

Grundzüge der Informatik 1

Vorlesung 12



Dynamische Programmierung

Überblick

- Wiederholung
 - Rucksackproblem
 - Entwicklung der Rekursionsgleichung
 - Entwicklung des Algorithmus
 - Finden einer optimalen Lösung
- Dynamische Programmierung auf Zeichenketten
 - Längste gemeinsame Teilfolge
 - Finden einer Rekursionsgleichung
 - Entwicklung des Algorithmus
 - Finden einer optimalen Lösung

Dynamische Programmierung

Dynamische Programmierung für Optimierungsprobleme

1. Bestimme rekursive Struktur einer optimalen Lösung durch Zurückführen auf optimale Teillösungen
2. Entwerfe rekursive Methode zur Bestimmung des *Wertes* einer optimalen Lösung.
3. Transformiere rekursive Methode in eine iterative (bottom-up) Methode zur Bestimmung des Wertes einer optimalen Lösung.
4. Bestimmen aus dem Wert einer optimalen Lösung und in 3. ebenfalls berechneten Zusatzinformationen eine optimale Lösung.

Dynamische Programmierung

Das Rucksackproblem

- Rucksack mit begrenzter Kapazität
- Objekte mit unterschiedlichem Wert und unterschiedlicher Größe
- Wir wollen Objekte von möglichst großem Gesamtwert mitnehmen

Beispiel

- Rucksackgröße 6

Größe	5	2	1	3	7	4
Wert	11	5	2	8	14	9

- Objekt 1 und 3 passen in den Rucksack und haben einen Gesamtwert von 13
- Objekte 2,3 und 4 passen und haben Gesamtwert von 15

Dynamische Programmierung

- Rucksackproblem

Lemma 11.3 (Rekursive Struktur einer optimalen Lösung)

- Sei $O \subseteq \{1, \dots, i\}$ eine optimale Lösung für das Rucksackproblem mit Objekten aus $\{1, \dots, i\}$ und Rucksackgröße j . Es bezeichne $\text{Opt}(i, j)$ den Wert dieser optimalen Lösung. Dann gilt:
 - (a) Ist Objekt i in O enthalten, so ist $O \setminus \{i\}$ eine optimale Lösung für das Rucksackproblem mit Objekten aus $\{1, \dots, i-1\}$ und Rucksackgröße $j - g[i]$. Insbesondere gilt $\text{Opt}(i, j) = w[i] + \text{Opt}(i-1, j - g[i])$.
 - (b) Ist Objekt i nicht in O enthalten, so ist O eine optimale Lösung für das Rucksackproblem mit Objekten aus $\{1, \dots, i-1\}$ und Rucksackgröße j . Insbesondere gilt $\text{Opt}(i, j) = \text{Opt}(i-1, j)$.

Dynamische Programmierung

- Rucksackproblem

Korollar 11.4 (Rekursion zu den Kosten einer opt. Lösung)

▪ Es gilt

(a) $\text{Opt}(1, j) = w[1]$ für $j \geq g[1]$

(b) $\text{Opt}(1, j) = 0$ für $j < g[1]$

(c) $\text{Opt}(i, j) = \max\{\text{Opt}(i-1, j), w[i] + \text{Opt}(i-1, j-g[i])\}$, falls $i > 1$ und $g[i] \leq j$, und

(d) $\text{Opt}(i, j) = \text{Opt}(i-1, j)$, falls $i > 1$ und $g[i] > j$.

Dynamische Programmierung

- Rucksackproblem

Rucksack(n,g,w,G)

```
1. Opt = new array [1,...,n][0,...,G]
2. for j = 0 to G do
3.     if j < g[1] then Opt[1,j] = 0
4.     else Opt[1,j] = w[1]
5. for i = 2 to n do
6.     for j = 0 to G do
7.         if g[i] ≤ j then Opt[i,j] = max{Opt[i-1,j], w[i] + Opt[i-1,j-g[i]]}
8.         else Opt[i,j] = Opt[i-1,j]
9. return Opt[n,G]
```

* Rekursionsabbruch

Laufzeit

- $O(nG)$

Dynamische Programmierung

- Rucksackproblem

Beobachtung

- Sei R der Wert einer optimalen Lösung für Objekte aus $\{1, \dots, i\}$
- Falls $g[i] \leq j$ und $\text{Opt}(i-1, j-g[i]) + w[i] = R$, so ist Objekt i in mindestens einer optimalen Lösung enthalten

Dynamische Programmierung

- Rucksackproblem

RucksackLösung(Opt,g,w,i,j)

1. **if** $i=0$ **return** \emptyset
2. **else if** $g[i]>j$ **then return** RucksackLösung(Opt,g,w,i-1,j)
3. **else if** $Opt[i,j]=w[i] + Opt[i-1,j-g[i]]$ **then**
 return $\{i\} \cup$ RucksackLösung(Opt,g,w,i-1,j-g[i])
4. **else return** RucksackLösung(Opt,g,w,i-1,j)

Aufruf

- Nach der Berechnung der Tabelle Opt von Rucksack wird RucksackLösung mit Opt, g,w, $i=n$ und $j=G$ aufgerufen.

Dynamische Programmierung - Rucksackproblem

Satz 11.6

Mit Hilfe der Algorithmen Rucksack und RucksackLösung kann man in $O(nG)$ Zeit eine optimale Lösung für das Rucksackproblem berechnen, wobei n die Anzahl der Objekte ist und G die Größe des Rucksacks.

.

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Ziel

- Nutzen von dynamischer Programmierung für Probleme auf Strings

Ansatz

- Rekursive Beschreibung einer optimalen Lösung
- Rekursion für den Wert einer optimalen Lösung (hier: Länge eines Strings)
- Entwicklung des Algorithmus
- Herleiten des Lösungsstrings aus der Tabelle des dynamischen Programms

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Definition 12.1 (Teilfolge)

- Ein *Alphabet* bezeichnet eine endliche Menge von Zeichen
- Seien $X=(x_1,\dots,x_m)$ und $Y=(y_1,\dots,y_n)$ zwei Folgen, wobei $x_i, y_j \in A$ für ein endliches Alphabet A .
- Y heißt *Teilfolge* von X , wenn es aufsteigend sortierte Indizes i_1,\dots,i_n gibt mit $x_{i_j} = y_j$ für $j = 1,\dots,n$.

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Definition 12.1 (Teilfolge)

- Ein *Alphabet* bezeichnet eine endliche Menge von Zeichen
- Seien $X=(x_1,\dots,x_m)$ und $Y=(y_1,\dots,y_n)$ zwei Folgen, wobei $x_i, y_j \in A$ für ein endliches Alphabet A .
- Y heißt *Teilfolge* von X , wenn es aufsteigend sortierte Indizes i_1,\dots,i_n gibt mit $x_{i_j} = y_j$ für $j = 1,\dots,n$.

Beispiel

- Folge Y : BCAC
- Folge X : ABACABC
- Y ist Teilfolge von X (Wähle $i_1=2$, $i_2=4$, $i_3=5$ und $i_4=7$)

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Definition 12.2 (Gemeinsame Teilfolge)

- Seien X, Y, Z Folgen über A .
- Dann heißt Z *gemeinsame Teilfolge* von X und Y , wenn Z Teilfolge sowohl von X als auch von Y ist.

Beispiel

- $Z = \text{BCAC}$
- $X = \text{ABACABC}$
- $Y = \text{BACCABBC}$

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Definition 12.2 (Gemeinsame Teilfolge)

- Seien X, Y, Z Folgen über A .
- Dann heißt Z *gemeinsame Teilfolge* von X und Y , wenn Z Teilfolge sowohl von X als auch von Y ist.

Beispiel

- $Z = \text{BCAC}$
- $X = \text{ABACABC}$
- $Y = \text{BACCABBC}$
- Z ist gemeinsame Teilfolge von X und Y

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Definition 12.3 (Längste gemeinsame Teilfolge)

- Seien X, Y, Z Folgen über Alphabet A .
- Dann heißt Z **längste gemeinsame Teilfolge** von X und Y , wenn Z gemeinsame Teilfolge von X und Y ist und es keine andere gemeinsame Teilfolge von X und Y gibt, die größere Länge als Z besitzt.

$X = A \overline{B} A \overline{B} C C \overline{B} A \overline{B}$
 $Y = C \overline{D} B A \overline{D} C$
 $Z = \overline{B} B A \overline{B}$
 $Z' = C \overline{D} A \overline{B}$

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Eingabe

- Folge $X=(x_1,\dots,x_m)$
- Folge $Y=(y_1,\dots,y_n)$

Ausgabe

- Längste gemeinsame Teilfolge Z von X und Y

Motivation

- Vergleich von Texten (z.B. Unix Befehl „diff“)
- Vergleich von Genomsequenzen

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Einfacher Algorithmus

- Erzeuge alle möglichen Teilfolgen von X
- Teste für jede Teilfolge von X, ob auch Teilfolge von Y
- Merke zu jedem Zeitpunkt bisher längste gemeinsame Teilfolge

Laufzeit

- 2^m mögliche Teilfolgen
- Exponentielle Laufzeit!

Handwritten example showing two sequences: X = A B A A B C D and Y = A A C. The letters A, B, A, B, C, D in X and A, A, C in Y are circled in blue, indicating a common subsequence.

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Aufgabe

- Versuchen Sie, eine Rekursion für die Länge der längsten gemeinsamen Teilfolge herzuleiten

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Lemma 12.4 (Rekursive Struktur der optimalen Lösung)

Seien $X=(x_1,\dots,x_m)$ und $Y=(y_1,\dots,y_n)$ beliebige Folgen und sei $Z=(z_1,\dots,z_k)$ eine längste gemeinsame Teilfolge von X und Y . Dann gilt

1. Ist $x_m = y_n$, dann ist $z_k = x_m = y_n$ und (z_1,\dots,z_{k-1}) ist eine längste gemeinsame Teilfolge von (x_1,\dots,x_{m-1}) und (y_1,\dots,y_{n-1}) .
2. Ist $x_m \neq y_n$ und $z_k \neq x_m$, dann ist Z eine längste gemeinsame Teilfolge von (x_1,\dots,x_{m-1}) und Y .
3. Ist $x_m \neq y_n$ und $z_k \neq y_n$, dann ist Z eine längste gemeinsame Teilfolge von X und (y_1,\dots,y_{n-1}) .

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Beweis von (1)

- Seien X, Y, Z wie im Lemma und sei $x_m = y_n$.
- Da Z eine längste gemeinsame Teilfolge von X und Y ist, muss $z_k = x_m = y_n$ gelten (ansonsten würden wir durch Anhängen von x_m an Z eine längere Teilfolge erhalten)
- Damit ist $(z_1, z_2, \dots, z_{k-1})$ eine gemeinsame Teilfolge der Länge $k-1$ von $(x_1, x_2, \dots, x_{m-1})$ und $(y_1, y_2, \dots, y_{n-1})$.
- Gäbe es nun eine Teilfolge Z^* von $(x_1, x_2, \dots, x_{m-1})$ und $(y_1, y_2, \dots, y_{n-1})$ mit Länge mindestens k , dann würden wir durch Anhängen von x_m an Z^* eine längere Teilfolge von X und Y erhalten als Z .
- Dies ist ein Widerspruch zur Wahl von Z ! Damit ist $(z_1, z_2, \dots, z_{k-1})$ eine längste gemeinsame Teilfolge von $(x_1, x_2, \dots, x_{m-1})$ und $(y_1, y_2, \dots, y_{n-1})$.
- Damit ist (1) bewiesen

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Beweis von (2) und (3)

- Falls $z_k \neq x_m$ dann ist Z eine längste gemeinsame Teilfolge von $(x_1, x_2, \dots, x_{m-1})$ und Y .
- Gäbe es eine gemeinsame Teilfolge Z^* von $(x_1, x_2, \dots, x_{m-1})$ und Y mit einer Länge größer k , dann wäre diese auch eine gemeinsame Teilfolge von X und Y , die länger als Z ist.
- Widerspruch zur Wahl von Z !
- Damit ist Z auch längste gemeinsame Teilfolge von $(x_1, x_2, \dots, x_{m-1})$ und Y , was (2) zeigt
- Der Beweis von (3) ist analog!

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Korollar 12.5 (Finden der Rekursion)

- Sei $L(i,j)$ die Länge einer längsten gemeinsamen Teilfolge von (x_1, \dots, x_i) und (y_1, \dots, y_j) .
- Dann gilt

$$L(i,j) = \begin{cases} 0 & , \text{ falls } i=0 \text{ oder } j=0 \\ L(i-1,j-1) + 1 & , \text{ falls } i,j > 0 \text{ und } x_i = y_j \\ \max \{L(i-1,j), L(i,j-1)\} & , \text{ falls } i,j > 0 \text{ und } x_i \neq y_j \end{cases}$$

Beweis (Teil 1)

- Ist $i=0$ oder $j=0$, so ist eine der beiden Folgen leer und somit ist die längste gemeinsame Teilfolge ebenfalls leer und hat Länge 0.
- Ist $x_i = y_j$, so folgt die Aussage aus Lemma 12.4, Teil (1)

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Korollar 12.5 (Finden der Rekursion)

- Sei $L(i,j)$ die Länge einer längsten gemeinsamen Teilfolge von (x_1, \dots, x_i) und (y_1, \dots, y_j) .
- Dann gilt

$$L(i,j) = \begin{cases} 0 & , \text{ falls } i=0 \text{ oder } j=0 \\ L(i-1,j-1) + 1 & , \text{ falls } i,j>0 \text{ und } x_m = y_n \\ \max \{L(i-1,j), L(i,j-1)\} & , \text{ falls } i,j>0 \text{ und } x_m \neq y_n \end{cases}$$

Beweis (Teil 2)

- Ansonsten folgt die Aussage aus Lemma 12.4 (2) und (3) mit der Tatsache, dass eine gemeinsame Teilfolge von (x_1, \dots, x_{i-1}) und (y_1, \dots, y_j) oder (x_1, \dots, x_i) und (y_1, \dots, y_{j-1}) auch eine gemeinsame Teilfolge von (x_1, \dots, x_i) und (y_1, \dots, y_j) ist

Dynamische Programmierung

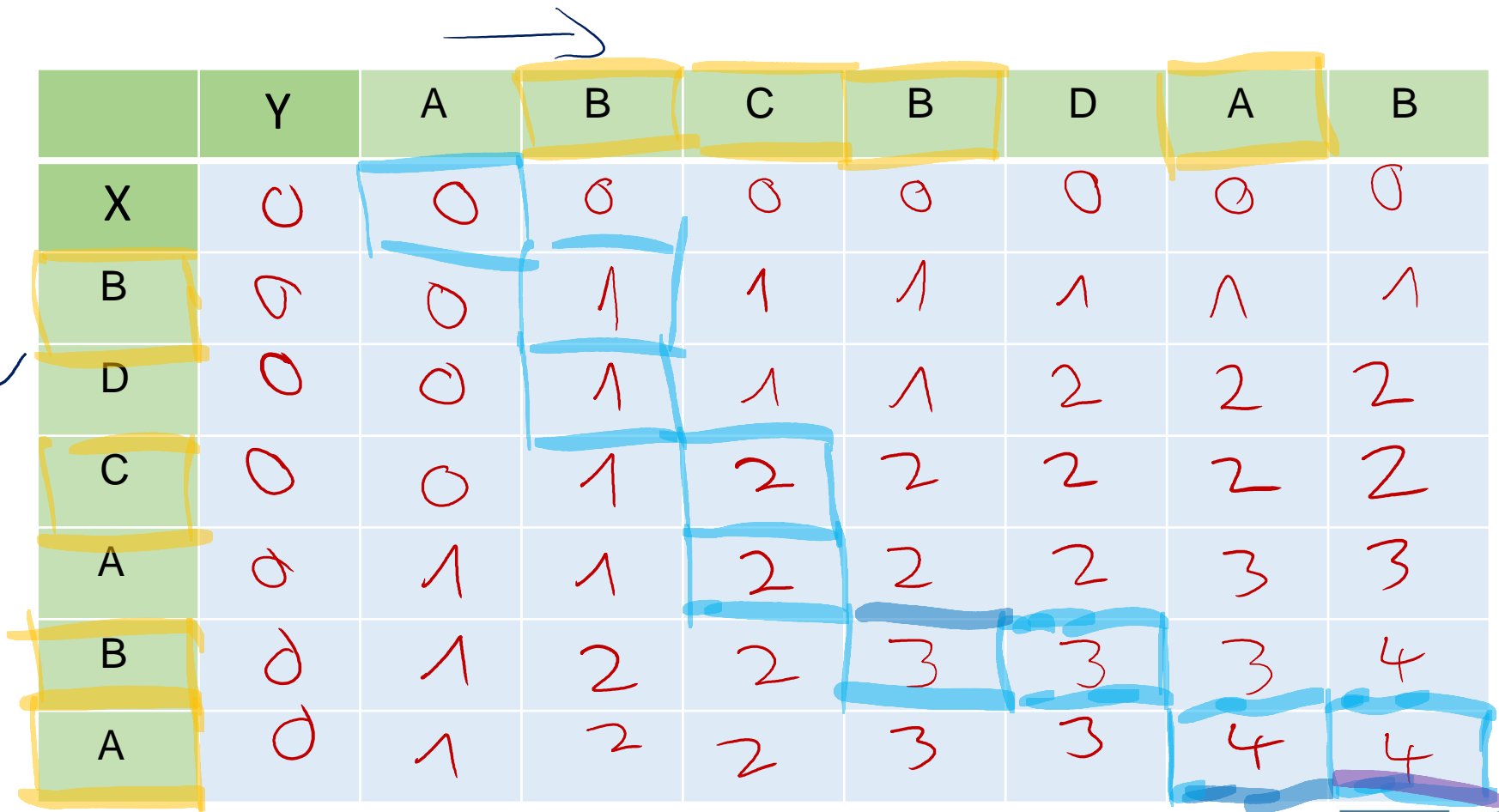
- Längste gemeinsame Teilfolge

LCS-Länge(X, Y, m, n)

```
1.  L = new array [0..m][0..n]
2.  for i = 0 to m do L[i][0] = 0
3.  for j = 0 to n do L[0][j] = 0
4.  for i = 1 to m do
5.      for j = 1 to n do
6.          if X[i] = Y[j] then L[i][j] = L[i-1][j-1] + 1
7.          else
8.              if L[i-1][j] ≥ L[i][j-1] then L[i][j] = L[i-1][j]
9.              else L[i][j] = L[i][j-1]
10. return L[m][n]
```

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge



	Y	A	B	C	B	D	A	B
X	0	0	0	0	0	0	0	0
B	0	0	1	1	1	1	1	1
D	0	0	1	1	1	2	2	2
C	0	0	1	2	2	2	2	2
A	0	1	1	2	2	2	3	3
B	0	1	2	2	3	3	3	4
A	0	1	2	2	3	3	4	4

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Lemma 12.6

Der Algorithmus LCS-Länge hat Laufzeit $O(nm)$, wenn die Folgen X, Y Längen n bzw. m haben.

Beweis

- Die Laufzeit wird durch die Initialisierung des Feldes in Zeile 1 sowie die geschachtelten for-Schleifen (Zeilen 4 bis 9) dominiert. Daraus ergibt sich sofort eine Laufzeit von $O(nm)$.

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Lemma 12.7

Algorithmus LCS-Länge berechnet die Länge einer längsten gemeinsamen Teilfolge.

Beweisskizze

- Die Korrektheit folgt per Induktion über die Rekursion aus Korollar 12.5.

Dynamische Programmierung

- Längste gemeinsame Teilfolge

Lemma 12.8

Die Ausgabe der längsten gemeinsamen Teilfolge anhand der Tabelle hat Laufzeit $O(n+m)$, wenn die Folgen X, Y Längen n bzw. m haben.

Beweisskizze

- In jedem Schritt bewegen wir uns entweder eine Zeile nach oben oder eine Spalte nach links. Daher ist die Laufzeit durch die Anzahl Zeilen plus die Anzahl Spalten begrenzt. Dies ist $O(n+m)$.

Dynamische Programmierung

Zusammenfassung

- Dynamische Programmierung auf Zeichenketten
 - Längste gemeinsame Teilfolge
 - Finden einer Rekursionsgleichung
 - Entwicklung des Algorithmus
 - Finden einer optimalen Lösung

Referenzen

- T. Cormen, C. Leisserson, R. Rivest, C. Stein. Introduction to Algorithms. The MIT press. Second edition, 2001.