

# Theoretische Grundlagen der Informatik

## Tutorium 9

Institut für Theoretische Informatik

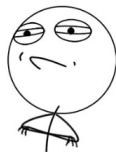


- Manche Optimierungsprobleme sind  $\mathcal{NP}$ -schwer  
⇒ (wahrscheinlich) keine effiziente Lösung.
- Wir wollen trotzdem eine schnelle Lösung!  
(muss dafür nicht optimal sein)  
⇒ Approximation

- Manche Optimierungsprobleme sind  $\mathcal{NP}$ -schwer  
⇒ (wahrscheinlich) keine effiziente Lösung.
- Wir wollen trotzdem eine schnelle Lösung!  
(muss dafür nicht optimal sein)  
⇒ Approximation

- Manche Optimierungsprobleme sind  $\mathcal{NP}$ -schwer  
⇒ (wahrscheinlich) keine effiziente Lösung.
- Wir wollen trotzdem eine schnelle Lösung!  
(muss dafür nicht optimal sein)  
⇒ Approximation

**CHALLENGE ACCEPTED**



- Vergleich der Worst-Case-Lösung mit der optimalen Lösung
- $\Pi$  Optimierungsproblem,  $I$  Instanz von  $\Pi$ :  
 $\text{OPT}(I)$  ist der Wert der/einer optimalen Lösung.
- $\mathcal{A}(I)$  ist der Wert der (Approximations-)Lösung, die Algorithmus  $\mathcal{A}$  für  $I$  liefert.

## Absolute Gütegarantie (Differenzengarantie)

- $|\text{OPT}(I) - \mathcal{A}(I)| \leq K$  für alle  $I \in D_{\Pi}$
- Wünschenswerteste Gütegarantie
- Für  $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme gibt es oft keinen absoluten Approximationsalgorithmus.

- Vergleich der Worst-Case-Lösung mit der optimalen Lösung
- $\Pi$  Optimierungsproblem,  $I$  Instanz von  $\Pi$ :  
 $\text{OPT}(I)$  ist der Wert der/einer optimalen Lösung.
- $\mathcal{A}(I)$  ist der Wert der (Approximations-)Lösung, die Algorithmus  $\mathcal{A}$  für  $I$  liefert.

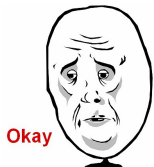
## Absolute Gütegarantie (Differenzengarantie)

- $|\text{OPT}(I) - \mathcal{A}(I)| \leq K$  für alle  $I \in D_{\Pi}$
- Wünschenswerteste Gütegarantie
- Für  $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme gibt es oft keinen absoluten Approximationsalgorithmus.

- Vergleich der Worst-Case-Lösung mit der optimalen Lösung
- $\Pi$  Optimierungsproblem,  $I$  Instanz von  $\Pi$ :  
 $\text{OPT}(I)$  ist der Wert der/einer optimalen Lösung.
- $\mathcal{A}(I)$  ist der Wert der (Approximations-)Lösung, die Algorithmus  $\mathcal{A}$  für  $I$  liefert.

## Absolute Gütegarantie (Differenzengarantie)

- $|\text{OPT}(I) - \mathcal{A}(I)| \leq K$  für alle  $I \in D_{\Pi}$
- Wünschenswerteste Gütegarantie
- Für  $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme gibt es oft keinen absoluten Approximationsalgorithmus.



- Vergleich der Worst-Case-Lösung mit der optimalen Lösung
- $\Pi$  Optimierungsproblem,  $I$  Instanz von  $\Pi$ :  
 $\text{OPT}(I)$  ist der Wert der/einer optimalen Lösung.
- $\mathcal{A}(I)$  ist der Wert der (Approximations-)Lösung, die Algorithmus  $\mathcal{A}$  für  $I$  liefert.

## Relative Gütegarantie

- $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}(I) := \begin{cases} \frac{\mathcal{A}(I)}{\text{OPT}(I)} & \text{falls } \Pi \text{ Minimierungsproblem} \\ \frac{\text{OPT}(I)}{\mathcal{A}(I)} & \text{falls } \Pi \text{ Maximierungsproblem} \end{cases}$
- Ist  $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}(I) \leq 1 + \varepsilon$  für alle  $I$ , so heißt  $\mathcal{A}$  Algorithmus mit relativer Gütegarantie, insbesondere  $\varepsilon$ -*approximativ*.



# Beispiel: Greedy-Algorithmus $\mathcal{A}$ für KNAPSACK

- Sortiere die Gegenstände nach „Gewichtsdichten“  $p_i := \frac{c_i}{w_i}$
- Nimm so viele Gegenstände mit möglichst großer Gewichtsdichte, bis der Rucksack voll ist.
- Laufzeit in  $\mathcal{O}(n \log n)$

## Theorem

$\mathcal{A}$  ist ein 1-Approximationsalgorithmus für KNAPSACK.

## Proof.

O.B.d.A. sei  $w_1 \leq W$ . Es gilt  $\mathcal{A}(I) \geq c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor$  für alle  $I$ .

$$\text{OPT}(I) \leq c_1 \cdot \frac{W}{w_1} \leq c_1 \cdot \left( \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor + 1 \right) \leq 2 \cdot c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor \leq 2 \cdot \mathcal{A}(I)$$

Also  $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}(I) \leq 2$ .



# Beispiel: Greedy-Algorithmus $\mathcal{A}$ für KNAPSACK

- Sortiere die Gegenstände nach „Gewichtsdichten“  $p_i := \frac{c_i}{w_i}$
- Nimm so viele Gegenstände mit möglichst großer Gewichtsdichte, bis der Rucksack voll ist.
- Laufzeit in  $\mathcal{O}(n \log n)$

## Theorem

$\mathcal{A}$  ist ein 1-Approximationsalgorithmus für KNAPSACK.

Proof.

O.B.d.A. sei  $w_1 \leq W$ . Es gilt  $\mathcal{A}(I) \geq c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor$  für alle  $I$ .

$$\text{OPT}(I) \leq c_1 \cdot \frac{W}{w_1} \leq c_1 \cdot \left( \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor + 1 \right) \leq 2 \cdot c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor \leq 2 \cdot \mathcal{A}(I)$$

Also  $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}(I) \leq 2$ .



# Beispiel: Greedy-Algorithmus $\mathcal{A}$ für KNAPSACK

- Sortiere die Gegenstände nach „Gewichtsdichten“  $p_i := \frac{c_i}{w_i}$
- Nimm so viele Gegenstände mit möglichst großer Gewichtsdichte, bis der Rucksack voll ist.
- Laufzeit in  $\mathcal{O}(n \log n)$

## Theorem

$\mathcal{A}$  ist ein 1-Approximationsalgorithmus für KNAPSACK.

## Proof.

O.B.d.A. sei  $w_1 \leq W$ . Es gilt  $\mathcal{A}(I) \geq c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor$  für alle  $I$ .

$$\text{OPT}(I) \leq c_1 \cdot \frac{W}{w_1} \leq c_1 \cdot \left( \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor + 1 \right) \leq 2 \cdot c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor \leq 2 \cdot \mathcal{A}(I)$$

Also  $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}(I) \leq 2$ .



# Beispiel: Greedy-Algorithmus $\mathcal{A}$ für KNAPSACK

- Sortiere die Gegenstände nach „Gewichtsdichten“  $p_i := \frac{c_i}{w_i}$
- Nimm so viele Gegenstände mit möglichst großer Gewichtsdichte, bis der Rucksack voll ist.
- Laufzeit in  $\mathcal{O}(n \log n)$

## Theorem

$\mathcal{A}$  ist ein 1-Approximationsalgorithmus für KNAPSACK.

## Proof.

O.B.d.A. sei  $w_1 \leq W$ . Es gilt  $\mathcal{A}(I) \geq c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor$  für alle  $I$ .

$$\text{OPT}(I) \leq c_1 \cdot \frac{W}{w_1} \leq c_1 \cdot \left( \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor + 1 \right) \leq 2 \cdot c_1 \cdot \left\lfloor \frac{W}{w_1} \right\rfloor \leq 2 \cdot \mathcal{A}(I)$$

Also  $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}(I) \leq 2$ .



- Oft interessiert uns nur der asymptotische Gütewert:

$$\mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{\infty} := \inf \{ r \mid \exists N_0 > 0 \forall I \in D_{\Pi}, \text{OPT}(I) \geq N_0 : \mathcal{R}_{\mathcal{A}} \leq r \}$$

- „Beste allgemeingültige Gütegarantie von  $\mathcal{A}$ “

## Theorem

*Falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ , dann existiert kein relativer Approximationsalgorithmus  $\mathcal{A}$  für COLOR mit  $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{\infty} \leq \frac{4}{3}$ .*

- Oft interessiert uns nur der asymptotische Gütewert:

$$\mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{\infty} := \inf \{r \mid \exists N_0 > 0 \forall I \in D_{\Pi}, \text{OPT}(I) \geq N_0 : \mathcal{R}_{\mathcal{A}} \leq r\}$$

- „Beste allgemeingültige Gütegarantie von  $\mathcal{A}$ “

## Theorem

*Falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ , dann existiert kein relativer Approximationsalgorithmus  $\mathcal{A}$  für COLOR mit  $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{\infty} \leq \frac{4}{3}$ .*

- Ziel: **Beliebig genaue** Approximation an optimale Lösung.
- Natürlich gilt: Bessere Approximation  $\Rightarrow$  höhere Laufzeit.

Polynomiales Approximationsschema (PAS) für ein Optimierungsproblem  $\Pi$

Familie von Algorithmen  $\{A_\varepsilon \mid \varepsilon > 0\}$ , sodass  $A_\varepsilon$  ein  $\varepsilon$ -approximativer Algorithmus für  $\Pi$  ist.

Falls die Laufzeit von  $A_\varepsilon$  polynomial von  $\frac{1}{\varepsilon}$  abhängt, heißt das Approximationsschema **vollpolynomial**.

Beispiel

Skript S. 85/86: Ein  $\varepsilon$ -approximativer Algorithmus für KNAPSACK mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 \cdot \frac{1}{\varepsilon})$

$\Rightarrow \{A_\varepsilon \mid \varepsilon > 0\}$  ist ein FPAS für Knapsack.

- Ziel: **Beliebig genaue** Approximation an optimale Lösung.
- Natürlich gilt: Bessere Approximation  $\Rightarrow$  höhere Laufzeit.

Polynomiales Approximationsschema (PAS) für ein Optimierungsproblem  $\Pi$

Familie von Algorithmen  $\{A_\varepsilon \mid \varepsilon > 0\}$ , sodass  $A_\varepsilon$  ein  $\varepsilon$ -approximativer Algorithmus für  $\Pi$  ist.

Falls die Laufzeit von  $A_\varepsilon$  polynomial von  $\frac{1}{\varepsilon}$  abhängt, heißt das Approximationsschema **vollpolynomial**.

Beispiel

Skript S. 85/86: Ein  $\varepsilon$ -approximativer Algorithmus für KNAPSACK mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 \cdot \frac{1}{\varepsilon})$

$\Rightarrow \{A_\varepsilon \mid \varepsilon > 0\}$  ist ein FPAS für Knapsack.



- Ziel: **Beliebig genaue** Approximation an optimale Lösung.
- Natürlich gilt: Bessere Approximation  $\Rightarrow$  höhere Laufzeit.

Polynomiales Approximationsschema (PAS) für ein Optimierungsproblem  $\Pi$

Familie von Algorithmen  $\{A_\varepsilon \mid \varepsilon > 0\}$ , sodass  $A_\varepsilon$  ein  $\varepsilon$ -approximativer Algorithmus für  $\Pi$  ist.

Falls die Laufzeit von  $A_\varepsilon$  polynomial von  $\frac{1}{\varepsilon}$  abhängt, heißt das Approximationsschema **vollpolynomial**.

Beispiel

Skript S. 85/86: Ein  $\varepsilon$ -approximativer Algorithmus für KNAPSACK mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 \cdot \frac{1}{\varepsilon})$

$\Rightarrow \{A_\varepsilon \mid \varepsilon > 0\}$  ist ein FPAS für Knapsack.

Gegeben ist ein ungerichteter Graph  $G$ . Ein *Matching*  $M$  in  $G$  ist eine Kantenmenge, sodass keine zwei Kanten in  $M$  zum gleichen Knoten inzident sind. Ein *inklusionsmaximales Matching* ist ein Matching, das keine echte Teilmenge von einem anderen Matching ist. Ein *maximales Matching* ist ein Matching von maximaler Kardinalität.

- Gib in dem Graphen an der Tafel ein inklusionsmaximales und ein maximales Matching an.

Gegeben ist ein ungerichteter Graph  $G$ . Ein *Matching*  $M$  in  $G$  ist eine Kantenmenge, sodass keine zwei Kanten in  $M$  zum gleichen Knoten inzident sind. Ein *inklusionsmaximales Matching* ist ein Matching, das keine echte Teilmenge von einem anderen Matching ist. Ein *maximales Matching* ist ein Matching von maximaler Kardinalität.

- Gib in dem Graphen an der Tafel ein inklusionsmaximales und ein maximales Matching an.

Gegeben ist ein ungerichteter Graph  $G$ . Ein *Matching*  $M$  in  $G$  ist eine Kantenmenge, sodass keine zwei Kanten in  $M$  zum gleichen Knoten inzident sind. Ein *inklusionsmaximales Matching* ist ein Matching, das keine echte Teilmenge von einem anderen Matching ist. Ein *maximales Matching* ist ein Matching von maximaler Kardinalität.

- Gib einen Greedy-Approximationsalgorithmus an, der ein inklusionsmaximales Matching berechnet.

Gegeben ist ein ungerichteter Graph  $G$ . Ein *Matching*  $M$  in  $G$  ist eine Kantenmenge, sodass keine zwei Kanten in  $M$  zum gleichen Knoten inzident sind. Ein *inklusionsmaximales Matching* ist ein Matching, das keine echte Teilmenge von einem anderen Matching ist. Ein *maximales Matching* ist ein Matching von maximaler Kardinalität.

- Gib einen Greedy-Approximationsalgorithmus an, der ein inklusionsmaximales Matching berechnet.

Idee: Erweitere  $M$  sukzessive um Kanten, die noch nicht zu einer Kante aus  $M$  adjazent sind.

Gegeben ist ein ungerichteter Graph  $G$ . Ein *Matching*  $M$  in  $G$  ist eine Kantenmenge, sodass keine zwei Kanten in  $M$  zum gleichen Knoten inzident sind. Ein *inklusionsmaximales Matching* ist ein Matching, das keine echte Teilmenge von einem anderen Matching ist. Ein *maximales Matching* ist ein Matching von maximaler Kardinalität.

- Zeige, dass die Größe eines maximalen Matchings eine untere Schranke für die Größe jedes Vertex Covers ist.

Gegeben ist ein ungerichteter Graph  $G$ . Ein *Matching*  $M$  in  $G$  ist eine Kantenmenge, sodass keine zwei Kanten in  $M$  zum gleichen Knoten inzident sind. Ein *inklusionsmaximales Matching* ist ein Matching, das keine echte Teilmenge von einem anderen Matching ist. Ein *maximales Matching* ist ein Matching von maximaler Kardinalität.

- Zeige, dass die Größe eines maximalen Matchings eine untere Schranke für die Größe jedes Vertex Covers ist.

Idee: Für jede gematchte Kante muss ein inzidenter Knoten im Vertex Cover liegen, diese inzidenten Knoten sind nach Def. paarweise verschieden

- Betrachte ein inklusionsmaximales Matching  $M$  in  $G = (V, E)$ . Sei

$$T := \{v \in V \mid v \text{ ist adjazent zu einer Kante in } M\}$$

Was kann man über den Subgraph sagen, der von den Knoten  $V \setminus T$  induziert wird?



- Betrachte ein inklusionsmaximales Matching  $M$  in  $G = (V, E)$ . Sei

$$T := \{v \in V \mid v \text{ ist adjazent zu einer Kante in } M\}$$

Was kann man über den Subgraph sagen, der von den Knoten  $V \setminus T$  induziert wird?

Er ist kantenfrei!

- Betrachte ein inklusionsmaximales Matching  $M$  in  $G = (V, E)$ . Sei

$$T := \{v \in V \mid v \text{ ist adjazent zu einer Kante in } M\}$$

Was kann man über den Subgraph sagen, der von den Knoten  $V \setminus T$  induziert wird?

Er ist kantenfrei!

- SchlieÙe aus dem letzten Teil, dass  $2|M|$  die Größe eines Vertex Covers von  $G$  ist.

- Zeige, dass die Größe eines maximalen Matchings eine untere Schranke für die Größe jedes Vertex Covers ist.
- Schließe aus dem letzten Teil, dass  $2|M|$  die Größe eines Vertex Covers von  $G$  ist.
- Benutze die letzten Teile, um zu zeigen, dass der Greedy-Approximationsalgorithmus, der ein inklusionsmaximales Matching berechnet, eine 1-Approximation für ein maximales Matching ist.

- Zeige, dass die Größe eines maximalen Matchings eine untere Schranke für die Größe jedes Vertex Covers ist.
- Schließe aus dem letzten Teil, dass  $2|M|$  die Größe eines Vertex Covers von  $G$  ist.
- Benutze die letzten Teile, um zu zeigen, dass der Greedy-Approximationsalgorithmus, der ein inklusionsmaximales Matching berechnet, eine 1-Approximation für ein maximales Matching ist.

Berechne mit unserem Approximationsalgorithmus ein inklusionsmaximales Matching  $M$ . Sei  $V$  das dazugehörige Vertex Cover und  $M'$  ein maximales Matching. Dann gilt

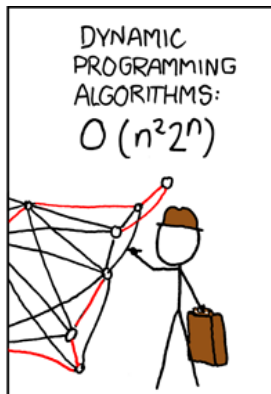
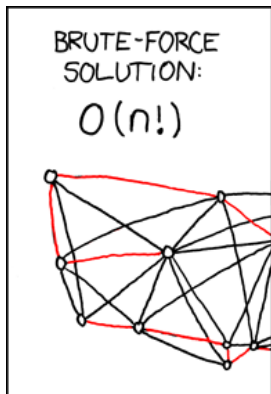
$$2|M| = |V| \geq |M'|$$

$$\Rightarrow R_{\mathcal{A}}(I) = \frac{\text{OPT}(I)}{\mathcal{A}(I)} = \frac{|M'|}{|M|} \leq 2$$

Sei  $G = (V, E)$  ein ungerichteter Graph mit eindeutigen Kantengewichten  $c(u, v)$  für jede Kante  $\{u, v\}$  in  $E$ . Für jeden Knoten  $v \in V$ , sei  $\max(v) = \arg \max_{(u,v) \in E} \{c(u, v)\}$  die gewichtsmaximale inzidente Kante von  $v$ . Sei  $S_G = \{\max(v) \mid v \in V\}$  und sei  $T_G$  der gewichtsmaximale Spannbaum von  $G$ , das heißt der Spannbaum von maximalem Gesamtgewicht. Für jede Menge  $E' \subseteq E$  definieren wir  $c(E') = \sum_{(u,v) \in E'} c(u, v)$ .

1. Finde ein Beispiel mit mindestens 4 Knoten, so dass  $S_G = T_G$ .
2. Finde ein Beispiel mit mindestens 4 Knoten, so dass  $S_G \neq T_G$ .
3. Beweise, dass  $S_G \subseteq T_G$  für jeden Graph  $G$  gilt.
4. Beweise, dass  $c(T_G) \leq 2c(S_G)$  für jeden Graphen  $G$  gilt.
5. Gib einen 1-Approximationsalgorithmus zur Berechnung eines maximalen Spannbaums an.

# Bis zum nächsten Mal!



*What's the complexity class of the best linear programming cutting-plane techniques? I couldn't find it anywhere. Man, the Garfield guy doesn't have these problems ...*



Dieses Werk ist unter einem "Creative Commons Namensnennung-Weitergabe unter gleichen Bedingungen 3.0 Deutschland"-Lizenzvertrag lizenziert. Um eine Kopie der Lizenz zu erhalten, gehen Sie bitte zu <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/de/> oder schreiben Sie an Creative Commons, 171 Second Street, Suite 300, San Francisco, California 94105, USA.

Davon ausgenommen sind das Titelbild, welches aus der März-April 2002 Ausgabe von American Scientist erschienen ist und ohne Erlaubnis verwendet wird, sowie das KIT Beamer Theme. Hierfür gelten die Bestimmungen der jeweiligen Urheber.