

## 면함수를 적용한 얼굴인식

김희승, 김종호  
서울시립대학교 컴퓨터통계학과  
[hskim@uos.ac.kr](mailto:hskim@uos.ac.kr)

### Face Recognition using Facet Function Model

Hee Sung Kim, Jong Ho Kim  
Dept. of Computer Science and Statistics, University of Seoul

#### 요 약

This paper represents a method for face recognition using a facet function. The region of face is extracted cutting off the hair part and normalized with respect to the horizontal eye line. One of the intractable problem in face recognition is to overcome the gradual change of the gray level intensity due to the direction of light. We applied facet function model on the array of the gray levels of the local area of the face image so that the facet function can reveal the slope of the local area of face. This supplies a few parameters on each local area of face which can be used for the feature vectors of the neural nets. This shows improved rate of face recognition comparing to the existing methods.

**Keywords :** 면함수, 역전파 다층 퍼셉트론, 주성분 분석법

#### 1. 서론

최근 시스템 성능의 향상과 더불어 생체기관을 인증에 이용하는 생체인식이 중요한 과제로 떠오르고 있다. 생체인식은 지문인식, 홍채인식, 정맥인식, 얼굴인식 등이 있으며, 얼굴인식에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다. 하지만 얼굴인식은 외부환경의 변화, 얼굴의 표정변화, 헤어스타일의 변화 등과 같은 여러 가지 요인들에 의해서 실제적인 응용에 많은 어려움이 있다.

일반적으로 얼굴인식은 얼굴 추적, 얼굴 영역 추출, 얼굴 인식 기술로 분류하며, 그 중 얼굴인식 기술은 전처리, 특징추출, 인식의 세 단계로 구분할 수 있다. 전처리 과정에서는 얼굴영상의 잡음을 제거하거나 조명의 변화를 보정하고, 특징추출 과정에서는 다양한 방법에 적합한 특징을 얼굴영역에서 추출해 내며, 얼굴인식 과정에서는 추출한 특징들을 이용하여 기존의 얼굴영상과 비교를 수행한다. 기존의 한 연구에서는 조명의 변화를 보정하기 위해 히스토그램 평활화의 전처리 기법을 사용한 후에 PCA(Principal Component Analysis) 기법을 사용하여 얼굴을 인식한다[1].

본 논문에서는 눈의 위치를 찾아내어 그 위치를 기준으로 일정 영역을 잘라내었는데, 이 방법이 얼굴이 아닌 부분을 제거하고, 얼굴영상 획득 시 사람에 따라 얼굴영상이 위쪽 혹은 아래쪽으로 치우치는 현상을 보정할 수 있다. 이렇게 추출된 얼굴의 일정 영역에 대해 조명 변화에 견고하고, 전체적인 인식률, 수행 시간도 향상시킬 수 있는 면함수를 적용하여 특징을 추출하는 방법을 제시한다. 또한, 제안된 기법에 다층 퍼셉트론 신경망을 적용하여, 성능향상에 미치는 결과를 알아본다.

#### 2. 관련연구

인간의 시각 시스템은 조명의 영향을 받으며 그림자를 이용하여 모양을 유추해 내는 shape from shading 과정을 거치는 것으로 알려졌는데[2], 이렇게 특정 물체를 인지하기 위해서는 그 물체의 형태를 먼저 유추해 내야 한다. 얼굴 인식을 하기 위해서는 먼저 얼굴 영역이 위치한 곳으로부터 얼굴 영역을 추출해 내야 한다. 이때 얼마만큼 정확히 얼굴영역

을 추출해 내느냐는 이후 얼굴인식의 성능에 중요한 영향을 준다.

얼굴 영역 추출 기술은 얼굴 인식 및 표정 인식을 위한 필수적인 전처리 기술일 뿐만 아니라, 독자적으로도 사진 검색, 추적, 감시 등 다양한 분야에 적용할 수 있는 기술로써 수많은 연구가 진행중이다[3].

얼굴 영역 추출 방법은 피부색을 이용한 방법[4], 특징 기반 방법[5], 차영상을 이용한 방법, 특징과 피부색을 결합한 방법[6][7]등이 있다.

피부색에 기반 한 방법은 단순한 영상의 경우에 높은 성공률을 보이고 있지만, 피부색과 유사한 배경이 있는 경우 추출 성공률이 현저히 떨어지는 단점이 있어 단독으로 잘 사용되지 않고 다른 방법들과 결합되어서 사용된다. Ming-Hsuan Yang은 다양한 크기의 얼굴모양과 피부색을 비교하는 방법을 이용하여 크기와 방향이 다양한 얼굴영상을 검출했다[4].

특징 기반 방법은 눈, 코, 입 등 상관관계를 고려하여 얼굴 영역을 추출하는 방법으로 높은 안정성을 보이고 있으나 알고리즘이 복잡하고 처리시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 장경식[5]은 흑백영상에서 눈, 코, 입을 추출하였는데, 먼저 라플라시안 피라미드를 구성하여 저해상도 라플라시안 영상을 구한 후, 명암정보만을 이용하여 눈과 코 후보를 각각 추출하고 양 눈

과 코가 될 수 있는 조합을 구하여 원 영상에서 이들과 연관된 얼굴 구성요소들의 후보 영역에서 에지(edge)를 추출한다. 각 구성요소는 여러 후보 점들 중에서 몇 가지 조건을 만족시키는 후보들을 선택하는 방식으로 최종적으로 눈, 코, 입을 추출할 수 있었다.

차영상을 이용한 방법은 프레임간의 차이 영상을 이용하여 얼굴 영역을 검출하는 방법으로 다른 방법에 비해서 탐색 공간을 상당히 줄일 수 있어 처리 시간을 줄일 수 있다. 하지만 움직임 정보만으로는 충분한 정보를 얻을 수 없기 때문에 독자적으로 사용되기보다는 다른 방법들과 결합되어서 사용된다.

특징과 피부색을 결합한 방법은 비교적 안정적인 추출 성능을 보이고 있는데, 유태웅과 오일석[6]은 얼굴 색채 정보를 사용하여 얼굴 영역을 찾고, 얼굴 영역 내에서 눈과 입 특징을 탐지하는 방법을 이용하여 95.8%의 추출 성능을 보이고 있다.

얼굴인식은 다양한 요인들로 인해서 성공적으로 인식하는데 어려움이 있다. 서로 다른 사람이 매우 비슷한 얼굴을 하고 있는 경우도 있고, 같은 사람이라도 빛이나 얼굴 표정, 안경 착용, 헤어스타일등에 의해서 아주 다르게 보이기도 하기 때문이다.

최근의 얼굴인식 기법은 크게 기하학적인 특징 정합 방법과 템플릿 패턴 정합 방법으로 나눌 수 있다.

기하학적 특징 정합 방법은 눈썹, 눈, 코 등의 특징 벡터를 추출하여 두 얼굴의 유사도를 비교하는 방법으로 얼굴 인식 연산에 많은 시간이 소요되며, 각각의 얼굴에서 특징 벡터를 추출하는데 많은 어려움이 있다. 템플릿 패턴 정합 방법으로는 주성분 분석법(PCA)[8], 국부적 특징 분석(LFA:Local Feature Analysis), 선 성분에 기반한 얼굴인식[9], 신경망을 이용한 얼굴인식 방법이 연구되고 있다.

주성분 분석 기법(PCA)은 벡터 표현의 통계학적 특성을 이용하는 방법으로, 전체 영상의 데이터로 이루어진 공분산 행렬에서 고유벡터와 고유치를 구하고, 고유벡터를 2차원 영상으로 변환하면 고유 얼굴(eigenface)을 구할 수 있는데, 이렇게 구한 고유얼굴들과 입력된 실험영상과의 유사도를 측정하여 얼굴 인식을 수행한다[8].

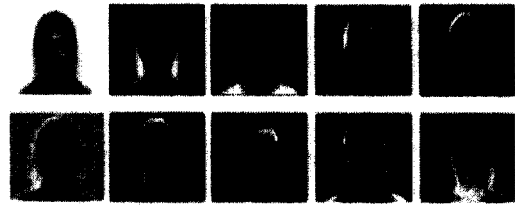


그림 1. PCA에서 사용하는 고유얼굴

그러나 PCA 기법은 얼굴 표정, 각도 등에 안정적인 성능을 보이지만, 행렬에 대한 많은 계산 처리를 요구하므로 시간비용이 높고, 조명변화에 대해 견고하지 못한 단점이 있다.

Stefan Aeberhard and Olivier de Vel[9]은 선 성분에 기반한 얼굴인식 방법을 제안했는데, 얼굴영상에 많은 수의 임의의 선을 긋고, 선을 일정한 차원을 가진 격자로 표현(lattice line)하며, 각 격자 내부 픽셀들의 명암도를 요소로 갖는 벡터로 선을 표현한다. 입력된 실험 영상에서 얻은 많은 수의 선들과 데이터베이스에 저장된 선들 중 가장 유사한 선을 선택해서 신뢰도를 구하고, 가장 높은 신뢰도를 얻은 클래스를 실험 영상의 클래스로 선택하는 방법이다. 이 방법은 하나의 실험 영상이 아니라 여러 개의 실험 영상에 대한 클래스를 구할 때 높은 성공률을 보이고 있다.

전처리, 특징추출 단계를 거친 다음, 마지막으로 추출된 특징치를 이용하여 얼굴을 인식하는 단계에서는 행판정합이나 다층 퍼셉트론, ART2 등의 신경망[10]을 사용하기도 한다.

행판정합은 구현이 쉽고 비교적 좋은 성능을 나타내지만, 얼굴의 기울어짐이나 표정변화 등에 민감하

다. 이에 비해 신경망은 적절한 신경망의 구조와 파라미터들을 구하기 쉽지 않지만, 영상의 변화에 대해 유연성을 가지며, 학습 후 가중치만 구성되면, 각각의 원형얼굴과 비교할 필요가 없으므로, 인식시간을 단축시킬 수 있다.

### 3. Haralick의 면함수 모델을 이용한 얼굴인식

조명 변화에 독립적인 얼굴인식을 위해서는 얼굴영상의 3차원적 곡면구조를 표현할 수 있는 특징치의 추출이 필요하다. 면함수는 영상평면에서의 명암도 수치로부터 3차원적인 곡면의 구조를 나타낼 수 있기 때문에 면함수 모델을 기반으로 특징을 추출하여 얼굴인식의 입력으로 사용한다.

얼굴이 아닌 부분을 포함한 영상 전체를 입력으로 사용하면 얼굴인식의 성능에 부정적 영향을 주기 때문에 본 논문에서는 얼굴영상에서 눈의 위치를 검출하고 그 위치를 기준으로 일정 영역을 잘라내는 방법을 이용함으로써 얼굴이 아닌 부분을 제외시킨 영상으로 실험을 수행하여 실험의 객관성을 높였다. 또한 제안된 방법에 수행속도를 단축시킬 수 있도록 신경망을 적용하여 본다.

#### 3.1 Haralick의 면함수 모델

픽셀 공간의 명암도로 이루어지는 고르지 않은 면에 구배(gradient)를 얻어내기 위한 면함수는 여러 가지가 있다[11]. 그중 Haralick의 면함수는 영상의 구배를 얻어내어 윤곽선을 구하기 위해서 사용되었던 방법이다. 픽셀 공간의 명암도에 적합(fit)시킬 면함수를 다음과 같이 2변수 3차 함수로 선정한다[12].

$$h(r, c) = k_1 + k_2r + k_3c + k_4r^2 + k_5rc + k_6c^2 + k_7r^3 + k_8r^2c + k_9rc^2 + k_{10}c^3$$

이 다항식을 일정한 크기의 (n x n) 윈도우에 해당하는 국소적 픽셀의 명암도 f(r,c)에 적합시키고자 한다. (n x n) 윈도우에 해당하는 국소적 픽셀 (r, c) 들은 중심에 (0, 0) 픽셀을 두고 y방향으로 색인 집합 R과 x방향으로의 색인 집합 C로 지칭한다고 하자. h(r,c)에 적합시켰을 때의 최소 자승 적합 오류 e<sup>2</sup>는 다음과 같다.

$$e^2 = \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} [h(r, c) - f(r, c)]^2$$

$$= \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} [k_1 + k_2r + k_3c + k_4r^2 + k_5rc + k_6c^2 + k_7r^3 + k_8r^2c + k_9rc^2 + k_{10}c^3 - f(r, c)]^2$$

이 오류를 극소화시키는 k<sub>1</sub>, k<sub>2</sub>, ..., k<sub>10</sub>을 구하기 위하여 오류 자승의 합 e<sup>2</sup>을 k<sub>1</sub>, k<sub>2</sub>, k<sub>10</sub>에 관하여 미분을

$\frac{\partial e^2}{\partial k_i} = 0$  으로 설정하고, 연립방정식을 풀면 각 계수들을 구할 수 있다.

적합된 면함수 h(r, c)의 구배(gradient)는

$$Gh(r, c) = i \frac{\partial f}{\partial c} + j \frac{\partial f}{\partial r}$$

로 구할 수 있고, 중심 (0,0) 픽셀에서의 구배 방향  $\alpha$ 는

$$\alpha = \tan^{-1} \left[ \frac{\partial f}{\partial r} / \frac{\partial f}{\partial c} \right]_{(0,0)}$$

에서 얻을 수 있다. 즉, 면함수에서

$$\frac{\partial f}{\partial r} \Big|_{(0,0)} = k_2, \quad \frac{\partial f}{\partial c} \Big|_{(0,0)} = k_3$$

이므로

$$\alpha = \tan^{-1}(k_2 / k_3)$$

이다. 그러므로

$$\sin \alpha = k_2 / \sqrt{k_2^2 + k_3^2}$$

$$\cos \alpha = k_3 / \sqrt{k_2^2 + k_3^2}$$

이다. 본 논문에서는 면함수에서 얻어진 구배의 방향성과 크기를 동시에 포함하는 sina값을 특징치로 하여 얼굴인식을 위한 입력으로 한다.

구배의 방향과 크기를 직접 입력으로 사용하지 않고, sina를 사용하면, 다음과 같은 장점이 있다.

(1) 각도에 대한 차이를 구하지 않아도 되므로, 방향성에 대한 비교가 용이하다.

(2) sina값은 -1 ~ 1 사이의 값을 가지므로, 신경망의 입력(bipolar)으로 사용할 때, 다시 조정할 필요가 없다.

그림 2은 얼굴영상에서 윈도우별로 면함수에서의 구배의 sina를 얻어내는 과정이다.

## Face Recognition using Facet Function Model

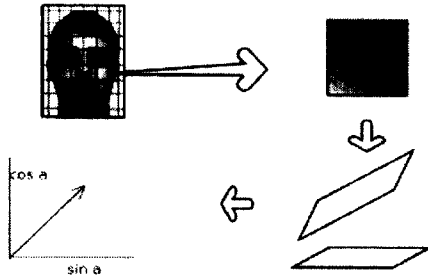


그림 2. 얼굴영상에서 면함수를 이용한 특징추출과정

### 3.2 얼굴 고유 영역 추출

얼굴 영상을 인식 시스템에 사용하기 위해서는 실험 영상을 일정한 형태로 정규화 시켜야 한다. 본 논문에서는 AR 데이터베이스의 얼굴 영상을 이용하여 눈의 위치를 검출하고, 그 위치를 중심으로 이마에서 턱까지 일정한 크기로 잘라내어 실험에 사용하였다.

본 실험에서 사용하는 영상은 조명변화가 있고 표정변화가 있으며, 영상에 따라서 헤어스타일이 자유롭고, 안경을 쓰고 있는 영상도 다수 포함하고 있다.



그림 3. 실험에 사용한 다양한 얼굴영상의 예

이 영상들로부터 눈의 위치를 검출하기 위해서 먼저 머리카락 부분을 포함하는 1차 얼굴 영역을 추출하고, 이치화 연산을 이용하여 머리카락을 제외한 2차 얼굴 영역을 추출한 후, y축 히스토그램의 최대점을 이용하여 눈의 위치를 검출해 낸다.

눈의 위치를 검출할 때 헤어스타일에 의해 많은 영향을 받는데 이를 단순화하기 위해서는 머리카락 영역을 제외시킬 필요가 있다. 머리카락 부분을 제외한 얼굴 영상은 1차, 2차 얼굴 영역 추출 과정을 통해서 얻을 수 있다. 복잡한 배경의 영상이 아니므로 먼저 Laplacian 필터를 적용하여 경계선을 추출하고 경계선 정보를 이용하여 1차 얼굴 영역(1차 MBR: Minimum Boundary Rectangle)을 구한다. 얼굴 영상의 경계선을 이용하여 MBR을 구하면 얼굴 영상을 포함하는 대략적인 영역을 얻을 수 있다. 이때 배경

이 덜 포함되도록 하기 위해서 왼쪽, 오른쪽, 위쪽의 위치를 조금씩 더 안쪽으로 이동시켰다.

다음으로 머리카락 영역이 얼굴보다 어둡다는 점을 이용해서 2차 얼굴영역을 구하는데, 전역 이치화를 수행하고 흰 픽셀의 비율을 이용하여 2차 얼굴 영역(2차 MBR)을 구할 수 있다. 조명변화가 있는 영상이나 어두운 얼굴의 영상에서도 머리카락과 얼굴의 구분을 명확히 하기 위하여 전역 이치화 연산을 사용한다. 일반적으로 평균값을 임계치로 설정하는데 그럴 경우 머리카락 이외의 많은 부분이 포함되므로 임계치를 더 낮게 설정하였다.

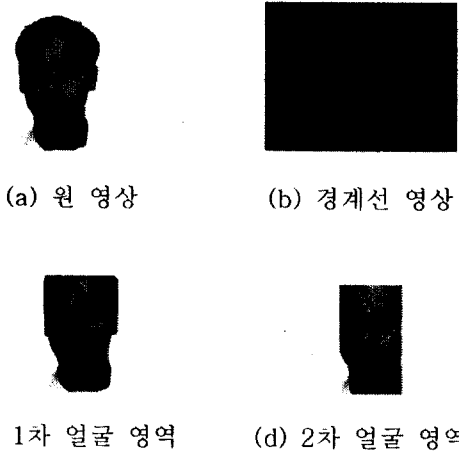


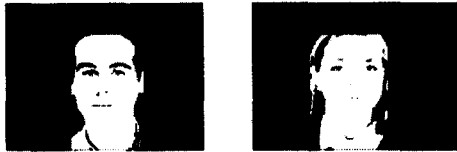
그림 4. 추출된 얼굴 영역

다음은 2차 얼굴 영역의 왼쪽, 오른쪽 지점을 구하기 위한 조건 식이다. 왼쪽 지점을 구할 때는 가장 왼쪽부터 중앙 쪽으로 순차적으로 조건 식을 적용시켜서 조건이 맞는 지점을 왼쪽, 오른쪽으로 선정한다. 2차 얼굴 영역은 1차 얼굴 영역을 이치화 하여, 검은 픽셀과 흰 픽셀의 비율로 그 영역을 구할 수 있는데, 영상의 머리카락 영역이 검은색으로 바뀌지 않고 흰색으로 바뀌어 2차 얼굴영역을 잘못 설정하게 된다. 하지만 금발이라 하더라도 얼굴과 머리카락 영역의 경계 부분은 이치화 영상에서 검은색으로 표현됨을 알 수가 있는데, 이를 이용하여 조건 2를 적용하면 정상적인 2차 얼굴 영역의 왼쪽, 오른쪽 지점을 얻어낼 수 있다.

조건 1. 흰 픽셀의 수가 1차 MBR 높이의  $\alpha$  이상이 되는 지점( $0 < \alpha < 1$ ).

조건 2. 조건 1을 만족하는 지점에서 중앙점까지, 검은 픽셀의 수가 1차 MBR 높이의  $\beta$  이상이 되는 지점이 있는 경우, 그 지점에서부터 조건 1을 만족하는 지점을 다시 검사( $0 < \beta < 1$ ).

2차 얼굴 영역의 상단부 역시 조건 1을 변형하여 세로축으로 적용시키면 구할 수 있다. 이런 조건을 적용하여 얻은 2차 얼굴 영역은 머리카락 영역이 거의 제거되어 있음을 알 수가 있고, 이후 비교적 쉬운 방법으로 눈의 위치를 찾아낼 수 있다.



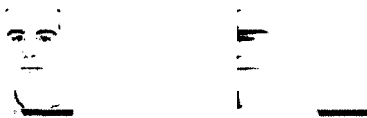
(a) 검은색 머리 영상 (b) 금발의 얼굴 영상

그림 5. 머리카락 색이 서로 다른 영상의 1차 얼굴 영역 이치화 영상

2차 얼굴 영역은 머리카락이 거의 제거된 얼굴 영역만을 포함한다. 얼굴 영역에서 눈과 눈썹은 다른 얼굴부분에 비해서 상대적으로 어두우므로, 2차 얼굴 영역의 영상을 가지고 다음과 같은 과정을 통하여 눈의 위치를 찾는다.

1. 2차 얼굴 영역을 이치화 시킨다.
2. 이치화 영상으로 y축 히스토그램을 구한다.
3. y축 히스토그램은 몇 개의 최대 점을 가지게 되는데 일정한 규칙을 갖는 최대 점을 눈의 위치로 선택한다.

히스토그램을 이용하여 눈의 위치를 찾을 때, 눈의 위치는 2차 얼굴 영역의 최상단 부에서 일정거리 내에 존재한다고 가정하며, 이마가 넓은 사람의 경우는 일정거리를 유동적으로 조정한다. 이런 가정 하에 눈의 위치를 찾아내면, 검출한 눈의 위치로부터 아래쪽으로 임계치 이하가 되는 지점을 선택한다. 이 지점은 바로 눈의 아래쪽 경계선이 되는데, 이 지점을 선택하는 이유는 눈의 중앙점 혹은 위쪽 경계선은 눈을 썩거리거나 크게 뜨는 경우 그 위치가 상대적으로 아래쪽 경계선보다 많이 변하기 때문에 아래쪽 경계선을 선택했다.



(a) 2차 얼굴 영역 (b) 히스토그램 영상



(c) 눈의 위치 표시 (d) 정규화 된 영상

그림 6. 눈의 위치 검출 영상

이런 방법을 이용하여 한사람 당 6장의 영상이 있는 120명의 영상, 720장에 대해서 실험한 결과 97.9%의 검출 성공률을 보이고 있다. 눈의 위치를 찾는데 실패한 영상은 두꺼운 검은데 안경을 쓰고 있는 영상이 가장 많았고, 금발의 얼굴 영상이나 얼굴색이 전체적으로 어두운 영상도 다수 포함 되었다.

### 3.3 면함수 모델을 이용한 얼굴영상의 특징추출

다양한 조명의 영향으로 같은 채색일지라도 다르게 보일 수 있다. 이러한 경우를 처리하기 위해서 기존에는 조명변화에 둔감하게 하기 위한 전처리 기법을 도입하였다. 그러나 이러한 방법은 추가적인 계산비용이 소요되고, 조명에 따라서는 효과가 없거나, 왜곡 현상을 보이기도 한다. 이러한 문제들을 해결하기 위하여 얼굴영상으로부터 3차원적인 구조를 포함하는 특성치를 추출하여 얼굴인식의 특성치로 사용한다.

얼굴 인식 시스템을 구성하기 위해서 본 논문에서는 원형 적합에 의한 방법을 사용하였다. 얼굴의 표현은 면함수를 적합시켜서 구한 구배의 방향값인  $\sin\alpha$ ,  $\cos\alpha$  과 구배의 크기(magnitude)를 사용하며, 얼굴 영상들의 학습 집합을 이용하여 원형 얼굴을 구성한다. 원형 얼굴의 구성은 일반적으로 각 요소별 평균값을 이용하지만, 가중치를 부여하는 방식을 적용할 수도 있다. 새로운 얼굴 영상이 입력되면, 데이터베이스에 저장되어 있는 원형 얼굴들과의 거리를 계산하여 가장 작은 거리 값을 가지는 원형 얼굴을 입력 영상의 얼굴로 선택한다. 다차원 벡터 사이의 거리를 계산하는 방법은 여러 가지가 있지만, 널리 쓰이는 유클리디언 거리를 이용한다.

얼굴 표현으로 사용한 세 가지 요소 중  $\sin\alpha$ ,  $\cos\alpha$  값은  $[-1 \sim 1]$  사이의 값을 가지는 반면, magnitude 값은  $5 \times 5$  윈도우 크기에서  $[0 \sim 130]$  정도의 값을 가지게 된다. 이 값들을 이용하여 유클리디언 거리를 구하게 되면,  $\sin\alpha$ 와  $\cos\alpha$ 의 두 거리 값에 비해서 magnitude의 값이 너무 크기 때문에  $\sin\alpha$ ,  $\cos\alpha$  의

## Face Recognition using Facet Function Model

거리 값이 제대로 반영되지 못한다. 따라서 magnitude에 의한 거리 값이  $\sin\alpha$ 와  $\cos\alpha$ 의 거리 값과 비슷한 정도의 중요도를 갖게 하기 위해서 magnitude 값을 [0 ~ 2] 사이의 값으로 근사화 시켰다. 실험결과 5X5 크기의 경우 학습영상 전체에서 가장 큰 magnitude 값은 131이었으며, 윈도우의 크기가 커짐에 따라 최대 magnitude는 작은 값을 보였다. [0 ~ 2] 사이의 값으로 근사화 시키기 위해서 윈도우 크기에 따라 magnitude의 최대값을 100, 80, 60, 40, 20 이라고 가정하고 50, 40, 30, 10 으로 나누었다. 이런 가정을 이용하면 모든 데이터가 [0 ~ 2] 사이의 값으로 바뀌지는 않지만, 실험결과 윈도우 크기가 5X5인 경우 실험 최대치인 131을 magnitude의 최대치로 가정하고 근사화 시킨 경우보다 100을 magnitude의 최대치로 가정하고 근사화 시켰을 때 더 좋은 인식 성능을 보였다.

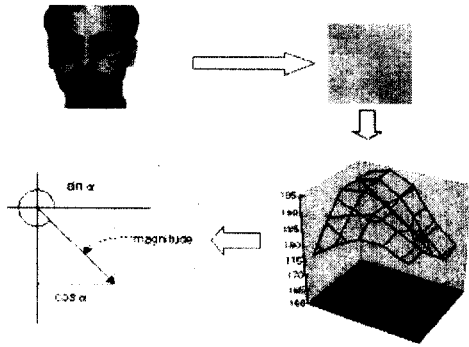


그림 7. 얼굴 특징 추출 과정

본 논문에서는 두 얼굴 영상사이의 거리를 유클리디언 거리의 평균값으로 표현하였고, 이를  $D(f_i, f_j)$ 라고 정의한다. 테스트 영상  $f_i$ 가 입력되면 데이터베이스에 있는 모든 얼굴 원형과  $D(f_i, f_k)$ 를 구한다. 이들 중에서 최소가 되는  $D(f_i, f_k)$ 를 구하고 이를  $Dist_i$ 는 다음과 같다.

$$Dist_i = \min_{1 \leq k \leq n} (D(f_i, f_k))$$

얼굴인식 과정으로 나온 결과물에 대해서 정상적인 결과인지 아닌지에 대한 판단을 내려야 한다. 이때 오수락률(FAR: False Acceptance Rate)과 오거부율(FRR: False Rejection Rate)에 대한 연구가 필요한데, 오수락(FA)이란 다른 사람을 같은 사람으로 잘못 인식한 인식결과를 정상적인 인식 결과로 처리함으로써 발생하는 오류이며, 오거부(FR)란 얼굴 인식 결과가 정상적인 결과이지만 검증과정에서 높은 오차값으로 인해 인식을 거부하는 오류이다. 이 두 가지 오류는 한쪽의 비율이 증가하면 다른 쪽의 비율은 감소하는 반비례의 성질을 가지고 있는데, 일반적으로 오인식

오류가 오거부 오류보다 심각한 장애를 일으키게 된다. 예를 들어 생체보안에 얼굴인식시스템이 사용되는 경우에 오인식률이 높은 경우에는 인증이 허가되지 않아야 하는 외부인이 인증된 사람으로 허가되는 심각한 사태가 발생할 수 있다. 따라서 오거부율이 증가하더라도 오인식률을 낮추는 것이 더 중요하다.

인식결과에 대한 검증을 위해서 본 논문에서는 DMF (Distance Measure Factor)를 다음과 같이 정의하였다.

$$DMF = Dist_i / Dist_j$$

$Dist_i$ 는 원형얼굴과의  $D(f_i, f_k)$ 들 중에서 두 번째로 작은 값을 의미하며, DMF는 인식 결과에 대해서 맞는지 틀린지를 판단하는 요소로 사용한다.

일반적으로 원형 정합은 특징 치를 추출하면 간단한 비교를 통해서 인식을 수행할 수 있고 데이터베이스에 새로운 원형얼굴을 구성하는 것만으로 새로운 클래스를 추가할 수 있다는 장점이 있는 반면에, 인식하고자 하는 사람의 수가 늘어남에 따라 수행시간이 선형으로 증가한다는 단점이 있다.

### 3.4 면함수 특징 치를 입력으로 한 얼굴인식

얼굴인식 시스템을 구현하기 위해, 먼저 원형 정합에 의한 방법을 구현해 보았다. 얼굴영상들의 학습집합(training set)으로 함수를 이용하여 구배의  $\sin\alpha$ ,  $\cos\alpha$  값이 구해지면, 이를 이용하여 원형 얼굴을 구성한다. 일반적으로 평균을 내어 구성하지만, 중요한 특징 치를 선별하여 가중치를 더할 수도 있다. 이렇게 원형 얼굴을 구성한 후, 새로운 실험 영상이 입력되면, 면함수를 이용한 특징 치들을 이미 데이터베이스에 저장된 원형 얼굴들과의 거리를 계산한다. 다차원 벡터사이의 거리를 계산하는 방법은 여러 가지가 있지만, 널리 쓰이는 유클리디언 거리를 이용한다. 그 식은 다음과 같다.

$$d_{rs}^2 = (x_r - x_s)(x_r - x_s)'$$

이렇게 각각의 원형 얼굴들과 비교하여 거리가 가장 가까운 얼굴을 인식된 결과로 출력하게 된다.

원형 정합 기법의 단점은 인식하고자 하는 얼굴의 수가 늘어남에 따라 수행시간이 선형으로 증가하게 되며, 가중치 조절이 어렵다는 것이다.

본 논문에서는 이러한 단점을 극복하기 위해, 원형 적합 이외에 신경망을 이용한 방법을 시도해 보았다. 역전파(backpropagation) 다층 퍼셉트론을 사용하여, 얼굴영상에 대한 구배의  $\sin\alpha$ 와  $\cos\alpha$  값을 입력으로 하고, 각 얼굴 당 하나의 출력노드를 구성한다. 신경망을 구성하는 방법은 여러 가지가 있다. 특히,

출력노드를 구성하는 방법에 대한 고찰이 필요하다. 출력노드를 한사람 당 하나의 출력노드로 구성할 수 있고, 출력노드를 이진 화하여 구성할 수도 있다. 신경망의 연결선 수가 늘어나면, 적절한 학습에 필요한 패턴의 수도 늘어나므로, 출력노드의 수를 줄여 신경망을 단순화하기 위해선, 이진화된 출력노드 구성이 더 낫지만, 한사람 당 하나의 출력노드로 구성하는 것이 실험결과 더 좋은 인식률을 보였다. 다른 방법으로, 한사람 당 출력노드를 하나씩 구성하는 것이 아니라, 신경망을 하나씩 할당하는 방법도 제시된 바 있다[13].

그러나, 이 방법은 인식해야할 사람의 수가 늘어남에 따라, 신경망 학습부터의 구성을 시도해야 하므로, 상당한 비용이 드는 것으로 밝혀져서 본 실험에선 제외하였다.

신경망의 입력은 구간  $[-1, 1]$  사이의 값이므로, 시그모이드 함수를 양극(bipolar)으로 결정하면, 입력에 별도의 조정이 필요 없다. 학습용 영상에 의한 신경망의 학습이 완료되면, 새로운 실험 영상에 대해 가장 큰 출력노드를 인식된 결과로 출력하면 된다.

그림 8은 얼굴영상의 면함수를 이용한 특징치를 입력으로 하여 다층 퍼셉트론에 인식시키는 과정이다.

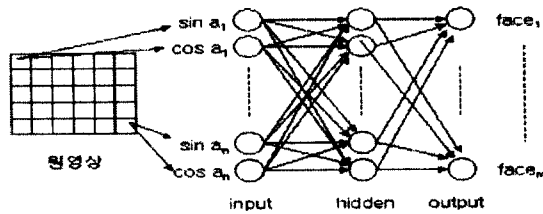


그림 8. 다층 퍼셉트론을 이용한 얼굴인식

#### 4. 실험결과

본 논문에서 실험은 펜티엄 III-800MHz, Windows 2000에서 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였다. AR 얼굴 영상 데이터 베이스에서 한 사람 당 6장씩 120명의 얼굴영상, 720장을 눈 검출에 이용하였고, 눈의 위치를 찾아 낸 영상을 눈의 위치를 기준으로 위쪽 70, 아래쪽 110, 폭 240의 영상(240X180)으로 잘라내고, 이를 80X60 크기의 영상으로 축소하여 얼굴 인식 실험에 사용하였다. 표 1은 성별 눈 추출 성공률이다.

구분	남자	여자
눈 추출 성공률	98.2(389/396)	97.5(316/324)

표 1. 성별 눈 추출 성공률

얼굴인식에는 남자 61명, 여자 53명 총 114명의 얼굴 영상이 사용되었으며, 한 사람 당 3장은 학습용 영상으로, 다른 3장은 실험용 영상으로 이용하였다. 실험용 영상은 그림 9와 같이 표정 변화가 있는 영상 한 장, 왼쪽, 오른쪽 조명이 있는 영상 각 한 장씩 모두 3장을 사용하였다.



학습용 얼굴 영상



실험용 얼굴 영상

그림 9. 학습 영상과 실험 영상

모든 영상에 모폴로지 연산을 적용하여 잡음을 제거하고 윈도우 크기별 인식률을 구하여 가장 적합한 크기를 얻어낸다. 표 2는 윈도우별, 실험 영상별 인식 성능을 나타낸 것이다. 표정변화가 있는 영상, 왼쪽 조명이 있는 영상, 오른쪽 조명이 있는 영상, 세 가지 영상 전체에 대한 인식률이며, 5X5 크기의 윈도우에서 가장 좋은 성능을 보인다.

윈도우크기	얼굴표정 변화	왼쪽조명	오른쪽 조명	전체
5 x 5	94.7	95.6	99.1	96.5
7 x 7	86.0	93.0	93.9	90.9
9 x 9	82.5	88.6	93.0	88.0
11 x 11	81.6	92.1	91.2	88.3
13 x 13	79.8	86.0	85.1	88.6

그림 10은 가변부분을 제외하지 않은 영상에서 PCA 방법과  $\sin a$ ,  $\cos a$  만을 이용한 면함수 방법을 비교한 것이다. 면함수를 이용한 방법이 PCA 방법보다 성능과 인식시간에서 좋은 결과를 보였다.

## Face Recognition using Facet Function Model

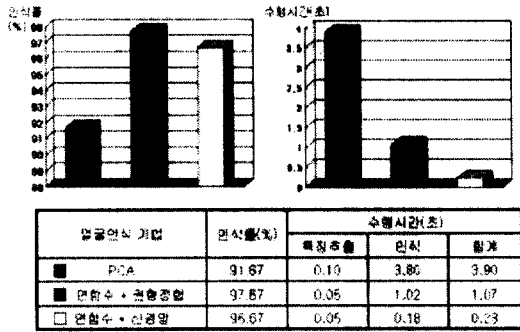


그림 10. 가변 부분을 제외하지 않은 영상에서 얼굴 인식 성능 비교

그림 11은 가변 부분을 제외한 영상의 두 가지 면함수 방법을 적용한 결과이다. 방법 1은  $\sin a$ ,  $\cos a$ , magnitude를 사용한 방법이고, 방법 2는  $\sin a$ ,  $\cos a$ 만을 사용한 방법이다.  $\sin a$ ,  $\cos a$ 를 사용한 면함수 방법이 PCA보다 좋은 성능을 보였으며,  $\sin a$ ,  $\cos a$ 만을 사용한 면함수 방법보다  $\sin a$ ,  $\cos a$ , magnitude를 사용한 면함수 방법이 더 좋은 성능을 보였다.

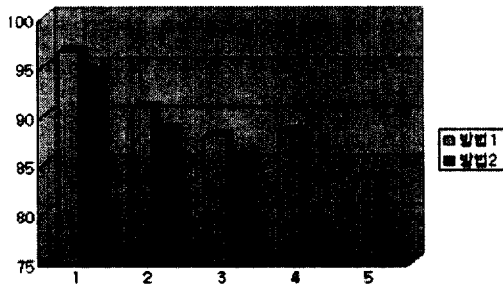


그림 11. 서로 다른 특성 치를 이용한 면함수 방법 비교

그림 12는 가장 좋은 인식성능을 보인 윈도우 크기 5X5 인식 결과에 사용한 값을 X축은 Distf값으로, Y축은 DMF값으로 표현한 분포도이다. 그림 12에서 1은 인식에 성공한 영상들의 분포이며 2는 인식에 실패한 영상들의 분포이다. 인식에 실패한 영상들은 DMF 값이 거의 1에 가까움을 알 수가 있다.

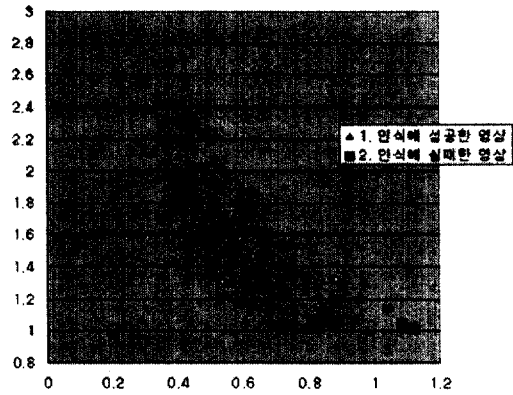


그림 12. DMF와 Distf에 의한 분포도

표 3은 DMF값의 크기에 따른 오수락률(FAR)과 오거부율(FRR)을 나타낸 것이다. DMF값을 크게 설정하면 오수락률은 낮아지고 오거부율은 높아지며, 반대로 DMF값을 작게 설정하면 오수락률은 높아지고 오거부율은 낮아진다. 표3에서 보면 DMF가 1.06일 경우 실험 영상에 대해 오수락률을 0.6이고, 오거부율 2.6이며 정상적으로 인식 될 확률은 93.9이다. DMF의 값을 적절한 수준으로 조정하여 원하는 정도의 신뢰성과 인식성능을 얻을 수 있다. 본 실험에서는 DMF값이 1.06일 때 오수락률과 오거부율이 가장 적절한 것으로 나타났다.

DMF	실제 인식률	FAR	FRR
1.00	96.5	3.5(12)	0.0(0)
1.02	95.3	2.3(8)	1.2(4)
1.04	94.4	1.8(6)	2.0(7)
1.06	93.9	0.6(2)	2.6(9)
1.08	92.1	0.3(1)	4.4(15)

표 3. DMF값에 따른 오인식률과 오거부율

### 5. 결론

본 논문에서는 눈의 위치를 찾아내어 이마부터 턱까지의 얼굴 영역을 추출하는 방법과 Haralick의 면함수를 이용한 얼굴인식 방법을 함께 사용하였다. 이를 통해서 얼굴이 아닌 부분을 얼굴 인식 과정에서 제외시켜 실험의 객관성을 높였다.

눈의 위치를 검출하기 위해서 먼저 1차 얼굴 영역과 2차 얼굴 영역을 얻어내었다. 1차 얼굴 영역은 경계선 정보를 이용하여 구하였고, 2차 얼굴 영역은 1차 얼굴 영역을 이치화 시킨 후, 검은 영역과 흰 영역의 비율을 이용하여 구하였다. 이렇게 구한 2차 얼굴



굴 영역으로 Y축 히스토그램을 구하고 히스토그램의 최대점 정보를 이용하여 눈의 위치를 찾아내었다.

얼굴 인식 과정에서는 sina, cosa, magnitude 값으로 구성된 특징들만 추출해 내어 얼굴 인식의 입력으로 사용하였다. 그 결과 방향성의 비교가 용이하였고 입력노드를 위한 변환과정 없이 신경망의 입력으로 사용할 수 있었다.

제안된 방법을 형판정합의 방법과 신경망에 적용하여 얼굴을 인식하였고 결과를 PCA방법과 함께 비교, 분석하였다. 면함수 특징치를 이용한 방법은 조명 보정을 위한 특별한 전처리 없이도, 조명변화에 대하여 96% 이상의 높은 인식률을 보였고, 이를 신경망에 적용한 결과 0.23초까지의 시간비용 절감의 효과를 보였다.

얼굴 인식 과정을 수행한 후 그 결과가 옳은지 그른지에 대한 판단이 필요한데 이를 위해서 DMF(Distance Measure Factor)를 정의하여 인식 과정의 결과를 검증하였으며, DMF값을 이용한 검증 과정에서 오인식률과 오거부율을 구하여 가장 적절한 수준의 DMF값을 제시하였다.

눈의 위치를 찾아내는 과정에서 두꺼운 검은 테 안경과 금발의 머리카락에 의해 잘못된 위치를 찾는 경우가 있는데, 검은 테 안경과 금발의 머리에서도 눈의 위치를 정확히 찾아내는 방법이 연구되어야 하겠다. 본 논문에서는 각 윈도우별로 실험을 실시하였으나 실험영상에 대해서 각 윈도우를 혼합하여 적용하는 방법도 인식 성능을 향상시킬 수 있을 것이다.

면함수를 이용한 특징추출 방법은 얼굴 인식 이외에도, 조명에 견고한 영상 인식이 필요한 다른 분야에서 적용할 수 있을 것이다.

## 6. 참고 문헌

- [1]. M. Turk and A. Pentland, Eigenfaces for Recognition, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86, 1991.
- [2]. Chellappa, R. and Sirohey, S. and Wilson, C. L. and Barnes, C. S., Human and Machine Recognition of Faces: A Survey, Internal report CAR-TR-731, CS-TR-3339, Center for Automatin Research, University of Maryland, 1994.
- [3]. 유명현, 박정선, 이상웅, 최영철, 이성환, 얼굴 기반 생체인식 기술의 현황과 전망, 정보과학회지, 제19권, 제7호, 2001.
- [4]. Ming-Hsuan Yang and Narendra Ahuja, Detecting Human Faces in Color Images, IEEE Proc. International Conference on Image Processing, Vol. 1, 1998.
- [5]. 장경식, 다해상도 영상을 이용한 얼굴 구성요소 추출, 한국정보처리학회, 제6권, 제12호, 1999.
- [6]. 유태웅, 오일석, 색채 분포 정보에 기반한 얼굴 영역 추출, 정보과학회논문지, 제24권, 제2호, 1997.
- [7]. 이옥경, 김혜경, 박연출, 오해석, 복잡한 배경 화면에서 피부색과 얼굴 부분 영역을 이용한 얼굴 추출, 정보과학회, 봄호, 2000.
- [8]. 김영심, 주성분분석에 기반한 얼굴인식, 석사학위논문, 서울시립대학교 전산통계학과, 2000.
- [9]. Olivier de Vel and Stefan Aeberhard, Line-Based Face Recognition under Varying Pose, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, 1999.
- [10]. Looney, C. G., 1997, Pattern Recognition Using Neural Networks, Oxford Univ. Press, New York.
- [11]. Haralick, R. M. and Shapiro, L. G., 1992, Computer and Robot Vision, Vol. 1, Addison Wesley, New York.
- [12]. 김희승, 1993, 영상인식, 생능출판사, 서울.
- [13]. Shen, L. J. and Fu, H. C. and Xu, Y. Y. and Hsu, F. R. and Chang, H. T. and Meng, W. Y., 1996, A principal component based probabilistic DBNN for face recognition, Image Processing, 1996. Proceedings., International Conference on Volume: 3, pp. 499-502