

PCA 저차원 축소에 따른 조명 있는 얼굴의 인식률 변화

A variation of face recognition rate according to the reduction of low dimension in PCA method

송영준, 김동우, 김영길, 김남
충북대학교

Song Young-Jun, Kim Dong-Woo, Kim Young-Gil,
Kim Nam
Chungbuk Nat'l Univ.

요약

본 논문은 얼굴 인식에서 널리 사용되고 있는 PCA 기법에서 1, 2, 3차의 저차원의 특징 벡터를 배제하여 조명 있는 얼굴의 인식률 변화를 실험하였다. 보편적으로 저차원 3개를 배제할 경우 조명에 강건한 얼굴 인식을 보인다고 하나, 저차원의 어느 부분이 조명에 크게 관여가 되는지는 알려지지 않고 있다. 이에 본 연구에서는 1차, 2차, 3차 및 이를 조합하여 저차원의 조명에 대한 영향을 분석하였다.

Abstract

In this paper, we experiment a face recognition rate of the shaded faces except to low dimension feature vectors: first, second, third dimension. It is known to robust the face recognition against illumination. But, it isn't obvious what is effect to recognition in terms of low dimension. We are analysis to the effect of low dimension(first, second, third dimension, and combination of these) under the shaded faces

I. 서론

얼굴 인식은 사진 또는 카메라로 입력되는 정지 영상 또는 동영상상을 분석하여 기존 데이터베이스에서 가장 유사한 얼굴을 찾아내는 연구 분야이다. 이 기술은 다른 보안 수단에 비해 도난, 분실, 망각 등의 우려가 없이 안전하게 사용할 수 있으며, 홍채, 지문 등과 같이 별도로 제작된 센서가 아닌 이미 설치되어 있는 카메라를 이용하여 쉽게 이용 가능한 특징을 가진다. 또한 대부분의 신분증이 사진 데이터를 가지고 있으므로 대량의 데이터를 쉽게 이용할 수 있고, 접촉식이 아니므로 대규모 공공 시설에서 감시 수단으로 쉽게 적용할 수 있는 기술이다. 특히 테러에 대비해 입국 시, 공항에서 얼굴 사진을 찍어 범법자의 데이터베이스와 비교 분석하여 용의자를 수배하는 응용 제품이 연구되고 있다.

얼굴 인식 방법은 얼굴의 구성 요소인 눈, 코, 입 등의 크기 및 위치 등의 기하학적 특징으로 인식하는 방법과 PCA, LDA와 같은 얼굴 전체의 통계적인 값을 특징으로 인식하는 방법이 있다. 두 가지 부류 중에서, 현재 가장 많이 응용되고 있는 PCA 방법은 전체 훈련 영상의 분산을 이용하여 고유값과 고유벡터를 구하고, 얼굴 영상을 고유값들의 크기순으로 나열하고 이에 해당하는 고유벡터들의 좌표로서 특징화한다. 인식 시에는 데이터베이스에 저장된 훈련 영상의 특징 벡터와 질의 영상의 특징 벡터를 비교하는 과정을 갖는다. 이 방법은 정보의 대부분이 저차원에 몰려 있어 고차원에서의 고유값의 크기

는 상당히 작다. 따라서 PCA 방법으로 얼굴 인식을 할 경우, 모든 차원의 고유값들을 이용하는 것이 아니고 하위 일정 차원에 대해서만 활용하게 된다.

그러나 조명 변화가 심할 경우, 얼굴 영상들로부터 얻어진 특징 벡터들로서, 클래스간의 분리가 용이하지 않는다. 조명의 변화를 극복할 수 있는 방법으로 저차원 3개의 고유 얼굴을 제외하는 방법[1]과 가장 큰 고유 얼굴에 해당하는 특징 벡터만을 제외시킨 방법[2], 경상 영상을 사용하는 방법[3] 등이 연구되어 오고 있다.

본 연구에서는 조명이 있는 영상에 대하여 저차원 3개의 영향을 분석하고자 한다. 저차원의 특징 벡터를 한 개, 두 개, 세 개를 각각 제외시키고 PCA를 적용시켰을 경우의 오인식 영상의 유형을 알고자 한다.

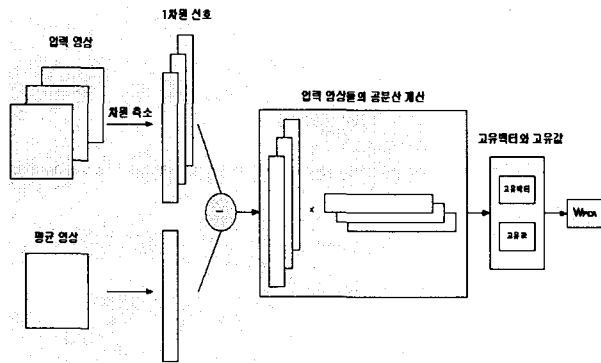
II. PCA

PCA 방법은 차원 축소를 통하여 저차원상에서 변수들의 관계를 규명하는 다변량 자료 분석 기법에 기반을 둔다. 이 기법은 Turk 등이 주성분 분석으로 물체 간에 상관 관계가 없는 특징들을 추출하여 최근접 이웃 알고리즘으로 분류하는 방법을 얼굴 인식에 적용하였다[4].

주성분 분석은 데이터 샘플이 표현하고 있던 분산이 최대한 되도록 새로운 축을 만들고, 이러한 축들은 서로 직교하게 될

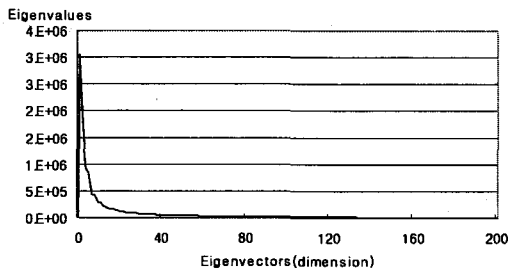
으로써, 상위 몇 개의 축에 의해서 표현되는 값은 입력 벡터가 담고 있는 대부분의 정보를 담게 된다.

그림 1은 PCA 방법을 이용하여 특징으로 사용되는 W_{PCA} 를 추출하는 과정을 보여주고 있다. 2차원으로 표현되는 입력 영상들은 행렬 계산의 편의성을 위해 1차원 신호로 차원을 축소해 준다. 또한 전체 입력 영상의 평균 영상도 1차원 신호로 차원을 축소하고, 1차원의 입력 영상들 각각에서 평균 영상을 뺀 차영상에 대해, 공분산을 계산한다. 계산된 공분산 값에 대한 고유값과 고유벡터를 구하여, 고유값의 크기에 따라 원하는 차원(p차원)의 고유벡터를 얻을 수 있다. p차원의 고유벡터에 대해 각 영상마다 고유값을 가지고 있으므로 이를 특징 벡터로 결정한다.



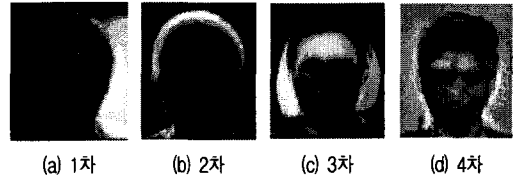
▶▶ 그림 1. 고유 벡터와 고유 얼굴의 관계

예를 들어, 일반적인 얼굴 데이터베이스에서 훈련 영상으로 200장의 영상을 사용하였을 경우, 총 200개의 고유 얼굴이 만들어지고, 고유 벡터의 차원도 200개를 넘지 않는다. 200개의 고유 벡터들에 대해 고유값의 순서로 나열하여 누적 고유값을 계산하면 그림 2와 같이 상위 몇 개의 고유값들이 얼굴 전체의 특징을 지니고 있음을 보여주고 있다.



▶▶ 그림 2. 고유 벡터와 고유 얼굴의 관계

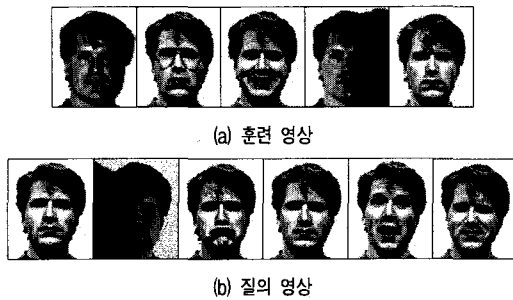
그림 3은 Yale 얼굴 데이터베이스의 얼굴 영상으로부터 계산된 저차원에서의 처음 4개의 고유 얼굴을 보여준다. 즉, 얼굴의 주성분으로서, 음영의 영향이 있음을 알 수 있다.



▶▶ 그림 3. 고유값의 크기에 따른 얼굴의 고유 얼굴

III. 실험결과

본 논문에서는 음영의 차이가 많이 있는 Yale 얼굴 데이터 베이스를 사용하였고 112×92의 크기로 정규화 된 그레이 영상으로 만들어서 15명에 대한 실험 영상으로 사용하였다. 실험 방법은 hold-and-out 방식으로 훈련 영상과 질의 영상을 구분하였다. 즉, 한 사람 당 11 장의 얼굴 영상 중에서, 그림 4 (a)와 같이 5개는 훈련 영상으로 사용하고, 그림 4 (b)와 같이 나머지 6개는 질의 영상으로 사용하였다.



▶▶ 그림 4. 훈련 영상 & 질의 영상(실험 영상)

질의 영상에 대한 훈련 영상의 인식 여부는 유클리디언 거리를 이용하여 특징 벡터들 간의 유사도를 측정하였다. 또한 인식 정도는 질의 영상에 대해 해당 클래스의 얼굴 중 하나를 인식할 경우 인식된 것으로 평가하고, 다른 클래스의 얼굴을 인식하게 될 경우 오인식으로 간주하였다.

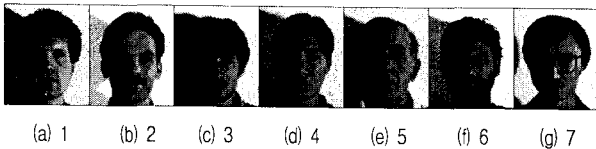
시물레이션은 기존의 PCA, 고유 얼굴 1개를 제외한 PCA, 2개를 제외한 PCA, 3개를 제외한 PCA 방법에 대하여 실험하였다. 표 1은 각각의 방법으로 PCA 40차원까지 시물레이션을 했을 경우의 오인식 영상들을 분류한 것이다.

S1/7에서 처음 S1은 실험시 사용한 클래스를 말하며, 1번 영상 클래스를 의미한다. 또한 구분되어 있는 7은 1번 클래스의 7번 영상을 지칭하고 있다. 실험 결과로서 보여주고 있는 S6/2와 같이 표현한 것도 같은 방법으로서, 6번 클래스의 2번 영상을 의미한다. 각 클래스의 7번 영상은 얼굴의 왼쪽에 음영이 있는 영상으로서, 8번 클래스의 10번 영상을 제외하고는 거의 모든 오인식 영상의 근원이 된다. 그림 5는 오인식된 질의 영상 중에서 1번 클래스부터 7번 클래스까지의 7번 영상들을 보여주고 있다.

[표 1] 실험 결과(오인식 영상)

오인식 영상	PCA	1개 제외	2개 제외	3개 제외
s1/7	s6/2	s6/2	s13/1	s13/1
s2/7	s15/1	s15/1	s15/4	s15/4
s3/7	s6/2	s11/4	s11/4	s6/2
s4/7	s6/2	s11/4	s11/4	s11/4
s5/7	s6/3	s11/4	s6/2	s6/2
s7/7	s15/1	s11/4	s11/4	s11/4
s8/7	s10/5	-	s15/4	s15/4
s8/10	s9/2	s14/4	s14/4	-
s9/7	-	s11/4	s11/4	-
s14/7	-	s11/4	-	-
s15/7	-	s11/4	s11/4	-

이는 모두 왼쪽에 음영이 있는 영상으로서, PCA가 형태학적 분포에 따른 인식기이므로, PCA 자체적인 고유의 에러 유형이라 할 수 있다. 이러한 오인식을 극복하기 위한 방법으로는 음영에 대한 전처리 및 음영이 있는 영상에 대한 특성 분석이 필요하다.



▶▶ 그림 5. 오인식된 클래스에 따른 오인식 영상

PCA에서 저차원의 특징 벡터를 배제한 경우의 오인식 영상을 분석하면 그림 6과 같이 s6/2, s11/4와 s15/4로 귀결된다. s11/4의 경우에는 형태학적으로 많이 틀리지만, 저차원을 빼고 한 경우 가장 많이 오인식되는 결과를 보여주므로, 형태학적인 특징을 제거하였을 가능성이 높다. 특히 저차원의 특징 벡터 1개를 제외하였을 경우에는 거의 모든 오인식이 이 영상으로 귀결되고, 2차와 3차 제거 시에는 영향이 줄어들고 있음을 보여주고 있다.



▶▶ 그림 6. 오인식된 클래스에 따른 오인식 영상

IV. 결론

본 논문에서는 조명이 있는 영상에 대하여 PCA의 저차원 특징 벡터가 얼굴 인식에 영향을 미치는 정도를 실험하였다. 기존의 PCA 방법으로 발생하는 오인식률과 저차원의 특징

벡터를 배제하였을 경우의 오인식률은 큰 차이를 보이지는 않는다. 그러나 1차, 2차, 3차의 특징 벡터를 제거할 경우 오인식되는 영상은 다르게 됨을 볼 수 있다.

따라서, 1차원의 특징 벡터는 얼굴 전체의 윤곽을 보여주는 형태학적인 특징을 많이 가지고 있음을 알 수 있으며, 이는 음영이 있을 경우 전체적인 윤곽이 음영이 있는 곳까지 확장되므로, 이를 제거하여 줄을 알 수 있다. 2차와 3차원의 특징 벡터들은 1차원 특징벡터의 영향을 계속 받으므로, 1차원 특징 벡터를 제외한 경우와 같은 오인식 영상을 오인식하는 경우가 발생한다.

일반적으로 PCA에서 가장 정보량이 많은 저차원의 특징 벡터를 배제할 경우, 얼굴 인식에 있어서는 비교의 구분이 되지 않을 수 있다. 그러나 음영이 전체적으로 다 발생하지 않고, 부분적으로 있고 클래스에서 음영이 있는 영상이 많지 않을 경우 1차, 2차, 3차의 특징 벡터를 제거할지라도 전체적인 인식률이 그다지 변화되지는 않는다. 향후 과제는 다양한 조명 변화가 있는 영상에 대하여 저차원의 오인식 영상에 대한 분석을 하고자 한다.

감사의 글

이 논문은 2006년도 교육인적자원부 지방연구중심대학 육성사업의 지원에 의하여 연구되었음.

참고 문헌

- [1] A. Pentland, B. Moghaddam, T. Starner, and M. Turk, "View-Based and Modular Eigenspaces for Face Recognition," Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.84-91, 1994.
- [2] 양 희성, 김 유호, 이 준호, "SKKUfaces : 조명 변화, 얼굴 표정 변화에 강인한 얼굴 인식 방법", 한국정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용, 제 28권, 제 2호, pp.192-200, 2001.
- [3] 권 혁봉, 송 영준, 김 영길, 장 언동, "조명 변화에 강건한 얼굴 인식의 전처리 기법; 얼굴의 대칭성", 한국콘텐츠학회논문지, 제 4권, 제 4호, pp.163-169, 2004.
- [4] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," J. of Cognitive Neuroscience, Vol.3, pp.72-86, 1991.