



Skript zur Vorlesung  
**Datenbanksysteme II**  
Sommersemester 2005

# Kapitel 8: Hochdimensionale Räume

Vorlesung: Christian Böhm  
Übungen: Elke Achttert, Peter Kunath

Skript © 2005 Christian Böhm

<http://www.dbs.informatik.uni-muenchen.de/Lehre/DBSII>



## Inhalt

1. Einführung
2. Kostenmodell für R-Bäume
3. Indexstrukturen für hochdimensionale Räume



# Einführung

- Anfrageleistung von Indexstrukturen verschlechtert sich mit zunehmender Dimension  
“*Curse of Dimensionality*”  
→ Häufig haben scanbasierte Methoden bessere Anfrage-Performanz als z.B. R\*-Bäume
- In diesem Kapitel:
  - Ermittlung der Ursachen mit Hilfe eines Kostenmodells
  - Optimierung der Indexstrukturen sowie der Algorithmen zur Anfragebearbeitung
  - Entwicklung neuer Indexstrukturen, die besonders an die Problemstellung hochdimensionaler Datenräume angepasst sind



# Inhalt

1. Einführung
2. Kostenmodell für R-Bäume
3. Indexstrukturen für hochdimensionale Räume



# Kostenmodell für R-Bäume

([Berchtold S., Böhm C., Keim D., Kriegel H.-P.: *A Cost Model for Nearest Neighbor Search in High-Dimensional Data Spaces*, PODS 1997])

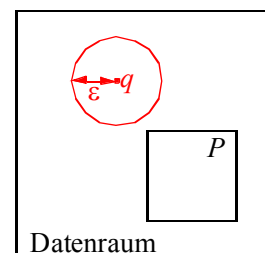
Ziel: Schätzung der zu erwartenden Anzahl der Seitenzugriffe bei der Anfragebearbeitung

- für R-Bäume und verwandte Indexstrukturen
- verschiedene Anfragetypen:
  - Bereichsanfragen
  - nächste-Nachbar-Anfragen sowie  $k$ -nächste-Nachbar-Anfragen
  - verschiedene Metriken, hier nur euklidische und Maximums-Metrik (Ellipsoid-Anfragen sind schwierig zu modellieren)
- Einschränkungen:
  - idealisierte Indexstruktur: überlappungsfrei
  - Seitenregionen sind annähernd quadratisch (“so quadratisch wie möglich”)
  - Datenraum ist der Einheits-Hypercube  $[0..1]^d$
  - *zunächst: Punkte und Anfragen folgen einer unabhängigen Gleichverteilung*
  - *später: Beschreibung der Datenverteilung durch fraktale Dimension* (genauere Darstellungsmethoden der Datenverteilung wie z.B. Histogramme sind im Hochdimensionalen schwierig)



# Kostenmodell Bereichsanfragen (1)

- Bekannt:
  - Radius  $\epsilon$  der Anfrage
  - Ausdehnung der Seitenregion  
→ später wird beides geschätzt werden
- Unbekannt:
  - relative Lage von Seitenregion und Zentrum der Anfrage (*Anfragepunkt*)
  - beides wird als unabhängig gleichverteilt angenommen, d.h. jede Position von Anfragepunkt und Seitenregion ist gleich wahrscheinlich
- Gesucht:
  - Wahrscheinlichkeit, mit der die Query  $q$  auf die Seite  $P$  zugreift (Zugriffswahrscheinlichkeit)
  - entspricht Wahrscheinlichkeit, mit der sich der Kreis mit der Seitenregion schneidet





## Kostenmodell Bereichsanfragen (2)

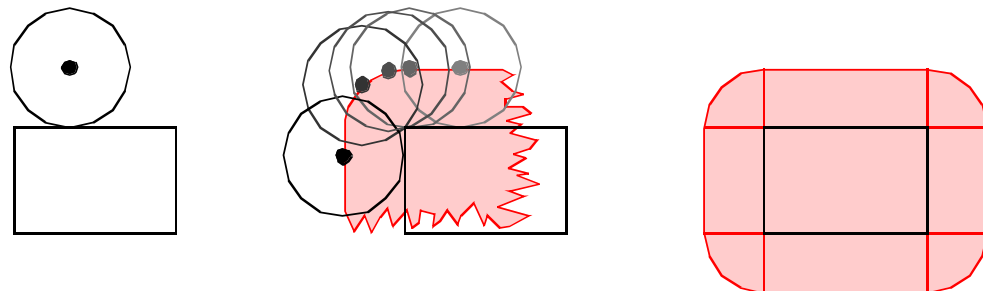
- Das Problem ist leicht zu lösen, wenn z.B. die Anfrage punktförmig ist:

$$\text{Zugriffswahrscheinlichkeit} = \frac{\text{Volumen Seitenregion}}{\text{Volumen Datenraum}}$$

- ebenso bei punktförmiger Seitenregion  
→ Wahrscheinlichkeitsrechnung (Kombinatorik) benötigt *punktförmige* Ereignisse
- Trick um punktförmige Ereignisse zu erhalten:  
Transformiere Bereichsanfrage in eine äquivalente Punktanfrage:
  - Verkleinere die Bereichsanfrage zum Punkt
  - Vergrößere in gleichem Maß die Seitenregion
  - so dass die neue Punktanfrage auf die vergrößerte Seitenregion zugreift gdw. die Bereichsanfrage auf die ursprüngliche Seitenregion zugreift



## Kostenmodell Bereichsanfragen (3)

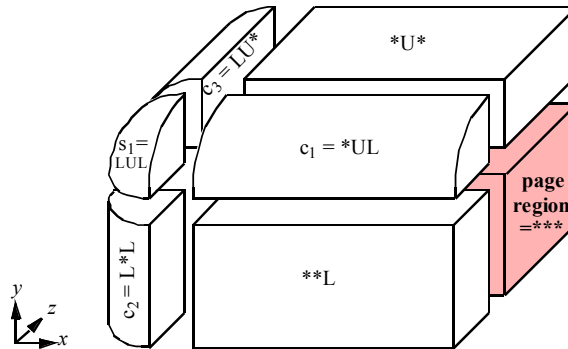


- Das entstehende Objekt heißt *Minkowski-Summe* von Anfrage- und Seitenregion:
  - ursprüngliches Rechteck
  - an jeder Kante ist ein Quader der Breite  $\epsilon$  angehängt
  - an jeder Ecke ist ein Viertelkreis mit Radius  $\epsilon$  angehängt



## Kostenmodell Bereichsanfragen (4)

- Im dreidimensionalen Fall (Grafik unvollständig):



- ursprünglicher Quader: 3-dimensional rechteckig, 0-dimensional rund
- an jeder Oberfläche: Quader mit Grundfläche wie Oberfläche, Dicke  $\epsilon$
- an jeder Kante:  $\frac{1}{4}$  Zylinder: Länge wie Kante, Grundfläche ist Kreis mit Radius  $\epsilon$
- an jeder Ecke:  $\frac{1}{8}$  Kugel mit Radius  $\epsilon$



## Kostenmodell Bereichsanfragen (5)

- Ein  $d$ -dimensionaler *Hypercube* hat neben Ecken (0-dimensional), Kanten (1d) und Flächen (2d) auch noch 3-dimensionale, 4-dimensionale ....  $(d - 1)$ -dimensionale “Oberflächen”-Segmente (engl. *faces*)
  - an jedem  $i$ -dimensionalen Segment hängt ein Objekt (“*Hyperzylinder*”), das in  $i$  Dimensionen würfelförmig ist und in  $(d - i)$  Dimensionen kugelförmig ist (genau genommen der  $2^{d-i}$ -te Teil einer solchen Hyperkugel)
- Wie viele Ecken, Flächen, ...  $i$ -dimensionale Segmente hat ein  $d$ -dimensionaler Würfel?  
Hierzu führen wir eine Notation ein, die, jedem Oberflächensegment (incl. dem urspr. Hypercube) ein  $d$ -Tupel über dem Alphabet aus den drei Symbolen L, U, und \* zuordnet.  
Hierbei bedeutet:
  - L die untere Grenze (lower bound) in einer Dimension
  - U die obere Grenze (upper bound) in einer Dimension
  - \* den gesamten Bereich zwischen der unteren Grenze und der oberen Grenze



## Kostenmodell Bereichsanfragen (6)

- Beispiel:
  - Enthält ein Tupel kein \*, so bezeichnet es eine *Ecke* (z.B. **LUL** die **linke**, **obere**, **vordere**, Ecke des dreidimensionalen Würfels)
  - Enthält ein Tupel genau ein \*, so bezeichnet es eine *Kante* (z.B. **LU\*** die Kante **links oben**, **von vorne nach hinten**)
  - Ein Tupel mit  $i$  Sternchen bezeichnet ein  $i$ -dimensionale Oberflächensegment
  - Das Tupel, das *nur* aus  $d$  Sternchen besteht, bezeichnet den originalen Hypercube
- Anzahl der Tupel mit  $i$  Sternchen:

$$\binom{d}{i} \cdot 2^{d-i}$$

verteile  $i$  Sternchen über  $d$  Positionen

fülle die verbleibenden  $d-i$  Positionen mit L oder U



## Kostenmodell Bereichsanfragen (7)

- Gesamte Formel für das Volumen der Minkowski-Summe aus Hypercube mit Seitenlänge  $a$  und Kugel mit Radius  $\varepsilon$ :

$$V_{\text{Mink}}(a, \varepsilon) = \sum_{0 \leq i \leq d} \binom{d}{i} \cdot 2^{d-i} \cdot a^i \cdot \frac{V_{(d-i)\text{-dim.Kugel}}(\varepsilon)}{2^{d-i}} = \sum_{0 \leq i \leq d} a^i \cdot V_{(d-i)\text{-dim.Kugel}}(\varepsilon)$$

- Das Volumen einer  $j$ -dimensionalen Kugel lässt sich folgendermaßen ermitteln:

$$V_{j\text{-dim.Kugel}} = \frac{\pi^{j/2} \cdot r^j}{\Gamma(j/2 + 1)}$$

wobei  $\Gamma$  die Gamma-Funktion (Erweiterung der Fakultät in reelle Zahlen) darstellt, mit:

$$\Gamma(x+1) = x \cdot \Gamma(x) \quad \Gamma(1) = 1 \quad \Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}$$

- Mit  $V_{\text{Mink}}$  kann die Zugriffswahrscheinlichkeit einer einzelnen bekannten Seite bereits ermittelt werden. Dies werden wir später bei einer Optimierungstechnik anwenden.
- Im allgemeinen interessieren die Kosten für den gesamten Index; Summation der Zugriffswahrscheinlichkeiten aller Seitenregionen zu teuer



## Kostenmodell Bereichsanfragen (7)

### Schätzung der Seitenlänge des Hypercube

Benutze eine durchschnittliche Seite anstatt der konkreten Seiten.

Für jede Indexebene  $i$  läßt sich die Anzahl der Seiten  $n_i$  ermitteln, sofern die durchschnittliche Speicherauslastung ( $su_{\text{eff}}$ ) bekannt ist (aus Data Dictionary):

Sei  $C_{\text{eff}} := C \cdot su_{\text{eff}}$  die effektive Kapazität der Seiten (durchschnittliche Anzahl in einer Seite gespeicherter Einträge),  $N$  die Gesamtzahl von Featurevektoren

- $n_0 := N/C_{\text{eff,data}}$  (Anzahl der Datenseiten)
- $n_i := n_{i-1}/C_{\text{eff,dir}}$  (Anzahl der Seiten auf Directory-Ebene  $i$ )

Annahmen:

- Seitenregionen haben Volumen  $1/n_i$  (1 ist das Volumen des Datenraums  $[0..1]^d$ )
- Seitenregionen sind annähernd (hyper-) würfelförmig.

Schätzwert für die Kantenlänge  $a_i$  einer Seitenregion auf Indexebene  $i$ :  $a_i = \sqrt[d]{1/n_i}$

Kosten durch Addition der Zugriffswahrscheinlichkeiten aller Seiten auf allen

Ebenen:  $\# \text{Zugriffe}(\varepsilon) = \sum_i n_i \cdot V_{\text{Mink}}(\sqrt[d]{1/n_i}, \varepsilon)$



## Kostenmodell NN-Anfragen (1)

Annahme:

- Die Anfragen werden mit dem Prioritätsalgorithmus nach Hjaltason und Samet [HS 95] bearbeitet.
- Dies ermöglicht Ausnutzung der Optimalität der Anfragebearbeitung
- Die Performanz der anderen NN-Algorithmen hängt u.a. davon ab, welcher Pfad als erstes verfolgt wird und ist deswegen schwerer zu schätzen.

Konsequenz aus dem Optimalitätsbeweis (Lemma 3):

- Der Algorithmus lädt genau die Seiten, die die Nearest-Neighbor-Kugel schneiden
- Der Algorithmus ist äquivalent zu Algorithmus für Bereichsanfragen, wobei  $\varepsilon$  durch die Nearest-Neighbor-Distanz ersetzt wird.
- Es reicht also prinzipiell, die NN-Distanz zu schätzen.



## Kostenmodell NN-Anfragen (2)

### Einfache Methode zur Schätzung der NN-Distanz

Das Volumen einer Kugel mit Radius  $\epsilon$  multipliziert mit  $N$  entspricht dem Erwartungswert der eingeschlossenen Datenpunkte. Bestimme die Kugel so daß der Erwartungswert 1 (bzw.  $k$  bei  $k$ -Nearest-Neighbor Queries) ist:

$$\epsilon \approx V_{d-\text{dim.Kugel}}^{-1}(k/N) = \sqrt[d]{\frac{k \cdot \Gamma(d/2 + 1)}{N \cdot \pi^{d/2}}}$$

Probleme:

- Stochastisch Vorgehensweise nicht korrekt (Operation “*Bildung des Erwartungswerts*” ist nicht umkehrbar)
- Auch unter Idealbedingungen (gleichverteilte Daten, niedrigdimensional) nicht sehr exakt für kleines  $k$
- Für großes  $k > 10$  aber hinreichend genau



## Kostenmodell NN-Anfragen (3)

### Stochastisch korrekte Ermittlung des Erwartungswerts:

- Ermittlung der Verteilungsfunktion der NN-Distanz
- Daraus: Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion durch Differenzieren
- Daraus: Erwartungswert durch Integration

Verteilungsfunktion  $P(r)$ :

“Wie hoch ist Wahrscheinlichkeit, dass die NN-Distanz  $\leq$  stochastische Variable  $r$  ist”

$\Leftrightarrow$

“Wahrscheinlichkeit, dass in einer Kugel mit Radius  $r$  mind. 1 Datenpunkt enthalten ist”

$\Leftrightarrow$

1 - “Wahrscheinlichkeit, dass *keiner* der  $N$  Datenpunkte im Volumen der Kugel liegt”

$\Leftrightarrow$

1 - “Wahrscheinlichkeit, dass *alle* Datenpunkte im Volumen außerhalb Kugel liegen”

$\Leftrightarrow$

$$P(r) = 1 - (1 - V_{Kugel}(r))^N$$





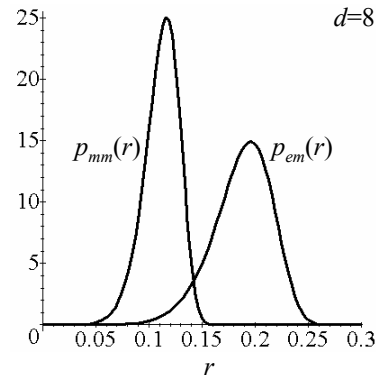
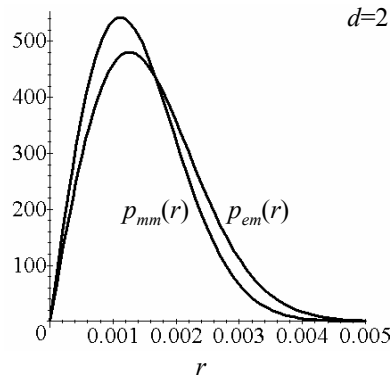
# Kostenmodell NN-Anfragen (4)

Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion  $p(r)$ :

$$p(r) = \frac{\partial P(r)}{\partial r} = \frac{d \cdot N}{r} \cdot \left(1 - \frac{\pi^{d/2}}{\Gamma(d/2+1)} \cdot r^d\right)^{N-1} \cdot \frac{\pi^{d/2}}{\Gamma(d/2+1)} \cdot r^d$$

Maximumsmetrik: ähnlich.

Erwartungswert:

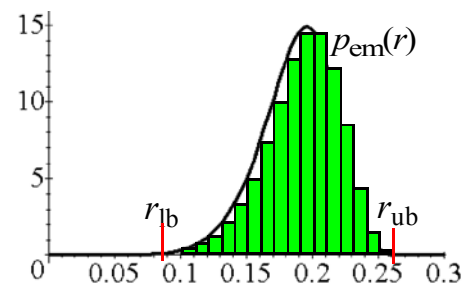


$$E[\varepsilon] = \int_{-\infty}^{\infty} r \cdot p(r) \cdot \partial r = \int_0^{\infty} r \cdot p(r) \cdot \partial r$$



# Kostenmodell NN-Anfragen (5)

- Analytisch schwierig zu integrieren
- Numerische Integration z.B. mittels Histogrammen:
  - links, rechts, oder mittig verankerte Rechtecke
  - Trapeze



- Wichtig:
  - Erst untere  $r_{lb}$  und obere  $r_{ub}$  Grenze des Integrationsbereichs ermitteln, etwa so dass
    - $P(r_{lb}) = 0,001$
    - $P(r_{ub}) = 0,999$

- Damit ergibt sich für den Erwartungswert:

$$E[\varepsilon] = \int_{r_{lb}}^{r_{ub}} r \cdot p(r) \cdot \partial r \approx \frac{r_{ub} - r_{lb}}{i_{max}} \cdot \sum_{0 \leq i \leq i_{max}} \left( \frac{r_{ub} - r_{lb}}{i_{max}} \cdot i + r_{lb} \right) \cdot p \left( \frac{r_{ub} - r_{lb}}{i_{max}} \cdot i + r_{lb} \right)$$

- Um einen relativen Approximationsfehler von  $< 1\%$  zu erreichen, sind lediglich  $i_{max} = 5$  Rechtecke erforderlich.



# Inhalt

1. Einführung

2. Kostenmodell für R-Bäume

3. Indexstrukturen für hochdimensionale Räume



# X-tree (1)

## X-tree (eXtended node)

([BKK 96] Berchtold S., Keim D., Kriegel H.-P.: *The X-tree: An Index Structure for High-Dimensional Data*. VLDB 1996, 28-39.)

- Weiterentwicklung des R\*-Baums für hochdimensionale Räume
- Der Split-Algorithmus von R-Baum und R\*-Baum führt zu hoher Überlappung der Directory-Seitenregionen bei hochdimensionalen Räumen
- Grund: Es gibt nur wenige (meist eine) geeignete Splitebene bei Split der Directoryseite
  - Seiten sind in vielen Dimensionen ungeteilt (Ausdehnung [0..1])
  - Benötigt wird eine Dimension, in der alle Kindseiten geteilt wurden
- Konzept hierfür: Split-Tree eines Directory-Knoten



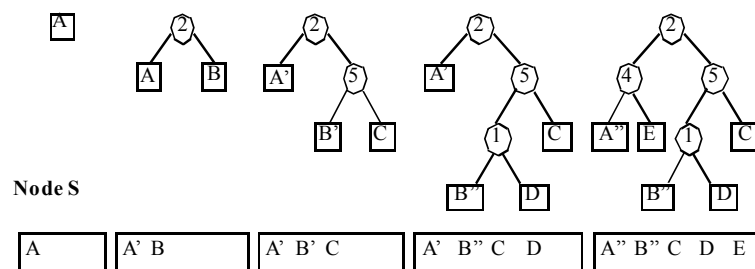
## X-tree (2)

- Idee des Split-Tree:
  - Jede neue Seite entsteht dadurch, daß eine alte Seite aufgeteilt wurde
  - Die Hierarchie von Split-Operationen läßt sich als binärer Baum darstellen, wobei in den inneren Knoten die Split-Dimension vermerkt ist
  - Ist  $d_i$  ein Vorgängerknoten eines Blatts  $X$ , dann wurde  $X$  in Dimension  $d_i$  geteilt
- Nur wenn in einem Level des Split-Tree alle Split-Ebenen identisch sind, kann Directoryknoten in dieser Dimension geteilt werden
  - Dies ist meist nur bei der Wurzel des Splitbaums der Fall



## X-tree (3)

Split Tree



- Beispiel: Directoryknoten wird (fälschlicherweise) in Dimension 1 geteilt
  - Die Seite B'' kommt in die 1. Nachfolgeseite
  - Die Seite D kommt in die 2. Nachfolgeseite
  - Die Seiten A', C und E sind in Dimension 1 nicht gesplittet. Werden sie einer der beiden Nachfolgeseiten zugeordnet, so überlappt diese die andere Nachfolgeseite vollständig
- Directoryknoten wird (richtig) in Dimension 2 geteilt
  - A' und E kommen in die erste Nachfolgeseite
  - B'', C und D kommen in die 2. Nachfolgeseite
  - Die beiden Nachfolgeseiten sind überlappungsfrei



## X-tree (4)

- Weiteres Problem:  
Split-Tree kann unbalanciert sein => unbalancierter Split (z.B. nur eine Kindseite in der einen der Nachfolgeseiten)
- Lösung: Supernodes  
Für diesen Fall sieht der X-tree vor, die Directoryseite gar nicht zu splitten, sondern einen Supernode mit der doppelten Länge anzulegen
- Bei hohen Dimensionen entstehen deshalb zunehmend Supernodes

### Nachteile des X-tree

- Durch Seiten unterschiedlicher Größe Probleme der Freispeicherverwaltung
- Überlappung entsteht nicht nur bei der Split-Operation sondern z.B. auch beim normalen Einfügen, wenn eine Seitenregion vergrößert werden muß
- Weniger Flexibilität der Struktur, um sich an die Datenverteilung anzupassen  
(meist steht nur eine Splitebene zur Auswahl)
- Konzept der Supernodes wird nur für Directory genutzt, und auch nur um unbalancierten Split zu verhindern.  
=> Später: Wähle Blockgröße so, dass Anfragebearbeitung optimiert wird