

고유얼굴을 이용한 얼굴 인식 시스템: 성능분석

A Face Recognition System using Eigenfaces: Performance Analysis

김영래 · 왕보현

Young-Lae Kim and Bo-Hyeun Wang

강릉대학교 전자공학과

요 약

본 논문에서는 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템의 성능을 분석한다. 개인의 신분을 확인하는 시스템의 단점을 보완하기 위하여 최근 생체인식 기술이 활발하게 연구되어오고 있으며, 그 중에서도 얼굴인식은 직관적인 이해가 가능하기 때문에 컴퓨터 비전과 패턴인식 분야에서 폭 넓게 연구되고 있다. 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 방법은 훈련집합의 얼굴 이미지의 중요한 변화를 효율적으로 표현하는 특징 공간으로 투영시키면서 이루어진다. 여기서 특징 공간에 투영된 얼굴 이미지의 특징을 고유얼굴이라 한다. 개개의 얼굴 이미지는 고유얼굴의 가중합으로 근사화 되므로, 입력 얼굴의 인식은 훈련집합의 가중치와 입력 영상의 가중치를 비교하면서 이루어진다. 본 논문에서는 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 방법의 성능을 검증하기 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 실제 적용 가능성에 대한 실험을 수행하고 결과를 분석한다.

Abstract

This paper analyzes the performance of a face recognition algorithm using the eigenfaces method. In the absence of robust personal recognition schemes, a biometric recognition system has essentially researched to improve their shortcomings. A face recognition system in biometrics is widely researched in the field of computer vision and pattern recognition, since it is possible to comprehend intuitively our faces. The proposed system projects facial images onto a feature space that effectively expresses the significant variations among known facial images. The significant features are known as "eigenfaces", because they are the eigenvectors(principal components) of the set of faces. The projection operation characterizes an individual face by a weighted sum of the eigenface features, and to recognize a particular face it is necessary only to compare these weights to those of known individuals. In order to analyze the performance of the system, we develop a face recognition system by using Harvard database in Harvard Robotics Laboratory. We present the recognition rate according to variations on the lighting condition, numbers of the employed eigenfaces, and existence of a pre-processing step. Finally, we construct a rejection curve in order to investigate the practicability of the recognition method using the eigenfaces.

Key words : 얼굴인식, 고유얼굴, 전처리, 히스토그램 평활화, 조명

1. 서 론

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. 기본적으로 생체 인식 시스템은 측정 가능한 개인의 물리적 또는 행동적 특징을 이용하여 개인의 신원을 확인하거나 검증하는 기술을 기반으로 한다. 일반적으로 지금까지 사용된 생체 특징은 지문, 홍채, 망막, 얼굴, 음성, 걸음걸이 등이 있다. 이들 생체 특징은 비밀 번호와는 달리 타인의 도용이나 복제에 의하여 이용되기 어려울 뿐 아니라, 변경되지

나 분실될 위험성이 거의 없다는 장점을 갖는다. 더욱이 생체인식은 이용자에 대한 사후 추적이 가능하여 시스템의 관리 측면에 있어서도 효율적인 방안을 마련할 수 있다는 장점이 있다 [1].

생체인식 분야에서 얼굴인식은 직관적으로 이해 가능한 직접적인 방법이기 때문에 컴퓨터 비전과 패턴 인식 분야에서 활발하게 연구되고 있는 주제 중 하나이다. 얼굴인식 시스템의 대표적인 적용 분야는 신용 카드, 운전면허증, 여권과 같은 개인 확인 시스템, 출입 통제 시스템 및 보안 시스템 등을 들 수 있다. 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 높이고자 하는 연구가 지속적으로 진행되고 있다 [2].

[3]에서 논의된 바와 같이 얼굴인식 시스템의 개발은 기본적으로 영상으로부터 얼굴을 분리하는 Segmentation 작업,

접수일자 : 2005년 4월 1일

완료일자 : 2005년 6월 28일

감사의 글 : 본 논문은 2004년도 두뇌한국 21 사업에 의하여 지원되었으며 이에 감사드립니다.

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 고유얼굴 (Eigenface)이라는 특징을 이용하여 효과적으로 근사화 하는 방법 [4]와 얼굴인식에 고유 얼굴을 적용하는 방법이 제안되었다 [5, 6]. Pentland가 제안한 고유 얼굴을 이용한 얼굴인식의 성능은 조명에 따라 민감하게 영향 받기 때문에 전처리 등을 이용하여 이 문제를 극복하기 위한 다양한 시도가 이루어지고 있다 [7, 8]. 한편 코의 길이 등과 같은 얼굴의 의미적 특징을 이용하는 방법과 고유 얼굴과 같은 수학적 특징을 이용하는 방법의 성능 비교에 관한 연구도 보고 되었다 [9].

본 논문은 고유 얼굴을 이용하여 설계된 얼굴인식 시스템의 성능 평가를 수행한다. 이를 위하여 조명에 대한 인식 성능의 변화, 사용한 고유 얼굴의 수에 대한 인식률의 변화, 전처리를 통하여 얻을 수 있는 인식율의 향상 정도, 인식 거부 곡선 (rejection curve)을 통하여 시스템의 적용 가능성 분석을 수행한다. 이 과정을 통하여 고유 얼굴 기반 얼굴인식 시스템과 시스템의 실제 문제 적용 가능성에 대한 폭 넓은 이해가 가능할 것으로 기대된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 고유 얼굴의 계산 방법과 고유 얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템에 관하여 소개한다. 3장에서는 고유 얼굴 기반 얼굴인식 시스템의 성능을 사용한 고유 얼굴의 수에 따라서 또한 전처리 과정의 유무에 따라서 분석하는 실험을 수행하고 결과를 분석한다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺고 향후 연구 방향을 제시한다.

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 고유 벡터들을 이용하는 것이다. 고유벡터들은 많은 얼굴이미지들 사이에서 변화의 양을 설명하는 벡터로 정렬되어 있으며, 이런 의미에서 이 고유벡터를 우리는 고유얼굴(eigenface)이라 부른다. 우리는 고유얼굴을 얼굴들 사이의 일종의 변화의 지도라고 생각하면 된다. 우리는 고유얼굴들의 선형 결합으로 원래의 얼굴 이미지를 완벽하게 복원해 낼 수 있으며, 단지 몇 개의 가장 효과적인 고유얼굴을 사용함으로써도 근사적으로 원래 얼굴 이미지를 표현할 수 있다.

고유얼굴들을 사용하게 된 동기는 주성분 분석을 사용하여 얼굴 사진들을 효과적으로 표현하기 위하여 Sirovich와 Kirby에 의해 발전된 기술이다 [4]. 원래 이미지들을 한곳에 전체적으로 위치시키는 방법이 시작되면서 Sirovich와 Kirby는 이미지 압축을 위하여 최적의 좌표 시스템을 계산하였다. 각 좌표는 그들이 고유사진이라고 부르는 하나의 이미지가 된다. 각 얼굴을 기술하는 가중치들은 얼굴 이미지를 각각 고유사진에 투영시키면서 찾게 된다. 만약, 다수의 얼굴 이미지들이 특징들과 적은 고유사진들의 가중치의 합으로 재현될 수 있다면, 얼굴을 인식하고 습득하기 위한 효과적인 방법은 여러 번의 경험에 의한 특성들을 저장하는 것이다. 그리고 등록된 개개인들과 연관된 가중치와 입력된 얼굴을 대략적으로 재현하는데 필요한 특정 가중치를 비교함으로써 특정 얼굴을 인식하는 것이 좋은 방법이 될 것이다. 그러므로 각 이미지들은 그들을 재현하고 기술하기 위해 필요한 특

징이나 고유사진의 가중치 집합으로 표현된다. 이것은 이미지 그 자체를 비교할 때 매우 간결한 표현이 된다.

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. 예를 들어, 256×256 이미지는 $65,536$ -차원의 공간에 존재하는 하나의 벡터 또는 점이 된다. 여러 장의 이미지로 구성된 이미지 집합은 고차원 공간에 분포된 일련의 점이라 생각 할 수 있다.

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

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

고유 얼굴 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 M 개의 정규화된 직교 벡터들 u_n 을 찾는 주성분 분석을 수행한다. 주성분 분석을 수행하여 구해진 k 번째 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:

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

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

전형적인 이미지의 크기를 가정하면 $N^2 \times N^2$ 공분산 행렬 C 에서 고유벡터들과 고유값을 계산하는 것은 일반적으로 매우 시간이 걸리는 작업이다. 따라서 우리는 이런 고유벡터들을 찾기 위하여 계산적으로 실현 가능한 방법을 찾을 필요가 있다. 만약 이미지 공간에 있는 데이터 점들의 수가 공간의 차원보다 적으면 ($M < N^2$), 의미 있는 고유벡터의 수가 N^2 이 아닌 $M-1$ 개만 있으면 된다. 이는 나머지 고유벡터들은 0의 고유 값과 연관되어 있기 때문이다. 따라서 우리는 이런 경우에 먼저 $M \times M$ 행렬의 고유벡터들을 찾아내고 얼굴 이미지들 Φ_i 의 적절한 선형 결합을 취하면서 N^2 -차원의 고유벡터들을 찾아 낼 수가 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 A 를 곱하면, 다음 식을 얻는다.

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

우리는 이 식으로부터 Av_l 가 $C = AA^T$ 의 고유벡터들임을 알 수가 있다. 그러므로 원래 구하고자 하는 고유 얼굴 u_l 은 다음과 같이 구해진다:

$$u_l = \sum_{k=1}^M v_{lk} \phi_k, \quad l = 1, \dots, M \quad (7)$$

실제 훈련 집합에 포함된 얼굴 이미지 수가 화소의 제곱에 비하여 매우 작기 때문에 고유 얼굴을 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 초기집합을 구성하면서 이루어진다. 이는 얼굴인식 시스템의 훈련집합이 되는 것이다. 이렇게 얻어진 훈련집합에서 평균영상을 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 해당하는 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 (I)는 고유얼굴 u_k 와 평균 얼굴 Ψ 를 뺀 차영상의 내적에 의해 가중치 벡터로 계산 된다:

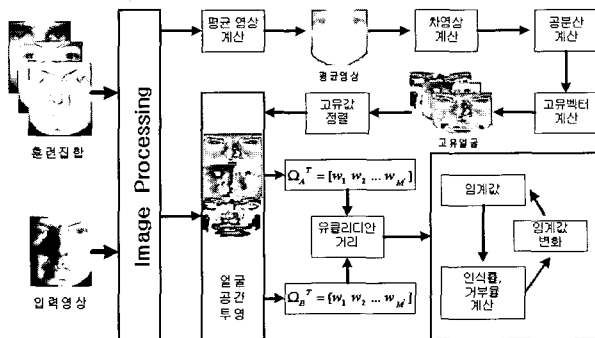


그림 1. 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템의 구조.

Fig. 1. Architecture of a face recognition system using eigenfaces.

$$w_k = u_k^T (I - \Psi) \quad k = 1, \dots, M \quad (8)$$

이 가중치들은 얼굴 이미지를 인식하기 위한 기준이 되는 것이며 각 고유얼굴의 인식 기여도를 기술하는 벡터인 가중치 집합 $\Omega^T = [w_1, w_2, \dots, w_M]$ 을 구성한다. 이는 얼굴 이미지들을 위한 베이스스 집합으로써 고유얼굴을 다루고 있다. 이 벡터는 표준 패턴 인식 알고리즘에서 사용되며 미리 정해진 훈련집합의 얼굴들 중에서 어느 얼굴이 가장 효과적으로 인식에 기여하는지를 찾아내는 기준이 된다. 입력 얼굴 이미지를 인식하는 간단한 방법 중에 하나는 유클리디안 거리를 이

용하는 것이다. 이 거리가 최소화되는 얼굴을 판단하게 된다:

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

이식에서 Ω_k 는 k번째 얼굴을 기술하는 가중치 집합이며 Ω 은 새로운 얼굴 이미지에 대한 가중치를 갖고 있는 집합이다. 입력 얼굴에 대한 인식은 (9)식을 이용하여 이루어진다. 이는 입력 얼굴과 훈련집합 얼굴들의 가중치를 비교하면서 거리가 최소가 되는 k번째 얼굴을 찾아낸다.

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 얼굴 이미지에 비치는 빛의 각도에 따라 분류되어 있다. 본 논문의 실험은 조명 변화에 대한 인식률을 검증하고 있으므로 데이터베이스에 있는 각 이미지들은 정면을 향하며 고정되어 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 광축과 일치한다. 이 데이터베이스에는 열 사람의 660개(10×66)의 이미지가 포함되어 있다.

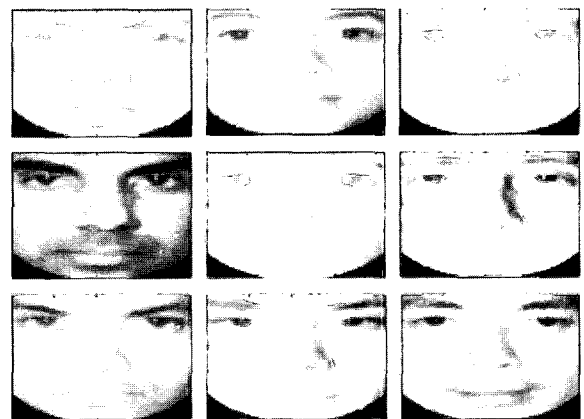


그림 2. 훈련집합에 사용되는 얼굴 이미지들.

Fig. 2. Face images of a training set.

훈련집합에 있는 모든 이미지들은 얼굴 공간으로 투영되어 있으며 머리부분을 배제하기 위하여 얼굴 부분만 잘라 내었다. 또한 실험에 사용되는 각 이미지들은 성능을 향상시키기 위하여 0의 평균과 단일 분산을 가지게 하면서 정규화 되었다. 본 논문의 실험은 훈련집합에 따라 고유얼굴 $M = 10$ 을 사용한 방법, 고유얼굴 개수 변화에 따른 방법, 그리고 전처리 전후의 임계 값 변화에 따른 인식 거부 곡선을 분석하는 방법으로 이루어져있다.

우리는 하버드 데이터베이스에서 하위집합 1의 다섯 명을 훈련집합으로 하여 하위집합 1, 2, 그리고 3에 포함되어 있는 각 이미지들에 대한 인식 오차율에 대하여 분석하였다. 각 하위집합에는 aly, csr, dbm, gmt, its, jch, mjw, mas, rae, 그리고 tsl의 이미지들이 포함되어 있으며, 실험에 사용되는 훈련집합 1에는 aly, csr, gmt, nas, 그리고 rae의 이미지가

포함되어 있고 훈련집합 2는 aly, csr, gmt, nas, 그리고 tsl의 이미지가 포함되어 있다.

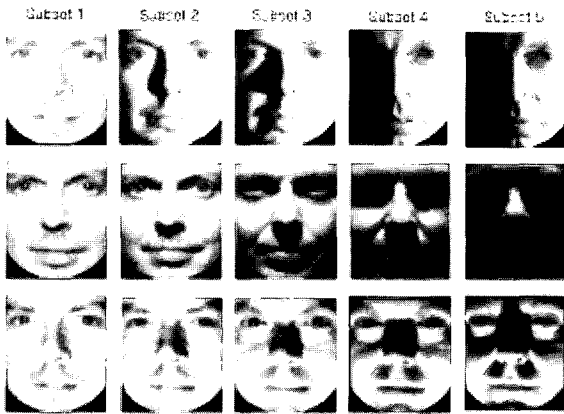


그림 3. 하위집합 1에서 5까지의 조명의 범위.

Fig. 3. Lighting range of images from each subset.

3.1 고유얼굴 10개에 대한 성능 분석

이 실험은 훈련집합에 따른 하위집합들의 오차율에 대한 실험이며 고유얼굴의 개수는 얼굴을 기술하는데 있어서 공헌도가 높은 10개를 사용하였다. 조명 변화에 대한 인식률의 변화와 전처리 기술 중에 하나인 히스토그램 평활화 전후의 인식률도 함께 분석하였다. 실험에 대한 오차율은 표 1에 나타나 있다.

표 1. 훈련집합에 대한 하위집합의 오차율.

Table 1. Subset error rates for training sets.

훈련 집합	히스토그램 평활화	오차율 (%)		
		하위집합 1	하위집합 2	하위집합 3
1	전	0.0	28.9	70.7
	후	0.0	22.2	53.8
2	전	0.0	37.8	67.7
	후	0.0	17.8	43.1

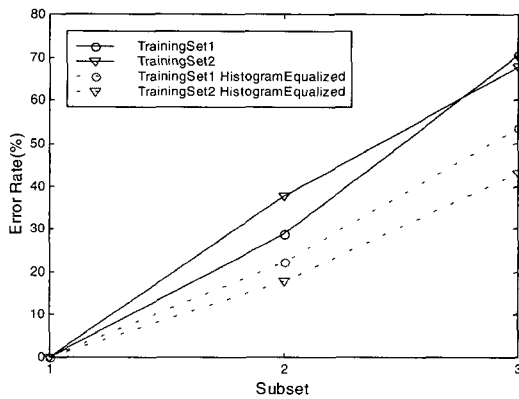


그림 4. 훈련집합에 대한 하위집합의 오차율.

Fig. 4. Subset error rates for training sets.

그림 4로부터 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템은 조명 변화에 민감하다는 사실을 알 수 있다. 훈련집합을 만든 하위집합 1에서는 완벽한 인식률을 보이고 있지만 조명의 변화

가 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 6.7%, 훈련집합 2의 경우 20% 향상되었다. 하위집합 3에서의 인식률은 훈련집합 1의 경우 16.9%, 훈련집합 2의 경우 24.6% 향상되었다.

3.2 고유얼굴 개수에 따른 성능 분석

이 실험은 고유얼굴 개수를 변화시키면서 훈련집합의 오차율에 대한 결과를 분석하였다. 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템에서의 인식정확도와 인식속도의 적절한 절충점을 찾기 위해서는 이와 같은 실험이 필요하다. 실험 결과는 고유얼굴의 개수가 증가 할수록 작은 오차율을 보였다. 고유얼굴 개수에 따른 하위집합의 오차율은 표 2에 나타나 있다.

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 보여주고 하위 그룹에 있는 그래프는 하위집합 1에 대한 결과를 보여주는 것이다. 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 이상에서 일정한 인식률을 보이고 있다.

표 2. 고유얼굴 개수에 따른 하위집합의 오차율.

Table 2. Subset error rates for the number of eigenfaces.

고유얼굴의 개수	하위집합1(%)		하위집합2(%)		하위집합3(%)	
	훈련 집합1	훈련 집합2	훈련 집합1	훈련 집합2	훈련 집합1	훈련 집합2
1	0.0	0.0	55.6	53.3	73.8	75.4
2	0.0	0.0	53.3	48.9	66.2	69.2
3	0.0	0.0	42.2	51.1	70.7	67.7
4	0.0	0.0	37.8	42.2	70.7	67.7
5	0.0	0.0	37.8	37.8	70.7	67.7
6	0.0	0.0	28.9	37.8	70.7	67.7
7	0.0	0.0	28.9	37.8	70.7	67.7

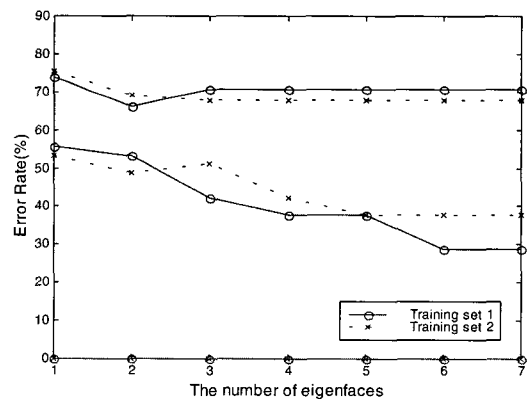


그림 5. 고유얼굴 개수에 따른 하위집합의 오차율.

Fig. 5. Subset error rates for the number of eigenfaces.

3.3 인식 거부 곡선

이 실험은 인식 거부 곡선을 작성하고, 이를 이용하여 얼굴인식 시스템의 실제 적용 가능성을 분석한다. 이를 위해 임계 값을 변화시키면서 인식거부율에 대한 인식률의 변화를 분석하였다. 또한 이미지 전처리 기술 중에 하나인 히스토그램 평활화의 여부에 따른 인식률의 변화도 분석하였다. 제안된 실험은 인식 과정에서 초기에 입력되는 이미지에 대한 임계 값을 정하여 임계 값 안에 있는 이미지만을 인식하는 방법으로써 얼굴인식 시스템의 실제 적용 가능성에 관한 분석이다.

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 거부 없는 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.

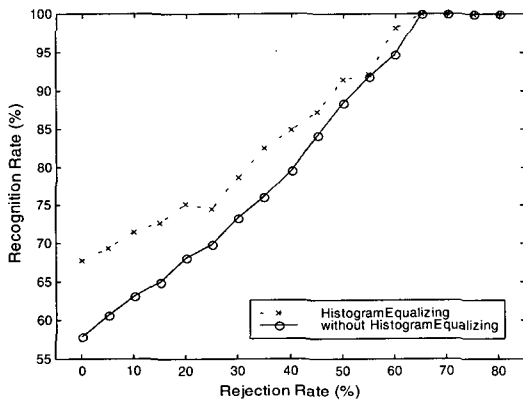


그림 6. 인식 거부 곡선.
Fig. 6. Recognition rejection curve.

4. 결 론

본 논문은 조명등의 인식 환경을 변화시켜가며 고유얼굴을 이용한 얼굴 인식 시스템의 성능을 분석하고 평가하는 실험을 수행하였다. 고유얼굴 방법은 얼굴 인식의 기본적인 아이디어로써 우리가 얼굴의 특징들에 대한 직관적인 견해가 없이 알고 있는 얼굴 이미지들을 가장 잘 근사할 수 있는 알고리즘이다. 이 접근법은 다른 방법과 비교해 볼 때, 상대적으로 구현이 간단하며 제한된 환경에서는 매우 좋은 인식 결과를 나타내고 있다.

얼굴 인식의 성능 분석은 시뮬레이션을 통하여 검증하였다. 수행된 실험은 훈련 집합과 하위 집합의 변화에 대한 인식 성능의 변화, 조명에 대한 인식 성능의 변화, 사용한 고유얼굴의 수에 대한 인식률의 변화, 이미지 전처리를 통하여 얻을 수 있는 인식률의 향상 정도, 인식 거부 곡선을 통한 시스템의 적용 가능성에 대한 분석을 수행하였다. 실험의 결과는 훈련 집합에 따른 하위집합의 인식 오차율이 다르게 나왔

으며 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 얼굴인식이 조명 변화에 민감하다는 사실을 확인할 수가 있었다.

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

참 고 문 헌

- [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 Preceedings 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>.

저 자 소개



김영래(Young-Lae Kim)
2003년 : 강릉대학교 전자공학과 공학사.
2005년 : 강릉대학교 전자공학과 공학석사
2005년~현재 : 강원 임베디드 소프트웨어
협동연구센터 연구원

관심분야 : 신호처리, 영상처리, 인식시스템

Phone : +82-33-640-2870
Fax : +82-33-640-2232
E-mail : younglaekim@naver.com



왕보현(Bo-Hyeun Wang)
1987년 : 연세대학교 전기공학과 공학사.
1990년 : Georgia Institute of Tech.공학
석사
1991년 : Georgia Institute of Tech.공학
박사
1991년~1998년 : LG 종합기술원
책임연구원
1998년~현재 : 강릉대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : 기계 학습, 데이터 마이닝, 예측 시스템

Phone : +82-33-640-2384
Fax : +82-33-640-2244
E-mail : bhw@kangnung.ac.kr