

논문 2008-45CI-6-19

컬러와 패턴을 이용한 텍스타일 영상에서의 감성인식 시스템

(Emotion Recognition Using Color and Pattern in Textile Images)

신 윤희*, 김 영 래*, 김 은 이**

(Yunhee Shin, Youngrae Kim, and Eun Yi Kim)

요 약

본 논문에서는 컬러와 패턴 정보를 이용하여 텍스타일 영상에 포함된 감성을 자동으로 인식할 수 있는 방법을 제안한다. 이 때, 감성을 표현하기 위해 고바야시의 10가지 감성 그룹 - {romantic, clear, natural, casual, elegant, chic, dynamic, classic, dandy, modern}- 을 이용한다. 제안된 시스템은 특징 추출과 분류로 구성된다. 특징 추출 단계에서는 주관적인 감성을 물리적인 영상 특징으로 표현하기 위해 텍스타일을 구성하는 대표 컬러와 패턴을 추출한다. 이 때 대표 컬러를 추출하기 위해서 양자화 기법을 이용하고, 패턴정보를 표현하기 위해서는 웨이블릿 변환 후의 통계적인 정보를 이용한다. 추출된 컬러와 패턴 특징은 신경망을 이용한 분류기의 입력으로 사용되고, 분류기를 통해 입력 텍스타일이 임의의 감성을 가지는지 여부가 결정된다. 제안된 감성인식 방법의 효율성을 증명하기 위해서 인위적인 도메인, 패션 도메인, 인테리어 도메인에서 얻어진 389장의 텍스타일 영상에서 실험하였다. 다양한 도메인의 영상에 대해 사용된 결과 제안된 방법은 100%의 정확도와 99%의 재현율을 보였다. 이러한 실험 결과는 제안된 감성인식 방법이 다양한 텍스타일 관련 산업분야에 일반화되어 사용될 수 있음을 보여주었다.

Abstract

In this paper, a novel method is proposed using color and pattern information for recognizing some emotions included in a textile. Here we use 10 Kobayashi emotion keywords to represent emotions. - {romantic, clear, natural, casual, elegant, chic, dynamic, classic, dandy, modern } The proposed system is composed of feature extraction and classification. To transform the subjective emotions as physical visual features, we extract representative colors and patterns from textile. Here, the representative color prototypes are extracted by color quantization method, and patterns extracted by wavelet transform followed by statistical analysis. These extracted features are given as input to the neural network (NN)-based classifiers, which decides whether or not a textile had the corresponding emotion. When assessing the effectiveness of the proposed system with 389 textiles collected from various application domains such as interior, fashion, and artificial ones. The results showed that the proposed method has the precision of 100% and the recall of 99%, thereby it can be used in various textile industries.

Keywords : 감성인식, 텍스타일 인덱싱, 웨이블릿 변환, 컬러 양자화, 신경망

I. 서 론

감성 인식이란 기계로 하여금 인간이 느끼는 감성을 자동으로 식별하게 하는 것이다. 이러한 감성 인식은

비즈니스와 과학 및 공학 응용에서 매우 중요한 기술이다. 특히 감성지향 제품군으로 분류되는 패션, 섬유, 인테리어 산업에서의 감성은 매우 중요하다^[1~4]. 예를 들어, 사용자가 원하는 감성의 벽지나 카펫 등의 텍스타일을 선택하는 데에 사용될 수 있으며, 인터넷 쇼핑몰에서 소비자가 바라는 스타일 및 옷감의 텍스타일을 자동으로 추천하는 데에 감성 인식기술이 사용될 수 있다. 이러한 중요성 때문에 텍스타일에서의 감성인식은 최근 많은 연구자들로부터 주목을 받고 있다.

개발된 감성 인식 시스템이 실제적인 텍스타일에 적용하기 위해서는 3가지 요건을 만족해야 한다. 첫 번째로 가장 먼저 선행되어야 할 것은 주관적이고 애매모호

* 학생회원, 건국대학교 일반대학원 신기술융합학과
(Department of advanced technology fusion,
Konkuk University)

** 정회원, 건국대학교 인터넷 미디어 공학부
(Department of Internet and multimedia Eng.
Konkuk University)

※ 본 논문은 Seoul R&BD Program(10581) 지원을 받아 수행되었음.

접수일자: 2008년4월28일, 수정완료일: 2008년11월3일

표 1. 관련 연구
Table 1. Related Works.

평가 기준 및 특징	Conventional Methods			
	T. Soen [5]	E. Kim [6]	N. Kim[9]	S. Kim[10]
감성을 표현하기 위해 사용하는 영상 특징	Texture	Color	Pattern	Color & pattern
자동 영상 특징 추출기술	Fourier Transform	Raw color histogram	wavelet transform	Raw color histogram & wavelet transform
영상 특징과 감성간의 매핑을 위한 식별 기술	Regression model	fuzzy system	Neural network	Neural network
인식 가능한 감성 그룹의 개수	13/13 in Soen	6/6 in Soen	10/10 in Kobayashi	7/10 in Kobayashi 11/13 in Soen
실험 데이터의 종류(개수)	Artificial data (13)	Interior(179)	Artificial data(220), Fashion(41)	Fashion(41), Interior(179)
정확도(%)	80%	78%	90%, 62%	93%, 92%

한 감성을 텍스타일에 포함된 객관적이고 물리적인 정보를 이용하여 표현하는 것으로, 감성 인식 시스템은 그러한 물리적인 정보를 자동으로 추출할 수 있어야 한다는 것이다. 두 번째는 물리적인 정보로부터 감성을 식별하는 과정 또한 자동으로 이루어져야 한다는 것이다. 세 번째는 개발된 시스템이 의류, 인테리어, 상품디자인 등의 다양한 텍스타일 응용분야에 모두 적용될 수 있는 일반화된 시스템이어야 한다는 것이다. 이러한 요구조건을 만족하는 자동 감성 인식 기술에 대한 연구가 활발히 수행되고 있으며, 이에 따라 많은 시스템이 개발되었다^[5-10].

표 1은 개발된 시스템에 대한 요약을 보여준다. 표 1에서 보이듯이, 기존의 시스템은 자동 영상 특징 추출과 자동인식 기능을 제공하느냐, 그리고 인식 가능한 감성 그룹 및 개수와 그 정확도에 의해 비교 평가 되었다. 기존의 방법들에서 주로 사용되는 대표적인 감성 그룹으로는 Kobayashi의 감성 그룹 [1, 11]과 Soen의 감성그룹 [2, 5]이 있다. Kobayashi는 패션, 인테리어, 상품 디자인 등의 응용분야에서 중요한 15가지의 감성 그룹, {romantic, clear, natural, casual, elegant, chic, dynamic, classic, dandy, modern, pretty, cool casual, gorgeous, wild, formal}을 정의하였으며, Soen은 옷감 영상에서 많이 사용될 수 있는 13쌍의 상반되는 감성 그룹 {(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)}을 정의를 하였다. 본 연구에서는 다양한 텍스타일 응용 분야에서 사용가능한 감성인식 시스템의 개발을 목표로 하기 때문에 Kobayashi의 감성 그룹을 사용하도록 한다.

표 1에 기술된 내용으로부터 우리는 다음의 2가지 결

과를 도출할 수 있다. 첫 번째는 컬러 및 텍스처의 단순한 시각 특징을 이용한 경우보다 패턴 및 컬러와 패턴 같은 보다 복잡한 시각특징을 이용하여 감성을 표현한 경우의 성능이 더 우수하다는 것이다. 참조 논문[6]의 경우 컬러만 사용하였을 때, Soen의 13가지 중 6가지 감성에 대해서만 78%의 성능을 보였다. 텍스처를 이용하여 최초의 자동화된 감성 인식 시스템을 개발한 Soen^[5]의 경우 자신의 13가지 감성 그룹에 대해 80%의 성능을 보였지만, 13개의 테스트 영상에 대해 얻어진 결과이기 때문에 그 효율성을 객관적으로 증명하기에는 한계가 있다. 참조 논문 [9]에서는 컬러 및 텍스처와 같은 단순한 특징이 아니라 보다 복잡한 패턴과 인간의 감성 간에 상관관계를 조사하고, 그를 바탕으로 자동 인식 시스템을 구현함으로써 인식 성능을 향상하였다. 더욱이 컬러와 패턴을 모두 사용한 경우 90% 이상의 높은 성능을 보이고 있다^[10].

두 번째는 지금까지 다양한 자동 인식 시스템이 개발이 되었지만, 텍스타일의 다양한 도메인 - 패션, 인테리어 및 상품 디자인- 에서 중요한 감성 그룹을 모두 인식할 수 있는 자동 시스템은 아직 개발되지 않았다는 것이다. 패턴을 이용한 연구 [9]의 경우 인위적인 데이터에 대해서는 90%의 정확도를 보였지만, 패션 텍스타일에 적용하였을 때 62%의 성능만을 보였다. 패턴과 컬러를 모두 이용한 연구 [10]은 패션 및 인테리어 데이터에 대해 90%이상의 성능을 보이지만, Kobayashi의 선택된 10개의 감성그룹 중 7개만을, 그리고 Soen의 경우 13가지 중 11개만을 인식할 수 있었다.

따라서 본 논문에서는 다양한 도메인의 텍스타일에서 중요한 감성 그룹을 모두 인식할 수 있는 자동화된 시스템을 개발하는 것을 목표로 한다. 정확한 감성 인식을 위해서 주관적인 감성은 컬러와 패턴을 이용하여

표현한다. 제안된 감성인식 방법의 효율성을 증명하기 위해서 인위적인 도메인, 패션 도메인, 인테리어 도메인에서 얻어진 총 389장의 텍스타일 영상에서 실험하였으며 그 결과는 기존의 방법들과 비교되었다^[6,9]. 다양한 도메인의 영상에 대해 적용된 결과 평균적으로 제안된 방법은 100%의 정확도와 99%의 재현율을 가진다는 것을 보여주었다. 이러한 결과는 제안된 방법이 특정 도메인에 제약 없이 일반화되어 사용될 수 있음을 보여준다. 따라서 제안된 방법은 섬유산업, 디자인 관련 분야 등 다양한 응용분야에 적용 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 전체적인 시스템을 소개하고 각 모듈에 대해 설명한다. III장에서는 제안된 방법의 실험결과 및 결론으로 논문을 마무리한다.

II. 제안된 시스템

본 논문에서, 입력된 텍스타일은 고바야시의 10가지 감성 키워드에 따라 분류된다. 텍스타일 영상이 감성 그룹과 정확하게 맵핑되기 위하여 제안된 방법은 컬러와 패턴 정보를 사용한다.

그림 1은 10개의 감성에 대응된 10개의 개별 감성 인식기를 보여준다. 각 감성 인식기는 입력된 영상에 해당 감성의 포함 유무를 식별한다. 각 감성 인식기는 특징 추출 부분과 분류기로 구성된다. 텍스타일영상에서 대표적인 컬러는 양자화 방법을 이용하여 추출되고, 패턴은 웨이블릿 변환 후의 통계적인 분석에 의해 표현된다. 추출된 컬러와 패턴 특징은 신경망을 이용한 분류

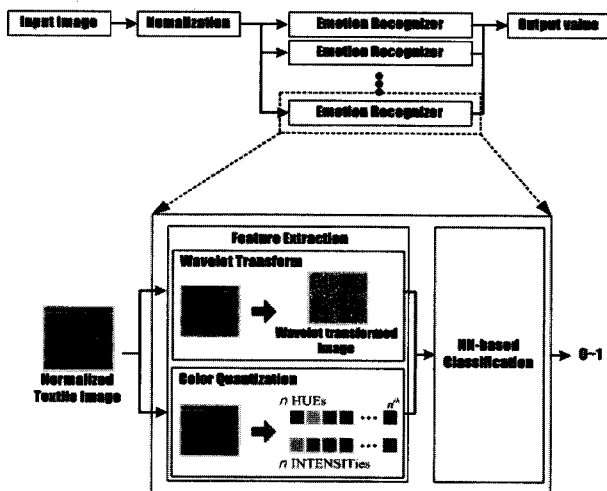


그림 1. 신경망 기반의 개별 감성인식 시스템

Fig. 1. The neural network (NN)-based recognizer for a specific emotion.

기의 입력으로 사용되며, 정규화된 분류기의 출력 값이 0.5보다 크면 해당 감성으로 판단하고 그렇지 않은 경우에는 해당 감성과 반대 감성으로 판단한다.

1. 감성 그룹 정의

고바야시는 영상의 물리적인 특징 중 컬러와 인간의 감성에 대한 상관관계를 보여 주었으며, 그가 기술한 'Color Image Scale'은 의류 영상 등에서의 감성 관련 연구에 중요한 참조로 사용되고 있다. 그의 저서에서 고바야시는 먼저 정의된 15가지 감성그룹 중 실제로 실생활에서 많이 사용되는 8가지 감성을 다시 요약하였다. 그는 이 8가지의 lifestyle에서의 감성들이 사람 개인의 민감도와 선호도 차이에서 통계적으로 가장 빈번히 나타나는 일반적인 감성이라고 주장하였다. 따라서 본 논문에서는 다양한 응용분야의 적용을 위해 lifestyle의 8가지 감성을 사용한다. 또한 8가지 감성들 외에 전문디자이너 20명에서의 설문 조사를 통해서 dynamic 감성을 인식하는 것이 중요하다고 판단하여, dynamic과 그 반대 입장인 clear를 추가하였다. 이로 인해 결과적으로 본 논문에는 총 10가지 감성 키워드를 사용하게 되었으며, 이는 표 2에서 보인다.

표 2. 10가지 감성들
Table 2. Ten Emotional Features.

ROMANTIC	부드러운, 꿈을 꾸는 듯한
CLEAR	차갑고 맑은
NATURAL	자연스러운, 간소한
CASUAL	자유롭고 편한, 원색적인
ELEGANT	차분하고 우아한
CHIC	지적이고 세련된
DYNAMIC	생동감 있는
CLASSIC	중후하고 전통적인, 명품의
DANDY	튼튼하고, 남성적인
MODERN	쿨하고, 샤프한

2. 특징 추출

가. 컬러 정보 추출

본 논문은 고바야시의 이론에 기반을 두어 입력 텍스타일에서의 대표 컬러 정보를 추출 한다^[11]. 고바야시가 개발한 Color image scale에서의 warm-cool, clear-grayish, 그리고 soft-hard는 HSI 컬러 공간에서의 세 가지 축 색조(hue), 순도(saturation), 그리고 명도(intensity)에 각각 대응한다. 이때, 고바야시는 3가지

기본 감성 축 중에서도 특히 warm-cool 과 soft-hard 축의 중요성을 강조하였다. 이에 따라 제안된 방법에서는 명도와 색조 두 정보만을 감성분류를 위한 특징으로 사용한다^[12].

정규화된 HSI의 각 채널은 0에서 255의 범위를 갖는다. 일반적으로, 256크기의 이미지를 처리하는 것은 많은 계산 비용이 들며 낮은 클러스터링 결과를 갖는다. 이를 해결하기 위해, 제안된 방법은 양자화기법을 적용하여 H와 I 채널에서 대표 색을 추출한다. 이러한 컬러 양자화 알고리즘을 간단히 기술하면 다음과 같다.

- step1) 먼저 입력 히스토그램 F 에 스무드 과정을 적용한다. 이는 사람의 눈은 모든 색을 구별해 내지 못하므로 유사한 색상들이 섞여 있을 경우에 유사한 색상들을 묶어 하나의 색상으로 인식하기 때문이다.
- step2) 변환된 입력 히스토그램, F 에서 local maxima를 구한 후, local maxima를 기준으로 일정 영역 내의 컬러의 대푯값을 구한다. 이때 대푯값은 각 영역의 시작과 끝 컬러의 평균값으로 구해진다. 이 때 step2)는 얻어진 k 개의 대푯값에 차이가 없을 때까지 반복된다.
- step3) 주어진 영상의 원래 컬러는 step2)에서 얻어진 k 개의 대푯값 중 가장 작은 차이를 갖는 대푯값으로 자신의 컬러를 대체한다.

이에 따른 양자화 결과는 그림 2에서 보인다. 그림 2(a)는 원본 영상이며, 2(b)-2(c)는 양자화된 H와 I의 영상을 보여준다.

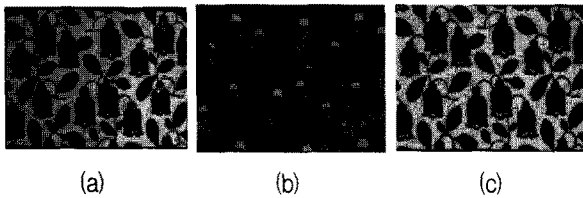


그림 2. 컬러 양자화 결과 : (a) 원본 영상, (b) 양자화된 색조(H) (Q=5), (c) 양자화된 명도(I) (Q=5)
 Fig. 2. The results of color quantization : (a) original image, (b) quantized hue (Q=5), (c) quantized intensity (Q=5).

나. 패턴 정보 추출

본 논문에서는 패턴 정보의 추출을 위해 웨이블릿 변환을 사용한다. 웨이블릿 변환은 입력영상을 각각 수직,

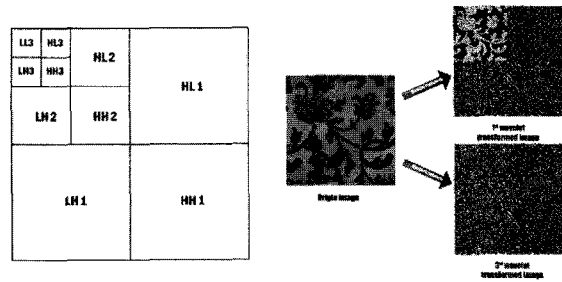


그림 3. 웨이블릿 변환 영상
 Fig. 3. Wavelet transformed image.

수평적 특징들을 나타내는 계수들로 구성된 4개의 sub-block LL, LH, HL, HH로 나눈다. 그림 3은 3차 웨이블릿 변환 과정을 적용하였을 때 웨이블릿으로 대역 분할된 영상을 나타낸다. 그림에서 보이듯이 차수가 증가함에 따라서 LL에 대해 계속적으로 웨이블릿 변환이 수행된다.

제안된 방법은 LL레벨에서 웨이블릿 변환을 계속적으로 수행하여 4개씩의 sub-block을 얻을 수 있다. 이는 P 번 동안 반복적으로 처리되어 $(3P+1)$ 의 sub-block을 만든다. 그리고 나서, 각 블록들에 대해 다음의 파라미터를 계산 한다^[13].

$$M(I) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i, j) \tag{1}$$

$$\mu_2(I) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i, j) - M(I))^2 \tag{2}$$

$$\mu_3(I) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i, j) - M(I))^3 \tag{3}$$

영상 $N \times N$ 이 주어졌을 때, 수식(1)은 평균을 나타내고, 수식 (2)와 (3)은 각각 2차와 3차 momentum을 나타낸다. 이러한 파라미터들은 각 블록에서 추출되어지고, $3(3P+1)$ 의 파라미터의 합계는 P 차 웨이블릿 변환 후에 생성된다. 웨이블릿 변환으로 생성된 값은 텍스타일 영상에서 패턴정보를 인식하는 분류기의 입력으로 사용된다.

3. 감성 분류

본 논문에서는 10개의 감성을 인식하기 위해 다층 퍼셉트론(MultiLayer Perceptron, MLP) 기반의 분류기를 사용 한다^[14-17]. 제안된 신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며 인접한 층들은 모두 연결되어 있다.

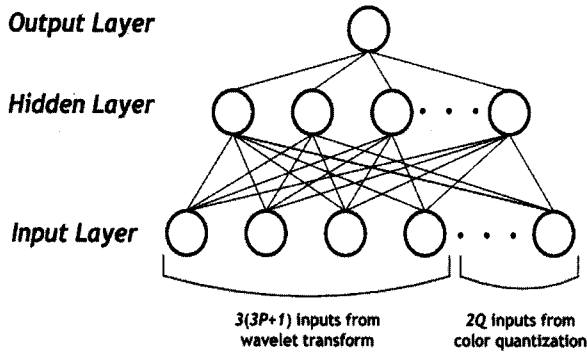


그림 4. 신경망 기반의 분류기
Fig. 4. The NN-based classifier.

분류기는 $3(3P+1)+2Q$ 의 입력을 받는다. 이때 P 는 웨이블릿 변환의 레벨이며, Q 는 양자화 된 컬러들의 개수이다. P 와 Q 의 선택은 성능에 영향을 미치는 중요한 요소들이다. 다양한 실험을 통해 패턴특징과 컬러특징의 균형을 맞추는 것이 중요하다는 사실을 얻어냈다. 즉, (P, Q) 의 최적 값은 $(3P+1) \approx 2Q$ 의 하나일 것이다. 하지만 너무 높은 P 와 Q 의 값은 신경망 학습 및 테스트의 속도를 느리게 만드는 주된 요인이 될 수 있기 때문에 본 논문에서는 (P, Q) 의 값을 $(3, 5)$ 로 선택하였다. 분류기의 출력 값은 0에서 1사이의 실수로 정규화되며, 0.5보다 크면 해당 감성이라고 판단하고 그렇지 않은 경우에는 해당 감성과 반대 감성을 가진다고 본다. 이에 대한 분류기는 그림 4에서 보여준다.

III. 실험 및 결과

제안된 방법은 Window XP 환경에서 MS Visual C++를 사용하여 구현하였다. 신경망의 학습 시 중요한 파라미터인 오차율, momentum, 그리고 iteration은 각각 0.001, 0.5, 5000으로 설정된다.

표 3은 실험에서 사용된 389장의 텍스타일 영상들을 보여준다. 인위적인 데이터는 패턴북¹⁾으로부터 수집되었으며, 패션 데이터와 인테리어 데이터는 동대문 광장 시장에서 실제 의류제작에 쓰이는 옷감 중 선택되었다. 총 220장의 인위적인 데이터 중 120장은 신경망의 학습을 위해 사용되었고, 100장은 테스트에 사용되었다. 모든 패션 데이터와 인테리어 데이터는 제안된 방법이 얼마나 일반화된 방법인가를 증명하기 위해서 테스트 단

표 3. 실험 데이터
Table 3. The Experimental Data.

	Data domain	Count	Samples		
Training Data	Artificial domain	120			
Test Data	Artificial domain	100			
	Fashion domain	41			
	Interior domain	128			

계에서만 사용되었다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위해서 389장에 대한 ground truth가 필요하다. 이를 위해서 전문가 20명을 대상으로 설문 조사를 실시하였다. 설문조사 시 각 조사 대상자는 각 텍스타일 영상에 대해 10가지 감성을 기준으로 $(-1, 0, 1)$ 의 점수를 매긴다. -1은 주어진 감성과 반대의 감성을 가지고 있는 것을 나타내고, 0은 주어진 감성의 느낌이 없다는 것을, 그리고 1은 주어진 감성을 가진 것을 나타낸다. 이렇게 각 영상에 대해서 얻어진 값들은 해당 감성에 따른 설문 조사 대상자 20명의 결과를 토대로 계속적으로 누적된다. 따라서 각 영상은 각 감성에 대해 최소 -20에서 최대 20까지의 정수 값을 가지게 된다.

감성이란 개인의 환경이나 성향에 따라 빈번하게 변화하는 매우 주관적인 요소이므로 특정한 값을 갖기란 매우 어렵다. 이러한 애매한 기준을 명확하게 하기 위해 히스토그램 기반에 퍼지 이론을 적용시켰다. 이러한 히스토그램 기반의 퍼지이론 분석을 통하여 각 텍스타일 영상들을 10가지 감성그룹으로 분류할 수 있다. 이때 자세한 분류 과정은 [9]의 논문의 기술된다.

제안된 방법은 다음과 같은 장점을 가지고 있다. 첫째, 다양한 도메인의 텍스타일에 포함된 감성그룹을 정확히 인식할 수 있는 일반화된 방법이다. 둘째, 제안된 시스템은 수동 작업을 필요로 하지 않는 완전 자동 인식 시스템이다. 이러한 장점을 증명하기 위해 제안된 방법과 기존 방법 간의 비교가 이루어졌다. 이때 두 가지 방법이 선택되었는데, 하나는 컬러 정보만을 사용하여 시스템을 개발한 [6]의 논문이고 다른 하나는

1) Meller, Susan, "Textile designs : 200 years of European and American patterns for printed fabrics organized by motif, style, color, layout", Harry N. Abrams, 1991.

패턴 정보만을 사용하여 시스템을 개발한 [9]이다. 시스템의 성능을 정량적으로 분석하기 위해 정확도(accuracy)와 재현율(recall)을 평가지표로 사용한다.

(1) 인위적인 도메인

첫 번째로 제안된 방법은 인위적인 도메인 데이터에 대해 평가되었다. 이들 데이터는 대부분 단일 패턴과 단순한 컬러의 조합으로 구성되어있다. 표 4는 제안된

표 4. 인위적인 도메인에서의 성능
Table 4. The performance for Artificial Domain.

Emotion type	# of data	# of detected data	False alarm	False dismissal	Recall (%)	Precision (%)
romantic	20	20	0	0	100	100
clear	20	18	1	1	90	100
natural	20	20	0	0	100	100
casual	20	20	0	0	100	100
elegant	20	20	0	0	100	100
chic	20	20	0	0	100	100
dynamic	20	20	0	0	100	100
classic	20	20	0	0	100	100
dandy	20	20	0	0	100	100
modern	20	20	0	0	100	100
Average	200	198	1	1	99	100

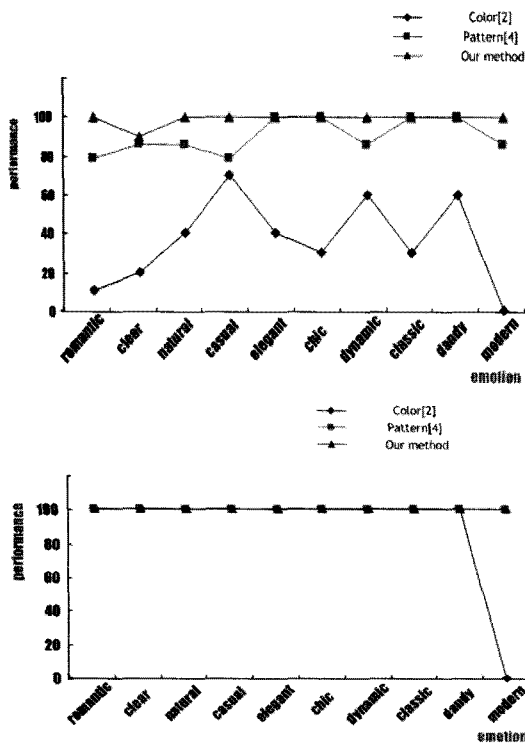


그림 5. 인위적인 도메인에서 성능 비교 : (a)재현율, (b)정확도
Fig. 5. The performance comparison for artificial domain : (a)recall and (b)precision.

방법의 성능을 보여주며, 제안된 방법은 100%의 정확도와 99% 재현율을 보인다. 그림 5는 인위적인 데이터에 대해 앞에서 언급한 두 방법과 제안된 방법의 정확도와 재현율을 비교하여 보여준다. [6]의 방법은 90%의 정확도와 36%의 재현율을 보였고, [9]의 방법은 98%의 정확도와 90%의 재현율을 보였다. 그림에서 보이듯이, 컬러를 이용한 경우 성능이 가장 나빴으며 [9]의 방법과 제안된 방법이 좋은 성능을 보인다.

(2) 패션 도메인

제안된 방법의 효율성을 증명하기 위해 학습에 사용

표 5. 패션 도메인에서의 성능
Table 5. The performance for Fashion Domain.

Emotion type	# of data	# of detected data	False alarm	False dismissal	Recall (%)	Precision (%)
romantic	37	37	0	0	100	100
clear	37	36	1	0	97	100
natural	34	34	0	0	100	100
casual	36	36	0	0	100	100
elegant	33	33	0	0	100	100
chic	34	34	0	0	100	100
dynamic	36	36	0	0	100	100
classic	34	34	0	0	100	100
dandy	38	38	0	0	100	100
modern	35	35	0	0	100	100
Average	354	353	1	0	99.7	100

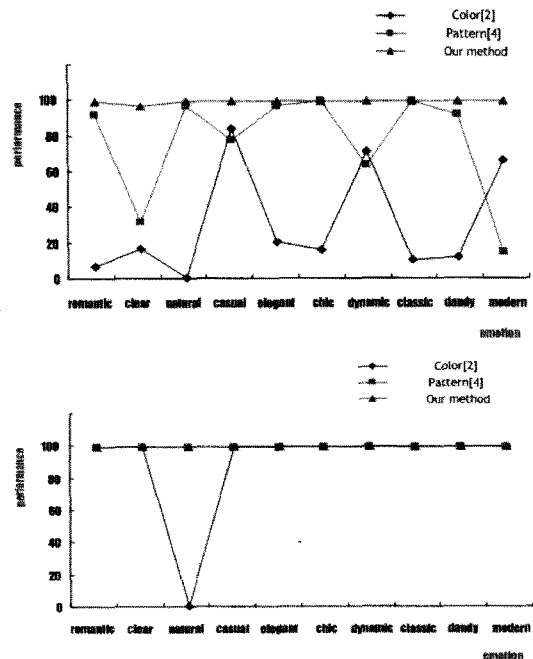


그림 6. 패션 도메인에서 성능 비교 : (a)재현율 (b)정확도
Fig. 6. The performance comparison of fashion domain : (a) recall and (b)precision.

되지 않은 다른 도메인 데이터를 사용하여 실험을 실시했다. 이 실험에서, 패션 데이터는 다양한 패턴과 컬러 조합에 있어서 인테리어 데이터보다 복잡하지 않지만 인위적인 데이터보다는 복잡하다. 그림 6은 패션 데이터에 대해 3 방법의 정확도와 재현율을 비교하여 보여준다. [6]의 방법은 90%의 정확도와 30%의 재현율을 보였고, [9]의 방법은 100%의 정확도와 62%의 재현율을 보였다. 이 실험에서의 결과는 앞선 인위적인 도메인 실험의 결과와 비교했을 때 급속한 하락을 보였다. 이 실험을 통해 [6, 9]의 방법이 학습 데이터에 대한 영상은 정확하게 인식하지만, 학습에 사용되지 않았던 데이터에 대해서는 정확하게 인식 할 수 없는 반면 제안된 방법은 도메인에 상관없이 정확하게 인식할 수 있다는 것을 알 수 있다.

(3) 인테리어 도메인

마지막으로 제안된 방법은 인테리어 데이터에 대해서 평가되었다. 이들 데이터는 패션 데이터보다 복잡한 패턴과 컬러로 조합되어있다. 표 6은 인테리어 데이터에 대한 결과이다. 표에서 보이듯이 제안된 방법은 100%의 정확도와 98.83%의 재현율을 보인다. 영상의 복잡도가 높음에도 불구하고 제안된 방법은 여전히 좋은 성능을 보인다. 그림 7은 인테리어 데이터에 대해 3 방법의 정확도와 재현율을 비교하여 나타낸다. [6]의 방법은 50%의 정확도와 14.8%의 재현율을 보였고, [9]의 방법은 100%의 정확도와 69.5%의 재현율을 보였다. 패션 도메인 실험과 마찬가지로 [6]과 [9]의 방법은 학습에 사용되지 않은 데이터에 대해서 인식률이 낮았지만 제안된 방법은 도메인에 상관없이 좋은 성능을 보인다. 이러한 실험결과는 제안된 방법이 다양한 데이터에 대해 일반적으로 적용될 수 있음을 보여준다.

결론적으로, 다양한 도메인에 대한 실험을 통해 제안

표 6. 인테리어 도메인에서 성능
Table 6. The Performance of Interior Domain.

Emotion type	# of data	# of detected data	False alarm	False dismissal	Recall (%)	Precision (%)
romantic	19	19	0	0	100	100
clear	40	37	3	0	93.02	100
natural	36	36	0	0	100	100
casual	17	17	0	0	100	100
dynamic	52	52	0	0	100	100
dandy	60	60	0	0	100	100
Average	224	221	3	0	98.83	100

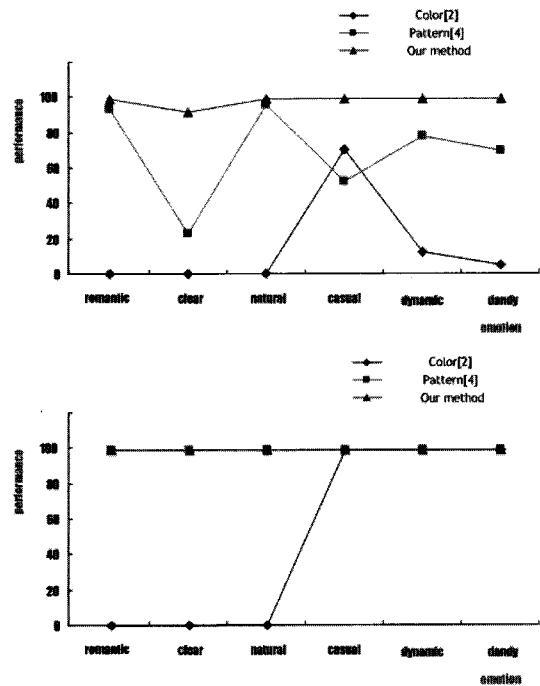


그림 7. 인테리어 도메인에서 성능 비교 : (a)재현율, (b)정확도
Fig. 7. The performance comparison of interior domain : (a)recall and (b)precision.

된 방법은 다른 두 가지의 방법보다 더 우수한 성능을 보인다는 것이 증명되었다. [6]의 방법은 세 가지 방법 중 가장 낮은 성능을 보였고, [9]의 방법은 학습에 사용된 데이터에서만 좋은 성능을 보였다. 따라서 제안된 방법은 다양한 도메인에 대해 일반적으로 사용될 수 있으며, 이를 통해 상업적인 제품 또는 e-Business에 쉽게 적용될 수 있을 것으로 기대된다.

IV. 결 론

본 논문에서는 텍스타일 영상에 포함된 컬러와 패턴의 정보를 사용한 일반화된 감성 인식 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 특징추출 부분과 분류 부분으로 구성되었다. 텍스타일 영상으로부터 컬러와 패턴 정보를 기술하기 위하여 컬러 양자화와 웨이블릿 변환을 이용했다. 그리고 신경망은 분류기로 사용되었다.

제안된 감성인식 방법의 장점은 다음과 같다. 첫째, 감성을 표현하는 물리적인 정보를 추출하여 감성을 인식하는 자동화된 시스템을 개발하였다. 두 번째는 도메인에 제약 없이 다양한 텍스타일 영상에서 모두 적용될 수 있는 일반화된 시스템이다. 이러한 장점을 증명하기 위해서 인위적인 데이터, 패션 데이터, 인테리어 데이터 등의 다양한 도메인의 텍스타일에 대하여 실험

이 이루어졌으며, 그 결과 제안된 방법은 100%의 정확도와 99%의 재현율을 보였다. 이러한 실험 결과는 제안된 방법이 e-Business에 기반을 두는 쇼핑물의 패션 업체나 섬유산업, 그리고 인테리어 관련 분야, 디자인 관련 분야 등의 많은 응용분야에 적용이 가능함을 보여 준다.

참 고 문 헌

[1] Shigenobu Kobayashi, "The Aim and Method of the Color Image Scale, Color Research & Application", Vol. 6, pp. 93-107, 1981.

[2] T. Soen, T. Shimada, and M. Akita, Objective Evaluation of Color Design, Color Res. Appl., vol. 12, pp. 187-194, 1987.

[3] B. Furht and o. Marques, Content-based Image and Video Retrieval, Kluwer Academic Publishers, 2002.

[4] Li-Chen Ou, M. Ronniner Luo, "A Study Of Colour Emotion and Colour Preference.Part I : Colour Emotions for Single Colours", Color Research & Application, Vol. 29, pp.232-240, 2004.

[5] Naoki Kawamoto, Toshichi Soen, "Objective Evaluation of Color Design.II, Color Research & Application", Vol.18, pp. 260-266, 1993.

[6] Eun Yi Kim, Soo-jeong Kim, Hyun-jin Koo, Karpjoo Jeong, Jee-in Kim, "Emotion-based Textile Indexing using Colors and Texture," Lecture Notes in Computer Sciences, vol. 3613, pp. 1077-1080, 2005.

[7] 류형주, 채송아, 김수정, 김은이, 김지인, 정갑주, 구현진, "퍼지시스템을 이용한 텍스타일 인텍싱", 한국정보과학회 가을 학술발표논문집 Vol.31, No.2, 2004.

[8] 김나연, 신윤희, 김수정, 김지인, 정갑주, 구현진, 김은이, "신경망을 이용한 텍스타일 영상에서의 감성 인식 시스템", 정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용 제34권 제9호, 2007.

[9] Na Yeon Kim, Yunhee Shin, and Eun Yi Kim, "Emotion-based Textile Indexing System using Pattern Recognition", IEEE International Symposium on Consumer Electronics, vol. 1, pp 1-6. 2007.

[10] 김수정, "직물 영상을 위한 감성 인식 프레임 워크", 건국대학교 박사학위논문, 2007.

[11] Shigenobu Kobayashi, "COLOR IMAGE SCALE", Kodansha, 1991.

[12] Gonzalez et al. "Digital Image Processing", Addison-Wesley, 2002.

[13] Huiping Li, David Doermann, and Omid Kia, "Automatic Text Detection and Tracking in

Digital Video", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 9, No. 1, January 2000.

[14] Simon Haykin, Neural Networks a comprehensive foundation 2nd edition, Prentice Hall, pp.10-13, pp.156-173, 1999.

[15] H.-U. Bauer and T. Geisel, "Dynamics of signal processing in feedback multilayer perceptrons," in Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, pp. 131-136, 1990.

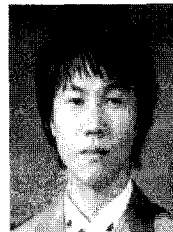
[16] M. Brown, P. C. An, C. J. Harris, and H. Wang, "How biased is your multi-layer perceptron?", in World Congr. Neural Networks, pp. 507-511, 1993.

저 자 소 개



신 윤 희(학생회원)
2006년 건국대학교 인터넷미디어 공학부 졸업
2008년 건국대학교 신기술융합과 iIT 석사 졸업
2008년~현재 건국대학교 신기술 융합과 iIT 박사 재학

<주관심분야: 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전, 사용자 인터페이스, 지능형 휠체어>



김 영 래(학생회원)
2007년 서울보건대 컴퓨터공학과 전문학사 졸업.
2007년 한국교육개발원 컴퓨터 공학 학사 졸업
2007년~건국대학교 신기술융합 학과 iIT전공 석사 재학

<주관심분야: 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전>



김 은 이(정회원)
2001년 경북대학교 컴퓨터공학과 박사 졸업
2002년~현재 건국대학교 인터넷 미디어공학부 교수

<주관심분야: 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 사용자 인터페이스, 디지털 콘텐츠, 생체인증시스템, 지능형 로봇 및 휠체어>