

§4 Constrained shortest paths

4.1 Komplexität

4.1 PROPOS. Das CSP ist schwach NP-vollständig

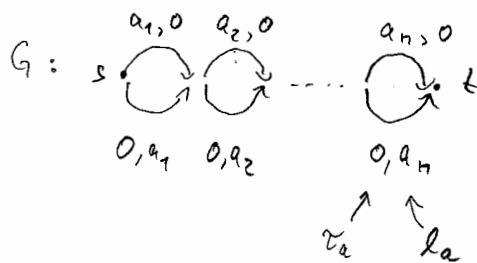
Beweis: Reduktion von PARTITION:

Geg. Zahlen a_1, \dots, a_n mit $\sum a_i = 2b$

Frage: Gibt es Indexmenge I mit $\sum_{i \in I} a_i = b$?

Sei I Instanz von PARTITION.

Konstruiere daraus Instanz I' von CSP:



Frage: Gibt es s, t Weg P mit $\tau(P) \leq b$, $\ell(P) \leq b$

Offenbar ist die Antwort auf diese Frage ja

$\Leftrightarrow \exists$ Indexmenge I mit $\sum_{i \in I} a_i = b$ \square

4.2 PROPOSITION: CSP kann in pseudopolynomialer Zeit gelöst werden.

Beweis: analog zu SUBSET SUM (Verallgemeinerung von PARTITION)

amr ADH I \square

Aufgabe 4.1

4.2 Lösungsansätze

- 1) Beasley & Christofides 29 Brand & Bound + Lagrange Relaxation
- 2) Labeling Algorithmus (erweitertes Dijkstra)
Verwandtschaft zu Pareto-optimalem Wegen
- 3) Geometrisch (Hehlhorn + Ziegelmann 2000) \rightarrow § 4.4

4.2.1 Der Ansatz von Beasley & Christofides

Brand & Bound Baum $\hat{=}$
 $\hat{=}$ IP-Formulierung

wie bei Telekomm Problem aus ADM II alt
Festlegen von Kanten

Lagrange Relaxation:

$$\min T(P)$$

$$\text{so dass } l(P) \leq L$$

P ist Weg von s nach t

} in Zielfkt

$$(LR_\mu) \quad \min T(P) + \mu (l(P) - L) =: \Delta(\mu), \mu \in \mathbb{R}_+^1$$

$$\sum_{a \in P} (\tau_a + \mu l_a) - \underline{\mu L}$$

Konstant für festes μ



Kürzester Weg bzgl. neuer Kantenbezeichnung $\tau_a + \mu l_a$

Sei P^* opt. Lösung des CSP und $\tau^* := \tau(P^*)$

Dann gilt (1) $\Delta(\mu) \leq \tau^* \quad \forall \mu \geq 0$

$$(2) \Delta^* := \max_{\mu \geq 0} \Delta(\mu) \leq \tau^*$$

Aufgabe 4.2	$\left. \begin{array}{l} \text{Ist } P \text{ eine Optimallösung von } (LR_\mu) \\ \text{und } l(P) \leq L \end{array} \right\} \stackrel{?}{=} P \text{ opt für CSP}$
-------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

$\tau^* - \Delta^*$ heißt Dualitätslücke (gap) Aufgabe 4.3 i.A ist gap > 0

Subgradientenverfahren analog zu ADMM, § 7.4

Ist P_{μ_0} kürzester Weg in (LR_{μ_0}) , so ist $l(P_{\mu_0}) - L$ (verletzte Rest.)
ein Subgradient in μ_0 von $\Delta(\mu)$

Gehe Schritt in diese Richtung

$$\mu^{\text{neu}} = \mu^{\text{alt}} + \Theta(l(P_{\mu_0}) - L) =$$

↓

neue Kantenbewertung

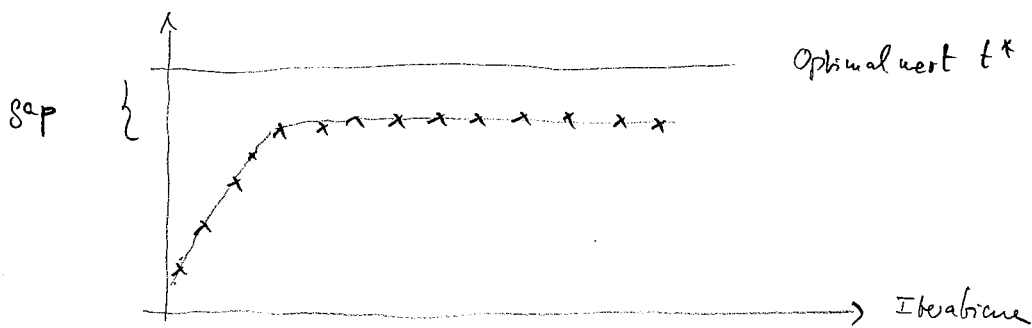
$$\tau_a + \mu^{\text{neu}} l_a$$

Unterschiede in Kantenbewertung: gerade $(\mu^{\text{neu}} - \mu^{\text{alt}}) l_a$

↑

dieselbe Zahl für alle Kanten

typischer Verlauf



unbefriedigend

4.2.2 Pareto-optimale Wege

Ges. $G = (V, A)$ $s, t \in V$ Für jede Kante a ein r -dim Bewertungsvektor $\lambda(a) = \begin{pmatrix} \lambda_1(a) \\ \vdots \\ \lambda_r(a) \end{pmatrix} \geq 0$ Länge $\lambda(P)$ eines Weges P ist

$$\lambda(P) = \sum_{a \in P} \lambda(a) = \begin{pmatrix} \sum_{a \in P} \lambda_1(a) \\ \vdots \\ \sum_{a \in P} \lambda_r(a) \end{pmatrix} =: \begin{pmatrix} \lambda_1(P) \\ \vdots \\ \lambda_r(P) \end{pmatrix}$$

hier unterschiedliche Operationen möglich

 \sum, \max, \min, \dots

[allgemein: Semiringe]

Gesucht: alle Pareto-optimalen s, t Wege

P heißt Pareto-optimal

 $\Leftrightarrow \nexists$ Weg P' mit $\lambda(P') \leq \lambda(P)$ und $\lambda_i(P') < \lambda_i(P)$ für ein i ↑
komponentenweise Ordnung(keine Dominanz)

Anwendungen: Autowegwahl: Zeit, Entfernung, verbaute Strecken als Kosten
 Bahn: Zeit, Kosten, # Umstiege

Der Dijkstras Algorithmus für Pareto-optimale Wege

unadapt Wh: Dijkstra für kürzeste Wege ($\lambda_a \geq 0$)

- berechnet für jeden Knoten v eine Distanz $d[v]$

$\hat{=}$ Länge kürzester Weg von s zu v

+ einen Knoten Vorgänger $[v]$, der Vorgänger von v auf kürzestem Weg von s zu v ist

- Werte $d[v]$, Vorgänger $[v]$ sind unadapt verlaufbar

Im Lauf des Algorithmus werden Knoten markiert, für markierte Knoten sind diese Werte endgültig

Initialisierung:

$$d[v] := \begin{cases} 0 & v = s \\ \lambda(s,v) & \text{falls Kante } (s,v) \text{ exist.} \\ \infty & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\text{Vorgänger}[v] := \begin{cases} s & \text{falls Kante } (s,v) \text{ exist} \\ \infty & \text{sonst} \end{cases}$$

nur s markiert

Hauptschleife

while \exists unmarkierten Knoten do
 wähle unmarkierten Knoten v mit kleinstem $d[v]$
 markiere v
for alle Kanten (v,w) mit unmarkiertem w do
 if $d[v] + \lambda_{(v,w)} < d[w]$ then
 $d[w] := d[v] + \lambda_{(v,w)}$
 Vorgänger $[w] := v$
 end if
end for
end while

Variation des Dijkstra für Pareto-optimale Wege [Theore 95]
 statt $d[v]$ r -dim Vektoren $d[v] = \begin{pmatrix} d_1[v] \\ \vdots \\ d_r[v] \end{pmatrix}$ $d_k[v]$ bzgl λ_k

In jedem Knoten mehrere $d[v]$ möglich,
 $\hat{=}$ bisher ermittelten Pareto-Optimalen s,v -Wege

Initialisierung

$$d[v] := \begin{cases} \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} & \text{falls } v = s \\ \lambda_{(s,v)} & \text{falls } (s,v) \text{ Kante} \\ \begin{pmatrix} \infty \\ \vdots \\ \infty \end{pmatrix} & \text{sonst} \end{cases}$$

Markierung Knoten \rightarrow Markierung von Vektoren $d[v]$

Regel: Wähle lexikographisch kleinsten unmarkierten Vektor $d[v]$
 als nächsten zu markierenden Vektor

Aktualisierung des $d[w]$:

Betrachte zu gewähltem $d[v]$ alle Kanten (v, w)

nehme $d[v] + \lambda_{(v,w)}$ zu den bereits in w

abgespeicherten Vektoren hinzu und schiebe nicht Pareto-optimale
und aktualisiere ggf. Vorgänger($d[v]$)

Anfangs nur $d[s]$ markiert

Hauptschleife

while \exists unmarkierten Vektor do

wähle lexikographisch kleinsten unmarkierten Vektor $d[v]$

markiere diesen Vektor

sei v der zugehörige Knoten

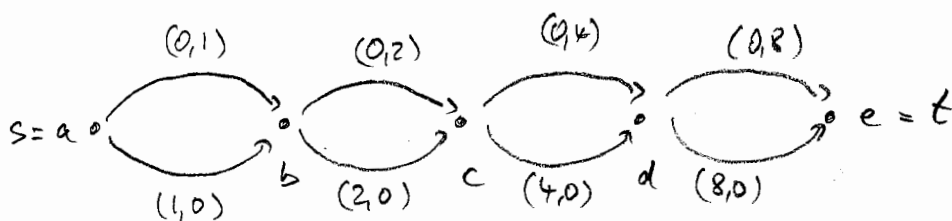
for alle Kanten (v, w) do

nehme $d[w] := d[v] + \lambda_{(v,w)}$ zu den Vektoren von w hinzu;

schiebe nicht Pareto-optimale bei w ;

falls $d[w]$ nicht gelöscht wird, so setze Vorgänger($d[w]$) := $d[v]$

Beispiel:



Pareto Optima:

a	b	c	d	e
(0,0)	(0,1)	(0,3)	(0,7)	(0,15)
	(1,0)	(2,1)	(4,3)	(8,7)
		(1,2)	(1,6)	(1,14)
		(3,0)	(5,2)	(9,6)
			(2,5)	(2,13)
			(6,1)	(10,5)
			(3,4)	(3,12)
			(7,0)	(11,4)
				(4,11)
				(12,3)
				(5,10)
				(13,2)
				(6,9)
				(14,1)
				(7,8)
				(15,0)

2^0 2^1 2^2 2^3 2^4

Exponentielles Wachstum \Rightarrow exponentieller Algorithmus

Korrektheit analog zu normalen Dijkstra per Induktion:

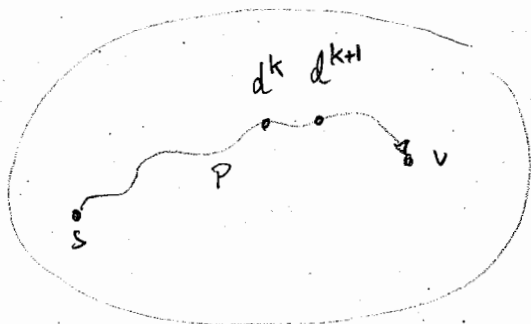
und # Markierungen:

Sobald Vektor markiert, gehört es zur Menge der Pareto-Optima zum zugehörigen Knoten

Beweis: Betrachte Zielpunkt in dem $d[v]$ gewählt wird

Ann. $d[v]$ nicht Pareto-optimal in v

$\Rightarrow \exists$ ^{Pareto-opt} Weg P von s nach v mit $\lambda(P) \not\leq d[v]$



P Pareto-optimal $\lambda \geq 0$

\Rightarrow Anfangsstücke von P ebenfalls Pareto-optimal

(*)

Seien $s = v_1, v_2, \dots, v_m = v$ die Zwischenknoten auf dem Weg P und d^1, d^2, \dots, d^m die zugehörigen Pareto-optimalen

Bewertungsvektoren, also $d^i = d^{i-1} + \lambda_{(v_{i-1}, v_i)}$. Dann ist $d^m \not\leq d[v]$.

Sei d^k der letzte Vektor ^{auf P} der bereits markiert ist zum Zeitpunkt der Auswahl von $d[v]$ (exist, da $d^1 = d[s]$ markiert)

$\Rightarrow k < m$, da sonst $d^m \not\leq d[v]$ bereits bei v markiert wäre und $d[v]$ gestrichen wäre.

\Rightarrow Zum Zeitpunkt der Markierung von d^k wird $d^{k+1} = d^k + \lambda_{(v_k, v_{k+1})}$ in

v_{k+1} hinzugefügt und ist Pareto-optimal ^(wegen *) und bleibt bis zur

Wahl von $d[v]$ unmarkiert (nach Wahl des Index k).

Dann ist $d^{k+1} \leq d^m \not\leq d[v]$

$\Rightarrow d^{k+1} <_{\text{lex}} d[v] \Rightarrow$ Widerspruch zu Auswahlregel

\Rightarrow jeder markierte Vektor ist Pareto-optimal

Andere Beweis: jedes Pareto-optimum ^{wird} im Algorithmus konstruiert \square

Frage: Wie groß wird die maximale Anzahl der Pareto-Optima

Annahme: $\lambda_k(a) \in \mathbb{Z}_+$

$L_k(v) :=$ maximale Weglänge (elementares Weg) von s nach v ^{bzgl λ_k}

$\text{pareto}(v) := \#$ Pareto Optima in v

$$\text{pareto}(v) \leq \prod_{k=1}^r L_k(v)$$

\Rightarrow $\text{pareto}(v)$ ist polynomial in n , falls $\lambda_k(a)$ polynomial in n und r fest ist \Rightarrow algorithmisches polynomial

etwa: $\lambda_k(a) \leq n \Rightarrow L_k(v) \leq (n-1)n \leq n^2 \Rightarrow \text{pareto}(v) \leq n^{2r}$

$\lambda_k(a) \leq L_0 \Rightarrow \text{pareto}(v) \leq (L_0(n-1))^r$

\uparrow

erfüllt in Straßennetz (≤ 1000 m), $n \sim 10.000$ in Berlin

Anwendung bei CSP

[Aneja, Agarwal & Nair 1983]

min $\tau(P)$ unter $l(P) \leq L$ P s.t. Weg

Kantenbewertung $\lambda(a) = \begin{pmatrix} \tau_a \\ l_a \end{pmatrix}$

Pareto Dijkstra anwenden

Vektoren $d(v) = \begin{pmatrix} \tau \\ l \end{pmatrix}$ bewerten, falls $l > L$

\Rightarrow liefert alle Pareto optima mit $l \leq L$

\Rightarrow lex-kleinstes Pareto-optimum ist Optimallösung von CSPD
(Abweden falls t zum erstenmal erreicht)

Praktische Erfahrung:

2 Subgradientenlosungen

!
ausgenutzt

\geq Pareto Diagonale

!
optimal

(ungefähr gleich)

max. Unterschied

Faktor 1-20

für mehr Schritte deutlich schlechter!

4.3 Approximation Pareto-optimaler Wege

1. Gewichte Summe der Kriterien (Taffe 84)ZulässigkeitsproblemGegeben $\begin{pmatrix} L_1 \\ \vdots \\ L_r \end{pmatrix}$ Finde Weg P mit $\lambda(P) \leq \begin{pmatrix} L_1 \\ \vdots \\ L_r \end{pmatrix}$

} Transformation

Kürzeste Wege Problem bzgl. $\lambda'(a) := \alpha_1 \lambda_1(a) + \dots + \alpha_r \lambda_r(a)$
 $\uparrow \qquad \qquad \qquad \uparrow$
 Gewichte, die von L_1, \dots, L_r abhängen

i.a. nun schlechte Approximationen

Bsp. $\alpha_1 \leq \alpha_2 \Rightarrow (9,15)$ wird berechnet im Beispiel
 schlecht für $L_1 = 7$ $L_2 = 8$

allgemein gilt [Theorem 95]

Sei P^* Pareto optimal mit $\lambda(P^*) \leq \begin{pmatrix} L_1 \\ \vdots \\ L_r \end{pmatrix}$ Sei P' der bzgl. λ' mit $\alpha_1 = \dots = \alpha_r = 1$ berechnete kürzeste WegDann ist $\max_k \lambda(P') \leq r \cdot \max_k L_k$ (i.a. scharf)im Bsp ist für $\alpha_1 = \alpha_2$ der Weg P' über die oberen Kanten ein kürzestermit $\max_k \lambda(P') = 15 \leq 2 \cdot \max\{7, 8\}$

2. Einfache Skalierung der Längen [Theorie 95]

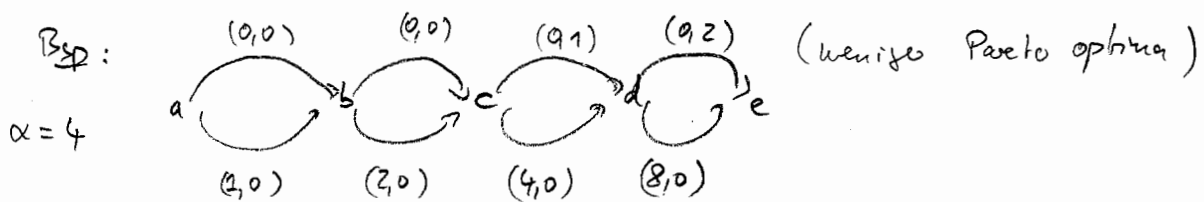
Skalare $\lambda(a) = \begin{pmatrix} \lambda_1(a) \\ \vdots \\ \lambda_r(a) \end{pmatrix}$ auf den weniger wichtigen Kriterien

↓

$$\lambda'(a) = \left(\lambda_1(a), \left\lfloor \frac{\lambda_2(a)}{\alpha} \right\rfloor, \dots, \left\lfloor \frac{\lambda_r(a)}{\alpha} \right\rfloor \right)^T \quad \alpha > 1$$

=> pareto(v) wird kleiner!

Skalierung erhält Ordnung => Berechnete pareto-optimale Wege bzgl λ' sind "nahezu" pareto-optimal bzgl. λ



Pareto optima bzgl λ'					zusätz. Pareto Optima bzgl λ				
a	b	c	d	e	a	b	c	d	e
(0,0)	(0,0)	(0,0)	(0,1)	(0,3)	(0,0)	(0,1)	(0,3)	(0,7)	(0,15)
			(4,0)	(8,1)				(4,3)	(8,7)
				(4,2)					(4,11)
				(12,0)					(12,3)

ergibt Teilmenge Y aller Pareto Optimierung X

Genauer:

in pareto-opt Weg P mit Bewertung $d \in X$
 exist Pareto opt Weg P' mit Bewertung $d' \in Y$
 mit $|d_k - d'_k| \leq l(\alpha - 1) \quad k = 1, \dots, r$
 ↑
 # Kanten von P'

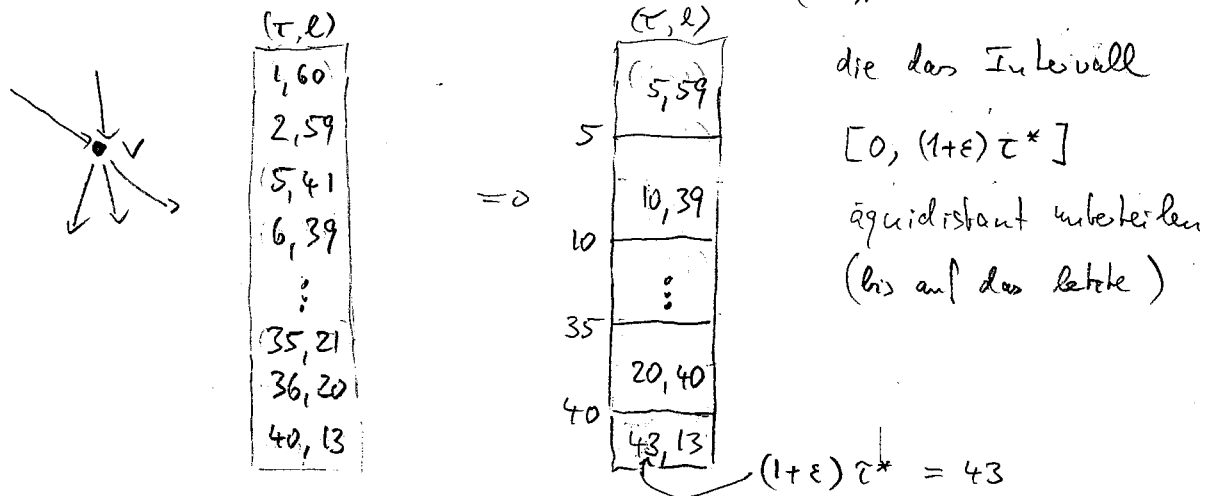
← pessimistisch
aber i.d. Schärfe

Bsp $d = \begin{pmatrix} 9,6 \\ 13,2 \end{pmatrix} \rightsquigarrow d' = \begin{pmatrix} 8,7 \\ 12,3 \end{pmatrix}$

3. Ein voll-polynomiales Approximationsschema [Hassin 92]

Annahme: kennen den Optimalwert τ^* eines beschränkten Längens, s, t Weges

Idee: Legen in jedem Knoten Schubfächer der Länge $\frac{\tau^*}{(n-1)/\epsilon}$ für Labels an, ^{Vektoren}



In Schubfach i : alle Labels von v mit τ -Wert im Intervall

$$\left] (i-1) \cdot \frac{\tau^*}{(n-1)/\epsilon}, i \cdot \frac{\tau^*}{(n-1)/\epsilon} \right]$$

Algorithmus: ϵ -Schubfach Dijkstra

- Gehe vor wie beim verallgemeinerten Dijkstra Algorithmus
- Trick: gebe pro Schubfach nur ein Label weiter:
das bzgl. l -Wert beste Label (sofern $l \leq L$)
runde den τ -Wert des Labels auf die obere Grenze des Schubfaches
- Wähle am Ende den Weg mit kleinstem τ -Wert

⇓

Gefundener Weg ist zulässig bzgl. Längenschränke L

(aber i.d.R. nicht optimal)

Algorithmus hat nur 1 Label pro Schubfach

$$\Rightarrow \leq (1+\epsilon)\tau^* \cdot \left\lceil \frac{\tau^*}{(n-1)/\epsilon} \right\rceil = \frac{(1+\epsilon)(n-1)}{\epsilon} \tau^*$$

viele Labels pro Knoten (polynomial in n und $\frac{1}{\epsilon}$)

4.3 LEMMA: Der vom ϵ -Schubfod Dijkstra gefundene Weg hat maximal einen um den Faktor $(1+\epsilon)$ höheren τ -Wert als der kürzeste längenbeschränkte Weg. ist längenbeschränkt und

Beweis: Sei P_ϵ der vom ϵ -Dijkstra gefundene Weg, und P^* ein optimaler Weg. P^* ist elementar $\Rightarrow \leq n-1$ Kanten. Der ϵ -Dijkstra macht bei P^*

pro Kante Rundungsfehler im τ -Wert \leq Intervall-Länge $= \frac{\tau^*}{(n-1)/\epsilon}$

\Rightarrow Gesamtfehler $\leq (n-1) \frac{\tau^*}{(n-1)/\epsilon} = \tau^* \cdot \epsilon$ bzgl. P^*

$\Rightarrow \tau(P_\epsilon) \leq \tau(P^*) \leq \tau^* + \tau^* \cdot \epsilon = (1+\epsilon)\tau^*$

\uparrow da P_ϵ kürzester Weg im ϵ -Dijkstra

Problem: kennen τ^* nicht

\Rightarrow binäre Suche verwenden, obere Schranke für τ^* ist $(n-1) \cdot \tau_{\max}$

kein längenbeschränkter Weg für aktuelles τ gefunden

\Rightarrow rechts weitersuchen

Weg gefunden \Rightarrow links weitersuchen

$\Rightarrow \log((n-1)\tau_{\max})$ viele Aufrufe von ϵ -Schubfod Dijkstra

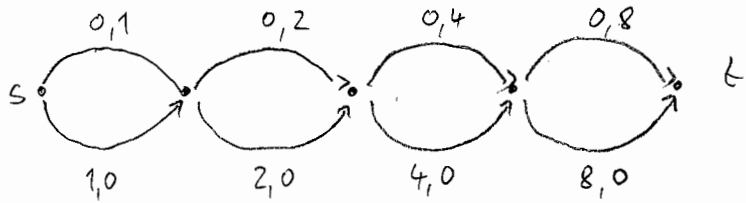
\Rightarrow Laufzeit polynomial in n und $\frac{1}{\epsilon}$

Beispiel: vom Pareto Dijkstra mit $L=7$ $\tau^*=8$, $\epsilon=1$

\Rightarrow Intervall-Länge $\frac{\tau^*}{(n-1)/\epsilon} = \frac{8}{4} = 2$

abzudeckendes Intervall $[0, (1+\epsilon)\tau^*] = [0, 16]$

4-16



$$L = 7$$

$$x^* = 8$$

2	2,0
4	
6	
8	

2	2,2
4	4,0
6	
8	

2	2,6
4	4,4
6	6,2
8	8,0

2	2,4
4	4,2
6	6,0
8	8,8
10	10,6
12	12,4
14	14,2
16	16,0

} violate length bound $L = 7$

← beste Weg (approx.)

4.4 Die Zwei-Schritt Methode von Heldermann & Ziegelmann [2000]

nutzt Weg-basierte IP-Formulierung und LP-Relaxation

$$0,1\text{-Variable } x_p \text{ für jeden st-Weg} \quad \tau_p := \sum_{a \in P} \tau_a, \quad l_p := \sum_{a \in P} l_a$$

=> Primales IP:

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_p \tau_p x_p && \leftarrow \tau_p \text{ minimieren} \\ \text{unter} \quad & \sum_p l_p x_p \leq L && \leftarrow \text{Lagrangepunkte eingehalten} \\ & \sum_p x_p = 1 && \left. \left. \leftarrow \text{nur ein zulässiger Weg} \right. \right. \\ & x_p \in \{0,1\} && \left. \left. \text{in Lösung} \right. \right. \end{aligned}$$

LP Relaxierung:

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_p \tau_p x_p \\ \text{unter} \quad & -\sum_p l_p x_p \geq -L \\ \text{u.} \quad & \sum_p x_p = 1 \\ & x_p \geq 0 \end{aligned} \quad \leftarrow x_p \leq 1 \text{ tritt in Optimum automatisch ein, da } \tau_p \geq 0$$

Duales LP:

$$\begin{aligned} \max \quad & u - Lv \\ \text{unter} \quad & u - l_p v \leq \tau_p \quad \forall p \\ & v \geq 0, \quad u \text{ nicht vorzeichen beschränkt} \end{aligned}$$

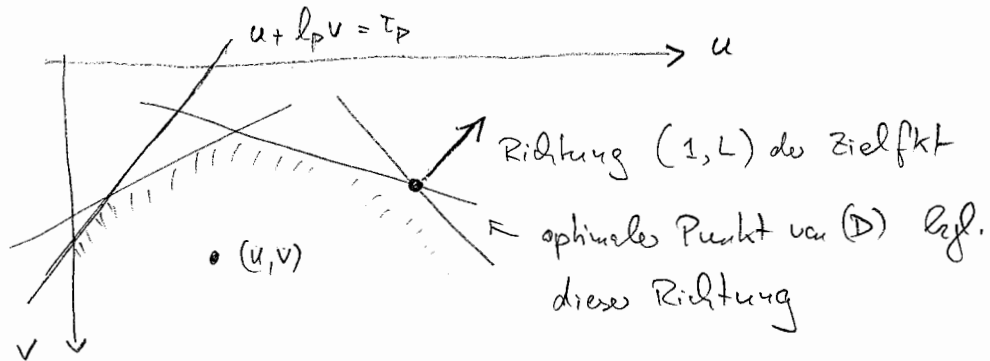
Ersetzung $v \rightarrow -v$ ergibt

$$\begin{aligned} \max \quad & u + Lv \\ \text{unter} \quad & u + l_p v \leq \tau_p \quad \forall p \\ & v \leq 0 \quad u \text{ nicht vorzeichen beschränkt} \end{aligned} \quad (D)$$

Standardinterpretation von (D) als 2-dim LP

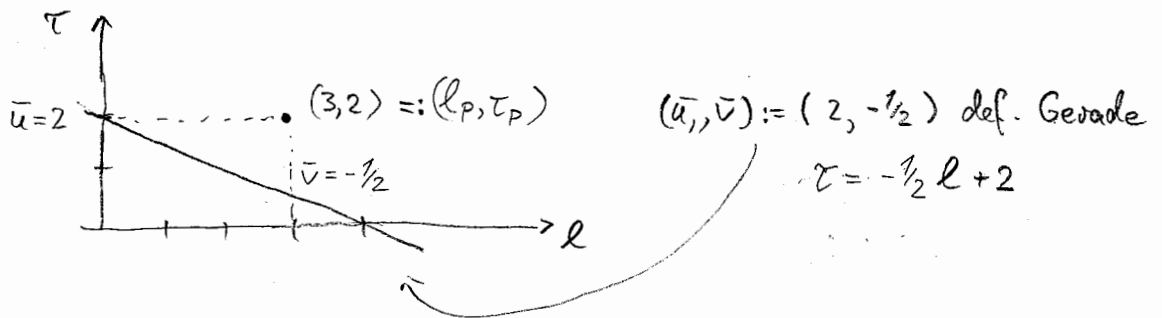
Nebenbedingungen = Halbebenen

Werte der Dualvariablen (u, v) = Punkte in der Ebene



andere, geometrisch duale Interpretation:

- Paar (u, v) als Gerade $\tau = v \cdot l + u$ in der (l, τ) Ebene auffassen
- Nebenbedingung $u + l_p v \leq \tau_p \hat{=} \text{Punkt } (l_p, \tau_p) \hat{=} \text{Pfad } P$
- Ungleichung $\bar{u} + l_p \bar{v} \leq \tau_p$ erfüllt für Werte \bar{u}, \bar{v} von u, v
 $\Leftrightarrow (l_p, \tau_p)$ liegt oberhalb der Geraden $\tau = \bar{v} l + \bar{u}$

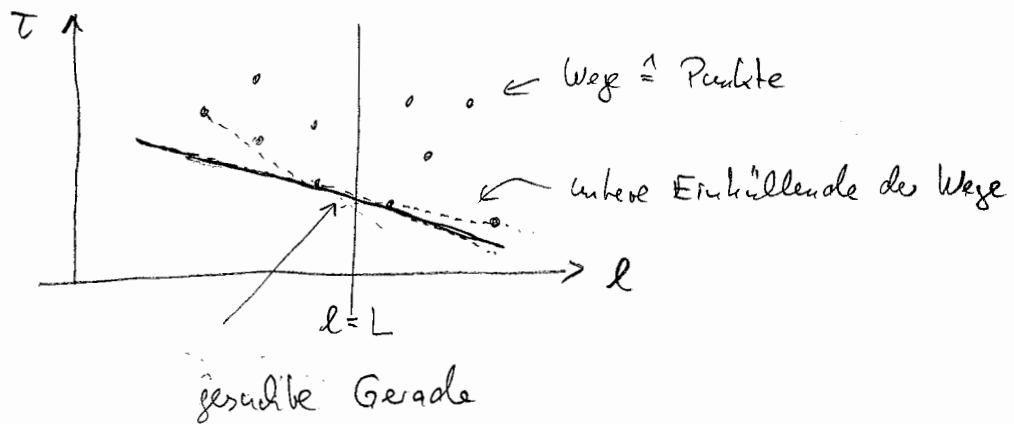


Punkt $(3, 2)$ liegt oberhalb von $\tau = -\frac{1}{2} l + 2$

$$\Leftrightarrow 2 \geq \underbrace{-\frac{1}{2} \cdot 3 + 2}_{0,5}$$

- Optimierung $\hat{=}$ Suche eines Paares u^*, v^* bzw. einer Geraden $\tau = v^* \cdot l + u^*$ mit nicht-positiver Steigung ($v^* \leq 0$)
 so dass:

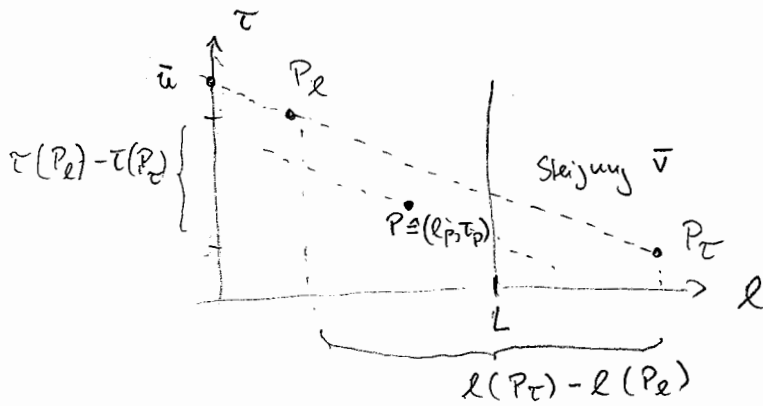
1. alle Punkte (l_p, τ_p) , P-s-t Weg, liegen oberhalb dieser Geraden
2. Der Schnittpunkt der Geraden $\tau = v^*l + u^*$ mit der Geraden $l = L$ ist so groß wie möglich, denn der Schnittpunkt hat den Wert $v^*L + u^* = \text{Zielfkt. von (D)}$



Konstruktion dieser optimalen Geraden erfolgt mit dem Hüllenaussatz

Konstruktion des unteren Einhüllenden bei $l = L$

1. Berechne kürzesten Weg $P_{l_{\min}}$ bzgl l
 - if $l(P_{l_{\min}}) > L$ then return "keine zulässige Lösung"
 - else $UB := \tau(P_{l_{\min}})$; // $UB \hat{=}$ obere Schranke für optimalen Weg
2. Berechne kürzesten Weg $P_{\tau_{\min}}$ bzgl τ
 - if $l(P_{\tau_{\min}}) \leq L$ then return $P_{\tau_{\min}}$ // optimal
 - else $P_{\tau} := P_{\tau_{\min}}$; $P_l := P_{l_{\min}}$ // Initialisierung P_{τ}, P_l
 - // P_{τ} und P_l erzeugen erste Gerade $\tau = \bar{v} \cdot l + \bar{u}$ mit
 - // Steigung $\bar{v} = \frac{\tau(P_{\tau}) - \tau(P_l)}{l(P_{\tau}) - l(P_l)} < 0$



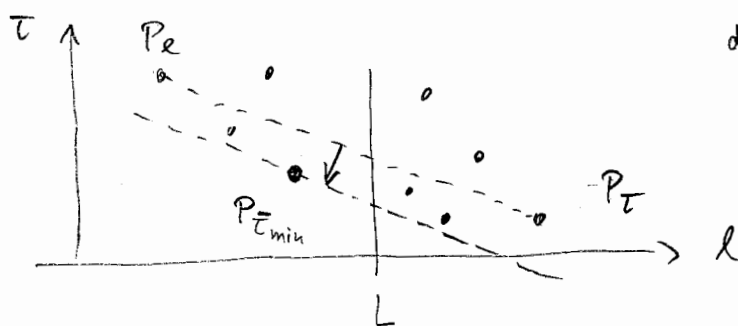
2. Prüfe ob es Punkte unterhalb der Geraden gibt.

Ein solcher Punkt entspricht einem Weg P mit

$$\bar{v} l_P + \bar{u} > \tau_P \iff \tau_P - \bar{v} \cdot l_P < \bar{u}$$

und kann durch kürzeste Wege-Berechnung bzgl. $\tau_a - \bar{v} l_a =: \bar{\tau}_a$ berechnet werden ≥ 0 wegen $\bar{v} \leq 0$

Graphisch entspricht dies einer Parallelverschiebung der Geraden auf einen extremalen Punkt (den kürzesten Weg)



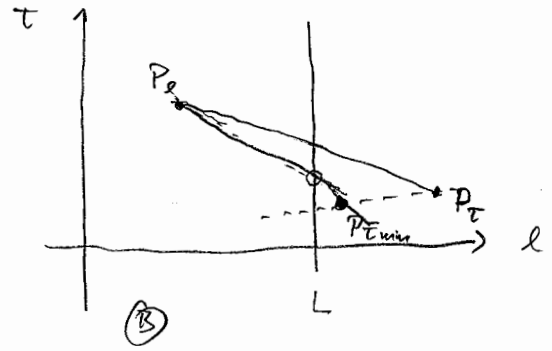
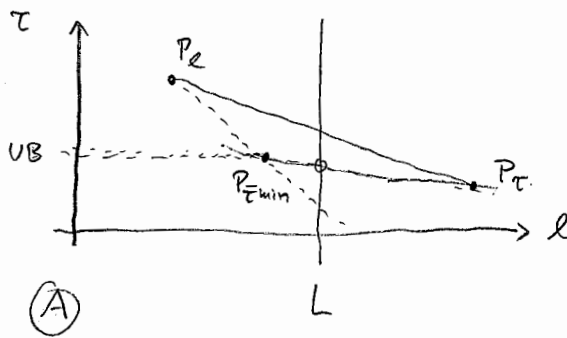
da \bar{v} (Steigung) unverändert

Sei $P_{\bar{\tau}_{min}}$ der neue Weg/Punkt bzgl. $\bar{\tau}_a := \tau_a - \bar{v} l_a$

if $\bar{\tau}(P_{\bar{\tau}_{min}}) = \bar{u} \implies P_{\bar{\tau}_{min}}$ liegt auf der alten Geraden
 \implies alle Gerade ist optimal,
 Schnittpunkt mit $l=L$ ist Optimum

else Weitersuchen in 3

3. Aktualisiere die alte Gerade durch eine der beiden Geraden durch P_L und $P_{\bar{\tau}_{min}}$ oder $P_{\bar{\tau}_{min}}$ und P_τ



Frage: Welche der beiden Geraden ist besser, d.h. Schnittpunkt ist höher auf L ?

hängt offenbar von der Lage des Punktes $P_{\bar{\tau}_{\min}}$ ab:

- Ⓐ links von L (d.h. $\tau(P_{\bar{\tau}_{\min}}) \leq L$) \Rightarrow ① ist besser
 Ⓑ rechts von L (d.h. $\tau(P_{\bar{\tau}_{\min}}) > L$) \Rightarrow ② ist besser

①: setze $P_L := P_{\bar{\tau}_{\min}}$; $UB := \tau(P_{\bar{\tau}_{\min}})$

und iteriere mit neuer Geraden $\overline{P_L, P_\tau}$

② setze $P_\tau := P_{\bar{\tau}_{\min}}$, UB kann nicht aktualisiert werden

iteriere mit neuer Geraden $\overline{P_L, P_\tau}$

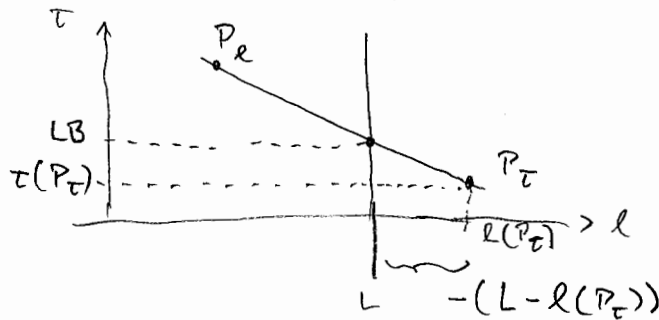
da $l(P_{\bar{\tau}_{\min}}) > L$
 \uparrow
 nicht länger-
 beschränkt

Ablend erfolgt in dem Fall, dass die Parallelverschiebung der aktuellen Geraden $\tau = \bar{v} \cdot l + \bar{u}$ keine Verbesserung ergibt.

Untere Schranke LB an das Optimum^{des IP} ergibt sich aus

$$LB = \bar{v} \cdot (L - l(P_\tau)) + \tau(P_\tau)$$

mit $\bar{v} = \text{Steigung der finalen Gerade} = \frac{\tau(P_\tau) - \tau(P_e)}{l(P_\tau) - l(P_e)}$



Untere Schranke LB an OPT des CSP

"

Opt.-Wert des LP-Relaxation

"

Opt.-Wert des Lagrange-Relaxation, da relaxiertes Problem

in der Lagrange Relaxation ganzzahlige Ecken hat

(ist kürzeste Weg Problem, in Kantenformulierung vollständig unimodular)

Insgesamt bleibt also dieselbe "Dualitätslücke" wie bei der Lagrange-Relaxation. Allerdings kann die Laufzeit besser abgeschätzt werden

4.4 SATZ (Kochene & Ziegelmann 00): Der Hüllenaussatz arbeitet korrekt und hat eine Laufzeit von

$$O(\underbrace{\log(n \tau_{\max} \cdot l_{\max})}_{\# \text{ Iterationen}} \cdot \underbrace{(n \log n + m)}_{\text{kürzeste Wege Berechnung}})$$

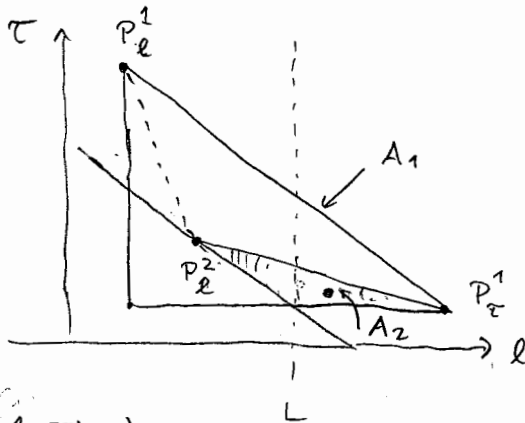
Iterationen

kürzeste Wege Berechnung

mit $\tau_{\max} := \max_a \tau_a$, $l_{\max} := \max_a l_a$

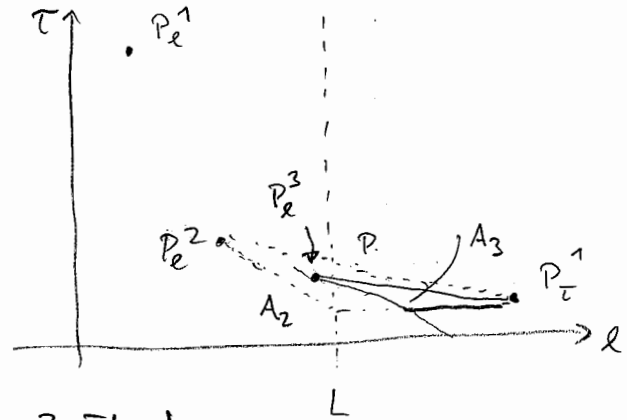
Beweis: Korrektheit lässt sich aus den vorausgesetzten Überlegungen

und Laufzeit: geht über die Größe der "unentdeckten" Gebiete von noch möglichen Punkten unterhalb der momentanen Geraden



1. Iteration

Zu Beginn können unentdeckte Punkte im Dreieck A_1 . Nach Parallelverschiebung der Geraden $\overline{P_l^1 P_l^1}$ zum Punkt P_l^2 können unentdeckte Punkte nun auch im Dreieck A_2 liegen



2. Iteration

Jetzt wird P_l^3 gefunden und die Fläche verkleinert sich weiter

Fläche eines Dreiecks ist maximal $\frac{1}{2} \cdot (n \cdot l_{\max}) \cdot (n \cdot \tau_{\max})$
und minimal $\frac{1}{2}$, da alle Daten (\Rightarrow Punkte) ganzzahlig sind

Für Iterationen i und $i+1$ des Hüllensatzes gilt

$$A_{i+1} \leq \frac{1}{4} A_i$$

AUFGABE 4.4

\Rightarrow maximal N Iterationen bis $\frac{1}{2} \geq \left(\frac{1}{4}\right)^N \frac{1}{2} n^2 l_{\max} \tau_{\max}$

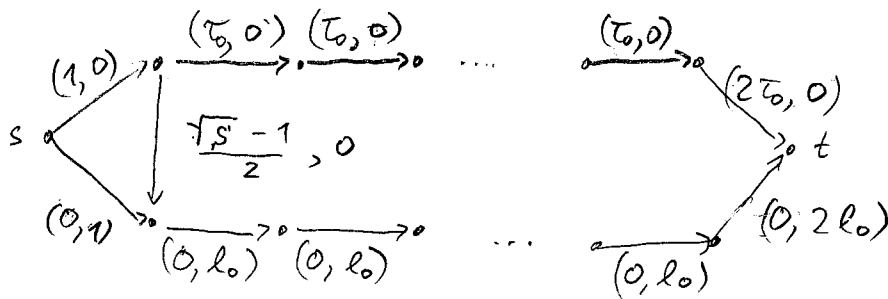
$\Rightarrow O(\log(n l_{\max} \tau_{\max}))$ Iterationen \square

Bemerkung: kann zeigen dass $O(m \log^2 m)$ Iterationen reichen
(Jüttner 03) \Rightarrow streng polynomieller Algorithmus

Insgesamt bestimmt der Hüllensatz eine obere Schranke UB
und eine untere Schranke LB für das Optimum des CSP

Die Güte der Schranken kann allerdings i. d. beliebig schlecht werden

4.5 BEISPIEL:



$$s := 1 + \frac{n}{2} \cdot \tau_0$$

$$n = \# \text{ Knoten} \geq 4 \text{ gerade}$$

$$L = \frac{n \cdot l_0}{2}, \quad l_0 > \tau_0 > 0$$

Hüllensatz findet $UB = s$ und $LB = \frac{s}{T}$ mit $T := 1 + \frac{n}{2} \cdot l_0$

optimale Kosten liegen bei $\frac{\sqrt{s} + 1}{2}$

\Rightarrow nur $\Omega(\sqrt{n \cdot \tau_0})$ Approximationsgüte (ergibt sich aus $\frac{OPT}{LB}$)

AUFGABE 4.5

Schließen der Lücke zwischen LB und UB:

z.B. durch Pareto Dijkstra, wobei Label (τ, l) verworfen werden können, wenn $\tau \geq UB$, $\tau < LB$ oder $l > L$ ist

\Rightarrow wesentliche Beschränkung, kleinere Labellisten an Knoten
und Gesamtlaufzeit mit am besten

4.5 Anwendung auf das Constrained System Optimum

$$\min \sum_a \tau_a(x_a(f)) \cdot x_a(f)$$

$$\text{unter } \sum_{P \in P_k^E} f_P = d_k$$

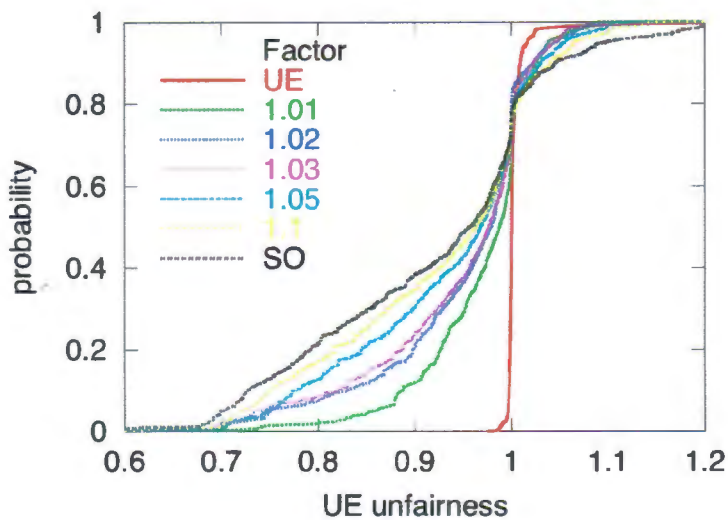
$$f_P \geq 0$$

→ lineares Problem im
 Simplexverfahren zerfällt
 in k CSP-Probleme

Ergebnisse: Papes, Jahn, H., Schulz, Stier → WW

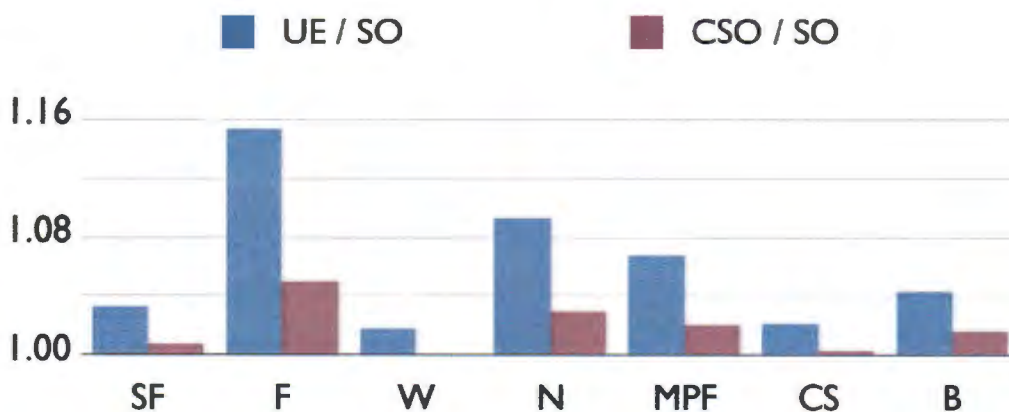
CPP gelöst mit Pareto Dijkstra

Analysis of fairness



- 75% of the users travel less than in equilibrium
- Only 0.4% of the users travels 10% more than in equilibrium
in SO weeks als 5%

Results



SF Sioux Fall
F Friedrichshain
W Winnipeg

N Neukölln
MPF Berlin Mitte
CS Chicago Sketch

B = Berlin