

상이한 칼라 집합으로 구성된 영상의 정합에 관한 기초 연구

김동균*, 김성영**, 김종민***, 김민환*

* 부산대학교 컴퓨터공학과

** 창원전문대학 멀티미디어과

*** 고신대학교 컴퓨터과학부

A Basic Study on Matching Color Images with Different Color Sets

DongKyun Kim*, SungYoung Kim**, JongMin Kim***, MinHwan Kim*

* Dept. of Computer Engineering, Pusan National Univ.

** Dept. of Multimedia, Changwon College

*** Division of Computer Sciences, Kosin University

E-mail : cs9309@pusan.ac.kr, sykim@changwon-c.ac.kr, jmkim@kosin.ac.kr, mhhkim@pusan.ac.kr

요 약

칼라 정보를 이용하여 영상을 정합하기 위해서는 적은 수의 칼라 집합으로 영상을 표현하는 영상 양자화 과정이 필요하다. 적응적 양자화를 사용하는 경우에는 균일 양자화에 비해 높은 정합 성능을 기대할 수 있지만 상이한 칼라 집합의 생성으로 인해 영상 정합 과정이 힘들게 된다. 이에 본 논문에서는 상이한 칼라 집합을 갖는 영상을 정합할 수 있는 기초적인 연구를 수행하였다. 영상 정합을 위해 우선 STR(sort-tille-recursive) 방법[1]을 응용하여 질의 영상의 각 칼라에 대한 유사 칼라를 DB 영상으로부터 빠르게 선정할 수 있는 방법을 개발하였다. 질의 칼라와 유사 칼라간의 유사도를 정의하고 이를 기반으로 영상간의 유사도를 계산함으로써 영상 정합에 이용할 수 있도록 하였다. 칼라간의 유사도는 칼라 차이가 고려되어 정의되는데 칼라 차이는 칼라 공간에서의 칼라 거리로 계산된다. 칼라 거리를 계산하기 위해 유클리디언 거리를 이용할 경우 많은 계산량이 요구되므로 기존의 시티블록 거리나 체스보드 거리에 비해 유클리디언 거리를 좀더 유사하게 근사화하면서 빠른 계산이 가능한 거리 계산 방법을 개발하였다.

1. 서론

영상으로부터 저수준의 특징을 추출하여 검색에 이용하는 내용기반영상검색이 최근 활발하게 연구되

고 있다. 영상 검색을 통해 사용자가 원하는 결과를 얻기 위해서는 각 영상을 대표할 수 있는 특징들이 잘 선택되어야 되고, 또한 이 특징에 기반한 영상 정합이 효과적으로 이루어져야 된다. 현재 많은 영상

검색 연구에서 공통적으로 사용하고 있는 특징중의 하나가 칼라 히스토그램이다. 칼라 히스토그램을 이용하여 영상을 정합하기 위해서는 각 영상을 양자화하여 제한된 칼라 수만을 갖는 칼라 집합으로 표현하는 과정이 선행되어야 한다.

칼라 양자화 방법은 크게 칼라 공간을 균일한 간격으로 쪼개어 지정된 개수만큼의 칼라를 생성하는 균일 양자화 방법과 영상의 칼라 분포 특성을 이용하여 주로 많이 사용된 칼라 위주의 칼라 팔레트를 생성하는 적응적 양자화 방법이 있다. 일반적으로 적응적 양자화 방법이 균일 양자화 방법에 비해 월등한 양자화 결과를 나타내므로 영상 정합에도 균일 양자화 방법보다는 적응적 양자화 방법을 이용하는 것이 유리하다. 균일 양자화 방법을 이용하는 경우에는 영상마다 동일한 칼라 집합이 생성되므로 기존에 잘 알려진 히스토그램 인터섹션 방법[2] 등을 이용하여 비교적 용이하게 정합을 수행할 수 있다. 하지만 적응적 양자화 방법은 영상마다 상이한 칼라 집합을 생성하므로 영상의 정합 단계에 어려움이 발생한다. 따라서 칼라 히스토그램을 영상의 특징으로 사용하는 경우에는 현재까지 많은 방법들이 균일 양자화 방법에 기반한 영상 정합을 수행하고 있다. 하지만 적응적 양자화 방법에 의해 생성된 상이한 칼라 집합에 대한 효율적인 칼라 정합 방법이 정의된다면 균일 양자화 방법보다는 효율적인 영상 정합이 가능할 것이다.

본 연구에서는, STR(Sort-Tile-Recursive)을 이용하여 상이한 칼라 집합으로부터 유사 칼라를 빠르게 선정하고 칼라간의 유사도를 정의하여 상이한 칼라 집합을 갖는 영상간의 정합이 가능한 방법을 제안한다. 영상 정합에 사용되는 칼라 유사도는 유사 칼라간의 빈도수와 칼라 차이 정보를 함께 고려하여 계산되도록 한다. 이때, 칼라 차이에 대한 계산은 유클리디언(Euclidean) 거리를 테일러 급수(Taylor series) 전개를 통해 단순화시킴으로써 적은 계산량으로 유사한 효과를 얻을 수 있도록 한다.

논문의 2장에서는 영상 양자화 방법, 상이한 칼라 집합간의 정합을 위한 유사 칼라 선택 방법과 유사도 계산을 위한 새로운 거리 계산 방법에 대해 설명

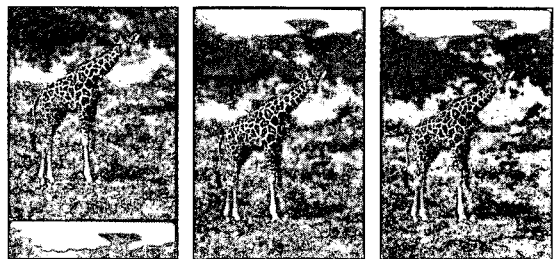
한다. 3장에서는 제안된 방법을 이용한 실험결과, 4장에서는 결론과 향후 연구 방향을 설명한다.

2. 칼라 영상 정합 방법

2.1 클러스터링에 의한 적응적 칼라 양자화 방법

각 영상의 칼라 집합을 구성하기 위한 영상의 양자화를 위해 본 논문에서는 클러스터링에 의한 적응적 칼라 양자화 방법[3]을 이용하였다. 이 방법은 크게 두 단계로 구성된다. 첫번째 단계에서는 octree 양자화 방법[4]을 이용하여 초기 양자화를 수행한다. Octree 양자화 방법은 비교적 빠른 시간 내에 영상의 대표 칼라를 선택하여 영상을 양자화한다. 하지만 octree 양자화 방법에서는 아주 유사한 칼라가 서로 다른 칼라 빈에 포함되는 현상이 발생함으로써 양자화 성능이 감소된다. 이 현상을 해결하기 위해 두 번째 단계에서는 octree 양자화 결과에 대해 K-means 클러스터링[5]을 수행하여 최종 칼라 집합을 결정한다. 전체 영상에 대해 K-means 클러스터링 방법을 적용하면 처리 시간에 많은 부담이 있지만, octree 양자화된 결과를 이용함으로써 octree의 강제 분할 문제를 해결하며 빠른 시간내에 만족할만한 양자화 결과를 얻을 수 있다.

그림 1(b)는 클러스터링에 의한 적응적 양자화를 원 영상에 적용하여 64개의 칼라 집합으로 영상을 양자한 결과로써, 균일 양자화(그림 1(c))에 비해 강제 분할에 의한 허위 윤곽선(false contour)과 칼라 왜곡이 적은 것을 볼 수 있다.



(a) 원 영상 (b) 적응적 양자화 (c) 균일 양자화

그림 1. 칼라 영상 양자화 적용 결과

2.2 다차원 인덱싱 기법을 이용한 유사 칼라 선정

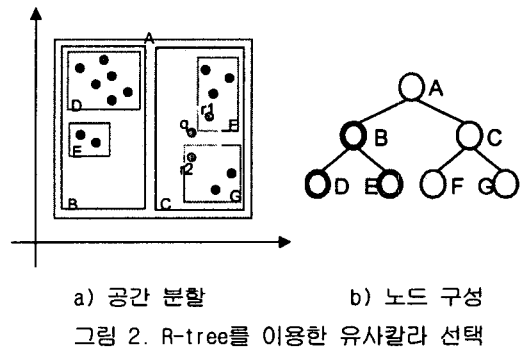
영상 I_a , I_b 에 대해 적응적 양자화를 통해 얻어진 영상의 칼라 집합을 $I_a = \{C_a(1), C_a(2), \dots, C_a(n_a)\}$, $I_b = \{C_b(1), C_b(2), \dots, C_b(n_b)\}$ 으로 가정하자. 적응적 양자화 방법을 이용하여 구해진 칼라 집합은 영상마다 구성된 칼라가 다르고 ($C_a(i) \neq C_b(i)$) 또한 구성 칼라의 개수도 다르다 ($n_a \neq n_b$). 일반적으로 많이 사용되는 칼라 정합 방법인 히스토그램 인터섹션은 동일 칼라 집합에 대해 적용 가능한 방법으로써 상이한 칼라 집합에 대해서는 적용하기에 어려움이 있다.

상이한 칼라 집합에 대한 정합을 수행하기 위해서는 유사 칼라에 대한 선정 과정이 필요하다. 영상 I_a 의 $C_a(i)$ 칼라에 상응하는 유사 칼라를 영상 I_b 으로부터 선택하기 위한 가장 간단한 방법은 $C_a(i)$ 에 대해 영상 I_b 의 모든 칼라와 비교하여 선택하는 것이다. 하지만 칼라 수에 따라 많은 비교를 수행해야 되는 부담이 있다.

유사 칼라를 선택하기 위한 다른 방법으로 공간 데이터에 대한 다차원 인덱싱 방법을 고려할 수 있다. 유용하게 사용되는 다차원 인덱싱 방법에는 quad-tree[6], K-D tree[7], K-D-B tree, hB tree, R-tree[8] 및 R-tree 변형인 R*-tree[9]와 R*-tree[10] 등이 있다. 70년대 중반에 quad-tree와 K-D tree 방법이 개발되었는데 성능은 만족스럽지 못한 결과를 나타내었다. 그 후 GIS와 CAD 등에서 공간 질의에 대한 요구가 증가함에 따라 다양한 인덱싱 방법들이 개발되었다. 특히 1984년에 Guttman에 의해 개발된 R-tree는 B-tree를 확장하여 다차원 공간 데이터에 대해서도 인덱싱이 가능한 방법으로 지금까지 많이 사용되고 있다.

유사 칼라의 선택에 R-tree를 이용할 수 있는데, 칼라 집합을 구성하는 각 칼라는 미리 정해진 개수 만큼 이들을 둘러싸는 최소 경계 사각형(Minimum Boundary Rectangle, MBR)으로 정의되는 노드에 포함되어 단말 노드가 생성되고 이로부터 상위 단계의 노드들을 구성하여 트리가 생성된다(그림 2). 질의

칼라에 대한 유사 칼라를 찾는 과정을 살펴보면 질의 칼라에 대한 유사 정도가 사각형 모양으로 정의되면 구성된 트리의 루트 노드부터 중첩되는 노드들을 하위 단계로 내려가며 검색한다. 최종 유사 칼라는 질의 칼라에 대한 유사 칼라로 정의된 범위에 포함되는 칼라로 선택된다. 예를 들어 그림 2에서 살펴보면 질의 칼라 Q 로부터 정의되는 유사 칼라 사각형은 우선 루트 노드 A에 포함되고 다시 노드 C 그리고 단말 노드인 F, G와 중첩된다. 단말 노드 F, G에 포함된 칼라 중에서 r_1, r_2 가 유사 칼라 사각형 내부에 포함되므로 질의 칼라 Q 에 대한 최종 유사 칼라로 선택된다.



R-tree를 이용함으로써 모든 칼라를 비교해야 되는 문제는 극복하였지만, R-tree는 칼라들의 공간적 분포특성에 따라 부적절한 공간 사용률을 가지며 질의를 만족하는 칼라를 찾기 위해 평균적으로 비교되는 노드 수가 비교적 많은 단점이 있다. 이에 본 논문에서는 비교적 적절한 공간 사용률과 빠른 검색이 가능한 STR(sort-tille-recursive)을 사용하여 유사 칼라를 선정하도록 하였다.

2.3 STR 방법에 의한 인덱스 구조화

STR(sort-tille-recursive) 방법은 다차원의 데이터 공간을 각 차원의 좌표축에 따라 반복 분할하여 공간 분할을 수행한다. n 는 차원의 수, r 은 총 입력 데이터 수, k 는 노드의 용량, 그리고 s 를 각 축에 대한 분할 개수라고 할 때, k 는 사용자에게 의해 정해

지고 트리의 깊이는 차원의 수에 따라 결정되며, 트리의 각 단계에서의 노드 개수와 s 는 $\lceil n/b \rceil$ 의 K 제곱근에 의해 결정된다.

그림 3(a)와 같이 27개의 데이터가 있는 2차원 데이터 공간을 예를 들어 보면, l 를 3으로 가정했을 때 s 는 3으로 계산된다. 따라서 x축을 9개의 데이터를 포함하는 3개의 영역으로 분할하고 y축에 대해서도 3개의 영역으로 분할하여 최종 결과에는 3개씩의 데이터를 포함하는 분할이 이루어진다. 분할된 공간에 대해서는 그림 3(b)와 같이 깊이가 균형을 이루는 트리가 구성된다.

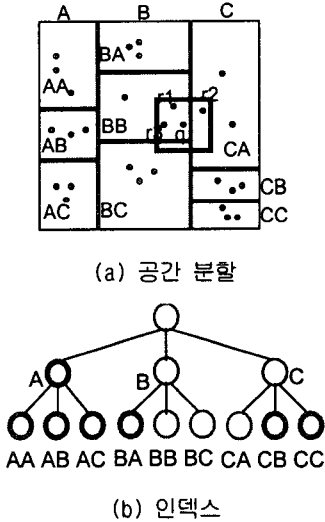


그림 3. STR에 의한 인덱스 구조화

생성된 인덱스를 기반으로 유사 칼라 선정을 위해, 후보 칼라와 이웃 칼라를 정의한다. 후보 칼라는 질의 칼라의 유사 칼라 사각형과 겹치는 노드에 속하는 모든 양자화된 칼라를 의미하며, 이웃 칼라는 후보 칼라 중 질의 칼라의 유사 칼라 사각형 내부에 포함된 양자화 칼라이다. 그림 3(a)의 질의 칼라 q 의 유사 칼라 사각형은 단말 노드인 BB, BC, CA와 중첩되므로 이들 노드에 포함된 모든 칼라들이 후보 칼라이며 이들 중에서 유사 칼라 사각형에 포함되는 $r1, r2, r3$ 칼라가 질의 칼라 q 와 유사 칼라인 이웃 칼라로 선택된다.

2.4 칼라 유사도

영상 정합을 위해서 입력 영상의 각 질의 칼라와 DB 영상에서 선정된 이웃 칼라와의 유사도는 수식 (1)과 같이 정의한다. 유사도는 질의 칼라와 이웃 칼라의 공통 빈도수를 칼라 차이로 나누어 계산된다. 질의 칼라와 이웃 칼라가 동일한 칼라인 경우에는 두 칼라의 공통 빈도수가 유사도로 계산된다.

$$S(C_a(i), C_b(j)) = \frac{\min\{H_a(i), H_b(j)\}}{1 + \varpi \cdot d(C_a(i), C_b(j))} \quad \text{--- (1)}$$

$H_a(i)$ 는 영상 I_a 에서 칼라 $C_a(i)$ 를 가지는 픽셀의 누적 개수이고, $d(C_a(i), C_b(j))$ 는 칼라 차이를 의미하며 $C_a(i)$ 와 $C_b(j)$ 의 거리로 계산된다. ϖ 는 칼라 차이에 대한 가중치이다 ($0 \leq \varpi \leq 1$).

칼라 차이는 유클리디언 거리에 대해 테일러 급수 전개를 통해 시작 위치의 일부 항만을 취하고 나머지 항은 생략함으로써 계산을 단순화시킬 수 있도록 하였다. 유클리디언 계산을 위해서는 제곱과 제곱근 연산이 수행되므로 계산에 부담이 있다. $\Delta x \geq \Delta y \geq \Delta z$ 인 경우, 유클리디언 거리를 근사화시킨 거리 계산은 수식 (2)와 같다. $\Delta x \geq \Delta y \geq \Delta z$ 이외의 경우에 대해서도 유사한 방법으로 정의할 수 있다.

$$d(C_a(i), C_b(j)) = |\Delta x| + \frac{1}{2}|\Delta y| + \frac{1}{3}|\Delta z| \quad \text{--- (2)}$$

3차원 공간의 유클리디언 거리 계산으로부터 제안된 거리 계산 수식 유도 과정은 그림 4와 같다.

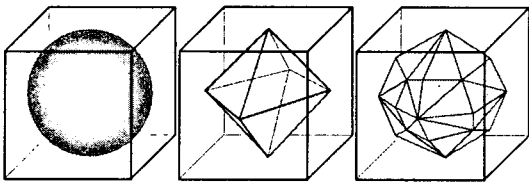
제안된 거리의 효용성을 확인하기 위해 거리 d 에 대해 도식화하면 그림 5와 같다. 유클리디언 거리를 근사화하여 사용되는 기존의 계산 방식인 시트 블록 거리(그림 5(b))나 체스 보드 거리(유클리디언 거리로 표시되는 구를 둘러싸는 정육면체)와 비교할 경우 제안된 거리 계산 방법(그림 5(c))이 비슷한 연산량으로 유클리디언 거리(그림 5(a))에 좀더 유사하게 근사화된 것을 확인할 수 있다.

그림 5(c)의 다면체 꼭지점 위치는 계산을 통해

$$\begin{aligned}
 & \left[(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2 + (\Delta z)^2 \right]^{1/2}, |\Delta x| \geq |\Delta y| \geq |\Delta z| \\
 & \geq \left[(\Delta x + 1/2(\Delta y))^2 + (\Delta z)^2 \right]^{1/2} \\
 & = \left[(D_{xy})^2 + (\Delta z)^2 \right]^{1/2}, D_{xy} \geq \Delta z \\
 & \approx \left| D_{xy} \left[1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\Delta z}{D_{xy}} \right)^2 - \frac{1}{2 \cdot 4} \left(\frac{\Delta z}{D_{xy}} \right)^4 \right] \right| \\
 & \approx \left| D_{xy} \right| + \frac{1}{2} \frac{|\Delta z|^2}{|D_{xy}|} = \left| D_{xy} \right| + \frac{1}{2} \frac{|\Delta z|^2}{|\Delta x| + \frac{1}{2} |\Delta y|} \\
 & \approx \left| D_{xy} \right| + \frac{1}{2} \frac{|\Delta z|}{|\Delta x| + \frac{1}{2} |\Delta y|} |\Delta z| = \left| D_{xy} \right| + \frac{1}{3} |\Delta z| \\
 & = |\Delta x| + \frac{1}{2} |\Delta y| + \frac{1}{3} |\Delta z|
 \end{aligned}$$

그림 4. 거리 계산 수식 유도 과정

간단하게 구할 수 있는데, $d = 1$ 인 경우의 x축, y축, z축 방향으로 거리가 동일한 지점의 꼭지점에 대해 살펴보면 꼭지점의 좌표는 (6/11, 6/11, 6/11)이 되고 따라서 원점에서 꼭지점까지 거리는 $6/11 \times \sqrt{3} (\approx 0.9448)$ 이다.



(a) 유클리디언 (b) 시티블록거리 (c) 제안된 거리

그림 5. 동일 거리 다이어그램

3. 실험 결과 및 토의

본 논문에서 제안한 방법은 Windows 2000 환경의 Pentium PC에서 Visual C++ 6.0으로 구현하였다. 영상 정합의 변별력을 높이기 위해 영상 전체의 칼라 분포를 이용하지 않고 영상에 포함된 중요 객체를 수동으로 추출하여 영상 정합의 기준 영역으로 사용하였다. 객체의 칼라 분포는 히스토그램을 이용하고 이를 기반으로 영상간의 유사도를 계산하여 영

상 정합 정도를 계산하였다.

그림 6는 DB 영상에서 질의 영상에 대해 높은 정합도를 가지는 순서별로 정렬하여 표시한 결과이다. 그림 6(a)는 균일 양자화 방법으로 칼라 집합을 구하고 히스토그램 인터섹션을 이용하여 정합도를 계산하여 정합도에 따라 영상을 화면에 표시한 결과이고, 그림 6(b)는 클러스터링에 의한 적응적 양자화를 수행하고 STR을 이용하여 유사 칼라를 선택하여 영상 정합을 수행한 결과이다.



(a) 균일양자화와 히스토그램 인터섹션 이용 결과



(b) 제안된 방법

그림 6. 정합도에 따른 영상 정렬 결과

균일 양자화를 통한 히스토그램의 인터섹션의 경우, 백호 영상이 질의 영상과 상이한 칼라 분포를 가짐에도 불구하고, 다른 황호에 비해 높은 유사도 값을 가진다. 하지만 본 논문에서 제안한 칼라 정합에 의한 유사도 결과는 황호 영상이 모두 높은 순위로 계산되고 백호 영상은 낮은 순위로 나타났다. 실험 결과에서도 알 수 있듯이, 본 논문에서 제안한 칼라 유사도를 이용해 영상의 우선순위를 정한 것이

균일 양자화를 이용한 히스토그램 인터섹션보다 타당한 결과를 보여준다고 판단할 수 있다. 이를 통해 본 논문에서 제안한 유사 칼라 선정 방법과 칼라 차이를 고려한 유사도 계산 방법이 상이한 칼라 집합으로 구성된 영상간의 정합에 활용될 수 있는 가능성을 보여준다.

균일 양자화를 이용한 히스토그램 인터섹션의 경우, 각 빈에 대한 비교대상은 하나의 빈으로 선정되지만 제안된 유사도 계산 방법에서는 유사 칼라 사각형의 크기에 따라 비교 대상이 되는 이웃 칼라의 수가 가변적이다. 영상간의 유사도를 계산할 때 유사 칼라 사각형의 크기에 따라 유사도 값이 변할 수 있고 이는 결과에도 영향을 미치게 된다. 따라서 유사 칼라 사각형의 크기를 적응적으로 설정할 수 있는 방법이 필요하다.

4. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 적응적 칼라 양자화로 부터 생성된 상이한 칼라 집합을 갖는 영상을 정합할 수 있는 방법을 개발하였다. 영상을 정합하기 위해 질의 영상의 각 칼라에 대한 유사 칼라를 선정하기 위해 STR(sort-tilt-recursive) 방법을 응용하여 적용함으로써 모든 칼라를 비교해야 되는 문제를 해결할 수 있었다. 영상 정합은 질의 칼라와 선정된 유사 칼라간의 유사도를 이용하여 수행되도록 하였다. 이때 유사도 계산에 칼라 차이가 고려되는데 유클리디언 거리를 근사화시킨 거리 계산을 이용함으로써 빠른 계산이 가능하였다.

본 논문에서 제안한 방법은 상이한 칼라 집합을 갖는 영상을 정합하기 위한 기초적인 연구로서 아직 많은 부분이 향후에 좀더 논의되고 연구되어야 한다.

[참고 문헌]

[1] S.T.Leutenegger, M.A.Lopez, J.Edgington, "STR: a simple and efficient algorithm for R-tree packing," Data Engineering, 1997. Proceedings. 13th International

Conference on ,pp 497-506, 1997

- [2] M.Swain and D.Ballard, "Color Indexing," Int'l Journal of Computer Vision, Vol 7, No.1, pp.11-32, 1991
- [3] 길연희, 김민환, 김성영, 박창민, "내용 기반 검색을 위한 자연 영상의 칼라 양자화 방법," 한국멀티미디어학회 2000추계 학술발표논문집, 서울, pp. 266-270, 2000.11
- [4] W.Purgathofer M. Gervautz. "A Simple Method for Color Quantization: Octree Quantization," pp219-231, Maginat-Thalmann and Thalmann, 1988
- [5] Sing-Tze Bow, "Pattern Recognition and Image Processing," pp 100-103, Dekker, 1992
- [6] R.A. Finkel and J.L. Bentley. Quad Trees: a data structure for retrieval on composite key. Acta Informatica, 4(1):1-9, 1974
- [7] J.L. Bentley. Multidimensional binary search trees used for associative searching. Communication of the ACM, 19:509-517, 1975
- [8] Guttman, A., "R-tree: a Dynamic Index Structure for Spatial Searching", Proc. ACM SIGMOD, p.47-57, 1984.
- [9] T. Sellis, N. Roussopoulos, and C. Faloutsos. The R⁺-tree: A dynamic index for multi-dimensional objects. In VLDB'1990, August 1990, Queensland, Australia, Proceedings, 1990
- [10] N. Beckmann, H. P. Krieggel, R. Schneider, and B. Seeger. The R*-tree: an efficient robust access method for points and rectangles. SIGMOD Record, 19(2), 1990.