

# Evolutionäre Optimierungsalgorithmen

FEDERICO RAMÍREZ VILLAGRANA

Universität Hamburg

Methodenkompetenz - Einführung in das wissenschaftliche Arbeiten

Dozent: Dr. Andreas Günther

## Zusammenfassung

*In diesem Paper wird darüber diskutiert, sowohl was Optimierung ist und warum ist es schwer, als auch was evolutionärer Algorithmen (EA) sind und wie, warum, und wann sind sie hilfreich in dem Optimierung-Bereich. Es wird auch im Detail erklärt, wie EA funktionieren und warum sind sie als teil des künstlichen Intelligenz betrachtet. Es werden auch einige bekannte EA erwähnt und oberflächlich erklärt. Am ende wird darüber diskutiert, was für Vor- und Nachteile die EA haben.*

## I. EINLEITUNG

**D**as Problem des Handlungsreisenden (engl. traveling salesman problem oder TSP) ist ein sehr bekanntes und studiertes Problem in dem Informatik-Bereich und es geht wie folgendes:


Es muss eine Reihenfolge für den Besuch mehrerer Orte so gewählt sein, dass keine Station außer der ersten mehr als einmal besucht wird, die gesamte Reiserstrecke des Handlungsreisenden möglichst kurz, und die erste Station gleich der letzten Station ist. [wikc]

Sei  $n$  die Anzahl der Stationen, es gibt  $(n - 1)!$  mögliche Lösungen für das TSP. Das heißt, dass für  $n = 4$  es 6 mögliche Lösungen gibt. Es ist nicht schwer einen brute-force<sup>1</sup> Ansatz zu verfolgen für ein Problem, das nur 6 Lösungen hat. Aber wenn  $n = 50$ , gibt es circa  $6,1 \times 10^{62}$  Lösungen.

Folgendes ist hilfreich, um diese Anzahl in einer Perspektive zu setzen: Das Universum ist circa 15 Milliarde Jahre alt, das ist  $4,7 \times 10^{17}$  Sekunden. Wenn es eine Billion Rechner gäbe, die

jede einzeln seit dem Anfang des Universums eine Billion Lösungen pro Sekunde berechnete, bisher wären nur  $4,7 \times 10^{41}$  Lösungen berechnet worden.

Das TSP ist nur ein Beispiel von vielfältigen Probleme, die zu den kombinatorischen Problemen gehören, das heißt, Probleme für die einfach kein brute-force Ansatz möglich ist. Es ist in diesem Fall, dass evolutionärer Algorithmen (EA) hilfreich sind.

EA sind ein geeignetes Werkzeug, um gute Lösungen für kombinatorische Probleme zu finden. Natürlich können wir nicht sicher sein, dass wir die beste Lösung gefunden haben, außer wenn wir jede mögliche Lösung berechnen haben. Aber wie es mit dem TSP-Beispiel gezeigt ist, es ist nicht immer möglich, alle mögliche Lösungen (in angemessener Zeit) zu berechnen. 

## II. STAND DER FORSCHUNG

**I**N den 70er Jahren wurde erstmals über EA diskutiert. Die erste Form von EA waren die genetische Algorithmen, die in [Hol75] eingeführt wurden. Seit damals wurden jedes Jahr mehrere EA präsentiert. Es ist auch üblich,

<sup>1</sup>Auch Exhaustionsmethode, ist eine Lösungsmethode für Probleme, die auf dem Ausprobieren aller möglichen (oder zumindest vieler möglicher) Fälle beruht. [wika]

dass nicht nur Varianten von schon bekannten EA eingeführt werden, sondern auch neue Anwendungen. In [alg] allein werden circa 48 EA gelistet.

Heutzutage finden sich immer mehr Anwendungen der EA in nahezu allen Bereichen. Von der Medizin [CAPR00] und Biologie [Wonwn] über das Motor- [AK09] und Flugzeugdesign [AFwn] [IAC14] bis hin zur Kunst [DeL12] [Mü12] und Wirtschaft [MGCT07].

### III. OPTIMIERUNG

**I**n dem Mathematik-Bereich, Optimierung bedeutet die Findung von Parametern eines Systems, die ein bestmögliches Ergebnis erzielen. [wikb] Wir können diese Findung von Parametern auch wie folgendes definieren: Die Auswahl der bestmöglichen Lösung eines Problems von einer Menge mögliche Lösungen.

In Optimierungsprobleme wird eine Zielfunktion (engl. objective function) definiert, die entweder maximiert oder minimiert werden soll. Die Zielfunktion wird „Kosten-Funktion“ oder „Fitness-Funktion“ in Minimierung- und Maximierungsprobleme bzw. genannt.

Sei  $f(x)$  ein Zielfunktion,  $x$  ist ein Vektor und wird „Entscheidungsvariable“ genannt. Die Anzahl von Elementen in  $x$  wird die „Dimension“ des Problems genannt. Die Domäne der Zielfunktion repräsentiert die mögliche Lösungen des Problems.

Das Ziel der Optimierung ist es denn, die bestmögliche Lösung des Problems zu finden, das heißt, einen Wert für die Entscheidungsvariable zu finden, sodass die Zielfunktion einen maximal bzw. minimal Wert ergibt.

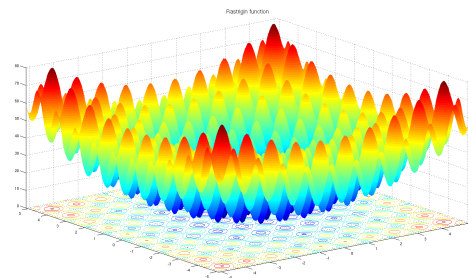
Es gibt verschiedene Klassifizierungen oder Arten von Optimierung:

- **Eingeschränkt** Optimierung.  
Die Entscheidungsvariable kann nicht irgendwelchen Wert aus der Domäne der Zielfunktion nehmen. Es gibt Einschränkungen dafür.
- **Multi-objective** Optimierung.  
Das Problem besteht aus vielfältigen, von-

einander unabhängigen Zielfunktionen.

- **Multi-modal** Optimierung.  
Die Zielfunktion(en) hat/haben mehrere Minima bzw. Maxima. Abbildung 1 zeigt eine multi-modale Funktion.

**Abbildung 1:** Rastrigin function. Quelle: [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Rastrigin\\_function.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Rastrigin_function.png)



Eine der wichtigsten und schwersten Teile der Optimierung ist es, eine geeignete Zielfunktion zu definieren, die alle die wichtige zu optimieren Faktoren berücksichtigt. Probleme im wirklichen Leben sind normalerweise eingeschränkt, multi-Objective und multi-modale, oder mit einer hoch Anzahl von Dimensionen. Wegen diesen Eigenschaften der Zielfunktionen und der Optimierungsprobleme ist es schwer eine gute Lösung mittels traditioneller Vorgänge zu finden. Im Laufe der Zeit haben EA sich als gutes Werkzeug zur Lösung dieser Art von Probleme in angemessener Zeit erwiesen.

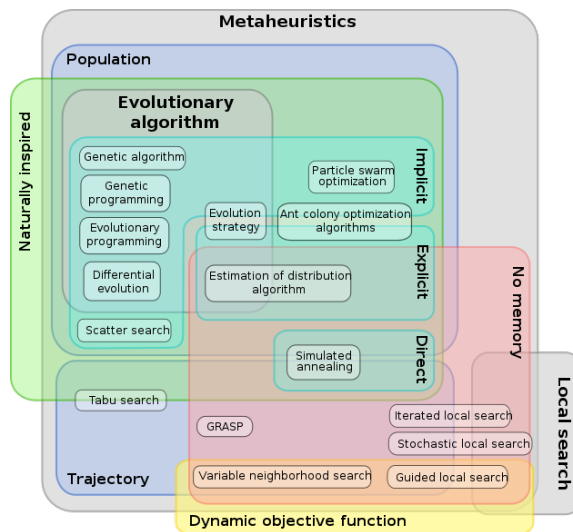
### IV. WAS IST EIN EVOLUTIONÄRER ALGORITHMUS?

**D**er EA-Bereich ist ziemlich neu, deswegen gibt es bisher keine allgemein akzeptierte Definition von evolutionäre Algorithmen.

EA sind zwar als Teil des künstliche Intelligenzen (KI) betrachtet, aber genau wo sie in Verbindung mit anderen KI-Methoden stehen, und was der EA-Bereich beinhaltet, ist von

dem Autor abhängig. Abbildung 2 zeigt eine von mehreren mögliche Klassifikationen von KI-Methoden in Bezug auf Metaheuristics (welche über den Rahmen dieses Papiers hinausgehen).

**Abbildung 2:** Klassifikation von Metaheuristics.  
Quelle: [https://en.wikipedia.org/wiki/File:Metaheuristics\\_classification.svg](https://en.wikipedia.org/wiki/File:Metaheuristics_classification.svg)



In Abbildung 2 kann es auch erkannt werden, dass der Autor Particle Swarm Optimization (PSO) und Ant Colony Optimization (ACO) nicht als EA betrachtet, trotzdem gibt es andere Autoren (wie z. B. [Sim13]), die diese Algorithmen genau für EA halten.

In diesem Paper wird folgende Definition für evolutionärer Algorithmus genommen: Ein Algorithmus, der die Lösung eines Problems durch viele Iterationen entwickelt.

## i. Eigenschaften der evolutionären Algorithmen

Folgende sind die Hauptmerkmale der EA:

- Eine Zielfunktion.
- Eine - so genannte - Bevölkerung von mögliche Lösungen.  
Eine Menge von Darstellungen der Lösungen (Elemente der Domäne der Zielfunktion) des Problems, die mittels

der Algorithmus und mehrere Iterationen (auch „Generationen“ genannt) verarbeitet und hoffentlich verbessert werden.

- Vorgänge, die die Elementen der Bevölkerung betreffen und verändern.

Die meisten EA sind aus der Natur inspiriert, das heißt, dass Wissenschaftler Ereignisse, Systeme, und Mechanismen der Natur beobachten und danach versuchen einigermaßen, sie mit Algorithmen zu reproduzieren. EA werden „evolutionär“ genannt, denn sie sind ursprünglich auf die Evolution basiert. [Hol75]

## ii. Eigenschaften der Intelligenz

Wie vorher gesagt, EA sind als Teil des KI betrachtet, weil sie Eigenschaften intelligenter natürlicher Systeme emulieren.

Nach [Sim13] sind die folgende Eigenschaften notwendig, um ein System als intelligent zu betrachten:

- Adaptation.  
Ein intelligentes System muss in hohem Maße an unvorhersehbare Änderungen anpassbar sein. Lernen ist daher unerlässlich.
- Zufälligkeit.  
Obwohl Zufälligkeit meistens als eine schlechte Eigenschaft betrachtet wird, es ist in gewissem Maße notwendig, damit neue Lösungen eines Problems gefunden sein können.
- Kommunikation.  
Zwar ist eine einzige Ameise nicht wirklich als intelligent beurteilt, aber eine Ameisenkolonie ist (dank Kommunikation durch Pheromone) als eine super-intelligent Einheit überlegt.
- Rückmeldung.  
Ein System kann sich nicht anpassen und verbessern, wenn es seine Umgebung nicht erkennen und darauf reagieren kann. Auch um zu lernen, muss ein System seine

Fehler (mittels Rückmeldung) erkennen.

- Erkundung.

Neue Lösungen finden, neue Wege erkunden, neue Ideen erzeugen. Am meistens eng mit Zufälligkeit verbindet.

- Ausbeutung.

Im Gegenteil zu Erkundung, Ausbeutung heißt, schon bekannte Lösungen und Wege (oder Kenntnisse) ausnutzen.

In nächster Sektion werden verschiedene Beispiele von EA gezeigt und in **jeden** Beispiel wird **es erwähnt**, welches Teil des Algorithmus **es** welche Eigenschaft **des** Intelligenzes versucht zu emulieren. Es ist auch wichtig zu nennen, dass nicht jede Eigenschaft des Intelligenzes von jeden EA repliziert ist.

## V. EA BEISPIELE

Heutzutage gibt es viele EA und jedes Jahr werden neue entwickelt. In dieser Sektion werden nur ein paar der bekanntesten und wichtigsten erwähnt und oberflächlich erklärt.

### i. Genetic Algorithmen - GA

Genetic Algorithmen (GA) sind ursprünglich in [Hol75] präsentiert und danach in [Gol98] **weiter entwickelt**. Der Name „Genetic Algorithms“ bezieht sich mehr auf eine Familie von Algorithmen als auf einen einzigen Algorithmus.

GA sind die erste **vorgestellte, bekannteste, und am meistens verwendete** EA. Ursprünglich waren sie dafür entwickelt, um adaptierbare Systeme zu studieren. Sie sind Simulationen der natürlichen Selektion. Daher sind sie genau auf die Evolution basiert.

Es gibt sechs Hauptteile der GA:

1. Codierung der Lösungen.

Als erstes muss man eine geeignete Codierung für die **mögliche** Lösungen finden. Das heißt, eine Darstellung für die Lösungen finden, die einfach zu verarbeiten ist. Eine **die am meistens verwendete**

Codierungen ist eine Bit-Folge. In dieser Codierung jedes Bit wird „Gen“ genannt.

2. Ursprüngliche Bevölkerung.

Eine ursprüngliche Bevölkerung muss initialisiert werden. Diese Initialisierung kann entweder zufällig oder auf Vorkenntnis basiert sein. Wie viele **Elementen** die Bevölkerung hat, ist ein wichtiger Parameter. Je **mehrere Elemente desto eine bessere Wahrscheinlichkeit**, um gute Lösungen zu finden.

3. Fitnessfunktion.

Die Zielfunktion des Problems.

Der Wert, den die Zielfunktion ergibt, wenn sie für den Wert ausgewertet wird, den ein Element der Bevölkerung darstellt, wird die „Fitness“ des Elements genannt.

4. Auswahl von Einzelnen.

Zwei Elemente der Bevölkerung werden ausgewählt, um ein **neue** Element herzustellen. Das verfolgte Verfahren, um die Elemente auszuwählen, kann entweder zufällig sein, oder auf die Fitness der Elemente basiert. Die **ausgewählte** Elemente werden „Eltern“ genannt.

5. Crossover.

Dies ist **das** wichtigste Teil der GA. Es definiert wie das neue Element aus die Eltern erstellt wird. Das heißt, welche Gene wird das neue Element von jeden Elternteil erben.

6. Mutation.

Einige zufälligerweise-ausgewählte neu-erstellte Elemente werden mutiert sein. Das heißt, dass einige Bits gekippt werden. Welche Elemente **werden mutiert** und wie viele und welche Bits **werden gekippt**, kann mittels verschiedener Verfahren bzw. entscheidet werden.

EA insgesamt sind Problem-unabhängig, das heißt, dass wenn es eine geeignete Darstellung der Lösungen und eine geeignete Zielfunktion gibt, kann theoretisch jedes Problem mittels EA

**Abbildung 3:** Wesentlich genetic Algorithmen pseudo-Code. Quelle: [Sim13]

---

```

Parents ← {randomly generated population}
While not(termination criterion)
    Calculate the fitness of each parent in the population
    Children ← ∅
    While |Children| < |Parents|
        Use fitnesses to probabilistically select a pair of parents for mating
        Mate the parents to create children  $c_1$  and  $c_2$ 
        Children ← Children ∪ { $c_1, c_2$ }
    Loop
    Randomly mutate some of the children
    Parents ← Children
Next generation
    
```

---

optimiert werden. Aus diesem Grund gibt es bei jedem EA ein Element der **Adaptation**.

In **Teil 2** sowie in **Teile 4 bis 6** kann **Zufälligkeit** verwendet werden, je nachdem welche Verfahren **bzw.** ausgewählt werden.

In dem Mutation-Teil, eine hoch Wahrscheinlichkeit, um Elemente zu mutieren, heißt viel **Erkundung** und weniger **Ausbeutung**, und umgekehrt.

## ii. Particle Swarm Optimization - PSO

Particle Swarm Optimization (PSO) ist ursprünglich in [JK95] und in [YS98] präsentiert.

PSO ist auf menschlichen sozialen Verhalten basiert. [JK01] Genauer, PSO basiert auf der Beobachtung von Gruppen von Individuen, die zusammenarbeiten, um nicht nur ihr kollektives Verhalten in einer bestimmten Aufgabe zu verbessern, sondern auch ihr individuelles Verhalten zu verbessern.

Die Grundideen hinter PSO sind folgende:

- Es gibt eine Menge Partikeln, die sich mit einer beliebigen Geschwindigkeit durch den Suchraum bewegen.
- Der Suchraum ist in „Nachbarschaften“ mit einer beliebigen gleichen Größe unterteilt.
- Jeder Partikeln speichert sowohl die beste Position, die sie im Suchraum besucht hat, als auch die beste Position, die ihre Nachbarn erreicht haben.
- Beide die Partikels beste Position und ihre Nachbarns beste Positionen beeinflussen die Partikels Geschwindigkeit.

**Abbildung 4:** Wesentlich PSO Algorithmus pseudo-Code. Quelle: [Sim13]

---

```

Initialize a random population of individuals  $\{x_i\}$ ,  $i \in [1, N]$ 
Initialize each individual's  $n$ -element velocity vector  $v_i$ ,  $i \in [1, N]$ 
Initialize the best-so-far position of each individual:  $b_i \leftarrow x_i$ ,  $i \in [1, N]$ 
Define the neighborhood size  $\sigma < N$ 
Define the maximum influence values  $\phi_{1,max}$  and  $\phi_{2,max}$ 
Define the maximum velocity  $v_{max}$ 
While not(termination criterion)
    For each individual  $x_i$ ,  $i \in [1, N]$ 
         $H_i \leftarrow \{\sigma \text{ nearest neighbors of } x_i\}$ 
         $h_i \leftarrow \arg \min_x \{f(x) : x \in H_i\}$ 
        Generate a random vector  $\phi_1$  with  $\phi_1(k) \sim U[0, \phi_{1,max}]$  for  $k \in [1, n]$ 
        Generate a random vector  $\phi_2$  with  $\phi_2(k) \sim U[0, \phi_{2,max}]$  for  $k \in [1, n]$ 
         $v_i \leftarrow v_i + \phi_1 \circ (b_i - x_i) + \phi_2 \circ (h_i - x_i)$ 
        If  $|v_i| > v_{max}$  then
             $v_i \leftarrow v_i v_{max} / |v_i|$ 
        End if
         $x_i \leftarrow x_i + v_i$ 
         $b_i \leftarrow \arg \min \{f(x_i), f(b_i)\}$ 
    Next individual
Next generation
    
```

---

In PSO können die Geschwindigkeiten der ersten Bevölkerung zufällig initialisiert werden. Daher haben wir ein Element der **Zufälligkeit**.

Da die Partikeln die beste bisher erreichte Positionen ihrer Nachbarn kennen müssen, gibt es auch Kommunikation.

Die Tatsache, dass die beste bisher erreichte Positionen die Geschwindigkeit der Partikel beeinflussen, zeigt **Rückmeldung**. In welche Ausmaß wird die Partikel beeinflusst, kann entweder **Erkundung** oder **Ausbeutung** fördern.

## iii. Differential Evolution - DE

Es wurde erstmals in [Sto96a] und [Sto96b] über differential Evolution (DE) diskutiert. Aber die erste vielfach gelesene DE-Veröffentlichung war [KP97].

Im Gegensatz zu fast alle andere EA, DE ist nicht auf der Natur inspiriert. Eine die wichtigste Merkmale der DE ist, dass es einfach ist. Dies Merkmal ist wichtig, da es erlaubt Benutzer aus andere Bereiche (d. h. nicht Informatikern/innen oder Mathematiker/innen), es umzusetzen.

Die wesentliche Schritte eines DE Algorithmuses sind die folgende:

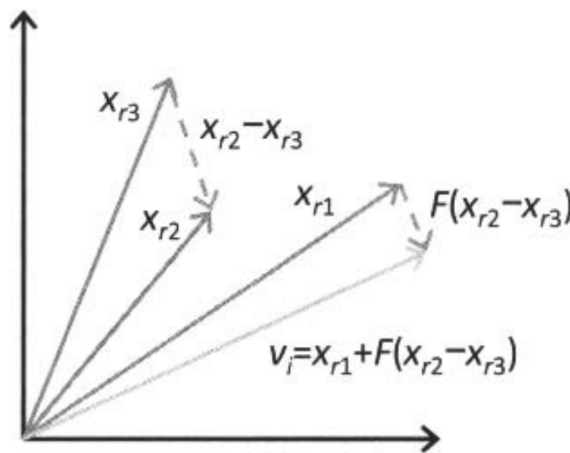
1. Die Bevölkerung eines DE Algorithmus besteht auf Vektoren mit  $n$  Elemente. Wo  $n$  ist auch die Dimension des Problems.

Weiterhin, jeder Vektor selbst stellt eine mögliche Lösung des Problems dar.

2. Zwei Vektoren  $x_{r2}, x_{r3} \mid r2 \neq r3$  werden ausgewählt.
3. Die Differenz zwischen  $x_{r2}$  und  $x_{r3}$  wird berechnet.
4. Die skalierte Differenz wird zu einem dritten Vektor  $x_{r1} \mid r1 \notin \{r2, r3\}$  addiert. Das wird eine neue mögliche Lösung  $v_i$  ergeben.
5.  $v_i$  wird mit einem Vektor  $x_i \mid i \notin \{r1, r2, r3\}$  kombiniert.
6.  $x_i$  wird gegen  $u_i$  verglichen und nur der beste wird behalten.

Abbildung 5 zeigt Schritte 2 bis 4 für ein Problem mit 2 Dimensionen. Abbildung 6 zeigt einen ganzen DE Algorithmus pseudo-Code für  $n$  Dimensionen.

**Abbildung 5:** Grundlegende Idee von DE. Quelle: [Sim13]



Der Algorithmus, den die Abbildung 6 beschreibt, ist „DE/rand/1/bin“ genannt und es ist die einfachste Variante der DE Algorithmen. Andere Varianten sind z. B. „DE/best/1/L“, „DE/best/2/bin“, „DE/rand/1/exp“, u. v. a. m.

Jedes Teil dieser Namen bezieht sich auf die Verfahren, die für bestimmte Schritte der DE Algorithmen verwendet werden.

**Abbildung 6:** Wesentlich DE Algorithmus pseudo-Code. Quelle: [Sim13]

---

```

F = stepsize parameter ∈ [0.4, 0.9]
c = crossover rate ∈ [0.1, 1]
Initialize a population of candidate solutions {x_i} for i ∈ [1, N]
While not(termination criterion)
    For each individual x_i, i ∈ [1, N]
        r1 ← random integer ∈ [1, N] : r1 ≠ i
        r2 ← random integer ∈ [1, N] : r2 ∉ {i, r1}
        r3 ← random integer ∈ [1, N] : r3 ∉ {i, r1, r2}
        v_i ← x_r1 + F(x_r2 - x_r3) (mutant vector)
        J_r ← random integer ∈ [1, n]
        For each dimension j ∈ [1, n]
            r_cj ← random number ∈ [0, 1]
            If (r_cj < c) or (j = J_r) then
                u_ij ← v_ij
            else
                u_ij ← x_ij
        End if
    Next dimension
Next individual
For each population index i ∈ [1, N]
    If f(u_i) < f(x_i) then x_i ← u_i
Next population index
Next generation
    
```

---

Zum Beispiel der „rand/best“-Teil<sup>2</sup> beschreibt wie Vektoren  $x_{r1}$  und  $x_{r2}$  im 2. Schritt ausgewählt werden. „rand“ bedeutet, dass die Vektoren zufälligerweise ausgewählt werden, während „best“ heißt, dass die besten Vektoren eine höhere Wahrscheinlichkeit haben, um ausgewählt zu sein.

In [EMM06] werden die Leistungen mehrerer Varianten von DE Algorithmen verglichen.

Wenn Vektoren  $x_{r1}$  und  $x_{r2}$  zufällig ausgewählt werden, gibt es ein Element der **Zufälligkeit**. Wenn nur die besten Vektoren ausgewählt werden, wird **Ausbeutung** gefördert. Die Tatsache, dass nur der beste Vektor im 6. Schritt behalten wird, zeigt **Rückmeldung**. Die Kombination, die im 5. Schritt stattfindet, könnte auch entweder **Erkundung** oder **Ausbeutung** fördern.

## VI. DISKUSSION

Das größte Vorteil des evolutionären Algorithmen ist, dass es praktisch keine Grenze dafür gibt, wo können sie verwendet werden. Wie vorher gesagt, wenn es eine geeignete Darstellung der Lösungen eines Problems gibt, und eine geeignete Zielfunktion

<sup>2</sup> „best“ und „rand“ sind nicht die einzigen Varianten.



sich definieren lässt, kann jedes Problem mit EA optimiert werden.

Eine Nachteil der EA ist, dass eine geeignete Zielfunktion zu definieren ein Problem gleich groß (oder auch größer) als das ursprüngliche erstellen könnte. Eine Möglichkeit, dies zu vermeiden ist das Problem zu teilen. In der Praxis werden oft EA verwendet, um mehrere separate Teile großer komplexer Systemen zu optimieren.

Noch ein Nachteil der EA ist, dass die Einstellung des Parametern der Algorithmen könnte auch ein großes Problem darstellen. Die Leistung der Algorithmen ist wirklich davon abhängig, wie die ursprüngliche Bevölkerung initialisiert ist, und was für Werte für die Parametern der Algorithmen ausgewählt werden. Dies ist so ein großes Problem geworden, dass dazu Forschung betrieben wird. Um einige Beispiele zu nennen [GST09], [Ped10], und [MP09] stellen Verfahren zur Parametereinstellung für PSO vor.

EA sollten berücksichtigt werden, immer wenn ein schweres Optimierungsproblem gelöst werden soll. Das bedeutet aber nicht, dass EA sind immer die beste Wahl für den Job; Wenn eine Gebäude oder ein komplexes Transportsystem projektieren werden soll, dann sind EA eine geeignete Werkzeug; Wenn ein komplexe elektrische Schaltung oder ein Computerprogramm entwerfen werden soll, dann können die EA die Aufgabe erfüllen; Aber wenn das Problem jedoch mit klassischen Methoden, entweder analytisch oder numerisch, eine gute genug Lösung bietet, ist es besser, diese Methoden zu verwenden.

## VII. FAZIT

**D**ank der Wachstum des Informatikbereichs und der heutige Rechnerleistung es ist immer mehr möglich, größer und komplexer Systeme zu entwickeln. Dies bringt auch große und komplexe Herausforderungen mit. EA (und KI insgesamt) sind aber gute Werkzeuge um diese neue Herausforderungen zu überwinden.

Künftig sollen EA in möglichst immer mehr

Bereiche eingeführt werden. Ferner sollen wir weiterhin die Natur als Inspiration betrachten. Sowohl in der Wissenschaft, als auch in der Kunst, hat sich die Natur als die beste Muse erwiesen.

## QUELLENVERZEICHNIS

- [AFwn] A. Suleman Artur Fouto, M. A. Gomes. Multidisciplinary optimization strategies using evolutionary algorithms with application to aircraft design. Technical report, American Institute of Aeronautics and Astronautics, unknown.
- [AK09] Dharmalingam K. A. Krishnamoorthy. Application of genetic algorithms in the design optimization of three phase induction motor. *Journal of Computer Applications*, II(4):unknown, 2009.
- [alg] What are the recently invented evolutionary algorithms (eas)/ optimization method? which method you found an effective method? [https://www.researchgate.net/post/What\\_are\\_the\\_recently\\_invented\\_Evolutionary\\_algorithms\\_EAs\\_Optimization\\_method\\_Which\\_method\\_you\\_found\\_an\\_effective\\_method](https://www.researchgate.net/post/What_are_the_recently_invented_Evolutionary_algorithms_EAs_Optimization_method_Which_method_you_found_an_effective_method). Accessed: 06.01.2019.
- [CAPR00] Moshe Sipper Carlos Andrés Peña-Reyes. Evolutionary computation in medicine: an overview. *Artificial Intelligence in Medicine*, 19(1):1 – 23, 2000. Lausanne, Switzerland.
- [DeL12] Manuel DeLanda. The use of genetic algorithms in art. *Conference paper*, pages –, 2012.
- [EMM06] Carlos A. Coello Coello Efrén Mezura-Montes, Jesús Velázquez-Reyes. A comparative study of differential evolution variants for global optimization. *GECCO '06 Proceedings of the 8th annual conference*

- on Genetic and evolutionary computation, pages 485 – 492, 2006. Seattle, Washington, USA.
- [Gol98] David Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Reading, MA: Addison-Wesley Professional, 1998.
- [GST09] Richard E. Haskell Girma S. Tewolde, Darrin M. Hanna. Enhancing performance of pso with automatic parameter tuning technique. *Symposium paper - 2009 IEEE Swarm Intelligence Symposium*, pages –, 2009.
- [Hol75] John Henry Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. MIT Press, 1975.
- [IAC14] Ali Ahmed Imran Ali Chaudhry. Preliminary aircraft design optimization using genetic algorithms. *Journal of Scientific and Industrial Research*, 73:302 – 307, 2014.
- [JK95] Russell C. Eberhart James Kennedy. *Particle Swarm Optimization*, volume IV. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. pp. 1942 - 1948.
- [JK01] Russell C. Eberhart James Kennedy. *Swarm intelligence*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2001.
- [KP97] Rainer Storn Kenneth Price. Differential evolution: Numerical optimization made easy. *Dr. Dobb's Journal*, pages 18 – 24, 1997.
- [MGCT07] Carlos A. Coello Coello Ma. Guadalupe Castillo Tapia. Applications of multi-objective evolutionary algorithms in economics and finance: A survey. *Conference paper - 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pages –, 2007.
- [MP09] Ajith Abraham Millie Pant, Radha Thangaraj. Particle swarm optimization: Performance tuning and empirical analysis. *Foundations of Comput. Intel.*, pages 101 – 128, 2009.
- [Mü12] John Müller. *Evolutionary Art And what it means to Art and Science*. VU University Press, 2012.
- [Ped10] Magnus Erik Hvass Pedersen. Good parameters for particle swarm optimization. Technical report, Hvass Laboratories, 2010.
- [Sim13] Dan Simon. *EVOLUTIONARY OPTIMIZATION ALGORITHMS - Biologically-inspired and Population-based Approaches to Computer Intelligence*. John Wiley and Sons, Inc., 2013.
- [Sto96a] Rainer Storn. Differential evolution design of an iir-filter. *IEEE Conference on Evolutionary Computation*, pages 268 – 273, 1996. Nagoya, Japan.
- [Sto96b] Rainer Storn. On the usage of differential evolution for function optimization. *Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society*, pages 519 – 523, 1996. Berkeley, California.
- [wika] Brute-force-methode. <https://de.wikipedia.org/wiki/Brute-Force-Methode>. Accessed: 05.01.2019.
- [wikb] Optimierung. <https://de.wiktionary.org/wiki/Optimierung>. Accessed: 03.01.2019.
- [wikc] Problem des handlungsreisenden. [https://de.wikipedia.org/wiki/Problem\\_des\\_Handlungsreisenden](https://de.wikipedia.org/wiki/Problem_des_Handlungsreisenden). Accessed: 03.01.2019.
- [Wonwn] Ka-Chun Wong. *Evolutionary Algorithms: Concepts, Designs, and Applications in Bioinformatics*. Depart-



ment of Computer Science, University of Toronto, Ontario, Canada, unknown.

- [YS98] Russell C. Eberhart Yuhui Shi. *A modified particle swarm optimizer*. Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1998. pp. 69 - 73.