

웃음 치료 훈련을 위한 웃음 표정 인식 시스템 개발

이옥걸*, 강선경*, 김영운*, 정성태**

Development of a Recognition System of Smile Facial Expression for Smile Treatment Training

Yu-Jie Li*, Sun-Kyung Kang*, Young-Un Kim*, Sung-Tae Jung**

요 약

본 논문은 실시간 카메라 영상으로부터 얼굴을 검출하고 얼굴 표정을 인식하여 웃음 치료 훈련을 할 수 있는 시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 카메라 영상으로부터 Haar-like 특징을 이용하여 얼굴 후보 영역을 검출한 다음, SVM분류기를 이용하여 얼굴 후보 영역이 얼굴 영상인지 아닌지를 검증한다. 그 다음에는 검출된 얼굴 영상에 대해, 조명의 영향을 최소화하기 위한 방법으로 히스토그램 매칭을 이용한 조명 정규화를 수행한다. 표정 인식 단계에서는 PCA를 사용하여 얼굴 특징 벡터를 획득한 후 다층퍼셉트론 인공신경망을 이용해 실시간으로 웃음표정을 인식하였다. 본 논문에서 개발된 시스템은 실시간으로 사용자의 웃음 표정을 인식하여 웃음 양을 화면에 표시해 줌으로써 사용자 스스로 웃음 훈련을 할 수 있게 해 준다. 실험 결과에 따르면, 본 논문에서 제안한 방법은 SVM 분류기를 통한 얼굴 후보 영역 검증과 히스토그램 매칭을 이용한 조명정규화를 이용하여 웃음 표정 인식률을 향상시켰다.

Abstract

In this paper, we proposed a recognition system of smile facial expression for smile treatment training. The proposed system detects face candidate regions by using Haar-like features from camera images. After that, it verifies if the detected face candidate region is a face or non-face by using SVM(Support Vector Machine) classification. For the detected face image, it applies illumination normalization based on histogram matching in order to minimize the effect of illumination change. In the facial expression recognition step, it computes facial feature vector by using PCA(Principal Component Analysis) and recognizes smile expression by using a multilayer perceptron artificial network. The proposed system let the user train smile expression by recognizing the user's smile expression in real-time and displaying the amount of smile expression. Experimental result show that the proposed system improve the correct recognition rate by using face region verification based on SVM and using illumination normalization based on histogram matching.

▶ Keyword : 표정인식(Smile Facial Recognition), SVM(Support Vector Machine), 히스토그램 매칭(Histogram Matching), 주성분 분석(PCA: Principal Component Analysis), 다층 인공 신경망(Perceptron Artificial Neural Network)

• 제1저자 : 이옥걸 교신저자 : 정성태

• 투고일 : 2010. 01. 08, 심사일 : 2010. 02. 18, 게재확정일 : 2010. 04. 09.

* 원광대학교 컴퓨터공학과 대학원 ** 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수

※ “이 논문은 2009년 교육과학기술부로부터 지원받아 수행된 연구임” (지역거점연구단육성사업/헬스케어기술개발사업단)

1. 서론

얼굴 표정은 인간의 감정을 표현하는 기본 방식이며, 사람들 간의 비언어적인 의사소통에서 효율적인 방식중 하나이다. 심리학 전문가 Mehrabian는 인간의 감정을 전달하는 표정 정보에 대한 영향을 아래 공식으로 제안하고 있다[1].

$$\text{인간의 감정} = \text{언어}(7\%) + \text{음성}(38\%) + \text{얼굴 표정}(55\%)$$

최근 인공 지능과 패턴 인식 기술이 발전함에 따라서 얼굴 표정 인식은 HCI(Human Computer Interface)분야에서 중요한 기술로 자리 잡아가고 있으며, 이에 관련된 많은 연구가 진행되고 있다. Ekman[2]의 연구에 따르면 사람의 얼굴 표정은 기본적으로 놀람, 두려움, 슬픔, 화남, 역겨움, 웃음 6개의 표정으로 나눌 수 있다. 특히 웃음 표정은 사람의 육체적, 정신적 건강을 유지할 수 있으며, 웃음을 통해 다양한 사회관계를 건강하게 유지할 수 있게 도와주는 역할을 할 뿐만 아니라, 스트레스 극복도 가능하게 해 주기도 한다. 이러한 웃음은 대부분의 사람들이 웃음 표정을 지을 때 얼굴 전체의 안면 근육에 영향을 미쳐 안면 신경마비 등의 질병 치료에도 효과가 있다. 또한 웃을 때 사람의 뇌파 중에서 알파파가 강화되어 마음을 편하게 해 줄 수 있어 우울증 치료에도 도움을 주기도 한다. 또한 웃을 때 통증, 신경통 등의 염증을 낮게 하는 신비한 화합물질이 나와 치료에 도움을 주기도 한다. 따라서 웃음을 통해 사람들의 정신적, 육체적인 여러 질병과 고통을 치료해 주기도하고, 사회적인 문제를 예방할 수도 있어 사람에게 웃음을 훈련 시키는 방법은 중요한 사회적, 의료적 가치를 가진다고 할 수 있다.

하지만 기존의 웃음 치료는 웃음 치료를 해 주는 학원에 가서 웃음 치료사에게 웃음에 관한 교육을 받고, 웃긴 영상을 치료사와 같이 보거나, 웃긴 대화를 서로 주고 받아 치료사가 시키는 대로 따라서 하는 수동적인 방법을 사용하였다. 또 우울증 환자나 안면마비 환자들은 병원에 가서 의사나 치료사에 의존해서 치료를 받아 치료하는 방법을 사용하였다. 이 두 방법은 경제적인 부담과 누군가의 도움을 받아 치료해야 된다는 단점을 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 사용자가 카메라 영상으로부터 타인의 도움 없이 실시간으로 자신의 웃음 표정을 인식하여 웃음을 유지하는 횟수를 시간에 따라서 화면에 표시해 줌으로써 치료에 도움을 줄 수 있는 경제적 부담이 적고 혼자서도 할 수 있는 웃음 표정 인식 시스템을 개발하였다.

웃음 표정 인식 시스템을 개발하기 위해서는 표정 인식 방법이 필요하다. 본 논문은 PCA와 인공신경망을 이용하는 홀

리스틱 분석 방법을 이용하여 얼굴 표정 인식을 수행하였다. 그림 1은 본 논문에서 제안된 얼굴 표정 인식 시스템의 구성도이다. 시스템은 크게 학습과정과 실시간 인식 과정 두 단계로 구성되어 있다. 제안된 시스템은 카메라 영상으로부터 Haar-like 특징을 이용하여 얼굴 후보를 검출한 후 SVM분류기를 이용하여 얼굴을 검출한다. 그리고 검출된 얼굴 영상에 히스토그램 매칭을 적용하여 조명에 대한 정규화를 실행한다. 이렇게 조명에 대해 정규화된 영상에 PCA를 이용하여 특징 벡터를 추출한 후 그 특징 벡터를 인공신경망의 입력 층으로 하는 다층 인공신경망을 이용하여 얼굴 표정을 인식하는 방법을 사용하였다.

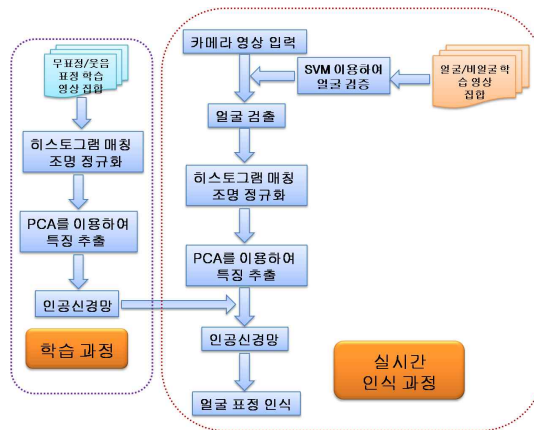


그림 1. 제안된 시스템 구성도
 Fig 1. The Proposed System Diagram

입력 영상으로부터 PCA를 이용하여 얼굴의 특징을 검출하는 방법을 사용할 경우 명암에 따라 검출되는 결과가 달라질 수 있다. 실시간으로 영상을 획득할 경우 조명을 항상 같은 상태로 고정할 수 없으므로 주변 환경에 따라 검출되는 결과가 달라지게 된다. 이러한 조명 변화의 영향을 줄이기 위해 입력 영상에 대한 조명의 정규화 과정이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 입력 영상에 히스토그램 매칭을 적용하여 조명에 대한 정규화 과정을 수행하였다. 그리고 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하기 위해 Haar-like 특징을 이용하여 얼굴 후보를 검출한 후 SVM분류기를 이용하여 얼굴 검증을 수행하였다. Haar-like 특징만을 이용할 경우 얼굴이 아닌 비 얼굴 영상도 얼굴로 잘 못 검출하는 오류를 범하므로, SVM 분류기를 이용한 얼굴 검증 방법으로 얼굴 검출의 정확도를 높였다.

II. 관련 연구

기존의 표정 인식 연구 방법은 크게 광학적 흐름 분석(Optic Flow Analysis)방법[3], 국부적인 표현 방법[4], 홀리스틱 분석(Holistic Analysis)방법[7] 등이 있다.

광학적 흐름 분석 방법은 얼굴 표정 변화에 따른 광학적 흐름 추정을 통한 얼굴 근육 움직임 정보를 이용하여 인식하는 방법이다. 광학적 흐름 분석은 기울기(gradient)기반 계산 방법, 매칭기반 계산 방법, 그리고 빈도기반 계산 방법을 포함한다. 광학적 흐름 분석 방법은 요즘 움직임 예측, 움직임 분할, 그리고 객체 구조의 복원 분야에서 널리 응용되고 있지만 계산 방법이 복잡하고 계산량이 아주 많은 단점을 가지고 있다.

그리고 국부적인 표현 방법은 얼굴의 국부적인 특징 점(눈, 코, 입 등)의 위치를 찾아 특징 부분의 변화를 비교하여 인식하는 방법이다. 국부적인 표현 방법은 얼굴에 있는 특징 점 중 관심 있는 특징 점만 고려하고, 배경과 같이 무관한 정보는 제거함으로써 계산량은 많이 줄일 수 있지만 얼굴의 일부만 특징 점만 추출해서 표정을 인식함으로써 인해 특징점이 아닌 다른 부분의 움직임을 무시하여 유용한 정보를 분실할 수 있는 단점을 가지고 있다. 그리고 특징 점을 표시할 때 자동적인 표시 방법과 수동적인 표시 방법이 있는데, 자동적인 방법은 정확하게 표시하기 어려워서 대부분은 수동적으로 특징 점을 표시하는 방법을 사용하므로 인위적인 방법으로 인한 사용자의 불편함을 초래하는 단점을 가진다.

그리고 홀리스틱 분석 방법은 얼굴 전체에 대한 분석으로 얼굴 영상에 대해 통계적으로 학습시키고 인식하는 방법이다. 홀리스틱 방법에서는 차원을 축소하여 계산량을 줄일 수 있고 얼굴 전체의 특징을 이용하여 모든 정보를 고려함으로써 표정 인식의 정확도를 향상시킨다는 장점을 가지고 있다.

그러나 홀리스틱 분석 방법을 사용할 경우, 입력 영상에 대해 조명 변화에 따라 검출률에 영향을 미칠 수 있기 때문에 조명에 따른 전처리 과정으로 영상에 대한 정규화 과정이 필요하다. 영상에 대한 정규화 방법으로 참고문헌[8]에서는 영상 조명 표준화 방법을 제안하고, 참고문헌[9]에서는 백색화(Whitening) 방법을 제안하였다. 이 두 방법은 간단하면서도 널리 응용되고 있지만 영상의 명암 대비가 심한 경우에는 처리 효과가 좋지 않아 응용에 제한이 따른다는 단점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 조명 변화에 따른 영상 정규화 방법으로 히스토그램 매칭을 사용하였다. 이를 사용함으로써 명암 대비가 심한 영상에 대해서도 처리 효과가 좋았고, Gamma 효과처럼 비선형 조명 차이도 제거할 수 있어 표정 인식률을 높일 수 있었다.

III. 얼굴 영상 검출

3.1 Haar-like 특징을 이용한 얼굴 검출

본 논문의 얼굴 검출 단계에서는 그림 2에서 보는 것과 같이 얼굴 영역 내에서 객체간의 구별 능력이 있는 Haar-like 특징의 조합을 이용하여 얼굴을 검출한다.

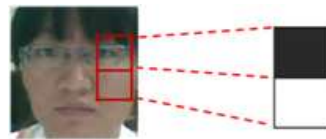


그림 2. Haar-like 특징(어두운 영역, 밝은 영역)
Fig 2. Haar-like Features(Dark Areas, Light Areas)

Haar-like 특징[10]은 Papageoriou et al에 의해 제안된 방법으로 인테그랄 이미지를 이용하여 간단하면서도 빠르게 연산을 수행할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이러한 Haar-like 특징과 인테그랄 이미지의 사용은 복잡한 연산을 줄이고, 높은 검출률이 요구되는 실시간 객체 검출에서 효과적으로 적용된다.

3.2 SVM분류기를 이용한 얼굴/비 얼굴 영상 분류

본 논문에서는 Haar-like 특징만 이용하여 얼굴을 검출할 경우 그림 3과 같이 얼굴이 아닌 배경이 얼굴로 잘못 검출될 수 있기 때문에 이 과정을 보완하고 정확한 얼굴 영상을 얻기 위해서 SVM분류기를 활용한다.



그림 3. 얼굴을 잘 못 검출하는 경우
Fig 3. The Example of False Detection

SVM(Support Vector Machine)은 이진 패턴 분류 문제를 해결하기 위해 제안된 학습 방법으로 각 범주의 대표적 인 특징을 갖는 벡터를 이용하여 최적 하이퍼분리면(Hyperplane)을 찾아서 두 범주를 분류하는 기법이다. SVM은 학습 데이터에 대해 잘 못 분류하는 확률을 최소화하기 위해서 구조적인 위험을 최소화(Structural Risk Minimization: SRM)하는 것에 기초하고 있다[12]. SVM은 인식 성능과 처리 속도 성능이 매우 뛰어나서 지금은 얼굴 인식, 문자인식, 문서 범주화 등 다양한 분야에 적용되고 있다[13].

3.2.1 SVM 알고리즘 : 선형 분리 가능한 경우

SVM 분류기를 응용할 수 있는 경우는 선형 분리가 가능한 경우, 선형 분리가 불가능한 경우, 그리고 비선형 분리한 경우 세 가지가 있다. 본 논문에서 선형 분리 알고리즘을 사용한다.

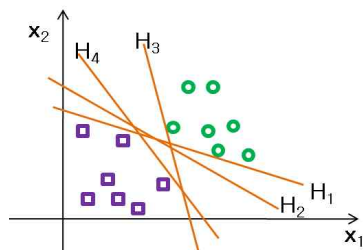


그림 4. 하이퍼분리면
Fig 4. Hyperplane

선형 분리 가능한 두 클래스의 데이터를 오차 없이 완전 분류할 수 있는 하이퍼분리면(eg: H_1, H_2, H_3, \dots)이 그림 4와 같이 무한히 존재한다. SVM분류기는 무한 개 하이퍼분리면 중에서 최적 하이퍼분리면을 찾는 과정이다.

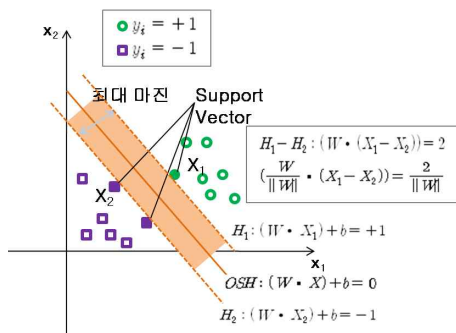


그림 5. 최적 하이퍼분리면과 서포트벡터
Fig 5. OSH and Support Vector

최적 하이퍼분리면(Optimal Separating Hyperplane: OSH)은 수많은 하이퍼분리면들 가운데 마진(margin)이 최대가 되는 하이퍼분리면이다. 여기서 마진은 하이퍼분리면으로부터 각 점들에 이르는 거리의 최소 값을 말한다. 그리고 마진을 이루는 영역을 떠받치고 있는 데이터 점들을 서포트 벡터(Support Vector: SV)라고 정의한다[14].

그림 5와 같이 두 클래스 $y \in \{+1, -1\}$ 에 속하는 임의의 n 차원 학습 데이터 $X_i \in R^n$ 을 선형 분류할 수 있는 경우, 하이퍼분리면에 응답하는 분류 결정함수 $f(X)$ 는 하이퍼분리면과 직교하는 가중치 벡터 W 와 바이어스 b 로 구성된 다음 식 (1)과 같이 정의한다.

$$f(X) = W^T \cdot X_i + b \dots\dots\dots (1)$$

그리고 최적 하이퍼분리면을 찾는 문제는 식 (3)을 제약조건으로 하여 식 (2)를 최소화하는 최적화 문제이다.

$$\min \frac{\|W\|^2}{2} \dots\dots\dots (2)$$

$$y_i (W^T X_i + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (3)$$

위의 최적화 문제에서 함수의 최소 문제를 라그랑지(Lagrange) 함수로 유도하고 울프 쌍대문제(Wolf Dual Problem), Karus-Kuhn-Tucker(KKT)조건을 적용하면, 제약 조건은 식 (4)와 같이 정의하고 최소화하는 최적화 문제는 식 (5)와 같이 된다.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq \forall i; \dots\dots\dots (4)$$

$$\min \left(\frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i (W \cdot X_i + b - 1)] \right) \dots\dots\dots (5)$$

여기서, $W = \sum_{i=1}^{n_i} \alpha_i y_i x_i$ 이고 $b = \frac{1 - y_i W^T x_i}{y_i}$ 이다.

본 논문에서는 얼굴과 비 얼굴 영상들 각 49장을 학습 데이터로 이용하였다. 이 학습 데이터를 가지고 SVM분류기를 적용해서 최적 분류 하이퍼분리면을 찾은 후, 새로운 입력 영상이 들어올 때 그 하이퍼분리면까지의 거리를 계산하고 얼굴과 비 얼굴 영상을 분류하는 방법을 사용하였다. 실험결과 Haar-like 특징을 이용해서 얼굴 검출한 다음, SVM분류기를 통해 얼굴 영상을 검출하는 방법은 Haar-like 특징만 적용하여 얼굴 검출하는 방법보다 얼굴을 정확하게 검출할 수 있었다.

그림 6은 본 논문에서 SVM분류기 학습에 이용한 얼굴과 비 얼굴 영상들이다.

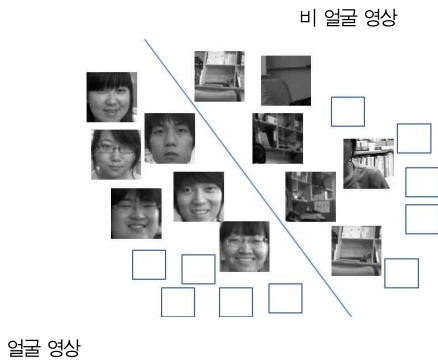


그림 6. 얼굴 영상 검증
Fig 6. Face Image Verification

3.3 히스토그램 매칭을 이용한 조명 정규화

본 논문에서는 조명에 강인한 영상을 얻기 위해 얼굴 표정 영상에 히스토그램 매칭을 이용하여 조명의 정규화를 실행하였다. 그림 7은 히스토그램 매칭 과정의 다이어그램이다.

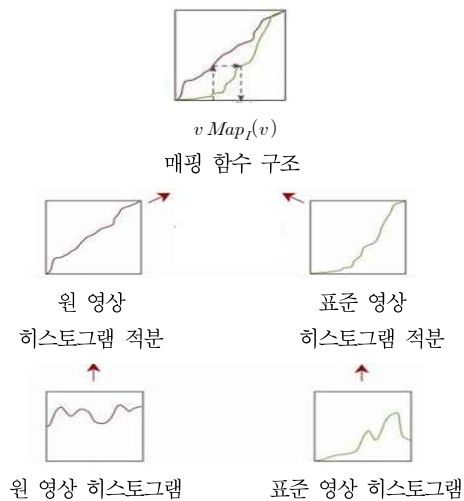


그림 7. 히스토그램 매칭 과정
Fig 7. Histogram Matching Algorithm

3.3.1 히스토그램 매칭 알고리즘

히스토그램 매칭 과정의 첫 번째 단계에서는 입력 영상과 표준 영상의 히스토그램을 식 (6)을 이용하여 계산한다.

$$H_I(u) = \frac{1}{w \times h} \times \sum_{i=0}^w \sum_{j=0}^h \gamma(u, I(i, j)) \quad \dots\dots\dots (6)$$

$$\gamma(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{if } a = b \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad \dots\dots\dots (7)$$

식 (6)에서 w 는 영상의 넓이고, h 는 영상의 높이이다. $H_I(u)$ 는 영상의 명암 값 u 의 히스토그램 값, $I(i, j)$ 는 영상 픽셀 (i, j) 의 명암 값이다.

두 번째 단계는 영상의 히스토그램에 대해 누적하는 과정을 식 (8)을 이용해 계산한다.

$$C_I^N(u) = \sum_{i=0}^u H_I(i) \quad \dots\dots\dots (8)$$

표준 영상과 입력 영상의 누적 히스토그램을 생성한 다음 이를 통해서 명암도를 변환하는 매핑 함수가 만들어지게 되는데, 매핑 함수는 식 (9)를 이용하여 생성한다.

$$Map_I(v) = u \text{ if } C_I^N(u) < C_I^O(v) \leq C_I^N(u+1)$$

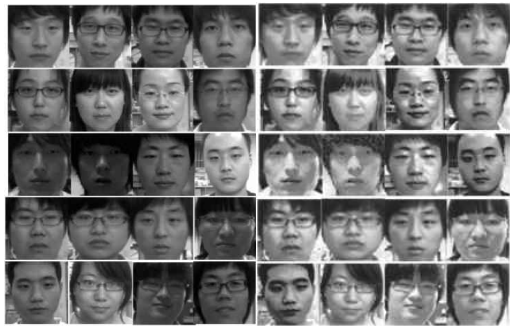
$$\dots\dots\dots (9)$$

여기에서 $Map_I(v)$ 는 명암도 매핑 함수를 표시하고, $C_I^N(u)$ 와 $C_I^O(v)$ 는 표준 영상과 입력 영상의 명암도 누적 히스토그램을 표시한다. $C_I^N(u) < C_I^O(v) \leq C_I^N(u+1)$ 조건이 만족할 때 입력 영상에서 명암도 값이 v 보다 작거나 같은 계수는 표준 영상에서 명암도 값이 u 보다 작거나 같은 계수와 근사하는 것 알 수 있다.

그 다음 입력 영상의 각각의 픽셀에 대하여 식 (10)과 같이 명암도 매핑 함수를 적용하여 히스토그램 매칭 된 영상을 구하게 된다.

$$I^C(i, j) = Map_I(I^O(i, j)) \quad \dots\dots\dots (10)$$

그림 8은 히스토그램 매칭 실행 전과 후에 대한 얼굴 영상들을 보여주고 있다. 히스토그램 매칭 단계를 통하여 조명 변화에 의한 민감도를 줄일 수 있음을 알 수 있다.



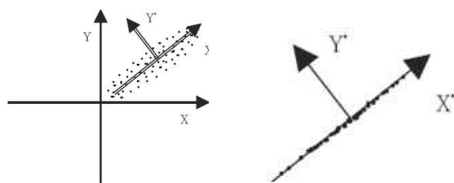
(a) 원래 영상 (b) 히스토그램 매칭된 영상들
 그림 8. 히스토그램 매칭 적용
 Fig 8. The Application of Histogram Matching
 (a) Original Images (b) Histogram matched Images

IV. 얼굴 표정인식

얼굴 표정 인식 단계에서 얼굴 영상은 고차원 특징 벡터로 이루어진 데이터이기 때문에 이를 그대로 입력 층으로하는 인공 신경망을 이용할 경우 얼굴을 인식하는데 오랜 시간이 걸리게 된다. 따라서 본 논문에서는 차원 축소 방법의 대표적인 PCA를 이용해 입력 영상의 특징 벡터의 차원을 줄이는 방법을 사용하였다.

4.1 PCA를 이용한 얼굴 특징 추출

PCA는 고차원 특징 벡터를 몇 개의 주성분 값으로 나타내어 저차원의 특징 벡터로 표현해 주는 방식이다. PCA는 Karhunen-Loeve 변환(KL-변환)이라고도 불리는데 그림 9와 같이 상관성이 있는 변량들의 변동(분산)을 줄여 상관성이 없는 변량의 집합을 기준 축으로 변환하여 특징 벡터를 재배치하는 방법이다[13]. 즉 PCA는 원래 고차원 데이터의 분포 및 특징을 표현할 수 있는 몇 개의 주요성분들을 찾는 과정이다.



(a) 2차원의 데이터 (b) 데이터의 차원 축소

그림 9. PCA를 이용하여 데이터의 차원 축소
 Fig 9. Reduction of Data Dimension based on PCA

4.1.1 PCA알고리즘

본 논문에서는 학습 데이터에 대해 PCA를 적용하여 특징을 추출하였다. 아래 보여지는 각각의 단계는 $N \times N$ 크기를 가진 M 개의 학습 영상에 대한 특징 추출과정이다.

1단계: 인식 후보 얼굴 행렬 S 을 구성한다.

$$S = \Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M \dots\dots\dots (11)$$

2단계: 행렬 S 로부터 평균 얼굴 벡터를 계산한다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \dots\dots\dots (12)$$

3단계: 각 인식 후보 얼굴 벡터와 평균 얼굴 벡터의 차 벡터(Φ_i) 계산한다.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \dots\dots\dots (13)$$

4단계: 벡터 Φ_i 로부터 공분산 행렬 C 를 계산한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T \dots\dots\dots (14)$$

5단계: 식 (15)를 이용하여 공분산 행렬 C 의 고유 값을 구한다.

$$\lambda e_i = C e_i \dots\dots\dots (15)$$

여기서 e_i 는 고유 벡터이고, λ 는 고유 값이다.

6단계: 고유 벡터를 구한 다음, 고유 값의 크기가 큰 순으로 고유 벡터 e_i 를 정렬하며 식(16)과 같이 K 개의 고유 벡터를 구한다.

$$W_{PCA} = [\Gamma e_1, \Gamma e_2, \Gamma e_3, \dots, \Gamma e_K] \dots\dots\dots (16)$$



그림 10. PCA로부터 구한 고유 얼굴 영상들
 Fig 10. Eigen Face Images Computed by PCA

그림 10은 PCA알고리즘을 통해서 $K = 100$ 일 때, 주성분 분석에서 구한 고유 벡터 영상 즉 고유 얼굴 영상들이다.

4.2 인공신경망을 이용한 얼굴 표정 인식

얼굴 특징 벡터와 얼굴 표정은 비선형 관계이다. 인공신경망은 이론적으로 강한 비선형 능력과 적응 능력을 가지고 있기 때문에 임의의 비선형 모델에 이용할 수 있다. 이 특성에 근거하여 본 논문에서는 세 개 층으로 이루어진 다층 인공신경망 역전파 알고리즘을 이용하여 얼굴 표정을 인식하는 방법을 사용하였다.

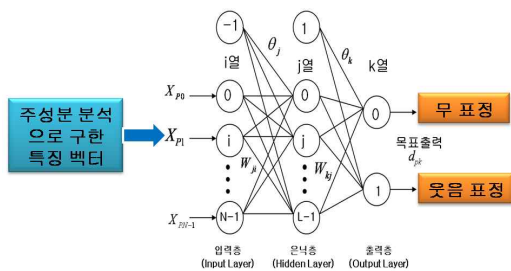


그림 11. 역전파 인공신경망
Fig 11. Back-Propagation Artificial Neural Network

본 논문에서는 PCA를 이용하여 특징 벡터를 구한 다음 무 표정과 웃음 표정을 분류하기 위해서 특징 벡터의 각 값을 입력 계층 노드에 연결하였고, 출력 계층의 두 개의 뉴런으로 분류하는 그림 11과 같은 다층 인공신경망을 사용하였다. 따라서 무 표정과 웃음 표정 분류를 위한 인공 인공신경망은 입력 노드 100개, 출력 노드 2개, 내부 계층 노드는 100개이다.

본 논문에서 사용하는 역전파 알고리즘은 학습 전 단계와 후향 단계로 이루어져 있다. 전향 단계는 각 입력 층 노드에 대해서 입력 함수와 활성화 함수를 이용하여 출력을 산출하는 단계이고, 후향 단계는 목표 출력과 실제 출력의 차이를 계산하여 오차를 구한다음 은닉 층에 역전파하여 출력 층에서 입력 층으로 순서대로 층과 층 사이의 가중치를 갱신하는 단계이다. 가중치 갱신은 일반화된 델타 규칙으로 수행하게 된다. 총 오차의 합이 정해진 오차의 기준치에 도달할 때까지 계속 실행하다가 원하는 값에 수렴되면 동작을 멈추는 방법을 사용하였다[14].

V. 실험결과

제안된 표정 인식 시스템의 성능을 평가하기 위해 그림 12

와 같이 여러 조명 조건하에서 21명의 실험자들을 촬영한 영상을 사용하였다. 웃음, 무표정 영상 각 10장씩 총 420장을 사용하여 실험하였으며, 영상의 해상도는 128x128을 사용하였다. 그 중에 17명 실험자의 영상은 학습 영상으로 사용하고, 나머지 4명 실험자의 영상은 테스트 영상으로 사용하였다. 그림 12(a)에는 학습 영상의 예가 나타나있고, 그림 12(b)에는 테스트 영상의 예가 나타나 있다. 그림 12(c)는 본 실험에서 이용하는 조명 표준 영상이다.

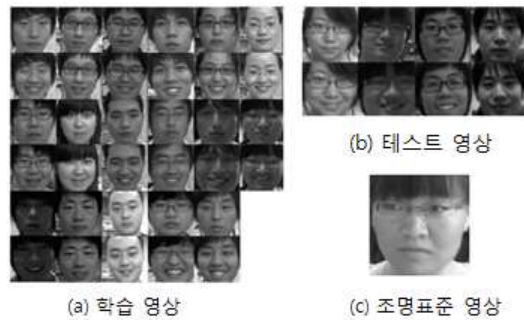


그림 12. 실험에서 사용된 영상
Fig 12. The Images used in The Experiments

본 논문에서 개발된 시스템에 사용하는 조명 정규화 방법과 다른 방법의 성능을 비교하기 위해서 조명 표준화, 백색화, 히스토그램 매칭 세 가지 조명 정규화 방법을 가지고 인식 실험을 하였다. <표 1>은 비교 실험 결과이다.

표 1. 조명 정규화 방법에 따른 표정에 대한 인식률
Table 1. The Recognition Rate of Facial Expression According to Various Illumination Normalization

방법	조명 정규화 없음	조명 표준화	백색화	히스토그램 매칭
전체 인식률	80%	83.75%	85%	88.75%

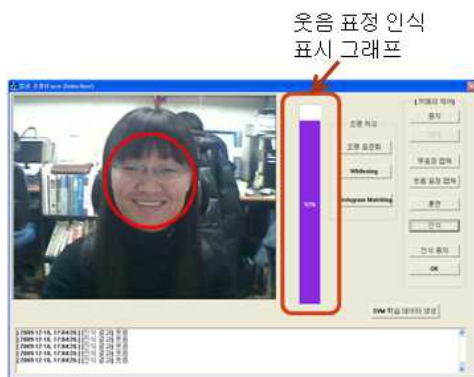
본 실험을 통해서 조명 변화가 인식률에 큰 영향을 미칠 수 있다는 것을 알 수 있다. 그리고 조명에 대해 3가지 정규화 방법을 사용했을 때 조명 표준화 방법은 83.75%의 인식률을 얻었고, 백색화를 수행했을 경우는 85%를 얻었으며, 본 논문에서 제안한 히스토그램 매칭 방법을 사용했을 경우에는 앞에 두 방법보다 인식률이 높은 88.75%의 인식률을 얻을 수 있었다. 본 논문에서 제안한 방법이 다른 조명 정규화 방법보다 조명 변화에 영향을 더 효과적으로 줄여 인식률을 향상시킬 수 있다는 것을 알 수 있었다. 하지만 이 방법 또한

인식률이 90% 미만의 결과 값을 얻음으로써, 정확한 웃음 표정 인식을 위해서는 좀 더 높은 인식률을 얻을 수 있는 방법이 필요하다.

실시간으로 웃음 표정 인식 시스템을 개발하기 위해 본 논문에서 설계된 인식 인터페이스 화면은 그림 13과 같다. 그림에는 개발된 얼굴표정 인식 시스템을 가지고 실시간으로 실험한 결과가 나타나 있다. 그림 13(a)는 무표정을 실시간으로 인식한 결과를 보여주고 있고, 그림 13(b)은 실시간으로 웃는 표정을 인식하여 웃음 표정 인식 결과를 막대 그래프로 표시하여 나타내고 있다. 이와 같이 개발된 시스템은 실시간으로 사용자의 웃음 표정을 인식하여 웃음을 유지하는 횟수를 시간에 따라서 그래프로 화면에 표시해 줌으로써 사용자 스스로 웃음 훈련을 할 수 있게 해 준다.



(a) 무표정 실시간 인식 화면



(b) 웃음 표정 실시간 인식 화면

그림 13. 표정 실시간 인식 화면

Fig 13. The Recognition Screen of Facial Expression in Real-time.

VI. 결론

웃음 표정은 사람들 간의 교류에서 중요한 역할을 담당하고 있으며, 서비스업, 예방의학, 헬스케어등의 분야에서 널리 응용할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 사람의 웃음을 훈련할 수 있는 인터페이스를 개발하기 위해서 실시간으로 웃음 표정을 인식하는 시스템을 개발하였다.

본 논문에서는 실시간으로 웃음 표정과 무표정을 구별하기 위해 얼굴 검출 단계에서 정확한 얼굴 영상을 검출 방법에 SVM분류기를 이용하여 얼굴을 검출하였고 인식률 향상을 위해 조명에 대한 히스토그램 매칭을 이용해 조명 정규화과정을 수행하였다.

향후에는 의료 지식과 결합해서 사람한테 더 효율적인 웃음을 훈련할 수 있는 시스템을 개발할 필요가 있는 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] Mehrabian A., "Communication without words," Psychology Today, pp.53-56, 1968.
- [2] P. Ekman, "Facial Expressions of Emotion: an Old Controversy and New Findings," Philosophical Transactions of the Royal Society, pp.63-69, 1992.
- [3] J. Lien, T. Kanade, and C. Li, "Detection, tracking, and classification of action units in facial expression," Journal of Robotics and Autonomous Systems, Vol. 31, No. 3, pp.131-146, May. 2000.
- [4] C. Padgett, and G. Cottrell, "Representing face images for emotion classification," Advances in Neural Information Processing Systems. Vol. 9, pp.894-900, 1997.
- [5] M. Turk, and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No.1, pp. 71-86, 1991.
- [6] P. Bellhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces : Recognition using class specific linear projection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.

19, No. 7, pp. 711-720, July. 1997.

[7] 한수정, 곽근창, 고현주, 김승석, 전명근, "ICA-factorial 표현법을 이용한 얼굴감정인식," 한국퍼지및지능시스템학회 논문지, 제 13권, 제 3호, 371-376쪽, 2003년 6월.

[8] 김호덕, 양현창, 박창현, 심귀보, "PCA을 이용한 얼굴 표정의 감정인식 방법," 한국퍼지및지능시스템학회논문지, 제 16권, 제 2호, 11-14쪽, 2006년 11월.

[9] 신영숙, "PCA 표상을 이용한 강인한 얼굴 표정 인식," 한국인지과학회논문지, 제 16권, 제 4호, 323-331쪽, 2005년 12월.

[10] Lienhart, R, Maydt, J, "An extended set of Harr-like features for rapid object detection," IEEE Proceedings of International Conference on Image Processing, Vol. 1, pp.900-903, Sept. 2002.

[11] Viola, P, Jones, M, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp.511-518, Apr. 2001.

[12] V. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory," Springer Netherlands, pp.332-347, 1995.

[13] J.C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, No. 2, pp.121-167, Jun. 1998.

[14] 한학용, "패턴인식 개론", 한빛미디어 출판사, 351-358쪽, 2006년.

저 자 소개



이 옥 걸
 2006년 8월 : 원광대학교 전기전자 및 정보통신학부 (공학사)
 2008년 9월~현재 : 원광대학교 컴퓨터 공학과 석사과정
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴 인식, 컴퓨터그래픽스



강 선 경
 2000년 2월 : 원광대학교 전기·전자공학부 (공학사)
 2004년 2월 : 원광대학교 정보·컴퓨터교육학과(공학교육학석사)
 2010년 2월 : 원광대학교 컴퓨터공과 (공학박사)
 관심분야 : 휴먼 컴퓨터 인터페이스, 영상처리, 영상인식, 임베디드 시스템



김 영 운
 2003년 2월 : 원광대학교 컴퓨터정보통신공학부(공학사)
 2005년 8월 : 원광대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
 2006년 2월~현재 : 원광대학교 컴퓨터 공학과 박사과정
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴 인식, HCI, 컴퓨터그래픽스



정 성 태
 1987년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)
 1989년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
 1994년 8월 : 서울대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
 1995년 3월~현재 : 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수
 관심분야 : 영상인식, 영상처리, 컴퓨터 그래픽스