



Ball Partitioning / Generalized Hyperplanepartititioning

Inhalt

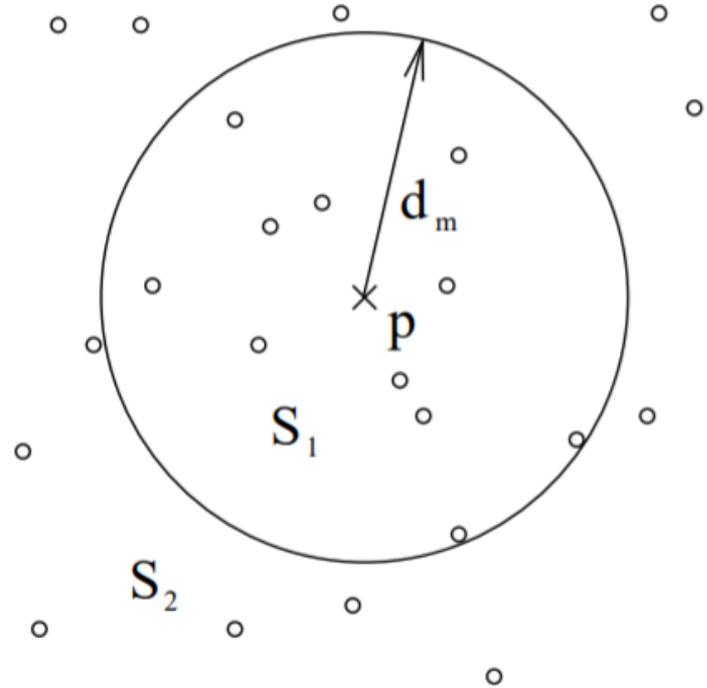
1. Ball Partitioning / Generalized Hyperplanepartitioning
2. K-d-Tree
3. VP-tree (BS-tree)
 1. nearest-neighbor
 2. splitting
 3. merging
4. Quellen

Ball Partitioning / Generalized Hyperplanepartitioning

- Problemstellung: Schwierigkeiten in der Indexierung, da Partitionierung auf absoluten Koordinaten des Vektorraums basiert.
- Lösung: Aufteilung in **dynamische** Räume
- Aufteilung des Subsets S in S_1 und S_2 durch Median und Pivot

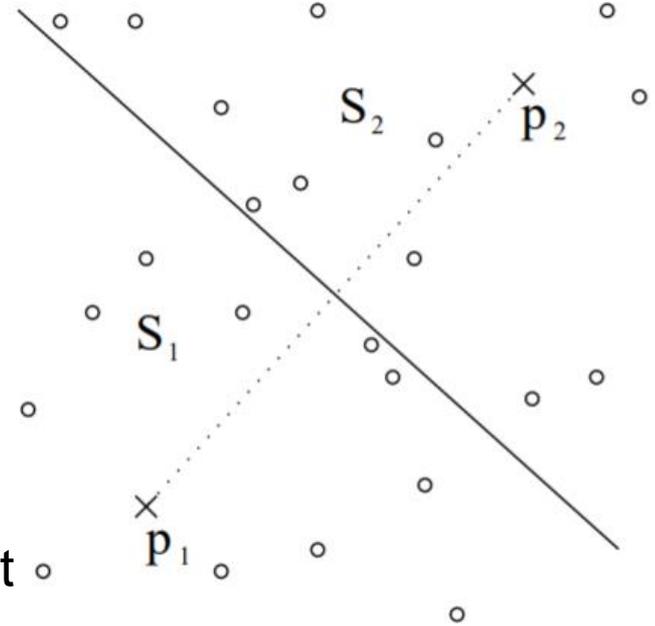
Ball Partitioning

- Sphärischer Schnitt
- $p \in D$ p als Pivot, D als Daten
- d_m als Median der Menge $\{d(o_i, p), \forall o_i \in D\}$
- Verteilung aller $o_j \in S$ in S_1 und S_2 nach:
 - $S_1 \leftarrow \{o_j \mid d(o_j, p) \leq d_m\}$
 - $S_2 \leftarrow \{o_j \mid d(o_j, p) \geq d_m\}$



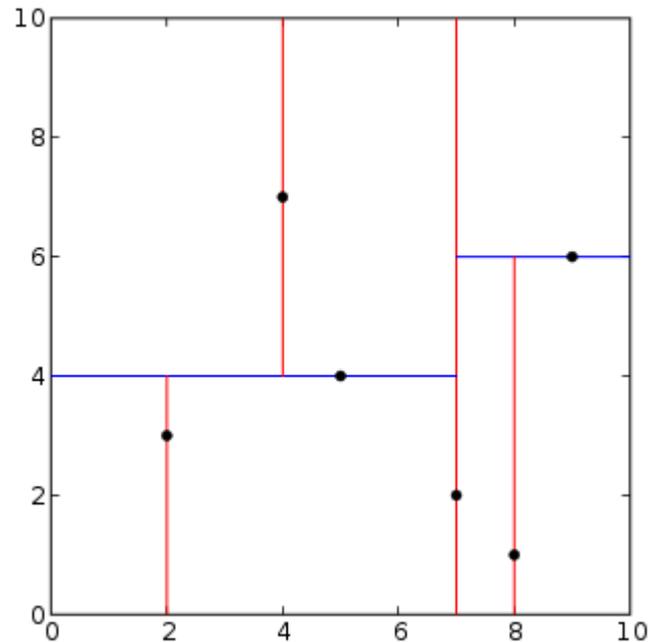
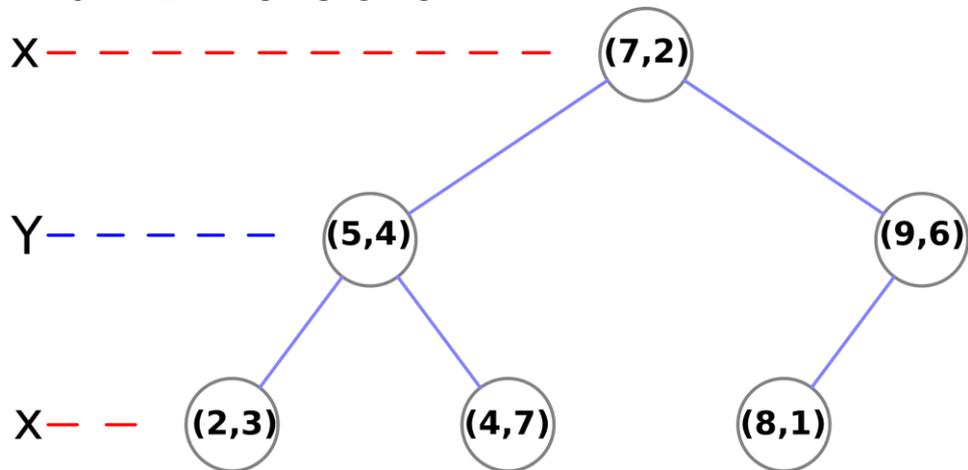
Generalized Hyperplanepartitioning

- Schnitt der Datenmenge
- $p_1, p_2 \in D$ p_1 und p_2 als Pivot, D als Daten
- Verteilung aller $o_j \in S$ in S_1 und S_2 nach:
 - $S_1 \leftarrow \{o_j \mid d(p_1, o_j) \leq d(p_2, o_j)\}$
 - $S_2 \leftarrow \{o_j \mid d(p_1, o_j) \geq d(p_2, o_j)\}$
- Weniger dynamisch, da kein Median bestimmt wird -> keine Balance gewährleistet



K-d-tree

- K = Anzahl
- d = Dimensionen

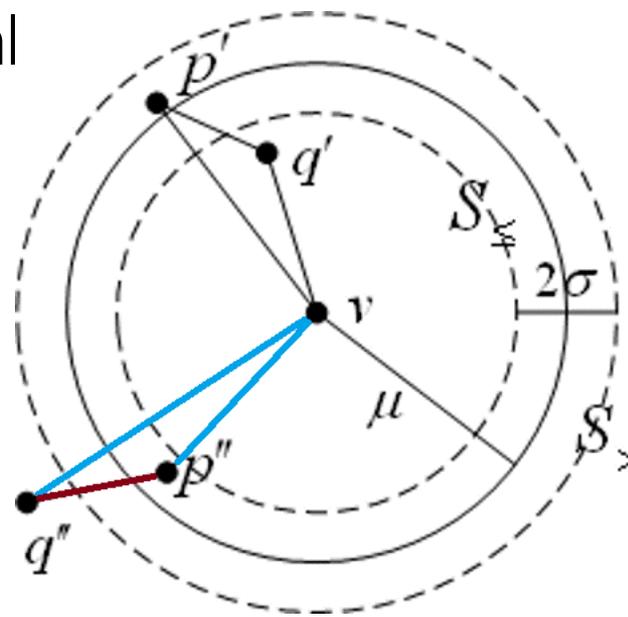


VP-tree (BS-tree)

- Aufteilen des Suchraums durch relative Distanzen zwischen vantage points und derer Kinder
- Berechnung der Entfernung zwischen Punkt und zugehörigem Raum einfach
- Feature Extraktion
 - Zusammenfassen zu Feature Klassen
 - Z.B. Farben, Textur, Form, ...
- (Mind. so gut wie k-d-tree, effizienter als R*-tree und M-tree)
- Präziser aufgrund Raumaufteilung in Sphären statt in Vielecke
 - Durch Vergrößerung des Raums steigt das Volumen weniger stark in Relation

VP-tree (BS-tree) – nearest-neighbor

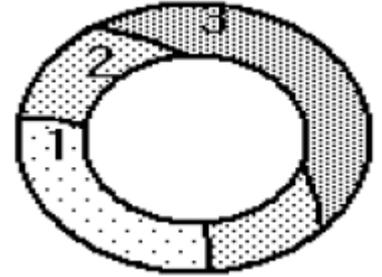
- Sphäre S_D als Teilraum von S
- Vantage point v
- $p \in S_D - \{v\}$ und Median für jeden anderen Punkt
- Subset $S_{>}$ für Punkte $p \in \{S_D - \mu > S_D - v\}$
- Subset S_{\leq} für Punkte $p \in \{S_D - \mu \leq S_D - v\}$
- Punkte q', q''
- σ als Schwelle
- Falls $d(v, q) \leq \mu - \sigma \rightarrow S_{\leq} \quad d(q, p) \geq |d(v, q) - d(v, p)| > |(\mu + \sigma) - \mu| = \sigma$
- Falls $d(v, q) > \mu + \sigma \rightarrow S_{>} \quad d(q, p) \geq |d(v, p) - d(v, q)| > |\mu - (\mu - \sigma)| = \sigma$



[4]: Seite 2, Data set partitioning and nearest-neighbor search

VP-tree (BS-tree)

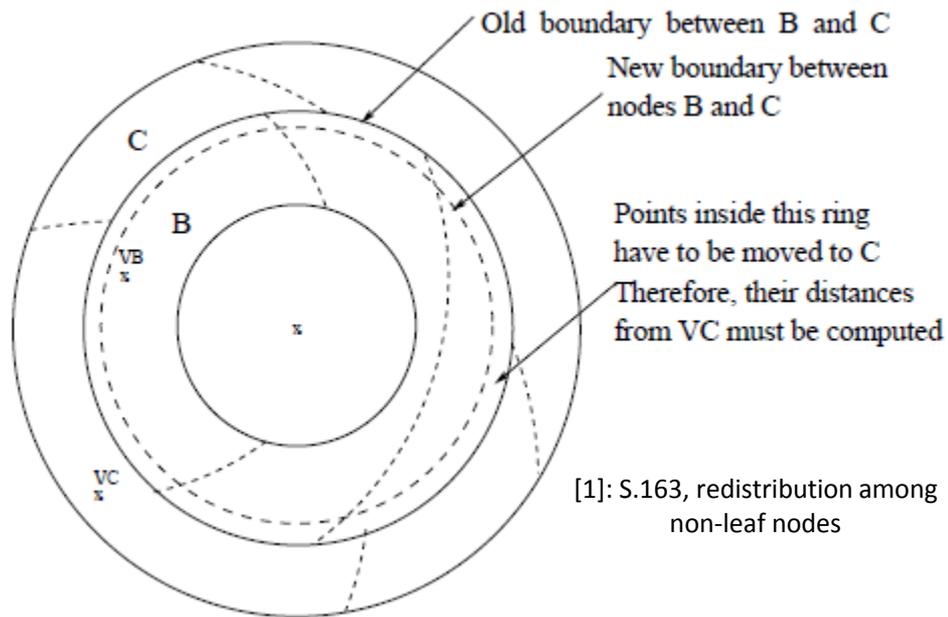
- Mehr als 2 Aufteilungen möglich
- „multivantage point tree“
- Problem: Rechenaufwand steigt je mehr Schichten dazukommen, da diese immer dünner werden!
- Suchoperatoren müssen in mehr als einer Schicht suchen

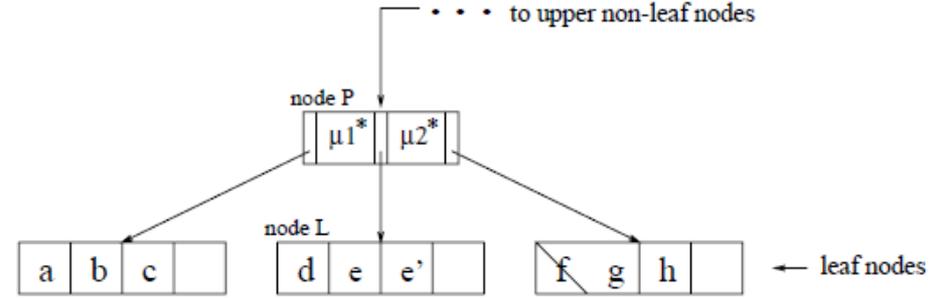
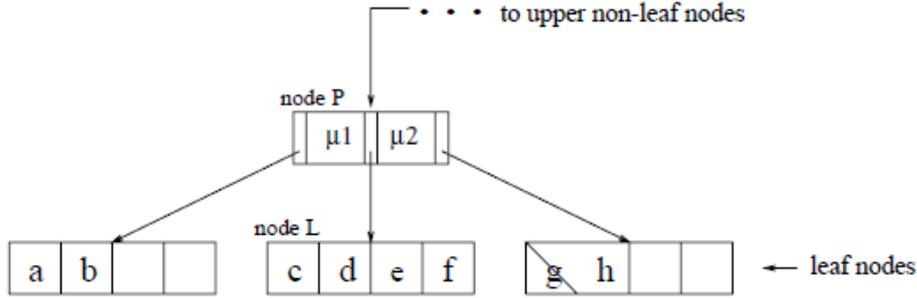


[2]: S.373, spherical shell partitioning using vp from outside

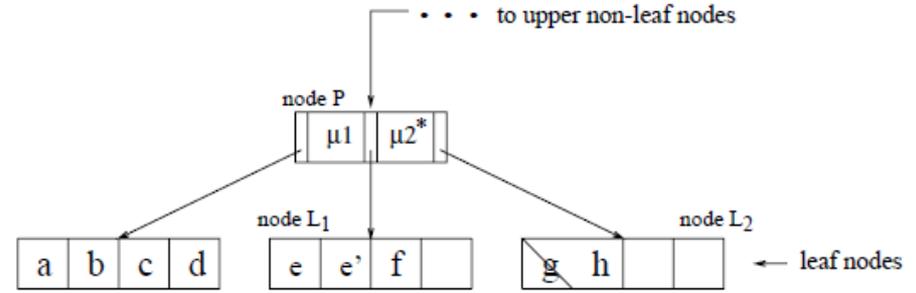
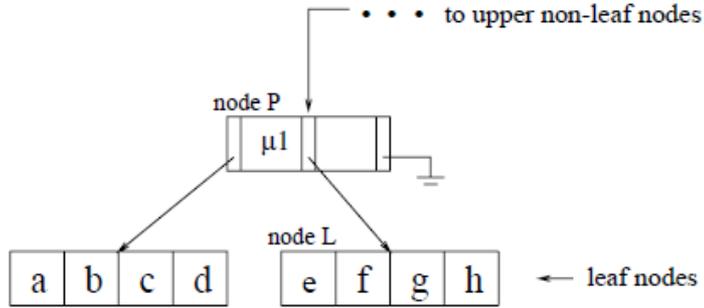
VP-tree (BS-tree) - splitting

- Elemente in B und C werden gleichmäßig aufgeteilt

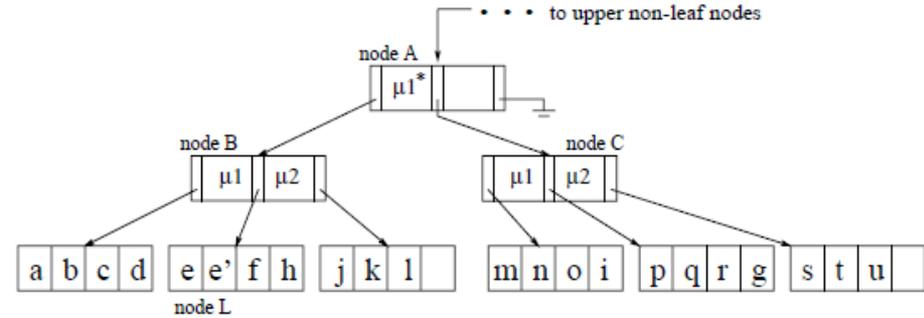
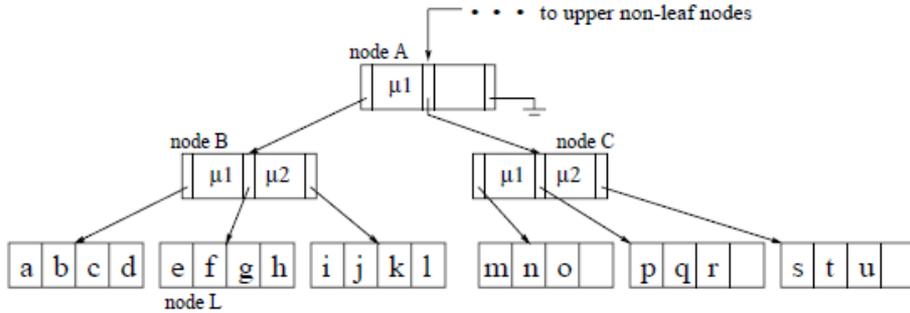




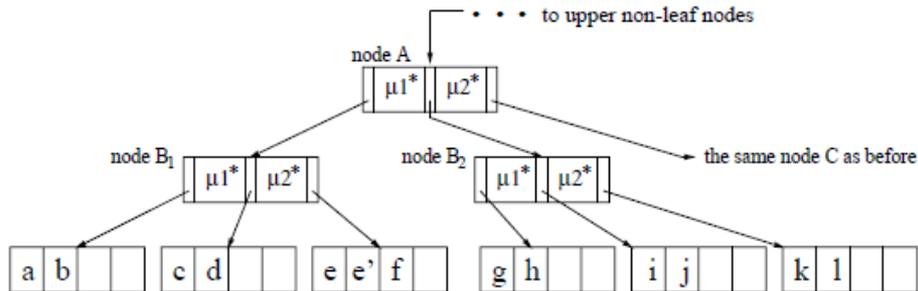
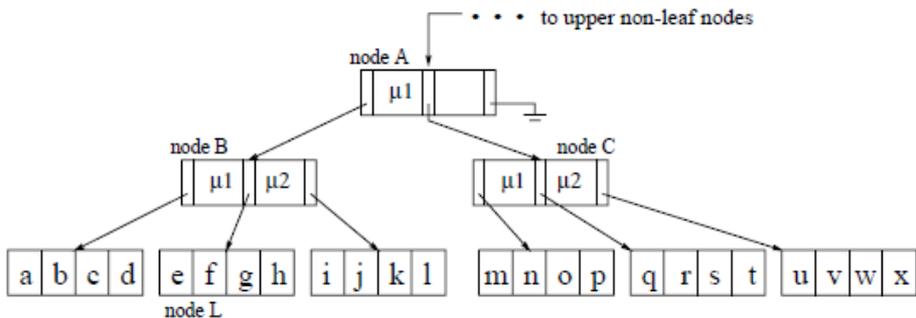
- e' soll eingefügt werden
- Neuverteilung unter den Kindern von P, da genug Platz
- Updaten der Grenzen



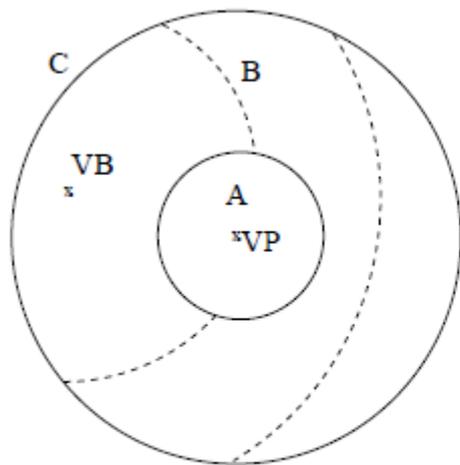
- e' soll eingefügt werden
- Neuverteilung unter den Kindern von P nicht möglich, da nicht genug Platz
- Erschaffen eines neuen Knotens
- Updaten der Grenzen



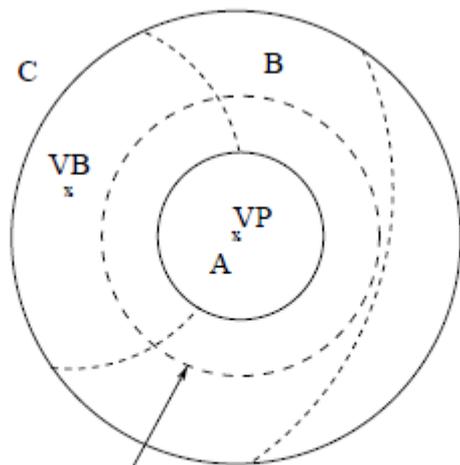
- e' soll in L eingefügt werden
- B ist voll
 - Neuverteilung unter B und C
- Gleichmäßige Verteilung: 12 zu 9 -> 11 zu 11
 - h und i am weitesten vom VP von A entfernt



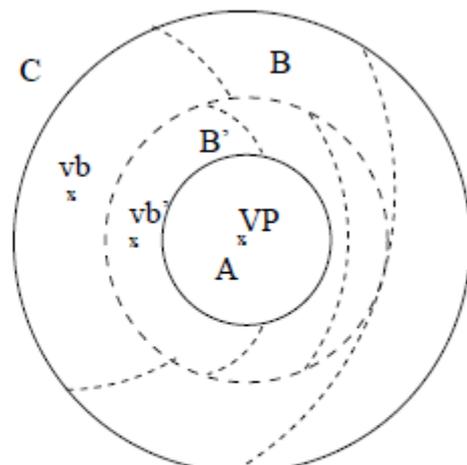
- e' soll in L eingefügt werden
- B und C sind voll
 - Split von B in B1 und B2



Node B has to be splitted



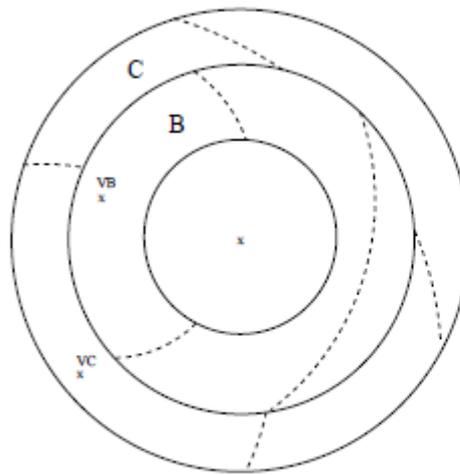
Splitting boundary (using VP as the vantage point).



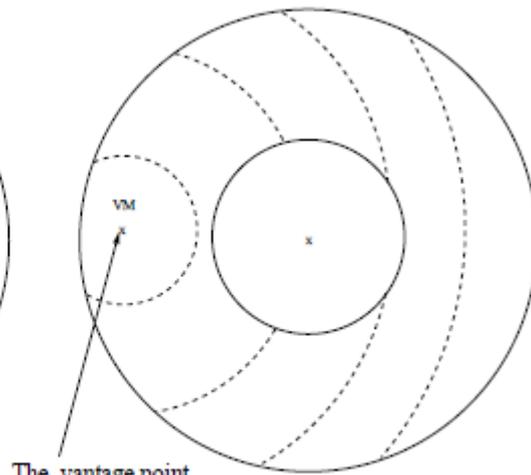
Result of the splitting new node B' created

VP-tree (BS-tree) - mergi

- Elemente in B und C können auch vereint werden
- B hat einen Elternknoten A und F-1 Geschwister (F=Gesamtmenge Knoten)
 1. Wenn Geschwisterraum von B alle Elemente von B aufnehmen kann
 2. Falls der Platz nicht für alle Elemente von x ausreicht, werden die Elemente unter A neu verteilt -> F Knoten



Nodes B and C will be merged



The vantage point can be a new one, or can be VC or VB

[1]: S.166, merging two nodes

Quellen

- [1]: **Dynamic vp-tree indexing for n -nearest neighbor search given pair-wise distances;** Ada Wai-chee Fu, Polly Mei-shuen Chan, Yin-Ling Cheung, Yiu Sang Moon
- [2]: **Indexing Large Metric Spaces for Similarity Search Queries;** Tolga Bozkaya, Meral Ozsoyoglu
- [3]: **Pivot-based Metric Indexing: Experiments and Analyses;** Lu Chen, Yunjun Gao, Baihua Zheng, Christian S. Jensen, Hanyu Yang, Keyu Yang
- [4]: **VP-tree: Content-Based Image Indexing;** Il'ya Markov TP
- [5]: **Scalable and Distributed Similarity Search;** Michal Batko