

# Theoretische Informatik II

## Einheit 6.5

### Grenzen überwinden



1. Pseudopolynomielle Algorithmen
2. Approximierende Algorithmen
3. Probabilistische Algorithmen

# WIE KANN MAN “UNLÖSBARE” PROBLEME ANGEHEN?

- **Viele Probleme sind nachweislich schlecht lösbar**
  - Terminierung, Korrektheit, Äquivalenz von Programmen (unentscheidbar)
  - Gültigkeit prädikatenlogischer Formeln (unentscheidbar)
  - Strategische Spiele / Marktanalysen (*PSPACE*-vollständig)
  - SAT Solver / Model-checking ( $\mathcal{NP}$ - oder *PSPACE*-vollständig)
  - Scheduling, Navigation, Verteilungsprobleme ( $\mathcal{NP}$ -vollständig)
  - Erzeugung kryptographischer Schlüssel ( $\mathcal{NP}$  bzw.  $\mathcal{O}(n^6)$ )

# WIE KANN MAN “UNLÖSBARE” PROBLEME ANGEHEN?

- **Viele Probleme sind nachweislich schlecht lösbar**
  - Terminierung, Korrektheit, Äquivalenz von Programmen (unentscheidbar)
  - Gültigkeit prädikatenlogischer Formeln (unentscheidbar)
  - Strategische Spiele / Marktanalysen (*PSPACE*-vollständig)
  - SAT Solver / Model-checking ( $\mathcal{NP}$ - oder *PSPACE*-vollständig)
  - Scheduling, Navigation, Verteilungsprobleme ( $\mathcal{NP}$ -vollständig)
  - Erzeugung kryptographischer Schlüssel ( $\mathcal{NP}$  bzw.  $\mathcal{O}(n^6)$ )
- **Lösungen werden dennoch gebraucht**
  - Die Probleme tauchen in der Praxis auf
  - Aufgeben ist keine akzeptable Antwort

# WIE KANN MAN “UNLÖSBARE” PROBLEME ANGEHEN?

- **Viele Probleme sind nachweislich schlecht lösbar**
  - Terminierung, Korrektheit, Äquivalenz von Programmen (unentscheidbar)
  - Gültigkeit prädikatenlogischer Formeln (unentscheidbar)
  - Strategische Spiele / Marktanalysen (*PSPACE*-vollständig)
  - SAT Solver / Model-checking ( $\mathcal{NP}$ - oder *PSPACE*-vollständig)
  - Scheduling, Navigation, Verteilungsprobleme ( $\mathcal{NP}$ -vollständig)
  - Erzeugung kryptographischer Schlüssel ( $\mathcal{NP}$  bzw.  $\mathcal{O}(n^6)$ )
- **Lösungen werden dennoch gebraucht**
  - Die Probleme tauchen in der Praxis auf
  - Aufgeben ist keine akzeptable Antwort
- **Versuche die Unlösbarkeiten zu umgehen**
  - Suche Alternativen zur perfekten Lösung, die es nicht geben kann
  - Entwickle Verfahren zur Konstruktion “suboptimaler Lösungen”
  - Untersuche die Qualität dieser Lösungen relativ zum Optimum

# WIE KANN MAN “UNLÖSBARE” PROBLEME ANGEHEN?

- **Viele Probleme sind nachweislich schlecht lösbar**
    - Terminierung, Korrektheit, Äquivalenz von Programmen (unentscheidbar)
    - Gültigkeit prädikatenlogischer Formeln (unentscheidbar)
    - Strategische Spiele / Marktanalysen (*PSPACE*-vollständig)
    - SAT Solver / Model-checking ( $\mathcal{NP}$ - oder *PSPACE*-vollständig)
    - Scheduling, Navigation, Verteilungsprobleme ( $\mathcal{NP}$ -vollständig)
    - Erzeugung kryptographischer Schlüssel ( $\mathcal{NP}$  bzw.  $\mathcal{O}(n^6)$ )
  - **Lösungen werden dennoch gebraucht**
    - Die Probleme tauchen in der Praxis auf
    - Aufgeben ist keine akzeptable Antwort
  - **Versuche die Unlösbarkeiten zu umgehen**
    - Suche Alternativen zur perfekten Lösung, die es nicht geben kann
    - Entwickle Verfahren zur Konstruktion “suboptimaler Lösungen”
    - Untersuche die Qualität dieser Lösungen relativ zum Optimum
- Suche nach neuen Lösungsmöglichkeiten liefert tieferes Verständnis

# ALTERNATIVE METHODEN FÜR “UNLÖSBARE” PROBLEME

## ● Heuristische Lösung unentscheidbarer Probleme

- Algorithmus “versucht” einen Standardlösungsweg und gibt auf, wenn dieser nicht zum Erfolg führt (Künstliche Intelligenz)
- Verzicht auf Vollständigkeit zugunsten einer “Entscheidung”
- Anwendung: Theorembeweisen, Programmverifikation und -synthese

# ALTERNATIVE METHODEN FÜR “UNLÖSBARE” PROBLEME

## ● **Heuristische Lösung unentscheidbarer Probleme**

- Algorithmus “versucht” einen Standardlösungsweg und gibt auf, wenn dieser nicht zum Erfolg führt (Künstliche Intelligenz)
- Verzicht auf Vollständigkeit zugunsten einer “Entscheidung”
- Anwendung: Theorembeweisen, Programmverifikation und -synthese

## ● **Selbstorganisation statt vorformulierter Lösungen**

- Lernverfahren, Neuronale Netze, genetische Algorithmen, ...

# ALTERNATIVE METHODEN FÜR “UNLÖSBARE” PROBLEME

## ● **Heuristische Lösung unentscheidbarer Probleme**

- Algorithmus “versucht” einen Standardlösungsweg und gibt auf, wenn dieser nicht zum Erfolg führt (Künstliche Intelligenz)
- Verzicht auf Vollständigkeit zugunsten einer “Entscheidung”
- Anwendung: Theorembeweisen, Programmverifikation und -synthese

## ● **Selbstorganisation statt vorformulierter Lösungen**

- Lernverfahren, Neuronale Netze, genetische Algorithmen, ...

## ● **Approximationsverfahren**

- Effiziente “Lösung” schwerer Optimierungsprobleme
- Algorithmus bestimmt Näherungslösung anstelle des Optimums
- Verzicht auf Optimalität zugunsten einer schnellen Antwort



# ALTERNATIVE METHODEN FÜR “UNLÖSBARE” PROBLEME

## ● Heuristische Lösung unentscheidbarer Probleme

- Algorithmus “versucht” einen Standardlösungsweg und gibt auf, wenn dieser nicht zum Erfolg führt (Künstliche Intelligenz)
- Verzicht auf Vollständigkeit zugunsten einer “Entscheidung”
- Anwendung: Theorembeweisen, Programmverifikation und -synthese

## ● Selbstorganisation statt vorformulierter Lösungen

- Lernverfahren, Neuronale Netze, genetische Algorithmen, ...

## ● Approximationsverfahren

- Effiziente “Lösung” schwerer Optimierungsprobleme
- Algorithmus bestimmt Näherungslösung anstelle des Optimums
- Verzicht auf Optimalität zugunsten einer schnellen Antwort

## ● Probabilistische Algorithmen

- Effiziente “Lösung” schwerer Entscheidungsprobleme
- Algorithmus verwendet Zufallsvariablen bei Bestimmung der Lösung
- Antwort kann mit geringer Fehlerwahrscheinlichkeit auch falsch sein
- Verzicht auf perfekte Korrektheit zugunsten einer schnellen Antwort

NICHT JEDES  $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

Gibt es “leichte”  $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

## NICHT JEDES $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

Gibt es “leichte”  $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

- Was unterscheidet *CLIQUE* von *KP*?
  - Beide Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -vollständig

# NICHT JEDES $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

## Gibt es “leichte” $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

- Was unterscheidet *CLIQUE* von *KP*?

- Beide Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -vollständig, aber
  - $3SAT \leq_p CLIQUE$  codiert Formel durch gleich großen Graph
  - $3SAT \leq_p KP$  benutzt exponentiell große Zahlen als Codierung

# NICHT JEDES $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

## Gibt es “leichte” $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

- Was unterscheidet *CLIQUE* von *KP*?
  - Beide Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -vollständig, aber
    - $3SAT \leq_p CLIQUE$  codiert Formel durch gleich großen Graph
    - $3SAT \leq_p KP$  benutzt exponentiell große Zahlen als Codierung
  - Ist *KP* nur wegen der großen Zahlen  $\mathcal{NP}$ -vollständig?

# NICHT JEDES $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

## Gibt es “leichte” $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

- Was unterscheidet *CLIQUE* von *KP*?

- Beide Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -vollständig, aber
  - $3SAT \leq_p CLIQUE$  codiert Formel durch gleich großen Graph
  - $3SAT \leq_p KP$  benutzt exponentiell große Zahlen als Codierung
- Ist *KP* nur wegen der großen Zahlen  $\mathcal{NP}$ -vollständig?

- Es gibt “bessere” Lösungen für *KP*

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

# NICHT JEDES $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

## Gibt es “leichte” $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

- Was unterscheidet *CLIQUE* von *KP*?

- Beide Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -vollständig, aber
  - $3SAT \leq_p CLIQUE$  codiert Formel durch gleich großen Graph
  - $3SAT \leq_p KP$  benutzt exponentiell große Zahlen als Codierung
- Ist *KP* nur wegen der großen Zahlen  $\mathcal{NP}$ -vollständig?

- Es gibt “bessere” Lösungen für *KP*

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- Man muß nicht alle Kombinationen von  $\{1..n\}$  einzeln auswerten

# NICHT JEDES $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

## Gibt es “leichte” $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

- Was unterscheidet *CLIQUE* von *KP*?

- Beide Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -vollständig, aber
  - $3SAT \leq_p CLIQUE$  codiert Formel durch gleich großen Graph
  - $3SAT \leq_p KP$  benutzt exponentiell große Zahlen als Codierung
- Ist *KP* nur wegen der großen Zahlen  $\mathcal{NP}$ -vollständig?

- Es gibt “bessere” Lösungen für *KP*

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- Man muß nicht alle Kombinationen von  $\{1..n\}$  einzeln auswerten
- Man kann iterativ den optimalen Nutzen bestimmen, indem man die Anzahl der Gegenstände und das Gewicht erhöht



# NICHT JEDES $\mathcal{NP}$ -PROBLEM IST WIRKLICH SCHWER

## Gibt es “leichte” $\mathcal{NP}$ -vollständige Probleme?

- Was unterscheidet *CLIQUE* von *KP*?

- Beide Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -vollständig, aber
  - $3SAT \leq_p CLIQUE$  codiert Formel durch gleich großen Graph
  - $3SAT \leq_p KP$  benutzt exponentiell große Zahlen als Codierung
- Ist *KP* nur wegen der großen Zahlen  $\mathcal{NP}$ -vollständig?

- Es gibt “bessere” Lösungen für *KP*

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- Man muß nicht alle Kombinationen von  $\{1..n\}$  einzeln auswerten
- Man kann iterativ den optimalen Nutzen bestimmen, indem man die Anzahl der Gegenstände und das Gewicht erhöht
- Sehr effizient, wenn das maximale Gewicht nicht zu groß wird

## ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

## ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$

## ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$

## ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$
    - $N(0, g) = 0$  für alle  $g$

## ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$
    - $N(0, g) = 0$  für alle  $g$
    - $N(k, g) = \max\{N(k-1, g-g_k) + a_k, N(k-1, g)\}$

## ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$
    - $N(0, g) = 0$  für alle  $g$
    - $N(k, g) = \max\{N(k-1, g-g_k) + a_k, N(k-1, g)\}$
- **Löse Rucksackproblem  $KP$  iterativ**
  - Es gilt  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \in KP \Leftrightarrow N(n, G) \geq A$

# ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$
    - $N(0, g) = 0$  für alle  $g$
    - $N(k, g) = \max\{N(k-1, g-g_k) + a_k, N(k-1, g)\}$
- **Löse Rucksackproblem  $KP$  iterativ**
  - Es gilt  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \in KP \Leftrightarrow N(n, G) \geq A$
  - Gleichungen beschreiben rekursiven Algorithmus für  $N(n, G)$



# ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$
    - $N(0, g) = 0$  für alle  $g$
    - $N(k, g) = \max\{N(k-1, g-g_k) + a_k, N(k-1, g)\}$
- **Löse Rucksackproblem  $KP$  iterativ**
  - Es gilt  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \in KP \Leftrightarrow N(n, G) \geq A$
  - Gleichungen beschreiben rekursiven Algorithmus für  $N(n, G)$
  - Tabellarischer Algorithmus bestimmt alle  $N(k, g)$  mit  $k \leq n, g \leq G$

# ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$
    - $N(0, g) = 0$  für alle  $g$
    - $N(k, g) = \max\{N(k-1, g-g_k) + a_k, N(k-1, g)\}$
- **Löse Rucksackproblem  $KP$  iterativ**
  - Es gilt  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \in KP \Leftrightarrow N(n, G) \geq A$
  - Gleichungen beschreiben rekursiven Algorithmus für  $N(n, G)$
  - Tabellarischer Algorithmus bestimmt alle  $N(k, g)$  mit  $k \leq n, g \leq G$
  - Laufzeit ist  $\mathcal{O}(n * G)$

# ITERATIVE LÖSUNG FÜR $KP$

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \Sigma_{i \in J} g_i \leq G \wedge \Sigma_{i \in J} a_i \geq A \}$$

- **Betrachte Subprobleme  $KP(k, g)$**  ( $g$  und  $k$  fest)
  - Verwende Gegenstände  $1, \dots, k$  und Maximalgewicht  $g \leq G$
  - Definiere optimalen Nutzen  $N(k, g)$ 
    - $N(k, 0) = 0$  für alle  $k$
    - $N(0, g) = 0$  für alle  $g$
    - $N(k, g) = \max\{N(k-1, g-g_k) + a_k, N(k-1, g)\}$
- **Löse Rucksackproblem  $KP$  iterativ**
  - Es gilt  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \in KP \Leftrightarrow N(n, G) \geq A$
  - Gleichungen beschreiben rekursiven Algorithmus für  $N(n, G)$
  - Tabellarischer Algorithmus bestimmt alle  $N(k, g)$  mit  $k \leq n, g \leq G$
  - Laufzeit ist  $\mathcal{O}(n * G)$

$(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \in KP$  ist in  $\mathcal{O}(n * G)$  Schritten lösbar

# PSEUDOPOLYNOMIELLE ALGORITHMEN

Liegt das Rucksackproblem  $KP$  etwa in  $\mathcal{P}$  ?

# PSEUDOPOLYNOMIELLE ALGORITHMEN

Liegt das Rucksackproblem  $KP$  etwa in  $\mathcal{P}$  ?

- Lösung für  $KP$  ist nicht wirklich polynomiell
  - $n * G$  kann exponentiell wachsen relativ zur Größe der Eingabe

## Liegt das Rucksackproblem $KP$ etwa in $\mathcal{P}$ ?

- Lösung für  $KP$  ist nicht wirklich polynomiell
  - $n * G$  kann exponentiell wachsen relativ zur Größe der Eingabe
  - Größe von  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  ist  $\mathcal{O}(n * (\log G + \log A))$

## Liegt das Rucksackproblem $KP$ etwa in $\mathcal{P}$ ?

- Lösung für  $KP$  ist nicht wirklich polynomiell
  - $n * G$  kann exponentiell wachsen relativ zur Größe der Eingabe
  - Größe von  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  ist  $\mathcal{O}(n * (\log G + \log A))$
- $KP$  ist ein Zahlproblem
  - $L \subseteq \Sigma^*$  ist **Zahlproblem**, wenn  $MAX(w)$ , die größte in einer Eingabe  $w$  codierte Zahl, nicht durch ein Polynom beschränkt werden kann

## Liegt das Rucksackproblem $KP$ etwa in $\mathcal{P}$ ?

- Lösung für  $KP$  ist nicht wirklich polynomiell
  - $n * G$  kann exponentiell wachsen relativ zur Größe der Eingabe
  - Größe von  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  ist  $\mathcal{O}(n * (\log G + \log A))$
- $KP$  ist ein Zahlproblem
  - $L \subseteq \Sigma^*$  ist **Zahlproblem**, wenn  $MAX(w)$ , die größte in einer Eingabe  $w$  codierte Zahl, nicht durch ein Polynom beschränkt werden kann
  - Weitere Zahlprobleme:  $PARTITION, BPP, TSP, MSP, \dots$



## Liegt das Rucksackproblem $KP$ etwa in $\mathcal{P}$ ?

- Lösung für  $KP$  ist nicht wirklich polynomiell
  - $n * G$  kann exponentiell wachsen relativ zur Größe der Eingabe
  - Größe von  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  ist  $\mathcal{O}(n * (\log G + \log A))$
- $KP$  ist ein Zahlproblem
  - $L \subseteq \Sigma^*$  ist **Zahlproblem**, wenn  $MAX(w)$ , die größte in einer Eingabe  $w$  codierte Zahl, nicht durch ein Polynom beschränkt werden kann
  - Weitere Zahlprobleme:  $PARTITION, BPP, TSP, MSP, \dots$
  - Keine Zahlprobleme:  $CLIQUE, VC, IS, SGI, LCS, DHC, HC, GC, \dots$

## Liegt das Rucksackproblem $KP$ etwa in $\mathcal{P}$ ?

- **Lösung für  $KP$  ist nicht wirklich polynomiell**
  - $n * G$  kann exponentiell wachsen relativ zur Größe der Eingabe
  - Größe von  $(g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  ist  $\mathcal{O}(n * (\log G + \log A))$
- **$KP$  ist ein Zahlproblem**
  - $L \subseteq \Sigma^*$  ist **Zahlproblem**, wenn  $MAX(w)$ , die größte in einer Eingabe  $w$  codierte Zahl, nicht durch ein Polynom beschränkt werden kann
  - Weitere Zahlprobleme: *PARTITION, BPP, TSP, MSP, ...*
  - Keine Zahlprobleme: *CLIQUE, VC, IS, SGI, LCS, DHC, HC, GC, ...*
- **$KP$  hat pseudopolynomielle Lösung**
  - Algorithmen für ein Zahlproblem  $L \subseteq \Sigma^*$  sind **pseudopolynomiell**, wenn ihre Rechenzeit durch ein Polynom in  $|w|$  und  $MAX(w)$  beschränkt ist

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

- Hat jedes Zahlproblem eine pseudopolynomielle Lösung?

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

- Hat jedes Zahlproblem eine pseudopolynomielle Lösung?

- **$TSP$  ohne pseudopolynomielle Lösung** (falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

- Hat jedes Zahlproblem eine pseudopolynomielle Lösung?

- **$TSP$  ohne pseudopolynomielle Lösung**

(falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- Der Reduktionsbeweis  $HC \leq_p TSP$  zeigt  $HC \leq_p TSP_n$

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

- Hat jedes Zahlproblem eine pseudopolynomielle Lösung?

- **$TSP$  ohne pseudopolynomielle Lösung** (falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- Der Reduktionsbeweis  $HC \leq_p TSP$  zeigt  $HC \leq_p TSP_n$

- Eine Restriktion von  $TSP$  auf kleine Zahlen bleibt  $\mathcal{NP}$ -vollständig



## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

- Hat jedes Zahlproblem eine pseudopolynomielle Lösung?

- **$TSP$  ohne pseudopolynomielle Lösung** (falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- Der Reduktionsbeweis  $HC \leq_p TSP$  zeigt  $HC \leq_p TSP_n$

- Eine Restriktion von  $TSP$  auf kleine Zahlen bleibt  $\mathcal{NP}$ -vollständig

- **$TSP$  ist stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig**

- $L \subseteq \Sigma^*$  **stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig**  $\equiv L_p$   $\mathcal{NP}$ -vollständig für ein Polynom  $p$

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

- Hat jedes Zahlproblem eine pseudopolynomielle Lösung?

- **$TSP$  ohne pseudopolynomielle Lösung** (falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- Der Reduktionsbeweis  $HC \leq_p TSP$  zeigt  $HC \leq_p TSP_n$

- Eine Restriktion von  $TSP$  auf kleine Zahlen bleibt  $\mathcal{NP}$ -vollständig

- **$TSP$  ist stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig**

- $L \subseteq \Sigma^*$  **stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig**  $\equiv L_p$   $\mathcal{NP}$ -vollständig für ein Polynom  $p$

- $L$  stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig  $\Rightarrow L$  hat keine pseudopolynomielle Lösung

## STARKE $\mathcal{NP}$ -VOLLSTÄNDIGKEIT

- **Pseudopolynomiell  $\hat{=}$  effizient bei kleinen Zahlen**

- Ist  $L \subseteq \Sigma^*$  pseudopolynomiell lösbar, so ist für jedes Polynom  $p$

$$L_p \equiv \{w \in L \mid \text{MAX}(w) \leq p(|w|)\} \in \mathcal{P}$$

- Die Restriktion von  $KP$  auf polynomiell große Gewichte liegt in  $\mathcal{P}$

- Hat jedes Zahlproblem eine pseudopolynomielle Lösung?

- **$TSP$  ohne pseudopolynomielle Lösung** (falls  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- Der Reduktionsbeweis  $HC \leq_p TSP$  zeigt  $HC \leq_p TSP_n$

- Eine Restriktion von  $TSP$  auf kleine Zahlen bleibt  $\mathcal{NP}$ -vollständig

- **$TSP$  ist stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig**

- $L \subseteq \Sigma^*$  **stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig**  $\equiv L_p$   $\mathcal{NP}$ -vollständig für ein Polynom  $p$

- $L$  stark  $\mathcal{NP}$ -vollständig  $\Rightarrow L$  hat keine pseudopolynomielle Lösung

Einschränkung auf kleine Zahlen ist keine Lösung für das  $\mathcal{P} - \mathcal{NP}$  Problem

# APPROXIMATIONSALGORITHMEN

- Viele Probleme haben **Optimierungsvariante**

- **Viele Probleme haben Optimierungsvariante**
  - $CLIQUE_{opt}$ : bestimme die größte Clique im Graphen
  - $TSP_{opt}$ : bestimme die kostengünstigste Rundreise
  - $BPP_{opt}$ : bestimme die kleinste Anzahl der nötigen Behälter
  - $KP_{opt}$ : bestimme das geringstmögliche Gewicht für einen festen Nutzen

- Viele Probleme haben **Optimierungsvariante**

- $CLIQUE_{opt}$ : bestimme die größte Clique im Graphen
- $TSP_{opt}$ : bestimme die kostengünstigste Rundreise
- $BPP_{opt}$ : bestimme die kleinste Anzahl der nötigen Behälter
- $KP_{opt}$ : bestimme das geringstmögliche Gewicht für einen festen Nutzen

**Alle Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -hart**

- **Viele Probleme haben Optimierungsvariante**

- $CLIQUE_{opt}$ : bestimme die größte Clique im Graphen
- $TSP_{opt}$ : bestimme die kostengünstigste Rundreise
- $BPP_{opt}$ : bestimme die kleinste Anzahl der nötigen Behälter
- $KP_{opt}$ : bestimme das geringstmögliche Gewicht für einen festen Nutzen

**Alle Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -hart**

- **Approximation umgeht Komplexitätsproblematik**

- Polynomielle Algorithmen können Näherungslösungen bestimmen
- Die Näherung kann niemals optimal sein (wenn  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )
- Ziel ist, so nahe wie möglich an das Optimum heranzukommen

- **Viele Probleme haben Optimierungsvariante**

- $CLIQUE_{opt}$ : bestimme die größte Clique im Graphen
- $TSP_{opt}$ : bestimme die kostengünstigste Rundreise
- $BPP_{opt}$ : bestimme die kleinste Anzahl der nötigen Behälter
- $KP_{opt}$ : bestimme das geringstmögliche Gewicht für einen festen Nutzen

**Alle Probleme sind  $\mathcal{NP}$ -hart**

- **Approximation umgeht Komplexitätsproblematik**

- Polynomielle Algorithmen können Näherungslösungen bestimmen
- Die Näherung kann niemals optimal sein (wenn  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )
- Ziel ist, so nahe wie möglich an das Optimum heranzukommen

- **Wie gut können Näherungslösungen sein?**

- Vergleiche Approximation mit bestmöglicher Lösung
- Wie gut ist das Ergebnis eines konkreten Approximationsalgorithmus?
- Was ist das günstigste Ergebnis, das überhaupt erreichbar ist



# QUALITÄT VON APPROXIMATIONSLSÖSUNGEN

## ● Beschreibung von **Optimierungsproblemen**

- Betrachte zugehöriges Entscheidungsproblem  $L$  als Menge aller akzeptablen Lösungen  $(x, y)$  für eine Eingabe  $x$ 
  - z.B.  $CLIQUE := \{(G, k) \mid G \text{ hat Clique der Größe } k\}$   
Bei Eingabe  $G$  sucht Optimierung größtes  $k$  mit  $(G, k) \in CLIQUE$

# QUALITÄT VON APPROXIMATIONSLSÖSUNGEN

- Beschreibung von **Optimierungsproblemen**
  - Betrachte zugehöriges Entscheidungsproblem  $L$  als Menge aller akzeptablen Lösungen  $(x, y)$  für eine Eingabe  $x$ 
    - z.B.  $CLIQUE := \{(G, k) \mid G \text{ hat Clique der Größe } k\}$   
Bei Eingabe  $G$  sucht Optimierung größtes  $k$  mit  $(G, k) \in CLIQUE$
  - Bestimme den Wert  $W(x, y)$  einer Lösung  $(x, y) \in L$

# QUALITÄT VON APPROXIMATIONSLSÖSUNGEN

## ● Beschreibung von **Optimierungsproblemen**

- Betrachte **zugehöriges Entscheidungsproblem**  $L$  als Menge aller **akzeptablen Lösungen**  $(x, y)$  für eine Eingabe  $x$ 
  - z.B.  $CLIQUE := \{(G, k) \mid G \text{ hat Clique der Größe } k\}$   
Bei Eingabe  $G$  sucht Optimierung größtes  $k$  mit  $(G, k) \in CLIQUE$
- Bestimme den **Wert**  $W(x, y)$  einer Lösung  $(x, y) \in L$
- **$OPT_L(x)$** : Wert einer optimalen Lösung für Eingabe  $x$

# QUALITÄT VON APPROXIMATIONSLSÖSUNGEN

## ● Beschreibung von **Optimierungsproblemen**

- Betrachte zugehöriges Entscheidungsproblem  $L$  als Menge aller akzeptablen Lösungen  $(x, y)$  für eine Eingabe  $x$ 
  - z.B.  $CLIQUE := \{(G, k) \mid G \text{ hat Clique der Größe } k\}$   
Bei Eingabe  $G$  sucht Optimierung größtes  $k$  mit  $(G, k) \in CLIQUE$
- Bestimme den Wert  $W(x, y)$  einer Lösung  $(x, y) \in L$
- $OPT_L(x)$ : Wert einer optimalen Lösung für Eingabe  $x$

## ● Güte von Approximationsalgorithmen

- Algorithmus  $A$  berechne für jede Eingabe  $x$  ein  $y=A(x)$  mit  $(x, y) \in L$
- $R_A(x)$ : Güte des Algorithmus  $A$  bei Eingabe  $x$  ( $R_A(x) > 1$  gilt immer)
  - $R_A(x) \equiv \max \{OPT_L(x)/W(x, A(x)), W(x, A(x))/OPT_L(x)\}$

# QUALITÄT VON APPROXIMATIONSLSÖSUNGEN

## ● Beschreibung von **Optimierungsproblemen**

- Betrachte zugehöriges Entscheidungsproblem  $L$  als Menge aller akzeptablen Lösungen  $(x, y)$  für eine Eingabe  $x$ 
  - z.B.  $CLIQUE := \{(G, k) \mid G \text{ hat Clique der Größe } k\}$   
Bei Eingabe  $G$  sucht Optimierung größtes  $k$  mit  $(G, k) \in CLIQUE$
- Bestimme den Wert  $W(x, y)$  einer Lösung  $(x, y) \in L$
- $OPT_L(x)$ : Wert einer optimalen Lösung für Eingabe  $x$

## ● Güte von Approximationsalgorithmen

- Algorithmus  $A$  berechne für jede Eingabe  $x$  ein  $y=A(x)$  mit  $(x, y) \in L$
- $R_A(x)$ : Güte des Algorithmus  $A$  bei Eingabe  $x$  ( $R_A(x) > 1$  gilt immer)
  - $R_A(x) \equiv \max \{OPT_L(x)/W(x, A(x)), W(x, A(x))/OPT_L(x)\}$

## ● Asymptotische Güte von Approximationen

- $R_A^\infty = \inf\{r \geq 1 \mid \forall^\infty x. R_A(x) \leq r\}$ : asymptotische worst-case Güte

# QUALITÄT VON APPROXIMATIONSLSÖSUNGEN

## ● Beschreibung von **Optimierungsproblemen**

- Betrachte zugehöriges Entscheidungsproblem  $L$  als Menge aller akzeptablen Lösungen  $(x, y)$  für eine Eingabe  $x$ 
  - z.B.  $CLIQUE := \{(G, k) \mid G \text{ hat Clique der Größe } k\}$   
Bei Eingabe  $G$  sucht Optimierung größtes  $k$  mit  $(G, k) \in CLIQUE$
- Bestimme den Wert  $W(x, y)$  einer Lösung  $(x, y) \in L$
- $OPT_L(x)$ : Wert einer optimalen Lösung für Eingabe  $x$

## ● Güte von Approximationsalgorithmen

- Algorithmus  $A$  berechne für jede Eingabe  $x$  ein  $y=A(x)$  mit  $(x, y) \in L$
- $R_A(x)$ : Güte des Algorithmus  $A$  bei Eingabe  $x$  ( $R_A(x) > 1$  gilt immer)
  - $R_A(x) \equiv \max \{OPT_L(x)/W(x, A(x)), W(x, A(x))/OPT_L(x)\}$

## ● Asymptotische Güte von Approximationen

- $R_A^\infty = \inf\{r \geq 1 \mid \forall^\infty x. R_A(x) \leq r\}$ : asymptotische worst-case Güte

**Finde bestmögliche worst-case Güte von Problemen**

## POSITIVE ERGEBNISSE

- **Knapsack: beliebig kleiner multiplikativer Fehler**
  - Für jedes  $\epsilon$  gibt es einen Approximationsalgorithmus  $A$  mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 * \epsilon^{-1})$  und Güte  $R_A(x) \leq 1 + \epsilon$  für alle  $x$  (ohne Beweis)

## POSITIVE ERGEBNISSE

- **Knapsack:** beliebig kleiner multiplikativer Fehler
  - Für jedes  $\epsilon$  gibt es einen Approximationsalgorithmus  $A$  mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 * \epsilon^{-1})$  und Güte  $R_A(x) \leq 1 + \epsilon$  für alle  $x$  (ohne Beweis)
- **Binpacking:** Asymptotische Güte  $11/9$  erreichbar



## POSITIVE ERGEBNISSE

- **Knapsack:** beliebig kleiner multiplikativer Fehler
  - Für jedes  $\epsilon$  gibt es einen Approximationsalgorithmus  $A$  mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 * \epsilon^{-1})$  und Güte  $R_A(x) \leq 1 + \epsilon$  für alle  $x$  (ohne Beweis)
- **Binpacking:** Asymptotische Güte  $11/9$  erreichbar
  - **First-Fit Decreasing:** Sortiere Objekte in absteigender Reihenfolge und packe sie jeweils in erste freie Kiste, in der genügend Platz ist

## POSITIVE ERGEBNISSE

- **Knapsack: beliebig kleiner multiplikativer Fehler**
  - Für jedes  $\epsilon$  gibt es einen Approximationsalgorithmus  $A$  mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 * \epsilon^{-1})$  und Güte  $R_A(x) \leq 1 + \epsilon$  für alle  $x$  (ohne Beweis)
- **Binpacking: Asymptotische Güte 11/9 erreichbar**
  - **First-Fit Decreasing**: Sortiere Objekte in absteigender Reihenfolge und packe sie jeweils in erste freie Kiste, in der genügend Platz ist
  - Es gilt  $W(x, FFD(x)) = 11/9 * OPT_{BPP}(x) + 4$  für alle  $x$  (ohne Beweis)  
also  $R_A^\infty = 11/9$

## POSITIVE ERGEBNISSE

- **Knapsack: beliebig kleiner multiplikativer Fehler**
  - Für jedes  $\epsilon$  gibt es einen Approximationsalgorithmus  $A$  mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 * \epsilon^{-1})$  und Güte  $R_A(x) \leq 1 + \epsilon$  für alle  $x$  (ohne Beweis)
- **Binpacking: Asymptotische Güte 11/9 erreichbar**
  - **First-Fit Decreasing**: Sortiere Objekte in absteigender Reihenfolge und packe sie jeweils in erste freie Kiste, in der genügend Platz ist
  - Es gilt  $W(x, FFD(x)) = 11/9 * OPT_{BPP}(x) + 4$  für alle  $x$  (ohne Beweis)  
also  $R_A^\infty = 11/9$
- **TSP:  $R_A^\infty = 3/2$  erreichbar bei Dreiecksungleichung**
  - Direkte Verbindungen sind kürzer als Umwege:  $\forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j}$

## POSITIVE ERGEBNISSE

- **Knapsack: beliebig kleiner multiplikativer Fehler**
  - Für jedes  $\epsilon$  gibt es einen Approximationsalgorithmus  $A$  mit Laufzeit  $\mathcal{O}(n^3 * \epsilon^{-1})$  und Güte  $R_A(x) \leq 1 + \epsilon$  für alle  $x$  (ohne Beweis)
- **Binpacking: Asymptotische Güte  $11/9$  erreichbar**
  - **First-Fit Decreasing**: Sortiere Objekte in absteigender Reihenfolge und packe sie jeweils in erste freie Kiste, in der genügend Platz ist
  - Es gilt  $W(x, FFD(x)) = 11/9 * OPT_{BPP}(x) + 4$  für alle  $x$  (ohne Beweis)  
also  $R_A^\infty = 11/9$
- **TSP:  $R_A^\infty = 3/2$  erreichbar bei Dreiecksungleichung**
  - Direkte Verbindungen sind kürzer als Umwege:  $\forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j}$

Weitere Beispiele bei Hromkovic §7.3

# TRAVELLING SALESMAN MIT DREIECKSUNGLEICHUNG

$$\mathbf{TSP}_{\Delta} = \left\{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j} \wedge \exists \pi: \{1..n\} \rightarrow \{1..n\}. \right. \\ \left. \pi \text{ bijektiv} \wedge \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \right\}$$

# TRAVELLING SALESMAN MIT DREIECKSUNGLEICHUNG

$$TSP_{\Delta} = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j} \wedge \exists \pi: \{1..n\} \rightarrow \{1..n\}. \\ \pi \text{ bijektiv} \wedge \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

## ● Approximationsalgorithmus

- Zu  $w = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B$  konstruiere vollständigen Graphen  $G=(V, E)$  mit  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und Gewichten  $c_{i,j}$  für  $\{v_i, v_j\} \in E$

# TRAVELLING SALESMAN MIT DREIECKSUNGLEICHUNG

$$TSP_{\Delta} = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j} \wedge \exists \pi: \{1..n\} \rightarrow \{1..n\}. \\ \pi \text{ bijektiv} \wedge \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

## ● Approximationsalgorithmus

- Zu  $w = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B$  konstruiere vollständigen Graphen  $G=(V, E)$  mit  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und Gewichten  $c_{i,j}$  für  $\{v_i, v_j\} \in E$
- Konstruiere **minimal spannenden Baum**  $T = (V, E_T)$   
Kruskal Algorithmus (Einheit 6.1) hat Laufzeit  $\mathcal{O}(|V| + |E| \log |E|)$

# TRAVELLING SALESMAN MIT DREIECKSUNGLEICHUNG

$$TSP_{\Delta} = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j} \wedge \exists \pi: \{1..n\} \rightarrow \{1..n\}. \\ \pi \text{ bijektiv} \wedge \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

## ● Approximationsalgorithmus

- Zu  $w = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B$  konstruiere vollständigen Graphen  $G=(V, E)$  mit  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und Gewichten  $c_{i,j}$  für  $\{v_i, v_j\} \in E$
- Konstruiere **minimal spannenden Baum**  $T = (V, E_T)$   
Kruskal Algorithmus (Einheit 6.1) hat Laufzeit  $\mathcal{O}(|V| + |E| \log |E|)$
- **Durchlaufe**  $T$  so, daß jede Kante genau zweimal benutzt wird



# TRAVELLING SALESMAN MIT DREIECKSUNGLEICHUNG

$$\mathbf{TSP}_{\Delta} = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j} \wedge \exists \pi: \{1..n\} \rightarrow \{1..n\}. \\ \pi \text{ bijektiv} \wedge \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

## ● Approximationsalgorithmus

- Zu  $w = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B$  konstruiere vollständigen Graphen  $G=(V, E)$  mit  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und Gewichten  $c_{i,j}$  für  $\{v_i, v_j\} \in E$
- Konstruiere **minimal spannenden Baum**  $T = (V, E_T)$   
Kruskal Algorithmus (Einheit 6.1) hat Laufzeit  $\mathcal{O}(|V| + |E| \log |E|)$
- **Durchlaufe**  $T$  so, daß jede Kante genau zweimal benutzt wird
- **Verkürze den entstandenen Rundweg** so, daß von einem Knoten zum nächsten noch nicht angesteuerten Knoten gesprungen wird

# TRAVELLING SALESMAN MIT DREIECKSUNGLEICHUNG

$$TSP_{\Delta} = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j} \wedge \exists \pi: \{1..n\} \rightarrow \{1..n\}. \\ \pi \text{ bijektiv} \wedge \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

## ● Approximationsalgorithmus

- Zu  $w = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B$  konstruiere vollständigen Graphen  $G=(V, E)$  mit  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und Gewichten  $c_{i,j}$  für  $\{v_i, v_j\} \in E$
- Konstruiere **minimal spannenden Baum**  $T = (V, E_T)$   
Kruskal Algorithmus (Einheit 6.1) hat Laufzeit  $\mathcal{O}(|V| + |E| \log |E|)$
- **Durchlaufe**  $T$  so, daß jede Kante genau zweimal benutzt wird
- **Verkürze den entstandenen Rundweg** so, daß von einem Knoten zum nächsten noch nicht angesteuerten Knoten gesprungen wird

## ● Laufzeit des Algorithmus ist $O(n^2)$

# TRAVELLING SALESMAN MIT DREIECKSUNGLEICHUNG

$$TSP_{\Delta} = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \forall i, j, k. c_{i,j} \leq c_{i,k} + c_{k,j} \wedge \exists \pi: \{1..n\} \rightarrow \{1..n\}. \\ \pi \text{ bijektiv} \wedge \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

## ● Approximationsalgorithmus

- Zu  $w = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B$  konstruiere vollständigen Graphen  $G=(V, E)$  mit  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und Gewichten  $c_{i,j}$  für  $\{v_i, v_j\} \in E$
- Konstruiere **minimal spannenden Baum**  $T = (V, E_T)$   
Kruskal Algorithmus (Einheit 6.1) hat Laufzeit  $\mathcal{O}(|V| + |E| \log |E|)$
- **Durchlaufe**  $T$  so, daß jede Kante genau zweimal benutzt wird
- **Verkürze den entstandenen Rundweg** so, daß von einem Knoten zum nächsten noch nicht angesteuerten Knoten gesprungen wird

## ● Laufzeit des Algorithmus ist $O(n^2)$

## ● Güte des Algorithmus ist $R_A^{\infty} \leq 2$

- Mit lokalen Optimierungen kann man auf  $R_A^{\infty} \leq 3/2$  kommen (aufwendige Analyse)

- **Knapsack: konstanter additiver Fehler unmöglich**
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

- **Knapsack:** konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$
- **Binpacking:** absolute Güte  $R_A < 3/2$  unmöglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

- **Knapsack:** konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$
- **Binpacking:** absolute Güte  $R_A < 3/2$  unmöglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$
- **CLIQUE:** Keine endliche absolute Güte möglich
  - Es gibt ein  $\epsilon > 0$ , so daß es keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{CL}$  geben kann mit  $R_{A_{CL}}(x) < |x|^{1/2-\epsilon}$  für alle  $x$

- **Knapsack:** konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$
- **Binpacking:** absolute Güte  $R_A < 3/2$  unmöglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$
- **CLIQUE:** Keine endliche absolute Güte möglich
  - Es gibt ein  $\epsilon > 0$ , so daß es keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{CL}$  geben kann mit  $R_{A_{CL}}(x) < |x|^{1/2-\epsilon}$  für alle  $x$
- **TSP:** Keine endliche worst-case Güte möglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

# PROBABILISTISCHE ALGORITHMEN

“Approximation” einer Entscheidung



## “Approximation” einer Entscheidung

- **Verhalten gesteuert durch Zufallszahlgenerator**
  - Falsche Entscheidungen sind möglich aber unwahrscheinlich

## “Approximation” einer Entscheidung

- **Verhalten gesteuert durch Zufallszahlgenerator**

- Falsche Entscheidungen sind möglich aber unwahrscheinlich
- Approximation  $\hat{=}$  Verringerung der Fehlerwahrscheinlichkeit
- Fehler unter  $2^{-100}$  liegt unter Wahrscheinlichkeit von Hardwarefehlern

## “Approximation” einer Entscheidung

- **Verhalten gesteuert durch Zufallszahlgenerator**

- Falsche Entscheidungen sind möglich aber unwahrscheinlich
- Approximation  $\hat{=}$  Verringerung der Fehlerwahrscheinlichkeit
- Fehler unter  $2^{-100}$  liegt unter Wahrscheinlichkeit von Hardwarefehlern

- **Viele sinnvolle Anwendungen**

- **Quicksort**: schnellstes Sortierverfahren in der Praxis
- Linearer **Primzahltest** (relativ zur Anzahl der Bits)

## “Approximation” einer Entscheidung

- **Verhalten gesteuert durch Zufallszahlgenerator**

- Falsche Entscheidungen sind möglich aber unwahrscheinlich
- Approximation  $\hat{=}$  Verringerung der Fehlerwahrscheinlichkeit
- Fehler unter  $2^{-100}$  liegt unter Wahrscheinlichkeit von Hardwarefehlern

- **Viele sinnvolle Anwendungen**

- **Quicksort**: schnellstes Sortierverfahren in der Praxis
- Linearer **Primzahltest** (relativ zur Anzahl der Bits)

- **Wie weist man gute Eigenschaften nach?**

## “Approximation” einer Entscheidung

- **Verhalten gesteuert durch Zufallszahlgenerator**

- Falsche Entscheidungen sind möglich aber unwahrscheinlich
- Approximation  $\hat{=}$  Verringerung der Fehlerwahrscheinlichkeit
- Fehler unter  $2^{-100}$  liegt unter Wahrscheinlichkeit von Hardwarefehlern

- **Viele sinnvolle Anwendungen**

- **Quicksort**: schnellstes Sortierverfahren in der Praxis
- Linearer **Primzahltest** (relativ zur Anzahl der Bits)

- **Wie weist man gute Eigenschaften nach?**

- **Einfaches Modell** für probabilistische Algorithmen formulieren

## “Approximation” einer Entscheidung

- **Verhalten gesteuert durch Zufallszahlgenerator**

- Falsche Entscheidungen sind möglich aber unwahrscheinlich
- Approximation  $\hat{=}$  Verringerung der Fehlerwahrscheinlichkeit
- Fehler unter  $2^{-100}$  liegt unter Wahrscheinlichkeit von Hardwarefehlern

- **Viele sinnvolle Anwendungen**

- **Quicksort**: schnellstes Sortierverfahren in der Praxis
- Linearer **Primzahltest** (relativ zur Anzahl der Bits)

- **Wie weist man gute Eigenschaften nach?**

- **Einfaches Modell** für probabilistische Algorithmen formulieren
- Eigenschaften abstrakter **probabilistischer Sprachklassen** analysieren

# QUICKSORT ALS ZUFALLSABHÄNGIGER ALGORITHMUS

- **Divide & Conquer Ansatz für Sortierung**

- Wähle **Pivotelement**  $a_i$  aus Liste  $a_1, \dots, a_n$
- Zerlege Liste in Elemente, die größer oder kleiner als  $a_i$  sind
- Sortiere Teillisten und hänge Ergebnisse aneinander

# QUICKSORT ALS ZUFALLSABHÄNGIGER ALGORITHMUS

- **Divide & Conquer Ansatz für Sortierung**

- Wähle **Pivotelement**  $a_i$  aus Liste  $a_1, \dots, a_n$
- Zerlege Liste in Elemente, die größer oder kleiner als  $a_i$  sind
- Sortiere Teillisten und hänge Ergebnisse aneinander

- **Laufzeit abhängig vom Pivotelement**

- $\mathcal{O}(n * \log_2 n)$ , wenn Teillisten in etwa gleich groß sind
- Pivotelement muß nahe am Mittelwert sein



# QUICKSORT ALS ZUFALLSABHÄNGIGER ALGORITHMUS

## ● Divide & Conquer Ansatz für Sortierung

- Wähle **Pivotelement**  $a_i$  aus Liste  $a_1, \dots, a_n$
- Zerlege Liste in Elemente, die größer oder kleiner als  $a_i$  sind
- Sortiere Teillisten und hänge Ergebnisse aneinander

## ● Laufzeit abhängig vom Pivotelement

- $\mathcal{O}(n \cdot \log_2 n)$ , wenn Teillisten in etwa gleich groß sind
- Pivotelement muß nahe am Mittelwert sein
- **Deterministische Bestimmung des Mittelwertes zu zeitaufwendig**
- Wahl eines festen Pivotelements erhöht Laufzeit von Quicksort für bestimmte Eingabelisten auf  $\mathcal{O}(n^2)$

# QUICKSORT ALS ZUFALLSABHÄNGIGER ALGORITHMUS

## ● Divide & Conquer Ansatz für Sortierung

- Wähle **Pivotelement**  $a_i$  aus Liste  $a_1, \dots, a_n$
- Zerlege Liste in Elemente, die größer oder kleiner als  $a_i$  sind
- Sortiere Teillisten und hänge Ergebnisse aneinander

## ● Laufzeit abhängig vom Pivotelement

- $\mathcal{O}(n * \log_2 n)$ , wenn Teillisten in etwa gleich groß sind
- Pivotelement muß nahe am Mittelwert sein
- **Deterministische Bestimmung des Mittelwertes zu zeitaufwendig**
- Wahl eines festen Pivotelements erhöht Laufzeit von Quicksort für bestimmte Eingabelisten auf  $\mathcal{O}(n^2)$

## ● Gute Pivotelemente sind in der Mehrzahl

- Zufällige Wahl führt **für jede Eingabe zum Erwartungswert  $\mathcal{O}(n * \log_2 n)$**
- Im Durchschnitt schneller als deterministische  $\mathcal{O}(n * \log_2 n)$ -Verfahren

## ● Probabilistische Turingmaschine

- Struktur:  $M = (Q, \Sigma, \Gamma, \delta, q_0, B, F)$
- Zustandsüberföhrungsfunktion:  $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow (Q \times \Gamma \times \{L, R\})^2$   
Jede Alternative wird mit Wahrscheinlichkeit  $1/2$  gewöhlt

## ● Probabilistische Turingmaschine

- Struktur:  $M = (Q, \Sigma, \Gamma, \delta, q_0, B, F)$
- Zustandsüberföhrungsfunktion:  $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow (Q \times \Gamma \times \{L, R\})^2$   
Jede Alternative wird mit **Wahrscheinlichkeit 1/2** gewöhlt
- **Rechenzeit**: maximale Rechenzeit aller möglichen Rechenwege

## ● Probabilistische Turingmaschine

- Struktur:  $M = (Q, \Sigma, \Gamma, \delta, q_0, B, F)$
- Zustandsüberföhrungsfunktion:  $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow (Q \times \Gamma \times \{L, R\})^2$   
Jede Alternative wird mit **Wahrscheinlichkeit 1/2** gewöhlt
- **Rechenzeit**: maximale Rechenzeit aller möglichen Rechenwege
- **PTM**: polynomiell zeitbeschränkte probabilistische Turingmaschine

- **Probabilistische Turingmaschine**

- Struktur:  $M = (Q, \Sigma, \Gamma, \delta, q_0, B, F)$
- Zustandsüberföhrungsfunktion:  $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow (Q \times \Gamma \times \{L, R\})^2$   
Jede Alternative wird mit **Wahrscheinlichkeit 1/2** gewöhlt
- **Rechenzeit**: maximale Rechenzeit aller möglichen Rechenwege
- **PTM**: polynomiell zeitbeschränkte probabilistische Turingmaschine

- **$Prob(M \downarrow w)$ : Wahrscheinlichkeit der Akzeptanz**

- Wahrscheinlichkeit aller akzeptierenden Konfigurationsfolgen  
relativ zu allen möglichen Konfigurationsfolgen bei Eingabe  $w$

## ● **Probabilistische Turingmaschine**

- Struktur:  $M = (Q, \Sigma, \Gamma, \delta, q_0, B, F)$
- Zustandsüberföhrungsfunktion:  $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow (Q \times \Gamma \times \{L, R\})^2$   
Jede Alternative wird mit **Wahrscheinlichkeit 1/2** gewöhlt
- **Rechenzeit**: maximale Rechenzeit aller möglichen Rechenwege
- **PTM**: polynomiell zeitbeschränkte probabilistische Turingmaschine

## ● **$Prob(M \downarrow w)$ : Wahrscheinlichkeit der Akzeptanz**

- Wahrscheinlichkeit aller akzeptierenden Konfigurationsfolgen  
relativ zu allen möglichen Konfigurationsfolgen bei Eingabe  $w$

## ● **Probabilistische Algorithmen**

- Abstrakteres Modell: Programme mit zufälligen Entscheidungen
- Komplexitätsbestimmung durch asymptotische Analyse wie bisher

## ● **Probabilistische Turingmaschine**

- Struktur:  $M = (Q, \Sigma, \Gamma, \delta, q_0, B, F)$
- Zustandsüberföhrungsfunktion:  $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow (Q \times \Gamma \times \{L, R\})^2$   
Jede Alternative wird mit **Wahrscheinlichkeit 1/2** gewöhlt
- **Rechenzeit**: maximale Rechenzeit aller möglichen Rechenwege
- **PTM**: polynomiell zeitbeschränkte probabilistische Turingmaschine

## ● **$Prob(M \downarrow w)$ : Wahrscheinlichkeit der Akzeptanz**

- Wahrscheinlichkeit aller akzeptierenden Konfigurationsfolgen  
relativ zu allen möglichen Konfigurationsfolgen bei Eingabe  $w$

## ● **Probabilistische Algorithmen**

- Abstrakteres Modell: Programme mit zufälligen Entscheidungen
- Komplexitätsbestimmung durch asymptotische Analyse wie bisher

**Was kann man mit polynomiell zeitbeschränkten probabilistischen Algorithmen erreichen?**



- ***PP*: Probabilistic Polynomial** Monte-Carlo-Algorithmen
  - Wahrscheinlichkeit für korrekte Antwort ist mindestens  $1/2$   
 $w \in L \Rightarrow \text{Prob}(M \downarrow w) \geq 1/2$  und  $w \notin L \Rightarrow \text{Prob}(M \not\downarrow w) > 1/2$
  - Laufzeit polynomiell

# KLASSEN PROBABILISTISCHER SPRACHEN

- ***PP*: Probabilistic Polynomial** Monte-Carlo-Algorithmen
  - Wahrscheinlichkeit für korrekte Antwort ist mindestens  $1/2$   
 $w \in L \Rightarrow \text{Prob}(M \downarrow w) \geq 1/2$  und  $w \notin L \Rightarrow \text{Prob}(M \not\downarrow w) > 1/2$
  - Laufzeit polynomiell
- ***BPP*: Bounded error Probabilistic Polynomial**
  - Wahrscheinlichkeit für korrekte Antwort ist mindestens  $1/2 + \epsilon$
  - Laufzeit polynomiell

- **PP: Probabilistic Polynomial** Monte-Carlo-Algorithmen
  - Wahrscheinlichkeit für korrekte Antwort ist mindestens  $1/2$   
 $w \in L \Rightarrow \text{Prob}(M \downarrow w) \geq 1/2$  und  $w \notin L \Rightarrow \text{Prob}(M \not\downarrow w) > 1/2$
  - Laufzeit polynomiell
- **BPP: Bounded error Probabilistic Polynomial**
  - Wahrscheinlichkeit für korrekte Antwort ist mindestens  $1/2 + \epsilon$
  - Laufzeit polynomiell
- **RP: Random Polynomial**
  - Wahrscheinlichkeit für Akzeptanz von  $w \in L$  ist mindestens  $1/2$
  - Eingaben  $w \notin L$  werden mit Sicherheit nicht akzeptiert
  - Laufzeit polynomiell

- **PP: Probabilistic Polynomial** Monte-Carlo-Algorithmen
  - Wahrscheinlichkeit für korrekte Antwort ist mindestens  $1/2$   
 $w \in L \Rightarrow \text{Prob}(M \downarrow w) \geq 1/2$  und  $w \notin L \Rightarrow \text{Prob}(M \not\downarrow w) > 1/2$
  - Laufzeit polynomiell
- **BPP: Bounded error Probabilistic Polynomial**
  - Wahrscheinlichkeit für korrekte Antwort ist mindestens  $1/2 + \epsilon$
  - Laufzeit polynomiell
- **RP: Random Polynomial**
  - Wahrscheinlichkeit für Akzeptanz von  $w \in L$  ist mindestens  $1/2$
  - Eingaben  $w \notin L$  werden mit Sicherheit nicht akzeptiert
  - Laufzeit polynomiell
- **ZPP: Zero error PP** Las-Vegas-Algorithmen
  - $M$  gibt immer eine korrekte Antwort
  - Erwartungswert der Laufzeit ist polynomiell
  - Alternative Definitionen verwenden Erkenntnis  $ZPP = RP \cap co-RP$  (Folie 26)

## BEISPIEL PROBABILISTISCHER ALGORITHMEN

Prüfe ob ein Graph  $G=(V, E)$  eine 3-Clique enthält

### Prüfe ob ein Graph $G=(V, E)$ eine 3-Clique enthält

- **Teste zufällige Dreieckskandidaten**

- Zufällige Auswahl von  $v_1 \in V$  und  $\{v_2, v_3\} \in E$  mit  $v_1 \notin \{v_2, v_3\}$
- Teste deterministisch, ob  $\{v_1, v_3\} \in E$  und  $\{v_1, v_2\} \in E$  gilt
- Akzeptiere, wenn Dreieck in  $k$  Iterationen gefunden, sonst verwerfe

### Prüfe ob ein Graph $G=(V, E)$ eine 3-Clique enthält

- **Teste zufällige Dreieckskandidaten**

- Zufällige Auswahl von  $v_1 \in V$  und  $\{v_2, v_3\} \in E$  mit  $v_1 \notin \{v_2, v_3\}$
- Teste deterministisch, ob  $\{v_1, v_3\} \in E$  und  $\{v_1, v_2\} \in E$  gilt
- Akzeptiere, wenn Dreieck in  $k$  Iterationen gefunden, sonst verwerfe

- **Wahrscheinlichkeit korrekter Akzeptanz  $> 1/2$**

- Wahrscheinlichkeit für Auswahl einer Dreieckskante  $> \frac{3}{|E|}$
- Wahrscheinlichkeit für Auswahl des dritten Knotens  $> \frac{1}{|V|-2}$

## Prüfe ob ein Graph $G=(V, E)$ eine 3-Clique enthält

### ● Teste zufällige Dreieckskandidaten

- Zufällige Auswahl von  $v_1 \in V$  und  $\{v_2, v_3\} \in E$  mit  $v_1 \notin \{v_2, v_3\}$
- Teste deterministisch, ob  $\{v_1, v_3\} \in E$  und  $\{v_1, v_2\} \in E$  gilt
- Akzeptiere, wenn Dreieck in  $k$  Iterationen gefunden, sonst verwerfe

### ● Wahrscheinlichkeit korrekter Akzeptanz $> 1/2$

- Wahrscheinlichkeit für Auswahl einer Dreieckskante  $> \frac{3}{|E|}$
- Wahrscheinlichkeit für Auswahl des dritten Knotens  $> \frac{1}{|V|-2}$
- Akzeptanzwahrscheinlichkeit  $> 1 - \left(1 - \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}\right)^k \doteq 1 - e^{-k \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}}$



## Prüfe ob ein Graph $G=(V, E)$ eine 3-Clique enthält

### ● Teste zufällige Dreieckskandidaten

- Zufällige Auswahl von  $v_1 \in V$  und  $\{v_2, v_3\} \in E$  mit  $v_1 \notin \{v_2, v_3\}$
- Teste deterministisch, ob  $\{v_1, v_3\} \in E$  und  $\{v_1, v_2\} \in E$  gilt
- Akzeptiere, wenn Dreieck in  $k$  Iterationen gefunden, sonst verwerfe

### ● Wahrscheinlichkeit korrekter Akzeptanz $> 1/2$

- Wahrscheinlichkeit für Auswahl einer Dreieckskante  $> \frac{3}{|E|}$
- Wahrscheinlichkeit für Auswahl des dritten Knotens  $> \frac{1}{|V|-2}$
- Akzeptanzwahrscheinlichkeit  $> 1 - \left(1 - \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}\right)^k \doteq 1 - e^{-k \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}}$
- $k := \frac{|E| \cdot (|V|-2)}{3}$  erhöht Akzeptanzwahrscheinlichkeit auf mehr als  $1/2$

## Prüfe ob ein Graph $G=(V, E)$ eine 3-Clique enthält

### ● Teste zufällige Dreieckskandidaten

- Zufällige Auswahl von  $v_1 \in V$  und  $\{v_2, v_3\} \in E$  mit  $v_1 \notin \{v_2, v_3\}$
- Teste deterministisch, ob  $\{v_1, v_3\} \in E$  und  $\{v_1, v_2\} \in E$  gilt
- Akzeptiere, wenn Dreieck in  $k$  Iterationen gefunden, sonst verwerfe

### ● Wahrscheinlichkeit korrekter Akzeptanz $> 1/2$

- Wahrscheinlichkeit für Auswahl einer Dreieckskante  $> \frac{3}{|E|}$
- Wahrscheinlichkeit für Auswahl des dritten Knotens  $> \frac{1}{|V|-2}$
- Akzeptanzwahrscheinlichkeit  $> 1 - \left(1 - \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}\right)^k \doteq 1 - e^{-k \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}}$
- $k := \frac{|E| \cdot (|V|-2)}{3}$  erhöht Akzeptanzwahrscheinlichkeit auf mehr als  $1/2$

### ● Keine falschen Positive

- Es wird nur akzeptiert, wenn wirklich ein Dreieck gefunden wird

## Prüfe ob ein Graph $G=(V, E)$ eine 3-Clique enthält

### ● Teste zufällige Dreieckskandidaten

- Zufällige Auswahl von  $v_1 \in V$  und  $\{v_2, v_3\} \in E$  mit  $v_1 \notin \{v_2, v_3\}$
- Teste deterministisch, ob  $\{v_1, v_3\} \in E$  und  $\{v_1, v_2\} \in E$  gilt
- Akzeptiere, wenn Dreieck in  $k$  Iterationen gefunden, sonst verwerfe

### ● Wahrscheinlichkeit korrekter Akzeptanz $> 1/2$

- Wahrscheinlichkeit für Auswahl einer Dreieckskante  $> \frac{3}{|E|}$
- Wahrscheinlichkeit für Auswahl des dritten Knotens  $> \frac{1}{|V|-2}$
- Akzeptanzwahrscheinlichkeit  $> 1 - \left(1 - \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}\right)^k \doteq 1 - e^{-k \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}}$
- $k := \frac{|E| \cdot (|V|-2)}{3}$  erhöht Akzeptanzwahrscheinlichkeit auf mehr als  $1/2$

### ● Keine falschen Positive

- Es wird nur akzeptiert, wenn wirklich ein Dreieck gefunden wird

### ● Laufzeit polynomiell

- Individueller Test ist linear in  $|G|$ , Anzahl der Iterationen quadratisch

## Prüfe ob ein Graph $G=(V, E)$ eine 3-Clique enthält

### ● Teste zufällige Dreieckskandidaten

- Zufällige Auswahl von  $v_1 \in V$  und  $\{v_2, v_3\} \in E$  mit  $v_1 \notin \{v_2, v_3\}$
- Teste deterministisch, ob  $\{v_1, v_3\} \in E$  und  $\{v_1, v_2\} \in E$  gilt
- Akzeptiere, wenn Dreieck in  $k$  Iterationen gefunden, sonst verwerfe

### ● Wahrscheinlichkeit korrekter Akzeptanz $> 1/2$

- Wahrscheinlichkeit für Auswahl einer Dreieckskante  $> \frac{3}{|E|}$
- Wahrscheinlichkeit für Auswahl des dritten Knotens  $> \frac{1}{|V|-2}$
- Akzeptanzwahrscheinlichkeit  $> 1 - \left(1 - \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}\right)^k \doteq 1 - e^{-k \frac{3}{|E| \cdot (|V|-2)}}$
- $k := \frac{|E| \cdot (|V|-2)}{3}$  erhöht Akzeptanzwahrscheinlichkeit auf mehr als  $1/2$

### ● Keine falschen Positive

- Es wird nur akzeptiert, wenn wirklich ein Dreieck gefunden wird

### ● Laufzeit polynomiell (**RP Algorithmus**)

- Individueller Test ist linear in  $|G|$ , Anzahl der Iterationen quadratisch

# PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

## Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren

# PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

## Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren
2. Ansonsten wähle  $a \in \{1 \dots n-1\}$  zufällig

## PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

### Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren
2. Ansonsten wähle  $a \in \{1 \dots n-1\}$  zufällig
3. Ist  $ggT(n, a) \neq 1$  dann halte ohne zu akzeptieren

## PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

### Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren
2. Ansonsten wähle  $a \in \{1 \dots n-1\}$  zufällig
3. Ist  $\text{ggT}(n, a) \neq 1$  dann halte ohne zu akzeptieren
4. Ansonsten teste  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  *(Jacobi Symbol)*  
Ist dies der Fall, dann akzeptiere  $n$ , sonst verwerfe  $n$



# PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

## Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren
2. Ansonsten wähle  $a \in \{1 \dots n-1\}$  zufällig
3. Ist  $\text{ggT}(n, a) \neq 1$  dann halte ohne zu akzeptieren
4. Ansonsten teste  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  *(Jacobi Symbol)*  
Ist dies der Fall, dann akzeptiere  $n$ , sonst verwerfe  $n$

---

- **RP-Algorithmus für Erkennung von Zusammengesetztheit**

- Für jede Primzahl gilt  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  (Ausgabe korrekt)

# PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

## Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren
2. Ansonsten wähle  $a \in \{1 \dots n-1\}$  zufällig
3. Ist  $\text{ggT}(n, a) \neq 1$  dann halte ohne zu akzeptieren
4. Ansonsten teste  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  *(Jacobi Symbol)*  
Ist dies der Fall, dann akzeptiere  $n$ , sonst verwerfe  $n$

---

### ● **RP-Algorithmus für Erkennung von Zusammengesetztheit**

- Für jede Primzahl gilt  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  (Ausgabe korrekt)
- Für zusammengesetztes  $n$  gilt dies für maximal die Hälfte aller  $a < n$   
(Wahrscheinlichkeit für korrektes Verwerfen ist mindestens 1/2)

# PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

## Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren
2. Ansonsten wähle  $a \in \{1 \dots n-1\}$  zufällig
3. Ist  $ggT(n, a) \neq 1$  dann halte ohne zu akzeptieren
4. Ansonsten teste  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  *(Jacobi Symbol)*  
Ist dies der Fall, dann akzeptiere  $n$ , sonst verwerfe  $n$

### ● **RP-Algorithmus für Erkennung von Zusammengesetztheit**

- Für jede Primzahl gilt  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  (Ausgabe korrekt)
- Für zusammengesetztes  $n$  gilt dies für maximal die Hälfte aller  $a < n$   
(Wahrscheinlichkeit für korrektes Verwerfen ist mindestens 1/2)

### ● **Iterative Berechnung von $J(a, n)$ möglich**

- |                                   |  |
|-----------------------------------|--|
| $a=1$                             | 1  |
| $a < n$ gerade:                   | $J(a/2, n)$ , falls $(n^2-1)/8$ gerade, sonst $-J(a/2, n)$ |
| $a < n$ ungerade, $ggT(a, n)=1$ : | $J(n, a)$ , falls $(a-1)(n-1)/4$ gerade, sonst $-J(n, a)$  |
| $a > n$ :                         | $J(a \bmod n, n)$  |

# PRIMZAHLTEST FÜR $n \geq 3$ (Solovay/Strassen)

## Essentiell für offene kryptographische Systeme

1. Ist  $n$  gerade dann halte ohne zu akzeptieren
2. Ansonsten wähle  $a \in \{1 \dots n-1\}$  zufällig
3. Ist  $ggT(n, a) \neq 1$  dann halte ohne zu akzeptieren
4. Ansonsten teste  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  *(Jacobi Symbol)*  
Ist dies der Fall, dann akzeptiere  $n$ , sonst verwerfe  $n$

### ● **RP-Algorithmus für Erkennung von Zusammengesetztheit**

- Für jede Primzahl gilt  $a^{(n-1)/2} \equiv J(a, n) \pmod{n}$  (Ausgabe korrekt)
- Für zusammengesetztes  $n$  gilt dies für maximal die Hälfte aller  $a < n$   
(Wahrscheinlichkeit für korrektes Verwerfen ist mindestens 1/2)

### ● **Iterative Berechnung von $J(a, n)$ möglich**

$$\begin{array}{l} a=1 \\ a < n \text{ gerade:} \\ a < n \text{ ungerade, } ggT(a, n)=1: \\ a > n: \end{array} \quad \begin{array}{l} 1 \\ J(a/2, n), \text{ falls } (n^2-1)/8 \text{ gerade, sonst } -J(a/2, n) \\ J(n, a), \text{ falls } (a-1)(n-1)/4 \text{ gerade, sonst } -J(n, a) \\ J(a \bmod n, n) \end{array}$$

### ● **Rechenzeit maximal $6 * (\log n)^2$**

# ITERATION PROBABILISTISCHER ALGORITHMEN

**Iteration kann Fehler extrem klein machen**

## ITERATION PROBABILISTISCHER ALGORITHMEN

### Iteration kann Fehler extrem klein machen

- $k$ -fache Iteration von  $RP$  Algorithmen reduziert Fehlerwahrscheinlichkeit auf  $2^{-k}$

## Iteration kann Fehler extrem klein machen

- **$k$ -fache Iteration von  $RP$  Algorithmen reduziert Fehlerwahrscheinlichkeit auf  $2^{-k}$** 
  - Ist  $M$  die  $k$ -fache **stochastisch unabhängige** Iteration einer PTM  $M_L$  für  $L \in RP$ , so gilt  $w \in L \Rightarrow Prob(M \downarrow w) \geq 1 - 2^{-k}$   
und  $w \notin L \Rightarrow Prob(M \not\downarrow w) = 1$
  - Einfaches wahrscheinlichkeitstheoretisches Argument

## Iteration kann Fehler extrem klein machen

- **$k$ -fache Iteration von  $RP$  Algorithmen reduziert Fehlerwahrscheinlichkeit auf  $2^{-k}$** 
  - Ist  $M$  die  $k$ -fache **stochastisch unabhängige** Iteration einer PTM  $M_L$  für  $L \in RP$ , so gilt  $w \in L \Rightarrow Prob(M \downarrow w) \geq 1 - 2^{-k}$   
und  $w \notin L \Rightarrow Prob(M \not\downarrow w) = 1$
  - Einfaches wahrscheinlichkeitstheoretisches Argument
- **$(2t+1)$ -fache Iteration eines  $BPP$  Algorithmus für  $t > \frac{k}{-\log(1-4\epsilon^2)}$  liefert Fehlerwahrscheinlichkeit  $< 2^{-k}$**



## Iteration kann Fehler extrem klein machen

- **$k$ -fache Iteration von  $RP$  Algorithmen reduziert Fehlerwahrscheinlichkeit auf  $2^{-k}$**

- Ist  $M$  die  $k$ -fache **stochastisch unabhängige** Iteration einer PTM  $M_L$  für  $L \in RP$ , so gilt  $w \in L \Rightarrow Prob(M \downarrow w) \geq 1 - 2^{-k}$   
und  $w \notin L \Rightarrow Prob(M \not\downarrow w) = 1$
- Einfaches wahrscheinlichkeitstheoretisches Argument

- **$(2t+1)$ -fache Iteration eines  $BPP$  Algorithmus für  $t > \frac{k}{-\log(1-4\epsilon^2)}$  liefert Fehlerwahrscheinlichkeit  $< 2^{-k}$**

- Sei  $M^t$  die  $(2t+1)$ -fache **stochastisch unabhängige** Iteration einer PTM  $M$  für  $L \in BPP$ , die genau dann akzeptiert, wenn  $M$  mindestens  $t+1$ -mal akzeptiert, so gilt für  $t > \frac{k-1}{-\log(1-4\epsilon^2)}$   
 $w \in L \Rightarrow Prob(M^t \downarrow w) > 1 - 2^{-k}$  und  $w \notin L \Rightarrow Prob(M^t \not\downarrow w) > 1 - 2^{-k}$
- Aufwendige Analyse (siehe Wegener 75–77 für Details)

## Iteration kann Fehler extrem klein machen

- **$k$ -fache Iteration von  $RP$  Algorithmen reduziert Fehlerwahrscheinlichkeit auf  $2^{-k}$** 
  - Ist  $M$  die  $k$ -fache **stochastisch unabhängige** Iteration einer PTM  $M_L$  für  $L \in RP$ , so gilt  $w \in L \Rightarrow \text{Prob}(M \downarrow w) \geq 1 - 2^{-k}$   
und  $w \notin L \Rightarrow \text{Prob}(M \not\downarrow w) = 1$
  - Einfaches wahrscheinlichkeitstheoretisches Argument
- **$(2t+1)$ -fache Iteration eines  $BPP$  Algorithmus für  $t > \frac{k}{-\log(1-4\epsilon^2)}$  liefert Fehlerwahrscheinlichkeit  $< 2^{-k}$** 
  - Sei  $M^t$  die  $(2t+1)$ -fache **stochastisch unabhängige** Iteration einer PTM  $M$  für  $L \in BPP$ , die genau dann akzeptiert, wenn  $M$  mindestens  $t+1$ -mal akzeptiert, so gilt für  $t > \frac{k-1}{-\log(1-4\epsilon^2)}$   
 $w \in L \Rightarrow \text{Prob}(M^t \downarrow w) > 1 - 2^{-k}$  und  $w \notin L \Rightarrow \text{Prob}(M^t \not\downarrow w) > 1 - 2^{-k}$
  - Aufwendige Analyse (siehe Wegener 75–77 für Details)
- **Keine Aussagen für  $PP$  Algorithmen möglich**

# ANHANG

# APPROXIMATIONSALGORITHMEN: NEGATIVE ERGEBNISSE

(FALLS  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- **Knapsack**: konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

# APPROXIMATIONSLGORITHMEN: NEGATIVE ERGEBNISSE

(FALLS  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- **Knapsack:** konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$
- **Binpacking:** absolute Güte  $R_A < 3/2$  unmöglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

# APPROXIMATIONSLGORITHMEN: NEGATIVE ERGEBNISSE

(FALLS  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- **Knapsack:** konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$
- **Binpacking:** absolute Güte  $R_A < 3/2$  unmöglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$
- **CLIQUE:** Keine endliche absolute Güte möglich
  - Es gibt ein  $\epsilon > 0$ , so daß es keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{CL}$  geben kann mit  $R_{A_{CL}}(x) < |x|^{1/2-\epsilon}$  für alle  $x$  (ohne Beweis)

# APPROXIMATIONSLGORITHMEN: NEGATIVE ERGEBNISSE

(FALLS  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- **Knapsack:** konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$
- **Binpacking:** absolute Güte  $R_A < 3/2$  unmöglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$
- **CLIQUE:** Keine endliche absolute Güte möglich
  - Es gibt ein  $\epsilon > 0$ , so daß es keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{CL}$  geben kann mit  $R_{A_{CL}}(x) < |x|^{1/2-\epsilon}$  für alle  $x$  (ohne Beweis)
- **TSP:** Keine endliche worst-case Güte möglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

# APPROXIMATIONSALGORITHMEN: NEGATIVE ERGEBNISSE

(FALLS  $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ )

- **Knapsack:** konstanter additiver Fehler unmöglich
  - Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$
- **Binpacking:** absolute Güte  $R_A < 3/2$  unmöglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$
- **CLIQUE:** Keine endliche absolute Güte möglich
  - Es gibt ein  $\epsilon > 0$ , so daß es keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{CL}$  geben kann mit  $R_{A_{CL}}(x) < |x|^{1/2-\epsilon}$  für alle  $x$  (ohne Beweis)
- **TSP:** Keine endliche worst-case Güte möglich
  - Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

Nachweise verwenden verschiedene Beweistechniken



# KEIN KONSTANTER ADDITIVER FEHLER FÜR KNAPSACK

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

# KEIN KONSTANTER ADDITIVER FEHLER FÜR KNAPSACK

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

Gäbe es  $A_{KP}$ , dann könnten wir  $KP$  wie folgt polynomiell entscheiden

# KEIN KONSTANTER ADDITIVER FEHLER FÜR KNAPSACK

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

Gäbe es  $A_{KP}$ , dann könnten wir  $KP$  wie folgt polynomiell entscheiden

– Transformiere  $x = (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  in

$$x' = (g_1..g_n, a_1*(k+1)..a_n*(k+1), G, A*(k+1))$$

# KEIN KONSTANTER ADDITIVER FEHLER FÜR KNAPSACK

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

Gäbe es  $A_{KP}$ , dann könnten wir  $KP$  wie folgt polynomiell entscheiden

– Transformiere  $x = (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  in

$$x' = (g_1..g_n, a_1*(k+1)..a_n*(k+1), G, A*(k+1))$$

– Wegen  $|OPT_{KP}(x') - W(x, A_{KP}(x'))| \leq k$  folgt

$$|OPT_{KP}(x) - \lfloor W(x', A_{KP}(x')) / (k+1) \rfloor | \leq \lfloor k / (k+1) \rfloor = 0$$

# KEIN KONSTANTER ADDITIVER FEHLER FÜR KNAPSACK

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

Gäbe es  $A_{KP}$ , dann könnten wir  $KP$  wie folgt polynomiell entscheiden

– Transformiere  $x = (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  in

$$x' = (g_1..g_n, a_1*(k+1)..a_n*(k+1), G, A*(k+1))$$

– Wegen  $|OPT_{KP}(x') - W(x, A_{KP}(x'))| \leq k$  folgt

$$|OPT_{KP}(x) - \lfloor W(x', A_{KP}(x')) / (k+1) \rfloor | \leq \lfloor k / (k+1) \rfloor = 0$$

– Also gilt  $x \in KP \Leftrightarrow OPT_{KP}(x) = A$

$$\Leftrightarrow \lfloor W(x', A_{KP}(x')) / (k+1) \rfloor \geq A$$

# KEIN KONSTANTER ADDITIVER FEHLER FÜR KNAPSACK

$$KP = \{ (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A) \mid \exists J \subseteq \{1..n\}. \sum_{i \in J} g_i \leq G \wedge \sum_{i \in J} a_i \geq A \}$$

Für kein  $k$  gibt es einen polynomiellen Algorithmus  $A_{KP}$  mit der Eigenschaft  $|OPT_{KP}(x) - W(x, A_{KP}(x))| \leq k$  für alle  $x$

Gäbe es  $A_{KP}$ , dann könnten wir  $KP$  wie folgt polynomiell entscheiden

– Transformiere  $x = (g_1..g_n, a_1..a_n, G, A)$  in

$$x' = (g_1..g_n, a_1*(k+1)..a_n*(k+1), G, A*(k+1))$$

– Wegen  $|OPT_{KP}(x') - W(x, A_{KP}(x'))| \leq k$  folgt

$$|OPT_{KP}(x) - \lfloor W(x', A_{KP}(x')) / (k+1) \rfloor | \leq \lfloor k / (k+1) \rfloor = 0$$

– Also gilt  $x \in KP \Leftrightarrow OPT_{KP}(x) = A$

$$\Leftrightarrow \lfloor W(x', A_{KP}(x')) / (k+1) \rfloor \geq A$$

**Beweistechnik: Multiplikation des Problems, nachträgliche Division des Fehlers**

## KEINE ABSOLUTE GÜTE $R_A < 3/2$ FÜR BINPACKING

$$BPP = \{ a_1, \dots, a_n, b, k \mid \exists f: \{1..n\} \rightarrow \{1..k\}. \forall j \leq k. \sum_{i \in \{i \mid f(i)=j\}} a_i \leq b \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

## KEINE ABSOLUTE GÜTE $R_A < 3/2$ FÜR BINPACKING

$$BPP = \{ a_1, \dots, a_n, b, k \mid \exists f: \{1..n\} \rightarrow \{1..k\}. \forall j \leq k. \sum_{i \in \{i \mid f(i)=j\}} a_i \leq b \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

- Die Reduktion  $PART \leq_p BPP$  benötigt nur  $k=2$  Behälter der Größe  $b := \sum_{i=1}^n a_i/2$ , um im Erfolgsfall alle Objekte  $a_i$  aufzuteilen



# KEINE ABSOLUTE GÜTE $R_A < 3/2$ FÜR BINPACKING

$$BPP = \{ a_1, \dots, a_n, b, k \mid \exists f: \{1..n\} \rightarrow \{1..k\}. \forall j \leq k. \sum_{i \in \{i \mid f(i)=j\}} a_i \leq b \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

- Die Reduktion  $PART \leq_p BPP$  benötigt nur  $k=2$  Behälter der Größe  $b := \sum_{i=1}^n a_i/2$ , um im Erfolgsfall alle Objekte  $a_i$  aufzuteilen
- Für die Transformationsfunktion  $f$  gilt also
$$x \in PART \Leftrightarrow OPT_{BPP}(f(x)) = 2$$

# KEINE ABSOLUTE GÜTE $R_A < 3/2$ FÜR BINPACKING

$$BPP = \{ a_1, \dots, a_n, b, k \mid \exists f: \{1..n\} \rightarrow \{1..k\}. \forall j \leq k. \sum_{i \in \{i \mid f(i)=j\}} a_i \leq b \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

– Die Reduktion  $PART \leq_p BPP$  benötigt nur  $k=2$  Behälter der Größe  $b := \sum_{i=1}^n a_i / 2$ , um im Erfolgsfall alle Objekte  $a_i$  aufzuteilen

– Für die Transformationsfunktion  $f$  gilt also

$$x \in PART \Leftrightarrow OPT_{BPP}(f(x)) = 2$$

– Jeder Approximationsalgorithmus  $A$  mit  $R_A(x) < 3/2$  liefert damit einen Entscheidungsalgorithmus für das Partitionsproblem, denn

$$\begin{aligned} W(f(x), A(f(x))) &= \lfloor 2 * R_A(x) \rfloor = 2, & \text{ falls } x \in PART \\ W(f(x), A(f(x))) &\geq 3 & \text{ sonst} \end{aligned}$$

## KEINE ABSOLUTE GÜTE $R_A < 3/2$ FÜR BINPACKING

$$BPP = \{ a_1, \dots, a_n, b, k \mid \exists f: \{1..n\} \rightarrow \{1..k\}. \forall j \leq k. \sum_{i \in \{i \mid f(i)=j\}} a_i \leq b \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

- Die Reduktion  $PART \leq_p BPP$  benötigt nur  $k=2$  Behälter der Größe  $b := \sum_{i=1}^n a_i/2$ , um im Erfolgsfall alle Objekte  $a_i$  aufzuteilen
- Für die Transformationsfunktion  $f$  gilt also

$$x \in PART \Leftrightarrow OPT_{BPP}(f(x)) = 2$$

- Jeder Approximationsalgorithmus  $A$  mit  $R_A(x) < 3/2$  liefert damit einen Entscheidungsalgorithmus für das Partitionsproblem, denn

$$W(f(x), A(f(x))) = \lfloor 2 * R_A(x) \rfloor = 2, \quad \text{falls } x \in PART$$

$$W(f(x), A(f(x))) \geq 3 \quad \text{sonst}$$

- Wegen  $PART \in \mathcal{NPC}$  kann  $A$  nicht polynomiell sein

## KEINE ABSOLUTE GÜTE $R_A < 3/2$ FÜR BINPACKING

$$BPP = \{ a_1, \dots, a_n, b, k \mid \exists f: \{1..n\} \rightarrow \{1..k\}. \forall j \leq k. \sum_{i \in \{i \mid f(i)=j\}} a_i \leq b \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{BPP}$  mit  $R_{A_{BPP}}(x) < 3/2$  für alle  $x$

- Die Reduktion  $PART \leq_p BPP$  benötigt nur  $k=2$  Behälter der Größe  $b := \sum_{i=1}^n a_i/2$ , um im Erfolgsfall alle Objekte  $a_i$  aufzuteilen
- Für die Transformationsfunktion  $f$  gilt also

$$x \in PART \Leftrightarrow OPT_{BPP}(f(x)) = 2$$

- Jeder Approximationsalgorithmus  $A$  mit  $R_A(x) < 3/2$  liefert damit einen Entscheidungsalgorithmus für das Partitionsproblem, denn

$$\begin{aligned} W(f(x), A(f(x))) &= \lfloor 2 * R_A(x) \rfloor = 2, & \text{ falls } x \in PART \\ W(f(x), A(f(x))) &\geq 3 & \text{ sonst} \end{aligned}$$

- Wegen  $PART \in \mathcal{NP}$  kann  $A$  nicht polynomiell sein

**Beweistechnik: Einbettung eines  $\mathcal{NP}$ -vollständigen Entscheidungsproblems**

## KEINE ENDLICHE WORST-CASE GÜTE FÜR TSP

$$TSP = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \exists \text{ Bijektion } \pi. \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit

$$R_{A_{TSP}}^{\infty} = r \text{ für ein } r \in \mathbb{N}$$

## KEINE ENDLICHE WORST-CASE GÜTE FÜR TSP

$$TSP = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \exists \text{ Bijektion } \pi. \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

Die Reduktion  $HC \leq_p TSP$  stellt Kanten  $\{v_i, v_j\}$  durch Kosten  $c_{ij} = 1$  und Nichtkanten durch höhere Kosten dar. Mit einem Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  könnte man  $HC$  polynomiell wie folgt entscheiden

# KEINE ENDLICHE WORST-CASE GÜTE FÜR TSP

$$\mathbf{TSP} = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \exists \text{ Bijektion } \pi. \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

Die Reduktion  $HC \leq_p TSP$  stellt Kanten  $\{v_i, v_j\}$  durch Kosten  $c_{ij} = 1$  und Nichtkanten durch höhere Kosten dar. Mit einem Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  könnte man  $HC$  polynomiell wie folgt entscheiden

- Transformiere  $G = (V, E)$  in das TSP  $x = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, |V|$  mit  $c_{ij} = 1$ , falls  $\{v_i, v_j\} \in E$  und  $c_{ij} = r|V| + 2$ , sonst

# KEINE ENDLICHE WORST-CASE GÜTE FÜR TSP

$$TSP = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \exists \text{ Bijektion } \pi. \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

Die Reduktion  $HC \leq_p TSP$  stellt Kanten  $\{v_i, v_j\}$  durch Kosten  $c_{ij} = 1$  und Nichtkanten durch höhere Kosten dar. Mit einem Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  könnte man  $HC$  polynomiell wie folgt entscheiden

- Transformiere  $G = (V, E)$  in das TSP  $x = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, |V|$  mit  $c_{ij} = 1$ , falls  $\{v_i, v_j\} \in E$  und  $c_{ij} = r|V| + 2$ , sonst
- Dann gilt  $G \in HC \Rightarrow OPT_{TSP}(x) = |V|$   
 $G \notin HC \Rightarrow OPT_{TSP}(x) \geq r|V| + 2 + (|V| - 1) > (r+1)*|V|$



# KEINE ENDLICHE WORST-CASE GÜTE FÜR TSP

$$TSP = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \exists \text{ Bijektion } \pi. \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

Die Reduktion  $HC \leq_p TSP$  stellt Kanten  $\{v_i, v_j\}$  durch Kosten  $c_{ij} = 1$  und Nichtkanten durch höhere Kosten dar. Mit einem Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  könnte man  $HC$  polynomiell wie folgt entscheiden

- Transformiere  $G = (V, E)$  in das TSP  $x = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, |V|$  mit  $c_{ij} = 1$ , falls  $\{v_i, v_j\} \in E$  und  $c_{ij} = r|V| + 2$ , sonst
- Dann gilt  $G \in HC \Rightarrow OPT_{TSP}(x) = |V|$   
 $G \notin HC \Rightarrow OPT_{TSP}(x) \geq r|V| + 2 + (|V| - 1) > (r+1)*|V|$
- Für große Graphen gilt aber:  $W(x, A(x)) \leq r*OPT_{TSP}(x)$   
also  $G \in HC \Leftrightarrow W(x, A(x)) \leq r*|V|$

Für kleine Graphen ist die Laufzeit des Entscheidungsalgorithmus irrelevant

# KEINE ENDLICHE WORST-CASE GÜTE FÜR TSP

$$TSP = \{ c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, B \mid \exists \text{ Bijektion } \pi. \sum_{i=1}^{n-1} c_{\pi(i)\pi(i+1)} + c_{\pi(n)\pi(1)} \leq B \}$$

Es gibt keinen polynomiellen Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  für ein  $r \in \mathbb{N}$

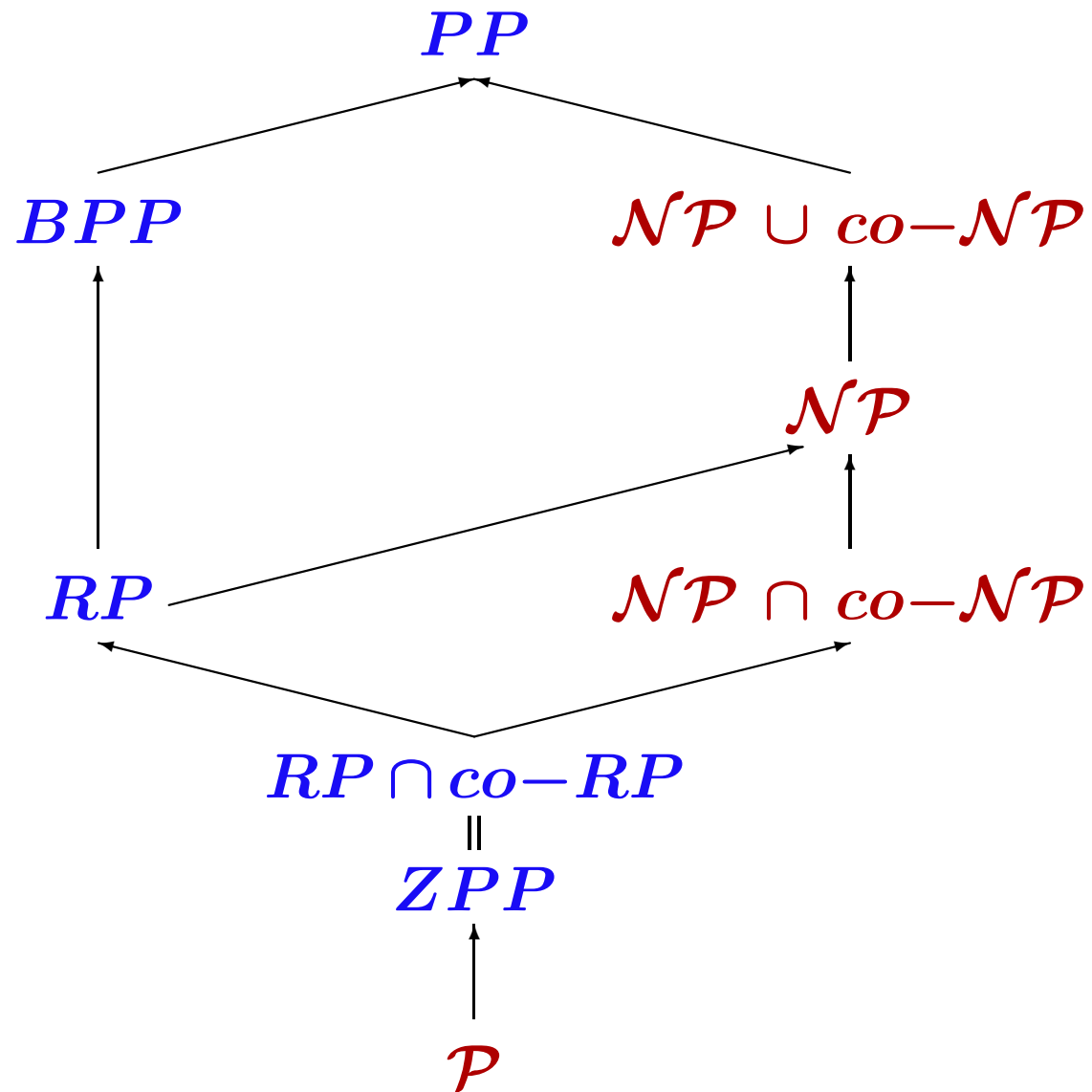
Die Reduktion  $HC \leq_p TSP$  stellt Kanten  $\{v_i, v_j\}$  durch Kosten  $c_{ij} = 1$  und Nichtkanten durch höhere Kosten dar. Mit einem Algorithmus  $A_{TSP}$  mit  $R_{A_{TSP}}^\infty = r$  könnte man  $HC$  polynomiell wie folgt entscheiden

- Transformiere  $G = (V, E)$  in das TSP  $x = c_{12}, \dots, c_{n-1,n}, |V|$  mit  $c_{ij} = 1$ , falls  $\{v_i, v_j\} \in E$  und  $c_{ij} = r|V| + 2$ , sonst
- Dann gilt  $G \in HC \Rightarrow OPT_{TSP}(x) = |V|$   
 $G \notin HC \Rightarrow OPT_{TSP}(x) \geq r|V| + 2 + (|V| - 1) > (r+1)*|V|$
- Für große Graphen gilt aber:  $W(x, A(x)) \leq r*OPT_{TSP}(x)$   
also  $G \in HC \Leftrightarrow W(x, A(x)) \leq r*|V|$

Für kleine Graphen ist die Laufzeit des Entscheidungsalgorithmus irrelevant

**Beweistechnik: Reduktion auf  $\mathcal{NP}$ -vollständiges Problem mit Multiplikation des Kostenunterschieds zwischen positiver und negativer Antwort**

# HIERARCHIE PROBABILISTISCHER SPRACHKLASSEN



## ZUSAMMENHÄNGE ZWISCHEN DEN SPRACHKLASSEN

- $\mathcal{P} \subseteq ZPP \subseteq RP \subseteq BPP \subseteq PP$ 
  - $ZPP$  ist wie  $\mathcal{P}$ , aber Laufzeit ist nur im Erwartungswert polynomiell
  - $BPP \subseteq PP$  folgt direkt aus den Definitionen
  - $RP \subseteq BPP$  folgt aus dem Iterationssatz für  $RP$

# ZUSAMMENHÄNGE ZWISCHEN DEN SPRACHKLASSEN

- $\mathcal{P} \subseteq ZPP \subseteq RP \subseteq BPP \subseteq PP$

- $ZPP$  ist wie  $\mathcal{P}$ , aber Laufzeit ist nur im Erwartungswert polynomiell
- $BPP \subseteq PP$  folgt direkt aus den Definitionen
- $RP \subseteq BPP$  folgt aus dem Iterationssatz für  $RP$

- $ZPP = RP \cap co-RP$

- Beweis durch gegenseitige Simulation

HMU, Satz 11.17

(siehe nächste Folie)

# ZUSAMMENHÄNGE ZWISCHEN DEN SPRACHKLASSEN

- $\mathcal{P} \subseteq ZPP \subseteq RP \subseteq BPP \subseteq PP$

- $ZPP$  ist wie  $\mathcal{P}$ , aber Laufzeit ist nur im Erwartungswert polynomiell
- $BPP \subseteq PP$  folgt direkt aus den Definitionen
- $RP \subseteq BPP$  folgt aus dem Iterationssatz für  $RP$

- $ZPP = RP \cap co-RP$

HMU, Satz 11.17

- Beweis durch gegenseitige Simulation

(siehe nächste Folie)

- $RP \subseteq \mathcal{NP}$

HMU, Satz 11.19

- Das Verhalten einer PTM kann durch eine NTM  $M$  simuliert werden
- Da die PTM kein Wort  $w \notin L$  akzeptiert, akzeptiert  $M$  ebenfalls nicht

## ZUSAMMENHÄNGE ZWISCHEN DEN SPRACHKLASSEN

- $\mathcal{P} \subseteq ZPP \subseteq RP \subseteq BPP \subseteq PP$

- $ZPP$  ist wie  $\mathcal{P}$ , aber Laufzeit ist nur im Erwartungswert polynomiell
- $BPP \subseteq PP$  folgt direkt aus den Definitionen
- $RP \subseteq BPP$  folgt aus dem Iterationssatz für  $RP$

- $ZPP = RP \cap co-RP$

HMU, Satz 11.17

- Beweis durch gegenseitige Simulation

(siehe nächste Folie)

- $RP \subseteq \mathcal{NP}$

HMU, Satz 11.19

- Das Verhalten einer PTM kann durch eine NTM  $M$  simuliert werden
- Da die PTM kein Wort  $w \notin L$  akzeptiert, akzeptiert  $M$  ebenfalls nicht

- $\mathcal{NP} \cup co-\mathcal{NP} \subseteq PP$

- NTM akzeptiert, wenn Wahrscheinlichkeit der Akzeptanz nicht Null
- Aufwendige Simulation durch  $PP$  Algorithmen möglich

## BEWEIS VON $ZPP = RP \cap co-RP$

- $ZPP \supseteq RP \cap co-RP$

Seien  $A$  und  $\bar{A}$  Algorithmen für  $L, \bar{L} \in RP$  mit Laufzeitgrenze  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  eine Las Vegas Maschine  $M$  wie folgt



## BEWEIS VON $ZPP = RP \cap co-RP$

- $ZPP \supseteq RP \cap co-RP$

Seien  $A$  und  $\bar{A}$  Algorithmen für  $L, \bar{L} \in RP$  mit Laufzeitgrenze  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  eine Las Vegas Maschine  $M$  wie folgt

(1) Lasse  $A$  auf Eingabe  $w$  laufen und akzeptiere, wenn  $A$  akzeptiert.

(2) Ansonsten lasse  $\bar{A}$  auf  $w$  laufen und verwerfe, wenn  $\bar{A}$  akzeptiert.

Wenn weder  $A$  noch  $\bar{A}$  akzeptiert haben fahre mit Schritt (1) fort.

## BEWEIS VON $ZPP = RP \cap co-RP$

- $ZPP \supseteq RP \cap co-RP$

Seien  $A$  und  $\bar{A}$  Algorithmen für  $L, \bar{L} \in RP$  mit Laufzeitgrenze  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  eine Las Vegas Maschine  $M$  wie folgt

(1) Lasse  $A$  auf Eingabe  $w$  laufen und akzeptiere, wenn  $A$  akzeptiert.

(2) Ansonsten lasse  $\bar{A}$  auf  $w$  laufen und verwerfe, wenn  $\bar{A}$  akzeptiert.

Wenn weder  $A$  noch  $\bar{A}$  akzeptiert haben fahre mit Schritt (1) fort.

Per Konstruktion gibt  $M$  immer nur korrekte Antworten

## BEWEIS VON $ZPP = RP \cap co-RP$

- $ZPP \supseteq RP \cap co-RP$

Seien  $A$  und  $\bar{A}$  Algorithmen für  $L, \bar{L} \in RP$  mit Laufzeitgrenze  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  eine Las Vegas Maschine  $M$  wie folgt

(1) Lasse  $A$  auf Eingabe  $w$  laufen und akzeptiere, wenn  $A$  akzeptiert.

(2) Ansonsten lasse  $\bar{A}$  auf  $w$  laufen und verwerfe, wenn  $\bar{A}$  akzeptiert.

Wenn weder  $A$  noch  $\bar{A}$  akzeptiert haben fahre mit Schritt (1) fort.

Per Konstruktion gibt  $M$  immer nur korrekte Antworten

Jede Runde dauert  $2p(n)$  Schritte und terminiert mit Wahrscheinlichkeit  $\frac{1}{2}$

Die erwartete Laufzeit ist also  $2p(n) * (1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{8} + \dots) = 4p(n)$

## BEWEIS VON $ZPP = RP \cap co-RP$

- **$ZPP \supseteq RP \cap co-RP$**

Seien  $A$  und  $\bar{A}$  Algorithmen für  $L, \bar{L} \in RP$  mit Laufzeitgrenze  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  eine Las Vegas Maschine  $M$  wie folgt

(1) Lasse  $A$  auf Eingabe  $w$  laufen und akzeptiere, wenn  $A$  akzeptiert.

(2) Ansonsten lasse  $\bar{A}$  auf  $w$  laufen und verwerfe, wenn  $\bar{A}$  akzeptiert.

Wenn weder  $A$  noch  $\bar{A}$  akzeptiert haben fahre mit Schritt (1) fort.

Per Konstruktion gibt  $M$  immer nur korrekte Antworten

Jede Runde dauert  $2p(n)$  Schritte und terminiert mit Wahrscheinlichkeit  $\frac{1}{2}$

Die erwartete Laufzeit ist also  $2p(n) * (1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{8} + \dots) = 4p(n)$

- **$ZPP \subseteq RP \cap co-RP$**

Sei  $M$  eine  $ZPP$  maschine für  $L$  mit erwarteter Laufzeit  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  (analog  $\bar{L}$ ) einen  $RP$  Algorithmus  $A$  wie folgt

## BEWEIS VON $ZPP = RP \cap co-RP$

- **$ZPP \supseteq RP \cap co-RP$**

Seien  $A$  und  $\bar{A}$  Algorithmen für  $L, \bar{L} \in RP$  mit Laufzeitgrenze  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  eine Las Vegas Maschine  $M$  wie folgt

(1) Lasse  $A$  auf Eingabe  $w$  laufen und akzeptiere, wenn  $A$  akzeptiert.

(2) Ansonsten lasse  $\bar{A}$  auf  $w$  laufen und verwerfe, wenn  $\bar{A}$  akzeptiert.

Wenn weder  $A$  noch  $\bar{A}$  akzeptiert haben fahre mit Schritt (1) fort.

Per Konstruktion gibt  $M$  immer nur korrekte Antworten

Jede Runde dauert  $2p(n)$  Schritte und terminiert mit Wahrscheinlichkeit  $\frac{1}{2}$

Die erwartete Laufzeit ist also  $2p(n) * (1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{8} + \dots) = 4p(n)$

- **$ZPP \subseteq RP \cap co-RP$**

Sei  $M$  eine  $ZPP$  maschine für  $L$  mit erwarteter Laufzeit  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  (analog  $\bar{L}$ ) einen  $RP$  Algorithmus  $A$  wie folgt

(1) Simuliere  $M$  für  $2p(n)$  Schritte.

(2) Akzeptiere, wenn  $M$  akzeptiert und verwerfe sonst.

## BEWEIS VON $ZPP = RP \cap co-RP$

- **$ZPP \supseteq RP \cap co-RP$**

Seien  $A$  und  $\bar{A}$  Algorithmen für  $L, \bar{L} \in RP$  mit Laufzeitgrenze  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  eine Las Vegas Maschine  $M$  wie folgt

(1) Lasse  $A$  auf Eingabe  $w$  laufen und akzeptiere, wenn  $A$  akzeptiert.

(2) Ansonsten lasse  $\bar{A}$  auf  $w$  laufen und verwerfe, wenn  $\bar{A}$  akzeptiert.

Wenn weder  $A$  noch  $\bar{A}$  akzeptiert haben fahre mit Schritt (1) fort.

Per Konstruktion gibt  $M$  immer nur korrekte Antworten

Jede Runde dauert  $2p(n)$  Schritte und terminiert mit Wahrscheinlichkeit  $\frac{1}{2}$

Die erwartete Laufzeit ist also  $2p(n) * (1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{8} + \dots) = 4p(n)$

- **$ZPP \subseteq RP \cap co-RP$**

Sei  $M$  eine  $ZPP$  maschine für  $L$  mit erwarteter Laufzeit  $p(n)$

Wir konstruieren für  $L$  (analog  $\bar{L}$ ) einen  $RP$  Algorithmus  $A$  wie folgt

(1) Simuliere  $M$  für  $2p(n)$  Schritte.

(2) Akzeptiere, wenn  $M$  akzeptiert und verwerfe sonst.

Per Konstruktion akzeptiert  $A$  niemals ein  $w \notin L$

Für  $w \in L$  ist  $P(M \text{ akzeptiert in } 2p(n) \text{ Schritten}) \geq \frac{1}{2}$