

Preview

This document is a preview version
and not necessarily identical with
the original.

<http://www.it-weise.de/>

Optimierte Güterverkehrsplanung mit Evolutionären Algorithmen

Thomas Weise, Universität Kassel, Alexander Podlich, Manfred Menze, Micromata GmbH, Kassel und Christian Gorldt, Universität Bremen

Dipl.-Inf. Thomas Weise arbeitet als wissenschaftlicher Mitarbeiter in der Verteilte Systeme Gruppe der Universität Kassel. Sein Forschungsthema sind Evolutionäre Algorithmen.

Dipl.-Inf. Alexander Podlich arbeitet als Softwareentwickler bei der Firma Micromata GmbH.

Dipl.-Ing. Manfred Menze arbeitet als Projektleiter für Individualsoftware-Projekte mit dem Schwerpunkt Logistik bei der Micromata GmbH in Kassel.

M.Sc. Christian Gorldt arbeitet als wissenschaftlicher Mitarbeiter am BIBA - Bremer Institut für Produktion und Logistik GmbH an der Universität Bremen im Bereich Intelligente Produktions- und Logistiksysteme.

In diesem Beitrag wird ein Ansatz der Frachttransportplanung mithilfe von evolutionären Algorithmen vorgestellt. Ziel ist es, eine Entscheidungsunterstützung im Bereich der Transportplanung zu schaffen um die Disponenten bei der täglichen Planung zu unterstützen. Ein wichtiges Zielkriterium ist dabei möglichst umweltschonende Transporte zu disponieren, um so z.B. die Transportleistung (km) zu minimieren. Der in diesem Beitrag vorgestellte Prototyp wurde mit realen Daten der DHL auf die Eignung in der Transportplanung getestet. Die Ergebnisse der Berechnung werden dabei mit den realen Frachtplänen

verglichen. Weiterhin werden unterschiedliche Einstellungen für den evolutionären Algorithmus experimentell untersucht und deren Nutzbarkeit durch statistische Tests verifiziert.

Mit dem aus dem Handel innerhalb der Europäischen Union und dem globalen Import und Export resultierenden stetig ansteigenden Straßengüterverkehr wächst das Bedürfnis einer intelligenten Lösung für die strategische Planung in der Logistik. Solch ein Planungsprozess verfolgt die Ziele wie

- (1) Maximierung der Gewinne bei
- (2) Sicherstellung der pünktlichen Einsammlung und Lieferung aller Güter und
- (3) Nutzung aller verfügbaren Möglichkeiten für effiziente Transporte (Schiene, LKW), d.h. Reduzierung der gesamten Transportwege durch bessere Kapazitätsauslastung.
- (4) Außerdem soll der CO₂ Ausstoß reduziert werden, um die Umweltfreundlichkeit zu steigern.

Der letzte Punkt ist in diesem Zusammenhang als Nebeneffekt der anderen Ziele zu sehen, da z.B. die Nutzung des Transportträgers Schiene die Reduzierung der Lenkzeiten der LKW-Fahrer ermöglicht. Jedoch stehen nicht ausschließlich die ökonomischen Gesichtspunkte (z.B. Personalkosten) im Vordergrund. Auch ökologische Zielgrößen werden bei der Planung berücksichtigt.

Ein effizienter Frachtplanungsprozess bringt weitere Besonderheiten mit

sich. Er muss sehr dynamisch sein um auf Verkehrsbehinderungen schnell reagieren und die Route eines Verkehrsträgers zeitnah anpassen zu können. Das in diesem Beitrag vorgestellte System soll als Unterstützungshilfe für den Disponenten verstanden werden, um diesen bei der Zusammenstellung der Tourenpläne zu unterstützen. Die Daten stammen aus einem Transportzenario in dem als Verkehrsträger als Wechselbehälter bezeichnete Container eingesetzt werden. Wechselbehälter werden von Frachtführern per LKW transportiert. Pro LKW können zwei Wechselbehälter befördert werden.

In der Literatur wird im Wesentlichen zwischen exakten und stochastischen Verfahren in der Frachttransportplanung unterschieden. Insbesondere die zur letzteren Gruppe gehörenden metaheuristischen Ansätze sind in den letzten Jahren populär geworden. Bezogen auf die existierende Problemstellung bieten diese im Vergleich zu den klassischen Verfahren in einer sehr viel kürzeren Rechenzeit eine sehr gute Lösungsqualität. Bekannte Ansätze für unterschiedliche Arten von Tourenplanungsproblemen und Frachttransportplanungen sind u. a. die Tabu-Suche [1-4], Simulated Annealing [5, 6], Ameisensysteme [7, 8] und insbesondere die evolutionären Algorithmen [9-12]. Die genannten Veröffentlichungen betrachten jedoch meist spezielle Probleme des Tourenplanungsproblems und beschäftigen sich oft mit der geeigneten Implementierung von Nebenbedingungen. Die Größe der

Kontakt:

Alexander Podlich
Micromata GmbH
Marie-Calm-Straße 3
34131 Kassel
0561 / 31679327

E-Mail: a.podlich@micromata.de
URL: <http://www.micromata.de>

betrachteten Tourenplanungsprobleme ist meist auf ungefähr 100 Kunden oder Aufträge begrenzt [13,14]. Um die oben genannten Verfahren effektiv zu nutzen ist weiterhin umfangreiches Wissen über die Aufgabenstellung (auch: Domänenwissen) bzw. über das Szenario notwendig [15,16]. Die in diesem Betrag vorgestellte Methode integriert Domänenwissen in speziell einen für die Tourenplanung- und Optimierung entwickelten evolutionären Algorithmus. Dabei zeigte sich, dass dieser Ansatz bei nahezu beliebigen Einstellungen klassischen Verfahren fast immer überlegen ist und Einsparungen in der Gesamtfahrstrecke von bis zu 16 % erzielen kann.

Evolutionäre Algorithmen

Evolutionäre Algorithmen sind Optimierungsverfahren, die sich an dem Vorbild der biologischen Evolution orientieren. Die natürliche Evolution beruht auf wenigen einfachen Mechanismen. Zum einen stehen Organismen im ständigen Wettstreit um überlebenswichtige Ressourcen. Dabei haben diejenigen, welche am besten an ihre Umwelt angepasst sind, die besten Chancen, diesem Selektionsdruck standzuhalten. Sie können sich fortpflanzen und geben (den vererbaren Teil) ihrer Eigenschaften an ihre Nachkommen weiter. Eine besondere Rolle spielen dabei Mutationen, ungerichtete und zufällige Veränderungen des Erbgutes, die neue phänotypische Eigenschaften hervorbringen können. Bei sich sexuell reproduzierenden Spezies findet zudem

eine Vermischung des Erbgutes beider Elternteile, auch Rekombination oder Crossover genannt, statt. Da auch auf die Nachkommengeneration wieder Selektionsdruck lastet und wieder nur die am besten angepassten Individuen ihre Eigenschaften weiter vererben können, findet eine langsame Anpassung der Lebewesen an ihre Umgebung statt aus der aber auch selten sprunghaft gänzlich neue Charakteristika hervorgehen können.

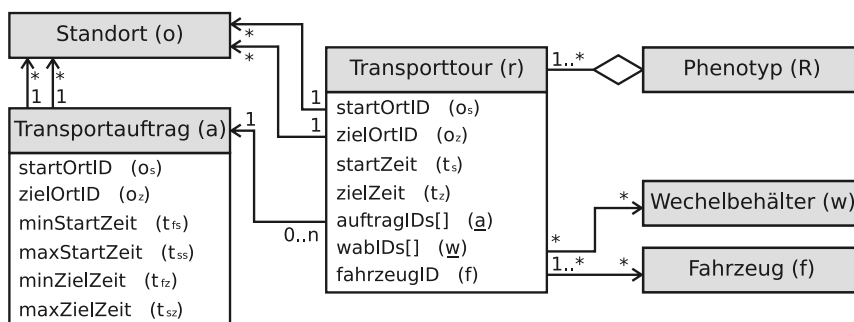
Dieser natürliche Kreislauf aus „Evaluierung“ der Individuen, Selektion und Fortpflanzung (Mutation, Rekombination) [17,18] wird in evolutionären Algorithmen (EAs) nachempfunden, um schwierigste Problemstellungen zu lösen. Wie die natürliche Evolution arbeiten auch EAs auf einer Menge von Lösungskandidaten, der sogenannten Population. Jede Iteration (Generation) eines EAs beginnt mit der Evaluierung aller Individuen der Population hinsichtlich der Zielkriterien des Optimierungsprozesses, welche als Funktionen definiert sind. Abhängig von diesen Ergebnissen wird jedem Lösungskandidaten eine relative Fitness zugeordnet. Diese Fitnesswerte bildet die Grundlage für einen Selektionsprozess, der die besten Individuen mit einer hohen Wahrscheinlichkeit auswählt und den weniger erfolgreichen eine geringere „Überlebenschance“ gewährt. Aus den selektierten Lösungskandidaten werden neue Individuen generiert. Dabei findet sowohl Rekombination, die Vermischung zweier Individuen, als auch Mutation, die zufällige Veränderung eines Lösungskandidaten, statt. Der evoluti-

onäre Zyklus beginnt in der nächsten Generation mit der Evaluierung der neu erzeugten Population von vorne und setzt sich fort, bis eine ausreichend gute Lösung gefunden wurde oder ein anderes Abbruchkriterium, wie der Ablauf einer vordefinierten, maximalen Laufzeit, eingetreten ist.

Struktur des Anwendungsbeispiels

Eine der ersten Entscheidungen, die bei der Verwendung eines evolutionären Algorithmus zu treffen sind, ist die Kodierung der Lösungskandidaten. Um die aus der Praxis gestellte, komplexe logistische Planungsaufgabe zu lösen, können traditionelle Kodierungen, wie z.B. binäre Verschlüsselung [19], einfache Zahlenfelder, Matrizen oder reale Vektoren nicht verwendet werden. Für die Tourenplanung und -optimierung muss ein Tourenplan ermittelt werden, welcher unter Beachtung von zeitlichen, räumlichen, materiellen und logistischen einschränkenden Bedingungen gültig, d.h. durchführbar, ist und eine fristgerechte Transportauftragserfüllung sicherstellt. Im Rahmen dieser Problemstellung wurden hier die Lösungskandidaten als eine Menge von Tourenplänen (Phänotyp R) modelliert. Das Bild 1 zeigt diese Struktur [20], die sehr weit von den üblichen, eher simplen Kodierungen EAs abweicht. Eine Lösungsmöglichkeit (R) beinhaltet jedoch nicht unbedingt einen vollständigen Tourenplan. Teillösungen sind ebenfalls zulässig und möglich, um die gegebene Tourenplanungsproblematik zu beschreiben.

Bild 1: Struktur eines Phänotyps R [20].



Frachtplanung mit evolutionären Algorithmen

Ein wichtiger Bestandteil der Evolution sind die Reproduktionsoperatoren. In diesem Anwendungsbeispiel wurden insgesamt drei Rekombinations- und 16 Mutationsoperatoren definiert. Dabei zielt jeder Operator auf eine bestimmte Planungssituation ab, und versucht Lösungskandidaten gerichtet (aber dennoch zufallsbasiert) zu verändern, wo-

bei jeder erzeugte Tourenplan stets gültig bleibt. Sollte ein Operator auf einen Lösungskandidaten nicht anwendbar sein, weil er z.B. dazu führen würde, dass ein LKW an zwei Orten zur gleichen Zeit sein müsste, so wird stattdessen ein anderer Operator verwendet.

Verständlicherweise können in diesem Beitrag nicht alle 19 Reproduktionsoperationen aufgeführt bzw. spezifiziert werden. Stattdessen werden nachfolgend stellvertretend vier Operationen (Mutatoren) genauer erklärt, welche in Bild 2 exemplarisch dargestellt sind. Die erste Operation (Bild 2a) ist anwendbar, wenn mindestens ein Auftrag vorliegt und dieser noch nicht ausgeliefert ist. Der Operator wählt dabei aus allen verfügbaren Transportmöglichkeiten die Individuen zufällig aus. Verfügbar bedeutet in diesem Kontext, dass das Individuum nicht in eine andere Tour eingebunden ist. Transportunternehmer, die sich dicht am Abholort befinden werden mit einer höheren Wahrscheinlichkeit ausgewählt als solche, die weit davon entfernt sind. Die Zuordnung der Wechselbehälter erfolgt auf die gleiche Art und Weise. Dieser Prozess führt zu ein bis drei neuen Touren, die im Phänotyp hinzugefügt werden. Falls in diesem Prozess die Transportart ein LKW ist, wird eine vierte Tour hinzugefügt, der zurück zum Ursprung führt. Bild 2b ist die schematische Darstellung und stellt somit einen neuen Routenverlauf dar. Der Mutator in Bild 2c ist angewiesen

das gleiche zu tun wie in Bild 2.2. dargestellt, falls ein ergänzender Auftrag in schon vorhandenen Touren eingefügt werden kann. Besonders interessant ist der LKW-trifft-LKW Mechanismus, sog. Begegnungsverkehr, die der in Bild 2d dargestellte Operator realisiert. In der Kundenbelieferung kommt es sehr häufig vor, dass zwei unterschiedliche LKWs in die entgegengesetzte Richtung fahren (B -> D und D -> B, vgl. Bild 2d). Falls es die geplanten Zeitfenster zulassen, können sich die zwei LKW nahe bei ihrer Route treffen und ihre Fracht untereinander austauschen und somit bis zu 100 % der Fahrstrecke einsparen.

Zielfunktionen

Im Gegensatz zur natürlichen Evolution ist ein Optimierungsprozess immer zielgerichtet. Daher müssen für die Verwendung eines evolutionären Algorithmus Zielfunktionen definiert werden. Nachfolgend werden drei Zielfunktion für das Tourenplanungsproblem näher erläutert:

1. Auftragserfüllung:

Eine wichtige Zielgröße in der Transportplanung ist die Auftragserfüllung. Es sollten möglichst viele Aufträge auf einmal ausgeliefert werden. Können nicht alle vorliegenden Aufträge abgearbeitet werden, so müssen die Disponenten externe Dienstleister anmieten bzw. werden diese Aufträge am nächsten Tag disponiert. Die erste

Zielfunktion gibt deshalb die Anzahl der nicht im Tourenplan berücksichtigten Aufträge zurück und muss minimiert werden.

2. Gefahrene Kilometer:

Die zweite, ebenfalls zu minimierende, Zielgröße errechnet die gefahrenen Kilometer (Fahrleistung) aller disponierten Fahrzeuge. Das Erreichen der Kilometerreduzierung realisiert Kosteneinsparungen und trägt zur Reduzierung des CO₂-Ausstoßes bei.

3. Laderaumausnutzung:

Die dritte Zielgröße betrachtet die Laderaumausnutzung der Ladungsträger (Wechselbehälter). Ziel ist es eine möglichst hohe Volumenauslastung der Ladungsträger zu erreichen, um viele Aufträge pro Wechselbehälter zu transportieren.

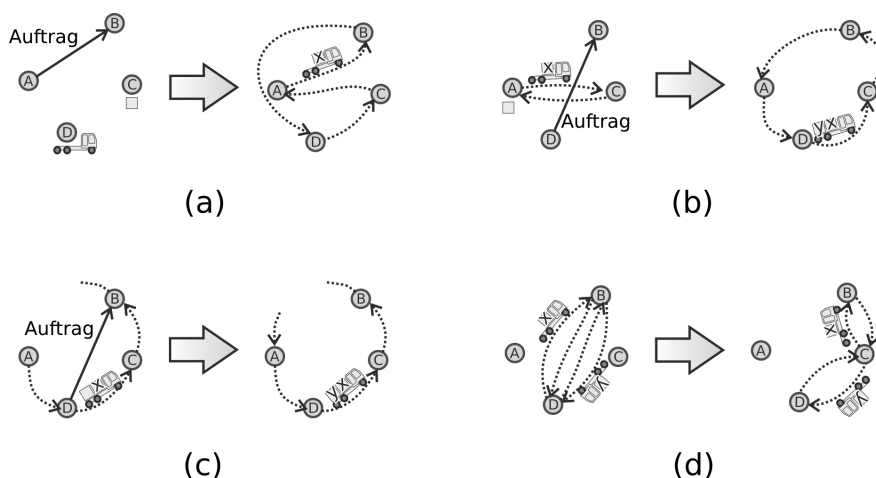
Schlussfolgerung

In diesem Beitrag wurde eine Frachtplanungskomponente vorgestellt, welche auf dem Ansatz der evolutionären Algorithmen basiert. Das System ist als entscheidungsunterstützendes Tool für bestimmte Anwendergruppen in der Logistik zu verstehen, z.B. Disponent, um diesen bei seiner alltäglichen Arbeit mit qualitativen Daten in der Entscheidungsfindung zu unterstützen. Der entwickelte Prototyp wurde mit realen Daten ausgiebig getestet sowie statistischen Tests unterzogen.

Dabei zeigte sich, dass dieser Ansatz auch für große Datenbestände für bis zu mehrere tausend Transportaufträge in der betrieblichen Praxis anwendbar und klassischen Verfahren fast immer überlegen ist. Im Vergleich zu der manuellen Disposition zeigten die Testergebnisse eine mögliche Kilometereinsparung von bis zu 17 %.

Bild 3 zeigt ein repräsentatives Testergebnis für einen evolutionären Testlauf, bei dem insgesamt 642 Transportaufträge für einen Tag im Dezember disponiert wurden. Auf der x-Achse ist die Anzahl der durchlaufenen Generationen, auf der y-Achse die zu fahrende Kilometeranzahl des besten gefundenen Plans aufgetragen. Die grau eingezeichnete Gerade parallel zur y-Achse kenn-

Bild 2: Mutationsoperatoren.



zeichnet dabei den Zeitpunkt, bei dem alle Transportaufträge erfüllt wurden. Bis dahin werden stetig neue Touren zum Plan hinzugefügt und die Fahrstrecke steigt an. Der erste vollständige Transportplan ist im Allgemeinen noch der manuellen Disposition unterlegen (diese ist mit der Gerade parallel zur x-Achse gekennzeichnet). Mit steigender Anzahl an Generationen findet der evolutionäre Algorithmus aber immer bessere Transportpläne und erreicht so z.B. bei Generation 15000 eine Kilometereinsparung von ca. 13 %.

Während Bild 3 eine Vorausplanung eines gesamten Tages darstellt, die über Nacht auf einem zentralen Server erfolgen könnte, kann das Optimierungssystem auch zur Echtzeitoptimierung eingesetzt werden. Dabei werden Daten der Wechselbehälter mithilfe von Telematikeneinheiten (z.B. GPS Positionsdaten) an das System übermittelt, um so auch reale Ist-Situationen bei der Tourenplanungsberechnung mit einzubeziehen. Dadurch wird der Prototyp in der Lage sein, auch Onlineaktualisierungen kleinerer Planungen, die zu einer Umgehung von Staus führt, zu bewältigen.

Literatur

[1] Glover, F.: Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. In: Computers & Operations Research 13 (1986) 5, S. 533–549.
 [2] Amberg, A.; Domschke, W.; Voß, S.: Multiple center capacitated arc routing problems: A tabu search algorithm using capacitated trees. In: European Journal of Operational Research (EJOR) 124 (2000) 2, S. 360–376.

[3] Badeau, P.; Gendreau, M.; Guertin, F.; Potvin, J.Y.; Taillard, E.D.: A parallel tabu search heuristic for the vehicle routing problem with time windows. Transportation Research Part C: Emerging Technologies 5 (1997) 2, S. 109–122.
 [4] Bräysy, O.; Gendreau, M.: Tabu search heuristics for the vehicle routing problem with time windows. In: TOP: An Official Journal of the Spanish Society of Statistics and Operations Research 10 (2002) 2, S. 211–237.
 [5] Breedam, A.V.: An analysis of the behavior of heuristics for the vehicle routing problem for a selection of problems with vehicle-related, customer-related, and time-related constraints. PhD thesis, University of Antwerp, Belgium 1994.
 [6] Czech, Z.J.; Czarnas, P.: Parallel simulated annealing for the vehicle routing problem with time windows. In: 10th Euromicro Workshop on Parallel, Distributed and Network-based Processing (PDP'02), IEEE Computer Society (2002), S. 376–383.
 [7] Bullnheimer, B.; Hartl, R.F.; Strauss, C.: An improved ant system algorithm for the vehicle routing problem. Annals of Operations Research 89 (1999), S. 319–328.
 [8] Doerner, K.; Gronalt, M.; Hartl, R.F.; Reimann, M.; Strauss, C.; Stummer, M.: Savings ants for the vehicle routing problem. In: Proceedings of the Applications of Evolutionary Computing on EvoWorkshops 2002, S. 11–20.
 [9] Jih, W.; Hsu, J.: Dynamic vehicle routing using hybrid genetic algorithms. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation (1999), S. 453–458.
 [10] Thangiah, S.R.: Vehicle routing with time windows using genetic algorithms. In: Practical Handbook of Genetic Algorithms: New Frontiers. In: CRC (1995), S. 253–277.
 [11] Zhu, K.Q.: A diversity-controlling adaptive genetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. In: 15th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, IEEE Computer Society (2003), S. 176–183.

[12] Alba, E.; Dorronsoro, B.: Solving the vehicle routing problem by using cellular genetic algorithms. In: Proceedings of the 4th European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization, EvoCOP (2004), S. 11–20.
 [13] Ralphs, T.: Vehicle routing data sets (2003). URL: <http://www.coin-or.org/SYMPHONY/branchandcut/VRP/data>, Abrufdatum Februar 2008.
 [14] Pankratz, G.; Krypczyk, V.: Benchmark data sets for dynamic vehicle routing problems (2007). URL: <http://www.fernuni-hagen.de/>. Abrufdatum Februar 2008.
 [15] Weise, T.; Zapf, M.; Chiong, R.; Nebro, A.J.: Why is optimization difficult? In: Nature-Inspired Algorithms for Optimization (2009).
 [16] Radcliffe, N.J.: The algebra of genetic algorithms. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence 10 (1994) 4.
 [17] Weise, T.: Global Optimization Algorithms – Theory and Application. URL: <http://www.it-weise.de>, Abrufdatum 01.02.2008.
 [18] Bäck, T.: Evolutionary Algorithms in Theory and Practice: Evolution Strategies, Evolutionary Programming, Genetic Algorithms. Oxford University 1996.
 [19] Goldberg, D.E.: Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Boston, MA, USA 1989.
 [20] Weise, T.; Podlich A.; Reinhard K.; Gorldt C.; Geihs K.: Evolutionary Freight Transportation Planning. EvoTRANS-LOG, 3rd European Workshop on Evolutionary Computation in Transportation and Logistics (2009).

Schlüsselwörter:

Tourenplanung, Logistik, evolutionäre Algorithmen

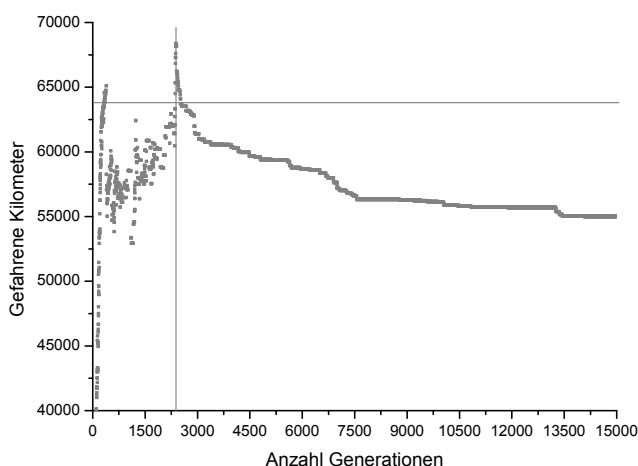


Bild 3: Evolutionärer Testlauf für 642 zu disponierende Transportaufträge.

Optimized Transport Planning Based on Evolutionary Algorithms

In this paper we introduced in transport planning based on evolutionary algorithms. The objective is to design a decision support tool for transport planning manager to support the planning process. An important criterion is to minimize the transportation (km) by using this tool. The prototype introduced in this paper was tested with real business data to check the suitability for transportation planning. Furthermore, different settings for the evolutionary algorithm are experimentally studied their utility is verified with statistical tests.

Keywords: transport planning, logistics, evolutionary algorithms

```
@article{WPRGG2009OGMEA,  
  author      = {Thomas Weise and Alexander Podlich and Manfred Menze  
                and Christian Gorltdt},  
  title       = {Optimierte G{"u}terverkehrsplanung mit Evolution{"a}ren  
                Algorithmen},  
  journal     = {Industrie Management},  
  year        = {2009},  
  issue       = {3},  
  volume      = {25},  
  month       = jun # {~2,},  
  pages       = {37--40},  
  publisher   = {Gito mbH -- Verlag f{"u}r Industrielle  
                Informationstechnik und Organisation},  
  address     = {Berlin, Germany},  
  url         = {http://www.it-weise.de/documents/files/WPMG2009OGMEA.pdf},  
}
```