Schätzung eines Regressionsmodells vorgenommen. Dies erfolgt zum einen für die Tagesverkehrsstärke und zum anderen für jede Stunde eines Tages. Da das Modell 7 mit Einbezug des Wetters für den Analysezeitraum für den RMQ Hofoldinger Forst die höchste Modellgüte aufweist, wird dieses Modell zur Prognose herangezogen. Es werden somit die Regressionskoeffizientengruppen für alle bayrischen Ferienereignisse, die relevanten Ferienereignisse der anderen deutschen Bundesländer sowie europäischer Nachbarländer differenziert nach Ferienart, -beginn und Ende, Sondertage, Feiertage, Oktoberfest und Jahreszyklus, beschrieben durch die Kalendermonate, mit einbezogen (vgl. Tabelle 17). Das Modell wird jeweils einmal mit und einmal ohne Wettereinfluss geschätzt. Verworfen wird einzig die Trendkomponente, da sich diese für alle Wochentage als nicht signifikant erweist. Der Analysezeitraum für die Parameterschätzung umfasst die Jahre 2008 bis 2010. Da 54 zu evaluierende TMC-Strecken existieren und für jeden Wochentag ein separates Regressionsmodell mit und ohne Wetter geschätzt wird, werden $54 \bullet 7 \bullet 2 = 656$ Modelle für das Tagesverkehrsaufkommen und $54 \bullet 7 \bullet 2 \bullet 24 = 18.144$ Modelle für die stundenfeine Prognose geschätzt. Die Umsetzung der Schätzung erfolgt mit der Statistik-Software IBM SPSS Statistics™.

4.3.1.4 Evaluierung der Prognose

Die Evaluierung erfolgt, wie in Kapitel 4.1 beschrieben, für jede Stunde und jeden Tag des Jahres 2011, für 54 TMC-Strecken anhand von Zählstellenwerten mit dem GEH-Wert. In Tabelle 23 sind die Bewertungen der Prognoseergebnisse mit dem mittleren GEH-Wert über alle TMC-Strecken und Zeitintervalle für jeden Wochentag separat für die stunden- und tagesfeinen Verkehrsstärken sowohl mit Betrachtung des Wetters als auch ohne Betrachtung des Wetters zusammengefasst. Eine Verringerung des GEH-Werts ist hierbei als Verbesserung der Prognosequalität aufzufassen.

Wochentag	GEH-Stunde ohne Wetter	GEH-Stunde- mit Wetter	GEH-Tag ohne Wetter	GEH-Tag mit Wetter
Montag	3,9	3,9	11,5	11,2
Dienstag	3,4	3,3	9,6	9,2
Mittwoch	3,7	3,6	11,6	11,7
Donnerstag	4,1	4,1	12,7	12,6
Freitag	4,5	4,5	13,3	13,5
Samstag	7,0	6,9	22,9	21,4
Sonntag	6,0	5,9	19,5	18,9

Tabelle 23: Übersicht der stündlichen und tagesfeinen Prognoseergebnisse ohne und mit Betrachten des Wetters - Ergebnis Regressionsanalyse

Zunächst ist erkennbar, dass dienstags die beste Prognosequalität vorliegt, die GEH-Werte sind sowohl für die Stunden- als auch für die Tageswerte am niedrigsten. An Freitagen ist die Prognosequalität etwas geringer und an Samstagen sowie an Sonntagen deutlich geringer. Zumindest für die Tagesverkehrsstärke kann der GEH-Wert durch das Abbilden des Wettereinflusses an Samstagen und Sonntagen um mehr als 0,5 verringert werden. Für die stundenfeine Prognose kann der GEH-Wert durch Betrachtung des Wetters lediglich um eine Nachkommastelle für Dienstag, Mittwoch, Samstag und Sonntag verringert werden.

Da für die Wochentage von Montag bis Donnerstag die Prognosequalität sowohl mit als auch ohne Betrachtung des Wettereinflusses als gut eingestuft werden kann, werden im Folgenden die Ergebnisse für Freitage, Samstage und Sonntage differenzierter untersucht. Der Freitag ist dahin gehend interessant, dass für die Tagesprognose der Einbezug des Wetters eine Erhöhung des mittleren GEH-Werts hervorruft. Für Samstage und Sonntage kann jeweils eine deutlichere Verbesserung erreicht werden, die Prognosequalität ist jedoch deutlich schlechter ist als an den anderen Wochentagen.

In Abbildung 33 ist die Häufigkeitsverteilung aller stündlichen GEH-Werte für Freitag bis Sonntag dargestellt. Es ist erkennbar, dass für diese drei Wochentage die GEH-Werte in 60 % aller Fälle kleiner als fünf sind, also sehr gut (vgl. Kapitel 2.3.3). Im Falle der Modellierung mit Wetter liegt der Anteil der prognostizierten Stunden mit einem GEH-Wert zwischen fünf und zehn um etwa ein Prozentpunkt höher. Für die anderen Klassen ergibt sich mit und ohne Wetterbetrachtung ein identisches Bild, insgesamt kann der mittlere GEH-Wert für diese drei Wochentage jedoch durch Einbezug des Wetters von 5,7 auf 5,6 verringert werden.

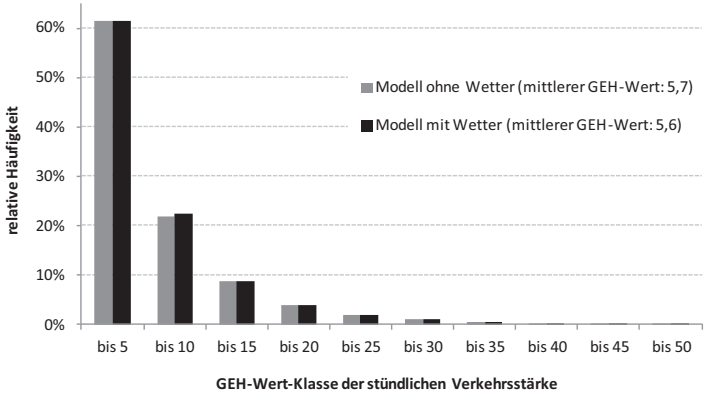

Abbildung 33: Prognosequalität der stündlichen Verkehrsstärke, Freitag bis Sonntag, ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Regressionsanalyse

Für die prognostizierten Tagesverkehrsaufkommen zeigt sich hingegen in Abbildung 34 ein etwas deutlicheres Bild. Es ist gut erkennbar, dass die Anteile der niedrigeren GEH-Wert Klassen für die Modellierung mit Wetter geringer sind als ohne Betrachtung des Wetters. In Gegenzug treten GEH-Wert-Klassen über 35 häufiger auf. Der Mittelwert wird durch die Wetterbetrachtung von 17,5 auf 16,9 verringert.

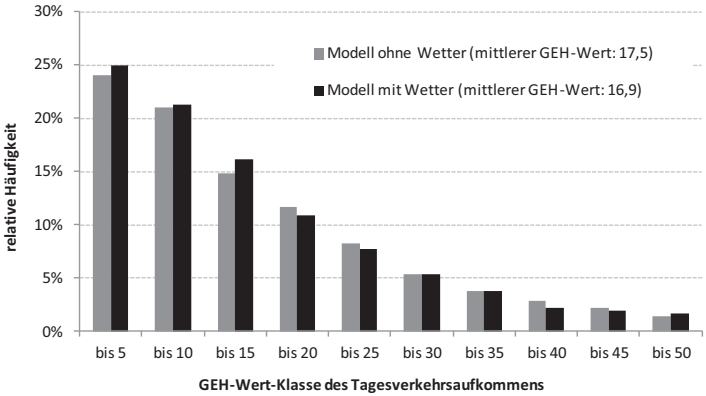

Abbildung 34: Prognosequalität der Tagesverkehrsaufkommens Freitag bis Sonntag, ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Regressionsanalyse

In den folgenden Abbildungen 35 bis 37 ist die Änderung der Prognosequalität ausgehend vom Modell ohne Wetter zum Modell mit Wetter an Freitagen, Samstagen und Sonntagen dargestellt. Die Auswertung wird für die Tagesprognose (mittelgrauer Balken) und stündliche Prognose (schwarzer Balken) differenziert für Freitag, Samstag und Sonntag durchgeführt. Darüber hinaus wird ausgewertet, inwiefern sich die Prognosequalität für Stunden mit starker Auslastung (> 75 %) ändert (hellgrauer Balken). Keine Änderung der Prognosequalität liegt vor, wenn sich der Betrag des GEH-Wertes um weniger als 1 ändert. Eine leichte Veränderung wird definiert als Betragsänderung des GEH-Werts zwischen 1 und 5.

In Abbildung 35 sind die Prognoseergebnisse für Freitage dargestellt. Es ist erkennbar, dass sich in etwa 25 % aller Stunden die Prognosequalität leicht verschlechtert und im Gegenzug nur in 21 % der Fälle leicht verbessert. Für die Tagesprognose liegt zwar der Anteil an leicht verbesserten Tagen höher als an leicht verschlechterten Tagen, jedoch wird die Tagesprognose an mehr Tagen deutlich verschlechtert (8 %) als sie deutlich verbessert (6 %) wird. Das erklärt die insgesamt schlechtere Tagesprognose-qualität im Falle der wetterabhängigen Modellierung. Für die Stunden mit starker Auslastung ergibt sich hingegen in 36 % der Fälle eine leichte Verbesserung und nur in 28 % eine leichte Verschlechterung. Da die Anteile deutlicher Verbesserungen und Verschlechterungen etwa identisch sind, verbessert sich die Prognosequalität insgesamt für die Stunden mit starker Auslastung.

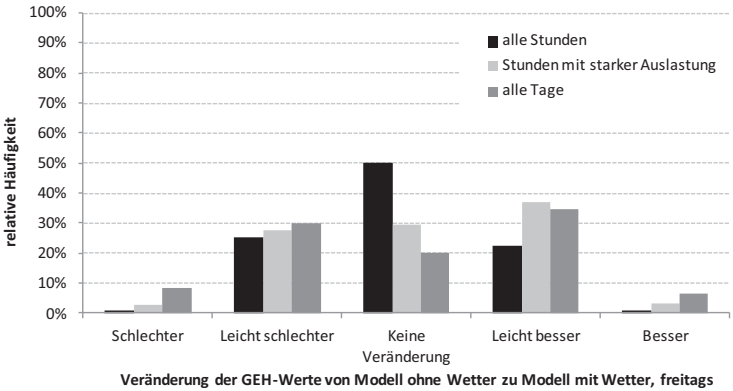

Abbildung 35: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Freitagen - Ergebnis Regressionsanalyse

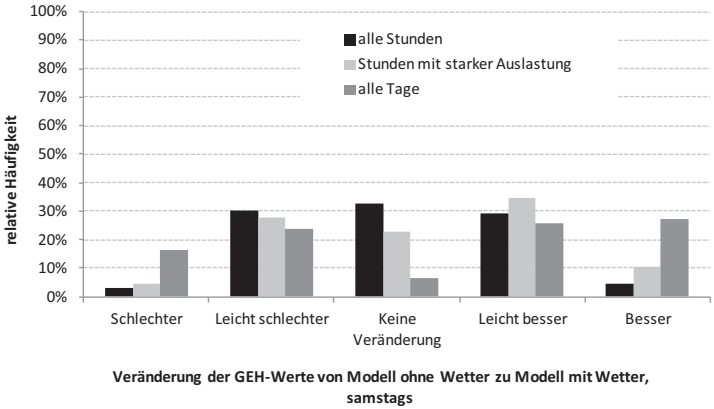

Abbildung 36: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Samstagen - Ergebnis Regressionsanalyse

Der Effekt der Verbesserung der Prognosequalität für Samstage durch den Einbezug des Wetters ist für alle drei betrachteten Kategorien vorhanden, vgl. Abbildung 36. Am deutlichsten ist der Effekt für die Tagesverkehrsstärke erkennbar. Hier wird in 28 % der Fälle eine deutliche Verbesserung der Prognosequalität und nur in 17 % der Fälle eine deutliche Verschlechterung erzielt. Für die Prognoseergebnisse der Sonntage ergibt sich ein nahezu identisches Bild, wie für Samstage, vgl. Abbildung 37.

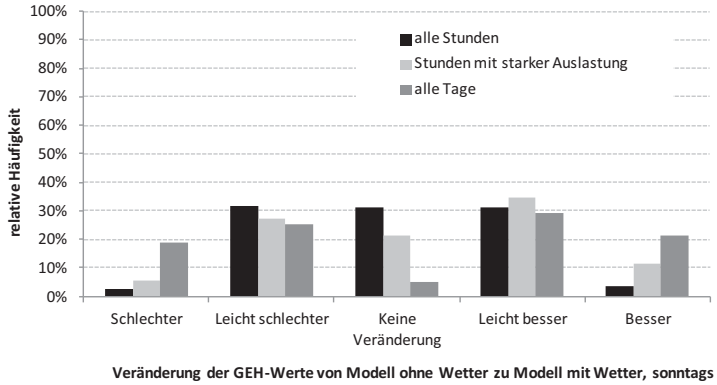

Abbildung 37: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Sonntagen - Ergebnis Regressionsanalyse

Lediglich der Verbesserungseffekt für die Tagesverkehrsstärke ist nicht ganz so deutlich ausgeprägt. Sowohl für Samstage als auch für Sonntage ist der Modelleffekt

des Wetters größer als für Freitage. Die stündliche Prognosequalität bleibt nur in etwa 30 % der Fälle unverändert, für das Tagesverkehrsaufkommen sind es sogar weniger als 10 %.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass sich durch Einbezug des Wetters in die Modellierung basierend auf der linearen Regression an Samstagen und Sonntagen eine Verbesserung der Prognosequalität einstellt. Der Effekt der Verbesserung ist für die stündliche Verkehrsstärke stark ausgelasteter Stunden und das Tagesverkehrs-verkehrsaufkommen erkennbar. Betrachtet man hingegen die Gesamtheit aller stündlichen Verkehrsstärken, gleichen sich die Verbesserungen und Verschlechterungen der Prognosequalität in etwa aus.

4.3.2 Clusterbasiertes Modell

4.3.2.1 Ableiten des Modells

Grundprinzip

Das abgeleitete Verfahren ist zweiteilig und umfasst die Analyse und die Prognose von Netzganglinien der Verkehrsstärke (vgl. Abbildung 38). Während der Analyse werden, auf Basis erfasster Verkehrsstärken und Eigenschaften der analysierten Tage, Cluster mit repräsentativen Netzganglinien und Eigenschaftswerten identifiziert. Hier findet die eigentliche Clusterung statt. Im zweiten Teil (Prognose) werden anhand der Eigenschaften der zu prognostizierenden Tage und der Eigenschaftswerte der entstandenen Cluster prognostizierte Ganglinien bestimmt. Die automatisierte Zuordnung erlaubt eine optimierte Kalibrierung der Verfahrensparameter. Als Eigenschaften kommen grundsätzlich alle Faktoren in Frage, welche die Ganglinien beeinflussen können und die über den Analysezeitraum variabel sind. Relevant sind kalendarische Eigenschaften eines Tages, die den Wochentag, die Schulferien oder Feiertage beschreiben (z. B. IstMontag, IstFeiertag, IstFerientag, IstBrückentag). Weitere Eigenschaften können das Wetter (z. B. IstTopwetter, IstSchnee) oder Veranstaltungen (z. B. IstOktoberfest, IstBayernFußballspiel) sein. Für die Analyse sind darüber hinaus Ereignisse relevant, die kapazitätsmindernde Störungen beschreiben, wie Unfälle oder Baustellen. Die Anzahl der Eigenschaften ist beliebig. Je nach Untersuchungsgebiet sind unterschiedliche Eigenschaften relevant.

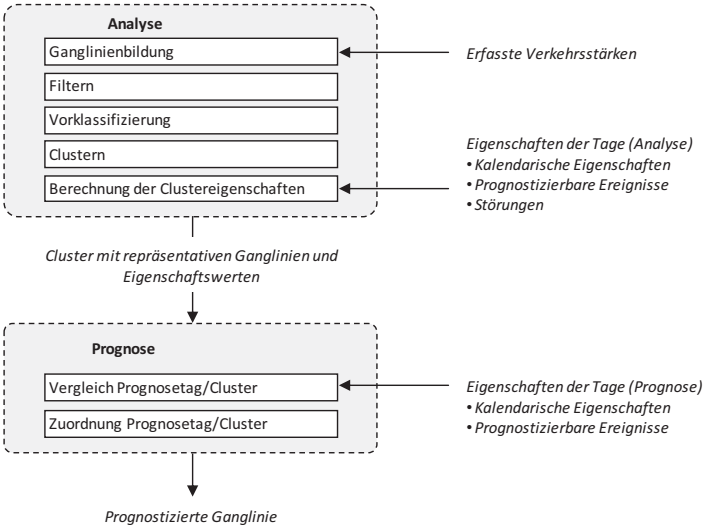

Abbildung 38: Vorgehen bei der clusterbasierten Modellierung

Analyse

Im ersten Schritt werden aus den erfassten Verkehrsstärken Ganglinien gebildet. Für jeden RMQ werden die Daten zu Tagesganglinien zusammengefasst. Die Größe des Zeitintervalls ist analog zur Regressionsanalyse 60 Minuten. Die Ganglinien der verschiedenen RMQ werden daraufhin zu einer Netzganglinie zusammengefasst. Dabei werden die Tagesganglinien der einzelnen Detektoren aneinander gereiht. Innerhalb einer Netzganglinie folgt dem letzten Zeitintervallwert von Detektor #n der erste Zeitintervallwert von Detektor #n+1.

In einem weiteren Schritt werden Netzganglinien für Tage mit Sommer/Winterzeit-umstellung ausgefiltert, da die entsprechenden Tage eine Stunde weniger bzw. mehr umfassen.

Im Verfahrensschritt der Vorklassifizierung werden vorhandene Vermutungen, z. B. aus der deskriptiven Datenanalyse, oder bereits bestehendes Wissen über die Einfluss-größen auf Ganglinien ausgenutzt. Tagesganglinien mit bestimmten Merkmalen werden voneinander getrennt und für jede Klasse wird eine unabhängige Clusterung durchgeführt. Ein Beispiel für eine Vorklassifizierung ist das Trennen von Feiertagen und Nicht-Feiertagen. Damit wird sichergestellt, dass ein Feiertag nicht in einem Cluster aus Nicht-Feiertagen enthalten ist.

Der nächste Verfahrensschritt ist das eigentliche Clustern. Dazu müssen das angewandte Clusterverfahren, das Distanzmaß und ein Abbruchkriterium (maximal zugelassene Distanz oder resultierende Clusteranazahl) angegeben werden. Als Distanzmaß wird im Folgenden der GEH-Wert herangezogen (vgl. Formel (2.12), S. 21). Dies liegt zum einen darin begründet, dass der GEH-Wert als selbstskalierende Größe im Vergleich zur relativen Abweichung und zur euklidischen Distanz für den Vergleich zweier Verkehrsstärkewerte unterschiedlicher Größenordnungen ähnliche Ergebnisse liefert (vgl. OTTERSTÄTTER (2013)). Zum Anderen wird durch die Verwendung des GEH-Wertes Konsistenz zur Evaluierung des resultierenden Prognoseergebnisses hergestellt. Wie bereits in Kapitel 2.3.3 dargestellt, ist der GEH-Wert als Bewertung einer Verkehrsstärkeprognose üblich. Die Wahl des Clusterverfahrens und des Abbruchkriteriums findet an dieser Stelle noch nicht statt und wird nachfolgend in Kapitel 4.3.2.3 diskutiert.

Das Clustern fasst die Ganglinien einzelner Tage zu Gruppen, sogenannten Clustern, zusammen. Für jedes Cluster wird aus dem Mittelwert aller im Cluster enthaltenen Netzganglinien eine repräsentative Netzganglinie berechnet. Aus den Eigenschaften der zusammengefassten Ganglinien der einzelnen Tage wird im letzten Analyseschritt der Eigenschaftswert für jede Eigenschaft der entstandenen Cluster berechnet. Der Wert einer Eigenschaft eines Clusters entspricht dem Mittelwert der Eigenschaften der zu diesem Cluster zugehörigen Tage. Die Eigenschaften eines einzelnen Tages werden mit den Werten 1 (= wahr) und 0 (= falsch) beschrieben. Der Wertebereich der Eigenschaftswerte eines Clusters liegt somit zwischen 0 und 1. Ein Beispiel: Ein Cluster besteht aus zwei Montagen und vier Dienstagen. Daraus ergibt sich ein Eigenschaftswert für IstMontag von 2/6 = 0,33, für IstDienstag von 4/6 = 0,66. Die Eigenschaftswerte der anderen Wochentage betragen 0.

Prognose

Ausgangspunkt für die Prognose von Ganglinien sind die repräsentativen Netzganglinien mit den Eigenschaftswerten aus der Analyse. Für einen zu prognostizierenden Tag werden alle Eigenschaften dieses Tages mit den Eigenschaftswerten der Cluster verglichen. Die repräsentative Ganglinie des Clusters, das den größten Übereinstimmungswert mit dem Prognosetag besitzt, wird als Prognoseganglinie für diesen Tag ausgegeben. Der Übereinstimmungswert wird mit dem Skalarprodukt aus den Eigenschaftsvektoren des Clusters und des Prognosetags berechnet (vgl. Formel (4.6)). Das Skalarprodukt beider Eigenschaftsvektoren bestimmt die Summe derjenigen Eigenschaftswerte für das Cluster, die für den Prognosetag den Wert eins haben, also „wahr“ sind.

$$\ddot{\mathrm{U}}_{i,j} = \overrightarrow{E_i} \cdot \overrightarrow{E_j} = \begin{pmatrix} e_{i,1} \\ e_{i,2} \\ \vdots \\ e_{i,n} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} e_{j,1} \\ e_{j,2} \\ \vdots \\ e_{j,n} \end{pmatrix} = e_{i,1} \cdot e_{j,1} + e_{i,2} \cdot e_{j,2} + \cdots + e_{i,n} \cdot e_{j,n} \tag{4.6}$$

mit	$\ddot{\mathrm{U}}_{i,j}$	Übereinstimmungswert von Cluster i mit Prognosetag j
	$\overrightarrow{E_i}$ bzw. $\overrightarrow{E_j}$	Eigenschaftsvektor des Clusters i bzw. des Prognosetages j
	$e_{i,1}$ bzw. $e_{j,1}$	Eigenschaftswert #1 des Clusters i bzw. des Prognosetages j

Für eine inhaltlich richtige Zuordnung der Cluster zu den Prognosetagen ist es außerdem erforderlich, zu jeder Eigenschaft auch eine komplementäre Eigenschaft zu verwenden. Wird z. B. die Eigenschaft "IstFerien" verwendet, muss auch eine Eigenschaft existieren, die einen Tag beschreibt, an dem keine Ferien sind. Dies kann u. a. damit sichergestellt werden, dass zusätzlich zu jeder definierten Eigenschaft die negierte Eigenschaft gebildet und bei der Zuordnung mit betrachtet wird.

Darüber hinaus ist es sinnvoll einen maximalen Eigenschaftswert zu definieren. Würden die Eigenschaftswerte ohne Begrenzung verwendet werden, würden Cluster, die nur aus einem oder wenigen Tagen bestehen, bevorzugt gewählt werden, da diese höhere Eigenschaftswerte aufweisen. Ein Cluster, das nur aus einem Montag besteht, würde für die Eigenschaft "IstMontag" den Wert 1 aufweisen. Ein Cluster, das aus 95 Montagen und 5 Dienstagen besteht, würde hingegen nur einen Eigenschaftswert von 0,95 aufweisen und bei identischer Ausprägungen aller Eigenschaftswerte nicht gewählt werden. Daher ist es sinnvoll den Eigenschaftswert mit einem maximalen Eigenschaftswert zu begrenzen. Die Bestimmung des maximalen Eigenschaftswerts wird im Rahmen der Modellkalibrierung in Kapitel 4.3.2.3 näher erläutert.

Festzulegende Modellparameter

Um das in Abbildung 38 dargestellte Verfahren anzuwenden, sind zusammenfassend folgende Modellparameter festzulegen:

- *Ganglinienbildung*: Die zeitliche Auflösung der Ganglinien beträgt 60 Minuten. Für die Bildung der Netzganglinien muss außerdem festgelegt werden, welche RMQ zur Bildung mit einbezogen werden.
- *Filterkriterien*: Es ist festzulegen, welche Tage vor der Clusterung verworfen werden. Das kann zum einen explizit anhand von verkehrsbeeinträchtigenden Ereignissen wie Unfälle oder Baustellen geschehen. Zum anderen kann zum Filtern eine vorgeschaltete Clusterung durchgeführt werden. Zum derartigen Identifizieren von Ausreißern ist z. B. das Single-Linkage-Verfahren geeignet (vgl. FELLENDORF ET AL. (2011)).
- *Vorklassifizierung*: Es sind Kriterien festzulegen, anhand derer die historischen Daten vorklassifiziert werden.

- *Clustern*: Für die Clusterung müssen das Clusterverfahren und das Abbruchkriterium definiert werden. Als Distanzmaß wird für das weitere Vorgehen der GEH-Wert festgelegt.
- *Zuordnung auf Basis der Clustereigenschaften*: Für die Zuordnung innerhalb der Prognose muss festgelegt werden, welche Eigenschaften eines Tages relevant sind. Außerdem muss ein maximaler Eigenschaftswert kalibriert werden.

4.3.2.2 Analyse der Einflussfaktoren

Analyse des Clusterergebnisses

Zunächst wird eine exemplarische Clusteranalyse durchgeführt. Für jedes entstandene Cluster werden die Eigenschaften der Elemente des Clusters untersucht. Häufen sich Eigenschaften von Elementen in einem Cluster, kann davon ausgegangen werden, dass die Eigenschaft eine erklärende Variable für die clusterspezifische Ausprägung der Netzganglinien ist.

Für die Analyse wird analog zur Regressionsanalyse der RMQ Hofoldinger Forst herangezogen. Der Analysezeitraum umfasst den Zeitraum von 2008 bis 2010, somit werden ca. 1.100 Tagesganglinien geclustert. Außerdem werden die Tagesganglinien des Regionalverkehrs gesondert analysiert. Da nur für den ANPR-Erhebungszeitraum eine Identifizierung des Regionalverkehrs möglich ist, umfasst der Analysezeitraum in diesem Fall ausschließlich das Jahr 2011. Für die Wetteranalyse werden die Daten der Wetterstation in München herangezogen.

In Abbildung 39 ist das Ergebnis einer Clusterung mit den beschriebenen Eingangsgrößen enthalten. Als Clusterverfahren wird das Average-Linkage-Verfahren verwendet. Für das Average-Linkage-Verfahren muss ein maximaler Wert für das zugelassene Distanzmaß innerhalb eines Clusters vorgegeben werden. Die Anzahl der entstandenen Cluster ist für Average-Linkage-Verfahren eine resultierende Größe. Im dargestellten Fall ergeben sich sechs Cluster bei einem maximal zugelassenen GEH-Wert von 16. In Abbildung 39 ist oben die Anzahl der in jedem Cluster enthaltenen Tage zu sehen. Darüber hinaus ist die Zusammensetzung der entstandenen Cluster hinsichtlich des Wochentages verdeutlicht. Im unteren Teil des Bildes ist für jedes der sechs Cluster die repräsentative Ganglinie dargestellt.

Es ist klar erkennbar, dass bei diesem, vergleichsweise hohen, zugelassenen Distanzmaß Cluster entstehen, die sich durch den Wochentag erklären lassen. Es entsteht ein großes Cluster C1, in dem der Großteil an Montagen bis Freitagen enthalten ist. Die zugehörige Ganglinie zeigt eine Nachmittags-/Abendspitze, die auf den Berufsverkehr vom Arbeitsplatz nach Hause zurückzuführen ist. Des Weiteren entsteht ein Freitagscluster C4, in dem das Nachfrageniveau insgesamt deutlich höher liegt als im Haupt-

cluster C1. Für die Samstage entstehen zwei Cluster C3 und C5, die sich vor allem in den Stunden von 0:00 bis 9:00 unterscheiden. Dabei besteht das Cluster C5 ausschließlich aus Tagen, an denen Schulferien und zu 90 % Sommerferien sind. Die Sonntage befinden sich hauptsächlich in Cluster C2, das dem Samstagscluster C3 im Verlauf sehr ähnlich ist, jedoch ein niedrigeres Nachfrageniveau aufweist. Das Cluster C6 enthält lediglich einen Freitag, an dem ein Feiertag war, der sich vor allem in den frühen und späten Nachtstunden sehr stark von anderen Ganglinien unterscheidet.

Um festzustellen, ob sich bei differenzierterer Betrachtung Cluster ergeben, die Tage mit bestimmten Wetterklassen enthalten, wird die maximal zugelassene Distanz schrittweise verringert. In Abbildung 40 ist das Ergebnis der Clusteranalyse für einen zugelassenen GEH-Wert von 8 dargestellt.

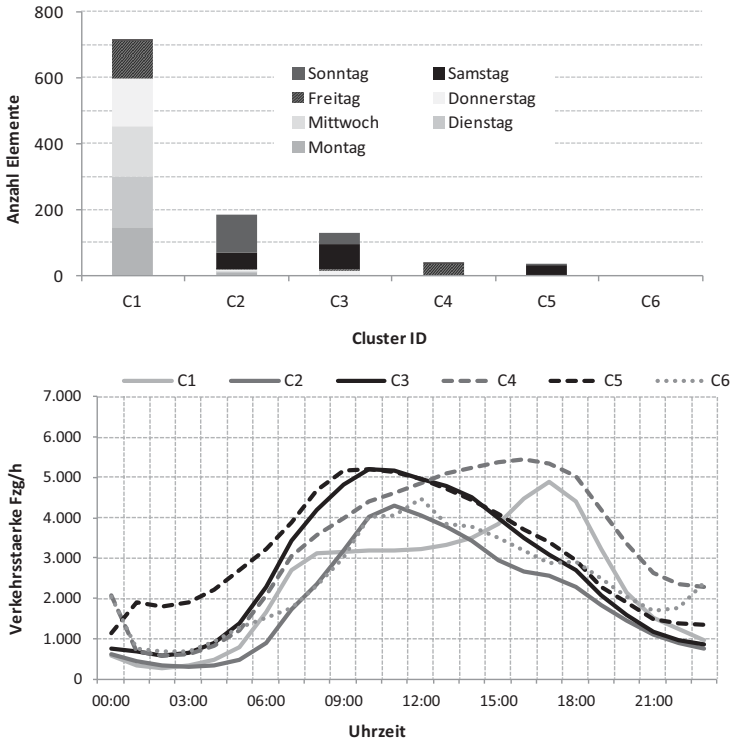

Abbildung 39: Ergebnis Clusteranalyse der Tagesganglinien bestehend aus absoluten, stündlichen Verkehrsstärken, Clusterverfahren Average-Linkage, Distanzmaß GEH-Wert, Abbruchbedingung GEH = 16, RMQ Hofoldinger Forst, Einfärbung nach Wochentagen

Bei dieser Clusterung wird zusätzlich die Information ausgenutzt, dass der Wochentag einen übergeordneten Einfluss auf die Ausprägung der Tagesganglinie hat. Somit werden die Ganglinien in Montag bis Donnerstag (C101 bis C110), Freitag (C201 bis C205), Samstag (C301 bis C307) und Sonntag (401 bis 407) vorklassifiziert. Die Anzahl der entstehenden Cluster steigt mit diesen Parametern auf 30 Cluster an, die mehr als vier Tage enthalten. Zusätzlich entstehen noch weitere 31 Cluster, die aus weniger als vier Tagen bestehen und im Diagramm aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht dargestellt sind. Die Einfärbung der Balken in Abbildung 40 verdeutlicht nun die Zusammensetzung der Cluster hinsichtlich des Wetters. Für Montag bis Samstag entspricht die Einfärbung in etwa der Häufigkeit des Auftretens der einzelnen Wetterklassen: 47 % Mittelwetter, 35 % Schlechtes Wetter, 16 % Topwetter und 2 % Schnee. Die beobachteten Wetterklassen liefern somit keinen zusätzlichen Erklärungswert. Einzig für die Sonntage bildet sich ein "SchlechtwetterCluster", das zu zwei Dritteln aus Tagen mit schlechtem Wetter und einem Drittel aus Tagen mit Mittelwetter besteht. Für den Gesamtverkehr am Querschnitt Hofoldinger Forst lässt sich aus der Clusteranalyse für Montag bis Samstag kein Wettereinfluss ableiten. Für Sonntage wird im Folgenden eine Analyse des Regionalverkehrs beschrieben.

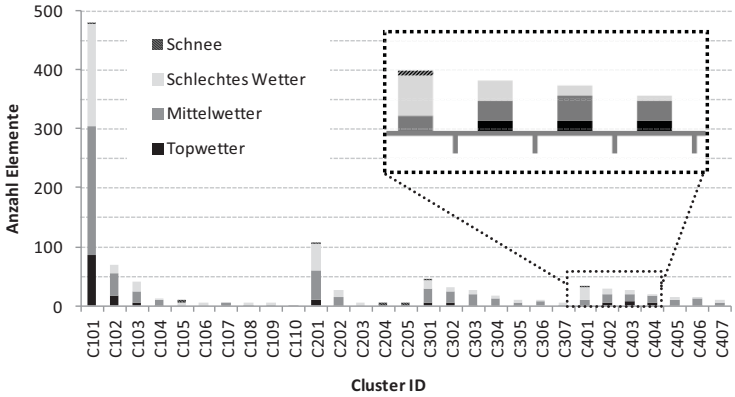

Abbildung 40: Ergebnis Clusteranalyse der Tagesganglinien bestehend aus absoluten, stündlichen Verkehrsstärken, Clusterverfahren Average-Linkage, Distanzmaß GEH-Wert, Abbruchbedingung GEH = 8, RMQ Hofoldinger Forst, Einfärbung nach Wetterklassen

Abbildung 41 zeigt das Ergebnis einer Clusterung, in der nur das Segment Regionalverkehr am RMQ Hofoldinger Forst einbezogen wird. Geclustert werden stündliche Tagesganglinien aller Sonntage. Es entstehen 4 Cluster mit mehr als zwei Clusterelementen. Cluster eins beinhaltet etwa zur Hälfte Tagesganglinien von Tagen an den Mittelwetter war. Cluster zwei besteht zu 60 % aus Tagen mit Topwetter und in Cluster

C3 und C4 fallen überwiegend Tage mit schlechtem Wetter. Die repräsentativen Ganglinien der Cluster sind im unteren Diagramm von Abbildung 41 dargestellt.

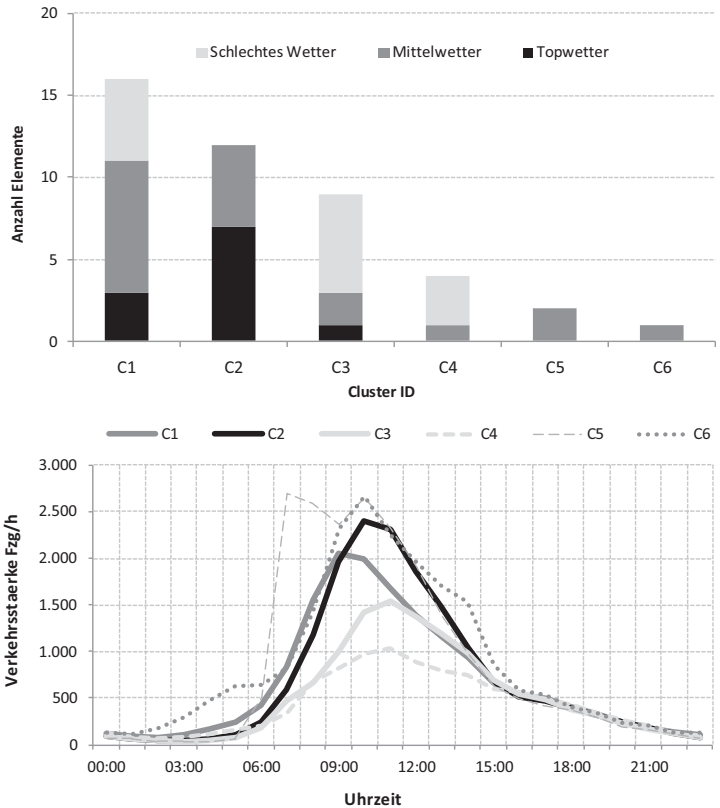

Abbildung 41: Ergebnis Clusteranalyse der Tagesganglinien bestehend aus absoluten, stündlichen Verkehrsstärken des Regionalverkehrs, Clusterverfahren Average-Linkage, Distanzmaß GEH-Wert, Abbruchbedingung GEH = 8, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Einfärbung nach Wetterklassen

Anhand der repräsentativen Ganglinien im unteren Teil von Abbildung 41 lassen sich die Ergebnisse aus der Regressionsanalyse bestätigen. Die Ganglinie des "Topwetter-Clusters" C2 hat ein höheres Niveau des Verkehrsaufkommens als das Hauptcluster C1, das Tagesverkehrsaufkommen ist hier somit höher. Die Ganglinien der "Schlechtwetter-Cluster" C3 und C4 sind hingegen deutlich unter dem Niveau der Ganglinie von C1, das Tagesverkehrsaufkommen ist hier somit niedriger. Interessant ist vor allem der

nahezu identische Verlauf ab 15:00 Uhr. Die Veränderung des Verkehrsaufkommens ist vor allem am Vormittag zu beobachten und nimmt zum Nachmittag hin ab. Das ist damit zu erklären, dass vor allem Ganztagsausflüge Richtung Alpen, Tegernsee und Chiemsee vom Wetter beeinflusst sind, die überwiegend morgens bzw. vormittags starten.

Die Analyse weiterer Einflussfaktoren führt mit der beschriebenen Methode zu keinen weiteren Erkenntnissen. Auf eine Darstellung der Ergebnisse bezüglich der differenzierten Art der Ferien nach Bundesländern und europäischen Nachbarländern, der Feiertage, des Jahreszyklus und des Oktoberfests wird daher verzichtet. Diese genannten Einflussfaktoren werden anhand einer beispielhaften Prognose getestet, die im Folgenden beschrieben wird.

Beispielhafte Prognose für die Untersuchung der Einflussfaktoren

Für die clusterbasierte Prognose hat die Wahl der Modellparameter erheblichen Einfluss auf das Prognoseergebnis. Dies sind zum einen methodische Parameter, wie das gewählte Clusterverfahren, die Abbruchbedingung und der maximale Eigenschaftswert. Zum anderen sind es kausale Parameter, wie die angewandte Vorklassifizierung und die mit einbezogenen Eigenschaften der Tage. Die Effekte der verschiedenen Ausprägungen dieser Modellparameter überlagern sich mitunter.

Um eine Aussage über den Effekt der Integration möglicher kalendarischer Einflussgrößen und des Wetters unter Berücksichtigung einer Vielzahl möglicher Ausprägungen anderer Modellparameter treffen zu können, werden jeweils beispielhafte Prognoseszenarien berechnet. Damit sichergestellt ist, dass die Parametersätze für die Prognoseszenarien nicht nur zufällig für einen bestimmten Analyse- und Prognosezeitraum gute Ergebnisse liefern, wird auch der Analyse- und Prognosezeitraum variiert. Dabei wird jeweils auf der Datenmenge von einem Jahr geclustert und ein anderes Jahr prognostiziert. Für die Jahre 2008 bis 2010 entstehen somit sechs mögliche Kombinationen. Ein Prognoseszenario ist folglich durch einen festen Parametersatz und eine Kombination aus Analyse- und Prognosezeitraum gekennzeichnet.

Für jedes Prognoseszenario kann der mittlere GEH-Wert als Gradmesser für die Prognosequalität bestimmt werden. Wird die Ausprägung eines Modellparameters konstant gehalten, ergibt sich für diese bestimmte Ausprägung aus der Vielzahl der Kombinationen der anderen Modellparameter eine Verteilung der mittleren GEH-Werte. Diese Verteilung kann mit sogenannten Boxplots (vgl. SACHS (1997)) dargestellt werden.

Um die Anzahl auszuwertender Prognoseszenarien möglichst klein zu halten, werden neben dem GEH-Wert als Distanzmaß für folgende Parameter bereits Festlegungen getroffen: Für diese beispielhaften Prognoseszenarien werden vier RMQ im Bereich

zwischen der Anschlussstelle Hofoldinger Forst und dem AD Inntal herangezogen (vgl. Abbildung 42).

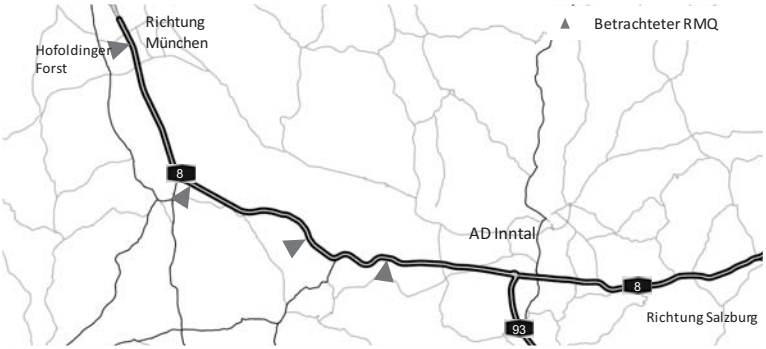

Abbildung 42: Betrachtete RMQ bei der Berechnung beispielhafter Prognoseszenarien für das clusterbasierte Modell

Im Gegensatz zur Regressionsanalyse und zur oben dargestellten Analyse der Clustereigenschaften erfolgt hier bewusst keine Einschränkung auf den RMQ Hofoldinger Forst, um den Effekt der Netzganglinienbildung mit einzubeziehen. Ausgefiltert werden Netzganglinien an Tagen, an denen auf dem betrachteten Netzabschnitt ein Unfall mit Personenschaden beobachtet wurde bzw. eine Baustelle mit mindestens einem gesperrten Fahrstreifen vorhanden war. Als Clusterverfahren hat sich in den Analysen das Average-Linkage-Verfahren bewährt, da dieses sowohl Ausreißer identifiziert als auch für den homogeneren Teil der Ganglinien mehrere große Cluster bildet, die anhand ihres Verlaufs (Morgenspitze, Abendspitze, Gesamtniveau der stündlichen Verkehrsstärke) aus verkehrsplanerischer Sicht interpretierbar sind. Somit werden für die Berechnung der Prognoseszenarien folgende Parameter variiert:

- die Vorklassifizierung,
- die verwendeten Eigenschaften für die Zuordnung von Prognosetagen zu Clustern,
- der maximale Eigenschaftswerte der Cluster,
- die Abbruchbedingung des Clusterverfahrens (maximal zugelassenes Distanzmaß),
- die Kombination aus Analyse und Prognosejahr.

Durch die Variation der Vorklassifizierung und der verwendeten Eigenschaften kann somit nachgeprüft werden, inwiefern das Einbeziehen kalendarischer Ereignisse und Wetterereignisse die Prognosequalität hinsichtlich der erreichten Realitätsnähe tendenziell verbessert. Im Falle einer Verbesserung kann folglich davon ausgegangen werden, dass das jeweilige Ereignis das Verkehrsaufkommen beeinflusst und somit das Einbeziehen dieses Ereignisses die Prognosequalität verbessert.

Die entstehenden Boxplots sind für verschiedene Ausprägungen des Modellparameters "Vorklassifizierung" in Abbildung 43 dargestellt. Betrachtet werden fünf verschiedene Varianten für die Vorklassifizierung: Ohne Vorklassifizierung (O), die Trennung von "Feiertagen" und "Nichtfeiertagen" (FT), die Vorklassifizierung nach beobachteter Wetterklasse an diesem Tag (We), die Vorklassifizierung in Feiertage und die Wochentagarten Montag bis Donnerstag, Freitag, Samstag, Sonntag (FTW) und die Vorklassifizierung in Feiertage und Wochentagarten differenziert nach beobachteter Wetterklasse (FTWWe). In der Legende in Abbildung 43 ist in Klammern die für jede Variante der Vorklassifizierung die entstehende Anzahl an Klassen notiert.

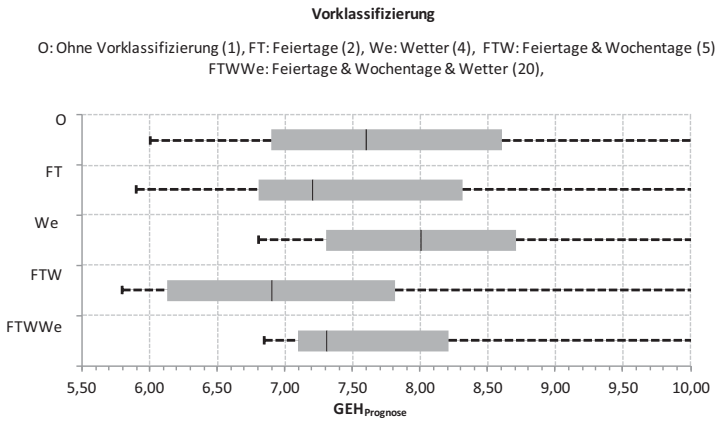

Abbildung 43: Veränderung der Prognosequalität für unterschiedliche Vorklassifizierungen bei der Clusterung

Der Boxplot zeigt für jede getestete Variante der Vorklassifizierung als zentrale Markierung (senkrechter schwarzer Strich) den Medianwert der Prognosegüte aller Prognoseszenarios, in denen die Vorklassifizierung die entsprechende Ausprägung hat. Die graue Box zeigt den Wertebereich vom 25%-Perzentil bis zum 75%-Perzentil. Die gestrichelte Markierung umfasst die Extremwerte, deren Abstand zur Box nicht mehr als das 1,5-fache der Box beträgt. Werte, die außerhalb dieses Extremwertebereichs liegen, werden als Ausreißer bezeichnet (vgl. SACHS (1997)). In allen folgenden Darstellungen existieren ausschließlich Ausreißer für hohe Wertebereiche des mittleren GEH-Wertes, also für Prognoseszenarios mit niedriger Prognosequalität. Da aber vor allem Szenarios mit hoher Prognosequalität von Bedeutung sind, wurde auf die Darstellung der Ausreißer verzichtet.

Abbildung 43 zeigt, dass durch vorgenommene die Vorklassifizierung das Prognoseergebnis tendenziell verbessert werden kann, allerdings nicht zwingend verbessert werden muss. Während eine Vorklassifizierung nach Feiertagen und eine weitere

Differenzierung nach Wochentagarten sowohl zu einem niedrigeren Medianwert, 25%-Perzentil und minimal erreichtem Wert führen, wird durch die Vorklassifizierung unter Beachtung des Wetters das Prognoseergebnis tendenziell verschlechtert. Sowohl der Medianwert, das 25%-Perzentil als auch der minimale Wert liegen in einem höheren Bereich gegenüber der entsprechenden Variante ohne Betrachtung des Wetters. Eine mögliche Begründung hierfür ist die sinkende Anzahl an Netzganglinien pro Cluster bei gleichzeitig steigender Differenziertheit der Vorklassifizierung. Eine sinkende Anzahl an Netzganglinien pro Cluster kann zum einen dazu führen, dass sich punktuelle Abweichungen der Verkehrsstärken einzelner Ganglinien stärker auswirken. Zum anderen führt eine hohe Anzahl von Vorklassen dazu, dass nicht mehr in jeder Vorklasse die entsprechenden Ausprägungen der zuordnungsrelevanten Eigenschaften auftreten. In der Prognose kommt es somit zu Kombinationen von Eigenschaften für eine zugehörige Vorklasse, die in der Analyse nicht beobachtet wurde. Bei einer ausreichend großen historischen Datenmenge sollte dieses Problem nicht mehr auftauchen. Für die vorliegende Datenmenge muss jedoch festgestellt werden, dass sich eine große Anzahl an Vorklassen negativ auf das Prognoseergebnis auswirkt. Das beste Ergebnis, also der minimale GEH-Wert, wird mit der Vorklassifizierung nach Feiertagen und Wochentagart erreicht. In diesem Fall existieren 5 Vorklassen.

In Abbildung 44 sind die Boxplots für die Prognoseszenarios in Abhängigkeit von den verwendeten Eigenschaften bei der Zuordnung der prognostizierten Tage zu den jeweiligen Clustern dargestellt. Die definierten Gruppen entsprechen dabei den bereits in der Regressionsanalyse verwendeten Gruppen (vgl. Tabelle 18, S. 81). Analog zu den Vorklassifizierungen kann das Prognoseergebnis durch das Betrachten zusätzlicher Eigenschaften verbessert werden, führt jedoch nicht zwingend zu einer Verbesserung. Abbildung 44 zeigt, dass das Hinzunehmen jeder Eigenschaftengruppe bis auf das Wetter den minimal erreichten Wert nochmals verringert, also das Prognoseergebnis verbessert. Dies gilt auch für das 25%-Perzentil, jedoch nicht für den Medianwert. Durch das Hinzunehmen des Wetters als relevante Eigenschaft erhöhen sich sowohl der minimale Wert, 25%-Perzentil als auch der Medianwert. Entsprechend verschlechtert sich die Prognosequalität. Dies ist in Abbildung 44 exemplarisch für die Variante W,FT,F^*_{By},S,F^*_{Eur},We gegenüber der Variante W,FT,F^*_{By},S,F^*_{Eur} dargestellt, gilt jedoch für die anderen Varianten ebenfalls. Die einzige hier nicht aufgeführte Eigenschaftengruppe ist der Jahreszyklus (JZ), also die Eigenschaften bezüglich der Jahreszeit bzw. des Kalendermonats. Deren Verwendung führt zu keiner nennenswerten Veränderung der Verteilung der Prognosequalität. Auf eine Darstellung wird daher verzichtet.

Das beste Prognoseergebnis wird erzielt, wenn die Eigenschaften Wochentage (W), Feiertage (FT), differenzierte Schulferien (F^*_{By}), Sondertage wie Brückentage und lange Wochenenden (S), Ferien in einzelnen Bundesländern und europäischen Nachbarstaaten differenziert nach Art sowie Ferienbeginn- und Ende ($F^*_{Eur,}$ $F^*_{Bl,}$) und das Münchner Oktoberfest berücksichtigt werden. Folglich kann für diese Eigenschaften ein Einfluss auf stündliche Verkehrsstärke geschlussfolgert werden, da sich das Prognose-

ergebnis durch das Hinzunehmen dieser Eigenschaften aufgrund der veränderten Zuordnung verbessern lässt.

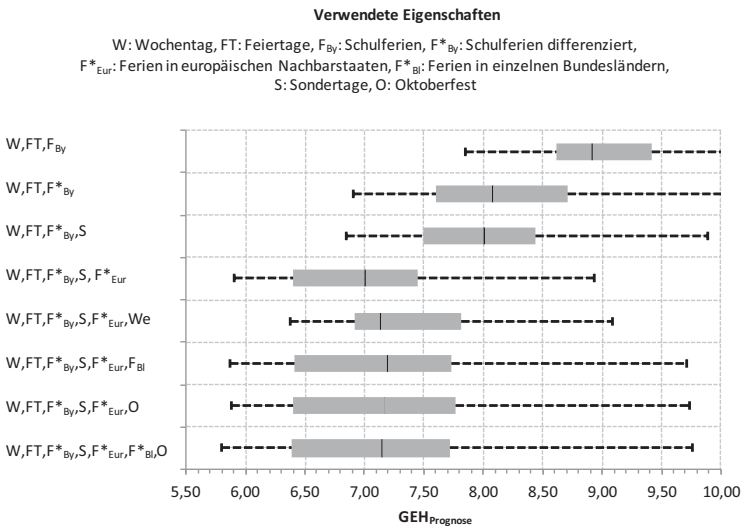

Abbildung 44: Veränderung der Prognosequalität für unterschiedlich betrachtete Eigenschaften bei der Zuordnung von entstandenen Clustern zu Prognosetagen

Nachweis der Hypothesen

Der Einfluss des Wochentags auf die Verkehrsstärke kann sowohl anhand der exemplarischen Analyse der Clusterergebnisse für den RMQ Hofoldinger Forst als auch im Rahmen der beispielhaften Prognose einer Netzganglinie bestehend aus vier RMQ nachgewiesen werden. Die Prognoseergebnisse können sowohl durch eine wochentagartfeine Vorklassifizierung als auch mit dem Wochentag als zuordnungsrelevante Eigenschaft verbessert werden. Bezüglich des Wetters kann zumindest für die exemplarische Analyse des Regionalverkehrs eine qualitative und quantitative Veränderung des Tagesgangs an Sonntagen gezeigt werden. Die Prognosequalität wird hingegen durch Einbezug der beobachteten Wetterklassen in die Vorklassifizierung bzw. durch Betrachtung als zuordnungsrelevante Eigenschaften verschlechtert. Kein Einfluss kann für den Jahreszyklus festgestellt werden. Die weiteren Hypothesen können dadurch bestätigt werden, dass die zugehörige Eigenschaftsgruppe die Güte der exemplarischen Prognoseergebnisse tendenziell verbessert. Eine Zusammenfassung der Prüfung der Hypothesen ist in Tabelle 24 enthalten.

Hypothese	Nachweis	Kommentar
Einfluss Wochentag	Ja	Verbesserung der exemplarischen Prognose durch Einbezug in die Vorklassifizierung und durch Verwendung als Eigenschaftswert
Einfluss Art der Schulferien	Ja	Verbesserung der exemplarischen Prognose durch Verwendung als Eigenschaftswert
Einfluss Bundesland/Nation der Schulferien	Ja	
Einfluss Beginn/Ende der Schulferien	Ja	
Einfluss Jahreszeitzyklus	Nein	Keine Veränderung der exemplarischen Prognose durch Einbezug in die Vorklassifizierung oder durch Verwendung als Eigenschaftswert
Einfluss Sondertage	Ja	Verbesserung der exemplarischen Prognose durch Verwendung als Eigenschaftswert
Einfluss Wetter	(Ja)	Nur für Regionalverkehr wird Tagesgang beeinflusst. Verschlechterung der exemplarischen Prognose durch Einbezug in die Vorklassifizierung und durch Verwendung als Eigenschaftswert

Tabelle 24: Nachweis der Hypothesen - Ergebnis clusterbasierte Analyse

4.3.2.3 Bestimmung der Ausprägung der Modellparameter

Das Ableiten der Modellparameter für die zu erstellende Prognose für das Jahr 2011 (vgl. Kapitelübersicht in Abbildung 14, S. 68) findet auf Basis der bereits dargestellten exemplarischen Prognoseszenarien für die vier RMQ statt. Das Herausfiltern der Tage mit einer vorgeschalteten Clusterung mit dem Single Linkage-Verfahren (vgl. FELLENDORF ET AL. (2011)) wurde zusätzlich getestet, veränderte das Prognoseergebnis jedoch nicht. Daher wird das bereits erwähnte Ausfiltern der Tage mit Unfällen mit Personenschaden und Baustellen an denen mindestens ein Fahrstreifen gesperrt war, übernommen. Als Vorklassifizierung stellt sich für die exemplarischen Prognoseszenarios die Variante am günstigsten heraus, die nach Feiertagen, Montag bis Donnerstag, Freitag, Samstag und Sonntag differenziert. Die relevanten Eigenschaften werden ebenfalls aus der exemplarischen Analyse übernommen. Um den Effekt der Wetterintegration in die Prognose evaluieren zu können, wird eine Modellvariante ohne Betrachtung des Wetters als zuordnungsrelevante Eigenschaft berechnet und eine Variante mit Betrachtung des Wetters.

Für die Prognose sind darüber hinaus das angewandte Clusterverfahren, das zugehörige Abbruchkriterium und der maximale Eigenschaftswert festzulegen. Wie bereits erwähnt, stellt sich das Average-Linkage-Verfahren als günstiger Fusionierungsalgorithmus heraus, da dieser sowohl Ausreißer identifiziert als auch gut interpretierbare, mehrfach besetzte Cluster bildet. Die Ausreißer haben aufgrund der Begrenzung des maximalen Eigenschaftswertes eine geringere Wahrscheinlichkeit

zugordnet zu werden, es sei denn, sie unterscheiden sich in ihrer Eigenschaftsstruktur wesentlich von den entstandenen mehrfach besetzten Clustern. Die beschriebene Zuordnungsmethode filtert somit unter Verwendung des Average-Linkage-Verfahrens Ausreißer aus, die sich nicht anhand ihrer besonders ausgeprägten Eigenschaftswerte beschreiben lassen. Dies ist vermutlich auch der Grund, weshalb eine vorgeschaltete Filterung mit dem Single-Linkage-Verfahren zu keiner Änderung der Prognoseergebnisse führt. Der Variante ohne vorgeschaltete Clusterung wird der Vorzug gegeben, da auf diese Weise die gesamte Verfahrensstruktur möglichst einfach gehalten wird.

Die Verwendung des Average Linkage-Verfahrens fordert die Vorgabe eines maximal zulässigen Distanzmaßes für die Clusterung. Eine Möglichkeit zur Festlegung des maximal zulässigen Distanzmaßes ist das Elbow-Kriterum, bei dem die Summe der Distanzen zwischen den Objekten der entstehenden Cluster über der Anzahl der entstehenden Cluster aufgetragen wird. Durch die Anwendung des Elbow-Kriterium werden grundsätzlich zwei gegenläufige Zielkriterien optimiert: Zum einen wird die Summe der Distanzen minimiert, zum anderen wird die Anzahl der Cluster vor allem aus Gründen der Handhabbarkeit möglichst klein gehalten (vgl. BACKHAUS ET AL. (2006)). Das Ergebnis für das Average-Linkage-Verfahren mit den in der exemplarischen Analyse beschriebenen Parametern (vier betrachtete RMQ, Vorklassifizierung nach Feiertagen und Wochentagarten) ist in Abbildung 45 dargestellt. Ein klarer Knick ist nicht erkennbar. Im Bereich des Abbruchkriteriums GEH = 8 ist jedoch zumindest ein Abflachen der Kurve erkennbar (grau markierter Bereich). Eine eindeutige Lösung ergibt sich hierbei jedoch nicht. Vor dem Hintergrund, dass die Handhabbarkeit mit steigender Anzahl der Cluster durch das automatisierbare Zuordnungsverfahren eine untergeordnete Rolle spielt, wird das angewandte Abbruchkriterium analog zu den andern Ausprägungen anhand der durchgeführten exemplarischen Prognose ausgewählt.

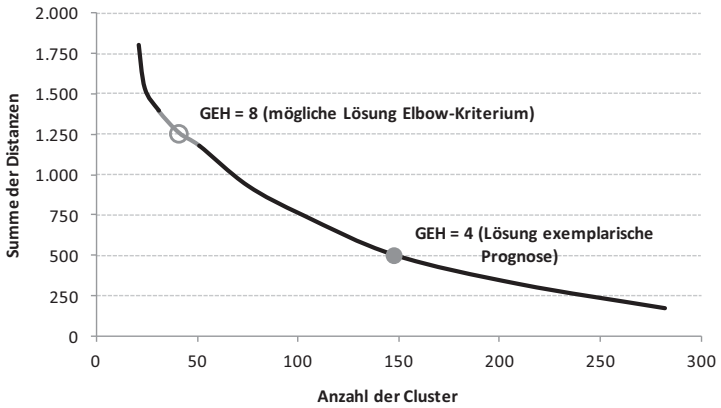

Abbildung 45: Anwendung des Elbow-Kriteriums zur Festelgung des Abbruchkriteriums für das Averrage-Linkage-Verfahren

In Abbildung 46 sind die entstehenden Boxplots für verschiedene Ausprägungen des maximal zugelassenen GEH-Wertes als Abbruchkriterium dargestellt. Anhand der minimalen Werte ist erkennbar, dass für alle aufgeführten Varianten des Abbruchkriteriums Werte von weniger als 6,5 erreichbar sind. Somit lassen sich bereits mit einem vergleichsweise hohen zugelassenen Distanzmaß von GEH = 12 im Mittel gute Ergebnisse erzielen.

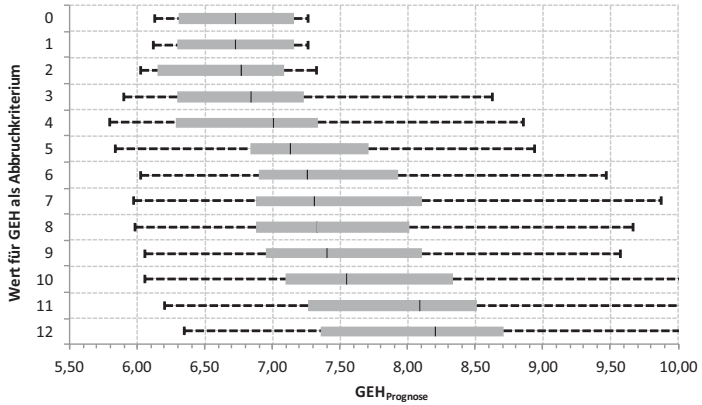

Abbildung 46: Veränderung der Prognosequalität für unterschiedliche Abbruchkriterien für das Average-Linkage-Verfahren

Das beste Prognoseszenario entsteht bei einem Abbruchkriterium GEH = 4. Dieser Wert ist zur Überprüfung ebenfalls in das Diagramm zur Anwendung des Elbow-Kriteriums in Abbildung 45 eingetragen. Es wird ersichtlich, dass für das Prognoseszenario in diesem Fall etwa 150 Cluster entstehen. Das dennoch gute Prognoseergebnis ist auf die adäquate Auswahl der relevanten Eigenschaften bei der Zuordnung der Cluster für die Prognose zurückzuführen.

Abschließend ist der maximale Eigenschaftswert für die Zuordnung der Prognosetage zu den entstehenden Clustern festzulegen. Die Festlegung basiert ebenfalls auf der Auswertung eines Boxplots auf dessen Darstellung an dieser Stelle verzichtet wird. Ein Eigenschaftswert von 0,5 erweist sich dabei als günstig.

Für die stundenfeine Prognose werden nun alle betrachteten TMC-Strecken (vgl. Kapitel 4.1) des Untersuchungsgebietes zu einer Netzganglinie zusammengefasst. Die vorgestellte Methode wird mit den benannten Ausprägungen der Modellparameter durchgeführt. Der Analysezeitraum für die Clusterung umfasst die Jahre 2008 bis 2010 und der Prognosezeitraum ist das Jahr 2011. Es wird eine Variante ohne Betrachtung des Wetters als zuordnungsrelevante Eigenschaft und eine Variante mit Betrachtung des Wetters als zuordnungsrelevante Eigenschaft berechnet.

4.3.2.4 Evaluierung der Prognose

Die Evaluierung erfolgt, wie in Kapitel 4.1 beschrieben, für jede Stunde und jeden Tag des Jahres 2011, für 54 TMC-Strecken anhand von Zählstellenwerten mit dem GEH-Wert. Die dabei entstehenden mittleren GEH-Werte, differenziert nach Wochentagen, sind sowohl für die stundenfeine Prognose als auch für die Prognose des Tagesverkehrsaufkommens in Tabelle 25 zusammengefasst. Ein Verringerung des GEH-Werts ist hierbei als Verbesserung der Prognosequalität aufzufassen.

Wochentag	GEH-Stunde ohne Wetter	GEH-Stunde- mit Wetter	GEH-Tag ohne Wetter	GEH-Tag mit Wetter
Montag	3,8	4,0	12,9	13,2
Dienstag	4,2	3,9	15,3	14,4
Mittwoch	3,7	4,0	13,3	14,6
Donnerstag	3,7	4,1	13,5	15,5
Freitag	4,5	5,3	17,0	20,2
Samstag	8,0	8,5	35,1	36,4
Sonntag	6,9	7,2	28,8	29,6

Tabelle 25: Übersicht der stündlichen und tagesfeinen Prognoseergebnisse ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis clusterbasiertes Modell

Es ist erkennbar, dass sich ausschließlich für Dienstage die stundenfeine Prognose und die Tagesprognose durch das Betrachten des Wetters verbessern lassen. Am deutlichsten verschlechtert sich das Prognoseergebnis auf Stundenebene an Freitagen und auf Tagesebene an Donnerstagen durch Einbeziehen des Wetters.

Analog zum Regressionsmodell werden die Prognoseergebnisse für die drei Wochentagarten Freitag, Samstag und Sonntag nochmals differenzierter betrachtet. Anhand der Häufigkeitsverteilung der stündlichen Prognosewerte, dargestellt in Abbildung 47, ist erkennbar, dass das Modell ohne Wetter in etwa drei Prozent mehr Fällen ein sehr gutes Prognoseergebnis (GEH < 5) erzeugt als das Modell mit Wetter. Im Gegenzug liegt das Prognoseergebnis für das Modell mit Wetter jeweils in ein Prozent mehr Fällen in den drei GEH-Wert-Klassen im Bereich zwischen 5 und 20 als das Modell ohne Wetter.

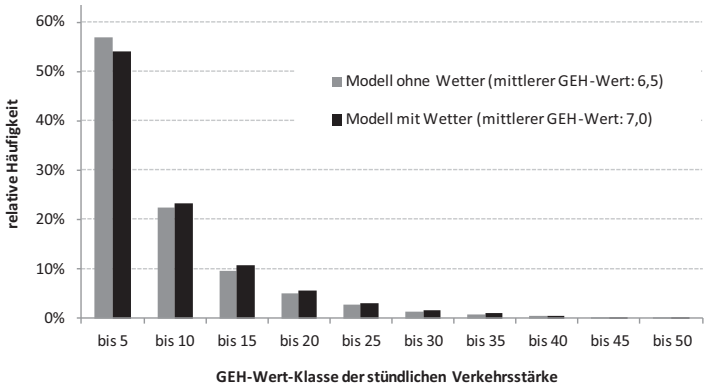

Abbildung 47: Prognosequalität der stündlichen Verkehrsstärke ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis clusterbasiertes Modell mit/ohne Betrachtung des Wetters

Die Häufigkeitsverteilungen der GEH-Werte für die Tagesprognose in Abbildung 48 zeigen für das Modell ohne Wetter ebenfalls eine höhere Häufigkeit im sehr guten Bereich als für das Modell mit Wetter. Hingegen steigert sich die Häufigkeit für die GEH-Wert-Klassen im Bereich 30 bis 45 für das Modell mit Wetter. Es wird also für mehr Fälle ein ungenügendes Prognoseergebnis erzielt.

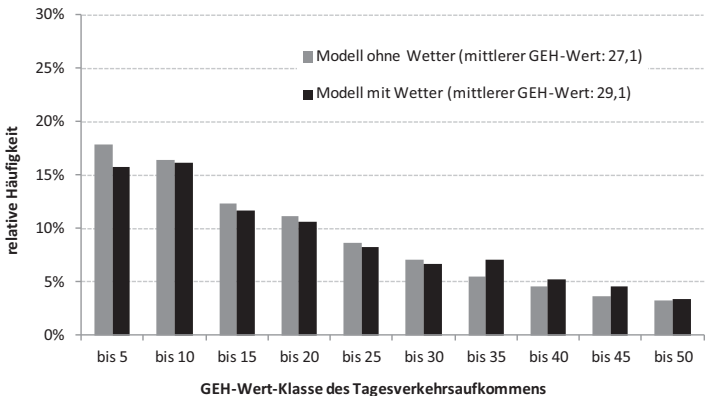

Abbildung 48: Prognosequalität der Tagesverkehrsstärke ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis clusterbasiertes Modell

In den Abbildungen 49 bis 51 ist analog zur Evaluierung des Regressionsmodells die Änderung der Prognosequalität ausgehend vom Modell ohne Wetter zum Modell mit Wetter dargestellt. Die Auswertung ist für die Tagesprognose (mittelgrauer Balken) und stündliche Prognose (schwarzer Balken) differenziert für Freitag, Samstag und Sonntag dargestellt.

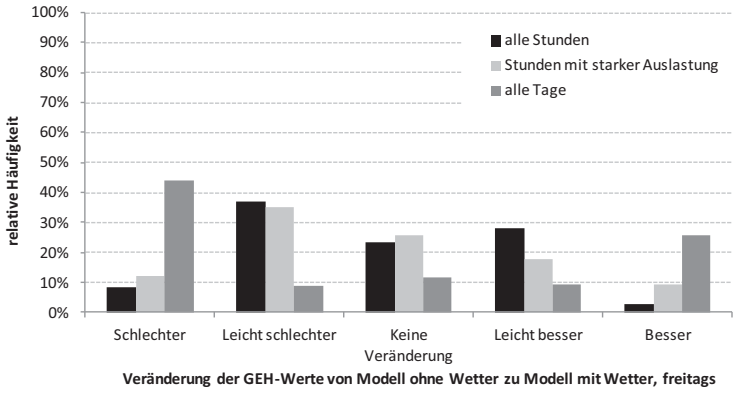

Abbildung 49: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Freitagen - Ergebnis clusterbasiertes Modell

Für die Prognose der Freitage (vgl. Abbildung 49) ist erkennbar, dass in etwa 8 % aller Stunden das Prognoseergebnis für das Modell mit Wetter erheblich schlechter und in 38 % der Fälle leicht schlechter ist als für das Modell ohne Wetter. Im Gegenzug kann

die Prognose durch Betrachtung des Wetters nur in 29 % der Fälle leicht verbessert und in ca. 2 % der Fälle erheblich verbessert werden. Für die Stunden mit starker Auslastung kann allerdings in etwa 9 % der Fälle das Ergebnis erheblich verbessert werden, dafür aber auch in 18 % der Fälle nur leicht. Die Verschlechterung für Stunden mit starker Auslastung liegt in einem ähnlichen Bereich wie bei der Betrachtung aller Stunden.

Ein anderes Bild zeigt sich hingegen für Samstage und Sonntage in den Abbildungen 50 und 51. Während für Samstage (vgl. Abbildung 50) der mittlere GEH-Werte für das Modell mit Wetter sowohl für die Stunden- als auch die Tagesprognose höher ist und somit die Prognosequalität niedriger, findet jedoch trotzdem für die Tagesprognose und auch für die Stundenprognose häufiger eine Verbesserung als eine Verschlechterung der Modellqualität durch das Betrachten des Wetters statt. Für die Stundenprognose stellt sich in 27 % der Fälle eine leichte Verbesserung ein, während nur in 21 % der Fälle eine leichte Verschlechterung eintritt. Für die Tagesprognose zeigt sich in 38 % der Fälle eine deutlichere Verbesserung und nur in 26 % eine deutliche Verschlechterung. Der erhöhte Mittelwert für die Stunden- und Tagesprognose ist damit zu erklären, dass die Fälle in denen eine Verschlechterung der Prognose eintritt z. T. mit einer sehr hohen Steigerung des GEH-Wertes verbunden sind und extremer ausfallen als die Verbesserungen. Die Prognosequalität wird durch das Modell mit Wetter häufiger deutlich schlechter als deutlich besser, während sich die leichten Verbesserungen und Verschlechterungen in etwa die Waage halten.

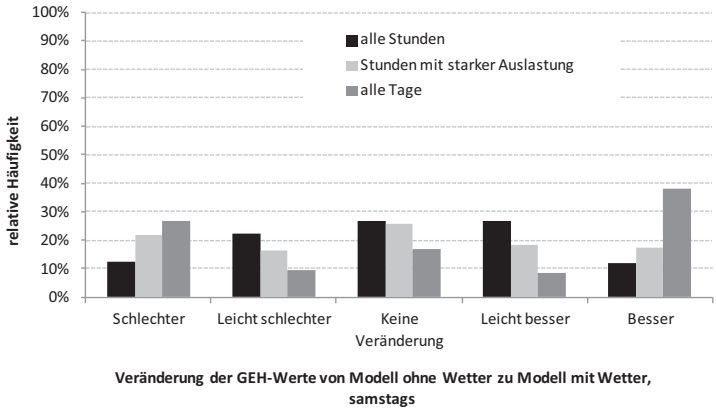

Abbildung 50: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Samstagen - Ergebnis clusterbasiertes Modell

Für Sonntage ist erkennbar (vgl. Abbildung 51), dass sich sowohl für die Tages- als auch für die Stundenprognose die Häufigkeiten der Verschlechterungen und Verbes-

serungen durch das Einbeziehen des Wetters sehr ähnlich sind. Auch hier lässt sich die Erhöhung des mittleren GEH-Wertes durch den Einbezug des Wetters damit erklären, dass die Verschlechterung in den sehr hohen Bereichen extremer ausgeprägt sind als die Verbesserungen. Für die Stunden mit hoher Auslastung findet sonntags sogar häufiger eine Verbesserung als eine Verschlechterung statt. Während in 10 % der Fälle die Prognosequalität deutlich verschlechtert wird, kann in 27 % der Fälle eine deutliche Verbesserung erreicht werden.

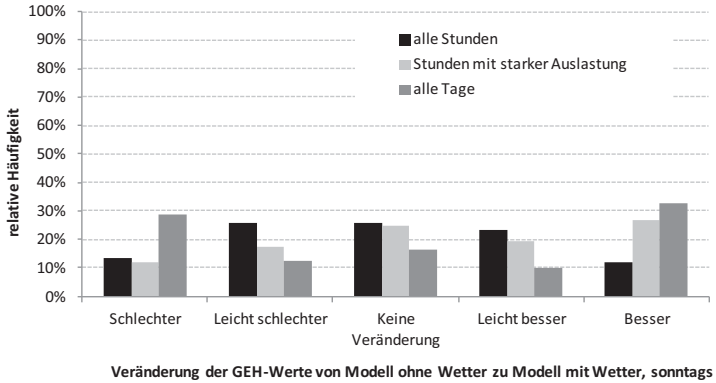

Abbildung 51: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Sonntagen - Ergebnis clusterbasiertes Modell

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass sich die Prognosequalität ausgedrückt durch den mittleren GEH-Wert durch die Modellierung mit Wettereffekt verschlechtert. Allerdings verbessert sich die Prognosequalität an Samstagen für die stündlichen Verkehrsstärken und die Tagesverkehrsaufkommen häufiger als sie sich verschlechtert. An Sonntagen wird für stark ausgelastete Stunden häufiger eine Verbesserung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters erzielt.

4.3.3 Verkehrsnachfragemodell

4.3.3.1 Ableiten des Modells

Grundprinzip

In diesem Kapitel wird das grundlegende Vorgehen bei der wetterabhängigen Verkehrsnachfragemodellierung vorgestellt. Für die Erstellung einer stundenfeinen Prognose wird das in Abbildung 2, S. 15 dargestellte, vierstufige Verkehrsnachfrage-modell unter Verwendung von personengruppenfeinen Tagesganglinien um die Stufe

der Abfahrtszeitwahl erweitert, vgl. Kapitel 2.3.2. Damit entsteht zunächst die in Abbildung 52 dargestellte Modellstruktur.

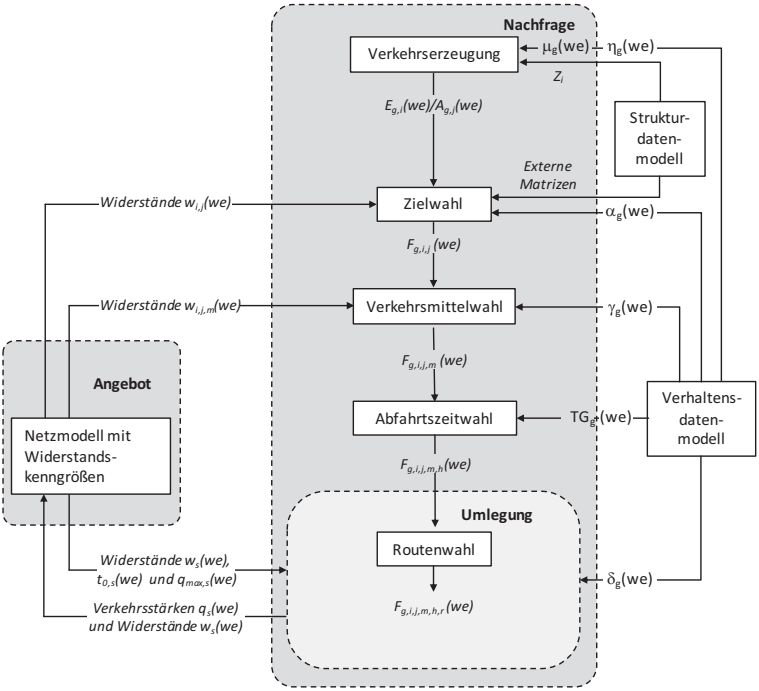

Abbildung 52: Teilmodelle eines wetterabhängigen Verkehrsnachfragemodells für die stundenfeine Prognose

In Abbildung 52 sind zunächst alle Teilmodelle, die Entscheidungen der Verkehrsteilnehmer betreffen, und die sich ergebenden Widerstände im Netzmodell als wetterabhängig (we) gekennzeichnet. Die Wetterabhängigkeit kann für die verschiedenen Parameter jeweils folgendermaßen interpretiert werden:

- *Verkehrserzeugung*: Die Wetterabhängigkeit auf Ebene der Verkehrserzeugung kann mit wetterabhängigen Erzeugungsraten $\mu_g(\mathrm{we})$ und wetterabhängigen Attraktionsraten $\eta_g(\mathrm{we})$ beschrieben werden. Eine wetterabhängige Erzeugungsrate bedeutet, dass für bestimmte Wettersituationen die Anzahl der Wege zu bestimmten Zwecken variiert, z. B. mehr Freizeitwege bei Topwetter durchgeführt werden. Durch eine wetterabhängige Attraktionsrate $\eta_g(\mathrm{we})$ kann der Umstand beschrieben werden, dass für verschiedene Wettersituationen bestimmte Aktivitätenorte eine unterschiedliche Attraktion aufweisen. Outdoor-Aktivitäten wie Wandern oder Skifahren verlieren bei schlechtem Wetter tendenziell an Attraktivität, Indoor-

Aktivitäten, wie Einkaufen oder Museumsbesuche, sind hingegen auch bei schlechtem Wetter attraktiv.

- *Zielwahl:* Ein wetterabhängiger Zielwahlparameter $\alpha_g(we)$ beschreibt die Widerstandsempfindlichkeit je nachdem welche Wettersituation vorherrscht. Möglicherweise sind die Verkehrsteilnehmer bereit, Wege mit höherem Widerstand bei Topwetter zurückzulegen. Ein anderer Aspekt, der sich bei der Anwendung diskreter Wahlmodelle ergibt, ist, dass die Kriterien bzw. die Gewichtung für die einzelnen Widerstände in Abhängigkeit der vorherrschenden Wettersituation gestaltbar sind (vgl. Kapitel 2.3.1). Das wäre der Fall, wenn sich z. B. die Bewertung der Reisezeit gegenüber der Reiseweite verändert. Vermutlich spielt diese Art der Wetterabhängigkeit bei der Zielwahl allerdings eine untergeordnete Rolle.
- *Verkehrsmittelwahl*: Wird der Verkehrsmittelwahlparameter $\gamma_g(we)$ wetterabhängig gestaltet, wird die Tatsache abgebildet, dass für bestimmte Wettersituationen geänderte Verkehrsmittelpräferenzen vorliegen, dass z. B. Fahrradfahrer bei Regen den ÖV bevorzugen oder Pendler bei Glatteis und Schneefall statt des Pkw ebenfalls den ÖV wählen. Für die Verkehrsmittelwahl kommt dem Aspekt der wetterabhängigen Gewichtung der einzelnen Widerstandsparameter eine größere Rolle zu, als bei der Zielwahl. Es ist vermutlich so, dass Umsteigezeit und Zugangs- und Abgangsweg im ÖV im Falle von schlechtem Wetter mit einer höheren Empfindlichkeit bewertet werden als bei Topwetter. Die Empfindlichkeit gegenüber der Fahrzeit im Fahrzeug ist vermutlich nicht entscheidend durch das Wetter beeinflusst.
- *Abfahrtszeitwahl:* Eine wetterabhängige Abfahrtszeitwahl, im Modell abgebildet durch wetterabhängige Tagesganglinien $TG_g(we)$, kann eine aufgrund der Wettersituation geänderte Aktivitätenreihenfolge oder auch eine geänderte Aktivitätendauer abbilden. Während zum Beispiel bei Regen an Sonntagen eventuell eher Ortsveränderungen für halbtägige Aktivitäten durchgeführt werden, wird bei Topwetter eventuell eher ein Ganztagesausflug durchgeführt.
- *Routenwahl:* Eine wetterabhängige Routenwahl mit dem Widerstandsparameter $\delta_g(we)$ bildet wetterabhängige Präferenzen bezüglich der gewählten Route ab. So könnte z. B. für Pkw-Fahrer die Zuverlässigkeit bei schlechtem Wetter oder Schnee eine größere Rolle spielen, sodass in diesem Fall tendenziell Routen im übergeordneten Straßennetz gewählt werden.
- Netzmodell: Die Wetterabhängigkeit im Netzmodell kann für den mIV z. B. durch eine wetterabhängige Kapazität $q_{max,s}(we)$ und wetterabhängige Fahrzeit auf freier Strecke abgebildet werden $t_{0,s}(we)$. Dadurch kann der Tatsache Rechnung getragen werden, dass Pkw-Fahrer bei schlechtem Wetter oder Schneeereignissen ihr Fahrverhalten bezüglich Wunschgeschwindigkeit und Fahrzeugabstand anpassen und sich die genannten Parameter dadurch verändern.

Abgebildete Entscheidungsstufen mit bzw. ohne Wettereinfluss

Um alle obengenannten Parameter wetterabhängig zu kalibrieren, bedarf es einer sehr vielschichtigen Datengrundlage. Für das in dieser Arbeit angewendete Modell werden nur diejenigen Parameter in Abhängigkeit vom Wetter formuliert, die entweder anhand der in Kapitel 3 beschriebenen Datengrundlage oder der ebenfalls zur Verfügung stehenden Haushaltsbefragung Mobilität in Deutschland - MiD (vgl. INFAS (2008)) kalibriert werden können. Für den Aufbau des Verkehrsnachfragemodells stehen außerdem das deutschlandweite Validate-Modell und das Verkehrsmodell der Verkehrsinformationsagentur Bayern (VIB) zur Verfügung (vgl. Kapitel 3.1.4).

Für die Verkehrserzeugung, Zielwahl und Verkehrsmittelwahl können Verhaltensparameter aus der Haushaltsbefragung MiD abgeleitet werden. Da die vorhandenen Verkehrsmodelle ausschließlich den mIV abbilden, wird die Verkehrsmittelwahl direkt im Anschluss an die Verkehrserzeugung durchgeführt, also ein Trip-End-Modell angewendet. Dies wird derart umgesetzt, dass direkt Erzeugungsraten für die Anzahl von Pkw-Wegen in Abhängigkeit vom Wetter bestimmt werden.

Für die Zielwahl wird geprüft, ob sich aus der Haushaltsbefragung wetterabhängige Reiseweitenverteilungen ableiten lassen. Daraus ergeben sich ggf. unterschiedliche Widerstandsparameter für die Zielwahl bezüglich des Gesamtwiderstands. Eine wetterabhängige Gewichtung der einzelnen Widerstandsparameter wird hingegen nicht untersucht. Hierbei ist zu beachten, dass die Ergebnisse der Zielwahl durch die Ergebnisse der Verkehrserzeugung bereits beeinflusst sind. Allein die wetterabhängigen Attraktionsraten verschiedener Aktivitätenorte verändern die resultierende Reiseweite, da die Attraktionspotenziale aus der Verkehrserzeugung wetterabhängig sind.

Die Abfahrtszeitwahl wird anhand wetterabhängiger Tagesganglinien ebenfalls wetterabhängig abgebildet. Für die Routenwahl wird auf eine wetterabhängige Kalibrierung verzichtet. In der Haushaltsbefragung MiD spielt die Routenwahl keine Rolle und das vorgestellte Erhebungskonzept erlaubt keine explizite Auswertung der Daten bezüglich der Routenwahl, da das beobachtete Verkehrsaufkommen durch alle vorangestellten Entscheidungsebenen beeinflusst ist und darüber hinaus keine Information über die Alternativrouten zur Untersuchungsstrecke erhoben wurden. Für eine wetterabhängige Kalibrierung der Routenwahl wären spezifische Revealed- bzw. Stated-Preference-Experimente nötig, um den Effekt der veränderten Routenwahlpräferenzen tatsächlich isoliert von den anderen Effekten betrachten zu können. Die Kapazität und freie Fahrzeit werden im Rahmen der Nachfragemodellierung ebenfalls nicht in Betracht gezogen. Dies erfolgt implizit bei der Verkehrslageschätzung auf Basis der erzeugten Verkehrsnachfrage im darauffolgenden Kapitel 4.4. Die Eigenschaften des Modellansatzes bezüglich der Wetterabhängigkeit sind in Tabelle 26 zusammengefasst.

Teilmodell	Abbildung im Modell	Wetterabhängig ausgeprägt?
Verkehrserzeugung	Ja	Ja
Zielwahl	Ja	Ja
Verkehrsmittelwahl	Implizit, Trip-End-Modell: Verkehrsmittelwahl direkt angeschlossen an Verkehrserzeugung	Implizit
Abfahrtszeitwahl	Ja, durch Verwenden von personengruppenfeinen Tagesganglinien	Ja
Routenwahl	Ja	Nein
Netzmodell	Ja	Nein

Tabelle 26: Übersicht ausgewählter Eigenschaften des angewandten wetterabhängigen Verkehrsnachfragemodells

Anmerkung zum Urlaubsverkehr

Sowohl bei den Untersuchungen mittels Regressionsanalyse als auch mittels Clusteranalyse werden der Urlaubsverkehr innerhalb und außerhalb der Schulferien sowie die sich verändernde Verkehrsmenge an Feiertagen und langen Wochenenden mit einbezogen. Im Rahmen der Verkehrsnachfragemodellierung gestaltet sich die verhaltensbasierte Abbildung derartiger Effekte als sehr komplex und ist im Rahmen dieser Arbeit nicht zu leisten. Für eine derartige Modellierung muss eine längsschnittorientierte Betrachtung des Problems erfolgen, d. h. die Verhaltensdaten müssen über mehrere Jahre erhoben, im entsprechenden kalendarischen und ereignisorientierten Kontext ausgewertet und in die jeweiligen Modelle integriert werden. Einen Ansatz hierzu liefert z. B. MANZ (2004). In der vorliegenden Arbeit wird die Verkehrsnachfragemodellierung ausschließlich für eine durchschnittliche Woche des Jahres durchgeführt. Auch die Auswertung der Haushaltsbefragung erfolgt hinsichtlich des Wettereinflusses auf die alltäglichen Wege und nicht hinsichtlich des Urlaubsverkehrs, da Urlaubsreisen durch Stichtagbefragungen wie MiD nur unzureichend erfasst werden (vgl. INFAS (2008)).

4.3.3.2 Auswertung Haushaltsbefragung

Um die aufgestellten Hypothesen bezüglich der Wetterabhängigkeit der alltäglichen Ortsveränderungen der Verkehrsteilnehmer nachprüfen zu können, werden Daten der Haushaltsbefragung MiD herangezogen. MiD ist eine deutschlandweite Haushaltsbefragung, in deren Rahmen Menschen zu ihrem Mobilitätsverhalten an einem bestimmten Stichtag befragt werden. Insgesamt umfasst die Befragung 25.922 Haushalte, mit 60.731 Personen, die 193.290 Wege durchgeführt haben. Erfasst werden, neben soziodemografischen Merkmalen der Person und des Haushalts, die am Stichtag zurückgelegten Wege u. a. hinsichtlich Zweck, Weite, Dauer, Verkehrsmittel und Abfahrtszeit. Darüber hinaus wird abgefragt, welche Wettersituation an diesem Tag

vorherrschte. Die fünf Wetterklassen in MiD werden dabei auf die definierten Wetterklassen übertragen (vgl. Tabelle 27), sodass eine Auswertung für die vier Klassen Topwetter, Mittelwetter, schlechtes Wetter und Schnee stattfinden kann.

Wetterklasse MiD	Zugeordnete Wetterklasse der vorliegenden Arbeit
Sonnig	Topwetter
Heiter bis leicht bewölkt	Mittelwetter
Stark bewölkt	Mittelwetter
Regnerisch	Schlechtes Wetter
Schnee	Schnee

Tabelle 27: Zuordnung der Wetterklassen in MiD zu den verwendeten Wetterklassen in der vorliegenden Arbeit

Einfluss des Wetters - Verkehrserzeugung

In Hinblick auf die Verkehrserzeugung werden zunächst die durchschnittliche Anzahl der Wege pro Person, also die Erzeugungsrate bezogen auf alle Wege, differenziert nach Wetter und Wochentagen ausgewertet, vgl. Abbildung 53. Da die Ergebnisse für Montag bis Donnerstag sehr ähnlich sind, werden diese im Diagramm zu einer Gruppe zusammengefasst. Das obere Diagramm zeigt die Anzahl aller durchgeführten Wege, unabhängig vom Wegezweck. Die Anzahl der Wege ist für Freitag tendenziell am höchsten, jedoch nur leicht höher als für Montag bis Donnerstag. An Samstagen ist das Wegeaufkommen etwas niedriger, die wenigsten Wege werden an Sonntagen durchgeführt.

Bezüglich des Wetters kann festgestellt werden, dass an allen Wochentagen bei Schneeereignissen die wenigsten Wege durchgeführt werden. Für die Wochentage Montag bis Freitag werden bei Topwetter sogar etwas weniger Wege durchgeführt als bei Mittelwetter und schlechtem Wetter. An den Wochenenden werden hingegen bei Topwetter tendenziell mehr Wege verzeichnet. An Samstagen und Sonntagen werden bei schlechtem Wetter weniger Wege durchgeführt. Die Schwankung für die unterschiedlichen Wetterklassen ist am Wochenende tendenziell etwas höher.

Im unteren Teil von Abbildung 53 ist die identische Auswertung nur für Freizeitwege dargestellt. Im Gegensatz zur Gesamtanzahl der Wege steigt die Anzahl der Freizeitwege an den Wochenenden. Damit steigt auch der Anteil an Freizeitwegen an Wochenenden an. Es ist außerdem erkennbar, dass für Samstag und Sonntag die Schwankung der Gesamtwegeanzahl für die jeweiligen Wetterklassen sehr gut durch die Schwankung der Freizeitwegeanzahl erklärt ist. Somit kann bestätigt werden, dass der Fokus für eine wetterabhängige Verkehrsprognose auf den Freizeitverkehr an Wochenenden zu legen ist.

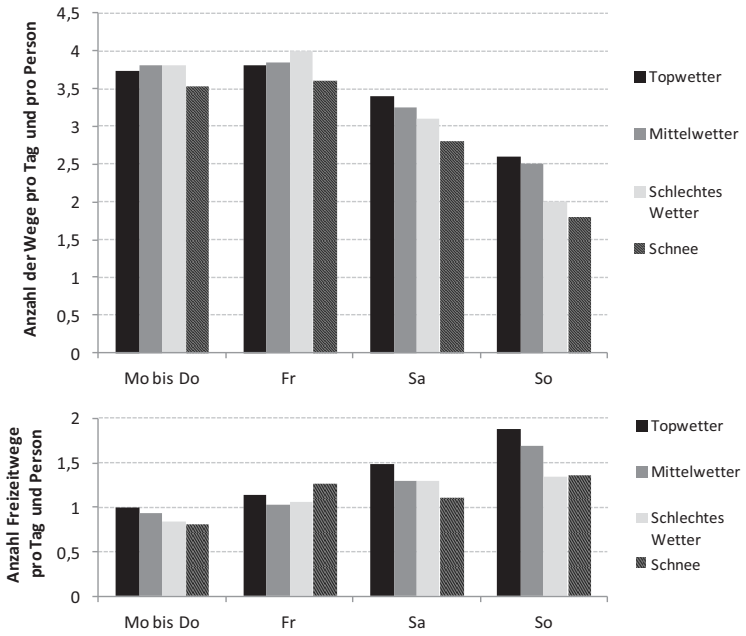

Abbildung 53: Anzahl zurückgelegter Wege pro Tag, alle Personen (mobil und nicht mobil), Anzahl Wege: 193.290, Anzahl Freizeitwege: 61.900, Datenquelle: MiD 2008

Die Auswertungen in Abbildung 53 beziehen sich auf alle zurückgelegten Wege, unabhängig von der Reiseweite und dem gewählten Verkehrsmittel. In dieser Arbeit liegt das Augenmerk hingegen auf dem Verkehrsaufkommen auf Autobahnen. Es werden also nur Wege betrachtet, die als Pkw-Fahrer bzw. Mitfahrer zurückgelegt werden. Vor diesem Hintergrund wird mit den MiD-Daten ausgewertet, inwiefern sich die Anzahl der mit dem Pkw zurückgelegten Freizeitwege, die länger als 10 km sind, verändert. Kürzere Wege mit dem Pkw führen tendenziell nicht über Autobahnen. Folglich ist in Abbildung 54 die Veränderung der Erzeugungsrate für wohnungsgebundene Freizeitwege (Hin- und Rückweg getrennt), die länger als 10 km sind und mit dem Pkw durchgeführt werden, in Abhängigkeit von der Wetterklasse angegeben. Bezugsgröße ist die Wetterklasse Mittelwetter. Die Auswertung erfolgt differenziert nach Wochentag und nach Hin- und Rückweg. Da für Montag bis Donnerstag keine wetterabhängige Veränderung festgestellt werden kann, sind nur die Wochentage Freitag bis Sonntag dargestellt.

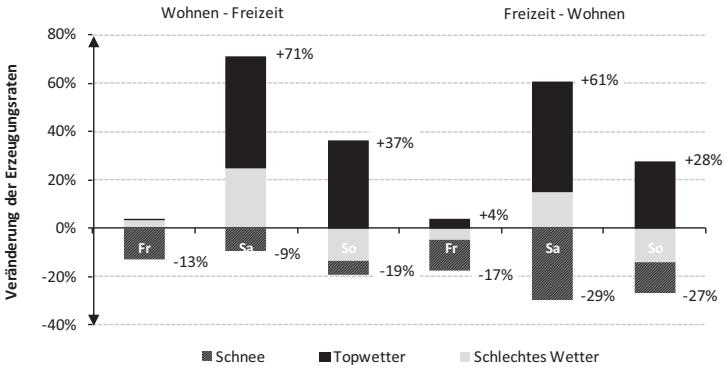

Abbildung 54: Veränderung der Erzeugungsrate für Freizeitwege mit dem Pkw, länger als 10 km, Anzahl Wege 11.527, differenziert nach Wetterklasse, Referenz Mittelwetter, Datenquelle: MiD 2008

Zunächst ist erkennbar, dass die Veränderungen für den Hinweg (von der Wohnung zur Freizeitaktivität) und den Rückweg (von der Freizeitaktivität zur Wohnung) sehr ähnlich sind. Grundsätzlich führen Schneeereignisse zu einer Verringerung der Erzeugungsrate für Pkw-Wege. Topwetter und schlechtes Wetter beeinflussen die Anzahl der Pkw-Wege an Freitagen nur im geringen Umfang. Im Fall von Topwetter erhöht sich die Anzahl der betrachteten Wege samstags und sonntags sehr deutlich. Für schlechtes Wetter gilt, dass sich die Anzahl der betrachteten Wege am Samstag erhöht und am Sonntag verringert. Dieses Ergebnis kann sich z. B. mit einem Verkehrsmittelwahleffekt erklären lassen. Bei schlechtem Wetter wählen die Verkehrsteilnehmer eher den Pkw als den ÖV, und somit erhöht sich die Anzahl der mit dem Pkw zurückgelegten Wege.

Einfluss des Wetters - Zielwahl

Um den Effekt des Wetters bezüglich der Zielwahl zu untersuchen, werden Reisweitenverteilungen mit den Daten aus MiD bestimmt. In Abbildung 55 sind die Reiseweitenverteilungen der wohnungsgebundenen Freizeitwege, die mit dem Pkw durchgeführt wurden, für die entsprechenden Wetterklassen dargestellt. Auf eine Unterscheidung nach Wochentagen wird zu Gunsten der höheren statistischen Sicherheit der Ergebnisse verzichtet. Die Wetterklasse Schnee kann aufgrund der kleinen Anzahl an Datensätze nicht mit einbezogen werden.

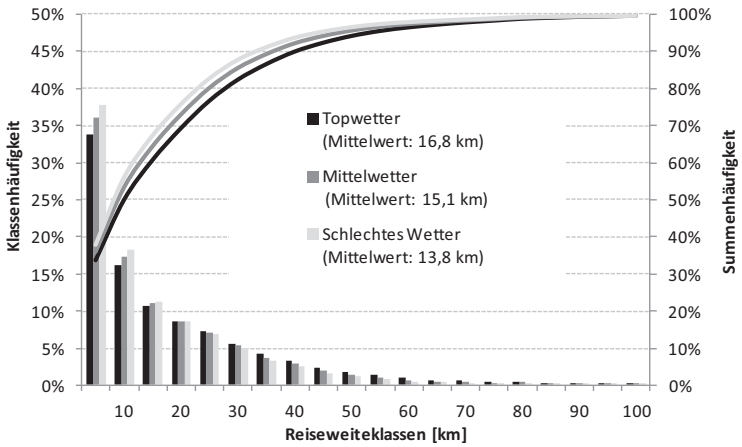

Abbildung 55: Reiseweitenverteilung für Freizeitwege mit dem Pkw, Anzahl Wege: 30.600, differenziert nach Wetterklasse, Datenquelle: MiD 2008

Aus den Reiseweitenverteilungen für die Wetterklassen Topwetter, Mittelwetter und schlechtes Wetter lässt sich eine wetterabhängige Widerstandsempfindlichkeit zum Aufsuchen von Zielen ableiten. Im Falle von Topwetter werden im Vergleich zu Mittelwetter weniger kurze (< 20 km) und mehr lange Wege (> 20 km) durchgeführt. Die Bereitschaft, längere Wege bzw. Wege mit höherem Widerstand in Kauf zu nehmen, steigt. Bei schlechtem Wetter werden hingegen mehr kurze und weniger lange Wege durchgeführt. Die mittlere Reiseweite mit dem Pkw für den Wegezweck Freizeit steigt bei Topwetter gegenüber Mittelwetter von 15,1 auf 16,8 km an und verringert sich bei schlechtem Wetter auf 13,8 km.

Neben der Analyse des Wettereinflusses auf die Erzeugungsraten und Reiseweitenverteilungen wird außerdem eine Analyse der Tagesganglinien für den wohnungsgebundenen Freizeitverkehr in Abhängigkeit der vorherrschenden Wetterklasse untersucht. Allerdings ist die vorliegende Datenmenge aus MiD nicht umfangreich genug, um statistisch abgesicherte Ergebnisse für diese differenzierte Fragestellung zu erzielen.

Nachweis der Hypothesen

Anhand der Haushaltsbefragung MiD werden der Wettereinfluss auf die Erzeugungsraten in Abhängigkeit vom Wochentag und die für bestimmte Wetterklassen resultierenden Reiseweiten ausgewertet. Der Urlaubsverkehr, der Jahreszyklus und Sondertage werden hingegen nicht analysiert. Für die Erzeugungsraten kann ein

Einfluss des Wetters festgestellt werden, der sowohl qualitativ als auch quantitativ vom Wochentag abhängt. Bezüglich der Zielwahl ergeben sich unterschiedliche Reiseweitenverteilungen im Freizeitverkehr für die Wetterklassen Topwetter, Mittelwetter und schlechtes Wetter. Bei Topwetter wird tendenziell etwas weiter gefahren, bei schlechtem Wetter verkürzen sich die Wege im Vergleich zu Mittelwetter. Tabelle 28 fasst die Ergebnisse nochmals zusammen.

Hypothese	Nachweis	Kommentar
Einfluss Wochentag	Ja	Unterschiedliche Erzeugungsraten der Aktivitäten
Einfluss Jahreszeitzyklus	-	keine entsprechende Datengrundlage vorhanden
Einfluss Art der Schulferien	-	
Einfluss Beginn der Schulferien	-	
Einfluss Bundesland/Nation der Schulferien	-	
Einfluss Sondertage	-	
Einfluss Wetter	Ja	Erzeugungsraten, Reiseweitenverteilung

Tabelle 28: Nachweis der Hypothesen - Auswertung der Haushaltsbefragung

4.3.3.3 Vorgehen bei der Prognose

Grundprinzip

Das Vorgehen bei der wetterabhängigen Prognose basiert auf einer wetterabhängigen Modellierung des Freizeitverkehrs. Die dabei durchzuführenden Verfahrensschritte sind in Abbildung 56 zusammengefasst. Für die Modellierung des Wettereinflusses liegen zwei Verkehrsmodelle vor (vgl. Kapitel 3.1.4). Zum einen steht das deutschlandweite Validate-Modell zur Verfügung, das u. a. aktivitätenfeine Pkw-Nachfragematrizen auf Tagesebene enthält. Zum anderen liegt das VIB-Modell vor, das Gesamt-Pkw-Matrizen auf Stundenebene umfasst. Beide Modell unterscheiden die Wochentagarten (WT) Montag, Dienstag bis Donnerstag, Freitag, Samstag und Sonntag.

Das Validate-Modell wird aus rechentechnischen Gründen außerhalb von Bayern aggregiert. Es werden Wetterregionen definiert und der relationsfeine Anteil des Freizeitverkehrs bestimmt. Diese Anteile werden auf VIB-Ebene übernommen, sodass hier ebenfalls der Freizeitverkehr quantifiziert werden kann. Anhand von Tagesganglinien aus MiD werden auf VIB-Ebene stundenfeine Matrizen für den Freizeitverkehr erzeugt.

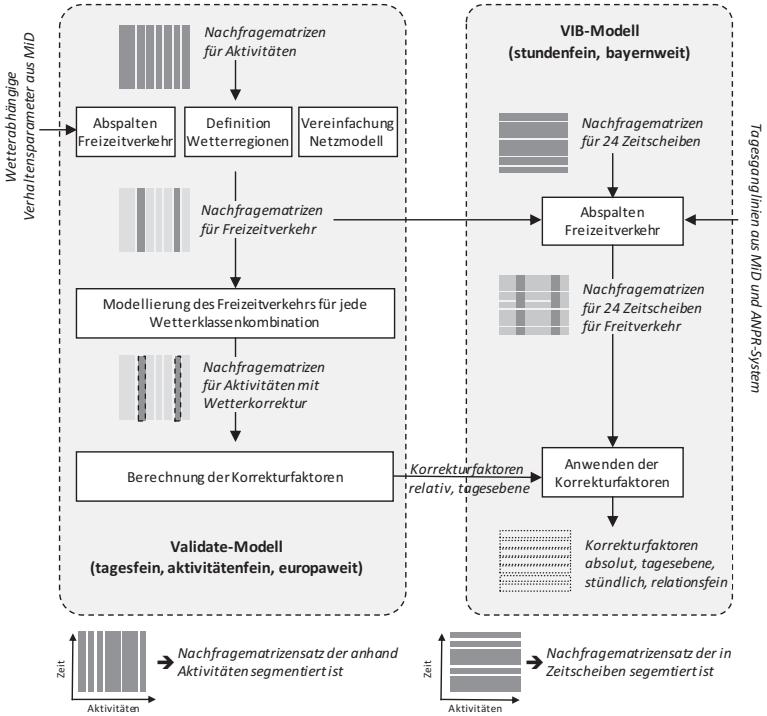

Abbildung 56: Vorgehen bei der wetterabhängigen Nachfragemodellierung

Für das Validate-Modell wird der Freizeitverkehr auf Tagesebene mithilfe der bereits vorhandenen Freizeitverkehrsmatrix als Zielgröße mit einer durchgeführten Verkehrserzeugung und Zielwahl reproduziert. Diese entstandenen Matrizen und die kalibrierten Parameter werden als Referenz für Mittelwetter für alle Wetterregionen definiert. Mithilfe wetterabhängiger Parameter für die Verkehrserzeugung und die Zielwahl werden für jede Kombination von Wetterklassen in den definierten Wetterregionen die Freizeitverkehrsmatrizen neu berechnet und relative Korrekturfaktoren auf Validate-Ebene erzeugt. Diese Korrekturfaktoren werden auf die stundenfeinen Freizeitverkehrsmatrizen auf VIB-Ebene angewandt. Ergebnis sind relationsfeine, stundenfeine, additive Korrekturfaktoren für jede Kombination von Wetterklassen in den Wetterregionen für das VIB-Modell.

Vereinfachung des Netzmodells

Aufbauend auf dem vorliegenden Validate-Netz wird für die wetterabhängige Berechnung des Freizeitverkehrs ein vereinfachtes Validate-Netz entwickelt. Dieses vereinfachte Netzmodell beinhaltet:

- Alle Strecken, Knoten und Verkehrszellen des VIB-Netzes: Dadurch sind Berechnungen auf Matrixebene direkt auf das VIB-Netz übertragbar.
- Das europaweite Umland in aggregierter Form: In Österreich bilden in den Bundesländern Vorarlberg, Tirol und Salzburger Land jeweils die Verwaltungsbezirke eine Verkehrszelle. In Baden-Württemberg bildet jeder Regierungsbezirk eine Verkehrszelle. Die restlichen deutschen und österreichischen Bundesländer bilden jeweils eine Verkehrszelle. Die europäischen Länder bilden ebenfalls jeweils eine Verkehrszelle.
- Alle aktivitätenfeinen Nachfragematrizen aus dem Validate-Netz: Dadurch wird eine separate Berechnung des Freizeitverkehrs möglich.

Abspaltung des Freizeitverkehrs

In Kapitel 4.3.3.2 wird aufgezeigt, dass die wetterabhängigen Änderungen bezüglich des Pkw-Verkehrs zu großen Teilen durch veränderte Ausprägungen der Freizeitwege erklärbar sind. Vor diesem Hintergrund wird der Freizeitverkehr vom Gesamtverkehr zunächst auf Ebene des vereinfachten Validate-Netzes separiert. Auf Validate-Ebene existieren für den Freizeitverkehr zwei Matrizen. Eine Matrix enthält die Fahrten von der eigenen Wohnung zur Freizeitaktivität (Hinweg). Die andere Matrix enthält die Fahrten von der Freizeitaktivität zur eigenen Wohnung (Rückweg). Für jede Relation wird zunächst der Anteil für die Wohnen-Freizeit- und die Freizeit-Wohnen-Fahrten für jede Relation bestimmt. Diese Anteile werden auf die im VIB-Modell enthaltenen Gesamtverkehrsmatrizen übertragen. Der relationsfeine Anteil der Freizeitverkehre muss deswegen bestimmt werden, weil die Gesamtverkehrsmatrix im VIB-Modell bereits speziell auf das Untersuchungsgebiet Bayern kalibriert wurde und nicht mehr mit der Gesamtverkehrsmatrix im vereinfachten Validate-Modell übereinstimmt. Durch die Übertragung der Anteile und nicht der absoluten Werte wird dieser Anpassung Rechnung getragen.

In einem weiteren Schritt werden auf Ebene des VIB-Modells die Fahrten des Freizeitverkehrs auf Stundenebene für jede Wochentagart bestimmt. Da der Freizeitverkehr für jede Relation getrennt für Hin- und Rückweg vorliegt, können dazu richtungsfeine Tagesganglinien differenziert nach Wochentagart aus MiD herangezogen werden. Für jede Relation wird der tagesfeine Freizeitverkehr anhand dieser Tagesganglinien aufgeteilt. Somit liegen für die beiden Netzebenen Matrizen mit Nachfragewerten für die in Tabelle 29 aufgelisteten Gruppen des Pkw-Verkehrs vor. Darüber hinaus

enthalten beide Verkehrsmodelle stundenfeine Matrizen für den Lkw-Verkehr für jede Wochentagart. Die vorliegenden Matrizen enthalten jeweils Fahrten, d. h. die Ortsveränderungen bzw. Wege sind mit dem Besetzungsgrad in Fahrten umrechnet.

Modellebene	Beschreibung	Formelzeichen für die Fahrten auf der Relation von i nach j
Vereinfachtes Validate-Modell	Pkw-Fahrten ohne Freizeitfahrten, für jede Wochentagart WT, tagesfein	$F_{\text{ohne Freizeit},i,j,WT,Tag,Val}$
Vereinfachtes Validate- Modell	Pkw- Fahrten, Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität, für jede Wochentagart WT, tagesfein	$F_{WF,i,j,WT,Tag,Val}$
Vereinfachtes Validate- Modell	Pkw- Fahrten, Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung, für jede Wochentagart WT, tagesfein	$F_{FW,i,j,WT,Tag,Val}$
VIB- Modell	Pkw- Fahrten ohne Freizeitfahrten, für jede Wochentagart WT, tagesfein	$F_{\text{ohne Freizeit},i,j,WT,Tag,VIB}$
VIB- Modell	Pkw- Fahrten, Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität, für jede Wochentagart WT, tagesfein	$F_{WF,i,j,WT,Tag,VIB}$
VIB- Modell	Pkw- Fahrten, Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung, für jede Wochentagart WT, tagesfein	$F_{FW,i,j,WT,Tag,VIB}$
VIB- Modell	Pkw- Fahrten ohne Freizeitfahrten, für jede Wochentagart WT, stundenfein	$F_{\text{ohne Freizeit},i,j,WT,h,VIB}$
VIB- Modell	Pkw- Fahrten, Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität, stundenfein, für jede Wochentagart WT	$F_{WF,i,j,WT,h,VIB}$
VIB- Modell	Pkw-Verkehr, Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung, für jede Wochentagart WT, stundenfein	$F_{FW,i,j,WT,h,VIB}$

Tabelle 29: Betrachtete Nachfragegruppen für die verwendeten Verkehrsmodelle

Definition von Wetterregionen

Um eine differenzierte Integration des Wetterzustands im Untersuchungsgebiet zu ermöglichen, werden für das Untersuchungsgebiet Wetterregionen definiert. Dazu wird das Gebiet, das die Basis für die Definition des Regionalverkehrs bildet (vgl. Abbildung 10), in drei Regionen mit einer zugehörigen Wetterstation unterteilt. Für die Zuordnung der Landkreise zu den Wetterregionen wird für den ANPR-Erhebungszeitraum geprüft, inwiefern sich die Änderung des Verkehrsaufkommens mit der gemessenen Wetterklasse an der jeweiligen Station erklären lässt. Die Wetterstation mit der höchsten Korrelation zwischen auftretenden Wetterklassen und Änderung des landkreisfeinen Verkehrsaufkommens wird den Verkehrszellen des Landkreises zugeordnet. Die drei herangezogenen Wetterstationen befinden sich in München, Kufstein und Salzburg. Insgesamt umfasst das Gebiet der drei Wetterregionen 414 Verkehrszellen, für die der Verkehr wetterabhängig abgebildet wird. Die entstandenen Wetterregionen sind in Abbildung 57 mit verschiedenen Graustufen eingefärbt.

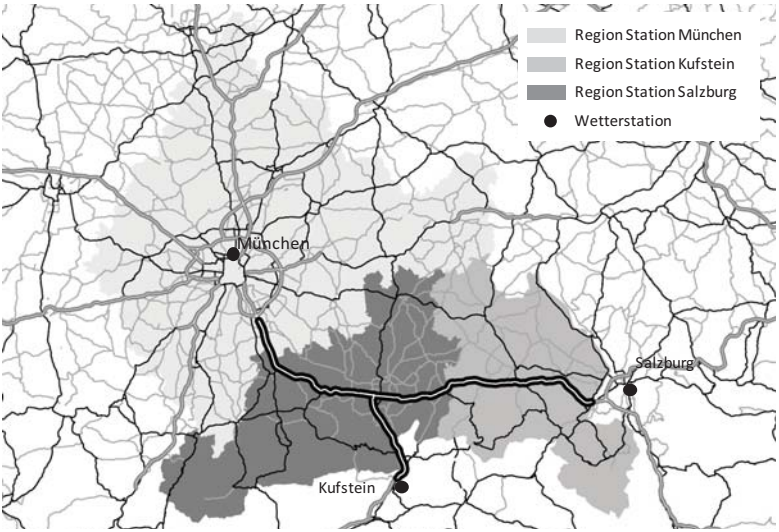

Abbildung 57: Festgelegte Wetterregionen im Untersuchungsgebiet mit zugeordneten Wetterstationen

Die Matrizen der Gruppen Wohnen-Freizeit (WF) und Freizeit-Wohnen (FW) werden für die Wochentagarten WT im nächsten Schritt zunächst reproduziert und dann für verschiedene Wettersituationen korrigiert. Die Korrektur findet auf Ebene der Verkehrserzeugung und der Zielwahl statt.

Reproduktion der Verkehrserzeugung

Für die Freizeitfahrten liegen die Quell- und Zielverkehrsaufkommen für die Gruppen $g = \text{"WF"}$ und $g = \text{"FW"}$ für die Wochentagarten WT bereits aus dem Validate-Netz auf Tagesebene vor und müssen nicht neu berechnet werden. Es wird angenommen, dass die verwendeten Modellparameter für die Berechnung dieser Matrizen für den durchschnittlichen Tag, als einen Tag mit Mittelwetter, kalibriert wurden. Desweiteren wird davon ausgegangen, dass für die Berechnung dieser Matrix ein übliches Erzeugungsmodell der folgenden Form (vgl. Formel (4.7)) verwendet wurde.

$$E_{g,i,WT,Val} = \sum_{k=1}^{K} \mu_{g,WT,k} \cdot Z_{i,k} \text{ bzw. } A_{g,i,WT,Val} = \sum_{k=1}^{K} \eta_{g,WT,k} \cdot Z_{i,k} \tag{4.7}$$

mit	$E_{g,i,WT,Val}$	erzeugte Fahrten E einer Gruppe g in Verkehrszelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell
	$A_{g,i,WT,Val}$	angezogene Fahrten A einer Gruppe g in Verkehrszelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell
	$Z_{i,k}$	Ausprägung der Strukturgröße k in Verkehrszelle i
	$\mu_{g,k,WT}$	Erzeugungsrate in einer Gruppe g für die Wochentagart WT für Strukturgröße k
	$\eta_{g,k,WT}$	Attraktionsrate in einer Gruppe g für die Wochentagart WT für Strukturgröße k

Reproduktion der Zielwahl

Die Zielwahl für die Gruppen $g = \text{"WF"}$ bzw. $g = \text{"FW"}$ für die Wochentagarten WT wird mit den folgenden Berechnungsvorschriften reproduziert:

Hinweg der Freizeitaktivität

$$F_{WF,i,j,WT,Tag,Val} = E_{WF,i,WT,Val} \cdot \frac{A_{WF,j,WT,Val} \cdot f_{WF,\alpha,WT}(w_{i,j})}{\sum_{j=1}^{J} A_{WF,j,WT,Val} \cdot f_{WF,\alpha,WT}(w_{i,j})} \tag{4.8}$$

Rückweg der Freizeitaktivität

$$F_{FW,i,j,WT,Tag,Val} = E_{FW,j,WT,Val} \cdot \frac{A_{WF,i,WT,Val} \cdot f_{FW,\alpha,WT}(w_{i,j})}{\sum_{i=1}^{I} A_{WF,i,WT,Val} \cdot f_{FW,\alpha,WT}(w_{i,j})} \tag{4.9}$$

mit	$F_{g,i,j,WT,Tag,Val}$	Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell
	$E_{g,i,WT,Val}$	erzeugte Fahrten E einer Gruppe g in Zelle j für die Wochentagart WT im vereinfachten Validate-Netz
	$A_{g,j,WT,Val}$	angezogene Fahrten A einer Gruppe g in Zelle j für die Wochentagart WT im vereinfachten Validate-Netz
	$f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})$	Bewertungsfunktion für die Zielwahl der Gruppe g für die Wochentagart WT
	$w_{i,j}$	Widerstand auf der Relation von i nach j

Das verwendete Zielwahlmodell ist für die Gruppe $g = \text{"WF"}$ quellseitig und für die Gruppe $g = \text{"FW"}$ zielseitig gekoppelt. Es erfolgt keine beidseitige Kopplung des Modells, da es sich bei Attraktionen im Freizeitverkehr um räumlich substituierbare Aktivitäten handelt (vgl. Kapitel 2.3.2). Die erzeugten Fahrten E und die Fahrten A sind aus der Verkehrserzeugung bereits bekannt. Darüber hinaus ist für die Reproduktion der Matrizen die Bewertungsfunktion $f_{g,\alpha,WT}(w_{ij})$ zu bestimmen und zu kalibrieren. Die Formel (4.10) und (4.11) enthalten die hierfür verwendete Bewertungs- und Widerstandsfunktion.

verwendete Bewertungsfunktion: $$f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j}) = a \cdot {w_{i,j}}^{b} \cdot e^{c \cdot w_{i,j}} \quad (4.10)$$

verwendete Widerstandsfunktion: $$w_{i,j} = \alpha_{g,WT} \cdot (t_{akt,i,j} + 0{,}333 \cdot RW_{i,j}) \quad (4.11)$$

mit

$f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})$	Bewertungsfunktion für die Zielwahl der Gruppe g für die Wochentagart WT
$w_{i,j}$	Widerstand der Relation von i nach j
a, b, c	Parameter der Bewertungsfunktion $f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})$
$\alpha_{g,WT}$	Widerstandsparameter für die Zielwahl der Gruppe g für die Wochentagart WT
$t_{akt,ij}$	aktuelle Reisezeit [min] auf der Relation von i nach j
$RW_{i,j}$	mittlere Reiseweite [m] auf der Relation von i nach j

Die verwendete Bewertungsfunktion kombiniert die Potenz- und die Exponentialfunktion miteinander und enthält die drei Parameter a, b und c. Der resultierende Funktionsverlauf ist für vier verschiedene Parametersätze in Abbildung 58 dargestellt. Setzt man den Widerstandsparameter $\alpha_{g,WT} = 1$, kann die Einheit des Widerstandes auf der x-Achse als Minute aufgefasst werden. Durch die Kombination beider Funktionen steigt die Funktion im Bereich kleiner Werte (< 5) zunächst an und zeigt erst ab einem bestimmten Wert den typischen fallenden Verlauf. Dieser Funktionsverlauf ermöglicht speziell für den motorisierten Verkehr eine adäquate Modellierung im Bereich kurzer Fahrten, da so für kurze Fahrten der Einfluss konkurrierender Verkehrsmittel abgebildet werden kann, ohne explizit eine Verkehrsmittelwahl abbilden zu müssen.

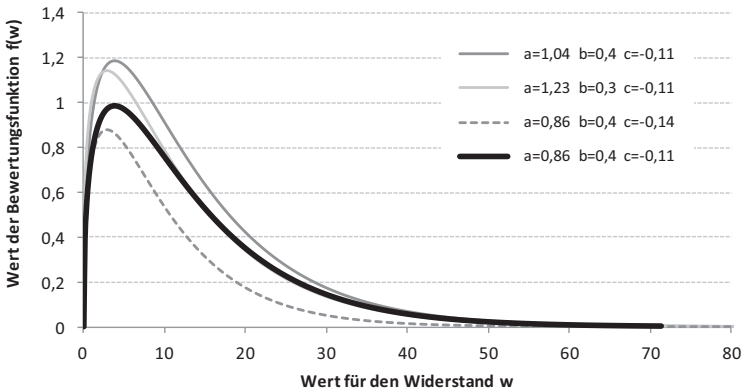

Abbildung 58: Verwendeter Bewertungsfunktionstyp für die Abbildung Zielwahl

Die verwendete Widerstandsfunktion beinhaltet den Widerstandsparameter $\alpha_{g,WT}$ sowie die aktuelle Reisezeit (im belasteten Netz) und die Reiseweite. Der Faktor 0,333 transformiert hierbei die Reiseweite mit der Einheit [km] auf die Einheit der aktuellen

Reisezeit [min] und wird aus dem kalibrierten Routenwahlmodell aus dem VIB-Modell übernommen.

Die Parameter a, b, c und $\alpha_{g,WT}$ werden derart angepasst, dass die Reiseweitenverteilungen der vorhandenen Validate-Matrix mit der Reiseweitenverteilungen der reproduzierten Matrix bestmöglich übereinstimmen. Dies entspricht dem üblichen Kalibrierungsziel auf Zielwahlebene bei der Verkehrsnachfragemodellierung (vgl. Kapitel 2.3.3). Dabei wird keine statistisch exakte Kalibrierung mittels Minimierung der Abstandsquadrate durchgeführt, sondern eine anschauliche Anpassung der modellierten Reiseweitenverteilungen vorgenommen. Für die Gruppen $g = \text{"WF"}$ bzw. $g = \text{"FW"}$ und die Wochentagarten WT wird ein gemeinsamer Parametersatz kalibriert, da die Reiseweitenverteilungen aus den vorhandenen Validate-Matrizen für diese Gruppen keine wesentlichen Unterschiede aufweisen. Der Parameter $\alpha_{g,WT}$ wird dabei zunächst auf den Wert 1 festgelegt. Für die anderen Parameter der Bewertungsfunktion ergeben sich die Werte $a = 1{,}04$, $b = 0{,}4$ und $c = -0{,}11$ der in Abbildung 58 schwarz eingefärbten Kurve. Die resultierende Reiseweitenverteilungen für $\alpha_{g,WT} = 1$ und die Reiseweitenverteilung, die sich aus den originalen Validate-Matrizen für den Freizeitverkehr ergeben, sind Abbildung 59 als Summenhäufigkeiten dargestellt. Die schwarze Kurve für den Widerstandsparameter $\alpha_{g,WT} = 1$ ist die Kurve, welche letztendlich sowohl der Reiseweitenverteilungen der Validate-Matrizen (schwarz gestrichelt) als auch dem Mittelwert aus den MiD-Daten für Mittelwetter (15,1 km, vgl. Abbildung 55, S. 134) am ähnlichsten ist.

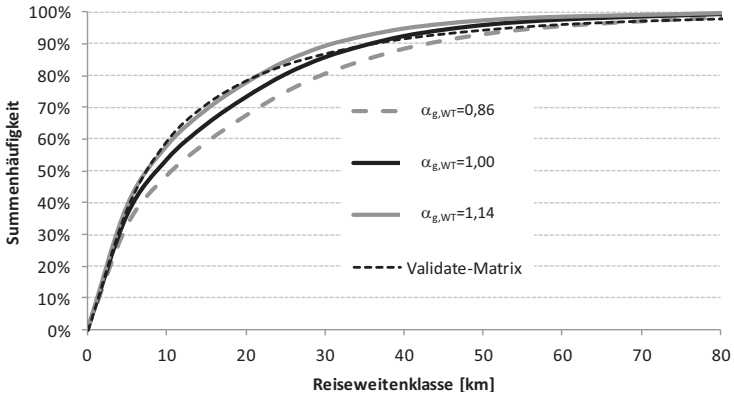

Abbildung 59: Resultierende Reiseweitenverteilungen in Abhängigkeit vom Widerstandsparameter des Zielwahlmodells

Darüber hinaus verdeutlicht Abbildung 59 den direkten Einfluss des Widerstandsparameters α auf den Verlauf der Reiseweitenverteilungen und den resultierenden Mittelwert. Eine Erhöhung des Widerstandsparameters führt zu einer strengeren

Bewertung der längeren Fahrten. Somit werden mehr kürzere Relationen gewählt, was zu einer Verringerung der mittleren Reiseweite führt. Vor diesem Hintergrund wird der Widerstandsparameter $\alpha_{g,WT}$ als Kalibrierungsgröße für die wetterabhängige Zielwahl herangezogen.

Ergebnis dieses Arbeitsschritts sind Nachfragematrizen mit den Freizeitfahrten in Hin- bzw. Rückrichtung, die den Wetterzustand Mittelwetter in allen drei Wetterregionen repräsentieren. Diese Matrizen liegen ausschließlich für das vereinfachte Validate-Netz vor. Auf Grundlage des oben beschriebenen Erzeugungs- und Zielwahlmodells werden für jede Kombination von Wetterklassen in den Wetterregionen Korrekturfaktoren erstellt. Dies geschieht zunächst auf Tagesebene im vereinfachten Validate-Modell und dann auf Stundenebene im VIB-Modell.

Wetterabhängige Erzeugung

Im ersten Schritt werden die Erzeugungsraten angepasst. Dazu werden die Ergebnisse der bereits im Kapitel 4.3.3.2 dargestellten Auswertung von MiD herangezogen. Die ausgewerteten Erzeugungsraten beziehen sich allerdings auf zurückgelegte Wege. Anhand der MiD-Daten kann jedoch festgestellt werden, dass der Besetzungsgrad für Pkw-Fahrten nicht vom Wetter beeinflusst ist. Daher können die relativen Korrekturfaktoren auf die Fahrtenebene übertragen werden. Die Auswertung von MiD ergibt für die Wochentage Freitag, Samstag sowie Sonntag Korrekturfaktoren für die Erzeugungsraten differenziert nach Wetterklassen (vgl. Abbildung 54). Dementsprechend wird ausschließlich für die Wochentage Freitag, Samstag und Sonntag eine Wetterkorrektur durchgeführt. Die Korrekturfaktoren der Erzeugungsraten sind in Tabelle 30 zusammengefasst.

Für die Wetterklasse Schnee können zumindest auf Ebene der Verkehrserzeugung entsprechende Parameter festgelegt werden. Zwar ist die Anzahl an Schneeereignissen vergleichsweise gering, auf eine Modellierung dieser Wetterklasse wird dennoch nicht verzichtet, um eine möglichst lückenlose Prognose durchführen zu können.

Netzebene	Topwetter WF/FW	Mittelwetter WF/FW	Schlechtes Wetter WF/FW	Schnee WF/FW
Korrekturfaktor Erzeugungsrate $kf_{\mu,g,Fr,WK}$	1,03/1,04	1/1	1,03/0,95	0,87/0,82
Korrekturfaktor Erzeugungsrate $kf_{\mu,g,Sa,WK}$	1,71/1,61	1/1	1,24/1,15	0,91/0,71
Korrekturfaktor Erzeugungsrate $kf_{\mu,g,So,WK}$	1,37/1,28	1/1	0,87/0,86	0,81/0,73
Korrekturfaktor Attraktionsrate $kf_{\eta,München,WK}$	1,00	1	1,50	1,50
Korrekturfaktor Attraktionsrate $kf_{\eta,Touristen\ schwach,WK}$	1,00	1	0,40	0,40
Korrekturfaktor Attraktionsrate $kf_{\eta,Touristen\ mittel,WK}$	1,25	1	0,40	0,40
Korrekturfaktor Attraktionsrate $kf_{\eta,Touristen\ stark,WK}$	2,00	1	0,40	0,40

Tabelle 30: Herangezogene Parameter zur wetterabhängigen Modellierung der Erzeugung

Die Anpassung der Attraktionsraten auf der Attraktionsseite erfolgt derart, dass eine räumliche Differenzierung nach Stadt und Land sowie eine Differenzierung nach Anzahl der Übernachtungszahlen im Landkreis stattfinden. Dadurch wird der Tatsache Rechnung getragen, dass die wetterabhängige Änderung der Attraktion eines Gebietes nicht im gesamten Untersuchungsraum gleich ist. Für die Korrekturfaktoren in der Stadt München wird angenommen, dass sich die Attraktionsrate bei schlechtem Wetter erhöht. Für die Verkehrszellen außerhalb Münchens verringert sich hingegen die Attraktivität. Im Falle von Topwetter erhöht sich die Attraktivität in Abhängigkeit der touristischen Attraktivität. Dazu werden die Gemeinden anhand der Übernachtungszahlen pro Einwohner im Jahr 2009 in drei Klassen eingeteilt. Die Übernachtungszahlen repräsentieren dabei die grundsätzliche Attraktivität der Landkreise als Ausflugsziel mit Freizeitpotenzial, da davon ausgegangen werden kann, dass in touristisch interessanten Gebieten der Freizeitwert hoch ist. Folgende Klassierung hat sich als sinnvoll ergeben:

- schwach ausgeprägter Tourismus: < 0,1 Übernachtungen pro Einwohner und Jahr
- mäßig ausgeprägter Tourismus: < 2 Übernachtungen pro Einwohner und Jahr
- stark ausgeprägter Tourismus: > 2 Übernachtungen pro Einwohner und Jahr

Für jede dieser Klassen wird ein eigener Korrekturfaktor für die Attraktionsrate kalibriert. Eine Übersicht der Korrekturfaktoren der Attraktionsraten findet sich ebenfalls in Tabelle 30. Mittels der Korrekturfaktoren für die Erzeugungs- bzw. Attraktionsraten werden für jede Verkehrszelle die wetterabhängige Anzahl der erzeugten Fahrten E und die Anzahl der angezogen Fahrten A berechnet (vgl. Formeln (4.12) und (4.13)).

Produktionsseite
$$E_{g,i,WT,Val,WK} = \sum_{k=1}^{K} kf_{\mu,g,WT,WK} \cdot \mu_{g,WT,k} \cdot Z_{i,k} \quad (4.12)$$
$$= kf_{\mu,g,WT,WK} \cdot E_{g,i,WT,Val}$$

Attraktionsseite
$$A_{g,i,WT,Val,WK} = \sum_{k=1}^{K} kf_{\eta,Lage,WK} \cdot \eta_{g,WT,k} \cdot Z_{i,k} \quad (4.13)$$
$$= kf_{\eta,Lage,WK} \cdot A_{g,i,WT,Val}$$

mit	$E_{g,i,WT,Val,WK}$	erzeugte Fahrten E einer Gruppe g in Zelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklasse WK
	$A_{g,i,WT,Val,WK}$	angezogene Fahrten A einer Gruppe g in Zelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklasse WK
	$kf_{\mu,g,WT,WK}$	Korrekturfaktor für die Erzeugungsrate, differenziert nach Gruppe g, für die Wochentagart WT, Wetterklasse WK
	$kf_{\eta,Lage,WK}$	Korrekturfaktor für die Attraktionsrate, differenziert nach Wetterklasse, räumlicher Lage der Zelle
	$\mu_{g,WT,k}$	Erzeugungsrate in einer Gruppe g für die Wochentagart WT für Strukturgröße k
	$\eta_{g,k,WT,k}$	Attraktionsrate in einer Gruppe g für die Wochentagart WT für Strukturgröße k
	$Z_{i,k}$	Ausprägung der Strukturgröße k in Verkehrszelle i
	$E_{g,i,WT,Val}$	erzeugte Fahrten E einer Gruppe g in Zelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell (wetterunabhängig)
	$A_{g,i,WT,Val}$	angezogene Fahrten A einer Gruppe g in Zelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell (wetterunabhängig)

Wetterabhängige Zielwahl

Die Wetterabhängige Zielwahl wird mittels der Anpassung des Zielwahlparameters $\alpha_{g,WT}$ realisiert. Die Formeln (4.14) bis (4.16) zeigen das verwendete Zielwahlmodell. Das verwendete Zielwahlmodell erzeugt für jede Relation die Anzahl Fahrten in Abhängigkeit von der Wetterklasse an der Quelle und am Ziel. Der verwendete Zielwahlparameter $\alpha_{g,WKP}$ wird in Abhängigkeit der Wetterklasse ausgewählt, die auf der Produktionsseite vorliegt.

Hinweg der Freizeitaktivität

$$F_{WF,i,j,WT,Tag,Val,WKK} = E_{WF,i,WT,Val,WKP} \cdot \frac{A_{WF,j,WT,Val,WKA} \cdot f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})}{\sum_{j=1}^{J} A_{WF,j,WT,Val,WKA} \cdot f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})} \quad (4.14)$$

Rückweg der Freizeitaktivität

$$F_{FW,i,j,WT,Tag,Val,WKK} = E_{FW,j,WT,Val,WKP} \cdot \frac{A_{WF,i,WT,Val,WKA} \cdot f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})}{\sum_{i=1}^{I} A_{WF,i,WT,Val,WKA} \cdot f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})} \quad (4.15)$$

$$f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j}) = 1{,}04 \cdot \left(\left(\alpha_{g,WT,WKP} \cdot \left(t_{akt,ij} + 0{,}333 \cdot RW_{i,j}\right)\right)\right)^{0,4} \cdot e^{-0,11 \cdot \left(\alpha_{g,WT,WKP} \cdot \left(t_{akt,ij} + 0,333 \cdot RW_{i,j}\right)\right)} \quad (4.16)$$

mit	$F_{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK}$	Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination WKK
	$E_{g,i,WT,Val,WKP}$	erzeugte Fahrten E der Gruppe g in Zelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell für Wetterklasse WKP auf der Produktionsseite
	$A_{WF,j,WT,Val,WKA}$	angezogene Fahrten A der Gruppe g in Zelle j für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell für Wetterklasse WKA auf der Attraktionsseite
	$f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})$	Bewertungsfunktion für die Zielwahl der Gruppe g für die Wochentagart WT
	$w_{i,j}$	Widerstand der Relation von i nach j
	$\alpha_{g,WT,WKP}$	Widerstandsparameter für die Zielwahl für die Gruppe g für die Wochentagart WT in Abhängigkeit der Wetterklasse WKP auf der Produktionsseite
	$t_{akt,ij}$	aktuelle Reisezeit [min] auf der Relation von i nach j
	$RW_{i,j}$	mittlere Reiseweite [km] auf der Relation von i nach j

Als Kalibrierungsgröße werden die mittleren Reiseweiten aus der Haushaltsbefragung MiD herangezogen, die bereits in Kapitel 4.3.3.2 bestimmt wurden. Für die Wetterklasse Schnee kann keine separate Verteilung bestimmt werden. Die Literaturanalyse hat jedoch ergeben, dass die wetterbedingte Verhaltensänderungen bei Regen und Schnee ähnlich sind (vgl. Kapitel 2.6). Daher wird für die Wetterklasse Schnee ein identischer Zielwahlparameter wie für die Wetterklasse Schlechtes Wetter, welche Regenereignisse umfasst, herangezogen. Die entstandenen Parameterwerte für $\alpha_{g,WKP}$ und die daraus resultierenden mittleren Reiseweiten sind in Tabelle 31 zusammengefasst. Es ist erkennbar, dass der Zielwahlparameter für die Wetterklasse Topwetter den kleinsten Betrag aufweist. Entsprechend reagiert das Modell für längere Relationen unempfindlicher, was wiederum in einer höheren mittleren Reiseweite resultiert. Für schlechtes Wetter und Schnee erhöht sich der Betrag des Widerstandsparameters und somit die Empfindlichkeit gegenüber längeren Relationen. Daraus resultiert eine niedrigere Reiseweite.

Netzebene	Topwetter WF/FW	Mittelwetter WF/FW	Schlechtes Wetter WF/FW	Schnee WF/FW
Widerstandsparameter $\alpha_{g,WT,WKP}$	0,90	1,00	1,09	1,09
Resultierende mittlere Fahrweite [km]	16,8	15,1	13,8	13,8

Tabelle 31: Herangezogene Parameter zur wetterabhängigen Modellierung der Zielwahl

Die Wetterklassen können an Quell- und Zielort verschieden sein, z. B. Topwetter in München, schlechtes Wetter in Kufstein, Mittelwetter in Salzburg (vgl. Abbildung 60) an einem Sonntag. Für dieses Beispiel wird folgendermaßen vorgegangen:

- Für die Verkehrszellen in der Wetterregion München werden die angezogenen Fahrten A und erzeugten Fahrten E mit dem Korrekturfaktor für Topwetter an Sonntagen korrigiert, für Kufstein mit dem Korrekturfaktor für schlechtes Wetter an Sonntagen und für die Region Salzburg erfolgt keine Korrektur in der Verkehrserzeugung, da hier Mittelwetter vorliegt.
- Für die Gruppe Wohnen-Freizeit wird nun der Zielwahlparameter für Topwetter, für diejenigen Fahrten herangezogen, die in München starten (Produktionsseite an der Quelle, Formel (4.14)). Für die Gruppe Freizeit-Wohnen wird der Zielwahlparameter für Topwetter für diejenigen Fahrten herangezogen, die in München enden (Produktionsseite am Ziel, Formel (4.15)).
- Der Zielwahlparameter für schlechtes Wetter wird im dargestellten Beispiel für Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität angewendet, die in der Wetterregion Kufstein starten bzw. für Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung, die in der Wetterregion Kufstein enden.
- Für die Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität, die in der Wetterregion Salzburg beginnen bzw. für die Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung, die in der Wetterregion Salzburg enden, wird der Zielwahlparameter für Mittelwetter verwendet.

In jeder Wetterregion können vier Wetterklassen auftreten, sodass bei drei Wetterregionen insgesamt $4 \cdot 4 \cdot 4 = 64$ Wetterklassenkombinationen (WKK) auftreten können. Jede Wetterkombination wird durch ein dreistelliges Tupel beschrieben, das die Wetterklasse für jede dieser Regionen enthält. Das in Abbildung 60 dargestellte Beispiel kann mit dem Tupel (123) beschrieben werden: Die erste Ziffer beschreibt die Wetterklasse in der Region München, die zweite Ziffer beschreibt die Wetterklasse in der Region Kufstein und die dritte Ziffer beschreibt die Wetterklasse in der Region Salzburg.

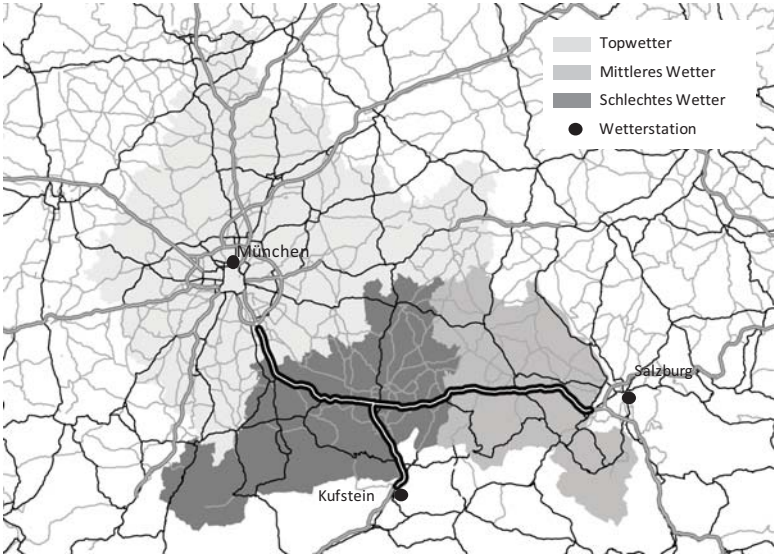

Abbildung 60: Beispiel für eine Wettersituation, definiert durch die Wetterklassen in den jeweiligen Wetterregionen

Für jede dieser Kombinationen WKK (111, 112,..., 443, 444) wird für die Gruppen g (WF, FW) und die Wochentage WT (Fr, Sa, So) eine Tagesmatrix für das vereinfachte Validate-Netz erzeugt. Diese Matrix enthält jeweils die Anzahl der Fahrten $F_{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK}$. Anhand jeder dieser Tagesmatrizen wird nun ein relativer Korrekturfaktor auf Ebene des vereinfachten Validate-Netzes berechnet, in dem die relative Veränderung aufgrund der Wetterklassenkombination WKK bezogen auf die Wetterklassenkombination (222) bestimmt wird. Die Wetterklassenkombination (222) bedeutet Mittelwetter in allen drei Wetterregionen und stellt den Referenzfall dar. Die Berechnung der relativen Korrekturfaktoren auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Netz ist in Formel (4.17) enthalten.

$$KF_{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK} = \frac{F_{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK} - F_{g,i,j,WT,Tag,Val,222}}{F_{g,i,j,WT,Tag,Val,222}} \tag{4.17}$$

mit $KF_{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK}$ Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination WKK

$F_{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK}$ Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination WKK

$F_{g,i,j,WT,Tag,Val,222}$ Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination "222" (entspricht Mittelwetter in allen Wetterregionen)

Die Korrekturfaktoren auf Ebene des vereinfachten Validate-Netzes sind Eingangsgröße für die Berechnung der Korrekturfaktoren auf Ebene des VIB-Modells.

Stundenfeine Korrektur im VIB-Modell

Grundlage für die Berechnung der stündlichen Korrekturfaktoren der VIB-Ebene sind tagesfeine Korrekturfaktoren auf der VIB-Ebene. Auf Tagesebene des VIB-Modells werden die Korrekturfaktoren für das VIB-Modell anhand der Korrekturfaktoren aus dem Validate-Modell und den im VIB-Modell enthaltenen Fahrten nach Formel (4.19) berechnet.

$$\mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK}} = (\mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK}} - 1) \cdot \mathrm{F}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,VIB}} \tag{4.18}$$

mit

$\mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK}}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK
$\mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK}}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination WKK
$\mathrm{F}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,VIB}}$	Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell

Die für das VIB-Modell entstehenden Korrekturfaktoren sind additiv, d.h. sie beinhalten absolute Werte für die Korrektur der Tagesmatrizen aus der VIB. Diese absoluten Werte werden als Berechnungsgrundlage für die stundenfeinen Korrekturfaktoren auf VIB-Ebene herangezogen. Auf Stundenebene des VIB-Modells erfolgt die Berechnung der Korrekturfaktoren mit nachstehender Formel:

$$\mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,h,VIB,WKK}} = \mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK}} \cdot \mathrm{t}_{\mathrm{g,i,j,WT,VIB}}(\mathrm{h}) \tag{4.19}$$

$$\mathrm{TG}_{\mathrm{g,i,j,WT,VIB}} = \left\{\mathrm{t}_{\mathrm{g,i,j,WT,VIB}}(1), \mathrm{t}_{\mathrm{g,i,j,WT,VIB}}(2) \ldots \mathrm{t}_{\mathrm{g,i,j,WT,VIB}}(\mathrm{T})\right\} \tag{4.20}$$

mit

$\mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,h,VIB,WKK}}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT für die Stunde h für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK
$\mathrm{KF}_{\mathrm{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK}}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK
$\mathrm{TG}_{\mathrm{g,i,j,WT,VIB,WKP}}$	Tagesganglinie für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT für das VIB-Modell für Wetterklasse WKP auf der Produktionsseite
$\mathrm{t}_{\mathrm{g,i,j,WT,VIB,WKP}}(\mathrm{h})$	Anteil am Tagesverkehrsaufkommen für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT für die Stunde h für das VIB-Modell für Wetterklasse WKP auf der Produktionsseite

Die verwendeten Tagesganglinien sind dabei nicht für alle Relationen identisch, da sich die Tagesganglinie z. B. in Anhängigkeit der Fahrweite ändert. Infolgedessen werden für die Wochentage Samstag und Sonntag zwei Entfernungsklassen gebildet. Unter-

schieden werden dabei Freizeitfahrten mit einer Reiseweite von weniger bzw. mehr als 30 km. In Abbildung 61 sind beispielhaft die aus MiD abgeleiteten Tagesganglinien für Sonntag dargestellt. Die Tagesganglinien für Fahrten zur Freizeitaktivität (WF) sind dabei abfahrtsorientiert, die Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung (FW) sind ankunftsorientiert (vgl. Kapitel 2.3.2). Es ist erkennbar, dass für Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität (WF) für längere Fahrten die Morgenspitze ausgeprägter ist. Umgekehrt ist für die Rückrichtung (FW) für längere Fahrten die Abendspitze stärker ausgeprägt.

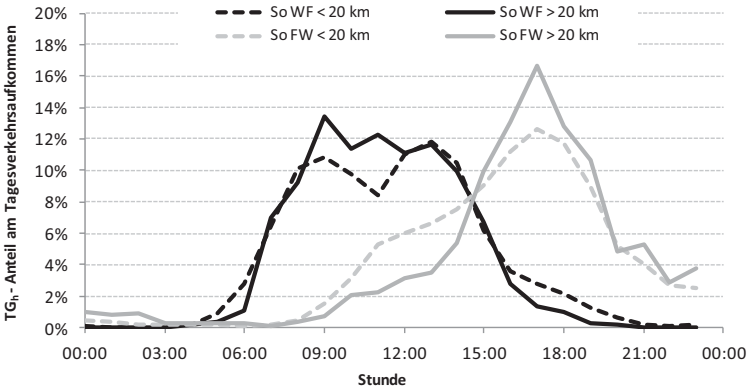

Abbildung 61: Verwendete Tagesganglinien für die Abbildung der Abfahrtszeitwahl, Datenquelle MiD

Für Relationen, die über die ANPR-RMQ verlaufen, werden die Tagesganglinien anhand der direkt erfassten Tagesganglinien des Regionalverkehrs zusätzlich kalibriert und angepasst. Hierbei kann eine Differenzierung anhand der Wetterklassen Topwetter, Mittelwetter und Schlechtes Wetter vorgenommen werden (vgl. Abbildung 41, S.113). Für die Wetterklasse Schnee werden analog zur Zielwahl die Tagesganglinien der Wetterklasse Schlechtes Wetter herangezogen.

Die entstandenen Korrekturfaktoren für die zwei Gruppen g werden abschließend für jede Wochentagart (insgesamt 3), jede Wetterklassenkombination (64) und jede Stunde (24) bzw. für den Tag (1) zusammengefasst. Insgesamt werden somit 4.608 Matrizen mit stündlichen Korrekturfaktoren und 192 Matrizen mit Tageskorrekturfaktoren erzeugt.

Die Verwendung der Korrekturmatrizen erfolgt nach dem in Abbildung 62 dargestellten Prinzip. Für einen bestimmten Prognosetag wird anhand des Wochentages und der prognostizierten Wetterklasse für jede Wetterregion (= prognostizierte Wetterklassenkombination) die passende Korrekturmatrix für die Tagesebene und die 24 passenden Korrekturmatrizen für die Stundenebene ausgewählt. Anhand der Standardtagesmatrix

aus der VIB für den Wochentag wird durch Addition der Korrekturfaktoren auf Tagesebene eine wetterabhängige Tagesnachfragematrix erzeugt (vgl. Formel (4.21)).

$$F_{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK} = KF_{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK} + F_{g,i,j,WT,Tag,VIB} \tag{4.21}$$

mit

$F_{g,i,j,WT,Tag,VIB,WK}$	Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK
$KF_{g,i,j,WT,WKK,VIB}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK
$F_{g,i,j,WT,Tag,VIB}$	Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell

Die korrigierten Tagesmatrizen werden daraufhin mit einem statischen Verfahren umgelegt. Anschließend werden die stündlichen Korrekturmatrizen auf die im Modell enthaltenen Standardstundenmatrizen addiert. Anhand dieser wetterabhängigen Stundenmatrizen wird auf Basis der wetterabhängigen Tagesumlegung eine pseudodynamische Umlegung durchgeführt (vgl. Abbildung 62).

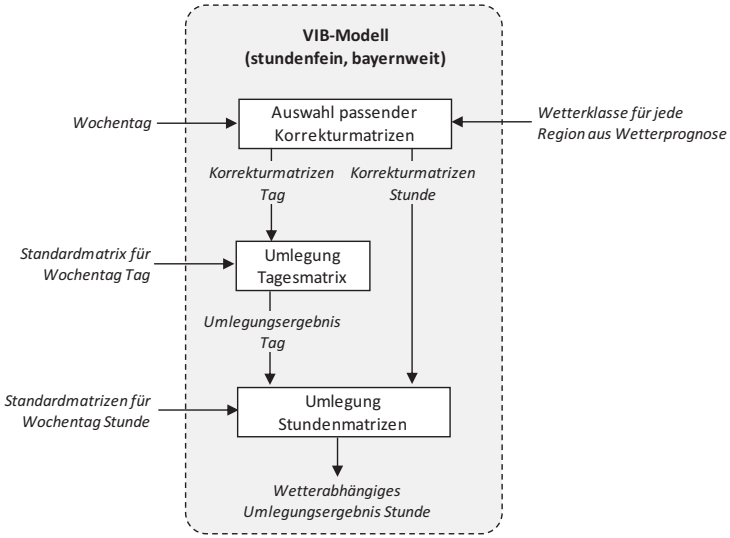

Abbildung 62: Vorgehen bei der matrixbasierten, wetterabhängigen Prognose

Die pseudodynamische Umlegung behandelt die stundenfeinen Matrizen als relationsfeine Tagesganglinien. Anhand dieser Tagesganglinien wird die stündliche Belastung für jede Relation in stundenfeinen Zeitschritten anhand der statischen Reisezeiten aus der Tagesumlegung durch das Netz propagiert. Ergebnis ist ein

wetterabhängiges, stundenfeines Belastungsbild im VIB-Modell für die Wochentagarten Freitag, Samstag und Sonntag. Für die Wochentage Montag bis Donnerstag werden keine wetterabhängigen, stündlichen Umlegungsergebnisse erzeugt.

4.3.3.4 Exemplarische Evaluierung der berechneten Matrizen

Aus dem Validate-Modell liegen für die Wochentagarten Montag, Dienstag bis Donnerstag, Freitag, Samstag und Sonntag mittlere stundenfeine Belastungswerte vor. Eine stundenfeine Prognose eines gesamten Jahres anhand dieser mittleren Belastungswerte ist aufgrund der großen Schwankungen des Verkehrsaufkommens durch kalendarische Einflussgrößen aus verkehrsplanerischer Sicht nicht empfehlenswert. Allerdings ist für den späteren Methodenvergleich durchaus von Interesse, welche Prognosequalität durch die Modellierung repräsentativer Wochentage erreicht werden kann. Im Kapitel 4.5, Tabelle 38 sind daher die entstehenden Prognoseergebnisse zusammengefasst. Ein Vergleich der Prognosequalität zwischen dem Modell mit und ohne Wetter wird nicht vorgenommen, denn aufgrund der starken Schwankungen hat die Veränderungen der Prognosequalität durch den modellierten Wettereinfluss eher zufälligen Charakter. Infolgedessen beschränkt sich die Evaluierung an dieser Stelle auf die exemplarische Darstellung des Wettereinflusses an einem Sonntag bezüglich der Lage der untersuchten Strecken und der Tageszeit. Dies entspricht der Darstellung der Ergebnisse aus der Regressionsanalyse (vgl. Abbildungen 27 bis 32).

In den Abbildungen 63 bis 65 ist die relative Abweichung des Umlegungsergebnisses für einen repräsentativen Sonntag für drei unterschiedliche Wettersituationen dargestellt. Referenzfall ist das Umlegungsergebnis für Mittelwetter in allen drei Wetterregionen. In Abbildung 63 sind die relativen Veränderungen des Tagesverkehrsaufkommen für den Fall dargestellt, dass in allen drei Wetterregionen Topwetter vorherrscht. Die Veränderungen des Umlegungsergebnisses sind ausschließlich positiv. Es ist erkennbar, dass die relative Änderung mit zunehmender Entfernung von München zunächst abnimmt und in der Region um den Chiemsee wieder zunimmt. Dieser Effekt kann mit der Regressionsanalyse ebenfalls aufgedeckt werden (vgl. Abbildung 27). Darüber hinaus lässt sich ein unterschiedlicher Effekt für die beiden Richtungen nach München und von München erkennen. Die Veränderungen in Richtung München sind weniger stark ausgeprägt. Dies könnte dadurch begründet sein, dass die zur Verfügung gestellten Nachfragematrizen ebenfalls nicht symmetrisch in Bezug auf die beiden Richtungen der BAB 8 sind.

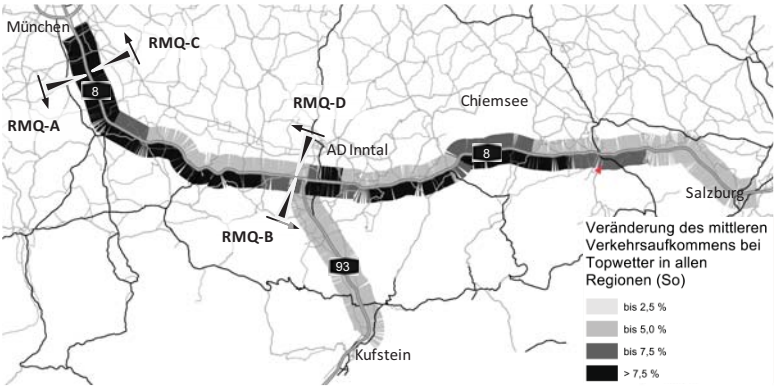

Abbildung 63: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecke, sonntags, Topwetter - Ergebnis Nachfragemodellierung

In Abbildung 64 ist der modellierte Wettereffekt für schlechtes Wetter in allen drei Wetterregionen dargestellt. Das Umlegungsergebnis zeigt für alle TMC-Strecken entlang der Untersuchungsstrecke einen Rückgang des Verkehrsaufkommens. Auch hier ist wieder die Abschwächung des Effekts in Richtung München erkennbar.

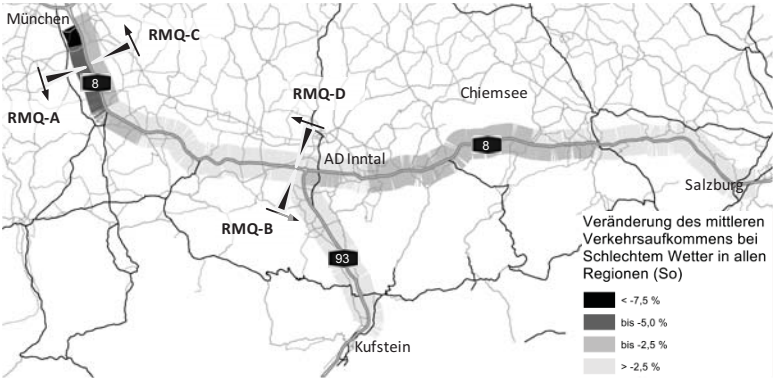

Abbildung 64: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, sonntags, schlechtes Wetter - Ergebnis Nachfragemodellierung

Generell ist festzustellen, dass im Gegensatz zur Regressionsanalyse der Effekt des schlechten Wetters insgesamt schwächer ist, als der Effekt von Topwetter. Das kann z. B. in der nicht identischen Definition der Wetterklassen in MiD und der hier

angewandten Wetterklassen begründet liegen. Zwar wurden die Wetterklassen aus MiD in die hier verwendeten Wetterklassen überführt, allerdings ist nicht sicher gestellt, dass die Interpretation der Wetterklassen in MiD durch die Befragten tatsächlich mit der hier verwendeten Wetterklassierung übereinstimmt.

Abbildung 65 zeigt die Veränderung des Umlegungsergebnisses für einen beispielhaften Fall, in dem nicht in allen Wetterregionen das identische Wetter vorherrscht. Da in München die Wetterklasse "Schnee" vorherrscht, ist ein genereller Rückgang der Verkehrsstärke abgebildet, da die Fahrzeuge aus München einen bedeutsamen Anteil des Verkehrsaufkommens bilden. Da allerdings in der Region Kufstein Mittelwetter vorherrscht, verlieren die Aktivitätenorte in dieser Region nicht an Attraktivität. Daher suchen mehr Fahrzeuge aus München diese Region auf, als zum z. B. bei schlechtem Wetter. Daher ist der negative Effekt bei dieser Wetterklassenkombination im Vergleich zu schlechtem Wetter in allen Regionen weniger stark ausgeprägt (Abbildung 64).

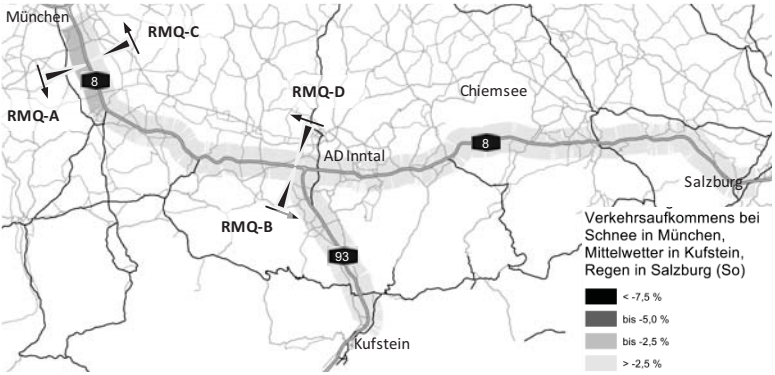

Abbildung 65: Relative Änderung des Tagesverkehrsaufkommens, differenziert nach TMC-Strecken, sonntags, verschiedene Wetterklassen - Ergebnis Nachfragemodellierung

Die Veränderung der Tagesganglinien für die drei behandelten Wetterklassenkombinationen an Sonntagen ist Abbildung 66 exemplarisch für vier RMQ zusammengefasst. Die Lage der RMQ ist in Abbildung 65 gekennzeichnet. Die Tagesganglinien am RMQ A (Hofoldinger Forst Richtung Salzburg) sind für die unterschiedlichen Wetterklassenkombinationen in den Vormittagsstunden beeinflusst. Für den RMQ C zeigt sich die Beeinflussung hingegen eher in den Nachmittags- und Abendstunden. Dies stimmt zunächst mit den Ergebnissen aus der Regressionsanalyse und der Clusteranalyse (nur für Richtung Salzburg) überein. Der Effekt an den RMQ B und D am AD Inntal ist hingegen in beiden Richtungen sehr klein und kann keiner eindeutigen Tageszeit zugeordnet werden.

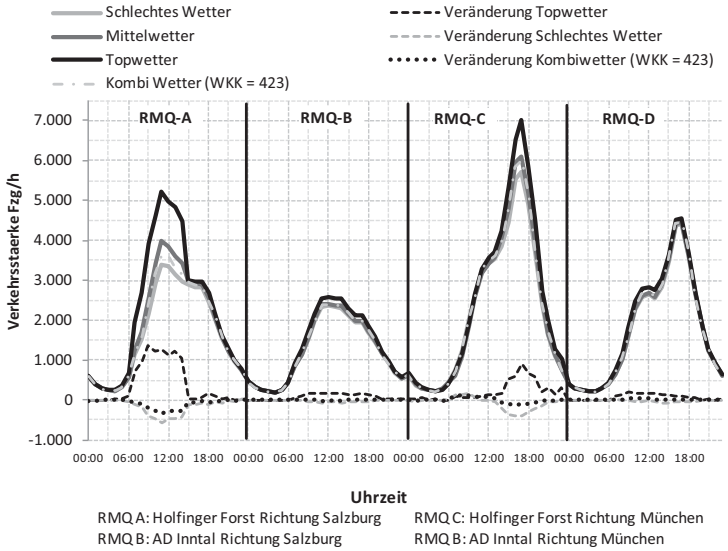

Abbildung 66: Änderung der stundenfeinen Tagesganglinie, vier ausgewählte RMQ Hofoldinger Forst/Salzburg Richtung München/Salzburg, differenziert nach Wetterklassen, sonntags, Ergebnis Nachfragemodellierung

4.3.4 Kombination der Modelle zur Prognose der Verkehrsstärke

4.3.4.1 Ableiten der Modellkombination

Bisher wurden drei methodische Ansätze für die stundenfeine Prognose der Verkehrsnachfrage vorgestellt. Im Folgenden werden mögliche Kombinationen dieser Ansätze diskutiert, um eine stundenfeine Prognose für das gesamte Jahr 2011 zu erzeugen. Die drei Ansätze lassen die folgenden vier Kombinationsmöglichkeiten zu:

- *Clusterbasiertes Modell/Regressionsmodell*: Die Clusteranalyse kann als strukturentdeckendes Verfahren der strukturprüfenden Regressionsanalyse vorgeschaltet werden. Dadurch können aus der Clusteranalyse gewonnene Erkenntnisse in das Regressionsmodell mit einfließen. Das hier dargestellte Regressionsmodell basiert auf einer deskriptiven Datenanalyse. Aus der ebenfalls durchgeführten Clusteranalyse ergeben sich jedoch keine Erkenntnisse, die über die aus der deskriptiven Datenanalyse abgeleiteten Hypothesen hinausgehen. Durch die Kombination der Cluster- und Regressionsanalyse kann somit an dieser Stelle das Modell nicht verbessert werden. Die Kombination der beiden Modelle ist vor allem dann sinnvoll,

wenn eine deskriptive Datenanalyse nicht möglich ist, da z. B. kein Vorwissen bezüglich der zu untersuchenden Zusammenhänge vorhanden ist.

- *Regressionsmodell/Verkehrsnachfragemodell*: Das Regressionsmodell liefert punktuelle Prognosen der Verkehrsstärken für einzelne TMC-Strecken Dabei ist eine stundenfeine Ganzjahresprognose unter Verwendung von jenen Einflussgrößen möglich, die die Schwankungen des Verkehrsaufkommens über das gesamte Jahr erklären. Das Verkehrsnachfragemodell stellt hingegen eine netzweite Prognose stündlicher Verkehrsstärken bereit. Diese Prognose basiert auf einer Vielzahl von kausalen Zusammenhängen für den alltäglichen Verkehr, repräsentiert allerdings nur ein durchschnittliches, nach Wochentagarten differenziertes Belastungsbild. Um die Schwankungen des Verkehrsaufkommens ebenfalls netzweit und nicht nur punktuell zu beschreiben, kann das Ergebnis der Regressionsanalyse für die jeweilige TMC-Strecke als Randbedingung für die aus dem Verkehrsnachfragemodell stammenden Nachfragematrizen herangezogen werden. Mittels geeigneter Matrixschätzverfahren, z. B. VStromFuzzy (vgl. Kapitel 9), kann die Matrix derart angepasst werden, dass Randbedingungen in Form punktuell vorgegebener Verkehrsstärken erfüllt werden. Die erhaltene Grundstruktur der Nachfragematrizen repräsentiert hierbei das alltägliche Verhalten der Verkehrsteilnehmer. Da das Regressionsmodell in der hier dargelegten Form eine Vielzahl an Einflussgrößen berücksichtig, ergeben sich für das Jahr 2011 343 unterschiedliche Prognoseergebnisse auf Tagesebene. Somit müsste für 343 Tage sowohl die Tagesmatrix als auch die zugehörigen 24 Stundenmatrizen angepasst werden. Die Anpassung der Matrizen ist sehr rechenaufwendig, sodass die Kombination aus Regressionsmodell und Verkehrsnachfragemodell nicht ohne weiteres umsetzbar ist.
- *Clusterbasiertes Modell/Verkehrsnachfragemodell*: Die Kombination aus clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell kann nach dem identischen Prinzip wie die Kombination aus Regressionsmodell und Verkehrsnachfragemodell erfolgen. Hierbei können die prognostizierten Netzganglinien als Randbedingungen für die Matrixschätzung verwendet werden. Vorteil gegenüber der Regressionsanalyse ist, dass die Anzahl der Tage an denen das Prognoseergebnis tatsächlich unterschiedlich ist, kleiner wird. Das in Kapitel 4.3.2.3 vorgestellte, clusterbasierte Model benötigt lediglich 97 verschiedene Netzganglinien, um das Jahr 2011 stundenfein zu beschreiben. Darüber hinaus wird anhand der Auswertungen (Abbildungen 45 und 46 in Kapitel 4.3.2.3) deutlich, dass die Anzahl der Cluster nochmals verringerbar ist, ohne dabei die Prognosequalität maßgebend zur verringern.
- *clusterbasiertes Modell/Regressionsmodell/Verkehrsnachfragemodell:* Die letzte Möglichkeit der Kombination ergibt sich aus der Integration aller Methoden in einem Modell. Vorstellbar ist hierbei, die Clusteranalyse als strukturentdeckendes Verfahren einzusetzen. Die Regressionsanalyse wird daraufhin zum einen als strukturprüfendes Verfahren verwendet. Zum anderen kann das Regressionsmodell

die Randbedingungen für eine Matrixschätzung auf Basis der Matrizen aus dem Verkehrsnachfragemodell zur netzweiten, stundenfeinen Prognose des Jahres 2011 dienen. Dabei sind die bereits dargelegten Aspekte zur Kombination des clusterbasiertes Modells und des Regressionsmodells sowie der Kombination des Regressionsmodells und des Verkehrsnachfragemodells zu beachten.

Vor dem Hintergrund, dass die Kombination von clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell mit dem kleinsten rechentechnischen Aufwand verbunden ist und die Randbedingungen aus der clusterbasierten Prognose eine gute Prognosequalität aufweisen, wird im Folgenden diese Kombination umgesetzt und evaluiert.

4.3.4.2 Kombination von clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell

Erzeugen der clusterbasierten Prognose

Die clusterbasierte Prognose der Netzganglinien wird bei der Kombination mit dem Verkehrsnachfragemodell dafür verwendet, Randbedingungen für eine durchzuführende Matrixschätzung zu erzeugen. Jedes Cluster aus der Clusterung wird hierbei durch eine Netzganglinie repräsentiert. Je größer die Anzahl der entstehenden Cluster ist, desto größer ist der Aufwand für die Matrixschätzung. Die Anzahl der entstehenden Cluster wird dabei durch das Vorgeben der Abbruchbedingung bei der Clusterbildung bestimmt. Für das in Kapitel 4.3.2.3 beschriebene Modell wird bei der Festlegung der Abbruchbedingungen damit argumentiert, dass die entstehende Anzahl der Cluster aufgrund des automatisierten Zuordnungsverfahrens eine untergeordnete Rolle spielt. Deshalb wird anhand von Abbildung 45 diejenige Abbruchbedingung gewählt, die das beste exemplarische Prognoseergebnis liefert. Für die hier verwendete Modellkombination ist der rechentechnische Mehraufwand von erheblicher Bedeutung. Aus Abbildung 45 wird dabei ersichtlich, dass bei Verwenden des Elbow-Kriteriums mit dem GEH-Wert = 8 eine adäquate Clusteranzahl entsteht. In Abbildung 46 wird darüber hinaus deutlich, dass sich die Prognosequalität bei Verwendung eines GEH-Wertes = 8 gegenüber eines GEH-Wertes = 4 nur unwesentlich verschlechtert. Daher wird zur Erstellung der clusterbasierten Prognose ein GEH-Wert = 8 als Abbruchkriterium angewendet. Dadurch kann die Anzahl der verwendeten Netzganglinien für die stundenfeine Prognose des Jahres 2011 von 97 bei einem GEH-Wert = 4 auf 50 bei einem GEH-Wert = 8 reduziert werden.

Die anderen Modellparameter entsprechen der bereits beschriebenen clusterbasierten Prognose in Kapitel 4.3.2.3. Der Analysezeitraum umfasst die Jahre 2008 bis 2010. Es werden stundenfeine Netzganglinien geclustert, die sich aus allen Verkehrsstärkewerten auf den 54 betrachteten TMC-Strecken ergeben. Ausgefiltert werden Tage, an denen Unfälle mit Personenschaden vorgefallen sind und Baustellen mit einhergehenden Fahrstreifensperrungen vorhanden waren. Die Netzganglinien werden

anhand der Wochentagarten Montag bis Donnerstag, Freitag, Samstag, Sonntag und der Eigenschaft Feiertag in fünf Vorklassen gruppiert. Als Clusterverfahren wird das Average Linkage-Verfahren angewendet. Als zuordnungsrelevante Eigenschaften werden Wochentage, Feiertage, differenzierten Schulferien, Sondertage wie Brückentage und lange Wochenenden, Ferien in einzelnen Bundesländern und europäischen Nachbarstaaten differenziert nach Art sowie Ferienbeginn- und Ende und das Oktoberfest berücksichtigt. Der maximale Eigenschaftswert wird auf 0,5 festgelegt.

Verwenden der clusterbasierten Prognose

Für jedes Cluster werden eine Tagesmatrix und 24 Stundenmatrizen erzeugt, welche die Verkehrsstärkewerte des Clusters als Randbedingungen erfüllen. Das Vorgehen der Matrixschätzung ist in Abbildung 67 schematisch dargestellt. Eingangsdaten für die Schätzung sind auf der einen Seite die Netzganglinien aus der Clusterung und auf der anderen Seite die Tages- und Stundenmatrizen aus dem VIB-Modell.

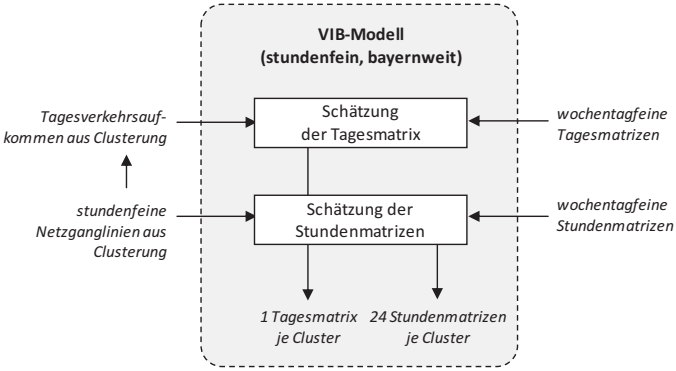

Abbildung 67: Übertragen des Ergebnisses der clusterbasierten Prognose auf das VIB-Modell

Für jedes Cluster wird in einem ersten Schritt für jeden Detektor das Tagesverkehrsaufkommen als Randsumme bestimmt. Darauffolgend werden anhand der Vorklassifizierung die wochentagtypische Tagesmatrix und die zugehörigen Stundenmatrizen herangezogen. Schrittweise werden dann zunächst die Tagesmatrix und dann jede einzelne Stundenmatrix erzeugt. Für jeden relevanten Detektor wird dabei der entsprechende Wert aus der Netzganglinie als Randbedingung vorgegeben. Als Matrixschätzverfahren wird das in der Verkehrsmodellierungssoftware VISUM implementierte Verfahren VStromFuzzy verwendet. Das Verfahren VStromFuzzy schätzt ausgehend von einer umgelegten Matrix unter Verwendung vorgegebener Zählwerte mittels Entropiemaximierung die relationsfeinen Belastungen neu. Der Name des

Verfahrens weist auf die Verwendung der Fuzzy-Set-Theorie bei der Bewertung der vorgegebenen Zählwerte hin (vgl. PTV GROUP (2012b)).

In Abbildung 68 sind die Zwischenergebnisse dieser zwei Schritte der Matrixschätzung (Tages- und Stundenanpassung) beispielhaft illustriert. Dargestellt sind für den RMQ Hofoldinger Forst die repräsentative Tagesganglinie eines Sonntagsclusters (grau) und die Tagesganglinie, welche aus dem VIB-Modell resultiert (schwarz, grob gestrichelt).

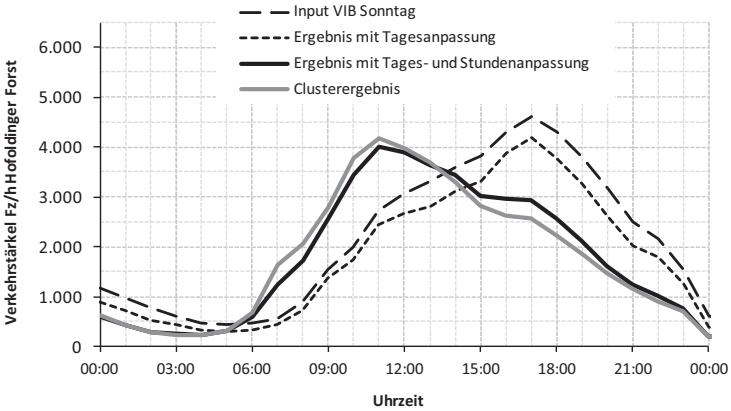

Abbildung 68: Beispiel für das Ergebnis der Matrixschätzung, Hofoldinger Forst, Sonntagscluster

Es ist erkennbar, dass das Ergebnis aus der VIB ein etwas zu hohes Verkehrsaufkommen aufweist und darüber hinaus der Tagesgang nicht der Ganglinie des Clusters entspricht. Durch die Anpassung der Tagesmatrix wird zunächst das Niveau auf Tagesebene korrigiert und durch die Anpassung der einzelnen Stundenmatrizen wird der Verlauf der Ganglinie aus der Clusterung sehr gut nachgebildet. Als Ergebnis liegen für jedes Cluster 24 Stundenmatrizen und eine Tagesmatrix vor. Jedes der Cluster stellt einen typischen Verkehrstag innerhalb des Untersuchungszeitraums mit kalenderspezifischen Eigenschaften dar und wird aufgrund der Matrixanpassung durch die entsprechenden Matrizen und das daraus resultierende stundenfeine, netzweite Umlegungsergebnis repräsentiert.

Synthese mit wetterabhängigem Prognoseansatz

Aus der Clusteranalyse ist für den Prognosezeitraum die Zuordnung der Cluster zu den Prognosetagen bekannt. Für ein bestimmtes Datum entstehen die Matrizen, indem der zum Cluster passend erzeugte Matrizensatz mit dem Korrekturmatrizensatz, resultie-

rend aus der wetterabhängigen Verkehrsnachfragemodellierung (vgl. Kapitel 4.3.3.3), für die beobachtete Wettersituation kombiniert wird (vgl. Abbildung 69).

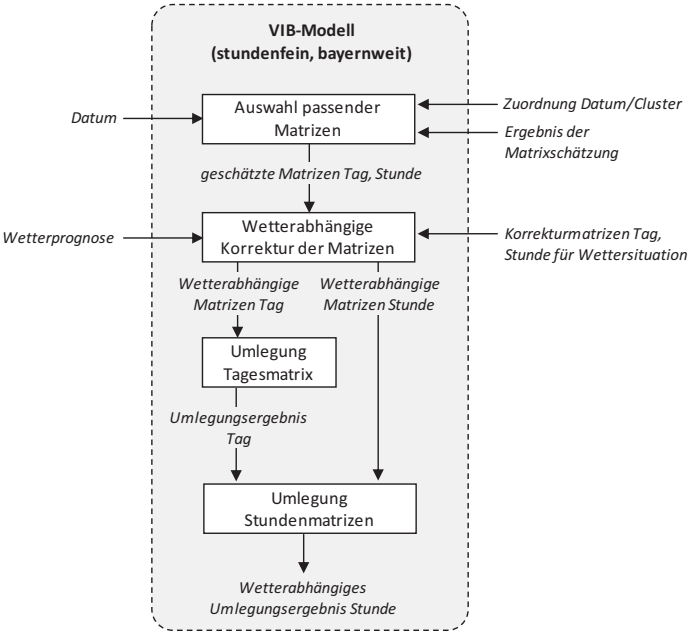

Abbildung 69: Vorgehen bei der kombinierten, matrixbasierten, wetterabhängigen Prognose

Durch die Verwendung tatsächlich beobachteter Wetterdaten kann der Fehler, der bei der Prognose der Wetterdaten begangen wird, eliminiert werden. Die Matrizen werden entsprechend umgelegt, und ein stundenfeines Umlegungsergebnis mit Wettereinfluss für ein konkretes Datum ist das Ergebnis. Dieser Vorgang wird für alle Kombinationen aus zugeordnetem Cluster und beobachteter Wettersituation für die Tage des Jahres 2011 durchgeführt.

In Abbildung 70 ist beispielhaft dieser Anpassungsvorgang anhand eines Umlegungsergebnisses für die Tagesganglinie des RMQ Hofoldinger Forst an einem Sonntag mit überwiegend Topwetter in den drei Wetterregionen dargestellt. Es ist erkennbar, dass das Niveau der clusterbasierten Prognose für diesen Tag etwas unterhalb des Zählwertniveaus liegt. Mit Korrektur des Wetters stimmen beide Ganglinien sehr gut überein (mittlerer GEH-Wert = 2,8). Es ist ebenfalls gut erkennbar, dass die Anpassung durch das Wetter durchaus abhängig von der Tageszeit ist: Die Wetterintegration führt richtigerweise ausschließlich zu einer Erhöhung zwischen 6:00 und 15:00.

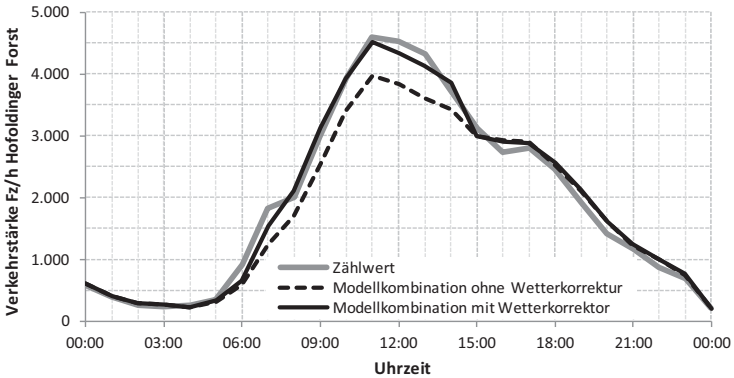

Abbildung 70: Beispiel für das Ergebnis einer Wetterkorrektur, stundenfeine Prognose, RMQ Hofoldinger Forst, sonntags, Topwetter - Ergebnis Modellkombination

4.3.4.3 Evaluierung der Prognose

Die Evaluierung erfolgt, wie bereits für Regressionsmodell und das clusterbasierte Modell beschrieben, für jede Stunde und jeden Tag des Jahres 2011, für 54 TMC-Strecken anhand von Zählstellenwerten mit dem GEH-Wert. In Tabelle 32 sind die Bewertungen der Prognoseergebnisse mit dem mittleren GEH-Wert über alle TMC-Strecken und Zeitintervalle für jeden Wochentag separat für die stunden- und tagesfeinen Verkehrsstärken sowohl mit Betrachtung des Wetters als auch ohne Betrachtung des Wetter zusammengefasst. Ein Verringerung des GEH-Werts ist hierbei als Verbesserung der Prognosequalität aufzufassen.

Die Ergebnisse in Tabelle 32 zeigen, dass sich die Prognosequalität durch die Verwendung der wetterabhängigen Korrekturmatrizen auf Stundenebene nicht verändert. Auf Tagesebene kann der GEH-Wert für Samstage und Sonntage zumindest leicht verbessert werden. Bei der Interpretation der Tabelle ist zu beachten, dass für die Wochentage Montag bis Donnerstag nur diejenigen wetterbeeinflusst abgebildet werden, an denen ein Feiertag war. Damit erklärt sich die leichte Verschlechterung der Tagesprognose für die Wochentage Montag und Donnerstag.

Wochentag	GEH-Stunde ohne Wetter	GEH-Stunde- mit Wetter	GEH-Tag ohne Wetter	GEH-Tag mit Wetter
Montag	5,3	5,3	15,6	15,7
Dienstag	4,9	4,9	16,9	16,9
Mittwoch	4,7	4,7	16,1	16,1
Donnerstag	5,7	5,7	21,0	21,1
Freitag	5,4	5,4	18,5	18,5
Samstag	7,7	7,7	30,4	29,9
Sonntag	6,4	6,4	22,4	22,2

Tabelle 32: Übersicht der stündlichen und tagesfeinen Prognoseergebnisse, ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Modellkombination

Analog zum Regressionsmodell und dem clusterbasierten Modell zeigen die Abbildungen 71 und 72 die Häufigkeitsverteilungen der GEH-Werte für Freitag bis Sonntag auf Stunden- und Tagesebene.

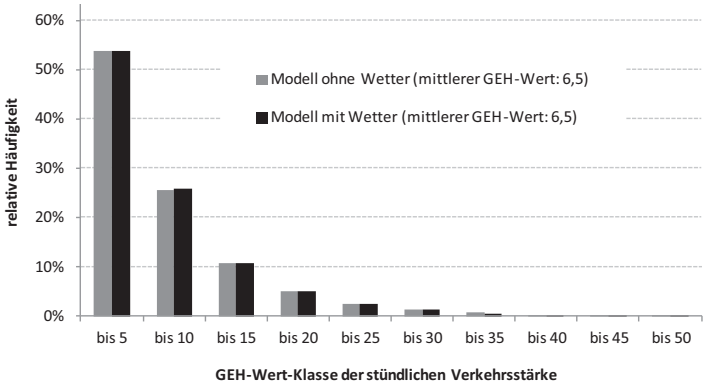

Abbildung 71: Prognosequalität der stündlichen Verkehrsstärke ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Modellkombination

Während die Häufigkeitsverteilungen auf Stundenebene (Abbildung 71) nahezu identisch sind, kann für die Tagesebene eine leichte Erhöhung der Häufigkeiten für GEH-Werte < 10 durch die Integration des Wetters in die Modellierung festgestellt werden. Der Effekt durch die Integration des Wetters ist an dieser Stelle deshalb so klein, da in der Auswertung alle stunden- bzw. Tage mit einbezogen sind. D. h. an einem Tag mit Mittelwetter ist das Prognoseergebnis für beide Modelle gleich. Im Gegensatz dazu liefern das Regressionsmodell und das clusterbasierte Modell durch unterschiedliche Modellparameter auch für Tage mit Mittelwetter unterschiedliche Prognoseergebnisse. Um die Vergleichbarkeit der Ergebnisdarstellung für alle Modellansätze zu wahren, werden die Tage, an denen das Wetter keinen Einfluss auf das Modellergebnis hat, an dieser Stelle dennoch mit einbezogen.

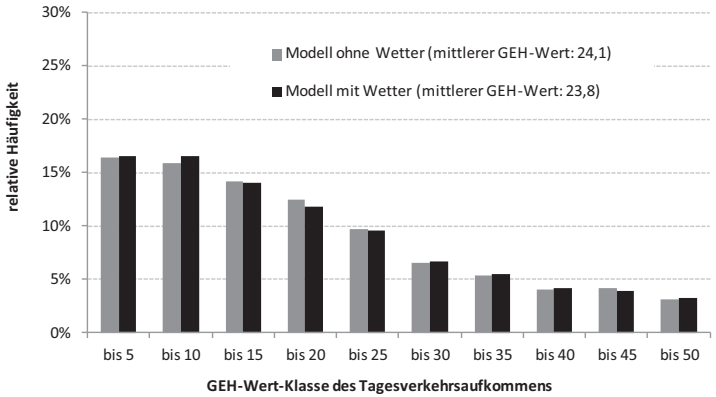

Abbildung 72: Prognosequalität des Tagesverkehrsaufkommens ohne und mit Betrachtung des Wetters - Ergebnis Modellkombination

Die Abbildungen 73 bis 75 illustrieren die Häufigkeit der Veränderung der Prognosequalität für die Wochentage Freitag, Samstag und Sonntag für die Verkehrsstärke aller Stunden, die Verkehrsstärken der Stunden mit hoher Auslastung und das Tagesverkehrsaufkommen. Für die Freitage (Abbildung 73) zeigt sich lediglich für ca. 14 % der modellierten Tagesverkehrsaufkommen eine leichte Veränderung der Prognosequalität. Dabei ist die Anzahl der Fälle, in denen eine leichte Verschlechterung der Prognosequalität durch Integration des Wetters eintritt, etwa identisch mit der Anzahl der Fälle, in denen eine leichte Verbesserung eintritt. Die stundenfeine Prognose wird durch die wetterabhängigen Korrekturmatrizen nicht merkbar beeinflusst. Die abgebildeten Wettereffekte an Freitagen sind somit vernachlässigbar klein.

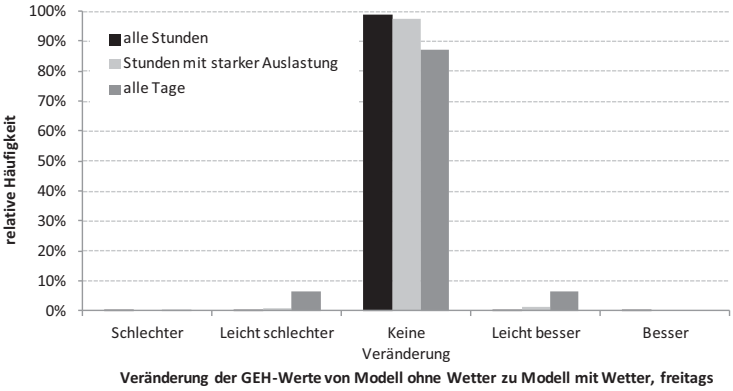

Abbildung 73: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Freitagen - Ergebnis Modellkombination

Ein differenziertes Bild ergibt sich für Samstage und Sonntage. An Samstagen (vgl. Abbildung 74) wird die stundenfeine Prognose zumindest in 5 % der Fälle verbessert und hingegen nur in 3 % der Fälle verschlechtert. Für Stunden mit starker Auslastung findet in 10 % der Fälle eine Verbesserung statt. Deutliche Verschlechterungen und Verbesserungen sind auf Stundenebene für Samstage kaum zu beobachten. Auf Tagesebene findet hingegen in ca. 7 % der Fälle eine deutliche Verbesserung der Prognosequalität statt.

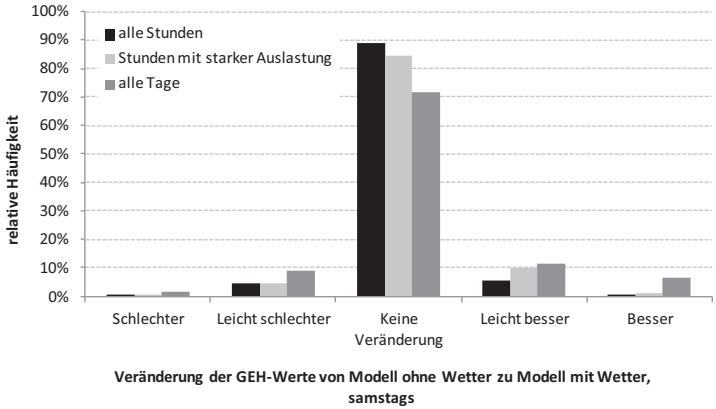

Abbildung 74: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Samstagen - Ergebnis Modellkombination

Für Sonntage (Abbildung 75) ergibt sich für die stundenfeine Prognose ein sehr ähnliches Bild wie an Samstagen. Die Prognosequalität der Stunden mit starker Auslastung wird in 7 % der Fälle leicht verbessert und in 1 % der Fälle deutlich verbessert. Die Prognosequalität auf Tagesebene bleibt nur in 59 % der Fälle unverändert. Die Anzahl leichter Verschlechterungen entspricht etwa der Anzahl leichter Verbesserungen. Jedoch wird die Prognosequalität häufiger deutlich besser (8%) als deutlich schlechter (4 %). Der abgebildete Wettereinfluss hat für das verhaltensbasierte Modell somit an Sonntagen den größten Effekt.

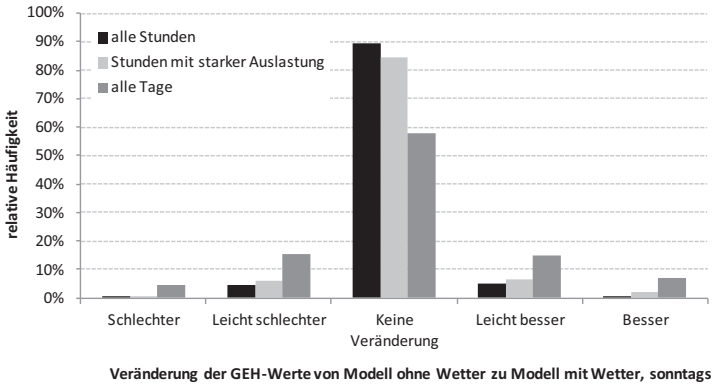

Abbildung 75: Veränderung der Prognosequalität durch Einbezug des Wetters an Sonntagen - Ergebnis Modellkombination

4.4 Verkehrslageschätzung

Ein möglicher Verwendungszweck der beschriebenen Prognoseergebnisse ist die Information der Verkehrsteilnehmer. Die Verkehrsstärkeprognosen spielen allerdings aus Sicht der Verkehrsteilnehmer eine untergeordnete Rolle. Vielmehr ist aus Sicht der Verkehrsteilnehmer interessant, welche Qualität der prognostizierte Verkehrsablauf hat. Infolgedessen wird im folgenden Unterkapitel ein Modell beschrieben, das die Eintrittswahrscheinlichkeiten für Qualitätsstufen des Verkehrsablaufs (Level of Service = LOS) unter Beachtung verschiedener Einflussgrößen ermittelt. Basis hierfür bildet ein logistisches Regressionsmodell. Da der LOS für den gesamten Netzabschnitt von RMQ Hofoldinger Forst bis RMQ AD-Inntal analysiert wird, wird der Begriff Verkehrslage verwendet.

4.4.1 Berechnung des Level of Service aus der Fahrzeit

Um ein Modell für die Berechnung der Eintrittswahrscheinlichkeiten des LOS schätzen zu können, muss eine Referenzverkehrslage bestimmt werden. Diese Referenzverkehrslage wird unmittelbar aus den Fahrzeiten bestimmt, die mit den ANPR-Kameras erhoben wurden. Der betrachtete Netzabschnitt beginnt am RMQ Hofoldinger Forst und endet am RMQ AD Inntal. Dieser Netzabschnitt wird ausgewählt, da hier am häufigsten repräsentative Fahrzeiten vorliegen. Insgesamt wurden zwischen dem RMQ Hofoldinger Forst und dem AD Inntal für 28.000 15-Minuten-Intervalle repräsentative Fahrzeiten erfasst (vgl. Abbildung 10, S. 56). Der analysierte Netzabschnitt weist eine Länge von 41,6 km auf.

Für die Festlegung der LOS-Stufen ist auf Basis der erfassten Daten zum einen festzulegen, welche Fahrzeit als Referenz für den Zustand "freier Verkehr" dient. Zum anderen müssen die Faktoren bestimmt werden, welche die aktuellen Fahrzeiten anhand der festgelegten Referenzfahrzeit in LOS-Stufen umrechnen:

- *Festlegung der Fahrzeit bei freiem Verkehr:* Für die Bestimmung der Referenzfahrzeit lassen sich aus den erhobenen Fahrzeiten mehrere Kenngrößen ableiten (vgl. LOHMILLER UND FRIEDRICH (2012)). Der Mittelwert der repräsentativen Fahrzeiten aus allen Fahrzeitintervallen beträgt für den untersuchten Netzabschnitt 19,9 min, der Median beträgt 18,8 min und der Modalwert 18,0 Min (für die Definition der Kenngrößen vgl. Kapitel 9). Da sowohl der Mittelwert als auch der Median davon beeinflusst sind, in wie vielen Zeitintervallen eine erhöhte Fahrzeit vorliegt, wird zur Bestimmung der Referenzfahrzeit der Modal-Wert herangezogen. Die Referenzfahrzeit beträgt somit 18,0 Minuten. Dies entspricht einer mittleren Geschwindigkeit von 138 km/h. Dieser Wert liegt deutlich über der vorgegebenen Richtgeschwindigkeit. Bei der Interpretation dieses Wertes ist zu beachten, dass dieser aus Sicht des Verkehrsteilnehmers einen optimalen Wert darstellt, der erreicht wird, wenn keine Beeinflussung durch andere Verkehrsteilnehmer vorhanden ist. Dieser Wert stellt keine Zielgröße aus verkehrsplanerischer Sicht dar.
- *Umrechnung der Fahrzeiten in LOS-Stufen:* In der Literatur finden sich verschiedene Ansätze zur Umrechnung von Fahrzeiten in LOS-Stufen. BUSCH ET AL. (2004) orientieren sich beispielsweise am Highway Capacity Manual und geben für sechs LOS-Stufen, die maximalen Verhältnisse aus Ist-Fahrzeit und Referenzfahrzeit zur Begrenzung der LOS-Stufen an (vgl. Tabelle 33). KOLLER-MATSCHKE UND BELZNER (2012) verwenden hingegen eine dreistufige Einteilung des LOS in Grün = "freier Verkehr", Gelb = "stockender Verkehr" und Rot = "Stau". In einem Fahrsimulatorexperiment wurden Probanden gebeten, erlebte Verkehrszustände mit den drei vorgegebenen Stufen sofort zu bewerten. Anhand der Fahrzeiten, die den simulierten Verkehrszuständen zugrunde lagen, und den Bewertungen der Probanden wurden Faktoren für die Fahrzeit bestimmt, welche die drei LOS-Stufen begrenzen. In Tabelle 33 wird ersichtlich, dass sich die dreistufige Einteilung von KOLLER-MATSCHKE UND BELZNER (2012) nicht unmittelbar auf die sechsstufige Einteilung von BUSCH ET AL. (2004) übertragen lässt, die Größenordnungen der Klassengrenzen jedoch vergleichbar sind. Da die vorgegebenen Faktoren von KOLLER-MATSCHKE UND BELZNER (2012) empirisch begründet sind und darüber hinaus die weit verbreitete dreistufige Einteilung (vgl. Kapitel 2.3.4) des LOS zur Anwendung kommt, basieren die hier angewandten Faktoren auf diesen Klassengrenzen. Wendet man die Faktoren auf die vorgeschlagene Referenzzeit an, resultiert daraus als Grenzwert für die LOS-Stufe "Gelb" eine Geschwindigkeit von 81 km/h und als Grenzwert für die LOS-Stufe "Rot" eine Geschwindigkeit von 50 km/h. Bei der Verwendung der Ergebnisse von KOLLER-MATSCHKE UND BELZNER (2012) ist zu beachten, dass die bewerteten Strecken etwa 1 km lang sind. Der hier untersuchte Netzabschnitt weist indes eine Länge von 41,6 km auf. Der durch den Verkehrsteilnehmer erlebte Verkehrszustand wird vermutlich nicht auf dem

gesamten Netzabschnitt identisch sein. Daher wird der überwiegend wahrgenommene Verkehrszustand als ausschlaggebend eingestuft. Ein Verkehrszustand gilt dann als überwiegend wahrgenommen, wenn er auf mehr als der Hälfte der Wegstrecke auftritt. Entsprechend werden aus der vorgegebenen Klassierung von KOLLER-MATSCHKE UND BELZNER (2012) die Klassenmitten als hier angewendete Klassengrenzen gewählt. Die verwendeten Faktoren und die daraus resultierende Fahrzeit sind ebenfalls in Tabelle 33 zusammengefasst.

BUSCH ET AL. (2004)		KOLLER-MATSCHKE UND BELZNER (2012)		Angewandte Faktoren		
LOS	Faktor Fahrzeit	LOS	Faktor Fahrzeit	LOS	Faktor Fahrzeit	Fahrzeit [min]
A	≤ 1,1	Grün	≤ 1,7	Grün	≤ 1,35	≤ 24,3
B	≤ 1,4					
C	≤ 2,0					
D	≤ 2,5	Gelb	≤ 2,8	Gelb	≤ 2,25	≤ 40,5
E	≤ 3,3					
F	> 3,3	Rot	> 2,8	Rot	> 2,25	> 40,5

Tabelle 33: Übersicht der Umrechnungsfaktoren der aktuellen Fahrzeiten in LOS-Stufen

In Abbildung 76 sind die 28.000 vorliegenden, repräsentativen Fahrzeiten über einer mittleren Verkehrsstärke in Fz/h aufgetragen. Die Verkehrsstärke ergibt sich als Mittelwert aus vier Detektoren, die entlang der Untersuchungsstrecke liegen. Die räumliche Lage der vier Detektoren ist in Abbildung 42, S. 115 gekennzeichnet. Jeder Datenpunkt repräsentiert ein 15-Minuten-Intervall mit Fahrzeit und mittlerer Verkehrsstärke. Der Hintergrund des Diagramms ist entsprechend der festgelegten LOS-Stufen in verschiedenen Grautönen eingefärbt. Im Bereich niedriger Verkehrsstärken (< 500 Fz/h) existiert eine Häufung von 15-Minuten-Intervallen, in denen die Fahrzeit erhöht ist. Dies sind nahezu ausschließlich Zeitintervalle, die sich in den Nachtstunden zwischen 22:00 und 6:00 Uhr befinden. Die Fahrzeit ist in diesen Zeitintervallen erhöht, da in den Nachtstunden mehr als 85 % des durchgehenden Verkehrs zwischen dem RMQ Hofoldinger Forst und dem RMQ AD Inntal Schwerverkehr ist. Daher werden die Zeitintervalle zwischen 22:00 und 06:00 verworfen. In Abbildung 76 ist zu erkennen, dass es sich bei den verworfenen Zeitintervallen (grau eingefärbt) ausschließlich um Zeitintervalle im Bereich niedriger Verkehrsstärken handelt.

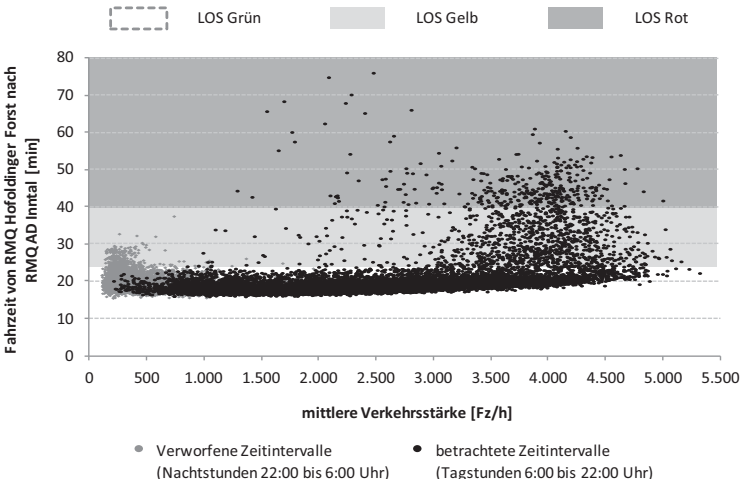

Abbildung 76: Anhand der Fahrzeiten festgelegte LOS-Stufen, erfasste Fahrzeiten in Abhängigkeit der mittleren Verkehrsstärke entlang des untersuchten Netzabschnitts

In Abbildung 76 ist außerdem zu erkennen, dass die mittlere Verkehrsstärke der vier entlang des Netzabschnitts liegenden Detektoren die Erhöhung der Fahrzeit tendenziell erklären. Dies entspricht dem bekannten Zusammenhang aus dem q-v-Teil des Fundamentaldiagramms. Vor diesem Hintergrund werden nur diejenigen 15-Minuten-Zeitintervalle zur Analyse herangezogen, in denen alle vier Detektoren entlang des Netzabschnitts plausible Daten geliefert haben.

In Tabelle 34 ist eine Statistik über die betrachteten und verworfenen Zeitintervalle zusammengefasst. Enthalten sind außerdem die Häufigkeiten der erfassten LOS-Stufen. Von insgesamt 28.143 Zeitintervallen werden 12.961 aufgrund der eben genannten Kriterien verworfen. Von den 15.182 betrachteten 15-Minuten-Intervallen wird in 91,4 % der Fälle der LOS "Grün" beobachtet. In etwa 6 % der Fälle wird LOS "Gelb" und in etwa 2 % der Fälle LOS "Rot" beobachtet.

	Gesamt	LOS "Grün"		LOS "Gelb"		LOS "Rot"	
		absolut	relativ [%]	absolut	relativ [%]	absolut	relativ [%]
Betrachtete Zeitintervalle	15.182	13.881	91,4	953	6,3	348	2,3
Verworfene Zeitintervalle	12.961	12.586	97,1	349	2,7	26	0,2
Alle Zeitintervalle	28.143	26.467	94,0	1.302	4,6	374	1,3

Tabelle 34: Statistik der erfassten LOS-Stufen

Die Punktewolke in Abbildung 76 deutet daraufhin, dass sich der beobachtete LOS nicht ausschließlich durch die mittlere, detektierte Verkehrsstärke erklären lässt. Im folgenden Unterkapitel wird daher eine logistische Regressionsanalyse durchgeführt, um weitere Einflussfaktoren auf den beobachteten LOS identifizieren zu können.

4.4.2 Schätzung von Eintrittswahrscheinlichkeiten für den Level of Service

4.4.2.1 Ableiten des Modells

Für die Analyse der Einflussfaktoren auf die Verkehrslage auf dem betrachteten Netzabschnitt wird eine logistische Regression durchgeführt. Die abhängige Variable ist die Verkehrslage, beschrieben durch die drei LOS-Stufen "Grün", "Gelb" und "Rot". Die möglichen Einflussfaktoren sind die unabhängigen Variablen. Mittels der logistischen Regressionsanalyse wird für die drei LOS-Stufen eine Regressionsfunktion geschätzt, mit der die Eintrittswahrscheinlichkeiten der drei LOS-Stufen in Abhängigkeit der Einflussfaktoren bestimmt werden.

Um die Eintrittswahrscheinlichkeiten für drei LOS-Stufen berechnen zu können, sind für zwei LOS-Stufen, in diesem Fall "Grün" und "Gelb", die Funktionen V_i zu definieren. Die Funktionen V_i sind als aggregierte Einflussstärke auf den Zustand i zu interpretieren und resultieren aus den Ausprägungen der untersuchten Einflussgrößen. Die Eintrittswahrscheinlichkeiten für die LOS-Stufen "Grün" und "Gelb" ergeben sich in Abhängigkeit von $V_{\text{Grün}}$ und V_{Gelb}. Die Eintrittswahrscheinlichkeit für die LOS-Stufe "Rot" ergibt sich als Gegenereignis von den Situationen "Grün" und "Gelb" (vgl. Beispiel in Formel (2.21), S. 33).

Die beobachtete Verkehrslage ist nach dem Fundamentaldiagramm zur Beschreibung von Verkehrszuständen determiniert durch die vorhandene Verkehrsnachfrage und die vorhandene Kapazität (vgl. GEISTEFELD UND LOHOFF (2011)). Somit ist die Verkehrslage neben der Verkehrsnachfrage durch Ereignisse oder Gegebenheiten beeinflusst, die die vorhandene Kapazität beeinflussen. Dies können Ereignisse sein, die unmittelbar mit einer Kapazitätsreduktion (Fahrstreifensperrung) verbunden sind, wie z. B. Unfälle oder Baustellen. Kapazitätsveränderungen können allerdings auch durch verändertes Fahrverhalten (Beschleunigungs- und Abstandsverhalten) entstehen, z. B. hervorgerufen durch eine Fahrstreifenverengung oder wetterbedingte veränderte Sicht- und Fahrbahnoberflächenverhältnisse. Das resultierende Fahrverhalten des gesamten Fahrzeugkollektiv ist außerdem durch das Fahrverhalten einzelner Teilmengen des Fahrzeugkollektivs beeinflusst. Daher spielt die Verkehrszusammensetzung vermutlich ebenfalls ein Rolle. Für die genannten Einflussgrößen werden folgende Kennwerte abgeleitet und mittels logistischer Regression auf ihre Einflussstärke getestet:

- *Aktuelle Verkehrsstärke*: Zur Beschreibung der aktuellen Verkehrsstärke eines 15-Minuten-Intervalls wird die Kenngröße $x_{q,mittel}$ herangezogen, die sich als Mittelwert der aktuellen Verkehrsstärken aus den vier Detektoren entlang des untersuchten Netzabschnitts ergibt. Um die aktuelle Verkehrsstärke in Bezug zu einer durchschnittlich vorhandenen Kapazität zu setzten, wird außerdem die Kenngröße $x_{q\text{-}c,mittel}$ betrachtet. Diese wird durch die Differenz des Mittelwerts der gemessenen Verkehrsstärken und der mittleren Kapazität der betrachteten RMQ bestimmt. Die angenommene Kapazität an einem RMQ beträgt 6.000 Fz/h im Falle von vier vorhandenen Fahrstreifen und 4.500 Fz/h falls drei Fahrstreifen vorhanden sind.
- *Verkehrsnachfrage*: Die gemessene Verkehrsstärke an einem RMQ entspricht bei sehr hoher Auslastung nicht der tatsächlichen Verkehrsnachfrage, da in diesem Fall nur der abfließende Verkehr und nicht der zufließende Verkehr detektiert wird (vgl. GEISTEFELD (2008)). Kommt es zu Staus, fällt die gemessene Verkehrsstärke deutlich ab, sodass ohne Zusatzinformation kein Zusammenhang zur aktuellen Verkehrsnachfrage besteht. Daher werden drei weitere Einflussgrößen definiert, die auch im Falle niedriger detektierter Verkehrsstärken als Indikator für eine hohe Verkehrsnachfrage aufgefasst werden können. Um Zeitintervalle mit niedrigen Verkehrsstärken aber hoher Nachfrage identifizieren zu können, wird für jedes 15-Minuten-Zeitintervall die maximale Verkehrsstärke $x_{q,max,2h}$ und der maximale Auslastungsgrad $x_{a,max,2h}$ der vier Detektoren der vorausgegangen zwei Stunden bestimmt. Ein weiterer Hinweis auf eine erhöhte Verkehrsnachfrage ergibt sich aus der Anzahl der vorausgegangenen Zeitintervalle mit erhöhter Auslastung. Hierbei wird davon ausgegangen, dass im Falle einer konstant hohen, detektierten Verkehrsstärke über einen längeren Zeitraum, während des Zeitraumes die Verkehrsnachfrage die detektierte Verkehrsstärke vermutlich überschritten hat. Daher wird die Kenngröße $x_{a,krit,2,5h}$ bestimmt, die angibt, in wie vielen 15-Minuten-Zeitintervallen der zurückliegenden 2,5 Stunden an einem der vier betrachteten Detektoren der Auslastungsgrad den Wert 75 % übersteigt.
- *Verkehrszusammensetzung*: In Hinblick auf die Verkehrszusammensetzung werden der Fernverkehrsanteil x_{Fern} der sich aus der Differenz 1-Regionalverkehrsanteil (vgl. 3.2.2) ergibt, und der Pendleranteil $x_{Pendler}$ betrachtet. Der Schwerverkehrsanteil wird nicht untersucht, da ein hoher Schwerverkehrsanteil auf dem untersuchten Netzabschnitt stets mit niedrigen Verkehrsstärken verbunden ist und somit ein hoher Schwerverkehrsanteil für erhöhte Verkehrsstärken nicht vorkommt (vgl. LOHMILLER (2014)). Der Einbezug des Schwerverkehrsanteils könnte somit zu ungewollten Scheinkorrelationen im Regressionsmodell führen.
- *Wetter*: Um den Einfluss des Wetters betrachten zu können, wird für den untersuchten Netzabschnitt das Vorkommen der beiden definierten Straßenwetterklassen (vgl. Tabelle 11, S. 60) mit den binären Variablen $x_{Regen,schwach}$ und $x_{Regen,stark}$ beschrieben.
- *Unfallgeschehen*: Um das Unfallgeschehen in die Analyse einzubeziehen, werden die drei binären Variablen $x_{Unfall,SS}$, $x_{Unfall,PS}$ und $x_{Unfall,USS}$ definiert. Diese drei Variablen

markieren Zeitintervalle, in denen auf der Untersuchungsstecken Unfälle mit schweren Sachschaden ($x_{Unfall,SS}$), Unfälle mit Personenschäden ($x_{Unfall,PS}$) und Unfälle mit Sachschaden von unbekannter Höhe ($x_{Unfall,USS}$) vorgefallen sind. Da ein Unfallereignis durch Aufräumarbeiten und ggf. Einsatz von Rettungskräften den Verkehrsablauf über den Unfallzeitpunkt hinaus beeinflusst, werden für Unfälle mit Sachschäden die vier nachfolgenden 15-Minunten-Intervalle und für Unfälle mit Personenschäden die acht nachfolgenden 15-Minuten-Intervalle als Zeitintervall mit dem entsprechenden Unfallereignis markiert. Diese Zeiträume entsprechen der mittleren Beeinflussungsdauer des Verkehrsablaufs für die jeweilige Unfallkategorie (vgl. LOHMILLER (2014)).

- *Baustellen*: Während der Fahrzeiterhebung fanden entlang des Netzabschnittes keine Baustellentätigkeiten statt, die mit einer Fahrstreifensperrung einhergingen. Langzeit- bzw. Tagesbaustellen mit Fahrstreifenverengung waren ebenfalls nicht vorhanden. Daher werden keine Variablen zur Beschreibung der Baustellensituation definiert.

Für die Funktionen V_i der LOS-Stufen "Grün" und "Gelb" wird eine lineare Grundform gewählt, welche die möglichen Einflussgrößen als unabhängige Variablen umfasst (vgl. Formel (4.22)).

$$
\begin{aligned}
V_i = \; & \beta_{q,mittel,i} \cdot x_{q,mittel} + \cdots && \text{aktuelle Verkehrsstärke} \\
& \ldots + \beta_{q,max,2h,i} \cdot x_{q,max,2h} && \text{Verkehrsnachfrage} \\
& \ldots + \beta_{Pendler,i} \cdot x_{Pendler} + \cdots && \text{Verkehrszusammensetzung} \\
& \ldots + \beta_{schwacherRegen,i} \cdot x_{schwacherRegen} + \cdots && \text{Wetter} \\
& \ldots + \beta_{Unfall\ PS,i} \cdot x_{Unfall\ PS} && \text{Unfallgeschehen} \\
& \ldots + \beta_{const,i} + \ldots && \text{Modellkonstante}
\end{aligned}
\tag{4.22}
$$

mit	V_i	aggregierte Einflussstärke der gegebenen Ausprägungen für Zustand i ($i = \text{"Grün"}, \text{"Gelb"}$)
	β_{const}	konstantes Glied
	$\beta_{j,i}$	Modellparameter für die Variable j für den Zustand i
	x_j	Variable j

Für jede Kenngröße wird sowohl für die LOS-Stufe "Grün" als auch für die LOS-Stufe "Gelb" ein Modellparameter geschätzt. Die vorgenommene Kategorisierung findet sich ebenfalls in Formel (4.22) wieder. Zusätzlich zu Kenngrößen enthält die Funktion V_i eine Modellkonstante. Diese beeinflusst die Auswahlwahrscheinlichkeit unabhängig von den definierten Einflussgrößen. Im Idealfall ist die Modellkonstante nicht

signifikant, da die Auswahlwahrscheinlichkeit infolgedessen ausschließlich durch die definierten Einflussgrößen bestimmt wird.

4.4.2.2 Anwendung zur Analyse der Einflussfaktoren

Für das beschriebene Modell werden nun die Parameter jeder Einflussgröße derart geschätzt, dass die Übereinstimmung zwischen beobachtetem LOS und modellierter Eintrittswahrscheinlichkeit des LOS maximal wird. Dies wird mit der Maximierung der entstehenden LogLikelihood-Funktion erreicht (vgl. Kapitel 2.4.3). Die Ergebnisse der Modellschätzung sind in Tabelle 35 zusammengefasst. Enthalten sind Kenngrößen zur Beschreibung der Modellgüte (Tabellenkopf), die resultierenden Parameterwerte für die getesteten Einflussgrößen und das Signifikanzniveau der getesteten Einflussgrößen für die LOS-Stufen "Grün" und "Gelb". Die Parameter, deren Signifikanzniveau höher als 0,1 (schwach signifikant) ist, sind grau und kursiv gekennzeichnet.

Bezieht man alle beschriebenen Einflussgrößen in die Modellschätzung mit ein, ergibt sich aus dem Log-Ratio-Test ein hochsignifikantes Modellergebnis. Das Bestimmtheitsmaß nach McFadden (McFaddens $R^2\text{-Statistik} = 0{,}45$) weist auf eine gute Modellgüte hin (vgl. Kapitel 2.4.3). Für die getesteten Einflussfaktoren ergeben sich im Einzelnen die folgenden Ergebnisse:

- *Modellkonstante*: Die Modellkonstanten sind für die LOS-Stufen "Grün" und "Gelb" nicht signifikant. Somit sind die Eintrittswahlwahrscheinlichkeiten des getesteten Modells ausschließlich durch die getesteten Einflussgrößen bestimmt.
- *Aktuelle Verkehrsstärke*: Die aktuelle Verkehrsstärke beschreibenden Kenngrößen $x_{q,mittel}$ und $x_{q\text{-}c,mittel}$ sind für die LOS-Stufen "Grün" und "Gelb" und somit ebenfalls für die LOS-Stufe "Rot" nicht signifikant.
- *Verkehrsnachfrage*: Die Kenngrößen $x_{q,max,2h}$, $x_{a,max,2h}$ und $x_{a,krit,2,5h}$ sind sowohl für LOS "Grün" als auch für LOS "Gelb" hochsignifikant. Die Vorzeichen und der Betrag für die maximale Verkehrsstärke $x_{q,max,2h}$ und die Anzahl der ausgelasteten Zeitintervalle $x_{a,krit,2,5h}$ sind plausibel. Beide Kenngrößen beeinflussen die Eintrittswahrscheinlichkeiten negativ, d.h. die Eintrittswahrscheinlichkeit für die LOS-Stufe "Rot" steigt an. Der höhere Betrag der Parameter zeigt an, dass die Eintrittswahrscheinlichkeit der LOS-Stufe "Grün" stärker negativ beeinflusst wird als für die LOS-Stufe "Gelb". Der Betrag ist für die LOS-Stufe "Grün" größer als für die entsprechenden Parameter der LOS-Stufe "Gelb". Ein bemerkenswertes Ergebnis ergibt sich für die Kenngröße $x_{a,max,2h}$ die den maximalen Auslastungsgrad beschreibt. Diese Kenngröße beeinflusst die LOS-Stufen "Grün" und "Gelb" positiv. Dies lässt sich z. B. derart interpretieren, dass hohe Auslastungen, solange diese nur punktuell auftreten, ein Hinweis darauf sind, dass der Verkehr weiterhin flüssig abläuft (LOS "Grün"). Treten diese Auslastungen hingegen häufiger auf (beschrieben durch die

Kenngröße $x_{a,krit,2,5h}$), erhöht sich auch die Wahrscheinlichkeit einer auftretenden Verkehrsstörung und somit dem Eintreten der LOS-Stufen "Gelb" bzw. "Rot".

- *Verkehrszusammensetzung*: Der Anteil des Fernverkehrs x_{Fern} hat für die LOS-Stufen "Grün" und "Gelb" hochsignifikanten Einfluss und beeinflusst die Eintrittswahrscheinlichkeiten beider LOS-Stufen negativ. D. h., die Eintrittswahrscheinlichkeit der LOS-Stufe "Rot" steigt mit steigendem Anteil des Fernverkehrs. Der Anteil der Pendler $x_{Pendler}$ weist hingegen nur für die LOS-Stufe "Gelb" ein signifikantes Niveau auf. D. h., dass das Verhältnis der Eintrittswahrscheinlichkeiten für die beiden anderen LOS-Stufen "Grün" und "Rot" unabhängig vom Anteil der Pendler ist. Die Höhe der Eintrittswahrscheinlichkeiten für die LOS-Stufen "Grün" und "Rot" ist allerdings indirekt durch Änderung der Eintrittswahrscheinlichkeit für die LOS-Stufe "Gelb" durch den Anteil der Pendler beeinflusst. Das Vorzeichen des Parameters für die LOS-Stufe "Gelb" ist positiv. D. h., ein erhöhtes Pendlerverkehrsaufkommen erhöht die Eintrittswahrscheinlichkeiten von "Gelb" und verringert folglich die Eintrittswahrscheinlichkeit der LOS-Stufen "Grün" und "Rot".
- *Wetter*: Schwacher Regen $x_{Regen,schwach}$ hat bezüglich der Eintrittswahrscheinlichkeit von LOS "Grün" einen siginfikanten Einfluss. Der Einfluss ist negativ, d. h. schwacher Regen erhöht die Eintrittswahrscheinlichkeit für LOS "Gelb". Starker Regen $x_{Regen,stark}$ hat hingegen signifikanten Einfluss auf die LOS-Stufen "Grün" und "Gelb". Interessant ist allerdings, dass durch Starkregenereignisse die Eintrittswahrscheinlichkeit für die LOS-Stufe "Gelb" positiv beeinflusst wird. D.h., die Wahrscheinlichkeit für die LOS-Stufe "Rot" sinkt.
- *Unfallgeschehen*: Unfälle, die mit schweren Sachschäden einhergehen ($x_{Unfall,SS}$), haben einen signifikanten negativen Einfluss auf die LOS-Stufe "Grün" und keinen signifikanten Einfluss auf die LOS-Stufe "Gelb". Unfälle mit Personenschäden ($x_{Unfall,PS}$) beeinflussen sowohl die Eintrittswahrscheinlichkeit für die LOS-Stufe "Grün" als auch für die LOS-Stufe "Gelb" hochsignifikant. Der negative Einfluss ist für die LOS-Stufe "Grün" stärker als für die LOS-Stufe "Gelb". Wie zu erwarten ist der Einfluss der Unfälle mit Personenschäden stärker als der Einfluss der Unfälle mit Sachschäden. Für die Unfälle mit Sachschaden unbekannter Höhe ($x_{Unfall,USS}$) ergibt sich ein signifikanter, positiver Einfluss. Dieser Parameterwert muss als nicht plausibel eingestuft werden.

Anzahl Beobachtungen: 15.182					
Null-Log-Likelihood LL_0: -5.261			**Log-Likelihood: -2.906**		
McFaddens R^2-Statistik: 0,45			**Log-Ratio-Test LR: 4.709 (hochsignifikant)**		
Ereignisvariable		**Parameter-wert LOS "Grün"**	**Signifikanz-niveau für Parameter LOS "Grün"**	**Parameter-wert LOS "Gelb"**	**Signifikanz-niveau für Parameter LOS "Gelb"**
Zeichen	**Beschreibung**				
Konstante		*1,768*	*0,932*	*0,383*	*0,985*
$x_{q,mittel}$ [Fz/h]	Mittlere Verkehrs-stärke	*0,004*	*0,393*	*0,001*	*0,730*
$x_{q-c,mittel}$ [Fz/h]	Mittlere Abweichung zur Kapazität	*0,004*	*0,393*	*0,001*	*0,894*
$x_{q,max,2h}$ [Fz/h]	Max. Verkehrs-stärke 2h zurück	-0,002	0,000	-0,001	0,000
$x_{a,max,2h}$ [%]	Max. Auslastungs-grad 2h zurück	0,083	0,000	0,058	0,000
$x_{a,krit,2,5h}$ [-]	Anzahl starke Auslastung 2,5h zurück	-0,280	0,000	-0,140	0,000
x_{Fern} [%]	Anteil Fernverkehr	-0,193	0,000	-0,077	0,000
$x_{Pendler}$ [%]	Anteil Pendler-verkehr	*-0,035*	*0,150*	0,053	0,041
$x_{Regen,schwach}$ [-]	Schwacher Regen	-1,016	0,014	*0,460*	*0,116*
$x_{Regen,stark}$ [-]	Starker Regen	-1,420	0,054	1,133	0,001
$x_{Unfall,SS}$ [-]	Unfall schwerer Sachschaden	-1,077	0,000	*-0,190*	*0,191*
$x_{Unfall,PS}$ [-]	Unfall Personen-schaden	-2,951	0,000	-0,899	0,000
$x_{Unfall,USS}$ [-]	Unfall unbekannter Sachschaden	0,843	0,026	*0,558*	*0,138*

Tabelle 35: Ergebnis der Schätzung des logistischen Regressionsmodells, graue und kursive Parameterwerte sind nicht signifikant

Abschließend kann festgestellt werden, dass die Verkehrsnachfrage, die Verkehrszusammensetzung, das Wetter und das Unfallgeschehen die Verkehrslage beeinflussen. Die Parameter, die die aktuelle Verkehrsstärke beschreiben, besitzen hingegen keinen signifikanten Einfluss.

Um die Wirkungsweise der verschiedenen Parameterwerte nochmals zu verdeutlichen, sind in Abbildung 77 die aus dem Modell resultierenden Eintrittswahrscheinlichkeiten der LOS-Stufen für verschiedene Kombinationen von Ereignissen dargestellt.

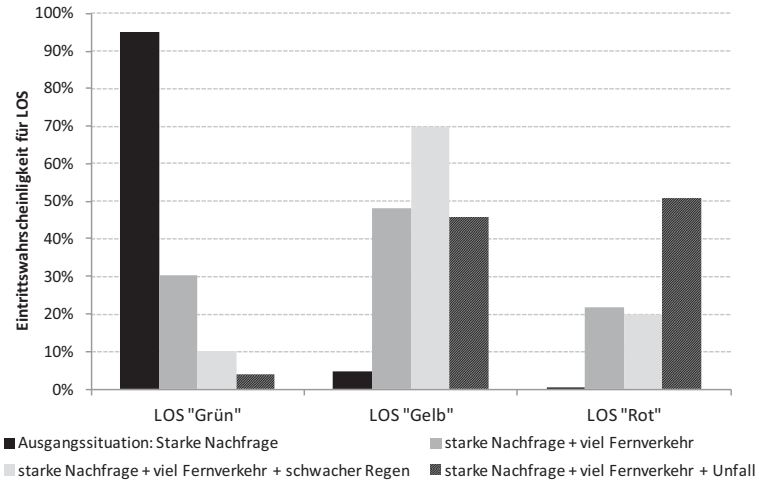

Abbildung 77: Eintrittswahrscheinlichkeiten der LOS-Stufen für verschiedene Kombinationen von Ereignissen

Die Ausgangssituation beschreibt eine Verkehrssituation in der der maximale Auslastungsgrad der vergangenen 2 Stunden bei 92,5 % liegt und eine maximale Verkehrsstärke von 5.520 Fz/h (bei maximal 4 zur Verfügung stehenden Fahrstreifen) gemessen wurde. Der kritische Auslastungsgrad wurde in den vergangenen 2,5 Stunden viermal überschritten. Der Anteil des Fernverkehrs liegt bei 40 %. Für die Ausgangssituation ist also eine vergleichsweise starke Nachfrage vorhanden.

Abbildung 77 zeigt, dass trotz der starken Nachfrage eine 95 % Wahrscheinlichkeit für die LOS-Stufe "Grün" vorhanden ist. Erhöht sich im Vergleich zur Ausgangslage nun der Fernverkehrsanteil von 40 % auf 70 %, sinkt die Eintrittswahrscheinlichkeit für LOS-Grün auf 30 % (mittelgrauer Balken). Tritt zusätzlich schwacher Regen auf (hellgrauer Balken), sinkt die Eintrittswahrscheinlichkeit für LOS "Grün" weiter auf 10 %. Interessant ist hier, dass die Eintrittswahrscheinlichkeit für LOS "Rot" ebenfalls sehr leicht sinkt. Dies ist durch den nicht signifikanten Parameter für schwachen Regen für LOS "Gelb" begründet. Das könnte derart interpretiert werden, dass die Verkehrsteilnehmer insgesamt homogener fahren (seltener extrem hohe Geschwindigkeiten) und somit ein Zusammenbruch des Verkehrs (LOS "Rot") seltener auftritt. Kommt es an Stelle von schwachem Regen hingegen zu einem Unfallereignis mit Personenschaden (schraffierter Balken), sinken sowohl die Eintrittswahrscheinlichkeiten für LOS "Grün" und LOS "Gelb". Der wahrscheinlichste Zustand ist dann LOS "Rot".

4.4.2.3 Anwendung der prognostizierten Verkehrsstärken

Die Ergebnisse des beschriebenen Modells zur Prognose der Eintrittswahrscheinlichkeiten der LOS-Stufen basiert auf den detektierten Verkehrsstärken. Für eine tatsächliche Prognose des LOS liegen diese Verkehrsstärken jedoch nicht vor. Stattdessen muss auf prognostizierte Verkehrsstärken zurückgegriffen werden. Vor diesem Hintergrund werden die Eintrittswahrscheinlichkeiten anhand prognostizierter Verkehrsstärken neu berechnet und die Modellgüte neu bestimmt.

Modellprognose als Input für Eintrittswahrscheinlichkeiten des LOS

Die Eintrittswahrscheinlichkeiten des LOS werden für alle 15.182 betrachteten 15-Minuten-Intervalle auf Grundlage der prognostizierten Verkehrsstärke bestimmt. Es werden keine neuen Modellparameter bestimmt, sondern die Parameterwerte, die anhand der detektierten Verkehrsstärken bestimmt wurden, übernommen. Da die Verkehrsstärken stundenfein prognostiziert wurden, wird für jedes 15-Minuten-Intervall einer prognostizierten Stunde eine identische Verkehrsstärke angenommen.

In Tabelle 36 sind die Ergebnisse für die Verkehrsstärken aus dem Regressionsmodell, aus dem clusterbasierten Modell, dem Verkehrsnachfragemodell und aus dem kombinierten Modell enthalten. Mit allen Prognoseansätzen ist eine Verschlechterung der Modellgüte gegenüber der Verwendung der detektierten Verkehrsstärken verbunden. Dies ist an der Verringerung des Bestimmtheitsmaßes (McFaddens R^2-Statistik) und dem Prüfwert R des LOG-Ratio-Tests erkennbar. Jedoch bleibt für alle Prognoseansätze das Modellergebnis hochsignifikant (Signifikanzniveau < 0,01). Auch das Bestimmtheitsmaß ist für drei Prognoseansätze höher als 0,2 und somit in einem akzeptablen Bereich (vgl. Kapitel 2.4.4). Einzig das Verkehrsnachfragemodell liegt nicht mehr in einem akzeptablen Bereich. Die höchste Modellgüte wird mit der Kombination aus clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell erreicht. In diesem Fall sind die Werte für R^2-Statistik und LL_V am höchsten

Prüfgröße	Detektoren	Regressionsmodell	Clusterbasiertes Modell	Verkehrsnachfragemodell	Modellkombination
LL_0	-5.261	-5.261	-5.261	-5.261	-5.261
LL_v	-2.906	-3.435	-3.700	-4.499	-3.380
McFaddens R^2-Statistik	0,45	0,35	0,30	0,14	0,36
Log-Ratio-Test LR	4.709	3.651	3.123	1.522	3.760
Anzahl Freiheitsgrade	24	24	24	24	24
Signifikanzniveau	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tabelle 36: Anwendung des logistischen Regressionsmodells mit prognostizierten Verkehrsstärken

Hinweise zur Prognose

Die Ergebnisse in Tabelle 36 basieren darauf, dass die Fernverkehrs- und Pendleranteile, alle Unfallereignisse und das Straßenwetter korrekt prognostiziert werden. Die Fern- und Pendlerverkehrsanteile sind mit den beschriebenen Modellansätzen zur Verkehrsstärkeprognose ebenfalls prognostizierbar. Für das Straßenwetter ist eine 15-Minuten-feine Prognose nur wenige Stunden im Voraus erstellbar. Unfallereignisse sind hingegen ausschließlich anhand von Unfallraten prognostizierbar. Da sowohl das Straßenwetter- als auch das Unfallgeschehen signifikanten Einfluss auf die Verkehrslage haben, kann es z. B. sinnvoll sein, die Eintrittswahrscheinlichkeiten für unterschiedliche Szenarien bezüglich des Straßenwetters und des Unfallgeschehens anzugeben.

4.5 Übersicht der Modellergebnisse

In den Tabellen 37 und 38 sind die wesentlichen Ergebnisse und Erkenntnisse aus den vorangestellten Kapiteln zusammengefasst. Tabelle 37 enthält eine Übersicht, inwiefern die abgeleiteten Hypothesen mit dem jeweiligen Analyseanasatz bestätigt werden können. Die abgeleitete Hypothese, dass das Verkehrsaufkommen vom Wetter beeinflusst ist, ist in Tabelle 37 differenzierter dargestellt. Mit der Regressionsanalyse als strukturprüfendes Verfahren können alle aufgestellten Hypothesen nachgewiesen werden. Zusätzlich können mittels der Regressionsanalyse Hinweise auf eine Wetterabhängigkeit der Zielwahl erlangt werden. Außerdem wird nachgewiesen, dass das Wetter die Tagesganglinien beeinflusst. Mit der Clusteranalyse kann ebenfalls ein Großteil der Hypothesen nachgewiesen werden. Jedoch können keine jahreszeitzyklusbedingten Schwankungen aufgedeckt werden. Der Wettereinfluss zeigt sich ausschließlich für den Regionalverkehr. Hierbei kann ein deutlicher Wettereinfluss auf den Verlauf der Tagesganglinien aufgezeigt werden. Mittels der Haushaltsbefragung werden ausschließlich die Wettereinflüsse auf das alltägliche Verkehrsverhalten, insbesondere des Freizeitverkehrs untersucht. Dabei kann nachgewiesen werden, dass die Anzahl der durchgeführten Wege (Erzeugung) und die zurückgelegte Reiseweite (Zielwahl) in Abhängigkeit des vorherrschenden Wetters schwankt. Alle drei Analyseansätze zeigen darüber hinaus, dass die Ausprägung des Wettereinflusses vom Wochentag abhängt.

Hypothese	Regressionsanalyse	Clusteranalyse	Haushaltsbefragung
Einfluss Wochentag	Ja	Ja	Ja
Einfluss Jahreszeitzyklus	Ja	Nein	-
Einfluss Art der Schulferien	Ja	Ja	-
Einfluss Beginn/Ende der Schulferien	Ja	Ja	-
Einfluss Bundesland/Nation der Schulferien	Ja	Ja	-
Einfluss Sondertage	Ja	Ja	-
Einfluss Wetter - Gesamtverkehr	Ja	Nein	-
Einfluss Wetter - Regionalverkehr	Ja	Ja	-
Einfluss Wetter - Erzeugung	Nein	Nein	Ja
Einfluss Wetter - Zielwahl	(Ja)	Nein	Ja
Einfluss Wetter - Zeitwahl	Ja	Ja	Nein

Tabelle 37: Zusammenfassung Analyseergebnisse - Prüfen der Hypothesen

Aufbauend auf den Erkenntnissen der Analyse werden ein Regressionsmodell, clusterbasiertes Modell, Verkehrsnachfragemodell sowie eine Kombination aus clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell erstellt. Anhand des Regressionsmodells, des clusterbasierten Modells und der Kombination aus clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell wird daraufhin eine stundenfeine Prognose für das Jahr 2011 mit und ohne Betrachtung des Wettereinflusses erstellt. Für das Verkehrsnachfragemodell wird ausschließlich eine wetterunabhängige Prognose durchgeführt. Die Prognosequalität für das Regressionsmodell und das kombinierte Modell können durch das Einbeziehen des Wettereinflusses verbessert werden. Die clusterbasierte Prognose wird hingegen tendenziell schlechter durch Einbezug des Wetters. Aus dem Vergleich der wetterunabhängigen und wetterabhängigen Prognose wird deutlich, dass die Prognosequalität durch die Wetterkorrektur an manchen Stellen schlechter und an manchen Stelle besser wird. Dadurch erklärt sich die resultierende Verteilung der GEH-Werte, die sich für keinen Prognoseansatz wesentlich verändert. Das Verkehrsaufkommen ist im Untersuchungsgebiet von vielen anderen Einflüssen, wie Urlaubsverkehr, sehr stark beeinflusst. Wenn diese anderen Einflüsse nicht adäquat modelliert werden, bringt die Wetterintegration keine wesentliche Verbesserung mit sich, da dann die Wetterkorrektur einer fehlerhaften Prognose zufällig in die richtige oder falsche Richtung wirkt. Dies geschieht vor allem immer dann, wenn sich mehre Einflüsse wie Feiertage und Ferienbeginn überlagern.

Kriterium	Regressions-modell	Clusterbasiertes Modell	Verkehrsnach-fragemodell	Modellkombi-nation Cluster/ Verkehrs-nachfrage
Mittlerer GEH-Wert für alle Stunden im Jahr 2011	4,6	5,0	7,9	5,7
Mittlerer GEH-Wert für Stunden mit Auslastung > 75%	9,4	11,4	23,5	10,2
Mittlerer GEH-Wert für Stunden mit Auslastung ≤ 75%	4,4	4,8	7,3	5,6
Variationskoeffizient des GEH-Werts	1,2	1,2	1,0	1,0
Verbesserung der Prognose mit Wettereinfluss	Ja	Nein	Nein	(Ja)
Modellgüte der Verkehrslage: Log-Ratio-Test LR	3.651	3.123	3.123	3.760
Modellgüte der Verkehrslage: McFaddens R^2-Statistik	0,35	0,30	0,14	0,36

Tabelle 38: Zusammenfassung Prognoseergebnisse - Prognosequalität und Anwendung zur Verkehrslageprognose

In Tabelle 38 sind die Kennwerte der Prognosequalität für die stundenfeine Verkehrsprognose und die Modellgüte für die Verkehrslageberechnung für die vier Modellansätze zusammengefasst. Das Regressionsmodell weist dabei im Mittel den kleinsten GEH-Wert und somit die beste Prognosequalität auf. Die geringste Prognosequalität entsteht, wie zu erwarten, für das Verkehrsnachfragemodell, das lediglich repräsentative Wochentage abbildet. Werden nur diejenigen Modellansätze betrachtet, die die kalendarischen Einflussgrößen über den Wochentag hinaus betrachten, weist die Modellkombination die geringste Prognosequalität bezogen auf alle Stunden auf. Betrachtet man ausschließlich die Stunden des Jahres 2011, in denen die Auslastung über 75 % lag, weist das clusterbasierte Modell die geringste Prognosequalität auf. Für das kombinierte Modell ist außerdem der Variationskoeffizient der stündlichen GEH-Werte am kleinsten. Das bedeutet, die Schwankung der Prognosequalität ist hier am geringsten.

Die stundenfeinen Verkehrsstärkeprognosen der vier Modellansätze werden anschließend für die exemplarische Berechnung der Verkehrslage auf einem Netzabschnitt der Untersuchungsstrecke herangezogen. Für die Verkehrslageprognose weist dabei das kombinierte Modell die höchste Modellgüte auf. Die erreichte Modellgüte für das Regressionsmodell ist allerdings nur geringfügig schlechter.

5 Modellbewertung

Im folgenden Kapitel sollen die vorgestellten Modellansätze zur stundenfeinen Prognose der Verkehrsstärke bewertet werden. Bisher erfolgte ausschließlich eine Evaluation bezüglich der erreichten Prognosequalität und der Eignung bezüglich der Verwendung zur Prognose der Verkehrslage. Um die Modellansätze in umfassenderer Form evaluieren zu können, werden weitere Bewertungskriterien, Indikatoren und Bewertungsregeln entwickelt, die eine umfassende Bewertung der Modellansätze ermöglichen. Anhand der Bewertungsergebnisse werden abschließend Empfehlungen zur Anwendung der Modellansätze formuliert.

5.1 Bewertungsmethode

Grundprinzip

Um eine Bewertung der vorgestellten Modellansätze durchführen zu können, bedarf es eines Wert- und Zielsystems. Außerdem sind Bewertungsregeln und –algorithmen erforderlich (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Das Wert- und Zielsystem umfasst die Anforderungen an das Model und daraus abgeleiteten Bewertungskriterien. Die Bewertungskriterien lassen sich mit Indikatoren beschreiben. Die Bewertungsregeln und -algorithmen enthalten Regeln oder Bewertungsfunktionen, die die Ausprägung jedes Indikators bewerten. Vor diesem Hintergrund werden im Folgenden zunächst Anforderungen an die Modelle formuliert, daraus entstehende Bewertungskriterien festgelegt und zugehörige Indikatoren abgeleitet. Die Ausprägung jedes Indikators wird daraufhin mit den Prädikaten (--),(-),(0),(+) und (++) bewertet. Eine verbale Beschreibung der Prädikate befindet sich in Tabelle 39 (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)).

Prädikat	Erläuterung
"--"	Die Ausprägung des Indikators ist unzureichend und ist zu verbessern.
"-"	Die Ausprägung des Indikators ist ausreichend und genügt gerade den Anforderungen und sollte langfristig verbessert werden.
"0"	Die Ausprägung des Indikators ist zufriedenstellend und wird akzeptiert.
"+"	Die Ausprägung des Indikators ist gut und geht somit über die Mindestanforderungen hinaus.
"++"	Die Ausprägung des Indikators ist sehr gut bzw. ausgezeichnet und übertrifft die Anforderung im hohen Maße.

Tabelle 39: Erläuterungen der zur Bewertung verwendeten Prädikate

Abschließend werden die Bewertungen der einzelnen Indikatoren für jedes Bewertungskriterium und daraufhin für jede Anforderung aggregiert. Als Aggregation wird die am häufigsten vergebene Einzelbewertung herangezogen. Dabei

kompensieren sich die Anzahl der vergebenen Pluszeichen und die Anzahl der vergebenen Minuszeichen für die Einzelbewertungen. Prinzipiell entspricht das beschriebene Vorgehen einer ungewichteten Nutzwertanalyse, mit einer ganzzahligen Skala von 0 bis 4 für den Zielerreichungsgrad (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Durch die fehlende Gewichtung soll nochmals unterstrichen werden, dass die hier vorgenommene Bewertung vordergründig nicht der Reihung der Modelle dient, sondern die Eigenschaften der Modelle unter verschiedenen Aspekten erläutern soll.

Ableiten der Anforderungen, Bewertungskriterien und Indikatoren

Die Anforderungen an Modelle werden in der Literatur häufig zunächst allgemein (vgl. ZURLINDEN (2003), HUEFTLE (2006)) und daraufhin bezogen auf die Anwendung im Verkehr (vgl. AXHAUSEN (2010), JANßEN (2010)) benannt. Zusammenfassend lassen sich anhand der ausgewerteten Quellen die fünf Anforderungen Konsistenz, Verwertbarkeit, Flexibilität, geringer Aufwand und Transparenz formulieren. Für die fünf Anforderungen werden im Folgenden Bewertungskriterien und zugehörige Indikatoren abgeleitet. Jedes Bewertungskriterium ist im Text mit einem Buchstaben für die zugehörige Anforderung und einer fortlaufenden Nummer gekennzeichnet. Die für die Bewertungskriterien verwendeten Indikatoren sind wiederum mit dem Kürzel des Bewertungskriteriums und einer weiteren fortlaufenden Nummer bezeichnet.

K - Konsistenz: Die Konsistenz eines Modells kann auf zwei Ebenen betrachtet werden. Zum einen ist Konsistenz hinsichtlich der abgebildeten Wirkungszusammenhänge bewertbar. Infolgedessen wird das Bewertungskriterium "K1 - Kausale Konsistenz" eingeführt. Zum anderen kann die quantitative Realitätsnähe des Modellergebnisses bewertet werden ("K2 - Quantitative Realitätsnähe"). Um die kausale Konsistenz bewerten zu können, wird die Anzahl der abgebildeten Wirkungszusammenhänge ("K11") bewertet. Beim Regressions- und clusterbasierten Modell entspricht z. B. die Anzahl der betrachteten Einflussgrößen den abgebildeten Wirkungszusammenhängen. Außerdem wird bewertet, inwiefern die Wirkungszusammenhänge vom Modell im Zusammenspiel bzw. isoliert voneinander betrachtet werden ("K12"). Bezüglich des Belastungsbildes wird bewertet, inwiefern die entstehenden Ergebnisse auf den einzelnen TMC-Strecken zu unterschiedlichen Tageszeiten in einem räumlichen ("K13") und zeitlichen ("K14") Kontext stehen. Außerdem wird geprüft, inwiefern der Modellansatz unplausible Werte, z. B negative oder extrem hohe Verkehrsstärken, produziert ("K15"). Zur Beschreibung der quantitativen Realitätsnähe werden der GEH-Wert aller Stunden ("K21") der stundenfeinen Prognose für das Jahr 2011, der GEH-Wert für Stunden mit starker Auslastung ("K22") und der GEH-Wert für Stunden mit schwacher Auslastung ("K23") bewertet. Eine Stunde gilt dann als "stark" ausgelastet, wenn der Auslastungsgrad höher als 75 % ist, ansonsten als "schwach" ausgelastet. Der GEH-Wert wird nach den Regeln in Tabelle 40 bewertet. Um die Streuung der Prognosequalität in die Bewertung

einzubeziehen, wird außerdem der Variationskoeffizient ("K24") herangezogen. Ein kleinerer Variationskoeffizient wird hierbei positiv bewertet, da in diesem Fall die Prognosequalität weniger streut, und somit als zuverlässiger aufgefasst werden kann. Das Bewertungsschema ist ebenfalls in Tabelle 40 enthalten.

	"--"	"-"	"0"	"+"	"++"
Mittelwert stündlicher GEH-Wert	≥ 12,5	< 12,5	< 10	< 7,5	< 5
Variationskoeffizient	≥ 1,5	< 1,5	< 1,25	< 1	< 0,75

Tabelle 40: Schema zur Bewertung des GEH-Wertes und des Variationskoeffizienten

V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse: Um die Verwertbarkeit der Modellergebnisse beurteilen zu können, wird zunächst bewertet, inwieweit mit dem jeweiligen Modellansatz die vorliegenden Fragestellungen beantwortet werden können ("V1 - Beantwortung der vorliegenden Fragestellungen"). Dazu wird die Eignung des Modells zur Erstellung einer stündlichen ("V11") und zu einer wetterabhängigen ("V12") Prognose geprüft. Außerdem wird anhand des Signifikanzniveaus des Verkehrslagemodells die Eignung zur Prognose der Verkehrslage ("V13") beurteilt. Die Verwertbarkeit der Modellergebnisse ist außerdem mit dem Detailierungsgrad der Modellergebnisse verbunden ("V2 - Detaillierungsgrad") verbunden. Detaillierte Ergebnisse sind vielseitiger anwendbar, da sie eine genauere Betrachtung erlauben und eine nachträgliche Aggregation der Ergebnisse weiterhin möglich ist. Als Indikatoren werden hierbei die räumliche Auflösung ("V21") und die mögliche zeitliche Auflösung ("V22") herangezogen. Darüber hinaus werden die Prognosefähigkeit ("V3 -Prognosefähigkeit") anhand der Anzahl veränderbarer Inputgrößen ("V31") und die Maßnahmenempfindlichkeit ("V4 - Maßnahmenempfindlichkeit") anhand der Möglichkeit, Maßnahmenuntersuchung durchzuführen ("V41") evaluiert.

F - hohe Flexibilität: Ein Modell ist zum einen flexibel einsetzbar, wenn es übertragbar ist, und zum anderen, wenn das Modell an aktuelle Wünsche, Anforderungen, Erkenntnisse und Gegebenheiten angepasst werden kann. Demzufolge werden die Bewertungskriterien "F1 - Übertragbarkeit" und "F2 - Anpassungsfähigkeit" definiert. Die Übertragbarkeit wird im räumlichen Kontext ("F11" - Sind die Modellergebnisse auf ein anderes Gebiet übertragbar?) und im zeitlichen Kontext ("F12" - Ist das Modell noch nach mehreren Jahren verwendbar?) erläutert. Außerdem wird evaluiert, inwiefern sich explizit die Modellparameter auf andere Anwendungsfälle übertragen lassen ("F13"). Für die Anpassungsfähigkeit wird ausgewertet, wie viele unveränderbare Rahmenbedingungen durch das Modell vorgegeben werden ("F21") und ob sich das Modell problemlos erweitern lässt ("F22"). Eine hohe Anzahl vorgegebener Rahmenbedingungen wird negativ bewertet, da die Flexibilität mit steigender Anzahl der vorgegebenen Rahmenbedingungen sinkt. Die Möglichkeit zur Modellerweiterung und –anpassung wirkt sich hingegen positiv auf die Flexibilität aus.

A - geringer Aufwand: Für die Bewertung des Aufwands erfolgt hinsichtlich der Bewertungskriterien "A1 - benötigte Datengrundlage", "A2 - Robustheit", "A3 - Modellierungsaufwand" und der "A4 - Operabilität". Somit werden sowohl der Aufwand beim Erstellen des Modells, bezüglich des benötigten Datenumfangs, der benötigten Datenqualität und des Implementierungsaufwands, sowie der Aufwand bei der Anwendung des Modells adressiert. Die benötigte Datengrundlage wird anhand des Umfangs "A11" und des Aufwands bei der Beschaffung "A12 - Sind Befragungen oder Erhebungen notwendig? Können allgemein zugängliche Datenquellen genutzt werden?" geprüft. Für die Robustheit wird die Empfindlichkeit gegenüber Datenlücken ("A21") bewertet. Für die Bewertung des Modellierungsaufwandes werden als Indikatoren der benötigte Zeitaufwand ("A31") und die benötigte Expertise zum Aufbau des Modells ("A32") herangezogen. Als Indikatoren für die Operabilität werden die Rechengeschwindigkeit "A41" und die benötigte Expertise zur Pflege des Modells "A42" festgelegt.

T - Transparenz: Ein Modell kann als transparent bezeichnet werden, wenn die Ergebnisse nachvollziehbar "T1 - Nachvollziehbarkeit" sind, d. h. der Modellaufbau und die Modellfunktionsweise für einen Außenstehenden einsehbar wird. Indikatoren sind hierfür die Dokumentierbarkeit der Modellparameter und angewandten Methoden ("T11") sowie die Tatsache, ob manuelle Eingriffe notwendig sind, die allein aus den angewandten Methoden nicht begründbar sind ("T12"). Außerdem sollte ein Modell verständlich sein ("T2 - Verständlichkeit"). Dies ist eng verbunden mit der Anzahl der benötigten Modellparameter ("T21"), aber auch mit der Interpretierbarkeit der Parameter ("T22"). Abschließend sollte das Modell bei mehrmaligem Durchführen identische Modellergebnisse liefern ("T3 - Wiederholbarkeit"). Dafür wird die Konstanz der Modellergebnisse ("T31") bewertet. In den Tabellen 41 bis 44 ist jeweils das Bewertungsergebnis für jeden der vier Modellansätze dargestellt. Diese Tabellen enthalten ebenfalls eine Übersicht der abgeleiteten Anforderungen, Bewertungskriterien und Indikatoren.

Abhängigkeiten der Anforderungen und Bewertungskriterien

Beim Ableiten der Anforderungen sollte darauf geachtet werden, dass die entstehenden Anforderungen und Bewertungskriterien möglichst unabhängig voneinander sind (vgl. SCHNABEL UND LOHSE (2009b)). Dabei ist zum einen zu prüfen, ob Anforderungen komplementär sind. Anforderungen sind komplementär zueinander, wenn die Erfüllung einer Anforderung mit der Erfüllung der anderen Anforderung stets einhergeht. Sind zwei Anforderungen perfekt komplementär, sind diese substituierbar. Dies kann zu ungewünschten Gewichtungseffekten in der Bewertung führen. Zum anderen ist zu prüfen, inwiefern Anforderungen in Konkurrenz zueinander stehen. In diesem Fall führt die hohe Erfüllung einer Anforderung dazu, dass eine andere Anforderung weniger erfüllt wird. Sind zwei Anforderungen perfekt konkurrierend,

schließt sich ihre Erfüllung gegenseitig aus. Somit kann kein perfektes Bewertungsergebnis erlangt werden. Dies ist beim Bilden des Gesamturteils zu beachten.

Die beschriebenen Indikatoren und damit die Bewertungskriterien und Anforderungen weisen zum Teil eine gewisse Komplementarität und Konkurrenz auf. So führt eine höhere Anzahl veränderbarer Inputgrößen tendenziell zu einer höheren Anzahl abgebildeter Wirkungszusammenhänge. Eine steigende Anzahl der abgebildeten Wirkungszusammenhänge führt hingegen tendenziell zu einer größeren benötigten fachlichen Expertise. Allerdings weist keiner der definierten Indikatoren perfekte Komplementarität oder Konkurrenz zu einem anderen Indikator auf. Dies wird nach Anwendung des Bewertungsverfahrens anhand der vergleichenden Darstellung der Ergebnisse in Abbildung 78 verdeutlicht.

5.2 Bewertung und Vergleich

Regressionsmodell

K - Konsistenz: Die Anzahl der Wirkungszusammenhänge, die mittels der Regressionsanalyse abgebildet werden können, ist eng mit der Anzahl der Beobachtungsfälle verknüpft und daher begrenzt (K11 = "0"). Die Modellierung des Zusammenspiels bzw. der Wechselwirkung der Wirkungszusammenhänge ist grundsätzlich möglich, die Einflussstärke jedes einzelnen Faktors kann bestimmt werden. Theoretisch ist auch für eine begrenzte Anzahl an Einflussfaktoren das Zusammenspiel durch weitere binäre Variablen (z. B. „istFerienanfang&Topwetter“) abbildbar. Allerdings begrenzt hier wiederum die Anzahl der Beobachtungsfälle die abbildbare Komplexität (K12 = "+"). Im vorgestellten Modellansatz wird für jede TMC-Strecke und jede Stunde ein gesondertes Modell geschätzt. Die räumliche und zeitliche Konsistenz existiert zwar in den historischen Daten, die zur Parameterschätzung herangezogen werden. Für die Prognose können allerdings sprunghafte Wertänderungen zwischen zwei Zeitintervallen bestehen (K13 = "-"). Auch für benachbarte TMC-Strecken müssen nicht zwingend Modelle mit identischer Struktur bezüglich der Parametersignifikanz entstehen. Auch hier können inkonsistente Sprünge in den Prognosewerten entstehen (K14 = "-"). Bei Überlagerung bestimmter Einflussgrößen können aufgrund der geschätzten Parameterwerte unplausibel hohe bzw. negative Werte für die prognostizierte Verkehrsstärke entstehen. Dies ist allerdings durch eine Begrenzung der prognostizierten Werte im Nachhinein korrigierbar (K15 = "-"). Die kausale Konsistenz wird folglich mit K1 = "0" bewertet. Die GEH-Werte der Prognoseergebnisse und der Variationskoeffizient der GEH-Werte (vgl. Tabelle 41) belegen insgesamt eine gute Realtitätsnähe der prognostizierten Verkehrsstärke (K2 = „+“).

V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse: Mit dem Regressionsmodell kann eine stundenfeine Ganzjahresprognose durchgeführt werden, die durch Einbezug des Wettereffektes verbessert wird (V11 = "++", V12 = "++"). Darüber hinaus führen die

prognostizierten Verkehrsstärken bei der Anwendung zur Prognose der Verkehrslage zu hochsignifikanten Ergebnissen (V13 = "++"). Die vorliegenden Fragestellungen können somit alle in vollem Maße beantwortet werden (V1 = "++"). Die räumliche Auflösung der Modellergebnisse ist durch die Anzahl der vorhandenen Zählstellen im Streckennetz begrenzt. Eine Interpolation zwischen den Zählstellen ist nicht möglich, sobald sich mehrere Anschlussstellen zwischen den untersuchten RMQ befinden (V21 = "0"). Die zeitliche Auflösung des Regressionsmodells ist nicht beliebig klein, da für jedes Intervall ein gesondertes Modell geschätzt werden muss. Da hierfür unterstellt wird, dass die Lage des Zeitintervalls ein entscheidender Einflussfaktor für die Verkehrsstärke ist, sollte die Intervalllänge von 60 Minuten nicht unterschritten werden (V22 = "0"). Der Detaillierungsgrad kann somit als akzeptabel eingestuft werden (V2 = "0"). Die Anzahl der veränderbaren Inputgrößen ist beim beschriebenen Regressionsmodell auf die kalendarischen Einflussgrößen beschränkt. Veränderungen im Verkehrsnetz oder wesentliche Änderungen der Strukturdaten sind nicht abbildbar (V31 = "-"). Die Prognosefähigkeit ist somit „ausreichend“ (V3 = "-"). Eine Maßnahmenuntersuchung ist mit dem Regressionsmodell nicht möglich, da die Erklärungsvariablen ausschließlich kalendarische und meteorologische Ereignisse sind (V41 = "--"). Somit ist das Modell nicht maßnahmenempfindlich (V4 = "--").

F - hohe Flexibilität: Die Ergebnisse des Modells sind nicht räumlich übertragbar. Jede TMC-Strecke muss mit einem gesonderten Modell geschätzt werden (F11 = "--"). Die zeitliche Übertragbarkeit der Ergebnisse ist nur dann gegeben, wenn sich die Rahmenbedingungen, wie Verkehrsangebot und Raumstruktur, nicht wesentlich ändern (F12 = "0"). Auch die geschätzten Modellparameter sollten für jede TMC-Strecke gesondert geschätzt werden und sind somit nicht räumlich übertragbar (F13 = "--"). Insgesamt ist daher die Übertragbarkeit als ausreichend einzustufen (F1 = "-"). Als Rahmenbedingungen sind alle Raumstrukturgrößen, Verkehrsverhaltensdaten und Kenngrößen des Verkehrsangebots implizit im Modell enthalten. Ändert sich eine dieser Rahmenbedingung ist eine Neuschätzung des Modells notwendig, für die zunächst keine historische Datenmenge zur Verfügung steht (F21 = "-"). Eine Ergänzung der Wirkungszusammenhänge ist grundsätzlich möglich, jedoch immer mit einer Neuschätzung des Modells verbunden (F22 = "0"). Für die Anpassungsfähigkeit ergibt sich folglich das Prädikat F2 = "0".

A - geringer Aufwand: Die benötigte Datengrundlage ist in Gänze aus vorhandenen Verkehrsdetektoren beziehbar (A11 = "++") und wird von den zuständigen Landesstellen zur Verfügung gestellt (A12 = "++"). Somit ist der Aufwand bezüglich der Datengrundlage als sehr gering einzustufen (A1 = "++"). Datenlücken können sich zum Teil erheblich auf das Modellergebnis auswirken. Vor allem an Tagen, die kalendarische Besonderheiten aufweisen (z. B. Feiertage), ist die historische Datengrundlage nicht sehr groß. In diesem Fall werden Datenlücken nicht durch andere historische Daten, die an Tagen mit identischen Eigenschaften erfasst wurden, kompensiert (A21 =“-“, A2= "-"). Der Zeitaufwand zum Erstellen des Modells ist sehr gering, da keine manuelle Kalibrierung der Modellparameter notwendig ist, sondern die

Parameter direkt geschätzt werden (A31 = "++"). Für die Implementierung des Modells sind lediglich Grundkenntnisse im Umgang mit Verkehrsdaten erforderlich, um sicherzustellen, dass das Modell keine unplausiblen Werte liefert. Für die Implementierung des Modells kann Standard-Statistik-Software eingesetzt werden, sodass hier keine gesonderte Expertise erforderlich ist (A32 = "0"). Der Modellierungsaufwand ist insgesamt gering (A3 = "+"). Die Rechengeschwindigkeit im Rahmen der Modellprognose ist sehr hoch und somit unkritisch zu bewerten (A41 = "++"). Für die Durchführung und Wartung des Modells ist wie zum Aufbau des Modells keine gesonderte Expertise notwendig, jedoch ist Erfahrung im Umgang mit Verkehrsdaten erforderlich (A42 = "0"). Die Operabilität ist insgesamt positiv zu bewerten (A4 = "+").

T - Transparenz: Für das Regressionsmodell ergibt sich für jeden Wochentag, jede Stunde und jede TMC-Strecke ein gesonderter Parametersatz. Die Anzahl der geschätzten Modellparameter ist somit im fünfstelligen Bereich und nicht mehr ohne Einschränkungen schriftlich dokumentierbar (T11 = "-"). Manuelle Eingriffe in die Modellrechnung sind immer dann notwendig, wenn das Modell unplausibel hohe bzw. negative Werte liefert (T12 = "-"). Die Nachvollziehbarkeit wird infolgedessen als ausreichend bewertet (T1 = "-"). Die Anzahl der geschätzten Modellparameter ist derart hoch, dass eine einzelne Betrachtung jedes Parameters kaum möglich ist (T21 = "--"). Die Werte der Parameter sind allerdings sehr gut interpretierbar, da sie unmittelbar die absolute Änderung der Verkehrsstärke des zugehörigen Kalenderereignis darstellen (T22 = "++"). Die Verständlichkeit des Modell ist somit akzeptabel (T2 = "0"). Das Modell liefert bei wiederholten Rechendurchläufen stets ein identisches Ergebnis (T31 = "++“). Die Modellprognose ist somit uneingeschränkt wiederholbar (T3 = "++"). Die Ergebnisse der Bewertung des Regressionsmodells sind nochmals in Tabelle 41 zusammengefasst.

Anforderung	Bewertungskriterien		Ausprägung der Indikatoren	
K - Konsistenz	K1 - Kausale Konsistenz	(0)	K11 - Anzahl Wirkungszusammenhänge: Begrenzt, abhängig vom Beobachtungsfall	(0)
			K12 - Komplexität Wirkungszusammenhänge: Überlagerung möglich aber schwierig	(+)
			K13 - Räumliche Konsistenz: Sprünge möglich	(-)
			K14 - Zeitliche Konsistenz: Sprünge möglich	(-)
			K15 - Mögliche unplausible Werte: negative und sehr hohe Werte möglich	(-)
	K2 - Quantitative Realitätsnähe	(+)	K21 - GEH-Wert Gesamt: 4,6	(++)
			K22 - GEH-Wert starke Auslastung: 9,4	(0)
			K23 - GEH-Wert wenig Auslastung: 4,4	(++)
			K24 - Variationskoeffizient: 1,2	(0)

Anforderung	Bewertungskriterien		Ausprägung der Indikatoren	
V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse	V1 - Beantwortung der vorliegenden Fragestellung	(++)	V11 - Stündliche Prognose: ohne Einschränkung	(++)
			V12 - Wetterabhängige Prognose: ohne Einschränkung	(++)
			V13 - Eignung als Input Verkehrslage: hochsignifikant	(++)
	V2 - Detailierungsgrad	(0)	V21 - Räumliche Auflösung: Punktuell	(0)
			V22 - Zeitliche Auflösung: nicht beliebig klein	(0)
	V3 - Prognosefähigkeit	(-)	V31 - Anzahl veränderbarer Inputgrößen: Kalendertage und Wetter	(-)
	V4 - Maßnahmen-empfindlichkeit	(--)	V41 - Möglichkeit der Maßnahmenuntersuchung: nicht vorhanden	(--)
F - Hohe Flexibilität	F1 - Übertragbarkeit	(-)	F11 - Räumliche Übertragbarkeit: nicht möglich	(--)
			F12 - Zeitliche Übertragbarkeit: bei gleichbleibenden Randbedingungen	(0)
			F13 - Parameter übertragbar: immer Neuschätzung nötig	(--)
	F2 - Anpassungsfähigkeit	(0)	F21 - Implizite Rahmenbedingungen: Alles bis auf auftretende Kalendertage	(-)
			F22 - Mögliche Ergänzung der Wirkungszusammenhänge: Zusätzliche Parameter möglich, Neuschätzung des Modells erforderlich	(0)
A - Geringer Aufwand	A1 - Benötigte Datengrundlage	(++)	A11 - Umfang: Daten aus Detektoren	(++)
			A12 - Beschaffungsaufwand: gering	(++)
	A2 - Robustheit	(-)	A21 - Empfindlichkeit bzgl. Datenlücken: Datenlücken beeinflussen z. T. die Ausprägungen der Parameter	(-)
	A3 - Modellierungsaufwand	(+)	A31 - Zeitaufwand: sehr gering, kein Kalibrierungsaufwand	(++)
			A32 - Benötigte Expertise: Grundverständnis	(0)
	A4 - Operabilität	(+)	A41 - Rechengeschwindigkeit: unkritisch	(++)
			A42 - Benötigte Expertise: keine	(0)
T -Transparenz	T1 - Nachvollziehbarkeit	(-)	T11 - Dokumentierbarkeit: nicht alle Parameter dokumentierbar	(-)
			T12 - Manuelle Eingriffe: notwendig zur Korrektur unplausibler Werte	(-)
	T2 - Verständlichkeit	(0)	T21 - Anzahl Parameter: sehr hoch	(--)
			T22 - Interpretierbarkeit Parameter: unmittelbare Interpretation möglich	(++)
	T3 - Wiederholbarkeit	(++)	T31 - Konstanz der Ergebnisse: uneingeschränkt	(++)

Tabelle 41: Bewertung Regressionsmodell

Clusterbasiertes Modell

K - Konsistenz: Grundsätzlich lassen sich nur jene Wirkungszusammenhänge abbilden, die während des Analysezeitraumes beobachtbar waren. Darüber hinaus kann das clusterbasierte Modell nur solche Wirkungszusammenhänge abbilden, die eine bestimmte Effektstärke aufweisen, da ansonsten keine getrennten Cluster entstehen (K11 = "0"). Die Überlagerung der Wirkungszusammenhänge kann nur dann abgebildet werden, wenn die Überlagerung bereits in den historischen Daten

beobachtet wurde (K12 = "0"). Hierbei ist außerdem zu beachten, dass die minimal und maximal prognostizierbare Verkehrsstärke durch die beobachteten Werte vorgegeben ist. Die räumliche und die zeitliche Konsistenz sind durch die Netzganglinienbildung grundsätzlich vorhanden. Jedoch entsteht durch die Mittelung der in einem Cluster enthaltenen Netzganglinien mitunter ein Belastungsbild, dass derart nicht beobachtet wurde (K13 = "0", K14 = "0"). Unplausible Werte kommen nicht vor, da das Prognoseergebnis ausschließlich auf der Mittelwertbildung beobachteter Daten beruht. Einzig Fehler in den erhobenen Daten können zu unplausiblen Prognoseergebnissen führen. Dies ist allerdings durch eine vorgeschaltete Plausibilisierung der Daten weitestgehend auszuschließen (K15 = "+"). Die kausale Konsistenz wird insgesamt als akzeptabel bewertet (K1 = "0"). Anhand der GEH-Werte der Prognoseergebnisse und des Variationskoeffizienten der GEH-Werte (vgl. Tabelle 41) kann eine gute Realitätsnähe der prognostizierten Verkehrsstärke festgestellt werden (K2 = „+“).

V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse: Das clusterbasierte Modell ermöglicht eine stundenfeine Ganzjahresprognose der Verkehrsstärke (V11 = "++"). Die Integration des Wettereffektes ist grundsätzlich möglich, verbesserte jedoch nicht die Prognoseergebnisse (V12 = "+"). Womöglich ist dies auf eine zwar umfassende, jedoch nicht über mehr als drei Jahre reichende historische Datengrundlage zurückzuführen. Durch die wetterfeine Vorklassifizierung wird die Datengrundlage bereits in sehr kleine Segmente aufgeteilt, sodass beobachtete Streuungen der Verkehrsstärken maßgeblich das Prognoseergebnis beeinflussen. Auch bei der Verwendung des Wetters als Eigenschaftswert ergibt sich das Problem, dass nicht für jede Vorklassifizierung alle Wetterereignisse in ausreichender Menge beobachtet wurden. Es ist davon auszugehen, dass bei einer umfangreicheren historischen Datenmenge eine Verbesserung der Prognose durch die Integration des Wetters zu beobachten wäre. Allerdings ist dies nur dann erreichbar, wenn sich die implizit im Modell enthaltenen Rahmenbedingungen innerhalb der ausgewerteten historischen Datenmenge nicht ändern. Die Verwendung der Verkehrsstärken aus dem clusterbasierten Modell ergibt für die Prognose der Verkehrslage ein hochsignifikantes Ergebnis (V13 = "++"). Die Fragestellungen können somit vollständig beantwortet werden (V1 = "++"). Die räumliche Auflösung ist wie beim Regressionsmodell durch die vorhandenen Zählstellen im Netz vorgegeben (V21 = "0"). Die zeitliche Auflösung ist problemlos auf 15-Minuten verringerbar (V22 = "+"), somit ist der Detaillierungsgrad mit gut zu bewerten (V2 = "+"). Für Prognosefähigkeit und Maßnahmenempfindlichkeit gelten die Aussagen zum Regressionsmodell in gleicher Weise für das clusterbasierte Modell (V31 = "-", V3 = "-", V41 = "--", V4 = "--"), da auch hier die Modellbildung ausschließlich auf der statistischen Analyse der historischen Datenmenge fußt, ohne explizit kausale Wirkungszusammenhänge vorzugeben.

F - hohe Flexibilität: Die Modellergebnisse sind analog zum Regressionsmodell ausschließlich für die jeweilige TMC-Strecke (F11 = "--") gültig und können anhand der kalendarischen Eigenschaften der jeweiligen Tage zeitlich übertragen werden (F12 = "0"). Die Modellparameter können zum Teil (z. B. verwendete Vorklassifi-

zierung, Clusterverfahren, maximaler Eigenschaftswert) auch auf andere zu prognostizierende Strecken übertragen werden (F13 = "+"). Infolgedessen ist die Übertragbarkeit als akzeptabel zu bewerten (F1 = "0"). Für die Anpassungsfähigkeit gelten die Aussagen zum Regressionsmodell für das clusterbasierte Modell in identischer Weise (F21 = "-", F22 = "0", F2 = "0").

A - geringer Aufwand: Die Daten für das clusterbasierte Modell sind ebenfalls aus vorhandenen Verkehrsdetektoren (A11 = "++") über die zugehörigen Landesstellen zu beziehen (A12 = "++"), was einen geringen Aufwand bezüglich der Datengrundlage mit sich bringt (A1 = "++"). Durch die Mittelwertbildung der Netzganglinien in den jeweiligen Clustern ist das clusterbasierte Modell gegenüber Datenlücken unempfindlich (A21 = "++") und kann als robust eingestuft werden (A2 = "++"). Der Zeitaufwand für den Modellaubau ist eher gering, einige Modellparameter, wie die verwendete Abbruchbedingung und die Definition der zuordnungsrelevanten Eigenschaften erfordern einen iterativen Kalibrierungsprozess (A31 = "+"). Für die Modellimplementierung ist ebenfalls Standardsoftware verwendbar, jedoch ist die entstehende Modellstruktur im Vergleich zum Regressionsmodell etwas komplexer. Auch hier sind Grundkenntnisse im Umgang mit Verkehrsdaten notwendig, um die Plausibilität der Modellergebnisse beurteilen zu können (A32 = "0", A3 = "+") Die Rechengeschwindigkeit des clusterbasierten Modells ist ebenfalls unkritisch (A41 = "++"). Für die Durchführung und Wartung des Modells ist bis auf die Erfahrungswerte im Umgang mit Verkehrsdaten keine gesonderte Expertise notwendig (A42 = "0"). Infolgedessen wird die Operabilität mit dem Prädikat A4 = "+" bewertet.

T - Transparenz: Die Nachvollziehbarkeit des Modells ist sehr gut (T1 = "++"), da die Modellparameter problemlos dokumentierbar (T11 = "++") und keine manuellen Eingriffe notwendig sind (T12 = "++"). Die Anzahl der Modellparameter ist sehr niedrig (T21 = "++"), allerdings ist nicht jeder Modellparameter, wie zum Beispiel das verwendete Clusterverfahren oder die verwendete Abbruchbedingung unmittelbar interpretierbar (T22 = "0"). Insgesamt kann das clusterbasierte Modell als gut verständlich bewertet werden (T2 = "+"). Bei wiederholter Berechnung liefert das clusterbasierte Modell identische Ergebnisse (T31 = "++"=T3 = "++"). Diese Aussage bezieht sich nur auf den Vorgang der Prognose. Während der Analyse sind bei Verwendung von simulationsbasierten Clusterverfahren, z. B. k-means-Verfahren, geringe Abweichungen des Analyseergebnisses bei wiederholter Clusterung möglich. Die Ergebnisse der Bewertung des clusterbasierten Modells sind in Tabelle 42 zusammengefasst.

Anforderung	Bewertungskriterien		Ausprägung der Indikatoren	
K - Konsistenz	K1 - Kausale Konsistenz	(0)	K11 - Anzahl Wirkungszusammenhänge: begrenzt, abhängig vom Beobachtungsfall	(0)
			K12 - Komplexität Wirkungszusammenhänge: keine Überlagerung möglich	(0)
			K13 - Räumliche Konsistenz: Glättung	(0)
			K14 - Zeitliche Konsistenz: Glättung	(0)
			K15 - Mögliche unplausible Werte: nur Mittelwerte beobachteter Werten, Datenfehler möglich	(+)
	K2 - Quantitative Realitätsnähe	(+)	K21 - GEH-Wert Gesamt: 5,0	(++)
			K22 - GEH-Wert starke Auslastung: 11,4	(-)
			K23 - GEH-Wert wenig Auslastung: 4,8	(++)
			K24 - Variationskoeffizient: 1,2	(0)
V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse	V1 - Beantwortung der vorliegenden Fragestellung	(++)	V11 - Stündliche Prognose: ohne Einschränkung	(++)
			V12 - Wetterabhängige Prognose: möglich, aber keine Verbesserung	(+)
			V13 - Eignung als Input Verkehrslage: hochsignifikant	(++)
	V2 - Detailierungsgrad	(+)	V21 - Räumliche Auflösung: punktuell	(0)
			V22 - Zeitliche Auflösung: kleiner ist problemlos möglich	(+)
	V3 - Prognosefähigkeit	(-)	V31 - Anzahl veränderbarer Inputgrößen: Kalendertage	(-)
	V4 - Maßnahmen-empfindlichkeit	(--)	V41 - Möglichkeit der Maßnahmenuntersuchung: nicht vorhanden	(--)
F - Hohe Flexibilität	F1 - Übertragbarkeit	(0)	F11 - Räumliche Übertragbarkeit: nicht möglich	(--)
			F12 - Zeitliche Übertragbarkeit: bei gleichbleibenden Randbedingungen	(0)
			F13 - Parameter übertragbar: Mehrzahl der Parameter	(+)
	F2 - Anpassungsfähigkeit	(-)	F21 - Implizite Rahmenbedingungen: alles bis auf auftretende Kalendertage	(-)
			F22 - Mögliche Ergänzung Wirkungszusammenhänge: Zusätzliche Parameter möglich, z. T. Neuschätzung des Modells erforderlich	(-)
A - Geringer Aufwand	A1 - Benötigte Datengrundlage	(++)	A11 - Umfang: Daten aus Detektoren	(++)
			A12 - Beschaffungsaufwand: gering	(++)
	A2 - Robustheit	(++)	A21 - Empfindlichkeit bzgl. Datenlücken: robust	(++)
	A3 - Modellierungsaufwand	(+)	A31 - Zeitaufwand: geringer Kalibrierungsaufwand	(+)
			A32 - Benötigte Expertise: Grundverständnis	(0)
	A4 - Operabilität	(+)	A41 - Rechengeschwindigkeit: unkritisch	(++)
			A42 - Benötigte Expertise: Grundverständnis	(0)
T -Transparenz	T1 - Nachvollziehbarkeit	(++)	T11 -Dokumentierbarkeit: alle Parameter dokumentierbar	(++)
			T12 - Manuelle Eingriffe: nicht notwendig	(++)
	T2 - Verständlichkeit	(+)	T21 - Anzahl Parameter: niedrig	(++)
			T22 - Interpretierbarkeit Parameter: Fachwissen nötigt	(0)
	T3 - Wiederholbarkeit	(++)	T31 - Konstanz der Ergebnisse: uneingeschränkt	(++)

Tabelle 42: Bewertung clusterbasiertes Modell

Verkehrsnachfragemodell

K - Konsistenz: Die im Verkehrsnachfragemodell enthaltenen Wirkungszusammenhänge sind verhaltensbasiert und sehr detailliert. Allerdings bezieht sich das abgebildete Verhalten auf einen durchschnittlichen Tag, der jeweiligen Wochentagart. Kalendarische Ereignisse wie z. B. Schulferien sind nicht in der Modellierung enthalten (K11 = "+"). Die abgebildeten Wirkungszusammenhänge sind durch entsprechende Rückkopplungen im Modell enthalten (K12 = "++"). Die mögliche Komplexität der abgebildeten Wirkungszusammenhänge wird an folgendem Beispiel ersichtlich: Im Verkehrsnachfragemodell wird das Untersuchungsgebiet in drei Wetterregionen aufgeteilt. Dadurch ist die Abbildung verschiedener Wettersituationen ohne Mehraufwand möglich. Um diese Wettersituationen auf identische Art im Regressionsmodell oder im clusterbasierten Modell abbilden zu können, wäre eine Definition von 64 statt 4 Variablen notwendig. Die räumliche und die zeitliche Konsistenz ist aufgrund des pseudodynamischen Umlegungsverfahrens vollständig vorhanden (K13 = "++", K14 = "++"). Unplausible Werte können aufgrund der Annahme falscher Wirkungszusammenhänge vorkommen, sind allerdings im Kalibrierungs- und Validierungsprozess erkennbar (K15 = "+"). Das Verkehrsnachfragemodell kann hinsichtlich der kausalen Konsistenz als sehr gut eingestuft werden (K1 = "++"). Die quantitative Realitätsnähe hinsichtlich der stundenfeinen Jahresprognose ist trotz der Verwendung repräsentativer Tage für jede Wochentagart befriedigend (K2 = "0"). Die entsprechenden Ausprägungen der Indikatoren sind in Tabelle 43 aufgeführt.

V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse: Anstatt der stundenfeinen Prognose des Jahres 2011 stellt das Verkehrsnachfragemodell lediglich eine stundenfeine Prognose repräsentativer Wochentage zur Verfügung. Da diese grundsätzlich als Ganzjahresprognose verwendet werden kann, wird die Fragestellung als ausreichend beantwortet bewertet (V11 = "-"). Die wetterabhängige Prognose ist im Verkehrsnachfragemodell auf Basis verschiedenster, wetterabhängiger Verhaltensparameter integrierbar (V12 = "++"). Das Prognoseergebnis der Verkehrslage ist zwar hochsignifikant, allerdings liegt das Bestimmtheitsmaß nach McFadden nicht mehr in einem akzeptablen Bereich (V13 = "-"). Insgesamt können die vorliegenden Fragestellungen mit einem Verkehrsnachfragemodell akzeptabel beantwortet werden (V1 = "0"). Die räumliche Auflösung ist aufgrund des detaillierten Netzmodells sehr gut (V21 = "++"). Die Zeitintervalle sollten nicht kleiner als 60-Minunten gewählt werden, da hierfür keine ausreichend gute Vergleichsdatengrundlage vorhanden wäre (V22 = "0"). Der Detaillierungsgrad ist insgesamt gut (V2 = "+"). Die Prognosefähigkeit ist aufgrund der veränderbaren Inputgrößen (z. B. Strukturdaten) vollumfänglich gegeben (V31 = "++", V3 = "++"). Durch die explizite Abbildung des Netzmodell ist darüber hinaus eine Maßnahmenentwicklung möglich (V41 = "++", V4 = "++"). Bei entsprechender Integration der Parameter in das verwendete Routenwahlmodell kann die Wirkung von Verkehrsinformation bestimmt werden.

F - hohe Flexibilität: Die Modellergebnisse hängen von den spezifischen räumlichen Gegebenheiten ab, und sind daher räumlich nicht übertragbar (F11 = "--"). Die zeitliche Übertragbarkeit ist jedoch durch die Anpassungsmöglichkeit der Eingangsgrößen vollumfänglich gegeben (F12 = "++"). Die verwendeten Verhaltensparameter sind ebenfalls übertragbar (F13 = "++"). Infolgedessen wird die Übertragbarkeit mit dem Prädikat F1 = "+" bewertet. Die einzig vorgegebenen Rahmenbedingungen sind die Verhaltensparameter. Somit ist die Anzahl der implizit vorgegebenen Rahmenbedingungen äußerst positiv zu bewerten (F21 = "++"). Die Ergänzung von weiteren Wirkungszusammenhängen, z. B. weiterer Einflussgrößen für die verwendeten Wahlmodelle ist problemlos möglich. Allerdings sind diese Erweiterungen mit einer Neuschätzung der Teilmodelle verbunden (F22 = "+"). Die Anpassungsfähigkeit des Verkehrsnachfragemodells kann folglich als sehr gut bewertet werden (F2 = "++").

A - geringer Aufwand: Die benötigte Datengrundlage zum Aufbau eines Verkehrsnachfragemodells ist sehr umfassend und vielschichtig. Zum einen sind Zähldaten aus den Verkehrsdetektoren notwendig. Zum anderen sind Verhaltensdaten aus Befragungen unabdingbar, um die enthaltenen Wahlmodelle kalibrieren und das Modellergebnis validieren zu können (A11 = "-"). Der Beschaffungsaufwand ist sehr hoch, wenn keine aktuellen Daten aus Erhebungen bzw. Befragungen vorliegen. In diesem Falle kann allerdings zum Teil auf deutschlandweite Haushaltsbefragungen zurückgegriffen werden (A12 = "-"). Der Aufwand bezüglich der benötigten Datengrundlage ist insgesamt sehr hoch (A1 = "-"). Bezüglich der Datenlücken aus den Verkehrsdetektoren verhält sich das Verkehrsnachfragemodell sehr robust, da es an mittleren Verkehrsstärken kalibriert wird. Allerdings können fehlende Kalibrierungsdaten bezüglich des Entscheidungsverhaltens der Verkehrsteilnehmer die Prognosequalität des Modells negativ beeinflussen (A21 = "0"). Die Robustheit des Verkehrsnachfragemodells ist somit akzeptabel (A2 = "0"). Der Aufbau eines Verkehrsnachfragemodells bringt einen sehr hohen Implementierungs- und Kalibrierungszeitraum mit sich (A31 = "-") und benötigt eine große fachliche Expertise (A32 = "-"), um sicherzustellen, dass die enthaltenen Wirkungszusammenhänge adäquat abgebildet sind. Der Modellierungsaufwand ist somit sehr hoch (A3 = "-"). Die Rechengeschwindigkeit des vorliegenden Modells ist sehr gering (A41 = "-") und vor allem die Wartung des Modells erfordert wie der Aufbau des Modells eine große fachliche Kompetenz (A42 = "-"). Die Operabilität des Modells ist infolgedessen ausreichend (A4 = "-").

T - Transparenz: Die verwendeten Modellparameter sind gut dokumentierbar (T11 = "+"), manuelle Eingriffe sind vereinzelt nötig, können aber weitestgehend vermieden werden bzw. sind i. d. R. begründbar, wie z. B. das Korrigieren von Belastungswerten durch Vorbelastungen aufgrund nicht umgelegter Zellbinnenverkehrsstärken (T12 = "0"). Die Nachvollziehbarkeit ist somit gut (T1 = "+"). Die Anzahl der Parameter ist hoch, aber dennoch akzeptabel (T21 = "0"). Die Interpretation der Parameter ist weitestgehend möglich, erfordert allerdings fachliche Expertise (T22 = "0"). Somit ist die Verständlichkeit des Modells akzeptabel (T2 = "0"). Die Konstanz der Ergebnisse ist i. d. R. gegeben, bei Verwendung von

verkehrsplangungsspezifischen Softwareprodukten kann durch Weiterentwicklung der Software das Ergebnis beeinflusst werden (T31 = "+", T3 = "+"). Die dargelegten Ergebnisse zur Bewertung des Verkehrsnachfragemodells sind in Tabelle 43 zusammengefasst.

Anforderung	Bewertungskriterien		Ausprägung der Indikatoren	
K - Konsistenz	K1 - Kausale Konsistenz	(++)	K11 - Anzahl Wirkungszusammenhänge: verhaltensbasiert und detailliert	(+)
			K12 - Komplexität Wirkungszusammenhänge: Rückkopplung und Zusammenspiel enthalten	(++)
			K13 - Räumliche Konsistenz: gesamtheitlich	(++)
			K14 - Zeitliche Konsistenz: gesamtheitlich	(++)
			K15 - Mögliche unplausible Werte: durch Modellfehler	(+)
	K2 - Quantitative Realitätsnähe	(0)	K21 - GEH-Wert Gesamt: 7,9	(0)
			K22 - GEH-Wert starke Auslastung: 23,5	(--)
			K23 - GEH-Wert wenig Auslastung: 7,3	(+)
			K24 - Variationskoeffizient: 1,0	(+)
V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse	V1 - Beantwortung der vorliegenden Fragestellung	(0)	V11 - Stündliche Prognose: repräsentativ für Wochentagart	(-)
			V12 - Wetterabhängige Prognose: verhaltensbasiert und detailliert	(++)
			V13 - Eignung als Input Verkehrslage: repräsentativ für Wochentagsart	(-)
	V2 - Detailierungsgrad	(+)	V21 - Räumliche Auflösung: gesamtes Verkehrsnetz	(++)
			V22 - Zeitliche Auflösung: begrenzt	(0)
	V3 - Prognosefähigkeit	(++)	V31 - Anzahl veränderbarer Inputgrößen: alle bis auf Verhaltensparameter	(++)
	V4 - Maßnahmenempfindlichkeit	(++)	V41 - Möglichkeit der Maßnahmenuntersuchung: vollumfänglich möglich	(++)
F - Hohe Flexibilität	F1 - Übertragbarkeit	(+)	F11 - Räumliche Übertragbarkeit: nicht möglich	(--)
			F12 - Zeitliche Übertragbarkeit: ohne Einschränkung	(++)
			F13 - Parameter übertragbar: ohne Einschränkung	(++)
	F2 - Anpassungsfähigkeit	(++)	F21 - Implizite Rahmenbedingungen: nur Verhaltensparameter	(++)
			F22 - Mögliche Ergänzung Wirkungszusammenhänge: zusätzliche Parameter möglich	(+)
A - Geringer Aufwand	A1 - Benötigte Datengrundlage	(-)	A11 - Umfang: Daten aus Detektoren, Befragungen	(-)
			A12 - Beschaffungsaufwand: sehr hoch	(-)
	A2 - Robustheit	(0)	A21 - Empfindlichkeit bzgl. Datenlücken: z.T. robust, fehlende Kalibrierungsdaten kritisch	(0)
	A3 - Modellierungsaufwand	(-)	A31 - Zeitaufwand: hoher Implementierungs- und Kalibrierungsaufwand	(-)
			A32 - Benötigte Expertise: hoch	(-)
	A4 - Operabilität	(-)	A41 - Rechengeschwindigkeit: gering	(-)
			A42 - Benötigte Expertise: hoch	(-)

Anfor-derung	Bewertungskriterien		Ausprägung der Indikatoren	
T - Transparenz	T1 - Nachvollziehbarkeit	(+)	T11 -Dokumentierbarkeit: größtenteils dokumentierbar	(+)
			T12 - Manuelle Eingriffe: vereinzelt	(0)
	T2 - Verständlichkeit	(0)	T21 - Anzahl Parameter: hoch	(0)
			T22 - Interpretierbarkeit Parameter: Fachwissen nötigt	(0)
	T3 - Wiederholbarkeit	(+)	T31 - Konstanz der Ergebnisse: Einschränkungen bei Softwareumstellung	(+)

Tabelle 43: Bewertung Verkehrsnachfragemodell

Kombiniertes Modell

K - Konsistenz: Da das verwendete Verfahren auf Basis von Verkehrsnachfragematrizen beruht, ist in der vorgestellten Modellkombination eine Vielzahl von Wirkungszusammenhängen enthalten. Neben Wirkungszusammenhängen aus dem Verkehrsnachfragemodell sind außerdem die Wirkungszusammenhänge des clusterbasierten Modells bezüglich der kalendarischen Ereignisse enthalten (K11 = "++"). Bezüglich der abgebildeten Komplexität der Wirkungszusammenhänge (K12 = "++"), der räumlichen (K13 = "++") und zeitlichen Konsistenz (K14 = "++") sowie der möglichen unplausiblen Werte (K15 = "+") gelten für das kombinierte Modell die identischen Aussagen wie zum Verkehrsnachfragemodell. Folglich ist die kausale Konsistenz des kombinierten Modells sehr gut (K1 = "++"). Aus den GEH-Werten und dem entstehenden Variationskoeffizienten (vgl. Tabelle 44) ergibt sich eine gute Nähe zur Realität (K2 = "+").

V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse: Die Modellergebnisse sind sowohl für eine stundenfeine (V11 = "++") und wetterabhängige (V12 = "++") Ganzjahresprognose (V13 = "++") geeignet. Aufgrund der tatsächlichen Abbildung der Verkehrsnachfrage durch Verwendung eines pseudodynamischen Umlegungsverfahrens ist das Verfahren im besonderen Maße zur Prognose der Verkehrslage geeignet. Das Modell beantwortet somit sehr gut die vorliegenden Fragestellungen (V1 = "++"). Bezüglich des Detaillierungsgrades gelten für die Modellkombination ebenfalls die bereits dargelegten Aussagen zum Verkehrsnachfragemodell (V21 = "++", V22 = "0", V2 = "+"). Die Anzahl der veränderbaren Inputgrößen umfasst neben den kalendarischen Ereignisse außerdem Veränderungen am Netzmodell (V31 = "+"). Strukturdaten müssen weitestgehend konstant bleiben, da ansonsten die historischen Daten, die als Randbedingung für die Matrixschätzung in das Modell eingehen, nicht mehr verwendbar sind. Die Prognosefähigkeit wird demzufolge als gut eingestuft (V3 = "+"). Maßnahmenuntersuchungen sind analog zum Verkehrsnachfragemodell möglich (V41 = "++, V4 = "++").

F - hohe Flexibilität: Die Aussagen bezüglich der räumlichen Übertragbarkeit gelten analog zum Verkehrsnachfragemodell (F11 = "--"). Für die zeitliche Übertragbarkeit ist

zu beachten, dass die Strukturdaten sich nicht grundlegend ändern sollten (F12 = "+"). Durch die Matrixanpassung anhand der clusterbasierten Prognose, sind die verwendeten Parameter, analog zum clusterbasierten Modell nicht uneingeschränkt übertragbar (F13 = "+"). Infolgedessen ergibt sich für die Übertragbarkeit der Modellkombination das akzeptable Prädikat F1 = "0". Als Rahmenbedingungen sind im Modell die Verhaltensparameter und die Strukturdaten vorgeben (F21 = "+"). Sind die Änderungen der Strukturdaten allerdings nur klein, kann das vorgestellte Verfahren zur Matrixkorrektur anhand relationsfeiner Korrekturfaktoren, die aus dem ursprünglichen Verkehrsnachfragemodell gewonnen werden, angewendet werden. Die Integration weiter Wirkungszusammenhänge ist ebenfalls analog zum Verkehrsnachfragemodell möglich (F22 = "+"). Das kombinierte Modell weist dementsprechend eine gute Anpassungsfähigkeit auf (F2 = "+").

A - geringer Aufwand: Der Aufwand bezüglich der Datengrundlage ist entsprechend dem Verkehrsnachfragemodell auch für die Modellkombination als hoch einzuschätzen (A11 = "-", A12 = "-", A1 = "-"). Auch für die Robustheit (A21 = "0, A2 = "0"), den Modellierungsaufwand (A31 = "-", A32 = "-", A3 = "-") und die Operabilität (A41 = "-", A42 = "-", A4 = "-") gelten die identischen Aussagen wie zum Verkehrsnachfragemodell. Der Zeitaufwand für die Implementierung ist sogar noch etwas höher, jedoch trotzdem noch ausreichend zu bewerten.

T - Transparenz: Die Dokumentierbarkeit ist aufgrund der Matrixanpassung anhand der clusterbasierten Prognose als akzeptabel einzustufen, da nicht mehr jeder entstehende Korrekturfaktor darstellbar ist (T11 = "0"). Manuelle Eingriffe sind analog zum Verkehrsnachfragemodell zu bewerten (T12 = "0"), sodass sich eine akzeptable Nachvollziehbarkeit ergibt (T1 = "0"). Die Anzahl der verwendeten Modellparameter ist durch die Matrixanpassung entsprechend hoch (T21 = "-"). Das Ergebnis der Matrixanpassung ist demzufolge im Detail nicht mehr interpretierbar (T22 = "-"). Die Verständlichkeit wird somit als ausreichend bewertet (T2 = "-"). Die Ergebnisse der Modellrechnung sind analog zum Verkehrsnachfragemodell weitestgehend konstant, mit wenigen Einschränkungen (T31 = "+", T3 = "+"). Eine Zusammenfassung der Bewertung der Modellkombination aus clusterbasiertem Modell und Verkehrsnachfragemodell enthält Tabelle 44.

Anforderung	Bewertungskriterien		Ausprägung der Indikatoren	
K - Konsistenz	K1 - Kausale Konsistenz	(++)	K11 - Anzahl Wirkungszusammenhänge: verhaltensbasiert und detailliert, ganzjährig	(++)
			K12 - Komplexität Wirkungszusammenhänge: Rückkopplung und Zusammenspiel enthalten	(++)
			K13 - Räumliche Konsistenz: gesamtheitlich	(++)
			K14 - Zeitliche Konsistenz: gesamtheitlich	(++)
			K15 - Mögliche unplausible Werte: durch Modellfehler	(+)
	K2 - Quantitative Realitätsnähe	(+)	K21 - GEH-Wert Gesamt: 5,7	(+)
			K22 - GEH-Wert starke Auslastung: 10,2	(-)
			K23 - GEH-Wert wenig Auslastung: 5,6	(+)
			K24 - Variationskoeffizient: 1,0	(++)
V - Verwertbarkeit der Modellergebnisse	V1 - Beantwortung der vorliegenden Fragestellung	(++)	V11 - Stündliche Prognose: ohne Einschränkung	(++)
			V12 - Wetterabhängige Prognose: ohne Einschränkung	(++)
			V13 - Eignung als Input Verkehrslage: hochsignifikantt	(++)
	V2 - Detailierungsgrad	(+)	V21 - Räumliche Auflösung: gesamtes Verkehrsnetz	(++)
			V22 - Zeitliche Auflösung: begrenzt	(0)
	V3 - Prognosefähigkeit	(+)	V31 - Anzahl veränderbarer Inputgrößen: alle bis auf Verhaltensparameter und Strukturdaten	(+)
	V4 - Maßnahmenempfindlichkeit	(++)	V41 - Möglichkeit der Maßnahmenuntersuchung: Maßnahmen bezüglich Verkehrsangebot	(++)
F - Hohe Flexibilität	F1 - Übertragbarkeit	(0)	F11 - Räumliche Übertragbarkeit: nicht möglich	(--)
			F12 - Zeitliche Übertragbarkeit: Strukturdaten müssen gleich bleiben	(+)
			F13 - Parameter übertragbar	(+)
	F2 - Anpassungsfähigkeit	(+)	F21 - Implizite Rahmenbedingungen: Verhaltensparameter und Strukturdaten	(+)
			F22 - Mögliche Ergänzung Wirkungszusammenhänge: Zusätzliche Parameter möglich	(+)
A - Geringer Aufwand	A1 - Benötigte Datengrundlage	(-)	A11 - Umfang: Daten aus Detektoren, Befragungen	(-)
			A12 - Beschaffungsaufwand: sehr hoch	(-)
	A2 - Robustheit	(0)	A21 - Empfindlichkeit bzgl. Datenlücken: z.T. robust, fehlende Kalibrierungsdaten kritisch	(0)
	A3 - Modellierungsaufwand	(-)	A31 - Zeitaufwand: hoher Implementierungs- und Kalibrierungsaufwand	(-)
			A32 - Benötigte Expertise: hoch	(-)
	A4 - Operabilität	(-)	A41 - Rechengeschwindigkeit: gering	(-)
			A42 - Benötigte Expertise: hoch	(-)
T -Transparenz	T1 - Nachvollziehbarkeit	(0)	T11 -Dokumentierbarkeit: größtenteils dokumentierbar	(0)
			T12 - Manuelle Eingriffe: vereinzelt	(0)
	T2 - Verständlichkeit	(-)	T21 - Anzahl Parameter: hoch	(-)
			T22 - Interpretierbarkeit Parameter: Fachwissen nötigt	(-)
	T3 - Wiederholbarkeit	(+)	T31 - Konstanz der Ergebnisse: Einschränkungen bei Softwareumstellung	(+)

Tabelle 44: Bewertung Modellkombination eines clusterbasierten Modells und eines Verkehrsnachfragemodells

Vergleich der Modellansätze

In Abbildung 78 sind die aggregierten Bewertungsergebnisse für die vier Modellansätze differenziert nach den definierten Anforderungen als Spinnennetzdiagramm zusammengefasst. Das Bewertungsergebnis eines Modellansatzes ist dabei als Linie dargestellt. Jede Anforderung ist als eigene Achse im Spinnennetzdiagramm repräsentiert. Je besser die Anforderung erfüllt ist, desto weiter liegt der Schnittpunkt der Linie mit der Achse vom Zentrum entfernt. Die fünf möglichen Schnittpunkte an jeder Achse entsprechen den fünf festgelegten Prädikaten.

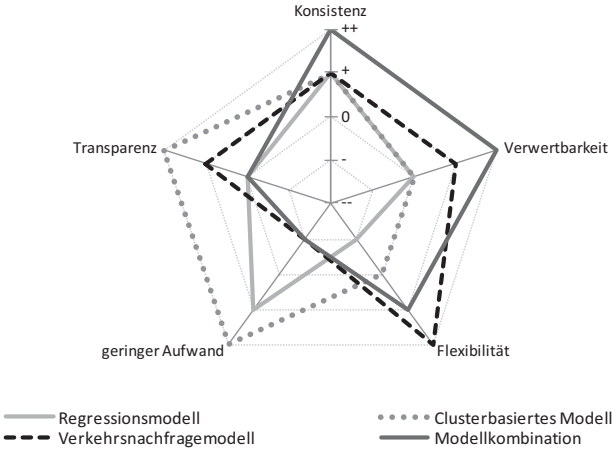

Abbildung 78: Aggregierte Bewertung der vier Modellansätze

Bezüglich der geforderten Unabhängigkeit der Anforderungen ist in Abbildung 78 erkennbar, dass keine zwei Anforderungen existieren, die stets auf demselben Niveau erfüllt sind. Somit ist keine Anforderung durch eine andere substituierbar. Ebenso besteht für keine der definierten Anforderungen perfekte Konkurrenz zu einer anderen Anforderung. Zwar ist eine gute bzw. sehr gute Verwertbarkeit mit einem Aufwand im ausreichend bewerteten Bereich verbunden. Hingegen kann aber schon mit geringem Aufwand eine akzeptable Verwertbarkeit erreicht werden.

Das Spinnendiagramm zeigt auf, dass das clusterbasierte Modell hinsichtlich Transparenz und geringem Aufwand die Anforderungen am besten erfüllt. Im Vergleich zum Regressionsmodell ist das clusterbasierte Modell nie schlechter und bezüglich Transparenz, geringem Aufwand und Flexibilität mindestens eine Bewertungsstufe besser. Im Vergleich zum clusterbasierten Modell sind das Verkehrsnachfragemodell und das kombinierte Modell aufwendiger und weniger transparent. Für die Anforderungen bezüglich Aufwand und Transparenz erreicht das clusterbasierte Modell für jedes

Bewertungskriterium identische oder bessere Werte als das Verkehrsnachfragemodell und die Modellkombination. Im Gegenzug weisen sowohl das Verkehrsnachfragemodell als auch das kombinierte Modell eine höhere Verwertbarkeit und Flexibilität als das clusterbasierte Modell auf. Dies ist vor allem auf die Möglichkeit zur Maßnahmenuntersuchung und die wenigen implizit vorgegeben Rahmenbedingungen zurückzuführen. Der flexibelste Modellansatz ist dabei das Verkehrsnachfragemodell. Die Modellkombination ist hingegen der einzige Modellansatz, der die Anforderungen an die Verwertbarkeit und Konsistenz in höchstem Maße erfüllt.

5.3 Empfehlungen zur Anwendung der Modellansätze

Abschließend werden anhand der durchgeführten Bewertungen Empfehlungen zur Anwendung der entwickelten Modellansätze abgeleitet. Das Regressionsmodell und das clusterbasierte Modell weisen wesentliche Vorteile hinsichtlich des zu investierenden Aufwands und gleichzeitig eine sehr gute Nähe zur Realität auf. Beide Verfahren lassen allerdings keine Maßnahmen- bzw. Szenarienentwicklung zu. Sollen die Modellergebnisse ausschließlich zu Informationszwecken herangezogen werden, empfiehlt sich daher eine Anwendung einer dieser beiden statistischen Modellansätze. Die getrennte Betrachtung einzelner Strecken und die mögliche Überlagerung verschiedener Einflussfaktoren ermöglichen tendenziell eine genauere Abbildung mithilfe des Regressionsmodells, die allerdings mit steigender Anzahl betrachteter Strecken mit einer sinkenden Transparenz einhergeht. Soll also für eine begrenzte Anzahl von Strecken eine Prognose der Verkehrsstärke vorgenommen werden, ist das Regressionsmodell anzuwenden.

Die clusterbasierte Modellierung bietet vor allem dann Vorteile, wenn ein größerer Netzabschnitt abgebildet werden soll, auf dem aus einer großen Anzahl (> 20) von Detektoren eine historische Datenmenge gewonnen wird. Durch die Netzganglinienbildung entsteht für die clusterbasierte Modellierung kein Mehraufwand durch die Erhöhung der Anzahl betrachteter Strecken. Das clusterbasierte Modell bildet die Überlagerung verschiedener Einflussgrößen im Gegensatz zum Regressionsmodell lediglich akzeptabel ab. Dieser Nachteil gegenüber dem Regressionsmodell verliert genau dann an Bedeutung, wenn das Verkehrsaufkommen im Untersuchungsgebiet weniger Einflussfaktoren unterworfen ist. Für Autobahnabschnitte, auf denen z. B. weniger deutschland- oder europaweite Urlaubsverkehre zu erwarten sind, wird das clusterbasierte Modell ebenso gute, vermutlich sogar bessere Ergebnisse als das Regressionsmodell liefern. Dies liegt darin begründet, dass durch die Clusterung Tage mit nicht erklärbaren, außergewöhnlichen Werten nicht in die Modellprognose einfließen, da diese eigene Cluster bilden und für die Prognose nicht zugeordnet werden. Im Regressionsmodell werden hingegen solche Tage während der Parameterschätzung mit einbezogen. Dadurch ist wiederum die Ausprägung der Parameter beeinflusst. Sollen die prognostizierten Verkehrsstärken zur Berechnung der Verkehrs-

lage herangezogen werden, ist zu beachten, dass das Regressionsmodell hier eher geeignet ist, da die prognostizierten Verkehrsstärken hier tendenziell die Verkehrsnachfrage repräsentieren. Das clusterbasierte Modell kann keine Verkehrsstärken prognostizieren, die über der maximal vorhandenen Kapazität liegen, da das Maximum der Verkehrsstärke durch die historische Datenmenge vorgegeben ist. Somit wird nicht die Verkehrsnachfrage, sondern im Bereich sehr hoher Verkehrsstärken der abfließende Verkehr prognostiziert. Zur Berechnung der Verkehrslage ist bei Verwendung der clusterbasierten Prognose ein Verfahren nachzuschalten, das Rückschlüsse auf die tatsächliche Verkehrsnachfrage zulässt. Ansätze dafür finden sich im Kapitel 4.4. Einen weiteren Ansatz liefert z. B. GEISTEFELDT (2008).

Die Anwendung eines Verkehrsnachfragemodells bzw. der Modellkombination empfiehlt sich immer dann, wenn eine fundierte Maßnahmen- bzw. Szenarienentwicklung inklusive detaillierter Wirkungsanalysen dieser Maßnahmen erwünscht ist. Sollen diese Maßnahmen vor allem langfristig für repräsentative Wochentage ermittelt werden, ist ein Verkehrsnachfragemodell anzuwenden. Sollen allerdings spezifische Tage des Jahres mit besonders hoher Nachfrage identifiziert werden und für diese Maßnahmen abgeleitet werden, sollte die Modellkombination zur Anwendung kommen. Dabei ist grundsätzlich anzumerken, dass der entstehende Mehraufwand durch den Aufbau eines kombinierten Modells bei bereits vorhandenem Verkehrsnachfragemodell nicht sehr groß ist. Infolgedessen ist für die kurz- und mittelfristige Szenarienentwicklung mit vergleichbaren Rahmenbedingungen (Strukturdaten, Ausbauzustand des Straßennetzes) für Analyse- und Prognosezeitraum die Anwendung der Modellkombination empfehlenswert.

6 Fazit

Die vorliegende Arbeit hat die Zielsetzung, den Einfluss des Wetters auf das Verkehrsaufkommen auf Autobahnen zu quantifizieren und zu prognostizieren. Hierfür kamen mit der Regressionsanalyse, der Clusteranalyse und einem verhaltensbasierten Verkehrsnachfragemodell drei methodische Ansätze zur Anwendung. Neben dem Wettereinfluss sollten weitere Einflussgrößen auf das Verkehrsaufkommen identifiziert werden und in die entwickelten Modellansätze zur Prognose des Verkehrsaufkommens integriert werden. Ziel war es außerdem, die Eignung dieser Ansätze zur Beantwortung der aufgeworfenen Fragestellungen zu prüfen.

Identifizierte Einflussgrößen auf das Verkehrsaufkommen

Die Identifikation der Einflussgrößen auf das Verkehrsaufkommen basiert auf einer umfangreichen Datenmenge, bestehend aus archivierten Verkehrs-, Wetter-, Unfall- und Baustellendaten. Darüber hinaus wurden an vier Richtungsmessquerschnitten ANPR-Kamerasysteme zur Erfassung der Fahrzeiten und Kfz-Kennzeichen installiert. Zusätzlich wurde die deutschlandweite Haushaltsbefragung Mobilität in Deutschland herangezogen.

Mittels Regressions- und Clusteranalyse konnte nachgewiesen werden, dass das Verkehrsaufkommen von Urlaubsverkehren außerhalb und innerhalb der Schulferien beeinflusst wird. Dabei spielen die Art der Schulferien sowie Beginn und Ende der Schulferien eine Rolle. Der Einfluss der Ferien konnte für ausgewählte Bundesländer und europäische Nachbarländer nachgewiesen werden. Punktuelle kalendarische Ereignisse wie Feiertage und Brückentage sowie das Münchner Oktoberfest haben ebenfalls einen Einfluss.

Der Wettereinfluss konnte für das Gesamtverkehrsaufkommen nur mit der Regressionsanalyse festgestellt werden. Topwetter erhöht dabei tendenziell das Verkehrsaufkommen. Schlechtes Wetter und Schnee verringern das Verkehrsaufkommen. Die qualitative und quantitative Ausprägung des Wettereinflusses ist dabei jedoch abhängig von Wochentag, der Lage der untersuchten Strecke zu Ballungsräumen und potenziellen Zielen mit hohem Freizeitwert im Umland, der Tageszeit und der Herkunft der Fahrzeuge. Bei der Analyse erwiesen sich die ANPR-Systeme als besonders wertvolle Datenquelle, da diese eine Segmentierung der beobachteten Verkehrsmenge anhand der Herkunft der Fahrzeuge zulassen. Bei ausschließlicher Betrachtung des Regionalverkehrs konnte auch mit der Clusteranalyse ein Einfluss des Wetters identifiziert werden. Insgesamt kann festgestellt werden, dass für das Untersuchungsgebiet der Wettereinfluss im Vergleich zum Einfluss der Urlaubsverkehre sehr klein ist.

Die Auswertung der Haushaltsbefragung MiD ermöglichte die Bestimmung von Verhaltensparametern der Verkehrsteilnehmer in Abhängigkeit vom Wetter. Dabei zeigte sich, dass vor allem Wege mit dem Zweck Freizeit vom Wetter beeinflusst sind. Die Anzahl der Freizeitwege, die mit dem PKW zurückgelegt wird, erhöht sich bei Topwetter und die mittlere Reiseweite steigt an. Schlechtes Wetter und Schnee verringern hingegen die Anzahl der Freizeitwege, die mit dem PKW zurückgelegt werden und die mittlere Fahrtweite nimmt ab. Eine Auswertung dieser Verhaltensparameter bezüglich des Urlaubsverkehrs und Feiertagen konnte nicht vorgenommen werden.

Entwickelte Methoden zur wetterabhängigen Prognose des Verkehrsaufkommens und der Verkehrslage

Um die genannten Einflussgrößen in die Prognose des stündlichen Verkehrsaufkommens und der Verkehrslage zu integrieren, sind in der vorliegenden Arbeit folgende Methoden angewandt bzw. entwickelt worden:

- Es wurde für jede mit mindestens einem Verkehrsdetektor ausgestattete TMC-Strecke entlang der Untersuchungsstrecke ein Regressionsmodell geschätzt, das die verschiedenen kalendarischen Ereignisse und Wetterklassen als binäre Variable enthält.
- Für die clusterbasierte Verkehrsstärkeprognose wurde ein Verfahren entwickelt, das die automatisierte Zuordnung von Netzganglinienclustern zu Kalendertagen anhand von Eigenschaften des zu prognostizierenden Tages ermöglicht.
- Im Rahmen der wetterabhängigen Verkehrsnachfragemodellierung ist eine Methode entstanden, die modellierte Nachfrageänderungen aus einem aktivitätenfeinen Tagesmodell in ein kalibriertes, stundenfeines Gesamtverkehrsmodell überträgt. Ergebnis sind relationsfeine, stundenfeine Korrekturfaktoren differenziert für verschiedene Wettersituationen, die auf wetterabhängigen Verhaltensparametern beruhen.
- Durch die Kombination von Clustermodell und Verkehrsnachfragemodell wurde eine Methode entwickelt, die eine ganzjährige, netzweite, stundenfeine und wetterabhängige Prognose des Verkehrsaufkommens ermöglicht. Die Kombination der Modellansätze wird dadurch realisiert, dass die Ergebnisse der clusterbasierten Verkehrsstärkeprognose als Randbedingung in die Anpassung der Nachfragematrizen mittels eines Matrixschätzverfahrens eingehen. Die Wetterabhängigkeit wird wiederum mit den verhaltensbasierten Korrekturfaktoren erzeugt.
- Zur Prognose der Verkehrslage wurde die logistische Regression angewandt. Dabei wurden Ansätze entwickelt, die aus der detektierten Verkehrsstärke Rückschlüsse auf die Verkehrsnachfrage ermöglichen. Für die Verkehrslage zeigte sich ebenfalls eine Wetterabhängigkeit. Niederschlag beeinflusst dabei die Verkehrslage negativ, ebenso wie ein erhöhtes Fernverkehrsaufkommen und Unfälle.

Die vier entwickelten Modellansätze zur Prognose der Verkehrsstärke ermöglichen ausnahmslos eine wetterabhängige Prognose und stellen geeignete Eingangsdaten für eine Prognose der Verkehrslage zur Verfügung. Ob die Prognosequalität durch die Integration des Wetters positiv beeinflusst wird, hängt allerdings maßgeblich davon ab, inwiefern die andere Einflussgrößen mit höherer Einflussstärke, z. B. Urlaubsverkehre, korrekt im Modell abgebildet sind.

Die vorgestellten Modellansätze zur Prognose der Verkehrsstärke weisen vor allem Unterschiede hinsichtlich des Modellierungsaufwandes und der Verwertbarkeit auf. Während das Regressions- und das clusterbasierte Modell mit vergleichsweise geringem Aufwand bereits eine gute quantitative Realitätsnähe hinsichtlich der Verkehrsstärke aufweisen, ermöglichen die aufwendigen matrixbasierten Verfahren die Entwicklung von Maßnahmen und Szenarien zur Verbesserung des Verkehrsablaufs.

Ausblick

Um die entwickelten Methoden verwenden und weiterentwickeln zu können, ist die Beantwortung der folgenden Fragen wünschenswert:

- Die ANPR-Daten stellten sich als sehr wertvolle Datenquelle sowohl für die Analyse der Wirkungszusammenhänge als auch für die Kalibrierung des Nachfragemodells heraus. Hier eröffnet sich die Forschungsfrage bezüglich der weiteren Verwendbarkeit der ANPR-Daten: Wie können aus der Vollerfassung der Kennzeichen an verschiedenen Richtungsmessquerschnitten überregionale Fahrtenmatrizen abgeleitet und die gewonnenen Erkenntnisse zur Prognose der Urlaubsverkehre genutzt werden?
- Die vorgestellten Ansätze wurden ausschließlich für einen Netzabschnitt der BAB A8 getestet. Somit stellt sich die Frage, inwiefern die wetterabhängigen Modellansätze auf den städtischen Bereich übertragen werden können: Ist es im städtischen Bereich sinnvoll, auch den öffentlichen Verkehr und Fahrradverkehr explizit abzubilden? Sind andere Wegezwecke, womöglich Arbeitswege, und somit andere Wochentage betroffen?
- Für die Übertragung des clusterbasierten Modells auf größere Untersuchungsgebiete ist vertieft zu untersuchen, wie eine sinnvolle Netzganglinienbildung durchzuführen ist: Sollten für weitestgehend unabhängige Netzabschnitte getrennte Netzganglinien gebildet werden? Ist bei einer Netzganglinie mit einer großen Anzahl an RMQ ein Mittelwert der einzelnen Distanzmaße sinnvoll?
- Für die Umlegung der Verkehrsnachfragematrizen kommen derzeit oft Gleichgewichtsverfahren zur Anwendung. Bei der Verwendung von wetterabhängigen Nachfragematrizen, womöglich auf einem wetterabhängigen Netzmodell mit wetterabhängigen Kapazitäten und freien Geschwindigkeiten stellen sich die folgenden Fragen: Stellt sich dieser Gleichgewichtszustand in der Realität tatsächlich ein? Ist

der unterstellte Lernprozess der Verkehrsteilnehmer bei einem vergleichsweise kurzfristigen Wetterereignis mitunter nicht vorhanden? Sind andere Umlegungsverfahren womöglich besser geeignet?

Ist eine wetterabhängige Modellierung der Verkehrsnachfrage erwünscht, sollte stets beachtet werden, dass die entstehenden Nachfrageeffekte vergleichsweise gering und abhängig vom Freizeitwert des Untersuchungsgebietes sind. Ein erhöhter Freizeitwert verstärkt dabei die beobachteten Wettereffekte. Es ist davon auszugehen, dass Gebiete mit hohem Freizeitwert tendenziell auch ein höheres Anziehungspotenzial für Urlaubsverkehre aufweisen, die das Verkehrsgeschehen entscheidender beeinflussen als die wetterabhängigen Freizeitverkehre. Die wetterabhängige Modellierung ist folglich nur dann empfehlenswert, wenn auch die Urlaubsverkehre adäquat abgebildet werden.

7 Literatur

AXHAUSEN, K.W. (2010): Nationale Verkehrsmodelle: Anforderungen an Verhaltensdaten und -modelle, *Vortrag*, DVWG Symposium "Qualitätsanforderungen an Verkehrsnachfragemodelle" 25./26. März 2010, Berlin.

BACKHAUS, K., ERICHSON, B., PLINKE, W., WEIBER, T. (2006): Multivariate Analysemethoden, 13. Auflage, Springer, Berlin.

BACKHAUS, K., ERICHSON, B., PLINKE, W., WEIBER, T. (2011): Multivariate Analysemethoden, *DOI 10.1007/978-3-642-16491-0_2*, Springer, Berlin.

BAKIRCIOGLU, I. (2014): WOLKE - Wetterabhängige Kalibrierung von Verkehrsmodellen für eine optimierte Verkehrsteuerung, *Schlussbericht der ZVM - Zentralstelle Verkehrsmanagement der Autobahndirektion Südbayern*, Forschungsbericht Förderkennzeichen 19 P 0017 C unterstützt und gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi), verfügbar bei der Technischen Informationsbibliothek und Universitätsbibliothek Hannover.

BALMER, M, MEISTER, K., RIESER, M., NAGEL, K., AXHAUSEN, K.W. (2008): Agent-based simulation of travel demand: Structure and computational performance of MATSim-T. In *2nd TRB Conference on Innovations in Travel Modeling*, Portland, USA.

BAST (1999): Merkblatt für die Ausstattung von Verkehrsrechnerzentralen und Unterzentralen - MARZ, Bundesanstalt für Straßenwesen - BASt, Bergisch Gladbach.

BASTIAN, M. (2002): Entscheidungsunterstützung durch Analytische Informationssysteme und Übertragung des Konzepts auf den Verkehr. *Straßenverkehrstechnik* 46(3), S. 134-143, Kirschbaumverlag, Bonn.

BASTIAN, M., BOLTZE, BOBINGER, R., M., FRIEDRICH, B., FRIEDRICH, M. FROMMER, A., HECK, H.M., PAPAGEORGIOU, M., KIRSCHFINK, H. (2008): OptiV – Erschließung von Entscheidungs- und Optimierungsmethoden für die Anwendung im Verkehr, *Wissenspapier der FGSV, CD bzw. Internet Veröffentlichung www.optiv.de,* FGSV Verlag, Köln.

BAUCH, R., BÖHME, M., WENZLAFF, A. (2012): Pendlerverflechtungen der Stadt München, *Münchner Statistik*, 4. Quartalsheft, Jahrgang 2012, München.

BÄUERLE, D., A. BURKERT, J. JANKO, M. LANDWEHR (2014): WOLKE - Wetterabhängige Kalibrierung von Verkehrsmodellen für eine optimierte Verkehrsteuerung, *Schlussbericht der PTV Planung Transport Verkehr AG*, Forschungsbericht Förderkennzeichen 19 P 0017 A unterstützt und gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi), verfügbar bei der Technischen Informationsbibliothek und Universitätsbibliothek Hannover.

BAUNE, A. K. (2002): Dynamische Clusteranalyse-Verfahren, ihre Bewertung und deren Anwendung im medizinischen Umfeld, *Dissertation*, Fakultät für Informatik, Universität Ulm.

BAYERN INFO (2013): Internetauftritt der VIB Verkehrsinformationsagentur Bayern Gmbh, www.bayerninfo.de, (Stand 01.06.2013).

BECKMANN, K. J., BRÜGGEMANN, U., GRÄFE, J., HUBER, F., MEINERS, H., MIETH, P., MOECKEL, R., MÜHLHANS, H., RINDSFÜSER, G., SCHAUB, H., SCHRADER, R., SCHÜRMANN, C., SCHWARZE, B., SPIEKERMANN, K., STRAUCH, D., SPAHN, M., WAGNER. P., WEGENER, M. (2007): ILUMASS - Integrated Land-Use Modelling and Transportation System Simulation, *Endbericht Forschungsprojekt ILUMAS, gefördert vom Bundesministerium für Bildung und Forschung* (BMBF), Bonn.

BEN AKIVA, M., LERMAN, S, (1985): Discrete Choice Analysis - Theory and Application to Travel Demand, MIT Press, Cambridge, UK.

BERNARD, M., AXHAUSEN, K. W. (2010): Ein neuer Ansatz für standardisierte Ganglinien, *Arbeitsberichte Verkehrs- und Raumplanung* 540, IVT, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Zürich, Schweiz.

BOYCE, D. (2002): Is the Sequential Travel Forecasting Paradigm Counterproductive?, *ASCE Journal of Urban Planning and Development*, Ausgabe 128., S.169-183, http://ascelibrary.org (Stand 20.01.2014).

BRILON, W., REGLER, M.; GEISTEFELD, J. (2005): Zufallscharakter der Kapazität von Autobahnen und praktische Konsequenzen - Teil 1, *Straßenverkehrstechnik* 49(3), S. 136-144, Kirschbaumverlag, Bonn.

BUSCH, F.; GLAS, F.; BERMANN, E. (2004): Dispositionssysteme als FCD-Quellen für eine verbesserte Verkehrslagerekonstruktion in Städten, *Straßenverkehrstechnik*, 48(4), S. S. 437-444, Kirschbaumverlag, Bonn.

CASCETTA, E. (2001): Transportation Systems Engineering: Theory and Methods. Kluver Academic Publishers, Dordrecht, Niederlande.

CALINSKI, R., HARABASZ, J. (1974): A dendrite methode for cluster analysis, *Communications in Statistics* (3): 1–27 Taylor & Francis, London, UK.

CHENG, R. B., CLIFTON, K. J. (2012): Traveling in Comfort: Investigating Weather Ranges for Travel, *TRB 91th Annual Meeting Compendium of Papers*, Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C, USA.

CHROBOK, R. (2005): Theory and Application of Advanced Traffic Forecast Methods, *Dissertation*, Universität Duisburg-Essen.

CHUNG, E., OHTANI, O., WARITA, H., KUWAHARA, M., MORITA, H. (2006): Does weather affect highway capacity?, Institute of Industrial Science, University of Tokyo, Japan.

COOLS, M., MOONS, E., WETS, G. (2009): Assessing the Impact of Weather on Traffic Intensity, *Weather, Climate And Society*, (2) 1, S. 60-68, Washington, D.C, USA.

DATLA, S., SHARMA, S. (2007): Highway Traffic Volume Variations with Cold and Snow Interactions, *Proceedings of the 2007 Annual Conference of the Transportation Association of Canada Saskatoon*, Saskatchewan, Kanada.

DANIEL, J., BYUN, J., CHIEN, S. (2009): Impact of Adverse Weather on Freeway Speeds and Flows, *TRB 88th Annual Meeting Compendium of Papers*, Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C, USA.

DE LA BARRA, T. (1998): Improved logit formulations for integrated land use, transport and environmental models. In: *Lundqvist, L.; Mattsson, L.-G., Kim, T. J.: Network Infrastructure and the Urban Environment: Recent Advances in Land-Use/Transportation Modelling.* S. 288-307, Springer Verlag, Berlin.

DOMENCICH, T. A., MCFADDEN, D. L. (1975): Urban Travel Demand - Abehavioral analysis, Report of a Charles River Associates research study, Elsevier, Oxford, UK.

DUGGE, B. (2006): Ein simultanes Erzeugungs-, Verteilungs-, Aufteilungs- und Routenwahlmodell, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Verkehrsplanung und Straßenverkehr der Technischen Universität Dresden, Heft 10, Dresden.

DWD - DEUTSCHER WETTERDIENST (2014): Wetterlexikon, Internetauftritt des Deutschen Wetterdienstes, Stand 03.04.2014, http://www.dwd.de.

EISENBERG, D. (2004): The mixed Effects of Precipitation on Traffic Crashes, Accident Analysis and Prevention, (36)4, S. 637-647, Elsevier, Oxford, UK.

EVERITT, B.S., LANDAU, S., LEESE, M. (2001): Cluster Analysis, Oxford University Press, New York, USA.

FAGHARI, A., CHAKROBORTY, P. (1994): Development and evaluation of a statistically reliable traffic counting programm, *Tranportation Planning and Technology*, (18)3, S. 223-237, London, UK.

FELLENDORF, M., T. HAUPT, U. HEIDL AND W. SCHERR (1997): PTV Vision: Activity-based demand forecasting in daily practice, in D. Ettema and H. Timmermans (eds.) Activity-based ap-proaches to travel analysis, 55-72, Pergamon, Oxford, UK.

FELLENDORF, M., NEUHOLD, R., CIK, M. (2011): Typisierung von Verkehrsbelastungsganglinien und die Anwendung in der Emissionsberechnung. *Tagungsband* HEUREKA'11, S. 561-577, Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV), Köln.

FGSV - FORSCHUNGSGESELLSCHAFT FÜR STRAßEN- UND VERKEHRSWESEN (2001): Handbuch für die Bemessung von Straßenverkehrsanalgen (HBS), Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV), Köln.

FGSV - FORSCHUNGSGESELLSCHAFT FÜR STRAßEN- UND VERKEHRSWESEN (2003): Empfehlungen für die Sicherheitsanalyse von Straßennetzen (ESN), Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV), Köln.

FGSV - FORSCHUNGSGESELLSCHAFT FÜR STRAßEN- UND VERKEHRSWESEN (2012): Begriffsbestimmungen - Teil: Verkehrsplanung, Straßenentwurf und Straßenbetrieb, Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV), Köln.

FRIDSTROM, L. (1999): Econometric Models of Road Use, Accidents and Road Investment Decisions, *Dissertation*, Institute of Transport Economics, Oslo, Norwegen.

FRIEDRICH, M. (2010): Qualitätsmanagement für Verkehrsnachfragemodelle, *Vortrag*, DVWG Symposium "Qualitätsanforderungen an Verkehrsnachfragemodelle" 25./26. März 2010, Berlin.

FRIEDRICH, M. (2011): Wie viele? Wohin? Womit? Was können uns Verkehrsnachfragemodelle wirklich sagen?, *Tagungsbericht Heureka '11,* FGSV Verlag, Köln.

FRIEDRICH, M. (2013a): Verkehrstechnik und Verkehrsleittechnik, Skript zur Vorlesung SS 2013, Institut für Straßen- und Verkehrswesen, Lehrstuhl für Verkehrsplanung und Verkehrsleittechnik, Universität Stuttgart.

FRIEDRICH, M. (2013b): Verkehrsplanung und Verkehrsmodelle, Skript zur Vorlesung WS 2013/14, Institut für Straßen- und Verkehrswesen, Lehrstuhl für Verkehrsplanung und Verkehrsleittechnik, Universität Stuttgart.

FRIEDRICH, M., VORTISCH, P. (2005): Verfahren zur dynamischen Verkehrsumlegung - Ein methodischer Überblick, *Straßenverkehrstechnik* 49(3), S. 128-135, Kirschbaumverlag, Bonn.

FRIEDRICH, M., JEHLICKA, P., SCHLAICH, J. (2009a): Erfassung von Verkehrsdaten mit automatischen Kennzeichenerfassungssystemen, Straßenverkehrstechnik (53)12, S. 789-795, Kirschbaum Verlag, Bonn.

FRIEDRICH, M., IMMISCH, K., JEHLICKA, P., OTTERSTÄTTER, T., SCHLAICH, J. (2009b): Bericht zur Trajektoriengenerierung und den Arbeitspaketen 5-7 (Anlage zum Abschlussbericht des Projektes Do-iT), Forschungsbericht Förderkennzeichen 19 B 5007 unterstützt und gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie, Bonn.

FRIEDRICH, M., PILLAT, J., LOHMILLER J. (2014): WOLKE – Wetterabhängige Kalibrierung von Verkehrsmodellen für eine optimierte Verkehrsteuerung, *Schlussbericht der Universität Stuttgart*, Forschungsbericht Förderkennzeichen 19 P 10017B (BMWi).

GEISTEFELDT, J. (2008): Modellierung der Verkehrsnachfrage mit tagesindividuellen Typganglinien. *Tagungsband* HEUREKA'08, S. 663-672, Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV), Köln.

GEISTEFELDT, J., LOHOFF, J. (2011): Stausituation auf Autobahnen in Nordrhein-Westfalen, *Abschlussbericht*, Studie im Auftrag des Ministeriums für Wirtschaft, Energie, Bauen, Wohnen und Verkehr des Landes Nordrhein-Westfalen, Lehrstuhl für Verkehrswesen - Planung und Management, Ruhr Universität Bochum.

GREENSHIELDS, B. D. (1935): A study of highway capacity. *Proceedings Highway Research Record Washington*, Volume 14, S. 448 - 477, Washington, D. C., USA.

GSALTER, H. (2003): "Thesen und Argumente zu den häufigsten Behauptungen zur Freizeitmoblitität", *in Hautzinger, H. Hrsg.: Freizeitmobilitätsforschung*, Verlag MetaGIS Infosysteme, Mannheim.

HABERL, M., NEUHOLD, R., CIK, M., FELLENDORF (2012): Modelling the demand of leisure traffic in the province of Salzburg, *Proceedings of European Transport Conference - ETC 2012*, 08.-12.10.2012, AET - Assosiation for European Transport, Glasgow, UK.

HAMILTON, J. D, (1994): Time Series Analysis, Princton University Press, Princton, USA.

HAUTZINGER, H., MAYER, K. (2004): Analyse von Änderungen des Mobilitätsverhaltens - insbesondere der Pkw-Fahrleistung - als Reaktion auf geänderte Kraftstoffpreise, Schlussbericht zum Forschungsprojekt Nr. 96.0756/200/ unterstützt und gefördert durch das Bundesministerium für Verkehr, Bau- und Wohnungswesen, Bonn.

HEIDL, U. (2010): Datenversorgung von Verkehrsmodellen, *Vortrag*, DVWG Symposium "Qualitätsanforderungen an Verkehrsnachfragemodelle" 25./26. März 2010, Berlin.

HEINZE, G. W., KILL, H. H. (1997): Freizeit und Mobilität - neue Lösungen im Freizeitverkehr, Verlag der Akademie für Raumforschung und Landesplanung, Hannover.

HERMANS, E., BRIJS, T., STIERS, T., OFFERMANS, C. (2006): The Impact of Weather Conditions on Road Safety, *TRB 85th Annual Meeting Compendium of Papers*, Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C., USA.

HERRING, R. J. (2010): Real-Time Traffic Modeling and Estimation with Straming Probe Data using Machine Learning, *Dissertation*, University of California, Berkeley, USA.

HCM - HIGHWAY CAPACITY MANUAL (1965): Highway Research Board, Special Report 87, Washington D.C., USA.

HRANAC, R., STERZIN, E., KRECHMER, D., RAKHA, H., FARZANEH, M. (2006): Empirical Studies on Traffic Flow in Inclement Weather, Research Publication No. FHWA-HOP-07-073, U.S. Department of Transportation. Federal Highway Administration, Washington, D.C., USA.

INFAS, DLR (2010): Mobilität in Deutschland 2008, Daten zum Forschungsprojekt-Nr. 70.801/2006, gefördert durch das Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Bonn.

JANßEN, T. (2010): Diskrepanz zwischen den Anforderungen an und der Datenverfügbarkeit für die Anwendung von Verkehrsnachfragemodelle, *Vortrag*, DVWG Symposium "Qualitätsanforderungen an Verkehrsnachfragemodelle" 25./26. März 2010, Berlin.

KARACASU, M., ERGÜL, B., ALTIN, A. A. (2013): Estimating the causes of traffic accidents using logistic regression and discriment analysis, *International Journal of Injury Control and Safety Promotion*, DOI: 10.1080/17457300.2013.815632.

KIRSCHFINK, H., POSCHMANN, M., ZOBEL, D., SCHEDLER, K. E. (2012): Stauprävention auf BAB im Winter, *Verkehrstechnik Heft V 215*, Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Forschungsprojekt FE 04.210/2007/KRB, Bundesanstalt für Straßenwesen, Bergisch Gladbach.

KIRSCHFINK, H., VON DER RUHREN, S. (2006): Parameterschätzung für Verkehrslage und Stauprognose. *Druckversion des Internetportals "OptiV - Erschließung von Entscheidungs- und Optimierungsmethoden für die Anwendung im Verkehr"*, www.optiv.de (Stand 01.06.2013).

KLOTZ, S. (2011): Besonderheiten des Verkehrs auf Autobahnen unter winterlichen Bedingungen, *Dissertation*, TU Darmstadt.

KOLLER-MATSCHKE, I., BELZNER, H. (2012): *wiki* – Wirkungen von individueller und kollektiver ontrip Verkehrsbeeinflussung auf den Verkehr in Ballungsräumen, *Schlussbericht der BMW AG*, Forschungsbericht Förderkennzeichen 19 P 7048 A unterstützt und gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi), verfügbar bei der Technischen Informationsbibliothek und Universitätsbibliothek Hannover.

LEONHARDT, A. (2008): Ein Instanzbasiertes Lernverfahren zur Prognose von Verkehrskenngrößen unter Nutzung Räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen der Technischen Universität München, Heft 9, München.

LIU, C., SUSILO, Y. O., KARLSTRÖM, A. (2014): Investigating the impacts of weather variability on individual's daily activity-travel patterns: a comparison between commuters and non-commuters in Sweden, *TRB 93th Annual Meeting Compendium of Papers*, Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C, USA.

LI. W., LI, C., DU, X., QIAN, K., ZHANG, H., HOU, D. (2011): A Traffic Flow Prediction Model Based on Ordered Logistic Regression, *Research Paper,* Key Laboratory of Road Safety Technologies, Ministry of communications, Beijing, China.

LOHMILLER, J., FRIEDRICH, M. (2012): Factors influencing the travel time reliability of motorway sections, *Proceedings of the 6th International Symposium Networks for Mobility*, Stuttgart.

LOHMILLER, J. (2014): Qualität des Verkehrsablaufs auf Netzabschnitten von Autobahnen - Bewertung unter Berücksichtigung der Zuverlässigkeit und Analyse von Einflussfaktoren, *Dissertation*, Lehrstuhl für Verkehrsplanung und Verkehrsleittechnik, Instituts für Straßen- und Verkehrswesen der Universität Stuttgart.

LOHSE, D., SCHEIDER, R. (1997a): Vergleichende Untersuchungen, *Schriftenreihe des Instituts für Verkehrsplanung und Straßenverkehr der Technischen Universität Dresden*, Heft 3, Dresden.

LOHSE, D.; TEICHERT, H.; DUGGE, B.; BACHER, G. (1997b): Ermittlung von Verkehrsströmen mit n-linearen Gleichungssystemen, *Schriftenreihe des Instituts für Verkehrsplanung und Straßenverkehr der Technischen Universität Dresden*, Heft 5, Dresden.

MAIER, F. (2010): Abschnittsweise Regressionsanalyse zur Schätzung von Verkehrskenngrößen, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen der Technischen Universität München, Heft 13, München.

MAIER, G., WEISS, P. (1990): Modelle diskreter Entscheidungen, Springer-Verlag, Berlin.

MANDIR, E. (2012): Potential of Traffic Information to Optimize Route and Departure Time Choice, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen der Universität Stuttgart, Heft 44, Stuttgart.

MANZ, W. (2005): Mikroskopische längsschnittorientierte Abbildung des Personenfernverkehrs, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Verkehrswesen, Universität Karlsruhe (Technische Hochschule), Heft 62, Karlsruhe.

MAZE T.H., AGARWAL, M., BURCHETT, G. (2005): Whether weather matters to traffic demand, traffic safety and traffic flow, *Final General Report*, Center for Transportation Research and Education, Iowa State University, USA.

MCFADDEN, D. L. (1973): Conditional Logit Analysis of quantitative Choice behaviour*, In P. Zarambka (Eds.): Frontiers in Econometrics*, Academic Press, New York, USA.

OETTING, A. (2002): Angebotsabhängige Modellierung der reisezweckspezifischen Verkehrserzeugung und ihre Anwendung auf den städtischen Freizeitverkehr, *Dissertation,* Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen.

OTTERSTÄTTER, T. (2013): Methoden zur Erfassung von Verkehrsströmen und Fahrzeiten mit stationären fahrzeugwiedererkennenden Detektoren, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen, Heft 47, Stuttgart.

OTTMAN, P. (2010): Abbildung demographischer Prozesse in Verkehrsentstehungsmodellen mit Hilfe von Längsschnittdaten, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Verkehrswesen, Universität Karlsruhe (Technische Hochschule), Heft 69, Karlsruhe.

ORTUZAR, J.D.D., WILLUMSEN, L. G. (2006): Modelling Transport, 3rd Edition, John Wiley & Sons, London, UK.

PINKOFSKY, L. (2006): Typisierung von Ganglinien der Verkehrsstärke und ihre Eignung zur Modellierung der Verkehrsnachfrage, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Verkehr und Stadtbauwesen, Technische Universität Braunschweig, Heft 54, Braunschweig.

PTV GROUP (2012a): PTV VISUM 12.5 - Grundlagen, *Benutzerhandbuch*, Karlsruhe.

PTV GROUP (2012b): Using PTV Validate for Traffic Analysis and Forecast, *Technical Paper*, Stand 31.03.2014, http://vision-traffic.ptvgroup.com/fileadmin/files_ptvvision/Downloads/1_Products/EN-UK/Data/Validate_TrafficAnalysis_Forecasts.pdf

RAKHA, H., FARZANEH, M., ARAFEH, M., HRANAC, R., STERZIN, E., KRECHMER, D. (2007): Empirical Studies on Traffic Flow in Inclement Weather, *Final Report - Phase 1*, sponsored by the Virginia Transportation Research Council, the U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration and Mid-Atlantic University Transportation Center (MAUTC), Blacksburg, USA.

RANEY, B., K. NAGEL (2006): An improved framework for large-scale multi-agent simulations of travel behavior, in P. Rietveld, B. Jourquin und K. Westin (Hg.) *Towards better performing European Transportation Systems,* Routledge, London, UK.

RAMMING, M. S. (2001): *Network knowledge and route choice*, *Ph.D. Thesis*, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, USA.

RODWELL, M. J., HAIDEN, T., RICHARDSON, D. S. (2011): Developments in precipitation verification, ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts)-Newsletter No. 128, Berkshire, UK.

SACHS, L. (1997): Angewandte Statistik. 8.Auflage, Springer, Heidelberg.

SABERI, M. K., BERTINI, R. L. (2010): Empirical Analyssis of the Effects of Rain on Measured Freeway Traffic Parameters, *TRB 89th Annual Meeting Compendium of Papers*, Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C., USA.

SAMMER, G., RÖSCHEL, G., GRUBER, C. (2012): Qualitätssicherung für die Anwendung von Verkehrsnachfragemodellen und Verkehrsprognosen, Straßenforschungsheft Nr. 604, Österreichische Forschungsgesellschaft Straße - Schiene Verkehr, Wien.

SALZMANN, C. (2003): Verkehr und Zeitstrukturen, *Diplomarbeit*, Institut für Verkehrsplanung und Transportsysteme, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Zürich, Schweiz.

SCHEDLER, K. (2014): WOLKE - Wetterabhängige Kalibrierung von Verkehrsmodellen für eine optimierte Verkehrsteuerung, *Schlussbericht der MicKS Meß-, Steuer- und Regelungssysteme GmbH*, Forschungsbericht Förderkennzeichen 19 P 0017 D unterstützt und gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi), verfügbar bei der Technischen Informationsbibliothek und Universitätsbibliothek Hannover.

SCHILLER, C. (2008): Erweiterung der Verkehrsnachfragemodellierung um Aspekte der Raum- und Infrastrukturplanung, *Habilitation*, Schriftenreihe des Instituts für Verkehrsplanung und Straßenverkehr der Technischen Universität Dresden, Heft 10, Dresden.

SCHLAICH, J. (2010): Nutzung von Mobilfunkdaten für die Analyse der Routenwahl, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen der Universität Stuttgart, Heft 42, Stuttgart.

SCHLICH, R., SIMMA, A., AXHAUSEN, K.W. (2003): Zielwahl im Freizeitverkehr, Institut für Verkehrsplanung und Transportsystem, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Zürich, Schweiz.

SMALL, K. A. (1982): The Scheduling of Consumer Activities: Work Trips, The American Economic Review, Ausgabe 72, Heft 3, Seite 467-479, Pittsburgh, USA.

SCHMIEDEL, R. (1984): Bestimmung verhaltensähnlicher Personenkreise für die Verkehrsplanung, *Schriftenreihe des Instituts für Städtebau und Landesplanung der Universität Karlsruhe*, Heft 18, Karlsruhe.

SCHNABEL, W., LOHSE, D. (2009a): Grundlagen der Straßenverkehrstechnik und der Verkehrsplanung, Band 1, 3. Auflage, Verlag für Bauwesen, Berlin.

SCHNABEL, W., LOHSE, D. (2009b): Grundlagen der Straßenverkehrstechnik und der Verkehrsplanung, Band 2, 3. Auflage, Verlag für Bauwesen, Berlin.

SMITH, B. L., WILLIAMS, B. M., OSWALD. R. K. (2002): Comparison of parametric and nonparametric models for traffic flow forecasting, Transportation Research Part C, 10 (2002), S. 303-321, Elsevier, Oxford, UK.

SPANGLER, M. (2009): Reisezeitbasierte Verfahren für die Verkehrszustandsanalyse von städtischen Hauptverkehrsstraßen, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen der Technischen Universität München, Heft 11, München.

STAHEL, A. (2013): "Modellierung von Wettereinflüssen in Agenten-basierten Verkehrssimulationen", *Vortrag zur Universitätstagung "Straßenwesen"*, Kloster Kappel am Albis, Schweiz.

STERN, E, ZEHAVI, Y. (1990): Road Safety and Hot Weather: A Study in Applied Transport Geography, *Transactions of the Institute of British Geographers (*15) 1, S. 102–111, London, UK.

TOSTES, A. I. J., DUARTE-FIGUEIREDO, F. DE L. P., ASSUNCOA, R., SALLES, J., LOUREIRO, A. A. F. (2013): City-Wide Traffic Flows Analysis and Prediction Using Bing Maps, *Proceedings of UrbComp'13*, August 11-14, 2013, Chicago, USA.

TRAIN, K. E. (2009): Discrete Choice Modethods with Simulation*, Cambridge University Press*, 2nd Edition, Cambridge, UK.

UK HIGHWAY AGENCY (2008): Design Manual for Roads and Bridges (DMRB), Volume 12, Section 2, Part 1, Office of Official Publications Richmond, Surrey, UK.

U.S. DEPARTMENT OF COMMERCE, BUREAU OF PUBLIC ROADS (1964): Traffic Assignment Manual, U.S. Department of Commerce, Washington, D.C., USA.

VIZ (VERKEHRSINFORMATIONSZENTRALE) BERLIN (2014): Verkehrslagekarte, Stand 19.02.2014, *viz-info.de.*

VMZ (VERKEHRSMANAGEMENTZENTRALE) KARLSRUHE (2014): Verkehrslage, Stand 19.02.2014, *vmz.karlsruhe.de/entry-tba_LOS/.*

VORTISCH, P. (2006): Modellunterstützte Messwertpropagierung zur Verkehrslageschätzung in Straßennetzen. *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Verkehrswesen, Universität Karlsruhe (Technische Hochschule), Heft 64, Karlsruhe.

VRTIC, M. (2006): Simultanes Routen- und Verkehrsmittelwahlmodell. *Dissertation*, Technische Universität Dresden.

WALTHER, C., WAßMUTH, V., WIECZOREK, T., TSCHARAKTSCHIEW, S., JOHÄNNIG, K. (2009) Verbesserung der Methoden zur Prognose der Kfz-Bemessungsverkehrsstärken. *Schriftenreihe Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik*, Heft 1023, herausgegeben vom Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Bonn.

WETTER&VERKEHR (2009): Wetter und Verkehr - Erforschung der Auswirkungen der Wetteralge auf das Verkehrsgeschehen zum Zweck der Modellierung in einem Verkehrsmanagementsystem, *Endbericht* zum Forschungsvorhaben mit der Projektnummer: 816035, gefördert vom Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie, Wien, Österreich.

WERMUTH, M. (1994): Modellvorstellungen zur Prognose, In Steierwald, G., Künne, H.-D. (Hrsg.): *Straßenverkehrsplanung - Grundlagen - Methoden - Ziel*, Springer Verlag, Berlin.

WIEDEMANN, R. (1974): Simulation des Strassenverkehrsflusses, *Schriftenreihe des Instituts für Verkehrswesen*, Universität Karlsruhe (Technische Hochschule), Heft 8, Karlsruhe.

WILD, D. (1996): Die Prognose von Verkehrsstärken anhand klassifizierter Ganglinien, *Dissertation*, Universität Karlsruhe (Technische Hochschule), Shaker-Verlag, Aachen.

WITTWER, R. (2008): Raumstrukturelle Einflüsse auf das Verkehrsverhalten - Nutzbarkeit der Ergebnisse großräumiger und lokaler Haushaltsbefragungen für makroskopische Verkehrsplanungsmodelle, *Dissertation*, Schriftenreihe des Instituts für Verkehrsplanung und Straßenverkehr der Technischen Universität Dresden, Heft 11, Dresden.

ZHANG, X., CHEN, S. (2009): Modeling of User's Route Choice Behavior in Adverse Weather, *Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services*, 10.-12.11.2007, Nanjing, China.

ZUMKELLER, D., MANZ, W., LAST, J., CHLOND, B. (2005): Die intermodale Vernetzung von Personenverkehrsmitteln unter Berücksichtigung der Nutzerbedürfnisse (INVERMO), *Schlussbericht*, Förderkennzeichen 19 M 9832 A0 im Programm "Mobilität und Verkehr besser verstehen", Karlsruhe.

ZURLINDEN, H. (2003): Ganzjahresanalyse des Verkehrsflusses auf Straßen, *Dissertation*, Schriftenreihe Lehrstuhl für Verkehrswesen Ruhr-Universität Bochum, Heft 26, Bochum.

8 Notationen

Formelverzeichnis

Formelzeichen der berechneten Größe	Beschreibung	Formel, Seite
$P_{i,g}$	Auswahlwahrscheinlichkeit der Alternative i von Person g	(2.1), S. 9
$U_{i,g}$	Subjektiver Nutzen der Alternative i von Person g	(2.2), S. 9
$P_{i,g}$	Auswahlwahrscheinlichkeit der Alternative i von Person g	(2.3), S. 9
$V_{i,g}$	Deterministischer Nutzen der Alternative i von Gruppe g	(2.4), S. 10
$P_{i,g}$	Auswahlwahrscheinlichkeit der Alternative i von Gruppe g	(2.5), S. 10
$E_{g,i}$ bzw. $A_{g,j}$	Erzeugte Ortsveränderungen E bzw. angezogene Ortsveränderungen A einer Gruppe g in Quellzelle i bzw. Zielzelle j	(2.6), S. 13
$F_{g,i,j}$	Ergebnis der Zielwahl: Ortsveränderungen in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j	(2.7), S. 13
$F_{g,i,j,m}$	Ergebnis der Verkehrsmittelwahl: Ortsveränderungen in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j mit Verkehrsmittel m	(2.8), S. 13
$F_{g,i,j,m,r}$	Ergebnis der Routenwahl: Ortsveränderungen in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j mit Verkehrsmittel m auf Route r	(2.9), S. 13
$t_{akt,s}$	Aktuelle Fahrzeit auf einer Strecke s	(2.10), S. 17
$F_{g,i,j,m,h}$	Ergebnis Zeitwahl: Ortsveränderungen in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j mit Verkehrsmittel m im Zeitintervall h	(2.11), S. 18
GEH	Allgemeine Berechnungsvorschrift des GEH-Wertes	(2.12), S. 21
Y_{Reg}	Schätzung der abhängigen Variablen mittel Regressionsmodell	(2.13), S. 28
R^2	Bestimmtheitsmaß	(2.14), S. 29
$F_{Stichprobe}$	Empirischer F-Wert	(2.15), S. 29
$T_{Stichprobe,i}$	Empirischer T-Wert des Regressionskoeffizienten β_i	(2.16), S. 30
$Y_{Zeitreihe,allg}$	Allgemeine Berechnungsvorschrift für die Zeitreihenanalyse	(2.17), S. 31
$Y_{Zeitreihe,linear}$	Allgemeine Berechnungsvorschrift für die Zeitreihenanalyse mit linearer Grundform	(2.18), S. 31
$P_i(y = i)$	Eintrittswahrscheinlichkeit des i-ten Zustandes bei gegebenen Ausprägungen	(2.19), S. 32
V_i	Aggregierte Einflussstärke der gegebenen Ausprägungen auf den Zustand i für $i = 1 \ldots I\text{-}1$	(2.20), S. 32
$P(y = 1)$	Beispielhafte Berechnung der Eintrittswahrscheinlichkeiten für drei Ereignisse mittels logistischer Regressionsanalyse	(2.21), S. 33
LL	Wert der LogLikelihood - Funktion	(2.22), S. 33
$McF - R^2$	McFaddens R^2-Statistik im Rahmen einer Schätzung eines wahrscheinlichkeitsbasierten Modells	(2.23), S. 34
LR	Wert des Log-Ratio-Test	(2.24), S. 34
LQ	Wert des LogLikelihood-Quotienten-Tests	(2.25), S. 34
$KF_{Stunde,i}$	Korrekturfaktor der Verkehrsstärke aus ANPR-System im Zeitintervall i	(3.1), S. 52
GEH_{oW} bzw. GEH_{mW}	GEH-Wert der modellierten Verkehrsstärken für Modellierung ohne Wettereinfluss (oW) und mit Wettereinfluss (mW)	(4.1), S. 70

Formelzeichen der berechneten Größe	Beschreibung	Formel, Seite
	Berechnungsvorschrift für $\text{Variationskoeffizient}$	(4.2), S. 74
$Q_{Tag,Reg}$	Schätzung des Verkehrsaufkommens mittels Regressionsmodell	(4.3), S. 78
$T_{Tabelle}$	Bedingung für Test	(4.4), S. 83
	Bedingung für relevante Ereignisse für Regressionsanalyse im Vergleich mit T-Test	(4.5), S. 84
$Ü_{i,j}$	Übereinstimmungswert von Cluster i mit Prognosetag j	(4.6), S. 109
$E_{g,i,WT,Val}$ bzw. $A_{g,i,WT,Val}$	erzeugte Fahrten E bzw. angezogene Fahrten A einer Gruppe g in Verkehrszelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell	(4.7), S. 140
$F_{WF,i,j,WT,Tag,Val}$	Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell	(4.8), S. 140
$F_{FW,i,j,WT,Tag,Val}$	Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell	(4.9), S. 140
$f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})$	Bewertungsfunktion für die Zielwahl der Gruppe g für die Wochentagart WT	(4.10), S. 141
$w_{i,j}$	Widerstand auf der Relation von i nach j	(4.11), S. 141
$E_{g,i,WT,Val,WK}$	erzeugte Fahrten E einer Gruppe g in Zelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklasse WK	(4.12), S. 145
$A_{g,i,WT,Val,WK}$	angezogene Fahrten A einer Gruppe g in Zelle i für die Wochentagart WT für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklasse WK	(4.13), S. 145
$F_{WF,i,j,WT,Tag,Val,WKK}$	Fahrten von der Wohnung zur Freizeitaktivität von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination WKK	(4.14), S. 146
$F_{WF,i,j,WT,Tag,Val,WKK}$	Fahrten von der Freizeitaktivität zur Wohnung von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination WKK	(4.15), S. 146
$f_{g,\alpha,WT}(w_{i,j})$	Bewertungsfunktion für die Zielwahl der Gruppe g für die Wochentagart WT	(4.16), S. 146
$KF_{g,i,j,WT,Tag,Val,WKK}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das vereinfachte Validate-Modell für die Wetterklassenkombination WKK	(4.17), S. 148
$KF_{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK	(4.18), S. 149
$KF_{g,i,j,WT,h,VIB,WKK}$	Korrekturfaktor für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT für die Stunde h für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK	(4.19), S. 149
$TG_{g,i,j,WT,VIB,WKP}$	Tagesganglinie für Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT für das VIB-Modell für Wetterklasse WKP auf der Produktionsseite	(4.20), S. 149
$F_{g,i,j,WT,Tag,VIB,WKK}$	Fahrten in Gruppe g von Quellzelle i nach Zielzelle j für die Wochentagart WT auf Tagesebene für das VIB-Modell für die Wetterklassenkombination WKK	(4.21), S. 151
V_i	Aggregierte Einflussstärke der gegebenen Ausprägungen für Zustand i ($i = \text{"Grün"}, \text{"Gelb"}$)	(4.22), S. 171

Verwendete Abkürzungen für Länderkennzeichen, Gebietskennzeichen und Bundesländer

Kürzel	Nation	Kürzel	Bundesland	Kürzel	Bundesland
AUT	Österreich	(D) BW	Baden-Württemberg	(D) SL	Saarland
BEL	Belgien	(D) BY	Bayern	(D) SN	Sachsen
CHE	Schweiz	(D) BE	Berlin	(D) ST	Sachsen-Anhalt
CZE	Tschechien	(D) HB	Bremen	(D) SH	Schleswig-Holstein
DNK	Dänemark	(D) BB	Brandenburg	(D) TH	Thüringen
FRA	Frankreich	(D) HE	Hessen		
GER	Deutschland	(D) HH	Hamburg		
ITA	Italien	(D) MV	Mecklenburg-Vorpommern		
LUX	Luxemburg	(D) NI	Niedersachsen		
NLD	Niederlande	(D) NW	Nordrhein-Westfalen		
POL	Polen	(D) RP	Rheinland-Pfalz		

9 Begriffs- und Abkürzungsverzeichnis

ANPR Abkürzung für Automatic Number Plate Recognition (automatische Kennzeichenerfassung).

Attraktionsrate Kenngröße, die die Anzahl der Ortsveränderungen, die von einer Einheit einer Strukturgröße angezogen wird, beschreibt.

Aktivitätenkette Abfolge durchgeführter Aktivitäten eines Tages unter Beachtung der Reihenfolge.

Aktivitätenort Ort, der aufgesucht wird, um eine Aktivität durchführen zu können.

Average Linkage-Verfahren Hierarchischer Fusionierungsalgorithmus im Rahmen einer Clusteranalyse. Ausgehend von einem Cluster für jedes Objekt werden die gebildeten Cluster nach und nach zusammengefasst. Es werden diejenigen Cluster zusammengefasst, die die kleinste Distanz zueinander aufweisen. Entscheidend ist hierbei die mittlere Distanz zweier Objekte der zwei entsprechenden Cluster.

BAB Abkürzung für Bundesautobahn.

Complete Linkage-Verfahren Hierarchischer Fusionierungsalgorithmus im Rahmen einer Clusteranalyse. Ausgehend von einem Cluster für jedes Objekt werden die gebildeten Cluster nach und nach zusammengefasst. Es werden diejenigen Cluster zusammengefasst, die die kleinste Distanz zueinander aufweisen. Entscheidend ist hierbei die maximale Distanz zweier Objekte aus den zwei entsprechenden Clustern.

Erzeugungsrate Anzahl der Ortsveränderungen die von einer Person oder Personengruppe an einem Tag durchgeführt werden.

Feuchttemperatur Temperatur, die ein fallender Niederschlag durch die Atmosphäre mit einer bestimmten Lufttemperatur und relativen Feuchte annimmt.

Fz Abkürzung für Fahrzeug.

Ganglinie Zeitlicher Verlauf der richtungsbezogenen Verkehrsstärke oder Geschwindigkeit an einer Strecke, häufig durch 24 Intervallen über 60 Minuten oder 96 Intervallen über 15 Minuten beschrieben.

GEH Wert zum Vergleich von zwei Verkehrsstärken, beschreibt die Distanz, je höher der Wert, desto höher ist die Distanz der beiden Verkehrsstärkewerte, vgl. Formel (2.12), S. 21.

Hash-Code Z. B aus Datenschutzgründen erzeugter Wert auf Basis von Informationen, der keine Rückschlüsse auf die Informationen zulässt.

IV Abkürzung für Individualverkehr, umfasst alle Formen des Individualverkehrs.

k-means-Verfahren Partitionierender Fusionierungsalgorithmus im Rahmen einer Clusteranalyse. Es wird eine Anzahl Cluster vorgegeben. Ausgehend von einer Startlösung wird die Zuordnung der Objekte zu einem Cluster derart getauscht, dass die Summe der quadratischen Abweichungen eines Objektes zum zugeordneten Cluster minimal wird.

Kfz Abkürzung für Kraftfahrzeug, umfasst als Abgrenzung zu Fz nur motorisierte Fahrzeuge.

Klima Der Begriff Klima bezeichnet den Charakter des Wetterablaufs für einen Zeitraum von mindestens 30 Jahren.

Kordon-verkehrszelle Verkehrszelle, die einen Teil des Außenbereiches eines Netzmodells beschreibt, der nicht Teil des Untersuchungsgebietes ist.

Maximum-Likelihood-Schätzung Verfahren zur Parameterschätzung wahrscheinlichkeitsbasierter Modelle. Parameter wird derart geschätzt, dass die Verteilung der beobachteten Werte bestmöglich mit der Verteilung der modellierten Werte übereinstimmt. In der Verkehrsmodellierung standardmäßig zur Parameterschätzung von diskreten Wahlmodellen auf Basis empirisch erhobener Daten eingesetzt.

Metrische Skala Skala, mit der Objekte unterschieden werden können, eine natürliche Reihenfolge festgelegt werden kann und der Abstand der Objekte definiert ist, z. B. die Zeitskala.

MiD Abkürzung für Mobilität in Deutschland, bundesweite Haushaltsbefragung zum Thema Mobilität, Querschnittserhebung.

Mittelwert Beschreibt eine Zahl, $\hat{Y}$ die zwischen mehreren Zahl Y_k (k = 1 bis K) liegt. In der vorliegenden Arbeit ist der Mittelwert stets als arithmetisches Mittel definiert: $\hat{Y} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} Y_k$.

mIV Abkürzung für motorisierten Individualverkehr, umfasst als Abgrenzung zum IV nur den motorisierten Verkehr.

Modal Split Anteile der Verkehrsmittel am Gesamtverkehrsaufkommen, z. B. bezogen auf die Anzahl durchgeführter Ortsveränderungen oder zurückgelegter Personenkilometer.

Nettozeitlücke Zeitlicher Abstand zwischen zwei Fahrzeugen. Gemessen wird die Lücke zwischen Fahrzeugende des Vordermanns und Fahrzeugbeginn des folgenden Fahrzeuges.

Netzabschnitt Strecke zwischen zwei Knotenpunkten, an denen die Strecke mit Strecken gleich- oder höherrangiger Verbindungsfunktionsstufen verknüpft ist. In der vorliegenden Arbeit werden ausschließlich Netzabschnitte auf Autobahnen behandelt.

Netzganglinie Aneinanderreihung von Ganglinien von verschiedenen Strecken für denselben Zeitraum. Im Allgemeinen für genau einen Tag und messwertbasiert (siehe RMQ).

Nachfragematrix Eine Matrix, die die Anzahl Fahrten zwischen einer Quelle und einem Ziel angibt. Quelle und Ziel sind im Allgemeinen Verkehrszellen, Ggf. mit der Informationen für welchen Zeitraum die Matrix gültig ist.

Niederschlags-intensität Die Niederschlagsintensität ist die zum Messzeitpunkt aktuell anstehende Niederschlagsstärke und wird in mm pro Stunde angegeben.

Nominale Skala Skala, mit der Objekte unterschieden werden können, jedoch keine natürliche Reihenfolge festgelegt werden kann z. B. das Geschlecht von Menschen männlich/weiblich

Ordinale Skala Skala, mit der Objekte unterschieden werden können und eine natürliche Reihenfolge festgelegt werden kann, z. B. das Schulnotensystem. Der Abstand der Objekte ist jedoch nicht festgelegt, sodass z. B. das Bilden des arithmetischen Mittels nicht erlaubt ist.

Ortsveränderung Bewegung zwischen zwei Aktivitätenorten.

Prognose-horizont	Zeitdifferenz zwischen Zeitpunkt an dem die Prognose getätigt wird und Zeitpunkt an dem die Prognose gültig ist.
PTV Group	Unternehmen, das Softwareprodukte aus dem Bereich der Verkehrsplanung vertreibt.
ÖV	Abkürzung für öffentlichen Verkehr, umfasst alle Formen des öffentlichen Verkehrs.
Quelle-Ziel-Gruppe	Gruppe, die Ortsveränderungen zwischen zwei Aktivitätenorte zusammenfasst.
Relation	Kombination aus Quelle und Ziel.
RMQ	Abkürzung für Richtungsmessquerschnitt, ein stationärer Detektor, der lokale Messwerte wie z. B. Verkehrsstärken oder Geschwindigkeiten mit Richtungsbezug erfasst.
Signifikanzniveau	Statistische Kenngröße, die beschreibt, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Unterschied zweier Messgrößen durch Zufall entstanden ist, entspricht der maximal zulässigen Irrtumswahrscheinlichkeit.
Single-Linkage-Verfahren	Hierarchischer Fusionierungsalgorithmus im Rahmen einer Clusteranalyse. Ausgehend von einem Cluster für jedes Objekt werden die gebildeten Cluster nach und nach zusammengefasst. Es werden diejenigen Cluster zusammengefasst, die die kleinste Distanz zueinander aufweisen. Entscheidend ist hierbei die minimale Distanz zweier Objekte aus den zwei entsprechenden Clustern.
Synoptische Wetterstation	Wetterstation, die möglichst umfassend alle für eine synoptische Wetterprognose erforderlichen Wetterbeobachtungen erfasst. Synoptisch bedeutet in diesem Zusammenhang „Gesamtschau“, also Berücksichtigung aller relevanten Parameter.
Screenline-Belastung	Eine Screenline umfasst eine Menge von Strecken, die durch eine Polygonlinie definiert werden. Alle Strecken, die durch die Polygonline geschnitten werden, gehören zur Screenline. Die Verkehrsbelastungen aller Strecken einer Screenline werden zu einer Screenline- Belastung aufsummiert (vgl. FRIEDRICH (2013b)).
T-Test	Statistisches Verfahren, um Hypothesen zu prüfen. Die Prüfgröße ist dabei t-verteilt-

TMC-Location Positionscode eines geografischen Ortes, der vom sog. Traffic-Message-Channel Dienst verwendet wird, wie z. B. eine Autobahnausfahrt.

TMC-Strecke Strecke zwischen zwei TMC-Locations mit Richtungsbezug.

Unixzeit Alle Sekunden seit dem 1. Januar 1970, gängiges Zeitformat für Datensätze, das frei von Zeitzonen, Sommerzeiten und Schaltsekunden ist. Der zugrundeliegende 1. Januar 1970 ist im Weltzeitformat.

Validate Deutschlandweites Verkehrsmodell, vertrieben durch die PTV Group.

Verkehr Der Begriff Verkehr umfasst die Ortsveränderungen von Personen, Gütern, Nachrichten oder Energie.

Verkehrs-aufkommen Der Begriff Verkehrsaufkommen ist inhaltlich an die Entstehung der Ortsveränderung geknüpft und wird in der deutschsprachigen Literatur als Anzahl der durchgeführten Ortsveränderungen innerhalb eines Zeitraumes in einem bestimmten Gebiet definiert.

Verkehrslage Beschreibung der räumlich differenzierten Verkehrszustände in einem Netz zu einem Zeitpunkt oder in einem Zeitintervall.

Verkehrsstärke Anzahl der Verkehrselemente je Zeitintervall, an einem bestimmten Querschnitt beschrieben, orientiert sich an der beobachtbare Belastung an einem Messquerschnitt.

Verkehrszelle Repräsentiert eine potenzielle Quelle bzw. ein potenzielles Ziel in einem Verkehrsnetzmodell, besitzt eine räumliche Ausdehnung, zugordnet sind raumstrukturelle Größen, die für die Verkehrserzeugung relevant sind.

Verkehrszustand Beschreibung der Geschwindigkeit oder der Fahrzeit auf einem räumlich begrenzten Netzelement oder einem Netzabschnitt zu einem Zeitpunkt oder für ein Zeitintervall.

VIB Abkürzung für Verkehrsinformationsagentur in Bayern.

VStromFuzzy-Verfahren Verfahren zu Matrixschätzung, ausgehend von einer umgelegten Matrix unter Verwendung vorgegebener Zählwerte mittels Entropiemaximierung die relationsfeinen Belastungen. Der Name des Verfahrens weist auf die Verwendung der Fuzzy-Set-Theorie bei der Bewertung der vorgegebenen Zählwerte hin.

Ward-Verfahren Hierarchischer Fusionierungsalgorithmus im Rahmen einer Clusteranalyse. Ausgehend von einem Cluster für jedes Objekt werden die gebildeten Cluster nach und nach zusammengefasst. Die Cluster werden derart zusammengefasst, dass die Streuung des entstehenden Clusters, berechnet aus den Distanzen der enthaltenen Objekte, sich minimal vergrößert.

Wetter Physikalischer Zustand der Atmosphäre, gekennzeichnet durch die Ausprägung und das Zusammenwirken der meteorologischen Elemente. Der Zustand bezieht sich auf einen Zeitpunkt bzw. kurzen Zeitraum, z. B. einen Tag, sowie auf einen bestimmten Ort oder ein begrenztes Gebiet. Meteorologische Elemente sind u. a. die Lufttemperatur, die Luftfeuchtigkeit, der Luftdruck, die Windrichtung, die Windgeschwindigkeit, die Bewölkung und der Niederschlag.

Witterung Charakter des Wetterablaufs für einen Zeitraum von einigen Tagen bis hin zu mehreren Monaten.

WOLKE Abkürzung für Wetterabhängige Kalibration von Verkehrsmodellen für eine optimierte Verkehrssteuerung

Schriftenreihe des Instituts für Straßen- und Verkehrswesen

Heft 1	1. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 1986	9/1987
Heft 2	2. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 1988	4/1989
Heft 3	Arbeiten aus dem Institut für Straßen-und Verkehrswesen	7/1989
Heft 4	Beiträge zum Ruhenden Verkehr	8/1989
Heft 5	Festkolloquium anlässlich der Vollendung des 60.Lebensjahres von Prof. Dr.-Ing. Gerd Steierwald	5/1990
Heft 6	3. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 1990	4/1991
Heft 7	Wolfgang Hertkorn Veränderungen des Kraftstoffverbrauchs und der Abgasbelastungen durch Geschwindigkeitsreduktion in untergeordneten städtischen Straßennetzen	2/1992
Heft 8	City Stuttgart - attraktive Innenstadt im Zentrum einer Agglomeration (Autofreie Innenstadt = Attraktive City?)	3/1992
Heft 9	Arbeiten aus dem Institut für Straßen-und Verkehrswesen	4/1992
Heft 10	Reinhard Unkhoff Der Einfluß des Schwerverkehrs auf Geschwindigkeitsverhalten und Pulkbildung auf Autobahnen	6/1992
Heft 11	Stefanos Bazis Interaktiver Straßenentwurf mit Hilfe der EDV	7/1992
Heft 12	Jiann-Sheng Wu Stochastische Simulation des Überholverhaltens auf zweistreifigen Landstraßen	7/1992

Heft 13	4. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 1992	5/1993
Heft 14	Stephan Herkt Abstimmung der Leistungsfähigkeit von Knotenpunkten mit Lichtsignalanlage und knotenpunktfreien Strecken an innerörtlichen Hauptverkehrsstraßen	4/1994
Heft 15	Von den Anfängen bis zur Gegenwart -Straßen- und Verkehrswesen an der Universität Stuttgart	9/1994
Heft 16	Ashraf Hamed Abwicklung des Lieferverkehrs innerörtlichen Hauptstraßen	10/1994
Heft 17	5. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 1994	3/1995
Heft 18	Chronik und Retrospektive - Gerd Steierwald und das Institut für Straßen- und Verkehrswesen	10/1995
Heft 19	Heiko Tempel Zusammenhänge zwischen Verkehrsablauf, Kraftstoffverbrauch und Schadstoffemissionen im städtischen Busverkehr	11/1995
Heft 20	Volker Mörgenthaler Strategien zur Verminderung der Emissionen von Ozonvorläufersubstanzen des Nutzfahrzeugverkehrs in Ballungsgebieten	2/1996
Heft 21	Martin Schmid Auswirkungen der Kraftstoffbesteuerung auf die Pkw-Fahrleistungen im Freizeitverkehr	11/1996
Heft 22	Burkhard Flasche Fahrraumbewirtschaftung mit Sonderfahrstreifen für ausgewählte Stadtverkehre	2/1998
Heft 23	Szabolcs Törgyekes Ableitung spezifischer Abgas-Emissionsfaktoren für Kraftfahrzeugkollektive anhand von Konzentrationsmessungen in einem städtischen Straßentunnel	3/1998

Heft 24	Konrad von Kirchbach Zur Entwicklung der Straßen in Württemberg zwischen 1700 bis 1918	3/2000
Heft 25	6. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 1999	3/2009
Heft 26	Symposium Stadt und Verkehr – Mobile Konferenz	11/1999
Heft 27	„Institut 21“ Aufbruch in Forschung und Lehre (nicht erschienen)	
Heft 28	Arbeiten aus dem Institut für Straßen-und Verkehrswesen	7/2001
Heft 29	Stefan Denzinger Auswirkungen alternierender Telearbeit auf das Verkehrsverhalten	4/2001
Heft 30	7. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 2001	3/2009
Heft 31	Prof. Elisabeth Deakin Changing Importance of Central Cities	8/2002
Heft 32	Walter Vogt, Matthias Lenz, Henrik Schwarz, Wilhelm Glaser, Margrit Glaser, Thomas Kuder Verkehrliche Auswirkungen von Teleshopping und Telecommerce auf die Mobilität privater Haushalte	6/2002
Heft 33	Christoph Hecht Modellierung des Zeitwahlverhaltens im Personenverkehr	2/2005
Heft 34	Henrik Schwarz Vergleich von SchallImmissionsmessungen bei Straßenverkehrslärm mit Standardisierten und Binauralen Geräten	11/2002
Heft 35	Peter Schick Einfluss von Streckenbeeinflussungsanlagen auf die Kapazität von Autobahnabschnitten sowie die Stabilität des Verkehrsflusses	6/2003

Heft 36	Volker Schmid Reaktivierte Nebenbahnen und alternative Buskonzepte Vergleich von ökologischen Wirkungen	7/2003
Heft 37	8. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 2003	3/2009
Heft 38	Matthias Lenz Auswirkungen des Ausbaus der verkehrlichen Infrastruktur auf das regionale Fernpendleraufkommen	2/2005
Heft 39	Steffen R. Herrmann Simulationsmodell zum Wasserabfluss- und Aquaplaningverhalten auf Fahrbahnoberflächen	2/2008
Heft 40	Manuel Galster Modellierung von Anbindungen in Verkehrsplanungsmodellen	8/2009
Heft 41	10. Fachkolloquium Straße und Verkehr - Stuttgart 2008	8/2009
Heft 42	Johannes Schlaich Nutzung von Mobilfunkdaten für die Analyse der Routenwahl	6/2010
Heft 43	Florian Bitzer Mikroskopische Modellierung und Simulation des Fußgängerverkehrs	9/2010
Heft 44	Eileen Mandir Potential of Traffic Information to optimize Route and Departure Time Choice	7/2012
Heft 45	Anne Wolff Simulation of Pavement Surface Runoff using the Depth-Averaged Shallow Water Equations	3/2013
Heft 46	Stefan Alber Veränderung des Schallabsorptionsverhaltens von offenporigen Asphalten durch Verschmutzung	3/2013

Heft 47	Thomas Otterstätter Methoden zur Erfassung von Verkehrsströmen und Fahrzeiten mit stationären fahrzeugwiedererkennenden Detektoren	8/2013
Heft 48	Bruno Arbter Numerische Bestimmung der akustischen Eigenschaften offenporiger Fahrbahnbeläge auf Basis ihrer rekonstruierten Geometrie	5/2014
Heft 49	Juliane Pillat Methoden zur Analyse und Prognose des Verkehrsaufkommens unter Berücksichtigung des Wetters auf Autobahnen	7/2014