

# Evolutionäre Algorithmen

## Vorlesung 10

### Randbedingungen

## Harte Randbedingungen \_\_\_\_\_

- ▷ Forderungen an die gesuchte Lösung, die unbedingt erfüllt sein müssen.
- ▷ beim Tragwerkbau: minimale Traglast
- ▷ bei Maschinenarbeitsplänen: Bestimmte Werkstücke können nicht problemlos hintereinander produziert werden
- ▷ bei Motorenoptimierung: Klopfgrenze des Motors
- ▷ bei Personaleinsatzplanung: gesetzlich vorgeschriebene Arbeitszeiten

## Weiche Randbedingungen \_\_\_\_\_

- ▷ Eigenschaften der gesuchten Lösung, die erwünscht sind, aber die nicht zwingend erfüllt sein müssen.
- ▷ bei Maschinenarbeitsplänen: obere Grenze für notwendige Maschinenumrüstzeiten
- ▷ bei Motorenoptimierung: weiche Übergänge der Einstellungen unter verschiedenen Fahrbedingungen
- ▷ bei Personaleinsatzplanung: gleichmäßig verteilte Arbeitszeit über die Woche

## Umgang mit Randbedingungen \_\_\_\_\_

- ▷ **Vorbeugung:** Es entstehen keine ungünstigen Individuen.  
⇒ harte Randbedingungen
- ▷ **Korrektur:** Ungünstige Lösungen werden korrigiert.  
⇒ vornehmlich harte Randbedingungen
- ▷ **Selektionsdruck:** Ungünstige Lösungen werden über den Selektionsdruck benachteiligt.  
⇒ weiche Randbedingungen  
⇒ harte Randbedingungen bei Erfüllungsproblemen



## „Kindstod“ \_\_\_\_\_

- ▷ Löschen ungültiger Individuen
- ▷ Vorteil: alle Individuen erfüllen die Randbedingungen
- ▷ teilweise gute Ergebnisse bei einem großen, zusammenhängenden, konvexen legalen Teil des Suchraums
- ▷ bei vielen Verletzungen: unzureichend langsam oder gar nicht anwendbar
- ▷ analoge Probleme zur vorherigen Technik

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 10, Weicker*

9

## Genetisches Reparieren \_\_\_\_\_

- ▷ Illegale Individuen werden im Genotyp repariert
- ▷ Der veränderte Genotyp ersetzt den illegalen Genotyp (vergleiche: Hybridisierung gemäß Lamarck)
- ▷ Der Entwurf eines passenden Reparaturalgorithmus kann schwierig sein – insbesondere für komplexe Probleme.
- ▷ auch hier gilt wieder, daß wichtiges genetisches Material verloren gehen kann

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 10, Weicker*

10

## legale Dekodierung \_\_\_\_\_

- ▷ Der Genotyp wird auf einen legalen Phänotypen abgebildet
- ▷ Genetisches Reparieren auf der Phänotypebene
- ▷ Vergleiche: Hybridisierung gemäß Baldwin
- ▷ Problematisch: eine solche Funktion sollte meist deterministisch sein

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 10, Weicker*

11

## Legales Ersetzen \_\_\_\_\_

- ▷ Voraussetzung: überlappende Generationen
- ▷ Individuen mit den meisten Verletzungen der Randbedingungen werden ersetzt
- ▷ Falls alle Individuen keine Randbedingungen verletzen, kann zufällig oder gemäß Güte/Alter ersetzt werden.
- ▷ Selektionsdruck bzgl. der Optimierung: zusätzliche Elternselektion
- ▷ Auch hier gilt: hilfreiches genetisches Material kann verloren gehen

*Evolutionäre Algorithmen, Vorlesung 10, Weicker*

12

## Berücksichtigung in der Zielfunktion \_\_\_\_\_

- ▷ Randbedingungen können in der Bewertungsfunktion berücksichtigt werden
- ▷ Problem: wie können ungültige Individuen bewertet werden?
- ▷ Szenarios für ungültige Individuen:
  - die Zielfunktion kann nicht berechnet werden
  - die Zielfunktion kann berechnet werden
  - die Zielfunktion kann berechnet werden, aber Aussagekraft ist fraglich

## Szenario 1 \_\_\_\_\_

- ▷ die Zielfunktion kann nicht berechnet werden
- ▷ Beispiel: Simulationssoftware, technisches System
- ▷ zwei Bewertungsfunktionen
  - $F_G : \mathcal{S}_G \rightarrow \mathbb{R}$  für gültige Individuen  $\mathcal{S}_G \subset \mathcal{S}$
  - $F_U : \mathcal{S}_U \rightarrow \mathbb{R}$  für ungültige Individuen  $\mathcal{S}_U \subset \mathcal{S}$

## Szenario 2 \_\_\_\_\_

- ▷ die Zielfunktion kann berechnet werden
- ▷ Beispiel: Berechnung unabhängig von Randbedingungen (externe Vorgaben)
- ▷ Modifikation der Zielfunktion durch einen Strafterm
  - $Q : \mathcal{S}_U \rightarrow \mathbb{R}$  zu
  - $F_U(A) = F_G(A) + Q(A)$

## Szenario 3 \_\_\_\_\_

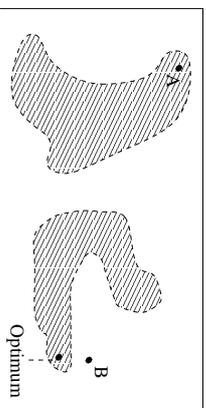
- ▷ die Zielfunktion kann berechnet werden, aber Aussagekraft ist fraglich
- ▷ Beispiel: Simulationen oder Berechnungen, deren Ergebnis nicht auf die Realität übertragbar ist
- ▷ beide Ansätze sind möglich
- ▷ Strafterm ist kritisch zu hinterfragen

## Vergleich von gültigen mit ungültigen Individuen

- ▷ Mögliche Wahl der Bewertungsfunktionen:

$$\forall A \in G \forall B \in U \quad F_G(A) \succ F_U(B) \quad (1)$$

- ▷ Ist es allerdings sinnvoll im Beispiel?



## Strafffunktionen

- ▷ Situation:  $F_U(A) = F_G(A) + Q(A)$

- ▷ Mögliche Wahl von  $Q(A)$ :

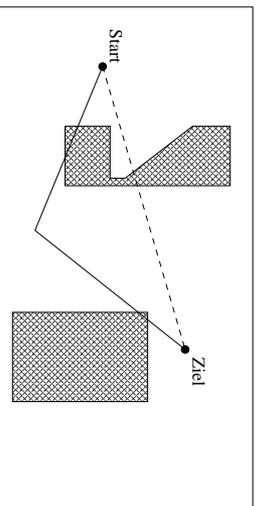
- ▷ die Anzahl der verletzten Randbedingungen oder das Ausmaß der Verletzung

⇒ schwierig bei wenigen Randbedingungen und wenigen legalen Lösungen

- ▷ geschätzte Kosten, die Randbedingungen zu erfüllen  
⇒ Berechnung kann schwierig sein

## Bewertung von ungültigen Individuen

- ▷ Wie sollen ungültige Individuen miteinander verglichen werden?



## Strafffunktionen

- ▷ bei mehreren Randbedingungen

- ▷ Gewichtung durch

$$Q(A) = \sum_{i=1, \dots, n_c} \delta_i Q_i(A)$$

- ▷ hier kann es leicht passieren, daß eine Randbedingung die anderen dominiert und nur noch diese Randbedingung optimiert wird

- ▷ vgl. Mehrzieloptimierung in der nächsten Vorlesung

## Dynamische Straffunktionen \_\_\_\_\_

▷ über den Generationenzähler

▷ für aktuelle Generation  $t$  und maximale Generation  $G$ :

$$Q(A) = \left(\frac{t}{G}\right)^2 Q'(A)$$

▷ quadratischer Term ist oft bessere als ein linearer Term

## Dynamische Straffunktionen \_\_\_\_\_

▷ über die Individuen in der Population

$$Q(A) = F_G(A) + \gamma(t)Q(A)$$

$\frac{1}{\beta_1}\gamma(t)$ , falls beste Individuen der letzten  $k$  Generationen legal

$\beta_2\gamma(t)$ , falls beste Individuen der letzten  $k$  Generationen illegal

$\gamma(t)$ , sonst

mit  $\beta_1, \beta_2 > 1$ .