

Randomisierte Algorithmen und probabilistische Analyse

S.Seidl, M.Nening, T.Niederleuthner

- 1 Randomisierte Algorithmen
- 2 Probabilistische Analyse

Inhalt

- 1 Randomisierte Algorithmen
 - Quicksort
 - Allgemeines
 - Randomized-Quicksort
 - Weitere Anwendungen
- 2 Probabilistische Analyse

Quicksort - kurze Wiederholung

Ausgangssituation:

1	5	3	2	4
---	---	---	---	---

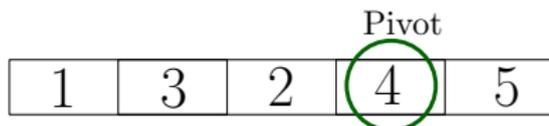
Wähle als Pivotelement p das letzte Element:

1	5	3	2	4
---	---	---	---	---

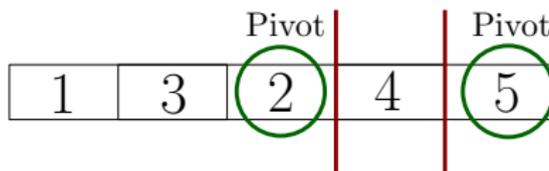
Pivot

Quicksort - kurze Wiederholung

Tausche alle Elemente $< p$ nach links, alle $\geq p$ nach rechts:



Rufe Quicksort rekursiv für die Teilarrays links und rechts von p auf:



Eigenschaften

- Average-Case Laufzeit: $\Theta(n \log(n))$
- Worst-Case Laufzeit: $\Theta(n^2)$, beispielsweise bei bereits sortiertem Input.

Problem: Die Laufzeit von Quicksort ist abhängig von der Form des Inputs. Wie kann man das vermeiden?

Lösung: Randomisierte Algorithmen!

Inhalt

- 1 Randomisierte Algorithmen
 - Quicksort
 - **Allgemeines**
 - Randomized-Quicksort
 - Weitere Anwendungen
- 2 Probabilistische Analyse

Randomisierte Algorithmen

Was sind randomisierte Algorithmen?

- zufällige Auswahl des nächsten Schrittes
- bei gleicher Eingabe unterschiedliche Laufzeit
- Laufzeit und Korrektheit nur mit gewisser Wahrscheinlichkeit bestimmbar

Motivation für randomisierte Algorithmen

- Einfacher
- Effizienter
- leichter zu Implementieren
- Praktische Sicht

Algorithmustypen

- Las-Vegas-Algorithmen
 - immer korrekt
 - können auch versagen
- Monte-Carlo-Algorithmen
 - nicht immer korrekt
 - Fehlerarten:
 - Zweiseitige Fehler
 - Einseitige Fehler

Techniken

- Überfluss an Zeugen
(abundance of witnesses)
- Vereitelung gegnerischer Angriffe
- Fingerabdruck und Hashing
- Zufallsstichproben
(random sampling)

Inhalt

- 1 Randomisierte Algorithmen
 - Quicksort
 - Allgemeines
 - Randomized-Quicksort
 - Weitere Anwendungen
- 2 Probabilistische Analyse

Eigenschaften

- Las-Vegas-Algorithmus
- wählt Pivotelement zufällig
- → macht gegnerische Angriffe unmöglich!
Wiederum gilt:
- Average-Case Laufzeit: $\Theta(n \log(n))$
- Worst-Case Laufzeit: $\Theta(n^2)$

Der große Unterschied

- Laufzeit hängt vom Zufall ab und nicht vom Input!
- Wahrscheinlichkeit für Worst-Case im Randomized Quicksort:

$$\frac{2^{n-1}}{n!}$$

Inhalt

- 1 Randomisierte Algorithmen
 - Quicksort
 - Allgemeines
 - Randomized-Quicksort
 - Weitere Anwendungen
- 2 Probabilistische Analyse

Miller-Rabin-Test

- Monte-Carlo-Algorithmus
- Eingabe: Ungerade natürliche Zahl p
- Ausgabe: p ist Prim oder p ist Zusammengesetzt
- Wahrscheinlichkeit für ein falsches Ergebnis ist $\leq \frac{1}{4}$, in den allermeisten Fällen deutlich geringer.

Miller-Rabin-Test - Pseudocode

```
1  finde  $u$  ungerade und  $k \geq 1$ , sodass  $p-1 = u \cdot 2^k$ ;  
2  wähle  $a$  zufällig aus  $\{2, \dots, p-2\}$ ;  
3  setze  $b = a^u \bmod p$ ;  
4  
5  wenn  $b == 1$  oder  $b == p-1$   
6    return "Prim";  
7  
8  repeat  $k-1$  mal  
9     $b = b^2 \bmod p$   
10   wenn  $b == p-1$   
11     return "Prim";  
12   wenn  $b == 1$   
13     return "Zusammengesetzt";  
14  
15  return "Zusammengesetzt";
```

Einsatzbereiche

- Sortieren & Suchen in Datenstrukturen
- Randomisierte Graphalgorithmen:
Minimum-Cut, Shortest Path, minimale
Spannbäume
- Pattern-Matching
- und viele mehr.

Inhalt

- 1 Randomisierte Algorithmen
- 2 Probabilistische Analyse
 - Limits worst-case Analyse
 - Einführung
 - Wahrscheinlichkeitstheorie
 - Analyse Quicksort - Idee

Limit: Theorie vs. Realität

- worst-case Komplexität schlecht
- Performance in Realität durchaus gut
 - z.B Rucksackproblem
 - worst-case Input äußerst selten
- Verhalten bei "typischem" Input interessant
 - "typischer Input" anwendungsabhängig

Lösung: Wahrscheinlichkeitstheorie um das Verhalten zu analysieren

Inhalt

- 1 Randomisierte Algorithmen
- 2 Probabilistische Analyse
 - Limits worst-case Analyse
 - Einführung
 - Wahrscheinlichkeitstheorie
 - Analyse Quicksort - Idee

Probabilistische Analyse

- Wahrscheinlichkeitsverteilung über Inputmenge
- Erwartungswerte werden gebildet

Voraussetzung: Kenntnisse/Annahmen über Verteilung

Grundbegriffe Wahrscheinlichkeitstheorie

- Wahrscheinlichkeitsraum S
 - Menge von Elementarereignissen
- Ereignis A
 - Teilmenge eines Wahrscheinlichkeitsraumes
- Zufallsvariable X
 - Funktion $X : S \rightarrow \mathbb{R}$
 - Indikatorvariable (nur 0 oder 1)
- Wahrscheinlichkeitsverteilung $Pr[]$
 - ordnet jedem Ereignis eine Wahrscheinlichkeit zu

Wahrscheinlichkeitsverteilung beschreiben

- Erwartungswert $\mathbb{E}[\]$ für Zufallsvariable
 - Gewichtete Durchschnittswert von X
 - Allgemein:

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{x \in S} x * Pr[X = x]$$

- Indikator:

$$\mathbb{E}[X] = Pr[X = 1]$$

Wahrscheinlichkeitsverteilung beschreiben

- Tail Distribution
 - Wahrscheinlichkeit, dass X einen Wert weit ab vom Erwartungswert annimmt
 - loose und tight Bounds
 - Markov's Ungleichung (X nicht negativ)

$$\forall a > 0. Pr[X \geq a] \leq \frac{\mathbb{E}[X]}{a}$$

Inhalt

- 1 Randomisierte Algorithmen
- 2 Probabilistische Analyse
 - Limits worst-case Analyse
 - Einführung
 - Wahrscheinlichkeitstheorie
 - Analyse Quicksort - Idee

Quicksort Analyse - Idee

- Input-Elemente aus uniformer Verteilung
- Erwartete Anzahl der Vergleiche X : $2n \ln n$
 - X als Summe von X_{ij} (Indikator)
 - $X_{ij} = 1$, wenn zwei Elemente verglichen werden

$$\Pr[X_{ij} = 1] = \frac{2}{i - j + 1}$$

- Betrachte $\mathbb{E}[X]$ als Summe $\mathbb{E}[X_{ij}]$
 - Harmonische Reihe

Quellen

- T. Ottmann, P. Widmayer: Algorithmen und Datenstrukturen, 2011, Springer-Verlag
- P. Gamper, Randomisierte Primzahlentests, 2007, rwth Aachen
- T. Worsch, Skript der VO Randomisierte Algorithmen 2015/16, Universität Karlsruhe
- Carnegie Mellon School of Computer Science, Lecture 3 - Probabilistic Analysis and Randomized Quicksort
- Dr. H. Röglin, Skript der VO Probabilistic Analysis of Algorithms, Universität Bonn, 2016

Vielen Dank für die Aufmerksamkeit!