

---

F A C H H O C H S C H U L E   W E D E L



SEM I N A R A R B E I T

Künstliche Intelligenz SS05

**Ameisenalgorithmen**

**Dynamische Fahrzeugnavigation**

Eingereicht von: Thomas Walther  
Matrikelnummer: 2766  
ms2766@fh-wedel.de

Eingereicht im: 2. Semester

Abgabetermin: 06.07.2005

Eingereicht an: Prof. Dr. Sebastian Iwanowski  
Fachhochschule Wedel  
Feldstraße 143  
22880 Wedel  
Telefon (0 41 03) 80 48 - 63

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Ameisenalgorithmen</b>	<b>3</b>
2.1	Natürliche Ameisen . . . . .	3
2.1.1	Indirekte Kommunikation . . . . .	4
2.1.2	Probabilistische Entscheidungsfindung . . . . .	4
2.1.3	Optimierung des Weges . . . . .	5
2.1.4	Pheromonverdampfung . . . . .	6
2.2	Ant Colonisation Optimisation – ACO . . . . .	7
2.2.1	Künstliche Ameisen . . . . .	7
2.2.2	AntSystem . . . . .	8
2.2.3	Ant Based Control . . . . .	10
<b>3</b>	<b>Dynamische Fahrzeugnavigation</b>	<b>14</b>
3.1	Globales System Design . . . . .	14
3.2	Timetable Update System . . . . .	16
3.3	Route Finding System . . . . .	17
3.4	Verteiltes Routensystem . . . . .	18
<b>4</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>21</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>25</b>
	<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>26</b>

# 1 Einleitung

Die Integration dynamischer Informationen in moderne Navigations- bzw. Routenplanungssysteme ist ein notwendiger Schritt, um die Bedürfnisse und Anforderungen der Fahrzeugführer in der heutigen Zeit erfüllen zu können. Die gestiegene und weiterhin steigende Anzahl von Fahrzeugen weltweit hat beträchtliche Auswirkungen auf den Verkehrsfluss. Verzögerungen im Straßenverkehr durch hohes Verkehrsaufkommen und Staus sind heutzutage vielerorts anzutreffen und haben Auswirkungen auf die Gesellschaft, Wirtschaft und jeden einzelnen Verkehrsteilnehmer. Gerade im Berufsverkehr und in den Ferienzeiten besteht ein erhöhtes Staurisiko, welches jeden einzelnen Autofahrer einer erhöhten Stresssituation aussetzt.

Informationen über das Verkehrsgeschehen und Staulage werden momentan hauptsächlich über Radiomeldungen an die Verkehrsteilnehmer weitergeleitet. Die Rundfunkmeldungen haben allerdings ihre Nachteile, sie informieren zwar über das Vorhandensein von Staus, treffen jedoch keine Aussage, ob es sich lohnt eine alternative Route, und vor allem welche, zu wählen. Des Weiteren stellt sich bei jeder Meldung die Frage nach ihrer Aktualität. Oftmals erreicht man den Bereich eines angekündigten Staus und stellt fest, dass gar keiner mehr existiert. Einige Hersteller von Navigationssystemen haben Stauinformationen in ihre Systeme integriert und bieten dem Fahrer alternative Routen an. Diese Routen sind allerdings auch anhand feststehender, statischer Informationen berechnet und können somit nicht ermitteln, ob die Alternative wirklich die schnellere Strecke ist.

Ziel eines modernen Navigationssystems sollte es sein, den Fahrzeugführer möglichst ständig mit der aktuell schnellsten Wegstrecke zu seinem Ziel hin zu versorgen. Hierzu können verschiedene dynamische Informationen wie z. B. die aktuelle Geschwindigkeit auf den einzelnen Straßenabschnitten, die Verkehrsdichte, Unfälle, Baustellen und das Wetter genutzt werden. Hierzu ist es notwendig die Informationen zu erfassen, auszuwerten und die Ergebnisse allen Verkehrsteilnehmern zur Verfügung zu stellen. Auf der Suche nach geeigneten Verfahren zur Lösung dieser Aufgabenstellung führt ein Blick in die Natur zu interessanten und vielversprechenden Lösungsansätzen.

In der Natur trifft man bei Vögeln, Fischen, Ameisen u. v. a. auf das Phänomen der Schwarmintelligenz. Als Schwarmintelligenz wird das Verhalten sozialer Insek-

ten und Tiere bezeichnet, die durch kooperatives Verhalten in der Lage sind komplexe Leistungen zu vollbringen, zu denen jedes Individuum für sich alleine nicht in der Lage wäre. Beispiele für das kooperative Verhalten zur Problemlösung sind im Tierreich in vielfältiger Form anzutreffen. Termiten sind beispielsweise in der Lage einen bis zu 4 Meter hohen und breiten Bau zu errichten. Der Bau der Termiten so ausgerichtet, dass die intensive Mittagssonne auf die schmale Seite des Baus trifft, während die breitere Seiten von den schwächeren Strahlen der Morgen- und Abendsonne getroffen wird. Eine vielfältige Variation an kollektiver Zusammenarbeit zeigen die Ameisen; sie arbeiten beim Bau des Nestes zusammen, unterstützen sich beim Transport schwerer Lasten und errichten Brücken. Inspiration für eine Gruppe von Algorithmen ist die Fähigkeit der Ameisen ihre Futtersuche zu koordinieren, so dass sich kürzeste Wege zwischen Nest und Futterquelle herausbilden.

Ziel dieser Arbeit ist es, in Kapitel 2 darzustellen, wie die Eigenschaften der natürlichen Ameisen in ein Modell übertragen und zur Lösung diskreter Optimierungsaufgaben genutzt werden können. Hierzu erfolgt zuerst eine genaue Betrachtung der natürlichen Vorgänge und anschließend wird anhand zweier konkreter Algorithmen gezeigt, wie künstliche Ameisen zur Lösung statischer und dynamischer Optimierungsprobleme eingesetzt werden können. In Kapitel 3 wird ein Routensystem vorgestellt, das auf Basis eines Ameisenalgorithmus versucht, Fahrzeugführer über die aktuell schnellste Route zu ihren jeweiligen Zielen zu leiten. Den Abschluss bildet Kapitel 4 mit einer kurzen Zusammenfassung und einem Ausblick, in dem dargestellt wird, welche Ansatzpunkte das vorgestellte Routensystem für weitere Arbeiten und Verbesserungen bietet.

---

## 2 Ameisenalgorithmen

Ameisenalgorithmen werden zur Lösung komplexer statischer sowie dynamischer Probleme verwendet. Als Vorbild für diese Art der Algorithmen dient das Verhalten der natürlichen Ameisen. Der italienische Mathematiker Mario Dorigo stellte 1992 den ersten auf dem Verhalten von Ameisen basierenden Algorithmus zur Lösung des Travelling Salesman Problems vor. Im folgenden wird gezeigt, welche Eigenschaften und welches Verhalten der Ameisen zur Lösung komplexer Probleme genutzt werden. Die folgenden Ausführungen können vertiefend in (Dorigo et al. 1999; White 1997) nachgelesen werden.

### 2.1 Natürliche Ameisen

Ameisen sind soziale Insekten, d. h. jede einzelne Ameise richtet ihr Verhalten auf das Überleben der Kolonie aus. Durch dieses kollektive Verhalten sind die Ameisen in der Lage komplexe Leistungen zu erzielen, zu der jede einzelne Ameise für sich betrachtet nicht in der Lage wäre. Für die Optimierung mathematischer Probleme ist vor allem die Wegoptimierung der Ameisen von Interesse. In der Natur zeigt sich, dass die Ameisen ihre Futtersuche koordinieren, so dass sich zwischen Nest und Futterquelle ein kürzester Weg, eine Ameisenstraße, herausbildet. Neben dieser Fähigkeit sind die Ameisen auch in der Lage auf Veränderungen der Umgebung zu reagieren, so dass sich neue Wege herausbilden, wenn sich Hindernisse auf tun. Zusätzlich können Ameisen neue Futterquellen zu erforschen und Wege zu diesen etablieren. Diese Eigenschaften können insbesondere für dynamische Routensysteme genutzt werden, auch hier gilt es, einen Weg dynamisch zu optimieren, auf Veränderungen im Straßennetz möglichst schnell zu reagieren und den Verkehrsteilnehmern eine möglichst optimale Route vorzuschlagen. Das Optimierungskriterium ist hierbei je nach Anforderung variierbar. Es kann die kürzeste, schnellste, komfortabelste Route oder eine Kombination aus verschiedenen Kriterien bestimmt werden.

Ein Studium des Verhaltens natürlicher Ameisen ist notwendig, um eine Abbildung des natürlichen Vorgehens zur Wegoptimierung auf einen künstlichen Optimierungsalgorithmus zu finden. Es gilt die Fragen zu beantworten, wie die Ameisen untereinander kommunizieren und wie ihre Wegwahl mathematisch abgebildet werden kann.

Betrachtet man eine einzelne Ameise für sich, so ist deren Wegwahl anscheinend völlig zufällig und unkoordiniert und trotzdem bilden sich in der Natur Ameisenstraßen heraus. Experimente und Studien der Ameisen haben gezeigt, dass die Ameisen mittels Pheromonspuren und einer probabilistischen Wegwahl ihre Wege optimieren.

### 2.1.1 Indirekte Kommunikation

Pheromone sind chemische Substanzen, die von den Ameisen ständig in konstanter Menge abgesondert werden. Die ausgeschiedenen Pheromone verändern die lokale Umgebung in der sich eine Ameise bewegt. Diese Veränderung kann von jeder anderen Ameisen wahrgenommen werden, wobei die Pheromone anziehend auf die Ameisen wirken. Je höher die Pheromonkonzentration auf einem Weg ist, desto anziehender wirkt dieser Weg auf eine Ameise. Eine hohe Konzentration an Pheromonen besagt, dass dieser Weg bereits von vielen Ameisen gewählt wurde. Es bildet sich nach und nach eine Pheromonspur heraus, die eine immer stärkere Anziehung auf die Ameisen bewirkt. Erst diese Pheromonablage ermöglicht es den Ameisen den Weg vom Nest zur Futterquelle und wieder zurück zu finden. Die Kommunikation über Pheromone ist indirekt und erfolgt nur in lokaler Umgebung. Ameisen können nur lokale Informationen für ihr Wegentscheidungen nutzen und auch nur lokal Informationen ablegen. Für diese einfache Art der Kommunikation wird der Begriff *Stigmergy* herausgebildet. Die indirekte Kommunikation ist eine Grundlage für alle Ameisenalgorithmen. Die Information und Erfahrungen aller Ameisen ist lokal über den gesamten Lösungsraum verteilt und kann auch nur lokal abgelesen werden. Da die Kommunikation indirekt und verteilt stattfindet, sind Ameisenalgorithmen gut geeignet zur Lösung von verteilten Problemen in verteilten Systemen.

### 2.1.2 Probabilistische Entscheidungsfindung

Nachdem erläutert wurde wie die Ameisen miteinander kommunizieren, wird im folgenden dargestellt, wie das Verhalten der Ameisen mittels einer Wahrscheinlichkeitsentscheidung beschrieben werden kann. Die Futtersuche der Ameisen wurde von Deneubourg et al. (1990) unter kontrollierten, experimentellen Bedingungen mit einer binären Brücke untersucht (siehe Abbildung 2.1). Das Ameisennest wird durch diese Brücke von der Futterquelle getrennt, wobei der obere sowie der untere Weg gleich lang sind. Im Experiment werden die Ameisen dann laufengelassen und es zeigt sich, dass nach einer kurzen Startphase die Ameisen sich für einen gemeinsamen Pfad entscheiden.

Das in Abbildung 2.1 gezeigte Ergebnis lässt sich folgendermaßen beschreiben. Zu Beginn des Experiments ist die Pheromonkonzentration des oberen Pfades  $P_O$  gleich der des unteren Pfades  $P_U$ . Die Ameisen entscheiden sich gleichverteilt für einen

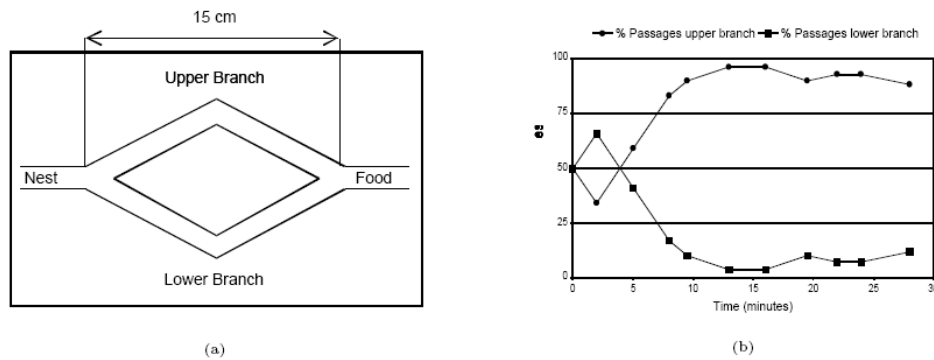


Abbildung 2.1: Experiment Binäre Brücke a) Experimenteller Aufbau b) Typischer Verlauf des Experiments. Das Diagramm zeigt den zeitlichen Verlauf der Wegwahl der Ameisen. Nach einer kurzen Anlaufphase entscheiden sich die Ameisen für den oberen Pfad. siehe (Deneubourg et al. 1990)

der beiden Wege. Nach einer gewissen Zeit nimmt die Anziehung des oberen Pfades zu, weil zufälliger Weise ein paar mehr Ameisen den oberen Pfad gewählt haben, dies bewirkt, dass  $P_O$  im Gegensatz zu  $P_U$  stärker zunimmt. Durch diese erhöhte Pheromonkonzentration werden immer mehr Ameisen den oberen Weg wählen. Betrachtet man die Situation zu einem Zeitpunkt, wenn bereits  $m$  Ameisen die Brücke passiert haben und  $O_m$  Ameisen den oberen bzw.  $U_m$  Ameisen den unteren Weg gewählt haben, so kann die Entscheidungsfindung der Ameisen durch eine Wahrscheinlichkeitsfunktion angegeben werden. Hierzu wird die Annahme getroffen, dass die Pheromone nicht verdunsten und die Konzentration direkt von der Anzahl der Ameisen abhängt, die den jeweiligen Weg bereits gewählt haben. Die Wahrscheinlichkeit  $P_O(m)$  mit der sich die Ameise  $m + 1$  für den oberen Pfad entscheidet wird durch die folgende Gleichung beschrieben.

$$P_O(m) = \frac{(O_m + k)^h}{(O_m + k)^h + (U_m + k)^h} \quad (2.1)$$

Den unteren Pfad wird die Ameise  $m + 1$  mit einer Wahrscheinlichkeit von  $P_U(m) = 1 - P_O(m)$  wählen. Die empirischen Beobachtungen werden am Besten wiedergespiegelt, wenn man den Parametern  $h$  und  $k$  die Werte 2 bzw. 20 zuweist.

### 2.1.3 Optimierung des Weges

Mit Hilfe des aufgestellten Wahrscheinlichkeitsmodells lässt sich beschreiben, wie sich der kürzeste Weg zwischen Nest und Futterquelle herausbildet. In Abbildung 2.2 ist wiederum ein binäre Brücke dargestellt, deren Wege von unterschiedlicher Länge sind. Der Weg  $BDE$  kann von einer Ameise in einer Zeiteinheit durchlaufen werden, während sie für den Weg  $BCE$  zwei Zeiteinheiten benötigt. Zum Zeitpunkt  $T_0$  erreichen 30 Ameisen von  $A$  aus  $B$  und von  $F$  aus  $E$ . Unter der Annahme, die

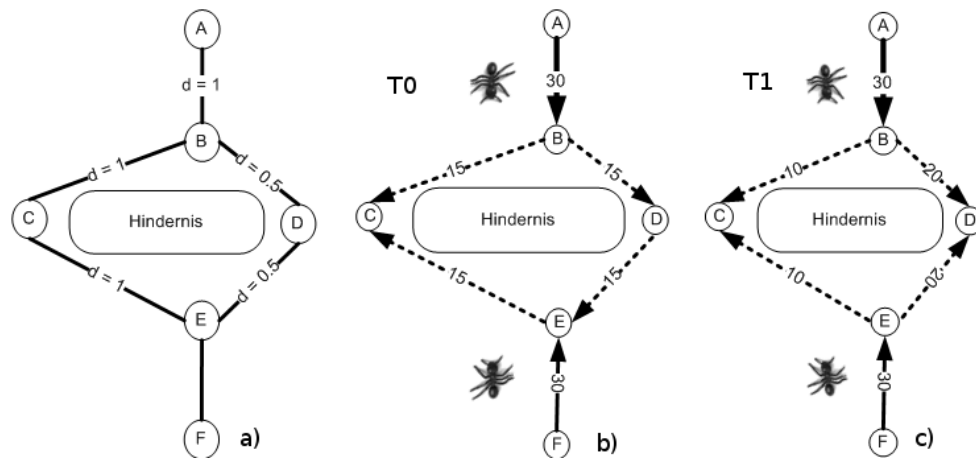


Abbildung 2.2: Pheromonspuren und Herausbildung des kürzesten Weges (vgl. White (1997))

Pheromonkonzentration ist auf den zwei alternativen Wegen gleich Null, werden die Ameisen sich gleichverteilt für einen der möglichen Wege entscheiden. Zum Zeitpunkt  $T_1$  kommen 30 neue Ameisen von A nach B. Jetzt beträgt die Konzentration der Pheromone  $P_{BC}$  auf der Strecke BC 15, die von den 15 vorangegangenen Ameisen dort abgelegt wurden. Im Gegensatz dazu beträgt die Konzentration der Pheromone  $P_{BD}$  auf der Strecke BD 30, da diese Strecke bereits von 15 Ameisen kommend von B und 15 Ameisen kommend von E durchlaufen wurde. Nach der vorgestellten Wahrscheinlichkeitsentscheidung werden sich Zum Zeitpunkt  $T_1$  10 Ameisen für den Weg BE und 20 für den Weg BD entscheiden. Dieser Prozess schreitet fort, so dass immer weniger Ameisen den längeren von beiden Wegen wählen werden.

Der Optimierungsprozess kann durch zwei Faktoren beschrieben werden. Er ist autokatalytisch und beinhaltet implizit eine Problemlösungskomponente. Als Autokatalyse wird der Fakt beschrieben, dass die Pheromone als positives Feedback auf die Ameisen wirken. Es gilt, je höher die Pheromonkonzentration auf einem Weg ist, desto mehr Ameisen werden sich für diesen Weg entscheiden. Die Optimierung des Weges hin zum kürzesten Weg ist implizit im Prozess enthalten, denn je kürzer ein Weg ist, desto mehr Ameisen durchlaufen diesen in gleicher Zeit, desto schneller steigt die Pheromonkonzentration auf diesem Weg. Kombiniert man beide Eigenschaften, ergibt sich, je kürzer ein Weg ist, desto mehr Ameisen durchlaufen diesen.

### 2.1.4 Pheromonverdampfung

In den bisherigen Betrachtungen wurde davon ausgegangen, dass die Konzentration der Pheromone auf den Wegen stetig zunimmt. Dies kann bei der Übertragung auf Algorithmen zur Lösung komplexer Probleme zur Stagnation führen. Es besteht die Gefahr, dass "schlechte" Ameisen nur durchschnittliche Lösungswege finden und deren Anziehungskraft auf alle Ameisen so stark ist, dass keine besseren Wege mehr

erforscht werden. Für einen Algorithmus bedeutet dies eine vorschnelle Konvergenz auf ein lokales Maxima bzw. Minima. Das Stagnieren der Lösungsuche kann vermieden werden, in dem die Differenz der Pheromonkonzentration zwischen stark und schwach frequentierten Wegen begrenzt wird. Ein solcher Gegenspieler zum autokatalytischen Mechanismus existiert in der Natur auch. Die ausgeschütteten Pheromone verdunsten mit der Zeit, so dass die Konzentration nicht ins Unendliche steigen kann. Es gilt einen Kompromiss zwischen der Verstärkung gefundener Lösungen und der Erforschung neuer Lösungswege zu finden, nur so kann ein Optimum gefunden werden.

## 2.2 Ant Colonisation Optimisation – ACO

Die Bezeichnung Ant Colonisation Optimisation (ACO) fasst algorithmische Strukturen zusammen, die zur heuristischen Lösung diskreter Optimierungsprobleme dynamischer und statischer Art eine Kolonie künstlicher Ameisen verwendet. Im folgenden Abschnitt wird zuerst auf die Unterschiede und Gemeinsamkeiten zwischen realen und künstlichen Ameisen eingegangen. Anschließend werden zwei Algorithmen, AntSystem und Ant-Based Control, vorgestellt, die einerseits zur Lösung des Travelling Salesman Problems und andererseits zur dynamischen Ermittlung von Routentabellen genutzt werden. Beide Algorithmen dienen als Basis für viele weitere Vorschläge zur Lösung komplexer Probleme mittels künstlicher Ameisenkolonien.

### 2.2.1 Künstliche Ameisen

Bei der Entwicklung von Ameisenalgorithmen werden die Eigenschaften und Fähigkeiten natürlicher Ameisenkolonien zur Lösung komplexer, diskreter Optimierungsproblemen genutzt. Im Mittelpunkt des Algorithmendesigns steht das kooperative Verhalten einfacher Einheiten. Diese Einheiten werden als künstliche Ameisen bezeichnet, da sie eine Abstraktion ihrer natürlichen Vorbilder sind. Neben Fähigkeiten der realen Ameisen werden sie mit zusätzlichen Eigenschaften versehen, die der konkreten Aufgabenstellung angepasst sind.

Realen und künstlichen Ameisenkolonien ist gemein, dass sie aus vielen kleinen, unabhängigen, asynchron arbeitenden Individuen bestehen, die durch kooperierendes Verhalten versuchen, eine optimale Lösung zu einem gegebenen Problem zu finden. Jede einzelne Einheit der Kolonie ist zwar in der Lage eine Lösung zu finden, jedoch wird eine optimierte Lösung nur durch die Kooperation erreicht. Das kollektive Optimierungsverhalten wird durch Pheromonspuren und dem Prinzip der *Stigmergy* erreicht. Ebenso wie ihre natürliche Vorbilder legen die künstlichen Ameisen Pheromone, in Form von numerischen Werten, auf ihrem Suchweg ab. Diese Information kann nur lokal gelesen werden und dient der Kolonie als verteiltes Gedächtnis über

den bisherigen Lösungsverlauf. Künstliche Ameisen haben die Aufgabe der Kostenminimierung, diese kann als die Suche nach dem kürzesten Weg in einem bewerteten Graphen angesehen werden. Die Kanten des Graphen beschreiben die Kosten, die entstehen, wenn eine Ameise diese Kante in ihren Lösungsweg aufnimmt. Natürliche und künstliche bewegen sich Ameisen kontinuierlich durch den Suchraum, d. h. sie können nicht springen. Es ist nur ein Übergang in adjazente Zustände möglich. Die Entscheidung über die Wegwahl im Suchraum wird durch die künstlichen Ameisen ebenfalls probabilistisch in Abhängigkeit der Pheromonkonzentration getroffen. Zusätzlich fließen a priori Informationen in die Wegentscheidung mit ein, welche problemspezifisch gewählt werden. Diese Informationen können zur Priorisierung bestimmter Wege genutzt werden, so ist es z. B. möglich bei der Wahl der nächsten Kante im Suchgraphen, die zu bevorzugen, welche die geringsten Kosten zum Nachbarknoten aufweist.

Neben den genannten Gemeinsamkeiten existieren auch Unterschiede zwischen realen und künstlichen Ameisen. Ein erster Unterschied ist, dass sich künstliche Ameisen in ein diskreten Welt bewegen, sie bewegen sich von einem diskreten Zustand zu einem benachbarten Zustand. Des Weiteren verfügen künstliche Ameisen über einen internen Zustand, dieses Gedächtnis beinhaltet Informationen über die bisherigen Schritte im Lösungsraum. Zyklen bei der Lösungssuche können somit vermieden werden. Der wohl entscheidendste Unterschied zu realen Ameisen ist, dass die Pheromonausschüttung der künstlichen Ameisen mit der Güte der gefundenen Lösung korreliert. Je besser eine Lösung ist, desto höher ist der Betrag des abgelegten Pheromons. Der Zeitpunkt der Pheromonablage ist bei künstlichen Ameisen abhängig von der konkreten Problemstellung und wird in vielen Fällen erst nachträglich, d. h. nach dem eine gültige Lösung gefunden wurde, durchgeführt. Zur Optimierung der algorithmischen Effizienz werden Ameisenalgorithmen durch zusätzliche Fähigkeiten wie lookahead, lokale Optimierung, backtracking u. a. erweitert.

### 2.2.2 AntSystem

AntSystem (AS) war der erste ACO – Algorithmus (Dorigo et al. 1991; Dorigo 1992), der zur Lösung des Travelling Salesman Problems eingesetzt wurde. Dieser Algorithmus diente als Grundlage für viele weitere Anwendungen, die unter Verwendung von Ameisenkolonien komplexe Optimierungsprobleme lösen. Im folgenden soll der Algorithmus genauer dargestellt werden, weil er leicht verständlich ist und alle Eigenschaften realer Ameisenkolonien beinhaltet.

Das Travelling Salesman Problem (TSP) bezeichnet die Aufgabe eine kürzeste Rundreise durch eine Anzahl gegebener Städte zu finden. Allgemein kann das Problem wie folgt spezifiziert werden. Es sein ein Graph  $G = (N, E)$  gegeben, dessen Knoten

$N$  paarweise über Kanten  $e(i, j) \in E$  verbunden sind. Die Kanten des Graphen sind mit der Länge  $d(i, j)$  bewertet, die der Entfernung zweier Städte  $i$  und  $j$  zueinander entspricht. Aufgabe des TSP ist es einen Hamiltonkreis minimaler Länge zu finden. Ein Hamiltonkreis ist eine geschlossene Tour, die jeden Knoten des Graphen genau einmal enthält.

In AS übernimmt eine Kolonie künstlicher Ameisen die Suche der kürzesten Rundreise durch alle Städte. Jede Ameise ist in der Lage eine Rundreise auf dem Graphen zu finden, hierzu verfügen die Ameisen über ein Gedächtnis, so dass kein Stadt doppelt besucht wird. Der Algorithmus durchläuft  $t_{max}$  Iterationen, innerhalb einer Iteration  $t$  wird eine Ameisenkolonie der Größe  $m$  erzeugt. Die  $m$  Ameisen einer Generation werden zufällig auf die Knoten des Problemgraphen verteilt und beginnen von dort ihre Lösungssuche. Die Ameisen durchlaufen sukzessive den Graphen und treffen in jedem besuchten Knoten  $i$  eine probabilistische Entscheidung, welchen Knoten  $j$  sie als nächstes besuchen. Jede abgelaufene Kante wird im Gedächtnis der Ameise gespeichert, bis eine komplette Tour gefunden wurde. Anschließend aktualisiert die Ameise in Abhängigkeit von der Güte der gefundenen Lösung die Pheromonkonzentration jeder besuchten Kante.

Die probabilistische Wegentscheidung einer Ameise im Knoten  $i$ , als nächstes den Knoten  $j$  zu besuchen, hängt von zwei Faktoren ab. Es wird die Pheromonkonzentration  $\tau_{ij}$  der Kante  $e_{ij}$  und die Kantenlänge  $d_{ij}$  zur Entscheidungsfindung genutzt. Des Weiteren werden die Pheromonkonzentrationen und Kantenlängen aller anderen benachbarten Knoten berücksichtigt. In der Entscheidungstabelle  $A_i$  eines Knotens wird allen Kanten zu benachbarten Knoten eine relatives Gewicht  $a_{ij}$  zugeordnet:

$$a_{ij}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [n_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i} [\tau_{il}(t)]^\alpha [n_{il}]^\beta} \quad \text{mit} \quad n_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2.2)$$

Die heuristische Größe  $n_{ij}$  bewirkt, dass eine Ameise eine kürzere Kante einer längeren bei ihrer Wegwahl bevorzugt. Die Parameter  $\alpha$  und  $\beta$  steuern den Einfluss des jeweiligen Entscheidungskriteriums. Wird der Parameter  $\alpha = 1$  gesetzt, so entspricht das Verhalten der Ameisen einer *Greedy*-Suche. Die Wahrscheinlichkeit, mit der sich eine Ameise  $k$  der Iteration  $t$  für den Weg von Knoten  $i$  zu Knoten  $j$  entscheidet, beträgt:

$$P_{ij}^k(t) = \frac{a_{ij}(t)}{\sum_{l \in N_i^k} a_{il}(t)} \quad (2.3)$$

$N_i^k$  beschreibt die Menge aller benachbarten Knoten, die von der Ameise noch nicht besucht wurden. Nachdem eine Ameise ein komplette Tour gefunden hat, wird die

Pheromonspur des Lösungswegs aktualisiert. Die Ameise verteilt auf allen besuchten Kanten ein Pheromonwert  $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ , für den gilt:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} 1/L^k(t), & \text{wenn } n(i, j) \in T^k(t) \\ 0, & \text{wenn } n(i, j) \notin T^k(t) \end{cases} \quad (2.4)$$

Die gefundene Tour  $T^k(t)$  besitzt eine Gesamtlänge  $L^k(t)$ , die sich aus der Summe aller Kantenlängen der Tour berechnet, d. h. die Pheromonausschüttung korreliert direkt mit der Güte der gefundenen Lösung. Neben der Erhöhung der Pheromonkonzentration wird in AS auch ein Verdampfungsfaktor  $\rho$  berücksichtigt. Die Aktualisierung der Pheromone wird letztendlich durch folgende Gleichung beschrieben:

$$\tau_{ij}(t) \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij} \quad \text{mit} \quad \Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \wedge \rho \in (0, 1] \quad (2.5)$$

Die Wahl der Parameter  $\alpha$ ,  $\beta$  und  $\rho$  steuert das Verhalten des Algorithmus. In (Dorigo et al. 1999) wird empfohlen  $\alpha = 1,5$ ,  $\beta = 0,5$  und  $\rho = 0,5$  zu setzen, diese Werte haben in Experimenten zu guten Ergebnissen geführt. AS wurde in weiteren Experimenten mit anderen heuristischen Algorithmen verglichen und zeigte erfreuliche sowie enttäuschende Ergebnisse. Bei kleinen Graphen von bis zu 30 Knoten erzeugte AS gleich gute und teilweise bessere Ergebnisse als die Vergleichsalgorithmen. Mit steigender Anzahl der Städte fand der Algorithmus allerdings nie die beste bisher bekannte Lösung. Aufbauend auf das vorgestellte AntSystem gelang es aber verschiedenen Wissenschaftlern den Algorithmus zu verbessern und somit auch sehr gute Lösungen für größere Graphen zu finden. Eine gute Übersicht über Verbesserungen des AS und deren Anwendung zur Lösung diskreter Optimierungsprobleme wird ebenfalls in (Dorigo et al. 1999) gegeben.

### 2.2.3 Ant Based Control

Ameisenalgorithmen wurden auch zur Optimierung dynamischer Problemstellungen entwickelt und eingesetzt. Die Wissenschaft hat sich hierbei hauptsächlich auf Kommunikationsnetzwerke konzentriert. Betrachtet man die Eigenschaften solcher Netzwerke zeigt sich, dass Ameisenalgorithmen zum Einsatz in solchen Netzen gut geeignet sind. Netzwerke stellen im allgemeinen verteilte Systeme dar, in denen Informationen und Berechnungseinheiten auf verschiedene Knoten verteilt sind. Die Verbindung der Systemkomponenten erfolgt über Kommunikationskanäle unterschiedlicher Geschwindigkeit und Kapazität. Der Datentransfer von Knoten zu Knoten verursacht Kosten, die es zu minimieren gilt. Es ist der schnellste Weg durch das Netz gesucht. Des Weiteren unterliegt das Netz ständigen dynamischen Veränderungen.

Es kann zu Überlastungen einzelner Kommunikationskanäle kommen, so dass unerwünschte Verzögerungen beim Datenverkehr auftreten können. Ameisenalgorithmen adressieren alle genannten Eigenschaften der Problemstellung. Der indirekte Kommunikationsmechanismus und die verteilten Pheromone sind gut geeignet zur Lösung verteilter Probleme. Ebenso wie ihre natürlichen Vorbilder sind künstliche Ameise in der Lage, ihre Optimierung adaptiv bei Veränderungen anzupassen, wodurch der dynamische Charakter der Problemstellung erfasst wird.

Der erste Ameisenalgorithmus zur Lösung eines dynamischen Routingproblems wurde von Schoonderwoerd et al. (1996) unter dem Namen Ant Based Control (ABC) vorgestellt. Der ABC – Algorithmus wurde zur Erstellung von Telefonverbindungen genutzt. Ziel war es hierbei einen Lastausgleich im Netz zu erreichen, so dass Telefonverbindung nicht wegen Überlastung der Leitungskapazitäten zusammenbrechen. Telefonverbindungen werden im Allgemeinen zwischen den Gesprächspartnern über verschiedene Netzknoten hinweg erstellt. In den vergangenen Jahren wurde dieser Algorithmus kontinuierlich weiterentwickelt, verbessert und zum Routen von Datenpaketen verwendet (R. van der Put u. Rothkrantz. 1999).

Generell kann man ein Kommunikationsnetz durch einen Graphen  $G(N, E)$  beschreiben, wobei  $N$  die Knoten des Kommunikationsnetzes und  $E$  die Verbindungen zwischen diesen repräsentieren, wobei nicht alle Knoten paarweise über eine Kante verbunden sein müssen. Zum Routen von Daten innerhalb eines Netzes werden Routing-Tabellen verwendet. Jeder Knoten verfügt über eine solche Tabelle. Anhand dieser Tabelle wird in einem Knoten  $i$  entschieden, zu welchen benachbarten Knoten  $j$  ein Datenpaket weitergeleitet wird, wenn es den Knoten  $d$  zum Ziel hat. Die Erstellung dieser Tabellen ist das Problem, welches mit Hilfe von Ameisenkolonien gelöst wird. Es gilt die Performance des Netzwerkes zu maximieren.

## Pheromontabellen

Die Routing-Tabellen werden beim ABC-Algorithmus durch Pheromontabellen ersetzt. Die Einträge dieser Tabellen sind Wahrscheinlichkeiten, welche die Wegwahl der künstlichen Ameisen beeinflussen. In Abbildung 2.3 ist eine beispielhaftes Netz und eine mögliche Pheromontabelle dargestellt. Jede Pheromontabelle beinhaltet für jeden benachbarten Knoten eine Tabellenspalte und für jedes mögliche Ziel eine Tabellenzeile. Die Tabelle ist wie folgt zu interpretieren. Eine Ameise im Knoten  $F$  mit dem Zielknoten  $B$  wird mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,6 Knoten  $C$  als nächsten Knoten wählen. Während die Wahrscheinlichkeit Knoten  $G$  oder  $E$  als nächsten zu wählen gleich 0,35 bzw. 0,05 ist. Datenpakete werden nicht nach dieser Wahrscheinlichkeitsverteilung weitergeleitet, sondern werden immer über den Knoten mit dem höchsten Tabelleneintrag zum Ziel hin weitergesendet. Das Prinzip der Phe-

romonausschüttung und Pheromonverdampfung wird durch die Aktualisierung der Pheromontabellen repräsentiert.

## Algorithmischer Ablauf

Der ABC-Algorithmus verwendet zur Bildung der Routen-Tabellen zwei Ameisentypen, die sich im konkreten Kommunikationsnetz bewegen. Es werden Vorwärts- und Rückwärtsameisen eingesetzt. Die Vorwärtsameisen sind für das Erforschen und Verstärken von Routen verantwortlich. Diese Ameisentypen werden in kontinuierlichen Zeitabständen an beliebigen Knoten des Netzes erzeugt und auf die Weg zu einem zufällig gewählten Zielknoten geschickt. Auf ihrem Weg zum Ziel sammeln die Ameisen Informationen über den Zustand des Netzes ein. An jedem Knoten trifft die Ameise eine wahrscheinlichkeitsgesteuerte Wegentscheidung, welchen Knoten sie als nächstes besucht. Des Weiteren merkt sich die Ameise jeden besuchten Knoten und wie lange sie benötigt hat, diesen Knoten vom Vorgängerknoten aus zu erreichen. Anhand dieser gesammelten Informationen kann der gefundene Weg vom Startknoten zum Zielknoten bewertet werden. Durchläuft die Ameise einen Zyklus im Netz, so wird dieser aus dem Gedächtnis der Ameise entfernt. Hat die Vorwärtsameise ihren Zielknoten erreicht, wird eine Rückwärtsameise erzeugt, die das Gedächtnis der Vorwärtsameise erhält. Anhand dessen bewegt sich die Rückwärtsameise auf dem Weg den die Vorwärtsameise gewählt hatte, zurück zum ursprünglichen Startknoten der Vorwärtsameise. Auf ihrem Weg durch das Netz übernimmt die Rückwärtsameise die Aktualisierung der Pheromontabellen in allen Knoten, die auf ihrem Weg liegen.

## Pheromonaktualisierung

Die Aktualisierung der Pheromontabellen korreliert beim ABC-Algorithmus mit der Reisezeit, die durch die Vorwärtsameise erfasst wurde. Da sich die Vorwärtsameise im

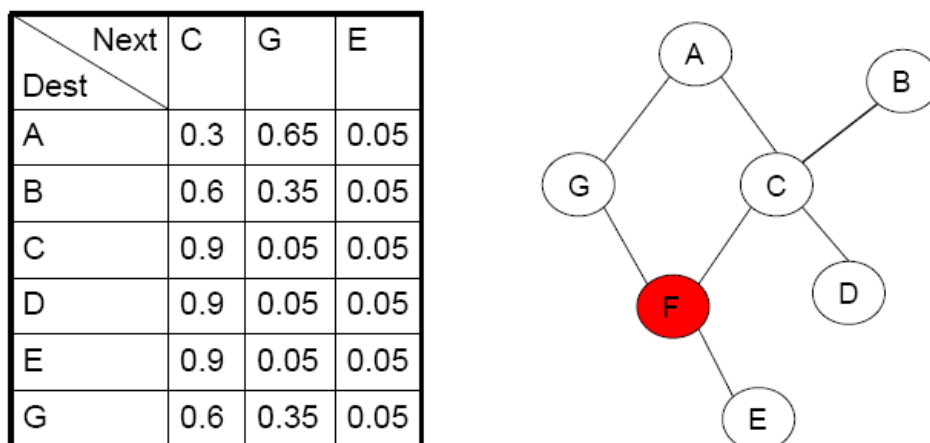


Abbildung 2.3: Beispielhafte Pheromontabelle des Knotens  $F$

gleichen Netz wie die Datenpakete bewegt und die gleiche Priorität wie diese Pakete besitzt, entspricht die erfasste Zeit, jener die auch die Datenpakete auf ihrem Weg vom Startknoten  $s$  zum Zielknoten  $d$  benötigen. Die Rückwärtsameise bewegt sich mit einer höheren Priorität durch das Netz, so dass die Aktualisierung der Tabellen nicht zusätzlich verzögert wird. Erreicht die Rückwärtsameise von Knoten  $f$  aus den Knoten  $i$ , so aktualisiert sie den Eintrag  $P_{d,f}$  wie folgt:

$$P_{d,f} = \frac{P_{d,f} + \Delta P}{1 + \Delta P} \quad (2.6)$$

$$\Delta P = \frac{A}{t} + B \quad (2.7)$$

$P_{d,f}$  beschreibt die Wahrscheinlichkeit mit der sich eine Vorwärtsameise im Knoten  $i$  mit dem Ziel  $d$  für  $f$  als nächsten Knoten entscheiden würde. Der Parameter  $t$  entspricht der Zeit, die für den Weg von  $i$  nach  $d$  von der Vorwärtsameise benötigt wurde. Diesen Wert kann die Rückwärtsameise aus dem Gedächtnis der Vorwärtsameise bestimmen. Die Parameter  $A$  und  $B$  sind Konstanten, durch den sich der Algorithmus zusätzlich beeinflussen lässt. Der beschriebene Mechanismus zur Aktualisierung der Tabelleneinträge entspricht der Pheromonablage realer Ameisen. Zusätzlich wird eine Normalisierung der Zeileneinträge durchgeführt, wodurch der Prozess der Pheromonverdampfung abgebildet wird. Es werden alle Einträge der Zeile  $d$  außer der Spalte  $f$  durch folgende Formel aktualisiert:

$$P_i = \frac{P_i}{1 + \Delta P} \quad \forall i \neq f \quad (2.8)$$

Zusätzlich wird eine minimale Wahrscheinlichkeit für jeden Tabelleneintrag von 0,05 garantiert, so dass immer ein paar Vorwärtsameisen einen zur Zeit anscheinend schlechten Weg wählen werden. Es wird somit das Erforschen von neuen Wegen gefördert, das in dynamischen Netzen ausgesprochen notwendig ist. Durch den beschriebenen Mechanismus zur Aktualisierung der Pheromontabellen und der ständigen Erzeugung neuer Ameisen bilden sich im Laufe der Zeit, wie bei den natürlichen Ameisen, die kürzesten bzw. schnellsten Wege von einem beliebigen Knoten zu allen möglichen Zielknoten heraus. Das System ist in der Lage sich adaptiv an Veränderungen anzupassen, d. h. überlastete Verbindungen werden erkannt und Ersatzrouten etabliert. Ein dem ABC-Algorithmus ähnliches Verfahren, genannt AntNet (Caro u. Dorigo 1997), nutzt zusätzliche heuristische Informationen zur Aktualisierung der Pheromontabellen.

# 3 Dynamische Fahrzeugnavigation

Die Idee des ABC-Algorithmus zum Routen von Datenpaketen wurde von Kroon (2000) auf die dynamische Navigation von Fahrzeugen übertragen. Die wichtigsten Anforderungen an das erstellte System sind Qualität, Geschwindigkeit, Erweiterbarkeit und Adaptivität. Die Systemqualität wird bestimmt durch die Güte der Route, wobei das Ziel besteht, dem Verkehrsteilnehmer die zur Zeit schnellste Route zu nennen. Das Routensystem soll die Routenanfragen möglichst schnell beantworten können, so dass es in Echtzeit ablaufen kann. Die Erweiterbarkeit des System ist dadurch charakterisiert, dass es die ständigen Veränderungen des Straßennetzes, wie z. B. neue Strecken, leicht integrieren kann. Adaptivität ist gefordert, so dass in Fällen von Straßensperrungen oder Staus sich möglichst schnell neue Routen herausbilden. Zur Berechnung und Ermittlung der schnellsten Route wird eine Ameisenkolonie verwendet, die nach dem ABC-Algorithmus funktioniert. Im folgenden Abschnitt werden das Systemdesign und die Hauptbestandteile kurz vorgestellt.

## 3.1 Globales System Design

Aus Sicht des Fahrzeugführers hat das Routensystem die Aufgabe Routenanfragen zu beantworten, so dass er möglichst schnell von einem beliebigen Startpunkt A ein Ziel B erreicht. Zur Beantwortung dieser Anfragen muss das System die momentane Position des Fahrzeuges kennen. Zur Positionsbestimmung sind die Fahrzeuge mit einem GPS-Empfänger ausgestattet. Das Empfangen eines GPS-Signals (Abbildung 3.1 Pfeil A) ermöglicht eine Positionsbestimmung im Straßennetz bis auf ein paar Meter genau. Die ermittelte Position wird zusammen mit dem gewünschten Ziel an das Routensystem übermittelt (Abbildung 3.1 Pfeil C), so dass dies eine Route ermitteln kann. Das Routensystem beantwortet die Anfrage (Abbildung 3.1 Pfeil D), in dem es eine Abfolge von Straßenabschnitten sendet, denen der Fahrzeugführer folgen soll. Als Antwort auf eine Anfrage wird nicht unbedingt eine Straßenfolge übermittelt, die den kompletten Weg zum Ziel definiert, sondern nur eine Teilroute. Erreicht das Fahrzeug das Ende der Teilroute, so stellt es eine weitere Anfrage an das System, somit kann auf Änderungen der Verkehrslage reagiert werden und dem Fahrzeug immer die momentan schnellste Route zu Verfügung gestellt werden.

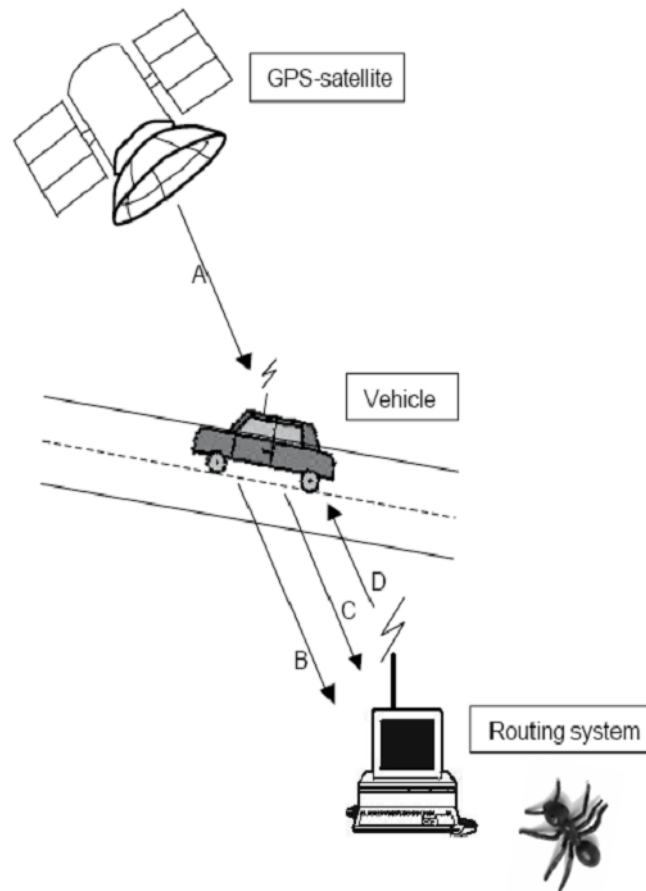


Abbildung 3.1: Fahrzeugkommunikation nach (Kroon 2000)

In Abbildung 3.1 ist schematisch dargestellt, dass die Ameisenkolonie dem Routensystem zugeordnet ist, d. h. die Fahrzeuge entsprechen nicht den Ameisen. Die Ameisen bewegen sich demzufolge nicht im realen Verkehrsnetz, sondern in einem virtuellen Verkehrsnetz, das im Routensystem lokalisiert ist. Zur Bestimmung der schnellsten Wegstrecken müssen die Ameisen aber auf die momentanen Reisezeiten der Teilstrecken zugreifen können. Aus diesem Grunde übertragen die Fahrzeuge in kontinuierlichen Abständen ihre aktuelle und vorangegangene Position inklusive Zeitstempel sowie die gefahrenen Straßenabschnitte an das Routensystem (Abbildung 3.1 Pfeil B). Anhand dieser Informationen ist das System in der Lage Zeittabellen zu erstellen, welche die momentane Fahrdauer aller Straßenabschnitte erfasst.

Das Routensystem ist, wie in Abbildung 3.2 dargestellt, in zwei Hauptkomponenten unterteilt. Es besteht aus einem Timetable Update System und dem Routefinding System. Das Timetable Update System übernimmt die zuvor beschriebene Aufgabe der Erstellung von Zeittabellen, während das Routefinding System mittels einer Ameisenkolonie Pheromontabellen erstellt, anhand deren die Routenanfragen der Fahrzeuge beantwortet werden.

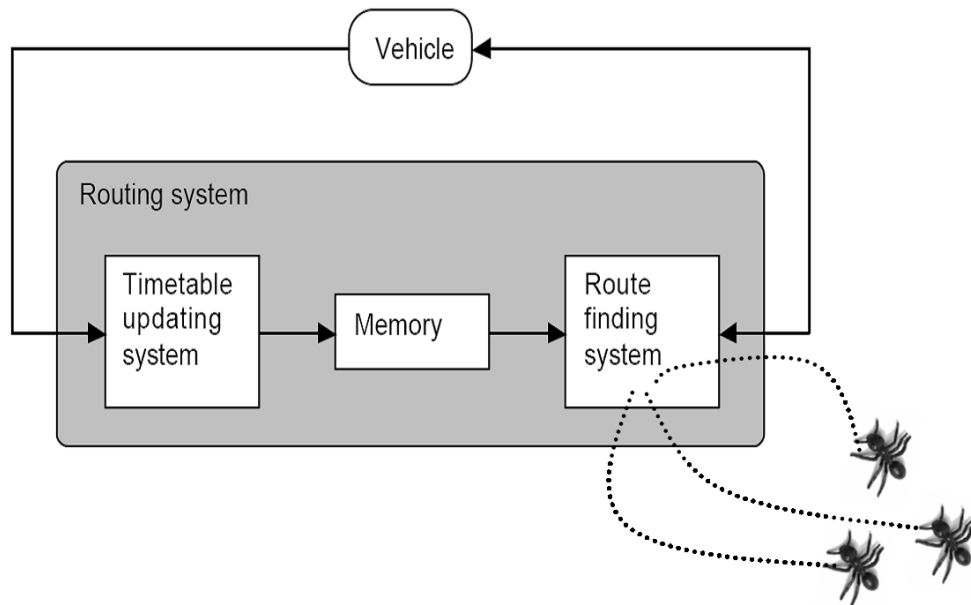


Abbildung 3.2: Design des Routensystems nach (Kroon 2000)

## 3.2 Timetable Update System

Zur Bestimmung der Fahrzeiten auf den einzelnen Streckenabschnitten des Verkehrsnetzes werden in diesem System die Fahrzeuge als Informationsquellen genutzt, dies hat den Vorteil, dass keine zusätzliche technische Infrastruktur geschaffen werden muss. Die Aufgabe dieser Systemkomponente ist es anhand der übertragenen Fahrzeuginformationen eine möglichst genaue Zeittabelle zu erstellen. In Tabelle 3.1 ist eine solche Zeittabelle beispielhaft für den Ausschnitt eines Verkehrsnetzes (Abbildung 3.3) dargestellt. Die Zeittabelle erfasst für alle Kanten des Netzes einen Eintrag, der die momentane Reisedauer auf dieser Strecke darstellt. So besagt Tabelle 3.1, dass man für die Strecke von Kreuzung 1 zu Kreuzung 2 26 s benötigt. Die hier dargestellte Tabelle verwaltet für alle Strecken durchschnittliche Reisezeiten. Die gemittelten Fahrzeiten können aus den übertragenen Fahrzeuginformationen über Positionen und gefahrene Strecken ermittelt werden. Die Genauigkeit dieser Tabellen hängt davon ab, wie intelligent die Berechnungen sind und wie oft Fahrzeuge ihre Informationen an das System senden.

von \ nach	Kreuzung 1	Kreuzung 2	Kreuzung 3	Kreuzung 4
Kreuzung 1		17 s		13 s
Kreuzung 2	26 s		12 s	
Kreuzung 3		13 s		24 s
Kreuzung 4	12 s		24 s	

Tabelle 3.1: Zeittabelle für des Netzes aus Abbildung 3.3 (Kroon 2000)

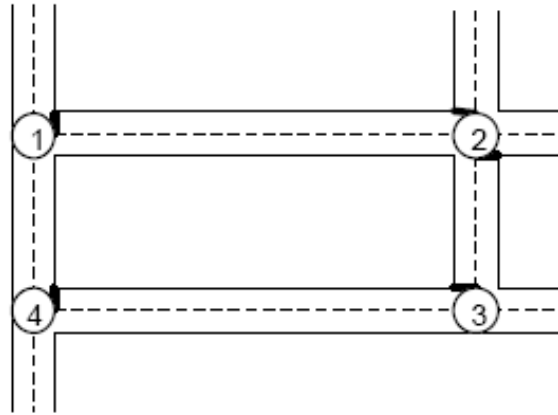


Abbildung 3.3: Ausschnitt eines Verkehrsnetzes (Kroon 2000)

Eine einfache Mittelwertberechnung kann die aktuelle Verkehrslage nur ungenau darstellen. Es wird empfohlen, die einzelnen Fahrtzeiten bei der Mittelung nach ihrer Aktualität zu gewichten. Ebenso sollte ein Zeitraum definiert werden, der die Gültigkeitsdauer der Informationen beschränkt. Nachdem beschriebenen Übermittlungsverfahren erhält das System nur die Information über die letzte und aktuelle Position und die gefahrenen Streckenabschnitte. Das System ist somit nicht in der Lage eine differenzierte Berechnung für die einzelnen Strecken durchzuführen, d. h. es wird nicht berücksichtigt, dass die Geschwindigkeiten auf den einzelnen Straßenabschnitten variieren können. Im Allgemeinen kann gesagt werden, dass die Güte der Routenplanung stark von der Genauigkeit der erfassten Verkehrslage abhängt. Die Verwendung von Fahrzeugdaten zur Modellierung der aktuellen Verkehrssituation ist Gegenstand vieler wissenschaftlicher Arbeiten und soll an dieser Stelle nicht weiter vertieft werden.

### 3.3 Route Finding System

Basierend auf dem ABC-Algorithmus (Abschnitt 2.2.3) ermittelt das Route Finding System die schnellsten Routen für jeden beliebigen Startpunkt zu allen möglichen Zielen. Im Gegensatz zum Einsatz des ABC-Algorithmus zur Datenpaketweiterleitung bewegen sich die künstlichen Ameisen in diesem Fall nicht im realen Verkehrsnetz. Die Kolonie der Ameisen sucht die schnellsten Wege in einem virtuellen Verkehrsgraphen, der das reale Verkehrsnetz abbildet.

Zur Bestimmung der schnellsten Routen werden ebenfalls Vorwärts- und Rückwärtsameisen verwendet. In regelmäßigen Abständen wird in jedem Knoten des Verkehrsgraphen eine Vorwärtsameise mit einem zufälligen Ziel gestartet. Diese Ameise bewegt sich in Abhängigkeit der Pheromontabellen eines jeden Knotens durch das Netz, bis es den Zielknoten erreicht. In jedem Knoten erweitert die Ameise ihr Gedächtnis

um die Reisezeit vom Vorgängerknoten zum aktuellen Knoten. Die Reisezeit wird der Zeittabelle des Timetable Update Systems entnommen. Hat die Vorwärtsameise ihr Ziel erreicht, übergibt sie ihr Gedächtnis an eine Rückwärtsameise, die auf ihrem Weg durch das Netz jeden Knoten besucht, der in der Liste der besuchten Knoten der Vorwärtsameise gespeichert ist. In jedem Knoten wird die Pheromontabelle aktualisiert (Gleichung (2.6), Gleichung (2.8)).

Neben der Simulation der künstlichen Ameisenkolonie im virtuellen Verkehrsgraphen empfängt und beantwortet das System Routenanfragen. Ein Anfrage besteht aus der aktuellen Position des Fahrzeuges, dem Ziel und einer Angabe über die Länge der Teilroute. Die Längenangabe kann sich auf die Reisezeit oder die Anzahl der zu passierenden Verkehrsknoten beziehen. Ausgehend von der aktuellen Position des Fahrzeuges wird eine Route erstellt, wobei in jedem Knoten der Knoten als Nachfolger gewählt wird, der in der Pheromontabelle den höchsten Eintrag besitzt. Die Auswahl des Knotens mit der höchsten Wahrscheinlichkeit entspricht der wahrscheinlich schnellsten Wegstrecke zum Ziel. Als Nachteil des Systems sei hier erwähnt, dass die Optimierung nur auf das Kriterium Geschwindigkeit erfolgt, d. h. es werden auch große Umwege akzeptiert, solange diese auch nur einen minimalen Zeitvorteil bedeuten. Dies kann umgangen werden, in dem die Aktualisierung der Pheromontabellen von weiteren Kriterien wie z. B. der Länge der Gesamtstrecke abhängig gemacht wird.

### 3.4 Verteiltes Routensystem

Ameisenalgorithmen lassen sich aufgrund der verteilten indirekten Kommunikation der Ameisen gut auf verteilte Probleme übertragen bzw. in Form eines verteilten Systems umsetzen. Die Umsetzung des Routensystems in Form eines verteilten Systems bietet sich in diesem Fall an und wurde von Kroon (2000) durchgeführt.

Das Gesamtsystem setzt sich aus verschiedenen verteilten Komponenten zusammen, wie in Abbildung 3.4 schematisch dargestellt ist. Das gesamte Netz wird in Sektoren unterteilt, die jeweils die Verantwortung für eine bestimmte Menge an verbundenen Verkehrsknoten übernehmen. Jedes Sektorsystem besteht aus einem Timetable Update System und einem Routefinding System. Es ist auch eine getrennte Verteilung von Timetable Update System und Routefinding System denkbar. Die Anzahl der Knoten eines Sektors ist frei wählbar, es sind auch Sektoren mit nur einem Knoten theoretisch möglich. Alle Sektorsysteme sind miteinander über einen Kommunikationskanal verbunden, wobei jedes Sektorsystem alle Knoten der verbundenen Sektoren kennen muss. Der Grund hierfür ist, dass die Simulation der Ameisenkolonie das gesamte Verkehrsnetz berücksichtigen muss, d. h. die Ameisen müssen von Sektor zu Sektor wandern können. In jedem Knoten eines Sektor werden Ameisen erzeugt,

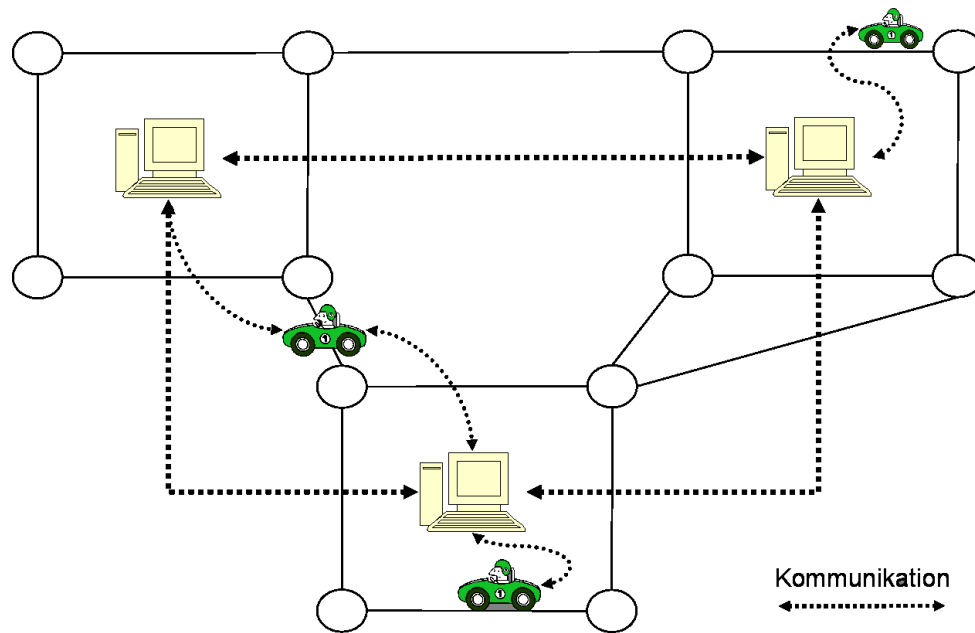


Abbildung 3.4: Schema: Verteiltes Routensystem

die als Zielknoten einen beliebigen Knoten aus der Menge der Knoten aller Sektoren zufällig zugewiesen bekommen. Zusätzlich müssen die einzelnen Sektorsysteme auch in der Lage sein Anfragen zu beantworten, die durch das Verkehrsnetz gegeben sind deren Zielknoten nicht durch den Sektor erfasst werden.

Die Verteilung des Gesamtsystems auf verschiedene Sektorsysteme bietet einige Vorteile. Der offensichtlichste Vorteil ist die zusätzliche Rechenkapazität. Die ständige Simulation der Ameisenkolonie wird auf verschiedene Rechnersysteme verteilt, so dass auch größere Netze verarbeitet werden können. Die Verteilung bewirkt, dass Routenanfragen nicht nur von einem System empfangen und beantwortet werden, wodurch die Möglichkeit der Überlastung des Systems minimiert wird. Eine Trennung von Timetable Update System und Routefinding System verteilt die Kommunikationslast zusätzlich. Des Weiteren ist das verteilte System weniger anfällig gegenüber von Fehlern. Der Ausfall eines Sektorsystems bedeutet nicht den Ausfall des gesamten Systems. Anfragen, die den ausgefallenen Sektor nicht betreffen können weiterhin beantwortet werden. Der verteilte Charakter des Systems ermöglicht eine einfache Erweiterung des Gesamtsystems um zusätzliche Sektoren. Es ist beispielsweise einfach möglich die einzelnen Systeme verschiedener Städte zu verbinden und um neue Städte oder Stadtteile zu erweitern. In Dibowski (2003) wird das System zu einem hierarchischen Routensystem erweitert. Es wird eine Hierarchie eingeführt, die zum Routen der Fahrzeuge zwischen verschiedenen Städten verwendet wird. Diese Erweiterung geht davon aus, dass zwei Städte nur über bestimmte Straßen des realen Netzes verbunden werden. Übertragen auf das deutsche Verkehrsnetz bedeutet dies, dass Autos von einer Stadt zu einer anderen Stadt nur über Autobahnen bzw.

Bundesstraßen geleitet werden. Das hierarchische System wurde entwickelt, weil sich herausstellte, dass das System bei zu großen Netzen unzuverlässig arbeitet, wobei nicht spezifiziert wurde ab welcher Größe dies gilt.

## 4 Zusammenfassung und Ausblick

Ameisenalgorithmen sind eine Gruppe algorithmischer Strukturen, die sich am Verhalten der natürlichen Ameisen orientieren und deren Eigenschaften zur heuristischen Lösung komplexer, diskreter Optimierungsaufgaben nutzen. Die Kostenoptimierung dieser Algorithmen orientiert sich an der Suche der realen Ameisen nach kürzesten Wegen zwischen Futterquellen und Ameisennest. Natürliche Ameisen zeigen das Phänomen der Schwarmintelligenz; eine Gruppe einfacher unabhängiger Individuen ist in der Lage durch kollektives Verhalten komplexe Leistungen zu erzielen. Zur Lösung von dynamischen und statischen Problemen wurde das Prinzip der indirekten Kommunikation mittels einer Pheromonspur und die probabilistische Entscheidungsfindung auf die künstlichen Ameisenkolonien übertragen. Die Ausschüttung der Pheromone erfolgt bei künstlichen Ameisen oftmals nachträglich und korreliert mit der Lösungsgüte. Die Lösungssuche der Ameisen wird durch die Pheromone, die anziehend wirken, beeinflusst. Die entstehende Pheromonspur durch den Lösungsraum verweist auf gute bis sehr gute Lösungen des gestellten Problems. Es findet eine sukzessive Verbesserung der Gesamtlösung durch einen iterativen Prozess statt.

Die Grundlage für viele Algorithmen bildet das AntSystem, welches zur Lösung des Travelling Salesman Problems eingesetzt wurde. Basierend auf der Idee wurden weitere diskrete Optimierungsprobleme wie z. B. das “Graph coloring problem”, das “Shortest common supersequence problem” u. a. mittels Ameisenkolonien heuristisch gelöst. Neben der Lösung solcher statischer Probleme wurde auch Systeme mit dynamischen Charakter optimiert. Der vorgestellte ABC-Algorithmus wurden unter anderem zur Erstellung von Telefonverbindungen, zum Weiterleiten von Datenpaketen in Kommunikationsnetzen und als Komponente in einem Routensystem zur Ermittlung schnellster Verbindungen in Straßennetzen eingesetzt. Das vorgestellte Routensystem bietet einen guten Ansatzpunkt für weitere Arbeiten zum Thema pheromonbasierte, dynamische Fahrzeuginformationen.

Ein Nachteil des Systems ist es, dass von einheitlichen Fahrzeugen ausgegangen wird. Die Individualität verschiedener Fahrzeugklassen oder Fahrertypen wird in diesem System nicht berücksichtigt und bietet einen Ansatzpunkt, das System den Interessen verschiedener Gruppen anzupassen. Ein LKW-Fahrer und ein Porsche-Fahrer

---

sollten oder müssen sogar getrennt voneinander behandelt werden, weil die schnellste Route für den Porsche-Fahrer eine ganz andere sein kann, als die des LKW-Fahrers, bedingt durch die unterschiedlichen zulässigen bzw. möglichen Höchstgeschwindigkeiten. Es kann sich für den Porsche-Fahrer lohnen eine alternative Autobahnstrecke zu wählen, wenn bei hohem Verkehrsaufkommen die momentane durchschnittliche Geschwindigkeit auf 90 km/h sinkt. Diese Einschränkung bleibt aber ohne Wirkung auf einen LKW-Fahrer weil dessen zulässige Höchstgeschwindigkeit 80 km/h beträgt. Eine Individualisierung der Fahrertypen und Fahrzeugklassen führt zu individualisierten Ameisenkolonien, d. h. pro Fahrer- bzw. Fahrzeugklasse muss eine Ameisenkolonie simuliert werden. Dies kann dazu führen, dass jeder einzelne Fahrer seine eigene Ameisenkolonie simuliert, die nur auf ihn zugeschnitten ist.

Die Abbildung der kompletten Individualität ist ein Ansatzpunkt für weiterführende Arbeiten. Es gilt zu ermitteln, welche Optimierungskriterien zur Berechnung der Route herangezogen werden können und wie diese unterschiedlichen Daten miteinander kombiniert und unterschiedlich gewichtet werden können. Neben den klassischen Optimierungskriterien Geschwindigkeit und Wegstrecke sind auch Kriterien wie Komfort, Wetter u. a. denkbar. Wird das System dahingehend verändert, dass jeder Fahrer seine eigene, nach persönlichen Kriterien optimierte Route ermittelt, so bietet es sich an die Simulation der Ameisenkolonie direkt in das Navigationssystem des Fahrzeuges zu integrieren. Das kooperative Verhalten der realen Fahrzeuge wird durch das gemeinsame Sammeln und den Austausch von Informationen über das momentane Verkehrsgeschehen ausgedrückt. Es ist eine verteilte Anwendung möglich, die Informationen zur individuellen Routenoptimierung auf die realen Fahrzeuge im Verkehrsnetz verteilt und allen Verkehrsteilnehmern je nach Bedarf zur Verfügung stellt.

Weitere Verbesserungsmöglichkeiten des ABC basierten Systems sind bei der Bestimmung der Reisezeiten auf den unterschiedlichen Streckenabschnitten möglich. Hier ist insbesondere die Integration historischer Daten zu nennen. Der vorgestellte ABC-Algorithmus betrachte bei der Bestimmung der optimalen Routen die aktuelle Verkehrssituation in allen Knoten des Netzes. Jede Routenentscheidung hängt von allen Netzknoten ab, d. h. das System berücksichtigt schon zum Beginn einer Fahrt die Situation an weit entfernten Verkehrspunkten. Es ist theoretisch möglich, dass eine Route durch einen Stau beeinflusst wird, den der Fahrer erst in mehreren Stunden erreichen wird. Zu diesem Zeitpunkt kann der Stau aber schon lange aufgelöst sein und die Wegwahl, die einige Stunden zuvor getroffen wurde kann sich als ungünstig herausstellen. Der Einfluss weit entfernter Knotenpunkte kann durch eine gewichtete Kombination aus aktuellen und historischen Daten minimiert werden. Je weiter ein Knotenpunkt von der aktuellen Position eines Fahrers entfernt ist, desto höher

---

sollte der Einfluss historischer Informationen auf die Routenwahl sein. Zur Integration historischer Daten ist eine Veränderung der Pheromontabellen notwendig. Die Pheromontabellen könnten um eine Zeitdimension erweitert, so dass eine Ameise die Aktualisierung der Tabelleneinträge und ihre Wegwahl in Abhängigkeit des Zeitpunktes, zu dem der Autofahrer den Verkehrsknoten erreichen würde, durchführen kann.

# Literaturverzeichnis

## **Caro u. Dorigo 1997**

CARO, G. D. ; DORIGO, M.: AntNet: A mobile agents approach to adaptive routing / Université Libre de Bruxelles. 1997. – Forschungsbericht

## **Deneubourg et al. 1990**

DENEUBOURG, J.-L. ; ARON, S. ; GOSS, S. ; PASTEELS, J.-M.: The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant. In: *Journal of Insect Behavior* 3 (1990), S. 159 – 168

## **Dibowski 2003**

DIBOWSKI, Henrik: *Hierarchical routing system using ant based control*, Dresden University of Technology, Germany Faculty of Computer Science, Diplomarbeit, 2003

## **Dorigo 1992**

DORIGO, M.: *Optimization, Learning and Natural Algorithms*, Politecnico di Milano, Italy, Diss., 1992

## **Dorigo et al. 1991**

DORIGO, M. ; MANIEZZO, V. ; COLORNI, A.: Positive feedback as a search strategy / Politecnico di Milano, Italy. 1991 (91-016). – Forschungsbericht

## **Dorigo et al. 1999**

DORIGO, Marco ; CARO, Gianni D. ; GAMBARDELLA, Luca M.: Ant algorithms for discrete optimization. In: *Artif. Life* (1999)

## **Kroon 2000**

KROON, Ronald: *Dynamic vehicle routing using Ant Based Control*, Delft University of Technology, Diplomarbeit, 2000

## **R. van der Put u. Rothkrantz. 1999**

R. VAN DER PUT ; ROTHKRANTZ., L.: Routing in packet switched networks using agents. In: *Simulation Practice and Theory* (1999)

**Schoonderwoerd et al. 1996**

SCHOONDERWOERD, Ruud ; BRUTEN, Janet L. ; HOLLAND, Owen E. ; ROTHKRANTZ, Leon J. M.: Ant-based load balancing in telecommunications networks. In: *Adapt. Behav.* 5 (1996), Nr. 2, S. 169–207. – ISSN 1059–7123

**White 1997**

WHITE, Tony: Routing with swarm intelligence. Swarm intelligence SCE-97-15 / Systems and Computer Engineering Department, Carleton University, Canada. 1997. – Forschungsbericht

---

# Abbildungsverzeichnis

2.1	Experiment Binäre Brücke . . . . .	5
2.2	Pheromonspuren zur Wegoptimierung . . . . .	6
2.3	Beispielhafte Pheromontabelle . . . . .	12
3.1	Fahrzeugkommunikation . . . . .	15
3.2	Design des Routensystems . . . . .	16
3.3	Ausschnitt eines Verkehrsnetzes (Kroon 2000) . . . . .	17
3.4	Schema: Verteiltes Routensystem . . . . .	19