

텍스처패턴과 윤곽점 기울기 성분을 이용한 내용기반 화상 검색시스템의 설계및 구현

최 현 섭[†] · 김 철 원^{††} · 김 성 동^{†††} · 최 기 호[†]

요 약

화상데이터의 효율적인 검색은 멀티미디어 데이터베이스에서 중요한 연구문제이다. 본 논문은 국부적인 텍스처 패턴과 윤곽점의 기울기 성분으로 절의가 가능한 새로운 내용기반 화상 검색방법을 제안하였다. 입력된 원화상으로부터 그레이레벨 co-occurrence matrix를 사용하여 추출한 텍스처 패턴과 이진화상으로부터 추출한 윤곽점간 기울기 성분은 직관적인 유사도를 유지할 수 있는 감소된 차원의 내부적인 특징표현으로 변환되고, 이러한 특징들은 내용기반 화상검색을 위한 효율적인 인덱스 구조를 생성하는데 사용된다. 화상검색 실험결과, precision 82%, recall 87% 및 평균순위 3.3를 보임으로써 내용기반 화상데이터 검색에 이 접근법이 유용함을 보였다.

The Design and Implementation of a Content-based Image Retrieval System using the Texture Pattern and Slope Components of Contour Points

Hyun Sub Choi[†] · Cheol Won Kim^{††} · Seong Dong Kim^{†††} · Ki Ho Choi[†]

ABSTRACT

Efficient retrieval of image data is an important research issue in multimedia database. This paper proposes a new approach to a content-based image retrieval which allows queries to be composed of the local texture patterns and the slope components of contour points. The texture patterns extracted from the source image using the graylevel co-occurrence matrix and the slope components of contour points extracted from the binary image are converted into a internal feature representation of reduced dimensionality which preserves the perceptual similarity and those features can be used in creating efficient indexing structures for a content-based image retrieval. Experimental results of the image retrieval are presented to illustrate the usefulness of this approach that demonstrates the precision 82%, the recall 87% and the average rank 3.3 in content-based image data retrieval.

1. 서 론

화상의 내용에 의해 유사화상 검색이 가능한 내용기반 화상검색은 텍스처 패턴, 칼라, 모양, 공간등과 같은 특징집합의 추출, 인덱싱, 유사도 매칭 및 검색이 요구되며, 화상처리 기법을 이용하여 화상의 특징 프리미티브를 얻어낼 수 있어야 한다. 기존의 키워드 검색은 데이터베이스에 화상을 인덱싱하는데 사용되

† 정 회 원:광운대학교 컴퓨터공학과
†† 정 회 원:호남대학교 컴퓨터공학과
††† 정 회 원:계원조형예술 전문대학 멀티미디어과
논문접수:1996년 7월 18일, 심사완료:1996년 10월 23일

있으나, 이는 가시적인 데이터의 텍스트 묘사를 완벽하고 일관되게 할 수 없으며, 사람은 각 화상에 대한 텍스트 정보로 화상을 확인하고 해석하기 때문에 인덱싱을 자동화 시킬 수 없다. 따라서 내용기반 접근방법을 통해 화상데이터의 가시적인 특징에 기반하여 검색하는 방법들이 연구되고 있다. 이러한 방법은 인간의 가시적이고 직관적인 개념과 일치하는 화상데이터의 특징이 화상검색을 위한 인덱스가 되며, 이는 키워드 인덱싱에 사용되는 것과 동일한 방법으로 인덱싱된 칼라키나 텍스처키, 모양키를 사용하여 유사도 검색이 수행되도록 하고 있다.

그동안 IBM의 QBIC에서는 칼라, 텍스처, 모양특징들을 사용한 화상검색 연구와, UC Berkeley의 Chabot에서는 관계형 DB로부터 칼라와 키워드를 조합한 화상검색에 관한 연구가 있었고, 이들 연구와 대응하여 본 연구에서는 화상의 곡선이나 라인같은 화상의 윤곽정보와 히스토그램 인터섹션, 칼라쌍과 같은 칼라정보 및 방향벡터같은 모양특징을 이용한 화상검색연구를 진행해 오고 있다.

기존 연구들로서는 윤곽특징, 유한요소 모델¹⁾, 사각형모양²⁾, 얼굴특징³⁾, 다각형근사⁴⁾⁵⁾, 칼라 히스토그램⁶⁾, 텍스처¹⁷⁾, 인공위성사진⁸⁾⁹⁾등을 이용한 화상검색 연구가 있었다. 이들 연구들의 문제점을 살펴보면, 첫 번째로 칼라 히스토그램이나, 텍스처는 저수준의 특징으로써 세부영역 지정이나 문맥정보가 없기 때문에, 이러한 특징은 위치정보가 부족하므로 빨간 차와 빨간 사과가 매칭될 수 있는 단점이 있다. 두 번째로 윤곽특징, 사각형 모양, 다각형 근사, 유한요소 모델과 같은 모양 특징들은 저수준 특징과 고수준 특징의 중간단계의 표현으로써, 물체의 위치에 매우 민감하며, 물체나 영역의 경계선 검출을 위해 강력한 영역분할 알고리즘이 필요하다. 그러나 영역을 완전자동으로 분할하는 기법이 없으며, 현재 대부분 반자동 영역분할 기법을 적용하고 있다. 마지막으로 얼굴 특징이나, 인공위성 사진 같은 고수준 특징들은 세부영역 지정이나 문맥정보가 필요하고 화상의 특징정보를 추출하고 검출하기 위해서 지능화된 화상분석 도구가 필요하다.

본 논문의 특성은 화상의 칼라 히스토그램이나 텍스처 패턴성분에서 추출할 수 없는 위치정보를 보완하기 위해, 화상을 4x4로 분할하여 16개 영역별로 텍스

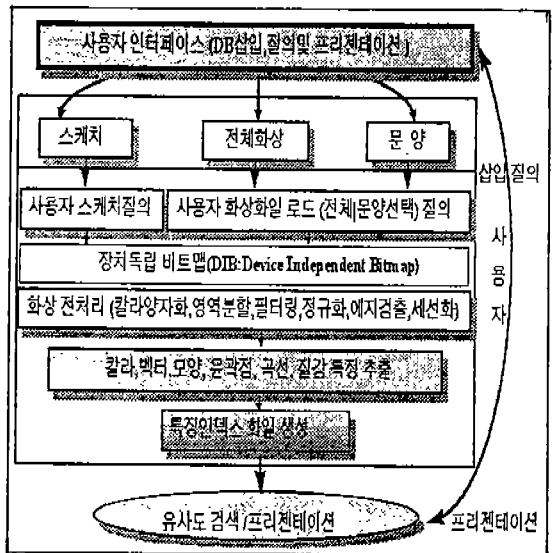
처 패턴 성분을 추출하였고, 화상의 윤곽특징중 물체의 위치에 민감하게 영향받는 점을 보완하기 위해, 윤곽의 좌표에 영향을 받지 않는 윤곽점간 기율기 성분을 추출하여 같은 모양이면 위치나 크기에 영향받지 않고 유사화상을 검색할 수 있는 화상검색시스템을 설계하고자 하였다.

이를 위해, 사용자가 질의어로서 정지화상을 입력하면 전처리된 이진화상을 상하좌우 4방향에서 일정 간격으로 10개씩 주사하여 만나는 최초의 점들에 대해 x,y 좌표값을 갖는 화상의 윤곽점간의 기율기 성분을 구하고 또한, 16개영역(4x4)으로 분할된 32 그레이레벨 화상으로 cooccurrence matrix를 이용하여 entropy, energy, contrast, homogeneity와 같은 텍스처패턴을 얻음으로써, 화상의 텍스처패턴과 윤곽점간의 기율기 성분을 이용하여 원하는 후보화상을 검색할 수 있는 내용기반 화상검색시스템을 제안한다.

2. 내용기반검색을 위한 화상 특징추출

2.1 화상 특징추출 과정

사용자가 입력한 질의화상에 대해서 유사한 여러 후보화상을 검색하는 내용기반 화상검색시스템의 성



(그림 2.1) 특징추출을 위한 처리 흐름
(Fig. 2.1) Processing flow for feature extraction

패어부는 화상의 특징을 어떻게 빠르고, 효과적으로 정확하게 추출해내는가 하는 특징추출부분이다. 내용기반 화상검색 시스템은 사용자가 질의한 입력화상에 대해 화상처리 루틴을 통해 추출된 특징인덱스키 값들과 DB에 미리 저장된 각 화상들의 특징인덱스키 값들과의 매칭과정에 의해서 질의한 특징인덱스키의 조건을 만족하는 경우에 화상이 검색되는 것으로 하여 유사도에 의한 검색순위에 따라 후보화상을 디스플레이 해주는 시스템이다. (그림 2.1)과 같이 사용자의 전체화상, 문양 그리고 스케치 질의중 한가지가 선택되면 시스템은 질의어를 윈도우환경하에서 지원되는 장치독립적인 비트맵(Device Independent Bitmap) 형식으로 변환하여 화상전처리 과정과 특징추출 알고리즘을 거치면서 칼라, 라인, 모양, 벡터, 곡선, 은곽점, 구조, 컴포넌트, 텍스처 패턴등의 추출가능한 모든 특징들을 시간흐름에 따라 자동으로 얻어낸다.

2.2 텍스처 패턴 특징 추출

2.2.1 텍스처 패턴

인간이 시각적으로 물체를 식별하는 지표로서 사용되는 일반적인 특징은 그레이레벨 정보, 칼라 정보, 윤곽선 정보외에 물체표면의 특성을 나타내는 텍스처정보를 이용할 수 있다. 텍스처란 “확률적으로 연관된 픽셀들의 상호관계”를 의미한다. 텍스처분석의 주목적은 텍스처의 인식및 텍스처에 기반한 모양을 분석하는 것이다. 사람들은 일반적으로 텍스처를 미세하고, 거칠고, 곱고, 매끄러운등의 표현으로 묘

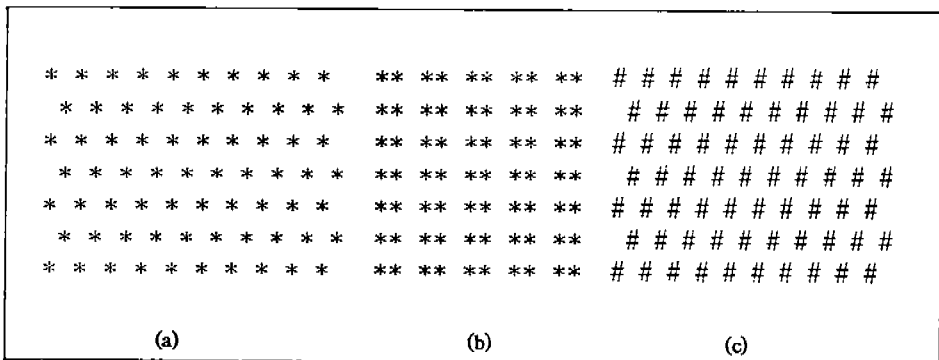
사한다. 이러한 특징들은 텍스처의 tone 혹은 structure에서 찾을 수 있는데, tone은 픽셀 프리미티브에 있는 밀도 속성에 기초하고 있고 structure는 픽셀 프리미티브간의 공간적 관계에 기초하고 있다.

각 픽셀들은 그들의 위치와 tone의 속성에 의해 특징화된다. 텍스처 프리미티브는 몇몇 tone과 영역적인 속성을 갖는 연속적인 픽셀의 집합이며 픽셀의 평균, 최대, 최소 intensity와 크기 모양에 의해 묘사될 수 있다. 프리미티브간의 공간적인 관계는 랜덤할 수 있으며, 이들 프리미티브들은 한 쌍간에 의존적이거나, 여러 프리미티브들은 상호 의존적이기도 하다. (그림 2.2)의 (a)와 (b)는 동일한 프리미티브 형태와 숫자가 같더라도 동일 텍스처가 되지 않음을 보여주고 있으며, (그림 2.2)의 (a)와 (c)는 프리미티브의 공간적인 관계는 같더라도 동일 텍스처가 아님을 보여주고 있다.

tone은 프리미티브의 밀도의 속성으로 이해되고, 프리미티브의 공간적인 관계로 묘사되며, structure는 프리미티브에서 밀도의 속성을 보다 잘 표현한 공간적 관계로 묘사된다. 만약 텍스처 프리미티브가 작고 인접하는 프리미티브 사이에서 밀도의 차이가 크다면, 미세한 텍스처 패턴이고, 텍스처 프리미티브가 크거나 구성이 여러 개의 픽셀들로 되어 있으면 거친 텍스처 패턴이다.

2.2.2 co-occurrence matrix에 의한 텍스처 패턴

텍스처는 통계적방법과 구조적방법의 두가지 표현방식이 있다. 통계적방법은 각기 다른 속성들을 계산하며, 텍스처 프리미티브 크기들이 픽셀 크기들과 비



(그림 2.2) 인공적 텍스처 (Fig 2.2) Artificial Textures

교 될 수 있는 경우에 적당한 방법이다. 구조적방법은 텍스처 패턴에 대해서 프리미티브들이 레이블 즉 프리미티브 타입에 할당되어 질 수 있을 때 적당한 방법이다. 통계적인 방법은 텍스처 패턴 분류에 매우 중요하게 사용되고 있으며, 이러한 통계적 방법에 의한 텍스처 분석중 co-occurrence matrix에 의한 energy, contrast, entropy, 그리고 homogeneity와 같은 속성은 계층화를 쉽게하기 위해 이진화상이나 그레이레벨 화상으로 부터 계산된다. 통계적인 방법은 텍스처 프리미티브가 작을 때, 유용하며 마이크로 텍스처 패턴을 생성해 낸다. 이와 반대로 텍스처 프리미티브의 크기가 클 때는 구조적방법에 의해 텍스처 패턴을 분석하는데 기본적인 프리미티브의 모양과 속성을 결정해야 하고 이러한 프리미티브의 위치를 제어하는 규칙을 결정하게 되며, 매크로텍스처 패턴을 생성해 낸다.

본 논문에서 사용한 통계적 텍스처 묘사 방법은 co-occurrence matrix를 사용하여 텍스처 패턴상의 임의의 그레이 레벨의 반복된 출현회수를 기본으로 한다. 이 구성은 미세한 텍스처 패턴상에서는 거리에 따라 빠르게 변하고, 거친 텍스처 패턴상에서는 느리게 변한다. 텍스처 이미지의 분석된 부분을 $M \times N$ 의 사각형 윈도우라 하면, 거리 d , 방향 ϕ 에 의해 분리된 윈도우에서 그레이레벨 a, b 를 갖는 2개의 픽셀이 얼마나 자주 나타나는가를 나타내는 관련된 빈도수 matrix인 $P_{\phi, d}(a, b)$ 에 의해 나타낼 수 있다. 각도(angle)와 거리(distance)의 함수로써 co-occurrence의 비정규화된 빈도수는 일반적으로 다음과 같이 표현된다.

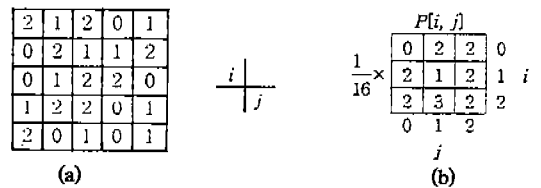
$$P_{0^{\circ}}, d(a, b) = |\{(k, l), (m, n) \in (M \times N) \times (M \times N) : k-m=0, |l-n|=d, f(k, l)=a, f(m, n)=b\}| \quad (1)$$

$$P_{45^{\circ}}, d(a, b) = |\{(k, l), (m, n) \in (M \times N) \times (M \times N) : (k-m=d, |l-n|=-d), OR(k-m=-d, l-n=d), f(k, l)=a, f(m, n)=b\}| \quad (2)$$

$$P_{90^{\circ}}, d(a, b) = |\{(k, l), (m, n) \in (M \times N) \times (M \times N) : |k-m|=d, l-n=0, f(k, l)=a, f(m, n)=b\}| \quad (3)$$

$$P_{135^{\circ}}, d(a, b) = |\{(k, l), (m, n) \in (M \times N) \times (M \times N) : (k-m=d, l-n=-d), OR(k-m=-d, l-n=d), f(k, l)=a, f(m, n)=b\}| \quad (4)$$

(그림 2.3)에서 $P[i, j]$ 는 displacement vector $d=(dx, dy)$ 에 의해 정의되고 그레이레벨 i 와 j 를 갖는 거리 vector d 에 의해 분리되어 나타내는 픽셀의 쌍을 카운팅한 co-occurrence matrix이다. 그레이레벨 0, 1, 2를 가진 5×5 이미지를 가진 matrix는 (그림2.3) (b)와 같이 3×3 matrix인 $P[i, j]$ 로 변환된다. 이 때 position operator는 (1, 1)이다. 5×5 image matrix에서 공간적 분리를 만족하는 픽셀의 쌍은 16개이고, i 와 j 를 갖는 vector d 에 의해 분리된 픽셀의 쌍을 $p[i, j]$ 의 i 번째 행과 j 번째 열에 이 count를 넣는다. entry $P[2, 1]$ 일 때 값은 3이다.

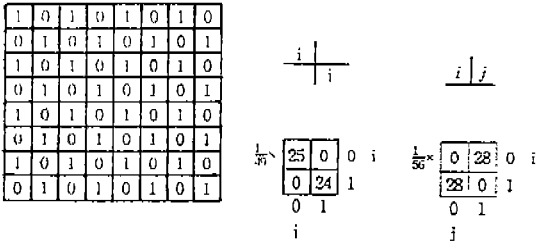


(그림 2.3) 그레이 레벨 화상과 co-occurrence 행렬 (Fig. 2.3) Gray level image and co-occurrence matrix

- (a) 그레이 레벨 0, 1, 2를 갖는 5×5 화상
- (b) 거리 $d=1$ 을 갖는 co-occurrence matrix

(그림 2.4)는 이진화상에서 텍스처 패턴 분류방법을 나타내고 있다. 8×8 이진 매트릭스에서는 단지 2개의 그레이 레벨을 가지기 때문에 co-occurrence matrix $p[i, j]$ 는 2×2 의 d 의 값이 $d=(1, 1)$ 일 때 occurrence matrix는 $[1, 1]$ 과 $[0, 0]$ 이 되고 $d=(0, 1)$ 일 때 occurrence matrix는 $[0, 1]$ 과 $[1, 0]$ 이 된다.

텍스처패턴은 다음과 같은 co-occurrence matrix로부터 유도된 기준식을 기본으로 한다. Entropy는 그레이레벨 분포의 임의성을 특징하는 특징이다. Entropy는 $p[i, j]$ 에 있는 모든 Entropy가 같을 때 가장 높다. 텍스처 묘사에서의 co-occurrence 방법은 주어진 방향 ϕ 과 주어진 거리 d 에 대해 co-occurrence matrix를 구성한 다음, 4개의 각도 ϕ 와 거리 d 의 다른 값들 대해 텍스처 특징 벡터를 계산하고, 4개의 텍스처패턴을 계산한다. 이 결과는 상호연관된 값들을 가지고 있다.



(a) $P(i,j)$ for $d=(1,1)$ (b) $P(i,j)$ for $d=(1,0)$

(그림 2.4) 이진화상의 텍스처 패턴 분류 (Fig. 2.4) texture classification of binary image

- (a) 8x8 이진화상
- (b) $d=(1,1)$ 일 때 co-occurrence matrix
- (c) $d=(1,0)$ 일 때 co-occurrence matrix
- (a) 8x8 binary image
- (b) co-occurrence matrix for $d=(1,1)$
- (c) co-occurrence matrix for $d=(1,0)$

$$Entropy = -\sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j] \tag{5}$$

$$Energy = \sum_i \sum_j P^2[i, j] \tag{6}$$

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i-j)^2 P[i, j] \tag{7}$$

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{P[i, j]}{1+|i-j|} \tag{8}$$

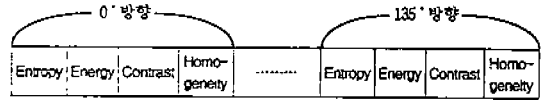
co-occurrence 방법의 특성은 tone 픽셀간의 공간적 관계묘사와 그레이레벨 변환에 불변하다는 것이다. 다른 한편으로는, 모양 프리미티브를 고려하지 않고 있으므로 만약 텍스처 패턴이 매우 큰 프리미티브로 구성된다면, 권장할 만한 방법이 아니다. 256 그레이 레벨인 경우는, 메모리가 많이 필요하므로 co-occurrence matrix 크기를 줄이기 위해 16, 32, 64레벨로 할 수 있지만, 그레이레벨 정확성의 손실이 적을지라도 화상 검색효율에 민감한 영향을 미친다. 비록 co-occurrence matrix는 텍스처 패턴들 사이의 구분에 매우 효과적 일지라도 이 방법은 계산시간이 많이 소요된다.

2.2.3 텍스처 패턴 성분의 인덱싱 기법

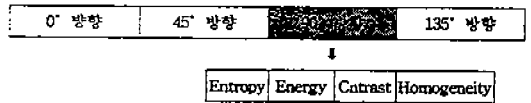
본 논문에서는 true color 원화상에 대해 256그레이 레벨로 변환시킨후 계산량을 줄이기 위해 32그레이 레벨로 변환한 co-occurrence matrix를 사용하였다. co-occurrence방법에 의해 방향성분 P_d 에 대해서는 4개의 방향($j=0, 1, 2, \dots, 14, 15, 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)을 갖

고, 거리 $d(i, j)$ 에 대해서는 $i=0, 1, 2, 3, \dots, 14, 15$ 와 의 값을 갖는다.

각 방향에 대해 32×32 의 matrix 형태로 원화상의 텍스처 패턴을 나타내므로 하나의 화상에 대해 (그림 2.5)와 같이 총 4개의 32×32 matrix로 나타낼 수 있다. 각 방향에 대해 Entropy와 Energy, Contrast, Homogeneity를 구하면 화상에 대해 16개의 텍스처패턴 인덱스키 값을 가진다.(그림 2.6)은 텍스처패턴 성분의 인덱스키 구조를 나타낸다.



(그림 2.5) 방향별 텍스처패턴 인덱스 (Fig. 2.5) Index of texture patterns for direction



(그림 2.6) 텍스처 인덱스키 구조 (Fig. 2.6) Index key structure of texture patterns

2.2.4 텍스처패턴 성분의 매칭 방법

3)절에서 구한 텍스처패턴 성분을 이용하여 화상간의 유사도를 산출할 때에는 16개의 인덱스키값의 차이를 계산하여 어느 임계치 이하이면 카운트 수를 증가시켜 나감으로써 결과적인 매칭 카운트 수를 산출할 수 있으며, 검색방법은 다음과 같다.

먼저, 0° 방향에 대해서 Entropy, Energy, Contrast, Homogeneity 4개의 인덱스 키값에 대하여 질의 인덱스 키값과 비교하고자 하는 DB 인덱스 키값의 차이를 비교하여 일정 범위내에 있으면 매치카운트를 증가한다. 이때, 일정범위내의 임계치인 threshold1, threshold2, threshold3, threshold4를 각각 50000, 100000, 150000, 200000으로 정하였다. Entropy성분의 검색은 $Entq$ 를 질의화상의 Entropy 인덱스라하고, $Entc$ 를 DB 내에 들어있는 화상의 Entropy인덱스라 할 때,

$$Difference (Entq - Entc) \leq threshold1 \tag{9}$$

를 만족하면 매칭카운트를 1증가한다. Energy성분의

검색은 $Engyq$ 를 정의한 화상의 Energy 인덱스키라 하고, $Engyc$ 를 DB내에 들어있는 화상의 Energy 인덱스키라 할때,

$$\text{Difference}(Engyq - Engyc) \leq \text{threshold2} \quad (10)$$

를 만족하면 매칭카운트를 1증가한다. Contrast 성분의 검색은 C_q 를 정의한 화상의 Contrast 인덱스키라 하고 C_c 를 DB내에 들어있는 화상의 Contrast 인덱스키라 할때,

$$\text{Difference}(C_q - C_c) \leq \text{threshold3} \quad (11)$$

를 만족하면 매칭카운트를 1증가한다. Homogeneity 성분의 검색은 H_q 를 정의한 화상의 Homogeneity 인덱스 키라 하고, H_c 를 DB내에 들어있는 화상의 Homogeneity 인덱스키라 할때,

$$\text{Difference}(H_q - H_c) \leq \text{threshold4} \quad (12)$$

를 만족하면 매칭카운트를 1증가한다.

위와 같은 방법으로 나머지 방향 (45°, 90°, 135°)에 대해서도 매칭카운트값을 구한 다음에 이 카운트 수를 백분율비로 나타내어 화상에 대한 유사도로 하여 유사도가 높은 순서대로 검색 결과를 프리젠테이션 한다.

2.3. 윤곽점기울기 성분 추출

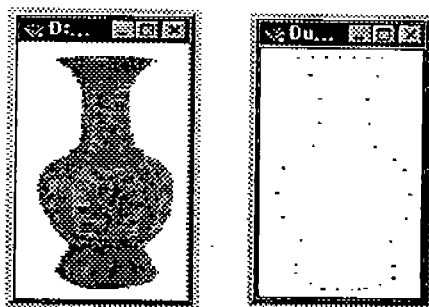
2.3.1 윤곽점 추출

윤곽점 기울기에 의한 검색방법은 화상의 윤곽점을 추출하여 이들 윤곽점간의 기울기를 가지고 DB내의 비슷한 화상을 검색하는 방법이다. 전처리 단계후 이진화상은 주로 객체영역, 그중에서도 객체의 윤곽에 대한 정보를 주로 가지게 된다. 그러나 대부분의 경우에 객체의 윤곽은 추적이 가능한 한 화소의 연속점으로 추출되는 것이 아니라 불규칙하게 끊어진 점으로서 나타난다. 이 문제는 화상의 윤곽선을 결정적인 특징으로 사용하고자 하는데 있어 커다란 장애가 되고 있다.

본 논문에서는 전처리를 통하여 얻어진 이진화상의 객체에 대한 개략적인 윤곽점정보를 추출하여 윤

곽점 기울기 성분을 검색의 특징으로 하였다. 전처리된 화상을 상, 하, 좌, 우의 4방향에서 주사하였을 때, 최초로 만나는 점의 x 와 y의 좌표를 구하여 윤곽점 기울기 성분을 인덱스 코드화 한다. 이러한 방법은 화상처리 분야에서 널리 사용되는 방법인데 이는 잡음에 매우 민감하게 반응한다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 4방향에서 주사할 때 그주사 구간을 일정하게 샘플링하여 각 윤곽점들에 대하여 상호 대응 관계를 살펴보았다.

샘플링 간격은 이미지의 크기에 유동적으로 대처하기 위하여 한 방향당 10개로 고정하여 총 40개의 윤곽점에 대해 윤곽점간의 기울기를 구하여 39개 기울기 특징을 비교하였다. 다음 (그림 2.7)은 원화상과 원화상을 윤곽점으로 특징추출한 예이다.



(그림 2.7) 원화상으로부터 윤곽점 추출
(Fig. 2.7) Contour point extraction from source image

2.3.2 윤곽점 기울기 성분 추출

윤곽점간의 기울기를 구하기 위해서 임의의 두 점을 $p_1(x_1, y_1)$, $p_2(x_2, y_2)$ 라 하고, p_1 과 p_2 간의 x좌표와 y와의 차이를 Δx , Δy 라하며 p_1 과 p_2 간의 기울기를 s 라 할 때, 식(13), 식(14)에 의해 Δx , Δy 를 구한 다음, 식(15)에 의해 윤곽점간 기울기 성분 s 를 구하였다.

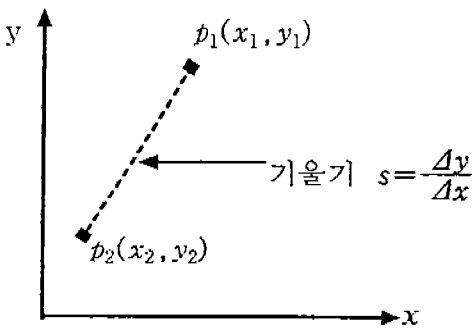
$$\Delta x = x_1 - x_2 \quad (13)$$

$$\Delta y = y_1 - y_2 \quad (14)$$

$$s = \frac{\Delta y}{\Delta x} \quad (15)$$

(그림 2.8)은 두 윤곽점간의 기울기성분을 구하는 방법을 나타내고 있다. 이 때 두 윤곽점간의 기울기

는 p_1 이 p_2 보다 클 때는 양수값이고 p_2 가 p_1 보다 클 때는 음수값이 된다. 또한 Δx 가 0인 경우는 x_1 과 x_2 가 같은 경우이고, Δy 가 0인 경우는 y_1 과 y_2 가 같은 경우가 된다. 이를 바탕으로 40개의 윤곽점 좌표에 대해 인접 두 윤곽점간의 기울기를 차례로 구하여 총 39개 기울기 윤곽점 기울기 성분의 인덱스를 생성시켰다.



(그림 2.8) 윤곽점간 기울기
(Fig. 2.8) Slope of contour points

2.3.3 윤곽점 기울기 성분의 매칭방법

내용기반 검색에서 화상간의 유사도 산출을 위하여 매칭에 관한 일정한 기준을 적용할 필요가 있다. 내용기반 검색의 화상간의 유사도는 시스템의 성능에 직접적인 영향을 미치므로 특징에 맞는 효과적인 매칭 방법이 필요하다. 다음의 (그림 2.9)는 윤곽점간 기울기 성분의 인덱스 키값의 구조를 나타낸다.

1	2	3	4	36	37	38	39
---	---	---	---	-------	----	----	----	----

(그림 2.9) 윤곽점기울기 성분의 인덱스 키 구조
(Fig. 2.9) Index key structure for slope components of contour points

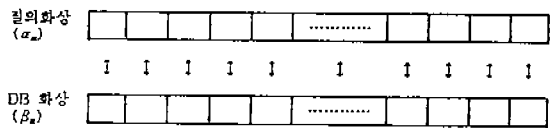
사전에 각 화상당 상, 하, 좌, 우의 4방향의 40개의 윤곽점에 대해서 총 39개의 기울기 값들로 인덱스키를 만들어 특징DB에 저장시킨다. 입력된 질의화상에 대해서 전처리를 거친후 윤곽점을 추출하여 윤곽점간 기울기 값들을 질의 인덱스키로 만들어 특징DB내에 저장되어 있는 인덱스키 값과 비교하여 매칭하게 된다. 39개로 표현되는 기울기성분들이 인덱스키 값

이 되어 40개의 코드간의 값의 차이를 계산하여 어느 임계치 이하이면 매칭 카운트를 증가시켜 나감으로써 유사도를 산출할 수 있다.

이를 비교할 때에 다음 (그림 2.10)과 같이 매칭하도록 고려하였다. S_q 를 질의화상의 윤곽점 기울기 성분이라 하고, S_c 를 DB에 저장된 화상의 윤곽점 기울기 성분이라 하면,

$$\text{Difference } (H_q - H_c) \leq \text{threshold} \tag{16}$$

에서 윤곽점기울기 차이가 각각 threshold1(0.5)보다 작거나 같으면 매칭카운트 10를 증가하고, threshold2(1.0)보다 작거나 같으면 매칭카운트 7를 증가하고, threshold3(1.5)보다 작거나 같으면 매칭카운트 5를 증가하며, threshold4(2.0)보다 작거나 같으면 매칭카운트 3를 증가하고, threshold(2.0)보다 크면 매칭카운트 1을 증가하여 총 매칭카운트를 얻는다. 매칭카운트를 다르게 한 이유는 기울기의 차이에 따라 유사도 계산시 가중치를 부여한 검색이 되도록 하기 위함이다. 총 매칭카운트를 키필드의 최대 매칭카운트에 대한 백분율로 산출하여 화상의 검색유사도를 얻음으로써 유사도가 높은 순으로 후보화상을 프리젠테이션한다.



(그림 2.10) 윤곽점 기울기의 매칭
(Fig. 2.10) Matching for slope components of contour points

2.3.4 가중치 검색을 위한 유사도계산

가중치 검색시 텍스처패턴과 윤곽점 기울기성분에 대한 검색가중치를 부여할 수 있도록 하였다. 이는 사용자가 질의한 화상에 대해서 추출된 텍스처패턴과 윤곽점 기울기성분에 의하여 검색할 경우 특정 한 가지 성분의 비중을 높여서 검색할 수 있도록 융통성을 부여한 것이다. 따라서 만약 사용자가 텍스처패턴 성분 위주로 검색하고자 한다면, 텍스처패턴 성분의 가중치 α 를 높게 지정하고 윤곽점기울기 성분의 가중

치 β 를 낮게 지정함으로써 검색할 수 있게 하였다. 이들 가중치의 범위는 0에서 100 사이의 값을 갖는다. 이를 위하여 텍스처패턴과 윤곽점기율기의 2가지 성분에 대해 다음과 같이 연산한다.

각 특징인덱스 성분의 최대길이를 고려하여 match count수를 백분율로 나타낸다. 이를 normalized score S 라 하고, 텍스처 패턴의 normalized score를 T_s , 윤곽점 기율기의 normalized score를 C_s 라 하면, 각 특징들의 normalized score는 식(17)과 식(18)와 같다.

$$T_s = \frac{\text{matched count 수}}{\text{총인덱스 수}} \times 100 \quad (17)$$

$$C_s = \frac{\text{matched count 수}}{\text{총인덱스 수}} \times 100 \quad (18)$$

백분율로 나타낸 각 특징인덱스 성분의 normalized score T_s 와 C_s 에 텍스처 패턴성분 가중치 계수 α 와 윤곽점 기율기 성분의 가중치 계수 β 를 곱하게 되면, 텍스처 패턴의 유사도는 αT_s 가 되며, 윤곽점 기율기 성분의 유사도는 βC_s 가 된다. 따라서, 각 특징성분별로 계산된 유사도 αT_s , βC_s 를 더함으로써 최종 검색유사도 SIM를 측정한다. 이 SIM값으로 decending sort 하여 유사도가 가장 높은 화상순으로 사용자에게 프리젠테이션하게 된다.

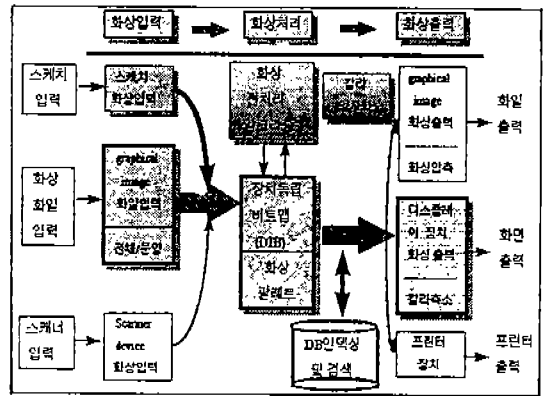
$$SIM = \alpha T_s + \beta C_s \quad (19)$$

3. 내용기반 화상검색시스템의 구현 및 실험

3.1 구현환경

본 논문의 시스템환경은 RAM 32 586 Pentium 100 상에서 윈도우95상의 Borland C++ 4.5를 사용하였으며 사용자의 질의나 화상 데이터 입력을 받을 수 있도록 256 컬러 스캐너를 사용하였다. 데이터 검색 예로써 사용된 화상 데이터는 청자, 백자, 불상, 석탑, 건축물 등을 중심으로한 500여 개의 문화재 화상 데이터이다. (그림 3.1)은 내용기반 화상검색시스템의 블록 구성도를 보이고 있다. 질의는 스케치나 화상화일 또는 스캐너로부터 입력받을 수 있으며, 장치독립 비트맵으로 변환된 화상에 대해 화상전처리알고리즘을 사용하여 텍스처 패턴과 윤곽점 기율기 성분 특징을 추출하여 질의인덱스키를 생성하게 되며, 특징DB

에 저장된 각화상의 특징인덱스키와 유사도매칭을 수행하여, 검색된 결과를 상위순으로 화면상에 출력하거나 파일이나 프린터로 출력하게 된다.



(그림 3.1) 내용기반 화상검색 시스템의 블록 구성도
(Fig. 3.1) Block diagram of content-based image retrieval system

3.2 실험결과 및 고찰

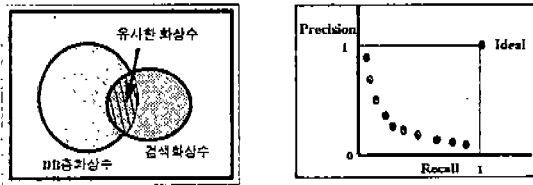
실험조건은 총 500개의 DB내 화상중에서 임의의 sample 질의화상 20개를 무작위로 추출해서 각각 10번씩 검색테스트 하였다. 사용자는 질의어로 전체화상을 사용하였고, 검색방법은 텍스처패턴이나 윤곽점간 기율기 및 가중치 조합에 의한 3가지 검색방법을 사용하였다. 각 인덱스키 필드값 매칭시 $\pm n$ 인계치 비교범위를 사용하여 일정범위에 들면 매칭되는 것으로 하여 총 검색된 후보자들을 similarity ranking을 통해 상위순으로 12개만을 디스플레이하도록 하였다.

내용기반 화상 검색시스템에서는 기존의 정확한 매칭이 아닌 유사매칭을 하므로 시스템의 평가도 다르게 계산해야 한다. (그림 3.2)는 Recall과 Precision의 관계를 나타내고 있다. 본 검색실험에서는 다음과 같은 측정과라메타를 사용하였다.

- Precision = Rr/Tr = 검색된 화상중 유사한 총 화상수/관련된 DB 총 화상수
- Recall = Rr/T = 검색된 화상중 유사한 총 화상수 / 검색된 총 화상수
- AVRR (Average Rank of Relevant images): 검색된 화상중 질의와 유사한 화상의 평균 순위로

예를들어, 질의와 유사한 화상이 12개의 검색화상 중 1번째, 2번째, 4번째, 5번째, 6번째, 7번째, 8번째 순위에 랭크되었다면 $AVRR = (1 + 2 + 4 + 5 + 6 + 7 + 8) / 12$ 가 된다.

- RT (Rank of retrieved Test images): 질의어로 테스트한 화상의 검색된 순위
- MT (Missed Test images): 특정 순위(12위권) 내에 검색되지 않는 테스트화상의 수



(그림 3.2) Precision과 Recall의 관계
(Fig. 3.2) Relation of precision and recall

(표 1.1)은 화상의 유형에 따른 가중치에 의한 검색 실험으로써, 텍스처 패턴성분 가중치 계수 α 와 윤곽

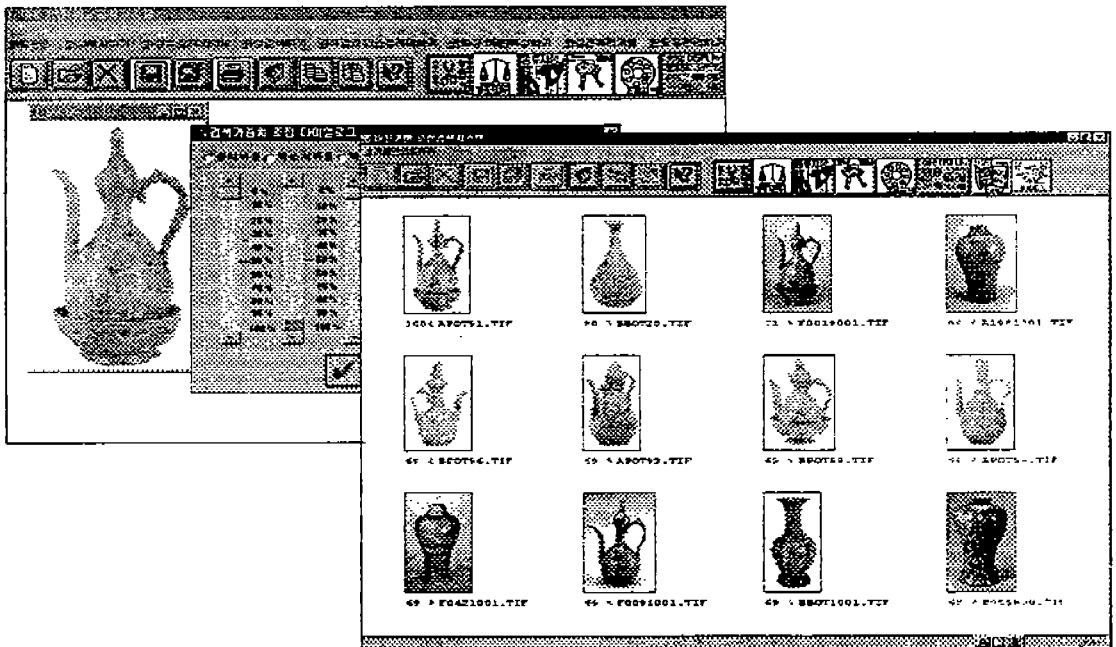
점 기울기 성분의 가중치 계수 β 의 변화에 따른 검색 결과를 보이고 있다. 텍스처패턴 성분보다는 윤곽점 기울기 성분이 검색효율에 결정적인 영향을 끼칠 수 있었으며, $\alpha=0.7, \beta=0.3$ 로 가중치를 부여했을 때 최적의 검색효율을 보이는 것으로 나타남에 따라, 가중치 검색시 이값을 가중치의 default값으로 설정 하였다.

<표 1.1> 가중치에 따른 실험결과

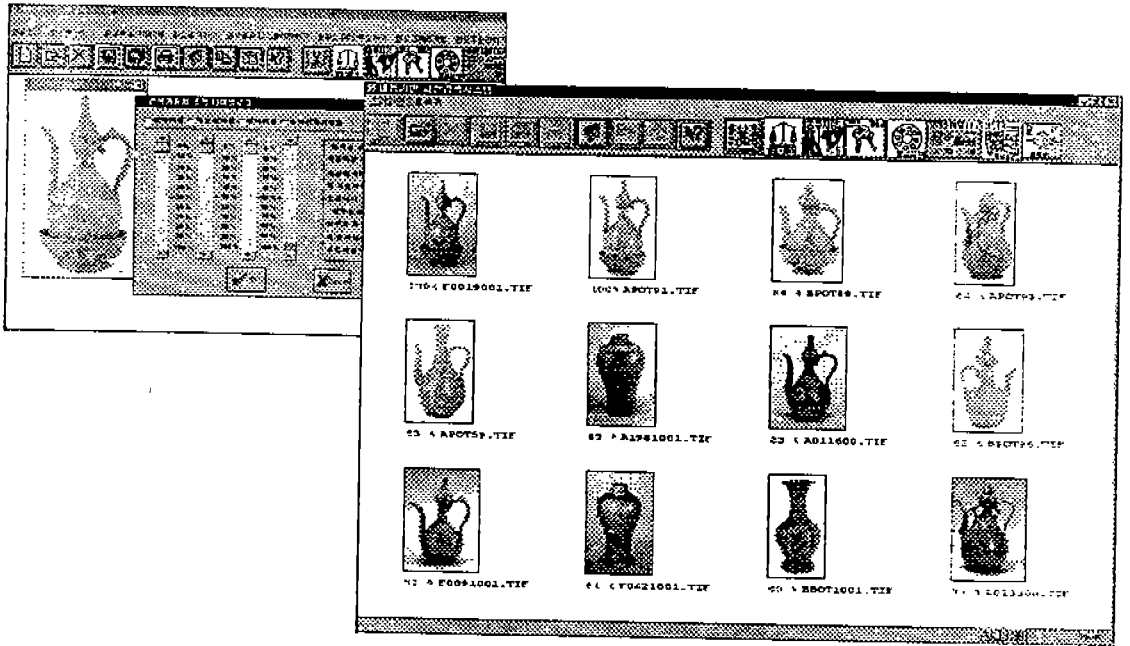
(Table 1.1) Experimental results by weighted value

평가방법	$\alpha=0.1$ $\beta=0.9$	$\alpha=0.2$ $\beta=0.8$	$\alpha=0.3$ $\beta=0.7$	$\alpha=0.4$ $\beta=0.6$	$\alpha=0.5$ $\beta=0.5$
평균precision	0.81	0.82	0.82	0.81	0.80
평균recall	0.85	0.86	0.87	0.87	0.86
평가방법	$\alpha=0.6$ $\beta=0.4$	$\alpha=0.7$ $\beta=0.3$	$\alpha=0.8$ $\beta=0.2$	$\alpha=0.9$ $\beta=0.1$	$\alpha=0.1$ $\beta=0.9$
평균precision	0.79	0.78	0.77	0.77	0.76
평균recall	0.85	0.84	0.84	0.83	0.82

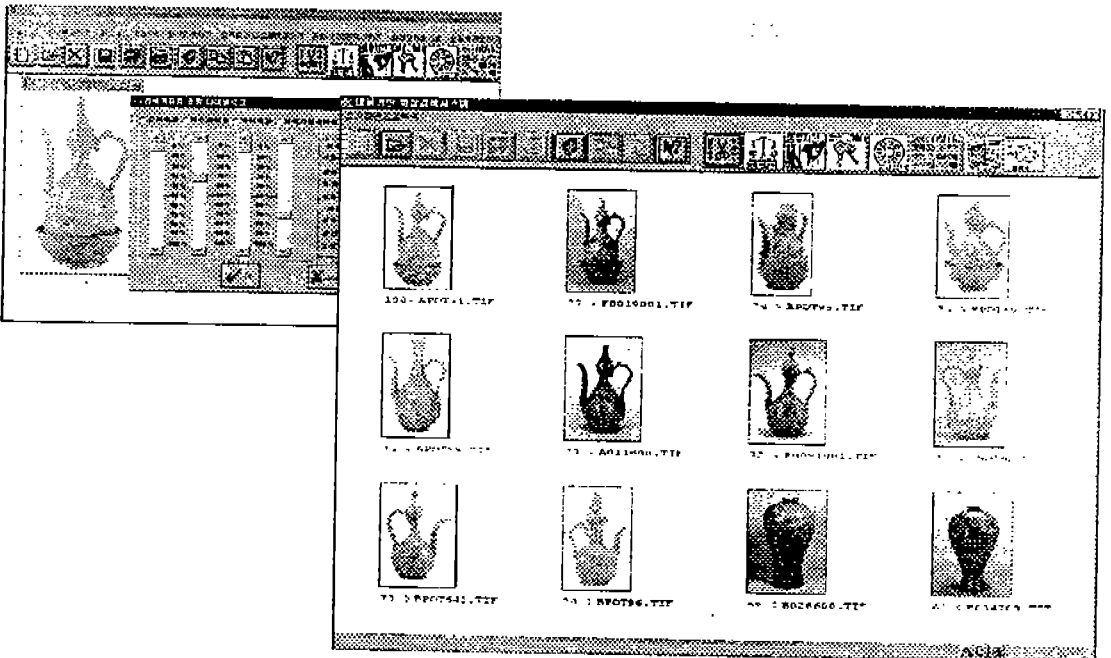
본 논문의 효율성을 입증하기 위해 타연구와의 실



(그림 3.3) 텍스처 패턴에 의한 화상검색 결과
(Fig. 3.3) Retrieval results of image by texture patterns



(그림 3.4) 윤곽점 기술기에 의한 화상검색 결과
 (Fig. 3.4) Retrieval results of image by slope components of contour points



(그림 3.5) 가중치에 의한 화상의 검색 결과
 (Fig. 3.5) Retrieval results of image by weighted value

험결과를 비교하였다. (표1.2)와 같이 일본 도쿄대학의 GOLS¹¹⁾는 170여개의 산, 물, 하늘, 잔디, 일몰과 같은 화상에 대해 장면묘사단어(scene description keyword)를 사용하여 화상검색 실험을 하여 precision과 recall이 각각 0.645, 0.854의 검색율을 보였고, 일본 NTT 연구소에서는 160여개의 꽃과 100여개의 애니메이션 영화의 클립화상에 대해 FCI(Focused Color Intersection)방법¹²⁾을 사용하여 화상검색을 하여 precision과 recall이 각각 0.79, 0.85의 검색율을 보였다. 본 연구와 타연구비교는 화상 DB의 크기나 화상검색 시에 사용하는 특징성분 및 실험과 구현환경이 다르기 때문에 정확한 비교는 불가능하지만, 본 연구의 실험결과가 precision과 recall이 각각 0.82, 0.87로서 다소 우수함을 알 수 있다.

〈표 2〉 타 연구와의 실험결과 비교
 〈Table 2〉 Compare of experimental results with other study

특징성분 파라메타	GOLS	NTT lab	본 연구
DB size	170	260	500
검색 성분	장면묘사 단어	칼라 인터섹션	텍스처와 윤곽점기울기
평균 Precision	0.645	0.79	0.82
평균 Recall	0.854	0.85	0.87

(표1.3)과 같이 특징성분에 따른 본 연구의 검색결과를 살펴보면 텍스처 패턴의 검색결과 precision과 recall이 각각 0.76, 0.85이고, 윤곽점 기울기 검색결과는 precision과 recall이 각각 0.83, 0.87임을 볼 때, 윤곽점의 기울기가 좋은 검색결과를 보임을 알 수 있다. 그리고 텍스처 패턴성분과 윤곽점기울기 성분의 가중치에 의한 검색결과는 precision과 recall이 각각 0.82, 0.87로 단일성분의 검색결과 보다 효율이 좋을 수 있다. 윤곽점 기울기에 의한 검색의 경우에는 도자기나 탐빛 불상에 대한 검색효율이 특히 높았고, 이는 윤곽점의 위치좌표에 관계없이 윤곽점간의 기울기 변화율을 검색의 인덱스로 활용하였기 때문으로 판단된다. 또한, 보다 많은 윤곽점을 추출하여 윤곽점 기울기 성분을 얻으면 검색효율을 높일 수 있으나, 키가 길어지게 되므로 키의 길이를 짧게하면서

조밀한 윤곽점 기울기 성분을 추출하는 연구가 필요하다.

텍스처성분의 경우에는 32 그레이레벨 분포에 따른 tone과 structure등의 통계적인 수치값을 텍스처 패턴화하기 때문에 변환된 그레이레벨 픽셀분포에 매우 의존적이다. 따라서 그레이레벨화된 픽셀 분포가 검색효율에 결정적인 영향을 받으므로 64나 128 그레이레벨로 변환하여 텍스처 패턴을 추출하게 되면 훨씬 섬세한 텍스처 패턴 성분을 얻을 수 있으며, 메모리한계와 time complexitiy를 적게 하면서 최대한 그레이레벨 단계를 높일 수 있는 연구가 필요하다.

〈표 1.3〉 특징성분에 따른 실험결과
 〈Table 1.3〉 Experimental results by feature components

특징성분 파라메타	텍스처 패턴	윤곽점 기울기	가중치
DB size	500	500	500
Test query수	10	10	10
평균 Precision	0.76	0.83	0.82
평균 Recall	0.85	0.87	0.87
AVRR	4.2	3.7	3.3
RT	1	1	1
MT	0/12	0/12	0/12

4. 결 론

본 논문에서 개발한 내용기반 화상검색 방법은 전체화상을 질의어로 사용하였으며, 화상의 텍스처 패턴과 윤곽점 기울기 성분을 인덱스하여 화상검색에 이용하였다. 검색을 위한 전처리 모듈에서는 기존의 화상처리기술을 응용한 필터링, 정규화, 에지검출, 선택화기법을 사용하였고, 에지검출된 화상을 상하좌우 4방향으로 주사하여 40개의 윤곽점을 얻어 윤곽점의 좌표에 영향받지 않고 매칭하기 위해 윤곽점간의 기울기성분을 구하여 인덱싱하는 기법과, 텍스처성분으로 부족한 모양정보를 보완하여 4x4영역 영역분할한 후, co-occurrence matrix를 사용하여 energy, entropy, contrast, homogeneity등의 텍스처 패턴성분을 인덱싱하는 기법을 통해 유사한 후보화상을 검색하였다.

본 논문은 위치정보를 보완하기 위해, 화상을 4x4 로 분할하여 16개 영역별로 텍스처 패턴 성분을 추출하였고, 윤곽의 좌표에 영향을 받지 않는 윤곽점간 기율기 성분을 추출하여 같은 모양이면 위치나 크기에 영향받지 않고 유사화상을 검색할 수 있는 특성을 갖는다.

본 내용기반 화상검색 시스템은 기존의 칼라, 라인, 곡선, 방향벡터, 윤곽점성분을 이용한 내용기반 화상 검색시스템에 텍스처성분과 윤곽점 기율기 성분을 추가함으로써, 더욱 높은 검색효율을 얻을 수 있으며, 향후 대규모 내용기반 화상검색DB의 구축과 기존 키워드 검색과의 결합하는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] A. Pentland, et al., "Photobook: Tools for Content based Manipulation of Image Databases," in proc SPIE Conference on Storage and Retrieval of Image and Video Databases-II, Vol. 2185, pp. 34-37, SanJose, February 1994.
- [2] H. V. Jagadish, "A retrieval technique for similar shapes," in Int. conf. on Management of Data, SIGMOID'91, pp. 208-217, Denver, CO, May 1991.
- [3] J. R. Bach, et al., "A Visual Information Management System for the Interactive Retrieval of Faces," IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering, vol. 5, No. 4, pp. 619-628, August 1993.
- [4] W. I. Grosky et al., "Index based Object Recognition in Pictorial Data Management," in CVGIP, vol. 52, No. 3, pp416-436, 1990.
- [5] R. Mehrotra et al., "Feature-based Retrieval of Similar Shapes," in Proc. 9th Data Engineering Conference, Vienna, Austria, pp. 108-115, April 1993.
- [6] F. Arman et al., "Feature Management for Large Video Databases," in Proc. SPIE, Storage and Retrieval for Image and Video Databases, Vol. 1908, SanJose, CA, pp. 173-187, February 1993.
- [7] W. Niblack, et al., "The QBIC Project: Querying Images by Content using Color, Texture and Shape," in Proc. of SPIE, Storage and Retrieval for Image and Video Databases, San Jose, Vol. 1908, pp. 173-187. February 1993.
- [8] R. Samadani et al., "Content-based Event Selection from Satellite Images of the Aurora," in Proc. of SPIE, Storage and Retrieval for Image and Video Databases, San Jose, Vol. 1908, pp. 50-59. February 1993.
- [9] A. Kitamoto et al., "Similarity retrieval of NOAA Satellite Imagery by Graph Matching," in Proc. of SPIE, Storage and Retrieval for Image and Video Databases, San Jose, Vol. 1908, pp. 60-73. February 1993.
- [10] B. S. Manjunath et al., "Content Based Retrieval of Image Data," in Technical Report CPIR 94-07, Univ. of California at Santa Barbara, April 1994.
- [11] Atsushi Ono et al., "A Flexible Content-based Image Retrieval System with Combined Scene Description Keyword," in Int. conf. on Multimedia Computing and Systems, Hiroshima, Japan, pp. 201-208, June 1996.
- [12] V V Vinoid et al., "Focussed Color Intersection with Efficient Searching for Object Detection and Image Retrieval," in Int. conf. on Multimedia Computing and Systems, Hiroshima, Japan, pp. 229-233, June 1996.



최 현 섭

1987년 목포대학교 전산통계학과(이학사)
 1989년 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)
 1991년 10월~1995년 8월 목포대학교 전산통계학과
 조교 및 강사

1996년 7월~현재 인포텍(주) 연구원
 1993년~현재 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사 수료)

관심분야: 멀티미디어/하이퍼미디어, 멀티미디어 정보 검색, 화상처리시스템, WEB DB검색



김철원

- 1982년 광운대학교 전자통신공학과(공학사)
- 1986년 광운대학교 전자통신공학과 전자계산기전공(공학석사)
- 1987년~현재 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사수료)

1988년~현재 호남대학교 컴퓨터공학과 조교수
 관심분야: 멀티미디어/하이퍼미디어, 멀티미디어 정보검색, 화상처리시스템

김성동

- 1981년 광운대학교 전자계산기공학과(공학사)
 - 1983년 아주대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 - 1992년 City University of New York (MA)
 - 1995년 Stevens Institute of Technology (PhD Program)
 - 1995년~현재 계원 조형예술전문대학 멀티미디어과 전임강사
- 관심분야: 멀티미디어/하이퍼미디어, 멀티미디어 정보검색, WEB DB검색



최기호

- 1973년 한양대학교 전자공학과(공학사)
- 1977년 한양대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
- 1987년 한양대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
- 1977년~1979년 한국과학기술연구소 연구원

1979년~현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수/신기술연구소
 1989년~1990년 Univ. of Michigan 전기및 전산과 Visiting Scholar
 관심분야: 멀티미디어 정보 검색, 하이퍼미디어, 멀티모달