

<p>Fluss: Funktion $f: V^2 \rightarrow R$</p> <p>(1) $f \leq k$</p> <p>(2) $A, x, y \in V: f(x, y) = -f(y, x)$</p> <p>(3) $A, x \in V \setminus \{q, s\}: 0 = \text{Sum}(f(x, V))$</p> <p>bei präfluss statt (3):</p> <p>$A, x \in V \setminus \{q\}: \bar{u}(x) = \text{Sum}(f(V, x)) \geq 0$</p>	<p>An die Spitze</p> <p>generiere L</p> <p>$x = \text{head}(L)$</p> <p>$A, x \in V: L.x = \text{Grad}(x)$</p> <p>While $x \neq \text{NIL}$</p> <p> $h_{\text{alt}} = h(x)$</p> <p> LEERE(x)</p> <p> if $h_{\text{alt}} < h(x)$</p> <p> x in front of L</p> <p> $x = \text{nachfolger von } x \text{ in } L$</p>	<p>Pusch(x, y) bis zu kapazität des überschusses aus x nach y nur wenn,</p> <p>$\bar{u}(x) > 0$</p> <p>$x \in V \setminus \{q, s\}$</p> <p>$h(x) - h(y) = 1$</p>	<p>Lifte(x)</p> <p>$h(x) = 1 + \min\{h(y) \mid (x, y) \in E_f\}$ nur wenn,</p> <p>$x \in V \setminus \{q, s\}$</p> <p>$\bar{u}(x) > 0$</p> <p>(3) $h(x) \leq \min\{h(y) \mid (x, y) \in E_f\}$</p> <p>zu (3): keine tiefergelegenen nachbarknoten im residualgraph</p>
<p>Höhenfunktion $h: V \rightarrow \mathbb{N}_0$:</p> <p>(1) $h(q) = V$</p> <p>(2) $h(s) = 0$</p> <p>(3) $A, (x, y) \in E_f: h(x) - h(y) \leq 1$</p>	<p>Sym Diff $D = (P Q) \cup (Q P)$</p> <p>besteht aus Wegen, deren Kanten alternierend in P und Q liegen</p> <p>mit P eine Paarung und Q eine maximale Paarung. Zyklen haben daher gerade Länge</p>	<p>SCHNITT</p> <p>While $V > 3$</p> <p> wähle zufällig Kante $(x, y) \in E$</p> <p> entferne alle (x, y) aus E</p> <p> verschmelze x mit y</p> <p> gib $S = E$ aus</p>	<p>LEERE</p> <p>solange $\bar{u}(x) > 0$</p> <p> if $i_x > 0$</p> <p> $y = n_x(i_x)$</p> <p> if (x, y) puschbar, pushe es</p> <p> else $i_x --$</p> <p> else Lifte(x)</p> <p> $i_x = \text{Grad}(x)$</p> <p>mit n_x array der nachbarn von x</p>
<p>$E[\text{Sum}(X_i)] = \text{Sum}(E[X_i])$</p> <p>$\Pr[E_1 \mid E_2] = \Pr[E_1 \wedge E_2] / \Pr[E_2]$ bedingte wahrscheinlichkeit für eintreten von Ereignis1 unter Voraussetzung E_2</p> <p>Wenn: $\Pr[E_1 \mid E_2] = \Pr[E_1]$ oder $\Pr[E_1] \cdot \Pr[E_2] = \Pr[E_1 \wedge E_2]$ heißen E_1 und E_2 unabhängig</p> <p>Folgerung: $\Pr[\text{Cut}(E_i)] = \Pr[E_1] \cdot \Pr[E_2 \mid E_1] \cdot \dots \cdot \Pr[E_n \mid E_{n-1}] \cdot \Pr[E_n]$</p>			
<p>WERT</p> <p>1: $(y, z) = \text{Paar der Kinder von } x \text{ in zufälliger Reihenfolge}$</p> <p>2: if $(\text{WERT}(y) == 1)$ return 0</p> <p>3: else return 0 NOR $\text{WERT}(z)$</p>	<p>VonNeumannMinMax $W := \max_p(\min_q(p^t * M * q)) = \min_q(\max_p(p^t * M * q))$ gilt immer und ein paar optimaler Strategien (p, q) heißt Lösung</p> <p>Für festes p wird $p^t * M * q$ minimal, wenn $q = e_j \leftarrow$ d.h. wähle minimalen Eintrag aus $p^t * M$</p> <p>damit Loomis Satz: $W := \max_p(\min_j(p^t * M * e_j)) = \min_q(\max_i(e_i^t * M * q))$</p>		
<p>Strategien</p> <p>-Zeile i ist optimale Strategie von A, falls sie A's Mindestgewinn: $\min_j(m_{ij})$ maximiert</p> <p>-Spalte j ist optimale Strategie von B, falls sie B's Maximalverlust: $\max_i(m_{ij})$ minimiert</p> <p>-Wählen also beide optimale Strategien gilt:</p> <p>$\max_i(\min_j(m_{ij})) \leq \text{Gewinn}(A) \leq \min_j(\max_i(m_{ij}))$</p> <p>Bei gemischten Strategien A verfolgt p und B verfolgt q:</p> <p>-$E[\text{Gewinn}(A)] = p^t * M * q$</p> <p>-Strategie von A optimal, wenn $\min_q(p^t * M * q)$ maximal</p> <p>-Strategie von B optimal, wenn $\max_p(p^t * M * q)$ minimal</p> <p>-Wählen beide optimal:</p> <p>$\max_p(\min_q(p^t * M * q)) \leq E[\text{Gewinn}(A)] \leq \min_q(\max_p(p^t * M * q))$</p>	<p>Komplexitäten</p> <p>m_{ij} ist Laufzeit von $A_j(E_i)$</p> <p>$\max_i(m_{ij})$ ist worst-case Laufzeit von A_j</p> <p>$\min_j(\max_i(m_{ij}))$ ist deterministische Komplexität von P bzgl $A := K_d$</p> <p>$\min_j(m_{ij})$ ist Laufzeit des schnellsten Algos für E_i</p> <p>$\max_i(\min_j(m_{ij}))$ ist stochastische Komplexität von P bzgl $A := K_s$</p> <p>$K_s \leq K_d$</p> <p>gemischte Strategien:</p> <p>$E[\text{Laufzeit}] = p^t * M * q$</p> <p>$\max_p(\min_q(p^t * M * q))$ heißt Verteilungskomplexität $:= K_v$</p> <p>$K_s \leq K_v \leq K_d$ (mit Loomi und Neumann)</p>		
<p>Yaos Technik Für alle p und q:</p> <p>$\min_j p^t * M * e_j \leq K_v \leq \max_i e_i^t * M * q$</p> <p>damit kann die worst-case Laufzeit aller stochastischen Algorithmen durch Laufzeit des schnellsten deterministischen nach unten abgeschätzt werden</p>			
<p>Wert und Lösung bei reinen Strategien</p> <p>falls $W := \min_j(\max_i(m_{ij})) = \max_i(\min_j(m_{ij}))$</p> <p>heißt W wert des spiels und das dazugehörige (i, j) Lösung</p>			

BRZ

Eingabe: Ein Polyeder $P \subset \mathbb{R}^3$
orientierte, planare, disjunkte
Polygone $P_1, \dots, P_n \subset \mathbb{R}^3$

Ausgabe: Ein RZB fuer P_1, \dots, P_n

```
k ← 1
for i = 1, ..., n
  Q_k ← P_i ∩ P
  falls Q_k ≠ ∅
    k ← k + 1

l ← 1
falls ∃j: Q_j zerlegt P
  l ← j
Wurzel leftarrow Q_l

: // rekursiver Aufruf mit Haelften
```

Konvexe Hüllen

$M \subset A$ heißt konvex : \Leftrightarrow
 $\forall \mathbf{a}, \mathbf{b} \in M \forall t \in [0, 1] :$
 $\mathbf{x} := \mathbf{a}(1 - t) + \mathbf{b}t \in M$

Def.: $[M] := \text{konv } M = \text{konv Hülle } M$

PLEDGE-STRATEGIE

Solange $R \in L$
 gehe vorwaerts,
 bis Wand kontaktiert wird

 gehe links der Wand,
 bis $\notin L$ oder $\phi = 0$

Drehwinkel immer im Vergleich zur Ausgangsposition. Immer
Aufsummieren \Rightarrow mehr als 2π möglich. Wenn $\phi = 0$ bleibt R
nicht stehen, sondern geht geradeaus.

Polygon

Polygonzug: $P : p_1, \dots, p_m, p_i$ Ecken
 P geschlossen $\Leftrightarrow p_1 = p_m$
 P einfach \Leftrightarrow Kanten schneiden sich nicht
planares Gebiet $\hat{=}$ einfaches Polygon \Leftrightarrow Rand einf. Polygonzug

WANZE

Solange $\mathbf{r} \neq \mathbf{z}$
 lauf in Richtung \mathbf{z}
 bis $\mathbf{r} = \mathbf{z}$ oder $\exists i : \mathbf{r} \in P_i$
 falls $\mathbf{r} \neq \mathbf{z}$
 umlaufe P_i und suche
 ein $\mathbf{q} \in \min_{\mathbf{x} \in P_i} ||\mathbf{x} - \mathbf{z}||_2$
 gehe zu \mathbf{q}

Bewegung von WANZE kann mit z, l, r beschrieben werden.
 \exists universelles Steuerwort.

Suche in Polygonen

Bem.: nicht kompetitiv, aber \exists Strategien für die gilt $\frac{1}{d} \in O(\# \text{ Ecken von } P)$.
Es gibt nur einen kürzesten Weg von \mathbf{s} nach \mathbf{z} , dessen Ecken
außer \mathbf{s} und \mathbf{z} nur Ecken von P sind.

Summen

$$\sum_{n=1}^N n$$
$$= \frac{N(N+1)}{2}$$

$$\sum_{n=0}^N q^n$$
$$= \frac{1-q^{n+1}}{1-q}, \quad q \neq 1$$

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} \binom{n}{k} a^k b^{n-k}$$
$$= (a+b)^n$$

$$\sum_{k=0}^n k * k!$$
$$= (n+1)! - 1$$

$$\sum_{i=1}^n i f(i)$$
$$= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f(j)$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{1}{j}$$
$$< 1 + \log n$$

Dualität

$\mathbf{u}^t \mathbf{x} = 1, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^n$
 $\mathbf{u}^* := \{\mathbf{x} \in A | \mathbf{u}^t \mathbf{x} = 1\}$ heißt Hyperebene
 $\mathbf{u} \in A$ wird der zu \mathbf{u}^* *duale Punkt* genannt. \mathbf{x}^* die zum Punkt \mathbf{x} *duale HE*.
 $A^* := \{\mathbf{x}^* | \mathbf{x} \in A\}$ ist der *Dualraum* zu A . $\mathbf{u}^t \mathbf{x} \leq 1, \mathbf{u} \neq 0$
bildet den *Halbraum* \mathbf{u}^{\leq} .
Satz.: $[[M]] := \text{closure } [M]$

$M_p := \{\mathbf{u} | M \subset \mathbf{u}^{\leq}\}$ Polarmenge von M
 $M_{pp} = \{\mathbf{x} | M_p \subset \mathbf{x}^{\leq}\} = [[M]]$

Kompetitivität

Problem P , Eingabemenge E , Algorithmus A . $k_{opt} : E \rightarrow N$ und $k_A : E \rightarrow N$ Größe der optimalen und der mit A berechneten Lsg.
Falls $k_A \leq a + ck_{opt} \forall$ Eingaben E , heißt A c -kompetitiv.

TUERSUCHE
i ← 1
Bis Tuer gefunden
 gehe i Meter der Wand entlang
 und zurueck (Laufrichtung aendert sich)
 (1) i = i + 1 // nicht kompetitiv
 (2) i = 2 * i // 9-kompetitiv

Bsp.: Kompetitivitätsbeweis

$$\text{Weglänge} \leq 2 \sum_{i=0}^{n+1} 2^i + 2^{n+\delta}$$
$$\leq 2^{n+3+\delta} + 2^{n+\delta}$$
$$\leq 9 * 2^{n+\delta}$$

Sternsuche

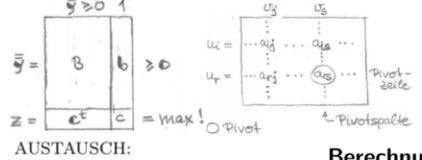
$\forall i \in \mathbb{N}_0 : f_i \leftarrow \left(\frac{m}{m-1}\right)^i$
 $i \leftarrow 0$
Bis \mathbf{z} gefunden
 gehe f_i Einheiten auf $H_{i \bmod m}$
 entlang und zurueck
 $i \leftarrow i + 1$

$$\text{Kompetitivität: } c := 2m \left(\frac{m}{m-1}\right)^{m-1} + 1$$
$$= 2m \left(1 + \frac{1}{m-1}\right)^{m-1} + 1 < 2me + 1$$

Lineare Ungleichung:
 $y := \mathbf{u}^t \mathbf{x} + u \geq 0$
Ungleichungssystem mit l linearen Ungleichungen
 $y_i := \mathbf{a}_i^t \mathbf{x} + a_i \geq 0$

bilden konvexes Polyeder S, Simplex!

Schematische Normalform



AUSTAUSCH:

Eingabe:
 $A = [a_{ij}]_{i,j=1,1}^{m,n}$
 r, s
Ausgabe:
 $A' = [a'_{ij}]_{i,j=1,1}^{m,n}$

For $i \neq r, j \neq s$
 $a'_{ij} \leftarrow a_{ij} - \frac{a_{is}a_{rj}}{a_{rs}}$
For $i = r, j \neq s$ (Pivotzeile)
 $a'_{ij} \leftarrow -\frac{a_{ij}}{a_{rs}}$
For $i \neq r, j = s$ (Pivotspalte)
 $a'_{ij} \leftarrow \frac{a_{ij}}{a_{rs}}$
For $i = r, j = s$ (Pivot)
 $a'_{ij} \leftarrow \frac{1}{a_{rs}}$

Algorithmus:
Eingabe: Normalform B eines lin. Programms
Ausgabe: Normalform geaendert, sodass $z(\mathbf{0}) = \max$
solange ein $c_s > 0$
falls alle $b_{is} \geq 0$
keine Loesung - Ende
sonst bestimme r so, $\frac{b_{rs}}{b_{rs}} = \max_{b_{is} < 0} \frac{b_{is}}{b_{rs}}$
 $B \leftarrow \text{AUSTAUSCH}(B, r, s)$
Aufwand im worst-case $\Omega(m^{\frac{3}{2}})$. In Praxis meist in $O(m^2n)$.

Berechnung der Normalform

Gegeben ein lineares Programm

- finde zulässigen Punkt
- machte Punkt zum Ursprung
- führe n Tauschs x_r mit y_r durch

Damit Ursprung beim Tausch von x_r mit y_r gültig bleibt muss für alle $i > r$ gelten:

$$a_i - \frac{a_{ir}a_r}{a_{rr}} \geq 0$$

1 Gradientenverfahren

Ausgehend vom Anfangspunkt $\mathbf{x}_0 = [x_1, \dots, x_n]$, berechne Gradient der Kostenfunktion an dieser Stelle: $\nabla c(\mathbf{x}_0) = [\partial c / \partial x_1, \dots, \partial c / \partial x_n]$. Der Nachfolger ist dann, $\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i + h * \nabla c(\mathbf{x}_i)$, wobei $h > 0$, falls maximiert werden soll und $h < 0$, wenn minimiert wird.

3 stochastische verfahren

3.1 Allgemein

startzustand \mathbf{q} -> einen nachbar \mathbf{p} zufällig wählen -> schritt von ausgang zum neuen nachbar akzeptabel?, falls nein neuer nachbar, sonst von akzeptiertem zustand weiter, bis zurfrieden

3.2 simuliertes tempren

Hier: Maximalzahl betrachteter nachbarn insgesamt (Bedingung fuer Terminieren), Folge sinkender temperaturen t_1, t_2, \dots , Akzeptanzbedingung:

$c(\mathbf{p}) > c(\mathbf{q})$ OR $\exp(\frac{c(\mathbf{p}) - c(\mathbf{q})}{t_i}) > Zufallszahl \in [0, 1]$, nächste Temperatur immer wenn akzeptiert wurde.

3.3 Schwellwert-Algorithmus

Akzeptanzbedingung: $c(\mathbf{p}) > c(\mathbf{q}) - \sigma$, wobei σ immer weiter abgesenkt wird.

3.4 Sintflut-Maximierung

Akzeptanzbedingung: $c(\mathbf{p}) > F$, mit steigender unterer grenze F.

3.5 Rekordjagd-Algorithmus

Akzeptanzbedingung: $c(\mathbf{p}) \geq \text{Rekord} - \sigma$, bisher bester gesehener Wert, darf nicht um sinkende Toleranz unterschritten werden.

4 Evolutionäre Algorithmen

4.1 Allgemein

Population aus Individuen mit Merkmalsvektor \mathbf{q} und Fitness $c(\mathbf{q})$. Außerdem gibt es noch einen globalen Streuungsvektor σ , aus dem normal oder geometrisch verteilt mutiert

Duale lineare Programme

Das lineare Programm
 $\mathbf{y} \geq 0$
 $B^t \mathbf{y} + \mathbf{c} \leq 0$
 $\mathbf{b}^t \mathbf{y} + c = \min!$
ist dual zu
 $\mathbf{x} \geq 0$
 $B\mathbf{x} + \mathbf{b} \leq 0$
 $\mathbf{c}^t \mathbf{y} + c = \min!$
Ersteres kann transformiert werden zu
 $\mathbf{y} \geq 0$
 $-B^t \mathbf{y} - \mathbf{c} \geq 0$
 $-\mathbf{b}^t \mathbf{y} - c = \max!$

Ausgleichen mit Maximumsnorm

$A\mathbf{x} = \mathbf{a}$ überbestimmtes LGS. $\forall \mathbf{x}$ ist das Residuum

$$\mathbf{r} := (r_1 \dots r_n)^t := A\mathbf{x} - \mathbf{a} \neq 0$$

Wir definieren $x_0 := \frac{1}{r}$ und $\bar{\mathbf{x}} := \mathbf{x}x_0$. Führt zu linearem Programm:

$$\begin{aligned} -A\bar{\mathbf{x}} + \mathbf{a}x_0 + \mathbf{e} &\geq 0 \\ A\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{a}x_0 + \mathbf{e} &\geq 0 \\ x_0 &= \max! \end{aligned}$$

wird. Individuen koennen sich fortpflanzen, bei mehreren Eltern Kreuzung, sonst Klon. Populationsgröße wird einigermaßen konstant gehalten, d.h. es werden immer wieder Loesungen verworfen.

4.2 Plus-Evolutionsstrategie

Erzeuge λ Nachkommen, nur die μ fittesten Individuen aus den μ Eltern und λ Nachkommen ueberleben.
Eltern werden pro Kind zufällig aus Population gewählt.

4.3 Komma-ES

Wie bei plus, allerdings sterben alle Eltern garantiert und nur μ fittesten Kinder ueberleben.

4.4 Klonen vs. Mehrere Eltern

Beim Klonen mutiere einfach mithilfe von σ (s.o.).
Bei mehreren Eltern:

- Mischen: Es wird fuer jedes Merkmal (q_i) zufaellig bestimmt, von welchem Eltern-teil dieses Merkmal uebernommen wird.
- Mitteln: Es wird fuer jedes Merkmal der Mittelwert ueber die Werte der Eltern gebildet.

5 Genetische Algorithmen

Binäre Merkmalsvektoren, nur Nachkommen ueberleben.
Individuum klonst sich mit Wahrscheinlichkeit $W(\mathbf{q}) = c(\mathbf{q}) / \sum_{\mathbf{p} \in Pop} c(\mathbf{p})$. μ Eltern erzeugen immer μ Klon-Nachkommen.
Wähle unter den μ Klonen $p\%$ Individuen, die gekreuzt werden. Wähle daraus zufällige Paare. Aus $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_n)$ und $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_n)$ entstehen $\mathbf{c} = (a_1, \dots, a_j, b_{j+1}, \dots, b_n)$ und $\mathbf{d} = (b_1, \dots, b_j, a_{j+1}, \dots, a_n)$.
Dann kippe jedes Bit des Mermalsvektors mit sehr geringer Wahrscheinlichkeit.
Zusammengehörende Mermalsbits sollten möglichst nahe beisammen stehen, damit sie bei der Kreuzung nicht zerbrechen.

Schreibweise

C ist De-Casteljau, C* Unterteilungsoperator mit Stufe k.

$$\begin{aligned} C(B_0^0, t) &= B_0^1 B_1^1 \\ C^*(B_0^0, k) &:= B_0^k \dots B_{2^k-1}^k \end{aligned}$$

Eingabe:
 $\mathbf{b}_0^0 \dots \mathbf{b}_n^0 \subset \mathbb{R}^d$
 $t \in \mathbb{R}$
Ausgabe:
 $\mathbf{b}_0^0 \dots \mathbf{b}_0^n \mathbf{b}_0^n \dots \mathbf{b}_n^0 \subset \mathbb{R}^d$

For $k = 1, \dots, n$
For $i = 0, \dots, n - k$
 $\mathbf{b}_i^k \leftarrow \mathbf{b}_i^{k-1} (1 - t) + \mathbf{b}_{i+1}^{k-1} t$

Konvergenz

Satz: Zu jedem Polygon $B = b_0 \dots b_n$ gibt es ein Polygon $L_\infty(B)$ vom Grad $\leq n$, sodass

$$\sup_{[0,1]} |L_k(B) - L_\infty(B)| \in O(2^{-k})$$

Folgerung:

$$\frac{d}{dt} L_\infty(B) = n L_\infty(\Delta B)$$

Differenzenpolygon

$$\begin{aligned} \Delta B &:= \Delta \mathbf{b}_0 \dots \mathbf{b}_n \\ &:= (\Delta \mathbf{b}_0) \dots (\Delta \mathbf{b}_{n-1}) \\ &:= (\mathbf{b}_1 - \mathbf{b}_0) \dots (\mathbf{b}_n - \mathbf{b}_{n-1}) \end{aligned}$$

Zusammenhang von Differenzen mit normalem Polygon

$$\begin{aligned} B_0 B_1 &:= C^*(B, 1) \\ \Delta B_0 \Delta B_1 &= \frac{1}{2} C^*(\Delta B, 1) \\ B_0 \dots B_{2^k} &:= C^*(B, k) \\ \Delta B_0 \dots \Delta B_{2^k} &= 2^{-k} C^*(\Delta B, k) \end{aligned}$$

Abhängigkeit von ΔB_0 und ΔB_1 bzgl. C: (Übung 9.2)

$$\begin{aligned} tL &= \Delta B_0 \quad (1-t)R = \Delta B_1 \\ \Rightarrow \frac{\Delta B_0}{t} \frac{\Delta B_1}{(1-t)} &= C(\Delta B, t) \end{aligned}$$

Ableitung unterteilter Polygone

$$\begin{aligned} b(t) &:= L_k(B) \\ \beta_i^{k,j} &:= \frac{jn+i}{n2^k} \\ b_i^{k,j} &:= b^k(\beta_i^{k,j}) \\ \tilde{b}^k(t) &= \frac{\Delta b_i^{k,j}}{\Delta \beta_i^{k,j}} = n2^k \Delta b_i^{k,j} \end{aligned}$$

Kanonische Parametrisierung

Unterteilung eines Polygons in $P^k := \mathbf{P}_0^k \dots \mathbf{P}_{2^k-1}^k$ mit

$$\begin{aligned} P_j^k &:= \mathbf{p}_0^{k,j} \dots \mathbf{p}_n^{k,j} \\ \mathbf{p}_i^{k,j} &:= \begin{bmatrix} \beta_i^{k,j} \\ \mathbf{b}_i^{k,j} \end{bmatrix} \\ \beta_i^{k,j} &:= \frac{j + \frac{i}{n}}{2^k} \end{aligned}$$

Zu P^k it die stückweise lineare Funktion $L_k(\mathbf{b}_0 \dots \mathbf{b}_n)$

6 Partikel-Schwarm-Optimierung

Partikel jeweils mit Position $\mathbf{p}_i(t)$, Fitness $f_i(\mathbf{p}_i)$, Geschwindigkeit $\mathbf{v}_i(t) = \mathbf{p}_i(t) - \mathbf{p}_i(t-1)$.
Algorithmus:
Initiale Position und Geschwindigkeit zufällig.
Partikels, q die global bisher beste Position.
Dann nächste Werte:

$\mathbf{v}_i = \mathbf{v}_i * \omega + (p_i - \mathbf{p}_i) * c_1 * r_1 + (q_i - \mathbf{p}_i) * c_2 * r_2$ r jeweils aus $[0,1]$, c und ω konstant.
Die Konstanten können per Superschwarm optimiert werden.

Biinfinite Kontrollpolygone: $\mathbf{c}_{\mathbb{Z}} := (\mathbf{c}_i)_{i \in \mathbb{Z}} = (\dots \mathbf{c}_{-1} \mathbf{c}_0 \mathbf{c}_1 \dots)$

Bsp. α eines stationären Unterteilungsalgorithmus:

$$\alpha\left(z\right):=\sum_{j\in\mathbb{Z}}\alpha_jz^j$$

$$\alpha_n\left(z\right):=\frac{1}{2^n}\sum_{i=0}^{n+1}\binom{n+1}{i}z^i=\frac{1}{2^n}\left(1+z\right)^{n+1}$$

Differenzenschema

$$\text{Rückwärtsdifferenzen: } \nabla \mathbf{c} := (\nabla c_i)_{i \in \mathbb{Z}}$$

$$\nabla c_i := c_i - c_{i-1}$$

$$\text{Symbol: } v(z) := 1 - z$$

$$\nabla \mathbf{c}(z) = v(z) \, c(z)$$

$$\text{Differenzenpolygone: } b_{\nabla}(z) = (1-z) \, b(z)$$

$$= (1-z) \, \alpha(z) \, \frac{c_{\nabla}(z^2)}{(1-z^2)}$$

$$= \frac{\alpha(z)}{1+z} c_{\nabla}(z^2)$$

Bem.: Das Differenzenschema zu $\alpha(z)$ existiert nur, wenn gilt:

$$\mathfrak{x}(-1) = \sum_{i \in \mathbb{Z}} \alpha_{2i} - \sum_{i \in \mathbb{Z}} \alpha_{2i+1} = 0$$

Bem.: Es muss $\sum_{i \in \mathbb{Z}} \alpha_{2i} = \sum_{i \in \mathbb{Z}} \alpha_{2i+1} = 1$ gelten, damit die unterteilten Polygone gegen eine Kurve konvergieren.

Allgemein enthält U_n in den Spalten die Einträge α_i , jeweils um zwei Zeilen versetzt:

$$\alpha_i = \begin{cases} \frac{1}{2^n} \binom{n+1}{i}, & i = 0, \dots, n+1 \\ 0, & \textit{sonst} \end{cases}$$

Unterteilungsgleichung:

$$b_i = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \alpha_{i-2k} c_k, \; i \in \mathbb{Z}$$

Allgemein

Regelmäßiges biinfinite Kontrollnetz C und das unterteilte Netz B mit den Unterteilungsmatrizen U und V :

$$C := [\mathbf{c}_{ij}]_{i,j \in \mathbb{Z}} = [\mathbf{c}_i]_{i \in \mathbb{Z}^2} =: \mathbf{c}_{\mathbb{Z}^2}$$

$$B := \mathbf{b}_{\mathbb{Z}^2} := UCV^t$$

(U, V) heißt Tempus

Bem.: Wenn U, V konvergente Kurvenunterteilungsalgorithmen, dann konvergiert $U^k C \left(V^t \right)^k$ gegen eine Fläche.

Symbole

$$C = \mathbf{c}_{\mathbb{Z}^2} \Rightarrow \mathbf{c}(\mathbf{x}) := \mathbf{c}(x, y) := \sum_{i \in \mathbb{Z}} \sum_{j \in \mathbb{Z}} \mathbf{c}_{ij} x^i y^j := \sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{Z}^2} \mathbf{c}_{\mathbf{i}} \mathbf{x}^{\mathbf{i}}$$

$$B := UCV^t \Rightarrow \mathbf{b}(x, y) := \alpha(x) \, \mathbf{c}(x^2, y^2) \, \beta(y)$$

$$(U, V) \Rightarrow \gamma(x, y) := \alpha(x) \, \beta(y) \quad (\text{Symbol des Tempus})$$

Unterteilungsgleichung: $\mathbf{b}(\mathbf{x}) = \gamma(\mathbf{x}) \, \mathbf{c}(\mathbf{x}^2)$ bzw. komponentenweise: $\mathbf{b}_{\mathbf{i}} = \sum_{\mathbf{j} \in \mathbb{Z}^2} \gamma_{\mathbf{i}-2\mathbf{j}} \mathbf{c}_{\mathbf{j}}$

Eingabe:

$$\mathbf{t} = t_1 \dots t_n$$

$$\mathbf{s} = s_1 \dots s_m \quad // \quad \text{Suchtext}$$

Ausgabe:

$$\text{kleinstes } i \text{ mit } t_{i+1} \dots t_{i+m} = \mathbf{s}$$

$$i < - 0$$

$$\text{Solange } i \leq n - m$$

$$// \text{ vgl. } \mathbf{s} \text{ mit } t_{i+1} \dots t_{i+m}$$

$$j \leftarrow m$$

$$\text{Solange } j > 0 \text{ und } s_j = t_{i+j}$$

$$j \leftarrow j - 1$$

$$\text{Falls } j = 0$$

$$\text{gib } i \text{ aus; stop}$$

$$\text{sonst } i \leftarrow i + 1$$

Vorkommensfunktion:

$$v : A \rightarrow 0, \dots, m$$

$$a \mapsto v(a),$$

$$v(a) := \min\{ \; k | a \notin s_{k+1} \dots s_m \text{ und } (a = s_k \vee k = 0) \}$$

Masken

Wenn $\Gamma := \gamma_{\mathbb{Z}^2}$ biinfinite Matrix. Also

$$\gamma(x, y) := [\dots x^{-1} x^0 x^1 \dots] \Gamma [\dots y^{-1} y^0 y^1 \dots]^t$$

$\Gamma_{\mathbf{i}} := [\gamma_{\mathbf{i}-2\mathbf{j}}]_{\mathbf{j} \in \mathbb{Z}^2}$ heißen Masken für $\mathbf{i} = (0, 0), (1, 0), (0, 1), (1, 1)$

Def.

Ein Präfix eines Wortes w , das zugleich ein Suffix von w ist, heißt *Präsuffix*. $geps(w)$ ist das größte echte Präsuffix von w .
 $w_j := s_{j+i} \dots s_m$.

$$\gamma(j) := |geps(w_j)|$$

Suffixfunktion σ wird dargestellt:

$$\sigma(j) = \min\left(\{k \in \{1, \dots, j\} | \; \gamma(j-k) = m-j\} \cup \{m-\gamma(0)\}\right)$$

Änderungen in „Naive Suche“

Sei $t_{i+j} \neq s_j$ und $t_{i+j+1} \dots t_{i+m} = s_{j+1} \dots s_m$.

Dann ist $v := v(t_{i+j}) \neq j$ und

- falls $v < j$, kann i um $j-v$ erhöht werden

- falls $v > j$, kann i um $m-v+1$ erhöht werden

Bem.

Für kleines m und großes Alphabet A nun Laufzeit $O(\frac{n}{m})$

Eingabe:

$$\gamma(0 \quad \dots \quad m)$$

Ausgabe:

$$\sigma(1 \quad \dots \quad m)$$

$$\text{For } j = 1, \quad \dots, \quad m$$

$$\sigma(j) \leftarrow m - \textit{gamma}(0)$$

$$\text{For } i = 0, \quad \dots, \quad m-1$$

$$k \leftarrow m - \gamma(i) - i$$

$$j \leftarrow m - \gamma(i)$$

// Es gilt jetzt $\gamma(j-k) = m-j$

$$\text{falls } \sigma(j) > k$$

$$\text{dann } \sigma(j) \leftarrow k$$

// wie in "Naiver Suche", letzte Zeile
// durch folgendes ersetzt

$$v \leftarrow v(t_{i+j})$$

$$\text{falls } v < j$$

$$i \leftarrow i + \max\{j-v, \; \sigma(j)\}$$

sonst

$$i \leftarrow i + \max\{m-v+1, \; \sigma(j)\}$$