

뉴럴네트워크를 이용한 얼굴영역 추출 및 얼굴인식

김재철, 이민중, 김현식, 최영규
부산대학교 전기공학과

Neural Network-Based Face Detection and Face Recognition

Jae-Chol Kim, Min-Jung Lee, Hyun-Sik Kim, Young-Kiu Choi
Dept. of Electrical Eng. Pusan National Univ.

Abstract - This paper proposes a face detection and recognition method that combines the template matching method and the eigenface method with the neural network. In the face extraction step, the skin color information is used. Therefore, the search region is reduced. The global property of the face is achieved by the eigenface method. Face recognition is performed by a neural network that can learn the face property.

1. 서론

얼굴인식분야는 오랜 기간 동안 연구되어 왔으며, 정보화 기술, 멀티미디어 기술이 급속히 발달하고 있는 요즘 그 연구가치는 더욱 크다고 할 수 있다[1]. 일반적으로 얼굴인식은 영상에서 얼굴추출 후 특징정보를 계산해 내고 미리 준비된 특징정보 데이터베이스와의 비교분석을 통해 이루어진다. 얼굴인식방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫째, 얼굴 특징점(눈, 코, 입, 턱선 등)의 특징과 기하학적인 상호관계를 이용하는 방법, 둘째, 얼굴 영역의 전역특징을 이용하는 방법이 있다. 전자의 방법은 정확한 정보를 추출해 내기 위해 많은 사전작업을 필요로 하게 되며, 환경변화에 대한 강인성이 후자에 비해 떨어진다고 할 수 있다. 얼굴인식은 얼굴 구조의 복잡함, 표정의 변화, 저 차원의 독특한 얼굴특징정보 추출의 어려움, 계산시간, 주위환경변화 등의 제약조건이 있어 이러한 제약조건을 해결이 과제라 할 수 있다. 고유얼굴(Eigenface)방법은 후자의 방법으로 1987년 Sirovich와 Kirvy에 의해 제안되었고, M.A.Turk와 Alex P.Pentland에 의해 확장되었다[2]. 고유얼굴공간(Eigenface Space)으로의 이미지투영을 통해 얼굴특징정보를 얻어 낼 수 있으며, 이 특징정보를 이용하여 인식이 이루어진다. 그러나, 고유얼굴방법은 표정의 변화, 조명의 변화, 위치의 변화가 있을 경우 낮은 인식률을 보이므로 이런 점을 극복해야 좋은 인식성능을 얻을 수 있다.

본 논문에서는 카메라 영상에서 자동으로 얼굴을 추출해 내고, 고유얼굴방법에 의해 계산된 특징정보를 MLP (Multi Layer Perceptron)를 통해 인식하도록 하였다. 얼굴인식을 위한 사전단계로서 얼굴추출 과정이 필요하다. 본 논문에서는 Template Matching방법을 이용하였으며 탐색영역을 얼굴색상정보를 학습한 MLP를 통해 찾아내었다. 얼굴인식단계에서 조명변화의 영향을 줄이고, MLP의 인식률을 높이기 위해 MLP학습데이터를 다양한 조명의 얼굴이미지를 이용하여 구성하였다. 본 논문에서는 일정한 크기내의 정면얼굴에 한해서 얼굴추출과 인식을 하였고, 인식을 위해 추출된 얼굴이미지는 임의의 기준크기로 정규화시킨 다음 사용하였다.

얼굴인식을 위해선 영상에서 얼굴추출 과정이 필요하다. Template Matching방법, Neural Network에 의한 방법, Eigenface Projection에 의한 방법 등이 사용되고 있으며, 본 논문에서는 Template Matching 방법을 사용하였다. Template Matching 방법은 영상면을 전역 탐색하면서 Template 이미지와 유사도가 최대가 되는 곳을 찾는 방법이다. 간단한 방법이지만 다양한 크기의 얼굴을 추출하기 위해 많은 계산시간을 요구한다. 본 논문에서는 계산시간의 단축을 위해 피부색상을 감독 학습한 MLP를 사용하여 얼굴 후보영역을 찾도록 하였으며 후보영역에 대해 40×40에서 80×80크기의 정면얼굴만을 추출하였다.

2.1 MLP를 이용한 얼굴후보영역 추출

컬러영상에서 피부색상정보는 가장 강력한 얼굴영역구별 정보라고 할 수 있다. 조명변화에 강인하도록 다양한 조명의 피부색상이미지를 학습데이터로 준비했다. MLP 학습은 Error Backpropagation 방법을 사용하였으며 사용한 컬러공간은 정규화 RGB(Normalized RGB)공간이다.

$$\begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} = \frac{1}{255} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

R, G, B : Original RGB
r, g, b : Normalized RGB

MLP 은닉층은 5개의 노드로 구성되었고, Hyperbolic tangent함수를 사용하였다. 그림 1에 MLP구조를, 그림 3에 얼굴후보영역 추출이미지를 도시하였다.

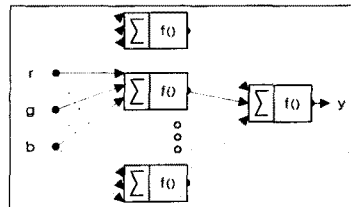


그림 1 얼굴영역 추출 MLP



그림 2 컬러입력영상



그림 3 후보영역추출

2. 얼굴추출(Face Detection)

2.2 Template Matching

Template 이미지는 본 논문에서 사용된 얼굴 데이터의 평균이미지를 사용하였다. 매칭의 정확도를 높이기 위해 얼굴 특징점(눈, 코, 입)에 비중을 두고 특징점 이외의 영역은 제거하였다. 그림 4에 40×40에서 80×80의 Template 이미지를 도시하였고, 그림 5는 후보 영역에 대한 Template Matching과정의 그림이며, 추출영역을 사각형으로 표시하였다.



그림 4 얼굴추출을 위한 Template

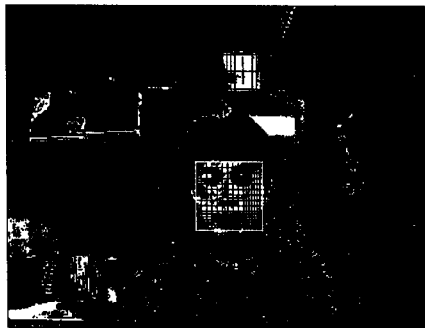


그림 5 Template를 이용한 얼굴추출과정

2.3 인식을 위한 Image Preprocessing

추출된 얼굴은 고유얼굴방법을 통해 특징정보가 계산되고 인식이 이루어지게 된다. 고유얼굴방법은 조명변화, 위치 변화, 크기변화에 영향을 많이 받으므로 이런 영향을 줄이는 정규화 작업이 필요하게 된다. 본 논문에서는 추출된 컬러얼굴이미지를 그레이 스케일 변환, 40×40의 크기 변환 후 히스토그램 균등화를 하였다.

3. 얼굴인식(Face Recognition)

추출된 얼굴을 인식하기 위해 이미지에 대한 특징정보가 필요하게 된다. 특징정보를 추출하는 방법으로 고유얼굴공간투영에 의한 방법, 이미지데이터 자체를 특징정보로 이용하는 방법, Template Matching을 이용하는 방법, 주파수 영역해석을 통한 방법 등이 있다. 본 논문에서는 고유얼굴공간 투영을 통해 특징정보를 얻고 MLP를 통해 인식하도록 하였다. 그림 6에 사용된 얼굴 데이터를 도시하였다.



그림 6 얼굴데이터

3.1 고유얼굴공간투영(Eigenface Space Projection)

고유 얼굴방법은 고유얼굴공간상의 고유벡터(Eigen vector)를 이용, 얼굴이미지를 고유벡터에 투영한 후 특징정보를 추출해낸다. 고유얼굴공간은 전체 얼굴데이터의 평균 얼굴과 각 개인얼굴의 차 이미지를 벡터화시키고, 공분산(Covariance)행렬을 구함으로써 얻어진다. 공분산행렬의 고유치가 큰 고유벡터가 고유얼굴이 된다. 실제 이 벡터는 얼굴이미지와 유사하므로 고유얼굴이라고도 불린다. 먼저, 2차원 디지털 이미지를 $N \times 1$ (N : 이미지의 총 픽셀 수)의 벡터로 만든다. M 개의 이미지가 주어질 경우, 평균벡터는 다음과 같다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (2)$$

위에서 Ψ 는 평균 얼굴이미지이고, $N \times 1$ 벡터이다. $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ 은 각각 얼굴이미지를 나타내며 $N \times 1$ 벡터이다. 평균벡터에 대한 각 얼굴이미지 벡터의 차 벡터를 구하면,

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (3)$$

위에서 $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M$ 은 각각 $N \times 1$ 벡터가 되고, 차 벡터에 대한 공분산 행렬을 구한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = A A^T \quad (4)$$

$$A = \frac{1}{\sqrt{M}} [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M] \quad (5)$$

이미지크기의 공분산 행렬은 $N \times N$ 이 되고, 고유치와 고유벡터 구하기가 쉽지 않게 된다. 이는 다음의 방법으로 해결이 가능하다.

만약, $A^T A$ 의 고유치는 k_i , 고유벡터는 x_i 라고 가정하면,

$$A^T A x_i = k_i x_i \quad (6)$$

(6)식의 양변에 A 를 곱하면,

$$A A^T A x_i = k_i A x_i \quad (7)$$

즉, $A A^T$ 의 고유치는 k_i 가 되고, 고유벡터는 $A x_i$ 가 된다. $N \times N$ 행렬의 고유벡터는 $M \times M$ 행렬의 고유벡터를 구함으로써 계산이 가능해진다. $A A^T$ 의 고유벡터는 다음과 같다.

$$y_i = A x_i, \quad (i = 1, \dots, M) \quad (8)$$

M 개의 고유벡터(고유얼굴)를 인식에 사용할 수 있으나 $M' < M$ 개의 고유얼굴만으로도 가능하다. 얼굴특정정보는 고유얼굴벡터와의 내적, 즉 고유얼굴벡터로의 투영을 통해 구해진다.

$$Q(\Phi) = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M) \quad (9)$$

$$\omega_i = y_i^T \Phi_i \quad (10)$$

본 논문에서는 8개의 고유얼굴을 인식에 사용하였으며 그림 7에 도시하였다.

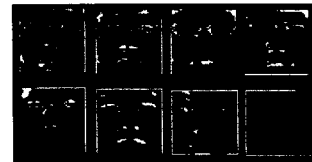


그림 7 고유얼굴(Eigenface)

얼굴공간상의 임의의 얼굴이미지는 투영을 통해 얻어진 특징정보를 근거로 재 합성되어 질 수 있다.

$$\Phi_j' = \sum_{i=1}^M \omega_{ji} y_i, \quad \Gamma_j' = \Phi_j' + \Psi \quad (11)$$

고유얼굴에 의해 재 합성된 얼굴이미지를 그림 8에 도시하였다. M 개의 고유얼굴만으로 원 얼굴이미지를 거

의 복원할 수 있음을 볼 수 있다.



그림 8 고유얼굴에 의한 재 합성

3.2 MLP에 의한 얼굴인식

고유얼굴공간 투영을 통해 얻어진 얼굴이미지의 특징정보는 특징정보 데이터베이스와 비교하여 에러최소방식으로 Classify가 이루어질 수 있다. 본 논문에서는 단순한 에러최소 Classifier보다 좋은 인식성능을 얻기 위해 MLP를 사용하였으며, 고유얼굴방법의 단점인 조명변화에 민감하다는 점을 보완하기 위해 밝기환경이 다른 얼굴이미지의 특징정보를 학습시켰다. 그림 6의 얼굴데이터에서 각각의 이미지의 평균밝기를 기준으로 ± 20 의 밝기변화를 가해 얼굴데이터를 생성하였다. 생성된 얼굴데이터에 대해 8개의 고유얼굴을 사용하여 특징정보를 계산해 내고 학습데이터로 사용하였다. 그림 9에 얼굴인식에 사용된 MLP구조가 도시되어 있다. 간단한 실험을 통해 얼굴추출과 인식 결과를 확인하였으며 마지막으로 본 논문의 전체적인 시스템 개념도를 그림 10에 도시하였다.

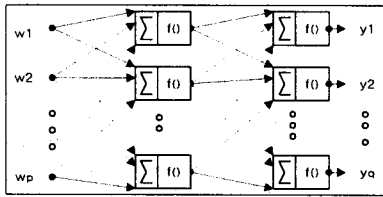


그림 9 얼굴인식 MLP

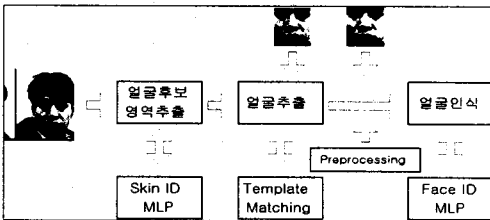


그림 10 전체 시스템 개념도

4. 얼굴추출 및 인식 실험 결과

CCD Color 카메라 통해 320×240 의 컬러 영상을 받아 들어 얼굴후보영역을 추출한 다음, 40×40 에서 80×80 크기영역의 얼굴을 추출하였다. 추출된 얼굴이미지는 고유얼굴공간투영을 거쳐 특징정보가 계산되고 최종적으로 MLP를 거쳐 Classify가 된다. 20명 중 10명을 인식하도록 MLP를 학습시킨 다음, 두 명에 대해 실험을 하였다. 그림 11에는 얼굴추출 결과를 도시하였다. 표1에 서로 다른 학습 데이터에 대한 MLP의 인식성능을 비교하였고 결과를 도시하였다.



그림 11 얼굴추출 실험(추출영역 사각형표시)

표 1 MLP의 인식성공률(20번 시도)

| | 조명변화 무 | 조명변화 유 |
|-------------|--------|--------|
| 학습1(조명고려 무) | 50(%) | 20(%) |
| 학습2(조명고려 유) | 60(%) | 45(%) |

정면으로 바로선 얼굴이미지에 대해 얼굴 추출결과와는 좋은 성능을 보였다. 밝기변화를 고려한 학습1과 그렇지 않은 학습2에서 후자의 조명변화를 고려한 MLP가 더 좋은 인식성능을 보임을 알 수 있다. 다소 인식률이 낮은 이유는 추출이미지의 왜곡발생과 위치보정을 하지 않았기 때문이며, 위치보정을 추가할 경우 향상된 인식성능을 기대할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 피부색정보를 이용하여 얼굴후보영역을 추출하고 Template Matching방법을 이용하여 얼굴추출을 하였다. 얼굴후보영역을 찾음으로써 효율적인 얼굴추출탐색이 가능했고, 피부색정보를 MLP를 통해 학습함으로써 조명변화에 민감하지 않은 피부색영역추출이 가능하였다. 밝기가 다른 이미지를 생성하여 MLP를 통해 학습함으로써 개선된 인식결과를 볼 수 있었다. 향후 과제로 얼굴 특징점(눈, 코, 입)에 대한 특징정보추출방법연구와 학습하지 않은 얼굴에 대한 온라인 인식방법연구를 들 수 있다.

(참 고 문 헌)

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition Using Eigenface," Proceedings of the IEEE, Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.
- [2] R. Chellappa, C. Wilson and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," Proc of The IEEE, vol. 83, no 5, May 1995.
- [3] K. Sobotta and L. Pitas, "A Novel Method for Automatic Face Segmentation, Facial Feature Extraction and Tracking," Signal Processing: Image Communication, pp.263-281, 1998.
- [4] H. Ishii, M. Fukumi and N. Akamatsu, "Face Detection Based on Skin Color Information in Visual Scenes by Neural Networks," Man and Cybernetics IEEE, vol 5, pp.350-355, 1999.