

색상과 모양 특징을 이용한 효율적인 이미지 검색기법

조 범 석*, 박 영 배

명지대학교 컴퓨터공학과

Efficient Image Search Technique Using Color and Shape Feature

Beom-Seok Joh*, Young-Bae Park

Dept. of Computer Engineering, Myongji University

요 약

내용기반 이미지 검색을 위한 기존의 대부분의 기법들은 이미지 데이터에 효과적으로 적용할 수 있는 고차원의 색인구조를 고려하지 않았다. 이 연구에서는 이미지 데이터베이스에서 보다 효율적이며 정확도가 높은 검색결과를 기대할 수 있는 색상 특징 데이터 표현방법인 ECCV기법, 모양 특징 데이터 표현방법인 EPA기법을 소개한다. 또한 고차원 데이터에 대해서도 검색속도를 향상시킬 수 있는 새로운 다차원 공간 인덱스 구조인 XS-트리를 제안한다. 이 방법을 이용하면 특징표현단계에서는 차원의 수가 증가되어 저장에 필요한 공간을 많이 요구하지만 인덱싱 단계를 거치면 이미지 검색속도가 향상되며 정확한 이미지를 검색할 수 있는 장점이 있다.

1 서 론

최근 인터넷 서비스가 눈에 띄게 증가하면서 다양한 응용분야에서 멀티미디어 데이터 활용이 급증하였고, 이미지 데이터 처리는 동영상 데이터 처리에서도 기초 기술로 사용된다는 점에서 활발한 연구가 계속되고 있다.

이 논문에서는 보다 정확한 이미지를 추출하기 위해 향상된 특징 데이터 표현 방법인 ECCV(Extended Color Coherence Vector)기법과 EPA(Extended Polygon Approximation)기법 그리고 보다 빠르고 정확한 검색을 위해 새로운 다차원 공간 인덱스 구조인 XS(eXtended Similarity) 트리를 제안한다.

2 관련연구

2.1 내용 기반 이미지 검색 시스템

QBIC[2]은 현재까지 선보인 내용기반 이미지 검색기법 중에서 가장 성공적인 기법으로 알려져 있다. 색상, 모양, 질감을 이용한 특징 데이터 표현방법을 사용하며 색인기법은 R⁺-트리를 이용한다. VisualSEEK[4]과 Chabot[3]은 색상에 의한 검색만 가능하였고, WALRUS[1]은 변환함수로 웨이블릿 계수를 이용하여 검색한다. 이러한 기존의 대부분 시스템은 고차원 데이터에 대한 색인구조를 고려하지 않아 검색속도 및 저장공간에 대한 효율성이 떨어지며, 또한 정확한 검색결과를 나타내지 못했다. 따라서, 이미지의 정확한 검색결과와 향상된 검색속도를 얻기 위해서는 좀 더 고차원적인 특징 데이터 표현방법과 이를 위한 효율적인 인덱스 구조가 필요하다.

2.2 이미지 특징 데이터 표현방법

이미지의 내용을 표현하는 방법으로 색상, 모양, 질감 등과 같은 특징 데이터를 이용하고 있다. 색상 특징 데이터는 칼라 히스토그램을 사용하는 방법이 일반적이다. 그러나 이 방법은 공간관계를 나타낼 수 없기 때문에 공간 관계를 나타내기 위한 방법인 CCV(Color Coherence Vector)방법[6]이 제안되었다. 또한 모양 특징 데이터 표현방법에서

중요한 사항은 추출된 모양의 크기, 회전엔 영향을 받지 않아야 동일한 이미지 검색이 가능하다. 추출방법에는 다각형 표현 방법, 푸리에 계수를 사용하는 방법, 웨이블릿 계수를 사용하는 방법 등이 있다.

2.3 다차원 공간 인덱스 기법

내용기반 이미지 검색을 위해 기존의 다차원 공간 인덱스 기법에 대해 많은 연구가 진행되어 왔다. R-트리 계열 인덱스들은 최소 경계영역을 사각형 모양으로 표현하여 최근접 질의 등의 공간 질의에는 적합하지 않다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 구(sphere) 모양으로 최소 경계영역을 표현하는 SS-트리가 제안되었으나, 사각형 보다 구가 더 많은 불균을 차지하여 검색 영역이 증가하는 문제점이 있다. SR-트리는 R⁺-트리와 SS-트리의 장점을 통합한 구조를 제안하였다. 그러나 이러한 다차원 색인 기법들은 고차원 데이터에 대해서는 많은 검색시간과 기억공간이 요구되어 순차적으로 검색하는 것보다 더 효율적이지 않아 색인구조로서의 기능을 상실하게 된다. 고차원 데이터에 대한 해결방안으로 차원을 중요성의 순서로 정렬하여 각 레벨에서 차원의 수를 가변적으로 사용하는 TV-트리, 결합-최소 분할 기법과 슈퍼 노드를 사용하는 X-트리 등이 제안되었다.

3 이미지 특징 데이터 표현방법

3.1 색상특징에 의한 표현방법

CCV 기법은 색상 히스토그램에서 가지지 못했던 공간 정보를 보완하는 개념으로 동일한 색상의 픽셀이라도 위치에 따라 구별될 수 있도록 픽셀이 임정크기(τ) 이상의 연속되는 색상영역(coherence region)에 포함되어야만 결합(coherent)되는 특성이 있다.

$$H = \langle \alpha_1 + \beta_1, \dots, \alpha_n + \beta_n \rangle$$
$$CCV = \langle \langle \alpha_1, \beta_1 \rangle, \dots, \langle \alpha_n, \beta_n \rangle \rangle$$

H : 색상 히스토그램 vector

CCV : Color Coherence Vector

α_j : j번째 색상의 결합 픽셀의 개수

β_j : j번째 색상의 비결합 픽셀의 개수

CCV 기법을 이용한 두 이미지 I 와 I' 의 유사도를 살펴보면 다음과 같다.

$$G_I = \langle (a_1, \beta_1), \dots, (a_n, \beta_n) \rangle$$

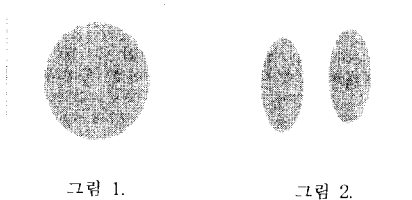
$$G_{I'} = \langle (a'_1, \beta'_1), \dots, (a'_n, \beta'_n) \rangle$$

$$\Delta H = \sum_{j=1}^n |(a_j + \beta_j) - (a'_j + \beta'_j)|$$

$$\Delta G = \sum_{j=1}^n |a_j - a'_j| + |\beta_j - \beta'_j|$$

ΔH : color histogram similarity
 ΔG : CCV similarity

예를 들어 $a_j + \beta_j = a'_j + \beta'_j$ 이고 $\beta_j = a'_j = 0$ 인 두 이미지 I 와 I' 의 경우를 보면 $\Delta H = 0$ 이지만 ΔG 는 큰 값을 갖는다. 즉 색상 히스토그램은 같지만 색상분포의 공간관계는 서로 상이하다는 것을 알 수 있다. CCV 기법이 가지고 있는 문제점은 그림 1과 그림2와 같은 두 이미지의 경우로 설명된다. 두 이미지는 전혀 다른 모양을 갖고 있다. 그러나 CCV 기법을 적용하면 서로 같은 이미지로 인식하는 오류를 범하게 된다.



하기 때문에 그림 4와 같은 회전된 경우에도 영향을 받지 않는다.

4 XS-트리 구조

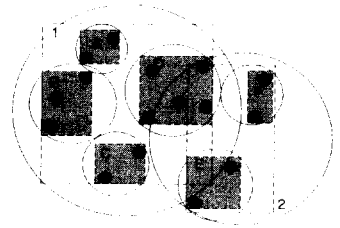


그림 5. XS-트리의 구조

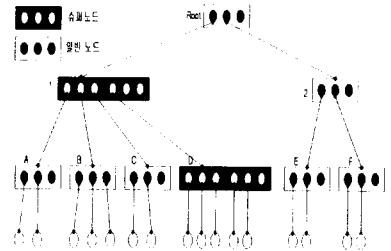


그림 6. XS-트리

XS-트리는 실제 이미지 검색 시, 포인트 질의보다는 최근접 질의와 같은 공간질의가 더 많이 사용된다는 점과 이미지 데이터의 고차원 특성을 고려하여 최근접 질의에 효율적인 SR-트리와 고차원 데이터에 효율적인 X-트리를 통합하는 구조를 가진다. 그림 5는 XS-트리의 2차원 특징벡터 영역 표현의 한 예이고, 그림 6은 예를 트리로 표현한 것이다.

4.1 일반 노드

(1) 단말 노드

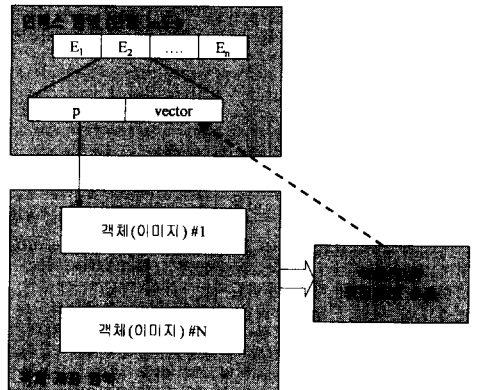


그림 7. 단말 노드의 구조

각 단말 노드는 그림 7과 같은 구조를 가진다. 단말노드는 엔트리 E_1, \dots, E_n ($m_L \leq n \leq M_L$) 들로 구성되며, 여기서 m_L 은 단말노드에서의 최소 엔트리 개수이고, M_L 은 최대 엔트리 개수이다. 그리고 각각의 엔트리는 실제 객체를 가리키는 포인터 p 와 각 객체의 특징벡터(색상이나 모양)들을 나타내는 $vector$ 로 구성된다.

따라서 이 논문에서는 예제와 같이 서로 다른 이미지가 같은 이미지로 잘못된 검색을 하는 단점을 보완한 ECCV 기법을 제안한다. 이 방법은 CCV 필드에 coherence region의 개수를 추가하여 정확한 검색을 하도록 한다.

(1) 데이터 표현 비교

CCV : 그림 1 = (30, 0), 그림 2 = (30, 0)
 ECCV : 그림 1 = (30, 0, 1), 그림 2 = (30, 0, 2)

(2) 유사도 비교

CCV : $|30-30| + |0-0| = 0$
 ECCV : $|30-30| + |0-0| + |w1-2| = w$
 (w = 전체 pixel 수 / 각 region의 pixel 수)

따라서 ECCV 기법을 이용하여 유사도를 검색해보면 두 이미지는 서로 다르다는 것을 쉽게 알 수 있다. 즉 결합영역의 개수를 구분하여 가중치를 적용하면 두 이미지의 좀 더 정확한 검색이 용이해질 수 있다.

3.2 모양특징에 의한 표현방법

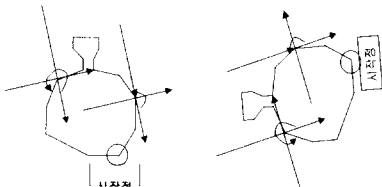


그림 3. 그림 4.

EPA 특징 벡터 = $\langle n, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n \rangle$ (n : 다각형 꼭지점의 수)

모양 특징 데이터는 이미지의 객체에 다각형 근사화를 행한 후, 그림 3과 같이 기준선의 중심을 모양의 시작 꼭지점으로 이동한다. 시작 꼭지점의 반 시계방향의 선분의 각도를 측정하여 반 시계방향으로 돌아가며 나머지 시계방향의 선분의 각도를 모양 특징으로 표현하기 때문에 이미지 크기나 객체의 위치에 영향을 받지 않는다. 또한 시작점이 항상 일정

(2) 중간 노드

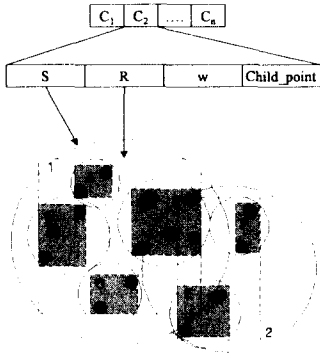


그림 8. 중간 노드의 구조

2차원 중간 노드는 그림 8 과 같은 구조를 가진다. 중간 노드는 엔트리 C_1, \dots, C_n ($m_L \leq n \leq M_L$) 들로 구성되며, 각각의 엔트리들은 자식 포인터, 자식 노드를 포함하는 구 영역 S, 사각형 영역 R, 포함하는 자식들의 개수 w 로 구성된다. 구 영역은 다차원 중심벡터와 반지름으로 표현되고, 사각형 영역은 다차원의 구간을 나타내게 된다. 그림 8에서와 같이 2차원 특징벡터의 경우, $(x_{center}, y_{center}, \text{반지름})$ 으로 구 경계영역을 표현하고, $(x_{low}, y_{low}, x_{high}, y_{high})$ 로 사각형 경계영역을 표현한다.

4.2 슈퍼 노드

슈퍼 노드는 노드 중에서 분할에 의해 새로운 노드가 생성되는 과정에서 겹침 영역이 미리 정의한 경계 값을 초과한 경우에 생성되는 노드로서, 선형적인 배열의 형태를 가지며 일반 노드와는 달리 페이지 크기의 정수 배로 이루어진다. 또한 보조 기억 공간 내에서도 연속적인 블록 내에 위치하게 되어 신속한 데이터 접근을 가능하게 한다.

4.3 알고리즘

XS-트리 알고리즘은 유사성 검색 질의에 대해 효율적인 SR-트리와 고차원 데이터의 겹침으로 인해 발생하는 다중경로 탐색 문제를 해결하고자 고안된 X-트리 알고리즘을 기본으로 하고 있다.

4.3.1 검색 알고리즘 (Search Algorithm)

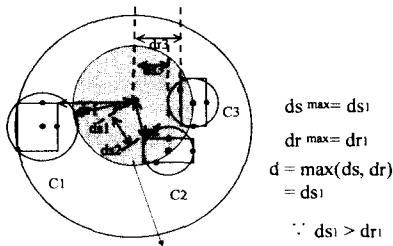


그림 9. 예비선택 영역

XS-트리에서의 검색은 포인트 질의 시는 R-트리 계열 인덱스와 같이 사각형 경계영역을 기준으로 검색을 행하고, 최근접 질의와 같은 공간 질의 시에는 구 경계영역을 기준으로 행해지게 된다.

최근접 질의는 두 단계로 이루어진다. 먼저 검색 포인트 p 와 경계영역들과의 유클리디언 거리를 계산하여 가장 가까운 예비선택의 경계영역을 결정하고, 예비선택 경계영역 내의 모든 객체들로 구성된 후보집합을 생성한다. 다음 생성된 후보집합의 각 객체와 검색 포인트 p 사이의 유클리디언 거리가 가장 가까운 객체들로 결과 집합을 생성하게 된다. 예비 선택의 경계영역을 결정하는 단계에서 그림 9와 같이 구 경계영역뿐만 아니라 사각형 경계영역도 고려하여 결정하게 된다.

4.3.2 삽입 알고리즘 (Insertion Algorithm)

XS-트리에서 삽입은 그림 9와 같이 SR-트리의 삽입 알고리즘을 기본으로 하고, 오버플로우 처리로 인한 노드 분할 시에는 X-트리의 슈퍼노드 생성 기법을 이용한다. 구 모양의 최소 경계영역을 표현하기 위한 중심과 반지름을 구하는 과정은 그림 10과 같다.

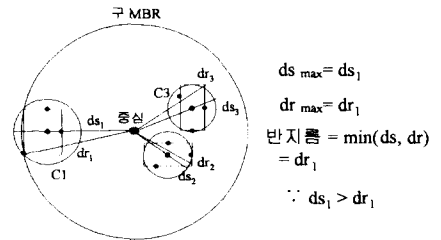


그림 10. 구 경계영역의 중심과 반지름

4.3.3 삭제 알고리즘 (Deletion Algorithm)

XS-트리에서 삭제는 해당 엔트리를 삭제하고, 해당 경로의 모든 사각형과 구 경계영역을 변경한다. 또한 해당 노드의 엔트리 개수가 최소 개수 미만일 때는 남아 있는 엔트리들을 트리에서 모두 삭제한 후, 삭제한 각 엔트리에 대해 삽입 알고리즘을 호출한다.

5 결론

본 논문에서는 멀티미디어 데이터에 효과적으로 적용할 수 있는 고차원의 색인구조인 XS-트리를 제안하였다. XS-트리구조는 이미지 검색 속도가 향상되며 정확한 이미지를 검색 할 수 있는 장점이 있다. 또한 확장된 특징추출방법인 ECCV기법과 EPA기법을 제안하여 효율성 있는 이미지 특징추출방법임을 보였다. 향후 Web 기반의 통합된 멀티미디어 이미지 검색 시스템을 구축하는 연구가 진행중이다.

참고문헌

- [1] A.Natsev, R.Rastogi, K.Shim, "WALRUS : A Similarity Retrieval Algorithm for Image Databases", ACM SIGMOD '99 PA, USA.
- [2] W. Niblack and et. al., "The QBIC Project : Querying Images By Content Using Color, Textures and Shape" SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases, Vol.1908, '93, USA.
- [3] V. E .Ogle, M. Stonebraker, "Chabot : Retrieval from a relational database of images," IEEE Computer, Vol 28, Sep. '92, USA.
- [4]J.R.Smith, S.F.Chang,"VisualSEEK:a fully automated content-based image query system", ACM Multimedia '96 USA.
- [5] M.Bouet, A.Khenchaf, H.Briand,"Shape Representation for Image Retrieval ", ACM Multimedia '99 USA.
- [6] G.Pass, R.Zabih, J.Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors", ACM Multimedia '96 USA.
- [7]N.Katayama,S.Satoh,"The SR tree:An index Structure for High-Dimensional Nearest Neighbor Queries," ACM SIGMOD ICMD 13-15. May. 1997.