

---

# 웨이블렛 변환과 HMM을 이용한 고유공간 기반 얼굴인식에 관한 연구

이정재\* · 김종민\*\*

A Study on Eigenspace Face Recognition using Wavelet Transform and HMM

Jung-Jae Lee\* · Jong-Min Kim\*\*

## 요 약

본 논문은 Wavelet 변환을 이용한 실시간 얼굴 영역 검출을 제안하였으며, 계산의 효율성과 검출 성능을 동시에 만족시키는 강인한 검출 알고리즘을 제안하였다. 검출된 얼굴 영상은 주성분 분석을 통해 저차원 얼굴 심볼로 구성하여 얼굴을 인식한다. 제안된 방법은 기존의 기하학적인 특징 기반 방법이나 외관기반 방법의 비해 많은 계산량이 요구되지 않고 최소한의 정보를 사용하면서도 높은 인식률을 유지할 수 있기에 실시간 시스템 구축에 매우 적합하다. 또한 얼굴 인식 시 발생하는 잘못된 인식이나 인식 오차를 줄이기 위해 고유 공간상에 투영된 모델 특징 값을 군집화 알고리즘을 통해 특정한 기호로 구성하여 은닉마르코프 모델의 입력 기호로 사용하였다. 이렇게 함으로써 임의의 입력 얼굴은 확률 값이 가장 높은 해당 얼굴 모델로 인식하게 된다. 실험 결과 기존의 방식인 Euclidean과 Mahalanobis 방법 보다 제안한 방법이 잘못된 매칭이나 매칭 실패에서 우수한 인식 성능을 보였다.

## ABSTRACT

This paper proposed the real time face area detection using Wavelet transform and the strong detection algorithm that satisfies the efficiency of computation and detection performance at the same time was proposed. The detected face image recognizes the face by configuring the low-dimensional face symbol through the principal component analysis. The proposed method is well suited for real-time system construction because it doesn't require a lot of computation compared to the existing geometric feature-based method or appearance-based method and it can maintain high recognition rate using the minimum amount of information. In addition, in order to reduce the wrong recognition or recognition error occurred during face recognition, the input symbol of Hidden Markov Model is used by configuring the feature values projected to the unique space as a certain symbol through clustering algorithm. By doing so, any input face will be recognized as a face model that has the highest probability. As a result of experiment, when comparing the existing method Euclidean and Mahalanobis, the proposed method showed superior recognition performance in incorrect matching or matching error.

## 키워드

웨이블렛변환, 주성분분석, 은닉마르코프 모델, 고유공간, 특이치분해

## Key word

Wavelet transform, Principal Component Analysis, Hidden Markov Models, Eigenspace, Singular Value Decomposition

---

\* 정회원 : 송원대학교

\*\* 정회원 : 조선대학교, JMSOft (교신저자, mrjijoung@naver.com)

접수일자 : 2012. 08. 01

심사완료일자 : 2012. 09. 06

**Open Access** <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2012.16.10.2121>

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## I. 서론

최근 정보통신 기술의 급속한 발달과 함께 인간의 삶의 질은 향상되어 가고 있다. 하지만 컴퓨터 간의 자료의 불법 복제 및 삭제, 정보유출 등에 의한 사회적 손실 또한 증가하고 있는 실정이다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 해킹에 의해 정보라도 유출될 수 없고, 또한 변경되거나 분실의 위험성이 없는 신분 검증 기법인 생체인식 기술이 각광을 받고 있다[1]. 이와 같은 생체를 이용하는 방법 중에서 얼굴 인식 분야는 사용자에게 특별한 자세나 행위를 요구하지 않고 비접촉으로 자연스럽게 인식을 수행할 수 있다는 장점 때문에 경쟁력 있는 생체 인식 기술로 평가되어 왔다.

최근에 실시간 얼굴 인식을 목적으로 하는 다양한 연구 결과들이 발표되고 있으며, 이에 따라 실시간 응용에서의 인식을 위한 얼굴 영역을 검출하는 과정이 더욱 중요하게 된다. 사람의 얼굴은 응시하는 방향에 따른 정면 혹은 측면의 각도, 고개를 좌우로 기울이는 정도, 다양한 표정, 카메라와의 거리에 따른 얼굴 인식을 영상의 크기 등과 같은 형태적 변화와 조명에 따른 얼굴 내에서의 밝기 정도의 한 배경 혹은 얼굴과 구분이 어려운 색상의 다른 객체 등과 같은 외부적 변화에 따라 매우 다양하게 나타날 수 있기 때문에 영상으로부터의 얼굴 검출 연구는 많은 어려움을 포함하고 있다. 이러한 어려움 때문에 얼굴 인식 분야에서 얼굴 영역 및 성분 검출 연구가 상당히 중요한 요소로 다루어지고 있고, 초기 얼굴 인식 연구에서 전 처리 단계로 취급하던 검출 부분이 하나의 독립적인 연구 분야로 이루어지고 있는 실정이다[2,3]. 또한, 얼굴 인식을 하기 위해서는 아직 해결해야 할 많은 문제점을 가지고 있다. 사람의 얼굴은 각 개인을 식별할 수 있는 많은 정보를 가지는 장점을 가지고 있지만 얼굴을 검출하고 인식하는 과정에서 외부의 환경에 많은 영향을 받는 단점을 가지고 있다. 기존의 얼굴 인식에는 얼굴의 국부적인 특징을 이용한 방법, 얼굴 형판 정합에 기반한 방법, 인공 신경망을 이용한 학습형 인식방법 등이 있었으나, 영상 학습으로 인한 방대한 메모리양과 계산 시간의 문제가 제기되었다. 이러 문제점을 해결하기 위한 방법으로는 얼굴 영상 벡터를 하나의 벡터 공간상의 특징 벡터들로 변환하여 비교하는 얼굴 인식 방법이 활발히 연구되고 있다[4,5,6]. 본 논문에서는 가장 최적화된 주성분 분석을 적용하기 위해 웨이블릿 변환을 이용하여

얼굴 영역만을 검출하는 알고리즘을 제안한다. 검출된 얼굴 영역은 주성분 분석법(Principal Component Analysis)이라는 통계적 방법에 의해 얼굴의 특징들을 표현할 수 있는 저 차원 벡터공간, 즉 과마메트릭 고유공간으로 투영된다. 각 얼굴들은 이 공간 내에서 순차적으로 연속된 점의 궤적으로 표현되고, 미리 학습된 모델 궤적과 입력 영상의 궤적을 비교함으로써 얼굴인식이 이루어지게 된다. 아울러 보다 안정된 인식을 위해 최후 인식결과를 은닉 마르코프 모델을 사용하여 판단하였다.

## II. 제안된 얼굴 인식 시스템

본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 시스템의 알고리즘은 카메라를 통해 얻어진 영상에서 웨이블릿 변환 기법을 이용하여 얼굴만을 추출하여 영상의 크기 정규화 및 노이즈를 제거한 후 주성분 분석을 통해 고유벡터를 산출한 후 은닉 마르코프 모델을 적용하여 얼굴 인식을 수행한다. 그림 1은 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 순서도를 나타낸다.

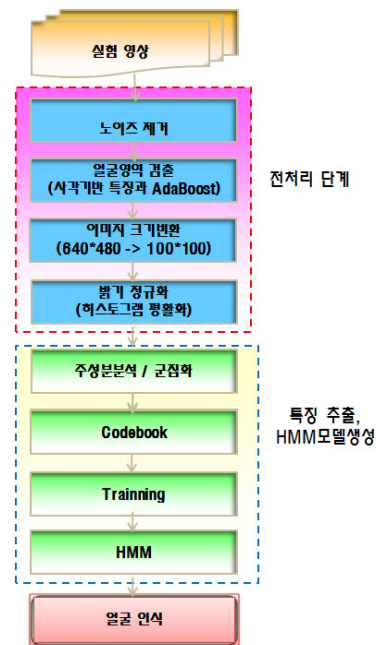


그림 1. 시스템 전체 구성도  
Fig. 1 Flowchart of the proposed System

### III. 얼굴 영상의 정규화

#### 3.1. 배경제거

웨이블렛 변환은 영상 압축, 다해상도 분석, 음성합성, 컴퓨터 비전과 그래픽스 등의 신호 및 영상 처리 분야에서 최근에 많이 연구되고 있다[9,10]. 웨이블렛이란  $\psi(x)$ 로 정의되는 원형 웨이블렛을 이동하고 확장시킴으로써 얻어진 함수들의 집합을 말한다. 웨이블렛 변환의 기본 개념은 임의의 함수  $f(x)$ 를 시간·주파수 공간에서 동시에 지역성을 갖는 식 (1)와 같은 wavelet 기저 함수의 선형결합으로 표현하는 것이다.

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서,  $a$ 는 스케일 변수(scaling parameter)이고,  $b$ 는 이동 변수(translation parameter) 그리고,  $\sqrt{a}$ 는 정규화 인자(normalization factor)이다.

식 (2)는 임의의 신호  $f(x)$ 의 wavelet 변환을 수행한  $Wf(x)$ 를 구하는 것으로, 원신호  $f(x)$ 와 wavelet  $\psi(x)$ 와의 상승 적분(convolution)으로 정의된다.

$$Wf(x) = f(x) * \psi(x) \quad (2)$$

다해상도 Wavelet 변환은 각 스케일에서 다른 차단 주파수의 필터를 사용하여 신호를 해석한다. 고주파 신호를 해석하기 위하여 HPF(High Pass Filter : 고역 통과 필터)를 통과시키고, 저주파 신호를 해석하기 위하여 LPF(Low Pass Filter : 저역 통과 필터)를 통과시킨다. 영상의 분할 과정을 통하여 다양한 크기의 다해상도를 가진 피라미드 구조의 부밴드들을 얻을 수 있고, 그들로부터 영상 정보를 추출하게 된다. 먼저, 1단계 분할을 통해서, 하나의 저대역 부밴드  $LL_1$ 과 방향 성분을 가지는 3개의 고대역 부밴드의 고대역 부밴드  $HL_1, LH_1, HH_1$ 들이 생성된다. 여기서, 저대역 부밴드  $LL_1$ 은 원 영상의 저해상도 표현으로, 대부분의 에너지를 가진다. 고대역 부밴드들은 각각 수평, 수직, 대각선 방향에 있는 영상의 에지 정보를 제공한다. 2단계 분할에서 저대역 부밴드  $LL_1$ 은 다시 하나의 저대역 부밴드  $LL_2$ 와 3개의 고대역

부밴드  $HL_2, LH_2, HH_2$ 들로 분해된다. 그림 2는 크기가  $M \times N$ 인 원 영상에 대한 2단계 웨이블렛 분할을 보인 것이다.

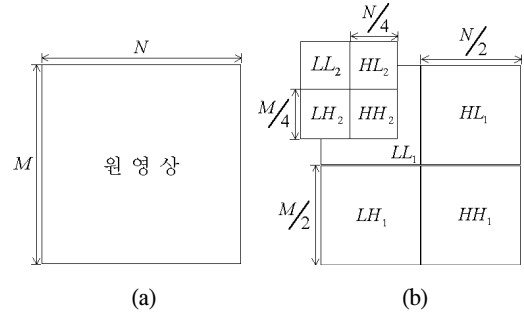


그림 2. Wavelet 분할  
(a) 원 영상 (b) 2단계 분할  
Fig. 2 Wavelet Decomposition  
(a) Original Image (b) 2nd Decomposition

본 논문에서는 수평 방향과 수직 방향 에지 정보를 제공하는 고대역 부밴드  $HL_1$ 와  $LH_1$ 의 특성을 이용하여, 원 영상의 축소판인 저대역 부밴드  $LL_2$ 에서 특징 영역을 추출하였다. 고대역 부밴드의 에지 정보를 분석해보면 코와 입 영역과는 달리, 눈 영역은 거의 일정하게 뚜렷한 에지가 나타남을 알 수 있다. 또한, 눈은 쌍으로 구성되어 있어 하나의 눈 영역을 찾은 후 대응되는 다른 하나의 눈 영역을 찾음으로써 추출의 성공률을 높일 수 있다. 먼저, 그림 3과 같이  $HL_1$ 와  $LH_1$  부밴드를 가로, 세로 방향으로 투영을 하여 히스토그램 분포를 조사한 다음 얼굴의 구성 성분에 대한 사전 지식을 바탕으로 눈의 위치를 찾는다.

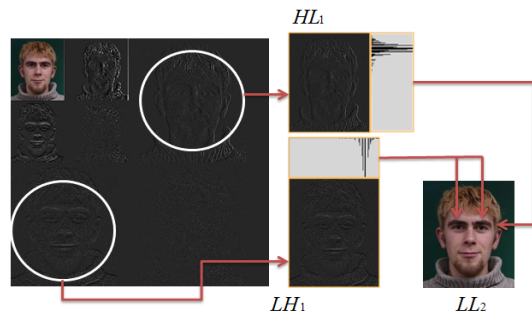


그림 3. 눈의 위치 검출  
Fig. 3 The extraction of eyes' location

그 다음, 대응되는 저대역 부밴드에서 찾아진 눈의 위치를 중심으로 하여, 그림 4에서 보는 바와 같이 더욱 축소된 2차 얼굴 영역을 추출한다. 2차 얼굴 영역을 추출하기 위해서 두 눈 사이의 길이  $l_1$  과 두 눈의 끝과 끝 사이의 길이  $m_1$  을 구한다. 그런 후 저대역 부밴드  $LL_2$ 에서 눈의 위치로부터 위로 길이  $l_2$  만큼 아래로 길이  $m_2$  만큼 확장한 영역을 2차 얼굴 영역으로 설정한다.

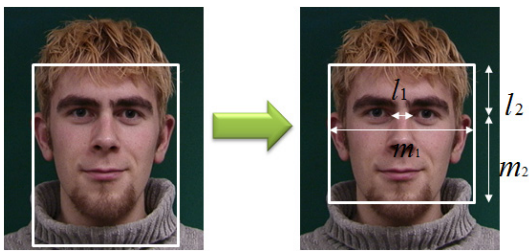


그림 4. 2차 얼굴 영역 추출의 예  
Fig. 4 The example of 2nd facial region extraction

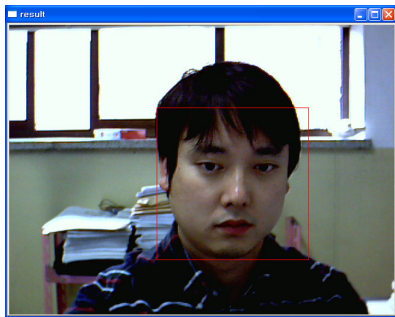


그림 5. 실시간 얼굴 검출  
Fig. 5 Real time face detection

제한한 실시간 얼굴 검출 실험은 Web Camera를 통해 실시간 영상에서 얼굴 검출을 실험하였고, 결과는 그림 5와 같다. 검출된 영상이미지는 주성분 분석을 위해 다시 그레이 이미지로 변환된다.

#### IV. 얼굴 영상의 정규화

단일 카메라를 이용하여 얼굴의 방향이 틀어지는 경우를 같은 형상으로 인식하기에는 많은 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 그림 5와 같이 얼굴의 방향성이 틀어지는 경우 같은 얼굴 영상으로 인식하기 위해 주성분 분석을 이용한 얼굴 방향성 문제의 해결 방법을 제안한다. 이 문제를 해결하기 위해서는 한 사람의 영상을 5°씩 회전을 해서 얼굴 영상을 습득하여 데이터베이스를 구축해야 한다. 그러나 주성분 분석에서는 단지 영상의 외관기반으로 인식을 수행하기 때문에 사람의 머리 모양의 변화만으로도 같은 사람으로 인식하기가 어렵다. 그래서 본 논문에서는 앞에서 설명한 검출 방법을 이용하여 얼굴 영역이 추출 가능한 영상만을 모델 영상으로 사용하였다.



그림 6. 동양 사람의 회전 얼굴 영상  
Fig. 6 Image for the case direction is changed for an Asian person

그림 7은 그림 6에서 얼굴 영역이 추출 가능한 영상만을 나타내었다. 그러나 웨이블릿 변환 기반을 이용하여 얼굴 영역을 추출하는 방법은 얼굴의 상하 좌우의 큰 회전에 대해서는 추출이 불가능하며 좌우 회전 30°까지만 얼굴 추출이 가능하였다.



그림 7. 회전 영상에서 Wavelet 변환을 이용한 얼굴 영역 검출 영상  
 Fig. 7 Image from which facial domain was detected by using wavelet transform in the rotated image

주성분 분석법(Principal Component Analysis)은 고차원의 입력 데이터 집합을 저 차원의 의미 있는 데이터 집합으로 줄일 수 있다[7,8]. 고유벡터를 계산하기 위해서는 먼저 앞장에서 구한 얼굴 영상  $x$ 는 식(3)과 같이 표현될 수 있고 이 영상의 고유공간을 계산하기 위해서는 먼저 모든 영상의 평균 데이터를 구하여 각 영상들의 데이터의 차를 구한다. 평균 데이터  $c$ 와 새로운 영상 데이터 집합  $X$ 를 식(4)와 식(5)와 같다. 그런 다음, 식(6)을 만족하는 고유벡터를 구하기 위해 공분산 행렬  $Q$ 에 대한 고유치  $\lambda$ 와 고유벡터  $e$ 를 구한다.

$$x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]^T \quad (3)$$

$$c = (1/N) \sum_{i=1}^N x_i \quad (4)$$

$$X = [x_1 - c, x_2 - c, \dots, x_N - c]^T \quad (5)$$

$$Q = XX^T \quad (6)$$

$$\lambda_i e_i = Q e_i \quad (7)$$

고유 벡터를 구하기 위해 고유치 분해를 사용하지 않고 특이치 분해(Singular Value Decomposition)이 포함으로써 특징 집합  $X$ 의 공분산 행렬에 대한 고유벡터를 쉽게 얻을 수 있었다. 이렇게 얻어진 고유공간에 평균 벡터  $c$ 를 뺀 특징 집합  $X$ 를 식(8)을 이용하여 투

영시켰다.

$$f_j = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_k]^T (x_n - c) \quad (8)$$

이와 같이 얻어진 저 차원 벡터 공간을 고유공간이라고 부른다. 앞서 설명한 바와 같이 주성분 분석은 몇 개의 주성분 벡터를 유도하여 이를 통해 차원의 축소와 자료의 요약에 주목적으로 하고 있다. 따라서 전체 변이의 대부분을 적절히 설명하기 위하여 보유해야할 주성분의 수를 결정해야 한다. 식(9)는 우리가 필요한 개수를 선택하는 방법이다.

$$\left( \sum_{i=1}^k \lambda_i / p \right) \times 100 \geq 85 \quad (9)$$

여기서  $\lambda_i$ 는  $i$ 번째 고유값,  $p$ 는 전체 고유값 개수라고 할 때 전체 분산 중 주성분  $C_i$ 가 설명할 수 있는 비율은  $\lambda_i/p$ 이다. 즉  $k$ 개 주성분들이 설명할 수 있는 누적 비율이 85% 이상일 때의 개수를 선택하게 된다. 그림 8은 실험에 사용한 제스처들의 특징 집합으로부터 구한 고유치 개수에 따른 주성분의 누적 기여도를 보여주고 있다.

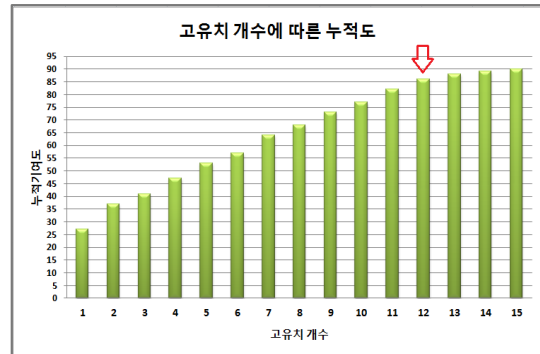


그림 8. 고유치의 개수에 따른 누적 기여도  
 Fig. 8 Cumulative contribution depending on the number of eigenvalue

그림 9는 5명의 영상 시퀀스를 고유 공간에 투영한 결과를 나타낸 것이다. 고유 공간에 투영된 점이 가까울수록 영상들의 높은 상관관계를 가진다고 할 수 있다.

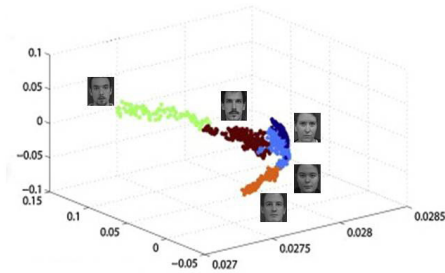


그림 9. 고유 공간에 투영된 얼굴 영상 분포  
Fig. 9 Distribution of model faces in eigenspace

### V. 은닉 마르코프 모델을 이용한 얼굴인식

고유 공간에 투영된 점들은 얼굴의 회전에 따라 선형적으로 변화한다는 것을 나타낸다. 이처럼 얼굴의 방향으로 인해 변화하는 데이터를 얼굴 인식 모델로 구성하기 위해 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Models)을 이용하였다[9,10,11].

은닉 마르코프 모델의 입력은 심볼의 집합이 된다. 그러므로 4절에서 구한 저 차원의 특징 데이터 값들을 심볼로 바꾸기 위해서 클러스터링 알고리즘을 이용해 몇 개의 얼굴 군집(Cluster)으로 나누고, 각 군집에 대해 특징 기호를 할당한다. 그리고 각 클러스터의 중심 좌표 값은 코드 북으로 저장되어 새로운 특징 값이 들어왔을 때 기호를 할당하는 기준이 된다. 얼굴들의 심볼 집합이 입력으로 들어오면 Baum-Welch 알고리즘[15]에 의해 인식에 필요한 3가지 파라미터( $\pi, A, B$ )을 식(10 ~ 12)로 추정할 수 있다.

상태  $i$ 가 확률  $a_{i,j}$ 는 은닉 마르코프 모델의 상태가  $i$ 로부터  $j$ 로 변화하는 확률을 의미한다. 그리고 확률  $b_{i,j}$ 는 출력 심볼  $y$ 가 상태  $i$ 로부터  $j$ 로 천이되면서 관측될 수 있는 확률이고,  $\pi_i$ 는 초기 상태 확률 값을 나타낸다.

$$\overline{\pi}_i = \gamma_1(i) \tag{10}$$

$$\overline{\alpha}_{i,j} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i,j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \tag{11}$$

$$\overline{b}_{i,j}(k) = \frac{\sum_{t=1, s.t. y_t=k}^T \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)} \tag{12}$$

학습 과정을 통해 각 얼굴에 해당되는 3가지 파라미터( $\pi, A, B$ ) 값들이 결정되는데 이를 얼굴 모델이라한다. 인식하고자 하는 새로운 심볼 집합( $Y$ )이 주어지면 은닉 마르코프 모델에서는 각 얼굴 모델  $\lambda_i$ 에 대한 확률 값은 전방 변수인  $\alpha_t(i)$ 와 후방 변수인  $\beta_t(i)$ 를 이용하여 식(13)과 같이 구하고 가장 높은 확률 값을 갖는 모델로 인식하게 된다.

$$P(Y|\lambda_i) = \sum_i \sum_j \alpha_t(i) a_{ij} b_{ij}(y_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \tag{13}$$

### VI. 얼굴인식 실험 및 결론

실험에 사용된 영상은 ORL DB와 얼굴의 회전을 제공하는 UMIST DB 그리고 자체 제작한 얼굴영상 데이터 베이스를 사용하여 실험을 하였다. ORL DB는 서로 다른 환경에서 40명으로부터 각 개인에 대하여 10장의 얼굴로 구성되어 있으며, 이 영상들은 위치 회전, 스케일, 얼굴 감정에 변화를 주고 있다(회전에서의 변화는 최대 20° 회전하였고, 스케일에 변화는 사람과 비디오카메라 사이에 거리를 변화시켰다.). UMIST DB는 20명으로부터 개인당 5°씩 회전한 얼굴 영상을 제공한다. 본 논문은 학습을 위해 ORL DB 200개와 UMIST 580개의 얼굴영상과 자체 제작한 얼굴영상(총 5명의 사람과 한사람 당 5° 회전한 이미지)을 사용하였고, 사용된 얼굴 영상은 Wavelet 변환을 이용해서 검출된 얼굴 영역만을 구성하였다.

얼굴 영상은 크기 정규화를 거쳐 50\*50 영상으로 변환하였다. 본 논문은 제안한 방법의 우수성을 검증하기 위해 각 매칭 방법별 매칭 성공률에 대한 분석 결과를 표 1에 나타내었다.

표 1. 매칭 방법에 따른 매칭 성공률  
Table. 1 Successful matching rate according to the matching methods

매칭 방법	매칭 실패	잘못된 매칭	매칭 성공
Euclidean	5.5%	16.0%	79.0%
Mahananobis	5.7%	8.4%	84.3%
K-Nearest Neighbor	3.9%	3.0%	93.1%
Proposed HMM	1.5%	3.7%	94.8%

표 1에서 보는 바와 같이 제안한 방법을 이용했을 때 기존의 제안한 방법인 Euclidean과 Mahananobis의 방식보다 매칭 성공률이 높음을 알 수 있다. 특히 잘못된 매칭에 대해서는 많은 개선을 나타내었다.

표 2. 학습 영상 변화에 따른 매칭 성공률  
Table. 2 Successful Matching Rate According to the learning image

매칭 방법 모델개수	Euclidean	K-NN	Mahananobis	Proposed HMM
50	96.5	97.2	97.5	98.5
100	92.3	96.5	96.5	98.2
150	89.5	96.0	94.2	98.0
200	87.2	95.5	93.5	97.9
250	85.4	94.3	92.2	97.5
300	85.0	94.2	90.3	96.5
350	82.5	94.7	88.5	96.3
400	80.5	93.7	85.5	96.0
450	78.6	93.5	84.5	95.9
500	77.4	93.1	83.2	95.5
550	76.2	92.8	80.0	93.2
600	74.5	92.3	79.1	93.0
650	72.0	91.8	78.2	92.5
700	70.3	90.8	77.1	92.3
750	67.5	90.5	76.2	92.0
800	66.2	90.1	74.5	91.9
950	65.9	89.5	73.5	91.5
1,000	64.9	88.9	73.2	90.9
평균	78.5	93.1	84.3	94.9

또한 모델 개수에 따른 인식률의 차이를 알기 위해 표 2와 같이 실험을 진행하였다. 실험에서 알 수 있듯이 학습영상이 증가함에 따라 제안한 방법이 다른 매칭 방법보다 인식률에 큰 변화 추이 없이 유지 하면서 평균 인식률도 가장 우수하다는 것을 알 수 있었다.

설계된 얼굴 인식 시스템은 신뢰도 있고 안정적인 얼굴영역 검출을 위해 Wavelet 변환 알고리즘을 사용하여 초당 25프레임의 얼굴 검출 성능을 보였다. 또한 기존의 주성분 분석의 문제점인 Point to Point 매칭의 인식과정에서 여러 얼굴들이 투영되어 있는 얼굴 영상 공간에서 실제 얼굴 영상이 매칭에 성공했는지라도 다른 얼굴 영상으로 인식하는 잘못된 매칭이 빈번히 발생하였다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 은닉 마르코프 모델을 제안 하였고, 이 방법은 기존의 단일 얼굴 영상 단위의 매칭이 아닌 최종 확률 값이 가장 큰 모델을 인식함으로써 기존의 유클리더어 거리 같은 방식의 매칭 기법보다 매칭성공률이 15%이상 개선되었고, 특히 잘못된 매칭에 대해서는 많은 개선을 나타내었다.

참고문헌

[ 1 ] Rodrigo de Luis-Garcia, Carlos Alberola-Lopez, Otman Aghzout and Juan Ruiz-Alzola "Biometric identification systems," Signal Processing Vol. 83, Issue 12. pp. 2539-2557, Dec 2003.

[ 2 ] R. Chellappa. C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Face detection, tracking and recognition A Study", Proc. of 5th International Conference on Control Automation. Robotics and Vision, Dec. 1998, pp50-55.

[ 3 ] Geng Xue, Zhang Youwei, "Facial Expression Recognition Based on the Difference of Statistical Features", International Conference on Signal Processing 2006, Vol3, pp16-20.

[ 4 ] Z. Zang, M. Lyons, M. Schuster and S.Akamatsu, "Comparison between Geometry-Based and Gabor Wavelets-Based Facial Expression Recognition Using Multi-Layer Perceptron", Proceedings of Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.454-459, 1998.

[ 5 ] S.Z. Li, L. Zhu, A.Q Zhang, and H.J. Zhang, "Statistical Learning of Multi-View Face Detection", In Proc. 7th European Conference on Computer Vision, Copenhagen, Denmark. May 2002.

[ 6 ] Dnda.R.O, Mart, P.E. & Stork, D.G.(2001). Perttern

classification.

- [ 7 ] Turk. Matthew and Alex Penland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, pp.71-86, 1991
- [ 8 ] Hiroshi Murase and Shree K. Nayar, "Visual Learning and Recognition 3-D objec from appearance", International Journal of Computer Vision, Vol.14, 1995.
- [ 9 ] R.C Gonzalez, Digital Image Processing2/E (Drentice-HaltInc.2003)
- [10] L. R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov-Models and Selected Applications in Speech Recognition", Proceedings of the Ieee, vol. 77, no. 2, pp.257-286, Feb, 1989.
- [11] Geng Xue, Zhang Youwei, "Facial Expression Recognition Based on the Difference of Statistical Features," International Conference on Signal Processing 2006, Vol.3, pp.16-20.

### 저자소개



**이정재(Jung-Jae Lee)**

1986년 2월 : 조선대학교  
전산기공학과(공학학사)  
1989년 8월 : 조선대학교  
전산기공학과(공학석사)

1997년 2월 : 조선대학교 전산통계학과(이학박사)  
1998년 3월~현재 : 송원대학교 컴퓨터정보학과 조교수  
※ 관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 신경망



**김종민(Jong-Min Kim)**

2008년 2월 : 조선대학교  
전산통계학과(이학박사)  
2011년 3월~현재 : JM SOFT E&C  
대표이사

2007년 3월~현재 : 조선대학교 외래교수  
※ 관심분야 : 컴퓨터비전, 생체보안, 멀티미디어