論文2001-38SP-11-2

Fisherface 알고리즘과 Fixed Graph Matching을 이용한 얼굴 인식

(Face Recognition Using Fisherface Algorithm and Fixed Graph Matching)

李 炯 枝 *, 鄭 在 皓 *

(Hyung-Ji Lee and Jae-Ho Chung)

요 약

본 논문은 K-L 변환을 기반으로 한 Fisherface 알고리즘과 fixed graph matching (FGM) 방법을 이용하여 보다 효율적인 얼굴 인식 방법을 제안하고자 한다. 동적 링크 구조 방법 중에 하나인 elastic graph matching (EGM)은 얼굴의 모양 정보뿐만 아니라, 영상 픽셀의 그레이 정보를 동시에 이용하는 하며, 클래스를 구분하는 방법인 Fisherface 알고리즘은 빛의 방향 및 얼굴 표정과 같은 영상의 변화에 대해 강인하다고 알려져 있다. 위의 두 방법으로부터 제안한 알고리즘에서는 영상 그래프의 각 노드에 대해 Fisherface 방법을 적용함으로써 레이블된 그래프 벡터의 차원을 줄일 뿐만 아니라 효율적으로 클래스를 구분하기 위한 특징 벡터를 제공한다. 그럼으로써 기존의 EGM 방법에 비해 인식 속도 면에서 상당한 향상 결과를 얻을 수 있었다. 특히, Olivetti Research Laboratory (ORL) 데이터베이스와 Yale 대학 데이터베이스에 대해 실험한 결과 제안한 얼굴 인식 알고리즘은 hold-out 방법에 의한 실험 결과, 평균 90.1%로 기존의 한 방법만을 사용한 것보다 높은 인식률을 보였다.

Abstract

This paper proposes a face recognition technique that effectively combines fixed graph matching (FGM) and Fisherface algorithm. EGM as one of dynamic link architecture uses not only face-shape but also the gray information of image, and Fisherface algorithm as a class specific method is robust about variations such as lighting direction and facial expression. In the proposed face recognition adopting the above two methods, linear projection per node of an image graph reduces dimensionality of labeled graph vector and provides a feature space to be used effectively for the classification. In comparison with a conventional EGM, the proposed approach could obtain satisfactory results in the perspectives of recognition speeds. Especially, we could get higher average recognition rate of 90.1% than the conventional methods by hold-out method for the experiments with the Yale Face Databases and Olivetti Research Laboratory (ORL) Databases.

I. 서 론

정보화 사회가 발달함에 따라 전화, 인터넷 등의 다양한 네트워을 이용한 사용자의 시스템에 대한 정보처리 요구와 접근이 급격히 증가하고 있으며, 이에 따른 정보의 보안 문제가 심각해지고 있다. 이러한 이유로 도난이나 위조의 문제점이 거의 없고 네트워 시대에 쉽게 적용되어 사용자의 신원을 확인, 인증할 수 있는 방법으로써 생체 측정학이 사용될 수 있다. 생체 측정학에 있어서 주로 얼굴, 지문, 음성, 손등, 홍채 인식 등이 사용되고 있는데, 특히 얼굴 인식의 경우, 사용자에

* 正會員, 인하大學校 電子工學科
(Dept. of Electronic Engineering, Inha University)

※ 본 연구는 정보통신부의 2001년도 대학기초연구비 지원에 의하여 진행되고 있습니다.

接受日字:2001年1月31日, 수정완료일:2001年7月26日

게 거부감을 주지 말아야 하는 장소와 사용자의 협조적인 자세가 불가능한 환경에 적용될 수 있다. 즉, 변별력과 친화성을 동시에 만족하는 이상적인 생체 측정 수단이라 할 수 있다[1,2].

일반적인 얼굴 인식 과정 중에 제일 중요한 부분은 어떠한 특징벡터를 사용하여 인식하는가이다. 1990년대 초반 Karhunen-Loeve (K-L) 변환을 이용한 얼굴 인식 방법이 MIT에서 제안되었으며 이를 응용한 Fisherface 방법과 가버(Gabor) 필터 응답을 이용한 elastic graph matching (EGM)과 같은 방법이 연구되고 있다[3~8]. 특히, Vissage, Miros, Visionics 사와 같은 미국 내 상업적인 회사도 위의 방법들을 주요한 알고리즘으로 사용하여 얼굴 인식 관련 제품을 출시하였다. 또한, 최근에는 독립 성분 분석(independent component analysis, ICA)을 이용한 얼굴 인식 알고리즘이 소개되었다[9]. K-L변환을 이용한 주요 성분 분석(principle component analysis, PCA)과 Fisherface 알고리즘의 경우 영상의 차원 감소로 인해 연산량을 줄일 수 있는 특성을 가지고 있다. 특히, Fisherface 알고리즘의 경우 얼굴 데이터간의 관계를 그룹으로 구분하는데 있어서 좋은 결과를 보여 주었다. 하지만 K-L 변환을 이용한 방법은 얼굴 영상의 위치 이동에 대해 인식률이 급격히 감소하는 단점이 있다[10]. 반면에 얼굴의 모양 정보뿐만 아니라, 영상 픽셀의 그레이 정보를 동시에 이용할 수 있는 EGM의 경우, 전체 이동(Global Move)이라는 방법을 통해 위의 단점을 보완할 수 있으며, 가버 필터를 특징벡터의 추출에 이용함으로써 인식률에 있어서 좋은 결과를 보여 주었다[11]. 하지만 인식을 하는 시간이 다른 방법에 비해 많이 소요되기 때문에, 실시간으로 인식하는데는 힘든 단점이 있다.

본 논문은 K-L 변환을 기반으로 한 Fisherface 알고리즘과 elastic graph matching (EGM) 방법으로부터 지역이동을 고려하지 않는 fixed graph matching (FGM)을 병합하여 보다 효율적인 얼굴 인식 방법을 제안하고자 한다. 실제로, 제안한 알고리즘에서는 위의 두 방법을 사용하여 영상 그래프의 각 노드에 대해 Fisherface 방법을 적용함으로써 레이블된 그래프 벡터의 차원을 줄일 뿐만 아니라 효율적으로 클래스를 구분하기 위한 특징벡터를 제공한다. 그럼으로써 제안한 알고리즘은 기존의 한 가지 방법만을 사용한 것보다 만족할만한 인식률을 보였으며 특히, 기존의 EGM 방법에 비해 인식 속도 면에서 상당한 향상 결과를 얻을 수 있었다.

Ⅱ. Karhunen-Loeve 변환을 이용한 얼굴 인식

1. 주요 성분 분석(Pricipal Component Analysis, PCA)

얼굴을 인식하기 위한 주요 성분 분석 방법은 고유얼굴(eigenface) 또는 most expressive feature (MEF) 방법이라고도 불리운다. 본 논문에서 위의 방법은 Fisherface 알고리즘을 구현하는데 앞서 차원을 감소시키고, 특징벡터를 고유벡터의 가중치 조합으로 나타내는 과정을 수행한다.

주요 성분 분석 방법은 인식하고자 하는 M 개 기준 얼굴 영상들을 N 차원의 벡터로 표현하고, 그들의 공분산 행렬의 고유벡터를 특징얼굴, 즉 고유얼굴(eigenface)로서 사용한다. 고유얼굴을 구하는 방법은 다음과 같다. $N_1 \times N_2 (= N)$ 개의 픽셀을 갖는 M 개의 2차원 정면 얼굴 영상을 N 차원의 열 벡터라 하면, 이들 각각의 영상은 $F_m (m=1,2,\cdots,M)$으로 나타낼 수 있다. 이들의 평균벡터는 $E\{F\} = (1/M) \sum_{m=1}^{M} F_m$이며, 평균이 제거된 Ψ_m을 벡터 $F_m - E\{F\}$라 표현하면, 이들의 공분산 행렬은 식 (1)과 같다.

$$C = (1/M) \sum_{m=1}^{M} \Psi_m \Psi_m^T \tag{1}$$

위의 공분산 행렬은 행렬의 차원이 상당히 크기 때문에 계산이 복잡하다. 그렇기 때문에 행렬 $\Psi = [\Psi_1 \Psi_2 \cdots \Psi_M]$로부터 $\Psi^T\Psi$를 계산하여 고유벡터를 구한다. 여기에서 이 행렬의 고유값과 고유벡터를 λ_i 및 V_i 라 하면, $\Psi^T\Psi V_i = \lambda_i V_i$이고, 이 식의 양변에 Ψ를 곱하면 $\Psi\Psi^T\Psi V_i = \lambda_i \Psi V_i$가 된다. 따라서 $\Psi\Psi^T = C$의 고유벡터는 ΨV_i이고, 고유값은 λ_i이다. 즉, 실제 공분산 행렬의 고유벡터 $U_i = \Psi V_i$이며, U_i 는 정규화된 것으로 간주한다.

위의 사실을 이용하여 다음과 같은 과정을 거쳐 얼굴인식을 수행한다. 우선, 고유값이 큰 순서대로 $p (< M)$ 개의 U_i를 선택하고, U_i를 구할 때 사용하였던 즉, 학습할 때 사용한 M 개의 Ψ_m 에 대한 특징벡

터를 식 (2)처럼 정의한 다음 저장해 둔다.

$$\Omega_m = [U_1^T \Psi_m \; U_2^T \Psi_m \cdots U_p^T \Psi_m], \quad m = 1,2,\cdots,M \quad (2)$$

실제 인식과정에서는 학습되지 않은 입력 영상패턴 F_{in}에 대해서 $\Psi_{in} = F_{in} - E\{F\}$를 얻은 다음 식 (2)와 같이 특징을 추출하여 특징벡터 Ω_{in}을 얻고, 이를 이미 저장된 모든 M 개의 특징벡터 Ω_m과 비교하여 얼굴을 인식한다.

2. Fisherface 알고리즘

Fisherface 알고리즘은 linear discriminant analysis (LDA)를 사용하는 방법으로서 most discriminating feature (MDF)방법이라고도 알려져 있다. 이는 주요 성분 분석 방법으로부터 추출된 특징벡터들의 관계를 그룹으로 구분하는데 이용된다[4]. 인식 과정은 사람마다 얼굴 영상을 2개 이상을 그룹 지어서 학습하며, 보통 주요 성분 분석 방법으로부터 추출된 특징벡터 Ω_m을 이용한다. N 은 전체 얼굴 영상의 개수이고, C 는 인식하고자 하는 사람의 수(클래스)이다. 각 사람마다 서로 다른 K 개의 얼굴 영상을 사용한다고 가정하면, 클래스 내 산란 행렬(within-class scatter matrix, S_w)과 클래스간의 산란 행렬(between-class scatter matrix, S_b)은 다음과 같이 정의된다.

$$S_w = \sum_{m=1}^{C} \sum_{k=1}^{K} (\Omega_m^k - E\{\Omega_m\})(\Omega_m^k - E\{\Omega_m\})^T \quad (3)$$

$$S_b = \sum_{m=1}^{C} (E\{\Omega_m\} - E\{\Omega\})(E\{\Omega_m\} - E\{\Omega\})^T \quad (4)$$

여기에서 $E\{\Omega_m\}$은 각각의 클래스 평균이고, $E\{\Omega\}$는 클래스의 전체 평균이다. 이 때, 주요 성분 분석 방법으로부터 추출된 특징벡터를 사용하여 클래스간의 산란 행렬과 클래스 내 산란 행렬의 행렬식(determinant) 비를 최대화하기 위한 $(S_w)^{-1}S_b$의 고유벡터를 구한 후, 고유치 크기 순서대로 정렬한다[12]. 여기서 구한 고유벡터는 인식을 하기 위한 특징벡터 W_i로 사용된다.

마지막으로, 얼굴을 인식하기 위하여 어떤 입력 얼굴 영상 F_{in}이 입력되면 전체 영상의 평균벡터 $E\{F\}$을 이용하여 $\Psi_{in} = F_{in} - E\{F\}$를 구하고, 주요 성분 분석 방법에 의해 구해진 고유벡터 U_i를 사용하여 $(U_i)^T \Psi_{in}$을 모든 i에 대해 계산한 후 1차 특징벡터 Ω_{in}을 얻는다. 그리고 추출된 1차 특징벡터와 위에서 구한 p개의 W_j를 이용하여 2차 특징벡터 $Z_{in} = [W_1^T \Omega_{in} \; W_2^T \Omega_{in} \cdots W_p^T \Omega_{in}]^T$을 구한 다음, 이것을 학습에 사용된 Ψ_m의 Z_m과 비교하여 얼굴을 인식한다.

Ⅲ. Elastic Graph Matching을 이용한 얼굴 인식

그레이 레벨 정보와 물체의 모양 정보를 동시에 이용하는 접근 방법 중의 하나를 소위 dynamic link architecture (DLA)라고 한다. 이러한 패턴 인식 방법은 신경 회로망에서와 같이 자기 스스로의 발전을 기본으로 하며 훈련과정(training phase)과 적응과정(recall phase)으로 구성된다. 훈련 과정에서, 얼굴 영역은 여러 개의 노드(node)와 에지(edge)로 나타나게 되는데 이는 여러 개의 오리엔테이션(orientation)과 공간 주파수의 크기 인자를 갖는 2차원 가버 필터의 응답으로부터 얻어진다. 즉, 가버 필터의 응답을 가지고 각 노드에서의 특징벡터를 구성한다. 적응 과정에서는 미리 만들어진 사람의 모델은 새로운 사람의 얼굴 영상과 비교되며 그 과정을 통해 비용 함수(cost function)가 최소화되도록 변형되는데, 이러한 과정을 여러 얼굴 모델에 대해 수행함으로써 그 영상에 대한 비용 함수의 분포(distribution)를 비교하여 얼굴을 인식할 수 있다.

1. 가버 웨이블렛 (Gabor Wavelet)

컴퓨터 비전 분야에서 2차원 가버 웨이블렛의 사용은 1980년대에 Daugman이라는 사람에 의하여 발전되었다. 최근에는 지문, 텍스쳐(texture) 및 얼굴 인식 등에도 많이 응용되고 있다[13]. 가버 필터는 뇌의 시각 피질(visual cortex)를 모델로 설계되었으며, 이는 식 (5)와 같이 복소수 값을 갖는 가우시안 포락선(Gaussian envelope) 모양의 2차원 평면파 함수로 나타낼 수 있다 [14].

$$\Psi(\mathbf{k}, \mathbf{x}) = \frac{\mathbf{k}^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\mathbf{k}^2 \mathbf{x}^2}{2\sigma^2}\right)\left[\exp(i\,\mathbf{k}\mathbf{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (5)$$

임의의 영상 내에서의 위치 x에서 곱의 인자 $\mathbf{k}^2$은 여러 다른 공간 주파수 밴드들이 거의 같은 에너지를 갖도록 필터를 조절할 수 있도록 해준다. 그리고 수식의 마지막 부분에 있는 $\exp(-\sigma^2/2)$는 전체 영상의 조도에 필터가 영향을 받지 않도록 하기 위해서 빼준 것이다. 특히, 가버 웨이블렛은 공간상에서의 관계를 유지하

면서 영상의 공간 주파수 구조에 대한 정보를 제공하는 특징을 갖기 때문에, 변환된 복소 크기는 가우시안 포락선 내에서 제한된 공간 주파수와 오리엔테이션 밴드의 공간 구조를 나타내는 특징벡터로써 사용된다. 그래서 그 크기는 포락선 밖으로 벗어나면서 점점 사라지게 된다.

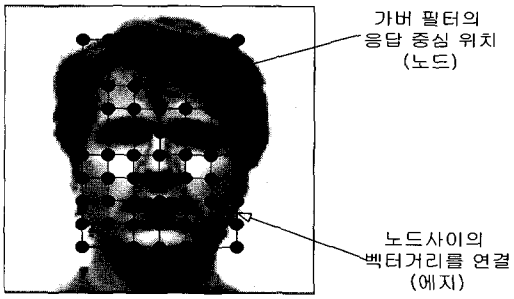

그림 1. 얼굴 영역을 구성하는 노드와 에지의 예
Fig. 1. The example of face region constructed by nodes and edges.

본 연구에서 사용된 128×128 영상에 대해서, 가버 필터는 세 개의 공간 주파수 해상도를 갖으며 네 개의 오리엔테이션(45도 간격)을 갖도록 설계된 것을 사용하였다. 또한 주파수 영역에서의 해상도 간격은 옥타브 ($k_i = \pi/2^i$)로 설계하였다.

2. Elastic graph matching (EGM)

EGM을 이용한 얼굴 인식은 미리 만들어진 참조 모델의 그래프를 새로운 영상의 그래프와 비교하는 방법으로서, 참조 모델의 그래프는 그림 1과 같이 구성된다. 그림 1의 영상은 가로 7개, 세로 10개의 노드로서 직사각형 형태로 이루어져 있다. 비교하고자 하는 두 영상 그래프 사이의 관계는 각 노드와 에지가 가지고 있는 변형 정보로 구성된 특징벡터들을 고려해서 정의된 유사도 함수들에 의하여 구해질 수 있다. 그래서 비용 함수 $d(G,R)$는 각각 노드와 에지의 유사도 함수를 독립적으로 생각하여 식 (6)과 같이 측정한다.

$$d(G,R) = \sum_{i=1}^{N_n} d_n(G_{n_i}, R_{n_i}) + \lambda \sum_{j=1}^{N_e} d_e(G_{e_j}, R_{e_j}) \quad (6)$$

식 (6)에서 G_{n_i}는 입력 영상 격자(grid) G의 i번째 노드를 나타내며, R_{e_j}는 참조 모델의 그래프 격자 R의 j번째 에지를 나타낸다. 그리고, N_n과 N_e는 각각 노드와 에지의 전체 개수이며 λ는 그래프의 강도를 특징지어주는 가중치 인자이다. 보통, $d_n(G_{n_i}, R_{n_i})$는 입력 영상과 참조 모델의 각각의 노드에서 가버 필터의 응답으로부터 추출된 레이블된 그래프 벡터(labeled graph vector) 간의 내적으로 정의한다. 또한, $d_e(G_{e_j}, R_{e_j})$의 경우 에지 벡터들간의 유클리디안 거리를 사용하여 계산한다.

매칭 알고리즘은 보통 적어도 다음의 두 단계로 구성된다. 먼저 그래프를 변형시키지 않고 비교될 영상의 가장 적절한 위치를 찾는다. 이를 전체 이동(Global Move)이라고 한다. 그런 다음 식 (6)을 최소화시키기 위하여 그래프를 변형시키는 작업이 이어지는데 이를 지역 이동(Local Move)이라고 하며, 변형은 비용 함수 $d(G,R)$의 최소 값을 얻을 수 있는 장소를 현재 위치한 노드의 주위에서 찾음으로써 현재 노드 위치를 그곳으로 대치함으로써 일어난다. 이 과정은 각 노드마다 변형이 일어나지 않을 때까지 계속해서 수행되는데, 결국 이러한 과정을 수행한 후 계산된 비용함수를 여러 얼굴 영상에도 적용한 결과를 비교함으로써 얼굴을 인식할 수 있다.

Ⅳ. Fixed Graph Matching과 주요 성분 분석 방법 및 Fisherface 방법을 병합한 알고리즘

본 연구에서 제안하는 얼굴 인식 방법은 다음과 같이 크게 3단계로 나누어진다.

단계 1. 2차원 가버 웨이블렛 변환을 통한 그래프의 구성 및 조정 단계

단계 2. 레이블된 그래프 벡터의 주요 성분 분석 및 Fisherface 알고리즘 적용 단계

단계 3. 특징벡터의 매칭 알고리즘 적용 단계

그림 2는 제안하는 얼굴 인식 과정을 보여준다. 입력된 영상으로부터 얼굴 영역의 그래프를 구성하기 위하여 먼저 가버 웨이블렛 변환을 수행한다. 그런 후, 그 응답으로부터 얻어진 원래의 레이블된 그래프 벡터는 Fisherface (주요 성분 분석 방법 및 LDA의 적용) 알고리즘을 거치면서 차원이 감소되고, 또 다른 특징벡터로 변환된다. 이 과정은 레이블된 그래프 벡터의 차원

을 감소시켜서, 이로 인한 속도 향상과 더불어 얼굴 영상의 각 사람 그룹 별로 특징벡터들을 분류시킨다.

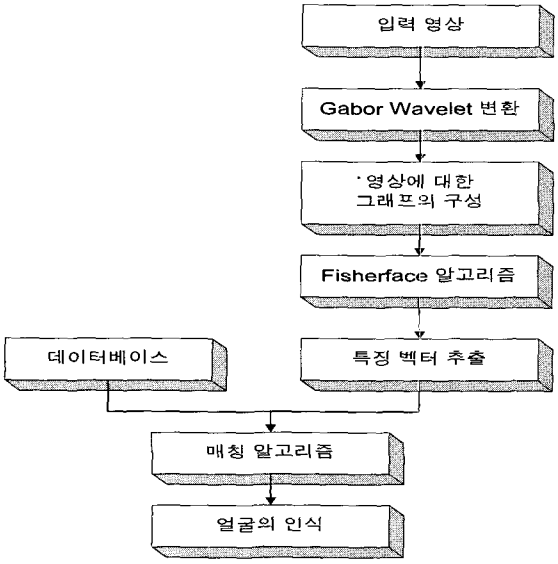

그림 2. 제안하는 얼굴 인식 알고리즘
Fig. 2. The Proposed algorithm for face recognition.

마지막 단계로서, 주요 성분 분석 및 Fisherface 알고리즘을 거쳐서 나온 특징벡터는 데이터베이스에 저장되어 있는 얼굴 영상들의 특징 벡터와 비교된다. 이러한 매칭 알고리즘 과정에서는 단순히 얼굴의 모양(shape)를 고려하지 않는 경우와 지역 이동을 함으로써 얼굴의 모양을 고려하는 방법이 있는데 본 논문에서는 첫 번째 방법을 제안하여 실험하였다. 특히, 지역 이동을 하지 않는 방법을 fixed graph matching (FGM)이라고 정의하였다.

FGM과 주요 성분 분석 방법 및 Fisherface 방법을 병합한 알고리즘은 매칭과정에서 지역 이동을 고려하지 않는 경우로써 다음과 같은 과정을 통해서 얼굴을 인식한다. 우선, 첫 번째 단계인 2차원 가버 웨이블렛 변환을 통해 그래프를 구성 및 조정을 한 후 레이블된 그래프 벡터를 얻는다. 한 영상에서 각각의 레이블된 그래프 벡터는 어떠한 x_l 노드에 대해 $J(x_l)$로 표현할 수 있다. 평균벡터가 $E\{J(x_l)\}=(1/M)\sum_{m=1}^{M} J_m(x_l)$이면, 노드 x_l에서 정규화된 벡터 $\Psi(x_l)=J(x_l)-E\{J(x_l)\}$이다. 특히, 공간 주파수 크기 및 오리엔테이션이 각각 3과 4일 경우 x_l 노드에서 $J(x_l)$는 12개의 값을 갖으며, 한 영상에 대한 레이블된 그래프 벡터 $J(x)=(J(x_1),\ldots,J(x_N))^T$ 이며 이에 대한 평균벡터는 $E\{J(x)\}$로 표기한다. 여기에서 N은 총 노드의 개수이다. M이 전체 얼굴 영상의 개수라고 한다면, 이때 공분산 행렬 $C(x)$는 한 영상을 구성하는 모든 노드들에 대한 정규화된 벡터 $\Psi(x)$을 이용하여 만든다. 그 다음 주요 성분 분석 방법을 적용하는데, $C(x)$로부터 구한 p 개의 제일 큰 고유값의 순서에 따라 그와 일치되는 고유벡터 $U_1^T(x),\ldots,U_p^T(x)$를 계산한다. 그러면 주요 성분 분석에 의해 투영된 특징벡터는 식 (7)과 같다.

$$\Omega_m(x)=[U_1^T(x)\Psi_m(x)\ U_2^T(x)\Psi_m(x)\cdots U_p^T(x)\Psi_m(x)] = P(x)\Psi_m(x) \quad (7)$$

여기에서 T는 전치 행렬을 구하는 연산자이며 $\Omega(x)$의 차원은 $p\times 1$, $p\le 12\times N$이다.

그 다음 Fisherface 알고리즘을 적용하는데, 지금부터는 표기의 간소화를 위해 x에 대한 명확한 첨자는 표기상 생략하였다. 인식하고자 하는 사람의 수를 M, 각 사람마다 서로 다른 K 개의 얼굴 영상을 사용한다고 가정한다면, 전체 $M\times K$ 얼굴영상에 대하여 각 노드별로 고유벡터 $U_i\ (i=1,2,\cdots,MK-1)$를 구할 수 있다. 그리고 각각의 얼굴영상에 특징벡터를 $\Omega^k=[U_1^T\Psi^k\ U_2^T\Psi^k\cdots U_{MK-1}^T\Psi^k]$라 하고, m번째 사람에 대한 Ω_m^k의 평균을 $E\{\Omega_m\}=1/k\sum_{j=1}^{k}\Omega_m^j$이라 하면 각 사람 자신들간의 산란 행렬 S_w는 식 (3)에 의하여 구할 수 있으며, 한 사람과 서로 다른 사람들 간의 산란 행렬 S_b는 식 (4)에 의해 정의된다. $E\{\Omega\}$는 전체 평균 $1/M\sum_{m=1}^{M}E\{\Omega_m\}$이며, 위에서 구한 산란 행렬을 이용하여 $(S_w)^{-1}S_b$를 계산한다. 그런 후, 여기서 구한 고유벡터를 인식하기 위한 특징벡터 W_f로 정의한다면 마지막 특징벡터는 다음과 같다.

$$Z=[W_1^TP(x)(J(x)-E\{J(x)\}),\ldots,W_p^T\cdot P(x)(J(x)-E\{J(x)\})]^T \quad (8)$$

얼굴을 인식하기 위하여 어떤 얼굴영상이 입력되면 그 영상에 대해 일단 가버 웨이블렛 응답을 구하고, 거기서 나온 특징벡터인 레이블된 그래프 벡터를 $J_{in}(x)$이라 하면, 이에 대해 $\Psi_{in}=J_{in}-E\{J(x)\}$를 계산하고,

그림 3. ORL 데이터베이스의 예
Fig. 3. The example of ORL database

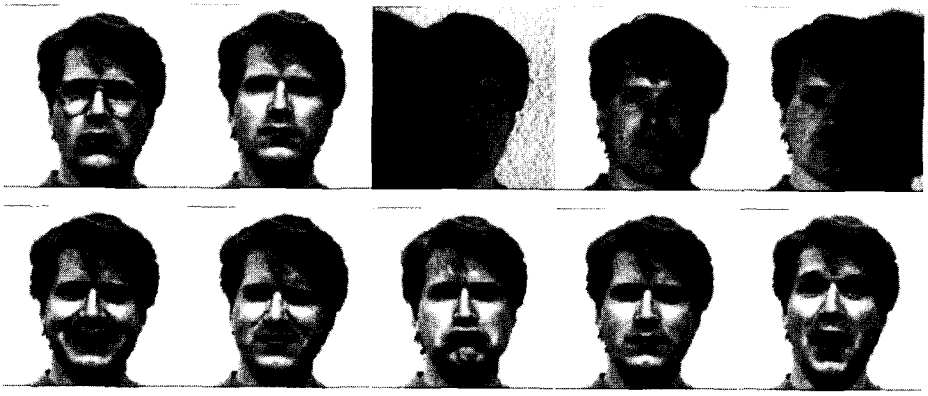

그림 4. Yale 대학 데이터베이스의 예
Fig. 4. The example of Yale database

$(U_i)^T\Psi_{in}$을 모든 i에 대해 계산하여 특징벡터 Ω_{in}을 얻는다. 그리고 $W_j^T\Omega_{in}$을 모든 $j=1,2,\cdots,M-1$에 대해 계산하여 제 2의 특징벡터 $Z_{in}=[W_1^T\Omega_{in}\ W_2^T\Omega_{in}\cdots W_{M-1}^T\Omega_{in}]^T$을 얻고, 이것과 학습에 사용된 $\Psi(x)$의 Z간의 유클리드 거리가 최소가 되는 것을 찾음으로써 인식을 수행한다.

V. 실험 및 결과

제안한 알고리즘 및 기존의 방법을 비교하기 위하여 얼굴 인식 실험을 수행하였다. 알고리즘은 VC++ 6.0을 사용하여 구현하였으며, 펜티엄 프로세서 III 450MHz, 메모리 128MB의 PC에서 실험하였다.

1. 실험에 사용한 데이터베이스

실험에 사용된 영상은 Cambridge 대학의 Olivetti Research Laboratory (ORL) 얼굴 영상 데이터베이스와 Yale 대학 얼굴 영상 데이터베이스를 사용하였다. 표 1은 사용한 데이터베이스의 구성을 나타내며, 그림 3과 4는 ORL 데이터베이스와 Yale 대학 데이터베이스의 예를 보여준다. 특히, ORL 데이터베이스의 경우 각 사람에 대하여 얼굴의 크기 및 방향이 약간씩 변화가 있을 뿐 상당히 얼굴영역이 잘 분할되어 있다. 하지만, Yale 대학 데이터의 경우, 각 사람 당 광원의 위치에 따른 조도의 변화, 얼굴 표정 변화, 안경 착용 여부에 따라 10장의 얼굴 영상으로 구성되어 있다. 본 논문에서는 ORL 영상의 경우 원래 92×112 크기의 영상을 그대로 사용하였으며 Yale 대학 데이터베이스의 경우 원래 320×243 크기의 영상을 128×128 크기로 바꾸어서 전체 5가지의 얼굴 인식 방법에 대해 실험하였다.

표 1. 사용된 데이터베이스의 구성
Table 1. The Databases Used.

Database	Subject	Variation	Total
ORL	20	10	200
Yale	15	10	150

2. Hold-out 방법에 의한 실험 결과

표 2는 기존의 방법 및 제안한 방법들을 구현하는데 사용된 값들이다. 본 실험에서 주요 성분 분석 방법 및 Fisherface 방법의 경우 가능한 인식률이 높게 나올 수 있도록 고유벡터의 개수를 지정하였다. 또한 EGM과 FGM을 실험하는데 있어서 전체적 이동의 경우 일정한 위치를 지정해줌으로써 그 과정을 생략하였으며, 2차원 가버 필터의 오리엔테이션과 공간 주파수 크기인자는 각각 4와 3인 것을 사용하였다.

표 3과 표 4는 ORL 데이터베이스와 Yale 대학 데이터베이스를 사용하여 hold-out 방법으로 실험한 5가지의 얼굴 인식 알고리즘에 대한 인식률의 결과를 보여준다. 이는 각 사람마다 3장의 얼굴 영상으로 학습을 한 후 나머지 영상들을 이용하여 얼굴을 인식한 결과이다. 즉, 1, 2, 3 번째는 그림 3과 4의 데이터베이스에서 왼쪽 위부터 오른쪽 방향으로 임의로 순서를 정한 것이다.

표 5는 표3과 표4에 대한 실험 결과의 평균 인식률과 인식 속도를 보여준다. 표 5에서 볼 수 있듯이 FGM과 Fisherface 방법을 병합한 얼굴 인식 알고리즘은 평균 90.1%의 인식률을 보임으로써 기존의 한 가지 방법만을 사용한 것보다 개선되었음을 알 수 있다. 특히 인식 속도 면에 있어서는 예상대로 EGM 방법보다 인식 속도의 성능이 상당히 개선되었다. 그 이유는 제안한 방법인 FGM의 경우, EGM과 같이 가버 필터를 사용하여 영상 그래프 격자를 구성하지만, 많은 시간이 소요되는 지역적 이동을 생략하기 때문이다. 그래서 만약 특징 추출을 위해 사용되는 2차원 가버 필터의 공간 주파수와 오리엔테이션의 해상도가 높은 것을 사용할 경우, 기존 EGM보다 상대적으로 인식 속도는 더욱 향상될 수 있다. 그렇기 때문에 제안한 알고리즘은 주요 성분 분석 방법 및 Fisherface 방법만을 사용한 기존 알고리즘에 비해 인식 속도가 느리다 할지라도, 가버 필터의 해상도, 길이 및 영상 그래프에서의 노드수 조정을 통하여 얼굴 인식 시스템을 실시간으로 구현할 수 있을 정도의 인식 속도를 갖고 있다. 또한, 제안한 방법인 FGM과 Fisherface 방법을 병합한 알고리즘은 인식률 변화에 대한 표준편차가 4.39로써 Fisherface방법의 8.39보다 적은 수치임을 알 수 있는데, 이는 가버 웨이블렛 응답을 통해 얻어진 특징벡터를 사용함으로써 조도의 변화, 얼굴 표정 변화, 안경 착용 여부 등에 따른 환경의 변화에 좀 더 강인한 성질을 얻을 수 있기 때문이다.

표 2. 인식 방법을 구현하는데 사용된 값들
(a) PCA 및 MDF 방법에서 사용된 고유벡터의 개수. (b) Elastic graph matching
Table 2. The Implementation Details.
(a) Number of Eigenvectors Used in PCA and MDF methods. (b) Elastic graph matching

데이터베이스	PCA	Fisherface	FGM+PCA	FGM + Fisherface
ORL	59	19	59	19
Yale	전체 고유치의 95%를 점유하는 개수	14	전체 고유치의 95% 점유하는 개수	14

(a)

데이터베이스	그래프의 크기	노드간의 거리	λ
ORL	8×10	12	0.003
Yale	7×10	11	0.003

(b)

VI. 결론 및 향후 방향

본 연구에서는 기존의 얼굴인식 방법인 EGM과 Fisherface 알고리즘의 병합 방법을 모색하였다. 그 결과 ORL 데이터베이스와 Yale 대학 데이터베이스에 대하여 FGM과 Fisherface 방법을 병합한 알고리즘의 평균 인식률이 가장 높았으며, 인식 속도 또한 기존의 EGM보다 많이 개선되었다. 그리고 제안한 알고리즘은 훈련된 영상에 따른 인식률의 변화가 주요 성분 분석 방법 및 Fisherface 방법보다 적음으로써 다양한 환경에서도 강인함을 알 수 있었다. 또한 제안한 알고리즘

표 3. ORL 데이터베이스에 대한 실험 결과
Table 3. The experimental results for ORL database.

학습에 사용된 영상	PCA	Fisherface	EGM	FGM + PCA	FGM + Fisherface
1, 2, 3 번째	92.0%	93.6%	82.1%	80.0%	80.7%
3, 4, 5 번째	94.3%	95.7%	89.3%	90.7%	93.6%
5, 6, 7 번째	92.9%	94.3%	87.9%	92.1%	94.3%
7, 8, 9 번째	90.7%	90.0%	87.1%	83.6%	90.7%
1, 9, 10번째	92.0%	93.6%	82.9%	82.1%	87.1%
평균 인식률 (인식 속도)	92.4% (0.35초 이내)	93.4% (0.25초 이내)	85.9% (약 473초)	85.7% (6초 이내)	89.3% (6초 이내)

표 4. Yale 대학 데이터베이스에 대한 실험 결과
Table 4. The experimental results for Yale database.

학습에 사용된 영상	PCA	Fisherface	EGM	FGM + PCA	FGM + Fisherface
1, 2, 3 번째	81.9%	93.3%	91.4%	89.5%	94.3%
3, 4, 5 번째	75.2%	85.7%	94.3%	85.7%	94.3%
5, 6, 7 번째	82.9%	87.6%	93.3%	86.7%	93.3%
7, 8, 9 번째	72.4%	77.1%	93.3%	81.0%	87.6%
1, 9, 10번째	70.5%	72.4%	90.5%	75.2%	84.8%
평균 인식률 (인식 속도)	76.6% (0.25초 이내)	83.2% (0.15초 이내)	92.6% (약 359초)	83.6% (6초 이내)	90.9% (6초 이내)

표 5. 표 3과 표 4에 대한 평균 인식 결과
Table 5. The average recognition results for table 3 and table 4.

	PCA	Fisherface	EGM	FGM + PCA	FGM + Fisherface
평균 인식률 (인식 속도)	84.5% (0.30초 이내)	88.4% (0.20초 이내)	89.3% (약 416초)	84.7% (6초 이내)	90.1% (6초 이내)

의 매칭과정에서 각각의 노드에 Fisherface 방법을 적용하여 지역적 이동을 고려한다면 좀 더 높은 인식률을 얻을 수 있으리라 사료된다. 향후 연구해야 할 과제로서는 먼저 전체적인 이동 및 얼굴 위치의 변화가 EGM 방법에 미치는 영향과 얼굴 영상의 효율적인 학습 모델 구성에 관한 연구가 더욱 필요하며, 추후 독립 성분 분석을 이용한 얼굴 인식 방법[9] 및 기존 방법과의 병합에 대해 연구하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] R. Chellappa and S. Sirohey, "Human and

Machine Recognition of Faces: A Survey," *Proceedings of the IEEE*. vol. 83, no. 5. May 1995.

[2] S. Pankanti, R. M. Bolle, and A. Jain, "Biometrics:The Future of Identification", *Computer Magazine*, pp.46-49, Feb. 2000.

[3] A. P. Pentland and M. A. Turk, "Face recognition using eigenfaces," *in Proc. the International Conference on Pattern Recognition*, pp.586-591, 1994.

[4] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, July 1997.

[5] B. Duc, S. Fisher, and J. Bigun, "Face authentication with Gabor information on deformable graphs," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, no. 4, April 1999.

[6] S. C. Lee, H. S. Kim, S. J. Park, and S. H. Park, "Face recognition technology in the dynamic link architecture," *in Proc. the International Conference on Electrical Engineering*, pp.265-268, 1999.

[7] A. Tefas, C. Kotropoulos, and I. Pitas, "Variants of Dynamic Link Architecture based on mathematical morphology for frontal face authentication," *in Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 814-819, 1998.

[8] C. Kotropoulos, A. Tefas, and I. Pitas, "Morphological Elastic Graph Matching applied to Frontal face authentication under optimal and real conditions," *in Proc. of the IEEE Multimedia Systems '99*, vol. 2, pp. 934-938, 1999.

[9] 김종규, 장주석, 김영일, "독립 성분 분석을 이용한 얼굴인식," 전자공학회논문지, 제35권, C편, 제 10호, 1998, 10.

[10] 심영미, 장주석, 김종규, "Fourier 변환된 얼굴의 진폭스펙트럼의 Karhunen-Loeve 근사 방법에 기초한 변위불변적 얼굴인식," 전자공학회논문지, 제 35권, C편, 제 3호, 1998, 3.

[11] J. Zhang, Y. Yan, and M. Lades, "Face Recognition: Eigenface, Elastic Matching, and Neural Nets," *in Proc. of the IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1422-1435, September 1997.

[12] D. L. Swets, and J. Weng, "Using discriminant eigenfeatures for image retrieval" *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 8, pp. 831-836, August 1996.

[13] B. S. Manjunath, and W. Y. Ma, "Texture features for browsing and retrieval of image data" *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 8, pp. 837-842, August 1996.

[14] M. J. Lyons, J. Budynek, and S. Akamatsu, "Automatic Classification of Single Facial Images," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 12, pp. 1357-1362, December 1996.

저 자 소 개

李 炯 枝(正會員)

1997년 2월 : 인하대학교 전자공학과 공학사. 1999년 2월 : 인하대학교 전자공학과 공학석사. 1999년 3월~현재: 인하대학교 전자공학과 박사과정. 주관심분야: 패턴인식, 얼굴인식, 바이오메트릭스 분야

鄭 在 皓(正會員)

1982년 : University of Maryland (BSEE). 1984년 : University of Maryland (MSEE). 1990년 : Georgia Institute of Technology (Ph.D.). 1984년~1985년 : 미국 국방성 산하 해군 연구소, 신호처리실, 연구실. 1991년~1992년 : AT&T Bell Laboratories, 음성신호처리 연구실 연구원 (MTS). 1992년~현재 : 인하대학교 공과대학 전자공학과, (현)교수