

DCT/LDA 를 이용한 얼굴 인식

이흔진, 박현선, *김경수, *김희정, *정병희, *하명환, 김희율

한양대학교 전자통신전파공학과, *KBS 기술연구소

Face Recognition Using DCT/LDA

Heun-jin Lee, Hyun-sun Park, *Kyeong-Soo Kim, *Hee-Jung Kim,

*Myung-Hwan Ha, *Byung-Hee Jung, Whoi-Yul Kim

Division of Electrical and Computer Engineering, Hanyang University,

* Technical Research Institute, Korean Broadcasting System

E-mail: hjlee@vision.hanyang.ac.kr

Abstract

본 논문에서는 얼굴 인식 분야에서 사용되는 PCA/LDA 알고리즘을 대신하기 위해 DCT/LDA 알고리즘을 제안하였다. PCA/LDA를 이용한 얼굴 인식의 경우 PCA를 이용하여 얼굴 영상을 적은 수의 특징 값으로 표현한 다음 LDA를 수행한다. 그러나 PCA는 트레이닝 과정의 계산량이 많고 트레이닝 셋이 변할 때마다 기저 벡터가 변화한다. PCA/LDA의 단점을 개선하기 위해 계산량이 적고 기저 벡터가 일정한 DCT의 계수를 사용한다. DCT/LDA를 사용할 경우 특징 값을 빠르게 추출하면서 PCA/LDA와 유사한 성능을 얻을 수 있다. 실험을 통하여 포즈 변화와 조명 변화가 있는 얼굴 데이터 셋에서 최고 97.8%의 인식률을 보였다.

I. 서론

지난 수십 년 동안 객체를 인식하고자 하는 연구는 계속되어 왔다. 객체 중 얼굴에 대한 인식은 최근 지문과 홍채 인식 등의 생체 인식 연구의 활성화 및 보안 시장의 요구 증가로 인하여 더욱 활발히 진행되고 있다. 특히, 얼굴 인식은 지문 인식처럼 센서에 접촉하거나 홍채 인식처럼 카메라에 눈을 접근시켜야 하는 번거로움이 없기 때문에 사용자 친화적인 시스템을 만들 수 있다 [1]. 이러한 얼굴 인식은 침입자 감시와 ATM 기계의 사용자 인증 등의 보안 분야에서부터 비디오 내에서의 인물 검색까지 활용성이

넓다. 그러나 아직 타 생체 인식 시스템에 비해 인식률이 낮아 성능 향상에 대한 연구가 필요하다.

얼굴 인식의 성능을 높이기 위해서 그동안 많은 연구가 수행되었다. 기하학적인 특징 값 기반 방법과 템플릿 기반 방법, 모델 기반의 방법 등의 연구가 수행되었고 대표적인 얼굴 인식 기법으로는 PCA (Principal Component Analysis), LDA (Linear Discriminant Analysis), NN (Neural Network), SVM (Support Vector Machine), HMM (Hidden Markov Model) 등이 있다 [2]. 본 논문에서는 높은 인식률을 보이는 LDA에 기반을 둔 얼굴 인식을 수행하였다.

LDA는 얼굴 영상들을 가장 잘 분리 할 수 있는 평면으로 투영시켜서 얼굴을 인식하는 방법으로써 보통 PCA를 병합한 PCA/LDA 방법을 이용한다. PCA/LDA 방법은 높은 인식률을 보이지만 PCA에서 기저 벡터를 계산하는데 많은 계산량을 필요로 하고 PCA의 기저 벡터는 트레이닝 셋의 변화에 따라 변화하는 단점이 있다. 본 논문에서는 이점을 개선하기 위하여 DCT/LDA를 제안한다. PCA 대신 DCT를 이용하게 되면 기저 벡터를 계산하는 트레이닝 과정 없이 DCT 계수를 바로 추출할 수 있다. 또한, DCT는 트레이닝 셋에 관계없이 일정한 기저 벡터를 가지는 장점이 있다 [3]. 그리고 본 논문에서는 DCT/LDA의 성능을 높이기 위해서 얼굴 전체 얼굴 영상에 대한 특징 값과 얼굴 영역 영상에서 추출한 특징 값을 함께 사용한다.

II. 얼굴 인식 방법

2.1 PCA/LDA

PCA (Principal Component Analysis)는 입력 데이터를 적은 수의 특징 값으로 표현하는 효과적인 방법이다 [4]. 이것은 PCA 가 패턴들을 분석하여 패턴에 최적화된 기저 벡터를 생성하여 특징 값을 추출하기 때문이다. LDA (Linear Discriminant Analysis)는 각각의 패턴이 가장 잘 구별될 수 있는 분할 면을 생성하고 이러한 분할 면으로 투영된 특징 값으로 패턴을 판단한다. LDA에서 입력되는 특징 값의 차원이 큰 경우 LDA의 기저 벡터를 계산하는데 필요한 행렬이 특이 행렬이 되어 문제를 풀 수 없는 경우가 발생한다 [5]. 이러한 문제를 해결하기 위해서 PCA를 통해 입력 패턴의 차원을 줄이는 방법을 사용한다. 즉, PCA를 통해 입력되는 얼굴 영상을 적은 특징 값으로 표현하고 이 특징 값을 LDA의 입력 패턴으로 사용하여 얼굴 인식 과정을 수행한다.

2.2 DCT/LDA

PCA가 LDA의 전처리 방법으로 널리 사용되지만 기저 벡터를 계산하는 데 요구되는 시간 복잡도가 크다. PCA/LDA의 특징 값을 추출하기 위한 대부분의 시간이 PCA의 기저 벡터를 계산하는데 소요되기 때문에 PCA 계산을 빠르게 하기 위해서 데이터 셋 개수만큼의 차원을 가지는 공분산 행렬을 만들어 트레이닝 하는 방법을 사용한다 [6]. 그러나 이 방법도 트레이닝 셋의 크기가 증가하게 되면 계산량이 많아지는 문제점이 있다. 그리고 PCA는 트레이닝 셋에 최적화된 기저 벡터를 생성하기 때문에 트레이닝 셋이 실제 인식하고자 하는 얼굴 모델을 잘 반영하지 못하는 경우 인식 성능이 낮아지게 된다.

이러한 PCA/LDA의 단점을 개선하기 위하여 DCT/LDA를 제안한다. DCT/LDA는 LDA에 입력하는 데이터의 차원을 줄이기 위해서 기존의 PCA 대신 DCT를 사용한다. DCT를 사용하는 것은 압축률이 우수하면서도 PCA에 비해 계산 과정이 적고 트레이닝 셋에 상관없이 일정한 기저 벡터를 가지기 때문이다. 그러므로 DCT를 통해 특정 데이터 셋에 종속적이지 않은 일반적인 성질을 가지는 특징 값을 추출할 수 있다.

2.3 DCT/LDA를 이용한 얼굴 인식 방법

DCT/LDA를 이용하여 얼굴 영상의 특징 값을 추출하는 과정은 그림 1과 같다.

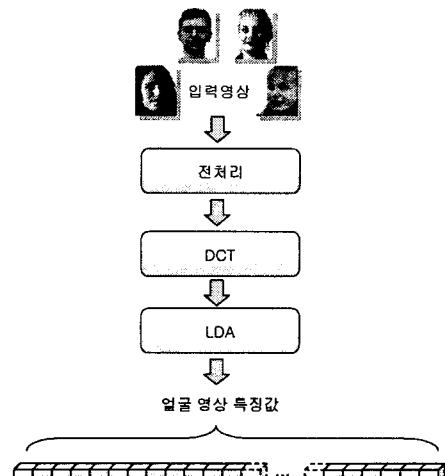


그림 1. DCT/LDA 처리 과정

우선 DCT를 수행하기 전에 조명의 변화에 대처하기 위해서 얼굴 영상에 ZMST (Zero Mean Unit Variance)를 수행한다 [5]. 이 ZMST는 영상의 밝기 값에 영상의 평균을 빼고 표준편차로 나눠서 밝기 성분을 정규화한다.

전 처리가 끝나면 식 (1)과 같이 크기가 $M \times N$ 인 얼굴 영상 전체에 대해서 DCT를 수행하여 DCT 계수 $C(u,v)$ 를 추출한다. 조명의 변화를 감소시키기 위해서 DC 값은 사용하지 않으며 최종적으로는 그림 2와 같이 저주파 영역을 래스터 스캔하여 계수 값을 추출한다. DCT 계수는 지그재그 스캔하면서 추출하는 것이 일반적이지만 본 논문의 실험에서는 유사한 성능을 보이는 그림 2의 방법을 사용하였다.

$$C(u,v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \cos\left[\frac{(2x+1)u\pi}{2M}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right] \quad (1)$$

$$\text{where, } \alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}} & \text{for } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}} & \text{for } u = 1, 2, 3, \dots, M-1 \end{cases}$$

$$\alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{for } v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{for } v = 1, 2, 3, \dots, N-1 \end{cases}$$



그림 2. DCT 계수 추출 영역

이렇게 추출된 DCT 계수를 가지고 LDA 를 트레이닝 하여 LDA 의 기저 벡터를 추출한다. 그리고 추출된 기저 벡터를 통하여 얼굴 영상들의 DCT/LDA 특징 값을 추출한다. 얼굴 인식은 추출된 DCT/LDA 계수들 간에 가중치가 있는 유clidean 거리를 사용하며 거리가 가장 적은 얼굴을 그 사람의 얼굴로 판단한다 [4].

2.4 DCT/LDA 의 특징 값 추출

DCT/LDA 를 통해 얼굴 영상의 특징 값을 추출하는 과정에서 전체 얼굴 영상의 특징 값과 함께 그림 3 의 (b), (c)와 같이 얼굴 영역 영상과 얼굴 영역의 에지 영상에 대해서도 DCT/LDA 특징 값을 각각 추출한다. 얼굴 영역은 얼굴이 눈의 위치를 기준으로 정규화되었다고 가정하고 일정한 좌표 영역에서 추출된다. 전체 얼굴 영상에 대한 DCT/LDA 특징 값을 사용하는 경우 약 90%의 인식률을 얻을 수 있지만 얼굴 영역에 대한 특징 값을 함께 사용할 경우 더 높은 성능을 얻을 수 있다.

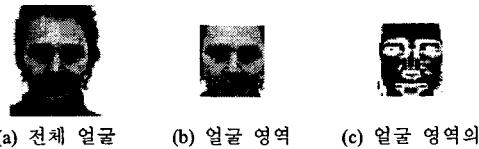


그림 3. DCT/LDA 특징 값 추출 영역

III. 실험 결과

4.1 실험 환경

실험 영상은 MPEG-7 얼굴 인식 기술자의 실험에서 사용되었던 데이터 셋 중 900 장의 Altkom 데이터 셋과 3270 장의 MPEG 데이터 셋을 사용하였다. 실험 영상에 사용된 영상은 46×56 크기의 그레이 영상으로써 Altkom 데이터 셋은 사람 당 9 장, MPEG-7 데이터 셋은 사람 당 5 장으로 구성하였다. 각 영상들은 조명과 포즈의 변화가 있고 눈의 위치에 대해서 정규화되어 있다 [7].



그림 4. Altkom 데이터 셋 및 MPEG 데이터 셋

4.2 실험 방법 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 DCT/LDA 알고리즘의 성능을 검증하기 위해서 기존의 PCA/LDA 방법과 비교하였다 [8]. 그림 5 는 Altkom 데이터 셋의 50%를 트레이닝 하여 등록하고 나머지 50%를 테스트한 실험 결과이다. 이 실험에서는 전체 얼굴 영상에 대한 특징 값만을 사용하였다. 그 결과 DCT/LDA 는 PCA/LDA 와 유사한 인식률을 보여주었다.

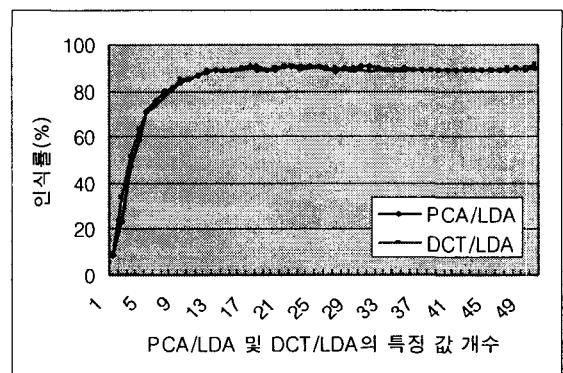


그림 5. 특징 값의 개수에 따른 PCA/LDA 와 DCT/LDA 의 인식률

앞의 실험과 다르게 트레이닝에 사용되지 않은 얼굴 영상을 등록했을 때의 성능을 분석하기 위해서 그림 6 의 실험을 수행하였다. 그림 6 은 MPEG 데이터 셋의 20%를 가지고 트레이닝하고 기저 벡터를 추출한 다음 나머지 데이터 셋에 대해서 3 장을 등록하고 2 장을 테스트 한 결과이다. 이 실험에서도 전체 얼굴 영상에 대한 특징 값만을 사용하였다. 이 실험의 경우 DCT/LDA 의 성능이 조금 더 높게 나왔는데 이 결과는 PCA 가 그림 5 의 실험과 다르게 트레이닝 셋이 적어서 테스트 셋에 대해서도 최적인 기저 벡터를 생성할 수 없었기 때문이다. 그림 5 와 6 의 결과를 통해 DCT 는 트레이닝 셋에 무관한 기저 벡터를 제공함으로써 PCA 이상의 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

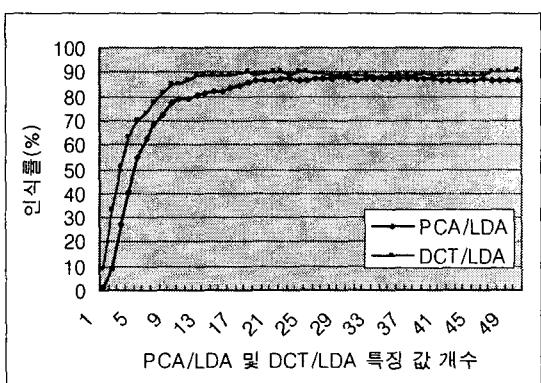


그림 6. 특징 값의 개수에 따른 PCA/LDA 와 DCT/LDA 의 인식률

그림 7은 그림 5의 실험 환경에서 그림 3에서 추출한 특징 값들을 함께 사용하여 인식한 결과이다. 하나의 특징 값만을 사용하는 경우 보다 여러 특징 값을 함께 사용할 경우 성능이 더 높게 나타나는 것을 확인할 수 있는데 이것은 특징 값들이 상호 보완하는 역할을 하기 때문이다.

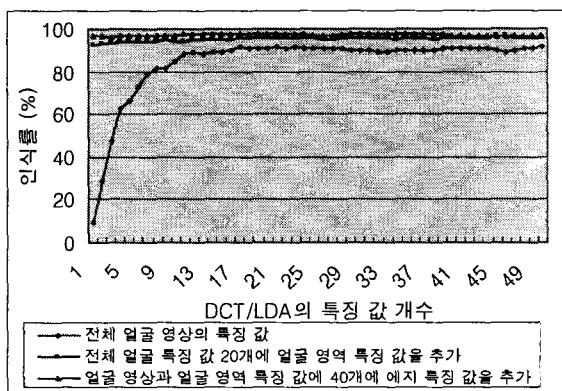


그림 7. 그림 3에서 추출된 특징 값을 함께 사용한 경우의 DCT/LDA 의 인식률

IV. 결론

본 논문에서는 얼굴 인식 분야에서 사용되는 PCA/LDA 를 대신하여 기저 벡터가 일정하고 특징 값 추출의 시간이 빠른 DCT/LDA 를 제안하였다. DCT/LDA 는 기존의 PCA/LDA 보다 적은 계산량으로 특징 값을 추출할 수 있으며 PCA/LDA 이상의 인식 성능을 보여 주었다. 또한 DCT/LDA 를 활용함에 있어

위에서 언급한 특정 값을 함께 사용할 경우 성능을 더 향상시킬 수 있었다.

향후 연구 과제로는 포즈의 변화가 심한 얼굴 영상에 장인한 DCT/LDA 의 연구와 트레이닝 셋의 선별에 관한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, and P.J. Phillips, "Face recognition: A literature survey," *CVL Technical Report, University of Maryland*, October 2000.
- [2] R. Chellappa, C. L. Wilson, S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 83, No. 5, pp. 705-741, 1995.
- [3] Ziad M.Hafed and Martin D. Levine, "Face Recognition using the discrete cosine transform," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 43, No.3, pp.167-188, July 2001.
- [4] W. Zhao, R. Chellappa, and A. Krishnaswamy, "Discriminant analysis of principal components for face recognition," In *Proceedings of the 3rd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 336-341, 1998.
- [5] Yongping Li, "Linear Discriminant Analysis and its application to Face Identification," Ph. D. Thesis Paper, University of Surrey, September 2000.
- [6] Lei Wang and Thiow Keng Tan., "A New Proposal for Face Feature Description," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2000/M5750, March 2000.
- [7] M. Bober ed., "Description of MPEG-7 Visual Core Experiments," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N4925, October 2002.
- [8] J Ross Beveridge, "The Geometry of LDA and PCA Classifiers Illustrated with 3D Examples," Technical Report, Computer Science Department, Colorado State University, May 2001