

LDA 융합모델과 최소거리패턴분류법을 이용한 얼굴 표정 인식 연구

A Study on Face Expression Recognition using LDA Mixture Model and Nearest Neighbor Pattern Classification

노종흔, 백영현, 문성룡, 강영진

전라북도 익산시 신용동 원광대학교 전자공학과

E-mail: ruinate@wonkwang.ac.kr

요약

본 논문은 선형분류기인 LDA 융합모델과 최소거리패턴분류법을 이용한 얼굴표정인식 알고리즘 연구에 관한 것이다. 제안된 알고리즘은 얼굴 표정을 인식하기 위해 두 단계의 특징 추출과정과 인식단계를 거치게 된다. 먼저 특징추출 단계에서는 얼굴 표정이 담긴 영상을 PCA를 이용해 고차원에서 저차원의 공간으로 변환한 후, LDA 이용해 특징벡터를 클래스 별로 나누어 분류한다. 다음 단계로 LDA융합모델을 통해 계산된 특징벡터에 최소거리패턴분류법을 적용함으로서 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.

Key Words : PCA, LDA, LDA Mixture Model, NNPC, Pattern Recognition

1. 서 론

사람은 제스처와 얼굴의 표정을 통해서 감정과 의사를 표현한다. 그중 얼굴표정은 사람의 감정을 표현하는 가장 자연스럽고 유용한 수단으로 전체 감정 표현의 55%를 차지하고 있으며, 즉흥적인 감정의 반응을 내포하고 있다. 이러한 표정들에 대한 연구는 이미 오래전부터 인지과학자들에 의해서 이루어져 왔으며, 근래에도 인간과 컴퓨터의 상호 인터페이스란 관점에서 많은 연구가 진행되고 있다. 또한 얼굴 표정에 나타난 인간의 감성을 보다 정밀하고 다양하게 자동인식 하기 위해 많은 방법을 개발하고 있다[1].

얼굴 표정의 인식에 관한 기존 연구방법으로는 얼굴의 특정 부위(눈, 코, 입 등)의 위치를 비교해서 그 변화한 정도를 통해 얼굴의 표정을 인식하는 방법[2]과 얼굴 표정의 변화에 따른 균육의 움직임이 주는 정보(Optical flow)를 사용해서 표정을 구분하는 방법[3], 홀리스틱 분석방법인 PCA(principal component analysis)[4]와 LDA(Li-near Discriminant Analysis)[5], ICA (Independent Component Analysis) 등이 연구되고 있다. 각각의 방법에는 단점이 존재하는데 특징점을 이용한 경우 얼굴 영역에 있어서 특정 부분을

정확하게 추출하는 것이 선행 되어야하며 얼굴 표정의 비강체성으로 인해 많은 연산을 필요로 한다. 마찬가지로 광학적 흐름 분석 역시 순차적으로 입력되는 영상에서 정보를 찾아내고 분석하는 과정에서 선행되는 많은 데이터 처리가 필요하며 일반적인 환경에서 움직임 정보를 정확하게 구하기 힘들다는 단점이 있다.

본 논문에서는 기존의 얼굴인식 분야에서 많이 사용되고 있는 PCA와 LDA를 통해, 각 얼굴 표정마다 지니고 있는 고유성분을 그 특징벡터로 삼고, 그 특징벡터를 융합해 단점을 보완한 LDA 융합모델을 제안한다. 이러한 결과를 최소거리패턴분류법을 이용한 표정인식단계를 통해 얼굴 표정을 인식하고자 한다.

2. 웨이브렛 변환

얼굴 표정 인식에 있어서, 입력 영상의 크기가 클 경우 기존의 PCA 또는 LDA 등의 방법을 그대로 적용하면, 학습영상의 훈련 시간이 많이 소요하게 된다.

한 영상이 $N \times N$ 의 크기를 갖는다고 할 때, 영상은 N^2 의 차원을 갖는다. 또한 이 영상의 학습시간은 그 영상이 갖는 차원의 수를 제곱한

N^4 에 비례하게 되므로, 시스템의 연산량이 커지게 된다. 이를 해결하기 위해서 작은 크기의 영상을 사용할 수 있으나 크기를 줄이면 인식률이 나빠지므로, 영상의 크기를 줄이며 인식률을 유지할 수 있는 웨이블렛 변환을 사용한다.

웨이블렛 변환은 푸리에 변환과 같이 기저 함수들의 집합으로 신호를 분석하는 하나의 방법이지만 푸리에 변환과는 달리 지역적으로 다른 크기의 윈도우를 갖는 장점이 있다.

웨이블렛들은 기저함수에 따라 다양한 특성을 갖는 웨이블렛들은 모웨이블렛(mother wavelet)이라 불리는 하나의 원형 웨이블렛 $\Psi(x)$ 을 식 (1)과 같이 확장, 이동시켜 얻을 수 있다.

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서 $b \in R$ (R 은 양의 실수 공간)은 이동변수이며, $a \in R$ 는 스케일 변수이다. 스케일이 증가 할수록 웨이블렛 신호의 해상도는 떨어지고, 낮은 주파수 대역의 성분을 나타내게 된다.

그림 1은 2-D의 FWT 필터뱅크이다. 각 경로는 하나의 DWT 스케일을 만든다[6].

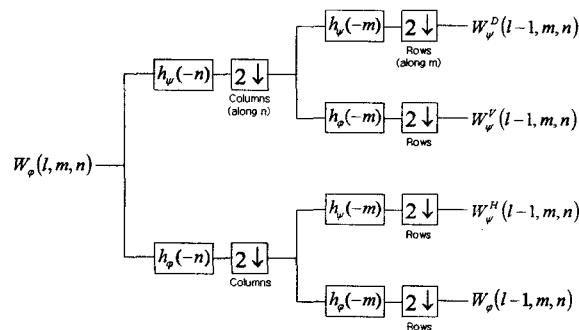


그림 1. 2-D FWT Filter bank

이렇게 웨이블렛을 통과한 신호는 영상 공간상의 x 축과 y 축 방향으로 저주파대역 통과필터와 고주파대역 통과필터를 사용하여 신호를 추출하는 것을 의미하므로, 이를 통과한 신호는 총 네 개로 분리될 수 있다.

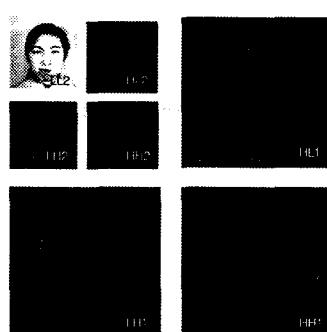


그림 2 웨이블렛 변환한 영상

3. 얼굴 표정 인식 알고리즘

PCA는 K-L 변환(Karhunen-Loéve 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 모으고 다른 정보를 갖는 데이터는 분리하기 쉽게 저차원 공간으로 변환시키는데 목적이 있다.

3.1 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.

$$S = \sum_{i=1}^M [x_i - r] [x_i - r]^T, \quad r = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2)$$

위 식 (2)에서 S 의 고유벡터와 고유값을 다음 식을 이용해 구할 수 있다.

$$\lambda e_i = S e_i \quad (3)$$

여기서 e_i 는 고유벡터이고, λ 는 고유값이 된다.

다음으로 고유값의 크기가 큰 순으로 고유벡터 e_i 를 정렬하면 p 개의 고유벡터로 구성된 식 (4)을 구할 수 있다.

$$W_{PCA} = [Xe_1, Xe_2, \dots, Xe_p] \quad (4)$$

식 (4)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.

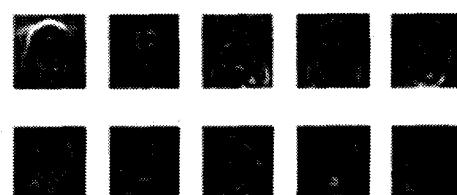


그림 3. PCA를 통해 나온 40개의 EigenFace

3.2 LDA

LDA기법에서는 PCA를 수행하여 p 차원 벡터로 투영된 결과 데이터를 1차원 신호로서 LDA

의 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 (5), (6)와 같이 계산되어 진다. 여기서 x_j^i 는 앞의 식 (3)에서 구해진 PCA에 의한 투영벡터 중 j 번째 클래스에 있는 i 번째 영상이고 r_i 는 각 클래스 간 평균영상, r 은 전체의 평균영상이다.

$$S_w = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \Pr(C_j) E[(x_j^i - r_j)(x_j^i - r_j)^T] \quad (5)$$

$$S_b = \sum_{j=1}^N \Pr(C_j) E[(r_j - r)(r_j - r)^T] \quad (6)$$

식 (5), (6)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 $\frac{\det(S_b)}{\det(S_w)}$ 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.

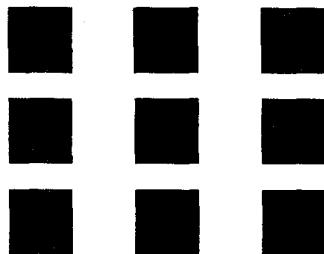


그림 4. LDA를 통해 나온 FisherFace

3.3 LDA 융합모델

PCA는 학습 데이터가 적고, 정면 얼굴에서 높은 인식률을 보여 왔으나 분산이 가장 큰 축으로 데이터를 사영시켜 클래스간 중첩을 고려하지 않았기 때문에 조명, 객체의 변화가 클 경우 이를 구분하는데 어려움이 있다. 클래스의 구분을 하는 LDA는 객체 이외의 요소의 변화를 인식할 수 있으나, 데이터가 비선형이거나 각 클래스가 같은 평균을 가지는 경우 이를 분류하기 힘들다.

이러한 문제점에 장인한 알고리즘 구현을 위해 F. Roli는 "MIN", "MAX", "MEAN" 알고리즘[7]을 제안하였고, Geof H. Givens는 PCA와 LDA

의 선형 융합 얼굴인식 시스템을 연구 발표하였다[8]. 본 논문에서는 "MIN", "MAX", "MEAN" 알고리즘을 얼굴 표정에 적용하였으며 그 프로토콜은 다음과 같다.

- ① PCA와 LDA 표현방식 따라 얼굴 표현
- ② Database내에 있는 N개 학습영상의 모든 얼굴로부터 각각 거리벡터 d^{PCA} 와 d^{LDA} 를 구함
- ③ 각 클래스의 모든 거리로부터 정규화, 정규화 공식은 잘 알려진 식 (7)을 사용

$$valueNorm = \frac{value - valueMin}{valueMax - valueMin} \quad (7)$$

- ④ 앞서 구한 PCA와 LDA의 거리벡터 d^{PCA} 와 d^{LDA} 를 이용해 결합된 퓨전 알고리즘을 계산

- MIN -

$$d = \min\{d^{PCA}, d^{LDA}\} \quad (8)$$

- MAX -

$$d = \max\{d^{PCA}, d^{LDA}\} \quad (9)$$

- MEAN -

$$d = \frac{d^{PCA} + d^{LDA}}{2} \quad (10)$$

3.4 최소거리패턴분류법

패턴분포에 관한 정보로 식별함수를 계산하는 대신에 미리 저장해 놓은 기준패턴과의 거리를 계산하여 가장 가까운 기준패턴의 클래스를 미지 패턴의 클래스로 결정하는 방법을 생각할 수 있다. 이와 같은 기본원리에 따른 최소거리 분류규칙을 NNPC(Nearest Neighbor Pattern Classification)라고 하며 이를 위해서는 사전에 클래스 별 기준이 되는 표준패턴을 선정하여야 한다. 즉, 임의의 패턴 x 의 k 개 최근접 이웃의 각 요소가 어느 클래스에 가장 많이 속하는가를 조사하여 가장 많이 속하는 수의 클래스를 x 의 클래스로 결정하는 방법이다. 그럼 5는 $k = 3$ 일 때 미지의 클래스를 가진 데이터의 최근접 이웃 3개를 선택하여 voting 방법으로 클래스 B에 속하는 것을 나타내고 있다.

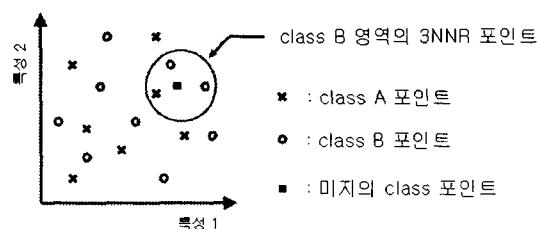


그림 5. NNPC 방식의 개념도

그림 6은 제안한 모델의 얼굴표정을 인식하는 과정을 나타내었다.

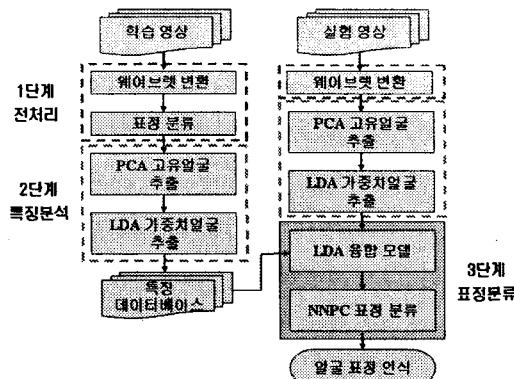


그림 6. 제안한 모델의 얼굴감정 인식 순서도

4. 시뮬레이션 및 결과 및 고찰

본 실험에서는 PCA, LDA, 그리고 LDA 융합 알고리즘을 분석하기 위해 이용한 *JAFFE Data-base*는 213장의 일본인 여성 모델 10명, 7가지 표정(기쁨, 화남, 놀람, 공포, 슬픔, 혐오, 무표정) 이미지로 구성되어 있다. 본 실험에서는 표정에 따라 클래스를 나누고 각각의 클래스에 15장씩 훈련 영상, 90장 검증을 위한 영상 90장을 사용, 총 180장의 영상을 사용하였다. 얼굴영像是 모두 정규화 된 정면 영상으로 이루어져 있다. 그림 7은 PCA와 LDA, 제안된 LDA 융합모델을 사용한 실험결과 비교이다.

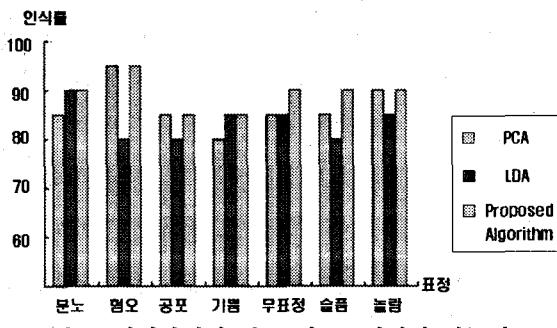


그림 7. 인식방법에 따른 얼굴표정인식 성능비교

PCA는 40개의 Eigenface를 이용하였을 경우 전체 표정에 대해서 인식률 86.4%를 얻었으며, LDA는 각 표정 당 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.

5. 결론

본 논문에서는 얼굴인식에 일반적으로 많이 쓰이는 PCA와 LDA를 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 보장 하므로 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 정보 표현을 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] Raghubeer M. Rao, Ajit S. Bopardikar, "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 LNSC 2359, Copenhagen Denmark, 2002.
- [8] Geof H. Givens, J. Ross Beveridge, Bruce A. Draper 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.