

효과적인 얼굴 표정 인식을 위한 퍼지 웨이브렛 LDA융합 모델 연구

A Study on Fuzzy Wavelet LDA Mixed Model for an effective Face Expression Recognition

노종훈 · 백영현 · 문성룡

Jong-Heun Rho, Young-Hyun Baek and Sung-Ryong Moon

원광대학교 전자공학과

요 약

본 논문에서는 퍼지 소속 함수와 웨이브렛 기저를 이용한 효과적인 얼굴 표정 인식 LDA 융합모델을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 최적의 영상을 얻기 위해 퍼지 웨이브렛 알고리즘을 수행하고, 표정 검출은 얼굴 특징 추출단계와 얼굴표정인식 단계로 구성된다. 본 논문에서 얼굴 표정이 담긴 영상을 PCA를 적용하여 고차원에서 저차원의 공간으로 변환 후, LDA 특성을 이용하여 클래스 별로 특징벡터를 분류한다. LDA 융합 모델은 얼굴 표정인식단계는 제안된 LDA융합모델의 특징 벡터에 NNPC를 적용함으로써 얼굴 표정을 인식한다. 제안된 알고리즘은 6가지 기본 감정(기쁨, 화남, 놀람, 공포, 슬픔, 혐오)으로 구성된 데이터베이스를 이용해 실험한 결과, 기존알고리즘에 비해 향상된 인식률과 특정 표정에 관계없이 고른 인식률을 보임을 확인하였다.

키워드 : 표정 인식, 주성분분석법, 선형판별분석법, 퍼지 함수, 웨이브렛 기저

Abstract

In this paper, it is proposed an effective face expression recognition LDA mixed mode using a triangularity membership fuzzy function and wavelet basis. The proposal algorithm gets performs the optimal image, fuzzy wavelet algorithm and Expression recognition is consisted of face characteristic detection step and face Expression recognition step. This paper could applied to the PCA and LDA in using some simple strategies and also compares and analyzes the performance of the LDA mixed model which is combined and the facial expression recognition based on PCA and LDA. The LDA mixed model is represented by the PCA and the LDA approaches. And then we calculate the distance of vectors dPCA, dLDA from all faces in the database. Last, the two vectors are combined according to a given combination rule and the final decision is made by NNPC. In a result, we could showed the superior the LDA mixed model can be than the conventional algorithm.

Key Words : Expression recognition, PCA, LDA, Fuzzy function, Wavelet basis

1. 서 론

다양한 정보 매체들이 컴퓨터, 집적회로, 통신 및 신호처리 기술의 발달과 더불어 멀티미디어의 시대가 열리게 되었다. 멀티미디어 기술이 발전함에 따라 다양한 정보가 미디어에 실리게 되었고, 그 중 인간의 감정에 따라 변화하는 표정 정보는 매우 흥미 있는 정보 중 하나이다.

인간의 표정 정보는 제스처 함께 감정과 의사를 표현하는 가장 자연스럽게 유용한 정보이며, 전체 감정표현의 약 55%를 차지하고 있다. 이러한 얼굴 표정에 대한 관심과 연구는 오래전부터 인지과학자들에 의해서 이루어져 왔고, 현재 인간과 컴퓨터의 상호 인터페이스란 관점에서 많은 연구가 진

행되고 있다[1].

기존의 표정 인식 연구는 얼굴의 특정 부위(눈, 코, 입)의 위치를 비교해서 그 변화한 정도를 통해 얼굴의 표정을 인식하는 방법[2]과 얼굴 표정의 변화에 따른 근육의 움직임이 주는 정보(Optical flow)를 사용해서 표정을 구분하는 방법[3], 홀리스틱 분석방법인 PCA(principal component analysis)[4]와 LDA(Linear Discriminant Analysis)[5], ICA(Independent Component Analysis)등이 있다.

위와 같은 방법을 통한 표정 연구 시에는 크게 두가지 단점을 보인다. 먼저, 특징점 이용 시 얼굴 영역의 특정 부분을 정확하게 추출해야하는 선행과정이 필요하며, 얼굴 표정의 비강체성으로 인한 많은 연산이 필요하다.

그리고 광학적 흐름 분석을 이용하는 경우 순차적으로 입력되는 영상에서 정보를 찾아내고 분석해야하는 선행 처리가 필요하며, 많은 데이터 처리가 요구되어 일반적인 환경에서 정확한 표현이 어렵다는 단점이 있다.

웨이브렛 변환 특징은 영상 신호의 주파수 특성을 단순화하며, 저주파 영역으로 대부분의 에너지를 모으는 좋은 지역

접수일자 : 2006년 10월 17일

완료일자 : 2006년 11월 30일

본 논문은 2006년 원광대학교의 교비지원에 의해서 연구됨.

특성으로 인한 영상 단순화의 장점과 변환 레벨을 높게 하여 계수의 수를 줄이더라도 전체 영상의 정보를 잘 보존하기 때문에 영상의 특징점을 손쉽게 구할 수 있다[6].

본 논문에서는 특징점 추출 시 삼각 퍼지 함수의 양자화를 통해 픽셀값을 디지털 값으로 표현함으로써 디지털 처리가 가능하도록 하여 연산량을 줄이고 웨이브렛 기저를 추출함으로써 영상의 중요정보를 유지하는 퍼지 웨이브렛 변환을 이용하였다. 또한 얼굴인식 분야에서 다양하게 이용되고 있는 주성분 분석법(PCA)과 선형판별분석법(LDA)의 특징을 선택적으로 적용하였다[7,8].

본 논문에서는 주어진 영상의 웨이브렛 변환과 PCA와 LDA의 융합 구조를 이용하여, 고주파 성분과 불필요한 정보를 제거하고, 각 얼굴 표정마다 지니고 있는 고유성분을 추출하고, 이러한 결과를 최소거리패턴분류법(NNPC)을 이용하여 표정 인식을 개선하고자 한다. 본 논문의 구성은 2장에서 영상의 전처리 과정인 웨이브렛을 3장과 4장에서는 얼굴표정인식 알고리즘을 소개한다. 5장에서는 기존 2가지 알고리즘과 제안한 알고리즘을 가지고 모의실험을 통하여 비교 분석함으로써 본 논문에서 제안하는 WLDA 모델의 개선된 성능을 보였다. 마지막으로 6장에서는 간단한 결론 순으로 구성이 되었다.

2. 퍼지 웨이브렛 알고리즘

2.1 삼각 퍼지 함수의 양자화

퍼지구간 I는 L-R 형태 퍼지 숫자이며, 멤버십 함수는 아래 식 (1)과 같다.

$$\nu_{LR_I}(x) = \begin{cases} L\left(\frac{m_l - x}{\alpha}\right) & \text{for } x \leq m_l \\ 1 & \text{for } m_l \leq x \leq m_r \\ R\left(\frac{x - m_r}{\beta}\right) & \text{for } x \geq m_r \end{cases} \quad (1)$$

여기에서 L과 R은 가파른 모양의 함수이고, α, β, ν 는 퍼지 구간에 대한 파라미터이다. L과 R이 가우시안 모양을 갖는다고 가정한다면 식 (2)에 적용된다.

$$\nu_{LR_I}(x) = LR\left[\frac{m_l \nabla x}{\alpha} + \frac{x \nabla m_r}{\beta}\right] \quad (2)$$

경계가 다른 연산은 $a \nabla b = \max(a-b, 0)$ 이고, 퍼지 구간은 $I = [m_l, m_r, \alpha, \beta]LR$ 로 나타낸다. 일반적인 L-R 삼각형 모양의 함수를 퍼지화하기 위하여 그림 1과 같이 퍼지 집합의 수를 사용하였다. 그림 1은 3개의 퍼지 소속함수로 구성되었으며, 퍼지 레벨은 0~255사이의 임의의 픽셀 값을 [0, 1]로 퍼지화 하는데 DARK, MIDDLE, BRIGHT인 퍼지 소속 함수를 주로 사용한다.

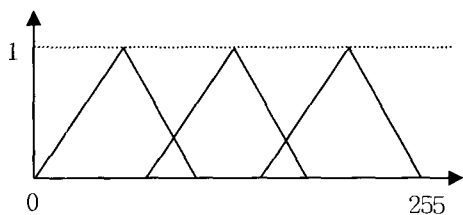


그림 1. 삼각형 퍼지 소속함수
Fig. 1 Triangularity fuzzy membership function.

또한 한 개의 퍼지 소속 함수의 영역을 디지털하기 위하여 1~89까지 5단위씩 세분화한다. 그리고 그레이 스케일의 픽셀 값이 0~8사이에 존재하도록 퍼지함수를 양자화하여 퍼지화 부분이 병렬 연산처리가 가능하도록 디지털화 한다.

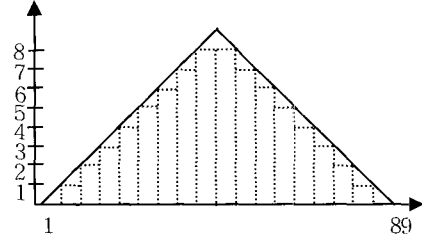


그림 2. 삼각형 퍼지 함수 양자화
Fig. 2 Quantization of triangularity fuzzy function.

2.2 퍼지 웨이브렛

1차원 신호 퍼지 함수 $f(t)$ 의 웨이브렛은 식 (3)에 의해서 계산된다.

$$\begin{aligned} W_s f(k) &= \int_{-\infty}^{\infty} \psi_s(k-t) dt \\ &= \sum_{l \in Z} \int_{l-1}^l f(l) \psi_s(k-t) dt \\ &= \sum_{l \in Z} f(l) \left[\int_{-\infty}^l \psi_s(k-t) dt - \int_{-\infty}^{l-1} \psi_s(k-t) dt \right] \\ &= \sum_{l \in Z} f(l) \left[\int_{(k-l)s^{-1}}^{\infty} \psi(t) dt - \int_{(k-l+1)s^{-1}}^{\infty} \psi(t) dt \right] \\ &= \sum_{l \in Z} f(l) \int_{(k-l)s^{-1}}^{\infty} \psi(t) dt - \sum_{l \in Z} f(l+1) \int_{(k-l)s^{-1}}^{\infty} \psi(t) dt \quad (3) \\ &= \sum_{l \in Z} [f(l) - f(l+1)] \psi_{k-l}^s \end{aligned}$$

여기서, $\psi_k^s = \int_{k/s}^{\infty} \psi(t) dt$ 이고, $\psi(t)$ 가 odd 함수이므로 다음과 같이 표현된다.

$$\psi_{-k}^s = \int_{-k/s}^{k/s} \psi(t) dt + \int_{k/s}^{\infty} \psi(t) dt = \psi_k^s \quad (4)$$

2차원 신호에서, $W_s^2 f(x, y)$ 의 계산은 1차원 신호를 계산하는 것 보다 더욱 복잡하게 된다.

그래서 2차원 신호 $f(x, y)$ 는 다음 식 (5)와 같이 계산되어진다.

$$\begin{aligned} W_s^2 f(n, m) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(u, v) \psi_s^1(n-u, m-v) dudv \quad (5) \\ &= \sum_{k,l} f(k, l) \int \int_{[k, k+1] \times [l, l+1]} \psi_s^1(n-u, m-v) dudv \\ &= \sum_{k,l} f(k, l) \int \int_{[n-k-1, n-k] \times [m-l-1, m-l]} \psi_s^1(u, v) dudv \\ &= \sum_{k,l} f(n-1-k, m-1-l) \psi_{k,l}^s \end{aligned}$$

여기서,

$$\begin{aligned} \psi_{k,l}^{s,1} &= \int \int_{[k,k+1] \times [l,l+1]} \psi_s^1(u,v) dv \quad \text{이다} \\ &= \int_{\frac{k}{s}}^{\frac{(k+1)}{s}} du \int_{\frac{l}{s}}^{\frac{(l+1)}{s}} \psi_s^1(u,v) dv \end{aligned}$$

식 (5)에서 $\{\psi_{k,l}^{s,1}\}$ 계산을 유도하는데 있어서, $\psi^1(u,v)$ 는 u 에서 odd이고, v 에서 even이다. 그래서 다음 식 (6)을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \psi_{k,l}^{s,1} &= \int \int_{[-k,-k+1] \times [l,l+1]} \psi_s^1(u,v) dudv \quad (6) \\ &= \int_{k-1}^k du \int_l^{l+1} \psi_s^1(u,v) dudv \\ &= -\psi_{k-1,l}^{s,1} \end{aligned}$$

유사하게 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \psi_{k,-l}^{s,1} &= \psi_{k,l-1}^{s,1}, \\ \psi_{-k,-l}^{s,1} &= -\psi_{k-1,l-1}^{s,1} \end{aligned} \quad (7)$$

모든 $k, l \geq 0$ 에 대해서 $\psi_{k,l}^{s,1}$ 를 계산해야 하는데, 만약 $\psi(r)$ 을 odd 함수라 하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\psi^1(u,v) = \psi(r) \cos \theta \quad (8)$$

여기서, $r = \sqrt{u^2 + v^2}$, $\theta = \arctg \frac{v}{u}$ 이다. $\psi(r)$ 을 이용하여 $\phi(x)$ 을 구하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\phi(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(r) dr \quad (9)$$

이때, $\phi(x)$ 는 even 함수이고, $\psi(x)$ 는 odd 함수가 된다. 위의 수식을 정리하여 나열하면 아래 식과 같다.

$$\frac{\partial}{\partial v} \phi(\sqrt{u^2 + v^2}) = \phi'(r) \frac{v}{r} = \psi^1(u,v) \quad (10)$$

$$\frac{\partial}{\partial u} \phi(\sqrt{u^2 + v^2}) = \phi'(r) \frac{u}{r} = \psi^2(u,v)$$

또한 식 (10)을 식 (5)의 $\psi_{k,l}^{s,1}$ 에 적용하면 새로운 식을 얻는데 식 (11)과 같다.

$$\begin{aligned} \psi_{k,l}^{s,1} &= \int_{\frac{k}{s}}^{\frac{(k+1)}{s}} du \int_{\frac{l}{s}}^{\frac{(l+1)}{s}} \frac{\partial}{\partial u} \phi(\sqrt{u^2 + v^2}) dv \\ &= \int_{\frac{l}{s}}^{\frac{(l+1)}{s}} \left[\phi\left(\sqrt{v^2 + \left(\frac{k+1}{s}\right)^2}\right) - \phi\left(\sqrt{v^2 + \left(\frac{k}{s}\right)^2}\right) \right] dv \\ &= \phi_{l,k+1}^s - \phi_{l+1,k+1}^s - \phi_{l,k}^s + \phi_{l+1,k}^s \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $\phi_{l,k}^s = \int_{\frac{l}{s}}^{\frac{(l+1)}{s}} \phi\left(\sqrt{v^2 + \left(\frac{k}{s}\right)^2}\right) dv$ 이다.

그리고 $W_s^2 f(n,m)$ 의 계산은 다음 식과 같다.

$$W_s^2 f(n,m) = \sum_{k,l} f(n-1-k, m-1-l) \psi_{k,l}^{s,2} \quad (12)$$

여기서 $\psi_{k,l}^{s,2}$ 는 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \psi_{k,l}^{s,2} &= \int_{\frac{k}{s}}^{\frac{(k+1)}{s}} du \int_{\frac{l}{s}}^{\frac{(l+1)}{s}} \psi^2(u,v) dv \\ &= \int_{\frac{k}{s}}^{\frac{(k+1)}{s}} \left[\phi\left(\sqrt{\left(\frac{l+1}{s}\right)^2 + u^2}\right) - \phi\left(\sqrt{\left(\frac{l}{s}\right)^2 + u^2}\right) \right] \text{RIGHT} dv \\ &= \phi_{k,l+1}^s - \phi_{k+1,l+1}^s - \phi_{k,l}^s + \phi_{k+1,l}^s \\ &= \psi_{l,k}^{s,1} \end{aligned} \quad (13)$$

위의 모든 조건은 $k, l \geq 0$ 에 대해서 필터링 수는 $\{\phi_{k,l}^s\}$ 을 계산하게 된다.

식 (13)을 통과한 웨이블릿 신호는 영상 공간상의 x 축과 y 축 방향으로 저주파대역 통과필터와 고주파대역 통과필터를 사용하여 신호를 추출하는 것을 의미하므로, 그림 3과 같다.

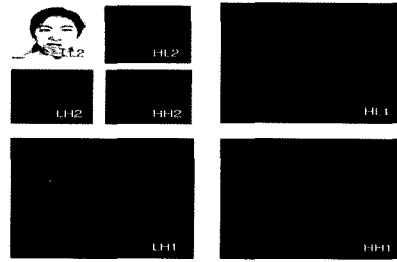


그림 3. 웨이블릿 변환 영상
Fig. 3 Wavelet transform image.

3. 얼굴 표정 인식 알고리즘

PCA는 K-L 변환(Karhunen-Loève transform)이라고도 불리는데 K-L 변환은 클래스 정보를 사용하지 않고 특징 공간에서 데이터의 분포 및 특성을 유지하면서 영상의 차원을 줄이는데 목적을 둔 방법이다.

반면 LDA는 클래스 정보를 사용하여 동일 정보를 갖는 데이터는 서로 모이고 다른 정보를 갖는 데이터는 분리하기 쉽게 저차원 공간으로 변환시키는데 목적이 있다.

PCA[4]와 LDA(Linear Discriminant Analysis)

3.1 Principal Component an Analysis (PCA)

$N(\text{Row} \times \text{Col})$ 크기의 M 개의 학습영상의 집합을 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ 라고하면 이 차를 나타내는 공분산 행렬 S 는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$S = \sum_{i=1}^M [x_i - r][x_i - r]^T, \quad r = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (14)$$

위 식 (14)에서 S 의 고유벡터와 고유값을 다음 식을 이용해 구할 수 있다.

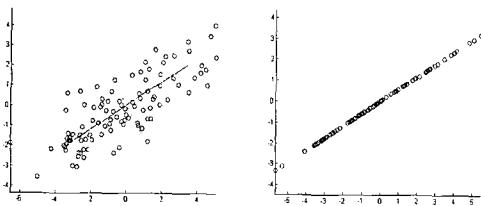
$$\lambda e_i = S e_i \quad (15)$$

여기서 e_i 는 고유벡터이고, λ 는 고유값이 된다.

다음으로 고유값의 크기가 큰 순으로 고유벡터 e_i 를 정렬하면 p 개의 고유벡터로 구성된 식 (16)을 구할 수 있다.

$$W_{PCA} = [X e_1, X e_2, \dots, X e_p] \quad (16)$$

그림 4는 원 데이터와 PCA 변환과정을 나타낸다.



(a) Original data (b) PCA Trans.

그림 4. PCA 변환 결과

Fig. 4 Result of PCA Transform

식 (16)에서 구한 p 차원의 고유벡터는 각 영상마다 고유값을 가지고 있으므로 이를 특징벡터라 한다. 여기서 정규 직교하는 열로 이루어진 고유벡터를 고유얼굴이라 하며, 여기서 얻어진 고유얼굴과 특징벡터의 선형적 결합으로 얼굴영상을 표현할 수 있다.

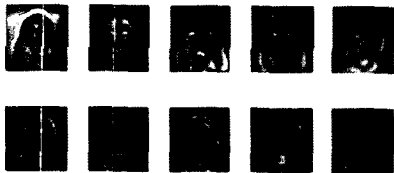


그림 5. PCA를 이용한 40개의 결과 EigenFace 영상
Fig. 5 Result of a 40 units EigenFace image using PCA

3.2 Linear Discriminant Analysis(LDA)

LDA기법에서는 PCA를 수행하여 p 차원 벡터로 투영된 결과 데이터를 1차원 신호로서 LDA의 입력 데이터로 처리한다. LDA는 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬 within-class matrix와 클래스 간 분산을 나타내는 행렬 between-class matrix의 비율이 최대가 되도록 하는 선형 변환 방법으로 다음 식 (17), (18)와 같이 계산되어 진다. 여기서 x_j^i 는 앞의 식 (15)에서 구해진 PCA에 의한 투영벡터 중 j 번째 클래스에 있는 i 번째 영상이고 r_i 는 각 클래스 간 평균영상, r 은 전체의 평균영상이다.

$$S_w = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \Pr(C_j) E[(x_j^i - r_j)(x_j^i - r_j)^T] \quad (17)$$

$$S_b = \sum_{j=1}^N \Pr(C_j) E[(r_j - r)(r_j - r)^T] \quad (18)$$

식 (17), (18)의 S_w, S_b 로부터 LDA를 다음과 같이 $y = W^T x_i$ 로 정의할 수 있다.

W 의 열은 $S_w^{-1} S_b$ 의 고유벡터가 되며 $\det(S_b) / \det(S_w)$ 가 최대가 되는 부분에서 전체 데이터베이스의 모든 얼굴을 최대화 하는 사영 방향을 찾을 수 있다. PCA는 입력 데이터를 다른 공간으로 변환할 때, 입력 데이터의 모양과 위치가 변화하고, 집단 간의 겹침이 발생하는 단점을 가지는 반면, LDA는 클래스가 확실히 구별될 수 있도록 판별선을 그리기 때문에 집단 간 겹침이 생기는 것을 막을 수 있다.



그림 6. LDA를 이용한 결과 FisherFace 영상
Fig. 6 Result of a FisherFace image using LDA

4. 제안된 퍼지 웨이브릿 LDA 융합 모델

현재 얼굴 인식에 많이 이용되고 있는 PCA방법은 학습 데이터가 적고, 정면 얼굴에서 높은 인식률을 보여 왔으나 분산이 가장 큰 축으로 데이터를 사영시켜 클래스간의 중첩을 고려하지 않았기 때문에 조명, 객체의 변화가 클 경우 이를 구분하는데 어려운 단점이 있다. 클래스의 구분을 하는 LDA는 객체 이외의 요소의 변화를 인식할 수 있으나, 데이터가 비선형이거나 각 클래스가 같은 평균을 가지는 경우 이를 분류하기 힘들다.

본 논문에서는 강인한 알고리즘 구현을 위해 삼각 퍼지 함수를 이용하여 "MIN", "MAX", "MEAN"으로 양자화 하고, 0~8까지 양자화하여 디지털 처리를 가능하게 하였다. 또한 PCA와 LDA 기반 시스템 얼굴인식 시스템의 행렬 연산에서 흔히 하는 사용하는 유클리디안 거리를 이용한 문턱치 계산에서 단일 문턱치를 대신 서로 다른 특성을 갖는 다중 문턱치를 제안하였다. 이 다중 문턱치는 유클리디안 거리에서 계산된 결과에서 각각 독립적인 특성을 갖는 다양한 거리벡터를 뽑아 낼 수 있으며 표정 인식을 위한 클래스 사이의 결과를 구하고자 하였다. 본 논문에서 제안한 얼굴 표정 검출 프로토콜은 다음과 같다.

- ① PCA와 LDA 표현방식 따라 얼굴 표현
- ② Database내에 있는 N 개 학습영상의 모든 얼굴로부터 각각 거리벡터 d^{PCA} 와 d^{LDA} 를 구함
- ③ 각 클래스의 모든 거리로부터 정규화, 정규화 공식은 잘 알려진 식 (19)을 사용

$$valueNorm = \frac{value - valueMin}{valueMax - valueMin} \quad (19)$$

- ④ 앞서 구한 PCA와 LDA의 거리벡터 d^{PCA} 와 d^{LDA} 를 이용해 결합된 퓨전 알고리즘은 식 (20)과 같다.

$$d = \min\{d^{PCA}, d^{LDA}\}, d = \max\{d^{PCA}, d^{LDA}\}$$

$$d = \frac{d^{PCA} + d^{LDA}}{2} \quad (20)$$

위와 같이 제안된 LDA융합모델의 특징벡터를 구한 후 최소거리패턴분류법을 적용함으로써 얼굴 표정을 인식하고자 한다.

본 논문에서는 식별함수를 계산하는 대신에 미리 저장해 놓은 기준패턴과의 거리를 계산하여 가장 가까운 기준패턴의 클래스를 미지패턴의 클래스로 결정하는 Nearest Neighbor Pattern Classification(NNPC)를 사용하였다. NNPC는 사전에 클래스별 기준이 되는 표준패턴을 선정하여야 한다. 즉, 임의의 패턴 x 의 k 개 최소근접 이웃의 각 요소가 어느 클래스에 가장 많이 속하는가를 조사하여 가장 많이 속하는 수의 클래스를 x 의 클래스로 결정하는 방법이다. 그림 7은 $k = 3$ 일 때 미지의 클래스를 가진 데이터의 최소근접 이웃 3개를 선택하여 voting 방법으로 클래스 B에 속하는 것을 나타내고 있다.

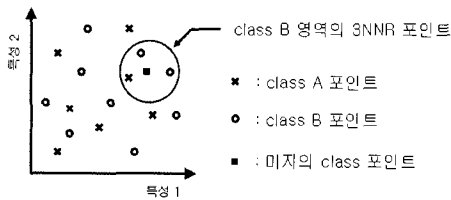


그림 7. NNPC의 개념도
 Fig. 7 Basic premise for NNPC

그림 8은 본 논문의 전체 구성과 얼굴 표정 인식 알고리즘의 흐름도를 나타낸 것이다.

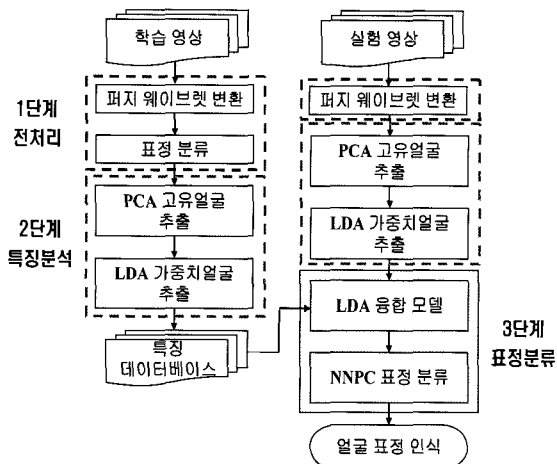


그림 8. 제안된 얼굴감정 인식 순서도
 Fig. 8 Flowchart of the proposal Face Expression Recognition

제안된 그림 8은 입력된 학습 영상은 n 차원의 벡터로 변환된 PCA를 거쳐 m ($m \ll n$)차원의 고유얼굴 벡터 y 를 생성한다. 위 데이터를 LDA 처리를 통해 클래스 내와 클래스 간의 산관행렬을 이용한 투영행렬로 변환된 가중치벡터 k 를 산출하게 된다.

이 벡터 k 는 y 에 비해 동일 클래스에 대한 통계적 동질성이 비교적 강하여 명함의 변화 등에 비교적 우수한 분류를 보이고, 고유얼굴 벡터와 가중치 벡터의 장점을 이용한 LDA 융합 모델을 이용해 학습영상과 테스트 영상간의 새로운 거리벡터 d 를 생성한다.

거리벡터 d 를 NNPC 알고리즘에 따라 입력하여 각각의 표정이 분류되어 있는 코드북에서 가장 근접한 얼굴 영상 후보들을 뽑아내 최종 분류 및 인식을 수행한다.

5. 시뮬레이션 및 결과 및 고찰

본 실험에서는 PCA, LDA, 그리고 LDA 융합 알고리즘을 분석하기 위해 이용한 JAFFE Database는 213장의 일본인 여성 모델 10명, 7가지 표정(기쁨, 화남, 놀람, 공포, 슬픔, 혐오, 무표정)은 그림 9와 같고, Wonkwang Database는 그림 10과 같으며, 20대 남녀 10명의 피실험자로부터 조명, 미세한 얼굴 표정 및 각도가 다른 자체 제작한 얼굴 Database로써 한명 당 14장씩 총 140장의 이미지로 구성되어있다.

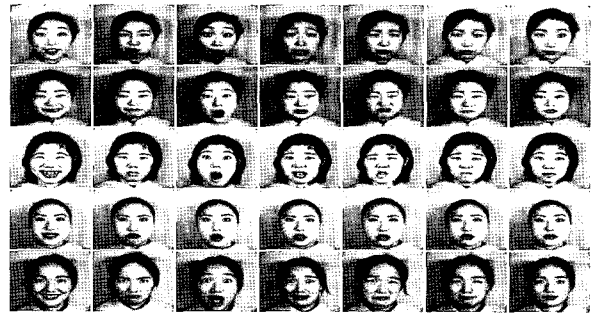


그림 9. JAFFE 데이터베이스
 Fig. 9 JAFFE Database



그림 10. 원광대학교 데이터 베이스
 Fig 10. Wonkwang Uni. Database

본 실험에서는 얼굴 표정의 구분은 무표정을 제외한 기본 6가지 표정인 기쁨, 경멸, 놀람, 공포, 슬픔, 혐오 표정을 사용해 각 표정에 따라 클래스를 나눈 뒤 표정에 따라 15장씩 훈련 영상에 90장 검증을 위한 영상에 90장을 사용하여 총 180장의 영상을 사용하였다. 얼굴영상은 모두 정규화 된 정면 영상으로 이루어져 있다. 표 1과 그림 11는 PCA와 LDA, 제안한 알고리즘을 사용해 결과를 비교하였다.

표 1. 표정에 대한 인식률
Table 1. Face Expression Recognition rate.

인식 분류	분노	혐오	공포	기쁨	무표정	슬픔	놀람
분노	90%	5%	5%	0%	0%	0%	0%
혐오	5%	95%	0%	0%	0%	0%	0%
공포	0%	5%	85%	0%	0%	0%	10%
기쁨	5%	0%	0%	85%	0%	10%	0%
무표정	0%	0%	0%	0%	90%	10%	0%
슬픔	0%	0%	0%	10%	0%	90%	0%
놀람	5%	0%	5%	0%	0%	0%	90%

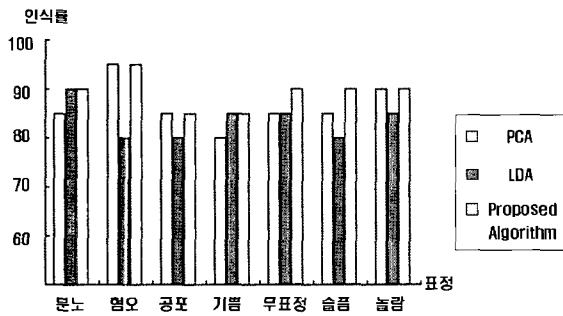


그림 11. 인식방법에 따른 얼굴표정인식 성능비교
Fig. 11 Compared Face Expression Recognition chart of Recognition method.

표 2. 인식 방법에 따른 얼굴표정인식 비교
Table 2. Compared Face Expression Recognition of Recognition method.

인식률	PCA	LDA	제안된 알고리즘
전체인식률	86.4%	83.5%	89.2%

표 2는 인식방법에 따른 얼굴표정인식 성능비교를 나타낸 것으로 PCA는 40개의 Eigenface를 이용하였을 경우 전체 표정에 대해서 인식률 86.4%를 얻었으며, LDA는 각 표정당 9개의 Fisherface를 사용하였을 때 83.5%를 얻었다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 LDA 융합모델을 사용했을 경우 제안한 알고리즘은 89.2%로 기존의 방법PCA에 2.8%, LDA에 5.7%의 향상을 보였다. 또한 PCA와 달리 각각의 표정에 따른 큰 변화 없이 일정 수준의 인식률을 보였다.

6. 결 론

본 논문에서는 얼굴 표정 인식시 발생하는 데이터량과 처리속도를 개선하기 위하여 퍼지 양자화를 통하여 디지털 처리가 가능하게 하였고, 웨이브렛 기저를 추출함으로써 영상을 단순화 하여 처리속도 및 데이터 연산량을 감소 시켰다. 또한 얼굴인식에 일반적으로 많이 쓰이는 PCA와 LDA의 장점을 이용하여, 표정인식에 적용할 수 있는 LDA 융합모델을 제안하였다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 개인 얼굴 표정의 차이에 매우 민감해서 오검출을 일으키는 PCA와 비교하여 각각의 표정에 대해 향상된 표정인식률 및 일정 수준의 인식률을 보

장하므로 얼굴 등의 변화가 큰 데이터베이스에 적합할 것으로 사료된다.

향후 기존의 선형 분류에서 얼굴 표정 인식과 같이 다양한 특징의 변화를 갖는 비선형적인 구조에도 적합하도록 각 얼굴 부분의 지역적 특성을 고려해서 정보표현을 향상을 위한 연구가 필요할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] P. Ekman and W.V. Friesen. "Emotion in the human face System." *Cambridge University Press, San Francisco, CA, second edition, 1982.*
- [2] Z. Zang, M. Lyons, M. Schuster and S. Akamatsu, "Comparison between Geometry-Based and Gabor Wavelets-Based Facial Expression Recognition Using Multi-Layer Perceptron", *Proceedings of Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.454-459, 1998.
- [3] J.J. Lien, T. Kanade, J. Cohn, and C. Li, "Detection, Tracking, and Classification of Action Units in Facial Expression", *Journal of Robotics and Autonomous Systems*, July, 1999.
- [4] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [5] P. Belhumeur, J. Hespanha, 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, 1997.
- [6] Raghuvver M. Rao, Ajit S. Bopardika. "Wavelet Transforms : Introduction to Theory & Applications", pp 3-8, *Prentice Hall PTR*, 1998.
- [7] Gian Luca Marcialis and Fabio Roli, "Fusion of LDA and PCA for Face Verification", *Proceeding of the Workshop on Biometric Authentication*, M. Tistarelli and J. Bigun Eds.. Springer LNCS 2359, Copenhagen Denmark, 2002.
- [8] Geof H. Givens, J. Ross Beveridge, Bruce A. Dreaper and David Bolme. "Using A Generalized Linear Mixed Model to Study the Configuration Space of a PCA+LDA Human Face Recognition Algorithm", *Technical Report, Computer Science*, 2003.

저 자 소 개



노종훈(Jong Heun Rho)
2005년 : 원광대학교(공학사)
2006년 : 현재 원광대학교 석사 과정

관심분야 : 표정인식, 퍼지이론, 웨이브렛 변환, 영상처리 및
지능 시스템
Phone : 063-850-6883
E-mail : ruinate@wonkwang.ac.kr



백영현(Young Hyun Baek)
2002년 : 원광대학교(공학사)
2004년 : 원광대학교(공학석사)
2006년 : 현재 동 대학원 전자공학과
박사과정

관심분야 : 퍼지 이론, 신경회로망, 영상 처리, 패턴인식, 얼
굴인식 등
Phone : 063-850-6883
E-mail : neural76@wonkwang.ac.kr



문성룡(Sung Ryong Moon)
1982년 : 원광대학교(공학사)
1986년 : 전북대학교(공학석사)
1993년 : 전북대학교(공학박사)
1994~현재 : 원광대학교 전기전자 및
정보공학부 교수

관심분야 : 신경망, 퍼지, 비선형, 얼굴인식 디지털 시스템
및 지능 시스템 등
Phone : 063-850-6883
E-mail : srmoon@wonkwang.ac.kr