

고유얼굴을 이용한 얼굴 인식 시스템: 성능분석

A Face Recognition System using Eigenfaces: Performance Analysis

김영래, 왕보현
강릉대학교 전자공학과

Young-Lae Kim, Bo-Hyeun Wang
Department of Electrical Engineering
Kangnung National University
E-mail : oraeo@hanmail.net

요 약

본 논문은 고유얼굴 방법을 이용한 얼굴인식 시스템의 성능을 분석하였다. 제안한 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 방법은 훈련집합의 얼굴 이미지 사이의 중요한 변화를 가지고 있는 특징 공간으로 투영시키면서 이루어진다. 중요한 특징들은 얼굴집합의 고유벡터(주성분)들이기 때문에 고유얼굴이라 한다. 특징 공간으로의 투영은 고유얼굴의 가중치의 합으로 입력얼굴을 기술할 수 있으며, 입력 얼굴의 인식은 훈련집합의 가중치와 입력 영상의 가중치를 비교하면서 이루어진다. 본 논문에서는 제안된 방법의 검증을 위해서 Harvard 데이터베이스를 이용하였으며, 시스템의 성능 분석을 위하여 조명에 대한 인식성능의 변화, 사용한 고유얼굴의 수에 대한 인식률의 변화, 전처리를 통하여 얻을 수 있는 인식률의 변화, 인식 거부 곡선을 통하여 시스템의 적용 가능성에 대한 실험을 수행하여 분석한다.

1. 서론

최근 개인의 신분 확인 시스템에서 주로 사용되는 비밀번호나 PIN(Personal Identification Number)의 단점을 보완하기 위한 대안의 하나로 생체 인식 기술이 폭 넓게 연구되고 있다 [1].

생체인식 분야에서 얼굴인식은 직관적으로 이해 가능한 직접적인 방법이기 때문에 컴퓨터 비전과 패턴 인식 분야에서 활발하게 연구되고 있는 주제 중 하나이다. 얼굴인식의 적용 가능성 및 적용 범위를 확대하기 위해서 기존의 컴퓨터 비전, 영상 처리, 신경망 분야의 다양한 기법들을 복합적으로 활용하여 다양한 조건에서 얼굴인식 시스템의 정확도와 신뢰도를 높이하고자 하는 연구가 지속적으로 진행되고 있다 [2].

[3]에서 논의된 바와 같이 얼굴인식 시스템의 개발은 기본적으로 영상으로부터 얼굴을 분리하

는 Segmentation 작업, 얼굴의 다양한 특징을 추출하는 특징 추출, 추출된 특징을 이용하여 분류기를 설계하는 문제로 분류할 수 있다. 이와 같은 연구 중에서 최근 Kohonen-Loeve 확장을 이용하여 얼굴 영상 신호를 고유 얼굴 (Eigenface)이라는 특징을 이용하여 효과적으로 근사화 하는 방법 [4]와 얼굴인식에 고유 얼굴을 적용하는 방법이 제안되었다 [5, 6]. Pentland가 제안한 고유얼굴을 이용한 얼굴인식의 성능은 조명에 따라 민감하게 영향 받기 때문에 전처리 등을 이용하여 이 문제를 극복하기 위한 다양한 시도가 이루어지고 있다 [7, 8].

본 논문은 고유 얼굴을 이용하여 설계된 얼굴인식 시스템의 성능 평가를 수행한다. 이를 위하여 조명에 대한 인식 성능의 변화, 사용한 고유얼굴의 수에 대한 인식률의 변화, 전처리를 통하여 얻을 수 있는 인식률의 향상 정도, 인식 거부

곡선 (rejection curve)을 통하여 시스템의 적용 가능성 분석을 수행한다. 이 과정을 통하여 고유얼굴 기반 얼굴인식 시스템과 시스템의 실제 문제 적용 가능성에 대한 폭 넓은 이해가 가능해진다.

2. 고유얼굴을 이용한 얼굴인식

수학적인 측면에서 보면 다른 영상과 마찬가지로 얼굴 이미지 또한 고차원 공간의 점이나 벡터로 다루어진다. 이렇게 고차원 공간에 분포된 얼굴 영상의 변이를 이해하기 위한 하나의 방법이 얼굴 이미지 집합에 대한 공분산 행렬의 고유벡터들을 이용하는 것이다. 고유벡터들은 많은 얼굴이미지들 사이에서 변화의 양을 설명하는 벡터로 정렬되어 있으며, 이런 의미에서 이 고유벡터를 고유얼굴(eigenface)이라 부른다.

2.1 고유얼굴의 계산

하나의 얼굴 이미지 $I(x, y)$ 를 명암 값을 가진 2차원 $N \times N$ 배열이라 하자. 그러면 하나의 이미지는 N^2 -차원의 벡터라 생각 할 수 있다.

얼굴 인식 시스템을 개발하기 위해서 M 개의 얼굴 이미지로 구성된 훈련 집합을 고려하자:

$$\Gamma_T = \{\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M\} \quad (1)$$

고유얼굴 계산을 간단하게 하기 위해서 훈련 집합의 평균 얼굴을 계산하고, 각 얼굴 이미지에서 계산된 평균 얼굴을 빼준다:

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

여기서 평균 얼굴은 $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n$ 으로 계산된다.

훈련 집합을 준비하고 나서 훈련 집합에 포함된 이미지 벡터들의 분포를 최적으로 기술하는 M개의 정규화된 직교 벡터들 u_n 을 찾는 주성분 분석을 수행한다. 주성분 분석을 수행하여 구해진 k번째 벡터 u_k 는 다음 식을 최대로 만든다:

$$\lambda_k = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (u_k^T \Phi_n)^2 \quad (3)$$

여기서 벡터 u_k 와 스칼라 λ_k 는 각각 (2)에서 구한 훈련 집합의 얼굴 이미지의 공분산 행렬의 고유벡터와 고유값이다. 여기서 훈련 집합의 얼굴 이미지의 공분산 행렬은 아래 식으로 정의 된다:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \quad (4)$$

$$= AA^T$$

여기서 $A = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_M]$ 이다.

전형적인 이미지의 크기를 가정하면 $N^2 \times N^2$ 공분산 행렬 C에서 고유벡터들과 고유값을 계산하는 것은 일반적으로 매우 시간이 걸리는 작업이다. 따라서 우리는 이런 고유벡터들을 찾기 위하여 계산적으로 실현 가능한 방법을 찾을 필요가 있다.

$A^T A$ 의 고유벡터 v_i 를 다음과 같이 고려하자.

$$A^T A v_i = \mu_i v_i \quad (5)$$

먼저 식 (5)의 양변에 A를 곱하면, 다음 식을 얻는다.

$$AA^T A v_i = \mu_i A v_i \quad (6)$$

우리는 이 식으로부터 $A v_i$ 가 $C = AA^T$ 의 고유벡터들임을 알 수가 있다. 그러므로 원래 구하고자 하는 고유얼굴 u_i 은 다음과 같이 구해진다:

$$u_i = \sum_{k=1}^M v_k \Phi_k, \quad i = 1, \dots, M \quad (7)$$

실제 훈련 집합에 포함된 얼굴 이미지 수가 화소의 제곱에 비하여 매우 작기 때문에 고유얼굴을 계산하기 위한 계산량은 실제 적용 가능한 수준까지 줄어든다.

2.2 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템

그림 1은 본 논문에서 제안한 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템의 구조를 도식화한 것이다. 이 접근법은 훈련집합의 고유얼굴 계산 과정과 새로운 얼굴 이미지의 인식 과정으로 구분된다. 훈련집합의 고유얼굴 계산은 얼굴 이미지들의 훈련집합을 구성하면서 이루어진다. 이렇게 얻어진 훈련집합에서 평균 영상을 계산하여 각 이미지와의 차영상을 얻는다. 차영상 집합의 공분산을 계산하여 고유벡터와 고유값을 얻는다. 고유벡터는 고유얼굴의 계산에 사용되며 고유값은 얼굴인식 시스템에 있어 공헌도가 높은 순으로 정렬된다. 이때 가장 높은 고유값에 해당되는 M개의 이미지들만을 가지고 있어야 한다. 이 M개의 이미지들을 시스템의 얼굴 공간이라 한다. 마지막으로 훈련집합의 개개인에 대한 M-차원 가중치 집합을 계산한다. 이것은 훈련집합의 얼굴 이미지들을 얼굴 공간으로 투영시키면서 이루어진다.

얼굴인식 과정은 새로운 얼굴 이미지가 얼굴 공간으로 투영되면서 이루어진다. 새로운 얼굴 이미지 (Γ)는 고유얼굴 u_k 와 평균 얼굴 Ψ 를 뺀 차영상의 내적에 의해 가중치 벡터로 계산 된다:

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad k = 1, \dots, M' \quad (8)$$

이 가중치들은 얼굴 이미지를 인식하기 위한 기준이 되는 것이며 각 고유얼굴의 인식 기여도를

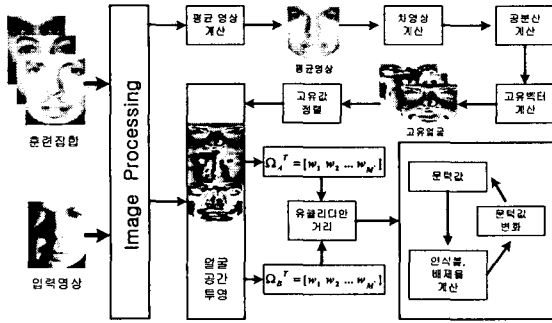


그림 1 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템의 구조

기술하는 벡터인 가중치 집합 $\Omega^T = [w_1 w_2 \dots w_M]$ 을 구성한다. 입력 얼굴 이미지를 인식하는 간단한 방법 중에 하나는 유클리디안 거리를 이용하는 것이다:

$$\epsilon_k = \| (\Omega - \Omega_k) \|^2 \quad (9)$$

이식에서 Ω_k 는 k번째 얼굴을 기술하는 가중치 집합이며 Ω 는 새로운 얼굴 이미지에 대한 가중치를 갖고 있는 집합이다. 각 얼굴에 대한 인식은 최소값 ϵ_k 를 이용하여 이루어진다. 각 얼굴 이미지와의 비교에서 가장 작은 유클리디안 거리에 있는 얼굴을 인식한다.

3. 실험 및 결과고찰

본 논문에서 제안한 얼굴 인식 기술에 대한 검증은 Harvard Robotics Laboratory에 있는 데이터들을 바탕으로 이루어졌다 [10]. 하버드 데이터들은 다섯 개의 하위집합으로 구성되어 있다. 각 하위집합은 각 얼굴 이미지에 비치는 빛의 각도에 따라 분류되어 있다. 훈련집합의 예는 그림 2에 삽화되어 있으며, 그림 3은 하위집합 1에서부터 5까지의 조명 범위를 나타내고 있다. 각 하위집합의 이미지에 비추어 지는 빛의 각도는 15°씩 증가 되었으며 빛의 방향은 카메라 광학축과 일치한다.

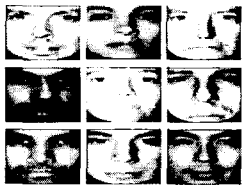


그림 2

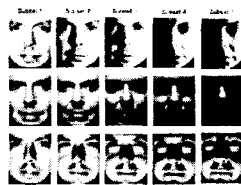


그림 3

그림 2 훈련집합에 사용되는 얼굴 이미지들
그림 3 하위집합 1에서 5까지의 조명의 범위

실험에 사용되는 각 이미지들은 성능을 향상시키기 위하여 0의 평균과 단일 분산을 가지게 하면서 정규화 되었다. 우리는 하버드 데이터베이스

스에 있는 하위집합 1의 다섯 명을 훈련집합으로 구성하여 하위집합 1, 2, 그리고 3에 포함되어 있는 각 이미지들에 대한 인식 오차율을 분석하였다.

3.1 고유얼굴 10개에 대한 성능 분석

그림 4는 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템은 조명 변화에 민감하다는 사실을 알 수 있게 한다. 훈련집합을 만든 하위집합 1에서는 완벽한 인식률을 보이고 있지만 조명의 변화가 많아지는 하위집합 2와 3에서의 인식률은 점점 떨어지는 것으로 분석된다. 또한 히스토그램 평활화 처리를 한 후의 인식률은 전처리 전보다 많은 성능 향상을 나타내었다. 이는 하위집합 2와 3에 대한 실험 결과로부터 알 수 있다. 하위집합 2에서의 인식률은 훈련집합 1의 경우 30%에서 훈련집합 2의 경우 112%로 향상이 되었다. 하위집합 3에서의 인식률은 훈련집합 1의 경우 5.4%에서 훈련집합 2의 경우 57%로 향상되었다.

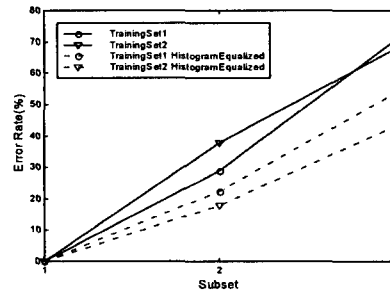


그림 4 훈련집합에 대한 하위집합의 오차율

3.2 고유얼굴 개수에 따른 성능 분석

그림 5는 고유얼굴 개수의 변화에 따른 각 하위집합의 인식률을 나타내고 있다. 상위 그룹에 있는 그래프는 하위집합 3에 대한 결과를 보여주고 있으며 중위 그룹에 있는 그래프는 하위집합 2에 대한 결과를 보여주며 하위 그룹에 있는 그래프는 하위집합 1에 대한 결과를 보여주는 것이다.

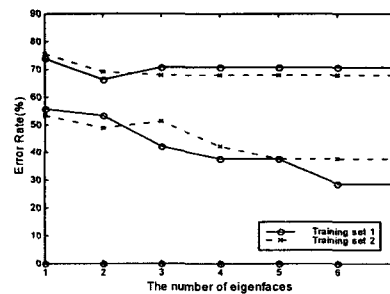


그림 5 고유얼굴 개수에 따른 하위집합의 오차율

하위집합 1에서는 고유얼굴 개수에 상관없이

완벽한 인식률을 보이고 있고, 하위집합 2에서는 고유얼굴 개수가 5개 이상부터 다소 일정한 인식률을 보이고 있으며 조명의 변화가 심한 하위집합 3에서는 고유얼굴 개수가 3개 이상부터는 일정한 인식률을 보였다. 전체적으로 고유얼굴 이용한 얼굴인식 시스템에서는 고유얼굴 6개 이상의 사용에서 일정한 인식률을 보이고 있다.

3.3 인식 거부 곡선

이것은 인식 거부 곡선을 이용한 얼굴인식 시스템의 실제 적용 가능성에 대한 실험이다. 이를 위해 임계 값 θ_e 을 변화시키면서 인식거부율에 대한 인식률의 변화를 분석하였다. 또한 이미지 전처리 기술 중에 하나인 히스토그램 평활화의 여부에 따른 인식률의 변화도 분석하였다.

그림 6은 인식 거부 곡선을 나타내고 있다. 실험에 사용되는 훈련집합은 하위집합 1에서 구성하였으며 하위집합 1, 2, 3을 모두 합쳐서 140개의 테스트 이미지를 사용하였다. 인식 시스템의 초기에 거부없는 인식 실험에서는 58.9%의 인식률을 나타내며 거부율이 66%이상에서는 100%의 인식률을 나타내었다. 그러나 히스토그램 평활화로 이미지 전처리를 수행한 실험에서는 초기에 67.9%의 인식률을 나타내며 거부율이 64%이상에서는 100%의 인식률을 나타내었다. 전체적으로 이미지 전처리를 한 실험에서 더 향상된 인식률을 나타내고 있다.

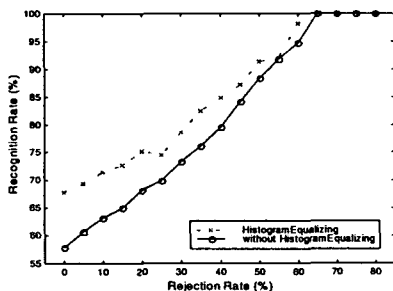


그림 6 인식 거부 곡선

4. 결 론

본 논문은 여러 가지 실험을 통하여 고유얼굴을 이용한 얼굴 인식 시스템의 성능 평가를 수행하였다. 수행된 실험의 결과는 훈련 집합에 따른 하위집합의 인식 오차율이 다르게 나왔으며 고유얼굴의 수가 증가 할수록 좋은 인식률을 보였다. 또한 이미지 전처리 기술인 히스토그램 평활화를 수행한 실험에서 향상된 인식률을 확인할 수 있었다. 하지만 모든 알고리즘들은 얼굴에 비추어지는 측면의 조명보다 정면의 조명에 상대적으로 높은 인식률을 보이면서 고유얼굴을 이용한 얼굴

인식이 조명 변화에 민감하다는 사실을 확인 할 수가 있었다.

제한된 조건에서의 얼굴 인식은 적용 범위가 한정된다는 문제점으로 인하여 향후 얼굴의 크기, 방향, 표정 등과 같은 변화에 높은 인식률을 갖는 알고리즘의 연구가 요구된다.

6. 참고 문헌

- [1] A. K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, No. 1, January 2004.
- [2] A. Samal and P. Iyengar, "Automatic Recognition and Analysis of Human Faces and Facial Expressions: A Survey," Pattern Recognition, vol. 25, pp. 65-77, 1992.
- [3] T. Kanade, Computer Recognition of Human Faces, Basel and Stuttgart: Birkhauser, 1997.
- [4] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loève Procedure for the characterization of human faces," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, 1990.
- [5] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," J. Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, 1991.
- [6] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces," Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586-591, 1991.
- [7] Peter N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, No.7, July 1997.
- [8] Thomas Heseltine, Nick Pears and Jim Austin, "Evaluation of image pre-processing techniques for eigenface based face recognition," The Proceedings of the Second International Conference on Image and Graphics, SPIE, vol. 4875, pp. 677-685, 2002.
- [9] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 10, pp. 1,042-1,053, Oct. 1993.
- [10] Harvard Database, <http://cvc.yale.edu>.