

퍼지 추론을 기반으로 한 컬러 영상에서의 감성 인식

정근호 · 오재흥 · 주영훈
 군산대학교 전자정보공학부

Fuzzy Inference-Based Emotion Recognition of Color Image

Keun-Ho Jeong · Jae-heung Oh · Young-Hoon Joo
 School of Electronic & Information Eng., Kunsan National University.

Abstract - 본 논문에서는 컬러 영상을 이용하여 인간의 감성을 인식할 수 있는 방법을 제안한다. 먼저, 컬러 영상으로부터 피부색 추출방법을 이용하여 얼굴을 추출한다. 그 다음, 추출된 얼굴 영상으로부터 인간 얼굴의 특징 점(눈썹, 눈, 코, 입)들을 추출하는 방법과 각 특징 점들 간의 구조적인 관계로부터 인간의 감성(기쁨, 놀람, 슬픔, 분노)을 인식하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 방법은 퍼지 추론을 기반으로 하여 인간의 감성을 인식한다. 마지막으로, 제안된 방법은 실험을 통해 그 응용 가능성을 확인한다.

1. 서 론

과학기술의 발달로 인간의 생활과 사고 방식이 변하고 있으며, 완전 자동화되고, 일일이 손으로 기계조작을 해주는 것이 아닌 인간과의 의사소통방법을 요구하고 있다. 이 시점에서 필요로 하게된 기술 중의 하나가 사용자와의 감정교류를 위한 감성정보 처리기술이다[1~3]. 이 기술은 감성정보를 통하여 사용자를 인식하고, 각종 표정이나 몸짓, 동작 등에서 정보 추출을 통하여 적절한 행동을 취할 수 있는 인공지능의 산물을 만들어내는데 그 목적을 둔다. 인간은 다른 사람들과 대화를 한다거나 자신의 감정을 전달하는 등의 일상생활에서 얼굴은 매우 중요한 요소로 작용된다. 현재, 환경변화에 강한 인간 얼굴의 인식 방법과 표정변화에 따른 인간의 감성을 알아내는 연구가 활발히 진행되고 있다 [1~10]. 얼굴영역 추출을 위한 방법은 지형적 특징추출에 기반한방법과 형판 정합에 기반한 방법, 얼굴의 색상정보를 이용한 방법, 시간정보를 이용한 방법 등이 있다 [4]. 또한, 얼굴 요소의 영역추출을 위한 방법들이 있는데 이것은 투영분석(projection analysis), 색상정보를 이용한 방법, 얼굴요소의 특성에 기반 한 추출방법과 유전자 알고리즘을 이용한 방법 등으로 나누어 볼 수 있다. 마지막으로 얼굴 영상으로부터 윤곽선을 추출하는 방법들이 있다. 이외에도 신경망, 유전자 알고리즘을 이용한 표정인식 연구 방법들이 최근 진행되고 있다[4, 6~9].

본 논문에서는 퍼지 추론을 기반으로 한 인간의 감정 식별 방법을 제안한다. 먼저, 컬러영상으로부터 피부색을 이용하여 얼굴영상을 얻는다. 그 다음, Eigenface를 사용하여 이미지들을 고차원의 픽셀공간으로부터 저차원공간으로의 변환하는 과정을 거친 후 사용한 특징벡터들의 추출로 인한 Eigenface의 가중치와 상관관계를 통해 얼굴영역을 정규화하며, 그 영역에서 추출되어진 눈, 코, 입을 기준으로 한 각 영역으로부터 얼굴의 움직임 검출하고, 이러한 움직임의 판단을 통합함으로써 각 표정의 관여되는 퍼지 규칙을 사용하여 인간의 감성(기쁨,

놀람, 슬픔, 분노)을 식별한다[10]. 마지막으로, 본 연구실에 구축된 실험시스템을 통해 제안된 방법의 응용가능성을 보인다

2. 얼굴영역 정규화 및 감성인식

2.1 얼굴영역 추출

얼굴영역은 HSI 컬러 모델을 기반으로 하고 이진화 표현된 피부색 영상으로부터 피부색 범위에 들어오는 다른 복합영상의 노이즈들을 제거하기 위해 각 blob들을 라벨(label) 처리한 후, 크기 필터(size filtering)를 적용하여 추출된다. RGB 컬러 모델은 적색(Red), 녹색(Green), 청색(Blue)으로 한 모델로써 밝기에 대한 정보도 포함되어 있으므로 이에 민감하다는 단점을 가지고 있다. 그러한 반면에 HSI 컬러모델은 색을 인식하는 속성인 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Intensity)로 구성되어 있어 밝기 성분을 별도로 분할하여 사용할 수 있기에 RGB 컬러 모델보다 조명에 덜 민감하게 사용할 수 있기 때문에 본 논문에서는 얼굴영역 추출에 있어 RGB 컬러모델을 HSI 컬러 모델로 변환하여 사용하고 변환 식은 식 (1), (2), (3)과 같다.

$$H = \cos^{-1} \left(\frac{\frac{1}{2} [(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]}} \right) \quad (1)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)] \quad (2)$$

$$I = \frac{1}{3} (R + G + B) \quad (3)$$

색상은 0~360° 로 나타내며 채도와 명도는 0~100% 로 표현되어진다. 그림 1은 실험에서 사용되어진 HSI 컬러 모델 공간에서의 피부색 분포영역인 H의 범위를 나타낸다. 그림 2는 이 모델을 통하여 획득한 얼굴영역을 보여준다.

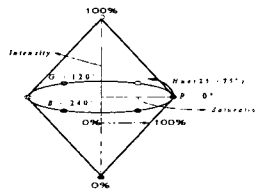


그림 1. HSI공간의 피부색 분포영역



그림 2. 얼굴영역

2.2 얼굴영역의 정규화

얼굴영역의 정규화에서 사용된 Eigenface는 주요요소 분석을 기본으로 하는 얼굴인식기술이다 [6]. 고유벡터들에 대한 공간 투영 방법이라 할 수 있는 Eigenface는 다음과 같은 일련의 과정을 거쳐 이루어진다. 총 학습데이터집합은 $N \times N(90 \times 90)$ 의 이미지 차원에 각 인원 수 만큼(M 개)의 이미지로 $N^2 \times M$ 과 같이 표현된다. 학습데이터집합인 $N^2 \times M$ 에서 각각의 이미지(Γ_n , $n=1, 2, \dots, M$)와 식 (4)과 같은 평균이미지(ϕ) 사이의 차이영상(ϕ_n)을 추출함으로써 각각의 이미지가 가지고 있는 기본적인 차이 이미지만을 추출하게 된다. 차이영상(ϕ_n)에 기반한 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\phi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (4)$$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T = AA^T \quad (5)$$

여기서, $A = [\phi_1 \phi_2 \phi_3 \dots \phi_M]$ 이 공분산 행렬에서 데이터의 분포가 확실한 M 개의 수직(orthogonal)한 벡터인 고유벡터(eigenvector)와 고유값(eigenvalue)을 구한다. 여기서, 고유값은 결과적으로 영상들의 변화를 가져오게 되고 영상을 특징화하여 정렬시키는데 사용된다. 추출된 고유벡터들을 영상의 차원으로 나타낸 공간을 Eigenface라 한다. 임의의 추출된 얼굴 영상(Γ)을 Eigenface의 공간인 Eigenspace(U_k^T)에 투영시켜 가중치 성분(ω_k)을 식 (6)와 같이 구한다.

$$\omega_k = U_k^T (\Gamma - \phi) \quad k=1, 2, 3, \dots, M \quad (6)$$

여기서, 가중치는 Eigenface에 대한 기여도를 나타낸 값이 된다. 가중치들은 이미지 개수만큼의 벡터 데이터 ($\Omega^T = [\omega_1 \omega_2 \omega_3 \dots \omega_M]$)로 이루어진다. 임의의 추출된 얼굴영상에 대한 가중치(Ω)와 모든 인원에 대한 가중치 (Ω^T)와의 차이값을 추출하여 서로의 관련성 정도 ($\epsilon_k = \|(\Omega - \Omega_k)\|$)를 산출한다. ϵ_k 의 최소 값을 이용해 식별을 하게 된다. 즉, Eigenspace 학습 공간에서 입력 이미지가 Eigenface에 얼마나 공여도가 높은가를 벡터로 표현한 Weightvector들을 비교하여 그 차이 임계값 이내에서 가장 작은 값을 찾아내게 된다. 그 차이 값이 임계값 이내에서 가장 작다는 의미는 가장 연관성이 높다는 결과이므로 컬러 영상에서의 얼굴을 나타내게 됨을 의미하는 것이다. 그림 3은 정규화를 위한 Eigenface들이며 그림 4는 Eigenface를 이용하여 90×90 픽셀로 정규화된 영상의 결과를 보여준다.



그림 3. 정규화를 위한 Eigenface들



그림 4. 정규화영상



그림 5. 특징벡터

2.3 특징벡터 추출

인간은 감정의 변화에 따라 눈썹, 눈, 코 또는 입의 위치나 크기 상에 변화가 일어난다. 이런 변화를 감성 인식에 이용하기 위해 본 논문에서는 코의 중심 좌표 점을 기준으로 기하학적인 근육구조의 8가지 특징벡터를 산출하는 방법을 제안한다. 그림 5은 본 논문에서 제안한 얼굴의 특징 벡터를 나타낸 영상이며 표 1은 8개의 특징 벡터를 산출해 내는 식을 나타낸다. 본 논문에서 제안된 방법에 의해 산출된 특징 벡터는 감성 인식의 중요한 판단 자료가 된다.

표 1. 특징벡터 산출 방법

코의 중심점 $A(x, y)$	$A(x, y)$
코의 중심 ▶ 왼쪽 눈 왼쪽 끝점 $1(x_1, y_1)$	$\sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 왼쪽 눈 오른쪽 끝점 $2(x_2, y_2)$	$\sqrt{(x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 오른쪽 눈 왼쪽 끝점 $3(x_3, y_3)$	$\sqrt{(x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 오른쪽 눈 오른쪽 끝점 $4(x_4, y_4)$	$\sqrt{(x_4 - x)^2 + (y_4 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 왼쪽 눈썹 왼쪽 끝점 $5(x_5, y_5)$	$\sqrt{(x_5 - x)^2 + (y_5 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 왼쪽 눈썹 오른쪽 끝점 $6(x_6, y_6)$	$\sqrt{(x_6 - x)^2 + (y_6 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 오른쪽 눈썹 왼쪽 끝점 $7(x_7, y_7)$	$\sqrt{(x_7 - x)^2 + (y_7 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 오른쪽 눈썹 오른쪽 끝점 $8(x_8, y_8)$	$\sqrt{(x_8 - x)^2 + (y_8 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 입술 왼쪽 끝점 $9(x_9, y_9)$	$\sqrt{(x_9 - x)^2 + (y_9 - y)^2}$
코의 중심 ▶ 입술 오른쪽 끝점 $10(x_{10}, y_{10})$	$\sqrt{(x_{10} - x)^2 + (y_{10} - y)^2}$
입술 왼쪽 끝점 ▶ 입술 오른쪽 끝점	$\sqrt{(x_{10} - x_9)^2 + (y_{10} - y_9)^2}$
입술 위쪽 끝점 $11(x_{11}, y_{11})$ ▶ 입술 아래쪽 끝점 $12(x_{12}, y_{12})$	$\sqrt{(x_{12} - x_{11})^2 + (y_{12} - y_{11})^2}$

2.4 감성 인식

본 논문에서는 정규화 된 영상을 기준으로 하여 실험 영상들의 특징벡터들 간의 차이 값(m)으로 삼각형 소속 함수를 사용하여 값을 구한다. 그 입력공간에서의 입력 변수는 퍼지 근사 추론 방법 중에 하나인 mamdani의 min-max 방법을 쓴다. 그림 6은 본 논문에서 사용되어진 소속 함수를 나타낸다.

예를 들면 $i=5$ 일 때 특징벡터의 차이 값이 m 일 경우 $E_{5,2}$ 는 적합도가 0.2이고 $E_{5,3}$ 는 0.75이며 $E_{5,4}$ 는 0.0 값이 구해진다. 감성 인식은 특징벡터 차이 값에 대한 각각의 소속 함수를 가지고 있으며, 크게 4가지 감정에 대한(기쁨, 놀람, 슬픔, 분노) 규칙과 사전 지식으로 120개의 얼굴 영상을 조사함으로써 구성된다.

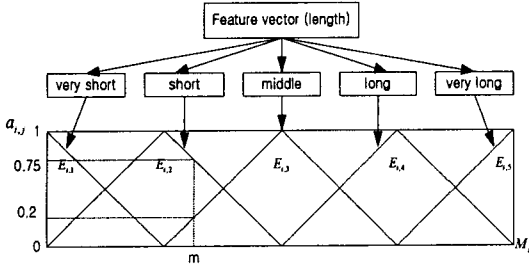


그림 6. 멤버쉽 함수

그림 7은 인간의 감성에서 놀람의 인식을 위해 사용된 규칙의 한 예를 보여준다.

If

- [$a_{1,2}\{M_7(i=1, \text{코의 중심과 왼쪽눈 왼쪽끝점에서 특징벡터의 차}) < 0.7 | E_{1,2}\}$]
- [$a_{3,3}\{M_7(i=3, \text{코의 중심과 오른쪽눈 왼쪽끝점에서 특징벡터의 차}) < 0.1 | E_{3,3}\}$]
- [$a_{5,2}\{M_7(i=5, \text{코의 중심과 왼쪽눈썹 왼쪽끝점에서 특징벡터의 차}) < 0.8 | E_{5,2}\}$]
- [$a_{7,1}\{M_7(i=7, \text{코의 중심과 오른쪽눈썹 왼쪽끝점에서 특징벡터의 차}) > 0.4 | E_{7,1}\}$]
- [$a_{9,3}\{M_7(i=9, \text{코의 중심과 입술 왼쪽끝점에서 특징벡터의 차}) > 0.1 | E_{9,3}\}$]
- [$a_{10,4}\{M_7(i=10, \text{코의 중심과 입술 오른쪽끝점에서 특징벡터의 차}) < 0.2 | E_{10,4}\}$]
- [$a_{11,4}\{M_7(i=11, \text{입 왼쪽끝점과 입 오른쪽끝점에서 특징벡터의 차}) > 0.5 | E_{11,4}\}$]
- [$a_{12,3}\{M_7(i=12, \text{입 위쪽끝점과 입 아래쪽끝점에서 특징벡터의 차}) < 0.2 | E_{12,3}\}$]
- [$a_{12,4}\{M_7(i=12, \text{입 위쪽끝점과 입 아래쪽끝점에서 특징벡터의 차}) > 0.3 | E_{12,4}\}$]

then 놀람으로 인식.

그림 7. 놀람 인식을 위한 규칙

3. 실험 및 결과고찰

본 논문에서 제안한 방법의 실험을 위해 3명의 사람을 대상으로 4가지의 감정(기쁨, 놀람, 슬픔, 분노)에 대해 총 360개의 데이터 중에 120개는 사전 지식으로 사용하고, 240개는 실험으로 컬러 영상을 사용하였다. 본 실험에서는 피부색의 색차를 이용한 컬러 데이터 변환을 전제로 하기 때문에 피부색에 가까운 의상이나 장애물을 피하였다. 제안된 시스템은 응용 가능성이 크다. 그러나 많은 종류의 감성을 인식하기 위해서는 잘 정의된 규칙들의 수가 추가되어지는 것이 필요하다. 표 2는 본 논문에서 제안한 감성 인식 시스템의 인식률을 나타낸다. 인식률에서도 알 수 있듯이 가장 감성 변화가 큰 놀람에서 인식률이 가장 높게 나타나는 것을 볼 수 있었으며, 본 논문에서 제안한 감성 인식 시스템의 실험을 통해 그 응용 가능성을 확인하였다.

표 2. 감성인식 실험에 대한 인식률

	기쁨	놀람	슬픔	분노	총 계
사람 1	70%(14/20)	90%(18/20)	75%(15/20)	80%(16/20)	78.8%
사람 2	75%(15/20)	95%(19/20)	75%(15/20)	85%(17/20)	82.5%
사람 3	75%(15/20)	90%(18/20)	70%(14/20)	75%(15/20)	77.5%
총 계	73.3%	91.7%	73.3%	80%	80%

4. 결 론

본 논문에서는, 컬러 영상으로 인간의 감성 상태를 인식하는 방법을 제안하였다. 획득한 영상으로부터 피부색을 이용하여 얼굴 영상만을 추출하기 위해 RGB에서 HSI 컬러 모델로 변환하여 얼굴영역을 검출하고 이 영역에서 Eigenface를 이용하여 정규화 하였으며 추출된 얼굴 영상으로부터 얼굴의 특징 요소(눈썹, 눈, 코, 입)를 찾아내고 인간 감성 상태의 특징 벡터 값을 조사하기 위한 특징 벡터 산출 방법을 제시하였으며, 특징 벡터들 간의 차이 값을 퍼지 규칙 전반부의 입력 값으로 하여 추론을 통해 감성상태(기쁨, 놀람, 슬픔, 분노)를 인식하는 방법을 제안하였다. 마지막으로, 본 연구실에 구축된 비전 시스템을 이용하여 직접 실험을 통해 제안한 방법의 응용 가능성을 확인하였다.

(참 고 문 헌)

- (1) S. Morisima and H. Harashima, "Emotion Space for Analysis and Synthesis of Facial Expression", IEEE Int. Workshop on Robot and Human Communication, pp. 188-193, 1993.
- (2) L.C. De Silva, T. Miyasato, and R. Nakatsu, "Facial Emotion Recognition Using Multimodal Information", Proc. IEEE Int. Conf. on Information, pp. 397-401, 1997.
- (3) M. Shigeo and H. Hiroshi, "Emotion Space for Analysis and Synthesis of Facial Expression", IEEE Int. Workshop on Robot and Human Communication, 1993.
- (4) R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition : Features vs Templates", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, 1993.
- (5) M. Turk and A. Pentland, "Face recognition Using Eigenface.", Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision, pp. 586-591, 1991
- (6) M. Bichsel and A. Pentland, "Human Face Recognition and the Face Image Set's Topology", CVGIP: Image Understanding, Vol. 59, pp. 254-261, 1994.
- (7) A. Pentland, B. Moghaddam and T. Starner, "View-Based and Modular Eigenspaces for Face Recognition", Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994.
- (8) 오재홍, 이상윤, 주영훈, "형판 벡터와 신경망을 이용한 감성인식", 한국퍼지 및 지능시스템학회, 12권 제 2호, pp. 325-328, 2002.
- (9) 이상윤, "Eigenface를 이용한 인간의 얼굴인식과 감성인식", 군산대학교 석사학위논문, 2003.
- (10) H. Ebine and O. Nakamura, "The Recognition of Facial Expressions Based on Production System", Proceedings of the IEEE Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering, pp.675-682, 1999.