

LDA를 이용한 부분 얼굴 인식

Face Recognition of partial faces using LDA

박이주*, 온승엽**

* 한국항공대학교 컴퓨터공학과 (전화:(031)300-0146, E-mail : ijpark@mail.hangkong.ac.kr)

** 한국항공대학교 컴퓨터공학과 (전화:(031)300-0146, E-mail : syohn@mail.hangkong.ac.kr)

Abstract : In this paper, we propose a technique of the recognition of partial face. Most of the research is concentrated on the recognition of whole face. Since part of the face area in an image can be damaged or overlapped, face recognition based on partial face is required. PCA and LDA technique is applied to the recognition of partial face. Also, a new method to combine the results of the recognition of parts of the face.

Keywords : face recognition, partial face, PCA, LDA

I. 서 론

컴퓨터와 발달에 따라 인터넷상에서의 이미지 검색은 텍스트에 기반을 둔 키워드 검색만큼 중요하며 그 중에서도 인물 사진이 차지하는 비중은 더욱 크다고 할 수 있다. 그러나 얼굴 검색은 얼굴의 검출과 인식이라는 어려운 문제점이 있다. 얼굴 인식은 지난 30여 년간 Computer vision 분야에서 활발한 연구가 이루어지고 있는 주된 관심 분야임에도 불구하고 얼굴을 인식한다는 것은 쉬운 문제가 아니다. 그러나 얼굴인식은 다른 생체 인식에 비하여 경제성과 사용자 편의성이 높다는 장점이 있어 많은 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 눈, 입등의 부분 얼굴만으로도 인식을 수행할 수 있는 지를 살펴본다. 가령 얼굴 몽타주에는 얼굴 전체를 표현 할 수도 있고 부분적으로 표현될 수도 있는데 이는 인간의 기억이 어떤 사람의 얼굴을 기억할 때 어느 특정 부분에 강한 인상이 작용하여 부분적으로 표현될 수 있기 때문이다. 가령 눈, 코 등의 부분적인 얼굴 요소만 그려지고 입이나 다른 부분을 그려지지 않을 수 있다는 것이다. 이때에 이러한 부분 얼굴로 인식을 수행하고 검색 할 수 있다면 전체적인 인식률을 높일 수 있을 것이다. 부분 얼굴은 개개의 특징을 정확하게 나타낸다는 특징이 있기 때문에 인간의 인식 체계에는 얼굴에서 몇 가지 부분만으로도 인식이 가능하다. 여기

에서는 기본적으로 좌, 우 얼굴과 눈, 코, 그리고 입영역으로 된 부분 얼굴을 사용한다. 인식은 현재 가장 일반적인 방법으로 알려진 PCA(principal component analysis)방법과 LDA(Linear Discriminant Analysis)방법을 이용한다.

II. PCA

PCA(Principal Component Analysis) 방법이란 주로 다루기 힘든 고차원의 신호를 낮은 차원으로 줄여 다루기 쉽게 해주는 통계적 방법을 일컫는다. 이 방법은 얼굴만이 존재하는 낮은 차원의 영상공간을 얻기 위해서 사용되었는데 그렇게 하여 얻은 얼굴만을 위한 공간을 고유공간(eigen space)이라 하며 그 공간을 구성하는 좌표계에 해당하는 벡터들을 고유얼굴(eigen face)이라 한다. 이 고유얼굴은 학습영상들의 공분산행렬에 대해서 고유값, 고유벡터 문제를 풀어서 계산되어진다 [8][9]. 등록된 영상들은 얼굴만을 위한 고유공간에서의 새 좌표계로 변환되어 저장되며 후에 인식시에는 새로 들어온 영상들을 역시 얼굴만의 고유공간상의 좌표계로 변환하여 그 둘 사이의 떨어진 거리를 측정함으로써 등록된 얼굴과의 일치 여부를 결정하게 된다. 이렇게 PCA 방법을 사용하는 주된 이유는 형판정합방식이 갖는 단점인 고차원의 신호를 다룰 때 생기는 비효율성 문제를 해결하는데 있다고 하겠다.

image space는 이미지의 모든 pixel을 포함하는 space로 $w \times h$ 이미지에 대해서는 그 차원이 $w \times h$ 이 된다. 하지만 실제로 모든 face는 image space에서 보면 매우 비슷하다. 그 전체적인 외곽은 물론, 그 부분적인 특징, 즉 눈, 코, 입 등의 모든 partial image가 같은 위치에 있으며 또한 그 형태 또한 매우 유사하게 나타난다. 따라서 모든 face vector는 image space에서 매우 가까운 영역에 위치한다고 생각할 수 있다. 따라서 전체 image space는 얼굴을 기술하기에는 적합한 space라고 할 수 없고 얼굴을 좀더 잘 표현할 수 있는 face space를 만들어 내는 것이 중요하다. 이 face space의 기본 vector를 주성분(principle components)이라고 한다.[3]

얼굴 인식을 위한 training sample data를 구성하는 데에 $w \times h$ 의 얼굴 이미지가 있을 때 이를 $w^* h \times 1$ 의 벡터로 구성할 수 있다. 이러한 이미지가 M 개가 있을 때 이는 $w^* h \times k$ 의 행렬로 표현할 수 있다. 먼저 얼굴 이미지 I_1, I_2, \dots, I_M 의 training face를 얻는다. 이러한 얼굴 이미지는 모두 같은 크기의 이미지여야 한다. 왜냐하면 픽셀 단위로 하나의 벡터를 구성한 뒤에 이것으로 행렬연산을 수행하기 때문이다. 이제 모든 이미지 I_i 를 벡터 Γ_i 으로 구성한다. 여기에서 우리는 평균 얼굴 벡터를 계산할 수 있다. 평균 얼굴 벡터 Ψ 은 아래의 식으로 계산할 수 있다.

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

다음으로 우리는 벡터 Γ_i 에서 Ψ 을 뺀 Φ_i 을 계산한다.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2)$$

이렇게 계산된 Φ_i 으로 covariance matrix C 를 계산한다. covariance matrix의 계산은 식-(3)과 같다. 이것의 크기는 $w^* h \times w^* h$ matrix로서 매우 큰 matrix를 생성하게 된다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = XX^T = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^X & \sigma_{12}^X & \dots & \sigma_{1,w^*h}^X \\ \sigma_{21}^X & \sigma_{22}^X & \dots & \sigma_{2,w^*h}^X \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{w^*h,1}^X & \sigma_{w^*h,2}^X & \dots & \sigma_{w^*h,w^*h}^X \end{bmatrix} \quad (3)$$

위의 식에서 $X = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_M]$ 이다.

여기에서 σ_{ij} 는 pixel i 와 j 의 covariance를 나타낸다. 이제 C 의 고유벡터 u_i 를 계산한다. 그런데 고유벡터를 계산할 때 한 가지 문제점은 covariance matrix가 매우 크다는 단점이 있다. 이것은 사용하기에 적합하지 못하다. 그래서 이것을 간단하게 계산하기 위해 $X^T X$ 을 생각해볼 수 있다. 이것은 $M \times M$ matrix으로 계산량이 많이 줄었다는 것을 직관적으로 알 수 있다. $X^T X$ 의 고유벡터를 ν_i 라고 하고 이것을 계산하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} X^T X \nu_i &= \mu_i \nu_i \\ X X^T X \nu_i &= \mu_i X \nu_i \\ C X \nu_i &= \mu_i X \nu_i \\ C u_i &= \mu_i u_i \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)에서 $u_i = X \nu_i$ 이다. 이것으로 $w^* h$ 개의 고유벡터를 M 개의 고유벡터로 줄일 수 있다. 이것으로 고유값과 고유벡터는 얻었다. 이제 M 개의 고유벡터 중에서 고유값이 큰 고유벡터 K 개를 취한다. 고유값이 크다는 것은 이것에 대응하는 고유벡터가 많은 정보를 가지고 있다는 뜻이고 다시 말해 고유값이 작다는 것 상대적으로 덜 중요하다는 것을 뜻한다. 이것으로 training image에서 각각의 이미지 Φ_i 을 K 개의 고유벡터로 식-(5)과 같이 새롭게 표현할 수 있다.

$$\hat{\Phi}_i = \sum_{j=1}^K w_j u_j \quad (5)$$

식 (5)에서 $w_j = u_j^T \Phi_i$ 이다. 이것으로 각각의 normalized된 training face Φ_i 는 다음의 기저벡터로 표현된다.

$$\Omega_i = \begin{bmatrix} w_1^i \\ w_2^i \\ \dots \\ w_K^i \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

III. LDA

PCA 방법은 얼굴인식에서 여러 가지 장점들 특히 차원을 줄일 수 있다는 장점이 있는 반면에 클래스를 분리해서 나타내지 못한다는 단점이 있다. 얼굴인식을 위해서는 잘 축약하여 표현하는 것도 중요하지만 서로 다른 얼굴을 잘 분리해내는 것이 더 중요하다고 할 수 있다. LDA는 신원이 다른 개개인을 잘 분리하도록 하는 방법이다. 인식에서의 PCA의 가장 큰 단점은 영상의 변화가 조명이나 표정의 변화인지 아니면 전혀 다른 사람인지를 구분하지 못한다는 것이다. LDA는 이런 개개인의 얼굴 차이와 그 밖의 다른 요인에 의한 변화를 구분할 수 있도록 하자는 방법이다.[2][4] 따라서 어떤 사람이 등록할 때와 다른 조명에서 인식을 시도하였을 경우 이 변화의 원인은 조명의 변화이므로 동일인이라고 제대로 판별을 내릴 수 있도록 하자는 데 그 목적이 있다. 그것은 서로 다른 신원을 가지는 집단에 속하는 영상간의 분산을 최대한으로 하고 신원이 같은 집단내부의 영상간의 분산은 최소가 되도록 하는 변환을 구해냄으로써 가능하다. 그러므로 LDA의 효율적인 사용을 위해서는 인식을 원하는 개개인마다 조명변화 또는 표정, 크기, 좌·우 기울임 등이 다른 변화가 다양한 영상이 많이 가지는 것이 중요하다.

LDA는 데이터를 잘 표현하는 기저 벡터를 찾는 것이 아닌 클래스들을 가장 잘 구분할 수 있는 공간을 구성하는 기저벡터를 찾는다. 이를 위해서 먼저 클래스내부 분산 행렬(within-class scatter matrix) 및 클래스간 분산 행렬(between-class scatter matrix)을 각각 식 (7),(8)과 같이 정의한다.

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^N (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)^T \quad (7)$$

$$S_B = \sum_{j=1}^c (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (8)$$

여기에서 within-class scatter matrix와 between-class scatter matrix의 비율이 최대가 되는 행렬을 찾는다[9].

$$W = \arg \max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_w W|}$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_w w_i \quad (9)$$

$$S_w^{-1} S_B w_i = \lambda_i w_i$$

여기서 부터는 앞서 설명한 고유값과 고유벡터를 계산한다. 일반적으로 PCA를 적용하여 차원을 줄인후 LDA를 적용하여 클래스를 잘 분리하는 기저벡터를 찾는 방법으로 인식을 수행한다.

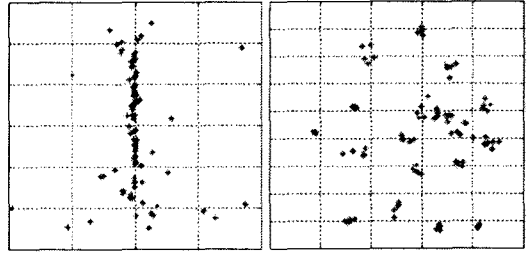


그림 1 PCA와 LDA에 의한 얼굴 이미지 분포

그림 1.은 PCA와 LDA를 적용했을때 데이터 분포를 나타낸다. 20개의 클래스에 각 클래스에는 각각 다섯 개로 구성 되어 있는 경우에 MDS(Multi Dimensional Scaling)로 나타낸 모습이다. 그림에서 보는 바와 같이 PCA만을 적용한 경우보다 LDA를 적용한 경우에 클래스를 더욱 잘 구분하여 표현할 수 있다.

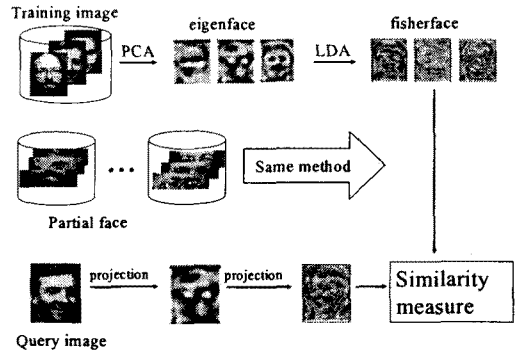


그림 2 PCA와 LDA를 적용한 부분 얼굴 인식
그림 2.는 어떻게 PCA와 LDA를 사용하여 얼굴 인식을 수행하는지 전체적인 모습을 보여준다.

IV. 실험 결과

실험에 사용한 얼굴은 Olivetti Face Databases의 총 400개의 40class인 얼굴영상을 사용하였다 [11]. 얼굴 이미지의 크기는 92 × 112 이고 각 클래스에는 서로 다른 10장의 이미지가 있다. 이것을 두개의 그룹으로 나누어 첫 번째 그룹 200개의 이미지는 Training image로 사용하고 두 번째 그룹 200개는 Test image로 사용하였다. 이번 실험에서는 왼쪽 얼굴, 오른쪽 얼굴, 눈과 코, 입부분을 대상으로 하여 얼굴 전체에 대하여 인식을 수행하였을 때와 비교하였다.

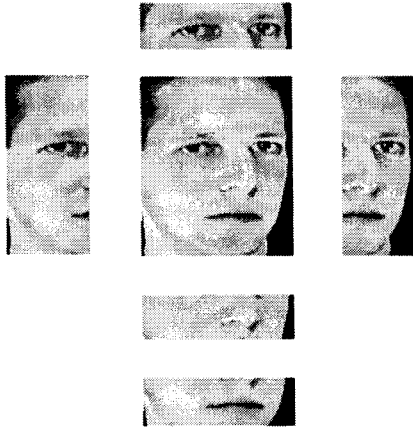


그림 3 실험에 사용한 부분 얼굴

그림 3.과 같이 좌, 우 얼굴과 눈, 코, 입의 부분 영역으로 나누어 실험을 하였는데 좌·우 얼굴 이미지의 크기는 112×46이고 나머지 눈, 코, 입은 각각 92×29이다. 실험은 PCA만을 적용한 경우와 PCA+LDA를 적용한 경우로 나누어 실험하였다. 그리고 전체 얼굴과 눈, 코, 입에 대해서 적용한 경우와 눈과 입에 대해 동시에 적용했을 때의 인식률은 표 1.과 같다. PCA만을 적용했을 때보다는 PDA+LDA를 적용하였을 때 실험 결과에서 보는 바와 같이 직관적으로도 중요하게 여겨지는 부분인 눈 영역과 입영역은 전체영역에 비해서도 손색이 없을 정도로 상당한 인식률을 보임을 알 수 있다.

	PCA	PCA+LDA
전체 얼굴	92%	96%
왼쪽 얼굴	85%	89.5%
오른쪽 얼굴	83%	88%
눈	72%	84.5%
코	75%	79.5%
입	76%	80%
눈+ 입	82%	90%

표 1 실험 결과

V. 결론

얼굴인식에 있어서 전체 얼굴에 대해서뿐만 아니라 부분 얼굴을 적용하였을 때도 높은 인식률을 보임을 알 수 있다. 즉 눈과 입의 두 가지를 동시에 수행 했을 때는 90%까지 인식률을 보인

다. 결론적으로 얼굴영역에 있어서도 눈이나 입 영역과 같이 상대적으로 중요한 부분과 그렇지 못한 부분이 있으며 이러한 얼굴의 중요한 구성 요소만으로도 인식을 수행 할 수 있는 가능성이 있음을 알 수 있다. 향후 좀더 다양한 부분 얼굴에 대한 실험과 현재까지는 그레이 레벨에서의 얼굴 인식이었는데 칼라영상에 대해서 발전된 연구가 있어야겠다. 그리고 웹기반의 빠른 얼굴 검색을 위한 clustering 기법의 연구도 같이 이루어져야겠다 [7].

참 고 문 헌

- [1]M.Turk and A. Pentland. "Face Recognitio Using Eigenfaces" Proc.IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1991, pp. 586-591.
- [2]PN. Belhumcur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," European Conf. Computer Vision, 1996, pp. 45-58.
- [3]Zhao, W. Chellappa, R. Krishnaswamy, A. "Discriminant analysis of principal components for face recognition", IEEE international Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 336-341, 1998.
- [4]A.M. Martinez and A.C. Kak, "PCA versus LDA", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 29, pp. 228-233, 2001
- [5]J. Duchene, S. Leclercq, "An optimal Transformation for discriminant and principal component analysis" IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 10, No. 6, pp. 978-983, 1988.
- [6]K. Fukunaga, "Statistical Pattern Recognition", New York : Academic Press, 1989.
- [7]Swets and J. Weng, "Using Discriminant Eigenfeatuers for Image Retrieval", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 8, pp.831-836, 1996.
- [8]H. Moon and P.J. Phillips, "Analysis of PCA-based Face Recognition Algorithms" Empirical Evaluation Techniques in Computer Vision, K.J. Bowyer and P.J. Phillips, eds, IEEE CS, 1998.
- [9]A. Pentland, T. Starner, N. Etcoff, N. Masoiu, O. Oliyide, and M. Turk, "Experiments with Eigenfaces" Proc. Looking at people workshop int'l joint conf. Artificial Intelligence, Aug. 1993.
- [10]W.Zhao,R.chellappa,and P.Philips. Subspace Linear Discriminant Analysis for face recognition. Technical Report CAR-TR-914. Center for Automation Research, University of Maryland, 1999.
- [11]ORL web site : <http://www.cam-orl.co.uk>.