

# 질의 감성 표시자와 유사도 피드백을 이용한 감성 영상 검색

(Emotion Image Retrieval through Query Emotion Descriptor  
and Relevance Feedback)

유 현 우 \*  
(Hun-Woo Yoo)

**요약** 본 논문에서는 새로운 감성기반 영상검색방법을 제안한다. 서로 다른 색상, 명도, 도트크기를 나타내는 30개의 랜덤 패턴이 제시될 때 인간이 느끼는 13가지 감성("like", "beautiful", "natural", "dynamic", "warm", "gay", "cheerful", "unstable", "light", "strong", "gaudy", "hard", "heavy") 평가 데이터로부터 질의 칼라코드와 질의 그레이코드로 명명한 질의 감성 표시자를 설계한다. 감성영상검색을 위해서 질의 감성을 선택하면 질의를 표현하는 칼라코드와 그레이코드가 선택되고 데이터베이스의 영상의 색상 정보를 나타내는 DB 칼라코드와 명도와 도트크기 정보를 나타내는 DB 그레이코드값을 추출하여, 칼라코드간의 매칭과 그레이 코드간의 매칭을 통해 유사도를 판단한다. 또한 검색과정에 사용자의 의도를 반영하여 질의 칼라코드와 질의 그레이코드사이의 가중치와 칼라코드내의 가중치를 자동적으로 갱신하는 새로운 유사도 피드백 방법을 제안한다. 450개의 영상에 대해 실험한 결과 최초 질의에 대해 적합한 영상이 부적합한 영상보다 많았으며 유사도 피드백을 사용함에 따라 적합한 영상의 개수가 증가하였다.

**키워드** : 감성기반 영상검색, 칼라코드, 그레이코드, 유사도 피드백, 가중치 갱신

**Abstract** A new emotion-based image retrieval method is proposed in this paper. Query emotion descriptors called query color code and query gray code are designed based on the human evaluation on 13 emotions("like", "beautiful", "natural", "dynamic", "warm", "gay", "cheerful", "unstable", "light", "strong", "gaudy", "hard", "heavy") when 30 random patterns with different color, intensity, and dot sizes are presented. For emotion image retrieval, once a query emotion is selected, associated query color code and query gray code are selected. Next, DB color code and DB gray code that capture color and, intensity and dot size are extracted in each database image and a matching process between two color codes and between two gray codes are performed to retrieve relevant emotion images. Also, a new relevance feedback method is proposed. The method incorporates human intention in the retrieval process by dynamically updating weights of the query and DB color codes and weights of an intra query color code. For the experiments over 450 images, the number of positive images was higher than that of negative images at the initial query and increased according to the relevance feedback.

**Key words** : Emotion-based image retrieval, Color Code, Gray Code, Relevance Feedback, Weight Update

## 1. 서론

영상검색은 컴퓨터 관련기술의 비약적인 발달로 인하여 가장 활발히 연구되고 있는 분야 중 하나이다. 초기의 텍스트기반 검색[1,2]의 여러 가지 단점으로 인해서

최근에는 영상의 내용에 기반한 검색 방법에 연구의 초점이 맞추어져 있다[3-10]. 이 방법은 영상이 가지고 있는 고유의 여러 가지 성질, 예를 들면 색상이나, 질감, 모양, 객체간의 위치정보를 컴퓨터 비전이나 영상처리기술을 이용하여 사용자의 요구에 맞는 영상을 검색해 내는 것이다.

그러나 초기의 기대와는 달리 색상이나 질감, 모양 등의 정보는 인간이 가지고 있는 의도를 반영하기 힘들기 때문에 최근에는 의미를 표현할 수 있는 특징들을 추출

\* 본 논문은 2002년도 학술진흥재단의 연구지원에 의해 연구되었음  
(KRF-2002-005-H20002)

† 정 회 원 : 연세대학교 인지과학연구소 교수  
paulyh@yonsei.ac.kr

논문접수 : 2003년 10월 29일  
심사완료 : 2005년 1월 20일

하는 방법이나, 통계이론이나 인공지능기법 등을 사용하여 기계를 학습하는 유사도 피드백 기술에 관한 알고리즘이 중점적으로 연구되고 있다. 이를 위해서 영상내의 객체를 분리하여 학습하는 방식[11], 베이스 이론을 이용하여 영상을 분류하는 방식[12,13], 사용자의 의도를 유사도 피드백을 통하여 실현하는 방식[14,15] 등이 있다.

현대는 감성의 시대라는 말이 있다. 상품 디자인, 영화포스터 등을 제작할 때에 디자이너는 기술적인 측면 뿐만 아니라 사용자의 감성을 고려함으로써 보다 고객에게 친근히 다가갈 수 있음을 우리는 알고있다. 따라서 감성에 기반한 검색은 유용할 것이며 의미론적 검색의 한 분야로서도 매우 중요한 위치를 차지할 것이다.

감성을 추출하여 검색에 이용하는 방법은 몇몇 연구자들에 의해 시도되었다[16-19]. 조성배는 웨이블릿 계수를 이용하여 우울한 분위기의 영상과 화려한 분위기의 영상을 구별한 후 대화형 유전자 알고리즘(IGA)을 이용하여 여러 번의 피드백을 통해 원하는 영상을 검색하는 방법을 이용하였다[16]. 그러나 이 연구는 실험에서 우울하고 우울하지 않는 2개의 감성만을 웨이블릿 계수만으로 구별하는 제약이 있다.

비슷한 연구로 다가키는 인간의 감성에 기반한 검색을 위해 인간의 감성을 표현하는 심리적인 공간을 설계하고 영상에서 추출한 특징을 표현하는 물리적 공간간의 매핑 관계를 추출한 후 대화형 유전자 알고리즘(IGA)을 통하여 검색을 수행하였다[17].

엄진섭은 Soen의 심리학적인 실험결과[20]로부터 칼라와 그레이 패턴의 물리적 속성과 감성과의 관계를 인공 신경망과 퍼지 이론을 이용하여 감성평가 모델을 제안하였다[18]. 이 방법은 영상에서 칼라와 명도, 텍스처 정보를 추출한 후 모델에 입력하면 모델은 13개의 개별 감성에 대해서 강도를 출력하도록 되어있다. 그러나 이 방법은 5개의 영상만을 가지고 테스트함으로써 일반화의 문제점이 있을 수 있고, 영상이 모델에 입력되면 출력으로 개별 감성정보가 추출되므로 반대의 경우인 영상검색에 바로 이용되지는 않았다.

Colombo 등은 Itten의 칼라이론[21]을 이용해 예술영상을 감성에 기반 하여 검색하였다[19]. 이 방법은 먼저 영상을 유사한 영역으로 구분하고 각 영역에서 색상, 더운 정도, 색조, 밝기, 채도, 위치, 크기정보를 추출하고, 다른 영역과의 대비와 조화 등의 관계정보를 Itten의 모델에 근거해서 감성정보로 매핑 시켰다. 그러나 이 방법은 대상을 회화영상에만 국한시켰다는 단점이 있다.

위와 같이 감성관련 연구는 몇 가지 감성만을 이용하거나 특정 부류의 영상에만 적용되어 이루어 졌으며 아직 보다 다양한 감성과 일반적인 영상에 적용하여 검색

한 시도는 드물다. 따라서 본 논문에서는 인간의 의미론적 정보의 하나로 감성에 기반 하여 영상을 검색하는 새로운 방법을 제안한다. 제안된 방법은 Soen이 수행한 색상과 명도, 도트크기로 표현되는 주파수정보를 통해 인간이 느끼는 13가지 감성(like-dislike, beautiful-ugly, natural-unnatural, dynamic-static, warm-cold, gay-sober, cheerful-dismal, unstable-stable, light-dark, strong-weak, gaudy-plain, hard-soft, heavy-light) 심리테스트 데이터를 이용하여 질의 칼라코드와 질의 그레이코드로 이루어진 질의 감성 표시자를 구성하고, 이 표시자와 영상내의 색상, 명도, 주파수 정보로 표현된 DB 칼라코드와 DB그레이코드 사이의 매칭을 통해서 관련된 감성영상을 검색한다. 또한 검색과정 중에 적합한 영상, 부적합한 영상, 판단이 어려운 영상을 사용자가 확인하면 다음 번에는 적합영상을 보다 많이 검색해 낼 수 있도록 하는 유사도 피드백 메커니즘을 제안한다. 제안된 검색방법의 전반적인 절차는 그림 1에 나타나 있다.

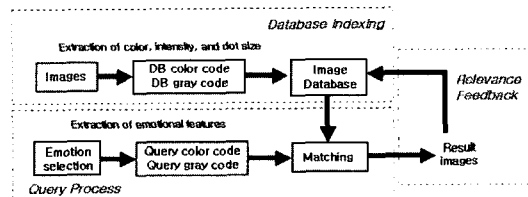


그림 1 제안된 감성기반 영상검색방법

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 감성질을 표시하는 질의 칼라코드와 질의 그레이코드를 추출하는 방법과 DB 칼라코드와 DB 그레이코드를 데이터베이스 영상에서 추출하는 방법을 설명하고, 3장에서는 감성영상검색을 위하여 칼라코드와 그레이코드를 이용한 유사도 비교 방법을 설명한다. 4장에서는 검색과정 중에 사용자의 의도를 반영하여 보다 높은 검색율을 얻기위한 유사도 피드백 방법을 설명하고, 5장에서는 제안된 방법의 적합성을 실험을 통해 고찰한다. 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

## 2. 감성특징 추출

### 2.1 질의 칼라코드와 질의 그레이코드

Soen [20]은 평균명도가 같고 색상이 다른 18개의 칼라패턴과 평균색상이 동일한 조건에서 평균명도와 도트크기가 다른 그레이패턴 12개를 가지고 이러한 패턴이 제시될 때 인간의 어떠한 감성을 자극하는지에 대한 심리학적인 테스트를 실시하였다. 실험에 사용된 감성은

13가지 (like-dislike, beautiful-ugly, natural-unnatural, dynamic-static, warm-cold, gay-sober, cheerful-dismal, unstable-stable, light-dark, strong-weak, gaudy-plain, hard-soft, heavy-light)이며 개별 패턴이 제시될 때마다 피험자가 느끼는 강도를 1-7까지의 값으로 표시하였다.

표 1은 실험결과를 요약한 것으로, 첫째 열의 Number는 사용된 30개의 패턴을 나타내고 나머지 13개의 열은 사용된 감성을 나타낸다. 숫자는 패턴이 주어질 때 해당 감성을 자극하는 정도를 1-7까지의 값으로 표현한 것이다. Numbers 1-18은 평균명도가 같고 색상이 다른 18개의 칼라 패턴을 나타내고(Numbers 1-18에 해당하는 색상은 그림 2를 참조), Numbers 19-30까지는 평균 명도와 도트크기가 다른 그레이패턴 12개를 의미한다. 대부분의 데이터는 3과 4사이에 집중적으로 분포하고 2와 5부근에서는 부분적으로 분포하는데(최대값 5.71, 최소값 2.29) 이 이유는 제시된 패턴에 대해 극단적으로 1이나 6, 7로 감성을 표현하기 어려운 인간의 특성을 보여준다.

이 수치데이터를 보다 직관적으로 보여주는 것이 그림 3과 그림 4이다. 그림 3은 색상의 변화에 따른 감성 평가치를 원으로 표현한 것이다. 원의 중심은 칼라 패턴의 위치이며, 원의 반경이 클수록 해당 감성에 큰 영향

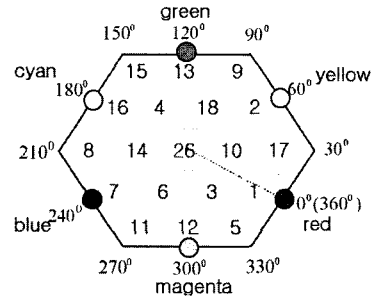


그림 2 HSI색상 모델(숫자로 표현된 색상영역은 표 1의 칼라패턴 Number와 일치)

을 준 것이다. 예를 들어 “warm”의 경우 우측아래부분의 원이 큰 반경을 가지고 있으며 이는 그림 2에서 칼라패턴 1, 5, 17로서 붉은 계통의 색상이 “warm” 감성을 크게 자극함을 알 수 있다. 그림 4에서 원의 중심은 그레이 패턴의 명도를 나타내고, 원의 크기는 이전과 동일하게 해당 감성에 영향을 주는 정도를 나타낸다. 도트의 크기는 fine (2×2 pixels), medium (4×4 pixels), coarse (8×8 pixels)로 나타냈고, 명도는 가장 어두운 0.0에서 가장 밝은 1.0범위에서 4단계(0.1, 0.3, 0.5, 0.7)로 나타냈다. 예를 들어 명도가 낮은 경우 도트크기를 나타내는 질감성분과 무관하게 “heavy” 느낌을 준다.

표 1 30개의 패턴에 대한 13개의 감성 평가치

Number	Like-Dislike	Beautiful-Ugly	Natural-Unnatural	Dynamic-Static	Warm-Cold	Gay-Sober	Cheerful-Dismal	Unstable-Stable	Light-Dark	Strong-Weak	Gaudy-Plain	Hard-Soft	Heavy-Light
1	3.52	3.95	3.00	4.62	5.19	5.71	4.95	4.33	4.76	5.43	5.38	3.90	4.62
2	3.71	3.81	4.00	4.38	4.29	4.67	4.81	4.14	5.14	4.14	3.81	3.43	3.24
3	3.62	3.67	3.24	4.38	4.24	4.52	4.29	4.24	4.00	4.57	4.86	4.29	4.33
4	4.67	5.10	4.57	3.71	2.95	4.43	4.52	3.90	4.86	3.71	3.19	3.81	2.90
5	3.81	4.29	3.38	4.05	5.29	5.19	5.10	4.10	4.19	5.05	4.71	3.86	4.43
6	3.67	3.48	3.52	3.95	2.71	4.00	3.33	4.62	3.71	3.90	4.19	3.90	4.19
7	4.33	4.43	4.00	3.81	3.00	3.90	4.00	3.95	4.10	3.96	3.90	4.24	3.86
8	4.10	4.00	3.86	3.19	2.71	3.48	3.76	3.71	4.24	3.33	3.24	3.76	3.24
9	3.33	3.67	4.00	4.05	4.57	4.29	4.90	4.29	5.33	4.19	4.24	3.00	2.71
10	3.29	3.48	3.29	4.43	4.38	4.62	3.90	4.38	3.95	4.81	4.81	4.29	4.90
11	3.67	3.76	2.95	3.62	3.71	3.76	3.43	4.14	3.19	4.48	4.38	4.29	5.05
12	3.23	3.33	3.23	3.90	4.24	4.24	3.90	4.38	3.86	4.48	4.76	3.90	4.52
13	3.90	3.90	4.10	4.00	3.85	4.14	4.38	3.86	5.10	3.57	3.38	3.19	2.48
14	3.71	3.86	3.52	3.76	3.00	4.24	3.81	4.33	3.81	4.10	4.24	4.19	4.38
15	3.05	3.19	3.29	3.62	3.24	3.71	3.43	4.10	4.62	3.43	3.24	3.67	2.90
16	4.19	4.14	3.76	3.71	3.00	3.95	3.81	3.95	4.14	3.86	3.71	3.95	3.62
17	3.10	3.14	3.24	4.81	5.29	4.81	4.57	4.43	4.33	5.14	5.39	3.95	4.24
18	3.57	3.53	3.71	3.86	3.48	4.05	4.19	4.43	4.24	3.76	4.00	3.81	3.67
19	2.62	3.14	2.90	4.29	4.24	4.48	3.52	4.86	3.24	4.90	5.19	4.14	4.95
20	4.19	4.00	3.52	3.57	3.71	4.43	4.33	3.81	4.86	4.24	3.29	3.57	3.48
21	3.24	3.33	3.05	4.43	4.19	4.71	3.52	4.48	3.71	5.29	5.19	4.29	5.00
22	3.62	4.00	4.05	3.52	3.33	4.00	4.10	4.24	5.19	3.33	3.90	3.76	3.00
23	3.19	3.29	3.14	3.62	3.48	3.48	3.00	3.95	2.29	5.05	4.57	4.62	5.71
24	4.00	3.90	3.57	4.38	4.29	4.67	4.57	4.00	4.57	4.48	4.14	4.24	4.24
25	4.00	4.24	3.33	3.52	3.81	3.81	3.48	3.81	2.90	4.95	3.81	4.95	5.67
26	3.67	3.86	3.90	4.10	4.24	4.95	4.76	4.14	5.10	3.62	4.24	3.52	3.29
27	3.52	3.90	3.95	3.52	3.29	4.10	4.00	4.00	4.76	3.19	3.57	3.05	2.90
28	4.47	4.29	3.62	4.43	4.43	4.90	4.38	3.76	4.14	5.29	4.05	4.38	4.90
29	3.67	4.00	3.43	3.52	3.86	3.86	3.33	3.90	2.71	4.71	4.38	4.43	5.33
30	3.48	3.57	3.81	3.33	3.38	3.84	4.00	4.29	5.10	3.43	3.48	3.33	2.76

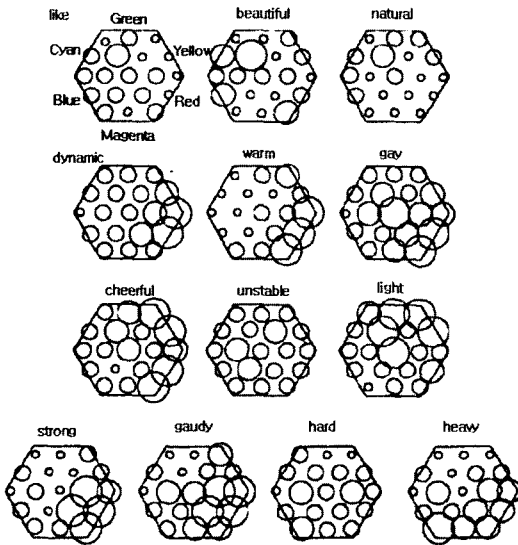


그림 3 칼라패턴의 감성 평가치

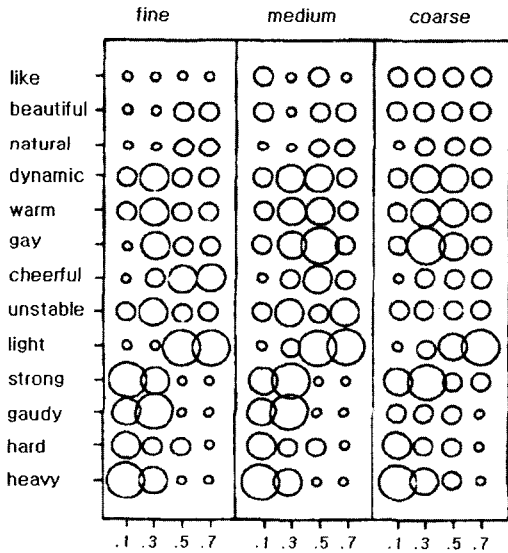


그림 4 그레이패턴의 감성 평가치

그림 3은 각각의 감성에 대해 18개의 개별 색상과 중앙에 위치한 1개의 그레이의 반응강도를 나타내고 그림 4는 명도, 도트크기에 대한 반응의 강도를 나타내므로 각각의 감성에 대한 18색상, 1그레이, 명도, 도트크기 정보의 상대적 가중치로 생각될 수 있다. 본 연구에서는 감성기반 검색을 위해서 상대적 가중치를 각각의 감성마다 질의 칼라코드  $C_q^s[i], i=0,1,...,18$  와 질의 그레이코드  $G_q^s[i], i=0,1,...,11$  로 표현한 질의 감성 표시자를 이용한다. 이 코드는 표 1의 데이터에 근거하여 미리 작성한

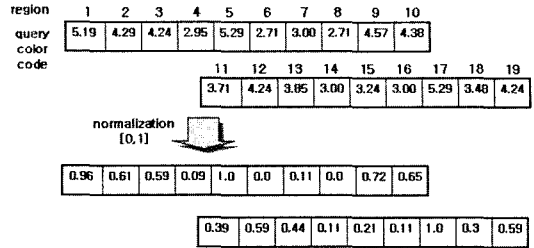


그림 5 "warm"을 표현하는 19차원 질의 칼라코드

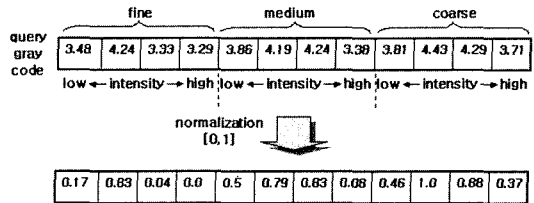


그림 6 "warm"을 표현하는 12차원 질의 그레이코드

다. 한 예로 그림 5와 그림 6은 "warm"의 질의 칼라코드와 질의 그레이코드를 구하는 방법을 보여준다. 그림 5는 표 1에서 warm-cold열의 Number 1-18과 Number 26 (그림에서 19번째 요소이고 육각형태의 중심인 그레이 값)을 순서대로 취하고 [0,1]로 정규화 한 것이고, 그림 6은 표 1에서 warm-cold열의 Number 19-30의 값을 취하고 [0,1]로 정규화 한 것이다(순차적으로 값을 취하지 않는다. 구체적인 것은 [20]을 참고).

"warm"의 반대 감성인 "cold"의 경우에는 서로 상반대는 성격을 가지므로 보상값을 취하면 된다. 즉, "warm"을 정규화 한 그림 5의 질의 칼라코드와 그림 6의 질의 그레이코드에서 각 요소값을 1.0에서 빼주어 표현하여 "cold"에 대한 질의 칼라코드와 질의 그레이코드를 완성한다.

### 2.2 DB 칼라코드와 DB 그레이코드

감성기반 검색을 위해서 본 논문에서는 DB 칼라코드와 DB 그레이코드를 각 영상별로 추출하고 이를 연결하여 특징벡터로 삼으며 데이터베이스에 색인한다. 이후 감성 질의가 주어지면 질의를 표현하는 질의 감성 표시자인 질의 칼라코드/질의 그레이코드와 데이터베이스에 있는 각각의 영상과 연관된 DB 칼라코드와 DB 그레이코드와의 매칭을 통하여 검색을 수행한다. DB 칼라코드는 질의 칼라코드와 동일하게 Soen의 실험에서 사용된 18개의 칼라패턴, 1개의 그레이패턴과 대응하는 19차원의 칼라/그레이정보를 나타내며, DB 그레이코드는 2차원으로 구성된 명도와 도트크기를 나타내는 정보를 가진다. DB 칼라코드를 추출하는 방법은 다음과 같다.

#### STEP 1: DB 칼라코드의 초기화

영상의 19차원의 DB 칼라코드,  $C_{DB}[i], i=0,1,\dots,18$ 를 초기값이 모두 0인 상태로 생성한다.

**STEP 2:** 영상내의 모든 화소마다 그림 2의 영역별 색상을 추출하여 DB 칼라코드에 누적 삽입한다.

RGB모델을 HSI모델로 변환하고, 변환 후 각 화소가 그림 2의 육각형 내의 어느 영역에 해당하는지를 확인하여 DB 칼라코드에서 해당영역에 대한 요소 값을 1씩 더해준다. HSI변환 후 각 화소는 색상(hue), 채도(saturation), 명도(intensity)값을 가지게 되는데, 이러한 값이 육각형 내의 어느 영역에 해당하는지는 표 2에 따른다. 이러한 과정을 영상내의 모두 화소에 대해 실시하여 19차원의 코드를 생성하면, 코드의 각 요소는 영상에서 해당 색상 즉, 육각형 내의 해당 영역을 가지고 있는 화소의 개수가 된다.

**STEP 3:** 정규화

상기의 방법으로 칼라배열을 생성하게 되면 영상의 크기에 따라 각 요소별 화소의 개수가 서로 틀리게 된다. 따라서 요소별 개수를 영상전체의 크기로 나누어 각 요소가 전체영상에서 차지하는 비율 값  $[0, 1]$ 을 가지도록 정규화 시킨다.

$$C_{DB}[i] = \frac{C_{DB}[i]}{W \times H}, \quad \text{for } i = 0,1,\dots,18 \quad (1)$$

여기서,  $C_{DB}[i]$ 는 DB칼라코드의  $i$ 번째 영역의 값이고,  $W$ 와  $H$ 는 각각 영상의 가로크기와 세로 크기이다.

**Step 4:** 데이터베이스의 모든 영상에 대해 Step1-Step3를 실시한다.

표 2 Hue, saturation, intensity값을 육각형내의 영역에 매핑하는 방법

Hue	Saturation	Region Number	Spatial Location
$345^\circ < \text{hue} \leq 15^\circ$	$0.6 < \text{saturation} \leq 1$	1	Outer regions
$15^\circ < \text{hue} \leq 45^\circ$		17	
$45^\circ < \text{hue} \leq 75^\circ$		2	
$75^\circ < \text{hue} \leq 105^\circ$		9	
$105^\circ < \text{hue} \leq 135^\circ$		13	
$135^\circ < \text{hue} \leq 165^\circ$		15	
$165^\circ < \text{hue} \leq 195^\circ$		16	
$195^\circ < \text{hue} \leq 225^\circ$		8	
$225^\circ < \text{hue} \leq 255^\circ$		7	
$255^\circ < \text{hue} \leq 285^\circ$		11	
$285^\circ < \text{hue} \leq 315^\circ$	12		
$315^\circ < \text{hue} \leq 345^\circ$	5		
$300^\circ < \text{hue} \leq 360^\circ (0^\circ)$	$0.2 < \text{saturation} \leq 0.6$	3	Middle regions
$360^\circ (0^\circ) < \text{hue} \leq 60^\circ$		10	
$60^\circ < \text{hue} \leq 120^\circ$		18	
$120^\circ < \text{hue} \leq 180^\circ$		4	
$180^\circ < \text{hue} \leq 240^\circ$		14	
$240^\circ < \text{hue} \leq 300^\circ$		6	
$0^\circ < \text{hue} \leq 360^\circ$	$0 \leq \text{saturation} \leq 0.2$	26	Inner region

다음에 명도와 도트크기 정보를 표현하는 DB 그레이 코드  $G_{DB}[i]$ 를 구하는 방법은 아래와 같다.

**STEP 1:** 그레이코드의 초기화

영상의 2차원의 DB 그레이코드,  $G_{DB}[i], i=0,1$ 를 초기값이 모두 0인 상태로 생성한다.

**STEP 2:** 명도값 계산

영상의 RGB화소를 그레이 화소로 변환하고 모든 화소에 대해 평균하여 명도값을 계산한다.

$$I_g(x, y) = \frac{R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)}{2} \quad (2)$$

$$AI_g(x, y) = \frac{\sum_x \sum_y I_g(x, y)}{W \times H} \quad (3)$$

여기서,  $I_g(x, y)$ 는  $W \times H$  영상의  $(x, y)$ 위치에서의 그레이 값이고,  $R(x, y)$ ,  $G(x, y)$ ,  $B(x, y)$ 는 영상의  $(x, y)$  위치에서의 R, G, B값,  $AI_g(x, y)$ 는 평균 명도값이다.

이후에 DB 칼라코드의 범위와 일치하도록  $[0, 255]$ 의 명도 범위를  $[0, 1]$ 사이로 정규화 한다.

**STEP 3:** 도트크기 정보 계산

영상의 도트크기를 나타내는 정보를 구하기 위해서 Tamura의 방법[22]을 이용하였다. Tamura는 영상의 질감을 표현하기 위해서 영상 내에서 대비, 거친 정도, 방향성을 구하였다. 이 중 거친 정도는 영상의 밀하고 소한 정도를 표현하는 척도가 된다. 본 연구에서는 도트크기 정보를 Tamura의 거친 정도로 표현하였다. 거친 정도가 클수록 도트크기가 크고(저주파), 작을수록 도트크기가 작다(고주파). 거친 정도를 구하는 방법은 [22]를 참고하라.

**Step 4:** 데이터베이스의 모든 영상에 대해 Step1-Step3를 실시한다.

위에서 구한 DB 칼라코드와 DB 그레이코드를 그림 7과 같이 서로 연결하여 특징벡터로 삼고 데이터베이스에 색인한다.

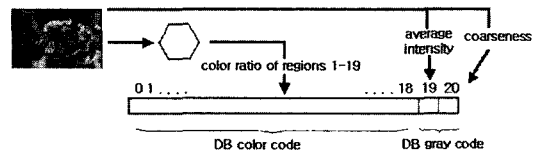


그림 7 특징벡터(19차원의 DB 칼라코드 + 2차원의 DB 그레이코드)

### 3. 유사도 비교

감성기반 검색을 위한 질의는 13가지의 감성 키워드 셋(like, beautiful, natural, dynamic, warm, gay, cheerful, unstable, light, strong, gaudy, hard, heavy)

중 하나를 선택하여 시행한다. 예를 들어 “warm” 질의가 선택되면 데이터베이스에 있는 영상 중에 “warm”한 영상을 색상의 유사도와 명도, 도트크기의 유사도를 계산하여 검색한다. 색상의 유사도  $S_{COLOR}(Q,DB)$ 는 질의 칼라코드  $C_Q^u[i]$ ,  $\mu=$ “warm”을 데이터베이스내의 비교 대상 영상에서 추출한 DB 칼라코드  $C_{DB}[i]$ 와의 요소별 곱과 누적 합을 통해 계산한다.

$$S_{COLOR}(Q,DB) = \sum_{i=0}^{18} C_Q^u[i] \times C_{DB}[i] \quad (4)$$

식 (4)는 영상에서 칼라패턴의 색상  $i$ 가 차지하는 면적 비율  $C_{DB}[i]$ 에 색상  $i$ 와 나머지 색상간의 상대적 가중치  $C_Q^u[i]$ 의 곱을 계산하고 동일한 방법을 모든 색상에 적용하여 누적한 것이므로  $S_{COLOR}(Q,DB)$ 가 클수록 색상 유사도가 높음을 알 수 있다.

그레이코드사이의 유사도  $S_{GRAY}(Q,DB)$ 는 질의 그레이코드경우에 그림 6과 같이 12차원이고 DB그레이코드경우에 그림 7과 같이 2차원이므로 식 (4)와 같이 직접적 요소별로 곱을 취할 수 없다. 따라서 DB 그레이코드의 명도값과 도트크기를 추출하고 이와 대응대는 질의 그레이코드의 명도 가중치와 도트크기 가중치 값을 찾아서 이 가중치 값을 유사도로 판단한다. 예를 들어, 데이터베이스 영상의 명도값이 0.45이고 도트크기가 2.4이면 명도의 경우에는 4단계(0.1, 0.3, 0.5, 0.7)중에 0.5에 가장 가깝고, 도트크기의 경우에는 3단계(fine, medium, coarse)중에 fine에 가까우므로 그림 6에서 이에 대응하는 가중치 값은 3.33(정규화 값은 0.04)이다. 따라서  $S_{GRAY}(Q,DB)$ 를 0.04로 정한다. 최종적으로는 식 (5)를 통해 2개의 유사도를 결합하여 “warm”의 질의와 영상간의 유사도  $S(Q,DB)$ 를 계산한다.

$$S(Q,DB) = W_{COLOR} \times S_{COLOR}(Q,DB) + W_{GRAY} \times S_{GRAY}(Q,DB) \quad (5)$$

여기서,  $W_{COLOR}$ ,  $W_{GRAY}$ 는 각각 칼라코드의 유사도와 그레이코드의 유사도에 대한 상대적 가중치를 의미하고 실험에서는 각각 0.5로 동일하게 주었다.

식 (5)에서  $S_{COLOR}(Q,DB)$ 와  $S_{GRAY}(Q,DB)$ 를 결합하여 유사도를 구할 때는 2개의 유사도 값을 정규화 시키지 않으면 큰 값에 주도적으로 영향을 많이 받게 된다. 따라서 각각의 유사도를 구한 후 [0, 1]사이로 정규화를 실시하였다.

#### 4. 유사도 피드백

각각의 감성 질의에 대해 유사도를 계산할 때는 칼라코드와 그레이코드사이의 상대적인 중요도인  $W_{COLOR}$ 와  $W_{GRAY}$ 를 검색과정에 자동적으로 계산하여 포함시키면

보다 높은 검색결과를 얻을 수 있다. 직관적으로 “warm-cold”영상을 검색할 때는 칼라코드에 보다 중요도를 주어 검색하는 것이 좋으며, “heavy-light”영상을 검색할 때는 그레이코드에 보다 중요도를 주어 검색하면 보다 좋은 검색결과를 얻을 수 있다. 그러나 이 경우에 어느 정도의 상대적인 가중치를 줄 것인가는 사람마다 다를 것이고, 검색시점마다도 변할 수 있으며, 또한 시스템에 익숙해 있는 사람과 그렇지 못한 사람과의 차이도 존재하므로 본 논문에서는 최초 0.5:0.5의 가중치를 시작으로 검색된 결과에 대해 사용자가 단순히 적합한 영상(‘+’, positive example)과 적합하지 않은 영상(‘-’, negative example) 혹은 판단 어려움(no opinion)을 확인하여 자동적으로 가중치가 갱신되는 유사도 피드백방법을 사용한다(그림 8의 시스템 GUI를 참조). 또한 0.5:0.5의 코드간 가중치(inter-code weight) 뿐만 아니라 칼라코드내에서의 상대적인 가중치(intra-code weight)  $C_Q^u[i]$  (즉, 색상별 중요도)도 피드백과정에서 자동으로 갱신되는 방법을 제안한다.

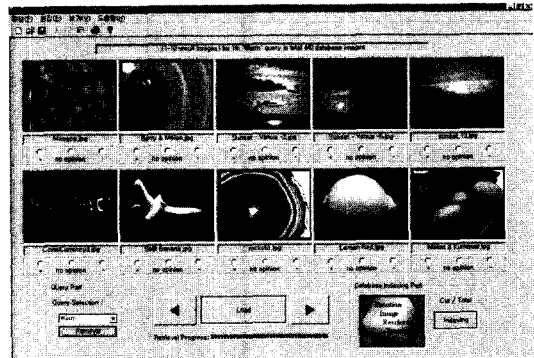


그림 8 검색 시스템의 GUI(Graphic User Interface)

#### 4.1 코드간 가중치 갱신

질의 감성이 선택되면 칼라코드의 유사도  $S_{COLOR}(Q,DB)$  결과와 그레이코드 유사도  $S_{GRAY}(Q,DB)$  결과를 구한 후 식 (5)에 의해 두 결과를 0.5:0.5의 선형결합으로 더하여 유사한 순서대로 영상들을 얻는다. 다음에 가장 유사한 N개의 영상가운데서 사용자가 적합하다, 적합하지 않다, 또는 판단이 어렵다를 선택하고 아래의 방법을 통하여 코드간 가중치를 계산하여 피드백과정을 다시 반복한다.  $W_{COLOR}$ 와  $W_{GRAY}$ 의 상대적 가중치를 구하는 방법은 Rui 등이 사용한 방법[14]과 유사하며 다음과 같이 구한다.

**STEP 1:** 식 (5)에 의해서 가장 유사한 N개의 영상 중 적합한 영상을 확인하고, 이 적합한 영상이  $S_{COLOR}(Q,DB)$ 에 의해서 가장 유사한 N개의 영상과 중

복된 개수  $N_{POS}$ 를 구한다.

**STEP 2:** 식 (5)에 의해서 가장 유사한 N개의 영상 중 적합하지 않은 영상을 확인하고 이 적합하지 않은 영상이  $S_{COLOR}(Q,DB)$ 에 의해서 가장 유사한 N개의 영상과 중복된 개수  $N_{NEG}$ 를 구한다.

**STEP 3:**  $N_{COLOR} (= N_{POS} - N_{NEG})$  그리고, if  $N_{COLOR} < 0$ , then,  $N_{COLOR} = 0$ 을 계산한다.

**STEP 4:** 식 (5)에 의해서 가장 유사한 N개의 영상 중 적합한 영상을 확인하고, 이 적합한 영상이  $S_{GRAY}(Q,DB)$ 에 의해서 가장 유사한 N개의 영상과 중복된 개수  $N_{POS}$ 를 구한다.

**STEP 5:** 식 (5)에 의해서 가장 유사한 N개의 영상 중 적합하지 않은 영상을 확인하고 이 적합하지 않은 영상이  $S_{GRAY}(Q,DB)$ 에 의해서 가장 유사한 N개의 영상과 중복된 개수  $N_{NEG}$ 를 구한다.

**STEP 6:**  $N_{GRAY} (= N_{POS} - N_{NEG})$  그리고, if  $N_{GRAY} < 0$ , then,  $N_{GRAY} = 0$ 을 계산한다.

**STEP 7:** 아래의 식으로 상대적 가중치를 갱신한다.

$$W_{COLOR} = W_{COLOR} + \frac{N_{COLOR}}{N_{COLOR} + N_{GRAY}} \times AF_1 \quad (6)$$

$$W_{GRAY} = W_{GRAY} + \frac{N_{GRAY}}{N_{COLOR} + N_{GRAY}} \times AF_1 \quad (7)$$

여기서  $AF_1$ 은 코드간의 급격한 가중치 변동을 방지하기 위한 감쇄항이며 실험에서는  $AF_1 = 0.1$ 로 할당했다. 만약  $N_{COLOR} + N_{GRAY}$ 이면 가중치 갱신을 하지 않는다.

상기의 방법은 각각의 코드를 이용한 검색결과와 두 개의 코드를 결합하여 이용한 검색결과와의 적합한 중복영상개수의 비율을 구함으로써 상대적인 가중치를 설정한 것이다. N은 그림 8과 같이 최초 화면에 표현된 가장 유사한 10개의 영상으로 정했다( $N=10$ ).

#### 4.2 코드내 가중치 갱신

질의 칼라코드  $C_Q^i[i], i=0,1,\dots,18$ 내의 가중치는 아래의 방법을 통하여 피드백을 실행할 때마다 갱신된다.

**STEP 1:** 식 (5)에 의해서 가장 유사한 N개의 영상 중 적합한 영상 R개와 적합하지 않은 영상 S개를 확인하고 칼라코드의 요소별 곱을 계산한다.

$$W_{NR}[i] = C_Q^i[i] \times C_{DB}[i], i = 0,1,\dots,18, NR = 1,\dots,R$$

$$W_{NS}[i] = C_Q^i[i] \times C_{DB}[i], i = 0,1,\dots,18, NS = 1,\dots,S \quad (8)$$

**STEP 2:** 각 요소(색상)별 평균을 구한다.

$$NR_{AVG}[i] = \frac{\sum_{NR=1}^R W_{NR}[i]}{R}, i = 0,1,\dots,18$$

$$NS_{AVG}[i] = \frac{\sum_{NS=1}^S W_{NS}[i]}{S}, i = 0,1,\dots,18 \quad (9)$$

만약 적합한 영상이 없으면 식 (9)에서  $R=1$ 로 설정한다(적합하지 않은 영상이 없으면  $S=1$ 로 설정).

**STEP 3:** 질의 칼라코드  $C_Q^i[i], i=0,1,\dots,18$ 를 갱신한다.

$$C_Q^i[i] = C_Q^i[i] + (NR_{AVG}[i] - NS_{AVG}[i]) \times AF_2, i = 0,1,\dots,18 \quad (10)$$

여기서  $AF_2$ 은 칼라코드내의 급격한 가중치 변동을 방지하기 위한 감쇄항이며 실험에서는  $AF_2 = 0.1$ 로 할당했다.

상기의 방법은  $R_{ui}$ 의 방법[14]과 다르다.  $R_{ui}$ 는 유사한 영상들에서의 특징벡터들을 추출하고 특징벡터들의 각 요소(차원)별 분산을 이용하여 분산이 작은 요소들은 유사도 계산시 중요한 정보를 의미하고 분산이 큰 요소들은 중요하지 않으므로 분산의 역을 갱신을 위한 가중치 증가분으로 선정했다. 그러나 본 연구에서는 영상간의 질의 칼라코드와 DB칼라코드와의 요소별 곱의 합이 클수록 유사한 영상으로 판단하기 때문에  $R_{ui}$ 의 방법을 적용할 수 없으며 질의와 유사한 영상간의 요소별 곱의 평균을 더함으로써 가중치를 갱신하였다. 다시 말하면 식 (4)에 의해 칼라코드를 사용한 유사도 계산 후에 적합한 결과 영상들에서 중요한 역할을 하는 색상에 보다 높은 가중치를 두는 것을 의미한다.

그레이코드  $C_Q^i[i], i=0,1,\dots,11$ 를 이용한 유사도는 칼라코드를 이용한 것과는 달리 DB코드의 값을 12차원의 질의 코드 중1개의 요소에 대응하는 것이기 때문에 가중치 갱신을 하지 않는다.

### 5. 실험

시스템은 펜티엄 PC에서 Visual C++에 의해 구현되었으며, 약 450개의  $256 \times 256$ 영상이 사용되었다. 450개의 영상은 풍경, 동물, 건축물, 인물, 유화그림, 꽃, 기계, 생활용품, 텍스트 등 다양한 주제로 이루어져 있다. 일반적인 영상검색에는 최소 2000개 이상의 많은 영상이 실험에 필요하지만 감성에 기반한 검색에는 각각의 영상마다 해당 감성을 표현하는지에 대한 피험자의 판단이 필요하고 또, 피험자간에도 판단이 틀릴 수 있기 때문에 실험의 편의를 위해 많은 영상을 사용하지 않았다. 한 예로 Colombo 등의 연구에서는 40개의 르네상스시대에서 현재까지의 회화작품을 가지고 실험하였으며[19] Um 등의 연구에서는 5개의 영상만을 가지고 감성을 평가하였다[18]. 실험에 참가한 피험자는 총 10명이며 각 사람마다 느끼는 감성이 틀리기 때문에 10명의 결과를 평균하여 성능을 평가하였다.

시스템의 성능을 평가하기 위해서 4가지 실험을 하였다. 먼저 최초 가중치를 가지고 검색했을 때 시스템이 검색한 가장 유사한 N개의 영상 중에 적합한 영상과 부

적합한 영상, 그리고 판단이 어려운 영상의 개수를 측정하였다. 두 번째로 유사도 피드백의 성능을 평가하기 위해 10번의 피드백과정을 실시하고 피드백의 회수가 증가할 때 마다 위의 3가지의 변화추세를 측정하였다. 세 번째로 피드백에 따른 실제 코드내 가중치와 코드간 가중치의 변화추세를 확인했다. 마지막으로 반대감성의 경우에도 제안된 방법이 어느 정도의 성능을 보장하는지를 알아보기 위해 최초 적합한 영상, 부적합한 영상, 판단 어려운 영상의 개수를 측정하였다.

5.1 최초 검색 결과

코드간 가중치  $W_{COLOR}$ 와  $W_{GRAY}$ 의 가중치를 각각 0.5:0.5로 하고, 코드내 가중치를 갱신하지 않은 상태에서 13가지 감성 질의에 대해 시스템이 검색한 가장 유사한 N개의 영상(실험에서 N을 10으로 하였다) 중에 적합한 영상과 부적합한 영상, 그리고 판단이 어려운 영상의 비율을 측정하였다. 그림 9는 검색 결과이다.

그림 9에서 가로축은 13가지 감성을 나타내고 세로

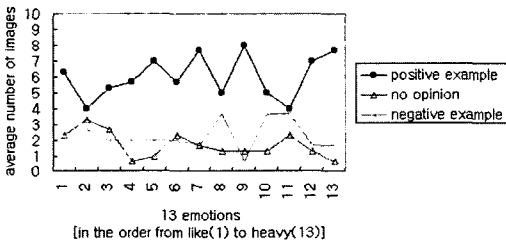


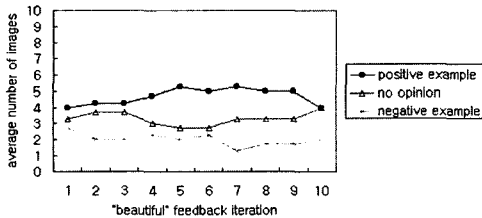
그림 9 최초 가중치를 가지고 검색한 결과(가장 유사한 10개의 영상만 적합도 판별)

축은 10개의 영상 중 3가지 부류에 해당하는 영상의 개수를 10명의 사람이 판단한 결과를 평균한 것으로 나타났다. 13가지 감성 모두에 걸쳐서 적합한 영상이 그렇지 못한 영상에 비해 많이 나타나 있다. 평균적으로 적합한 영상은 6.03개, 부적합한 영상은 2.22개, 판단이 어려운 영상은 1.71개로 나타났다. “like”(1번째), “warm”(5번째), “heavy”(6번째), “cheerful”(7번째), “light”(9번째), “hard”(12번째)의 경우는 적합한 영상과 부적합한 영상의 개수차이가 5.0 이상의 높은 차이를 보였으며, “beautiful”(2번째), “unstable”(8번째), “strong”(10번째), “gaudy”(11번째) 등은 상대적으로 1.3이하의 낮은 차이를 보였다. 최초 검색은 각각 칼라코드와 그레이코드 사이에 동일한 0.5:0.5의 가중치를 두었기 때문에 이러한 결과를 얻은 것이다. 따라서 이후의 유사도 피드백을 통해서 감성마다의 상대적 가중치를 자동적으로 설정해주면 보다 높은 검색결과를 얻을 수 있다.

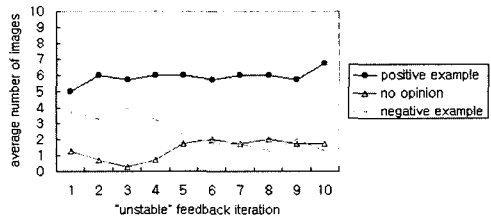
5.2 유사도 피드백을 통한 검색결과

최초 검색결과 상대적으로 적합영상과 부적합영상개수가 낮은 차이를 보인 “beautiful”(2번째), “unstable”(8번째), “strong”(10번째), “gaudy”(11번째) 등에 대해 총 10번의 유사도 피드백을 통하여 검색성능의 변화 추이를 계산했다. 그림 10은 검색결과를 나타낸다.

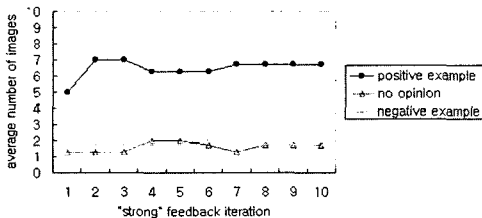
그림 10에서 보듯이 4개 감성 질의 모두에 대해 피드백 회수가 증가함에 따라 점차로 적합영상의 개수는 증가하고 부적합 영상의 개수는 감소함을 알 수 있다 (“beautiful”의 10번째 피드백은 제외). 이것은 사용자의 적합, 부적합, 판단어려움의 정보를 시스템이 학습하여 자동적으로 가중치를 갱신하였기 때문이다. “beautiful”



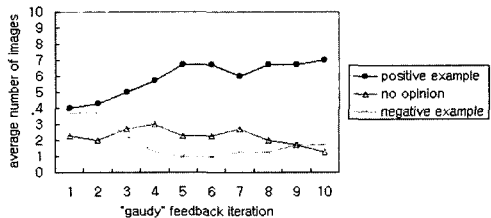
(a) beautiful



(b) unstable



(c) strong



(d) gaudy

그림 10 피드백과정에 따른 적합, 부적합, 판단어려움의 영상개수



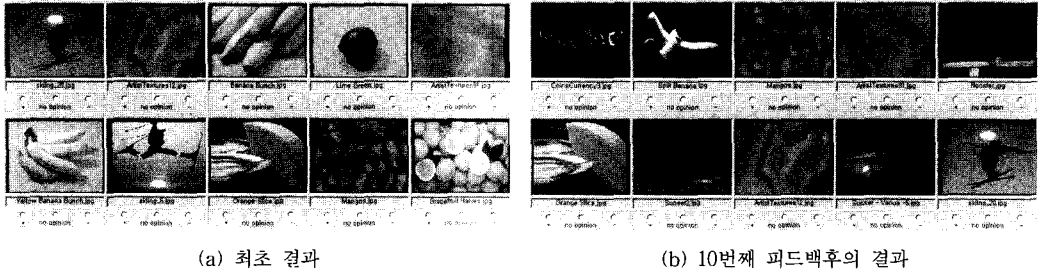


그림 11 “gaudy”질의 결과

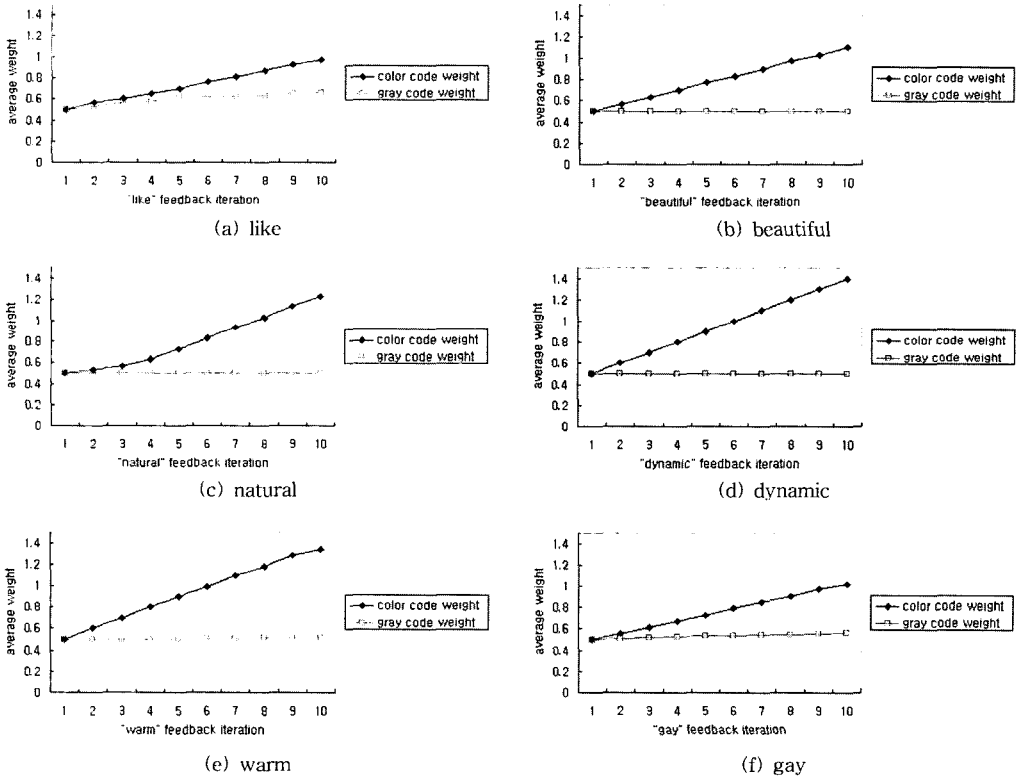


그림 12 피드백에 따른 코드간 가중치  $W_{COLOR}$ 와  $W_{GRAY}$ 의 변화추세

(그림 10(a)), “unstable”(그림 10(b)), “strong”(그림 10(c)), “gaudy”(그림 10(d)) 등이 최초에 1.3, 1.3, 1.3, 0.3의 적합 부적합 차이를 보였지만 10번째 피드백에서 각각 2.0, 5.4, 5.0, 5.3의 적합-부적합 차이를 보였다. 그림 11은 “gaudy”질의에 대해 최초 유사한 10개의 결과와 10번째 피드백 후의 10개 결과를 보여준다.

### 5.3 피드백에 따른 가중치 변화

피드백에 따른 실제 코드내 가중치와 코드간 가중치의 변화추세를 살펴보았다. 이 가중치는 각각의 감성에 대해 보다 많은 적합 영상을 얻기 위해서 어떠한 가중치가 좋은지에 대한 지표를 나타낸다. 최초  $W_{COLOR}$ 와

$W_{GRAY}$ 를 서로 동일한 0.5:0.5의 코드간 가중치를 주고 시작하여 피드백에 따른 가중치 변화추세를 그림 12에 표시했다.

그림 12에서 보듯이 대부분의 감성(“like”(그림 12(a))-“gaudy”(그림 12(k)))에 대해 피드백이 진행됨에 따라  $W_{COLOR}$ 의 가중치가 꾸준히 증가함에 반해서  $W_{GRAY}$ 의 가중치는 변화가 없거나 작은 양의 증가만을 나타내고 있다. 이것은 “like”에서 “gaudy”까지의 감성을 가진 영상을 검색하고자 할 때 색상정보를 명도와 질감정보보다 상대적으로 보다 높은 가중치를 주어 검색하면 보다 적합한 영상을 많이 얻을 수 있음을 나타

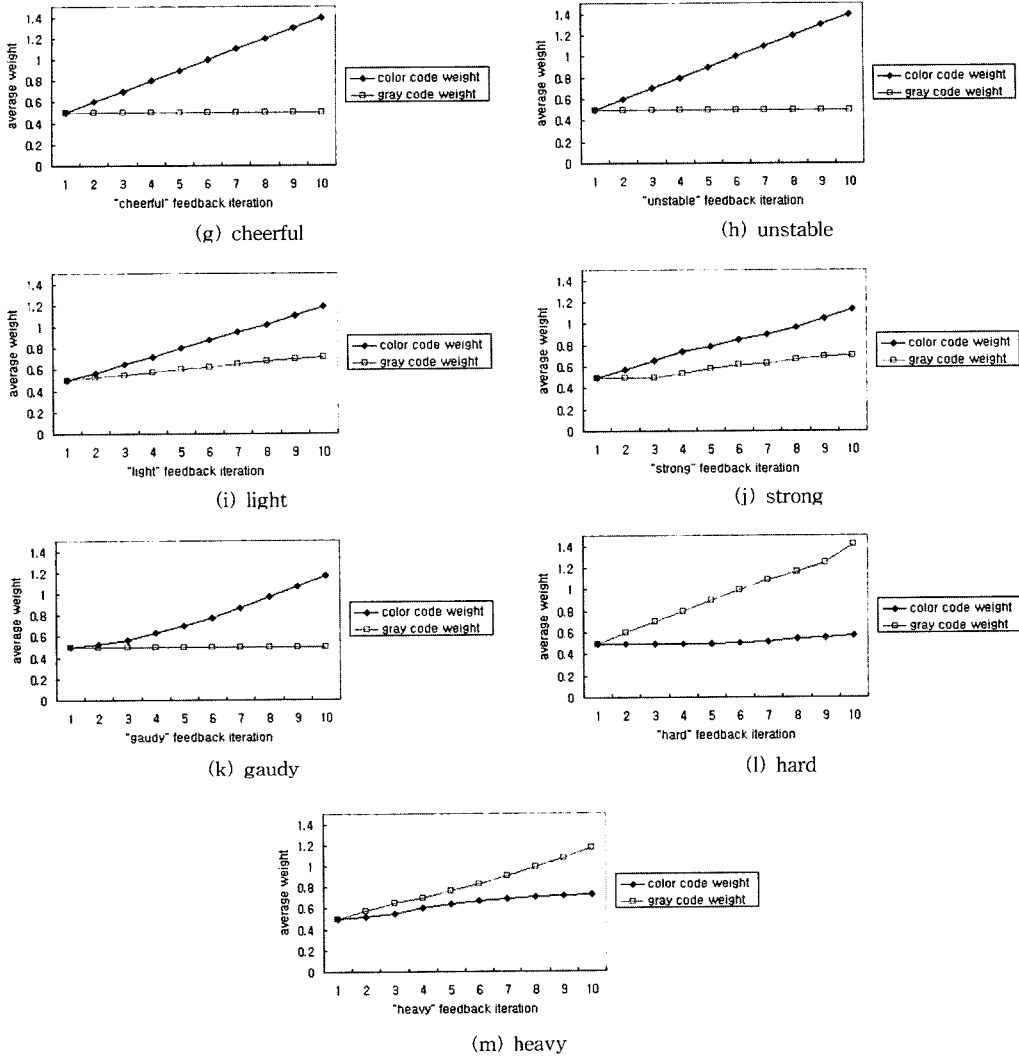


그림 12 피드백에 따른 코드간 가중치  $W_{COLOR}$ 와  $W_{GRAY}$ 의 변화추세 (계속)

낸다. 그러나 밝기와 질감정보가 중요한 “hard”(그림 12(l))과 “heavy”(그림 12(m))의 경우는  $W_{GRAY}$ 의 가중치가 계속 증가함에 반해서  $W_{COLOR}$ 의 가중치는 상대적으로 작은 변화만 있음을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안한 방법은 보다 많은 적합한 영상을 얻기 위해 어느 정도의 가중치를 할당할지에 대한 사용자의 부담을 줄이고 시스템 자체에서 자동적으로 계산되는 장점이 있다.

코드내의 가중치의 변화추세도 살펴보았다. 코드내 가중치는 이전에 설명했듯이 질의 칼라코드의 가중치의 변화만을 보여준다. 즉, 피드백이 진행됨에 따라 각 색상별 중요도의 변화추이를 보여준다. 실험결과 “dynamic”과 “strong”을 제외하고는 대부분의 감성이 변화가

많았다. 표 3은 한 예로 “light”, “hard”, “heavy”감성에 대한 가중치의 변화(10번째 피드백 후의 가중치 - 초기의 가중치)를 보여준다. “light”의 경우 9번째 색상(그림 2의 green-yellow사이)변화가 0.11로 가장 많다. 이는 질의 칼라코드에서 가장 중요한 색상으로 1.0의 초기 크기를 가지고 있고 피드백이 진행됨에 따라 중요성이 보다 강조되었음을 알 수 있다. “hard”의 경우 1번째 색상(그림 2의 red)과 10번째 색상(그림 2의 red-yellow사이)변화가 각각 -0.1과 -0.11로서 중요도가 감소했다. 이 이유는 “hard”의 경우 그림 12(l)처럼 피드백에 따라 칼라코드보다는 그레이코드의 가중치가 상대적으로 크기때문에 초기 질의 칼라코드에서 중요한 2개의 색상의 감소폭이 보다 클 수 밖에 없기 때문이다. 비슷하게 그

표 3 피드백에 따른 코드내 가중치의 변화(음영부분은 변화가 없는 요소)

Emotion Dif.	Color Code									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Light Difference	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
	0.01	-0.04	0	0	0	0	0	0	0.11	0.02
Hard Difference	0	0	0	0	0	0	0.06	0	0	
	0.1	0	0	0.01	0	-0.01	0.04	0.04	0	-0.11
Heavy Difference	0	0	0	0	0	0	-0.09	-0.01	0	
	-1.18	0	-0.03	0	-0.09	0.08	0.07	0.02	0	-0.06
	0	0	0	0.05	0	0	0	0	0	

레이 코드가 중요한 "heavy"의 경우도 칼라코드에서 초기 가중치 값이 높은 1번째 색상(그림 2의 red)의 중요도가 -1.18로 크게 감소하였다.

5.4 반대감성의 최초 검색결과

반대 감성을 표현하기 위해 기본 감성의 질의 요소에 대해 1.0을 빼주어서 질의 칼라코드와 질의 그레이코드를 생성하는 방법이 적절한지를 판단하는 실험을 하였다. 그림 13은 반대 감성에 대해 이와 같이 질의코드를 작성했을 때 최초 검색된 가장 유사한 10개의 영상에 대한 적합, 부적합, 판단어려움에 대한 결과이다. 그림에서 보듯이 "dislike"(1번째)와 "ugly"(2번째)를 제외한 대부분의 경우 적합영상이 부적합영상보다 많았으며 평균적으로 적합한 영상은 6.67개, 부적합한 영상은 1.89개, 판단이 어려운 영상은 1.42개로 나타났다. 그림 14는 적합영상과 부적합영상의 개수가 가장 차이가 큰 "cold"감성에 대한 최초 10개의 결과 영상을 보여준다. 대부분이 red의 반대색분인 cyan부근의 색상이 많이 차지하고 있다(그림 2와 그림 3을 참조).

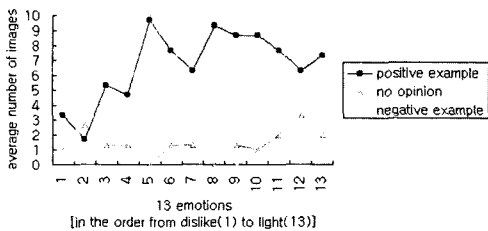


그림 13 반대 감성에 대해 최초 가중치를 가지고 검색한 결과(가장 유사한 10개의 영상만 적합도 판별)

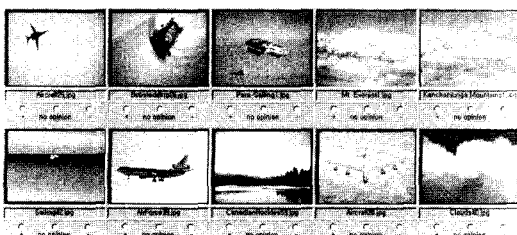


그림 14 "cold"질의 결과

6. 결론

본 논문에서는 새로운 감성기반 영상검색방법을 제안했다. Soen의 30개의 패턴에 대한 인간의 13가지 감성("like", "beautiful", "natural", "dynamic", "warm", "gay", "cheerful", "unstable", "light", "strong", "gaudy", "hard", "heavy") 평가 데이터로부터 영상의 색상, 명도, 도트크기 정보에 따른 감성을 표현하기 위해 칼라코드와, 그레이코드로 이루어진 질의 감성 표시자를 설계하였다. 검색을 위해서는 질의 감성을 선택하면 질의를 표현하는 칼라코드와 그레이코드에 대해서 데이터베이스 영상의 DB 칼라코드와 DB그레이코드값을 추출하여, 칼라코드간의 요소별 곱의 누적값에 DB그레이코드에 해당하는 질의 그레이코드값을 찾아서 칼라코드의 누적 값과 합한 값이 큰 순서대로 영상을 검색하였다. 실험결과 대부분의 기본감성과 반대감성에 대해 적합한 영상이 적합하지 않은 영상보다 많이 검색되었다. 또한 검색과정에 칼라코드와 그레이코드간의 가중치와 칼라코드내의 가중치를 자동적으로 갱신하는 새로운 유사도 피드백 메커니즘을 제안함으로써 검색이 반복됨에 따라 사용자의 의도를 시스템에 반영하여 보다 많은 적합한 영상을 얻을 수 있도록 하였다. 명도와 도트크기 정보가 중요한 "hard"와 "heavy"를 제외하고는 모든 감성이 칼라코드에 보다 가중치가 증가되었고, "light"감성을 검색할 때는 최초 중요한 색상이 피드백이 진행됨에 따라 더욱 중요도가 높아지는 결과를 얻을 수 있었다.

제안된 방법이 감성기반 영상검색의 가능성을 보여주었지만, 몇 가지 제한적인 면이 있다. 한 예로 실험에 사용된 13가지 기본감성과 반대감성은 영상을 표현할 수 있는 모든 감성스케일을 포함한다고 볼 수 없으므로 일반화를 위해서는 설문조사와 같은 방법을 통해 보다 다양한 감성어휘를 조사하고, 중복된 것을 제거하여 대표적인 감성어휘를 도출하여야 하고, 이와 연관된 다양한 감성특징을 추출하여야 할 것이다. 또한, 실험을 하면서 피험자가 영상의 색상, 명도, 질감정보 보다는 의미정보(semantic information)를 기준으로 판단하는 경우가 있기 때문에 낮은 수의 적합한 영상을 얻는 경우

도 많았다.

### 참 고 문 헌

- [1] T. Joseph and A. Cardenas, "PicQuery: A High-level query language for pictorial database management," *IEEE Trans. on Software Engineering*, vol. 14, no. 5, pp. 630-638, 1988.
- [2] N. Roussopolous, C. Faloutsos, and T. Sellis, "An efficient pictorial database system for pictorial structured query language (PSQL)," *IEEE Trans. on Software Engineering*, vol. 14, no. 5, pp. 639-650, 1988.
- [3] M. Flickner, H. Sawhney, W. Niblack, J. Ashley, Q. Huang, B. Dom, M. Gorkani, J. Hafner, D. Lee, D. Petkovic, D. Steele, and P. Yanker, "Query by image content: The QBIC system," *IEEE Computer*, vol. 28, no. 9, pp. 23-31, 1995.
- [4] A. Pentland, R.W. Picard, and S. Sclaroff, "Photobook: Content-based manipulation of image databases," *International Journal of Computer Vision*, vol. 18, no. 3, pp. 233-254, 1996.
- [5] J.R. Bach, C. Fuller, A. Gupta, A. Hampapur, B. Horowitz, R. Humphrey, R.C. Jain, and C. Shu, "The virage image search engine: An open framework for image management," In *Proc SPIE Vol. 2670: Storage and Retrieval for Images and Video Databases IV*, pp. 76-86, 1996.
- [6] J.R. Smith and S.-E. Chang, "VisualSEEK: A fully automated content-based image query system," in *Proc. ACM Multimedia*, pp.87-98, 1996.
- [7] W.Y. Ma and B.S. Manjunath, "Netra: A toolbox for navigating large image databases," *Multimedia Systems*, vol. 7, no. 3, pp. 184-198, 1999.
- [8] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, and J. Malick, "Blobworld: Image segmentation using Expectation-Maximization and its application to image querying," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 8, pp. 1026-1038, 2002.
- [9] H.-W. Yoo, D.-S. Jang, S.-H. Jung, J.-H. Park, and K.-S. Song, "Visual information retrieval system via content-based approach," *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 3, pp. 749-769, 2002.
- [10] H.-W. Yoo, S.-H. Jung, D.-S. Jang, and Y.-K. Na, "Extraction of major object features using VQ clustering for content-based image retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 5, pp. 1115-1126, 2002.
- [11] T. P. Minka and R. W. Picard, "Interactive Learning Using a Society of Models," *Pattern Recognition*, vol. 30, no.3, pp. 565-581, 1997.
- [12] A. Vailaya, A. K. Jain, and H.J Zhang, "On Image Classification: City Images vs. Landscapes," *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 12, pp. 1921-1936, 1998.
- [13] A. Vailaya, M. A. T. Figueiredo, A. K. Jain, and H.J Zhang, "Image Classification for Content-based Indexing," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 10, no. 1, pp. 117-130, 2001.
- [14] Y. Rui, T.S. Huang, M. Ortega, and S. Mehrota, "Relevance Feedback: A Power Tool in Interactive Content-Based Image Retrieval," *IEEE Trans. on Circuits and Systems Video Technology*, vol. 8, no. 5, pp. 644-655, 1998.
- [15] I.J. Cox, M.L. Miller, T.P. Minka, T.V. Papatomas, and P.N. Yianilos, "The Bayesian Image Retrieval System, PicHunter : Theory, Implementation and Psychophysical Experiments," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no 1, pp. 20-37, 2000.
- [16] S.-B. Cho, "Towards Creative Evolutionary Systems with Interactive Genetic Algorithm," *Applied Intelligence*, vol. 16, no. 2, pp. 129-138, 2002.
- [17] H. Takagi, T. Noda, and S.-B. Cho, "Psychological Space to Hold Impression among Media in Common for Media Database Retrieval System," in *Proc. IEEE Int. Conf. on System, Man, and Cybernetics*, pp.263-268, 1999.
- [18] J.-S. Um, K.-B. Eum, and J.-W. Lee, "A Study of the Emotional Evaluation Models of Color Patterns Based on the Adaptive Fuzzy System and the Neural Network," *Color Research and Application*, vol. 27, no. 3, pp. 208-216, 2002.
- [19] C. Colombo, A. Del Bimbo, and P. Pala, "Semantics in Visual Information Retrieval," *IEEE Multimedia*, vol. 6, no. 3, pp.38-53, 1999.
- [20] T. Soen, T. Shimada, and M. Akita, "Objective evaluation of color design," *Color Research and Application*, 1987, vol. 12, no. 4, pp.184-194.
- [21] J. Itten, *Art of Color (Kunst der Farbe)*, Otto Maier Verlag, Ravensburg, Germany, 1961 (in German).
- [22] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki, "Texture features corresponding to visual perception," *IEEE Trans on Sys, Man, and Cyb*, vol. SMC-8, no. 6, pp. 460-473, 1978.



유 현 우

1966년 12월 24일생. 인하대학교 전기공학과 학사 (1992), 인하대학교 전기공학과 석사 (1994), 고려대학교 산업시스템 정보공학과 박사 (2001). LG전자 생산기술센터 기술개발연구소 주임연구원 (1994-1997). 코스모 정보통신 지식정보연구소 수석연구원 (2000-2003). 연세대학교 인지과학연구소 연구교수 (2003-현재). 관심분야는 컴퓨터비전, 멀티미디어 시스템, 제어이론