

조명 변화에 강한 PCA를 이용한 얼굴 인식 기술에 관한 연구

김지운, 김현술, 박호연, 박상희  
연세대학교 전기·컴퓨터 공학과 생체정보공학연구소

A Study on Face Recognition using PCA in the Variable Illumination

Ji-Woon Kim, Hyun-Sool Kim, Ho-Yun Park, Sang-Hui Park

Yonsei university Dept. of electrical and computer engineering bio-cybernetics Lab.

**Abstract** - 여러 사람의 얼굴들 중에 특정 개인 얼굴을 찾는 문제나 인식하는 문제는 최근들어 범 집행이나 상업적 목적 등 여러 응용분야에서 요구되고 있어 학문적으로 활발히 연구되어지고 있다. 얼굴 인식 기술은 여러 가지 방법으로 연구되어 왔는데 그 중 PCA를 이용한 얼굴 인식 방법이 가장 효율적인 방법으로 알려졌다. 그러나 이 방법은 조명 변화에 따라 정확성이 떨어지는 단점이 있다. 그래서 Histogram equalization을 이용해 조명 변화에 영향을 줄였다. 그리고 인식의 정확성을 유지하면서 eigenface를 추출하는데 시간을 줄이기 위해 웨이블릿 변환을 이용해 저주파 성분이 포함된 영역만을 추출, 그 부분을 입력영상으로 사용해 입력 영상에서 처리해야하는 차원을 줄여 특징 추출하는데 시간을 감소시켰다. 그 결과 특징 추출하는데 시간을 크게 줄여주는 반면, 심한 조명 변화에서도 90%이상의 높은 인식률을 유지할 수 있었다.

1. 서론

얼굴 인식 기술은 일반적으로 주어진 정지 영상이나 동영상에 대하여 입력 영상내의 한 사람이나 그 이상의 사람을 기존의 데이터베이스 안에서 찾아내는 것으로 정의할 수 있다.

얼굴 인식 분야는 크게 "EigenFace를 이용한 PCA 방법론", "동적링크 구조를 이용한 방법론", "신경회로망을 이용한 방법론"등으로 나뉘어서 독립적으로 연구되어지고 있다. "EigenFace를 이용한 PCA 방법론"은 인간의 얼굴 인식 기술에서 가장 효율적인 방법으로 입증되어져 왔다[1]. Sirovich와 Kirby[2]는 처음 사람의 얼굴을 표현하는데 Karhunen-Loeve 변환을 사용하였다. 그들은 이 방법에서 얼굴들을 고유얼굴로 알려진 고유벡터에 선형 가중치 합으로써 나타내었다. Turk와 Pentland는 PCA를 사용한 얼굴인식 시스템으로 발전시켰다[3]. O' Toole는 PCA 방법은 얼굴 인식 뿐만 아니라 성 감별, 인종 감별에도 아주 좋은 분류법으로 사용될 수 있다[4]. 그러나 이 방법은 조명의 변화에 있어서 인식률이 떨어지고 속도에 문제점이 있다[5].

본래의 EigenFace를 이용한 PCA 방법론은 얼굴 데이터 베이스상의 얼굴로 가장 이 얼굴을 잘 표현하는 기저 벡터(EigenFace)를 만들어 얼굴 인식이 필요한 영상에 이 기저 벡터에 투사시켜 이때 나온 인자들과 원래 각 개인의 대표 인자 값과 거리 비교로 얼굴을 인식하는 방법이다. 그러나 이 방법은 조명이 변하면 투사된 인자 값들도 따라서 크게 변한다. 따라서 인식률이 떨어지게 된다.

본 연구에서 제안하고자 하는 얼굴 인식 알고리즘은 위의 알고리즘을 기초로 하여 인식할 영상의 전처리 과정으로써 픽셀값들의 분포를 비슷하게 하도록 히스토그램 분포를 유사하게 만들었다. 그리하여, 기존의 PCA를 이용한 얼굴 인식 기술과 인식률 측면에서 비교하였다. 그리고 계산량을 줄이기 위해서 웨이블릿 변환을 이용하였다. 그리하여 속도를 비교하였다.

2. 기본적인 PCA를 이용한 얼굴 인식 기술

PCA를 이용한 얼굴 인식 기술은 학습영역과 실험영역 두영역으로 나뉜다. 먼저 학습영역에서 고유얼굴을 생성시키고 모든 학습영상을 이 얼굴 공간에 투사시켜 몇 개의 성분값을 저장한다. 그후 각각의 사람마다 저장된 성분들의 평균을 대표값으로 가지게 된다. 이것을 저장해 놓는다. 실험영역에서 테스트영상과 고유얼굴의 내적으로 나온 성분과 저장된 대표값과 유클리디안 거리로 비교한다. 거기가 가장 작은 거리를 갖는 대표값에 해당하는 사람을 테스트영상과 같은 인물로 인식하게 되는 것이다. 그림1은 기본적인 PCA를 이용한 얼굴 인식 기술의 흐름도이다.

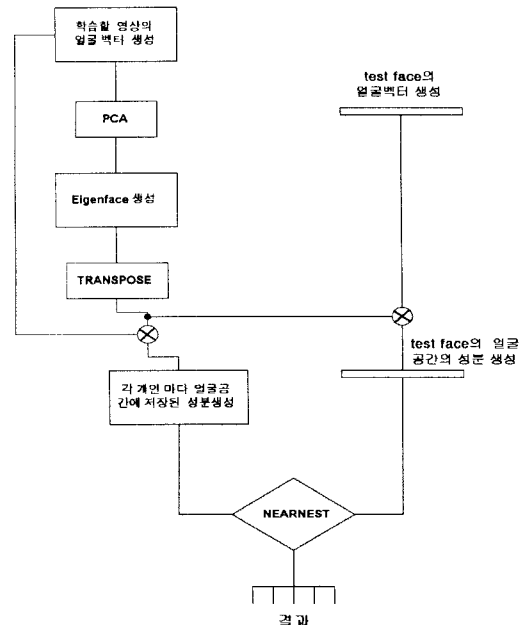


그림 1 기본적인 PCA를 이용한 얼굴인식기술의 흐름도

2.1 얼굴 벡터와 영상 공간

얼굴 영상은 벡터로 나타낼수 있는데, 각각의 픽셀은 하나의 벡터 성분으로 부호화된다. 그리고 얼굴 영상의 한 행은 다음 행에 연결하여 만들어 진다. 한 사람의 얼굴벡터는 하나의 열 벡터가 된다

이 얼굴 벡터는 하나의 공간에 속한다. 즉, 차원이 얼굴 영상의 모든 픽셀수인 공간을 영상 공간이라고 한다. 그런데 얼굴은 서로 비슷한 구조를 가지고 있어서 영상 공간에서 모든 얼굴 벡터는 매우 가까이 분포되어 있다.

그러므로 전체의 영상 공간은 최적의 공간이 아니며 얼굴 영상을 더 잘 묘사하는 최적의 얼굴 공간(face space)을 만들어서 얼굴 영상을 분석하는 것이 더욱 좋다. 이 얼굴 공간의 기저 벡터를 주성분(principal component)라고 한다.

### 2.2 Principal Component Analysis

주성분 분석 기법(Principal Component Analysis, PCA)를 데이터들의 통계적인 처리에 의해 입력 체이터들의 중요한 방향들을 구해내고 결과적으로 중요하지 않은 방향은 제거하여 데이터의 압축효과를 얻을 수 있는 선형 알고리즘이다.

얼굴 벡터를 X라 하였을 때 얼굴의 각각의 픽셀은 주변 픽셀과 큰 상관성을 가진다. 따라서 식(1)과 같이 X의 공분산 행렬은 대각행렬이 아니다.

$$\Sigma_X = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^X & \sigma_{12}^X & \dots & \sigma_{1,w \times h}^X \\ \sigma_{21}^X & \sigma_{22}^X & \dots & \sigma_{2,w \times h}^X \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{w \times h, 1}^X & \sigma_{w \times h, 2}^X & \dots & \sigma_{w \times h, w \times h}^X \end{bmatrix} \quad (1)$$

그래서 압축의 효과를 얻기 위해 서로 상관성이 없는 Z로 변환시켜야 한다.

$$\Sigma_Z = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^Z & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{22}^Z & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_{w \times h, w \times h}^Z \end{bmatrix} \quad (2)$$

이것은 식(3)과 같은 PCA 방법을 이용해서 선형 변환으로 얻을 수 있다.

$$Z = A^T * X \quad \text{그리고} \quad X = A * Z \quad (3)$$

$$\Sigma_X * A = \Lambda * A \quad (4)$$

그리고 A는  $\Sigma_X$ 의 고유벡터이다.

### 2.3 고유얼굴

PCA는 학습하는 벡터들에 의해서 표현되어진 공간의 기저들을 계산하는 것이다. PCA에 의해 계산되어진 기저 벡터는 학습하는 벡터의 변위를 가장 크게 하는 방향이 된다. 이들 기저 벡터가 고유벡터이다. 이들 고유벡터들은 영상 공간에서 정의된다. 그것들은 다음 그림 2과 같이 영상으로서 보여질수 있다. 그리고 이것들은 얼굴과 비슷하며 이것들을 고유얼굴(eigenface)라 한다.



그림 2 고유 얼굴의 예들

### 2.4 얼굴인식

일단 고유얼굴들이 계산되면 먼저 데이터 베이스에 있는 얼굴을 얼굴 공간으로 변환하고 그것의 성분을 메모리에 저장한다.

이 상태에서 얼굴 인식 과정이 시작된다. 인식할 얼굴 영상을 입력단에 넣으면, 이 시스템은 그것을 얼굴 공간에 투사시킨다. 그리고 저장되어진 모든 얼굴의 변환된 값과 거리를 계산한다. 이 때 그 얼굴은 얼굴 공간에서 가장 가까운 거리를 갖는 얼굴과 일치한다고 가정한다. 거리는 유클리디안 거리를 가지고 계산한다.

## 3. 제안한 얼굴 인식 기술

제안한 알고리즘을 그림 3의 다이어그램으로 나타내었다. 이 다이어그램은 두 개의 부분으로 나뉘어 지는데

그림의 앞쪽 부분은 학습하는 영역으로, 여기서는 얼굴 공간의 기저 벡터를 생성하고 얼굴 공간에서 각 개인의 대표 성분을 저장한다. 뒷 부분은 인식 영역으로 학습영역에서 구한 기저 벡터에 인식할 영상을 내적하여 그 때 나온 성분을 앞 단계에서 저장된 개인의 대표 성분의 거리를 측정하여 가장 가까운 거리가 나온 얼굴과 일치한다고 인식하게 된다.

그런데 PCA를 이용한 얼굴 인식을 향상시키기 위해서 주된 두 가지 전처리 과정이 포함된다. 첫 번째로 입력된 영상을 히스토그램 이퀄라이즈하여 히스토그램을 펼친다. 두 번째로 이 처리를 한 영상을 웨이블릿 변환하여 영상을 분해한다. 분해된 하부 영상을 가지고 PCA를 실행한다.

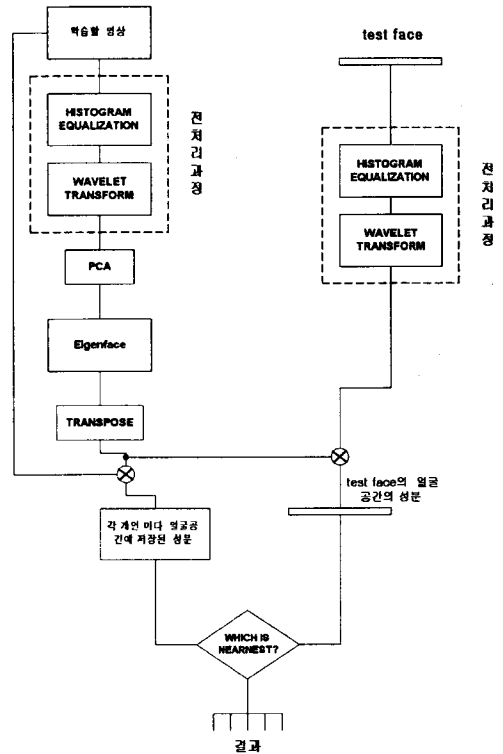


그림 3 제안한 얼굴 인식 알고리즘의 흐름도

### 3.1 히스토그램 이퀄라이제이션

휘도치의 분포가 잘 펼쳐지지 않은 영상에서 히스토그램 이퀄라이제이션 처리는 영상을 분석하는데 많은 도움을 준다. 결과 영상은 새롭고, 균등한 히스토그램의 분포를 가지게 된다.

얼굴 인식에서 이 히스토그램 이퀄라이제이션을 쓰는 이유는 이것을 실행하면 영상의 히스토그램이 그냥 펼칠 뿐 아니라 영상의 대조(contrast)를 높여준다. 그래서 영상의 조명이 밝거나 어두우면 영상은 영상의 휘도치의 분포는 한곳에 모일 것이다. 그 경우 이 히스토그램 이퀄라이제이션의 사용으로 히스토그램을 펼쳐서 인식해야 할 사람의 특징점 찾기에 도움을 주게 된다.

### 3.2 웨이블릿 변환

본 논문에서 웨이블릿 변환은 영상을 분해하는데 사용된다. 웨이블릿에서 대부분의 정보를 가진 저역통과 부분만을 사용하여 처리할 영상의 차원을 줄인다. 여기서 웨이블릿 필터는 Daubechies D8 필터를 사용한다. 필터 계수는 다음과 같다.

표 1 Daubechies D8 필터 계수

$n$	$h(n)$	$h_1(n)$
0	0.23037781330890	0.01059740178507
1	0.71484657055292	0.03288301166689
2	0.63088076792986	-0.03084138183556
3	-0.02798376941686	-0.18703481171909
4	-0.18703481171909	0.02798376941686
5	0.03084138183556	0.63088076792986
6	0.03288301166689	-0.71484657055292
7	-0.01059740178507	0.23037781330890

4. 실험 및 결과 고찰

실험영상은 크게 두가지로 나뉘는데 고유얼굴을 생성시키기 위해 학습영역에서 사용되는 학습영상과 실험의 인식률을 알기위해 인식영역에서 사용되는 테스트영상으로 나뉜다.

학습하는 영상은 Manchester 얼굴 데이터베이스에서 128×128 크기의 그레이 스케일(gray-scale) 영상을 사용했다. Manchester 얼굴 데이터베이스는 한 사람당 10개씩 30명의 얼굴 영상으로 총 300개의 영상으로 구성되어 있다. 테스트 영상은 학습 영상 각각에 픽셀값을 약 -100에서 10의 차이로 +100까지의 변화가 있는 영상이다. 학습영상 하나마다 조명의 변화가 있는 21개로 구성되어 총 6300개로 구성되어있다. 이 실험 영상으로 제안한 방법으로 실험을 해 보았다.

표 2는 웨이블릿 변환 전,후의 인식률을 비교한 것이고 그림 4는 2차 웨이블릿 분해 이후 걸린 시간을 비교한 것이다.

표 2 웨이블릿 전,후의 인식률

원영상에서의 변화	wavelet 전의 인식률	wavelet 후의 인식률
-100	86.00%	79.33%
-50	92.00%	90.00%
-40	93.00%	91.67%
-30	92.67%	92.33%
-20	92.67%	92.33%
-10	92.00%	91.67%
원영상	92.00%	92.00%
+10	91.67%	91.67%
+20	91.67%	91.67%
+30	91.67%	91.67%
+40	91.67%	91.67%
+50	91.67%	91.67%
+100	91.00%	90.67%
합계	91.51%	90.64%

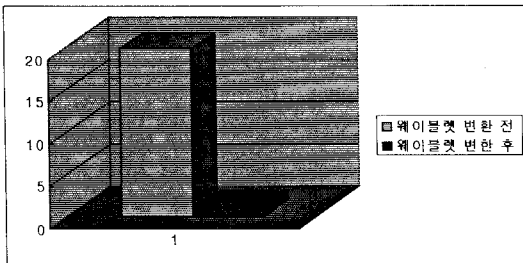


그림 4 웨이블릿 전, 후의 걸린 시간

실험을 통하여 웨이블릿 변환후 인식률에는 거의 차이를 가지지 않고 속도를 19배이상의 향상을 보았음을 확인 하였다.

그림 5 는 실험을 통하여 조명에 변화에 따라 인식률을 비교하여 나타낸 것이다.

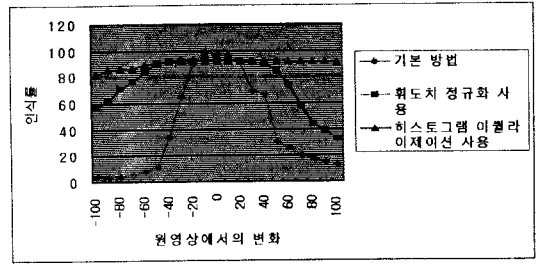


그림 5 조명변화에 따른 인식률

결과를 분석해보면 기본 방법은 학습한 영상에 대해 조명변화가 거의 없을 경우에만 좋은 결과를 내지만 조명변화가 조금만 심해지면 바로 인식률이 크게 떨어짐을 알 수 있다. 그리고 정규화를 통해서 조명의 변화를 대처한 방법도 기본 방법보다는 상당히 조명변화에 강하게 나타나지만 심한 조명 변화에 대해서는 인식률이 크게 떨어지는 불룩한 형태를 취함을 알 수 있다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 방법은 매우 심한 조명 변화에 대해서도 별 인식률의 변화없이 거의 90%이상의 높은 인식률을 가짐을 볼 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 실험 영상이 학습영상에 대해 조명의 차이가 있는 경우에도 데이터베이스 안의 누구인지 가려내는 새로운 PCA 분석 방법을 사용한 얼굴 인식 기술을 제안하였다. 그리고 웨이블릿 변환을 이용해 처리할 영역을 줄여 계산량을 감소시켰다.

본 논문에서 제안한 얼굴 인식 알고리즘은 히스토그램 이퀄라이제이션과 웨이블릿 변환으로 영상을 전처리하고 그것을 학습시켜서 고유얼굴을 생성한다. 그리고 데이터베이스 내의 각각의 사람의 대표값을 만든다. 그런후 테스트영상으로 고유얼굴에 투사시켜서 나온 성분과 대표값의 거리를 비교하여 인식하게된다.

이때 히스토그램 이퀄라이제이션을 사용하여 히스토그램을 펼침으로써 조명 변화에 영향을 감소시키는 결과를 나왔고 이것은 기본적인 PCA방법과 휘도치 정규화를 한 방법등과 비교해본 결과 조명 변화에 제일 강하며 거의 완전히 조명의 영향을 없게 만들어 휘도치 정규화나 기본방법이 조명의 변화에 인식률의 변화 그래프가 불룩한 형태를 취하나 이것은 거의 일정한 좋은 인식률을 유지하였다.

[참 고 문 헌]

[1] R. Chellappa, C. L. Wilson and Ssirohey, "Human and machines recognition of faces: A survey", *Proceeding of The IEEE*, Vol. 83, No. 5, PP. 705-740, 1995  
 [2] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces", *J. of Opt. Soc. Amer. A*, Vol. 4, No. 3, pp. 519-524, 1987.  
 [3] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No.1, pp.71-86, 1991.  
 [4] A. O'Toole, H Abdi, K. Deffenbacher and D Valentin, "Low-dimensional representation of faces in higher dimensions of the face space", *J. Opt.Soc. Am. A*, Vol. 10, No.3, pp405-411, 1993.  
 [5] P. C. Yuen, D. Q. Dai and G. C. Feng, "Wavelet-based PCA for Human Face Recognition" *IEEE*, 1998