



Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: J. Biethahn · M. Schumann

Andreas Lackner

**Dynamische Tourenplanung
mit ausgewählten Metaheuristiken**

**Eine Untersuchung am Beispiel des kapazitätsrestriktiven
dynamischen Tourenplanungsproblems mit Zeitfenstern**

Band 47



Cuvillier Verlag Göttingen

Göttinger Wirtschaftsinformatik
Herausgeber: J. Biethahn · M. Schumann

Band 47

Andreas Lackner

Dynamische Tourenplanung mit ausgewählten Metaheuristiken

Eine Untersuchung am Beispiel des kapazitätsrestriktiven dynamischen
Tourenplanungsproblems mit Zeitfenstern

CUVILLIER VERLAG

Herausgeber

Prof. Dr. J. Biethahn
Abt. Wirtschaftsinformatik I

Prof. Dr. M. Schumann
Abt. Wirtschaftsinformatik II

Georg-August-Universität
Platz der Göttinger Sieben 5
37073 Göttingen

Bibliografische Information Der Deutschen Bibliothek

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.ddb.de> abrufbar.

1. Aufl. - Göttingen : Cuvillier, 2004
Zugl.: Göttingen, Univ., Diss., 2003
ISBN 3-86537-084-5

⊕ CUVILLIER VERLAG, Göttingen 2004
Nonnenstieg 8, 37075 Göttingen
Telefon: 0551-54724-0
Telefax: 0551-54724-21

Alle Rechte vorbehalten. Ohne ausdrückliche Genehmigung des Verlages ist es nicht gestattet, das Buch oder Teile daraus auf fotomechanischem Weg (Fotokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen.

1. Auflage, 2004
Gedruckt auf säurefreiem Papier

ISBN 3-86537-084-5

Dynamische Tourenplanung mit ausgewählten Metaheuristiken
Eine Untersuchung am Beispiel des kapazitätsrestriktiven dynamischen Touren-
planungsproblems mit Zeitfenstern

Dissertation

zur Erlangung des wirtschaftswissenschaftlichen Doktorgrades
des Fachbereichs Wirtschaftswissenschaften der Universität Göttingen

vorgelegt von

Andreas Lackner

aus Lienz/Osttirol

Göttingen 2003

Erstgutachter: Prof. Dr. Jörg Biethahn

Zweitgutachter: Prof. Dr. Dr. h. c. Jürgen Bloech

Tag der mündlichen Prüfung: 16. Februar 2004

Geleitwort

Die Tourenplanung beschäftigt schon seit über 50 Jahren die Forscher der Unternehmensforschung und zählt somit zu den ältesten Anwendungsfeldern dieser Forschungsrichtung überhaupt. Trotz des großen Zeitraums, seit dem man sich mit diesem Problem beschäftigt, liegt eine große Konzentration der Arbeiten in diesem Bereich auf statische Tourenplanungsprobleme vor. Im Rahmen realer Problemstellungen wesentliche Größen wie Stochastik und Dynamik sind bislang nur sehr vereinzelt betrachtet worden. Die Entwicklungen der letzten Jahre im Bereich der Informations- und Kommunikationstechnologie schaffen nun aber die technischen Rahmenbedingungen, auch diese Größen in die Problemformulierung mit einfließen zu lassen. Die langjährige Forschung im Bereich der Tourenplanung hat zudem eine Vielzahl von unterschiedlichen Lösungsverfahren hervorgebracht, deren Komplexität im Laufe der Jahre stets zugenommen hat. In den letzten Jahren haben sich dabei die naturanalogen Metaheuristiken wie die Evolutionären Algorithmen, Simulated Annealing oder der Ameisenalgorithmus als sehr leistungsfähige Verfahren herauskristallisiert und Ihr Potenzial für weitere Anwendungsbereiche demonstriert.

Im Rahmen dieser Arbeit werden daher diese beiden Entwicklungen zusammengeführt, indem mit ausgewählten Metaheuristiken ein dynamisches Tourenplanungsproblem untersucht wurde. Zu diesem Zweck sind erstmals Testinstanzen für das betrachtete Tourenplanungsproblem generiert worden und stehen für weitere Untersuchungen zur freien Verfügung. Durch eine systematische Variation der betrachteten dynamischen Größen wurde eine fundierte Analyse des Einflusses dieser Größen vorgenommen. Sowohl die Einzelergebnisse als auch die vergleichende Gegenüberstellung am Ende der Arbeit belegen eindeutig, dass eine dynamische Problembetrachtung erfolgreich möglich ist und die vermeintlich zu rechenintensiven Metaheuristiken hierzu geeignete Verfahren darstellen.

Herr Lackner hat mit seiner Arbeit wissenschaftliches Neuland betreten, indem er einerseits die Anwendungsfelder der untersuchten Metaheuristiken erweitert hat und andererseits für die zugrunde liegende dynamische Problemstellung neue geeignete Lösungsverfahren bestimmt hat. Das vorliegende Werk zeigt dadurch sowohl für Wissenschaftler als auch für Praktiker, die sich in diesem Bereich der Logistik arbeiten, interessante Aspekte auf.

Jörg Biethahn

Vorwort

Obwohl der Vielzahl an unterschiedlichen statischen Tourenplanungsproblemen eine nicht minder große Vielzahl an dynamischen Tourenplanungsproblemen gegenübersteht, sind dynamische Problemstellungen – insbesondere dynamische und zeitfensterrestriktive Tourenplanungsprobleme - bislang nur begrenzt untersucht worden. Das mag zum größten Teil daran liegen, dass bislang immer noch kein Verfahren gefunden wurde, das das statische Problem mit vertretbarem Aufwand exakt löst und daher dieses Problem immer noch im Fokus der Forschung steht. Dennoch entsprechen reale Problemstellungen aber nicht dem statisch formulierten Problem, sondern weisen - neben vielen weiteren - vor allen Dingen auch dynamische Elemente auf. Im Rahmen einer realitätsnäheren Problembetrachtung werden daher in dieser Arbeit Optimierungsverfahren für ein dynamisches Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern untersucht. In diesem Zusammenhang werden Evolutionäre Strategien, Simulated Annealing und der Ameisenalgorithmus, die Ihre Eignung für das statische Tourenplanungsproblem in den letzten Jahren schon unter Beweis gestellt haben, nun auch vor dem Hintergrund eines dynamischen Tourenplanungsproblems analysiert.

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter der Abteilung I des Instituts für Wirtschaftsinformatik an der Georg-August-Universität Göttingen und ist vom Fachbereich Wirtschaftswissenschaften als Dissertation angenommen worden.

Ein besonderer Dank gilt hierbei meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr. Jörg Biethahn für die Betreuung und Förderung meiner Arbeit sowie der mir während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter gewährte Freiraum, der für mich einen wesentlichen Baustein für den erfolgreichen Abschluss meiner Arbeit dargestellt. Ebenso möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr. Dr. h. c. Jürgen Bloech für die Übernahme des Koreferats und die konstruktiven Anregungen zu meiner Arbeit bedanken.

Darüber hinaus bedanke ich mich bei meinen Kolleginnen und Kollegen der Abteilung I des Instituts für Wirtschaftsinformatik, die stets ein offenes Ohr für mein Promotionsvorhaben hatten und mir wertvolle Hinweise gaben. In diesem Zusammenhang danke ich besonders Herrn Ralf Ike, dem ich auch für sein eigenes Promotionsvorhaben viel Erfolg wünsche, und meinem ‚Rigorosumskollegen‘ Herrn Thomas Arens.

Nicht zuletzt sei meiner Familie für Ihren steten Rückhalt und Glauben an mich gedankt sowie Frau Carmen Junge, deren liebevolle Unterstützung und Rat mir während der gesamten Promotionszeit eine unschätzbare Hilfe gewesen sind.

Andreas Lackner

Inhaltsverzeichnis

INHALTSVERZEICHNIS	I
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	IV
TABELLENVERZEICHNIS	VIII
ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	IX
SYMBOLVERZEICHNIS	XI
1 EINLEITUNG.....	1
1.1 Motivation und Zielsetzung der Untersuchung	1
1.2 Gang der Untersuchung	3
2 GRUNDLAGEN DER TOURENPLANUNG	6
2.1 Einordnung der Tourenplanung in die betriebswirtschaftliche Logistik.....	6
2.2 Klassifikation von Tourenplanungsproblemen	9
2.3 Dynamische Tourenplanungsprobleme	19
2.3.1 Eigenschaften dynamischer Tourenplanungsprobleme	20
2.3.2 Kriterien der Dynamik	27
2.3.3 Einsatzgebiete und Ansätze der dynamischen Tourenplanung.....	29
2.3.4 Zielsetzungen und Nebenbedingungen der dynamischen Tourenplanung	35

3	AUSGEWÄHLTE METAHEURISTIKEN ALS LÖSUNGSVERFAHREN FÜR DIE TOURENPLANUNG	39
3.1	Evolutionäre Strategien.....	40
3.1.1	Allgemeine Darstellung.....	40
3.1.2	Evolutionäre Strategien in der Tourenplanung.....	51
3.1.2.1	Mutation	51
3.1.2.2	Rekombination	52
3.2	Ameisenalgorithmus	57
3.2.1	Allgemeine Darstellung.....	57
3.2.2	Ant Colony Optimization Metaheuristik	62
3.2.3	Ameisenalgorithmus in der Tourenplanung	68
3.3	Simulated Annealing.....	70
3.3.1	Allgemeine Darstellung.....	70
3.3.2	Simulated Annealing in der Tourenplanung.....	82
4	UMSETZUNG UND BEURTEILUNG AUSGEWÄHLTER METAHEURISTIKEN FÜR DAS KAPAZITÄTSRESTRIKTIVE DYNAMISCHE TOURENPLANUNGSPROBLEM MIT ZEITFENSTERN	85
4.1	Problemstellung und Testinstanzen	86
4.1.1	Statische Problemstellung	86
4.1.2	Dynamische Problemstellung.....	88
4.1.3	Statische Testinstanzen.....	90
4.1.4	Dynamische Testinstanzen	92
4.2	Evolutionäre Strategien.....	100
4.2.1	Umsetzung der ES1-DVRPTW	100
4.2.2	Ergebnisse der Anwendung der ES1-DVRPTW	108
4.2.3	Zusammenfassung der Ergebnisse von ES1-DVRPTW.....	125
4.2.4	Umsetzung der ES2-DVRPTW	126
4.2.5	Ergebnisse der Anwendung der ES2-DVRPTW	130
4.2.6	Zusammenfassung der Ergebnisse von ES2-DVRPTW.....	145

4.3 Ameisenalgorithmus.....	146
4.3.1 Umsetzung des MACS-DVRPTW.....	147
4.3.2 Ergebnisse der Anwendung des MACS-DVRPTW.....	157
4.3.3 Zusammenfassung der Ergebnisse von MACS-DVRPTW	171
4.4 Simulated Annealing	173
4.4.1 Umsetzung des SA-DVRPTW.....	173
4.4.2 Ergebnisse der Anwendung des SA-DVRPTW	175
4.4.3 Zusammenfassung der Ergebnisse von SA-DVRPTW.....	190
4.5 Gegenüberstellung der Ergebnisse der einzelnen Metaheuristiken.....	191
4.5.1 Abgewiesene Kunden	192
4.5.2 Wegstrecke.....	197
4.5.3 Verspätungen	201
4.5.4 Zusammenfassung der Ergebnisse der Gegenüberstellung.....	204
5 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK.....	207
ANHANG	212
LITERATURVERZEICHNIS.....	236

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Aufbau der Arbeit.....	5
Abb. 2: Einteilung von logistischen Systemen anhand der Phasen des Güterstromes.....	7
Abb. 3: Ausgangssituation und beispielhafte Routenlösung.....	11
Abb. 4: Dynamisches Tourenplanungsszenario	23
Abb. 5: Schematischer Ablauf evolutionärer Algorithmen.....	43
Abb. 6: Intermediäre Rekombination.....	46
Abb. 7: Diskrete Rekombination.....	46
Abb. 8: Verallgemeinerte intermediäre Rekombination	47
Abb. 9: Diskrete Multirekombination	48
Abb. 10: Uniform-Order-Based-Crossover.....	54
Abb. 11: Edge Rekombination	55
Abb. 12: 1-Elter-Operatoren.....	56
Abb. 13: Futtersuchverhalten natürlicher Ameisen.....	59
Abb. 14: Futtersuche künstlicher Ameisen	62
Abb. 15: ACO-Metaheuristik in Pseudocode.....	68
Abb. 16: Vereinfachter Ablauf des Simulated Annealing Algorithmus.....	75
Abb. 17: Beispielprobleme der sechs Klassen der SOLOMON'SCHEN Benchmarkprobleme ...	92

Abb. 18: Single Event Optimization Strategie für das dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern.....	97
Abb. 19: Ausgangssituation des dynamischen R104 Problems.....	98
Abb. 20: Endergebnis einer Simulation des R104 Problems mit 9 Touren und 7 abgewiesenen Kunden.....	99
Abb. 21: Tourenplanrepräsentation ES1	101
Abb. 22: Mutationsvorschrift ES1	102
Abb. 23: Ergebnisse der Problemklasse C1 - ES1-DVRPTW.....	110
Abb. 24: Ergebnisse der Problemklasse C2 - ES1-DVRPTW.....	111
Abb. 25: Ergebnisse der Problemklasse R1 - ES1-DVRPTW.....	112
Abb. 26: Ergebnisse der Problemklasse R2 - ES1-DVRPTW.....	113
Abb. 27: Ergebnisse der Problemklasse RC1 - ES1-DVRPTW	114
Abb. 28: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - ES1-DVRPTW	115
Abb. 29: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - ES1-DVRPTW.....	116
Abb. 30: Einfügeheuristik vs. ES1-DVRPTW.....	121
Abb. 31: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen	123
Abb. 32: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung.....	124
Abb. 33: Vollständige Erzeugung eines Nachkommens für ES2.	127
Abb. 34: Ergebnisse der Problemklasse C1 - ES2-DVRPTW.....	131
Abb. 35: Ergebnisse der Problemklasse C2 - ES2-DVRPTW.....	132
Abb. 36: Ergebnisse der Problemklasse R1 - ES2-DVRPTW.....	133
Abb. 37: Ergebnisse der Problemklasse R2 - ES2-DVRPTW.....	134

Abb. 38: Ergebnisse der Problemklasse RC1 - ES2-DVRPTW.....	135
Abb. 39: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - ES2-DVRPTW.....	136
Abb. 40: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - ES2-DVRPTW	137
Abb. 41: Einfügeheuristik vs. ES2-DVRPTW	141
Abb. 42: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen.....	144
Abb. 43: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung	145
Abb. 44: MACS-VRPTW	151
Abb. 45: ACS-VEI	151
Abb. 46: ACS-Time.....	152
Abb. 47: Grundprinzip des CROSS exchange	154
Abb. 48: Ergebnisse der Problemklasse C1 - MACS-DVRPTW.....	158
Abb. 49: Ergebnisse der Problemklasse C2 - MACS-DVRPTW.....	159
Abb. 50: Ergebnisse der Problemklasse R1 - MACS-DVRPTW.....	160
Abb. 51: Ergebnisse der Problemklasse R2 - MACS-DVRPTW.....	161
Abb. 52: Ergebnisse der Problemklasse RC1 - MACS-DVRPTW.....	162
Abb. 53: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - MACS-DVRPTW.....	163
Abb. 54: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - MACS-DVRPTW	164
Abb. 55: Einfügeheuristik vs. MACS-DVRPTW	168
Abb. 56: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen.....	170
Abb. 57: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung	171
Abb. 58: Ergebnisse der Problemklasse C1 - SA-DVRPTW	176

Abb. 59: Ergebnisse der Problemklasse C2 - SA-DVRPTW	177
Abb. 60: Ergebnisse der Problemklasse R1 - SA-DVRPTW	178
Abb. 61: Ergebnisse der Problemklasse R2 - SA-DVRPTW	179
Abb. 62: Ergebnisse der Problemklasse RC1 - SA-DVRPTW	180
Abb. 63: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - SA-DVRPTW	181
Abb. 64: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - SA-DVRPTW	182
Abb. 65: Einfügeheuristik vs. SA-DVRPTW	186
Abb. 66: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen	188
Abb. 67: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung	189
Abb. 68: Boxplots für die abgewiesenen Kunden: Einzelbetrachtungen.....	193
Abb. 69: Boxplot für die abgewiesenen Kunden: Gesamt-Betrachtung.....	192
Abb. 70: Boxplots für die Wegstrecke: Einzelbetrachtungen.....	197
Abb. 71: Boxplot für die Wegstrecke: Gesamt-Betrachtung	198
Abb. 72: Boxplots für die Verspätung: Einzelbetrachtungen	201
Abb. 73: Boxplot für die Verspätung: Gesamt-Betrachtung.....	202

Tabellenverzeichnis

Tab. 1:	Aufgaben der Distributionslogistik	8
Tab. 2:	Merkmalkatalog für Tourenplanungsprobleme	19
Tab. 3:	Terminologie Evolutionärer Algorithmen	42
Tab. 4:	Übertragung der physikalischen Terminologie auf Optimierungsprobleme	72
Tab. 5:	Einteilung der SOLOMON'SCHEN Benchmarkprobleme	91
Tab. 6:	Beste bekannte Lösung der 56 Benchmark-Probleme.....	94
Tab. 7:	Parametereinstellungen MACS-VRPTW	156
Tab. 8:	Vergleich der relativen Performance: Abgewiesene Kunden.....	195
Tab. 9:	Vergleich der relativen Performance: Wegstrecke	199
Tab. 10:	Vergleich der relativen Performance: Verspätung	203

Abkürzungsverzeichnis

Abb.	Abbildung
Abk.	Abkürzung
ACS	Ant Colony Systems
Aufl.	Auflage
bearb.	bearbeitete
d. h.	das heißt
Diss.	Dissertation
ES	Evolutionsstrategien
ES1	Evolutionäre Strategie 1
ES1-DVRPTW	Evolutionäre Strategie 1- Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows
ES2	Evolutionäre Strategie 2
ES2-DVRPTW	Evolutionäre Strategie 2- Dynamic Vehicle Routing Problem with time Windows
et al.	et alii
f.	folgende
ggf.	gegebenenfalls
Hrsg.	Herausgeber
i. d. R.	in der Regel
MACS-DVRPTW	Multiple Ant Colony System- Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows
MC	Mutationscode
S.	Seite
SA	Simulated Annealing
SA-DVRPTW	Simulated Annealing-Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows
SEO	Single Event Optimization

TA	Tourauflösung
Tab.	Tabelle
TP	Tourenplan
u. a.	und andere
überarb.	überarbeitete
Vgl.	Vergleiche
Vol.	Volume
vs.	versus
z. B.	zum Beispiel
z. T.	zum Teil
ZE	Zeiteinheiten
zugl.	Zugleich

Symbolverzeichnis

Q	Anzahl Fahrzeuge
n	Anzahl Kunden
q_i	Bedarf des Kunden i
d_{ij}	Entfernung zwischen Kunde i und j
d'_{ij}	Fahrtzeit zwischen Kunde i und j
z_i	Zeitfenster des Kunden, $z_0 =$ Depotzeitfenster
e_i	Anfang des Bedienzeitfensters
f_i	Ende des Bedienzeitfensters
f_0	Ende des Depotzeitfensters
e_0	Beginn des Depotzeitfensters
s_i	Bedienzeit des Kunden i
β_i	frühest mögliche Abfahrtszeit beim Kunden i
δ_i	spätest mögliche Abfahrtszeit beim Kunden i
α_i	Koeffizient des Strafterms
λ	Anzahl erzeugter Nachkommen ES
μ	Populationsgröße ES
κ	Steuerungsvariable ES
η_{ij}	Attraktivität der Kanten
τ_{ij}	Pheromonspur
J_ψ^h	Länge der Ausgangslösung des MACS-DVRPTW
k	Anzahl der Ameisen
N_i^k	Menge der von Kunde i aus verfügbaren Kunden
p_{ij}^k	Auswahlwahrscheinlichkeit
q_0	Parameter zur Steuerung zwischen einer explorativen und exploitativen Suche
ψ^{gb}	aktuell beste Lösung des MACS-VRPTW

1 Einleitung

1.1 Motivation und Zielsetzung der Untersuchung

Obgleich Tourenplanungsprobleme zu den am häufigsten untersuchten Problemstellungen des Operations Research zählen, konzentriert sich der Großteil der Arbeiten in diesem Bereich auf eine bestimmte Gruppe, den statisch deterministischen Problemen. Die Annahme einer Planungssicherheit und unveränderlicher Informationen, von der in diesen Problemen ausgegangen wird, stellt aber eine wesentliche Vereinfachung gegenüber realen Problemstellungen dar. In realen Problemstellungen unterliegen vielmehr fast alle Parameter des betrachteten Problems einer Unsicherheit oder ändern sich im Zeitablauf und weisen somit sowohl stochastische als auch dynamische Elemente auf. Als Beispiele für stochastische und/oder dynamische Tourenplanungsprobleme seien auszugsweise die Einsammlung von Paketen durch einen Paketdienstleister, die Steuerung von Notfalleinsätzen der Polizei oder Feuerwehr und die Tourenplanung von Taxen genannt. Um eine möglichst realitätsgetreue Planung für diese Problemstellungen zu erreichen, müssen auch dynamische und stochastische Aspekte in die Optimierung mit einfließen.¹

Im Zuge des gestiegenen Wettbewerbes und 'Just in Time' Produktion muss im Rahmen einer optimalen Verteilung der produzierten Güter auch die zugehörige Tourenplanung flexibel gestaltet sein und mit sich im Zeitablauf ändernden Problemstellungen umgehen können. Mit den Entwicklungen im Bereich der Telekommunikation und der Rechnerleistung in den letzten 10-15 Jahren sind die Voraussetzungen für eine solche dynamische Tourenplanung geschaffen worden. Es ist nunmehr vonseiten der Kommunikationstechnik möglich, die Informationen im Zeitpunkt ihres Auftretens aufzunehmen und - Dank ausreichender Rechenleis-

¹ Vgl. GENDREAU, É. ET AL. (1999), S. 382, LARSEN, A. (2000), S. 1.

tung - in der Planung mit zu berücksichtigen.² Die Konzentration der Arbeiten auf das statisch deterministische Problem bedingt jedoch, dass bislang nur wenige Strategien und Verfahren für dynamische Tourenplanungsprobleme untersucht worden³ und somit die Rahmenbedingungen geschaffen sind, das Wissen jedoch über geeignete Verfahren fehlt. Dies gilt im besonderen Maße für die metaheuristischen Verfahren, mit denen in den letzten Jahren für das statisch deterministische Problem die besten Ergebnisse erzielt worden sind. Nachdem mittels dieser Ergebnisse deren Eignung für die Tourenplanung nachgewiesen werden konnte, stellt sich die Frage, wie sich diese Verfahren im Rahmen einer dynamischen Tourenplanung verhalten.⁴

Ziel dieser Arbeit ist es daher, metaheuristische Optimierungsverfahren auf ein dynamisches Tourenplanungsproblem anzuwenden und so das Verhalten der Verfahren für diese neue Problemstellung zu untersuchen. Für diese Untersuchung wurden insgesamt vier Metaheuristiken - zwei Evolutionäre Strategien, ein Ameisenalgorithmus und das Simulated Annealing - herangezogen.

Da fast alle Variablen von Tourenplanungsproblemen bei einer realistischen Betrachtung auch dynamisch ausgelegt werden können, muss eine Eingrenzung des Untersuchungsbereichs vorgenommen werden. Als Anwendungsbeispiel für die Untersuchungen bezieht sich diese Arbeit daher auf das kapazitätsrestriktive dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern. Dabei wird nur eine Variable, die Anzahl der zu bedienenden Kunden, dynamisch ausgelegt. Die Menge der zu bedienenden Kunden ist zu Beginn der Planung nicht vollständig bekannt. Einige Kunden fragen erst im Zeitablauf nach und sollen im Zeitpunkt ihres Nachfragens in den aktuellen Tourenplan integriert werden. Dabei erfährt der Tourenplaner erst zum Zeitpunkt des Nachfragens weitere Einzelheiten über den Kunden, wie Nachfragemenge, -zeitpunkt, Lage des Kunden etc.

Die Schwierigkeit des in dieser Arbeit betrachteten Problems setzt sich aber neben der Anzahl an insgesamt einzufügenden Kunden auch noch aus der Geschwindigkeit, mit der diese dem Tourenplaner bekannt werden und somit auch in der Planung berücksichtigt werden müssen,

² Vgl. GENDREAU, M.; POTVIN, J. (1998 a), S. 116.

³ Vgl. BIANCHI, L. (2000).

⁴ Vgl. LARSEN, A. (2000), S. 142.

zusammen. Um eine fundierte Aussage über das Problem und das Verhalten der Metaheuristiken zu erhalten, werden mehrere Konstellationen untersucht und sowohl die Menge der zu Tagesbeginn unbekanntem Kunden als auch der Geschwindigkeit, mit der diese bekannt und somit integriert werden müssen, variiert. Der Anteil zu integrierender Kunden wird zwischen 10%, 30%, 50%, 70% und 90% der insgesamt zu bedienenden Kunden variiert und die Ankunftsrate in den Schritten 1, 3, 5, 7 und 9 Ankünfte/Minute.

Für die statisch deterministischen Tourenplanungsprobleme mit Zeitfenstern stehen in Form der 'SOLOMON'SCHEN Benchmark-Probleme' frei zugängliche Testprobleme zur Verfügung, anhand derer neue Algorithmen auf ihre Güte im Vergleich zu anderen Verfahren bewertet werden können.⁵ Da für die dynamischen Tourenplanungsprobleme mit Zeitfenstern auf keine entsprechenden Benchmark-Probleme zurückgegriffen werden kann, werden in dieser Arbeit die SOLOMON'SCHEN Benchmark-Probleme zu dynamischen Problemen derart verändert, wie sie in dieser Arbeit untersucht werden sollen. Um für weitere Arbeiten eine Vergleichsbasis bereitzustellen, werden diese im Internet zur freien Verfügung gestellt.

1.2 Gang der Untersuchung

In Kapitel 2 werden die Grundlagen der Tourenplanung dargelegt. Dabei wird - nach einer Einordnung in die betriebswirtschaftliche Logistik - ein Klassifikationsschema für Tourenplanungsprobleme beschrieben. Abschließend wird auf dynamische Tourenplanungsprobleme durch die Beschreibung der Eigenschaften und Kriterien einerseits und der Anwendungsgebiete und bisherigen Ansätze zur Lösung dieser Probleme andererseits vertiefend eingegangen.

In Kapitel 3 wird die allgemeine Funktionsweise der vier ausgewählten Metaheuristiken Simulated Annealing, Evolutionäre Strategien und der Ameisenalgorithmus vorgestellt. Im Anschluss daran werden die Modifikationen erläutert, die an diesen Konzepten vorgenommen werden müssen, um den besonderen Anforderungen der Tourenplanungsprobleme als ganzzahlige kombinatorische Optimierungsprobleme Rechnung zu tragen.

Zu Beginn von Kapitel 4 werden das dieser Arbeit zugrunde gelegte dynamische Tourenpla-

⁵ Vgl. SOLOMON, M.M. (1987), S. 254-265.

nungsproblem und die erzeugten dynamischen Testinstanzen dargestellt. Dabei werden zuerst die Struktur und Eigenschaften der statisch deterministischen SOLOMON'SCHEN Benchmark-Probleme erörtert und daran anschließend die Generierung der dynamischen Testinstanzen erläutert. Nach der detaillierten Vorstellung der untersuchten Problemstellung wird die Umsetzung der einzelnen Metaheuristiken beschrieben. Die anschließende Darstellung der Ergebnisse der Untersuchungen mit den jeweiligen Verfahren gliedert sich dabei in die Darstellung der erzielten Ergebnisse einerseits und den Vergleich der Ergebnisse mit denen, die eine Einfügeheuristik für dasselbe Problem erzielt hat, andererseits. Abschließend werden die Ergebnisse in einer vergleichenden Gegenüberstellung beurteilt.

Das fünfte Kapitel widmet sich schließlich der Zusammenfassung der wichtigsten Ergebnisse der Untersuchungen und bietet einen Ausblick auf weitere Arbeiten im Bereich der dynamischen Tourenplanung.

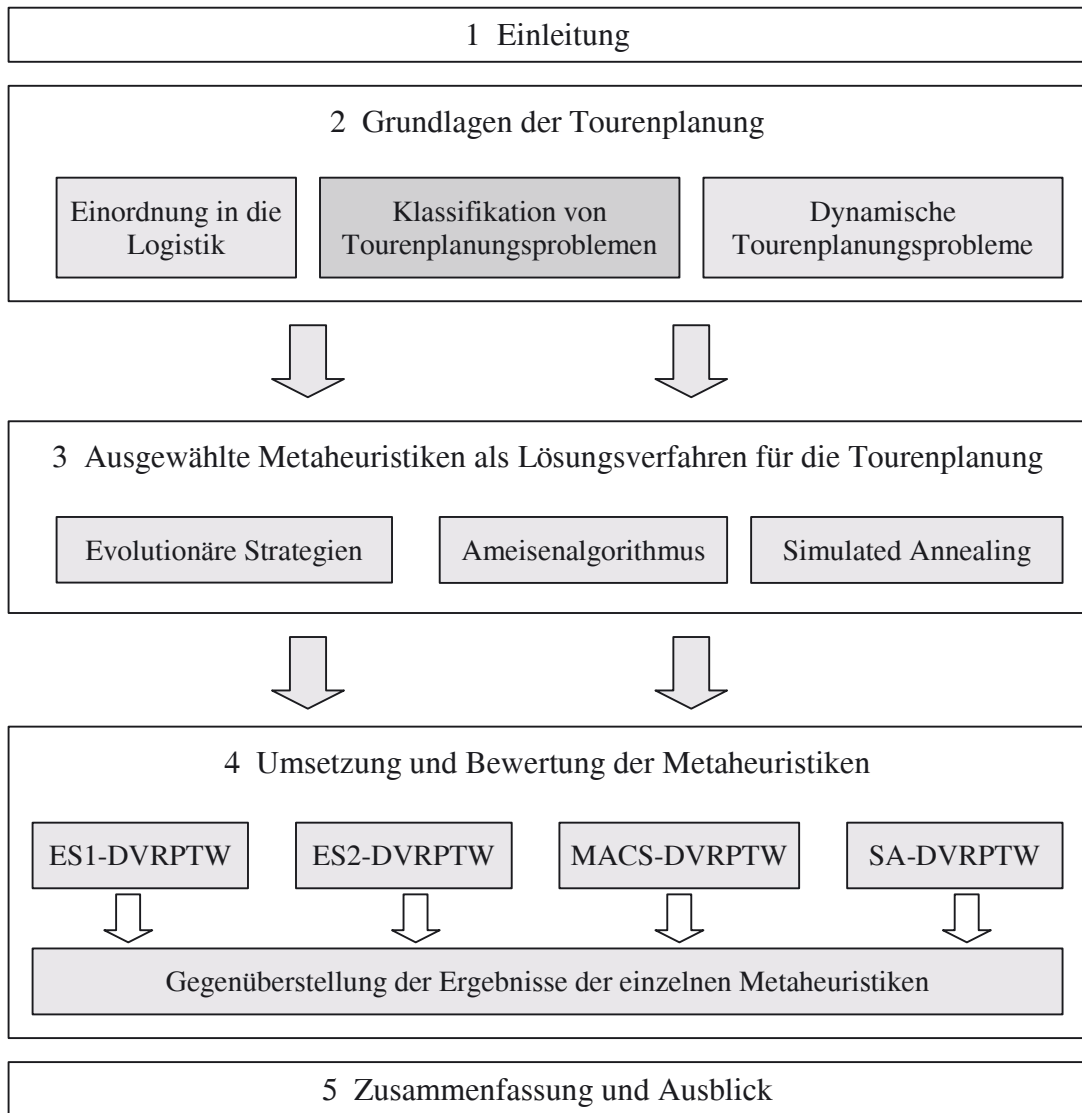


Abb. 1: Aufbau der Arbeit

2 Grundlagen der Tourenplanung

In dem folgenden Kapitel werden die für diese Arbeit wesentlichen begrifflichen und inhaltlichen Grundlagen der Tourenplanung dargestellt und erläutert sowie eine Einordnung der Tourenplanung in das Aufgabenfeld der betriebswirtschaftlichen Logistik vorgenommen. Aufgrund der Popularität der Tourenplanungsproblematik und all ihrer Facetten ist es nicht mehr möglich, einen vollständigen Überblick und eine Klassifikation über das gesamte Themengebiet zu geben. Schon 1994 hat REINELT⁶ in seiner Arbeit über das Travelling Salesman Problem darauf verzichtet und sich auf ausgewählte Aspekte beschränkt. Nach der Einordnung der Tourenplanung in die betriebswirtschaftliche Logistik in Kapitel 2.1 gilt es, in Kapitel 2.2 das Standardproblem der Tourenplanung und dessen wesentliche Erweiterungen zu erläutern und zu klassifizieren. Im Anschluss daran wird in Kapitel 2.3 auf das dieser Arbeit zugrunde liegende Problem der dynamischen Tourenplanung im Speziellen eingegangen. Hierbei sollen neben den bedeutenden Eigenschaften und Merkmalen dieser Klasse von Tourenplanungsproblemen auch explizit auf das charakterisierende Merkmal der Dynamik eingegangen werden. Nach der Darstellung von möglichen Einsatzgebieten einer dynamischen Tourenplanung schließt das Kapitel mit der Beschreibung der Ziele dynamischer Tourenplanung.

2.1 Einordnung der Tourenplanung in die betriebswirtschaftliche Logistik

Die betriebswirtschaftliche Logistik bezieht sich im Wesentlichen auf Güter und beschäftigt sich mit den Aufgaben und Problemen der Planung, Gestaltung, Steuerung und Kontrolle von Transport- und Lagerhaltungssystemen und den Prozessen, die innerhalb dieser Phasen ablaufen. Kernaufgabe ist hierbei, dass ein Empfänger seinem Bedarf entsprechend von einem Lie-

⁶ Vgl. REINELT, G. (1994).

feranten mit dem richtigen Produkt, zum richtigen Zeitpunkt, im richtigen Zustand und am rechten Ort kostenminimal versorgt wird.⁷

In Anlehnung an die Phasen des Güterflusses kann die Gesamtheit eines solchen logistischen Systems in die Bereiche Beschaffung, Produktion, Absatz und Entsorgung gegliedert werden. Dementsprechend werden die einzelnen Prozesse und Aufgaben innerhalb der Bereiche in der Beschaffungslogistik, Produktionslogistik, der Distributionslogistik und Entsorgungslogistik zusammengefasst (vgl. Abb. 2:).

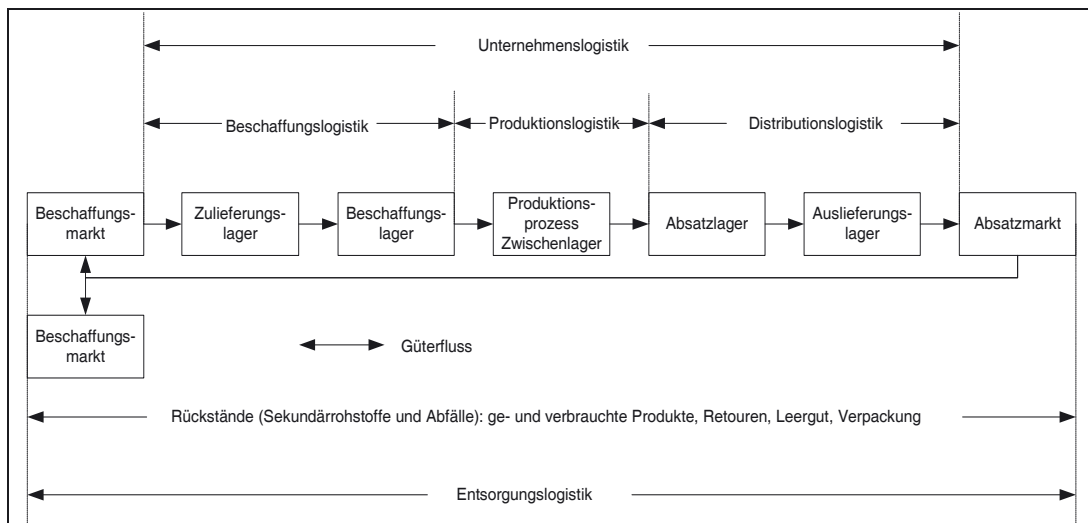


Abb. 2: Einteilung von logistischen Systemen anhand der Phasen des Güterstromes⁸

Die Tourenplanung als Teilproblem der Transport- und Standortplanung lässt sich hierbei dem Bereich der Distributionslogistik zuordnen.

Im Zuge eines ganzheitlichen Ansatzes müssten die einzelnen Teilbereiche der Unternehmenslogistik im Zusammenhang geplant werden, um die Interdependenzen zwischen den Bereichen angemessen zu berücksichtigen.⁹ Nicht zuletzt aufgrund des Aufwandes einer solchen Planung und der unterschiedlichen Fristigkeiten der einzelnen Aufgaben, werden die Bereiche meist getrennt voneinander betrachtet.¹⁰

⁷ Vgl. PFOHL, H., (2000), S. 11f.

⁸ PFOHL, H., (2000), S. 18.

⁹ Zum Grundgedanken des ganzheitlichen Ansatzes vgl. BIETHAHN, J.; MUCKSCH, H.; RUF, W. (1997), S. 302-418.

¹⁰ Zu den Ansätzen einer übergreifenden unternehmens- oder konzernweiten Planung vgl. BLOECH, J. (1994).

Die Distributionslogistik bezieht sich in diesem Zusammenhang auf den Güterfluss vom Absatzlager hin zum Endkunden, der sich im Wesentlichen aus den Aufgaben der Lagerung der Fertigwaren und des Transportes derer zum Endkunden hin zusammensetzt.¹¹ Für den Fall der Konsumgüterindustrie, der hier zugrunde gelegt werden soll,¹² zeichnet sich der Transport zum Endkunden dadurch aus, dass viele Kunden mit durchschnittlich kleinen Liefermengen bedient werden. Aus ökonomischer Sicht drängt es sich daher auf, die einzelnen Kunden möglichst in Form von Touren zusammenzufassen, auf denen mehrere Kunden von einem Fahrzeug aus bedient werden.¹³

Innerhalb der Distributionslogistik können die Aufgaben in Abhängigkeit des Planungszeitraumes, der die Geltungsdauer der getroffenen Entscheidungen angibt, und der Bedeutung der Entscheidung für die gesamte Unternehmung in operative, taktische und strategische eingeteilt werden. Tab. 1 zeigt in diesem Zusammenhang eine Übersicht der wichtigsten Aufgaben der einzelnen Ebenen.

	Aufgaben der Distributionslogistik
strategisch	<ul style="list-style-type: none"> - Anzahl, Standortwahl und Kapazität der Lager - Anzahl der Transportstufen
taktisch	<ul style="list-style-type: none"> - Einteilung der Lieferbereiche - Größe und Zusammensetzung des Fuhrparks - Festlegung des Serviceniveaus
operativ	<ul style="list-style-type: none"> - Zusammenstellung von Auslieferungs- und/oder Sammel-touren - Art und Umfang der Lagerbelieferung und -bestände

Tab. 1: Aufgaben der Distributionslogistik¹⁴

Die Tourenplanung wird innerhalb dieser Einteilung der Klasse der operativen Entscheidungen zugeordnet. Paketdienstleistungsunternehmen, Speditionen und viele weitere

¹¹ Vgl. BLOECH, J. (1997), S. 176-178.

¹² Prinzipiell lassen sich die folgenden Ausführungen auch auf den Fall der Investitionsgüterindustrie übertragen, aus Gründen der Verständlichkeit und des in Kapitel 4 ausgewählten Testbeispiels wird dieser Bereich aber in dieser Arbeit ausgegrenzt.

¹³ Vgl. GIETZ, M. (1994), S. 8f.

¹⁴ BECKER, J. (1993), S. 7.

Transportunternehmen müssen aufgrund der wechselnden Kundschaft ihre Touren täglich neu optimieren, was diese Einteilung rechtfertigt. Zwar gibt es auch Fälle langfristigerer Tourenplanung, wie dies beispielsweise bei der Fahrplanerstellung für Buslinien oder dem Zugverkehr der Fall ist, aber diese zählen eher zu den Ausnahmen.

Diese Einteilung lässt die Vermutung aufkommen, dass die Tourenplanung isoliert von den übrigen Entscheidungsfeldern durchgeführt und optimiert werden kann. Zwischen den einzelnen Ebenen existieren allerdings vielfältige Interdependenzen, was eine isolierte Betrachtung der Tourenplanung nicht möglich werden lässt. Die Bestimmung der Anzahl der Auslieferungslager bestimmt die Länge der Touren bei gegebenem Fuhrpark. Auf der anderen Seite beeinflussen die Kosten der daraus resultierenden Auslieferung wiederum die Einteilung der Liefergebiete und die Strukturplanung.¹⁵ Ebenso bestimmt die Wahl der aktuellen Tourenlänge die Planung der Zusammensetzung des Fuhrparks. Es ist folglich eine Planung anzustreben, die über alle drei Ebenen hinweg die Ziele der Unternehmenslogistik als Ganzes zu erreichen versucht.

2.2 Klassifikation von Tourenplanungsproblemen

Das Gebiet der Tourenplanungsprobleme ist in seiner Gänze heutzutage so gut wie nicht mehr zu systematisieren, zu viele unterschiedliche Aspekte dieses Problems wurden in den letzten Jahrzehnten untersucht. Um dennoch eine Systematisierung und Einordnung vorzunehmen, werden Klassifikationsschemata herangezogen. In diesem Kapitel wird daher mit der Darstellung des klassischen Tourenplanungsproblems, dem Standardproblem der Tourenplanung, die grundlegende Problematik beschrieben und darauf aufbauend wesentliche Verallgemeinerungen dieses Problems aufgezeigt. Daran anschließend wird ein Klassifikationsschema aufgeführt, das diese Verallgemeinerungen noch einmal in einer strukturierten Übersicht zusammenfasst und die Vielfalt dieser Problematik verdeutlicht.

Die vielfältigen in der Literatur existierenden Formulierungen von Tourenplanungsproblemen stellen Verallgemeinerungen des erstmalig von DANTZIG & RAMSER¹⁶ formulierten Truck

¹⁵ Vgl. VOGT, M.; VAHRENKAMP, R. (1998), S. 19.

¹⁶ Vgl. DANTZIG, G.B.; RAMSER, J.H. (1959).

Dispatching Problems dar. Dieses Problem etablierte sich im Laufe der Zeit als Standardproblem der Tourenplanung, welches im Folgenden näher erläutert wird.

Eine bestimmte Anzahl von n Kunden, deren Bedarf bzw. Nachfrage d_i nach einem auszuliefernden Gut bekannt ist und als sicher gilt, soll mit einem zur Verfügung stehenden Fuhrpark genau einmal bedient werden. Der Fuhrpark setzt sich aus einer beliebigen Anzahl an Fahrzeugen zusammen, deren Ausstattung und Kapazität identisch ist. Die Kapazität der einzelnen Fahrzeuge ist begrenzt, sodass es nicht möglich ist, alle Kunden und Bedarfe mit einem Fahrzeug zu bedienen.¹⁷ Auf der anderen Seite stehen aber genügend Fahrzeuge zur Verfügung, um alle Kunden zu bedienen. Die Fahrzeuge starten daher maximal einmal von dem Ausgangspunkt, dem Depot, sodass ein mehrfacher Einsatz pro Fahrzeug ausgeschlossen ist. Es existiert genau ein Depot, das dabei sowohl Start als auch Endpunkt aller Fahrzeuge ist. Durch die Zuordnung von Kunden zu Fahrzeugen wird eine Einteilung in Form von Touren vorgenommen, wobei unter der Route die genaue Reihenfolge der Bedienung innerhalb einer Tour verstanden wird. Die Gesamtheit der einzelnen Touren wird in dem Tourenplan zusammengefasst. Die Entfernungen zwischen den einzelnen Kunden untereinander und von den Kunden zum Depot und umgekehrt sind als Daten bei diesem Problem vorgegeben. Dabei wird von einer symmetrischen Entfernungsmatrix ausgegangen, d. h., dass die Entfernung von A nach B identisch ist mit der Entfernung von B nach A. Ein Tourenplan für dieses Standardproblem gilt dann als zulässig, wenn er all die oben beschriebenen Nebenbedingungen erfüllt.¹⁸

Die Zielsetzung besteht nun darin, einen zulässigen Tourenplan zu finden, der die gesamte Nachfrage bedient und dabei die insgesamt zurückgelegte Fahrstrecke minimiert. In Abb. 3 ist eine mögliche Ausgangssituation und beispielhafte Lösung über vier Touren vereinfacht dargestellt.

¹⁷ Durch diese Bedingung wird auch der wesentliche Unterschied zum Travelling Salesman Problem erreicht. Bei einer unbegrenzten Kapazität der Fahrzeuge könnten die Kunden ausschließlich mit einem bedient werden.

¹⁸ Weitere Ausführungen zum Standardproblem der Tourenplanung siehe auch CHRISTOFIDES, N. (1985), S. 431-448.

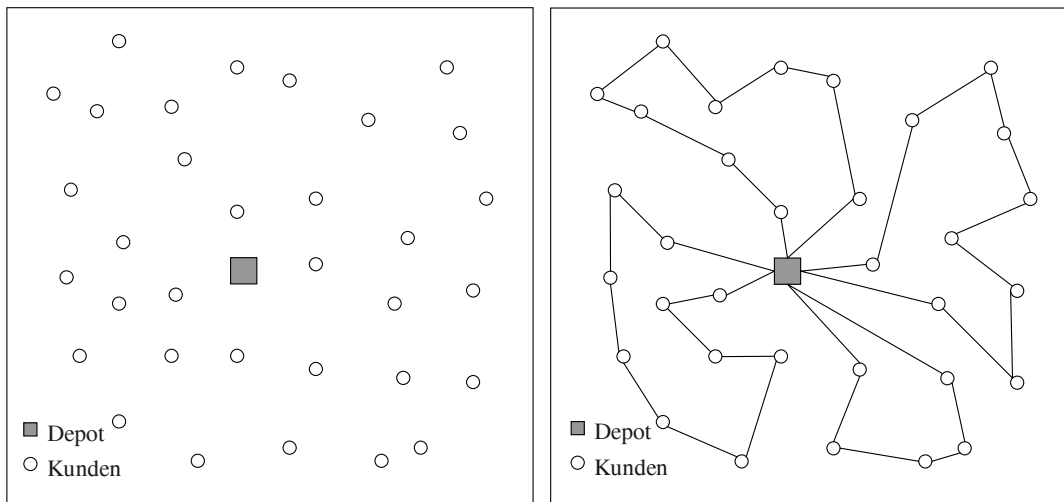


Abb. 3: Ausgangssituation und beispielhafte Routenlösung

In den seltensten Fällen weisen reale Problemstellungen ausschließlich die oben beschriebenen Eigenschaften auf, sie stellen vielmehr nur einen Spezialfall der möglichen Tourenplanungsprobleme dar. In der Bestrebung einer möglichst immer genaueren Abbildung der Realität sind viele Annahmen dieses Spezialfalles aufgehoben und modifiziert worden, um so das Problem stetig weiter zu verallgemeinern.¹⁹ Die folgenden Abschnitte dieses Kapitels beschäftigen sich nunmehr mit der Darstellung wesentlicher Verallgemeinerungen dieses Problems und zeigen anschließend für diese ein Klassifikationsschema auf.

Grundlage für die Planung von Touren ist das Netzwerk, auf dem die möglichen Verbindungen zwischen den einzelnen Kunden abgebildet sind. Vor diesem Hintergrund lassen sich grundsätzlich kantenorientierte von knotenorientierten Tourenplanungsproblemen unterscheiden. Beispiele für kantenorientierte Tourenplanungsprobleme sind beispielsweise die tägliche Zustellung der Briefpost, die Straßenräumung oder die Müllabfuhr. Das Ziel besteht dabei darin, einen Bedarf, der bezogen auf einzelne Wege (Kanten) entsteht, zu bedienen²⁰. Demgegenüber stehen die knotenorientierten Tourenplanungsprobleme, deren Ziel es ist, Bedarfe, die an einzelnen Punkten (den Knoten) entstehen, zu bedienen. Als eines aus einer Vielzahl möglicher Beispiele für solche Problemstellungen sei die Auslieferung von Gütern eines Zentrallagers hin zu den einzelnen Regionallagern genannt.

¹⁹ DETHLOFF, J. (2001), S. 29.

²⁰ Diese Eigenschaft führt dazu, dass kantenorientierte Problemstellungen meist sogar völlig andere Lösungsverfahren benötigen, als knotenorientierte.

Das zugrunde gelegte Netzwerk, das auch als Graph verstanden werden kann, kann unterschiedlicher Natur sein. Werden die Positionen der einzelnen Knoten in Form von Koordinaten angegeben, spricht man von Koordinatennetzen.²¹ Der Abstand zwischen zwei Knoten, deren Position vollständig mit den Koordinaten (x_i, y_i) und (x_j, y_j) beschrieben wird, wird dabei durch deren euklidischen Abstand beschrieben, der sich aus $\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ ergibt.²² Kann die Entfernung zwischen zwei Knoten nicht in Form der direkten Verbindung, der Luftlinienentfernung, angegeben werden, sondern müssen zudem Umwege mit berücksichtigt werden, bildet man die

Entfernung in Form von Straßennetzen ab. Hierbei existiert nicht von jedem Knoten aus zu jedem anderen Knoten eine direkte Verbindung, aber indirekt ist über die Verbindung mit weiteren Knoten jeder Knoten mit allen anderen Knoten verbunden und somit erreichbar. Im Falle eines Straßennetzes kann sich schon allein die Bestimmung des kürzesten Weges zwischen zwei Punkten aufwendig gestalten, sofern man nur über mehrere Knoten zum Zielknoten gelangen kann.

Das Standardproblem der Tourenplanung geht in dessen Entfernungsmatrix davon aus, dass die Entfernungen zwischen zwei Knoten in beiden Richtungen (von A nach B und umgekehrt) gleich lang sind. In diesem Fall liegt eine symmetrische Entfernungsmatrix vor, die von asymmetrischen zu unterscheiden ist. Die Berücksichtigung beispielsweise von Einbahnstraßen schließt die Wahl des direkten Rückweges aus und bedingt dadurch Umwege, sodass die Entfernung zwischen zwei Knoten nicht mehr in beiden Richtungen identisch ist.

Eine weitere wichtige Einflussgröße von Tourenplanungsproblemen ist der zur Verfügung stehende Fuhrpark. Hierbei kann in erster Linie zwischen einem einzelnen Fahrzeug und mehreren verfügbaren Fahrzeugen unterschieden werden. Wird in einer Planung nur ein einzelnes Fahrzeug berücksichtigt, wird das klassische Rundreiseproblem bearbeitet. Dieses Problem stellt insofern eine bedeutende Vereinfachung dar, da in diesem Fall nur ein Reihenfolgeproblem zu lösen ist. Im Gegensatz dazu ist bei mehreren zu berücksichtigenden Fahrzeugen ein Zuordnungsproblem dem Reihenfolgeproblem vorgeschaltet. Es wird in einem ersten Schritt

²¹ Vgl. GIETZ, M. (1994), S. 16.

²² Vgl. SCHMITTING, W. (2000), S. 22.

bestimmt, welche Kunden von welchem Fahrzeug bedient werden und daran anschließend deren Reihenfolge in der Tour zu optimieren versucht.

Neben der Anzahl der Fahrzeuge hat die Art und Beschaffenheit der Fahrzeuge großen Einfluss auf die Planung der Touren. Von einem homogenen Fuhrpark, bei dem alle Fahrzeuge dieselbe Beschaffenheit aufweisen, ist nicht auszugehen. Die Planung muss auch in dieser Hinsicht Unterschiede in Bezug auf Ladekapazität, Sonderausstattungen (z. B. Kühlfahrzeuge) oder die Verfügbarkeit berücksichtigen.

Das Standardproblem der Tourenplanung setzt eine strikte Trennung der von zwei Fahrzeugen (auf zwei Touren) zu bedienenden Kunden voraus. Dies muss nicht immer der Fall sein. Es ist auf der anderen Seite auch die Situation denkbar, dass ein Kunde von mehreren Fahrzeugen bedient wird. Diese Teilung eines Auftrages tritt beispielsweise auf, wenn die Nachfragemenge die Kapazität eines einzelnen Fahrzeuges übersteigt oder unterschiedliche Produkte nachgefragt werden, zwischen denen Interdependenzen bestehen, die einen gemeinsamen Transport beider Güter ausschließen.

Nach der Bedienung aller Kunden kehren die Fahrzeuge wieder zurück zu dem Depot, von dem aus sie auch gestartet sind. Das Depot ist in dieser Situation Start- und Endpunkt gleichermaßen und die gefahrene Tour wird als geschlossen bezeichnet. Insbesondere im Falle der Belieferung zentraler Auslieferungslager, die eine erste Grobverteilung der Güter darstellt, kommt es vor, dass Fahrzeuge - z. B. aus Gründen der vorgeschriebenen maximalen Lenkzeit des Fahrers - nicht mehr an ihren Startort zurückkehren können.²³ Solche Touren sind in diesem Sinne offen und werden auch als solche bezeichnet.

Die Berücksichtigung und Planung offener Touren erweitert die Situation des Standardproblems der Tourenplanung, die von einem Depot ausgeht, um den Fall mehrerer Depots, die alle gleichermaßen Start und/oder Endpunkt sein können. Ähnlich dem Fall der Berücksichtigung mehrerer Fahrzeuge kommt auch bei Mehrdepotproblemen eine weitere Aufgabe in der Planung hinzu, nämlich die Festlegung von Lieferbereichen für die einzelnen Depots.

Die bisherigen Ausführungen beschreiben die Aufgabe der Tourenplanung in der Befriedigung der Nachfrage der Kunden. Diese Nachfrage kann sich vielfältig gestalten. In der Aus-

²³ Und im Falle der Belieferung von Zentrallagern auch nicht müssen.

gangssituation besteht die Aufgabe darin, Güter von einem Ausgangspunkt, dem Depot, hin zum jeweiligen Endkunden auszuliefern wie beispielsweise bei der Paketzustellung. Es kann aber auch der umgekehrte Fall, die Einsammlung und der Rücktransport von Gütern, z. B. Sperrmüll oder Leergut, unterstellt werden. In diesem Zusammenhang existieren auch Mischformen aus beiden Aufgaben, bei denen beispielsweise die frei werdenden Kapazitäten durch die schon ausgelieferten Güter für die einzusammelnden Güter genutzt werden. Probleme dieser Art zählen zu den Tourenplanungsproblemen mit Backhauls. Während bei diesen Problemen die Güter eingesammelt und zum Depot gebracht werden, besteht die Aufgabe der zweiten großen Klasse von Problemen dieser Art u. a. darin, sowohl Güter auszuliefern als auch einzusammeln. Allerdings werden die Güter hierbei nicht zum Depot, sondern zu einem anderen Kunden im Liefergebiet gebracht. Diese Probleme zählen zu den Pickup&Delivery Problemen.²⁴

Eine wesentliche Verallgemeinerung des Standardproblems stellt die Berücksichtigung des Faktors ‚Zeit‘ innerhalb der Planung dar. Zeitrestriktionen können in vielfacher Form in das Problem mit hineinfließen. So sind oftmals vonseiten des Kunden entweder ein Zeitpunkt oder ein Zeitraum vorgegeben, in dem er bedient werden möchte. Probleme, in denen Zeitpunkte einzuhalten sind, wie in der Fahrplanerstellung für den Zug- oder Busverkehr, werden dabei als Vehicle Scheduling Probleme bezeichnet, da die Erfüllung der Zeitrestriktionen die vornehmliche Aufgabe darstellt. Sind auf der anderen Seite Zeiträume vorgegeben oder zudem noch eine Verspätung zulässig, spricht man von Vehicle Routing & Scheduling Problemen. Die Berücksichtigung von Zeitfenstern stellt einen wichtigen Schritt im Rahmen einer möglichst realitätsgetreuen Abbildung von Tourenplanungsproblemen dar. Auch in dieser Arbeit wird unter anderem aus diesem Grund ein Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern für die weiteren Untersuchungen herangezogen.²⁵

Ein weiteres Beispiel für die Berücksichtigung des Faktors Zeit ist die Modellierung tageszeitabhängiger Fahrzeiten. Meistens wird die Güte eines Tourenplanes über die insgesamt zurückgelegte Strecke bestimmt. Sind aber auf der anderen Seite Zeitfenster zu berücksichtigen, so interessiert neben der Entfernung auch die Fahrzeit, die im Tagesablauf z. B. durch

²⁴ Ein eingängiges Beispiel für ein Pickup & Delivery Problem ist die Beförderung mittels Sammeltaxen.

²⁵ Siehe hierzu die Ausführungen in Kapitel 4.

Faktoren wie den Berufsverkehr, schwanken kann.

Neben diesen grundsätzlich unterschiedlichen Problemen ist es zudem möglich, beliebig viele weitere Restriktionen in der Problemformulierung zu berücksichtigen. Dies kann die Bestimmung einer maximalen Gesamtauslieferungszeit sein, bis zu deren Ende alle Fahrzeuge wieder zum Depot zurückgekehrt sein müssen oder die Festlegung einer Höchstzahl an Kunden pro Tour, um nur zwei beliebige zu nennen.

Die wichtigste Verallgemeinerung, die in diesem Überblick aufgeführt wird, ist die Berücksichtigung von Unsicherheiten und unvollständigen Informationen. In keiner realen Problemstellung liegt ein vollständig deterministisches Umfeld vor. Es ist vielmehr fast jede Größe eines Problems mit Unsicherheit belegt, oder die Inputgrößen können sich in Abhängigkeit der Zeit ändern. Werden nun Unsicherheiten in die Problemformulierung mit aufgenommen, wird von stochastischen Problemen gesprochen, im Falle von sich verändernden Inputgrößen in Abhängigkeit der Zeit von dynamischen Problemstellungen.

Obwohl die Berücksichtigung dynamischer Einflüsse in der Tourenplanung von elementarer Bedeutung ist, gibt es in der Literatur nur sehr wenige Arbeiten, die diese Faktoren berücksichtigen und diskutieren.²⁶ Zwar ist dieser Bereich - verglichen mit der Anzahl an Publikationen, die sich auf eine statisch deterministische Planungssituation beziehen - noch in den Kinderschuhen, aber das Interesse dafür wächst. Nicht zuletzt die Entwicklungen der letzten zehn Jahre im Bereich der Rechnerleistung lassen den Haupteinwand eines zu großen Bedarfes an Rechenleistung immer weiter in den Hintergrund treten. Aus diesem Grund beschäftigt sich auch die vorliegende Arbeit mit einer dynamischen Tourenplanungssituation.

Die vorgestellte Vielfalt an Nebenbedingungen, die berücksichtigt werden können, zieht eine ebenso große Vielfalt an möglichen Zielsetzungen nach sich, die ebenso stark verfolgt werden wie die originäre und sicherlich auch wichtigste Zielsetzung der Kosten- bzw. Fahrstreckenminimierung. Insbesondere durch die Berücksichtigung von Zeitfenstern entstehen neue Kriterien wie z. B. die möglicherweise entstehende Verspätung, auf die die Planung und Optimierung ausgerichtet werden kann.

²⁶ Vgl. GHIANI, R. ET AL. (2003).

Die in diesem Kapitel aufgeführten Erweiterungen stellen nur einen Auszug aus der Menge an möglichen und schon bearbeiteten Erweiterungen dar. Es gibt nun unterschiedlichste Schemata, um diese Vielfalt in gewisser Form zu klassifizieren, obwohl keines dieser Schemata vollständig alle Facetten der Tourenplanung berücksichtigt, sondern immer eine Aggregation darstellt. Wesentliche Merkmale von Tourenplanungsproblemen stellen nach GIETZ das Netzwerk, der Planungshorizont, die Aufträge, der Fuhrpark, die Touren, die Kostenfunktion und die Zielsetzung dar.²⁷ Bezogen auf diese Merkmale zeigt Tab. 2 abschließend einen Merkmalkatalog in Anlehnung an das Klassifikationsschema von BODIN ET AL.²⁸ auf, mit dessen Hilfe ohne Anspruch auf Vollständigkeit ein Überblick über die Tourenplanungsproblematik gegeben werden kann.

Netzwerk	
Art des Netzwerkes	- Koordinatennetz - Straßennetz, gerichtet, ungerichtet
Fahrzeiten	- Konstante Fahrzeiten - Variable Fahrzeiten
Planungshorizont	
	- 1 Periode - Mehrere Perioden - Rollierend - Unendlich
Aufträge	
Art	- Nur Einsammelaufträge - Nur Auslieferaufträge - Einsammel- und Auslieferaufträge
Standort im Netz	- Auf Knoten - Auf Kanten/Pfeilen - Gemischt
Transportobjekt	- Personen - Güter
Teilbarkeit	- Teilbar - Nicht teilbar

²⁷ Vgl. GIETZ, M. (1994), S. 12f.

²⁸ Vgl. BODIN, M. ET AL. (1983).

Zeitfenster	<ul style="list-style-type: none"> - Fester Bedienzeitpunkt - Freier Bedienzeitpunkt - Einseitiges Zeitfenster - Weiche Zeitfenster - Mehrere Zeitfenster
Reihenfolge der Aufträge	<ul style="list-style-type: none"> - Beliebig - Vorgänger-/Nachfolger-Beziehungen
Verträglichkeiten	<ul style="list-style-type: none"> - Eingeschränkte Fahrzeug-Auftrags-Zuordnung - Eingeschränkte Auftrags-Auftrags-Verträglichkeit
Datenverfügbarkeit	<ul style="list-style-type: none"> - Deterministischer Auftragsbestand - Stochastischer Auftragsbestand - Dynamischer Auftragsbestand - (Anteil der zu Beginn der Planung vorliegenden Informationen zwischen 0 und 100%)
Stammkundenanteil	<ul style="list-style-type: none"> - Zwischen 0% und 100%
Auftragsgröße	<ul style="list-style-type: none"> - Komplettladung - Teilladung
Auswahl der Aufträge	<ul style="list-style-type: none"> - Durchführung aller Aufträge - Selektion der Aufträge
Räumliche Ausdehnung	<ul style="list-style-type: none"> - Nahverkehr - Fernverkehr
Aufträge	
Umlademöglichkeiten	<ul style="list-style-type: none"> - Keine - Beliebig
Anzahl der Aufträge	<ul style="list-style-type: none"> - 1-5000
Häufigkeit der Aufträge	<ul style="list-style-type: none"> - Einmalig - Periodisch - Teilperiodisch
Fuhrpark	
Anzahl Fahrzeuge	<ul style="list-style-type: none"> - 1 Fahrzeug - Mehrere Fahrzeuge - Unbeschränkt großer Fuhrpark

Fuhrparkstruktur	- Homogen - Heterogen
Zugehörigkeit	- Eigene Fahrzeuge - Fremdfahrzeuge (Subunternehmer) - Mischformen
Standort	- Ein Depot - Mehrere Depots - Unabhängig von Depots
Einsetzbarkeit	- Einfacher Einsatz - Mehrfacher Einsatz - Eintagestouren - Mehrtagestouren
Zeitrestriktion	- Maximale Tourdauer - Lenk- und Ruhezeiten - Früheste Verfügbarkeit der Fahrzeuge
Laderaum	- Ein Ladegefäß pro Fahrzeug - Mehrere Ladegefäße pro Fahrzeug
Besatzung	- Ein-Fahrer-Besatzung - Zwei-Fahrer-Besatzung - Mischformen
Fahrer-Fahrzeug-Zuordnung	- Fest - Variabel
Verträglichkeit	- Freie Auftrags-Fahrzeug-Zuordnung - Eingeschränkte Auftrags-Fahrzeug-Zuordnung
Touren	
Standardtouren	- Ja - Nein
Tourenform	- Offen - Geschlossen - Depotbezogen
Touren	
Beschränkungen	- Maximale Tourdauer - Maximale Tourlänge - Maximale Anzahl an Aufträgen - Reihenfolgebeschränkungen
Zielsetzung	
	- Minimierung - Gesamttourlänge - Gesamttourdauer - Variable Tourkosten

	<ul style="list-style-type: none"> - Anzahl Fahrzeuge - Gesamttourkosten - Leerfahrten usw. - Maximierung <ul style="list-style-type: none"> - Lieferservice - Anzahl durchgeführter Aufträge - Profit/Deckungsbeitrag - Usw.
Kostenfunktionen	
	<ul style="list-style-type: none"> - Variable Kosten - Fixe Kosten - Beliebige Tarife - Keine Berücksichtigung von Kosten

Tab. 2: Merkmalkatalog für Tourenplanungsprobleme²⁹

Mit Hilfe dieses Merkmalkataloges kann eine erste Einordnung konkreter Tourenplanungsprobleme vorgenommen werden, ohne aber dadurch eine vollständige Abgrenzung zu allen anderen Problemstellungen durchzuführen. Dies ist, wie oben bereits erwähnt, in Anbetracht der Größe dieses Forschungsbereiches nicht mehr möglich. Auch sind die Einflussfaktoren Stochastik und Dynamik nur auszugsweise aufgeführt. Prinzipiell können alle Inputgrößen stochastisch oder dynamisch ausgelegt werden, was aber den Rahmen der Planung sprengen würde. Um die Problematik dynamischer Tourenplanungsprobleme genauer untersuchen zu können, wird im folgenden Kapitel auf diese Klasse von Tourenplanungsproblemen vertiefend eingegangen.

2.3 Dynamische Tourenplanungsprobleme

Um dynamische Tourenplanungsprobleme einordnen und von anderen Problemklassen abgrenzen zu können, wird diese Problemstellung im Folgenden näher betrachtet. Dabei werden in Kapitel 2.3.1 in einer allgemeinen Beschreibung des Problems die wesentlichen Eigenschaften dargestellt und eine Klassifikation vorgenommen. Darauf aufbauend wird in Kapitel 2.3.2 das bedeutendste Unterscheidungskriterium des Problems, die Dynamik, näher erläu-

²⁹ In Anlehnung an BODIN, M. ET AL. (1983) und STUMPF, P. (1998), S. 81-83.

tert. Im Anschluss daran werden die Einsatzgebiete dynamischer Tourenplanung und deren technische Voraussetzungen in Kapitel 2.3.3 vorgestellt. Darüber hinaus werden in diesem Abschnitt kurz die wichtigsten bisherigen Ansätze dynamischer Tourenplanung vorgestellt. Das Kapitel 2.3 schließt die Ausführungen mit der Darstellung der Zielsetzungen und Nebenbedingungen.

2.3.1 Eigenschaften dynamischer Tourenplanungsprobleme

Eine der ersten Arbeiten im Bereich der Tourenplanung, die dynamische Aspekte berücksichtigt, wurde von BELL³⁰ verfasst, der sich mit der Auslieferung von Industriegasen von einem Depot hin zum Endkunden beschäftigt hat. Grundsätzlich handelt es sich um eine Mehrtagesplanung, wobei allerdings der Fokus auf der Optimierung eines Tages innerhalb der Mehrtagesplanung liegt. Die Nachfrage nach den Gasen kann dabei während des ganzen Tages auftreten und ist im Vorfeld weder hinsichtlich des Entstehungsortes noch in Menge und vorgegebener zeitlicher Restriktionen bekannt.³¹ BELL beschreibt in seiner Arbeit nur ein mögliches Szenario, bei dem der Auftragseingang dynamischer Natur ist. Prinzipiell können alle Größen des Problems dynamischer Natur sein und auch entsprechend formuliert werden.

PSARAFTIS definiert das dynamische Tourenplanungsproblem allgemein durch die Gegenüberstellung zu dem statischen Problem.³² Das statische Problem wird dabei wie folgt beschrieben:

„if the output of a certain formulation is a set of preplanned routes that are not re-optimized and are computed from inputs that do not evolve in real-time.“

Daraus resultierend formuliert er das dynamische Problem,

„the output is not a set of routes, but rather a policy that prescribes how the routes should evolve as a function of those inputs that evolve in real-time.“

³⁰ Vgl. BELL, P.J. ET AL. (1983), S. 4-23.

³¹ BELL hat sich in der Arbeit auf ein Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern bezogen. Weitere Restriktionen waren u. a. ein heterogener Fuhrpark und der Ausschluss einer freien Zuordnung von Aufträgen zu Fahrzeugen.

³² PSARAFTIS, H.N. (1988), S. 145.

Aus dieser Definition von PSARAFTIS geht die entscheidende Bedeutung des Faktors ‚Zeit‘ zur Abgrenzung dynamischer gegenüber statischen Tourenplanungsproblemen hervor. Je nachdem, wann die zur Planung relevanten Informationen dem Planer zur Verfügung stehen, liegt ein dynamisches bzw. statisches Tourenplanungsproblem vor. In der Optimierungsstrategie müssen diese unterschiedlichen Informationssituationen dann entsprechend Berücksichtigung finden.³³

Durch die Berücksichtigung veränderlicher Informationen stellt die dynamische Tourenplanung eine Verallgemeinerung der statischen Tourenplanung dar, in der alle relevanten Informationen als gegeben und unveränderlich vorausgesetzt werden. Die statischen Tourenplanungsprobleme sind daher eine Teilmenge der dynamischen Tourenplanungsprobleme. Vereinfachend ausgedrückt kann ein dynamisches Tourenplanungsproblem als eine Sequenz von statischen Tourenplanungsproblemen aufgefasst werden.³⁴ Da schon statische Tourenplanungsprobleme NP-vollständig sind, d. h., dass der Lösungsaufwand in Abhängigkeit der Größe des Problems exponentiell steigt und es keinen Algorithmus gibt, der in vertretbarer Zeit die optimale Lösung berechnet, so sind dynamische Tourenplanungsprobleme ungleich schwerer zu lösen.³⁵ Die Problemstellung ist dabei nicht im Zuge eines einzelnen Optimierungsdurchganges zu lösen, sondern muss vielmehr in Etappen vor dem Hintergrund der aktuell verfügbaren Informationen erfolgen:

„solve part of the problem on the basis of the information available now, and when or if this information changes, try to solve a new problem that incorporates the new information.“³⁶

In Abb. 4 ist zur Verdeutlichung noch einmal eine vereinfachte Situation einer dynamischen Tourenplanung zu sehen. Das Beispiel bezieht sich auf zwei Fahrzeuge gleicher Ausstattung mit begrenzter Kapazität, die im Begriff sind, jeweils eine Menge an Kunden, die eine bestimmte Menge des angebotenen Produktes³⁷ nachfragen, zu bedienen. Die Kunden, die bis zu dem aktuellen Zeitpunkt schon bedient wurden, sind mit gestrichelten Linien verbunden, wäh-

³³ LARSEN, A. (2000), S. 4f.

³⁴ Vgl. GENDREAU, É. ET AL. (1999), S. 381-390.

³⁵ Zur Komplexität des TSP als Spezialfall des VRP siehe JOHNSON, D.; PAPADIMITRIOU, C. (1990), S. 37-85.

³⁶ PSARAFTIS, H. (1995), S. 143-164.

³⁷ Dienstleistungen oder Güter.

rend die Kunden, die bis zu diesem Zeitpunkt noch nicht bedient worden sind, mit einem durchgezogenen Pfeil miteinander verbunden sind. Die Position der Fahrzeuge zum aktuellen Zeitpunkt lässt sich daher auf drei Punkte eingrenzen; entweder sind sie gerade an dem Punkt, der am Anfang des ersten durchgezogenen Pfeils steht, auf dem Weg zum nächsten Kunden oder sie befinden sich beim Kunden am Ende dieses Pfeils. Das Quadrat in der Mitte der Abbildung steht für das Depot, von dem die Fahrzeuge aus starten und zu dem sie am Ende der Tour auch wieder zurückkehren. Die Kunden, die durch die schwarzen Punkte symbolisiert werden, bilden die Ausgangstour, wie sie sich den Fahrern beispielsweise zu Beginn der Tour stellt. Während der Abarbeitung dieses Tourenplanes kommen nun zwei weitere Kunden hinzu, die in den laufenden Plan unter Beachtung der Restriktionen³⁸ bestmöglich integriert werden soll. In der Abbildung sind diese Kunden weiß gezeichnet. Im Falle der Tour auf der rechten Seite der Abbildung ist die Integration des zusätzlichen Kunden kein Problem, weder die Reihenfolge noch der entstehende Umweg ist signifikant. Die Integration des Kunden in die Tour auf der linken Seite ist schon bedeutend schwieriger, es entsteht ein signifikanter Umweg, durch den die Verletzung gegebener Restriktionen wahrscheinlicher wird und gegebenenfalls sogar zur Abweisung des Kunden führen kann. In realen Anwendungsfällen werden derartige Situationen bedeutend häufiger auftreten und sich eine Integration von Kunden in einen laufenden Tourenplan dementsprechend schwieriger gestalten.

³⁸ Zu den Restriktionen siehe Kapitel 2.2.

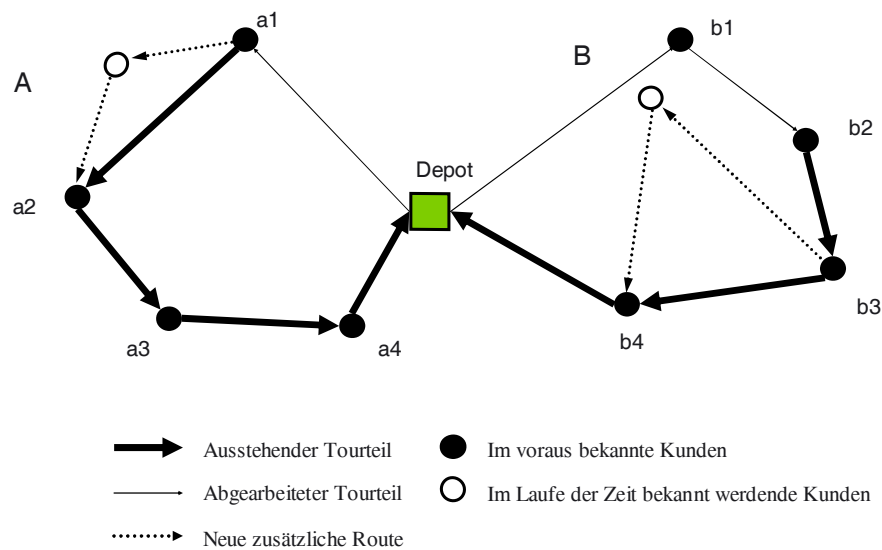


Abb. 4: Dynamisches Tourenplanungsszenario

Da im Vergleich zur klassischen Tourenplanung für eine dynamische Tourenplanung einige technische Voraussetzungen erfüllt sein müssen, um eine derartige Planung überhaupt effektiv umsetzen zu können, werden diese kurz erläutert.

Während der Abarbeitung des Tourenplanes treten immer wieder neue Ereignisse auf, die in die Planung integriert werden sollen. Um dies zu gewährleisten, müssen neben einer ausreichenden Rechnerleistung - um die zusätzlichen Informationen auch zeitnah zu verarbeiten - auch entsprechende Kanäle geschaffen werden, über die die Informationen aufgenommen und weiterverarbeitet werden können. Bietet ein Paketdienstleister³⁹ beispielsweise den Service an, die Pakete beim Kunden abzuholen, wenn dieser es möchte, muss dem Kunden auch eine angemessene Möglichkeit gegeben werden, seine Nachfrage an den Paketdienstleister zu richten. Aufseiten des Paketdienstleisters müsste dafür z. B. ein Call-Center⁴⁰ eingerichtet werden, um die Anfragen annehmen und koordinieren zu können. Genauso erfordert eine elektronische Übermittlung zusätzliche technische und personelle Investitionen, um diese Art des Auftrageinganges zu bearbeiten.

³⁹ Dieses Beispiel wird später noch ausführlicher aufgegriffen (Kapitel 4).

⁴⁰ Vgl. HELBER, S.; STOLLETZ, R. (2004).

Neben der Schnittstelle zum Kunden erfordert auf der anderen Seite auch die Schnittstelle zum Fahrer zusätzliche technische Erweiterungen. Um eine dynamische Tourenplanung durchzuführen, muss dem Planer zu jedem Zeitpunkt die aktuelle Position jedes Fahrzeuges bekannt sein. Einerseits, um im Falle eines zusätzlichen Auftrages über dessen Annahme oder Abweisung entscheiden zu können, andererseits ändert sich durch die Veränderung der Position der Fahrzeuge auch das zu optimierende Problem und muss entsprechend im Optimierungsprozess für die Touren aktualisiert werden. Zur Bestimmung der aktuellen Position der Fahrzeuge eignen sich am Markt erhältliche Positionsbestimmungssysteme wie GPS (Global Positioning System).

Durch die ständig neu hinzukommenden und sich verändernden Informationen und deren Integration in den Optimierungsprozess, ändert sich der Tourenplan im Laufe der Zeit relativ häufig.⁴¹ Wenn eine Änderung eingetreten ist, muss der aktuelle Tourenplan und so unter Umständen das neue nächste Ziel den Fahrern entsprechend mitgeteilt werden. Um dies zu gewährleisten, muss zu jeder Zeit eine reibungslose Kommunikation der Zentrale mit den Fahrern und umgekehrt möglich sein. Prinzipiell stehen dafür entweder der klassische Funk oder die heutzutage flächendeckend verfügbare Mobilfunktechnik zur Verfügung. Beide Varianten erfüllen ihren primären Zweck des Kommunikationsmediums voll und ganz, wobei betont werden muss, dass die Mobilfunktechnik bedeutend mehr zusätzliche Möglichkeiten bietet.⁴² Sind diese drei wesentlichen technischen Grundvoraussetzungen erfüllt, kann eine effektive dynamische Tourenplanung erfolgen.

Nach PSARAFTIS kann das dynamische Tourenplanungsproblem in Abgrenzung zu dem statischen anhand einiger Merkmale und Eigenschaften, die im Folgenden kurz erläutert werden, charakterisiert werden:⁴³

⁴¹ In Kapitel 4 wird noch ausführlich auf die Änderungen der Tourenpläne durch zusätzliche Nachfrage eingegangen.

⁴² An dieser Stelle sei nur die Möglichkeit eines umfassenden Datentransfers genannt, der sich über Funk deutlich komplizierter darstellt.

⁴³ Vgl. PSARAFTIS, H.N. (1988), S. 233-248 und PSARAFTIS, H. (1995), S. 143-164.

1. Faktor Zeit

Während im statischen Fall die Zeit, z. B. in Form von Zeitfensterrestriktionen, nicht zwingend eine Berücksichtigung finden muss, ist sie im dynamischen Fall immer eine wesentliche Größe des Problems. So muss der Tourenplaner u. a. zu jedem Zeitpunkt die genaue Position der Fahrzeuge wissen, um neue Aufträge bestmöglich zuordnen zu können.

2. Unsicherheiten bezüglich der Informationen

Die für die Planung relevanten Informationen sind zu Beginn nicht vollständig und werden erst im Laufe der Zeit dem Planer bekannt. Dabei kann zwischen ungenauen Informationen (es liegen z. B. nur Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten von Ereignissen vor) und gänzlich unbekanntem Informationen unterschieden werden.

3. Offener Planungshorizont

Statische Tourenplanung bezieht sich i. d. R. auf einen festgelegten Planungshorizont. Betrachtet man die Planung eines Taxiunternehmens als Beispiel für ein dynamisches Tourenplanungsproblem, so wird deutlich, dass der Planungshorizont hier nicht festgelegt ist. Die Planung geht über die ganzen 24 Stunden eines Tages und wird am nächsten Tag genauso fortgesetzt.

4. Fokussierung auf unmittelbare Informationen

Da der Grad der Unsicherheit der Informationen umso größer ist, je weiter sie in der Zukunft liegen, wird nahe liegenden Informationen eine größere Beachtung geschenkt. Unmittelbare Informationen haben für die aktuelle Planung zudem eine größere Dringlichkeit als weit in der Zukunft liegende.

5. Aktualisierung der Informationsgrundlage

Da das Kernmerkmal dynamischer Problemstellungen die Veränderung von Informationen im Laufe der Zeit ist, muss das Lösungsverfahren diese Veränderungen auch explizit berücksichtigen und eine permanente Aktualisierung der Informationsgrundlage ermöglichen.

6. Korrektur früherer Entscheidungen

Neu auftretende Informationen können bisherige Lösungen unter Umständen suboptimal werden lassen, sodass eine Korrektur der bisherigen Zuordnungs-, Reihenfolge- oder Scheduling-Entscheidungen nötig ist und völlig neue Lösungen generiert werden müssen.

7. Erhöhte Anforderung an Rechenleistung

Da sich mit jeder neuen Information, die integriert werden muss, das zugrunde liegende Problem ändert und damit oftmals auch dessen Optimum, bleibt dem Lösungsverfahren nur ein sehr kurzer Zeitraum – die Zeit zwischen dem Bekanntwerden zweier Informationen – um das Problem zu optimieren. Daher müssen sowohl ausreichend große Rechenleistungen als auch schnelle Lösungsverfahren zur Optimierung eingesetzt werden.⁴⁴

8. Neue Zielsetzungen

Die klassischen Zielfunktionen wie Minimierung der Kosten bzw. Minimierung der insgesamt zurückgelegten Wegstrecke sind hier nicht mehr sinnvoll anwendbar. Neue Zielsetzungen sind z. B. Maximierung der Produktivität, Minimierung der unbedienten dynamischen Nachfrage, etc.

9. Modifizierte Zeitfenster

Während statische Tourenplanungsprobleme mit harten Zeitfenstern bearbeitet werden, ist dies im dynamischen Fall so gut wie unmöglich. Es wäre zu schwer, zulässige Tourenpläne zu erzeugen, weshalb, wenn Zeitfenster berücksichtigt werden, weiche Zeitfenster betrachtet werden, deren Grenzen überschritten werden dürfen. Mögliche Überschreitungen können durch Strafkosten in der Planung mit berücksichtigt werden.

⁴⁴ Siehe hierzu die Ausführungen in Kapitel 3.

10. Integration der Warteschlangentheorie

Je nachdem, welchen Dynamikgrad das Tourenplanungsproblem hat, kann die Situation eintreten, dass Informationen nicht im Moment des Bekanntwerdens berücksichtigt werden können, da das System voll ausgelastet ist. Wenn man die Informationen nicht verfallen lässt, kann die Warteschlange, die in diesen Situationen entsteht, angemessen über die Integration der Warteschlangentheorie in die Planung bearbeitet werden.

POWELL unterscheidet zudem zwischen einem dynamischen Problem, einem dynamischen Modell und einer dynamischen Anwendung.⁴⁵ Ein dynamisches Problem liegt vor, wenn sich ein oder mehrere Parameter des Modells in Abhängigkeit der Zeit ändern, wobei nicht weiter unterschieden wird, ob die Änderungen im Vorfeld bekannt sind oder nicht. Von dynamischen Modellen wird gesprochen, wenn Faktoren sich in Abhängigkeit der Zeit ändern und deren Auswirkungen ausdrücklich berücksichtigt werden. Dynamische Anwendungen lösen Probleme jedes Mal neu, sofern zusätzliche Informationen bekannt werden, die das Problem verändern.⁴⁶

Nachdem in diesem Kapitel die wesentlichen Eigenschaften dynamischer Tourenplanungsprobleme beschrieben worden sind, wird auf das Kriterium der Dynamik in der Problemstellung näher eingegangen.

2.3.2 Kriterien der Dynamik

In den vorangegangenen Ausführungen ist gezeigt worden, dass das dynamische Tourenplanungsproblem ungleich schwerer zu lösen ist als sein statisches Pendant. Es gibt auch hier keinen Algorithmus, der für ein im Vorfeld nicht vollständig bekanntes Problem eine optimale Lösung in vertretbarer Zeit findet.⁴⁷ Durch die Berücksichtigung der dynamischen Komponente tritt eine signifikante Steigerung der Komplexität des Problems ein und erschwert somit dessen Lösbarkeit. Auf der anderen Seite haben aber nicht alle Parameter des Modells, wenn sie dynamisch ausgelegt werden, einen gleich großen Einfluss auf die Lösungsfindung. Es ist

⁴⁵ Vgl. POWELL, W.; JAILLET, P.; ODoni, A. (1995), S. 141-295.

⁴⁶ Vgl. POWELL, W.; JAILLET, P.; ODoni, A. (1995), S. 141-295.

⁴⁷ Vgl. AUSIELLO, G. (1999), S. 1.

vielmehr so, dass eine Vielzahl an unterschiedlichen dynamischen Problemkonstellationen existiert, die meist auch jeweils unterschiedliche Optimierungsstrategien erfordern. Ähnlich dem statischen Fall gibt es auch für den dynamischen Fall kein Lösungsverfahren, das sich in allen möglichen Problemstellungen als vorteilhaft erweist. Es ist daher immer nur für einzelne Gruppen und Klassen von Problemen möglich, eine Rangfolge hinsichtlich der Güte der eingesetzten Lösungsverfahren zu bestimmen. Um auch für die dynamischen Problemstellungen derartige Klassen zu bilden, schlägt BRANKE einige Kriterien vor, anhand derer dynamische Problemstellungen kategorisiert werden können.⁴⁸ Die Güte der Lösungsverfahren kann daraufhin in Bezug auf die daraus resultierenden unterschiedlichen Klassen von dynamischen Problemstellungen angegeben werden.⁴⁹

1. Frequenz der Veränderung

Wie oft verändert sich das Problem im Zeitablauf? Dieser Punkt stellt den wichtigsten Aspekt dynamischer Problemstellungen dar. Durch die Anzahl der Änderungen ist bei einem endlichen Zeithorizont auch die Zeit vorgegeben, die der Algorithmus für die Optimierung der neuen veränderten Problemstellung hat. Eine Möglichkeit, Algorithmen unter Berücksichtigung dieses Kriteriums zu bewerten, ist die Anzahl an Iterationen,⁵⁰ die der Algorithmus zwischen zwei Veränderungen durchführt.

2. Amplitude (Ausprägung) der Veränderung

Wie stark ausgeprägt ist die Veränderung des Problems? Durch die einmalige Veränderung eines Parameters des Problems kann sich entweder das Problem komplett oder nur geringfügig ändern. Im Extremfall größter Veränderung sind Ergebnisse der vorangegangenen Optimierung gänzlich nutzlos, und das Problem muss jedes Mal neu optimiert werden. In diesem Fall wäre eine Sequenz von eigenständigen Problemen zu lösen.⁵¹

⁴⁸ Vgl. BRANKE, J. (2002), S. 14f.

⁴⁹ Die Fülle der Anwendungen und das Fehlen eines allen anderen Algorithmen überlegenen Algorithmus hat dazu geführt, dass vornehmlich Algorithmen zur Lösung bestimmter Klassen von Tourenplanungsproblemen untersucht werden. Aufgrund der Größe der Klasse der dynamischen Tourenplanungsprobleme empfiehlt es sich, diese weiter zu unterteilen.

⁵⁰ Iterationen sind hier im Sinne der Generierung zulässiger neuer Lösungen zu verstehen.

⁵¹ Mit diesem Extremfall hätten alle Lösungsverfahren größte Probleme, weshalb dieser in der vorliegenden Arbeit ausgeschlossen ist, aber aus Gründen der Vollständigkeit genannt wird.

3. Charakteristik der Veränderung

Treten Zyklen auf? Die Änderungen können jedes Mal zu neuen Zielfunktionsgebirgen mit jeweils unterschiedlichen Optima oder aber auch zu vorherigen Optima oder in deren Nähe führen. Ist letzteres der Fall, haben Lösungsverfahren mit einer Art Gedächtnis⁵² Vorteile, sich den wechselnden Problemstellungen anzupassen.

4. Vorhersehbarkeit der Veränderung

Existieren Trends oder Muster in den Änderungen, oder sind sie rein zufälliger Natur? Falls sie nicht zufälliger Natur sind, können Wahrscheinlichkeiten über deren Eintreten angegeben werden, oder sind sie sogar völlig bekannt? Die Informationssituation über die Änderungen kann von ungewiss bis deterministisch reichen und führt zu grundsätzlich unterschiedlichen Optimierungsstrategien.

Anhand dieser Kriterien kann eine Einteilung dynamischer Problemstellungen vorgenommen werden, die sich ausschließlich auf die dynamischen Aspekte der Problemstellung bezieht und unabhängig von weiteren betrachteten Einzelheiten ist.⁵³ Dies ist u. a. deshalb wichtig, da schon eine geringfügige Änderung hinsichtlich der berücksichtigten Dynamik eine signifikante Steigerung der Komplexität bedeuten kann. Um eine angemessene Vergleichbarkeit der erhaltenen Ergebnisse zu gewährleisten, ist es daher zwingend notwendig, die dynamische Problemstellung anhand von Kategorisierungsschemata eindeutig zu beschreiben und einzuteilen.

Nach der Beschreibung der Eigenschaften und Merkmale dynamischer Tourenplanungsprobleme werden im folgenden Abschnitt die Einsatzgebiete näher erläutert.

2.3.3 Einsatzgebiete und Ansätze der dynamischen Tourenplanung

Grundsätzlich beinhalten fast alle Tourenplanungsprobleme auch dynamische Elemente, auch wenn sie in der Problemmodellierung meist nicht berücksichtigt werden. 'Just in time' Produk-

⁵² Beispielsweise Tabu Search oder Evolutionäre Algorithmen. Siehe hierzu Kapitel 3.

⁵³ Neben diesem Kategorisierungsschema existieren noch weitere. So hat u.a. WEICKER, K. (2000) ein weiteres Schema vorgestellt, durch das dynamische Problemstellungen durch fünf Kriterien beschrieben werden. Siehe hierzu WEISSERMEL, M. (1999). S. 159-168.

tion und eine gesteigerte Kundenorientierung erfordern in zunehmendem Maße eine Erfüllung der Nachfrage zu ihrem Entstehungszeitpunkt und setzen somit die Fähigkeit der Lösung von Problemen in dynamischen Umgebungen voraus.⁵⁴ Es sind daher so gut wie alle klassischen Einsatzgebiete der Tourenplanung auch relevante Einsatzgebiete einer dynamischen Tourenplanung. Im Folgenden werden einige ausgewählte Anwendungsbeispiele beschrieben werden, die zum Teil bereits in der Literatur bearbeitet worden sind.

Das bekannteste und auch in der Literatur am häufigsten behandelte dynamische Tourenplanungsproblem ist das Dynamic Travelling Repairman Problem (DTRP). Unter diesem Problem kann die Aufgabe eines technischen Außendienstmitarbeiters oder eines mobilen Reparaturdienstes verstanden werden. Betrachtet man beispielsweise die Situation eines Reparaturdienstes für Waschmaschinen, so beginnt der Techniker morgens mit dem ersten Kunden, der einen entsprechenden Schaden meldet. Während er zu diesem Kunden fährt und diesen bedient, können weitere Schadensfälle gemeldet worden sein, sodass der Fahrer vom ersten Kunden direkt zum nächsten weitergeleitet wird, ohne vorher zu wissen, wo dieser Kunde sich befindet, noch wie dringend der Schadensfall ist. Die Zentrale trifft die Entscheidung, welcher Kunde wann bedient wird und welche Notfälle sofort eingeschoben werden müssen.⁵⁵

Ein weiteres Beispiel dynamischer Tourenplanung sind Paketdienstleister. Oftmals bieten diese Firmen nicht nur die Auslieferung der Pakete an, sondern auch die Einsammlung der zu transportierenden Pakete. Die Fahrer holen in diesem Fall Pakete bei einem Kunden ab und befördern sie innerhalb ihrer Tour zu den Empfängern der Pakete. Diese Problemstellung entspricht dem Dynamic Pickup&Delivery Problem (DPDP). Die beschriebene Situation ist allerdings noch ungleich schwieriger, wenn das unmittelbare Ziel der eingesammelten Pakete nicht bekannt ist. Liegt der Empfänger des Paketes beispielsweise in dem eigenen Liefergebiet und könnte somit theoretisch bedient werden, so setzt sich dieser Auftrag aus zwei unbekannten Größen zusammen, dem Zeitpunkt und dem Ort der Nachfrage und dem Ort des Empfängers.

Die Auslieferung von homogenen Produkten, wie z. B. Heizöl, weist ebenso dynamische

⁵⁴ Zum Begriff der 'Just in time' Produktion vgl. BLOECH, F. ET AL. (2003), S. 344-349.

⁵⁵ Für weitere Ausführungen zum Dynamic Traveling Repairman Problem siehe u.a. WEINTRAUB, E. ET AL. (1999), S. 690-696.

Elemente auf. Der Verbrauch der Kunden an Heizöl hängt hauptsächlich vom Wetter ab, somit kann der Bedarf unmittelbar aus den Wetterverhältnissen abgeleitet werden. Da es sich bei den Verbrauchswerten pro Tag und Wetter um gemittelte Werte handelt, gibt es aber immer Kunden, die vorzeitig wieder Heizöl nachfragen. Diese Kunden sind dann in den aktuellen Belieferungsplan zu integrieren. Erschwerend kommt hierbei noch hinzu, dass die exakte Menge des nachgelieferten Heizöls bei jedem Kunden im Voraus nicht exakt bekannt ist⁵⁶ und somit auch nicht die Restladung des ausliefernden Tanklasters. Ohne die genaue Restladung kann aber eine endgültige Aussage über Annahme oder Abweisung einer zusätzlichen Nachfrage nur schwer getroffen werden. Auch hier ergeben sich für die Planung wesentliche Informationen erst im Zeitablauf, z. B. nach dem Ende der Bedienung des jeweiligen Kunden.

Weitere Beispiele dynamischer Tourenplanung sind die Koordination von Taxen und von Notfalleinsätzen der Feuerwehr, Polizei oder von Notärzten.

Der wichtigste Parameter der Tourenplanung für Taxen, die zu befördernden Kunden, sind mit großer Mehrheit dynamischer Natur. Nur die wenigsten Kunden bestellen ein Taxi im Voraus für einen bestimmten Zeitpunkt, wodurch sie bereits vorab in der Planung mit berücksichtigt werden können. Ist ein Taxi zudem gerade im Begriff, einen Kunden zu befördern, kann es, auch wenn es am nächsten positioniert ist, eine neu eingehende Anfrage nicht bedienen.⁵⁷ Das Taxi muss erst den Zielort des aktuellen Kunden erreicht haben, bevor es neue Kunden annimmt. Ein unmittelbares Umleiten hierbei scheidet somit aus, auch wenn es vor dem Hintergrund möglichst kurzer Touren und einer zügigen Bedienung der neuen Anfragen unter Umständen gerade sinnvoll wäre. Ist die Tour beendet, kehren die Taxen aufgrund einer höheren Wahrscheinlichkeit, neue Kunden zu bekommen, an bestimmte Knotenpunkte zurück und reihen sich in eine Warteschlange ein. Werden die Fahrgäste von einer zentralen Zuordnungsstelle auf die einzelnen Taxen verteilt, muss die Planung zudem über alle Taxen eine möglichst gleich verteilte Zuordnung erreichen. Ohne Kenntnis über Quantität und Qualität der zukünftigen Kunden, stellt dies eine besondere Herausforderung dar.⁵⁸

⁵⁶ Wie bereits oben erwähnt, ist der Verbrauch pro Tag und Wetter nur ein gemittelter Wert.

⁵⁷ Der Sonderfall eines Sammeltaxis sei an dieser Stelle ausgegrenzt.

⁵⁸ Während Quantität die absolute Zahl neuer Kunden angibt, bezieht sich die Qualität beispielsweise auf den monetären Wert der Tour.

Die Tourenplanung für Taxen entspricht nicht dem allgemeinen Pickup&Delivery Problem, da die Ziele zwar gänzlich unbekannt, aber Startpunkte größtenteils bekannt sind, wenn man die Anzahl von zufällig auf dem Rückweg aufgenommener Kunden vernachlässigt. Allerdings wird sie als Spezialfall dieser Klasse geführt.

Auch bei Notfalleinsätzen sind die Kunden, in diesem Fall Patienten, Opfer oder Verbrecher, im Vorfeld unbekannt; weder hinsichtlich ihrer Position noch hinsichtlich ihrer Dringlichkeit, was in dieser Problemstellung von besonderer Bedeutung ist. Tritt zudem noch der Fall ein, dass mehrere Kunden gleichzeitig den Notdienst alarmieren, muss auch hier eine Reihenfolgeplanung durchgeführt werden. Liegt auf der anderen Seite keine Überschneidung mehrerer Nachfragen vor, was eher dem Normalfall entspricht, liegt die Kernaufgabe vornehmlich darin, zu bestimmen, welche Station (der Polizei, Feuerwehr oder des Notarztes) den Auftrag bedient. Aufgrund der Ähnlichkeit des Problems mit Problemen der Warteschlangentheorie haben viele Ansätze aus diesem Themengebiet hier ihre Anwendung gefunden. Die Ziele der Planung liegen bei Notdiensten eher in dem Aufbau einer Standortstruktur, die gewährleistet, dass im Ernstfall alle Gebiete in angemessener Weise mit den entsprechenden Diensten versorgt werden können.⁵⁹

Die vorgestellten Beispiele stellen nur einen Auszug der bearbeiteten und denkbaren Probleme dar, ohne durch die Auswahl eine Wertung getroffen zu haben. Da eine erschöpfende Bearbeitung dynamischer Tourenplanungsprobleme nicht möglich ist, konzentriert sich auch diese Arbeit auf einen Spezialfall, auf den in Kapitel 4 näher eingegangen wird.⁶⁰

Die Anzahl der wissenschaftlichen Arbeiten, die sich mit der dynamischen Tourenplanung befassen, ist im Vergleich zum statischen Problem bedeutend geringer. Zwar existiert zu jedem statischen Tourenplanungsproblem mindestens ein dynamisches Problem, für eine systematische Analyse sind aber nur ausgewählte Problemstellungen von Interesse. Neben dem Aufsatz von PSARAFTIS⁶¹ liefert die Arbeit von GENDREAU und POTVIN einen guten Überblick über die wesentlichen Arbeiten in diesem Bereich. Im Rahmen der Bearbeitung dynamischer Problemstellungen muss in einem ersten Schritt festgelegt werden, wie mit den

⁵⁹ Zu den Zielsetzungen und weiteren Ausführungen bezüglich der Tourenplanung von Notdiensten siehe LARSON, R.; ODONI, R. (1980).

⁶⁰ Siehe hierzu die Ausführungen in Kapitel 4 und 5.

⁶¹ Vgl. PSARAFTIS, H. (1995), S. 143-164.

einzelnen Informationen, die im Zeitablauf bekannt werden, grundsätzlich umgegangen werden soll. Alle Entscheidungen bezüglich dieser Fragestellung bilden die verfolgte Strategie in der jeweiligen Problemstellung. Durch die Strategie wird festgelegt, wie das Problem in statische Teilprobleme eingeteilt wird. Ist die Strategie bestimmt worden, wird in einem zweiten Schritt festgelegt, mit welchem Optimierungsverfahren (Heuristik) die Teilprobleme bestmöglich gelöst werden sollen. Die Arbeiten im Bereich der dynamischen Tourenplanung können daher auch in strategieorientierte und heuristikorientierte Arbeiten unterschieden werden.⁶² Strategieorientierte Arbeiten untersuchen unterschiedliche Umgangsweisen mit den aufkommenden Informationen und arbeiten mit einem Optimierungsverfahren, während heuristikorientierte Arbeiten das Verhalten unterschiedlicher Optimierungsverfahren unter einer gegebenen Strategie analysieren.

Die meisten strategieorientierten Arbeiten beziehen sich in ihrem Anwendungsbeispiel auf das DTRP und untersuchen neben den einzelnen Strategien auch die Auswirkungen eines hohen und eines niedrigen Dynamikgrades, wobei unter Dynamikgrad der Anteil der im Laufe der Zeit bekannt werdenden Informationen an der Gesamtheit der Informationen zu verstehen ist.⁶³ Ziel hierbei ist die Ermittlung der optimalen Strategie, die die Gesamtdauer der Bedienung, die sich aus der Wartezeit bis zum Eintreffen des Handwerkers und der Reparaturzeit vor Ort zusammensetzt, minimiert. Dabei wird davon ausgegangen, dass die aus der Strategie resultierenden Teilprobleme jeweils optimal gelöst werden. Die folgenden sieben Strategien sind für diese Problemstellung untersucht worden: Stochastic Queue Median Strategy (SQM), Travelling Salesman Problem Strategy (TSP), modified TSP Strategy (mod TSP), Nearest Neighbour Strategy (NN), Generation Strategy (GEN), Partitioning Policy (PART) und die Space Filling Curve (SFC).⁶⁴

Die SQM-Strategie bedient die Kunden nach der First Come First Serve Bedienregel (FCFS). Das Fahrzeug startet dabei vom Mittelpunkt des Lösungsraumes und kehrt nach jeder Bedienung auch dorthin wieder zurück. Die TSP-Strategie sammelt n aufeinander folgende Kundennachfragen und fasst sie in einer Warteschlange zusammen, die nach der FCFS-Bedienregel von dem Fahrzeug abgearbeitet wird. Die mod-TSP Strategie teilt den Lösungs-

⁶² Siehe hierzu BIANCHI, L. (2000).

⁶³ Zu weiteren Ausführungen bezüglich des Dynamikgrades siehe Kapitel 4. 1.4.

⁶⁴ Die GEN, PART, SPC Strategien wurden jeweils nur für ein DTRP Problem mit einem Fahrzeug untersucht.

raum in $k \geq 1$ Teilgebiete ein und bildet für jedes Teilgebiet nach dem Muster der TSP-Strategie die Warteschlangen, die von den zur Verfügung stehenden Fahrzeugen bedient werden. Sowohl in der TSP als auch der mod TSP Strategie wird über die Anzahl der Kundennachfragen n pro Warteschlange optimiert. Die ersten m Kundennachfragen werden durch die zur Verfügung stehenden m Fahrzeuge bei der NN-Strategie bedient. Nach der Beendigung der Bedienung wird der vom aktuellen Standort aus jeweils nächstgelegene unbediente Kunde angesteuert. Das Fahrzeug in der GEN Strategie startet in der Mitte des Lösungsraumes und beginnt mit der Bedienung des ersten Kunden. Wenn bis zur Fertigstellung dieses Kunden keine weiteren Kunden nachfragen, kehrt das Fahrzeug wieder zurück an den Mittelpunkt des Lösungsraumes. Falls aber Kunden nachgefragt haben, sind diese in einer Tour zusammengefasst und optimiert worden, sodass nach der Beendigung des ersten Kunden erst diese abgearbeitet wird und dann zum Depot zurückgekehrt wird, falls keine weiteren Kunden in der Zwischenzeit nachgefragt haben. Im Rahmen der PART Strategie wird der Lösungsraum in m^2 Gebiete eingeteilt und eine Reihenfolge festgelegt, in der das Fahrzeug die einzelnen Gebiete ansteuert. Die Kunden der einzelnen Gebiete werden von dem Fahrzeug nach der FCFS-Bedienregel bedient. Auch die SFC-Strategie teilt den Lösungsraum in Teilgebiete ein. Die Größe des Gebietes wird durch die Fläche, die ein Winkel ausgehend vom Depot aufspannt, bestimmt. Die Kunden innerhalb des Teilgebietes werden zu einer Tour zusammengefasst, die optimiert und abgearbeitet wird. Das nächste Teilgebiet wird festgelegt, indem der Winkel im Uhrzeigersinn weitergedreht wird.

Aufgrund der Charakteristik der Problemstellung des DTRP und der Charakteristik der PART, TSP, mod TSP, GEN und SQM Strategie kann für diese Strategien mit Hilfe der Warteschlangentheorie analytisch ihre Güte bestimmt werden. Dabei hat sich die SQM-Strategie bei einem niedrigen Dynamikgrad und die mod TSP-Strategie bei einem hohen Dynamikgrad als die besten Strategien erwiesen. Die NN-Strategie, deren Verhalten gemeinsam mit der SFC-Strategie nur über Tests ermittelt werden kann, hat bei mittleren und hohen Dynamikgraden besser Ergebnisse als alle anderen Verfahren erzielt.⁶⁵

⁶⁵ Für eine detaillierte Darstellung der Verfahren und der einzelnen Ergebnisse sei auf die Originalarbeiten verwiesen: BERTSIMAS, D.J.; RYZIN, G.V. (1991), BERTSIMAS, D.J.; RYZIN, G.V. (1993a), BERTSIMAS, D.J.; RYZIN, G.V. (1993b), PAPASTAVROU, J. (1996).

Von der zweiten Art der Arbeiten der dynamischen Tourenplanung, den heuristikorientierten Arbeiten, existieren weniger Arbeiten als von den strategieorientierten. Die wesentlichen Arbeiten in diesem Bereich sind von GENDREAU ET AL vorgestellt worden und beziehen sich auf die DVRPTWP&D und DVRPTW Probleme.⁶⁶ In beiden Arbeiten ist das Verhalten einer Metaheuristik, eines adaptiven Tabu Search Ansatzes, für die dynamischen Tourenplanungsprobleme anhand von modifizierten SOLOMON-Testproblemen untersucht und die Ergebnisse denen einfacher heuristischer Verfahren gegenübergestellt worden.⁶⁷ Zu den einfachen Heuristiken zählen eine Einfügeheuristik und eine Konstruktionsheuristik, die sowohl allein als auch jeweils in Kombination mit dem Verbesserungsverfahren Cross Exchange angewendet worden sind.⁶⁸ Die Strategie, mit der die zusätzlich aufkommenden Informationen bearbeitet werden, ist die Single Event Optimization (SEO), bei der beim Eintreffen jeder neuen Information der Optimierungsprozess gestoppt, das Problem entsprechend aktualisiert und der Optimierungsprozess daraufhin wieder neu gestartet wird. In beiden Arbeiten ist eine Überlegenheit der Metaheuristik gegenüber den einfachen Heuristiken festgestellt worden. Eine erfolgreiche Parallelisierung des Verfahrens hat das Ausmaß der Überlegenheit noch vergrößert. Die erfolgreiche Implementierung der Tabu Search Metaheuristik wirft die Frage auf, wie sich andere Metaheuristiken hinsichtlich dieser Problemstellung verhalten.⁶⁹ Im Rahmen dieser Arbeit soll dieser Frage für die Evolutionäre Strategien, dem Ameisenalgorithmus und dem Simulated Annealing nachgegangen werden.

2.3.4 Zielsetzungen und Nebenbedingungen der dynamischen Tourenplanung

Das Interesse an der dynamischen Tourenplanung hat sich in den letzten fünf bis zehn Jahren stark vergrößert, dennoch steckt die Forschung in diesem Bereich noch in ihren Anfängen. Betrachtet man aber die Entwicklung der bearbeiteten Problemstellungen, so sind diese durch die Berücksichtigung immer weiterer Einflussgrößen des realen Problems stetig komplexer geworden. Dieser Versuch einer immer genaueren Abbildung der Realität stellt die erste we-

⁶⁶ Vgl. GENDREAU, M.; GUERTIN, F.; POTVIN, J.S.R. (1998 b) und GENDREAU, É. ET AL. (1999), S. 381-390.

⁶⁷ Zur Funktionsweise des adaptiven Tabu Search Ansatzes siehe TAILLARD, J. ET AL. (1997), S. 170-186.

⁶⁸ Zu den Verfahren siehe GENDREAU, É. ET AL. (1999), S. 388.

⁶⁹ LARSEN, A. (2000), S. 142.

sentliche Zielsetzung dynamischer Tourenplanung dar. In realen Problemstellungen sind viele Parameter des Problems dynamischer Natur. Da die Dynamik zudem einen bedeutenden Einfluss auf die optimale Lösung des Problems hat, muss dieser Aspekt mit in die Problemformulierung aufgenommen werden.

Durch die Berücksichtigung unvollständiger und sich im Zeitverlauf verändernder Parameter ändert sich nicht grundsätzlich etwas an der Zielsetzung im Vergleich zu derjenigen des statischen Problems. Die statische Tourenplanung stellt ein Mehrzieloptimierungsproblem dar, bei dem die Fahrzeuganzahl mit erster und die insgesamt zurückgelegte Wegstrecke mit zweiter Priorität berücksichtigt werden.⁷⁰ Die Fahrzeuganzahl ist insofern eine kritische Größe für das Unternehmen, da einerseits im Falle des Leasings der Fuhrparks die variablen Kosten in Form der Leasingkosten reduziert werden können.⁷¹ Andererseits ist auch im Falle eines eigenen, nicht gemieteten oder geleasten Fuhrparks die Bedeutung der Größe des Fuhrparks signifikant, da über eine optimierte Fahrzeugplanung Kapazitäten frei werden, die einen Puffer in der Planung darstellen, der für unvorhergesehene Ereignisse, wie Unfälle oder aber zusätzliche Aufträge verwendet werden kann. Zudem kann langfristig eine Investitionsentscheidung über eine Erweiterung des Fuhrparks nur vor dem Hintergrund einer Tourenplanung erfolgen, die diese Größe mit erster Priorität berücksichtigt.⁷² Auch die zurückgelegte Wegstrecke wird aufgrund ihres Einflusses auf die variablen Kosten als zweite wichtige Größe in die Zielfunktion mit aufgenommen.^{73,74} In der dynamischen Tourenplanung kommen zu diesen beiden Kriterien weitere hinzu.⁷⁵ So ist im Falle dynamischer Kunden deren bestmögliche Einfügung oder die Minimierung der Verschlechterung, die durch das Einfügen zusätzlicher Kunden entstehen kann, eine neue Zielgröße. Bietet man beispielsweise den Service an, Pakete auch beim Kunden direkt abzuholen, so muss dieses Angebot auch erfüllt werden. Die Anzahl an

⁷⁰ Vgl. ISERMANN, H. (1991), S. 420-497.

⁷¹ Hierdurch wird auch weniger Kapital gebunden, das für weitere Investitionen zur Verfügung steht, was zu einer größeren Flexibilität führt. Siehe hierzu auch BRETZKE, W. (1991), S. 109-118.

⁷² Vgl. GIETZ, M. (1994) und zu den Investitionsentscheidungen vgl. GÖTZE, U.; BLOECH, J. (2002).

⁷³ Vgl. SOLOMON, M.M. (1987), S. 254-265, DESROCHERS, ..; DESROSIERS, ..; SOLOMON, M. (1992), S. 342-354, THANGIAH, S.; OSMAN, I.; SUN, T. (1995), ROCHAT, Y.; TAILLARD, E. (1995), S. 147-167, ANTES, J.; DERIGS, U. (1996), S. 400-404 und LIU, F.F.; SHEN, S. (1999), S. 485-504.

⁷⁴ Zu den Zielsetzungen der statischen Tourenplanung siehe auch HOMBERGER, J. (2000), S. 19-21.

⁷⁵ Die Zielsetzungen der statischen Tourenplanung müssen nicht zwingend auch in die dynamische Tourenplanung einfließen. Im Rahmen dieser Arbeit wird die Fahrzeugzahl als gegeben angesehen und stellt eine Nebenbedingung dar, unter deren Berücksichtigung eine Lösung gefunden werden muss.

verspätet oder unter Umständen gar nicht bedienter und abgewiesener Kunden muss dabei als Minimierungsaufgabe in der Zielsetzung mit berücksichtigt werden.⁷⁶

Etwas allgemeiner betrachtet kann die Fähigkeit, sich der verändernden Problemstellung anzupassen und mit dieser umgehen zu können, als neues primäres Ziel entstehen. Mögliche Kriterien hierfür wären einerseits die Flexibilität, rasch neue Lösungen für die neue Situation zu generieren oder aber andererseits die Robustheit der bisher generierten Lösungen zu bewerten.

Für die Nebenbedingungen gilt ähnliches wie für die Zielsetzungen; auch hier sind neue hinzugekommen bzw. alte modifiziert worden, aber kein grundsätzlich neues System von Nebenbedingung entstanden. So ist die Integration zusätzlicher Kunden in einen laufenden Tourenplan so gut wie unmöglich, wenn keine Verspätungen bei den einzelnen Kunden möglich wären. Daher muss das Tourenplanungsproblem mit harten Zeitfenstern in eines mit weichen Zeitfenstern umgewandelt werden, will man die kombinatorische Freiheit haben, um die Kunden auch tatsächlich zu integrieren. Die damit einhergehende Verspätung fließt, wie oben erläutert, als Minimierungsaufgabe in die Zielfunktion ein.

Nach der Einordnung der Tourenplanung in die betriebswirtschaftliche Logistik in Kapitel 2.1, ist in Kapitel 2.2 das grundlegende Problem der Tourenplanung anhand des Standardproblems der Tourenplanung vorgestellt worden. Im Anschluss daran sind wesentliche Verallgemeinerungen dieses Problems dargestellt worden, um die vielfältigen Varianten zu verdeutlichen. Auf den ausgeführten Verallgemeinerungen aufbauend wurde zum Abschluss des Kapitels 2.2 ein mögliches Klassifikationsschema vorgestellt, anhand dessen eine Systematisierung der vielfältigen Ausprägungen von Tourenplanungsproblemen erfolgen kann. In Kapitel 2.3 wurden die im Mittelpunkt der Untersuchungen dieser Arbeit stehenden dynamischen Tourenplanungsprobleme näher erläutert. Neben den wichtigsten Eigenschaften, Ansätzen, Zielen und Nebenbedingungen ist eine Diskussion des Faktors Dynamik erfolgt. Dabei ist zudem ein Kategorisierungsschema aufgezeigt worden, das für die Einordnung dynamischer Problemstellungen benötigt und womit eine Vergleichbarkeit der Ergebnisse unterschiedlicher Untersuchungen dynamischer Tourenplanungsprobleme ermöglicht wird.

⁷⁶ Zu den Methoden der Aufstellung eines Zielsystems vgl. BIETHAHN, J.; MUCKSCH, H.; RUF, W. (2000), S. 235-255.

Durch die Darlegung möglicher Einsatzgebiete dynamischer Tourenplanung in Kapitel 2.3.3 wird deutlich, dass die Berücksichtigung dynamischer Aspekte eine wichtige Erweiterung des klassischen Tourenplanungsproblems darstellt und in vielerlei Hinsicht ihre Anwendung finden kann.

3 Ausgewählte Metaheuristiken als Lösungsverfahren für die Tourenplanung

Nachdem in dem vorherigen Abschnitt die Grundlagen der Tourenplanungsproblematik im Allgemeinen und der dynamischen Tourenplanungsproblematik im Speziellen erläutert worden sind, werden nun in diesem Kapitel die wesentlichen Grundlagen der Funktionsweise ausgewählter Metaheuristiken zur Lösung von Tourenplanungsproblemen dargestellt. Aufgrund der Popularität der Tourenplanungsproblematik existiert eine entsprechende Vielzahl an unterschiedlichen Lösungsverfahren. Die Lösungsverfahren können in exakte, heuristische und metaheuristische Verfahren eingeteilt werden. In dieser Arbeit liegt der Fokus auf den metaheuristischen Verfahren.⁷⁷ Nach einigen allgemeinen Ausführungen zu dem Grundprinzip metaheuristischer Verfahren werden drei Metaheuristiken, die Evolutionären Strategien, Simulated Annealing und der Ameisenalgorithmus näher vorgestellt. Die Darstellung gliedert sich jeweils in zwei Teile, in einem ersten Schritt wird die allgemeine Funktionsweise vorgestellt und in einem zweiten Schritt werden die Anwendungsbeispiele und Modifikationen erläutert, die unter Umständen notwendig sind, um kombinatorische Optimierungsprobleme, wie die Tourenplanungsprobleme zu lösen.

Durch ihre zweigeteilte Struktur sind metaheuristische Lösungsverfahren in ihrer Funktionsweise unabhängig von dem konkret zu lösenden Problem. Der erste Teil des Verfahrens, der übergeordnete, beinhaltet die Logik zur Steuerung des zweiten Teiles, in dem die jeweiligen problemspezifischen Heuristiken umgesetzt sind. Die problemspezifischen Heuristiken sind dabei leicht austauschbar und können durch die übergeordnete Logik beliebig gesteuert werden. Während die Steuerungslogik auf alle Problemstellungen anwendbar ist, wird die problemspezifische Heuristik, mit der die eigentliche Suche und Erzeugung neuer Lösungen er-

⁷⁷ In dieser Arbeit wird darauf verzichtet, die exakten und heuristischen Verfahren zu beschreiben. Einen guten Überblick und eine Beschreibung dieser Verfahren liefern u.a WEISSERMEL, M. (1999) und DOMSCHKE, W.; DREXL, A. (1997).

folgt, je nach Problemstellung und Anforderungen ausgewählt. Die Nutzung einer übergeordneten Steuerungslogik wird auch durch den Namenszusatz ‚Meta‘ zum Ausdruck gebracht. In Kombination mit dieser Steuerungslogik sind die einfachen Heuristiken in der Lage, lokale Optima zu verlassen, um so das globale Optimum zu suchen. Aufgrund dieser Eigenschaft werden diese Verfahren oftmals auch als intelligente Verfahren⁷⁸ oder moderne Heuristiken⁷⁹ bezeichnet, die in der Lage sind, im Zuge ihrer Suche Informationen über den relevanten Lösungsraum zu erlangen und zu nutzen.

In Anlehnung an die zu steuernde Heuristik, die einerseits zu den Konstruktionsverfahren oder zu den Verbesserungsverfahren zu zählen sind,⁸⁰ können auch die Metaheuristiken in dieser Form eingeteilt werden.⁸¹ Allerdings sind Metaheuristiken, die Konstruktionsverfahren steuern von untergeordnetem Interesse, da durch sie meist nur Startlösungen generiert werden, aber die eigentliche Optimierung des Problems mit Metaheuristiken erfolgt, die Verbesserungsverfahren steuern.⁸²

Evolutionäre Strategien zählen genauso wie das Simulated Annealing und der Ameisenalgorithmus zu den Metaheuristiken, die Verbesserungsverfahren steuern. Diese werden im Folgenden näher beschrieben.

3.1 Evolutionäre Strategien

3.1.1 Allgemeine Darstellung

Evolutionäre Strategien zählen zu den Hauptvertretern der Evolutionären Algorithmen, deren Ursprünge auf HOLLAND⁸³ zurückgehen. Dieser hat in den 50er Jahren des 20. Jahrhunderts mit der Arbeit an naturanalogen Verfahren begonnen und damit diese Klasse von Optimierungsverfahren begründet.

⁷⁸ Vgl. GLOVER, F.; GREENBERG, H.J. (1989), S. 119-130.

⁷⁹ Vgl. MICHALEWICZ, Z.; FOGEL, D.B. (2002) und REEVES, C.R. (1995).

⁸⁰ Zu den Charakteristika Klassifikation von Heuristiken für die Tourenplanung siehe WEISSERMEL, M. (1999), S. 37-95.

⁸¹ Vgl. OSMAN, I.H.; KELLY, J.P. (1997), S. 1-21.

⁸² Vgl. HOMBERGER, J. (2000), S. 26ff.

⁸³ Vgl. HOLLAND, J.H. (1975).

Obwohl die bedeutendsten Vertreter der Evolutionären Algorithmen - Genetische Algorithmen, Evolutionäre und Genetische Programmierung und Evolutionäre Strategien - signifikante Unterschiede in ihrer konkreten Ausgestaltung aufweisen, beinhalten sie doch alle im Kern denselben Grundgedanken. Evolutionäre Algorithmen versuchen alle, die Prinzipien der natürlichen Evolution auf abstrakte Weise abzubilden und nachzuahmen, um so Optimierungsprobleme zu lösen.⁸⁴

Nach DARWINS Evolutionstheorie ist der tägliche Konkurrenzkampf um knappe Ressourcen verantwortlich für die Weiterentwicklung und ständige Verbesserungen der Arten, aber auch deren Eliminierung.⁸⁵ Die Vielfalt der Arten und deren Fähigkeiten zeigt die Leistungsfähigkeit der Evolution und begründete das Interesse, diese Prinzipien zur Lösung komplexer Problemstellungen zu nutzen. Durch die Übertragung dieses Konkurrenzkampfes und die Abbildung der grundlegenden Prinzipien wird versucht, Lösungen für komplexe Optimierungsprobleme zu finden. Der Prozess der Optimierung der Problemstellung entspricht dem Prozess der Evolution.

Aufgrund der starken Anlehnung an die Prozesse der Natur sind große Teile der Terminologie von Evolutionären Algorithmen aus dem biologischen Vorbild entnommen. Einen Überblick über die wichtigsten Begriffe der Biologie und ihre jeweiligen Entsprechungen bei den Evolutionären Algorithmen zeigt Tab. 3.

⁸⁴ Vgl. BIETHAHN, J. (2000), S. 199-212.

⁸⁵ Vgl. DARWIN, C. (1860).

Ausdruck	Bedeutung bei Evolutionären Algorithmen
Individuum	Struktur (enthält die in geeigneter Weise repräsentierten Elemente einer Lösung)
Population (von Individuen)	Menge von Strukturen (Lösungen)
Eltern	Zur Reproduktion ausgewählte Lösungen
Kinder, Nachkommen	Aus den Eltern erzeugte Lösungen
Crossover	Suchoperator, der Elemente verschiedener Individuen vermischt
Mutation	Suchoperator, der jeweils ein Individuum vermischt
Fitness	Lösungsgüte bezogen auf die Ziele
Generation	Verfahrensiteration

Die folgenden Begriffe sind nur bei der Untergattung der Genetischen Algorithmen üblich.

Chromosomen (besteht aus Genen)	Grundsätzlich identisch mit Individuum; gelegentlich kann ein Individuum sich aus mehreren Chromosomen zusammensetzen; übliche Form: String
Gen	Bit (binäre Codierung unterstellt)
Allel	Genausprägung (binär: 0 oder 1)
Genotyp	Codierte Lösung
Phänotyp	Decodierte Lösung

Tab. 3: Terminologie Evolutionärer Algorithmen⁸⁶

Evolutionäre Algorithmen zählen zu den populationsbasierten Verfahren. Eine bestimmte Anzahl an Individuen ($n > 1$), die in einer Ausgangspopulation generiert werden, suchen parallel nach neuen Lösungen. Die Individuen stellen zulässige Lösungen für das behandelte Problem dar. Durch die Operatoren der Reproduktion - die Rekombination und die Mutation - werden aus diesen Individuen neue Nachkommen erzeugt, deren Güte anhand einer Fitnessfunktion gemessen wird. Diese Fitnessfunktion muss vor dem Hintergrund der jeweiligen Zielsetzung

⁸⁶ Vgl. NISSEN, V. (1997), S. 13..

formuliert werden und muss grundsätzlich keinen allgemeinen Anforderungen⁸⁷ entsprechen, was einen wesentlichen Vorteil für die Problemmodellierung darstellt. Aus dem Fitnesswert wird in einem nächsten Schritt der Zielfunktionswert ermittelt und anhand dessen die aktuelle Zielerreichung bewertet. Die Güte des Individuums bestimmt dabei auch die Wahrscheinlichkeit, mit der es in den Reproduktionsprozess mit hineinfließt und seine Informationen an einen Nachkommen weitergeben kann. Durch die Selektion anhand der Güte des Individuums soll der Suchprozess in Bereiche des Lösungsraumes gesteuert werden, in denen gute oder die Optimallösung für die Problemstellung zu finden sind. Dieses Prinzip der Selektion, Reproduktion und Bewertung der Nachkommen ist ein iterativer Prozess, der so lange wiederholt wird, bis ein Abbruchkriterium erfüllt ist.⁸⁸ Abb. 5 zeigt den vereinfachten Ablauf eines Evolutionären Algorithmus.

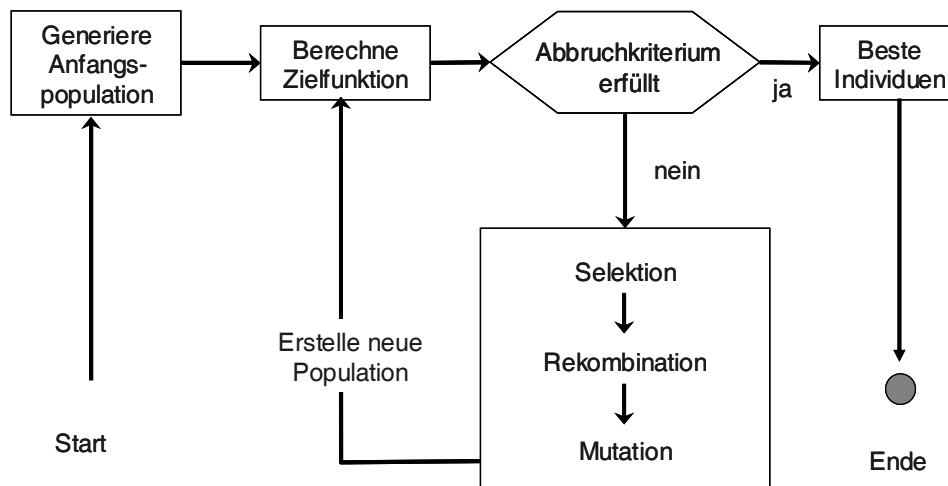


Abb. 5: Schematischer Ablauf evolutionärer Algorithmen⁸⁹

Evolutionäre Strategien wurden 1973 in Deutschland entwickelt und erstmals in den Arbeiten von RECHENBERG⁹⁰ und SCHWEFEL⁹¹ vorgestellt. Beide Arbeiten versuchten,

⁸⁷ Beispielsweise mathematische Anforderungen wie Stetigkeit oder Differenzierbarkeit.

⁸⁸ Einen Auszug betriebswirtschaftlicher Anwendungsmöglichkeiten Evolutionärer Algorithmen ist BIETHAHN, J.; NISSEN, V. (1995) zu entnehmen.

⁸⁹ Vgl. WEICKER, K. (2002), S. 43.

⁹⁰ Vgl. RECHENBERG, I. (1973).

⁹¹ Vgl. SCHWEFEL, H. (1975).

Optimierungsprobleme aus den Ingenieurwissenschaften mit diesen Verfahren zu lösen.⁹²

Im Vergleich zu den bekannteren Genetischen Algorithmen setzt die Anwendung der genetischen Operatoren Mutation und Rekombination nicht auf einer codierten Lösungsrepräsentation auf, sondern auf den Lösungen selbst. Jedes Individuum - als zulässige Lösung des Optimierungsproblems - entspricht dabei einem Vektor, der Werte für die Ausprägungen aller n Entscheidungsvariablen des Problems beinhaltet. Neben der unterschiedlichen Lösungsrepräsentation liegen zudem noch Unterschiede in den Bereichen der Selektion und der Bedeutung der einzelnen genetischen Operatoren vor.⁹³ Durch die Populationsorientierung, dem iterativen Suchprozess und der inhaltlichen Anlehnung an die Prozesse der Natur bestehen auf der anderen Seite aber weiterhin Gemeinsamkeiten mit den übrigen Vertretern der Evolutionären Algorithmen.

Zusätzlich zu den Parametern der Genetischen Algorithmen besitzen Evolutionäre Strategien noch einen weiteren Strategieparameter, die Standardabweichung. Ein Individuum wird daher nicht nur über die Ausprägungen der einzelnen Entscheidungsvariablen beschrieben, sondern enthält auch noch Informationen über die Standardabweichung. Mit den Standardabweichungen werden die durchschnittlichen Mutationsschrittweiten angegeben und somit indirekt das Maß der Veränderung. Beinhaltet nun beispielsweise ein Vektor, durch den ein Individuum beschrieben wird, 10 Entscheidungsvariablen, so kann für alle 10 Variablen jeweils eine Standardabweichung separat oder aber auch einheitlich für alle eine Standardabweichung festgelegt werden. Für den Fall, dass man sich für n ($1 \leq n < 10$) Standardabweichungen entscheidet, wird für alle dadurch nicht direkt abgedeckten Variablen die letzte festgesetzte Standardabweichung angesetzt. In den meisten Anwendungen wird allerdings entweder einheitlich eine Standardabweichung für alle erzeugt oder aber für jede Variable eine eigene.

Im Folgenden werden nun der Ablauf einer Evolutionären Strategie beschrieben werden und in den einzelnen Phasen des Ablaufes die jeweiligen Elemente und deren Varianten vorgestellt.⁹⁴

⁹² Die weiteren Ausführungen zu den Evolutionären Strategien beziehen sich auf den von SCHWEFEL vorgestellten Ansatz.

⁹³ Zu den Unterschieden siehe u.a. NISSEN, V. (1994).

⁹⁴ Siehe hierzu BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 74-83 und NISSEN, V. (1997), S. 155-173.

Zu Beginn des Ablaufes einer Evolutionären Strategie wird eine Ausgangspopulation von μ Individuen erzeugt, in dem die Werte für die Entscheidungsvariablen und die Standardabweichungen für jedes Individuum festgelegt werden. Je nachdem, ob Kenntnis über die Lage des Optimums im Lösungsraum vorliegt, kann sich die Ausgangspopulation schon auf den relevanten Bereich des Lösungsraumes konzentrieren oder sollte möglichst gleich verteilt über diesen sein.⁹⁵ Nach der Generierung der Ausgangspopulation wird anhand einer Fitnessfunktion die Fitness der einzelnen Individuen bestimmt und üblicherweise als Zielfunktionswert übernommen.⁹⁶

Nach Abschluss dieser Initialisierungsphase beginnt der eigentliche iterative Reproduktions- und Selektionsprozess. Der Reproduktionsprozess gliedert sich in drei Abschnitte. Zuerst müssen diejenigen Eltern bestimmt werden, aus denen die Nachkommen gebildet werden. Dies geschieht stochastisch, wobei für alle Individuen der Population die gleiche Wahrscheinlichkeit gilt, gezogen zu werden.⁹⁷ Aus den so ausgewählten Eltern werden in einem zweiten Schritt durch Rekombination λ Nachkommen erzeugt. Das Verhältnis der Eltern zu den erzeugten Kindern ($\frac{\mu}{\lambda}$) wird dabei üblicherweise auf $1/7$ ⁹⁸ und μ hierbei auf eine ausreichend große Zahl gesetzt. Die Rekombination wird sowohl auf die Werte der einzelnen Entscheidungsvariablen als auch auf die zugeordnete Mutationsschrittweite (Standardabweichung) angewendet.

Grundsätzlich können zwei Formen der Rekombination unterschieden werden, die diskrete und die intermediäre Rekombination. Dabei werden oftmals beide Formen gemeinsam angewendet, indem beispielsweise die Entscheidungsvariablen der diskreten Rekombination und die Mutationsschrittweiten der intermediären Rekombination unterworfen werden.⁹⁹ Die diskrete Rekombination wählt bei einer direkten Gegenüberstellung beider Individuen sto-

⁹⁵ Dadurch steigen die Wahrscheinlichkeit und die Geschwindigkeit, das Optimum zu finden. Liegt eine gewisse Kenntnis vor, so kann man durch die Festlegung entsprechender Unter- bzw. Obergrenzen den relevanten Ausschnitt aus dem Lösungsraum eingrenzen.

⁹⁶ Grundsätzlich muss dies nicht der Fall sein, Zielfunktions- und Fitnesswert können sich auch unterscheiden.

⁹⁷ Es wird hierbei gezogen mit Zurücklegen (Mehrfachziehungen sind möglich), so dass es bei einem Verhältnis $1/7$ von μ zu λ nicht unwahrscheinlich ist, dass alle Eltern zumindest einmal in der Reproduktion berücksichtigt werden.

⁹⁸ Dieses Verhältnis der Eltern zu den erzeugten Kindern stellt dabei einen wichtigen Strategieparameter für die Suche im Lösungsraum dar.

⁹⁹ Auch der umgekehrte Fall ist möglich.

chastisch für jede einzelne Entscheidungsvariable einen der beiden möglichen Werte aus und übergibt sie an den Nachkommen.

In der intermediären Rekombination werden die Werte beider Mutationsschrittweiten addiert und daraus der Mittelwert bestimmt. Dieser Mittelwert ist dann die neue Mutationsschrittweite und wird an den Nachkommen übergeben. Obwohl die Rekombination im Rahmen der Evolutionären Strategien eine untergeordnete Rolle spielt,¹⁰⁰ was sie klar von den Genetischen Algorithmen unterscheidet, kann die Zielfindung durch sie dennoch beschleunigt werden.¹⁰¹ Abb. 6 und Abb. 7 verdeutlichen noch einmal die beiden Rekombinationsformen.

2,5	2,8	6,3	1,7	Elter 1
4,7	5,6	6,0	2,8	Elter 2
3,6	4,2	6,15	2,25	Nachkomme

Abb. 6: Intermediäre Rekombination¹⁰²

4,7	5,6	6,0	2,8	Elter 1
1,8	5,2	4,8	2,9	Elter 2
4,7	5,2	4,8	2,8	Nachkomme

Abb. 7: Diskrete Rekombination¹⁰³

¹⁰⁰ Lange Zeit wurde auf die Rekombination im Rahmen der Evolutionären Strategien sogar gänzlich verzichtet.

¹⁰¹ Zudem ist sie für die Selbstadaption der Mutationsschrittweiten von Bedeutung.

¹⁰² BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 83.

¹⁰³ BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 83.

Die diskrete und die intermediäre Rekombination basieren ausschließlich auf der Kombination von nur zwei Eltern. Diese Operationen sind aber durchaus auch auf eine Vielzahl von Eltern übertragbar, sodass man in diesen Fällen von einer diskreten Multirekombination bzw. intermediären Multirekombination spricht. Ziel ist es hierbei, schon bei der Erzeugung eines einzelnen Nachkommens auf eine möglichst breite Informationsbasis zurückzugreifen, um so schneller bessere Nachkommen zu erzeugen.

Eine verallgemeinerte Form der intermediären Rekombination bildet die Basis für die intermediäre Multirekombination. Hierbei wird nicht der Mittelwert der Ausprägung der beiden Entscheidungsvariablen, sondern die beiden Werte mit einer definierten Gewichtung übernommen, wobei die Summe beider Gewichte gleich 1 sein muss. Solange dies sichergestellt ist, kann dieses Prinzip schließlich auch auf beliebig viele weitere Individuen übertragen werden.

Die diskrete Multirekombination wählt im Gegensatz zur diskreten Rekombination nicht zufällig eine aus zwei alternativen Ausprägungen der Entscheidungsvariablen, sondern bezieht in den Auswahlprozess so viele Ausprägungen mit ein, wie Eltern dafür ausgewählt worden sind. In Abb. 8 und Abb. 9 wird noch einmal das Vorgehen der diskreten Multirekombination und der verallgemeinerten intermediären Rekombination verdeutlicht.

2,5	2,8	6,3	1,7	Elter 1
4,7	5,6	6,0	2,8	Elter 2
0,9	0,3	0,8	0,4	U_j
0,1	0,7	0,2	0,6	$1 - U_j$
2,72	4,76	6,24	2,36	Nachkomme

Abb. 8: Verallgemeinerte intermediäre Rekombination¹⁰⁴

¹⁰⁴ BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 83

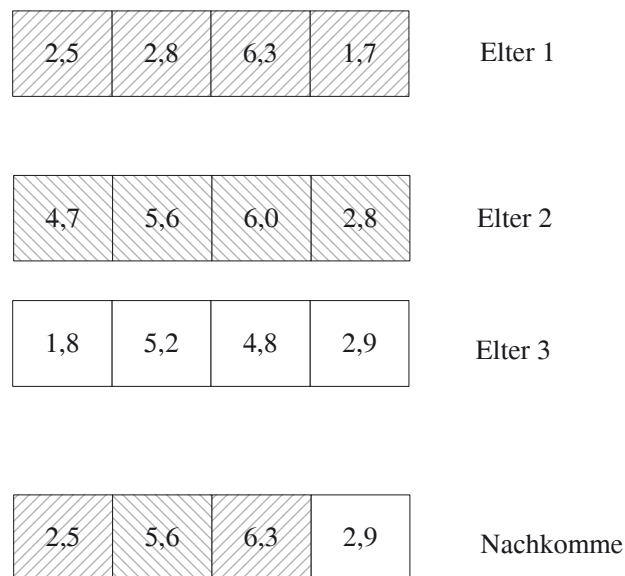


Abb. 9: Diskrete Multirekombination¹⁰⁵

Ist der Rekombinationsprozess abgeschlossen, werden in dem dritten und letzten Schritt der Reproduktion die rekombinierten Individuen dem Mutationsprozess unterworfen. Dieser Prozess gliedert sich wiederum in zwei Schritte und stellt den Suchoperator der Evolutionären Strategien dar. Zuerst wird die Mutationsschrittweite mutiert, und die so veränderte Mutationsschrittweite wird daran anschließend zur Mutation der Entscheidungsvariablen herangezogen.

Die Mutation der Mutationsschrittweite geschieht durch die Multiplikation mit einer logarithmisch normal verteilten Zufallszahl. Anschließend wird die Mutation der Entscheidungsvariablen durch die Addition einer normal verteilten Zufallszahl mit einem Erwartungswert von 0 und der zur Entscheidungsvariablen gehörenden Standardabweichung (Mutationsschrittweite) durchgeführt. Formal lässt sich dieser Vorgang wie folgt abbilden:¹⁰⁶

$$\sigma_k' = \sigma_k \cdot \exp(\sigma_1 \cdot N(0,1) + \sigma_2 \cdot N_k(0,1))$$

$$x_j' = x_j + \sigma_j' \cdot N_j(0,1)$$

¹⁰⁵ BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 83

¹⁰⁶ Die unterschiedlichen Indizes sind darin begründet, dass nicht für alle Variablen eine Mutationsschrittweite festgelegt werden muss, somit k zwischen 1 und n liegen kann, während $j = (1, \dots, n)$ gilt.

Während τ_1 und τ_2 exogene Konstanten sind, stellt $N(0, 1)$ eine einmalige Realisierung einer standardnormalverteilten Zufallszahl dar, wobei $N_j(0, 1)$ und $N_k(0, 1)$ jeweils für die einzelnen Variablen generierte Zufallszahlen bilden. Der Einfluss der logarithmisch normal verteilten Zufallszahl zur Mutation der Mutationsschrittweiten setzt sich aus zwei Elementen zusammen. Zum einen aus einem globalen Faktor $\exp(\tau_1 \cdot N(0,1))$, der alle Schrittweiten einheitlich verändert und zum anderen aus einer für jede Schrittweite individuell bestimmten Änderung, $\exp(\tau_2 \cdot N_k(0,1))$.¹⁰⁷

In der Praxis stellt dieser komplizierte Mutationsprozess einen bedeutenden Vorteil dar, da sich die Mutationsschrittweiten im Laufe der Zeit automatisch anpassen. Diese Eigenschaft wird auch als Selbstadaption der Strategieparameter bezeichnet und führt zu einer großen Flexibilität des Verfahrens, was sich insbesondere für multimodale Zielfunktionen als vorteilhaft erweist.

Der so erzeugte Nachkomme wird daraufhin bewertet und in der vorläufigen Zwischenpopulation gespeichert. Die Schritte der Auswahl, Rekombination und Mutation der Eltern und die Bewertung der erzeugten Nachkommen werden nun so oft wiederholt, bis die Zwischenpopulation λ Nachkommen enthält.

An den Reproduktionsprozess schließt sich der Selektionsprozess an, bei dem aus dieser Zwischenpopulation wieder die μ besten Lösungen ausgewählt werden, die dann die nächste Generation von möglichen Eltern darstellen. Dieser deterministische Selektionsprozess wird daher als (μ, λ) Selektion oder als 'Komma-Selektion' und die Evolutionsstrategie mit so einem Selektionsprozess entsprechend als (μ, λ) -ES bezeichnet. Bei dieser Selektionsform überleben nicht alle Individuen der Zwischenpopulation, nur die μ besten, was einer diskriminierenden Selektionsform entspricht. Darüber hinaus besitzen die Individuen jeder Population nur eine Lebensdauer von einer einzigen Generation, da die Eltern nicht in die Zwischenpopulation mit einfließen und somit im Selektionsprozess nicht berücksichtigt werden. Als Konsequenz daraus kann es im Laufe des Lösungsprozesses auftreten, dass die bislang beste gefundene Lösung nicht mehr in der letzten Population auftritt und deren Informationen im Laufe der Op-

¹⁰⁷ Für die Bemessung der Werte von τ_1 und τ_2 haben sich die Werte von 0,1 bis 0,2 als gut erwiesen. Siehe hierzu NISSEN, V. (1997), S. 159.

timierung verloren gegangen sind. Um diesen unerwünschten Effekt zu vermeiden, sollte unabhängig vom laufenden Lösungsprozess die beste bislang ermittelte Lösung separat gespeichert und in jeder Iteration gegebenenfalls aktualisiert werden. Am Ende des Lösungsprozesses stellt diese Lösung schließlich das Ergebnis dar.

Die Lebensdauer eines Individuums von nur einer Generation kann zudem auch durch die $(\mu+\lambda)$ -Selektion umgangen werden. Dabei werden die μ besten Individuen nicht nur aus der Menge der erzeugten Nachkommen ausgewählt, sondern aus der Vereinigungsmenge der Eltern und Nachkommen. Je nachdem wie gut dessen Fitness ist, kann ein Individuum beliebig lange überleben. Diese Selektionsstrategie birgt aber auf der anderen Seite ein gewisses Risiko, in lokalen Optima hängen zu bleiben und erschwert dadurch die Suche nach dem globalen Optimum.¹⁰⁸

Eine zweite Modifikation der klassischen Selektion ist die Wettkampfselektion. Aus der Menge der Kinder und der Eltern wird μ -mal stochastisch eine Menge von ε Individuen gezogen, wobei ε zwischen 1 und $\mu+\lambda$ liegt. Der beste aus dieser Teilmenge wird jeweils in die Folgepopulation übernommen.¹⁰⁹ Auch dieser Prozess wird so oft wiederholt, bis die Folgepopulation wieder μ Individuen umfasst.

Letztendlich kann über das Verhältnis der Menge der Eltern zu der Menge der erzeugten Individuen der Zwischenpopulation $\frac{\mu}{\mu+\lambda}$ direkt die Härte der Selektion gesteuert werden. Kleine Werte des Quotienten bedeuten hierbei eine harte Selektion und dabei aber auch die Gefahr, sich zu stark auf lokale Optima zu konzentrieren. Große Werte des Quotienten stellen eine weiche Selektion dar, mit der eine breitere Suche im Lösungsraum realisiert werden kann. Ziel ist es dabei, eine angemessene Balance zu finden zwischen Exploitation, der vertiefenden Suche in viel versprechenden Gebieten des Lösungsraumes und der Exploration, der breiten Suche im Lösungsraum, um so neue und bessere Gebiete des Lösungsraumes aufzuspüren.

Die Prozesse der Reproduktion und Selektion werden wiederholt, bis ein Abbruchkriterium erreicht ist. Dies kann durch die zur Verfügung stehenden Ressourcen vorgegeben sein, die

¹⁰⁸ Daher findet diese Selektionsform auch nur selten Einsatz.

¹⁰⁹ Es handelt sich hierbei immer um Ziehen mit Zurücklegen.

nur eine bestimmte Anzahl an Wiederholungen oder eine bestimmte Rechenzeit ermöglichen oder aber auch qualitativer Natur sein, wenn z. B. keine Änderung des Zielfunktionswertes für einen bestimmten Zeitraum eintritt oder der Unterschied zwischen dem besten und dem schlechtesten Individuum unter ein bestimmtes Niveau fällt.¹¹⁰

Der Ablauf einer einfachen Evolutionären Strategie lässt sich abschließend in die folgenden sieben Schritte aufteilen:¹¹¹

1. Festlegung der Parameter μ , λ , n_{σ} , σ_k , τ_1 , τ_2 , ϵ .
2. Stochastische Erzeugung der Startpopulation und Bewertung der einzelnen Individuen.
3. Stochastische Selektion der Eltern in Form von Ziehen mit Zurücklegen proportional zur relativen Fitness der Individuen (λ -mal).
4. Stochastische Partnerwahl in Form von Ziehen mit Zurücklegen.
5. Crossover und Mutation für jedes Individuum durchführen, den Nachkommen bewerten und in einer Zwischenpopulation speichern.
6. Schritte 4 und 5 werden λ mal wiederholt und im Anschluss daran aus der Zwischenpopulation die μ besten Individuen gezogen, die schließlich die Folgepopulation bilden.
7. Schritte 1 bis 6 wiederholen, bis das Abbruchkriterium erreicht ist.

3.1.2 Evolutionäre Strategien in der Tourenplanung

3.1.2.1 Mutation

Evolutionäre Strategien sind in ihrer ursprünglichen Form für Problemstellungen mit kontinuierlichen Variablen entwickelt worden. Die oben beschriebene Evolutionäre Strategie kann daher nicht unverändert auf ganzzahlige kombinatorische Optimierungsprobleme angewendet werden. Sowohl die Ganzzahligkeit als auch die Zuordnungs- und Reihenfolgeproblematik,¹¹²

¹¹⁰ Vgl. SCHWEFEL, H. (1995), S. 145ff.

¹¹¹ BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 80.

¹¹² Hierunter wird die Kernaufgabe - die genau einmalige Bedienung aller Kunden - zusammengefasst.

die bei dieser Problemform beachtet werden muss, erfordern einige Modifikationen, um auch diese Problemstellungen erfolgreich lösen zu können.

Grundsätzlich existieren zwei einfache Wege, der Ganzzahligkeitsbedingung Rechnung zu tragen. So kann der Mutationsoperator einerseits genau wie in der oben beschriebenen Form angewendet werden, sofern nach der Variation der Mutationsschrittweite diese gerundet wird und so die Entscheidungsvariablen nur um ganzzahlige Werte verändert werden.¹¹³ Andererseits kann die Rundung auch zu einem späteren Zeitpunkt durchgeführt werden, indem die mutierte Entscheidungsvariable gerundet wird.¹¹⁴ Eine andere Möglichkeit, die Ganzzahligkeit zu gewährleisten, ist, auf anders verteilte Zufallszahlen zurückzugreifen. Eine geeignete Wahl hierzu wären binomial verteilte Zufallszahlen.¹¹⁵ Wird die Kernaufgabe der Mutation nur abstrakt als stochastische Variation einer Lösung verstanden, so kann man sich von den vorgestellten Umsetzungen auch völlig lösen. Die Stochastik einer Veränderung kann hierbei dann beliebig mit in den Ablauf einer Evolutionären Strategie eingebaut werden.¹¹⁶

3.1.2.2 Rekombination

In den meisten Anwendungen stellt die Mutation den wesentlichen genetischen Suchoperator dar, und die Rekombination spielt eine untergeordnete Rolle oder wird sogar gänzlich vernachlässigt. Jüngere Anwendungen haben aber gezeigt, dass es durchaus von Vorteil sein kann, die Rekombination in dem Verfahren mit zu integrieren und ihr mehr Gewicht zu geben.¹¹⁷ Die einfache Rekombination in Form einer stochastischen Auswahl einer der beiden Ausprägungen der jeweiligen Entscheidungsvariablen ist dabei keine besonders leistungsfähige Form der Rekombination. Aufgrund der uncodierten Darstellung der Lösungen bei den Evolutionären Strategien und den besonderen Anforderungen von Tourenplanungsproblemen sind besondere Rekombinationsoperatoren entwickelt worden. Je nachdem wie viele Eltern in

¹¹³ Dies setzt allerdings eine ganzzahlige Repräsentation der Ausgangslösung voraus.

¹¹⁴ Vgl. NISSEN, V. (1997), S. 176.

¹¹⁵ Vgl. SCHWEFEL, H. (1995), S. 108.

¹¹⁶ Als Beispiel hierfür kann man sich die Situation vorstellen, dass einer Evolutionären Strategie mehrere lokale Suchverfahren für die Erzeugung neuer Nachkommen zur Verfügung stehen und bei jedem Nachkommen jeweils eines der Verfahren ausgewählt werden muss. Geschieht dieser Auswahlprozess stochastisch, ist die übergeordnete Aufgabe einer stochastischen Variation gegeben, da alle Verfahren unterschiedliche Nachkommen generieren. Siehe hierzu die Ausführungen in Kapitel 4.2.1.

¹¹⁷ Beispiele hierfür sind bei NISSEN, V. (1997), S. 169-172 aufgeführt.

den Rekombinationsprozess integriert werden, unterscheidet man bei diesen so genannten Sequenzoperatoren 1-Elter und M-Elter-Operatoren. Das Uniform-Order-Based-Crossover und die Edge Rekombination werden im Folgenden kurz als Beispiele für die M-Elter-Operatoren vorgestellt.¹¹⁸

Zu Beginn des Uniform-Order-Based-Crossover werden jeweils zwei Eltern in Form von Permutationen¹¹⁹ ausgewählt und eine Bitmaske, der Bitstring, erzeugt, der so viele Bits enthält wie die Permutation Werte. Für jedes Bit wird daraufhin stochastisch gleich verteilt die Ausprägung 0 oder 1 der einzelnen Bits bestimmt. Nachdem so der Bitstring generiert wurde, werden die Werte der Permutationen entsprechend des Wertes der Bitmaske in die Nachkommen übertragen. Hierbei wird der Wert der ersten Permutation in den ersten Nachkommen kopiert, wenn der entsprechende Wert der Bitmaske an der Stelle eine 0 aufweist. Der Wert der zweiten Permutation wird in den zweiten Nachkommen kopiert, wenn die Bitmaske an der entsprechenden Stelle eine 1 aufweist. Die beiden so erzeugten, unvollständigen Nachkommen werden wie folgt aufgefüllt. Die Werte des ersten Elters, an deren Positionen der Bitstring eine 0 aufweist, werden extrahiert und in die Reihenfolge gebracht, wie diese in dem String des zweiten Elters vorkommen. Entsprechend dieser Reihenfolge werden die offenen Positionen des ersten Nachkommens aufgefüllt. Für den zweiten Nachkommen geht man analog vor, indem die Werte des zweiten Elters extrahiert werden, an deren Stelle eine 1 im Bitstring steht und in die Reihenfolge, wie sie der erste Elter aufweist, gebracht werden. Beide Nachkommen werden so von links beginnend aufgefüllt. In Abb. 10 wird das Vorgehen noch einmal graphisch dargestellt.

¹¹⁸ Vgl. BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 72-75.

¹¹⁹ Diese Lösungsrepräsentation bietet sich für Tourenplanungsprobleme an und wird daher an dieser Stelle aufgegriffen.

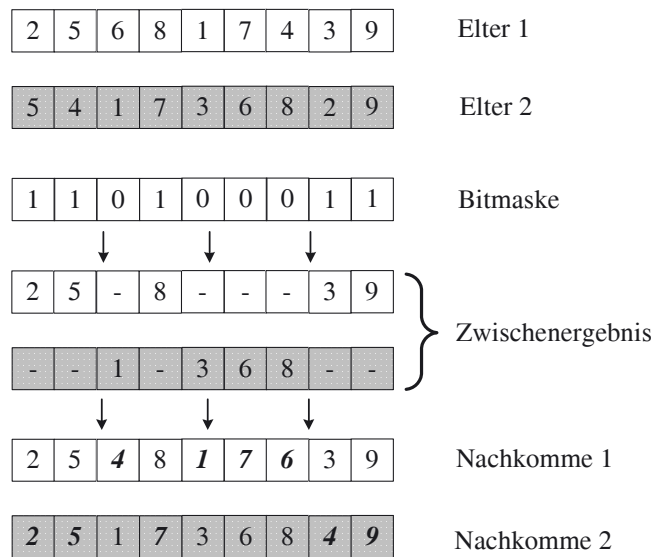


Abb. 10: Uniform-Order-Based-Crossover¹²⁰

Die Edge Rekombination baut auf den Nachbarschaftsbeziehungen, die zwischen den einzelnen Permutationselementen bestehen, auf. Stellt man sich die Permutation als Graph vor, sind die unmittelbaren Vorgänger und Nachfolger durch Kanten miteinander verbunden und beschreiben damit die Nachbarschaft.

Zu Beginn der Edge Rekombination muss daher ein so genannter 'Edge Table' aufgestellt werden, der für alle Werte alle unmittelbaren Nachbarn aufzeigt und dokumentiert. Beinhaltet eine Permutation beispielsweise sieben Elemente mit den Werten (8, 6, 5, 7, 3, 4, 2), hat diese entsprechend sieben Kanten, nämlich (8, 6), (6, 5), (5, 7), (7, 3), (3, 4), (4, 2) und (2, 8). Dieselbe Aufstellung wird für das zweite Elter bestimmt. Für den Fall, dass in beiden Permutationen identische Kanten vorliegen, werden diese Kanten im Edge Table mit einem Minus versehen. In dem 'Edge Table' können nun, sortiert nach den einzelnen Elementen, für alle Elemente alle deren unmittelbare Nachbarn abgelesen werden.

¹²⁰ BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 73.

7	5	4	6	2	3	1	Elter 1
2	4	5	1	3	6	7	Elter 2

Edge Table:

Wert	Nachbarwerte
1	-3, 5, 7
2	7, 4, 3, 6
3	-1, 2, 6
4	2, -5, 6
5	1, -4, 7
6	2, 4, 3, 7
7	2, 6, 1, 5

7	1	3	6	2	4	5	Nachkomme
---	---	---	---	---	---	---	-----------

Abb. 11: Edge Rekombination¹²¹

Mit Hilfe dieses Edge Table kann nun aus zwei Eltern wie folgt ein Nachkomme erzeugt werden: Für die erste Position der Permutation wird dabei zufällig irgendein Wert aus dem Edge Table gewählt und anschließend vollständig aus dem Table entfernt. Die Werte der Nachbarschaft dieses Wertes stellen nun die möglichen Werte für die nächste Position in der Permutation dar. Aus der Nachbarschaft werden diejenigen Werte bevorzugt, die in beiden Eltern vorgekommen und daher mit einem Minus versehen sind. Liegt keine solche Kante in der unmittelbaren Nachbarschaft des aktuellen Wertes, wird der Wert mit der kleinsten Nachbarschaft gewählt. Haben mehrere Werte dieselbe kleine Nachbarschaft, wird einer der Werte sto-

¹²¹ BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004), S. 74.

chastisch ausgewählt. Ebenso stochastisch wird ein neuer Wert ausgewählt, wenn der vorherige Wert keine Nachbarschaft hatte, der Nachkomme aber noch nicht vollständig ist. Dieser Prozess wird solange wiederholt, bis der Nachkomme komplett ist.

Die 1-Elter-Operatoren basieren im Vergleich zu den vorgestellten M-Elter-Operatoren auf deutlich einfacheren Prinzipien. So werden beispielsweise aus einer Permutation stochastisch zwei oder mehr Elemente ausgewählt und deren Positionen innerhalb der Permutation ausgetauscht. In Abb. 12 sind einige Beispiele für 1-Elter-Operatoren veranschaulicht.

Der Scramble Sublist Operator wählt auf der anderen Seite zufällig einen Ausschnitt aus einer Permutation aus, indem stochastisch zwei Werte der Permutation bestimmt werden und jeweils den Anfang und das Ende des Ausschnittes festlegen. Der neue Nachkomme kann nun dadurch generiert werden, dass die Reihenfolge der Werte innerhalb des Ausschnittes zufällig verändert oder exakt invertiert wird¹²². Der Ausschnitt kann aber auf der anderen Seite auch als Ganzes, ohne Veränderung der inneren Reihenfolge in der Permutation verschoben werden.

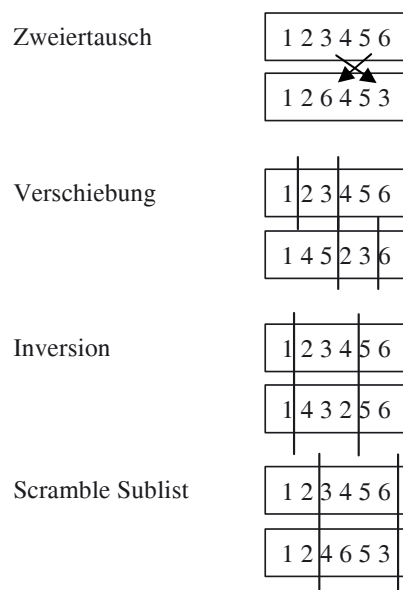


Abb. 12: 1-Elter-Operatoren¹²³

Die 1-Elter-Operatoren können - wie gezeigt - Veränderungen und somit eventuell auch Ver-

¹²² Dies entspricht einem Inversionsoperator.

¹²³ PROPACH, J. (2002a), S. 126.

besserungen nur in Form einer Modifikation der Reihenfolge der einzelnen Tour erreichen. Verbesserungen durch den Austausch von Kunden zwischen einzelnen Touren, wie sie bei den M-Eltern-Operatoren zuzüglich zu Verbesserungen bedingt durch veränderte Reihenfolgen möglich sind, sind bei diesen Verfahren ausgeschlossen.¹²⁴

Abschließend bleibt noch zu erwähnen, dass die ursprüngliche Konzeption der Evolutionären Strategien für Optimierungsprobleme mit kontinuierlichen Variablen weitestgehend beibehalten wurde und die Mehrzahl der Anwendungen sich auf derartige Problemstellungen bezieht.¹²⁵ Obwohl sie nicht die Mehrheit darstellen, existieren aber auch einige Anwendungen der Evolutionären Strategien für ganzzahlige kombinatorische Optimierungsprobleme wie dem Flowshop-Scheduling Problem,¹²⁶ dem quadratischen Zuordnungsproblem¹²⁷ oder dem zeitrestriktiven Tourenplanungsproblem.¹²⁸ Die Menge der Anwendungen auf kombinatorische Optimierungsprobleme soll durch die Bearbeitung eines dynamischen und zeitrestriktiven Tourenplanungsproblems in dieser Arbeit ergänzt werden und das Verhalten der Evolutionären Strategien auch für dieses spezielle Problem erläutert werden.¹²⁹

3.2 Ameisenalgorithmus

3.2.1 Allgemeine Darstellung

Der Ameisenalgorithmus ist die jüngste der vorgestellten Metaheuristiken und wurde erstmals 1991 von DORIGO ET AL. als ein Multi-Agenten-Ansatz zur Lösung komplexer diskreter kombinatorischer Problemstellungen vorgestellt.¹³⁰ Aufgrund der großen Zahl erfolgreicher Anwendungen zählt dieses Verfahren zu den erfolgreichsten Formen intelligenter Schwarm-

¹²⁴ Diesem Nachteil steht aber auf der anderen Seite ein bedeutend geringerer Implementierungsaufwand gegenüber, was unter Umständen von Bedeutung sein kann.

¹²⁵ Siehe hierzu BÄCK, A. ET AL. (1999), S. 383-397, MARONGIU, A. (1998), BEHR, S.; HOMBERGER, J. (1996), S. 27-29, SCHWEFEL, H. (1995), SCHWEFEL, H. (1981), RECHENBERG, I. (1973).

¹²⁶ Vgl. ABLAY, P. (1987), S. 104-115.

¹²⁷ Vgl. NISSEN, V. (1997), S. 176-179.

¹²⁸ Vgl. HOMBERGER, J. (2000).

¹²⁹ Siehe hierzu Kapitel 4.2.

¹³⁰ Vgl. DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLONI, A. (1991), zu den weiteren Ausführungen siehe auch BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE, M., (2004).

systeme.¹³¹ Als populationsbasierter Ansatz eignet sich das Verfahren für parallele Anwendungen.

Analog zu den anderen Verfahren stellt auch hier das natürliche Vorbild - das Verhalten von Ameisen und ihren Fähigkeiten - die Grundlage für die Entwicklung des Algorithmus dar. Die einzelne Ameise besitzt dabei nicht sonderlich viele oder komplexe Fähigkeiten, mit denen sie umfangreiche Aufgaben lösen könnte. Die Eigenschaft der Ameisen, ihr Handeln den Zielen unterzuordnen, die in erster Linie dem Wohl der ganzen Ameisenkolonie dienen und weniger ihrem eigenen, befähigt sie, auch komplexe Aufgaben wie den Aufbau einer funktionsfähigen Kolonie zu lösen.

Die Suche nach Futter zählt zu den wichtigsten Aufgaben natürlicher Ameisen, um das Überleben der Kolonie sicherzustellen. Um die Futterstellen zu finden, suchen sie ihre Nachbarschaft ab, bis eine oder mehrere Futterstellen gefunden sind. Auf den Wegen, die die Ameisen auf der Suche nach den Futterstellen und wieder zurück zum Nest zurücklegen, hinterlassen sie eine Duftspur in Form von Pheromonen. Diese Duftspur kann von der Ameise selbst, aber auch von nachfolgenden Ameisen erkannt und bewertet werden. Es findet demnach eine indirekte Form der Kommunikation zwischen den Ameisen statt, die auch 'Stigmergy' genannt wird.¹³²

Experimente mit natürlichen Ameisen haben eine interessante Eigenschaft der Wege ergeben, die die Ameisen zur Futterstelle und zurück zum Nest entdecken und nutzen: Es ist immer die kürzeste mögliche Verbindung zwischen diesen beiden Punkten im Rahmen einer vorgegebenen Umgebung (hier die natürliche Beschaffenheit der Umgebung). Abb. 13 zeigt einen Testaufbau, in dem in der Nachbarschaft einer Ameisenkolonie nur eine Futterstelle vorhanden ist und diese auf zwei unterschiedlichen Wegen zu erreichen ist. Einer der beiden Wege ist dabei länger als der andere. Kommt eine Ameise auf ihrer Suche an eine Kreuzung, muss sie sich entscheiden, welchen Weg sie einschlägt. Als Entscheidungsgrundlage dient hierfür die Intensität der Pheromonspur, die möglicherweise von vorangegangenen Ameisen hinterlassen worden ist. Je mehr Ameisen denselben Weg eingeschlagen haben, desto stärker ist auch die Pheromonspur auf diesem Weg und umso größer ist auch die Wahrscheinlichkeit, dass die neue

¹³¹ Insbesondere im Zusammenhang mit Problemen verteilter Anwendungen.

¹³² Vgl. DORIGO, M.; BONABEAUB, E.; THERAULAZ, G. (2000).

Ameise auch diesen Weg einschlägt. Am Anfang der Suche gibt es jedoch noch keine vorangegangenen Ameisen und somit auch keine interpretierbare Pheromonspur. In dieser Situation ist die Wahrscheinlichkeit für alle Wege an der Kreuzung gleich groß und es wird zufällig einer ausgewählt. Auf ihrer Suche hinterlassen sie an jedem Teilstück eine konstante Menge an Pheromonen. Die Ameisen, die den kürzeren Weg zur Futterstelle ausgewählt haben, können nun auf ihrem Rückweg zum Nest auf eine Pheromonspur zurückgreifen, die sie selber auf ihren Hinweg hinterlassen haben. Wenn die langsameren Ameisen die Futterstelle erreicht haben und zum Nest zurückgehen, hat sich die Pheromonspur auf dem kürzeren Weg schon verstärkt, da die ersten Ameisen auf ihrem Rückweg aufgrund der hinterlassenen Pheromone ihren eigenen Rückweg bevorzugt haben. Daher liegen auf dem kürzeren Weg schon zwei Lagen an Pheromonen und entsprechend größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass auch die Ameisen des langsameren Weges auf ihrem Rückweg den kürzeren wählen. Nachfolgende Ameisen werden diesen Weg nun mit einer noch größeren Wahrscheinlichkeit auswählen, sodass nach einiger Zeit alle Ameisen den kürzeren Weg benutzen.

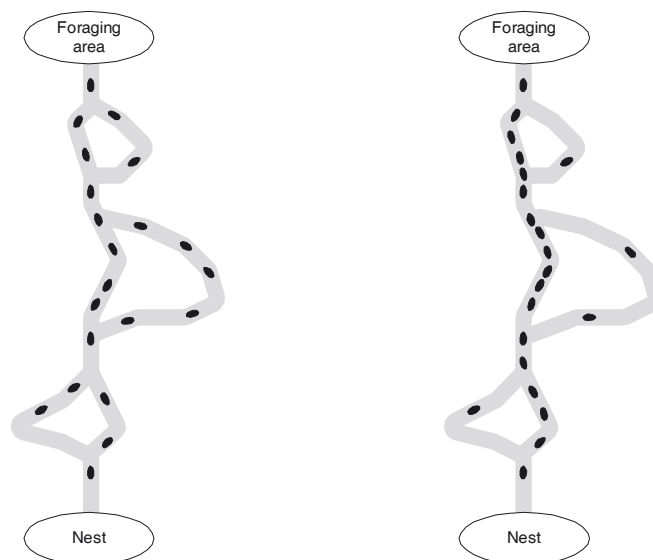


Abb. 13: Futtersuchverhalten natürlicher Ameisen¹³³

Die Ameisen haben mit einfachsten Mitteln die Lösung für den kürzesten Weg zwischen zwei Punkten gefunden. Da es aus Sicht der Optimierung komplexer Problemstellungen einen ide-

¹³³ Vgl. DORIGO, M.; CARO, G.D.; GAMBARDILLA, L.M. (1999), S. 4.

altypischen Zustand darstellt, sie mit einfachen Mitteln zu lösen und viele Optimierungsprobleme eine Suche nach dem kürzesten Weg innerhalb einer Menge von möglichen Wegen darstellen, hat man sich dieses Vorbildes angenommen und versucht mit künstlichen Ameisen das Verhalten von natürlichen Ameisen zu imitieren.

Die künstlichen Ameisen müssen dabei einen Weg durch eine definierte Nachbarschaft hin zu einer Futterstelle suchen, indem sie in jeder Iteration einen Schritt aus ihrer unmittelbaren Nachbarschaft durchführen können. Um den Ameisen auch zu Beginn eine Entscheidungsgrundlage für die Wahl des Weges zu geben, liegt am Anfang auf allen Kanten eine identische Menge an Pheromonen.¹³⁴

Die Entscheidungen der Ameise, welcher Knoten aus der unmittelbaren Nachbarschaft das nächste Ziel sein soll, wird auch hier proportional zu der Menge an bisher platzierten Pheromonen getroffen. Formal sieht die Entscheidungsregel wie folgt aus.

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}}{\sum_{j \in N_i} \tau_{ij}} & \text{if } j \in N_i \\ 0 & \text{if } j \notin N_i \end{cases}$$

mit

P_{ij}^k = Wahrscheinlichkeit, dass die (k+1)-te Ameise von i nach j geht

τ_{ij} = Pheromonvariable, die die aktuelle Menge an Duftstoffen auf dem Weg von i nach j angibt.

N_i = Nachbarschaft von i (durch einen Schritt erreichbare Punkte der Umgebung)¹³⁵

Hierzu werden an jedem Knoten die Werte für τ_{ij} lokal gespeichert, die nur den Ameisen zugänglich sind, die sich an diesem Punkt befinden und so die Form der indirekten Kommunikation über lokale Informationen nachgeahmt. Diese lokalen Informationsvariablen speichern

¹³⁴ Die gesamte Nachbarschaft lässt sich als Graph abbilden. Die Verbindung zweier Punkte, die jeweils in einer Iteration erreichbar sind, wird dabei als Kante bezeichnet und die Punkte als Knoten. Für weitere Ausführungen zur Graphentheorie bezogen auf Tourenplanungsprobleme siehe DOMSCHKE, W.; DREXL, A. (1997), S. 1-6.

¹³⁵ Vgl. CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S. 13.

nicht nur Informationen über die Duftmenge, sondern auch weitere problemspezifische lokale Informationen und werden daher auch als Artificial Pheromone Trail bezeichnet.¹³⁶ In diesen Variablen wird das bisherige Suchverhalten aller Ameisen gespeichert und steht somit den folgenden Ameisen zur Verfügung. Erreicht eine Ameise einen Knoten, wird die lokale Information τ_{ij} ausgelesen und auf deren Basis der nächste Schritt bestimmt. Ist die Ameise am nächsten Knoten angekommen, wird die Pheromonmenge der zurückgelegten Kante um eine konstante Menge erhöht, der Wert für τ_{ij} aktualisiert und wieder lokal an dieser Stelle gespeichert. Dieser Prozess wird nun so lange wiederholt, bis die Ameise die Futterstelle gefunden hat und wieder zum Nest zurückgekehrt ist. Nach einiger Zeit kristallisiert sich auch hier der kürzeste Weg heraus, da auf diesem die Pheromonmenge am schnellsten steigt. Da die Menge der Pheromone hier nur wachsen kann, bedeutet dies aber auch die Gefahr, dass das Verfahren zu schnell zu einer suboptimalen Lösung konvergiert und den Lösungsraum nicht mehr angemessen durchsucht. Die Natur hat dieses Problem dadurch gelöst, indem die Pheromonspur im Laufe der Zeit durch Verdunstung schwächer wird und somit Informationen ‚vergesen‘ werden. Die Verdunstung führt so zu einer explorativeren Suche im Lösungsraum. Für die künstlichen Ameisen wird die Verdunstung über die Verdunstungsfunktion integriert, indem der Wert aller Pheromonvariablen τ_{ij} in jeder Iteration um eine vorgegebene Menge reduziert wird. Eine Konvergenz kann hierdurch zwar nicht verhindert werden, aber verzögert und ermöglicht so für eine längere Phase eine explorative Suche im Lösungsraum.

Auch künstliche Ameisen sind so in der Lage, kürzeste Wege zwischen zwei Punkten und wieder zurück in einer vorgegebenen Umgebung zu finden. Abb. 14 veranschaulicht dies noch einmal.

¹³⁶ Über die Informationsvariablen können der Ameise beliebige Informationen zur Verfügung gestellt werden, um ihre Suche entsprechend zu steuern.

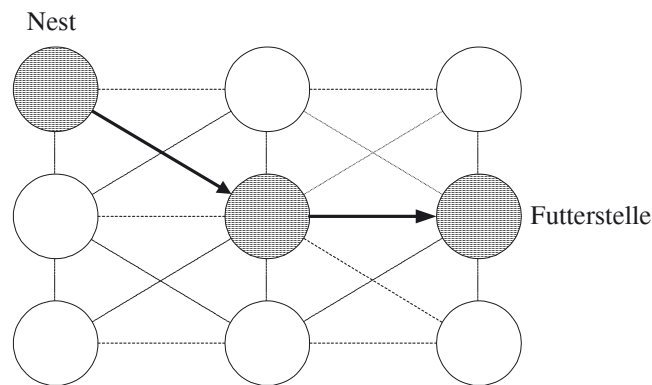


Abb. 14: Futtersuche künstlicher Ameisen¹³⁷

Die Abbildung lokaler Informationen in Form von Pheromonspuren in Kombination mit der Verdunstungsfunktion stellt den Kern des einfachen Ameisenalgorithmus (Simple Ant Colony Optimization) dar. Die ersten Versuche, mit diesem Algorithmus komplexe Optimierungsprobleme zu lösen, wurden allerdings nur mit mäßigem Erfolg durchgeführt.¹³⁸ Nimmt der Graph, der dem Problem zugrunde liegt, komplexere Formen an, fällt es dem Verfahren zunehmend schwerer, stabile Lösungen zu erzeugen. Die Einstellungen bezüglich der Parameter des Modells nehmen in diesem Fall eine kritische Rolle ein.¹³⁹ Aufgrund der erwähnten Schwächen des Simple Ant Colony Optimization Algorithmus wurde dieser in Form der Ant-Colony-Optimization Metaheuristik weiterentwickelt und wird im Folgenden vorgestellt.

3.2.2 Ant Colony Optimization Metaheuristik

Die bisher dargestellten Eigenschaften der Ameisen des Simple Ant Colony Optimization Algorithmus besitzen alle ein entsprechendes Pendant im natürlichen Vorbild. Um die Leistungsfähigkeit auch bei komplexeren Problemstellungen zu steigern und auch dort gute oder sehr gute Ergebnisse zu erhalten, sind Erweiterungen und Modifikationen des Kernalgorithmus notwendig, die kein entsprechendes Pendant im natürlichen Vorbild besitzen. Die grundlegende Logik des Verfahrens wird dabei aber nicht verändert, sodass es sich nach wie vor um

¹³⁷ Vgl. CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S. 13ff.

¹³⁸ Vgl. CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S. 13.

¹³⁹ Vgl. CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S. 14ff.

ein Verfahren aus der Klasse der Ameisenalgorithmen handelt.¹⁴⁰ Alle im Folgenden dargestellten Modifikationen werden unter dem Begriff der Ant Colony Optimization Metaheuristik (ACO-Metaheuristik) zusammengefasst.

Natürliche Ameisen besitzen eine völlige Bewegungsfreiheit auf ihrer Suche nach Futter, künstliche Ameisen bewegen sich auf der anderen Seite auf Graphen, auf denen das zu lösende Problem abgebildet wird, und besitzen daher keine uneingeschränkte Bewegungsfreiheit. Die künstlichen Ameisen bewegen sich diskret, in einzelnen Schritten von einem Zustand zum nächsten.

Neben dem Gedächtnis in Form der Pheromonspur, das jeder Ameise gleichermaßen zur Verfügung steht, kann künstlichen Ameisen jeweils noch ein individuelles Gedächtnis zur Seite gestellt werden, in dem die vergangenen Schritte der jeweiligen Ameise gespeichert werden.

Natürliche Ameisen hinterlassen auf all ihren Wegen immer dieselbe Menge an Pheromonen, unabhängig davon, ob der gewählte Teileschritt besonders gut im Sinne der Zielsetzung ist oder nicht. Diese Gleichbehandlung kann bei künstlichen Ameisen anders gestaltet werden, sodass die Menge der hinterlassenen Pheromonspur von der Qualität der erzeugten Lösung abhängt. Je besser eine Lösung ist, desto größer ist die Menge der zusätzlichen Pheromone.

Da die Bewertung der absoluten Güte eines Teileschrittes nur rückblickend, wenn eine vollständige Lösung erzeugt wurde, möglich ist, kann die Entscheidung über die Menge der neuen Pheromonmenge und die entsprechende Aktualisierung der Pheromonspur bei künstlichen Ameisen auch im Nachhinein erfolgen.¹⁴¹ Natürliche Ameisen können diesen Zeitpunkt nicht frei wählen. Die Pheromonspur spiegelt direkt das Suchverhalten der Ameisen wider.

Der wesentlichste Unterschied künstlicher Ameisen gegenüber natürlichen Ameisen ist die Möglichkeit der Erweiterung der Fähigkeiten der Ameisen. Insbesondere Kombinationen mit weiteren Optimierungsverfahren, wie lokale Optimierungsverfahren, führen zu einer bedeutenden Steigerung der Effizienz des Verfahrens. Darüber hinaus können die Informationen der individuellen Gedächtnisse der einzelnen Ameise global ausgewertet werden. Dadurch kann

¹⁴⁰ Neben diesen gibt es noch eine Vielzahl weiterer Modifikationen, die sich durch die Anforderungen der unterschiedlichen Problemstellungen ergeben haben, aber nicht eine eigene Klasse innerhalb der Ameisenalgorithmen begründen.

¹⁴¹ Grundsätzlich kann dieser Zeitpunkt auch frei gewählt werden und muss nicht am Ende liegen.

z. B. eine vorausschauende Planung ermöglicht werden, die auf mehr Informationen als die über die unmittelbaren Nachbarn zurückgreift und so die Suche besser gesteuert werden.¹⁴²

In der ACO-Metaheuristik sind die oben vorgestellten Erweiterungen enthalten, wodurch sie in der Lage ist, auch komplexere Problemstellungen zu lösen. In den anschließenden Ausführungen werden die Annahmen und die konkrete Umsetzung der Erweiterungen näher vorgestellt.

Das Verfahren der ACO-Metaheuristik löst Probleme, indem eine Menge von künstlichen Ameisen schrittweise neue Lösungen konstruiert. Die Konstruktion von Lösungen geschieht dadurch, dass sie sich durch einen diskreten Lösungsraum bewegen.

Die betrachtete Problemstellung muss dabei folgende Eigenschaften erfüllen.

- Endliche Anzahl N_c von Elementen $C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_{N_c}\}$.
- Endliche Anzahl an Verbindungen zwischen den Elementen.
- Jeder Verbindung werden zu Bewertungszwecken entsprechende Kosten zugeordnet.
- Eine Lösung muss alle definierten Nebenbedingungen erfüllen und durch einen Gesamtkostenbetrag beschrieben werden.¹⁴³

Obwohl jede Ameise eine zulässige Lösung erzeugen kann, werden sehr gute Lösungen nur durch die globale Kooperation aller Ameisen erreicht.¹⁴⁴ Trotz der globalen Kooperation stehen die einzelnen Ameisen aber dennoch in Konkurrenz zueinander und versuchen jede für sich den kürzesten Weg durch die Nachbarschaft hin zum Ziel und zurückzufinden.

Um einen Weg durch die Nachbarschaft hin zu einer Futterstelle und zurück zum Nest zu finden, wird in einem ersten Schritt die Nachbarschaftsstruktur definiert. Sie muss für jeden Punkt eindeutig die Menge der Punkte festlegen, die in einer Iteration (einem Schritt) von diesem aus zu erreichen sind. Je nachdem, welches Problem bearbeitet wird, gestaltet sich die Nachbarschaft unterschiedlich. Da der Ameisenalgorithmus ein populationsbasiertes Verfah-

¹⁴² Vgl. DORIGO, M.; CARO, G.D., GAMBARDILLA, L.M. (1999), S. 6ff.

¹⁴³ Vgl. CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S. 14.

¹⁴⁴ Sieht man von dem sehr unwahrscheinlichen Extremfall ab, dass die erste Ameise sofort die Optimallösung findet.

ren darstellt, suchen mehrere Ameisen gleichzeitig nach Lösungen, indem sie in jedem Schritt die unmittelbare Nachbarschaft untersuchen und einen Nachbarn auswählen. Der Rechenaufwand hängt dabei direkt von der Größe der Nachbarschaft - der Zahl der Nachbarn - ab, die wiederum durch die Nachbarschaftsstruktur festgelegt wird. Es existiert in diesem Zusammenhang für die ACO-Metaheuristik eine kritische Problemgröße, ab der der Rechenaufwand und das Ergebnis nicht mehr in einem akzeptablen Verhältnis stehen und der Einsatz des Verfahrens nicht mehr sinnvoll ist. Der Rechenaufwand muss daher bei der Wahl der Nachbarschaft explizit berücksichtigt werden.¹⁴⁵

Jede Ameise bewegt sich schrittweise im diskreten Lösungsraum von einem Punkt zum nächsten. Als Grundlage für die Entscheidung, welcher der unmittelbaren Nachbarpunkte als nächster angesteuert wird, dient eine stochastische Entscheidungsregel. In dieser Entscheidungsregel werden drei Arten von Informationen zusammengefasst, erstens das individuelle Gedächtnis der einzelnen Ameise, zweitens lokale Informationen in Form der Pheromonspur und drittens problemspezifische Informationen. Die problemspezifischen Informationen werden dazu vorab bei der Konstruktion der Nachbarschaft vor dem Hintergrund der betrachteten Problemstellung hinterlegt. Abgesehen von dem individuellen Gedächtnis sind die letzten Informationen frei zugänglich und lokal von jeder Ameise auszulesen.

In dem individuellen Gedächtnis werden nur Informationen aus dem bisherigen Suchprozess der jeweiligen Ameise gespeichert. Diese Informationen kann die Ameise dazu nutzen, um die bisherigen Schritte im Lösungsraum anhand der zugeordneten Kosten zu bewerten und so die Güte ihrer bisherigen Suche bestimmen. Diese Bewertung kann dabei für die gesamte bisherige Suche erfolgen, oder aber auch nur für einzelne Teileschritte innerhalb der bisherigen Lösung. Der wichtigste Zweck dieses Gedächtnisses liegt allerdings darin, die Erzeugung von unzulässigen Lösungen zu vermeiden. Insbesondere für kombinatorische Probleme, wie z. B. Rundreiseprobleme, bei denen die Nebenbedingung, jede Stadt genau einmal anzusteuern, erfüllt sein muss, ist es notwendig zu wissen, welche Städte schon besucht worden sind.

¹⁴⁵ Zudem kann durch Überlegungen im Vorfeld die Größe der jeweiligen Nachbarschaft eingegrenzt und so der Rechenaufwand verringert werden.

Durch das individuelle Gedächtnis werden somit keine unzulässigen Lösungen erzeugt und damit auch kein Rechenaufwand für unzulässige Lösungen verschwendet.¹⁴⁶

Die beiden frei zugänglichen Informationen spielen aber eine ebenso bedeutende Rolle in der Suche nach optimalen Lösungen. Neben problemspezifischen Informationen - z. B. in Form von Nebenbedingungen, die es zu berücksichtigen gilt - zählt zu diesen Informationen vor allen Dingen die Pheromonspur als wesentliches Steuerungselement der Suche der Ameisen. Die von den Ameisen auf ihrem Weg durch den Lösungsraum hinterlassene Pheromonspur stellt eine Art globales Gedächtnis der Ameisenkolonie dar, da sie in Kooperation mit allen Ameisen zusammen erstellt und von diesen auch gemeinsam genutzt wird.

Die Menge an Pheromonen, die jede Ameise beim Durchführen eines Schrittes durch die Nachbarschaft auf dem entsprechenden Teilstück hinterlässt, wird proportional zur Güte der erzeugten Lösung bestimmt. Je größer die Verbesserung hinsichtlich des definierten Zielkriteriums, desto mehr Pheromone werden der alten Spur hinzugefügt. Da die Güte der Lösung einerseits laufend über die bisher zurückgelegte Suche erfolgen kann oder aber auch rückblickend, nachdem eine vollständige Lösung erzeugt wurde, kann die Aktualisierung der Pheromonspur auch auf unterschiedlichen Wegen erfolgen. Entweder kann ein Offline, ein Online Delayed oder ein Online Step by Step Update durchgeführt werden. Im letzteren Fall wird die Pheromonspur nach jedem Schritt aktualisiert, während beim Online Delayed Update die gesamte Lösung bewertet und rückwirkend die entsprechende Menge an Pheromonen auf den Teilstücken hinterlegt wird. Nachdem eine Ameise eine Lösung erzeugt hat, kann diese anschließend mit einem weiteren Verfahren, z. B. einem lokalen Verbesserungsverfahren, nachbearbeitet werden. Tritt dadurch eine weitere Verbesserung ein, kann die Pheromonspur noch einmal zusätzlich Offline aktualisiert werden.

Die Kombination mit anderen Optimierungsverfahren stellt eine weitere globale Informationsquelle für das Verfahren dar. Die Berücksichtigung und Steuerung von globalen Informationen werden in den so genannten Daemon Actions zusammengefasst.

¹⁴⁶ Zudem ist davon auszugehen, dass ohne eine solche Gedächtnisfunktion aufgrund der dann erzeugten Menge an unzulässigen Lösungen eine Konvergenz des Verfahrens in Richtung einer guten bzw. sehr guten Lösung nicht entstehen wird.

In den Ant Decision Tables werden sowohl die problemspezifische Informationen als auch die Informationen über die Stärke der Pheromonspur zu den Nachbarpunkten lokal gespeichert. Aus diesen Tabellen werden dann die relativen Wahrscheinlichkeiten für die einzelnen Wege zu den Nachbarpunkten ausgelesen.

Die ACO-Metaheuristik kombiniert eine explorative mit einer exploitativen Suche. Über die Pheromonspur wird die Suche der Ameisen in Gebiete gelenkt, die von vorherigen Ameisen schon besucht worden sind und führt zu einer genaueren Durchsuchung dieser Regionen. Durch sie wird eine Exploitation des entsprechenden Lösungsraumes forciert. Auf der anderen Seite unterstützt die stochastische Komponente bei der Auswahl des nächsten Schrittes und die teilweise Verdunstung der Pheromonspur in jeder Iteration eine Exploration des Lösungsraumes. Dadurch wird eine vorzeitige Konvergenz des Verfahrens in Richtung eines lokalen Optimums verhindert. Eine Steuerung des Verhältnisses von Exploration und Exploitation kann über die Auslegung der Komponenten der stochastischen Auswahl und der Intensität der Pheromonspur bzw. deren Aktualisierung erreicht werden.

Um eine erfolgreiche Suche des Ameisenalgorithmus zu gewährleisten, müssen die einzelnen Prozesse der ACO-Metaheuristik, die Suche der Ameisen, die Aktualisierung der Pheromone und die Daemon Actions aufeinander abgestimmt und gesteuert werden. Über die Schedule Activities kann diese Steuerungs- und Koordinationsaufgabe erfüllt werden.¹⁴⁷

In Abb. 15: wird der Ablauf der ACO-Metaheuristik noch einmal in Pseudocode zusammenfassend dargestellt.

¹⁴⁷ Neben einer chronologischen Reihenfolge der einzelnen Prozesse kann hierüber auch die Koordination einer Parallelisierung des Verfahrens vorgegeben werden.


```

1  procedure ACO Meta_heuristic()
2    while (termination criterion is not satisfied)
3      Schedule_activities
4        Ants_generation_and_activity();
5        Pheromone_evaporation();
6        daemon_actions
7      end schedule_activities
8    end while
9  end procedure

10 procedure ant_generation_and_activity()
11 while (available_resources)
12   schedule_the_creation_of_a_new_ant();
13   new_active_ant();
14 end while
15 end procedure

16 procedure new_active_ant() {ant lifecycle}
17   initialize_ant();
18   M = update_ant_memory();
19   while (current_state ≠ target_state)
20     A = read_local_ant_routing_table();
21     P = compute_transition_probabilities (A, M, problem_constraints);
22     next_state = apply_ant_decision_policy (P, problem_constraints);
23     move_to_next_state(next_State);
24     if (online_step-by-step_pheromone_update)
25       deposit_pheromon_on_the_visited_arc();
26       update_ant_routing_table();
27     end if
28     M = Update_internal_state();
29   end while
30   if (online_delayed_pheromone_update)
31     evaluate_solution();
32     deposit_pheromon_on_all_visited_arcs();
33     update_ant_routing_table();
34   end if
35   die();
36 end procedure

```

Abb. 15: ACO-Metaheuristik in Pseudocode¹⁴⁸

3.2.3 Ameisenalgorithmus in der Tourenplanung

Analog zu den Ausführungen zum Simulated Annealing ist der Ameisenalgorithmus schon in seiner ersten Anwendung auf ein ganzzahliges kombinatorisches Optimierungsproblem, dem Travelling Salesman Problem, erfolgreich angewendet worden. Dabei wurde die Eignung des Verfahrens für diese Problemstellungen nachgewiesen.¹⁴⁹ Schon im natürlichen Vorbild wird

¹⁴⁸ Vgl. DORIGO, M.; CARO, G.D.; GAMBARDELLA, L.M. (1999), S. 10.

¹⁴⁹ Vgl. DORIGO M, (1996).

ein Tourenplanungsproblem gelöst, indem die Ameisen den kürzesten Weg vom Nest zur Futterstelle herausfinden. Nach dem Travelling Salesman Problem ist der Ameisenalgorithmus auch auf weitere kombinatorische Optimierungsprobleme erfolgreich angewendet worden. CORNE ET AL. geben in ihrem Buch einen umfangreichen Überblick über die erfolgreichen Anwendungen.¹⁵⁰ Diese Ergebnisse sind allerdings im Wesentlichen auf die erweiterten Fähigkeiten der künstlichen Ameisen zurückzuführen, die unter dem Begriff der ACO-Metaheuristik zusammengefasst worden sind. Die einfache Version, der Simple Ant-Colony-Optimization Algorithmus, liefert im Gegensatz zu einer einfachen Implementierung des Simulated Annealing noch keine konkurrenzfähigen Ergebnisse.

Mit den Arbeiten von BULLNHEIMER und STRAUSS¹⁵¹ und der Entwicklung des MACS-VRPTW¹⁵² von GAMBARDILLA, TAILLARD und AGAZZI¹⁵³ wurde auch das klassische Tourenplanungsproblem und dessen zeitrestriktive Variante erfolgreich gelöst.¹⁵⁴ Der MACS-VRPTW Ansatz versucht, über zwei Kolonien von Ameisen das zeitrestriktive Tourenplanungsproblem zu lösen. Jede der beiden Kolonien minimiert, losgelöst von der anderen, eine der beiden Zielgrößen des Problems - die Anzahl an verwendeten Fahrzeugen einerseits und die zurückgelegte Fahrstrecke andererseits. Die erste Kolonie versucht, ausgehend von einer Fahrzeuganzahl, die die andere Kolonie als die bislang minimale ermittelt hat, die zurückgelegte Strecke der Fahrzeuge zu minimieren. Die zweite Kolonie, die die minimale Fahrzeuganzahl ermittelt, versucht nun einen zulässigen Tourenplan zu finden, der mit einem Fahrzeug weniger auskommt als die bislang beste.

Ein Austausch zwischen beiden Kolonien findet nur dann statt, wenn die Kolonie, die die Fahrzeuganzahl minimiert eine bessere als die bislang beste Lösung gefunden hat. In diesem Fall hat sich für die andere Kolonie der Ausgangspunkt für ihre Optimierung geändert, die mit den neuen Werten wieder gestartet werden muss. Dies bedeutet, dass die Kolonie, die die Strecke minimiert, versucht die Strecke der neuen Lösung, die mit einem Fahrzeug weniger

¹⁵⁰ Vgl. CORNE, D., DORIGO, M., GLOVER, F. (1999). Darüber hinausgehende Information sind unter DORIGO, M. () zu erhalten.

¹⁵¹ Vgl. BULLNHEIMER, B.; HARTL, R.; STRAUSS, C. (1999), BULLNHEIMER, B. (1999) und BULLNHEIMER, B.; HARTL, R.; STRAUSS, C. (1999).

¹⁵² MACS-VRPTW = Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows

¹⁵³ Vgl. CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S. 63-77.

¹⁵⁴ Siehe hierzu auch die Ausführungen in Kapitel 4.4.

auskommt, weiter zu minimieren. Die Kolonie, die die Fahrzeuge minimiert, versucht eine neue Lösung mit einem Fahrzeug weniger zu generieren.

3.3 Simulated Annealing

3.3.1 Allgemeine Darstellung

Nach der Darstellung der Evolutionären Strategien wird in diesem Kapitel werden die Entstehung und Funktionsweise des Simulated Annealing im Allgemeinen und in der Tourenplanung im Speziellen vorgestellt.

Je nachdem wie stark ein Werkstoff erhitzt wird, vollziehen die Atome des Werkstoffes unterschiedliche Wärmebewegungen. Während nach großer Erhitzung im gasförmigen Zustand eine fast unbeschränkte Bewegungsmöglichkeit besteht, nimmt sie im flüssigen Aggregatzustand ab und erlischt im festen Aggregatzustand bei niedrigen Temperaturen völlig. Zu jeder Temperatur dieses Spektrums existiert nun ein thermisches Gleichgewicht,¹⁵⁵ das dem energetisch minimalen Zustand des Werkstoffs für diese Temperatur entspricht. Hält man die Temperatur für einen ausreichend langen Zeitraum konstant, können sich die Atome auf das Gleichgewicht einpendeln. Im Rahmen der Züchtung von Kristallen wird beispielsweise ein Werkstoff über seinen Schmelzpunkt hinaus erhitzt, sodass sich die Atome frei bewegen und stochastisch anordnen können. Durch die schrittweise Absenkung der Temperatur wird die Bewegungsmöglichkeit der Atome stetig eingeschränkt, bis sich schließlich ein Festkörper in Form eines Kristalls herausbildet. Ziel ist es dabei, Kristalle zu erzeugen, die energetisch optimale Eigenschaften aufweisen. Große Kristalle, die ein regelmäßiges Kristallgitter bilden, weisen diese Eigenschaften auf. Die strukturellen Eigenschaften des Kristallgitters hängen dabei aber unmittelbar von der Steuerung des Abkühlungsprozesses ab. Im Optimalfall wird der Abkühlprozess so gesteuert, dass der Werkstoff so lange bei jedem Temperaturniveau verweilt, bis sich die Atome derart angeordnet haben, dass das jeweilige thermische Gleichgewicht erreicht worden ist. In diesem Fall entstehen große Kristalle mit einem regelmäßigen

¹⁵⁵ Ein derartiges Gleichgewicht wird durch die so genannte Boltzman-Verteilung beschrieben, die die Wahrscheinlichkeit angibt, dass sich ein Festkörper bei einer bestimmten Temperatur in einem bestimmten Zustand mit entsprechender Energie befindet.

Kristallgitter. Wird auf der anderen Seite der Werkstoff zu schnell abgekühlt, sodass nicht zu jedem Temperaturniveau das thermische Gleichgewicht erreicht wurde, entstehen Unregelmäßigkeiten. Die Kristalle weisen dadurch nicht den optimalen energetischen Zustand auf, sondern einen entsprechend höheren.

Die Bezeichnung des Simulated Annealing geht auf METROPOLIS, ROSENBLUTH, TELLER & TELLER zurück.¹⁵⁶ Sie haben diesen physikalischen Prozess des Überganges eines Festkörpers in einem Wärmebad bei vorgegebener Temperatur hin zum thermischen Gleichgewicht erstmalig in einer Simulation nachgeahmt.

In der Simulation wird die Position eines Atoms des Festkörpers verändert und der daraus resultierende neue Energiezustand des Festkörpers berechnet. Wenn der Energiezustand niedriger ist als zuvor, wird die simulierte Veränderung des Atoms auf jeden Fall akzeptiert. Ist der Energiezustand allerdings höher als zuvor, wird die Veränderung nicht automatisch verworfen, sondern mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit dennoch akzeptiert. Die Größe der Wahrscheinlichkeit hängt dabei von dem Ausmaß der Veränderung und dem Zeitpunkt innerhalb des Abkühlprozesses ab. Diese Akzeptanzwahrscheinlichkeit wird durch folgende Formel beschrieben:

$$e^{-\frac{E}{k_b \cdot T}} \quad \text{mit} \quad E = E(\text{akt}) - E(\text{neu}); \quad k_b = \text{Boltzmannkonstante}^{157}$$

Diese Schritte werden so oft wiederholt, bis das thermische Gleichgewicht der aktuellen Temperatur erreicht ist. Ist dies erreicht, wird die Temperatur herabgesetzt und die Suche nach dem thermischen Gleichgewicht beginnt für die reduzierte Temperatur von neuem.

Von einem allgemeineren Blickwinkel aus betrachtet, stellt das Simulated Annealing die ständige Suche nach einem optimalen Energiezustand für einen Festkörper dar. Die Prinzipien der Suche können analog auch auf die Suche nach optimalen Lösungen für kombinatorische Optimierungsprobleme übertragen werden. KIRCKPATRICK, GELATT und VECCHI haben

¹⁵⁶ Vgl. METROPOLIS, E. ET AL. (1953).

¹⁵⁷ Für weitere Ausführungen zur Boltzmannkonstante siehe KLUGE, G.; NEUGEBAUER, G. (1994).

diesen Versuch 1983 erstmals unternommen¹⁵⁸ und dabei die Terminologie der Thermodynamik entsprechend für allgemeine Optimierungsprobleme angepasst.¹⁵⁹

Thermodynamische Simulation	Optimierungsprobleme
Atome/Moleküle	Variablen des Optimierungsproblems
Energiewert des Körpers	Zielfunktionswert einer Lösung
Zustand des Körpers zu einem Zeitpunkt	Zulässige Lösung
Zustandsänderung	Übergang zu einer Nachbarschaftslösung
Zustand minimaler Energie	Optimale Lösung
Alle von der aktuellen Position erreichbaren zulässigen Punkte im Lösungsraum	Nachbarschaft

Tab. 4: Übertragung der physikalischen Terminologie auf Optimierungsprobleme¹⁶⁰

Im Folgenden soll nun die grundsätzliche Funktionsweise des Simulated Annealing vorgestellt werden.

Zu Beginn wird eine hohe Anfangstemperatur festgelegt und dazu eine Ausgangslösung zufällig erzeugt. Für die Ausgangslösung wird der Zielfunktionswert ermittelt und durch eine kleine Variation der Lösung eine Nachbarschaftslösung generiert, zu der wiederum der zugehörige Zielfunktionswert bestimmt wird.¹⁶¹

$$f = f(alt) - f(neu)$$

¹⁵⁸ Vgl. KIRKPATRICK, S.; GELLAT, C.; VECCHI, M. (1983), S. 671-680.

¹⁵⁹ Unabhängig davon wurde von C. R. N. Y. zeitgleich ein identischer Simulated Annealing Ansatz entwickelt, siehe hierzu CERNY, V. (1985), S. 41-55.

¹⁶⁰ Für eine Auswahl der wichtigsten Termini, für eine vollständige Übersicht siehe BRÜGGEMANN, W. (1995), S. 94.

¹⁶¹ Simulated Annealing versucht, sich durch kleine Änderungen dem Optimum zu nähern. Ebenso ändert sich im Vorbild aus der Thermodynamik der Energiezustand des Werkstoffes bei gegebener Temperatur durch die atomare Teilchenbewegung auch nur geringfügig.

Nach obiger Gleichung wird für die beiden Zielfunktionswerte die Differenz bestimmt und im Falle einer Zielfunktionswertverbesserung die neue Lösung auf jeden Fall übernommen. Ist auf der anderen Seite die neue Lösung schlechter, wird sie nicht in jedem Fall verworfen, sondern mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit, der Akzeptanzwahrscheinlichkeit, dennoch angenommen und dient als neue Ausgangslösung.

Zur Entscheidung, ob eine schlechtere Lösung akzeptiert wird, wird eine im Intervall $[0,1)$ gleich verteilte Zufallszahl erzeugt und dem Wert der Funktion für die Akzeptanzwahrscheinlichkeit

$$P(f\Delta) = e^{\frac{-\Delta f}{T}} \quad ^{162}$$

gegenübergestellt. Ist die Zufallszahl kleiner als der Wert der Exponentialfunktion, wird die neue Lösung angenommen und stellt für die nächste Iteration die Ausgangslösung dar. Falls der Wert größer ist, wird die neue Lösung verworfen und die alte Lösung stellt weiterhin die Ausgangslösung dar. Nachdem diese erneut verändert wurde, wird für sie der Zielfunktionswert berechnet, der dann wieder der alten Lösung gegenübergestellt wird. In der teilweisen Akzeptanz schlechterer Lösungen liegt die Fähigkeit des Verfahrens begründet, sich aus lokalen Optima zu befreien und unter Umständen auch das globale Optimum zu finden.

Dieser Vorgang wird nun für das jeweilige Temperaturniveau so lange wiederholt, bis sich ein Gleichgewichtszustand eingestellt hat. Die Definition des Gleichgewichtszustandes rührt noch aus den thermodynamischen Ursprüngen des Verfahrens. Das Gleichgewicht ist demnach dann erreicht, wenn die Wahrscheinlichkeitsverteilung der akzeptierten Lösungen der Boltzmann-Verteilung entspricht. Wenn diese Verteilung erreicht ist, wird die Temperatur nach einem im Vorfeld definierten Kühlplan abgesenkt und die Prozesse für das neue Temperaturniveau entsprechend wiederholt, bis auch hier die Wahrscheinlichkeitsverteilung der akzeptierten Lösungen wieder einer Boltzmann-Verteilung entspricht. Wenn die Temperatur auf Null gesunken ist und für dieses Temperaturniveau der Gleichgewichtszustand erreicht wurde, en-

¹⁶² T stellt in dieser Funktion einen Steuerungsparameter dar, über den die Wahrscheinlichkeit der Akzeptanz von schlechteren Lösungen im Laufe des Experimentes gesteuert wird.

det das Verfahren. Die beste Lösung in diesem Gleichgewichtszustand stellt die Optimallösung des Verfahrens dar, das als Ergebnis ausgegeben wird.¹⁶³

Die Suche nach Lösungen sollte zu Beginn breit angelegt werden, um sich nicht zu früh auf einen Ausschnitt des Lösungsraumes zu versteifen und so unter Umständen nur lokale Optima zu erhalten. Um so einer frühzeitigen Konvergenz entgegenzuwirken, ist es sinnvoll, zu Beginn auch viele schlechtere Lösungen zu akzeptieren. Dies wird durch die hohe Starttemperatur T erreicht, durch die der Wert der Akzeptanzfunktion und somit die Wahrscheinlichkeit, schlechte Lösungen anzunehmen, zu Beginn hoch ist. Über die sukzessive Absenkung der Temperatur des Steuerungsparameters T sinkt auch der Wert der Akzeptanzfunktion und somit die Wahrscheinlichkeit, schlechte Lösungen anzunehmen. Dies führt zu einer Konzentration der Suche im Laufe der Zeit hin zu einem bis dahin gefundenen, viel versprechenden Bereich, in dem das globale Optimum vermutet wird. Abb. 16 zeigt noch einmal vereinfacht den Ablauf des Simulated Annealing Algorithmus.

¹⁶³ Hierbei muss es sich nicht um das globale Optimum handeln. Aufgrund des stochastischen Charakters des Verfahrens kann unter realen Nebenbedingungen keine Garantie für das Erreichen des globalen Optimums gegeben werden. Zudem kann eine erneute Anwendung des Verfahrens mit denselben Anfangseinstellungen zu neuen Ergebnissen führen.

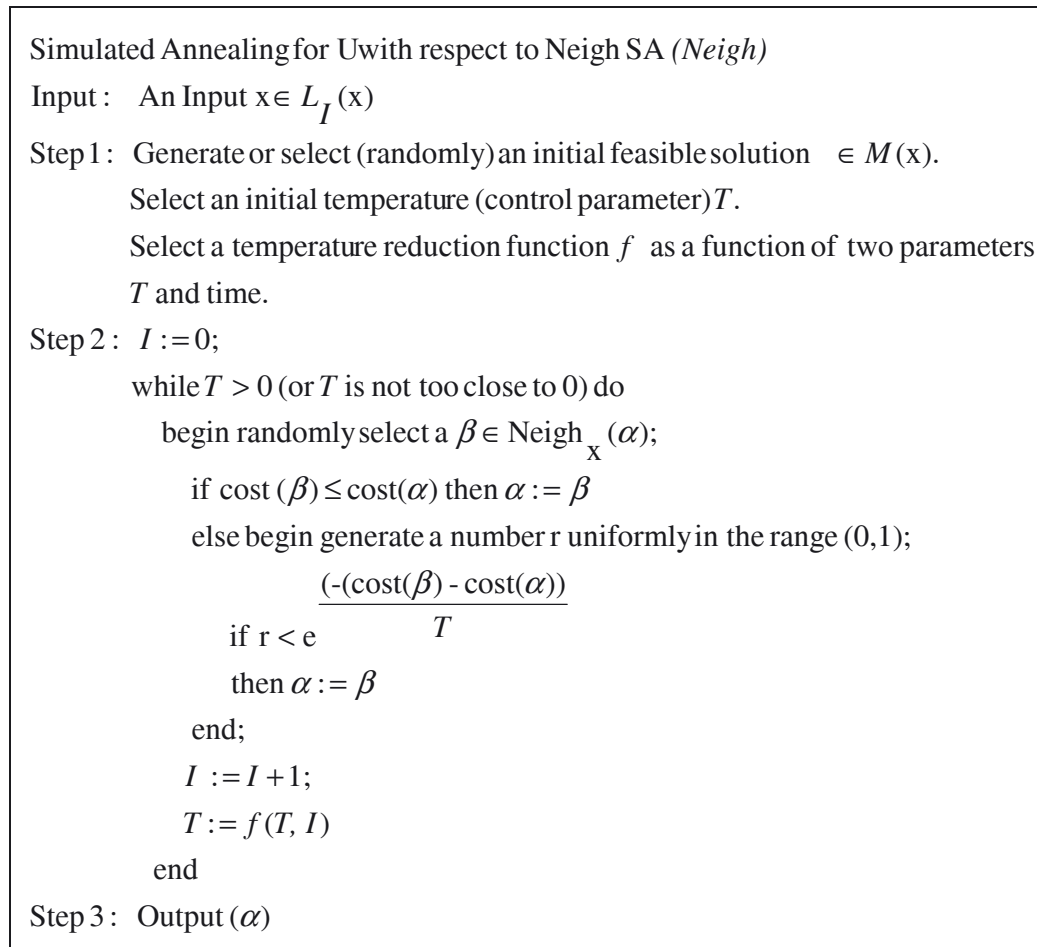


Abb. 16: Vereinfachter Ablauf des Simulated Annealing Algorithmus¹⁶⁴

Die Anwendung des Simulated Annealing auf ein Optimierungsproblem erfordert noch weitere Einstellungen bei den einzelnen Parametern des Verfahrens. Diese Einstellungen beziehen sich einerseits auf den Kühlplan, in dem alle Informationen bezüglich der Starttemperatur, des Abbruchkriteriums, der Anzahl an Iterationen pro Temperaturniveau und der Art und Weise, wie die Temperatur reduziert wird, zusammengefasst werden. Andererseits sind problemspezifische Einstellungen wie die geeignete Wahl der Nachbarschaftsstruktur, der Zielfunktion und zum Lösungsraum vorzunehmen.

Die Basis für beide Mengen an unterschiedlichen Einstellungen stellen theoretische Arbeiten zum Konvergenzverhalten des Simulated Annealing dar und sollen daher kurz beschrieben werden. Ausgehend von einer Lösung wird eine neue Lösung aus der direkten Nachbarschaft

¹⁶⁴ HROMKOVIC, J. (2001), S. 392.

der aktuellen Lösung ermittelt, sodass diese nur von der unmittelbar vorangegangenen Lösung abhängt. Der Suchprozess des Simulated Annealing kann deshalb auch als Markov-Kette dargestellt werden. Hält man die Temperatur konstant, handelt es sich um eine homogene Markov-Kette, da sich die Übergangswahrscheinlichkeiten von einem Zustand zum nächsten nicht ändern. Über den gesamten Optimierungsprozess ändern sich die Temperatur und dadurch auch die Übergangswahrscheinlichkeiten. Die Veränderung hängt daher von beiden Parametern, der vorangegangenen Lösung und der Temperatur, ab und kann daher nur durch eine inhomogene Markov-Kette beschrieben werden kann.

Theoretische Konvergenzanalysen haben sowohl für die homogenen Markov-Ketten der einzelnen Temperaturniveaus als auch für die inhomogene Markov-Kette ergeben, dass sie gegen einen Gleichgewichtszustand konvergieren und daher die Auffindung des globalen Optimums unter Berücksichtigung der Annahmen der Markov-Theorie garantiert werden kann.¹⁶⁵ Die Rahmenbedingungen, von denen diese Untersuchungen ausgehen - unendliche Länge der Markov-Kette, Senkung der Temperatur in unendlich kleinen Schritten gegen Null laufend – sind aber in praktischen Anwendungen so gut wie nie gegeben. Die nachgewiesene Optimalitätsgarantie kann daher in der Praxis nicht aufrechterhalten werden.¹⁶⁶ Durch diese Arbeiten sind allerdings wesentliche Einflussfaktoren für das erfolgreiche Verhalten des Algorithmus identifiziert worden, die in den Anwendungen entsprechend berücksichtigt werden können.

Die Festlegung der Starttemperatur als Parameter des Kühlplanes ist für das Verfahren von zentraler Bedeutung. Um die Unabhängigkeit der Endlösung von der Startlösung sicherzustellen, muss sie ausreichend groß gewählt werden, sodass eine nahezu freie Suche über den gesamten Lösungsraum möglich wird. Liegen Informationen über die Struktur des Lösungsraumes vor, z. B. die maximal mögliche Differenz zweier Lösungen, kann die Temperatur so gewählt werden, dass auch diese Schritte zu Beginn möglich sind. Liegen aber keine derartigen Informationen vor, ist die konkrete Wahl der Starttemperatur bedeutend schwieriger. Ein möglicher Weg in diesem Fall wäre, die Temperatur so lange zu erhöhen, bis das Verhältnis

¹⁶⁵ Siehe hierzu die Ausführungen von AARTS, E.; KORST, J. (1997).

¹⁶⁶ Um das Erreichen des Optimums zu garantieren, sind meistens sogar mehr Iterationen nötig, als es für eine Exhaustive Search wäre.

der akzeptierten Lösungen zu den erzeugten Lösungen nahe zu 1 beträgt und diese Temperatur schließlich als Starttemperatur zu nehmen.¹⁶⁷

Nach der Bestimmung der Starttemperatur müssen die Temperaturreduktionsfunktion und die Anzahl der Iterationen pro Temperaturniveau festgelegt werden, da das idealtypische Vorgehen mit einer extrem niedrigen Reduktion und Iterationen bis zum Erreichen des Gleichgewichtszustandes meist praktisch nicht möglich ist.¹⁶⁸ Grundsätzlich gibt es dafür zwei Möglichkeiten. Es können entweder sehr viele Iterationen pro Temperaturniveau durchgeführt werden und dafür nur wenige unterschiedliche Temperaturniveaus untersucht werden. Oder die Temperatur wird in vielen kleinen Schritten gesenkt, und es werden dafür nur wenige Iterationen pro Temperaturniveau durchgeführt. Ziel der ersten Alternative ist die Erreichung des Gleichgewichtszustandes für jedes Temperaturniveau, was aufgrund des Rechenaufwandes nur für ausgewählte Temperaturniveaus möglich ist.

Die Temperaturreduktionsfunktion kann beliebig formuliert werden und kann z. B. einfacher geometrischer Gestalt sein:¹⁶⁹

$$T_{k+1} = \alpha \cdot T_k \quad \text{mit} \quad \alpha \in [0,8;0,99]$$

Diese Funktion mit den entsprechenden Werten für α führt zu einem sehr langsamen Abkühlen, womit in vielen praktischen Anwendungen gute Ergebnisse erzielt worden sind.¹⁷⁰

Es können auch entschieden komplexere Funktionen zur Temperaturreduktion eingesetzt werden. Wird nur eine Iteration pro Temperaturniveau und eine extrem langsame Reduktion der Temperatur durchgeführt, kann dies durch folgende Funktion gewährleistet werden:¹⁷¹

$$T_{k+1} = \frac{T_k}{1 + \alpha \cdot T_k}$$

¹⁶⁷ Für wesentliche, in der Literatur beschriebene Algorithmen zur Bestimmung der Starttemperatur siehe AARTS, E.; KORST, J. (1997).

¹⁶⁸ Die zur Verfügung stehende Rechenzeit schließt dies aus.

¹⁶⁹ Vgl. REEVES, C.R. (1995), S. 42-70.

¹⁷⁰ Vgl. REEVES, C.R. (1995), S. 30.

¹⁷¹ Vgl. LUNDY, M.; MEES, A. (1986), S. 111-124.

Hierbei stellt β einen geeigneten kleinen Wert dar.¹⁷² Die Bedeutung der optimalen Temperaturreduktion für die erfolgreiche Anwendung von Simulated Annealing hat zu einer Vielzahl unterschiedlicher Abkühlpläne geführt, die unter anderem in den Arbeiten von JOHNSON ET AL. und RUDOLPH zusammengefasst werden.¹⁷³

Die Größe der Nachbarschaft kann von Temperatur zu Temperatur unterschiedlich sein, was im Allgemeinen einen direkten Einfluss auf die Anzahl der benötigten Iterationen hat. Die Nachbarschaft bei niedrigen Temperaturen ist dabei intensiver zu durchsuchen - um das lokale Optimum auch tatsächlich zu finden - als bei hohen Temperaturen. Die daher benötigte Variation in der Anzahl der Iterationen kann beispielsweise durch Multiplikation mit einem Faktor >1 oder durch Addition eines konstanten Faktors bei jeder Temperaturreduktion erfolgen. Eine weitere Methode, die im Gegensatz zur geometrischen oder arithmetischen keine konstante Form der Erhöhung darstellt, ist die Feedback-Methode, die auf Ergebnisse des bisherigen Lösungsverlaufes zurückgreift. Dabei wird die Anzahl der Iterationen über die Anzahl an akzeptierten Lösungen gesteuert. Die Temperatur wird erst dann reduziert, wenn eine vorgegebene Anzahl an Lösungen bei dem aktuellen Temperaturniveau akzeptiert worden ist. Diese Steuerung der Anzahl an Iterationen hat den Vorteil, dass sich die Suche schnell auf die Bereiche mit niedrigen Temperaturen konzentriert. Diese Bereiche sind die für die Problemstellung interessanten Bereiche, und der Algorithmus verliert keine unnötige Zeit für die Suche bei hohen Temperaturen, bei denen die Akzeptanzwahrscheinlichkeit groß ist.¹⁷⁴

Die Steuerung der Akzeptanzwahrscheinlichkeit über die Exponentialfunktion hat häufig nicht die besten Ergebnisse geliefert und benötigt zudem einen bedeutenden Anteil des gesamten Rechenaufwandes, was zur Entwicklung anderer Steuerungsfunktionen für einige Problemstellungen führte.

¹⁷² Vgl. LUNDY, M.; MEES, A. (1986), S. 111-124.

¹⁷³ Siehe hierzu JOHNSON, C. ET AL. (1989), S. 865-892, JOHNSON, C.(. ET AL. (1991), S. 378-406, JOHNSON, C.(. ET AL. (1992), S. 865-892 und RUDOLPH, G. (1993).

¹⁷⁴ Bei hohen Temperaturen ist die vorgegebene Zahl an Treffern sehr schnell erreicht, während bei niedrigen Temperaturen die Bereiche intensiver durchsucht werden müssen, um überhaupt Lösungen zu finden, die akzeptiert werden.

Über

$$P(f\Delta) = 1 - \frac{\Delta f}{T} \quad 175$$

wird der Wert approximiert, den in der gleichen Situation die Exponentialfunktion ergeben hätte, allerdings mit bedeutend geringerem Rechenaufwand.¹⁷⁶

Die schlechte Performance der Exponentialfunktion begründet sich darin, dass hierbei tendenziell nur sehr kleine Änderungen akzeptiert werden, Änderungen mittlerer Größe hingegen nicht, was aber durchaus auch von Vorteil sein kann. Dieses Problem kann weiterhin dadurch entschärft werden, indem in der Exponentialfunktion allen positiven Werten (Δf) ein konstanter Wert hinzuaddiert wird oder aber auf Akzeptanzfunktionen zurückgegriffen wird, die gänzlich auf die Werte von (Δf) verzichten.¹⁷⁷

Analysen des Optimierungsprozesses zeigen, dass die eigentliche Suche oftmals erst im mittleren Temperaturbereich stattfindet, da das Verfahren zu Beginn aufgrund der hohen Akzeptanzwahrscheinlichkeit eher einer zufälligen Suche gleicht. Hohe Akzeptanzwahrscheinlichkeiten verlangsamen die Suche durch den ständig stattfindenden Prozess der Aktualisierung der neuen akzeptierten Lösung. In niedrigen Temperaturen tritt auf der anderen Seite kaum eine Veränderung mehr ein. Durch das automatische Absenken der Temperatur, wenn eine bestimmte Anzahl an Lösungen akzeptiert worden ist, unabhängig von

¹⁷⁵ Vgl. JOHNSON, C. ET AL. (1989), S. 865-892.

¹⁷⁶ Die bisherigen Ausführungen zu den einzelnen Einstellungen wurden aus dem Originalalgorithmus von METROPOLIS ET AL. und den Arbeiten zum Konvergenzverhalten des Simulated Annealings abgeleitet. Die Anforderungen, die an die Markov-Ketten gestellt werden und auf deren Grundlage das Konvergenzverhalten garantiert werden kann, können aber in der Praxis nicht mit vertretbarem Aufwand eingehalten werden. Da eine Konvergenz auch für weniger restriktive Nebenbedingungen möglich ist, sind einige Erweiterungen der bisherigen Einstellungen entwickelt worden, die sich von diesen Vorgaben lösen und zu denen auch die hier vorgestellten zu zählen sind.

¹⁷⁷ Bei OGBU, F.; SMITH, D. (1990), S. 243-253, sind Anwendungen beschrieben, bei denen damit sehr gute Ergebnisse erzielt worden sind.

der dafür durchgeführten Anzahl an Iterationen, kann die Temperatur schneller gesenkt und das Problem entschärft werden.¹⁷⁸ Dieses Vorgehen wirft die Frage nach den Grenzen des mittleren Bereiches auf oder der exakten Temperatur, wenn nicht mehr von einem Bereich ausgegangen wird.¹⁷⁹ Dieser Bereich kann in zwei Schritten ermittelt werden. Zuerst wird für jedes Temperaturniveau in dem Temperaturbereich, in dem das Optimum vermutet wird, lediglich eine Iteration durchgeführt und das Niveau nur langsam gesenkt. Das Niveau mit dem besten Zielfunktionswert wird anschließend genauer untersucht, indem dafür eine Vielzahl weiterer Iterationen durchgeführt wird.

Nach dem Kühlplan wird abschließend auch das Abbruchkriterium festgelegt, das im thermodynamischen Vorbild durch die Vorgabe der Ermittlung des Gleichgewichtszustandes bei einer bis auf den Nullpunkt reduzierten Temperatur eindeutig vorgegeben ist. In realen Problemstellungen ist es meistens nicht nötig, die Temperatur bis auf den Nullpunkt zu reduzieren, da schon bei höheren Temperaturen oftmals keine Veränderungen mehr eintreten. Als Abbruchkriterium kann eine absolute Anzahl an insgesamt durchgeführten Iterationen oder ein bestimmtes Temperaturniveau > 0 festgelegt werden.¹⁸⁰ Die Feedback-Methode kann ebenso als Abbruchkriterium herangezogen werden, indem die Anzahl nacheinander abgewiesener Lösungen betrachtet wird oder auf der anderen Seite die Anzahl der durchschnittlich akzeptierten Lösungen über eine bestimmte Zeitspanne hinweg unter ein bestimmtes Maß fällt.

Neben der konkreten Gestaltung des Kühlplanes müssen auch Überlegungen bezüglich der Zielfunktion, der Nachbarschaftsstruktur und des Aussehens des Lösungsraumes berücksichtigt werden.¹⁸¹ Dabei müssen die Validität des Algorithmus gewährleistet und die benötigte Rechenzeit pro Iteration so niedrig wie möglich sein, sowie das Ergebnis so nah wie möglich am Optimum liegen oder diesem sogar entsprechen.

¹⁷⁸ Eine weitere einfache Möglichkeit wäre, von vornherein von einer niedrigeren Temperatur aus zu starten.

¹⁷⁹ Diese Situation lässt die Bestimmung ungleich schwieriger werden.

¹⁸⁰ Bei diesen beiden Kriterien besteht allerdings die Gefahr, dass die Vorgabe solcher harten Abbruchkriterien möglicherweise eine viel versprechende Suche zu früh abbricht. Ohne eine gewisse Vorkenntnis über den relevanten Teil des Lösungsraumes können daher diese Abbruchkriterien nicht sinnvoll festgelegt werden.

¹⁸¹ Hajeks Untersuchungen haben die Bedeutung dieser Faktoren für eine erfolgreiche Anwendung bewiesen. Siehe hierzu HAJEK, B. (1988), S. 311-329.

Der Rechenaufwand stellt trotz der Senkung der Anzahl an durchzuführenden Iterationen pro Temperaturniveau und Anzahl an unterschiedlichen Temperaturniveaus¹⁸² nach wie vor eine kritische Größe dar. Eine Minimierung des Rechenaufwandes ist durch eine verbesserte Erzeugung der zulässigen Nachbarschaftslösungen und eine vereinfachte Berechnung der Differenz der beiden aktuellen Zielfunktionswerte erreichbar. Eine Möglichkeit, zulässige Nachbarschaftslösungen schneller zu generieren, wäre eine nicht exakte Einhaltung der Restriktionen. Verletzungen der Restriktionen können z. B. akzeptiert und über einen Strafterm das Ausmaß der Verletzung entsprechend berücksichtigt werden.

Die Berechnung der Differenz der aktuellen Zielfunktionswerte könnte andererseits dadurch vereinfacht werden, indem die Zielfunktion und die Nachbarschaftsstruktur so festgelegt werden, dass zur Bestimmung der Differenz nicht eine komplette neue Lösung berechnet werden muss, sondern auf vorherige Berechnungen zurückgegriffen wird. Große absolute Unterschiede in dem Zielfunktionswert verschiedener Lösungen resultieren oftmals nur aus unterschiedlichen Ausprägungen weniger, einzelner Variablen.

Eine signifikante Einflussgröße des Rechenaufwandes stellt die Größe des Lösungsraumes an sich und die Größe der Nachbarschaft dar, deren Anpassung zu signifikanten Verbesserungen hinsichtlich des Rechenaufwandes führen kann. Der Lösungsraum kann durch Vorüberlegungen reduziert werden, indem uninteressante Bereiche ausgeschlossen werden. Darüber hinaus kann die Nachbarschaftsstruktur entsprechend klein gewählt werden, sodass für jedes Temperaturniveau eine ausreichende Untersuchung der Nachbarschaft möglich ist. Zu bemerken bleibt allerdings, dass diese Einstellungen auf der anderen Seite auch unerwünschte Wirkungen haben können bzw. im Konflikt zu anderen Einstellungen stehen. Eine Verkleinerung des Lösungsraumes durch Vorüberlegungen wird durch die Vergrößerung des Lösungsraumes durch die Akzeptanz von Restriktionsverletzungen in Form eines Strafterms geschmälert. Kleine Nachbarschaften können große Sprünge im Lösungsraum hin zu einem Optimum unmöglich machen. Bei der Einstellung dieser beiden Größen sind also nur Kompromisslösungen möglich, und es ist von Fall zu Fall zu entscheiden, welche Schwerpunkte gesetzt werden sollen.¹⁸³

¹⁸² Womit eine Konvergenz gegen das globale Optimum nicht mehr garantiert werden kann.

¹⁸³ Bezüglich der Nachbarschaftsstruktur werden allerdings im Allgemeinen kleine Nachbarschaften den großen vorgezogen, was jedoch die Risiken nicht verändert.

Über eine Modifikation der Nachbarschaftsstruktur während des Optimierungsprozesses kann der Rechenaufwand zudem beeinflusst werden. Bei niedrigen Temperaturen, bei denen keine große Wahrscheinlichkeit einer Veränderung vorliegt, kann die Nachbarschaft entsprechend eingeschränkt werden. In diesem Temperaturbereich sind große Sprünge im Lösungsraum aufgrund der Akzeptanzwahrscheinlichkeit meistens nicht mehr zulässig. Durch die Einschränkung der Nachbarschaft werden sie ausgeblendet und Rechenzeit für die Berechnung von Lösungen, die ohnehin abgewiesen werden, gespart.¹⁸⁴

Eine weitere Möglichkeit, zur Minderung des Rechenaufwandes, kann auch über eine veränderte Auswahl der Nachbarlösungen erreicht werden. Beim Metropolisalgorithmus muss jedes Mal eine Zufallszahl erzeugt werden, um zufällig eine Nachbarlösung auszuwählen. Dies kann entfallen, wenn jedes Mal zyklisch alle Nachbarn einer Ausgangslösung berechnet werden. Der stochastische Charakter der Suche kann dadurch bewahrt werden, indem die Reihenfolge innerhalb des Zyklus weiterhin zufälliger Natur bleibt.

Die breite Streuung der Güte der Ergebnisse des Simulated Annealing in den unterschiedlichen Problemstellungen kann oftmals durch die Kombination mit anderen Verfahren behoben werden. So kann es schon eine deutliche Steigerung des Ergebnisses bedeuten, wenn die Startlösung nicht zufällig ausgewählt, sondern mit einem Eröffnungsverfahren bestimmt wird. Genauso sind Verbesserungen der Ergebnisse erzielbar, indem das Ergebnis des Simulated Annealing mit einem lokalen Verbesserungsverfahren nachbearbeitet wird. Natürlich sind auch Kombinationen mit komplexeren Verfahren, wie weiteren Metaheuristiken, möglich.

3.3.2 Simulated Annealing in der Tourenplanung

Im Gegensatz zu den Evolutionären Strategien, die ursprünglich zu Zwecken der Parameter-Optimierung entwickelt worden sind, ist Simulated Annealing aufgrund der Ähnlichkeit des physikalischen Vorbildes mit den Problemen der kombinatorischen Optimierung gerade für diese Problemstellungen erforscht worden. Schon in dem Einführungsartikel von KIRKPATRICK ET AL. wird neben CAD-Problemen der Algorithmus auch auf das Traveling Salesman Problem erfolgreich angewendet.¹⁸⁵ Ganzzahlige kombinatorische Optimie-

¹⁸⁴ Vgl. SECHEN, D.; BRAUN, D.; SANGIOVANNI-VINCETELLI, A. (1988), S. 410-420.

¹⁸⁵ Vgl. KIRKPATRICK, S.; GELLAT, C.; VECCHI, M. (1983), S. 671-680.

rungsprobleme sind demnach ein geeignetes Anwendungsgebiet für Simulated Annealing. Die Anpassungen und Modifikationen, die beispielsweise in der Anwendung von CHIANG & RUSSEL auf Tourenplanungsprobleme vorgenommen worden sind,¹⁸⁶ stellen keine grundsätzliche Veränderung des Kernalgorithmus dar, wie dies bei den Evolutionären Strategien durch die neue Mutationsvorschrift und der neuen Gruppe von Sequenzoperatoren der Fall ist. Ziel der Modifikationen ist vielmehr die Reduktion des benötigten Rechenbedarfes, um ein akzeptables Verhältnis von Lösungsgüte zu erforderlichem Aufwand zu erhalten.¹⁸⁷ Neben CHIANG & RUSSEL hat auch WENDT Simulated Annealing erfolgreich auf ein Tourenplanungsproblem angewendet.¹⁸⁸

Der klare Trennung zwischen der übergeordneten Steuerung des Simulated Annealing, die ausschließlich den Vergleich zweier Lösungen vornimmt und Verschlechterungen mit abnehmenden Wahrscheinlichkeiten zulässt und der problemspezifischen Heuristik, die die Nachbarschaft durchsucht und neue Lösungen generiert, ermöglicht eine breite Anwendbarkeit des Verfahrens. Die Nebenbedingungen der Tourenplanungsprobleme müssen lediglich von der ausgewählten problemspezifischen Heuristik berücksichtigt werden. Der Vergleich zweier Lösungen kann auf der anderen Seite für Lösungen beliebiger Gestalt durchgeführt werden. Eine erfolgreiche Suche hängt daher bei diesem Verfahren in besonderem Maße von der ausgewählten Heuristik ab, mit der die lokale Suche durchgeführt wird.

Für die Anwendung von Simulated Annealing sind zwei Herangehensweisen zu unterscheiden. Einerseits kann die Grundform des Simulated Annealing, wie sie von KIRKPATRICK und C RNY vorgestellt worden ist, ohne weitere Modifikationen angewendet werden. Auch in diesem Fall wird das Verfahren für die meisten Problemstellungen gute Ergebnisse erzielen. Zwar kann es dann unter Umständen speziellen Verfahren für das jeweilige Problem unterlegen sein, aber auf der anderen Seite ist der Implementierungsaufwand für die Grundform nicht besonders hoch. Die zweite Herangehensweise setzt auf einer Umsetzung der Grundform an und nimmt Modifikationen bezüglich des Kühlplanes, der Zielfunktion, der Nachbarschaftsstruktur oder der Abbruchkriterien vor. Dadurch kann mit Simulated Annealing auch gegenüber speziellen Verfahren ein konkurrenzfähiges Verfahren entwickelt werden. Um dies

¹⁸⁶ Vgl. CHIANG, W.; RUSSELL, R. (1996), S. 3-28.

¹⁸⁷ Vgl. REEVES, C.R. (1995), S. 63-65.

¹⁸⁸ Vgl. WENDT, O. (1995).

erfolgreich durchführen zu können, ist allerdings kein unbeträchtliches Vorwissen über Struktur und Größe des Lösungsraumes etc. notwendig, was nicht in jedem Fall vorausgesetzt werden kann. Der Anwender hat beide Möglichkeiten und kann sich mit einer akzeptablen Ausgangslösung zufrieden geben oder darauf aufbauend und seinen Kenntnissen entsprechend das Verfahren modifizieren und zusätzliche Informationen einfließen lassen.¹⁸⁹

In dem vorliegenden Kapitel sind neben dem übergeordneten Prinzip metaheuristischer Verfahren auch die wesentlichen Grundlagen zur Funktionsweise der Evolutionären Strategien, des Simulated Annealing und des Ameisenalgorithmus geschildert worden. Darüber hinaus sind kritische Erfolgsfaktoren und Erweiterungen der Verfahren beschrieben worden, die im jeweiligen Anwendungsfall zu berücksichtigen sind. Die Ausführungen zu den Einsatzmöglichkeiten der Verfahren in der Tourenplanung konzentrierten sich dabei auf die Evolutionären Strategien, die im Gegensatz zu den anderen beiden Verfahren nicht für die kombinatorische Optimierung, sondern ursprünglich für Parameteroptimierungsaufgaben entwickelt worden sind. Die Nebenbedingungen der Tourenplanungsprobleme machten die Entwicklung neuer genetischer Operatoren, der Sequenzoperatoren, notwendig.

Nachdem in Kapitel 2 die Grundlagen der Tourenplanung im Allgemeinen und der dynamischen im Speziellen gelegt und ausgewählte Metaheuristiken zu deren Lösung vorgestellt worden sind, sollen im folgenden Kapitel diese Metaheuristiken auf ein dynamisches Tourenplanungsproblem angewendet werden. Da die Verfahren bislang nur auf statische Tourenplanungsprobleme angewendet worden sind, wird durch die Anwendung auf ein dynamisches Tourenplanungsproblem deren Verhalten auch für dieses spezielle kombinatorische Optimierungsproblem untersucht.¹⁹⁰

¹⁸⁹ Vgl. REEVES, C.R. (1995), S. 63-65.

¹⁹⁰ Vgl. BIANCHI, L. (2000), S. 15 und LARSEN, A. (2000), S. 142.

4 Umsetzung und Beurteilung ausgewählter Metaheuristiken für das kapazitätsrestriktive dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern

Im folgenden Kapitel wird die Umsetzung der in Kapitel 3 vorgestellten ausgewählten Metaheuristiken auf ein dynamisches Tourenplanungsproblem beschrieben und die erzielten Ergebnisse vorgestellt. Als Beispielproblem wurde hierfür von den in Kapitel 2.3.3 vorgestellten Anwendungsbeispielen das dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern ausgewählt, anhand dessen das Verhalten der Verfahren diskutiert wird. In Kapitel 4.1 werden die verwendeten Testinstanzen vorgestellt. Zu diesem Zweck wird anfangs kurz das statische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern und anschließend die in dieser Arbeit betrachtete dynamische Version dieses Tourenplanungsproblems vorgestellt.¹⁹¹ Da für dieses dynamische Tourenplanungsproblem keine Testinstanzen und Benchmark-Lösungen existieren, werden die SOLOMON'SCHEN¹⁹² Testinstanzen dargestellt, die für das statische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern entwickelt wurden und wie diese modifiziert worden sind, um daraus Testinstanzen für dynamische Tourenplanungsprobleme mit Zeitfenstern zu generieren. Die Darstellung der Umsetzung der Metaheuristiken für das dynamische Problem in den Kapiteln 4.2.1, 4.2.4, 4.3.1 und 4.4.1 gliedert sich für jedes Verfahren jeweils in zwei Schritte. In einem ersten Schritt wird die Umsetzung des Verfahrens für das statische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern vorgestellt und im zweiten Schritt werden die nicht unerheblichen Erweiterungen und Modifikationen des Verfahrens, die vorgenommen werden mussten, um mit der dynamischen Problemstellung umgehen zu können, erläutert. Im Anschluss daran werden die Ergeb-

¹⁹¹ In Kapitel 2.3 ist aufgezeigt worden, dass es mindestens so viele unterschiedliche dynamische Tourenplanungsprobleme gibt, wie es Parameter in dem zugehörigen statischen Problem gibt. Da eine Bearbeitung aller nicht möglich ist, wird eine konkrete dynamische Problemstellung beispielhaft ausgewählt.

¹⁹² Vgl. SOLOMON, M.M. (1987), S. 254 - 265.

nisse der Testläufe, die mit den modifizierten Verfahren für die dynamischen Testinstanzen durchgeführt worden sind, präsentiert und einer kritischen Bewertung unterzogen.

4.1 Problemstellung und Testinstanzen

4.1.1 Statische Problemstellung

Das statische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern stellt eine Erweiterung des Standardproblems der Tourenplanung dar und kann wie folgt beschrieben werden.¹⁹³

Ausgehend von einem Depot sind mit Q Fahrzeugen gleicher Ausstattung n Kunden mit einem definierten Bedarf q_i zu bedienen. Sowohl für die Kunden als auch für das Depot sind dabei deren Lage im Lösungsraum und die Entfernungen d_{ij} zwischen den Kunden bzw. dem Depot bekannt und symmetrisch. Die Fahrzeit d'_{ij} zwischen zwei Kunden verhält sich proportional zur Entfernung zwischen den beiden Kunden, wobei eine Entfernungseinheit einer Zeiteinheit entspricht. Für alle Kunden und das Depot sind zudem die Bediendauer s_i und ein Bedienzeitfenster $z_i = [e_i, f_i]$ angegeben, innerhalb dessen die Bedienung erfolgen soll. Die untere Intervallgrenze e_i stellt dabei den frühestmöglichen Bedientermin und die obere Intervallgrenze f_i den spätestmöglichen Bedientermin dar. Das Zeitfenster des Depots, z_o , legt dabei mit e_o den frühestmöglichen Abfahrtszeitpunkt und mit f_o den spätestmöglichen Termin für die Rückkehr der Fahrzeuge zum Depot fest. Müssen die vorgegebenen Zeitfenster exakt eingehalten werden, spricht man von harten Zeitfenstern, sind aber Überschreitungen der Zeitfenster erlaubt, liegen weiche Zeitfenster vor. In dieser Arbeit wird von weichen Zeitfenstern ausgegangen. Die Überschreitungen fließen in Form eines Strafterms mit in den Zielfunktionswert ein, um so die Überschreitungen einzugrenzen. Tourenpläne für das Tourenplanungsproblem mit weichen Zeitfenstern sind somit dann zulässig, bei denen:

- Jedes Fahrzeug eine Tour bedient.
- Jeder Kunde genau einmal bedient wird.

¹⁹³ Siehe hierzu DESROSIERS, F. ET AL. (1995), S. 35 - 140 und DOMSCHKE, W.; DREXL, A. (1997).

- Jede Tour innerhalb des Depotzeitfensters beginnt und endet.¹⁹⁴
- Überschreitungen der Kundenzeitfenster zulässig sind und in der Zielfunktion über einen Strafterm berücksichtigt werden.
- Eine Bedienung der Kunden vor dem jeweiligen e_i untersagt ist, sodass die Fahrzeuge, treffen sie vorher ein, bis zum Zeitpunkt e_i warten müssen.

Die Berücksichtigung von Zeitfenstern erfordert die Einführung noch zwei weiterer Größen, β_i und δ_i . δ_i bezeichnet dabei die frühest mögliche Abfahrtszeit beim Kunden und ist im Falle des Depots (δ_0) = e_0 und wird für die übrigen Kunden über $\delta_i = \max \{ \delta_{i^-} + d'_{i,j}, e_i \} + s_i$ berechnet.¹⁹⁵ β_i bezeichnet dabei die spätest zulässige Ankunftszeit, die für das Depot (β_0) mit f_0 vorgegeben ist und für die übrigen Kunden über $\beta_i = \min \{ \beta_{i^+} - d'_{i,j} - s_i, f_i \}$ berechnet wird.

Die Zielfunktion, die in dem Problem minimiert werden soll, minimiert die insgesamt zurückgelegte Strecke zuzüglich des Strafterms.

$$f(s) = \sum_{k=1}^m d_k + \sum_{i=1}^n \alpha_i (t_i - f_i), s \in S$$

Über die Größe von α_i kann die Überschreitung der Zeitfenster gesteuert werden. Setzt man diesen Wert auf einen ausreichend großen, so entspricht das Problem dem Tourenplanungsproblem mit harten Zeitfenstern, da eine Überschreitung den Zielfunktionswert entsprechend stark erhöhen und die Lösung nicht mehr in Betracht gezogen werden würde. Der Koeffizient kann auch für einzelne Kunden individuell angepasst werden, indem Kunden mit restriktiveren Anforderungen mit einem größeren Wert für α_i versehen werden als Kunden mit weniger restriktiven Vorgaben.

¹⁹⁴ Hierbei handelt es sich im Gegensatz zu den Kundenzeitfenstern um ein hartes Zeitfenster, da beispielsweise gesetzlich vorgeschriebene Lenkzeiten oder tarifliche Arbeitszeiten eine absolute harte Obergrenze festlegen. Verspätungen, die durch die Verletzungen der Zeitfenster beim Kunden entstehen, werden im Gegensatz dazu in Kauf genommen, da so zumindest eine Bedienung an einem bestimmten Tag erfolgen kann.

¹⁹⁵ i^- bezeichnet damit den Vorgänger und i^+ den Nachfolger von Kunde i .

4.1.2 Dynamische Problemstellung

Aus der vorliegenden statischen Formulierung des Problems können mindestens so viele dynamische Problemstellungen abgeleitet werden, wie es Parameter in der Problemformulierung gibt.

In der dynamischen Problemstellung, die in dieser Arbeit untersucht werden soll, geht die Unsicherheit nur von einem Parameter, den Kunden, aus.¹⁹⁶ Nicht alle Kunden, die an diesem Tag bedient werden sollen, sind dem Tourenplaner im Voraus bekannt und können somit nicht in eine Ausgangslösung integriert werden. Die Nachfragen einiger Kunden werden erst im Tagesablauf bekannt und müssen somit nachträglich in den aktuellen Tourenplan integriert werden, der auf Basis der bis zu diesem Zeitpunkt bekannten Informationen erstellt worden ist. Da die Fahrzeuge zu einem bestimmten Zeitpunkt alle wieder zum Depot zurückgekehrt sein müssen, gibt es eine harte Zeitgrenze, bis zu der eine Nachfrage eingegangen sein muss, um noch am selben Tag bedient zu werden. Kunden, die nach diesem Zeitpunkt nachfragen, gehen automatisch in die Planung für den nächsten Tag ein und somit in die statische Planung der Ausgangstouren, mit denen die Fahrzeuge am nächsten Auslieferungstag starten.¹⁹⁷ Die Menge der Kunden teilt sich daher in zwei Gruppen; einerseits diejenigen, die vor der Abfahrt der Fahrzeuge zu Beginn des Arbeitstages dem Tourenplaner bekannt sind und diejenigen, die erst im Tagesablauf nachfragen und dann bestmöglich in den aktuellen Tourenplan zu integrieren sind. Erstere werden in weiterer Folge als statische Kunden bezeichnet und die Letzteren als dynamische Kunden; ebenso wird die Gesamtmenge der dynamischen Kunden in weiterer Folge als Dynamikgrad bezeichnet.

Über die dynamischen Kunden liegen bis zum Zeitpunkt ihrer Nachfrage weder Information über ihre Lage noch über ihre Nachfragemenge oder ihr Bedienzeitfenster vor, die so schon

¹⁹⁶ Die dynamische Problemstellung wurde aus GENDREAU, É. ET AL. (1999) übernommen.

¹⁹⁷ Zu diesen Kunden zählen auch diejenigen, die ohnehin erst am kommenden Tag bedient werden wollen.

vorab in der Planung der Ausgangstouren berücksichtigt werden könnten.^{198, 199} Die restlichen Parameter des Problems sind weiterhin bekannt und unveränderlich, sodass von diesen keine weiteren Unsicherheiten ausgehen. Die Integration der Kunden muss dabei unter Verwendung einer vorgegebenen, begrenzten Anzahl an Fahrzeugen erfolgen, zusätzliche Fahrzeuge für die dynamischen Kunden stehen nicht zur Verfügung. Für die zusätzlichen Kunden werden dabei mögliche Einfügestellen in dem Teil der aktuellen Tour gesucht, der mit dem gerade angesteuerten Kunden beginnt und mit dem Depot endet. Die Umleitung eines Fahrzeuges zu einem neuen Kunden, das sich gerade auf dem Weg von einem Kunden zum nächsten befindet, ist damit ausgeschlossen. Die Kommunikation zwischen den Fahrzeugen und der Steuerungszentrale erfolgt jeweils nur nach der Beendigung der Bedienung der einzelnen Kunden, indem das dann aktuelle nächste Ziel den Fahrern mitgeteilt wird. Die Zielfunktion ändert sich in diesem dynamischen Fall nur geringfügig, auch hier soll die insgesamt zurückgelegte Wegstrecke und die bei den Kunden angefallene Verspätung minimiert werden. Zusätzlich ist allerdings zu beachten, dass es unter Umständen nicht möglich ist, alle Kunden zu integrieren. Es ist aber für eine erfolgreiche dynamische Tourenplanung von elementarer Bedeutung, die angebotene Dienstleistung auch erfüllen zu können, was bei abgewiesenen Kunden nicht der Fall ist. Der Anteil der abgewiesenen Kunden am jeweiligen Dynamikgrad stellt somit das primäre Zielkriterium dar, das es zu minimieren gilt. Die Güte der angewendeten Metaheuristiken wird daher im Folgenden anhand der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung' bewertet. Um eine ausreichende Untersuchungsbasis zur Beurteilung des Verhaltens der Metaheuristiken zu erlangen wurden in dieser Arbeit 25 unterschiedliche dynamische Problemkonstellationen untersucht. Hierzu sind die beiden zentralen Größen der dynamischen Problemstellung - Anzahl einzufügender Kunden (Dynamikgrad) und die Geschwindigkeit, mit der die dynamischen Kunden nachfragen – variiert worden. So ist die Ankunftsrate von 1, 3, 5, 7 und 9 Ankünften pro Minute untersucht worden und die Menge der

¹⁹⁸ Wobei das Zeitfenster allerdings zwischen dem aktuellen Zeitpunkt und dem Ende des Arbeitstages liegen muss.

¹⁹⁹ Liegen Informationen über die zukünftigen Ereignisse vor, z.B. in Form von Eintrittswahrscheinlichkeiten oder Teilinformationen, so können diese Probleme durch eine stochastische oder a priori Tourenplanung, die Teilinformationen vorab in der Planung über entsprechende Puffer berücksichtigt, gelöst werden. Zu diesen Problemstellungen siehe hierzu u.a. BERTSIMAS, D.; CHERVI, P.; PETERSON, M. (1995), S. 342 - 350 und POWELL, W. (1986), S. 117 - 129.

dynamischen Kunden von 10%, 30%, 50%, 70% und 90% der insgesamt zu bedienenden Kunden variiert worden.²⁰⁰

4.1.3 Statische Testinstanzen

Für das dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern existieren noch keine etablierten Testinstanzen, wie sie für das statische Problem in Form der SOLOMON'SCHEN Benchmark-Probleme vorliegen.²⁰¹ Da die in dieser Arbeit erstellten Testinstanzen auf den Benchmark-Problemen von SOLOMON aufbauen, werden diese vorab vorgestellt. Um die Qualität der unterschiedlichen Lösungsansätze für das Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern beurteilen zu können, hat SOLOMON sechs unterschiedliche Problemklassen generiert, die sich insgesamt aus 56 einzelnen Problemen zusammensetzen. Je nach Verteilung der Kunden im Raum und der Größe des Zeitfensters am Depot werden die Probleme in sechs Klassen zusammengefasst. Die Kunden der zwölf Testprobleme der R1 Klasse und elf der R2 Klasse sind über den gesamten Raum zufällig und die Kunden der neun bzw. acht Probleme der C1 bzw. C2 Klasse regional gruppiert.²⁰² Die jeweils acht Probleme der Klassen RC1 und RC2 stellen Mischformen der R1, R2 und C1, C2 Klassen dar, bei denen die Kunden sowohl gruppiert als auch zufällig im Raum verteilt liegen. Bei allen Problemen liegt das Depot jeweils im Koordinatenursprung. Der Zusatz 1 bzw. 2 unterscheidet die Probleme mit einem großen Zeitfenster am Depot (2) von denen mit einem kleinen Zeitfenster (1). Kleine Zeitfenster am Depot führen bei vorgegebener Anzahl an Kunden und Bedienzeit pro Kunde dazu, dass tendenziell mehr Fahrzeuge benötigt werden, um alle Kunden zu befriedigen. Dieser Effekt wird durch eine große Gesamtnachfrage der Kunden im Verhältnis zur Fahrzeugkapazität in diesen Problemklassen noch verstärkt. Bei den R2, C2 und RC2 Klassen ist die jeweilige Gesamtnachfrage niedriger und das Zeitfenster am Depot größer, was zu tendenziell weniger benötigten Fahrzeugen führt. Bei allen Problemklassen variiert der Anteil der zeitfensterrestringierten Kunden an den insgesamt 100 Kunden von 25 - 100%. Für die Lösung der einzelnen Probleme

²⁰⁰ Im Rahmen von vorbereitenden Arbeiten wurde für alle Dynamikgrade zufällig die entsprechende Anzahl an Kunden ausgewählt. Die ausgewählten Kunden der kleineren Dynamikgrade sind dabei eine 100%ige Teilmenge der nächst größeren Teilmenge, um so die Ergebnisse der unterschiedlichen Dynamikgrade untereinander vergleichen zu können.

²⁰¹ Zu den Problemen siehe SOLOMON, M.M.; DESROSIERS, J. (1988), S 254 - 265.

²⁰² Die Bezeichnung ist aus den englischen Begriffen für zufällig verteilt und gruppiert, randomized und clustered, entnommen.

me wird keine feste Anzahl an Fahrzeugen vorgegeben; die verwendete Anzahl an Fahrzeugen stellt neben der Gesamtdistanz eine zweite Größe dar, anhand derer die Güte eines Lösungsverfahrens gemessen wird. In Tab. 5 werden die wichtigsten Eigenschaften der Benchmark-Probleme noch einmal aufgeführt sowie in Abb. 17 beispielhaft jeweils ein Problem aus den sechs verschiedenen Problemklassen graphisch veranschaulicht.

	Lage der Kunden	Zeithorizont Servicezeit	Anteil zeitstringierter Kunden	Durchschnittliche Zeitfensterbreite
R1	zufällig verteilt	230 [ZE] 10 [ZE]	25% 50% 75% 100%	43 [ZE]
R2	zufällig verteilt	100 [ZE] 10 [ZE]	25% 50% 75% 100%	239 [ZE]
C1	gruppiert	1236 [ZE] 90 [ZE]	25% 50% 75% 100%	145 [ZE]
C2	gruppiert	3390 [ZE] 90 [ZE]	25% 50% 75% 100%	337 [ZE]
RC1	teils zufällig verteilt, teils gruppiert	240 [ZE] 10 [ZE]	25% 50% 75% 100%	54 [ZE]
RC2	teils zufällig verteilt, teils gruppiert	960 [ZE] 10 [ZE]	25% 50% 75% 100%	221 [ZE]

Tab. 5: Einteilung der SOLOMON'SCHEN Benchmarkprobleme²⁰³

²⁰³ WEISSERMEL, M. (1999), S. 26.

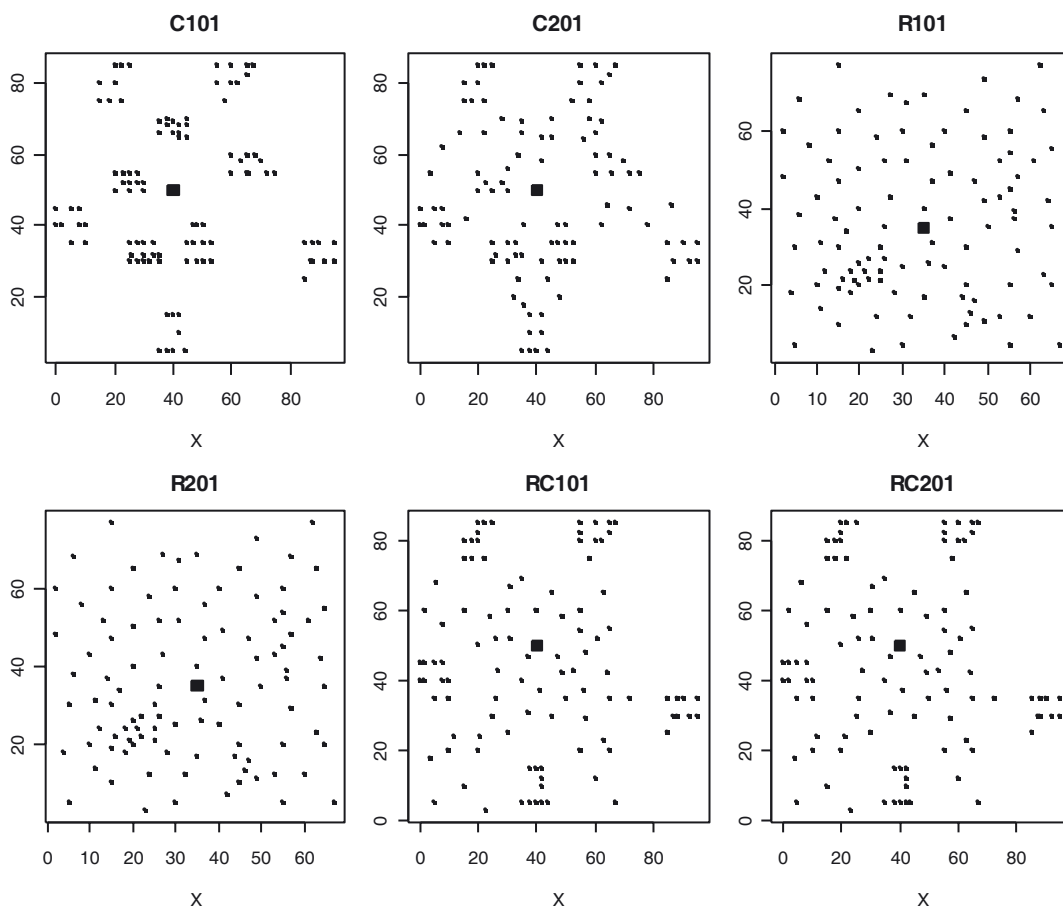


Abb. 17: Beispielprobleme der sechs Klassen der SOLOMON'SCHEN Benchmarkprobleme

Die aktuell besten Lösungen für die einzelnen Probleme der unterschiedlichen Klassen werden im Internet veröffentlicht.²⁰⁴

4.1.4 Dynamische Testinstanzen

Um nun aus den oben beschriebenen statischen Benchmark-Problemen dynamische zu generieren, müssen die Kunden in dynamische und statische Kunden eingeteilt und für jeden dynamischen Kunden jeweils ein Nachfragezeitpunkt festgelegt werden, an dem dieser dem Tourenplaner bekannt wird und zu integrieren ist. Darüber hinaus muss für die Simulation des

²⁰⁴ Vgl. SOLOMON, M. (2003).

dynamischen Problems eine Zeitführung eingeführt werden, die den Tagesablauf simuliert, innerhalb dessen die Kunden nachfragen und integriert werden müssen.²⁰⁵

Die dynamischen Kunden werden dabei für jedes der 56 Einzelprobleme wie folgt bestimmt. Alle 100 Kunden werden in einem ersten Schritt nach dem Beginn ihres Bedienzeitfensters in aufsteigender Reihenfolge sortiert. Aus dieser Liste werden nun entsprechend viele Kunden zufällig gezogen, die dann die dynamischen Kunden bilden. Dabei werden die dynamischen Kunden nicht zufällig ausgewählt, sondern mit einem Schwerpunkt auf Kunden, deren Bedienzeitfenster später beginnt.²⁰⁶ Die statischen Kunden sind dem Tourenplaner schon zu Beginn bekannt und mit ihnen werden die Ausgangstouren berechnet, mit denen die Fahrzeuge starten. Die Anzahl der Fahrzeuge, die für die Planung zur Verfügung stehen, ist im dynamischen Fall nicht unbegrenzt, sondern wird für jedes Problem jeweils auf die Anzahl begrenzt, die die beste bekannte Lösung für das entsprechende statische Problem benötigt. Tab. 6 zeigt noch einmal für alle Probleme jeweils die aktuell beste bekannte Lösung, auf die sich in weiterer Folge in der Arbeit bezogen wird.

Für die dynamischen Kunden werden anschließend Nachfragezeitpunkte erzeugt, an denen sie bekannt und vom Tourenplaner integriert werden müssen. Da die Nachfrage vor Beginn des Bedienzeitfensters erfolgen muss, werden die Zeitpunkte für alle dynamischen Kunden i jeweils zufällig aus dem Intervall $[e_0; e_i]$ bestimmt. Eine Vielzahl der dynamischen Kunden, deren Bedienzeitfenster mit $e_i = 0$ beginnt, würde dabei gleich zu Beginn des Arbeitstages nachfragen. Um diesen Nachfragestau zu entzerren, wird für diese dynamischen Kunden ein Nachfragezeitpunkt - ausgehend von einem 8 - Stunden - Arbeitstag - zufällig aus dem Intervall $\left\{ e_0; \frac{f_0}{8} \right\}$ erzeugt und somit auf die erste Stunde des Arbeitstages verteilt.²⁰⁷

²⁰⁵ Vgl. GENDREAU, É. ET AL. (1999), S. 381 - 390.

²⁰⁶ Es wurden zu 80% Kunden mit einem großen Wert für f_i und 20% mit einem kleinen Wert für f_i ausgewählt.

²⁰⁷ Der Sonderfall, dass ein Bedienzeitfenster innerhalb dieser ersten Stunde beginnt und endet wird hierdurch nicht berücksichtigt. Da die statischen Kunden mit einem Schwerpunkt auf frühe Bedienzeitfenster ausgewählt worden sind, ist dieser Fall aber auch sehr unwahrscheinlich.

Problem	Anzahl Fahrzeuge	Gesamtstrecke	Problem	Anzahl Fahrzeuge	Gesamtstrecke
C101	10	828,94	R112	9	982,14
C102	10	828,94	R201	4	1252,37
C103	10	828,06	R202	3	1191,70
C104	10	824,78	R203	3	939,54
C105	10	828,94	R204	2	825,52
C106	10	828,94	R205	3	994,42
C107	10	828,94	R206	3	906,14
C108	10	828,94	R207	2	893,33
C109	10	828,94	R208	2	726,75
C201	3	591,56	R209	3	909,16
C202	3	591,56	R210	3	939,34
C203	3	591,17	R211	2	892,71
C204	3	590,60	RC101	14	1696,94
C205	3	588,88	RC102	12	1554,75
C206	3	588,49	RC103	11	1261,67
C207	3	588,29	RC104	10	1135,48
C208	3	588,32	RC105	13	1629,44
R101	19	1645,79	RC106	11	1424,73
R102	17	1486,12	RC107	11	1230,48
R103	13	1292,68	RC108	10	1139,82
R104	9	1007,24	RC201	4	1406,91
R105	14	1377,11	RC202	3	1367,09
R106	12	1251,98	RC203	3	1049,62
R107	10	1104,66	RC204	3	798,41
R108	9	960,88	RC205	4	1297,19
R109	11	1194,73	RC206	3	1146,32
R110	10	1118,59	RC207	3	1061,14
R111	10	1096,72	RC208	3	828,14

Tab. 6: Beste bekannte Lösung der 56 Benchmark-Probleme²⁰⁸

Im Gegensatz zum statischen Problem steht im dynamischen Fall der Optimierung keine unbegrenzte Zeit zur Verfügung. Um das Verhalten der Metaheuristiken zur Lösung dieser Problemstellung zu überprüfen, werden im Rahmen einer zeitdiskreten Simulation die erzeugten dynamischen Testinstanzen simuliert. Hierzu wird jedes Problem als ein Arbeitstag betrachtet, innerhalb dessen - ausgehend von Ausgangstouren, die die statischen Kunden bedienen - die dynamischen Kunden noch in den aktuellen Tourenplan integriert werden. Wesentliche Einflussgrößen der Schwierigkeit des betrachteten Problems sind dabei einerseits

²⁰⁸ Vgl. www.web.cba.neu.edu/~msolomon/heuristi.htm.

die absolute Anzahl an Kunden, die integriert werden sollen und andererseits die Geschwindigkeit, mit der die zusätzlichen Kunden nachfragen. Die Zeit zwischen zwei Ereignissen, die entweder die Ankunft beim nächsten Kunden oder aber die Nachfrage eines neuen Kunden sein können, steht dem Lösungsverfahren zur Verfügung, um die aktuell beste Lösung zu verbessern. Je mehr neue Kunden nachfragen und je schneller diese bekannt werden, desto schwieriger ist es, eine Verbesserung zu finden. Über die Menge der dynamischen Kunden und die zeitliche Auslegung der Simulationszeit des Arbeitstages können in dieser Hinsicht unterschiedliche Konstellationen erzeugt werden. Die Ankunftsrate, mit der die Kunden im Zeitablauf bekannt werden, ergibt sich hierbei indirekt über die Festlegung der Dauer eines simulierten Tages und der Anzahl an einzufügenden Kunden, dem Dynamikgrad.²⁰⁹

$$\text{Simulationsdauer } T = \text{Ankunftsrate} \cdot \text{Dynamikgrad}$$

Nachdem die Simulationsdauer T festgelegt worden ist, werden alle Zeitgrößen des statischen Problems mit dem Faktor $\frac{T}{f_o - e_o}$ angepasst.

Wie in Kapitel 2.3.3 erläutert wurde, werden die Arbeiten im Bereich der dynamischen Tourenplanung in strategierorientierte und verfahrensorientierte Arbeiten unterschieden. Die vorliegenden Untersuchungen sind der Klasse der verfahrensorientierten Arbeiten zuzurechnen, bei denen eine Strategie festgelegt wird, die bestimmt, wie mit den dynamischen Veränderungen im Zeitablauf umgegangen wird und so die dynamische Problemstellung in statische Teilprobleme aufteilt. Die Fähigkeiten der ausgewählten Metaheuristiken zur Lösung der statischen Teilprobleme stehen dabei im Zentrum der Untersuchungen dieser verfahrensorientierten Arbeit.²¹⁰

Die Strategie, die für die Untersuchungen in dieser Arbeit zugrunde gelegt worden ist, ist die Single Event Optimization Strategie, bei der die Optimierungsverfahren jeweils zwischen

²⁰⁹ Sollen beispielsweise 50 der 100 Kunden dynamisch eingefügt werden und die gesamte simulierte Dauer des Arbeitstages beträgt 5 Minuten, sind die Kunden mit einer durchschnittlichen Ankunftsrate von 10 Kunden pro Minute angekommen.

²¹⁰ Vgl. BIANCHI, L. (2000), S. 5.

zwei Ereignissen versuchen, die aktuelle Lösung zu verbessern.^{211,212} Die Simulation eines Arbeitstages gliedert sich dabei in die folgenden Schritte. Für die statischen Kunden wird eine Ausgangslösung erzeugt, anhand derer die Fahrzeuge zu Beginn des Arbeitstages die Touren beginnen. Bei kleinen Dynamikgraden werden in der Ausgangslösung nicht alle Fahrzeuge, die laut bester statischer Lösung verfügbar sind, verwendet und stehen am Depot zur freien Disposition zu Verfügung. Befindet sich ein Fahrzeug auf dem Weg zu einem Kunden, wird der gerade angesteuerte Kunde in dem Tourenplan als neuer Startpunkt der nun offenen restlichen Tour festgesetzt. Wenn die aktuelle Zeit den Nachfragezeitpunkt eines dynamischen Kunden erreicht hat und der Kunde bekannt wird, werden mittels einer Einfügeheuristik alle möglichen Einfügestellen in dem Tourenplan überprüft und dieser an der Stelle, die die geringste Verlängerung der Wegstrecke verursacht, in den Tourenplan integriert.²¹³ Auf dieser Lösung aufbauend suchen die Metaheuristiken nach besseren Lösungen, bis das nächste Ereignis, eine neue Kundennachfrage oder die Ankunft beim nächsten Kunden, eintritt. Bei diesen beiden Ereignissen ändert sich das zugrunde liegende Problem und die aktuelle Lösung muss angepasst werden. Wenn ein Fahrzeug einen Kunden erreicht und die Bedienung beendet ist, wird aus dem zu diesem Zeitpunkt besten Tourenplan der nächste anzusteuernde Kunde ausgelesen. Entsteht bei sofortiger Abfahrt zum nächsten Kunden eine Wartezeit, da das Fahrzeug vor Beginn des Bedienzeitfensters e_i des nächsten Kunden ankommt, wartet er die entsprechende Zeitspanne bei dem schon bedienten Kunden und kann bis zur Abfahrt noch umgelenkt werden.²¹⁴ Die Zielsetzung ist dabei, möglichst alle Kunden zu integrieren und dabei die Verspätung und die insgesamt zurückgelegte Strecke zu minimieren.

²¹¹ Vgl. BIANCHI, L. (2000), S. 13.

²¹² Vgl. GENDREAU, É. ET AL. (1999), S. 381 - 390.

²¹³ Liegt die minimale Verlängerung der Wegstrecke bei mehreren Einfügestellen vor, wird aus diesen zufällig eine bestimmt. Die Einfügeheuristik stoppt nach der Bestimmung einer zulässigen Einfügestelle und sucht nicht weiter nach Verbesserungsmöglichkeiten. In weiterer Folge der Arbeit werden die Ergebnisse, die mit solch einer Einfügeheuristik erzielt werden, den Ergebnissen der Metaheuristiken gegenübergestellt, um die Vorteilhaftigkeit der Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten zu untersuchen.

²¹⁴ Die Fixierung des nächsten Kunden als neuen Startpunkt erfolgt erst nach Antritt des Weges zu diesem.

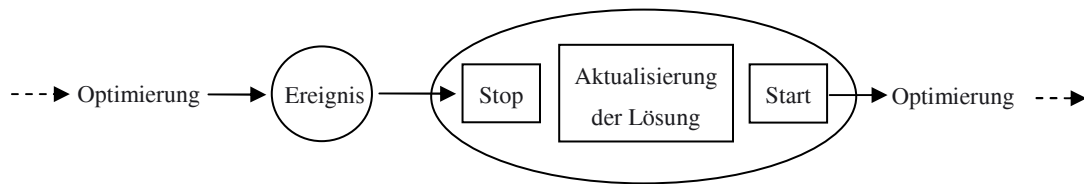


Abb. 18: Single Event Optimization Strategie für das dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern²¹⁵

Für die Optimierung der dynamischen Problemstellung wurden erfolgreiche Implementierungen der ausgewählten Verfahren für das statische Problem herangezogen und modifiziert, um auch die dynamische Problemstellung optimieren zu können. Im Folgenden wird daher für die einzelnen Verfahren im ersten Schritt erläutert, wie sie die statische Problemstellung lösen, und daraufhin erfolgt die Darstellung der vorgenommenen Modifikationen. Daran anschließend werden die Ergebnisse der Simulationen für die 25 Problemkonstellationen dargestellt und die Ergebnisse der jeweiligen Metaheuristik diskutiert.

Anhand des SOLOMON'SCHEN Benchmarkproblems R104 das die betrachtete Problemstellung und das Vorgehen noch einmal kurz verdeutlicht werden. Betrachtet wird die Parameterkonstellation Dynamikgrad 30 und Ankunftsrate 7. Ausgehend von den 100 Kunden in der Ausgangssituation werden 30 Kunden als dynamische Kunden ausgewählt und für sie ein Nachfragezeitpunkt generiert und zugewiesen. In der anschließend beginnend Simulation wird über die 70 schon im voraus bekannten Kunden eine Ausgangslösung berechnet unter Verwendung der vorgegebenen Fahrzeugzahl und Berücksichtigung der übrigen Restriktionen. Die Bedienung dieser Kunden beginnt daraufhin anhand der optimierten Ausgangslösung und wird unterbrochen, wenn der Zeitpunkt erreicht ist, an dem ein dynamischer Kunde nachfragt, um diesen – wiederum unter Beachtung der gegebenen Restriktionen – in den Tourenplan zu integrieren. Wenn dies nicht möglich ist, wird der Kunde abgewiesen. Die Zeit bis zum Nachfragen eines weiteren Kunden bzw. die Ankunft bei einem angesteuerten Kunden, wird nun dazu genutzt die aktuelle Situation weiter zu verbessern, um so eine bessere Ausgangssituation für die weiteren Ereignisse zu haben.

²¹⁵ BIANCHI, L. (2000), S. 13.

Die Ausgangssituation und das Endergebnis einer Simulation des R104 Problems ist in Abb. 19 und Abb. 20

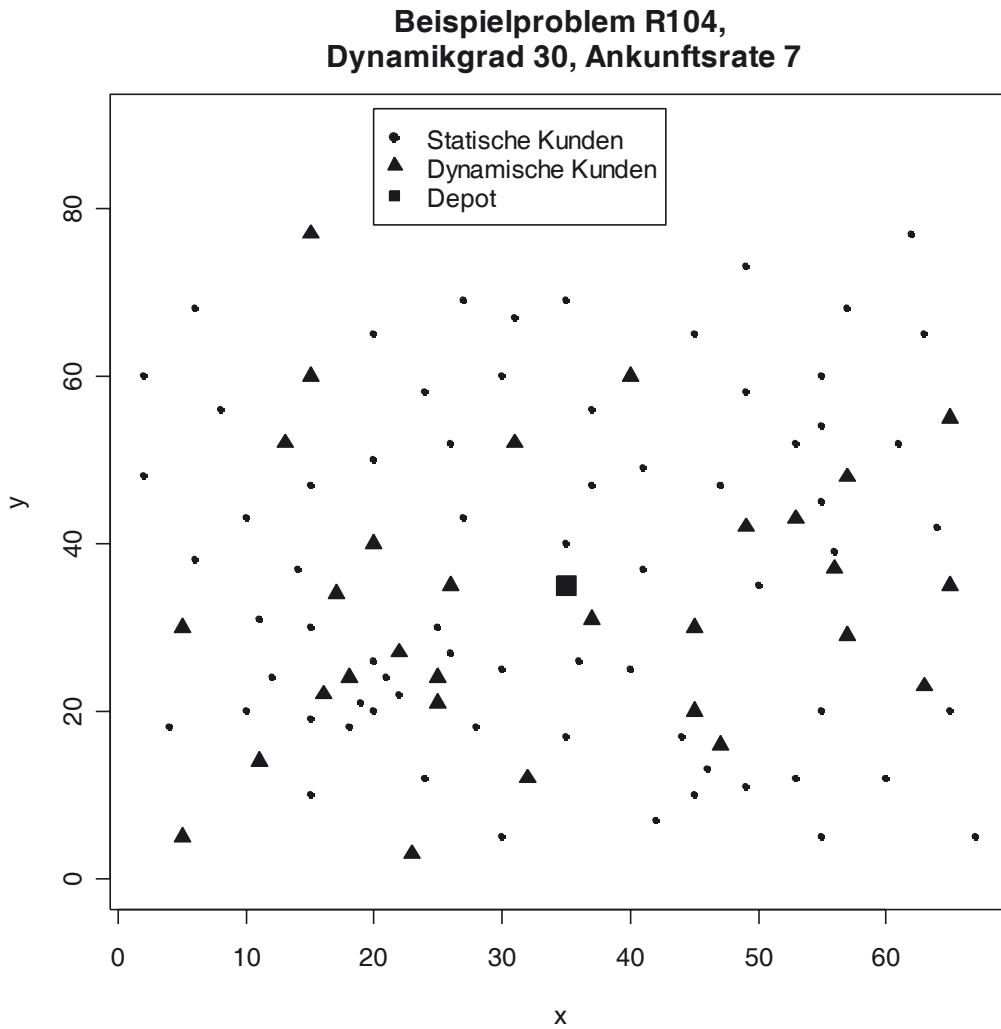


Abb. 19: Ausgangssituation des dynamischen R104 Problems

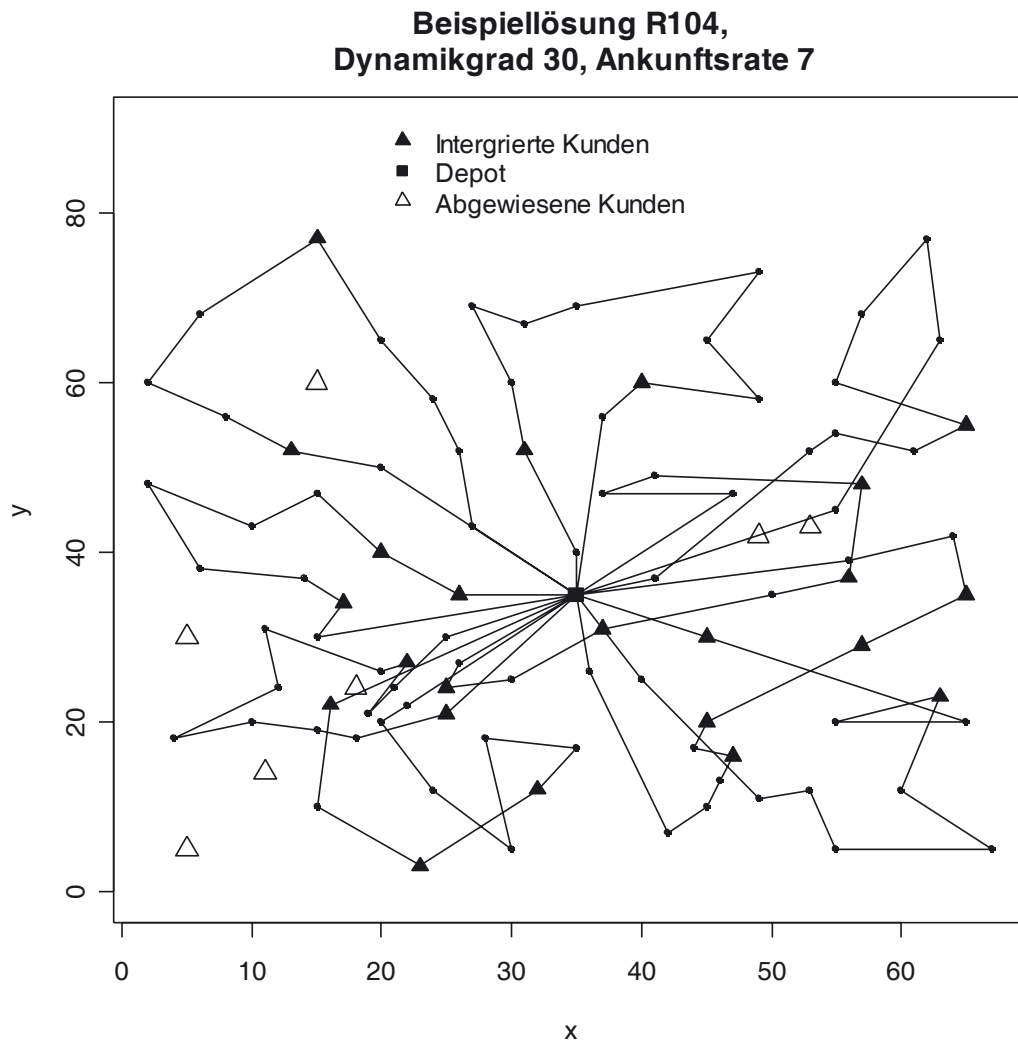


Abb. 20: Endergebnis einer Simulation des R104 Problems mit 9 Touren und 7 abgewiesenen Kunden

7 der 30 einzufügenden Kunden konnten in den laufenden Tourenplan nicht mehr integriert werden und mussten abgewiesen werden. Da sich die Untersuchungen auf 56 Beispielpunkte beziehen und dabei jeweils 25 Parameterkonstellationen unterschieden werden, wird auf eine graphische Darstellung der Ergebnisse in der oben vorgestellten Form verzichtet. An Stelle dessen werden die erzielten Ergebnisse für die Zielgrößen dieser Untersuchung, die ‚abgewiesenen Kunden‘, die zurückgelegte ‚Wegsrecke‘ und die angefallene ‚Verspätung‘, in Abhängigkeit der Parameter Dynamikgrad und Ankunftsrate graphisch verdeutlicht.

4.2 Evolutionäre Strategien

Grundlage für die Lösung der in Kapitel 4. 1 vorgestellten dynamischen Tourenplanungsprobleme mit Zeitfenstern mit Evolutionären Strategien stellen die beiden von HOMBERGER vorgestellten Ansätze für das entsprechende statische Problem dar. Diese beiden Implementierungen wurden weiterentwickelt, um die dynamische Problemstellung als Sequenz statischeR-Probleme lösen zu können.²¹⁶ Die Darstellung der Umsetzung beginnt daher mit der Vorstellung der wichtigsten Elemente der statischen Implementierungen, woran sich die Beschreibung der Modifikationen anschließt. In Anlehnung an die von ihm gewählte Bezeichnung werden die beiden Evolutionären Strategien für die dynamische Problemstellung in weiterer Folge als ES1-DVRPTW und ES2-DVRPTW bezeichnet.²¹⁷

4.2.1 Umsetzung der ES1-DVRPTW

Wie in Kapitel 3. 1.2 ausgeführt, sind einige Modifikationen des allgemeinen Ablaufes der Evolutionären Strategien nötig, um sie auf kombinatorische Optimierungsprobleme anwenden zu können. Die Evolutionäre Strategie 1 für das statische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern (ES1) beginnt mit der Generierung von μ zulässigen Ausgangslösungen unter Anwendung eines modifizierten Savingsverfahrens von CLARKE und WRIGHT.²¹⁸ Dabei werden zu Beginn alle Kunden über Pendeltouren bedient und die Wegersparnisse, die Savingswerte, die durch das Zusammenlegen zweier Pendeltouren zu einer Tour entstehen,²¹⁹ für alle Kombinationsmöglichkeiten berechnet. In der Savingsmatrix wird für jedes Tourpaar (i, j) der Savingswert gespeichert und die Touren - beginnend mit dem Tourpaar mit dem größten Savingswert - zusammengelegt, bis unter Einhaltung der Kapazitäts- und Zeitrestriktionen keine Zusammenlegungen mehr möglich sind.²²⁰ Nach der Anwendung dieses Verfahrens ergibt sich aufgrund des deterministischen Vorgehens nur ein einziger Tourenplan. Um mehrere Tourenpläne und somit eine Population von Lösungen zu erhalten, wird die Auswahlregel für

²¹⁶ Siehe hierzu auch HOMBERGER, J. (1998) und ECKEL, H. (2003).

²¹⁷ DVRPTW entspricht der englischen Bezeichnung für das dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern, Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows.

²¹⁸ Vgl. CLARKE, G.; WRIGHT, J. (1964), S. 568 - 581.

²¹⁹ Anstelle des Depots wird am Ende der ersten Tour der erste Kunde der zweiten Tour des Tourpaares angesteuert.

²²⁰ In diesem Fall sind die Savingswerte alle negativ.

die zusammenzulegenden Touren verändert, sodass zufällig ein Savingswert übersprungen und die Verbindung mit dem nächstkleineren Savingswert integriert wird. Auf diese Weise werden $\mu = 8$ Individuen für die Ausgangslösung erzeugt. Die Lösungen werden dabei in Form von ganzzahligen Lösungsvektoren dargestellt. Abb. 21 verdeutlicht dies noch einmal exemplarisch.

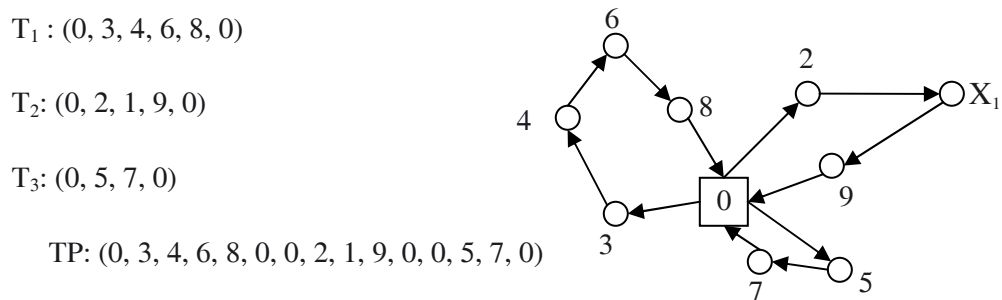


Abb. 21: Tourenplanrepräsentation ESI²²¹

Neben den Informationen über den Tourenplan besitzen die Individuen jeweils noch zwei Strategieparameter, *AnzMoves* und *Tourauflösung*. *AnzMoves* ist ein Wert aus dem Intervall $[1, \dots, 10]$ und gibt an, wie oft jeweils einer der drei Operatoren Or-opt-Operator, 1-Interchange und 2-opt*-Operator, die im *Moveset* zusammengefasst sind, zufällig ausgewählt werden soll. Der Strategieparameter *Tourauflösung*, der für jedes Individuum zufällig auf 0 oder 1 gesetzt wird, gibt an, ob versucht werden soll, die kleinste Tour durch Anwendung eines modifizierten Or-opt-Operators aufzulösen (1) oder nicht (0). Über die beiden Strategieparameter wird dadurch eine zweiphasige Suche realisiert, indem über die Operatoren des *MoveSet* eine Minimierung der Wegstrecke verfolgt wird und über *Tourauflösung* die Anzahl der verwendeten Fahrzeuge minimiert werden soll.²²² Die beiden Strategieoperatoren werden ohne Veränderung an den Nachkommen übergeben.²²³ Ein neuer Nachkomme wird demnach

²²¹ Vgl. HOMBERGER, J. (1998), S. 7.

²²² Das Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern stellt ein Mehrzieloptimierungsproblem dar, bei dem sowohl die Entfernung als auch die Fahrzeuganzahl minimiert werden soll. Zur Mehrzieloptimierung mit evolutionären Algorithmen siehe auch PROPACH, J. (2002b).

²²³ Im Gegensatz zu der in Kapitel 3. 1 vorgestellten Variation der Standardabweichung σ wird die Mutations-schrittweite (*AnzMoves*) bei ESI während des Optimierungsprozesses nicht verändert und unterliegt somit keiner Verbesserung.

unter völligem Verzicht auf die Rekombination erzeugt. Es wird ein Individuum ausgewählt und mit einem zufällig aus dem *MoveSet* bestimmten Operator ein Tourenplan aus der Nachbarschaft der aktuellen Lösung erzeugt. Falls *Tourauflösung* = 1 wird versucht, die kleinste Tour mit dem modifizierten Or-opt-Operator aufzulösen.²²⁴ Diese Schritte werden für das ausgewählte Individuum *AnzMoves* Mal durchgeführt, um als Ergebnis einen zufällig aus der Nachbarschaft erzeugten, zulässigen Tourenplan zu erhalten. Insgesamt werden auf diese Art $\lambda = 50$ Nachkommen erzeugt.²²⁵

Lese Individuum (<i>T</i> , <i>AnzMoves</i> , <i>Tourauflösung</i>)	
Initialisiere Iterationszähler $m=0$	
WHILE $m < \textit{AnzMoves}$ DO	
Wähle zufällig einen Operator aus der Menge <i>MoveSet</i> aus	
Erzeuge einen neuen Tourenplan TP unter Anwendung des Operators	
IF <i>Tourauflösung</i> = 1	IF <i>Tourauflösung</i> = 0
Erzeuge neuen TP unter Anwendung des modifizierten Or-opt-Operators	Übernehme Mutationsergebnis $TP:=TP$
Übernehme Ergebnis $TP:=TP$	
Erhöhe Iterationszähler $m= m+1$	

Abb. 22: Mutationsvorschrift *ESI*²²⁶

Der 2-opt*-Operator ist ein Kantentauschverfahren, das von POTVIN und ROUSSEAU entwickelt worden ist. Das Verfahren modifiziert einzelne Verbindungen von Kunden (Kanten) zwischen zwei Touren, indem aus jeder Tour der beiden Touren je eine Kante entfernt wird. Deren Anfangs- und Endpunkte werden anschließend wieder über Kreuz miteinander ver-

²²⁴ Die Kombination mehrerer Operatoren zur Erzeugung einer neuen Lösung wird auch als Compound - Move bezeichnet. Siehe hierzu GLOVER, F. (1991) und OSMAN, I. (1993), S. 421 - 451.

²²⁵ Der Quotient μ/λ liegt dadurch bei 1/7, was der Empfehlung von Schwefel entspricht. Siehe hierzu SCHWEFEL, H.P. (1987).

²²⁶ HOMBERGER, J. (1998), S. 8.

bunden. Das Verfahren geht dabei alle vor dem Hintergrund der Zeit - und Kapazitätsrestriktion zulässigen Tauschmöglichkeiten innerhalb des Tourenplanes durch.²²⁷

Der 1-Interchange-Operator ist ein Spezialfall des λ -Interchange-Operators der von OSMAN entwickelt worden ist.²²⁸ Der Operator erzeugt, ausgehend von einem zulässigen Tourenplan, neue Lösungen, indem er zwischen zwei Touren Abschnitte mit λ aufeinander folgenden Kunden austauscht. Dabei entspricht der Austausch eines einzelnen Kunden $\lambda = 1$ und somit dem 1-Interchange-Operator. Für alle unterschiedlichen Paare von Touren des Tourenplanes werden nun alle möglichen gegenseitigen Austauschmöglichkeiten durchgeführt. Die Beschreibung des Austausches erfolgt im Folgenden für den Fall des 1-Interchange-Operators. Der Austauschprozess setzt sich aus zwei Prozessen zusammen. Einerseits wird in einem *shift - process* nacheinander für jeden Kunden einer Tour versucht, ihn in die andere Tour zu integrieren. Je nach dem, von welcher Tour der Kunde in welche Tour getauscht wird, wird der Operator (0,1) oder (1,0) genannt. Nachdem der *shift - process* für alle Kunden beider Touren durchgeführt worden ist, wird in einem *intrachange process* versucht, jeden Kunden einer Tour mit jedem Kunden der anderen Tour paarweise zu tauschen. Der Operator wird aufgrund des wechselseitigen Austausches (1,1) Operator genannt. Die Reihenfolge, in der die beiden Operatoren angewendet werden, ist variabel, wobei meist die (0,1) und (1,0) Operatoren vor dem (1,1) Operator angewendet werden.

Der Or-opt-Operator setzt sich aus zwei Operationen zusammen, einer Ausfüge- und einer Einfügeoperation. Zuerst wird ein Kunde aus einer Tour innerhalb eines Tourenplanes ausgefügt. Dabei wird die entstandene Lücke durch die direkte Verbindung des Vorgängers mit dem Nachfolger des ausgefügten Kunden geschlossen. Im zweiten Schritt wird der Kunde wieder an der Stelle in den Tourenplan eingefügt, an der die durch die Einfügung verursachte Verlängerung der gesamten Wegstrecke am geringsten ist. Dies kann unter Umständen auch wieder in der gleichen Tour der Fall sein.²²⁹

²²⁷ Vgl. POTVIN, J.; ROUSSEAU, J. (1995), S. 1433 - 1446.

²²⁸ Vgl. OSMAN, I. (1993), S. 421 - 451.

²²⁹ Vgl. OR, I. (1976).

Der modifizierte Or-opt-Operator wird im Gegensatz zum Or-opt-Operator nur zur Minimierung der Fahrzeuganzahl herangezogen, funktioniert aber grundsätzlich ähnlich.²³⁰ Die Kunden der kleinsten Tour des Tourenplanes werden ihrer Reihenfolge entsprechend ausgefügt und versucht, sie in anderen Touren wieder einzufügen. Gelingt dies, so ist die Tour aufgelöst. Als Auswahlkriterium für die Einfügestelle wird zuerst die minimale Verschiebezeit und erst im Falle mehrerer möglicher Einfügestellen die minimale Verlängerung der zu fahrenden Strecke herangezogen. Wenn der Nachfolger das Depot ist, ist die Verschiebezeit dabei die Veränderung der frühestmöglichen Abfahrtszeit beim nachfolgenden Kunden bzw. der frühestmöglichen Ankunftszeit.

Die Bewertungsfunktion zur Ermittlung der Fitness der Nachkommen berücksichtigt neben der Fahrzeuganzahl und der zurückgelegten Strecke noch ein drittes Kriterium, anhand dessen die Suche in Richtung einer geringen Fahrzeugzahl gesteuert werden kann, die Auflösbarkeit der kleinsten Tour. In das Kriterium fließen zwei Größen, einerseits die Anzahl der Kunden der kleinsten Tour und andererseits die minimale Verspätung, die durch die Einfügung der Kunden der kleinsten Tour in die anderen Touren bei den Kunden entstehen kann. Die beiden Größen gehen eine lexikographische Ordnungsrelation ein, die die Anzahl der Kunden mit erster und die minimale Verspätung mit zweiter Priorität berücksichtigt.

Die Selektion der μ besten Individuen aus den λ Nachkommen erfolgt in zwei Phasen.²³¹ Die Nachkommen werden in der ersten Phase in eine lexikographische Ordnung überführt, die die Fahrzeuganzahl mit erster und das Kriterium der Auflösbarkeit der kleinsten Tour mit zweiter Priorität berücksichtigt. Aus dieser Rangfolge werden die κ besten Individuen selektiert, wobei $\kappa < \mu$ gilt. Die $\mu - \kappa$ Individuen werden aus einer Rangfolge selektiert, die die Auflösbarkeit der kleinsten Tour mit erster und die insgesamt zurückgelegte Strecke mit zweiter Priorität berücksichtigt.²³² Als Wert für κ wurde ein Wert von 4 gewählt, wodurch beide Zielkriterien, minimale Fahrzeuganzahl und gesamte Wegstrecke, in der Suche gleich stark verfolgt

²³⁰ Vgl. HOMBERGER, J. (1998), S. 9.

²³¹ Siehe hierzu KURSAWE, F. (1991), S. 193 - 197.

²³² Während über die Wahl der Parameter *AnzMoves* und der Häufigkeit von *Tourauflösung* = 1 die Breite der Suche gesteuert werden kann, kann über den Quotienten κ/μ der Schwerpunkt der Suche auf eine minimale Fahrzeuganzahl oder minimale Entfernung gelegt werden.

werden. Als Abbruchkriterium ist eine absolute Rechenzeit von 35 Minuten pro Problem festgelegt worden.

Im Folgenden werden die Modifikationen der statischen Implementierung vorgestellt, die in die ES1-DVRPTW eingeflossen sind, um mit der Dynamik umgehen zu können. Für die Optimierung der Touren im dynamischen Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern steht keine unbegrenzte Anzahl an Fahrzeugen zur Verfügung, die verfügbare Fahrzeuganzahl entspricht der minimalen Fahrzeuganzahl der besten bislang bekannten Lösung.²³³ Diese Veränderung hat auch Auswirkungen auf die Bewertungsfunktion und auf den Strategieparameter *Tourauflösung*. Experimente haben gezeigt, dass die Wahrscheinlichkeit, die kleinste Tour dauerhaft aufzulösen, sehr gering ist. Entweder wird eine gerade aufgelöste Tour durch die Einfügung eines neuen dynamischen Kunden wieder neu eröffnet, oder es sind schon so viele Kunden der Planung bekannt, dass vor dem Hintergrund der begrenzten Fahrzeugzahl ohnehin schon alle Fahrzeuge ausgelastet sind und die Tour gar nicht erst aufgelöst werden kann. Dieser Strategieparameter wurde daher für alle Individuen einheitlich auf 0 gesetzt. Auch das κ der Bewertungsfunktion ist vor dem Hintergrund dieser Argumentation ebenfalls auf 0 gesetzt worden, da über das κ der Schwerpunkt der Suche in Richtung einer Minimierung der Fahrzeuganzahl verlegt wird.

Die Zeitfenster sind im dynamischen Fall weich, d. h., dass Überschreitungen zulässig sind.²³⁴ Die resultierenden Verspätungen werden in Form eines Strafterms in die Bewertungsfunktion mit aufgenommen. Da in dem Modell eine Zeiteinheit einer Entfernungseinheit entspricht, kann die Verspätung auch als eine Verlängerung der gesamten Wegstrecke verstanden werden.²³⁵

²³³ Die spätere Analyse wird als Vergleichsgröße die Lösungen für die statischen Probleme heranziehen. Um die Vergleichbarkeit zu gewährleisten, müssen die sonstigen Rahmenbedingungen identisch sein. Die Erhöhung der verfügbaren Fahrzeuge würde eine Entschärfung des betrachteten Problems bedeuten. Darüber hinaus stellt sich die Frage, wenn man zusätzliche Fahrzeuge zuließe, wie viele es sein sollten. Ließe man beliebig viele Fahrzeuge zu, entspräche dies einem unbegrenzten, wartenden Fuhrpark.

²³⁴ Die Berücksichtigung harter Zeitfenster würde die Flexibilität derart einschränken, dass die Einfügung dynamischer Kunden überhaupt nur schwer möglich wäre.

²³⁵ Wie in Kapitel 4.1.2 gezeigt wurde, kann über den Koeffizienten α_i das Gewicht der Verspätung gesteuert werden; individuell für jeden Kunden oder einheitlich für alle. In dem vorliegenden Fall wurde α_i einheitlich auf 1 gesetzt.

Neben diesen grundsätzlichen Einstellungen wurden vor allen Dingen Modifikationen vorgenommen, um die zentrale Aufgabe der Berücksichtigung von Ereignissen, die die zugrunde gelegte Problemstellung verändern, zu erfüllen. Die dynamischen Kunden - eines der beiden möglichen Ereignisse - werden dabei im Zeitpunkt ihres bekannt werdens mittels einer Einfügeheuristik in den aktuellen Tourenplan eingefügt. Die laufende Optimierung der bisherigen Problemstellung²³⁶ wird dabei unterbrochen und die Einfügeheuristik sucht bei allen Individuen nach mindestens einer zulässigen Einfügestelle.²³⁷ Da im Gegensatz zu den Kunden am Depot harte Zeitfenster einzuhalten sind, wird eine weitere Größe in der Planung eingeführt, v_i . Sie gibt an, bis zu welchem Zeitpunkt das Fahrzeug bei dem Kunden spätestens eingetroffen sein muss, damit das Depotzeitfenster nicht verletzt wird. Zudem werden nur Einfügestellen zwischen denjenigen Kunden überprüft, die bislang noch nicht bedient worden sind.²³⁸ Eine zulässige Einfügestelle berücksichtigt demnach neben der Kapazitätsgrenze und der harten Zeitrestriktion am Depot auch den Stand der bisherigen Bedienung der Kunden. Ausgewählt wird schließlich bei jedem Individuum diejenige Einfügestelle, bei der die zusätzlich zu fahrende Strecke minimal ist. Liegt keine zulässige Einfügestelle vor, wird der Kunde in eine Pendeltour integriert, sofern noch nicht die maximale Anzahl an Fahrzeugen belegt ist. Stehen keine weiteren Fahrzeuge mehr zur Verfügung und findet die Einfügeheuristik keine zulässige Einfügestelle, wird der Kunde abgewiesen und kann nicht bedient werden.

Sowohl im Falle der Integration eines dynamischen Kunden als auch bei der Ankunft bei einem Kunden können Tourenpläne unzulässig werden, sodass die Population bei diesen Ereignissen unter Umständen aktualisiert werden muss. Für eine Integration ist es ausreichend, ein Individuum zu finden, in das der Kunde integriert werden kann. Dementsprechend sind die Tourenpläne der Individuen, in die der Kunde nicht integriert werden konnte, nicht mehr zulässig und müssen aus der Population entfernt werden. Da die festgelegte Populationsgröße

²³⁶ Ohne den gerade bekannt gewordenen dynamischen Kunden.

²³⁷ Die Integration kann bei mehreren Individuen an unterschiedlichen Stellen möglich sein. Eine Iteration bei ES1-DVRPTW ist erst abgeschlossen, wenn *AnzMoves* Mal jeweils ein Operator aus der Menge *MoveSet* angewendet worden ist. Aufgrund der ausgewählten Operatoren dauert eine Iteration meistens so lange, dass sie nicht abgeschlossen ist, bis das nächste Ereignis eintritt und die Problemstellung sich wieder ändert. Damit eine Verbesserung erreicht wird und die Ergebnisse der bisherigen Suche nicht verloren gehen, wird versucht, den Kunden in das Ergebnis der bisherigen Anwendung der Operatoren zu integrieren, auch wenn die Iteration im eigentlichen Sinne noch nicht abgeschlossen ist.

²³⁸ Eine Einfügung kann auch zwischen dem letzten Kunden und dem Depot erfolgen. Zu beachten ist, dass die erste mögliche Einfügestelle zwischen dem aktuell angesteuerten und dem darauf folgenden ist.

von μ Individuen aber stets erhalten werden muss, müssen die Individuen ersetzt werden. Um dies zu erreichen, wird zufällig einer der zulässigen Tourenpläne ausgewählt und dupliziert. Das Individuum wird vervollständigt, indem zu diesem Tourenplan noch ein stochastisch aus dem Intervall $[1, \dots, 10]$ ausgewählter Wert für den Strategieparameter *AnzMoves* hinzugefügt wird. Dies wird so oft wiederholt, bis die Population wieder μ Individuen umfasst. Aus dieser neuen Population wird wiederum der aktuell beste Tourenplan bestimmt, anhand dessen die Bedienung der Kunden fortgesetzt wird.

Unzulässige Tourenpläne ergeben sich auch infolge des zweiten möglichen Ereignisses, der Ankunft bei einem Kunden. Hat ein Fahrer die Bedienung bei einem Kunden abgeschlossen, wird aus dem aktuell besten Tourenplan der nächste anzusteuernde Kunde für den Fahrer ausgelesen. Dabei kann der Fall auftreten, dass einige der übrigen, zulässigen Tourenpläne nicht denselben Kunden als unmittelbaren Nachfolger beinhalten, sondern diesen Kunden an einer anderen Stelle im Tourenplan berücksichtigen. Da die Fahrer aber die Kunden laut dem aktuell besten Tourenplan ansteuern, sind die Tourenpläne, die die entsprechenden Kunden nicht an erster Stelle in ihren Touren haben, in dem Moment der Abfahrt von dem bedienten Kunden ungültig geworden. Da diese Situation häufig eintritt, wird - bevor diese Individuen aus der Population entfernt werden - versucht, durch Kundentausch die unzulässigen Tourenpläne anzupassen. Dabei wird der laut aktuell bestem Tourenplan angesteuerte Kunde aus seiner Position in den Touren der unzulässigen Tourenpläne entfernt und an die erste Stelle der Tour, die ihn bedient, gesetzt. Der vormals an erster Stelle stehende Kunde wird mit der beschriebenen Einfügeheuristik an einer anderen Stelle im Tourenplan eingefügt. Ist keine zulässige Einfügestelle ermittelbar, wird das Individuum aus der Population entfernt und ein neues Individuum durch Duplikation eines zulässigen Tourenplanes und der zufälligen Bestimmung eines Wertes für *AnzMoves* generiert.

Das Abbruchkriterium ist im dynamischen Fall die in der Ausgangssituation festgelegte Simulationsdauer, über die in Kombination mit der Anzahl an dynamischen Kunden die Ankunftszeit eingestellt wird.

In den folgenden Ausführungen werden die Ergebnisse der Testläufe, die mit der ES1-DVRPTW durchgeführt wurden, beschrieben und anschließend diskutiert.

4.2.2 Ergebnisse der Anwendung der ES1-DVRPTW

Im Rahmen der Testläufe mit ES1-DVRPTW sind mit fünf unterschiedlichen Ankunftsraten und fünf unterschiedlichen Dynamikgraden²³⁹ insgesamt 25 Parameterkonstellationen untersucht worden. Als Zielgrößen für die Bewertung sind der Anteil abgewiesener Kunden an der Anzahl dynamischer Kunden, die zurückgelegte Wegstrecke und die insgesamt angefallene Verspätung ausgewählt worden. Jede der 25 Parameterkonstellationen wurde dabei 16 Mal wiederholt und die jeweils beste Lösung der 16 Testläufe als Ergebnis für die weitere Analyse der Daten herangezogen. Als Ergebnisse wird der prozentuale Anteil abgewiesener Kunden an dem jeweiligen Dynamikgrad, die zurückgelegte Wegstrecke und die insgesamt angefallene Verspätung ausgegeben. Die besten Testläufe werden anhand der abgewiesenen Kunden mit erster, der Wegstrecke mit zweiter und der Verspätung mit dritter Priorität bestimmt. Die Darstellung der Ergebnisse erfolgt zusammengefasst für jede der 6 Testinstanzen C1, C2, R1, R2, RC1, RC2, wobei Mittelwerte über alle Teilprobleme für die einzelnen Testinstanzen gebildet worden sind. Abschließend werden in einer Gesamtbetrachtung die Ergebnisse gemittelt über alle 56 Teilprobleme dargestellt.

Für die Berechnungen aller Verfahren wurde ein Computerpool mit 79 Rechnern genutzt. Die Rechner sind mit Windows 2000 als Betriebssystem und für die Bearbeitung der in Java umgesetzten Programme mit dem Java Development Kit in der Version 1.4.0_01 ausgerüstet. Die Prozessorleistung der Rechner beträgt 800 MHz.

Nach der Beschreibung der Ergebnisse von ES1-DVRPTW, werden diese den Ergebnissen der Anwendung einer einfachen Einfügeheuristik gegenübergestellt. Nachdem eine zulässige Einfügestelle bestimmt worden ist, nutzt die deterministisch arbeitende Einfügeheuristik die verbleibende Zeit bis zum nächsten Ereignis, in der sich das Problem nicht ändert, nicht aus, um nach Verbesserungsmöglichkeiten zu suchen.²⁴⁰ Durch den Vergleich der Ergebnisse soll die Frage der Vorteilhaftigkeit einer ständigen Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten überprüft werden. Eine weitere Bewertung des Verfahrens und der Auswirkungen einer dynamischen Modellierung wird über die Veränderung der zurückgelegten Wegstrecke der statischen im Vergleich zur dynamischen Situation hin vorgenommen. Abschließend werden die wich-

²³⁹ Die Anzahl an dynamischen Kunden entspricht dem Dynamikgrad.

²⁴⁰ Siehe hierzu die Ausführungen auf S. 109.

tigsten Ergebnisse der Untersuchungen noch einmal zusammengefasst und das Verfahren abschließend beurteilt.

Für die vier untersuchten Metaheuristiken sind die Varianzen dem Anhang zu entnehmen. Eine detaillierte Auflistung und Darstellung aller generierten dynamischen Testinstanzen, sowie aller erzielten die Ergebnisse ist zudem in ausführlicher Form im Internet verfügbar.²⁴¹

²⁴¹ Aufgrund der Menge der erzeugten Ergebnisse sind die numerischen Ergebnisse und die Testinstanzen zusätzlich unter folgendem Link im Internet online abrufbar WWW.WI1.WISO.UNI-GOETTINGEN.DE/MM/ALACKNE/INDEX.HTM. Darüber hinaus sind die per Email beim Autor erhältlich.

Abgewiesene Kunden in % des Dynamikgrades

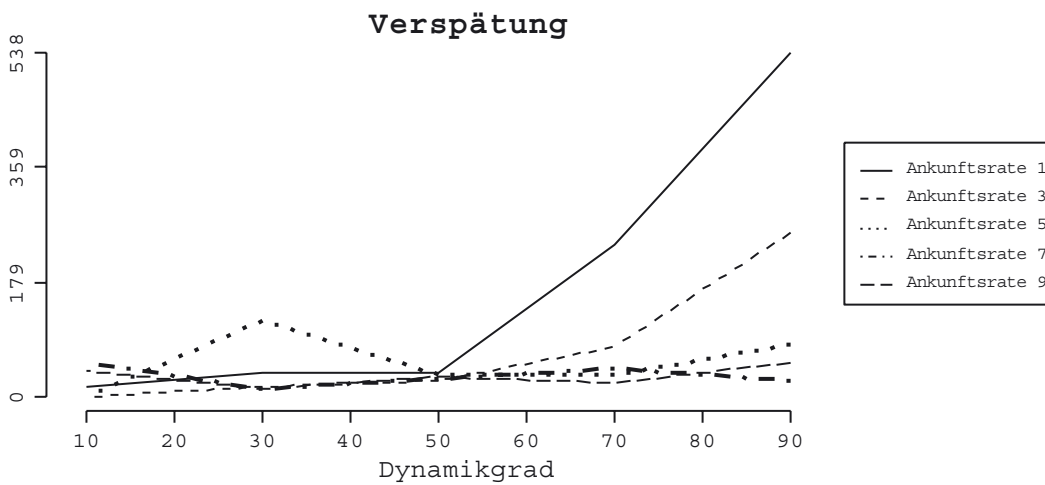
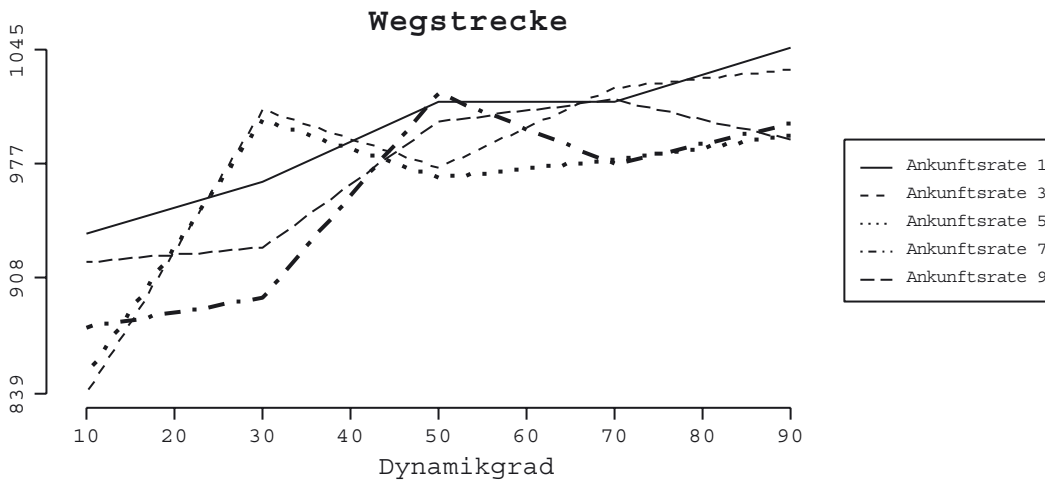
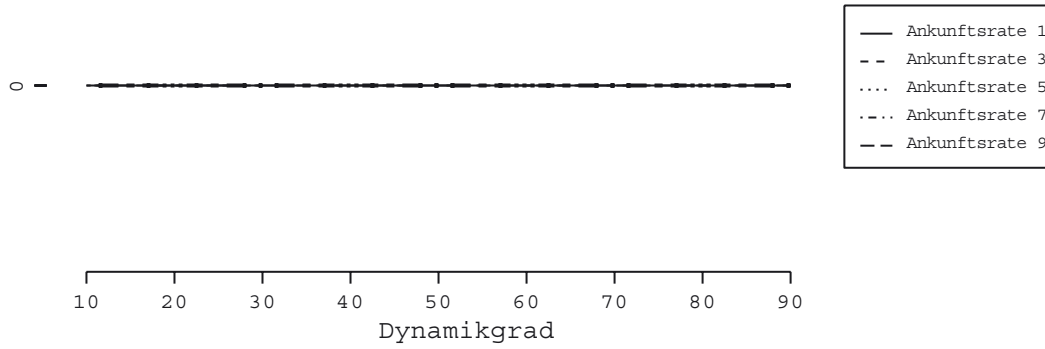
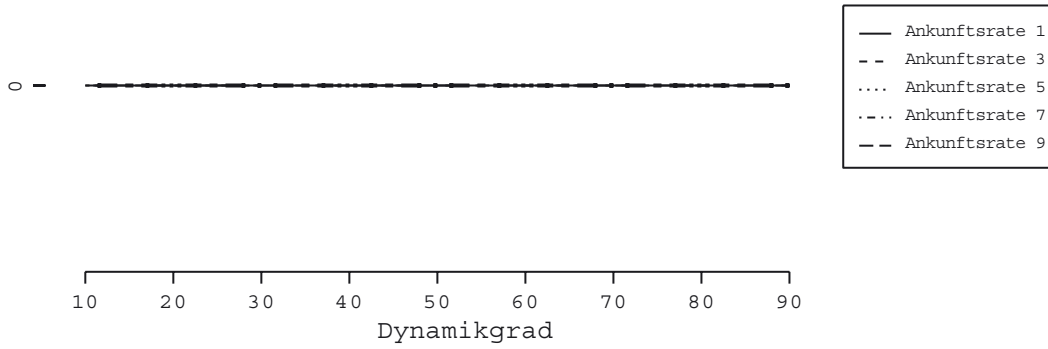
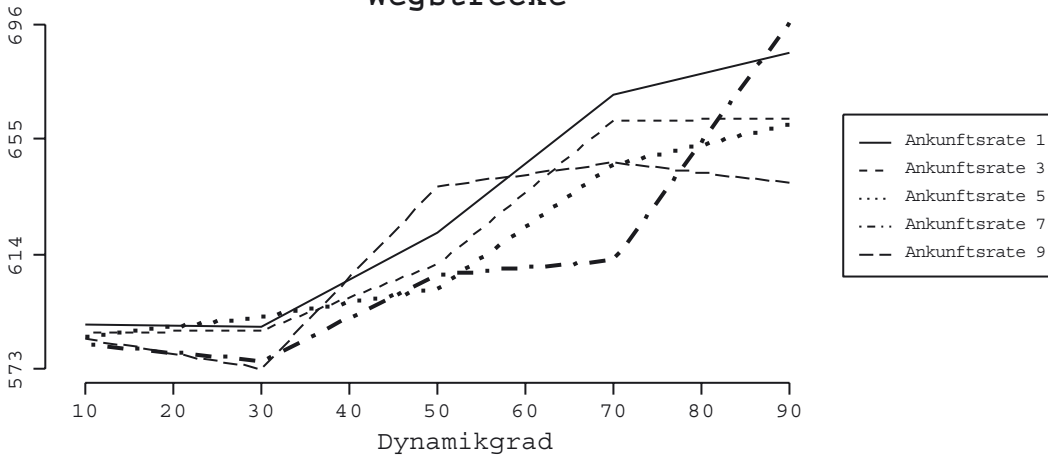


Abb. 23: Ergebnisse der Problemklasse C1 - ESI-DVRPTW

Abgewiesene Kunden in % des Dynamikgrades



Wegstrecke



Verspätung

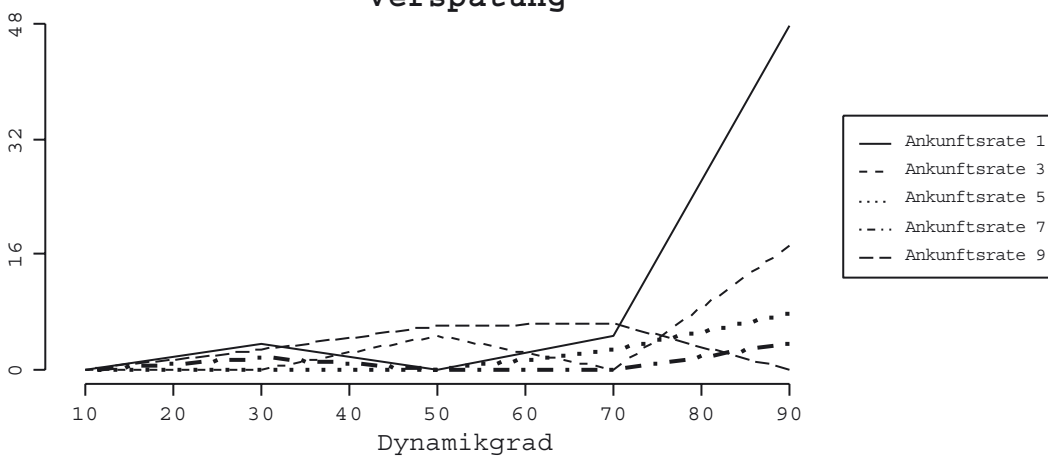


Abb. 24: Ergebnisse der Problemklasse C2 - ESI-DVRPTW

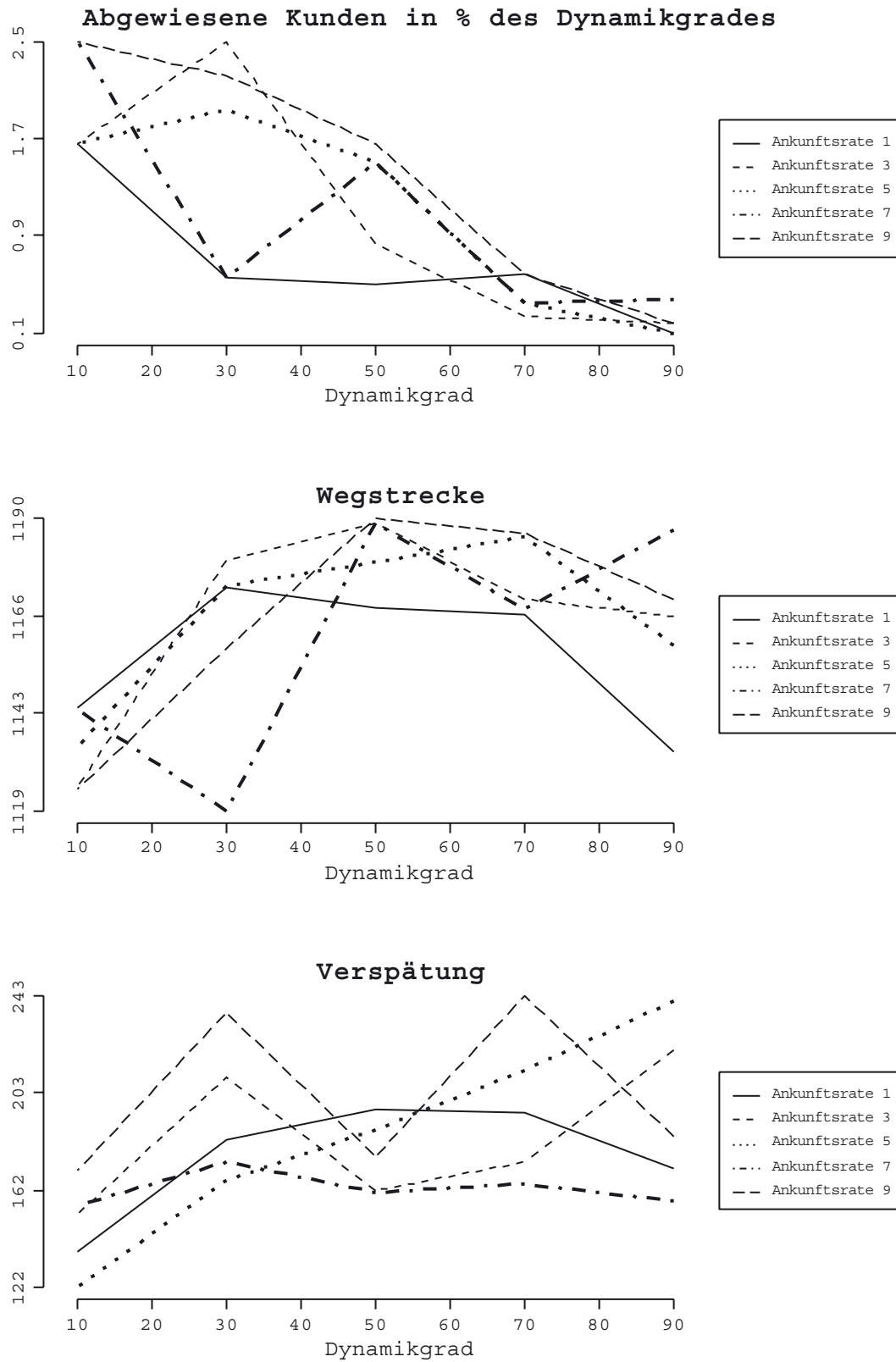


Abb. 25: Ergebnisse der Problemklasse R1 - ES1-DVRPTW

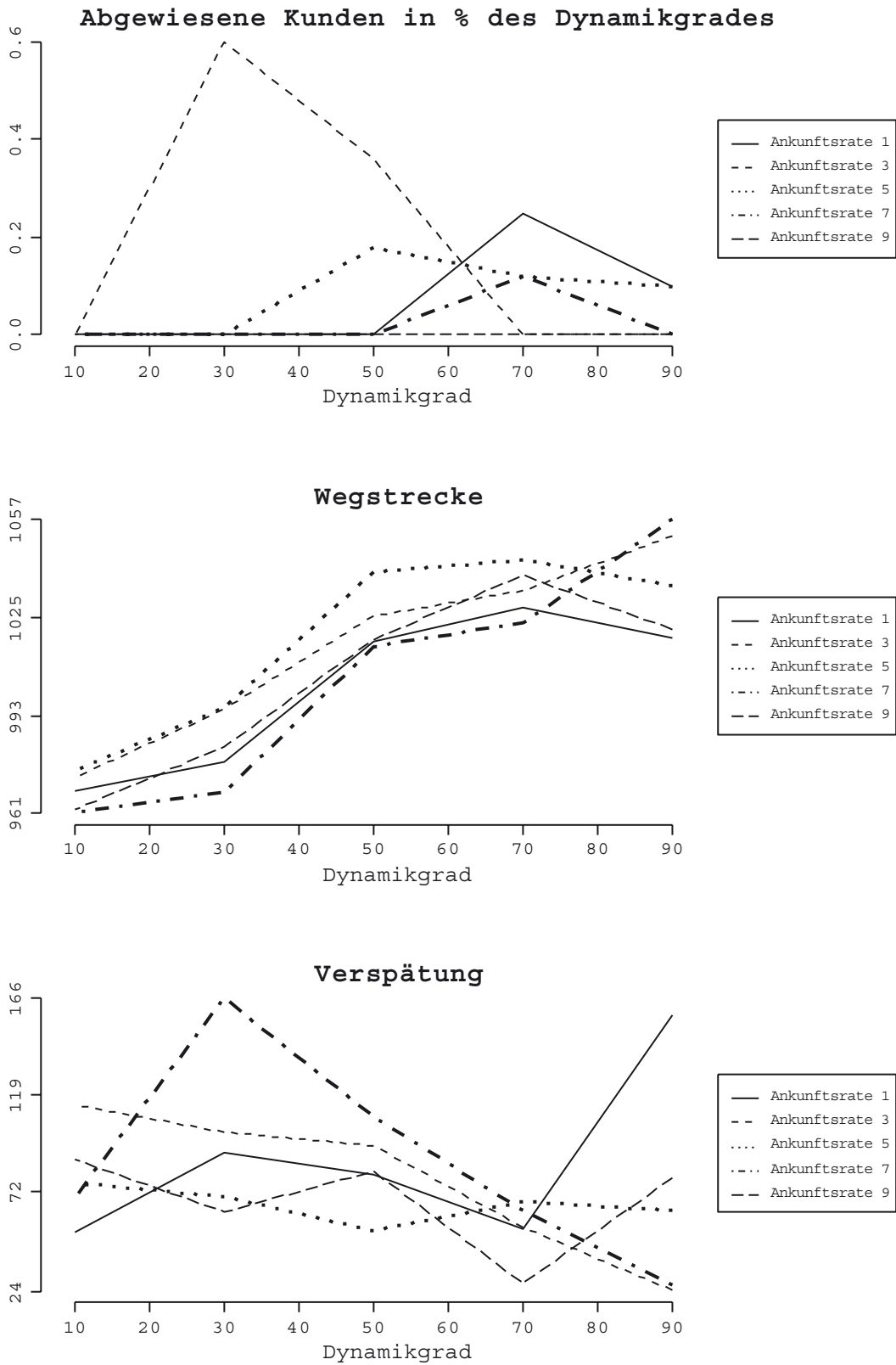


Abb. 26: Ergebnisse der Problemklasse R2 - ESI-DVRPTW

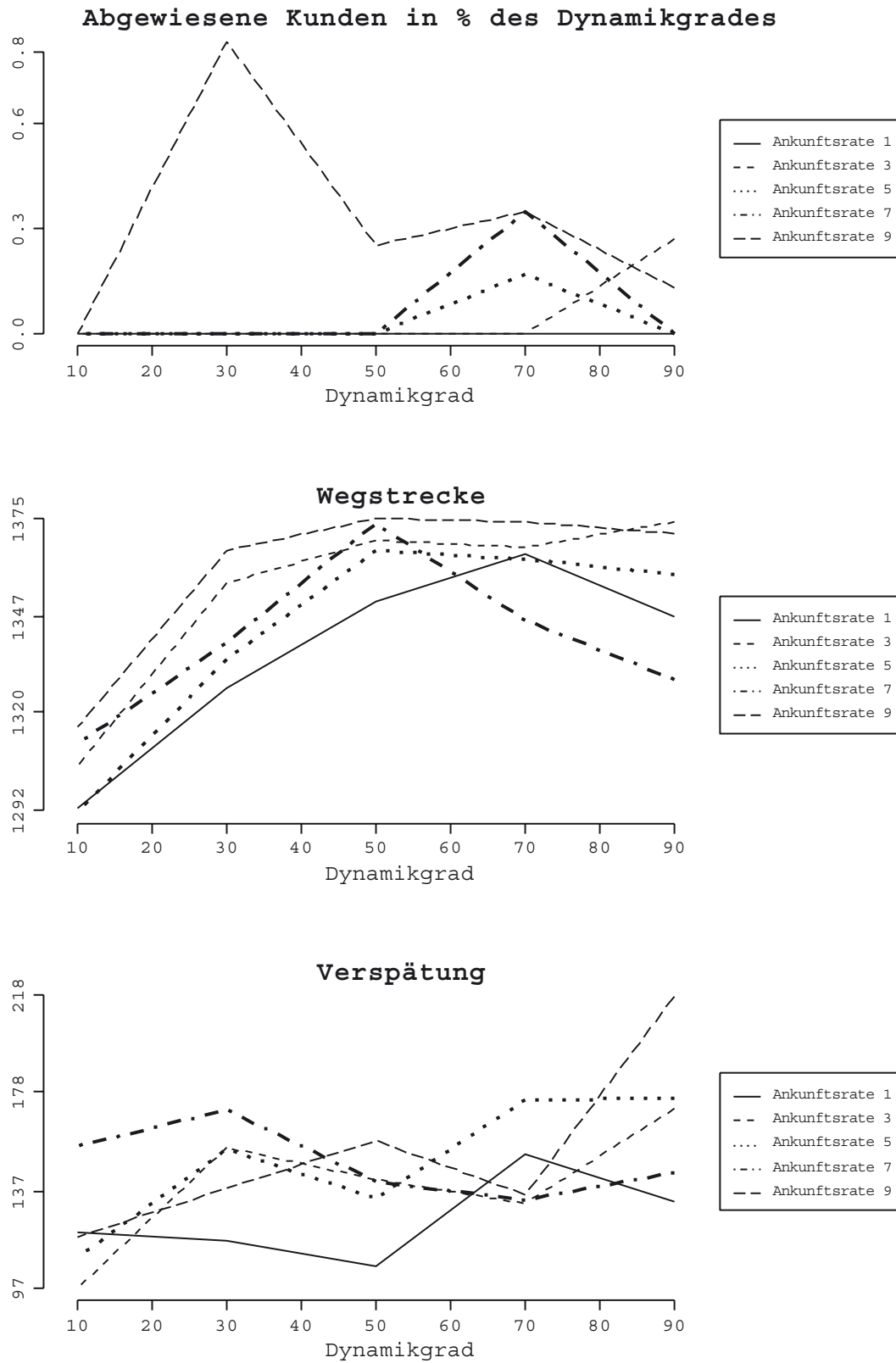


Abb. 27: Ergebnisse der Problemklasse RC1 - ESI-DVRPTW

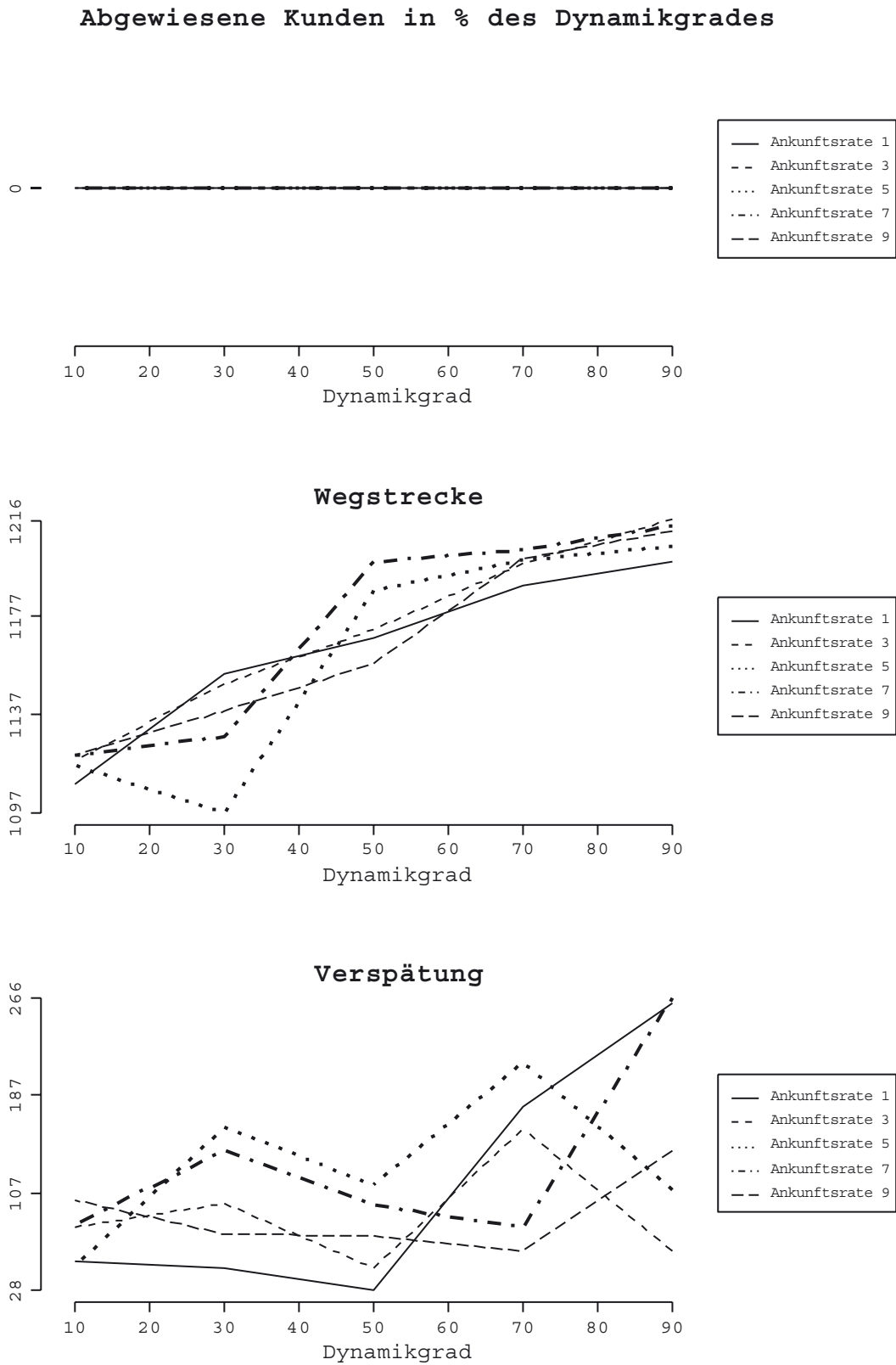


Abb. 28: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - ESI-DVRPTW

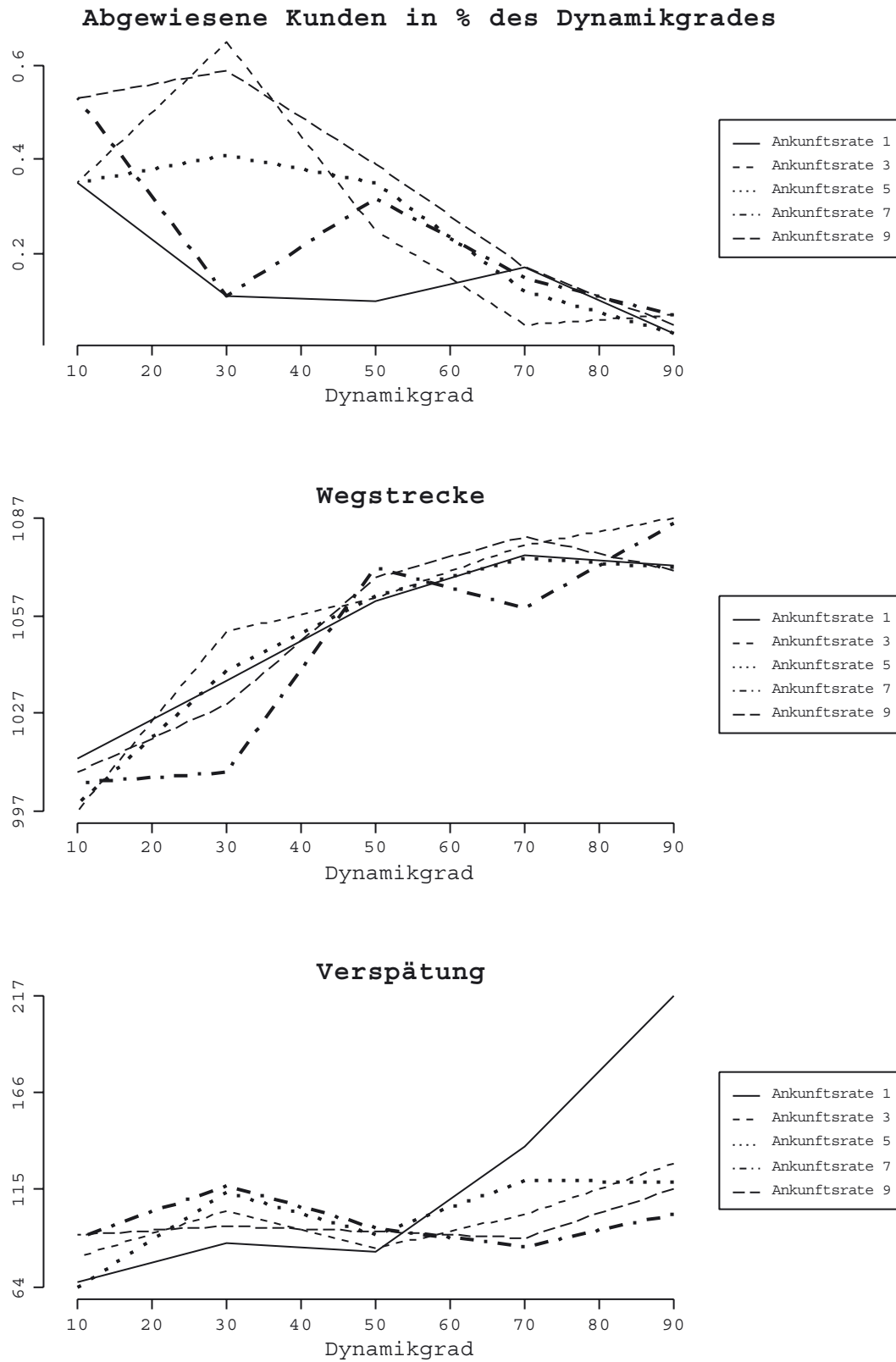


Abb. 29: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - ESI-DVRPTW

Abb. 23 bis Abb. 29 stellen die Ergebnisse der Testläufe von ES1-DVRPTW für die in Kapitel 4.1.4 vorgestellten dynamischen Benchmark-Probleme dar. Dabei werden pro Abbildung die drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und die 'Verspätung' aufgeführt. Die Werte der Y-Achse zeigen den Wertebereich auf, den das jeweilige Zielkriterium im dynamischen Fall annehmen kann. Die Veränderung des Zielkriteriums in Abhängigkeit einer Veränderung des Dynamikgrades ist für jede der fünf untersuchten Ankunftsrate separat durch eine Linie angegeben, sodass der Einfluss der Ankunftsrate über das Verhältnis der Linien zueinander ausgedrückt wird.

Das bedeutendste Zielkriterium für die Bewertung der Güte der Algorithmen in dieser Arbeit ist der prozentuale Anteil an abgewiesenen Kunden und wird daher zuerst erläutert.²⁴² In drei der sechs Problemklassen, den C1, C2 und RC2-Problemen, werden über alle Dynamikgrade und für alle Ankunftsrate keine Kunden abgewiesen. Während bei den R1, R2 und RC1-Problemen zwar Kunden abgewiesen werden, erreicht dieses Kriterium aber selbst im Maximum bei den R1-Problemen nur einen Wert von 2,5% und bei den R2 und RC1-Problemen einen Wert von nur 0,6%. Wenn Abweisungen auftreten, ist dies bei allen Ankunftsrate und niedrigen Dynamikgraden der Fall. Grundsätzlich ist der Trend über alle Ankunftsrate zu erkennen, dass mit zunehmendem Dynamikgrad der Anteil abgewiesener Kunden sinkt, was in der Gesamt-Betrachtung gut zu erkennen ist. Dieses Phänomen lässt sich damit erklären, dass die Anzahl der Fahrzeuge mit der minimalen Anzahl aus der besten statischen Lösung vorgegeben ist und somit einen limitierenden Faktor darstellt. Im Falle eines niedrigen Dynamikgrades von z. B. 10 ist eine Lösung über 90 statische Kunden vorab zu erstellen. Diese Lösung nutzt bereits fast sämtliche zur Verfügung stehende Fahrzeuge und der verbleibende Puffer innerhalb der Touren, um dynamische Kunden zu integrieren, ist zudem schon größtenteils belegt. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein dynamischer Kunde in dieser Situation noch integriert werden kann, hängt vor allen Dingen von dessen Lage im Lösungsraum ab. Aufgrund der zufälligen Verteilung der Kunden bei den R-Problemen ist die Wahrscheinlichkeit, dass die Lage eines dynamischen Kunden für dessen Integration ungünstig ist, entsprechend höher als bei den RC- oder den C-Problemen und führt so zu höheren Abweisungsquoten. Bei höheren Dynamikgraden sind durch die statische Ausgangslösung noch nicht so viele Res-

²⁴² Der prozentuale Anteil abgewiesener Kunden wird dabei bezogen auf den jeweils untersuchten Dynamikgrad ausgedrückt.

sources belegt, die der Optimierung insgesamt zur Verfügung stehen. Der Verlauf aller Linien ist größtenteils einheitlich, was auf keinen signifikanten Einfluss der unterschiedlichen Ankunftsraten schließen lässt.²⁴³ Neben der Verteilung der Kunden im Lösungsraum geht auch von der Größe des Depotzeitfensters ein Einfluss aus. Bei den Problemen mit einem kleinen Zeitfenster am Depot, C1, R1 und RC1, werden tendenziell weniger Kunden abgewiesen als bei Problemen mit einem großen Depotzeitfenster. Dies kann unter anderem dadurch erklärt werden, dass im Falle kleiner Zeitfenster mehr Touren benötigt werden, um alle 100 Kunden zu bedienen, jede einzelne aber weniger Kunden enthält, als die wenigen großen Touren im Falle großer Depotzeitfenster. Dies bedeutet weniger zulässige Einfügestellen pro Tour, was nicht vollständig durch eine größere Zahl an Touren ausgeglichen werden kann.

Das Zielkriterium 'Wegstrecke' zeigt einen umgekehrten Trend auf. Die insgesamt zurückgelegte Wegstrecke nimmt mit steigendem Dynamikgrad zu. Dieser Trend ist sowohl in der Gesamt-Betrachtung über alle 56 Testinstanzen hinweg als auch für jede einzelne Problemklasse zu beobachten. In der Gesamt-Betrachtung ist hierbei ein konstanter Anstieg über alle Dynamikgrade für alle Ankunftsraten gleichermaßen zu erkennen. Bei höheren Dynamikgraden steht der Planung der Touren zwar ein größerer Spielraum zur Verfügung, da im Vergleich zu niedrigen Dynamikgraden mehr Ressourcen noch frei zu disponieren sind. Für die Ermittlung kürzester Wege stellt aber die Menge der unbekanntenen Informationen den kritischen Faktor dar. Diese ist entsprechend größer je höher der Dynamikgrad ist, da über die dynamischen Kunden bis zu ihrem Eintreten keinerlei Informationen vorliegen.²⁴⁴ Der einheitliche Anstieg der Wegstrecke aus der Gesamt-Betrachtung lässt sich nicht in den Einzelbetrachtungen bestätigen. Während bei den C1, R1 und RC1-Problemen die Wegstrecke sofort vom Dynamikgrad 10 an bis zum Dynamikgrad 50 steigt und dann konstant bleibt, steigt sie bei den C2, R2 und RC2-Problemen nur in dem Bereich eines Dynamikgrades von 30 bis 50 und bleibt vor und nach diesem Bereich konstant. Betrachtet man das Ausmaß der Veränderung der Wegstrecke von Dynamikgrad 10 zu 90, so verschlechtert sich diese bei den C1, R1 und RC1-Problemen mit ca. 23%, 7% und 7%, im direkten Vergleich zu den C2, R2 und RC2-Problemen mit 37%, 10% und 10%. Somit ist die Verschlechterung bei den Problemen mit

²⁴³ Die beiden ‚Ausreißer‘ bei den RC1 und R2 sind unter Berücksichtigung der absoluten Werte der Differenzen von 0,6% zu vernachlässigen und größtenteils durch die Stochastik des Verfahrens zu erklären.

²⁴⁴ Darüber hinaus kann die geringe Anzahl abgewiesener Kunden nur auf Kosten einer Verschlechterung des Zielkriteriums Wegstrecke ermöglicht werden.

engen Zeitfenstern um ca. 30% niedriger als bei den übrigen Problemen. Durch die größere Anzahl an Fahrzeugen bei den Problemen mit engen Zeitfenstern wird der Lösungsraum besser abgedeckt, als durch die wenigen großen Touren der anderen Problemklassen. Daher ist die Wahrscheinlichkeit, dass der nächste dynamische Kunde in der Nähe einer Tour ist, bei erstgenannten größer und damit der auftretende Umweg geringer. Die C-Probleme weisen mit einer Verschlechterung von 23% bzw. 37% die mit Abstand größten Veränderungen hinsichtlich dieses Zielkriteriums auf. Dies kann damit begründet werden, dass die gruppierte Struktur der Kunden von dem Verfahren im dynamischen Fall schlecht erkannt wird und so die Anordnung der Fahrzeuge darauf nicht ausgerichtet werden kann. Werden die Touren nicht jeweils genau einer Gruppierung von Kunden zugeordnet, sodass Sprünge zwischen zwei Kundengruppen stattfinden, führt allein ein Sprung aufgrund der Lage der Gruppen im Lösungsraum zu einer signifikanten Steigerung der zurückgelegten Wegstrecke. Im Mittel beläuft sich die Verschlechterung der Wegstrecke - mit Ausnahme der C-Probleme - auf ca. 8%. Der Vergleich der einzelnen Ankunftsdaten untereinander lässt keinen besonderen Einfluss dieser erkennen. Die Schwankungen sind auch hier der Stochastik des Verfahrens zuzurechnen.

Die angefallene Verspätung reicht von 0 Zeiteinheiten im Minimum bei den C1 und C2-Problemen bis zu 500 Zeiteinheiten im Maximum bei den C1-Problemen und nimmt von niedrigen Dynamikgraden hin zu hohen Dynamikgraden zu. Die C-Probleme weisen somit die stärkste Veränderung hinsichtlich dieses Zielkriteriums auf. Bei genauerer Betrachtung stellt man allerdings fest, dass dieser Extremwert einen Ausnahmefall darstellt. Nur bei einer Ankunftsrate von 1 und 3 steigt die Verspätung auf 520 bzw. 280 Zeiteinheiten an. Ähnlich gestaltet sich diese Situation bei den C2-Problemen, bei denen die Werte von Ankunftsrate 1 und 3 auf Werte von 45 bzw. 17 ansteigen, während bei den übrigen Dynamikgraden und Ankunftsdaten die Verspätung größtenteils weniger als fünf Zeiteinheiten. Die Verspätung bei den C-Problemen weist neben dem Dynamikgrad zusätzlich eine Abhängigkeit von der Ankunftsrate auf. Je niedriger die Ankunftsrate und somit je mehr Zeit der Algorithmus zur Suche nach Verbesserungen hat, desto schlechter sind die Ergebnisse hinsichtlich der Verspätung ab einem Dynamikgrad von 50 bzw. 70. Je höher der Dynamikgrad, desto schwerer fällt es ES1-DVRPTW, die Gruppierung der Kunden zu erkennen. Dies ist vornehmlich auf die verwendeten lokalen Suchverfahren des *MoveSet* zurückzuführen, die vornehmlich Kanten-

tauschverfahren sind und somit Verbesserungen zwischen zwei Touren erzeugen.²⁴⁵ Gruppierungen von Kunden werden aber schneller erkannt, wenn auch Verbesserungsmöglichkeiten innerhalb einer einzelnen Tour untersucht werden. Die Verspätung bei den R-Problemen ist relativ gleichförmig verteilt in einem Intervall von 120 bis 240 Zeiteinheiten bei den R1-Problemen und 50 bis 160 Zeiteinheiten bei den R2-Problemen. Die Größe der beiden Intervalle wird durch einen bzw. zwei Ausreißer überdurchschnittlich stark vergrößert, sodass die Veränderung in Abhängigkeit des Dynamikgrades ohne sie bedeutend geringer ausfiele. Bei den Mischproblemen RC1 und RC2 liegt ein ähnliches Ergebnis vor. Bei den RC1-Problemen liegen die Verspätungen in einem Bereich von 120 bis 180 Zeiteinheiten über alle Dynamikgrade und steigen in diesem Bereich leicht mit Vergrößerung des Dynamikgrades an. Probleme der Klasse RC2 weisen bis zum Dynamikgrad 50 eine gleichförmige Verspätung im Intervall von 50 bis 150 Zeiteinheiten auf, die ab diesem Dynamikgrad leicht zunimmt bis zu einem Niveau von 250 Zeiteinheiten. Die Gesamt-Betrachtung verdeutlicht noch einmal die Konstanz und somit die Robustheit des Verfahrens hinsichtlich einer Variation des Dynamikgrades und der Ankunftsrate. Abgesehen von den Ergebnissen der Ankunftsrate 1, bei der die Verspätung ab dem Dynamikgrad 50 signifikant zunimmt, liegen die Werte der übrigen Ankunftsrate und Dynamikgrade konstant im Bereich von 75 bis 125 Zeiteinheiten und steigen nur leicht mit zunehmendem Dynamikgrad an. Bezogen auf die Wegstrecke beträgt - mit Ausnahme der Ankunftsrate 1 und 3 bei den C-Problemen - die Verspätung zwischen 5% und 10% Prozent der Wegstrecke.

Um die Vorteilhaftigkeit der Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten zwischen zwei Ereignissen zu untersuchen, wurden alle dynamischen Testinstanzen mit einer einfachen Einfügeheuristik bearbeitet und die Ergebnisse mit denen von ES1-DVRPTW verglichen.

²⁴⁵ Im Rahmen des Or-opt-Operators kann die Einfügestelle auch innerhalb der Tour liegen, aus der der Kunde vorher ausgefügt worden ist, während dies bei den anderen beiden Verfahren nicht möglich ist.

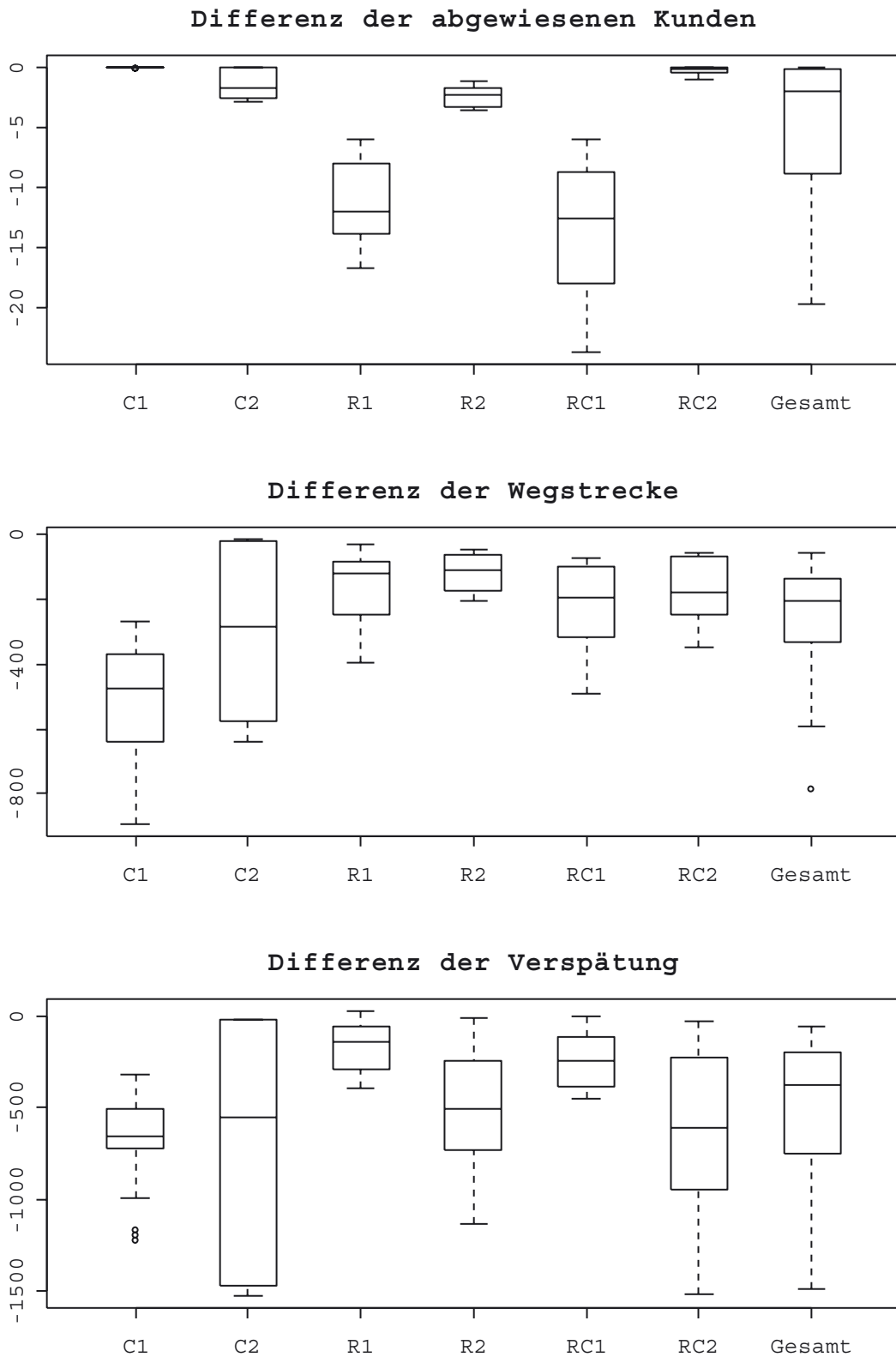


Abb. 30: Einfügeheuristik vs. ESI-DVRPTW

Abb. 30 zeigt in Form von Boxplots das Ergebnis des Vergleiches.²⁴⁶ Dargestellt sind die Differenzen der Ergebnisse hinsichtlich der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung'. Negative Werte zeigen dabei auf, um wie viel besser ES1-DVRPTW als die Einfügeheuristik ist, der umgekehrte Fall gilt für positive Werte. Aus Gründen der Übersicht sind die Werte im Vergleich zu den Ergebnisdarstellungen in Abb. 23 bis Abb. 29 nicht mehr nach den einzelnen Dynamikgraden und Ankunftsdaten getrennt, sondern aggregiert über die gesamte Problemklasse dargestellt. Es sei aber an dieser Stelle erwähnt, dass auch tiefer gehende Vergleiche zu keinen anderen Erkenntnissen geführt haben als die hier dargestellten.

Wie man der Abbildung eindeutig entnehmen kann, erzielt die Einfügeheuristik für jedes der drei Zielkriterien in allen unterschiedlichen Problemklassen schlechtere Werte als ES1-DVRPTW. Die Einfügeheuristik schafft es zwar, bei den C1 und RC2-Problemen ähnlich niedrige Abweisungsquoten zu erzielen, ist jedoch in den auch für die ES1-DVRPTW schwierigeren Problemklassen R1, R2 und RC1 deutlich unterlegen und weist teilweise über 20% mehr Kunden ab. Hinsichtlich der Wegstrecke und der Verspätung ist der Unterschied noch gravierender. Die Wegstrecke ist bei den R und RC-Problemen um 20% länger und bei den C-Problemen sogar um 50% länger als bei ES1-DVRPTW. Die größten Unterschiede treten bei der Verspätung auf, die im Mittel zwei bis drei Mal so groß und im Falle der C2-Probleme sogar bis zu zehn Mal so groß ist. Zusammengefasst über alle drei Kriterien und alle Problemklassen kann für dieses Verfahren eindeutig festgehalten werden, dass die Zeit zwischen zwei Ereignissen, in der sich das Problem nicht ändert, genutzt werden sollte, um die aktuelle Lösung weiter zu verbessern.

Für die Beurteilung der Auswirkungen der dynamischen gegenüber der statischen Problemformulierung werden im Folgenden die Ergebnisse der Testläufe mit den besten Lösungen für das statische Problem verglichen.

²⁴⁶ In den Boxplots werden bezogen auf die Werte der Differenz zwischen ES1-DVRPTW und der Einfügeheuristik der Median (Linie innerhalb der Box), das 50% Quantil (Box), die Spannweite (gestrichelten Linien außerhalb der Box) und die Extremwerte (freie Punkte) der Differenz pro Problemklasse angegeben. Für weitere Erklärungen zu Boxplots vgl. BOHLEY, P. (2000), S. 153 und SONDERGELD, L. (2001), S. 37.

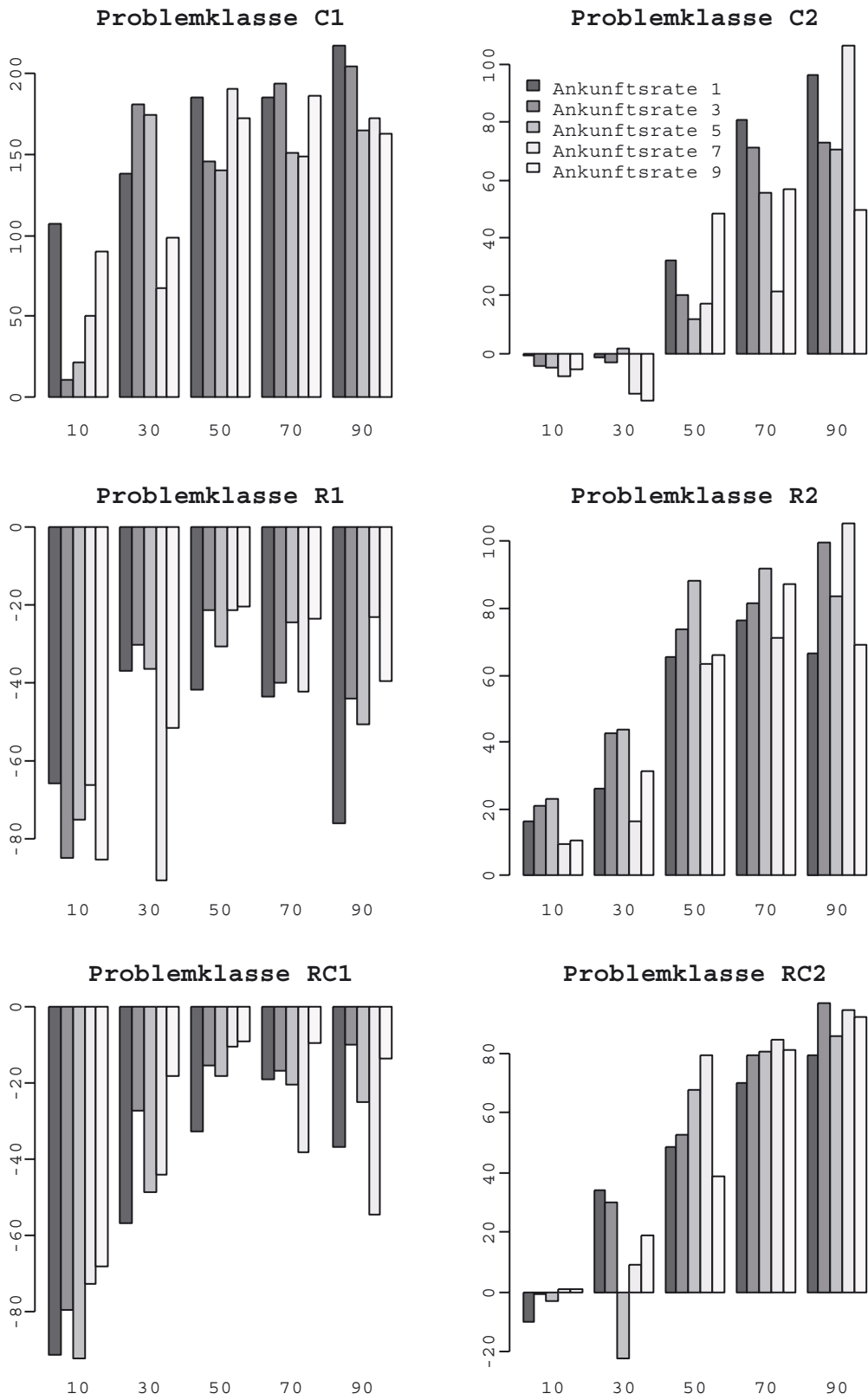


Abb. 31: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen

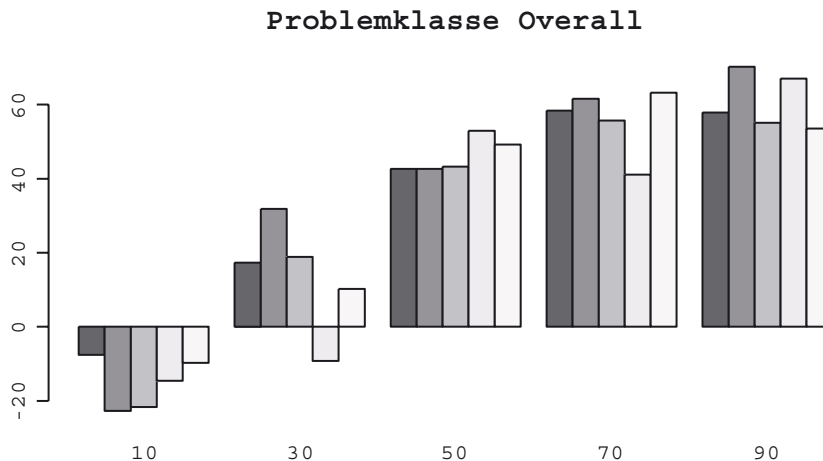


Abb. 32: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung²⁴⁷

Da in der statischen Lösung weder Kunden abgewiesen noch Verspätungen aufgetreten sind und die Anzahl der Fahrzeuge derjenigen entspricht, die in der besten bekannten Lösung verwendet wird, wird für diesen Vergleich die zurückgelegte Wegstrecke herangezogen.

Die Balkendiagramme der Abb. 31 und Abb. 32 zeigen positive Werte im Falle einer Verlängerung der Wegstrecke im Vergleich zur statischen Lösung auf und negative Werte bedeuten eine entsprechend kürzere Wegstrecke. Die Wegstrecke verlängert sich bei den C1, C2, R2 und RC2-Problemen, weist aber bei den R1, RC1 und den Dynamikgraden 10 und 30 der C2-Probleme auch geringere Werte auf. Diese niedrigeren Werte sind auf die Berücksichtigung von weichen Zeitfenstern zurückzuführen, durch die eine gewisse Entschärfung des Problems eintritt.²⁴⁸ Prozentual belaufen sich die Verlängerungen bei den C1 und C2-Problemen auf 16% bzw. 10% im Mittel und 25% bzw. 16% im Maximum. Die Verkürzung bei den R1 und RC1-Problemen erreicht im Maximum 7% und liegt im Mittel bei 1 - 2%. Die Gesamt-Betrachtung in Abb. 32 verdeutlicht diesen Eindruck noch einmal; die um bis zu 2% kürzere Wegstrecken der Touren für den Dynamikgrad 10 und 4% bis 6% längere Touren für die üb-

²⁴⁷ Aus Gründen der Übersichtlichkeit wurde die Legende für den Vergleich der statischen und dynamischen Wegstrecke in Abb. 31 und Abb. 32 nur einmal aufgeführt, gilt aber für alle Balkendiagramme. Ebenso wird im Rahmen des Vergleichs der Wegstrecke bei den übrigen Metaheuristiken verfahren.

²⁴⁸ Dieser Aspekt ist bei der Beurteilung des Vergleiches zu berücksichtigen. Da durch diesen Vergleich nur eine Abschätzung der Veränderung vorgenommen werden soll, ist er für diese Zwecke zu vernachlässigen, auch - wenn streng genommen - eine statische Lösung für den Fall weicher Zeitfenster herangezogen werden müsste. Eine solche Lösung liegt dem aber Autor nicht vor.

rigen Dynamikgrade aufzeigt. Der Einfluss der Dynamikgrade und Ankunftsrate liegt in identischer Form vor, wie er in der Diskussion der Ergebnisse von ES1-DVRPTW für die Wegstrecke identifiziert worden ist. Ein Einfluss der Ankunftsrate ist nicht eindeutig zu bestimmen, während die Wegstrecke mit zunehmendem Dynamikgrad steigt.

4.2.3 Zusammenfassung der Ergebnisse von ES1-DVRPTW

In Kapitel 2.2.2 und 2.2.3 wurde mit ES1-DVRPTW eine Evolutionäre Strategie auf dynamische Tourenplanungsprobleme mit weichen Zeitfenstern, die in Anlehnung an SOLOMON'S Benchmark-Probleme erstellt worden sind, angewendet. Das Verfahren wurde anhand der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung' bewertet. Der Anteil abgewiesener Kunden liegt über alle untersuchten Ankunftsrate und Dynamikgrade bei 0 - 0,6% und 2,5% im Maximum. Ebenso verhält es sich mit der Wegstrecke, die - abgesehen von den C-Problemen - von niedrigen zu hohen Dynamikgraden zwischen 7% und 10% ansteigt. Die Werte der Verspätung liegen konstant in einem Bereich und nehmen mit steigendem Dynamikgrad nur leicht zu. Für alle untersuchten Problemstellungen und Parameterkonstellationen ist kein signifikanter Einfluss der fünf untersuchten Ankunftsrate festgestellt worden. Im Gegensatz dazu liegt ein Einfluss der Zeitfenster vor, sodass die Kunden bei den Problemen mit weitem Depotzeitfenster besser integriert werden können und weniger Verspätung eintritt als bei Problemen mit einem engen Depotzeitfenster. Die kürzeren Touren bei den Problemen mit engen Zeitfenstern bieten ES1-DVRPTW weniger Einfügestellen als die deutlich längeren Touren bei den Problemen mit einem weiten Depotzeitfenster. Zudem ist die Verteilung der Kunden von besonderer Bedeutung für die Qualität der erzeugten Lösungen. ES1-DVRPTW zeigt so gut wie keine Probleme bei den gruppierten Problemen (C-Probleme) und weist auch bei den Mischproblemen der RC2 Problemklasse keine Kunden ab. Nur bei den zufällig verteilten R-Problemen und den Mischproblemen mit engem Depotzeitfenster (RC1) ist das Verfahren nicht immer in der Lage, alle Kunden zu integrieren. Ähnliches gilt auch für die Ergebnisse der Wegstrecke und der Verspätung.

Durch den Vergleich mit den Ergebnissen einer Einfügeheuristik ist die Vorteilhaftigkeit der Nutzung der Zeit zwischen zwei Ereignissen zur Suche nach Verbesserungen belegt worden. In allen Problemen sind für alle untersuchten Konstellationen bessere Ergebnisse von ES1-DVRPTW erzielt worden, als es mit der Einfügeheuristik möglich war. Das Ausmaß der Differenz lässt die Größe des Vorteils erkennen.

Die Gegenüberstellung der zurückgelegten Wegstrecke des dynamischen und des statischen Problems zeigt - neben ca. 2% kürzeren Touren bei dem Dynamikgrad 10 - eine durchschnittliche Verlängerung der Wegstrecke von 4% bis 6%.

Nach der Darstellung der Umsetzung und Erläuterung der Ergebnisse der Anwendung von ES1-DVRPTW werden im nächsten Abschnitt die Umsetzung und Ergebnisse für die zweite untersuchte Evolutionäre Strategie, ES2-DVRPTW, vorgestellt und diskutiert.

4.2.4 Umsetzung der ES2-DVRPTW

Die zweite Evolutionäre Strategie für das statische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern (ES2) beginnt durch die Generierung von 450 Individuen mit einer deutlich größeren Ausgangspopulation als ES1. Die Individuen besitzen neben den Informationen über den Tourenplan, der mit dem in Kapitel 4.2.1 vorgestellten modifizierten Savingsverfahren für jedes Individuum erzeugt wird, noch zwei weitere Strategieparameter. Zum einen den Parameter *Tourauflösung*, für den ein Wert 0 oder 1 zufällig ausgewählt wird und der angibt, ob versucht werden soll, die kleinste Tour mit dem modifizierten Or-opt-Operator aufzulösen oder nicht. Zum anderen besitzt jedes Individuum einen Mutationscode, der die Mutationsvorschrift darstellt und angibt, wie der ganzzahlige Lösungsvektor modifiziert werden soll, um eine neue Lösung zu generieren. Der Mutationscode, der für die Individuen der Ausgangspopulation zufällig erzeugt wird, ist eine Permutation der Länge $2n$, wobei n die Anzahl der Kunden des Tourenplanes angibt. Jeder Kunde kommt demnach zwei Mal in dem String vor, der links beginnend abgearbeitet wird. Tritt ein Kunde in dem String das erste Mal auf, wird er aus der Tour ausgefügt, indem der Vorgänger und der Nachfolger direkt miteinander verbunden werden. Tritt der Kunde das zweite Mal auf, wird versucht, den Kunden wieder in eine der Touren zu integrieren. Nachdem die Zulässigkeit einer Einfügung bei allen Touren überprüft worden ist, wird diejenige Einfügestelle ausgewählt, die die minimale zusätzlich zu fahrende Strecke verursacht. Falls keine zulässige Integration in die bestehenden Touren mehr möglich ist, wird eine neue Pendeltour erzeugt.

Für die Erzeugung eines Nachkommens werden drei Eltern herangezogen. Zu Beginn werden die Mutationscodes von Elter 1 und Elter 2 durch Anwendung der Uniform-Order-Based-

Crossover rekombiniert.²⁴⁹ Der Mutationscode des Elter 3 wird durch den rekombinierten Mutationscode ersetzt und Elter 3 anschließend anhand des neuen Mutationscodes mutiert. Der Wert des Parameters *Tourauflösung* wird dabei von Elter 3 übernommen. Wenn der Parameter *Tourauflösung* = 1 ist, wird abschließend noch versucht, die kleinste Tour des neuen Tourenplanes anhand des modifizierten Or-opt-Operators aufzulösen. Im Gegensatz zu ES1 greift ES2 auf mehrere Individuen zur Fortpflanzung zurück und nutzt darüber hinaus auch die Rekombination zur Erzeugung neuer Lösungen. Im Zeitablauf setzten sich über die (μ, λ) - Selektion nicht nur gute Lösungen, sondern auch gute Mutationscodes durch.²⁵⁰ Nach diesem Schema werden aus $\mu = 450$ Eltern $\lambda = 45$ Nachkommen erzeugt. Die Bewertungsfunktion ist identisch mit derjenigen von ES1, ebenso die Selektionsfunktion. Das κ wird bei ES2 auf 20 gesetzt und dadurch ein leichter Schwerpunkt auf die Minimierung der zurückgelegten Wegstrecke als Zielkriterium gelegt. Als Abbruchkriterium wird auch für ES2 eine absolute Rechenzeit von 35 Minuten pro Problem festgelegt. Die vollständige Erzeugung eines Nachkommens fasst Abb. 33 noch einmal zusammen.

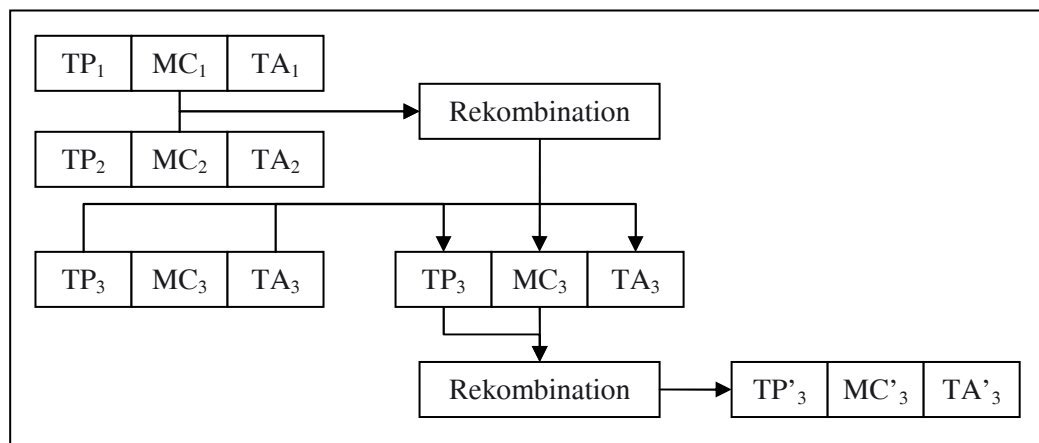


Abb. 33: Vollständige Erzeugung eines Nachkommens für ES2.²⁵¹

Die Modifikationen der statischen Implementierung, die zusammen die ES2-DVRPTW bilden, werden im Folgenden zusammenfassend vorgestellt. Aufgrund der Gemeinsamkeiten der beiden statischen Verfahren gelten einige Modifikationen für ES1-DVRPTW und ES2-DVRPTW gleichermaßen. Der Parameter κ wird auch hier auf 0 gesetzt und somit kein

²⁴⁹ Siehe hierzu Kapitel 2. 1.2.2.

²⁵⁰ Bei ES2 liegt somit eine zweigeteilte Optimierung vor.

²⁵¹ HOMBERGER, J. (1998), S. 10.

Schwerpunkt der Suche in Richtung einer Minimierung der Fahrzeuganzahl gelegt, sondern auf die Minimierung der insgesamt zurückgelegten Wegstrecke. Die Zeitfenster der Kunden sind im dynamischen Fall weich, während das Zeitfenster des Depots auf der anderen Seite aber hart ist und keine Verletzung zulässt. Um die harte Zeitfensterrestriktion zu berücksichtigen, wurde auch bei ES2-DVRPTW eine weitere Größe v_i eingefügt, die die spätestmögliche Ankunftszeit bei einem Kunden angibt, bei dem das Zeitfenster am Depot noch eingehalten wird.

Tritt ein dynamischer Kunde auf, wird die laufende Optimierung gestoppt und bei allen Individuen versucht, den Kunden mittels einer Einfügeheuristik in den Tourenplan einzufügen.²⁵² Hierzu wird für jede Einfügestelle überprüft, ob bei einer Einfügung die Zeitrestriktion oder die Kapazitätsrestriktion überschritten wird. Zulässige Einfügestellen einer Tour sind dabei alle zwischen dem aktuell angesteuerten Kunden und dem Depot, sodass der aktuell angesteuerte Kunde stets auch weiterhin bedient werden muss. Sofern keine in dieser Hinsicht zulässige Einfügestelle in dem bestehenden Tourenplan ermittelt worden ist, kann der Kunde über eine neue Tour, eine Pendeltour, bedient werden. Da allerdings die Fahrzeuganzahl vorgegeben ist und der minimalen Anzahl aus der bislang besten Lösung entspricht, ist dies nur begrenzt möglich. Ist die volle Fahrzeuganzahl schon ausgeschöpft und findet sich keine Einfügestelle, muss der Kunde abgewiesen werden. Liegen mehrere zulässige Einfügestellen vor, wird diejenige ausgewählt, bei der die zusätzlich zu fahrende Strecke minimal ist. Verletzungen der Zeitfenster der Kunden werden über einen Strafterm berücksichtigt. Da eine Zeiteinheit einer Entfernungseinheit entspricht, fließen diese in die Berechnung der insgesamt zurückgelegten Strecke mit ein.²⁵³ Wenn der Kunde in den Tourenplan integriert worden ist, wird der Mutationscode des Individuums angepasst, indem der Kunde zweimal zufällig in diesen eingefügt wird.

Die Tourenpläne können in dreifacher Hinsicht unzulässig werden und müssen in diesen Fällen angepasst und aktualisiert werden. Während der Abarbeitung des Mutationscodes im Rahmen des modifizierten Or-opt-Operators kann der Fall eintreten, dass beim zweiten Auf-

²⁵² Im Gegensatz zur ES1-DVRPTW wird die aktuelle Iteration unterbrochen und das vorläufige Ergebnis der aktuellen Iteration verworfen. Dies ist im Wesentlichen auf die geringere zeitliche Dauer einer Iteration bei der Anwendung von Mutationscodes zurückzuführen.

²⁵³ mit $\alpha_i = 1$.

treten eines Kunden im Mutationscode eine Einfügung in den dann aktuellen Tourenplan aufgrund der vorher stattgefundenen Einfügungen nicht mehr möglich ist. In diesem Fall wird der vorherige Tourenplan weiter beibehalten und nur der mutierte Mutationscode übernommen.

Die zweite Möglichkeit eines unzulässigen Tourenplanes kann sich nach dem Einfügen eines dynamischen Kunden ergeben. Eine zulässige Einfügestelle in dem Tourenplan eines Individuums reicht aus, um den Kunden anzunehmen. Alle Tourenpläne und somit alle Individuen, die den Kunden nicht integrieren können, sind demnach unzulässig und müssen entfernt werden. Die Populationsgröße von μ Individuen wird anschließend durch das Duplizieren zufällig ausgewählter Tourenpläne wieder aufgebaut. Der Mutationscode wird von den entfernten Individuen übernommen und um den zusätzlichen Kunden erweitert.²⁵⁴ Aus den so erhaltenen μ Individuen wird der aktuell beste Tourenplan ermittelt, anhand dessen die Bedienung der Kunden fortgesetzt wird.

Die dritte Möglichkeit unzulässiger Tourenpläne kann sich infolge der Ankunft bei einem Kunden ergeben. Nach der Bedienung des Kunden wird aus dem aktuell besten Tourenplan der nächste anzusteuernde Kunde ausgelesen und bis zum spätestmöglichen Abfahrtszeitpunkt gewartet, bis zu dem keine Wartezeit bei dem nächsten Kunden entsteht. Ab diesem Moment sind aber alle übrigen Individuen, deren Tourenpläne diesen Kunden nicht als nächstes Ziel ausweisen, unzulässig. Analog zu dem Vorgehen bei ES1-DVRPTW wird vor der Entfernung der Individuen mittels eines Kundentausches versucht, die unzulässigen Tourenpläne anzupassen, damit sie wieder zulässig werden. Der laut dem aktuell besten Tourenplan anzusteuernde Kunde wird dabei in den Touren der unzulässigen Tourenpläne aus seiner Position ausgefügt und an die erste Stelle der jeweiligen Tour gesetzt. Es wird versucht, den Vorgänger auf dieser Stelle mittels der Einfügeheuristik wieder in den Tourenplan einzufügen. Schlägt dies fehl, wird das Individuum aus der Population entfernt und die fehlenden Individuen durch Duplizieren zulässiger Tourenpläne und der Übernahme des alten Mutationscodes wieder aufgefüllt.

²⁵⁴ Durch die Übernahme des alten Mutationscodes wird einem zu schnellen Verlust der Heterogenität der Individuen entgegengesteuert, obwohl bereits durch das Duplizieren ein gewisser Verlust der Heterogenität auftritt.

Als Abbruchkriterium wird die sich aus der Ankunftsrate ergebende absolute Simulationszeit herangezogen.

4.2.5 Ergebnisse der Anwendung der ES2-DVRPTW

Um im Anschluss die Ergebnisse der einzelnen Verfahren gegenüberstellen und vergleichen zu können, ist ES2-DVRPTW auf die in Kapitel 4.1.4 beschriebenen Testprobleme in derselben Form angewendet worden, wie ES1-DVRPTW. Untersucht wurde das Verhalten der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und die angefallene 'Verspätung' für 25 Parameterkonstellationen aus fünf Ankunftsrate und fünf Dynamikgraden.²⁵⁵ Die Darstellung der Ergebnisse gliedert sich dabei in 3 Schritte. Zuerst werden die Ergebnisse für die sechs unterschiedlichen Problemklassen zusammengefasst und daran anschließend diese Ergebnisse mit denen einer Einfügeheuristik verglichen.²⁵⁶ Im Anschluss daran wird auf die Unterschiede zwischen der zurückgelegten Wegstrecke im statischen und im dynamischen Problem eingegangen. Abschließend werden die wichtigsten Ergebnisse von ES2-DVRPTW zusammengefasst.

²⁵⁵ Auch hier ist für jede der 25 Parameterkonstellationen jedes der 56 Probleme 16 Mal wiederholt und die beste Lösung für die weitere Analyse ausgewählt worden. Die beste Lösung dieses Mehrzieloptimierungsproblems wurde anhand des abgewiesenen Kunden mit erster, der Wegstrecke mit zweiter und die Verspätung mit dritter Priorität ausgewählt.

²⁵⁶ Die Ergebnisse der Einfügeheuristik für ES1-DVRPTW und ES2-DVRPTW unterscheiden sich trotz des deterministischen Charakters des Verfahrens, da die Ausgangslösungen jeweils mit den Metaheuristiken erzeugt wurden. Aufgrund der Unterschiede beider Verfahren unterscheiden sich auch die erzeugten Ausgangslösungen und somit auch die Ergebnisse der Einfügeheuristik.

Abgewiesene Kunden in % des Dynamikgrades

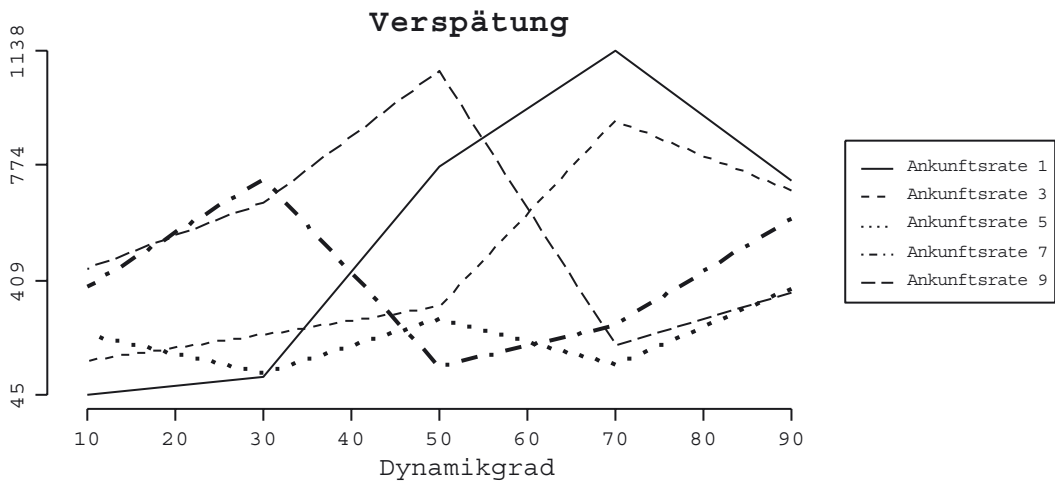
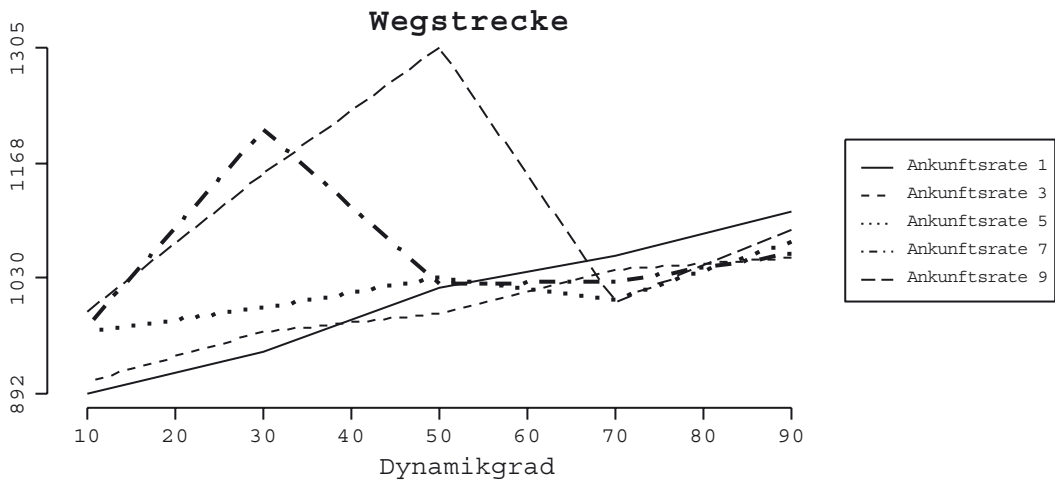
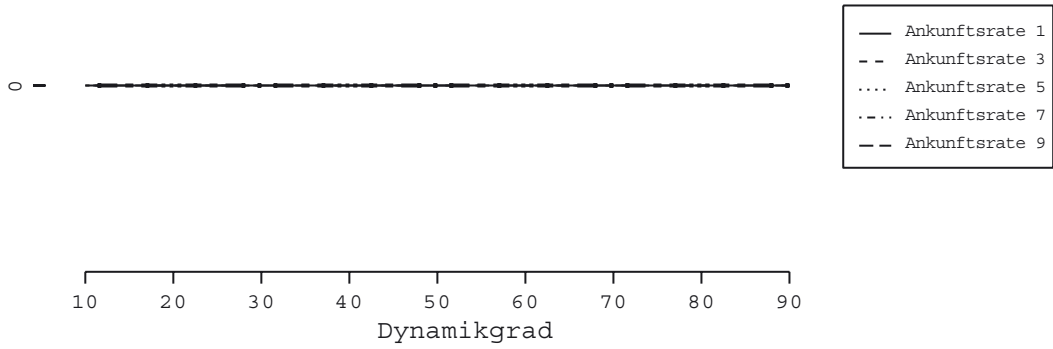


Abb. 34: Ergebnisse der Problemklasse C1 - ES2-DVRPTW

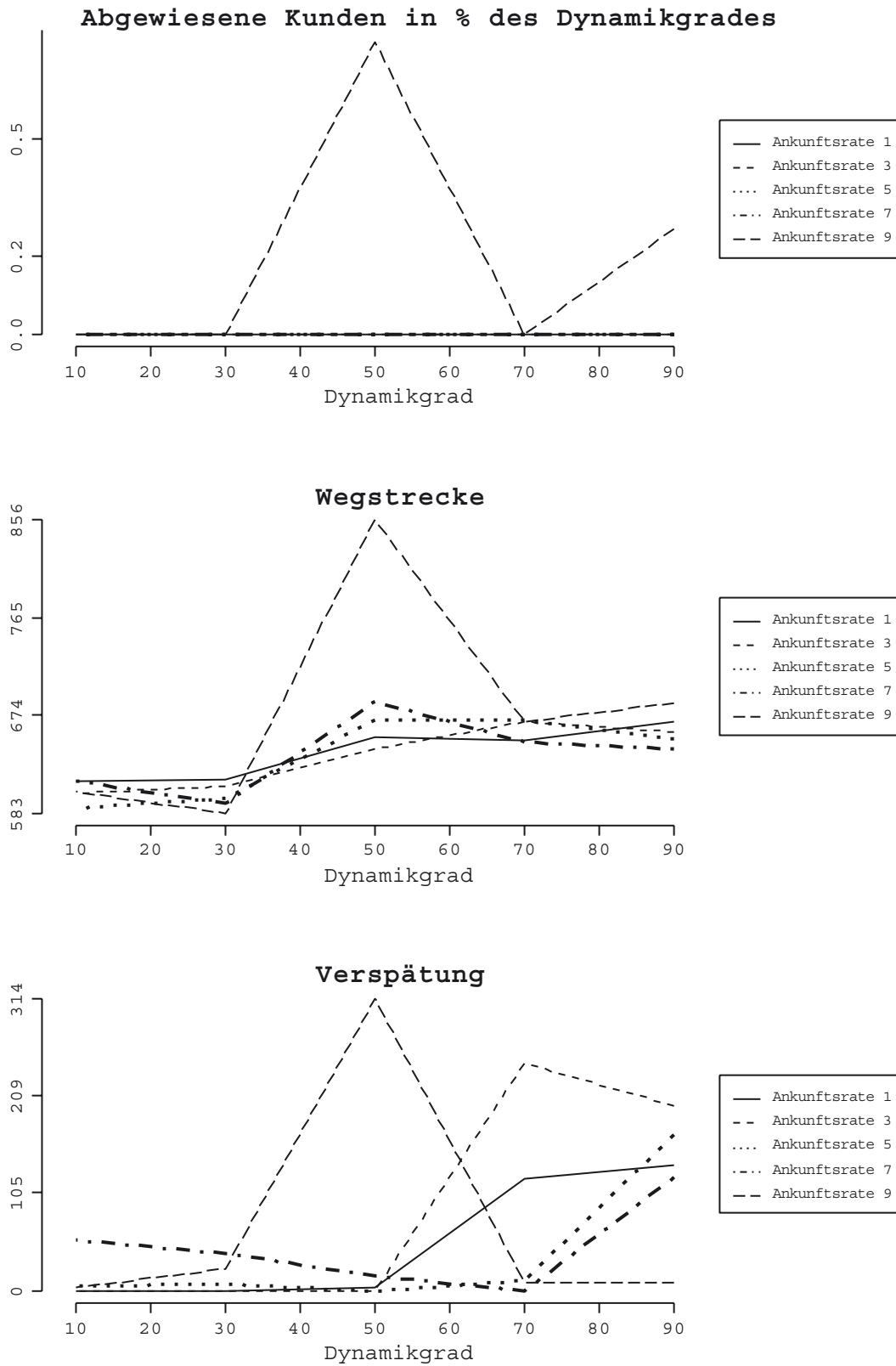


Abb. 35: Ergebnisse der Problemklasse C2 - ES2-DVRPTW

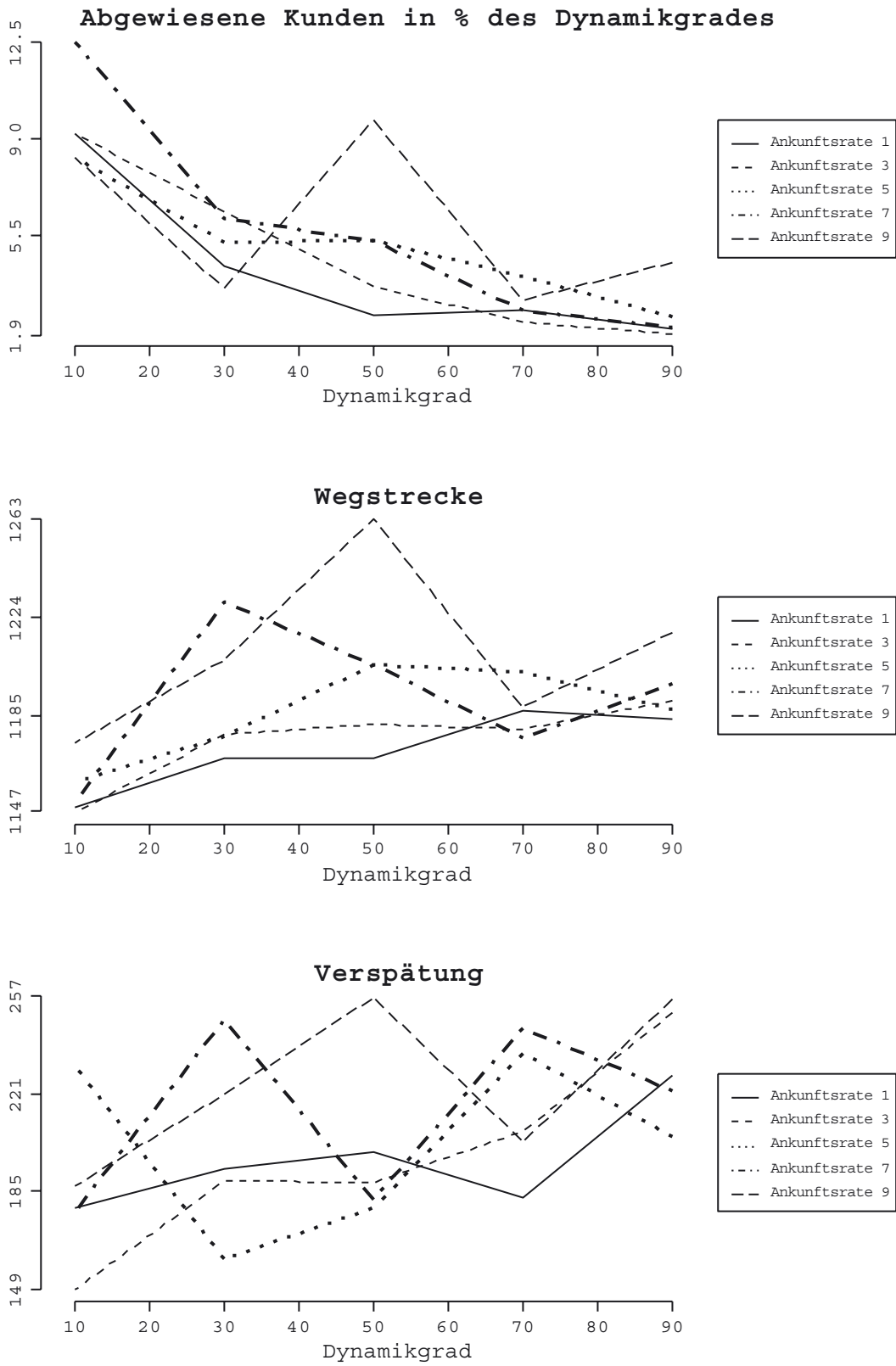


Abb. 36: Ergebnisse der Problemklasse R1 - ES2-DVRPTW

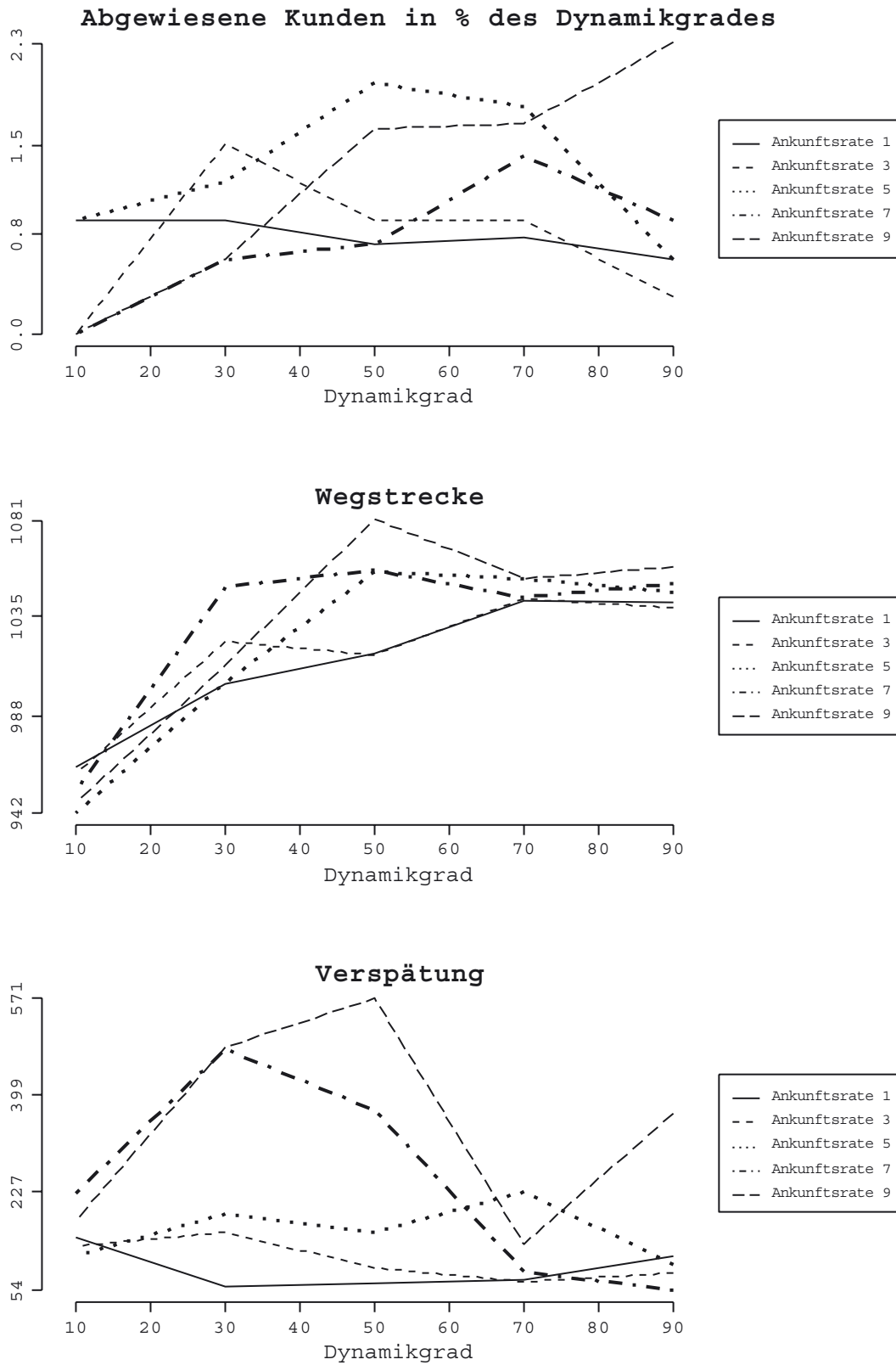


Abb. 37: Ergebnisse der Problemklasse R2 - ES2-DVRPTW

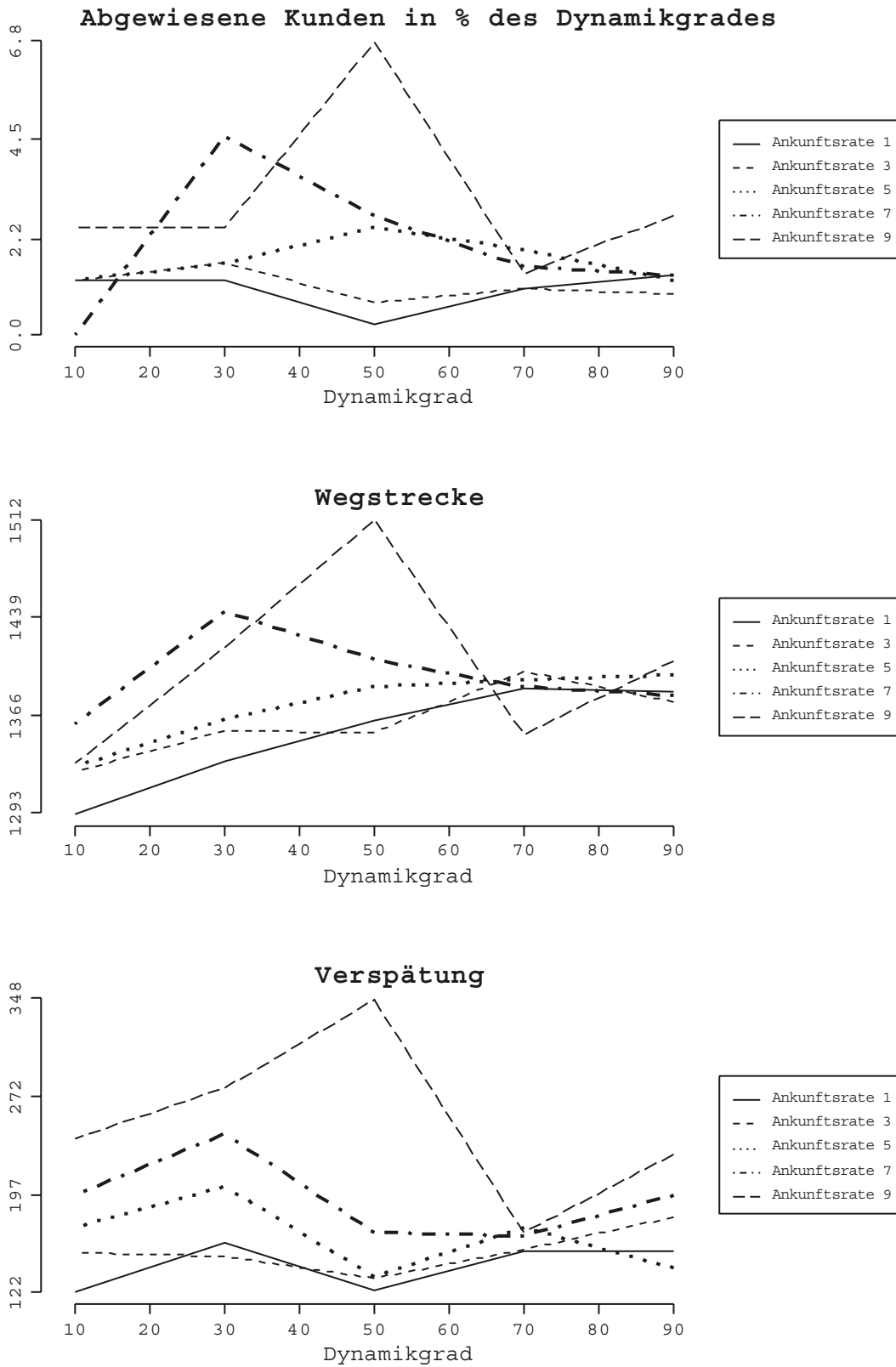


Abb. 38: Ergebnisse der Problemklasse RCI - ES2-DVRPTW

Abgewiesene Kunden in % des Dynamikgrades

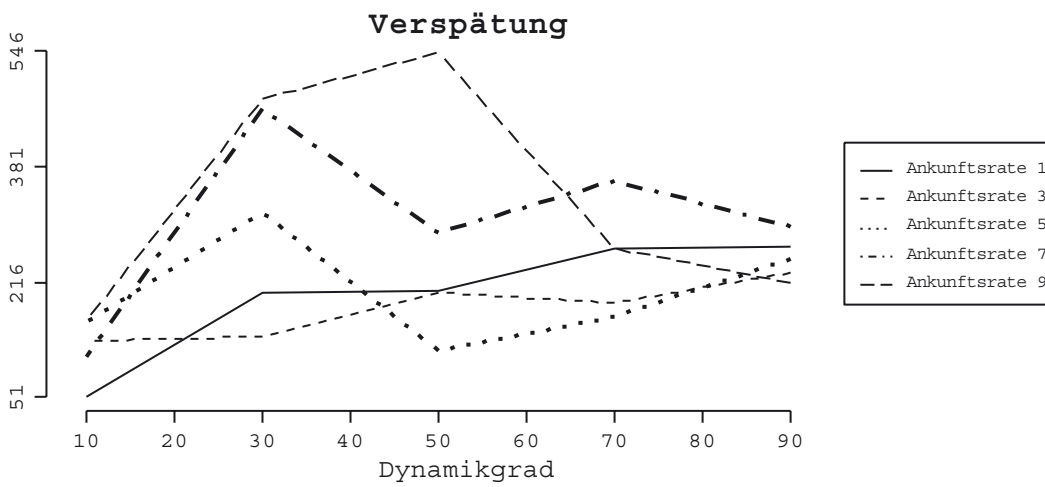
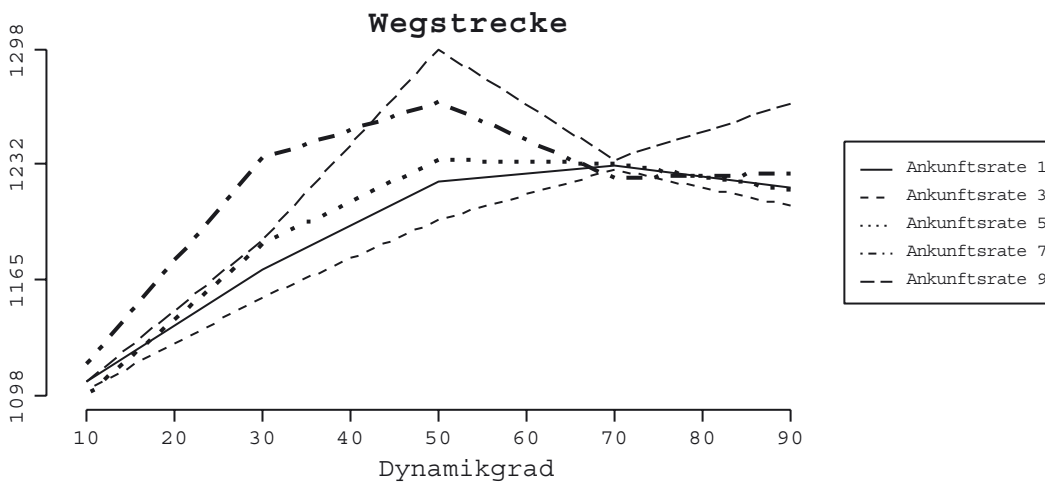
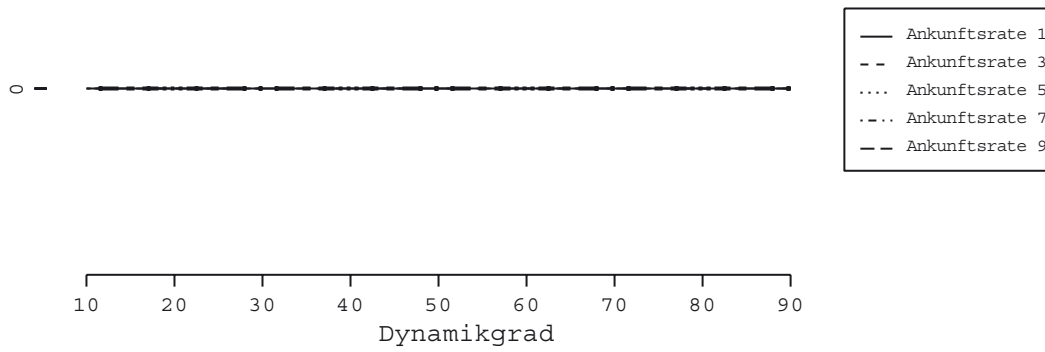


Abb. 39: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - ES2-DVRPTW

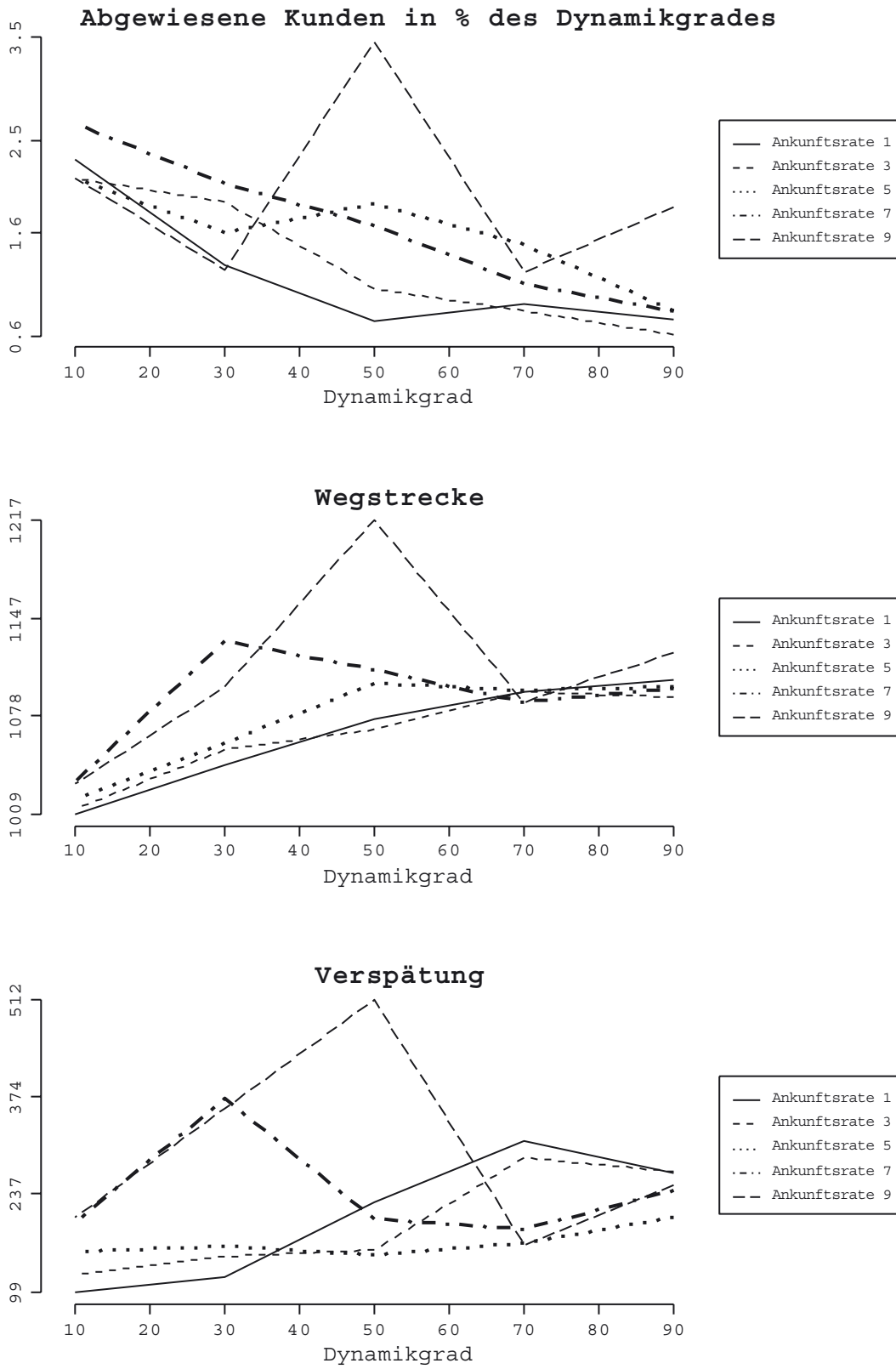


Abb. 40: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - ES2-DVRPTW

Abb. 34 bis Abb. 40 zeigen die zusammengefassten Ergebnisse der Testläufe von ES2-DVRPTW für die in Kapitel 4.1.4 vorgestellten dynamischen Benchmark-Probleme. Den Y-Achsen sind dabei jeweils die Minima und Maxima zu entnehmen und der Einfluss der Ankunftsrate kommt durch das Verhältnis der einzelnen Linien zueinander zum Ausdruck.

Der Anteil abgewiesener Kunden reicht von 0 abgewiesenen Kunden im Minimum bis 12,5% im Maximum. Im Mittel über alle Probleme werden zwischen 0,5% und 3,5% der dynamischen Kunden abgewiesen. Grundsätzlich lässt sich ein Trend in der Form erkennen, dass mit steigendem Dynamikgrad der Anteil abgewiesener Kunden sinkt, von Dynamikgrad 10 zu Dynamikgrad 90 um ca. 50%. Die Belegung der durch die fest vorgegebene Anzahl an Fahrzeugen begrenzten Kapazität im Falle niedriger Dynamikgrade überlässt der Planung keine großen Freiräume mehr, die noch ausstehenden dynamischen Kunden zu integrieren. Je größer der Dynamikgrad, desto weniger der knappen Ressourcen werden durch die Ausgangslösungen belegt und stehen somit weiter zur freien Disposition.

Die Ergebnisse zeigen neben dem Dynamikgrad zudem eine Abhängigkeit von der Ankunftsrate auf. Dabei ist der Anteil abgewiesener Kunden bei gegebenem Dynamikgrad umso größer, je größer die Ankunftsrate ist. Während die Werte bei Ankunftsrate von 1, 3, 5 und 7 in einem Intervall von ca. 1% schwanken, steigt bei Ankunftsrate 9 der Anteil abgewiesener Kunden bei einem Dynamikgrad 50 auf das Maximum von 3,5% an. Bei niedrigen Ankunftsrate muss das Verfahren vornehmlich in der Lage sein, die geringe Restkapazität optimal zur Integration neuer Kunden zu nutzen. Auf der anderen Seite muss es bei hohen Dynamikgraden in der Lage sein, die großen Freiräume - bedingt durch die kleine Ausgangslösung - möglichst flexibel einzusetzen. Der Dynamikgrad 50 stellt vor diesem Hintergrund ein Mischproblem dar, das beide Aspekte zu gleichen Teilen beinhaltet. Diese zweigeteilte Aufgabenstellung bereitet ES2-DVRPTW bei hohen Ankunftsrate Probleme.²⁵⁷ Der Einfluss der Ankunftsrate zeigt, dass ES2-DVRPTW mehr Zeit zur Verbesserung der aktuellen Lösung benö-

²⁵⁷ Weitere mögliche Ursachen für die Extremwerte bei dem Dynamikgrad 50 müssen im Rahmen weiterführender Experimente untersucht werden, so dass eine endgültige Begründung für dieses Verhalten an dieser Stelle nicht gegeben werden kann.

tigt als ES1-DVRPTW, bei der sich die untersuchten Ankunftsrate noch nicht als kritisch erwiesen haben.²⁵⁸

In den Einzelbetrachtungen erkennt man, dass bei den C1 und RC2-Problemen in keiner der 25 untersuchten Parameterkonstellationen Kunden abgewiesen worden sind. Darüber hinaus treten bei den C2-Problemen nur bei Ankunftsrate 9 Abweisungen auf, ansonsten werden auch bei dieser Problemklasse alle Kunden bedient. Im Vergleich werden die R2-Probleme mit 0% bis 2,3% abgewiesene Kunden von dem ES2-DVRPTW besser gelöst, als die RC1 und den R1-Probleme, bei denen mit 6,8% und 12,5% deutlich größere Abweisungsquoten auftreten. Im Falle der R1-Probleme ist es dem Verfahren zudem nicht gelungen, in wenigstens einer der Parameterkonstellationen alle Kunden zu integrieren. Die zufällige Verteilung der Kunden im Lösungsraum ist dafür eine der Hauptursachen. Zusätzlich erschwert wird dieses Problem durch das enge Zeitfenster am Depot, das zwar zu mehr über den Lösungsraum verteilte Touren führt, die Einfügemöglichkeiten sind jedoch durch das enge Zeitfenster am Depot stärker eingeschränkt. Daher werden auch in den übrigen Problemen mit engen Zeitfenstern tendenziell mehr Kunden abgewiesen, als bei den Problemen mit weiten Zeitfenstern. In den Einzelbetrachtungen der R1 und RC1-Probleme wird die Abhängigkeit der Ergebnisse von der Ankunftsrate noch einmal deutlich.

Die zurückgelegte Wegstrecke steigt mit zunehmendem Dynamikgrad leicht an, wobei sie in der Gesamt-Betrachtung über alle Dynamikgrade um insgesamt ca. 20% zunimmt. Auch hier ist der Einfluss der Ankunftsrate in der Form zu erkennen, dass die Wegstrecke bei gegebenem Dynamikgrad entsprechend größer ist, je höher die Ankunftsrate ist. Die prozentuale Veränderung der Wegstrecke²⁵⁹ fällt von den sechs Problemklassen bei den C-Problemen mit ca. 16% am höchsten aus. ES2-DVRPTW hat mit zunehmender Menge unbekannter Kunden wachsende Probleme, die Gruppierung der Kunden zu erkennen und entsprechend in der Optimierung zu berücksichtigen. Dieser Nachteil wirkt sich bei den R und RC-Problemen aufgrund der stärkeren Verteilung der Kunden im Lösungsraum entsprechend weniger stark aus. Mit einem Anstieg von 5% und 8% bei den RC1 und R1 und 11% und 10% bei den RC2 und R2-Problemen fällt die Veränderung der Wegstrecke hier im Vergleich deutlich geringer

²⁵⁸ Wobei zu erwähnen ist, dass es auch für ES1-DVRPTW eine kritische Ankunftsrate gibt, ab der die Zeit zwischen zwei Ereignissen nicht mehr ausreichend ist, um signifikante Verbesserungen zu ermitteln.

²⁵⁹ In Abhängigkeit der Variation des Dynamikgrades.

aus. Die Veränderung vollzieht sich dabei gleichmäßig vom Dynamikgrad 10 hin zum Dynamikgrad 90, sodass in dieser Hinsicht kein kritischer Dynamikgrad festgestellt werden kann. Die Größe des Depotzeitfensters hat auch auf die Wegstrecke einen erschwerenden Einfluss. So ist die Veränderung der Wegstrecke im Falle kleiner Depotzeitfenster geringer als bei großen Depotzeitfenstern ist. Abgesehen von den Ergebnissen für die Ankunftsrate 9 beläuft sich die Veränderung der Wegstrecke im Mittel auf ca. 10% über alle Dynamikgrade.

Die Ergebnisse von ES2-DVRPTW weisen signifikante Verspätungen für einzelne Ankunftsrate und Dynamikgrade aus. So zeigt die Gesamt-Betrachtung, dass die Verspätung bei den Ankunftsrate 7 und 9 in dem Bereich der Dynamikgrade 10 bis 50 von 20% auf bis zu 50% der zurückgelegten Wegstrecke ansteigt. Bei den übrigen Ankunftsrate und Dynamikgraden liegt das Ausmaß der Verspätung bei 10% - 30% der Wegstrecke. Die C1-Probleme weisen mit bis zu 87% die höchste Verspätung auf. In den übrigen Problemklassen beläuft sie sich auf 20% - 25% der Wegstrecke. Auch die Verspätung zeigt eine Abhängigkeit von der Ankunftsrate, bei der größere Ankunftsrate größere Verspätungen bedingen. Bei Ankunftsrate 9 und Dynamikgrad 50 liegt, wie schon hinsichtlich der abgewiesenen Kunden und der Wegstrecke beobachtet, bei allen Problemklassen das Maximum vor. Von der Größe des Zeitfensters am Depot geht im Gegensatz zu den anderen Zielkriterien bei der Verspätung kein Einfluss aus.²⁶⁰

²⁶⁰ Im Gegensatz zu den Ergebnissen von ES2-DVRPTW hinsichtlich der ersten beiden Zielkriterien, sind die Ergebnisse der Verspätung als kritisch zu betrachten. Aus Sicht des Tourenplaners ist es zwar besser, einen Kunden verspätet zu bedienen als abzuweisen und somit die Dienstleistung gar nicht zu erbringen, permanent auftretende signifikante Verspätungen können sich aber auf der anderen Seite im Endergebnis hinsichtlich der Kundenzufriedenheit ebenso nachteilig auswirken.

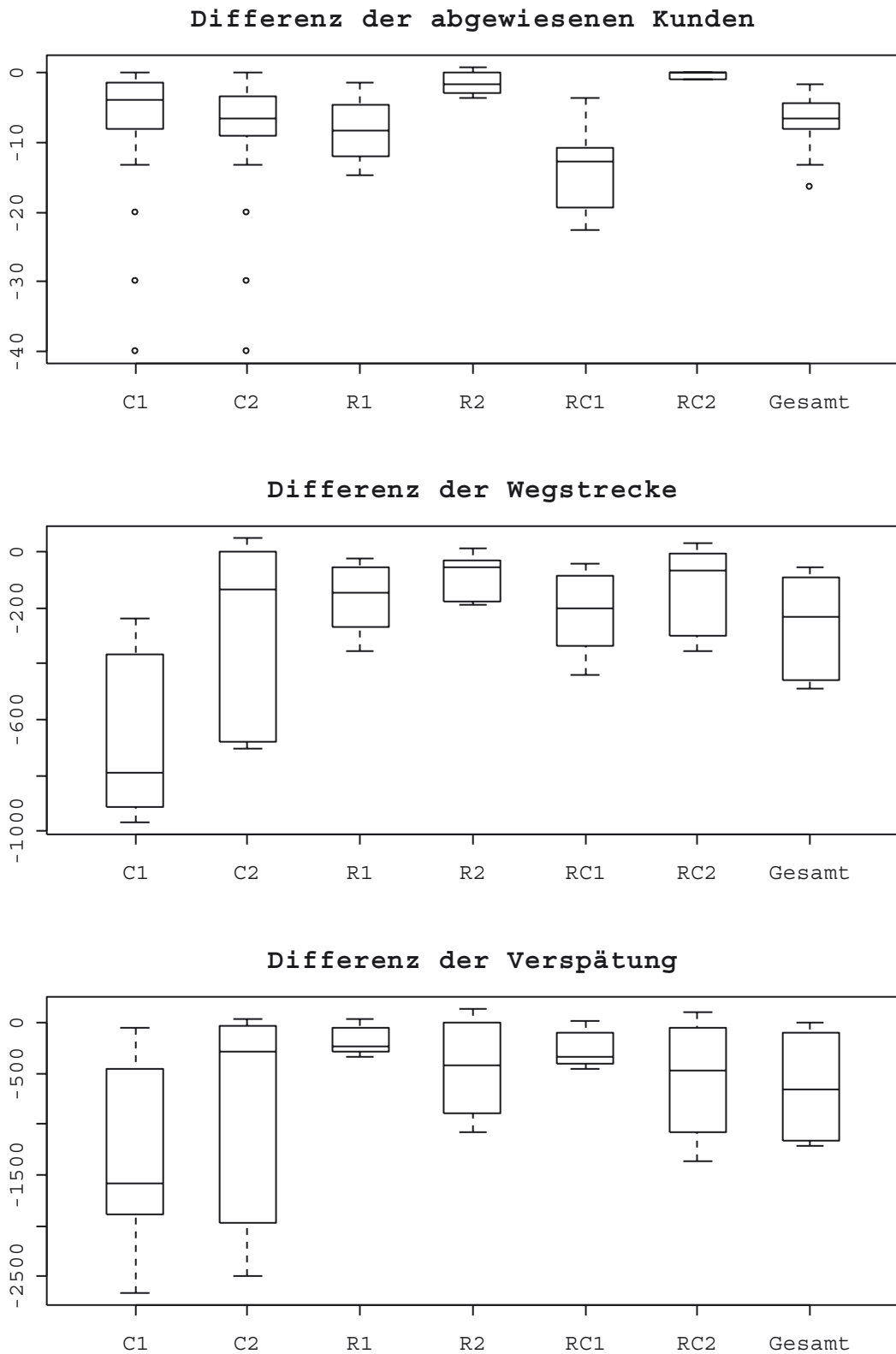


Abb. 41: Einfügeheuristik vs. ES2-DVRPTW

Abb. 41 zeigt für jede der sechs Problemklassen und der Gesamt-Betrachtung die über alle 25 untersuchten Konstellationen gemittelte Differenz der Ergebnisse der Einfügeheuristik und ES2-DVRPTW für die drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung'. Zur Berechnung der Differenz wurden die Ergebnisse der Einfügeheuristik von den Ergebnissen von ES2-DVRPTW subtrahiert, sodass negative Werte schlechtere Ergebnisse der Einfügeheuristik im Vergleich zu ES2-DVRPTW darstellen und positive den umgekehrten Fall bedeuten.

Die Abbildung zeigt, dass ES2-DVRPTW in jeder Problemklasse und jedem Zielkriterium bessere Ergebnisse erzielt als die Einfügeheuristik in derselben Situation. Die Einfügeheuristik weist zwar im minimalen Fall nur 0,5% mehr Kunden ab (RC2), mit bis zu 14% mehr (RC1) im Maximum aber insgesamt deutlich mehr als ES2-DVRPTW. Zudem fällt die Verschlechterung bei Problemen mit engen Zeitfenstern größer aus als bei den Problemen mit weiten Zeitfenstern. Die Ergebnisse zeigen, dass die Einfügeheuristik mit der geringeren Anzahl möglicher Einfügestellen und der im Mittel geringeren Restkapazitäten der Touren bei diesen Problemen bedeutend schlechter umgehen kann als ES2-DVRPTW. Dieser Eindruck wird durch die Ergebnisse hinsichtlich der Wegstrecke noch verstärkt, die im Mittel um 267 Einheiten und im Maximum um bis zu 670 Einheiten länger ausfallen als bei ES2-DVRPTW.²⁶¹ Die Differenz der Wegstrecke gegenüber der Metaheuristik ist bei Problemen mit engen Depotzeitfenstern doppelt so groß wie bei weiten Depotzeitfenstern. Die Wegstrecke bei den C1-Problemen fällt dabei signifikant höher aus als bei den übrigen Problemen, was darauf zurückzuführen ist, dass die Einfügeheuristik die Gruppierung der Kunden fast überhaupt nicht erkennt. ES2-DVRPTW berücksichtigt zumindest mit einiger Verzögerung diese Struktur, da der Optimierungsprozess hier nicht nach der Bestimmung einer Einfügestelle abbricht.

Eine noch deutlichere Verschlechterung ist hinsichtlich der Verspätung festzustellen, die bei den C1-Problemen im Mittel um 1390 Zeiteinheiten größer ausfällt als bei ES2-DVRPTW. Auch die mittlere Differenz der Verspätung über alle Probleme zeigt mit 654 Zeiteinheiten eindeutig die Überlegenheit von ES2-DVRPTW. Die Differenz der Verspätung nimmt aber

²⁶¹ Die Mittelwerte der Differenzen wurden zuzüglich zu den Boxplots in der Analyse bestimmt und an dieser Stelle zur Verdeutlichung der Ergebnisse herangezogen.

im Gegensatz zu der Wegstrecke im Falle großer Depotzeitfenster kleinere Werte an als bei engen, da kürzere Wegstrecken in diesem Fall nur durch größere Verspätungen realisiert werden können.

Aus diesen Ergebnissen kann somit festgehalten werden, dass die Nutzung der Zeit zwischen zwei Ereignissen zur Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten vorteilhaft ist und zu signifikant besseren Ergebnissen hinsichtlich der Zielkriterien führt. Während der Unterschied gegenüber der Einfügeheuristik für die abgewiesenen Kunden noch gering ausfällt, wird er bei den beiden weiteren Zielkriterien 'Wegstrecke' und 'Verspätung' umso deutlicher.

Abschließend werden die Ergebnisse von ES2-DVRPTW bezüglich der Wegstrecke mit der Größe der Wegstrecke des statischen Problems verglichen und somit das Ausmaß der Veränderung gegenüber diesem Problem dargestellt.

In Abb. 42 und Abb. 43 ist das Ergebnis dieser Gegenüberstellung beschrieben. Für die vier Problemklassen C1, C2, R2 und RC2 sind jeweils Verschlechterungen für die dynamische Situation festzustellen. Auch in diesem Vergleich zeigen die Probleme der C1 Klasse mit 479 Entfernungseinheiten die größten Abweichungen auf, was erneut die Schwierigkeiten von ES2-DVRPTW aufzeigt, bei steigenden Dynamikgraden die Gruppierung der Kunden zu erkennen und entsprechend zu berücksichtigen. In den übrigen Problemklassen tritt mit 100 - 200 Entfernungseinheiten eine 10% - 25% Verschlechterung der Länge der Touren gegenüber dem statischen Fall ein. In den beiden Problemklassen R1 und größtenteils auch RC1 liegt aufgrund der weichen Zeitfenster eine Verringerung der Wegstrecke vor. Man erkennt, dass mit zunehmendem Dynamikgrad sich diese Ersparnis aber verringert und im Falle hoher Dynamikgrade sowie hohen Ankunftsraten auch in diesen Problemklassen eine Verlängerung der Wegstrecke zu verzeichnen ist. Zudem ist bei gegebenem Dynamikgrad eine steigende Verschlechterung der Wegstrecke mit zunehmenden Ankunftsraten zu beobachten. Auch die Gesamt-Betrachtung bestätigt die Erkenntnisse der Einzelbetrachtungen und weist mit ca. 100 Entfernungseinheiten im Mittel eine Verschlechterung von ca. 10% gegenüber der statischen Lösung aus.

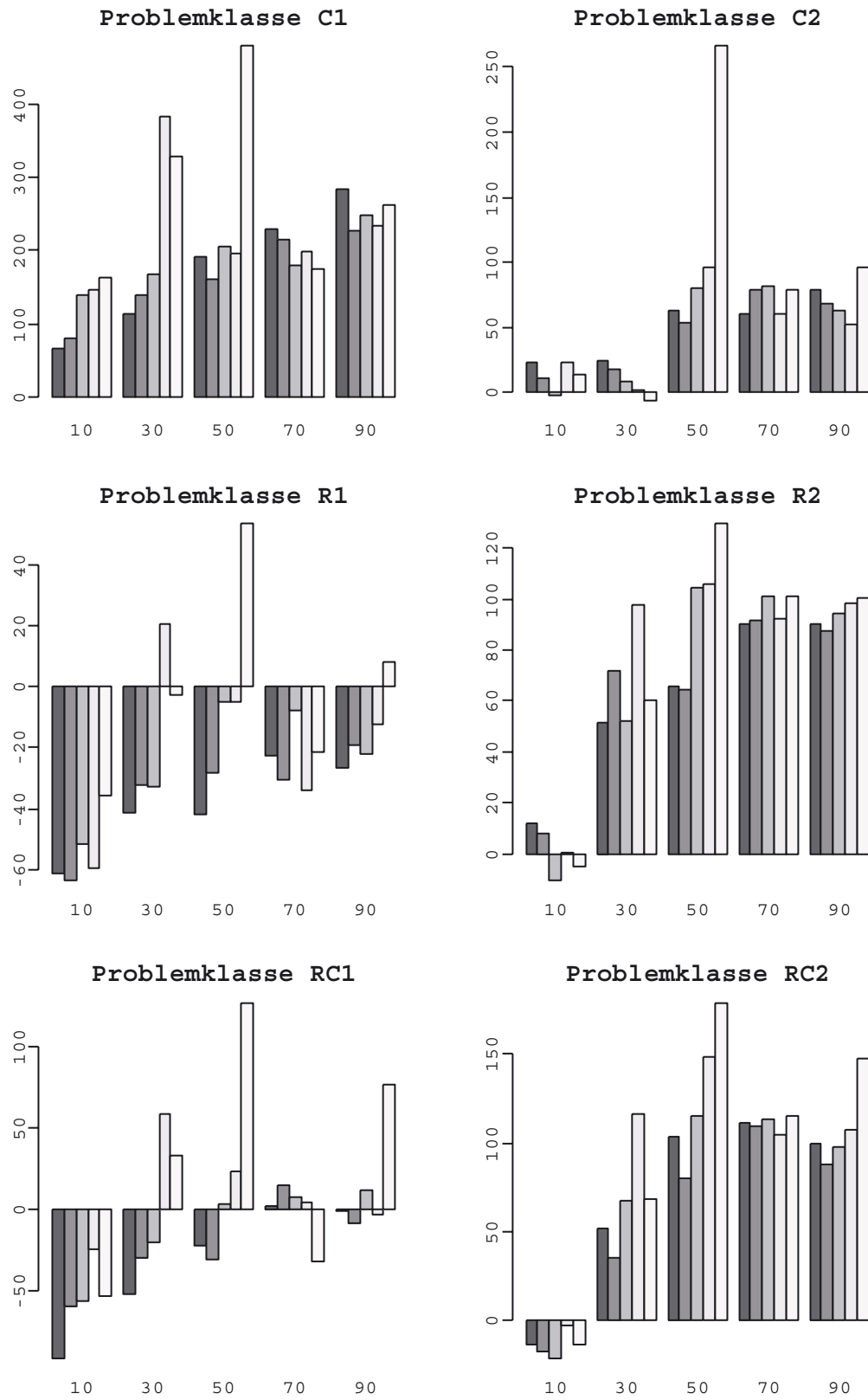


Abb. 42: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen

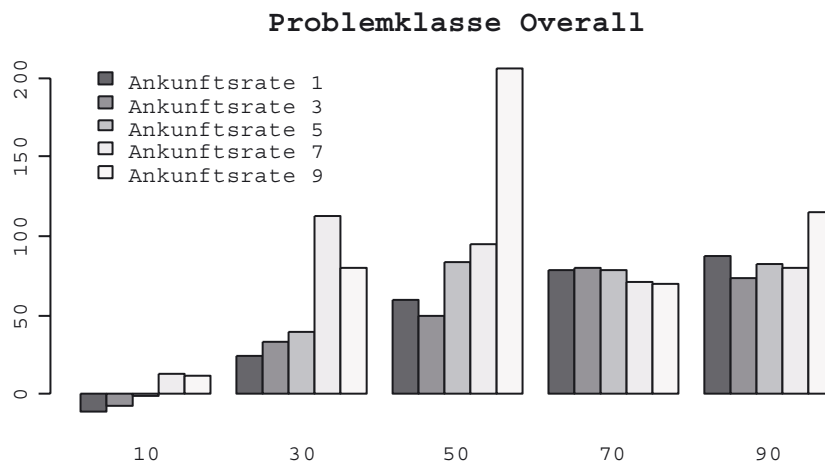


Abb. 43: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung

4.2.6 Zusammenfassung der Ergebnisse von ES2-DVRPTW

In den vorangegangenen Ausführungen wurden die Ergebnisse der Experimente mit der in Kapitel 4.2.4 vorgestellten ES2-DVRPTW für die dynamischen Testprobleme aus Kapitel 4.1.4 dargestellt. Der Anteil abgewiesener Kunden liegt dabei - bis auf die Problemklassen R1 und RC1 - zwischen 0% und 2% und nimmt von niedrigen Dynamikgraden hin zu hohen ab. Mit 7% und 12% weisen die RC1 und R1-Probleme deutlich schlechtere Werte auf. In diesen Ergebnissen kommt die Schwierigkeit von ES2-DVRPTW zum Ausdruck, mit begrenzten Einfügemöglichkeiten und einem im Vergleich zu den Problemen mit großem Depotzeitfenster einschränkender wirkenden kleinen Depotzeitfenster umgehen zu können. Diese Besonderheit erkennt man zwar in abgeschwächter Form, aber auch anhand des zweiten Zielkriteriums, der Wegstrecke. Der Anstieg der Wegstrecke in Abhängigkeit des Dynamikgrades fällt bei den Problemen mit engem Depotzeitfenster stärker aus. Anhand der Wegstrecke ist eine weitere Schwäche des Verfahrens offensichtlich geworden. Die mit deutlichem Abstand schlechtesten Ergebnisse bei den C1-Problemen dokumentieren die Schwierigkeit von ES2-DVRPTW, mit steigendem Dynamikgrad die gruppierte Struktur der Kunden zu erkennen und in der Optimierung mit zu berücksichtigen. Neben dem Dynamikgrad weist ES2-DVRPTW auch eine Abhängigkeit von der Ankunftsrate ab, sodass die Ergebnisse umso

schlechter werden, je höher diese ist.²⁶² Schon für niedrige Dynamikgrade und Ankunftsraten sind signifikante Verspätungen festgestellt worden, die im Falle hoher Ankunftsraten nochmals deutlich ansteigen.

Der Vergleich mit den Ergebnissen der Einfügeheuristik hat für alle Problemklassen und hinsichtlich aller Parameterkonstellationen bessere Ergebnisse für ES2-DVRPTW ergeben. Es konnte somit vor dem Hintergrund dieses Vergleiches die Vorteilhaftigkeit einer Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten zwischen zwei Ereignissen auch für dieses Verfahren nachgewiesen werden.²⁶³

Der abschließende Vergleich der zurückgelegten Wegstrecke des dynamischen Problems gegenüber der des statischen Problems hat im Mittel über alle Probleme um ca. 10% längere Touren ergeben.

Nach der Darstellung der beiden Evolutionären Strategien ES1-DVRPTW und ES2-DVRPTW, wird im Folgenden mit dem Ameisenalgorithmus ein weiterer populationsbasierter und naturanaloger Ansatz für das dynamische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern umgesetzt.

4.3 Ameisenalgorithmus

Die Darstellung der Umsetzung des Ameisenalgorithmus für diese Problemstellung beginnt mit der Vorstellung der Implementierung des Algorithmus für das statische Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern, dem MACS-VRPTW. Im zweiten Schritt werden schließlich die vorgenommenen Modifikationen, um damit auch das dynamische Problem lösen zu können, vorgestellt.²⁶⁴ In Anlehnung an die Bezeichnung des Algorithmus für das statische Problem wird der neue modifizierte MACS-VRPTW in weiterer Folge als MACS-DVRPTW bezeichnet. Im Anschluss daran werden die Ergebnisse der Anwendung auf die in Kapitel 4.1.4 vorgestellten dynamischen Testinstanzen präsentiert und diskutiert.

²⁶² Im Gegensatz zu ES1-DVRPTW, bei der in dieser Hinsicht keine Abhängigkeit festzustellen war.

²⁶³ Vor dem Hintergrund der ausgewählten Testprobleme.

²⁶⁴ Siehe hierzu auch NOLTE, E. (2003).

4.3.1 Umsetzung des MACS-DVRPTW

Der Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows Algorithmus (MACS-VRPTW) wurde von GAMBARDELLA, TAILLARD²⁶⁵ und AGAZZI für Tourenplanungsprobleme mit Zeitfenstern entwickelt und stellt eine Weiterentwicklung des von DORIGO und GAMBARDELLA vorgestellten Ant Colony System (ACS)²⁶⁶ dar, das zur Lösung des Travelling Salesman Problems entwickelt worden ist. Während beim Travelling Salesman Problem mit der Wegstrecke nur ein Zielkriterium optimiert wird, bearbeitet der MACS-VRPTW zwei Zielkriterien, die Wegstrecke und die Anzahl der benötigten Fahrzeuge. Dabei wird die Fahrzeuganzahl mit erster und die Wegstrecke mit zweiter Priorität berücksichtigt. Beide Zielkriterien werden jeweils mit einer Kolonie von Ameisen getrennt voneinander optimiert und über den MACS-VRPTW zentral gesteuert. Bevor auf die Funktionsweise der einzelnen Kolonien eingegangen wird, soll die Generierung der Touren - wie sie grundsätzlich in beiden Kolonien stattfindet - vorgestellt werden.

Neben den Entfernungen zwischen den einzelnen Kunden werden für jede Kante des Graphen zwei weitere Informationen vorgehalten. Zum einen die Attraktivität (attractiveness) η_{ij} und zum anderen die Pheromonspur τ_{ij} (pheromone trail). In die Berechnung der Attraktivität fließt - neben dem Abfahrtszeitpunkt von Kunden i - die Fahrtzeit von Kunde i nach Kunde j , das Zeitfenster des Kunden j und die Größe der Variable IN hinein. Die Variable IN wird allerdings nur für die Aufgabe der Reduzierung der Fahrzeuganzahl benötigt und von den Ameisen der Kolonie, die die Wegstrecke reduzieren, ignoriert.

Die Pheromone stellen die gesammelte Erfahrung der Kolonie dar, da jede Ameise auf den Kanten ihres Weges Pheromone hinterlässt. Je mehr Pheromone hinterlassen worden sind, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass folgende Ameisen auch diese Kanten auswählen.²⁶⁷ Die Aktualisierung der Pheromonspur erfolgt zwei Mal, einerseits lokal jeweils nach der Auswahl der folgenden Kante für jede Kante und ein zweites Mal global, nachdem ein vollständiger Tourenplan erzeugt worden ist.

²⁶⁵ Vgl. CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S 63 - 77.

²⁶⁶ Vgl. DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. (1997), S. 73 - 81.

²⁶⁷ Siehe hierzu die Ausführungen in Kapitel 3.2.

Eine Ameise generiert ihre Tour, indem sie von dem Depot aus beginnend nacheinander noch nicht besuchte Kunden unter Berücksichtigung der Zeit - und Kapazitätsrestriktionen integriert. Für die Entscheidung, welchen Kunden j die Ameise als nächsten Kunden ansteuert, wird für alle verfügbaren Kunden N_i^k die Attraktivität bestimmt.²⁶⁸ Die Attraktivität wird dabei wie folgt ermittelt.²⁶⁹

$$\begin{aligned} \text{Delivery_time}_j &= \max(\text{current_time}_i + t_{ij}, b_j) \\ \text{Delta_time}_{ij} &= \text{delivery_time}_j - \text{current_time}_k \\ \text{Distance}_{ij} &= \text{delta_time}_{ij} * (e_j - \text{current_time}_k) \\ \text{Distance}_{ij} &= \max(1, (\text{distance}_{ij} - IN_j)) \\ \eta_{ij} &= 1 / \text{distance}_{ij} \end{aligned}$$

Wenn für alle ausstehenden Kunden die Attraktivität bestimmt worden ist, wird als nächster Kunde mit einer Wahrscheinlichkeit von q_0 , $0 \leq q_0 \leq 1$, der Kunde mit der größten Attraktivität ausgewählt.²⁷⁰ Mit einer Wahrscheinlichkeit von $1 - q_0$ wird der Kunde zufällig aus allen zur Auswahl stehenden Kunden gewählt. Die Wahrscheinlichkeit jedes Kunden, ausgewählt zu werden, ist dabei proportional zum relativen Anteil des Produktes aus Attraktivität und Pheromonmenge. In Gleichung (1) ist die Bestimmung der Auswahlwahrscheinlichkeit noch einmal zusammengefasst.

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij} * [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} \tau_{il} * [\eta_{il}]^\beta} & \text{if } j \in N_i^k \\ 0 & \text{if } j \notin N_i^k \end{cases} \quad (1)$$

Durch die Auswahl der Kante mit der größten Attraktivität zum aktuellen Zeitpunkt wird eine exploitative Suche mit einer Wahrscheinlichkeit von q_0 realisiert und mit einer Wahrscheinlichkeit von $1 - q_0$ eine explorative Suche über alle übrigen Kunden verfolgt. Nachdem der nächste Kunde ausgewählt worden ist, wird die Pheromonspur für die ausgewählte Kante lokal nach der in Gleichung (2) dargestellten Form aktualisiert.

$$\tau_{ij} = (1 - \rho) * \tau_{ij} + \rho * \tau_0 \quad (2)$$

²⁶⁸ N_i^k beinhaltet dabei alle von der k -ten Ameise noch nicht besuchten Kunden, die ohne Verletzung der Zeit und der Kapazitätsrestriktion von Kunde i ausgehend in die Tour integriert werden können.

²⁶⁹ b_j definiert den Zeitpunkt des Beginn des Zeitfensters bei Kunden j .

²⁷⁰ q_0 ist ein Parameter des Verfahrens, über den die Gewichtung der Suche zwischen einer explorativen und einer exploitativen Suche gesteuert werden kann.

τ_0 stellt dabei den Anfangswert der Pheromonmenge dar, die sich nach $\tau_0 = 1/(n * J_{\psi}^h)$ berechnet, wobei n die Anzahl der Knoten und J_{ψ}^h die Länge der Ausgangslösung ist, die mit einer Nearest - Neighbour - Heuristik zu Beginn erzeugt wurde.

Diese Schritte werden nun so lange wiederholt, bis keine zulässigen Kunden mehr in N_i^k zur Verfügung stehen. Die unter Umständen noch ausstehenden Kunden werden anschließend mit einer Einfügeheuristik, die über alle Touren eines Tourenplanes diejenige Einfügestelle auswählt, bei der die zusätzlich zu fahrende Strecke minimal ist, in den Tourenplan einfügt. Der so generierte zulässige Tourenplan wird abschließend einem lokalen Suchverfahren unterworfen, um so die Lösung noch weiter zu verbessern.

Der MACS-VRPTW steuert nun zwei Kolonien, die nach dem beschriebenen Prinzip Touren erzeugen, um so die beiden Ziele einer minimalen Fahrzeugzahl und minimalen Wegstrecke zu erzielen. Die beiden Kolonien werden ihrem Zielkriterium entsprechend ACS - Vehicle (ACS-VEI) und ACS-Time genannt. Dabei arbeitet die ACS-Time Kolonie wie folgt. Nachdem mittels einer Nearest-Neighbour-Heuristik eine Ausgangslösung ψ^{gb} erzeugt worden ist, werden mit m Ameisen m neue Tourenpläne erzeugt, die auf die Fahrzeuganzahl zurückgreifen, die in ψ^{gb} verwendet worden ist. Falls einer der Tourenpläne eine geringere Wegstrecke aufweist als die bisherige beste Lösung ψ^{gb} , wird diese durch den neuen Tourenplan ersetzt. Die Funktionsweise des MACS-VRPTW und der ACS-Time sind den Abb. 44 und Abb. 46 als Pseudocode zu entnehmen.

Die ACS-VEI Kolonie baut ebenfalls auf der bislang besten Lösung ψ^{gb} auf, versucht aber alle Kunden in einem Tourenplan zu integrieren, der mit einem Fahrzeug weniger auskommt, als in ψ^{gb} verwendet worden sind. Ziel der ACS-VEI ist es nun, so viele Kunden wie möglich mit der verringerten Fahrzeuganzahl zu bedienen. Dabei produzieren die Ameisen größtenteils unzulässige Tourenpläne, in die nicht alle Kunden integriert worden sind. Jedes Mal, wenn ein Kunde nicht in den Tourenplan integriert werden konnte, wird die Variable IN_i des Kunden um einen Zähler erhöht. Die Variable IN fließt in die Attraktivität η_{ij} mit hinein und wird von den Ameisen der ACS-VEI in der Form berücksichtigt, dass Kunden, die längere Zeit nicht integriert wurden, bevorzugt werden. Wenn ein neuer zulässiger Tourenplan mit der verringerten Fahrzeugzahl gefunden worden ist, wird die Variable IN_i wieder auf Null zurückgesetzt. Der Tourenplan, der die meisten Kunden bislang integrieren konnte, wird in

$\psi^{ACS-VEI}$ gespeichert. Im Rahmen der ACS-VEI wird nach der Erzeugung der Tourenpläne durch die Ameisen keine lokale Suche durchgeführt und abschließend die Pheromonmatrix wie folgt aktualisiert:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho) * \tau_{ij} + \rho / J_{\psi}^{ACS-VEI} \quad \forall (i, j) \in \psi^{ACS-VEI} \quad (3)$$

$$\tau_{ij} = (1 - \rho) * \tau_{ij} + \rho / J_{\psi}^{gb} \quad \forall (i, j) \in \psi^{gb} \quad (4)$$

Beide Gleichungen bewirken eine Verstärkung der Pheromonspur und sollen die bis dahin gefundenen besten Lösungen der Kolonie bewahren. Dabei stellt Gleichung (3) die lokale Aktualisierung und Gleichung (4) die globale Aktualisierung dar.²⁷¹ Neben dieser Erhöhung der Pheromonmenge tritt aber auch die in Gleichung (2) beschriebene Verdunstung der Pheromone ein.

Sowohl ACS-VEI als auch ACS-Time nutzen jeweils eine eigene Pheromonmatrix und teilen als einzige Gemeinsamkeit nur die bislang beste Lösung ψ^{gb} . Beide Kolonien aktualisieren ψ^{gb} jeweils, wenn sie hinsichtlich ihres Zielkriteriums eine neue, bessere Lösung gefunden haben. Im Falle von ACS-Time ist dies unproblematisch, im Falle der ACS-VEI müssen die beiden aktuellen Kolonien gelöscht und zwei neue Kolonien mit einer entsprechend reduzierten Fahrzeugzahl erzeugt werden.²⁷² Die folgenden Abbildungen beschreiben die Funktionsweise der beiden Ameisenkolonien ACS-Time und ACS-VEI und die übergeordnete Steuerung des MACS-VRPTW noch einmal.

²⁷¹ Siehe hierzu S. 157.

²⁷² Für eine detaillierte Beschreibung des MACS-VRPTW CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. (1999), S. 63 - 77 und dem ACS siehe DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. (1997).

MACS-VRPTW ()

ψ^{gb} zulässige Ausgangslösung, erzeugt mit der Nearest - Neighbour - Heuristik und der Nutzung einer beliebigen Anzahl an Fahrzeugen.

WIEDERHOLE

v Anzahl der verwendeten Fahrzeuge in ψ^{gb}

AKTIVIERE ACS - VEI mit (v - 1)

AKTIVIERE ACS - Time mit v

WÄHREND ACS - VEI und ACS - Time aktiv sind

WARTE auf verbesserte Lösung ψ von ACS - VEI oder ACS - Time

$\psi^{gb} \psi$

WENN Anzahl Fahrzeuge $\psi^{gb} < v$ DANN

LÖSCHE ACS - VEI und ACS - Time

BIS Stoppkriterium erreicht

Abb. 44: MACS-VRPTW

ACS - VEI (v - 1)

INITIALISIERE Pheromonmatrix und Datenstruktur für v - 1 Fahrzeuge

$\psi^{ACS-VEI}$ Startlösung mit v - 1 Fahrzeugen erzeugt durch Nearest - Neighbour - Heuristic

WIEDERHOLE für alle k Ameisen

ERZEUGE neue Lösung, new_active_ant(k, CE=FALSE, IN)

\forall Kunden j $\notin \psi^k$: $IN_j \quad IN_j + 1$

BEENDE Tourerzeugung

WENN $\exists k$: Anzahl besuchter Kunden (ψ^k) > Anzahl besuchter Kunden ($\psi^{ACS-VEI}$) DANN

$\psi^{ACS-VEI} \quad \psi^k$

$\forall j$: $IN_j \quad 0$

WENN $\psi^{ACS-VEI}$ zulässig ist DANN

SCHICKE ψ^k zu MACS-VRPTW

Aktualisierung der Pheromonspur:

$\tau_{ij} = (1 - \rho) * \tau_{ij} + \rho / J_{\psi}^{ACS-VEI} \quad \forall (i, j) \in \psi^{ACS-VEI}$

$\tau_{ij} = (1 - \rho) * \tau_{ij} + \rho / J_{\psi}^{gb} \quad \forall (i, j) \in \psi^{gb}$

BIS Stoppkriterium erreicht

Abb. 45: ACS-VEI

ACS - Time (v)

```

INITIALISIERE Pheromonmatrix und Datenstruktur für v Fahrzeuge
WIEDERHOLE für alle k Ameisen
    ERZEUGE neue Lösung, new_active_ant(k, CE=TRUE, 0)
    WENN  $\exists k: \psi^k$  ist zulässig UND  $J_{\psi}^k < J_{\psi}^{gb}$  DANN
        SCHICKE  $\psi^k$  zu MACS-VRPTW
         $\tau_{ij} = (1 - \rho) * \tau_{ij} + \rho / J_{\psi}^{gb} \quad \forall (i, j) \in \psi^{gb}$  (Aktualisierung der Pheromonspur)
    BIS Stoppkriterium erreicht
    
```

Abb. 46: ACS-Time²⁷³

Nachdem der Ablauf und die Funktionsweise des MACS-VRPTW vorgestellt worden ist, soll im Folgenden auf die lokale Suche, die bei ACS-Time zur Verbesserung der durch die Ameisen und der Einfügeheuristik erzeugten Lösung angewendet wird, näher eingegangen werden. Die verwendete lokale Suche wird mit dem CROSS exchange Algorithmus (CE) durchgeführt, der erstmals von TAILLARD ET AL. vorgestellt worden ist.²⁷⁴

Der CE ist ein Kantentauschverfahren, das sowohl auf eine einzelne als auch auf Paare von Touren angewendet werden kann. Es können ein oder mehrere aufeinander folgende Kunde ausgetauscht werden und als einzige Bedingung gilt, dass die neu eingefügten Kunden an der Stelle eingefügt werden müssen, an der die anderen Kunden herausgenommen worden sind. Abb. 47 zeigt die Vorgehensweise des CE angewendet auf zwei Touren. In einem ersten Schritt werden in jeder Tour zwei Kanten aufgelöst (X_1, X_1') und (Y_1, Y_1') in Tour 1, sowie (X_2, X_2') und (Y_2, Y_2') in Tour 2. Für die beiden aufgelösten Kanten einer Tour gilt dabei $Y_i \geq X_i$. Nach der Auflösung der ursprünglichen Kanten werden die beiden Teilstücke jeder Tour ausgetauscht, indem zwischen (X_1, X_2'), (Y_2, Y_1'), (X_2, X_1') und (Y_1, Y_2') neue Kanten eingefügt werden. Als Ergebnis erhält man zwei neue zulässige Touren. Zur Bewertung einer Tauschoperation wird die Veränderung der Wegstrecke und der Verspätung ermittelt und überprüft, ob die Kapazität des Fahrzeuges nicht überschritten wird. Die Veränderung der Wegstrecke ist in diesem Zusammenhang für jede Tauschoperation derart zu

²⁷³ Für die Abb. 44, Abb. 45 und Abb. 46 vgl. Corne, D.; Dorigo, M.; GLOVER, F. (1999), S. 68, 69, 70.

²⁷⁴ Vgl. TAILLARD, J. ET AL. (1997), S. 170 - 186.

bestimmen, indem die Länge der Wegstrecke des entfernten alten Teilstückes subtrahiert wird, die Länge des eingefügten hinzuaddiert und die Längen der beiden Verbindungskanten zu dem eingefügten Teilstück ebenfalls hinzuaddiert werden. Der Saldo dieser Größen stellt die Veränderung der Wegstrecke bedingt durch die Tauschoperation dar. Die Veränderung der Kapazität wird ebenso berechnet und so ein Überschreiten dieser Restriktion überprüft. Die Veränderung der Verspätung und damit auch die Überprüfung der Einhaltung des harten Depotzeitfensters kann aufgrund des dafür notwendigen Rechenaufwandes nicht exakt berechnet werden. Diese wird daher für jede Tauschoperation in einem ersten Schritt nur approximiert und anschließend lediglich für die viel versprechenden Tauschoperationen laut Approximationsergebnis genau berechnet.²⁷⁵ Auf eine einzelne Tour angewendet wird beim CE ein Teilstück aus der jeweiligen Tour entfernt und an einer anderen Stelle als der vorherigen wieder eingefügt, wobei zu beachten ist, dass die Einfügestelle nicht innerhalb des Teilstücks liegt, das ausgefügt und wieder neu eingefügt werden soll. Eine Einfügestelle muss innerhalb der restlichen Tour, die nach der Ausfüllung verbleibt, liegen. In der Anwendung auf einen Tourenplan werden nun für jedes mögliche Tourenpaar und jede einzelne Tour alle möglichen Tauschkombinationen dieser Art überprüft und bewertet.

Die Tauschoperation, die nach der exakten Berechnung die größte Verbesserung des Zielfunktionswertes ergibt, wird durchgeführt. Diese Schritte werden nun so lange wiederholt, bis keine Tauschoperation mehr existiert, die eine Verbesserung des Zielfunktionswertes ergibt.²⁷⁶

²⁷⁵ Für eine genaue Beschreibung der Approximationsfunktion und deren Vorgehensweise siehe TAILLARD, J. ET AL. (1997), S. 170 - 186.

²⁷⁶ Für weitere Einzelheiten zum CE siehe TAILLARD, J. ET AL. (1997), S. 170 - 186.

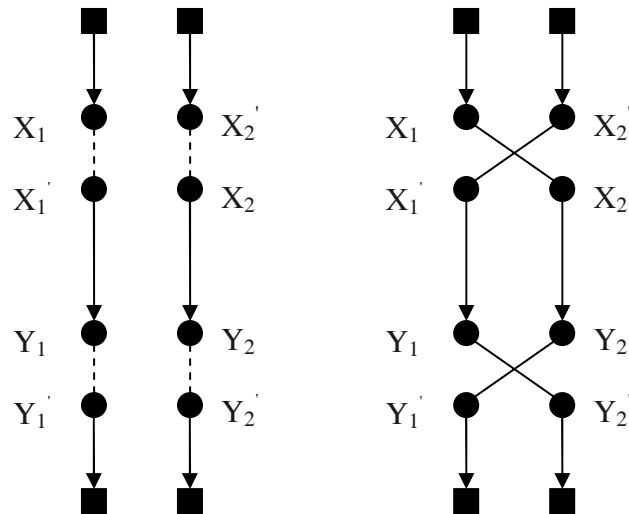


Abb. 47: Grundprinzip des CROSS exchange²⁷⁷

Damit mit dem Ameisenalgorithmus auch die dynamischen Testprobleme gelöst werden können, muss der MACS-VRPTW in einigen Punkten verändert und weiterentwickelt werden. Diese Modifikationen werden im Folgenden vorgestellt und daran anschließend beschrieben, wie der Algorithmus mit den auftretenden Ereignissen der dynamischen Tourenplanung im Zeitablauf umgeht.

Die künstlichen Ameisen des MACS-VRPTW generieren Touren unter Berücksichtigung von harten Zeitfenstern. Da hinsichtlich der Integrierbarkeit der zusätzlichen Kunden das Tourenplanungsproblem mit weichen Zeitfenstern bearbeitet wird, ist die Tourgenerierung in dieser Hinsicht geändert worden. In der Bestimmung der Menge aller von dem Kunden i aus verfügbaren Kunden N_i^k wird die Zeitrestriktion entsprechend geändert. Kunden, deren Zeitfenster nicht mehr exakt eingehalten werden können, werden aus dieser Menge nicht ausgeschlossen, sondern stehen unter Berücksichtigung der entstandenen Verspätung zusätzlich dem Auswahlprozess zur Verfügung. Das lokale Suchverfahren CE, mit dem nach der erfolgreichen Konstruktion eines zulässigen Tourenplanes dieser lokal optimiert wird, arbeitet ohnehin mit weichen Zeitfenstern und muss von daher keiner Veränderung unterzogen werden.

²⁷⁷ TAILLARD, J. ET AL. (1997), S. 7.

Die Anzahl der Fahrzeuge ist im dynamischen Fall nicht unbegrenzt, sondern auf die minimale Anzahl der Fahrzeuge aus der besten bekannten Lösung festgelegt. Diese Restriktion wird gegenüber der statischen Umsetzung des MACS-VRPTW dadurch umgesetzt, dass die Anzahl der duplizierten Depots, von denen für jede Tour jeweils eines erzeugt wird, auf die Anzahl der zur Verfügung stehenden Fahrzeuge festgesetzt wird.²⁷⁸

Die Touren des dynamischen Tourenplanungsproblems besitzen nach der Abfahrt der Fahrzeuge vom Depot nicht mehr einen gemeinsamen Start - und Endpunkt, da der Startpunkt sich dynamisch ändert und immer der gerade angesteuerte nächste oder der erreichte Kunde ist. Die Touren sind somit nach der Abfahrt nicht mehr geschlossen, sondern offen. Die künstlichen Ameisen arbeiten mit den offenen Touren in der Form, dass die bislang bedienten und aktuell angesteuerten Kunden festgesetzt werden und der Ameise als aktuellen Startpunkt der gerade angesteuerte Kunde übergeben wird. Von diesem Kunden aus startend vervollständigt sie die aktuelle Tour und versucht, in beschriebener Form die restlichen Kunden mit den restlichen Touren zu bedienen. Auf den so erzeugten Tourenplan wird, wenn dieser zulässig ist, die lokale Suche CE angewendet, wobei Tauschoperationen pro Tour und Tourpaar nur für die Kunden untersucht werden, die noch nicht bedient worden sind und nicht gerade bedient werden.²⁷⁹

Grundsätzlich behandelt der MACS-DVRPTW die Ereignisse in der folgenden Form. Der MACS-VRPTW generiert eine Ausgangslösung, in der die statischen Kunden bedient werden, und arbeitet diese mit Beginn der Simulation ab. Dabei wird versucht, die aktuelle Lösung weiterhin zu verbessern, wobei die aktuell angesteuerten und die bereits bedienten Kunden in die Optimierung nicht mehr mit hineinfließen. Findet der Algorithmus eine neue bessere Lösung, wird der nächste anzusteuernde Kunde entsprechend aktualisiert. Hat ein Fahrzeug die Bedienung bei einem Kunden abgeschlossen, wird dieser neue Kunde als nächstes Ziel ausgelesen und aus der Optimierung genommen, sobald das Fahrzeug zu dem Kunden losfährt.²⁸⁰ Die künstliche Ameise versucht dann, für die neue Situation mit dem neuen Startpunkt und

²⁷⁸ Über die duplizierten Depots als Startpunkt für jede Tour wird die Modellierung näher an das TSP angelehnt, wodurch die Ameise in ihrer Funktionsweise weniger modifiziert werden muss. Die Depots sind dabei exakte Abbilder des eigentlichen einzelnen Depots.

²⁷⁹ Und sich nicht auf den Weg zu diesem befinden.

²⁸⁰ Falls Wartezeit auftritt, wartet das Fahrzeug bei dem bedienten Kunden bis der spätest mögliche Abfahrtszeitpunkt erreicht ist, bei dem das Zeitfenster des folgenden Kunden noch nicht verletzt wird.

der um einen Kunden kleineren Problemstellung eine Lösung zu finden, die anschließend vom CE optimiert wird.

Tritt ein dynamischer Kunde auf, wird mittels einer Einfügeheuristik eine mögliche Einfügestelle gesucht und im Erfolgsfall der Kunde angenommen. Die Optimierung der alten Problemstellung wird unterbrochen und durch die künstlichen Ameisen ein neuer Tourenplan erzeugt. Dabei wird der zusätzliche Kunde der Menge unbesuchter Kunden hinzugefügt, die die Ameise durch die Vervollständigung der offenen Touren bedienen muss. Findet die Ameise einen zulässigen Tourenplan, wird dieser mit dem CE lokal weiter optimiert. Diese Schritte werden so lange wiederholt, bis die Simulationszeit abgelaufen ist. In der Zielfunktion für das dynamische Problem wird mit erster Priorität versucht, die Anzahl der abgewiesenen Kunden zu minimieren und erst mit zweiter Priorität die zurückgelegte Wegstrecke. Dies erfolgt dadurch, dass auch Verschlechterungen der Wegstrecke akzeptiert werden, wenn ansonsten keine zulässigen Einfügestellen ohne eine Verschlechterung vorhanden ist.

Im Zuge von vorbereitenden Experimenten haben sich folgende Einstellungen für die Parameter des MACS-DVRPTW als günstig herausgestellt und wurden für die Testläufe mit den dynamischen Testinstanzen aus Kapitel 4.1.4 verwendet. Insgesamt 10 Ameisen suchen parallel nach zulässigen Tourenplänen, die anschließend vom CE verbessert werden. Hierbei wurde β auf 1 festgelegt.

Parameter	Wert
Anzahl Ameisen k	10
q_0	0,9
β	1
$\rho, 1 - \rho$	0,1; 0,9

Tab. 7: Parametereinstellungen MACS-VRPTW

Die Güte des vorgestellten MACS-DVRPTW wurde durch dessen Anwendung auf die dynamischen Testinstanzen aus Kapitel 4.1.4 untersucht. Die Ergebnisse der Anwendung werden im folgenden Kapitel erläutert.

4.3.2 Ergebnisse der Anwendung des MACS-DVRPTW

Dieses Kapitel widmet sich den Ergebnissen der Anwendung des MACS-DVRPTW auf die vorgestellten dynamischen Testinstanzen. Nach der Präsentation der Ergebnisse der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung', werden diese mit den Ergebnissen, die mit einer Einfügeheuristik erzielt worden sind, verglichen, um die Vorteilhaftigkeit einer Suche nach Verbesserungen zwischen zwei Ereignissen nachzuweisen. Vor einer abschließenden Zusammenfassung der wichtigsten Ergebnisse der Testläufe mit dem MACS-DVRPTW wird die zurückgelegte Wegstrecke des dynamischen Problems mit der des statischen Problems verglichen, um so die Auswirkungen einer dynamischen Problemformulierung im Vergleich zur statischen zu untersuchen.

Abgewiesene Kunden in % des Dynamikgrades

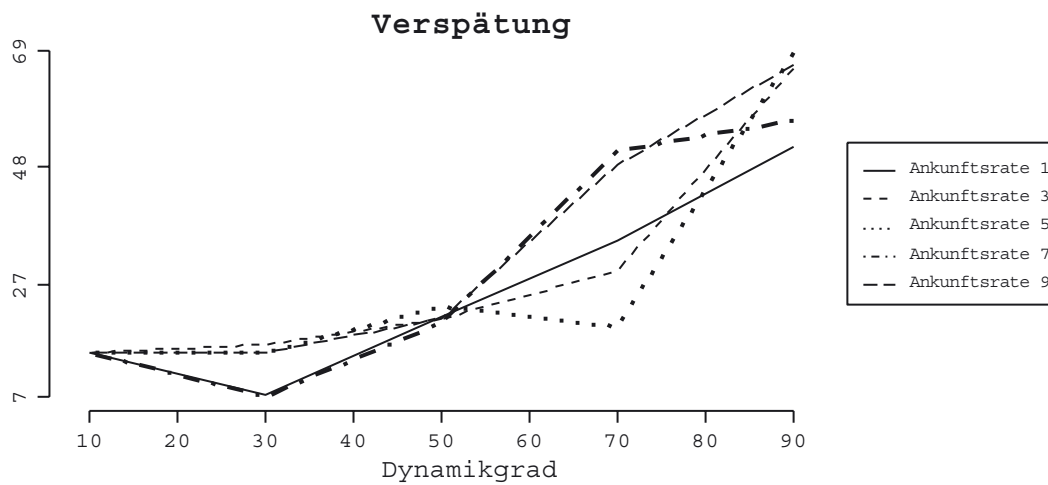
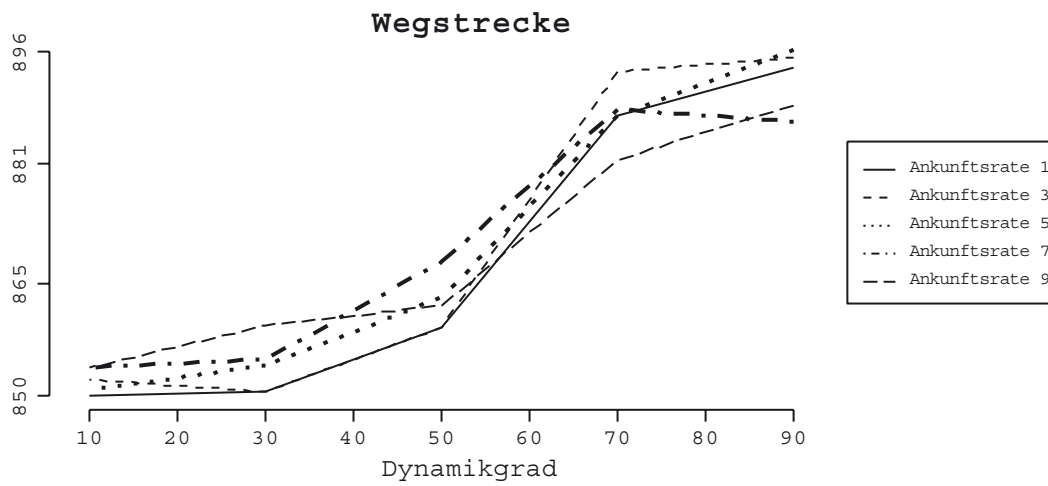
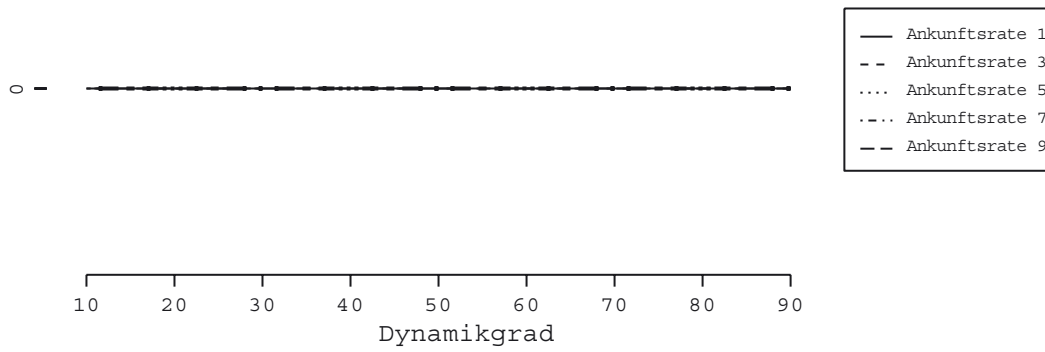


Abb. 48: Ergebnisse der Problemklasse C1 - MACS-DVRPTW

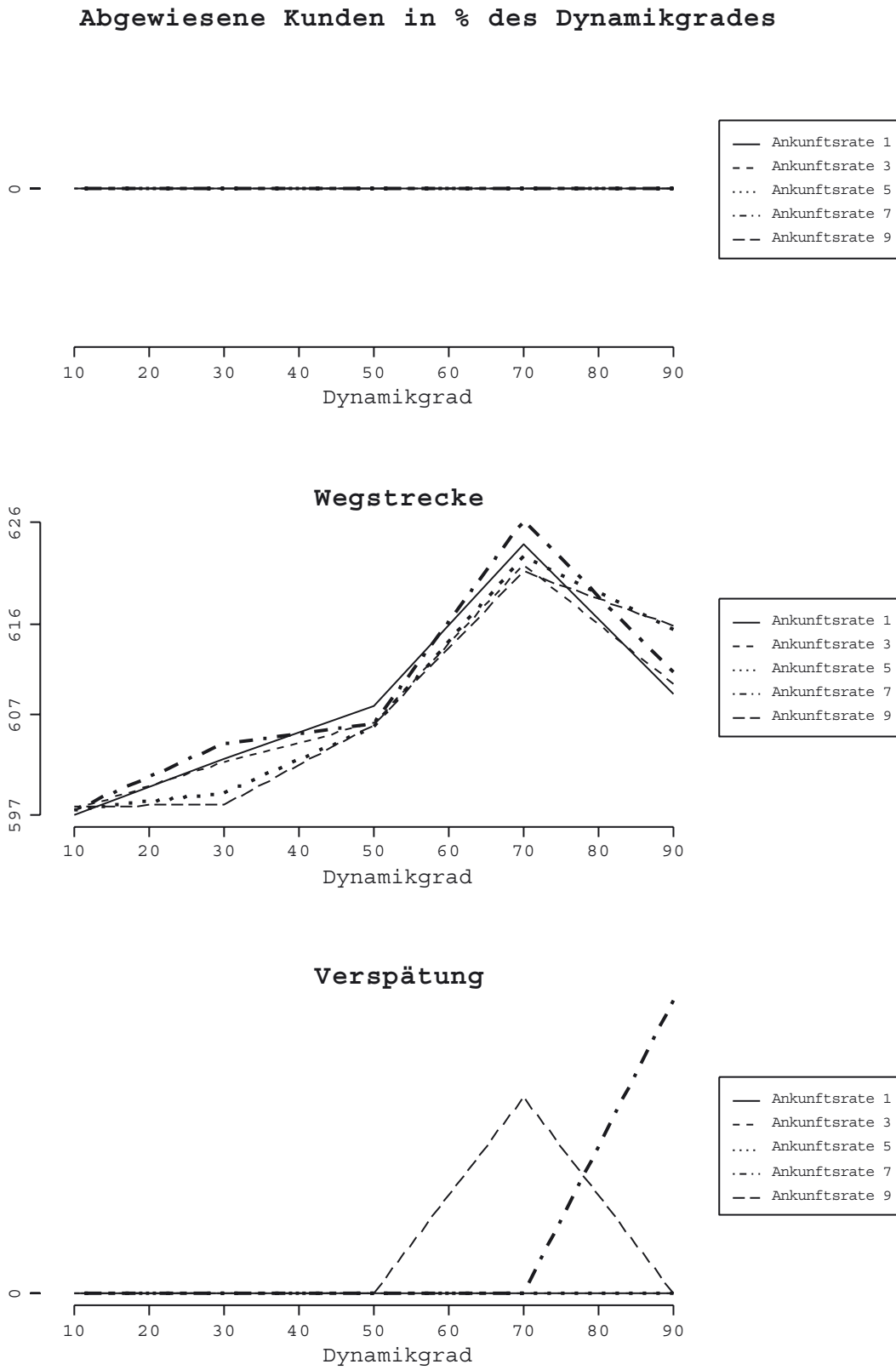


Abb. 49: Ergebnisse der Problemklasse C2 - MACS-DVRPTW

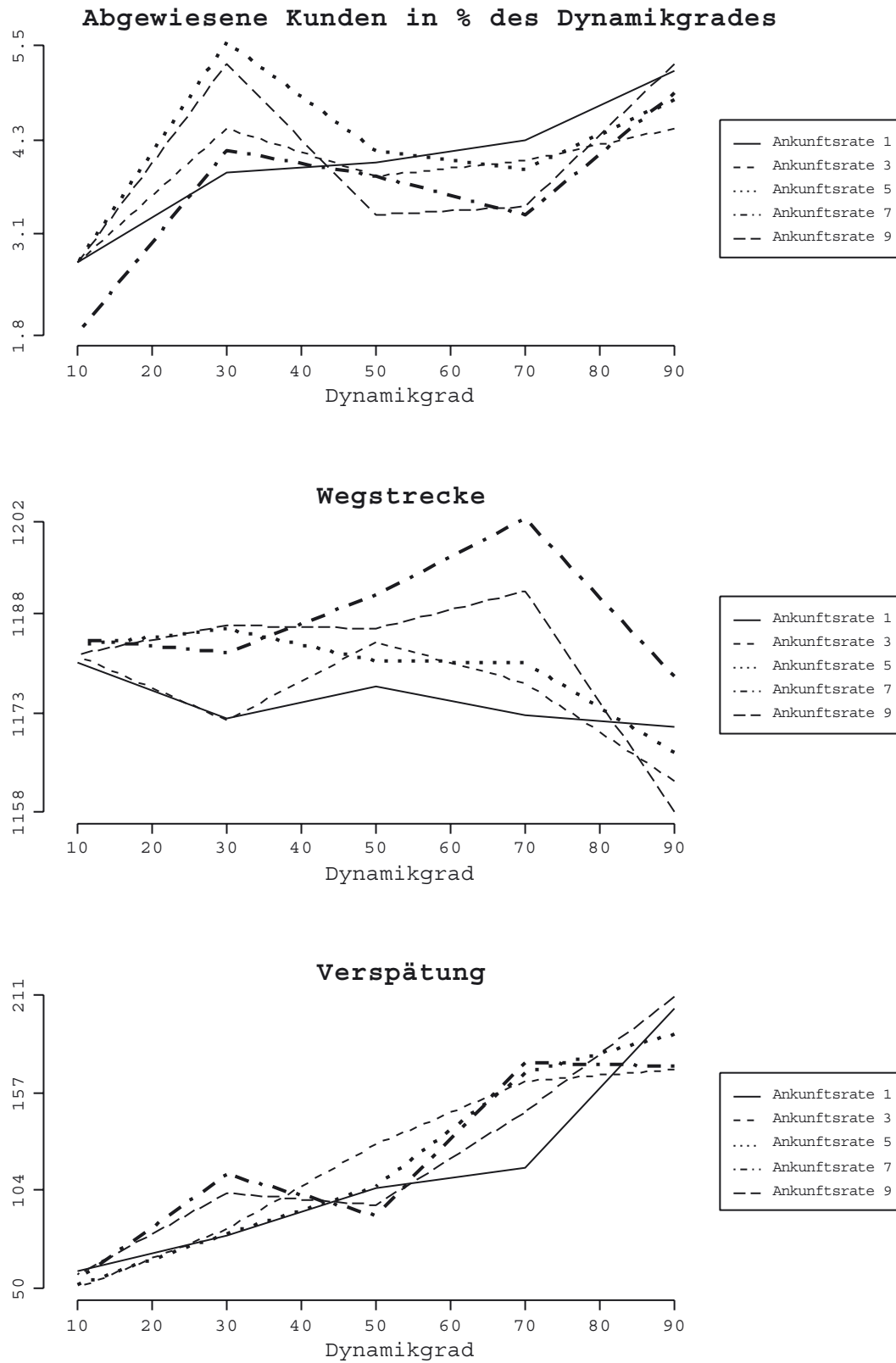


Abb. 50: Ergebnisse der Problemklasse R1 - MACS-DVRPTW

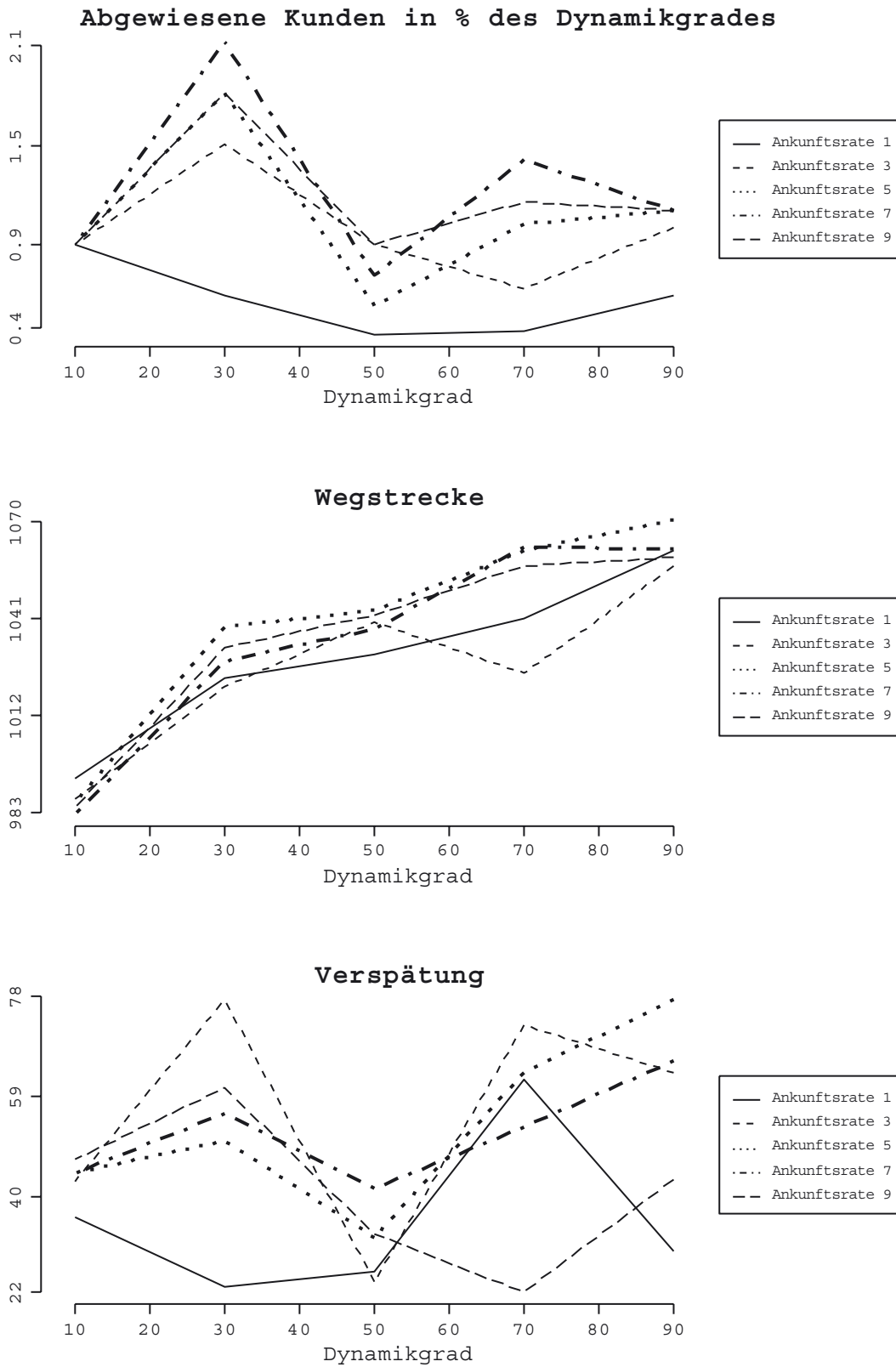


Abb. 51: Ergebnisse der Problemklasse R2 - MACS-DVRPTW

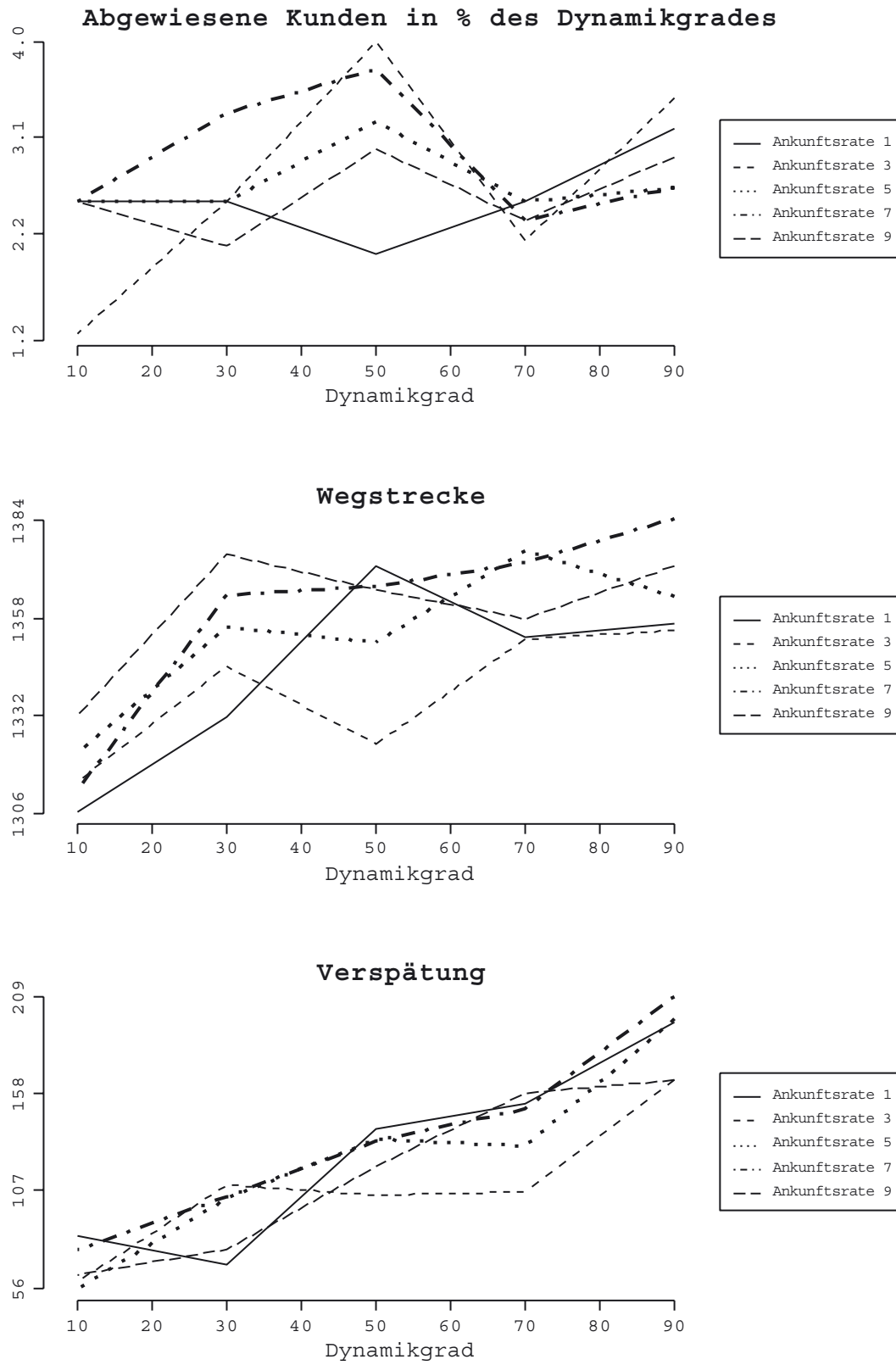
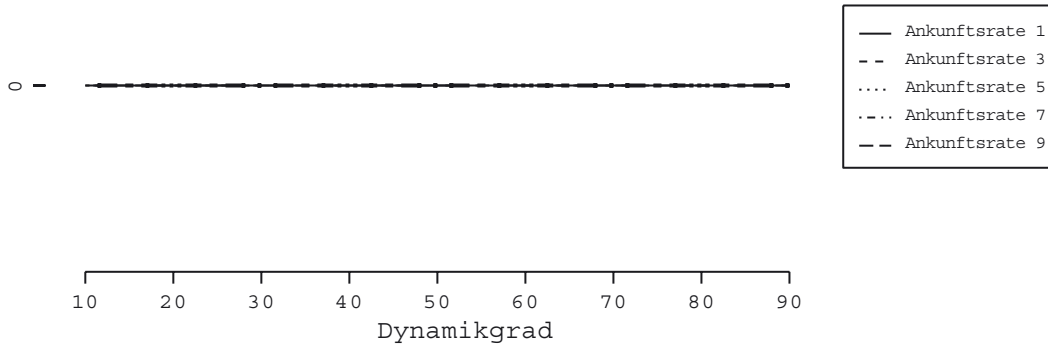
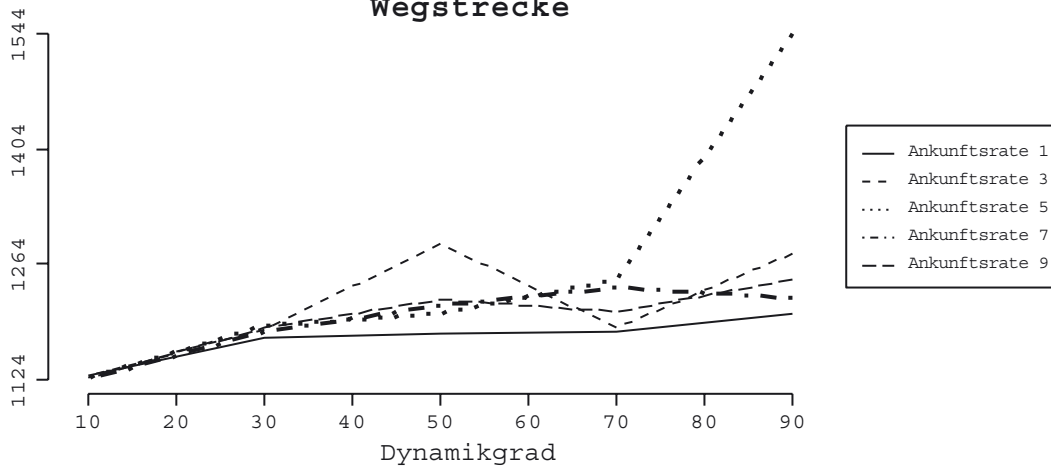


Abb. 52: Ergebnisse der Problemklasse RC1 - MACS-DVRPTW

Abgewiesene Kunden in % des Dynamikgrades



Wegstrecke



Verspätung

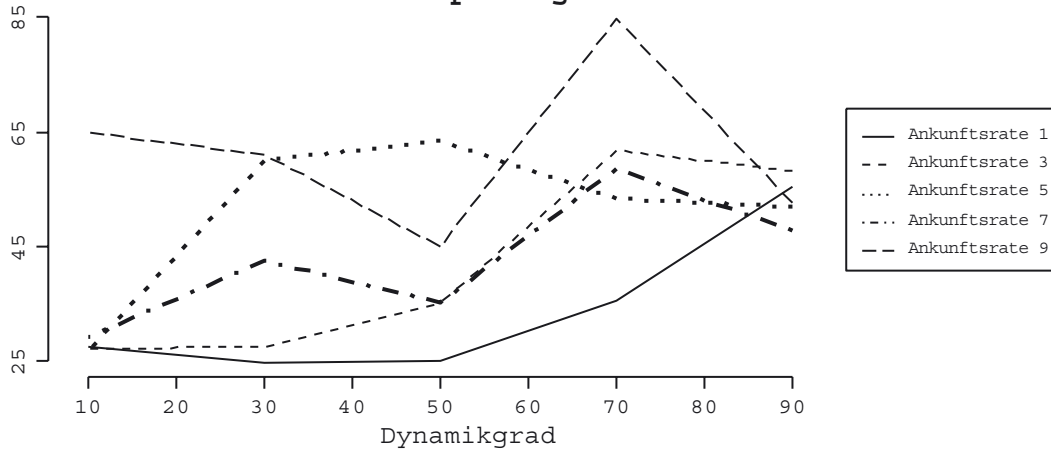


Abb. 53: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - MACS-DVRPTW

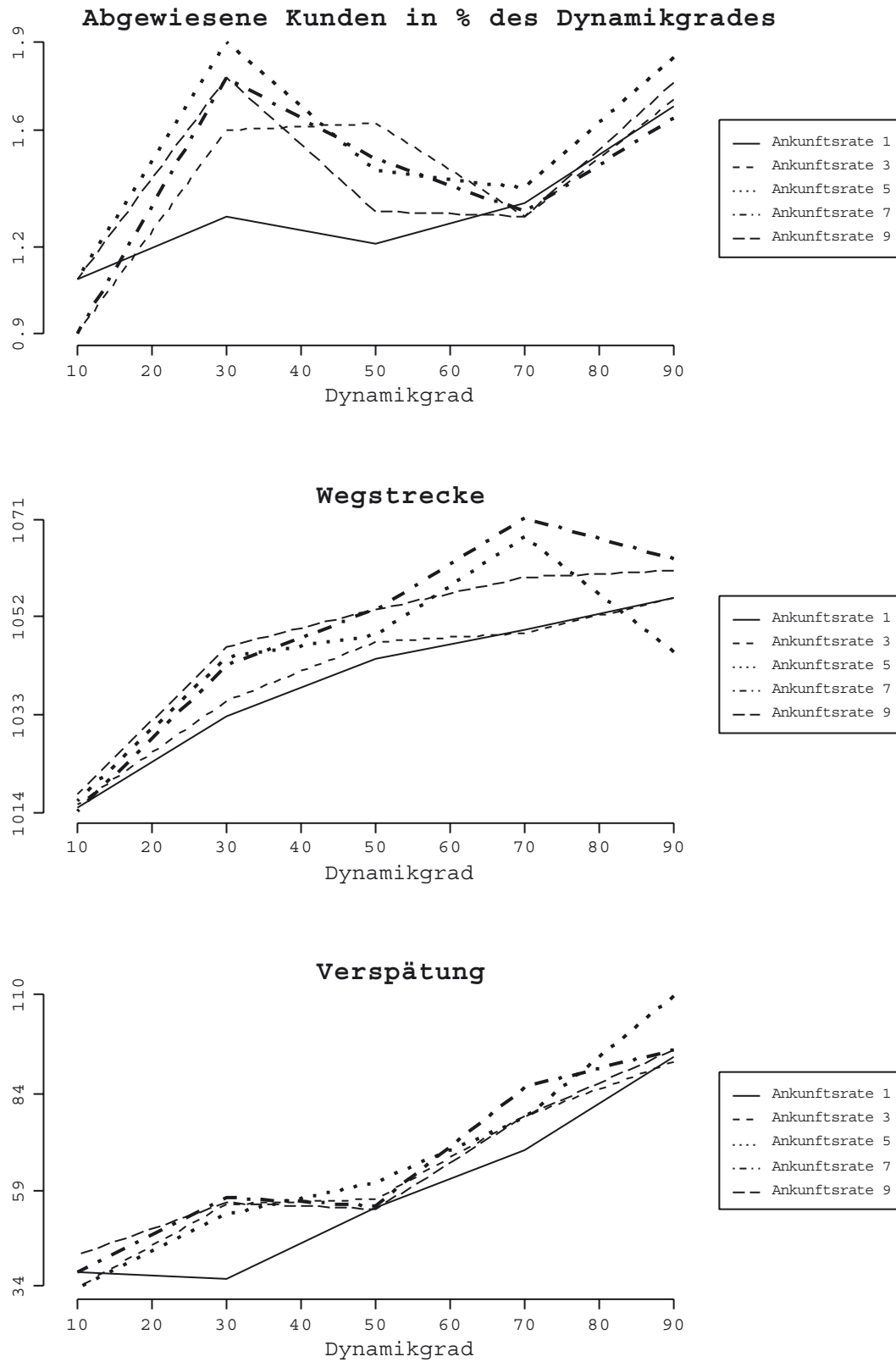


Abb. 54: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - MACS-DVRPTW

Abb. 48 bis Abb. 54 zeigen die Ergebnisse der Testläufe mit dem MACS-DVRPTW für die in Kapitel 4.1.4 vorgestellten dynamischen Testprobleme. Den Y-Achsen sind die Minima und Maxima der Zielkriterien zu entnehmen und aus der Gegenüberstellung der einzelnen Linien ist der Einfluss der unterschiedlichen Ankunftsraten zu entnehmen. Untersucht wurden - analog zu den anderen in dieser Arbeit betrachteten Algorithmen - fünf Dynamikgrade für jeweils fünf Ankunftsraten und somit insgesamt 25 unterschiedliche Konstellationen. Die Ergebnisse sind zusammengefasst für jede der sechs verschiedenen Problemklassen angegeben.

Der Anteil abgewiesener Kunden am Dynamikgrad ist bei den Problemklassen C1, C2 und RC2 mit keinem abgewiesenen Kunden über alle Konstellationen hinweg am niedrigsten. Die meisten abgewiesenen Kunden treten bei den R1-Problemen mit 5,5% im Maximum auf. Die Gesamt-Betrachtung verdeutlicht das grundsätzliche Verhalten dieses Zielkriteriums. Mit den geringsten Abweisungsquoten bei einem niedrigen Dynamikgrad von 10 nehmen die Abweisungen mit steigendem Dynamikgrad stetig zu. Bei genauerer Betrachtung fällt auf, dass - abgesehen von Ankunftsrate 1 - der Anteil abgewiesener Kunden bei einem Dynamikgrad 30 überdurchschnittlich groß und bei den Dynamikgraden 50 und 70 vergleichsweise geringer ist, um bei einem Dynamikgrad 90 wieder anzusteigen. Die zu lösenden Tourenplanungsprobleme unterscheiden sich mit zunehmendem Dynamikgrad. Der Algorithmus muss bei niedrigen Dynamikgraden - bedingt durch die große statische Ausgangslösung - mit knappen Ressourcen arbeiten können, während er im Falle höherer Dynamikgrade in der Lage sein muss, mit den zusätzlichen, freien Ressourcen eine flexible Planung durchzuführen, um möglichst alle dynamischen Kunden integrieren zu können. Dynamikgrade zwischen 10 und 90 stellen Mischprobleme dar, die beide Anforderungen enthalten. □ Der grundsätzliche Trend zeigt, dass der MACS-DVRPTW schlechter damit zurechtkommt, ausreichend freie Kapazitäten optimal einzusetzen, um eine große Zahl dynamischer Kunden einzufügen als mit knappen Ressourcen im Falle großer Ausgangslösungen. Der Dynamikgrad 30 stellt dabei eine Konstellation dar, bei der diese Schwäche des Verfahrens deutlich wird. Je größer die Ankunftsrate ist, desto stärker tritt sie hervor.²⁸¹

²⁸¹ Die Abhängigkeit von der Problemcharakteristik bedingt durch den jeweiligen Dynamikgrad ist eine mögliche Erklärung. Eine weitere Ursache ist - in Anbetracht der absoluten Höhe des Ausschlages von ca. 1% - in der Stochastik des Verfahrens zu sehen. Für eine erschöpfende Klärung der Ursachen des Ausschlages bei diesem Dynamikgrad müssten für diese Konstellation weitere Testläufe durchgeführt werden. Diese Untersuchungen hätten den Rahmen dieser Arbeit überstiegen und konnten daher nicht unternommen werden.

Die Einzelbetrachtungen bestätigen das Bild der Gesamt-Betrachtung. Bei den R1-Problemen werden im Mittel mit 1,8% bis 5,5% Kunden die meisten Kunden abgewiesen, während bei den RC1-Problemen 1,2% bis 4,0% und den R2-Problemen zwischen 0,4% und 2,1% der dynamischen Kunden abgewiesen werden. Bei den R1 und RC1-Problemen ist mit zunehmendem Dynamikgrad ein Anstieg der abgewiesenen Kunden zu verzeichnen, während bei den R2-Problemen in dieser Hinsicht kein signifikanter Anstieg zu verzeichnen ist. Hierbei bewegt sich der Anteil abgewiesener Kunden mit Schwankungen um einen Wert von ca. 1,2%. Das enge Depotzeitfenster der R1 und RC1-Probleme erschwert es dem Verfahren, die Kunden in die Touren zu integrieren. Die Abweisungen sind im Vergleich zu den R2-Problemen 2 bis 3 Mal größer. Die kürzeren Touren dieser Problemklasse beinhalten weniger Puffer als die wenigen langen Touren der R-Probleme mit großem Depotzeitfenster und somit auch weniger Einfügemöglichkeiten für die zusätzlichen Kunden.

Auch hinsichtlich des zweiten Zielkriteriums, der Wegstrecke, zeigt sich ein ähnlicher Verlauf wie für die abgewiesenen Kunden. Von niedrigen Dynamikgraden hin zu hohen ist ein konstanter Anstieg der Wegstrecke zu beobachten, der mit ca. 5% aber gering ausfällt. Die unterschiedlichen Ankunftsdaten wirken sich hierbei nur marginal erschwerend aus. Sowohl für die C1 als auch für die C2-Probleme ist ein geringer Anstieg der Wegstrecke bis zum Dynamikgrad von 50 zu erkennen und ein starker Anstieg ab diesem Punkt hin zum Dynamikgrad 70 und 90. Die prozentuale Verschlechterung in Abhängigkeit des Dynamikgrades fällt beläuft sich auf ca. 6% (50 Entfernungseinheiten) bei den C1 und ca. 5% (31 Entfernungseinheiten) bei den C2-Problemen. Die Wegstrecke steigt bei den R2-Problemen um ca. 9% (90 Entfernungseinheiten) über alle Dynamikgrade, während sie sich bei den R2-Problemen konstant um einen Wert von 1180 Entfernungseinheiten bewegt und bei dem Dynamikgrad 90 auf das Minimum von 1158 sinkt. Die Abnahme im Falle hoher Dynamikgrade kann auf den gleichzeitigen Anstieg der abgewiesenen Kunden zurückgeführt werden, da die um die abgewiesenen Kunden verringerte Anzahl an Kunden über entsprechend kürzere Touren zu bedienen ist. Die Verschlechterung der Wegstrecke beläuft sich bei den RC-Problemen im Mittel auf 6,5% (RC1, 84 Entfernungseinheiten) und 5,6% (RC2, 57 Entfernungseinheiten). Einen leichten Einfluss der Größe des Depotzeitfensters auf die Wegstrecke lässt sich nur im Falle der R2-Probleme erkennen, bei denen die Verschlechterung der Wegstrecke bei weiten Depotzeitfenstern fast doppelt so hoch ausfällt als bei engen.

Die Verspätung verhält sich analog zur Wegstrecke und steigt mit zunehmendem Dynamikgrad von 34 auf 110 Zeiteinheiten leicht an. Der Anstieg verläuft dabei bis zu einem Dyna-

mikgrad von 50 moderat und steigt ab diesem Punkt steiler bis zu einem Maximum von 110 Zeiteinheiten an. In den Einzelbetrachtungen erkennt man, dass die Verspätung in den Problemen mit engen Zeitfenstern deutlich größer ausfällt als bei den Problemen mit einem weiten Depotzeitfenster. Im Optimum im Falle der C2-Probleme tritt bis auf zwei minimale Verspätungen von 0,02 und 0,03 Zeiteinheiten sogar keine Verspätung auf. Grundsätzlich lässt sich aber für die einzelnen Problemklassen ein leichter Anstieg der Verspätung mit zunehmendem Dynamikgrad feststellen, ohne einen Einfluss hinsichtlich der Ankunftsrate zu zeigen. Eine Ausnahme stellen die RC2-Probleme dar, die um einen Wert von 50 Zeiteinheiten pendeln. Die Verspätung nimmt bei gegebenem Dynamikgrad und steigenden Ankunftsraten leicht zu, sodass hier ein Einfluss der Ankunftsrate vorliegt.

Die Ergebnisse werden nun zur Beurteilung der Vorteilhaftigkeit einer Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten zwischen zwei Ereignissen den Ergebnissen, die mit einer Einfügeheuristik erzielt wurden, gegenübergestellt.

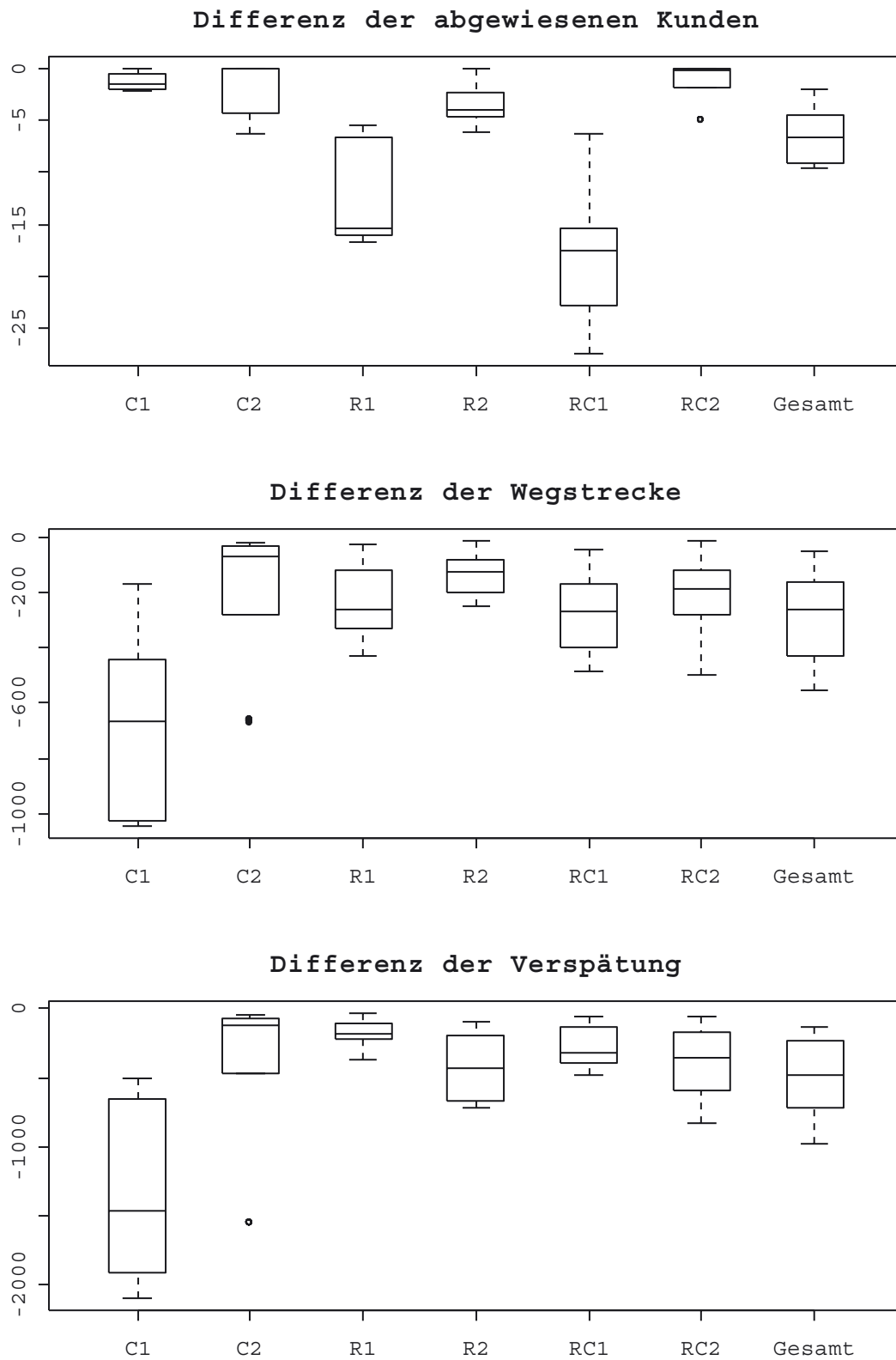


Abb. 55: Einfügeheuristik vs. MACS-DVRPTW

Abb. 55 zeigt das Ergebnis der Gegenüberstellung der Ergebnisse der Einfügeheuristik und des MACS-DVRPTW. Negative Werte stehen für schlechtere Ergebnisse der Einfügeheuristik und positive für entsprechend bessere im Vergleich zum MACS-DVRPTW. Der Vergleich zeigt ein eindeutiges Bild auf. Der MACS-DVRPTW ist in jeder Problemklasse und jedem der drei Zielkriterien besser als die Einfügeheuristik.²⁸²

Der Unterschied hinsichtlich des Anteils abgewiesener Kunden ist bei den C1, C2 und RC2-Problemen noch nicht besonders stark ausgeprägt, fällt dafür aber bei den restlichen Problemklassen umso deutlicher aus. Eine klare Überlegenheit des MACS-DVRPTW ist bei den R1 und RC1 zu verzeichnen, was mit einer mittleren Differenz über alle Probleme von 6,3% mehr abgewiesenen Kunden auch noch einmal bestätigt wird. Die deutlich schlechteren Ergebnisse der Einfügeheuristik bei den für den MACS-DVRPTW schwieriger zu lösenden Problemklassen C2, R1 und RC1 lässt darauf schließen, dass auch die Einfügeheuristik mit diesen Problemstellungen größere Probleme hat. Besonders im Falle vieler kurzer Touren ist somit eine Verbesserung der ersten zulässigen Lösungen von großer Bedeutung, will man möglichst alle dynamischen Kunden integrieren. Aus der Größe der Differenz kann die Bedeutung der Nutzung der Zeit für die Suche nach Verbesserungen ersehen werden.

Für die Wegstrecke erkennt man ähnliche Strukturen. Mit 263 Entfernungseinheiten mehr als der MACS-DVRPTW erzeugt die Einfügeheuristik ca. 25% längere Touren. Auch hier wirkt sich die Größe des Depotzeitfensters erschwerend aus, sodass bei den C1, R1 und RC1-Problemen die Differenz der Wegstrecke doppelt bis drei Mal so ist wie bei den Problemen mit einem weiten Depotzeitfenster (C2, R2, RC2). Die Differenz der Verspätung unterstreicht mit 477 Zeiteinheiten mehr Verspätung im Mittel im Falle der Einfügeheuristik die bisherigen Erkenntnisse.

Abschließend wird die Verlängerung der zurückgelegten Wegstrecke in der Lösung des dynamischen Problems gegenüber der Wegstrecke der statischen Lösung dargestellt.

²⁸² Die Ergebnisse stellen über alle 56 Probleme und 25 Parameterkonstellationen gemittelte Werte dar.

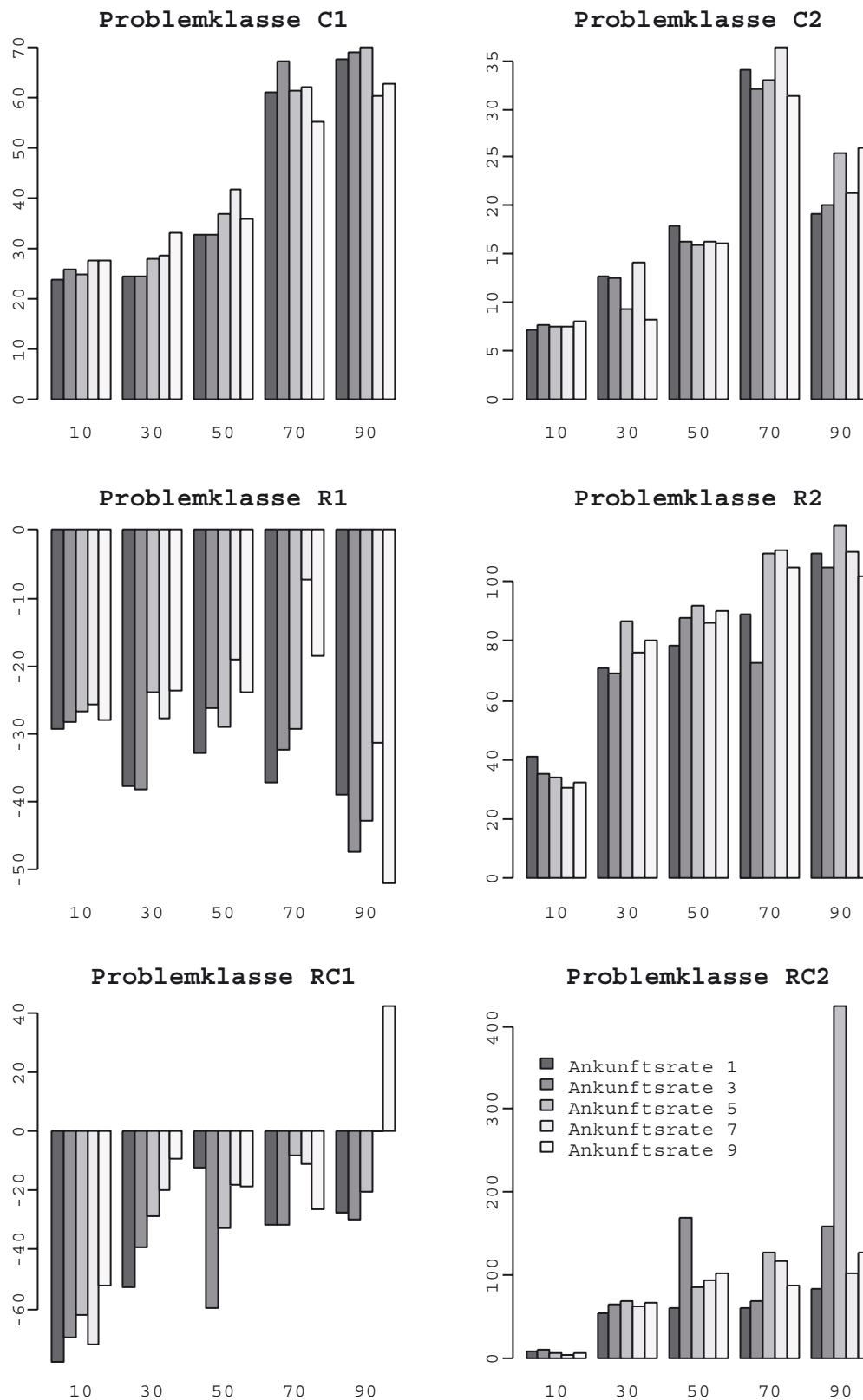


Abb. 56: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen

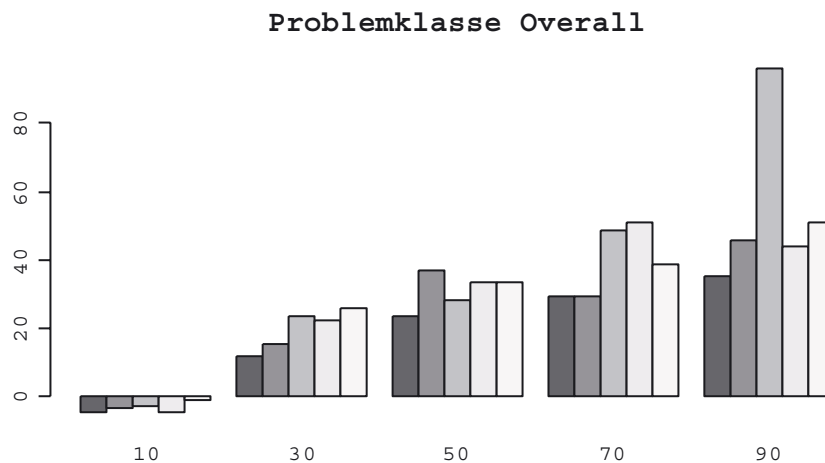


Abb. 57: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung

In der Gesamt-Betrachtung der Differenz der zurückgelegten Wegstrecke wird deutlich, dass die Länge der Wegstrecke von der Ankunftsrate und von dem Dynamikgrad abhängt. Die Wegstrecke nimmt sowohl mit zunehmendem Dynamikgrad als auch mit zunehmender Ankunftsrate zu. Während beim Dynamikgrad 10 im Vergleich zur statischen Wegstrecke noch geringfügig kürzere Wegstrecken auftreten, sind diese bei höheren Dynamikgraden um 40 bis 80 Entfernungseinheiten länger. Für die einzelnen Problemgruppen können bei den R1 und RC2-Problemen kürzere Wegstrecken festgestellt werden und schließlich bei den C1, C2, R2 und RC2-Problemen jeweils längere Wegstrecken. Auch hier nimmt die Verlängerung der Wegstrecke bei gegebenem Dynamikgrad und steigenden Ankunftsrate zu, wie auch bei steigenden Dynamikgraden. Im Mittel über alle Problemklassen beläuft sich die Verlängerung der Wegstrecke auf ca. 5%, während sie im Maximum der Einzelbetrachtungen bei 5% bis 10% liegt. Zu beachten ist aber die deutliche Abhängigkeit der Wegstrecke von den beiden Parametern des Modells, Dynamikgrad und Ankunftsrate.

4.3.3 Zusammenfassung der Ergebnisse von MACS-DVRPTW

Der in Kapitel 4.3.1 vorgestellte MACS-DVRPTW ist erfolgreich auf die dynamischen Testinstanzen angewendet worden. In dem vorangegangenen Kapitel wurden die Ergebnisse der Tests für die drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung' dargestellt. Der Anteil abgewiesener Kunden bewegt sich über alle Probleme im Bereich von 0,9% bis 1,9% und erreicht im Maximum bei den R1-Problemen einen Wert von 5,5%. Es werden mit zunehmendem Dynamikgrad mehr Kunden abgewiesen, was darauf schließen lässt, dass die Stärke des MACS-DVRPTW darin liegt, unter stark restriktiven Vorgaben gute Lösungen

zu erzeugen. Auf der anderen Seite kann das Verfahren mit den größeren Freiheitsgraden, die hohe Dynamikgrade durch eine kleine Ausgangslösung mit sich bringen, nur schlecht umgehen und entsprechend nutzen. Auch die zurückgelegte Wegstrecke steigt mit zunehmendem Dynamikgrad. An diesem Zielkriterium wird zudem die Abhängigkeit des MACS-DVRPTW von der Ankunftsrate deutlich. Bei gegebenem Dynamikgrad steigen mit zunehmenden Ankunftsraten fast immer die Werte der Ergebnisse bei allen drei Zielkriterien.²⁸³ Die angefallene Verspätung weist denselben Trend wie die Wegstrecke auf und nimmt von niedrigen zu hohen Dynamikgraden hin zu. Auffällig ist, dass der MACS-DVRPTW mit den gruppierten Problemen im Vergleich zu den Evolutionären Strategien in hohen Dynamikgraden gut umgehen kann. Einerseits werden in den beiden Problemgruppen (C1 und C2) keine Kunden in allen Konstellationen abgewiesen und andererseits ist dies nicht mit einem starken Anstieg der zurückgelegten Wegstrecke und Verspätung verbunden.²⁸⁴ Der Dynamikgrad 30 scheint ein Schwellenwert zu sein, mit dem das Verfahren am schlechtesten umgehen kann. Die genauen Ursachen für die Ausschläge bei dieser Konstellation können allerdings nur mit zusätzlichen Tests ermittelt und daher an dieser Stelle nicht eindeutig identifiziert werden.

Der Vergleich der Ergebnisse mit denen einer Einfügeheuristik hat deutlich gezeigt, dass der MACS-DVRPTW in allen Zielkriterien über alle Problemgruppen und untersuchten Konstellationen bessere Ergebnisse erzielt. Die gesamte zur Verfügung stehende Zeit zu nutzen, um stetig nach Verbesserungen zu suchen, hat sich somit als vorteilhaft erwiesen. Die Höhe der Differenz lässt das Ausmaß der Vorteilhaftigkeit erkennen. Die Verlängerung der Wegstrecke gegenüber der Wegstrecke der statischen Lösung beträgt gemittelt über alle Probleme und Parameterkonstellationen ca. 5% und schwankt bei den einzelnen Problemklassen zwischen 5% und 10%.

²⁸³ Mit einzelnen Ausnahmen, auf die in Kapitel 4.3.2 näher eingegangen wurde.

²⁸⁴ Vgl. Kapitel 4.2.

4.4 Simulated Annealing

Als letzte Metaheuristik wird die Entwicklung einer Simulated Annealing Implementierung für die dynamischen Testinstanzen aus Kapitel 4.1.4 vorgestellt werden. Dabei wird mit der Erläuterung der Umsetzung des Algorithmus für das dynamische Tourenplanungsproblem begonnen und daran anschließend werden die Ergebnisse der Anwendung auf die vorgestellten dynamischen Testinstanzen präsentiert und diskutiert.²⁸⁵ Der Simulated Annealing Algorithmus, der die dynamischen Tourenplanungsprobleme löst, wird dabei vor dem Hintergrund der zugrunde liegenden Problematik als SA-DVRPTW bezeichnet.

4.4.1 Umsetzung des SA-DVRPTW

Aufgrund der einfachen Funktionsweise der übergeordneten Steuerung des lokalen Suchverfahrens beim Simulated Annealing muss diese für den dynamischen Fall nicht modifiziert werden, sondern kann direkt übernommen werden. Es wird daher von einer Ausgangslösung ausgehend die Nachbarschaft dieser Lösung mit einem lokalen Suchverfahren durchsucht. Im Falle einer Verbesserung gegenüber der aktuellen Lösung wird diese auf jeden Fall übernommen und - im Falle einer Verschlechterung gegenüber der aktuellen Lösung - nur mit einer bestimmten, im Zeitablauf abnehmenden Wahrscheinlichkeit angenommen.²⁸⁶

Als lokales Suchverfahren kommt in modifizierter Form der CROSS exchange Operator (CE) zum Einsatz, der auch schon bei dem MACS-DVRPTW verwendet worden ist und daher an dieser Stelle nicht mehr in aller Ausführlichkeit behandelt wird, sondern nur dessen Modifikationen aufgezeigt werden.

Der CE ermittelt für alle möglichen Tourenpaare und für jede einzelne Tour alle möglichen Tauschoperationen, wie sie in Kapitel 4.3.1 beschrieben worden sind. Pro Tour oder Tourenpaar wird für jede Tauschoperation die Veränderung des Zielfunktionswertes berechnet. Die jeweils größte Veränderung des Zielfunktionswertes wird dann in einer Matrix gespeichert. Gibt es bei einer Tour oder einem Tourenpaar keine Verbesserungsmöglichkeit, wird in die

²⁸⁵ Zu der Umsetzung siehe auch NOLTE, E. (2003).

²⁸⁶ Siehe hierzu Kapitel 3.3.1.

Matrix der Wert der minimalen Verschlechterung übernommen. Als Ergebnis erhält man eine Dreiecksmatrix, die alle Touren des Tourenplanes beinhaltet und für jedes Tourenpaar oder jede Tour den Wert der Verbesserung des Zielfunktionswertes der besten Tauschoperation hinsichtlich einer Minimierung des Zielfunktionswertes beinhaltet.²⁸⁷ Der in Kapitel 4.3.1 beschriebene CROSS exchange würde aus dieser Matrix die Tauschoperation mit der größten Verbesserung des Zielfunktionswertes auswählen und durchführen. Um aber der Anforderung des Simulated Annealing nachzukommen, neue Lösungen durch möglichst kleine Modifikationen zu generieren,²⁸⁸ wird die Matrix systematisch von Anfang bis zum Ende durchgegangen und jede Tauschoperation untersucht. Weist eine Tauschoperation dabei eine Verbesserung des Zielfunktionswertes auf, so wird sie auf jeden Fall vorgenommen, führt sie zu einer Verschlechterung, wird sie mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit trotzdem durchgeführt. Die Wahrscheinlichkeit hängt dabei vom Ausmaß der Verschlechterung und der aktuellen Temperatur ab und berechnet sich nach folgender Formel:

$$P(\Delta f, T) = e^{-\frac{\Delta f}{T}}$$

Neben der Formel zur Berechnung der Akzeptanzwahrscheinlichkeit schlechterer Lösungen sind noch weitere Parameter des Algorithmus festgelegt worden. Als Abkühlfunktion ist mit

$$g(T) = 0,98 * T$$

eine degressiv fallende Funktion gewählt worden. Die Anzahl der Iterationen L pro Temperaturniveau, nach denen die Abkühlfunktion aufgerufen wird, richtet sich nach der Anzahl der Touren und wird durch

$$L = \frac{t(t+1)}{2} \quad t = \text{Anzahl der Touren des Tourenplans}$$

bestimmt.

Die dynamischen Tourenplanungsprobleme werden vom SA-DVRPTW in der beschriebenen

²⁸⁷ In den Zielfunktionswert fließt die Wegstrecke und die angefallene Verspätung gemeinsam ein.

²⁸⁸ Vgl. WENDT, O. (1995), S 115.

Weise zu optimieren versucht, so lange keine Ereignisse eintreten, die die zugrunde liegende Problemstellung verändern. Tritt ein neuer Kunde auf, wird der aktuelle Optimierungsprozess beendet und in einem ersten Schritt mittels einer Einfügeheuristik eine zulässige Einfügestelle bestimmt. Der Kunde wird daraufhin angenommen oder abgewiesen, falls keine zulässige Einfügestelle gefunden werden konnte. Ist der Kunde integriert worden, wird eine neue Matrix für den modifizierten CE erstellt, die jetzt auch Tauschoperationen mit dem neuen Kunden beinhaltet. Zudem werden auch die übrigen Parameter des Verfahrens, L , T und $P(\Delta f, T)$ auf ihre Ausgangswerte zurückgesetzt und der SA-DVRPTW erneut gestartet.

Die Abfahrt eines Fahrzeuges in Richtung des nächsten Kunden, der aus der aktuell besten Lösung für das jeweilige Fahrzeug entnommen wird, stellt ein weiteres Ereignis dar, bei dem der Optimierungsprozess ebenfalls gestoppt wird, da sich die zugrunde liegende Problemstellung geändert hat. Ab dem Abfahrtszeitpunkt verringert sich die Menge der Kunden, die im Rahmen der Tourverbesserung frei disponiert werden können, um den angesteuerten Kunden. Die Matrix des modifizierten CE muss entsprechend aktualisiert werden, in diesem Fall in Form der Reduktion um die Tauschoperationen mit diesem Kunden. Der Optimierungsprozess startet danach wieder mit den Ausgangswerten für die restlichen Parameter von vorn. Das letzte Stoppkriterium ist das Erreichen des Endes der vorgegebenen Simulationszeit.

Die Güte des vorgestellten SA-DVRPTW wird im Rahmen einer Anwendung auf die dynamischen Testinstanzen untersucht.

4.4.2 Ergebnisse der Anwendung des SA-DVRPTW

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Anwendung des SA-DVRPTW auf die dynamischen Testinstanzen aus Kapitel 4.1.4 vorgestellt. Die Ergebnisse werden dabei sowohl für jede der sechs Problemgruppen getrennt aufgeführt als auch eine Gesamt-Betrachtung über alle 56 Probleme präsentiert. Die Resultate der 25 untersuchten Konstellationen aus Dynamikgrad und Ankunftsrate werden für jedes der drei Zielkriterien getrennt dargestellt und diskutiert.

Abgewiesene Kunden in % des Dynamikgrades

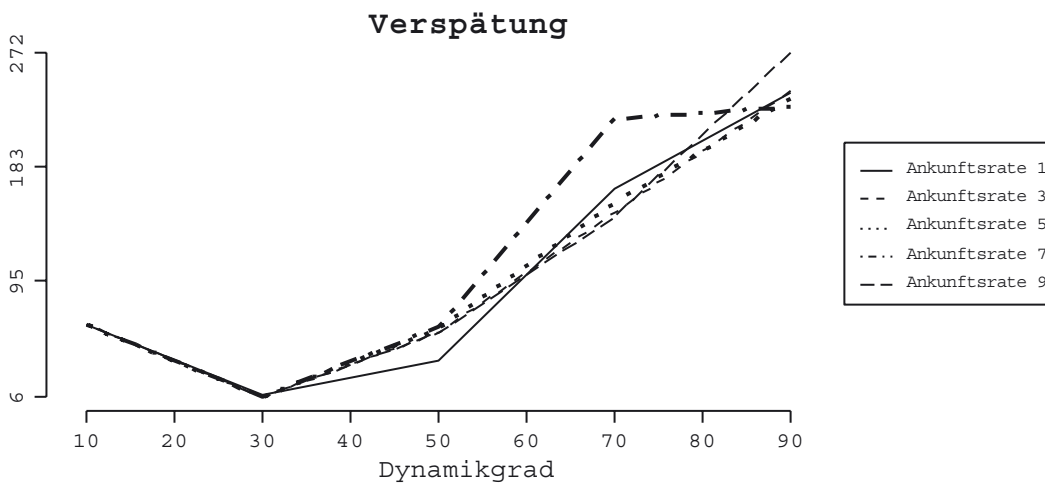
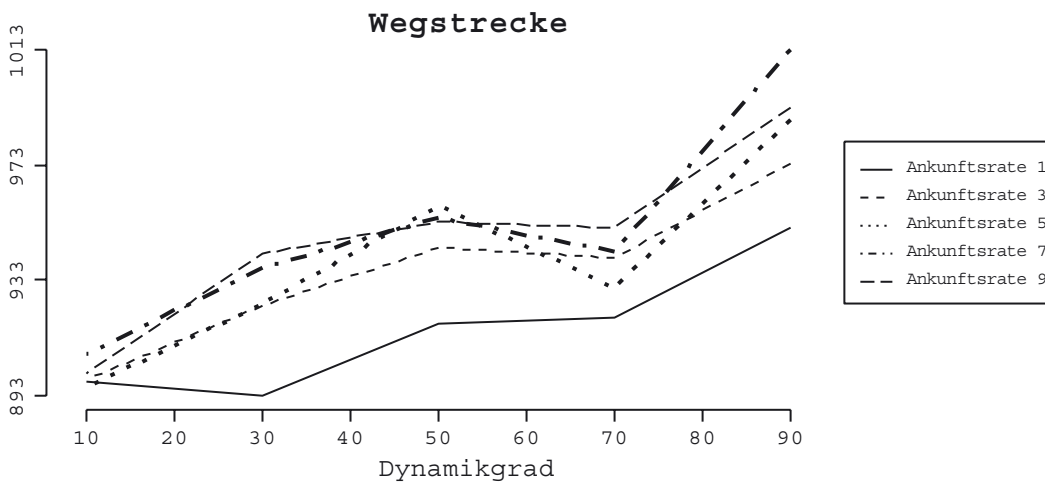
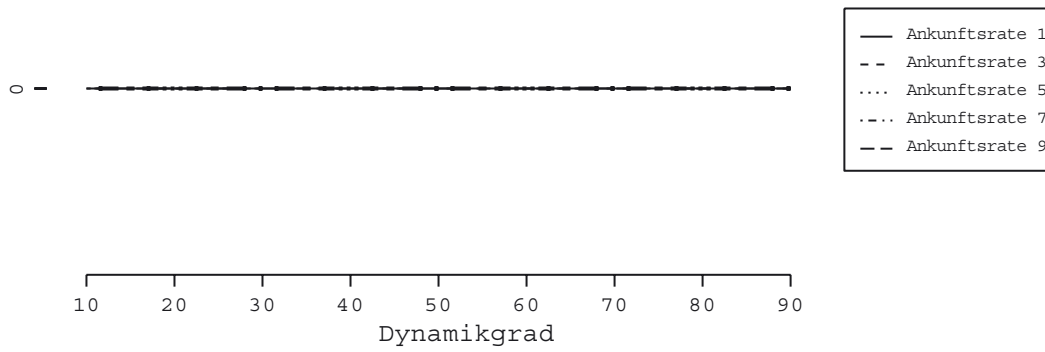


Abb. 58: Ergebnisse der Problemklasse C1 - SA-DVRPTW

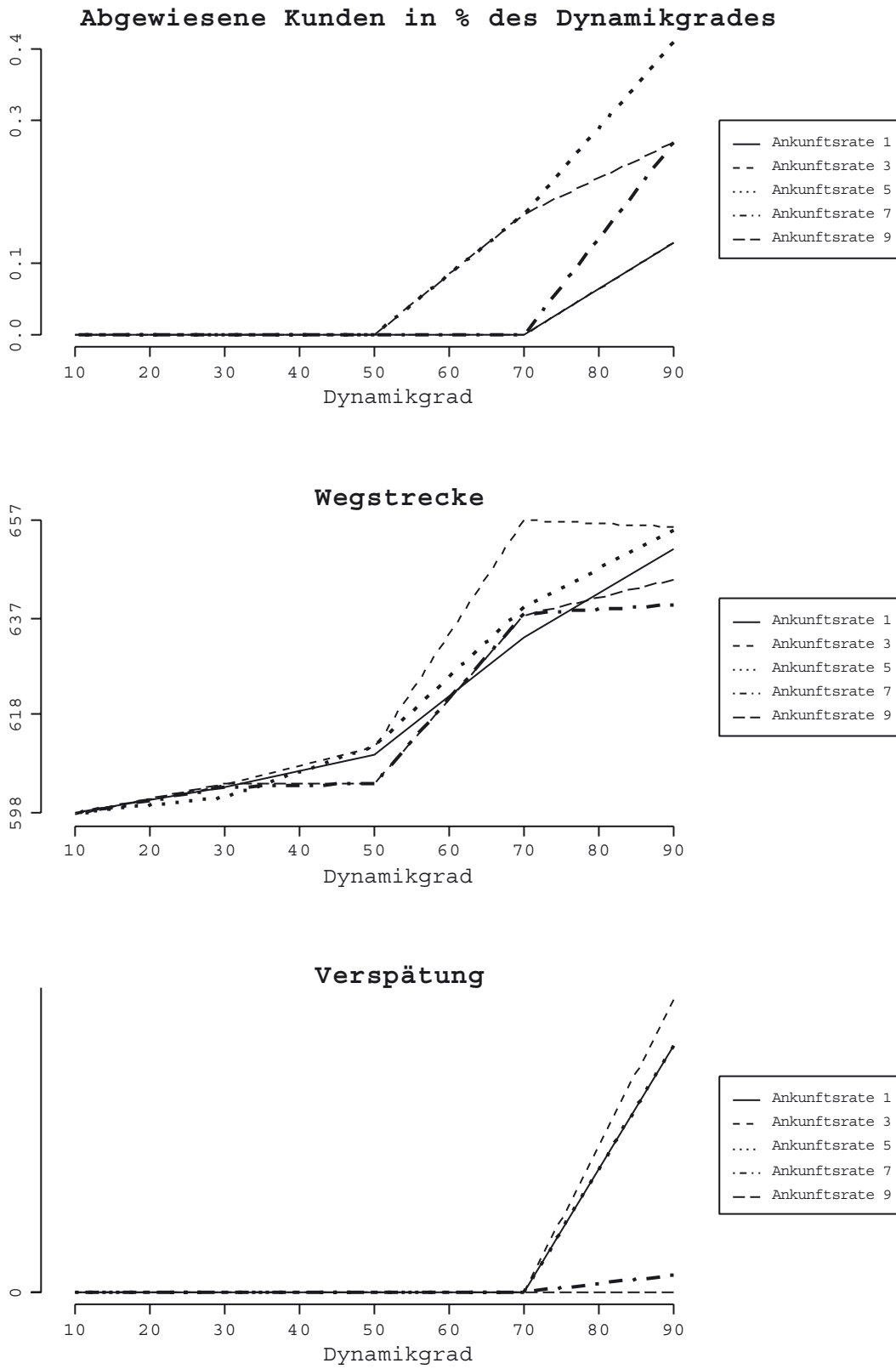


Abb. 59: Ergebnisse der Problemklasse C2 - SA-DVRPTW

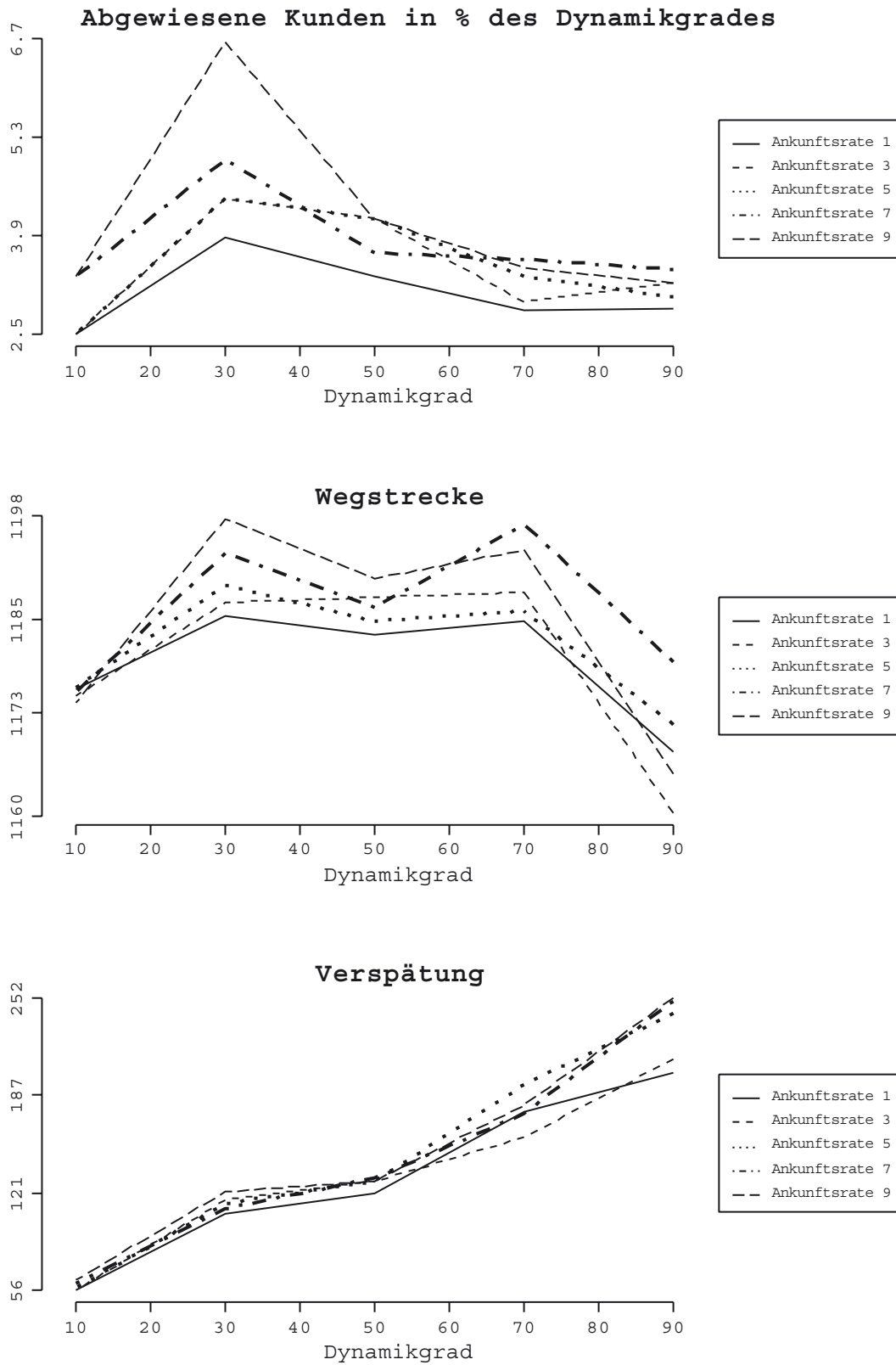


Abb. 60: Ergebnisse der Problemklasse R1 - SA-DVRPTW

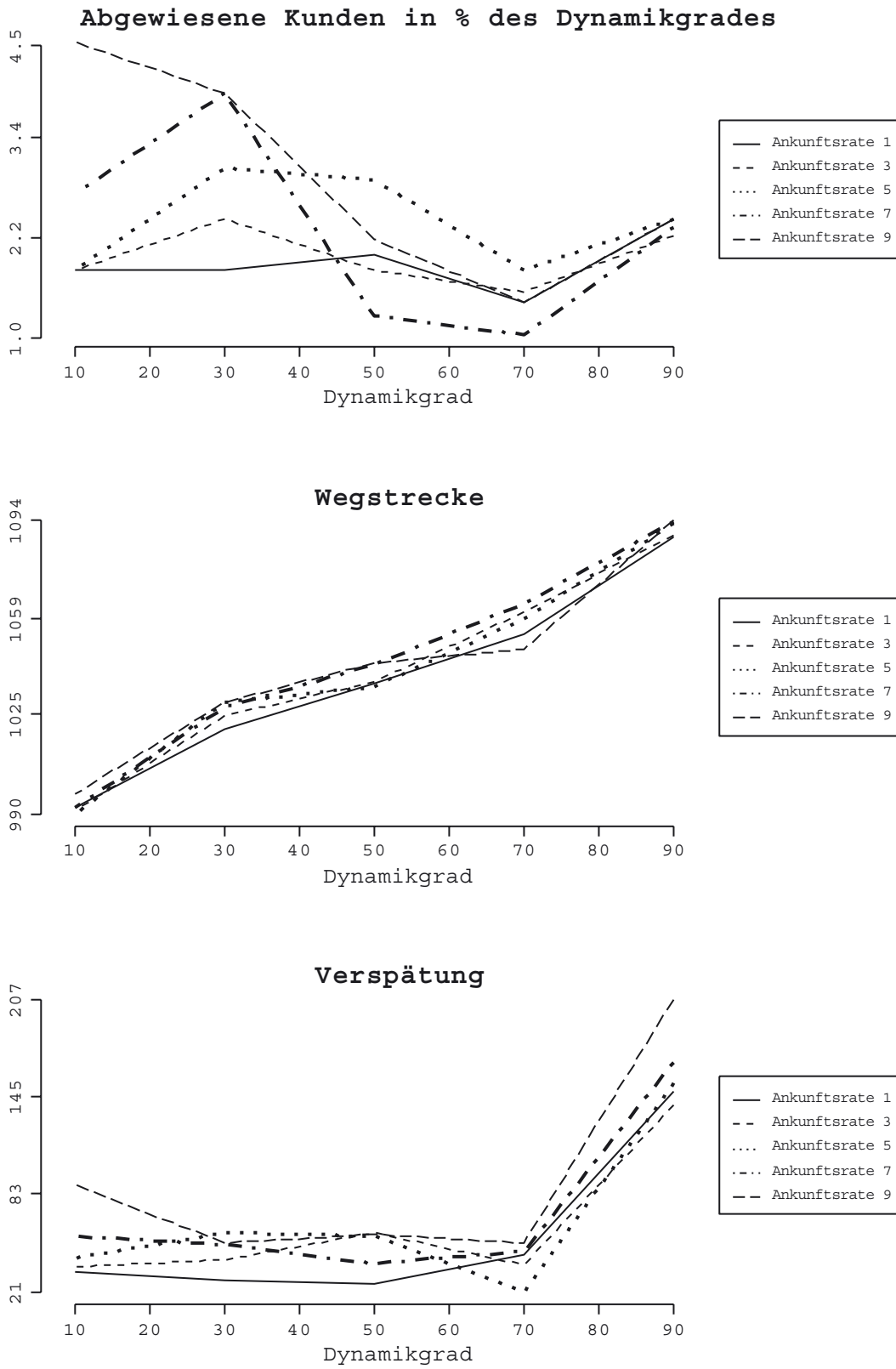


Abb. 61: Ergebnisse der Problemklasse R2 - SA-DVRPTW

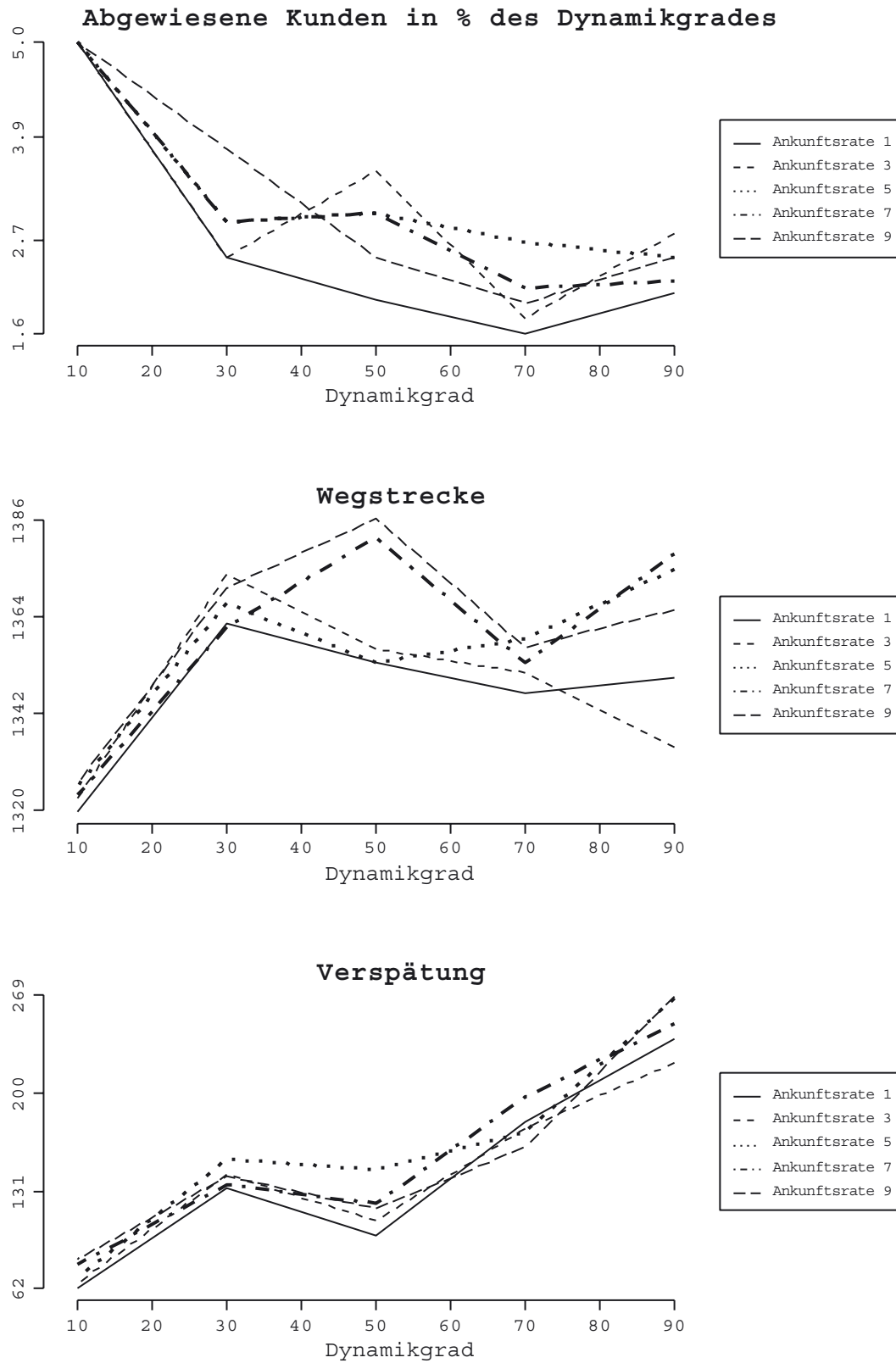


Abb. 62: Ergebnisse der Problemklasse RC1 - SA-DVRPTW

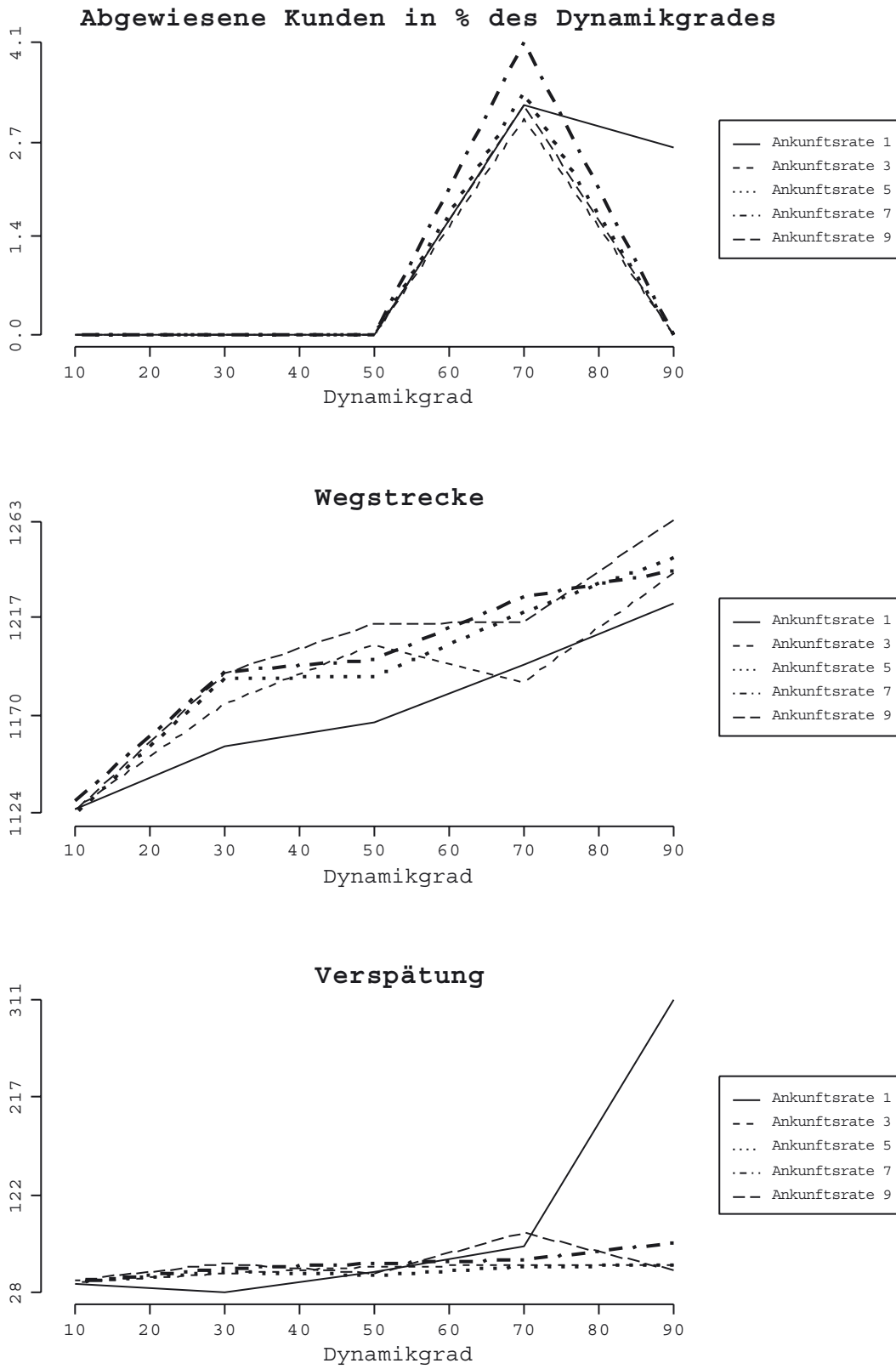


Abb. 63: Ergebnisse der Problemklasse RC2 - SA-DVRPTW

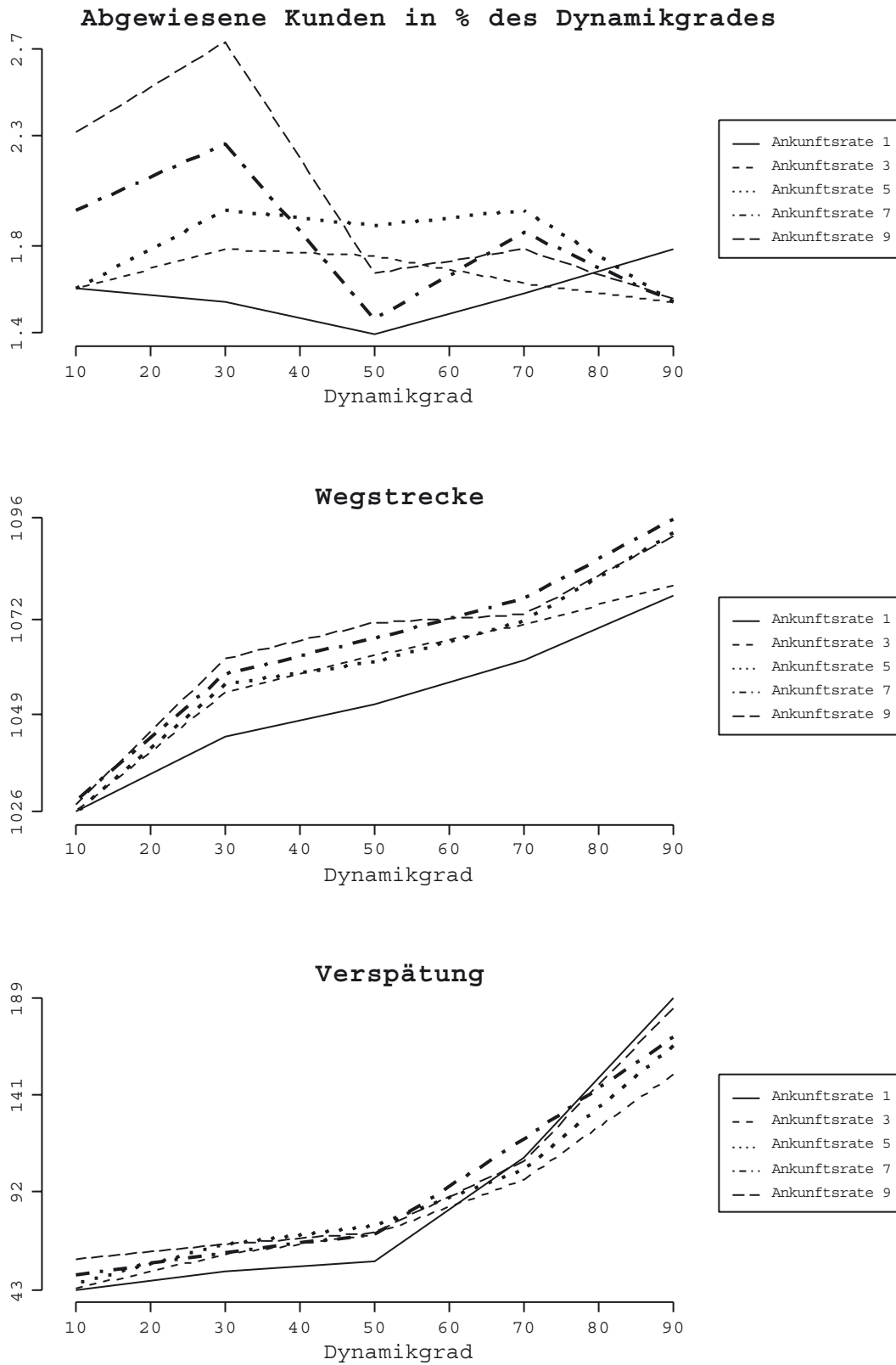


Abb. 64: Ergebnisse der Gesamt-Betrachtung - SA-DVRPTW

Abb. 58 bis Abb. 64 zeigen die zusammengefassten Ergebnisse der Testläufe mit dem SA-DVRPTW. Den Y-Achsen sind dabei jeweils die Maxima und Minima zu entnehmen und der Einfluss der Ankunftsrate ist durch das Verhältnis der einzelnen Linien zueinander.

Der Anteil abgewiesener Kunden liegt beim SA-DVRPTW in der Gesamt-Betrachtung zwischen 1,4% und 2,7%. Für die Ankunftsraten 1, 3 und 5 liegt der Wert über alle Dynamikgrade zwischen 1,5% und 2,0%, sodass kein signifikanter Einfluss unterschiedlicher Dynamikgrade identifiziert werden kann. Für die höheren Ankunftsraten 7 und 9 nimmt der Anteil nach einem Anstieg beim Dynamikgrad 30 mit zunehmendem Dynamikgrad ab. Darüber hinaus nimmt der Unterschied in den Ergebnissen für die einzelnen Ankunftsraten mit zunehmendem Dynamikgrad ab. Die Ursache für diese beiden Beobachtungen ist darin zu sehen, dass der SA-DVRPTW mit der größeren Freiheit - bedingt durch kleinere Ausgangslösungen bei höheren Dynamikgraden - besser umgehen und so mehr Kunden zusätzlich aufnehmen kann. Die Schwäche des Verfahrens, mit knappen restlichen Ressourcen noch zusätzliche Kunden einzufügen, wird umso deutlicher, je größer die Ankunftsrate ist und umso weniger Zeit das Verfahren zwischen zwei Ereignissen hat, um nach Verbesserungen zu suchen. Die Betrachtung der einzelnen Problemklassen bestätigt den Eindruck der Gesamt-Betrachtung. Die C-Probleme bereiten dem Verfahren am wenigsten Probleme, sodass in diesen Klassen alle Kunden bedient werden können (C1), oder mit 0% bis 0,4% nur sehr wenige Kunden abgewiesen werden (C2). Mit 6,5% im Maximum werden bei den R1-Problemen anteilig die meisten Kunden abgewiesen und mit 2,5% im Minimum ist der SA-DVRPTW in keiner Konstellation in der Lage, alle Kunden zu integrieren. Bei den R2-Problemen schwankt der Anteil abgewiesener Kunden zwischen 4,5% und 1,0% und weist ein ähnliches Verhalten hinsichtlich einer Variation des Dynamikgrades auf. Der Einfluss der Ankunftsrate nimmt bei den R-Problemen mit zunehmendem Dynamikgrad ab und wirkt sich lediglich deutlich bis zu einem Dynamikgrad von 50 aus. Daran wird die schon im Rahmen der Gesamt-Betrachtung beschriebene Schwäche des Verfahrens deutlich, innerhalb restriktiver Vorgaben bedingt durch die Ausgangslösung noch Kunden zu integrieren. Für die RC1-Probleme ist ein abnehmender Anteil abgewiesener Kunden von 5% im Maximum bei einem Dynamikgrad von 10 hin zu einem Anteil von ca. 2,7% bei einem Dynamikgrad von 90 festzuhalten. Die Ankunftsrate hat hierbei lediglich einen geringen Einfluss. Auch für diese Problemklasse ist das Verfahren nicht in der Lage, wenigstens in einer Konstellation alle Kunden zu integrieren. Neben dem Dynamikgrad 70 integriert der SA-DVRPTW bei den RC2-Problemen in allen Konstellationen alle Kunden, weist auf der anderen Seite aber bei diesem Dynamikgrad bis zu 4,1%

der Kunden ab. Über alle sechs Probleme betrachtet erzielt das Verfahren bei Problemen mit einem engen Depotzeitfenster tendenziell schlechtere Ergebnisse als bei den Problemen mit einem weiten Depotzeitfenster. Die kürzeren Touren der R-Probleme mit engen Depotzeitfenstern weisen weniger mögliche Einfügestellen auf als die Touren der anderen Probleme. Je kürzer eine Tour ist, desto besser kann sie optimiert werden, desto geringer ist aber auf der anderen Seite auch der Puffer, der zur Integration zusätzlicher Kunden genutzt werden kann.²⁸⁹

Die zurückgelegte Wegstrecke steigt in der Gesamt-Betrachtung mit zunehmendem Dynamikgrad konstant an und erreicht ihr Maximum bei dem Dynamikgrad 90. Die Höhe des Anstieges beläuft sich dabei über alle Probleme gemittelt auf nur 70 Zeiteinheiten. Für die Ankunftsrate ist auch bei diesem Zielkriterium ein leichter Einfluss festzustellen, der aber deutlich geringer ausfällt als bei den abgewiesenen Kunden. Die zurückgelegte Wegstrecke bei den C-Problemen steigt bis Dynamikgrad 70 (C1) bzw. 50 (C2) nur geringfügig, nimmt dann aber über die restlichen Dynamikgrade hin stärker zu. Mit einem Anstieg von 120 Entfernungseinheiten steigt die Wegstrecke bei den C1-Problemen deutlich stärker als bei den C2-Problemen, deren Anstieg nur 59 Einheiten beträgt. Hinsichtlich der RC-Probleme nimmt die Wegstrecke bei den RC2-Problemen mit 160 Einheiten stärker zu als bei den RC1-Problemen, bei denen die Wegstrecke nur um 66 Einheiten ansteigt. Während der Anstieg innerhalb der RC2-Probleme konstant über alle Dynamikgrade hinweg erfolgt, steigt die Wegstrecke bei den RC1-Problemen von Dynamikgrad 10 zu 30 stark an und verbleibt - mit Ausnahme bei den hohen Ankunftsraten 7 und 9 - ungefähr auf diesem Niveau. Die R2-Probleme zeigen ebenso wie die RC2-Probleme einen konstanten Anstieg über alle Dynamikgrade auf, der aber mit 100 Entfernungseinheiten um ein Drittel niedriger ausfällt. Bei den R1-Problemen ist ein leichter Anstieg bis zu einem Dynamikgrad 70 um 25 Entfernungseinheiten zu verzeichnen, zudem aber ein Rückgang um 25 Einheiten von dort hin zum Dynamikgrad 90. Für alle Prob-

²⁸⁹ Die Anzahl der Fahrzeuge entspricht der minimalen Anzahl aus der jeweils besten Lösung für das statische Problem. Je besser dieses Problem gelöst wird, umso weniger Fahrzeuge werden dafür benötigt. Eine geringere Anzahl an Fahrzeugen erschwert aber unmittelbar die dynamische Optimierung, da weniger Pendeltouren eröffnet werden können, wenn noch nicht alle Fahrzeuge belegt worden sind und der Kunde nicht in die laufenden Touren integriert werden kann. Da die Optimierung kürzerer Touren besser gelingt als die langer Touren, ist der Puffer im Sinne der Differenz der aktuellen Lösung zur optimalen Lösung größer. Dieser Puffer steht im dynamischen Problem mit gegebener Fahrzeugzahl der Optimierung ‚zusätzlich‘ zur Verfügung.

lemklassen ist eine leichte Verstärkung des Trends mit zunehmenden Ankunftsraten zu beobachten. Es kann somit grundsätzlich der Trend einer Zunahme der Wegstrecke mit zunehmendem Dynamikgrad auch bei den Einzelbetrachtungen der Problemklassen bestätigt werden. Dieser Anstieg ist auf die Aktualisierung der Problemstellung bei jedem Ereignis zurückzuführen. Je größer der Dynamikgrad und die Ankunftsraten, desto häufiger wird der Optimierungsprozess unterbrochen und umso weniger Zeit hat das Verfahren, die aktuelle Lösung mit dem zusätzlichen Kunden auch hinsichtlich des Zielkriteriums 'Wegstrecke' zu verbessern. Diese Begründung kann auch als Erklärung für das Verhalten der Verspätung herangezogen werden, die ebenfalls mit zunehmendem Dynamikgrad ansteigt. Bis zu einem bestimmten Dynamikgrad - 50 bei der Gesamt-Betrachtung, 50 oder 70 in den Einzelbetrachtungen der Problemklassen - ist die Verspätung gering und steigt erst ab diesem Punkt überproportional an.

Zwischen zwei Ereignissen, welche die Ankunft bei einem Kunden oder das Aufkommen zusätzlicher Kunden sein können, verändert sich das zugrunde liegende Tourenplanungsproblem nicht. SA-DVRPTW nutzt diese Zeitspanne und versucht, das bisherige Ergebnis der Optimierung weiter zu verbessern, um so die Ausgangsposition für die kommenden einzufügenden Kunden zu verbessern. Die Vorteilhaftigkeit dieses Vorgehens wird durch den Vergleich der Ergebnisse mit denen, die mittels einer Einfügeheuristik erzielt worden sind, überprüft. Die Einfügeheuristik stoppt nach der Bestimmung einer einzelnen, zum aktuellen Zeitpunkt günstigsten Einfügestelle und fügt zusätzliche Kunden dort entsprechend ein. Darüber hinaus wird der Tourenplan nicht verändert.

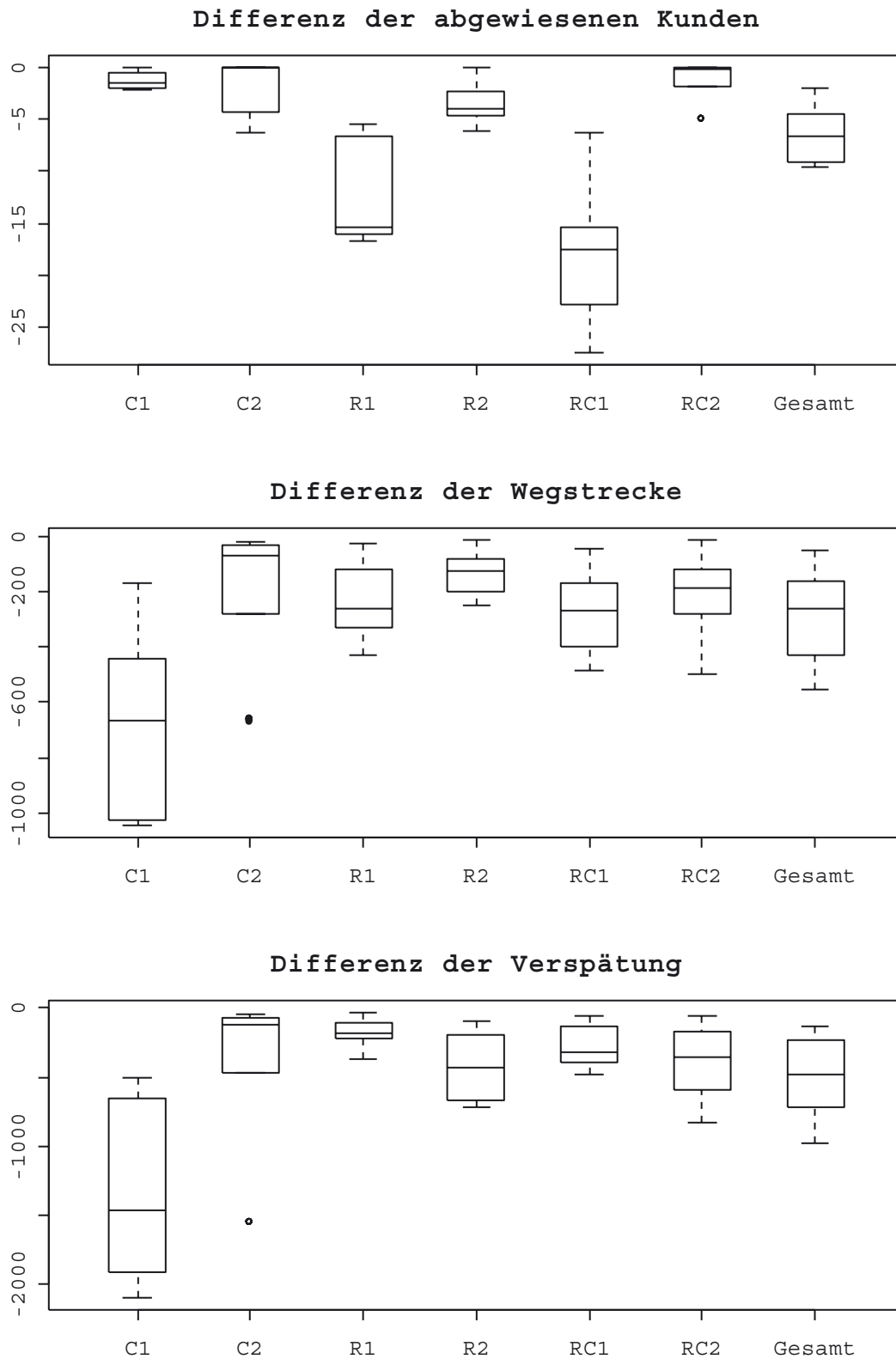


Abb. 65: Einfügeheuristik vs. SA-DVRPTW

In Abb. 65 ist der Vergleich der Ergebnisse der Einfügeheuristik mit denen des SA-DVRPTW in Form von Boxplots dargestellt. Negative Werte stehen dabei für schlechtere Werte der Einfügeheuristik und positive für schlechtere Werte von SA-DVRPTW.

SA-DVRPTW erzielt im Vergleich zur Einfügeheuristik in allen Konstellationen und allen Problemklassen bessere Ergebnisse hinsichtlich der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung'. Die mittlere Differenz des Anteils abgewiesener Kunden fällt bei den C1, C2, R2 und RC2-Problemen im Mittel mit 1,3% (C1), 2,0% (C2), 3,4 (R2) und 1,4% (RC2) niedrig aus. Die Überlegenheit des SA-DVRPTW wird aber auf der anderen Seite anhand der R1 und R2-Probleme mit 12,1% (R1) und 17,88 % (R2) im Mittel mehr abgewiesenen Kunden deutlich. Auch gemittelt über alle Probleme unterliegt die Einfügeheuristik mit 6,5% mehr abgewiesenen Kunden klar hinsichtlich des wichtigsten Zielkriteriums. Dabei wird der Unterschied umso größer, je mehr Kunden zufällig und nicht gruppiert im Lösungsraum verteilt sind und je enger das Zeitfenster am Depot ist.

Für die Ergebnisse hinsichtlich der Wegstrecke wirkt sich die Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten zwischen zwei Ereignissen noch stärker aus. Die mit der Einfügeheuristik erzielten Wegstrecken sind gemittelt über alle Problemklassen durchschnittlich 287 Entfernungseinheiten und somit um ca. 26% länger als die Wegstrecken des SA-DVRPTW. Besonders deutlich ist der Unterschied zwischen den Verfahren bei den C1-Problemen; mit einer durchschnittlichen Differenz von 667 Zeiteinheiten ist sie in dieser Problemklasse mit Abstand am größten. Zudem kommt die Überlegenheit von SA-DVRPTW bei den Problemen mit engen Zeitfenstern (C1, R1 und RC1) deutlicher zum Ausdruck. Während bei den R und RC-Problemen die Differenz bei diesen Problemen ca. doppelt so groß ist als bei den Problemen mit weitem Depotzeitfenster, ist sie bei den C-Problemen sogar drei Mal so groß.

Am deutlichsten übertrifft der SA-DVRPTW die Einfügeheuristik hinsichtlich der Verspätung. Mit 507 Zeiteinheiten im Mittel über alle Probleme beläuft sich die Differenz auf fast 50% der zugehörigen Wegstrecke. Auch in den Einzelbetrachtungen ist die Differenz bei den C1-Problemen mit Abstand am größten. Die kürzeren Touren innerhalb der R1 und RC1-Probleme bieten weniger Einfügestellen als die langen Touren der R2 und RC2-Probleme, was zu einer im Vergleich zur Einfügeheuristik geringeren Differenz bei den R-Problemen führt.

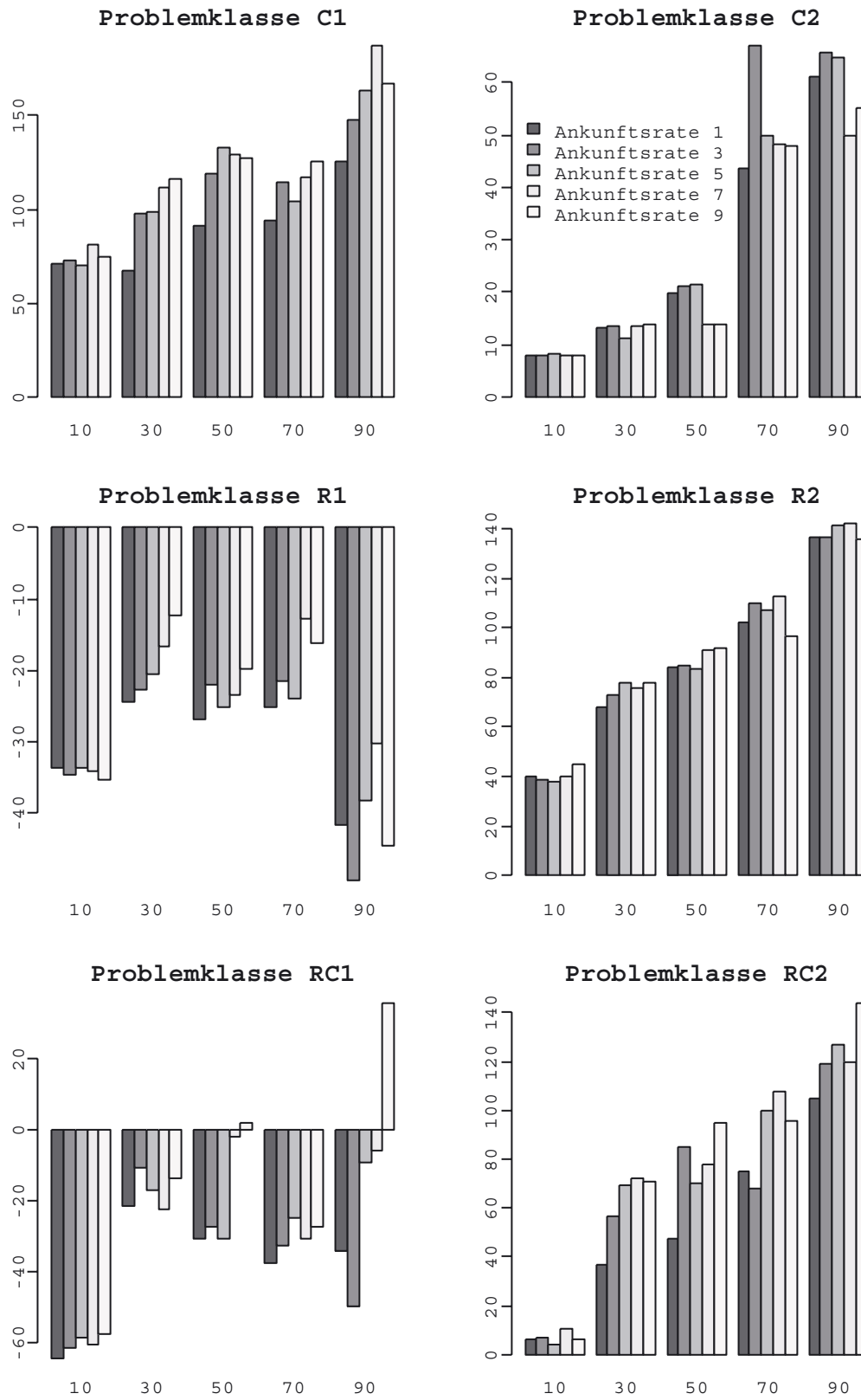


Abb. 66: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Einzelbetrachtungen

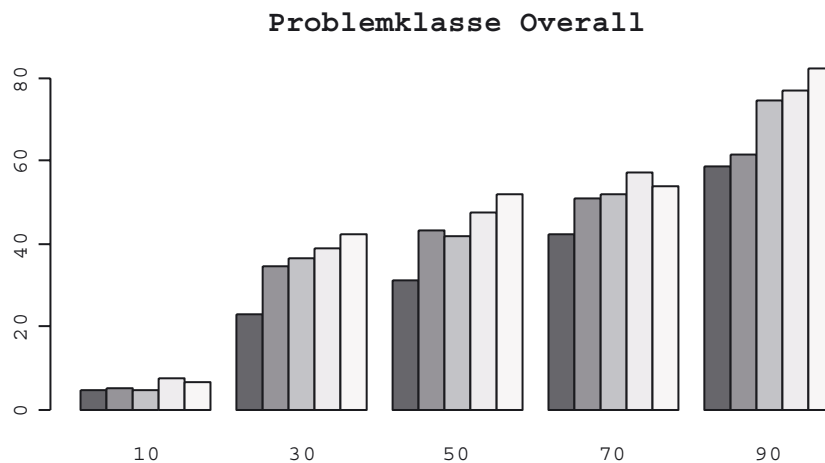


Abb. 67: Dynamische vs. statische Wegstrecke - Gesamt-Betrachtung

Die Länge der Wegstrecke, die mit dem SA-DVRPTW erzielt worden ist, wird abschließend noch mit der Länge der Touren in der Lösung des statischen Problems verglichen, um die Auswirkungen einer dynamischen gegenüber der statischen Modellierung darzustellen. In Abb. 66 und Abb. 67 ist das Ergebnis der Gegenüberstellung für jede Problemklasse separat und über alle Probleme insgesamt aufgeführt.

Die Verschlechterung der Wegstrecke im Vergleich zur statischen Lösung ist über alle Probleme betrachtet bei einem Dynamikgrad von 10 sehr gering und bewegt sich bei den übrigen Dynamikgraden mit 40 bis 80 Entfernungseinheiten bei 4% bis 8% der Wegstrecke. Die Verschlechterung nimmt mit zunehmendem Dynamikgrad moderat zu und steigt nur im Falle von Ankunftsrate 5, 7 und 9 bei einem Dynamikgrad von 90 über 6% auf das Maximum von 8%. Auch diese Gegenüberstellung zeigt den leichten Einfluss der Ankunftsrate auf die Ergebnisse der Wegstrecke. In den Einzelbetrachtungen kann für die R1 und RC1-Probleme eine Verbesserung der Wegstrecke beobachtet werden, was allerdings auf die Modellierung weicher Kundenzeitfenster zurückzuführen ist. Mit um 10% bis 20% längere Touren verändert sich die Wegstrecke bei den C1-Problemen im Rahmen einer dynamischen Modellierung am stärksten aus, gefolgt von 4% bis 15% bei den R2-Problemen, 2% bis 10% bei den C2 und 0% bis 12,5% bei den RC2-Problemen. Der Verlauf der Differenz der Wegstrecke ist in den einzelnen Problemklassen unterschiedlich. Bei den C1-Problemen steigt die Differenz bis zu einem Dynamikgrad von 90 und einer Ankunftsrate von 1 moderat an und nimmt erst bei den restlichen Konstellationen noch einmal deutlich zu. Bei den C2-Problemen nimmt die Differenz bis zu einem Dynamikgrad von 50 nur sehr geringfügig zu und steigt überproportional

zum Dynamikgrad 70 und 90 an. Die R2 und RC2-Probleme zeigen einen relativ konstanten Anstieg in Abhängigkeit des Dynamikgrades und der Ankunftsrate.

4.4.3 Zusammenfassung der Ergebnisse von SA-DVRPTW

In dem vorangegangenen Abschnitt wurden die Ergebnisse der Experimente mit dem in Kapitel 4.4.1 vorgestellten SA-DVRPTW für die dynamischen Testprobleme aus Kapitel 4.1.4 vorgestellt.

Der Anteil abgewiesener Kunden des SA-DVRPTW liegt im Mittel über alle Problemstellungen bei 1,4% bis 2,7% und nimmt von niedrigen Dynamikgraden hin zu hohen ab. Das Maximum abgewiesener Kunden erreicht das Verfahren mit 6,5% bei den R1-Problemen und ist zudem in beiden R2 Problemgruppen nicht in der Lage, zumindest in einer Konstellation alle Kunden zu integrieren. Bei den RC1-Problemen tritt dieses Problem auch auf, der SA-DVRPTW ist aber wenigstens bei den RC2-Problemen in der Lage, bei einem Großteil der Parameterkonstellationen alle Kunden zu integrieren. Die schlechteren Ergebnisse bei niedrigen Dynamikgraden werden mit zunehmenden Ankunftsraten umso deutlicher, sodass eine Schwäche des SA-DVRPTW bei den Konstellationen mit knappen, freien Ressourcen festzuhalten ist. Deutlich besser kann das Verfahren die größeren Spielräume - bedingt durch eine kleine Ausgangslösung - bei hohen Dynamikgraden nutzen.

Die Wegstrecke steigt in Abhängigkeit des Dynamikgrades, wobei die Ankunftsrate einen leicht erschwerenden Einfluss hat. Während bei den gruppierten C-Problemen die Wegstrecke bei den Problemen mit engem Depotzeitfenster stärker ansteigt als bei einem weiten Depotzeitfenster, ist bei den R und RC-Problemen das Gegenteil der Fall.

Die Verspätung verhält sich analog zur Wegstrecke. Sowohl für die Verspätung als auch die Wegstrecke kann als Ursache für deren Anstieg mit zunehmendem Dynamikgrad - in einigen Fällen auch erst ab einem bestimmten Dynamikgrad - die verbleibende Zeit zwischen zwei Ereignissen herangezogen werden. Je höher der Dynamikgrad und die Ankunftsrate, desto weniger Zeit verbleibt zwischen zwei Ereignissen, um nach einer besseren Lösung hinsichtlich der Wegstrecke und der Verletzung der Kundenzeitfenster zu suchen.

Der Vergleich mit den Ergebnissen der Einfügeheuristik hat für alle Problemklassen eine Überlegenheit des Verfahrens in allen drei Zielkriterien festgestellt und somit die Vorteilhaftigkeit einer Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten auch für dieses Verfahren nachgewiesen.²⁹⁰

Abschließend hat der Vergleich der Wegstrecke des dynamischen Problems und der Wegstrecke des statischen Problems eine Verschlechterung im Mittel über alle Kunden von 4% bis 8% ergeben.

4.5 Gegenüberstellung der Ergebnisse der einzelnen Metaheuristiken

In den vorangegangenen Kapiteln wurden die Umsetzung und die Ergebnisse der Testläufe für alle Metaheuristiken getrennt dargestellt und die Besonderheiten der Ergebnisse diskutiert. Darüber hinaus hat sich in einem Vergleich mit den Ergebnissen der Einfügeheuristik die Nutzung der Zeit zwischen zwei Ereignissen zur Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten als vorteilhaft erwiesen. Unbeantwortet ist bei den bisherigen Ausführungen aber die Frage geblieben, welche der vier untersuchten Metaheuristiken am besten geeignet ist. Dieser Frage wird in diesem Kapitel nachgegangen, in dem die Ergebnisse der einzelnen Verfahren gegenübergestellt werden.

Die Gegenüberstellung wird für jedes Zielkriterium getrennt durchgeführt und abschließend zusammenfassend bewertet. Für die Auswertung der Ergebnisse werden zum einen Boxplots und zum anderen Kreuzmatrizen herangezogen. Die Ergebnisse in den Boxplots werden dabei für jeden Algorithmus über die besten Lösungen aller Parameterkonstellationen gebildet und somit nicht mehr getrennt nach Dynamikgraden und Ankunftsraten ausgewiesen.²⁹¹ Die Kreuzmatrizen stellen die Ergebnisse der paarweisen Vergleiche aller Verfahren untereinander dar und geben an, wie oft ein Verfahren bessere Ergebnisse erzielt als das jeweilige Ver-

²⁹⁰ Vor dem Hintergrund der ausgewählten Testprobleme.

²⁹¹ Insgesamt werden somit für jeden Algorithmus $56 \cdot 25 = 1400$ beste Lösungen in die Betrachtung mit eingeschlossen.

gleichsverfahren.²⁹² Da für die Bestimmung der Werte der Kreuzmatrizen nur ausschlaggebend ist, ob ein Verfahren bessere Ergebnisse liefert und nicht, um wie viel diese besser sind, können hiermit auch Verfahren verglichen werden, deren Ergebnisse sehr ähnlich ausfallen und für die anhand von Boxplots noch keine endgültigen Aussagen abgeleitet werden können. Zuzüglich zu den Ergebnissen der paarweisen Vergleiche wird in der vorletzten Spalte die Häufigkeit angegeben, mit der die beste Lösung aller Verfahren pro Konstellation durch das jeweilige Verfahren erzielt worden ist.²⁹³ Die letzte Spalte zeigt den relativen Rang an, den das Verfahren gemittelt über die erzielten Ränge in den einzelnen Parameterkonstellationen im Vergleich zu den übrigen erzielt.²⁹⁴

4.5.1 Abgewiesene Kunden

Der folgenden Abbildung sind die Ergebnisse der Gegenüberstellung für das Zielkriterium 'abgewiesene Kunden' zu entnehmen.

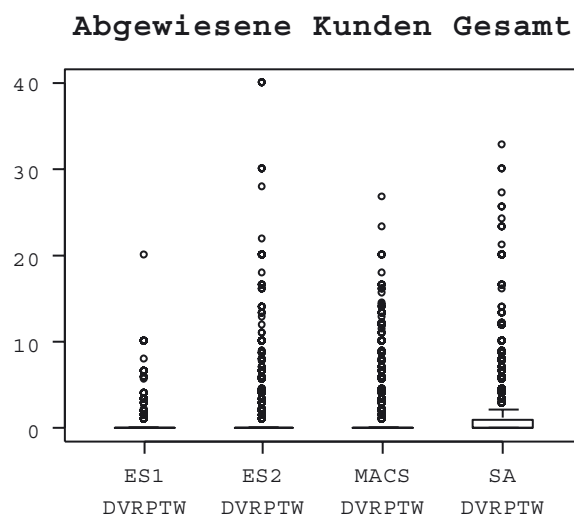


Abb. 68: Boxplot für die abgewiesenen Kunden: Gesamt-Betrachtung

²⁹² Für weitere Einzelheiten bezüglich Kreuzmatrizen siehe SONDERGELD, L. (2001), S. 35.

²⁹³ Dabei wird nicht unterschieden, ob diese beste Lösung auch von einem der drei anderen Verfahren erzielt wird oder nicht.

²⁹⁴ Hierbei belegen zwei Verfahren denselben Rang, wenn sie identische Ergebnisse aufweisen. Es kommt daher nicht immer zu allen vier möglichen Rangplätzen.

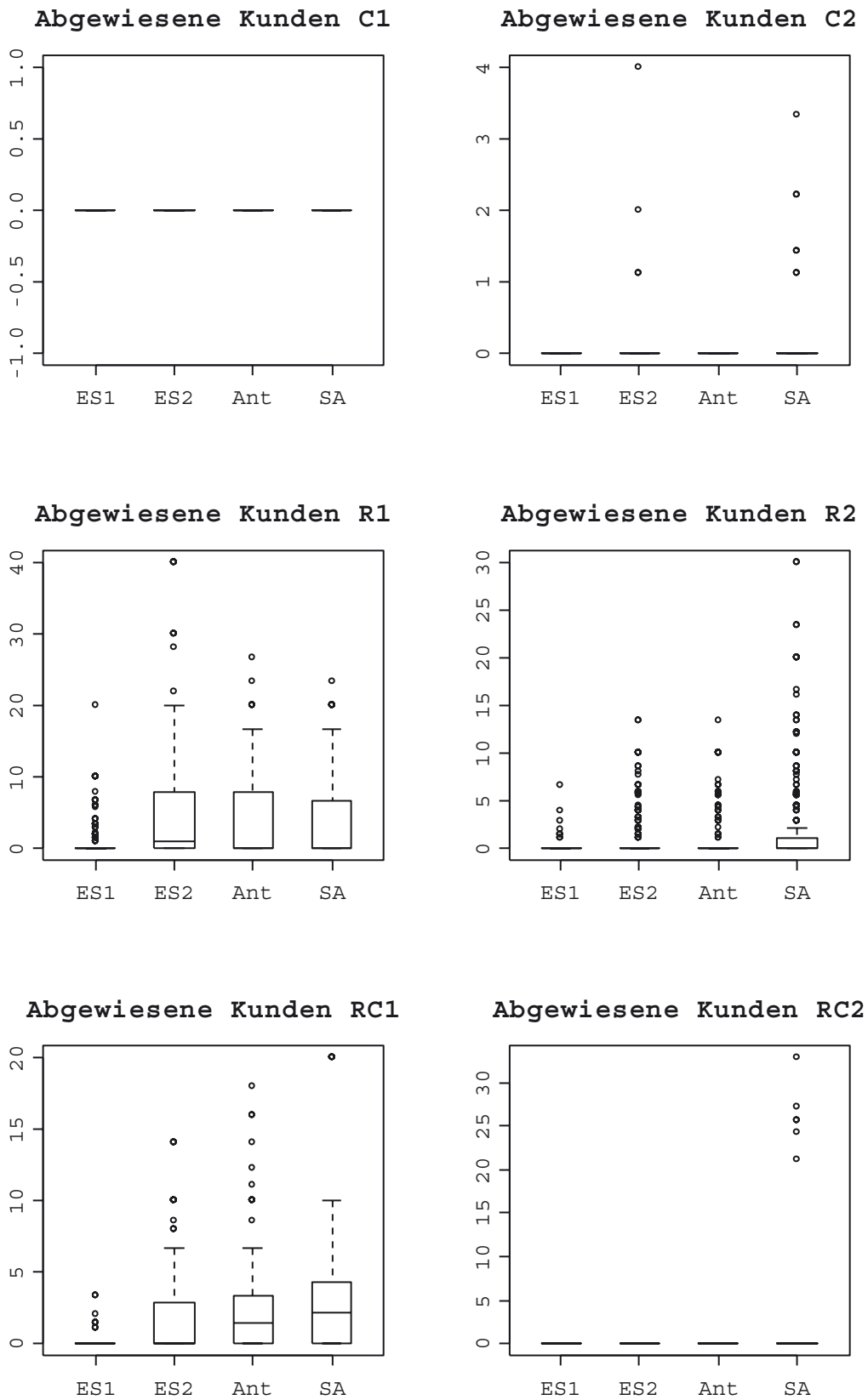


Abb. 69: Boxplots für die abgewiesenen Kunden: Einzelbetrachtungen

Die Analyse der Boxplots aus Abb. 69 und Abb. 68 für das Zielkriterium 'abgewiesene Kunden' bestätigt die Beobachtungen der Einzelbetrachtungen in den vorangegangenen Kapiteln. Alle vier Metaheuristiken erzielen bei den gruppierten Problemen die besten Ergebnisse und weisen – abgesehen von einigen Extremwerten bei dem SA-DVRPTW und ES2-DVRPTW – bei den C1, C2 und RC2-Problemen keine Kunden ab. Unterschiede zwischen den Verfahren werden dafür aber bei den RC1 und vor allen Dingen R1 und R2-Problemen deutlich. Die Anzahl abgewiesener Kunden steigt von ES1 hin zu ES2, hin zu MACS-VRPTW und hin zu SA-DVRPTW bei den RC1 und den R2-Problemen stetig an, ebenso nimmt die Größe des 50%-Quantils zu und das Niveau der Extremwerte steigt. Die Gegenüberstellung zeigt zudem den Einfluss der Größe des Depotzeitfensters auf. Alle vier Verfahren haben tendenziell bei Problemen mit engen Depotzeitfenstern größere Schwierigkeiten als mit weiten Depotzeitfenstern. Die Gesamt-Betrachtung zeigt hinsichtlich der Extremwerte eine leichte Überlegenheit von ES1-DVRPTW gegenüber den übrigen Verfahren und gegenüber SA-DVRPTW auch hinsichtlich der Größe des 50%-Quantils. Anhand der Gesamt-Betrachtung ist ein klares Ergebnis nicht festzuhalten, da die Ergebnisse größtenteils einheitlich ausfallen. Für die Analyse der Einzelbetrachtungen der Problemklassen gilt ähnliches, allerdings kann zumindest für die R1 und RC1 Problemklassen eine leichte Überlegenheit von ES1-DVRPTW identifiziert werden.

">"	ES1-DVR PTW	ES2-DVR PTW	MACS-D VRPTW	SA-DVRP TW	Best	Ø Rang
C1						
ES1-DVRPTW	-	0,0	0,0	0,0	0 / 225	1,0
ES2-DVRPTW	0,0	-	0,0	0,0	0 / 225	1,0
MACS-DVRPTW	0,0	0,0	-	0,0	220 / 225	1,0
SA-DVRPTW	0,0	0,0	0,0	-	0 / 225	1,0
C2						
ES1-DVRPTW	-	2,0	0,0	3,5	0 / 200	1,0
ES2-DVRPTW	0,0	-	0,0	3,5	0 / 200	1,1
MACS-DVRPTW	0,0	2,0	-	3,5	0 / 200	1,0
SA-DVRPTW	0,0	1,5	0,0	-	0 / 200	1,1
R1						
ES1-DVRPTW	-	48,3	41,7	45,3	111 / 300	1,0
ES2-DVRPTW	0,0	-	20,0	20,3	0 / 300	2,0
MACS-DVRPTW	0,7	22,3	-	14,0	0 / 300	1,8
SA-DVRPTW	1,7	24,3	21,3	-	3 / 300	1,8
R2						
ES1-DVRPTW	-	18,5	17,1	25,5	37 / 275	1,0
ES2-DVRPTW	0,0	-	8,0	18,2	0 / 275	1,3
MACS-DVRPTW	0,4	10,2	-	20,7	1 / 275	1,3
SA-DVRPTW	0,0	5,1	2,2	-	0 / 275	1,6
RC1						
ES1-DVRPTW	-	43,5	56,5	64,0	73 / 200	1,0
ES2-DVRPTW	0,0	-	37,0	37,5	0 / 200	1,7
MACS-DVRPTW	0,0	13,0	-	28,0	0 / 200	2,1
SA-DVRPTW	0,0	11,5	21,0	-	0 / 200	2,3
RC2						
ES1-DVRPTW	-	0,0	0,0	3,0	0 / 200	1,0
ES2-DVRPTW	0,0	-	0,0	3,0	0 / 200	1,0
MACS-DVRPTW	0,0	0,0	-	3,0	0 / 200	1,0
SA-DVRPTW	0,0	0,0	0,0	-	0 / 200	1,1
Gesamt						
ES1-DVRPTW	-	20,5	20,4	24,8	221 / 1400	1,0
ES2-DVRPTW	0,0	-	11,1	14,2	0 / 1400	1,4
MACS-DVRPTW	0,2	8,9	-	12,0	1 / 1400	1,4
SA-DVRPTW	0,4	8,1	8,0	-	3 / 1400	1,5

Tab. 8: Vergleich der relativen Performance: Abgewiesene Kunden

Die in Tab. 8 beschriebenen Ergebnisse des paarweisen Vergleiches ergeben für die Bewertung der vier Metaheuristiken ein eindeutigeres Bild als die Boxplots aus Abb. 69 und Abb. 68. ES1-DVRPTW erzielt im direkten Vergleich sowohl in den einzelnen Problemklassen als auch in der Gesamt-Betrachtung gegenüber allen anderen Verfahren in 17% bis 64% der untersuchten Konstellationen bessere Ergebnisse. Auch tritt der Unterschied bei den schwierigeren R1 und R2 und den RC1-Problemen umso deutlicher hervor. Mit besseren Ergebnissen in 20% bis 25% der Konstellationen bezogen auf die Gesamt-Betrachtung und im Gegenzug dazu nur in 0,2%-0,4% der Fälle schlechtere Ergebnisse, wird die Überlegenheit von ES1-DVRPTW hinsichtlich der abgewiesenen Kunden klar belegt. Dementsprechend klar fallen die Werte in den beiden letzten Spalten in Tab. 8 aus. Mit 221 besten Lösungen von insgesamt 1400 und 0,1 und 3 beste Lösungen jeweils der übrigen Metaheuristiken erzielt ES1-DVRPTW auch hier die besten Ergebnisse und belegt dadurch klar den ersten Rang in der relativen Rangfolge der letzten Spalte. ES2-DVRPTW und MACS-DVRPTW liegen in der Gesamt-Betrachtung mit 11,1% bzw. 8,9% eng beieinander, sodass sie einen identischen relativen Rang belegen. Die Einzelbetrachtung zeigt nur für die RC1-Probleme einen deutlichen Unterschied, indem ES2-DVRPTW in 34% der Konstellationen besser ist als MACS-DVRPTW und letzterer im umgekehrten Fall nur in 13% der Fälle. Bei den restlichen Problemklassen ist meist eine geringe Überlegenheit des MACS-DVRPTW gegenüber ES2-DVRPTW festzustellen. Insgesamt betrachtet gleicht sich dies aber aus, sodass beide als gleich gut einzustufen sind. Die schlechtesten Ergebnisse im direkten Vergleich erzielt SA-DVRPTW mit nur 8% besseren Ergebnissen als ES2- und MACS-DVRPTW. Zwar belegt SA-DVRPTW mit 1,5 den letzten Platz in der relativen Rangfolge, aber die absoluten Werte der Rangfolge von 1,0 bis 1,5 lassen auf größtenteils sehr einheitliche Ergebnisse schließen und bestätigen damit die Ergebnisse der Analyse der Boxplots aus Abb. 64 und Abb. 65. Es kann daher auch hier die Eignung aller Verfahren für die untersuchten dynamischen Tourenplanungsprobleme festgehalten werden. Im direkten Vergleich kann ES1-DVRPTW als das überlegene Verfahren der vier untersuchten Metaheuristiken bestimmt werden, gefolgt von ES2- und MACS-DVRPTW und zuletzt SA-DVRPTW.

4.5.2 Wegstrecke

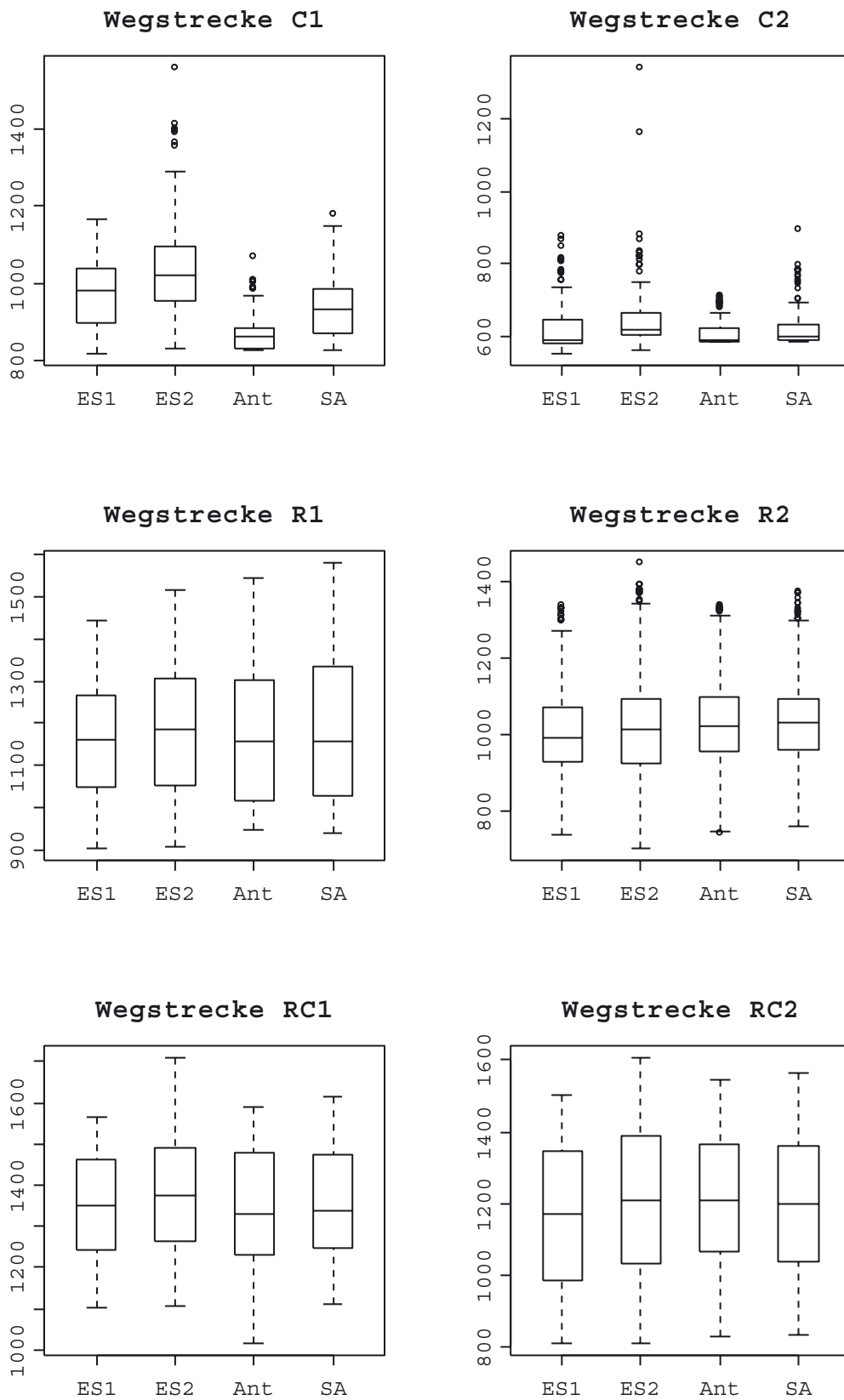


Abb. 70: Boxplots für die Wegstrecke: Einzelbetrachtungen

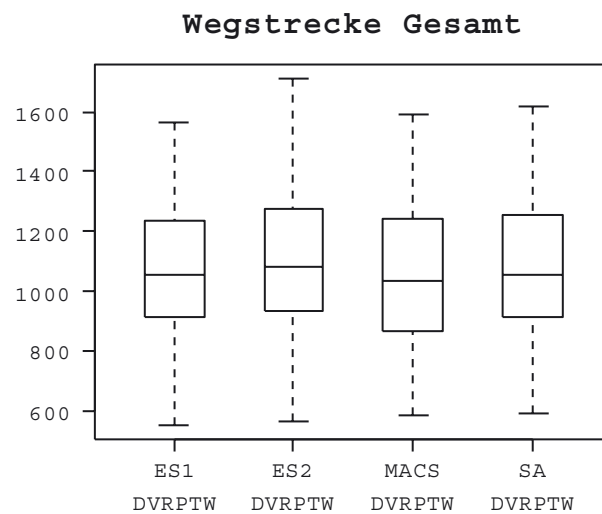


Abb. 71: Boxplot für die Wegstrecke: Gesamt-Betrachtung

Abb. 70 und Abb. 71 zeigen die Ergebnisse der Gegenüberstellung der Metaheuristiken für das Zielkriterium 'Wegstrecke' in Form von Boxplots. Bezüglich der Einzelbetrachtungen in Abb. 70 ist - bis auf die Problemklassen C1 und R1 - keine Aussage hinsichtlich der Vorteilhaftigkeit eines Verfahrens möglich. Sowohl die absoluten Werte als auch die Größe des 50%-Quantils sowie das Ausmaß und die Lage der Extremwerte fallen bei allen vier Verfahren ähnlich aus. Für die C1-Probleme kann allerdings eine Überlegenheit des MACS-DVRPTW erkannt werden mit deutlich kleinerem Quantil und kleineren Extremwerten. Auf der anderen Seite zeigt sich für ES2-DVRPTW ein entsprechend schlechtes Bild, mit dem größten Quantil und den größten Extremwerten. Für die R1-Probleme ist analog zu den Ergebnissen für das Zielkriterium 'abgewiesene Kunden' eine leichte Überlegenheit von ES1-DVRPTW festzustellen und eine Verschlechterung von ES2-DVRPTW über MACS-DVRPTW hin zu SA-DVRPTW. Ebenso nehmen sowohl die Größe der Quantile als auch die Extremwerte von ES1-DVRPTW hin zu SA-DVRPTW zu. Auch vor dem Hintergrund der Gesamtbetrachtung kann keine eindeutige Aussage bezüglich der Überlegenheit eines Verfahrens getroffen werden.

„>“	ES1-DVR PTW	ES2-DVR PTW	MACS-D VRPTW	SA-DVRP TW	Best	Ø Rang
C1						
ES1-DVRPTW	-	68,9	12,9	33,8	29 / 225	2,8
ES2-DVRPTW	31,1	-	4,4	23,1	7 / 225	3,4
MACS-DVRPTW	87,1	95,6	-	84,9	166 / 225	1,2
SA-DVRPTW	66,2	76,9	1,3	-	3 / 225	2,4
C2						
ES1-DVRPTW	-	67,0	63,0	69,0	102 / 200	2,0
ES2-DVRPTW	30,5	-	34,5	39,5	28 / 200	2,9
MACS-DVRPTW	37,0	65,5	-	36,5	37 / 200	2,0
SA-DVRPTW	31,0	60,5	3,5	-	4 / 200	2,5
R1						
ES1-DVRPTW	-	62,7	55,0	52,3	119 / 300	2,3
ES2-DVRPTW	36,0	-	42,0	45,0	45 / 300	2,8
MACS-DVRPTW	45,0	58,0	-	56,7	68 / 300	2,4
SA-DVRPTW	47,7	55,0	42,7	-	66 / 300	2,5
R2						
ES1-DVRPTW	-	55,3	69,8	78,5	110 / 275	1,9
ES2-DVRPTW	42,5	-	59,6	63,6	101 / 275	2,3
MACS-DVRPTW	30,2	40,4	-	57,8	35 / 275	2,7
SA-DVRPTW	21,5	36,4	40,7	-	25 / 275	3,0
RC1						
ES1-DVRPTW	-	71,0	50,5	55,5	69 / 200	2,2
ES2-DVRPTW	29,0	-	34,5	35,0	26 / 200	3,0
MACS-DVRPTW	49,5	65,5	-	52,0	55 / 200	2,3
SA-DVRPTW	44,5	65,0	48,0	-	50 / 200	2,4
RC2						
ES1-DVRPTW	-	71,5	68,5	67,0	94 / 200	1,9
ES2-DVRPTW	28,5	-	44,5	49,0	37 / 200	2,8
MACS-DVRPTW	31,5	55,5	-	49,0	37 / 200	2,6
SA-DVRPTW	33,0	51,0	45,5	-	30 / 200	2,7
Gesamt						
ES1-DVRPTW	-	65,3	53,6	59,4	523 / 1400	2,2
ES2-DVRPTW	33,6	-	37,6	43,5	244 / 1400	2,8
MACS-DVRPTW	46,4	62,4	-	56,8	398 / 1400	2,2
SA-DVRPTW	40,6	56,5	31,2	-	178 / 1400	2,6

Tab. 9: Vergleich der relativen Performance: Wegstrecke

Die Analyse der Ergebnisse der Crossmatrix in Tab. 9 liefert ein klareres Bild als die Box-plots aus Abb. 70 und Abb. 71. Auch hier kann ES1-DVRPTW als bestes Verfahren bestimmt

werden, wobei MACS-DVRPTW nur geringfügig schlechtere Ergebnisse erzielt. ES1-DVRPTW erzielt gegenüber den anderen Verfahren in mindestens 53% der untersuchten Konstellationen bessere Ergebnisse und gegenüber ES2-DVRPTW im Maximum sogar 65,3%. MACS-DVRPTW erzielt im direkten Vergleich zu ES1-DVRPTW nur in 46,4% der Fälle bessere Ergebnisse, während ES1-DVRPTW diese in 53,6% der Vergleiche erreicht. Während bezüglich des relativen Ranges kein Unterschied zwischen beiden Verfahren vorliegt, belegt die Anzahl der erzielten besten Lösungen (Best) die Überlegenheit von ES1-DVRPTW. ES2-DVRPTW und SA-DVRPTW liegen in den Ergebnissen so eng beieinander, dass eine Rangfolge zwischen diesen beiden Verfahren auch hier schwer zu treffen ist. Während SA-DVRPTW im direkten Vergleich mit 56,5% besseren Ergebnissen überlegen ist, spricht die Anzahl der besten Lösungen mit 244 für ES2-DVRPTW. Hinsichtlich des relativen Ranges ist ein kleiner Vorteil für SA-DVRPTW festzuhalten. Insgesamt kann somit aufgrund der Gesamtbetrachtung ein kleiner Vorteil für SA-DVRPTW festgehalten werden. Die Einzelbetrachtungen in Tab. 9 bestätigen die getroffenen Aussagen. ES1-DVRPTW dominiert bis auf die C1 Problemklasse die Verfahren in allen anderen Problemklassen. MACS-DVRPTW ist mit großem Abstand das beste Verfahren für die C1-Probleme, sowohl hinsichtlich des paarweisen Vergleiches als auch der erzielten besten Lösungen. SA-DVRPTW und ES2-DVRPTW nehmen abwechselnd den dritten und vierten Platz ein.

Für das Zielkriterium Wegstrecke kann somit ES1-DVRPTW als das am besten geeignete Verfahren identifiziert werden, mit einem kleinen Vorsprung vor MACS-DVRPTW, aber klarem Vorsprung vor ES2- und SA-DVRPTW. Die abwechselnde Nutzung unterschiedlicher Operatoren zur Generierung neuer Lösungen bei ES1-DVRPTW hat sich wiederum als leistungsfähiges Konzept für die Anforderungen dynamischer Tourenplanung erwiesen. MACS-DVRPTW profitiert stark von dem verwendeten lokalen Suchverfahren Cross Exchange, das als aufwendiges aber leistungsfähiges Suchverfahren zur Reduzierung der zurückgelegten Wegstrecke gilt.²⁹⁵

²⁹⁵ Siehe hierzu TAILLARD, J. ET AL. (1997), S. 170-186.

4.5.3 Verspätungen

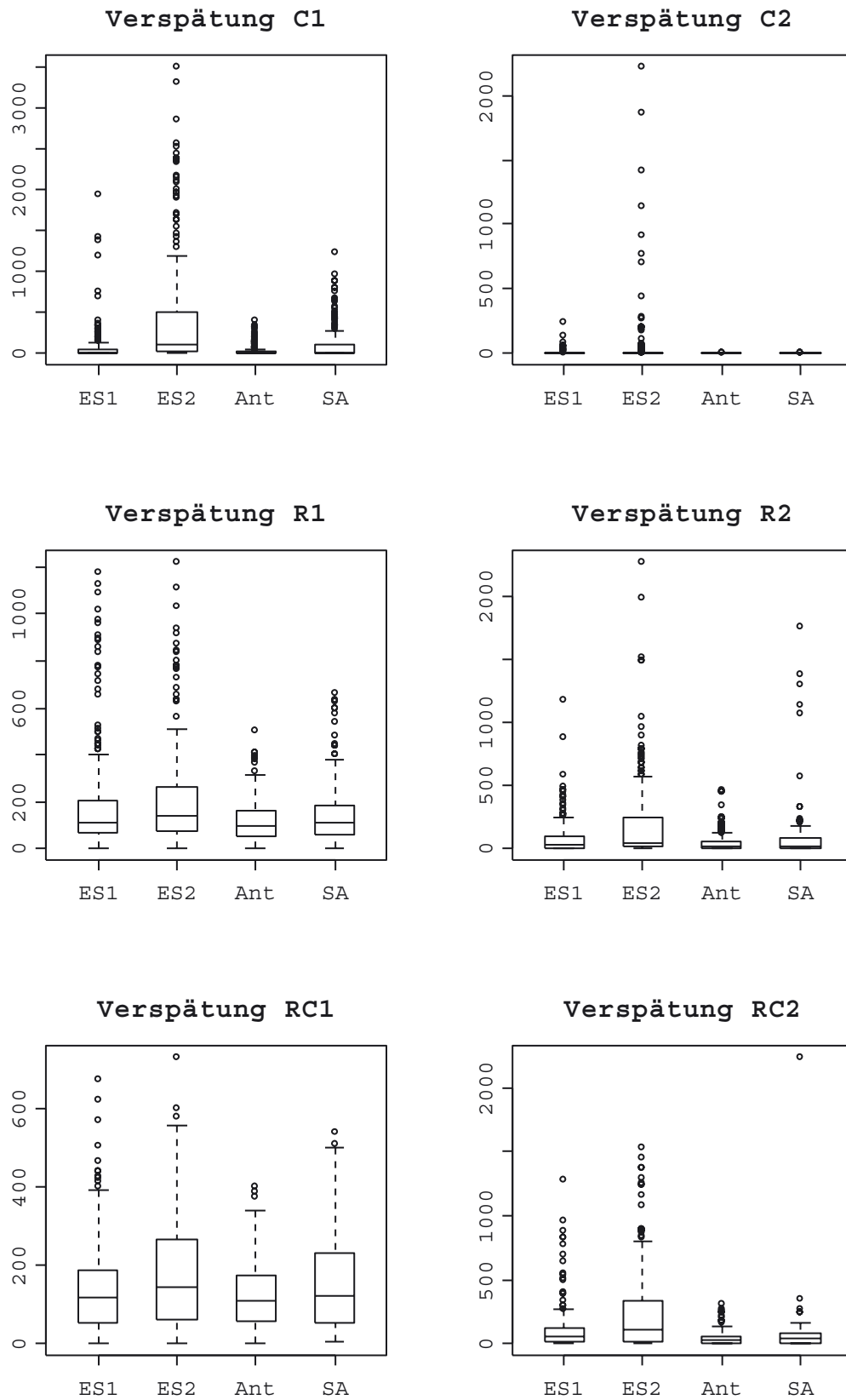


Abb. 72: Boxplots für die Verspätung: Einzelbetrachtungen

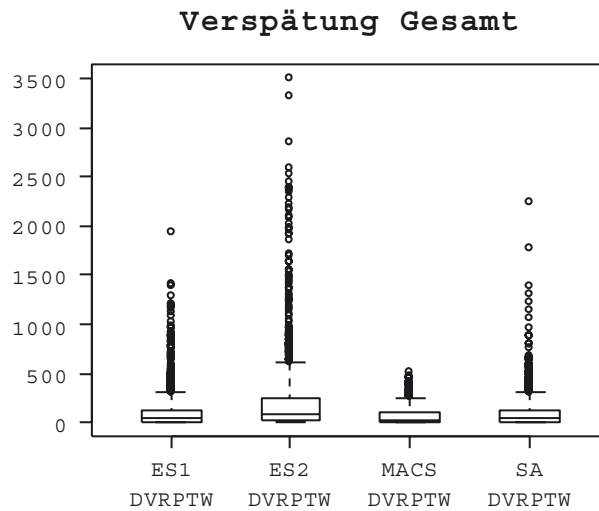


Abb. 73: Boxplot für die Verspätung: Gesamt-Betrachtung

Anhand der Boxplots in Abb. 72 und Abb. 73 kann für das Zielkriterium 'Verspätung' MACS-DVRPTW als das beste Verfahren bestimmt werden. Sowohl in den Einzelbetrachtungen in Abb. 72 als auch in der Gesamt-Betrachtung in Abb. 73 sind mit diesem Verfahren die besten Ergebnisse erzielt worden. Die Größe der Quantile und vor allen Dingen Anzahl und Ausprägungen der Extremwerte sind bei den anderen Verfahren deutlich größer. Ebenso klar wie MACS-DVRPTW innerhalb dieses Zielkriteriums dominiert, unterliegt ES2-DVRPTW und erzielt hierin die schlechtesten Ergebnisse. Zwischen ES1- und SA-DVRPTW ist der Unterschied gering und fällt nur in den RC1-Problemen klar zugunsten von SA-DVRPTW aus. In der Gesamt-Betrachtung weist SA-DVRPTW tendenziell weniger Ausreißer auf, sodass ein kleiner Vorteil für dieses Verfahren gegenüber ES1-DVRPTW zu erkennen ist.

">"	ES1-DVR PTW	ES2-DVR PTW	MACS-D VRPTW	SA-DVRP TW	Best	Ø Rang
C1						
ES1-DVRPTW	-	77,3	20,0	35,6	32 / 225	2,1
ES2-DVRPTW	16,9	-	9,8	15,1	9 / 225	3,4
MACS-DVRPTW	52,9	81,8	-	41,8	50 / 225	1,4
SA-DVRPTW	42,7	76,9	12,0	-	14 / 225	1,9
C2						
ES1-DVRPTW	-	21,0	1,0	1,5	0 / 200	1,2
ES2-DVRPTW	5,5	-	1,0	2,0	0 / 200	1,6
MACS-DVRPTW	8,0	21,0	-	1,5	0 / 200	1,0
SA-DVRPTW	8,0	21,0	0,5	-	0 / 200	1,1
R1						
ES1-DVRPTW	-	60,3	41,0	42,7	81 / 300	2,6
ES2-DVRPTW	39,0	-	32,3	36,3	41 / 300	2,9
MACS-DVRPTW	59,0	67,7	-	60,3	124 / 300	2,1
SA-DVRPTW	57,3	63,7	37,3	-	47 / 300	2,4
R2						
ES1-DVRPTW	-	61,8	44,0	41,1	62 / 275	2,4
ES2-DVRPTW	35,3	-	32,7	30,5	38 / 275	2,9
MACS-DVRPTW	53,5	64,4	-	44,7	70 / 275	2,3
SA-DVRPTW	54,9	66,5	49,1	-	69 / 275	2,2
RC1						
ES1-DVRPTW	-	64,0	43,5	49,0	54 / 200	2,4
ES2-DVRPTW	35,5	-	36,0	41,5	32 / 200	2,9
MACS-DVRPTW	56,5	64,0	-	63,5	68 / 200	2,2
SA-DVRPTW	51,0	58,5	36,5	-	46 / 200	2,5
RC2						
ES1-DVRPTW	-	65,5	32,5	37,5	41 / 200	2,6
ES2-DVRPTW	33,5	-	26,5	28,5	32 / 200	3,1
MACS-DVRPTW	67,0	73,5	-	50,5	69 / 200	2,0
SA-DVRPTW	61,5	71,0	38,0	-	40 / 200	2,2
Gesamt						
ES1-DVRPTW	-	59,0	31,6	35,5	270 / 1400	2,3
ES2-DVRPTW	28,6	-	24,0	26,5	152 / 1400	2,8
MACS-DVRPTW	50,4	62,9	-	44,9	381 / 1400	1,9
SA-DVRPTW	47,1	60,6	30,3	-	216 / 1400	2,1

Tab. 10: Vergleich der relativen Performance: Verspätung

Die Ergebnisse des paarweisen Vergleiches aus Tab. 10 bestätigen die bisherigen Erkenntnisse bezüglich des Zielkriteriums 'Verspätung'. MACS-DVRPTW erzielt in allen Problemgruppen am meisten beste Lösungen und dominiert mit 50,4%, 62,9% und 44,9% klar die übrigen Verfahren ES1-DVRPTW, ES2-DVRPTW und SA-DVRPTW. Der relative Rang unterstreicht dieses Ergebnis noch zusätzlich. Auch bei dieser Gegenüberstellung schneidet ES2-DVRPTW klar am schlechtesten ab und bildet in der Rangfolge das Schlusslicht. Auch zwischen den verbleibenden SA- und ES1-DVRPTW ist die Rangfolge klar zu bilden. Zwar liegen die Ergebnisse nicht weit auseinander, aber SA-DVRPTW hat letztendlich immer tendenziell die besseren Ergebnisse erzielt und belegt somit hinter MACS-DVRPTW den zweiten Platz. Sowohl SA- als auch MACS-DVRPTW benutzen als lokales Suchverfahren den Cross Exchange.²⁹⁶ Die Ergebnisse zeigen die Leistungsfähigkeit des Verfahrens für die Optimierung dieses Zielkriteriums. Eine Erweiterung des Operatorenpools *MoveSet* von ES1-DVRPTW könnte unter Umständen die Schwäche des Verfahrens bezüglich dieses Zielkriteriums mindern.

4.5.4 Zusammenfassung der Ergebnisse der Gegenüberstellung

Der Vergleich der Ergebnisse der umgesetzten Metaheuristiken hinsichtlich der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke' und 'Verspätung', hat ES1-DVRPTW in zwei der drei Zielkriterien klar als bestes Verfahren ergeben. Der Anteil abgewiesener Kunden und die Wegstrecke werden von diesem Verfahren am besten optimiert. Auch hinsichtlich des letzten Zielkriteriums erzielt das Verfahren gute Lösungen, schneidet aber im direkten Vergleich zum MACS-DVRPTW und SA-DVRPTW klar bzw. geringfügig schlechter ab. Das Cross Exchange hat sich als lokales Suchverfahren dieser beiden Verfahren, dem Operatoren aus dem *MoveSet* als überlegen erwiesen. Nach ES1-DVRPTW rangiert an zweiter Stelle MACS-DVRPTW aufgrund des schlechteren Abschneidens bezüglich der beiden ersten Zielkriterien. SA- und ES2-DVRPTW belegen abwechselnd den vorletzten oder letzten Platz.

Die erhaltene Rangfolge ist für die einzelnen Problemklassen meistens identisch, sodass kein grundsätzlicher Einfluss der Charakteristik der unterschiedlichen Tourenplanungsprobleme

²⁹⁶ Siehe hierzu Kapitel 4.3.1.

C1, C2, R1, R2, RC1 und RC2 auf die relative Vorteilhaftigkeit der einzelnen Verfahren erkannt werden kann.

Das unterdurchschnittliche Abschneiden des SA-DVRPTW zeigt die Überlegenheit der populationsbasierten Verfahren für diese Problemstellung. Durch den Populationsansatz steigt zwar der Rechenaufwand, die parallele Suche mehrerer Individuen beinhaltet aber letztlich eine größere Flexibilität für die Anpassung an sich verändernde Umgebungen.²⁹⁷

Die guten Ergebnisse von ES1-DVRPTW sind maßgeblich dem Prinzip der Bereitstellung und Auswahl mehrerer unterschiedlicher Operatoren zuzuschreiben. Auch hier ist der Rechenaufwand größer, durch die immer zufällige Auswahl unterschiedlicher Operatoren wird aber eine explorative Suche forciert, die flexibler auf sich ändernde Problemstellungen reagieren kann und so auch bei hohen Dynamikgraden und Ankunftsraten gute Ergebnisse erzielt. Durch eine Erhöhung des Koeffizienten α_i des Strafterms könnten zudem noch die etwas schlechteren Ergebnisse bezüglich der Verspätung optimiert werden.

Das teilweise schlechte Abschneiden von ES2-DVRPTW verdeutlicht die geringe Eignung des verwendeten modifizierten Or-opt-Operators. Das Prinzip der bestmöglichen Einfügung der zuvor ausgefügten Kunden mittels einer einfachen Einfügeheuristik ist - insbesondere bei hohen Dynamikgraden und Ankunftsraten - nicht mehr effektiv genug und produziert zu viele unzulässige Tourenpläne.²⁹⁸ Jeder erzeugte unzulässige Tourenplan bedeutet erfolglos eingesetzte Optimierungszeit, die in dynamischen Problemstellungen eine kritische Größe darstellt.

Abschließend beurteilt kann ES1-DVRPTW - trotz einiger Schwächen bezüglich des Zielkriteriums 'Verspätung' - als das beste Verfahren im direkten Vergleich und SA-DVRPTW als

²⁹⁷ Die Wahrscheinlichkeit, einen Kunden in einen Tourenplan zu integrieren, ist geringer, als wenn n Tourenpläne zur Auswahl stehen.

²⁹⁸ Die Einfügeheuristik als Konstruktionsverfahren für die einzufügenden Kunden findet zu wenige zulässige Einfügestellen und erzeugt somit Tourenpläne die nicht alle aktuellen Kunden bedienen.

das am wenigsten geeignete Verfahren eingestuft werden. Je nachdem, welches Zielkriterium und welche Problemklasse im Mittelpunkt der Untersuchung stehen, teilen sich ES2-DVRPTW und MACS-DVRPTW Platz zwei und drei. Das Schlusslicht der vier getesteten Verfahren bildet SA-DVRPTW.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Ziel dieser Arbeit ist die Untersuchung des Verhaltens von vier Metaheuristiken für ein dynamisches Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern. Hierzu wurden neben zwei Evolutionären Strategien ein Ameisenalgorithmus und ein Simulated Annealing Algorithmus.

Nachdem zu Beginn in Kapitel 2 auf die Grundlagen der Tourenplanung in Form einer Einordnung in die betriebswirtschaftliche Logistik und eines Klassifikationsschemas eingegangen worden ist, wurde abschließend der Spezialfall der dynamischen Tourenplanungsprobleme näher erläutert. Neben den wesentlichen Eigenschaften der R-Probleme und der die Dynamik beschreibenden Elemente, sind die Zielsetzungen und Nebenbedingungen dieser Klasse von Tourenplanungsproblemen erläutert worden. Zudem hat die Darstellung der Einsatzgebiete die bedeutende Relevanz und Präsenz dieser Problemklasse in praktischen Fragestellungen verdeutlicht. Anhand der in diesem Kapitel beschriebenen wenigen Ansätze dynamischer Tourenplanung wird der Fokus der bisherigen Arbeiten offensichtlich, der auf der Bestimmung einer möglichst optimalen Strategie mit den dynamischen Informationen umzugehen bei einem gegebenen Optimierungsverfahren liegt. Der Ansatz dieser Arbeit, bei gegebener Strategie das Verhalten unterschiedlicher Optimierungsverfahren zu untersuchen, stellt daher eine notwendige Erweiterung der bisherigen Arbeiten dar.

Im Anschluss an die Grundlagen der Tourenplanung im Allgemeinen und der dynamischen im Speziellen wurde in Kapitel 3 für die untersuchten Metaheuristiken die grundsätzliche Funktionsweise erläutert und, sofern sie nicht ohnehin für Tourenplanungsprobleme entwickelt worden sind, auch die notwendigen Modifikationen dargestellt, um ganzzahlige kombinatorische Optimierungsprobleme lösen zu können.

In Kapitel 4 sind die konkrete Problemstellung, die den Untersuchungen zugrunde liegt, vorgestellt sowie die im Rahmen dieser Arbeit in Anlehnung an die Solomon'schen Benchmark-Probleme erstmals generierten und veröffentlichten dynamischen Testprobleme präsentiert worden. Zudem ist an dieser Stelle die SEO Strategie zum Umgang mit den dynamischen Informationen erläutert worden. Nach der Beschreibung der Umsetzung der Algorithmen für das statische Problem ist mit den Erläuterungen der vorgenommenen Modifikationen, um das

dynamische Probleme lösen zu können, jeweils ES1-DVRPTW, ES2-DVRPTW, MACS-DVRPTW und SA-DVRPTW vorgestellt worden. Für jedes Verfahren sind die erzielten Ergebnisse hinsichtlich der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Wegstrecke', 'Verspätung' getrennt aufgeführt worden, die das Verhalten der Verfahren für diese Problemstellung dokumentieren.

Grundsätzlich kann für alle getesteten Verfahren als Ergebnis festgehalten werden, dass eine dynamische Tourenplanung mit ihnen erfolgreich durchgeführt werden kann. Der Vergleich der erzielten Ergebnisse mit den Ergebnissen einer Einfügeheuristik hat eine Überlegenheit aller vier getesteten Verfahren ergeben. Daher kann als zweites Ergebnis festgehalten werden, dass es klar von Vorteil ist, die Zeit zwischen zwei Ereignissen, in der das Problem keiner Veränderung unterliegt, zur Suche nach Verbesserungsmöglichkeiten zu nutzen.

Aus der vergleichenden Beurteilung der Ergebnisse der Metaheuristiken am Ende von Kapitel 4 ist die Evolutionäre Strategie ES1-DVRPTW klar als bestes Verfahren der vier getesteten hervorgegangen. Hinsichtlich der beiden wichtigsten Zielkriterien 'abgewiesene Kunden' und 'Wegstrecke' ist es allen Verfahren klar überlegen und lediglich hinsichtlich der Verspätung schlechter als MACS-DVRPTW, der wiederum Rang 2 in der abschließenden Bewertung einnimmt. ES1-DVRPTW ist in diesem Zielkriterium nur unwesentlich schlechter als MACS-DVRPTW, während SA-DVRPTW demgegenüber deutlich schlechter abschneidet und damit den letzten Platz im direkten Vergleich belegt. Das schlechte Abschneiden von SA-DVRPTW zeigt die Unterlegenheit eines Suchprozesses, der auf einer einzelnen Lösung aufbaut. Durch ihren Populationsansatz ist es den übrigen Verfahren möglich, parallel nach Lösungen zu suchen. Darüber hinaus können sie in den unterschiedlichen Lösungen, die parallel vorgehalten werden, Informationen konservieren, die aktuell unwichtig sind, aber in einer durch ein neues Ereignis veränderten Problemsituation von Vorteil sein können. Dieses Potenzial führt zu einer Flexibilität, die insbesondere in hohen Dynamikgraden für die Erfüllung der Ziele der dynamischen Tourenplanung benötigt wird. Das lokale Suchverfahren CE des MACS-DVRPTW hat maßgeblich zur Qualität der erzielten Ergebnisse des Verfahrens beigetragen, wobei es allerdings nicht in der Lage war, die Schwächen des Simulated Annealing Verfahrens zu kompensieren. Die Mutationsvorschrift von ES2-DVRPTW in Form des modifizierten Or-opt-Operators hat bei hohen Dynamikgraden und Ankunftsraten zu schlechteren Ergebnissen als bei MACS-DVRPTW oder ES1-DVRPTW geführt. Es sollte daher nach Möglichkeit für dynamische Tourenplanungsprobleme ein leistungsfähigeres lokales Suchverfahren gewählt, oder zumindest - wie im Falle von ES1-DVRPTW - in Kombination mit an-

deren Verfahren angewendet werden. Das Prinzip der zufälligen Auswahl eines Operators aus einem Pool von Operatoren bei ES1-DVRPTW stellt trotz des größeren Bedarfes an Rechenleistung, das beste Suchverfahren innerhalb der vier getesteten dar. Durch die freie Auswahl und Kombination verschiedener Verfahren bietet dieser Ansatz die notwendige Flexibilität, um eine Suche umzusetzen, die sowohl explorativ als auch exploitativ arbeitet. Dadurch kann sich das Verfahren sowohl schnell an sich ändernde Situationen anpassen als auch den begrenzten Zeitraum bis zum nächsten Ereignis angemessen ausnutzen, um die Lösung signifikant zu verbessern.

Ausblick

Mit dieser Arbeit wurde das Spektrum der Untersuchungen im Bereich der dynamischen Tourenplanung um eine erweitert, auf die folgende Arbeiten aufbauen können. Es wurde gezeigt, dass dynamische Tourenplanung auch und vor allen Dingen mit Metaheuristiken erfolgreich durchgeführt werden kann. In dieser Arbeit wurde ein konkretes Anwendungsbeispiel für die Untersuchungen ausgewählt. Neben dem Tourenplanungsproblem mit Zeitfenstern existieren jedoch noch viele weitere Problemstellungen, wie sie auch in Kapitel 2.3.3 vorgestellt worden sind. Für eine differenzierte und abschließende Beurteilung der Algorithmen sollte daher eine Erweiterung der Vergleichsbasis um weitere verschiedene dynamische Tourenplanungsprobleme in folgenden Arbeiten erfolgen.

Neben weiteren unterschiedlichen Anwendungsgebieten können auch innerhalb der dynamischen Tourenplanung mit Zeitfenstern weitere Problemformulierungen untersucht werden, um ein detaillierteres Bild über das Verhalten der Metaheuristiken für diese Problemstellung zu erhalten. So wird in dieser Arbeit von einer maximalen, vorgegebenen Anzahl an zur Verfügung stehenden Fahrzeugen ausgegangen und das daraus resultierende Verhalten der drei Zielkriterien 'abgewiesene Kunden', 'Weg-strecke' und 'Verspätung' betrachtet. Eine ebenso interessante Fragestellung wäre, die Fahrzeuganzahl als Variable zu definieren und zu bestimmen, wie viele Fahrzeuge benötigt werden, um über alle Parameterkonstellationen keine Kunden abzuweisen, bzw. keine Verspätungen aufkommen zu lassen. Aus einer solchen Untersuchung können Größen für einen vorzuhaltenden Fuhrpark abgeleitet werden, um daraufhin z. B. Bedienungsgarantien für die angebotene Dienstleistung zu erteilen.

Die Ergebnisse der Arbeit haben gezeigt, dass die Metaheuristiken in der Lage sind, mit dynamischen Elementen in der Problemstellung umzugehen und diese lösen zu können. Nach der erfolgreichen Untersuchung einer einzelnen dynamischen Größe - der zu bedienenden

Kunden - stellt sich die Frage, wie sich die Berücksichtigung weiterer dynamischer Elemente auswirkt. So sind vor dem Hintergrund praktischer Fragestellungen besonders die Auswirkungen einer Berücksichtigung dynamischer Größen wie Unfälle, Fahrerausfälle oder tagesabhängiger Fahrtzeiten von Interesse. Darüber hinaus existiert aber eine Vielzahl weiterer Größen, die dynamischer Natur sind und in dieser Form aber noch keinen Eingang in die Problemstellungen gefunden haben. Das Spektrum der Anwendungen ist in dieser Hinsicht zu vergrößern.

Im Rahmen der SEO-Strategie werden immer nur in dem Teil der Tour nach Einfügestellen gesucht, der bislang noch nicht bedient worden ist, abzüglich des gerade angesteuerten Kunden, wodurch eine Umleitung der Fahrzeuge von ihrem aktuell angesteuerten Ziel nicht zugelassen wird. Je nach Nachfragezeitpunkt und Lage des dynamischen Kunden könnte dies aber von Vorteil sein. Auf der anderen Seite könnte durch die Zulassung solcher Umleitungen auch eine Minderung der Zielorientierung des Verfahrens eintreten, was zu einer Verschlechterung der Ergebnisse führt und die Vorteile unter Umständen überkompensiert. In einer gemeinsamen Anwendung kann durch die Gegenüberstellung beider Strategien dieser Fragestellung nachgegangen werden.

Die bisherigen Arbeiten konzentrierten sich auf die Bestimmung einer optimalen Strategie zum Umgang mit den dynamisch eintretenden Ereignissen und Informationen und haben in dieser Hinsicht einige interessante Ansätze vorgestellt.²⁹⁹ Die SEO-Strategie stellt dabei in ihrem Vorgehen, bei jedem Ereignis ein neues, aktualisiertes Problem zu erstellen, nur einen ersten Ansatz dar. Es ist daher für die Diskussion der Metaheuristiken von Interesse, zu untersuchen, inwieweit eine Verbesserung der Zielkriterien durch die Verwendung unterschiedlicher Strategien möglich ist und wie sich die Zusammenarbeit mit anderen Strategien grundsätzlich gestaltet.

In den jüngeren Anwendungen der untersuchten Metaheuristiken auf die statisch deterministischen Tourenplanungsprobleme sind oftmals hybride Verfahren vorgestellt worden, die aus der Kombination zweier Metaheuristiken gebildet werden und so die Stärken der Verfahren bündeln, um die Schwächen zu kompensieren. Vor dem Hintergrund dieses Trends kann sich

²⁹⁹ Vgl. BIANCHI, L. (2000), S. 5-12.

auch für dynamische Tourenplanungsprobleme eine Kombination mehrerer Verfahren als vorteilhaft erweisen, beispielsweise durch die Kombination der beiden besten Verfahren dieser Untersuchung MACS-DVRPTW und ES1-DVRPTW.

Der zweite Trend jüngerer Anwendungen im Bereich der Tourenplanung ist in der Entwicklung von Parallelisierungsstrategien zu beobachten. Ziel ist es hierbei, das Problem des Rechenbedarfes der Metaheuristiken zu entschärfen und zudem eine Steigerung der Ergebnisse zu erzielen. Da der Faktor 'Zeit' im Bereich der dynamischen Tourenplanungsprobleme im Vergleich zu den statischen eine umso kritischere Größe darstellt, ist anzunehmen, dass durch eine Parallelisierungsstrategie die erzielten Ergebnisse noch einmal deutlich verbessert werden können. Aufgrund ihres populationsbasierten Absatzes bieten sich insbesondere die Evolutionären Strategien und der Ameisenalgorithmen für derartige Strategien an.

Die positiven Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass eine dynamische Tourenplanung grundsätzlich und auch mit Metaheuristiken als Optimierungsverfahren möglich ist. Die zwar langsam aber stetig wachsende Anzahl an Arbeiten in diesem Bereich der Forschung und die ständige Weiterentwicklung der Parallelisierungsstrategien sowie der Prozessorleistungen, lassen der dynamischen Tourenplanung in Zukunft eine wachsende Bedeutung zukommen. Von dieser Entwicklung profitiert nicht zuletzt auch der Endkunde im Sinne einer bedarfsgerechteren und zuverlässigeren Bedienung seiner Nachfrage aufgrund der realitätsgetreueren Abbildung und Lösung des zugrunde liegenden Tourenplanungsproblems.

Anhang

ES1-DVRPTW

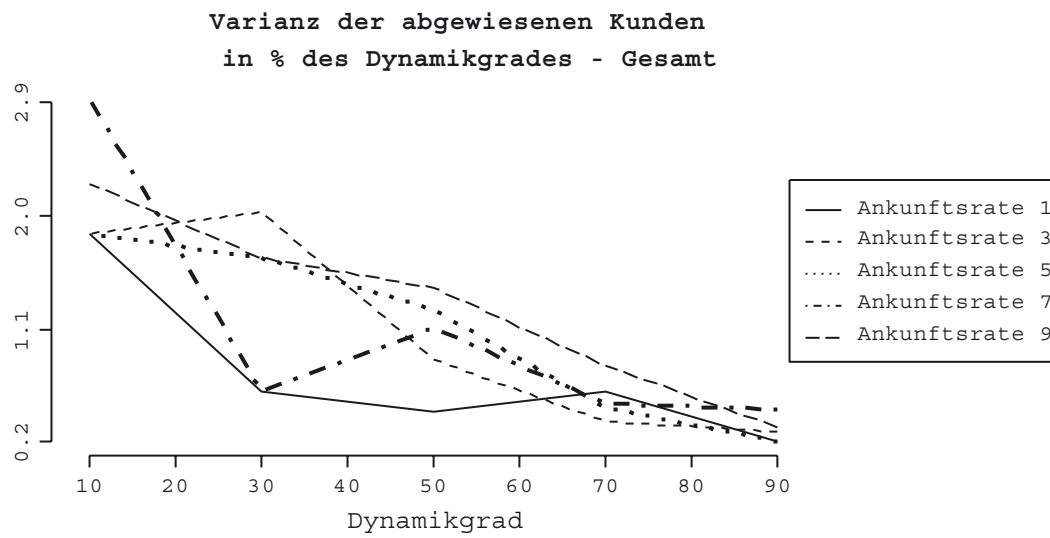


Abb. 74: Varianz der abgewiesenen Kunden Gesamtbetrachtung

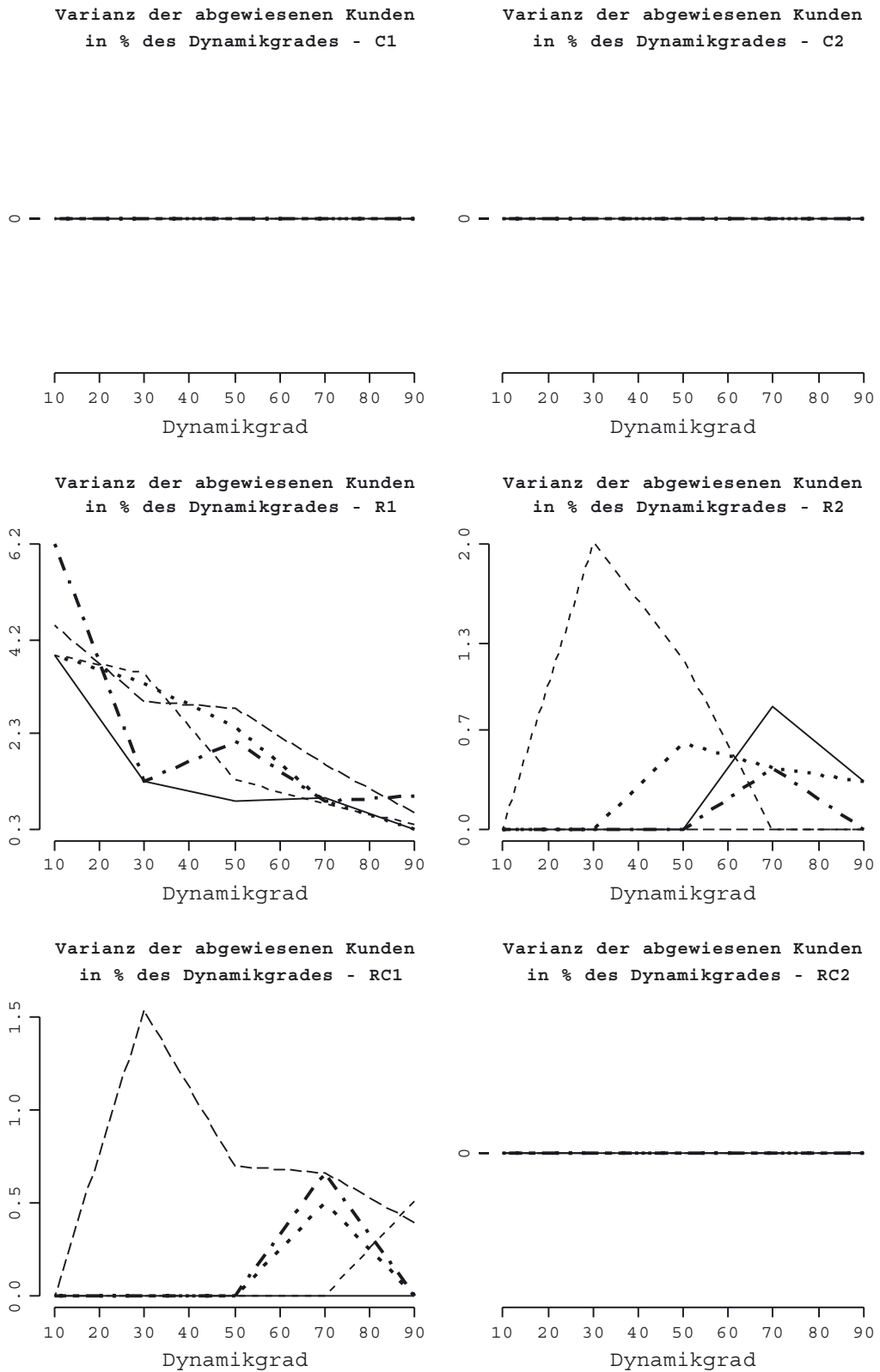


Abb. 75: Varianz der abgewiesenen Kunden Einzelbetrachtung

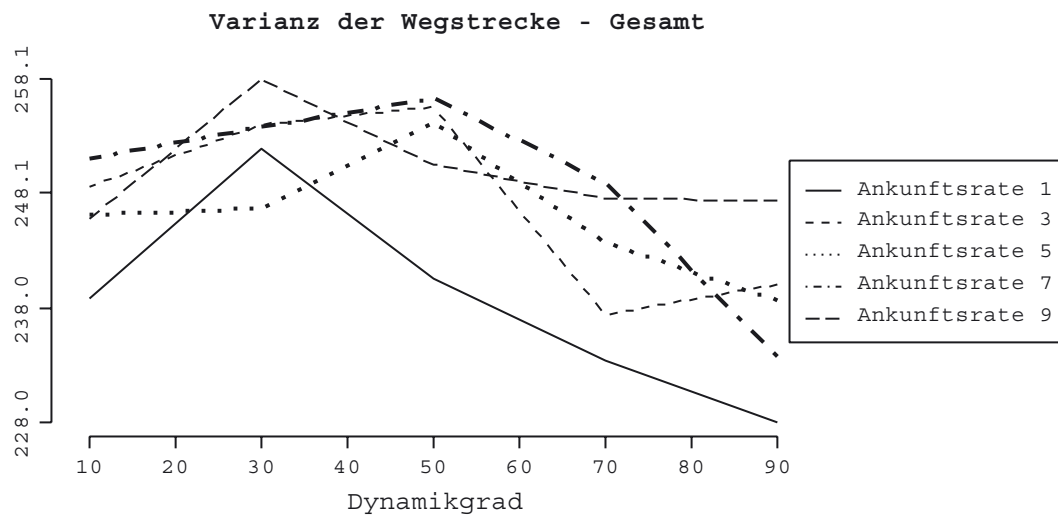


Abb. 76: Varianz der Wegstrecke Gesamtbetrachtung

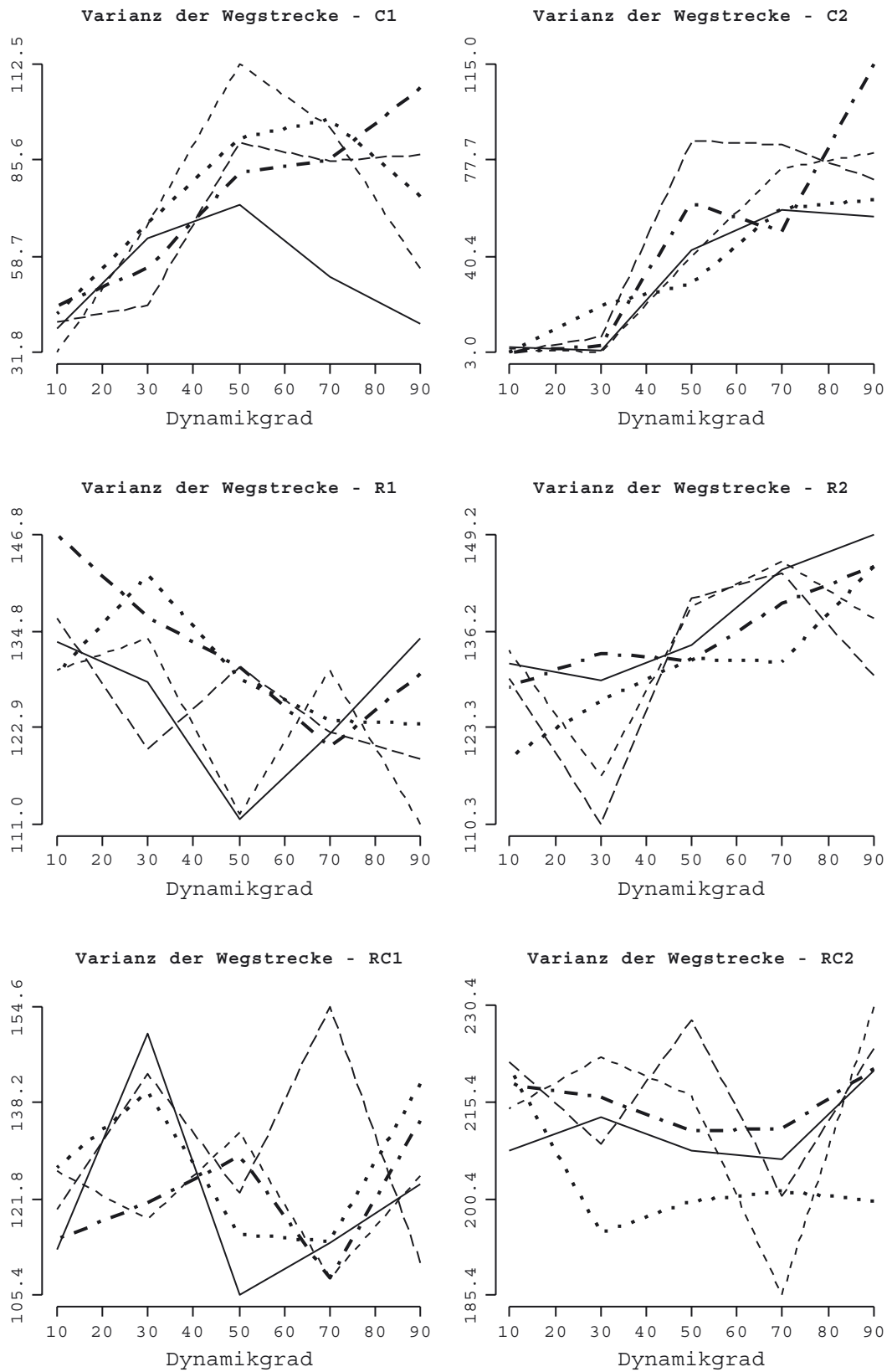


Abb. 77: Varianz der Wegstrecke Einzelbetrachtung

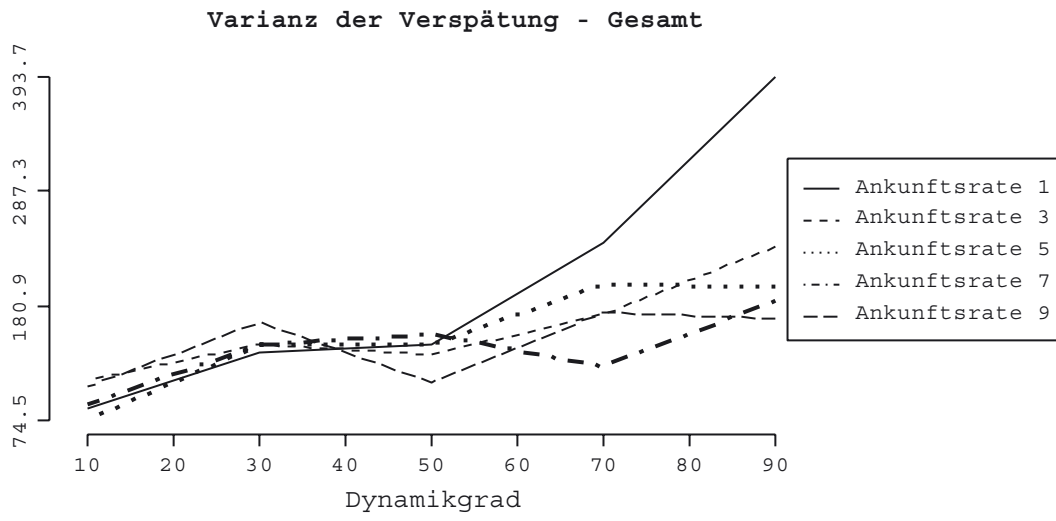


Abb. 78: Varianz der Verspätung Gesamtbetrachtung

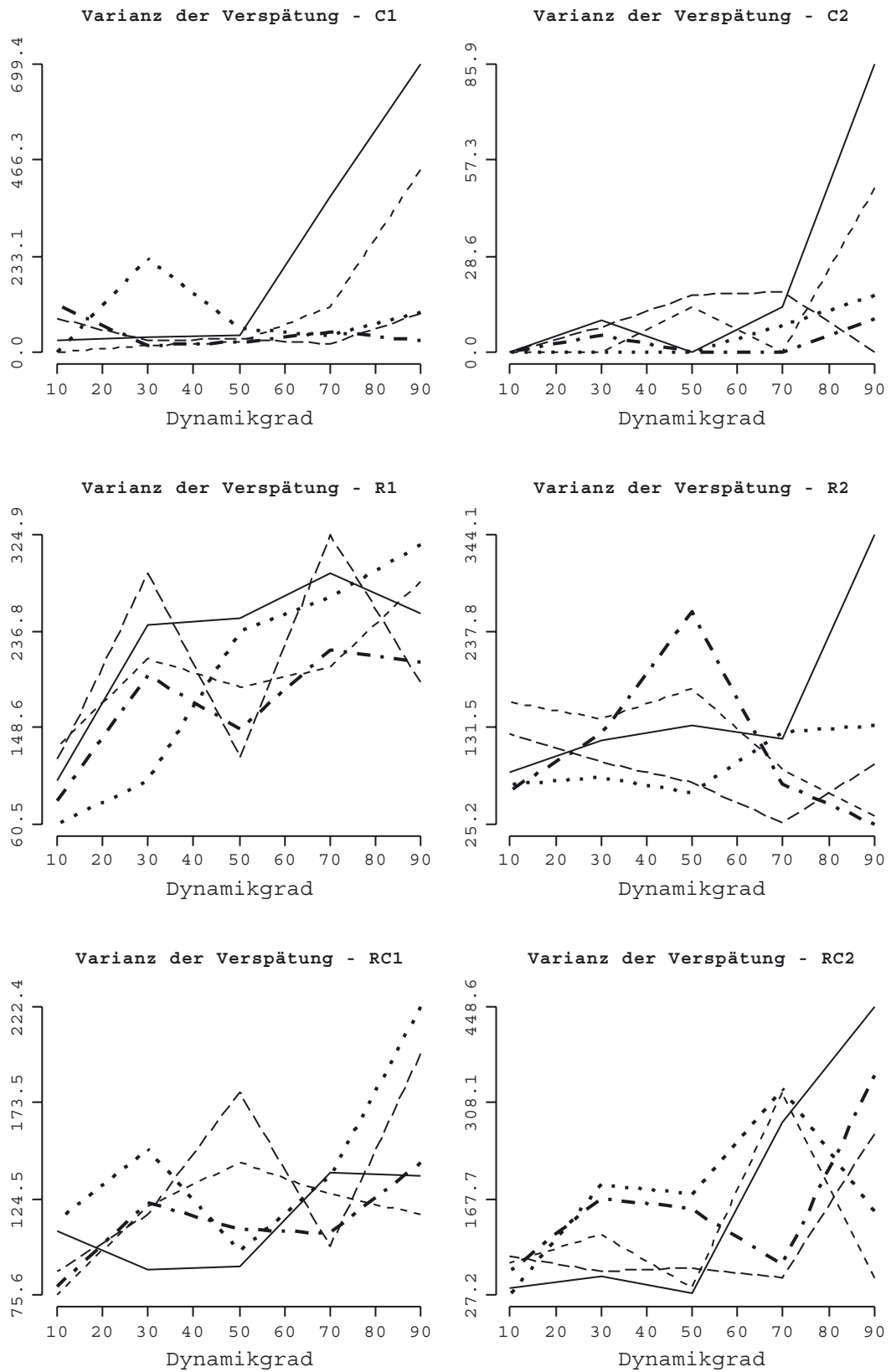


Abb. 79: Varianz der Verspätung Einzelbetrachtung

ES2-DVRPTW

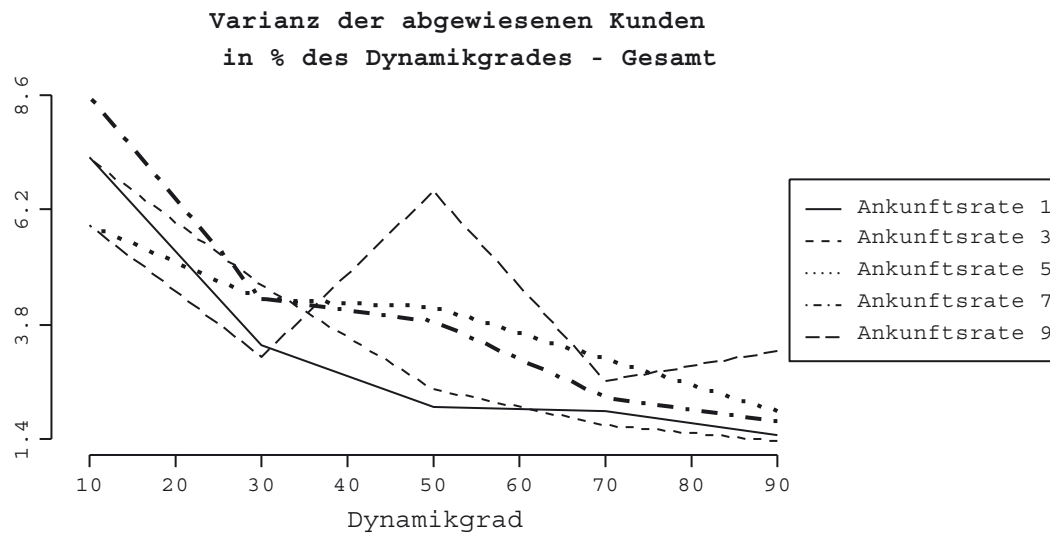


Abb. 80: Varianz der abgewiesenen Kunden Gesamtbetrachtung

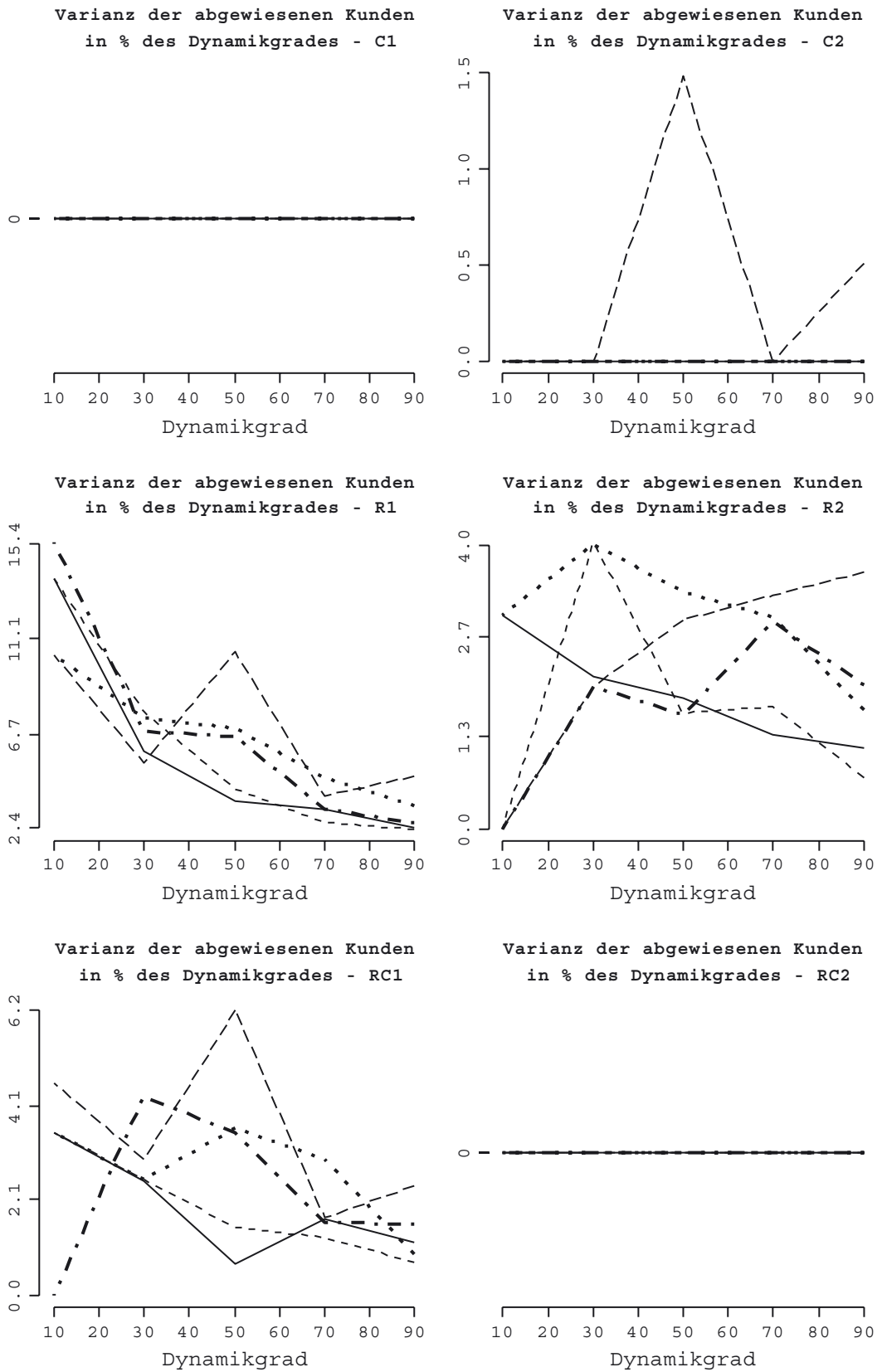


Abb. 81: Varianz der abgewiesenen Kunden Einzelbetrachtung

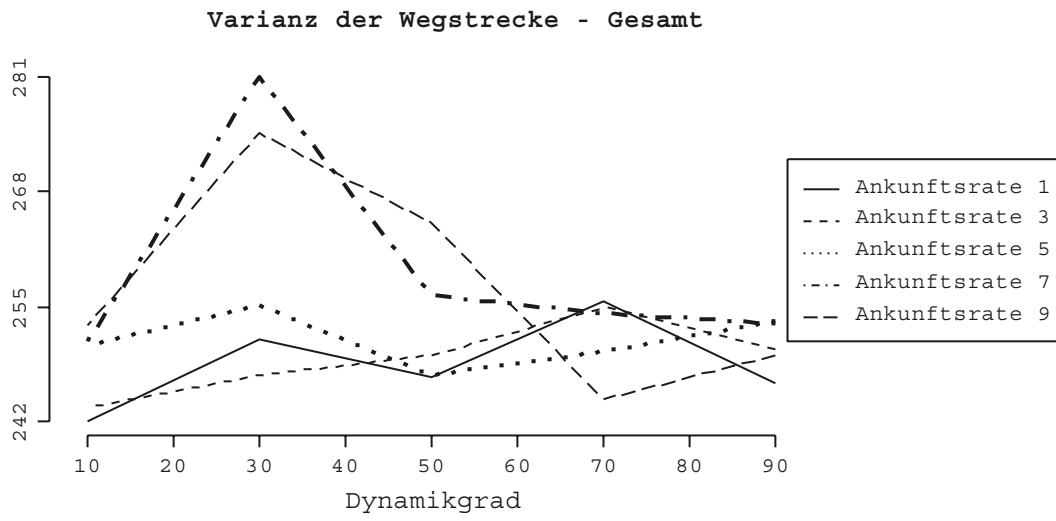


Abb. 82: Varianz der Wegstrecke Gesamtbetrachtung

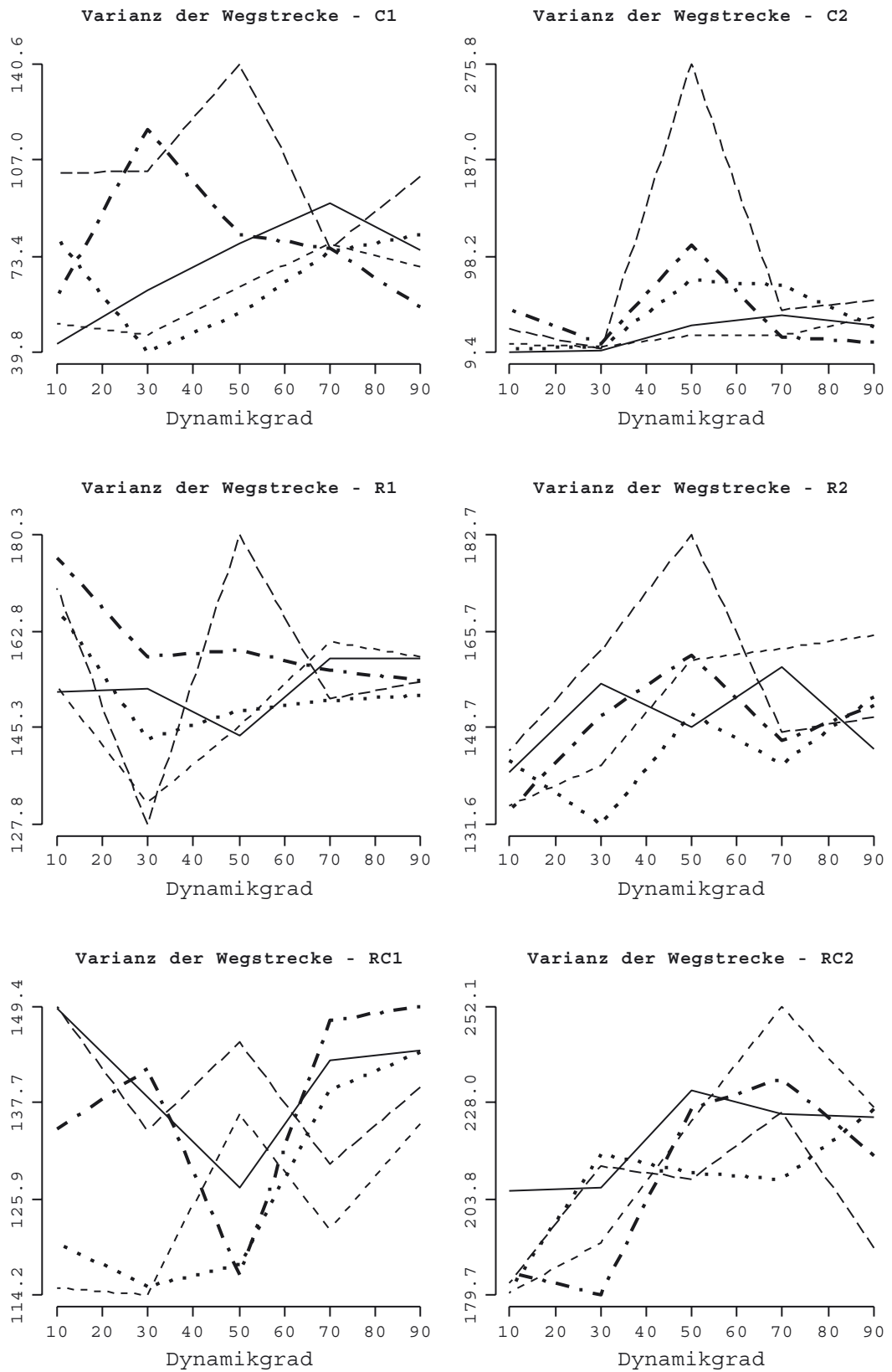


Abb. 83: Varianz der Wegstrecke Einzelbetrachtung

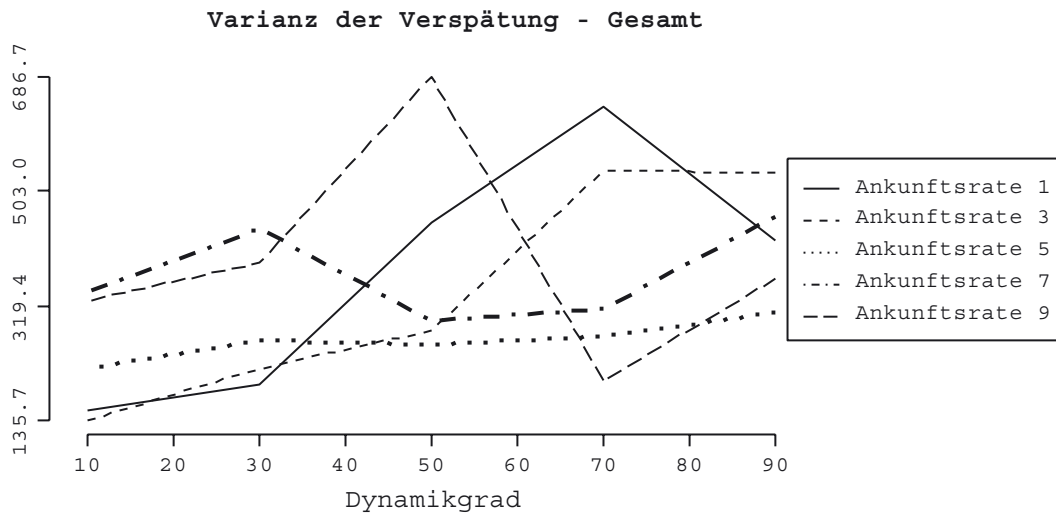


Abb. 84: Varianz der Verspätung Gesamtbetrachtung

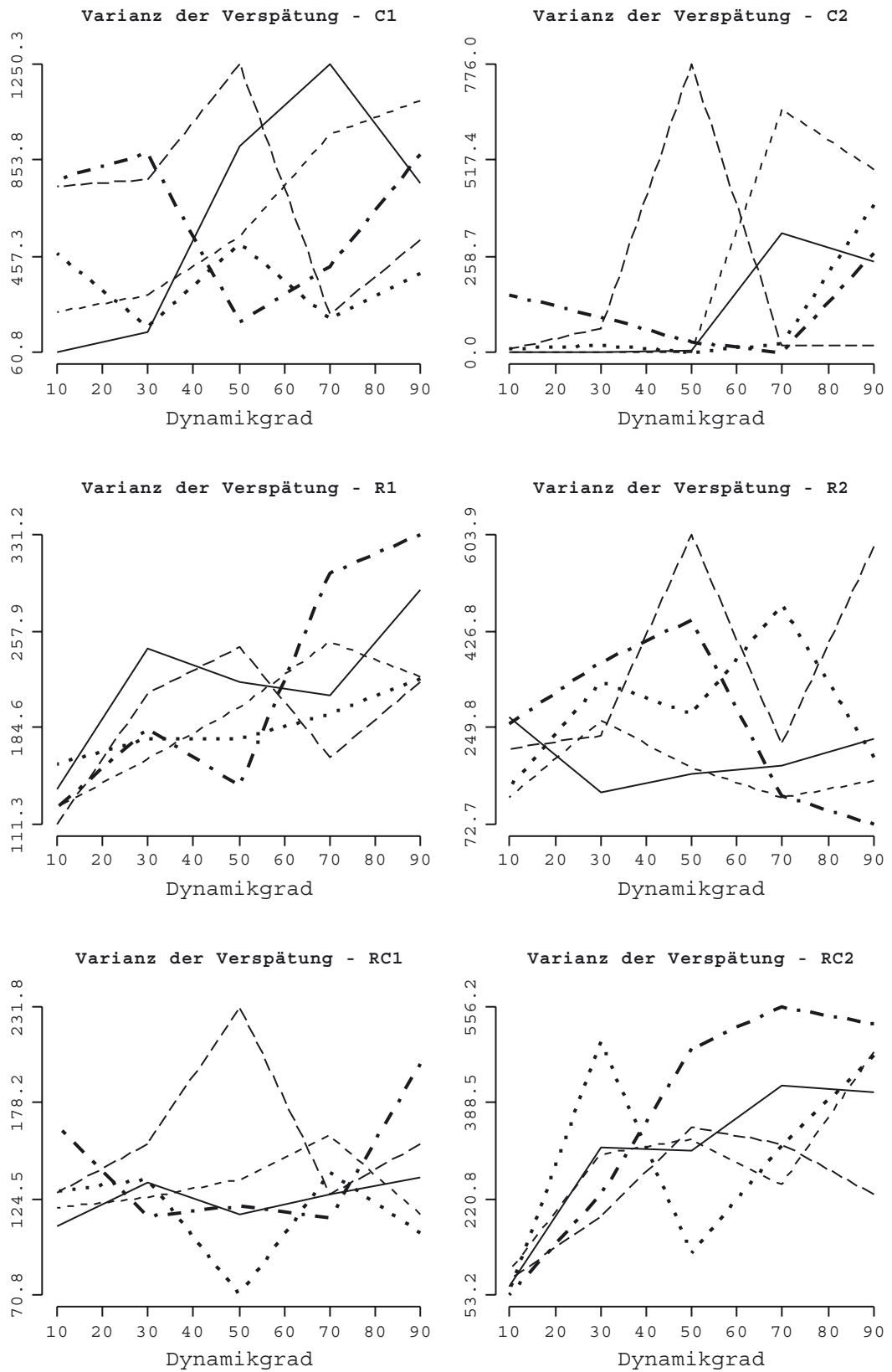


Abb. 85: Varianz der Verspätung Einzelbetrachtung

MACS-DVRPTW

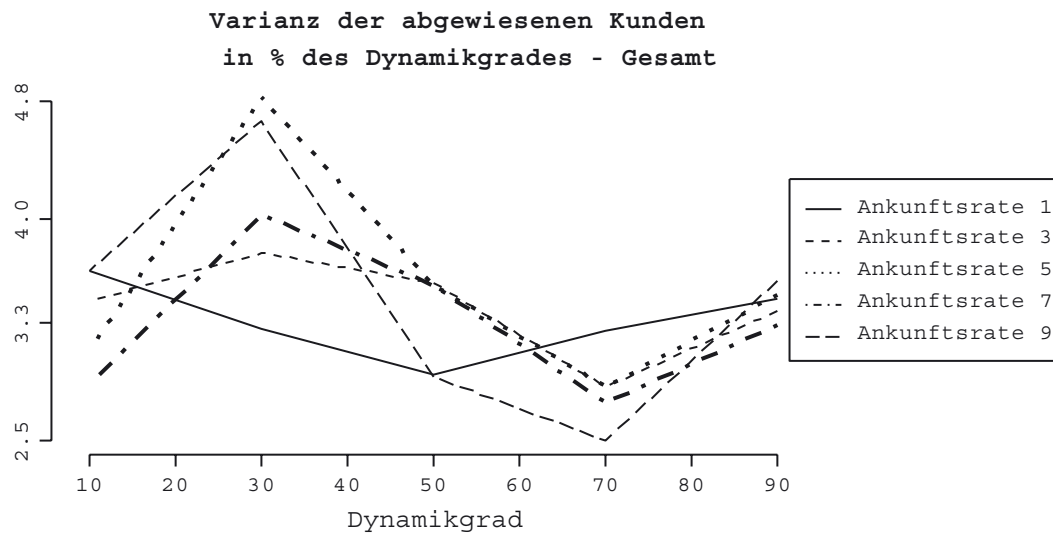


Abb. 86: Varianz der abgewiesenen Kunden Gesamtbetrachtung

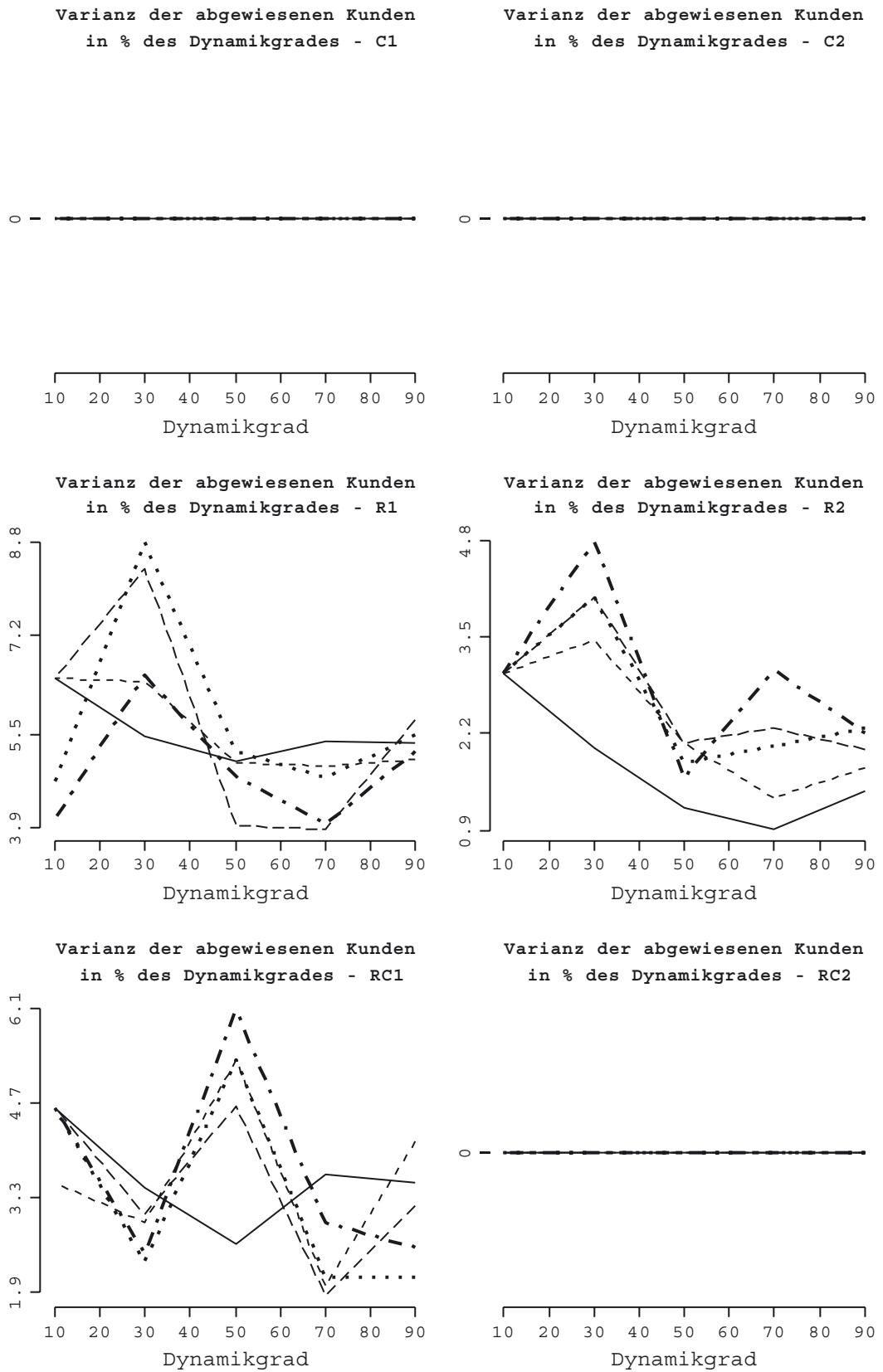


Abb. 87: Varianz der abgewiesenen Kunden Einzelbetrachtung

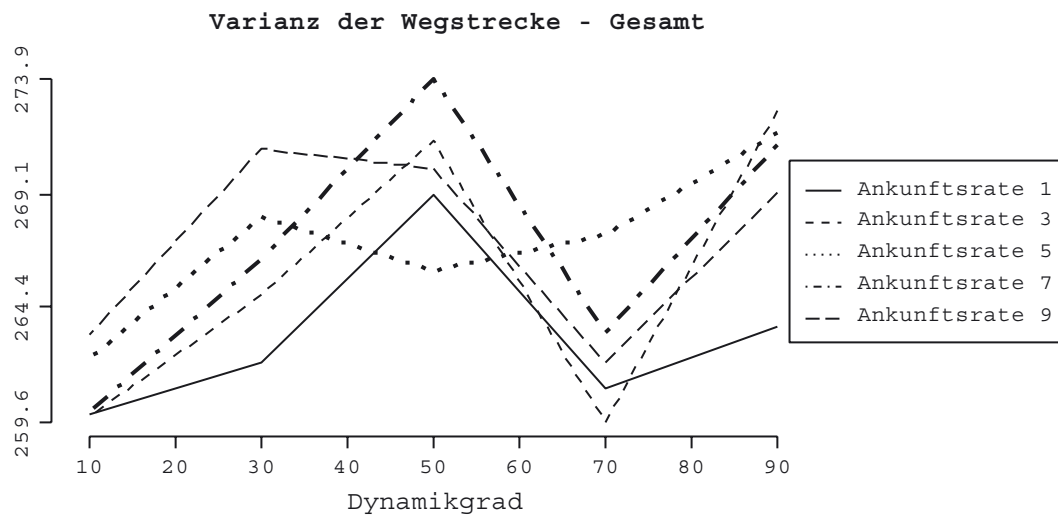


Abb. 88: Varianz der Wegstrecke Gesamtbetrachtung

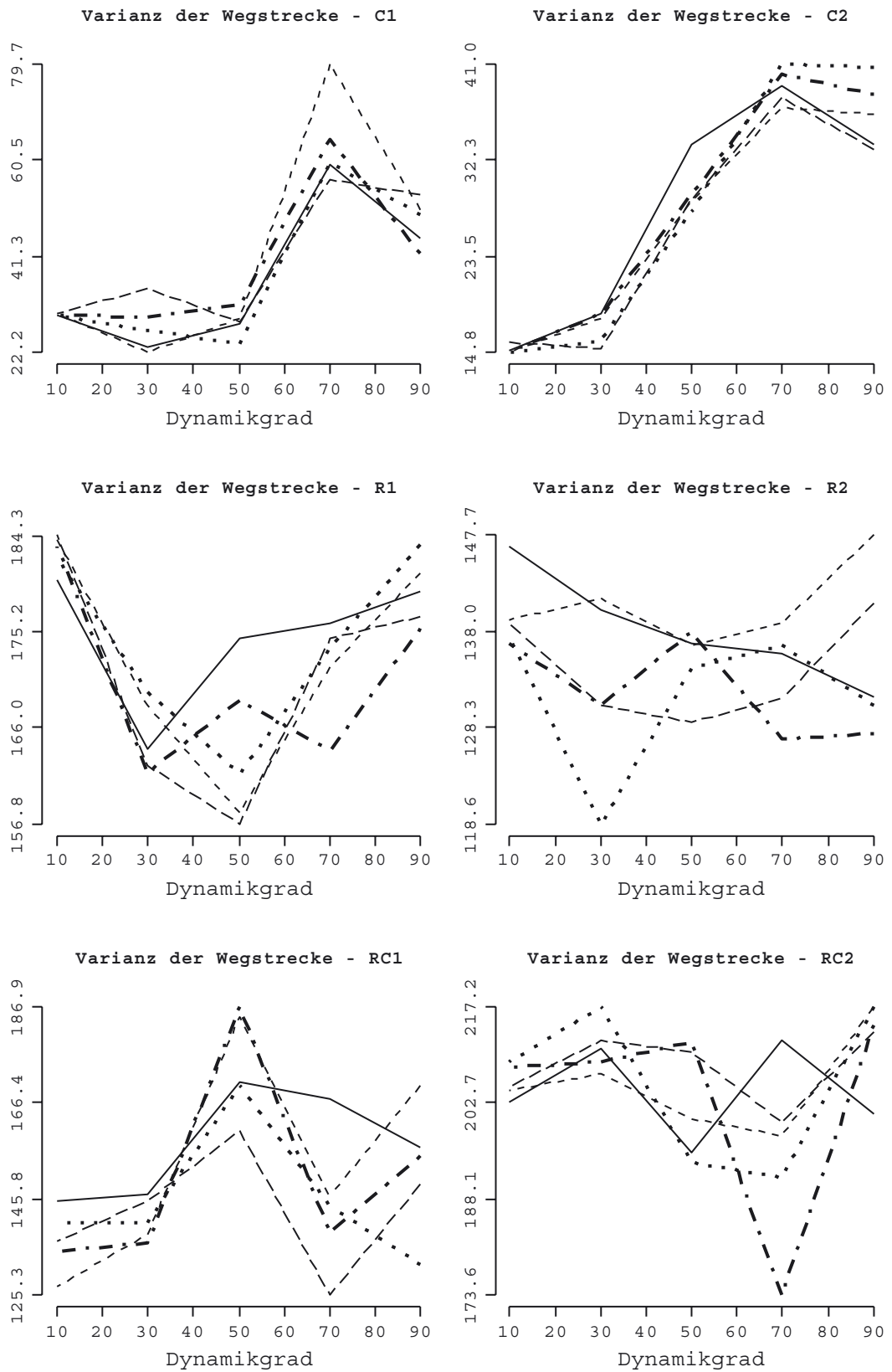


Abb. 89: Varianz der Wegstrecke Einzelbetrachtung

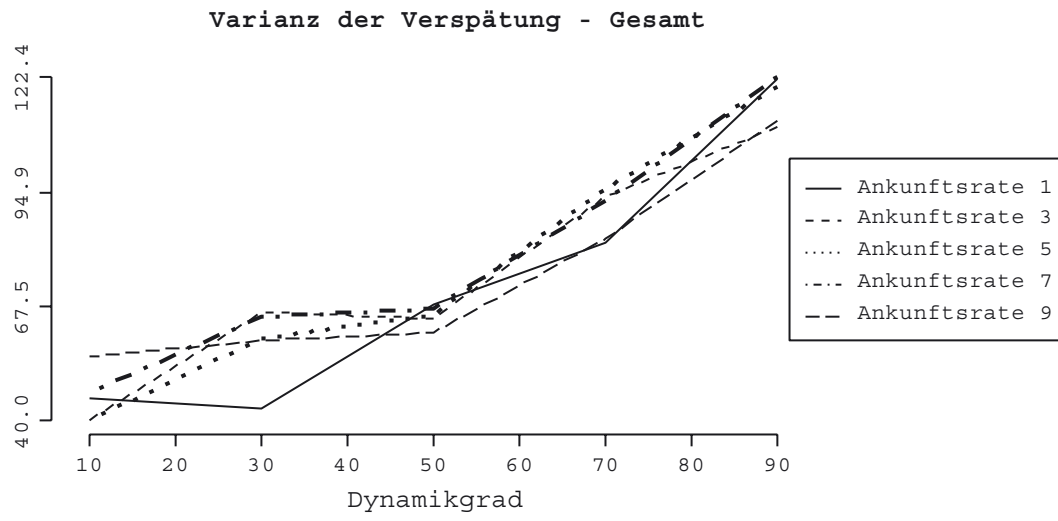


Abb. 90: Varianz der Verspätung Gesamtbetrachtung

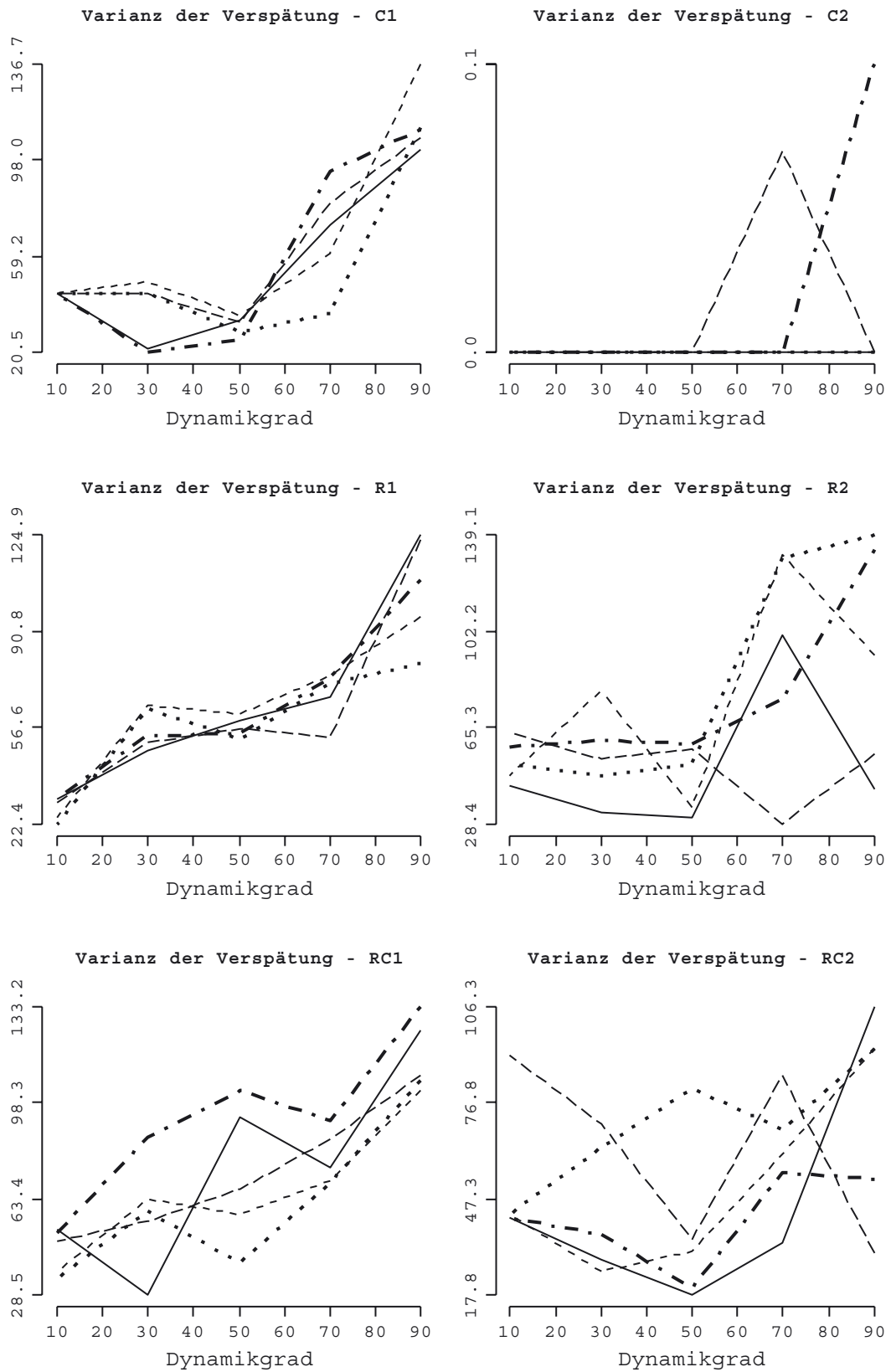


Abb. 91: Varianz der Verspätung Einzelbetrachtung

SA-DVRPTW

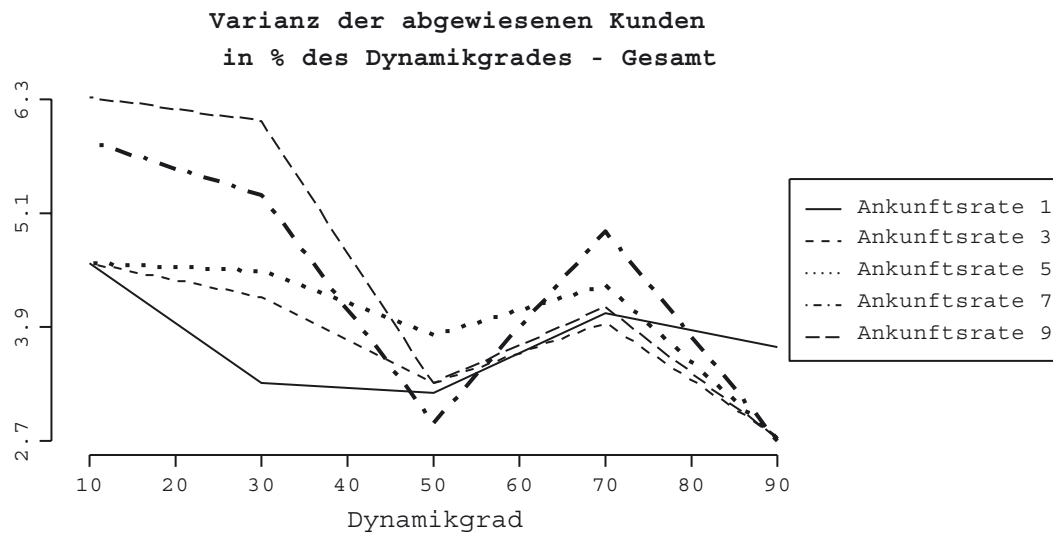


Abb. 92: Varianz der abgewiesenen Kunden Gesamtbetrachtung

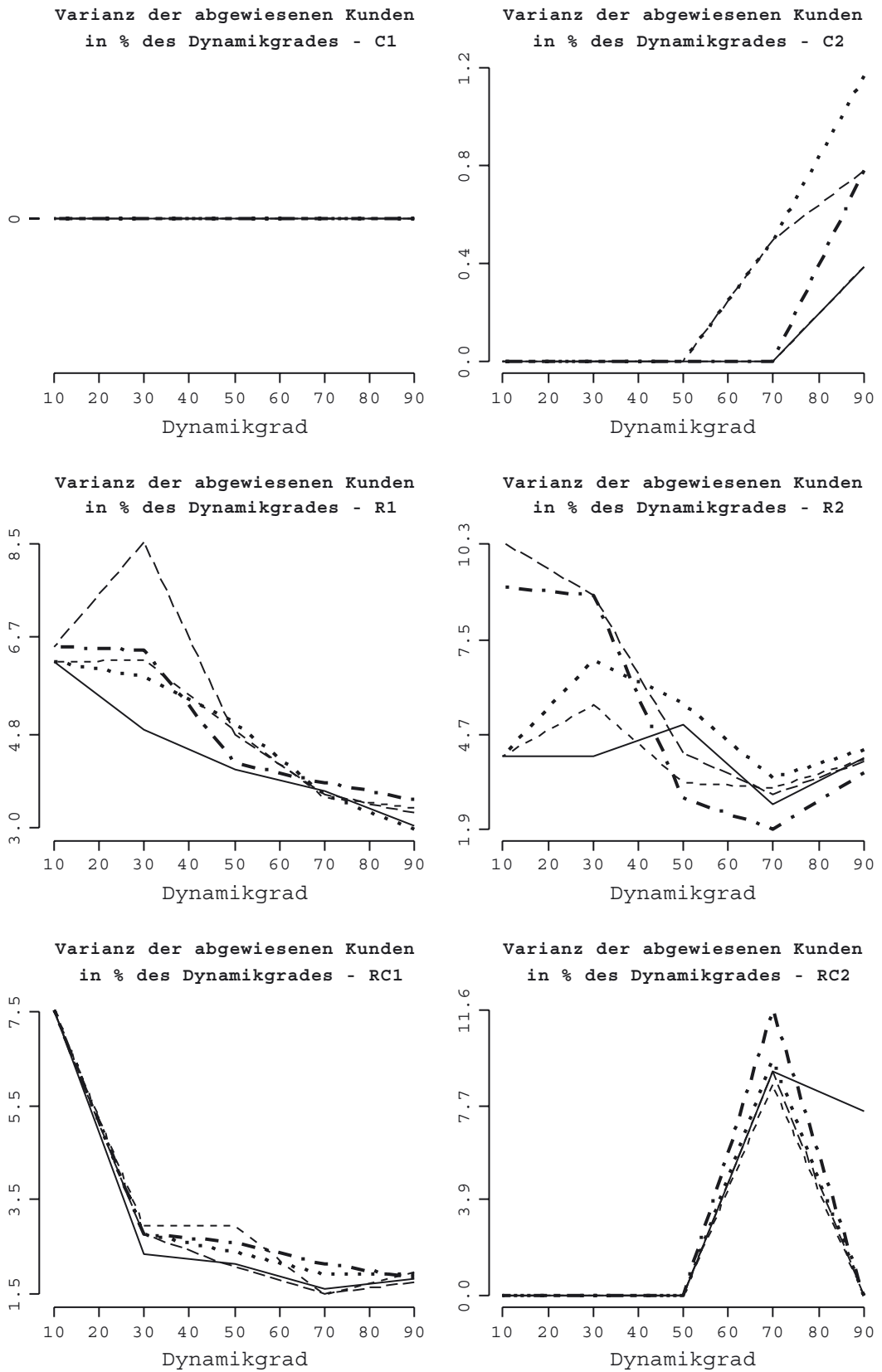


Abb. 93: Varianz der abgewiesenen Kunden Einzelbetrachtung

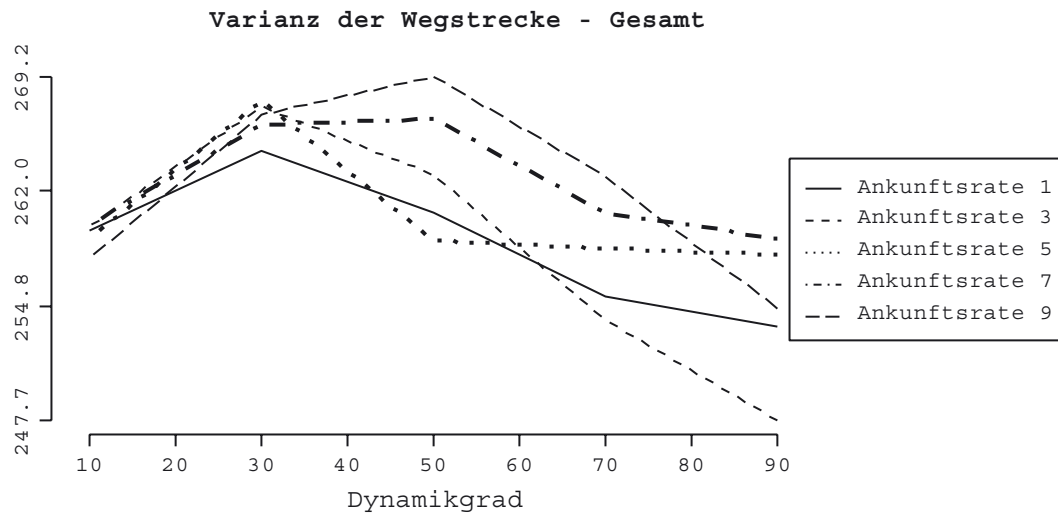


Abb. 94: Varianz der Wegstrecke Gesamtbetrachtung

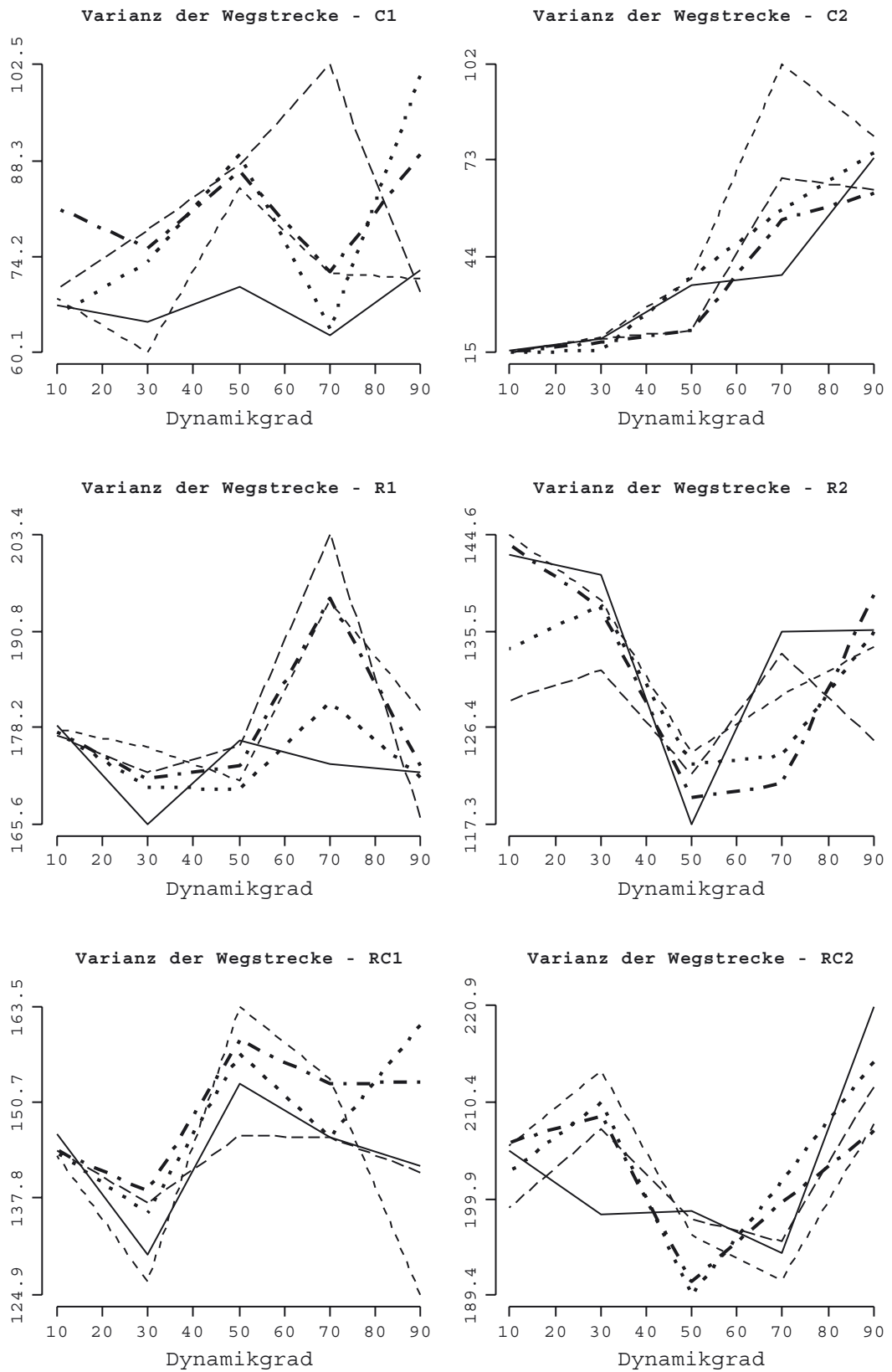


Abb. 95: Varianz der Wegstrecke Einzelbetrachtung

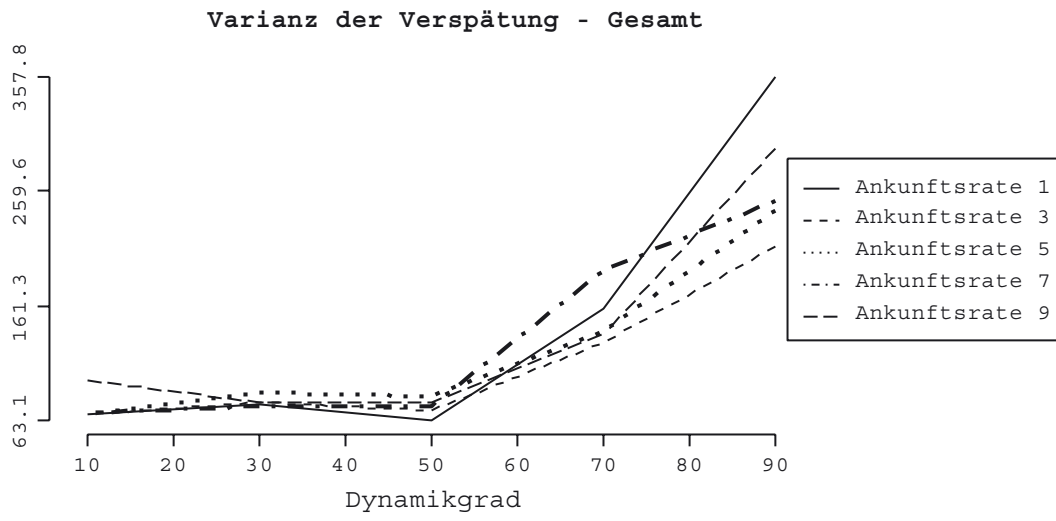


Abb. 96: Varianz der Verspätung Gesamtbetrachtung

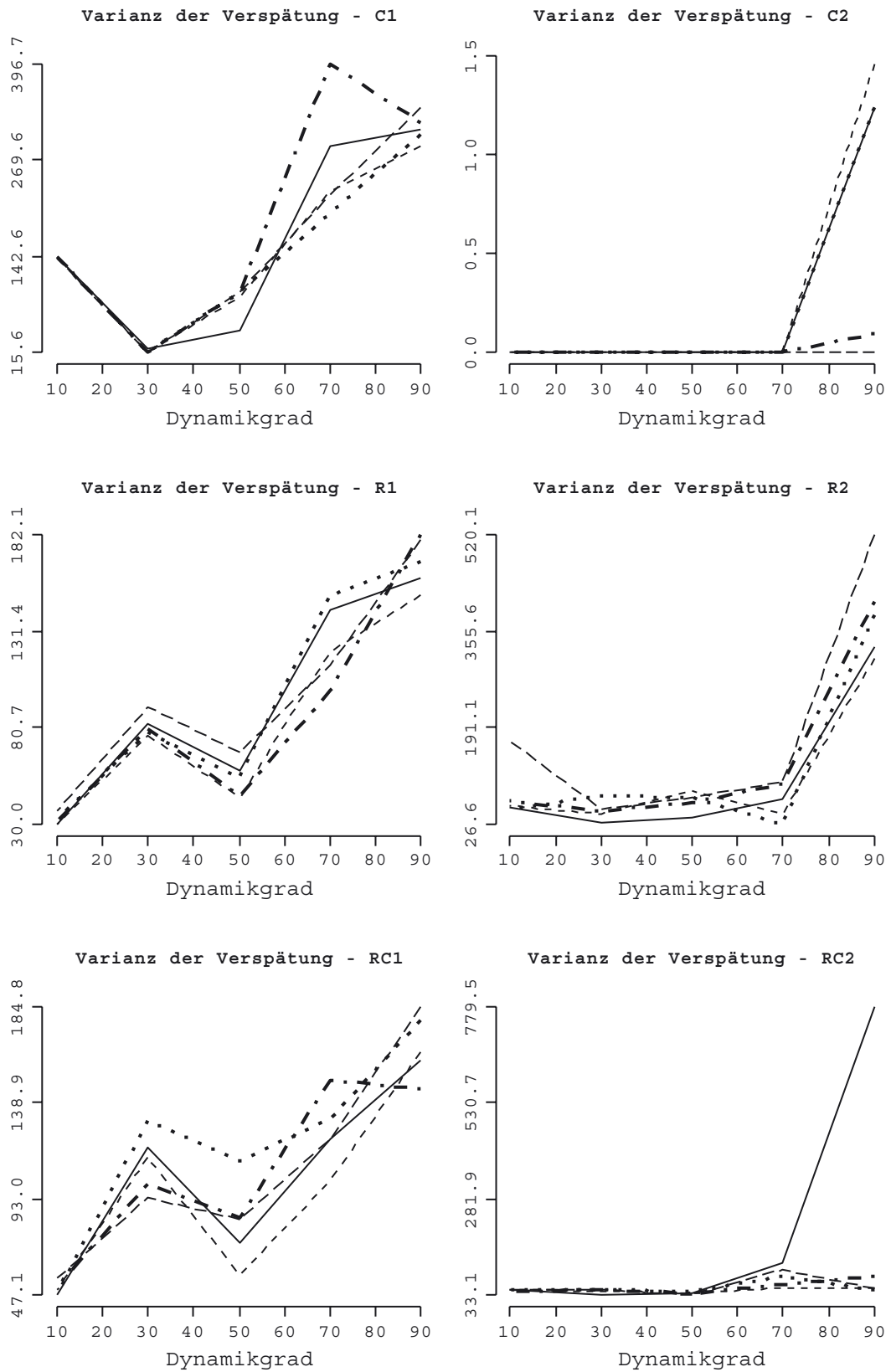


Abb. 97: Varianz der Verspätung Einzelbetrachtung

Literaturverzeichnis

- [AARTS, E.; KORST, J. 1997] AARTS, E.; KORST, J.: Simulated annealing and Boltzmann machines: a stochastic approach to combinatorial optimization and neural computing, Chichester [u. a.], 1997.
- [ABLAY, P. 1987] ABLAY, P.: Optimieren mit Evolutionsstrategien. *Spectrum der Wissenschaft*, 1987, S. 104-115.
- [ANTES, J.; DERIGS, U. 1996] ANTES, J.; DERIGS, U.: Ein Auktionsalgorithmus für das Vehicle-Routing-Problem mit Zeitfenstern. *Symposium on Operations Research 1995 (Passau)*, Berlin [u. a.], 1996, S. 400-404.
- [AUSIELLO, G. 1999] AUSIELLO, G.: Algorithms for the on-line travelling salesman, Eindhoven, 1999.
- [BECKER, J. 1993] BECKER, J.: Logistik und CIM: Die effiziente Material- und Informationsflußgestaltung im Industrieunternehmen, Berlin [u. a.], 1993.
- [BEHR, S.; HOMBERGER, J. 1996] BEHR, S.; HOMBERGER, J.: Kostenoptimierung im technischen Kundendienst. *Zeitschrift für Logistik 1*, 1996, S. 27-29.
- [BELL, P.J. ET AL. 1983] BELL, W.; DALBERTO, M.; FISCHER, M. ET AL.: Improving the Distribution of Industrial Gases with an On-line Computerized Routing and Scheduling Optimizer. *Interfaces*, 13, 1983, S. 4-23.
- [BERTSIMAS, D.; CHERVI, P.; PETERSON, M. 1995] BERTSIMAS, D.; CHERVI, P.; PETERSON, M.: Computational Approaches to Stochastic Vehicle Routing Problems. *Transportation science*, 29, 1995, S. 342-350.
- [BERTSIMAS, D.J.; RYZIN, G.V. 1991] BERTSIMAS, D. J.; RYZIN, G. V.: A stochastic and dynamic vehicle routing problem in the euclidean plane. *Operations research : the journal of the Operations Research Society of America. - Linthicum*, 39, 1991, S. 601-615.

- [BERTSIMAS, D.J.; RYZIN, G.V. 1993a] BERTSIMAS, D. J.; RYZIN, G. V.: Stochastic and dynamic vehicle routing with general demand and interarrival time distributions. *Advances in applied probability*, 25, 1993, S. 947-978.a]
- [BERTSIMAS, D.J.; RYZIN, G.V. 1993b] BERTSIMAS, D. J.; RYZIN, G. V.: Stochastic and Dynamic Vehicle Routing in the Euclidean Plane With Multiple Capacitated Vehicles. *Operations research: the journal of the Operations Research Society of America*. - *Linthicum*, Bd. 41, 1993, S. 60-76.b]
- [BIANCHI, L. 2000] BIANCHI, L.: Notes on Dynamic Vehicle Routing - State of the Art. Arbeitsbericht der Universität: Manno-Lugano, 2000.
- [BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE M., 2004] BIETHAHN, J.; LACKNER, A.; RANGE M.: Optimierung und Simulation, München [u. a.], 2004.
- [BIETHAHN, J.; MUCKSCH, H.; RUF, W. 1997] BIETHAHN, J.; MUCKSCH, H.; RUF, W.: Ganzheitliches Informationsmanagement II, 2. Aufl., München [u. a.], 1997.
- [BIETHAHN, J.; MUCKSCH, H.; RUF, W. 2000] BIETHAHN, J.; MUCKSCH, H.; RUF, W.: Ganzheitliches Informationsmanagement I, 5. Aufl., München [u. a.], 2000.
- [BIETHAHN, J.; NISSEN, V. 1995] BIETHAHN, J.; NISSEN, V.: Evolutionary Algorithms in Management Applications, Berlin, 1995.
- [BIETHAHN, J. 2000] BIETHAHN, J.: Methoden der praktischen Entscheidungsfindung, 4. Aufl., Göttingen, 2000.
- [BLOECH, F. ET AL. 2003] BLOECH, J.; BOGASCHEWSKY, R.; ET AL.: Einführung in die Produktion, 5. Aufl., Heidelberg, 2003.
- [BLOECH, J. 1994] BLOECH, J.: Konzernlogistik und internationale Logistik, in: Bloech, J.; Bogaschewsky, R.; Frank, W.: *Konzernlogistik und Rationalisierungsgemeinschaften mit Lieferanten*, Stuttgart, 1994, S. 1-23.
- [BLOECH, J. 1997] BLOECH, J.: Vahlens großes Logistiklexikon, München, 1997.

- [BODIN, M. ET AL. 1983] BODIN, L.; GOLDEN, B.; ASSAD, A. ET AL.: Routing and scheduling of vehicles and crews: The state of the art. *Computers and Operations Research*, 10, 1983, S. 63-211.
- [BOHLEY, P. 2000] BOHLEY, P.: Statistik: einführendes Lehrbuch für Wirtschafts- und Sozialwissenschaftler, 7, München [u. a.], 2000.
- [BRANKE, J. 2002] BRANKE, J.: Evolutionary optimization in dynamic environments, Boston [u. a.], 2002.
- [BRETZKE, W. 1991] BRETZKE, W.HRSG.: Neuorientierung der Distributionslogistik als strategische Herausforderung für Speditionen, in: Zentes, J.: *Moderne Distributionskonzepte in der Konsumgüterwirtschaft*, Stuttgart, 1991, S. 108-118.
- [BRÜGGEMANN, W. 1995] BRÜGGEMANN, W.: Ausgewählte Probleme der Produktionsplanung: Modellierung, Komplexität und neuere Lösungsmöglichkeiten, Heidelberg, 1995.
- [BULLNHEIMER, B.; HARTL, R.; STRAUSS, C. 1999] BULLNHEIMER, B.; HARTL, R.; STRAUSS, C.: Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem, in: Voß, S. M. S.; Osman, I.; Roucairol, C.: *Meta-heuristics: advances and trends in local search paradigms for optimization*, Boston [u. a.], 1999, S. 511.
- [BULLNHEIMER, B.; HARTL, R.; STRAUSS, C. 1999] BULLNHEIMER, B.; HARTL, R.; STRAUSS, C.: An improved Ant System algorithm for the Vehicle Routing Problem. *Annals of operations research*, 89, 1999, S. 319-328.
- [BULLNHEIMER, B. 1999] BULLNHEIMER, B.: Ant Colony Optimization in Vehicle Routing, Wien, 1999.
- [BÄCK, A. ET AL. 1999] BÄCK, T.; HAASE, W.; ONESTI, L. ET AL.: Evolutionary algorithms applied to academic and industrial test cases, in: Miettinen, K.; Niettaanmaki, P.; Makela, M. et al.: *Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science*, Chichester, 1999, S. 383-397.
- [CERNY, V. 1985] CERNY, V.: A thermodynamical approach to the travelling salesman problem: An efficient simulation algorithm. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 1985, S. 41-51.

- [CHIANG, W.; RUSSELL, R. 1996] CHIANG, W.; RUSSELL, R.: Simulated annealing metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows. *Annals of operations research*, 63, 1996.
- [CHRISTOFIDES, N. 1985] CHRISTOFIDES, N.: Vehicle Routing, in: Lawler, E. L. e. a.: *The Travelling Salesman Problem*, 1985, S. 431-448.
- [CLARKE, G.; WRIGHT, J. 1964] CLARKE, G.; WRIGHT, J.: Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12, 1964, S. 568-581.
- [CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F. 1999] CORNE, D.; DORIGO, M.; GLOVER, F.: New ideas in optimization, London [u. a.], 1999.
- [DANTZIG, G.B.; RAMSER, J.H. 1959] DANTZIG, G. B.; RAMSER, J. H.: The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, 6, 1959, S. 80-91.
- [DARWIN, C. 1860] DARWIN, C.: On the Origin of species by means of natural selection: or the preservation of favoured races in the struggle for life, London, 1860.
- [DESROCHERS, M.; DESROSIERS, J.; SOLOMON, M. 1992] DESROCHERS.; DESROSIERS.; SOLOMON, M.: A new optimization algorithm for the vehicle routing Problem with time windows. *Operations research : the journal of the Operations Research Society of America. - Linthicum*, 40, 1992, S. 342-354.
- [DESROSIERS, F. ET AL. 1995] DESROSIERS, J.; DUMAS, Y.; SOLOMON, M. ET AL.: Time constraint routing and scheduling, in: Ball, M.; Magnanti, T.; Monma, C. et al.: *Network Routing, Handbooks in Operations Research and Management Science*, Amsterdam, 1995, S. 35-140.
- [DETHLOFF, J. 2001] DETHLOFF, J.: Vehicle routing and reverse logistics: the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up = Fahrzeugeinsatzplanung und Redistribution. *OR-Spektrum*, 23, 2001, S. 79-96.
- [DOMSCHKE, W.; DREXL, A. 1997] DOMSCHKE, W.; DREXL, A.: Logistik Teil: 2 Rundreisen und Touren, 4, München [u. a.], 1997.

- [DORIGO M, 1996] DORIGO M: The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 26, 1996, S. 29-41.
- [DORIGO, M.; BONABEAUB, E.; THERAULAZ, G. 2000] DORIGO, M.; BONABEAUB, E.; THERAULAZ, G.: Ant algorithms and stigmergy. *Future Generation Computer Systems*, 16, 2000, S. 851-871.
- [DORIGO, M.; CARO, G.D.; GAMBARDELLA, L.M. 1999] DORIGO, M.; CARO, G. D.; GAMBARDELLA, L. M.: Ant Algorithms for Discrete Optimization. *Artificial life*, 5, 1999, S. 137-172.
- [DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. 1997] DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L.: Ant colonies for the travelling salesman problem. *Biosystems*, 43, 1997, S. 73-82.
- [DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. 1991] DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A.: Positive Feedback as a Search Strategy. Arbeitsbericht der Universität: Politecnico di Milano, 1991.
- [DORIGO, M.] DORIGO, M.: Ameisen Algorithmus, <http://iridia.ulb.ac.be/~mdorigo/ACO/ACO.html>, 23. Oktober 2003.
- [ECKEL, H. 2003] ECKEL, H.: Implementierung zweier Evolutionärer Strategien zur Lösung eines dynamischen Tourenplanungsproblems, unveröffentlichte Studienarbeit, Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik, Abt. I, Georg-August-Universität Göttingen, 2003.
- [GENDREAU, M.; GUERTIN, F.; POTVIN, J.S.R. 1998 b] GENDREAU, M.; GUERTIN, F.; POTVIN, J. S. R.: Neighborhood search heuristics for a dynamic vehicle dispatching problem with pick-ups and deliveries. Arbeitsbericht der Universität: Montreal, 1998 b.
- [GENDREAU, M.; POTVIN, J. 1998 a] GENDREAU, M.; POTVIN, J.: Dynamic vehicle routing and dispatching. *Fleet Management and Logistics*, 1998 a, S. 115-126.
- [GENDREAU, É. ET AL. 1999] GENDREAU, M.; GUERTIN, F.; POTVIN, J. ET AL.: Parallel Tabu Search for Real-Time Vehicle Routing and Dispatching. *Transportation science*, 33, 1999, S. 381-390.

- [GHIANI, R. ET AL. 2003] GHIANI, G.; GUERRIERO, F.; LAPORTE, G. ET AL.: Real-time vehicle routing: Solution concepts, algorithms and parallel computing strategies. *European journal of operational research*, 151, 2003, S. 1-11.
- [GIETZ, M. 1994] GIETZ, M.: Computergestützte Tourenplanung mit zeitkritischen Restriktionen: mit 44 Tabellen, Heidelberg, 1994.
- [GLOVER, F.; GREENBERG, H.J. 1989] GLOVER, F.; GREENBERG, H. J.: A Bilateral Linkages with artificial intelligence. *European journal Operational Research*, 1989, S. 119-130.
- [GLOVER, F. 1991] GLOVER, F.: Multilevel tabu search and embedded search neighborhoods for the traveling salesman problem. Arbeitsbericht der Universität: Boulder, 1991.
- [GÖTZE, U.; BLOECH, J. 2002] GÖTZE, U.; BLOECH, J.: Investitionsrechnung: Modelle und Analysen zur Beurteilung von Investitionsvorhaben, 3, Berlin [u. a.], 2002.
- [HAJEK, B. 1988] HAJEK, B.: Cooling schedules for optimal annealing. *Mathematics of Operations Research*, 13, 1988, S. 311-329.
- [HELBER, S.; STOLLETZ, R. 2004] HELBER, S.; STOLLETZ, R.: Call-Center-Management in der Praxis: Strukturen und Prozesse betriebswirtschaftlich optimieren, Berlin [u. a.], 2004.
- [HOLLAND, J.H. 1975] HOLLAND, J. H.: Adaption in natural and artificial systems: an introd. analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence, Ann Arbor, 1975.
- [HOMBERGER, J. 1998] HOMBERGER, J.: Evolutionäre Metaheuristiken als Problemlösungsmethoden für kombinatorische Optimierungsprobleme: dargestellt am Beispiel des Standardproblems der Tourenplanung mit Zeitfensterrestriktionen. Arbeitsbericht der Universität: FernUniversität Hagen, 1998.
- [HOMBERGER, J. 2000] HOMBERGER, J.: Verteilt-parallele Metaheuristiken zur Tourenplanung: Lösungsverfahren für das Standardproblem mit Zeitfensterrestriktionen, Wiesbaden, 2000.
- [HROMKOVIC, J. 2001] HROMKOVIC, J.: Algorithmics for hard problems: introduction to combinatorial optimization, randomization, approximation, and heuristics, Berlin [u. a.], 2001.

- [ISERMANN, H. 1991] ISERMANN, H.: Optimierung bei mehrfacher Zielsetzung, in: Gal, T.: *Grundlagen des Operations Research*, Berlin, 1991, S. 420-497.
- [JOHNSON, C. ET AL. 1989] JOHNSON, D.; ARAGON, C.; MCGEOCH, L. ET AL.: Optimization by Simulated Annealing: An Experimental Evaluation; Part I, Graph Partitioning. *Operations Research*, 37, 1989, S. 865-891.
- [JOHNSON, C.(. ET AL. 1991] JOHNSON, D.; ARAGON, C.; MCGEOCH, L. ET AL.: Optimization by Simulated Annealing: An Experimental Evaluation; Part II, Graph Coloring and Number Partitioning. *Operations Research*, 39, 1991, S. 378-406.
- [JOHNSON, C.(. ET AL. 1992] JOHNSON, D.; ARAGON, C.; MCGEOCH, L. ET AL.: Optimization by Simulated Annealing: An Experimental Evaluation; Part III, The Travelling Salesman Problem. *Operations Research*, 37, 1992.
- [JOHNSON, D.; PAPADIMITRIOU, C. 1990] JOHNSON, D.; PAPADIMITRIOU, C.: Computational Complexity, in: Lawler, E.; Lenstra, J.; Rinnooy Kan, A. et al.: *The travelling salesman problem*, Chichester, 1990, S. 37-85.
- [KIRKPATRICK, S.; GELLAT, C.; VECCHI, M. 1983] KIRKPATRICK, S.; GELLAT, C.; VECCHI, M.: Optimization by simulated annealing. *Science*, 1983, S. 671-680.
- [KLUGE, G.; NEUGEBAUER, G. 1994] KLUGE, G.; NEUGEBAUER, G.: *Grundlagen der Thermodynamik*, Heidelberg [u. a.], 1994.
- [KURSAWE, F. 1991] KURSAWE, F.: A Variant of Evolution Strategies for Vector Optimization. *Parallel Problem Solving from Nature* , 1991, S. 193-197.
- [LACKNER, A. 2003] LACKNER, A.: Andreas Lackner, <http://www.wi1.wiso.uni-goettingen.de/mm/alackne/index.htm>, 10. Dezember 2003.
- [LARSEN, A. 2000] LARSEN, A.: *The Dynamic Vehicle Routing Problem*, Lyngby, Dänemark, 2000.
- [LARSON, R.; ODONI, R. 1980] LARSON, R.; ODONI, R.: *Urban Operations Research*, New Jersey, 1980.

- [LIU, F.F.; SHEN, S. 1999] LIU, F. F.; SHEN, S.: A route-neighborhood-based metaheuristic for vehicle routing problem with time windows. *European journal of operational research*, 118, 1999, S. 485-504.
- [LUNDY, M.; MEES, A. 1986] LUNDY, M.; MEES, A.: Convergence of an Annealing Algorithm. *Math. Programming*, 1986, S. 111-124.
- [MARONGIU, A. 1998] MARONGIU, A.: Dreidimensionale Flugzeugrumpfauslegung und -darstellung mit Methoden der künstlichen Evolution in C++, Technischer Report LT-DA 98/09, Universität München, München, 1998.
- [METROPOLIS, E. ET AL. 1953] METROPOLIS, N.; ROSENBLUTH, A.; ROSENBLUTH, M. ET AL.: Equations of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, 1953, S. 1087-1091.
- [MICHALEWICZ, Z.; FOGEL, D.B. 2002] MICHALEWICZ, Z.; FOGEL, D. B.: How to solve it: modern heuristics, Berlin [u. a.], 2002.
- [NISSEN, V. 1994] NISSEN, V.: Evolutionäre Algorithmen: Darstellung, Beispiele, betriebswirtschaftliche Anwendungsmöglichkeiten, Wiesbaden, 1994.
- [NISSEN, V. 1997] NISSEN, V.: Einführung in evolutionäre Algorithmen: Optimierung nach dem Vorbild der Evolution, Braunschweig [u. a.], 1997.
- [NOLTE, E. 2003] NOLTE, E.: Metaheuristiken für dynamische Tourenplanung, Umsetzung und Bewertung, unveröffentlichte Diplomarbeit, Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik, Abt. I, Georg-August-Universität Göttingen, 2003.
- [OGBU, F.; SMITH, D. 1990] OGBU, F.; SMITH, D.: The Application of the Simulated Annealing Algorithm to the Solution of the $n=m=C$ max Flowshop Problem. *Computers & Operations Research*, 17, 1990, S. 243-253.
- [OR, I. 1976] OR, I.: Travelling Salesman-type combinatorial problems and their relation to the logistics of blood banking, Evanston, 1976.
- [OSMAN, I.H.; KELLY, J.P. 1997] OSMAN, I. H.; KELLY, J. P.: Meta-heuristics: theory applications, Boston [u. a.], 1997.

- [OSMAN, I. 1993] OSMAN, I.: Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem. *Annals of operations research*, 41, 1993.
- [PAPASTAVROU, J. 1996] PAPASTAVROU, J.: A stochastic and dynamic routing policy using branching processes with state dependent immigration. *European journal of operational research*, 95, 1996, S. 167-177.
- [PFOHL, H., 2000] PFOHL, H. : Logistiksysteme: betriebswirtschaftliche Grundlagen, 6, Berlin [u. a.], 2000.
- [POTVIN, J.; ROUSSEAU, J. 1995] POTVIN, J.; ROUSSEAU, J.: An exchange heuristic for routing problems with time windows. *Journal of the Operational Research Society*, 46, 1995, S. 1433-1446.
- [POWELL, W.; JAILLET, P.; ODONI, A. 1995] POWELL, W.; JAILLET, P.; ODONI, A.: Stochastic and Dynamic Networks and Routing, in: Ball, M.; Magnanti, T.; Monma, C. L. et al.: *Handbooks in Operations Research and Management Science - Network Routing*, Amsterdam, 1995, S. 141-295.
- [POWELL, W. 1986] POWELL, W.: A Stochastic Model of the Dynamic Vehicle Allocation Problem with Uncertain Demands. *Transportation science*, 20, 1986, S. 117-129.
- [PROPACH, J. 2002a] PROPACH, J.: Methoden zur Spielplangestaltung öffentlicher Theater: Konzeption eines Entscheidungsunterstützungssystems auf der Basis Evolutionärer Algorithmen, Göttingen, 2002.a]
- [PROPACH, J. 2002b] PROPACH, J.: Mehrzieloptimierung mit evolutionären Algorithmen, in: Biethahn, J.; Kuhl, J.; Lackner, A.: *5. Göttinger Symposium Soft Computing*, Göttingen, 2002, S. 127-138.b]
- [PSARAFTIS, H.N. 1988] PSARAFTIS, H. N.HRSG.]: Dynamic Vehicle Routing Problems, in: Golden, B. L.; Assad, A.: *Vehicle routing: methods and studies*, Amsterdam [u. a.], 1988, S. 233-248.
- [PSARAFTIS, H. 1995] PSARAFTIS, H.: Dynamic vehicle routing: Status and prospects. *Annals of operations research*, 61, 1995.

- [RECHENBERG, I. 1973] RECHENBERG, I.: Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution, Stuttgart-Bad Cannstadt, 1973.
- [REEVES, C.R. 1995] REEVES, C. R.: Modern heuristic techniques for combinatorial problems, London [u. a.], 1995.
- [REINELT, G. 1994] REINELT, G.: The traveling salesman: computational solutions for TSP applications, Berlin [u. a.], 1994.
- [ROCHAT, Y.; TAILLARD, E. 1995] ROCHAT, Y.; TAILLARD, E.: Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing. *Journal of Heuristics*, 1995, S. 147-167.
- [RUDOLPH, G. 1993] RUDOLPH, G.: Massively Parallel Simulated Annealing and its Relations to Evolutionary Algorithms. *Evolutionary Computation* , 1, 1993, S. 361-383.
- [SCHMITTING, W. 2000] SCHMITTING, W.: Das Travelling -Salesman-Problem: Anwendungen und heuristische Nutzung von Voronoi-Delaunay-Strukturen zur Lösung euklidischer, zweidimensionaler Travelling -Salesman-Probleme, Münster, 2000.
- [SCHWEFEL, H.P. 1987] SCHWEFEL, H. P.: Collective Phenomena in Evolutionary Systems. Interne Berichte und Skripten Nr. 233. Arbeitsbericht der Universität: Dortmund, 1987.
- [SCHWEFEL, H. 1975] SCHWEFEL, H.: Evolutionsstrategie und numerische Optimierung, 1975.
- [SCHWEFEL, H. 1981] SCHWEFEL, H.: Numerical optimization of computer models, Chichester, 1981.
- [SCHWEFEL, H. 1995] SCHWEFEL, H.: Evolution and optimum seeking, New York [u. a.], 1995.
- [SECHEN, D.; BRAUN, D.; SANGIOVANNI-VINCETELLI, A. 1988] SECHEN, D.; BRAUN, D.; SANGIOVANNI-VINCETELLI, A.: Thunderbird: A complete standard cell layout package. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 23, 1988, S. 410-420.
- [SOLOMON, M.M.; DESROSIERS, J. 1988] SOLOMON, M. M.; DESROSIERS, J.: Time window constrained routing and scheduling problems. *Transportation science*, 22, 1988, S. 1-13.

- [SOLOMON, M.M. 1987] SOLOMON, M. M.: Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations research*, 35, 1987, S. 254-265.
- [SOLOMON, M. 2003] SOLOMON, M.: Benchmark Problems, <http://web.cba.neu.edu/~msolomon/heuristi.htm>, 10. Dezember 2003.
- [SONDERGELD, L. 2001] SONDERGELD, L.: Performance of heuristic optimization: an application study for cooperative agent heuristics, Aachen, 2001.
- [STUMPF, P. 1998] STUMPF, P.: Tourenplanung im speditionellen Güterfernverkehr, Nürnberg, 1998.
- [TAILLARD, J. ET AL. 1997] TAILLARD, É.; BADEAU, P.; GENDREAU, M. ET AL.: A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows. *Transportation science*, 31, 1997, S. 170-186.
- [THANGIAH, S.; OSMAN, I.; SUN, T. 1995] THANGIAH, S.; OSMAN, I.; SUN, T.: Metaheuristics for vehicle routing problems with time windows. Arbeitsbericht der Universität: Kent, Canterbury, UK, 1995.
- [VOGT, M.; VAHRENKAMP, R. 1998] VOGT, M.; VAHRENKAMP, R.: Tourenplanung in Ballungsgebieten: Entwicklung eines PC-gestützten Verfahrens, Wiesbaden, 1998.
- [WEICKER, K. 2000] WEICKER, K.: Analysis and Theory of EAs - An Analysis of Dynamic Severity and Population Size. *Lecture notes in computer science*, 1917, 2000.
- [WEICKER, K. 2002] WEICKER, K.: Evolutionäre Algorithmen, Stuttgart [u. a.], 2002.
- [WEINTRAUB, E. ET AL. 1999] WEINTRAUB, A.; ABOUD, J.; FERNANDEZ, C. ET AL.: Case-Oriented Papers - An emergency vehicle dispatching system for an electric utility in Chile. *Journal of the Operational Research Society*, 50, 1999, S. 690-696.
- [WEISSERMEL, M. 1999] WEISSERMEL, M.: Tourenplanungsprobleme mit Zeitfensterrestriktionen: Beurteilung und Vergleich neuerer Lösungsverfahren, Göttingen, 1999.
- [WENDT, O. 1995] WENDT, O.: Tourenplanung durch Einsatz naturanaloger Verfahren: Integration von genetischen Algorithmen und Simulated Annealing, Wiesbaden, 1995.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn • Prof. Dr. M. Schumann

Bisher in dieser Reihe erschienen:

- Band 1: Dr. rer. pol. Friederike Wall
Ein endbenutzerorientiertes Spezifikationswerkzeug - Möglichkeiten der Gestaltung am Beispiel der Programm-Verarbeitungs-Schnittstelle im Rahmen des Schnittstellen-Management-Systems für Klein- und Mittelbetriebe
ISBN 3-926142-12-X
- Band 2: Dr. rer. pol. Anke Schoppe
Behandlungsmöglichkeiten der Unschärfe von Daten und Relationen
ISBN 3-926142-13-8
- Band 3: Dr. rer. pol. Clemens von Trott zu Solz
Informationmanagement im Rahmen eines ganzheitlichen Konzeptes der Unternehmensführung
ISBN 3-926142-15-4
- Band 4: Dr. rer. pol. Hans-Ulrich Wandel
Expertensysteme in der strategischen Planung
ISBN 3-926142-17-0
- Band 5: Dr. rer. pol. Rainer Brockhaus
Informationsmanagement als ganzheitliche, informationsorientierte Gestaltung von Unternehmen
ISBN 3-926142-18-9
- Band 6: Dr. rer. pol. Joachim Resch
Eine Datenschnittstelle zur Integration heterogener Datenbasen in betriebliche Anwendungsprogramme
ISBN 3-926142-21-9
- Band 7: Dr. rer. pol. Ralph-Dieter Schrey
Evolution eines DV-gestützten Informations- und Kommunikationssystems zum Instrument einer ganzheitlich ausgerichteten Unternehmensführung im Industriebetrieb
ISBN 3-926142-30-8
- Band 8: Dr. rer. pol. Andreas Hassepaß
Die Eignung quantitativer Modelle und Methoden für die Tourenplanung im Kraft- und Brennstoffhandel - Entwicklung eines wissensbasierten Planungssystems unter besonderer Berücksichtigung qualitativer Aspekte
ISBN 3-926142-31-6

unitext Verlag Göttingen

Almut Heise • Berliner Str. 48 • D-37120 Bovenden

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn • Prof. Dr. M. Schumann

- Band 9: Dr. rer. pol. Dirk Fischer
Gestaltung wissensbasierter Systeme auf der Grundlage betrieblicher Entscheidungssituationen
ISBN 3-926142-35-9
- Band 10: Dr. rer. pol. Thomas Lohrbach
Einsatz von künstlichen Neuronalen Netzen für ausgewählte betriebswirtschaftliche Aufgabenstellungen und Vergleich mit konventionellen Lösungsverfahren
ISBN 3-926142-39-1
- Band 11: Dr. rer. pol. Markus Kretschmer
Die modellgestützte Entwicklung Intelligenter Tutorieller Systeme
ISBN 3-926142-40-5
- Band 12: Dr. rer. pol. Hans-Jörg Kremer
DV-Unterstützung bei der Auswahl von Standardsystemen - Konzeption und prototypische Implementierung eines Auswahlwerkzeugs am Beispiel der Personalzeitwirtschaft
ISBN 3-926142-43-X
- Band 13: Dr. rer. pol. Karl-Hermann Witte
Nutzeffekte des Einsatzes und Kosten der Entwicklung von Teachware - Empirische Untersuchung und Übertragung der Ergebnisse auf den praktischen Entwicklungsprozeß
ISBN 3-926142-44-8
- Band 14: Dr. rer. pol. Andrea Töllner
Methoden des IV-Controllings als Hilfsmittel zur Gestaltung der Informationsverarbeitung - Darstellung und Beurteilung der Instrumente an ausgewählten Beispielen
ISBN 3-926142-46-4
- Band 15: Dr. rer. pol. Ralf Retzko
Flexible Tourenplanung mit selbstorganisierenden Neuronalen Netzen
ISBN 3-926142-48-0
- Band 16: Dr. rer. pol. Wolfgang Fenske
Ganzheitlich-orientierte Entwicklung von wissensbasierten Systemen
ISBN 3-926142-50-2

unitext Verlag Göttingen

Almut Heise • Berliner Str. 48 • D-37120 Bovenden

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn • Prof. Dr. M. Schumann

- Band 17: Dr. rer. pol. Tobias Teuber
Information-Retrieval und Dokumentenmanagement in Büroinformationssystemen
ISBN 3-926142-51-0
- Band 18: Dr. rer. pol. Edda de Boer
Ein computergestütztes Informationssystem für das betriebliche Umweltcontrolling. Entwicklung einer Gesamtkonzeption und prototypische Realisierung am Beispiel eines Informationssystems zur Beurteilung der Umweltverträglichkeit von Einsatzmaterial.
ISBN 3-926142-52-9
- Band 19: Dr. rer. pol. Jochen Kuhl
Angepaßte Fuzzy-Regelungssysteme. Entwicklung und Einsatz bei ausgewählten betriebswirtschaftlichen Problemstellungen.
ISBN 3-926142-53-7
- Band 20: Dr. rer. pol. Katja Ullrich
Konzeption eines computergestützten Informationssystems für das Weiterbildungs-Controlling.
ISBN 3-926142-54-5
- Band 21: Dr. rer. pol. Albrecht Hönerloh
Unscharfe Simulation in der Betriebswirtschaft: Modellbildung und Simulation auf der Basis der Fuzzy Set-Theorie
ISBN 3-926142-56-1
- Band 22: Dr. rer. pol. Martin Lehnert
Ansätze zum Flexibilisieren von Systemen zur elektronischen Vorgangsbearbeitung: Konzeption und prototypische Realisierung anhand ausgewählter Beispiele
ISBN 3-926142-57-X
- Band 23: Dr. rer. pol. Jörg Müller
DV-gestützte Systeme zur Kreditwürdigkeitsprüfung bei Kreditversicherungen
ISBN 3-926142-58-8

unitext Verlag Göttingen

Almut Heise • Berliner Str. 48 • D-37120 Bovenden

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn • Prof. Dr. M. Schumann

- Band 24: Dr. rer. pol. Thomas Rautenstrauch
Der Einsatz wissensbasierter Systeme in Handwerksbetrieben zum Ausgleich betriebsgrößenbedingter Nachteile
ISBN 3-926142-59-6
- Band 25: Dr. rer. pol. Stephan Klimek
Entwicklung eines Führungsleitstands als Unterstützungssystem für das Management unter besonderer Berücksichtigung des FuE-Bereichs
ISBN 3-926142-61-8
- Band 26: Dr. rer. pol. Frank Wilkes
Planung und Entwicklung eines weitgehend ganzheitlichen Informations- und Kommunikationssystems für kleinere und mittlere Industrieunternehmen auf empirischer Basis
ISBN 3-926142-62-6
- Band 27: Dr. rer. pol. Matthias Almstedt
Ganzheitliches computerbasiertes Controlling im öffentlichen Theater : Konzeption und prototypische Implementierung eines Controlling-Informationssystems auf der Basis einer Analyse des öffentlichen Theaters
ISBN 3-926142-63-4
- Band 28: Dr. rer. pol. Klaus Wolfertz
Strategieentwicklung im kommunalen Standortmarketing: Ein wissensbasiertes System zur Unterstützung der strategischen Ausrichtung des Standortmarketings von Kommunen im Rahmen ihrer Wirtschaftsförderung
ISBN 3-926142-64-2
- Band 29: Dr. rer. pol. Martin Tietze
Einsatzmöglichkeiten der Fuzzy Set-Theorie zur Modellierung von Unschärfe in Unternehmensplanspielen
ISBN 3-926142-65-0
- Band 30: Dr. rer. pol. Marie-Claire Leisewitz
Das Problem der Unschärfe in der Unternehmensbewertung: Ein Fuzzy-Expertensystem zur Findung des Grenzpreises bei Unternehmenskäufen
ISBN 3-926142-66-9

unitext Verlag Göttingen

Almut Heise • Berliner Str. 48 • D-37120 Bovenden

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn • Prof. Dr. M. Schumann

- Band 31: Dr. rer. pol. Christian Stummeyer
Integration von Simulationsmethoden und hochintegrierter betriebswirtschaftlicher PPS-Standardsoftware im Rahmen eines ganzheitlichen Entwicklungsansatzes
ISBN 3-89712-874-8
- Band 32: Dr. rer. pol. Stefan Wegert
Gestaltungsansätze zur IV-Integration von elektronischen und konventionellen Vertriebsstrukturen bei Kreditinstituten
ISBN 3-89712-924-8
- Band 33: Dr. rer. pol. Ernst von Stegmann und Stein
Ansätze zur Risikosteuerung einer Kreditversicherung unter Berücksichtigung von Unternehmensverflechtungen
ISBN 3-89873-003-4
- Band 34: Dr. rer. pol. Gerald Wissel
Konzeption eines Managementsystems für die Nutzung von internen sowie externen Wissen zur Generierung von Innovationen
ISBN 3-89873-194-4
- Band 35: Dr. rer. pol. Wolfgang Greve-Kramer
Konzeption internetbasierter Informationssysteme in Konzernen
Inhaltliche, organisatorische und technische Überlegungen zur internetbasierten Informationsverarbeitung in Konzernen
ISBN 3-89873-207-X
- Band 36: Dr. rer. pol. Tim Veil
Internes Rechnungswesen zur Unterstützung der Führung in Unternehmensnetzwerken
ISBN 3-89873-237-1
- Band 37: Dr. rer. pol. Mark Althans
Konzeption eines Vertriebscontrolling-Informationssystems für Unternehmen der liberalisierten Elektrizitätswirtschaft
ISBN 3-89873-326-2
- Band 38: Dr. rer. pol. Jörn Propach
Methoden zur Spielplangestaltung öffentlicher Theater
Konzeption eines Entscheidungsunterstützungssystems auf der Basis Evolutionärer Algorithmen
ISBN 3-89873-496-X

Cuvillier Verlag Göttingen

Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn • Prof. Dr. M. Schumann

- Band 39: Dr. rer. pol. Jochen Heimann
DV-gestützte Jahresabschlußanalyse
Möglichkeiten und Grenzen beim Einsatz computergeschützter Verfahren zur Analyse
und Bewertung von Jahresabschlüssen
ISBN 3-89873-499-4
- Band 40: Dr. rer. pol. Patricia Böning Spohr
Controlling für Medienunternehmen im Online-Markt
Gestaltung ausgewählter Controllinginstrumente
ISBN 3-89873-677-6
- Band 41: Dr. rer. pol. Jörg Koschate
Methoden und Vorgehensmodelle zur strategischen Planung von
Electronic-Business-Anwendungen
ISBN 3-89873-808-6
- Band 42: Dr. rer. pol. Yang Liu
A theoretical and empirical study on the data mining process for credit scoring
ISBN 3-89873-823-X
- Band 43: Dr. rer. pol. Antonios Tzouvaras
Referenzmodellierung für Buchverlage
Prozess- und Klassenmodelle für den Leistungsprozess
ISBN 3-89873-844-2
- Band 44: Dr. rer. pol. Marina Nomikos
Hemmnisse der Nutzung Elektronischer Marktplätze aus der Sicht von kleinen
und mittleren Unternehmen eine theoriegeleitete Untersuchung
ISBN 3-89873-847-7
- Band 45: Dr. rer. pol. Boris Fredrich
Wissensmanagement und Weiterbildungsmanagement
Gestaltungs- und Kombinationsansätze im Rahmen einer lernenden Organisation
ISBN 3-89873-870-1

Cuvillier Verlag Göttingen

Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn • Prof. Dr. M. Schumann

Band 46:

Dr. rer. pol. Thomas Arens

Methodische Auswahl von CRM Software

Ein Referenz-Vorgehensmodell zur methodengestützten Beurteilung und Auswahl von Customer Relationship Management Informationssystemen

ISBN 3-86537-054-3

Cuvillier Verlag Göttingen

Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen