

# **Komplexität von Algorithmen**

**00PM, Ralf Lämmel**

# Motivierendes Beispiel

- \* Algorithmus

- Eingabe: ein Zahlen-Feld  $a$  der Länge  $n$

- Ausgabe: Durchschnitt

- \* Fragen:

- **Was ist die Laufzeit des Algorithmus?**

- Speicherverbrauch ist offensichtlich “gering”.

```
sum = 0;
i = 0;
while (i < n) {
    sum += a[i];
    i++;
}
return sum/n
```

# Komplexitätsanalyse

## \* Unmittelbare Ziele

- Vorhersage der Kosten
- Verifikation von Kosten

## \* Weitere Ziele

- Auswahl eines besseren Algorithmus
- Feststellung eines optimalen Algorithmus

## \* Im Kontext von Qualitätseigenschaften von Algorithmen:

- Korrektheit
- **Effizienz**
- Verständlichkeit
- ...

# Zeitliche Komplexität: Wie bestimmt man sie?

- \* *Vergleich der Ausführung zweier Algorithmen (Programme): unerwünschte Abhängigkeit von Eingabe, Maschine, Rechnerauslastung, ...*
- \* *Vorhersage der auszuführenden Anweisungen in Abhängigkeit von der Eingabe: unerwünschte Abhängigkeit von Sprache, Compiler, Maschine, u.a.*
- \* **Wie oben, aber Zählen von “wesentlichen” Basisoperationen - z.B.: arithmetische und Boolesche Operationen sowie Vergleiche.**

Wir lassen **hier** Zugriffe auf Speicher (Variablen) unbeachtet.

**(Zeit-) Komplexität =  
Anzahl der Basisoperationen  
(in Abhängigkeit von Eingabe (-größe))**

# Zählen der Operationen für die Berechnung des Durchschnitts

Program	# Operationen
1. sum = 0;	0
2. i = 0;	0
3. while (i < n) {	n+1
4.     sum += a[i];	n
5.     i++;	n
6. }	
7. return sum/n	1
<b>Summe</b>	<b>3n + 2</b>

# Was ist die Zeitkomplexität von Matrizenmultiplikation?

\* Basisoperationen:

■ Multiplizieren von Matrizeneinträgen

\* Komplexität:  $m * p * n$

\* Zum Beispiel:

■  $m=n=p$

■ Komplexität:  $n^3$

\* **Komplexität hängt nur von Eingabegröße ab.**

Wir lassen *hier* andere Vergleiche und Inkrementierung unbeachtet.

● Eingabe:  $a_{m*n}, b_{n*p}$

● Ausgabe:  $c_{m*p}$

```
for (i=0; i<m; i++)
```

```
  for (j=0; j<p; j++)
```

```
     $c_{ij} = 0$ 
```

```
      for (k=0; k<n; k++)
```

```
         $c_{ij} = c_{ij} + a_{ik} b_{kj}$ 
```

# Verschiedene Zeitkomplexitäten

- \* **T(n)** - *Genaue* Anzahl der Operationen
- \* **T<sub>w</sub>(n)** - Komplexität im schlechtesten Fall (engl.: *worst-case complexity*): die größte Anzahl von Basisoperationen unter allen möglichen Eingaben der Größe n.
- \* **T<sub>A</sub>(n)** - Komplexität im Durchschnitt (engl.: *average complexity*): die durchschnittliche Anzahl von Basisoperationen für alle möglichen Eingaben der Größe n.

# Was ist die Zeikomplexität von Linearer Suche?

```
boolean linear(int[] a, int x)
```

```
    r = false
```

```
    i = 0
```

```
    i < a.length && !r
```

```
        r = a[i] == x
```

```
        i = i + 1
```

```
    return r
```

Basisoperationen: **hier**  
nur Vergleiche mit  
gesuchtem Element.



# Schlimmster Fall: Das Element ist nicht zu finden.

```
boolean linear(int[] a, int x)
```

```
    r = false
```

```
    i = 0
```

```
    i < a.length && !r
```

```
        r = a[i] == x
```

```
        i = i + 1
```

```
    return r
```

Vergleiche alle n Elemente.

$$T_w(n) = n$$

# Durchschnittlicher Fall

- Fall 1:  $x$  nicht in  $a$ , siehe  $T_w(n)$
- Fall 2:  $x$  kommt in  $a$  vor.
  - **Annahme:** alle Elemente verschieden in  $a$ .
  - Es gibt ein  $i$  so dass  $x$  auf  $i$ -ter Position mit  $0 \leq i < n$ .
    - ▶ Wahrscheinlichkeit für beliebiges  $i$ :  $1/n$
    - ▶  $i+1$  Vergleiche benötigt
    - ▶ Für alle  $i$ :  $1 + 2 + \dots + n = n(n + 1) / 2$
    - ▶ Im Durchschnitt:  $(n + 1) / 2$

# Durchschnittlicher Fall

\* Zu kombinieren:

■ Fall 1:  $n$

■ Fall 2:  $(n + 1) / 2$

\* **Annahme:**  $q$  ist Wahrscheinlichkeit für Fall 2.

\*  $T_A(n) = (1 - q) n + q (n + 1) / 2$

\* Zum Beispiel:  $q = 0.5$

■  $T_A(n) = 1/2 n + 1/4 (n + 1) = 3/4 n + 1/4$

■  $\approx 3/4$  aller Elemente werden verglichen.

# Speicherkomplexität

- \* Speicherplatz für Programm hier vernachlässigt.
- \* Speicherplatz für Eingabe
  - Konstant für skalare Werte
  - Feldgröße für Felder
- \* **Speicherkomplexität = Extra Speicherplatz für**
  - **Arbeitsspeicher**
  - **Ausgabe**
- \*  $S(n)$ : Speicherkompl. in Abh. von Eingabegröße
- \* Analog:  $S_W(n)$  und  $S_A(n)$
- \* Algorithmus “in place” für konstantes  $S(n)$

# Was ist die Speicherkomplexität von MergeSort?

\* MergeSort benötigt Arbeitsspeicher.

\* Implementation:

```
public static void mergeSort(int[] a) {  
    int[] temp = new int[a.length];  
    mergeSort(a,temp,0,a.length-1);  
}
```

“in place”

Arbeits-  
speicher

\*  $S(n) = n$

Ist  $n$  “optimal”?

# Optimalität von Algorithmen

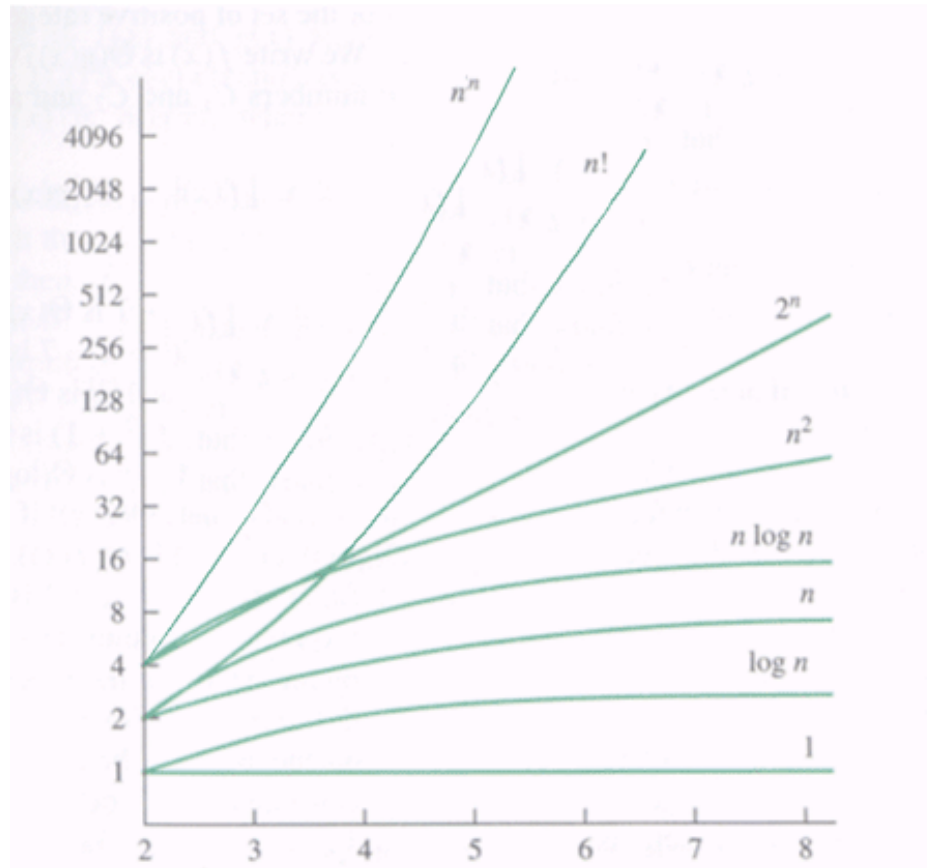
- \* Ein Algorithmus ist ***optimal*** wenn es keinen Algorithmus für das gleiche Problem gibt, dessen Komplexität besser ist.
- \* Beachte:  
Mehrere Dimensionen:  $T_W(n)$ ,  $T_A(n)$ ,  $S_W(n)$ ,  $S_A(n)$
- \* Welches ist der optimale Sortieralgorithmus?

# Von Termen über der Eingabegröße $n$ zu Komplexitätsklassen

Probleme beim Zählen von Basisoperationen  
in Abhängigkeit von der Eingabegröße

- \* **Wie vergleicht man Terme über  $n$ ?**
- \* Außerdem (nicht betrachtet):
  - \* Verschiedene Festlegungen zu den Basisoperationen
  - \* Abhängigkeit von Compiler und Plattform
  - \* Interne Operationen werden eventuell übersehen

# Ziel: Vergleich asymptotischen Wachstums



Haben wir lineare,  
quadratische, exponentielle, ...  
**Abhängigkeit** der Anzahl der  
Operationen bzw. der Grösse  
des Speichers **von Grösse  
der Eingabe?**



# Erneute Betrachtung der Komplexität des Durchschnitts

## Program

- `sum = 0;`
- `i = 0;`
- `while (i < n) {`
- `sum += a[i];`
- `i++;`
- `}`
- `return sum/n`

## Summe

## # Operationen

0

0

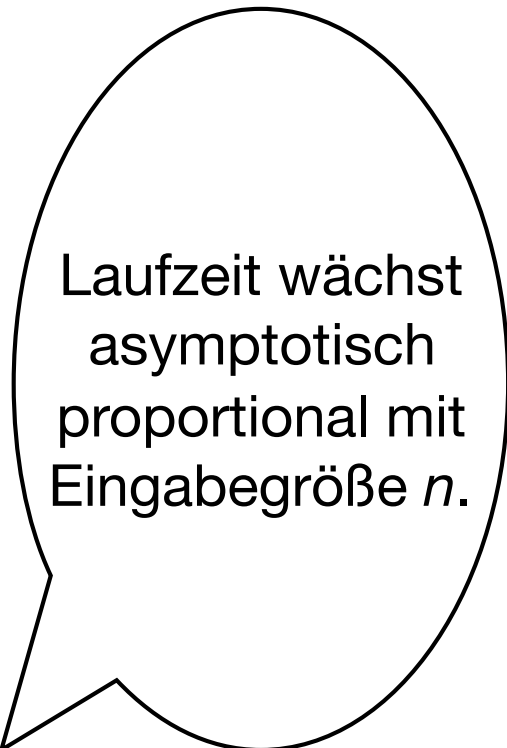
$n+1$

$n$

$n$

1

**$3n + 2$**



Laufzeit wächst asymptotisch proportional mit Eingabegröße  $n$ .

# Konstante Faktoren

\* Betrachten wir zwei Komplexitäten (“Funktionen”):

■ a)  $2n$

■ b)  $2.5n$

Wir vernachlässigen konstante Faktoren.  
(Intuition: Parallelisierung von Operationen beseitigt den Unterschied.)

$$2n \text{ “=” } 2.5n$$

# Asymptotisches Wachstum

\* Betrachten wir zwei Komplexitäten (“Funktionen”):

■ a)  $n^3/2$

■ b)  $5n^2$

\* Kubische Funktionen wachsen schneller als quadratische.

■ Für einige kleine  $n$  ist b) größer.

■ Für genügend große  $n$  ist a) größer.

Übungsaufgabe:

Bestimme das  $n$  so  
dass  $n^3/2$  “>”  $5n^2$

$$n^3/2 > 5n^2$$

# Asymptotisches Wachstum

\* Betrachten wir zwei Komplexitäten (“Funktionen”):

■  $3n^3 - 2n^2$

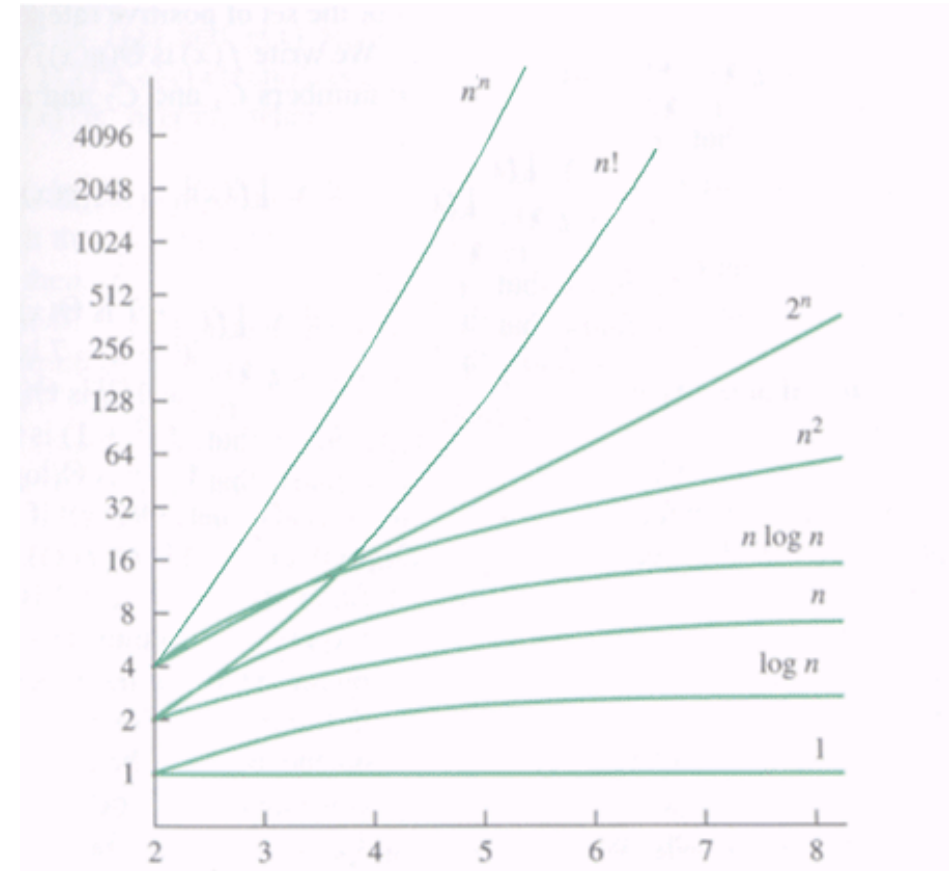
■  $4n^3$

Bei der Abbildung von Komplexitätsfunktionen auf Komplexitätsklassen vernachlässigen wir auch Summanden von kleinerem asymptotischen Wachstum.

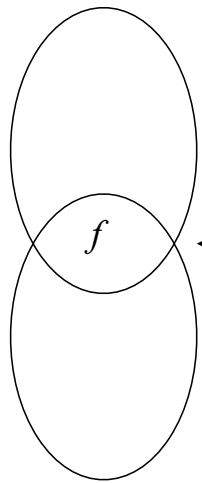
$$3n^3 - 2n^2 \text{ “=” } 3n^3 \text{ “=” } 4n^3$$

# Komplexitätsklassen

- \* Konstant: 1
- \* Logarithmisch:  $\log n$
- \* Linear:  $n$
- \* Quadratisch:  $n^2$
- \* Polynomial:  $n^k, k > 1$
- \* Exponentiell:  $a^n, a > 1$



# Schranken für asymptotisches Wachstum



←  $\Omega(f)$  enthält Funktionen die mindestens so schnell wie  $f$  wachsen.  
( $f$  ist eine *untere Schranke* für Komplexitätsfunktionen.)

←  $\Theta(f)$  enthält Funktionen die genauso schnell wie  $f$  wachsen.  
( $f$  ist ein *asymptotisch enges Mass.*)

←  **$O(f)$  enthält Funktionen die nicht schneller als  $f$  wachsen.**  
( $f$  ist eine *obere Schranke* für Komplexitätsfunktionen.)

**Aussprache:** (Big) oh ( $O$ )  
(Big) theta ( $\Theta$ )  
(Big) omega ( $\Omega$ )

# O - Notation für obere Schranke $f(n)$

\*  $O(f(n)) =$

$\{ g: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N} \mid$

$\exists n_0 > 0. \exists c > 0. \forall n \geq n_0.$

$g(n) \leq c \cdot f(n) \}$

\* Anmerkungen

■  $k(n) \in O(f(n))$  steht für:

$f(n)$  ist eine asymptotische obere Schranke für  $k(n)$ .

■ Sprechweise “ $k(n)$  ist  $O(f(n))$ ”

■ Analog:  $\Omega$  und  $\Theta$

Wir betrachten  
Funktionen über den  
natürlichen Zahlen, weil  
wir so die Eingabegröße  
ausdrücken.

Wir sind an kleinen,  
oberen Schranken  
interessiert.

# $\Omega$ - Notation für untere Schranke

\*  $\Omega(f(n)) =$

$\{ g: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N} \mid$

$\exists n_0 > 0. \exists c > 0. \forall n \geq n_0.$

$c \cdot f(n) \leq g(n) \}$

\*  $k(n) \in \Omega(f(n))$  steht für:

$f(n)$  ist eine asymptotische untere Schranke für  $k(n)$ .

Wir sind an großen,  
unteren Schranken  
interessiert.



# $\Theta$ - Notation für asymptotisch enges Maß

\*  $\Theta(f(n)) =$

$\{ g: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N} \mid$

$\exists n_0 > 0. \exists c_1, c_2 > 0. \forall n \geq n_0.$

$c_1 * f(n) \leq g(n) \leq c_2 * f(n) \}$

# Rechenregeln für die O-Notation

\*  $f(n) \in O(f(n))$

\*  $c \cdot O(f(n)) \in O(f(n))$

\*  $O(f(n)) \cdot O(g(n)) \in O(f(n) \cdot g(n))$

\*  $O(f(n) \cdot g(n)) \in O(f(n)) \cdot O(g(n))$

\* ...

Wenn sowohl  $S$  und  $S'$  Mengen sind in der Notation  $S \in S'$ , dann ist dies gemeint:  $\forall f \in S. f \in S'$ .

# Was ist die Komplexität von Sortieralgorithmen?

	$T_w(n)$	$S_w(n)$
SelectionSort	?	?
MergeSort	?	?
...	...	...

# Was ist die Zeitkomplexität von *SelectionSort*?

```
public static void selectionSort(int[] a) {
    for (int i = 0; i < a.length; i++) {
        // Find least element among the remaining ones
        int least = i;
        for (int j = i + 1; j < a.length; j++)
            if (a[j] < a[least])
                least = j;
        // Swap current element with least one
        if (least != i) {
            int swap = a[i];
            a[i] = a[least];
            a[least] = swap;
        }
    }
}
```

# Was ist die Zeitkomplexität von *SelectionSort*?

```
for (int i=0; i<a.length; i++) {  
    int least = i;  
    for (int j=i+1; j<a.length; j++)  
        if (a[j] < a[least])  
            ...  
    ...  
}
```

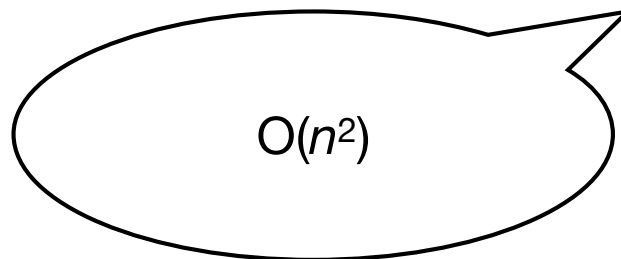
\* Zählen der Vergleiche

\* Feld der Größe  $n$

\* Äußere Schleife  $i=0..n-1$

\* Innere Schleife  $j=i+1..n-1$

\* Vergleiche:  $(n-1) + (n-2) + \dots + 1 = n * (n - 1) / 2$



# Was ist die Zeitkomplexität von *MergeSort*?

```
public static void mergeSort(int[] a, int[] temp, int min, int max) {  
    // Cease on trivial sorting problem  
    if (!(min < max))  
        return;  
  
    // Divide  
    int middle = ( min + max ) / 2 ;  
  
    // Solve smaller problems recursively  
    mergeSort(a,temp,min,middle);  
    mergeSort(a,temp,middle+1,max);  
  
    // Merge via temporary array  
    merge(a,temp,min,middle,max);  
}
```

# Was ist die Zeitkomplexität von *MergeSort*?

\* Merge:  $T_w(n) = O(n)$

\* MergeSort:

■  $T_w(n) = 2 T_w(n/2) + O(n)$

■  $= n \log n$  (per "Mastertheorem")



Siehe weiterführende  
Veranstaltungen.

# Übersicht Sortieralgorithmen

	$T_w(n)$	$S_w(n)$
SelectionSort	$\Theta(n^2)$	$\Theta(1)$
MergeSort	$\Theta(n \log n)$	$O(n)$
...	...	...

Geht es schneller als  $n \log n$ ?  
Geht  $n \log n$  auch ohne Speicheraufwand?  
Warum verwenden wir SelectionSort?

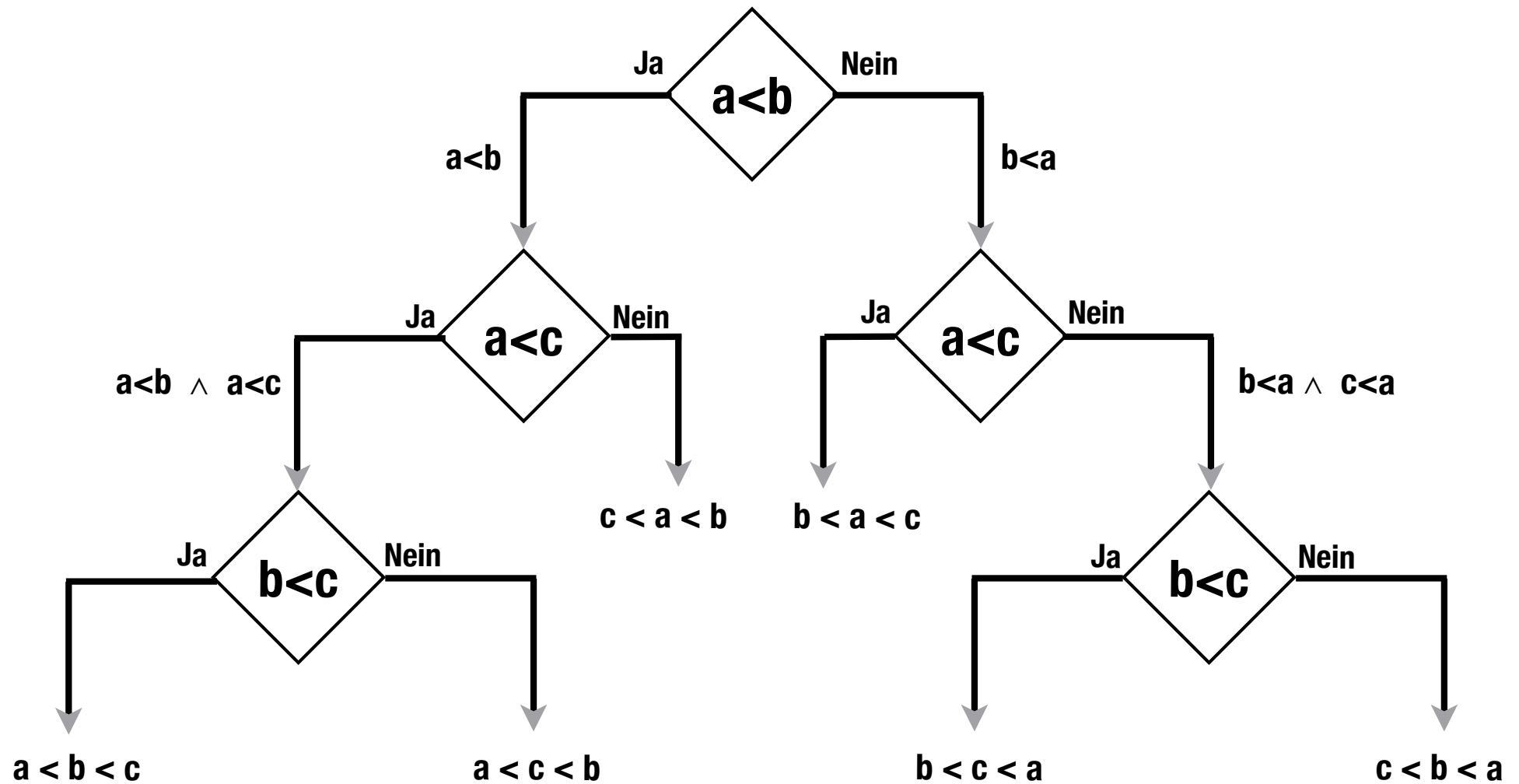


Satz: Jeder ***vergleichsbasierte*** Algorithmus zum Sortieren braucht  $\Omega(n \log n)$  Vergleiche im schlimmsten Fall. Also ist  $n \log n$  eine untere Schranke für  $T_w$ .

# Bedeutung von Schrankenaussagen

- \* **Obere Schranke ( $O(f(n))$ ):** Um zu zeigen, dass ein Problem (z.B. Sortieren) in  $f(n)$  gelöst werden kann, genügt es **einen** Algorithmus mit dieser Komplexität anzugeben.
- \* **Untere Schranke ( $\Omega(f(n))$ ):** Um zu zeigen, dass ein Problem nicht schneller als  $f(n)$  gelöst werden kann, muss man zeigen, dass **alle** möglichen Algorithmen nicht schneller sein können.

# Ein Entscheidungsbaum zum Sortieren einer Liste mit drei verschiedenen Elementen a, b, c durch binäre Vergleiche



**Sortieralgorithmen mögen noch mehr Vergleiche bemühen.**

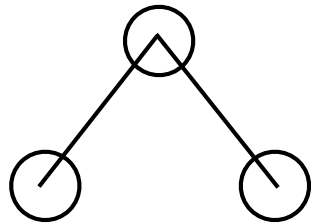
# Der Entscheidungsbaum

- \* Jeder Knoten vergleicht zwei Elemente.
- \* Der Baum ist binär wegen der Entscheidungen.
- \* Alle möglichen Permutationen müssen unterschieden werden.
- Also gibt es  **$n!$  Blätter** bei  $n$  Elementen in der Eingabe.
- \* **Was ist die Tiefe eines Binärbaumes mit  $n!$  Blättern?**

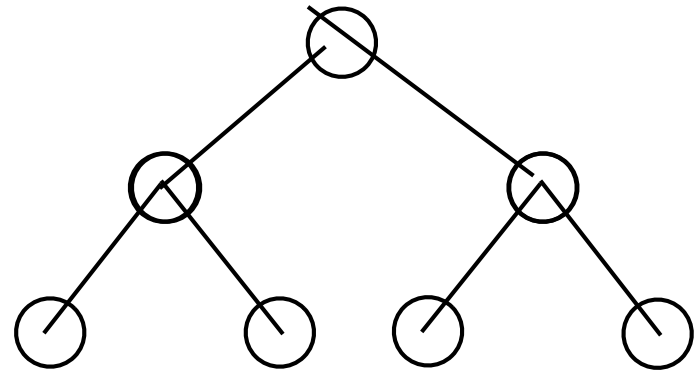
# Zusammenhang zwischen Höhe und Anzahl der Blätter



**Höhe: 0**  
**Knoten: 1**  
**Blätter: 1**



**Höhe: 1**  
**Knoten: 3**  
**Blätter: 2**



**Höhe: 2**  
**Knoten: 7**  
**Blätter: 4**

**Höhe:  $h$**   
**Knoten:  $2^{h+1} - 1$**   
**Blätter:  $2^h$**

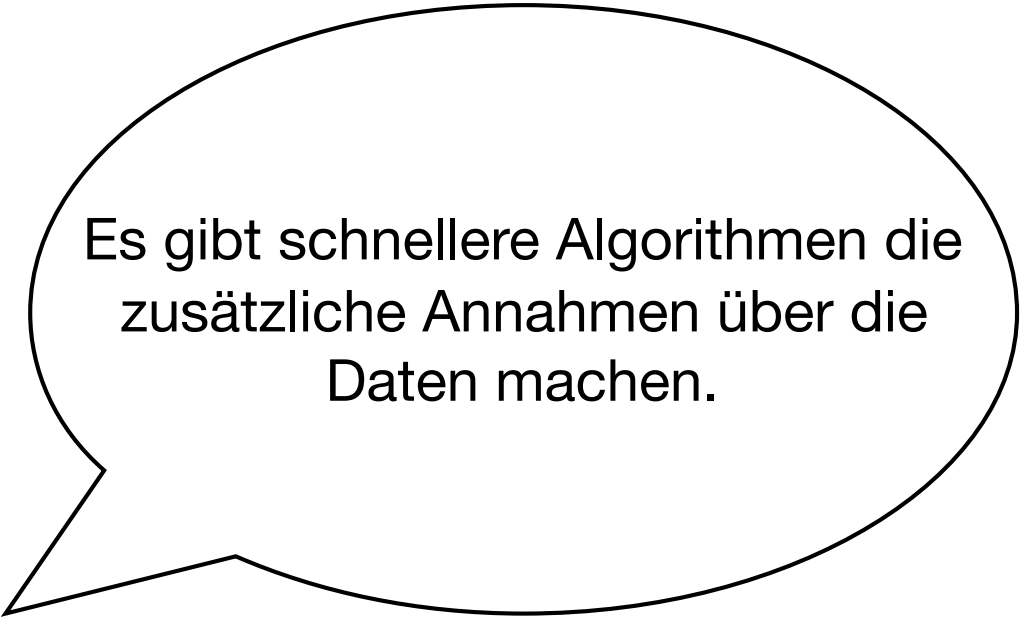
Wenn der Baum nicht vollständig ist, dann ist die Höhe größer bei gleicher Blattzahl.

**Höhe:  $\log_2(n!)$**   
**Blätter:  $n!$**

<http://de.wikipedia.org/wiki/Bin%C3%A4rbaum>

# Vergleichsbasiertes Sortieren

\*  $T_w(n)$   
 $\geq$  “längster Pfad”  
 $\geq \log(n!)$   
 $= \log n + \dots + \log 1$   
 $\geq \log n + \dots + \log (n/2)$   
 $\geq n/2 (\log n/2)$   
 $= \Omega(n \log n)$



Es gibt schnellere Algorithmen die zusätzliche Annahmen über die Daten machen.

\* Jeder vergleichsbasierte Algorithmus braucht  $\Omega(n \log n)$  Vergleiche im schlimmsten Fall.

# Komplexität rekursiver Algorithmen

\* Ein rekursiver Algorithmus ohne Schleifen hat die Komplexität  $f(x)$  wenn  $f(x)$  die Anzahl der rekursiven Aufrufe in Abhängigkeit von der Eingabe  $x$  beschreibt.

\* Beispiel  $n!$

■  $n$  rekursive Aufrufe

# Komplexität Fibonacci

## \* Definition

■  $\text{fib}(n) =$

- 0, falls  $n = 0$
- 1, falls  $n = 1$
- $\text{fib}(n-2) + \text{fib}(n-1)$ ,  $n \geq 2$

\* Für  $n > 2$  zwei direkt rekursive Aufrufe

\* **Was ist die resultierende Komplexität?**





# Zusammenfassung

Die Kosten in Bezug auf Laufzeit und Speicherverbrauch sind wichtige Eigenschaften von algorithmischen Problemen bzw. konkreten Implementationen.