

# 20. Dynamische Programmierung I

---

Memoisieren, Optimale Substruktur, Überlappende Teilprobleme, Abhängigkeiten, Allgemeines Vorgehen. Beispiele: Fibonacci, Schneiden von Eisenstangen, Längste aufsteigende Teilfolge, längste gemeinsame Teilfolge, Editierdistanz, Matrixkettenmultiplikation, Matrixmultiplikation nach Strassen

[Ottman/Widmayer, Kap. 1.2.3, 7.1, 7.4, Cormen et al, Kap. 15]

# Fibonacci Zahlen



(schon wieder)

$$F_n := \begin{cases} n & \text{wenn } n < 2 \\ F_{n-1} + F_{n-2} & \text{wenn } n \geq 2. \end{cases}$$

Analyse: warum ist der rekursive Algorithmus so langsam.

# Algorithmus FibonacciRecursive( $n$ )

**Input:**  $n \geq 0$

**Output:**  $n$ -te Fibonacci Zahl

**if**  $n < 2$  **then**

  |  $f \leftarrow n$

**else**

  |  $f \leftarrow \text{FibonacciRecursive}(n - 1) + \text{FibonacciRecursive}(n - 2)$

**return**  $f$

# Analyse

$T(n)$ : Anzahl der ausgeführten Operationen.

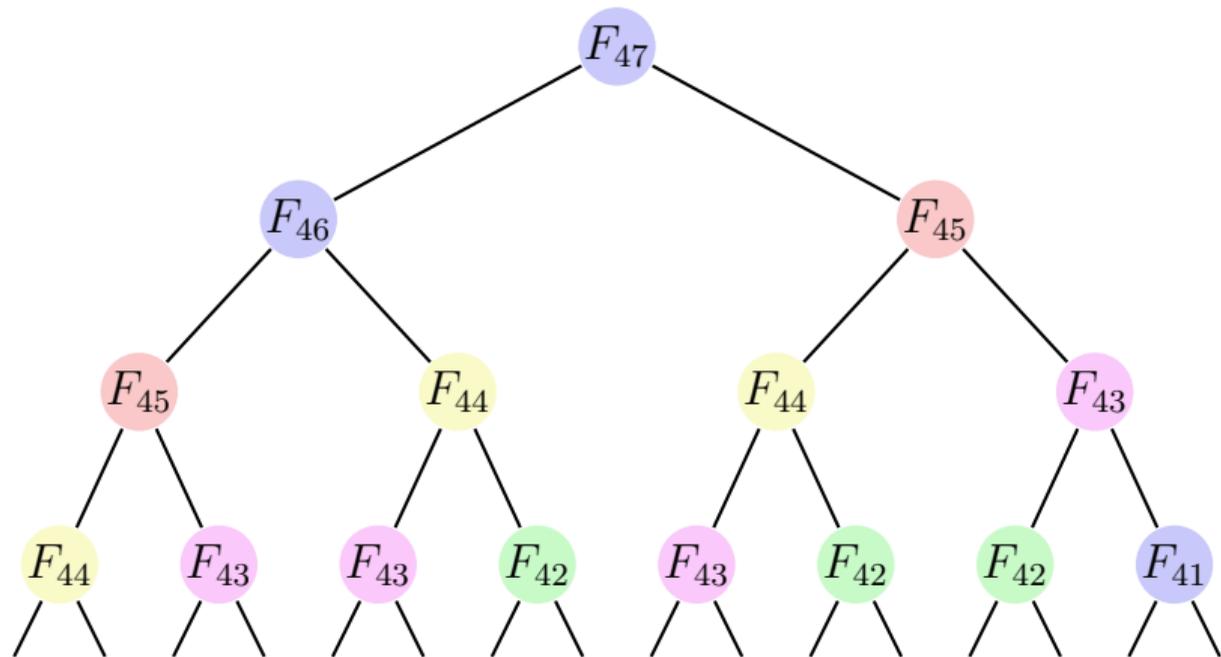
■  $n = 0, 1: T(n) = \Theta(1)$

■  $n \geq 2: T(n) = T(n - 2) + T(n - 1) + c.$

$$T(n) = T(n - 2) + T(n - 1) + c \geq 2T(n - 2) + c \geq 2^{n/2}c' = (\sqrt{2})^n c'$$

Algorithmus ist **exponentiell (!)** in  $n$ .

# Grund, visualisiert



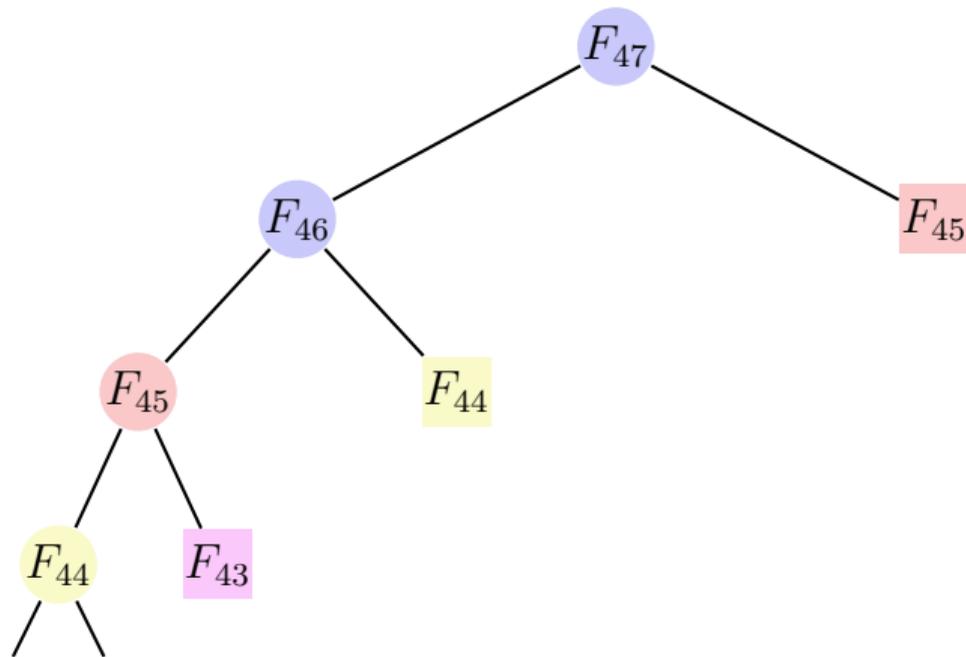
Knoten mit denselben Werten werden (zu) oft ausgewertet.

# Memoization

**Memoization** (sic) Abspeichern von Zwischenergebnissen.

- Bevor ein Teilproblem gelöst wird, wird Existenz eines entsprechenden Zwischenergebnis geprüft.
- Existiert ein gespeichertes Zwischenergebnis bereits, so wird dieses verwendet.
- Andernfalls wird der Algorithmus ausgeführt und das Ergebnis wird entsprechend gespeichert.

# Memoization bei Fibonacci



Rechteckige Knoten wurden bereits ausgewertet.

# Algorithmus FibonacciMemoization( $n$ )

**Input:**  $n \geq 0$

**Output:**  $n$ -te Fibonacci Zahl

**if**  $n \leq 2$  **then**

|  $f \leftarrow 1$

**else if**  $\exists \text{memo}[n]$  **then**

|  $f \leftarrow \text{memo}[n]$

**else**

|  $f \leftarrow \text{FibonacciMemoization}(n - 1) + \text{FibonacciMemoization}(n - 2)$

|  $\text{memo}[n] \leftarrow f$

**return**  $f$

# Analyse

Berechnungsaufwand:

$$T(n) = T(n - 1) + c = \dots = \mathcal{O}(n).$$

denn nach dem Aufruf von  $f(n - 1)$  wurde  $f(n - 2)$  bereits berechnet. Das lässt sich auch so sehen: Für jedes  $n$  wird  $f(n)$  maximal einmal rekursiv berechnet. Laufzeitkosten:  $n$  Aufrufe mal  $\Theta(1)$  Kosten pro Aufruf  $n \cdot c \in \Theta(n)$ . Die Rekursion verschwindet aus der Berechnung der Laufzeit. Algorithmus benötigt  $\Theta(n)$  Speicher.<sup>31</sup>

---

<sup>31</sup>Allerdings benötigt der naive Algorithmus auch  $\Theta(n)$  Speicher für die Rekursionsverwaltung.

## Genauer hingesehen ...

... berechnet der Algorithmus der Reihe nach die Werte  $F_1, F_2, F_3, \dots$  verkleidet im **Top-Down** Ansatz der Rekursion.

Man kann den Algorithmus auch gleich **Bottom-Up** hinschreiben. Das ist charakteristisch für die **dynamische Programmierung**.

# Algorithmus FibonacciBottomUp( $n$ )

**Input:**  $n \geq 0$

**Output:**  $n$ -te Fibonacci Zahl

$F[1] \leftarrow 1$

$F[2] \leftarrow 1$

**for**  $i \leftarrow 3, \dots, n$  **do**

$F[i] \leftarrow F[i - 1] + F[i - 2]$

**return**  $F[n]$

# Dynamische Programmierung: Idee

- Aufteilen eines komplexen Problems in eine vernünftige Anzahl kleinerer Teilprobleme
- Die Lösung der Teilprobleme wird zur Lösung des komplexeren Problems verwendet
- Identische Teilprobleme werden nur einmal gerechnet

# Dynamische Programmierung: Konsequenz

Identische Teilprobleme werden nur einmal gerechnet  
⇒ Resultate werden zwischengespeichert

Arbeitsspeicher



192.-

HyperX Fury (2x, 8GB,  
DDR4-2400, DIMM 288)

★★★★★ 16

Wir tauschen Laufzeit  
gegen Speicherplatz

# Dynamic Programming = Divide-And-Conquer ?

- In beiden Fällen ist das Ursprungsproblem (einfacher) lösbar, indem Lösungen von Teilproblemen herangezogen werden können. Das Problem hat **optimale Substruktur**.
- Bei klassischen Divide-And-Conquer Algorithmen (z.B. Mergesort) sind Teilprobleme unabhängig; deren Lösungen werden im Algorithmus nur einmal benötigt.
- Beim DP sind Teilprobleme nicht unabhängig. Das Problem hat **überlappende Teilprobleme**, welche im Algorithmus mehrfach gebraucht werden.
- Damit sie nur einmal gerechnet werden müssen, werden Resultate tabelliert. Dafür darf es **zwischen Teilproblemen keine zirkulären Abhängigkeiten** geben.

# Dynamic Programming: Beschreibung

1. Verwalte **DP-Tabelle** mit Information zu den Teilproblemen.  
Dimension der Tabelle? Bedeutung der Einträge?
2. Berechnung der **Randfälle**.  
Welche Einträge hängen nicht von anderen ab?
3. **Berechnungsreihenfolge** bestimmen.  
In welcher Reihenfolge können Einträge berechnet werden, so dass benötigte Einträge jeweils vorhanden sind?
4. Auslesen der **Lösung**.  
Wie kann sich Lösung aus der Tabelle konstruieren lassen?

Laufzeit (typisch) = Anzahl Einträge der Tabelle mal Aufwand pro Eintrag.

# Dynamic Programming: Beschreibung (Fibonacci)

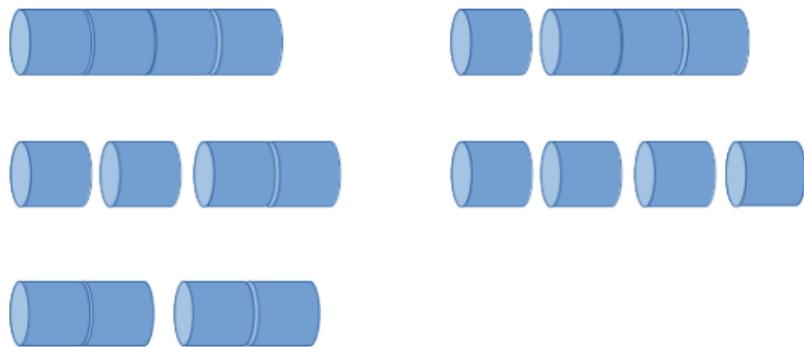
1. Dimension der Tabelle? Bedeutung der Einträge?  
Tabelle der Grösse  $n \times 1$ .  $n$ -ter Eintrag enthält  $n$ -te Fibonacci Zahl.
2. Welche Einträge hängen nicht von anderen ab?  
Werte  $F_1$  und  $F_2$  sind unabhängig einfach "berechenbar".
3. Berechnungsreihenfolge?  
 $F_i$  mit aufsteigenden  $i$ .
4. Rekonstruktion einer Lösung?  
 $F_n$  ist die  $n$ -te Fibonacci-Zahl.

# Schneiden von Eisenstäben

- Metallstäbe werden zerschnitten und verkauft.
- Metallstäbe der Länge  $n \in \mathbb{N}$  verfügbar. Zerschneiden kostet nichts.
- Für jede Länge  $l \in \mathbb{N}$ ,  $l \leq n$  bekannt: Wert  $v_l \in \mathbb{R}^+$
- Ziel: Zerschneide die Stange so (in  $k \in \mathbb{N}$  Stücke), dass

$$\sum_{i=1}^k v_{l_i} \text{ maximal unter } \sum_{i=1}^k l_i = n.$$

# Schneiden von Eisenstäben: Beispiel



Arten, einen Stab der Länge 4 zu zerschneiden (ohne Permutationen)

Länge	0	1	2	3	4
Preis	0	2	3	8	9

⇒ Bester Schnitt: 3 + 1 mit Wert 10.

# Wie findet man den DP Algorithmus

0. Genaue Formulierung der gesuchten Lösung
1. Definiere Teilprobleme, reformuliere (0.) als Teilproblem
2. Rekursion: verbinde die Teilprobleme durch Aufzählen lokaler Eigenschaften
3. Bestimme die Abhängigkeiten der Teilprobleme
4. Lösung des Problems  
Laufzeit = #Teilprobleme  $\times$  Zeit/Teilproblem

# Struktur des Problems

0. **Gesucht:**  $r_n$  = maximal erreichbarer Wert von (ganzem oder geschnittenem) Stab mit Länge  $n$ .
1. **Teilprobleme:** maximal erreichbarer Wert  $r_k$  für alle  $0 \leq k < n$
2. Lokale Eigenschaft: Länge des ersten Stückes

## Rekursion

$$r_k = \max\{v_i + r_{k-i} : 0 < i \leq k\}, \quad k > 0$$
$$r_0 = 0$$

3. **Abhängigkeit:**  $r_k$  hängt (nur) ab von den Werten  $v_i$ ,  $l \leq i \leq k$  und den optimalen Schnitten  $r_i$ ,  $i < k$ .
4. **Lösung** in  $r_n$ . DP-Laufzeit:  $\Theta(n^2)$

# Algorithmus RodCut( $v, n$ ) (ohne Memoization)

**Input:**  $n \geq 0$ , Preise  $v$

**Output:** bester Wert

$q \leftarrow 0$

**if**  $n > 0$  **then**

**for**  $i \leftarrow 1, \dots, n$  **do**  
         $q \leftarrow \max\{q, v_i + \text{RodCut}(v, n - i)\};$

**return**  $q$

Laufzeit  $T(n) = \sum_{i=0}^{n-1} T(i) + c \Rightarrow^{32} T(n) \in \Theta(2^n)$

---

$$^{32}T(n) = T(n-1) + \sum_{i=0}^{n-2} T(i) + c = T(n-1) + (T(n-1) - c) + c = 2T(n-1) \quad (n > 0)$$



# Algorithmus RodCutMemoized( $m, v, n$ )

**Input:**  $n \geq 0$ , Preise  $v$ , Memoization Tabelle  $m$

**Output:** bester Wert

$q \leftarrow 0$

**if**  $n > 0$  **then**

**if**  $\exists m[n]$  **then**

$q \leftarrow m[n]$

**else**

**for**  $i \leftarrow 1, \dots, n$  **do**

$q \leftarrow \max\{q, v_i + \text{RodCutMemoized}(m, v, n - i)\};$

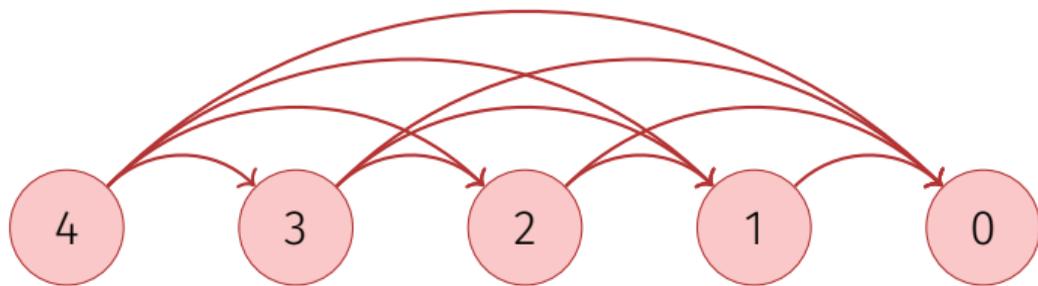
$m[n] \leftarrow q$

**return**  $q$

Laufzeit  $\sum_{i=1}^n i = \Theta(n^2)$

# Teilproblem-Graph

beschreibt die Abhängigkeiten der Teilprobleme untereinander



und darf keine Zyklen enthalten

# Konstruktion des optimalen Schnittes

- Während der (rekursiven) Berechnung der optimalen Lösung für jedes  $k \leq n$  bestimmt der rekursive Algorithmus die optimale Länge des ersten Stabes
- Speichere die Länge des ersten Stabes für jedes  $k \leq n$  in einer Tabelle mit  $n$  Einträgen.

# Bottom-Up Beschreibung am Beispiel

Dimension der Tabelle? Bedeutung der Einträge?

1. Tabelle der Grösse  $n \times 1$ .  $n$ -ter Eintrag enthält besten Wert eines Stabes der Länge  $n$ .

Welche Einträge hängen nicht von anderen ab?

2. Wert  $r_0$  ist 0.

Berechnungsreihenfolge?

3.  $r_i, i = 1, \dots, n$ .

Rekonstruktion einer Lösung?

4.  $r_n$  ist der beste Wert für eine Stange der Länge  $n$



# Kaninchen!

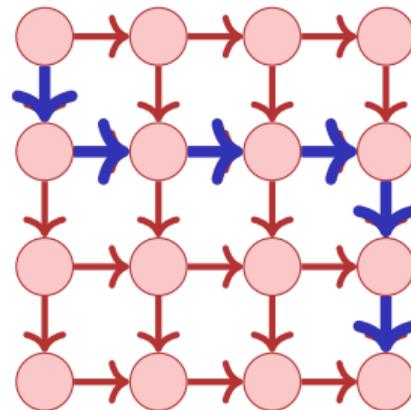
Anzahl mögliche Pfade?

- Auswahl von  $n - 1$  Wegen nach Süden aus  $2n - 2$  Wegen insgesamt.



$$\binom{2n - 2}{n - 1} \in \Omega(2^n)$$

⇒ Naiver Algorithmus hat keine Chance



Der Weg 100011  
(1:nach Süden, 0:nach Osten)

# Rekursion

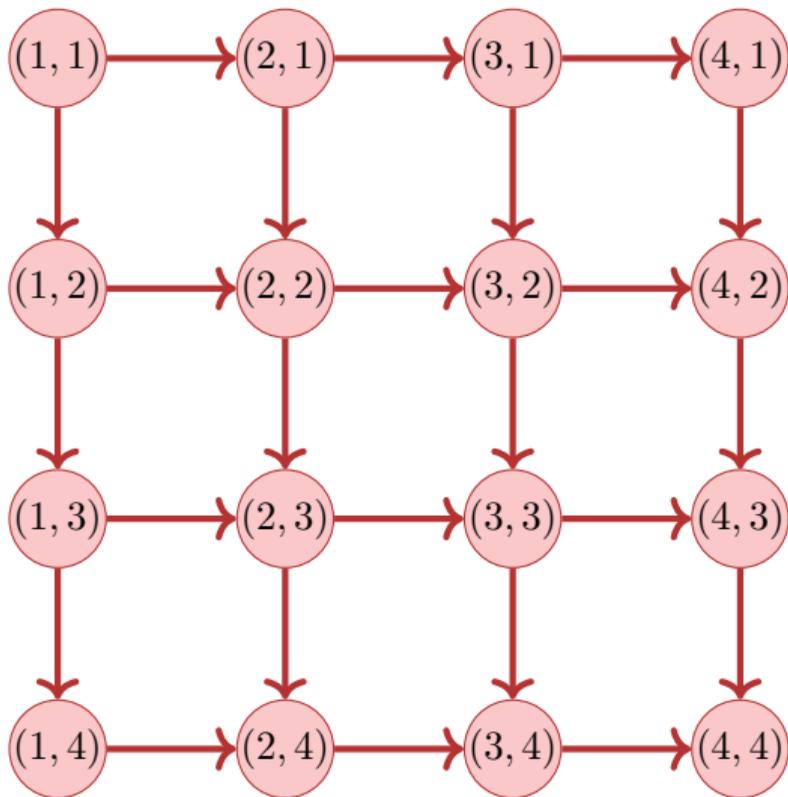
Gesucht:  $T_{1,1}$  = **Maximale Anzahl Rüben von**  $(1, 1)$  **nach**  $(n, n)$ .

Sei  $w_{(i,j)-(i',j')}$  Anzahl Rüben auf Kante von  $(i, j)$  nach  $(i', j')$ .

Rekursion (maximale Anzahl Rüben von  $(i, j)$  nach  $(n, n)$ )

$$T_{ij} = \begin{cases} \max\{w_{(i,j)-(i,j+1)} + T_{i,j+1}, w_{(i,j)-(i+1,j)} + T_{i+1,j}\}, & i < n, j < n \\ w_{(i,j)-(i,j+1)} + T_{i,j+1}, & i = n, j < n \\ w_{(i,j)-(i+1,j)} + T_{i+1,j}, & i < n, j = n \\ 0 & i = j = n \end{cases}$$

# Teilproblemabhängigkeitsgraph



# Bottom-Up Beschreibung am Beispiel

Dimension der Tabelle? Bedeutung der Einträge?

1. Tabelle  $T$  der Grösse  $n \times n$ . Eintrag bei  $i, j$  enthält die maximale Anzahl Rüben von  $(i, j)$  nach  $(n, n)$ .

Welche Einträge hängen nicht von anderen ab?

2. Wert  $T_{n,n}$  ist 0.

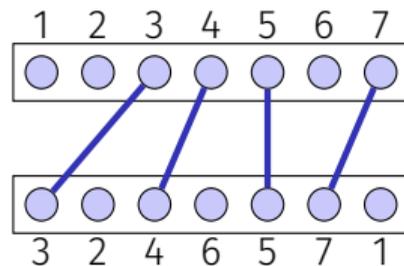
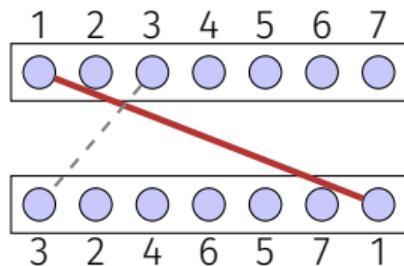
Berechnungsreihenfolge?

3.  $T_{i,j}$  mit  $i = n \searrow 1$  und für jedes  $i: j = n \searrow 1$ , (oder umgekehrt:  $j = n \searrow 1$  und für jedes  $j: i = n \searrow 1$ ).

Rekonstruktion einer Lösung?

4.  $T_{1,1}$  enthält die maximale Anzahl Rüben

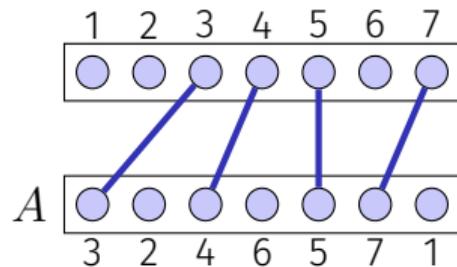
# Längste aufsteigende Teilfolge (LAT)



Verbinde so viele passende Anschlüsse wie möglich, ohne dass sich die Anschlüsse kreuzen.

# Formalisieren

- Betrachte Folge  $A_n = (a_1, \dots, a_n)$ .
- Suche eine längste aufsteigende Teilfolge von  $A_n$ .
- Beispiele aufsteigender Teilfolgen:  $(3, 4, 5)$ ,  $(2, 4, 5, 7)$ ,  $(3, 4, 5, 7)$ ,  $(3, 7)$ .



**Verallgemeinerung:** Lasse Zahlen ausserhalb von  $1, \dots, n$  zu, auch mit Mehrfacheinträgen. (Weitehrhin aber nur strikt aufsteigende Teilfolgen)  
Beispiel:  $(2,3,3,3,5,1)$  mit aufsteigender Teilfolge  $(2,3,5)$ .

# Erster Entwurf (Greedy)

Sei  $L_i =$  **längste Teilfolge von**  $A_i$ , ( $1 \leq i \leq n$ ).

Annahme: LAT  $L_k$  von  $A_k$  bekannt. Berechne LAT  $L_{k+1}$  für  $A_{k+1}$ .

Idee

$$L_{k+1} = \begin{cases} L_k \oplus a_{k+1} & \text{if } a_k > \max(L_k) \\ L_k & \text{sonst?} \end{cases}$$

## Gegenbeispiel

$$A_5 = (1, 2, 5, 3, 4).$$

$$A_3 = (1, 2, 5) \text{ mit } L_3 = A_3 \text{ und } L_4 = A_3.$$

Gierige Idee versagt hier: können nicht einfach von  $L_k$  auf  $L_{k+1}$  schliessen.

## Zweiter Entwurf (Prefix)

Sei  $L_i =$  **längste Teilfolge von  $A_i$** , ( $1 \leq i \leq n$ ).

Annahme: eine LAT  $L_j$  die mit  $a_j$  endet, bekannt für alle  $j \leq k$ . Wollen nun LAT  $L_{k+1}$  für  $k + 1$  berechnen.

Idee: betrachte alle passenden  $L_{k+1} = L_j \oplus a_{k+1}$  ( $j \leq k$ ) und wähle eine längste solche Folge.

### Beispiel

$$A_5 = (1, 2, 5, 3, 4).$$

$$L_1 = (1), L_2 = (1, 2), L_3 = (1, 2, 5), L_4 = (1, 2, 3), L_5 = (1, 2, 3, 4).$$

Das funktioniert mit Laufzeit  $n^2$  (und benötigt Zugriff auf alle Folgen  $L_i$ )

# Dritter Entwurf

Sei  $M_{n,i}$  = **längste Teilfolge von  $A_n$  der Länge  $i$**  ( $1 \leq i \leq n$ )

Annahme: die LAT  $M_{k,j}$  für  $A_k$ , **welche mit kleinstem Element enden** seien für alle Längen  $1 \leq j \leq k$  bekannt.

Betrachte nun alle passenden  $M_{k,j} \oplus a_{k+1}$  ( $j \leq k$ ) und aktualisiere die Tabelle der längsten aufsteigenden Folgen, welche mit kleinstem Element enden.

# Dritter Entwurf Beispiel

Beispiel:  $A = (1, 1000, 1001, 4, 5, 2, 6, 7)$

$A$	LAT $M_{k,\cdot}$
1	( <b>1</b> )
+ 1000	(1), (1, <b>1000</b> )
+ 1001	(1), (1, 1000), (1, 1000, <b>1001</b> )
+ 4	(1), (1, <b>4</b> ), (1, 1000, 1001)
+ 5	(1), (1, 4), (1, 4, <b>5</b> )
+ 2	(1), (1, <b>2</b> ), (1, 4, 5)
+ 6	(1), (1, 2), (1, 4, 5), (1, 4, 5, <b>6</b> )
+ 7	(1), (1, 2), (1, 4, 5), (1, 4, 5, 6), (1, 4, 5, 6, <b>7</b> )

# DP Table

- Idee: speichere jeweils nur das letzte Element der aufsteigenden Folge  $M_{k,j}$  am Slot  $j$ .
- Beispielfolge:  
13 12 15 11 16 14
- Problem: **Tabelle** enthält zum Schluss nicht die Folge, nur den letzten Wert.
- Lösung: **Zweite Tabelle** mit den Werten der Vorgänger.

$i$	1	2	3	4	5	6
Wert $a_i$	13	12	15	11	16	14
Vorgänger	$-\infty$	$-\infty$	12	$-\infty$	15	11

$j$	0	1	2	3	4	...
$(L_j)_j$	$-\infty$	11	14	16	$\infty$	

# Dynamic Programming Algorithmus LAT

Dimension der Tabelle? Bedeutung der Einträge?

1. Zwei Tabellen  $T[0, \dots, n]$  und  $V[1, \dots, n]$ .  $T[j]$ : letztes Element der aufsteigenden Folge  $M_{n,j}$   
 $V[j]$ : Wert des Vorgängers von  $a_j$ .  
Zu Beginn  $T[0] \leftarrow -\infty, T[i] \leftarrow \infty \forall i > 1$

Berechnung eines Eintrags

2. Einträge in  $T$  aufsteigend sortiert. Für jeden Neueintrag  $a_k$  binäre Suche nach  $l$ , so dass  $T[l] < a_k < T[l + 1]$ . Setze  $T[l + 1] \leftarrow a_k$ . Setze  $V[k] = T[l]$ .

# Dynamic Programming Algorithmus LAT

Berechnungsreihenfolge

3. Beim Traversieren der Liste werden die Einträge  $T[k]$  und  $V[k]$  mit aufsteigendem  $k$  berechnet.

Rekonstruktion einer Lösung?

4. Suche das grösste  $l$  mit  $T[l] < \infty$ .  $l$  ist der letzte Index der LAT. Suche von  $l$  ausgehend den Index  $i < l$ , so dass  $V[l] = a_i$ ,  $i$  ist der Vorgänger von  $l$ . Repetiere mit  $l \leftarrow i$  bis  $T[l] = -\infty$

# Analyse

## ■ Berechnung Tabelle:

- Initialisierung:  $\Theta(n)$  Operationen
- Berechnung  $k$ -ter Eintrag: Binäre Suche auf Positionen  $\{1, \dots, k\}$  plus konstante Anzahl Zuweisungen.

$$\sum_{k=1}^n (\log k + \mathcal{O}(1)) = \mathcal{O}(n) + \sum_{k=1}^n \log(k) = \Theta(n \log n).$$

- **Rekonstruktion:** Traversiere  $A$  von rechts nach links:  $\mathcal{O}(n)$ .

Somit Gesamtlaufzeit

$$\Theta(n \log n).$$

## 20.7 Editierdistanz

---

# Minimale Editierdistanz

Editierdistanz von zwei Zeichenketten  $A_n = (a_1, \dots, a_n)$ ,  $B_m = (b_1, \dots, b_m)$ .

## **Editieroperationen:**

- Einfügen eines Zeichens
- Löschen eines Zeichens
- Änderung eines Zeichens

Frage: Wie viele Editieroperationen sind mindestens nötig, um eine gegebene Zeichenkette  $A$  in eine Zeichenkette  $B$  zu überführen.

TIGER  $\rightarrow$  ZIGER  $\rightarrow$  ZIEGER  $\rightarrow$  ZIEGE

# Minimale Editierdistanz

Gesucht: Günstigste zeichenweise Transformation  $A_n \rightarrow B_m$  mit Kosten

Operation	Levenshtein	LGT <sup>33</sup>	allgemein
$c$ einfügen	1	1	ins( $c$ )
$c$ löschen	1	1	del( $c$ )
Ersetzen $c \rightarrow c'$	$\mathbb{1}(c \neq c')$	$\infty \cdot \mathbb{1}(c \neq c')$	repl( $c, c'$ )

Beispiel

T	I	G	E	R	T	I	_	G	E	R	T $\rightarrow$ Z	+E	-R
Z	I	E	G	E	Z	I	E	G	E	_	Z $\rightarrow$ T	-E	+R

---

<sup>33</sup>Längste gemeinsame Teilfolge – Spezialfall des Editierproblems

# Idee

Z I E G E → T I G E R

Möglichkeiten

1.

$c('ZIEG' \rightarrow 'TIGE') + c('E' \rightarrow 'R')$

Z I E G **E** → T I G E **R**

2.

$c('ZIEGE' \rightarrow 'TIGE') + c(\text{ins}('R'))$

Z I E G E → T I G E **+ R**

3.

$c('ZIEG' \rightarrow 'TIGER') + c(\text{del}('E'))$

Z I E G E **- E** → T I G E R

# DP

0.  $E(n, m)$  = minimale Anzahl Editieroperationen (ED Kosten) für  
 $a_{1..n} \rightarrow b_{1..m}$

1. Teilprobleme  $E(i, j)$  = ED von  $a_{1..i}, b_{1..j}$ .

#TP =  $n \cdot m$

2. Raten/Probieren

Kosten  $\Theta(1)$

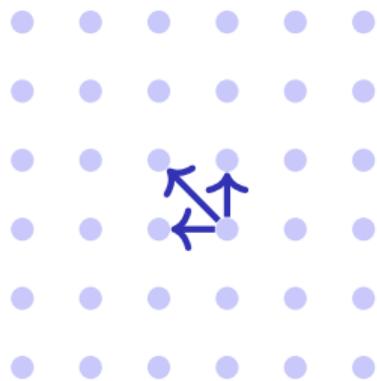
- $a_{1..i} \rightarrow a_{1..i-1}$  (löschen)
- $a_{1..i} \rightarrow a_{1..i}b_j$  (einfügen)
- $a_{1..i} \rightarrow a_{1..i-1}b_j$  (ersetzen)

3. Rekursion

$$E(i, j) = \min \begin{cases} \text{del}(a_i) + E(i - 1, j), \\ \text{ins}(b_j) + E(i, j - 1), \\ \text{repl}(a_i, b_j) + E(i - 1, j - 1) \end{cases}$$

# DP

## 4. Abhängigkeiten



⇒ Berechnung von links oben nach rechts unten. Zeilen- oder Spaltenweise.

## 5. Lösung steht in $E(n, m)$

# Beispiel (Levenshteinabstand)

$$E[i, j] \leftarrow \min \left\{ E[i-1, j] + 1, E[i, j-1] + 1, E[i-1, j-1] + \mathbb{1}(a_i \neq b_j) \right\}$$

	$\emptyset$	Z	I	E	G	E
$\emptyset$	0	1	2	3	4	5
T	1	1	2	3	4	5
I	2	2	1	2	3	4
G	3	3	2	2	1	3
E	4	4	3	2	3	2
R	5	5	4	3	3	3

Editierschritte: von rechts unten nach links oben, der Rekursion folgend.

# Bottom-Up DP Algorithmus ED

Dimension der Tabelle? Bedeutung der Einträge?

1. Tabelle  $E[0, \dots, m][0, \dots, n]$ .  $E[i, j]$ : Minimaler Editierabstand der Zeichenketten  $(a_1, \dots, a_i)$  und  $(b_1, \dots, b_j)$

Berechnung eines Eintrags

2.  $E[0, i] \leftarrow i \forall 0 \leq i \leq m$ ,  $E[j, 0] \leftarrow j \forall 0 \leq j \leq n$ . Berechnung von  $E[i, j]$  sonst mit  $E[i, j] = \min\{\text{del}(a_i) + E(i-1, j), \text{ins}(b_j) + E(i, j-1), \text{repl}(a_i, b_j) + E(i-1, j-1)\}$

# Bottom-Up DP Algorithmus ED

Berechnungsreihenfolge

3. Abhängigkeiten berücksichtigen: z.B. Zeilen aufsteigend und innerhalb von Zeilen Spalten aufsteigend.

Rekonstruktion einer Lösung?

4. Beginne bei  $j = m, i = n$ . Falls  $E[i, j] = \text{repl}(a_i, b_j) + E(i - 1, j - 1)$  gilt, gib  $a_i \rightarrow b_j$  aus und fahre fort mit  $(j, i) \leftarrow (j - 1, i - 1)$ ; sonst, falls  $E[i, j] = \text{del}(a_i) + E(i - 1, j)$  gib  $\text{del}(a_i)$  aus fahre fort mit  $j \leftarrow j - 1$ ; sonst, falls  $E[i, j] = \text{ins}(b_j) + E(i, j - 1)$ , gib  $\text{ins}(b_j)$  aus und fahre fort mit  $i \leftarrow i - 1$ . Terminiere für  $i = 0$  und  $j = 0$ .

# Analyse ED

- Anzahl Tabelleneinträge:  $(m + 1) \cdot (n + 1)$ .
- Berechnung jeweils mit konstanter Anzahl Zuweisungen und Vergleichen. Anzahl Schritte  $\mathcal{O}(mn)$
- Bestimmen der Lösung: jeweils Verringerung von  $i$  oder  $j$ . Maximal  $\mathcal{O}(n + m)$  Schritte.

Laufzeit insgesamt:

$$\mathcal{O}(mn).$$

# Matrix-Kettenmultiplikation

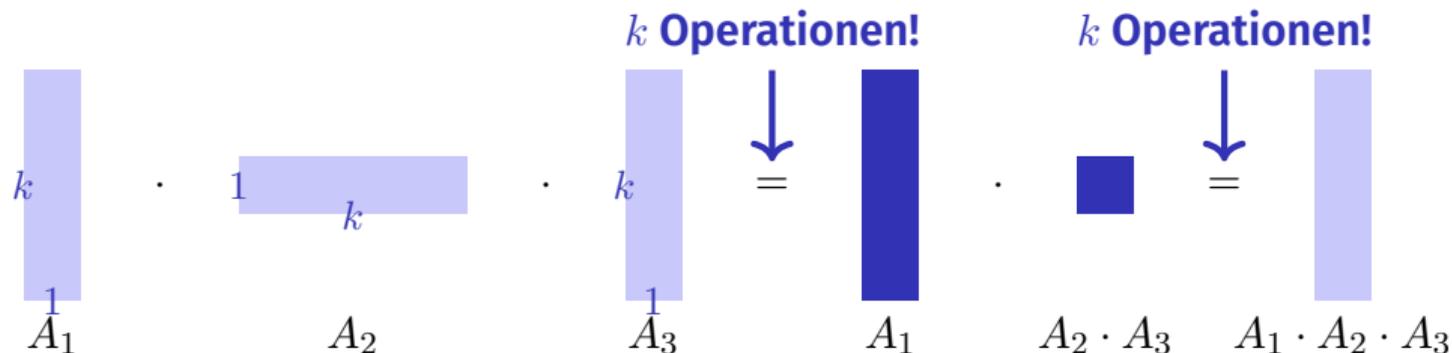
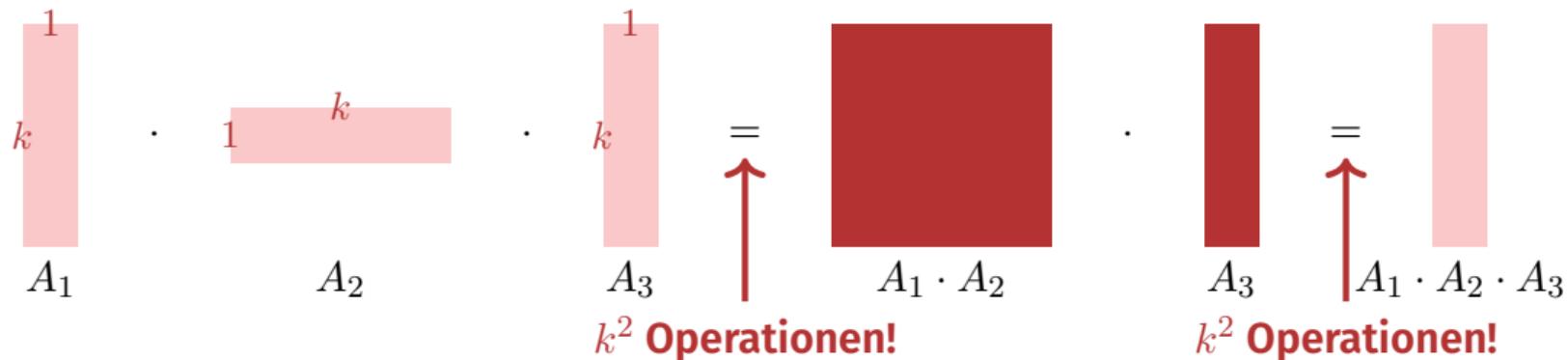
Aufgabe: Berechnung des Produktes  $A_1 \cdot A_2 \cdot \dots \cdot A_n$  von Matrizen  $A_1, \dots, A_n$ .

Matrizenmultiplikation ist assoziativ, d.h. Klammerung kann beliebig gewählt werden.

Ziel: möglichst effiziente Berechnung des Produktes.

Annahme: Multiplikation einer  $(r \times s)$ -Matrix mit einer  $(s \times u)$ -Matrix hat Kosten  $r \cdot s \cdot u$ .

# Macht das einen Unterschied?



# Rekursion

- Annahme, dass die bestmögliche Berechnung von  $(A_1 \cdot A_2 \cdots A_i)$  und  $(A_{i+1} \cdot A_{i+2} \cdots A_n)$  für jedes  $i$  bereits bekannt ist.
- Bestimme bestes  $i$ , fertig.

$n \times n$ -Tabelle  $M$ . Eintrag  $M[p, q]$  enthält Kosten der besten Klammerung von  $(A_p \cdot A_{p+1} \cdots A_q)$ .

$$M[p, q] \leftarrow \min_{p \leq i < q} (M[p, i] + M[i + 1, q] + \text{Kosten letzte Multiplikation})$$

# Berechnung der DP-Tabelle

- Randfälle:  $M[p, p] \leftarrow 0$  für alle  $1 \leq p \leq n$ .
- Berechnung von  $M[p, q]$  hängt ab von  $M[i, j]$  mit  $p \leq i \leq j \leq q$ ,  $(i, j) \neq (p, q)$ .  
Insbesondere hängt  $M[p, q]$  höchstens ab von Einträgen  $M[i, j]$  mit  $i - j < q - p$ .  
Folgerung: Fülle die Tabelle von der Diagonale ausgehend.

# Analyse

DP-Tabelle hat  $n^2$  Einträge. Berechnung eines Eintrages bedingt Betrachten von bis zu  $n - 1$  anderen Einträgen.

Gesamtlaufzeit  $\mathcal{O}(n^3)$ .

Auslesen der Reihenfolge aus  $M$ : Übung!

# Exkurs: Matrixmultiplikation

Betrachten Multiplikation zweier  $n \times n$ -Matrizen.

Seien

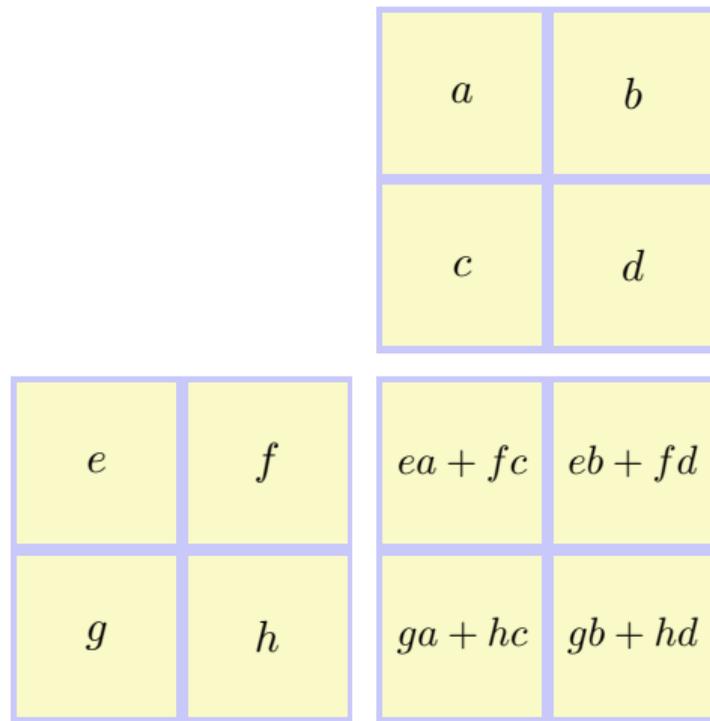
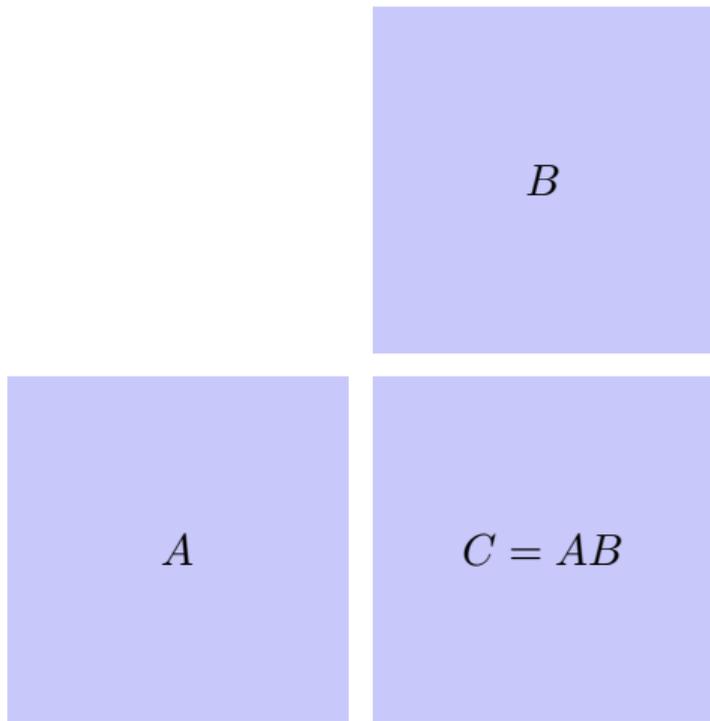
$$A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}, B = (b_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}, C = (c_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}, \\ C = A \cdot B$$

dann

$$c_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj}.$$

Naiver Algorithmus benötigt  $\Theta(n^3)$  elementare Multiplikationen.

# Divide and Conquer



# Divide and Conquer

- Annahme  $n = 2^k$ .
- Anzahl elementare Multiplikationen:  
 $M(n) = 8M(n/2), M(1) = 1$ .
- Ergibt  $M(n) = 8^{\log_2 n} = n^{\log_2 8} = n^3$ . Kein Gewinn 😞

		$a$	$b$
		$c$	$d$
$e$	$f$	$ea + fc$	$eb + fd$
$g$	$h$	$ga + hc$	$gb + hd$

# Strassens Matrixmultiplikation

## ■ Nichttriviale Beobachtung von Strassen (1969):

Es genügt die Berechnung der sieben Produkte

$$A = (e + h) \cdot (a + d), B = (g + h) \cdot a, C = e \cdot (b - d),$$

$$D = h \cdot (c - a), E = (e + f) \cdot d, F = (g - e) \cdot (a + b),$$

$$G = (f - h) \cdot (c + d). \text{ Denn:}$$

$$ea + fc = A + D - E + G, eb + fd = C + E,$$

$$ga + hc = B + D, gb + hd = A - B + C + F.$$

## ■ Damit ergibt sich $M'(n) = 7M(n/2)$ , $M'(1) = 1$ .

$$\text{Also } M'(n) = 7^{\log_2 n} = n^{\log_2 7} \approx n^{2.807}.$$

## ■ Schnellster bekannter Algorithmus: $\mathcal{O}(n^{2.37})$

		a	b
		c	d
e	f	ea + fc	eb + fd
g	h	ga + hc	gb + hd