

A Facial Feature Area Extraction Method for Improving Face Recognition Rate in Camera Image

Seong-Hoon Kim[†] · Gi-Tae Han^{**}

ABSTRACT

Face recognition is a technology to extract feature from a facial image, learn the features through various algorithms, and recognize a person by comparing the learned data with feature of a new facial image. Especially, in order to improve the rate of face recognition, face recognition requires various processing methods. In the training stage of face recognition, feature should be extracted from a facial image. As for the existing method of extracting facial feature, linear discriminant analysis (LDA) is being mainly used. The LDA method is to express a facial image with dots on the high-dimensional space, and extract facial feature to distinguish a person by analyzing the class information and the distribution of dots. As the position of a dot is determined by pixel values of a facial image on the high-dimensional space, if unnecessary areas or frequently changing areas are included on a facial image, incorrect facial feature could be extracted by LDA. Especially, if a camera image is used for face recognition, the size of a face could vary with the distance between the face and the camera, deteriorating the rate of face recognition. Thus, in order to solve this problem, this paper detected a facial area by using a camera, removed unnecessary areas using the facial feature area calculated via a Gabor filter, and normalized the size of the facial area. Facial feature were extracted through LDA using the normalized facial image and were learned through the artificial neural network for face recognition. As a result, it was possible to improve the rate of face recognition by approx. 13% compared to the existing face recognition method including unnecessary areas.

Keywords : Face Recognition, Facial Feature Area, Gabor Filter, Linear Discriminant Analysis, Artificial Neural Network

일반 카메라 영상에서의 얼굴 인식을 향상 위한 얼굴 특징 영역 추출 방법

김성훈[†] · 한기태^{**}

요 약

얼굴 인식은 얼굴 영상에서 특징을 추출하고, 이를 다양한 알고리즘을 통해 학습하여 학습된 데이터와 새로운 얼굴 영상에서의 특징과 비교하여 사람을 인식하는 기술로 인식률을 향상시키기 위해서 다양한 방법들이 요구되는 기술이다. 얼굴 인식을 위해 학습 단계에서는 얼굴 영상들로 부터 특징 성분을 추출해야하며, 이를 위한 기존 얼굴 특징 성분 추출 방법에는 선형판별분석(Linear Discriminant Analysis, LDA)이 있다. 이 방법은 얼굴 영상들을 고차원의 공간에서 점들로 표현하고, 클래스 정보와 점의 분포를 분석하여 사람을 판별하기 위한 특징들을 추출하는데, 점의 위치가 얼굴 영상의 화소값에 의해 결정되므로 얼굴 영상에서 불필요한 영역 또는 변화가 자주 발생하는 영역이 포함되는 경우 잘못된 얼굴 특징이 추출될 수 있으며, 특히 일반 카메라 영상을 사용하여 얼굴인식을 수행하는 경우 얼굴과 카메라간의 거리에 따라 얼굴 크기가 다르게 나타나 최종적으로 얼굴 인식이 저하된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 일반 카메라를 이용하여 얼굴 영역을 검출하고, 검출된 얼굴 영역에서 Gabor Filter를 이용하여 계산된 얼굴 외곽선을 통해 불필요한 영역을 제거한 후 일정 크기로 얼굴 영역 크기를 정규화하였다. 정규화된 얼굴 영상을 선형 판별 분석을 통해 얼굴 특징 성분을 추출하고, 인공 신경망을 통해 학습하여 얼굴 인식을 수행한 결과 기존의 불필요 영역이 포함된 얼굴 인식 방법보다 약 13% 정도의 인식률 향상이 가능하였다.

키워드 : 얼굴인식, 얼굴 특징 영역, 가버 필터, 선형 판별 분석, 인공 신경망

1. 서 론

* 이 논문은 중소기업청에서 지원하는 2015년도 산학연공동기술개발사업(C0300341)의 연구수행으로 인한 결과물임.

[†] 준 회 원 : 가천대학교 IT융합공학과 박사과정

^{**} 정 회 원 : 가천대학교 컴퓨터공학과 교수

Manuscript Received : January 12, 2016

First Revision : April 14, 2016

Accepted : April 14, 2016

* Corresponding Author : Gi-Tae Han(gthan@gachon.ac.kr)

생체인식 기술과 하드웨어의 발전에 따라 다양한 생체인식 장치들이 여러 산업에 보급되고 있으며, 최근에는 물리적 보안뿐만 아니라 온라인상에서의 개인정보 보호 등에도 적용되는 사례도 있다. 생체인식에는 지문인식, 홍채인식, 정

맥인식 등이 있는데, 특히 얼굴인식은 생체인식을 위한 특수 장치가 요구되지 않으며 카메라만으로 인식할 수 있다는 장점이 있어 활용성 및 정확도를 높이기 위한 다양한 연구들이 진행되고 있다[1, 2].

얼굴인식 기술은 학습단계와 인식단계를 거쳐 수행되며, 학습단계에서는 인식 대상들의 얼굴 영상에서 특징 성분들을 추출하고, 이를 여러 학습방법을 통해 인식 대상들을 학습한다. 따라서 학습 단계에서 잘못된 얼굴 특징 성분 데이터들을 이용하여 학습하는 경우 인식 단계에서 학습한 대상과 동일한 대상의 얼굴 영상이 불일치로 나타날 수 있으므로 얼굴 특징 성분을 추출하는 과정에 따라 얼굴 인식율에 영향을 미친다. 특히 일반 카메라를 이용하여 얼굴 인식을 사용하는 경우 얼굴 영상의 환경 변화가 다양하게 일어나므로 불필요한 영역들을 제거하지 않는다면 얼굴 인식률 저하의 주 원인이 될 수 있다[3, 4, 5].

기존 얼굴 특징 성분을 추출하는 방법에는 PCA, LDA 등이 있는데, 그 중에서 LDA(Linear Discriminant Analysis)는 클래스 정보와 클래스 간 분산(Between-Class Scatter)과 클래스 내 분산(Within-Class Scatter)을 이용하여 PCA의 단점을 보완한 얼굴 특징 성분 추출 방법이다. 이 방법은 얼굴 영상을 고차원공간에서 하나의 점으로 표현하고 각 점들의 분포를 계산하여 클래스들을 분리하는 특징 벡터들을 계산하는데, 이 점들은 얼굴 영상의 화소값에 의해 위치가 결정된다. 따라서 얼굴 영상에서 불필요한 화소값들이 존재하는 경우 이 화소값들에 의해 점들의 위치가 변하여 클래스를 완벽하게 분리할 수 없는 문제가 발생할 수 있으며, 이로 인해 얼굴 인식 단계에서 오인식을 유발할 수 있다[5, 6, 7, 8].

기존 Dhiren Pandit이 제안한 얼굴 영역 검출 방법은 Haar-Like기반의 얼굴 검출기를 이용하여 입력 영상에서 얼굴 영역을 검출하는데, 학습 단계에서 검출된 얼굴 영역의 불필요 영역을 제거하지 않고 그대로 학습단계에 사용한다. 이에 따라 학습에 사용된 얼굴 영상과 인식 단계에서의 얼굴 영상의 머리카락의 색상, 모양 등이 다르거나 얼굴과 카메라간 거리에 따라 얼굴 크기가 다르게 나타나는 경우 다른 사람으로 잘못 인식하거나 인식을 실패하는 단점이 있다[9].

또한 Alireza Tofighi가 제안한 얼굴 영역 검출 방법은 피부색상을 이용하여 얼굴 영역을 추출하고 나머지 영역을 제거하는데, 이 방법은 조명이나 장애물 등에 의해 얼굴 영역에 그림자가 있는 경우 화소값이 어두워져 잘못된 얼굴 영역이 추출될 수 있는 문제점이 있고 Dhiren Pandit이 제안한 방법과 마찬가지로 얼굴 영역 크기에 따라 오검출이 발생할 수 있다[10].

본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위하여 Haar-Like로 검출된 얼굴 영역에서 Gabor Filter를 이용하여 얼굴 외곽선을 검출하기 위한 얼굴 특징점을 계산하고, 계산된 얼굴 특징점들을 이용하여 2차 곡선 방정식과 최소사승법을 통해 얼굴의 오른쪽과 왼쪽의 외곽선을 검출한다. 얼굴 상단은 머리카락, 눈썹 등에 의해 정확한 곡선을 추출하기가 어려우므로 얼굴에서 지정된 3개의 점을 이용하여 얼굴 상단 곡선

을 생성한다. 최종적으로 계산된 얼굴 양쪽 외곽선과 상단 곡선을 사용하여 얼굴 영역에서 불필요한 영역을 제거하고, 일정 크기로 정규화한 후 LDA를 통해 얼굴 특징 성분을 추출함으로써 얼굴 인식률을 향상시키는 방법을 제안한다.

2. 관련 연구

2.1 선형판별분석법(Linear Discriminant Analysis, LDA)

선형판별분석법(LDA)은 Fig. 1과 같이 클래스 정보를 갖는 데이터 분포들이 어떤 벡터에 투영될 때, 클래스들이 서로 잘 분리되는 벡터를 계산하여 새로운 데이터들이 입력되면 해당 데이터가 어느 클래스에 속하는지 판별하는 방법이다[5, 6].

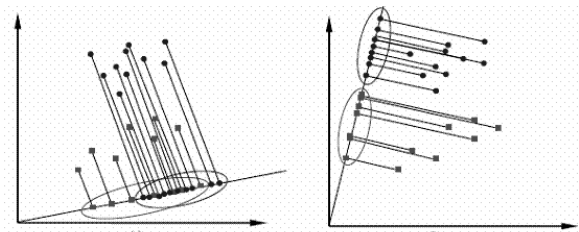


Fig. 1. Linear discriminant analysis

얼굴인식을 위한 선형판별분석법은 다중 클래스 분류 문제로 접근해야하며, 이를 계산하기 위해 먼저 C개의 클래스로 나누어지는 데이터 X에서 임의의 벡터 w에 대하여 투영된 분포 데이터 Y를 아래 Equation 1과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned}
 Y &= W^T X & (1) \\
 W &= [w_1 | w_2 | \dots | w_{C-1}] \\
 Y &= [y_1 | y_2 | \dots | y_{C-1}]
 \end{aligned}$$

LDA는 클래스 간 분산(between-class scatter)과 클래스 내 분산(within-class scatter)을 사용하여 클래스 간 분산값은 최대가 되고, 클래스 내 분산은 최소가 되는 벡터를 찾으므로 클래스 내 분산 값 S_W 를 계산하기 위해 아래 Equation (2)와 같이 각 클래스의 분산값 S_i 를 구하고, 이를 모두 더하여 계산하고, 클래스간 분산 값 S_B 는 Equation (3)과 같이 모든 데이터들의 평균값 μ 와 각 클래스의 평균값 μ_i 를 사용하여 계산한다.

$$S_W = \sum_{i=1}^C S_i \tag{2}$$

$$\text{where } S_i = \sum_{x \in w_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T$$

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in w_i} x$$

$$S_B = \sum_{i=1}^C N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (3)$$

$$\text{where } \mu = \frac{1}{N} \sum_{x \in w_i} N_i \mu_i$$

계산된 S_W 와 S_B 를 이용하여 아래 Equation (4)와 같이 정의하면 S_W 가 작아지고 S_B 가 커질 때, $J(W)J(W)$ 가 가장 크게 나타난다. 즉, $J(W)$ 가 가장 최대가 되는 투영 벡터 W 를 계산하기 위해 일반화된 고유값(eigenvalue) 계산법으로 구할 수 있으며, $J(W)$ 의 최대값을 구하기 위해 Equation 4를 미분하여 0으로 놓았을 때, Equation 5로 나타낼 수 있으며, Equation 5에서 $W^T S_W W$ 로 나누어 주면 Equation (6)으로 나타낼 수 있고, 이를 정리하면 아래 Equation (7)과 같이 고유값 계산을 위한 식으로 유도할 수 있다.

$$J(W) = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad (4)$$

$$\frac{d}{dW}[J(W)] = \frac{d}{dW} \left[\frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \right] = 0 \quad (5)$$

$$[W^T S_W W] 2S_B W - [W^T S_B W] 2S_W W = 0$$

$$\frac{[W^T S_W W]}{[W^T S_W W]} S_B W - \frac{[W^T S_B W]}{[W^T S_W W]} S_W W = 0 \quad (6)$$

$$S_B W - JS_W W = 0$$

$$S_W^{-1} S_B W - JW = 0$$

$$J(W) = S_W^{-1} S_B W \quad (7)$$

Equation (7)을 이용하여 고유값을 계산하면 0이 아닌 C-1개의 고유값이 계산되고, 각 고유값에 대응하는 고유벡터가 각 클래스를 분별하는 기준이 된다.

2.2 인공 신경망(Artificial Neural Network, ANN)

인공 신경망은 얼굴 특징 성분을 학습하기 위한 방법 중 하나이며, 학습하는데 많은 반복 학습이 요구되어 처리량이 많으나 인식단계에서는 학습을 통해 계산된 가중치와의 단순 연산을 통해 인식 결과를 나타내므로 빠르다는 장점이 있다[11, 12]. 얼굴인식에 사용되는 인공 신경망은 아래 Fig. 2와 같이 입력층, 한 개 이상의 은닉층, 출력층이 있는 신경망을 사용하며, 각 뉴런들 사이의 가중치(또는 연결강도)를 학습한다.

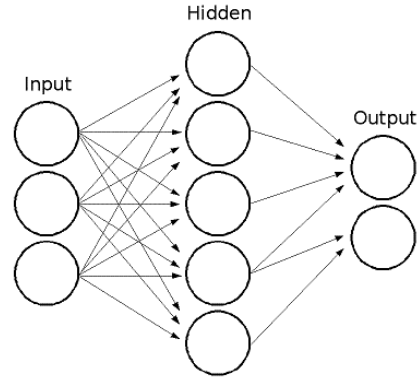


Fig. 2. Multi-layer artificial neural network

뉴런과 뉴런 사이에 존재하는 가중치는 인식 결과에 영향을 미치며, 반복학습을 통해 오인식률이 최소가 되도록 계산되어야 한다. 일반적으로 가중치 학습은 Fig. 3과 같이 역전파 알고리즘(Backpropagation)을 이용하며, 이 방법은 출력층에서 계산되어 나온 실제 출력값과 데이터 학습 시 주어진 목표 출력값을 이용하여 에러율을 계산하고, 에러 신호를 입력층으로 전파하여 가중치를 갱신한다.

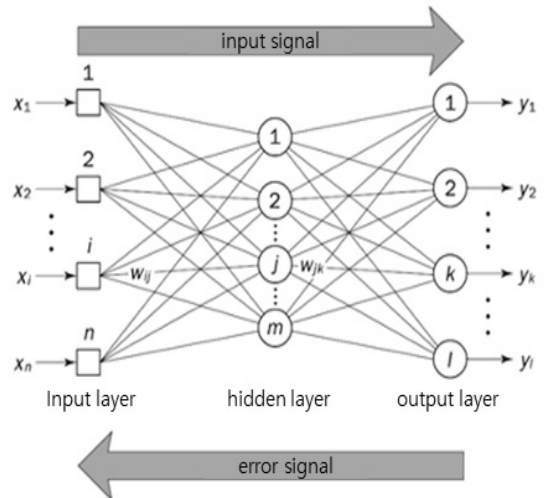


Fig. 3. Training weight using backpropagation

역전파 알고리즘을 이용한 가중치 학습은 초기화, 활성화, 가중치학습, 반복 총 4단계로 구성되어 있으며, 초기화 단계에서는 $(-\frac{2.4}{F_i}, +\frac{2.4}{F_i})$ 의 범위 내에서 임의의 값으로 초기화한다. F_i 는 입력층 뉴런 i의 총 입력개수이며, 입력데이터와 함께 목표출력이 제시되어야 한다.

활성화 단계에서는 아래 Equation (8)과 같이 p번째 반복에서 입력값 x , 가중치 w , bias 값 θ 를 이용하여 은닉층 뉴런 출력값 $y_j(p)$ 와 출력층 뉴런의 출력값 $y_k(p)$ 를 계산한다.

$$y_j = \text{sigmoid} \left[\sum_{i=1}^n x_i(p) \times w_{ij}(p) - \theta_j \right] \quad (8)$$

$$y_k = \text{sigmoid} \left[\sum_{j=1}^m x_j(p) \times w_{jk}(p) - \theta_k \right]$$

다음 가중치 학습단계에서는 Equation (9)와 같이 출력층 뉴런에서 계산되어야 할 목표 출력 값 $y_{d,k}(p)$ 와 실제 출력층 뉴런에서 계산된 출력 값 $y_k(p)$ 와의 차를 에러율 $e_k(p)$ 로 계산하고, 이를 Equation 10에 대입하여 은닉층과 출력층 사이의 가중치 $w_{jk}(p)$ 에 보강 값 $\Delta w_{jk}(p)$ 을 더하여 다음 반복에서 사용될 가중치 $w_{jk}(p+1)$ 을 계산한다. α 는 학습율(learning rate)로 다음 반복에서 계산되는 가중치 $w_{jk}(p+1)$ 이 변화하는 변화량을 조절하는데 사용된다.

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \quad (9)$$

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p) \quad (10)$$

where $\delta_k(p) = \frac{\partial y_k(p)}{\partial X_k(p)} \times e_k(p)$

가중치 갱신은 각 층 사이에 존재하는 모든 가중치들에 대하여 수행되며, 마지막으로 반복 단계에서는 만족하는 수준의 에러율이 나타날 때 까지 반복하여 가중치를 학습한다.

3. 제안하는 방법

본 논문에서 제안하는 방법은 Fig. 4와 같이 카메라로 입력된 영상에서 얼굴 검출, 얼굴 영역에서 눈과 입 검출, 양쪽 눈과 입 영역을 이용한 기준점 검출 및 얼굴 외곽선 검출, 얼굴 외곽선을 이용한 불필요 영역 제거, 얼굴 영상 크기 정규화, LDA기반 특징 추출, ANN기반 얼굴 특징 학습 및 인식 순서로 처리한다.

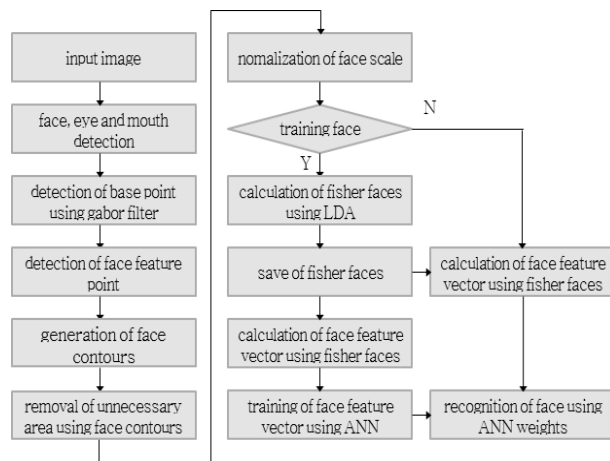


Fig. 4. Flowchart of proposed method

3.1 얼굴, 눈, 입검출 방법

입력된 카메라 영상에서 얼굴영역과 얼굴 영역에서의 눈, 입을 검출하기 위해 Fig. 5와 같이 Edge feature, Line feature, Four-rectangle feature를 검출할 수 있는 Haar-Like 특징을 사용하며, 이는 얼굴의 특징들인 눈, 입, 얼굴이 주로 외곽선 성분, 직선 성분들로 구성되어 있기 때문에 Fig. 5와 같은 Haar-Feature를 사용하였다. 따라서 이를 통해 학습한 얼굴 검출기, 눈 검출기, 입 검출기를 사용하며, 얼굴 영역에서 눈 영역과 입 영역의 오검출을 최소화하기 위해 Fig. 6과 같이 검출된 얼굴 영역을 위상단, 좌상단, 하단 3개의 영역으로 분리한다.

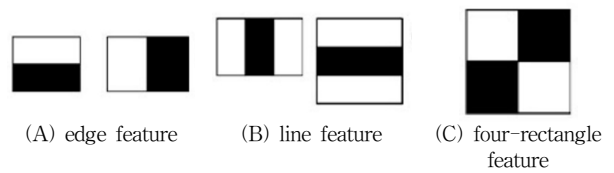


Fig. 5. Haar-features for facial feature detection

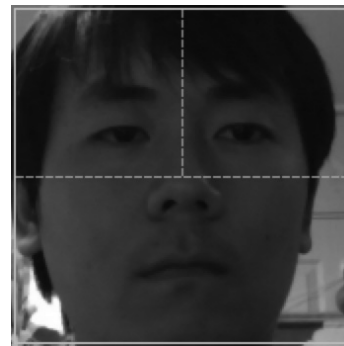


Fig. 6. The partition of facial area for detection of two eyes and mouth

분리된 얼굴 영역에서 Fig. 7과 같이 상단 영역에서 눈 영역을 검출하여 나온 후보 눈 영역들 중 좌상단 영역에 위치한 후보 눈 영역을 왼쪽 눈 영역으로 지정하고, 위상단 영역에 위치한 눈 후보 영역을 오른쪽 눈 영역으로 지정한다. 또한 하단 영역에 위치한 후보 입 영역을 입 영역으로 지정한다.

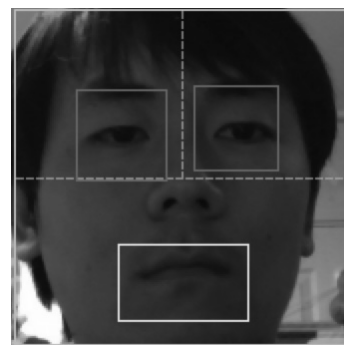


Fig. 7. Result of eye detection and mouth detection

3.2 얼굴 외곽선 검출 방법

얼굴 외곽선 검출은 2차 방정식과 최소자승법을 이용한 Curve fitting으로 검출하며, 이를 위해서는 먼저 얼굴 기준점을 검출해야 한다. 본 논문에서는 얼굴 기준점을 검출하기 위해 Gabor filter를 사용하며, 아래 Equation (11)를 이용하여 Fig. 8과 같이 θ 값이 0° 와 90° 인 Gabor filter를 생성한다. Gabor filter 생성에 사용된 다른 파라미터는 실험을 통해 가장 좋은 성능을 나타내는 값들을 사용하였으며, 사인 평면파를 조절하는 파라미터 λ 는 0.5값을 사용하였고, 사인파의 중심점 이동 값인 ψ 은 2.6으로 사용하였다. σ 는 0.43의 값을 사용하여 Gabor filter의 가우시안의 크기를 결정였다. 또한 가우시안을 타원형으로 나타낼 수 있는 비율 값 γ 은 1값을 사용하여 원형을 갖게 하였다.

$$g(x, y, \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \times \cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (11)$$

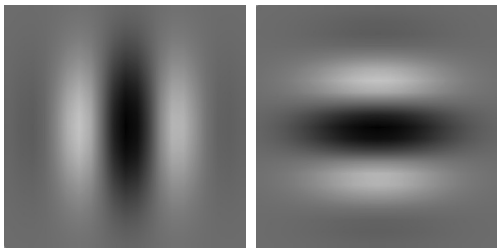


Fig. 8. Generation of gabor filters according to 0 degree and 90 degree for detecting face base points

생성된 Gabor filter를 이용하여 Fig. 9와 같이 양쪽 눈 영역의 중심위치로부터 최 좌측 위치와 최 우측 위치에서 좌 또는 우 방향으로 컨벌루션하고, 실험을 통해 정해진 임계값

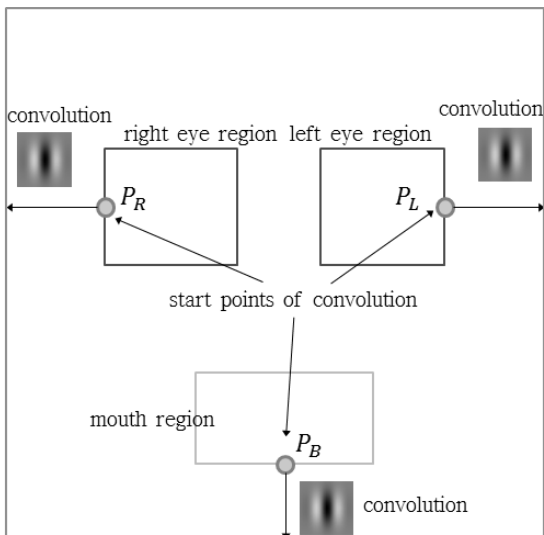


Fig. 9. Detection method of base points in facial area

t 를 이용하여 임계값 이상의 값이 계산 여러 개의 위치 중에서 컨벌루션 시작지점에 가장 가까운 위치를 얼굴 양쪽 기준점 P_L, P_R 으로 지정하고, 입 영역의 중심위치로부터 최 하단 위치에서 아래로 컨벌루션하여 정해진 임계값 이상의 값이 계산되는 첫 번째 위치를 얼굴 하단 기준점 P_B 로 지정하여 Fig. 11과 같이 3개의 얼굴 기준점을 검출한다.

임계값 t 는 아래 Fig. 10과 같이 t 값을 조절하면서 나타나는 기준점 후보들은 흰색점으로 나타나며, 이 때 임계값 t 가 작은 경우에는 너무 많은 후보점들이 검출되고, t 가 큰 경우에는 후보점들이 적어 오검출될 가능성이 있으므로 가장 좋은 성능을 나타내는 150~180 사이의 임계값 t 를 사용하였다.

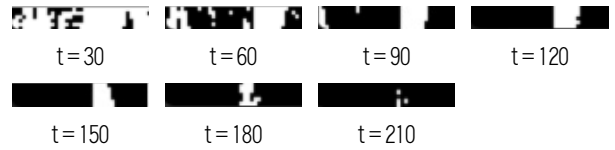


Fig. 10. Detection results of base point candidates according to threshold

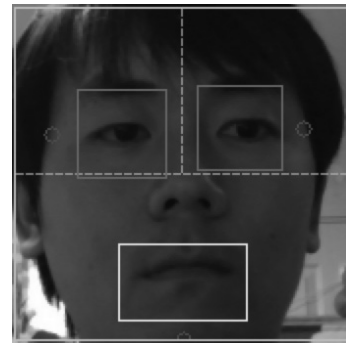


Fig. 11. Result of face base point detection

검출된 3개의 얼굴 기준점을 아래 Fig. 12와 같이 왼쪽 기준점과 하단 기준점을 직선 $\overline{P_L P_B}$ 로 연결하고, 오른쪽 기준점과 하단 기준점도 동일하게 직선 $\overline{P_R P_B}$ 로 연결하여 각 직선 상에서 동일한 간격을 갖는 n 개의 점 P_n 을 구하고, 직선 $\overline{P_L P_B}$ 또는 $\overline{P_R P_B}$ 의 수직방향으로 길이가 w_n 이고, 높이가 h 인 n 개의 직사각 영역 $Rect_n$ 을 계산한다. Fig. 13은 $n = 9$ 일 때의 직사각 영역들을 나타내고 있다.

해당 영역의 길이 w_n 는 얼굴 영역 밖으로 벗어나지 않는 최대 길이이며, 높이 h 는 Fig. 12와 같이 Gabor filter의 높이 값으로 지정한다. n 개의 대각선 영역은 Fig. 14와 같이 컨벌루션 계산이 용이하도록 세로 방향으로 회전시키고, 90° 의 각도 값으로 생성된 Gabor filter를 이용하여 컨벌루션한다. 이후 얼굴 기준점 검출에 사용된 임계값 t 보다 큰 위치들 중에서 컨벌루션 시작 지점에 가장 가까운 위치를 얼굴 특징점으로 계산하여 Fig. 15와 같이 오른쪽과 왼쪽 각

각 n 개의 점들은 얼굴 특징점으로 지정한다. 만약 지정된 임계값 t 를 만족하는 특징점 위치가 나타나지 않은 경우 해당 직사각 영역에서 얼굴 특징점은 미검출로 간주하므로, Fig. 15에서 $Rect_8$ 과 $Rect_9$ 의 영역에서는 얼굴 특징점이 검출되지 않은 것으로 나타난다.

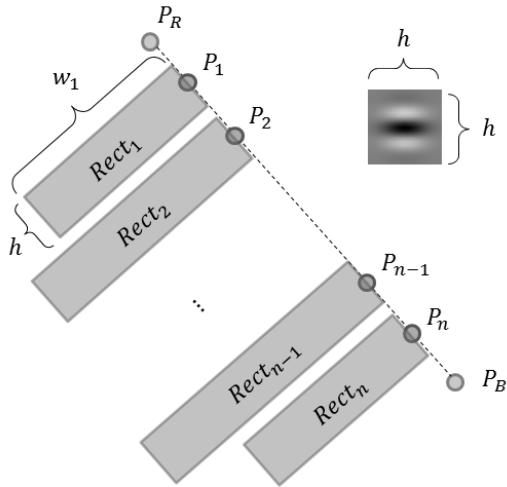


Fig. 12. Rectangle area calculation using $\overline{P_L P_R}$ line for detecting facial feature points

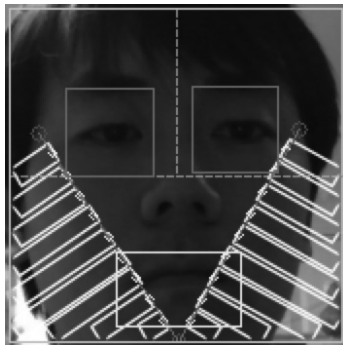


Fig. 13. Generation result of rectangle area when n is 9

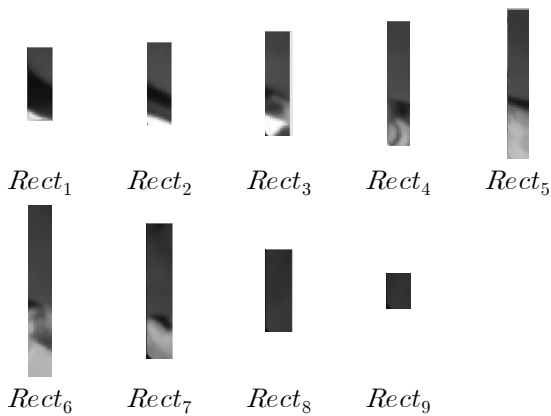


Fig. 14. Rotated rectangle area image with 90 degree

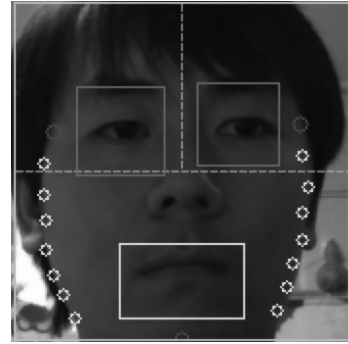


Fig. 15. Detection result of facial feature

검출된 얼굴 좌, 우 특징점들은 Equation (12)와 같이 Curve fitting 방정식에 x, y 좌표를 대입하여 오류 값 e 가 최소가 되는 방정식 계수 a_0, a_1, a_2 를 계산하여 Fig. 16과 같이 양쪽 얼굴 외곽선을 계산한다[13].

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 = a_0 + \sum_{k=1}^2 a_k x^k \quad (12)$$

$$e = \sum_{i=1}^n (y_i - (a_0 + \sum_{k=1}^2 a_k x_i^k))^2$$

$$\begin{bmatrix} n & \sum x_i & \sum x_i^2 \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i^3 \\ \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \sum x_i^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \\ \sum x_i^2 y_i \end{bmatrix}$$

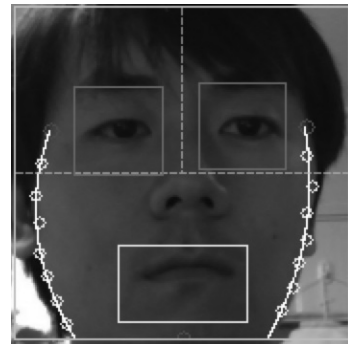


Fig. 16. Detection result of side facial contours

다음으로 얼굴 상단의 곡선은 얼굴 특징 영역의 상단부분을 결정하는데, 상단 영역은 머리카락 형태, 색상 또는 모자와 같은 물체 등에 의해 변화가 자주 발생할 수 있는 영역으로 얼굴 인식 시 얼굴 상단의 모든 영역을 포함하는 것은 인식을 저하에 영향을 미칠 수 있다. 따라서 머리카락 영역을 제외하고, 눈썹을 포함한 얼굴 상단 부분을 검출해야 하는데, 머리카락이 눈썹을 가리는 경우도 있어 정확하게 머리카락 영역만을 분리하여 얼굴 상단 영역을 검출하는 것은 오검출의 가능성이 높다. 이러한 점을 고려하여 본 논문은

서는 머리카락 영역이 다소 포함되더라도 눈썹과 같은 얼굴의 중요 특징 영역은 포함될 수 있도록 Fig. 17과 같이 얼굴 양쪽 기준점 P_L 과 P_R 을 연결한 직선 $\overline{P_L P_R}$ 의 중심점에서 직선의 수직방향으로 $d/2$ 만큼 떨어진 거리의 점 P_T 를 구하고, 점 P_L, P_R, P_T 를 지나는 곡선을 아래 Equation (13)과 같이 원의 방정식을 통해 얼굴 상단곡선을 계산하여 Fig. 18과 같이 최종적으로 얼굴 추출을 위한 얼굴 외곽선을 구한다.

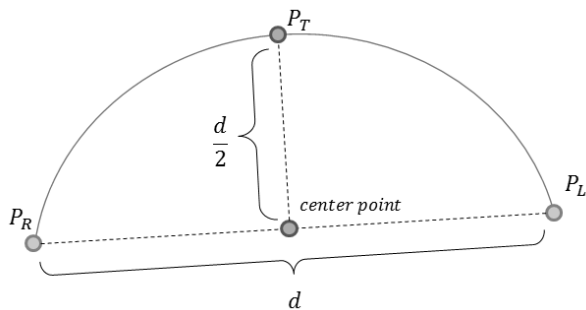


Fig. 17. Calculation of top face contour

$$x^2 + y^2 + Ax + By + C = 0 \quad (13)$$

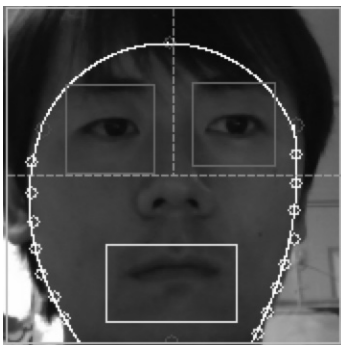


Fig. 18 Detection result of facial feature area

3.3 불필요 영역 제거 및 얼굴 크기 정규화 방법

얼굴 영상에서 불필요 영역 제거는 얼굴 외곽선 검출 시 계산된 각 곡선 방정식의 계수를 이용하여 곡선 외부에 위치하는 영역의 화소들의 값을 모두 0으로 수정하여 Fig. 19와 같이 불필요 영역을 제거한다.

얼굴 영상에서 불필요 영역을 제거한 후 선형 판별 분석을 통해 얼굴 특징 성분을 추출하기 위해서는 얼굴 영상들이 반드시 동일한 크기를 가져야한다. 따라서 Fig. 20과 같이 불필요 영역이 제거된 n개의 얼굴 영상들의 얼굴 양쪽 기준점 $P_{L,n}$ 과 $P_{R,n}$ 의 거리 w_n 과 얼굴 상단 기준점 $P_{T,n}$ 과 하단 기준점 $P_{B,n}$ 의 거리 h_n 에 대하여 평균값을 계산하여 얼굴 크기를 정규화 한다.

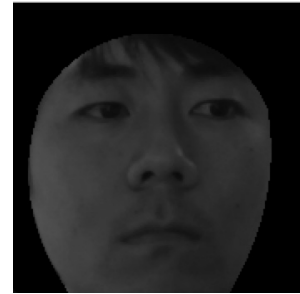


Fig. 19. Removal result of unnecessary area in input image

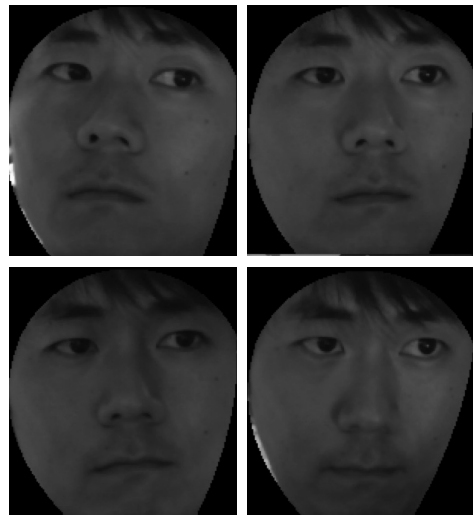


Fig. 20. Normalization result of face scale

정규화 된 얼굴과 선형 판별 분석(LDA)을 통해 n 명의 사람에게 대하여 $n - 1$ 개의 Fisher face들을 구하고, 각 얼굴에 대한 특징 성분 w 를 추출한다. 추출된 얼굴 특징 성분 w 는 Fig. 21과 같이 Fisher face를 이용하여 원래의 원본 얼굴 영상을 복원하기 위해 각각의 Fisher face에 곱해지는 가중치이며, 같은 사람의 얼굴 영상들에서는 특징 성분 w 값이 유사하게 나타나므로 이를 역전과 알고리즘을 사용한 인공신경망에 입력값으로 사용하여 학습한다. 그리고 인공신경망에서 노드간에 학습된 가중치들을 저장하고, 얼굴 인식 단계에서 저장된 Fisher face들을 이용하여 Query 영상의 얼굴 특징 w 를 계산하고, 이를 학습된 신경망의 입력노드에 입력하여 얼굴 인식 결과를 확인한다.

Fig. 21. Reconstruction of face image using fisher faces

4. 실험 결과

본 논문의 실험을 위한 환경 및 구현은 CPU i5 2.2GHz, 4GB RAM의 컴퓨터 환경에서 OpenCV와 C++를 이용하여 구현하였으며, 실험데이터는 Fig. 22와 같이 Cambridge University의 AT&T Laboratories에서 얼굴인식을 위해 제공하는 얼굴 영상들을 사용하였다[14]. 이 얼굴 영상들은 92×112의 크기이고, 총 40명의 사람으로 나누어져 있으며, 각 사람별로 총 10장 총 400개의 얼굴 영상으로 구성되어 있다.

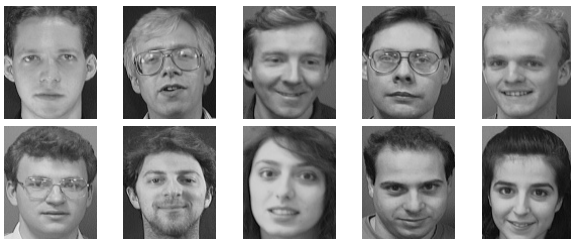


Fig. 22. Face image set for face recognition

각 사람별로 구성된 10장의 얼굴 영상에서 5장은 학습을 위한 영상으로 사용하였고, 나머지 5장은 학습된 결과와 인식률을 계산하기 위한 테스트 얼굴로 사용하였다. 또한 기존 방법과 본 논문에서 제안한 방법이 얼굴 영상의 환경변화에 따른 인식률을 실험하기 위해 기존 테스트 얼굴 영상을 아래 Fig. 23A와 같이 확대하여 스케일 변화를 주었고, Fig. 23B, Fig. 23C와 같이 모자 합성과 머리카락 색상 변경을 통해 얼굴 영상에 불필요 영역 또는 변화 영역을 생성하여 스케일 변화와 불필요 영역 존재 여부에 따른 얼굴 인식을 실험하였다.



Fig. 23. Test image set with unnecessary area in face images

또한 인식률을 실험하기 위한 인공신경망은 입력층이 39개로 구성되는데, 이는 40명에 대하여 선형 판별 분석을 수행하게 되면 39개의 Fisher face가 계산되고, 이에 따라 얼굴 특징 성분 w 또한 39개로 나타나기 때문에 입력층은 39개의 유닛으로 구성되어 있다. 은닉층 10개 출력층은 총 사람수인 40개로 구성하였으며, 학습 반복 횟수는 총 10,000번, 학습을 α 는 0.1로 지정하여 학습하였다. 실험을 위한 얼굴 영상들을 제안하는 방법으로 학습 영상에서 얼굴 영역을 추출하고, 정규화한 결과는 아래 Fig. 24와 같으며, 기존 Alireza Tofighi가 제안한 방법은 피부 색상을 이용하여 얼굴 영역을 추출하는데, 이는 Fig. 25와 같이 그림자 영역 등에 의해 일부 얼굴 영역이 손실되는 문제점이 있다. 하지만 제안하는 방법은 얼굴 외곽선을 검출하여 얼굴 영역을 추출하므로 보다 정확한 얼굴 영역 추출이 가능하였다.



Fig. 24. Result of face extraction using proposed method



Fig. 25. Result of face extraction using Alireza Tofighi's method

기존 얼굴 인식 방법과 제안하는 방법의 비교평가는 아래 Table 1과 같으며, Dhiren Pandit이 제안한 방법은 얼굴 영상에서 별도의 얼굴영역을 추출하지 않고, 얼굴 특징 성분을 추출하므로 얼굴 인식단계에서 불필요 영역이 합성된 얼굴 영상을 사용하는 경우 불필요한 영역이 포함되거나 학습 얼굴 영상과 얼굴 크기의 차이로 인해 얼굴 인식률이 평균 78% 정도로 나타났으며, Alireza Tofighi가 제안한 방법은 얼굴 색상 정보를 이용하여 얼굴 영역을 추출함에 따라 얼굴 영역 정보가 손실되는 문제가 발생하거나 불필요 영역이 일부 포함되는 경우가 있어 평균 86% 정도의 인식률을 나타내었다. 하지만 제안하는 방법에서는 얼굴 외곽선 검출을 통해 얼굴 영역을 추출하여 얼굴 인식에 적용한 결과 94% 정도의 인식 결과를 나타내었다.

Table 1. Comparison previous methods and proposed method

methods compare items	previous method 1 (Dhiren Pandit)	previous method 2 (Alireza Tofighi)	proposed method
recognition rate using face scale modified image	75%	81%	95%
recognition rate using object composed image	79%	89%	93%
recognition rate using hair color changed image	81%	88%	94%
average of recognition rate	78%	86%	94%

5. 결 론

본 논문에서는 얼굴 영상에서 얼굴 인식률에 영향을 주는 불필요 영역을 제거하고 서로 다른 얼굴 크기를 정규화 하여 인식률을 향상시키는 방법을 제안하였다. 일반 카메라를 사용하여 얼굴인식을 수행하는 경우 배경 영상이나 얼굴 영상 환경의 변화가 발생할 수 있는데, 기존 얼굴 인식에서는 검출된 얼굴 영역을 그대로 사용하거나 색상 기반의 얼굴 영역 추출로 불필요 영역이 포함되어 선형 판별 분석 방법으로 얼굴 특징 성분을 추출하였을 때, 분류의 오류를 발생시켜 최종적으로 얼굴 인식률 저하의 원인이 되었다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 얼굴 영상에서 Gabor Filter를 이용하여 얼굴 외곽선 기준점 외곽선을 계산하여 2차 방정식과 최소자승법을 이용하여 얼굴 외곽선을 계산하였다. 계산된 얼굴 외곽선을 이용하여 불필요한 영역을 제거하고, 얼굴 영역을 지정된 크기로 정규화 할 수 있었으며, 정규화 된 얼굴 영상을 선형 판별 분석을 통해 얼굴 특징 성분을 추출하고 인공 신경망으로 학습 및 인식한 결과 기존 방법보다 약 13% 정도의 인식률 향상이 가능하였다. 하지만 제안하는 방법은 검출된 얼굴 특징점들에 대해 curve fitting을 통해 얼굴 특징영역을 추출하므로 불필요 영역이 완벽하게 제거되지 않는다는 단점이 있으며, 이로 인해 인식율에 미세한 영향을 미칠 가능성이 있을 것으로 예상된다. 향후 연구 방향은 얼굴 방향 및 조명 변화에 대하여 얼굴 오인식률을 최소화하는 방법에 대하여 연구할 예정이다.

References

[1] eu-Lisa, "Biometrics in Large-Scale IT," European Agency for the operational management of large-scale IT systems in the area of freedom, security and justice, 2015.

[2] Ramadan Gad, Ayman El-Sayed, Nawal El-Fishawy, and M. Zorkany, "Multi-Biometric Systems: Astate of the Art Survey and Research Directions," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, Vol.6, No.6, pp.128-138, 2015.

[3] Won-Seok Chae, "Face Recognition Technology Trends," ETRI Contents Service Lab in Next Generation Contents Laboratory, 2013.

[4] Ravi Subban and Savitha Soundararajan, "Face Recognition Techniques using PCA and LDA," Vol.9, No.10, Special, pp.335-340, 2015.

[5] Hyun-Joon Moon and Sang-Hoon Kim, "Face Recognition : A Survey," *Korea Information Processing Society*, Vol.20, No.3, pp.14-21, 2013.

[6] Asavari G. Joshi and A. S. Deshpande, "Review of Face Recognition Techniques," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol.5, No.1, pp.71-75. 2015.

[7] Jamal Hussain Shah, Muhammad Sharif, Mudassar Raza, Marryam Murtaza, and Saeed-Ur-Rehman, "Robust Face Recognition Technique under Varying Illumination," *Journal of Applied Research and Technology*, Vol.13, pp.97-105, 2015.

[8] In-Jung Lee, "A Tracking Algorithm to Certain People Using Recognition of Face and Cloth Color and Motion Analysis with Moving Energy in CCTV," *Korea Information Processing Society*, Vol.15B, No.3, pp.197-204, 2008.

[9] Dhiren Pandit and Jayesh Dhodiya, "PCA+LDA Method for Face Recognition Using Neural Network," *International Journal of Innovative Science and Modern Engineering (IJISME)*, Vol.3, No.6, pp.6-11. 2015.

[10] Alireza Tofighi, Nima Khairdoost, Amirhassan Monadjemi, and Kamal Jamshidi, "A Robust Face Recognition System in Image and Video," *I. J. Image, Graphics and Signal Processing*, Vol.6, No.8, pp.1-11, 2014.

[11] Sargam Munjal and Rinku Dixit, "Face Recognition System using PCA and Artificial Neural Networks," *International Journal of Emerging Engineering Research and Technology*, Vol.2, No.4, pp.54-59. 2014.

[12] Nilesh S. Wadhe, Sharad W. Mohod, and Nikkoo N. Khalsa, "An Overview - Aritificial Network Based Advanced Face and Non-Face Recognition," *International Journal of Engineering Studies and Technical Approach*, Vol.1, No.1, pp.1-10, 2015.

[13] Steven C Charpra and Raymond P Canale, "Numerical Methods for Engineers 6th Edition," 2010.

[14] The Database of Faces [Internet], <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>.



김 성 훈

e-mail : limiteddaily@gmail.com
2013년 가천대학교 컴퓨터미디어학과
(학사)
2015년 가천대학교 전자계산학과
(공학석사)
2015년~현 재 가천대학교 IT융합공학과
박사과정

관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전 등



한 기 태

e-mail : gthan@gachon.ac.kr
1982년 충남대학교 계산통계학과(학사)
1990년 한양대학교 전자계산학과
(공학석사)
2001년 한양대학교 컴퓨터비전(공학박사)
2009년~2010년 University of Texas at
Austin, Researching professor

2010년~현 재 가천대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야: 컴퓨터비전, 영상처리, 스마트객체 응용기술, 모바일
컨텐츠 등