

# 형판정합을 이용한 영상 정규화에 기반한 얼굴 인식 알고리즘

신현금<sup>0</sup>, 최영규

한국기술교육대학교 정보기술공학부

{newcash, ykchoi}@kut.ac.kr

## Face Recognition base on Image Normalization by Template Matching

Hyun-Keum Shin, Young-Kyu Choi

School of Information Technology, Korea University of Technology and Education

본 논문에서는 새로운 얼굴 인식 방법을 제안한다. 제안된 방법은 입력 영상에서 눈이라고 생각되는 영역을 형판 정합방법을 이용하여 먼저 추출하고, 양 눈의 위치 정보를 사용하여 얼굴 영역의 크기와 회전 정도를 보정하여 정규화된 얼굴영상을 만들며, 결국 PCA 방법을 사용하여 인식하게 된다. 이렇게 함으로써 PCA가 안정된 영상이 입력되면 좋은 인식률을 보이지만 전반적인 조명의 변화에 잘 대응하지 못하고, 복잡한 배경인 경우 얼굴영역의 위치 변화에 민감하며, 많이 기울어진 영상에 취약하다는 단점을 형판 정합을 통한 전 처리 과정을 통해 보완할 수 있게 된다. 실험 결과 제안된 방법이 PCA의 인식 성능을 크게 향상시킬 수 있음을 알 수 있었다.

### 1. 서론

인터넷의 광범위한 보급은 정보기술과 멀티미디어의 급속한 발전을 가져왔으며 보안 시스템은 기존의 암호입력에서 지문, 홍채, 서명, 얼굴, 음성과 같은 자동화된 보안시스템에 대한 요구가 급증하고 있다. 최근 지문과 달리 사용자가 거부감 없이 인증을 수행하는 얼굴인식에 대한 활발한 연구가 진행되고 있다. 얼굴영역 추출방법[3]에는 지식기반 방법[4](Knowledge-base), 얼굴특징의 불변성을 이용하는 방법[5](Feature invariant), 형판정합(Template matching)을 이용하는 방법[6], 외형을 이용하는 방법[7](Appearance-based method)등이 있다. 얼굴 특징들간의 관계를 이용하는 지식기반 방법은 여러 얼굴이 존재하거나 복잡한 배경에서는 얼굴을 찾기 어려운 단점이 있고, 얼굴 특징의 불변성을 이용한 방법의 경우 얼굴 영역 판별은 용이하나 여러 얼굴 후보가 있을 경우나 얼굴과 비슷한 배경이 존재할 경우 잘못된 결과가 나타날 수 있다.

본 연구에서는 전처리 과정에서 눈 영역을 형판정합을 이용하여 찾은 후 회전(Rotation)과 스케일링(Scaling)의 전처리를 거친후 얼굴 영역을 결정하여 주성분 분석(Principal Component Analysis) 방법을 이용하여 얼굴 인식을 수행하는 방법을 제안한다.

본 논문에서는 먼저 2장에서는 기존에 제안된 방법들과 본 논문의 동기를 설명하고 3장에서 얼굴 영상의 학습방법을 소개한다. 4장에서는 제안하는 인식 방법을 소개하며, 5장에서는 실험결과를 다루고 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

### 2. 기존연구 및 논문제안동기.

1991년 Matthew A. Turk와 Alex P. Pentland에 의해 제안된 고유얼굴(Eigenface)을 이용한 얼굴인식[7]방법, 즉 PCA방법이란 주로 다음과 같은 고차원의 신호를 저차원으로 줄여 다루기 쉽게 해주는 통계적 방법을 말하는것으로 인식하고자 하는 얼굴들의 공분산 행렬(Covariance matrix)에 대한 고유벡터(Eigenvector)를 계산하고 새롭게 입력된 얼굴을 고유벡터 공간으로 투사시켜 그 성분들을 비교함으로써 인식을 수행 하는

방법이다.

일반적으로 ICA(Independent Component Analysis)가 눈, 코, 입등 얼굴의 독립적인 특징을 추출하여 인식하는데 이러한 얼굴의 구성요소를 분리가 매우 힘들고 어려울 수반하기 쉬운 방법이다. 이에 비해 PCA는 얼굴의 각 요소를 구분하지 않고 얼굴영역에서 저주파에서 고주파로의 전역적인 특징을 추출하여 인식을 하므로 적절한 영상이 입력될 경우 매우 안정적인 인식을 보이는 것으로 알려져 있다. 이에 비하여 이 방법은 전반적인 조명의 변화에 잘 대응하지 못하고, 복잡한 배경인 경우 얼굴영역의 위치 변화에 민감하며, 많이 기울어진 영상에 취약하다는 단점을 지니고 있다.

얼굴인식의 또 다른 접근방법의 하나인 형판 정합은 모델의 형판을 미리 저장해 두고 입력영상에서 이러한 형판을 찾아 그 유사성을 근거로 인식을 수행하는 방법이다. 이 방법은 처리시간 문제나 모델의 크기변화나 회전에 잘 대응하지 못한다는 단점에도 불구하고 전반적인 조명의 변화에 매우 안정적이라는 장점이 있다. 실험 결과 이러한 방법을 얼굴의 인식과정에 사용하는 것에는 많은 문제점이 있지만, 적절한 방법으로 모델을 만들 경우 얼굴 영역을 추출하는 방법으로 사용하는 경우에는 매우 안정적인 결과를 나타내는 것을 알 수 있었다.

이러한 결과들을 바탕으로 하여 본 논문에서는 새로운 얼굴 인식 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 얼굴영역이 잘 추출된 경우 매우 안정적으로 인식한다는 PCA의 장점과, 실험을 통해 확인된 형판정합을 통한 안정적인 얼굴 영역의 추출을 논리적인 바탕으로 한다. 즉 입력이 영상이 주어지면 먼저 형판정합을 통해 얼굴 영역을 추출하고, 이 결과를 이용하여 얼굴영역을 정규화한 후 정규화된 얼굴 영상을 PCA에 입력하여 인식함으로써 인식률을 높이고자 하였다.

### 3. 얼굴 영상의 학습

얼굴 영상의 학습과정은 PCA의 경우와 동일하다. 여기서 고려해야 하는 사항은 각 얼굴 라이브러리에 저장되는 모델의 얼굴 크기를

가능한 한 일정하게 유지하도록 하는 것이다. 이를 위해 본 연구에서 채택한 방법은 눈 영역의 위치를 지정해 주는 방법이다. 그림 1은 전체 학습과정을 보여주고 있다.

먼저 모델 영상이 입력되면 마우스를 사용하여 양쪽 눈의 중심을 지정해 준다. 다음으로 이 두 지점을 기준으로 하여 일정한 영역을 얼굴 영역이라고 판단할 수 있는데, 이렇게 추출된 얼굴 영상을 일정한 크기로 정규화 한 후 학습을 위한 모델로 사용한다.

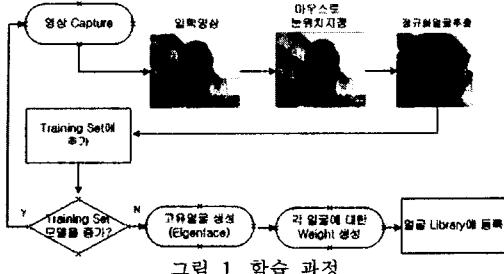


그림 1. 학습 과정

학습 모델(Training Set)을 모두 추출하였으면 이 영상들을 이용하여 PCA방법의 학습과정을 수행한다.

### 3.1 PCA(Principal Component Analysis) 알고리즘.

주성분 분석은 데이터를 데이터의 분산이 큰 몇 개의 고유방향에 대한 축으로 선형투사시켜 데이터의 차원을 줄이는 방법이다. PCA에의한 고유얼굴 방법은 얼굴 공간에 대한 차원을 줄이고 트레이닝 얼굴(Training face)의 변화량을 관찰하고 이 변화량을 적은 수의 변수로 기술하는 것이다. 고유얼굴 방법을 수행하기 위해서는 먼저 트레이닝 셋들의 평균영상을 식(1)과같이 구하고 각각에 대한 차 영상을 식(2)와같이 구한다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2)$$

그리고 식(1)과 (2)를 이용하여 식(3)와 같은 공분산 행렬의 고유벡터를 구한후 대응되는 고유 값의 크기에 따라 고유벡터를 정렬하여 새로운 행렬을 구하는데 이것을 고유 얼굴행렬(Eigenface matrix)라 한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = A A^T \quad (3)$$

새로운 얼굴영상에 성분값은(Weight)는 식(4)에 의해서 구해지고 각 트레이닝 셋에 대한 공현도벡터를 구한후에 고유벡터 공간에서의 성분벡터와 비교해서 기하학적 거리(Euclidean distance)가 최소가 되는 얼굴영상을 입력얼굴영상과 가장 흡사한 얼굴로 인식한다.

$$W_k = E^T (\Gamma - \Psi) \quad (4)$$

얼굴을 분류하는 방법에는 RBF, MLP, SVM과 같은 신경망(Neural Network)을 이용한 방법과 거리 측정에 의한 표현값의 거리를 측정하는 Nearest Neighbor방법이 있는데 본 연구에서는 트레이닝 셋의 성분값과 새로운 얼굴이미지의 성분값과의 거리를 측정하는 기하학적 거리 방법을 이용하였다.

### 4. 제안된 인식 알고리즘

#### 4.1 인식 알고리즘 개요

제안된 알고리즘은 형판정합을 이용해 먼저 얼굴 영역을 찾고 찾아진 얼굴 영역을 정규화 하여 PCA를 이용한 인식부의 입력 영상으로 사용하는 것을 그 특징으로 하는데, 그림 2는 제안된 인식 방법을 보여주고 있다. 제안된 인식 방법에서 가장 중요한 부분이 형판 정합을 이용하여 얼굴 영역을 추출하는 과정과 얼굴 영역의 정규화 과정이다.

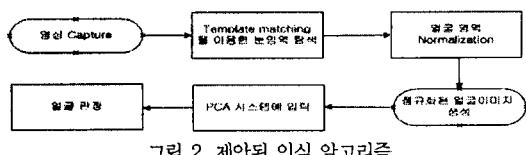


그림 2. 제안된 인식 알고리즘

#### 4.2 형판 정합을 이용한 눈 영역 탐색

본 연구에서 사용한 얼굴 영역의 판단 요소로 눈 영역을 사용하였다. 눈은 얼굴에서 가장 조명의 변화에 민감하지 않은 영역이므로 많은 알고리즘에서 탐색의 주요 요소로 사용되고 있다. 본 연구에서는 일반적인 눈의 형판을 만들어서 인식에 사용하였는데, 일반적으로 눈의 크기나 색기울, 안경의 유무등에 따라 눈 부근의 영상이 조금씩 달라질 수 있다. 따라서 일반적인 눈 모델을 만들기 위해서는 가능한 한 다양한 눈의 형태를 사용하여야 한다. 본 연구에서는 20명의 눈 영역을 평균하여 일반적인 눈 모델을 만들었는데 안경을 착용한 사람 10명과 그렇지 않은 10명을 사용하였다.

눈 모델이 만들어지면 입력 영상에서 눈 모델과 유사한 부분을 형판 정합 방법으로 찾게 된다. 매칭방법에는 정규화 코릴레이션 (Normalized Correlation, NC)을 사용하였는데, 그 방법은 다음 수식과 같다.

$$M(u, v) = \frac{\sum_{x=0}^{I-1} \sum_{y=0}^{K-1} [(f(x, y) - \bar{f})][f(x+u, y+u) - \bar{f}]}{\sqrt{\sum_{x=0}^{I-1} \sum_{y=0}^{K-1} [f(x, y) - \bar{f}]^2} \sum_{x=0}^{I-1} \sum_{y=0}^{K-1} [f(x+u, y+v) - \bar{f}]^2}} \quad (5)$$

이 방법은 영상과 모델의 밝기의 선형적인 차이와 영상과 모델간 기하학적인 유사도를 측정하는 방법으로 모든 화소에 대한 밝기 값의 변화에도 코릴레이션 값이 변하지 않은 장점이 있다. 식(5)에서  $\bar{f}$ 는 형판의 평균값이며  $f$ 는 처리 영역내의 평균값을 나타낸다. 결과는 항상 -1에서 1사이의 값으로 나타나며 1이면 완전매칭을 나타내고 -1이면 부정합을 나타낸다.

또한 이러한 방법의 코릴레이션 계산에는 일반적으로 매우 시간이 많이 걸리게 되는데, 처리시간을 줄이기 위해 본 연구에서는 영상 피라미드를 사용하였다. 즉 영상의 피라미드에서 가장 해상도가 떨어지는 상위의 영상에서만 전체 탐색(Full Search)를 수행하고, 하위 영상에서는 상위 영상에서 찾았던 영역 주위만을 탐색하는 방법을 선택하였는데, 이러한 방법을 통해 대폭적인 처리시간의 감축을 가져왔다.

형판 정합의 또 다른 문제점들이 영상의 스케일 변화나 기울기 변화에 취약하다는 것이다. 본 연구에서는 이러한 문제를 줄여주기 위해 여러 크기와 각도로 눈 모델을 변환하여 다양한 스케일과 각도의 모델을 사용하였는데, 표 1은 이러한 변화의 정도를 보여주고 있다.

표 1. 눈 형판의 크기 및 각도

Scale	0.7배	0.87배	1.0배	1.15배	1.3배
Rotation	-15도	-7.5도	0도	7.5도	15도

결국 눈 영상을 스케일과 회전에 따라 각각 5가지씩 총 25개의 눈 형판(Template)을 사용하여 눈 영역 추출에 사용하였다. 이러한 스케일과 각도는 실험을 통해 가장 적합하다고 판단 되어진 것으로 제안된 방법에서 눈 모델을 인식을 위해서 사용하는 것이 아니라 얼굴영역의 추출을 위해 사용된 것으로 이 정도의 모델을 사용해도 좋은 결과를 나타낼 수 있다.

본 연구에서 사용한 눈 형판(Template)의 크기는 32x32를 사용했는데, 일반적으로 형판정합을 인식용으로 사용하는 경우 코릴레이션 값이 0.8이상이어야 안정적인 인식이 된다. 그러나 본 논문에서와 같이 비슷한 부분을 찾는 용도로 사용하는 경우 0.65~0.7만 되어도 매우 안정적으로 눈 영역을 찾아주는 것으로

나타났다. 결국 새로운 영상이 입력되면 이러한 모델을 순차적으로 적용하여 좌우 영역에서 모두 0.65이상의 매칭 값을 보이는 곳을 눈 영역이라 판단하였으며, 좌우 눈 영역의 기하학적인 제한을 추가로 설정하였다.

#### 4.3 정규화된 얼굴 이미지 생성(Normalized Face Image)

형판정합에서 추출된 두 눈 사이의 거리를 모델에서의 거리와 비교하여 얼굴 영상의 스케일 정도를 먼저 구한다. 또한 두 눈사이의 각도를 계산하여 영상내의 얼굴의 회전 정도를 결정한다. 다음으로 이러한 회전 정도와 스케일 정도를 기반으로 얼굴 영역의 영상을 변환(Transformation)하여 정규화된 입력 영상을 구한다. 이렇게 정규화된 얼굴 영상은 모델 영상과 유사한 각도와 크기를 가지게 된다. 이를 PCA의 입력으로 사용하기 전에 추가적으로 처리해야 하는 과정이 밝기 보정이다.

이것은 밝기에 민감한 PCA의 특성을 보완하기 위한 것으로 본 논문에서는 입력 영상에 대하여 밝기 보정에 광범위하게 쓰이는 최소-최대 정규화 (Min-Max Normalization)을 사용하였으며 수식은 식(6)과 같다.

$$V' = \frac{V - \min_i}{\max_i - \min_i} (\text{new\_max}, - \text{new\_min}) + \text{new\_min}, \quad (6)$$

식(6)에서  $\max_i$ , 와  $\min_i$ , 는 입력영상의 최대,최소값이며  $\text{new\_max}$ , 와  $\text{new\_min}$ , 는 새로운 범위의 최대,최소값으로 최소, 최대 정규화 방법은 입력영상의 밝기범위를 새로운 범위로 매핑 시킨는 선형변환을 수행한다.

밝기 보정에 사용되는 영상에 얼굴 이외의 영역이 많이 포함되면 같은 사람이더라도 배경의 밝기에 따라 보정후의 얼굴영역의 밝기가 매우 상이하게 나타날 수 있는데, 본 연구에서는 먼저 얼굴영역을 추출하여 정규화된 영상은 얼굴영역만을 포함하게 되고, 따라서 매우 안정적이고 효과적으로 보정이 된다. 이렇게 크기와 회전, 밝기가 정규화된 얼굴 영상을 PCA의 입력으로 하여 인식과정이 수행된다

#### 5. 실험 결과

본 시스템에 웹 카메라는 Kodak DVC325를 사용하였으며 PC의 Pentium -III Processor를 사용하며 운영체제(OS)는 Windows 환경에서 구현하였다. 그리고 전체 입력 영상은 240x180의 Gray 이미지를 받고 눈 영역추출에 의해 얻어진 얼굴 영상은 Scale 1에 대하여 120x90의 크기를 가지며 정규화과정을 거친 영상은 60x60으로 정규화된 이미지 크기를 가진다. 학습 모델중 일부는 그림 3과 같다.



그림 3. 정규화된 이미지.

새로운 입력 영상에 얼굴 영상이 있을 경우 전처리 과정인 회전 및 양 눈사이의 거리를 이용한 스케일링(Scaling) 절차는 그림4와 같이 보였다

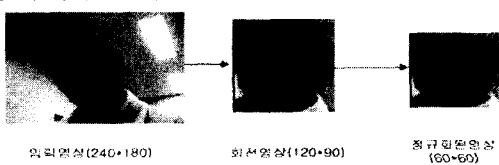


그림 4\_(a) 회전 보정 절차

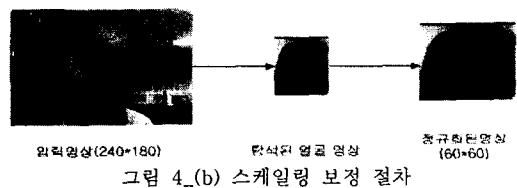


그림 4\_(b) 스케일링 보정 절차

회전된 얼굴영상은 앞서 언급한 바와같이 표1에 의해서 매칭이 이루어지고 두 눈사이의 각도를 이용하여 정규화된 얼굴영상을 얻게되고 스케일링 방법 역시 표1에 의해 눈영역을 추출하고 얼굴영상을 축소 또는 확대하여 정규화된 얼굴영상을 얻는다.

본 연구에서는 20명에 대한 트레이닝 셋을 학습하여 인식률과 오인식률을 측정하였다. 먼저 18명의 학습된 얼굴과 동일한 표본과 알려지지 않은 얼굴2명에 대하여 각각 5회에 걸쳐 인식작업을 실시하였는데 PCA만의 인식작업에서는 인식률이 85%, 오인식률이 10%가 측정되었지만 PCA와 본 연구에서 제안한 인식 알고리즘을 복합적으로 사용하였을 경우 인식률, 오인식률이 각각에 대하여 90%, 3%로 오인식률 및 인식률이 상당히 개선된 것을 알수 있다

위와 같이 PCA를 이용한 방법이 좋은 인식률을 나타낼수 있었던 이유는 적은 수의 트레이닝 셋과 동일한 환경 그리고 얼굴의 정면 얼굴을 중심으로 인식을 수행 하였기 때문이다.

#### 6. 결론

본 논문에서는 PCA시스템으로 얼굴인식을 수행하는데 있어 전처리 과정의 중요성을 인식하여 먼저 눈이라고 생각되는 영역을 형판 정합방법을 이용하여 추출하고, 눈의 위치 정보를 사용하여 얼굴 영역의 크기, 회전, 및 밝기를 보정한 정규화 얼굴영상을 만들어 PCA의 입력으로 사용하는 방법을 제안하였다. 이렇게 함으로써 PCA가 안정된 영상이 입력되면 좋은 인식률을 보이지만 전반적인 조명의 변화에 잘 대응하지 못하고, 복잡한 배경인 경우 얼굴영역의 위치 변화에 민감하며, 많이 기울어진 영상에 취약하다는 단점을 보완할 수 있었다. 실험 결과 제안된 방법이 PCA의 인식 성능을 크게 향상시킬 확인할 수 있었다.

#### 참고 문헌

- [1] 홍은혜,"PCA 와 LDA 를 이용한 실시간 얼굴검출", 정보과학회, 2002
- [2] 현창훈 "Real-time Face Detection and Tracking Method for web Camera", 정보과학회, 2002.
- [3] Ming-Hsuan Yang,David J.Kriegman, "Detecting Faces in Images : A Survey", IEEE, 2002.
- [4] G. Yang and T. S Huang, "Human Face Detection in Complex Background", Pattern Recognition, vol.27, no.1, pp.345~350, 1996
- [5] S.A. Sirohey, "Human Face Segmentation and Identification", Technical Report CS-TR-3176, Univ.of Maryland, 1993
- [6] T. Sakai, M. Nagao, and S. Fujbayashi,"Line Extraction and Pattern Detection in a Photograph",Pattern Recognition, vol. 1 pp.233~248, 1969
- [7] M. Turk and A. Pentland,"Face Recognition Using Eigenfaces", IEEE, 1991.
- [8] R. Brunelli and T. Poggio, "Face recognition:feature versus Templates", IEEE, Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, No.10, pp. 1042~1052, 1993