論文95-32B-1-6

뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 얼굴인식

(Face Recognition Using a Neuro-Fuzzy Algorithm)

李 常 榮 *, 咸 永 國 *, 朴 來 弘 *

(Sang Young Lee, Young Kug Ham, and Rae-Hong Park)

요 약

본 논문에서는 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 얼굴인식 방법을 제안하였다. 전처리 단계에서 얼굴경계선 추적 방법을 이용하여 얼굴과 배경을 분리한 후, 얼굴에 대한 일반적인 지식에 기초하여 두눈과 입의 폭, 눈에서 코까지의 거리, 그리고 코에서 입까지의 거리와 같은 특징들을 추출하였다. 마지막 인식단에서는 특징값들의 변화를 흡수하기 위한 퍼지 멤버쉽함수와 학습성능이 좋은 오류 역전파 알고리듬을 결합한 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용하여 인식하였다. 20명에 대한 실험결과, 제안한 방법이 기존의 방법들보다 좋은 인식률을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a face recognition method using a neuro-fuzzy algorithm. In the preprocessing step, we extract the face part from the background image by tracking face boundaries. Then based on the a priori knowledge of human faces we extract the features such as widths of eyes and mouth, and distances from eye to nose and nose to mouth. In the recognition step, we use a neuro-fuzzy algorithm that employs a fuzzy membership function and modified error backpropagation algorithm. The former absorbs the variation of feature values and the latter shows good learning efficiency. Computer simulation results with 20 persons show that the proposed method gives higher recognition rate than the conventional ones.

I. 서 론

오늘날 패턴인식 분야에서 활발히 연구되고 있는 분야중 하나가 얼굴인식이다. 사람을 구별하는 특징으로는 목소리, 지문, 그리고 신체 각 부분의 크기 등을 사용할 수 있으나, 사람에게 있어 서로를 구별하는 가장 쉬운 방법은 오래된 경험과 축적된 지식으로 얼굴의 특징을 이용하는 것이다. 그러나 컴퓨터에 이러한 지식을 이식시키기에는 사람이 사용하는 지식이 너무 방대하여 어려운 문제로 남아있다. 이를 해결하기 위하여 사람이 가지고 있는 지식의 일부분만을 이용하여 인식하는 방법이 연구되고 있다.[1] 얼굴을 인식하는 방법에는 측면얼굴을 이용하는 방법,[2-6] 정면얼굴을 이용하는 방법,[7-13] 그리고 측면얼굴과 정면얼굴을 동시에 이용하는 방법[14]이 있는데, 측면 얼굴을 이용할 경우 특징추출이 용이한 장점은 있으나 영상 취득

* 正會員, 西江大學校 電子工學科
(Dept. of Electronic Eng., Sogang University)
接受日字 : 1994年 6月 21日

시 얼굴의 회전이 거의 없어야 하고 얼굴과 배경이 정확히 분리되어야 하는 등의 많은 제약조건이 따르므로, 정면 얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템의 개발이 주류를 이루고 있다. 정면 얼굴을 이용하여 얼굴을 인식하는 방법에는 에지영상에서 정합영역 추출후 2차 통계 특징 (second order statistics)을 이용하여 정합하는 방법[12]과 얼굴에 대한 기초지식을 이용하여 각 구성성분들 사이의 위치관계를 이용하는 방법[7-11] 등이 있는데, 2차 통계 특징을 이용한 정합방법의 경우는 조명에 의한 에지의 변화에 민감하고 취득된 영상의 기울기 보정이 어려운 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 일반적으로 사람이 접하기 쉬운 정면얼굴에서 각 구성성분들 사이의 위치관계에 의한 특징들을 추출한 후 인식을 시도하였다.

사람이 얼굴을 인식하는데 있어서 특징으로 사용할 수 있는 것으로는 눈, 코, 입 등의 모양이나 크기, 서로간의 위치관계, 그리고 얼굴의 형태 등이 있는데, 컴퓨터에 의해 이러한 모양이나 형태를 특징으로 사용하여 인식하기 위해서는 효율적인 특징이 필요하다. 이에 본 논문에서는 눈, 코, 그리고 입의 크기와 위치관계를 이용하여 정규화된 눈과 입의 크기 및 서로간의 위치관계에 대한 특징값 5개를 사용하여 얼굴인식 시스템을 구성하였다. 이때 코의 크기는 외부조명 등에 의해 정확하게 추출되지 않기 때문에 특징으로 사용하지 않았다.

위의 방법들을 사용하여 얼굴인식 시스템을 구성한다면 다음과 같은 분야에 효과적으로 적용할 수 있을 것이다.[7,8] 첫째, 화상전화 등의 극히 적은 움직임만이 있는 얼굴영상 전송시 얼굴인식 시스템을 이용하여 부호화한다면 적은 전송량으로도 충분한 화질을 얻을 수 있을 것이다. 둘째, 보안 시스템에서 열쇠 (key)의 분실시 따르는 불편함을 해결하기 위한 방법으로 얼굴인식 시스템을 이용하여 열쇠를 대체한다면 분실시의 불편함이 해결될 것이다. 세째, 범죄수사시 범인의 몽타쥬를 수작업을 통하여 그리는 불편함을 해결하기 위해 데이타베이스화되어 있는 얼굴인식 시스템을 통해 진술에 상응하는 정보를 추출하여 몽타쥬를 완성한다면 보다 편리하고 효과적인 결과를 얻을 수 있을 것이다.

본 논문에서는 얼굴의 각 구성성분들인 눈, 코, 그리고 입의 크기와 위치관계에 의한 5개의 특징을 추출한 후, 애매한 특징값에 좋은 성능을 가지는 퍼지 멤버쉽 함수와 학습능력을 갖는 신경회로망을 결합한 뉴로-퍼지 알고리듬을 사용하여 인식하는 방법을 제안하였다. 또한 사다리꼴형 멤버쉽함수를 사용한 퍼지 알고리듬을 사용한 얼굴인식 방법도 제안하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 인식에 사용할 5개의 특징추출 방법에 대하여 서술하였고, Ⅲ장에서는 여러가지 얼굴인식 방법에 대하여 논하였다. Ⅳ장에서는 실험결과 및 분석에 대해 서술하였고, 마지막 Ⅴ장에서는 결론을 맺었다.

Ⅱ. 특징추출

기존의 논문에서 사용한 특징들로는 눈, 코, 입의 폭과 이러한 특징들 사이의 거리, 그리고 얼굴의 양쪽면에서 코와 입까지의 거리 등을 사용하였다.[1,9] 이와 같이 얼굴형태에 관련된 특징들까지도 사용할 경우에는 얼굴과 배경의 분리가 완벽하게 이루어져야 하는 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 양쪽 눈의 폭, 입의 폭, 눈에서 코까지의 거리, 코에서 입까지의 거리 등 얼굴의 형태와 관련 없는 5개의 특징값만을 이용하였다. 이러한 특징값들에 기초한 얼굴인식 시스템에서는 사람을 명확히 구분할 수 있는 올바른 특징만을 추출하여야 하므로 본 연구에서는 다음과 같은 제약조건을 두었다. 첫째, 취득된 얼굴영상이 정면얼굴이어야 하고 가운데 부분에 있어야 한다. 둘째, 영상 취득시 눈은 뜬 상태로 입은 다물어진 상태로 취득되어야 한다. 세째, 얼굴의 기울거나 회전된 정도가 ±5° 이내이어야 한다. 네째, 얼굴 부분이 그림자 등으로 가려져서는 안된다. 다섯째, 안경, 수염, 머리카락 등이 얼굴을 가려서는 안된다. 이러한 제약조건하에서 인식에 사용한 특징값들을 찾는 알고리듬은 다음과 같다.[7,8] 첫째, 256 × 256 크기의 256 밝기영상 취득한 후 spot 잡음등의 제거를 목적으로 3 × 3 중간값 필터링을 한다. 둘째, 네 방향 Sobel 에지 연산자와 LAT (Locally Adaptive Threshold)[15]에 의해 에지추출을 한다. 세째, 에지 추적에 의해 얼굴과 배경을 분리한다. 네째, 얼굴에 대한 일반지식을 이용하여 특징추출을 추출한다. 여기서 세번째와 네번째에 대한 자세한 설명은 다음과 같다.

1. 얼굴과 배경의 분리

본 논문에서 얼굴의 특징을 추출하는데 있어서 수평·수직 투영값을 이용하는데, 이때 배경 부분의 에지성분을 제거하여야 올바른 수평·수직 투영값을 얻을 수 있다. 이에 원영상을 이진화한 후 에지 추적 방법에 의하여 얼굴과 배경 및 어깨를 분리하였다.[7,8] 이에 대한 자세한 알고리듬은 다음과 같다.

첫째, 이진 영상에 대해 3 × 3 크기의 형태학상 팽창 (morphological dilation)[16] 연산을 하여 4화소 이내로 끊어진 얼굴 외곽선의 에지를 연결한다. 둘

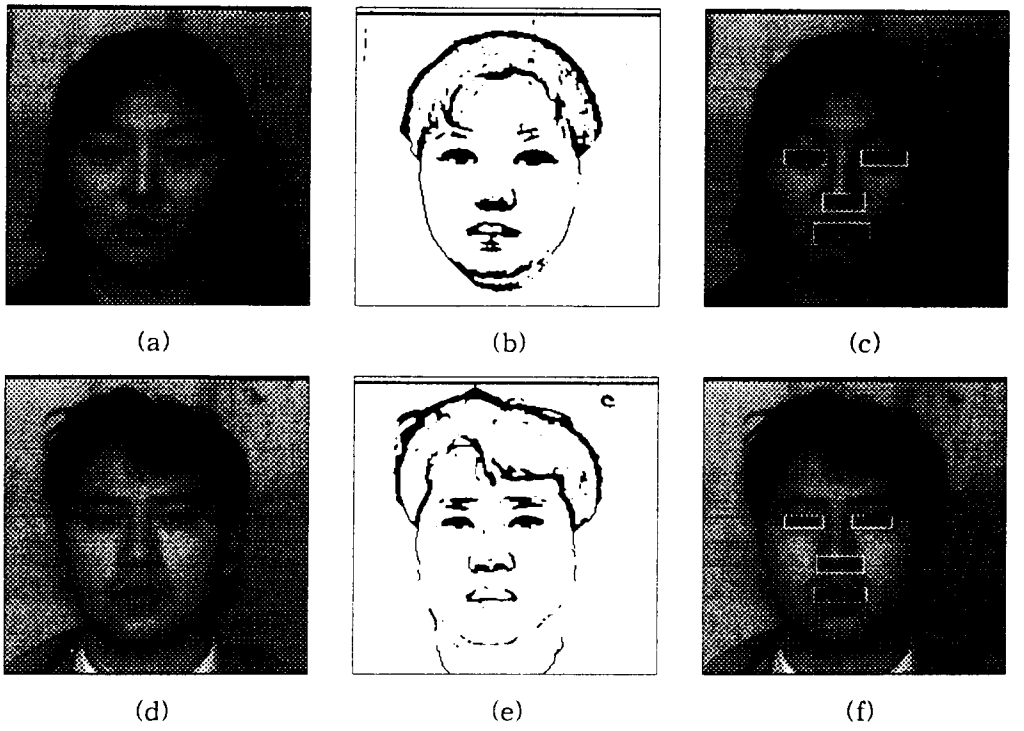

그림 1. 특징추출
(a), (d)취득된 얼굴인상
(b), (e) 배경과 어깨가 분리된 이진 얼굴영상
(c), (f) 특징추출 결과

Fig. 1. Feature extraction.
(a), (d) test face images,
(b), (e) binary face images saparated from the background and shoulder,
(c), (f) feature extraction results.

째, (0, 100) 점에서 x축 방향으로 한 화소씩 옮기면서 에지의 변화가 일어나는 점을 얼굴의 좌측 최상위 점으로 정한다. 세째, (255, 100) 점에서 -x축 방향으로 한 화소씩 옮기면서 에지의 변화가 일어나는 점을 얼굴의 우측 최상위 점으로 정한다. 네째, 얼굴 좌·우측의 최상위 점을 기준으로 하여 y축 방향으로 한 화소씩 옮기면서 연속되는 에지를 얼굴과 배경 및 어깨의 경계선으로 결정한다.

위의 알고리듬에서 좌표값의 원점은 취득된 영상의 좌측 최상위점이다. 그리고 얼굴의 좌·우측 최상위점을 찾는데 있어, y축 좌표값을 100으로 한 이유는 취득된 얼굴영상의 가로 대 세로 비율이 일반적으로 약 1 : 1.5의 비율을 갖기 때문이다. 그리고, 추적 우선순위는 얼굴의 형태를 타원체로 가정하여 대각선 아래 방향을 기준으로 정하였다.[7,8] 그림 1(a)와 (d)의 취득된 얼굴영상에서 배경과 어깨 부분을 분리한 이진 얼굴영상을 그림 1(b)와 (e)에 보였다.

2. 특징추출

본 논문에서는 얼굴에 대한 기초지식을 이용하여 특징을 추출하였다.[7,8] 특징추출을 위한 얼굴에 대한 일반적인 기초지식을 그림 2에 의해 표현하면 다음과 같다. 여기서 원점은 취득된 영상의 좌측 최상위 점이고, xi (i= 1, 2, 3)는 두눈과 코와 입의 x축 좌표값을 의미하고, yi (i= 1, 2,…, 5)는 눈썹, 눈, 코, 입, 그리고 턱 부분의 y축 좌표값을 의미한다.

지식 1: 그림 2를 수평방향으로 투영한 결과 일반적으로 가장 큰 값을 갖는 투영값 부분이 눈 또는 눈썹 부분이다.

지식 2: $\overline{y_2y_3} > \overline{y_3y_4}$

지식 3: $\overline{x_1x_2} \cong \overline{x_2x_3}$

지식 4: $x_1 < x_2 < x_3$

지식 5: $y_1 < y_2 < y_3 < y_4 < y_5$

지식 6: $\overline{x_1x_2} : \overline{y_2y_4} \cong 1 : 1.5$

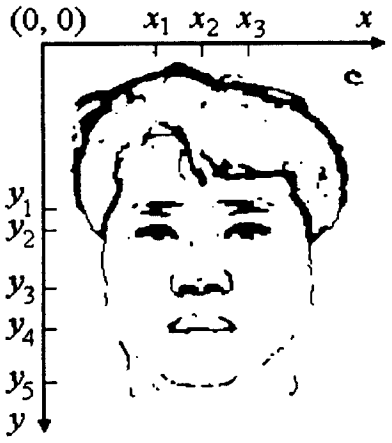

그림 2. 얼굴영상의 지식표현 파라메타
Fig. 2. Parameters for knowledge representation of a face image.

이러한 지식을 이용하여 특징을 추출하는 알고리듬은 다음과 같다. 첫째, 에지영상의 모든 행을 수평 방향으로 투영하여 가장 큰 투영값을 갖는 부분을 찾는다. 이 값을 눈의 y축 값으로 결정한다. 둘째, 눈의 y축 값을 기준으로 하여 아래쪽으로 형성되는 두개의 최대 수평 투영값을 선택한다. 이 값들을 순서에 따라 코와 입의 y축 값으로 결정한다. 세째, 눈이라고 결정된 y축 값과 입이라고 결정된 y축 값 사이에서 코의 y축 값이 눈의 y축 값에 더 근접하여 있으면, 눈의 y축 값은 눈썹 또는 머리카락 부분의 y축 값이 되므로, 이 투영값을 삭제한 후 처음부터 다시 시작한다. 네째, 눈의 y축 값 ± 8화소 부분에 대해서 수직 방향으로 투영한다. 이 투영값에서 투영값이 존재하는 가장 큰 두 부분을 양쪽 눈의 x축 값들로 결정한다. 다섯째, 두눈의 양끝점 사이에 코와 입이 존재하므로, 두눈의 양끝점 사이에서 코와 입의 y축 값 ± 8화소 부분에 대해 수직 방향으로 투영하여 투영값이 존재하는 부분이 가장 큰 부분을 코와 입의 x축 값으로 결정한다. 여섯째, 코의 가운데 부분이 미간 사이에 존재하지 않으면, 눈이라고 찾은 부분은 눈썹 또는 머리카락 부분이 되므로, 눈의 수평 방향 투영값을 삭제한 후 처음부터 다시 시작한다. 일곱째, 각 부분의 y±10 화소와 x축값 사이의 영역에서 수평 투영하여 가장 에지의 연속이 많은 부분을 각 부분의 정확한 y축값으로 결정한다.

이러한 과정을 통한 최종 특징추출 결과를 그림 1(c)와 (f)에 보였다. 이 그림에서 눈, 코, 그리고 입의 위치가 정확히 찾아졌음을 알 수 있다. 이러한 위치 관계를 이용하여 두 눈의 폭과 입의 폭, 눈과 코와의 거리, 그리고 코와 입과의 거리 등 5개의 특징을 추출하였다. 또한 미간 사이의 거리로 모든 특징값들을 정규화하여 영상 크기의 변화에 대처하였다.

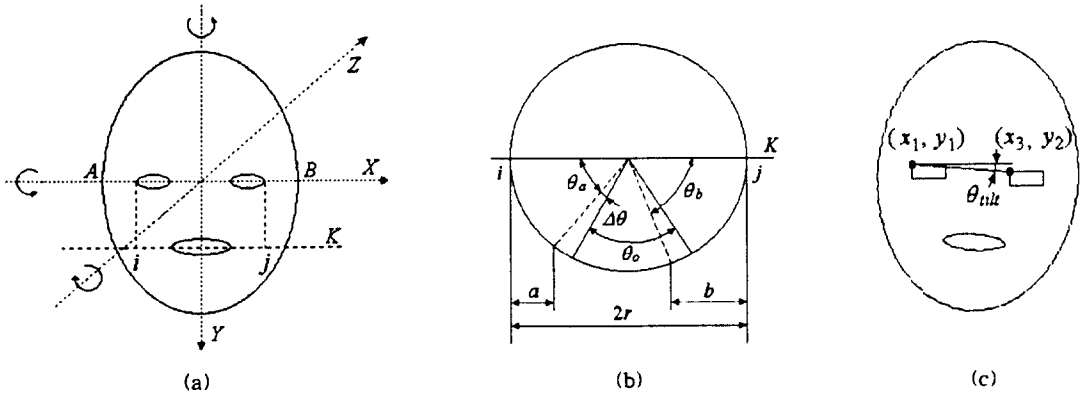

그림 3. 얼굴영상 모델링
(a) 얼굴의 타원체 모델, (b) 단면도
(c) Z축을 중심으로 회전한 얼굴영상
Fig. 3. Face image modeling.
(a) elliptic face model, (b) slice view,
(c) rotated face image about the Z-azis.

이렇게 추출한 특징값들이 원영상의 기울거나 회전된 정도에 따라 오인식의 원인이 되므로 이를 보정할 필요가 있다. 이에 대한 기존의 방법으로는 불변모멘트를 특징벡터로 이용하는 방법[13]이 있는데, 이 방법은 한 사람의 영상에 대해서 여러 변환영상의 실험셋을 필요로 하는 단점이 있다. 이에 본 논문에서는 변하지 않는 축을 중심으로 각도를 보정하는 방법을 사용하였다.[7,8] 본 방법은 얼굴영상을 그림 3(a)와 같은 타원체 얼굴영상으로 가정한다. 이 방법은 그림 3(a)에서 Y축과 Z축을 중심으로 ±5° 이내로 회전되었을 경우 보정이 가능하였고, 눈썹이 두꺼워 눈과 거의 근접하였을 경우와 X축을 중심으로 회전되었을 경우는 예외로 하였다.

얼굴을 타원체로 가정하였기 때문에 그림 3(a)에서 Y축을 중심으로 회전시키더라도 $\overline{AB}$의 길이는 항상 일정하다. 그러나 실제 취득된 얼굴영상에서 A와 B점은 머리카락 등의 영향으로 정확히 찾기 어렵다. 따라서 Y축을 중심으로 회전한 경우는 A와 B점을 각각 양쪽 눈의 끝점 (i와 j)으로 대체하여 그림 3(b)와 같은 입 부분 단면도를 그릴 수 있으며, a와 b를 식 (1)에 의해 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} a &= r - r\cos\theta_a \\ b &= r - r\cos\theta_b \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 a, b, 그리고 r은 취득된 얼굴영상에서 구할 수 있는 값이므로 θa와 θb는 식 (2)에 의해 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \theta_a &= \cos^{-1}(1 - \frac{a}{r}) \\ \theta_b &= \cos^{-1}(1 - \frac{b}{r}) \end{aligned} \tag{2}$$

그리고 그림 3(b)에서 θo는 입에 대한 각으로서 Y축에 의해 회전하여도 불변하므로 $\Delta\theta$는 식 (3)과 같이 쓸 수 있다.

$$\Delta\theta = \frac{\theta_b - \theta_a}{2} \tag{3}$$

따라서 Y축에 의해 회전한 경우는 식 (2)을 식 (3)에 대입하여 보정할 수 있다.

Z축을 중심으로 회전되었을 경우는 그림 3(c)와 같이 그릴 수 있고, 기울어진 각 θtilt는 식 (4)에 의해 구할 수 있다.

$$\theta_{tilt} = \tan^{-1}\frac{y_2 - y_1}{x_3 - x_1} \tag{4}$$

여기서 좌표 (x3, y2)는 오른쪽 눈의 왼쪽 상단점을 의미하고, 좌표 (x1, y1)는 왼쪽 눈의 왼쪽 상단점을 의미한다.

정규화된 특징값들을 식 (3)과 식 (4)에 의해 보정한다.

Ⅲ. 얼굴인식

본 장에서는 Ⅱ장에서 구한 5개의 특징값을 이용하여 인식하는 방법에 대하여 논하였다. 인식을 위해 한 사람당 4장씩의 얼굴영상을 취득하였으며, 이 중 3장을 데이타베이스화하는데 사용하였고, 인식은 4장 모두에 대하여 행하였다.

인식방법으로는 기존의 방법인 유클리디안 거리를 이용한 방법,[3-5] 신경회로망의 역전파 알고리듬,[7,8] 그리고 삼각형 멤버쉽함수를 갖는 퍼지 방법[9]을 사용하였다. 그리고 제안한 방법으로 사다리꼴형 멤버쉽 함수를 갖는 퍼지 방법과 뉴로-퍼지 방법을 이용한 인식을 시도하였다.[10]

1. 유클리디안 거리를 이용한 얼굴인식

기존의 인식방법으로 적용하기 쉽고 일반적인 유클리디안 거리법이 많이 사용된다. 유클리디안 거리 d의 일반식은 식 (5)와 같다.

$$d^2 = \sum_i |X_i - r_i|^2 \tag{5}$$

여기서 i는 인식에 사용한 특징의 개수이고, ri는 데이타베이스의 특징값이다. 그리고 Xi는 입력된 사람의 특징값이다. 기존의 얼굴인식 논문에서, 유클리디안 거리에 의한 인식[3-5]은 각 사람들의 표준편차 (standard deviation)로 정규화한 식 (6)을 사용하여, 그 값이 가장 작은 사람을 인식결과로 하였다.

$$d^2 = \sum_i \frac{|X_i - r_i|^2}{\sigma_i^2} \tag{6}$$

여기서, σi는 i번째 특징의 정규화 값이다. 정규화 방법은 식 (7a)와 (7b)와 같은 표준편차를 사용한다.

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\left(\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m} r_{ijk} - \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\left(\frac{1}{m}\sum_{k}^{m} r_{ijk}\right)\right)^2 \tag{7a}$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\left(r_{ijk} - \frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m} r_{ijk}\right)^2\Big) \tag{7b}$$

여기서, m은 3이고, N은 20이다. 이는 인식할 20명의 영상에 대해 각 사람당 3장을 데이타베이스화하는데 사용하였기 때문이다.

유클리디안 거리를 이용하여 인식하는 방법은 데이타베이스를 구성하는데 있어서 특징값들의 평균과 표준편차만을 이용하므로 새로운 얼굴영상을 추가하여 데이타베이스화하는 데는 속도가 빠른 장점이 있지만, 일반적으로 인식률이 낮은 단점이 있다.

2. 오류 역전파 알고리듬을 이용한 얼굴인식[17,8]

본 절에서는 신경회로망의 여러 알고리듬[17]중 패턴인식에 많이 사용되고 있는 오류 역전파 알고리듬[18]에 대해 논하였으며, 이 알고리듬의 단점으로 지적되어 온 학습시간과 국부 최소값의 문제를 해결하기 위해 본 논문에서 사용한 방법에 대해 서술하였다. 즉 기존의 오류 역전파 알고리듬은 학습률과 관성항을 학습 초기에 고정된 값을 학습이 끝날 때까지 유지하므로 수렴시 발산 문제와 국부 최소값을 극복할 정확한 값을 실험적으로 결정해야 한다. 이에 본 논문에서는 기존의 오류 역전파 알고리듬에서 계산된 값을 그대로 이용함으로써 계산의 복잡성을 줄였고 학습률과 관성항을 변화시키는 데 따르는 계산의 복잡성을 줄이기 위해 가중치의 변화가 생길 때에만 적용함으로써, 고정된 상수항으로 학습을 수행하는 기존의 오류 역전파 알고리듬과 비슷한 계산을 하도록 하였다. 이와 같이 학습률과 관성항을 가중치의 변화가 생길 때 변화된 양을 적용함으로써 고정된 학습률과 관성항보다는 패턴 학습에 좀 더 적절한 값을 부여하게 된다.

학습률의 변화량 계산 알고리듬은 다음 식 (8)과 같으며, 관성항의 변화량도 학습률의 변화량 계산과 같이 행할 수 있다.

$$\frac{\partial E_p}{\partial \eta_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pi}} \cdot \frac{\partial o_{pi}}{\partial net_{pi}} \cdot \frac{\partial net_i}{\partial \eta_{ij}}$$
$$= -[\, t_{pi} - o_{pi} \,] \cdot o_{pi} \cdot [\, 1 - o_{pi} \,] \cdot o_{pj} \cdot [\, -\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \,] \quad (8)$$
$$= -[\, \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \,]^2$$

학습률 η와 관성항 α, 그리고 가중치 w의 갱신식은 다음과 같다.

$$\Delta \eta_{ij}(n+1) = \varepsilon \left(\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \right)^2 + \beta \Delta \eta_{ij}(n) \quad (9)$$

$$\Delta \alpha_{ij}(n+1) = \mu \left(\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \right)^2 + \gamma \Delta \alpha_{ij}(n) \quad (10)$$

$$\Delta w_{ij}(n+1) = -\eta_{ij}(n+1) \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} + \alpha_{ij}(n+1) \Delta w_{ij}(n) \quad (11)$$

여기서 β, γ, ε, μ는 상수로 본 논문에서는 모두 0.3을 사용하였다. 그리고 Ep는 p층에서의 전체 오류함수를 나타낸다.

그림 4에 기존의 오류 역전파 알고리듬과 변형된 오류 역전파 알고리듬의 수렴속도를 보여주고 있다. 여기서 변형된 오류 역전파 알고리듬이 약 3배 정도의 빠른 수렴속도를 보였다.

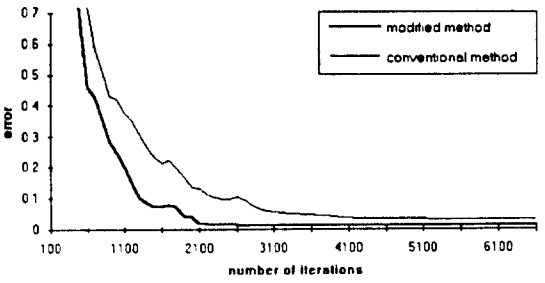

그림 4. 오류 역전파 알고리듬의 수렴
Fig. 4. Convergence characteristics of the error backpropagation algorithm.

이때 사용된 파라미터는 기존의 오류 역전파 알고리듬의 경우, 학습률의 값은 0.9로 그리고 관성항의 경우는 0.2의 값으로 학습을 하였으며, 변형된 오류 역전파 알고리듬의 경우는 학습률과 관성항의 파라미터를 각각 0.4와 0.2를 사용하였다. 이때의 파라미터 선정은 여러가지 파라미터를 사용하여 실험한 결과 최적의 값을 사용하였다. 이와같이 변형된 오류 역전파 알고리듬을 이용하여 인식하는데 있어서 입력단은 특징추출 단계에서 추출한 5개의 특징을 사용하였고, 출력단에서는 20명을 인식하기 위해 20개의 뉴런을 사용하였다.

3. 사다리꼴 퍼지 멤버쉽함수를 이용한 제안한 얼굴인식

퍼지이론[19,20]은 1965년 Zadeh에 의해 처음 제안되었고, 그 후 많은 응용이 이루어졌다. 응용하는 데 있어 애매모호한 현상들을 표현하기 위해 많은 멤버쉽함수들이 사용되었는데, 본 연구에서는 기존의 삼각형 멤버쉽함수를 사용한 인식방법[9]과 제안한 사다리꼴형 멤버쉽함수를 사용한 인식방법에 대하여 비교하였다.[10]

삼각형 멤버쉽함수를 사용한 인식방법에서는 II장에서 추출한 5개의 특징값들을 그림 5(a)와 같은 삼각형 멤버쉽함수를 갖는 언어변수 (linguistic variable)로 변환하였고, 그 자세한 방법은 다음과 같다. 인식을 위해 취득된 20명 각각에 대한 4장의 영상에서 추출한

특징값을 언어변수화하기 위해 4장의 영상중 데이타베이스화할 3장에 대한 특징값에서 가장 작은 특징값과 가장 큰 특징값을 기준으로 모든 특징값들을 언어변수화하였다. 이때 언어변수의 수는 근접한 언어변수간의 min-max 값과 인식할 사람의 수에 의해 결정되어야 한다.

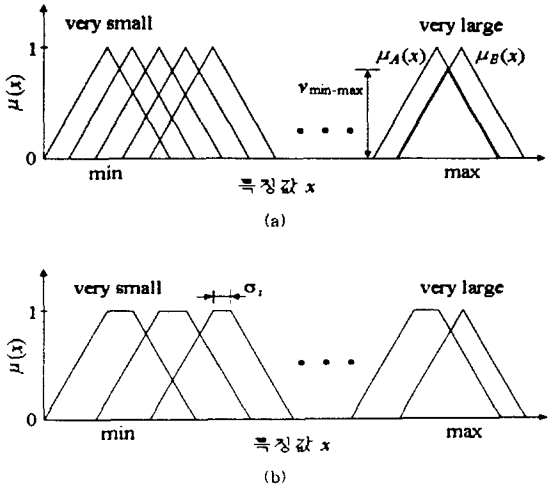

그림 5. 특징값들의 언어변수화
(a) 삼각형 멤버쉽함수에 의한 특징값들의 언어변수화
(b) 사다리꼴형 멤버쉽함수에 의한 특징값들의 언어변수화

Fig. 5. Linguistic representation of feature values.
(a) triangular membership function.
(b) trapezoidal membership function.

여기서 근접한 언어변수 간의 min-max 값 ($v_{min-max}$)은 식 (12)와 같이 구해지며, 그 예를 그림 5(a)에 보였다.

$$v_{min-max} = \max(\min[\ \mu_A(x),\ \mu_B(x)]\ ) \qquad (12)$$

여기서 $\mu_A(x)$와 $\mu_B(x)$는 퍼지집합 A와 B의 멤버쉽함수이다. 그리고 언어변수의 수를 인식할 사람의 수보다 많이 설정하더라도 $v_{min-max}$ 값이 작을 경우는 멤버쉽함수가 첨예하게 되기 때문에 오히려 인식률이 떨어지게 된다. 이를 고려하여 언어변수의 수를 적절하게 선택하여야 한다.

인식단계에서는 각 특징에 대한 언어변수와 새로이 취득된 사람의 멤버쉽함수와의 min-max 값을 구한다. 그리고 이 값들을 평균하여 인식 척도로 사용한다. 이를 식으로 쓰면 식 (13)과 같다.

$$O_i = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} \max(\min[\ \mu_A(x),\ \mu_B(x)]\ ) \qquad (13)$$

여기서 μ_A와 μ_B는 데이타베이스와 새로이 취득된 영상의 특징값에 대한 멤버쉽함수이고, j는 사용한 특징의 수이다. 그리고 i는 데이타베이스에 저장된 사람의 수이다. 본 논문에서 사용한 특징의 수는 5개이고, 데이타베이스에 저장된 사람은 20명이다. 이 값들중 가장 큰 값을 인식 결과로 한다.

삼각형 멤버쉽함수를 이용하여 언어변수화할 때는 각 사람의 편차를 고려할 수 없는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 각 사람의 편차값을 고려한 사다리꼴형 멤버쉽함수에 의한 언어변수화 방법을 제안하였다.[10] 즉 데이타베이스화하는 각 사람당 3장의 영상에서 구한 특징값의 표준 편차를 그림 5(b)에서 보듯이 사다리꼴형 멤버쉽함수에 적용하였다. 표준편차는 식 (7b)에 의해 구하였다. 그림 5(b)에서 i는 인식대상 사람 index를 의미한다.

언어변수화 방법은 각 사람의 특징값을 평균하여 very small에서 very large까지 등간격으로 언어변수화하였다. 이때 min값과 max값은 평균한 특징값의 최소와 최대값이다. 그리고 각 사람의 편차값을 사다리꼴형 멤버쉽함수에 적용하였고, 이와 같은 멤버쉽함수가 인식에 사용한 특징수만큼 데이타베이스에 저장된다.

인식방법은 삼각형 멤버쉽함수를 이용한 기존의 퍼지 인식방법과 동일하다. 즉 식 (10)에 의한 값들중 가장 큰 값을 인식결과로 한다.

4. 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 제안한 얼굴인식

본 논문에서는 인식률을 높이기 위해 애매한 특징에 대한 적응력이 강한 퍼지 알고리듬과 학습능력을 갖는 신경회로망을 결합한 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 얼굴인식 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 특징추출 단계에서 추출한 5개의 특징들이 변화가 클 때는 오류역전파 알고리듬만으로 인식이 곤란하기 때문에 이를 보완하기 위해 5개의 특징을 15개의 퍼지 데이타로 변환한 후 오류 역전파 알고리듬을 이용하여 학습 및 인식하는 방법을 사용하였다.

제안한 방법은 오류 역전파 알고리듬의 입력단에서 특징추출 단계에서 넘겨온 특징값 5개만을 학습하고 인식하는 방법을 피하고, 먼저 각 특징에 대해 퍼지 멤버쉽함수를 이용[21]하여 특징값들을 퍼지화 데이타로 변환한 후 신경회로망의 입력으로 사용하는 방법을 이용하였다. 이는 특징값에 애매한 값들이 존재할 수 있기 때문에 이를 보완하고, 좀 더 나은 인식률을 얻기 위한 방법이다. 물론 신경회로망 학습시 학습률이나 활성화 함수에 퍼지이론을 적용[22]할 수 있으나, 이는 학습에 걸리는 시간과 국부 최소값을 극복한다는 점에

서는 좋은 방법이나, 인식률을 높이는 데는 영향을 주지 않기 때문에 학습의 복잡성은 앞 절에서 언급한 변형된 오류 역전파 알고리듬을 이용하여 극복하였으며, 인식률을 높이는 면에 치중하였다.

특징추출 단계에서 취득한 특징값 5개를 멤버쉽 함수를 이용하여 15개의 퍼지값으로 표현하는 방법은 20명에 대한 각 특징의 최대값과 최소값을 max값과 min값으로 정하고, 최대값과 최소값의 평균을 중간값으로 정하였다. 그리고 최소값, 중간값, 최대값 각각에 대해 멤버쉽함수를 정의하고, 각 특징의 값과 만나는 최소, 중간, 최대값의 멤버쉽함수와 만나는 각 점의 멤버쉽 값을 특징값으로 정한 후, 오류 역전파 알고리듬의 입력단으로 넘겨주었다. 학습 데이타는 이와 같은 방법으로 특징값을 정하였으며, 테스트 데이타는 최대값과 최소값의 범위를 넘어가는 값을 흡수하기 위해 정의된 최소값과 최대값 외의 다른 값은 0과 1로 정의하였다. 본 논문에서 사용한 퍼지화 멤버쉽함수는 그림 6과 같다. 이 그림에서 특징값 x_i를 퍼지화한 3개의 퍼지값 $\mu_S(x_i)$, $\mu_M(x_i)$, 그리고 $\mu_L(x_i)$을 보여주고 있다.

뉴로-퍼지 알고리듬의 인식결과 기존의 인식알고리듬보다 높은 인식결과를 보였으며, 오류 역전파 알고리듬만을 사용한 경우보다 높은 인식률을 얻으므로써 뉴로-퍼지 알고리듬의 효율성을 입증할 수 있었다.

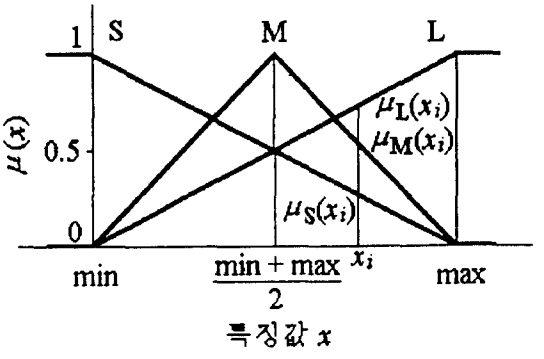

그림 6. 퍼지화 멤버쉽함수
Fig. 6. Fuzzification membership function.

그러나 학습에 사용된 데이타와 인식시 사용되는 데이타의 특징값이 너무 클 경우에는 역시 인식률이 떨어짐을 알 수 있었다. 이는 취득한 얼굴영상 4장중 기울어짐이 많아 보정단계에서 특징값의 변화에 따른 결과이다. 따라서 기울어진 영상에 대한 올바른 보정에 대한 연구가 더 진행되어야 할 것이며, 입력영상 취득시 얼굴의 기울어짐이 너무 심하지 않도록 주의하여야 한다. 이와 같은 제한된 문제점을 보완한다면 좀 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

Ⅳ. 실험결과 및 분석

본 논문에서는 20명에 대해 5분 간격으로 각각 4장씩 취득한 후, 3장은 데이타베이스화하는데 사용하였으며, 나머지 한장과 데이타베이스화하는데 사용된 3장 등 총 80장의 영상에 대해 인식하였다. 이때 사용된 한명당 4장의 영상들중 1장에 대한 영상들을 그림 7에 보였다. 인식 알고리듬으로는 기존에 많이 사용된 유클리디안 거리와 오류 역전파 알고리듬, 그리고 퍼지 멤버쉽함수를 사용하여 인식하였다. 그리고 제안한 방법으로 각 특징들의 평균과 표준 편차를 이용한 사다리꼴형 함수를 이용하여 인식하였고,[10] 기존의 오류 역전파 알고리듬에서 단점으로 지적되어 온 학습시간과 국부 최소값의 문제점을 해결하기 위해 학습항과 관성항을 변화시키는 방법을 이용한 오류 역전파 알고리듬과 애매모호한 특징에 대한 적응력이 강한 퍼지 알고리듬을 결합한 뉴로-퍼지 알고리듬을 제안하였다.

본 장에서는 위의 이러한 각 인식방법에 대한 실험결과 및 분석에 대하여 논하였다. 각 실험에서 db1, db2, db3, 그리고 db4는 한 사람당 4장의 영상 중 각각 첫번째, 두번째, 세번째, 그리고 네번째의 영상들을 제외한 3장의 영상에서 추출한 특징값들을 평균하여 데이타베이스로 사용한 경우를 나타낸다.

표 1. 유클리디안 거리법에 의한 인식률
Table 1. Recognition rate by the Euclidean distance method.

정규화 방법	인식 대상 사람수(명)	인식률 (%)				
		db1	db2	db3	db4	평균
안함	10	90.0	85.0	87.5	95.0	89.4
	15	90.0	85.0	88.3	86.7	87.5
	20	80.0	77.5	85.0	81.3	81.0
식 (7a)	10	90.0	85.0	90.0	95.0	90.0
	15	88.3	83.3	90.0	88.3	87.5
	20	81.3	78.8	87.5	81.3	82.2
식 (7b)	10	90.0	87.5	87.5	95.0	90.0
	15	88.3	86.7	90.0	88.3	88.3
	20	82.5	78.8	86.3	81.3	82.2

그리고 인식률은 한 사람당 4장씩 취득된 영상에서 데이타베이스화하는데 사용한 3장의 영상과 나머지 한장을 포함한 총 80장에 대한 인식률이다. 또한 인식 대상 사람수에 따른 인식률을 알아보기 위해 20명중 10

명과 15명의 영상을 임의로 선택하여 인식을 시도하였다.

기존의 인식방법으로 많이 사용되는 방법은 유클리디안 거리에 의한 방법[3-5]이다. 이에 대한 정규화 방법과 인식 대상 사람수에 따른 인식결과를 표 1에 보였다. 이 표에서 보듯이 인식 대상 사람수가 많아질수록 인식률이 낮아짐을 알 수 있고, 식 (7b)로 정규화한 경우에 인식률이 가장 높음을 알 수 있다.

퍼지함수를 이용하여 인식하는 경우, 기존의 얼굴인식에 사용한 삼각형 멤버쉽함수[19]와 제안한 사다리꼴형 멤버쉽함수에 대한 인식률 비교와 적절한 언어변수의 수와 $v_{min\ max}$ 값을 결정하기 위해 언어변수의 수를 5개에서 49개까지 변화시키고, $v_{min-max}$ 값을 0.9에서 0.5까지 0.1 간격으로 변화시켰다. 이 때 기존의 방법과 비교한 인식률중 $v_{min-max}$ 값이 0.9와 0.5인 경우를 그림 8(a)와 (b)에 보였고, 제안한 사다리꼴형 멤버쉽함수를 사용하였을 경우 언어변수의 수와 $v_{min\ max}$ 값

그림 7. 실험에 사용한 영상들
Fig. 7. Test images used in experiments.

의 관계를 그림 9에 보였다.

그림 8(a)와 (b)에서 보듯이 모든 경우에 있어서 제안한 사다리꼴형 멤버쉽함수를 사용하였을 경우의 인식률이 더 좋음을 알 수 있다. 그리고 그림 9에서 보듯이 언어변수의 수를 많이 설정하더라도 $v_{min-max}$ 값이 작으면 인식률이 낮아짐을 알 수 있다. 이는 멤버

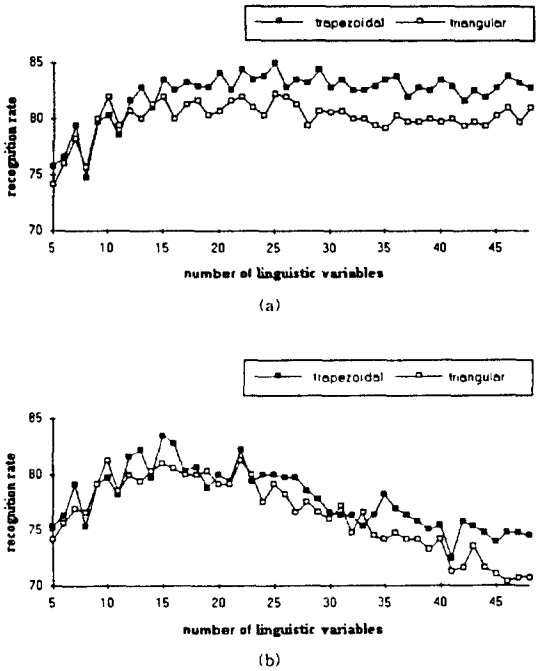

그림 8. 삼각형과 사다리꼴형 멤버쉽함수를 사용한 경우의 인식결과
(a) $v_{min-max}$ = 0.9
(b) $v_{min-max}$ = 0.5

Fig. 8. Recognition results using the triangular and trapezoidal membership functions.
(a) $v_{min-max}$ = 0.9.
(b) $v_{min-max}$ = 0.5.

쉽함수가 첨예하게 되기 때문이다. 또한 인식 대상 사람수에 따른 적절한 언어변수의 수와 인식률을 알아보기 위해 인식대상 사람수를 10, 15, 그리고 20명으로 하였을 때의 인식률을 그림 10(a)와 (b)에 보였다. 이 때 $v_{min-max}$ 값은 0.9와 0.5에 대해서만 보였다. 그림 10(a)와 (b)에서 보듯이 사람 수가 많아질수록 인식률이 낮아짐을 알 수 있고, 언어변수의 수는 실험적으로 식 (14)와 같이 정하는 것이 적절함을 알 수 있다.

$$\text{언어변수의 수} = N + \left\lceil \frac{1}{1.0 - v_{min-max}} \right\rceil \qquad (14)$$

여기서 N은 인식 대상 사람수이고, 기호 $\lceil\ \rceil$ 는 올림을 의미한다.

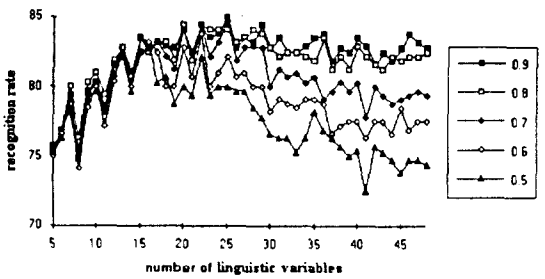

그림 9. $V_{min-max}$ 값에 따른 인식결과

Fig. 9. Recognition results for various $V_{min-max}$

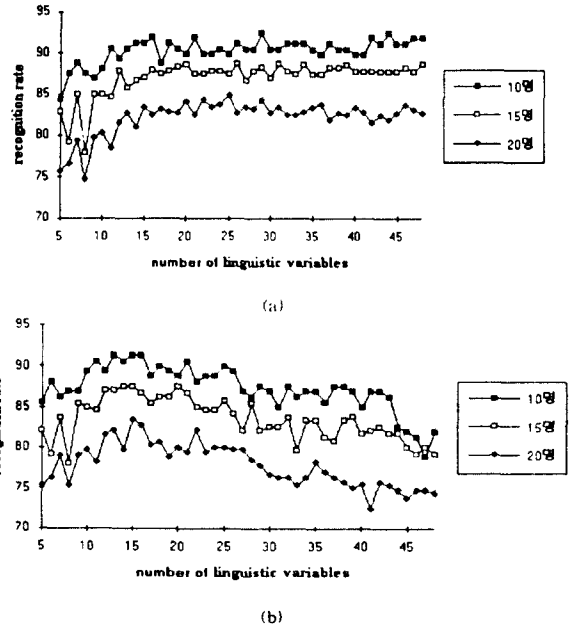

그림 10. 인식 대상 사람수에 따른 인식결과
(a) $V_{min-max}$ = 0.9
(b) $V_{min-max}$ = 0.5

Fig. 10. Recognition results for various numbers of persons.
(a) $V_{min-max}$ = 0.9
(b) $V_{min-max}$ = 0.5

언어변수의 수를 식 (14)에 의해 구할 경우, 인식대상 사람수와 $v_{min-max}$ 값에 대한 인식률을 표 2에 보였다. 표 2에서 보듯이 식 (14)에 따라 언어변수의 수를 결정할 경우 $v_{min-max}$ 값이 0.9와 0.8일 때 인식률이 전반적으로 높음을 알 수 있다. 본 논문에서 최종 인식결과는 $v_{min-max}$ 값이 0.8일 때의 값으로 하였다.

표 2. 제안한 사다리꼴형 멤버쉽함수를 사용했을 경우의 인식률
Table 2. Recognition rate by the proposed trapezoidal membership function.

인식 대상 사람수 (명)	vmin_max (언어변수수)	인식률 (%)				
		db1	db2	db3	db4	평균
10	0.9 (20)	92.5	80.0	97.5	92.5	90.6
	0.8 (15)	90.0	85.0	95.0	92.5	90.6
	0.7 (14)	90.0	80.0	97.5	92.5	90.0
	0.6 (13)	90.0	82.5	92.5	92.5	89.4
	0.5 (12)	90.0	85.0	95.0	92.5	90.6
15	0.9 (25)	90.0	80.0	90.0	91.7	87.9
	0.8 (20)	90.0	80.0	91.7	91.7	88.4
	0.7 (19)	90.0	86.7	90.0	91.7	89.6
	0.6 (18)	85.0	83.3	88.3	90.0	86.7
	0.5 (17)	88.3	81.7	88.3	88.3	86.7
20	0.9 (30)	86.3	78.8	88.8	83.8	84.4
	0.8 (25)	88.8	81.3	85.0	81.3	84.1
	0.7 (24)	82.5	81.3	86.3	78.8	82.2
	0.6 (23)	81.3	85.0	86.3	82.5	83.8
	0.5 (22)	77.5	76.3	82.5	81.3	79.4

신경회로망을 이용한 인식에 있어서는 기존의 오류 역전파 알고리듬의 단점인 학습시간과 국부 최소값을 극복하기 위해 학습률과 관성항을 학습시 가중치의 변화와 함께 변화시키는 방법을 이용하였다. 오류 역전파 알고리듬에서는 입력단으로 특징추출 단계에서 추출한 5개의 특징을 사용하였고, 마지막 출력단에서는 20명을 인식하기 위해 20개의 뉴런을 사용하였다. 그리고 뉴로-퍼지 알고리듬에서는 입력단으로 특징추출 단계의 5개 특징을 15개의 퍼지화 값으로 변화시켜 사용하였고 출력층에서는 20개의 뉴런을 사용하였다. 표 3과 4는 오류 역전파 알고리듬을 이용하여 10명, 15명, 그리고 20명에 대해 인식한 결과와 본 논문에서 제안한 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 인식결과를 보여주고 있다.

오류 역전파 알고리듬이나 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 인식단에서 네번째 영상을 제외한 3장의 영상으로 인식을 시도한 경우, 다른 인식결과보다 인식률이 떨어지고 있는데, 이는 앞의 3장의 특징값들은 유사하지만 네번째 영상은 다른 영상들과의 특징값 차이가 크기 때문에 인식률이 떨어졌다. 그러나 앞의 3영상중 하나를 제외하고 학습한 후, 인식을 시도하였을 경우는 네번째 영상의 차이를 고려하여 가중치를 변화시키기 때문에 인식률이 높았다. 표 3과 4에서 보듯이 기존의 오류 역전파 알고리듬을 이용하여 인식하였을 때보다 뉴로-퍼지 알고리듬이 더 좋은 결과를 보였다.

표 3. 오류 역전파 알고리듬을 이용한 인식률
Table 3. Recognition rate by the error back- propagation algorithm.

인식 대상 사람수(명)	인식률 (%)				
	db1	db2	db3	db4	평균
10	90.0	92.5	92.5	90.0	91.3
15	90.0	90.0	91.7	86.7	89.6
20	90.0	88.8	91.3	82.5	88.2

표 4. 제안한 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 인식률
Table 4. Recognition rate by the proposed ne- urofuzzy algorithm.

인식 대상 사람 수 (명)	인식률 (%)				
	db1	db2	db3	db4	평균
10	92.5	95.0	97.5	92.5	94.4
15	95.0	91.7	95.0	90.0	92.9
20	96.3	94.0	95.0	86.3	92.9

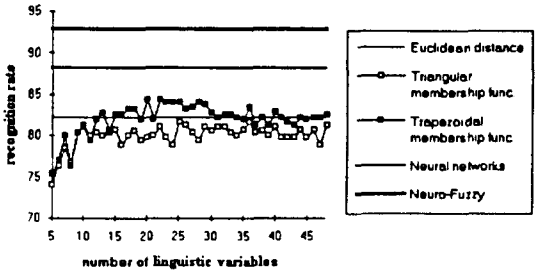

그림 11. 각 인식방법에 대한 인식결과
Fig. 11. Recognition results by various recognition methods.

본 논문에서 사용한 모든 인식방법에 대해 인식 대상 사람수가 20명일 경우의 인식결과를 그림 11에 보였다. 그리고 $v_{\min\text{-}\max}$ 값이 0.8, 즉 식 (14)에 의해 언어변수의 수가 25일 경우의 인식결과를 표 5에 보였다.

실험결과를 분석해 보면 기존의 알고리듬인 유클리

디안 거리 방법이나 삼각형 멤버쉽함수를 이용한 퍼지 알고리듬을 이용하여 인식한 결과보다 사다리꼴형 멤버쉽함수를 이용한 퍼지 알고리듬이 좋은 인식결과를 보였고, 애매한 특징값을 흡수하기 위해 제안한 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용하여 인식한 결과가 오류 역전파 알고리듬을 이용하여 인식한 결과보다 좋은 결과를 보였다.

표 5. 여러가지 인식방법의 인식률
Table 5. Recognition rate by various recogni- tion methods.

인식방법		인식률 (%)
유클리디안 거리법		82.2
신경회로망의 역전파 알고리듬		88.2
퍼지 알고리듬	삼각형 멤버쉽함수	81.0
	사다리꼴형 멤버쉽함수	84.1
뉴로-퍼지 알고리듬		92.9

또한 전체적으로 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용하여 인식한 결과가 가장 좋음을 알 수 있었다.

본 논문에서 인식률을 계산할 때 데이타베이스에 저장되어 있지 않은 사람을 인식할 경우를 위하여 오류 역전파 알고리듬과 뉴로-퍼지 알고리듬의 경우는 0.8이라는 임계치를 두어 그 값을 넘을 경우에만 올바른 인식결과로 계산함으로써 다른 사람으로 오인식하는 문제를 막을 수 있었다. 그러나 유클리디안 거리법이나 퍼지 멤버쉽함수를 이용하여 인식할 경우에는 ID 카드, 목소리, 또는 지문을 이용한 인식방법 등과 병행할 필요가 있다. 또한 인식 대상 사람수가 많아지더라도 좋은 인식결과를 얻기 위해서는 본 논문에서 사용한 특징 5개보다 더 효율적인 특징을 사용해야 할 것이다.

V. 결 론

본 논문에서는 얼굴의 중요 특징인 눈, 코, 그리고 입의 위치를 이용한 5개의 특징을 추출한 후, 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용한 얼굴인식 시스템을 제안하였다. 특징추출 단계에서는 올바른 특징추출을 위하여 배경과 얼굴부분을 분리한 후, 얼굴에 대한 기초지식을 이용하여 눈, 코, 그리고 입의 위치를 찾았다. 이러한 위치관계를 이용하여 5개의 특징을 추출하여 인식단으로 넘겨주었다. 인식단에서는 기존의 인식방법으로 유클리디안 거리법, 삼각형 멤버쉽함수, 그리고 오류 역전파 알고리듬을 이용하였다. 그리고 제안한 방법으로 사다리꼴형 멤버쉽함수와 뉴로-퍼지 알고리듬을 이용하여 좋은 인식결과를 얻었다. 뉴로-퍼지 알고리듬은 특징추출 단계의 5개 특징을 15개의 데이타로 퍼지화한 데이타를 오류 역전파 알고리듬을 이용하여 학습한 후, 인식을 행하였다. 또한 학습시 오류 역전파의 단점으로 알려진 학습시간과 국부 최소값을 해결하기 위해 가변 학습률과 관성항을 이용하였다.

본 논문에서는 사람의 중요 특징인 눈, 코, 그리고 입의 위치 관계를 이용한 5개의 특징으로 한 사람당 4장씩의 남자 14명, 여자 6명 등 20명을 인식하였고, 제안한 뉴로-퍼지 알고리듬이 가장 좋은 인식률을 보였다. 앞으로의 연구과제로 좀 더 많은 사람과 다양한 연령층의 사람을 인식하기 위해서는 본 논문에서 사용한 5개의 특징 외에 좀 더 유용한 특징에 대한 연구가 필요하고, 이러한 특징에 기초한 얼굴인식 시스템의 실용화를 위한 연구도 필요하다.

참 고 문 헌

[1] A. Samal and P. A. Iyengar, "Automatic recognition and analysis of human faces and facial expression: A survey," Pattern Recognition, vol. 25, no. 1, pp. 65-77, Jan. 1992.

[2] G. J. Kaufman, Jr. and K. J. Breeding, "The automatic recognition of human faces from profile silhouettes," IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics, vol. SMC-6, no. 2, pp. 113-121, Feb. 1976.

[3] L. D. Harmon, S. C. Kuo, P. F. Ramig, and U. Raudkiv, "Identification of human face profiles by computer," Pattern Recognition, vol. 10, no. 2, pp. 301-312, 1978.

[4] L. D. Harmon, M. K. Khan, R. Lasch, and P. F. Ramig, "Machine identification of human faces," Pattern Recognition, vol. 13, no. 2, pp. 97-110, 1981.

[5] C. J. Wu and J. S. Huang, "Human face profile recognition by computer," Pattern Recognition, vol. 23, no. 3, pp. 255-259, 1990.

[6] T. Aibara, K. Ohue, and Y. Oshita, "Human face profile recognition by a

PFourier descriptor," Optical Engineering, vol. 32, no. 4, pp. 861-863, Apr. 1993.

[7] Y. K. Ham, S. Y. Lee, and R.-H. Park, "Knowledge-based face recognition using neural networks," in Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, pp. 2125-2128, Nagoya, Japan, Oct. 1993.

[8] 이 상영, 함 영국, 박 래홍, "지식에 기초한 특징추출과 역전파 알고리듬에 의한 얼굴인식," 전자공학회 논문지, 제 31권, B편, 제7호, pp. 119-128, 1994년 7월

[9] K. M. Lim and K. W. Oh, "A face recognition system using fuzzy logic," in Proc. First Korean-Japan Joint Conf. Computer Vision, pp. 506-509, Seoul, Oct. 1991.

[10] Y. K. Ham, S. Y. Lee, and R.-H. Park, "Fuzzy-based recognition of human front faces using the trapezoidal membership function," will be presented at the FUZZ-IEEE/IFES '95, Yokohama, Japan, Mar. 1995.

[11] 지 은미, 최 형일, 이 철희, "문제영역에 관한 지식을 이용한 얼굴인식," 정보과학회 논문지, 제 17권, 제 6호,pp. 666-675, 1990년 11월

[12] K. Matsuda, T. Kageyama, and T. Aibara, "Application of the second order statistics for the recognition of human faces," in Proc. Int. Conf. Image Processing, pp. 543-546, Singapore, Sep. 1992.

[13] 박 용근, 김 영일, "ART와 다층 퍼셉트론을 이용한 화상인식 시스템의 성능 분석," 전자공학회 하계종합학술대회 논문집, 제 15권, 제 1호, pp. 492-496, 1992년 6월

[14] H. Agawa, G. Xu, Y. Nagashima, and F. Kishino, "Image analysis for face modeling and facial image reconstruction," in Proc. SPIE Visual Communication Image Processing 90, vol. 1360, pp. 1184-1197, Lausanne, Switzerland, Oct. 1990.

[15] G. S. Robinson, "Edge detection by compass gradient masks," Computer Graphics Image Processing, vol. 6, no. 5, pp. 492-501, Oct. 1977.

[16] C. R. Giardina and E. R. Dougherty, Morphological Methods in Image and Signal Processing, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, pp. 1-33, 1988.

[17] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets," IEEE Acoustics, Speech, Signal Processing Magazine, vol. 4, no. 2, pp. 4-22, Apr. 1987.

[18] D. J. Burr, "Experiments on neural net recognition of spoken and written tex t," IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing, vol. ASSP-36, no. 7, pp. 1162-1168, July 1988.

[19] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," in Fuzzy Set and Application: Selected Papers, R. R. Yager, S. Ovchinnikov, R. M. Tong, and H. T. Nguyen, Eds., pp. 29-44, John Wiley & Sons, New York, 1987.

[20] G. J. Klir and T. A. Folger, Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1988.

[21] H. R. Berenji, "Fuzzy logic controllers," in An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems, R. R. Yager and L. A. Zadeh, Eds., Kluwer Academic Publishers, pp. 69-96, 1992.

[22] P. Y. Glorennec, "Learning algorithms for neuro-fuzzy networks," in Fuzzy Control Systems, A. Kandel and G. Langholz, Eds., CRC Press, Inc., pp. 3-18, 1994.

저 자 소 개

李 常 榮(正會員) 第 31卷 B編 第 7號 參照.
1994年 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업 (공학석사). 현재 기아자동차 전자연구소 근무

朴 來 弘(正會員) 第 23卷 第 6號 參照.
현재 서강대학교 전자공학과 교수

咸 永 國(正會員) 第 29卷 B編 第 10號 參照.
1992年 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업 (공학석사). 현재 동대학원 박사과정