

## 특정 융합을 이용한 관련성 귀환 영상 검색

최치영\*, 정성환

창원대학교 컴퓨터공학과

### A Relevance Feedback-based Image Retrieval Using Fusion of Features

Chi-Young Choi\*, Sung-Hwan Jung

Dept. of Computer Engineering, Changwon National University

E-mail : webmaster@gicp.or.kr, sjung@sarim.changwon.ac.kr

#### 요 약

최근 디지털 영상 사용의 증가로 인해 자동적인 영상 색인과 검색에 관한 연구가 진행되고 있지만 일반 영상을 대상으로 하는 연구는 아직까지 만족스럽지 못한 실정이다. 본 논문에서는 특정 융합을 이용한 관련성 귀환 영상 검색 시스템을 제안하였다. 본 시스템에서는 GLCM의 Contrast, Energy 그리고 Entropy를 특정 값으로 사용하였고, 특정 융합과 관련성 귀환을 검색시스템에 적용하고 성능을 평가하였다. 7 가지 종류의 영상으로 구성된 실험 데이터베이스를 사용하여 실험 결과, 개별적 특징 값인 Energy 보다 융합 특징 값을 사용한 검색 결과가 무귀환에서 4%, 1차 귀환에서 4%의 Retrieval Precision이 증가함을 볼 수 있었다.

#### 1. 서 론

최근 디지털 이미지 스캐너, 디지털 카메라 등 디지털 영상 획득 장치의 사용이 증가하면서 컴퓨터 상에서 디지털 영상의 사용이 급속도로 증가하고 있다. 이에 따라 멀티미디어 검색 기술에 관한 연구도 활발히 진행되고 있다. 영상은 멀티미디어 데이터의 가장 기본적인 데이터 중의 하나로, 하나 이상의 의미 있는 시각적 영역들의 집합으로 볼 수 있다. 따라서 많은 영상 정보들을 효과적으로 데이터 베이스를 구축하고 검색 가능하게 하기 위하여, 정확하고 빠른 영상 검색 기법이 필요하다[1].

영상 데이터베이스를 검색하는 방법은 초기의 문자기반 영상 검색(Text-based Image Retrieval)과 이를 개선한 내용기반 영상 검색(Content-based Image

Retrieval)으로 분류된다.

문자기반 영상 검색 방법은 디지털 영상 데이터에 대하여 텍스트로 메타 데이터를 기록한다. 따라서 데이터베이스 생성시 대부분 수작업으로 처리해야 하는 불편함과 색인 도중에 데이터의 본질을 잃을 경우도 발생한다. 이에 반해 내용기반 영상 검색은 영상의 내용인 컬러 (color), 질감 (texture), 모양 (shape), 위치 (location) 등 영상 자체의 시각적인 정보를 검색에 이용한다. 이러한 검색 방법은 텍스트기반 영상 검색의 문제점들을 상당 부분 해결할 수 있다. 그러므로 내용기반 영상 검색 방법이 텍스트기반 영상 검색 방법보다 실제적 멀티미디어 데이터베이스에 대한 검색 방법으로 사용될 수 있다[2,3].

본 연구에서는 개별적 특징에 의한 내용기반 영상 검색의 성능을 개선하기 위하여, 개별 특징 값의 융합과 관련성 귀환 방법을 내용기반 영상 검색에 적용하였다.

## 2. 내용기반 영상 검색

내용기반 영상 검색 시스템은 영상 자체의 시각 특징 정보를 이용하여 영상 데이터베이스를 색인하고, 질의를 통하여 사용자가 찾고자 하는 영상과 유사한 영상들을 검색하는 기능을 제공한다.

질의 영상이 들어오면 입력 영상과 마찬가지로, 영상의 시각적인 속성을 대표할 수 있는 칼라, 모양, 질감과 같은 특징 값을 추출한다. 그리고 질의 영상과 데이터베이스 내에 있는 영상들파의 적절한 유사성을 계산하고, 유사성에 근거하여 사용자 질의 영상과 유사한 영상들을 영상 데이터베이스로부터 검색한다.

### 2.1 칼라 정보

하나의 영상에서 칼라 정보는 객체를 식별하게 하는 우수한 특징 정보 중 하나이며, 영상 간의 유사성은 각 화소가 가지는 칼라 값의 차이에 의해 판단된다. 현재 대부분의 영상 칼라 값을 얻기 위하여 히스토그램 방법이 사용되고 있다[4].

칼라 정보를 이용한 영상 검색에는 칼라 공간상에서의 거리 측정을 정확하게 하기 위하여 일반적인 칼라 공간이 다중 간격의 RGB모델을 사용하는 대신, 등 간격의 HSI, YIQ, YUV 등과 같은 모델을 사용한다. 칼라 정보를 이용한 대표적인 연구로는 칼라 히스토그램을 이용한 1991년 Swain과 Ballard, 1993년 Niblack 등의 연구가 있었다[5]. 또한 Smith, Chang 등에 의하여 칼라 및 혼합 특성을 이용한 영상의 효율적인 질의 검색 방법에 대한 연구가 시도되었다 [6,7].

### 2.2 질감 정보

시각적으로 물체를 식별하기 위하여 사용 가능한 영상 정보에는 앞서 언급한 칼라 정보 외에 물체의 표면 특성을 나타내는 질감 정보가 있다. 질감은 인간 시각에 있어 중요한 요소이며, 많은 실세계 영상들의 내용을 묘사하기 위하여 사용된다. 이러한 질감 정보는 영상 처리와 패턴 인식 분야에서 꾸준히 연구되고 있는 부분으로, 위성 사진이나 항공 사진에 의한 지형이나 산림의 분석, 생체 조직이나 세포의 현미경 사진 분석 등의 응용에도 이용된다. 그리고 Gabor 필터와 Wavelet 변환을 이용한 질감 정보를 주파수로 분석하는 방법이 있는데 이러한 방법은 인공적인 질감인 건

물의 벽들, 무늬나 의류에서 나타나는 무늬 등의 분석에 큰 효과를 보이고 있다[8]. 질감 특징의 대표적인 최근 연구로는 Park 등의 영상에 포함된 에지의 종류와 빈도로 구성된 Edge Histogram을 이용한 질감 특징의 표현과 매칭 방법에 관한 연구가 있다[9].

## 2.3 모양 정보

각각의 객체(object)에 대하여 유일하게 정의되는 모양 정보는 객체의 윤곽을 구분 짓는 특성으로 하나의 객체를 인식하기 위한 구조적인 속성을 제공한다. 모양 정보는 객체의 윤곽 특징, 다각형 근사, 유한 요소 모델 등으로 표현할 수 있으며 객체를 이루는 윤곽선은 객체가 놓여 있는 위치나 크기 등에 영향을 받지 않는다는 장점이 있다. 하지만 모양 정보는 객체의 모양 유사성에 대한 주관적인 해석이 가능하므로 객체의 모양을 정확히 정의한다는 것은 어렵다. 그리고 객체를 이루는 윤곽선이 모양의 변환이나 방향에 따라 민감하게 반응하기 때문에 모양 형태의 추출 및 모델링이 어렵다는 단점이 있다. 모양 정보를 이용한 대표적인 연구로는 Mehrotra 의 다각형을 이용한 연구가 있다[10].

## 3. 특징 융합을 이용한 관련성 귀환 영상 검색

본 논문에서 제안하는 특징 융합을 이용한 관련성 귀환 영상 검색 구성도는 그림 1과 같다.

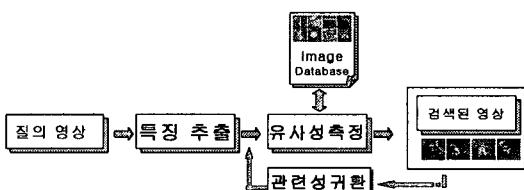


그림 1. 제안한 영상 검색 시스템

먼저 질의 영상이 들어오면 입력된 데이터베이스의 영상들과 마찬가지로 특징 추출 단계를 거치고 데이터베이스 내의 영상들과 유사성 계산을 하여 초기 검색 영상을 출력한다. 다음, 사용자의 검색출력 영상에 대한 평가를 관련성 귀환을 통하여 1차적으로 시스템에 귀환시킨다. 시스템은 사용자의 관련성 귀환을 고려하여 2차 검색을 수행하고 그 결과를 출력한다. 이러한 사용자의 귀환 과정이 반복되어진다.

본 논문에서는 이웃하는 화소들간의 상호 관계를

분석함으로써 영상의 질감 특징을 쉽게 얻을 수 있는 GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) 방법을 사용하였다. 그리고 간단한 특징 융합을 보여주기 위하여 개별 질감 특징 값들을 구하고, 이들을 특징 융합에 사용하였다. 그리고 검색 시스템의 성능 향상을 위하여 관련성 귀환을 추가로 적용하였다.

### 3.1 GLCM을 이용한 질감 특징 추출

통계적인 질감분석 방법인 GLCM은 원영상에서 해당 그레이 레벨의 쌍의 출현 횟수를 기본으로 하여 관련 빈도 메트릭스  $P[i, j]$ 로 나타낸다[11]. GLCM의  $P[i, j]$ 에 근거한 각 화소들 사이의 공간적인 상호 의존성을 나타내는 통계적 특징에는 Contrast, Energy 그리고 Entropy는 다음과 같이 표현된다.

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P[i, j] \quad [1]$$

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

$$\text{Entropy} = -\sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j] \quad [3]$$

여기서, GLCM  $P[i, j]$  내의 값은 원 영상에서 구해진 GLCM의 각 원소이다. 이들은 0에서 1사이의 실수 값을 가지며, 전체의 합은 1이 된다. Contrast는 명암도 차이를 측정하는 특징으로, 상대적으로 GLCM에서 대각선으로부터 멀리 떨어져 있는  $P[i, j]$ 요소에 대하여 높은 가중치를 준다. 따라서 명암도 차이가 큰 화소의 수가 많으면 큰 값을 가진다. Energy는 명암도의 균일함을 측정할 수 있는 특징으로서, 영상의 각 화소들 사이에 밝기 변화가 없다면  $P[i, j]$ 요소 값이 제한된 위치에 집중되어서 결과적으로 큰 값을 갖게 된다. 즉, 영상의 모든 화소가 같은 명암도 값을 가질 때 Energy는 최고의 값을 가진다. Entropy는 명암도 분포의 임의성을 측정하는 특징으로 그레이 레벨의 변화가 많아서  $P[i, j]$  요소 값이 랜덤하게 분포하게 되면 큰 값을 갖는다.

### 3.2 GLCM의 개별 특징 값의 융합

본 연구에서는 아래의 식(4)에 의해 GLCM의 Contrast, Energy 그리고 Entropy의 개별 특징을 다음과 같이 융합하여 하나의 특징 벡터로 나타낸다.

$$F = [C, E1, E2] \quad (4)$$

$F$ 는 특징벡터이고, C는 Contrast, E1은 Energy, E2

는 Entropy이다.

특정 융합에 의한 검색에서는 다음 식 (5)와 같이 질의 영상과 데이터베이스 영상간의 유사도를 표현하여 사용하였다.

$$\text{Dist}(F_a, F_d) = \left\| \frac{C_a - C_d}{\sigma_C} \right\|^p + \left\| \frac{E1_a - E1_d}{\sigma_{E1}} \right\|^p + \left\| \frac{E2_a - E2_d}{\sigma_{E2}} \right\|^p \quad (5)$$

여기서, p는 메트릭을 나타내며 특징 벡터 모두 동일한 메트릭을 사용한다. 이때, 데이터베이스에서 각 특징벡터의 공간거리를 정규화하여 각 특징벡터들이 동일한 비중을 갖도록 하였다.

### 3.3 관련성 귀환

관련성 귀환(Relevance feedback)의 주요한 개념은 저수준의 특징 값에 근거한 질의를 보다 더 정확하게 표현하기 위하여, 고수준의 질의를 다시 정의하도록 사용자와 시스템이 서로 상호 작용하는 것이다. 즉, 관련성 귀환은 보다 나은 검색 결과를 얻기 위하여 질의를 다시 정의하기 위한 사용자에 의하여 제공되는 귀환인 것이다.

대부분의 관련성 귀환에 관한 연구들은 크게 다음과 같이 가중치 개선방법, 질의 점 이동 방법으로 나눌 수 있다. 가중치 개선방법은 유사성 정도를 계산할 때 사용하는 가중치를 수정함으로써 이루어진다. 질의 점 이동방법은 영상 검색에 대한 귀환을 사용하여 현재의 질의 점을 이동함으로써 이상적인 질의 점에 대한 추정을 개선하기 위한 접근 방법이다.

```

for (i=0; i < # of image; i++)
    if (image[i] is id the Top Rank List and
        relevant)
        // Reward weight = Wr
        similarity[i]=Wr*similarity[i];
    else if (image[i] is in the Top Rank List and
        non-relevant)
        // Punishment weight=Wp
        similarity[i] = Wp*similarity[i];
        else do not change similarity[i];
Reorder the similarities and display the next
image set

```

그림 2. 관련성 귀환 알고리즘

본 연구에서는 사용자 귀환의 간편성과 효율성을 위하여 그림 2와 같은 간단한 관련성 귀환 알고리즘을 유사성 계산에 적용하여 순위를 결정하는 방법을 사용하였고, 이를 검색 시스템에 적용하여 사용자의 평가에 따라 가중치를 동적으로 생성하도록 관련성 귀환을 수행하였다.

#### 4. 실험 및 결과

제안한 검색 방법을 실험하기 위하여, Intel Xeon server CPU 1.7GHz × 2 PC의 Microsoft Windows 2000 환경에서 실험하였다. 그리고 Visual C++6.0 MFC를 이용하여 검색 시스템을 개발하였다. 실험 데이터로 나무, 동물, 꽃밭, 건물 등 7 종류의 다양한 영상들에 대해서 표 1과 같이 실험 데이터베이스를 구성하여 실험에 사용하였다.

표 1. 실험 영상 데이터의 유형

분류	유형	개수
class 1	나무	50
class 2	호랑이	50
class 3	꽃	50
class 4	꽃밭	50
class 5	하늘, 산	50
class 6	경주용차동차	50
class 7	건물	50
총계		350

실험 결과 검색 성능을 비교 분석하기 위해 아래의 식(5)와 같은 성능평가 척도인 *Retrieval Precision*을 사용하였다.

$$\text{Retrieval Precision} = \frac{\text{Relevant Images}}{\text{Returned Images}} \times 100 \quad (5)$$

여기서 *Relevant images*는 질의와 관련있는 영상을 뜻하는 것으로 질의 영상과 같은 class의 실험영상을 뜻한다. 그리고 *Returned Images*는 검색 시스템에서 출력된 총 영상들을 뜻하며, 본 연구에서는 질의 영상을 포함하여 최상위 20개의 출력된 영상을 나타낸다.

표 2, 3, 4는 Contrast, Energy 그리고 Entropy의 개별적 특징을 이용한 관련성 귀환에서의 성능을 나타낸다. 그리고 표 5는 특징 융합에 의한 검색결과의

성능을 나타낸 것이다.

표 2. GLCM의 Contrast를 이용한 검색 성능

분류	무귀환	1차 귀환	2차 귀환	3차 귀환
class 1	68	84	94	96
class 2	64	83	91	93
class 3	59	76	89	97
class 4	56	70	87	89
class 5	60	74	89	91
class 6	41	57	67	74
class 7	46	60	65	76
평균	56.28	72.00	83.14	88.00

표 3. GLCM의 Energy를 이용한 검색 성능

분류	무귀환	1차 귀환	2차 귀환	3차 귀환
class 1	79	90	97	99
class 2	69	84	91	96
class 3	56	74	91	97
class 4	57	75	91	95
class 5	54	73	83	92
class 6	52	70	77	83
class 7	52	62	74	78
평균	59.85	75.42	86.28	91.42

표 4. GLCM의 Entropy를 이용한 검색 성능

분류	무귀환	1차 귀환	2차 귀환	3차 귀환
class 1	78	92	99	99
class 2	70	77	89	93
class 3	58	74	86	96
class 4	54	72	79	86
class 5	61	70	86	90
class 6	56	71	79	84
class 7	49	56	71	76
평균	60.85	73.14	84.14	89.14

표 5. 특징 융합에 의한 검색 성능

분류	무귀환	1차 귀환	2차 귀환	3차 귀환
class 1	82	91	98	99
class 2	75	89	92	96
class 3	60	79	93	97
class 4	57	78	92	95
class 5	59	77	88	92
class 6	57	74	78	88
class 7	58	68	75	83
평균	64.00	79.42	88.00	92.85

위의 표들의 검색 성능을 비교한 결과, 개별 특징

을 이용한 검색 중에서는 표 3의 Energy를 이용한 것 이 가장 좋은 성능을 보였다. 그러나 개별 특징보다는 표 5의 특징 융합에 의한 검색 결과가 더 나은 성능 을 나타낸다.

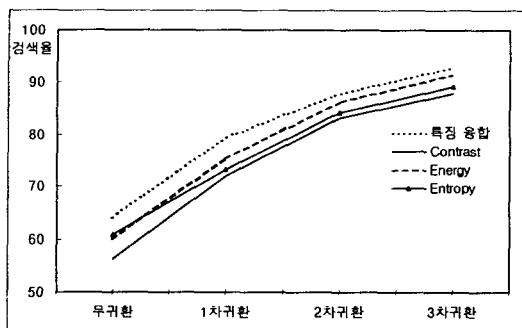


그림 3. 개별 특징과 특징융합을 이용한 검색성능 비교

그림 3은 제안된 관련성 귀환 방법을 사용한 각 특징 값 형태에 따른 평균 *Retrieval Precision*을 나타낸 것이다. 관련성 귀환 중에서는 1차와 귀환이 가장 효과가 있고, 다음은 2차 귀환, 3차 귀환 등의 순으로 나타났다. 그리고, GLCM의 개별적 특징 값 중 높은 성능을 보인 Energy의 검색 성능과 제안한 특징 융합의 검색 성능을 비교하였을 때 무귀환에서 *Retrieval Precision*이 약 4%, 1차 귀환에서는 약 4%, 2차 귀환에서는 약 1.7%, 3차 귀환에서는 약 1.4% 각각 증가함을 볼 수 있다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 특징 융합을 이용한 관련성 귀환 영상 검색을 제안하였다. 먼저 본 시스템에서는 GLCM의 Contrast, Energy 그리고 Entropy를 특징 값으로 사용하였고, 3 가지의 추출한 특징 값을 융합하여 검색 시스템에 관련성 귀환과 함께 적용하고 성능을 평가하였다.

Photo Album에서 추출한 350점의 영상을  $128 \times 128$ 의 7종류 영상으로 구성된 영상 데이터베이스에 대하여 실험 한 결과, 개별적 특징 중에 성능이 좋은 Energy 특징 보다 융합 특징을 사용한 경우가 무귀환에서는 *Retrieval Precision*이 4%, 1차 귀환에서 4% 증가 함을 볼 수 있었다.

또한 전체적으로 관련성 귀환을 적용한 경우가 관련성 귀환을 적용하지 않는 경우에 비하여 *Retrieval Precision*이 높은 값을 보였다. 그리고 관련성 귀환 중에서는 1차 귀환이 가장 효과가 있는 것으로 나타났다.

## 참 고 문 현

- [1] W. Nilblack, R. Berber, W. Equitz, M. Flickner, E. Glasman, D. Petkovic, and P. Yanker, "The QBIC project: querying images by content using color, texture and shape," SPIE 1908, Storage and Retrieval for Images and Video Databases, 1993.
- [2] 최기호, 문희정, 염성주, 김우생, 이원규, "내용을 기반으로 한 이미지 검색 데이터베이스 시스템," 정보 과학회지 제13권, 제1호, pp.8-18 1995.
- [3] A. Bertino, F. Rabitti & S. Gibbs. "Query processin a multimedia document system," vol. 6, no 1, pp.1-41, 1988.
- [4] 배희정, 정성환 "칼라와 질감을 이용한 영상 데이터 검색시스템," 한국정보처리학회 '96 추계 학술발표논문집, 제3권, 제2호, pp.326-331. 1996.
- [5] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color indexing," International Journal of Computer Vision, vol.7 no.1, pp.11-32, 1991.
- [6] John R. Smith and Shih-Fu Chang, "Automated Retrieval Using Color and Texture," Columbia University Technical Report TR#414-95-20, 1995.
- [7] John R. Smith and Shih-Fu Chang, "Searching for images and videos on the Word-Wide Web," Center for Telecommunications Research Technical Report#459-96-25, 1996.
- [8] John R. Smith. "Integrated spatial and feature image system: retrieval, compression and analysis," Ph.D. Thesis, Graduate School of Arts and Sciences, Columbia University, February, 1997.
- [9] Dong Kwon Park, Yoon Seok Jeon, Chee Sun Won and Su-Jun Park, "Efficient Use of Local Edge Histogram Descriptor," Proceedings ACM Multimedia 2000 Workshops, pp. 51-54, 2000.
- [10] Willian I Grosky. Peter Neo and Rajiv Mehrotra, "A pictorial index mechanism for model-based matching," Data and Knowledge Engineering, vol. 8, pp. 309-327, 1992.
- [11] 김진아, 정성환, "Wavelet 변환을 이용한 내용기반 영상 데이터 검색," 한국정보처리학회 '97춘계학술발표 논문집, 제4권, 제1호, pp.301-305, 1997.