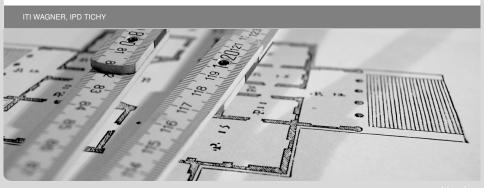


ICPC

Graphen 3

Tobias, Julian, Jakob, Tobias | 14. Juni 2018





Idee



Sonderfälle



Idee

Transport von Material von einer Quelle zu einer Senke



14. Juni 2018

Min-Cut

Sonderfälle



Idee

- Transport von Material von einer Quelle zu einer Senke
- Materialfluss durch Kanäle





Idee

- Transport von Material von einer Quelle zu einer Senke
- Materialfluss durch Kanäle
- Mehrere Kanäle mit verschiedenen Kapazitäten



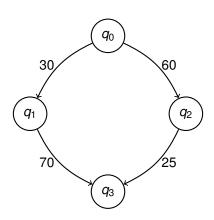


Idee

- Transport von Material von einer Quelle zu einer Senke
- Materialfluss durch Kanäle
- Mehrere Kanäle mit verschiedenen Kapazitäten
- Kanäle können sich verzweigen und zusammenfügen





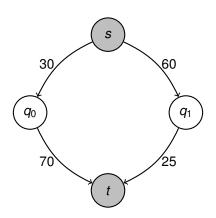


Gegeben gerichteter Graph



Min-Cut





Gegeben gerichteter Graph

s: source

t: sink



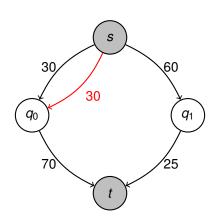
Max-Flow Algorithmen



Sonderfälle

Max-Flow Modellierung





Fluss

Kapazitätskonfirmität

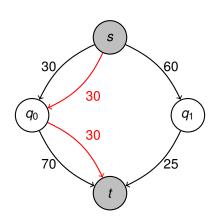
Einführung ○● Max-Flow Algorithmen

Min-Cut

Sonderfälle

Max-Flow Modellierung





Fluss

Flusserhaltung

Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3

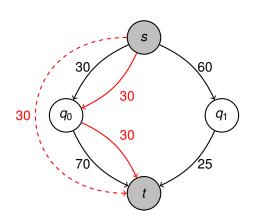
Einführung ○● Max-Flow Algorithmen



Sonderfälle

Max-Flow Modellierung B





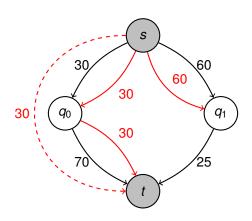


Wert eines s-t-Flusses









Min-Cut

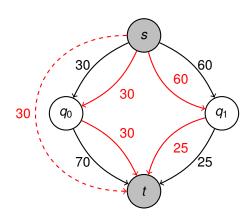
Fluss

Einführung



Max-Flow Algorithmen





Fluss

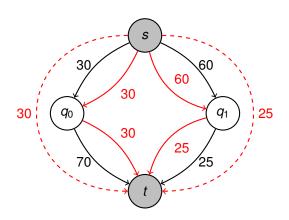
Einführung



Max-Flow Algorithmen

Min-Cut





Fluss

Einführung

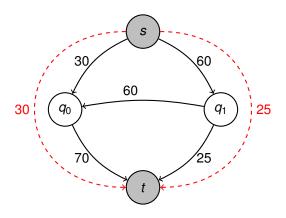


14. Juni 2018

Max-Flow Algorithmen

Min-Cut





Fluss

Einführung

Kapazitätskonfirmität Flusserhaltung

Wert eines s-t-Flusses

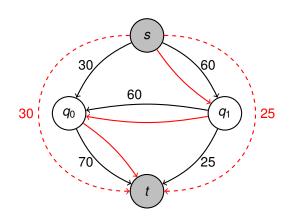
Max-Flow Algorithmen

Min-Cut

Sonderfälle

Max-Flow Modellierung





Fluss

Einführung

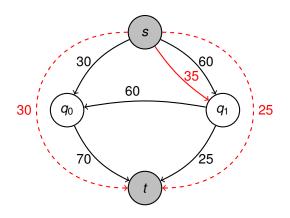


14. Juni 2018

Max-Flow Algorithmen

Min-Cut





Fluss

Exzess: Werte entsprechend der Kantenkapazität abzüglich bereits vorhandener Flüsse

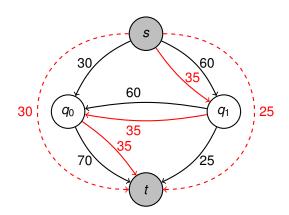
Einführung ○● Max-Flow Algorithmen

Min-Cut

Sonderfälle

Max-Flow Modellierung





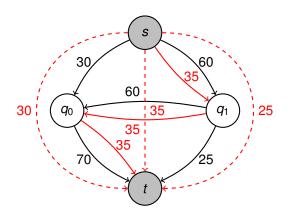


14. Juni 2018

Einführung

Min-Cut

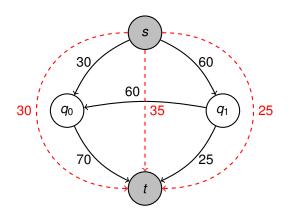






Min-Cut







Bestimmung des maximalen Flusses



Idee:

- Starte mit dem leeren Fluss
- Bestimme erweiternden Pfad (augmenting path) P
 - ⇒ Ein erweiternder Pfad ist ein einfacher Pfad, der nur Kanten mit positiver Kapazität enthält
- Erweitere die Lösung um P
- Wiederhole so oft, wie es einen passenden Pfad P gibt

Frage: Wie kann P gefunden werden?



Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3

Sonderfälle

Bestimmung des maximalen Flusses



Idee:

- Starte mit dem leeren Fluss
- Bestimme erweiternden Pfad (augmenting path) P
 - ⇒ Ein erweiternder Pfad ist ein einfacher Pfad, der nur Kanten mit positiver Kapazität enthält
- Erweitere die Lösung um P
- Wiederhole so oft, wie es einen passenden Pfad P gibt

Frage: Wie kann *P* gefunden werden?



Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3

Sonderfälle



- Greedy-Algorithmus, veröffentlicht 1956 von L. R. Ford, Jr. und D. R. Fulkerson
- Verwendet Tiefensuche, um den erweiternden Pfad P zu bestimmen

Max-Flow Algorithmen

Min-Cut



Die Lösung wird um P erweitert, indem

Min-Cut



14. Juni 2018



- Die Lösung wird um P erweitert, indem
 - die geringste Kapazität f der Kanten in P bestimmt wird
 - die Kapazitäten aller Kanten in P um f verringert werden
 - die Kapazitäten aller Gegenkanten um f erhöht werden
 - der maximale Fluss um f erhöht wird
- Kapazitäten der Gegenkanten werden erhöht, um Korrektheit des Algorithmus zu sichern
 - Dies ermöglicht, dass diese Gegenkanten in zukünftigen erweiternden Pfaden enthalten sind
 - Zukünftige Iterationen können den fälschlicherweise genutzten Fluss einer Vorwärtskante wieder (teilweise) umkehren



14. Juni 2018



- Die Lösung wird um P erweitert, indem
 - die geringste Kapazität f der Kanten in P bestimmt wird
 - die Kapazitäten aller Kanten in P um f verringert werden
 - die Kapazitäten aller Gegenkanten um f erhöht werden
 - der maximale Fluss um f erhöht wird

Min-Cut

- Kapazitäten der Gegenkanten werden erhöht, um Korrektheit des Algorithmus zu sichern
 - Dies ermöglicht, dass diese Gegenkanten in zukünftigen erweiternden Pfaden enthalten sind
 - Zukünftige Iterationen können den fälschlicherweise genutzten Fluss einer Vorwärtskante wieder (teilweise) umkehren





- Die Lösung wird um P erweitert, indem
 - die geringste Kapazität f der Kanten in P bestimmt wird
 - die Kapazitäten aller Kanten in *P* um *f* verringert werden
 - die Kapazitäten aller Gegenkanten um f erhöht werden
 - der maximale Fluss um f erhöht wird

Min-Cut

- Kapazitäten der Gegenkanten werden erhöht, um Korrektheit des Algorithmus zu sichern
 - Dies ermöglicht, dass diese Gegenkanten in zukünftigen erweiternder Pfaden enthalten sind
 - ⇒ Zukünftige Iterationen können den fälschlicherweise genutzten Fluss einer Vorwärtskante wieder (teilweise) umkehren



14. Juni 2018



- Die Lösung wird um P erweitert, indem
 - die geringste Kapazität f der Kanten in P bestimmt wird
 - die Kapazitäten aller Kanten in P um f verringert werden
 - die Kapazitäten aller Gegenkanten um f erhöht werden
 - der maximale Fluss um f erhöht wird
- Kapazitäten der Gegenkanten werden erhöht, um Korrektheit des Algorithmus zu sichern
 - Dies ermöglicht, dass diese Gegenkanten in zukünftigen erweiternden Pfaden enthalten sind
 - Zukünftige Iterationen können den fälschlicherweise genutzten Fluss einer Vorwärtskante wieder (teilweise) umkehren





- Die Lösung wird um P erweitert, indem
 - die geringste Kapazität f der Kanten in P bestimmt wird
 - die Kapazitäten aller Kanten in P um f verringert werden
 - die Kapazitäten aller Gegenkanten um f erhöht werden
 - der maximale Fluss um f erhöht wird
- Kapazitäten der Gegenkanten werden erhöht, um Korrektheit des Algorithmus zu sichern
 - Dies ermöglicht, dass diese Gegenkanten in zukünftigen erweiternden Pfaden enthalten sind
 - ⇒ Zukünftige Iterationen können den fälschlicherweise genutzten Fluss einer Vorwärtskante wieder (teilweise) umkehren





- Die Lösung wird um P erweitert, indem
 - die geringste Kapazität f der Kanten in P bestimmt wird
 - die Kapazitäten aller Kanten in P um f verringert werden
 - die Kapazitäten aller Gegenkanten um f erhöht werden
 - der maximale Fluss um f erhöht wird
- Kapazitäten der Gegenkanten werden erhöht, um Korrektheit des Algorithmus zu sichern
 - ⇒ Dies ermöglicht, dass diese Gegenkanten in zukünftigen erweiternden Pfaden enthalten sind
 - Zukünftige Iterationen können den fälschlicherweise genutzten Fluss einer Vorwärtskante wieder (teilweise) umkehren

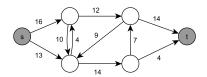


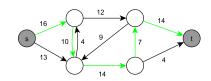


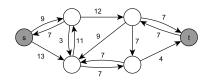
- Die Lösung wird um P erweitert, indem
 - die geringste Kapazität f der Kanten in P bestimmt wird
 - die Kapazitäten aller Kanten in P um f verringert werden
 - die Kapazitäten aller Gegenkanten um f erhöht werden
 - der maximale Fluss um f erhöht wird
- Kapazitäten der Gegenkanten werden erhöht, um Korrektheit des Algorithmus zu sichern
 - ⇒ Dies ermöglicht, dass diese Gegenkanten in zukünftigen erweiternden Pfaden enthalten sind
 - ⇒ Zukünftige Iterationen können den fälschlicherweise genutzten Fluss einer Vorwärtskante wieder (teilweise) umkehren

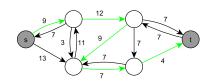






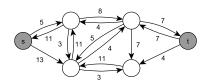


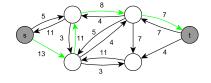


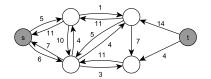


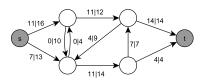






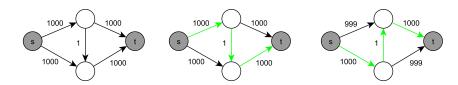












- Im Worst-Case wird der maximale Fluss pro Iteration nur um 1 erhöht
- \Rightarrow Laufzeit in $\mathcal{O}(|f^*|\cdot|E|)$, wobei $|f^*|$ den Wert des maximalen Flusses beschreibt
 - Deshalb nicht für ICPC-Aufgaben geeignet!



Edmonds-Karp Algorithmus



- 1972 von J. Edmonds und R. M. Karp veröffentlicht
- Verwendet Breitensuche, um den kürzesten erweiternden Pfad P zu bestimmen
- Erweiterung der Lösung um P analog zu Ford-Fulkerson
- Die Länge des erweiternden Pfades ist monoton steigend
- Es sind maximal $|V| \cdot |E|$ Iterationen notwendig
- \Rightarrow Laufzeit in $\mathcal{O}(|V| \cdot |E|^2)$



Edmonds-Karp Implementierung



Algorithm 1: Edmonds-Karp

```
Function Max-Flow (G = (V, E), s, t \in V, c : E \to \mathbb{R}^+)
    maxFlow = 0
    do
        find augmenting path P using BFS
        f = \min\{c(u, v) | (u, v) \in P\}
        foreach (u, v) \in P do
            c(u,v) = f
            c(v,u) += f
        end
        maxFlow += f
    while P exists
```

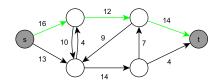


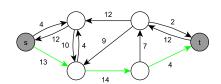
14. Juni 2018

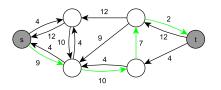
return maxFlow

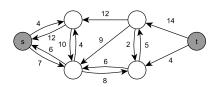
Edmonds-Karp Algorithmus











Edmonds-Karp Implementierungsdetails



- In Adjazenzliste neben Zielknoten auch Kapazität und Verweis auf die Rückkante speichern
- Nicht vorhandene Rückkanten mit 0 initialisieren und dem Graphen hinzufügen
- Bei der Breitensuche nur Kanten mit positiver Kapazität berücksichtigen
- Breitensuche abbrechen, sobald *t* erreicht wurde



Min-Cut



Min-Cut

- Definiere Schnitt C = (S, T) als Partition von V, wobei $s \in S$ und $t \in T$
- $c: E \to \mathbb{R}^+$ eine Kostenfunktion.
- Weiter sei die Schnittmenge $cs = \{(u, v) \in E | u \in S \land v \in T\}$
- Minimiere nun:

$$\sum_{e \in cs} c(e)$$



14. Juni 2018

Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3

Max-Flow-Min-Cut-Theorem



Max-Flow-Min-Cut-Theorem

■ Ein maximaler Fluss hat genau den Wert eines minimalen Schnitts.



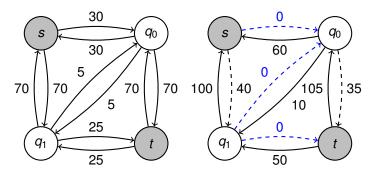
Max-Flow Algorithmen

Einführung

Max-Flow-Min-Cut



Bsp.:



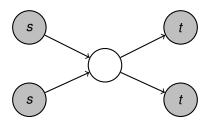
- Hier
 - $C = (\{s, q_1\}, \{t, q_0\})$
 - $c = \{(s, q_0), (q_1, q_0), (q_1, t)\}$



Multi-Quelle/Multi-Abfluss



Gegeben sei folgende Situation:

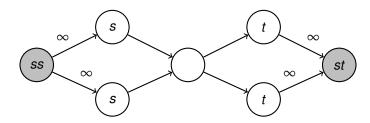


- Problem: Max-Flow Algorithmus kann nur mit einer Quelle und einer Senke arbeiten.
- Lösung: Erstelle Super-Quelle und Super-Senke und verbinde alle Quellen und Senken mit Kantengewicht ∞



Multi-Quelle/Multi-Abfluss Lösung





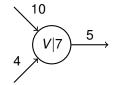


Max-Flow Algorithmen

Knotenkapazität



- Gegeben sind Knoten mit Kapazität.
- Bsp.:

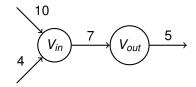




Knotenkapazität



- Gegeben sind Knoten mit Kapazität.
- Bsp.:





Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3



- Erkennen eines Netzwerkfluss-Problems nicht immer einfach
- Was hilft?
 - Übung
 - Übung
 - ...

14. Juni 2018

Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3



- Erkennen eines Netzwerkfluss-Problems nicht immer einfach
- Was hilft?
 - Übung
 - Übung
 - ...



Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3



Erkennen eines Netzwerkfluss-Problems nicht immer einfach

Min-Cut

- Was hilft?
 - Übung
 - Übung
 - ...



14. Juni 2018

Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3



- Situation: Die Titanic ist gesunken. Es soll ermittelt werden, wie viele Menschen gerettet werden können.
- Eingabe: X, Y, P mit X, Y Dimension der Fläche (1 ≤ X, Y ≤ 30) und P (P ≤ 10) die Anzahl von Personen, welche gleichzeitig auf ein Holzbrett können.

Symbol	Bedeutung
*	Menschen auf Treibeis
~	Eiskaltes Wasser
	Treibeis
@	Großer Eisberg
#	Großes Holzbrett





Gegeben sei nun folgende Eingabe:

```
* ~ ~ #
. . . @
. ~ . *
```

Wandle in Graphen um...



14. Juni 2018



Gegeben sei nun folgende Eingabe:

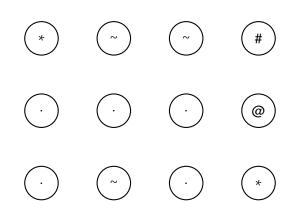
```
* ~ ~ #
. . . @
. ~ . *
```

Wandle in Graphen um...



14. Juni 2018





Verbinde alle Knoten, über die ein Weg möglich ist...

Min-Cut



14. Juni 2018



























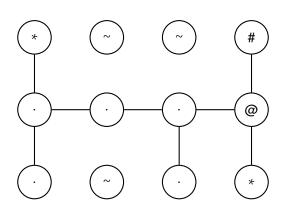
Verbinde alle Knoten, über die ein Weg möglich ist...

Min-Cut



14. Juni 2018





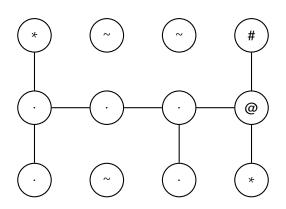
■ Füge Knotengewichte hinzu...

Min-Cut

Max-Flow Algorithmen







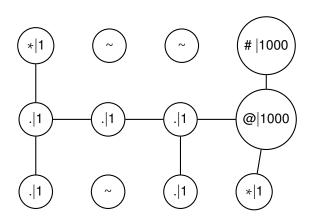
■ Füge Knotengewichte hinzu...

Min-Cut

Max-Flow Algorithmen







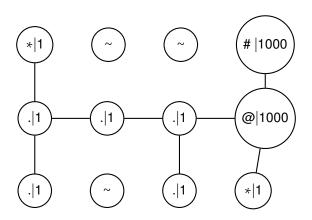
Min-Cut



Max-Flow Algorithmen

Einführung

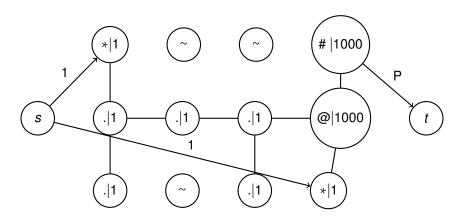




Verbinde alle Menschen mit s und alle Holzbretter mit t...







Bem.: Knotengewichte müssen noch aufgelöst werden



Bipartiter Graph



Bipartiter Graph

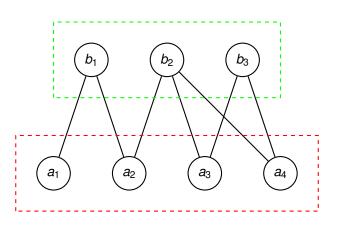
Ein Graph G = (V, E) heißt bipartit, wenn sich V = A ∪ B in 2 disjunkte Knotenmengen A und B aufteilen lässt, sodass zwischen den Knoten innerhalb der Teilmengen keine Kanten existieren.

Max-Flow Algorithmen

Sonderfälle

Bipartiter Graph







Max-Flow Algorithmen

Min-Cut

Einführung

Matching



Matching

- Sei G = (V, E) ein Graph. Ein **Matching** $M \subseteq E$ ist eine Menge paarweise knotendisjunkter Kanten, d.h.
 - $\forall e_1 = \{u_1, v_1\}, e_2 = \{u_2, v_2\} \in M, e_1 \neq e_2 : e_1 \cap e_2 = \emptyset$
- Analog f
 ür gerichtete Graphen



14. Juni 2018

Matching



Matching

■ Sei G = (V, E) ein Graph. Ein **Matching** $M \subseteq E$ ist eine Menge paarweise knotendisjunkter Kanten, d.h.

$$\forall e_1 = \{u_1, v_1\}, e_2 = \{u_2, v_2\} \in M, e_1 \neq e_2 : e_1 \cap e_2 = \emptyset$$

Analog für gerichtete Graphen

Maximales Matching

Ein Matching heißt maximales Matching, wenn nicht durch Hinzufügen einer Kante ein größeres Matching erstellt werden kann. (D.h. es gibt keine Kante e = {u, v}, wobei u und v nicht Teil des Matchings sind.)



Mehr Matchings



Kardinalitätsmaximales Matching

Ein Matching $M \subseteq E$ heißt kardinalitätsmaximales Matching, wenn es kein größeres Matching gibt. (D.h. \forall Matchings $M': |M| \ge |M'|$).



Mehr Matchings



Kardinalitätsmaximales Matching

■ Ein Matching $M \subseteq E$ heißt **kardinalitätsmaximales Matching**, wenn es kein größeres Matching gibt. (D.h. \forall Matchings $M' : |M| \ge |M'|$).

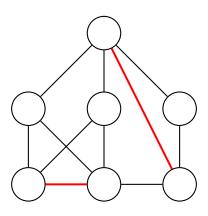
Perfektes Matching

■ Ein Matching M heißt **perfekt**, falls $2 \cdot |M| = |V|$, d.h. jeder Knoten $v \in V$ kommt in M vor.

Sonderfälle



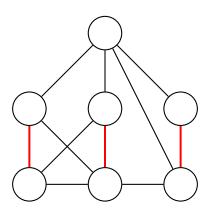




Maximales Matching



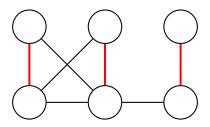




Kardinalitätsmaximales Matching







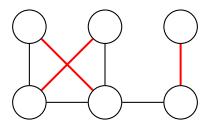
Perfektes Matching

Min-Cut



Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3





anderes perfektes Matching



Max-Flow Algorithmen

Beispiel



- Gegeben: Menge von Aufgaben A, Personen B
- Für jede Person eine Liste von Aufgaben, die diese Person erledigen kann
- Gesucht: Zuteilung von Aufgaben an Personen, sodass möglichst viele Aufgaben erledigt werden
- Jede Aufgabe kann von maximal einer Person zugeteilt werden, jeder Person kann maximal eine Aufgabe zugeteilt werden
- Lösung: Modellierung als bipartiter Graph mit Knotenmengen A und
 B
- Kante zwischen Aufgabe a und Person b, wenn b Aufgabe a lösen kann
- Lösung entspricht kardinalitätsmaximalem Matching



Tobias, Julian, Jakob, Tobias - Graphen 3

Beispiel



- Gegeben: Menge von Aufgaben A, Personen B
- Für jede Person eine Liste von Aufgaben, die diese Person erledigen kann
- Gesucht: Zuteilung von Aufgaben an Personen, sodass möglichst viele Aufgaben erledigt werden
- Jede Aufgabe kann von maximal einer Person zugeteilt werden, jeder Person kann maximal eine Aufgabe zugeteilt werden
- Lösung: Modellierung als bipartiter Graph mit Knotenmengen A und B
- Kante zwischen Aufgabe a und Person b, wenn b Aufgabe a lösen kann
- Lösung entspricht kardinalitätsmaximalem Matching



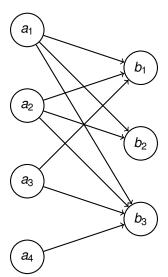
Beispiel



- Gegeben: Menge von Aufgaben A, Personen B
- Für jede Person eine Liste von Aufgaben, die diese Person erledigen kann
- Gesucht: Zuteilung von Aufgaben an Personen, sodass möglichst viele Aufgaben erledigt werden
- Jede Aufgabe kann von maximal einer Person zugeteilt werden, jeder Person kann maximal eine Aufgabe zugeteilt werden
- Lösung: Modellierung als bipartiter Graph mit Knotenmengen A und B
- Kante zwischen Aufgabe a und Person b, wenn b Aufgabe a lösen kann
- Lösung entspricht kardinalitätsmaximalem Matching





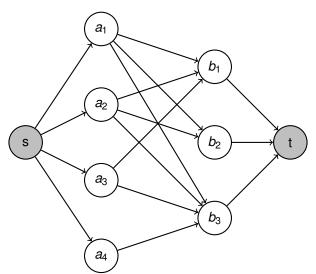




Sonderfälle

Modellierung

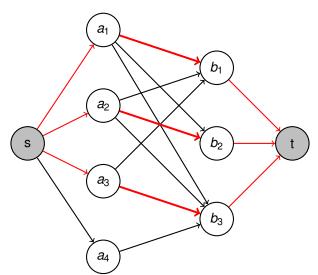






Modellierung







Modellierung



- Finden von kardinalitätsmaximalen Matchings in bipartiten Graphen $G = (V, E = A \cup B)$:
 - Einfügen von neuen Knoten s und t
 - Einfügen von Kanten zwischen s und allen Knoten v_A ∈ A, und zwischen allen Knoten v_B ∈ B und t.
 - Jede Kante im Graph (alte und neu eingefügte) hat Kapazität 1.
 - Berechnen des maximalen Flusses von s nach t.
- Kanten des maximalen Flusses zwischen A und B entsprechen kardinalitätsmaximalen Matching.
- Laufzeit Edmonds-Karp (in diesem Fall): $\mathcal{O}(|E| \cdot |V|)$



Mehr Graphentheorie



Max Independent Set

- Ein independent set S ⊆ V ist eine Menge von Knoten, die paarweise nicht adjazent sind, d.h. ∀u, v ∈ S : {u, v} ∉ E (zwischen keinen zwei Knoten existiert eine Kante).
- Ein maximal independent set ist ein maximal großes independent set.
- Das bedeutet: Jeder Knoten ist entweder selbst in S, oder einer seiner Nachbarn ist in S.

Min Vertex Cover

- Ein vertex cover U ⊆ V ist eine Menge von Knoten, sodass jede Kante von G zu einem Knoten aus U inzident ist, d.h.
 ∀ {v, w} = e ∈ E : ∃u ∈ U : u ∈ e.
- Ein minimum vertex cover ist ein minimal großes vertex cover.



Einführung

Mehr Graphentheorie



Max Independent Set

- Ein independent set S ⊆ V ist eine Menge von Knoten, die paarweise nicht adjazent sind, d.h. ∀u, v ∈ S : {u, v} ∉ E (zwischen keinen zwei Knoten existiert eine Kante).
- Ein maximal independent set ist ein maximal großes independent set.
- Das bedeutet: Jeder Knoten ist entweder selbst in S, oder einer seiner Nachbarn ist in S.

Min Vertex Cover

Ein vertex cover U ⊆ V ist eine Menge von Knoten, sodass jede Kante von G zu einem Knoten aus U inzident ist, d.h.

 $\forall \{v, w\} = e \in E : \exists u \in U : u \in e.$

Ein minimum vertex cover ist ein minimal großes vertex cover.

Einführun

Noch mehr Graphentheorie



Knigs Theorem

- Sei G ein bipartiter Graph, M ein kadinalitätsmaximales Matching, U ein minimum vertex cover.
- Dann gilt |M| = |U|.
- In Worten: Die Anzahl an Kanten eines kardinalitätsmaximalen Matchings entspricht der Anzahl an Knoten in einem minimum vertex cover in einem bipartiten Graph.

Andere Erkenntnis

- In einem bipartiten Graph mit minimum vertex cover U und maximalen independent set S gilt:
- |U| + |S| = |V|.



Noch mehr Graphentheorie



Knigs Theorem

- Sei G ein bipartiter Graph, M ein kadinalitätsmaximales Matching, U ein minimum vertex cover.
- Dann gilt |M| = |U|.
- In Worten: Die Anzahl an Kanten eines kardinalitätsmaximalen Matchings entspricht der Anzahl an Knoten in einem minimum vertex cover in einem bipartiten Graph.

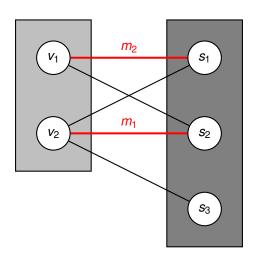
Andere Erkenntnis

- In einem bipartiten Graph mit minimum vertex cover U und maximalen independent set S gilt:
- |U| + |S| = |V|.



Veranschaulichung







Min-Cut

Beispiel: Guardian of Decency



- Gegeben: N Schüler (mit Größe, Geschlecht, Musikgeschmack, Lieblingssport).
- Gesucht: Wie viele k\u00f6nnen maximal auf Exkursion gehen, sodass je zwei Sch\u00fcler kein P\u00e4rchen werden k\u00f6nnen, da...
 - ...sich ihre Größe um mehr als 40 cm unterscheidet,
 - ...sie das selbe Geschlecht haben,
 - ...ihr Musikgeschmack unterschiedlich ist,
 - ...oder sie den selben Lieblingssport haben.
- Kante zwischen Personen, wenn sie ein Pärchen werden könnten
- Graph ist bipartit: Männliche und weibliche Schüler
- Aufgabenstellung: Maximum independent set
- Lösung: |maximum independent set| = N |kardinalitätsmaximalesMatching|



Beispiel: Guardian of Decency



- Gegeben: N Schüler (mit Größe, Geschlecht, Musikgeschmack, Lieblingssport).
- Gesucht: Wie viele k\u00f6nnen maximal auf Exkursion gehen, sodass je zwei Sch\u00fcler kein P\u00e4rchen werden k\u00f6nnen, da...
 - ...sich ihre Größe um mehr als 40 cm unterscheidet,
 - ...sie das selbe Geschlecht haben,
 - ...ihr Musikgeschmack unterschiedlich ist,
 - ...oder sie den selben Lieblingssport haben.
- Kante zwischen Personen, wenn sie ein Pärchen werden könnten
- Graph ist bipartit: M\u00e4nnliche und weibliche Sch\u00fcler
- Aufgabenstellung: Maximum independent set
- Lösung: |maximum independent set| = N |kardinalitätsmaximalesMatching|



Beispiel: Guardian of Decency



- Gegeben: N Schüler (mit Größe, Geschlecht, Musikgeschmack, Lieblingssport).
- Gesucht: Wie viele k\u00f6nnen maximal auf Exkursion gehen, sodass je zwei Sch\u00fcler kein P\u00e4rchen werden k\u00f6nnen, da...
 - ...sich ihre Größe um mehr als 40 cm unterscheidet,
 - ...sie das selbe Geschlecht haben,
 - ...ihr Musikgeschmack unterschiedlich ist,
 - ...oder sie den selben Lieblingssport haben.
- Kante zwischen Personen, wenn sie ein Pärchen werden könnten
- Graph ist bipartit: Männliche und weibliche Schüler
- Aufgabenstellung: Maximum independent set
- Lösung: |maximum independent set| = N |kardinalitätsmaximales Matching|



Bonusfolie



- Es gilt: G bipartit ⇔ G enthält keine ungeraden Kreise
 - Damit zum Beispiel bipartit: Jeder Baum
- Sei *G bipartit* mit $V = A \cup B$. Dann: *G* hat *perfektes Matching* $\Leftrightarrow \forall S \subset A : |N(S)| \ge |S|$ (Wobei die Nachbarn N(S) alle zu einem Knoten $s \in S$ adjazenten Knoten sind).
- Es gibt asymptotisch bessere Algorithmen zum Finden maximaler Flüsse, zum Beispiel *Dinitz* $(\mathcal{O}(|V|^2 \cdot |E|))$ oder Push-Relabel-Algorithmen

Bonusbeispiel



- Definition: Complete prime pairing: Teile Liste M von natürlichen Zahlen so vollständig in Paare auf, dass die Summe beider Elemente eines Paares immer eine Primzahl ist.
- Gegeben: Liste *N* von paarweise unterschiedlichen Zahlen $n_i \in \mathbb{N}$.
- Gesucht: Liste $M \subseteq N$. sodass: $\forall m \in M$:
 - $\{m, n_0\}$ ist ein prime pair, d.h. $m + n_0$ ist prim

Min-Cut

- $N \setminus \{n_0, m\}$ besitzt ein complete prime pairing.



41/41

Bonusbeispiel



- Definition: Complete prime pairing: Teile Liste M von natürlichen Zahlen so vollständig in Paare auf, dass die Summe beider Elemente eines Paares immer eine Primzahl ist.
- Gegeben: Liste N von paarweise unterschiedlichen Zahlen $n_i \in \mathbb{N}$.
- Gesucht: Liste $M \subseteq N$, sodass: $\forall m \in M$:
 - $\{m, n_0\}$ ist ein prime pair, d.h. $m + n_0$ ist prim

Min-Cut

- $N \setminus \{n_0, m\}$ besitzt ein complete prime pairing.
- Erkenntnis: Alle Primzahlen müssen als Summe einer geraden und einer ungeraden Zahl zustande kommen.
- Damit: Bipartiter Graph, Kante zwischen a und b, falls a + b eine Primzahl ist.
- Falls beide Mengen unterschiedlich groß sind, gibt es keine Lösung
- Ansonsten: Gehe alle Nachbarn n' von n_0 durch und überprüfe, ob $G - \{n_0, n'\}$ ein perfektes Matching hat.

