

2.4.2 k-nächste Nachbarn (k-NN) Anfragen

– Allgemeines

- Eigenschaften

- Benutzer gibt Anfrageobjekt q und Anzahl k vor
- Ergebnis enthält die k nächsten Nachbarn von q
- Mehrdeutigkeiten müssen wiederum sinnvoll behandelt werden

- Formal

- Deterministisch

kleinste Menge $NN(q,k) \subseteq DB$ mit mindestens k Objekten, sodass

$$\forall o \in NN(q,k), \forall o' \in DB - NN(q,k) : dist(q,o) < dist(q,o')$$

- Nicht-deterministisch

Menge $NN(q,k) \subseteq DB$ mit exakt k Objekten, sodass

$$\forall o \in NN(q,k), \forall o' \in DB - NN(q,k) : dist(q,o) \leq dist(q,o')$$

- Klar: $NN(q,1) \equiv NN(q)$

– Basisalgorithmus (sequential scan): nichtdeterministisch

NN-SeqScan(DB, q , k)

result = LIST OF (dist:REAL, p:OBJECT) ORDERED BY dist DESCENDING;

result = [];

FOR $i=1$ TO k DO

 result.insert(dist(q , getObject(i)), getObject(i));

FOR $i=k+1$ TO n DO

 IF dist(q , DB.getObject(i)) \leq result.getFirst().dist THEN

 result.deleteFirst();

 result.insert(dist(q , getObject(i)), getObject(i));

RETURN result;

- Bemerkung:

- Liste *result* wird als Heap anstelle einer sortierten Liste implementiert
 - » Grund: Die Liste *result* braucht nicht vollständig sortiert sein – es reicht sicherzustellen, dass das erste Element in *result* immer den größten Distanzwert hat. Ermöglicht Einfügen in $O(\log(k))$.

– Algorithmen mit Index

- Grundsätzlich lassen sich alle Algorithmen zur NN-Suche auf k -NN-Suche erweitern, egal ob Index-basiert oder mehrstufig
 - Pruningdistanz ist entsprechend immer die Distanz zum aktuell gefundenen k -NN (erstes Element in result-Liste)
 - Beim Algorithmus nach [RKV] kann MINMAXDIST zu einer Seite nur wie Distanz zu einem Punkt gewertet werden und nicht als Gesamt-Pruningdistanz => MINMAXDIST lohnt sich i.A. nicht für k -NN Anfragen

– Algorithmen mit Multi-Step Architektur

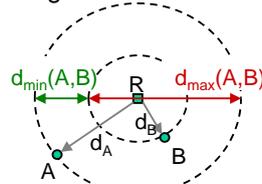
- Alle drei Alternativen leicht erweiterbar
 - Auswertung mit Bereichsanfrage
 - » k -NN Anfrage statt NN Anfrage im Filter und Refinement anpassen (siehe Übung)
 - Unmittelbare Verfeinerung
 - » erweitere k -NN-Algorithmus statt NN-Algorithmus um entsprechende Aufrufe
 - Auswertung nach Priorität
 - » benutze k -NN-Distanz als Abbruchkriterium (siehe Übung)
- Bemerkung: Hier gilt die Verfeinerungsoptimalität nur unter der Annahme der Beschränkung auf einen LB-Filter (Grund siehe später)

– Verfeinerungsoptimale k -NN Anfrage

- Grundsätzlich:
 - Unterscheidung der Optimalität bzgl.
 - I/O Kosten (Seitenzugriffe im Index) = Kosten im Filterschritt
 - CPU Kosten für die Berechnung der exakten Distanz = Kosten im Verfeinerungsschritt
 - » Optimalität eines mehrstufigen Anfragealgorithmus hängt von der im Filterschritt zur Verfügung stehenden Distanzinformation ab, d.h. mehr Information im Filterschritt
 - ⇒ höhere Selektivität des Filters
 - ⇒ weniger Seitenzugriffe, weniger Verfeinerungen
 - Ziel:
 - » Kandidatenmenge im Filterschritt durch Berücksichtigung weiterer Filterkriterien oder zusätzlicher Information weiter reduzieren
 - Motivation:
 - » Exakte Distanzberechnung sehr teuer im Vergleich zur Filterdistanzberechnung
 - ⇒ Oft lohnt es sich den Filter durch zusätzliche Filterinformationen zu verbessern
 - » In vielen Applikationen können Ähnlichkeitsdistanzen sowohl nach unten als auch nach oben hin effizient abgeschätzt werden

– Beispiele für die Ermittlung von unterer bzw. oberer Distanzabschätzung:

» Abschätzung basierend auf Referenzpunkten (z.B. M-tree)



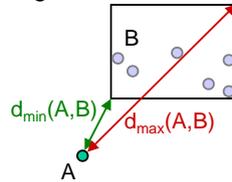
$$d_{\min}(A,B) = |d_A - d_B|$$

$$d_{\max}(A,B) = d_A + d_B$$

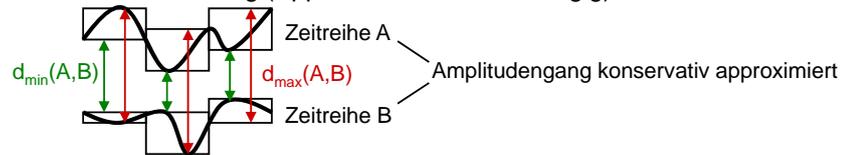
$$d_{\min}(A,B) \leq d(A,B) \leq d_{\max}(A,B)$$

LB exakt UB

» Abschätzung basierend auf Regionen (z.B. R-tree)



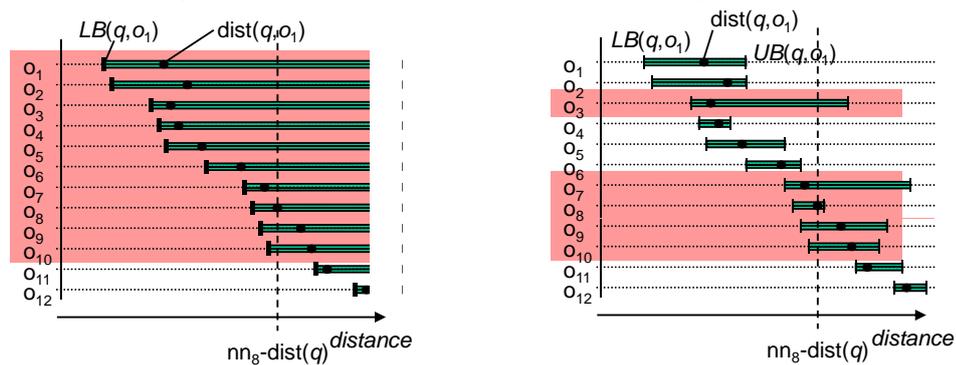
» Individuelle Abschätzung (Applikations/Daten abhängig)



– Idee:

- » zusätzlich zur unteren Distanzabschätzung (LB) wird auch obere Distanzabschätzung (UB) im Filterschritt miteinbezogen
- ⇒ optimale Auswertung mit unterer und oberer Distanzabschätzung

• LB-basierte k-NN-Suche vs. (LB+UB)-basierte k-NN-Suche



- $nn_k\text{-dist}(q)$ bezeichne die Distanz des k-nächsten Nachbarn von dem Anfrageobjekt q
- Alle Objekte o deren Filterdistanzen die Eigenschaft $LB(q,o) \leq nn_k\text{-dist}(q) \leq UB(q,o)$ erfüllen, müssen verfeinert werden.
- Bei der LB-basierten k-NN-Suche müssen mehr Objekte verfeinert werden als bei der (LB+UB)-basierten k-NN-Suche
 - » (siehe Beispiel oben) LB-basierte k-NN-Suche muss 10 Objekte verfeinern, während die (LB+UB)-basierte k-NN-Suche nur 5 Objekte verfeinern muss
 - » Voraussetzung: Die Berechnung der exakten Distanz für die Resultatmenge ist nicht erforderlich

– Optimale (LB+UB)-basierte k-NN-Suche

[Kriegel, Kröger, Kunath, Renz. 10th Int. Symp. on Spatial and Temporal Databases (SSTD'07), 2007]

- **Optimalität:**

Beweisbar: Algorithmus ist optimal bzgl.

- » Anzahl der Seitenzugriffe (Filterschritt) und
- » Anzahl der Verfeinerungen (Verfeinerungsschritt)

- Beruht auf dem Prinzip der iterativen Verfeinerung

(analog zu „Auswertung nach Priorität“ s. Folie 77):

- » auf Filterebene läuft „Ranking Query“ ab (siehe Kapitel 2.4.3)
- » Filtern aufgrund von unterer und oberer Schranke
- » nach jedem Verfeinern wird erneut gefiltert
- » Objekt nur dann anfordern, wenn unbedingt notwendig
- » Objekt nur dann verfeinern, wenn unbedingt notwendig

- **Vorteil**

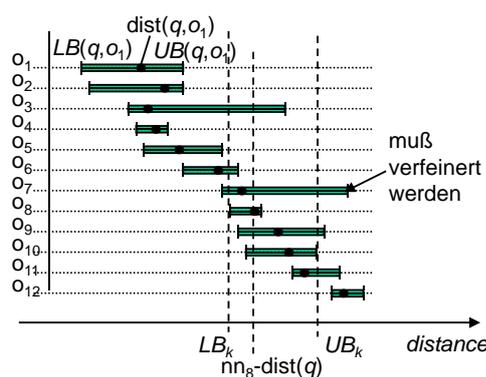
- Einsparungen gegenüber dem Algorithmus „Auswertung nach Priorität“ durch zusätzliche Verwendung der oberen Distanzabschätzung $UB(q,o)$

- **Nachteil**

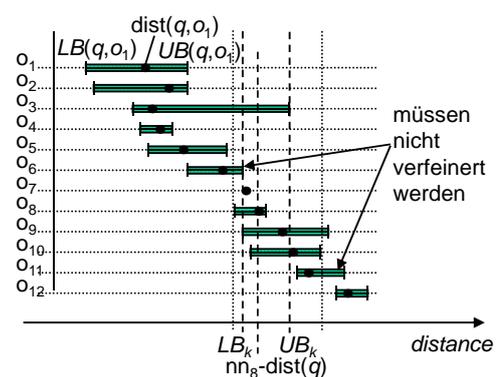
- Komplexität des Ranking-Algorithmus (Speicher und/oder Zeit) bleibt
- Kein exaktes „Ranking“ auf den k Ergebnisobjekten

- **Prinzip:**

vor Verfeinerungsschritt



nach Verfeinerungsschritt



- konservative Approximation der k -NN-Distanz $nn_k\text{-dist}(q)$ durch

- » $LB_k = k$ kleinste LB-Filterdistanz
- » $UB_k = k$ kleinste UB-Filterdistanz

- Ziel: Nur diejenigen Objekte verfeinern, deren untere und obere Distanzabschätzung die k -NN-Distanz $nn_k\text{-dist}(q)$ überdeckt

- Beweisbar: Es existiert immer mind. ein Kandidat, dessen untere und obere Distanzabschätzung sowohl LB_k als auch UB_k und somit auch die k -NN-Distanz $nn_k\text{-dist}(q)$ überdeckt

– Algorithmus

k-NN-MultiStep-Optimal(DB, q)

Ranking = initialisiere Ranking bzgl. q auf LB-Filterdistanz; // Kapitel 2.4.3

$result = \emptyset$; $candidates$ = ersten k Objekte aus dem Ranking; initialisiere UB_k , LB_k aus $candidates$;

REPEAT

// Schritt 1: hole nächsten Kandidaten

if $LB_{next} \leq LB_k$ then // $LB_{next} = LB(q, o_{next})$, wobei o_{next} = nächstes Obj. im Ranking

$p = \text{Ranking.getNext}()$;

füge p zu $candidates$ hinzu //, falls $LB(q,p) \leq UB_k$; // LB_{next} evtl. Distanz zu MBR ???

endif;

aktualisiere LB_k , UB_k , LB_{next} ;

// Schritt 2: Filtere true hits und true drops aus (Filter-Schritt)

for each $c \in candidates$ do

if $UB(q,c) \leq LB_k$ then nehme c aus $candidates$ und füge es zu $result$ hinzu; // true hit

if $LB(q,c) > UB_k$ then entferne c von $candidates$; // true drop

end for;

// Schritt 3: Verfeinere Kandidaten (Verfeinerungs-Schritt)

if $|result| + |candidates| \leq k$ und $LB_{next} > UB_k$ then

füge alle $c \in candidates$ zu $result$ hinzu; // Abbruchbedingung

else

verfeinere alle $c \in candidates$, die $LB(q,c) \leq LB_k \leq UB_k \leq UB(q,c)$ erfüllen, d.h.

berechne $d_{\text{exakt}}(q,c)$ und setze $LB(q,c) = UB(q,c) = d_{\text{exakt}}(q,c)$;

end if;

UNTIL ($|candidates|=0$ und $LB_{next} > UB_k$);

RETURN $result$;

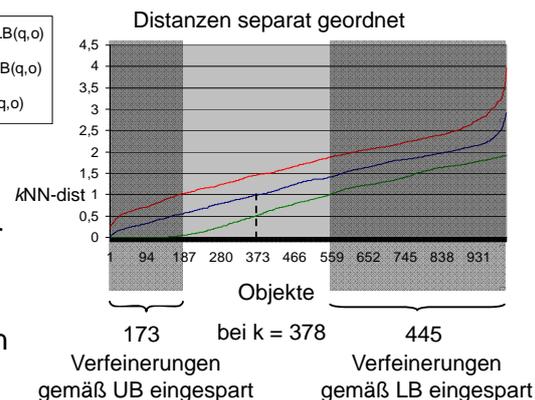
– **Optimalität gemäß der Seitenzugriffe:**

In *Schritt 1*: die Bedingung „ $LB_{next} \leq LB_k$ “ garantiert, dass nur die notwendigen Objekte angefordert werden \Rightarrow minimale Seitenzugriffe

– **Optimalität gemäß der Anzahl der Verfeinerungen:**

In *Schritt 3* die Bedingung „ $LB(q,c) \leq LB_k \leq UB_k \leq UB(q,c)$ “ garantiert, dass nur diejenigen Objekte verfeinert werden, die verfeinert werden müssen, d.h. für die gilt: $LB(q,c) \leq nn_k\text{-dist}(q) \leq UB(q,c) \Rightarrow$ minimale Verfeinerungen

– Experimente auf Realdaten (NN-Suche auf Zeitreihen mit DTW-Distanz)



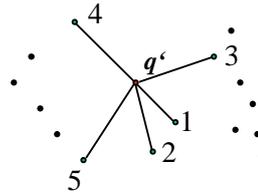
Bemerkung:
Effizienzgewinn gegenüber der einfachen „Auswertung nach Priorität“ hängt stark von der Approximationsgenauigkeit von UB und dem k Parameter ab

2.4.3 Nächste Nachbarn Ranking

– Allgemeines

- Eigenschaften

- Benutzer gibt Anfrageobjekt q vor und initialisiert damit das Ranking
- Benutzer kann mehrfach Funktion getNext() aufrufen, die ihm jeweils den 1., 2., usw. Nachbarn von q zurück gibt.
- Mehrdeutigkeiten müssen wiederum sinnvoll behandelt werden
 - » Typischerweise nicht-deterministisch: der k -te Aufruf ergibt einen der k -NN



– Basisalgorithmen (siehe Übung!!!)

– Algorithmus mit Index

[Hjaltason, Samet. Int. Symp. Large Spatial Databases (SSD), 1995]

- Alle k -NN-Algorithmen können entsprechend erweitert werden
- Problem der rekursiven Algorithmen
 - Nachdem der i -te Nachbar gefunden ist, wird das Ergebnis an die Ranking-Ausgabe übergeben
 - Weitere getNext()-Aufrufe erfordern erneutes rekursives Suchen
- Vorteil der Prioritätssuche
 - Kompletter Zustand des Algorithmus ist in apl und result gespeichert
- Unterschied zum k -NN-Algorithmus
 - Unbeschränkte Ergebnisliste *result* in die jeder Punkt einer geladenen Datenseite eingefügt wird (**aufsteigend** nach Distanz zu q sortiert).
 - Keine Pruningdistanz => Kindseiten verfeinerter Seiten in APL einfügen
 - Algorithmus stoppt (für den aktuellen getNext()-Aufruf) sobald erste Seite in APL größere MINDIST zu q hat als bestes Element in *result*
 - Dieses Element wird aus result gelöscht und ausgegeben
 - Nächster getNext()-Aufruf arbeitet mit aktuellen APL und *result* weiter
- Hoher Speicherplatzbedarf: im worst case gesamte DB in *result*

- Algorithmus

Globale Variablen:

result = LIST OF (dist:Real, obj:Object) ORDERED BY dist ASCENDING;

apl = LIST OF (dist:Real, da:DiskAdress) ORDERED BY dist ASCENDING

NN-Ranking(pa, q)

result = [(+∞, dummy)];

apl = [(0.0, pa)];

WHILE NOT apl.isEmpty() **AND** apl.getFirst().dist ≤ result.getFirst().dist **DO**

 p = apl.getFirst().da.loadPage();

 apl.deleteFirst();

IF p.isDataPage() **THEN**

FOR i=0 **TO** p.size() **DO** // Jedes Objekt einfügen

 result.insert((dist(q, p.getObject(i)),p.getObject(i)));

ELSE

 // p ist Directoryseite

FOR i=0 **TO** p.size() **DO** // Jede Seite einfügen

 apl.insert((MINDIST(q, p.getRegion(i)),p.getChildPage(i)));

resultObject = result.getFirst().obj;

result.deleteFirst();

RETURN resultObject;

- Algorithmen mit Multi-Step Architektur

- Nicht alle Varianten der NN-Algorithmen mit Multi-Step Architektur lassen sich zu Ranking Algorithmen erweitern
 - Auswertung mit Bereichsanfrage
 - » Erweiterung nicht möglich, da kein ε ermittelbar
 - Unmittelbare Verfeinerung
 - » Erweitere einen Ranking Algorithmus
 - Auswertung nach Priorität
 - » Verwalte unbegrenzte Liste von Objekten statt result-Variable
- Ranking-Algorithmus für Multi-Step k -NN-Anfragen wichtig, da die Resultate für weitere Filterschritte benötigt werden (bei Auswertung nach Priorität)
 - Ranking im Filterschritt notwendig, da die Ergebnismenge des Filters zunächst unbekannt. Ergebnismenge des Filters wird durch Ergebnisse der Verfeinerungen bestimmt!!!