Memetische Algorithmen - Ein Überblick

von Sören Blom

Seminar im Rahmen der
Projektgruppe 431 Metaheuristiken
Lehrstuhl 11, Fachbereich Informatik,
Universität Dortmund

April 2003

I am an enthusiastic Darwinian, but I think Darwinism is too big a theory to be confined to the narrow context of the gene.
– Richard Dawkins

1 Einleitung

Die Klasse der *Memetischen Algorithmen* ist ein *naturinspiriertes* Suchverfahren. Ein bekanntes Beispiel für naturinspirierte Verfahren sind die Evolutionäre Algorithmen (EA), die den Versuch darstellen, Strategien der Evolution auf das Problemlösen im Bereich des Ingenieurwesen und der Informatik, in beiden Bereichen vornehmlich bei der *Optimierung*, anzuwenden. Ihre Entstehungsgeschichte reicht zurück bis in die 1960er [Wei02] und ist in der Praxis weit verbreitet.

Dieser Erfolg läßt es lohnenswert erscheinen, Strategien auch aus anderen Bereichen auf die Möglichkeiten zu untersuchen, Inspiration für die Optimierung zu sein. Diesem Versuch entspricht der Ansatz der Memetik, die die *kulturelle Evolution* untersucht und als zentralen Begriff das *Meme* als Informationseinheit, analog zum Gen in der Biologie, betrachtet.

Zunächst soll in Kapitel 2 das Konzept des Memes vorgestellt werden und diskutiert werden, in wieweit Idee der Evolution losgelöst von den Genen betrachtet werden kann (und evtl. sollte).

Im darauf folgenden Kapitel werden die Grundlagen der Evolutionären Algorithmen vorgestellt, wobei diese Einführung dazu dienen soll, die notwendigen Grundlagen für die memetischen Algorithmen vorzubereiten und keine vollständige Diskussion des Themas sein kann. Die einfache Anpassbarkeit der EAs auf konkrete Problemdomänen, der sich damit auch auf memetische Algorithmen überträgt, wird hervorgehoben.

In Kapitel 4 werden die Grundzüge dieser Algorithmen erläutert und gezeigt, wie sich diese von "gewöhnlichen" EAs unterscheiden. Dabei wird auch diskutiert, in wieweit die Bezugnahme auf die Memetik gerechtfertigt ist.

Schließlich wird vorgestellt, in welcher Weise sich eventuelle Vorteile der MAs messen lassen und worin diese bestehen. Dazu wird der Begriff der Fitness-Landschaft vorgestellt und mit Hilfe dieser werden Unterschiede zur Arbeitsweise anderer EAs herausgearbeitet. Konkrete Beispiele runden den Einblick in die Welt der MAs ab.

2 Memetik

Der Term *Meme* wurde von RICHARD DAWKINS 1976 in der ersten Auflage seines Buches *The Selfish Gene* [Daw99] geprägt. Dort beschreibt er in einem Kapitel, wie sich Erkenntnisse aus der Biologie zur Beschreibung kultureller Evolution verwenden lassen. Der Kulturbegriff, der dazu verwendet wird, ist nicht identisch mit dem des Alltagsgebrauchs, bei dem Kultur als *ein* Bereich menschlicher Tätigkeiten gesehen wird (also Kunst, Musik, Tischmanieren, ...). Kultur, soweit sie in der Memetik betrachtet wird, umfasst alles was vom Menschen[1] hervorgebracht wird in der Interaktion mit der Umwelt. Das Kultivieren von Land, die Erfindung von Werkzeug *als auch* die Errungenschaften der Kunst fallen unter diesen Begriff.

Betrachtet man das Phänomen der Kultur, so sieht man eine progressive Entwicklung, die durchaus Ähnlichkeiten mit der genetischen Evolution aufweisen kann. Ideen, Konzepte und Methoden werden übernommen und von Generation zu Generation weitergegeben und dabei weiterentwickelt. Dabei lassen sich Strömungen erkennen, Moden treten auf und sterben aus, es bilden sich erkennbare Strukturen in einem Raum potentiell unendlicher Möglichkeiten: Kultur ist selbst-organisierend. Im Unterschied zur biologischen Evolution ist die kulturelle Evolution um Größenordnungen schneller. Die Weitergabe in der Kultur erfolgt nach Dawkins im weitesten Sinne durch *Imitation*.

Das Meme (angelehnt an den griechischen Begriff "mimeme", Imitation) spielt dabei analog zum *Gen* (englisch *gene*, daher *meme* mit angehängtem "e") die Rolle eines Informationsträgers. Der Ansatz, evolutionäre Muster aus der Biologie zur Beschreibung kultureller Phänomene heranzuziehen, war schon vor Dawkins versucht worden (POPPER [Pop79], CAVALLI-SFORZA⟨cite|cavalli⟩, CLOAK[Clo75]), allerdings war es sein Verdienst einen einprägsamen Namen damit zu verknüpfen, der sich seitdem durchgesetzt hat.

2.1 Eigenständigkeit kultureller Evolution

Dawkins stellt einen wichtigen Punkt bei der Gegenüberstellung von Meme und Gene dar: Auch wenn Gene die vorherrschenden und weit verbreiteten Grundbausteine der Evolution darstellen, ist dieses nicht die einzige Möglichkeit Evolution zu realisieren. Für Dawkins ist es insbesondere nicht zutreffend, dass kulturelle Phänomene als direkte Ergebnisse biologischer Evolution zu sehen sind. Schlösse man sich einer solchen Sichtweise an, würden die Kultur bloße Fortsetzung biologischer Evolution sein, die unmittelbaren Einfluß auf die Vorteile im Überlebenskampf hätten (Waffen = schärfere Klauen, Werkzeuge = kräftigere/längere Extremitäten).

1. Dawkins weist darauf hin, dass die Memetik (und damit auch der Begriff der Kultur) nicht bloß auf den Menschen anwendbar ist. Er zitiert die Ergebnisse eines Ornithologen, der die Weitergabe und "Evolution" von Vogelgesängen auf einer Insel beschreibt. Sicherlich wäre auch der Werkzeuggebrauch von Affen in diesem Zusammenhang interessant. Nur die menschliche Kultur scheint allerdings ausreichend "offenliegend" zu sein, um als Studienobjekt zu dienen.

Dawkins widerspricht einer solchen Sichtweise und betrachtet die kulturelle Evolution als eigenständig gegenüber der Biologischen. Meme bzw. Gene sind lediglich unterschiedliche Replikatoren, und beide gehorchen unabhängig voneinander den Gesetzen von Selektion und Anpassung:

> "The argument I shall advance [...] is that, for an understanding of the evolution of modern man, we must begin by throwing out the gene as the sole basis of our ideas on evolution. I am an enthusiastic Darwinian, but I think Darwinism is too big a theory to be confined to the narrow context of the gene." ([Daw99], S. 191)

Ein Beispiel dafür, wie sich memetischer und genetischer Ansatz gegenüberstehen ist die "Evolution" der Idee des Zölibats: Offensichtlich kann sich eine solche Idee nicht genetisch durchsetzen. Sie hat sich jedoch in (verschiedensten) Kulturen etabliert (insbesondere für die Priesterkaste), dort jeweils unterschiedliche Formen angenommen und wird seit Jahrhunderten weitergegeben.

Die Tatsache, dass sich Meme "Wirte" oder "Träger" bedienen, die selbst durch biologische Evolution hervorgebracht wurden, erkennt Dawkins an und auch die Tatsache, dass Aufbau und Funktionsweise des menschlichen Gehirns durch Vorteile auf genetischer Ebene hervorgebracht wurden. Allerdings hat sich die memetische Evolution eigenständig entwickelt, als die Voraussetzungen (komplexe Gehirne) gegeben waren.

2.2 Wie verbreitet sich ein Meme?

Um die Funktionsweise einzelner Meme zu beschreiben, bedarf es zunächst einer Antwort auf die Frage: *Was ist ein atomares Meme?* Dawkins nährt sich dieser Frage durch einen Analogieschluss mit den Genen. Dort wird ein atomares Gen dadurch definiert, dass es als kleinste Einheit für irgendeine Eigenschaft des Organismus steht, die sich einer Selektion unterziehen lässt.

Wenn Dawkins bzgl. der "Meme-Größe" fragt: "*but what about a symphony: How many memes is that?*", so gibt er wenig später darauf die Antwort: Wenn eine Phrase aus Beethovens neunter Symphony z.B. einer Radiostation als Jingle dient, weil sich diese Phrase als besonders einprägsam erwiesen hat (in heutiger Zeit wäre eine solche Melodie wahrscheinlich in Form von Klingeltönen von Handys verbreitet), so kann man diesen als ein Meme bezeichnen, und damit besteht die Symphony aus mindestens diesem und einem weiteren Meme. In Dawkins Sicht steht dies in Einklang mit der Biologie, denn für ihn läßt sich ein Gen erst im Nachhinein dadurch als solches Erkennen, dass es für bestimmte Funktionen im Körper steht (s.o.). Unabhängig von der Frage der Größe definiert Dawkins einige Eigenschaften, die alle Replikatoren besitzen müssen, um sich erfolgreich vermehren zu können. Dazu gehören:

Langlebigkeit Die Lebensdaur eines einzelnen Replikators ist stark begrenzt. Ein einzelnes Gen oder Meme im Menschen wird wahrscheinlich nur einige Jahre "alt", die Lebensdauer ist aber auf jeden Fall durch die Lebensdauer des Individuums begrenzt. Die einzelne Instanz eines Replikators ist offensichtlich nur von Bedeutung, bis er sich einmal replizieren konnte. Ein Replikator, der es bis zu diesem Zeitpunkt nicht überlebt, wird offensichtlich nicht in darauf folgenden Generationen überleben. Langlebigkeit ist als Kriterium daher nur als "Kette von Kopien" einzelner Meme oder Gene interessant, die sich durch eine Anzahl an Generationen erhalten.

Fruchtbarkeit Neben der Anzahl von Generationen ist aber auch die Anzahl an Replikationen einer Instanz von Bedeutung. Offenbar hat ein Meme (eine Instanz), das sich häufig repliziert, eine größere Chance in einem begrenzten "Meme-Pool" zu überleben, als eines, das sich nur selten vermehrt. Allerdings führt eine rasche Verbreitung im Sinne von häufiger Replizierung nicht zwangsläufig zu einer langfristigen Verbreitung, wie das Beispiel der *Modetrends* zeigt.

Kopiertreue Dieser Punkt ist von hoher Bedeutung nicht nur für einzelne Replikatoren, sondern insgesamt für die Arbeitsweise (kultureller) Evolution. Fehler bei der Übertragung von Memen wie Genen kann dazu führen, dass "gute" bzw. "erfolgreiche" Replikatoren beschädigt werden. Im Bereich der Gene kommt dies erstaunlich selten vor, was wohl in einer Evolution des Kopiervorgangs selbst begründet ist. Andererseits ist es eine bekannte Tatsache, dass die Mutation, die u.a. beim Kopieren auftritt, notwendiger Bestandteil der Evolution ist, da sie ein gewisses Maß an "Rauschen" einbringt, das eventuell zu noch erfolgreicheren Genen führt als den usrpünglichen.

Um das Funktionieren evolutiver Vorgänge verstehen zu können, muss noch ein weiterer Punkt angesprochen werden, damit sich die drei beschriebenen Eigenschaften überhaupt als Vorteile erweisen können:

Selektion Damit besser angepasste Individuen einen Vorteil von ihrer besseren Anpassung haben, und davon, dass sie eventuell fruchtbarer sind und genau im richtigen Maße beim Kopieren verändert worden sind, muss ein Verdrängungswettbewerb etabliert werden. In diesem Wettbewerb können dann einige Individuen gegenüber anderen selektiert werden, bzw. diese Verdrängen. Ohne einen solchen gäbe es keine Nachteile und damit ein bloßes "Nebeneinander" verschiedener Anpassungen, aber keine *Selektion*.

In der Natur ist dieser Verdrändungswettbewerb dadurch gegeben, dass verschiedenen Individuen um begrenzte Ressourcen konkurrieren, oder dass veränderte Umweltbedingungen eine Änderung der Anpassung erfordern. Im Zusammenhang mit den Memen kann von einem Wettbewerb um die begrenzte Ressource der *Aufmerksamkeit* (vgl. [Daw99], S. 197) gesprochen werden. Die Aufmerksamkeit, die unter den Memem zu verteilen ist, ist durch die Konstruktion des Gehirns bzw. der Möglichkeit zur sozialen Interaktion begrenzt und erzwingt die Selektion bei der Aufnahme, Verbesserung und Weitergabe von Memen. Auch hat die Position des Meme-Trägers, d.h. seine Möglichkeit Aufmerksamkeit auf sich und seine Meme zu ziehen, Einfluß auf eine vorteilhafte Verbreitung von Memen[2].

2.2.1 Wie funktioniert die Replikation von Memen genau?

Der im letzten Abschnitt angesprochene Punkt der Kopiertreue hat offensichtlich etwas damit zu tun, wie die Replikation von Genen und Memen vonstatten geht. Es ist gemeinhin bekannt, dass man in der Biologie die *Rekombination* und *Mutation* als die wesentlichen Mechanismen betrachtet, die Veränderung an den Genen bewirken und damit zu

2. Damit ein Meme sich verbreitet, müssen mehrere Bedingungen erfüllt sein: Zum einen muß jemand ein Meme weitergeben wollen, dann muss der potenzielle Empfänger auch fähig und willens sein das Meme aufzunehmen. Die Rolle in der Weitergebender und Empfänger zueinander stehen haben einen großen Einfluss auf den Erfolg der Weitergaben. Lehrer, Eltern und Personen mit Zugang zu Medien haben aus dieser Perspektive eine vorteilhafte Rolle bei der Memereplikation.

eventuell besser angepassten Individuen führen, die dann im Verdrängungswettbewerb bessere Chancen haben. Wie oben beschrieben existiert ein dünner Grat zwischen *zu viel* und *zu wenig* Veränderung. Dawkin führt an, dass die Gene sich beim Kopieren nicht kontinuierlich verändern, sondern dass bestimmte Abschnitte als Ganzes kopiert werden (vgl. [Daw99], S. 32-33). Im Zusammenhang mit den Memen sagt Dawkins:

> "The memes are being passed on to you in altered form. This looks quite unlike the particulate, all-or-none quality of gene transmission. It looks as though meme transmission is subject to continuos mutation, and also to blending." ([Daw99], S. 195)

Es scheint aus seiner Sicht keineswegs klar, dass die Meme den gleichen Prinzipien bei der Weitergabe folgen wie die Gene. Allerdings kommt für ihn an dieser Stelle zu tragen, was weiter oben schon beschrieben wurde: Für Dawkins ist die Replikatorenlänge dynamisch und ergibt sich rückwirkend im Laufe der Generationen.

Einen anderen Standpunkt nimmt PABLO MESCATO ein [Mos89], der darauf hinweist, dass Wissensreplikation in der kulturellen Spähre sich nicht einfach kontinuierlich oder zufällig verändert. Das impliziert ebenfalls eine andere Bewertung der Kopiertreue, wie sie weiter oben diskutiert wurde. Am Beispiel der Kampfkunst erläutert er:

> "But the analogies with the genetic encoding and natural selection can not include the mutations. In GA [Genetic Algorithms] they are considered to be the operator that includes the necessary noise to do *hillclimbing,* while it is very improbable to find a *good* improvement in martial arts as a consequence of the introduction of some *random* movements into a form. The process seems to be different. Only the masters have the sufficient knowledge that permits them create a new movement and incorporate it to the form. And this happens with a very low frequency. So, there is much *problem speciffic knowledge* that is applied to each modification. Almost all modifications give improvments rather than create disorder." ([Mos89], S. 18)

Der Unterschied scheint also darin zu bestehen, dass die Meme-Träger nicht bloße "Überlebensvehikel" bis zum Reproduktionszeitpunkt sind, sondern *problemspezifisches* Wissen auf die Meme *vor* der Weitergabe anwenden können. Damit hat die Mutation als zufällige Veränderung innerhalb der Memetik keinen Raum und für die Replikation ist fraglich, ob diese wahllos Bestandteile mischen kann. Auch wenn Ideen in der Kultur zusammengefügt werden (Stichwort *Fusion*) wird diese Mischung bewußt gemacht und hat meistens eine innere Logik.

Für Moscato hat die erhöhte Geschwindigkeit der kulturellen Evolution seine Gründe in der genaueren Replikation und er lehnt die Vermutung, Meme würden kontinuierlich mutieren und sich graduell vermischen, ab.

> "I believe that the analogy of cultural and genetic evolution breaks down in the *copying-fidelity* aspects of them in addition with mutation. And that these break-down points are the reason of the tremendous speed-up observerd in cultural evolution." ([Mos89], S. 18)

Wir haben bis zu diesem Punkt die Grundlagen der Evolution bezogen auf Meme und Gene vorgestellt. Auch wenn der evolutive Prozess in seinen Grundzügen bei beiden ähnlich abläuft haben sich doch Unterschiede gezeigt bezüglich dessen, wie Veränderung in den Pool der vorhandenen Replikatoren eingebracht wird.

3 Evolutionäre Algorithmen

In diesem Abschnitt möchten wir uns den Memetischen Algorithmen von der algorithmischen Seite nähern. Dazu wird zunächst das Anwendungsgebiet dieser Algorithmenklasse - die *Optimierungsprobleme* - vorgestellt, um dann schematisch zu zeigen, wie man sie mit EAs löst. Abschließend wird etwas detaillierter auf die lokale Suche eingegangen, die einen Spezialfall der EAs mit besonderer Relevanz für die Memetischen Algorithmen darstellt.

3.1 Optimierungsprobleme

Betrachtet man die Ausführungen im letzten Kapitel, so kann man sich die Frage stellen, was, außer zu überleben, das Ziel der Gene und Meme bzw. ihrer Träger ist. Auch wenn sich eine Tendenz zu komplexeren Strukturen beobachten läßt, kann man mit einer aufgeklärten Weltsicht schwerlich einen "Sinn" oder eine Zielrichtung in natürlicher oder kultureller Evolution vereinen.

Anderes verhält es sich bei der Adaption dieser Strukturen in der Welt der Informatik. Hier dienen dieses Verfahren dazu, *Optimierungsprobleme* zu lösen. Diese Art von Problemen hat eine Vielzahl potentieller Lösungen, die sich darin unterscheiden, dass sie das vorliegende Problem unterschiedlich gut lösen. Das setzt natürlich voraus, dass jede Lösunge eine "meßbare" Güte hat und die Lösungen anhand ihrer Güten sinnvoll verglichen werden können. Formal kann man das wie folgt definieren ([Wei02]. S.39):

Definition 1. *Ein Optimierungsproblem ist gegeben durch einen Suchraum* Ω*, eine Bewertungsfunktion* $f\colon \Omega \longrightarrow \mathbb{R}$*, die jedem Lösungskandidaten einen Gütewert zuweist, so wie eine Vergleichsrelation* $" \succ " \in \{<, >\}$.

Optimierungsprobleme spielen eine große Rolle in der Informatik, da sie zum einen in der Praxis, also Wirtschaft, Industrie, usw. häufig auftreten, als auch in der Theorie, wo sie als Studienobjekte für Algorithmen und Komplexitätsbetrachtungen dienen. Oftmals ist es (gerade in der Praxis) nicht notwendig eine perfekte Lösung (also ein globales Optimum) zu finden, sondern es läßt sich gut mit Näherungen leben. Dies ist besonders dann interessant, wenn zwischen der global optimalen Lösungen und einer guten Näherung beträchtlich Differenzen bezüglich der erforderlichen Rechenzeit liegen.

Eine wichtige Klasse von Optimierungsproblemen sind die *kombinatorischen Optimierungsprobleme*. Darunter versteht man (grob gesagt) Probleme mit diskreten, endlichen Strukturen. Die Herausforderung ergibt sich dadurch, daß der Lösungsraum so groß ist, dass Ansätze, die auf der *vollständigen Enumeration* basieren, ungeeignet sind. Realistische Probleminstanzen (wie etwa TSP-Instanzen (s.u.)) die einige hundert Elemente beinhalten sind auf diese Weise nicht lösbar.

3.2 Ein Grundgerüst evolutionär-inspirierter Algorithmen

Nach den Ausführungen im Abschnitt über die Memetik wird deutlich, dass man Genetische Algorithmen nicht als die einzige Klasse evolutionärer Algorithmen betrachten kann. Allerdings ist in diesem Bereich schon lange Zeit geforscht worden, und man kann hiervon ausgehend ein Gerüst für *evolutionär-inspirierter Algorithmen*[3] ableiten.

3. Es scheint nur konsequent die Trennung zwischen Evolution und den unterschiedlichen *Manifestierungen* wie *Biologischer Evolution (vermittels Genen)* oder *Kultureller Evolution (vermittels Memen)* dadurch hervorzuheben, dass man die allgemeine Klasse von Algorithmen, die evolutiv vorgehen, mit einem Namen versieht.

Das Grundgerüst lässt sich als *Evolutionsschleife* oder *evolutionärer Zyklus* [Wei02] darstellen. Dieser Zyklus sieht schematisch (vgl. [Wei02], S.43) so aus:

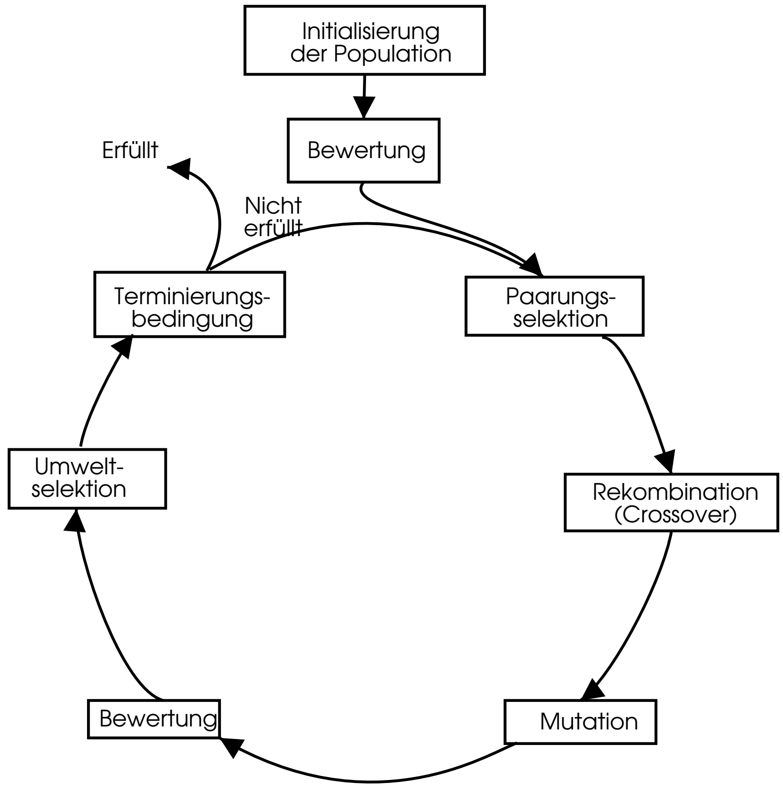

Abbildung 1. Evolutionsschleife - Grundstruktur evolutionär-inspirierter Algorithmen.

Im Unterschied zu evolutionären Vorgängen in der Natur fällt auf, dass hier ein Abbruchkriterium angegeben ist, was sich als biologisches Phänomen so nicht finden läßt (s.u.). Diese Kriterium orientiert sich an der gewünschten bzw. zu erwartenden Güte und schreibt parallel dazu oftmals eine gewisse Anzahl an Durchläufen vor, um Suchläufe, die diese Güte nicht erreichen, zeitlich zu beschränken.

Wie man sehen kann wird an zwei Stellen selektiert: Zum einen die Auswahl von Elternindividuen (bzw. deren Gene[4]): Hierbei möchte man in Analogie zur Biologie den besser angepassten Individuen (d.h. den Individuen mit höherer Fitnessfunktion) die Möglichkeit geben sich mit höherer Wahrscheinlichkeit zu vermehren, als weniger gut angepassten Individuen. Daher muß zuvor eine Bewertung aller vorhandenen Individuen vorgenommen werden. Um ein gewisses Maß an Varianz zu garantieren, wird die *Mutation* in Analogie zur Biologie auf manche der Kind-Individuen angewandt. Die Rolle der Mutation für das Gesamtergebnis wird je nach Art der evolutionär-inspirierten Algorithmen anders eingeschätzt.

4. In den vorigen Kapiteln haben wir von Genen und Memen gesprochen und davon, wie sich solche vermittels Ihrer "Träger" versuchen, gegenüber anderen Replikatoren und deren "Trägern" durchzusetzen. Im Bereich der Evolutionären Algorithmen wird häufig von Individuen und Population gesprochen, wobei diese Begriffe Assoziationen mit den "Trägern" im Sinne biologischer Individuen und Populationen wecken. Da aber mit den Individuen praktisch die Replikatoren gemeint sind, lassen sich in diesen Fällen Gene/Individuen äquivalent benutzen.

Die andere Stelle, an der Selektion stattfindet ist die *Umweltselektion*. Da die Population, also die Menge aller Individuen, die zu einem Zeitpunkt an der Suche beteiligt sind endlich und oftmals für alle Zyklen gleich ist, müssen einige Individuen entfernt werden, um für andere Platz in der Population zu schaffen. Auch hier sollen tendenziell die Individuen mit geringere Fitness verdrängt werden, gleichzeitig soll aber ein gewisses Maß an *Diversität* garantiert werden. Für die neu hinzugekommenen Individuen muß eine Bewertung vorgenommen werden, um eine Vergleichsmöglichkeit zu haben.

Folgende Dinge müssen für jede Problemdomäne geeignet festgelegt werden:

Wahl von Repräsentierung Die Entscheidung, wie man Lösungen für ein Optimierungsproblem darstellt, hängt stark von der Art des Problems ab. Für das *Traveling Salesperson Problem* (TSP) bietet sich etwa eine Kodierung als Zahlenvektor an, wobei andere Probleme besser binär kodiert werden. Die Wichtigkeit der Repräsentation für die Schwierigkeit ein Problem zu optimieren macht man sich leicht klar:

Wenn ein "Zahlenproblem" zu lösen ist, bei dem benachbarte Zahlwerte eine lokale Nachbarschaft darstellen (z.B: 7,9 sind Nachbarn von 8), ist es ungünstig, eine Bit-Repräsentation zu wählen: In dieser Repräsentation ist die lokale Nachbarschaft durch das Flippen einzelner Bits gegeben (*Hammingabstand*), die den Zahlenwert teilweise dramatisch verändern und somit ungeeignet große "Sprünge" ermöglichen (vgl. [Mos89], S. 4-5).

Wahl von Crossover-Operatoren Je nach Problem und Repräsentation gibt es verschiedene Möglichkeiten, wie sich die Eltern zu einem neuen Kind kombinieren lassen. Beispiele sind *One-Point Crossover*, *n-Point Crossocer*, *Permutation Crossover* (PMX) oder *Ordered Crossover* (OX). Ziel ist es, abhängig von der Problemdomäne die "guten" Eigenschaften der Eltern im Kind zu erhalten, und dabei gleichzeitig in andere Bereich des Suchraums vorzudringen.

Wahl von Mutationsoperatoren Hier ist ebenfalls für jede Domäne zu entscheiden, ob und welche Art der Mutation angewendet wird. Dabei ist zu beachten, dass die Mutation eine "valide" Veränderung vornimmt. Im Fall des bereits erwähnten TSP's muss sie zum Beispiel so beschaffen sein, daß das gesamte Gen weiterhin eine Permutation bleibt.

Wahl eines Initialisierungsmethode Auch ist es manchmal empfehlenswert, sich für eine geeignete Methode zur Initialisierung der Population zu entscheiden, die über zufälliges Wählen von Startpunkten hinausgeht. Diese Entscheidung und die Wahl solcher Methoden hängt aber stark vom Problem ab und in vielen Fällen ist die randomisierte Initialisierung ausreichend.

Zusammenfassend zeigt sich, dass der "Framework" dieser Art von Algorithmen gut modularisierbar ist, und daher eine schnelle Anpassung auf verschiedenste Probleme möglich ist. Dies wird im allgemeinen als großer Vorteil der EAs gegenüber anderen Heuristiken angesehen [MF99b].

3.3 Der Spezialfall - Lokale Suche

Das "lokal" im Begriff *Lokale Suche* bezieht sich darauf, dass nur in der *direkten* Nachbarschaft eines Individuums gesucht wird. Es existiert eine Vielzahl von Verfahren, von denen folgende Auswahl vorgestellt werden soll:

Die einfachste Strategie der lokalen Suche ist das *Hillclimbing*. Hierbei stelle man sich anschaulich vor, einen Hügel zu besteigen, und nur Schritte zu unternehmen, die einen weiter nach oben bringen. Der Algorithmus akzeptiert nur Verbesserungen, d.h. er übernimmt ein Individuum dann, wenn es eine Verbesserung darstellt und verwirft es sonst. Es ist einleuchtend, dass diese Strategie in einem lokalem Optimum stecken bleibt.

Eine andere Strategie, das *Simulated Annealing* (Simuliertes Härten, Simuliertes Abkühlen, SA), geht der Gefahr des "Steckenbleibens" aus dem Weg. Inspiriert ist diese Art von Algorithmus durch die Nachahmung physikalischer Abkühlungsprozesse. Die Grundidee besteht darin, eine Verschlechterung zunehmend seltener zu akzeptieren, wenn man sich einem Optimum nähert und Verbesserungen jederzeit zuzulassen.[5]

Ähnliches wird durch den *Sintflutalgorithmus* (Great Deluge, GD) erreicht, bei dem man sich vorstellt, wie (bei einem Maximierungsproblem) die Fitnesslandschaft (vgl. 5.1) langsam "geflutet" wird und man nur Schritte unternehmen kann, die einen oberhalb der Wasseroberfläche verweilen lassen. Dementsprechend akzeptiert der Algorithmus mit zunehmendem "Wasserstand" nur noch Lösungen oberhalb dieses Schwellenwertes. Damit sind nur noch Sprünge zwischen den verbleibenden "Inseln" in der Fitnesslandschaft möglich.

Lokale Suchverfahren, spielen eine große Rolle in MAs denen wir uns im folgenden Abschnitt zuwenden wollen.

4 Memetische Algorithmen

Das erste Mal verwendet wurde der Begriff *Memetic Algorithm* 1989 in [Mos89] von dem bereits erwähnten Pablo Moscato. Offenbar gab es schon zuvor Entwicklungen in diese Richtung, allerdings wurde diese unter dem Begriff *Hybride Gentische Algorithmen* (Hybrid GA's) abgehandelt ([Mos89], S. 20). In diesem Abschnitt wollen wir die Memetischen Algorithmen einführen und diskutieren, in wieweit die Vorlage umgesetzt wurde.

4.1 Wie sieht ein Memetischer Algorithmus aus

Nach der detaillierten Hinführung können memetische Algorithmen relativ einfach eingeführt werden. [Mos89] definiert sie (informell) wie folgt:

> "Memetic algorithms is a marriage between a population-based global search and the heuristic local search made by each of the individuals." (S. 19)

Der augenfällige Unterschied zu "gewöhnlichen" EAs scheint also die Einbindung der lokalen Suche zu sein. In Moscatos Augen ist dies auch die einzige Trennlinie die gemacht werden kann In allgemeinster Form beschreibt er den Aufbau so [Mos89]:

1. **Initialisierung einer Population.** Dabei können zufällige, vordefinierte oder heuristisch initialisierte Individuen verwendete werden.
2. **Durchführung der lokalen Suche.** Jedes Individuum führt für sich eine lokale Suche durch. Dabei kann die Suche entweder bis zu einem lokalen Optimum oder bis zu einem bestimmten Grenzwert durchgeführt werden.
3. **Interaktion mit der Population.** Nachdem sich die Individuen lokal "verbessert" haben, interagieren sie mit anderen aus der Population. Das kann zum einen bedeuten Selektion durchzuführen (*konkurrierende* Interaktion) oder Informationen neu zu kombinieren (wie beim Crossover) (*kooperierende* Interaktion).

5. Details werden in einem anderem Paper im Rahmen der Projektgruppe erläutert.

4. **Wiederholung bis Abbruchkriterium erreicht.** Die Schritte in 2. und 3. werden solange wiederholt, bis ein Kriterium zum Abbruch führt. Dies kann, wie schon in Abschnitt 3.2 erwähnt entweder von der Güte oder der Generationenzahl abhängen.

Offensichtlich kann man die in Abb. 1 definierte Schleife mit dieser Beschreibung in Einklang bringen, wenn man die lokale Suche an geeigneter Stelle einfügt. Allerdings weist Moscato darauf hin, dass die Mechanismen *Mutation* und *Crossover* nicht die einzigen Methoden der Interatkion seien müssen. Wie sich im nächsten Kapitel herausstellen wird, arbeiten jedoch die meisten Lösungen mit diesen Methoden.

Um die Funktionsweise der MAs besser verstehen zu können, soll hier der Pseudocode eines "allgemeinen" MAs [Mer00]vorgestellt werden.

```
procedur MA;
  begin
    for j:= 1 to popsize do
    i:= generateSolution();
    i:= Local-Search(i);
    add individual i to Population;
  endfor;
  repeat
    for i:= 1 to #recombination do
      select two parents i_a,i_b∈P randomly;
      i_c:= Recombine(i_a,i_b);
      i_c:= Local-Search(i);
      add individual i_c to Population;
    endfor;
    for i:= 1 to #mutations do
      select individual i∈P randomly;
      i:= Mutate(i);
      i:= Local-Search(i);
      add individual i_c to Population;
    endfor;
    P:= select(P);
    if P converged then P:=mutateAndLS(P);
  until terminate=true;
end;
```

Abbildung 2. Pseudocode eines MAs (aus [Mer00]).

Es ist deutlich zu erkenne, wie die evolutionäre Schleife mit voriger Initialisierung umgesetzt wurde. Die lokale Suche lässt sich in allen Teilen des Zyklus wiederfinden und wird auf jedes Individuum, dass erzeugt, rekombiniert oder mutiert wurde, angewandt, bevor dieses dann zu Population hinzugefügt wird. Die letzten Zeilen dienen als Diversifikationsmechanismus: Falls die Individuuen in der Population zu ähnlich sind (für ein geeignetes Konvergenzkriterium), wird das beste Individuum der Population beibehalten und alle anderen mutiert und dann lokal optimiert.

Ein Aspekt, der selbst aus dieser allgemeinen Beschreibung deutlich wird, ist die Möglichkeit zur *Parallelisierung*. Es ist ohne weiteres möglich, die lokale Suche für jedes Individuum parallel durchzuführen, da für eine Suche keine Informationen außer der Probleminstanz (die unveränderlich ist) und dem Individuum benötigt werden. Dies erscheint mehr als nützlich, macht man sich klar, dass eine Population hunderte oder tausende von Individuen haben kann.

Wir haben bereits diskutiert, welche Stellen des allgemeine Evolutiven Zyklus für die individuellen Probleme geeignet gewählt werden müssen. Die Anpassung des allgemeinen Schemas muss bei MAs dahingehend erweitert werden, dass man für eine Problemdomäne eine geeignete lokale Suchstrategie wählt.

4.2 Welche Aspekte der MAs sind "kulturinspiriert"?

Wenn wir die Erkenntnis des Kapitels über Memetik in Erinnerung rufen, lassen sich die wesentlichen Punkt so zusammenfassen

- Meme werden nicht einfach "blind" weitergegeben, sie werden vom "Träger" *weiterverarbeitet*. Dieser Vorgang bedarf *problemspezifischen* Wissens.
- Diese Weiterverarbeitung ist *zielgerichtet*, d.h. die Gefahr, dass eine zufällige Veränderung ein unsinniges Meme konstruiert, ist weitgehend ausgeschlossen. Eine zufällige Mutation wie in der genetischen Evolution tritt nicht oder nur selten auf[6].

Möchte man die Tragfähigkeit der Analogie zwischen der Memetik und dem hier vorgestellten Algorithmen-Schema prüfen, könnte man sich fragen, wofür **Individuum** und **Population** stehen, bzw. wie sie sich zueinander verhalten. Es liegt nahe, sich unter einem Individuum ein bestimmtes Meme vorzustellen mit den bereits diskutieren Problemen, die "Meme-Größe" zu definieren. Weniger eindeutig ist die Vorstellung bezüglich der Population. Ist dies ein Pool konkurrierender Lösung für das gleiche Problem (was es ja aus Sicht des Optimierungsproblems in der Tat ist), oder ist es die Gesamtheit von Memen die ein Träger (sprich Gehirn) oder der Kultur zur Verfügung stehen? Betrachtet man die Ausführungen in [Mos89] über das Funktionieren der Wissenschaft-Community, scheint ersteres der Fall zu sein:

> "The advance of science works with some of the same principles that mark biological evolution. A big group of individuals regularly submit their ideas to the consideration of other individuals, their results are analysed and then this triggers new works. This process is governed by the forces of Competition and Cooperation." ([Mos89], S. 15)

Ohne konkrete Algorithmen zu betrachten, kann man sagen, dass die Charakteristik der "Weiterverarbeitung" durch die lokale Suche repräsentiert wird. Wenn man davon ausgeht, dass die Bereiche aus der kulturellen Vorlage übertragen wurden, die einen *organisierten* Informationsaustausch (z.B die "Science-Community" oder Kampfkunst-Wettkämpfe in Moscato's Beispiel) nachahmen, dann macht es Sinn, von den einzelnen Individuen eine *Verbesserung* ihrer Ideen vor der Weitergabe zu erwarten. In anderen Bereichen der Kultur (Kunst, Literatur) wäre es weniger eindeutig von "Verbesserungen" zu sprechen, da hier nicht unbedingt eine klare "Zielfunktion" vorliegt.

5 Zur Leistungsfähigkeit

Um einen Eindruck davon zu bekommen, wo Stärken und Schwächen der MAs liegen, möchten wir einige konkrete Anwendungen vorstellen und untersuchen, wodurch sie sich von anderen EAs unterscheiden. Als wichtiges und anschauliches Analysewerkzeug kommen dabei die *Fitness-Landscapes* zum Einsatz, die zuvor eingeführt werden sollen.

6. Natürlich könnte man meinen, ein *Geistesblitz* würde so etwas wie eine spontane Mutation eines Memes darstellen, jedoch ist auch ein solcher Geistesblitz durch mehr oder weniger rationales Denken hervorgebracht, wenn auch nicht unbedingt auf einer bewussten Ebene.

5.1 Fitness-Landscapes

Der Begriff der Fitness-Landscape wurde schon 1932 in der evolutionären Biologie von S. WRIGHT verwendet [Wri32]. Im Bereich der Evolutionären Algorithmen, erfreut sich dieser Begriff großer Beliebtheit. Er soll eine anschauliche Vorstellung davon vermitteln, wie die Güte über die verschiedenen potenziellen Lösungen des Optimierungsproblems verteilt ist.

Man stelle sich eine Landschaft vor, die Hügel und Täler hat, wobei deren Höhe die Güte darstellt. Eine Heuristik sucht sich den Weg durch die Landschaft und die einzelnen Punkte innerhalb der Landschaft repräsentieren Individuen. Die Optimierung entspricht damit - bildhaft gesprochen - der Anstrengung einer Gruppe von Individuen durch diese Landschaft zu wandern und den höchstgelegenen Gipfel (im Falle einer Maximierung) zu bestimmen.

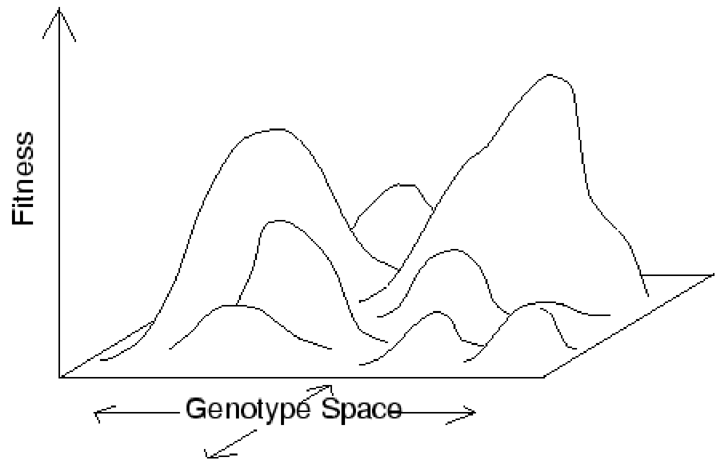

Abbildung 3. Beispielhafte Fitness-Landscape [Sha00].

Auf die formellen Eigenschaften der Fitness-Landschaft einzugehen würde den Rahmen diese Artikels sprengen. Aber auch mit dem anschaulichen Verständnis kann man die Arbeitsweise von MAs erhellen. Möchte man eine Fitness-Landscape zu einem gegebenen Problem betrachten, benötigt man eine Metrik, die eine Distanz zwischen zwei Individuuen bestimmt, um sie in der Landschaft zu lokalisieren. Es hat sich herausgestellt, dass folgende Eigenschaften einer Fitness-Landschaft Auswirkungen auf den Verlauf der Suche innerhalb derselben haben [MF99b]:

- Die "Zerklüftung" der Landschaft, gegeben durch Güteunterschiede benachbarter Punkte.
- Die Anzahl der "Gipfel", sprich lokalen Optima in der Landschaft
- Die Verteilung dieser Gipfel in der Landschaft ("Gebirgsmassiv" vs. "Rolling Hills")
- Die Topologie der Einzugsgebiete um ein lokales Optimum.

Ganz allgemein lässt sich über das Verhalten von MAs in solchen Fitnesslandschaften sagen, dass sie durch ihre lokale Suche jeweils individuell die Gipfel in der Landschaft erklimmen und dann mit anderen Individuuen (die ebenfalls auf Gipfeln) stehen, konkurrieren und kooperieren. Da man "nur noch" eine Selektion unter lokalen Optima vornimmt (wenn man der lokalen Suche genügend Zeit einräumt), finden die evolutionären Methoden nur noch auf einer kleinen Teilmenge der Punkte in der Fitness-Landschaft statt, wovon man sich einen Zuwachs an Geschwindigkeit erhofft.

5.2 Ein Vergleich mit EAs

Für eine extreme Fitness-Landschaft [Mos89] kann man den Vorteil von MAs gegenüber "gewöhnlichen" EAs gut zeigen, wobei das selbstverständlich nicht heisst, dass sich diese Erkenntnisse ohne weiteres Verallgemeinern lassen. Dazu stelle man sich eine Landschaft vor, die einer (Salat)-Schüssel ähnelt und damit nur ein lokales Minimum hat. Für einen MA stellt dies überhaupt keine Probleme dar, denn nach einem Durchlauf wäre das lokale Minimum (von allen Individuen) gefunden und als globales erkannt[7]. Andere EAs würden hier mehr Aufwand betreiben: SA würde durch die erlaubten Verschlechterungen nicht direkt zum Optimum gehen und GA würde durch die zufälligen Mutationen in beliebige Richtungen "abgelenkt". Man beachte weiterhin, daß der MA weder Mutation noch Rekombination überhaupt durchführen müßte, also völlig parallelisiert arbeiten könnte.

Überträgt man diese Erkenntnis auf andere Landschaften, so hofft man, dass es eine *Korrelation* innerhalb der Zielfunktion gibt, in dem Sinne, dass man sich einem Optimum schrittweise nähern kann, wenn man sich ausreichend nah an einem solchen befindet. Diese Eigenschaft ist in unserem Extrembeispiel sicherlich gegeben. Die Unterschiede zwischen MAs und EAs bestehen darin, wie sie diese Korrelation für die Suche nutzen. Moscato beschreibt das so:

> "Because each one of the individuals recombines to create a new individual after they have reached a local optima, they are using information about the location the local optima to find potential good regions where to search. [...] So a positive effect of a recombination operator is masked by the lack of correlation between two configurations that are not local minima. They are not completely uncorrelated, but we expect that the correlation would be smaller in the case that both are local minima." ([Mos89], S. 38)

Wir können festhalten: Es sind Fälle denkbar, in denen die Fitness-Landschaft eine "vernünftige" (korrelierte) Struktur aufweist, die von MAs sehr gut ausgenutzt werden kann. Möglich wird dies dadurch, dass zufällige Änderungen nicht bei der Interaktion mit der Population auftreten, sondern höchstens in der individuellen Suche. Damit konzentriert sich der Informationsaustausch in der Interaktionsphase auf "vielversprechende" Regionen der Fitness-Landschaft.

5.3 Konkrete Anwendungen

Es gibt eine Vielzahl von Problemen, bei denen MAs gute Leistungen erbracht haben. Einige sollen hier kurz vorgestellt werden:

Graph Bi-Partitoning Problem Beim *Graph Bi-Partitioning Problem* (GBP) geht es darum, die Knotenmenge so in zwei Hälften zu unterteilen, dass die Menge der Kanten zwischen diesen beiden Hälften minimiert wird. Diese Problem findet sich zum Beispiel beim Entwurf von Schaltungen oder in der Logistik [MF98]. Da dieses Problem $\mathcal{NP}$-vollständig ist, beschränkt man sich darauf hinreichend große Lösungen zu approximieren.

Eine naheliegende Repräsentation ist ein Bitstring in der Länge der Anzahl der Knoten. Eine Null an der i-ten Position steht dann für die Zugehörigkeit des i-ten Knotenhälfte V_1 und eine 1 für die Zugehörigkeit dieses Knoten zur Knotenhälfte V_2. Der einfachste *Nachbarschaftsbegriff* (wichtig für die lokale Suche) ist die *1-opt Nachbarschaft*. Dabei sind alle Lösungen benachbart, die sich durch Vertauschen zweier Knoten aus den beiden Teilmengen konstruieren lassen.

7. Dies funktioniert natürlich nur, wenn man ein geeignetes Abbruchkriterium hat. [Mos89] macht das an dieser Stelle von der *Diverstität* abhängig: "Here we should compute the diversity of them, and we will find that all have reached the only optima in the landscape." ([Mos89], S. 37)

Der MA in [MF98] benutzt eine zuällige Initialisierung und für die lokale Suche wird die *Kernighan-Lin* Heuristik verwendet. Das Crossover wird mit einem angepassten HU-Crossover (HUX) durchgeführt, das zunächst alle Positionen der Eltern übernimmt, bei denen die Bits identisch sind (also für $i_1 = i_2$). Die restlichen Positionen werden jeweils abwechselnd zufällig mit Bits der Eltern gefüllt, bis $\frac{n}{2}$ Einsen erzeugt wurden. Alles andere wird mit Nullen aufgefüllt. Die Paarungsselektion wird zufällig durchgeführt und die Umweltselektion wird aus dem Pool der Eltern und Kinder nach Güte betrieben, so dass keine Duplikate in der Population auftreten.

Folgt man den Ausführungen im selben Artikel, so ist zwar die erreichte Annährung kaum unterschiedlich zu der von GA's, allerdings ist die dafür benötigte Suchzeit wesentlich geringer.

Quadratic Assignment Problem Ein weiteres Problem, daß untersucht wurde, ist das *Quadratic Assignment Problem* (QAP). Hierbei handelt es sich um das Problem eine Anzahl von Fabriken, die fest definierte Warenströme miteinander haben, auf eine Anzahl von Standorten zu verteilen, die fest definierte Entfernungen zueinander haben. Ziel ist es diese Zuordnung so vorzunehmen, daß die Summe der Produkte zwischen Flüssen und Entfernungen minimiert wird. Auch dieses Problem ist $\mathcal{NP}$-hart.

[MF99a] fürht folgende Anpassungen durch: Repräsentiert werden einzelne Instanzen durch eine Permutation π über die Fabriken, so dass der Wert i an Position j bedeutet, daß Fabrik i sich an Standort j befindet. Die Initialisierung ist ebenfalls zufällig und als Nachbarschaft wird die *2-opt Nachbarschaft* gewählt, bei die Nachbarn durch das Vertauschen zweier Positionen in π erreicht wird.

Der Rekombinationsvorgang ist ähnlich zu dem im GBP: Zunächst werden die identischen Belegungen der Eltern übernommen und dann wird an einer zufällig gewählten, freien Position eine der beiden Elternbelegungen übernommen. Dies wird solange fortgesetzt, bis alle Positionen belegt sind. Da es sich um eine Permutation handelt, muß selbstverständlich zu jeder Zeit sichergestellt werden, dass die zufällige Wahl einer Belegung nicht zu ungültigen Belegungen führt. Dieser Ansatz hat einen Mutationsoperator, der sicherstellt, dass der Nachwuchs eine definierten Abstand zu seinen Kindern hat. Umwelt- und Paarungselektion funktionieren wie beim GBP.

Traveling Salesperson Problem Das *Traveling Salesperson Problem*[8], bei dem eine Tour durch n Städte geplant werden muß, ohne eine Stadt zweimal zu besuchen und die zurückgelegte Distanz zu minimieren, sollte hinlänglich bekannt sein. In [Mos89] wird eine allgemeine Strategie für MAs vorgestellt, die aber auf das TSP angewandt wurde. Daher soll diese als Strategie für das TSP vorgestellt werden.

Beim *Competitive-Cooperative Approach* (CCA) sind die Indiviudeen auf einem Ring angeordnet. Dort konkurrieren sie mit ihren direkten Nachbarn und kooperieren mit Individuen die auf der anderen Seite des Ringes liegen. Die lokale Suche ist Monte Carlo-SA. Der Konkurrenzkampf wird von einem Wahrscheinlichkeitswerte entscheiden und die Kooperation findet als *Ordered Crossover* (OX) statt.

Es wird von einer guten Performanz berichtet und es scheint erstaunlich, dass mit nur 16 Individuen, angeordnete auf besagtem Ring, gute Leistungen (2% vom Optimum entfernt) auf einer Probleminstanz mit 100 Städten erreicht werden konnte.

8. In den Zeiten der *Political Correctness*, die sich selbstverständlich auch auf Geschlechterfragen erstreckt, wird der Handlungsreisende zur "Handlungsreisendenperson".

6 Zusammenfassung

Wir haben in diesem Paper die Memetischen Algorithmen als von der kulturellen Evolution inspiriertes Verfahren zur Optimierung vorgestellt. Es wurden Einblicke in die Theorie der kulturellen Evolution gegeben, soweit sie die Meme betreffen. Dabei wurde deutlich, daß diese Sichtweise eine Trennung zwischen Evolution (als allgemeinem Schema) und den Replikatoren (also Genen und Memem) nahelegt, die ermutigt, evolutionäre Schemata auch in anderen Bereichen zu suchen.

Der Blick auf Evolutionäre Algorithmen als *Framework* hat gezeigt, dass der große Vorteil solcher Verfahren darin liegt, ein leicht verständliches Grundgerüst zu haben und einfach auf konkrete Probleme übertragbar sind, was einen großen Effekt auf die Popularität in der Praxis hat. Die Betrachtung der Memetischen Algorithmen zeigt, dass hier nur wenige Änderungen vorzunehmen sind.

Die Frage, ob die MAs eine adäquate Umsetzung des Vorbildes sind, lässt sich nicht klar beantworten, zumal da andere Aspekte die von Dawkins geschildert wurden, so etwa Fruchtbarkeit und Kopiertreue nur ansatzweise eine Rolle zu spielen scheinen, letztere aber immerhin von Mescato angesprochen wurde. Zusammen mit der Erkenntnis, dass Gene nicht die einzigen Replikatoren sein müssen, scheint uns die Betrachtung evolutiver Prozesse in einer eigenen Theorie (unabhängig von Biologie aber auch Informatik) eine wichtige Errungenschaft. Hierbei ist es wichtig, hervorzuheben, dass es dabei nicht nur um die Replikatoren geht, sondern vielmehr darum, Bereiche der (in diesem Falle) Kultur zu betrachten, die auf einen "geordneten" Informationsaustausch aus sind. Die Arbeit der Science-Community oder der sportliche Wettkampf sind geeignete Beispiele.

Bei der Analyse hat sich herausgestellt, wie hilfreich der anschauliche Begriff der Fitness-Landschaft war um die spezifischen Vorzüge der MAs zu beleuchten. Diese bestand unserer Ansicht nach vor allem darin, dass die randomisierten Elemente (die sich durch Mutation oder "sorgloses" Crossover ergeben) auf die lokale Ebene beschränkt wurden, was dem kulturellen Vorbild nahe zu kommen scheint.

Der Ansazt der Memetischen Algorithmen macht gespannt auf andere Ansätze, die womöglich gänzlich andere Vorlagen aus der Natur oder Kultur imitieren.

Literaturverzeichnis

[Clo75] F. T. Cloak. Is a cultural ethology possible? *Human Ecology*, 3:161–182, 1975.

[Daw99] Richard Dawkins. *The selfish gene*. Oxford University Press, Oxford/New York, 1999. Neuauflage der Edition von 1989.

[Mer00] Peter Merz. *Memetic Algorithms for Combinatorial Optimization Problems: Fitness Landscapes and Effective Search Strategies*. PhD thesis, Fachbereich Elektrotechnik und Informatik, Universität-Gesamthochschule Siegen, Dezember 2000.

[MF98] Peter Merz and Bernd Freisleben. Memetic algorithms and the fitness landscape of the graph bi-partitioning problem. *Lecture Notes in Computer Science*, 1498:765–??, 1998.

[MF99a] Peter Merz and Bernd Freisleben. A comparison of memetic algorithms, tabu search, and ant colonies for the quadratic assignment problem. In Peter J. Angeline, Zbyszek Michalewicz, Marc Schoenauer, Xin Yao, and Ali Zalzala, editors, *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, volume 3, pages 2063–2070, Mayflower Hotel, Washington D.C., USA, 6-9 1999. IEEE Press.

[MF99b] Peter Merz and Bernd Freisleben. Fitness landscapes and memetic algorithm design. In David Corne, Marco Dorigo, and Fred Glover, editors, *New Ideas in Optimization*, pages 245–260. McGraw-Hill, London, 1999.

[Mos89] Pablo Moscato. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: Towards memetic algorithms. Technical Report C3P 826, California Institue of Technology, Pasadena, CA, 1989.

[Pop79] Karl R. Popper. *Objective Knowledge: An Evolutionary Approach*. Clarendon press, 1979.

[Sha00] Oliver John Sharpe. *Towards a Rational Methodology for Using Evolutionary Search Algorithms*. PhD thesis, January 2000. http://www.cogs.susx.ac.uk/users/olivers/Thesis/thesis.html.

[Wei02] Karsten Weicker. *Evolutionäre Algorithmen*. B.G. Teubner, 1. edition, March 2002.

[Wri32] S. Wright. The roles of mutation, inbreeding, crossbreeding, and selection in evolution. In D. F. Jones, editor, *Intl. Proceedings of the Sixth Congress on Genetics*, volume 1, pages 356–366, 1932.