TECHNISCHE UNIVERSITÄT DORTMUND

Wintersemester 2007/08

Praktische Optimierung

(Vorlesung)

Prof. Dr. Günter Rudolph
Fakultät für Informatik
Lehrstuhl für Algorithm Engineering (LS XI)
Fachgebiet *Computational Intelligence*

MOP: Pareto-Gradientenabstiegsverfahren

Annahme: Zielfunktion differenzierbar

- d = 1: (monokriteriell)

  $v \in \mathbb{R}^n$ ist Abstiegsrichtung in $x \in \mathbb{R}^n$ wenn $\nabla f(x)' v < 0$

- d > 1: (multikriteriell)

  $v \in \mathbb{R}^n$ ist Abstiegsrichtung in $x \in \mathbb{R}^n$ wenn $\forall$ i=1,…,d: $\nabla f_i(x)' v < 0$

  bzw. $\max \{ \nabla f_i(x)' v : i=1,\ldots,d \} < 0$

$\Rightarrow$ Bewegung von x in Richtung v mit geeigneter Schrittweite s führt zu einer Lösung $y = x + s \cdot v$, die x dominiert: $f(y) \prec f(x)$

MOP: Pareto-Gradientenabstiegsverfahren

Berechnung einer Abstiegsrichtung v für gegebenes x

Ansatz: $\max \{ \nabla f_i(x)' v : i=1,\ldots,d \} \to \min!$

unter $\| v \|_\infty \leq 1$

$\Leftrightarrow$ $\left.\boxed{\begin{array}{l} v_0 \to \min! \\ \text{unter} \\ \forall\, i=1,\ldots,d:\ \nabla f_i(x)' v \leq v_0 \\ \forall\, i=1,\ldots,d:\ -1 \leq v_i \leq 1 \end{array}}\right\}$ lineares Optimierungsproblem (LP)

Bestimmung der Schrittweite s

finde größtes s mit $f(x + s \cdot v) \leq f(x) + s \cdot J(x)\, v$, J(x) Jacobi-Matrix

bzw. $\forall$ i=1,…,d: $f_i(x + s \cdot v) \leq f_i(x) + s \cdot \nabla f_i(x)' v$ und echt kleiner für mindestens ein i

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Arbeitsdefinition:

Metaheuristik $=_{def}$

Algorithmischer Rahmen für eine Lösungsstrategie,
bei der viele Bestandteile initial unspezifiziert sind. ■

$\Rightarrow$ viele algorithmische Bestandteile können ausgetauscht werden, ohne die generelle Lösungsstrategie zu verändern

$\Rightarrow$ viele verschiedene Algorithmen

$\Rightarrow$ Aufbau einer Theorie mühsam

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Beispiel: Monokriterieller (1+1) – EA („evolutionärer Algorithmus“)

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$ → Mutation
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k))$ dann $x_{k+1} = y_k$
  sonst $x_{k+1} = x_k$ } Selektion
  $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

m_k : Zufallsvektor (hier: unspezifiziert)

$f : X \to \mathbb{R}$ Zielfunktion (→ min!)

$B(z^0) = \{ z \in F : z < z^0 \}$ Zielwerte, die besser als z^0 sind

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Multikriterieller (1+1)-EA: Was wäre zu ändern?

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k))$ dann $x_{k+1} = y_k$
  sonst $x_{k+1} = x_k$
  $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

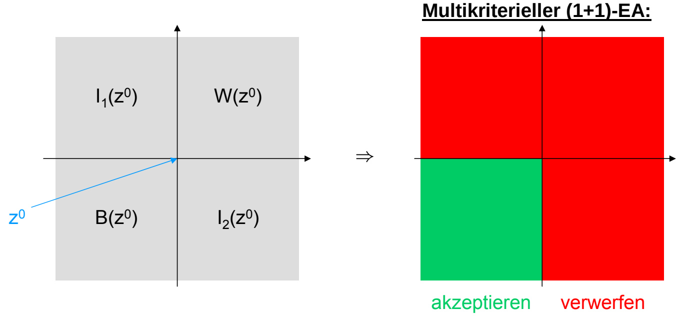
1. Mutationsvektoren → keine Änderung nötig!
2. Selektion → Neudefinition: $B(z^0) = \{ z \in F : z \preceq z^0 \}$

⇒ keine Änderung an der Rahmenstruktur des Algorithmus!

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

$B(z^0)$	$= \{ z \in F : z \preceq z^0 \}$	“better than“ z^0
$I(z^0)$	$= \{ z \in F : z \parallel z^0 \}$	“incomparable to“ z^0
$W(z^0)$	$= \{ z \in F : z^0 \preceq z \}$	“worse than“ z^0

Multikriterieller (1+1)-EA:



MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Beispiel: Monokriterielles Threshold Accepting (TA)

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k) + \boxed{T_k})$ dann $x_{k+1} = y_k$
  sonst $x_{k+1} = x_k$
  $\boxed{T_{k+1} = \gamma(T_k),}$ $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

m_k : Zufallsvektor (hier: unspezifiziert) Threshold $T_k \geq 0$

$f : X \to \mathbb{R}$ Zielfunktion (→ min!) T_k monoton fallend → 0

$B(z^0) = \{ z \in F : z < z^0 \}$ Zielwerte, die besser als z^0 sind

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Idee bei monokriteriellem Threshold Accepting (TA)

- Akzeptiere jede Verbesserung
- Akzeptiere zu Anfang der Suche auch große Verschlechterungen
- Akzeptiere danach immer geringere Verschlechterungen

$\Rightarrow$ am Ende nahezu keine Akzeptanz von Verschlechterungen mehr

$\Rightarrow$ Verlassen von lokalen Optima durch Akzeptanz von Verschlechterungen

Regeln für T_k:

$T_k = c\, T_{k-1},\ c \in (0,1)$

$T_k = T_0 / (k+1)^a \Leftrightarrow a > 0$

$T_k = T_0 / \log(k+1)$

weitere Regeln denkbar
und wohl auch im Einsatz

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Multikriterielles Threshold Accepting: Was wäre zu ändern?

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k) + T_k)$ dann $x_{k+1} = y_k$
  sonst $x_{k+1} = x_k$
  $T_{k+1} = \gamma(T_k)$, $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

1. T_k wird m-dimensionaler Vektor (ein Threshold je Zielgröße oder einer für alle)
2. ggf. m verschiedene T_k – Verringerungsregeln

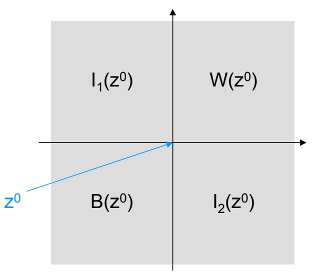
MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

$B(z^0) = \{ z \in F : z \preceq z^0 \}$ "better than" z^0

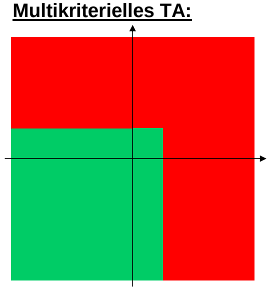
$I(z^0) = \{ z \in F : z \parallel z^0 \}$ "incomparable to" z^0

$W(z^0) = \{ z \in F : z^0 \preceq z \}$ "worse than" z^0

Multikriterielles TA:



$\Rightarrow$



akzeptieren verwerfen

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Alternative Akzeptanzregeln für multikriterielles TA

Sei $\delta_i = f_i(y_k) - f_i(x_k)$.

- $\delta_i > 0 \Rightarrow$ Verschlechterung bzgl. Ziel i
- $\delta_i < 0 \Rightarrow$ Verbesserung bzgl. Ziel i

1. $\max\{ \delta_i : i = 1,\ldots,m\} \le T_k$ $\longrightarrow$ $f(y_k) \in B(f(x_k) + T_k\,' (1,\ldots,1)')$
2. $\sum_i w_i \max\{ \delta_i, 0 \} \le T_k$
3. $\sum_i w_i\, \delta_i \le T_k$
4. …

(2., 3.) Konvexkombination $w_1,\ldots w_m$

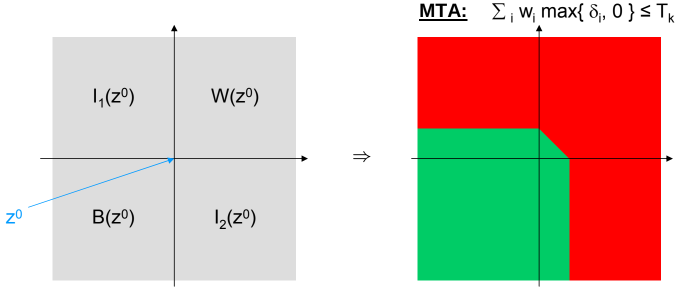
MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

$B(z^0) = \{ z \in F : z \preceq z^0 \}$ "better than" z^0

$I(z^0) = \{ z \in F : z \parallel z^0 \}$ "incomparable to" z^0

$W(z^0) = \{ z \in F : z^0 \preceq z \}$ "worse than" z^0

MTA: $\sum_i w_i \max\{ \delta_i, 0 \} \le T_k$



akzeptieren verwerfen

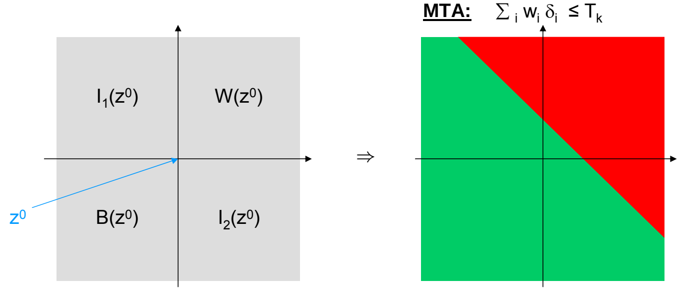
MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

$B(z^0) = \{ z \in F : z \preceq z^0 \}$ "better than" z^0

$I(z^0) = \{ z \in F : z \parallel z^0 \}$ "incomparable to" z^0

$W(z^0) = \{ z \in F : z^0 \preceq z \}$ "worse than" z^0

MTA: $\sum_i w_i \delta_i \le T_k$



akzeptieren verwerfen

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Beispiel: Monokriterielles Simulated Annealing (SA)

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k))$ dann $x_{k+1} = y_k$
  falls $f(y_k) \in W(f(x_k))$
    falls $u < exp(-\Delta f_k / T_k)$ dann $x_{k+1} = y_k$
    sonst $x_{k+1} = x_k$
  $T_{k+1} = \gamma(T_k)$; $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

m_k : Zufallsvektor — $u \sim U[0,1]$, $T_k \to 0$ monoton fallend

$B(z^0) = \{ z \in F : z < z^0 \}$ Zielwerte, die besser als z^0 sind

$W(z^0) = \{ z \in F : z > z^0 \}$ Zielwerte, die schlechter als z^0 sind

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Idee beim monokriteriellem Simulated Annealing:

Akzeptiere auch schlechtere Lösungen mit abnehmender Wahrscheinlichkeit, um aus lokalen Optima zu entkommen!

Satz (Hayek 1988, Haario & Saksman 1991)

$T_k = T_0 / \log(k + 1)$, m_k mit beschränktem Träger
⇒ SA konvergiert gegen globales Optimum mit W'keit 1 ■

→ sehr langsame Temperaturverringerung!
→ Praxis: $T_{k+1} = c \cdot T_k$ mit $c \in (0,1)$

Satz (Belisle 1992)

$T_k = c^k \cdot T_0$, $c \in (0,1)$ und $\text{supp}(m_k) = \mathbb{R}^n$
⇒ SA konvergiert zum globalen Optimum mit W'keit 1 ■

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Multikriterielles Simulated Annealing: Was wäre zu ändern?

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k))$ dann $x_{k+1} = y_k$
  falls $f(y_k) \in W(f(x_k)) \cup I(f(x_k))$
    falls $u < exp(-\Delta_k / T_k)$ dann $x_{k+1} = y_k$
    sonst $x_{k+1} = x_k$
  $T_{k+1} = \gamma(T_k)$; $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

$\delta_i(k) = f_i(y_k) - f_i(x_k)$ $\Delta_k = \max\{ \delta_i(k) : i = 1,..,m \}$

$B(z^0) = \{z \in F : z \preceq z^0\}$ Zielwerte, die besser als z^0 sind

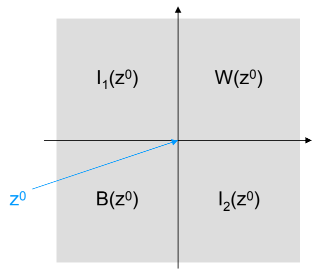
$W(z^0) = \{z \in F : z \succeq z^0\}$ Zielwerte, die schlechter als z^0 sind

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

$B(z^0) = \{ z \in F : z \preceq z^0 \}$ “better than“ z^0

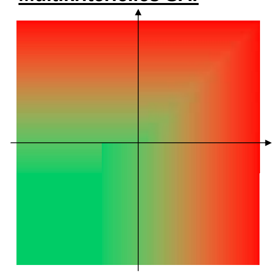
$I(z^0) = \{ z \in F : z \,||\, z^0 \}$ “incomparable to“ z^0

$W(z^0) = \{ z \in F : z^0 \preceq z \}$ “worse than“ z^0



⇒

Multikriterielles SA:



MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

Multikriterielles Simulated Annealing: Serafini (1992)

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k))$ dann $x_{k+1} = y_k$
  sonst
    falls $u < \boxed{\vartheta(\delta(k), T_k)}$ dann $x_{k+1} = y_k$
    sonst $x_{k+1} = x_k$
  $T_{k+1} = \gamma(T_k)$; $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

$\vartheta: \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}_+ \to [0,1]$

$\delta(k) = (\delta_1(k), \ldots, \delta_m(k))'$ mit $\delta_i(k) = f_i(y_k) - f_i(x_k)$

supp(m_k) kann beschränkt sein

MOP: Metaheuristiken – Einzelpunktmethoden

MSA (Serafini 1992)

Sei $f(y_k) \notin B(f(x_k))$, so dass $\exists i : \delta_i(k) > 0$.

$$\vartheta(\delta(k), T_k) = \begin{cases} \exp\left(\sum\limits_{i=1,\delta_i(k)>0}^{m} w_i\, \delta_i(k)/T_k \right) \\ \prod\limits_{i=1,\delta_i(k)>0}^{m} \exp(-\delta_i(k)/T_k) \\ \min\limits_{i=1,\ldots,m} \{\exp(-w_i\, \delta_i(k)/T_k) : \delta_i(k) > 0\} \\ \max\limits_{i=1,\ldots,m} \{\exp(-w_i\, \delta_i(k)/T_k) : \delta_i(k) > 0\} \end{cases}$$

zzgl. zusammengesetzte Regeln: $\vartheta(\cdot) = \alpha\, \vartheta_1(\cdot) + (1 - \alpha)\, \vartheta_2(\cdot)$

MSA (Engrand et al. 1998)

Ersatzzielfunktion $f(x) = \sum_{i=1}^{m} \log f_i(x)$

Skalarisierung!

⇓

vermutlich nicht alle Lösungen erreichbar!

→ erfordert ∀ i : ∀ x: $f_i(x) > 0$

$$\begin{aligned}\Delta f_k &= f(y) - f(x)\\ &= \sum_{i=1}^{m} \log f_i(y) - \sum_{i=1}^{m} \log f_i(x)\\ &= \sum_{i=1}^{m} (\log f_i(y) - \log f_i(x))\\ &= \sum_{i=1}^{m} \log\left(\frac{f_i(y)}{f_i(x)}\right)\end{aligned}$$

MSA (Engrand et al. 1998)

Ersatzzielfunktion $f(x) = \sum_{i=1}^{m} \log f_i(x)$

↓

Ansatz: $g_i(x) = \exp(f_i(x))$ ⟶ ∀ i : ∀ x : $g_i(x) > 0$

↓

lokale und globale Minimalstellen identisch!

Ersatzzielfunktion $g(x) = \sum_{i=1}^{m} g_i(x) = m \sum_{i=1}^{m} w_i\, g_i(x)$ mit $w_i = 1/m$

⇒ kann nur Pareto-optimale Lösungen im konvexen Zielbereich finden!

Beispiel: Monokriterielles Tabu Search (TS)

wähle $x_0 \in X$ zufällig; setze $L_k = ()$ und $k = 0$
repeat
  $x_{k+1} = \text{argmin}\{f(x) : x \in N(x_k) \setminus L_k\}$
  $L_{k+1} = \text{tail}(\text{append}(L_k, x_k), \ell)$
  $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

Tabu-Liste L_k mit max. Länge ℓ

Nachbarschaft N(x) von x ∈ X

zugeschnitten für diskrete Probleme

→ auch schlechtere neue Punkte werden akzeptiert!

Bisher: Ein Lauf → ein Lösungskandidat

Erwünscht: Approximation der Paretomenge

Ansatz: Einsammeln nicht-dominierter Lösungen

→ Knowles & Corne (2000): Pareto-Archived ES (PAES)

(1+1)-PAES (Knowles & Corne 2000)

wähle $x_0 \in X$ zufällig; $A_0 = \{x_0\}$; setze $k = 0$
repeat
  $y_k = x_k + m_k$
  falls $f(y_k) \in B(f(x_k))$ dann $x_{k+1} = y_k$; $A_k = A_k \cup \{y_k\}$
  sonst falls $f(y_k) \in W(f(x_k))$ dann $x_{k+1} = x_k$
  sonst falls $\exists a \in A_k : f(y_k) \in W(f(a))$ dann $x_{k+1} = x_k$
  sonst $x_{k+1} = \mathtt{replace}(A_k, x_k, y_k)$
  $k = k + 1$
until Stoppkriterium erfüllt

A_k : Archiv zum Zeitpunkt k

(1+1)-PAES (Knowles & Corne 2000)

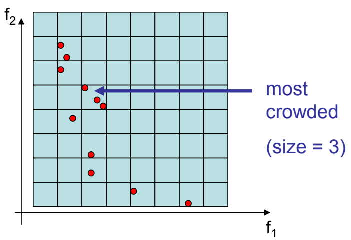
$\mathtt{replace}(A_k, x_k, y_k) :=$

falls A_k nicht voll
  $A_k = A_k \cup \{y_k\}$
  falls $\mathtt{lessCrowded}(y_k, x_k; A_k)$ dann $\mathtt{return}\ y_k$
  sonst $\mathtt{return}\ x_k$
sonst
  falls $\exists a \in A_k : \mathtt{lessCrowded}(y_k, a; A_k)$
    $A_k = A_k \cup \{y_k\}$; $A_k = A_k \setminus \{a\}$
  falls $\mathtt{lessCrowded}(y_k, x_k; A_k)$ dann $\mathtt{return}\ y_k$
  sonst $\mathtt{return}\ x_k$

(1+1)-PAES (Knowles & Corne 2000)

$\mathtt{boolean\ lessCrowded}(y, x; A) :=$
  $\mathtt{return\ cell}(y; A)\mathtt{.size}() \le \mathtt{cell}(x; A)\mathtt{.size}();$

Idee: Zielraum unterteilen in Raster mit $2^{d \cdot s}$ Zellen (cells); d = dim(F)



Speichereffiziente
Implementierung möglich
→ `quadtree`