

얼굴 주성분의 계층적 분류를 이용한 얼굴인식에 관한 연구

최재영*, 김낙빈

경원대학교 컴퓨터공학과

e-mail: jy1001@web.kyungwon.ac.kr

A Study on Face Recognition using Hierarchical Classification of Facial Principal Component

Jae-Young Choi*, Nak-Bin Kim

Dept of Computer Engineering, Kyungwon University

요 약

PCA 방법은 입력 차원을 수학적으로 줄일 수 있는 장점이 때문에 패턴인식 분야에서 널리쓰이고 있다. 얼굴인식에서의 PCA는 학습 패턴의 분산을 최대한 하는 기저 벡터들인 고유얼굴을 만들어 얼굴인식이 필요한 영상에 이 기저 벡터에 투사시켜 이때 나온 인자들과 원래 각 개인의 대표 인자값과의 거리 비교로 얼굴을 인식하는 방법이다. 그러나 조명등의 영향에 매우 민감하며 거리값으로 얼굴을 인식하기 때문에 다양한 변화에 따라 오인식률이 높아진다. 이는 인식률을 높이고자 임계값을 높게 설정하는 과정에서 발생하는 오류이며, 이를 방지하기 위해 임계치를 낮게 설정하면 오거부율이 높아진다.

이에 본 연구에서는 PCA에 입력되는 패턴들을 사전에 비교, 분류하여 PCA 연산시에 분산과 변위를 최대한으로 가질 수 있도록 하였다. 그리하여, 기존의 PCA보다 상당히 낮은 임계값으로도 오거부율의 증가를 막았으며, 낮은 임계값 설정으로 인하여 오인식률을 낮추는 결과를 얻을 수 있었다. 이는 기존의 PCA 방법을 사용하는 인식시스템에서 종종 발생하는 허가되지 않아야 하는 외부인을 인증시키는 사례를 줄일 수 있다.

1. 서론

얼굴 인식 및 검증은 일반적으로 2차원 영상을 획득하여 이루어지는데, 이때 사람의 얼굴 대부분이 유사한 형태를 가지고 있으며, 눈, 코, 입 등의 얼굴 구성요소도 거의 동일한 기하학적 특성을 가지고 있다. 그러므로 얼굴인식에 있어서 가장 핵심 기술은 서로 다른 사람의 미세한 차이를 구별하고, 같은 사람일 경우는 얼굴의 작은 변화나 조명등에도 상관없이 동일한 특징요소들을 찾아내는 것이다.

얼굴인식 결과에 있어서도 오인식률(FAR : False Acceptance Rate)과 오거부율(FRR : False Reject Rate)이 있는데, 오인식은 인식하고자하는 사람이 아닌 다른 사람을 정상적인 인식결과로 처리하는 경우를 말하며, 오거부란 얼굴인식 결과에서 인식하고자하는 사람이 최소 거리값을 얻었으나 그 값 또한 높은 오차값을 가지므로 해서 인식을 거부하는 오류이다. 이 두가지 오류는 반비례의 상질을 가지고 있는데, 일반적으로 오인식이 오거부 오류보다 심각한 문제를 야기시킨다. 왜냐하면, 생체보안에 얼굴인식 시스템이 사용되는 경우에 오인식률이 높은 경우에는 인증이 허가되지 않아야 하는 외부인이 인증된 사람으로 허가되는 사태가 발생할 수 있다. 따라서 오거부율이 증가하더라도 오인식률을 낮추는 것이 더욱 중요하며, 이를 위해 임계값을 매우 낮게 설정할 필요가 있다[3].

따라서 본 연구에서는 임계값을 낮게 설정하여 오인식률을 낮추고자하는데, 그 방법으로 PCA에 입력되는 패턴들을 사전에 비교, 분류하여 계층적으로 입력하는 방안을 제시한다. PCA는 입력되는 데이터의 분산이 큰 몇 개의

방향으로 선형 투사시켜 이를 고유치로 잡아 고차원의 입력벡터를 효과적으로 줄일 수 있지만 이 방법은 선형 모델이므로 주어진 클래스간의 관계를 규명하지 못한다. 이에 진처리 단계에서 각 입력 데이터를 분석하여 유사한 데이터는 별도의 클래스로 구성하고 서로 눈에 띄게 구분되는 데이터들만의 주성분을 분석하여 분산과 변위값이 좀 더 확실히 구분될 수 있게 하므로서 얼굴인식과정에서 찾고자 하는 데이터는 다른 데이터와 확실히 구별되는 적은 오차값을 거리값으로 인증 받을 수 있도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 관련연구를 기술하고, 제 3장에서는 제안한 방법인 계층적 분류를 통한 얼굴인식에 대하여 설명한다. 제 4장에서는 제시한 방법의 실험 및 결과를 설명하고, 마지막으로 제 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

본 장에서는 PCA(Principal Component Analysis)의 간단한 이론적 설명과 함께 일반적으로 PCA보다 인식률이 좋다는 LDA(Linear Discriminant Analysis)와의 간단한 비교를 하겠다.

PCA 방법은 다변량 분석방법으로써, 전체 영상의 데이터를 분산이 큰 몇 개의 고유방향(Eigenfaces) 축으로 선형 투사시켜 데이터의 차원을 줄이는 방법으로, 서로 다른 클래스의 고차원을 저차원을 줄여서 간단하게 표현할 수 있는 체계적이고 실용적인 방법으로 데이터 압축, 영상 분석, 패턴 인식, 시계열 예측 등에 널리 쓰인다. 그러나, 이 방법은 선형 모델이므로 클래스와의 관계를 고려하지 못

하고 전체 데이터의 분산을 최대한 하는 방향으로만 선형 투사하기 때문에 클래스간의 겹침이 발생할 수 있다[5].

N 차원의 벡터로 표현되는 M 개의 벡터의 집합을 $\Gamma_n(n=1, \dots, M)$ 이라 하면, 얼굴 영역에 있는 각 화소는 다른 화소들과 상당한 연관성을 갖고 있으며 이들간의 관계를 분석하기 위해서는 식 1과 같이 주로 공분산 행렬(covariance matrix)을 사용한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T \quad (1)$$

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi, \quad \Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n$$

이때, PCA 방법은 식 2와 같은 과정을 통해서 변수들의 변위와 분산에 의해 주어진 정보의 대부분을 보존하는 $M(\ll M)$ 개의 변수를 찾는 것이다.

$$w_k = u_k^T(\Gamma - \Psi) \quad \text{for } k=1, \dots, M \quad (2)$$

u_k : 각각의 열에 직교한 기저벡터

거의 전체 정보를 포함하는 M' 개의 고유치와 이에 해당하는 고유 벡터들로 공간(subspace)을 구성하며 그 원소들은 식 3과 같이 표기한다.

$$\Omega^T = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_{M'}] \quad (3)$$

실제 얼굴의 인식과정은 식 3과 같이 얻은 특징벡터들과 입력 영상에서 같은 방법으로 추출한 특징벡터를 식 4와 같은 유클리디언 거리 측정(Euclidian distance) 방법으로 연산하여 최소 오차값이면서 정해진 임계값 안에 드는 얼굴을 인증한다[1].

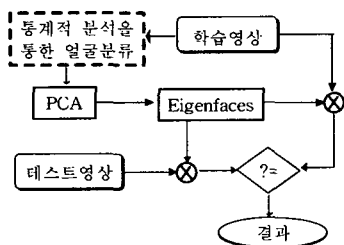
$$e_k = \|(y - y_k)\| \quad (4)$$

y : 테스트 입력영상, y_k : 비교할 자료 영상

현재 PCA보다 인식률이 높다고 알려진 LDA는 클래스내와 클래스간의 관계를 규명함으로써 입력 데이터의 클래스 관계를 설명하지 못하는 PCA를 좀더 보완하였다. 그러나, 일반적으로 학습 데이터의 개수가 많은 경우에는 LDA의 인식률이 우수한 결과를 보이지만 학습 데이터를 적게 사용할 경우에는 PCA가 우수한 결과를 나타낸다 [2]. 이에 본 연구에서는 입력 데이터를 계층적으로 적게 나누어 사용하는 알고리즘에 적합한 PCA를 적용하였다.

3. 계층적 얼굴 분류를 통한 얼굴인식

본 장에서는 분류를 통한 얼굴인식 알고리즘의 각 단계별 부분에 대하여 구체적으로 설명하며, 전체적인 흐름도는 그림 1과 같다.



(그림 1) 분류를 통한 얼굴인식 알고리즘

먼저, 점선 부분에 해당하는 통계적 분석을 통한 얼굴 분류 부분에서는 입력 영상의 불필요한 부분을 제거하기 위한 전처리 부분과 PCA에 입력되기 전에 영상을 계층적으로 분류하는 과정을 설명하고, 그 다음 계층적으로 분류된 영상을 각각 PCA 처리하는 부분, 그리고 마지막으로 이렇게 얻어진 고유얼굴을 이용하여 얼굴을 인식하는 부분으로 나누어 설명한다.

3.1 입력영상의 전처리

입력된 얼굴 영상을 인식 시스템에 사용하기 위해서는 각 입력된 영상을 일정한 크기와 정규화된 형태로 잘라내야 한다. 본 논문은 입력영상의 전처리 과정으로서 입력영상의 전체 공분산을 이용하여 공분산의 크기가 주변화소의 기대치 이상이면 제거하는 방법을 사용하였다. 한 화소의 공분산 값이 높다는 것은 각 영상의 해당화소 값들이 다양하다는 것을 의미하며, 이는 각기 다른 얼굴들의 구별 특성도 될 수 있겠지만 대부분의 경우 다양한 배경과 조명으로 인한 간섭효과이므로 얼굴인식 이전 단계에서 제거되어야 한다. 따라서 식 5와 같은 방법을 사용하여 각 화소들의 임계값을 설정한 다음에 임계값을 넘는 화소값들은 변화가 다양한 배경 등으로 간주하여 제거하였다.

$$TH_C = -\alpha * (CM - \text{mean}(CM)) + \text{mean}(CM) \quad (5)$$

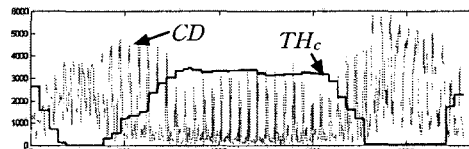
$$CM_{i,i+N-1} = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} CD_{i+j}$$

$$CM_{i,i+N-1} : CM_i, \dots, CM_{i+N-1}$$

N : column 개수, i : N 씩 증가

$$CD = C_{ij} \text{ s.t. } \{i=j\}$$

그림 2는 식 5에 의해 구해진 공분산과 그 임계값을 나타내며 그 방법을 보면 다음과 같다. 입력된 영상을 식 1과 같이 공분산을 구한 후에, 공분산 행렬의 대각선 성분만을 추출하여 영상의 열의 개수만큼씩 묶어서 평균을 낸다. 이렇게 구한 그래프는 자기 자신의 평균값을 기준으로 상하반전 되고, α 값에 의해 폭이 조절된 후에 임계값으로 사용된다. 여기서 α 값은 1로 설정하였으나, 차후에 영상의 상태에 따라 임계값의 제한을 강화 혹은 완화시키고자 할 때 임의의 값을 설정할 수 있다.



(그림 2) 입력 영상들의 공분산 분포와 잡음 제거 임계값의 예

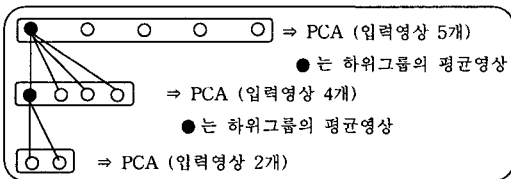
3.2 얼굴 분류

공분산은 변수들간의 관계에 대한 정보를 가지고 있기 때문에 공분산을 입력값으로 가지는 PCA에 있어서는 입력영상의 공분산 변위 값에 따라 얻을 수 있는 고유얼굴의 수가 다양하다. 이에 본 연구에서는 K-평균 알고리즘과 분할-합병 (ISODATA) 알고리즘[4]을 사용하여, PCA를 통한 주성분 분석 이전에 얼굴을 계층적으로 분류하여 좀 더 식별이 쉬운 얼굴들만을 모아 공분산을 구한 뒤 PCA에 입력하였다. 먼저, 입력영상이 들어오면 각 얼굴과 전체 평균 얼굴과의 공분산을 구한 뒤 이 공분산과 전체 공분산과의 차이를 수치적으로 표현하여 거리값을 얻어낸

다. 각 얼굴에 따른 거리값은 K-평균 알고리즘을 사용하여 그룹화하며, 이때 원점에서 가까운 그룹 즉, 평균과 유사한 얼굴들은 다시 처음과 같은 방법으로 재분류를 실시하여 구한다. 이 방법은 그룹 각각의 편차 합이 전체의 편차 안에 들어올 때까지 반복된다.

3.3 분류된 얼굴의 주성분 분석

분류된 얼굴들은 2.1 절에 설명한 PCA 방법을 이용하여 고유얼굴을 구한다. 이 때, 입력 영상은 3.2 절에서 분류된 대로 사용되되 각 분류에서 원점에 가까웠던 그룹은 그림 3과 같이 그 평균 얼굴을 입력 영상으로 채택하고 나머지 그룹은 각 얼굴 영상 그대로를 PCA의 입력 영상으로 사용한다.



(그림 3) 얼굴 영상의 계층적 분류 예

예를 들어, 얼굴을 분류하여 두 그룹을 얻었다면 원점에서 가까운 그룹은 평균을 내어 하나의 얼굴 영상으로 만들고 나머지 그룹 안의 얼굴 영상들은 한데 묶지 않고 각각의 얼굴 자체를 입력영상으로 쓴다. 원점에서 먼 그룹을 묶지 않는 이유는 분산의 변위가 비슷하게 떨어져 있다고는 하지만 거리값의 원인이 얼굴의 같은 요소에서 유도되어 구해진 값이 아니기 때문이다. 즉, 얼굴에 턱 수염이 난 사람이나 머리가 대머리인 사람이 원점에서 멀리 떨어진 비슷한 변위값을 가지고 있다고는 하나 이는 벡터(vector)가 아닌 스칼라(scalar)값이므로 그 차이 성분보다는 단지 차이값만을 가진다고 볼 수 있다. 그러므로 변위값이 큰 그룹에 대해서는 평균을 내지 않고 각각의 원소들을 그대로 입력값으로 사용한다. 반면에 원점에서 가까운 즉, 변위값의 차이가 원점과 적은 그룹안의 얼굴들은 미세한 차이만을 가지고 있다고 볼 수 있기 때문에 이들을 다시 하위단계로 가지고 가서 재분류를 하여 다시 분류하게 된다.

3.4 얼굴 인식

얼굴 인식은 PCA의 첫 단계부터 이루어진다. 첫 단계에서 얻은 고유얼굴과 테스트 영상을 결합시켜 얻은 원소값은 각 단계의 얼굴들과 고유얼굴과 결합시킨 원소값들과 차례로 유클리디언 거리값을 구하여 임계값안에 들어오는 최소값을 가진 얼굴을 찾고자 하는 얼굴로 판정한다.

$$\epsilon_k = \|(y - y_k)\| \quad (9)$$

$$y_k = \Omega^T * f_k, \quad y = \Omega^T * f$$

f_k : 훈련 영상들, f : 테스트 영상

이 때 실험값을 통한 최소한의 임계값이 주어지며, 주어진 임계값보다 높은 최소값은 해당 자료에 없는 얼굴로 판정하여 거부한다. 만약 계층적으로 분류한 얼굴들이 하위 단계에 존재하면 거부된 얼굴은 하위단계의 평균얼굴이라 가정하고 다음 단계로 넘어가게 된다. 이렇게 하여 최종 단계까지 도달하였으나 임계값이하의 얼굴이 존재하지 않으면 최종 거부로 판정한다.

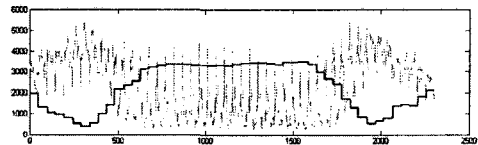
4. 실험 및 결과

본 연구에서는 그림 4와 같이 Manchester 얼굴 데이터베이스에서 얻은 서양인 10명과 본교 연구실의 학생 17명의 사진을 실험 영상으로 사용하였으며, 각각의 사람 당 10장씩의 다양한 포즈 사진을 획득하여 5장은 훈련용으로, 5장은 테스트용으로 사용하였다. 또한 입력 영상의 크기는 각각 48x48로 하였다.

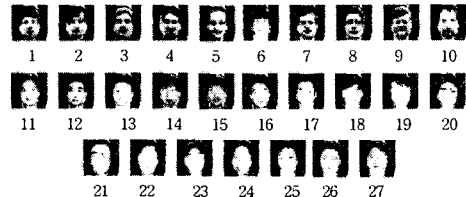


(a) Manchester (b) 연구실
(그림 4) 실험에 쓰인 입력영상의 예

먼저, 입력 영상의 전처리 부분으로서 공분산을 구하고 이에 따른 임계값을 식 5에 의해 구하면 그림 5와 같은 분석도가 얻어지며, 분석도에서 나타난 임계값 TH_c 를 기준으로 잡음을 제거하면 그림 6과 같은 결과를 얻을 수 있다.

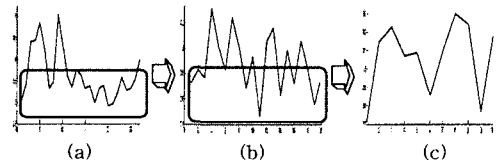


(그림 5) 입력영상의 공분산과 잡음 제거 임계값



(그림 6) 잡음 임계값에 의해 전처리된 영상

전처리 과정을 통하여 배경부분을 제거하였으면 각 얼굴 영상의 평균과의 분산을 구하여 비슷한 얼굴들을 분류한다. 그림 7은 3.2절에서 언급한 분류 방법을 사용하여 분류한 과정이며 그림 8은 분류된 계층도를 얼굴로 도식화하였다.



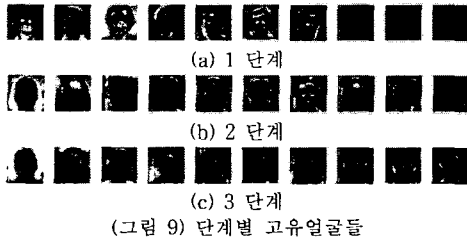
(a) (b) (c)
(그림 7) 공분산을 이용한 얼굴의 분류

그림 7에서 상자안의 부분은 원점과 거리가 가까운 평균에 유사한 얼굴로 분류된 데이터들인데, 그림 7(a) 그래프는 초기 1단계 분류 그래프로서 아래 부분의 영상들이 하나의 그룹(상자안의 데이터들)으로 묶여서 다시 하위 단

제인 그림 7(b) 그래프에서 다시 분석되고 유사한 영상은 다시 묶여 제일 마지막 그림 7(c) 그래프로 옮겨진다. 세 번째 그래프도 육안으로는 상하 두 개의 그룹이 생길 것으로 예상되나 두 그룹의 편차 합이 세 번째 단계로 넘어온 11개 전체 영상의 편차보다 작으므로 더 이상 분할되지 않고 분류를 종료하게 된다. 그림 8은 각 단계별로 분류된 얼굴들을 나타내며 상자 안의 얼굴은 하위 레벨 그룹들의 평균 얼굴 영상이다.



얼굴이 모두 분류되었으면 각 단계별로 주성분 분석을 하여 고유얼굴을 구한다. 그림 9는 1단계에서 3단계까지의 각각의 고유얼굴을 나타낸 것이며, 지면 관계로 각 10개씩만을 재구성하였다.



얼굴인식에 사용되는 고유얼굴은 30개로 정하였으며, 이 숫자는 전체 고유값 합 95%를 만족하는 고유값의 개수이다.

표 1은 기존의 방법대로 전체 영상의 공분산을 PCA의 입력값으로 사용하여 구한 인식결과와 제안한 방법인 계층적 분류를 통하여 나눈 영상을 인식한 결과를 비교한 것이다. 표의 유클리디언 거리 분석도는 가로축이 데이터 순번(각각 그림 6과 그림 8에 의해 정해진 순번)이며, 세로축이 거리값이다. 분석도에서 볼 수 있듯이 제안한 방법은 기존 방법보다 유클리디언 거리값이 현저히 낮음을 알 수 있다. 거리값이 낮다는 것은 얼굴 판정 임계값을 낮출 수 있다는 것으로서 3번째 테스트 영상의 경우, 기존의 방법은 정해진 임계값보다 최소값이 높기 때문에 인식이 거부되었으나 제안한 방법은 1단계에서 임계값보다 높은 거리값이 나왔으므로 2단계로 넘어가며, 최초로 임계값을 낮춤과 동시에 입력 영상이 분류되었기 때문에 2단계에서는 기존의 방법에서 얻은 거리값보다 좀 더 낮은 거리값을 얻을 수 있었다. 4번째 영상의 경우는 기존의 방법에서 3번째 영상을 인식으로 판정하기 위하여 임계값을 높이는 경우, 높아진 임계값으로 인하여 찾고자 하는 얼굴과 다른 영상이 최소값을 얻었음에도 불구하고 임계값보다 작은 수치가 인정되어 오인식을 한 결과이다. 그러나 제안한 방법은 원 영상과 아주 근접한 영상만을 선택하도록 최초로 낮은 임계값을 설정하였기 때문에 다른 영상이 최소값을 가졌다 하더라도 각 단계에서 임계값이내에 들지 못하

로 3단계까지 적용되었으나 거부되었다.

(표 1) 기존방법과 제안한 방법과의 영상인식차이 예

테스트		유클리디언 거리 분석도	
테스트 영상	결과	기존 방법 (그림 6 참조)	제안한 방법 (그림 8 참조)
		 3번 얼굴 인식	 1단계 1.1얼굴 인식
		 9번 얼굴인식	 1단계 1.5얼굴 인식
		 거부 (임계값 이상)	 2단계 2.3 얼굴 인식
		 오인식 (22번 얼굴인식)	 3단계에서 거부 (임계값 이상)

5. 결론

기존의 PCA 방법에서는 인식률을 높이기 위하여 임계값을 낮출 경우 오인식률이 높아지는 현상이 발생한다. 이에 본 연구에서는 사진에 얼굴의 공분산을 이용하여 계층적으로 분류를 한 후에 각각의 단계별로 PCA 처리를 하여 각 얼굴 영상들의 분산과 변이를 최대한으로 가질 수 있도록 하였다. 그리하여 낮은 임계값을 통하여 오인식률을 낮추므로서 인종되지 않은 사람을 출입 허가자로 인종하는 오판단 사례를 미연에 방지할 수 있다. 또한 각각 얼굴영상의 특징이 두드러진 영상들을 입력영상으로 사용함으로써 기존의 방법보다 오거부율도 줄일 수 있었다.

연산의 속도 면에서는 최초 고유얼굴의 선형변환 단계 일 경우 단계의 깊이가 깊어질수록 연산의 양과 시간이 증가하나, 일단 학습이 끝난 실제 인식 단계에서는 입력으로 들어온 얼굴 영상을 미리 구해놓은 특징 벡터와 비교하기 때문에 기존의 방법보다 최선의 경우 훨씬 빠르게 인식 할 수 있으며(1단계에서 인식하는 경우), 최악의 경우에도 기존과 같은 속도로 인식한다(마지막 단계까지 가는 경우 기존 방법과 같이 모든 비교영상을 비교).

향후 연구과제로는 분류된 얼굴영상들과 LDA와 결합을 통한 인식률 향상 등이 있겠다.

참고문헌

- [1] J. Weng and D. L. Swets, "Face Recognition," in *Biometrics : Personal Identification in Networked Society*, pp.67-86, Boston, MA, 1999.
- [2] Alex M. Martinez, Avinash C. Kak, "PCA versus LDA," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No.2, pp.228-233, 2001.
- [3] 김종호, "가변 부분을 제외한 얼굴 고유 영역에 의한 얼굴인식", 석사학위논문, 서울시립대학교 전산통계학과, 2002.
- [4] 김상운, *패턴인식 이론*, 홍릉과학출판사, pp. 61-71, 1997.
- [5] 진봉진, "PCA 복합 모델을 사용한 통합 얼굴 인식 시스템 구현", 석사학위 논문, 포항공과대학교, 2002