

Wie finden wir einen geschlossenen Ausdruck für die Laufzeit?

Dafür müssen wir die Rekursionsgleichung **lösen**.

1. Raten+Induktion

Man rät die richtige Lösung und beweist die Korrektheit mittels vollständiger Induktion. Man benötigt Erfahrung um richtig zu raten...

2. Mastertheorem

Für die meisten Rekurrenzen gibt es ein allgemeines Theorem, das die asymptotisch korrekte Laufzeit für die jeweilige Rekurrenz angibt.

Raten+Induktion

Zuerst müssen wir die \mathcal{O} -Notation entfernen:

$$T(n) \leq \begin{cases} T(\lfloor \frac{n}{2} \rfloor) + c_1 n & n > 1 \\ c_2 & \text{sonst} \end{cases}$$

für $n = 2^k$:

Für diesen Fall können wir stattdessen die folgende Rekursionsgleichung betrachten:

$$T(n) \leq \begin{cases} T(\frac{n}{2}) + c_1 n & n > 1 \\ c_2 & \text{sonst} \end{cases}$$

Man rät die richtige Lösung und beweist, dass durch Einsetzen, dass diese Lösung korrekt ist.

Raten+Induktion

$$T(n) \leq \begin{cases} T(\frac{n}{2}) + c_1 & n > 1 \\ c_2 & \text{sonst} \end{cases}$$

Ansatz: $T(n) \leq a \log n + b$.

Beweis. (durch Induktion)

- ▶ **Anfang** ($n = 1$): **wahr** falls $b \geq c_2$.
- ▶ **Induktionsschritt** $1, \dots, n-1 \rightarrow n$:

Angenommen Aussage wahr für $n' \in \{1, \dots, n-1\}$, und $n > 1$. Wir beweisen sie für n :

$$\begin{aligned} T(n) &\leq T\left(\frac{n}{2}\right) + c_1 \\ &\leq \left(a \log \frac{n}{2} + b\right) + c_1 \\ &= a(\log n - 1) + b + c_1 \\ &= a \log n + (c_1 - a) + b \\ &\leq a \log n + b \end{aligned}$$

Gilt falls $a \geq c_1$.

Mastertheorem

Lemma 1

Seien $a \geq 1, b \geq 1$ und $\epsilon > 0$ **Konstanten**. Betrachte die Rekurrenz

$$T(n) = aT\left(\frac{n}{b}\right) + f(n) .$$

1. Fall:

Falls $f(n) = \mathcal{O}(n^{\log_b(a)-\epsilon})$ gilt $T(n) = \Theta(n^{\log_b a})$.

2. Fall:

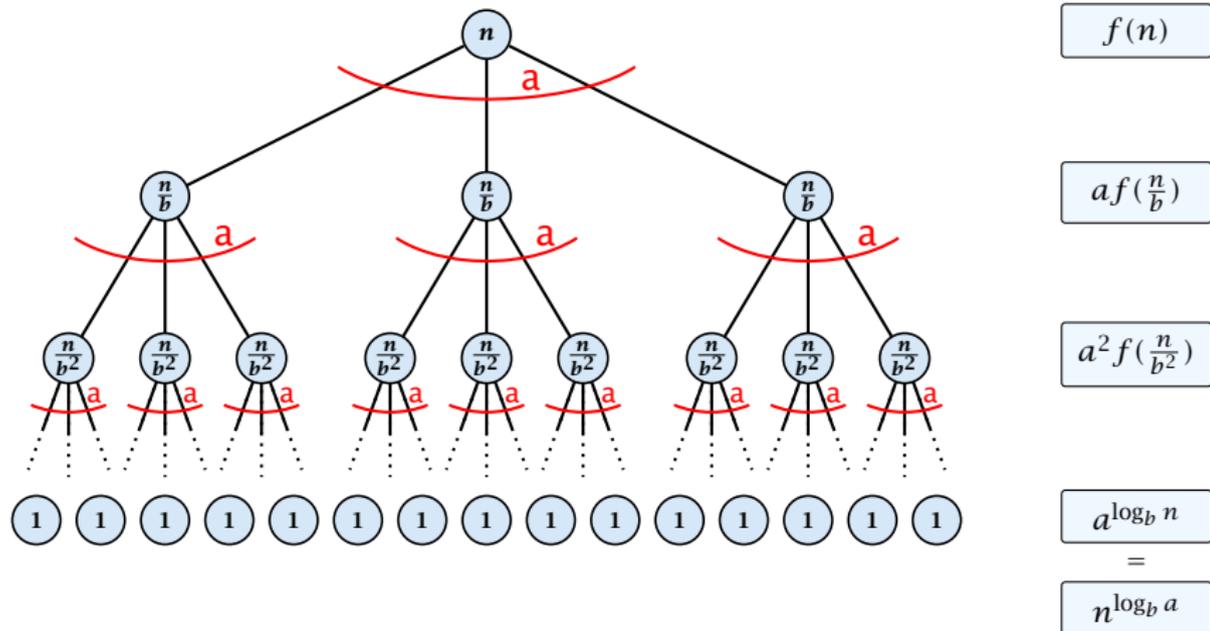
Falls $f(n) = \Theta(n^{\log_b(a)} \log^k n)$ gilt $T(n) = \Theta(n^{\log_b a} \log^{k+1} n)$,
 $k \geq 0$.

Mastertheorem

Wir beweisen das Mastertheorem für den Fall $n = b^l$, und nehmen an, dass der nichtrekursive Fall für Problemgröße 1 Kosten 1 verursacht.

Der Rekursionsbaum

Die Laufzeit eines rekursiven Algorithmus kann durch einen Rekursionsbaum veranschaulicht werden:



Mastertheorem

Das heißt unsere Kosten sind

$$T(n) = n^{\log_b a} + \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i f\left(\frac{n}{b^i}\right) .$$

Fall 1. Sei $f(n) \leq cn^{\log_b a - \epsilon}$.

$$\begin{aligned} T(n) - n^{\log_b a} &= \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i f\left(\frac{n}{b^i}\right) \\ &\leq c \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i \left(\frac{n}{b^i}\right)^{\log_b a - \epsilon} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \boxed{b^{-i(\log_b a - \epsilon)} = b^{\epsilon i} (b^{\log_b a})^{-i} = b^{\epsilon i} a^{-i}} &= cn^{\log_b a - \epsilon} \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} (b^\epsilon)^i \\ \boxed{\sum_{i=0}^k q^i = \frac{q^{k+1} - 1}{q - 1}} &= cn^{\log_b a - \epsilon} (b^{\epsilon \log_b n} - 1) / (b^\epsilon - 1) \\ &= cn^{\log_b a - \epsilon} (n^\epsilon - 1) / (b^\epsilon - 1) \\ &= \frac{c}{b^\epsilon - 1} n^{\log_b a} (n^\epsilon - 1) / (n^\epsilon) \end{aligned}$$

Also,

$$T(n) \leq \left(\frac{c}{b^\epsilon - 1} + 1 \right) n^{\log_b(a)} \quad \Rightarrow T(n) = \mathcal{O}(n^{\log_b a}).$$

Fall 2. Sei $f(n) \leq cn^{\log_b a}$.

$$\begin{aligned}T(n) - n^{\log_b a} &= \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i f\left(\frac{n}{b^i}\right) \\ &\leq c \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i \left(\frac{n}{b^i}\right)^{\log_b a} \\ &= cn^{\log_b a} \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} 1 \\ &= cn^{\log_b a} \log_b n\end{aligned}$$

Also,

$$T(n) = \mathcal{O}(n^{\log_b a} \log_b n)$$

$$\Rightarrow T(n) = \mathcal{O}(n^{\log_b a} \log n).$$

Fall 2. Sei $f(n) \geq cn^{\log_b a}$.

$$\begin{aligned} T(n) - n^{\log_b a} &= \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i f\left(\frac{n}{b^i}\right) \\ &\geq c \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i \left(\frac{n}{b^i}\right)^{\log_b a} \\ &= cn^{\log_b a} \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} 1 \\ &= cn^{\log_b a} \log_b n \end{aligned}$$

Also,

$$T(n) = \Omega(n^{\log_b a} \log_b n) \quad \Rightarrow T(n) = \Omega(n^{\log_b a} \log n).$$

Fall 2. Sei $f(n) \leq cn^{\log_b a} (\log_b(n))^k$.

$$T(n) - n^{\log_b a} = \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i f\left(\frac{n}{b^i}\right) \\ \leq c \sum_{i=0}^{\log_b n - 1} a^i \left(\frac{n}{b^i}\right)^{\log_b a} \cdot \left(\log_b\left(\frac{n}{b^i}\right)\right)^k$$

$$n = b^\ell \Rightarrow \ell = \log_b n$$

$$= cn^{\log_b a} \sum_{i=0}^{\ell-1} \left(\log_b\left(\frac{b^\ell}{b^i}\right)\right)^k \\ = cn^{\log_b a} \sum_{i=0}^{\ell-1} (\ell - i)^k$$

Beachte, dass $\sum_{i=1}^{\ell} i^k \leq \ell^{k+1}$ trivial ist, und für diese obere Schranke ausreichen würde.

Für eine untere Schranke reicht auch $\sum_{i=1}^{\ell} i^k \geq \sum_{i=\ell/2}^{\ell} i^k \geq (\ell/2)^{k+1}$.

$$= cn^{\log_b a} \sum_{i=1}^{\ell} i^k \approx \frac{1}{k} \ell^{k+1} \\ \approx \frac{c}{k} n^{\log_b a} \ell^{k+1}$$

$$\Rightarrow T(n) = \mathcal{O}(n^{\log_b a} \log^{k+1} n).$$

Beispiel: Integermultiplikation

Angenommen wir möchten zwei n -bit Integer multiplizieren, aber unsere Register können nur Operationen auf Integer konstanter Länge ausführen.

Dafür müssen wir zunächst zwei Zahlen A and B addieren können:

$$\begin{array}{r} 110110101 \quad A \\ 1000010011 \quad B \\ \hline 1011001000 \end{array}$$

Das heißt wir können zwei n -bit Integer in Zeit $\mathcal{O}(n)$ addieren.

Beispiel: Integermultiplikation

Angenommen wir möchten ein n -bit Integer A und ein m -bit Integer B ($m \leq n$) multiplizieren.

$$\begin{array}{r} 10001 \times 1011 \\ \hline 10001 \\ 100010 \\ 0000000 \\ 10001000 \\ \hline 10111011 \end{array}$$

- Dies nennt man auch die „Schulmethode“ für die Integermultiplikation.
- Die Zahlen der Zwischenergebnisse haben höchstens $m + n \leq 2n$ bits.

Laufzeit:

- ▶ Zwischenergebnisse berechnen: $\mathcal{O}(nm)$.
- ▶ Addieren von m Zahlen der Länge $\leq 2n$:
 $\mathcal{O}((m + n)m) = \mathcal{O}(nm)$.

Beispiel: Integermultiplikation

Ein rekursiver Ansatz:

Angenommen die Integer A und B haben Länge $n = 2^k$.



Dann gilt

$$A = A_1 \cdot 2^{\frac{n}{2}} + A_0 \text{ und } B = B_1 \cdot 2^{\frac{n}{2}} + B_0$$

Also,

$$A \cdot B = A_1 B_1 \cdot 2^n + (A_1 B_0 + A_0 B_1) \cdot 2^{\frac{n}{2}} + A_0 B_0$$

Beispiel: Integermultiplikation

1 **Input:** Zahlen A, B, repräsentiert durch Bitarrays
2 der Länge n

3 **Output:** Bitarray, das A*B enthält

4
5 `mult(A, B, n)`

6 `if (n == 1)`

7 `return new int(A[0]*B[0]);`

8 `split(A,A0,A1);`

9 `split(B,B0,B1);`

10 `Z2 = mult(A1,B1,n/2);`

11 `Z1 = mult(A0,B1,n/2) + mult(A1,B0,n/2);`

12 `Z0 = mult(A0,B0,n/2);`

13 `return Z2*2n + Z1*2n/2 + Z0;`

Die Addition + addiert Bitarrays. Das funktioniert in C++ nicht direkt, aber man kann stattdessen z.B. eine Funktion `add(A,B)` benutzen. Wenn man den Algorithmus nach C++ übertragen möchte ist das Speichermanagement etwas unübersichtlich, da man jedes Zwischenergebnis vor Funktionsende wieder von Hand löschen muss.

Wir erhalten folgende Rekurrenzgleichung:

$$T(n) = 4T\left(\frac{n}{2}\right) + \mathcal{O}(n) .$$

Beispiel: Integermultiplikation

Mastertheorem: Rekurrenz: $T[n] = aT(\frac{n}{b}) + f(n)$.

- ▶ Fall 1: $f(n) = \mathcal{O}(n^{\log_b a - \epsilon})$ $T(n) = \Theta(n^{\log_b a})$
- ▶ Fall 2: $f(n) = \Theta(n^{\log_b a} \log^k n)$ $T(n) = \Theta(n^{\log_b a} \log^{k+1} n)$

In unserem Fall $a = 4$, $b = 2$, und $f(n) = \Theta(n)$. Also, Fall 1, da $n = \mathcal{O}(n^{2-\epsilon}) = \mathcal{O}(n^{\log_b a - \epsilon})$.

Wir erhalten Laufzeit $\mathcal{O}(n^2)$.

⇒ Nicht besser als „Schulmethode“.

Beispiel: Integermultiplikation

We can use the following identity to compute Z_1 :

$$\begin{aligned} Z_1 &= A_1B_0 + A_0B_1 && = Z_2 && = Z_0 \\ &= (A_0 + A_1) \cdot (B_0 + B_1) - \underbrace{A_1B_1}_{Z_2} - \underbrace{A_0B_0}_{Z_0} \end{aligned}$$

```
1 Input: Zahlen A, B, repraesentiert durch Bitarrays
2       der Laenge n
3 Output: Bitarray, das A*B enthaelt
4
5 mult(A, B, n)
6     if (n == 1)
7         return new int(A[0]*B[0]);
8     split(A,A0,A1);
9     split(B,B0,B1);
10    Z2 = mult(A1,B1,n/2);
11    Z1 = mult(A0+A1,B0+B1,n/2)-Z0-Z2;
12    Z0 = mult(A0,B0,n/2);
13    return Z2*2^n + Z1*2^{n/2} + Z0;
```

Beispiel: Integermultiplikation

Zeile 11 ist leider nicht korrekt, da $A_0 + A_1$ bzw. $B_0 + B_1$ eventuell $n/2 + 1$ bits haben können. Wenn man eine $n/2 + 1$ -bit Zahl X in das höchstwertige Bit $X_{n/2}$ und die restlichen Bits \tilde{X} zerlegt kann man folgendes nutzen:

$$\begin{aligned} & \dots \\ X &= A_0 + A_1; \\ Y &= B_0 + B_1; \\ Z_1 &= X_{n/2} * Y_{n/2} * 2^n + (X_{n/2} * \tilde{Y} + Y_{n/2} * \tilde{X}) * 2^{n/2} + \text{mult}(\tilde{X}, \tilde{Y}) - Z_0 - Z_2; \\ & \dots \end{aligned}$$

Laufzeit hierfür ist $T(n/2) + \mathcal{O}(n)$.

Beispiel: Integermultiplikation

Wir erhalten folgende Rekurrenz:

$$T(n) = 3T\left(\frac{n}{2}\right) + \mathcal{O}(n) .$$

Master Theorem: Rekurrenz: $T[n] = aT\left(\frac{n}{b}\right) + f(n)$.

- ▶ Case 1: $f(n) = \mathcal{O}(n^{\log_b a - \epsilon})$ $T(n) = \Theta(n^{\log_b a})$
- ▶ Case 2: $f(n) = \Theta(n^{\log_b a} \log^k n)$ $T(n) = \Theta(n^{\log_b a} \log^{k+1} n)$

Wir sind im Fall 1. Laufzeit $\Theta(n^{\log_2 3}) \approx \Theta(n^{1.59})$.

Eine deutliche Verbesserung der „Schulmethode“.