

# Tutorium Algorithmen 1

02 · Dynamische Arrays, Amortisierte Analyse und Listen · 29.4.2024  
Peter Bohner Tutorium 3

Wahr oder falsch?

$$O(f) \cap \Omega(f) = \Theta(f)$$

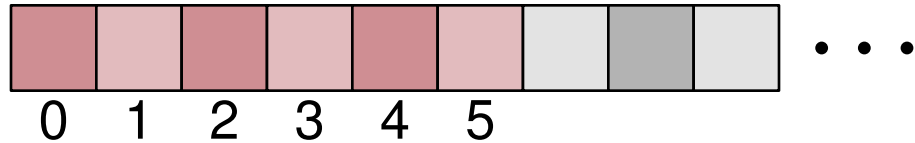
$$O(f) \setminus \omega(f) = \Theta(f)$$

$$2^{5n} \in o(2^n)$$

$$n^4 \in o(n^5)$$

$$2^n \cdot n^2 \in o(2^n)$$

# Neue Datenstruktur: Dynamische Arrays



## Dynamisches Array

Zusammenhängendes Stück Speicher  
Durchnummeriert von 0 bis n  
Bietet direkten Zugriff auf Elemente

pushBack	amort. $\Theta(1)$
popBack	$\Theta(1)$
get( $i: \mathbb{N}_0$ )	$\Theta(1)$
remove( $i: \mathbb{N}_0$ )	$\Theta(n)$
find(x)	$\Theta(n)$
remove(x)	$\Theta(n)$
concat	$\Theta(n_1 + n_2)$
splice	$\Theta(n_1 + n_2)$
size	$\Theta(1)$

<https://algo-code.itι.kit.edu/>

- **size()**
  - Muss explizit gespeichert werden ( $O(1)$ )
- **at(i)**, **get(i)**, **set(i, x)**, **[i]** (Zugriff auf das  $i$ -te Element)
  - Adresse lässt sich in  $O(1)$  berechnen & zugreifen
- **pushBack(x)**
  - fügt Element am Ende hinzu & Array wächst um ein Element
  - Kapazität muss ggf. vergrößert werden
- **popBack()**
  - entfernt & **returned** letztes Element
  - ggf. Kapazität wieder verringern

## Idee:

- Laufzeiten umverteilen, sodass Operationen *weniger aufwändig* aussehen
- nach **beliebiger** Operationsfolge muss gelten:  $\sum \text{amortisierte Kosten} \geq \sum \text{echte Kosten}$

## Verwendung

- Wenn wir eine Datenstruktur in einem anderen Algorithmus verwenden, dann können wir in der Analyse davon **so tun**, als hätten die Operationen der Datenstruktur tatsächlich ihre amortisierten Kosten

# Amortisierte Analyse: Aggregation

## Allgemeines Vorgehen

Bilde für jede mögliche Operationsfolge das Mittel der Kosten

## Konkret:

Betrachte eine beliebige Operationsfolge und . . .

- Summiere alle Kosten
- Teile durch Anzahl Operationen

Gegeben sei ein binärer Zähler unbegrenzter Länge, der auf 0 initialisiert ist. Er besitzt die Operation **increment**, die den gespeicherten Wert um 1 erhöht. Ein einzelnes Bit zu flippen zählt als konstante Operation. Zu Zeigen: **increment** läuft amortisiert in konstanter Laufzeit.

- Beobachtung: bit  $i$  wird alle  $2^i$  Aufrufe geflipt

⇒ im Schnitt Bit Nr.  $i$  pro Aufruf  $\frac{1}{2^i}$ -mal geflipt

⇒ im Schnitt haben Aufrufe von **increment** Kosten:

$$n \cdot \sum_{i=0}^M \frac{1}{2^i} \leq n \cdot \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{2^i} = n \cdot \frac{1}{1-0,5} = 2n \quad (\text{M höchstwertiges gesetztes Bit, geometrische Reihe})$$

- Also amortisiert in  $\mathcal{O}(\frac{2n}{n}) = \mathcal{O}(1)$

## Idee

Günstige Operationen zählen zusätzlich zu ihren Kosten noch auf ein Konto, das teure Operationen benutzen, um ihre Kosten zu decken

## Konkret:

- Kosten der einzelnen Operationen ermitteln
- Bestimmen, wie viel jede Operation auf das Konto zahlt/vom Konto abhebt
- $\text{amortisierte Kosten} = \text{tatsächliche Kosten} + \text{Kontoeinzahlung}$
- Sicherstellen, dass Konto **nie** negativ ist

Intuition (Tokens = Zeit = gut)

- Jeder Operation stehen „amortisierte Kosten viele“ Tokens zur Verfügung, sie benötigt „tatsächliche Kosten viele“
- Auf dem Konto können wir Zeittokens sparen



## Beispiel: Dynamisches Array aus der Vorlesung mit **pushBack**

■ Array wird immer Verdoppelt wenn es voll ist  $\mathcal{O}(n)$

■ Einfügen in Array  $\mathcal{O}(1)$

⇒ Bei einer Verdopplung mit  $k$  Elementen wurden  $\frac{k}{2}$  Elemente seit der letzten Verdopplung eingefügt

⇒ Um  $k$  Elemente zu verschieben brauchen wir  $k$  Tokens

⇒ mit  $\frac{k}{2}$  **pushBacks** muss jedes 2 Tokens aufs Konto einzahlen

■ Günstige **pushBacks** 2 Tokens (Konto einzahlen) + 1 Token (Einfügen) = 3 Tokens  $\in \mathcal{O}(1)$

■ Teure **pushBacks** 1 (Einfügen) +  $k$  (Verdoppeln) -  $k$  (Konto abheben) = 1  $\in \mathcal{O}(1)$

## Allgemeines Vorgehen

Verteile Tokens (abstrakte Laufzeit) von teuren zu günstigen Operationen um

### Konkret:

- Weise jeder Operation eine Anzahl Tokens zu, die (asymptotisch) ihrer Laufzeit entsprechen
- Verteile Tokens von teuren Operationen auf günstiger **frühere** Operationen um, **ohne** die früheren Operationen teurer zu machen
- Die größte Anzahl Tokens bei einem Operationstyp ist die amortisierte Laufzeit pro Operation (des Typs)

Intuition (Tokens = Schulden)

- Jede Operation muss „tatsächliche Kosten“ viele Schulden begleichen, aber nur „amortisierte Kosten“ viel Geld
- Operationen, die mehr Schulden haben, als sie begleichen können, dürfen ihre Schulden auf frühere Operationen abwälzen, die noch Geld übrig haben

## Beispiel: Dynamisches Array aus der Vorlesung mit **pushBack**

- Array wird immer Verdoppelt wenn es voll ist  $\mathcal{O}(n)$
- Einfügen in Array  $\mathcal{O}(1)$

⇒ Teure **pushBacks** müssen  $k$  Tokens auf günstige Umverteilen

- Seit der letzten Verdopplung wurden  $\frac{k}{2}$  günstige **pushBacks** ausgeführt

⇒ Charge 2 Tokens auf jede der  $\frac{k}{2}$  Einfügeoperationen

- Günstige **pushBacks** 2 Tokens (Charging) + 1 Token (Einfügen) = 3 Tokens  $\in \mathcal{O}(1)$
- Teure **pushBacks** 1 Token (Einfügen) +  $k$  (Verdoppeln) -  $k$  (Chargen) = 1  $\in \mathcal{O}(1)$

## Allgemeines Vorgehen

Verwende ein Potential, um die amortisierten Kosten zu definieren

### Konkret:

- Stelle ein Potentialfunktion  $\Phi$  auf, die einen Zustand auf einen nicht-negativen Wert abbildet
- Bestimme die amortisierten Kosten einer Operation durch

$$\text{amortisierte Kosten} = \text{tatsächliche Kosten} + \Phi(\text{Zustand danach}) - \Phi(\text{Zustand davor})$$

### Intuition Potential

- Ist Kontostand der Kontomethode
- Wird jetzt nur noch über Zustand, nicht über vergangene Operationen definiert/bestimmt
- entspricht dem Geld, was wir in Zukunft zusätzlich ausgeben werden (müssen)  
Achtung: müssen wir dafür auch bei jedem Weg in diesen Zustand einsparen?

Gegeben sei ein binärer Zähler unbegrenzter Länge, der auf 0 initialisiert ist. Er besitzt die Operation **increment**, die den gespeicherten Wert um 1 erhöht. Ein einzelnes Bit zu flippen zählt als konstante Operation. Zu Zeigen: **increment** läuft amortisiert in konstanter Laufzeit.

Zwei Möglichkeiten für unseren Zustand:

- Anzahl Nullen
- Anzahl Einsen

Wir wollen das unser Potential nach teuren Operationen abnimmt

⇒ Wähle Anzahl Einsen als Potential

(Bei vielen flips werden viele Einsen zu Null aber nur eine Null zu Eins)

- $\Phi = m$  (Anzahl Einsen)

- Bei einer Operation in der  $n + 1$  Bits geflippt werden sind  $n$  davon  $1 \rightarrow 0$  und 1 davon  $0 \rightarrow 1$

$\Rightarrow \Phi(\text{davor}) = m, \quad \Phi(\text{danach}) = m - n + 1$

amortisierte Kosten = tatsächliche Kosten +  $\Phi(\text{Zustand danach}) - \Phi(\text{Zustand davor})$

$n + 1 + (m - n + 1) - (m) = 2 \Rightarrow \mathcal{O}(1)$

## Achtung

Amortisierte Analyse verändert nichts am Algorithmus!  
Es ist nur eine andere Weise, über seine Performance nachzudenken.

# Aufgabe: Amortisierte Mensa

Eine Linie in der Mensa kann mit einer Ladung Essen genau  $k$  Mahlzeiten ausgeben, bevor aus der Küche eine neue Ladung geholt werden muss. Das holen einer neuen Ladung kostet  $k$  Zeit. Zeige, dass die Mensa in amortisiert  $O(1)$  Zeit eine Mahlzeit ausgibt.

Operation := Ausgeben einer Mahlzeit //  $O(1)$

Nach  $k$  Operationen  $k$  extra Kosten

**Hinweis:** Betrachte Operationenfolgen mit  $n \cdot k$  Operationen

**Aggregation:** Nach  $n \cdot k$  Operationen  $2n \cdot k$  Kosten, also  $\frac{2n \cdot k}{n \cdot k} = O(1)$  Kosten pro Operation

**Potential:** Definiere dazu  $\Phi(M) := k - m$ ,  $0 < m \leq k$  //  $m = \text{\#übrige Mahlzeiten}$

Für günstige Operationen gilt:  $\Phi(M_{nach}) - \Phi(M_{vor}) = (k - (m - 1)) - (k - m) = 1 // \in O(1)$

Für teure Operationen gilt:  $\Phi(M_{nach}) - \Phi(M_{vor}) = (k - k) - (k - 1) = 1 - k$

Amortisierte Kosten = tatsächliche Kosten +  $1 - k = 1 // \in O(1)$



# Aufgabe: Amortisierte Mensa

**Charging:** Bevor  $k$  Mahlzeiten Nachgeholt werden müssen, werden  $k$  Mahlzeiten Ausgegeben

$\Rightarrow$  Charge 1 Token auf jedes Ausgeben

$\Rightarrow$  Jedes günstige Ausgeben hat 2 Token, jedes teure 1 Token  $\Rightarrow \mathcal{O}(1)$

**Konto:** Analog zu Charging

# Aufgabe: Push/Pop Front

Es sollen die Methoden **popFront()**, **pushFront(x)** implementiert werden. Dabei sollen **nicht** wie bei **pushBack** direkt Operationen auf dem Speicher ausgeführt werden. Beschreibt die Funktionsweise von **popFront()**, **pushFront(x)** in Worten und analysiert jeweils die Laufzeit. Wie verhält sich die amortisierte Laufzeit?

- Ihr dürft **push** - bzw. **popBack** für eure Methoden benutzen

## popFront()

1. Rotiere alle Elemente nach links (das erste Element kommt dabei an die letzte Stelle)
2. Führe **popBack()** aus und gebe den Rückgabewert zurück

$\Rightarrow$  1. in  $\Theta(n)$ , 2. in  $O(n) \Rightarrow \Theta(n)$

## pushFront(x)

1. Führe **pushBack(x)** aus
2. Rotiere alle Elemente nach rechts (dabei kommt das letzte Element an die erste Stelle)

$\Rightarrow$  1. in  $O(n)$ , 2. in  $\Theta(n) \Rightarrow \Theta(n)$

amortisierte Laufzeit?

Jede Operation macht asymptotisch gleich viel Arbeit

$\Rightarrow$  Kosten können nicht amortisiert werden

# Aufgabe: Duplikate Entfernen

Formuliere einen Algorithmus in Pseudocode, der ein **sortiertes** Array als Eingabe bekommt und alle Duplikate daraus entfernen soll.

Das duplikatfreie Array soll zurückgegeben werden.

Beispiel: `removeDup(<1, 2, 2, 3>)`  $\rightsquigarrow$  `<1, 2, 3>`

`removeDup(A):`

`D := new empty Array`

`if A.empty() then return D`

`prev := A[0]`

`D.pushBack(prev)`

`for i = 1 to A.size() - 1 do`

`if A[i] = prev then continue // duplikat`

`else`

`prev := A[i]`

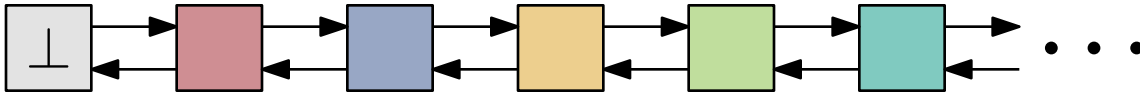
`D.pushBack(prev)`

`return D`

Laufzeit?  $O(n)$

Frage: Wie können wir Duplikate in beliebigen Arrays entfernen? Was wäre die Laufzeit eines solchen Algorithmus?

# Neue Datenstruktur: Listen



## (Doppelt verkettete) Liste

Die Liste bildet sich aus verketteten Listen-Knoten. Dabei werden Anfangs- und Endknoten mittels Pointer gespeichert.

Variation:

- Einfach verkettete Liste

<https://algo-code.iti.kit.edu/>

pushBack	$\Theta(1)$	
popBack	$\Theta(1)$	
get( $i: \mathbb{N}_0$ )	$\Theta(n)$	
remove( $i: \mathbb{N}_0$ )	$\Theta(n)$	
find( $x$ )	$\Theta(n)$	
remove( $x$ )	$\Theta(n)$	// in $\Theta(1)$ , wenn Knoten bekannt
concat	$\Theta(1)$	
splice	$\Theta(1)$	
size	$\Theta(n)$	// $\Theta(1)$ , ohne Splice

Was haben wir heute gemacht?

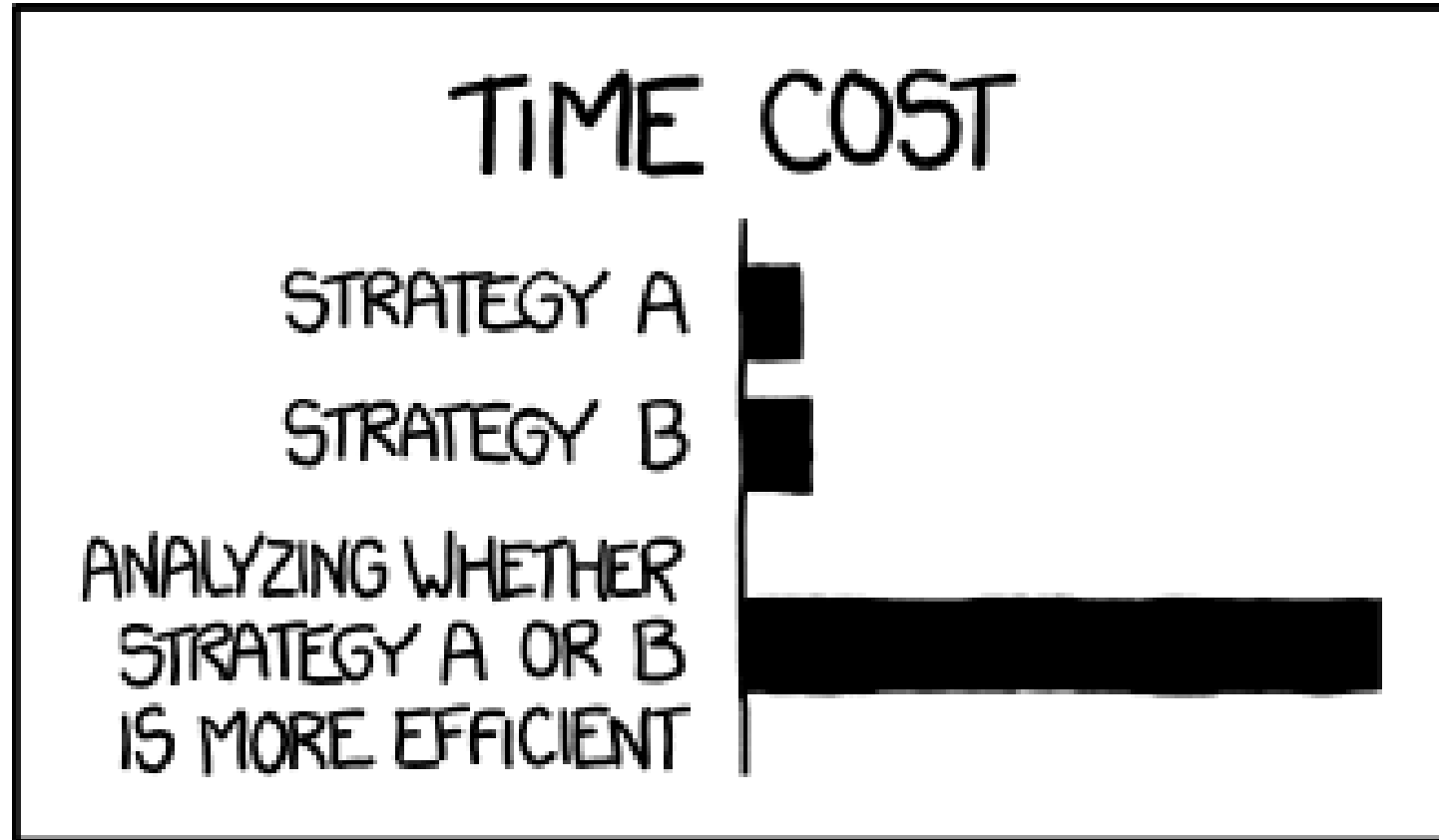
- Dynamische Arrays
- Amortisierte Analyse
- Listen

Worauf könnt ihr euch nächste Woche freuen?

- Suchen
- Sortieren

# Fragen?

# Fragen!



THE REASON I AM SO INEFFICIENT

<https://xkcd.com/1445/>