

# FLD를 이용한 얼굴 검출의 성능 향상을 위한 연구

## A Study on Face Detection Performance Enhancement Using FLD

\*남미영, \*이필규, \*\*김광백

\*인하대학교 컴퓨터정보공학과, \*\*신라대학교 컴퓨터공학과

\*Mi Young Nam, \*Phill Kyu Rhee, \*\*Kwang Baek Kim

\*Dept. of Computer & information Engineering, Inha University

\*\*Dept. of Computer Engineering, Silla University

### 요 약

얼굴 검출은 디지털화된 임의의 정지 영상 혹은 연속된 영상으로부터 얼굴 존재 유무를 판단하고, 얼굴이 존재할 경우 영상 내 얼굴의 위치, 방향, 크기 등을 알아내는 기술로 정의된다. 이러한 얼굴 검출은 얼굴 인식이나 표정인식, 헤드 제스처 등의 기초 기술로서 해당 시스템의 성능에 매우 중요한 변수 중에 하나이다. 그러나 영상 내의 얼굴은 표정, 포즈, 크기, 빛의 방향 및 밝기, 안경, 수염 등의 환경적 변화로 인해 얼굴 모양이 다양해지므로 정확하고 빠른 검출이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 피셔의 선형 판별 분석을 이용하여 몇 가지 환경적 조건을 극복한 정확하고 빠른 얼굴 검출 방법을 제안한다. 제안된 방법은 포즈와, 배경에 무관하게 얼굴을 검출하면서도 빠른 검출이 가능하다. 이를 위해 계층적인 방법으로 얼굴 검출을 수행하며, 휴리스틱한 방법, 피셔의 판별 분석을 이용하여 얼굴 검출을 수행하고, 검색 영역의 축소와 선형 결정의 계산 시간의 단축으로 검출 응답 시간을 빠르게 하였다. 추출된 얼굴 영상에서 포즈를 추정하고 눈 영역을 검출함으로써 얼굴 정보의 사용에 있어 보다 많은 정보를 추출할 수 있도록 하였다

### 1. 서론

생체 인식에 대한 관심이 증대되면서 얼굴인식 시스템을 이용한 보안 시스템에도 관심이 증대되고 있다. 얼굴 인식을 위한 전처리 과정으로써 얼굴 검출과정이 필요하며 이 결과가 얼굴 인식에도 중요한 영향을 미친다. 얼굴 정보를 이용하는 시스템에서 가장 근본적으로 해결 되어야 할 문제는 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 이용한 시스템들은 온라인에서 동작 하거나 수 초내의 처리 결과를 요구하는 것들이 대부분이므로 이러한 작업은 실시간으로 이루어져야 한다. 이는 얼굴 정보를 이용하는 시스템의 성능을 좌우하는 매우 중요한 요인이 되므로, 정확하고 빠른 얼굴 검출 및 얼굴 구성 정보의 추출에 관한 연구는 매우 중요하며 필수적이다. 얼굴 인식에 활용된 부분을 소개하면 다음과 같다. 분류기로서 선형/피셔 판별해석(Linear/Fisher Discriminant Analysis)[1]를 사용하는 얼굴인식 시스템

들 또한 매우 성공적이었다[2, 3, 4].

큰 얼굴 데이터집합이지만 클래스 당 이용할 수 있는 매우 적은 훈련 얼굴 이미지들 상에서 얼굴 인식을 수행할 때 일반화/overfitting 문제를 해결하기 위해서 부분 공간 LDA에 기초하여 holistic 얼굴인식 방법이 제안되었다[5, 6](그림 2). 존재하는 방법들과 마찬가지로 이 방법은 두 단계로 이루어진다. 먼저 얼굴 이미지는 주 성분 해석(Principal Component Analysis, PCA)을 통해서 얼굴 부분공간으로 사영되는데 여기에서 부분 공간 크기가 주의 깊게 선택되며, 그리고 부분공간에서 선형 분류기를 생성하기 위해서 PCA 공간으로 투영된 벡터들을 LDA로 투영한다. 이러한 방법과 피셔 공간으로의 직접적인 투영 방법 등을 비교하였으며, 오프라인과 실시간에서의 얼굴 검출 성능을 비교하였다. 얼굴 검출에 있어서는 여러 가지 인공조명을 넣은 얼굴 데이터와 포즈 데이터들을 이용하여 얼굴들을 분류하여 피셔 공간으로 투영함으로써 판별하도록 한다. 실시간 및 복잡한 배경에서의 얼굴 검출 성능을 높이기 위하여 Haar Wavelet[7, 8]으로의 검

중, 휴리스틱한 방법으로 얼굴의 후보 영역 검출 등 계층적으로 수행한다.

본 논문에서는 선형 판별 분석을 이용하여 얼굴 검출을 수행한다. 가보 웨이블릿을 이용하여 얼굴 인식을 위한 각 개인의 특징 벡터를 구성하며, 선형 판별 분석을 이용하여 얼굴 자료를 분류할 때 정확한 피서 판별식 및 얼굴 검출에 유용한 피서 판별식을 알아보도록 한다. 가보는 DC free한 특성을 가지고 있기 때문에 스케일, 조명 및 포즈 등에 있어서 강한 인식 성능을 나타낸다. 얼굴의 스케일에 따른 신뢰성 있는 인식 성능을 위하여, 정규화에 따른 인식 성능을 분석하여 얼굴 인식 성능에 맞도록 하여 실험하였다. 얼굴 검출 실험은 얼굴 데이터들의 특징을 분석함에 따라 마할라노비스(Mahalanobis) 거리공식 및 유클리디언(Euclidian) 거리공식을 사용하여 검출하며, 검출된 영상의 얼굴 여부를 판정하고, 성공률과 시간을 측정 하였다. 정지 영상과 동영상에서 모두 실험하였으며, 피부색 영역의 분할을 사용할 경우 입력 영상의 칼라 설정의 유무에 따른 검출 성공률의 차를 보였다. 실시간 시스템에서의 활용을 위하여 검색 시간을 단축시킬 수 있도록 검색방법을 제안하며, 제한된 영역 내에서의 빠른 인식률을 위한 방법을 제안한다.

## 2. 피서 판별 분석

피서의 판별분석 기법을 이용하여 얼굴 검출에 관한 연구들이 되어오고 있으면 얼굴 검출을 하기 위하여 학습데이터는 다음과 같이 구성한다. 20x20 크기의 얼굴 영상과 얼굴 영상이 아닌 비얼굴 영상을 20x20 크기로 생성하여 학습을 위한 데이터로 사용한다. 비얼굴 영상은 계층적이고 반복적인 학습을 통해 얼굴과 유사한 비얼굴(face-like nonface) 그룹을 설계함으로써 얼굴 검출의 성능을 높인다. 오프라인과 온라인에서의 실시간 시스템에서의 얼굴 검출 성능을 높이도록 한다.

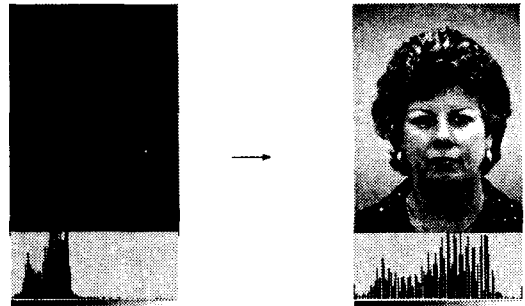
### 2. 1. 전처리

본 논문에서는 기본적인 영상 개선 알고리즘으로 알려진 히스토그램 평활화(Histogram Equalization)를 전처리 과정으로 수행 하였고, 이렇게 추출된 영상을 1차원 벡터로 변형하였다. 1차원 벡터는 얼굴의 특징을 나타낼 수 있도록 하는 것이 좋으며 벡터화 방식에 의해 검출되지 않는 것은 휴리스틱한 방법이나 Haar 변환 방식을 이용하여 개선한다.

#### 2. 1. 1. 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화는 영상의 히스토그램이 균일하게 되도록 명암값의 재분배를 통해 농도를 조절하는 것이다. 히스토그램 평활화는 다음과 같이 영상을 처리한다. 그림 1은 FERET 데이터베이스의 어두운 조명에서의 데이터를 히스토그램 평활화를 통해 영상을 개선한 것이다. 조명 상쇄 기법(illumination compensation)을 이용하여 전처리한 결과 히스토그램 평활화 방법보다 검출 성능이 약 7% 감소되었으며, 처리 시간도 1.3배로 늘어났다. 히스토그램 평활화 방

법은 영상전체에 대해서 처리하는 것이 아니라 얼굴 검출을 위한 윈도우내에서 수행함으로써 320x240 영상 전체에서 처리하는 것보다 효과적이다.



[그림 1] 얼굴에 대한 조명 변화

#### 2. 1. 2. 벡터의 정규화

외부 영향에 의한 변화를 상쇄시키기 위하여, 학습 벡터를 생성하기 전, 정규화 과정을 거친다. 정규화 과정은 추출된 이미지 각각의 픽셀값을 0과 1 사이의 값으로 변환시킴으로써 수행한다. 정규화를 위한 식은 아래와 같다. 조명의 변화를 고려하기 위하여 각 영상에서의 명암도값의 최대값과 최소값을 구함으로써 그 값을 기준으로 정규화한다.

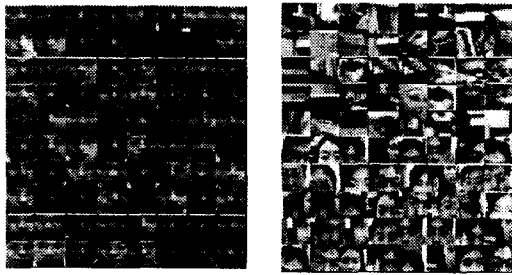
$$\text{if } (\max = \min) \text{ then } N_i = \frac{\max - C_i}{\max - \min} \\ \text{else } N_i = 0 \quad [1]$$

#### 2. 1. 3. 영상의 1차원 벡터 변환

영상은 x와 y의 좌표를 갖는 2차원 데이터이다. 따라서 이를 분류기의 입력 벡터 사용하기 위해서는 1차원 벡터 형태로 바꾸어 줄 필요가 있다.

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 4개의 셀, 9개의 셀, 16개, 25개의 셀에 의해 생성되어진 평균값에 의해 벡터화 되었다. 그리고 FAR 감소를 위한 비얼굴 추출을 위하여 Haar 변환 방식을 이용하여 데이터를 표현함으로써 이웃하는 픽셀들과의 상대적인 차이값을 고려하여 본 논문에서 사용하는 벡터화방식과 피서 판별 분석에 의해 잘못 인식되는 데이터들을 추출할 수 있도록 한다. 다중 해상도 분석 방식에 의해 영상을 검증하므로 얼굴인지 아닌지 판별하는 루틴이 아주 많이 수행된다. 따라서 얼굴과 거리가 먼 영역들에 대해서는 우선적으로 추출하기 위해서 휴리스틱한 방법으로 검출하고 휴리스틱한 방법에 의해 얼굴로 판정된 영상들만 피서 판별 분석을 통해 얼굴을 검증하므로 시간적인 측면과 성능면에서 효과적이었다.

### 2. 2. 학습 및 데이터의 수집



(a) 얼굴 데이터 (b) 비얼굴 데이터

[그림 2] 원시 학습 데이터

검출 성능을 좌우하는 가장 중요한 것은 학습 데이터의 구성이다. 학습 데이터의 구성에 따라 시스템의 성능이 좌우되며, 최종 결과물 또한 달라진다.

본 논문에서 사용한 얼굴의 학습 데이터와 얼굴이 아닌 영상의 학습데이터는 그림 2와 같다. 학습 데이터는 얼굴 영상의 경우, 얼굴이 포함된 다양한 영상에서 얼굴 영역만을 수작업으로 떼어 내고, 이를 20×20의 크기로 재조정하였다. 또한, 포즈 검출을 고려하여 다양한 포즈를 얼굴 데이터 영상으로 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 중, 위 그림 2의 (b) 아랫부분 영상과 같이 얼굴 영역이라도 정확하게 눈썹과 눈, 코, 입이 모두 포함되어 있지 않았을 경우도 비얼굴 영상 데이터로 분류하여 재학습 한다. 이렇게 얼굴 영역이 완전히 포함되지 않은 학습 데이터들은 피셔의 판별 분석을 이용하여 검출된 결과들을 사용한다.

완전한 얼굴 영역만을 중심으로 피셔 판별분석에 의해 얼굴 영역을 검색하면, 얼굴을 포함하는 큰 영역과 근처의 영역까지 모두 얼굴 영역으로 판정한다. 즉, 눈이나 코, 입 등의 얼굴 구성 요소가 완전히 포함되지 않았어도 얼굴 영역으로 판정하게 되는데, 이러한 영상들을 비얼굴 데이터로 분류하여, 이전의 비얼굴 데이터와 함께 재학습 시켜야 한다. 이는 정확한 얼굴 영역 검출을 위해 반드시 필요한 과정이며, 반복적으로 수행해야 한다. 본 논문에서는 4번의 반복적인 학습을 cascading 방법으로 수행하였다.

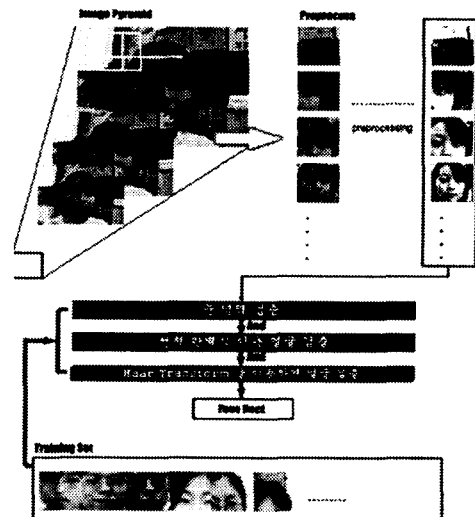
학습 시 중요한 또 하나의 요소는 학습 데이터의 수이며, 이는 검출의 성공률과 밀접한 관계가 있다. 학습 데이터의 수가 많을수록 검출 오차가 적어지며, 잘못 추출되는 오 검출의 경우도 줄어든다. 본 논문에서는 총 3800개의 학습 데이터를 사용하였다. 각 포즈별과 비얼굴 클래스를 각각 3개씩 구성하였으며, 각 클래스당 학습 자료의 수는 1000개씩으로 하여 수행하였다. 피셔의 판별 분석 기법에서는 클래스당 학습데이터의 수가 너무 많으면 오히려 다른 클래스로 투영될 가능성이 있다.

이렇게 추출된 학습 데이터는 히스토그램 평활화와 정규화를 수행하고 이를 1차원 벡터화 한다. 이 벡터는 크기가 54가 된다. 얼굴 및 비얼굴을 검출하기 위

하여 얼굴 클래스로 인식하는 경우의 데이터에 대하여 경계값을 유클리디언 거리 공식에서는 0.05로 설정하며, 마할라노비스 거리 공식을 이용하여 인식을 할 경우에는 0.3으로 설정하여 얼굴 영역임을 인증하도록 하였다. 얼굴 클래스로 분류되는 영역에 대해서 거리값으로 검증하였다.

### 3. 얼굴 검출 흐름도

전체 시스템은 다음의 그림 16과 같이 설계될 수 있다. 본 논문에서는 얼굴의 검출을 실시간과 오프라인으로 수행이 가능하며, 이때 영상의 어느 위치에 어느 정도의 크기로 얼굴이 있는지 예측하기가 힘들다. 따라서 얼굴이 있는 영역을 예측하기 위하여 다중 해상도 분석 기법을 이용한다. 다중 해상도분석 기법은 그림 3에서 나타나고 있다.



[그림 3] 얼굴 검출 결과

#### 3.1 피셔의 판별식을 이용한 얼굴 검출

선형 분석 및 분류에 있어서 가장 중요한 것은 학습 데이터의 구성이다. 학습 데이터의 구성에 따라 시스템의 성능이 좌우되며, 최종 결과물 또한 달라진다. 피셔 판별 분석을 이용하여 얼굴을 검출할 경우 얼굴 데이터 및 비얼굴 데이터를 클러스터링하여 여러개의 클래스로 구성한다. 얼굴의 경우 정면, 왼쪽, 오른쪽 얼굴 데이터를 구분하여 클래스를 구성하게 되며, 이때 수작업으로 분류하지 않고 검출에 사용하는 벡터화 방식에 의해 벡터화시키 후 자가 생성학습 알고리즘을 이용하여 분류한다.

얼굴 영상의 경우, 얼굴이 포함된 다양한 영상에서 얼굴 영역만을 다음에 설명된 방법으로 정렬한 후 20x20의 크기로 재조정하였다. 비얼굴 영상의 경우, 무작위로 선택된 얼굴이 포함되지 않은 영상에 대해 임의로 20×20의 영상을 추출하였다.

얼굴영상에 대한 학습데이터의 구성은 다음과 같은 방법을 사용한다. 여기에서 우선 양쪽 눈동자와 입의 양끝 좌표를 추출해낸 후 입의 중심과 양쪽 눈의 중심을 기준으로 하고, 중심점과 눈과의 거리가 반지름인 원을 만든다. 만약, Henry의 논문에서 제시된 방법을 이용할 경우, 모든 영상에 대해 두 눈을 기준으로 떼어낸 후 영상정렬(Alignment) 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.

비얼굴 영상에 대한 학습데이터는 얼굴이 포함되지 않은 이미지들에 대해 무작위로 20x20 영상을 추출하였다. 학습용 데이터는 얼굴데이터에 대해서 왼쪽, 오른쪽, 정면 데이터로 분류하여 각 클래스로 정의하며, 비얼굴 데이터도 얼굴이 조금이라도 포함된 영역과 전혀 포함되지 않은 영상 그리고 얼굴로 인식하는 얼굴과 유사한 벡터값을 가지는 비얼굴 영상 등으로 구성된다. 처음에는 비얼굴 영상을 무작위로 검출하나 실시간 얼굴 검출시 비얼굴임에도 불구하고 얼굴로 인식하는 영역을 클러스터링을 함으로써 계층적으로 학습하여 판별식을 구한다. 반복 학습하는 경우의 흐름도와 결과는 다음과 같다. 학습데이터의 분류를 위하여 RBF와 FART를 사용하였다.

반복적인 학습에 의해 생성되어진 학습데이터의 분류 결과는 다음과 같다.

[표 1] 반복에 따른 인식률

| Iteration | Class 1 |      |      | Class 2 |      |      | Class 3 |     |     |
|-----------|---------|------|------|---------|------|------|---------|-----|-----|
|           | Acc     | Rec  | Pre  | Acc     | Rec  | Pre  | Acc     | Rec | Pre |
| 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 |         |     |     |

보통의 판별 분석 식은 아래와 같으며, 따라서 사전 확률을 동일하게 하는 것이 학습을 하는데 있어서 효과적이었다.

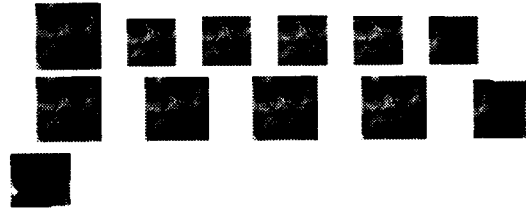
3.2 검출 단계

피셔 판별 분석기법을 이용하여 분류를 위한 얼굴 영역의 검색은 얼굴 크기변화에 대한 적응을 위해 5단계의 크기로 구성된 이미지를 통해 이루어진다. 실험에서 사용된 이미지의 크기 조절은 원 영상의 40%부터 70%까지로 하여 얼굴의 최소크기가 20x20, 최대크기가 110x110 임을 가정하였다. 만약 이보다 더 넓은 범위에 있는 크기의 얼굴을 찾고자 한다면 단순히 이미지의 단계수를 확장함으로써 가능해진다. 검색은 영상의 좌측 상단부터 우측 하단의 순서로 이루어지며,

2픽셀의 간격으로 좌에서 우로, 위에서 아래로 이동하며 20x20의 서브 이미지(sub image)를 생성하고, 환경 판단 및 전처리 과정을 거쳐 1차원 벡터화를 수행한다. 이 1차원 벡터는 서브 샘플링 방법에 의해 54차원의 영상으로 변환하며, FLD에 의해 얼굴 클래스로 인식될 때에만 얼굴로 인정하고, 그렇지 않을 경우에는 비얼굴로 인정한다. 얼굴과 유사한 비얼굴 클래스로 분류가 되는 경우도 있으나 영상내에서 대부분의 얼굴 영역은 얼굴 클래스중의 하나로 매핑이 이루어진다. 이때 학습되는 클래스들과의 거리값은 다음에 유클리디언 거리공식과 마할라노비스 거리 공식을 이용하여 평가함으로써 얼굴 검출 및 현재 사용하는 벡터화 방식과 학습 데이터에 맞는지 실험하였다. 실험 결과 경계값을 설정하는 데 있어서 일관성이 없었으며, 다중해상도 분석을 통하여 얼굴을 검출하였을 경우에도 얼굴 클래스로 인식되는 서브영역의 수가 30개 안팎으로 나타났다[그림 4, 5].



[그림 8] 원영상

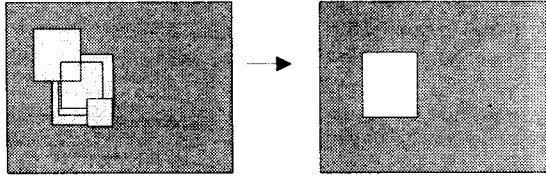


[그림 9] 얼굴로 판정한 영역 이미지

3.3 최종영역 판정

얼굴로 판정된 영역은 5단계의 이미지 피라미드에 의해 하나의 영역이 나오지 않고 여러개가 나오게 된다. 여기에서 최종적으로 얼굴 영역을 판별하게 되는 데, 이 방법은 Henry A Rowley[참고문헌 추가]의 논문에서도 소개된 방법으로 다단계 이미지에서 얼굴에 대해 각 단계마다 검출되는 영역이 중복된다는 것을 이용한 것이다.

그림 10에서 나타난 바와 같이 얼굴 영역에 대해서는 검색된 영역이 2~3개 이상 중복되는 것을 볼 수 있다. 2개의 네트워크를 모두 통과한 최종영역들에 대해 각 영역마다 근처에 다른 영역이 있는지를 우선 검색한다. 제안하는 방법에서 사용된 것은 영역의 중심을 기준으로 상, 하, 좌, 우 5 픽셀 이내에 다른 영역이 있을 경우 인접 영역으로 처리한다.



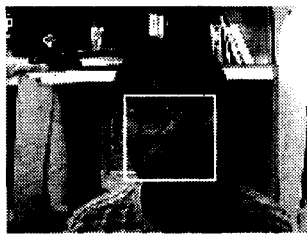
[그림 10] 인접 영역의 중복검사

만약 인접영역이 있을 경우 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.

### 3.5 검출 성능의 개선

Haar 변환을 이용하여 영상을 변환한다. 아래와 같이 이웃하는 값들과의 차이값을 가지고 변환을 하므로 그림 13과 같은 비얼굴들에 대한 오인식률이 낮아지며, 복잡한 배경의 영상이나 혹은 실시간에서의 FAR을 감소시킨다. 영상에서의 상대적인 값을 이용하므로 얼굴 영상의 벡터화에 있어서 효과적이라 볼 수 있다.

앞에서 설명한 그림 8은 얼굴 검출을 위한 테스트 영상이며 그림 9는 Haar 변환을 거치기 전의 검출된 영역이다. 다중 해상도 분석을 하므로 여러개의 동일하거나 유사한 영상들이 스케일만 조금씩 다르게 검출됨을 볼 수 있다. 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 방법에 의해 제거되었으며 그림 11에 결과가 나타나고 있다. 따라서 이와 같은 영상은 Haar 변환 방식에 따라 검출함으로써 제거한다. 따라서 검출된 영상에서 거리값으로 정렬하여 최종적인 얼굴 영역을 판별하거나 위에서 설명되었던 검출 부분들을 통합함으로써 최종 얼굴 영역을 결정한다.



[그림 11] 얼굴 검출 결과

## 4. 실험 및 결과

얼굴 검출을 위하여 사용한 데이터는 FERET DB와 연구실 자체 보유 데이터이다. 검출에 관련된 실험 결과는 다음과 같다. 얼굴 데이터 1000개 왼쪽과 오른쪽 얼굴 데이터

1000개씩 학습을 위한 자료로 사용하였으며, 비얼굴 데이터도 4000개의 이미지를 사용하였다. FLD의 특성중의 하나가 유클리디언 거리 공식으로 계산할 수 있다는 것인데 학습시킨 데이터의 정확성에 따라 결정 함수는 달라질 수 있다. 선형 분석에 있어서 사전확률은 아래와 같이 구할 수 있으며, 따라서 수식은 다음의 식과 같이 구해질 수 있다. 본 논문에서는 다음과 같이 유사도 평가 함수를 유클리디언 거리 공식, 코사인 거리공식, 마할라노비스 거리 공식을 이용하여 계산하였으며 얼굴 검출에 효과적인 유사도 평가 함수를 제시한다. FLD의 특성중의 하나가 유클리디언 거리 공식으로 계산할 수 있다는 것인데 학습시킨 데이터의 정확성에 따라 결정 함수는 달라질 수 있다. 위의 검출결과에서도 알 수 있듯이 영상의 화질이 어두운 영상에서부터 밝은 영상 표정이 무표정인 것에서 웃는 표정이 있는 등 표정 변화가 있는 영상에서의 얼굴 검출 결과를 보여준다. FERET DB에서의 fafb\_set에 해당하는 것이며 이 데이터 집합은 표정 변화에 대한 데이터들의 집합을 나타내고 있는 것이다. 예가 나타난 영상 중 6개의 영상에서는 얼굴로 인식되는 영역이 하나도 검출되지 않았으며, 그 이외의 영상에서는 얼굴 영역이 검출되며 눈 코 입의 윗부분만 검출된 것으로 입술의 전체가 포함되지 않은 것에 대해서는 제대로 검출하지 못한 것으로 하여 검출하였다. 유클리디언 거리값을 조금 더 크게 잡으면 이러한 영상에 대해서는 얼굴에 대해서는 제대로 검출하게 된다. 학습 데이터는 그림 7과 같은 과정을 통해 얼굴과 비얼굴 데이터를 사용하여 검출하도록 하였다.

[표2]는 학습 데이터 1000개씩 사용 인증률을 나타낸 것이며, [표3]은 실험 데이터의 자체 보유 데이터는 정면 왼쪽, 오른쪽 데이터를 포함하고 있다.

[표 2] 얼굴 검출 결과(각 클래스당 학습 데이터 1000개)

|           | FLD (L2 Distance) | FLD (Mahalanobis Distance) |
|-----------|-------------------|----------------------------|
| FERET DB  | 98.4%             | 97%                        |
| 자체 보유 데이터 | 99%               | 98%                        |

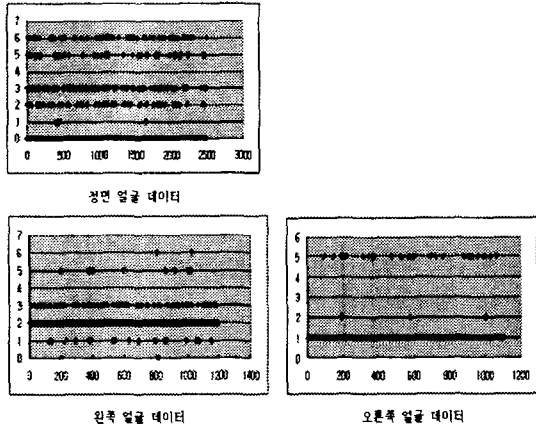
[표 3] 얼굴 검출 결과(각 클래스당 학습 데이터 100개)

|           | FLD (L2 Distance) | FLD (Mahalanobis Distance) |
|-----------|-------------------|----------------------------|
| FERET DB  | 97%               | 96.5%                      |
| 자체 보유 데이터 | 98%               | 97.5%                      |

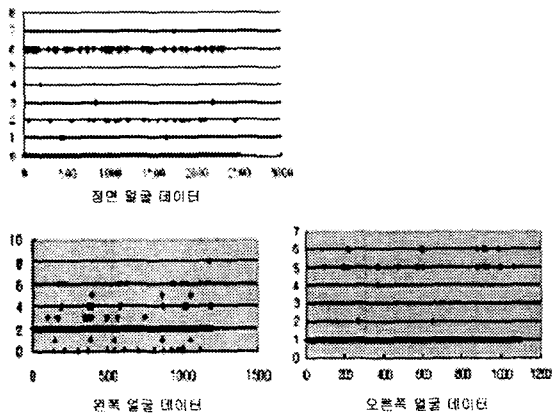
위의 표에서 보듯이 얼굴 검출에 있어서 유사성을 평가하기 위한 측정방법으로 유클리디언 거리공식을 이용하는 것이 효과적임을 알 수 있다. 마할라노비스거리 공식을 이용하여 얼굴 영역을 검출하는 경우 계산시간이 1.3배 이상 걸리며 클래스의 수가 증가할수록 계속 증가된다. 따라서

피셔 공간으로 투영하는데 걸리는 시간도 고려해야 한다. 따라서 학습 데이터를 분류하는 측면에서 보면 한 틀래스당 학습을 위한 이미지의 수가 아주 많을 때는 다른 공간으로 투영될 가능성도 있다. 거리값에 대한 경계값을 계산하는데 있어서 경험적인 값을 사용하여 구하였다. 얼굴로 인식되는 비얼굴의 경우 얼굴과 유사한 비얼굴(Face-Like nonFace)로 정의함으로써 분류기를 계층적으로 구성하며, 이를 통해 FAR을 감소하도록 설계하였다.

다음은 영상에서 학습한 데이터가 피셔 벡터 공간으로 투영된 클래스를 나타내고 있다. 그림 12는 유클리디언 거리 공식에 의해 얼굴을 인식한 결과를 나타내고 있으며, 그림 13은 마할라노비스 거리 공식을 이용하여 얼굴 인식 결과를 나타낸 것이다. 이 그림에서 보듯이 정면 데이터 인식에서 많은 차이를 보이고 있다. 따라서 피셔공간으로 투영 후 유클리디언 거리공식으로 적용하는 것이 얼굴을 검출하는데 유리하다는 것을 알 수 있다.



[그림 12] 피셔 공간으로의 투영 결과 :  
마할라노비스 거리공식



[그림 13] 피셔 공간으로의 투영 결과 :  
유클리디언 거리공식

실시간에서의 얼굴 검출 시간을 증가시키기 위하여 처음 들어오는 프레임에 대해서는 전체적으로 검색을 해서 얼굴을 검출하고 그 다음 프레임부터는 일단 이동할 환경에 해당하는 검출된 주위 영역들에 대해서 검출함으로써 움직임이 크지 않은 영역에 대해 검출함으로써 검출 성능 및 검출

시간을 1/3 정도 감소시켰다.

### 5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서 얼굴 검출을 위하여 사용한 경계값은 경험에 의하여 생성된 값이다. 이러한 경험에 의한 결과값의 신뢰성을 높이기 위하여 GA를 통해 학습을 시킴으로써 신뢰성 있는 경계값을 추출할 수 있을 것으로 예상된다. CMU 데이터베이스의 경우 영상의 크기 및 영상의 해상도 또한 다양하다. 따라서 저해상도의 영상에서의 얼굴 검출과 인식을 위한 방법들이 연구되어야 할 것으로 보인다. 얼굴 인식에 대한 연구는 국외에서도 계속해서 연구가 되어오고 있으며, 생체인식 보안을 위한 시스템으로 발전 시장 창출을 하고 있다. 비접촉식의 장점과 다양한 응용에 적용할 수 있다는 장점이 있으므로 앞으로 신뢰성 있는 인식과 실시간에서의 안정성을 보장할 수 있도록 신축성 있는 구성이 필요할 것으로 예상된다. 실시간에서 시스템으로 적용하기 위하여 시간 단축 및 검색 알고리즘에 대한 연구가 요구되어진다.

#### 참고논문

- [1] Balakrishnama, S.; Ganapathiraju, A.; Picone, J.; "Linear discriminant analysis for signal processing problems," Southeastcon '99. Proceedings. IEEE, pp: 78-81, March.1999
- [2] Zhao, W.; Chellappa, R.; Krishnaswamy, A.; "Discriminant analysis of principal components for face recognition," Third IEEE International Conference on, 14-16, pp336-341, April.1998
- [3] Ordowski, M.; Meyer, G.G.L.; "Geometric linear discriminant analysis," ICASSP '01. 2001 IEEE International Conference on, Vol. 5, 7-11, pp.3173-3176, May 2001
- [4] Hyun-Chul Kim; Daijin Kim; Sung Yang Bang; "Face recognition using LDA mixture model," Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on, 11-15, 8. 2002. pp: 486-489 vol.2
- [5] Liu, Chengjun ; H.Wechsler.; "Enhanced Fisher linear discriminant models for face recognition," Pattern Recognition, 1998. Proceedings. Vol. 2, 16-20 pp: 1368-1372, Aug.1998
- [6] Lee, W.S.; Lee, H.J.; Chung, J.H.; "Wavelet-based FLD for face recognition," Circuits and Systems, Proceedings of the 43rd IEEE Midwest Symposium on, Vol.2, 8-11 pp. 734-737, Aug. 2000
- [7] Pappageorgiou, C.; Poggio, T.; "Trainable pedestrian detection," Image Processing, 1999. ICIP 99. Proceedings. 1999 International Conference on, Vol. 4, 24-28 pp:35-39, Oct. 1999
- [8] Takano, S.; Nijima, K.; Abdurkim, T.; "Fast face detection by lifting dynamic wavelet filters," Image Processing, International Conference on, Vol.3, pp. 893-896, Sept. 14-17.2003