

Datenstrukturen und Algorithmen

Vorlesung 5: Rekursionsgleichungen (K4)

Joost-Pieter Katoen

Lehrstuhl für Informatik 2
Software Modeling and Verification Group

<http://www-i2.rwth-aachen.de/i2/dsal10/>

30. April 2010,  Königinntag

Übersicht

- 1 Binäre Suche
 - Was ist binäre Suche?
 - Worst-Case Analyse von Binärer Suche
- 2 Rekursionsgleichungen
 - Fibonacci-Zahlen
 - Ermittlung von Rekursionsgleichungen
- 3 Lösen von Rekursionsgleichungen
 - Die Substitutionsmethode

Übersicht

- 1 Binäre Suche
 - Was ist binäre Suche?
 - Worst-Case Analyse von Binärer Suche
- 2 Rekursionsgleichungen
 - Fibonacci-Zahlen
 - Ermittlung von Rekursionsgleichungen
- 3 Lösen von Rekursionsgleichungen
 - Die Substitutionsmethode

Binäre Suche

Suchen in einem sortierten Array

Eingabe: *Sortiertes* Array E mit n Einträgen, und das gesuchte Element K .

Ausgabe: Ist K in E enthalten?

Binäre Suche

Suchen in einem sortierten Array

Eingabe: *Sortiertes* Array E mit n Einträgen, und das gesuchte Element K .

Ausgabe: Ist K in E enthalten?

Idee

Da E sortiert ist, können wir das gesuchte Element K schneller suchen.

Binäre Suche

Suchen in einem sortierten Array

Eingabe: *Sortiertes* Array E mit n Einträgen, und das gesuchte Element K .

Ausgabe: Ist K in E enthalten?

Idee

Da E sortiert ist, können wir das gesuchte Element K schneller suchen. Liegt K nicht in der Mitte von E , dann:

Binäre Suche

Suchen in einem sortierten Array

Eingabe: *Sortiertes* Array E mit n Einträgen, und das gesuchte Element K .

Ausgabe: Ist K in E enthalten?

Idee

Da E sortiert ist, können wir das gesuchte Element K schneller suchen. Liegt K nicht in der Mitte von E , dann:

1. suche in der linken Hälfte von E , falls $K < E[\text{mid}]$

Binäre Suche

Suchen in einem sortierten Array

Eingabe: *Sortiertes* Array E mit n Einträgen, und das gesuchte Element K .

Ausgabe: Ist K in E enthalten?

Idee

Da E sortiert ist, können wir das gesuchte Element K schneller suchen. Liegt K nicht in der Mitte von E , dann:

1. suche in der linken Hälfte von E , falls $K < E[\text{mid}]$
2. suche in der rechten Hälfte von E , falls $K > E[\text{mid}]$

Binäre Suche

Suchen in einem sortierten Array

Eingabe: *Sortiertes* Array E mit n Einträgen, und das gesuchte Element K .

Ausgabe: Ist K in E enthalten?

Idee

Da E sortiert ist, können wir das gesuchte Element K schneller suchen. Liegt K nicht in der Mitte von E , dann:

1. suche in der linken Hälfte von E , falls $K < E[\text{mid}]$
2. suche in der rechten Hälfte von E , falls $K > E[\text{mid}]$

Fazit:

Wir **halbieren** den Suchraum in jedem Durchlauf.

Binäre Suche – Beispiel

Binäre Suche

```
1 bool binSearch(int E[], int n, int K) {
2     int left = 0, right = n - 1;
3     while (left <= right) {
4         int mid = floor((left + right) / 2); // runde ab
5         if (E[mid] == K) { return true; }
6         if (E[mid] > K) { right = mid - 1; }
7         if (E[mid] < K) { left = mid + 1; }
8     }
9     return false;
10 }
```

Binäre Suche – Analyse

Lemma

Sei $r \in \mathbb{R}$ und $n \in \mathbb{N}$. Dann gilt:

Binäre Suche – Analyse

Lemma

Sei $r \in \mathbb{R}$ und $n \in \mathbb{N}$. Dann gilt:

1. $\lfloor r + n \rfloor = \lfloor r \rfloor + n$

Binäre Suche – Analyse

Lemma

Sei $r \in \mathbb{R}$ und $n \in \mathbb{N}$. Dann gilt:

1. $\lfloor r + n \rfloor = \lfloor r \rfloor + n$
2. $\lceil r + n \rceil = \lceil r \rceil + n$

Binäre Suche – Analyse

Lemma

Sei $r \in \mathbb{R}$ und $n \in \mathbb{N}$. Dann gilt:

1. $\lfloor r + n \rfloor = \lfloor r \rfloor + n$
2. $\lceil r + n \rceil = \lceil r \rceil + n$
3. $\lfloor -r \rfloor = -\lceil r \rceil$

Binäre Suche – Analyse

Abkürzungen: $m = \text{mid}$, $r = \text{right}$, $l = \text{left}$

Binäre Suche – Analyse

Abkürzungen: $m = \text{mid}$, $r = \text{right}$, $l = \text{left}$

Größe des undurchsuchten Arrays

Im nächsten Durchlauf ist die Größe des Arrays $m - l$ oder $r - m$.

Binäre Suche – Analyse

Abkürzungen: $m = \text{mid}$, $r = \text{right}$, $l = \text{left}$

Größe des undurchsuchten Arrays

Im nächsten Durchlauf ist die Größe des Arrays $m - l$ oder $r - m$.

Hierbei ist $m = \lfloor (l + r)/2 \rfloor$.

Binäre Suche – Analyse

Abkürzungen: $m = \text{mid}$, $r = \text{right}$, $l = \text{left}$

Größe des undurchsuchten Arrays

Im nächsten Durchlauf ist die Größe des Arrays $m - l$ oder $r - m$.

Hierbei ist $m = \lfloor (l + r)/2 \rfloor$.

Die neue Größe ist also:

$$\blacktriangleright m - l = \lfloor (l + r)/2 \rfloor - l = \lfloor (r - l)/2 \rfloor = \lfloor (n - 1)/2 \rfloor$$

Binäre Suche – Analyse

Abkürzungen: $m = \text{mid}$, $r = \text{right}$, $l = \text{left}$

Größe des undurchsuchten Arrays

Im nächsten Durchlauf ist die Größe des Arrays $m - l$ oder $r - m$.

Hierbei ist $m = \lfloor (l + r)/2 \rfloor$.

Die neue Größe ist also:

$$\begin{aligned} \blacktriangleright \quad m - l &= \lfloor (l + r)/2 \rfloor - l = \lfloor (r - l)/2 \rfloor = \lfloor (n - 1)/2 \rfloor \\ &\text{oder} \end{aligned}$$

Binäre Suche – Analyse

Abkürzungen: $m = \text{mid}$, $r = \text{right}$, $l = \text{left}$

Größe des undurchsuchten Arrays

Im nächsten Durchlauf ist die Größe des Arrays $m - l$ oder $r - m$.

Hierbei ist $m = \lfloor (l + r)/2 \rfloor$.

Die neue Größe ist also:

$$\blacktriangleright m - l = \lfloor (l + r)/2 \rfloor - l = \lfloor (r - l)/2 \rfloor = \lfloor (n - 1)/2 \rfloor$$

oder

$$\blacktriangleright r - m = r - \lfloor (l + r)/2 \rfloor = \lceil (r - l)/2 \rceil = \lceil (n - 1)/2 \rceil$$

Binäre Suche – Analyse

Abkürzungen: $m = \text{mid}$, $r = \text{right}$, $l = \text{left}$

Größe des undurchsuchten Arrays

Im nächsten Durchlauf ist die Größe des Arrays $m - l$ oder $r - m$.

Hierbei ist $m = \lfloor (l + r)/2 \rfloor$.

Die neue Größe ist also:

$$\blacktriangleright m - l = \lfloor (l + r)/2 \rfloor - l = \lfloor (r - l)/2 \rfloor = \lfloor (n - 1)/2 \rfloor$$

oder

$$\blacktriangleright r - m = r - \lfloor (l + r)/2 \rfloor = \lceil (r - l)/2 \rceil = \lceil (n - 1)/2 \rceil$$

Im schlimmsten Fall ist die neue Größe des Arrays also:

$$\lceil (n - 1)/2 \rceil$$

Rekursionsgleichung für Binäre Suche

Sei $S(n)$ die maximale Anzahl der Schleifendurchläufe bei einer erfolglosen Suche.

Rekursionsgleichung für Binäre Suche

Sei $S(n)$ die maximale Anzahl der Schleifendurchläufe bei einer erfolglosen Suche.

Wir erhalten die [Rekursionsgleichung](#):

Rekursionsgleichung für Binäre Suche

Sei $S(n)$ die maximale Anzahl der Schleifendurchläufe bei einer erfolglosen Suche.

Wir erhalten die [Rekursionsgleichung](#):

$$S(n) = \begin{cases} 0 & \text{falls } n = 0 \\ 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil) & \text{falls } n > 0 \end{cases}$$

Rekursionsgleichung für Binäre Suche

Sei $S(n)$ die maximale Anzahl der Schleifendurchläufe bei einer erfolglosen Suche.

Wir erhalten die [Rekursionsgleichung](#):

$$S(n) = \begin{cases} 0 & \text{falls } n = 0 \\ 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil) & \text{falls } n > 0 \end{cases}$$

Die ersten Werten sind:

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$S(n)$	0	1	2	2	3	3	3	3	4

Rekursionsgleichung für Binäre Suche

Sei $S(n)$ die maximale Anzahl der Schleifendurchläufe bei einer erfolglosen Suche.

Wir erhalten die [Rekursionsgleichung](#):

$$S(n) = \begin{cases} 0 & \text{falls } n = 0 \\ 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil) & \text{falls } n > 0 \end{cases}$$

Die ersten Werten sind:

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$S(n)$	0	1	2	2	3	3	3	3	4

Wir suchen eine geschlossene Formel für $S(n)$

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Da die maximale Größe des Arrays $\lceil (n-1)/2 \rceil$ ist, leiten wir her:

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Da die maximale Größe des Arrays $\lceil (n-1)/2 \rceil$ ist, leiten wir her:

$$\left\lceil \frac{(2^k - 1) - 1}{2} \right\rceil =$$

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Da die maximale Größe des Arrays $\lceil (n-1)/2 \rceil$ ist, leiten wir her:

$$\left\lceil \frac{(2^k - 1) - 1}{2} \right\rceil = \left\lceil \frac{2^k - 2}{2} \right\rceil =$$

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Da die maximale Größe des Arrays $\lceil (n-1)/2 \rceil$ ist, leiten wir her:

$$\left\lceil \frac{(2^k - 1) - 1}{2} \right\rceil = \left\lceil \frac{2^k - 2}{2} \right\rceil = \lceil 2^{k-1} - 1 \rceil = 2^{k-1} - 1.$$

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Da die maximale Größe des Arrays $\lceil (n-1)/2 \rceil$ ist, leiten wir her:

$$\left\lceil \frac{(2^k - 1) - 1}{2} \right\rceil = \left\lceil \frac{2^k - 2}{2} \right\rceil = \lceil 2^{k-1} - 1 \rceil = 2^{k-1} - 1.$$

Daher gilt für $k > 0$ nach der Definition $S(n) = 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil)$, dass:
 $S(2^k - 1) = 1 + S(2^{k-1} - 1)$

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Da die maximale Größe des Arrays $\lceil (n-1)/2 \rceil$ ist, leiten wir her:

$$\left\lceil \frac{(2^k - 1) - 1}{2} \right\rceil = \left\lceil \frac{2^k - 2}{2} \right\rceil = \lceil 2^{k-1} - 1 \rceil = 2^{k-1} - 1.$$

Daher gilt für $k > 0$ nach der Definition $S(n) = 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil)$, dass:

$$S(2^k - 1) = 1 + S(2^{k-1} - 1) \quad \text{und damit} \quad S(2^k - 1) = k + \underbrace{S(2^0 - 1)}_{=0}$$

Lösen der Rekursionsgleichung

Betrachte den Spezialfall $n = 2^k - 1$.

Da die maximale Größe des Arrays $\lceil (n-1)/2 \rceil$ ist, leiten wir her:

$$\left\lceil \frac{(2^k - 1) - 1}{2} \right\rceil = \left\lceil \frac{2^k - 2}{2} \right\rceil = \lceil 2^{k-1} - 1 \rceil = 2^{k-1} - 1.$$

Daher gilt für $k > 0$ nach der Definition $S(n) = 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil)$, dass:
 $S(2^k - 1) = 1 + S(2^{k-1} - 1)$ und damit $S(2^k - 1) = k + \underbrace{S(2^0 - 1)}_{=0} = k$.

Binäre Suche – Analyse

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$S(n)$	0	1	2	2	3	3	3	3	4

Binäre Suche – Analyse

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$S(n)$	0	1	2	2	3	3	3	3	4

Vermutung: $S(2^k) = 1 + S(2^{k-1})$.

Binäre Suche – Analyse

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$S(n)$	0	1	2	2	3	3	3	3	4

Vermutung: $S(2^k) = 1 + S(2^{k-1})$.

$S(n)$ steigt monoton, also $S(n) = k$ falls $2^{k-1} \leq n < 2^k$.

Binäre Suche – Analyse

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$S(n)$	0	1	2	2	3	3	3	3	4

Vermutung: $S(2^k) = 1 + S(2^{k-1})$.

$S(n)$ steigt monoton, also $S(n) = k$ falls $2^{k-1} \leq n < 2^k$.

Oder: falls $k - 1 \leq \log n < k$.

Binäre Suche – Analyse

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$S(n)$	0	1	2	2	3	3	3	3	4

Vermutung: $S(2^k) = 1 + S(2^{k-1})$.

$S(n)$ steigt monoton, also $S(n) = k$ falls $2^{k-1} \leq n < 2^k$.

Oder: falls $k - 1 \leq \log n < k$.

Dann ist $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$.

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Induktion über n :

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Induktion über n :

Basis: $S(1) = 1 = \lfloor \log 1 \rfloor + 1$

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Induktion über n :

Basis: $S(1) = 1 = \lfloor \log 1 \rfloor + 1$

Induktionsschritt: Sei $n > 1$. Dann:

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Induktion über n :

Basis: $S(1) = 1 = \lfloor \log 1 \rfloor + 1$

Induktionsschritt: Sei $n > 1$. Dann:

$$S(n) = 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil) =$$

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Induktion über n :

Basis: $S(1) = 1 = \lfloor \log 1 \rfloor + 1$

Induktionsschritt: Sei $n > 1$. Dann:

$$S(n) = 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil) = 1 + \lfloor \log \lceil (n-1)/2 \rceil \rfloor + 1$$

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Induktion über n :

Basis: $S(1) = 1 = \lfloor \log 1 \rfloor + 1$

Induktionsschritt: Sei $n > 1$. Dann:

$$S(n) = 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil) = 1 + \lfloor \log \lceil (n-1)/2 \rceil \rfloor + 1$$

Man kann zeigen (Hausaufgabe): $\lfloor \log \lceil (n-1)/2 \rceil \rfloor + 1 = \lfloor \log n \rfloor$.

Binäre Suche – Analyse

Wir vermuten $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$

Induktion über n :

Basis: $S(1) = 1 = \lfloor \log 1 \rfloor + 1$

Induktionsschritt: Sei $n > 1$. Dann:

$$S(n) = 1 + S(\lceil (n-1)/2 \rceil) = 1 + \lfloor \log \lceil (n-1)/2 \rceil \rfloor + 1$$

Man kann zeigen (Hausaufgabe): $\lfloor \log \lceil (n-1)/2 \rceil \rfloor + 1 = \lfloor \log n \rfloor$.

Damit: $S(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$ für $n > 0$.

Binäre Suche – Analyse

Theorem

Die Worst Case Zeitkomplexität der binären Suche ist $W(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1$.

Vergleich der Suchalgorithmen

Algorithmus	Zeitkomplexität	Vorteil	Nachteil
Lineare Suche	$O(n)$	einfach	langsam
Bilineare Suche	$O(n)$	einfach / elegant	langsam
Binäre Suche	$O(\log n)$	schnell	sortiertes Array ($O(n \cdot \log n)$ Initialisierungsaufwand)

Übersicht

- 1 Binäre Suche
 - Was ist binäre Suche?
 - Worst-Case Analyse von Binärer Suche
- 2 Rekursionsgleichungen
 - Fibonacci-Zahlen
 - Ermittlung von Rekursionsgleichungen
- 3 Lösen von Rekursionsgleichungen
 - Die Substitutionsmethode

Rekursionsgleichungen

Rekursionsgleichung

Für rekursive Algorithmen wird die Laufzeit meistens durch [Rekursionsgleichungen](#) beschrieben.

Rekursionsgleichungen

Rekursionsgleichung

Für rekursive Algorithmen wird die Laufzeit meistens durch [Rekursionsgleichungen](#) beschrieben.

Eine [Rekursionsgleichung](#) ist eine Gleichung oder eine Ungleichung, die eine Funktion durch ihre eigenen Funktionswerte für kleinere Eingaben beschreibt.

Rekursionsgleichungen

Rekursionsgleichung

Für rekursive Algorithmen wird die Laufzeit meistens durch **Rekursionsgleichungen** beschrieben.

Eine **Rekursionsgleichung** ist eine Gleichung oder eine Ungleichung, die eine Funktion durch ihre eigenen Funktionswerte für kleinere Eingaben beschreibt.

Beispiele

- | | |
|---|---------------------------------|
| ▶ $T(n) = T(n-1) + 1$ | Lineare Suche |
| ▶ $T(n) = T(\lceil (n-1)/2 \rceil) + 1$ | Binäre Suche |
| ▶ $T(n) = T(n-1) + n - 1$ | Bubblesort |
| ▶ $T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n - 1$ | Mergesort |
| ▶ $T(n) = 7 \cdot T(n/2) + c \cdot n^2$ | Strassen's Matrixmultiplikation |

Fibonacci-Zahlen

Problem

Betrachte das Wachstum einer Kaninchenpopulation:

- ▶ *Zu Beginn gibt es ein Paar geschlechtsreifer Kaninchen.*
- ▶ *Jedes neugeborene Paar wird im zweiten Lebensmonat geschlechtsreif.*
- ▶ *Jedes geschlechtsreife Paar wirft pro Monat ein weiteres Paar.*
- ▶ *Sie sterben nie und hören niemals auf.*

Fibonacci-Zahlen

Problem

Betrachte das Wachstum einer Kaninchenpopulation:

- ▶ *Zu Beginn gibt es ein Paar geschlechtsreifer Kaninchen.*
- ▶ *Jedes neugeborene Paar wird im zweiten Lebensmonat geschlechtsreif.*
- ▶ *Jedes geschlechtsreife Paar wirft pro Monat ein weiteres Paar.*
- ▶ *Sie sterben nie und hören niemals auf.*

Lösung

Die Anzahl der Kaninchenpaare lässt sich wie folgt berechnen:

$$\text{Fib}(0) = 0$$

$$\text{Fib}(1) = 1$$

$$\text{Fib}(n + 2) = \text{Fib}(n + 1) + \text{Fib}(n) \quad \text{für } n \geq 0.$$

Fibonacci-Zahlen

Problem

Betrachte das Wachstum einer Kaninchenpopulation:

- ▶ *Zu Beginn gibt es ein Paar geschlechtsreifer Kaninchen.*
- ▶ *Jedes neugeborene Paar wird im zweiten Lebensmonat geschlechtsreif.*
- ▶ *Jedes geschlechtsreife Paar wirft pro Monat ein weiteres Paar.*
- ▶ *Sie sterben nie und hören niemals auf.*

Lösung

Die Anzahl der Kaninchenpaare lässt sich wie folgt berechnen:

$$\text{Fib}(0) = 0$$

$$\text{Fib}(1) = 1$$

$$\text{Fib}(n+2) = \text{Fib}(n+1) + \text{Fib}(n) \quad \text{für } n \geq 0.$$

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...
$\text{Fib}(n)$	0	1	1	2	3	5	8	13	21	34	...

Naiver, rekursiver Algorithmus

Rekursiver Algorithmus

```
1 int fibRec(int n) {  
2   if (n == 0 || n == 1) {  
3     return n;  
4   }  
5   return fibRec(n - 1) + fibRec(n - 2);  
6 }
```

Naiver, rekursiver Algorithmus

Rekursiver Algorithmus

```
1 int fibRec(int n) {  
2   if (n == 0 || n == 1) {  
3     return n;  
4   }  
5   return fibRec(n - 1) + fibRec(n - 2);  
6 }
```

Die zur Berechnung von $\text{fibRec}(n)$ benötigte Anzahl arithmetischer Operationen $T_{\text{fibRec}}(n)$ ist durch folgende [Rekursionsgleichung](#) gegeben:

$$T_{\text{fibRec}}(0) = 0$$

$$T_{\text{fibRec}}(1) = 0$$

$$T_{\text{fibRec}}(n+2) = T_{\text{fibRec}}(n+1) + T_{\text{fibRec}}(n) + 3 \quad \text{für } n \geq 0.$$

Naiver, rekursiver Algorithmus

Rekursiver Algorithmus

```
1 int fibRec(int n) {  
2   if (n == 0 || n == 1) {  
3     return n;  
4   }  
5   return fibRec(n - 1) + fibRec(n - 2);  
6 }
```

Die zur Berechnung von $\text{fibRec}(n)$ benötigte Anzahl arithmetischer Operationen $T_{\text{fibRec}}(n)$ ist durch folgende **Rekursionsgleichung** gegeben:

$$T_{\text{fibRec}}(0) = 0$$

$$T_{\text{fibRec}}(1) = 0$$

$$T_{\text{fibRec}}(n+2) = T_{\text{fibRec}}(n+1) + T_{\text{fibRec}}(n) + 3 \quad \text{für } n \geq 0.$$

Zur Ermittlung der Zeitkomplexitätsklasse von fibRec **löst** man diese Gleichung.

Analyse: Anwendung der „Substitutionsmethode“

Problem

$$T_{fibRec}(0) = 0$$

$$T_{fibRec}(1) = 0$$

$$T_{fibRec}(n+2) = T_{fibRec}(n+1) + T_{fibRec}(n) + 3 \quad \text{für } n \geq 0.$$

Analyse: Anwendung der „Substitutionsmethode“

Problem

$$T_{fibRec}(0) = 0$$

$$T_{fibRec}(1) = 0$$

$$T_{fibRec}(n+2) = T_{fibRec}(n+1) + T_{fibRec}(n) + 3 \quad \text{für } n \geq 0.$$

Lösung (mittels vollständiger Induktion)

$$T_{fibRec}(n) = 3 \cdot Fib(n+1) - 3.$$

Analyse: Anwendung der „Substitutionsmethode“

Problem

$$T_{fibRec}(0) = 0$$

$$T_{fibRec}(1) = 0$$

$$T_{fibRec}(n+2) = T_{fibRec}(n+1) + T_{fibRec}(n) + 3 \quad \text{für } n \geq 0.$$

Lösung (mittels vollständiger Induktion)

$$T_{fibRec}(n) = 3 \cdot Fib(n+1) - 3.$$

Fakt

$$2^{(n-2)/2} \leq Fib(n) \leq 2^{n-2} \quad \text{für } n > 1.$$

Analyse: Anwendung der „Substitutionsmethode“

Problem

$$T_{fibRec}(0) = 0$$

$$T_{fibRec}(1) = 0$$

$$T_{fibRec}(n+2) = T_{fibRec}(n+1) + T_{fibRec}(n) + 3 \quad \text{für } n \geq 0.$$

Lösung (mittels vollständiger Induktion)

$$T_{fibRec}(n) = 3 \cdot Fib(n+1) - 3.$$

Fakt

$$2^{(n-2)/2} \leq Fib(n) \leq 2^{n-2} \quad \text{für } n > 1.$$

Damit ergibt sich:

$$T_{fibRec}(n) \in \Theta(2^n),$$

Analyse: Anwendung der „Substitutionsmethode“

Problem

$$T_{fibRec}(0) = 0$$

$$T_{fibRec}(1) = 0$$

$$T_{fibRec}(n+2) = T_{fibRec}(n+1) + T_{fibRec}(n) + 3 \quad \text{für } n \geq 0.$$

Lösung (mittels vollständiger Induktion)

$$T_{fibRec}(n) = 3 \cdot Fib(n+1) - 3.$$

Fakt

$$2^{(n-2)/2} \leq Fib(n) \leq 2^{n-2} \quad \text{für } n > 1.$$

Damit ergibt sich:

$$T_{fibRec}(n) \in \Theta(2^n), \text{ oft abgekürzt dargestellt als } fibRec(n) \in \Theta(2^n).$$

Ein iterativer Algorithmus

Iterativer Algorithmus

```
1 int fibIter(int n) {  
2     int f[n];  
3     f[0] = 0; f[1] = 1;  
4     for (int i = 2; i <= n; i++) {  
5         f[i] = f[i-1] + f[i-2];  
6     }  
7     return f[n];  
8 }
```

Ein iterativer Algorithmus

Iterativer Algorithmus

```
1 int fibIter(int n) {  
2     int f[n];  
3     f[0] = 0; f[1] = 1;  
4     for (int i = 2; i <= n; i++) {  
5         f[i] = f[i-1] + f[i-2];  
6     }  
7     return f[n];  
8 }
```

Die benötigte Anzahl arithmetischer Operationen $T_{fibIter}(n)$ ist:

$$T_{fibIter}(0) = 0 \quad \text{und} \quad T_{fibIter}(1) = 0$$

$$T_{fibIter}(n+2) = 3 \cdot (n+1) \quad \text{für } n \geq 0.$$

Ein iterativer Algorithmus

Iterativer Algorithmus

```
1 int fibIter(int n) {  
2     int f[n];  
3     f[0] = 0; f[1] = 1;  
4     for (int i = 2; i <= n; i++) {  
5         f[i] = f[i-1] + f[i-2];  
6     }  
7     return f[n];  
8 }
```

Die benötigte Anzahl arithmetischer Operationen $T_{fibIter}(n)$ ist:

$$T_{fibIter}(0) = 0 \quad \text{und} \quad T_{fibIter}(1) = 0$$

$$T_{fibIter}(n+2) = 3 \cdot (n+1) \quad \text{für } n \geq 0.$$

Damit ergibt sich:

$T_{fibIter}(n) \in \Theta(n)$, oder als Kurzschreibweise $fibIter(n) \in \Theta(n)$.

Ein iterativer Algorithmus (2)

Jedoch: der `fibIter` Algorithmus hat eine Speicherkomplexität in $\Theta(n)$.

Ein iterativer Algorithmus (2)

Jedoch: der `fibIter` Algorithmus hat eine Speicherkomplexität in $\Theta(n)$.

Beobachtung: jeder Durchlauf “benutzt” nur die Werte $f[i-1]$ und $f[i-2]$.

Ein iterativer Algorithmus (2)

Jedoch: der `fibIter` Algorithmus hat eine Speicherkomplexität in $\Theta(n)$.

Beobachtung: jeder Durchlauf “benutzt” nur die Werte `f[i-1]` und `f[i-2]`.

Zwei Variablen reichen also aus, um diese Werte zu speichern.

Ein iterativer Algorithmus (2)

Jedoch: der `fibIter` Algorithmus hat eine Speicherkomplexität in $\Theta(n)$.

Beobachtung: jeder Durchlauf “benutzt” nur die Werte `f[i-1]` und `f[i-2]`.

Zwei Variablen reichen also aus, um diese Werte zu speichern.

Iterativer Algorithmus

```
1 int fibIter2(int n) {  
2     int a = 0; int b = 1;  
3     for (int i = 2; i <= n; i++) {  
4         c = a + b;  
5         a = b;  
6         b = c;  
7     }  
8     return b;  
9 }
```


Ein iterativer Algorithmus (2)

Jedoch: der `fibIter` Algorithmus hat eine Speicherkomplexität in $\Theta(n)$.

Beobachtung: jeder Durchlauf “benutzt” nur die Werte `f[i-1]` und `f[i-2]`.

Zwei Variablen reichen also aus, um diese Werte zu speichern.

Iterativer Algorithmus

```
1 int fibIter2(int n) {  
2     int a = 0; int b = 1;  
3     for (int i = 2; i <= n; i++) {  
4         c = a + b;  
5         a = b;  
6         b = c;  
7     }  
8     return b;  
9 }
```

Der `fibIter2` Algorithmus hat eine Speicherkomplexität in $\Theta(1)$ und $T_{\text{fibIter2}}(n) \in \Theta(n)$.

Ein Matrixpotenz-Algorithmus

Matrixdarstellung der Fibonacci-Zahlen

Es gilt für $n > 0$:

$$\begin{pmatrix} \text{Fib}(n+2) \\ \text{Fib}(n+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{Fib}(n+1) \\ \text{Fib}(n) \end{pmatrix}$$

Ein Matrixpotenz-Algorithmus

Matrixdarstellung der Fibonacci-Zahlen

Es gilt für $n > 0$:

$$\begin{pmatrix} \text{Fib}(n+2) \\ \text{Fib}(n+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{Fib}(n+1) \\ \text{Fib}(n) \end{pmatrix}$$

Damit lässt sich $\text{Fib}(n+2)$ durch Matrixpotenzierung berechnen:

$$\begin{pmatrix} \text{Fib}(n+2) \\ \text{Fib}(n+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}^2 \cdot \begin{pmatrix} \text{Fib}(n) \\ \text{Fib}(n-1) \end{pmatrix} = \dots = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}^n \cdot \begin{pmatrix} \text{Fib}(2) \\ \text{Fib}(1) \end{pmatrix}$$

Ein Matrixpotenz-Algorithmus

Matrixdarstellung der Fibonacci-Zahlen

Es gilt für $n > 0$:

$$\begin{pmatrix} \text{Fib}(n+2) \\ \text{Fib}(n+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{Fib}(n+1) \\ \text{Fib}(n) \end{pmatrix}$$

Damit lässt sich $\text{Fib}(n+2)$ durch Matrixpotenzierung berechnen:

$$\begin{pmatrix} \text{Fib}(n+2) \\ \text{Fib}(n+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}^2 \cdot \begin{pmatrix} \text{Fib}(n) \\ \text{Fib}(n-1) \end{pmatrix} = \dots = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}^n \cdot \begin{pmatrix} \text{Fib}(2) \\ \text{Fib}(1) \end{pmatrix}$$

- ▶ Wie können wir Matrixpotenzen effizient berechnen?
- ▶ Dies betrachten wir hier nicht ins Detail; geht in $\Theta(\log n)$

Praktische Konsequenzen

Beispiel

Größte lösbare Eingabelänge für angenommene $1 \mu\text{s}$ pro Operation:

Verfügbare Zeit	Rekursiv	Iterativ	Matrix
1 ms	14	500	10^{12}
1 s	28	$5 \cdot 10^5$	$10^{12\,000}$
1 m	37	$3 \cdot 10^7$	$10^{700\,000}$
1 h	45	$1,8 \cdot 10^9$	10^{10^6}
Lösbare Eingabelänge			

Vereinfachende Annahmen:

- Nur arithmetische Operationen wurden berücksichtigt.
- Die Laufzeit der arithmetischen Operationen ist fix, also nicht von ihren jeweiligen Argumenten unabhängig.

Rekursionsgleichungen von Programmcode ableiten

Rekursionsgleichung im Worst-Case

Zur Ermittlung der Worst-Case Laufzeit $T(n)$ zerlegen wir das Programm:

- ▶ Die Kosten aufeinanderfolgender Blöcke werden **addiert**.

Rekursionsgleichungen von Programmcode ableiten

Rekursionsgleichung im Worst-Case

Zur Ermittlung der Worst-Case Laufzeit $T(n)$ zerlegen wir das Programm:

- ▶ Die Kosten aufeinanderfolgender Blöcke werden **addiert**.
- ▶ Von alternativen Blöcken wird das **Maximum** genommen.

Rekursionsgleichungen von Programmcode ableiten

Rekursionsgleichung im Worst-Case

Zur Ermittlung der Worst-Case Laufzeit $T(n)$ zerlegen wir das Programm:

- ▶ Die Kosten aufeinanderfolgender Blöcke werden **addiert**.
- ▶ Von alternativen Blöcken wird das **Maximum** genommen.
- ▶ Beim Aufruf von Unterprogrammen (etwa `sub1()`) wird $T_{sub1}(f(n))$ genommen, wobei $f(n)$ die Länge der Parameter beim Funktionsaufruf —abhängig von der Eingabelänge n des Programms— ist.

Rekursionsgleichungen von Programmcode ableiten

Rekursionsgleichung im Worst-Case

Zur Ermittlung der Worst-Case Laufzeit $T(n)$ zerlegen wir das Programm:

- ▶ Die Kosten aufeinanderfolgender Blöcke werden **addiert**.
- ▶ Von alternativen Blöcken wird das **Maximum** genommen.
- ▶ Beim Aufruf von Unterprogrammen (etwa `sub1()`) wird $T_{sub1}(f(n))$ genommen, wobei $f(n)$ die Länge der Parameter beim Funktionsaufruf —abhängig von der Eingabelänge n des Programms— ist.
- ▶ Rekursive Aufrufe werden mit $T(g(n))$ veranschlagt; $g(n)$ gibt wieder die von n abgeleitete Länge der Aufrufparameter an.

Übersicht

- 1 Binäre Suche
 - Was ist binäre Suche?
 - Worst-Case Analyse von Binärer Suche
- 2 Rekursionsgleichungen
 - Fibonacci-Zahlen
 - Ermittlung von Rekursionsgleichungen
- 3 Lösen von Rekursionsgleichungen
 - Die Substitutionsmethode

Einige Vereinfachungen

- ▶ Wenn wir Rekursionsgleichungen aufstellen und lösen, vernachlässigen wir häufig **das Runden** auf ganze Zahlen, z.B.:

$$T(n) = T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lceil n/2 \rceil) + 3 \quad \text{wird} \quad T(n) = 2T(n/2) + 3.$$

Einige Vereinfachungen

- ▶ Wenn wir Rekursionsgleichungen aufstellen und lösen, vernachlässigen wir häufig **das Runden** auf ganze Zahlen, z.B.:

$$T(n) = T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lceil n/2 \rceil) + 3 \quad \text{wird} \quad T(n) = 2T(n/2) + 3.$$

- ▶ Manchmal wird angenommen, daß $T(n)$ **für kleine n konstant ist** anstatt genau festzustellen was $T(0)$ und $T(1)$ ist. Also z.B.:

$$T(0) = c \text{ und } T(1) = c' \quad \text{statt} \quad T(0) = 4 \text{ und } T(1) = 7.$$

Einige Vereinfachungen

- ▶ Wenn wir Rekursionsgleichungen aufstellen und lösen, vernachlässigen wir häufig **das Runden** auf ganze Zahlen, z.B.:

$$T(n) = T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lceil n/2 \rceil) + 3 \quad \text{wird} \quad T(n) = 2T(n/2) + 3.$$

- ▶ Manchmal wird angenommen, daß $T(n)$ **für kleine n konstant ist** anstatt genau festzustellen was $T(0)$ und $T(1)$ ist. Also z.B.:

$$T(0) = c \text{ und } T(1) = c' \quad \text{statt} \quad T(0) = 4 \text{ und } T(1) = 7.$$

- ▶ Wir nehmen an, dass die Funktionen nur **ganzzahlige** Argumente haben, z.B.:

$$T(n) = T(\sqrt{n}) + n \quad \text{bedeutet} \quad T(n) = T(\lfloor \sqrt{n} \rfloor) + n.$$

Einige Vereinfachungen

- ▶ Wenn wir Rekursionsgleichungen aufstellen und lösen, vernachlässigen wir häufig **das Runden** auf ganze Zahlen, z.B.:

$$T(n) = T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lceil n/2 \rceil) + 3 \quad \text{wird} \quad T(n) = 2T(n/2) + 3.$$

- ▶ Manchmal wird angenommen, daß $T(n)$ **für kleine n konstant ist** anstatt genau festzustellen was $T(0)$ und $T(1)$ ist. Also z.B.:

$$T(0) = c \text{ und } T(1) = c' \quad \text{statt} \quad T(0) = 4 \text{ und } T(1) = 7.$$

- ▶ Wir nehmen an, dass die Funktionen nur **ganzzahlige** Argumente haben, z.B.:

$$T(n) = T(\sqrt{n}) + n \quad \text{bedeutet} \quad T(n) = T(\lfloor \sqrt{n} \rfloor) + n.$$

- ▶ **Grund:** die Lösung wird typischerweise nur um einen konstanten Faktor verändert, aber **der Wachstumsgrad** bleibt unverändert.

Lösen von Rekursionsgleichungen

Einfache Fälle

Für einfache Fälle gibt es **geschlossenen** Lösungen, z. B. für $k, c \in \mathbb{N}$:

$$T(0) = k$$

$$T(n+1) = c \cdot T(n) \quad \text{für } n \geq 0$$

hat die eindeutige Lösung $T(n) = c^n \cdot k$.

Lösen von Rekursionsgleichungen

Einfache Fälle

Für einfache Fälle gibt es **geschlossenen** Lösungen, z. B. für $k, c \in \mathbb{N}$:

$$T(0) = k$$

$$T(n+1) = c \cdot T(n) \quad \text{für } n \geq 0$$

hat die eindeutige Lösung $T(n) = c^n \cdot k$.

Und die Rekursionsgleichung:

$$T(0) = k$$

$$T(n+1) = T(n) + f(n) \quad \text{für } n \geq 0$$

hat die eindeutige Lösung $T(n) = T(0) + \sum_{i=1}^n f(i)$.

Lösen von Rekursionsgleichungen

Einfache Fälle

Für einfache Fälle gibt es **geschlossenen** Lösungen, z. B. für $k, c \in \mathbb{N}$:

$$T(0) = k$$

$$T(n+1) = c \cdot T(n) \quad \text{für } n \geq 0$$

hat die eindeutige Lösung $T(n) = c^n \cdot k$.

Und die Rekursionsgleichung:

$$T(0) = k$$

$$T(n+1) = T(n) + f(n) \quad \text{für } n \geq 0$$

hat die eindeutige Lösung $T(n) = T(0) + \sum_{i=1}^n f(i)$.

Bei der Zeitkomplexitätsanalyse treten solche Fälle jedoch **selten** auf.

Lösen von Rekursionsgleichungen

Allgemeine Format der Rekursionsgleichung

Im allgemeinen Fall – [der hier häufig auftritt](#) – gibt es keine geschlossene Lösung.

Lösen von Rekursionsgleichungen

Allgemeine Format der Rekursionsgleichung

Im allgemeinen Fall – **der hier häufig auftritt** – gibt es keine geschlossene Lösung.

Der typischer Fall sieht folgendermaßen aus:

$$T(n) = b \cdot T\left(\frac{n}{c}\right) + f(n)$$

wobei $b > 0$, $c > 1$ gilt und $f(n)$ eine gegebene Funktion ist.

Lösen von Rekursionsgleichungen

Allgemeine Format der Rekursionsgleichung

Im allgemeinen Fall – **der hier häufig auftritt** – gibt es keine geschlossene Lösung.

Der typischer Fall sieht folgendermaßen aus:

$$T(n) = b \cdot T\left(\frac{n}{c}\right) + f(n)$$

wobei $b > 0$, $c > 1$ gilt und $f(n)$ eine gegebene Funktion ist.

Intuition:

- ▶ Das zu analysierende Problem teilt sich jeweils in b Teilprobleme auf

Lösen von Rekursionsgleichungen

Allgemeine Format der Rekursionsgleichung

Im allgemeinen Fall – **der hier häufig auftritt** – gibt es keine geschlossene Lösung.

Der typischer Fall sieht folgendermaßen aus:

$$T(n) = b \cdot T\left(\frac{n}{c}\right) + f(n)$$

wobei $b > 0$, $c > 1$ gilt und $f(n)$ eine gegebene Funktion ist.

Intuition:

- ▶ Das zu analysierende Problem teilt sich jeweils in b Teilprobleme auf
- ▶ Jedes dieser Teilprobleme hat die Größe $\frac{n}{c}$

Lösen von Rekursionsgleichungen

Allgemeine Format der Rekursionsgleichung

Im allgemeinen Fall – **der hier häufig auftritt** – gibt es keine geschlossene Lösung.

Der typischer Fall sieht folgendermaßen aus:

$$T(n) = b \cdot T\left(\frac{n}{c}\right) + f(n)$$

wobei $b > 0$, $c > 1$ gilt und $f(n)$ eine gegebene Funktion ist.

Intuition:

- ▶ Das zu analysierende Problem teilt sich jeweils in b Teilprobleme auf
- ▶ Jedes dieser Teilprobleme hat die Größe $\frac{n}{c}$
- ▶ Die Kosten für das Aufteilen eines Problems und Kombinieren der Teillösungen sind $f(n)$.

Die Substitutionsmethode

Substitutionsmethode

Die Substitutionsmethode besteht aus zwei Schritten:

1. **Rate** die Form der Lösung, durch z.B.:
 - ▶ Scharfes Hinsehen, kurze Eingaben ausprobieren und einsetzen
 - ▶ Betrachtung des Rekursionsbaum

Die Substitutionsmethode

Substitutionsmethode

Die Substitutionsmethode besteht aus zwei Schritten:

1. **Rate** die Form der Lösung, durch z.B.:
 - ▶ Scharfes Hinsehen, kurze Eingaben ausprobieren und einsetzen
 - ▶ Betrachtung des Rekursionsbaum
2. **Vollständige Induktion** um die Konstanten zu finden und zu zeigen, dass die Lösung funktioniert.

Die Substitutionsmethode

Substitutionsmethode

Die Substitutionsmethode besteht aus zwei Schritten:

1. **Rate** die Form der Lösung, durch z.B.:
 - ▶ Scharfes Hinsehen, kurze Eingaben ausprobieren und einsetzen
 - ▶ Betrachtung des Rekursionsbaum
2. **Vollständige Induktion** um die Konstanten zu finden und zu zeigen, dass die Lösung funktioniert.

Einige Hinweise

- ▶ diese Methode ist sehr leistungsfähig, aber
- ▶ kann nur angewendet werden in den Fällen in denen es relativ einfach ist, die Form der Lösung zu erraten.

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

- Wir vermuten als Lösung $T(n) \in O(n \cdot \log n)$.

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

- ▶ Wir vermuten als Lösung $T(n) \in O(n \cdot \log n)$.
- ▶ Dazu müssen wir $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ zeigen, für geeignete $c > 0$.

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

- ▶ Wir vermuten als Lösung $T(n) \in O(n \cdot \log n)$.
- ▶ Dazu müssen wir $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ zeigen, für geeignete $c > 0$.
- ▶ Bestimme ob für eine geeignete n_0 , für $n \geq n_0$, $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ gilt.

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

- ▶ Wir vermuten als Lösung $T(n) \in O(n \cdot \log n)$.
- ▶ Dazu müssen wir $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ zeigen, für geeignete $c > 0$.
- ▶ Bestimme ob für eine geeignete n_0 , für $n \geq n_0$, $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ gilt.
- ▶ Stelle fest, dass $T(1) = 1 \leq c \cdot 1 \cdot \log 1 = 0$ **verletzt** ist.

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

- ▶ Wir vermuten als Lösung $T(n) \in O(n \cdot \log n)$.
- ▶ Dazu müssen wir $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ zeigen, für geeignete $c > 0$.
- ▶ Bestimme ob für eine geeignete n_0 , für $n \geq n_0$, $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ gilt.
- ▶ Stelle fest, dass $T(1) = 1 \leq c \cdot 1 \cdot \log 1 = 0$ **verletzt** ist.
- ▶ Es gilt: $T(2) = 4 \leq c \cdot 2 \log 2$ und $T(3) = 5 \leq c \cdot 3 \log 3$ für $c > 1$

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

- ▶ Wir vermuten als Lösung $T(n) \in O(n \cdot \log n)$.
- ▶ Dazu müssen wir $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ zeigen, für geeignete $c > 0$.
- ▶ Bestimme ob für eine geeignete n_0 , für $n \geq n_0$, $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ gilt.
- ▶ Stelle fest, dass $T(1) = 1 \leq c \cdot 1 \cdot \log 1 = 0$ **verletzt** ist.
- ▶ Es gilt: $T(2) = 4 \leq c \cdot 2 \log 2$ und $T(3) = 5 \leq c \cdot 3 \log 3$ für $c > 1$
- ▶ **Überprüfe** dann durch Substitution und Induktion (s. nächste Folie)

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

Betrachte folgende Rekursionsgleichung:

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad \text{für } n > 1.$$

- ▶ Wir vermuten als Lösung $T(n) \in O(n \cdot \log n)$.
- ▶ Dazu müssen wir $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ zeigen, für geeignete $c > 0$.
- ▶ Bestimme ob für eine geeignete n_0 , für $n \geq n_0$, $T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$ gilt.
- ▶ Stelle fest, dass $T(1) = 1 \leq c \cdot 1 \cdot \log 1 = 0$ **verletzt** ist.
- ▶ Es gilt: $T(2) = 4 \leq c \cdot 2 \log 2$ und $T(3) = 5 \leq c \cdot 3 \log 3$ für $c > 1$
- ▶ **Überprüfe** dann durch Substitution und Induktion (s. nächste Folie)
- ▶ Damit gilt für jedes $c > 1$ und $n \geq n_0 > 1$, dass **$T(n) \leq c \cdot n \cdot \log n$** .

Die Substitutionsmethode: Beispiel

Beispiel

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \text{ für } n > 1, \text{ und } T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \cdot T(n/2) + n \quad | \text{ Induktionshypothese}$$

$$\leq 2(c \cdot n/2 \cdot \log n/2) + n$$

$$= c \cdot n \cdot \log n/2 + n$$

$$\begin{array}{|l} \log\text{-Rechnung: } (\log \equiv \log_2) \\ \log n/2 = \log n - \log 2 \end{array}$$

$$= c \cdot n \cdot \log n - c \cdot n \cdot \log 2 + n$$

$$\leq c \cdot n \cdot \log n - c \cdot n + n$$

$$| \text{ mit } c > 1 \text{ folgt sofort:}$$

$$\leq c \cdot n \cdot \log n$$

Die Substitutionsmethode: Feinheiten

Einige wichtige Hinweise

1. Die asymptotische Schranke ist korrekt erraten, kann aber manchmal nicht mit der vollständigen Induktion bewiesen werden.

Das Problem ist gewöhnlich, dass die Induktionsannahme **nicht streng genug** ist.

Die Substitutionsmethode: Feinheiten

Einige wichtige Hinweise

1. Die asymptotische Schranke ist korrekt erraten, kann aber manchmal nicht mit der vollständigen Induktion bewiesen werden.

Das Problem ist gewöhnlich, dass die Induktionsannahme **nicht streng genug** ist.

2. Manchmal ist eine Variablentransformation vernünftig um zu einer Lösung zu geraten:

Die Substitutionsmethode: Variablentransformation

Beispiel

$$T(n) = 2 \cdot T(\sqrt{n}) + \log n \text{ für } n > 0$$

$$T(n) = 2 \cdot T(\sqrt{n}) + \log n \quad | \text{ Variablentransformation } m = \log n$$

$$\Leftrightarrow T(2^m) = 2 \cdot T(2^{m/2}) + m \quad | \text{ Umbenennung } T(2^m) = S(m)$$

$$\Leftrightarrow S(m) = 2 \cdot S(m/2) + m \quad | \text{ Lösung vorheriges Beispiels}$$

$$\Leftrightarrow S(m) \leq c \cdot m \cdot \log m$$

$$\Leftrightarrow S(m) \in O(m \cdot \log m) \quad | \quad m = \log n$$

$$\Leftrightarrow T(n) \in O(\log n \cdot \log \log n)$$