

1. Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung

- 1.1. Darwins Evolutionstheorie
- 1.2. Darwins Evolutionstheorie als Inspiration für Evolutionäre Algorithmen
- 1.3. Die Unterschiede der verschiedenen Ansätze

2. Ein Beispiel

- 2.1. Die Optimierung einer Düse

3. Sichtweisen

- 3.1. Die Funktion in der Black Box
- 3.2. Eine Population auf der Funktion

4. Algorithmen

- 4.1. Iterationsschema eines Standard-EA
- 4.2. Pseudocode für eine Evolutionsstrategie

5. Charakteristika der Evolutionsstrategien

- 5.1. Repräsentation
- 5.2. Initialisierung und Bewertung
- 5.3. Rekombination
- 5.4. Mutation
- 5.5. Umweltselektion: Auswahl von μ Individuen als neue Generation
Abbruchkriterium

6. Mathematische Grundlagen

- 6.1. Gaußsche Normalverteilung $N(m, \sigma)$

Glossar

Literaturverzeichnis

1. Einleitung

1.1 Darwins Evolutionstheorie

Charles Darwin war ein englischer Naturforscher im 19. Jahrhundert. Er ging davon aus, daß Individuen sich immer voneinander unterscheiden, und daß durch natürliche Auslese diejenigen Individuen eine größere Überlebenschance haben, die besser an ihre Umwelt angepaßt sind.

Mutationen sind seltene, spontane Änderungen der Erbinformationen, die manchmal zu besser angepaßten Individuen führen.

Bei der Rekombination erzeugen mehrere Eltern ein Kind. So kann ein Kind, wenn es viele gute Eigenschaften erbt, besser angepaßt sein als jedes Elternteil für sich.

Durch Mutation entstehen neue Eigenschaften und durch Rekombination bleiben gute Eigenschaften erhalten.

Die Evolution ist ein Vorgang bei dem ständig neue Individuen entstehen, was vernünftig ist, da sich auch Umweltbedingungen von Zeit zu Zeit ändern.

1.2. Darwins Evolutionstheorie als Inspiration für Evolutionäre Algorithmen

Ungefähr 100 Jahre nachdem Darwin seine Theorie aufgestellt hat, wurde diese von einigen Wissenschaftlern wieder aufgegriffen. Am Vorbild der natürlichen Evolution wurden Konzepte entwickelt, um in der Technik schwierige Optimierungsprobleme zu lösen. Anfang der 1960er Jahre entstanden unabhängig voneinander drei Richtungen der Evolutionären Algorithmen, und zwar die Evolutionsstrategien, die Genetischen Algorithmen und die Evolutionäre Programmierung.

Da die biologische Evolution nachgeahmt wird, verwendet man biologische Begriffe für die Beschreibung dieser Optimierverfahren.

Bei einem Evolutionären Algorithmus wird immer eine Population von Suchpunkten auf einer gegebenen Funktion betrachtet. Diese Population entwickelt sich über mehrere Generationen, durch Rekombination, Mutation und Selektion, zu einer Generation, die auf einer vorgegebenen Funktion wahrscheinlich ziemlich optimale Werte annimmt.

1.3. Die Unterschiede der verschiedenen Ansätze

Es gab unterschiedliche Ansätze, da es verschiedene Möglichkeiten gibt, Evolution auf einem Computer zu simulieren. Zur Darstellung und Lösung eines Problems auf einem Computer stellen sich zunächst viele Fragen, welche die verschiedenen Ansätze unterschiedlich beantwortet haben.

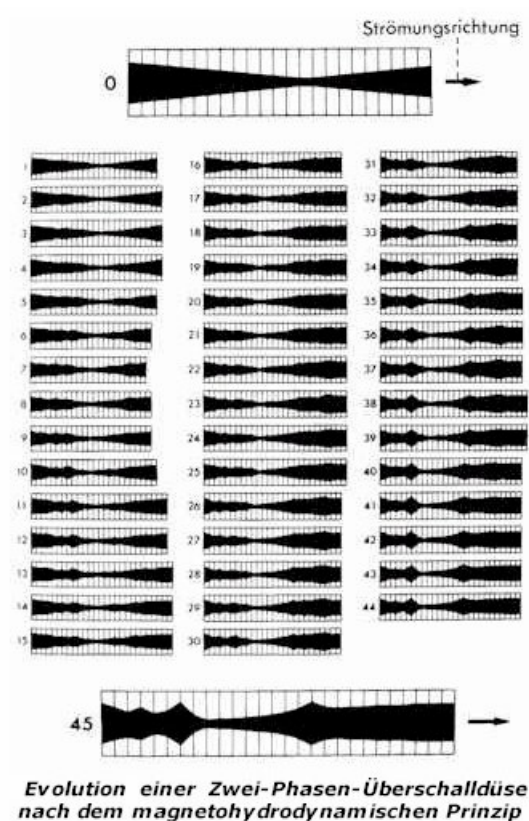
Auf welchem Suchraum bewege ich mich und wie kodiere ich die Individuen? Besteht ein Individuum aus einem 0-1-String, oder aus einem Vektor reeller Zahlen? Oder besteht ein Individuum sogar aus einem Mealyautomaten, einem binären Entscheidungsbaum oder einem lauffähigen Programm?

Ist Rekombination wichtiger, oder Mutation? Wie realisiert man Rekombination und Mutation auf den Individuen am besten?

Braucht man überhaupt eine Population von Individuen oder genügt ein Individuum das ständig durch Mutation verändert wird?

2. Ein Beispiel

2.1. Die Optimierung einer Düse



Als Erfinder der Evolutionsstrategien gelten Bientert, Rechenberg und Schwefel. Eine erste Anwendung von Evolutionsstrategien bestand in der Optimierung einer Düse. Die AEG entwickelte um das Jahr 1970 ein Kleinkraftwerk für Weltraum-Stationen. Darin wurde Kalium erhitzt. Das flüssige, verdampfende Kalium sollte durch eine Düse fließen und sich darin durch den Dampf selbst möglichst stark beschleunigen. Die Strömungsvorgänge waren zu komplex um eine Düse mit optimaler Beschleunigung zu entwerfen.

Schwefel entwickelte eine Idealdüse nach den Prinzipien der Evolutionsstrategie. Er nahm eine bewährte Düse als Ausgangsdüse und teilte sie auf in 27 Segmente. Es gab 330 Segmente mit verschiedenen Innendurchmessern als Vorrat für eine neue Düse. Mit 330 Segmente lassen sich theoretisch 10^6 Düsen zusammenbauen, die man unmöglich alle hätte testen können.

Mit einem Computerprogramm tauschte er Segmente zufällig aus. Falls die neu entstandene Düse das Kalium besser beschleunigte, wurde sie statt der vorherigen als neue Ausgangsdüse verwendet. Falls die neu entstandene Düse das Kalium schlechter beschleunigte, wurde sie verworfen.

Die Ausgangsdüse hatte einen Wirkungsgrad von 55%, die Idealdüse einen Wirkungsgrad von 80%. Das ist eine Steigerung von 25 %.

3. Sichtweisen

3.1. Die Funktion in der Black Box

Die Optimierungsprobleme, die man mit Evolutionären Algorithmen zu lösen versucht, haben im Prinzip die Form einer Black Box. In der Black Box ist eine Funktion, die entweder zu komplex ist, um sie vollständig zu analysieren, oder wir besitzen nicht genug Informationen, um sie zu analysieren. Die Eingänge bestehen entweder aus n Schaltern und somit aus dem diskreten Suchraum $\{0,1\}^n$ oder aus n Drehknöpfen für den kontinuierlichen Suchraum \mathbb{R}^n . Innerhalb der Black Box wird die Eingabe, also Einstellung an den Eingängen bewertet und ein Funktionswert an die Ausgabe übergeben. Von außen sieht man nur die Einstellung an den Eingabeknöpfen und eine reelle Zahl als Ausgabe. Bei einem Maximierungsproblem suchen wir die Schaltereinstellung die den Wert der Ausgabe maximiert.

3.2. Eine Population auf der Funktion

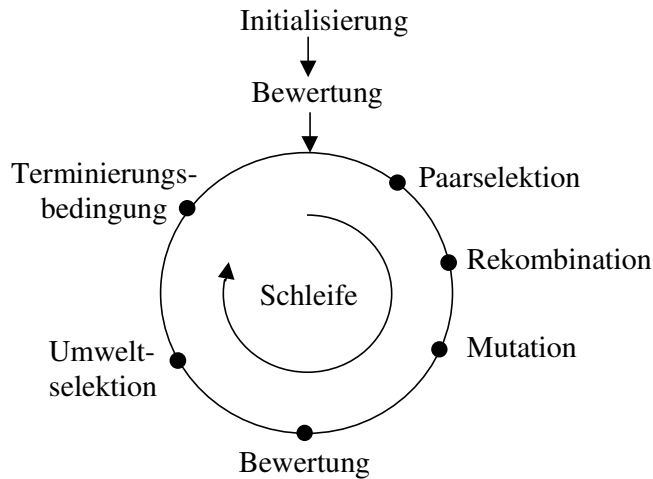
Je nachdem ob der Suchraum diskret oder kontinuierlich ist, sind unsere Individuen 0-1-Strings oder Vektoren reeller Zahlen.

Die Idee der Populationen ist die, an mehreren Stellen der Funktion gleichzeitig nach dem Optimum zu suchen. Ein einzelnes Individuum kann sich leicht in einem lokalen Optimum verrennen. In einer Population suchen mehrere Suchpunkte unabhängig voneinander, stehen aber in Kommunikation miteinander. Dies soll helfen auf schwierigen Funktionen lokale Optima und Plateaus zu überwinden.

In Evolutionären Algorithmen besteht eine Generation immer aus der selben Anzahl μ von Individuen. Aus diesen Individuen werden durch Kreuzung und Mutation λ Kinder erzeugt. Für die nächste Generation wählt man μ Individuen aus der Menge der Individuen der alten Generation und ihrer Kinder.

4. Algorithmen

4.1. Iterationsschema eines Standard-EA



Der Standard-EA beginnt mit der Initialisierung einer Population, mit einer festen Anzahl μ von Individuen. Auch jede folgende Generation wird diese Anzahl von Individuen haben. Es folgt die Bewertung der Population. Hierbei wird jedem Individuum durch die zu optimierende Funktion ein Funktionswert zugewiesen.

Der weitere Ablauf des Algorithmus ist eine Schleife. Ein Durchlauf durch diese Schleife bedeutet, dass aus einer Generation eine neue entstanden ist und anschließend die Terminierungsbedingung geprüft wurde. Anhand der Terminierungsbedingung wird entschieden, ob der Algorithmus stoppt oder noch weitere Generationen erzeugt werden.

Bei der Paarselektion wird entschieden, aus welchen Individuen bei der Rekombination die Kinder entstehen sollen.

Bei der Rekombination entsteht aus dem Genmaterial mehrerer, meist zweier Eltern ein neues Individuum.

Die Mutation wird anschließend an die Rekombination am neuen Individuum vorgenommen. Es folgt die Bewertung der neu entstandenen Individuen, anhand der zu optimierenden Funktion.

Die Umweltselektion setzt ein, wenn eine gewisse Anzahl von λ Kindern entstanden ist. Dabei ist die Anzahl λ der Kinder größer als die Anzahl μ der Eltern.

Bei der Umweltselektion werden aus der alten Generation und ihren Kindern genau μ Individuen ausgewählt, welche die neue Generation bilden.

Die Terminierungsbedingung prüft, ob unsere jetzige Generation optimal genug ist, um ihre Individuen als Lösungen für das Optimierungsproblem zu akzeptieren. Die Terminierungsbedingung kann auch einen Zähler haben und einfach z.B. die 200. Generation akzeptieren, oder akzeptieren sobald sich kein Fortschritt von einer zur nächsten Generation mehr zeigt.

Die verschiedenen evolutionären Algorithmen unterscheiden sich in der Repräsentation der Individuen. Außerdem unterscheiden sie sich in der Art, wie sie die Operatoren umsetzen. Die Operatoren sind Selektion, Rekombination und Mutation.

4.2. Pseudocode für eine Evolutionsstrategie

„ Pseudocode

1. Wähle geeignete Repräsentation
2. Initialisierung und Bewertung der Fitness der Startpopulation
3. Für λ Individuen
 - do
 - i. Suche Individuen zufällig aus (Gleichverteilung);
Generiere Nachkommen per Rekombination
 - ii. Mutiere Nachkommen
 - od
4. Bewerte Fitness aller Nachkommen gemäß Qualitätsfunktion
5. Wähle μ Individuen als neue Eltern aus gemäß Selektionsschema
6. Falls Abbruchkriterium nicht erfüllt, starte neu bei 3. “

Quelle: Zwischenbericht PG 419, S.70

5. Charakteristika der Evolutionsstrategien

5.1. Repräsentation

Ein Individuum wird durch drei Vektoren reeller Zahlen repräsentiert, $a = (x, \sigma, \alpha)$.

Der erste Vektor x ist der Objektvariablenvektor der die Objektparameter enthält. Er ist ein Vektor aus n reellen Zahlen und beschreibt einen Punkt im n -dimensionalen Raum. Er ist ein Suchpunkt auf der zu optimierenden Funktion und enthält genau die Informationen, die die Zielfunktion bewertet.

Die anderen beiden Vektoren sind Standardabweichungen σ und Rotationswinkel α . Man nennt sie die Strategieparameter.

Die Standardabweichungen bestimmen bei der nächsten Mutation wie weit wie weit sich jede Koordinate des Individuum ändert. Das kann man interpretieren als Schrittweite, wie weit das mutierte Individuum vom ursprünglichen Individuum entfernt ist.

Die Rotationswinkel bestimmen bei der nächsten Mutation für jede Koordinate die Richtung der Änderung.

5.2. Initialisierung und Bewertung

Falls man nicht viel über die zu optimierende Funktion weiß, wählt man zufällig μ Punkte für die Startpopulation aus. Ansonsten kann man auch Punkte verwenden, von denen man schon weiß, daß sie ganz gute Funktionswerte liefern.

In die Bewertung eines Individuums geht nur der Vektor der Objektvariablen ein. Es wird also nur die Position des Punktes durch die Funktion bewertet. Die Strategieparameter werden nicht bewertet. Erst bei der Vererbung zeigt sich, ob die Strategieparameter günstig gewählt wurden.

5.3. Rekombination

Es gibt 5 Möglichkeiten für die Rekombination, die man für Objekt- und Strategieparameter getrennt auswählen kann.

1. Keine Rekombination

Rekombination muß nicht gemacht werden, es genügt Nachkommen durch Klonen zu erzeugen. Varianten mit Rekombination sind aber in der Praxis erfolgreicher.

2. Diskrete Rekombination zweier Eltern (Diskret)

Es werden zwei Eltern zufällig ausgewählt. Für jede Komponente im Vektor erbt das Kind zufällig diese Information von Elter 1 oder Elter 2.

3. Diskrete Rekombination aller μ Eltern (Panmiktisch diskret)

Für jede der n Positionen im Vektor wird zufällig ein Elter ausgewählt, das diese Information vererbt.

4. Intermediäre Rekombination zweier Eltern (Intermediär)

Es werden zwei Eltern zufällig ausgewählt. Für jede Komponente im Vektor erbt das Kind den Mittelwert dieser Information von Elter 1 oder Elter 2.

5. Intermediäre Rekombination aller μ Eltern (Panmiktisch intermediär)

Für jede der n Positionen im Vektor werden zufällig zwei Eltern ausgewählt, das Kind erbt den Mittelwert dieser Information bei beiden Eltern.

5.4. Mutation

Die Änderung der Objektparameter wird durch Addition von normalverteilten Zufallszahlen mit Erwartungswert 0 realisiert. Das heißt an jeder Stelle des Vektors ist eine Verkleinerung genau so wahrscheinlich wie eine Vergrößerung, und kleine Änderungen sind wahrscheinlicher als große.

Die Strategieparameter werden mit logarithmisch normalverteilten Zufallszahlen multipliziert, so daß Halbierung und Verdoppelung der Schrittweite gleich wahrscheinlich auftreten.

Die Strategie, die bei der Mutation verfolgt wird, nennt man adaptive Schrittweitenregelung. Die Individuen sollen durch Selektion eine jeweils möglichst günstige Schrittlänge annehmen. Somit werden auch die Steuerungsparameter durch die Evolution optimiert.

Bei Mutationen sind kleine Veränderungen wahrscheinlicher als große. Veränderungen in eine Richtung sind genau so wahrscheinlich wie in die andere Richtung.

5.5. Umweltselektion: Auswahl von μ Individuen als neue Generation

Durch Rekombination und Mutation wurden aus μ Eltern λ Kinder erzeugt. Bei der Umweltselektion werden aus diesen Eltern und Kindern μ Individuen ausgewählt um die nächste Generation zu bilden. Dafür nimmt man entweder die Kommastrategie oder die Plusstrategie.

Bei einer Kommastrategie (μ, λ) werden die μ Individuen für die neue Generation nur aus den λ Kindern ausgewählt. Hierfür sollten vorher möglichst viel mehr Kinder erzeugt worden sein, als später für die neue Generation gebraucht werden, damit die Umweltselektion effektiv ist.

Bei einer Plusstrategie ($\mu + \lambda$) werden die μ Individuen für die neue Generation aus den λ Kindern plus den μ Eltern ausgewählt.

Die Kommastrategie, bei der die nächste Generation nur aus den Kindern ausgewählt wird, bedingt eine ständige Veränderung von Generation zu Generation. Es sind auch Verschlechterungen von einer zur nächsten Generation möglich, da auch sehr gute Eltern nicht überleben. Aber nur die Kommastrategie ermöglicht eine ständige Selbstadaption der Strategieparameter, da die Generationen immer wieder aus ganz neuen Individuen zusammengesetzt werden.

Die Plusstrategie erhält Individuen mit sehr gutem Fitnesswert. Solche Individuen können also viele Generationen überleben. Daher tritt von einer zur nächsten Generation nie eine Verschlechterung auf. Wir haben eine monotone Evolution, da die Güte der Generation immer gleich bleibt oder ansteigt.

Bei dieser Variante wird allerdings das Prinzip der adaptiven Schrittweitenregelung noch so gut umgesetzt, da Individuen mit sehr hohem Fitnesswert aber ungünstigen Strategieparametern sehr lange erhalten bleiben.

5.6. Abbruchkriterium

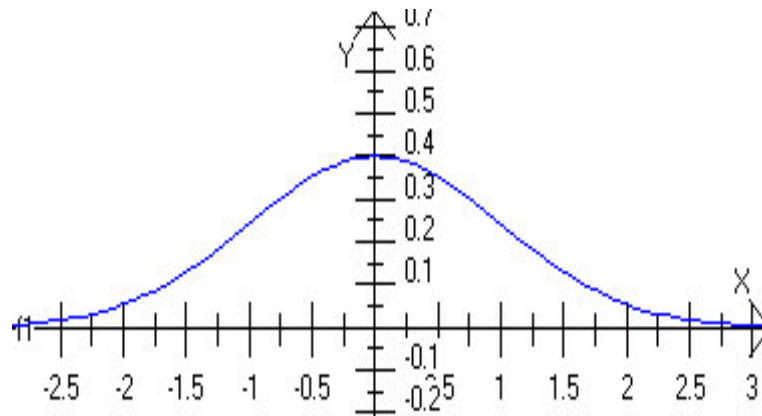
Als Abbruchkriterien gibt es mehrere Möglichkeiten. Ein einfaches Abbruchkriterium ist eine vor Beginn festgelegte maximale Anzahl von Generationen. Alternativ kann abgebrochen werden, wenn nach mehreren Generationen keine Verbesserung mehr eintritt.

Eine weitere Möglichkeit besteht darin abzubrechen, wenn das beste und das schlechteste Individuum nahe beieinander liegen.

6. Mathematische Grundlagen

6.1. Gaußsche Normalverteilung $N(m, \sigma)$

Die Funktion $N(m, \sigma)$ hat die Form einer Glockenkurve. Sie hat in der Mitte ihr Maximum und ist spiegelsymmetrisch. Das Maximum der Dichtefunktion der Normalverteilung liegt bei $x = m$. Die Wendepunkte liegen bei $m - \sigma$ und $m + \sigma$. Der Erwartungswert m bestimmt an welcher Stelle das Maximum der Funktion liegt. Die Standardabweichung σ bestimmt die Höhe des Maximums und somit wie hoch und spitz die Glocke ist. Die Fläche unter der Kurve ist die Summe aller Wahrscheinlichkeiten ist gleich 1.



Glossar

ABCDE

- **Abbruchkriterium:** Ein einfaches Abbruchkriterium ist eine vor Beginn festgelegte maximale Anzahl von Generationen t_{max} . Alternativ könnte man den Abbruch aber auch an mangelnden Fortschritt bei den Lösungen knüpfen, d.h. der Algorithmus wird abgebrochen, wenn über eine bestimmte Anzahl von Generationen keine neue beste Lösung gefunden wurde. Eine weitere von Schwefel vorgeschlagene Möglichkeit besteht darin, das jeweils beste und das schlechteste Individuum der Population zu vergleichen. Der Abbruch erfolgt, wenn die Fitnesswerte dieser beiden Individuen entweder absolut oder relativ gesehen nahe beieinander liegen.
- **Crossover:** Synonym zu Kreuzung.
- **Einpunktkreuzungen:** Im Englischen heißt das one-point crossover. Die Trennstelle $i \in \{1, \dots, n\}$ wird gemäß der Gleichverteilung gewählt. Das entstehende Kind enthält die ersten i Bits vom ersten Elternteil und die Bits $i+1$ bis n vom zweiten Elternteil.
- **Elternteil:** Bei einer Kreuzung werden die Informationen mehreren Elternteilen zusammengefügt, um einen neuen Suchpunkt als deren Kind zu erzeugen.
- **Evolutionäre Algorithmen:** Der Begriff evolutionäre Algorithmen umfasst verschiedene spezielle randomisierte Suchverfahren wie genetische Algorithmen, Evolutionsstrategien, evolutionäre Programmierung und genetische Programmierung. Evolutionäre Algorithmen sind strukturell sehr einfache Algorithmen. Sie verlaufen nach einem immer gleichen Schema in Runden ab, die man Generationen nennt.
- **Evolutionäre Programmierung:** Als Erfinder gilt Fogel. Bei der evolutionären Programmierung wird nur mit Mutation und nicht mit Kreuzungen gearbeitet. Besonders ist der Suchraum, der nicht einfach strukturiert ist wie \mathbb{R}^n oder $\{0,1\}^{72}$. Ziel ist es, einen deterministischen endlichen Automaten (DFAs) zu erzeugen, der möglichst klein ist und sich auf den Trainingsbeispielen gut verhält.
- **Evolutionsstrategien:** Als Erfinder der Evolutionsstrategien gelten Bienert, Rechenberg und Schwefel. Die erste Anwendung war die Optimierung einer Düse, bei der der Einfluss der äußeren Form auf die Leistung physikalisch nicht verstanden war. Bei Evolutionsstrategien wurden zunächst nur stetige Suchräume \mathbb{R}^n betrachtet. Außerdem gab es keine Kreuzungen, sondern nur Mutationen. (siehe auch Plusstrategien und Kommastrategien)

- **Fitnesswert:** Der Funktionswert eines Punktes wird auch sein Fitnesswert genannt. Vom Fitnesswert kann es abhängen, ob ein Punkt in die neue Generation übernommen wird. Vom Fitnesswert kann auch abhängen, ob ein Punkt als Elternteil für neue ausgewählt wird.
- **Fitnessfunktion:** Das ist die zu Funktion deren globales Optimum gefunden werden soll. Diese Funktion weist jedem Suchpunkt seinen Funktionswert zu, der auch Fitnesswert des Punktes genannt wird.

FGHIJ

- **Generation:** Zum Zeitpunkt $t=0$ wird eine zufällige Population von p Punkten ausgewählt. Dies ist die null-te Generation. Aus der t -ten Generation werden neue Punkte (Kinder) erzeugt. Die Elemente der neuen Generation werden aus den Elementen der alten Generation und den Kindern ausgewählt.
- **Genetische Algorithmen:** Als Erfinder genetischer Algorithmen gilt Holland. Er verwendet binäre, diskrete Suchräume $\{0,1\}^n$. Die Selektion findet fitnessproportional statt. Schließlich werden Kreuzungen als Hauptoperatoren behandelt, Mutationen gibt es meist gar nicht.
- **Genetische Programmierung:** Genetische Programmierung ist von Koza erst Ende der 80er Jahre entwickelt worden. Der Suchraum besteht aus einer Menge von syntaktisch korrekten Programmen, deren Fitness daran gemessen wird, wie gut sie eine vorgegebene Aufgabe erfüllen. In den meisten Fällen werden Baumdarstellungen für Programme gewählt, dafür bieten sich LISP-ähnliche Konstruktionen an (S-Ausdrücke). Dies sind Bäume, an deren Blättern Variablen oder Konstanten und an deren inneren Knoten Operationen stehen (arithmetische Operationen, aber auch Funktionen wie \log oder \sin je nach Anwendungsgebiet). Wie bei genetischen Algorithmen werden Kreuzungen als besonders wichtig angesehen. Hierbei werden in beiden Elternteilen zufällig Subbäume ausgewählt und diese dann ausgetauscht. Bei booleschen Funktionen gibt es die Darstellung durch binäre Entscheidungsbäume.
- **Hamming Abstand:** Unter dem Hamming Abstand $d(x,y)$ zweier binärer Wörter x, y derselben Länge versteht man die Anzahl der Stellen, an denen x und y sich bitweise unterscheiden. Oder formaler ist d die Anzahl der Indizes i an denen $x_i \neq y_i$ gilt.
- **heuristisch:** es wird nicht erwartet, dass eine bestimmte (erwartete) Rechenzeit und/oder eine bestimmte Güte der erzeugten Lösung garantiert wird
- **Individuum:** Punkt eines Suchraums
- **Initialisierung:** Wahl der ersten Population. Oft wird die Wahl der Individuen für diese Population dem Zufall überlassen..

KLMNO

- **Kommastrategien:** Sie gehören zu den Evolutionsstrategien. Bei einer (μ, λ) -Strategie werden die μ Individuen der neuen Generation als beste Individuen aus der Menge der Kinder ausgewählt.
- **Kreuzung:** Das ist eine Klasse von Verfahren zur Auswahl eines neuen Punktes. Bei einer Kreuzung sollen mehrere Elternteile, im allgemeinen zwei, Informationen "austauschen". Eine sinnvolle Forderung bei einer paarweisen Kreuzung besteht darin zu fordern, dass das Kind nicht weiter von den Eltern entfernt ist als diese voneinander. (siehe auch Einpunktkreuzungen, Mehrpunktkreuzungen)

- **Kreuzungsoperatoren:** Es gibt Einpunktkreuzungen (one-point crossover) und Mehrpunktkreuzungen speziell gleichmäßige Kreuzung (uniform crossover). Es ist üblich, verschiedene Variationsoperatoren zu kombinieren. Oft wird zum Beispiel auf einen durch Crossover erzeugten Nachkommen noch ein Mutationsoperator angewendet.
- **Kind:** Das ist der neue Suchpunkt der durch Kreuzung oder Mutation entsteht. Er wird auch Nachkomme genannt.
- **lokale Suchverfahren:** Hier muss es für jeden Punkt x des Suchraumes S eine nichtleere Nachbarschaft $N(x) \subseteq S$ geben.
- **Mehrpunktkreuzungen:** Im Englischen heißt das uniform crossover. Diese Kreuzungsform nimmt an, dass die Positionen der Bits nichts zu besagen haben. An den Positionen, an denen die Eltern übereinstimmen, übernimmt das Kind die Information. An den anderen Positionen übernimmt das Kind mit Wahrscheinlichkeit $1/2$ das Bit des ersten Elternteils und mit Wahrscheinlichkeit $1/2$ das Bit des zweiten Elternteils.
- **Mutation:** Das ist eine Klasse von Verfahren zur Auswahl eines neuen Punktes. Das biologische Vorbild ist die fehlerbehaftete Replikation. In diskreten Suchräumen soll jeder Punkt des Suchraums eine positive Wahrscheinlichkeit haben, Kind eines beliebigen Elternteils zu sein. Allerdings sollten Mutationen zu ähnlichen Kindern wahrscheinlicher sein als Mutationen zu unähnlicheren Kindern.
- **Nachbarschaft:** In lokalen Suchverfahren muß es für jeden Punkt x des Suchraumes S eine nichtleere Nachbarschaft $N(x) \subseteq S$ geben. Formal ist es erlaubt, $N(x) = \{x\}$ oder $N(x) = S$ zu setzen. Gedacht ist aber daran, dass $N(x)$ eine relativ kleine Menge des Suchraumes enthält, wobei die Punkte in $N(x)$ dem Punkt x ähnlicher sind als die Punkte außerhalb von $N(x)$. Insbesondere gehört x typischerweise zu $N(x)$.
- **Normalverteilung:** Der Erwartungswert der Normalverteilung ist 0.

PQRST

- **Plusstrategien:** Sie gehören zu den Evolutionsstrategien. Bei einer $(\mu + \lambda)$ -Strategie ist die Populationsgröße μ , es werden λ Kinder erzeugt und die neue Generation besteht aus den besten μ Individuen von aktueller Generation und deren Kinder zusammen.
- **Population:** Der Algorithmus will nicht alle $(x_i; f(x_i))$ abspeichern, sondern nur p der ausgewählten Punkte. Dies spart Speicherplatz. Die abgespeicherten Punkte bilden eine Population.
- **randomisiert:** Entscheidungen hängen von Zufallsbits ab
- **Randomisierte Suchverfahren:** Zur Klasse der randomisierten Suchverfahren gehören neben evolutionären Algorithmen auch simulated annealing, tabu search und manche andere Verfahren lokaler Suche.
- **Rekombination:** Synonym zu Kreuzung.
- **S:** Suchraum der zu optimierenden Funktion
- **Selektion:** Dies ist ein Prozess zur Auswahl von Individuen aus einer Population. Es gibt Selektion zur Reproduktion, dabei müssen die Individuen ausgewählt werden, die Kinder erzeugen. Und es gibt Selektion zur Ersetzung, dabei müssen die Individuen aus der aktuellen Generation und den erzeugten Kindern ausgewählt werden, die die neue Generation bilden.
- **Selektion zur Reproduktion:** Dies ist ein Auswahlprozess, der die Individuen bestimmt, die als Eltern zur Erzeugung neuer Individuen dienen. Die Erzeugung geschieht per Kreuzung und/oder Mutation. Der Auswahlmechanismus enthält meist eine Zufallskomponente, wobei in der Regel viel versprechende Individuen bevorzugt werden, also die Wahrscheinlichkeit, Elter zu werden mit wachsendem Fitnesswert steigt.

- **Selektion zur Ersetzung:** Nach der Variation erfolgt erneut eine Bewertung . Für die nächste Generation bleibt die Größe der Population meist unverändert . Bei einer Kommastrategie (μ , λ) wird nun nur aus den Kindern mit dem größten Fitnesswert die neue Generation gebildet. Bei einer Plusstrategie ($\mu + \lambda$) werden Eltern und Kinder zusammengefaßt, um daraus die Individuen mit dem größten Fitnesswert als neue Generation zu wählen.
- **Standardabweichung σ :** Die Mutation ist komponentenweise durch $x_i + \sigma Z_i$ definiert. Dabei ist Z_i standardnormalverteilt. Der Parameter σ ist die Standardabweichung und erlaubt es die Größe der Veränderung zu beeinflussen . In der Regel ist σ während eines Laufs nicht fest gewählt, sondern wird in Abhängigkeit vom Verlauf geändert. Die Idee ist, σ in großer Entfernung von guten Punkten im Suchraum groß zu wählen, um rasch zu besseren Punkten zu kommen, und σ in der Nähe von optimalen Punkten klein zu wählen, um diese genau finden zu können. σ^2 heißt Varianz .
- **Suchräume:** Dies sind die Definitionsmengen der zu optimierenden Funktionen.

UVWXYZ

- **Variation:** Oberbegriff für Mutation und Kreuzung
- **Varianz σ^2 :** ist das Quadrat der Standardabweichung σ
- **Z:** Menge der Zielwerte der zu optimierenden Funktion

1/5-Regel

Die 1/5-Regel ist eine Heuristik die, während der Algorithmus läuft, die Stärke der Mutationen ändert. Dies geschieht, indem sie die Varianz σ^2 ändert, da die Mutation komponentenweise durch $x_i + \sigma Z_i$ definiert ist. Z_i ist standardnormalverteilt. Die Stärke der Mutationen, ist bildlich gesehen die Schrittweite zwischen altem und neuem Suchpunkt. Wenn wir mit einer zu kleinen Varianz und damit einer zu kleinen Schrittweite starten, nähern wir uns vielleicht kontinuierlich dem Optimum, aber die Zeit, eine große Strecke zurückzulegen, ist riesig. Wenn die Schrittweise viel zu groß ist schaffen wir es nicht das Optimum zu treffen, sondern überspringen es ständig.

Literaturverzeichnis

1. <http://www.kreudenstein-online.de/Evolution/EvolutionsAnwendungen.htm>
2. <http://www.cs.tu-berlin.de/~mki/lehre/muster/EA-Ausarbeitung2.pdf>
3. Industrielle Anwendungen Evolutionärer Algorithmen, Sigrid Hafner (Hrsg.), Oldenburg Verlag 1998
4. Skript Evolutionäre Algorithmen SS2002 von Ingo Wegener
5. Zwischenbericht PG 419