

論文96-33B-12-9

# 눈 영역 추출에 의한 얼굴 기울기 교정

## (Skew Correction of Face Image Using Eye Components Extraction)

尹 皓 燮 \*, 王 旻 \*, 閔 丙 雨 \*

(Ho-Sub Yoon, Min Wang, and Byung-Woo Min)

### 요 약

본 논문은 얼굴 인식을 위한 얼굴 구성 요소 추출 및 기울기 교정에 관하여 기술한다. 얼굴 구성 요소를 추출하기 위해 고립 영역에 관한 사전 지식 및 얼굴 모델 정보를 사용하였다. 사람의 얼굴 요소간의 구성 관계는 여러 규칙으로 표현할 수 있다. 본 논문에서는 적응 Sobel 마스크 및 8-연결 레이블링 알고리즘을 수행한다. 레이블링된 영상은 많은 눈 후보 고립 영역을 갖는다. 불규칙적인 입력 상태에 크게 영향받지 않는 눈의 크기 규칙을 수행한다. 이 규칙은 눈 요소가 배경으로부터 고립되며, 적절한 크기를 가지고 있고, 일정 비의 수평 수직길이를 갖는다는 지식에 기반을 둔 규칙이다. 눈 크기 규칙에 의해 2 ~ 16개만의 후보 눈 영역이 남는다. 다음 눈에 관한 모양 및 관계 검증 수행 후, 얼굴 모델을 통한 검증을 통해 눈 쌍을 찾는다. 눈 영역이 추출되면 두 눈의 중심점을 추출한 후, 두 중심점을 연결하여 두 눈 사이의 각도를 추출한다. 각도가 추출되면 이 각도만큼을 회전 시켜 두 눈이 평행선 사이에 존재하도록 교정한다. 40명의 사람으로부터 얻은 120개의 입력 영상을 대상으로 제안된 알고리즘 수행 결과 91%의 성공률을 얻었다. 실패한 9%는 눈 영역의 에지 검출에 실패했거나, 근접한 눈썹 영역 등이 연결되어 나타났기 때문이다.

### Abstract

This paper describes facial component detection and skew correction algorithm for face recognition. We use a priori knowledge and models about isolated regions to detect eye location from the face image captured in natural office environments. The relations between human face components are represented by several rules. We adopt an edge detection algorithm using Sobel mask and 8-connected labelling algorithm using array pointers. A labeled image has many isolated components. Initially, the eye size rules are used. Eye size rules are not affected much by irregular input image conditions. Eye size rules are based on the fact that an eye component is isolated from background, expected to have a stable size, and limited in the ratio between horizontal and vertical sizes. By the eye size rule, 2 ~ 16 candidate eye components can be detected. Next, candidate eye pairs are verified by the information of location and shape, and one eye pair location is decided using face models about eye and eyebrow. Once we extract eye regions, we connect the center points of the two eyes and calculate the angle between them. Then we rotate the face to compensate for the angle so that the two eyes on a horizontal line. We tested 120 input images from 40 people, and achieved 91.7% success rate using eye size rules and face model. The main reasons of the 8.3% failure are due to components adjacent to eyes such as eyebrows. To detect facial components from the failed images, we are developing a mouth region processing module

### I. 서 론

\* 正會員, 시스템工學研究所 映像處理研究部

(Image Processing Division, Systems Engineering Research Institute)

※ 본 논문은 과학기술처에서 시행한 특정연구 개발사업의 연구 결과입니다.

接受日字:1996年5月9日, 수정완료일:1996年11月25日

십 수년 전만 해도 컴퓨터는 일반인들이 사용하기 어려운 고가의 복잡한 기계로 특수한 목적에서만 사용되어져 왔다. 하지만 현대 과학의 놀라운 발전으로 현재 컴퓨터는 일상생활의 한 부분으로 자리잡고 있으며, 과거에는 생각도 못했던 많은 부분이 컴퓨터를 통해

처리되고 있다. 이에 따라 좀더 지능화된 인간과 유사한 능력을 처리할 수 있는 컴퓨터 즉, 인간의 언어를 인식하고, 인간의 표정 및 얼굴 등을 인식할 수 있는 컴퓨터를 개발하기 위해 많은 연구가 진행중이다. 연구 결과로서 이미 언어를 이해할 수 있는 O/S가 시판 예정이며, 얼굴 인식에 관한 연구 결과도 활발히 발표되고 있다.

얼굴 인식에 관한 연구 현황을 분류해 보면 입력된 영상으로부터 얼굴 부위를 정확히 추출하기 위한 연구<sup>[1,2,3,4,5,6,7,8]</sup> 및 얼굴 영상을 해석하여 그 사람이 누구인가를 구별하기 위한 연구<sup>[9,10,11]</sup> 등으로 대별할 수 있다. 이러한 연구들은 인공지능에 관한 연구가 본격적으로 시작된 '80년대 중반 이후부터 수행되어 왔으며, '90년대 이후에는 컴퓨터와 사용자간의 인터페이스를 사람과 사람사이의 대화 같이 매우 자연스럽게 이루어지게 하려는 지능형 사용자 접속기술 개발이 본격화되면서 새로운 국면을 맞게 되었다.

초기의 얼굴 영상에 관한 연구는 인식 쪽에 치우쳐 얼굴 인식에 관한 많은 연구가 이루어 졌으나 옆얼굴을 사용하거나 얼굴 영역이 알맞게 추출되었다고 가정된 상태에서 수행된 경우가 많았다. 즉, 입력 영상이 항상 얼굴만을 포함한다고 가정하거나 또는 단일 색조의 배경만이 존재한다고 가정하게 되므로, 얼굴 영역의 추출은 필요하지 않거나 필요하더라도 매우 간단한 방법으로 신뢰성 있게 수행될 수 있었다. 그러나 실용화를 목표로 하는 얼굴 인식 시스템을 개발할 때, 얼굴 영역의 추출은 어려운 요소가 된다. 왜냐하면 배경, 조명 상태, 얼굴과 카메라의 거리, 얼굴의 상하좌우 각도, 카메라 시야 내에서의 얼굴의 위치 등을 시스템의 가정에 부합되도록 조정한다는 것은 매우 어렵기 때문이다. 따라서, 최근의 연구 동향을 살펴보면, 위에서 예시한 여러 가지 얼굴 영상 입력시의 조건들에 현실성이 있는 약간의 제한만을 둔 상태에서 얼굴 영상이 입력되는 환경으로 변하고 있다. 이와 같은 자연스러운 환경을 대상으로 한 얼굴 영역 추출에 관한 연구는 '90년대에 들어서야 미국, 일본, 캐나다, 이탈리아 등에서 본격적으로 이루어지기 시작했다. 그 중 대표적인 연구 사례를 얼굴 영역 추출 방법의 기술적인 분류에 따라 살펴보기로 한다.

Stringa<sup>[11]</sup>는 동 화상을 입력으로 눈의 위치를 결정하는 시스템을 발표하였다. 이 시스템은 배경에서 얼굴을 분리, 추출하기 위해 두 영상간의 차를 계산하여,

움직인 부분만을 검출하는 방법으로 얼굴의 경계를 추출한다. 얼굴 경계가 추출되면 이 영역 안에서 프로젝션 기법을 이용하여 각 얼굴 구성 요소를 추출하였다. Yang과 Huang<sup>[21]</sup>은 원래 영상의 해상도를 줄여감에 따라 나타나는 눈, 코, 입 부분의 명암 특징을 이용하여 얼굴 영역을 추출하는 시스템을 개발하였다. 이 시스템은 해상도가 변화된 영상을 모자이크(mosaic) 영상이라고 지칭하였으며, 모자이크 영상을 이용한 템플릿 매칭 방법으로 얼굴 영역을 추출하였다. Reisfeld와 Yeshurun<sup>[3]</sup>는 대칭성에 기준 하여 얼굴의 구성 요소들을 찾는 방법을 제안하였다. Chow와 Li<sup>[4]</sup>는 ID 카드용 사진 류의 얼굴 영상을 대상으로 구성요소 추출 모듈별로 독립된 처리를 통해 모듈간의 의존도를 최소화는 시스템을 개발하였다. 이 시스템은 하나의 모듈에서 발생한 오류의 확산을 방지 할 수 있는 장점이 있다. Huang과 Chen<sup>[5]</sup>은 얼굴의 특징으로서 눈과 입, 그리고 입술의 특성을 정량화 하는 연구를 수행하였다. 이 연구에서는 가변 템플릿 모델, 활성화된 윌콕슨 모델의 두 가지 모델을 사용하고 있다. 이와 유사한 방법으로 Xie 등<sup>[6]</sup>은 얼굴 인식을 위해 눈을 추출하는 연구를 집중적으로 수행하였다. 이들은 가변 템플릿 방법을 이용하고, 몇 가지 단점을 해결할 수 있는 방법을 연구하였다. 얼굴 영상의 입력은 일반적으로 카메라를 이용하는 경우가 대부분이지만 스캐너에 의해 사진 등을 입력하여 처리해야 하는 경우도 있다. Govindaraju 등<sup>[7]</sup>은 신문 사진에서 스포링 모델을 이용하여 얼굴을 추출하는 연구를 수행하였다. 일반적인 방법에 비해 이 방법은 얼굴의 경계에서 나타나는 커브, 즉, 얼굴의 왼쪽 경계, 오른쪽 경계, 그리고 머리선의 세 종류의 커브를 기준으로 얼굴을 추출하였다.

초기의 국내 얼굴 영역 추출에 관한 연구로는 90년 지 은미 등<sup>[8]</sup>이 발표한 문제 영역에 관한 지식을 이용한 얼굴 인식 연구를 들 수 있다. 이 논문은 입력 영상으로 배경이 없는 증명 사진을 이용하며 머리의 윌콕슨을 얼굴이 대칭이라는 지식 및 방향 정보를 이용하여 추출한 후 윌콕슨 안의 얼굴 구성요소를 이치화한 후, 히스토그램을 이용하여 추출하는 방법을 사용하였다. 또 다른 얼굴 영역 추출 연구는 국내에서는 대부분 얼굴 인식과 함께 이루어졌는데, 김 영일<sup>[9]</sup>, 이 충환<sup>[10]</sup>, 이 상영<sup>[11]</sup> 등은 주로 얼굴 인식에 관한 연구가 집중적으로 이루어 졌을 뿐, 전처리 단계인 얼굴 영역 추출에 대해선 체계적으로 연구되지 못하였다.

이상과 같이 대부분의 연구들이 입력 영상으로 배경이 없는 영상을 대상으로 하였으며, 실험 영상으로 안경을 착용한 영상을 사용한 경우는 거의 없다. 본 논문에서는 복잡한 배경 하에 안경의 착용에 관계없이 얼굴 구성 요소를 찾을 수 있으며, 찾아진 두 눈의 영역을 이용하여 기울어진 얼굴 영역을 교정할 수 있다.

본 논문은 제 1장에서 서론 및 본 연구와 관련 깊은 얼굴 영역 추출의 연구현황들을 살펴보았으며, 제 2장에서는 얼굴의 구성요소를 효과적으로 추출하기 위해 개발된 기술들을 설명하고, 제 3장에서는 실험 환경 및 결과를 살펴보고, 마지막으로 제 4장에서 결론을 맺는다.

## II. 눈 영역 추출에 의한 얼굴의 기울기 교정

얼굴 인식은 크게 세 단계로 첫째, 얼굴 구성 요소 추출, 둘째, 특징 추출, 그리고 마지막으로 인식단계로 나눌 수 있다. 본 논문에서는 세 단계 중 첫 번째 단계인 얼굴 구성 요소 추출 및 기울기 교정 알고리즘에 관하여 기술한다. 얼굴 구성 요소 추출 방법은 여러 알고리즘이 연구되었으며, 본 연구에서는 얼굴에서 가장 명확한 특징을 갖는 눈 요소를 먼저 추출한 후 나머지 구성 요소를 추출하는 방법을 사용하였다. 얼굴 영상에서 에지 검출을 수행하면 코나 입 등에 비해 눈은 언제나 거의 일정하게 에지가 나타남을 알 수 있으며, 또한 눈은 쌍으로 구성되어 있어 하나의 눈을 찾은 후 대응되는 다른 하나의 눈을 찾음으로써 추출의 성공률을 높일 수 있다. 이러한 이유로 이전의 여러 알고리즘에서도 얼굴 영상에서 먼저 눈을 찾는 방법을 많이 사용하였으며, 본 연구에서도 이와 같이 눈을 먼저 찾고 이를 기반으로 다른 구성 요소를 찾는 방법을 사용하였다.

눈을 추출하는 순서는 그림 1에서와 같이 에지 검출, 고립 영역 추출, 크기 검증, 모양 검증, 관계 검증을 순차적으로 수행한다. 이에 따라 눈 영역으로 판정된 두 영역이 발견되면 이를 기반으로 얼굴의 일정 부분을 회전시켜 기울음을 교정한다.

그림 1에서 나타난 바와 같이 제안된 알고리즘은 여러 알고리즘의 구성체로 구성되어 있다. 이 알고리즘 중 에지 검출 알고리즘은 기존의 적응 Sobel 알고리즘<sup>[12]</sup>을 입력된 영상 환경특성에 맞도록 임계치 설정 방법을 수정하여 사용하였고, 고립 영역 추출 알고리즘

은 기존의 2-pass 레이블링 방법<sup>[13]</sup>으로 구현하였다. 눈 영역 처리 모듈은 실험 영상을 대상으로 각각 크기, 모양, 관계 규칙 등을 제안하였으며, 이 규칙을 검증하기 위해 기존의 Hough 변환<sup>[13]</sup>, 히스토그램 분석<sup>[13]</sup> 등 많은 영상 처리 알고리즘들이 사용되었다.

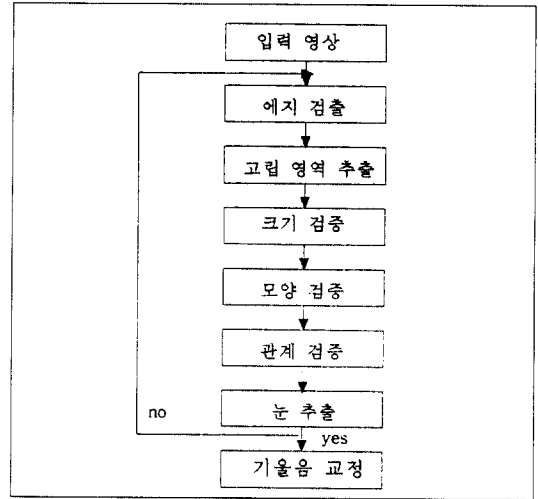


그림 1. 전체 흐름도

Fig. 1. The Flowchart of Total Processing.

### 1. 에지(edge) 추출

본 연구에서는 에지 연산자로 Sobel 연산자를 선택하였다. Sobel 에지 추출 과정에서 에지에 해당하는 화소를 구별하기 위한 임계치의 설정은 에지 추출 결과에 커다란 영향을 미친다. 특히, 본 연구에서처럼 일정한 위치에서 고정된 명암 상태로 영상을 획득하지 않고 자연스러운 환경에서 영상을 획득했을 때, 입력 영상간의 명암 분포가 일정하지 않게 나타나므로 고정된 임계치를 사용하면 밝은 영상에서 에지는 두껍게 나타나고 어두운 영상에서는 에지는 가늘게 나타나게 된다. 이러한 결과는 다음 처리에 영향을 미쳐 종종 잘못된 결과를 얻게 된다. 따라서, 입력되는 영상의 상태에 민감하지 않은 균일한 에지를 구하기 위해서는 이 임계치를 영상의 상태에 따라 적절히 선택해야 한다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 Robinson<sup>[12]</sup>이 제안한 LAT (locally adaptive thresholding)를 얼굴 입력 영상에 적합하도록 변형하여 사용하였다. 변형된 임계치 설정 알고리즘은 다음과 같다.

$$LAT = \frac{E(\text{edgeness})}{Mo(\text{filter value})}, \quad Mo = \frac{1}{\alpha} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

위 식에서 E는 Sobel 에지 추출 알고리즘의  $3 \times 3$  마스크에서 계산된 에지 강도이며, Mo는 그 위치에서 계산된 필터 값이다. Robinson은 변수  $\alpha$ 를 16으로 고정시키고 LAT 값을 계산하여 이 값이 1보다 크면 에지로 결정하였다. 본 연구에서는 이  $\alpha$  값을 입력 영상의 특성에 맞게 조정하여 사용하였다. 즉,  $\alpha$  값을 증가시키면 Mo값이 감소하여 LAT 값은 커지게 된다. LAT 값이 커지면 영상에서 발생하는 에지의 양이 증가된다. 마찬가지로  $\alpha$  값을 감소시키면 에지의 양은 감소된다. 본 연구에서는 사무실 환경에서의 입력 영상을 대상으로 여러 번 반복 실험하여 가장 좋은 에지를 추출하는 7 ~ 9 사이의  $\alpha$  값을 선택하였다. 그림 2(a)는 입력된 영상 중 비교적 낮은 명도를 갖는 즉, 어두운 배경을 가진 영상을 보여준다. 이 영상에 대하여 고정된 임계치를 이용해 에지를 추출하였을 경우 그림 2(b)에서와 같이 에지가 잘 나타나지 않는다. 이에 비해 국부 마스크를 이용하여 에지를 추출한 경우는 그림 2(c)에서와 같이 어두운 배경에서도 비교적 정확히 에지가 추출되었다.

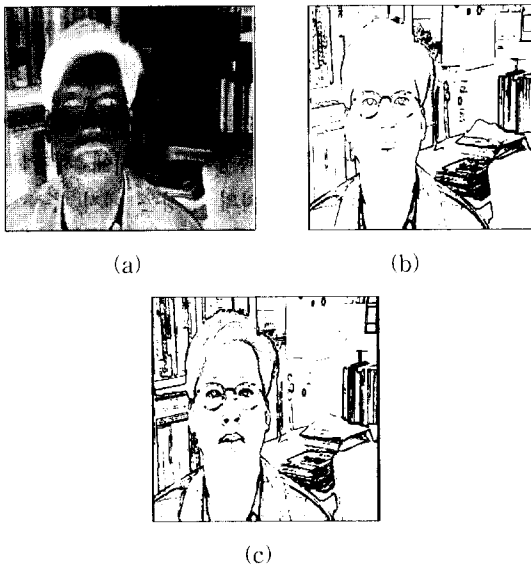


그림 2. (a) 입력 영상 (b) 고정된 임계치 이용 (c) 가변 임계치 이용

Fig. 2. (a) Input Image (b) Using Fixed Threshold (c) Using Adaptive Threshold.

## 2. 레이블링(labeling)

에지 영상이 얻어지면 고립된 영역으로 분리하기 위해 레이블링 알고리즘을 수행한다. 보통 레이블링 알고리즘은 4 방향 연결 추적 알고리즘 및 8 방향 연결 추

적 알고리즘으로 나누어진다. 레이블링 알고리즘은 영상 처리 분야에서 많은 응용 분야를 가지고 있어 여러 알고리즘이 개발되었다. 본 연구에서는 일반적인 동치 테이블을 이용한 2-pass 레이블링 알고리즘을 개선하여 사용하였다.

레이블링 알고리즘을 사용할 때 입력 영상에서 고립된 영역의 개수가 많으면 시간이 많이 소비된다. 그러므로 고립된 영역의 크기가 3 ~ 4 이하의 영역은 잡음으로 간주하여 제거해주는 알고리즘을 사용하여 잡음을 제거하였다. 이와 같은 잡음제거 알고리즘을 통해 입력 영상에 따라 50 ~ 150 개의 고립 영역을 줄일 수 있으며, 이에 따라 레이블링 처리의 시간을 줄일 수 있다.

입력 영상에 대해 개발된 레이블링 알고리즘을 사용하여 얻어진 영상을 그림 3에서 보여준다. 그림 3에서 각각의 고립된 영역은 1 번부터 고립 영역 개수만큼의 번호로 구별되며, 그림에서 각 번호는 영역의 밝기로 표현된다. 그러나 현재 입력 영상에서 구별할 수 있는 밝기는 256 단계이므로, 만일 고립 영역의 개수가 256 개 이상이면 번호는 다르지만 영상에서는 같은 밝기를 가질 수도 있다. 이러한 레이블링을 통해 다음과 같은 고립 영역의 정보를 추출 할 수 있다.

- 각 고립 영역을 포함하는 최소 사각형 위치 정보 ( $L_i.hor, L_i.ver$ )
- 각 고립 영역의 평균 명암도( $L_i.grey$ )
- 각 고립 영역의 화소 개수( $L_i.count$ )
- 최소 사각형의 면적( $L_i.area$ )
- 최소 사각형의 중심점( $L_i.center$ )



그림 3. 레이블링 알고리즘 수행 결과

Fig. 3. The result of Labeling Algorithm.

## 3. 크기 검증(size verification)

레이블링 알고리즘을 수행하고 나면 각각의 고립 영역에 관한 정보를 구할 수 있다. 즉, 각 고립 영역의

최대, 최소의 x, y 좌표, 즉 최대 근접 사각형 및 각 독립 영역의 개수 등은 레이블링을 수행함과 동시에 구할 수 있다. 이와 같이 레이블링을 수행하여 얻어진 정보를 이용하여 다음과 같은 Size rule을 이용해 후보 눈 영역을 찾는다.

$$\bullet \text{Count}_{size} = \begin{cases} \text{후보}; & \text{if } (L_{i, count} < 800 \text{ and } L_{i, count} > 50) \\ \text{배경}; & \text{otherwise} \end{cases}$$

... Size rule (1)

$$\bullet \text{Area}_{size} = \begin{cases} \text{후보}; & \text{if } (L_{i, area} < 2000 \text{ and } L_{i, area} > 200) \\ \text{배경}; & \text{otherwise} \end{cases}$$

... Size rule (2)

본 연구는 사전 지식을 바탕으로 구성된 여러 규칙을 이용하여 눈 영역을 추출한다. 그러므로 이후 여러 파라미터들이 사전 지식(a priori knowledge)을 바탕으로 결정되는데, 이 값들은 입력 영상에 따라 많은 반복 실행 끝에 얻어진 경험치이다. 예를 들어 크기 규칙에서 사용된 800은 전체 실행 영상에 대해 눈 영역의 레이블된 최대 크기를 수동으로 검사하여 730을 구하고 오차 한계 10%를 더하여 800으로 결정되었다. 만일 실험 영상이 새로이 입력되어 새로 입력된 눈 영역의 최대 크기가 820 이었다면 이 값은 다시 900으로 갱신되어질 것이다.

Count<sub>size</sub>는 입력된 영상에서 눈을 구성하는 고립 영역의 최대 개수와 최소 개수를 이용하여 배경과 눈 후보 영역을 분리한다. 식에서 L<sub>i, count</sub>는 i 번째 고립 영역 안에 포함된 화소 수를 의미하며 L<sub>i, area</sub>는 i 번째 고립 영역을 포함하는 최대 근접 사각형의 면적을 의미한다.

단순히 눈을 구성하는 고립 영역의 개수만을 가지고 크기 조건을 판별한다면 길쭉한 선 성분을 가진 후보 영역이 눈이 될 수 있는 후보 영역으로 판정될 가능성이 높아진다. 이러한 단점을 극복하기 위해 본 연구에서는 Area<sub>size</sub> 즉, 최대 근접 사각형의 크기를 이용해 눈 후보 영역을 추출한다. 고립 영역의 개수와 마찬가지로 최대 근접 사각형의 크기는 눈 영역의 최소, 최대 크기를 실험을 통해 얻은 사전 지식을 이용해 설정한다. 현재 입력된 영상을 대상으로 최대 근접 사각형의 최소 및 최대 면적은 200 ~ 2000 사이로 설정되었으며 이를 이용해 Area<sub>size</sub> 조건을 생성하였다.

크기 검증을 거치면 200 ~ 800개 가량의 레이블링된 고립 영역 중에서 약 10 ~ 40개 정보의 후보 영역만이

남게 된다. 이와 같이 비교적 단순하고 정확한 크기 검증을 통하면 눈 후보 영역을 약 1/20정도로 줄임으로 전체 수행 시간을 크게 단축시키고, 다음 단계에 정확한 입력 정보를 제공하게 된다. 그림 4는 그림 3의 영상에 대해 크기 검증을 수행한 결과를 보여준다.

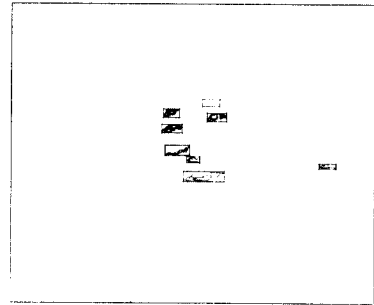


그림 4. 크기 검증 수행 결과  
Fig. 4. The result of Size Verification.

4. 모양 검증(shape verification)

얼굴 구성 요소 중 눈의 모양은 거의 일정하다. 즉, 대부분의 경우에 눈의 모양은 타원형의 구조를 갖는다. 이러한 사실을 기반으로 눈 후보 영역을 추출할 수 있다. 그러나, 한가지 조건만으로 눈 후보 영역을 추출하는 것은 다양한 입력 영상에 대한 적응성이 부족하므로, 눈이 아닌 영역을 찾는 여러 조건을 사용하는 것이 전체 처리의 정확성을 높일 수 있다. 즉, 명백히 눈인 영역만을 추출하는 것은 매우 어려우나, 이에 비해 명백히 눈이 아닌 영역을 추출하는 것은 상대적으로 쉬우며 정확하다. 그러므로 본 연구에서는 모양에 관한 사전 지식을 바탕으로 다음과 같은 4 단계의 처리를 수행하여 배경 영역으로 판정하였다.

$$\bullet \text{Ratio}_h = \begin{cases} \text{배경}; & \text{if } (L_{i, hor} < L_{i, ver} * 1.5 \text{ or } L_{i, hor} > L_{i, ver} * 6) \\ \text{후보}; & \text{otherwise} \end{cases}$$

... Shape rule (1)

$$\bullet \text{Ratio}_a = \begin{cases} \text{배경}; & \text{if } (L_{i, area} / 4 > L_{i, count}) \\ \text{후보}; & \text{otherwise} \end{cases}$$

... Shape rule (2)

$$\bullet \text{Hough}_{max} = \begin{cases} \text{배경}; & \text{if } (L_{i, hough} * 4.5 > L_{i, count}) \\ \text{후보}; & \text{otherwise} \end{cases}$$

... Shape rule (3)

$$\bullet \text{Histogram}_{valley} = \begin{cases} \text{배경}; & \text{if } (L_{i, valley} \neq 1) \\ \text{후보}; & \text{otherwise} \end{cases}$$

... Shape rule (4)

첫 번째 규칙 Ratio<sub>h</sub>는 눈이 아닌 영역의 최대, 최소 가로 세로 비를 이용한 것으로 L<sub>i, hor</sub>는 i 번째 고

립 영역의 수평 길이를,  $L_i$ 는  $i$  번째 고립 영역의 수직 길이를 의미한다. 이 식은 눈의 고립 영역은 항상 일정한 수평 수직 비를 유지한다는 사전 지식을 이용한 것으로, 후보 영역의 수평 길이가 수직 길이에 비해 1.5배보다 작거나, 수평 길이가 수직 길이 보다 최고 6 배 이상 클 때, 눈 영역이 아님을 의미한다.

두 번째 규칙  $Ratio_{ac}$ 는 후보 영역의 전체 면적과 에지 개수 사이의 비를 이용한 것으로  $L_i$ 는  $i$  번째 고립 영역의 면적을,  $L_i$ count는  $i$  번째 고립 영역의 에지 개수를 의미한다. 즉, 이 식은 눈 후보의 에지 영역이 다른 영역 보다 비교적 복잡한 형태를 띠고 있다는 사전 지식을 이용한 것이다. 보통 에지 영상에서 선 성분 및 단순한 모양의 영역은 전체 영역중 에지가 차지하는 면적이 작게되며, 복잡한 모양의 영역일수록 에지가 차지하는 면적이 크게 나타난다. 그러므로 사람의 눈 영역이 타원형에 눈동자와 동공으로 인해 복잡한 형태를 띠고 있으므로, 전체 눈 영역에 대해 개수와 면적 사이의 비를 조사해 보면, 전체 면적중 에지가 차지하는 면적이 약 1/4 보다도 작을 때 눈이 아닌 영역임을 알 수 있었다.

세 번째 규칙  $Hough_{max}$ 는 Hough 변환<sup>[13]</sup>을 이용해 선 선분을 추출함으로써 눈이 아닌 영역을 제거한다. 보통 크기 검증을 통해 입력되는 후보 영역은 많은 선 성분을 내포하게 된다. 식 1 및 2를 통해서 직선 모양의 후보 영역을 제거할 수 있으나, 약간의 구부러진 곡선 영역은 여전히 눈 후보 영역으로 나타나게 된다. 이러한 문제는 Hough 변환을 이용하면 해결 가능하다. 즉, 각각의 후보 영역에 대해 Hough 변환 법을 수행하여 직선 성분을 찾고, 직선 성분이 강하게 나타나는 영역을 후보 영역에서 제거하면 눈과 같이 복잡한 영역만이 후보 영역에 남게된다. Hough 변환을 사용하는데 있어 문제점인 시간이 많이 걸리는 단점은 Hough 변환을 전체 입력 영상에 대해 수행하지 않고, 이미 크기 검증 및 제 1, 2 식을 통해 제거된, 제한된 후보 영역만을 대상으로 수행하므로 극복될 수 있다. 식에서  $L_i$ hough는  $i$  번째 고립 영역에 대해 Hough 변환을 수행한 값으로 이 값이 클수록 선 성분이 강한 것을 의미한다.  $L_i$ hough 값과 영역의 개수를 비교하는 이유는 영역의 개수에 따라 Hough 변환 값이 크거나 작게 나올 수 있으므로 이를 고려한 결과이다. 이때 사용된 4.5의 값은 여러 영상에서 적용한 결과 가장 적절한 결과를 얻었을 때의 값이다.

마지막으로 Histogram은 눈 후보 영역의 명암 밝기 변화를 조사하는 것이다. 식에서  $L_i$ valley는  $i$  번째 고립 영역의 명암 히스토그램에서 계곡(valley)의 개수를 의미한다. 이는 눈 후보 영역의 명암 변화를 히스토그램으로 조사해 보면 눈 영역의 밝기로 이루어진 정점(peak)과 눈이 아닌 영역으로 이루어진 정점 사이의 하나의 계곡이 나타난다는 사전 지식에 바탕을 둔 규칙이다. 이러한 규칙을 바탕으로 전체 입력 영상에서 각 후보 영역의 명암 히스토그램을 조사한 결과, 실제 눈 영역이 항상 두 개 피크로 구분되어 나타나지는 않았다. 이와 같은 결과는 입력되는 영상의 평균 밝기 및 상태에 따라 눈 영역의 명암도가 보다 복잡하게 나타났음을 의미한다. 그러나, 본 연구에서는 후보 영역중 명백히 두개의 피크와 하나의 밸리를 가진 영역으로 구분되는 경우는 대부분이 눈 영역이라는 사실을 규칙 4 로 사용하였다. 즉, 앞의 3개의 공식에 의해 만일 실제 눈 영역이 제거된 경우라도 이 4 번째 규칙에 의해 다시 눈 후보 영역으로 살리는 처리를 수행하였다. 이러한 규칙 4에 의해 후보 영역이 눈 후보 영역으로 선택되는 경우는 매우 드물게 나타난다. 하지만 전체 시스템의 정확도를 높이기 위해 규칙 4를 사용하였다. 이와 같은 4 개의 공식을 이용하여 전체 입력 영상에 적용한 결과 대부분의 배경 영역이 제거되었으며, 후보 영역의 개수를 0 ~ 15개 사이로 줄일 수 있다. 나머지 제거되지 않은 후보 영역은 관계 검증에 의해 제거된다. 그림 4의 입력 영상에 모양 검증 규칙을 적용시킨 결과를 그림 5에서 볼 수 있다.

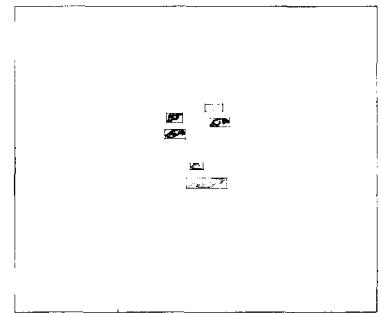


그림 5. 모양 검증 수행 결과  
Fig. 5. The Result of Shape Verification.

#### 5. 관계 검증

모양 검증을 수행 후 남은 눈 후보 영역은 대략 0 ~ 10개 사이가 된다. 관계 검증은 남은 후보 영역의 개수에 따라 두 단계로 처리된다. 단계 1에서는 먼저, 후보

영역 각각에 대응되는 눈 후보 영역을 찾는다. 후보 영역의 개수를 N이라고 하면 대응되는 후보 쌍은  $\frac{N(N-1)}{2}$  개 존재한다. 이 경우 하나의 영역에 대응되는 후보 영역이 여러 개가 나타날 수도 있고 각각의 여러 쌍의 후보 영역이 존재하기도 한다. 단계 2는 이러한 후보쌍 중에서 실제 눈 영역만을 추출한다. 이를 알고리즘으로 표현하면 다음과 같다.

- 단계 1 : 대응되는 후보쌍을 추출한다.
  - 1.1 후보 영역을 지정한다.
  - 1.2 지정된 후보영역에 대응될 수 있는 대응 영역을 PAIR<sub>cost</sub>을 측정하여 구한다.
  - 1.3 대응되는 영역이 여러 개라면 가장 눈의 쌍이 될 수 있는 확률 값이 높은 영역을 찾는다. 즉, 최대 PAIR<sub>cost</sub> 값을 갖는 영역을 쌍으로 결정한다.
  - 1.4 단계 1.1 로부터 더 이상 후보 영역이 없을 때까지 반복한다.
- 단계 2 : 후보쌍 중 눈이 될 수 있는 가능성이 가장 높은 쌍을 찾는다.
  - 2.1 후보쌍을 지정한다.
  - 2.2 후보쌍에서 유사도 EYE<sub>cost</sub>를 측정하여 구한다.
  - 2.3 후보쌍중 가장 유사성이 높은 한 쌍을 찾는다.
  - 2.4 단계 2.1 로부터 더 이상 후보쌍이 없을 때까지 반복한다.

관계 검증에서 가장 중요한 요소는 눈이 쌍이라는 가정 하에 여러 후보 영역 중에서 쌍이 될 수 있는 가능성을 조사하는 것이다. 쌍이 될 수 있는 하나의 고립된(Labeled) 후보 영역을 A이라 정의하고 이에 대응되어 쌍을 이루는 다른 하나의 영역을 B라 정의할 때, 이 두 영역이 쌍이 될 수 있는 가능성 값(PAIR<sub>cost</sub>)을 측정함으로써 수행된다. PAIR<sub>cost</sub>는 다음의 식과 같이 면적 비, 에지 영역 비, 위치, 통계적 측정치 등 네 가지 요인으로 구성되어 진다.

$$P_{area} = A_{area} - B_{area} = \frac{(A_{area} \cap B'_{area}) + (A'_{area} \cap B_{area})}{A_{area} \cap B_{area}} \dots \text{PAIR rule (1)}$$

$$P_{position} = \tan^{-1} \left( \frac{A_{y_s} - B_{y_s}}{A_{x_s} - B_{x_s}} \right) \dots \text{PAIR rule (2)}$$

$$P_{object} = \frac{(A_{object} \cap B'_{object}) + (A'_{object} \cap B_{object})}{A_{object} \cap B_{object}} \dots \text{PAIR rule (3)}$$

$$P_{statistics} = (A_{gray} - B_{gray}) + (A_{sd} - A_{sd}) \dots \text{PAIR rule (4)}$$

$$PAIR_{cost} = (P_{position} + P_{area} + P_{object} + P_{statistics})$$

위 식에서 A<sub>area</sub> 는 A로 레이블된 영역의 최소 근접 사각형의 면적을 의미하며, A<sub>x<sub>s</sub></sub>는 A<sub>area</sub>의 x축 시작 위치, A<sub>y<sub>s</sub></sub>는 y축 시작위치를 의미한다. 마찬가지로 A<sub>object</sub>는 전체 최소 근접 사각형 면적중 A로 레이블된 면적만을 의미하며, A<sub>gray</sub>는 A로 이루어진 레이블의 평균 명암도를 의미한다.

첫 번째 P<sub>area</sub>는 대응되는 두 눈 영역의 면적은 유사하다는 지식에 기반한 공식이다. 대응되는 두 영역 사이의 면적의 유사성을 측정하는 값으로 흔히 확률에서 사용하는 두 면적 사이의 차를 계산하는 공식을 사용하여 계산하였다. 두 번째 P<sub>position</sub>은 대응되는 두 영역 사이의 위치의 유사성을 검사한다. 일반적으로 두 눈 영역은 비슷한 x좌표와 근접한 y좌표를 갖는다. 즉, 두 영역의 위치의 차를 계산하여 작은 값을 갖는 경우 쌍으로 될 가능성이 높아진다. 이 위치에 관한 유사성을 이용하면 쉽게 대응 후보 영역의 개수를 줄일 수 있다. 세 번째 P<sub>edge</sub>는 두 번째 P<sub>area</sub>가 단지 두 영역 사이의 전체 최소 근접 사각형 크기의 유사성만을 고려한데 반해 이 공식은 고립된 영역 안에 포함된 레이블된 대상 영역만의 유사성을 검사한다. 마지막으로 P<sub>statistics</sub>는 눈 영역이 다른 영역에 비해 복잡한 명암 분포를 띄고 있다는 사실을 바탕으로 대응되는 두 영역사이의 평균 명암도와 표준 편차 값의 유사성을 측정한다.

단계 1에서 후보 영역들에 대해 위의 4 가지 식을 적용하면 1 ~ 5개 정도의 후보쌍이 생성된다. 다음은 후보쌍 중에서 아래와 같은 단계 2의 EYE<sub>cost</sub> 측정을 통하여 가장 눈과 유사한 쌍을 선택한다.

$$E_{distance} = (|A_{x_s} - B_{x_s}| + |A_{y_s} - B_{y_s}|) / |A_{x_s} - B_{y_s}| \dots \text{EYE rule (1)}$$

$$E_{template} = |A_{object} - \text{Template}_{object}| + |B_{object} - \text{Template}_{object}| \dots \text{EYE rule (2)}$$

$$E_{statistics} = |A_{gray} - \text{Template}_{object}| + |B_{gray} - \text{Template}_{object}| \dots \text{EYE rule (3)}$$

$$E_{under} = \begin{cases} \text{눈썹:} & \text{if eye exist under the this region} \\ \text{눈:} & \text{Otherwise} \end{cases}$$

... EYE rule (4)

$$EYE_{cost} = (S_{distance} + S_{template} + S_{statistics} + S_{under})$$

첫 번째  $E_{distance}$  두 영역의 크기와 비례한 두 영역 사이의 간격을 조사하여 표준 눈 영역의 간격과 유사성을 검증한다. 이 식은 눈 영역이 크게 들어오면 두 눈 사이의 간격이 커지고 작게 들어오면 간격은 줄어든다는 지식에 기반한 식이다.

두 번째 식  $E_{template}$ 는 왼쪽과 오른쪽의 두 에지 영역과 표준 눈 에지 템플리트간의 논리 AND 연산을 통한 유사성을 측정한다.

세 번째 식  $E_{statistics}$ 는 눈 템플리트의 평균 명암도 및 표준 편차와 두 후보 영역과의 차를 계산하여 유사성을 측정한다. 이 값은 생성된 눈의 템플리트와의 차가 아닌 두 후보 영역간의 차를 사용하여도 된다.

마지막으로 네 번째 식  $E_{under}$ 는 현재 쌍을 구성하고 있는 영역 바로 아래에 근접하여 또 다른 쌍이 존재하는지를 검사한다. 이는 때때로 눈썹 영역이 눈 영역으로 판정될 수 있는 가능성이 높기 때문이다. 여러 번의 실험 결과 눈 영역과 눈썹 영역은 에지의 모양이나 명암도가 유사하게 나타나며 이 식을 통하여 눈썹 영역이 눈 영역으로 추출되는 결과를 막을 수 있다.

위의 식에서 표준 눈이란 전체 실험 영상에서 수동으로 눈 영역을 추출하여 얻어진 평균값을 의미한다. 즉, 전체 실험영상에서 추출된 눈 영역의 평균 명암값, 표준 편차, 에지 분포 등을 사진에 미리 추출하여 표준 템플리트를 구축한 후, 이를 이용해 후보들이 눈과 유사한지 검사하는데 사용된다.

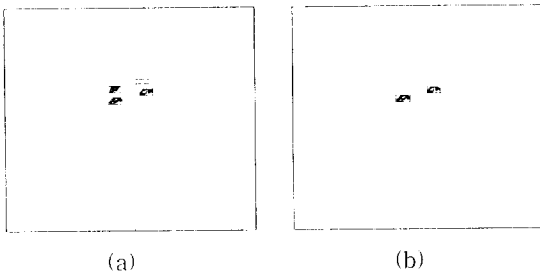


그림 6. (a) 단계 1 조사 결과 (b) 단계 2 조사 결과  
Fig. 6. (a) The Result of Step 1 (b) The Result of Step 2

이와 같은 알고리즘을 적용해서 입력 영상에 적용한

결과 90% 이상 눈 영역을 추출할 수 있다. 그림 5에 대하여 단계 1을 수행한 결과는 그림 6 (a)와 같으며, 단계 2를 수행한 결과를 그림 6 (b)에서 보여준다. 그림 6의 (b)는 최종적으로 관계 검증 알고리즘을 적용하여 찾은 눈 영역이 올바르게 찾아졌음을 보여준다.

6. 기울기 교정

일반적으로 사람들이 자연스런 자세로 앉아 카메라를 주시하면 대부분의 경우 얼굴이 정면으로 바르게 입력된다. 그러나 사람에 따라 얼굴이 회전 변형되어 입력되는 경우도 종종 발생되는데 이는 개인적인 특성이라 할 수 있다.

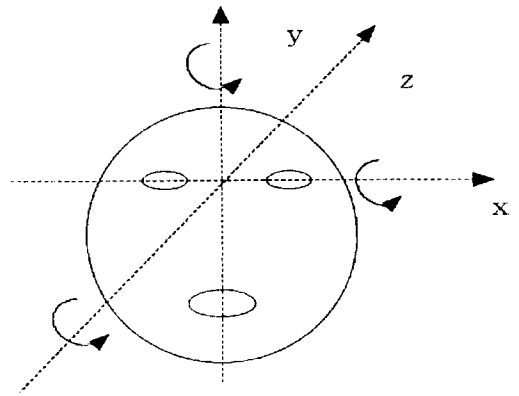


그림 7. 얼굴의 회전 모델  
Fig. 7. The Rotation Model of Face.

입력 영상에서 얼굴은 크게 3 개의 방향으로 회전 변형되어 나타날 수 있다. 즉, 그림 7에서와 같이 x, y, z의 3개의 축으로 회전 변형이 가능하며, 이에 따라 영상 입력시 동일인이라도 얼굴이 약간씩 변형되며, 사람에 따라 심하게 변형되기도 한다. 얼굴의 회전 변형을 고려할 때 일반적으로 x축의 변형은 미세하게 나타나나, 대개 y축과 z축의 변형이 크게 나타난다. 제안된 알고리즘은 x축 및 z축의 회전 변형에는 민감하지 않으나, y축의 회전 변형은 처리하기 힘들다. 즉, y축 변형이란 사람이 카메라를 주시하지 않고 왼쪽이나 오른쪽 쪽을 주시할 경우인데, 이때 입력 영상에서 눈과 얼굴의 옆선이 교차할 정도로 회전하면 눈 영역의 에지와 얼굴 옆선의 에지가 연결되어 눈 영역을 찾기 힘들다. 또한 이 경우 전체 얼굴 영역이 입력되지 않으므로 회전 변형을 교정하려면 삼차원 얼굴 모델을 이용한 프레임과 같은 처리가 필요하다. x축 회전은 사람이 위나



아래를 주시하는 경우로 이 경우 눈과 다른 영역이 연결되어 나오는 경우는 별로 없다. 마지막으로 z축 변형은 사람의 턱이 왼쪽이나 오른쪽으로 기울어진 경우이다. 이 경우는 사람이 카메라를 주시할 때 조금씩 턱의 위치의 변형이 발생한다. 본 연구에서는 z축의 회전 변형을 기울음이라 정의하고, 이를 교정할 수 있는 알고리즘을 제시한다.

기존의 얼굴 영역 추출 및 인식 알고리즘들은 얼굴이 기울어져 입력되면 눈 이외의 코 및 입 영역을 추출하는데도 많은 어려움이 따르며, 향후 인식 단계에서도 기울기를 고려하여 인식해야 하는 등 많은 어려움이 발생된다.

얼굴 인식 시스템 구현에서 있어 눈 영역을 먼저 찾는 알고리즘이 갖는 또 하나의 장점은 두 눈의 위치를 기준으로 기울기를 교정한 후, 나머지 구성 요소를 찾음으로써 코 입 추출의 정확성을 높일 수 있으며 인식 처리에 있어서도 처리해야 할 양을 줄임과 동시에 인식을 높일 수 있다. 다음은 기울어진 입력 영상에 대하여 기울기를 교정할 수 있는 알고리즘을 보여준다.

1. 구해진 오른쪽 눈과 왼쪽 눈의 위치를 바탕으로 왼쪽 눈과 오른쪽 눈의 중심 위치를 구한다.
2. 두 중심 위치를 연결하는 선을 생성한 후, 이를 EyeLine 이라 정한다.
3. 두 눈 사이의 Eyeline의 중심점을 구한 후, 중심점을 지나는 직선을 생성한다. 이 선을 Baseline 이라 정한다.
4. Eyeline과 Baseline 간의 각도를 측정하여 기울기 값  $\theta$ 를 결정한다.
5. 인식에 필요한 얼굴 영역 즉 귀, 눈썹, 눈, 코, 입 및 턱을 포함하는 최소 사각형을 생성한 후 이를 Facebox 라 정한다.
6. Facebox 영역 안에서 구해진  $\theta$ 를 바탕으로 기울어진 얼굴을 회전시킨다.

그림 8은 입력 영상에서 기울어진 얼굴 각도  $\theta$  및 Facebox 영역을 보여준다.

이와 같이 회전하려는 영역 및 각도가 주어지면 다음과 같은 수식을 이용하여 얼굴을 회전시킬 수 있다.

$$X = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta$$

$$Y = -x \cdot \sin \theta + y \cdot \cos \theta$$

수식에 의해 Facebox안의 한 점 (x, y)은  $\theta$ 만큼

회전된 Facebox안의 한 점 (X, Y)에 대응되며 그 결과를 그림 9에서 볼 수 있다.



그림 8. 얼굴의 기울어진 각도 추출  
Fig. 8. The Detection of Skewed Angle.



그림 9. 기울기 교정된 얼굴 영상  
Fig. 9. Corrected Face Image from Skew Image.

그림 9에서 기울기 교정된 각도는 23°였다. 실험한 결과 대부분의 경우에선 10° 미만의 각도로 얼굴이 기울어져 들어왔으나 20°가 넘게 기울어진 영상도 여럿 존재하였다. 본 알고리즘에서 처리할 수 있는 최대 기울기는 30°이다. 이는 관계 조건의 PAIR rule (2)에서 쌍이 될 수 있는 두 영역의 각도가 30°이하에서만 후보 영역으로 처리하기 때문이다. 이 이상 기울어진 각도도 조건을 갱신하면 처리가 가능할 것으로 생각되나, 이는 잘못된 눈 영역 쌍을 추출할 가능성도 높아진다. 그러므로, 상황에 따라 적절한 최대 기울기를 선택해야 한다.

### III. 실험 환경 및 결과

이 절에서는 얼굴 영상 데이터베이스 생성과 실험 환경 및 결과에 관하여 기술한다. 본 연구의 일차적인 목표는 필자가 속해 있는 연구부 약 40명의 얼굴을 획득한 후 기울은 얼굴 영상을 교정하고자 한다. 따라서, 본 연구에서는 우리 연구부원들을 대상으로 얼굴 영상

을 획득하여 데이터베이스를 구축하였다.

### 1. 실험 환경

본 연구에서는 영상 획득시 조명이나 위치에 제한을 두지 않았다. 즉, 자연스런 사무실 환경에서 특별한 조명 장치를 사용하지 않고 캠코더를 들고 다니면서 얼굴 영상을 연속적으로 촬영하여 비디오 테이프에 녹화하였다. 얼굴 획득을 위한 장비로는 삼성 SV-E805 캠코더를 사용하였다. 입력되는 얼굴의 크기는 캠코더에서 제공되는 zoon in, zoom out 기능을 이용하여 동일인으로부터 크고 작은 각각의 얼굴을 얻었다. 컴퓨터의 영상 입력 장치로는 Sun Microsystems사에서 제조한 VideoPix 보드를 사용하였다. 이 보드는 카메라, 캠코더, 비디오 플레이어 등으로부터 비디오 신호를 입력받아 디지털 영상으로 변환하는 프레임 그래버(frame grabber)의 역할을 수행한다. 본 연구에서 사용한 메인 프로세서는 Sun 워크스테이션(workstation) 호환 기종인 삼보 TG-station SDT-300 으로 약 15.8 MIPS의 처리 성능을 보유하고 있다. 얼굴 영상 데이터베이스 및 소프트웨어 개발에 이용한 영상 포맷은 HIPS (Human Information Processing System)를 기본으로 하고 프로그램은 UNIX C를 사용하였고, Vfctool, HIPS 라이브러리 등이 영상 처리를 위해 사용되었다. 본 연구에서는 40명으로부터 영상을 획득하여 한 사람당 3 개의 영상을 추출하여 120개의 영상을 실험 대상으로 하였으며 추출된 영상의 크기는 480 \* 640, 8 bit 명암도를 갖는다. 그림 10에서 본 연구에서 처리한 120개의 입력 영상 중 40개의 영상을 볼 수 있다.

### 2. 실험 결과

입력된 얼굴 영상을 이용하여 구현된 얼굴 구성 요소 추출 후 기울기 교정을 실험하였다. 전체 입력 영상 120개를 대상으로 분석한 결과 110개의 영상에서 얼굴 구성 요소 추출에 성공하여 91.7%의 기울기 교정을 수행할 수 있었다. 전체 수행 시간은 약 15 ~ 19초 정도가 걸렸다.

표 1. 실험 결과

Table 1. The Result of Experiment.

	교정 성공	교정 실패	전체
영상 개수	110	10	120
성공률(%)	91.7	8.3	100

위의 기울기 교정 실패의 원인을 잘못 분석해 보면 3개의 영상에서 눈 영역의 에지가 명확히 나타나지 않았고 4개의 영상에서 안경 및 기울어진 입력으로 눈 영역과 얼굴 윤곽이 연결된 경우였다. 이러한 경우 본 연구에서는 입 영역을 찾고 입 영역을 기반으로 눈 영역을 찾는 알고리즘을 개발 중에 있다. 이 알고리즘이 완성되면 눈 영역이 얼굴 윤곽과 접촉되어 눈 영역을 찾지 못한 경우도 처리가 가능할 것으로 기대된다. 나머지 3개의 영상은 입력 영상의 명암 분포가 불규칙한 것들로 고정된 장소에서 영상을 입력하지 않고 옮겨 다니면서 입력할 때 발생하는 blurring 현상 등에 의한 것으로 이런 영상에서 얼굴 구성 요소 추출은 매우 어렵다. 본 연구에서는 비교적 명암도의 변화에 무관한 적용 Sobel 에지 연산자를 사용하였으나 이 알고리즘도 어느 정도 이상 명암 상태가 불규칙적이면 좋은 결과를 얻기가 힘들다. 이 경우 임계치 설정 변수를 수정하여 다시 에지 검출을 하던지, blurring등의 현상이 발생되지 않도록 입력 환경을 수정한 후 새로운 입력 영상을 획득 후 다시 에지 검출을 한다. 에지 검출이 완료되면 에지 검출 이후의 동일한 처리 방법을 통해 얼굴 구성 요소를 추출한다. 이러한 알고리즘을 사용하면 얼굴 구성 요소 추출에 실패한 대부분의 경우를 보완하여 기울기 교정이 가능하다. 그러나, 사용된 얼굴 영상이 소량이어서 다양한 실패의 경우가 나타나지 않았으며, 향후 얼굴 영상의 양이 커지고 얼굴 인식의 단계에 이르면 효과적인 얼굴 인식을 위해 많은 부분에서 보완, 확충해야 할 것으로 사료된다.

연구 결과에서 나타났듯이 제안된 알고리즘은 안경을 착용한 얼굴 영상의 경우 눈 영역과 안경 영역의 에지가 연결되어 나타날 가능성이 상대적으로 높으나 처리 가능하며, 얼굴 크기 변화에 크게 민감하지 않고 옆얼굴의 경우 눈 영역이 얼굴에 근접해서 연결이 되지 않을 정도로 회전된 경우 및 30도 이하 기울어진 영상등 매우 다양한 포즈의 영상에서도 얼굴 구성 요소의 추출 및 기울기 교정이 가능한 장점이 있다.

## IV. 결 론

얼굴 인식 분야는 보안 시스템, 시각에 의한 정보 전달 시스템, 사람과 기계 사이의 자연스런 정보 전달 시스템 등에서 그 활용도의 중요성이 날로 증대되고 있으며, 연관 분야에서의 활용성이 높아 선진 외국에서

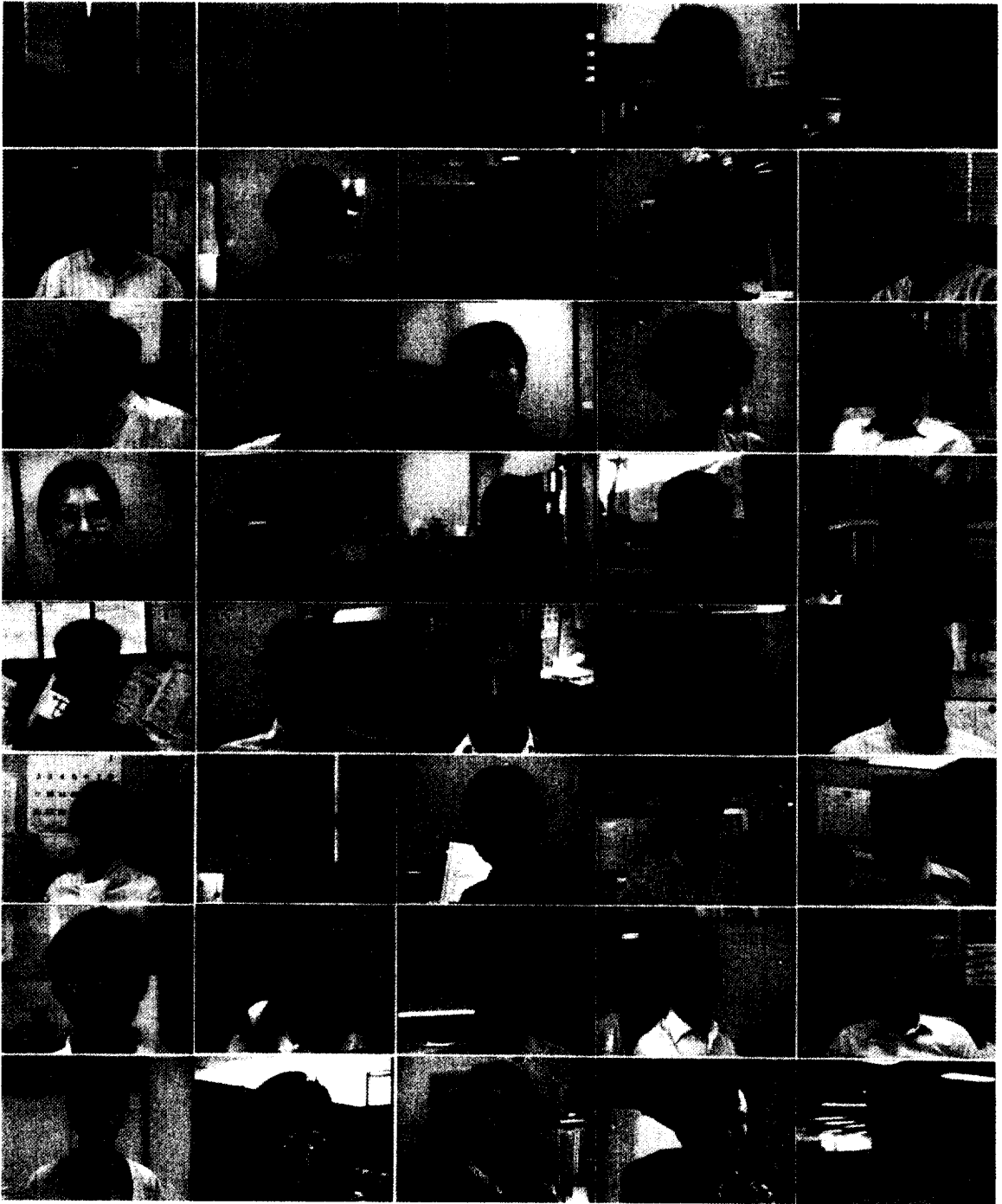


그림 10. 얼굴 영상 데이터  
Fig. 10. Face Image Data.

국가적인 전략산업으로 육성되고 있다.

본 연구에서는 얼굴 인식을 위해 눈 영역 추출에 의한 기울기 교정 알고리즘을 개발하였다. 눈 영역 추출 알고리즘은 기존의 영상 처리 기법 및 얼굴 영상에 관

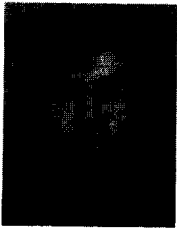
한 지식을 효율적으로 이용하였다. 개발된 눈 영역 추출에 의한 기울기 교정 알고리즘은 에지 추출시 적용 Sobel 알고리즘을 이용함으로써 입력 영상의 밝기 변화에 민감하지 않으며, 고립 영역을 기반으로 추출하

로 배경 영상에 관계없이 얼굴을 추출한 후, 기울기를 교정 할 수 있다. 또한 안경꾼 사람에게 대해서도 특별한 제한 조건 없이 눈 영역을 찾을 수 있고, 약간의 기울어진 옆 얼굴이나, 얼굴 크기의 변화에도 적응 가능하다. 실험 결과 120개의 입력 영상중 110개 영상에서 91.7%의 기울기 교정 성공률을 보였다. 또한, 눈 추출의 정확도를 높이기 위하여 눈의 추출에 실패한 경우, 입을 추출하고 입을 기준으로 눈과 코를 추출하는 알고리즘을 개발함으로써 5% 정도의 추출률 향상을 기대할 수 있으며, 나머지에 해당하는 영상은 영상 자체가 질이 좋지 않아 처리하기 힘든 상태인 것으로 밝혀졌다. 향후 연구로는 눈 영역 추출 및 기울기 교정된 얼굴 영상을 이용해 얼굴 인식 시스템의 개발이 수행 될 것이다.

#### 참 고 문 헌

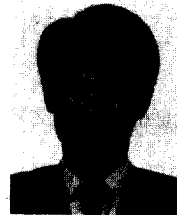
- [1] L. Stringa, "Eyes detection for face recognition," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 7, no. 4, pp. 365-382, October-December 1993.
- [2] G. Yang and T. S. Huang, "Human face detection in a complex background" *Pattern Recognition*, vol. 27, no. 1, pp. 53-63, 1994.
- [3] D. Reissfeld and Y. Yeshurun, "Robust detection of facial features by generalized symmetry," *Proceedings of the 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, vol. I, pp. 117-120, Hague, Netherlands, August 1992.
- [4] G. Chow and X. Li, "Towards a system for automatic facial feature detection," *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 12, pp. 1739-1755, 1993.
- [5] C. L. Huang and C. W. Chen, "Human facial feature detection for face interpretation and recognition," *Proceedings of the 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, vol. II, pp. 204-207, Hague, Netherlands, August 1992.
- [6] X. Xie, R. Sudhakar, and H. Zhuang, "On improving eye feature detection using deformable templates," *Pattern Recognition*, vol. 27, no. 6, pp. 791-799, 1994.
- [7] V. Govindaraju, S. N. Srihari, and D. B. Sher, "Caption-aided face location in newspaper photographs," *Proceedings of the 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 474-477, Hague, Netherlands, August 1992.
- [8] 지 은미, 최 형일, 이 철희, "문제 영역에 관한 지식을 이용한 얼굴 인식," 정보과학회 논문지, 제 17권, 제 6호, pp. 666-675, 11월, 1990년
- [9] 김 영일, 안 민욱, "ART와 다층 퍼셉트론을 이용한 얼굴 인식 시스템의 성능 분석," 전자공학회 논문지, 제 30권, B편, 제 2호, pp. 69-77, 2월, 1993년
- [10] 이 충환, 성 동수, 박 규호, "자율 조직망을 이용한 얼굴 인식," 정보과학회 논문지, 제 20권, 제 11호, pp. 1730-1738, 11월, 1993년
- [11] 이 상영, 함 국영, 박 래홍, "뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 얼굴 인식," 전자공학회 논문지, 제 32권, B편, 제 1호, pp. 50-63, 1월, 1995년
- [12] G. S. Robinson, "Edge detection by compass gradient masks," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 6, no. 5, pp. 491-501, Oct. 1977.
- [13] 최 형일, *Computer Vision*, 홍릉과학출판사, 서울, 1989

저 자 소 개



尹 皓 燮(正會員)

1989년 숭실대학교 전자계산학과 졸업(학사). 1991년 숭실대학교 대학원 전자계산학과 졸업(석사). 1991년 ~ 현재 시스템공학연구소 영상처리연구부 선임연구원. 관심분야 영상정보처리, 패턴인식, 인공지능시스템



王 甦(正會員)

1990년 한국방송통신대 전자계산학과 졸업(학사). 1995년 충남대 산업공학과 졸업(석사). 1981년 ~ 현재 시스템공학연구소 영상처리연구부 재직. 관심분야 영상정보처리, 퍼지시스템, 로보틱스

閔 丙 雨(正會員) 전자공학회지 第 23卷 第 6號 參照  
현재 시스템공학연구소 선임연구원