

# Swarm Intelligence in der dynamischen Tourenplanung

*Menno Heeren*

*Osterbörm 14, 26736 Krummbörm  
menno.heeren@gepards.de*

Mit diesem Beitrag soll gezeigt werden, wie den mit der Dynamik verbundenen Herausforderungen bei der Tourenplanung mit Hilfe von Swarm Intelligence begegnet werden kann. Dazu orientieren wir uns an der Fragestellung des dynamischen Travelling Salesman Problem (DTSP), da es uns die Evaluation des Ansatzes durch zur Verfügung stehende Benchmarks ermöglicht. Die Dynamik in einer TSP-Instanz ergibt sich hierbei aus den sich ändernden Reisezeiten zwischen zwei Städten. Um nun etwaige lange Reisezeiten zu vermeiden, ist eine schnelle Reaktion auf diese Änderung von Bedeutung.

Wir schlagen einen SI-Ansatz vor, der in der Lage ist, diese Dynamik zu handhaben. Dabei wird die Möglichkeit zur positiven Vorhersage von Wegen als Teil einer guten Lösung genutzt, um SI-Systeme in die Lage zu versetzen, schnell alternative Wege zu erkennen. So werden in Abhängigkeit des Ereignisses und der mit ihm verbundenen Stärke der Änderung SI-basierende Entscheidungsprozesse in der Weise modifiziert, dass eine positive Vorhersage von Wegen, welche als Teil einer guten Lösung wahrscheinlich sind, möglich wird.

Dieser SI-Ansatz wird mit drei anderen Ansätzen in einem experimentellen Test für das dynamische TSP verglichen.

## 1 Einleitung

Der Begriff der Swarm Intelligence (SI) wurde zuerst gebraucht von Beni, Hackwood und Wang (Beni (1988); Beni und Wang (1989); Beni und Wang (1991); Beni und Hackwood (1992)) und im Rahmen von verschiedenen wissenschaftlichen Arbeiten Ende der 1980er bzw. zu Beginn der 1990er geprägt. Mit ihm werden vor allem Eigenschaften verbunden, die sich aus der Natur der Selbstorganisation, wie sie bspw. bei Populationen sozialer Insekten zu finden ist, sowie die in diesem Kontext wirksamen Wechselwirkungen ergeben. Gerade hierin ist auch das Potenzial SI-basierter Implementierungen zu erkennen, da sich Lösungen für konkrete Berechnungsprobleme darin maßgeblich als Resultat eines auf Emergenz basierenden Lösungsfindungsprozesses ergeben.

Heute findet der Begriff der SI i.Allg. überall dort Verwendung, wo sich das Design von Algorithmen oder verteilten Problemlösungseinheiten vom kollektiven Verhalten einfacher sozialer Populationen inspirieren lässt – insbesondere sind dies Insektenpopulationen, wie z.B. von Ameisen, Termiten, Bienen oder Wespen.

SI-Systeme konnten schon in vielen Anwendungsgebieten wie das TSP (vgl. Bonabeau et al. (1999) und Eyckelhof (2002)), das quadratische Zuordnungsproblem (Maniezzo (1994)), das Graph Coloring Problem (Costa und Hertz (1997)) und anderen Gebieten (vgl. Bonabeau et al. (1999), Bonabeau und Meyer (2001), Armbruster et. al (2006) und Scholz-Reiter et. al (2007)) erfolgreich eingesetzt werden. Sie basieren auf einem iterativen Prozess bei dem jeder Schwarmteilnehmer eine Lösung für eine bestimmte Probleminstanz ermittelt. Dieser probabilistische Prozess wird beeinflusst durch heuristische Informationen der gegebenen Probleminstanz und einer bestimmten Pheromonspur, welche in vorherigen Iterationen und in Abhängigkeit der Lösungsqualität verändert wurde. Das Verändern der Pheromonspur ermöglicht den Schwarmteilnehmer, in späteren Iterationsschritten bessere Lösungswege zu finden.

Die generelle Idee einen SI-basierten Ansatz zu wählen, um eine inhärent verteilte Problemstellung zu lösen, erscheint vielversprechend. Verschiedene Ansätze aus dem Bereich der kombinatorischen Optimierung (vgl. Eyckelhof (2002); Costa und Hertz (1997); Dorigo et al. (1999); Guntsch et al. (2001)) zeigen den mit diesem Ansatz verbundenen Erfolg.

Dieser Beitrag präsentiert anhand der TSP-Fragestellung mit den bekannten Probleminstanzen, dass die Flexibilität und die Anpassbarkeit der SI-Systeme genutzt werden kann, um akzeptable Lösungen im Bereich des dynamischen TSP erzielen zu können. Es soll gezeigt werden, dass eine Ereignis-basierte Pheromonmodifikation erfolgreich für die dynamische Fragestellung genutzt werden kann.

In Abschnitt 2 werden das TSP und der SI-Ansatz für das statische TSP beschrieben. In Abschnitt 3 wird beschrieben, wie ein SI-System angepasst werden kann, damit es für das dynamische TSP brauchbar wird. Abschnitt 4 beschreibt den Testrahmen. Schließlich werden in Abschnitt 5 die experimentellen Ergebnisse präsentiert und abschließend in Abschnitt 6 eine Zusammenfassung gegeben.

## 2 Der SI-Ansatz für das TSP

### 2.1 Das Traveling Salesman Problem

Das TSP hat viel Aufmerksamkeit bei Mathematikern und Informatikern erlangt. Es ist eines dieser Probleme, die einfach zu beschreiben aber schwierig zu lösen sind. Das TSP kann wie folgt angegeben werden:

*Ein Handlungsreisender möchte jede Stadt aus einer Liste von  $n$  Städten exakt einmal besuchen und am Ende seiner Reise wieder in seiner Heimatstadt ankommen. Die Reisekosten von Stadt  $i$  zur Stadt  $j$  werden mit  $c_{ij}$  angegeben. Welches ist die kostengünstigste Route, die der Handlungsreisende nehmen kann?*

Das TSP ist ein klassisches NP-vollständiges Problem, welches mit seinen extrem großen Suchräumen schwer zu lösen ist. In den weiteren Erläuterungen betrachten wir das TSP als ein symmetrisches TSP. In diesem Fall sind die mit einem Städtepaar  $i, j$  und  $j, i$  verbundenen Kosten in beide Richtungen gleich ( $c_{ij} = c_{ji}$ ). Wenn diese Bedingung ignoriert wird und unterschiedliche Entfernungen für ein Städtepaar  $i, j$  bzw.  $j, i$  erlaubt sind, spricht man von einem asymmetrischen TSP. In einem symmetrischen TSP mit  $n$  Städten gibt es  $(n-1)!/2$  mögliche Lösungen und  $(n-1)!$  mögliche Lösungen für den Fall des asymmetrischen TSP. Unter diesen Umständen wird die Anzahl der möglichen Lösungen sehr stark zunehmen, wenn die Anzahl der Städte steigt. Für derartige Probleminstanzen werden Heuristiken benötigt, die akzeptable Lösungen mit einem adäquaten Ressourceneinsatz finden.

Bislang wurden sowohl exakte als auch heuristische Methoden oder probabilistische Methoden genutzt, um das TSP zu lösen. Einen Überblick über diese historische Entwicklung des TSP und Artverwandter kann in Hoffman und Wolfe (1985) gefunden werden.

## 2.2 Entscheidungsprozess im SI-System

Um eine Lösung für ein gegebenes Problem zu erhalten, macht jeder Schwarmteilnehmer eine Anzahl lokaler Entscheidungen. Der generelle Entscheidungsprozess eines jeden Schwarmteilnehmers ist eine probabilistische Funktion, welche durch zwei Werte beeinflusst wird. Der erste Wert ist die Pheromon Information  $\tau_{ij}$  und der zweite Wert ist die heuristische Information  $\eta_{ij}$ . Beim TSP beeinflussen diese Werte die Wahrscheinlichkeit zur Wahl des Weges von  $i$  nach  $j$ . Die heuristische Information  $\eta_{ij}$  ist definiert als der inverse Betrag der Distanz zweier Städte  $i$  und  $j$ :  $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ . Dieser Wert beschreibt die Sichtbarkeit der Stadt  $j$  vom Standpunkt der Stadt  $i$ , wobei  $d_{ij}$  die Distanz zwischen diesen beiden Städten ist. Mit  $\tau_{ij}$  wird eine bestimmte Stärke von Pheromon Informationen auf der Kante von  $i$  nach  $j$  angegeben. Je mehr Pheromone auf dieser Kante vorhanden sind, desto größer wird die Chance zur Wahl der Kante durch einen Schwarmteilnehmer. Das Gleiche gilt für die Sichtbarkeit. Eine höhere Sichtbarkeit der Stadt  $j$  bedeutet eine höhere Chance, für diesen Knoten von einem Schwarmteilnehmer ausgewählt zu werden. Eine Lösung kann angegeben werden, sobald ein Schwarmteilnehmer alle Knoten bzw. Städte der Probleminstanz besucht hat.

Die erwähnten Werte  $\tau_{ij}$  und  $\eta_{ij}$  beeinflussen den Entscheidungsprozess eines jeden Schwarmteilnehmers. Die Stärke der Einflussnahme wird dabei gesteuert durch die beiden Parameter  $\alpha$  und  $\beta$ . Bei  $\alpha = 0$  verhält sich der Algorithmus wie

Greedy-Algorithmen und mit  $\beta = 0$  werden nur Pheromone-Verstärkungen berücksichtigt. Dies zeigt die Notwendigkeit, ein ausgewogenes Verhältnis zwischen diesen beiden Faktoren für diese Klasse von Problemen zu finden. In unserem Beispiel ist das Kriterium zur Wahl eines Weges die Reisezeit  $t$ . Die Gesamtreisezeit sollte so klein wie möglich sein. Wie bereits erwähnt, ist die Wahl eines Schwarmteilnehmers probabilistisch. Die Menge der gültigen Wahlmöglichkeiten eines Schwarmteilnehmers in der Stadt  $i$  ist die Menge der nicht besuchten Städte  $J^k$ . Mit dieser Information können wir eine Übergangsregel definieren. Die Wahrscheinlichkeit für einen Schwarmteilnehmer  $k$  während seiner Tour  $t$  von Stadt  $i$  zur Stadt  $j$  zu gehen, kann mit folgender Wahrscheinlichkeitsfunktion angegeben werden:

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha * [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha * [\eta_{il}]^\beta}$$

### 2.3 Pheromone Update

Nach einer vollständigen Runde wird von jedem Schwarmteilnehmer eine bestimmte Pheromonmenge  $\Delta\tau_{ij}^k(t)$  auf jede Kante gelegt, die er genutzt hat. Die Menge ist abhängig von der Qualität des Ergebnisses:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{if } (i,j) \in L^k(t) \\ 0 & \text{if } (i,j) \notin L^k(t) \end{cases}$$

$T^k(t)$  ist die Tour des Schwarmteilnehmers  $k$  bei der Iteration  $t$  mit der Länge  $L^k(t)$  und  $Q$  als Parameter. Weitere Informationen sind Bonabeau et al. (1999) zu entnehmen. Die Pheromon-Update-Regel, welche auf alle Kanten angewendet wird lautet:

$$\tau_{ij}(t) \leftarrow (1 - \rho) * \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) + e * \Delta\tau_{ij}^e(t)$$

mit  $\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$ ,  $m$  der Anzahl der Schwarmteilnehmer und  $\rho$  dem Pheromon-Zerfallsparameter ( $0 < \rho < 1$ ).

Wie in Bonabeau et al. (1999) gezeigt wurde, wird ein elitistischer Ansatz genutzt, um das TSP zu lösen. Dabei wird jeder Weg in der besten Lösung der Tour  $T^+$  durch eine extra Pheromonmenge  $Q/L^+$  mit  $L^+$  als der Länge von  $T^+$  verstärkt. Die besten  $e$  Schwarmteilnehmer verstärken ihre Tour dadurch mehr als andere. Dieser Suchprozess wird solange durchgeführt, bis eine bestimmte Anzahl von Iterationen erreicht ist.

### 3 Der SI-Ansatz für das DTSP

#### 3.1 Das Dynamische Traveling Salesman Problem

Im Weiteren betrachten wir das dynamische TSP (DTSP) als eine Variante des original TSP (vgl. Eyckelhof (2002)). Innerhalb dieses Kontextes definieren wir die Distanz  $d_{ij}$  zwischen zwei Städten als Reisezeit, welche sich ändern kann. Mit dem im Folgenden zu präsentierenden Ansatz wollen wir die Qualität einer speziellen Pheromon-Update Strategie messen. Dafür nutzen wir ein Testszenario aus Eyckelhof (2002), welches für das DTSP erstellt wurde. Weitere Informationen können in Abschnitt 4 und Eyckelhof (2002) gefunden werden.

Das Hauptproblem der aktuellen Ansätze für das DTSP liegt im Erkennen und Bewerten von Änderungen, so dass die profitabelsten möglichen Lösungen gefunden werden können. In ursprünglichen Ansätzen, wie in Bonabeau et al. (1999) dargestellt, wird zu Beginn eine lange Erkundungsphase benötigt. Wege, die für die weitere Suche nicht vielversprechend erscheinen, werden nicht verstärkt und die vorhandenen Pheromone „verdunsten“ mit der Zeit. Wenn die Übergangskosten (wie z.B. die Reisezeit) für diesen Weg sich ändern, kann es sein, dass Lösungen, die bislang schlecht waren, nun deutlich besser sind als bisher oder umgekehrt. Das ist eine typische Situation im von uns verwendeten DTSP. Wir schlagen ein spezialisiertes SI-System vor, das sich in Bezug auf solche Änderungen schnell anpasst, um die Reisezeit oder allgemein die Übergangskosten zu minimieren.

#### 3.2 Die Berücksichtigung von Ereignissen

Unser Ansatz betrachtet besonders die Änderungen verbunden mit der Wirkung auf die Lösungen, die bislang gefunden wurden. Um die Wirkung von Änderungen zu messen, berechnen wir den relativen Anteil einer *Kante*( $i,j$ ) an der Summe der bislang gefundenen Lösungen (*sps*) den sog. partiellen Lösungen (*ps*). Eine partielle Lösung ist eine Lösung, die von einem Schwarmteilnehmer gefunden wurde. Die Summe der partiellen Lösungen der  $n$  Schwarmteilnehmer wird berechnet mit:  $sps = \sum_{i=1}^n ps_i$ . Mit der folgenden Formel kann der relative Anteil  $\kappa_{ij}$  einer *Kante*( $i,j$ ) bestimmt werden:

$$\kappa_{ij} = (100/sps) * d_{ij} * ec_{ij}$$

Dabei wird mit die Reisezeit  $d_{ij}$  zwischen den Städten  $i$  und  $j$  angegeben. Ein Kantenzähler  $ec_{ij}$  speichert in jeder Iteration, wie oft eine Kante in einer von einem Schwarmteilnehmer ermittelten Lösung gefunden wurde. Wenn  $d_{ij}$  zunimmt, nimmt der relative Anteil der *Kante*( $i,j$ ) bzgl.  $d_{ij}$  ebenfalls zu. Gleichzeitig nehmen alle anderen relativen Anteile, die nicht zur *Kante*( $i,j$ ) in Bezug gesetzt werden können, ab. Für die Quantifizierung eines Ereignisses sind  $\delta\kappa_{ij}$ ,  $\kappa_{ij}$  und  $\kappa'_{ij}$  mit

$\kappa'_{ij} \leftarrow \kappa_{ij} = (100/sps) * (d_{ij} + \Delta d_{ij}) * ec_{ij}$  zu betrachten. Mit  $\delta\kappa_{ij}$  können wir die Änderungsrelevanz einer *Kante*( $i,j$ ) für den Suchprozess ausdrücken. Die Relevanz nimmt zu, wenn  $\kappa_{ij}$  abnimmt.  $\kappa'_{ij}$  nimmt nur ab, wenn die Reisezeit bzgl. der *Kante*( $i,j$ ) abnimmt. Die unterschiedlichen Relevanzen für jede Kante verändern die Pheromon-Informationen in den dynamischen Abschnitten nach folgender Formel:

$$\tau_{ij} = \tau_{ij} * \delta\kappa_{ij}$$

Auf diese Weise ist es möglich, die Pheromon-Aktualisierung im Zusammenhang mit der Bewertung von Änderungen zu kontrollieren. Für die neue Berechnung von  $\delta\kappa_{ij}$  werden drei verschiedene Fälle berücksichtigt:

- Im ersten Fall wurde die *Kante*( $i,j$ ) nicht innerhalb der partiellen Lösung gefunden. Unter diesen Umständen wird  $\kappa'_{ij}$  0 und ebenso  $\delta\kappa_{ij}$ .
- Im zweiten Fall  $\kappa'_{ij}$  ist größer als  $\kappa_{ij}$  und  $\kappa_{ij}/\kappa'_{ij} < 1$ . Dies ist nur möglich, wenn die Reisezeit bzgl. einer Kante innerhalb der Lösung zugekommen hat. In der Konsequenz wird die Relevanz der Kante für eine mögliche Lösung mit  $(\kappa_{ij}/\kappa'_{ij})$  abnehmen. Mit  $\lambda$  kann der Quotient gewichtet werden.
- In allen anderen Fällen wird die Relevanz  $\delta\kappa_{ij}$  einer *Kante*( $i,j$ ) mit  $(e^{\kappa_{ij}/\kappa'_{ij}})^{\gamma}$  berechnet.

Mit der folgenden Formel wird ein Überblick der drei möglichen Fälle zur Berechnung der sich verändernden Relevanz  $\delta\kappa_{ij}$  innerhalb der dynamischen Abschnitte gegeben:

$$\delta\kappa_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{wenn } \kappa'_{ij} = 0 \\ (\kappa_{ij}/\kappa'_{ij})\lambda, & \text{wenn } ((\kappa_{ij}/\kappa'_{ij}) < 1) \\ (e^{(\kappa_{ij}/\kappa'_{ij})-b})^{\gamma} & \text{anderenfalls} \end{cases}$$

Die Verwendung von  $(e^{\kappa_{ij}/\kappa'_{ij}})^{\gamma}$  hat den Vorteil, dass die relative Ordnung der Pheromon-Informationen erhalten bleibt. So werden scheinbar gute Kanten stärker gewichtet und noch bessere Kanten entsprechend noch stärker gewichtet. Mit  $\gamma$  und  $b$  kann der Grad zur Verstärkung der Pheromon-Information kontrolliert werden. Der Effekt der positiven Vorhersage einer Kante als Teil einer wahrscheinlich guten Lösung ermöglicht dem SI-System eine schnelle Entdeckung von guten alternativen Wegen. So wird die Chance, dem „Verkehrsstau“ zu entkom-

men, gegeben. Im Folgenden wird der Pseudo-Code für das spezialisierte SI-System angegeben:

### Aufbau einer vollständigen Tour

```

for  $i = 1$  to  $n$  /* Anzahl der Schwarmteilnehmer */
...
endifor
calculate sum of the partial solution  $sps = \sum_{i=1}^n ps_i$ 
update the edgeCounter matrix  $ec_{ij}$ 
calculate  $\kappa$  matrix
...
if the distance between cities (i,j) changed then
 $sps = sps + ec(i, j) \cdot deltaDistance(i, j)$ 
calculate  $\delta\kappa_{ij}$ 
update the pheromon information:  $\tau_{ij} = \tau_{ij} * \delta\kappa_{ij}$ 
endif

```

## 4 Evaluation des Ansatzes

Ein passender Benchmark für die Bewertung des präsentierten Ansatzes kann in Eyckelhof (2002) gefunden werden. Dort werden Änderungen in der Weise eingeführt, wie auch Verkehrsstaus entstehen können. Das SI-System hat möglichst schnell andere Wege zu finden, welche keinen Stau enthalten. Durch diese Verkehrsstaus werden die Reisezeiten auf den Wegen für eine Zeit verlängert, bevor sie nach einer Weile solange wieder abnehmen bis sich der Stau aufgelöst hat. Auf diese Weise werden die Änderungen in einigen inkrementellen Schritten eingeführt. Sie können als kleine Spitzen in den Graphen erkannt werden. In der nächsten Phase, wenn das SI-System die Änderungen erkannt hat, erwarten wie einen starken negativen Gradienten, welcher auf den fortschreitenden Optimierungsprozess hinweisen würde. Möglicherweise werden mehrere Teilstrecken der Tour ausgetauscht, um den Stau zu umgehen. Das Ziel, das wir verfolgen, liegt im schnellen Finden einer neuen Tour nach dynamischen Situationen, so dass die Länge der ganzen Tour so kurz wie möglich sein sollte. Der vorgestellte Ansatz wurde mit einem 25-Städte Problem im Vergleich zu vier unterschiedlichen Ansätzen evaluiert.

- Original: Das ursprüngliche SI-System. Hier werden keine speziellen Maßnahmen getroffen, wenn Veränderungen eintreten.
- Reset: Die Pheromon-Informationen werden bei Änderungen mit  $\tau_0$  reinitialisiert.

- Shake: Eine Strategie, mit der die Pheromon-Informationen bei Änderungen geglättet werden.
- EventBased: Arbeitet wie der Original-Ansatz und wurde mit der EventBased-Strategie erweitert.

Die eintretenden Ereignisse werden zu bestimmten Iterationszeitpunkten eingeführt. Die damit verbundenen Änderungen wirken sich auf die Reisezeiten entlang des idealen Weges aus. Dies stellt sicher, dass die Änderungen Einfluss auf die bislang besten Lösungen haben. Das erste Intervall, in dem Änderungen nach diesem Muster eingeführt werden, liegt zwischen den Iterationsschritten 100 und 150. Ein aufkommender Verkehrsstau an einer bestimmten Wegstrecke wird simuliert. Das zweite Intervall liegt zwischen den Iterationsschritten 200 und 250. In diesem Intervall löst sich der erste Verkehrsstau auf, während gleichzeitig zwei andere auf anderen Wegstrecken eingeführt werden.

Die SI-Parameter wurden wie folgt gesetzt:  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 6$ ,  $m = n = 25$ ,  $Q = 100$ ,  $\tau_0 = 10^{-6}$ . Die Parameter für den EventBased-Ansatz wurden auf  $\lambda = 4$ ,  $b = -4,8$ ,  $\gamma = 2$  gesetzt.

## 5 Ergebnisse

Zwischen den Iterationen 100 bis 150 und 200 bis 250 wurden Ereignisse zugelassen, die Veränderungen von Reisezeiten auf den bis dahin besten Kanten bewirken. Dies sind die dynamischen Abschnitte der Probleminstanz. Die Interessanten Abschnitte zum Vergleich der unterschiedlichen Ansätze sind die Iterationsschritte, welche den Spitzen unmittelbar folgen. Hier zeigen unterschiedliche negative Gradienten die Fähigkeit eines jeden einzelnen Ansatzes, bessere Lösungen bzw. Touren zu finden, um den Verkehrsstau zu umgehen. Je negativer ein Gradient ist, desto besser ist die Reaktionsgeschwindigkeit des Ansatzes bei auftauchenden Veränderungen. Die Verläufe der unterschiedlichen Ansätze sind in Abbildung 1 zu sehen.

Bei der Analyse der Ergebnisse aus dem Testszenario konnte aus den vier Ansätzen kein klarer Sieger gefunden werden.

Wie in Abbildung 2 zu erkennen ist, hat der Reset-Ansatz ebenfalls mehrere beste Werte. Wie vorher beschrieben wurde, sind die Änderungen in der ersten Phase weniger dynamisch als in der zweiten. Dies deutet darauf hin, dass der Reset-Ansatz bei mehrfachen und gleichzeitigen Änderungen ein gutes Leistungsverhalten zeigt, während er in weniger dynamischen Situationen nicht so gut arbeitet.



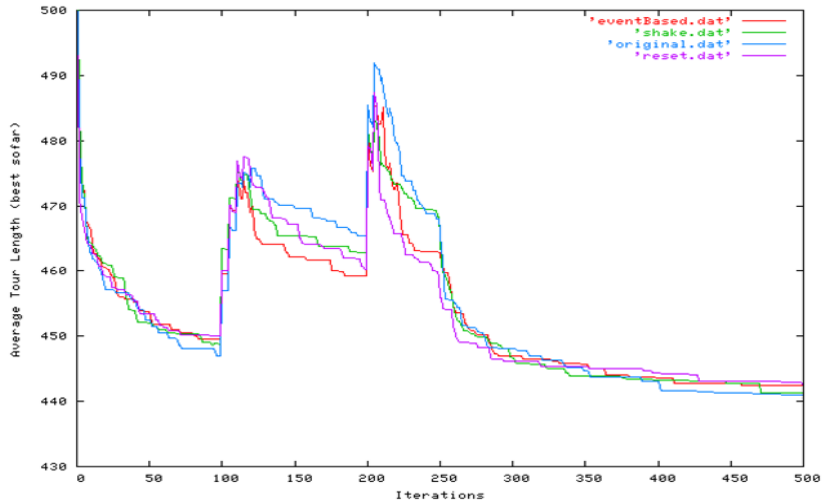


Abb. 1 Mittelwerte über 10 Durchläufe aller Ansätze über 500 Iterationen

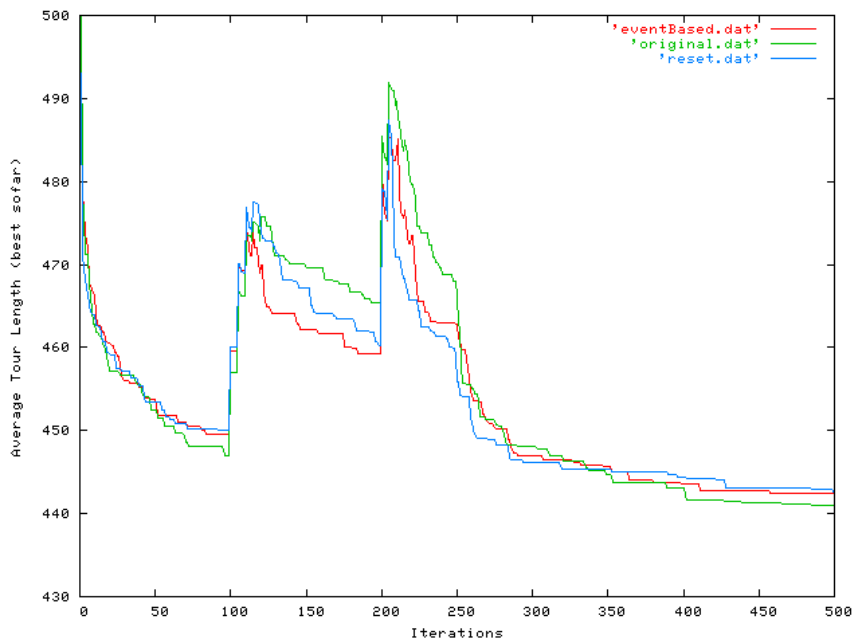


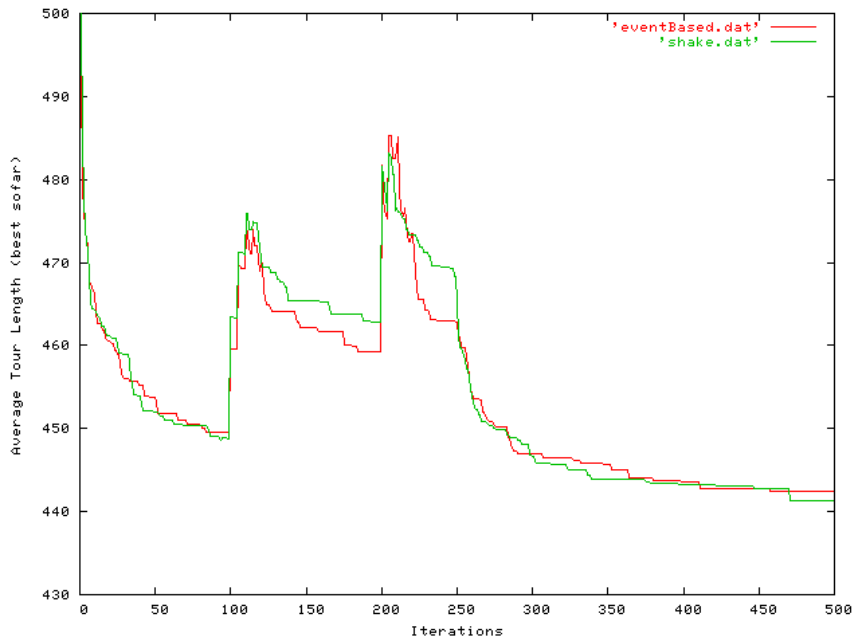
Abb. 2 Mittelwerte von 10 Durchläufen über 500 Iterationen

In Abbildung 3 werden die Ansätze mit Shake und EventBased miteinander verglichen. Es kann gezeigt werden, dass der EventBased-Ansatz schneller Wege aus dem Verkehrsstau findet als der Shake-Ansatz. In dem Fall der mehrfachen und gleichzeitigen Änderungen tendiert der EventBased-Ansatz dazu, für eine kurze

Zeit längere Touren zu wählen. Diese Tendenz wird allerdings schon nach kurzer Zeit deutlich korrigiert.

Die deutlichsten Unterschiede sind beim Original-Ansatz und dem EventBased-Ansatz zu erkennen (siehe Abb. 1), da der Original-Ansatz sein Explorationsverhalten bei Änderungen nicht steigert.

Ebenfalls können wir erkennen, dass alle Ansätze am Ende des Testlaufes im statischen Bereich wieder ein vergleichbares Lösungsverhalten aufweisen.



**Abb. 3** Mittelwerte von 10 Durchläufen über 500 Iterationen der SI-basierten Ansätze für das DTSP

## 6 Zusammenfassung

In aktuellen Versionen der SI-Systeme für das DTSP führt Dynamik zu steigenden Reisezeiten auf bestimmten Kanten. Wir haben nach anderen Möglichkeiten gesucht, um das reaktive Planungsproblem zu lösen. Untersucht wurden dabei das SI-System ohne irgendeine spezielle Änderung zur Reaktion auf Ereignisse in der Umgebung, das SI-System mit der Reset-Methode, das SI-System mit dem Shake-Ansatz und das SI-System mit dem EventBased-Ansatz. Alle diese Ansätze waren in der Lage, eine Lösung unter den Umständen der ereignisbasierten Änderung der Umgebung nach einer bestimmten Anzahl von Zeitschritten zu ermitteln.

Das Ziel einer schnellen Anpassung der Tour aufgrund der ereignisbasierten Änderung der Reisezeiten auf unterschiedlichen Kanten konnte mit unserem spe-

zialisierten SI-Ansatz erreicht werden. Eine spezielle Strategie für das Update der Pheromon-Informationen wurde beschrieben und mit der sogenannten Event-Based-Methode angewendet. In Abhängigkeit von der Stärke des störenden Ereignisses erzeugten wir eine „positive Vorhersage“ von Kanten, die möglicherweise Teil einer guten Lösung werden könnten.

Wir verglichen die Leistung dieser Strategie mit unterschiedlichen Ansätzen in SI-Systemen für diese Art von Probleminstanzen. Wir konnten zeigen, dass die EventBased-Methode positive Ergebnisse bei der Suche nach Touren lieferte, die den „Verkehrsstau“ umgehen. Nur der Reset-Ansatz lieferte in dem Fall der mehrfachen und gleichzeitigen Änderungen teilweise bessere Ergebnisse.

## Literatur

- Armbruster, D., de Beer, C., Freitag, M., Jagalski, Th., Ringhofer, C. (2006): Autonomous Control of Production Networks Using a Pheromone Approach. In: *Physica A* 363 (2006), S. 104-114.
- Beni, G. (1988): *The Concept of Cellular Robotic System* In Proceedings , IEEE Int. Symp. on Intelligent Control, 57-62. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press
- Beni, G., Wang, J. (1989): *Swarm Intelligence*. In Proceedings Seventh Annual Meeting of the Robotics Society of Japan, 425-428. Tokyo: RSJ Press
- Beni, G., Wang, J.(1991): *Theoretical Problems for the Realization of Distributed Robotic Systems* In Proceedings 1991 IEEE International Conference on Robotic and Automation, 1914-1920. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press
- Beni, G., Hackwood, S. (1992): *Stationary Waves in Cyclic Swarms*. In Proceedings IEEE Int. Symp. on Intelligent Control, 234-242. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press
- Bonabeau, E., Dorigo, M., Theraulaz, G. (1999): *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems* (Studies in the Sciences of Complexity. Oxford University Press).
- Bonabeau, E., Meyer, C. (2001): *Swarm Intelligence: A Whole New Way to Think About Business* Harvard Business Review
- Costa D. and A. Hertz (1997): Ants Can Colour Graphs. *Journal of the Operational Research Society* 48, 295-305.

- Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colorni, A. (1999). Ant system: Optimization by colony of cooperating agents. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics – Part B*, 26(1):29-41.
- Eyckelhof, C.J., Snoek, M. (2002): Ant System for a Dynamic TSP. Ants Caught in Traffic Jam. *ANTS 2002, LNCS 2463* 88-99
- Guntsch, M., Branke, J., Middendorf, M. and Schmeck, H. (2000). ACO strategies for dynamic TSP. In M. Dorigo et al., editor, *Abstract Proceedings of ANTS 2000* 59-62.
- Guntsch, M., Middendorf, M. and Schmeck, H. (2001). An ant colony optimization approach to dynamic TSP. In Lee Spector et al., editor, *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2001)* San Francisco, California, USA, 7-11 July 2001, 860-867.
- Hoffman, A. J. and Wolfe, P. (1985): *History in The Traveling Salesman Problem* (Lawler, Lenstra, Rinooy Kann and Shmoys, eds., Wiley, 1-16, 1985)
- Maniezzo V., A. Colorni and M. Dorigo (1994): The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem. *Tech. Rep. IRIDLA/94-28* Université Libre de Bruxelles, Belgium
- Scholz-Reiter B., Jagalski T., Bendul J. (2007): Bienenalgorithmen zur Selbststeuerung logistischer Prozesse. In: *Industrie Management* 23 (2007) 5, S. 7-10