

## 신경망을 이용한 칼라와 텍스처 기반의 직물 감성 예측

김수정<sup>○</sup> 최영진 김지인  
건국대학교

{cryolite<sup>○</sup>, rarcoon.jnkm, }@konkuk.ac.kr

### Prediction of Textile Emotion Based on Color and Texture Using Neural Networks

Soo-jeong Kim<sup>○</sup>, Jee-in Kim  
Konkuk University

#### 요 약

사회가 개인화하고 사용자의 요구가 다양해짐에 따라, 사용자의 감성을 기반으로 하여 서비스를 제공하는 많은 연구와 응용 어플리케이션을 개발되고 있다. 그 중, 시각적인 정보에 대한 인간의 감성은 디자인, 패션, 상품개발과 같은 여러 분야에서 그 중요성이 부각되어 다각적인 측면으로 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나, 그러한 연구들이 아직 골목할 만한 성과를 내지 못하고 있다. 더욱이, 시각 정보로부터 유용한 요소를 추출하고, 감성을 예측하는 자동화된 시스템이 매우 미흡한 실정이다. 그러므로, 본 연구는 칼라와 텍스처를 자동으로 추출하고 그와 관련된 특정 감성에 대해 효율적으로 예측 가능한 직물감성 예측 신경망 시스템을 개발하였다. 또한 칼라와 텍스처와 같은 시각정보와 감성과의 관계를 규명하고자 각 시각 특징을 입력 값으로 하고, 감성 값을 출력 값으로 하는 신경망을 개발하였고 실험을 통해 각 감성에 따라 칼라와 텍스처 요소가 다르게 영향을 미친다는 사실을 증명할 수 있었다.

#### 1. 서 론

인간의 감성은 사용자인터페이스 개발, 디자인, 심리학, 콘텐츠기반 검색 시스템 연구와 같이 다양한 분야에서 연구되고 적용되어지고 있다. 특히, 직물, 패션, 웹디자인 [4]과 같이 시각적인 디자인 분야에서 그 중요성이 크게 대두된다. 그러나, 감성적인 측면에서 시각 정보를 인지하고 해석하는 것은 매우 모호하기 때문에 인간 감성과 시각 정보 사이의 연관관계를 찾는 것은 매우 중요한 문제이다. 이러한 연구를 위해서 필요한 감성 표현과 시각정보는 기존 연구들에서 다양하게 정의하고 사용하였다. 특히, 직물이나 패션분야에서 Kobayashi는 패션에서 사용되는 어휘를 중심으로 warm-cool, soft-hard, clear-grayish를 기본축으로 하여 분포된 감성어휘 모형을 제시하였다[1][7]. 반면, Soen은 서로 반대되는 개념을 가진 13개 쌍의 감성 표현<sup>1</sup>을 개발하였다[2]. 본 연구에서는 Soen이 사용한 감

성표현이 유사한 다른 연구 [4]에서 많이 사용되고, 특정 분야가 아닌 범용적인 분야에서 사용되어졌기 때문에, Soen에 의해 제시된 감성 표현을 사용하였다. 이러한 감성을 기반으로 칼라, 텍스처, 패턴로 대표되는 시각 특징과의 상관관계를 조사하고[2] 그를 기반으로 다양한 인식 시스템이 개발되어지고 있다[3][5]. 그 중, Soen과 김진우는 칼라와 텍스처를 가지고 감성 값과의 관계를 선형적인 regression equation으로 표현하였다. 하지만, 실제 시각 특징과 감성과의 관계는 비선형적이기 때문에 일반적으로 사용되기에는 부적합하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 시각정보로부터 감성의 변환을 위해 fuzzy rule과 신경망을 이용한 시스템을 개발되었다[3]. 이 시스템은 비교적 높은 인식률을 보였으나, 실험에서 사용된 영상 데이터의 양이 적으므로 일반적인 사례로 정의하기에는 부족하다.

그러므로, 우리의 이전 연구[6]에서 Soen이 정의한 감성과 170개의 다양한 데이터를 기반으로 그 관계를 조사하고 위한 fuzzy rule 기반 시스템을 개발하였다. 그러나,

<sup>1</sup>{(like-dislike), (beautiful-ugly), (natural-unnatural), (dynamic-static), (warm-cold), (gay-sober), (cheerful-dismal), (unstable-stable), (light-dark), (strong-weak), (gaudy-piain), (hard-soft), (heavy-light)}

그 시스템은 칼라와 텍스처에 영향을 받는 일부 감성에 대해서만 적용될 수 있다는 단점을 가지고 있었다.

본 연구에서는 기존의 연구에서 평가시스템을 fuzzy system에서 신경망 시스템으로 변경하였다. 제안된 시스템은 그림 2에서 보는 바와 같이 특징 추출 단계와 신경망 기반 평가 단계로 구성되어 있다. 특징추출 단계에서 우리는 입력 영상으로부터 칼라와 칼라성분의 공간적 특징을 추출하고, 평가단계에서는 추출된 요소를 다양한 방식으로 조합하여 신경망을 이용하여 영상에 내포된 감성을 예측하였다. 또한, 그러한 실험결과를 분석하여 감성이 영향을 받는 중요 특징이 다르다는 사실을 발견하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 먼저 신경망 기반 평가시스템에서 사용되는 영상 특징에 대한 설명과 추출방법에 대해 2장에서 설명하고, 3장은 직물감성 예측 신경망 시스템에 대하여 다룬다. 그러한 시스템을 통한 실험에 대한 설명 및 그 결과는 4장에서 다룬다. 5장에서는 실험결과를 통한 본 연구의 결론을 서술한다.

2. 영상 특징 추출

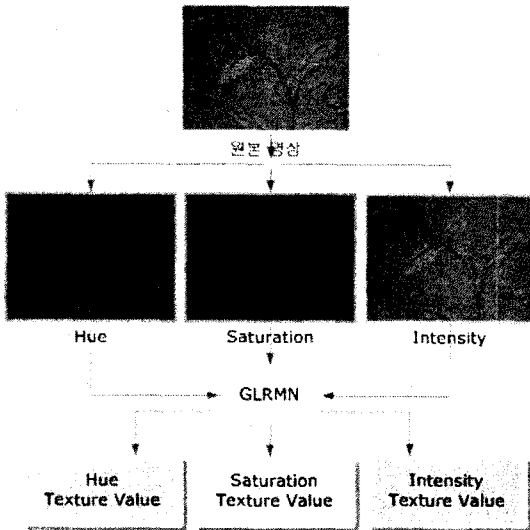


그림 1 HSI 칼라모델 성분 별 텍스처 값 추출

우리의 시스템은 시각정보로서 칼라와 칼라의 각 성분의 공간적 특징을 사용한다. 우선적으로, HSI 칼라모델이 RGB에 비해 인간 시각에 가깝기 때문에 [2] [3], 디지털

이미지의 RGB 값을 HIS 값으로 변환한다 [8]. 또한 우리는 HSI 칼라모델의 각 성분(색도, 채도, 명도)의 공간적 특징을 추출하기 위해 그림 2와 같이 입력영상을 각 성분으로 구분하여 3개의 영상으로 재구성한다.

이러한 영상들을 기반으로 우리는 식(1)에서 정의된 GLRLM(Gray Level Run Length Matrix) [8]을 이용하여 각 성분의 공간적 밀도를 계산한다.

$$GLRLM(m, n) = \text{CARD}\{ \{(i, j) \in \wedge_{MN} \mid I(i, j) = m, \tau(m, \theta) = n\} \} \dots (1)$$

이 식에서  $\wedge_{MN}$ 은  $M \times N$  매트릭스를 나타내고  $I(i, j)$ 는 해당 픽셀의 값이다. 그리고,  $\tau(m, \theta)$ 은  $\theta$ 각도( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ )의 픽셀의 run-length 값이고, CARD는 각 각도의 집합을 의미한다.

$$C = \sum_0^m \sum_0^n \frac{GLRLM(m, n)}{n^2} \dots (2)$$

텍스처 값 C는 식(2)에서 정의된 SRE(Short Run Emphasis)를 이용하여 스칼라 값으로 정의된다.

3. 직물감성 예측 신경망 시스템

본 논문에서는 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron: MLP)을 이용하여 입력된 직물 영상을 보고 느끼는 감성을 예측하는 시스템을 개발한다 [9] [10]. 제안된 시스템은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며 각 계층에서의 노드들은 완전 연결되어 있다. 이러한 신경망의 가중치를 학습하기 위해 직물 영상, l와 설문조사를 통해 그 영상에 색인된 감성 값, d의 쌍으로 구성된 (l, d)를 패턴으로 사용하여 BP알고리즘으로 학습한다.

해당 영상은 2장에서 설명한 것 같이 칼라의 각 성분의 평균 값과 텍스처 값이 추출되어 신경망의 입력으로 사용된다. 각 값들은 감성과 각 요소의 특징을 조사하기 위해 그림 2에서 보는 바와 같이 5개의 경우로 다르게 입력 받는다. 첫 번째 해당 영상의 평균 색도, 채도, 명도 값을 입력 값으로 하여 3개의 입력 값을 가진다. 두 번째의 경우에는 색도, 채도, 명도의 텍스처 값을 이용하고, 세 번째에서 다섯 번째에는 각 칼라 성분의 평균값과 텍스처 값을 사용한다. 마지막 실험은 추출한 모든 특징 값을 입력 값

으로 하여 신경망을 구성한다. 은닉 노드의 수는 실험을 통하여 임의로 정해진다. 신경망의 출력 값은 0~1 사이의 실수 값으로 나타나며, 0.5보다 클 경우 긍정적인 감성을 나타내고 작을 경우 반대의 감성을 나타낸다고 본다.

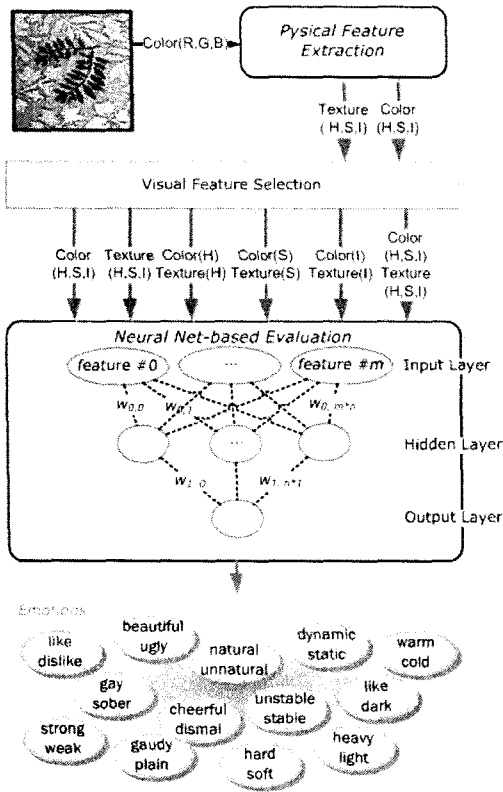


그림 2 작품감성 예측 신경망 시스템

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 직물 영상 이미지와 그에 대응하는 감성에 대한 정보를 수집하기 위해, 그림 3과 같이 웹 시스템을 개발하여 임의로 수집된 총 160장의 직물영상 대해 일반인 70명을 대상으로 설문 조사하였다. 이러한 조사를 기반으로 우리는 160개의 직물 영상 중 80여장을 신경망의 가중치를 학습하기 위해 사용하였고, 나머지는 제한된 직물 감성 예측 신경망 시스템의 성능을 평가하기 위해서 사용되었다.

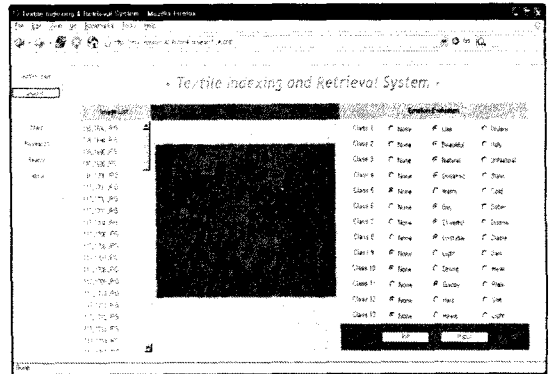


그림 3 웹 기반 설문조사 시스템

감성과 각 요소와의 관계성을 조사하기 위해 3장에서 언급되었던 것과 같이 총 5번의 실험을 하였다. 각 실험은 칼라 성분을 나타내는 평균값과 각 성분의 공간특징을 나타내는 텍스처 값을 사용하였다. 각 실험에 대한 감성의 실험결과는 표 1에 나타나있다.

실험결과를 살펴보면, 'warm-cold', 'gay-sober', 'cheerful-dismal', 'light-dark', 'strong-weak' 감성이 칼라 속성의 평균값을 사용한 실험1에서 80% 이상의 인식률을 보여준다. 이는 기존 퍼지 기반 시스템과 동일하고 결과임을 알 수 있다. 각 성분의 텍스처 값을 모두 이용하여 실험한 경우, 'dynamic-static', 'strong-weak', 그리고 'light-heavy' 에서 그 이전 칼라 값만을 이용한 실험보다 더 높은 성능을 보여준다.

각 칼라 성분으로 나누어서 살펴보면, 색조에 비해 감성이 채도와 명도에 영향을 더 받는 것을 볼 수 있다. 또한 기존 퍼지 시스템에서 텍스처의 영향을 받았던 감성인 'strong-weak' 과 'light-dark' 감성은 이 실험에서도 실험 1에 비해 텍스처 값을 이용했을 때 더 좋은 성능을 보여주었다.

그러나, 실험 6에서 보는 바와 같이 모든 시각특징을 사용하는 경우에는 'dynamic-static' 와 'gaudy-plain' 감성 외에 대부분 인식률이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 이는 감성에 따라 적합한 시각특징을 선택하는 것이 중요하다는 것을 증명한다.

표 1 각 실험에서의 직물감성 예측 신경망 시스템 성능(%)

감성	실험 1		실험 2		실험 3		실험 4		실험 5		실험 6	
	Color(H,S,I)		Texture(H,S,I)		Color(H) Texture(H)		Color(S) Texture(S)		Color(I) Texture(I)		Color(H,S,I) Texture(H,S,I)	
	recall*	precision**	recall	precision	recall	precision	recall	precision	recall	precision	recall	precision
like-dislike	52.38	52.38	45.24	45.83	38.10	40.00	50.00	35.00	59.52	62.50	45.24	45.83
beautiful-ugly	66.67	87.50	50.00	33.33	50.00	33.33	50.00	33.33	50.00	33.33	66.67	65.00
natural-unnatural	45.83	45.00	52.78	52.78	52.08	52.27	45.83	45.00	57.64	59.17	64.58	64.58
dynamic-static	68.75	88.10	87.50	85.56	50.00	33.33	65.63	66.81	84.38	81.43	90.63	90.63
warm-cold	97.50	90.00	95.00	83.33	90.00	75.00	92.50	78.57	97.50	90.00	97.50	90.00
gay-sober	100.00	100.00	75.00	75.00	75.00	75.00	100.00	100.00	62.50	78.57	87.50	90.00
cheerful-dismal	100.00	100.00	100.00	100.00	50.00	42.86	100.00	100.00	100.00	100.00	50.00	42.86
unstable-stable	69.44	72.44	68.89	69.32	74.44	76.19	78.89	78.89	47.78	47.73	57.78	57.78
light-dark	91.18	91.32	85.29	85.42	79.41	79.51	94.12	94.12	82.35	82.81	85.29	85.42
strong-weak	83.01	83.01	91.50	91.50	49.02	49.02	88.56	86.88	91.50	91.50	91.50	91.50
gaudy-plain	65.40	75.42	76.26	78.89	50.00	31.03	78.03	78.03	79.04	84.23	80.81	82.11
hard-soft	50.00	40.00	56.25	54.17	50.00	40.00	68.75	68.75	50.00	40.00	43.75	38.89
heavy-light	50.00	50.00	83.33	92.86	66.67	87.50	50.00	50.00	50.00	33.33	66.67	65.00
평균	72.32	75.01	74.39	72.92	59.59	55.00	74.02	70.41	70.17	68.05	71.38	69.97

\*recall = # of correctly detected textile images / # of textile images

\*\*precision = # of correctly detected textile images / # of detected textile images

'like-dislike', 'beautiful-ugly', 'natural-unnatural', 'hard-soft'의 경우, 다른 감성에 비해 월등히 인식률이 낮은 사실을 발견할 수 있다. 이는 이러한 감성들을 인식하기 위해서 칼라나 단순한 공간상의 밀도가 아닌 패턴과 같은 좀더 복잡한 시각특징을 필요로 한다는 것을 이 실험결과를 통해서 알 수 있다.

우리가 제안한 시스템은 기존의 퍼지 기반의 평가 시스템이 약 88% 성능을 보인 것에 비해 [6] 96%의 성능 향상을 보여준다. 표 2는 기존 시스템과 본 연구에서 제안한 시스템의 인식률을 보여준다.

표 2 칼라와 텍스처를 사용한 직물감성 예측 시스템 성능 비교(%)

감성	Fuzzy-based		Neural Net-based	
	recall	precision	recall	precision
warm-cold	85.64	79.99	97.50	90.00
light-dark	82.94	83.40	94.12	94.12
strong-weak	85.82	82.77	91.50	91.50
cheerful-dismal	100.00	100.00	100.00	100.00
gay-sober	86.56	87.36	100.00	100.00
평균	88.19	86.70	96.62	95.12

### 5. 결론

감성에 대한 고려는 시대가 다양해지고, 개인화 함에 따라 더욱 중요해지고 있다. 이러한 흐름에 맞춰, 감성에 대한 많은 연구가 진행되고 있으나, 아직 그 연구들이 골목할 만한 성장을 이루지 못하고 있다. 또한, 해당 객체에서 감성에 연관된 요소에 대한 정의와 요소를 추출하고, 평가하는 자동화된 시스템이 매우 미흡한 상태이다.

그러므로, 본 논문은 직물 영상으로부터 요소를 추출하고, 그 요소를 사용하여 직물 영상의 감성을 예측할 수 있는 자동화된 시스템을 제안하고, 실험을 통해 직물의 칼라와 텍스처 특징이 감성에 어떻게 영향을 미치는지를 조사하였다. 그 결과, 특정 요소에 상응하는 특정 감성이 있다는 사실을 증명하였다. 즉, 시각 정보를 모두 사용한 것보다 감성에 따라 적합한 시각특징을 사용했을 때 감성을 올바르게 예측할 수 있었다. 이는 우리가 감성 기반 시스템을 개발할 때, 적합한 감성을 추출하기 위해선 올바른 요소의 선택이 중요하다는 사실을 나타낸다.

우리가 제안한 직물감성 예측 신경망 시스템은 칼라 요소에 대해 퍼지 규칙을 정의할 수 없었던 다른 감성들에 대해서 적용할 수 있었으며, 기존 퍼지시스템보다 더 좋은

96% 성능을 보여주었다. 이러한 결과는 우리가 제안한 시스템이 감성을 기반으로 하는 시스템을 개발 할 때 유용하게 적용될 수 있는 가능성을 제시한다.

Networks & Fuzzy Logic” , 2nd Bk&Dsk Ed., M&T Books, 1995.

#### 참고문헌

- [1] Shigenobu Kobayashi, “ The Aim and Method of the Color Image Scale, Color Research & Application” , Vol. 6, pp. 93~107, Summer 1981.
- [2] Naoki Kawamoto, Toshichi Soen, “ Objective Evaluation of Color Design.II, Color Research & Application” , Vol.18, pp. 260~266, August 1993.
- [3] Jinsub Um, Kyoungbae Eum, Joonwhoan Lee, “ A Study of the Emotional Evaluation Models of Color Patterns Based on the Adaptive Fuzzy System and the Neural Network” , Color Research & Application, Vol. 27, pp. 208~216, Jun 2002
- [4] Kim Jinwoo, Lee Joeeun, Choi Dongseong, “ Designing emotionally evocative homepages : an empirical study of the quantitative relations between design factors and emotional dimensions” , In International Journal of Human-Computer Studies, Vol. 59 , No. 6, pp. 899-940 , 2003.
- [5] 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, Jun 2004.
- [6] Eun Yi Kim, Soo-jeong Kim, “ Emotion-based Textile Indexing Using Color, Texture , Fuzzy Systems and Knowledge Discovery” , Vol. 3613, pp. 1077~1080, 2005.
- [7] Shigenobu Kobayashi, “ COLOR IMAGE SCALE” . Kodansha, 1991.
- [8] Gonzalez et al. “ Digital Image Processing” , Addison-Wesley, 2002.
- [9] Ricard O.Duda, Peter E.Hart, and David G.Stork, “ Pattern Classification” , 2nd Ed., Wiley Interscience, 2001.
- [10] Valluru B. Rao, Hayagriva Rao, “ C++ Neural