기하학적 영상처리를 이용한 얼굴인식 시스템

이 항 찬[†]

요 약

개인의 identity가 더욱더 중요시되는 현시대에서 ID 도용이나 분실로 인한 피해를 막거나 줄이기 위한 최적의 해법으로 생체 인식이 연구되고 있다. 얼굴인식에 의한 생체인식은 특정 시스템의 입력부위에 신체 일부에 대한 접촉을 강요하지 않으므로 최근 많이 각광받고 있는 분야이다. 그러나 입력된 얼굴 영상은 카메라의 포착 거리에 따라 크기가 달라질 수 있고 또한 얼굴의 기울기 등에 의해 같은 영상이라 할지라도 다른 특징 값을 줄 수밖에 없는 문제점을 안고 있다. 본 논문에서는 주어진 입력영상에 대한 이동, 축소, 확대, 그리고 회전의 단순한 기하학적인 처리를 함으로써 정면 얼굴 영상에 대해 정해진 임계값을 초과 하지 않는 범위에서 일정한 특징 값을 얻을 수 있었다. 본 논문에서 구축된 시스템으로 40 세트의 400 영상에 대한 인식 율을 테스트한 결과 92 %의 높은 인식 율을 보였다.

A Face Recognition System using Geometric Image Processing

Lee, Hang Chan[†]

ABSTRACT

Biometric system has been studied as an optimal solution for preventing or reducing the peculation or loss of ID. Nowadays, face recognition has been spot-lighted as a future biometric system because it is not forced to contact the part of human body with the specific input area of the system. However, there is some limitations to get the constant facial features because the size of face area is varied by the capturing distance or tilt of the face. In this paper, we can extract constant facial features within the predefined threshold using the simple geometric processing such as image scaling, transformation, and rotation for frontal face images. This face recognition system identifies faces with 92% of accuracy for the 400 images of 40 different people.

Key words: Face Recognition, Biometric System.

1. 서 론

개인의 신용이 더욱더 중요시되는 21세기에 개인의 ID 도용이나 분실로 인한 피해가 날로 급증하고 있다. 이러한 시점에 있어서 생체인식 기술을 이용한 개인의 식별 및 인증에 대한 필요성이 증가하고 있다. 금세기최악의 미국 무역센터 테러 사건 이후 특정 지역의 출입 및 통제를 위해 위조가 불가능한 생체 인식 시스템의 개발과 사용이 요구되고 있고 기술의 발전도 최근 수년간 가속화 되고있다. 지문인식으로 대표되는 생체 인식은 홍체, 정맥인식까지 확장되어 연구되고 있으며 최근에는 얼굴 전체를 인식할 수 있는 기술도 개발 되어왔다. 특히 지문 및 홍체 인식시스템에서는 신체의 특정 부위를 인식 시스템에 접촉 또는 근접해야 하므로 사용자로 하여금 불쾌감을 초래 할 수 있다. 반면 얼굴 인식은 사용자에게 특별한 행위를 요구하지 않고 ID를 식별할 수 있으므로 많은 장점을 가지고 있다.

얼굴 인식을 위하여 많은 알고리즘들이 제 안 되어 왔고 그중 대표적인 방법들로 Template 기반 방법[1-3], PCA(Principal Component Analysis) 기반

본 연구는 2003년도 한성대학교 교내연구비 지원 과제임.
접수일 : 2003년 2월 11일, 완료일 : 2003년 5월 13일
[†] 종신회원, 한성대학교 컴퓨터 공학부 조교수

으로 Eigen Vector를 추출하는 방법[4,5], Artificial Neural Network(ANN)[6-9]을 이용하는 방법 등이 있다.

Template Matching 방법은 눈, 코, 입 등의 특징 값을 구한 후 특징 vector 주위의 일정 영역을 template으로 정한다. 이 template은 영상의 영역들과 correlation을 구한 후 얼굴을 인식하게 되는데 조명이나, 영상의 크기, 기울기 등에 민감하므로 구현이 간단하나 신뢰성 있는 template을 얻는데 제한을 가지고 있다.

K-L Transform을 이용한 PCA는 eigen vector를 추출하는데 효율적인 방법이나 Template Matching과 같이 영상의 이동, 확대, 축소, 회전, 조명의 변화 등에 민감하다는 결점을 가지고 있다[10].

ANN방법은 얼굴영상에서 특징 값들을 추출하지 않고 픽셀 영상을 신경망에 입력 시켜 얼굴을 인식하는 방법으로 많은 양의 데이터로 인해 실시간 인식에 한계가 있다. 이러한 시스템에서 인식 속도를 향상시키기 위해 DCT(Discrete Cosine Transform)를 이용한 데이터 축소에 대한 연구도 발표되고 있다[8,9].

상기와 같은 많은 노력에고 불구하고 영상의 스케일링, 카메라의 포착 각도, 거리, 조명의 영향에 무관한 얼굴 인식 시스템은 아직도 얼굴 인식 영역에서 해결해야할 중요한 문제로 남아 있다.

본 논문에서는 카메라의 포착 거리에 따라 스케일링되는 얼굴 영상에서 비교적 일정한 특징 값들을 추출할 수 있는 방법을 제시한다. 얼굴 영상에서 눈의 위치를 발견하기 위한 효율적인 방법이 Yuan[11]에 의해 발표되었으나 이러한 눈의 위치는 얼굴의 크기가 스케일 될 때 정확한 데이터를 유지할 수 없으므로 몇 단계의 기하학적인 처리가 필요하다. 첫 번째로 눈의 위치에 대한 참조 점을 설정하고 발견된 두 눈이 참조 점과 일치하도록 이동, 회전, 축소, 확대 변환 등을 적용시킨다. 이러한 정규화 과정을 통해서 표준화된 영상에 대해 코와 눈의 위치 또는 얼굴의 가로 세로 비율 등 특징 값을 추출하면 어떠한 거리에서 영상을 포착하든 항상 일정한 특징 값들을 얻을 수 있다. 본 연구에서는 정면 얼굴에 대해 추출된 특징 값을 기반으로 얼굴 인식 시스템을 구축하였고 40 그룹(people)의 400개 영상에 대해 실험한 결과 92%의 정확도로 얼굴을 인식할 수 있었다.

다음 chapter는 눈의 위치 발견 및 영상의 정규화에 대해 설명하고 있으며, 정규화 된 영상에서의 코, 입 등 추가적인 특징 값 추출은 chapter 3, 4에 주어졌다. 마지막으로 실험 결과 및 결론은 chapter 5, 6에서 논의 되고 있다.

2. 특징값 추출

서론에서도 밝힌 바와 같이 주어진 입력 영상의 크기가 다를 경우 추출되는 특징 값 은 다를 수밖에 없으므로 카메라에 의해 포착될 영상의 크기를 320×240으로 설정하였다. 포착된 영상에서 얼굴의 위치를 발견하기 위해 Yang과 Waibel[19]에의한 skin color segmentation 방법을 사용하였다. 얼굴의 위치 설정 후 두 눈의 정확한 위치를 발견하고 두 눈의 위치를 참조 점과 일치시키기 위해 영상의 이동, 회전, 축소, 확대 등의 기하학적인 처리를 하였다. 참조 점에 일치된 두 눈으로 인하여 눈으로부터 코와 입에 대한 상대적인 거리는 개인별로 허용 오차 범위 내에서 고유하게 설정되어 질 수 있다. 눈의 위치에 따른 코와 입의 위치를 정확히 발견하기 위해 필요 없는 부위는 타원을 기반으로 한 마스크에 의해 제거되었다. 전체 시스템의 흐름도는 그림 1에 주어졌다.

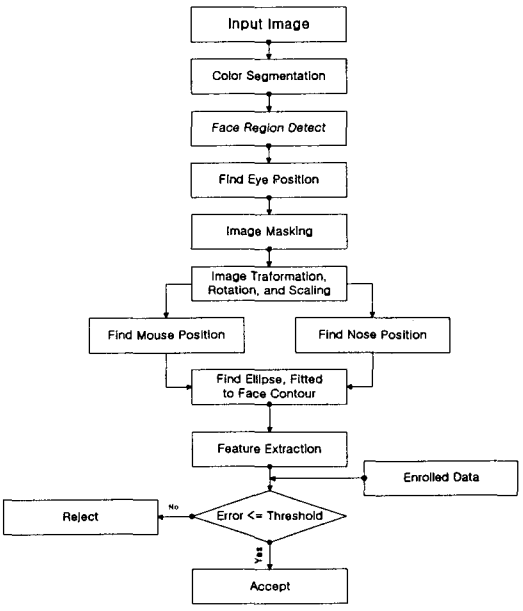

그림 1. 시스템 흐름도

2.1 눈의 위치 설정

정확한 눈동자의 위치 설정은 전체적인 시스템의

효율을 좌우하는 중요한 요소이다. 눈의 위치가 설정된 후 코나 입의 위치는 눈의 위치로부터 단순한 기하학적인 상관 관계를 이용하면 대략적으로 설정 가능하므로 잘못된 눈의 위치 설정은 인식율을 저하시키는 결정적인 요소가 된다. 눈의 위치인식은 얼굴인식의 시작 단계로서 많은 연구가 있어 왔다. Hough Transform[12], Template matching[1-3], Symmetry Operator[13], Eigen Face[14], Gabor Filter[15] 등을 사용한 방법들과 Yuan[11]에 의한 eye Masking 방법이 소개 되었다.

Eye masking 방법은 주어진 영상의 edge를 검출한 후 edge 위치의 그레이 레벨을 누적함으로써 눈의 위치를 찾아내는 방법이다. 눈이 위치하고 있는 곳은 다른 곳에 비해 상대적으로 데이터의 변화율이 높기 때문에 이러한 특징을 이용하여서 눈의 위치를 식별할 수 있다. 본 논문에서는 Yuan이 제시한 eye masking을 이용하여서 눈의 위치를 설정하였다.

2.1.1 눈의 수평 위치 설정

눈의 수평 위치(eye line)를 설정하기 위해 주어진 영상의 수직 edge를 수평 line 별로 검색하였다. edge가 있는 위치에 해당하는 그레이레벨을 누적함으로써 eyeline을 발견할 수 있다. 그레이레벨의 누적은 다음 식으로 표현될 수 있다.

$$accum_h(y) = \sum_{x=edgepoints} (Graylevel(y,x)) \qquad (1)$$

식(1) 에서 y는 영상의 행을 나타내고 x는 영상의 열을 나타낸다. 식(1)을 이용하여서 주어진 영상의 행에 대한 accumulation value(누적값)을 그래프로 나타내면 그림(2)과 같다.

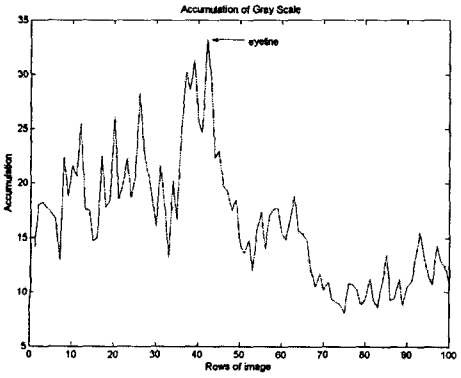

그림 2. 수평의 eyeline

2.1.2 눈의 수직위치 설정

발견된 eyeline을 따라 수직 line을 발견하기 위한 windowing을 하고 윈도우내의 수직 edge 의 위치에 해당하는 그레이레벨을 누적한다. 역시 누적 합이 가장 큰 윈도우의 중앙 열을 수직의 eyeline으로 설정할 수 있다. 윈도우의 영역에 대한 누적 합은 식(2)와 같다.

$$accum_v = \sum_{y=eyeline-10}^{eyeline+10} \sum_{x=x-15}^{x+15} gray(y,x) \quad (2)$$

식 (1)과(2)를 이용하여 발견된 수평 수직 eyeline은 그림 (3)에 주어졌다.

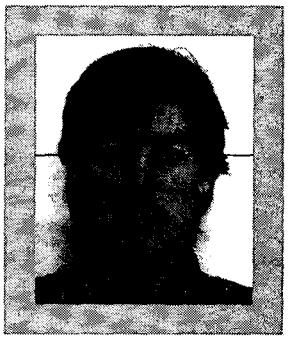

그림 3. 수직,수평 eyeline

2.1.3 눈동자 중앙의 설정

그림 3에서 보듯이 눈의 대략적인 위치는 설정되었으나 eyeline은 정확하게 눈의 중앙을 식별하지 못하고 있다. 더욱이 수평의 eyeline은 사람마다 두 눈의 높이가 정확하게 일직선상에 있지 않음을 보여준다. 따라서 정확한 눈동자의 위치는 눈동자에 대한 template을 matching 시킴으로써 얻어질 수 있다. 본 실험에서는 두 개의 binary template 영상을 만들고 발견된 눈의 위치를 이진 영상으로 만들어 template matching을 하였다. 눈 위치의 이진 영상에서 포함되는 검은색 점의 수는 PI(Propotional & Integral Gain)[16] 컨트롤을 이용하여서 30개로 설정한다음 template matching을 하였다. PI 컨트롤은 다음의 식(3)과 같이 주어진다.

Error= setpoint-counted_point (3.1)

accum=accum+error (3.2)

delta=kp*error+ki*accum (3.3)

new_count=counted_point+delta (3.4)

위 식에서 setpoint는 실험적인 수치로 30을 설정하였고 counted_point는 눈 영역에서 발견된 검은색 점의 수이다. 식(3.2)와 같이 누적된 error를 설정한 후에 비례계수 kp와 적분계수 ki를 이용해서 보상값 delata를 설정했다. 여기서 kp와 ki는 각각 0.0001과 0.000001을 사용하였다. 여기서 너무 작은 계수를 사용하면 수렴이 늦어지고 너무 큰 수를 사용하면 원하는 setpoint로 수렴하지 않고 진동(oscillation) 할 수 있으므로 적절한 계수를 선택하여야 한다. 그림(4)은 그림 (3)의 eye 영역에 대한 이진분할 결과와 template matching에 사용된 이진 template이다. 두 개의 template를 사용한 후 눈 영상과의 correlation계수가 높은 것을 선택하고 선택된 영역의 중앙이 새로운 눈의 수평 수직 중앙이 된다.

2.2 영상의 표준화

그림 5와 같이 눈의 위치는 성공적으로 설정되었으나 카메라의 영상 포착 거리에 따라 같은 크기의 영상이라 할지라도 실제 얼굴의 크기는 달라질 수 있으므로 이에 따른 얼굴의 특징 값들이 데이터베이스에 저장 되어있는 값과 상이한 결과를 초래한다. 이러한 결점을 보완하기 위해 표준 마스크를 만들고 마스크 내의 눈에 대한 참조 점으로 두 눈의 위치를 이동시킨다. 이 과정에서 기본적인 기하학적 변형인 이동, 축소, 확대, 회전변환이 적용되었다. 그림 6는 본 연구에서 사용된 얼굴 영상 마스크와 두 눈에 대한 참조 점을 보여주고 있다.

상기에 설명된 방법에 의해 발견된 두 눈의 위치를 참조 점으로 이동시키기 위해서는 우선 이동 변환에 의해서 왼쪽 눈의 위치를 왼쪽 참조 점으로 이동

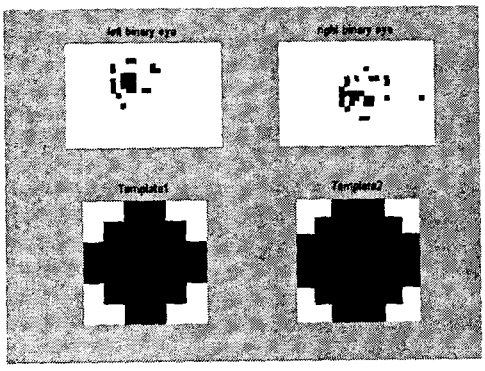

그림 4. 두눈의 이진 영상과 templates

그림 5. template matching에 의해 보정된 눈의 위치

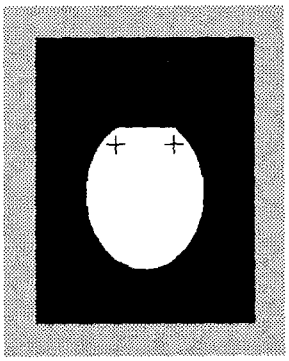

그림 6. 타원의 마스크 영상과 두 눈의 참조 점.

시킨다. 이때 영상의 모든 픽셀들은 같은 변위 만큼 이동된다. 왼쪽 눈이 참조 점과 맞추어진 후 오른쪽 눈과 수평을 맞추기 위해 왼쪽 참조 점을 기준으로 영상을 회전시킨다. 영상의 회전에 의하여서 두 눈의 수평라인은 참조 점의 수평 라인과 일치되었으나 오른쪽 눈은 아직 오른쪽 참조 점과 일치하지 않고 있음을 알 수 있다. 이것을 보상해주기 위해 영상을 왼쪽 참조 점을 기준으로 확대 혹은 축소시킴으로써 오른쪽 눈도 참조 점에 일치시킬 수 있다. 이동, 회전, 스케일에 대한 변환 식은 식(4-6)에 각각 주어졌다.

$$Target_image(y,x)=Source_image(y+\triangle y, x+\triangle x). \quad (4)$$

여기서 △y와 △x는 참조 점과 발견된 눈 좌표 값의 차이이다.

$$x_source=(x_target-ref_x)*\cos(angle)+(y_target-ref_y)*\sin(angle).$$
$$y_source=(y_target-ref_y)*\cos(angle)-(x_target-ref_x)*\sin(angle). \quad (5)$$

여기서 ref_y, ref_x는 회전 중점인 왼쪽 참조 점의 좌표이고 angle은 참조 점의 수평 라인과 오른쪽 눈이 이루는 각도로 표현될 수 있다. x_source, x_target는 각각 원시 영상과 목적 영상의 좌표 값이다.

$$x_source = x_target/x_scale.$$
$$y\text{-}source = y_target/y_scale. \quad (6)$$

여기서 x_scale은 오른쪽 눈의 위치를 오른쪽 참조 점과 맞추기 위해 요구되어지는 scaling factor이다. 실제 x축의 좌표만 scaling 해도 오른쪽 눈의 위치와 참조 점은 일치하나 영상의 비 균일 스케일링에 위한 왜곡을 방지하기 위해 y축으로도 동일한 factor로 scaling 하였다.

그림 7는 본 실험에서 사용된 스케일링 값을 나타내고 있다. 세로축은 영상 데이터 베이스에서 무작위로 선정된 40개 영상에 사용된 스케일링 값을 나타내고 있다. 일정 거리에서 포착된 영상은 0.9~1.2정도의 스케일링 값으로 두 눈이 참조점과 일치하는 정규화된 영상으로 변형되었다. 그림 8~10은 각각 이동, 회전, scaling처리된 영상을 나태낸다.

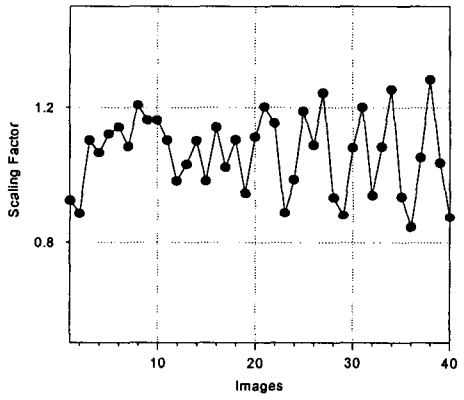

그림 7. Scaling Factors

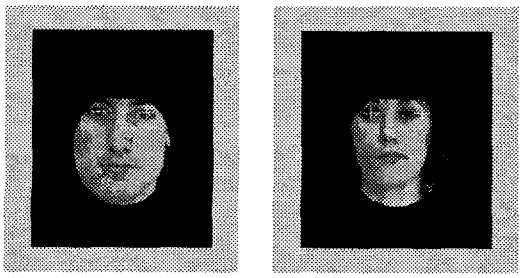

그림 8. 이동 영상(왼쪽 눈 참조 점에 일치)

그림 9. 회전 영상 (두 눈 모두 수평 참조 점에 일치)

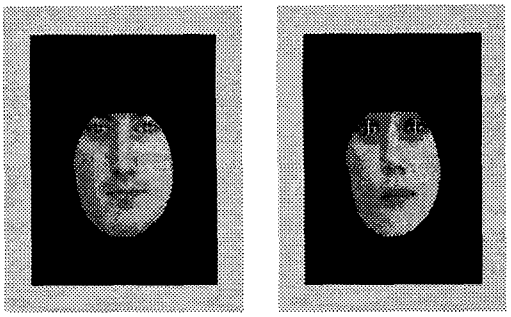

그림 10. scaling된 영상(두 눈 모두 수평 수직 참조 점에 일치)

2.3 입, 코의 위치 설정

성공적으로 눈의 위치가 발견된 후에 코와 입의 위치는 단순한 기하학적인 관계로 발견되어질 영역을 한정할 수 있고, 이 영역 내에서의 검색은 시스템의 인식 속도와 정확도를 향상시키는데 기여한다. 예를 들어 입의 위치는 마스크내의 한정된 영역에서 수평 edge를 검색하여 가장 강한 edge의 시작과 끝을 입술의 길이로 설정할 수 있다. 여기서 입가에 많은 주름이 있는 경우는 edge 검색기의 임계값을 조절함으로써 해결할 수 있다. 이러한 경우도 주름은 대

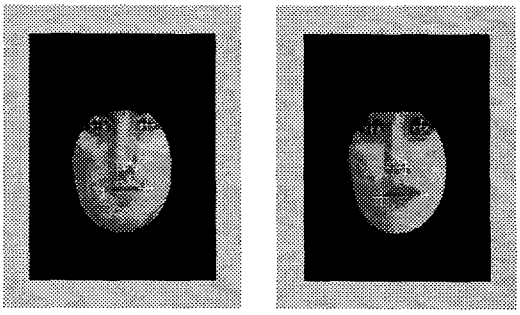

그림 11. 눈, 코, 입의 위치 설정

부분 수직 edge로 인식되므로 시스템의 성능에 결정하는데 크게 영향을 미치지 않는다. 본 실험에서 수염이 있는 경우는 고려하지 않았다.

코의 경우는 그레이 스케일이 검색영역에서 가장 어두운 부분을 선택함으로써 쉽게 구해질 수 있다.

2.4 얼굴의 윤곽 설정

얼굴의 형태 또한 눈, 코, 입의 위치와 함께 개개인을 식별하기 위한 중요한 요소이다. 일반적으로 얼굴은 타원의 형태로 근사 될 수 있다. 타원의 가로 세로 비율을 조절함으로써 긴 형태의 얼굴, 둥근 형태의 얼굴 등을 쉽게 결정할 수 있기 때문이다.

인간 얼굴의 기하학적 특성을 분석하면 모든 사람에게 적용할 수 는 없지만 대다수의 사람에게 적용되어질 수 있는 구조학적 특징을 발견할 수 있다. 우선 얼굴의 중심은 양쪽 눈의 거리를 이분하는 수직 중앙점과, 눈과 콧구멍 사이를 이분하는 수평 중앙 점을 이용하여 설정되어 질 수 있다. 또한 좌우 눈으로부터 얼굴 윤곽까지의 거리도 간단한 샘플 조사로 얻어질 수 있다. 이러 한 구조학적인 특성을 분석하기 위해 상기에 기술된 방법으로 얻어진 눈, 코, 입의 위치 데이터를 분석하였다.

분석결과 얼굴 좌우의 윤곽은 수직 중심에서 눈까지 거리의 2.25배 위치에 있다는 것을 알 수 있었다. 또한 타원의 세로 반지름으로 사용될 턱의 위치는 수평 중앙으로부터 입 사이 거리의 1.95배에 위치한다는 것을 알 수 있었다. 이러 한 데이터는 400개 얼굴영상을 분석한 평균치이다. 수직중심으로부터 좌우 얼굴 윤곽까지의 거리는 0.0903의 표준 편차를 가지고 있고, 수평 중심에서 턱까지의 거리에 대한 표준편차는 0.1131로써 좌우 얼굴 윤곽 보다 비교적 큰 표준 편차를 가지고 있다. 즉 사람마다 턱 길이의 변화율은 얼굴 폭의 변화율보다 큼을 알 수 있다.

그림 12는 위에서 설명된 2.25, 1.95배의 비율을 가지고 대략적으로 설정된 타원을 보여주고 있다. 가로 세로의 반지름을 보정하기 위해 기준타원으로부터 가로 ±10 픽셀의 위치와 세로 ±20의 위치에 검색영역을 그림 13과 같이 설정하였다.

그림 13에서 영상의 top에서 눈의 위치 까지는 상대적으로 복잡한 edge를 가지고 있으므로 얼굴 윤곽의 edge 데이터를 설정하는데 방해 요소가 된다. 따라서 검색영역을 다시 눈 이하에 설정된 타원영역으로 한정하였다. 얼굴의 폭을 알기 위해서는 수직 edge를 검색하였고 얼굴의 길이를 결정하기 위해 수평 edge를 검색하였다. 여기서 edge의 길이가 짧은 것은 머리칼 등에 의해 생긴 것으로 간주하고 픽셀길이 5이하의 edge는 제거함으로써 얼굴 윤곽에 의한 edge들을 검출 할 수 있었다. 강인한 수평 수직 edge 검출에 의해 보정된 타원은 그림 14에 보여지고 있다.

그림 12. 평균 데이터로부터 타원의 설정.

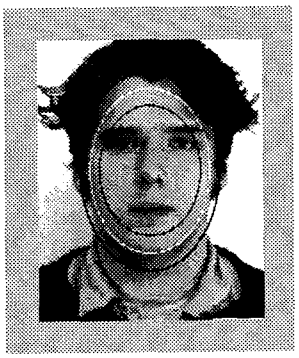

그림 13. 가로±10, 세로 ±20에 검색 영역 설정

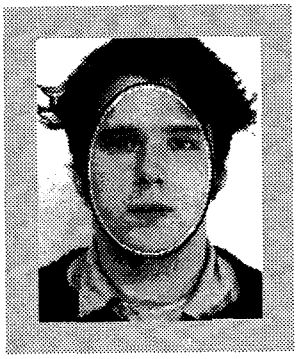

그림 14. 강인한 수평 수직edge에 의한 타원의 보정.

3. 실험결과 및 고찰

실험은 다른 환경에서 획득한 각 개인의 10개의 얼굴 영상을 한 그룹으로 하고 각 그룹의 평균값으로 40 그룹에 대하여서 조사 하였다. 얼굴영상을 얻기 위한 Frame Grabber board로써 Matrox Meteor를 사용하였고 플랫폼으로 pentium 2.4Ghz 컴퓨터를 사용하였으며 입력 영상은 표준화를 위하여 320×240으로 조정되었다.

그림 15의 (a)~(f)는 이제까지 논의된 알고리즘에 의해 발견된 눈, 코, 그리고 입 위치에 대한 정확도를 나타내고 있다. 정확도는 전체 영상의 픽셀 수에 대한 픽셀 오차를 백분율로 표시하였다. 여기서 픽셀 오차란 manual 검출과 자동검출에 의한 픽셀 값의 차이이다. 예를 들어 수평 라인에서 3 픽셀의 오차가 생겼다면 (317/320)×100(%)로 99.06%의 정확도를 가지고 있다. 본 실험에서는 수평 수직 라인 각각 5 픽셀 이상의 오차가 생겼다면 얼굴 영상의 특징 추출에 실패한 것으로 간주한다. 5 픽셀 에라는 수평 수직 라인에서 각각 98.43%, 97.91%의 정확도이다. 그림에서 보듯이 대부분의 경우에서 한계 값 이상의 높은 백분율을 보이므로 특징 값 추출이 성공적임을 알 수 있다.

그림 16는 보정된 얼굴 윤곽의 크기를 타원의 가로, 세로 반지름으로 나타내고 있다. 입력 영상 데이터를 분석한 결과 320×240으로 영상의 크기를 한정하였을 때 평균적으로 가로 반지름의 크기는 40~55 pixel의 폭을 가지고 있고 세로 반지름은 60~78 pixel의 높이를 가지고 있음을 알 수 있었다. 여기서 pixel의 폭과 넓이 에 대한 영역을 식 (7)을 이용하여 넓일 수 있다.

예를 들어 40~55까지의 영역을 0~100까지로 넓히고 싶다면 식 (7)에 의해 40은 0으로 55는 100으로 영역 확장이 되어 각 영상의 identity를 높이는데 도움을 줄 수 있다. 식(7)에서 *Inputwidth*는 입력 영상의 가로 반지름이고 *Minwidth, Maxwidth*는 각각

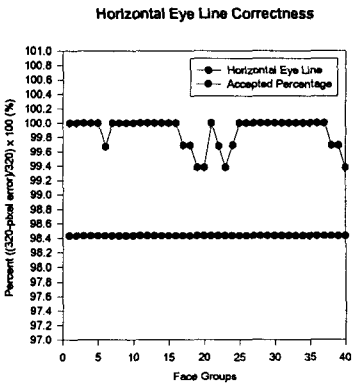

그림 15. (a) 수평 eyeline의 정확도

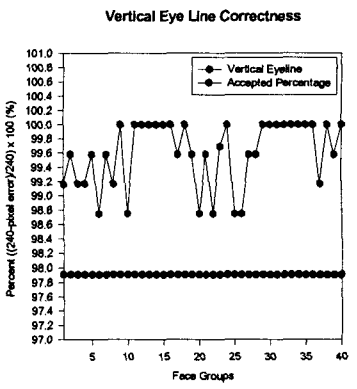

그림 15. (b) 수직 eyeline의 정확도

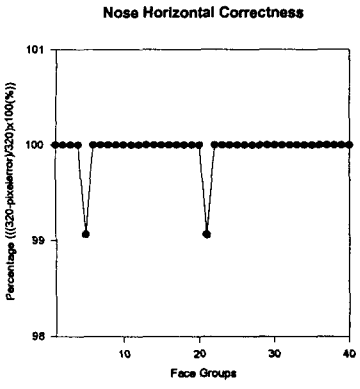

그림 15. (c) 수평 noseline의 정확도

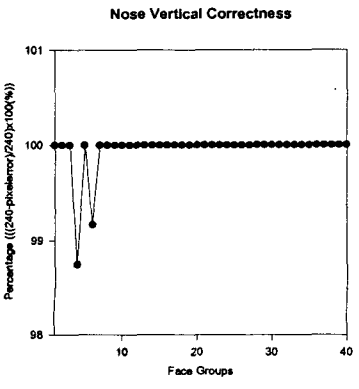

그림 15. (d) 수직 noseline의 정확도

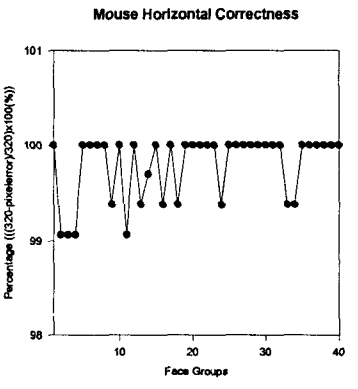

그림 15. (e) 수평 mouseline의 정확도

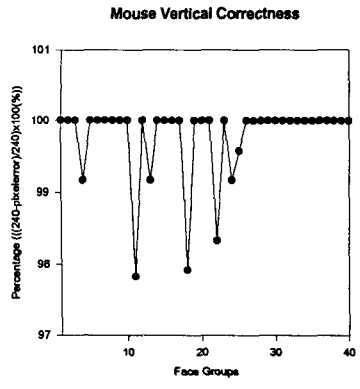

그림 15. (f) 수직 mouseline 의 정확도

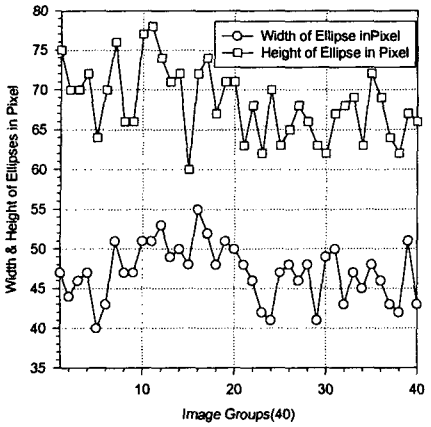

그림 16. 얼굴의 폭과 높이(pixel)

주어진 영역에서의 최소 최대 값이다. 이 값은 주어진 영상 데이터의 분포에 따라 탄력적으로 조절 될 수 있다.

$$\frac{(Input_{width} - Min_{width})}{(Max_{width} - Min_{width}) * 0.01} \tag{7}$$

그림 17은 특징 값을 기반으로 한 얼굴인식 결과를 나타낸다. 데이터베이스 영상과 입력 영상은 입력 영상의 획득 환경이 데이터 베이스의 그것과 다소 차이가 있기 때문에 정확히 일치할 수 없다. 본 연구에서는 두 눈과 두 콧구멍과의 거리, 두 콧구멍 사이의 거리, 콧구멍과 입 사이의 거리, 입의 길이 등을 특징 벡터로 설정하고, 이들 특징 값들간의 평균차이를 임계값으로 처리함으로써 인식률을 조절할 수 있었다. 그림에서와 같이 임계값이 낮을 때는 저조한 인식률을 보이다 임계값이 픽셀 오차 3.5에서는 92%의 높은 인식률을 보이고 있다. 임계값이 4 이상일 때는 많은 영상들이 인식 대상 영상(candidates) 이 됨으로써 인식률이 오히려 떨어짐을 알 수 있었고 임계값 6 이상에서는 80% 이하로 급격히 떨어짐을 알 수 있었다. 본 실험은 사용자가 고유의 ID를 입력한 후 입력된 ID에 대해서 검색하는 반자동 얼굴 인식 시스템임을 밝혀둔다.

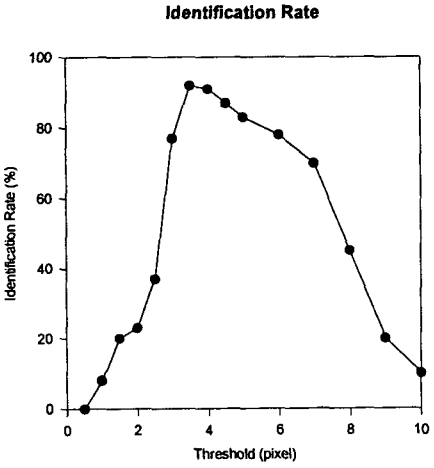

그림 17. 임계값에 따른 인식률의 변화

그림 18은 본 실험에서 구현된 시스템의FAR(False Acceptance Rate), FRR(False Rejection Rate), EER(Equal Error Rate)를 보여주고 있다. 임계값이 증가하면서 FAR은 점진적으로 증가하고 반면 FRR는 감소하는 것을 알 수 있었다. 모든 데이터는 백분율로 나타냈으며 EER 50%에서 최소의 에라율을 보였다.

그림 19는 특징 값 추출을 위한 최상, 최악의 경우에 대한 얼굴 유형을 예를 들고 있다. (a)(b)의 경우는 최상의 경우로서 수평의 eye_line을 검색하는데 오차를 유발할 수 있는 머리칼이 없거나 정리가 되어 있는 상태이다. 또한 안경을 착용하였다 하더라도 두드러진 edge를 제공할만한 frame이 없으므로 눈의 영역을 정확히 발견하는데 영향을 미치지 않는다. 반대로 (c)의 경우는 두드러진 edge를 제공할만한 안경의 frame이 있으며 (d)의 경우는 nose ring 까지 착용하고 있는 상태이다. 이러한 경우는 머리를 숙임으로 해서 코의 위치 발견에 실패할 경우 코의 edge 윤곽으로 특징 값을 대신[18]할 수 있는데 예기치 않은 부착물로 인하여서 잘못된 edge를 제공할 수 있다.

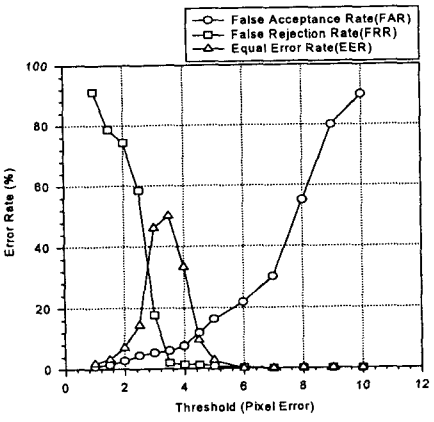

그림 18. FAR, FRR, EER

(a) (b)

최상의 얼굴 유형

(c) (d)

최악의 얼굴 유형

그림 19. 특징값 추출에 영향을 주는 얼굴 유형

4. 결 론

대부분의 얼굴 인식 시스템에서 피할수 없는 근본적인 문제 중 하나는 영상의 획득 환경이 모두 다르다는 것이다. 따라서 얼굴의 크기와 기울기는 획득될 때마다 다르므로 일정한 특징 값을 추출할 수 없었다. 본 연구에서는 Yuan의 방법에 의해서 눈의 영역을 발견하고, 얼굴 크기 및 기울기에 따른 오차를 보정하기 위해 발견된 두 눈의 위치를 이동, 회전, 확대, 축소 등의 기하학적 처리로 고정된 두 눈의 참조 점으로 이동 시켰다. 여기에서 사용된 기하학적인 변환은 영상의 가로 세로 모두에 균일하게 적용됨으로써 각 특징 값들의 위치에 대한 비율을 변화시키지 않고 눈, 코, 입이 성공적으로 타원의 마스크 영역으로 위치 할 수 있었다. 이러한 경우 기형인 경우를 제외하고는 대부분 마스크 내의 미리 설정된 영역에서 눈과 입을 발견 할 수 있었다.

얼굴의 모양 역시 가로 세로의 길이가 가변적인 타원으로 근사할 수 있는데 대부분 인간의 얼굴은 기하학적인 특징을 가지고 있다. 즉 얼굴의 폭(반지름)은 얼굴의 수직 중심에서 눈까지 거리의 2.25배의 위치로 근사 될 수 있으며, 수평 중점에서 턱까지의 거리는 수평 중점에서 입까지 거리의 1.95배로 근사 될 수 있었다 (실험치). 근사 된 영역에서 수평 방향으로 ±10픽셀, 수직방향으로 ±20픽셀 영역에 위치한 수평 수직 에지 중 길이 5픽셀 이상의 강한 에지들을 선택하고 curve fitting 함으로써 얼굴의 폭과 길이를 알 수 있었다.

이상과 같이 설정된 특징 값으로 데이터 베이스를 형성하고 입력 영상을 식별하였을 때 픽셀 오차 임계값 3.5에서 92%의 높은 인식률을 보였고 4 이상에서는 오히려 인식률이 떨어짐을 알 수 있었다. 92% 의 인식률로는 아직 ID 식별을 위한 단독 응용 시스템을 구현하는데 무리가 있으나 지문인식이나 홍체 인식 등 다른 생체 인식 시스템과 연계하여 다중 생체 인식 시스템을 구현한다면 보안 시스템, 인터넷 뱅킹, 전자 상거래 등에서 많은 응용을 발견할 수 있고 ID 분실이나 도용으로 인한 문제점들을 제거 할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] Bennett, A. and Craw, I., "Finding image features using deformable templates and detailed prior statistical knowledge", in P. Mowforth (Ed.), Proceedings of British Machine Vision Conference, pp 233-239. Springer-Verlag, 1991.

[2] Brunelli, R. and Poggio, T., "Face recognition: Features versus templates", IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 15: 1042-1052, 1993.

[3] Baron, R.J., "Mechanisms of Human Facial Recognition", International Journal of Man-Machine Studied, 15:137-178, 1981.

[4] Truk, M. and Pentland, A., "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, 3:71-86, 1991.

[5] Kirby, M. and Sirovich, L., "Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the characterization of human faces", IEEE Transactions on Pattern Analysis &Machine Intelligence, 12:103-108, 1990.

[6] Ting, C. and Chuang, K.-C., "An adaptive algorithm for Neocognition to recognize

analog images", Neural Networks, 6:285-299, 1993.

[7] Steve L. and C. Lee Giles, "Face Recognition :A Convolutional Neural Network Approach" ,IEEE Transactions on Neural Networks, 8:98-113, 1997.

[8] Z. Pan, A. Rust, and H. Bolouri, "Image redundancy reduction for neural network classification using discrete cosine transforms," in Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, vol. 3, (Como, Italy), pp. 149-154, 2000.

[9] Pan, Z. and H. Bolouri, "High Speed Face Recognition Based on Discrete Cosine Transforms and Neural Networks", Technical Report, University of Hertfordshire, UK, 1999.

[10] L.C. Jain and U. Halici, "Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition", CRC Press 219-264, 2000.

[11] http://charybdis.mit.csu.edu.au/~mantolov/CD/ICITA2002/kptdata/243-5/index.htm.

[12] M. Nixon, "Eye Spacing Mesurement for Face Recognition", SPIE Proceedings, Application of Digital Image Processing III, Vol 575, pp 279-285, 1985.

[13] D. Reisfel and Y. Yeshurun, "Robert Detection od Facial Features by Generalized Symmetry", Proceeding of International Conference on Pattern Recognition, pp. 117-120, 1992.

[14] A. Pentland and B. Moghaddam, "View Based Moduler Eigenspaces for face Recognition" Proceedings of IEEE Computer society Confrence on Computer Vision and Pattern Recognition, pp 84-91, 1994.

[15] R. Herpers and M. Michaelis, "Edge and Key Point Detection in Facial Region", Proceedings of Second international Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp 212-217, 1996.

[16] David M. "Realtime Software for Control", pp 41-42, Prentice Hall, 1990.

[17] Robert G. D. Steel and J. H. Torrie, "Principles and Procedures of Statistics", ch.10, pp 239-269, 1980.

[18] M. Kampmann, L. Zhang, "Estimation of eye, eyebrow and nose features in videophone sequences", International Workshop on Very Low Bitrate Video Coding (VLBV 98), Urbana, USA, pp. 101-104, October 1998.

[19] Yang, J., Waibel, A., "Tracking Human Faces in Real Time" CMU Tech. Report CMU-CS-95-210, Nov., 1995.

이 항 찬

1986년 인하대학교 공과 대학교 전기공학과 졸업(공학사)
1992년 (미)Oklahoma 주립대학교 전기및 전자 공학과 졸업 (공학 석사)
1997년 (미) Oklahoma 주립대학교, 전기 및 전자공 학과 졸업 (공학박사)
1998년 3월~1999년 2월 청운대학교, 전임강사
1999년 3월~2000년 2월 한성대학교, 전임강사
2000년 3월~현재 한성대학교, 조교수
관심분야 : 영상압축, 컴퓨터 비젼

교 신 저 자

이 항 찬 136-792 서울특별시 성북구 삼선동 2가 389 번지 한성대학교 컴퓨터공학부