

# Evolutionäre Algorithmen

## Vorlesung 3

Universelle Optimierer  
Gleichgewicht in EA  
Selektion

## EA – ein universeller Optimierer? \_\_\_\_\_

- ▷ EA haben keine Anforderungen wie Differenzierbarkeit, spezielle Darstellung, etc.
- ▷ EA sind universell anwendbar
- ▷ Wie gut ist ein Optimierer auf einem Problem, über das nichts bekannt ist?

## No Free Lunch \_\_\_\_\_

- ▷ (endliche) Menge aller Optimierungsprobleme:  $\mathcal{F}$
- ▷ durchschnittliche Leistung eines Algorithmus  $Alg$  auf  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$ :

$$M_{Alg}(\mathcal{G}) := \frac{1}{|\mathcal{G}|} \sum_{f \in \mathcal{G}} M_{Alg_1}(f)$$

### Satz:

Für zwei Algorithmen  $Alg_1$  und  $Alg_2$ , die keinen Lösungskandidaten zweimal bewerten, gilt:

$$M_{Alg_1}(\mathcal{F}) = M_{Alg_2}(\mathcal{F})$$

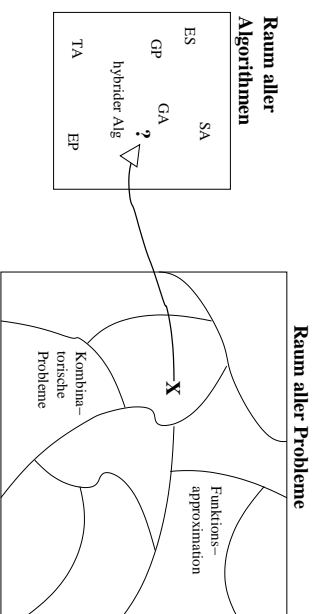
## Folgerungen \_\_\_\_\_

- ▷ wenn kein Problemwissen vorhanden ist, sind EA genauso gut wie enumerierende Zufallssuche
- ▷ Gilt für  $\mathcal{G} \subset \mathcal{F}$   
$$M_{Alg_1}(\mathcal{G}) < M_{Alg_2}(\mathcal{G})$$
  
dann folgt sofort

$$M_{Alg_1}(\mathcal{F} \setminus \mathcal{G}) > M_{Alg_2}(\mathcal{F} \setminus \mathcal{G})$$

- ▷ Jeder Algorithmus hat eine Nische im Raum aller Probleme
- ▷ Was ist der Raum der „vernünftigen“ Probleme?

## Konsequenz für Anwender \_\_\_\_\_

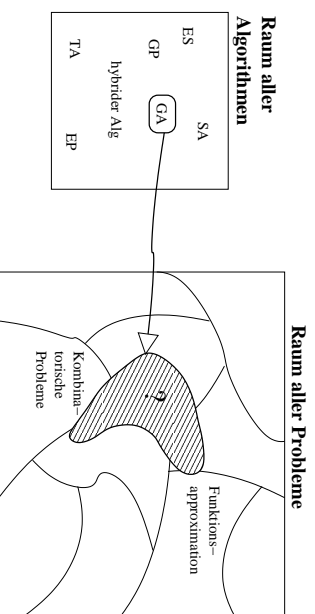


- ▷ Üblich: Standardverfahren werden versucht entsprechend zu tunen
- ▷ Eigentlich notwendig: theoriebasierter Entwurfsprozess

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker*

5

## Konsequenz für Wissenschaftler \_\_\_\_\_



- ▷ Suche nach sinnvollen Problemklassen und einer Abbildung zwischen Algorithmen und Klassen

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker*

6

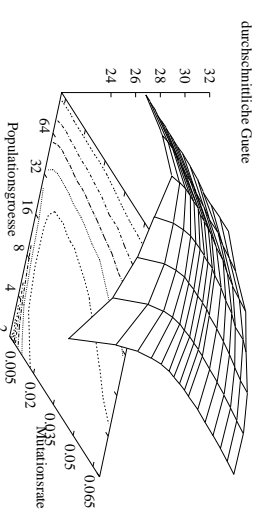
## Parameter von EA \_\_\_\_\_

- ▷ große Anzahl an Parametern
  - ⇒ hohe Anpassbarkeit
  - ⇒ schwierig optimal einzustellen
- ▷ theoretische Untersuchungen sind nur für einzelne Parameter (auf einfachen Problemen) vorhanden
- ▷ Großteil des Wissens ist von empirischer Natur

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker*

7

## Gegenseitige Abhängigkeiten zwischen Parametern \_\_\_\_\_



- Maximierung der Anzahl an 1en in einem binären String der Länge 32, Genetischer Algorithmus mit maximal 512 Auswertungen pro Experiment

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker*

8

## Ausgeglichenere EA \_\_\_\_\_

- ▷ Gleichgewicht zwischen
  - Erforschung des Suchraums (*exploration*)
  - Ausschöpfung des eingegrenzten Gebiets (*exploitation*)
- ▷ Wahl der Parameter:
  - welche neuen Individuen werden erzeugt?
  - welcher Selektionsdruck?
- ▷ Parameter sind nicht unabhängig voneinander
- ▷ z.T. sollen selbst-anpassende Verfahren dies lösen

Evolutive Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker

9

## Selektion \_\_\_\_\_

- ▷ bestimmt Veränderung der Häufigkeit von Individuen (oder ihrer „genetischen“ Information) in der Population
- ▷ ermöglicht eine schrittweise Konzentration auf die relevanten Bereiche der Suche
- ▷ Grundlage für die Selektion: Zielfunktion

Evolutive Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker

11

## Selektion \_\_\_\_\_

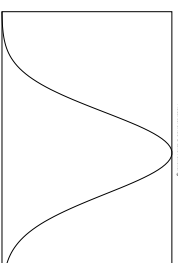
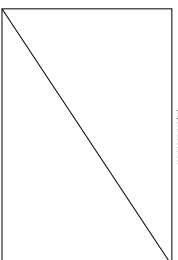
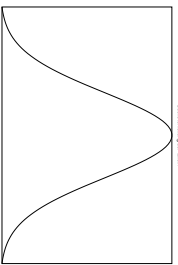
- ▷ Rekombination und Mutation erzeugt noch keine Evolution
- ▷ In der Biologie: Selektionsdruck durch unterschiedlich gute Interaktion von Individuen mit der Umwelt
- ▷ Bei EA: Selektion gibt der Suche eine Richtung
- ▷ kontrahierende, die Vielfalt verringere Operation

## Selektion: Zufallseinfluss \_\_\_\_\_

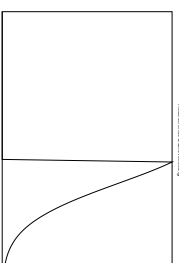
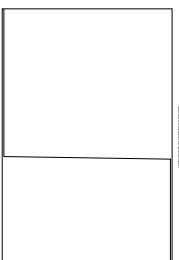
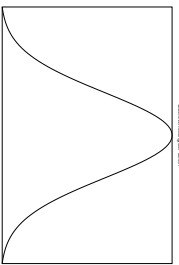
- ▷ probabilistischen Selektion
  - z.B. jedes Individuum wird mit einer zugewiesenen Wahrscheinlichkeit ausgewählt (proportionale Selektion)
  - keine Garantie für eine Wahl des besten Individuums
- ▷ deterministische Selektion
  - Selektion basiert ausschließlich auf den Fitnesswerten

## Selektion: Beispiele \_\_\_\_\_

- ▷ probabilistische (proportionale) Selektion



- ▷ deterministische Selektion



Evolutive Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker

13

## Elternselektion \_\_\_\_\_

- ▷ welche Individuen werden reproduziert bzw. haben wieviele Nachkommen
- ▷ bei Rekombination: vielfältige Paare sind erwünscht  
⇒ deterministische Selektion ist ungeeignet
- ▷ Elternauswahl ohne Selektionsdruck:
  - gleichverteilt zufällig
  - jeder Elter hat ein Nachkommen (ist ohne Rekombination deterministisch)

Evolutive Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker

15

## Selektion: Duplikate \_\_\_\_\_

- ▷ Szenario:  $\lambda$  Individuen werden aus  $\mu$  verschiedenen Individuen ausgewählt ( $\lambda \leq \mu$ )
- ▷ bei proportionaler Selektion können einzelne Individuen mehrfach ausgewählt werden
- ▷ Verfahren, bei denen dies nicht möglich ist, heißen duplikatfrei

Beispiel: deterministische Selektion durch Verkleinerung der Populationsgröße

Evolutive Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker

14

## Umweltselektion \_\_\_\_\_

- ▷ welche Individuen können potentiell in der nächsten Generation als Eltern herangezogen werden
- ▷ deterministische Selektion: durch Verkleinern der Population
- ▷ Umweltselektion ohne Selektionsdruck:  
Erzeugung von  $\lambda = \mu$  Individuen, die die Eltern komplett ersetzen
- ▷ Ist probabilistische Selektion geeignet?

Evolutive Algorithmen, Vorlesung 3, Weicker

16

## Prob. proportionale Umwelselektion \_\_\_\_\_

### Lemma

- ▷ Population  $\langle A, B, C \rangle$
- ▷ Auswahlwahrscheinlichkeiten  $pr_A, pr_B$  und  $pr_C$
- ▷ proportionale Umwelselektion mit anschließender gleichverteilter Elternselektion erzeugt mehr identische Elternpaare als identische Umwelselektion mit anschließender proportionaler Elternselektion

## Umwelselektion \_\_\_\_\_

- ▷ duplikatfreie Selektionsarten sind zu bevorzugen
- ▷ für Selektionsdruck findet immer eine Verkleinerung der Population statt
- ▷ die Auswahl der zu übernehmenden Individuen kann auch probabilistisch geschehen

## Fitnessproportionale Selektion \_\_\_\_\_

- ▷ Imitation des Fitnessbegriffs aus der Biologie
- ▷ bei EA: für jedes Individuum wird ein Fitnesswert bestimmt aus dem die Fruchtbarkeit hervorgeht
- ▷ fitnessproportional:  $p_s(A_i) = \frac{f(A_i)}{\sum_{k=1}^r f(I_k)}$

## Beispiel: fitnessproportional \_\_\_\_\_

	Population 1		Population 2		Population 3	
$f(A_i)$	$p_s(A_i)$	$f(A_i)$	$p_s(A_i)$	$f(A_i)$	$p_s(A_i)$	
1	$\frac{1}{15} \approx 0.067$	1	$\frac{1}{9} \approx 0.111$	101	$\frac{101}{515} \approx 0.196$	
2	$\frac{2}{15} \approx 0.133$	1	$\frac{1}{9} \approx 0.111$	102	$\frac{102}{515} \approx 0.198$	
3	$\frac{3}{15} \approx 0.2$	1	$\frac{1}{9} \approx 0.111$	103	$\frac{103}{515} \approx 0.2$	
4	$\frac{4}{15} \approx 0.267$	1	$\frac{1}{9} \approx 0.111$	104	$\frac{104}{515} \approx 0.202$	
5	$\frac{5}{15} \approx 0.333$	5	$\frac{5}{9} \approx 0.555$	105	$\frac{105}{515} \approx 0.204$	

- ▷ Probleme: Superindividuen, Konvergenz der Gütwerte

## Lösungsansatz: lineare Skalierung \_\_\_\_\_

- ▷ lineare Skalierung  $\hat{f}(A_i) = f(A_i) - f_{min}$   
durch den schlechtesten Güterwert  $f_{min}$  in den letzten  $W$  Generationen
- ▷ sinnvoll bei Konvergenz, bei einem Superindividuum schädlich

## Selektionsintensität \_\_\_\_\_

- ▷ Maß für den Selektionsdruck:  $I = \frac{f_{sel} - \bar{f}}{\sigma}$   
in einer Population mit durchschnittlicher Güte  $\bar{f}$  und Gütevarianz  $\sigma^2$

### Lemma

- ▷ Dann gilt bei fitnessproportionaler Selektion

$$I = \frac{\sigma}{f(t)}$$

## Lösungsansatz: rangbasiert \_\_\_\_\_

- ▷ rangbasierte Selektion (Ranking der Individuen)
- ▷ Wahrscheinlichkeiten:  $p_s(A^{(i)}) = \frac{2}{r} - (i-1) \frac{2}{r(r-1)}$   
wobei  $i = 1$  das beste und  $i = r$  das schlechteste Individuum ist
- ▷ beseitigt beide Probleme

## Deterministische Selektion \_\_\_\_\_

- ▷ Die Selektionsintensität wird maßgeblich durch das Verhältnis der Populationsgrößen  $\frac{\mu}{\lambda}$  bestimmt.  
(ohne Beweis)

# Zwischenformen \_\_\_\_\_

- ▷ Turnierselektionen
- ▷ überlappende Populationen
  - Überlappungsgrad
  - Ersetzungsstrategie