

Schwarmintelligenz am Beispiel der Ameisen – Ameisenalgorithmen und Anwendungen

Motivation

In den Fachjournalen und sogar periodischen Medien trifft man seit einiger Zeit auf den Begriff der *Schwarmintelligenz*. Diese Sonderform stieß auf das besondere Interesse des Autors, der sich während seiner beruflichen Tätigkeit u.a. eingehend mit Problemen der Künstlichen Intelligenz, speziell des Maschinellen Lernens, ausführlich befasst hatte [1]. Dies erklärt das besondere Bedürfnis, die Eigenschaften dieses von der Natur abgeschauten Optimierungsverfahrens näher kennenzulernen. Daraus resultierte ein eingehenderes Befassen mit dieser spezifischen Form von Intelligenz, insbesondere hinsichtlich der algorithmischen Modellierung der Schwarmintelligenz in Gestalt der sog. Ameisenalgorithmen sowie deren bisher bekannten Anwendungen. Darüber soll nachfolgend in knapper Form berichtet werden.

1. Inspiration von der Natur

In der Natur lässt sich ein Verhalten von Ameisenpopulationen beobachten, welches dadurch gekennzeichnet ist, dass die einzelnen Insekten bei der Futtersuche Bewegungen ausführen, die anfangs weitgehend regelloser Art sind, jedoch nach mehrfacher Erreichung des Ziels immer besser konditioniert werden, wobei sich eine sog. Ameisenstraße herausbildet. Dieser Pfad stellt im betrachteten Fall die kürzeste Verbindung zwischen dem Ameisenbau und der a priori unbekanntem Futterquelle dar. Diesem Pfad werden die Ameisen weiterhin bevorzugt folgen, da er besonders effektiv ist.

Der Wirkungsmechanismus bei der Herausbildung der Ameisenstraße besteht darin, dass die Ameisen bei der Suche nach einer Futterquelle bzw. der Rückkehr von einer solchen Duft- bzw. Botenstoffe in Form sog. Pheromone absondern und damit den zurückgelegten Weg markieren. Die nachfolgenden Insekten orientieren sich zunehmend an der Intensität der Duftanreicherung und tragen zugleich zur weiteren Intensivierung der Markierung bei. Möglich erscheint auch, dass sich die Intensität der Markierung verringert, wenn die entsprechenden Wegstrecken weniger häufig besucht werden. In diesem Fall spricht man vom Verdampfen der Markierung. Diese Variante ist jedoch – soweit bekannt – bei der natürlichen Ameisensystemen zumindest bisher nicht festgestellt worden.

Das geschilderte Verhalten natürlicher Ameisenschwärme lässt sich durch eine Reihe von *Merkmale* charakterisieren, welche als nächstes herausgearbeitet werden sollen. Zunächst ist festzuhalten, dass das beobachtete Phänomen nur in Gemeinschaften wirksam wird, wobei eine Vielzahl einfacher Akteure zusammenspielt. Obwohl die Mitglieder der Gemeinschaften nur über geringe kognitive Fähigkeiten verfügen, ist dieses System in der Lage, durchaus komplexe Probleme gemeinschaftlich zu lösen. Die Individuen zeigen dabei ein soziales Verhalten, indem die Einzelbeiträge von wechselseitigem Nutzen für die Individuen sind.

Dem behandelten Problem liegt ein bestimmtes Gebiet zugrunde, in dem eine Anzahl herausgehobener Plätze verteilt sind. Besonders markante Plätze sind der Ameisenbau und die Futterquelle. Die funktionelle Leistung besteht darin, denjenigen der potenziell möglichen Pfade zwischen den Plätzen zu ermitteln, der im Sinne eines Gütekriteriums optimal ist.

Eine Besonderheit besteht darin, dass die Ameisen bei ihrer Reise durch das Gebiet über keinerlei Möglichkeit der Ortung, sowohl hinsichtlich ihrer aktuellen Position als auch des Standortes der Futterquelle, verfügen, sodass ihnen ein gezieltes Navigieren versagt ist. Sie sind daher auf andere

Arten der Entscheidungsfindung bezüglich der Wegauswahl angewiesen. Wegen des fehlenden a Priori-Wissens spielt die Zufallsauswahl – zumindest zu Beginn der Tätigkeit – eine wesentliche Rolle. Diese Art der Entscheidung tritt jedoch mit zunehmender Erfahrungen in den Hintergrund. Die bei ihren Wanderungen gewonnenen Erfahrungen bewahren die Ameisen jedoch nicht individuell in ihrem Gedächtnis auf, sondern stellen diese den übrigen Individuen auf andere Weise zur Verfügung, wobei eine besondere Form der indirekten Kommunikation benutzt wird. Die Ameisen hinterlassen bei ihren Reisen Informationen, indem sie an den verschiedenen Plätzen Signale in Form von Duftstoffeinheiten aussenden, die lokal abgespeichert und zusammen mit der bereits vorhandenen Markierung aggregiert werden. Beim Aufsuchen dieser Orte durch andere Ameisen werden diese Informationen ausgelesen und ggf. verstärkt. Bei denjenigen Pfaden, die dem Optimierungskriterium am besten genügen, aggregiert sich zunehmend die Markierung, während diese bei den weniger begangenen Pfaden ggf. verblasst. Auf diese Weise bilden im Verlauf der Wanderungen zahlreicher Ameisen bestimmte Pfade heraus, die mit einer besonders hohen Duftstoffkonzentration markiert sind. Diesen Pfaden, welche Ameisenstraßen genannt werden, werden künftig die Ameisen bevorzugt folgen.

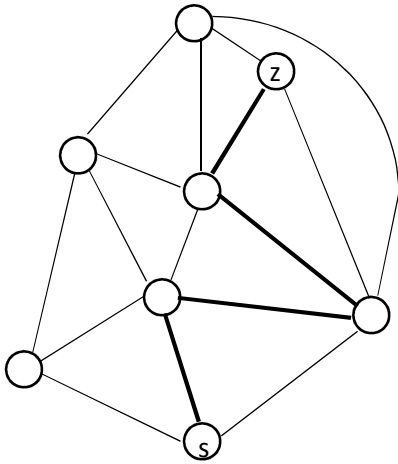
Bei derartigem Verhalten von Ameisenschwärmen stellt sich die ersthafte Frage, ob es berechtigt ist, den Systemen der hier betrachteten Art das Prädikat „intelligent“ zuzuweisen. Dies scheint in der Tat jedoch gerechtfertigt, da solche Systeme Merkmale intelligenter Systeme aufweisen. Dazu zählen die Fähigkeiten Wissen zu erwerben und es zur Verbesserung des eigenen Handelns zu nutzen, dabei lernfähig zu sein, über ein (hier kollektives) Gedächtnis zu verfügen und in der Lage zu sein, in jeder Situation sofort lernzustandsabhängig handlungsfähig zu sein. Allerdings bezieht sich dieses intelligente Verhalten einzig auf das Erlernen optimaler Wege zwischen einer Start- und einer Zielposition. Allein diese Leistung ist von beachtlichem Wert, als mit dessen Umsetzung ein weiteres Optimierungsverfahren mit besonderen Eigenschaften gewonnen werden kann.

2. Ameisenalgorithmen

Wie aus der vorstehenden Schilderung des Ameisenverhaltens bei der Futtersuche hervorgeht, führen die Bewegungen nach einiger Zeit zu einem optimalen Pfad, der im vorliegenden Fall der kürzeste und damit auch schnellste ist. Dies erweckt das Interesse im Hinblick auf die möglich erscheinende Konstruktion eines Optimierungsverfahrens auf der Grundlage der von den Ameisen verwendeten Mechanismen.

Bei der algorithmischen Umsetzung des zum Vorbild genommenen Prinzips stößt man zunächst auf die Schwierigkeit, dass nicht ganze Populationen von gleichzeitig tätigen Ameisen abgebildet werden können, die auf verschiedenen Wegen reisen und dabei Pheromone verbreiten bzw. erschnüffeln. Ergo muss das Problem serialisiert werden, d. h. die Durchläufe der Ameisen sind einzeln virtuell zu realisieren. Die Mitglieder einer Ameisengesamtheit werden dabei zweckmäßig durch reale Zahlen symbolisiert.

Als nächstes ist zu klären, wie die Struktur des Suchraumes, in dem sich die Ameisen bewegen können, bereitgestellt wird. Hier erweist sich eine Diskretisierung und Beschreibung durch ein Graphenmodell als zweckmäßig. Derartige Graphen sind definiert durch $G = (V, E, W)$, mit der Bedeutung V (vertices) für die Menge der Knoten, E (edges) die Menge der Kanten und W (weights) Menge der Kantengewichte. In der nachfolgenden Grafik ist ein einfaches Graphenmodell veranschaulicht. Darin ist, fett eingezeichnet, ein beliebiger vom Startknoten $s \in V$ zum Zielknoten $z \in V$ führender Pfad $p(s, z)$ zu erkennen.



Beispiel eines Graphen mit $|V|= 8$ Knoten
und $|E|=16$ Kanten

Nun ist noch darzulegen, auf welche Weise diese Modellbeschreibung zustande kommt. Die üblicherweise getroffene Annahme geht davon aus, dass das Graphenmodell vorliegt, d. h. die Mengen V , E und W bekannt sind. Diese Prämisse wird bei der Behandlung des häufig benutzten Problems des Handlungsreisenden und vielen anderen Anwendungen als erfüllt betrachtet.

Die Aufgabe verkompliziert sich wesentlich, wenn ein definiertes Graphenmodell des Bewegungsraums a priori *nicht* zur Verfügung steht. Dieser Fall liegt vor, wenn die Optimierung in einem völlig unbekanntem Gebiet vorgenommen werden soll. Hier erweitert sich die Aufgabe bezüglich der nun notwendigen Erkundung (Exploration) und damit des schrittweisen Aufbaus des jeweiligen Graphen [1]. In jedem erreichten Wegknoten $v \in V$ ist nun zunächst festzustellen, ob es von diesem Knoten ausgehende Kanten $e = (v, u) \in F(v) < E$ gibt, die noch nicht passiert wurden. Ist dies der Fall, dann ist eine dieser Kante auszuwählen und anschließend zu passieren, um zu dem bisher unbekanntem Folgeknoten $u \in F(v)$ zu gelangen. Auf diese Weise kann das Graphenmodell schrittweise erweitert werden. Exploration und Optimierung gehen somit Hand in Hand.

Bei den nachfolgenden Betrachtungen werden wir das Vorhandensein eines vollständigen Graphenmodells stets voraussetzen und die Graphendurchläufe als probabelistischen Prozess behandeln.

Die Funktionalität von Ameisenalgorithmen lässt sich dann wie folgt umreißen. Hat eine künstliche Ameise während ihres Graphendurchlaufs einen der Knoten $v \in V$ erreicht, so befindet sich diese zugleich an einer Weggabelung. Es ist nun eine Entscheidung zu treffen, welcher der abzweigenden Wegabschnitte für die Fortsetzung der Wanderung genutzt werden soll. Graphentechnisch ausgedrückt besteht die Aufgabe in der Auswahl genau *einer* Kante $e = (v, u) \in F(v) < E$.

Die Zweckmäßigkeit der Auswahl hängt jedoch von den vorliegenden Erfahrungen ab. Die natürlichen Ameisen können dazu auf die Pheromon-Markierungen der Pfade zurückgreifen, welche einen kollektiv erworbenen Erfahrungsschatz repräsentieren. In den Ameisenalgorithmen wird dieses Wissen in Form von Wahrscheinlichkeitsbewertungen gehandhabt, welche in einer Matrix hinterlegt sind. Das kantenweise Auslesen dieser Information erfolgt dann durch Eingabe der aktuellen Knoten- und ausgewählten Folgeknotennummer, die als Zeilen- und Spalteninformation in die Matrix eingegeben werden und dabei einen Speicherplatz adressieren. Der dort abgelegte Wert kann dann ausgelesen werden.

Die in der Wahrscheinlichkeitsmatrix abgelegten Werte sind das Resultat der Erfahrungen einer Gemeinschaft, zu deren Erwerb und Aggregation die Mitglieder individuell beitragen. Zu Beginn werden noch keine oder nur lückenhafte Erfahrungen bezüglich der Eignung bestimmter Wegabschnitte, also Kanten, vorliegen. Dann verbleibt nur die Auswahl nach dem Zufallsprinzip.

Dem Verhalten natürlicher Ameisen ist weiterhin zu entnehmen, dass diese bei wiederholtem Durchlauf suboptimaler Pfade weitere Pheromonausschüttungen vornehmen und so die Konzentration erhöhen. Diese Intensivierung der Markierungen wird algorithmisch durch eine Adaption der Wahrscheinlichkeitswerte nachgebildet. Hierzu werden geeignete rekursive Algorithmen benutzt, die das Gewicht der Kanten bei erfolgreichen Durchläufen erhöhen. Die aktuellen Wahrscheinlichkeiten dienen andererseits als Orientierung bei der Wegauswahl, indem stärker markierte Kanten bevorzugt werden. Bei den Entscheidungen wird außerdem ein variierender Zufallsanteil berücksichtigt. Dieser bewirkt, dass der Graphendurchlauf mehr oder weniger offen gehalten wird, um weitere Alternativen zu erkunden. Besonders leistungsfähige Algorithmen bieten daher eine gute Balance zwischen Wahrscheinlichkeitsorientierung und Exploration. Manche Ameisenalgorithmen berücksichtigen auch die Möglichkeit einer Verringerung der Wahrscheinlichkeitsbewertung, falls die betreffende Kante nur noch selten bzw. nicht mehr benutzt wird. Diese Abnahme von Kantengewichten wird als Verdunstung bezeichnet. Die Einführung dieses Mechanismus kann verhindern, dass der Optimierungsprozess auf suboptimalem Niveau stagniert.

Die Berücksichtigung des jeweiligen Optimierungskriteriums erfolgt in der Weise, dass jeder der künstlichen Ameisen im Gegensatz zu ihren natürlichen Vorbildern ein Gedächtnis zugestanden wird. Dieses versetzt sie in die Lage, den jeweils vor- oder rückwärts durchlaufenen Pfad $p(s, z)$ bzw. $p(z, s)$, (s Startknoten, z Zielknoten) abzuspeichern. Dazu gehören ebenfalls die Gewichte der durchlaufenen Kanten, die je nach benutztem Gütekriterium gewählt werden. Dabei kann es sich um die abschnittswise Weglängen, -zeiten oder auch die Kosten handeln. Daraus lässt sich je nach Wahl der Kriterien die Gesamtlänge, die benötigte Zeit oder auch die Gesamtkosten des jeweiligen Pfades errechnen, mit denen dieser bewertet wird. Damit liegt eine Kenngröße bezüglich der Effektivität des zurückgelegten Pfades vor.

Die Ausführung der Wahrscheinlichkeitskorrekturen wird bei den einzelnen Ameisenalgorithmen an unterschiedliche Ereignisse gebunden. In einigen Fällen wird nach dem Graphendurchlauf jeder künstlichen Ameise geprüft, ob sich eine bessere Erfüllung des Zielkriteriums ergeben hat und abhängig davon ein Adaptionsschritt ausgeführt. In anderen Algorithmen ist vorgesehen, diesen Schritt erst auszuführen, nachdem alle Ameisen der Gemeinschaft einen Graphendurchlauf realisiert haben.

Nach dieser allgemeinen Beschreibung der in den Ameisenalgorithmen benutzten Mechanismen soll abschließend noch auf die wichtigsten der inzwischen vorliegenden Ameisenalgorithmen hingewiesen werden, welche durchaus unterschiedliche Eigenschaften aufweisen.

Die grundlegende Form der Ameisenalgorithmen wurde von *Mario Dorigo* in seiner Doktorarbeit 1992 unter der Bezeichnung *Ant System (AS)* vorgestellt [2]. Seine Funktionsfähigkeit wurde am Problem des Handlungsreisenden demonstriert. Der später unter dem Namen *Ant Colony System (ACS)* entwickelte Ameisenalgorithmus stellt eine Weiterentwicklung dar und verfügt über verbesserte Eigenschaften [3]. Zu den Leistungsträgern gehört jedoch das sog. *MAX-MIN Ant System (MMAS)*, das nach vorliegenden Einschätzungen die besten Ergebnisse verspricht [4]. Ausführliche Darlegungen zu den Ameisenalgorithmen finden sich in [5]. Inzwischen wurde auch die Konvergenz von Ameisenalgorithmen nachgewiesen [6]. Einen guten Überblick über den vorliegenden Stand bietet die Veröffentlichung [7].

3. Bisherige Anwendungen von Ameisenalgorithmen

Wie die vorliegenden Veröffentlichungen erkennen lassen, spielt das Problem des Handlungsreisenden (*Travelling Salesman Problem TSP*) zumindest in der Frühzeit der Erprobung von Ameisenalgorithmen eine herausragende Rolle. Diesem Anwendungsbeispiel liegt eine vollständige Strukturbeschreibung hinsichtlich der Anzahl und Lage der zu besuchenden Städte sowie der zwischen diesen bestehenden Entfernungen bzw. Durchlaufzeiten der Wegabschnitte zugrunde. Diese Struktur kann problemlos in ein Graphenmodell umgesetzt werden. Bei der Abarbeitung dieses Modells wird

jeder der künstlichen Ameisen vor Reiseantritt ein zufällig ausgewählter Startknoten zugewiesen. Während des Durchlaufs wird die Reihenfolge der besuchten Städte bzw. Knoten abgespeichert. Erst nachdem sämtliche Ameisen der Gemeinschaft einen Durchlauf absolviert haben, werden die Wahrscheinlichkeiten adaptiert. Der Optimierung ist das Ziel gestellt, diejenige Route zu bestimmen, bei der die verteilten Städte sämtlich auf kürzestem Weg bzw. in minimaler Zeit besucht werden.

Die Planung optimaler Routen bleibt auch weiterhin einer der Anwendungsschwerpunkte der Ameisenalgorithmen. Zu den Interessenten zählen u. a. die Betreiber von Buslinien, die Post, Auslieferungsdienstleister, die Müllabfuhr und Logistikunternehmen.

In der Zwischenzeit hat sich das Anwendungsspektrum der Ameisenalgorithmen noch wesentlich ausgeweitet. Einen Einblick über die bisher realisierten Einsatzfälle bietet die Auflistung in Literaturstelle [8]. Wie dort ersichtlich, finden Ameisenalgorithmen auch in der Fertigung vielfache Einsatzmöglichkeiten. Neben der Routenoptimierung – hier bezogen auf die Belieferung von Montagestationen mit Bauteilen oder die Beschickung von Lackieranlagen mit Karosserien – geht es um die optimale Losbildung zwecks Einsparungen bei den Umrüstzeiten. Weitere Anwendungen wurden im Zusammenhang mit der Kommissionierung von Versandgütern realisiert. Ein anderer Anwendungsschwerpunkt ist die Einsatzplanung. Hier geht es um die geschickte Nutzung vorhandener Ressourcen, wie Maschinen oder Fahrzeuge. Aufgaben ähnlichen Charakters bestehen auch bei der Personalplanung mit der Besonderheit der Berücksichtigung von Begrenzungen der Einsatzzeiten sowie von Ruhepausen.

Eine erst in jüngerer Zeit entstandene Gruppe von Anwendungen bezieht sich auf die Optimierung auf der Basis von Kompromisslösungen. Hierbei geht es darum, eigentlich sich widersprechende Forderungen miteinander in Einklang zu bringen. Ein gutes Beispiel dafür ist die Tourenplanung von Automobilen mit dualen Antriebssystemen in Gestalt eines Verbrennungs- und Elektromotors [9]. Das Optimierungsproblem wurde dort in zwei Varianten behandelt. Im ersten Fall wird von gleichbleibenden Preisen für Kraftstoff und Strom an allen Tankstellen ausgegangen. Die andere realistischere Variante behandelt den Fall unterschiedlicher Preise beider Energieformen an den einzelnen Standorten. Die Optimierung führt hier erwartungsgemäß auf unterschiedliche bestmögliche Pfade. Dieser Anwendungsfall ist für den Betrieb von Hybridfahrzeugen bedeutsam und damit durchaus von breitem Interesse.

Zur Kategorie der Anwendungen mit kompromissartigem Zielkriterium gehören inzwischen auch exotische Beispiele. Hier lässt sich etwa auf ein Beispiel verweisen, welches in der Weihnachtsausgabe eines renommierten Journals wiedergegeben wird [10]. Dort handelt es sich um Ermittlung der optimalen Geschenkeauswahl, welche einerseits maximale Freude bei den Beschenkten bereiten, zum anderen aber den Geldbeutel des Schenkenden nicht zu sehr in Anspruch nehmen soll.

4. Fazit

Das erst in jüngerer Zeit bekannt gewordene Phänomen der Schwarmintelligenz trifft nicht nur bei Wissenschaftlern, sondern darüber hinaus auch auf allgemeineres Interesse.

Der Autor, einst selbst ein Entwickler selbstlernender graphenbasierter Optimierungsalgorithmen, hat sich aus beruflichem Interesse mit dieser neuen Form eines von der Natur abgeschauten Optimierungsalgorithmus eingehender befasst. Das Ergebnis der Studien wurde vorstehend in knapper Form dargelegt, wobei insbesondere das Wesen dieses neuartigen Optimierungsverfahren verdeutlicht, die wesentlichen Ameisenalgorithmen aufgeführt, Einsatzmöglichkeiten aufgezeigt und auf die wichtigsten Literaturquellen verwiesen wird.

Die Entwicklung von Ameisenalgorithmen kann keineswegs als abgeschlossen gelten, da hier weitere noch unausgeschöpfte Ressourcen der Verbesserung vermutet werden. Es fehlt wohl auch noch ein Leistungsvergleich der Ameisenalgorithmen mit anderen Optimierungsalgorithmen, der auch die evolutionsstrategischen und genetischen Verfahren zuzurechnen sind . Vor allem

aber sollten die Anwendungen wesentlich ausgeweitet werden. Wenn der vorliegende Beitrag dazu animieren würde, wäre bereits ein wesentliches Anliegen erreicht.

Darüber hinaus wurden auch Aussagen zur Schwarmintelligenz – einem neuen Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz – getroffen. Dieses in der Natur vorkommende Phänomen findet sich übrigens nicht nur bei Ameisen, sondern wird, teilweise in veränderter Form, auch bei anderen Insekten wie auch bestimmten Arten von Vögeln und Fischen angetroffen.

Literatur

- [1] Weller, W.: Lernende Steuerungen. Verlag Technik Berlin, 1985 und R. Oldenbourg Verlag München, Wien 1985, Kap. 15, ISBN 3-486-29231-5
- [2] Dorigo, M.: Optimization, Learning and Natural Algorithms. PhD thesis, Politecnico di Milano, 1992
- [3] Dorigo, M., Gambardella, L. M.: Ant Colony System. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, p. 53-66, 1997
- [4] Stützle, Th. Hoos, H. H.: MAX-MIN Ant System. Future Generation Computer Systems 16(8), p. 889-914, 2000
- [5] Bonabeau, E., Dorigo, M.; Theraulaz, G.: Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems. Oxford University Press, 1999, ISBN 0195131592
- [6] Gutjahr, W. J.: A graph-based Ant System and its convergence. Future Generation Computer Systems, vol. 16, p.873-888, 2000
- [7] Dorigo, M., Stützle, Th.: Ant Colony Optimization. MIT Press, Cambridge, MA, 2004
- [8] <http://de.wikipedia.org/wiki/Ameisenalgorithmus>
- [9] Xia, Chaohui: Entwicklung eines Ameisenalgorithmus zur Tourenplanung für Fahrzeuge mit dualem Kraftstoffsystem. Masterarbeit an der Univ. Leipzig, Inst. f. Informatik, Okt. 2012
- [10] Thun, J.-H.: Möglichst viel Freude bereiten ohne sich zu ruinieren. Stern 17. 12. 2014, S. 89