

## FLD를 이용한 얼굴 검출 알고리즘의 성능 향상

### Performance Enhancement of Face Detection Algorithm using FLD

남미영\*, 김광백\*\*

Mi-Young Nam and Kwang-Baek Kim

\* 인하대학교 컴퓨터정보공학과

\*\* 신라대학교 컴퓨터공학과

#### 요 약

영상에서 얼굴이 있는 위치를 찾거나 얼굴을 검출하기 위한 많은 방법들이 연구되고 있다. 영상에서 얼굴 검출은 얼굴의 크기, 얼굴이 있는 위치, 그리고 다양한 포즈, 조명 상태 등의 변화에 따라 달라진다. 따라서 얼굴 검출과 인식에 있어서의 어려운 점은 얼굴의 크기와 위치, 거리, 조명, 포즈 때문에 나타나는 것이다. 본 논문에서는 다양한 얼굴 크기와 얼굴이 있는 위치 등에 강인한 얼굴 검출을 위해 피셔의 선형 판별 함수를 이용하는 방법을 제안한다. 선형 판별식을 이용하여 효과적으로 얼굴을 검출하기 위해서는 학습 방법 및 학습에 사용되는 데이터들의 구성이 중요하다. 그 이유는, 얼굴 검출을 위해 사용되는 학습 데이터들은 조명과 포즈에 영향을 받기 때문에 얼굴의 특징들을 반영하는 학습 데이터들의 구성이 중요하다. 따라서 본 논문에서는 복잡한 배경과 다양한 크기의 얼굴을 검출하기 위한 계층적인 방법을 제시하며, 효과적인 피셔 판별 분석을 위하여 얼굴과 비얼굴 학습 데이터의 효율적인 분류 방법을 제안한다.

#### Abstract

Many reported methods assume that the faces in an image or an image sequence have been identified and localization. Face detection from image is a challenging task because of the variability in scale, location, orientation and pose. The difficulties in visual detection and recognition are caused by the variations in viewpoint, viewing distance, illumination. In this paper, we present an efficient linear discriminant for multi-view face detection and face location. We define the training data by using the Fisher's linear discriminant in an efficient learning method. Face detection is very difficult because it is influenced by the poses of the human face and changes in illumination. This idea can solve the multi-view and scale face detection problems. In this paper, we extract the face using the Fisher's linear discriminant that has hierarchical models invariant size and background. The purpose of this paper is to classify face and non-face for efficient Fisher's linear discriminant.

Key words : Face detection, FLD(Fisher's linear discriminant), Multi-resolution, Euclidian distance, Mahalanobis distance, Haar wavelet

#### 1. 서 론

생체 인식에 대한 관심이 증대되면서 얼굴 인식 시스템을 이용한 보안 시스템에도 관심이 증대되고 있다. 얼굴 정보를 이용하는 시스템에서 근본적으로 해결 되어야 할 과제는 주어진 영상에서 얼굴 영역의 위치를 정확히 추정하고, 나아가 눈, 코, 입과 같은 얼굴 구성 정보의 위치와 포즈 등의 추가적인 정보들을 정확히 추출해야 하는 것이다. 또한, 대부분의 얼굴 정보를 이용하는 시스템들은 온라인에서 동작하거나 수초내의 처리 결과를 요구하므로 이러한 정보 추출 작업은 실시간으로 이루어져야 한다. 이것은 얼굴 정보를 이용하는 시스템의 성능을 좌우하는 매우 중요한 요인이 되며, 이로 인해 정확하고 빠른 얼굴 검출 및 얼굴 구성 정보 추출에 관한 연구는 매우 중요하며 필수적이다. 분류기로서 선형/피셔 판별분석 (Linear/Fisher Discriminant Analysis) [1]을 사용

하는 얼굴 인식 시스템들은 매우 성공적이었다[2, 3, 4].

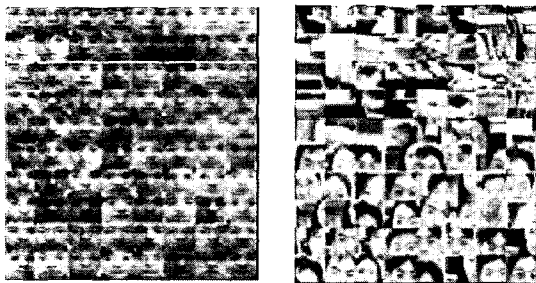
얼굴 검출을 위하여 필요한 얼굴 데이터 집합은 매우 큰 범위를 포함한다. 하지만 모든 데이터 집합을 수집할 수 없기 때문에 적은 학습 데이터를 이용하여 얼굴 검출을 수행할 때 발생하는 일반화 문제를 해결하기 위해서 부분 공간 LDA에 기초하여 경험적인 얼굴인식 방법이 제안되었다[5, 6]. 본 논문에서는 이러한 방법을 활용하여 부분공간에서 선형 분류기를 생성하기 위해서 얼굴 이미지를 LDA로 투영하여 얼굴 검출에 효과적인 판별식을 생성한다. 얼굴 검출에 있어서는 여러 가지 인공조명을 삽입한 얼굴 데이터와 포즈 데이터들을 각각 클래스로 생성하여 피셔 공간으로 투영함으로써 다양하게 입력되는 얼굴 영상을 효과적으로 검출하도록 한다. 이것은 얼굴 검출 및 인식의 문제점인 조명과 포즈에 대한 얼굴 검출의 성능을 개선하기 위한 것이다. 또한, 본 논문에서는 실시간 및 복잡한 배경에서의 얼굴 검출 성능을 높이기 위하여 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)[7, 8]으로의 검증, 휴리스틱한 방법으로 얼굴의 후보 영역 검출 등 계층적으로 수행한다.

접수일자 : 2004년 3월 31일

완료일자 : 2004년 10월 4일

본 논문에서는 선형 판별 분석을 이용하여 얼굴을 검출할 때 정확한 퍼지 판별식 및 얼굴 검출에 유용한 퍼지 판별식을 정의하여, 검출된 영상의 얼굴 여부를 판정하고, 성공률과 시간을 측정하였다. 실시간 시스템에서의 활용을 위하여 검색 시간을 단축시킬 수 있도록 검색방법을 제안하였으며, 제한된 영역 내에서의 빠른 인식률을 위한 방법을 제안하였다. 얼굴 검출 실험은 얼굴 데이터들의 특징을 분석함에 따라 마할라노비스(Mahalanobis) 거리 공식 및 유클리디언(Euclidian) 거리 공식을 사용하여 유용한 판별식을 구분하였다.

퍼지의 판별 분석 기법을 이용한 얼굴 검출은 학습 데이터의 구성과 판별식에 따라 성능이 좌우된다. 따라서 본 논문에서는 얼굴과 비얼굴을 효과적으로 분류하기 위한 얼굴 데이터의 벡터화 방식과 학습 데이터의 구성에 대해 제안한다. 학습 데이터로 사용한 얼굴 및 비얼굴 데이터는 그림 1과 같다.



(a) 얼굴 데이터 (a) Face data (b) 비얼굴 데이터 (b) Non-face data

그림 1. 원시 학습 데이터.

Fig. 1. Raw Learning Data.

그림(Fig.) 1은 20x20 크기의 얼굴 영상과 얼굴 영역을 포함하지 않는 비얼굴 영상을 20x20 크기로 생성하여 분류를 위한 학습 데이터로 사용한다. 비얼굴 영상은 계층적이고 반복적인 학습을 통해 얼굴과 유사한 비얼굴(face-like non-face) 그룹을 설계함으로써 얼굴 검출의 성능을 높인다.

## 2. 얼굴 영상을 위한 전처리 기법

### 2.1 전처리

영상에서 얼굴을 검출하기 위한 전처리 과정으로써 히스토그램 평활화 방법을 적용하였으며, 이렇게 처리된 영상을 1차원 벡터로 변환하였다. 1차원 벡터는 얼굴의 특징을 나타낼 수 있도록 하는 것이 좋으며 벡터화 방식에 의해 검출되지 않는 것은 휴리스틱한 방법과 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)을 이용하여 검출하도록 하였다. 본 논문에서 얼굴 검출을 위하여 제안하는 벡터화 방식은 2.1.3절에서 설명한다.

#### 2.1.1 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화는 영상의 히스토그램이 균일하게 되도록 명암값의 재분배를 통해 농도를 조절하는 것이다. 그림 2는 FERET 데이터베이스의 어두운 조명에서의 데이터를 히스토그램 평활화를 통해 영상을 개선한 것이다.

조명 상쇄 기법(Illumination compensation)을 이용하여 전처리하였을 경우 히스토그램 평활화 방법을 이용하여 전처리를 수행한 것보다 검출 성능이 약 7% 감소되었으며, 처리 시간도 1.3배로 늘어났다. 히스토그램 평활화 방법은 얼굴을 검출하고자 하는 영상전체에 대해서 처리하는 것이 아니라 얼굴인지 아

닌지 판별하기 위한 탐색창 내에서 수행함으로써 320x240 영상 전체에서 처리하는 것으로 얼굴을 검출할 수 있다.

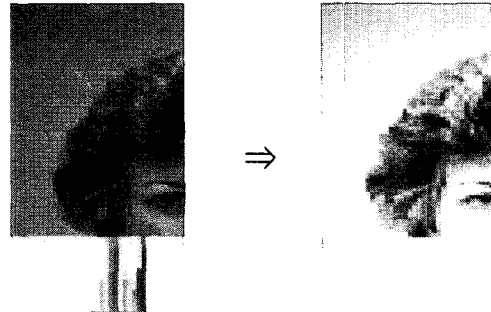


그림 2. 히스토그램 평활화를 이용한 영상 전처리.

Fig. 2. Image preprocessing using histogram equalization.

#### 2.1.2 벡터의 정규화

얼굴 영상은 외부 영향에 의한 변화를 상쇄시키기 위하여 학습 벡터를 생성하기 전에 정규화 과정을 거친다. 정규화 과정은 추출된 이미지의 개별 픽셀값을 0과 1사이의 값으로 변환하는 것이다. 조명의 변화를 고려하기 위하여 각 영상에서의 명암도 값의 최대값과 최소값을 기준으로 정규화 하였으며, 이를 위해 식(1)을 적용하였다.  $N_i$ 는 정규화된 값이며,  $C_i$ 는 정규화되기 전의 값이다.

$$N_i = \frac{\max - C_i}{\max - \min} \quad (1)$$

#### 2.1.3 영상의 1차원 벡터 변환

영상은 x와 y의 좌표를 갖는 2차원 데이터이다. 따라서 이를 분류기의 입력 벡터 사용하기 위해서는 1차원 벡터 형태로 변환한다. 일반적으로 영상을 1차원 벡터화 하는 경우, 영상의 좌측 상단에서 우측 하단의 방향으로 1차원 벡터화 하지만, 본 논문에서는 얼굴 영상의 대칭적 특성을 강조하기 위해 영상을 단위 셀(Cell)로 나누어 각각 4개, 9개, 16개, 그리고 25개의 셀에 의해 생성되어진 평균값에 의해 벡터화 한다. 그리고 FAR 감소를 위한 비얼굴 추출을 위하여 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)을 이용하여 데이터를 표현함으로써 이웃하는 픽셀들과의 상대적인 차이값을 고려하여 본 논문에서 사용하는 벡터화 방식과 퍼지 판별 분석에 의해 잘못 인식되는 데이터들을 추출할 수 있도록 하였다. 또한, 휴리스틱한 방법에 의해 얼굴로 판정된 영상들만 퍼지 판별 분석을 통해 얼굴을 검증함으로써 검출 시간과 성능을 개선한다.

### 2.2 얼굴 검출에 효과적인 학습 데이터 생성

앞서 설명한 바와 같이 검출 성능을 좌우하는 가장 중요한 것은 학습 데이터의 구성이다. 학습 데이터의 구성에 따라 시스템의 성능이 좌우되며, 최종 결과물 또한 달라진다. 그림 1과 같은 학습 데이터는 얼굴 영상의 경우, 얼굴이 포함된 다양한 영상에서 얼굴 영역만을 수작업으로 떼어 내고, 이를 20x20의 크기로 조절하여 생성한 것이다. 또한, 포즈 검출을 고려하여 다양한 포즈의 얼굴 데이터를 추출하여 얼굴 클래스로 선정하였다. 비얼굴(non-face) 영상의 경우, 1차적으로는 임의의 영상의 배경이나, 기타 얼굴이 아닌 부분을

임의로 잘라 20×20의 영상 크기로 재조정 하였다. 또한, 1차 학습을 통해 추출된 얼굴 영상 중에서 얼굴 영역이라 하더라도 정확하게 눈썹과 눈, 코, 입이 모두 포함되어 있지 않는 경우도 비얼굴 영상 데이터로 분류하여 재학습 하였다.

학습 과정에서 중요한 또 하나의 요소는 학습 데이터의 수이며, 이는 검출의 성공률과 밀접한 관계가 있다. 학습 데이터의 수가 많을수록 검출 오차가 적어지며, 잘못 추출되는 오검출의 경우도 줄어든다. 본 논문에서는 총 3800개의 학습 데이터를 사용하였다. 각 포즈별 그룹과 비얼굴 그룹을 각각 3개씩 구성하였으며, 각 클래스당 1000개의 학습 데이터를 적용하였다. 그룹별 학습 데이터의 수가 너무 많으면 오히려 다른 클래스로 투영될 가능성이 있기 때문에 가장 적절한 그룹으로 설정하는 것이 중요하다.

이렇게 추출된 학습 데이터는 앞 절에서 설명한 히스토그램 평활화와 정규화 과정을 거쳐 검출에 용이한 형태로 벡터화하게 된다. 영상에서 얼굴 검출을 위하여 얼굴 및 비얼굴을 분류할 때에 경계값을 유클리디언 거리 공식을 적용하는 경우에는 0.05로 설정하였으며, 마할라노비스 거리 공식을 적용할 경우에는 0.3으로 설정하여 경계값 보다 작은 경우에는 얼굴로 인식하며, 그 외에는 비얼굴로 인식하였다.

### 3. 제안된 얼굴 검출 시스템

본 논문에서 제안하는 얼굴 검출 시스템의 전체 과정은 그림 3과 같다. 본 논문에서는 얼굴 검출을 실시간 및 오프라인 시스템에서 모두 처리가 가능하도록 구성하였다. 영상에서 얼굴 영역을 검출할 때 얼굴이 있는 위치와 얼굴의 크기를 사전에 예측하기 위하여 다중 해상도 분석 기법을 이용하여 얼굴 영역과 비얼굴 영역을 구분한다. 다중해상도 분석 기법은 그림 3의 상단에 나와 있는 영상 해석 방법으로서, 20×20 크기의 탐색창을 통해 검사하는 탐색 영역이 얼굴인지 비얼굴 영역인지 판단한다. 얼굴의 크기를 알 수 없기 때문에 영상의 크기를 조절하면서 선형 판별식을 이용하여 얼굴을 검출하며, 최종적으로 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)을 이용하여 얼굴 영역임을 검증한다.

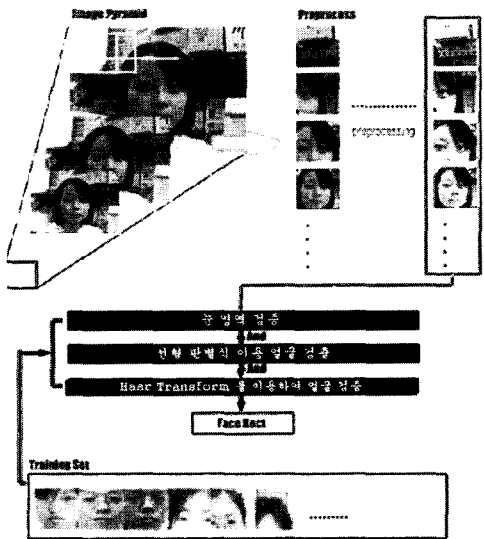


그림 3. 얼굴 검출의 전체 과정.  
Fig. 3. Overall procedure of face detection

### 3.1 피셔의 판별식을 이용한 얼굴 검출

피셔 판별 분석을 이용하여 얼굴을 검출할 경우 사용하게 되는 데이터 군집은 얼굴 데이터 및 비얼굴 데이터를 여러 개의 클래스로 구성하여 사용한다. 이것은 얼굴 영상과 비얼굴 영상의 종류가 아주 다양하기 때문이다. 얼굴의 경우 정면, 왼쪽, 오른쪽 얼굴 데이터를 각각 구분하여 클래스를 구성하게 되며, 이때 수작업으로 분류하지 않고 검출에 사용하는 벡터화 방식에 의해 벡터화시킨 후에 RBF 네트워크와 퍼지 ART 알고리즘을 이용하여 분류한다[9].

얼굴 영상에 대한 학습 데이터는 양쪽 눈동자와 입의 양 끝 좌표를 추출해낸 후에 입의 중심과 양쪽 눈의 중심을 기준으로 하고, 중심점과 눈과의 거리가 반지름인 원을 만든다. 모든 영상에 대해 두 눈을 기준으로 떼어낸 다음, 영상 정렬 알고리즘을 적용하여 새로운 이미지를 만들어 내는 것이 필요하다. 그러나 얼굴 영상의 변형에 대해 알 수 없는 오류를 고려한다면 단순히 눈만을 기준으로 추출하는 것도 배제해서는 안 될 것이다.

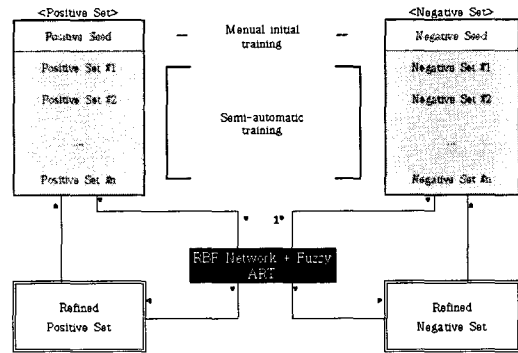


그림 4. 제안된 계층적 반복 학습 방법  
Fig. 4. Proposed hierarchical repetitive learning method

표 1. 반복 학습에 따른 인식률.  
Table 1. Recognition rate by repetitive learning.

Training #	Positive Success			Negative Success		
	Net1	Net2	Net3	Net1	Net2	Net3
1st	85.5	79.3	86.7	72.4	65.0	79.2
2nd	88.2	80.4	89.1	77.5	70.4	80.4
3rd	89.4	84.8	90.4	78.9	71.2	82.5
4th	92.3	89.6	92.1	78.1	73.4	83.2
5th	93.4	89.3	92.4	79.4	74.2	83.4
6th	96.4	93.1	92.5	72.1	76.8	83.5
7th	97.3	94.2	92.9	80.4	78.4	85.7
8th	97.8	96.8	93.5	82.3	81.2	87.2
9th	98.9	98.2	96.2	84.4	82.7	88.1
10th	99.2	98.9	99.3	86.1	85.2	89.0

비얼굴 데이터도 얼굴이 조금이라도 포함된 영상과 전혀 포함되지 않은 영상 그리고 얼굴로 인식하는 얼굴과 유사한 벡터값을 가지는 비얼굴 영상 등으로 구성된다. 처음에는 비얼굴 영상을 무작위로 검출하나 실시간 얼굴 검출 시에 비얼굴임에도 불구하고 얼굴로 인식하는 영역을 클러스터링을 함으로써 계층적으로 학습하여 구성한다. 학습 데이터의 계층적인 분류를 위하여 RBF 네트워크와 퍼지 ART를 그림 4와

같이 계층적으로 반복적인 학습으로 수행한다. 반복 학습의 결과는 표 1과 같다.

피셔 판별 분석에 있어서 사전 확률을 동일시키기 위하여 각각의 얼굴 및 비얼굴 학습 데이터를 동일한 수로 그룹을 구성하였다.

### 3.2 얼굴 검출 단계

피셔 판별분석 기법을 이용한 얼굴 영역의 검색은 얼굴 크기 변화와 위치에 대한 적응을 위해 5 단계의 크기로 재구성된(resize) 이미지를 통해 이루어지는데, 이것은 그림 3에서 제시한 피라미드식 다중 해상도 분석 기법을 말하는 것이다. 실험에서 사용된 이미지의 크기 조절은 원 영상의 40%부터 70%까지로 하여 얼굴의 최소 크기가 20x20, 최대 크기가 110x110 임을 가정하였다. 검색은 영상의 좌측 상단부터 우측 하단의 순서로 이루어지며, 2 픽셀의 간격으로 좌에서 우로, 위에서 아래로 이동하며 20x20의 영역 이미지를 생성하고, 서브 샘플링 방법에 의해 1x54 벡터를 생성한다. 이 벡터를 FLD의 학습데이터로 사용하고, 분류 결과에 의해 얼굴 클래스로 인식되면 얼굴 영역으로 인정하고, 그렇지 않은 경우에는 비얼굴 영역으로 결정한다. 얼굴과 유사한 비얼굴 클래스로 분류가 되는 경우도 있으나 영상 내에서 대부분의 얼굴 영역은 얼굴 클래스중의 하나로 매핑이 이루어진다. 이때 학습되는 클래스들과의 거리값은 유클리디언 거리 공식과 마할라노비스 거리 공식을 이용하여 평가함으로써 얼굴 검출 및 현재 사용하는 벡터화 방식과 학습 데이터에 적합한지를 실험하였다. 실험 결과, 경계값을 설정하는 데 있어서 일관성이 없었으며, 다중 해상도 분석을 통하여 얼굴을 검출하였을 경우에도 얼굴 클래스로 인식되는 서브 영역의 수가 30개 안팎으로 나타났다. 이것은 전체 검색 영역에 비하면 아주 적은 수의 영역이 검색되는 것이다.

그림 5는 얼굴을 검출하기 위한 실험 영상이며, 그림 6은 검출된 얼굴 영역을 나타낸다. 다중 해상도 분석을 수행함으로써 여러 개의 동일하거나 유사한 영상들이 크기만 조금씩 다르게 검출됨을 볼 수 있다. 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)을 적용하기 전의 얼굴 검출 결과이다.



그림 5. 원 영상.  
Fig. 5. Source image.

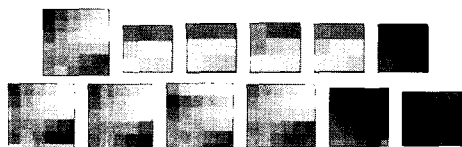


그림 6. 얼굴 영역으로 분류된 영역 이미지  
Fig. 6. Image areas classified to face area

### 3.3 최종영역 판정

그림 6과 같이 얼굴로 판정되는 영역들은 5 단계의 해상도를 가지는 영상에서 여러 개가 검색됨을 알 수 있었다. 다중 해상도 분석 기법을 이용하였기 때문에 얼굴 영역에 중복된 여러 개의 영역이 검출되는 건 필수적인 것이며 이러한 후보 영역들 중에서 최종적으로 얼굴 영역을 판별해야 한다. 하지만 얼굴에 대해 각 단계마다 검출되는 영역이 중복되어 나타나기 때문에 최종 얼굴 영역을 판정하기가 수월하다. 그림 7에서 나타낸 것과 같이 얼굴 영역에 대해서는 검색된 영역이 2개에서 3개 이상 중복된다.

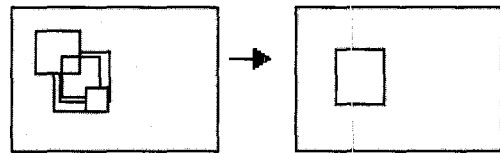


그림 7. 인접 영역의 중복검사.  
Fig. 7. Repetitional test of adjacent areas.

그림 7과 같이 중복성을 이용하여 얼굴로 판별된 영역들에 대해 각 영역마다 근처에 다른 영역이 있는지를 검색한다. 본 논문에서는 검색된 영역의 중점을 기준으로 상, 하, 좌, 우 5 픽셀 이내에 다른 영역이 있을 경우 인접 영역으로 처리하였다. 만약 인접 영역이 있을 경우에 해당 영역의 가중치를 1 증가시키고 마찬가지로 다른 영역에 대해서도 똑같은 방법을 적용하여 가장 가중치가 높은 영역을 선택하게 된다. 만약 가중치가 같은 영역이 2개 이상일 경우는 해당 영역이 조금이라도 중복되는지를 검사하여 중복되지 않을 경우는 모두 결과로 선택하고, 중복될 경우는 중복되는 영역에 있는 결과 모두를 포함하는 큰 영역을 결과로 선택한다. 이러한 과정을 거쳐 그림 6의 검출 결과에서 최종 얼굴 영역으로 판정하여 얻은 결과는 그림 8과 같다.



그림 8. 얼굴의 후보 영역.  
Fig. 8. Candidate area for face.

### 3.4 검출 성능의 개선

그림 6과 그림 8에서처럼 비얼굴 영상을 얼굴로 판정하는 것을 개선하기 위하여 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)을 이용하여 영상을 변환한다. 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)은 이웃하는 값들과의 차이값을 가지고 영상을 변환하므로 그림 6과 그림 8에서의 결과와는 달리 그림 9에 나타나는 결과처럼 얼굴 영역이 검출됨으로써 비얼굴 영역들에 대한 오인식률이 낮아지며, 복잡한 배경의 영상이나 혹은 실시간에서의 FAR을 감소시킨다. 영상에서의 상대적인 값을 이용하므로 얼굴 영상의 벡터화에 있어서 효과적이었다.

그림 8에서 얼굴이 아닌 비얼굴 영상이 검출된 영역은 본 논문에서 사용한 벡터화 방식에 따라 얼굴과 유사한 것으로 판단되어 검출된 것이다. 이 영상 중 두 개의 영상은 휴리스틱한 방법과 하르 웨이블릿(Haar Wavelet)에 따라 검출하는

방법에 의해 제거하였으며, 그 결과는 그림 9에서 보여준다. 검출된 영상에서 거리값으로 정렬하여 가장 작은 거리값을 가지는 얼굴 영역을 최종 얼굴 영역으로 판별하거나 또는 앞서 설명되었던 겹친 부분들을 통합함으로써 최종 얼굴 영역을 결정한다.



그림 9. 얼굴 검출 결과.  
Fig. 9. Result of face detection.

#### 4. 실험 및 성능 평가

얼굴 검출을 위하여 사용한 데이터는 FERET DB와 자체 보유 데이터베이스이고, 얼굴 데이터 1000개와 왼쪽 및 오른쪽 얼굴 데이터 1000개씩을 학습 데이터로 사용하였으며, 비얼굴 데이터는 4000개를 사용하였다. FLD의 특성 중의 하나가 유클리디언 거리 공식으로 계산할 수 있다는 것인데 학습 시킨 데이터의 정확성에 따라 결정 함수는 달라질 수 있다. 본 논문에서는 유사도 평가 함수를 유클리디언 거리 공식과 마할라노비스 거리 공식을 이용하여 계산하였으며 얼굴 검출에 효과적인 유사도 평가 함수를 제시하였다.

FERET DB에서 추출한 학습 데이터는 fafb\_set에 해당하는 것으로서 표정 변화에 대한 데이터들의 집합이다. 얼굴 검출에 있어서 에러가 나타난 영상은 6장인데 그 중 한 장은 얼굴로 인식되는 영역이 하나도 검출되지 않았으며, 그 이외의 영상에서는 얼굴 영역은 검출되었으나 눈, 코 그리고 입의 윗부분만 검출된 것으로 입술의 전체가 포함되지 않은 것에 대해서는 얼굴 영역이 아닌 것으로 판단하였다. 유클리디언 거리값을 조금 더 큰 값으로 설정하면 이러한 영상에 대해서는 얼굴 영역을 정확히 검출하게 된다. 그러나 거리값을 너무 크게 설정하면 비얼굴 영역이 많이 포함되므로 반복적인 학습에 의해 최적의 거리값을 적용하였다.

표 2. 얼굴 검출 성공률(각 클래스당 학습 데이터 1000개 사용).

Table 2. Success rate of face detection(using 1000's learning data for each class).

Data \ Measure	Euclidian Distance	Mahalanobis Distance
FERET DB	98.4%	97%
자체 보유 데이터	99%	98%

표 2는 학습 데이터 1000개씩 사용하였을 때에 얼굴 검출 성공률을 나타낸 것이며, 그리고 다음의 표 3은 학습 데이터를 100개씩 사용하였을 때의 얼굴 검출 성공률을 나타낸 것으로 자체 보유 실험 데이터는 정면 왼쪽, 오른쪽 데이터를 포함하고 있다. 표 2와 표 3에서 나타난 것처럼 얼굴 검출에 있어서 유사성을 평가하기 위한 측정 방법으로 유클리디언 거리 공식을 이용하는 것이 효과적임을 알 수 있다.

표 3. 얼굴 검출 성공률(각 클래스당 학습 데이터 100개 사용).  
Table 3. Success rate of face detection(using 100's learning data for each class).

Data \ Measure	Euclidian Distance	Mahalanobis Distance
FERET DB	97%	96.5%
자체 보유 데이터	98%	97.5%

마할라노비스 거리 공식을 이용하여 얼굴 영역을 검출하는 경우 계산 시간이 1.3배 이상 걸리며 클래스의 수가 증가할수록 계속 증가된다. 그리고 피셔 공간으로 투영하는데 걸리는 시간도 고려해야 한다. 학습 데이터를 분류하는 측면에서 보면 개별 클래스의 학습을 위한 이미지의 수가 아주 많을 때는 다른 공간으로 투영될 가능성도 있다. 얼굴로 인식되는 비얼굴의 경우 얼굴과 유사한 비얼굴(Face-Like Nonface)로 정의함으로써 분류기를 계층적으로 구성하였으며, 이를 통해 FAR을 감소하도록 설계하였다.

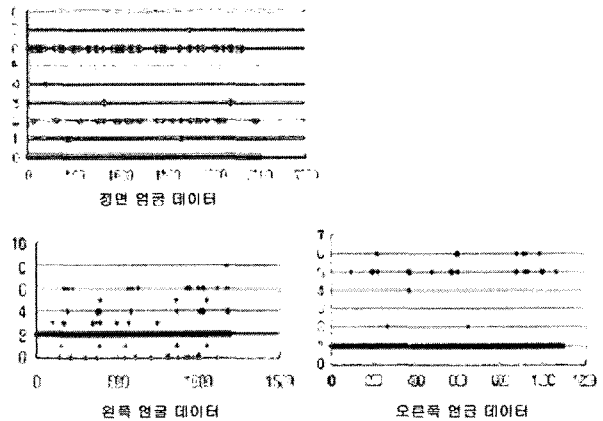


그림 10. 유클리디언 거리 공식을 이용한 피셔 공간으로의 투영 결과.  
Fig. 10. Projection result to the Fisher Space using Euclidian distance.

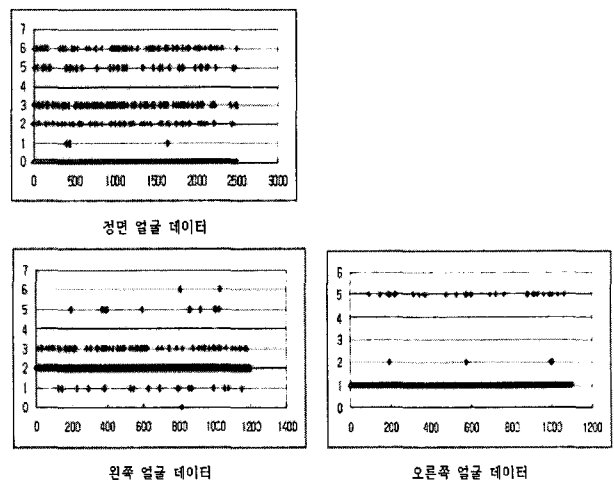


그림 11. 마할라노비스 거리 공식을 이용한 피셔 공간으로의 투영 결과.  
Fig. 11. Projection result to the Fisher Space using Mahalanobis distance.

그림 10과 그림 11은 학습 데이터가 피셔 벡터 공간으로 투영된 결과를 나타내고 있다. 그림 10은 유클리디언 거리 공식에 의해 얼굴로 인식한 결과를 나타내고 있으며, 그림 11은 마할라노비스 거리 공식을 이용하여 얼굴로 인식 결과를 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 정면 데이터의 경우 유사도 평가 방법에 따라 얼굴 인식 결과에서 많은 차이를 보이고 있다. 피셔 공간으로 투영 후에 유클리디언 거리 공식으로 적용하는 것이 얼굴 영역을 검출하는데 유리하다는 것을 알 수 있다. 그리고 표 2와 3의 결과와도 연관되어 있음을 알 수 있다. 실시간 처리에서 얼굴 검출 시간을 감소시키기 위하여 처음 들어오는 프레임에 대해서는 전체적으로 검색하여 얼굴 영역을 검출하고, 그 다음 프레임부터는 일단 이동할 환경에 해당하는 움직임이 크지 않은 영역에 대해 우선 검출을 시도함으로써 검출 성능 및 검출 시간을 1/3 정도 감소시켰다.

### 5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 다양한 얼굴 크기의 얼굴 검출을 위하여 다중 해상도 분석 기법을 이용하여 얼굴을 검출하였으며, FLD를 이용하여 얼굴을 검출하는데 있어서 학습데이터 및 클래스의 수 그리고 판별식이 중요하다는 사실을 알 수 있었다. 학습 데이터가 무조건 많다고 검출 성능이 좋은 것이 아니며, 학습을 위한 데이터의 클래스의 수 또한 검출 결과에 많은 영향을 주는 것을 확인하였다.

본 논문에서 얼굴 검출을 위하여 사용한 경계값은 경험에 의하여 생성된 값이다. 이러한 경험에 의한 결과값의 신뢰성을 높이기 위하여 반복적인 학습을 통하여 신뢰성 있는 경계값을 추출할 수 있었다. 이러한 경계값 추출에 있어서 더 효과적인 결과를 유도하기 위하여 유전자 알고리즘을 통해 학습을 시키는 방안을 검토 중이다. 또한 본 논문에서 얼굴의 크기에 강인한 얼굴 검출 방법을 제안하였으나 저해상도에서의 얼굴 검출과 인식을 위한 방법들도 앞으로 연구되어야 할 과제이다. 저해상도에서는 얼굴의 특징들이 많이 손실되기 때문에 성능이 떨어지는 문제가 있기 때문이다. 또한 실시간 시스템에서의 효과적인 얼굴 검출 및 인식 시스템의 구현을 위하여 얼굴의 후보 영역을 검색하는 시간을 단축시킬 수 있는 알고리즘의 보완이 필요하다.

### 참고 문헌

[1] A. M. Sayeed and D. L. Jones, "Optimal detection using bilinear time-frequency and time-scale representations," *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 43, pp.2872-2883, 1995.

[2] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* pp.711 - 720, 1997,

[3] Ordowski, M. and Meyer, G. G. L., "Geometric linear discriminant analysis," *CASSP 2001*, Vol.5, 7-11, pp.3173-3176, 2001.

[4] A. J. Colmenarez and T. S. Huang, "Face detection with information-based maximum discrimination."

*IEEE Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.782 - 787, 1997.

[5] Liu, Chengjun and H.Wechsler., "Enhanced Fisher linear discriminant models for face recognition," *Pattern Recognition*, Vol.2, pp.1368-1372, Aug. 1998.

[6] Lee, W.S., Lee, H.J. and Chung, J.H., "Wavelet-based FLD for face recognition," *IEEE Proc. Circuits and Systems*, Vol.2, 8-11 pp. 734-737, Aug. 2000.

[7] Papageorgiou, C. and Poggio, T., "Trainable pedestrian detection," *Image Processing(ICIP99)*, Vol. 4, pp.35-39, Oct. 1999.

[8] S.Mallat. "A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 674 - 693, July 1989.

[9] K. B. Kim, Y. J. Kim, "Recognition of English Calling Cards by Using Enhanced Fuzzy Radial Basis Function Neural Networks," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.E87-A, No.6, pp.1355-1362, 2004.

### 저자 소개



남미영(Mi-Young Nam)  
2001년 : 신라대학교 전자계산학과(이학석사)  
2002년~현재 : 인하대학교 박사과정

관심분야 : Biometrics, Neural Networks, Face Recognition, Genetic Algorithm, Evolutionary System, Biological Signal Processing and Biomedical System

E-mail : rera@im.inha.ac.kr



김광백(Kwang-Baek Kim)  
1993년 : 부산대학교 전자계산학과(이학석사)  
1999년 : 부산대학교 전자계산학과(이학박사)  
1996년~1997년 : 동의공업대학 사무자동화과 전임강사  
1999년~2000년 : Biomedical Fuzzy Systems Association Associate Editors(Japan)

1997년~현재 : 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수  
2003년~현재 : 한국퍼지 및 지능시스템학회 이사 및 편집위원

관심분야 : Neural Networks, Medical Imaging, Image Processing, Biological Signal Processing and Biomedical System, Support Vector Machines

E-mail : gbkim@silla.ac.kr