

Agentenbasierte Transportoptimierung

Prof. Dr. rer. nat. Klaus Dorer
Fakultät Elektrotechnik
und Informationstechnik (E+I)

Badstraße 24
77652 Offenburg
Tel.: 0781 205-258
E-Mail: klaus.dorer@fh-offenburg.de

1971: Geboren in Furtwangen
1992–1996: Allgemeine Informatik / Künstliche Intelligenz,
Fachhochschule Furtwangen
7. Semester De Montfort University Leicester/England
1996–2000: Promotionsstudium Informatik, Albert-Ludwigs-
Universität Freiburg
2000–2003: Senior Software Engineer, living systems AG,
Donaueschingen
2003–2007: Senior Researcher, Whitestein Technologies GmbH,
Donaueschingen
seit 2007: Professur für Software Engineering, Algorithmen
und Datenstrukturen sowie Grundlagen der Informatik
an der Hochschule für Technik, Wirtschaft und Medien Offenburg
Lehrgebiete: Software Engineering, Algorithmen und Datenstrukturen,
Objektorientierte Programmierung, Künstliche Intelligenz



Forschungsgebiete: Transportoptimierung, Künstliche Intelligenz

5.2 Agentenbasierte Transportoptimierung

Prof. Dr. rer. nat. Klaus Dorer

Abstract

This article is an overview of the freight logistics problem that is approached by the 'Attractive' research project currently running in the IAF. It introduces agent-based systems in general, the freight transportation domain and agent-based transport optimization with a special focus on heterogeneous fleets that are currently under investigation. Previous results with homogeneous fleets promise to achieve significant cost savings also in the heterogeneous domain.

Einleitung

Deutschland hat nicht zuletzt durch seine zentrale Lage eine führende Rolle im Bereich der Transportlogistik in Europa übernommen. Allerdings stehen die großen Logistikunternehmen in den letzten Jahren zunehmend vor neuen Herausforderungen. Zum einen steigt die Menge zu transportierender Güter jährlich, zum anderen entstanden durch Verschmelzungen großer Logistikunternehmen wie z. B. Deutsche Post, Danzas und Exel, UPS und Fritz riesige Fahrzeugflotten, deren effiziente Planung die Unternehmen vor enorme Probleme stellt. Die einzige Möglichkeit, diese meist heterogenen, also aus vielen verschiedenen Verkehrsmitteln bestehenden Flotten mit herkömmlichen Mitteln effizient zu planen, ist die Aufteilung in (regionale) Geschäftsbereiche.

Dadurch können viele Synergieeffekte nicht genutzt werden, was unter ande-

rem zu unnötig hohen Transportkilometerleistungen und Leerfahrten führt. Mit Hilfe agentenbasierter Systeme können heute schon Kosteneinsparungen von 3 – 6 % bei homogenen Verkehrsmitteln erzielt werden. Das Einsparpotenzial dürfte bei heterogenen Flotten ähnlich hoch, wenn nicht noch etwas höher sein. Allerdings liefern derzeit agentenbasierte Systeme für heterogene Flotten noch keine zufriedenstellenden Ergebnisse. Durch die Kombination der beiden vorrangig für die Transportoptimierung eingesetzten Techniken agentenbasierte (bottom-up) Optimierung und der klassischen (top-down) Optimierung soll auch das Einsparpotenzial von heterogenen Flotten realisiert werden. Diese Optimierung ist Gegenstand des Attractive Forschungsprojekts, das von August 2009 bis Juli 2012 im Rahmen des Programms ingenieurNachwuchs gefördert wird.

Multi-Agenten-Systeme

Wenngleich sich in der einschlägigen Literatur bisher keine eindeutige, allseits akzeptierte Begriffsdefinition durchgesetzt hat, besteht unter Experten doch weitgehende Einigkeit darin, dass es sich bei „Software-Agenten“ um konfigurierbare, verteilte, aktive (mit eigenem Thread of Control ausgestattete) Software-Komponenten handelt, die zumindest über folgende Eigenschaften verfügen müssen:

Autonom: selbstständig, d. h. ohne Benutzer-Intervention die zur Zielerreichung bestgeeigneten Maßnahmen zu bestimmen sowie deren Durchführung zu initiieren und gegebenenfalls zu überwachen.

Kollaborativ: Gestellte Aufgaben werden durch Kommunikation und Zusammenarbeit mit anderen Agenten kollektiv gelöst. Die Systemintelligenz eines solchen Multi-Agenten-Systems übertrifft dabei in der Regel die Intelligenz des einzelnen Agenten.

Adaptiv: die Fähigkeit, Umweltveränderungen zeitnah zu erkennen (oder gar zu antizipieren), zu analysieren und durch geeignete Maßnahmen darauf zu reagieren.

Weitere mögliche Eigenschaften sind:

Situiertheit, also das Eingebettetsein in eine Systemumgebung, die direkt wahrgenommen wird und durch Aktionen des Agenten verändert werden kann.

Mobilität, also die technische Fähigkeit, sich (das Software-Programm!) zwischen Rechnern frei zu bewegen.

Proaktivität, also die Fähigkeit zur vorausschauenden Planung und Handlung.

Generell gilt, je mehr dieser Eigenschaften ein Software-System hat, desto eher wird man es als Multi-Agenten-System bezeichnen.

Multi-Agenten-Systeme werden seit Anfang der 90er Jahre untersucht und haben seit Anfang 2000 auch Einzug in industrielle Anwendungen gehalten. Der Anwendungsbereich reicht dabei von der Informationssuche im Internet, e-Commerce, der Optimierung von Abläufen in der Automatisierungstechnik und Logistik (siehe nächster Abschnitt) bis hin zur Simulation menschlichen

Schwarmverhalten in Paniksituationen zur Verbesserung von Fluchtwegen und Sicherheitseinrichtungen in großen Hallen und Stadien. Besonders bekannt ist auch die Anwendung von Multi-Agenten-Systemen im RoboCup, bei dem intelligente autonome Agenten und Roboter Fußball spielen.

Transportoptimierung

Ausgehend vom klassischen Traveling-Salesman-Problem (TSP) wurden die Formulierungen von Transportproblemen in den letzten 50 Jahren fortlaufend erweitert, um realistische Transportprobleme modellieren und lösen zu können und der Fortentwicklung moderner Logistik Rechnung zu tragen. Man spricht heute vom R/T mPDPSTW mit folgenden Komponenten:

R/T (Real Time): Die Optimierung soll in Echtzeit erfolgen. Zielfunktion ist also nicht nur die Ergebnisqualität, sondern auch die Zeit, in der das Ergebnis erreicht wurde. Immer kürzere Vorlaufzeiten machen es z. B. nötig, dass neue Aufträge unmittelbar verplant werden und unvorhergesehene Ereignisse wie Auftragsänderungen und Verzögerungen durch Staus usw. unmittelbar zu Änderungen des Transportplans führen. Echtzeitfähige Systeme sollen daher in der Lage sein, nicht mehr als klassische Batch-Optimierung über Nacht zu laufen, sondern interaktiv von Benutzern bedient zu werden. Üblicherweise gelten Antwortzeiten von wenigen Sekunden bei dieser Art von Echtzeitsystemen als akzeptabel.

mPDP (multiple Pick up and Delivery Problem): Im Gegensatz zum Vehicle Routing Problem (VRP) müssen beim PDP Aufträge nicht von einem zentralen Lager ausgefahren oder zu einem zentralen Lager abgeliefert werden, sondern jeder einzelne Transportauftrag kann einen eigenen Abhol- und Lieferort haben. Beim 1PDP werden alle Aufträge von einem Lkw (teilweise nacheinander) transportiert, beim mPDP wird der Transport durch eine Flotte von Lkws durchgeführt. Die Lkws haben in klassischen Formulierungen des Problems lediglich eine Kapazitätsbegrenzung. Für realistische Transportoptimierung müssen zudem Gewichts- und Volumenbeschränkungen, die gesetzlichen Fahrzeitbeschränkungen sowie Zusammenladungsverbote berücksichtigt werden.

STW (Soft Time Windows): Die Abholung und Lieferung der Aufträge müssen innerhalb eines bestimmten Zeitfensters erfolgen. Allerdings ist die strikte Einhaltung dieser Zeitfenster oft zu praxisfern. Daher erlaubt man mit „weichen“ Zeitfenstern, die vorgegebenen Zeiten leicht zu unter- oder überschreiten, wenn sonst unverhältnismäßig hohe Kosten entstehen würden.

Die Lösungsansätze derartiger Transportprobleme lassen sich in zwei Klassen aufteilen: exakte Ansätze und heuristische Ansätze.

Lange Zeit wurden Probleme der Ressourcenallokation, Produktions- und Transportplanung durch exakte Ansätze mathematischer Optimierung wie linearer Programmierung, dynamischer Programmierung und branch and bound gelöst. Übersichten über verschiedene Formulierungen von Transportproblemen und deren Lösungen geben. Diese Verfahren haben den Vorteil, dass meist optimale Lösungen gefunden werden. Die Hauptnachteile dieser Art der Optimierung sind, dass sie einerseits lange Rechenzeiten erfordern und somit nicht im Bereich der Planung in Echtzeit eingesetzt werden können, also nicht flexibel auf Änderungen wie Staus, Auftragsänderungen usw. reagieren können, andererseits bei der Größe heutiger Fahrzeugflotten großer Logistikunternehmen nicht mehr effizient berechnet werden können. Ein weiterer Nachteil besteht darin, dass die Formulierung von Randbedingungen nicht trivial ist. Vielen der in Forschungspapieren veröffentlichten Modelle fehlen daher Randbedingungen wie gesetzliche Fahrzeitregelungen oder Zusammenladeverbote, die für die Erzeugung praxistauglicher Transportpläne nötig sind. Demgegenüber bieten heuristische Ansätze zur Lösung von Transportproblemen keine Garantie für die Optimalität einer gefundenen Lösung. Sie lassen sich einteilen in Dekompositionsheuristiken, Einfügeheuristiken und Verbesserungsheuristiken. Dekompositionsheuristiken versuchen durch regionale Gliederung der Aufträge (Clustering) das Gesamtproblem in kleinere Teilprobleme zu unterteilen. Einfügeheuristiken lösen ein Transportproblem durch inkrementelles Hinzufügen von Transportaufträgen zum bestehenden Plan. Verbesserungsheuristiken versuchen durch (kleine) Ände-

rungen einen bestehenden Plan zu verbessern. Und ebenso kommen Metaheuristiken wie Tabu-Suche oder Simulated Annealing zum Einsatz. Eine Übersicht über heuristische Verfahren zur Transportoptimierung liefern. Der im Folgenden dargestellte agentenbasierte Ansatz zur Transportoptimierung gehört in diese Kategorie der heuristischen Optimierungsmethoden.

Agentenbasierte Transportoptimierung

Bereits Mitte der 90er Jahre wurde die prinzipielle Eignung agentenbasierter Systeme für die Transportoptimierung aufgezeigt und deren Vorteile gegenüber klassischen Planungssystemen hervorgehoben. Eine Übersicht über die Forschung zu agentenbasierten Systemen in der Transportoptimierung liefert. In den industriellen Einsatz in Europa kam die agentenbasierte Transportoptimierung ab 2004 durch die Firmen Whitestein (Donauessingen) mit dem Produkt LS/ATN, Magenta (London) mit dem Produkt i-Scheduler und AntOptima (Lugano) mit dem Produkt AntRoute. Agentenbasierte Transportoptimierung verknüpft Einfüge- und Verbesserungsheuristiken mit der für Multi-Agenten-Systeme typischen Verteilung der Aufgaben auf autonome Einheiten, den Agenten. Ein typischer Ablauf einer solchen Optimierung ist in Abbildung 5.2-1 dargestellt. Jeder Lkw sei im System durch einen Agenten repräsentiert. Auftrag 1 wird in das System eingegeben. Jeder Lkw-Agent gibt ein Gebot für den Transport des Auftrags ab, der den zusätzlichen Kosten entspricht, die entstehen, wenn der Lkw den Auftrag transportieren würde. Lkw 1 ist näher beim Abholort, kann daher ein günstigeres Gebot abgeben und erhält den Auftrag zugeteilt (Abbildung 5.2-1). Auch für Auftrag 2 kann Lkw 1 ein günstigeres Angebot abgeben, da er zwar weiter vom Abholort entfernt ist, aber bereits den gemeinsamen Lieferort der Aufträge 1 und 2 anfährt und somit geringere zusätzliche Kosten aufweist (Abbildung 5.2-2). Für Auftrag 3 kann Lkw 2 ein günstigeres Angebot abgeben, da wir hier davon ausgehen, dass, bedingt durch Kapazitätsbeschränkung, nicht alle drei Aufträge gleichzeitig transportiert werden können und somit Lkw 1 erst nach der Lieferung von Auftrag 1 und 2 Auftrag 3 abholen könnte (Abbildung 5.2-3). Für Auftrag 4 wird ebenfalls Lkw-Agent 2 das günstigere Angebot abgeben

können, da die zusätzliche Fahrstrecke zur Abholung von Auftrag 4 kürzer ist als eine zusätzliche Fahrt von Lkw 1 (Abbildung 5.2-4). Dieser Prozess der fortgesetzten Anwendung von (verteilten) Einfügeheuristiken führt offensichtlich zu einer suboptimalen Lösung des Transportproblems. Daher unterhalten alle Lkw-Agenten untereinander Kommunikation über mögliche Verbesserungen durch Auftragstausch. So stellen Lkw-Agent 1 und 2 fest, dass durch Tausch der beiden Aufträge 2 und 3 beide Agenten ihre Kosten senken könnten (Abbildung 5.2-5) und erreichen damit kostenoptimale Transportpläne (Abbildung 5.2-6). Ähnliche Verbesserungen können auch durch die Übergabe einzelner Aufträge von einem Lkw zu einem anderen oder den Tausch mehrerer Aufträge gleichzeitig bewerkstelligt werden, wobei die Zahl der zu prüfenden Kombinationen mit der Anzahl Aufträge exponentiell wächst.

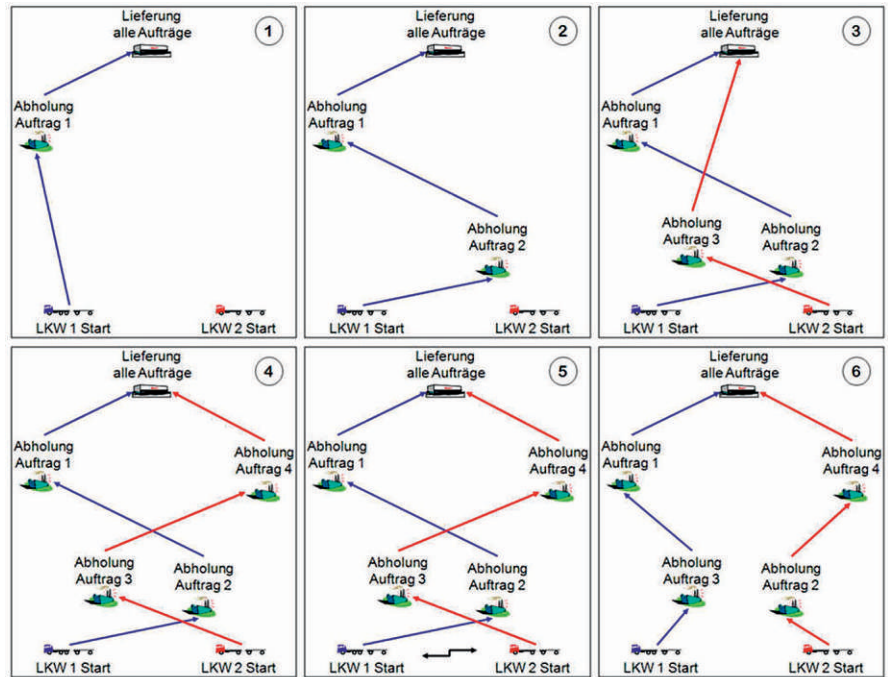


Abb. 5.2-1: Ablauf einer agentenbasierten Transportoptimierung zweier homogener Lkw

Im dargestellten Beispiel profitieren beide Lkw-Agenten von dem Auftrags-tausch. Dieser könnte also auch auf einer gemeinsamen Agentenplattform mehrerer Unternehmen zwischen Lkws verschiedener Unternehmen stattfinden. Für Lkws gleicher Unternehmen lässt man darüber hinaus den Tausch von Aufträgen auch dann zu, wenn nur einer der beiden Lkws profitiert, in Summe für das Unternehmen aber ein besserer Plan entsteht.

Diese Art der agentenbasierten Transportoptimierung funktioniert im Prinzip auch für heterogene Flotten. Allerdings bleiben die Optimierungsergebnisse hinter dem menschlicher Disponenten zurück. Das liegt im Wesentlichen daran, dass eine frühe Entscheidung für einen Lkw sich im Nachhinein als ungünstig herausstellen, aber durch Tausch zweier Aufträge nicht mehr repariert werden kann.

Abbildung 5.2-2 erläutert das Problem anhand eines Szenarios im Geschäftsbereich Full-Truck-Load (FTL), in dem lediglich die gefahrenen Leerkilometer optimiert werden können. Auftrag 1 wird dem nächstliegenden Lkw 17 zugewiesen, der maximal 17 Tonnen laden kann. Auftrag 2 wird Lkw 24 zugewiesen, der entsprechend 24 Tonnen laden kann. Ebenso Auftrag 3 und 4. Auftrag 5 würde streckentechnisch zu Lkw 17 pas-

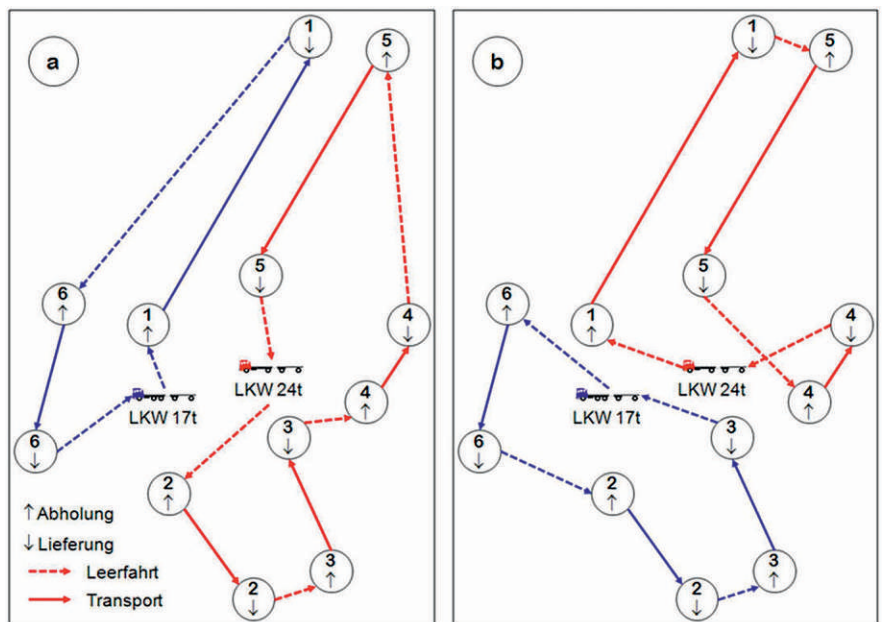


Abb. 5.2-2: Suboptimale Optimierung des Multi-Agenten-Systems bei heterogenen Lkws (a) und Vergleichsergebnis der manuellen Disposition (b)

sen, sei aber ein 23-Tonnen-Auftrag. Der Agent von Lkw 17 kann also kein Gebot abgeben, der Auftrag fällt Lkw 24 zu. Ein Verschieben von Auftrag 1 zum Lkw 24 ist aus fahrzeittechnischen Gründen nicht möglich. Ebenso kann kein Tausch etwa von Auftrag 1 und 2 oder 3 durchgeführt werden. Die gefundene Lösung hat um 30 % mehr Leerkilometer als die Lösung, die ein Disponent findet.

In diesem zur Illustration einfach gehaltenen Beispiel könnte durch den gleich-

zeitigen Tausch zweier Aufträge (1 mit 2 und 3) die bessere Lösung gefunden werden. In realistischen Szenarien mit Tausenden Aufträgen gibt es jedoch entsprechend häufig Konstellationen, in denen nur der Tausch von drei oder mehr Aufträgen zu Verbesserungen führt, was nicht mehr effizient berechenbar ist.

Das Problem ist, dass durch das Verauktionieren einzelner Aufträge bereits früh eine Entscheidung für einen speziellen Lkw getroffen wird, die später unter Um-

ständen nicht mehr repariert werden kann. Es fehlt beim Zuordnen der Aufträge die vorausschauende Planung auf mögliche Folgeaufträge, die unter der Annahme homogener Lkws nicht nötig ist. Diese könnte erreicht werden, indem die agentenbasierte Optimierung mit klassischen Planungsverfahren kombiniert werden. Dazu ist es voraussichtlich nötig, die Logik der agentenbasierten Optimierung umzukehren und anstatt Lkws für Aufträge besser Aufträge für Lkws zu suchen. Diese Suche könnte dann unter Verwendung klassischer Methoden der Transportoptimierung erfolgen. Der zweite Optimierungsschritt, die Kommunikation der Agenten untereinander, bliebe unverändert.

Im Bereich der Ressourcenallokation konnten bereits vielversprechende Ergebnisse durch die Kombination von agentenbasierter und traditioneller Optimierung erzielt werden. In jüngste Arbeiten dieser Autoren wurde auch die Anwendbarkeit agentenbasierter Systeme auf Intermodalverkehre demonstriert. Auch diese Autoren nennen „die Integration von fortgeschrittenen Optimierungsalgorithmen in die Agenten“ als ersten noch zu untersuchenden Punkt. Allerdings ist das simulierte Szenario regional stark begrenzt, und es wurden keine Angaben über die Anzahl simulierter Fahrzeuge und Aufträge gemacht.

Ergebnisse

Das Projekt Attractive befindet sich derzeit noch in der Implementierung des Modells. Es liegen daher noch keine Ergebnisse vor. Allerdings gibt es Ergebnisse früherer Arbeiten zu agentenbasierter Transportoptimierung für die homogenen Lkw Flotten.

Im Zug einer Evaluation für ein großes europäisches Logistikunternehmen konnte anhand realer Daten gezeigt werden, dass bei der agentenbasierten Optimierung der homogenen Lkw-Flotte 8,3 % der Transportkilometer eingespart werden konnten. Die leer zurückgelegten Strecken (Leerkilometer) konnten von 18 % auf 10 % reduziert werden. Durch die Verwendung von Soft Time Windows (siehe oben) konnte darüber hinaus gezeigt werden, dass bei sogar etwas geringeren Transportkilometern die Zahl der mehr als 6 Stunden zu spät abgeholt bzw. gelieferten Aufträge

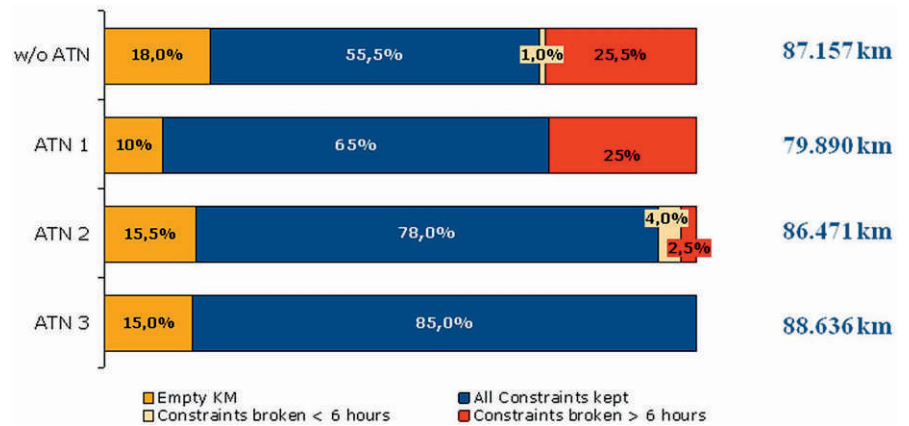


Abb. 5.2-3: Verbesserung der Transportkilometer und/oder Servicequalität durch agentenbasierte Transportoptimierung

| Zielgröße | Einsparung (agentenbasiert) |
|-----------------------|-----------------------------|
| Gesamtkosten | 11.7% |
| Gefahrenere Kilometer | 4.2% |
| Verwendete Lkw | 25.5% |

Abb. 5.2-4: Einsparungen agentenbasierter Transportoptimierung gegenüber manueller Disposition bei homogenen Lkws

von 25,5 % auf 2,5 % reduziert werden konnte. Bei vollständiger Einhaltung der Lieferzeiten stiegen die Transportkilometer um lediglich 1,7 % bei deutlich höherer Servicequalität (siehe Abbildung 5.2-3).

Bei einem anderen europäischen Logistikunternehmen wurden bei der Optimierung realer Transportaufträge 11,7 % Kosten eingespart im Vergleich zum tatsächlich gefahrenen Transport. Die Kostenersparnis ergab sich durch 4,2 % geringere Transportkilometer, 2,2 % durch eine Erhöhung der günstigeren Anschlussverkehre und der Rest durch Einkauf von Lkws in günstigeren Regionen. Die Anzahl der insgesamt eingesetzten Lkws wurde um 25,5 % reduziert (siehe Abbildung 5.2-4).

Die Hoffnung ist, dass im Zug des Attractive-Projekts ähnliche Einsparungen im Bereich inhomogener Lkw Flotten erzielt werden können. Erste Ergebnisse sind im 3. Quartal 2010 zu erwarten.

Referenzen

Der Originalbeitrag enthält 25 Referenzen. Zu weiteren Auskünften treten Sie bitte mit dem Autor in Verbindung.