

論文2000-37SP-11-3

영상 특징들에 자동 가중치 부여를 이용한 검색 성능 개선 (Improvement of Retrieval Performance using Automatically Weighted Image Features)

金 彊 郁*, 朴 鍾 鎬**, 黃 燦 植*

(Kang-Wook Kim, Jong-Ho Park, and Chang-Sik Hwang)

요 약

내용기반 영상 검색에서는 컬러, 형태, 질감의 세 가지 대표적인 영상 특징들이 주로 사용된다. 한 가지 특징만을 사용하는 검색 방법은 영상의 내용이 복잡하거나 비교대상이 되는 영상의 수가 많아질수록 좋은 성능을 보이지 못한다. 그래서 여러 가지 영상 특징들을 결합한 방법들이 많이 연구되고 있다. 그러나 여러 특징들을 결합해서 사용하는 검색 시스템이라 할지라도 각 특징들에 대한 가중치가 적절하게 부여되지 않으면 검색되는 결과 영상들의 순위가 크게 변하여 검색 성능이 떨어지게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 여러 영상 특징들이 결합해서 사용될 때 각 특징에 대한 가중치를 자동적으로 부여해서 검색 성능을 개선하고자 한다. 제안한 방법을 992개의 테스트 영상들로 구성된 데이터 베이스에서 실험을 하고 다양한 성능평가 방법을 통해 그 타당성을 확인하였으며 제안한 방법을 고정가중치 부여를 이용한 방법과 비교하여 검색 성능이 개선됨을 볼 수 있었다.

Abstract

Typical image features such as color, shape, and texture are used in content-based image retrieval. Retrieval which uses only one image feature has little performance in case that the content of image is complex or database contains many images. So, many approaches for integrating these features have been studied. However, the problem of these approaches is how to appropriately weight the image features at query time. In this paper, we propose a new retrieval method using automatically weighted image features. We perform computer simulations in test database which consists of various kinds of images. The experimental results show that the proposed method has better performance than previous works, which use fixed weight for each feature mostly, in respect to several performance evaluations such as precision vs recall, retrieval efficiency, and ranking measure.

1. 서 론

최근 멀티미디어 기술과 저장매체의 발전으로 인해 데이터들이 기하급수적으로 발생되고 디지털 화됨으로 인해서 데이터에 대한 이용과 가공이 용이해지고 있다.

하지만 대용량화에 따른 효율적인 데이터의 저장 및 관리가 필요하게 되었으며 사용자의 요구를 만족시킬 수 있는 데이터 검색 기술이 중요한 문제로 대두되고 있다. 영상과 같은 멀티미디어 데이터들을 표현하고 검색하기 위해서는 기존의 텍스트기반 방식이 아닌 내용기반의 검색 방법이 새로이 필요하다.

내용기반 영상 검색 방법에는 크게 컬러, 형태, 질감과 같은 세 가지 대표적인 영상의 특징들을 이용하게 된다. 컬러를 이용한 검색 방법은 영상에 대해 히스토그램을 비교하는 방법으로 초기 내용 기반 검색에서 많이 사용되었다. 형태적 특징을 이용한 방법은 특히 개체가 뚜렷이 구별되는 영상, 즉 상표나 사람의

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Engineering, Kyungpook National University)

** 正會員, 現代自動車

(Hyundai Motor Company)

接受日字:1999年2月10日, 수정완료일:2000年10月4日

물질, 얼굴모양 등의 검색에 주로 적용되고 있다. 컬러, 형태 정보 외에 물체 표면의 특성을 나타내는 질감 정보가 검색에 이용될 수 있다. 그러나 한 가지 영상 특징만을 중점적으로 사용하는 검색 방법은 영상의 내용이 복잡해지고 비교해야할 영상의 수가 많아질수록 좋은 검색 성능을 내지 못한다. 그래서 이러한 단점을 보완하고 보다 다양한 영상 데이터베이스에 적용하기 위해 여러 가지 영상 특징들을 결합하는 방법들이 제안되었다^[1]. 그러나 여러 특징들을 결합해서 사용하는 검색 시스템이라 할지라도 일반 사용자들이 각 특징들에 대한 가중치를 적절하게 결정하기 힘들다. 더구나 영상의 특징들은 서로 다른 통계적인 특성을 보이므로 그들간에 가중치가 올바르게 부여되지 않으면 검색되는 결과 영상들이 크게 변하여 검색 성능이 저하되게 된다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 컬러, 형태, 질감에 대한 전처리 과정을 이용하여 영상을 개략적으로 구별하고 여기서 얻어진 정보를 데이터베이스로 미리 구축한 뒤, 질의 영상과 데이터베이스 내의 영상을 비교할 때 각 특징들에 대한 가중치를 자동적으로 부여하여 사용자의 개입을 줄이고 검색 성능을 개선시킬 수 있는 새로운 방법을 제안한다.

II. 영상 특징

1. 컬러(color)

컬러는 입력되는 영상의 회전이나 이동과 같은 변화에 크게 영향을 받지 않으므로 영상 검색에 있어서 아주 중요한 특징중의 하나이다. $H(i)$ 를 영상의 히스토그램이라 할 때 인덱스 i 는 컬러 레벨의 집합이 된다. 그리고 $I(i)$ 를 정규화된 히스토그램이라 하면 다음 식 (1)로 표현 가능하다.

$$I(i) = \frac{H(i)}{\sum_i H(i)} \quad (1)$$

3개의 1-D 히스토그램을 이용한 검색 방법에는 Histogram Intersection과 Histogram Distance Method 방법이 있다. 일반적으로 컬러 히스토그램 사이의 유사도를 측정하기에는 Histogram Distance Method가 Histogram Intersection에 비해 더 좋은 성능을 갖는다고 알려져 있다. 그래서 본 논문에서는 유사도 계산을 위해 Histogram Distance Method를

사용한다. I_R, I_G, I_B 를 데이터 영상들의 정규화된 컬러 히스토그램이라 하고 Q_R, Q_G, Q_B 를 질의 영상의 정규화된 컬러 히스토그램이라 할 때 Histogram Distance에 의한 유사도 $S_c^{ED}(I, Q)$ 는 식 (2)와 같다.

$$S_c^{ED}(I, Q) = 1.0 - \frac{\sum_r (I_R(r) - Q_R(r))^2 + \sum_g (I_G(g) - Q_G(g))^2 + \sum_b (I_B(b) - Q_B(b))^2}{2 \times 3} \quad (2)$$

2. 형태(shape)

에지(edge) 분포를 이용해서 영상 객체의 형태적 특징을 추출하고 이를 인덱스 키로 사용할 수 있는 수치로 나타내기 위해 에지 성분이 각 부 영역에서 차지하는 양을 특징 값으로 한다^[2]. 따라서 각 부 영역에서 '1' 값을 가지는 화소의 총수를 키로 생성시킨다. 생성되는 키는 그림 1과 같이 부 영역의 개수인 256 개만큼 생성된다.

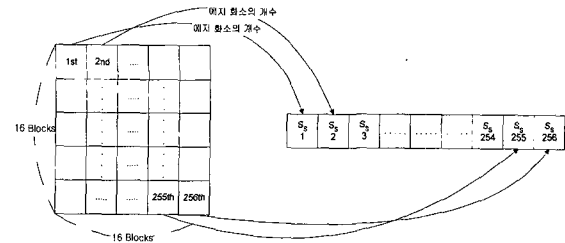


그림 1. 형태적인 영상 특징의 키 생성

Fig. 1. Key generation of shape image feature.

부 영역 i 에서 데이터베이스 영상들의 에지 개수를 $I_s(i)$ 라 하고 질의 영상의 에지 개수를 $Q_s(i)$ 라 한다면 형태적 유사도 $S_s(I, Q)$ 는 식 (3)으로 표현 된다.

$$S_s(I, Q) = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^{256} |I_s(i) - Q_s(i)|}{\sum_{i=1}^{256} (I_s(i) + Q_s(i))} \quad (3)$$

3. 질감(texture)

질감정보의 표현 방법은 통계적 방법과 구조적 방법 두 가지가 있다. 본 논문에서는 통계적 질감 묘사방법인 co-occurrence 행렬^[3]을 사용한다. 질감에 대한 키 생성은 4방향($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)에 대한 256×256 co-occurrence 행렬을 구한 뒤 각각에 대해서 Energy, Entropy, Inertia Correlation, Local Homogeneity 등 5가지 질감 특징을 구하여 모두 20

개 키를 생성한다. 질감에 대한 유사도 계산을 위한 $I_t(i, j)$, $Q_t(i, j)$ 는 데이터 영상과 질의 영상의 질감 특징을 나타낸다. i 는 각도를 나타내는 인덱스로써 0° , 45° , 90° , 135° 를 나타내고 j 는 5개의 질감 특징을 나타낸다. 질감에 대한 유사도 $S_t(I, Q)$ 는 식 (4)와 같다.

$$S_t(I, Q) = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^5 |I_t(i, j) - Q_t(i, j)|}{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^5 (I_t(i, j) + Q_t(i, j))} \quad (4)$$

III. 자동 가중치 부여를 이용한 영상 검색

1. 전처리 과정

데이터 영상들은 그림 2와 같은 과정으로 전처리를 해서 그 결과를 간단히 비트로 나타내고 유사도 계산에 필요한 영상 특징들을 수치화 해서 데이터베이스 내에 저장한다.

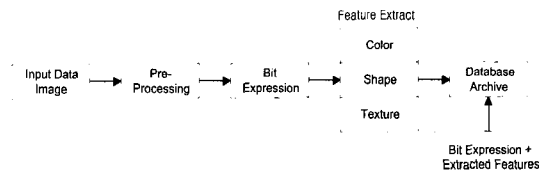


그림 2. 데이터베이스 생성 과정
Fig. 2. Database generation process.

이 단계에서 사용되는 요소로써 컬러, 형태, 질감의 3가지 특징을 사용하여 영상을 다음과 같이 구분하고 이를 3 비트로 간략히 표현한다.

- { Color Image → 1
- { Black and White Image → 0
- { Image with Clear Object(s) → 1
- { Image without Any Objects → 0
- { Texture Image → 1
- { Non-Texture Image → 0

컬러에 대한 전처리 과정에서는 컬러 영상과 흑백 영상을 구별하는 위해 R, G, B에 해당하는 히스토그램 $h(r)$, $h(g)$, $h(b)$ 를 구해서 서로간의 차가 0이면 흑백 영상으로 판단한다.

영상에서 개체의 구분이 뚜렷한 지의 여부는 PIM (Picture Information Measure)^[4]의 분산에 따라 구별할 수 있으므로 형태에 관한 전처리 과정으로 PIM의 분산을 이용한다. 그림 3에서 임계치를 통

해 전체 데이터베이스 내에 있는 영상 개수의 반 정도를 포함하도록 70으로 결정하였다.

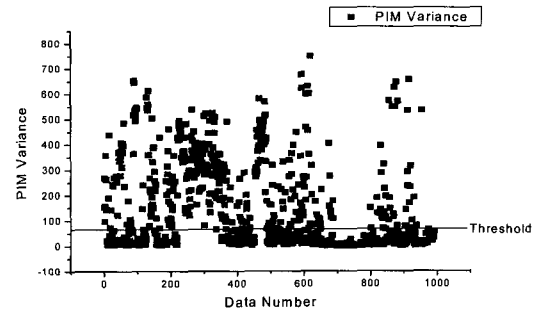


그림 3. 데이터베이스 영상들의 PIM 분산 값의 분포
Fig. 3. Distribution of PIM variance for database images.

질감에 대한 전처리에서는 질감영상과 비 질감영상의 구분을 위해 영상을 웨이브릿 변환하여 Decomposition Level 1에 있는 부 영역의 에너지 크기를 이용한다. 질감 영상일수록 높은 에너지를 가지므로 임계치는 실험적인 값인 25,000을 사용하였다.

2. 자동 가중치 부여를 이용한 영상 검색

제안한 검색 시스템을 이용한 실제 검색과정은 그림 4와 같다.

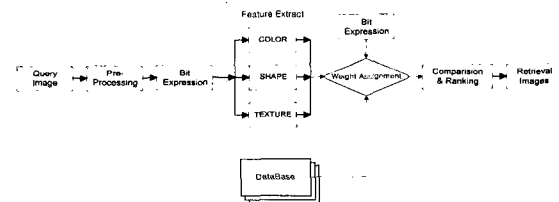


그림 4. 영상 검색 과정
Fig. 4. Image retrieval process.

질의 영상이 주어지면 데이터베이스를 만드는 과정과 동일한 전처리를 수행하고 영상 특징을 수치화 한 후 데이터베이스내의 영상들과 비교한다.

구체적인 가중치 부여 방법은 질의 영상의 컬러, 형태, 질감에 대한 3비트와 데이터 영상의 3비트를 비교해서 서로 같은 성질의 영상 특징을 가지면 가중치를 높게 부여하고 다를 경우에는 상대적으로 낮게 부여한다. 뚜렷한 개체를 가지는 경우(S), 컬러인 경우(C), 질감 영상인 경우(T)에는 각각 1이라는 비트를 할당하고 그렇지 않은 경우는 0이라는 비트를 할당한다.

질의 영상에 대한 형태, 컬러, 질감에 대한 분류 특성을 나타내는 비트는 각각 S_q , C_q , T_q 이고 데이터 영상에 해당되는 3비트를 각각 S_d , C_d , T_d 라 하면 가중치는 0보다 큰 3의 배수 N 을 사용하여 각 특징에 대한 배타적 논리곱의 결과에 따라 상대적 가중치를 부여한다. 만약 모두 동일한 비트를 가지는 경우는 3가지 영상 특징 모두에 동일한 가중치 N 을 부여하게 되고 서로 다를 경우 1의 개수 또는 0의 개수에 따라서 $N \pm x$ 의 값을 갖게 한다. 이 과정을 식 (5)의 형태로 나타낼 수 있다. 그래서 형태, 컬러, 질감에 대한 가중치를 α , β , γ 로 나타낼 수 있고 영상에 따라 이 값들이 적응적으로 바뀌게 된다.

$$S_q \odot S_d : C_q \odot C_d : T_q \odot T_d = \begin{cases} 1:1:1 \rightarrow N:N:N \\ 1:1:0 \rightarrow (N + \frac{N}{3}) : (N + \frac{N}{3}) : (N - \frac{2 \cdot N}{3}) \\ 1:0:1 \rightarrow (N + \frac{N}{3}) : (N - \frac{2 \cdot N}{3}) : (N + \frac{N}{3}) \\ 1:0:0 \rightarrow (N + \frac{2 \cdot N}{3}) : (N - \frac{N}{3}) : (N - \frac{N}{3}) \\ 0:1:1 \rightarrow (N - \frac{2 \cdot N}{3}) : (N + \frac{N}{3}) : (N + \frac{N}{3}) \\ 0:1:0 \rightarrow (N - \frac{N}{3}) : (N + \frac{2 \cdot N}{3}) : (N - \frac{N}{3}) \\ 0:0:1 \rightarrow (N - \frac{N}{3}) : (N - \frac{N}{3}) : (N + \frac{2 \cdot N}{3}) \\ 0:0:0 \rightarrow N:N:N \end{cases} \quad (5)$$

위와 같은 과정으로 각 특징들에 부과된 가중치 α , β , γ 가 자동적으로 결정되었다면 전체 유사도 SIM은 식 (6)의 형태로 표현된다.

$$SIM = \alpha \times S_c(I, Q) + \beta \times S_s(I, Q) + \gamma \times S_t(I, Q) \quad (6)$$

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 자동 가중치 부여 방법의 성능을 고정 가중치 부여 방법과 비교하였으며 성능 평가 방법으로 현재 널리 사용되고 있는 Precision vs Recall, Retrieval Efficiency, Ranking Measure 등을 사용하였다^[5].

1. 질의 영상에 대한 응답

27개의 영상을 질의 영상으로 사용하여 실험하였다. 그림 5는 오른쪽 입력 질의 영상에 대해 고정 가중치 방법을 사용해서 유사도가 높은 영상을 상위 20위까지 출력한 결과이다.

실험환경

데이터베이스 내의 영상 개수 : 992개
윈도우 크기(T) : 20
Precision vs Recall 평가에 사용된 질의 영상의 개수 : 27개
Ranking Measure 평가에 사용된 질의 영상의 개수 : 72개

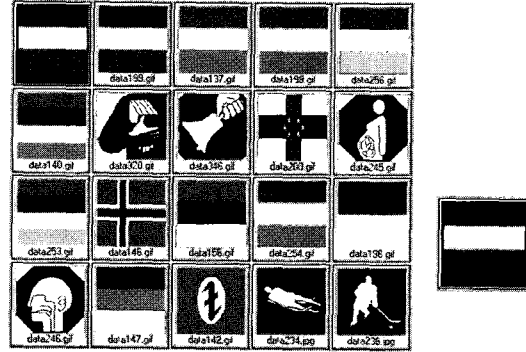


그림 5. 질의 영상에 대해 20위까지 검색된 영상들(고정 가중치)

Fig. 5. Retrieved images in the 20th ranked for query image.(fixed weight)

위 실험에 사용된 질의 영상이 컬러이지만 전체적으로 검은색과 흰색의 분포가 많다. 그래서 고정 가중치 방법을 사용한 경우 7번째, 8번째, 10번째 같은 응답 영상들은 형태적으로는 질의 영상과 아주 상이하지만 컬러 분포가 비슷하여 전체 유사성이 높게 나타났다. 그러나 자동 가중치 방법을 이용하면 고정 가중치 방법에서 발생하는 이런 문제를 보완할 수 있다. 표 1의 결과를 근거로 해서 가중치를 적응적으로 결정하면 효율적인 검색을 할 수 있다. 표 1에서 컬러, 형태, 질감 각각에 대해 결정된 가중치는 C_w , S_w , T_w 이고, C_{SIM} , S_{SIM} , T_{SIM} 은 각 특징에 대한 유사도를, C_{pre} , S_{pre} , T_{pre} 는 전처리 결과를 나타낸다.

표 1에서 결정된 가중치를 이용한 실험 결과는 그림 6과 같다. 질의 영상은 컬러 영상이고 원하지 않는 영상들은 흑백 영상이므로 컬러에 대한 가중치가 줄어들고 상대적으로 형태적 특징에 가중치가 높아지면서 유사성이 적은 영상 7, 8번째 영상이 윈도우 밖으로 밀려나게 된다.

표 1. 검색 결과에 의해 할당된 가중치
Table 1. Assigned weight by retrieval results.

Rank	Data	C_pre	S_pre	T_pre	C_SIM	S_SIM	T_SIM	C_w	S_w	T_w
1	197	1	218	2255	0	0	0	6	6	6
2	199	1	218	2254	0.000294	0.000169	0.000056	6	6	6
3	137	1	268	10192	0.130942	0.052337	0.001167	6	6	6
4	198	1	252	2647	0.219022	0.027100	0.002320	6	6	6
5	256	1	283	4384	0.141342	0.133131	0.014219	6	6	6
6	140	1	212	9260	0.191146	0.185976	0.055157	6	6	6
7	320	0	132	17520	0.148583	0.198340	0.035635	2	8	8
8	346	0	247	17010	0.161007	0.184621	0.037139	2	8	8
9	200	1	166	7785	0.274611	0.081978	0.029153	6	6	6
10	245	0	151	15385	0.140642	0.205285	0.041660	2	8	8
11	253	1	274	3722	0.189038	0.205793	0.009788	6	6	6
12	146	1	332	9014	0.243822	0.141091	0.030969	6	6	6
13	156	1	242	6782	0.214783	0.200373	0.003576	6	6	6
14	254	1	300	4429	0.266208	0.152947	0.011765	6	6	6
15	196	1	83	1320	0.285806	0.144648	0.001695	6	6	6
16	246	0	131	16193	0.193647	0.209350	0.036331	2	8	8
17	147	1	164	7132	0.288496	0.150915	0.001544	6	6	6
18	142	1	134	8661	0.276004	0.128388	0.046422	6	6	6
19	234	0	348	12289	0.267988	0.161585	0.023789	2	8	8
20	236	0	331	12893	0.244226	0.175236	0.036051	2	8	8

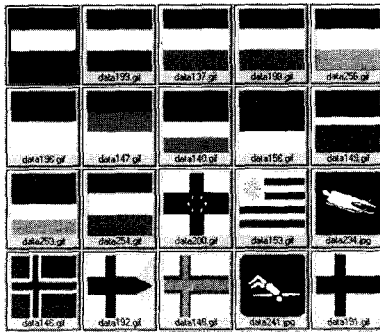


그림 6. 질의 영상에 대해 20위까지 검색된 영상들(자동 가중치)

Fig. 6. Retrieved images in the 20th ranked for query image.(automatic weight)

2. Retrieval Efficiency에 대한 결과

검색 효율(Retrieval Efficiency: η_T)은 식 (6)으로 나타낼 수 있다. 결과적으로 η_T 는 0과 1사이의 값을 가지며 검색 효율이 좋을수록 1에 가까운 값을 가진다.

$$\eta_T = \begin{cases} \frac{n}{N} & \text{if } N \leq T \quad (\text{Recall}) \\ \frac{n}{T} & \text{if } N > T \quad (\text{Precision}) \end{cases} \quad (6)$$

n : Relevant Retrieval Image

T : 윈도우 크기

N : 데이터베이스 내의 유사 영상의 개수

앞 절에서의 동일한 방법으로 27개의 서로 다른 질의 영상에 대해서 실험한 후 Retrieval Efficiency를 표 2에 나타내었다. 표 2에서 Data Type은 질의 영상의 순서를 나타내고 Query Data Number는 데이터베이스 내에서 추출한 질의 영상의 실제 번호를 나타낸다. The Number of Target Data는 질의 영상과 유사한 영상들의 개수를 나타내고 The Number of Correct Retrieval Data는 주어진 윈도우 내에서 올바르게 검색된 유사 영상의 개수를 나타낸다. 총 27개의 질의 영상 중 고정 가중치 방법에 비해 제안한 자동 가중치 방법은 10개 데이터에서 검색 효율의 상승이 있었고 4개 데이터에서는 검색 효율이 떨어졌으며 나머지 데이터에서는 모두 동일한 성능을 나타내었다. 따라서, 평균적으로 고정 가중치 방법은 0.66, 자동 가중치 방법은 0.70의 검색 효율을 보여 줌으로써 제안한 방법이 더 좋은 성능을 나타냄을 알 수 있다.

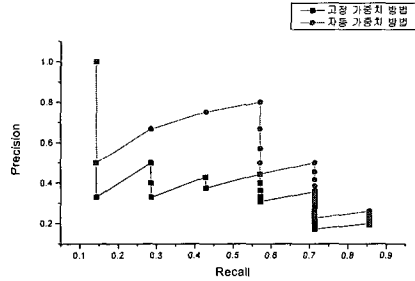
표 2. 27개의 질의 영상에 대한 검색 효율
Table 2. Retrieval efficiency for 27 query images.

Data Type	Query Data Number	The Number of Target Data	고정 가중치 방법		자동 가중치 방법	
			The Number of Correct Retrieval Data	Retrieval Efficiency	The Number of Correct Retrieval Data	Retrieval Efficiency
1	10	24	9	0.45	9	0.45
2	16	11	6	0.55	9	0.82
3	32	7	5	0.71	5	0.71
4	94	26	20	1.0	20	1.0
5	107	23	16	0.8	16	0.8
6	138	22	13	0.65	14	0.7
7	162	28	9	0.45	12	0.6
8	197	24	13	0.65	18	0.9
9	202	16	9	0.56	10	0.63
10	222	20	17	0.85	16	0.8
11	235	15	10	0.67	10	0.67
12	273	9	4	0.44	5	0.56
13	302	22	14	0.7	13	0.65
14	317	14	6	0.43	8	0.57
15	381	8	5	0.63	6	0.75
16	431	5	5	1.0	5	1.0
17	453	12	11	0.92	12	1.0
18	455	11	8	0.73	7	0.64
19	476	13	10	0.77	12	0.92
20	749	6	2	0.33	2	0.33
21	822	10	2	0.2	2	0.2
22	885	14	10	0.71	10	0.71
23	899	11	6	0.55	5	0.45
24	936	13	7	0.54	7	0.54
25	958	9	4	0.44	4	0.44
26	973	10	10	1.0	10	1.0
27	983	10	10	1.0	10	1.0
	Average			0.66		0.70

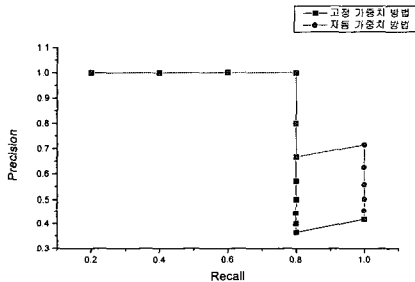
3. Precision vs Recall에 대한 결과

특정 순위까지의 검색결과를 나타낼 때 여기서 특정 순위라는 것은 윈도우 크기를 말한다.

Precision vs Recall의 관계 그래프는 Retrieval Efficiency와 유사한 측면이 있지만 성능의 변화를 좀더 자세히 확인할 수 있다. 특히 그림 7과 같이 검색



(a)



(b)

그림 7. Precision vs Recall 그래프 (a) Data Type 3 (b) Data Type 16
Fig. 7. Precision vs recall graph. (a) Data Type 3 (b) Data Type 16

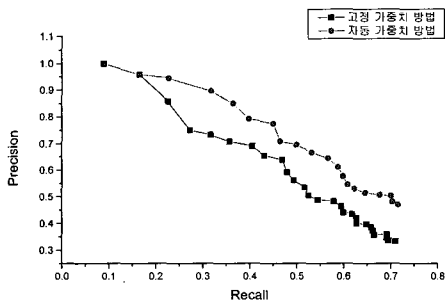


그림 8. 평균 Precision vs Recall
Fig. 8. Average precision vs recall.

효율은 동일하지만 Precision vs Recall의 관계 그래프가 서로 다를 수 있다는 것과 데이터 영상의 순위 변화가 어떻게 바뀌어 가는지를 알 수 있다. 그림 7은 Data Type 3과 Data Type 16의 예를 보인 것이다.

이 두 영상에 대한 검색 효율의 결과는 표 2에서 동일한 검색 효율을 보인다. 하지만 그림 7에서 나타나는 것처럼 그 성능이 고정 가중치 방법보다 제안한 자동 가중치 방법에서 좀더 이상적인 Precision vs Recall의 그래프에 가까워짐으로써 성능이 향상됨을 알 수 있다.

그림 8은 질의 영상 27개에 대한 평균적인 Precision vs Recall의 결과를 나타내며 제안한 방법의 성능이 우수함을 볼 수 있다.

4. Ranking Measures에 대한 결과

질의 영상에 대해 오직 한 개의 가장 유사한 영상의 순위를 알아보기 위해 그림 15의 형태로 데이터 쌍을 구성한다. 그림 9에서 왼쪽은 질의 영상이고 오른쪽은 질의 영상에 대한 유사 영상을 나타낸다.

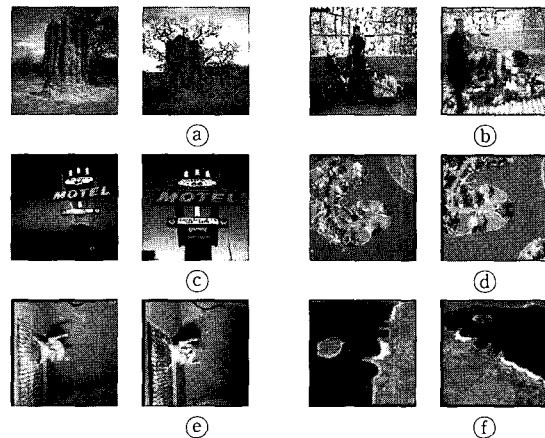


그림 9. 질의 영상과 유사 영상의 쌍의 예
Fig. 9. Example pairs of both query image and its unique similar image.

각 영상들의 쌍에 대해 고정 가중치 방법과 자동 가중치 방법을 적용한 결과는 표 3과 같다.

표 3에서 자동 가중치 방법이 고정 가중치 방법에 비해 순위의 상승을 보였다. 하지만 그림 9의 (f)와 같이 질의 영상에 대해 유사 영상이 회전된 경우에는 성능이 떨어짐을 볼 수 있다.

표 3. 질의 영상에 대한 유사 영상의 순위
Table 3. Rank of unique similar image for query image.

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
고정 가중치 방법	183	59	49	32	1	2
자동 가중치 방법	128	54	9	3	1	7

질의 영상의 집합을 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_q\}$ 라 하고 데이터 베이스 내에 해당되는 오직 하나의 유사 영상들의 집합을 $\{Q'_1, Q'_2, \dots, Q'_q\}$ 라 한다면 다음 4개의 식으로 Ranking Measure 측면의 성능을 알 수 있다.

$$\text{average r-measure} = \frac{\sum_{i=1}^q \text{rank}(Q'_i)}{q} \quad (7)$$

$$\text{average p1-measure} = \frac{\sum_{i=1}^q \frac{1}{\text{rank}(Q'_i)}}{q} \quad (8)$$

위 식에서 average r-measure와 average p1-measure값은 1에 가까울수록 우수한 성능임을 나타낸다. 질의 영상 72개에 대한 average r-measure, average p1-measure의 결과는 표 4와 같다.

표 4. Ranking Measure에 대한 성능(q=72)
Table 4. Performance for ranking measure.
(q=72)

	고정 가중치 방법	자동 가중치 방법
avg. r-measure	16.167	10.222
avg. p1-measure	0.782	0.801

위 결과를 살펴보면 r-measure에서는 자동 가중치 방법이 우수하지만 p1-measure에서는 좋은 결과를 보이지 않았다. 하지만 제안한 자동 가중치 방법이 고정 가중치 방법에 비해 avg. r-measure와 avg. p1-measure에서 좀 더 1에 가까운 10.222, 0.801의 값을 보임으로써 성능이 향상됨을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 여러 영상 특징들이 결합해서 사용될 때 각 특징에 대한 가중치를 자동적으로 부여해서 사용자의 부담을 줄이고 검색 성능을 개선시킬 수 있는 새로운 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 992개 테스트 영상들로 구성된 데이터베이스에서 서로 다른 27가지 질의 영상 및 72개의 유사 영상의 쌍에 대해 실험하였다. 그리고 Precision vs Recall, Retrieval Efficiency, Ranking Measure등의 성능 평가 방법을 통해 제안한 고정가중치 부여 방법이 자동 가중치 부여 방법과 비교하여 검색 성능이 개선됨을 볼 수 있었다. 하지만, 제안한 방법이 영상의 회전, 이동과 같

은 기하학적 변환에 대해서 약간의 취약점을 가지므로 이에 관한 보완점이 필요하다고 생각된다.

참 고 문 헌

[1] E. Saber, A. M. Tekalp, "Integration of color, edge, shape, and texture features for automatic region-based image annotation and retrieval," *Journal of Electronic Imaging* 7(3), pp. 684-700, Jul. 1998.

[2] 염성주, 김우생, "형태와 컬러성분을 이용한 효율적인 내용 기반의 이미지 검색 방법," *한국정보처리학회 논문지*, 제3권 제4호, pp. 733-744, Jul. 1997

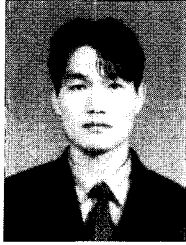
[3] R. W. Conners, C. A. Harlow, "A theoretical comparison of texture algorithms," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-2, No. 3, pp. 204-222, May 1980.

[4] 김태희, 이규동, 정동석, "영상 데이터 베이스에서 PIM을 이용한 엔트로피 기반 색인기법에 관한 연구," *한국통신학회 하계 학술발표대회 논문집*, pp. 542-545, Jul. 1997.

[5] Alexander Dimai, "Assessment of effectiveness of content based imageretrieval systems," *Visual Information and Information Systems*, pp. 525-532, 1999.

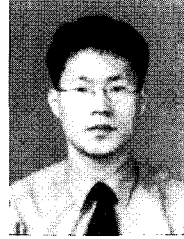
[6] B. M. Mehtre, M. S. Kankanhalli, A. D. Narasimhalu, G. C. Man, "Color matching for image retrieval," *Pattern Recognition Letters*, 16, pp.325-331, Mar. 1995.

저 자 소 개



金 疆 郁(正會員)

1996년 경북대학교 전자공학과 학사. 1998년 경북대학교 전자공학과 석사. 1998년 3월~현재 경북대학교 전자공학과 박사과정. 주관심분야는 영상신호처리, 영상통신 등임



朴 鍾 鎬(正會員)

1998년 경북대학교 전자공학과 학사. 2000년 경북대학교 전자공학과 석사. 2000년 1월~현재 현대자동차 근무. 주관심분야는 영상신호처리, 영상검색

黃 燦 植(正會員) 第36卷 S編 第1號 參照

1979년 9월~현재 경북대학교 전자공학과 교수