

H. Pohlheim

Konkurrenz und Kooperation in Erweiterten Evolutionären Algorithmen

Die Optimierung komplexer Systeme stellt eine herausfordernde Aufgabe dar. Ihre Meisterung ist nur durch die Kombination von leistungsfähigen Optimierungsalgorithmen und Analysetools möglich. Viele der bekannten Algorithmen lassen sich nicht auf die Lösung großer Probleme skalieren. Neue bzw. erweiterte Methoden der bekannten Verfahren müssen gesucht werden, die Lösungen selbst in den riesigen Suchräumen komplexer Probleme finden.

Ein erfolgversprechender Weg für die Entwicklung dieser erweiterten Verfahren ist die intelligente Kombination mehrerer Optimierungsverfahren. Dadurch sollen die vorteilhaften Eigenschaften der jeweiligen Verfahren miteinander kombiniert werden (Hybridisierung).

Oftmals erfolgt dabei nur eine starre Kombination zweier Optimierungsmethoden. Zum Beispiel arbeitet einer der Optimierungsalgorithmen die ganze Zeit und der zweite wird nur von Zeit zu Zeit zur Ausnutzung seiner speziellen Eigenschaften eingeschaltet. In anderen Fällen wechseln sich die beiden Methoden nach einem vorgegebenen Zeitplan ab. Aus diesen starren Schemen ergeben sich verschiedene Nachteile:

- Der Erfolg der einzelnen Methoden im Vergleich zueinander wird während eines Optimierungslaufes nicht berechnet und kann daher nicht in Betracht gezogen werden.
- Die Methoden laufen parallel zueinander, ohne dass eine Verteilung der Ressourcen stattfindet oder in Betracht gezogen wird.
- Die Methoden laufen einfach nacheinander.

Es gibt eine große Anzahl von Problemen, die sich mit diesen einfachen Hybridisierungen gut lösen lassen. Die aufgeführten Nachteile kommen aber insbesondere dann zum Tragen, wenn komplexe Systeme optimiert werden sollen. Bei diesen müssen oftmals mehr als zwei Optimierungsverfahren zusammen zum Einsatz gelangen. Außerdem stellt die Kombination und zeitliche Abfolge der Anwendung der Verfahren eine nicht einfach zu beantwortende Frage dar. Insbesondere beim ingenieurtechnischen Einsatz von Optimierungsverfahren muß eine Methodik gefunden werden, die eine Kombination der Verfahren und ihre Interaktion automatisch vornimmt.

1 Erweiterte Evolutionäre Algorithmen

Evolutionäre Algorithmen haben sich in den letzten Jahren immer wieder als leistungsfähige Optimierungsverfahren bewiesen, die sich zur Lösung einer Vielzahl von Problemstellungen einsetzen lassen. Evolutionäre Algorithmen kommen insbesondere dann zum Einsatz, wenn die Eigenschaften eines zu optimierenden Systems vorher nicht bekannt sind bzw. wenn sich klassische mathematische Optimierungsverfahren nicht anwenden lassen. Für den Ingenieur ist es bei der Bearbeitung eines neuen Problems immer wieder schwierig zu entscheiden, welcher der zur Verfügung stehenden Evolutionären Algorithmen für die Lösung dieses Problems am besten geeignet ist und wie die Operatoren und deren Parameter miteinander zu kombinieren sind.

In dieser Arbeit werden zwei Erweiterungen für Evolutionäre Algorithmen beschrieben. Durch die erste Erweiterung können mehrere unterschiedliche Evolutionäre Algorithmen miteinander kombiniert werden. Diese Erweiterung nennt sich *„Anwendung verschiedener Strategien“*. Die zweite Erweiterung – *„konkurrierende Unterpopulationen“* – ermöglicht eine Interaktion der verschiedenen Verfahren bzw. Strategien untereinander sowie eine effiziente Verteilung der Ressourcen.

Die beiden Erweiterungen Evolutionärer Algorithmen basieren auf dem Einsatz des regionalen Populationsmodells. Hauptmerkmal des regionalen Populationsmodells ist, daß die Selektion der Eltern in einem regional abgegrenzten Pool stattfindet. Dadurch kommt es zu einer Unterteilung der gesamten Population in mehrere Unterpopulationen. Die Unterpopulationen arbeiten voneinander isoliert. Von Zeit zu Zeit findet ein Austausch von Information (in diesem Fall von Individuen) zwischen den Unterpopulationen statt. Dieser Prozeß wird Migration genannt. In der Literatur wird dieses Populationsmodell oft als Migrationsmodell benannt (engl. *migration model*, *coarse grained model*, *island model*).

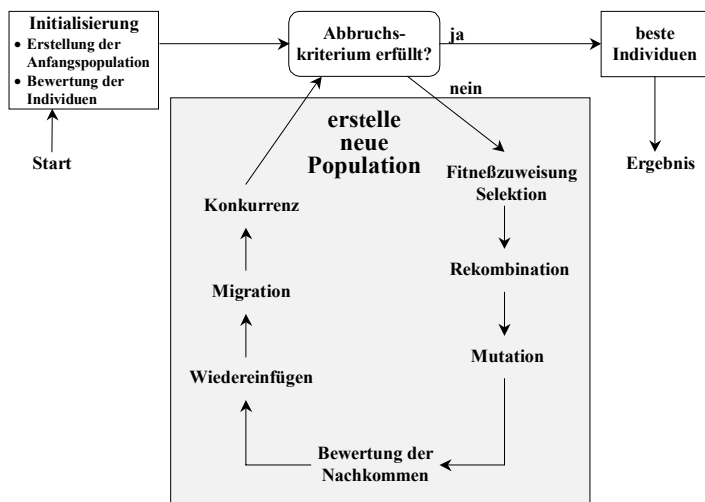


Abb. 1. Struktur Erweiterter Evolutionärer Algorithmen

Beide Erweiterungen fügen sich direkt in die bekannte Struktur Evolutionärer Algorithmen ein. In Abbildung 1 wird diese erweiterte Struktur Evolutionärer Algorithmen gezeigt.

Die *Anwendung verschiedener Strategien* ist in der Struktur Evolutionärer Algorithmen nicht erkennbar. Diese Umsetzung erfolgt durch eine entsprechende Implementierung innerhalb der einzelnen Module. Für die *Konkurrenz zwischen den Unterpopulationen* wird ein zusätzlicher Block eingebaut. Bis auf diese Erweiterung bleibt der bekannte Aufbau der Evolutionären Algorithmen erhalten.

2 Anwendung verschiedener Strategien

Evolutionäre Algorithmen stellen eine große Anzahl von Operatoren und Methoden zur Verfügung. Daraus ergibt sich in der Anwendung ein breites Einsatzgebiet. Die Suchstrategien lassen sich an die unterschiedlichsten Problemklassen anpassen. Auf der einen Seite gibt es Operatoren für die Parameteroptimierung, die Reihenfolgeplanung bis hin zur Lösung ganz spezieller Problemklassen. Auf der anderen Seite kann durch die Wahl geeigneter Parameter von einer global orientierten bis hin zu einer lokal orientierten Suche variiert werden. Dem Ingenieur steht damit ein umfassender Werkzeugkasten zur Verfügung, aus dem die für die Lösung des Problems günstigsten Varianten ausgewählt werden müssen.

Wenn gute Kenntnisse über die Art des zu lösenden Problems vorliegen, ist die Wahl der richtigen Suchstrategie meist nicht so schwierig. Allerdings liegen diese Kenntnisse in der ingenieurtechnischen Praxis nur selten vor. Zusätzlich ist nur in den seltensten (und einfachsten) Fällen eine einzige Suchstrategie am besten zur Lösung geeignet. Oftmals muß in der Anfangsphase einer Suche nach einer anderen Strategie vorgegangen werden, als dies in der Endphase einer Optimierung der Fall ist. In diesen Fällen bietet die *Anwendung verschiedener Strategien* einen Ausweg.

2.1 Funktionsweise

Die *Anwendung verschiedener Strategien* ergibt sich durch die Definition spezieller Strategieparameter (z.B. andere Mutations- und Rekombinationsoperatoren bzw. -parameter) für jede Unterpopulation. Damit kann für jede Unterpopulation ein anderes Verhalten des Evolutionären Algorithmus eingestellt werden. Inwieweit sich die Strategien voneinander unterscheiden, hängt nur von der Anwendung, den Zielen der einzelnen Strategien sowie den Möglichkeiten des verwendeten Optimierungswerkzeuges ab. Auf der einen Seite können sich die Strategien nur in einem einzelnen Parameter (z.B. Mutationsbereich, der die Größe der Mutationsschritte beeinflusst) unterscheiden. Auf der anderen Seite können ganz unterschiedliche Arten von Evolutionären Algorithmen zum Einsatz kommen. Das Prinzip der *Anwendung verschiedener Strategien* setzt aus sich heraus keine Beschränkungen.

Die verschiedenen Strategien arbeiten aber nicht nur nebeneinander her. Vielmehr kann das Wirken einer Strategie die Grundlage für den nachfolgenden Erfolg einer anderen Strategie sein. In diesem Falle bauen die Strategien aufeinander auf. Genauso kann es vorkommen, daß eine Strategie nur zusammen mit dem gleichzeitigen Einsatz einer anderen Strategie erfolgreich ist. Damit führt die *Anwendung verschiedener Strategien* zu einer Kooperation zwischen den Unterpopulationen.

2.2 Ordnung der Unterpopulationen

Für die Auswertung des Einsatzes unterschiedlicher Strategien ist es notwendig, ein Maß zu finden, das es ermöglicht, den Erfolg der einzelnen Strategien zu bewerten.

Als Maß für den Erfolg einer Unterpopulation wird hier die Position (oder Rang) einer Unterpopulation in einer Ordnung der Unterpopulationen verwendet. Dabei ist eine niedrige Position besser als eine hohe Position. (Dieses Vorgehen erfolgt in Analogie zum *ranking* bei der Selektion in Evolutionären Algorithmen.) Daraus kann abgelesen werden, wie gut eine Unterpopulation zu einem bestimmten Zeitpunkt im Vergleich zu den anderen Unterpopulationen ist.

Zur Bildung der Ordnung der Unterpopulationen müssen die Unterpopulationen untereinander nach einem einheitlichen Kriterium sortiert werden. Da eine Unterpopulation aus einer Anzahl von Individuen besteht, ergibt sich die Güte einer Unterpopulation aus den Eigenschaften ihrer Individuen.

Das Verfahren zur Bildung der Ordnung der Unterpopulationen findet nach folgendem Schema statt:

1. Von jeder Unterpopulation wird eine Anzahl der besten Individuen für die Bewertung ausgewählt. (Dies kann nur das beste Individuum, eine Anzahl von Individuen der Unterpopulation oder alle Individuen der Unterpopulation umfassen.)
2. Zwischen diesen Individuen findet ein Ranking (Reihenfolgebildung) zur Bewertung statt. Grundlage für die Bewertung der einzelnen Individuen ist deren Güte (Zielfunktionswert). Die Bewertung der Individuen entspricht den Verfahren zur Fitneßzuweisung. Empfohlen wird die Verwendung der linearen reihenfolgebasierten Fitneßzuweisung (lineares Ranking). Dadurch wird jedem Individuum eine Bewertung (Fitneßwert) im Vergleich zu allen anderen Individuen gegeben ([2], Abschn. 3.1).
3. Die Bewertung der Individuen einer Unterpopulation wird zu einer Bewertung der Unterpopulation zusammengefaßt.
4. Durch Sortieren der Bewertung der Unterpopulationen ergibt sich die Ordnung der Unterpopulationen.

Die Ordnung der Unterpopulationen gibt ein momentanes Abbild der Unterpopulationen. In Abhängigkeit der verwendeten Operatoren und Parameter kann die Ordnung innerhalb einiger Generationen stark schwanken. Dies ist im besonderen zu beobachten, wenn die Strategien der Unterpopulationen ähnlich erfolgreich sind. Für die Bewertung und Darstellung ist es daher von Vorteil, wenn die Ordnung der Unterpopulationen einer Gewichtung (Filterung) unterzogen wird. Dadurch wird aus dem *Rang* jeder Unterpopulation ein *Positionswert* gebildet, der einen gewichteten Mittelwert des Rangs der Unterpopulation in den zurückliegenden Generationen darstellt.

$$\text{Positionswert}_{\text{Generation}} = 0,9 \cdot \text{Positionswert}_{\text{Generation-1}} + 0,1 \cdot \text{Rang}_{\text{Generation}} \quad (1)$$

Je kleiner der *Positionswert* ist, um so größer ist der Erfolg einer Unterpopulation. Wenn sich der Rang einer Unterpopulation lange nicht verändert, wird der *Positionswert* gleich dem *Rang*. Der *Positionswert* wird für alle folgenden Berechnungen bzw. in den grafischen Darstellungen zur Veranschaulichung der Ordnung der Unterpopulationen verwendet.

3 Konkurrenz zwischen Unterpopulationen

Eine logische Erweiterung des regionalen Modells mit der *Anwendung unterschiedlicher Strategien* für die einzelnen Unterpopulationen ist das Prinzip der miteinander *konkurrierenden Unterpopulationen* (engl. *competing subpopulations*). Bei der Anwendung unterschiedlicher Strategien innerhalb des regionalen Modells blieb die Größe jeder Unterpopulation (Anzahl der Individuen in einer Unterpopulation) während eines Laufs konstant. Auch wenn eine Strategie nicht erfolgreich ist, standen dieser Strategie weiterhin dieselben Ressourcen zur Verfügung.

Von dieser Konstanz der Ressourcen wird bei der Anwendung des Prinzips miteinander konkurrierender Unterpopulationen abgegangen. Statt dessen wird die Größe jeder Unterpopulation davon abhängig gemacht, ob die von ihr angewendete Strategie im Moment erfolgreich ist. Eine erfolgreiche Unterpopulation bekommt mehr Ressourcen zur Verfügung gestellt, eine erfolglose Unterpopulation muß Ressourcen an andere Unterpopulationen abgeben.

Immer, wenn ein Wettbewerb zwischen konkurrierenden Unterpopulationen durchgeführt wird, müssen folgende Schritte durchlaufen werden:

- Berechnung des Erfolgs der Unterpopulationen (erfolgt wie in Abschn. 2.2 beschrieben),
- Berechnung der Aufteilung der Ressourcen,
- Durchführung der Verteilung der Ressourcen.

Durch eine geeignete Adaption werden diese Ressourcen effektiv umverteilt, sobald es eine Verschiebung innerhalb des Erfolges der Unterpopulationen gibt.

3.1 Aufteilung der Ressourcen

Bei jedem Wettbewerb zwischen den Unterpopulationen werden die zur Verfügung stehenden Ressourcen neu aufgeteilt. Dies kann einmal durch die Bestimmung von erfolgreichen und erfolglosen Unterpopulationen geschehen, andererseits aber auch durch eine gewichtete Aufteilung der Ressourcen.

Bei einer genaueren Betrachtung dieses Prozesses der Aufteilung von Ressourcen finden sich Gemeinsamkeiten zur Fitneßzuweisung bei Evolutionären Algorithmen ([2], Abschn. 3.1). Bei der Fitneßzuweisung wird jedem Individuum aus seinem Zielfunktionswert eine Fortpflanzungswahrscheinlichkeit (Güte) und damit die Anzahl möglicher Nachkommen zugewiesen. Als Vergleichswerte dienen die Zielfunktionswerte der anderen Individuen des Selektionspools. Die Güte eines Individuums wird umgerechnet in die Ressourcen, die dem Individuum zur Produktion von Nachkommen zur Verfügung stehen.

Die Erkenntnisse aus der Fitneßzuweisung können direkt auf die Verteilung der Ressourcen bei konkurrierenden Unterpopulationen angewendet werden und führen zur gewichteten Aufteilung der Ressourcen. Bei der Fitneßzuweisung wurde gezeigt, daß Verfahren auf der Basis der Reihenfolge der Individuen (*ranking*) am robustesten arbeiten. Der bei der *Anwendung verschiedener Strategien* (Abschn. 2.2) berechnete gewichtete Positionswert bzw. die Ordnung der Unterpopulationen, Gl. 1, dient deshalb als Grundlage für die Verteilung der Ressourcen.

Im nächsten Schritt wird jeder Unterpopulation auf der Grundlage ihres Ranges ein Anteil an den insgesamt zur Verfügung stehenden Ressourcen zugewiesen. Aus dem Bereich der Fitneßzuweisung sind die beiden Verfahren lineares Ranking und nichtlineares Ranking bekannt. Parameter dieser Verfahren ist der Selektionsdruck SP . In Analogie dazu wird hier der Parameter des Verteilungsdrucks VP definiert. Dieser bestimmt, wie die Ressourcen verteilt werden. Für einen niedrigen Verteilungsdruck ist der Unterschied im Anteil der Ressourcen jeder Unterpopulation nur gering. Für einen hohen Verteilungsdruck, besonders bei Anwendung des nichtlinearen Ranking, hat die beste Unterpopulation einen sehr hohen Anteil an den Ressourcen, für die anderen Unterpopulationen ist der Anteil deutlich geringer. Die weiteren guten Unterpopulationen erhalten aber trotzdem einen höheren Anteil an Ressourcen als die schlechten Unterpopulationen.

In Abb. 2 ist die Verteilung der Ressourcen auf acht Unterpopulationen für unterschiedliche Werte des Verteilungsdruckes dargestellt. Dabei wurde ein Minimum an Ressourcen (Unterpopulationsminimum, hier 1%), das jeder Unterpopulation zum Überleben zur Verfügung stehen muß, berücksichtigt.

Mit einem linearen Ranking ist nur ein maximaler Verteilungsdruck von 2 einstellbar. Da die beste Unterpopulation meist stärker bevorzugt werden soll, muß ein nichtlineares Ranking angewendet werden. Damit können Werte für den Verteilungsdruck bis zu *Anzahl der Unterpopulationen-2* verwendet werden.

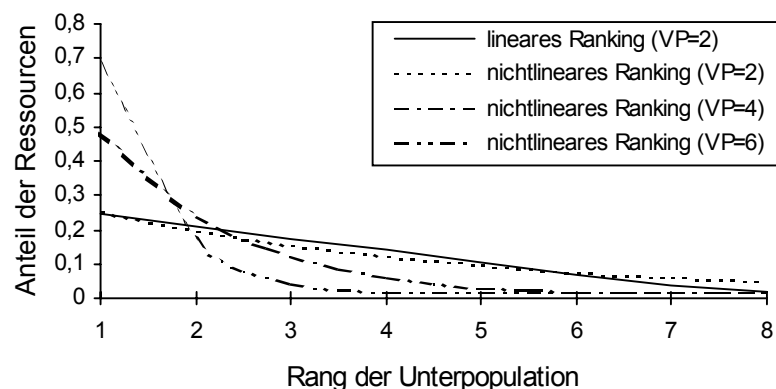


Abb. 2. Verteilung der Ressourcen auf die Unterpopulationen für lineares und nichtlineares Ranking und verschiedene Werte des Verteilungsdrucks

3.2 Umsetzung der Verteilung der Ressourcen

Für die Umsetzung der berechneten Aufteilung der Ressourcen werden die folgenden Verfahren und Parameter benutzt bzw. müssen definiert werden:

- Ressourcenverbrauch durch die Individuen,
- Konkurrenzintervall: Häufigkeit eines Wettbewerbs um Ressourcen,
- Konkurrenzrate: maximaler Anteil an Ressourcen, der von erfolglosen Unterpopulationen abgegeben werden muß,
- Konkurrenzauswahl: Art der Auswahl der Ressourcen, die abgegeben werden müssen,
- Unterpopulationsminimum: minimale Größe einer erfolglosen Unterpopulation.

3.2.1 Ressourcenverbrauch

Bisher wurde nur von den Ressourcen gesprochen. Es fehlte aber jede Umsetzung auf die vom Evolutionären Algorithmus benutzte Größe der Individuen. Diese wird durch den Ressourcenverbrauch definiert, der angibt, wie viele Ressourcen jedes Individuum benötigt.

Die einfachste Variante ist, daß jede Ressourceneinheit einem Individuum entspricht. Damit wird angenommen, daß die Individuen aller Strategien denselben Ressourcenverbrauch haben.

Es ist jedoch viel wahrscheinlicher, daß Individuen verschiedener Strategien einen unterschiedlichen Ressourcenverbrauch haben. Diese Annahme ermöglicht eine deutlich realistischere Modellierung der Konkurrenz zwischen Unterpopulationen bzw. verschiedenen Strategien. Eine Strategie kann z.B. mit 10 Ressourceneinheiten 10 Individuen versorgen, eine zweite Strategie nur 2 Individuen, eine dritte sogar 100 Individuen.

Der Parameter des Ressourcenverbrauchs bestimmt damit umgekehrt proportional, wie stark eine Unterpopulation wächst (neue Individuen bekommt), wenn sie zusätzliche Ressourcen zugewiesen bekommt. Gleichzeitig kann über den Ressourcenverbrauch einer Strategie gesteuert werden, ob eine Strategie mit einer kleinen Individuenzahl (hoher Ressourcenverbrauch) oder eher mit einer hohen Individuenzahl (niedriger Ressourcenverbrauch) arbeitet.

3.2.2 Konkurrenzintervall und Konkurrenzrate

Das Konkurrenzintervall gibt an, zu welchen Zeitpunkten ein Wettbewerb zwischen den Unterpopulationen und damit eine Umverteilung der Ressourcen zwischen den Unterpopulationen stattfindet. Damit wird definiert, wie lange die Unterpopulationen ohne Veränderung der ihnen zur Verfügung stehenden Ressourcen existieren bzw. wie lange sie Zeit haben, bevor sie im Vergleich zu den anderen Unterpopulationen ihre Ergebnisse zeigen müssen.

Das Konkurrenzintervall wird am einfachsten als eine fest definierte Zahl von Generationen vorgegeben. Der Zeitpunkt für einen Wettbewerb kann aber auch in Abhängigkeit von anderen Dingen als der Anzahl vergangener Generationen definiert werden. Eine Möglichkeit besteht darin einen Wettbewerb immer dann durchzuführen, wenn in einer Unterpopulation ein deutlicher Fortschritt zu verzeichnen war (wobei die Definition eines „deutlichen Fortschritts“ problemspezifisch ist und nicht allgemein beantwortet werden kann).

Der maximale Umfang an Ressourcen, der in einem Wettbewerb von einer Unterpopulation abgegeben werden kann, wird durch die Konkurrenzrate festgelegt. Die Konkurrenzrate wird dabei als Anteil der Ressourcen der Unterpopulation, und nicht als fester Wert, angegeben. Dadurch wird gewährleistet, daß Unterpopulationen mit wenigen Ressourcen im Vergleich zu Unterpopulationen mit vielen Ressourcen einen absolut gesehen kleineren Betrag abgeben müssen. Die Konkurrenzrate sollte immer nur einen Teil der Ressourcen einer Unterpopulation umfassen.

Im folgenden werden Richtwerte für Konkurrenzintervall (abhängig von der durchschnittlichen oder anfänglichen Anzahl der Individuen pro Unterpopulation) und Konkurrenzrate aufgeführt, die sich als gute Startwerte erwiesen haben.

$$\begin{aligned} \text{Konkurrenzintervall} &= 20\% \cdot \text{AnzIndUnterPop} \text{ [Generationen]} & (2) \\ & (10\% - 50\% \Rightarrow 4 - 20 \text{ Generationen}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Konkurrenzrate} &= 10\% \text{ [Ressourcen der Unterpopulation]} & (3) \\ & (5\% - 20\% \text{ der Ressourcen der Unterpopulation}) \end{aligned}$$

Bei einem sehr kleinen Wert für das Konkurrenzintervall (< 6 Generationen) sollte die Konkurrenzrate auch sehr klein sein, da sonst eine zu schnelle Umverteilung der Ressourcen zwischen den Unterpopulationen stattfindet. Ist die Konkurrenzrate höher gewählt ($> 10\%$), sollte auch das Konkurrenzintervall größer gewählt werden.

3.2.3 Konkurrenzauswahl

Die Konkurrenzauswahl gibt an, wie die Individuen ausgewählt werden, die von einer Unterpopulation abgegeben werden müssen.

Für die Auswahl der Individuen gibt es verschiedene Möglichkeiten:

- die schlechtesten Individuen,

- gleichmäßig verteilt zufällig ausgewählte Individuen und
- die besten Individuen.

Für die Auswahl der schlechtesten Individuen spricht, daß dadurch die erfolglosen Unterpopulationen nicht noch zusätzliche Nachteile im Wettbewerb haben. Bei der Abgabe der besten Individuen würden die erfolglosen Unterpopulationen noch weiter benachteiligt, als dies durch die Verringerung der Individuenzahl ohnehin schon geschieht. Von der Wertigkeit genau dazwischen liegt eine zufällig verteilte Auswahl der Individuen. Die Auswahl der besten oder schlechtesten Individuen kann unter Verwendung eines der bekannten Selektionsverfahren für Evolutionäre Algorithmen erfolgen ([2] Abschn. 3.2).

3.2.4 Unterpopulationsminimum

Um zu verhindern, daß eine erfolglose Unterpopulation vollständig verschwindet, muß eine minimale Unterpopulationsgröße bzw. ein minimaler Anteil an Ressourcen festgelegt werden, der jeder Unterpopulation immer erhalten bleibt. Nur bis zum Erreichen dieses Minimums können Ressourcen abgegeben werden, danach bleibt ihre Größe konstant (bis diese Unterpopulation vielleicht wieder einmal erfolgreich wird).

Das Unterpopulationsminimum kann angegeben werden als:

- feste Anzahl von Individuen,
- Anteil der durchschnittlichen Größe der Unterpopulationen oder
- Anteil der insgesamt zur Verfügung stehenden Ressourcen.

Die Angabe als Anteil der Unterpopulationsgröße hat, gegenüber einer festen Individuenzahl, den Vorteil der besseren Vergleichbarkeit zwischen unterschiedlich großen Unterpopulationen. Oftmals ist aber bekannt, wie groß eine Unterpopulation mindestens sein muß, um noch arbeiten zu können. Die flexibelste Angabe ist die Definition als Anteil der insgesamt zur Verfügung stehenden Ressourcen.

$$\text{Unterpopulationsminimum} = \begin{cases} 6 (4-10) [\text{Individuen}] \\ 20\% (10\% - 30\%) [\% \text{ der Unterpopulationsgröße}] \\ 4\% (1\% - 10\%) [\% \text{ der Gesamtressourcen}] \end{cases} \quad (4)$$

Wenn das Unterpopulationsminimum sehr klein gesetzt wird (4-6 Individuen), ist die Funktion der meisten Evolutionären Algorithmen in einer Unterpopulation mit so wenigen Individuen kaum noch gewährleistet. Ein Erfolg dieser sehr kleinen Unterpopulation gegenüber anderen größeren Unterpopulationen tritt dann nur noch ein, wenn die anderen Unterpopulationen mit ihren Strategien deutlich schlechter sind.

4 Einsatz Erweiterter Evolutionärer Algorithmen

In diesem Kapitel soll an einer einfachen und leicht überschaubaren Zielfunktion der Einsatz der beschriebenen Erweiterungen Evolutionärer Algorithmen gezeigt werden.

4.1 Anwendung verschiedener Strategien

Abbildung 3 zeigt ein Beispiel des Verlaufs und der Ergebnisse bei der *Anwendung verschiedener Strategien*. Die Optimierung (hier: DEJONG's Funktion 1 oder Hypersphäre) wurde mit 5 Unterpopulationen durchgeführt. Jede der Unterpopulationen verwendete eine andere Strategie, die sich in der Größe der verwendeten Mutationsschritte unterschieden (1: große Mutationsschritte; 2: mittlere Mutationsschritte; 3: kleine Mutationsschritte; 4: winzige Mutationsschritte; 5: mittlere und kleine Mutationsschritte zusammen). Je kleiner die Mutationsschritte sind, um so lokaler ist die Suche dieser Strategie. Alle Strategien verwendeten denselben Rekombinationsoperator, alle weiteren Parameter waren für alle Strategien identisch (z.B. *generation gap*: 0,9). Alle 40 Generationen fand eine Migration zwischen den Unterpopulationen statt. Dabei wanderten die besten Individuen in einer vollständigen Netzstruktur.

Die linke Grafik, die den Beginn des Laufs zeigt, läßt erkennen, daß am Anfang Strategie 5 am erfolgreichsten ist. Dies ändert sich erst ab Generation 200, wenn Strategie 2 besser wird und ab Generation 220 die Spitzenposition übernimmt, s. mittlere Grafik. Ab Generation 300 wird Strategie 3 am besten und ab Generation 500 Strategie 4, s. rechte Grafik. Strategie 1 zeigt während der ersten 50 Generationen ein gutes Verhalten, s. linke Grafik, fällt dann aber zurück und kann nie wieder erfolgreich sein.

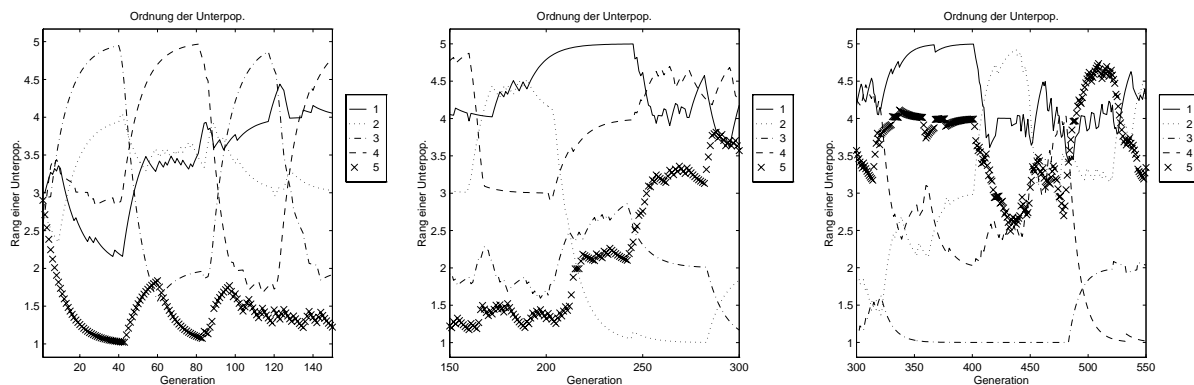


Abb. 3. Anwendung verschiedener Strategien, Ordnung der Unterpopulationen; links: Beginn des Laufs, Mitte: Mitte des Laufs, rechts: Ende des Laufs

Bei Kenntnis der Beispielfunktion ist dieses Verhalten nicht verwunderlich. Große Mutationsschritte sind besonders zu Beginn erfolgreich, danach führen große Mutationsschritte nur noch zu Verschlechterungen. Entsprechendes gilt für die Strategien mit immer kleiner werdenden Mutationsschritten. Wenn größere Schrittweiten noch Fortschritte bringen, sind kleine Schritte zu langsam. Damit hat in diesem Beispiel jede der ersten vier Strategien ihren speziellen Einsatzbereich bzw. besten Zeitpunkt. Eine Zwischenstellung nimmt Strategie 5 mit den mittleren und kleinen Schritten ein. Es ist eindeutig aus der linken Grafik zu entnehmen, daß diese Strategie am Anfang die Beste ist; ab und zu größere Schritte und meist kleinere Schritte sind eine gute Strategie. Ab Generation 200 ist dann eine der spezialisierteren Strategien besser, da Strategie 5 nur noch selten gute Individuen produziert.

4.2 Konkurrenz zwischen Unterpopulationen

In einem zweiten Beispiel soll der Einsatz konkurrierender Unterpopulationen demonstriert werden. Dazu kommt dieselbe Zielfunktion mit denselben Strategien wie im ersten Beispiel zum Einsatz. Zusätzlich fand Konkurrenz zwischen den Unterpopulationen statt.

Die Parameter der Konkurrenz waren wie folgt eingestellt: nur die beste Unterpopulation erhält Ressourcen, Ressourcenverbrauch für alle Individuen 1, Konkurrenzintervall von 4 Generationen, die schlechtesten Individuen einer Unterpopulation werden abgegeben, Unterpopulationsminimum von 5 Individuen. Dieses Beispiel stellt damit eine der einfachsten Varianten konkurrierender Unterpopulationen dar, die gleichzeitig gut zu überblicken ist. Ausgewählte Bereiche des Verlauf und der Ergebnisse des Optimierungsablaufs sind in Abb. 4 dargestellt.

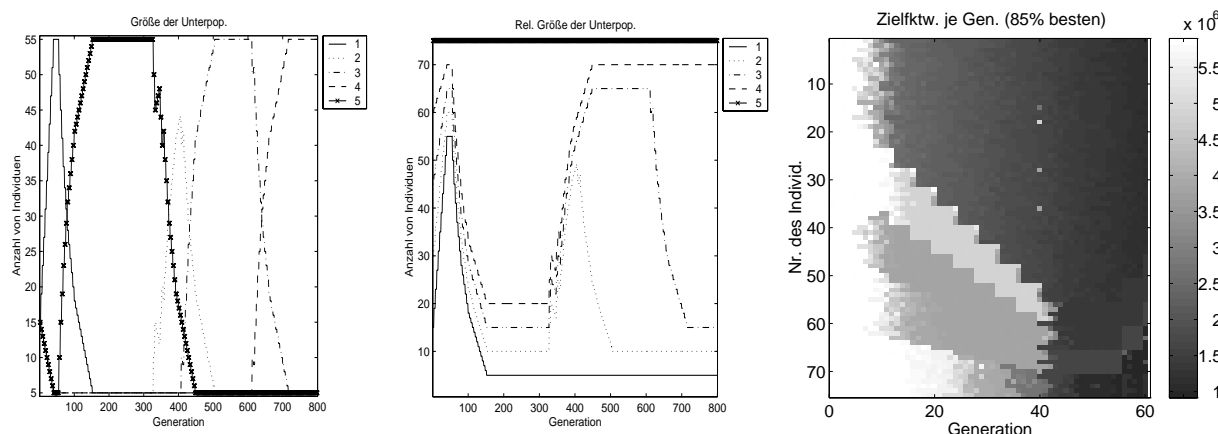


Abb. 4. Einsatz konkurrierender Unterpopulationen; links: Größe der Unterpopulationen, Mitte: relative Größe der Unterpopulationen, rechts: Zielfunktionswerte aller Individuen – Beginn des Laufs

Einen guten Überblick über den Verlauf der Konkurrenz zwischen den Unterpopulationen geben die beiden linken Grafiken in Abb. 4. Die linke Grafik zeigt die absolute Größe der Unterpopulationen, die mittlere Grafik die relative Größe der einzelnen Unterpopulationen im Verlauf der Optimierung. Bei der mittleren Grafik ergibt sich die Anzahl der Individuen einer Unterpopulation aus der Differenz zwischen zwei

Linien. Im Gegensatz zur Darstellung der Größe der Unterpopulationen kann aus dieser Darstellung auch ohne Legende die Zuordnung der Größe einer Unterpopulation zur Nummer der Unterpopulation erfolgen.

Zu Beginn des Laufs steigt die Größe von Unterpopulation 1 (große Mutationsschritte) kurz an. Etwa ab Generation 50 wächst Unterpopulation 5 (große und mittlere Mutationsschritte). Erst nach Generation 320 wird Unterpopulation 2 besser (mittlere Mutationsschritte), ab Generation 400 erhält Unterpopulation 3 (kleine Mutationsschritte) mehr Individuen. Die letzten knapp 200 Generationen ist Unterpopulation 4 (winzige Mutationsschritte) am erfolgreichsten und hat die meisten Individuen. Die erfolglosen Unterpopulationen verfügen zu jedem Zeitpunkt nur über einen geringen Anteil der Individuen der Gesamtpopulation.

Einen tieferen Einblick in den Verlauf der Optimierung zeigt ausschnittsweise die rechte Grafik in Abb. 4. Sie zeigt die Zielfunktionswerte aller Individuen der Population über mehrere Generationen (die Individuen mit den niedrigsten Nummern bilden Unterpopulation 1; die Individuen mit den höchsten Nummern Unterpopulation 5; dazwischen liegen die anderen Unterpopulationen). Die Trennung zwischen den Unterpopulationen ist deutlich zu erkennen. Dadurch kann auch indirekt die Größe der einzelnen Unterpopulationen abgelesen werden. Die Grafik zeigt den Beginn des Laufs, in dem Unterpopulation 1 erfolgreich war und in der Größe anwuchs. In der Grafik ist der Grund für diesen Erfolg zu erkennen: in Unterpopulation 1 findet die größte Verbesserung in den Zielfunktionswerten statt. In Unterpopulation 2, 3 und 4 dagegen gibt es kaum Verbesserung, nur Unterpopulation 5 kann in den ersten 40 Generationen eine sichtbare Verbesserung der Zielfunktionswerte erreichen. Mit der Migration in Generation 40 erfolgt eine Angleichung der Zielfunktionswerte zwischen den Unterpopulationen. Mit weiteren Grafiken dieses Typs können die weiteren Übergänge zwischen den Strategien beobachtet werden (hier aus Platzgründen nicht aufgeführt).

5 Zusammenfassung

Diese Arbeit stellt zwei Erweiterungen Evolutionärer Algorithmen vor: die *Anwendung verschiedener Strategien* und die *Konkurrenz zwischen Unterpopulationen*.

Die *Anwendung verschiedener Strategien* erlaubt die gleichzeitige Verwendung verschiedenster Parametereinstellungen. Dies ist in der Durchführung schneller und einfacher als mehrere unabhängige Experimente. Zusätzlich werden die Ergebnisse in einer kompakteren und besser zu überschauenden Weise dargestellt. Sehr einfach können erfolgreiche und erfolglose Strategien erkannt bzw. der unterschiedliche Erfolg einzelner Strategien während eines Laufs abgelesen werden. Außerdem eröffnet die gleichzeitige Anwendung verschiedener Strategien die Möglichkeit, daß sich die Strategien innerhalb eines Laufs ergänzen und dadurch in der gleichzeitigen Anwendung bessere Ergebnisse erreicht werden, als wenn die Strategien getrennt verwendet würden (Kooperation zwischen Strategien). Erst der Erfolg einer Strategie zu Beginn eines Laufs verhilft einer anderen Strategie im weiteren Verlauf zu ihrer erfolgreichen Anwendung.

Die Anwendung verschiedener Strategien ermöglicht damit eine höhere Stufe des Einsatzes Evolutionärer Algorithmen. Aus den angesprochenen Vorteilen sind dies im besonderen zwei Bereiche:

- Test einer Anzahl von Parametereinstellungen zur Ermittlung guter Strategien und zum gleichzeitigen Ausschließen erfolgloser Strategien,
- gleichzeitige Anwendung verschiedener Strategien, wobei jede Strategie zu einem bestimmten Zeitpunkt eines Laufs besonders erfolgreich ist bzw. die Strategien sich untereinander ergänzen.

Der Einsatz *konkurrierender Unterpopulationen* beruht auf der Anwendung verschiedener Strategien, geht aber noch eine Stufe weiter. Die verschiedenen Strategien werden nicht nur gleichzeitig angewendet, sondern die erfolgreichen Strategien erhalten mehr Ressourcen zur Verfügung, als die weniger erfolgreichen. Dadurch kommt es zu einer dynamischen Verteilung der Ressourcen auf die Strategien, die zum jeweiligen Zeitpunkt den größten Erfolg hatten.

Diese Verteilung der Ressourcen führt indirekt zu einer Anpassung der Strategieparameter während eines Laufs. Der Vorteil des Einsatzes konkurrierender Unterpopulationen gegenüber bisherigen Methoden zur Anpassung der Strategieparameter besteht darin, daß die Anpassung der Parameter nicht von außen durch den Benutzer vorgegeben werden muß, sondern in Abhängigkeit des Zustandes der Unterpopulationen geschieht. Damit eröffnen sich neue Möglichkeiten der Arbeit mit Evolutionären Algorithmen.

Durch den Einsatz konkurrierender Unterpopulationen erhalten diejenigen Strategien wenig Ressourcen, die nicht sehr gut für die Lösung des Problems geeignet sind. Dadurch wird nur ein kleiner Teil der Ressourcen für den Test dieser erfolglosen Strategien verwendet, wodurch der Test zusätzlicher erfolgversprechender Strategien auch bei sehr aufwendigen Problemen ermöglicht wird.

Bisher wurden erst wenige Arbeiten zur Beschreibung und Anwendung konkurrierender Unterpopulationen veröffentlicht. In [3] wird eine einfache Variante konkurrierender Unterpopulationen zur Strategieanpassung vorgestellt. Eine Ordnung der Unterpopulationen wurde nicht berechnet. Statt dessen wurde nur die beste Unterpopulation auf der Grundlage des besten Individuums der Population ermittelt. Alle Unterpopulationen, außer der besten, mußten Individuen abgeben, die Konkurrenzauswahl erfolgte zufällig und die beste Unterpopulation erhielt alle freien Ressourcen. In [4] wurde das Konzept konkurrierender Unterpopulationen zur Anpassung der Individuenzahl der Gesamtpopulation erweitert. Durch den zusätzlichen Parameter des Ressourcenverbrauchs konnte die relative Größe der Unterpopulationen gesteuert werden. Die in [3] und [4] vorgestellte Variante konkurrierender Unterpopulationen stellt die einfachste Möglichkeit dar. Die größte Vereinfachung betrifft die Aufteilung der Ressourcen, die nur vom besten Individuum der gesamten Population abhängt. Dies hat zur Folge, daß eine Unterpopulation immer erfolglos ist, wenn in ihr nicht das global beste Individuum enthalten ist. Mit dieser Methode wird immer nur eine Strategie bevorzugt, alle anderen werden benachteiligt. Dies führt während eines Laufs, wenn die bisher beste Strategie in ihrem Suchverhalten nicht mehr so gut wie die nächstbeste ist, zu einer unefektiven Verteilung der Ressourcen.

Mit den hier vorgestellten Verfahren zur Umsetzung konkurrierender Unterpopulationen können diese Probleme behoben werden. Die Einbeziehung der besten oder aller Individuen der Unterpopulationen ermöglicht die Bestimmung einer gewichteten Ordnung der Unterpopulationen, die eine besser abgestufte Aussage zum Erfolg der Unterpopulationen macht. Durch die zusätzliche gewichtete Aufteilung der Ressourcen auf alle Unterpopulationen wird eine Verteilung der Ressourcen erreicht, die nicht nur der besten Unterpopulation (bzw. der Unterpopulation mit dem besten Individuum) zugute kommt, sondern mehreren guten Unterpopulationen. Insbesondere beim Einsatz ähnlicher bzw. sich ergänzender Strategien führt dies zu einer „gerechteren“ Verteilung der Ressourcen.

Die vorgestellten Erweiterungen Evolutionärer Algorithmen, die *Anwendung verschiedener Strategien* und der Einsatz *konkurrierender Unterpopulationen*, sind sehr leistungsstark. Besonders in der praktischen Anwendung haben sie eine hohe Bedeutung. Beide Erweiterungen sind ein weiterer Schritt zur Entwicklung leistungsfähiger Evolutionärer Algorithmen. Insbesondere bei der Lösung großer und schwieriger Probleme werden sie ihr Potential in der Zukunft zeigen können. Eine vollständige Implementierung steht in [1] zur Verfügung.

Literatur

- [1] Pohlheim, H.: Genetic and Evolutionary Algorithm Toolbox for use with Matlab. <http://www.geatbx.com/>, 1995-2000.
- [2] Pohlheim, H.: Evolutionäre Algorithmen – Verfahren, Operatoren und Hinweise aus der Praxis. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 1999. <http://www.pohlheim.com/eavoh/index.html>
- [3] Schlierkamp-Voosen, D., Mühlenbein, H.: Strategy adaptation by competing subpopulations. In Davidor, Y., Schwefel, H.-P. and Männer, R.: Parallel Problem Solving from Nature – PPSN III: International Conference on Evolutionary Computation. Vol. 866 of Lecture Notes in Computer Science, Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag, pp. 199-208, 1994.
- [4] Schlierkamp-Voosen, D., Mühlenbein, H.: Adaptation of Population Sizes by Competing Subpopulations. In Proceedings of the 1996 IEEE Conference on Evolutionary Computation, Piscataway, New Jersey, USA: IEEE Press, pp. 330-335, 1996.

Autor:

Dr.-Ing. Hartmut Pohlheim
DaimlerChrysler AG, Forschung und Technologie, Alt-Moabit 96a, 10559 Berlin, Germany
hartmut.pohlheim@daimlerchrysler.com