

Algorithmen für Routenplanung

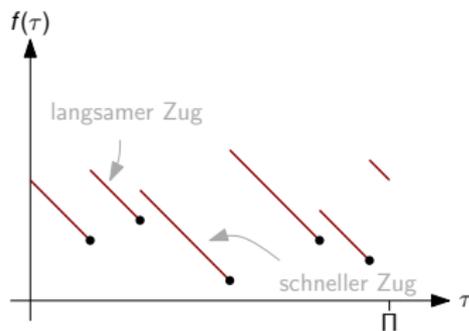
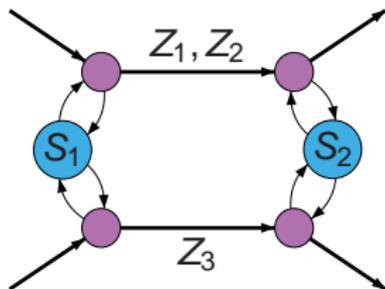
17. Sitzung, Sommersemester 2012

Thomas Pajor | 2. Juli 2012

INSTITUT FÜR THEORETISCHE INFORMATIK · ALGORITHMIK · PROF. DR. DOROTHEA WAGNER



Einführung in die Fahrplanauskunft



Funktion f durch Punkte: $I^f := \{(t_1^f, w_1^f), \dots, (t_k^f, w_k^f)\}$

Wiederholung: Szenarien

- One-to-All Query (Vorberechnung) vs. One-to-One Query (Anfrage)
- Time-Query vs. Profile-Query

Zur Erinnerung:

- Dijkstra's Algorithmus: One-to-All Query
- Stoppkriterium: One-to-One Query
- Grundlage für (fast) alle Beschleunigungstechniken
- Profilsuchen: Label-Correcting statt Label-Setting

Technik	Preprocessing			Time-Queries		Profile-Queries	
	time [h:m]	space [B/n]	edge inc.	time [ms]	speed up	time [ms]	speed up
TIME-DEPENDENT APPROACH							
Dijkstra	0:00	0	0 %	125.2	1.0	5 327	1.0
uALT	0:02	128	0 %	75.3	1.7	4 384	1.2
eco-SHARC	1:30	113	74 %	17.5	7.2	988	5.4
gen-SHARC	12:15	120	74 %	4.7	26.6	273	19.5
CH*	0:08	87	86 %	0.6	209	9	591
TIME-EXPANDED APPROACH							
Dijkstra	0:00	0	0 %	534.7	1.0	—	—
uALT**	0:01	4	0 %	52.8	10.1	—	—
uALT+AF**	83:58	128	0 %	9.5	56.3	—	—

* Auf Stationsgraph (Transfers durch Algo sichergestellt)
 Kontraktion auf real. Graph nicht möglich (Kantenexplosion)

** Optimiertes Routen-Modell

Beobachtung:

Techniken für Straßennetzwerke funktionieren nicht gut

Gründe (Intuition):

- Weniger Hierarchie (insbes. Busnetze)
 - Kontraktion lässt Knotengrad explodieren
 - Lokale Anfragen sehr “teuer”
- ↪ “15-Stunden zum nächsten Dorf Problem”
- Lower- und Upper-Bounds weit auseinander

Beobachtung:

Techniken für Straßennetzwerke funktionieren nicht gut

Gründe (Intuition):

- Weniger Hierarchie (insbes. Busnetze)
 - Kontraktion lässt Knotengrad explodieren
 - Lokale Anfragen sehr “teuer”
- ↪ “15-Stunden zum nächsten Dorf Problem”
- Lower- und Upper-Bounds weit auseinander

Jetzt: Erster Ansatz zur Beschleunigung von Profil-Anfragen

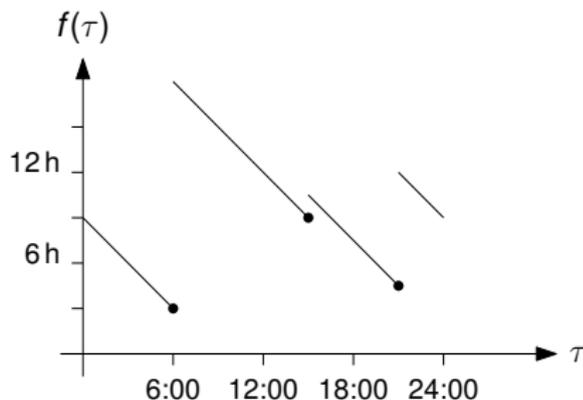
- Ausnutzen der Struktur von Schienenfunktionen
- Parallelisierung
- Stoppkriterium
- Distanztabelle

Verbindungen modelliert durch stückweise lineare Funktionen

Verbindungen zw. S_i und S_j :

id	dep.-time	travel-time
1	06:00	3 h 00 min
2	15:00	9 h 00 min
3	21:00	4 h 30 min
⋮	⋮	⋮

Entsprechende Funktion:



- Für jede Verbindung: **Connection Point** (τ, w)
 $\tau \hat{=}$ Abfahrtszeit, $w \hat{=}$ Reisezeit
- Zwischen Verbindungen: Lineares Warten

Profil-Anfragen (One-to-All)

Gegeben:

Zeitabhängiges Netzwerk $G = (V, E)$ und Startbahnhof S .

Profil-Anfragen (One-to-All)

Gegeben:

Zeitabhängiges Netzwerk $G = (V, E)$ und Startbahnhof S .

Problem (Profil-Anfrage):

Berechne die *Reisezeitfunktion* $\text{dist}_S(v, \tau)$, so dass $\text{dist}_S(v, \tau)$ die Länge des **kürzesten Weges** von S nach v in G zur Abfahrtszeit τ an S für **alle** $\tau \in \Pi$ und $v \in V$ ist.

Profil-Anfragen (One-to-All)

Gegeben:

Zeitabhängiges Netzwerk $G = (V, E)$ und Startbahnhof S .

Problem (Profil-Anfrage):

Berechne die *Reisezeitfunktion* $\text{dist}_S(v, \tau)$, so dass $\text{dist}_S(v, \tau)$ die Länge des **kürzesten Weges** von S nach v in G zur Abfahrtszeit τ an S für **alle** $\tau \in \Pi$ und $v \in V$ ist.

Bisheriger Ansatz:

Erweitere Dijkstra's Algorithmus zu **Label-Correcting Algorithmus**

- Benutze Funktionen statt Konstanten
- Verliert **Label-Setting** Eigenschaft von Dijkstra
- **Deutlich langsamer** als Dijkstra (\approx Faktor 50)

Hauptidee

Beobachtung:

Jeder Reiseplan ab S (irgendwohin) beginnt mit einer Verb. an S .

Beobachtung:

Jeder Reiseplan ab S (irgendwohin) beginnt mit einer Verb. an S .

Naiver Ansatz

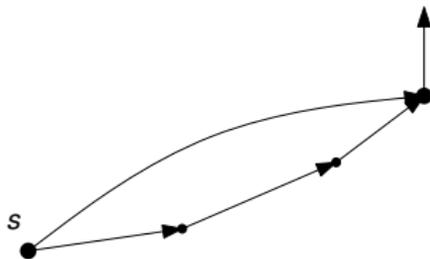
Für jede ausgehende Verbindung c_i an S :
Separate Zeitanfrage mit Abfahrtszeit $\tau_{\text{dep}}(c_i)$.

Nachteile

- Zu viele **redundante** Berechnungen
Periodische Natur der Fahrpläne
- Nicht jede Verbindung ab S **trägt zu** $\text{dist}_S(v, \cdot)$ **bei**
Langsame Züge für weite Reisen machen wenig Sinn

Beobachtung:

Verbindungen können sich **dominieren**.

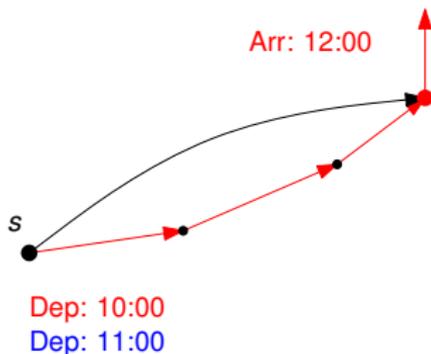


Dep: 10:00

Dep: 11:00

Beobachtung:

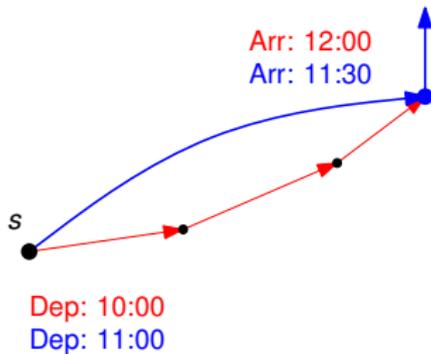
Verbindungen können sich **dominieren**.



Self-Pruning

Beobachtung:

Verbindungen können sich **dominieren**.

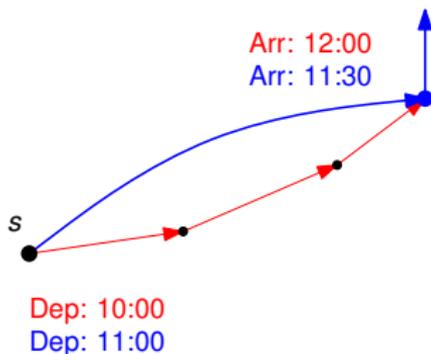


Beobachtung:

Verbindungen können sich **dominieren**.

Einführung: **Self-Pruning** (SP):

1. Benutze **eine gemeinsame** Queue
2. Keys sind **Ankunftszeiten**
3. **Sortiere Verb. c_i** an S nach **Abfahrtszeit**



Beim Settlen von **Knoten v** und **Verb.-Index i** :
Prüfe ob v bereits gesettled mit **Verbindung $j > i$** ; Dann **Prune i** an v

Integration von Self-Pruning (SP):

- Verwalte Label $\text{maxconn}(v)$ an jedem Knoten v
Gibt maximale Verbindung an mit der v gesettled wurde
- Update $\text{maxconn}(v)$ beim Settlen von v

Integration von Self-Pruning (SP):

- Verwalte Label $\text{maxconn}(v)$ an jedem Knoten v
Gibt maximale Verbindung an mit der v gesettled wurde
- Update $\text{maxconn}(v)$ beim Settlen von v

Beim Settlen von Knoten v und Verb.-Index i :
Prüfe ob v bereits gesettled mit Verbindung $j > i$; Dann **Prune** i an v

Integration von Self-Pruning (SP):

- Verwalte Label $\text{maxconn}(v)$ an jedem Knoten v
Gibt maximale Verbindung an mit der v gesettled wurde
- Update $\text{maxconn}(v)$ beim Settlen von v

Beim Settlen von Knoten v und Verb.-Index i :
Prüfe ob $\text{maxconn}(v) > i$; Dann **Prune** i an v

Integration von Self-Pruning (SP):

- Verwalte Label $\text{maxconn}(v)$ an jedem Knoten v
Gibt maximale Verbindung an mit der v gesettled wurde
- Update $\text{maxconn}(v)$ beim Settlen von v

Beim Settlen von Knoten v und Verb.-Index i :
Prüfe ob $\text{maxconn}(v) > i$; Dann **Prune** i an v

Wiederherstellung von Dijkstra's Label-Setting Eigenschaft pro Verbindung

Integration von Self-Pruning (SP):

- Verwalte Label $\text{maxconn}(v)$ an jedem Knoten v
Gibt maximale Verbindung an mit der v gesettled wurde
- Update $\text{maxconn}(v)$ beim Settlen von v

Beim Settlen von Knoten v und Verb.-Index i :
Prüfe ob $\text{maxconn}(v) > i$; Dann **Prune** i an v

Wiederherstellung von Dijkstra's Label-Setting Eigenschaft pro Verbindung

⇒ Self-Pruning Connection-Setting Algorithmus (SPCS)

Problem: Falls nicht jede Verbindung optimal für $\text{dist}_S(v, \cdot)$.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
6:30	7:04	9:26	10:34	11:08	12:42	13:01	13:58	16:46	18:24	19:20	21:08
8:30	8:30	14:28	14:28	14:28	14:28	16:46	16:46	23:30	23:30	23:30	23:30

Problem: Falls nicht jede Verbindung optimal für $\text{dist}_S(v, \cdot)$.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
6:30 8:30	7:04 8:30	9:26 14:28	10:34 14:28	11:08 14:28	12:42 14:28	13:01 16:46	13:58 16:46	16:46 23:30	18:24 23:30	19:20 23:30	21:08 23:30

Problem: Falls nicht jede Verbindung optimal für $\text{dist}_S(v, \cdot)$.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
6:30	7:04	9:26	10:34	11:08	12:42	13:01	13:58	16:46	18:24	19:20	21:08
8:30	8:30	14:28	14:28	14:28	14:28	16:46	16:46	23:30	23:30	23:30	23:30

Problem: Falls nicht jede Verbindung optimal für $\text{dist}_S(v, \cdot)$.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
6:30	7:04	9:26	10:34	11:08	12:42	13:01	13:58	16:46	18:24	19:20	21:08
8:30	8:30	14:28	14:28	14:28	14:28	16:46	16:46	23:30	23:30	23:30	23:30

Lösung:

Connection-Reduction auf den Connection Points von $\text{dist}_S(v, \cdot)$

- Wird nach dem Algorithmus durchgeführt
- Linearer Sweep von rechts nach links in $\text{dist}_S(v, \cdot)$

Parallelisierung: Idee

Gegeben:

Shared Memory Processing mit p Cores

Parallelisierung: Idee

Gegeben:

Shared Memory Processing mit p Cores

Idee:

Verteile Verbindungen c_i von S auf verschiedene Threads

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
6:30	7:04	9:26	10:34	11:08	12:42	13:01	13:58	16:46	18:24	19:20	21:08
Thread 0			Thread 1			Thread 2			Thread 3		

- Jeder Thread führt SPCS auf seiner **Teilmenge** der Verbindungen aus
- **Ergebnisse** werden im Anschluss zu $\text{dist}_S(v, \cdot)$ zusammengeführt
- Führe **Connection Reduction** auf gemergtem Ergebnis durch

Wahl der Partition

Frage:

Gute Strategie zur Partitionierung der Verbindungen an S

Frage:

Gute Strategie zur Partitionierung der Verbindungen an S

- EQUICONN:
Gleiche **Anzahl** Verbindungen für jeden Thread

Frage:

Gute Strategie zur Partitionierung der Verbindungen an S

- EQUICONN:
Gleiche **Anzahl** Verbindungen für jeden Thread
- EQUITIME:
Gleiches **Zeitintervall** für jeden Thread

Frage:

Gute Strategie zur Partitionierung der Verbindungen an S

- EQUICONN:
Gleiche **Anzahl** Verbindungen für jeden Thread
- EQUITIME:
Gleiches **Zeitintervall** für jeden Thread
- K-MEANS
Techniken aus dem Gebiet der Clusterung

Frage:

Gute Strategie zur Partitionierung der Verbindungen an S

- EQUICONN:
Gleiche **Anzahl** Verbindungen für jeden Thread
- EQUITIME:
Gleiches **Zeitintervall** für jeden Thread
- K-MEANS
Techniken aus dem Gebiet der Clusterung

Trade-off

Speed-up durch bessere Qualität der Partition

vs.

Berechnungsoverhead durch Partitionierung

Problem:

Mit **zunehmender** Anzahl **Threads**, nimmt der Vorteil von **Self-Pruning** ab.

0 6:30	1 7:04	2 9:26	3 10:34	4 11:08	5 12:42	6 13:01	7 13:58	8 16:46	9 18:24	10 19:20	11 21:08
------------------	------------------	------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	--------------------	--------------------

Inter-Thread-Pruning

Problem:

Mit **zunehmender** Anzahl **Threads**, nimmt der Vorteil von **Self-Pruning** ab.

0 6:30	1 7:04	2 9:26	3 10:34	4 11:08	5 12:42	6 13:01	7 13:58	8 16:46	9 18:24	10 19:20	11 21:08
------------------	------------------	------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	-------------------	--------------------	--------------------

Problem:

Mit **zunehmender** Anzahl **Threads**, nimmt der Vorteil von **Self-Pruning** ab.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
6:30	7:04	9:26	10:34	11:08	12:42	13:01	13:58	16:46	18:24	19:20	21:08

Voraussetzung:

Jeder Thread berechnet nur aufeinanderfolgende Verbindungen

Problem:

Mit **zunehmender** Anzahl **Threads**, nimmt der Vorteil von **Self-Pruning** ab.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
6:30	7:04	9:26	10:34	11:08	12:42	13:01	13:58	16:46	18:24	19:20	21:08

Voraussetzung:

Jeder Thread berechnet nur aufeinanderfolgende Verbindungen

Inter-Thread-Pruning Regel:

Prune Verbindung i an Knoten v und Thread k wenn:

\exists Thread $l > k$ mit $\min_{j \in \text{Thread } l} \{arr(v, j)\} \leq arr(v, i)$.

Um Inter-Thread-Pruning zu ermöglichen:

- Pro Knoten v und Thread k : Verwalte Label $\text{minarr}_k(v)$
Beschreibt minimale Ankunftszeit an v (von Thread k)
- Update $\text{minarr}_k(v)$ beim Settlen von v in Thread k

Um Inter-Thread-Pruning zu ermöglichen:

- Pro Knoten v und Thread k : Verwalte Label $\text{minarr}_k(v)$
Beschreibt minimale Ankunftszeit an v (von Thread k)
- Update $\text{minarr}_k(v)$ beim Settlen von v in Thread k

Inter-Thread-Pruning Rule:

Prune Verbindung i an Knoten v und Thread k wenn:
 \exists Thread $l > k$ mit $\min_{j \in \text{Thread } l} \{\text{arr}(v, j)\} \leq \text{arr}(v, i)$.

Um Inter-Thread-Pruning zu ermöglichen:

- Pro Knoten v und Thread k : Verwalte Label $\text{minarr}_k(v)$
Beschreibt minimale Ankunftszeit an v (von Thread k)
- Update $\text{minarr}_k(v)$ beim Settlen von v in Thread k

Inter-Thread-Pruning Rule:

Prune Verbindung i an Knoten v und Thread k wenn:
 \exists Thread $l > k$ mit $\text{minarr}_l(v) \leq \text{arr}(v, i)$.

Um Inter-Thread-Pruning zu ermöglichen:

- Pro Knoten v und Thread k : Verwalte Label $\text{minarr}_k(v)$
Beschreibt minimale Ankunftszeit an v (von Thread k)
- Update $\text{minarr}_k(v)$ beim Settlen von v in Thread k

Inter-Thread-Pruning Rule:

Prune Verbindung i an Knoten v und Thread k wenn:
 \exists Thread $l > k$ mit $\text{minarr}_l(v) \leq \text{arr}(v, i)$.

- Verallgemeinerung von Self-Pruning auf mehrere Threads

Um Inter-Thread-Pruning zu ermöglichen:

- Pro Knoten v und Thread k : Verwalte Label $\text{minarr}_k(v)$
Beschreibt minimale Ankunftszeit an v (von Thread k)
- Update $\text{minarr}_k(v)$ beim Settlen von v in Thread k

Inter-Thread-Pruning Rule:

Prune Verbindung i an Knoten v und Thread k wenn:
 \exists Thread $l > k$ mit $\text{minarr}_l(v) \leq \text{arr}(v, i)$.

- Verallgemeinerung von Self-Pruning auf mehrere Threads
- Prüfen einer konstanten Anzahl von $l > k$ ausreichend

Station-to-Station Anfragen

Eingabe:

Zeitabh. Netzwerk $G = (V, E)$, Start- und Zielbahnhöfe S und T .

Station-to-Station Anfragen

Eingabe:

Zeitabh. Netzwerk $G = (V, E)$, Start- und Zielbahnhöfe S und T .

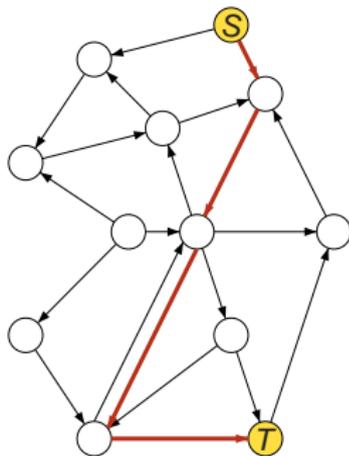
Ziel:

Berechne $\text{dist}_S(T, \cdot)$ nur für T

Intuition:

Weniger Berechnungsaufwand als für $\text{dist}_S(\cdot, \cdot)$

⇒ **Beschleunigungstechniken**



Station-to-Station Anfragen

Eingabe:

Zeitabh. Netzwerk $G = (V, E)$, Start- und Zielbahnhöfe S und T .

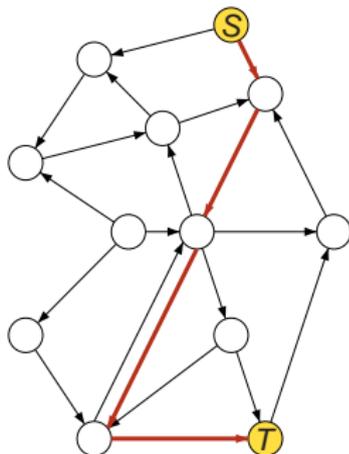
Ziel:

Berechne $\text{dist}_S(T, \cdot)$ nur für T

Intuition:

Weniger Berechnungsaufwand als für $\text{dist}_S(\cdot, \cdot)$

⇒ **Beschleunigungstechniken**



Nicht-trivial für Dijkstra's Algorithmus (Diese Vorlesung) :-)

Dijkstra's Algorithmus:

Breche die Suche ab, sobald T abgearbeitet wurde.

Dijkstra's Algorithmus:

Breche die Suche ab, sobald T abgearbeitet wurde.

kann adaptiert werden durch

Parallel Self-Pruning Connection-Setting:

- Verwalte globales Label $T_m := -\infty$

Dijkstra's Algorithmus:

Breche die Suche ab, sobald T abgearbeitet wurde.

kann adaptiert werden durch

Parallel Self-Pruning Connection-Setting:

- Verwalte globales Label $T_m := -\infty$
- Wenn Verbindung i an T abgearbeitet wird, setze $T_m := \max\{T_m, i\}$

Dijkstra's Algorithmus:

Breche die Suche ab, sobald T abgearbeitet wurde.

kann adaptiert werden durch

Parallel Self-Pruning Connection-Setting:

- Verwalte globales Label $T_m := -\infty$
- Wenn Verbindung i an T abgearbeitet wird, setze $T_m := \max\{T_m, i\}$
- Prune alle Verbindungen $j < T_m$ (an jedem Knoten)

Dijkstra's Algorithmus:

Breche die Suche ab, sobald T abgearbeitet wurde.

kann adaptiert werden durch

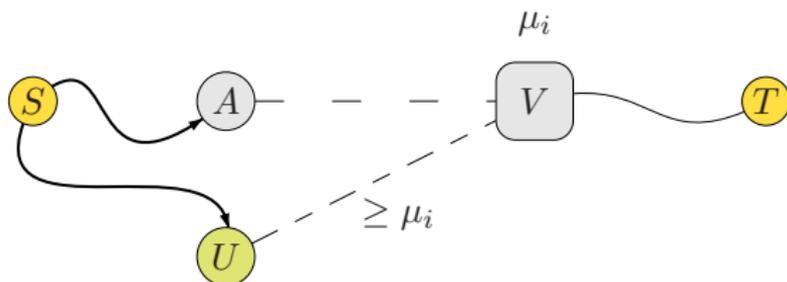
Parallel Self-Pruning Connection-Setting:

- Verwalte globales Label $T_m := -\infty$
- Wenn Verbindung i an T abgearbeitet wird, setze $T_m := \max\{T_m, i\}$
- Prune alle Verbindungen $j < T_m$ (an jedem Knoten)
- Halte an, wenn Priority-Queue leer läuft

Pruning durch Distanztabellen (Idee)

Vorbereitung:

- Wähle Teilmenge $\mathcal{S}_{\text{trans}}$ von **Transfer-Stationen**
- Berechne komplette Distanztabelle zwischen allen $S \in \mathcal{S}_{\text{trans}}$



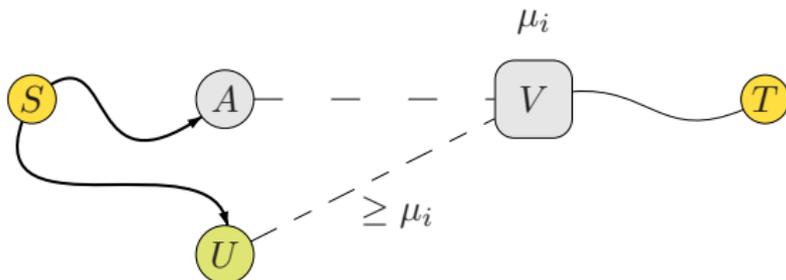
Idee:

- Verwalte **vorl. Distanz** μ_i zu Transferstationen V “nahe“ Ziel T
 μ_i ist **obere Schranke** bzgl. echtem Abstand zu V

Pruning durch Distanztabelle (Idee)

Vorbereitung:

- Wähle Teilmenge $\mathcal{S}_{\text{trans}}$ von **Transfer-Stationen**
- Berechne komplette Distanztabelle zwischen allen $S \in \mathcal{S}_{\text{trans}}$



Idee:

- Verwalte **vorl. Distanz** μ_i zu Transferstationen V “nahe“ Ziel T
 μ_i ist **obere Schranke** bzgl. echtem Abstand zu V
- **Prune** Verbindung i an **beliebiger** Transferstation U wenn

$$\text{dist}_S(U) + \mathcal{D}[U, V] \geq \mu_i$$

Netzwerk von **Los Angeles**:

- 15 581 Stationen,
- 1 046 580 elem. Verbindungen

Zugnetz von **Europa**:

- 30 517 Stationen,
- 1 775 533 elem. Verbindungen



Netzwerk von **Los Angeles**:

- 15 581 Stationen,
- 1 046 580 elem. Verbindungen

Zugnetz von **Europa**:

- 30 517 Stationen,
- 1 775 533 elem. Verbindungen



Auswertung durch 1 000 Anfragen wobei Start- und Zielbahnhöfe gleichverteilt zufällig gewählt.

One-to-All Anfragen

	p	Los Angeles				Europe			
		Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std- Dev	Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std- Dev
PSPCS:	1	2.5 M	1209.0	1.0	—	3.3 M	2152.0	1.0	—
EQUICONN	2	2.5 M	690.0	1.8	14.7 %	3.1 M	1054.2	2.0	16.1 %
	4	2.5 M	417.4	2.9	18.2 %	3.4 M	673.8	3.2	24.4 %
	8	2.5 M	267.7	4.5	20.0 %	4.2 M	510.9	4.2	23.8 %
LC:	1	18.9 M	1482.1	—	—	17.4 M	2497.1	—	—

	p	Los Angeles				Europe			
		Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std-Dev	Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std-Dev
PSPCS:	1	2.5 M	1209.0	1.0	—	3.3 M	2152.0	1.0	—
EQUICONN	2	2.5 M	690.0	1.8	14.7 %	3.1 M	1054.2	2.0	16.1 %
	4	2.5 M	417.4	2.9	18.2 %	3.4 M	673.8	3.2	24.4 %
	8	2.5 M	267.7	4.5	20.0 %	4.2 M	510.9	4.2	23.8 %
LC:	1	18.9 M	1482.1	—	—	17.4 M	2497.1	—	—

- PSPCS deutlich weniger Verbindungen als LC

	p	Los Angeles				Europe			
		Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std-Dev	Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std-Dev
PSPCS:	1	2.5 M	1209.0	1.0	—	3.3 M	2152.0	1.0	—
EQUICONN	2	2.5 M	690.0	1.8	14.7 %	3.1 M	1054.2	2.0	16.1 %
	4	2.5 M	417.4	2.9	18.2 %	3.4 M	673.8	3.2	24.4 %
	8	2.5 M	267.7	4.5	20.0 %	4.2 M	510.9	4.2	23.8 %
LC:	1	18.9 M	1482.1	—	—	17.4 M	2497.1	—	—

- PSPCS deutlich weniger Verbindungen als LC
- PSPCS skaliert sehr gut mit zunehmender Anzahl Cores

	p	Los Angeles				Europe			
		Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std-Dev	Settled Conns	Time [ms]	Spd Up	Std-Dev
PSPCS:	1	2.5 M	1209.0	1.0	—	3.3 M	2152.0	1.0	—
EQUICONN	2	2.5 M	690.0	1.8	14.7 %	3.1 M	1054.2	2.0	16.1 %
	4	2.5 M	417.4	2.9	18.2 %	3.4 M	673.8	3.2	24.4 %
	8	2.5 M	267.7	4.5	20.0 %	4.2 M	510.9	4.2	23.8 %
LC:	1	18.9 M	1482.1	—	—	17.4 M	2497.1	—	—

- PSPCS deutlich weniger Verbindungen als LC
- PSPCS skaliert sehr gut mit zunehmender Anzahl Cores
- Einfache Partitionierung liefert bereits gute Ergebnisse

Station-to-Station Anfragen

	Los Angeles				Europe			
	PREPRO		QUERY		PREPRO		QUERY	
	Time [m:s]	Space [MiB]	Time [ms]	Spd Up	Time [m:s]	Space [MiB]	Time [ms]	Spd Up
0.0%	—	—	188.2	1.0	—	—	412.4	1.0
5.0%	4:19	240.7	59.1	3.2	20:13	214.3	186.5	2.2
10.0%	8:07	832.2	59.0	3.2	39:05	794.4	151.2	2.7
20.0%	16:21	3006.0	57.7	3.3	75:35	2986.7	132.1	2.9
deg > 2	18:01	3263	51.2	3.7	—	—	—	—

	Los Angeles				Europe			
	PREPRO		QUERY		PREPRO		QUERY	
	Time [m:s]	Space [MiB]	Time [ms]	Spd Up	Time [m:s]	Space [MiB]	Time [ms]	Spd Up
0.0%	—	—	188.2	1.0	—	—	412.4	1.0
5.0%	4:19	240.7	59.1	3.2	20:13	214.3	186.5	2.2
10.0%	8:07	832.2	59.0	3.2	39:05	794.4	151.2	2.7
20.0%	16:21	3006.0	57.7	3.3	75:35	2986.7	132.1	2.9
deg > 2	18:01	3263	51.2	3.7	—	—	—	—

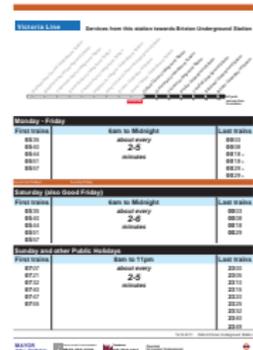
- Speed-Up durch Distanztabelle bis 3.7

	Los Angeles				Europe			
	PREPRO		QUERY		PREPRO		QUERY	
	Time [m:s]	Space [MiB]	Time [ms]	Spd Up	Time [m:s]	Space [MiB]	Time [ms]	Spd Up
0.0%	—	—	188.2	1.0	—	—	412.4	1.0
5.0%	4:19	240.7	59.1	3.2	20:13	214.3	186.5	2.2
10.0%	8:07	832.2	59.0	3.2	39:05	794.4	151.2	2.7
20.0%	16:21	3006.0	57.7	3.3	75:35	2986.7	132.1	2.9
deg > 2	18:01	3263	51.2	3.7	—	—	—	—

- Speed-Up durch Distanztabelle bis 3.7
- 10 % Transferstationen sind guter Kompromiss

Erinnerung: Ein Fahrplan besteht aus

- Stops (Bahnhöfe, Bahnsteige, ...),
- Routen (Bus-, U-Bahn Linien, ...),
- Trips mit Abfahrt-/Ankunftszeiten,
- und Fußwegen zum Umsteigen.



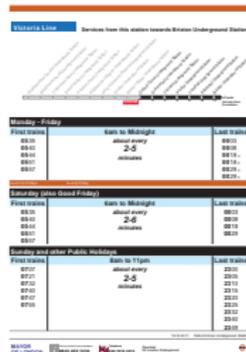
Erinnerung: Ein Fahrplan besteht aus

- Stops (Bahnhöfe, Bahnsteige, ...),
- Routen (Bus-, U-Bahn Linien, ...),
- Trips mit Abfahrt-/Ankunftszeiten,
- und Fußwegen zum Umsteigen.

Earliest Arrival Problem:

Gegeben Stops s , t und Abfahrtszeit τ , berechne

- Route zu t die an s nicht früher als τ abfährt,
- und an t frühestmöglich ankommt.



Stuttgart Line Services from this station towards Stuttgart-Unterrang Station

Monday - Friday	Weekends	Weekends
05:10 05:15 05:20 05:25	about to midnight 2-5 weekdays	05:10 05:15 05:20 05:25

Saturday (also Good Friday)

First trains	Last to midnight	Last trains
05:20 05:25 05:30 05:35	about every 2-5 weekdays	05:10 05:15 05:20

Sunday and other Public holidays

First trains	Last to 11pm	Last trains
07:07 07:12 07:17 07:22	about every 2-5 weekdays	23:00 23:10 23:20 23:30 23:40

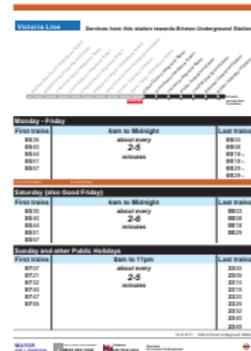
Erinnerung: Ein Fahrplan besteht aus

- Stops (Bahnhöfe, Bahnsteige, ...),
- Routen (Bus-, U-Bahn Linien, ...),
- Trips mit Abfahrt-/Ankunftszeiten,
- und Fußwegen zum Umsteigen.

Earliest Arrival Problem:

Gegeben Stops s , t und Abfahrtszeit τ , berechne

- Route zu t die an s nicht früher als τ abfährt,
- und an t frühestmöglich ankommt.



Reicht uns das?

Einbeziehen von Umstiegen

Umstiege zu betrachten ist wichtig!



Ankunft 11:08 Uhr, 2 Umstiege



Ankunft 11:09 Uhr, 0 Umstiege

Einbeziehen von Umstiegen

Umstiege zu betrachten ist wichtig!



Ankunft 11:08 Uhr, 2 Umstiege



Ankunft 11:09 Uhr, 0 Umstiege

Idee: Berechne „gute“ Routen für Ankunftszeit *und* Anzahl Umstiege.

Definition (Pareto-Optimum)

Zu einer Menge M von n -Tupeln heißt ein Tupel $m_i = (x_1, \dots, x_n) \in M$ *Pareto-Optimum*, wenn es kein anderes $m_j \in M$ gibt, so dass m_j in **allen** Werten besser als m_i ist (m_j *dominiert* m_i).

Definition (Pareto-Optimum)

Zu einer Menge M von n -Tupeln heißt ein Tupel $m_i = (x_1, \dots, x_n) \in M$ *Pareto-Optimum*, wenn es kein anderes $m_j \in M$ gibt, so dass m_j in **allen** Werten besser als m_i ist (m_j dominiert m_i).

Die Menge M heißt *Pareto-Menge*, wenn alle $m \in M$ Pareto-optimal.

Definition (Pareto-Optimum)

Zu einer Menge M von n -Tupeln heißt ein Tupel $m_i = (x_1, \dots, x_n) \in M$ *Pareto-Optimum*, wenn es kein anderes $m_j \in M$ gibt, so dass m_j in **allen** Werten besser als m_i ist (m_j *dominiert* m_i).

Die Menge M heißt *Pareto-Menge*, wenn alle $m \in M$ Pareto-optimal.

Beispiel: Betrachte Tupel aus Ankunftszeit und # Umstiege.

$M = \{(14:00 \text{ Uhr}, 5), (15:13 \text{ Uhr}, 3), (13:45 \text{ Uhr}, 4), (15:15 \text{ Uhr}, 0)\}$.

Definition (Pareto-Optimum)

Zu einer Menge M von n -Tupeln heißt ein Tupel $m_i = (x_1, \dots, x_n) \in M$ *Pareto-Optimum*, wenn es kein anderes $m_j \in M$ gibt, so dass m_j in **allen** Werten besser als m_i ist (m_j *dominiert* m_i).

Die Menge M heißt *Pareto-Menge*, wenn alle $m \in M$ Pareto-optimal.

Beispiel: Betrachte Tupel aus Ankunftszeit und # Umstiege.

$M = \{(15:13 \text{ Uhr}, 3), (13:45 \text{ Uhr}, 4), (15:15 \text{ Uhr}, 0)\}$.

Definition (Pareto-Optimum)

Zu einer Menge M von n -Tupeln heißt ein Tupel $m_i = (x_1, \dots, x_n) \in M$ *Pareto-Optimum*, wenn es kein anderes $m_j \in M$ gibt, so dass m_j in **allen** Werten besser als m_i ist (m_j *dominiert* m_i).

Die Menge M heißt *Pareto-Menge*, wenn alle $m \in M$ Pareto-optimal.

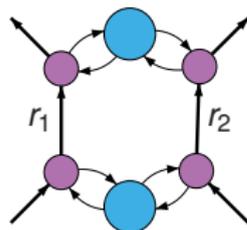
Beispiel: Betrachte Tupel aus Ankunftszeit und # Umstiege.

$M = \{(15:13 \text{ Uhr}, 3), (13:45 \text{ Uhr}, 4), (15:15 \text{ Uhr}, 0)\}$.

Wie effizient berechnen?

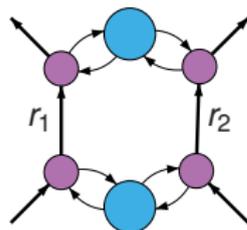
Idee

- Benutze (zeitabhängiges) Graphmodell
- Grundlage: Dijkstra's Algorithmus



Idee

- Benutze (zeitabhängiges) Graphmodell
- Grundlage: Dijkstra's Algorithmus



... aber ...

- Label ℓ sind 2-Tupel aus Ankunftszeit und # Umstiege
- An jedem Knoten $u \in V$: Pareto-Menge B_u von Labeln
- Priority Queue verwaltet Label statt Knoten
- Priorität ist Ankunftszeit
- Dominanz von Labeln in B_u on-the-fly

Multi-Label-Correcting (MLC)

MLC($G = (V, E), s, \tau$)

```
1  $B_u \leftarrow \{\}$  for each  $u \in V$ ;  $B_s \leftarrow \{(\tau, 0)\}$ 
2  $Q.clear()$ ,  $Q.insert(s, (\tau, 0))$ 
3 while  $!Q.empty()$  do
4    $u$  and  $\ell = (\tau, tr) \leftarrow Q.deleteMin()$ 
5   for all edges  $e = (u, v) \in E$  do
6     if  $e$  is a transfer edge then  $tr' \leftarrow tr + 1$ 
7     else  $tr' \leftarrow tr$ 
8      $\ell' \leftarrow (\tau + \text{len}(e, \tau), tr')$ 
9     if  $\ell'$  is not dominated by any  $\ell'' \in B_v$  then
10       $B_v.insert(\ell')$ 
11      Remove non-Pareto-optimal labels from  $B_v$ 
12       $Q.insert(v, \ell')$ 
```

Diskussion:

- Pareto-Mengen B_u sind *dynamische* Datenstrukturen \rightsquigarrow teuer!
- Sehr viele Queue-Operationen
- Testen der Dominanz in $\mathcal{O}(|B_u|)$ möglich
- Stoppkriterium?

Diskussion:

- Pareto-Mengen B_u sind *dynamische* Datenstrukturen \rightsquigarrow teuer!
- Sehr viele Queue-Operationen
- Testen der Dominanz in $\mathcal{O}(|B_u|)$ möglich
- Stoppkriterium?

Verbesserungen für MLC:

- Jedes B_u verwaltet bestes ungesetztes Label selbst
 \Rightarrow Priority Queue auf Knoten statt Labeln
- Label-Forwarding:
Wenn Kante keine Kosten hat, überspringe Queue
- Target-Pruning:
An Knoten u , verwerfe Label ℓ' , wenn B_t dominiert ℓ'

Bottleneck: Dynamische Datenstruktur für Pareto-Mengen

Bottleneck: Dynamische Datenstruktur für Pareto-Mengen

Beobachtung:

Kriterium Umstiege ist *diskret* und nimmt nur *kleine Werte* $0 \dots K$ an.

Bottleneck: Dynamische Datenstruktur für Pareto-Mengen

Beobachtung:

Kriterium Umstiege ist *diskret* und nimmt nur *kleine Werte* $0 \dots K$ an.

Idee (Layered Dijkstra):

- Kopiere Graph K -Mal in Layer G_0, G_1, \dots, G_K
- Biege in jedem Layer i die Transfer Kanten $e = (u, v)$ so um, dass sie in den nächsten Layer zeigen ($u \in V_i, v \in V_{i+1}$)
- Benutze zeitabh. Dijkstra mit Startknoten $s_0 \in V_0$ und Zeit τ
- Adaptiere Dominanz zwischen Layern und Target-Pruning

Bottleneck: Dynamische Datenstruktur für Pareto-Mengen

Beobachtung:

Kriterium Umstiege ist *diskret* und nimmt nur *kleine Werte* $0 \dots K$ an.

Idee (Layered Dijkstra):

- Kopiere Graph K -Mal in Layer G_0, G_1, \dots, G_K
- Biege in jedem Layer i die Transfer Kanten $e = (u, v)$ so um, dass sie in den nächsten Layer zeigen ($u \in V_i, v \in V_{i+1}$)
- Benutze zeitabh. Dijkstra mit Startknoten $s_0 \in V_0$ und Zeit τ
- Adaptiere Dominanz zwischen Layern und Target-Pruning

Dann: $d_\tau[u_i \in V_i]$ ist beste Ankunftszeit an u mit genau i Umstiegen.

LD(Layered Graph G, s, τ)

```
1  $d_\tau[u] \leftarrow \infty$  for each  $u \in V$ ;  $d_\tau[s_0] \leftarrow 0$ 
2  $Q.clear()$ ,  $Q.insert(s_0, 0)$ 
3 while ! $Q.empty()$  do
4    $u_i \leftarrow Q.deleteMin()$ 
5   for all edges  $e = (u_i, v_j) \in E$  do
6     if  $d_\tau[u_i] + \text{len}(e, d_\tau[u_i]) < \min_{k \leq j} \{d_\tau[v_k]\}$  then
7        $d_\tau[v_j] \leftarrow d_\tau[u_i] + \text{len}(e, d_\tau[u_i])$ 
8        $p_\tau[v_j] \leftarrow u_i$ 
9        $Q.update(v_j, d_\tau[v_j])$ 
```

LD(Layered Graph G , s , τ)

```
1  $d_\tau[u] \leftarrow \infty$  for each  $u \in V$ ;  $d_\tau[s_0] \leftarrow 0$ 
2  $Q.clear()$ ,  $Q.insert(s_0, 0)$ 
3 while  $!Q.empty()$  do
4      $u_i \leftarrow Q.deleteMin()$ 
5     for all edges  $e = (u_i, v_j) \in E$  do
6         if  $d_\tau[u_i] + \text{len}(e, d_\tau[u_i]) < \min_{k \leq j} \{d_\tau[v_k], d_\tau[t_k]\}$  then
7              $d_\tau[v_j] \leftarrow d_\tau[u_i] + \text{len}(e, d_\tau[u_i])$ 
8              $p_\tau[v_j] \leftarrow u_i$ 
9              $Q.update(v_j, d_\tau[v_j])$ 
```

Diskussion

- Schneller und einfacher als MLC
- Speichere Layer *implizit*: Jeder Knoten hat (festes!) Array der Länge $K + 1$ von Labeln $d_\tau[u_0] \dots d_\tau[u_K]$.
- Mehr Umstiege: Verlängere Label-Arrays on-demand (kommt fast nie vor wenn K hinreichend groß)

Graph-Modelle?

Bis jetzt:

- Modelliere Fahrplan als gerichteten Graphen
- Zeitexpandiert vs zeitabhängig
- Verschiedene Varianten von Dijkstra's Algorithmus
- Earliest Arrival, Profil-, Multi-Criteria Suchen

Bis jetzt:

- Modelliere Fahrplan als gerichteten Graphen
- Zeitexpandiert vs zeitabhängig
- Verschiedene Varianten von Dijkstra's Algorithmus
- Earliest Arrival, Profil-, Multi-Criteria Suchen

Probleme

- Viele Knoten und Kanten
- Overhead von Priority Queue
- Wenig explizites Ausnutzen der Fahrplanstruktur
- Dynamische Szenarien erfordern Updates der Graph-Topologie
- Außerdem: Beschleunigungstechniken funktionieren nicht gut

Bis jetzt:

- Modelliere Fahrplan als gerichteten Graphen
- Zeitexpandiert vs zeitabhängig
- Verschiedene Varianten von Dijkstra's Algorithmus
- Earliest Arrival, Profil-, Multi-Criteria Suchen

Probleme

- Viele Knoten und Kanten
- Overhead von Priority Queue
- Wenig explizites Ausnutzen der Fahrplanstruktur
- Dynamische Szenarien erfordern Updates der Graph-Topologie
- Außerdem: Beschleunigungstechniken funktionieren nicht gut

Sind Graphen die beste Art Fahrpläne zu modellieren?

-  Reinhard Bauer, Daniel Delling, and Dorothea Wagner.
Experimental Study on Speed-Up Techniques for Timetable Information Systems.
Networks, 57(1):38–52, January 2011.
-  Daniel Delling.
Time-Dependent SHARC-Routing.
Algorithmica, 60(1):60–94, May 2011.
Special Issue: European Symposium on Algorithms 2008.
-  Daniel Delling, Bastian Katz, and Thomas Pajor.
Parallel Computation of Best Connections in Public Transportation Networks.
ACM Journal of Experimental Algorithmics, 2012.
To appear.
-  Yann Disser, Matthias Müller–Hannemann, and Mathias Schnee.
Multi-Criteria Shortest Paths in Time-Dependent Train Networks.
In Catherine C. McGeoch, editor, *Proceedings of the 7th Workshop on Experimental Algorithms (WEA'08)*, volume 5038 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 347–361. Springer, June 2008.



Daniel Delling, Thomas Pajor, and Dorothea Wagner.

Engineering Time-Expanded Graphs for Faster Timetable Information.

In Ravindra K. Ahuja, Rolf H. Möhring, and Christos Zaroliagis, editors, *Robust and Online Large-Scale Optimization*, volume 5868 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 182–206. Springer, 2009.



Daniel Delling, Thomas Pajor, and Renato F. Werneck.

Round-Based Public Transit Routing.

In *Proceedings of the 14th Meeting on Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX'12)*, pages 130–140. SIAM, 2012.



Robert Geisberger.

Contraction of Timetable Networks with Realistic Transfers.

In Paola Festa, editor, *Proceedings of the 9th International Symposium on Experimental Algorithms (SEA'10)*, volume 6049 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 71–82. Springer, May 2010.



Evangelia Pyrga, Frank Schulz, Dorothea Wagner, and Christos Zaroliagis.

Efficient Models for Timetable Information in Public Transportation Systems.

ACM Journal of Experimental Algorithmics, 12(2.4):1–39, 2008.

Montag, 9.7.2012

Montag, 16.7.2012

Ende!