

## 정면과 측면영상을 취합한 얼굴인식 시스템의 구현

### A Human Face Recognition System: Incorporation of Complementary Utilization of Front and Profile Human Images

최 동 선\*, 이 주 신\*\*  
(Dong Sun Choi\*, Ju Shin Lee\*\*)

#### 요 약

얼굴 인식 시스템에서 어떤 인식 파라미터를 사용하느냐에 따라 그 시스템의 성공여부가 판가름난다. 일반적으로 얼굴 영상은 조명 상태 등과 같은 주변 환경에 따라 인식 파라미터가 영향을 받는다. 이를 해결하기 위해서는 측면 영상은 주위의 휘도변화에 다소 둔감하므로 측면 영상에서 특징을 추출하여 정면 영상에서의 문제점을 보완하는 것이 올바른 접근 방식이라 여겨진다. 본 논문에서는 이같이 정면영상과 측면영상의 정보를 보완, 취합하는 방식을 제안하고자 하며 이를 여러 가지 방법들과 비교, 고찰함으로써 본 논문의 유용성을 입증하고자 한다.

#### ABSTRACT

Success of a face recognition system depends on which parameters are used. Generally the parameters are affected by environment of facial images such as illumination. To reduce the influence of the environment, since side images are insensitive to variance of brightness, it might be an appropriate approach to make the defect of front face images complete with the features extracted from side images. This paper proposes a method which collects and completes the information of front and side images. It is intended to prove the usefulness of the method that it is compared with other methods.

#### I. 서 론

정지영상이나 동영상으로부터 얼굴을 자동으로 인식하는 기술은 여권, 신용카드, 주민등록증, 운전면허증과 범인의 얼굴사진 인식 등과 같은 분야에서부터 은행 등과 같은 곳에서 동영상 감시등과 같은 실시간 인식에 이르기까지 그 응용분야는 대단히 넓어 활발한 연구가 수행되어 왔다.<sup>[1-3]</sup> 그러나, 기존의 연구들은 주로 정면 얼굴 영상에서 추출된 정보만을 다루거나, 측면 영상에서 추출된 정보만을 가지고 인식하는 방법이 주였었다.<sup>[4-6]</sup> 그런데 실제 응용분야에 적용하기 위해서는 보다 인식율을 높여야만 하며, 이를 위해서는 정면영상에서 얻은 정보와 측면영상에서 추출한 정보를 취합하여 인식율을 향상시키는 것이 올바른 접근 방식이라 여겨진다. 즉, 얼굴영상은 인식대상의 위치와 불연속적 조명, 그리고 얼굴 표정 등에 의해 인식율이 영향을 받으며, 심지어 당시의 심리적 상태에 따라서도 복잡한 현상을 가지고 있다.<sup>[11-12]</sup>

이와 같은 문제를 해결하기 위해서는 상황에 불변적인 특징벡터를 보다 많이 추출해야만 한다. 이를 위해 본 논문에서는 정면 영상과 측면영상의 정보를 취합하는 시스템을 제안하고자 한다. 즉, 측면 영상은 주위의 휘도 변화에 다소 둔감하므로 이와 같은 측면영상에서의 특징을 추출하여 주위의 휘도변화에 민감하여 불안정한 정보영상의 정보를 보완하여 인식을 행하면 인식율이 향상되리라 여겨진다. 이를 위해 측면얼굴의 경계선에 체인코드와 Cubic B-spline을 이용하여 코너를 추출하고, 이 코너의 코를 중심으로 6개의 특징 파라미터를 정해 얼굴의 기하학적 특징을 추출하였으며, 이를 신경회로망의 BP 알고리즘에 적용하였다. 실험은 10명에 대해 각 사람마다 얼굴의 정면과 측면에 있어서 좌우 상하로 약간 움직인 상태의 입력 영상과 바른 자세의 입력영상으로부터 인식 파라미터를 추출하여 신경회로망을 학습시켰다. 또한 어떤 방법으로 어떠한 인식 파라미터를 사용하는 것이 보다 인식율을 향상시킬 수 있는지를 알아보기 위해 아래와 같은 5가지 방법으로 나누어 각각 신경회로망에 적용하였다.

방법 1) 정면 얼굴 요소의 둘레, 면적 그리고 원형도만의 인식 파라미터

\*충경공업 전문대학 전자과

\*\*청주대학교 전자공학과

접수일자: 1996년 9월 13일

- 방법 2) 정면 얼굴 요소의 거리, 거리비, 각도, 그리고 곡률만의 인식 파라미터
- 방법 3) 방법 1과 방법 2를 조합한 인식 파라미터
- 방법 4) 측면 얼굴 요소의 인식 파라미터
- 방법 5) 정면과 측면 얼굴 요소의 인식 파라미터

본 논문에서 제안한 정면과 측면 얼굴 요소의 특징을 이용하는 것이 인식율이 가장 높음을 확인할 수 있었다.

## II. 특징추출

특징 추출은 일반적으로 환경에 의존적이며 일반적으로 좋은 특징 파라미터는 학습에 의해 경험적으로 선택된다. 얼굴 인식을 위하여 정면에서의 특징 파라미터는 얼굴 요소의 이진 영상에서 라벨과 체인 코드를 이용하여 추출된 얼굴 요소의 중심 좌표와 라인 히스토그램을 이용하여 추출한 얼굴 요소의 끝점, 그리고 턱의 분리점들로 하였으며 측면에서의 특징 파라미터는 체인 코드에서 Cubic B-spline을 이용하여 측면 얼굴 윤곽선에 대해 코를 중심으로 6개의 특징점으로 하였다. 그리고 인식 파라미터는 특징 파라미터로부터 얻을 수 있는 거리, 각도, 거리비, 면적, 둘레, 원형도, 그리고 곡률 등으로 하였다.

### 1. 특징 파라미터

정면 얼굴에서 특징 요소(눈, 코, 입, 턱)를 분류하기 위하여 입력 영상을 이진 영상으로 변환하고 이 영상에 라벨(Li: L은 요소의 번호, i는 픽셀의 개수)을 부여하였다. 그리고, 부여한 라벨의 경계를 따라 체인 코드를 사용하여 얼굴의 특징 파라미터인 눈, 코, 입의 둘레, 면적, 원형도, 그리고 중심 좌표를 구하였다. 그림 1은 라벨링된 영상의 예를 보인 것이다. 얼굴 요소의 면적과 원형도의 최소, 최대값을 이용하면 두 눈과 코, 그리고 입을 추출할

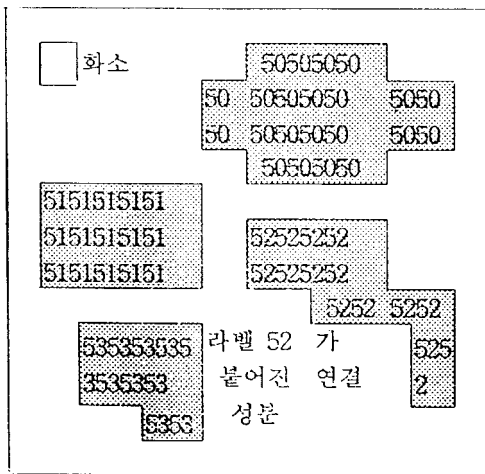


그림 1. 라벨링된 영상  
Fig 1. Labeled image

수 있다. 그림 2는 면적과 원형도의 최소, 최대임계치로 얼굴의 좌우 회전에도 무관하게 얼굴의 특징 요소가 추출되고 있음을 보여 주고 있다.

정면 얼굴에서 특징 파라미터의 좌우 끝점은 두 눈의 중심좌표를 잇는 직선에 평행되는 각 얼굴요소의 중심을 기준으로 직각 슬릿을 만들고 라인 히스토그램을 이용하여 찾는다. 턱은 이진 영상에서 얻은 두 눈과 코의 좌표가 서로 교차하여 만나는 부분의 턱만을 추출하였다.

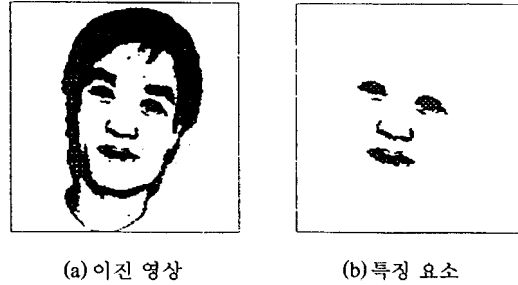
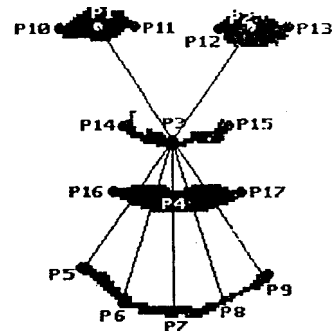
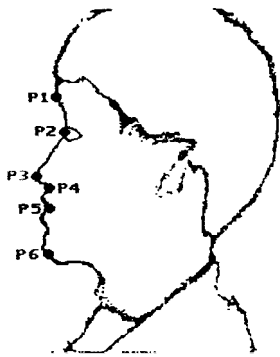


그림 2. 면적과 원형도의 임계치로 추출한 얼굴 특징  
Fig 2. Face feature extracted by threshold of area and degree

그리고, 측면 얼굴에서 특징 파라미터를 찾기 위해 코의 마스크를 매칭하여 앞면을 추출하였다. 그 이외의 코너점을 추출하기 위하여 얼굴의 인중과 한 개의 입술점에만 Cubic B-Spline을 적용하였다. 두 입술점은 입술 단립의 정도에 따라 변화가 크므로 채택하지 않았다. 턱점은 현저한 굴곡 변화를 갖고 있지 않기 때문에 이마점과 코점사이의 거리를 코점과 턱점사이의 거리와 같게 놓음으로서 이마점을 찾고 이마점 위치 후에 이마점과 코점을 연결하는 직선까지의 모든 거리를 가운데서 가장 긴 거리를 계산하여 눈을 찾았다. 그림 3-a는 정면의 특징 파라미터, 그림 3-b는 측면의 특징 파라미터를 보인 것이다.



a) 정면의 특징 파라미터  
a) Feature parameter of full face



b) 측면의 특징 파라미터  
b) Feature parameter of profile

그림 3. 정면과 측면의 특징 파라미터  
Fig 3. Feature parameters of full face and profile

1) 체인 코드(Chain Code)

경계선에 의한 영상 표현법 중에서 체인 코드 방법은 연산 과정이 간단하며 특히 이진 영상의 특징 파라미터들 중에서 면적, 둘레, 굴곡점 등을 방향 벡터만으로 쉽게 계산할 수 있는 장점이 있다.

2) 라인 히스토그램

이진 영상에서 추출된 두 눈의 중심 좌표로부터 얻은 직선과 평행이 되도록 얼굴 요소의 중심에서 슬릿을 만들어 라인 히스토그램 분포를 가지고 눈, 코, 입의 양끝점의 좌표를 얻는다. 라인 히스토그램은 수식(1)(2)에 의하여 얻을 수 있다.

$$\text{수평방향의 합: } H(j) = \sum_{k=1}^x F(j, k) \quad (1)$$

$$\text{수직방향의 합: } V(k) = \sum_{j=1}^y F(j, k) \quad (2)$$

3) 매칭

그림 4는 측면 얼굴의 마스크를 예로서 보인 것으로 입력 영상에서 얼굴의 앞면을 추출하기 위하여 코에 대한 마스크를 만들어 입력 영상과 매칭함으로써 코의 끝부분을 얻을 수 있다.

4) Cubic B-spline에 의한 코너 추출

얼굴 측면 영상에서 코너점을 추출하기 위하여 Cubic B-spline의 변이와 곡률을 계산하고 임계치를 줌으로써 추출하였다. Cubic B-Spline의 곡률은 식(3)과 같다.

$$C_v = 2 \frac{c_1 b_2 - c_2 b_1}{(c_1^2 + c_2^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (3)$$

$$b_1 = \frac{x_{i-2}}{12} + \frac{x_{i-1}}{6} - \frac{x_i}{2} + \frac{x_{i+1}}{6} + \frac{x_{i+2}}{12}$$

$$b_2 = \frac{y_{i-2}}{12} + \frac{y_{i-1}}{6} - \frac{y_i}{2} + \frac{y_{i+1}}{6} + \frac{y_{i+2}}{12}$$

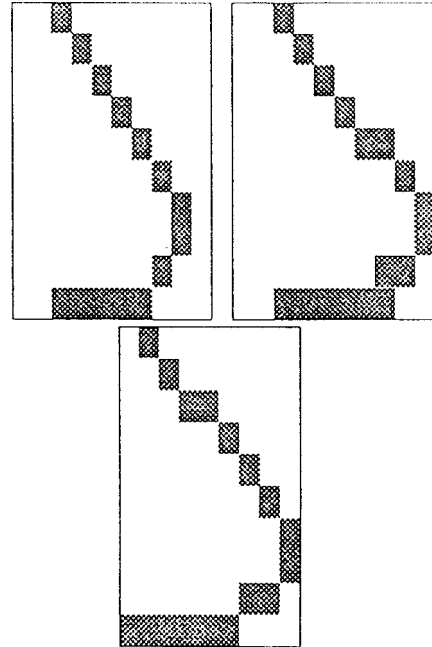


그림 4. 측면 얼굴의 마스크  
Fig 4. Mask of the profile

$$c_1 = \frac{(x_{i+1} - x_{i-1})}{3} + \frac{(x_{i+2} - x_{i-2})}{12}$$

$$c_2 = \frac{(y_{i+1} - y_{i-1})}{3} + \frac{(y_{i+2} - y_{i-2})}{12}$$

Cubic B-Spline 함수로부터 좌표 P(x<sub>i</sub>, y<sub>i</sub>)의 변위 δ<sub>i</sub> ∈ (δ<sub>ix</sub>, δ<sub>iy</sub>)는 식(4)와 같다.

$$\delta_{ix} = \frac{x_{i-2}}{36} + \frac{2x_{i-1}}{9} - \frac{x_i}{2} + \frac{2x_{i+1}}{9} + \frac{x_{i+2}}{36} \quad (4-1)$$

$$\delta_{iy} = \frac{y_{i-2}}{36} + \frac{2y_{i-1}}{9} - \frac{y_i}{2} + \frac{2y_{i+1}}{9} + \frac{y_{i+2}}{36} \quad (4-2)$$

얼굴의 예지영상에서 코너(Corner)를 추출하기 위한 3가지 조건은 아래와 같다.

- 조건 ①: 변위(δ<sub>i</sub>)은 임계치(d<sub>c</sub>)보다 더 커야 한다.
- 조건 ②: 곡률(C<sub>v</sub>)은 임계치(C<sub>c</sub>)보다 더 커야 한다.
- 조건 ③: 곡률(C<sub>v</sub>)은 국부적인 곳에서 최대이다.

2. 인식 파라미터

인식 파라미터는 거리, 거리비, 각도, 곡률, 그리고 면적 등이 될 수 있다. 정면 얼굴에서 두 눈, 코, 입의 면적, 둘레, 원형도, 두 눈의 좌표와 코의 좌표가 서로 교차토록

하여 턱과 만난 부분만을 턱으로 취하고, 코와 턱이 이루는 각도를 4 등분한 점에서 코까지의 거리, 각 요소에서의 거리와 각도, 그리고 거리비를 계산하여 모두 40개의 인식 파라미터를 설정하였으며 측면 얼굴에서는 거리, 각도, 선분 거리, 곡률의 합 등을 계산하여 20개의 파라미터를 설정하였다. 표 1과 표 2는 정면과 측면에서 설정한 인식 파라미터이다.

### III. BP 알고리즘

신경회로망을 훈련시키기 위하여 여러 가지의 학습 규칙이 이용되고 있는데, 그 중에 BP알고리즘과 Hebbian 학습규칙 등이 있다.<sup>11,14</sup> BP 알고리즘은 지도 학습으로서 학습 시간이 느리나 분류 능력은 우수하다는 것<sup>11</sup>과 Hebbian 학습 규칙은 자율 학습으로 학습 속도는 우수하나 분류 능력이 낮다는 것이 여러 분야에서 증명되어지고 있다.<sup>16,17</sup> 본 연구에서는 얼굴 인식을 위해 신경회로망에 분류 능력이 우수한 BP알고리즘을 이용하였다. BP 알고리즘은 다음과 같이 4개의 식으로 구성된다.

$$Net_i = \sum_j w_{ij} O_j \quad (5)$$

$$O_i = f(Net_i) = 1 / [1 + \exp(-Net_i + th_i)] \quad (6)$$

$$\Delta w_{ij}^{n+1} = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta w_{ij}^n \quad (7)$$

$$\delta = \begin{cases} (t_j - O_j) O_j (1 - O_j) & \text{출력층} \\ O_j (1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{kj} & \text{은닉층} \end{cases} \quad (8)$$

여기서  $w_{ij}$ 는 뉴런 i와 뉴런 j 사이의 가중치,  $O_j$ 는 뉴런 j의 출력값,  $th_i$ 는 뉴런 i의 초기치, n은 학습 회수,  $\eta$ 는 학습 계수,  $\alpha$ 는 모멘텀값이다.

표 1. 정면 얼굴에서 설정한 인식 파라미터  
Table 1. Recognition parameter established in full face

번호	내용	번호	내용
1-4	면적	26	P8, 9의 거리
5-8	둘레	27	P10, 11의 거리
9-12	원형도	28	P12, 13의 거리
13	P1, 2의 거리	29	P11, 12의 거리
14	P1, 3의 거리	30	P14, 15의 거리
15	P2, 3의 거리	31	P16, 17의 거리
16	P3, 4의 거리	32	P2, 1, 3의 각도
17	P3, 5의 거리	33	P1, 2, 3의 각도
18	P3, 6의 거리	34	P5, 3, 9의 각도
19	P3, 7의 거리	35	P1, 3과 P3, 9의 거리비
20	P3, 8의 거리	36	P2, 3과 P3, 5의 거리비
21	P3, 9의 거리	37	P1, 2과 P3, 7의 거리비
22	P4, 7의 거리	38	P1, 2과 P3, 4의 거리비
23	P5, 6의 거리	39	P5, 7의 곡률의 합
24	P6, 7의 거리	40	P7, 9의 곡률의 합
25	P7, 8의 거리		

표 2. 측면 얼굴에서 설정한 인식 파라미터  
Table 2. Recognition parameter established in profile

번호	내용	번호	내용
1	P12의 거리	11	P345의 각도
2	P23의 거리	12	P456의 각도
3	P34의 거리	13	P12의 선분 길이
4	P45의 거리	14	P23의 선분 길이
5	P56의 거리	15	P34의 선분 길이
6	P16의 거리	16	P45의 선분 길이
7	P13의 거리	17	P56의 선분 길이
8	P3P6의 거리	18	P23의 곡률의 합
9	P123의 각도	19	P34의 곡률의 합
10	P234의 각도	20	P56의 곡률의 합

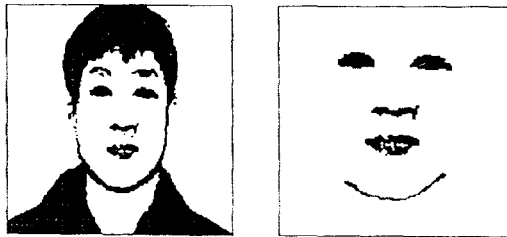
### IV. 실험 및 고찰

본 연구에서 얼굴 형상 인식을 위한 영상의 크기는 256×256으로 IBM PC-486 상에서 C언어로 시뮬레이션하였다. 얼굴의 정면과 측면에서 특징 파라미터를 추출하기 위하여 카메라와 사람의 거리는 1m를 유지시켰다. 조명은 균일하게 하고 스케일은 오토-줌(Auto-zoom)을 사용하였다. 먼저 특징 파라미터는 한 사람의 정면과 측면 얼굴을 가지고 좌, 우, 상, 하로 약간 움직인 상태의 10영상을 얻어서 특징을 추출하였다. 계산에 의해 구해진 인식 파라미터를 4층으로 설계한 신경회로망의 입력 벡터로 하여 출력층의 에러가 0.01이 될 때까지 BP학습을 시켰다. 인식은 20명을 대상으로 10명은 학습 시키는데 사용하고 나머지 10명은 비학습 데이터로하여 실험하였다. 정면 얼굴에 대하여 제안된 얼굴 요소 인식 데이터인 면적, 둘레, 원형도의 인식 기여도를 실험하기 위하여 이들 인식 파라미터만 학습하여 인식율을 실험하였고, 또한 기하학적 특징의 인식 파라미터인 거리, 각도, 거리비 그리고 곡률을 가지고 인식 실험을 하였다. 그리고 이 두 방법을 조합한 전체 인식파라미터를 신경회로망의 입력으로 하고 BP알고리즘을 적용하여 인식 실험을 하였다. 또 측면 인식 파라미터, 그리고 정면과 측면 인식 파라미터를 적용한 인식 실험도 수행하였다.

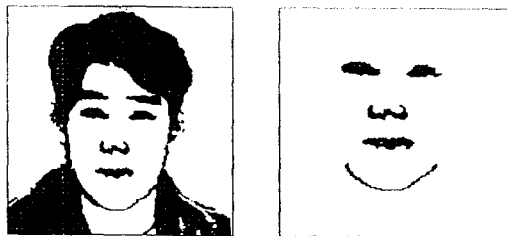
#### 1. 파라미터 추출

##### 1-1. 정 면

카메라로부터 입력된 정면 입력 영상을 이진 영상으로 변환하고 라벨을 부여하여 둘레, 면적, 원형도, 그리고 중심 좌표를 얻었다. 그림 5는 인식 파라미터를 추출한 20명중 3명의 실험에 사용된 이진 영상 및 얼굴 특징 요소를 보인 것이다. 여기서 얼굴의 특징 요소들을 추출하기 위하여 면적의 임계치(최소값, 최대값)는 (50, 200)으로 원형도의 임계치는 (0.2, 0.9)로 하였다. 표 3은 정면 얼굴 요소의 중심 좌표를 보인 것이다. 그리고 표 4는 라벨 영상에서 체인 코드에 의해 모델 영상에서 추출한 인식 파라미터로 둘레, 면적, 원형도를 나타낸 것이다. 표 5는 모델 영상에서 기하학적 방법으로 추출한 정면의 인식 파



(a)



(b)



(c)

그림 5. 실험에 사용된 이전 영상 및 얼굴 특징 요소  
Fig 5. Binary image and face feature element used in experiment.

표 3. 정면 얼굴 요소의 중심 좌표  
Table 3. Center coordinates of full face element

모델 좌표	A	B	C
P1	(124, 93)	(114, 115)	(131, 115)
P2	(162, 94)	(150, 117)	(167, 115)
P3	(143, 124)	(132, 147)	(148, 142)
P4	(143, 142)	(130, 167)	(148, 159)

라미터를 나타낸 것이다.

1-2. 측 면

카메라로부터 입력된 측면 입력 영상을 소벨 연산자로 에지를 추출하고 세션화시킨 후에 마스크로 매칭시켜서 얼굴의 앞면을 추출하여 코의 특징점을 추출하고 Cubic B-spline에 의해 인종과 입술점을 얻은 후 턱점, 이마점, 눈점을 얻어서 이를 특징 파라미터로 정하였다.

그림 6은 실험에 사용된 측면 얼굴의 에지영상과 세션 화영상을 보인 것이다. 표 6은 측면 영상에서 추출된 위치 좌표를 보인 것이다. 추출된 측면의 여섯 개의 특징 파라미터를 이용하여 기하학적 구조와 곡률의 합 등으로 20개의 측면 인식 파라미터를 설정하였다.

표 4. 모델 영상에서 체인 코드 방식으로 추출한 정면의 인식 파라미터

Table 4. Recognition parameter extracted by chain code method in model image

특징 요소	면 적			둘 래			원 형 도		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C
좌 우	150	167	140	54.6	60.7	53.2	0.42	0.54	0.62
	143	137	128	53.5	56.9	55.5	0.50	0.61	0.52
코	91	95	97	48.1	69.6	66.8	0.32	0.24	0.27
입	243	249	200	92.7	94.7	83.6	0.31	0.34	0.21

표 5. 모델 영상에서 기하학적방식으로 추출한 정면 얼굴의 인식 파라미터

Table 5. Full face recognition parameter of extracted by geometric method in model image

파라미터 모델	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
A	32.1	34.9	34.9	16.5	49.2	51.5	53.0	49.2	42.4	37.2
B	40.0	37.6	37.6	22.0	40.0	47.8	53.0	46.6	44.5	31.0
C	36.0	32.8	32.8	20.0	39.2	42.2	43.0	40.3	39.6	23.0
	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
A	14.4	16.5	21.5	10.7	20.0	20.6	20.0	28.0	32.0	0.83
B	15.3	17.9	27.3	12.0	24.0	16.3	16.0	20.0	28.0	0.75
C	11.3	16.5	21.5	10.6	16.0	16.0	20.0	20.2	24.0	0.73
	33	34	35	36	37	38	39	40		
A	0.83	0.77	1.21	1.42	1.65	0.51	10.7	11.4		
B	0.75	0.83	1.18	1.06	1.32	0.54	12.1	12.3		
C	0.73	0.79	1.20	1.19	1.19	0.56	13.4	12.4		

표 6. 측면 영상에서 추출된 위치 좌표

Table 6. Extracted position coordinates in the profile image

모델 라벨	A	B	C
	(x, y)	(x, y)	(x, y)
P1	(208, 82)	(200, 112)	(208, 107)
P2	(204, 105)	(192, 125)	(204, 122)
P3	(216, 136)	(204, 154)	(220, 150)
P4	(208, 140)	(196, 163)	(212, 156)
P5	(208, 154)	(196, 176)	(212, 172)
P6	(204, 188)	(188, 204)	(204, 204)

표 7. 모델 영상에서 추출한 측면얼굴의 인식 파라미터

Table 7. Profile recognition parameter extracted in model image.

파라미터 모델	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
A	22.4	31.4	18.0	32.2	51.6	22.3	54.3	104.1	0.57	1.59
B	16.1	29.5	16.5	25.3	41.2	25.1	49.6	88.8	0.93	1.43
C	19.4	31.4	17.4	33.2	47.5	25.3	58.5	101.3	0.74	1.57
	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
A	1.47	1.21	26.3	33.2	20.0	35.4	58.9	4.87	1.85	1.85
B	1.25	1.16	20.1	31.4	19.4	30.3	50.2	5.97	1.90	1.55
C	1.45	1.26	24.2	34.6	20.5	36.3	50.5	5.16	1.31	2.01

표 7은 모델 영상에서 Cubic B-spline 방식으로 추출한 측면의 인식 파라미터이다.

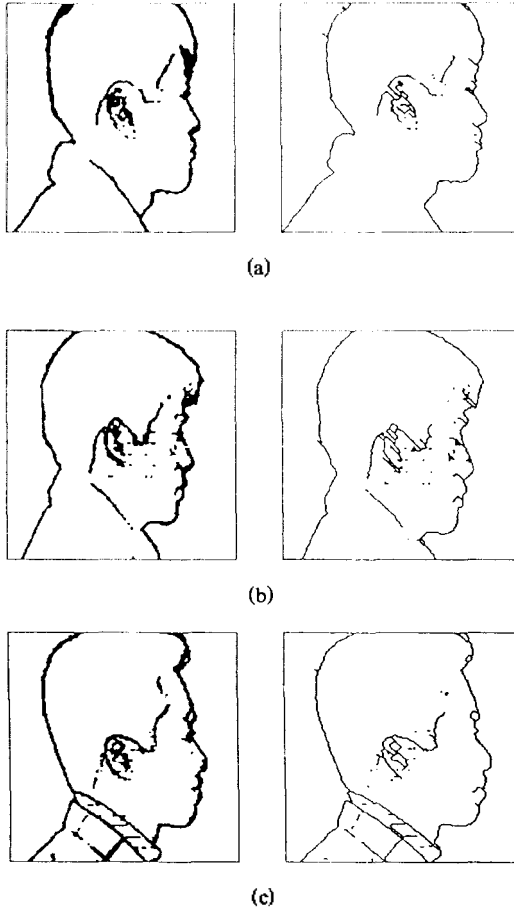


그림 6. 실험에 사용된 측면 얼굴의 에지영상과 세선화 영상  
Fig 6. The edge images and thinning images of the profile image used in experiment.

## 2. 신경회로망의 학습

얼굴 인식을 위한 신경회로망의 학습은 BP 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망의 구성은 입력층, 두개의 은닉층, 출력층으로 하였다. 3층의 신경회로망을 구성하여 얼굴 인식을 수행하였으나 네트워크가 간단하여 비학습 데이터를 정확히 인식하지 못하였다. 인식 시스템을 위해서는 적어도 3층 이상의 네트워크가 필요하였다. 은닉층의 노드를 높이는 경우 학습 시간이 장시간 소요되고 지역 최소점에 도달할 수 있다. 이를 해결하기 위해 4층의 신경회로망을 설계하였다. 신경회로망 구성은 정면 얼굴에서 체인 코드 방식으로 추출한 인식파라미터를 이용한 경우 입력층의 노드는 12개, 기하학적 방법으로 추출한 인식 파라미터인 경우 28개, 그리고 인식 파라미터를 조합한 전체 인식파라미터의 경우 40개, 측면 얼굴에서 추출한 인식 파라미터를 이용한 경우 20개, 정면과 측면 얼굴에서 추출한 인식 파라미터를 모두 이용한 경우 60개로 하였고 각각 첫 번째 은닉층은 30개, 두 번째 은닉층은 20개, 그리고 출력층의 노드는 10개로 하였다. 입력층, 은닉층, 그리고 출력층의 노드의 초기 값은 -1.0

부터 1.0사이가 되도록 하였다. 신경 회로 망의 초기 가중치의 값들은 -0.1부터 0.1사이의 랜덤값으로 시작하였다. 학습 계수(learning rate)와 모멘트 값은 각각 0.1과 0.6으로 하여 학습을 진행하였다. 또한 신경 회로망의 학습 상황에 대한 평가는 총 RMSE(total RMS error)로 하였다. 학습 과정은 총 RMSE가 0.01까지 줄어들 때 학습을 종료하는 것으로 하였다.<sup>11)</sup>

## 3. 인식

5가지 방법에 의한 인식 시험은 BP알고리즘으로 학습한 신경회로망의 가중치를 가지고 학습된 사람 10명의 새로운 영상 100장을 입력받아 비학습 데이터로 하여 인식 실험을 하고 인식 결과는 식(9)로 표현된 함수  $E_{ij}$ 로 계산된 값에 의하여 평가하였다. 인식 기여도는 인식 결과의 평균으로써 식(10)과 같이 표현된다.

$$E_{ij} = (O_r - O'_{\max}) \frac{O_{\max}^2}{\sum_j o_j^2} \quad (9)$$

여기서,  $O_r$ :교사값,  $O_{\max}$ : $o_j$ 의 최대값,  
 $O'_{\max}$ : $O_r$ 을 제외한  $o_j$ 의 최대값,  $o_j$ :출력 값

$$M_e = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N E_{ij}(k) \quad (10)$$

여기서, k는 인식실험 패턴번호, N은 인식실험 총패턴수

표 8은 다섯 가지 방법에 의해 인식 실험을 한 결과의 일부를 보인 것이다. 체인 코드 방법 1)에 의한 얼굴 특징 요소의 면적, 둘레, 원형도의 인식 기여도( $M_e$ )는 0.547이고 방법 2)에 의한 기하학적 특징의 기여도가 0.714이고 방법 3)에 의한 전체 인식 파라미터의 인식 기여도는 0.786이다. 여기서 면적, 둘레, 그리고 원형도의 인식 기여도가 기하학적 특징의 기여도보다 낮은 이유는 실험 결과 코와 입의 특징이 휘도 변화에 민감하게 작용하기 때문이며 6번 영상은 인식하지 못한 경우로서 얼굴을 위로 향하고 우측으로 많이 돌린 경우이었다. 방법 4)에 의한 측면 얼굴 인식 파라미터의 인식 기여도는 0.629이고 방법 5)에 의한 정면과 측면 얼굴 인식 파라미터의 인식 기여도는 0.832 이었다. 정면과 측면의 인식 파라미터에 대한 인식 기여도에서는 측면보다 정면의 인식 기여도가 높았다. 8번 영상은 정면의 경우 인식을 못하였으나 정면과 측면을 이용하였을 때 인식이 가능한 경우였다.

표 9는 정면에서 입력노드를 40개로 하였을 때, 측면에서 입력노드를 20개로 하였을 때, 그리고 정면과 측면을 모두 이용하여 입력노드를 60개로 하였을 때의 인식 결과를 보인 것이다. 인식 대상은 학습된 사람 10명 비학습된 사람 10명을 대상으로 하였다. 인식 실험 결과 정면만을 이용한 경우 학습된 사람 10명에 관한 학습 데이터 인식율은 90%, 비학습 데이터 인식율은 86%이었으며 비

표 8.  $E_{ij}$ 에 의한 인식 결과

Table 8. Recognition results in  $E_{ij}$

방식 입력 영상	1	2	3	4	5
1	0.736	0.935	0.975	0.934	0.981
2	0.676	0.834	0.912	0.901	0.922
3	0.732	0.812	0.895	0.745	0.912
4	0.697	0.833	0.913	0.832	0.922
5	0.525	0.645	0.712	0.572	0.888
6	0.775	0.865	0.884	-0.012	0.699
7	0.675	0.845	0.922	0.891	0.943
8	-0.444	-0.235	-0.123	-0.132	0.223
9	0.545	0.734	0.865	0.754	0.902
10	0.553	0.876	0.905	0.812	0.928
평균( $M_e$ )	0.547	0.714	0.786	0.629	0.832

학습된 사람 10명에 관한 비학습 데이터의 경우 인식율은 96%를 보였다.

정면과 측면을 이용한 경우 학습된 사람 10명에 관한 학습 데이터 인식율은 94%, 비학습 데이터 인식율은 90%이었으며 비학습된 사람 10명에 관한 비학습 데이터의 경우 인식율은 98%를 보였다. 정면의 경우는 평균인식율 90.7%로 측면의 경우 평균인식율 84.7% 보다 높은 인식율을 보였으며 정면과 측면을 이용한 경우 평균 인식율은 94%이었다. 정면 얼굴 이외에 측면 얼굴 인식 파라미터를 추가한 경우 3.3%의 인식율 개선이 이루어졌다.

표 9. 인식율 결과

Table 9. Result of recognition rate 단위(%)

종류	학습된 사람 (10명)		비 학습된 사람 (10명)	평균
	학습 데이터	비 학습 데이터		
인식율				
정면	90	86	96	90.7
측면	84	80	90	84.7
정면, 측면	94	90	98	94

### V. 결 론

본 논문에서는 정면 영상의 문제점을 보완하기 위해 측면 영상의 정보를 추출하여 취합하는 방법에 대해 제안하였다. 정면 영상에서는 라벨영상으로 부터 체인코드를 이용하여 모든 라벨 영상의 면적, 둘레, 원평도를 추출하고 최대, 최소의 임계치를 가지고 위치에 무관하게 눈, 코, 입을 추출하였다. 그리고 두 눈과 코의 중심좌표가 서로 교차하는 부분에서 턱의 경계선을 얻었으며 이렇게 구해진 눈, 코, 입, 턱을 얼굴의 주요 특징 요소로 이용하였다. 또한 정면 영상정보의 취약성을 보완하기 위해 측면 얼굴에서 특징을 추출하여 정면 영상 정보와 취합하였다. 그 결과 정면 얼굴만의 인식율은 90.7% 이었으나 정면과 측면을 취합한 경우는 94%로 3.3%의 인식율을

개선할 수 있었다.

### 참 고 문 헌

1. M.Bichsel and A. Pentland, "Human Face Recognition and the Face Image Set's Topology", CVGIP Image Understanding, Vol.59, pp.254-261, 1994.
2. R.Brunelli and T.Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates", IEEE PAMI, Vol.15, pp.1042-1052, 1993.
3. R.Chellappa et al, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey", Proceedings of the IEEE, Vol.83, No.5, pp. 704-740, 1995.
4. T.Sakai et al, "Line Extraction & Pattern Recognition in a Photograph", Pattern Recognition, Vol.1, pp.233-248, 1969.
5. M.A.Turk and A.P Pentland, "Face Recognition using Eigenfaces", Int'l Conference on Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.
6. R.J. Baron, "Mechanisms of Human Facial Recognition", Int.J.Man-Mach.Stud. Vol.15, pp.137-178, 1981.
7. Chung-Lin Huang and Ching-Wen Chen, "Human Facial Feature Extraction For Face Interpretation And Recognition", Pattern Recognition, Vol.25, No.12, pp.1435-1444, 1992.
8. 和人 외, "PICASSO(ピカソ): 顔繪師システム 顔의個人性特徴의 抽出と記述", 畫像ラボ, pp.24-31, 1990.
9. Alan L. Yuille, Peter W. Hallinan and David S. Cohen, "Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates", International Journal of Computer Vision, pp. 99-111, 1992.
10. I.Craw, H.Ellis and J.Lishman, "Automatic Extraction of Face Features", Pattern Recognition Letter, Vol.5, pp. 183-187, 1987.
11. Chyuan Jy Wu and Jun S. Huang, "Human Face Profile Recognition by Computer", Pattern Recognition, vol.23, No.3/4, pp.255-259, 1990.
12. 최동선, 류근택, 권영도, 이주신, "Line 히스토그램을 이용한 얼굴 형상의 특징 추출", 한국 통신 학회, 하계 종합 학술 발표회 논문집, pp.498-502, 1992.
13. D.O. Hebb, "The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory", John Wiley and sons, Inc., New York, 1949.
14. Yoshinori ADACHI, Masahiro OZAKI, "Human Face Recognition by means of Neural Network", proceeding of the 2nd International Conference on Fuzzy logic and Neural Network, pp.1041-1044, July 17-22m, 1992.
15. R.P. Lippmann, An Introduction to computing with neural networks, IEEE ASSP Magazine, April, 1987.
16. Ray, H, White. Competitive Hebbian learning, From the neuroprose archive at Ohia state University. 1991.
17. R. Linkske. From basic Network Principles to neural architecture: Emergence of opatial-opponent cells, Proceedings of the National Academy of sciences, USA, 1983.
18. 최동선, 이주신, "Hough 변환과 Hybrid 학습법을 이용한 불

제 인식에 관한 연구, 대한전자공학회, 한국통신학회, 합동학술 발표 논문집, pp.3-3-1, 1994.

- ▲**최 동 선(Dong Sun Choi)** 1947년 10월 2일생  
 1972년 2월: 한국항공대학교 전자공학과 졸업  
 1980년 8월: 숭실대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)  
 1977년 9월~현재: 중경공업전문대학 전자과 교수  
 ※주관심분야: 영상처리, 화로 및 시스템 통합



- ▲**이 주 신(Ju Shin Lee)** 1948년 1월 17일생  
 1975년 2월: 명지대학교 전자공학과 졸업  
 1977년 2월: 홍익대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)  
 1986년 2월: 명지대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)  
 1979년 9월~현재: 청주대학교 전자공학과 교수  
 ※주관심분야: 영상처리, 멀티미디어 통합

