Optimierungssysteme für die Dienstplanung im ÖPNV

Leena Suhl
Universität Paderborn, suhl@dsor.de

Natalia Kliewer
Universität Paderborn, kliewer@dsor.de

Ingmar Steinzen
Universität Paderborn, steinzen@dsor.de

In: Oberweis, Andreas, u.a. (Hg.) 2007. *eOrganisation: Service-, Prozess-, Market-Engineering*; 8. Internationale Tagung Wirtschaftsinformatik 2007. Karlsruhe: Universitätsverlag Karlsruhe

ISBN: 978-3-86644-094-4 (Band 1)
ISBN: 978-3-86644-095-1 (Band 2)
ISBN: 978-3-86644-093-7 (set)

Optimierungssysteme für die Dienstplanung im ÖPNV

Leena Suhl, Natalia Kliewer, Ingmar Steinzen

Universität Paderborn, Decision Support&OR Lab und
International Graduate School for Dynamic Intelligent Systems
Warburger Str. 100, D-33098 Paderborn
E-Mail: {suhl, kliewer, steinzen}@dsor.de

Abstract

Die Einsatzplanung von Bussen und die Dienstplanung von Busfahrern im städtischen öffentlichen Personennahverkehr (ÖPNV) sind sehr komplex und erfordern eine Unterstützung durch computerbasierte Planungssysteme. Softwarepakete für die Planung im ÖPNV bieten traditionell eine graphisch-interaktive Benutzungsoberfläche, die eine interaktive, prinzipiell manuelle Planung ermöglicht. In den letzten Jahren ist es jedoch durch die rasante Entwicklung der mathematischen Optimierungssoftware möglich geworden, komplexe Planungsmodelle im ÖPNV optimal zu lösen. Solche Modelle sollten daher in Planungssysteme für die praktische Arbeit integriert werden.

In diesem Beitrag werden Optimierungsmodelle für die Dienstplanung im ÖPNV und deren Einbettung in Planungssysteme diskutiert. Insbesondere werden Möglichkeiten und Grenzen von Set-Partitioning-Modellen sowie deren Erweiterung für mehrere Zielkriterien unter Nutzung von Metaheuristiken betrachtet. Einige der beschriebenen Algorithmen sind in der kommerziellen Software Interplan der PTV AG integriert.

1 Computergestützte Planungsprozesse im ÖPNV

Der Planungsprozess im öffentlichen Personennahverkehr lässt sich grundlegend in strategische und operative Planung unterteilen (s. Abb. 1). Die Planung ist aufgrund zahlreicher Anforderungen, die es zu berücksichtigen gilt, ein komplexer Prozess. Das Ziel dieser Planung ist eine möglichst kostengüns¬tige und trotzdem qualitativ hochwertige Bedienung der Reisewünsche von Fahrgästen im Nahverkehr.

Nach einer Bedarfsermittlung werden im Rahmen der strategischen ÖPNV-Planung die Passagierströme geschätzt und es wird eine grobe Angebotsplanung vorgenommen. Die anschließende Netzplanung legt die Infrastruktur des Nahverkehrsnetzes fest. In der ersten Stufe der operativen Planung werden die zu bedienenden Linien festgelegt, die anschließend im Rahmen der Fahrplanerstellung mit genauen Zeitangaben für jede Linienfahrt versehen werden. Diese Aufgaben sowie die Steuerung des Vergabeverfahrens von Linien und Fahrten des ÖPNV liegen normalerweise in der kommunalen Hand.

Der Planer im Verkehrsunternehmen steht einer schwierigen Aufgabe gegenüber. Die von ihm erstellten Pläne müssen in sich schlüssig, also fahrbar sein, und dabei einen möglichst effizienten Ressourceneinsatz ermöglichen. Die Fahrzeugumläufe und Fahrerdienste sind dabei so zu planen, dass alle Linienfahrten des Unternehmens mit möglichst geringen Fahrzeug- und Personalkosten bedient werden.

Verkehrsunternehmen müssen somit im Rahmen des Planungsprozesses die genauen Umlaufverläufe ihrer Fahrzeuge festlegen und die Arbeitspläne für die benötigten Fahrer erstellen. Bei der Planung spielen jedoch nicht nur die Kostenaspekte eine Rolle. Es gibt viele zu beachtende Nebenbedingungen, wie z.B. gesetzliche sowie tarifvertragliche Regelungen, welche die Länge der Pausen oder der Arbeitszeiten der Fahrer festsetzen, oder technische Bedingungen, beispielsweise Wartungsintervalle und Geschwindigkeit der Transportmittel.

Um eine gesamtkostenoptimale ÖPNV-Planung unter Beachtung aller Nebenbedingungen durchzuführen, wäre es nötig, alle Teilaufgaben des Planungsprozesses, wie Linien-, Fahrplan-, Umlauf- und Dienstplanung simultan zu lösen. Da dies aber auf Grund der komplexen Datenlage nicht möglich ist, wird der Planungsprozess in kleinere Teilprobleme zerlegt, die dann sequentiell gelöst werden (s. Abb. 1). In diesem Prozess kann allerdings eine Wiederholung eines vorherigen Planungsschrittes nötig werden. Dies geschieht dann, wenn das Ergebnis von einem Teilprozess in Bezug auf die Gesamtplanung nicht den Wünschen entspricht, oder gar eine Lösung des nachfolgenden Teilproblems hierdurch unmöglich wird. Wird z.B. durch die Festlegung der Fahrzeugumläufe eine zu große Anzahl an Fahrern benötigt, um diese zu bedienen, so kann es sinnvoll sein, die Fahrzeugplanung zu revidieren, so dass weniger Fahrer ausreichen würden. Zwar ist dann die Lösung des Fahrzeugumlaufplanungsproblems nicht mehr optimal im Sinne des für diese Aufgabe ursprünglich festgelegten Optimalitätskriteriums, aber die damit entstandenen Kosten können durch Einsparungen bei der Fahrereinsatzplanung kompensiert werden.

Eine mögliche grobe Zerlegung der gesamten operativen Planung beinhaltet die Teilaufgaben Linienplanung, Fahrplanerstellung sowie Fahrzeugumlauf- und Dienstplanung. Letztere wird in der Regel in zwei Stufen durchgeführt: zunächst werden anonyme Tagesschichten gebildet und erst in der nachfolgenden Dienstreihenfolgeplanung der eigentliche (personalisierte) Dienstplan. In der Praxis wird üblicherweise hierarchisch in der genannten Reihenfolge geplant.

2 Schritte der operativen Planung

Als Schwerpunkt der operativen Planung wird in diesem Beitrag die Dienstbildungsaufgabe für Busfahrer angesehen. Diese Planungsaufgabe ist natürlich immer im Kontext der gesamten operativen Planung zu sehen, da die einzelnen Planungsschritte aufeinander aufbauen und somit nicht losgelöst voneinander betrachtet werden können. Nachfolgend werden in diesem Zusammenhang die operativen Planungsschritte kurz vorgestellt.

2.1 Linienplanung

Im Rahmen der Linienplanung werden die Grundrouten und Fahrzeitprofile (Zeitbedarfe für die einzelnen Fahrtabschnitte einer Linie) der zu bedienenden Linien bestimmt. Das Ziel dieses Planungsschrittes ist es, mit einer begrenzten Anzahl von Linien ein Maximum an Direktverbindungen (d.h. Verbindungen ohne Umsteigen) anzubieten.

Unter dem Begriff *Linie* wird eine Folge von Haltestellen bzw. Wegpunkten verstanden, die nacheinander bedient werden sollen. Unter dem Begriff *Liniennetz* wird die Gesamtheit der erzeugten Linien mit ihren Haltestellen, Pausenräumen und Depots verstanden. In einem Liniennetz werden alle Linien erfasst, die zu bedienen sind. Abbildung 2 beinhaltet einen Ausschnitt des Liniennetzes des PaderSprinter in Paderborn.

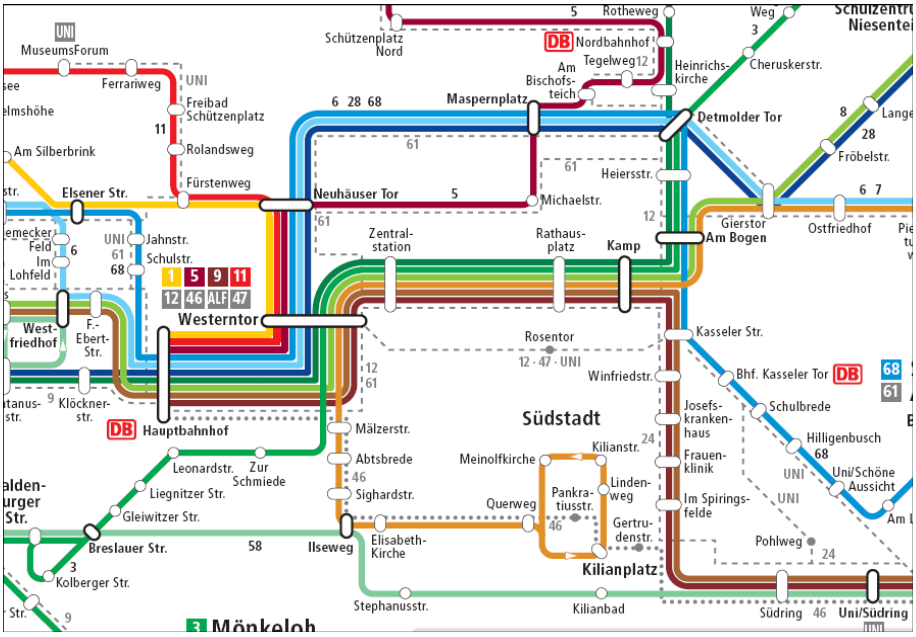

Abb. 2: Ausschnitt aus einem Liniennetz von PaderSprinter, Paderborn

Ausgangspunkt für diesen Planungsschritt sind die Ergebnisse der strategischen Planung, insbesondere die Schätzungen über die Nachfrage an benötigten Verkehrsverbindungen. Basierend auf dem geschätzten Beförderungsbedarf und auf einem vorgegebenen Streckennetz wird der Verlauf einzelner Linien festgelegt. Die Anzahl der Linien ist in der Regel begrenzt. Sie sollen so geplant werden, dass möglichst viele Direktverbindungen zustande kommen. Falls erforderlich, wird für jede Linie eine *Fahrzeugtypgruppe* bestimmt, die alle für die Fahrten dieser Linie geeignete Fahrzeugtypen enthält.

Die Aufgabe der Linienplanung kann mit Optimierungsmethoden unterstützt werden. Einige Modellierungsansätze findet man z.B. in [BoLW04] und speziell zu der Planung der Linienverläufe im schienengebundenen Verkehr in [BuZi97].

2.2 Fahrplanerstellung

Durch die Festlegung des Linienverlaufs ist zwar der Zeitbedarf für die einzelnen Linien festgelegt, die Taktfrequenz der Linie und die Abfahrtszeitpunkte für jede Linienfahrt müssen jedoch noch bestimmt werden. Dies geschieht im Rahmen der Fahrplanerstellung. Die möglichen Wartezeiten der Fahrgäste beim Umsteigen werden dabei minimiert, so dass möglichst nur „verträgliche“ (also weder zu lange noch zu kurze) Wartezeiten entstehen. An dieser Stelle im Planungsprozess kommen wieder die zugrunde gelegten Daten der geschätzten Verkehrsverbindungen zum Tragen. In dieser Planungsaufgabe wird beispielsweise darauf geachtet, dass es bei Straßenbahnen nicht möglich ist, ein Gleis zur gleichen Zeit doppelt zu nutzen. Bei der Festlegung der Abfahrtszeiten müssen auch solche Nebenbedingungen zusätzlich beachtet werden.

Bei der Fahrplanerstellung wird also die räumliche Struktur eines Liniennetzes mit der zeitlichen Struktur des Fahrplans überlagert. Dabei werden Linien in Personenbeförderungsfahrten zwischen zwei Endhaltestellen zerlegt. Das Ziel der Fahrplanerstellung ist die Vermeidung bzw. Minimierung der gegenseitigen Behinderung von Fahrplanfahrten auf gemeinsam benutzten Straßen und eine optimale Ergänzung der Fahrten im Gesamtverkehrssystem. In dieser Planungsphase werden auch die Mengen der zulässigen Fahrzeugtypen für die einzelnen Fahrten festgelegt, falls sie nicht für alle Fahrten einer Linie gleich sein sollen.

2.3 Fahrzeugumlaufplanung

In der Fahrzeugumlaufplanung (auch als Umlaufplanung bezeichnet) wird entschieden, welche Fahrzeugtypen bzw. Fahrzeuge auf den zuvor definierten Linien verkehren. In dieser Teilaufgabe der Planung werden die vom Fahrplan vorgegebenen Personenbeförderungsfahrten den vorhandenen Fahrzeugen zugeordnet. Bei der Zuordnung können ein oder mehrere Ziele angestrebt werden. Es kann eine Minimierung der Anzahl einzusetzender Fahrzeuge oder die Minimierung der Leerfahrtzeiten und/oder die Einhaltung bestimmter Vorgaben,
wie die Begrenzung der maximalen Anzahl von Linienwechsel pro Umlauf, sein.

Für eine mathematische Formulierung des Umlaufplanungsproblems mit mehreren Depots (MDVSP) verweisen wir auf [KlMS06], [Kliew05] und [GiKS05], die eine Mehrgüterflussmodellierung vorschlagen und damit reale Instanzen mit über 10.000 Fahrten und 18 Depots lösen. Das MDVSP ist NP-hart [BeCG87].

2.4 Dienstplanung

Bei der Dienstplanung geht es um die Planung des Personaleinsatzes zur Bedienung der im Rahmen der Umlaufplanung festgelegter Fahrzeugumläufe. Dabei werden mehrere Teilaufgaben, insbesondere Tagesdienstbildung (engl.: *crew scheduling*) und Dienstreihenfolgeplanung (engl.: *crew rostering*), sequentiell durchgeführt. Die Tagesdienstplanung liefert eine Menge anonymer Dienste, die in der Dienstreihenfolgeplanung zu persönlich zugeordneten Wochendiensten zusammengefasst werden. Nachfolgend werden diese beiden Teilaufgaben der Dienstplanung beschrieben.

Für die Tagesdienstplanung werden die Fahrzeug-Umläufe an gegebenen *Ablösepunkten* geteilt und die so entstandenen *Dienstelemente* Diensten kostenminimal zugeordnet. Eine Lösung des Dienstplanungsproblems ist genau dann zulässig, wenn jedes Dienstelement ausgeführt wird und jeder Dienst die gesetzlichen sowie betrieblichen Regelungen erfüllt.
Ein *Dienststück* ist eine Abfolge von Dienstelementen, die ein Fahrer an einem Fahrzeug ohne Pausenunterbrechung bedient. Ein Dienst besteht aus einem oder mehreren solcher Dienststücke unterteilt durch anrechenbare Pausen.

2.5 Tagesdienstplanung

Die ermittelten Dienste werden zunächst als „anonyme" Tagesdienste erstellt, die nicht auf bestimmte Personen bezogen sind. Die Dienstaktivitäten (oder Dienstelemente) werden durch ein manuelles oder automatisches Schneiden der Fahrzeugumläufe in Teilumläufe gebildet. Diese Aktivitäten werden anschließend auf Einzeldienste bestimmter Dienstklassen grafisch-interaktiv oder automatisch zugeordnet.
Beim Schneiden von Diensten oder Dienststücken aus den Fahrzeugumläufen müssen unterschiedliche Randbedingungen berücksichtigt werden. Dies sind beispielsweise die minimale bzw. maximale Länge eines Dienstes oder Dienststückes, die Zeitintervalle für Dienstbeginn und -ende oder die Länge der entstehenden Reststücke, um so unverplanbare Reststücke zu vermeiden. Eine wichtige Nebenbedingung ist die Einhaltung tarifvertraglicher Anforderungen.
Die meisten Entscheidungsunterstützungssysteme zur Dienstplanung beinhalten ein grafisch-interaktives Bilden von Dienststücken und Diensten mit anschließendem automatischem Kombinieren der Dienststücke zu zulässigen Diensten. Beim Generieren von Einzeldiensten wird ein Ausgangsumlaufstück mit sinnvoll kombinierbaren weiteren Stücken zu einem Dienstvorschlag erweitert und bewertet. Der Planer entscheidet, welchen dieser alternativen Vorschläge er als Dienst akzeptiert.
Bei vorgegebenen Dienstklassen, wie Früh-, Mittel- oder Spätdienste, muss, soweit möglich, eine definierte Anzahl unterschiedlicher Dienste einer Klasse generiert und bewertet werden, die den Rahmenbedingungen entsprechen. Falls ein Optimierungsverfahren eingesetzt wird, wird aus der Gesamtmenge möglicher Dienste eine Teilmenge ausgewählt, die alle Dienstaktivitäten abdeckt und bestimmte Zielsetzungen, wie die Kostenminimierung, am besten erfüllt. Diese Tagesdienste werden an die Dienstreihenfolgeplanung weitergegeben.

2.6 Dienstreihenfolgeplanung

Anschließend werden die Dienstpläne der verschiedenen Wochentage unter Berücksichtigung von Mindestruhezeiten (auch für Feiertagsübergänge), durchschnittlichen Wochenarbeitszeiten und vorgebbaren Turnusfolgen von Arbeits- bzw. arbeitsfreien Tagen erstellt. Dabei werden mehrere Tagesdienste zu Wochen-Dienstplänen zusammengefasst, so dass sie hintereinander ausgeführt werden können, ohne dass Bedingungen wie die minimale Ruhezeit zwischen zwei Diensten verletzt werden. Danach erfolgt schließlich die Zuweisung der Dienstpläne zu den einzelnen Fahrern. Erst dann wird die Anonymität der Dienstpläne aufgegeben.

2.7 Das Forschungsproblem

Als Ziel der Planung im Rahmen des öffentlichen Personennahverkehrs kann eine möglichst günstige Bedienung des Beförderungsbedarfs der Kunden angesehen werden. Allerdings darf der Kostenpunkt dabei nicht allein betrachtet werden, da es viele andere – sowohl gesetzliche als auch tarifvertragliche – Rahmenbedingungen gibt. Dazu zählen die Arbeitszeitrestriktionen für Fahrer, die technischen Bedingungen für Fahrzeuge oder auch eine Vorschrift zur Bedienung unrentabler Verbindungen.

In den nachfolgenden Abschnitten wird speziell das Dienstplanungsproblem betrachtet. Prinzipiell soll dabei eine Menge von Diensten konstruiert werden, so dass alle Fahrten durch einen Fahrer bedient werden, alle Restriktionen erfüllt sind und die Gesamtkosten dabei minimiert werden. Wegen der hohen kombinatorischen Komplexität sind Dienstplanungsmodelle praktischer Größenordnung heute nicht optimal lösbar. Im Folgenden werden Methoden vorgestellt, die helfen, möglichst gute – wenn auch nicht optimale – Lösungen zu generieren. Ein solcher Ansatz basiert auf einem Column-Generation-Verfahren und nutzt bei der Lösung der entstehenden Unterprobleme eine neue effiziente Time-Space-Formulierung. Ein weiterer Ansatz berücksichtigt nicht nur die reine Kostenminimierung als Zielfunktion, sondern auch weitere Ziele und nutzt Metaheuristiken zur Lösung der multikriteriellen Modelle.

3 Optimierungsmodelle für das Dienstplanungsproblem

Nachdem exakte Optimierungsmodelle zur Lösung des Dienstplanungsproblems in Fluggesellschaften seit über drei Jahrzehnten genutzt werden, haben diese in den letzten Jahren den Einzug auch in die Praxis des ÖPNV gefunden. Einige Optimierungssoftwarepakete (vgl. Hastus, Interplan) beinhalten heute Optimierungskomponenten, wobei zur Lösung sowohl exakte Methoden als auch Heuristiken eingesetzt werden.

Das Dienstplanungsproblem wird meist als ein *Set Partitioning Problem (SPP)* formuliert und mit Hilfe eines *Column Generation*-Verfahrens gelöst (z.B. [DeSo89], [GrBL03]).

Das Basismodell des SPP ist in (3.1)-(3.3) dargestellt, wobei die binären Entscheidungsvariablen x_k den berücksichtigten Diensten als Spalten entsprechen: der Wert $x_k = 1$ bedeutet, dass der Dienst ausgewählt wurde und $x_k = 0$, dass der Dienst nicht ausgewählt wurde. Die Menge *I* beschreibt alle Dienstelemente, die durchgeführt werden müssen und *K(i)* die Menge der Dienste die das Dienstelement i beinhalten.

$$\sum_{k \in K} c_k x_k \longrightarrow \min \tag{3.1}$$

$$\sum_{k \in K(i)} x_k = 1 \qquad \forall i \in I \tag{3.2}$$

$$x_k \in \{0,1\} \tag{3.3}$$

Das Optimierungsverfahren sucht unter den vorgegebenen Diensten nach einer kostenoptimalen Kombination (3.1), so dass alle Dienstelemente mit adäquater Besatzung durchgeführt werden (3.2). Weil die Anzahl der zulässigen Dienste bereits für kleine Modelle Millionen beträgt, können nicht alle möglichen Dienste als Spalten der Koeffizientenmatrix von vornherein generiert werden. Zuerst wird eine begrenzte Anzahl von Diensten generiert und das entsprechende Optimierungsmodell als lineares Programm gelöst. Danach werden solche neuen Dienste als Spalten generiert, die negative reduzierte Kosten besitzen und somit tendenziell die Lösung verbessern können. Das Verfahren beinhaltet somit abwechselnd die Lösung eines Masterproblems als LP und die Lösung eines Unterproblems (Pricing) zur Generierung vorteilhafter neuer Spalten. Das LP-Verfahren endet, wenn keine vorteilhaften Spalten mehr existieren oder wenn die vorgegebene Lösungszeit verbraucht ist. Danach muss noch eine ganzzahlige Lösung bestimmt werden.

Zur Lösung der des Master-Problems wird nach unserer Vorgehensweise zuerst eine primale und duale LP-Lösung berechnet. Statt des klassischen Simplex-Verfahrens wird hier der sogenannte Volume-Algorithmus eingesetzt [BaAn00], der schnell approximative Lösungen berechnet und somit insgesamt Rechenzeit einspart.

In einem zweistufigen Pricing-Prozess bestimmen wir mit der so errechneten dualen Lösung neue Spalten mit negativen reduzierten Kosten und fügen sie dem Master-Problem hinzu.

Weiterhin verwenden wir die primalen und dualen Informationen zum Spaltenmanagement im beschränkten Master-Problem. Wenn keine neuen Spalten im Pricing-Problem gefunden werden können, berechnen wir eine ganzzahlige Lösung.

Das Unterproblem im Pricing-Prozess kann als ein Resource-Constrained-Shortest-Path-Modell (RCSP) formuliert werden, wobei unterschiedliche Netzwerkrepräsentationen möglich sind. Unsere Formulierung basiert auf dem gerichteten Graphen $G=(N,A)$, in dem die Knoten N den Ablösepunkten J, der Quelle s und Senke t entsprechen. Kanten in A repräsentieren Leerfahrten (Fahrten ohne Passagiere), Dienstelemente, Ein- und Ausrücken aus dem Depot sowie Pausen. Da jeder Ablösepunkt einen Zeitpunkt darstellt und wir die Knoten nach (aufsteigenden) Zeitpunkten sortieren, ist das Netzwerk azyklisch. Jede Kante $(i,j)\in A$ ist mit Kosten c'_{ij} und einem Ressourcenverbrauch $d_{ij}^r \geq 0$ für jede Ressource $r\in R$ assoziiert. Die Kosten sind so definiert, dass die Kosten eines Pfads mit den reduzierten Kosten des entsprechenden Dienstes übereinstimmen. Sei λ_i der mit Restriktion (3.2) assoziierte duale Wert für Dienstelement i, dann sind die reduzierten Kosten c'_{ij} für alle Dienstelement-Kanten $c'_{ij}=c_{ij}-\lambda_i$. Für alle übrigen Kanten in A gilt $c'_{ij}=c_{ij}$. Liegt der Ressourcenverbrauch eines Pfads P $\Sigma_{(i,j)\in P}\, d_{ij}^r$ von s nach t für alle $r\in R$ und alle Kanten in dem Intervall $[u^r, o^r]$, so handelt es sich um einen zulässigen Dienst. u^r gibt dabei den minimalen und o^r den maximalen erlaubten Verbrauch der Ressource r an. Einen Überblick über verschiedene Netzwerkformulierungen für das Dienstplanungsproblem und die Modellierung komplexer Regeln geben [DGSS92], [StGS06]. Die Formeln (3.4)-(3.7) zeigen die mathematische Formulierung von RCSP.

$$\sum_{(i,j)\in A} c'_{ij}\, x_{ij} \longrightarrow \min \tag{3.4}$$

$$\sum_{\{i:[i,j]\in A\}} x_{ij} - \sum_{\{i:(j,i)\in A\}} x_{ji} = 0 \qquad \forall i \in N \setminus \{s,t\} \tag{3.5}$$

$$u^r \leq \sum_{(j,i)\in A} d_{ij}^r x_{ji} \leq o^r \quad \forall r \in R \tag{3.6}$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \qquad \forall (i,j) \in A \tag{3.7}$$

Die binären Flussvariablen x_{ij} (3.7) geben an, ob ein Fluss auf Kante $(i,j)\in A$ existiert. Die Flusserhaltungsbedingungen (3.5) erzeugen einen zulässigen Fluss mit Ausnahme von Quelle und Senke. Die Ressourcenbedingungen (3.6) stellen sicher, dass jeder Dienst zulässig ist. Es ist zu beachten, dass nicht jede beliebige in der Praxis auftretenden Restriktion mit den Nebenbedingungen (3.6) modelliert werden kann. Es ist bekannt, dass RCSP schon für $|R|\geq 1$

ein NP-hartes Problem ist [HaZa80]. RCSP muss dabei nicht in jeder Column-Generation-Iteration bis zur Optimalität gelöst werden, da es ausreicht, entweder eine Menge von Pfaden negativer Länge zu erzeugen oder zu zeigen, dass solche Pfade nicht existieren.

4 Berücksichtigung mehrerer Zielfunktionen

Weil die klassische Zielsetzung von Betrieben im ÖPNV die Minimierung von Kosten unter einem gegebenen Servicegrad ist, berücksichtigt das oben erläuterte Optimierungsmodell die Kosten als alleiniges Hauptziel in der Zielfunktion. Neben der reinen Kostenminimierung müssen in der Praxis jedoch auch weitere Ziele berücksichtigt werden, die heute in der Regel entweder als Restriktionen formuliert werden oder bei der Optimierung außer Acht gelassen werden. Im Folgenden werden solche praxisrelevante Ziele kurz charakterisiert.

Ein wichtiger Aspekt ist die Zahl der Linienwechsel eines Fahrers pro Tag, d.h. wie oft wechselt der Fahrer auf eine andere Linie, die eine andere Route im Stadtgebiet hat, so dass Kenntnisse aus mehreren geographischen Bereichen erforderlich sind. Es wird häufig gewünscht, dass die Zahl der Linienwechsel pro Fahrer und Tag gering ist bzw. eine gegebene Zahl (z.B. 3) nicht überschreitet [KlGS06], [Kliew05]. Allerdings ist dies nicht in allen Verkehrsbetrieben der Fall. Es gibt aber auch Städte, deren Verkehrsbetriebe Linienwechsel sogar begrüßen, weil der Tagesablauf eines Fahrers dadurch interessanter und vielseitiger wird.

Die gesamte Anzahl von unterschiedlichen Diensten, die gefahren werden sollen, soll bei einigen Anwendern minimiert bzw. nach unten beschränkt werden. Man verspricht sich davon einen einfacheren Planungsablauf und Umsetzung [LoPP01].

Dienste, die nur aus einem Dienststück bestehen, sind in der Regel unerwünscht, weil der Busfahrer in diesem Fall nur für einen Teil des Tages im Einsatz ist. Allerdings ist es häufig nicht erforderlich, diese Restriktion explizit zu formulieren, weil sie über Kostenaspekte bereits in der Zielfunktion berücksichtigt werden.

Beim ÖPNV ist es heute üblich, im Rahmen von Outsourcing einen Teil der Fahrten an einen externen Dienstleister zu vergeben. In diesem Fall müssen nicht alle Fahrten durch einen Bus und Fahrer des eigenen Betriebs abgedeckt werden. Man sucht somit nach einer optimale Kombination der Fahrten, die extern vergeben werden. Weiterhin ist es (im Rahmen von sogenannten Set-Covering-Modellen) möglich, dass ein Dienstelement mehr als einem Busfahrer zugewiesen wird.

Die veröffentlichten Fahrpläne im ÖPNV sind normalerweise täglich identisch, mit Ausnahmen von Wochenenden und Feiertagen. Ein Unternehmen führt jedoch häufig auch weitere Fahrten aus (Sonderfahrten), die nicht in den öffentlichen Fahrplänen enthalten sind.

Nach unserer Erfahrung können bis zu 5% der Fahrplanmasse eines Tages unregelmäßige Fahrten sein, wie z.B. Schul-, Bäder- oder Werksfahrten. Durch Feiertage oder Schulferien werden diese Ausnahmefahrten wiederum oft nicht über die gesamte Fahrplanperiode durchgängig ausgeführt. Fahrpläne weisen somit oft auch keine wöchentliche Regelmäßigkeit auf. Mit traditionellen Optimierungsansätzen für die Umlauf- und Dienstplanung entstehen zwar kostenminimale, aber in der Praxis unerwünschte unregelmäßige Dienstpläne. Regelmäßige Dienstpläne sind in der Praxis wichtig, da diese einfacher einzuführen und zu handhaben sind. Busunternehmen versuchen bislang heuristisch, Regelmäßigkeit durch das Lösen eines zweistufigen Problems zu erreichen. Der Planer identifiziert erst alle regelmäßigen Fahrten einer Periode und berechnet mit einem traditionellen Ansatz einen zulässigen Umlauf- und Dienstplan. Danach fixiert er manuell eine Teilmenge der regelmäßigen Dienste und löst ein zweites Problem mit allen verbleibenden Fahrten. Das zweite Problem beinhaltet im Allgemeinen sehr verstreute Fahrten, die nur mit Hilfe vieler Leerfahrten abgedeckt werden können und daher sogar in der optimalen Lösung hohe operative Kosten besitzen.

5 Ein bikriterielles Optimierungsmodell

Im Folgenden betrachten wir daher das Umlauf- und Dienstplanungsproblem im Regionalverkehr für unregelmäßige, sich wöchentlich nicht wiederholende Fahrpläne. Wir zeigen, dass durch das hier vorgeschlagene zweistufige Verfahren im Bezug auf Regelmäßigkeit bessere Dienstpläne bei geringer Erhöhung der operativen Gesamtkosten erzeugt werden können.

Um die Regelmäßigkeit bewerten zu können, ist zuerst ein Maß für die Distanz zwischen zwei Dienstplänen zu definieren. Das Maß soll für zwei identische Dienstpläne gleich 0 sein und soll weiterhin gemeinsame Fahrtsequenzen zwischen den Plänen berücksichtigen: zwei Pläne sind sich ähnlich, wenn diese viele identische Fahrtsequenzen (Folgen von Fahrten) beinhalten. Das folgende Maß für die Distanz eines Dienstes D_i zu einem Referenzplan R berücksichtigt diese Anforderung und hat sich für Praxisdaten bewährt:

$$\delta_{D_i}^{R} = |F_i| - \sum\nolimits_{S \in \bar{S}(R,D_i)} |S| \tag{3.8}$$

wobei

- R: Referenz-Dienstplan,
- S: Fahrten, die Teil der gemeinsame Sequenz sind,
- $\bar{S}$: Menge aller gemeinsamen Sequenzen,
- D_i: Dienst i und
- F_i: Menge der Fahrten, die durch Dienst i abgedeckt werden,

ist. Das Maß gibt also an, wie viele Fahrten eines Dienstes nicht Teil einer Sequenz sind. Es ist Null, wenn der Dienst D_i komplett im Referenzplan enthalten ist.

Seien c_k die operativen Kosten eines Dienstes $k \in K$ mit K als Menge aller zulässigen Dienste und definiere $K(i) \in K$ als Menge der Dienste, die Dienstelement $i \in I$ abdecken. Die binären Entscheidungsvariablen x_k geben an, ob ein Dienst k für die Lösung ausgewählt wurde oder nicht.

Die Betrachtung der Ziele Kosten- und Distanzminimierung führt zu dem bikriteriellen Optimierungsproblem (3.10)-(3.12) (2ICSP):

$$\sum_{k \in K} c_k x_k \longrightarrow \min \tag{3.10}$$

$$\sum_{k \in K} \delta_k^R x_k \longrightarrow \min \tag{3.11}$$

s.t.

$$\sum_{k \in K(i)} x_k = 1 \quad \forall i \in I \tag{3.12}$$

$$x_k \in \{0,1\}.$$

Die binäre Entscheidungsvariable x_k bekommt den Wert 1, wenn der Dienst k ausgewählt wird, und 0 sonst. Die Distanz eines Dienstes k zum Referenzplan R wird mit $_k^R$ bezeichnet (s. oben).

Bei einem bikriteriellen Optimierungsproblem existiert in der Regel keine eindeutige optimale Lösung. Vielmehr gibt es eine Menge von effizienten Lösungen, die nicht verbessert werden können, ohne dass mindestens eine der Zielfunktionen sich verschlechtert. Die Menge der effizienten Lösungen kann prinzipiell mit der -constraint-Methode bestimmt werden (vgl. (Ehrgott 2000)). Dabei wird zunächst das Optimum c^{opt} bzgl. eines Zielkriteriums nach einer gegebenen Rangordnung bestimmt. Danach wird im Modell εICSP (3.13)-(3.15) das Optimum für das zweite Kriterium bestimmt, so dass das erste Zielkriterium unter einer Schwelle ε = $(1+\alpha)\, c^{opt}$ mit $\alpha \geq 0$ bleibt.

$$\sum_{k \in K} \delta_k^R x_k \longrightarrow \min \tag{3.13}$$

s.t.

$$\sum_{k \in K(i)} x_k = 1 \quad \forall i \in I \tag{3.14}$$

$$\sum_{k \in K} c_k x_k \leq \varepsilon \tag{3.15}$$

$$x_k \in \{0,1\}.$$

Für das Dienstplanungsproblem mit Daten aus der Praxis konnte das Zielkriterium Regelmäßigkeit unter der Verschlechterung von höchstens α=2% des Zielkriteriums Kosten wesentlich verbessert werden (s. Tabelle 1).

	ICSP				εICSP			
instance	#cg_iter	ip_obj	gap	cpu_time	#cg_iter	ip_obj	gap	cps_time
real421	94	72510	0.1	03:36:25	3	49	0.0	00:03:33
real436	92	71121	0.1	03:44:29	2	32	0.0	00:00:43
avg.				03:40:27				00:02:08

Tabelle 1: Ergebnisse zum Lösungsverfahren mit derε-Constraint-Methode

	#EQDR		%EQDR		∅SEQLEN		%SEQLEN	
instance	ICSP	εICSP	ICSP	εICSP	ICSP	εICSP	ICSP	εICSP
real421	4	13	8.5	27.7	2.04	3.72	26.2	47.8
real436	5	24	11.4	54.6	2.44	5	28.5	58.5
avg.			9.9	41.1			27.4	53.1

Tabelle2: Ergebnisse zur Regelmäßigkeit der Lösungen von ICSP und εICSP

Ziel der zweiten Optimierungsstufe nach Regelmäßigkeit ist es, möglichst viele Sequenzen der kostenoptimalen Lösung beizubehalten, so dass der Kostenwert sich nicht mehr als 2% verschlechtert. Tabelle 2 zeigt, dass sowohl die Anzahl der unveränderten Dienste (#EQDR) als auch deren prozentuale Anteil (%EQDR) für Testmodelle aus der Praxis wesentlich erhöht werden konnten. Dasselbe gilt für die Anzahl und die durchschnittliche Länge der gemeinsamen Sequenzen (∅SEQLEN bzw. %SEQLEN).

Durch systematische Untersuchungen mit unterschiedlichen -Werten können prinzipiell alle effizienten Lösungen bestimmt werden. Welche Lösung für die Realisierung ausgewählt wird, sollte der Entscheidungsträger interaktiv entscheiden. Dafür ist es hilfreich, eine graphische Darstellung in Form eines Decision Support Systems zu erzeugen (Abbildung 3 zeigt ein Beispiel für zwei Kriterien).

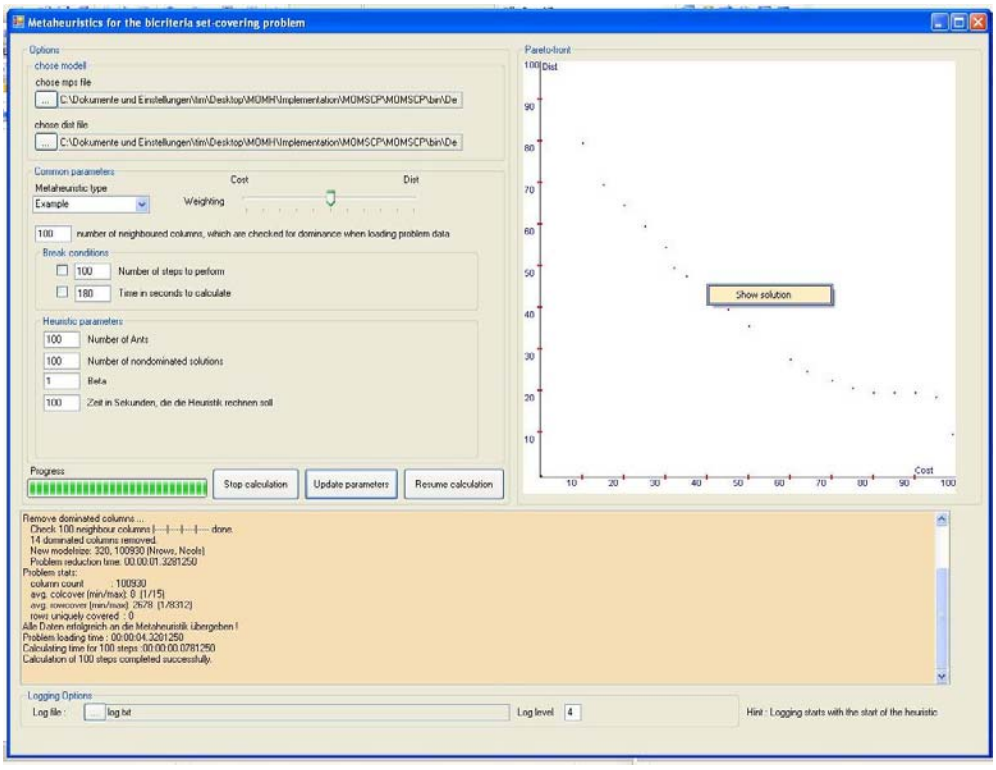

Abb. 3: Visuelle Darstellung der effizienten Lösungen

6 Kombination von exakten und heuristischen Lösungsmethoden

Bei der Lösung des Pricing-Problems beim Column-Generation-Verfahren wird in der Regel eine große Anzahl Spalten explizit oder implizit im Rahmen des Pricing-Prozesses generiert. Nur solche Spalten werden in das Mastermodell aufgenommen, die negative reduzierte Kosten im Hinblick auf die ursprüngliche Zielfunktion haben. Weil jedoch auch andere Ziele von Bedeutung sind, können die generierten Spalten mit wenig Aufwand im Sinne der weiteren Zielfunktionen bewertet werden. Da die exakte Lösung von kombinatorischen Optimierungsmodellen mit Hilfe der mathematischen Programmierung i.d.R. sehr zeitaufwändig ist, wäre es nicht sinnvoll zu versuchen, das Modell bzgl. weiterer Zielfunktionen exakt zu lösen. Durch die Nutzung der generierten Dienste als Ausgangspunkt für Metaheuristiken kann somit eine Menge an möglichen guten Lösungen schnell generiert und dem Planer zur Auswahl gestellt werden.

Unter Metaheuristiken versteht man eine Familie von allgemeinen Problemlösungs- und Suchmethoden, die insbesondere für kombinatorische Optimierungsmodelle geeignet sind. Eine für bestimmte Aufgabenstellung angepasste Metaheuristik findet i.d.R. schnell gültige

Lösungen, die im weiteren Verlauf verbessert werden können. Es kann keine Garantie der Lösungsoptimalität gegeben und weiterhin auch keine Aussage über die Lösungsqualität gemacht werden.

In einem laufenden Forschungsprojekt werden folgende Metaheuristiken für das bikriterielle Dienstplanungsproblem 2ICSP implementiert und mit dem Ziel getestet, möglichst gute Pareto-Fronten zu bestimmen:

- der genetische Algorithmus SPEA2 nach [ZiLT01],
- Simulated Annealing u.a. nach [CzJa98],
- Tabu Search nach [LoPP01] und
- Ameisenalgorithmen (ACO) nach [GuMi03].

Für einen ersten Vergleich der Heuristiken wurden nach dem Verfahren von [HuFW05] Fahrpläne mit 320 bis 800 Fahrten generiert. Sie beinhalten jeweils ein Depot, dass gleichzeitig einziger Ablösepunkt ist, um ein typischen Szenario aus dem Regionalverkehr abzubilden. Mit Hilfe des beschriebenen Column Generation Verfahrens werden Dienste generiert, die den Ausgangspunkt für die Optimierung durch die Metaheuristiken darstellen. Wir erlauben dabei genauso wie im Vergleich der Heuristiken die Mehrfachüberdeckung von Dienstelementen. Tabelle 3 stellt die Größe der verwendeten Testinstanzen dar.

Name	Zeilen	Variablen (Dienste)	Nicht-Null-Elemente
320-1	320	100.944	958.159
320-2	320	60.128	444.606
400-1	400	72.673	532.579
400-2	400	57.769	410.361
640-1	640	156.044	1.383.364
640-2	640	104.595	747.708
800-1	800	135.572	987.909
800-2	800	155.146	1.230.629

Tabelle 3: Größe der Testinstanzen zum Vergleich der Metaheuristiken

Die vier Metaheuristiken wurden anhand des sog. Hypervolumes (vgl. [ZiTh98]) bewertet. Das Hypervolume ermöglicht es, eine Menge von Lösungen (bspw. die Pareto-Front) auf ein Skalar abzubilden, welches ein Maß für die Qualität der gefunden Lösungen ist. Je größer das Hypervolume, desto höher ist auch die Qualität der Pareto-Front. Es handelt sich allerdings um ein ordinales Kriterium, dass keine Aussage über die Stärke der Merkmalsausprägung oder die Größe der Merkmalsunterschiede erlaubt. Tabelle 4 stellt die Hypervolumes der gefunden Pareto-Fronten der vier Metaheuristiken für die Testinstanzen nach 10 Minuten Rechenzeit auf einem PC (Intel P4 3.0 GHz, 2GB) dar.

Die Ergebnisse zeigen, dass mit dem evolutionären Algorithmus SPEA2 für alle Testinstanzen die besten Pareto-Fronten bestimmt werden konnten. Die gefundenen Fronten bieten viele Lösungen und verteilen sich gut über den Suchraum. Der ACO Algorithmus konnte zwar nur wenige gute Lösungen finden, diese verteilten sich jedoch gut über den Suchraum. Im Gegensatz dazu konnten mit Tabu Search und Simulated Annealing nur wenige, nah beieinander liegende Lösungen gefunden werden.

Instanz	Simulated Annealing	Tabu Search	SPEA2	Ant Colony Optimization
320-1	18.201.164	18.262.251	20.072.003	19.120.189
320-2	29.887.737	29.809.664	31.589.976	30.007.990
400-1	71.836.269	71.740.288	75.745.072	74.281.816
400-2	89.681.239	89.746.885	94.141.782	90.036.482
640-1	199.034.704	199.575.139	216.579.504	203.016.853
640-2	271.548.362	270.471.248	286.592.522	275.709.660
800-1	511.536.389	517.875.331	548.948.336	528.818.610
800-2	350.059.120	346.716.776	376.969.363	361.932.510

Tabelle 4: Hypervolumes der Metaheuristiken

Weiterhin hat der Entscheider im Rahmen eines interaktiven Entscheidungs-unterstützungssystems (vgl. Abbildung 3) die Möglichkeit, in den Lösungsprozesses steuernd einzugreifen.

7 Zusammenfassung

Der Beitrag beschreibt den Stand der Technik und eigene Entwicklungen für die multikriterielle Optimierung bei der Dienstplanung im ÖPNV. Durch die jüngsten Entwicklungen bei der Software zur Lösung von exakten Optimierungsmodellen können sehr schwierige Praxismodelle mit Hilfe der Set-Partitioning-Formulierung und Nutzung eines Column-Generation-Verfahrens nahezu optimal gelöst werden. Ein entscheidender Aspekt ist dabei die Modellierung des Unterproblems als ein Resource-Constrained-Shortest-Path-Modell.

Die beim Column-Generation-Verfahren generierten zahlreichen gültigen Dienste können mit wenig Aufwand im Hinblick auf weitere Ziele untersucht werden. Durch den Einsatz von Metaheuristiken werden diese in mehrere Zielrichtungen verbessert, so dass eine Menge gültiger Lösungen entsteht. Diese werden im Rahmen eines interaktiven Entscheidungsunterstützungssystems dem menschlichen Entscheidungsträger visualisiert.

Literaturverzeichnis

[BaAn00] Barahona F., Anbil R. (2000) The volume algorithm: producing primal solutions with a subgradient method. Mathematical Programming 87(3):385-399.

[BeCG87] Bertossi A.., Carraresi P., Gallo G. (1987) On some matching problems arising in vehicle scheduling models. Networks 17:271-281.

[BoLW04] Borndörfer R., Löbel A., Weider S. (2004) A bundle method for integrated multi-depot Vehicle and Duty Scheduling in Public Transit. ZIB Report 04-14, Berlin.

[BuZi97] Bussieck, M., Zimmermann, U. (1997). Optimale Linienführung und Routenplanung in Verkehrssystemen. Technical Report, TU Braunschweig.

[CzJa98] Czyzak P., Jaskiewicz A. (1998) Pareto Simulated Annealing – a metaheuristic technique for multiple-objective combinatorial optimisation. Journal of Multi-Criteria Decision Analysis 7:34-47.

[DGSS92] Desrochers M., Gilbert J., Sauvé M., Soumis F. (1992) Crew-Opt: Subproblem Modeling in a Column Generation Approach to Urban Crew Scheduling. In: Desrochers M., Rousseau J. (Hrsg) Computer-Aided Scheduling, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems 386, Springer, Berlin.

[DeSo89] Desrochers M., Soumis F. (1989) A Column Generation Approach to the Urban Transit Crew Scheduling Problem. Transportation Science 23:1–13.

[Ehrg00] Ehrgott M. (2000) Multicriteria Optimization. Springer, Berlin.

[GiKS05] Gintner V., Kliewer N., Suhl L. (2005) Solving large multiple-depot multiple-vehicle-type bus scheduling problems in practice. OR Spectrum 27(4):507-523.

[GrBL03] Grötschel M., Borndörfer R., Löbel A. (2003) Duty Scheduling in Public Transit. In: Mathematics - key technologies for the future. Springer, Berlin.

[GuMi03] Guntsch M., Middendorf M. (2003) Solving Multi-Criteria Optimization Problems with Population-based ACO. In: Proc. of the Second Intern. Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO03), Springer, Berlin.

[HaZa80] Handler G., Zang I. (1980) A Dual Algorithm for the Constrained Shortest Path Problem. Networks 10:293-310.

[HuFW05] Huisman D., Freling R., Wagelmans A. (2005) Multiple-Depot Integrated Vehicle and Crew Scheduling. Transportation Science 39:491-502.

[KlMS06] Kliewer N., Mellouli T., Suhl L. (2006) A time-space network based exact optimization model for the multi-depot bus scheduling. European Journal of Operational Research, 175(3): 1616-1627.

[Kliew05] Kliewer N. (2005) Optimierung des Fahrzeugeinsatzes im öffentlichen Personennahverkehr. Dissertation, Universität Paderborn, DS & OR Lab.

[KlGS06] Kliewer N., Gintner V., Suhl L. (2006) Line change considerations within a time-space network based multi-depot bus scheduling model. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems (LNEMS), Computer-Aided Scheduling of Public Transportation (CASPT 2004), Springer, Berlin.

[LoPP01] Lourenço H.R., Paixão J.O., Portugal R. (2001) Multiobjective Metaheuristics for the Bus Driver Scheduling Problem. Transportation Science, Vol. 35(3): 33.

[StGS06] Steinzen I., Gintner V., Suhl L. (2006) Network models for a decomposed pricing problem. 10th International Conference on Computer-Aided Scheduling of Public Transport, Leeds, UK, 21.-23. Juni 2006.

[ZiLT01] Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. (2001) SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization. In: Evolutionary Methods for Design, Optimisation and Control, Barcelona, Spain.

[ZiTh98] Zitzler E., Thiele L. (1998) Multiobjective optimization using evolutionary algorithms - a comparative case study. In: Proc. of the Fifth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Berlin, Germany.