

# 얼굴의 등고선 영역을 이용한 퍼지적분 기반의 3차원 얼굴 인식

이 영 학<sup>†</sup>

## 요 약

얼굴 표면에 대한 곡률의 특성은 사람의 특징을 나타내는 중요 요소 중의 하나이며, 깊이 값에 따른 얼굴의 형상 또한 사람마다 다른 모양을 가지고 있으므로 중요한 특징의 하나로 간주 될 수 있다. 본 논문은 3차원 얼굴 영상으로부터 추출된 표면 곡률을 얼굴의 등고선 값에 따라 추출된 영역에 대하여 퍼지적분을 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안한다. 먼저 객체와 배경을 분리하여 얼굴을 추출한 후 얼굴에서 가장 두드러진 형태인 코끝을 찾고, 회전에 대한 정규화를 실시한다. 얼굴의 등고선 영역은 코끝을 기준으로 깊이 값에 따라 영역이 추출되며 사람마다 서로 다른 형상 특징을 가지게 된다. 등고선에 따라 획득된 3차원 얼굴 영상으로부터 얼굴의 표면 특성 정보인 주 곡률, 평균 곡률 그리고 가우시안 곡률 값을 추출한다. 각각의 등고선 영역에 대해 차원의 감소를 위하여 고유 얼굴 추출과 특징 공간상에서 클래스간의 분리를 최대화시키기 위해 선형판별분석 알고리즘을 이용하여 유사도를 비교 하였다. 그리고 클래스간의 분별 정보를 등고선 영역들에 대해 퍼지적분 방법을 사용하여 인식률을 향상 시켰다. 제안된 방법으로 수행한 결과, 코끝으로부터 깊이 값 40 (DT40)인 등고선 영역이 가장 높은 인식률을 나타내었으며, 퍼지적분을 사용한 방법이 다른 알고리즘보다 높은 인식률을 나타내었으며, 곡률은 주 곡률의 최대 곡률이 98%의 높은 인식률을 나타내었다.

## 3D Face Recognition in the Multiple-Contour Line Area Using Fuzzy Integral

Yeunghak Lee<sup>†</sup>

## ABSTRACT

The surface curvatures extracted from the face contain the most important personal facial information. In particular, the face shape using the depth information represents personal features in detail. In this paper, we develop a method for recognizing the range face images by combining the multiple face regions using fuzzy integral. For the proposed approach, the first step tries to find the nose tip that has a protrusion shape on the face from the extracted face area and has to take into consideration of the orientated frontal posture to normalize. Multiple areas are extracted by the depth threshold values from reference point, nose tip. And then, we calculate the curvature features: principal curvature, gaussian curvature, and mean curvature for each region. The second step of approach concerns the application of eigenface and Linear Discriminant Analysis(LDA) method to reduce the dimension and classify. In the last step, the aggregation of the individual classifiers using the fuzzy integral is explained for each region. In the experimental results, using the depth threshold value 40 (DT40) show the highest recognition rate among the regions, and the maximum curvature achieves 98% recognition rate, incase of fuzzy integral.

**Key words:** 3D face recognition(3차원 얼굴인식), curvature(곡률), Fuzzy Integral(퍼지적분)

※ 교신저자(Corresponding Author): 이영학, 주소: 경북 경산시 대동 214-1(712-749), 전화: 053)810-3922, FAX: 053)810-4770, E-mail: annaturu@yumail.ac.kr  
접수일: 2007년 11월 22일, 완료일: 2008년 3월 3일

<sup>†</sup> 정회원, 영남대학교 전자정보공학부 객원교수  
※ 이 논문은 2005년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (KRF-2005-214-D00358)

## 1. 서 론

얼굴인식 기술은 비 접촉성 인식이기 때문에 지문 인식 장비에 손가락을 넣거나 정맥인식기에 손을 넣을 때의 접촉에 대한 거부감, 그리고 홍채인식 시스템에 눈을 가까이 할 때 느끼는 불편함이 없다는 장점을 갖고 있다[1]. 생체 인식 시스템 가운데서 얼굴 인식은 정지 영상이나 동영상으로부터 얼굴을 자동으로 인식하는 기술로서[2] 활발히 연구되고 있지만, 외부의 조명변화와 카메라의 각도에 의해 영상이 민감하게 반응하여 인식에 크게 영향을 미치므로 인식률이 낮아 실제 적용에는 어려움이 많다. 이러한 문제점을 극복하는 방법으로 3차원 얼굴 정보를 이용하는 데, 3차원 입력 장치가 다양하게 개발 보급되고 있다[3-5].

3차원 얼굴의 획득 방법에는 스테레오 정합법과 레이저 광 삼각법 등이 있다. 이 중 스테레오 정합이 많이 이용되며, 2대의 카메라로 영상을 촬영하여 두 영상의 국부영역의 매칭을 통해 변이 값을 구하여 3차원 정보를 추출하는 방법이다. 가까운 곳으로부터 먼 곳까지의 3차원 정보를 추출할 수 있는 장점이 있는 반면 정확도가 높지 않아 얼굴 인식에 적용이 어렵다. 반면 광 삼각법을 기반으로 하는 3차원 레이저 스캐너에 의한 3차원 얼굴 영상은 얼굴 전체에 대하여 깊이 정보를 정확하게 획득할 수 있으며, 또한 필터와 레이저를 활용하므로 2차원 영상에서 가장 문제가 되는 조명의 영향과 카메라의 각도에 의한 영향을 거의 받지 않는 장점을 가지고 있다. 그리고 3차원 얼굴 영상은 얼굴과 카메라까지의 거리 차에 따라 생기는 축소 효과도 거리가 측정되므로 작게 할 수 있다[6].

일반적으로 얼굴을 인식하는 방법은 얼굴요소를 찾느냐 또는 얼굴영역 전체를 모델링 하느냐에 따라 얼굴의 지형적 특징에 기반을 둔 방법과 얼굴의 형판 정합에 기반을 둔 방법으로 나눌 수 있다[7-8]. 특징 기반 접근법은 얼굴의 주요 구성요소인 눈, 코, 입 등을 추출하여 이들의 상관관계를 사전지식으로 이용하여 얼굴영역을 추출하는 방법으로서, 추출된 영상에서 특징 벡터를 계산하여 인식 파라미터로 사용한다. 형판정합 방법은 얼굴에 대한 표준적인 형판을 만들고 입력영상에 대해 탐색 창을 적용하여, 각 탐색 창 영상을 형판과 비교하며 얼굴영역을 찾는 방법

으로서, 얼굴의 특정 영역을 추출하여 상관도나 최소 제곱합(SSD: sum of squared difference)등을 이용하는 것이다. 형판 정합 방법은 적절한 형판을 구현한다면 좋은 결과를 보일 수 있으나, 인식 속도가 느리고, 많은 양의 메모리가 요구되므로 대용량의 데이터베이스 구현에는 적당하지 못하다.

지금까지 얼굴 인식은 2차원의 영상을 이용한 얼굴인식이 대부분이었으나, 3차원 영상을 획득하는 장치의 가격이 저렴해지고, 속도가 빨라짐에 따라 3차원 영상을 이용한 얼굴인식에 대한 연구가 활발해지고 있다[9-12]. 많은 연구에서 기하학에서 많이 활용되는 곡률을 계산하여 3차원 얼굴 인식에 적용했다[9]. Chua, Han 그리고 Ho[9]은 자유 형태 표면을 나타내는 점 부호(point signature)를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였는데 이는 단단하지 않는 물체 인식 문제로서 얼굴 인식을 다루었다. Lee와 Milios[11]은 얼굴의 각 점에서 평균 곡률과 가우시안 곡률의 부호를 기준으로 깊이 영상의 불룩한 부분을 추출하였다. 이러한 불룩한 부분들은 얼굴의 기본적인 특징을 형성한다. 불룩한 부분에 대한 확장된 가우시안 이미지를 추출하여 2개의 얼굴 영상에 대한 얼굴 특징을 비교하기 위해 사용하였다. Gordon [12]는 깊이와 곡률 특성들을 이용한 얼굴 인식을 발표했다. 얼굴에 대한 곡률은 사람의 콧등과 눈의 특징들을 찾을 수 있다. Tanaka등[13]은 단단한 자유 형태 표면의 3차원 형상 인식 문제로서 얼굴 인식 문제를 다루었다. 입력 이미지들과 모델 데이터베이스에 대한 각 얼굴 영상은 각 표면 점에서의 주 곡률과 방향들로 구성된 확장된 가우시안 영상(EGI)으로 표현되었다. 개인 얼굴들은 Fisher의 EGI에 관한 구형의 상관관계를 이용하여 서로간의 유사도를 평가하여 인식하였다. 최근에는 깊이 영상에 대하여서 Lu[14] 등은 얼굴의 특징점을 추출하기 위해 각 점의 곡률 값을 이용한 형상 인덱스(shape index) 영상을 만들어 얼굴 인식 시스템을 구현 하였다. 그리고 2차원 영상으로부터 얼굴의 특징을 얻기 위해 원 영상으로부터 얼굴의 구성성분을 추출하는 웨이블릿(wavelet) 또는 거버 웨이블릿(gabor wavelet) 분해를 이용하여 클래스화하는 응용형태의 인식 알고리즘을 제안하고 있다[15,16].

이상에서 살펴 본바와 같이 지금까지는 3차원 얼굴 영상 전체에 대해서만 다루었을 뿐, 얼굴의 곡률

을 세부적으로 분석하여 사용하지 않았으며, 또한 3차원 영상이 가지는 사람의 고유한 깊이 값을 적용하지 않았다. 그래서 본 논문에서는 사람마다 가지는 얼굴의 고유한 곡률과 코끝으로부터 깊이에 따라 다른 형상을 나타낸다는 점을 이용하는 새로운 영상인식 방법을 제안하여 차원의 축소인 고유얼굴과 클래스간의 분리를 위한 선형판별분석(LDA: linear discriminant analysis) 방법을 이용하여 얼굴을 각 등고선 영역별로 비교 분석하며, 인식률의 향상을 위하여 퍼지적분 방법을 이용한다.

본 논문의 구성은 2장에서 정규화 과정을 설명하고, 곡률의 정의 및 차원축소(고유얼굴과 선형판별분석)를 3장에서 설명하며, 4장에서는 퍼지적분을, 5장에서는 실험 및 결과를 분석하고, 6장에서 결론을 맺는다.

## 2. 코끝 점 추출과 정규화

사람의 코는 대부분이 얼굴의 중앙에 위치하며, 좌우 대칭의 기준이고, 얼굴에서 가장 두드러지게 튀어나오는 형태를 가진다. 이러한 점을 이용하여 본 논문에서는 코끝을 기준으로 사용하기 위해 코끝을 먼저 추출한다. 이 점을 기준으로 하여 얼굴의 정규화 및 기준 점으로부터 상대적인 깊이에 값을 계산할 수 있으며 기준 점으로부터의 일정 깊이 이상의 영역을 추출하는데 이용될 수도 있다.

### 2.1 코끝 점 추출

먼저 얼굴과 배경이 포함된 영상에 대해 3차원 얼굴 영상으로부터 얼굴 영역만을 추출하기 위해 배경 영역과 얼굴 영역을 분리[17,18] 하는 과정이 필요하다. 머리카락, 배경 그리고 옷은 코의 위치를 찾는 데 오류를 발생시킬 수 있는 가장 큰 요인이고, 불필요한 영역이므로 먼저 제거한다. 입력 영상에 대하여 소벨 연산자를 이용하여 얼굴, 배경 그리고 옷의 경계선을 추출한다. 배경을 제거한 3차원 영상에 대하여 평균값을 구한 후 이를 임계값으로 사용하여 이진 영상화시킨 후, 영상을 레이블링한 다음 가장 넓은 영역을 추출하면 배경, 머리카락 그리고 옷이 제거된 얼굴 영역만을 추출한 영상을 얻을 수 있다.

일반적으로 코는 얼굴의 중앙 영역에 위치하고 가장 높은 정점이므로 기준으로써의 역할을 할뿐만

아니라 찾기가 용이한 특징이 있어, 기준점인 코를 먼저 찾는다. 평균값을 임계값으로 사용하는 반복 선택 방법을 이용하여 쉽게 찾을 수 있다. 사람에 따라서 코의 끝은 여러 가지의 형태를 가질 수 있으므로 최고점을 갖는 화소가 여러 개 있을 수 있다. 이 화소들로 이루어진 영역들의 무게 중심좌표를 구하여 최고점의 좌표 MAX(X, Y, Z)를 구하면 그림 1과 같다.

### 2.2 정규화

본 논문에서는 얼굴의 자세의 변화에 대한 문제를 해결하기 위하여 특이값 재구성(SVD: singular values decomposition)을 사용한 자세 변환을 수행 하였다[19]. 입력된 3차원 얼굴 영상은 고유 얼굴 공간에 투영되고 여기서 획득된 특징 값을 이용하여 회전된 영상을 정면화된 영상으로 복원한다. 각 각의 얼굴 자세에 대한 행렬을 구하여, 왼쪽으로 변화된 자세에 대하여 변환 행렬을  $y T_p(R_R, P_R, U)$ 라 하면 오른쪽으로 회전된 얼굴에 대한 변환은 식(1)과 같으며, 다른 자세 변환도 동일하게 적용된다.

$$\begin{aligned} TR_R : C_f &= TR_R C_{P_R} \\ TR_R &= C_f C_{P_R}^+ \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $C_f$ 와  $C_{P_R}$  ( $P_R = R_R, P_R, U$ )는 각각 오른쪽 회전, 오른쪽 기울임 그리고 위로의 자세에 해당하는 트레이닝 셋의 PCA계수를 행하는 행렬이며,  $C^+$ 는 행렬  $C$ 의 유사역행렬(pseudo inverse matrix)이다. 각각의 자세에 대해 위의 식을 적용하여 회전된 얼굴에 대한 자세 변환을 하였으며, 전체 알고리즘은 아래와 같다.

1.  $P$  = 입력영상
2.  $X$  = 고유얼굴 공간 투영벡터( $P$ )
3.  $X'$  = 자세변환
4.  $P'$  = 복원( $X'$ )

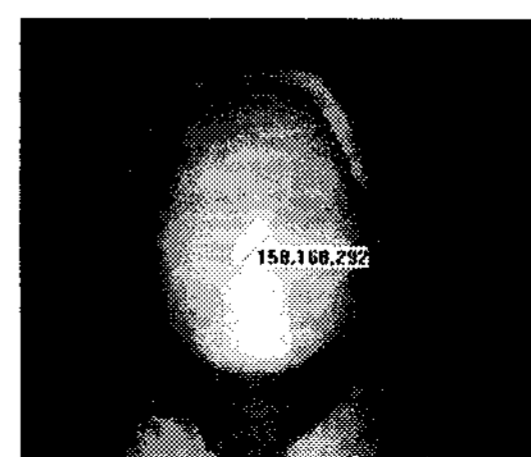


그림 1. 3차원 영상에서의 최고점 추출

### 3. 곡률의 정의 및 차원축소

#### 3.1 표면 곡률의 정의

3차원 물체의 인식을 하기 위해서는 표면 특성에 관한 정보가 필요하다. 이때 표면 특성은 표면 함수와 같은 수학적 형태로 정의되며, 임의의 평활 표면은 매개 변수공간에서 제 1기본형과 제 2기본형으로 정의가 가능하다. 더욱이 이들 기본형 계수들의 조합에 의해 구해지는 곡률 정보는 표면 형태 특성을 잘 설명하기 때문에 최근에는 이들 곡률 정보를 이용한 거리 영상 분석이 많이 연구되고 있다.

표면의 한 점에서 주 곡률은 그림 2와 같다. 점 P에서 표면에 수직인 법선 벡터  $\vec{n}$ 을 포함하는 법평면이 벡터  $\vec{n}$ 을 축으로 회전할 때 곡률  $k_n$ 은 변화하고 두 수직인 방향으로 최대, 최소 값을 갖는다. 이 극한치와 이에 대응하는 방향이 주 곡률과 주방향이다. 주 곡률은 표면 위의 한 점에서의 표면 특성을 잘 표현하며, 특히 주 곡률의 부호에 따라서 표면을 6가지 기본 유형으로 구분할 수 있는 특징이 있다. 그러나 미분 연산에 의한 잡음 증폭은 특히 경계선 근방에서 올바른 주방향 및 주 곡률의 추정을 어렵게 한다.

본 논문에서는 3차원 곡률 함수가 없기 때문에 물체의 표면을 작은 조각들로 세그멘테이션을 한 후 조각을 2차원으로 변환하여 근사화 시키는 방법을 사용하였다[20]. 영상의 한 점(x, y)에서 거리 값  $z(x, y)$ 로 근사화 할 수 있다.

$$z(x, y) = a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{02}y^2 + a_{11}xy \quad (2)$$

식 (2)의 계수들은 최소 제곱 문제를 사용하여 구한다. 그리고 표면의 한 점은 주어지는 그 점에서의 위치 벡터에 의해 식 (3)과 같이 정의되며,

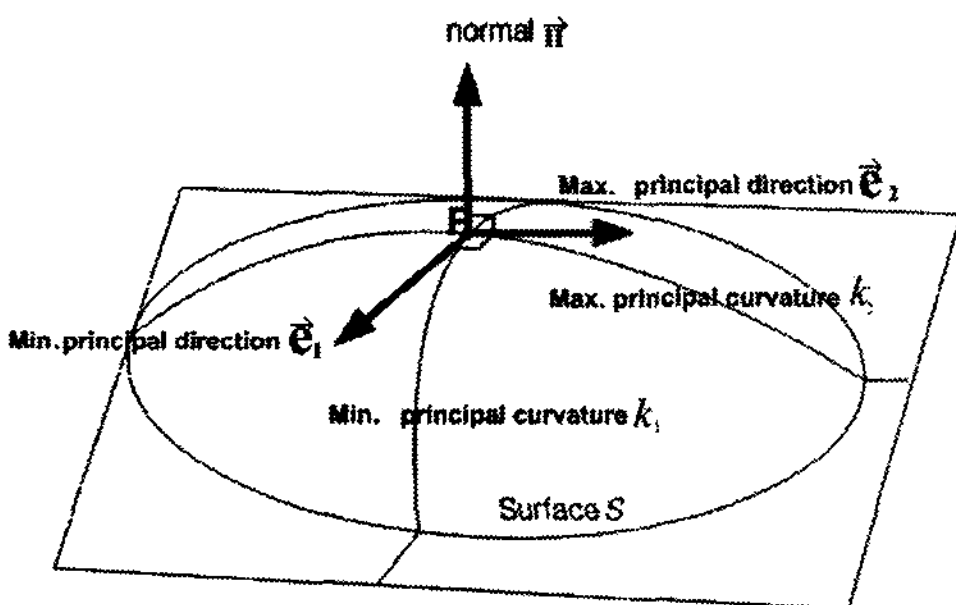


그림 2. 표면 한 점의 주 곡률과 방향성  $\{k_1, k_2\}$   $\{e_1, e_2\}$

$$R(x, y) = x\hat{i} + y\hat{j} + z(x, y)\hat{k} \quad (3)$$

임의의 평활 표면은 미분 기하학에 의해 매개 변수 공간에서 제 1 기본형과 제 2기본형으로 정의가 가능하다. 제 1기본형 I 과 제 2기본형 II는 식 (4)과 식 (5)과 같이 표현된다.

$$I = ds^2 = dR \cdot dR = E dx^2 + 2F dx dy + G dy^2 \quad (4)$$

$$II = -dR dn = e dx^2 + 2f dx dy + g dy^2 \quad (5)$$

$$E = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2, \quad F = \frac{\partial z}{\partial x} \frac{\partial z}{\partial y}, \quad G = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2 \quad (6)$$

$$e = \frac{R_{xx} \cdot R_x \times R_y}{(EG - F^2)^{1/2}} = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial x^2}}{(EG - F^2)^{1/2}} \quad (7)$$

$$f = \frac{R_{xy} \cdot R_x \times R_y}{(EG - F^2)^{1/2}} = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y}}{(EG - F^2)^{1/2}} \quad (8)$$

$$g = \frac{R_{yy} \cdot R_x \times R_y}{(EG - F^2)^{1/2}} = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial y^2}}{(EG - F^2)^{1/2}} \quad (9)$$

제 1기본형은 변수 공간(dx, dy)에서의 미소 변화량에 대한 3차원 표면 위의 한 점 (x, y)에서 R의 미소 변화량 즉,  $|dR|^2$ 을 나타내며, 이 값은 표면의 평행 이동 및 회전과 표면 변수화의 변동에도 불변하는 값으로써 표면 자체 특성에 기인하는 표면의 내적 성질을 표현한다. R은 3차원 표면상의 한 점  $R(x, y)$ 에서의 표면 단위법선 벡터이다. 제 2 기본형은 변수 공간(dx, dy)에서의 미소 변화량에 대한 3차원 표면 위의 한 점 (x, y)에서 법선 벡터 변화량 dn과 표면 위치 변화량 dR사이의 상관도를 나타낸다. 이것은 표면이 3차원 공간에서 어떠한 형태로 존재하는가에 의존하므로 표면의 외적 성질을 내포한다. 위의 두 기본형에 의해 3차원 표면은 존재성과 유일성이 보장된다. 따라서 임의의 평활화 표면 형태는 6개의 스칼라 함수 E, F, G, e, f, g에 의해 결정된다. 또한 6개 스칼라 값들의 조합에 의해 구해지는 곡률 정보는 표면 형태 특성을 잘 설명한다.

상기에서 구한 스칼라 값들을 이용하여 최소 곡률 값  $k_1$ 과 최대 곡률 값  $k_2$ 는 식 (10)과 식 (11)과 같다.

$$k_1 = \frac{gE - 2Ff + Ge - [(gE + Ge - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)]^{1/2}}{2(EG - F^2)} \quad (10)$$

$$k_2 = \frac{gE - 2Ff + Gc + [(gE + Gc - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)]^{1/2}}{2(EG - F^2)} \quad (11)$$

그림 3 (a)과 (b)는 3차원 얼굴 영상에서 깊이 데이터 값이 가장 뚜렷한 코 영역에 대한 주 곡률  $k_1$ 과  $k_2$  값을 3차원으로 표현된 것이다. 주 곡률 최소값  $k_1$ 은 곡면률이 큰 코의 오목한 부위를, 주 곡률 최대값  $k_2$ 은 곡면률이 작은 코의 볼록한 부위를 잘 표현하고 있다.

$k_1$ 과  $k_2$ 의 값은 고정된 표면에 대해서는 불변의 변수이므로 동일한 조건의 고정된 표면을 위해 전처리 과정으로 정규화를 모두 거쳤기 때문에  $x-y$  좌표 평면에서 정의되는 픽셀 값들의 방향성은 고려하지 않는다. 그리고 가우스 곡률과 평균 곡률은 이들 1, 2기본형 표면 함수를 결합함으로 유도되는 회전, 평행 이동 및 변수화의 변동에 관계없는 스칼라 표면특징이다. 가우스 곡률( $K$ )와 평균 곡률( $M$ )은 여러 가지 방법에 의해 정의가 가능하지만 그 중에서 대표적인 표면 제 1, 2기본형 계수들의 조합과 1, 2차 편미분 함수들에 의해 구할 수 있다.

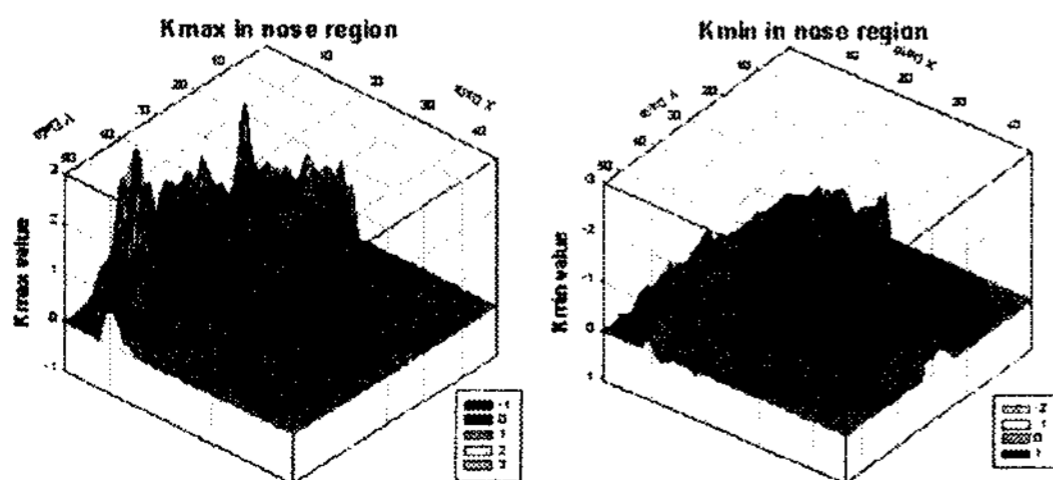
앞에서 언급한 주 곡률을 이용하여 가우스 곡률  $K$ 는 식 (12)과 같으며

$$k_3 = K = k_1 k_2 = \frac{(eg - f^2)}{(EG - F^2)} \quad (12)$$

평균곡률  $M$ 은 식 (13)과 같다

$$k_4 = M = \frac{(k_1 + k_2)}{2} = \frac{(Eg - 2Ff + \geq)}{2(EG - F^2)} \quad (13)$$

본 논문에서는 주 곡률,  $K$  그리고  $M$ 의 부호가 아닌 곡률 값 변화 특성을 이용하고자 한다.  $K$ 와  $M$ 의 정의 식은 위와 같으며 일반 표면 곡률을  $k$ 라 할 때,  $k$ 와 가우스 곡률( $K$ ) 및 평균 곡률( $H$ )사이의 관계는



(a)  $k_1$ 의 3차원 그래프 (b)  $k_2$ 의 3차원 그래프

그림 3. 코 영역의 주 곡률  $k_1$ 과  $k_2$ 의 분포도

식 (14)과 같다.

$$k^2 + 2Mk + K = 0 \quad (14)$$

이때, 주 곡률은 위 식의 두 근에 해당되며, 두 근을  $k_1$ 과  $k_2$ 라 할 때 큰 값이 최대 주 곡률, 작은 값이 최소 주 곡률이다. 위에서 정의된 관계로부터  $K$ 와  $M$ 의 항에서  $k_1$ 과  $k_2$ 값은 식 (15)과 같이 정의된다.

$$k_1 = M - (M^2 - K)^{1/2}, \quad k_2 = M + (M^2 - K)^{1/2} \quad (15)$$

위의 정의로, 만약 표면 곡선이 주어진 방향에서 아래로 볼록하다면, 그 방향에서 표면 곡률값은 양이 된다. 만약 곡선이 위로 볼록하다면 그 방향에서 표면 곡률 값은 음이다.

### 3.2 고유얼굴 및 LDA에 의한 투영벡터

#### 3.2.1 고유얼굴 [21]

학습 영상의 집합을  $\Gamma = [\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_N]$ 로 표기하고 각 영상으로부터 평균 영상  $\psi = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Gamma_n$ 을 빼 영상의 집합을  $\Phi_i = \Gamma_i - \psi$ 로 표기한다. 여기로부터 공분산행렬(covariance matrix)은 식 (16)과 같다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (16)$$

$C$ 의 크기는  $(m \cdot n \times m \cdot n)$ 이고, 고유값  $\lambda$ 과 고유벡터 행렬  $\mu$ 는 식 (17)과 같은 관계를 가진다.

$$C\mu = \mu\lambda \quad (17)$$

$C$ 는 학습 영상의 수가 적으면 계산이 어렵지만 다음 계산식에 의해 이를 효율적으로 계산할 수 있다. 식 (15)의 양변에  $A$ 를 곱하면 식 (18)과 같다.

$$(AA^T)(A\mu) = (A\mu)\lambda \quad (18)$$

따라서 식 (15)과 식 (16)을 비교하면, 고유값은  $\lambda$ 이며, 고유벡터는  $A\mu$ 임을 알 수 있다. 따라서  $N^2$ 의 고유값과 고유벡터를 저차원에서 얻을 수 있다. 일반적으로 학습 영상의 수( $M$ )는 영상의 크기( $m \cdot n$ )보다 매우 작은 크기를 가진다. 고유값의 크기를 큰 순으로 나열했을 때  $k$ 개의 고유벡터로 구성된 행렬은 식 (19)과 같다.

$$\omega_k = \mu_k^T (\Gamma - \psi) \quad (19)$$

$m \cdot n$  크기의 영상 벡터( $x_i$ )는  $k$ 차원의 새로운 벡터  $y_i = \omega_k^t x_i$ 에 의해 재구성된다.

### 3.2.2 선형판별분석법(LDA) [21]

선형판별분석법은 같은 성질의 영상들을 클래스화 하기위해 사용되어지는 방법이다.  $N$ 개의 학습 영상의 집합을  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 라 하고, 각각의 영상은  $c$  클래스  $\{X_1, X_2, \dots, X_c\}$ 에 소속된다고 가정하자. 선형판별분석법은 클래스 간 분산(between-class scatter)와 클래스 내 분산(within-class scatter)의 비를 최대로 하는 선형변환 행렬  $W$ 을 구하는 것이다. 각각의 클래스 간 분산과 클래스 내 분산은 식 (20)과 같이 계산된다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (20)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T$$

$\mu_i$ 는  $i$ 번째 클래스의 평균 벡터를,  $\mu$ 는 전체 평균 벡터를,  $N_i$ 는  $i$  번째 클래스내의 영상의 수를 나타낸다. 만약  $S_W$ 가 비 특이행렬(nonsingular matrix)이라면, 선형판별분석법(LDA)가 클래스 간 분산과 클래스 내 분산의 비를 최대로 하는 투영 행렬  $W_{opt}$ 는 식 (21)과 같이 나타낸다.

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (21)$$

해집합  $\{w_i | i=1, 2, \dots, m\}$ 는  $m$ 개의 고유값을 가장 큰 값부터 나열한  $S_W$ 와  $S_B$ 의 정규화된 고유벡터이다. 이는 식 (22)다음에 의해 구할 수 있다.

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (22)$$

$m \cdot n$  크기의 영상벡터  $x_i$ 는  $m$ 차원의 새로운 벡터  $v_i$ 로 식 (23)과 같이 나타 낼 수 있다.

$$v_i = W_{opt}^T x_i \quad (23)$$

## 4. 퍼지적분(fuzzy integral)

퍼지적분(fuzzy integral)은 퍼지 측도(fuzzy measure)에 대하여 비선형 함수로써 정의되어진다. 본 절에서는 퍼지 측도와 퍼지 적분에 대하여 간략히

설명하고자 한다[22-24].

### 4.1 퍼지측도

퍼지측도는 집합함수  $g: P(Y) \rightarrow [0,1]$ 가 식 (24), (25) 그리고 (26)의 3가지 성질을 만족 할 경우  $g$ 을 퍼지 측도로 정의 한다.

$$1) g(\emptyset) = 0, g(Y) = 1 \quad (24)$$

$$2) g(A) \leq g(B), \text{ if } A \subset B \text{ 그리고 } A, B \in P(Y) \quad (25)$$

$$3) \lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i), \text{ if } \{A_i\}_{i=1}^{\infty} \quad (26)$$

여기서 식 (22)의 성질은 단조성(monotonicity)으로 불리며, 측도가 비가법적이기 때문에 생기는 것이다. 식 (26)은 연속성(continuity)을 나타내는 성질이며, 가측 집합(measurable set)이라 한다. 이러한 정의로부터 Sugeno[23]는 식 (27)의 조건을 만족하는  $g_\lambda$  퍼지 측도를 제안 하였다.

$$g(A \cup B) = g(A) + g(B) + \lambda_g(A) \lambda_g(B) \quad (27)$$

모든  $A$ 와  $B$ 는  $Y$ 의 부분 집합이고,  $A$ 와  $B$ 의 교집합은 공집합이며 그리고  $\lambda > -1$ 을 만족한다. 이때  $\lambda = 0$ 일 경우는 표준 확률 측정(standard probability measure)이 되며,  $\lambda$ 가  $-1 < \lambda < 0$ 나  $\lambda > 0$ 를 만족 할 경우,  $g_\lambda$ 는 신뢰성 측도(belief measure) 그리고 가능성 측도(plausible measure)가 된다. 일반적으로  $\lambda$ 는  $g_\lambda$  퍼지 측도의 경계 조건(boundary condition)에 의해 결정될 수 있다. 그래서  $\lambda$ 의 값은 식 (28)에 의해 구해 질 수 있다.

$$g_\lambda(Y) = \frac{1}{\lambda} \left( \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i) - 1 \right), \lambda \neq 0 \quad (28)$$

위 식을 다시 나타내면 식 (29)과 같이 나타 낼 수 있으며,

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i) \quad (29)$$

여기서  $\lambda \in (-1, +\infty), \lambda \neq 0$ 이고,  $g^i$ 는 퍼지 밀도 함수 값이다. 이것은  $-1$ 보다 큰 단일 근을 구하면 쉽게 그 해를 구할 수 있다. 그러므로  $g_\lambda$  퍼지 측도에 대한 퍼지 적분은 밀도 함수  $g^i$ 의 값과 함께 제공 되어 질 수 있다.

4.2 퍼지 적분

퍼지 측도  $g$ 에 대한 함수  $h$ 의  $Y$ 에 대해 퍼지 적분은 식 (30)과 같이 정의 된다.

$$\int_Y h(Y) \circ g(Y) = \sup_{\alpha \in [0,1]} [\min[\alpha, g(\{y|h(y) \geq \alpha\})]] \quad (30)$$

$h(\cdot)$ 의 값이 내림차순으로 정렬이  $h(y_1) \geq h(y_2) \geq \dots \geq h(y_n)$ 일 경우, Sugeno 퍼지 적분 계산은 식 (31)과 같다.

$$\int h(y) \circ g(\cdot) = \max_{i=1}^n [\min h(y_i), g(A_i)] \quad (31)$$

여기서  $A_i = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 는 대 집합(universe of discourse)의 부분 집합 원소로 정의 된다. 부분 집합의 원소에 일치되는 퍼지 측도의  $g(A_i)$  값은 아래 식 (32)과 같이 귀납적인 방법에 의해 결정된다.

$$g(A_1) = g(y_1) = g^1$$

$$g(A_i) = g^i + g(A_{i-1}) + \lambda g^i g(A_{i-1}), \text{ for } 1 \leq i \leq n \quad (32)$$

5. 실험 및 결과

실험에 사용된 3차원 얼굴영상은 4D컬처에서 제작된 See & Feel 3D Scanner를 이용하였다. 레이저 스캐너가 얼굴 영상을 획득하는 방법은 레이저 라인 빔을 얼굴에 주사하고 스캐너가 3초 동안 이동하면서 180개의 레이저 프로파일이 포함된 영상을 얻는다. 여기서 3차원 라인 프로파일을 포함한 영상의 크기는 가로 세로 640x480이며, 중심선 추출 알고리즘을 적용하여 중심선을 추출한다. 높이 값에 대해서

교정 작업 과정을 거치고, 재표본화와 보간 작업을 수행하여 최종의 320x320크기의 3차원 얼굴 영상이 추출된다. 또한 얼굴 스캐너에서 폐색된 부분의 처리는, 폐색된 주변 경계를 연속하여 돌면서 주변 화소들의 중간 값을 선택하는 방식을 사용하며, 머리카락 부분 등은 정확한 데이터를 중심으로 확장 보간 하는 방법을 사용하였다.

인식에 사용된 데이터 영상은 정면을 향하고 안경을 착용하지 않은 성인 74명에 대해 8장씩(정면, 좌우회전, 좌우기울임, 상하) 592장의 영상을 사용하였으며 그림 4에 입력 영상 예를 나타내었다. 영상의 획득은 입력 영상의 스케일 문제를 배제하기 위해 카메라를 고정시킨 후 얼굴이 320x320에 들어 올 수 있는 거리에 의자를 놓고 동일인에 대하여 첫 번째 정면 영상을 획득한 후 차례대로 좌우 기울임, 좌우회전, 상하 그리고 정면 영상을 다시 입력 받는 순으로 하였다. 영상의 스케일은 분해능이 높은 앞쪽과 분해능이 낮은 뒤쪽의 산술 평균이 되는 중간지점을 기준으로 앞쪽은 절삭 그리고 뒤쪽은 보간을 해주어 동일한 영상이 획득되도록 하였다. 제한조건으로써는 안경을 착용한 경우와 코 및 턱수염이 있는 경우, 그리고 머리카락이 두 눈을 가리는 경우는 심한 노이즈를 발생하므로 배제하였으며, 회전된 영상의 경우엔 양쪽 귀가 보이는 정도만을 허용하였다.

실험의 순서는 정규화를 한 후, 등고선에 따른 얼굴 영역을 구하고, 각각의 얼굴에 대해 표면 곡률을 구하여 알고리즘들을 적용하는 순서로 하였으며, 전체적인 알고리즘을 그림 5에 나타내었다.

3차원 얼굴 영상으로부터 가장 먼저 수행되어지는 것은 얼굴영역 추출이다. 이는 얼굴 가운데서 튀

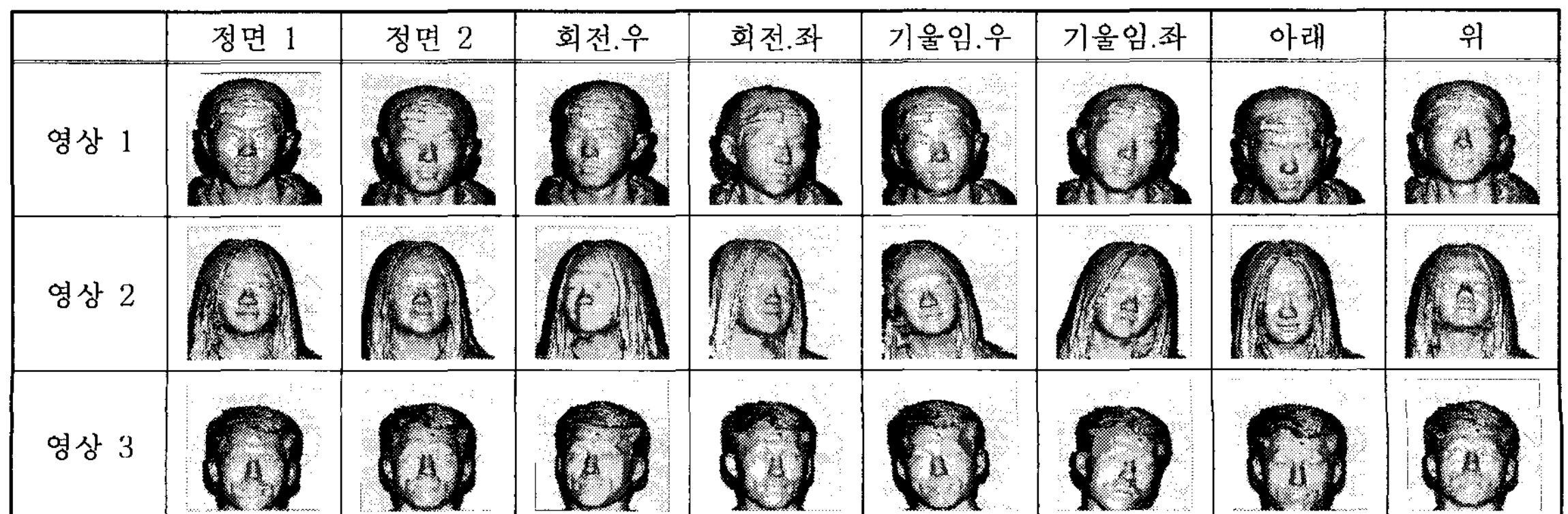


그림 4. 입력 영상들의 예

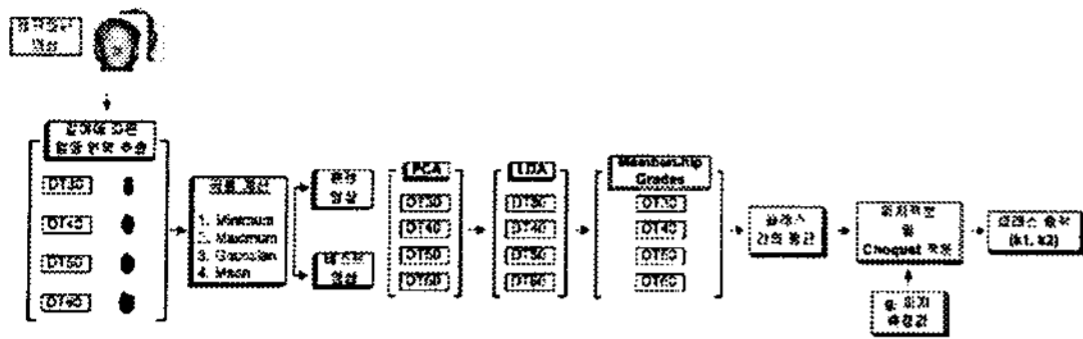


그림 5. 제안된 얼굴 인식 시스템

어나온 형상을 하고 있고 기준점으로 사용되는 코끝을 찾기 위한 것이다. 획득된 3차원 얼굴 영상에서 배경 부분은 가장 작은 값을 가지고 있으므로, 먼저 배경부분을 제거한다. 그리고 Sobel 연산자를 이용하여 얼굴과 얼굴 이외의 부분을 추출하여 가장 큰 면적을 구하면 얼굴 부분이 추출된다. 코는 얼굴에서 가장 돌출된 형태이므로 추출된 얼굴 영상으로부터 반복 선택 방법에 의해 가장 높은 곳인 코끝을 찾을 수 있다. 그리고 코끝점이 여러 개인 경우는 무게 중심 좌표를 구하여 최고점  $f(x_0, y_0, z_0)$ 의 위치로 결정하였다.

회전된 영상에 대하여 SVD 방법을 이용하여 얼굴을 정규화 시키고, 얼굴 영역의 추출은 앞서 구한 기준점을 이용하여 등고선 깊이 값 30(DT30), 깊이 값 40(DT40), 깊이 값 50(DT50) 그리고 깊이 값 60(DT60)에 따라 얼굴 영역을 추출한다. DT30에 대하여 훈련 집합과 테스트 집합에 대한 예제 영상 들을 그림 6에 나타내었다.

앞 절에서 구한 곡률 방정식을 이용하여 임의의 영상에서 주 곡률( $k_1$ 과  $k_2$ ), 가우스 곡률( $K$ ) 그리고 평균 곡률( $M$ )을 구한다. 그림 7은 DT50을 이용하여 추출된 얼굴 영역에 대하여 각각의 곡률을 적용한 후, 곡률 값이 문턱치 값(threshold value) 0.3 이상이 되는 경우를 이진영상으로 나타낸 예이다.

본 논문에서는 얼굴의 대표 곡률인 주 곡률을 기

준으로 실험을 실시하였다. 실험은 먼저 PCA 방법, PCA+LDA방법 그리고 퍼지 적분방법에 대하여 유클리드 거리를 이용하여 인식 실험을 수행 하였다. 훈련 영상은 그림 4에서 정면1, 회전 우, 기울임 우 그리고 아래 영상을 사용하였으며, 테스트 영상은 그림 4에서 정면2, 회전 좌, 기울임 좌 그리고 위 영상을 사용하였다. 퍼지 적분에서, 훈련 집합과 테스트 집합 사이의 LDA 거리 값( $d_i$ )를 이용한 멤버쉽 그레이드(membership grade)는 식 (33)과 같이 정의된다.

$$m(y_{ik}) = \sum_{n_j \in C_k} (n_{ij})/N_k, \quad n_{ij} = \frac{1}{1+(d_{ij}/d_i)} \quad (33)$$

여기서,  $i=1,2,3,4$  클래스의 수를 나타내고,  $j=1,2, \dots, 296$ 는 훈련 집합의 수,  $N_k$ 는  $k$ 번째 클래스  $C_k$ 의 샘플 수를 나타낸다. 훈련 집합에 대한 퍼지 밀도  $g^i$ 는 식 (34)과 같다.

$$g^i = w_i p_i / \sum p_i \quad (34)$$

본 실험에서 사용한 무게 값( $w_i$ )은 실험값에 의하여  $w_1 = 0.3, w_2 = 0.8, w_3 = 0.5, w_4 = 0.4$ 을 사용한 경우가 가장 좋은 인식 결과를 나타내었으며, 각각 DT30, DT40, DT50 그리고 DT60일 경우를 나타낸다. 만약,  $Z = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ 라 하면, 각 깊이 값 영역의 퍼지 밀도는  $g^1 = 0.135, g^2 = 0.130, g^3 = 0.049, g^4 = 0.46$ 로 주어졌다. 그리고 여기서 이용된 파라미터  $\lambda$ 는 식(25)를 이용하여, -1보다 큰 단일 근을 구하면 되므로 본 논문에서는  $\lambda=9.3264$ 를 얻었다. 식 (28)을 이용하여  $Z$ 의 부분집합으로 나타내는 퍼지측도 값을 구할 수 있다. 즉,  $\{z_1\}, \{z_2\}, \{z_3\}, \{z_4\}, \{z_1, z_2\}, \{z_1, z_3\}, \{z_1, z_4\}, \{z_2, z_3\} \dots \{z_1, z_2, z_3\}, \{z_1, z_2, z_4\}, \{z_1, z_2, z_3, z_4\}$ 에서 각 항에 퍼지 밀도 값을 이용 퍼지 측도가 구해진다.

	영상 1	DT30	영상 2	DT30	영상 3	DT 30
Test						
Training						

그림 6. 깊이 값 30에 대한 정면 얼굴의 예제 영상





그림 7. 등고선 값 50에 의해 추출된 이진 영상들 (a) 원 영상 (b)  $k_1$ 로부터 추출된 이진 영상 (c)  $k_2$ 로부터 추출된 이진 영상 (d)  $K$ 로부터 추출된 이진 영상 (e)  $M$ 로부터 추출된 이진 영상.

출력 값  $h(z_i)$ 와 각 깊이 값 영역 클래스에서 최대값을 가지는 클래스를 선택한다. 마지막으로 퍼지 퓨전 (fuzzy fusion)을 계산하기 위해  $Z$ 의 원소들을 재정렬하고, 식 (27)을 이용하여 퍼지 적분을 수행하였다.

얼굴의 깊이 값과 얼굴 표면의 표면 곡률을 이용한 인식 결과를 표 1과 그림 8에 각각 나타내었다. 깊이 값의 변화에 대해 DT40일 경우 97.3%의 가장 높은 인식률을 나타내었으며, 이는 그림 6에서처럼 같은 깊이 값이 주어질 경우 서로 다른 얼굴 형상을 가지므로 높은 인식률을 나타내었다. 평균 인식률에서는  $k_1$ 보다는  $k_2$ 가 높은 인식률을 보였다. 그리고 4개의 등고선 값을 이용하여 퍼지 적분을 적용한 경우는  $k_2$ 가 98.6%의 높은 인식률을 나타내었다.

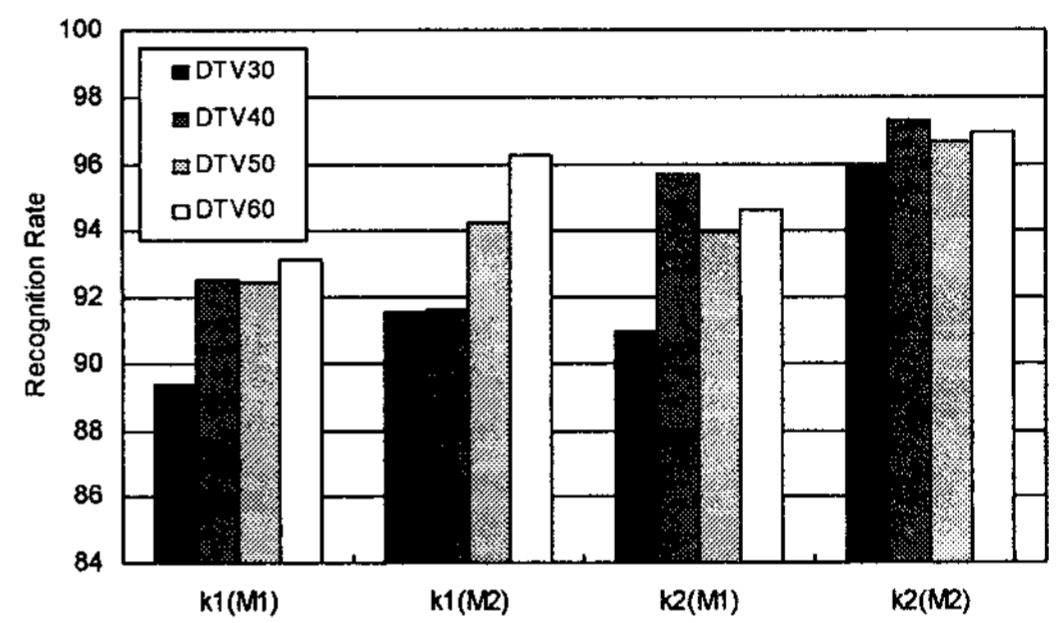
획득된 동일 데이터에 대해 투영 벡터의 통계적 방법[17]과 얼굴 특징값 추출을 얼굴의 기하학적인 방법[18]을 적용한 결과를 표 2에 나타내었다. 투영 벡터와 얼굴의 기하학적인 방법은 차원 감소의 효과는 있었지만 인식률의 측정이 순위 5위 이내인 경우가

표 1. 여러 가지 방법에 의한 인식률 비교표

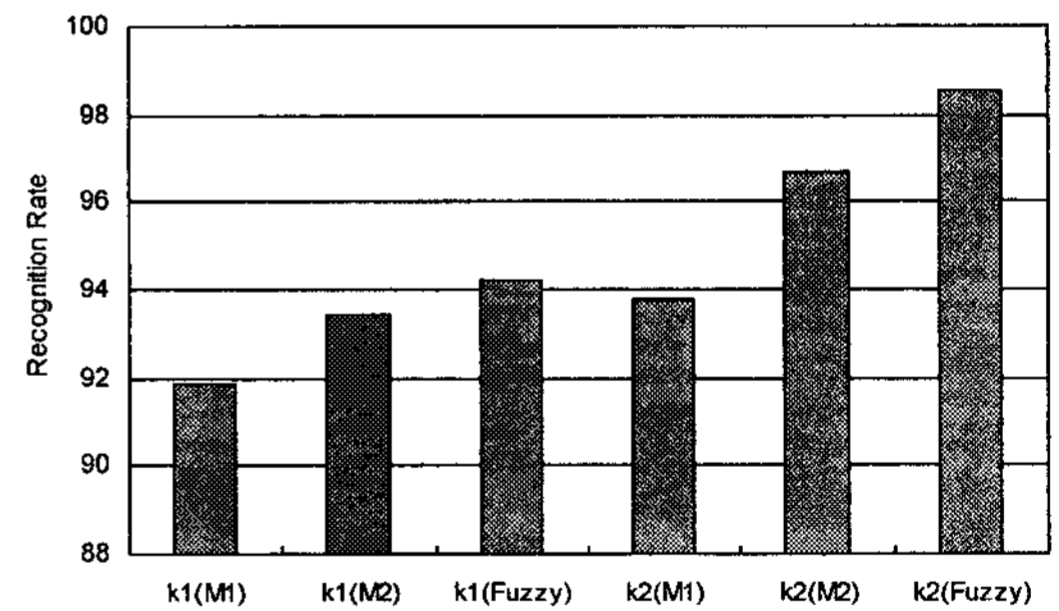
	방법	DT30	DT40	DT50	DT60	평균
$k_1$	PCA(M1)	89.36	92.55	92.43	93.14	91.87
	PCA+LDA(M2)	91.55	91.64	94.26	96.28	93.43
	Fuzzy	94.25				
$k_2$	PCA(M1)	90.97	95.66	93.96	94.63	93.80
	PCA+LDA(M2)	95.96	97.32	96.64	96.93	96.71
	Fuzzy	98.56				

표 2. 획득된 데이터를 이용한 다른 방법들 (순위 5위 이내)

방법	인식률(%)
투영벡터	94
기하학적 특징	95



(a)



(b)

그림 8. 등고선 값에 따른 인식률 결과와 각방법의 평균과 퍼지를 이용한 인식률 (a) 등고선 깊이에 대한 각 방법의 인식률 비교 (b) PCA, PCA+LDA 그리고 퍼지를 이용한 경우의  $k_1$ 과  $k_2$ 에 대한 인식률 비교.

각각 94%와 95%를 나타내므로, 본 논문에서 제안된 방법보다 낮은 인식 성능을 나타내었다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 3차원 물체 인식에서 표면 형태 특성을 잘 나타내는 곡률 정보와 등고선 영역에 따른 얼굴 형상 정보를 기본으로 하는 퍼지 적분에 의한 3차원 얼굴인식 방법을 제시하였다. 이는 사람마다 고유한 얼굴 표면의 곡률 값과 깊이 값을 가지는데

착안 한 것이다. 신뢰성 있는 얼굴 인식을 위해서 얼굴 영역을 먼저 추출하여 얼굴의 중심인 코끝을 찾은 후 회전된 얼굴 데이터에 대하여 특이값 재구성(SVD) 방법을 이용한 회전 보상 알고리즘으로 정규화 과정을 거친다. 기존의 2차원에서의 조명변화에 대한 영향과 접근거리에 따라 발생하는 scaling 문제에 크게 영향을 받지 않으며, 얼굴의 주요 특징점들의 범위를 쉽게 정의 할 수 있는 장점이 있다. 추출된 얼굴 영상으로부터 얼굴의 표면 곡률들을 구하고, 등고선 값에 등고선 영역 별 영상을 구한다. 등고선 영역 별로 각각에 대해 여러 가지의 방법을 적용하여 실험을 한 결과 등고선에 의해 추출된 얼굴의 형상이 잘 구분 되는 DT40인 경우가 가장 좋게 나타났으며, 곡률은 점의 분포가 적게 되는 최대 곡률인 경우가 높은 인식률을 나타내었다. 그리고 실험 방법에서는 퍼지 적분 방법이 98.6%의 높은 인식률을 나타내었다. 얼굴의 깊이 정보는 개개인의 특성을 잘 나타내며, 표면특징들을 추출해내기 위한 표면 곡률은 곡선으로 이루어진 사람들의 얼굴표면을 특정 짓는 귀중한 정보가 될 수 있다는 것을 입증하였다.

### 참 고 문 헌

- [1] 유명현, 박정선, 이상웅, 최형철, 이성환, "얼굴 기반 생체인식 기술의 현황과 전망," *정보과학회지* 제19권 제7호, pp. 22-31, 7월. 2001.
- [2] K. Delac and M. Grgic, *Face Recognition*, I-Tech Education and Publishing, Vienna, July. 2007.
- [3] (주)포디컬처, "<http://www.4dculture.com>"
- [4] Cyberware, "<http://www.cyberware.com>"
- [5] Minolta, "<http://www.minolta.com>"
- [6] P. W. Hallinan, *Two- and three- dimensional patterns of the face*, A K Peters, Ltd., 1999.
- [7] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition : Features versus Templates," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.15, pp. 1042-1052, Oct. 1993.
- [8] 고재필, 변혜란, "고유얼굴 기반의 얼굴형판을 이용한 얼굴영역 추출," *정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용*, 제 27권 제 11호, pp. 1123-1132, 11월. 2000.
- [9] C. S. Chua, F. Han, and Y. K. Ho, "3D Human Face Recognition Using Point Signature," *4th ICAFGFR*, pp.233-238, Mar. 2000.
- [10] R. Chellapa, C. L. Wilson, and S. Sirohey "Human and machine recognition of faces : A survey," *Preceeding of the IEEE*, 83(5): pp. 705-740, May 1995.
- [11] J. C. Lee and E. Milios. "Matching range image of human faces," *Third International Conference on Computer Vision*, pp. 722-726, Dec. 1990.
- [12] G. G. Gordon, "Face Recognition based on depth and curvature feature," *Preceeding of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 808-810, June. 1992.
- [13] H. T. Tanaka, M. Ikeda and H. Chiaki, "Curvature-based face surface recognition using spherical correlation," *Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 372-377, Apr. 1998.
- [14] X. Lu, A. Jain and D. Colbry, "Matching 2.5D Face Scans to 3D Models," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Vol.28, No.1, pp. 31-43, Jan. 2006.
- [15] W. Choi, S. Tse, K. Wong, and K. Lam, "Simplified Gabor Wavelets for Human Face Recognition," *Pattern Recognition*, Vol.41, pp. 1186-1199, Mar. 2008.
- [16] L. Nanni and A. Lumini, "Wavelet Decomposition Tree Select for Palm and Authentication," *Pattern Recognition Letter*, Vol.29, pp. 343-353, Feb. 2008.
- [17] Y. H. Lee, K. W. Park, J. C. Shim, and T. H. Yi, "3D Face Recognition using Projection Vectors," *Preceeding of IVCNZ2002*, pp. 151-156, Nov. 2002.
- [18] 이영학, 박건우, 이태홍, "종단면과 횡단면을 이용한 3차원 얼굴 인식," *정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용*, 제 30권 9, 10호, pp. 885-893, 10월. 2003.
- [19] 박현선, 이재호, 김희율, "얼굴인식을 위한 포즈

변환,” 제15회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, 1월. 2003.

- [20] Peet, F. G., and T. S. Sahota, “Surface Curvature as a Measure of Image Texture,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.7, No.6, pp. 734-738, Nov. 1985.
- [21] 박세제, 박영태, “얼굴인식을 위한 PCA, LDA 및 정합기법의 비교,” *정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용*, 제 30권 4호, pp. 372-378, 4월. 2003.
- [22] K. C. Kwak and W. Pedrycz, “Face Recognition Using Fuzzy Integral and Wavelet Decomposition Method,” *IEEE SMC*, Vol.34, No.4, pp. 1666-1675, Aug. 2004.
- [23] M. Sugeno, *Fuzzy measures and fuzzy integrals-A survey*, In *Fuzzy Automata and Decision Process*, M. M. Gupta, G. N. Saridis, and B. R. Gaines, Eds. Amsterdam, The Netherlands: North Holland, pp. 89-102, 1977.

- [24] G. Banon, “*Distinction between several subsets of fuzzy measures*,” *Fuzzy Set System*, Vol.5, No.4, pp. 291-305, Apr. 1981.



이 영 학

- 1988년 2월 영남대학교 전자공학과 학사  
 1991년 2월 영남대학교 전자공학과 대학원 석사  
 2003년 4월 영남대학교 전자공학과 대학원 박사

- 1991년 1월~1995년 9월 LG정밀(주) 용인연구소 주임 연구원  
 2004년 9월~2005년 8월 영남대학교 객원교수  
 2005년 11월~2006년 10월 학술진흥재단 해외포닥 (Cardiff Univ.)  
 2006년 11월~2007년 7월 성균관대학교 연구교수  
 2008년 3월~영남대학교 객원교수  
 관심분야 : 영상처리, 패턴 및 생체 인식, 로봇비전, 임베디드 비전 시스템