

Algorithmen & Datenstrukturen  
Herbst 2019  
Vorlesung 7

# Dynamisches Programmieren (DP)

Allgemeine Vorgehensweise:

1. Design Inklusion/Rekurrenz
2. Definiere Tabelle (Dimensionen, Initialwerte)
3. Fülle Bottom-up
4. Lösung durch Zurückverfolgen

## Teilsommenproblem (subset sum)

gegeben: Geschenke von verschiedenen Wert

7, 10, 11, 19, 5, ...

Teile gerecht zwischen zwei Geschwister,  
wenn es geht

Allgemeiner:

gegeben:  $A \in \mathbb{N}, \dots, A \in \mathbb{N}$  und  $b \in \mathbb{N}$

gesucht:  $I \subseteq \{1, \dots, n\}$  so daß

$b$  ist dann  
Teilsumme von  $A$   $\sum_{i \in I} A_i = b$  falls möglich

Beispiel:  $A: 5, 3, 7, 3, 1$   $b: 9$  ja  
2 nein  
7 nein  
> 19 nein

Naiver Algorithmus: probiere alle Teilweyer  
 $O(2^n \cdot n)$  teuer

DP: Grundidee:

Lösung existiert

$\Rightarrow b$  ist Teilsumme von  $A[1..n-1]$   
 oder  $b - A[n]$  ist Teilsumme von  $A[1..n-1]$

$TS(i, s)$ : Wahrheitsgehalt (also 1 oder 0) von  
 "s ist Teilsumme von  $A[1..i]$ "

Rekurrenz:  $TS(i, s) = TS(i-1, s) \vee TS(i-1, s - A[i])$

Tabelle:

	0	1	2	3	...	$s - A[i]$	...	s	...	b
-										
$A[1]$										
$A[2]$										
$\vdots$										
$A[i-1]$										
$A[i]$							x		x	
$\vdots$										
$A[n]$										

Beispiel:

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
-	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
3	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0
7	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0
3	1	0	0	1	0	1	1	1	1	0
1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1

A {

Vorgänger: jeder Sprung nach links  $\rightarrow$  eine Zahl  
 5, 3, 1  
 (nicht eindeutig)

b

✓

↪ neue Laufzeit hängt von Größe einer Zahl ab!

Laufzeit:  $O(bn)$  ← Verhalten für  $n \rightarrow \infty$ ,  $b \rightarrow \infty$

Speicher:  $O(bn)$   
z.B. alle  $n$  Zahlen in  $A$   
sind 64 bit, aber  $b$  kann  
sehr groß sein, umfasst  $\log_2 b$   
bits

$\Rightarrow$  Eingabegröße ist nicht mehr  $n$ ,  
sondern  $O(n \log_2 b)$

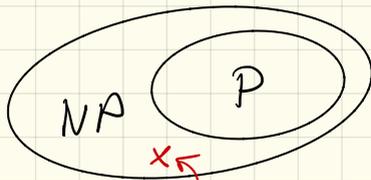
$b = 2^n \Rightarrow O(n^2)$  Eingabe  $\Rightarrow O(2^n)$  exponentiell  
in  $n^2$

$b = n^c \Rightarrow O(n \log n)$  Eingabe  
 $O(n^{c+1})$  Laufzeit, polynomiell in  $n \log n$

Man sagt: Laufzeit ist pseudopolynomiell

P: Menge aller Probleme mit polynomieller  
Laufzeit

NP: Menge aller Probleme die denen man  
in polynomieller Zeit testen kann ob  
eine Lösung kommt ist



Vermutung:  $P \neq NP$

Beweis  $\Rightarrow$  sehr schwierig

↪ subset sein

Bemerkung: in P, NP betrachtet man  
Entscheidungsprobleme (z.B., "ist  
 $b$  Teilsumme von  $A$ ?" )

## Rucksackproblem (Knapsack problem)

gegeben:

- Rucksack mit Gewichtslimit  $W$
- $n$  Gegenstände mit Gewicht  $w_i \in \mathbb{N}$ , Wert  $v_i \in \mathbb{N}$ ,  $i = 1..n$

gesucht:  $I \subseteq \{1..n\}$  so daß  $\sum_{i \in I} w_i \leq W$   
und  $\sum_{i \in I} v_i$  maximal

Naiver Algorithmus: alle  $I$  ausprobieren, bestes nehmen, Laufzeit  $O(2^n)$

"Greedy" Algorithmus: sortiere Gegenstände nach Wertdichte  $v_i/w_i$ , wähle in dieser Reihenfolge.

Kann sehr schlecht sein.

Beispiel:  $(v_1, w_1) = (1, 1)$        $(v_2, w_2) = (W-1, W)$

DP

Rekurrenz: Einsicht: opt. Lösung für  $n$  Gegenstände ist entweder opt. Lösung für die ersten  $n-1$  mit  $W$  oder  $W-w_n$

$MV(i, w) = \text{Max. Wert von } I \subseteq \{1..i\}$   
mit Schranke  $w$ .

↑  
Max value

Rekurrenz:  $MV(i, w) = \max(MV(i-1, w), MV(i-1, w - w_i) + v_i)$

Tabelle:

	0	1	2	...	$w - w_i$	$w$	...	$W$
0	0	0	0	...	...	...	...	0
1	0							
...								
$i-1$								
$i$								
...								
$n$								

keine Gegenstände

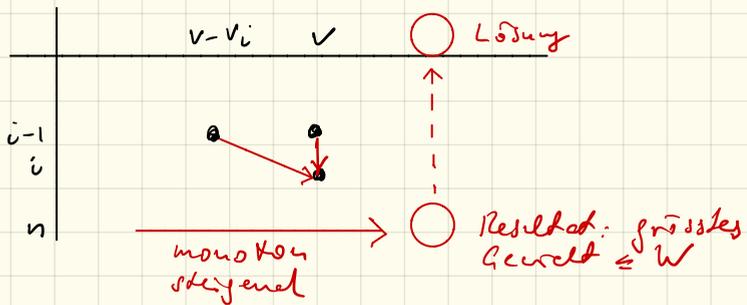
Lösung

Laufzeit/Speicher:  $O(nW)$  (pseudopolynomial)

geht auch mit  $O(nV)$ ,  $V = v_1 + \dots + v_n$ :

$\text{MinG}(i, v) = \text{minimales Gewicht um mit } I \subseteq \{1..i\} \text{ Wert } \geq v \text{ zu erhalten}$

$\text{MinG}(i, v) = \min(\text{MinG}(i-1, v), \text{MinG}(i-1, v - v_i) + w_i)$



Wie können wir das beschleunigen?

Neue Idee: Berechnung einer approximativen Lösung.

Input bisher:  $w_i, v_i, W$  ←  $K \in \mathbb{N}$       INPUT  
 Input approx:  $w_i, \lfloor v_i / K \rfloor, W$       INPUT ← approximiert

Beispiel:      Werte      112, 38, 1001, 17, 237, ...  
                   $K=10$ ,      Werte      11, 7, 100, 1, 23, ...

INPUT  $\xrightarrow{O(n \cdot V)}$  OPT      wie weit entfernt?  
 INPUT  $\xrightarrow{O(n \cdot \bar{V}) \leq O(n^2 \cdot v_{\max} / K)}$  OPT

denn:  $\bar{V} = \sum_{i=1}^n \lfloor \frac{v_i}{K} \rfloor \leq \sum_{i=1}^n \frac{v_i}{K} \leq \frac{1}{K} \sum_{i=1}^n v_i \leq \frac{n}{K} v_{\max}$ 
← maximales  $v_i$

$$\text{Wert-OPT} = \sum_{i \in \text{OPT}} v_i$$

$$\text{Wert-}\overline{\text{OPT}} = \sum_{i \in \overline{\text{OPT}}} v_i$$

Ziel:  $\text{Wert-}\overline{\text{OPT}} \geq (1 - \epsilon) \text{Wert-OPT}$

$$\text{Es gilt: } v_i - K \leq K \cdot \lfloor \frac{v_i}{K} \rfloor \leq v_i$$

$$\sum_{i \in \text{OPT}} (v_i - K) \leq \sum_{i \in \text{OPT}} K \cdot \lfloor \frac{v_i}{K} \rfloor$$

$$\leq K \sum_{i \in \overline{\text{OPT}}} \lfloor \frac{v_i}{K} \rfloor \quad (\text{Optimalität von } \overline{\text{OPT}})$$

$$\leq \sum_{i \in \overline{\text{OPT}}} v_i$$

$$= \text{Wert-}\overline{\text{OPT}}$$

$$\sum_{i \in \text{OPT}} (v_i - \kappa) = \text{Wert-} \overline{\text{OPT}} - \sum_{i \in \text{OPT}} \kappa$$

$$\geq \text{Wert-} \overline{\text{OPT}} - n\kappa$$

also:  $\text{Wert-} \overline{\text{OPT}} \geq \text{Wert-} \text{OPT} - n\kappa \stackrel{! \leftarrow \text{so\ddot{u}} \text{ sein}}{\geq} (1 - \varepsilon) \text{Wert-} \text{OPT}$

herst.:  $-n\kappa \geq -\varepsilon \text{Wert-} \text{OPT}$

$$\Leftrightarrow \kappa \leq \frac{\varepsilon}{n} \text{Wert-} \text{OPT}$$

Annahme: alle  $w_i \leq W$  (sonst entferne diese Gegenstände in  $O(n)$ )

$$\Rightarrow \text{Wert-} \overline{\text{OPT}} \geq v_{\max}$$

also wähle  $\kappa = \frac{\varepsilon}{n} v_{\max}$

$$\Rightarrow \text{Laufzeit } O(n^3/\varepsilon) \text{ polynomiell in } n \text{ und } 1/\varepsilon$$

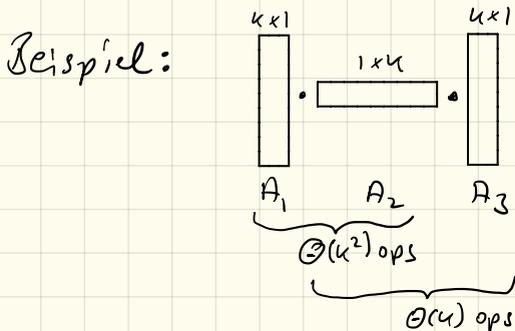
"Fully polynomial approximation scheme"

# Matrix Kettenmultiplikation

Problem: Berechne  $A_1 \cdot A_2 \cdot \dots \cdot A_n$  so günstig wie möglich.  $A_i$  sind Matrizen.

Freiheitsgrad: Assoziativität = Klammerung

z.B.  $(A_1 A_2) A_3 = A_1 (A_2 A_3)$



$$(A_1 A_2) A_3 = \boxed{\phantom{A_1 A_2}} \cdot \boxed{\phantom{A_3}} = \boxed{\phantom{A_1 A_2 A_3}} \quad \Theta(k^2) \text{ ops insgesamt}$$

$$A_1 (A_2 A_3) = \boxed{\phantom{A_1}} \cdot \boxed{\phantom{A_2 A_3}} = \boxed{\phantom{A_1 A_2 A_3}} \quad \Theta(u) \text{ ops insgesamt}$$

Idee: Betrachte die letzte Multiplikation einer optimalen Lösung

$$A_1 A_2 \dots A_n = \underbrace{(A_1 \dots A_i)}_{\text{optimal}} \underbrace{(A_{i+1} \dots A_n)}_{\text{optimal}}$$

Klammerung links/rechts ist optimal

$M(p, q) = \min \text{ Ops zur Berechnung}$   
 Produkt  $A_p \dots A_q$

Rekurrenz: ↖ Berechnung  $O(q-p)$

$$M(p, q) = \min_{p \leq i < q} (M(p, i) + M(i+1, q) + \text{Kosten zur Berechnung } (A_p \dots A_i) \cdot (A_{i+1} \dots A_q))$$

Basis:  $M(p, p) = 0, p = 1 \dots n$

In welcher Reihenfolge berechnen?  
 Von kurzen zu langen Produkten, also von  
 der Diagonale weg:

		$q$	
	0		$* \text{ Lösung}$
$p$		0	
		⋮	
		⋮	
		0	

In  $M(p, q)$  gilt  
 ja immer  $p \leq q$

Laufzeit:  $O(n^3)$     Speicher:  $O(n^2)$

Beispiel  $A_1, A_2, A_3$  von zuvor, betrachte nur Multi

	1	2	3
1	0	$n^2$	$2n$
2		0	$n$
3			0