

Datenstrukturen und Algorithmen

Vorlesung 20: Dynamische Programmierung (K15)

Joost-Pieter Katoen

Lehrstuhl für Informatik 2
Software Modeling and Verification Group

<http://www-i2.informatik.rwth-aachen.de/i2/dsal12/>

3. Juli 2012



Übersicht

1 Motivation

2 Dynamische Programmierung

- Rekursionsgleichungen

3 Anwendungen

- Ketten von Matrixmultiplikationen
- Das Rucksackproblem
- Longest Common Subsequence (LCS)

Übersicht

1 Motivation

2 Dynamische Programmierung

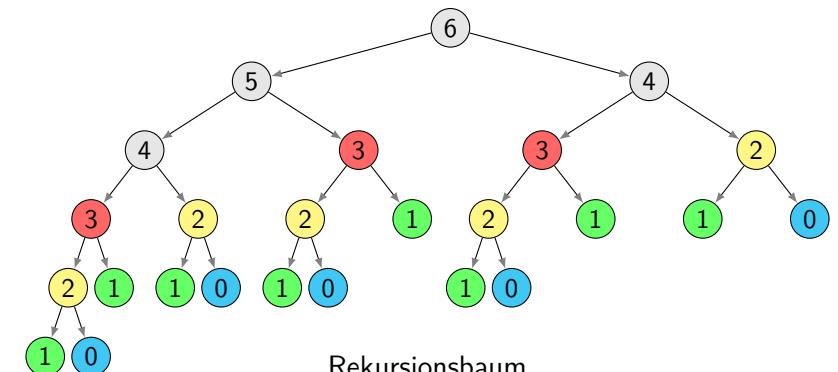
- Rekursionsgleichungen

3 Anwendungen

- Ketten von Matrixmultiplikationen
- Das Rucksackproblem
- Longest Common Subsequence (LCS)

Erinnerung: Fibonacci

$$Fib(0) = 0, \quad Fib(1) = 1, \quad Fib(n) = Fib(n-1) + Fib(n-2)$$



- ▶ Wir wollen z. B. $Fib(3)$ nicht ständig neu berechnen.
- ▶ *Idee: Speichere einmal berechnete Werte.*

Memoization

Memoization

- Bei jedem Funktionsaufruf überprüfe, ob das Ergebnis bereits berechnet wurde (im Cache ist).
- Ist das nicht der Fall, berechne den Wert und speichere zusätzlich das Ergebnis.

Beispiel

```

1 int fibDP(int n) {
2     if (n < 2) return n;
3     int f1 = getCache(n-1), f2 = getCache(n-2);
4     if (f1 == -1) f1 = fibDP(n-1); // nicht gefunden
5     if (f2 == -1) f2 = fibDP(n-2);
6     int fib = f1 + f2;
7     setCache(n, fib);
8     return fib;
9 }
```

Übersicht

1 Motivation

2 Dynamische Programmierung

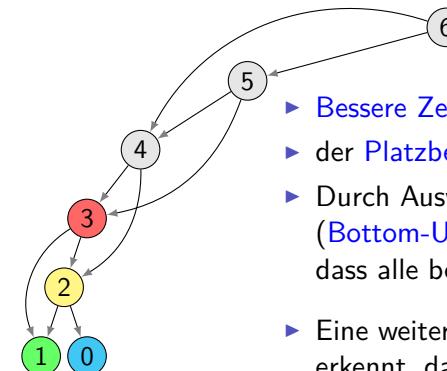
- Rekursionsgleichungen

3 Anwendungen

- Ketten von Matrixmultiplikationen
- Das Rucksackproblem
- Longest Common Subsequence (LCS)

Memoization – Dynamische Programmierung

- Memoization hilft, wenn die **Teilprobleme überlappen**.

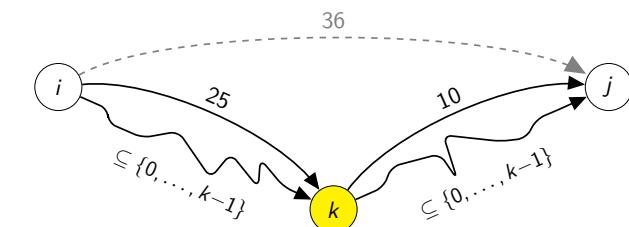


Abhängigkeitsgraph

- Bessere Zeit-Komplexität:** $\Theta(n)$ statt $\Theta(2^n)$, aber der Platzbedarf wächst dabei auf $\Theta(n)$.
- Durch Auswertung von unten-nach-oben (**Bottom-Up**) kann sogar sichergestellt werden, dass alle benötigten Werte bereits berechnet sind.
- Eine weitere Verbesserung ergibt sich, indem man erkennt, dass hier jeweils nur die **zwei letzten** Werte benötigt werden (in-place).

⇒ Auf diesen Grundideen basiert die **Dynamische Programmierung**.

Rekursionsgleichungen: Floyd-Warshall



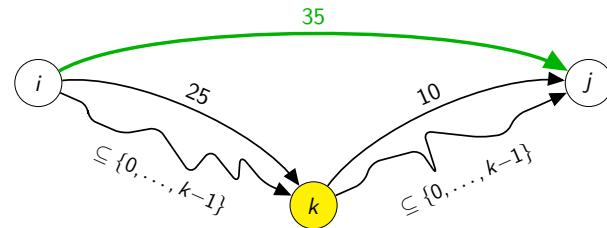
Sei $d_{ij}^{(k)}$ die Länge eines kürzesten Pfades von i nach j über Knoten in der Menge $\{0, 1, \dots, k\}$.

Rekursionsgleichung die dem Algorithmus zur Grunde liegt:

$$d_{ij}^{(k)} = \begin{cases} W(i, j) & \text{für } k = 0 \\ \min(d_{ij}^{(k-1)}, d_{ik}^{(k-1)} + d_{kj}^{(k-1)}) & \text{für } k > 0 \end{cases}$$

- Top-down Abhängigkeit: $d_{ij}^{(k)}$ hängt von $d_{ij}^{(k-1)}$ ab.
- Bottom-up Berechnung: $d_{ij}^{(0)}, d_{ij}^{(1)}, d_{ij}^{(2)}, \dots$ usw.

Rekursionsgleichungen: Floyd-Warshall



Sei $d_{ij}^{(k)}$ die Länge eines kürzesten Pfades von i nach j über Knoten in der Menge $\{0, 1, \dots, k\}$.

Rekursionsgleichung die dem Algorithmus zur Grunde liegt:

$$d_{ij}^{(k)} = \begin{cases} W(i, j) & \text{für } k = 0 \\ \min(d_{ij}^{(k-1)}, d_{ik}^{(k-1)} + d_{kj}^{(k-1)}) & \text{für } k > 0 \end{cases}$$

- Top-down Abhängigkeit: $d_{ij}^{(k)}$ hängt von $d_{ij}^{(k-1)}$ ab.
- Bottom-up Berechnung: $d_{ij}^{(0)}, d_{ij}^{(1)}, d_{ij}^{(2)}, \dots$ usw.

Übersicht

1 Motivation

2 Dynamische Programmierung

- Rekursionsgleichungen

3 Anwendungen

- Ketten von Matrixmultiplikationen
- Das Rucksackproblem
- Longest Common Subsequence (LCS)

Dynamische Programmierung

- Die meisten DP-Probleme sind Optimierungsprobleme, d. h. es gibt verschiedene Lösungen, die mit einer **Kostenfunktion** bewertet werden. Gesucht ist jeweils eine Lösung mit **minimalen Kosten** (bzw. maximalem Wert).

Dynamischer Programmierung kann man i. d. R. in vier Teile gliedern:

1. Charakterisiere die **Struktur** einer optimalen Lösung, und stelle fest ob diese DP ermöglicht.
 - Teilprobleme sind (teilweise) überlappend
 - Rekursive Abhängigkeit zwischen den Teilproblemen.
2. Stelle die **Rekursionsgleichung** (top-down) für den **Wert** der Lösung auf.
3. Löse **Rekursionsgleichung** bottom-up.
4. Bestimme aus dem Wert der Lösung die **Argumente** der Lösung. Rekonstruiere die Lösung.

Weitere Bsp: Fibonacci, CYK (Cock-Younger-Kasami)-Algorithmus (VL FOSAP), Floyd(-Warshall), ...

Ketten von Matrixmultiplikationen – Motivation (I)

Matrixmultiplikation

$$C = A \cdot B \text{ mit } A \in \mathbb{R}^{i \times j}, B \in \mathbb{R}^{j \times k}, C \in \mathbb{R}^{i \times k}.$$

- Die Anzahl der Spalten in Matrix A muss dabei gleich der Anzahl der Zeilen in B sein.
- Komplexität: $i \cdot j \cdot k$ Fließkomma-Multiplikationen.

- Betrachte nun die Multiplikation **mehrerer** Matrizen:

$$M = A_1 \cdot A_2 \cdot \dots \cdot A_n$$

- Wir gehen davon aus, dass die Matrizen jeweils miteinander **kompatibel** sind.

- Solche Ketten lassen sich wegen der Assoziativität der Matrixmultiplikation in **beliebiger Reihenfolge** berechnen / klammern.

Ketten von Matrixmultiplikationen – Motivation (II)

Beispiel

Sei $A_1 \in \mathbb{R}^{10 \times 100}$, $A_2 \in \mathbb{R}^{100 \times 5}$, $A_3 \in \mathbb{R}^{5 \times 50}$.

- ▶ Berechnen wir $A_1 \cdot (A_2 \cdot A_3)$, so muss man $10 \cdot 100 \cdot 50 + 100 \cdot 5 \cdot 50 = 50\,000 + 25\,000 = 75\,000$ mal multiplizieren.
- ▶ Berechnen wir aber $(A_1 \cdot A_2) \cdot A_3$, dann ergeben sich $10 \cdot 100 \cdot 5 + 10 \cdot 5 \cdot 50 = 5000 + 2500 = 7500$ Multiplikationen.

Problem

Finde für eine Kette von Matrizen A_1, A_2, \dots, A_n , mit Dimensionen $d_0 \times d_1, d_1 \times d_2, \dots, d_{n-1} \times d_n$, eine Klammerung, so dass die Anzahl der Fließkomma-Multiplikationen **minimal** ist.

Rekursionsgleichung

$$\underbrace{(A_1 \cdots A_k)}_{k \text{ Matrizen}} \cdot \underbrace{(A_{k+1} \cdots A_n)}_{n-k \text{ Matrizen}}$$

$m[i, j]$ sei die **minimale** Anzahl Multiplikationen für die Teilkette $A_i \cdots A_j$.

- ▶ Offenbar ist $m[i, i] = 0$ für alle $0 < i \leq n$.
- ▶ Die Dimension einer Teilkette ist $d_{i-1} \times d_j$.
- ▶ Teilen bei Position k ergibt: $m[i, j] = m[i, k] + d_{i-1} \cdot d_k \cdot d_j + m[k+1, j]$.
- ▶ Wir suchen dabei das **optimale** k , also:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{für } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} (m[i, k] + m[k+1, j] + d_{i-1} \cdot d_k \cdot d_j) & \text{für } i < j. \end{cases}$$

Ketten von Matrixmultiplikationen

Sei $P(n)$ die Anzahl der möglichen Klammerungen für n Matrizen:

$$\underbrace{(A_1 \cdots A_k)}_{k \text{ Matrizen}} \cdot \underbrace{(A_{k+1} \cdots A_n)}_{n-k \text{ Matrizen}}$$

Damit erhält man die Rekursionsgleichung

$$P(n) = \sum_{k=1}^{n-1} P(k) \cdot P(n-k), \quad P(1) = 1.$$

- ▶ Deren Lösung liegt in $\Omega(2^n)$.
- ▶ Einfach **alle Möglichkeiten auszuprobieren** ist **keine Option**.

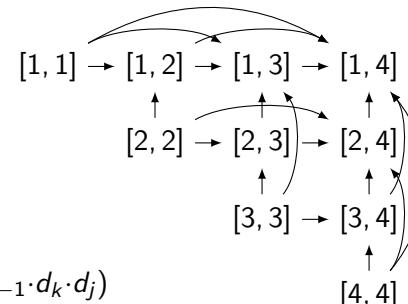
Idee: Stelle nach dem selben Prinzip eine Rekursionsgleichung für die **minimale** Anzahl an Multiplikationen auf.

Ketten von Matrixmultiplikationen – Bottom-Up-Lösung (I)

$$m[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{für } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} (m[i, k] + m[k+1, j] + d_{i-1} \cdot d_k \cdot d_j) & \text{für } i < j. \end{cases}$$

- ▶ Wie bei Fibonacci wird z. B. das Teilproblem $m[0, 1]$ **mehrfach** verwendet: von $m[0, 2], m[0, 3], \dots, m[0, n]$.
- ▶ Es gibt für alle $1 \leq i < j \leq n$ ein Teilproblem, also insgesamt nur $\binom{n}{2} \in \Theta(n^2)$ Teilprobleme.
- ▶ Wählen wir eine **geschickte Berechnungsreihenfolge** und speichern alle $m[i, j]$, dann lässt sich $m[i, j]$ in $\Theta(n)$ berechnen, da die Werte $m[i, k]$ und $m[k+1, j]$ bereits bekannt sind.

Ketten von Matrixmultiplikationen – Bottom-Up-Lösung (II)



$$m[i, j] = \min_{i \leq k < j} (m[i, k] + m[k+1, j] + d_i \cdot d_k \cdot d_j)$$

- ▶ Damit ist eine Zeitkomplexität von $\Theta(n^3)$ bei einem Platzbedarf von $\Theta(n^2)$ möglich.
- ▶ Erinnerung: Die naive Variante hätte $\Omega(2^n)$ Zeit, allerdings bei nur $\Theta(1)$ Platzbedarf, benötigt (*Time-Memory-Tradeoff*).
- ▶ In der Regel ist es nun eine große Zeitsparnis, zunächst die optimale Klammerung zu finden, statt unüberlegt zu multiplizieren.

Ketten von Matrixmultiplikationen – Beispiel

Beispiel

Sei $A_0 \in \mathbb{R}^{30 \times 1}$, $A_1 \in \mathbb{R}^{1 \times 40}$, $A_2 \in \mathbb{R}^{40 \times 10}$, $A_3 \in \mathbb{R}^{10 \times 25}$.

$m[i, j] = \min(m[i, k] + m[k+1, j] + \dim[i] * \dim[k+1] * \dim[j+1])$;
 $\dim[] = \{30, 1, 40, 10, 25\}$;

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1200 & 700 & 1400 \\ 1 & 0 & 400 & 650 \\ 2 & & 0 & 10000 \\ 3 & & & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ & 1 & 2 \\ & & 2 \end{bmatrix}$$

- ▶ $((A_0 A_1) A_2) A_3$ benötigt 20 700 Multiplikationen.
- ▶ Rekonstruktion: $A_0 \cdot ((A_1 \cdot A_2) \cdot A_3)$ ist optimal – 1400 Multiplikationen.

Ketten von Matrixmultiplikationen – Algorithmus

```

1 // Eingabe: Die Dimensionen der Matrizen: dim[i]=d; für i=0...n
2 int matMultOrder(int dim[n+1], int n) {
3     int m[n,n]; // hier 0-basiert!
4     for (int i = 0; i < n; i++)
5         m[i,i] = 0; // Diagonale
6     for (int i = n-1; i >= 0; i--) // Zeilen
7         for (int j = i+1; j < n; j++) { // Spalten
8             int curMin = +inf;
9             for (int k = i; k < j-1; k++) {
10                 curMin = min(curMin,
11                             m[i,k] + m[k+1,j] + dim[i]*dim[k+1]*dim[j+1]);
12             }
13             m[i,j] = curMin;
14         }
15     return m[0,n-1];
16 }
```

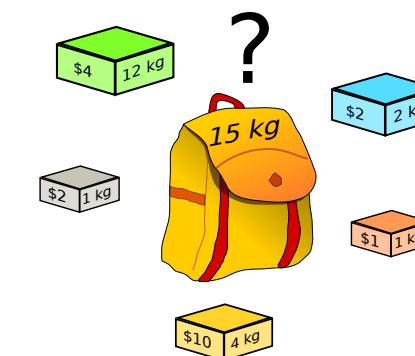
- ▶ Zur einfacheren Rekonstruktion der Lösung werden wir in einer zweiten Matrix jeweils den Index k mit dem Minimum speichern.

Das Rucksackproblem (I)

Das Rucksackproblem (0-1 Knapsack)

Gegeben sei ein Rucksack, mit maximaler Tragkraft M , sowie n Gegenstände, die sowohl ein Gewicht als auch einen Wert haben.

Nehme möglichst viel Wert mit, ohne den Rucksack zu überladen.



Das Rucksackproblem (II)

Gegeben:

- ▶ Maximale Tragkraft M ,
- ▶ n Gegenstände: $G = \{0, \dots, n-1\}$,
- ▶ Gewichte: $w_i \in \mathbb{N}_0$ für $i \in G$,
- ▶ Wert: $c_i \in \mathbb{N}_0$ für $i \in G$ (bzw. Kosten).

Gesucht:

- ▶ Der maximale Wert c_{\max} .
- ▶ $S \subseteq G$ mit $c_{\max} = \sum_{i \in S} c_i$ unter der Nebenbedingung $\sum_{i \in S} w_i \leq M$.

Das Rucksackproblem – Rekursionsgleichung (II)

Sei also $C[i, j]$ der maximale Wert des Rucksacks mit Tragkraft j , wenn man nur die Gegenstände $\{0, \dots, i-1\}$ berücksichtigt.

Es ergibt sich folgende Rekursionsgleichung:

$$C[i, j] = \begin{cases} \max(C[i-1, j], c_{i-1} + C[i-1, j-w_{i-1}]) & \text{für } j < 0 \\ -\infty & \text{für } i = 0, j \geq 0 \\ 0 & \text{für } i = 0, j \geq 0 \end{cases}$$

- ▶ Dann ist $c_{\max} = C[n, M]$.
- ▶ Diese Rekursionsgleichung lösen wir nun bottom-up, indem wir die Rucksäcke mit allen möglichen Gewichten $\{0, \dots, M\}$ berechnen, wenn wir jeweils einen weiteren Gegenstand hinzunehmen.

Das Rucksackproblem – Rekursionsgleichung (I)

Wir wollen das Problem mittels Dynamischer Programmierung lösen.

- ▶ Wir bestimmen zunächst c_{\max} :
- ▶ Angenommen wir kennen den maximalen Wert c'_{\max} des Rucksacks mit Tragkraft M' , bei dem nur die ersten $n-1$ Gegenstände berücksichtigt werden.
- ▶ Für c_{\max} stellt sich also die Frage, ob der n -te Gegenstand (Gewicht: w_{n-1} , Wert: c_{n-1}) mitgenommen wird.

Betrachten wir beide Fälle:

Ohne: c_{\max} wäre dann gleich c'_{\max} für $M' = M$.

Mit: c_{\max} wäre dann gleich $c'_{\max} + c_{n-1}$ für $M' = M - w_{n-1}$.
Falls $M' < 0$, dann setzen wir $c'_{\max} = -\infty$ („geht nicht“).

⇒ Wähle den Fall mit dem größeren Wert.

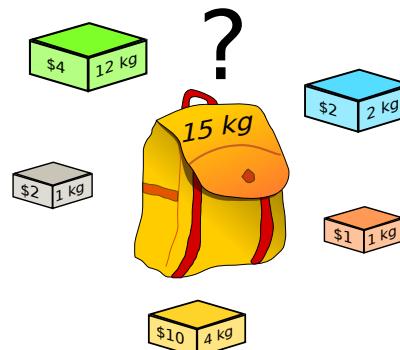
Das Rucksackproblem – Algorithmus

```

1 // Eingabe: Gewichte w[i], Werte c[i], Tragkraft M
2 int knapDP(int w[n], int c[n], int n, int M) {
3     int C[n+1, M+1];
4     for (int j = 0; j <= M; j++)
5         C[0, j] = 0;
6     for (int i = 1; i <= n; i++)
7         for (int j = 0; j <= M; j++)
8             if (w[i-1] <= j) {
9                 C[i, j] = max(C[i-1, j], c[i-1] + C[i-1, j-w[i-1]]);
10            } else {
11                C[i, j] = C[i-1, j]; // passt nicht
12            }
13     return C[n, M];
14 }
```

- ▶ Zeitkomplexität: $\Theta(n \cdot M)$, Platzkomplexität: $\Theta(n \cdot M)$.

Das Rucksackproblem – Beispiel



Das Rucksackproblem – Rekonstruktion

Offen ist noch die Frage, welche Gegenstände ($S \subseteq G$) nun eigentlich mitgenommen werden müssen, um c_{\max} zu erreichen.

- Falls $C[i, j] = C[i - 1, j]$ ist, dann wurde der Gegenstand nicht mitgenommen (auch bei $c_i = 0$).
- Ausgehend von $C[n, M]$ kann man somit (mit Hilfe der w_i) die Menge S rekonstruieren (in $\Theta(n)$).

Beispiel

$w[] = \{ 2, 12, 1, 1, 4 \}$, $c[] = \{ 2, 4, 2, 1, 10 \}$, $M = 15$

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
2	0	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	4	4	6
3	0	2	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	6	6	8
4	0	2	3	4	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	6	8
	0	2	3	4	10	12	13	14	15	15	15	15	15	15	15	15

Largest Common Subsequence – einige Begriffe

Teilsequenz

Sei $A = (a_1, \dots, a_m)$ eine Sequenz. Die Sequenz $A_{i_k} = (a_{i_1}, \dots, a_{i_k})$ ist eine **Teilsequenz** von A wobei $i_1 < i_2 < \dots < i_k$ und $i_j \in \{1, \dots, m\}$.

Eine Teilsequenz von A entsteht aus A indem Elemente weggelassen werden.

Beispiel

bcd und **aa** sind Teilsequenzen von $A = \textcolor{red}{a} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{d} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b}$.

Gemeinsame Teilsequenz

Sequenz C ist eine **gemeinsame Teilsequenz** von A und B wenn C sowohl von A als auch von B eine Teilsequenz ist.

Beispiel

bca ist eine gemeinsame Teilsequenz von $A = \textcolor{red}{a} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{d} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b}$ und $B = \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{d} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{a}$.

Largest Common Subsequence – einige Begriffe

Problem der längsten gemeinsamen Teilsequenz

Gegeben die zwei Sequenzen $A = (a_1, \dots, a_m)$ und $B = (b_1, \dots, b_n)$, bestimme deren längsten gemeinsamen Teilsequenz (longest common subsequence), $LCS(A, B)$.

Beispiel

bca ist eine gemeinsame Teilsequenz von $A = \textcolor{red}{a} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{d} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b}$ und $B = \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{d} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{a}$, aber keine LCS.

bcba ist eine LCS von $A = \textcolor{red}{a} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{d} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b}$ und $B = \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{d} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{a}$.

bdab ist auch eine LCS von $A = \textcolor{red}{a} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{b} \textcolor{red}{d} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b}$ und $B = \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{d} \textcolor{red}{c} \textcolor{blue}{a} \textcolor{red}{b} \textcolor{blue}{a}$.

Naiver Ansatz: betrachte alle Teilsequenzen von A , und überprüfe, welche auch eine Teilsequenz von B sind, und bewahre die längste gefundene Teilsequenz. Zeitkomplexität $\Theta(2^m)$ da es 2^m Teilsequenzen von A gibt.

Longest Common Subsequence – Eigenschaften (I)

Sei $A_i = (a_1, \dots, a_i)$ der i -te Präfix von $A = (a_1, \dots, a_m)$ für $0 \leq i \leq m$.

Lemma (Optimale Teilstruktur)

- Enden zwei Sequenzen mit dem selben Zeichen $a_m = b_n$, dann ist dieses Zeichen auch Teil der LCS:

$$LCS(A_m, B_n) = (LCS(A_{m-1}, B_{n-1}), a_m).$$

- Andernfalls gilt entweder

$$LCS(A_m, B_n) = LCS(A_m, B_{n-1}) \quad \text{oder}$$

$$LCS(A_m, B_n) = LCS(A_{m-1}, B_n).$$

Insbesondere ist

$$|LCS(A_m, B_n)| = \max(|LCS(A_m, B_{n-1})|, |LCS(A_{m-1}, B_n)|).$$

Longest Common Subsequence – Rekursionsgleichung

Wir können wieder die Rekursionsgleichung für den Wert, also die Länge der LCS aufstellen: $L[i, j] = |LCS(A_i, B_j)|$

$$L[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{für } i = 0 \text{ oder } j = 0 \\ L[i - 1, j - 1] + 1 & \text{falls } a_i = b_j, i, j > 0 \\ \max(L[i, j - 1], L[i - 1, j]) & \text{falls } a_i \neq b_j, i, j > 0 \end{cases}$$

- Das lässt sich direkt als Algorithmus umsetzen (Hausaufgabe).
- Dessen Laufzeit ist $O(|A| \cdot |B|)$, ebenso seine Platzkomplexität.
- Ähnlich dem Rucksackproblem lässt sich dann die LCS rekonstruieren.

Longest Common Subsequence – Eigenschaften (II)

Lemma (Optimale Teilstruktur)

Enden zwei Sequenzen mit dem selben Zeichen $a_m = b_n$, dann:

$$LCS(A_m, B_n) = (LCS(A_{m-1}, B_{n-1}), a_m).$$

Beweis.

Sei $C = LCS(A_m, B_n)$ der Länge k . Wenn a_m nicht als letztes Zeichen in C vorkommt, dann könnte man a_m an C anhängen, und würde eine Teilsequenz von A_m und B_n erhalten. Dies widerspricht der Annahme, dass C eine LCS ist.

Nun ist der Präfix C_{k-1} eine gemeinsame Teilsequenz von A_{m-1} und B_{n-1} der Länge $k-1$. Wir zeigen $C_{k-1} = LCS(A_{m-1}, B_{n-1})$.

Widerspruchsbeweis. Nehme an, es gibt eine gemeinsame Teilsequenz D von A_{m-1} und B_{n-1} mit einer Länge von mindestens k . Dann würde das Anhängen von $a_m = b_n$ an D zu einer gemeinsamen Teilsequenz von A und B führen, deren Länge größer ist als k . Widerspruch. \square

Longest Common Subsequence – Beispiel

Zur Verdeutlichung verwenden wir folgende Notation:

- \nwarrow bei $a_i = b_j$, also $L[i, j] = L[i - 1, j - 1] + 1$
- \uparrow bei $a_i \neq b_j$, für $L[i, j] = L[i - 1, j]$
- \leftarrow bei $a_i \neq b_j$, für $L[i, j] = L[i, j - 1]$ und nicht \uparrow

Beispiel

	N	I	E	D	E	R	L	A	N	D	E
D	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\nwarrow 1$	$\leftarrow 1$	$\nwarrow 1$	$\leftarrow 1$				
E	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\nwarrow 1$	$\uparrow 1$	$\nwarrow 2$	$\leftarrow 2$	$\leftarrow 2$	$\leftarrow 2$	$\leftarrow 2$	$\nwarrow 2$
U	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\uparrow 1$	$\uparrow 1$	$\uparrow 2$					
T	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\uparrow 1$	$\uparrow 1$	$\uparrow 2$					
S	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\uparrow 1$	$\uparrow 1$	$\uparrow 2$					
C	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\uparrow 1$	$\uparrow 1$	$\uparrow 2$					
H	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\uparrow 1$	$\uparrow 1$	$\uparrow 2$					
L	0	$\uparrow 0$	$\uparrow 0$	$\uparrow 1$	$\uparrow 1$	$\uparrow 2$	$\uparrow 2$	$\nwarrow 3$	$\leftarrow 3$	$\leftarrow 3$	$\leftarrow 3$
A	0										
N	0										
D	0										

Longest Common Subsequence – Beispiel

Zur Verdeutlichung verwenden wir folgende Notation:

- \nwarrow bei $a_i = b_j$, also $L[i, j] = L[i - 1, j - 1] + 1$
- \uparrow bei $a_i \neq b_j$, für $L[i, j] = L[i - 1, j]$
- \leftarrow bei $a_i \neq b_j$, für $L[i, j] = L[i, j - 1]$ und nicht \uparrow

Beispiel

	N	I	E	D	E	R	L	A	N	D	E
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 0	\nwarrow 1	\leftarrow 1	\leftarrow 1	\leftarrow 1	\leftarrow 1	\nwarrow 1	\leftarrow 1
E	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\nwarrow 1	\uparrow 1	\nwarrow 2	\leftarrow 2	\leftarrow 2	\leftarrow 2	\leftarrow 2	\nwarrow 2
U	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2					
T	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2					
S	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2					
C	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2					
H	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2					
L	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2	\uparrow 2	\nwarrow 3	\leftarrow 3	\leftarrow 3	\leftarrow 3
A	0	\uparrow 0	\uparrow 0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2	\uparrow 2	\uparrow 3	\nwarrow 4	\leftarrow 4	\leftarrow 4
N	0	\nwarrow 1	\leftarrow 1	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 2	\uparrow 2	\uparrow 3	\uparrow 4	\nwarrow 5	\leftarrow 5
D	0	\uparrow 1	\uparrow 1	\uparrow 1	\nwarrow 2	\uparrow 2	\uparrow 2	\uparrow 3	\uparrow 4	\uparrow 5	\nwarrow 6