

Übersicht

Einführung

Grundlagen

Methoden zum Entwurf von Approximationsalgorithmen

Approximationsklassen

Absolute und relative Approximation

Die Klasse APX

Approximationsschemata

Das PCP-Theorem

Reduktion und Vollständigkeit

Probabilistische Algorithmen

Approximations-
Algorithmen

Einführung

Grundlagen

Methoden zum
Entwurf

Approximationsklassen

Absolute und relative
Approximation

Die Klasse APX

Approximations-
schemata

Das PCP-Theorem

Reduktion und
Vollständigkeit

Probabilistische
Algorithmen

Absolute Approximation

Sei P Optimierungsproblem, $x \in I_P$ und $y \in S_P(x)$.

Definition

Absoluter Fehler: $D(x, y) := |m^*(x) - m(x, y)|$

Ein Approximations-Algorithmus heißt **absolut**,
wenn $D(x, A(x)) \leq k$ ist, für alle $x \in I_P$ und k konstant.

Beispiel: MINIMUM PLANAR GRAPH COLORING

Satz

*Falls $P \neq NP$ ist, gibt es keinen absoluten
Approximations-Algorithmus für MAXIMUM KNAPSACK.*

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)

Relative Approximation

Definition

Optimierungsproblem P , $x \in I_P$ und $y \in S_P(x)$.

Performance ratio: $R(x, y) := \max\left(\frac{m(x, y)}{m^*(x)}, \frac{m^*(x)}{m(x, y)}\right)$

Relativer Fehler: $E(x, y) := \frac{|m^*(x) - m(x, y)|}{\max(m^*(x), m(x, y))} = 1 - \frac{1}{R(x, y)}$

Für $r \geq 1$ ist ein **r -Approximations-Algorithmus** ein Algorithmus A , der für jedes $x \in I_P$ ein $A(x) \in S_P(x)$ mit $R(x, A(x)) \leq r$ liefert.

P heißt **r -approximierbar**, falls es einen Polynomialzeit- r -Approximations-Algorithmus für P gibt.

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und Vollständigkeit](#)[Probabilistische Algorithmen](#)

Die Klasse APX

APX ist die Klasse aller Optimierungsprobleme $P \in \text{NPO}$, die r -approximierbar für ein $r \geq 1$ sind.

$$\text{PO} \subseteq \text{APX} \subseteq \text{NPO}$$

APX enthält NP-schwere Probleme, z.B. MAXIMUM KNAPSACK,
also

$$P \neq \text{NP} \implies \text{PO} \subsetneq \text{APX}$$

Maximum SAT

MAXIMUM SAT

- Instanz: CNF $D_1 \wedge \dots \wedge D_m$
in Variablen x_1, \dots, x_n
- Lösung: Bewertung $\alpha : \{x_1, \dots, x_n\} \rightarrow \{0, 1\}$
- Maß: Anzahl erfüllter Klauseln $\#\{i; \alpha \models D_i\}$

MAXIMUM SAT \in APX.

Traveling Salespersons revisited

Satz

MINIMUM TRAVELING SALESPERSON *ist nicht in APX,*
außer wenn $P = NP$.

Also gilt:

$$P \neq NP \implies PO \subsetneq APX \subsetneq NPO$$

Euler-Tour

Multigraph: kann parallele Kanten haben

Euler-Tour: geschlossener Weg, der jede Kante genau einmal durchläuft.

Satz (Euler)

*Es gibt Euler-Tour in G ,
gdw. $\deg v$ gerade ist für alle Knoten v .*

Euler-Tour in G kan in polynomieller Zeit berechnet werden.

TSP-Tour aus Euler-Tour

Sei $V = \{c_1, \dots, c_n\}$ mit $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$ Instanz von METRIC TSP.

Sei $G = (V, E)$ ein Euler'scher Graph auf V .

Lemma

Aus Euler-Tour in G extrahiert man TSP-Tour π mit:

$$m(\pi) \leq \sum_{\{c_i, c_j\} \in E} d(i, j)$$

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und Vollständigkeit](#)[Probabilistische Algorithmen](#)

Ein 2-Approximations-Algorithmus

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)

- ▶ Berechne minimalen Spannbaum T
- ▶ verdoppele jede Kante in T
- ▶ berechne Euler-Tour in diesem Graphen
- ▶ extrahiere daraus eine TSP-Tour

Satz

Für den Wert $m_A(x)$ der so berechneten Tour gilt:

$$m_A(x) \leq 2m^*(x)$$

Korollar

MINIMUM METRIC TRAVELING SALESPERSON ist in APX.

Matchings in gewichteten Graphen

Matching $M \subseteq E$ in $G = (V, E)$ ist **perfekt**,
wenn $|M| = |V|/2$ ist.

MINIMUM WEIGHT PERFECT MATCHING

Instanz: Graph $G = (V, E)$,
Kantengewicht $w : E \rightarrow \mathbb{N}$

Lösung: perfektes Matching $M \subseteq E$

Maß: $\sum_{e \in M} w(e)$

Satz

MINIMUM WEIGHT PERFECT MATCHING *ist in PO.*

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)

Christofides' Algorithmus

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)

- ▶ Berechne einen Minimalen Spannbaum T
- ▶ sei U die Menge der Knoten **ungeraden Grades** in T
- ▶ berechne perfektes Matching M minimalen Gewichtes auf U
- ▶ berechne Euler-Tour in $T \cup M$
- ▶ extrahiere daraus eine TSP-Tour

Satz

Für den Wert $m_C(x)$ der von Christofides' Algorithmus berechneten Tour gilt:

$$m_C(x) \leq \frac{3}{2} m^*(x)$$

Approximationsschemata

Definition: Ein Polynomialzeit-Approximationsschema für P ist ein Algorithmus A mit

- ▶ Eingabe: $x \in I_P$ und $1 < r \in \mathbb{Q}$, Ausgabe: $A(x, r) \in S_P(x)$
- ▶ Performance ratio $R(x, A(x, r)) \leq r$
- ▶ Laufzeit $|x|^{O(1)}$

PTAS ist die Klasse aller Optimierungsprobleme in NPO, für die es ein Polynomialzeit-Approximationsschema gibt.

$$PO \subseteq PTAS \subseteq APX \subseteq NPO$$

PTAS enthält NP-schwere Probleme (z.B. MAXIMUM KNAPSACK):

$$P \neq NP \implies PO \subsetneq PTAS$$

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximationsschemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und Vollständigkeit](#)[Probabilistische Algorithmen](#)

Beispiel: ein Approximationsschema

MINIMUM PARTITION

Instanz: Menge $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, für $x_i \in X$ Gewicht $a_i \in \mathbb{N}$

Lösung: Partition $X = Y_1 \uplus Y_2$

Maß: $\max\left(\sum_{x_i \in Y_1} a_i, \sum_{x_i \in Y_2} a_i\right)$

Approximationsschema:

sortiere X so dass $a_1 \geq a_2 \geq \dots \geq a_n$

$k := \lceil (2 - r)/(r - 1) \rceil$

finde eine optimale Partition $Y_1 \uplus Y_2 = \{x_1, \dots, x_k\}$

for $j := k + 1$ to n

 if $\sum Y_1 \leq \sum Y_2$

 then $Y_1 := Y_1 \cup \{x_j\}$

 else $Y_2 := Y_2 \cup \{x_j\}$

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)

Ein Problem in PTAS

MAXIMUM INTEGER KNAPSACK

Instanz: Menge $X = \{x_1, \dots, x_n\}$,
für jedes $x_i \in X$: Gewicht $a_i \in \mathbb{N}$
Wert $p_i \in \mathbb{N}$
Kapazität $b \in \mathbb{N}$

Lösung: Funktion $c : X \rightarrow \mathbb{N}$ mit $\sum_{x_i \in Y} c(x_i) a_i \leq b$

Maß: Gesamtwert $\sum_{x_i \in Y} c(x_i) p_i$

Approximationsschema für INTEGER KNAPSACK

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)

sortiere X so dass $p_1 \geq p_2 \geq \dots \geq p_n$

$$c := \vec{0}$$

$$\delta := \lceil \frac{1}{(r-1)} \rceil$$

for all f with $\sum f(x_i) \leq \delta$ and $\sum f(x_i)a_i \leq b$

$$k := \max_i f(x_i) > 0$$

$$b_k := b - \sum f(x_i)a_i$$

sei $x_m \in \{x_k, \dots, x_n\}$ mit $\frac{p_m}{a_m}$ maximal

$$f(x_m) := f(x_m) + \lfloor \frac{b_k}{a_m} \rfloor$$

if $\sum f(x_i)p_i \geq \sum c(x_i)p_i$ then

$$c := f$$

APX versus PTAS

Lückentechnik: Sei Q NP-vollständig und $P \in \text{NPO}$. Wenn es Funktionen $f : I_Q \rightarrow I_P$ und $c : I_Q \rightarrow \mathbb{N}$ in FP gibt mit

$$m^*(f(x)) \leq c(x) \quad \text{für } x \in Y_Q$$

$$m^*(f(x)) \geq c(x)(1 + G) \quad \text{für } x \in N_Q$$

für ein $G > 0$, dann ist P nicht r -approximierbar für $r < 1 + G$.

Satz

Falls $P \neq NP$, dann ist MINIMUM BIN PACKING nicht in PTAS.

$$P \neq NP \implies \text{PO} \subsetneq \text{PTAS} \subsetneq \text{APX} \subsetneq \text{NPO}$$

Volle Approximationsschemata

Definition: Ein volles Approximationsschema für P ist ein Algorithmus A mit

- ▶ Eingabe: $x \in I_P$ und $1 < r \in \mathbb{Q}$, Ausgabe: $A(x, r) \in S_P(x)$
- ▶ Performance ratio $R(x, A(x, r)) \leq r$
- ▶ Laufzeit polynomial in x und $\frac{1}{r-1}$

FPTAS ist die Klasse aller Optimierungsprobleme in NPO, für die es ein volles Polynomialzeit-Approximationsschema gibt.

$$PO \subseteq FPTAS \subseteq PTAS \subseteq APX \subseteq NPO$$

FPTAS enthält NP-schwere Probleme (z.B. MAXIMUM KNAPSACK):

$$P \neq NP \implies PO \subsetneq FPTAS$$

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximationsschemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und Vollständigkeit](#)[Probabilistische Algorithmen](#)

FPTAS vs. PTAS

Definition: Ein Problem $P \in \text{NPO}$ ist **beschränkt**, falls es ein Polynom $p()$ gibt mit:

für alle $x \in I_P$ und $y \in S_P(x)$ ist $m(x, y) \leq p(|x|)$.

Satz

Falls $P \neq \text{NP}$, ist kein NP-schweres, beschränktes Problem in FPTAS.

Es gibt NP-schwere, beschränkte Probleme in PTAS,
z.B. MAXIMUM PLANAR INDEPENDENT SET.

$$P \neq \text{NP} \implies \text{PO} \subsetneq \text{FPTAS} \subsetneq \text{PTAS} \subsetneq \text{APX} \subsetneq \text{NPO}$$

Pseudopolynomielle Probleme

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)

Sei $P \in \text{NPO}$ mit Zahlen als Bestandteil der Instanzen,

für $x \in I_P$ sei $\max(x)$ das Maximum der Zahlen in x .

P heißt **pseudopolynomiell**, wenn es Algorithmus A gibt, der P_C in Zeit $p(|x|, \max(x))$ löst.

Beispiel: MAXIMUM KNAPSACK ist pseudopolynomiell.

Proposition

Sei $P \in \text{FPTAS}$, so daß für $x \in I_P$ und $y \in S_P(x)$ gilt:

$$m(x, y) \leq p(|x|, \max(x))$$

Dann ist P pseudopolynomiell.

Stark NP-schwere Probleme

Für $P \in \text{NPO}$ und Polynom p ist Problem $P \upharpoonright_p$ definiert:

- ▶ $I_{P \upharpoonright_p} := \{x \in I_P; \max(x) \leq p(|x|)\}$
- ▶ $S_{P \upharpoonright_p}(x) := S_P(x)$ für $x \in I_{P \upharpoonright_p}$
- ▶ $m_{P \upharpoonright_p}(x, y) := m(x, y)$ für $x \in I_{P \upharpoonright_p}$ und $y \in S_{P \upharpoonright_p}(x)$

P heißt **stark NP-schwer**, wenn $P \upharpoonright_p$ NP-schwer ist.

Proposition

$P \neq \text{NP} \implies$

kein stark NP-schweres Problem ist pseudopolynomiell.

[Einführung](#)[Grundlagen](#)[Methoden zum
Entwurf](#)[Approximationsklassen](#)[Absolute und relative
Approximation](#)[Die Klasse APX](#)[Approximations-
schemata](#)[Das PCP-Theorem](#)[Reduktion und
Vollständigkeit](#)[Probabilistische
Algorithmen](#)