

가변 타원 마스크와 형태학적 특징을 이용한 얼굴 영역 검출

Face Region Detection Using a Variable Ellipsoidal Mask and Morphological Features

이재국, 김경훈, 김태영, 최원호
(Jae-Kuk Lee, Kyung-Hun Kim, Tae-Young Kim, and Won-Ho Choi)

Abstract : We propose an algorithm to detect the face region using a variable ellipsoidal mask and a neural network. Since outlines of human faces are similar to ellipsoid, the ellipsoidal mask that has the fixed ratio of major and minor axis can be used to detect the candidate area. The positions of eyes and lips are extracted in this candidate area, and then the morphological analysis is applied to make features which are consist of six parameters, such as the geometrical ratio of eyes and lips. A back-propagation neural network is used as a classifier to determine the most possible face region. The experimental result is conducted to verify its efficiency compared with those of previous works.

Keywords : face detection, ellipsoidal mask, neural network.

I. 서론

얼굴인식을 위한 얼굴 영역 검출과 얼굴 특징점 추출에 관한 많은 연구 결과가 있었지만, 얼굴의 위치 회전이나 조명 상태, 안경이나 머리카락과 같은 부수적인 물체, 머리 모양과 얼굴의 보는 방향에 따른 특징 점들의 다양함 등으로 인해 정확한 얼굴 영역 검출에 어려움이 있다.

기존의 얼굴영역 검출에 관한 연구는 이러한 여러 문제 점들을 배제하고 얼굴 객체를 단순화하는 시각적 객체 클라스를 형성하여 얼굴 영역을 검출하였다. 현재까지 연구되어 진 얼굴 영역 검출 방법에는 얼굴 영역 내의 특징적 부분들인 눈, 코, 입 등의 기하학적 상관관계를 이용하여 검출하는 방법[1][2][3] 얼굴 특징점들의 특수한 패턴들을 설정하여 템플릿과 정합시켜 검출하는 템플릿 매칭 방법[4][5] 전체 얼굴 영상의 공분산을 통하여 그 유사성을 찾아 얼굴 영역을 판별하는 방법[6] 얼굴 영역의 특징점들을 신경 회로망에 적용하여 얼굴 형태를 찾아내는 방법[7][8] 등이 있다.

얼굴 특징점들의 기하학적 상관관계를 이용한 방법은 조명 상태나 얼굴의 회전 또는 안경이나 선글라스, 머리카락과 같은 부수적인 물체에 의해 가려져 있는 경우 얼굴 영역을 검출하는 데에 문제점을 가지고 있으며, 템플릿 매칭 방법은 조명이 균일하지 못하거나 얼굴의 크기가 영상에 있어서 변화하는 경우 검출이 어렵다. 그리고 공분산을 이용한 방법은 얼굴 영상의 회전이나 조명에 의해 변화가 심한 경우 얼굴 영역을 검출하는 것이 어렵다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해 본 논문에서는 템플릿 매칭 방법과 기하학적 관계를 이용한 방법을 병행하여 사용하였다. 인간의 얼굴이 대체로 타원 형태로 되어있다는 것에서 출발하여 타원 마스크를 이용하여 얼굴 후보 영역을 선정하였으며 축적 히스토그램을 이용하여 특징점인 눈

과 입을 검출하였다. 코의 경우는 외부 조명이나 카메라의 위치에 따라 정확하게 추출되지 않기 때문에 검출상의 어려움이 있으므로 특징점으로 사용하지 않았다. 보다 높은 검출률을 위해 얼굴 영역 내 특징 점의 기하학적 상관관계 및 전체 얼굴 영역의 명암의 분포도 변화 등을 역전파(Back Propagation) 신경회로망에 적용하여 얼굴 영역을 검출하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 가변 타원 마스크를 이용한 얼굴 후보영역의 결정을 서술하였으며, III장에서는 얼굴의 특징점과 신경 회로망 입력 파라미터 검출 방법에 대하여 서술하였고, IV장에서는 역전파 신경회로망의 구조를 서술하였다. 그리고 V장에서는 실험 결과를, VI장에서는 결론을 기술하였다.

II. 가변 타원 마스크를 이용한 얼굴 후보영역 결정

그림 1은 입력 영상으로부터 얼굴 영역 검출을 위한 알고리즘의 전체 흐름도이다.

인간의 얼굴 모양이 타원 형태와 유사하다는 것을 이용하여 얼굴 후보 영역을 결정하였다. Canny 마스크 연산[9]을 통해 입력 영상의 윤곽선을 추출하고 장축과 단축의 비가 1.4:1인 가변 타원 마스크의 위치와 크기를 변화시키면서 윤곽선 영상에 매핑시켜 타원체와의 유사 정도를 나타내는 가중치를 계산하여 후보 타원체를 결정한다. 각 후보 타원체 내에서 임의의 눈 검출 후보 영역과 입 검출 후보 영역을 설정하여 축적 히스토그램을 이용하여 눈 후보 쌍과 입을 검출한 후, 신경회로망의 입력 파라미터들을 추출한다. 이를 파라미터를 신경회로망에 적용하여 최종의 얼굴 영역을 검출하였다.

1. 타원 마스크의 가중치

본 논문에서 적용한 타원은 인간 얼굴의 가로 세로의 비와 유사한 1:1.4의 비를 적용하였다. 따라서 사용된 타원방정식은 (1)과 같다.

$$e(x', y', a) = \left(\frac{x' - x}{1.4 \times a} \right)^2 + \left(\frac{y' - y}{a} \right)^2 - 1 \quad (1)$$

논문접수 : 2002. 10. 10., 채택확정 : 2003. 3. 22.

이재국, 김경훈, 최원호 : 울산대학교 전기전자정보시스템공학부
(alf037@hanmail.net/kkh000111@hanmail.net/whchoi@mail.ulsan.ac.kr)

김태영 : 알칸 대한 주식회사(taeyoung.kim@alcan.com)

※ 이 논문은 2001년 울산대학교의 연구비에 의하여 연구되었습니다.

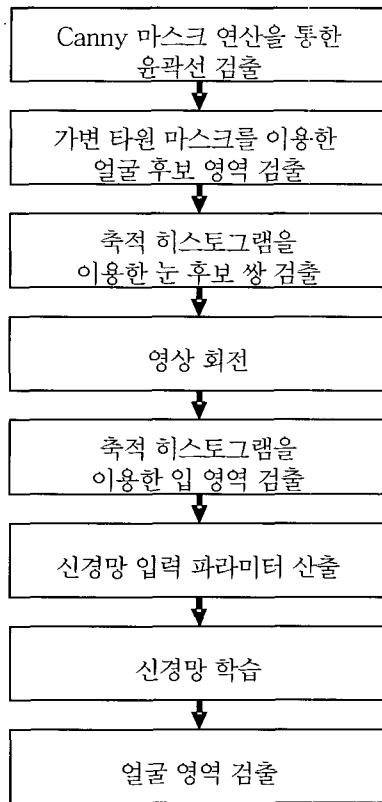


그림 1. 제안한 알고리즘의 전체 흐름도.

Fig. 1. The flow-chart of proposed algorithm.

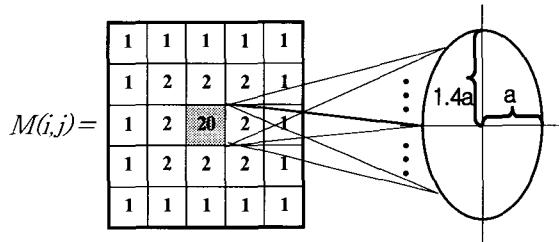


그림 2. 타원체와 5x5 마스크.

Fig. 2. Ellipsoid and 5x5 mask.

(1)에서 (x, y) 는 타원의 중점을, a 는 단축의 반지름을 나타내고, (x', y') 는 타원체 위의 점을 나타낸다.

가중치를 계산하는 방법은 그림 2와 같이 타원체 위의 모든 좌표, (x', y') 에 5x5 마스크의 중심이 존재하도록 씌우고 단축의 반지름 a 와 타원의 중점 (x, y) 을 변화시키면서 윤곽선 영상에 매핑(mapping)시켜 (3)을 이용하여 모든 (x, y, a) 에 대한 고유값, 즉 가중치를 계산한다. 타원 위의 모든 좌표에 마스크가 씌워지므로 이 마스크들로 인해 타원 형태의 굵은 띠가 형성된다.

아래의 (2)는 타원함수를 윤곽선 영상에 매핑 후의 결과값을 나타낸다.

$$E(x', y', a) = F(x', y') \times e(x', y', a) \quad (2)$$

여기서 $F(x', y')$ 는 윤곽선 영상의 화소값, 즉 윤곽선

일 경우 255, 윤곽선이 아닐 경우 0을 나타내고, $e(x', y', a)$ 는 (1)의 타원 함수를 나타낸다. 또한, (3)은 (2)와 5x5마스크 연산을 이용해 가중치를 구하는 식이다.

$$W(x, y, a) = \frac{\sum_{x'} \sum_{y'} (\sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 E(x'+i, y'+j, a) \times M(i, j))}{N \times 255} \quad (3)$$

$W(x, y, a)$: 중심이 (x, y) 이고, 단축 반지름이 a 인 타원체의 가중치

M : 5x5마스크

N : 타원 위의 화소 개수

인간의 얼굴은 완전한 타원체를 형성하지 않을 수 있으나 근사적으로 타원체를 형성하므로 얼굴이 아닌 부분보다는 큰 가중치를 가진다.

타원 마스크를 이용하면 그림 3의 오른쪽 영상과 같이 윤곽선 성분이 밀집되어 있는 부분에 대해서 매우 높은 가중치를 가지므로 얼굴 영역 결정을 위한 후보 타원체로 선정되는 오류를 범하기 쉽다. 이 문제의 해결 방안으로 타원 내부의 전체 화소 수에 대한 윤곽선 화소 수의 비율을 나타내는 (4)를 이용하였다.

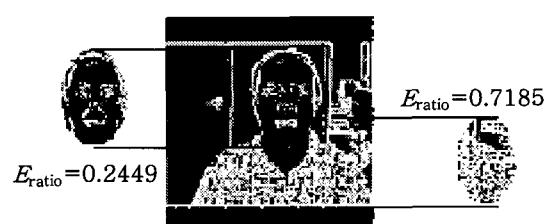
$$E_{ratio} = \frac{P_{edge}}{P_{total}} \quad (4)$$

$0.2 < E_{ratio} < 0.6$

위 (4)에서 P_{edge} 는 타원체 내부의 윤곽선 화소 수이며, P_{total} 은 타원체 내부의 전체 화소 수이다. 따라서 E_{ratio} 는 타원 내에서 흰 점들이 차지하는 면적에 대한 타원 전체 면적의 비가 된다. 얼굴에서 윤곽선으로 존재할 수 있는 부분은 그림 3의 왼쪽 그림과 같이 눈, 코, 입 머리카락 부분으로 제한되기 때문에 E_{ratio} 는 높은 값을 가질 수가 없다. 따라서 E_{ratio} 를 0.2에서 0.6으로 제한함으로써 E_{ratio} 가 범위 보다 부분인 오른쪽 그림은 후보 타원체에서 제외된다.

그림 3은 얼굴영역의 타원체(왼쪽)와 윤곽선 성분의 밀집 영역(오른쪽)의 E_{ratio} 를 나타낸다.

E_{ratio} 를 이용하여 윤곽선 성분이 밀집되어 있는 부분을 선택한 타원체들을 제거한 후, 동일한 a (단축의 반지름)값을 갖는 타원체에 대해 가중치가 일정 임계값(Threshold = 15) 보다 큰 상위 4% 이내의 타원체만을 선별한다. 군집되

그림 3. 이진화 영상과 E_{ratio} .Fig. 3. Binary image and E_{ratio} .

어 있는 타원체들을 클러스터링 한 후 (5)를 이용하여 후보 타원체의 중점을 설정하고 이를 얼굴 후보영역으로 결정하였다.

(5)는 가중치를 이용한 후보 타원체의 중점을 나타낸다.

$$X = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} x_i \times W_i}{\sum_{i=0}^{N-1} W_i} \quad Y = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} y_i \times W_i}{\sum_{i=0}^{N-1} W_i} \quad (5)$$

(X, Y) : 클러스터링 후의 후보 타원체의 중점

(x_i, y_i) : 추출된 타원체의 중점

W_i : 추출된 타원체의 가중치

N : 군집되어 있는 타원체의 수

각 타원체는 고유의 가중치를 가지고 있으므로 (5)를 이용하여 후보 타원체의 중점을 계산하면 후보 타원체의 중점은 가중치가 큰 방향으로 더 많이 이동하게 된다.

2. 얼굴 후보 영역의 추출 결과

그림 4는 가변 타원체를 이용한 얼굴 후보 영역의 추출 결과를 세로:가로의 비가 1.4:1인 직사각형 블록으로 나타내었다.

동일한 반지름에 대하여 클러스터링을 한 후에도 그림 4처럼, 가중치가 높지만 얼굴이 아닌 부분들이 후보 타원체로 선정될 수 있다. 그러나 눈과 입 같은 특징 점 추출 과정과 신경회로망 분류기를 통해 얼굴이 아닌 후보 타원체는 제거되고 얼굴 영역에 정합되는 후보 타원체만 선정된다.

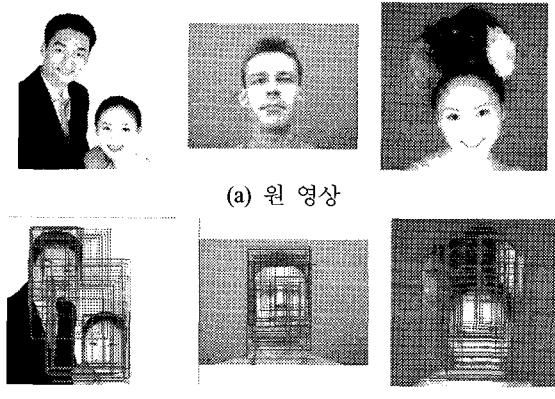


그림 4. 얼굴 후보 영역의 추출 결과.

Fig. 4. The extracted result of candidate region.

III. 얼굴의 특징점 추출

타원 마스크에 의해 추출된 후보 타원체가 얼굴 영역과 정합된다면, 그림 5의 (a), (b)에서처럼 각 영역내에 눈과 입이 위치하게 된다.

여기서, (X, Y) 는 타원체의 중심점을, a 는 타원체 단축의 반지름을 나타내고, h 는 두 눈 사이의 거리를 나타내며, Eye_x 는 눈 검출영역에서 검출된 두 눈을 가로축과 평행이 되도록 회전한 후의 눈의 x좌표 값을 나타낸다.

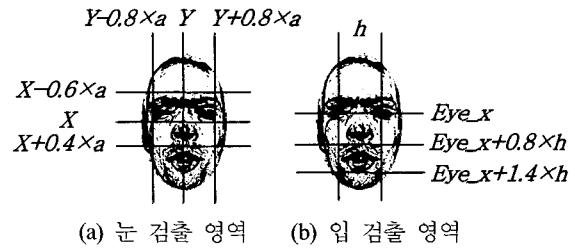


그림 5. 특징점의 예상 영역.

Fig. 5. The expected area of feature points.

눈 검출 영역은 후보 타원체의 중점 (X, Y) 을 기준으로 y 축은 $\pm 0.8 \times a$ 이내로 하고, x 축은 $-0.6 \times a \sim +0.4 \times a$ 이내로 정하였고, 입 검출 영역은 두 눈 사이의 거리를 h 라 할 때 눈의 높이에서 아래로 $0.8 \times h \sim 1.4 \times h$ 이내로 정하였다.

1. 눈 후보 점 검출

일반적으로 흑백 영상에서는 조명의 상태에 따라 피부 명암 값, 눈의 명암 값, 입의 명암 값들이 큰 차이를 보이므로 고정 임계값으로 눈 영역이나 입 영역을 정확히 추출하는 것은 매우 어렵다. 따라서 축적 히스토그램을 이용하여 임계값이 유동적으로 변할 수 있도록 하여 눈과 입을 검출하였다.

얼굴 영역 중 눈의 홍채의 명암은 얼굴 영역 중 어두운 부분에 속한다. 그림 5(a)의 타원체 내에 눈이 존재할 수 있는 눈 검출 영역의 축적 히스토그램을 구하고 명암 값 0에서부터 픽셀의 개수를 계산하여, 눈 검출 영역 전체 픽셀 개수의 10%를 초과하는 최초 명암 값을 기준으로 이진화하였다. 그리고 각 고립점들을 라벨링 하여 각각의 중심점을 찾고, 타원체의 면적과 눈 후보 영역의 면적 비로 각각의 눈 후보를 결정한 후, 타원체 단축의 지름과 두 눈 사이의 거리 비를 이용하여 후보 눈 쌍들을 찾았다. 이때 두 눈의 중심점을 연결하는 선과 가로축이 이루는 각은 $\pm 20^\circ$ 이내로 제한하였다. 각각의 눈 후보 점들에 대한 중심 좌표 (x', y') 는 (6)과 같다.

$$x' = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i, \quad y' = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} y_i \quad (6)$$

여기서, N 은 각 눈 후보의 화소 수이다.

(7)은 각 눈 후보 영역의 면적 나타낸다.

$$A_{\text{eye}}(i) = \sum_{x=1}^{x_2} \sum_{y=1}^{y_2} F(\text{Label}(x, y)) \quad (7)$$

(if $\text{Label}(x, y) = i$ then $F(i) = 1$)

여기서, $\text{Label}(x, y)$ 는 라벨링된 영상을 나타낸다.

$$3 < A_{\text{eye}}(i) < MAX \quad (8)$$

$$MAX = 1.96 \times \pi \times a^2 \times 0.05$$

여기서 MAX 는 후보 타원체 전체 픽셀개수의 5%에 해당

하는 개수이다.

(8)은 각 눈 후보 영역의 범위를 나타낸다. 고립점의 면적이 3 이하면 잡음을 의미하고, MAX 이상이면 눈이 아닌 머리카락이나 기타 다른 부수적인 부분을 의미한다.

2. 입 후보점 검출

입 후보 영역을 검출하기 위하여 추출된 각 후보 눈 쌍을 기준으로 두 눈의 중심점을 연결하는 선과 가로축 사이의 각으로 기울기를 조정하여 같은 위치에 두 눈이 존재하도록 회전시킨다. 그리고 눈 후보 영역의 검출 방법과 동일하게 입 검출 영역의 축적 히스토그램을 구하고, 명암 값 0에서부터의 픽셀 개수를 계산하여 입 검출 영역 전체 면적의 20%를 초과하는 명암값을 기준으로 이진화 처리 후, 라벨링 하여 중점과 면적을 계산하고 그 중 면적이 가장 크고 가로 세로의 비가 1:0.8 이하인 블록을 입 후보 영역으로 결정하였다. 그림 5(b)에서처럼 입 영역은 눈 후보 쌍이 확실한 눈 쌍이라면, 두 눈 사이의 거리를 h 라 하였을 때 아래쪽으로 $0.8 \times h \sim 1.4 \times h$ 내에 존재하게 된다.

3. 역전파 신경 회로망의 입력파라미터 검출

눈과 입이 추출된 후보 타원체를 최종 얼굴 영역으로 결정하기 위하여 신경 회로망을 구축하였다. 신경 회로망에 입력되는 정보는 다음과 같다.

- 1) 명암 분포의 좌우 대칭적 유사도(S)
- 2) 타원체의 지름과 두 눈 사이의 거리 비(R_1)
- 3) 눈 사이의 거리와 두 눈의 중점에서 입과의 거리 비(R_2)
- 4) 눈 영역의 명암 값과 얼굴 전체 영역의 명암 값의 비(R_3)
- 5) 입 영역의 명암 값과 얼굴 전체 영역의 명암 값의 비(R_4)
- 6) 얼굴후보 영역의 명암의 분산 값(σ)

눈 후보 쌍이 확실한 눈 특정 점들이라면 그 아래 영역은 불과 코, 입이 대칭적으로 존재한다. 추출 방법으로는 두 눈을 기준으로 회전 후, 두 눈 사이의 중점을 계산하고 (9)을 이용하여 좌우 대칭적 유사도를 계산한다. (9)는 대칭적 유사도를 나타낸다.

$$S = 1 - \frac{\sum_{i=e_h}^q \sum_{j=e_h}^{mid} (P_L - P_R)^2}{N \times 255} \quad (9)$$

$$q = e_{lx} + (1.4 \times h)$$

$$P_L = |P_v(i, j) - B_{avg}|$$

$$P_R = |P_v(i, e_{ry} - (j - e_{ly})) - B_{avg}|$$

e_{lx} : 보정된 원쪽 눈의 x좌표 값

e_{ly} : 보정된 원쪽 눈의 y좌표 값

e_{ry} : 보정된 오른쪽 눈의 y 좌표 값

mid : 보정된 눈 사이의 중점 y좌표 값

$P_v(x, y)$: 얼굴 영역 내 (x, y) 의 명암 값

B_{avgl} : 왼쪽 전체 영역의 평균 명암 값

B_{avgr} : 오른쪽 전체 영역의 평균 명암 값

N : 영역 내의 화소 수

그리고, 그림 6(a)와 같이 후보 타원체가 얼굴 윤곽과 근사적으로 정합 된다면 타원체 단축의 지름($2a$)과 눈 사이 거리(h)의 비는 일정한 범위 내에 존재한다는 것(10)과 추출된 두 눈의 거리(h)와 그 중점에서 입까지의 거리(d)가 일정하다(11)는 것도 신경회로망의 입력 파라미터를 위해 계산하였다.

또한 그림 7에서와 같이 얼굴영역을 세 블록으로 나누어 눈 영역 블록내의 명암도와 이들 세 블록을 합친 얼굴 영역 블록의 명암도의 비(R_3), 입 영역 블록내의 명암도와 얼굴 영역 블록의 명암도의 비(R_4), 추출된 얼굴 후보영역 명암의 분산 값(12)들을 역전파 신경회로망의 입력 파라미터로 하였다.

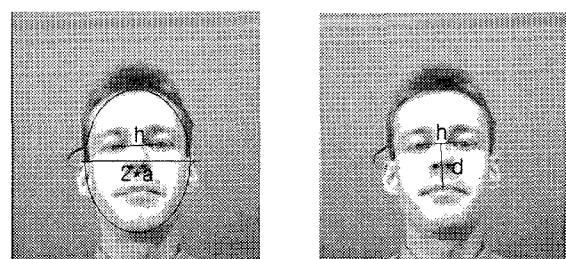
여기서, h 는 두 눈 사이의 거리를 나타내고, a 는 후보 타원체의 반지름을 나타낸다.

$$R_1 = \frac{h}{2 \times a} \quad (10)$$

$$R_2 = \frac{d}{h} \quad (11)$$

$$\sigma = \frac{\sum \sum (avg - P_v(x, y))^2}{N} \quad (12)$$

여기서, avg 는 후보 영역의 평균 명암 값이고, $P_v(x, y)$



(a) R_1

(b) R_2

그림 6. 입력 파라미터(R_1, R_2)의 계산.

Fig. 6. The calculation of input parameters(R_1, R_2).

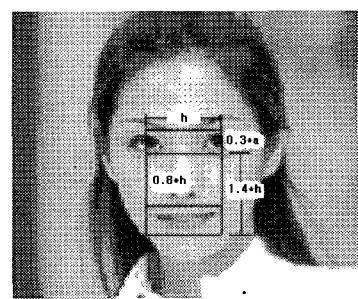


그림 7. 입력 파라미터(R_3, R_4) 계산을 위한 블록.

Fig. 7. The block for input parameter (R_3, R_4).

는 얼굴 영역내 좌표 (x, y) 의 명암 값이고 N 은 전체 화소 수이다.

IV. 역전파 신경회로망 구현

얼굴 영역 검출을 위한 역전파 신경회로망은 그림 8과 같이 15개의 입력층(input layer), 15개의 은닉층(hidden layer) 및 2개의 출력층(output layer)으로 구성된다.

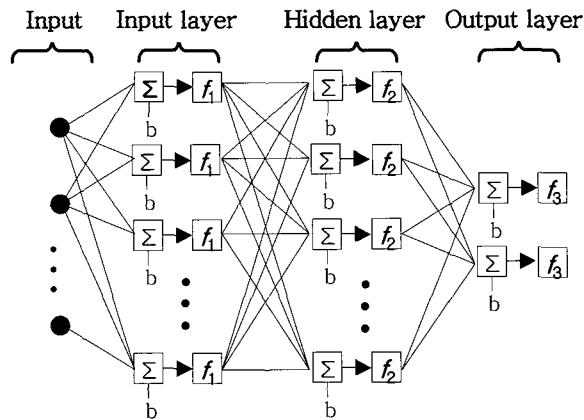


그림 8. 역전파 신경회로망.

Fig. 8. A BP neural network.

얼굴인 경우와 얼굴이 아닌 경우의 입력 파라미터를 각각 1000개로 하여 그 출력 값은 각각 (0.9, 0.1), (0.1, 0.9)로, 학습률은 0.01, 오차는 0.1로 하여 학습시켰다.

V. 실험 및 결과

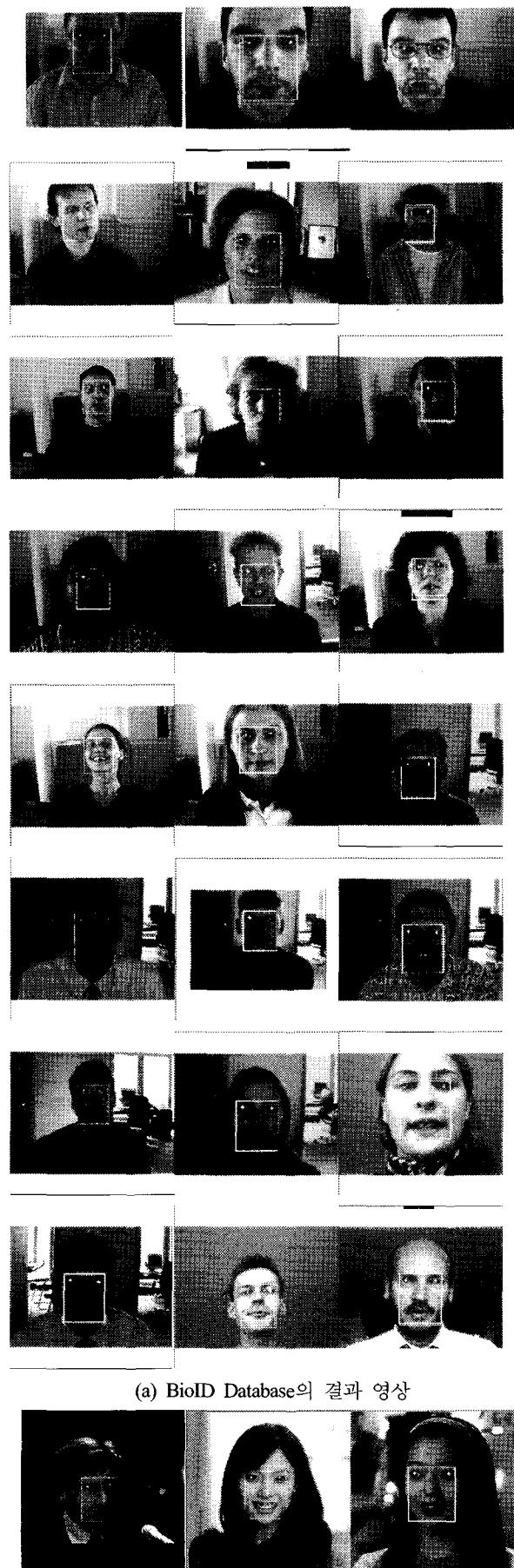
실험 영상으로 조명의 상태, 얼굴의 크기, 표정, 영상의 해상도 등을 다양하게 변화시킨 BioID의 얼굴 데이터베이스[10] 내 1521개의 단일 얼굴 영상과 인터넷을 통해 획득한 92개의 영상을 256×256 의 크기로 변환하여 사용하였다. 검출 결과는 입력 영상에 타원 마스크와 신경 회로망 적용 후 선택된 얼굴 영역 내에서 각 특징점이 포함된 영역을 직사각형으로 나타내었다. 그림 9(a)는 BioID 데이터베이스의 결과 영상이고, 그림 9(b)는 Internet을 통해 획득한 영상의 결과이며, 표 1은 제안한 알고리즘의 얼굴 검출 결과를 보여준다.

그림 10은 제안한 방법으로 얼굴 영역을 검출하지 못한 예를 보여준다. 그림 10의 (a)에서와 같이 얼굴의 기울어짐이 심할 때에는 가변 타원 마스크를 이용한 얼굴 후보영역의 검출이 어려웠다. 또, 제안한 알고리즘은 이진화에 의한 윤곽선을 기준으로 얼굴 후보 영역을 검출하기 때문에 그림 10의 (b)에서처럼 조명이 너무 밝아 윤곽선이 거의 보이지 않는 경우에도 검출의 어려움이 있었다.

표 2는 같은 BioID 데이터베이스의 얼굴을 사용한 Oliver Jesorsky[11]와 Bernhard Fröba[12]의 알고리즘 검출결과를 본 논문에서 제안한 알고리즘의 검출률과 비교한 것이다.

VI. 결론

본 논문에서는 가변 타원 마스크를 이용하여 실험 영상





(b) Internet을 통해 획득한 영상의 결과

그림 9. 제안한 알고리즘의 결과 영상.

Fig. 9. The result images of proposed algorithm.

표 1. 얼굴 검출 결과.

Table 1. The simulation results.

| Name | #Image | #Face | Detection rate | #False |
|-----------|--------|-------|----------------|--------|
| Internet | 92 | 115 | 96.52% | 4 |
| BioID[10] | 1521 | 1521 | 97.17% | 43 |
| Total | 1613 | 1636 | 97.12% | 47 |

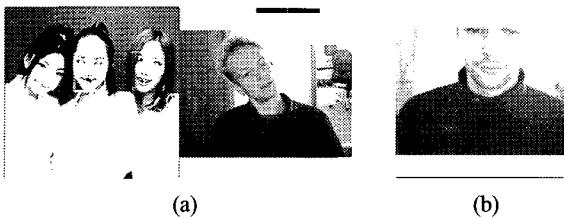


그림 10. 얼굴 영역 추출에 실패한 경우.

Fig. 10. Some failed cases.

표 2. 다른 알고리즘과의 비교 결과.

Table 2. The comparison results.

| | 검출률(%) |
|---------------------|--------|
| 제안한 알고리즘 | 97.17 |
| Oliver Jesorsky[11] | 91.80 |
| Bernhard Fröba[12] | 95.67 |

내에 얼굴이 위치할 수 있는 후보영역을 결정하고 후보 영역 내의 형태학적 분석을 통해 각 특징점과 입력 파라미터를 추출하고, 이들 파라미터들을 역전파 신경회로망 분류기에 적용하여 얼굴의 최종 영역을 검출하였다. 이 알고리즘은 BioID 얼굴 데이터베이스 내 1521개의 단일 영상과 인터넷에서 획득한 92개의 영상에 적용한 결과, 1636개의 얼굴 영역 중 1589개의 얼굴 영역을 검출함으로써 97.12%의 검출률을 보였다. 이 결과는 Oliver Jesorsky의 91.80% 와 Bernhard Fröba의 95.67% 보다 우수한 성능을 보여준다. 축

적 히스토그램을 이용한 방법은 임계값이 고정되지 않고 조명의 상태, 피부색의 변화에 따라 유동적으로 임계값을 선택하여 눈 영역과 입 영역을 검출함으로써 보다 효율적으로 특징점을 검출하였다. 또, 영상 내에 포함된 얼굴의 개수나 얼굴의 크기에 무관한 결과를 보였으며 얼굴이 옆으로 회전한 경우에서도 두 눈이 영상 내에 존재하는 경우는 우수한 검출률을 보였다.

향후 연구 과제로는 그림 10에서처럼 윤곽선이 거의 보이지 않는 얼굴이나 심하게 기울어진 얼굴에 대한 타원 마스크의 보완에 관한 연구와 더불어 처리시간을 줄여 실시간으로 얼굴 영역을 검출할 수 있도록 하는 연구가 병행되어야 한다.

참고문헌

- [1] H. W. Lee, S. K. Kil, Y. H. Han, and S. H. Hong, "Automatic face and facial features detection", *Proc. IEEE Int. Symp. on Industrial Electronics*, vol. 1, pp. 254-259, Pusan, Korea, 2001.
- [2] C. Lin and K.-C. Fan, "Human face detection using geometric triangle relationship", *Proc. 15th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 2, Barcelona, Spain, pp. 941-944, 2000.
- [3] H. Weimin and R. Mariani, "Face detection and precise eyes location" *Proc. 15th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 4, Barcelona, Spain, pp. 722-727, 2000.
- [4] Y.-H. Kwon and N. D. Vitoria Lobo, "Face detection using templates", *Proc. 12th IAPR Int. Conf. on Computer Vision & Image Processing*, vol. 1, Jerusalem, Israel, pp. 764-767, 1994.
- [5] K.-K. Sung and T. Poggio, "Example-based learning for view-based human face detection", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, 1998.
- [6] E. Saber and A. M. Tekalp, "Face detection and facial feature extraction using color, shape and symmetry-based cost functions", *Proc. 13th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 3, Vienna, Austria, pp. 654-658, 1996.
- [7] R. Feraud, O. J. Bernier, J.-E. Viallet, and M. Collobert, "A fast and accurate face detector based on neural networks", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, pp. 42-53, 2001.
- [8] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural network-based face detection", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, pp. 23-38, 1998.
- [9] J. Canny, "A computational approach to edge detection", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 6, 1986.
- [10] <http://www.bioid.com/downloads/facedb/>
- [11] O. Jesorsky, K. Kirchberg, and R. Frischholz, "Robust face detection using the hausdorff distance", *Proc. 3th Int. Conf. on Audio and Video based Biometric Person*

Authentication, Halmstad, Sweden, pp. 90-95, 2001.
 [12] B. Froba and C. Kublbeck, "Robust face detection at video frame rate based on edge orientation features",

Proc. 5th IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington, U.S.A., pp. 342-347, 2002.

이재국



1973년 11월 30일생. 1999년 울산대학교 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(2002). 2003년~현재 울산대학교 전기 전자 정보시스템 공학부 박사 과정. 관심분야는 신경망 이론 및 응용, 고장 검출 및 진단, 비선형어 등.

김태영



1962년 7월 14일생. 1986년 울산대학교 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1991,8). 동대학원 박사 과정 수료(1994,8). 1987~1991 효성 금속(주). 1991~현재 알칸 대한(주) Automation Manager. 관심분야는 퍼지 시스템, 공정 자동화, 고장 검출 및 진단 등.

김경훈



1975년 4월 24일생. 2002년 울산대학교 전자공학과 졸업. 2002년~현재 울산대학교 전기 전자 정보시스템 공학부 석사과정. 관심분야는 Image Processing, 신경망 응용, 시스템 고장 검출 및 진단 등.

최원호



1956년 2월 9일생. 1978년 연세대학교 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1980). 동대학원 박사(1990). 1979~1985 제일정밀 공업(주) 연구개발실 과장대리. 1985~1986. 삼성 휴레 패커드 R & D Project Manager. 1986~현재 울산대학교 전기 전자 정보시스템 공학부 교수. 관심분야는 경망, 퍼지 제어, Image Processing, 고장 진단 등.