

## 6.2. Komplexität

### 6.2.1. Einleitung

\* bisher qualitative Merkmale: Überschaubarkeit; Korrektheit

∃ auch quantitative Merkmale: Effizienz; Ressourcenverbrauch

hier: Aufwand zur Abarbeitung eines A. durch einen Prozessor;

Jedoch: unterschiedl. Prozessoren + Algorithmen  $\Rightarrow$   
„langsamer“ A. auf Pentium vielleicht mehr Rechenzeit als  
„schneller“ auf 386er;  
Oder: Ein „erstbester“ A. ist gut für kleinere Probleme und  
schrecklich für große Probleme.

→ Frage 1: Wie Aufwand messen?

→ Frage 2: Was sind „kleine“ bzw. „große“ Probleme?

1 Antwort: Wählen eine Basisoperation und bestimmen bzw. schätzen deren Anzahl ab.

\* Bsp.: MULT1

Basisoperation  $\rightarrow$  Add. oder Subtr.;

Aufwand  $:= A_{MULT1}(m, n) \approx \text{Anz. Durchläufe} = \underline{2 \cdot n}$

Aber: Aufwand von Eingabe  $n$  abh.  $\rightarrow$   
wenn  $m$  klein und  $n$  groß  $\Rightarrow$  vertausche  $m$  und  $n$ :

MULT2 mit vorbereitendem Schritt

(0) WENN  $n > m$  DANN  $h \leftarrow n; n \leftarrow m; m \leftarrow h$ ;

$\Rightarrow A_{MULT2}(m, n) \approx 2 \cdot \min(m, n) \quad !$

$\Rightarrow \text{MULT2} \succ \text{MULT1}$

\* Bsp.: SUCHE

Wie hier Aufwand? Basisoperation: Vergleich; Wertzuweisung;

Wenn Suche bei 1. Element begonnen  $\rightarrow$

$$A(n) = \begin{cases} 2, & \text{falls } a_1 = a; \\ 2 \cdot n, & \text{falls } a_n = a; \end{cases}$$

$$A(n) = 2 \cdot i, \text{ falls } a_i = a, i = 1(1)n;$$

$\Rightarrow$  Nutzen ist gering;

⇒ 3 übliche Maße:

$A_{\min}(n)$  – Aufwand im günstigsten Fall (best-case-Analyse)

$A_{\max}(n)$  – Aufwand im ungünstigsten Fall (worst-case-Analyse)

$\bar{A}(n)$  – Aufwand im Mittel (average-case-Analyse)

↓  
?

Nur klar: Abh. von Werten der Eingabeparameter. Benötigen  
Wahrscheinlichkeitsverteilung für Position des gesuchten Elements →  
vereinfachte Annahme: Alle Positionen sind gleich wahrscheinlich.

$$\Rightarrow \bar{A}(n) = \sum_{i=1}^n 2 \cdot i \cdot P(a_i = a) = \frac{1}{n} \cdot 2 \cdot \sum_{i=1}^n i = \frac{2}{n} \cdot \frac{n(n+1)}{2} = \underline{\underline{n+1}}$$

\* Vergleich von A. ⇒ i. d. R. bzgl.

a)  $\bar{A}(n)$

b)  $A_{\max}(n)$  und

c) asymptotischer Aufwand

Warum c) ?

Seien z.B. zwei Algorithmen I und II gegeben mit  $\bar{A}_I(n) = 2n^2 + 50$  und  $\bar{A}_{II}(n) = 100 \cdot n$

Welcher ist „besser“?

Für I ignorieren wir 2 und 50 und sagen: Aufwand ist proportional  $n^2$ .  
Da  $n^2$  größer  $n$  sagen wir: I benötigt höheren (asymptot.) Aufwand als II.  
! Ungeachtet, daß für  $n \leq 49$   $I \succ II$ .

⇒ Auch Antwort: Große/kleine Probleme?

Relation hier: Für kleine Werte, d.h.  $n \leq 49$  ist  $I \succ II$ ;  
für große Werte ab  $n = 50$  ist  $II \succ I$ .

⇒ Vergleich nie (i. d. R.) absolut, sondern in Abhängigkeit von Problemgröße.

### 6.2.2. Die O – und die Ω – Notation

\* brauchen best. Formalismus, da es um quant. Aussagen geht;

- ein Problem  $P \rightarrow$  unendlich viele Fragestellungen  $p$ ;  
z.B.: Eine Fragestellung des Max.-problems wäre, die größte der vier Zahlen 13, 6, 31, 12 zu bestimmen;
- $\forall p \in P$  wird eine nat. Zahl  $g(p)$  als Größe zugeordnet (ergibt sich meist in nat. Weise  $\rightarrow$  4 Zahlen zu sortieren; ...);
- $T(p, A)$  – Rechenzeitaufwand für einen Algor. A zur Lösung des Problems  $P$  an der Fragestellung  $p \in P$ ;

- im konkreten Fall durch Messungen; interessanter (und objektiver) sind globale Aussagen zu beliebigen Fragestellungen der Größe  $n$

⇒ 3 Abstraktionen:

- (a) Verhalten im ungünstigsten Fall (worst case)

$$T^*(n, A) := \sup \{ T(p, A) : p \in \mathbf{P} \text{ und } g(p) = n \}$$

- (b) Verhalten im besten Fall (best case)

$$T_*(n, A) := \inf \{ T(p, A) : p \in \mathbf{P} \text{ und } g(p) = n \}$$

- (c) Verhalten im Mittel (average case)

$$\bar{T}(n, A) := E \{ T(\underline{p}, A) \mid \underline{p} \text{ verteilt in } \mathbf{P} \text{ und konzentriert auf } g(p) = n \}$$

Klar:  $\bar{T}(n, A) \leq T^*(n, A).$

Aber: Welche Wahrscheinlichkeitsverteilung?

⇒ meist: (i) worst-case-Analyse;  
(ii) average-case-Analyse mit Gleichverteilung;

- bei Analyse → nur Größenordnung der Laufzeit in Abhängigkeit von der Größe der Eingabe

für Analyse solcher oberer und unterer Schranken bzw. Wachstumsordnungen  
⇒ Groß-O- und Groß-Omega-Notation

a)  $f: \mathbf{N} \rightarrow \mathbf{N}$  sei

$$O(f) := \{ h : \exists c_1 > 0, c_2 > 0, n_0 \geq 0 \text{ so, daß } h(n) \leq c_1 \cdot f(n) + c_2 \text{ für } n \geq n_0 \}$$

{ für hinreichend großes  $n$  ist die Fkt.  $h$  nicht mehr als das  $c_1$ -fache der Fkt.  $f$  }

⇒ Sprechweise: Statt „Die Laufzeit  $\bar{T}(n, A)$  erfüllt für alle  $n \in \mathbf{N}$ :  $\bar{T}(n, A) \leq c_1 \cdot n + c_2$ !“  
sagt man

$\bar{T}(n, A)$  ist von der Ordnung  $n$  oder

$\bar{T}(n, A)$  ist  $O(n)$  oder

$\bar{T}(n, A)$  ist in  $O(n)$ ;

schreibt man

$\bar{T}(n, A) = O(n)$  oder

$\bar{T}(n, A) \in O(n)$ ;

{ Exakt wäre:  $\bar{T}(n, A) \in O(f)$  mit  $f(n) = n.$  }

Bem.: Die Konstanten  $c_1$  und  $c_2$  interessieren nicht!

⇒ Abschätzung nach oben!

b) Abschätzung von unten  $\Rightarrow$

$$\Omega(g) := \{ h : \exists c > 0 \text{ so, daß für unendlich viele } n \in \mathbb{N} \text{ gilt } h(n) \geq c \cdot g(n) \}$$

\* Bem.: Bisher Komplexität von Algorithmen.  
In Praxis auch Komplexität von Problemen:

Problem **P** hat (Zeit-)Komplex.  $O(n^2)$  heißt, es existiert ein A. zur Lösung von **P**, dessen Laufzeit durch eine quadratische Funktion beschränkt ist.

Klar: Für obere Schranke  $\rightarrow$  1 Algorithmus benötigt.  
Für untere Schranke  $\rightarrow$  muß alle beachten (schwer; wenige Fälle bisher)

\* häufigsten Funktionen zur Effizienzmessung von Algorithmen:

Wachstum		
logarithmisch	: $\log n$	(i. d. R. zur Basis 2)
linear	: $n$	
$n \cdot \log n$	: $n \cdot \log n$	
quadratisch	: $n^2$	$(n^k \rightarrow \text{polynomiales Wachstum})$
exponential	: $c^n$	

$\Rightarrow$  z. Z. allg. Überzeugung:

praktikabel höchstens A. mit polynomialem Wachstum; A. mit exponentialem Wachstum sind schon für kleine Problemgrößen nicht mehr ausführbar.

### 6.2.3. Einige Prinzipien zur Berechnung der Komplexität von Algorithmen

(Lit.: U. Manber: Introduction to algorithms / Addison Wesley 1989)

\* A. bestehe aus versch. Teilen  $\Rightarrow$  seine Komplexität ist gleich der Summe seiner Teile; nicht so einfach bei Schleifen oder Rekursion.

Bsp.: Schleife;  $n$  Durchläufe; Durchlauf  $i$  erfordere  $i$  Operationen  $\Rightarrow$

$$\text{Gesamtzahl der Operationen: } 1 + 2 + \dots + n = \frac{n}{2}(n+1)$$

Wie aber, wenn  $i$ . Durchlauf  $i^2$  Operationen?

**Lemma 6.1:** Für  $s_2(n) = \sum_{i=1}^n i^2$  gilt  $s_2(n) = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6}$ .

Beweis: Klar:  $s_2(n) \leq n^3 = n \cdot n^2 \Rightarrow$  Differenz ist endlich.

Prüfen diese Vermutung mittels Induktion.

Vermutung  $\Rightarrow$

$$s_2(n) = P(n) = an^3 + bn^2 + cn + d \text{ mit}$$

$$P(1) = 1 \text{ und}$$

$$\begin{aligned}
& \swarrow P(n+1) = P(n) + (n+1)^2 \\
& a(n+1)^3 + b(n+1)^2 + c(n+1) + d - an^3 - bn^2 - cn - d = n^2 + 2n + 1 \\
\Rightarrow & \left. \begin{aligned} 3a + b - b &= 1 && (\text{für } n^2) \\ 3a + 2b + c - c &= 2 && (\text{für } n) \\ a + b + c + d - d &= 1 && (\text{für } 1) \end{aligned} \right\} \Rightarrow \underline{\underline{d=0}} \\
& P(1)=1 \Rightarrow a+b+c+d=1 \\
& \underline{\underline{a=\frac{1}{3}}} \quad \underline{\underline{b=\frac{1}{2}}} \quad \underline{\underline{c=\frac{1}{6}}} \\
\Rightarrow & s_2(n) = \frac{n^3}{3} + \frac{n^2}{2} + \frac{n}{6} = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6}
\end{aligned}$$

∃ weiteres Beweisverfahren, das allg. anwendbar:

Sei  $s_3(n) = \sum_{i=1}^n i^3$ . Nun transformieren wir die Summationsgrenzen  $\rightarrow$

$$\begin{aligned}
s_3(n) &= \sum_{i=1}^n i^3 = \sum_{i=0}^{n-1} (i+1)^3 = \sum_{i=0}^{n-1} (i^3 + 3i^2 + 3i + 1) \\
& \quad \downarrow \quad \quad \quad \downarrow \\
& \quad \text{gleiche Glieder weg ergibt} \\
n^3 &= 0^3 + \sum_{i=0}^{n-1} (3i^2 + 3i + 1) = 3 \cdot [s_2(n) - n^2] + 3 \frac{n(n-1)}{2} + n \\
\Rightarrow s_3(n) &= \frac{n^3}{3} + n^2 - \frac{1}{2}n^2 + \frac{1}{2}n - \frac{n}{3} = \underline{\underline{\frac{n^3}{3} + \frac{n^2}{2} + \frac{n}{6}}}
\end{aligned}$$

$\Rightarrow$  Idee/Trick: Nutzen 2 spez. Summen, und zwar so, daß sich ihre meisten Glieder gegenseitig aufheben.

\* weitere Beispiele:

**Lemma 6.2:** Für  $F(n) = \sum_{i=0}^n 2^i$  gilt  $F(n) = 2^{n+1} - 1$ .

**Beweis:**  $2F(n) = \sum_{i=1}^{n+1} 2^i$   
 $2F(n) - F(n) = F(n) = 2^{n+1} - 1$

**Lemma 6.3:** Für  $G(n) = \sum_{i=1}^n i \cdot 2^i$  gilt  $G(n) = n \cdot 2^{n+1} - 2^{n+1} + 2$ .

**Beweis:**

$$\begin{aligned}
G(n) &= 2G(n) - G(n) = [1 \cdot 2^2 + 2 \cdot 2^3 + \dots + n \cdot 2^{n+1}] - [1 \cdot 2 + 2 \cdot 2^2 + \dots + n \cdot 2^n] \\
&= n \cdot 2^{n+1} - \underbrace{(1 \cdot 2 + 1 \cdot 2^2 + \dots + 1 \cdot 2^n)}_{\text{L. 6.2: } 2^{n+1} - 2} = (n-1) \cdot 2^{n+1} + 2
\end{aligned}$$

**Lemma 6.4:** Für  $G(n) = \sum_{i=1}^n i \cdot 2^{n-i}$  gilt  $G(n) = 2^{n+1} - 2 - n$ .

Beweis: 
$$G(n) = 2G(n) - G(n) = \sum_{i=1}^n i \cdot (2^{n+1-i} - 2^{n-i})$$

$$= 1 \cdot (2^n - 2^{n-1}) + 2 \cdot (2^{n-1} - 2^{n-2}) + \dots + n \cdot (2 - 1)$$

$$= 2^n + 2^{n+1} + \dots + 2 - n = 2^{n+1} - 2 - n$$

\* rekursive Beziehungen:

Fibonacci  $\rightarrow F(n) = F(n-1) + F(n-2), \quad n > 2; \quad (*)$   
 $F(2) = F(1) = 1$

Frage:  $\exists$  geschl. Darstellung?      Wenn ja, so viel Ressourcenersparnisse.

(1) Intelligentes „Raten“:

Fibonacci  $\Rightarrow$

- da  $F(n) = F(n-1) + F(n-2) \Rightarrow F(n) = c \cdot 2^n$  als Vermutung  
 setzen in (\*) ein  $\Rightarrow c \cdot 2^n = c \cdot 2^{n-1} + c \cdot 2^{n-2}$   
 $\Rightarrow$  keine Lösung, da  $2^n > c \cdot 2^{n-1} + c \cdot 2^{n-2}$  für  $n \geq 2$

- 2. Versuch mit anderen Expon.-fkt, aber mit kleinerer Basis  $\rightarrow F(n) = a^n$   
 setzen in (\*) ein  $\Rightarrow a^n = a^{n-1} + a^{n-2}$  bzw.  $a^2 = a + 1$

$$\Rightarrow 2 \text{ Lösungen } a_{1,2} = \frac{1}{2} \pm \sqrt{\frac{1+4}{4}} = \frac{1}{2} \pm \sqrt{\frac{5}{4}} = \frac{1}{2} \pm \frac{1}{2}\sqrt{5}$$

Wenn 2 Lösungen, so auch deren Linearkombination:

$$c_1 \cdot a_1^n + c_2 \cdot a_2^n$$

$$c_1, c_2 \text{ aus } F(2) = F(1) = 1 \Rightarrow c_1 = \frac{1}{\sqrt{5}}; \quad c_2 = -\frac{1}{\sqrt{5}}$$

$$\Rightarrow \boxed{F(n) = \frac{1}{\sqrt{5}} \left( \frac{1+\sqrt{5}}{2} \right)^n - \frac{1}{\sqrt{5}} \left( \frac{1-\sqrt{5}}{2} \right)^n}$$

(2) Divide-and-Conquer Beziehungen:

Divide-and-Conquer Algorithmen sehr häufig und auch recht elegant;  
 z.B. beim Sortieren; 3 Schritte  $\Rightarrow$

Divide-Schritt:	Input in kleine Teilmengen aufgeteilt. {Folge in 2 Teilfolgen}
Conquer-Schritt:	Problem für jede der Teilmengen gelöst. {Teilfolgen werden sortiert}
Merge-Schritt:	Teillösungen zur Gesamtlösung zusammengemischt. {sort. Teilfolgen zur sort. Folge}

allgemein:

Divide-Schritt  $\Rightarrow$   $a$  Teilmengen(-probleme)

Conquer-Schritt  $\Rightarrow$  jede hat Aufwand  $\frac{n}{b}$  des Ausgangsproblems

Merge-Schritt  $\Rightarrow$   $c \cdot n^k$

$$\Rightarrow T(n) = a \cdot T\left(\frac{n}{b}\right) + c \cdot n^k \quad \text{für } a, b, c, k = \text{const.}$$

vereinfach. Ann.:  $n = b^m$ ,  $b > 1$  sei Integer  $\Rightarrow \frac{n}{b}$  ist immer Integer

sehen einige Schritte an  $\rightarrow$

$$\begin{aligned} T(n) &= a \cdot \left[ a \cdot T\left(\frac{n}{b^2}\right) + c \left(\frac{n}{b}\right)^k \right] + c \cdot n^k \\ &= a \cdot \left\{ a \cdot \left[ a \cdot T\left(\frac{n}{b^3}\right) + c \left(\frac{n}{b^2}\right)^k \right] + c \left(\frac{n}{b}\right)^k \right\} + c \cdot n^k = \dots \end{aligned}$$

Nehmen an, daß  $T(1) = c$ . Anderenfalls würde sich Endergebnis um eine Konstante ändern.

$$\Rightarrow T(n) = c \cdot a^m + c \cdot a^{m-1} \cdot b^k + c \cdot a^{m-2} \cdot b^{2k} + \dots + c \cdot b^{mk}$$

$$\Rightarrow T(n) = c \cdot \sum_{i=0}^m a^{m-i} \cdot b^{ik} = c \cdot a^m \cdot \underbrace{\sum_{i=0}^m \left(\frac{b^k}{a}\right)^i}_{\text{geom. Reihe} \rightarrow 3 \text{ Fälle}}$$

Fall 1:  $a > b^k$

$\rightarrow$  Summe konvergiert bei  $m \rightarrow \infty$ :

$$\Rightarrow T(n) = O(a^m)$$

wegen  $n = b^m \rightarrow m = \log_b n$  bzw.  $a^m = a^{\log_b n} = n^{\log_b a}$

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

Fall 2:  $a = b^k$

$\rightarrow$  Summe ist gleich  $m + 1$

$$\Rightarrow T(n) = O(a^m \cdot m)$$

wegen  $a = b^k$  gilt  $\log_b a = k$  und  $m = O(\log n)$

$$\Rightarrow T(n) = O(n^k \cdot \log n)$$

Fall 3:  $a < b^k$

$$\begin{aligned} \rightarrow \text{Summe ist } & \frac{\left(\frac{b^k}{a}\right)^{m+1} - 1}{\left(\frac{b^k}{a} - 1\right)} \\ \Rightarrow T(n) = O\left(a^m \cdot \left(\frac{b^k}{a}\right)^m\right) &= O(b^{k \cdot m}) = O(n^k) \Rightarrow \end{aligned}$$

### Satz 6.1:

Für die Lösung der Rekurrenzgleichung  $T(n) = a \cdot T\left(\frac{n}{b}\right) + c \cdot n^k$

mit ganzz. Konstanten  $a \geq 1$  und  $b \geq 1$  sowie Konstanten  $c, k > 0$  gilt

$$T(n) = \begin{cases} O(n^{\log_b a}) & \text{bei } a > b^k; \\ O(n^{k \log_b n}) & \text{bei } a = b^k; \\ O(n^k) & \text{bei } a < b^k. \end{cases}$$

Bem.:  $a = 2b \Rightarrow T(n) = O(n^2) !$

### Anwendungsbeispiele:

1) **Sortieren** von  $n$  Elementen (Namen, Zahlen, ...)

Algorithmus *Sortiere* (*Liste*);

IF  $n > 1$

THEN BEGIN

*Sortiere* (1. Listenhälfte);

*Sortiere* (2. Listenhälfte);

*Mische* (1. und 2. Listenhälfte)

END;

$$\Rightarrow T(n) = 2 \cdot T\left(\frac{n}{2}\right) + \underbrace{c \cdot n}_{\text{Aufwand für Mischen} \sim n} \quad \text{mit } T(1) = c$$

$$\rightarrow a = 2; b = 2; c = c; k = 1$$

$$\Rightarrow \boxed{T(n) = O(n \cdot \log n)}$$



## 2) **Multiplikation** von zwei n-stelligen Zahlen

Algorithmus 1:

$$\begin{array}{r}
 1\ 2\ 3 \quad \cdot \quad 4\ 5\ 6 \\
 \hline
 \phantom{1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6} 4\ 9\ 2 \\
 \phantom{1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6} 6\ 1\ 5 \\
 \phantom{1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6} 7\ 3\ 8 \\
 \hline
 5\ 6\ 0\ 8\ 8
 \end{array}$$

⇒ n Zeilen zu add.; jede Zeile n oder n+1 Ziffern;  
je Zeile n Multiplikationen

└─►  $n \cdot n = n^2$  Operationen:  $T(n, A1) = O(n^2)$

Algorithmus 2: Suchen einen besseren A.!

Gehen von folgender Betrachtung aus →

$$\overbrace{A}^n \cdot \overbrace{B}^n \times \overbrace{C}^n \cdot \overbrace{D}^n = \\
 = 10^{\frac{n}{2}} \cdot A \times \left( 10^{\frac{n}{2}} C + D \right) + B \times \left( 10^{\frac{n}{2}} C + D \right) \Rightarrow$$

$$\left. \begin{array}{l}
 10^n: A \times C \\
 10^{\frac{n}{2}}: A \times D + B \times C \\
 10^0: B \times D
 \end{array} \right\} 4 \text{ Mult.} + 4 \text{ Add.}$$

$$T(n) = 4 \cdot T\left(\frac{n}{2}\right) + c \cdot n = O(n^2) \Rightarrow \text{Fehlannonce!}$$

aber:

$$10^{\frac{n}{2}}: (A+B) \cdot (C+D) - AC - BD \Rightarrow 3 \text{ Multiplikationen} + 5 \text{ Additionen}$$

$$T(n) = 3 \cdot T\left(\frac{n}{2}\right) + c \cdot n = O(n^{\log_2 3}) = O(n^{1.58496}) \quad \left\{ \log_b a = \frac{\ln a}{\ln b} \right\}$$

$$\begin{array}{r}
 1\ 2\ 3 \cdot 4\ 5\ 6 \Rightarrow \\
 A \cdot G: \quad 400 \\
 (A+B) \cdot (C+D) - AC - BD: \quad 148 \\
 B \cdot D: \quad \underline{1288} \\
 \underline{56088}
 \end{array}$$

Bem.: n muß gerade sein → 0 1 2 3 · 0 4 5 6 ⇒ n = 4 und  $\frac{n}{2} = 2$

⇒ nach  $A \cdot G = 4$  alle folg. Zeilen um  $2 = \frac{n}{2}$  Stellen nach hinten

### 6.3. Suchalgorithmen

\* Suche nach best. Datum / Daten  $\rightarrow$  häufige Operation in Programmen

Suchverfahren  $:=$  A., der für einen best. Schlüssel (das Suchargument) die zugehörige Inf., den eigentlich interess. Inhalt ermittelt, sofern ein Obj. mit diesem Schlüssel ex.; anderenfalls wird die Suche erfolglos abgebrochen.

formale Def. des Suchproblems:

Gegeben sei eine Folge  $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$  von  $n$  Objekten  $s_1$  bis  $s_n$ . Jedes Objekt besteht aus einem Schlüssel (Namen)  $s_i \cdot key$  und bestimmten Informationen,  $i = 1(1)n$ .

Die Schlüssel stammen aus einer Vielfalt  $U$ .

Gegeben ist weiter ein Element  $z \in U$ .

Gesucht ist ein  $i_0$  derart, daß  $s_{i_0} \cdot key = z$ .

\* lineare Suche:

Keine Inf. über Ordnung der Schlüssel  $\Rightarrow$  sequentielles Durchlaufen der Folge

$$\Rightarrow T^*(n) = n; T_*(n) = 1; \bar{T}(n) = \frac{n+1}{2}$$

Im weiteren:  $U = \mathbb{R}^1$  mit lin. Ordnung. Schreiben  $x_i$  statt  $s_i \cdot key$ .

\* binäre Suchverfahren:

binäre Suche ist für Algor., was das Rad in der Mechanik;

Grundidee: Durch 1 Frage ca.  $\frac{1}{2}$  des Suchraumes verwerfen.

a) Reine binäre Suche:

Problem:

Sei  $S = (x_1, \dots, x_n)$  eine Folge reeller Zahlen mit der Eigenschaft  $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$ . Zu gegebenem reellem  $z$  ist ein Index  $i$  mit  $x_i = z$  auszugeben, wenn  $z$  in der Folge ist, sonst ist 0 auszugeben.

$$\Rightarrow i = \min \{k: x_k = z\} \vee 0;$$

Als Grundidee  $\Rightarrow$  sehe ein „mittleres“ El.  $x_{\lfloor n/2 \rfloor}$  oder  $x_{\lfloor n/2 \rfloor + 1}$  an;

$$\left. \begin{array}{l} \text{ist } z \text{ kleiner, so alle } x_i \text{ mit } i \geq \lfloor n/2 \rfloor \text{ weg;} \\ \text{ist } z \text{ gleich, so Ende } \{z := \lfloor n/2 \rfloor\}; \\ \text{ist } z \text{ größer, so alle } x_i \text{ mit } i \leq \lfloor n/2 \rfloor \text{ weg;} \end{array} \right\} \Rightarrow$$

Algorithmus *binäre\_Suche*( $X, n, z$ );

Input:  $X$  – sortiertes Feld mit Komponenten  $x[1]$  bis  $x[n]$   
 $z$  – Suchschlüssel

Output: *Position* – Index  $i$  mit  $x[i] = z$  oder 0, wenn solch Index nicht existiert

BEGIN

$Position := Finde(z, 1, n)$

END;

FUNCTION *Finde*( $z, Links, Rechts$  : Integer): Integer;

VAR *Mitte* : Integer;

BEGIN

IF  $Links = Rechts$

THEN IF  $x[Links] = z$

THEN  $Finde := Links$

ELSE  $Finde := 0$

ELSE BEGIN

$Mitte := \lfloor \frac{1}{2} * (Links + Rechts) \rfloor$ ;

IF  $z < x[Mitte]$

THEN  $Finde := Finde(z, Links, Mitte-1)$

ELSE  $Finde := Finde(z, Mitte, Rechts)$

END

END;

Komplexität: Basisoperation sei ein Vergleich  $\Rightarrow$

$$T(n) = 1 + T\left(\frac{n}{2}\right) \text{ mit } T(1) = 1$$

$$\begin{aligned} \text{Satz 6.1. } &\Rightarrow a = 1 \quad b = 2 \quad c = 1 \quad k = 0 \Rightarrow a = b^k \\ &\Rightarrow \boxed{T(n) = O(\log n)} \end{aligned}$$

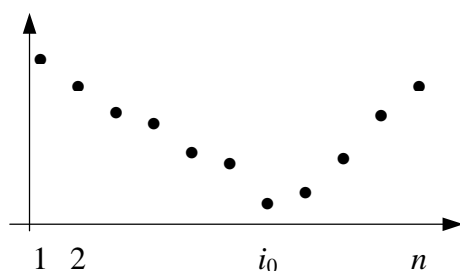
b) Binäre Suche des Minimums einer unimodalen Folge:

Problem:

Sei  $S = (x_1, \dots, x_n)$  derart, daß  $x_1 > x_2 > \dots > \underline{x_{i_0}} < x_{i_0+1} < \dots < x_{n-1} < x_n$  für ein  $i_0$ .

Bestimme den Index  $i_0$ .

unimodale Folge z.B.



wichtig für viele Minimierungsprobleme, z.B. folg. Lagerhaltungsproblem:

- 1 Lager, zuf. Bedarf entsprechend Verteilungsgesetz

$$B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \dots & n \\ p_0 & p_1 & \dots & p_n \end{pmatrix}$$

- Vorrat  $x \in \mathbb{N}$

- Kosten:  $k(x, b) = \begin{cases} h \cdot (x - b), & x \geq b; \\ g \cdot (b - x), & x < b; \end{cases}$

Kostenerwartungswert:

$$\begin{aligned} K(x) &:= E[k(x, B)] = \sum_{b=0}^n p_b \cdot k(x, b) = \\ &= h \cdot \sum_{b=0}^n p_b \cdot (x - b) + g \cdot \sum_{b=x+1}^n p_b \cdot (b - x) \end{aligned}$$

- gesucht:  $x^*$  mit  $K(x^*) \leq K(x)$  für  $x \in \mathbb{N}$

Lösung 1:

Berechne  $K(x)$  für  $x = 1 \dots n$  und wähle  $x^*$ .

Lösung 2:

Binäre Suche nach folg. Grundidee:

Berechne Fkt.-werte für „mittl.“ El.  $x_{\lfloor n/2 \rfloor}$  und  $x_{\lfloor n/2 \rfloor + 1}$ ;

ist  $K(x_{\lfloor n/2 \rfloor}) < K(x_{\lfloor n/2 \rfloor + 1})$ , so ist Min. in  $[1, \dots, \lfloor n/2 \rfloor]$ , also links von  $x_{\lfloor n/2 \rfloor + 1}$ ;

ist  $K(x_{\lfloor n/2 \rfloor}) > K(x_{\lfloor n/2 \rfloor + 1})$ , so rechts von  $x_{\lfloor n/2 \rfloor}$ ;

Komplexität: Basisoperation = Berechnung eines Funktionswertes;

$$\Rightarrow T(n) = 2 + T(n/2) \rightarrow a = 1 \quad b = 2 \quad c = 2 \quad k = 0 \rightarrow a = b^k$$

$$\Rightarrow T(n) = O(\log n)$$

\* Bsp.: Lagerhaltungsproblem

$$n = 10 \quad p_b = \frac{1}{10} \text{ für } b = 1(1)10 \quad h = 1 \quad g = 3$$

$$\Rightarrow \begin{array}{c|cccccccccccc} X & 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 \\ \hline K(x) & 16.5 & 13.5 & 10.9 & 8.7 & 7.0 & 5.5 & 4.5 & 3.9 & 3.7 & 3.9 & 4.5 \end{array}$$

Bei binärer Suche  $\rightarrow$

$L = 0, R = 10 \rightarrow$  *Mitte* = 5, so daß  $K(5) = 5.5$  und  $K(6) = 4.5$  zu berechnen sind  
 $K(5) > K(6) \Rightarrow$

$L = 6, R = 10 \rightarrow$  *Mitte* = 8, so daß  $K(8) = 3.7$  und  $K(9) = 3.9$  zu berechnen sind  
 $K(8) < K(9) \Rightarrow$

$L = 6, R = 8 \rightarrow$  *Mitte* = 7, so daß  $K(7) = 3.9$  zu berechnen ist  
 $K(7) > K(8) \Rightarrow$

$L = R = 8 \rightarrow$  Minimum wird unter  $x = 8$  erreicht  
 $\Rightarrow$  5 Funktionswerte statt 11

**Bem.:** Analoges Vorgehen bei Bestimmung des Minimums (Maximums) einer Funktion oder des Null-Punktes einer stetigen Funktion und bei ähnlichen Problemen.