

# 표면곡률의 누적히스토그램을 이용한 3차원 얼굴인식

## (3D Face Recognition using Cumulative Histogram of Surface Curvature)

이 영 학<sup>†</sup>      배 기 역<sup>\*\*</sup>      이 태 홍<sup>\*\*\*</sup>  
(Yeunghak Lee)      (Kiup Bae)      (Taihong Yi)

**요 약** 본 논문은 3차원 얼굴 영상으로부터 추출된 얼굴의 부분 영역과 깊이 값에 따른 등고선 영역에 대한 표면 곡률 값들의 누적 히스토그램을 이용한 얼굴인식 알고리즘을 제안한다. 먼저 객체와 배경을 분리하여 얼굴을 추출한 후 얼굴에서 가장 두드러진 형태인 코끝을 찾고, 회전에 대한 정규화를 실시한다. 3차원 얼굴영상이 제공하는 깊이정보와 곡면률을 이용한 표면 특성의 정보를 이용하여 부분영역인 코, 입 그리고 눈의 영역과 등고선 길이 20, 30 그리고 40의 영역을 추출하여 주 곡률, 평균 곡률 그리고 가우시안 곡률을 이용한 누적 히스토그램으로 특징 벡터를 추출한다. 입력 영상과 데이터베이스 영상과의 유사도 비교를 위해 두 영상에 대하여 L1을 이용하여 비교하였다. 제안된 방법으로 실험을 수행한 결과, 인식률은 주 곡률의 최대 곡률이 96%로 가장 높은 인식률을 나타내었다.

**키워드** : 3차원 얼굴인식, 곡률, 히스토그램

**Abstract** A new practical implementation of a facial verification system using cumulative histogram of surface curvatures for the local and contour line areas is proposed, in this paper. The approach works by finding the nose tip that has a protrusion shape on the face. In feature recognition of 3D face images, one has to take into consideration the orientated frontal posture to normalize after extracting face area from the original image. The feature vectors are extracted by using the cumulative histogram which is calculated from the curvature of surface for the contour line areas: 20, 30 and 40, and nose, mouth and eyes regions, which has depth and surface characteristic information. The L1 measure for comparing two feature vectors were used, because it was simple and robust. In the experimental results, the maximum curvature achieved recognition rate of 96% among the proposed methods.

**Key words** : 3D face recognition, curvature, histogram

### 1. 서 론

인간의 신체적인 특징을 개인 식별에 이용하는 생체 인식 기술은 지문이나 홍채, 망막, 얼굴, 손 모양, 혈관, 음성, 서명에 이르기까지 다양하게 연구되고 있다. 그 중에서 얼굴인식 기술은 비 접촉성 인식이기 때문에 지문인식 장비에 손가락을 넣거나 정맥인식기에 손을 넣을 때의 접촉에 대한 거부감이나, 홍채인식 시스템에 눈

을 가까이 할 때 느끼는 불편함이 없다는 장점을 갖고 있다[1]. 생체 인식 시스템 가운데서 얼굴인식은 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 이용하는데, 3차원 입력 장치가 다양하게 개발 보급되고 있다[3-5]. 3차원 얼굴의 획득 방법에는 스테레오 정합법과 레이저 광 삼각법 등이 있다. 이중 스테레오 정합이 많이 이용되며, 2대의 카메라로 영상을 촬영하여 두 영상의 국부영역의 매칭을 통해 변이 값을 구하여 3차원 정보를 추출하는 방법이다. 가까운

<sup>†</sup> 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부  
annaturu@yahoo.com

<sup>\*\*</sup> 비 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부  
bku4636@hotmail.com

<sup>\*\*\*</sup> 비 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부  
taehong@yumail.ac.kr

논문접수 : 2003년 11월 6일

심사완료 : 2004년 3월 26일

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 기반한 방법과 얼굴의 형판정합에 기반한 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 방법으로서, 얼굴의 특정 영역을 추출하여 상관도나 최소 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 활발해 지고 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 point signature를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였는데 이는 단단하지 않는 물체 인식 문제로서 얼굴 인식을 다루었다. Lee와 Milios[11]는 얼굴의 각 점에서 평균 곡률과 가우시안 곡률의 부호를 기준으로 깊이 영상의 볼록한 부분을 추출하였다. 이러한 볼록한 부분들은 얼굴의 기본적인 특징을 형성한다. 볼록한 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 자유형태 표면의 3차원 형상 인식 문제로서 얼굴 인식 문제를 다루었다. 입력 이미지들과 모델 데이터베이스에 대한 각 얼굴 영상은 각 표면 점에서의 주 곡

률과 방향들로 구성된 확장된 가우시안 영상(EGI)으로 표현되었다. 개인 얼굴들은 Fisher의 EGI에 관한 구형의 상관관계를 이용하여 서로간의 유사도를 평가하여 인식하였다. Yacoob과 Davis[14]은 얼굴의 영역을 확인하는 실험을 하였다. 먼저 얼굴을 오목한 면(concave)과 볼록한 면(convex)으로 결정한 후, 얼굴 영역들에 대한 여러 가지 가설들을 만들었다. 이러한 가설들은 얼굴 영역들의 레이블링이 사람 얼굴의 확실한 위치를 나타내는지의 여부에 의해 확인되어졌다. Lapresté[15]등은 얼굴의 특징 벡터인 눈의 중심, 코의 끝, 입술 그리고 턱들을 이용하는 인식 시스템을 구현하였다. 얼굴의 확인은 이웃하는 화소의 깊이 데이터의 평균에 의해 결정되는 국부적 곡률에 의한 것이다. 여기서도 얼굴의 곡률을 오목한 면과 볼록한 면으로 나누어 분리하였다. 그리고 Achermann과 Bunke[16]는 깊이 얼굴 영상을 Hausdorff 거리를 이용하여 사람 얼굴을 분류하는 방법을 제안 하였다.

이상에서 살펴 본바와 같이 3차원 얼굴 영상 전체에 대해서만 다루었고 극히 일부만이 영역을 다루었을 뿐, 얼굴의 국부적인 영역과 얼굴을 등고선에 따른 영역을 살펴보지 않았다. 그래서 본 논문에서는 정규화된 3차원 얼굴 영상의 국부적 특징과 코를 기준으로 사람마다 달리 등고선을 가진다는 것에 착안하여 각각의 곡률을 계산하고 이를 누적 히스토그램화 하여 특징값을 추출하여 차원을 줄이는 새로운 얼굴인식을 구현한다. 얼굴에서 주요 특징영역인 코, 눈 그리고 입의 영역과 얼굴에서 가장 돌출된 형태인 코를 중심으로 깊이 문턱치 값에 따른 영역들을 추출하여 각각에 대한 표면 곡률을 구하여 이를 누적 히스토그램 방법에 의해 특징벡터를 추출한다. 최종적으로 얼굴인식을 위해 원 영상과 데이터베이스 영상간의 유클리드 거리를 계산하여 유사도를 비교한다.

## 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 기준점으로 하는 깊이 영역들을 추출하여 비교하고자 하므로 코끝을 먼저 추출한다. 이 점을 기준점으로 하여 얼굴의 정규화 및 기준 점으로부터 깊이에 대한 영역을 추출하여 각 영역별에 대한 얼굴 표면의 곡률을 구하여 비교하고자 한다.

### 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. 머리

카락, 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 기준점으로써의 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)를 구하면 그림 1과 같다.

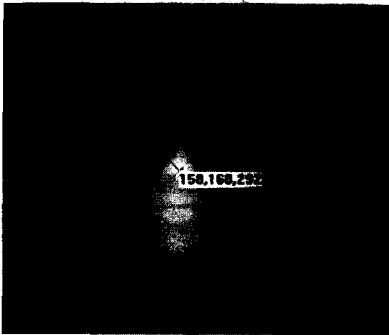


그림 1 3차원 영상에서의 최고점 추출

## 2.2 정규화(17,18)

### 2.2.1 Y축 회전(Panning)

코의 최고점 좌표( $x_0, y_0$ )에 해당하는 높이 값을  $z_0$ 라고 할 때, Y축을 기준으로, 횡단면은 X-Z 공간으로 나타난다. 횡단면 공간상에서 코의 최고점에 해당하는 좌표( $x_0, z_0$ )를 중심으로 각도를  $-5^\circ \sim +5^\circ$ 까지  $0.5^\circ$ 씩 수행하여 식 (1)의  $D_1$ 값이 최소가 되는 각을 구하여 이를 회전 보상각으로 결정한다.

$$D_1 = \sum_{i=1}^{50} | \text{Img}_z[x_0 + i][y_0] - \text{Img}_z[x_0 - i][y_0] | \quad (1)$$

여기서,  $i$ 는 최고점의 좌, 우 전체 픽셀 수이며,  $\text{Img}_z[x_0][y_0]$ 는 좌표( $x_0, y_0$ )에서의 높이 값이다.

### 2.2.2 Z축 회전(Rotation)

얼굴이 좌, 우 대칭이라고 가정한다면 코의 최고점을

기준으로 일정한 깊이 내에 있는 영역들 또한 좌, 우 대칭이 될 것이다. 코끝을 기준점으로 일정 깊이의 영역을 추출한 후 4개의 영역으로 나누어, 픽셀 수를 각각  $Num_A, Num_B, Num_C$  그리고  $Num_D$ 라 할 때, Z축 회전에 대한 보상각  $\theta_2$ 는 식 (2)를 이용하여 코의 최고점 좌표( $x_0, y_0$ )를 중심으로  $-20^\circ \sim +20^\circ$ 까지  $0.5^\circ$ 씩 증가시켜 회전을 수행하고, 식 (2)의  $D_2$ 값이 최소가 되는 값에 회전 보상각으로 결정한다.

$$D_2 = |Num_A - Num_B| + |Num_C - Num_D| \quad (2)$$

### 2.2.3 X축 회전(Tilting)

코의 최고점에서  $x_0$ 를 기준으로 한 종단면은 Y-Z 공간으로 나타난다. 일반적으로 정면을 향하는 얼굴영상은 코밑점이 미간점보다는 높다는 사전지식을 이용하여, 논문에서는 모든 영상에 대해 코 끝점을 기준으로 코밑점의 높이 값과 미간점의 높이 값의 차이가 10이 될 때까지 Y-Z 평면을 좌표( $y_0, z_0$ ) 중심으로 회전시킴으로써 원영상을 정규화 시키고 회전 보상각  $\theta_x$ 를 구하여 보상한다.

## 3. 특징점 및 특징 영역 추출

### 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 제1기본형과 제2기본형으로 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 한점에서 주곡률은 그림 2와 같다. 점 P에서 표면에 수직인 법선  $n$ 을 포함하는 법평면이  $n$ 을 축으로 회전할 때 곡률  $k_n$ 은 변화하고 두 수직인 방향으로 최

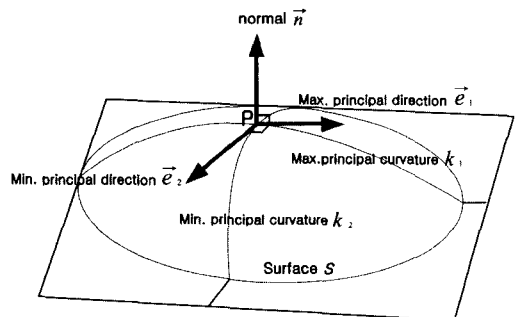


그림 2 표면 한 점의 주 곡률과 방향성  $\{k_1, k_2\}$   $\{\vec{e}_1, \vec{e}_2\}$

대, 최소값을 갖는다. 이 극한치와 이에 대응하는 방향이 주곡률과 주방향이다. 주곡률은 표면 위의 한 점에서의 표면 특성을 잘 표현하며, 특히 주곡률의 부호에 따라서 표면을 6가지 기본 유형으로 구분할 수 있는 특징이 있다. 그러나, 미분 연산에 의한 잡음 증폭은 특히 경계선 근방에서 올바른 주방향 및 주곡률의 추정을 어렵게 한다.

본 논문에서는 3차원 곡률합수가 없기 때문에 물체의 표면을 작은 조각들로 세그멘테이션을 한 후 조각을 2차원으로 변환하여 근사화 시키는 방법을 사용하였다 [19]. 표면에 대한 표현의 전개를 위해서 facet model [20]를 사용했다. 여기서 현재 처리하고자 하는 화소의 값을 3×3의 이웃화소들에 의해 표현되면 좌표는 행렬 (3)과 같다.

$$\begin{pmatrix} (-1,-1) & (0,-1) & (1,-1) \\ (-1,0) & (0,0) & (1,0) \\ (-1,1) & (0,1) & (1,1) \end{pmatrix} \quad (3)$$

곡률과 관련변수들은 식 (3)에 (0, 0)위치의 픽셀에 대해 계산된다. 각 픽셀은 명암값 또는 그레이 값  $z(x, y)$ 를 가진다. 하지만 잡음이 있는 거리 영상으로부터 주곡률을 계산하는 것은 대단히 잡음에 민감하므로 창크기의 크기를 5×5로 해서 평균에 의한 필터링 방식으로 표면 평활화를 한 다음 3×3 영역에서의 픽셀들을 다시 색인 할 수 있다. 이들 명암 값을 3차원 공간의 디지털 표면으로 정의하고 식 (6)에 의해 이 명암 값들을 영상의 한 점(x, y)에서 거리값  $z(x, y)$ 로 근사화할 수 있다.

$$z(x, y) = a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{02}y^2 + a_{11}xy \quad (4)$$

식 (4)의 계수들은 최소 제곱 문제를 사용하여 구한다. 그리고 표면의 한 점은 주어지는 그 점에서의 위치 벡터에 의해 식 (5)와 같이 정의된다.

$$R(x, y) = x\hat{i} + y\hat{j} + z(x, y)\hat{k} \quad (5)$$

임의의 평활 표면은 미분 기하학에 의해 매개 변수 공간에서 제1기본형과 제2기본형으로 정의가 가능하다. 제1기본형[21] I는 식 (6), 식 (7)과 같이 표현된다.

$$I = ds^2 = dR \cdot dR = E dx^2 + 2F dx dy + G dy^2 \quad (6)$$

$$E = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2, \quad F = \frac{\partial z}{\partial x} \frac{\partial z}{\partial y}, \quad G = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2 \quad (7)$$

여기서 E, F, G는 제1기본형의 계수이며, 매개 변수 x, y에 대한 1차 편미분 값이다. 제1기본형은 변수공간 (dx, dy)에서의 미소 변화량에 대한 3차원 표면 위의 한 점 (x, y)에서 R의 미소 변화량 즉, |dR|^2을 나타내며, 이 값은 표면의 평행 이동 및 회전과 표면 변수화의 변동에도 불변하는 값으로써 표면 자체 특성에 기인하는 표면의 내적 성질을 표현한다. 이에 반해 표면의 제2기본형[21] II는 식 (8)과 같이 표현되고

$$II = -dR \cdot dn = edx^2 + 2fdx dy + g dy^2 \quad (8)$$

여기서

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

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

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

이다. R은 3차원 표면상의 한점 R(x, y)에서의 표면 단위 법선 벡터이고, e, f, g은 제 2기본형의 계수이며, 변수 공간 (dx, dy)에서의 2차 편미분값이다. 제2기본형은 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.

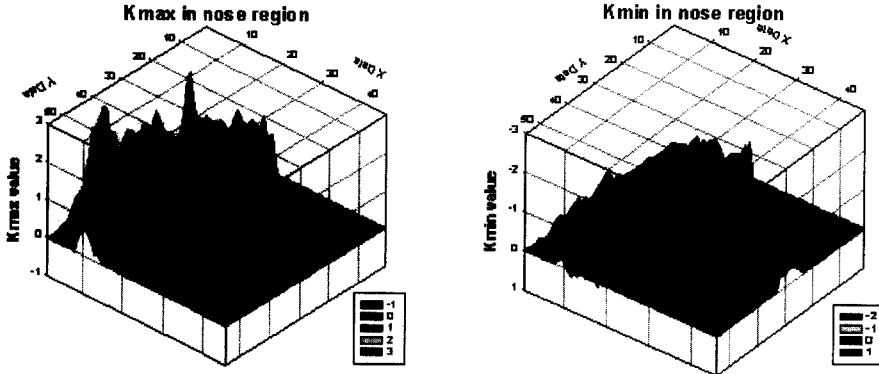
상기에서 구한 스칼라 값들을 이용하여 최대곡률값  $k_1$ 과 최소곡률값  $k_2$ 는 식 (10)과 식 (11)과 같다.

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

$$k_2 = \frac{\alpha E - 2Ff + Ge + [(\alpha E + Ge - 2Ff)^2 - 4(\alpha g - f^2)(EG - F^2)]^{1/2}}{2(EG - F^2)} \quad (11)$$

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

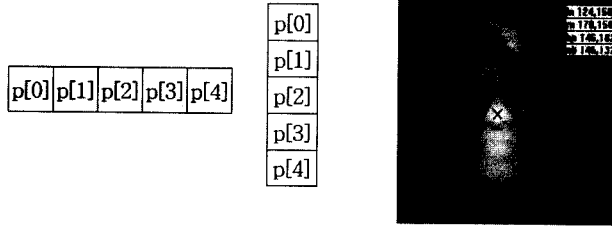
$k_1$ 과  $k_2$ 의 값은 고정된 표면에 대해서는 불변의 변수이므로 동일한 조건의 고정된 표면을 위해 전처리 과정으로 정규화를 모두 거쳤기 때문에 x-y 좌표 평면에서 정의되는 픽셀 값들의 방향성은 고려하지 않는다. 그리고 가우스 곡률과 평균 곡률은 이들 1, 2기본형 표면 함수를 결합함으로 유도되는 회전, 평행 이동 및 변수화의 변동에 관계없는 스칼라 표면특징이다. 가우스 곡률(K)와 평균 곡률(M)은 여러 가지 방법에 의해 정의가 가능하지만 그 중에서 대표적인 표면 제1, 2기본형 계수들의 조합과 1, 2차 편미분 함수들에 의해 구할 수 있다.



(a)  $k_1$ 의 3차원 그래프

(b)  $k_2$ 의 3차원 그래프

그림 3 코 영역의 주곡률  $k_1$ 과  $k_2$ 의 분포도



(a) 수평 창과 수직 창

(b) 특징점 추출 결과

그림 4 수평 창과 수직 창 및 특징점 위치

앞에서 언급한 주곡률을 이용하여 가우스 곡률  $K$ 는 식 (12)와 같으며

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

평균곡률  $M$ 은 식 (15)와 같다

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

본 논문에서는 주곡률,  $K$  그리고  $M$ 의 부호가 아닌 곡률값 변화 특성을 이용하고자 한다.  $K$ 와  $M$ 의 정의식은 위와 같으며 일반 표면 곡률을  $k$ 라 할 때,  $k$ 와 가우스 곡률( $K$ ) 및 평균 곡률( $H$ )사이의 관계는 식 (14)와 같다.

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

이때, 주곡률은 위 식의 두 근에 해당되며, 두 근을  $k_{max}$ ,  $k_{min}$ 라 할 때 큰 값이 최대 주곡률, 작은 값이 최소 주곡률이다. 위에서 정의된 관계로부터  $K$ 와  $M$ 의 항에서  $k_{max}$ 와  $k_{min}$  값은 식 (15)와 같이 정의된다.

$$k_{max} = M - (M^2 - K)^{1/2} \quad (15)$$

$$k_{min} = M + (M^2 - K)^{1/2}$$

위의 정의로, 만약 표면 곡선이 주어진 방향에서 아래

로 볼록하다면, 그 방향에서 표면 곡률값은 양이 된다. 만약 곡선이 위로 볼록하다면 그 방향에서 표면 곡률값은 음이다.

### 3.2 특징점 추출

얼굴에서의 특징 영역들을 추출하기 위해 본 논문에서는 얼굴의 각 특징점[22]의 위치들을 먼저 찾는다. 3차원 얼굴 영상은 눈의 외곽과 입의 외곽이 가지는 깊이 값의 변화가 분명하지 않으므로, 일반적인 영상 처리에 많이 사용되는 에지 정보만으로는 부족하다. 따라서 본 논문에서는 곡면의 특성을 나타내는 표면 곡률값을 사용하여 눈의 외곽선이나 입의 외곽선의 특징점들의 위치를 구하였다. 코의 최고점을 제외한 코 주변의 4개의 특징점들은 모두 깊이 이 데이터 값들이 작은 오목한 부분들이다. 이런 표면 특성을 이용하여 미간점과 코밑 점은  $N \times 1$ 창을 이용하고 좌, 우측 코끝점은  $1 \times N$ 창을 이용하여[22] 각각의 창의 평균으로 오목한 부분의 특징 점들에 대한 위치 정보를 찾는다. 본 논문에서는  $N$  값을 5로 사용하였다.

먼저 위치정보를 찾기 위하여 아래와 같은 우선 순위를 적용하였고, 그림 4(a)는 특징점 추출을 위해 사용된 창들이며, (b)는 특징점들의 위치를 찾은 결과를 예로서

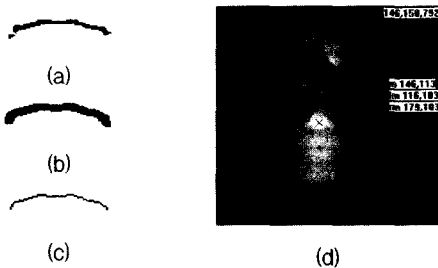
나타내었다.

- 가) 창이 값이 모두 같으면 그 중간 점 p[2]을 최저점으로 간주한다.
- 나) p[1]이 p[0]보다 값이 크고, p[0]이 p[4]와 같지 않고, 평균이 p[2]와 같을 경우 p[2]를 최저점으로 간주한다.
- 다) 평균이 윈도우의 중간값보다 크고, p[0]와 p[2]가 같지 않을 경우 p[0]을 최저점으로 간주한다.

입의 중심도 그림 4(a)의 5×1창인 수직창을 이용하여 찾는다. 하지만 입 외곽의 특징점들은 코에 비해 입체적인 정보가 많이 부족하다. 그래서 본 논문에서는 표면 곡률을 이용해서 찾았다. 주곡률의 최대값  $k_{max}$ 에 문턱치를 줌으로써 그림 5(a)와 같이 입의 표면 윤곽이 나타난다. 이를 세로 방향의 입주름을 제거하기 위한 소벨처리와 침식(Erosion) 연산과 팽창(Dilation) 연산을 반복적으로 수행하는(Opening과 Closing) 모폴로지기법을 이용하게 되면 그림 5(b)와 같이 주변영역의 노이즈를 제거하면서 입의 손실된 윤곽의 정보를 얻을 수 있고, 침식과 팽창연산은 식 (16)과 식 (17)과 같다. 마지막으로 세선화처리로 그림 5(c)와 같이 입의 정확한 에지를 구해냄으로써 그림 5(d)와 같이 입의 특징점들을 추출하게 된다.

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} (A)_{-b} = \{x \mid (B)_x \subseteq A\} \quad (16)$$

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} (A)_b = \{x \mid (B)_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (17)$$

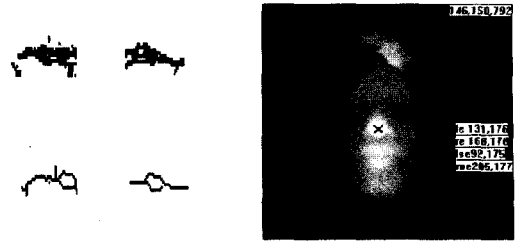


(a)  $0.5 < k_{max} < 2.0$  (b) 소벨 후 모폴로지 처리

(c) 세선화 (d) 입의 특징점 추출 결과

그림 5 최대 곡률값을 이용한 입의 특징점 추출

얼굴의 다른 부분에 비해 눈의 외곽에서의 깊이 변화는 상대적으로 작아 거리 영상에서 정확하게 눈의 외곽 특징점을 잡기 힘들기 때문에 입의 외곽과 동일한 방법으로 찾았다. 눈의 내부 특징점들은 외곽에 비해 깊이 변화가 있지만 미간점과의 사이에서 사람마다 조금씩 다른 형태를 가지기 때문에 미간점을 중심으로 양쪽 눈 내부 특징점을 구하기 위해 20×30의 창을 각각 사용하여 가장 깊은 값을 추출한 후 모서리 부분을 잘 표현하



(a)  $0.3 < k_{max} < 1.0$

(b) 눈의 특징점 추출 결과

그림 6 최대 곡률값을 이용한 눈의 특징점 추출

는 주곡률  $k_{max}$ 을 이용하여 다시 위치를 보정한다. 그림 6은 눈의 특징점 추출을 보이고 있다.

### 3.3 특징영역추출

얼굴의 구성요소 중에서 눈, 코 그리고 입이 가장 확실한 정보로 사용될 수 있다. 즉 귀와 눈썹은 머리카락으로 가릴 수도 있으며, 머리끝과 턱 선은 모자나 옷으로 가릴 수도 있다. 따라서 특징벡터에 사용될 영역추출은 두 눈과, 코, 입 그리고 얼굴의 깊이데이터를 이용한 깊이 20, 30 그리고 40의 등고선 영역을 추출한다. 이런 영역추출은 3.2절에서 구한 특징점들을 기반으로 구하게 되고, 영역 추출시 경계선까지의 영역만 구하는 것이 아니라 경계선을 완벽하게 포함시키기 위해서 경계선 보다 좀더 넓게 영역추출을 해 나간다. 얼굴 구성 요소들은 모든 얼굴 영상에 존재하며 유사한 데이터를 가지고 있어서 얼굴 구성 요소 자체만으로 이루어진 특징 영역은 좋은 결과를 얻을 수 없을 뿐 아니라 경계선 근방에서 표면곡률 처리시 국소면 유형 추출의 어려움이 있기 때문이다.

먼저 코영역 추출을 하기 위해 미간점 이상에서 깊이 값 변화가 심한 머리카락부분을 미리 제거를 하고, 코의 특징점 4개 미간점, 코밀집, 좌측 코 끝점 그리고 우측 코 끝점이 이루는 사각형의 범위 내에서의 깊이 20 일 때의 등고선에 대한 코를 추출한다. 깊이 20의 이진 영상에는 코 둘레의 경계선 부분이 많이 빠져 있으며 확실한 코 모양을 추출하기 위해 표면곡률에서 문턱치를 이용한 주곡률 최고값인  $k_{max} > 0.7$ 와 평균곡률  $M > 0.7$ 의 합을 이용하여 좌측 코 끝점에서 우측 코 끝점까지의 오목한 부분의 곡률을 구해 코 모양을 추출하였고 경계선 부분을 확실히 포함시키기 위해서 모폴로지 기법을 이용하였으며, 결과 예를 그림 7에 나타내었다.

입영역은 코영역에 비해 깊이 값의 변화가 적은 영역이므로 본 논문에서는 이 영역에 대하여 주곡률의 최대값  $k_{max} < 0.0$ 을 이용하여 좌측 입 끝점과 우측 입 끝점을 찾아서 입 영역을 추출한다. 입 영역 주위에는 턱수염이나 콧수염으로 인한 잡음이 많은 관계로 가우시안

(a) 깊이 20 이내의 코 영역 (b)  $k_{max} + M$  (c) 1차 모폴로지 (d) 2차 모폴로지

그림 7 코 영역추출

(a)  $k_{max} < 0.0$  (b) 모폴로지 처리 (c)  $M > 0.0$  (d)  $k_{max}$  and  $M$ 에 의한 모폴로지 처리

그림 8 입 영역 추출

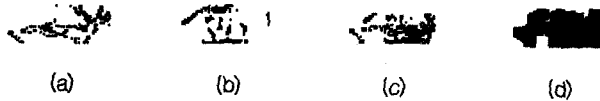
(a)  $0.3 < k_{max} < 0.5$  (b)  $k_{min} < -0.4$  (c)  $k_{max} + k_{min}$  (d)  $k_{min}$  and  $k_{max}$ 에 의한 모폴로지

그림 9 왼쪽 눈 영역 추출

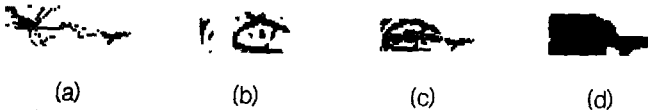
(a)  $0.3 < k_{max} < 0.5$  (b)  $k_{min} < -0.4$  (c)  $k_{max} + k_{min}$  (d)  $k_{min}$  and  $k_{max}$ 에 의한 모폴로지

그림 10 오른쪽 눈 영역 추출

필터에 의한 잡음 제거를 하고, 입술의 잔주름에 의한 입술의 떨어져 있는 영역들을 잇기 위해 모폴로지의 팽창 연산을 이용해서 레이블링을 하게 된다. 이상의 과정을 통하여 입 영역 주위의 잡음과 입영역 이외의 작은 영역들을 모두 제거함으로써 입 영역만 추출할 수 있게 된다. 하지만 윗입술과 아랫입술이 만나는 지점은 오목한 곡률값이 큰 부분이다. 그래서 평균곡률  $M > 0.0$ 을 이용하여 주곡률 최고값과의 합에 의한 모폴로지를 수행함으로써 최종적으로 입 영역이 추출되며, 그 예를 그림 8에 나타내었다.

좌측눈과 우측눈은 입 영역 추출방법과 유사하다. 오목한 부분은  $k_{max}$ 를 이용하고 볼록한 부분은  $k_{min}$ 을 사용하여 특징점들에 의한 범위 내에서 두 파라미터들에 의해 드러나는 영역들의 합으로 눈영역을 추출하며 모폴로지 기법을 이용하여 영역확장을 이용하여 눈영역들이 추출되며, 결과는 그림 9 그리고 그림 10과 같다.

깊이 20, 30 그리고 40에 대한 등고선의 영역추출은 배경이 제거된 3차원 영상에서 최고점으로부터의 깊이 20, 30 그리고 40의 등고선 값을 취하여 그 내부 영역

과 외부영역으로 이진화된 영상을 얻는다[18]. 얼굴의 형태에 따라서 코 주변 이외의 불필요한 부분이 포함될 수 있으므로 레이블링 작업을 실시하고 레이블링 영역에 대한 면적을 구한 후, 가장 넓은 면적을 가진 영역만을 취하여 최종적으로 선택한다.

#### 4. 실험 및 결과

실험에 사용된 3차원 얼굴영상은 4D컬처에서 제작된 See & Feel 3D Scanner[3]를 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 캘리브레이션 과정을 거치고, 재표본화와 보간 작업을 수행하여 최종의 320x320크기의 3차원 얼굴 영상이 추출된다. 또한 얼굴 스캐너에서 폐색된 부분의 처리는, 폐색된 주변 경계를 연속하여 돌면서 주변화소들의 중간 값을 선택하는 방식을

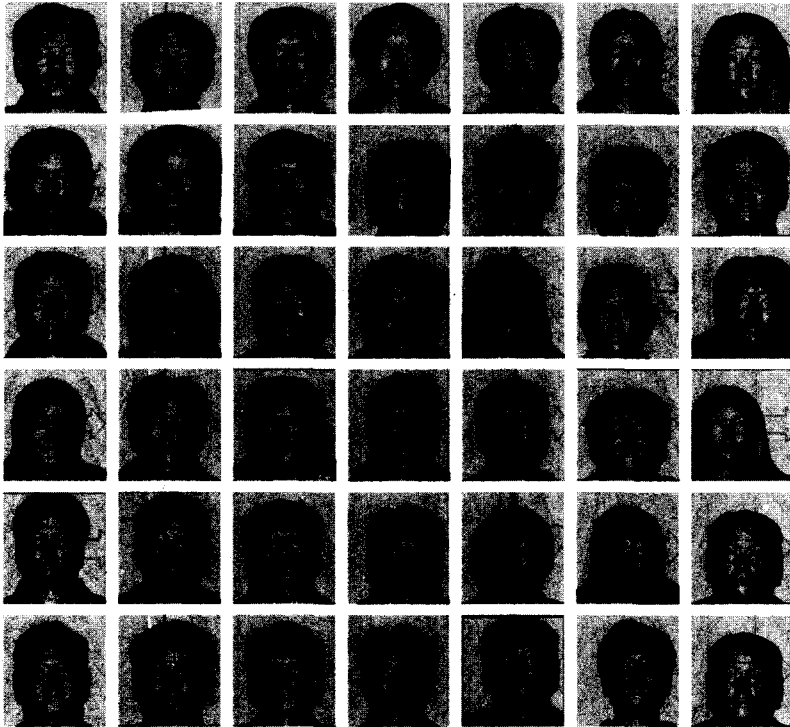


그림 11 입력 영상

사용하며, 머리카락 부분 등은 정확한 데이터를 중심으로 확장 보간하는 방법을 사용하였다. 인식에 사용된 데이터 영상은 정면을 향하고 안경을 착용하지 않은 성인 42명에 대해 2장씩 84장의 영상을 사용하였으며 그림 11과 같다. 영상의 획득은 입력 영상의 스케일 문제를 배제하기 위해 카메라를 고정시킨 후 얼굴이 320x320에 들어 올 수 있는 거리에 의자를 놓고 동일인에 대하여 첫 번째 영상이 획득되어진 후 30분 후에 다시 같은 위치에 앉게 하여 2번째 영상이 획득되어졌다. 영상의 스케일은 분해능이 높은 앞쪽과 분해능이 낮은 뒤쪽의 산술 평균이 되는 중간지점을 기준으로 앞쪽은 절상 그리고 뒤쪽은 보간을 해주어 동일한 영상이 획득되도록 하였다. 실험은 얼굴의 국부적 영역들과 깊이 값에 따른 변화된 영역들에 대하여 두 종류로 이루어졌으며, 그 상관관계에 따라 인식률의 추이를 살펴본다.

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. 원 영상과 데이터베이스 영상간의 유사도 측정은  $L_1$  거리함수를 이용하여 특징값을 비교하도록 한다.

4.1 특징영역의 누적히스토그램

앞절에서 구한 코, 입, 눈, 깊이 20, 30 그리고 40의 영역에 대한 각각의 영상  $D$ 에서  $k_{max}$ ,  $k_{min}$ ,  $M$  그리고  $K$ 에 대한 모든 곡률값들은 표 1의 곡률값들의 최대 그리고 최소값을 이용한  $n$ 개의 곡률값을 가지는  $c_1, c_2, \dots, c_n$ 으로 양자화 된다고 할 때, 영상 내의 화소  $p=(x, y)$ 에 대해,  $D(p)$ 가  $p$ 위치에서의 표면 곡률값을 나타내고,  $D(p)=c$ 라고 한다면, 영상  $D$ 에 대한 히스토그램  $H$ 는 식 (18)과 같다.

$$H(D) = \langle h_{c_1}(D), h_{c_2}(D), \dots, h_{c_n}(D) \rangle \quad (18)$$

여기서  $n$ 은 256이다. 식 (19)에서  $h_{c_i}(D)$ 은 표면 곡률값  $c_i$ 를 갖는 화소의 수로서 정의된다.

$$h_{c_i}(D) = n(\{p | D(p) = c_i\}) \quad (19)$$

여기서,  $n(\cdot)$ 은 집합에서 원소의 수를 의미한다.

그래서 누적히스토그램은 식 (20)과 같이 정의한다.

$$AH(D) = \langle h_{c_1}(D), h_{c_1}(D) + h_{c_2}(D), \dots, h_{c_1}(D) + \dots + h_{c_n}(D) \rangle \quad (20)$$

본 논문에서는 각 곡률 빈에 대해 32개의 구간으로 나누어 각 구간에서 변화는 기울기를 구하여 특징벡터로 사용했으며, 식 (21)과 그림 12와 같다. 이 방법은 색인 정보의 수를 효과적으로 줄이면서도 인식 효율에



표 1 측정된 양자화 범위

	Seg	MAX	MIN		Seg	MAX	MIN
Kmax	Nose	1.918	-0.254	Kmin	Nose	0.170	-0.958
	Mouth	1.359	-0.291		Mouth	0.146	-0.795
	Lefteye	1.026	-0.212		Lefteye	0.299	-0.764
	Righteye	1.219	-0.203		Righteye	0.253	-0.959
	contour20	1.821	-0.334		contour20	0.161	-0.954
	contour30	1.934	-0.357		contour30	0.237	-1.043
	contour40	1.979	-0.365	contour40	0.438	-1.050	
Gaus	Nose	0.201	-0.976	Mean	Nose	0.798	-0.470
	Mouth	0.213	-0.366		Mouth	0.660	-0.471
	Lefteye	0.280	-0.378		Lefteye	0.558	-0.427
	Righteye	0.316	-0.492		Righteye	0.632	-0.503
	contour20	0.237	-0.872		contour20	0.769	-0.522
	contour30	0.286	-1.021		contour30	0.830	-0.575
	contour40	0.513	-1.0375	contour40	0.925	-0.579	

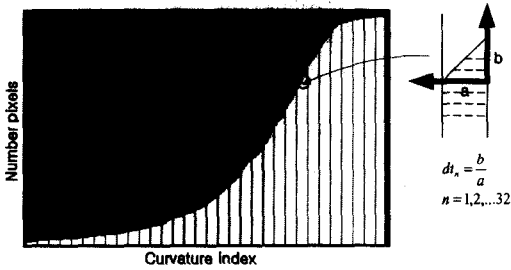


그림 12 특징 벡터 추출

는 거의 영향을 주지 않는다.

$$Fv = \langle dt_1, dt_2, \dots, dt_{32} \rangle \quad (21)$$

#### 4.2 인식

인식은 질의 영상과 데이터베이스 영상간의 유사도를 측정하여 자신의 얼굴을 얼마나 정확히 찾아내는지 하는 것이다. 본 논문인 누적 히스토그램에서 질의 영상  $D$ 와 데이터베이스 내의 영상  $D'$ 와의 유사도는 두 영상 사이의 거리 함수로 측정한다. 두 영상 사이의 색인 정보인 특징 벡터 32개를 비교하여 거리를 계산할 때 본 논문에서는 식 (22)와 같은  $L_1$ -거리함수를 이용하였다.

$$R_{diff} = |D - D'|_{L_1} = \sum_{i=1}^N [ |dt_i(D)_{curv\_img} - dt_i(D')_{DB\_img}| \times W_{dt_i(D), dt_i(D')} ] \quad (22)$$

$R_{diff}$ 가 0일 때 데이터베이스 영상에서 다른 형태의 자기 얼굴 영상을 1순위로 찾아내는 인식률이 100%인 경우가 되는 것이다. 그래서 식 (22)의  $L_1$ -거리함수 값이 작을수록 유사한 영상으로 결정한다. 여기서,  $dt_i$ 는 각각의 특징벡터를,  $N$ 은 특징벡터의 수를 나타내고,  $W_{dt_i(D), dt_i(D')}$ 는 질의 영상과 데이터 베이스 영상에서의 색인정보의 거리함수 값으로부터 유도된 가중치를 나타

내는 것으로 식 (23)과 같다.

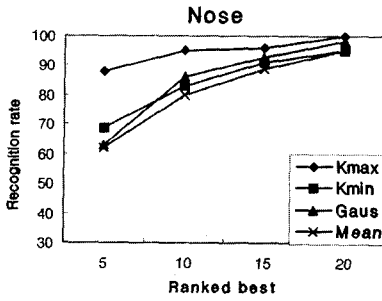
$$W_{dt_i(D), dt_i(D')} = w \times [ dt_i(D) - dt_i(D') ] \quad (23)$$

$W_{dt_i(D), dt_i(D')}$ 는 유사도를 비교할 때, 비슷한 색인정보일 경우에는 특징벡터 간 거리차가 적다고 보고 적은 값의 가중치를 곱해주며, 색인정보가 많이 다른 경우에는 특징벡터 간 거리차가 크다고 판단하여 상대적으로 큰 가중치를 곱해주는 역할을 수행한다. 이때 상대적인 가중치를 결정하는 변수가  $w$ 이다.

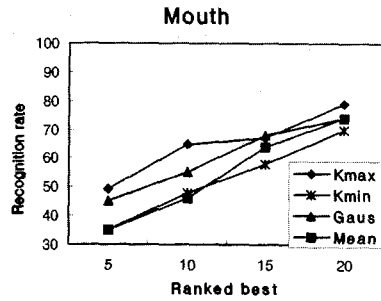
#### 4.3 특징벡터들의 인식을 기여도

그림 13은 코, 입, 좌측 눈과 우측 눈의 영역별로 주곡률과 평균곡률, 가우시안 곡률의 인식률을 상호 비교하는 그래프이다. 모든 영역에서 주곡률인 최고값  $k_{max}$ 가 가장 높은 인식률을 보이고 있으며, 입이나 눈영역에 비교하여 깊이 변화가 뚜렷하여, 영역 추출에 용이했던 코 영역이 순위 임계값 15에서 주곡률 최고값  $k_{max}$ 가 96%, 최소값  $k_{min}$ 이 91%, 가우스곡률  $K$ 가 93%, 평균곡률  $M$ 이 89%로 모든 특징벡터에서 가장 높은 인식률을 보였다. 순위임계값을 10으로 줄 때 영역별로 인식률의 순위는 코, 입, 우측눈, 좌측눈 순위였으며, 가우시안 곡률에 대한 인식률에 대한 변화율이 가장 높게 나타났으며, 순위임계값 20으로 줄 때 모든 영역에서 주곡률인 최소값  $k_{min}$ 이 가장 낮은 인식률을 보였다.

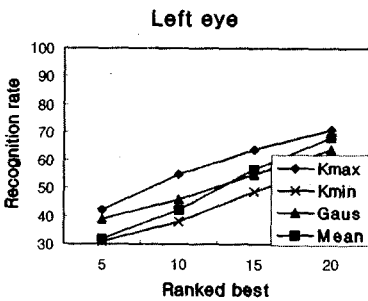
그림 14는 각 영역별 가장 높은 인식률을 보였던  $k_{max}$ 에 대한 비교 그래프이다. 얼굴 영역에서 코가 인식에 상당한 강점을 가지고 있음을 보여주고 있는데, 이는 모든 사람에게 존재하면서 너무나 유사한 데이터들로 구성된 영역 중에서도 코가 가장 깊이 데이터값이 분명하며, 표면 곡률특성이 좋아, 특징 영역 추출에 우수함을 보여주는 것이다.



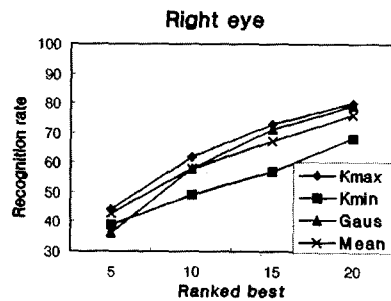
(a) 코 영역의 인식률 결과



(b) 입 영역의 인식률 결과



(c) 왼쪽 눈 영역의 인식률 결과



(d) 오른쪽 눈 영역의 인식률 결과

그림 13 눈, 코 그리고 입 영역의 각 곡률에 대한 인식률

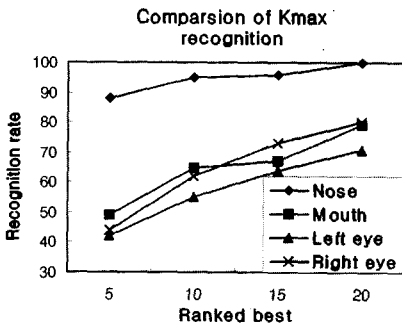


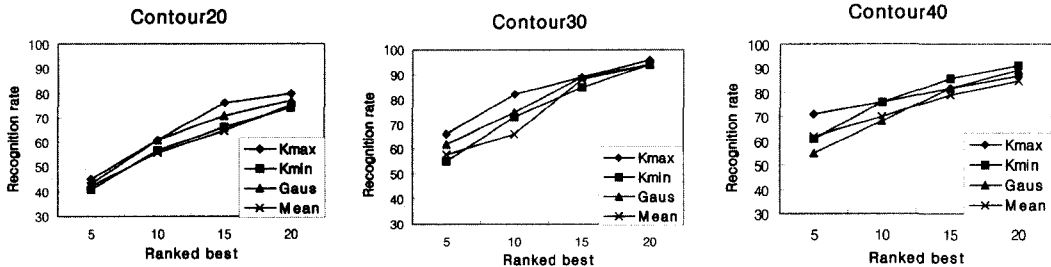
그림 14 각 영역에 대한  $k_{max}$ 의 인식률 비교

등고선 깊이 값에 따른 인식률의 비교 그래프를 그림 15에 나타내었다. 부분영역에서 비슷하게 주곡률인  $k_{max}$ 가 가장 높은 인식률을 보이고 있으며, 깊이 20, 깊이 30, 깊이 40에서는 깊이 30이 순위 임계값 20에서 주곡률 최고값  $k_{max}$ 가 96%, 최소값  $k_{min}$ 이 94%, 가우스곡률  $K$ 가 94%, 평균곡률  $M$ 이 94%로 가장 높은 인식률을 보였다. 이는 부분영역 중 인식률이 낮은 눈영역이 제외되었기 때문이지만 같은 눈 영역이 제외되고, 인식률이 높은 코와 입 영역이 포함된 깊이 값 20에서 보다 높은 인식률을 보이는 것은 부분영역인 코와 입, 눈 이외의 얼굴영역에 대한 형태정보도 색인 데이터에

대한 정보를 가지고 있음을 보여주고 있는 것이다. 하지만 인식률을 저하시키는 눈영역이 포함된 깊이값 40에서는 더 많은 얼굴영역이 포함되었지만 깊이 30에 비해 낮은 인식률을 나타내는 것은 부분영역이 전역영역에 비해 제공되는 색인 데이터에 영향들 더 많이 주고 있음을 그림 16은 눈, 코 그리고 입의 부분영역과 등고선 깊이 값 20, 30, 40에 따른 전역영역사이의 상관관계에 따라 나타나는 인식률의 비교 그래프에서 잘 보여주고 있다.

실험결과에서 잡음에 민감한 주곡률 최고값  $k_{max}$ 가 잡음에 강한 평균곡률  $M$ 보다 인식률이 높다는 것은 전처리와 정규화 과정에서 표면 균일화에 대한 수행과 표면 곡률 계산에서 잡음이 있는 거리 영상을  $5 \times 5$ 창을 이용한 평활화(smoothing) 작업에 대한 신뢰도를 보여주는 것이다. 하지만 등고선 깊이 40에서 주곡률 최고값  $k_{max}$ 가 다른 영역에서의 주곡률 최고값  $k_{max}$ 보다 인식률이 상대적으로 낮은 이유는 깊이 40의 영역은 얼굴과 제거된 배경과의 경계선부분을 포함하기 때문에 잡음에 강한 평균곡률  $M$ 에 비해 상대적으로 인식률이 떨어지는 것이다.

앞의 실험 결과에서처럼 얼굴의 국부적 영역인 경우는 코의 경우가 가장 높은 인식률을 보였으며, 등고선 깊이에 대한 전역 영역은 깊이 값이 30일 때 가장 좋게



(a) 등고선 깊이 20

(b) 등고선 깊이 30

(c) 등고선 깊이 40

그림 15 등고선 깊이 값에 대한 인식을 비교

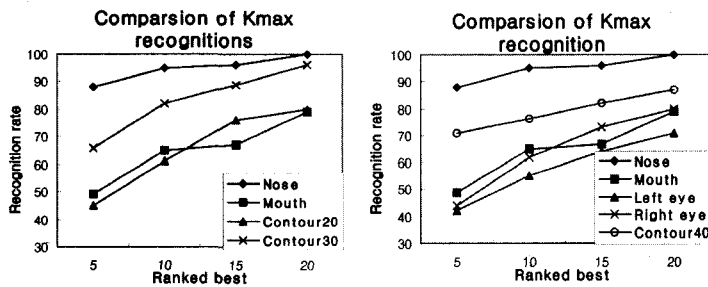


그림 16 국부적 영역과 등고선 영역의  $k_{max}$ 에 대한 인식을 비교

나타났다. 통합적인 인식률은 각각의 인식률에 따라 다른 가중치를 주는 방법을 이용하면 인식률이 향상되리라 생각된다.

### 5. 결론

본 논문에서는 3차원 물체 인식에서 표면 형태 특성을 잘 나타내는 곡률 정보를 이용한 3차원 얼굴인식 방법을 제시하였다. 신뢰성 있는 얼굴 인식을 위해서 얼굴의 중심인 코를 찾은 후 회전된 얼굴 데이터를 각도 비교에 의한 회전 보상 알고리즘으로 정규화 과정을 거친다. 기존의 2차원에서의 조명변화에 대한 영향과 접근 거리에 따라 발생하는 scaling 문제에 크게 영향을 받지 않으며, 얼굴의 주요 특징점들의 범위를 쉽게 정의할 수 있었다. 얼굴의 구성요소인 눈, 코, 입의 부분영역과 등고선 깊이 값에 따른 특징영역에서의 곡면 분석 시 매우 중요한 파라미터로써 표면 곡률 정보를 이용하여 누적히스토그램으로 색인정보를 추출함으로써 기존에 제안되어 왔던 방법들 보다 인식효율을 좀더 증가시킬 수 있었다. 코와 같이 깊이 데이터에 대한 변화 값이 분명하고, 표면 곡률에 대한 정보를 많이 포함하고 있는 영역에 대해서는 인식률이 모두 95% 이상 나왔으며, 등고선 깊이 값을 이용한 인식률은 기존의 얼굴 구성요소인 눈, 코, 입에 의한 실험에서 벗어나 그 외 얼굴영역도 3차원 얼굴인식에 중요한 색인 정보로써의 이용가치

가 있음을 확인할 수 있었다. 얼굴의 깊이 정보는 3차원 기하학적인 특성을 제공해주기 때문에 3차원 얼굴인식 뿐만 아니라 물체 인식에도 널리 사용되고 있으며, 표면 특징들을 추출해내기 위한 표면 곡률은 곡선으로 이루어진 사람들의 얼굴표면을 특정 짓는 귀중한 정보가 될 수 있다는 것을 입증하였다.

### 참고 문헌

- [1] 유명현, 박정선, 이상용, 최형철, 이성환, "얼굴 기반 생체인식 기술의 현황과 전망", 정보과학회지 제19권 제7호, pp. 22-31, 2001.
- [2] 이성환, 이미숙, "얼굴 영상 인식 기술의 연구현황", 전자공학회지 제23권 제6호, pp. 80-94, 1996.
- [3] (주)포디컬쳐, "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, 1993.
- [8] 고재필, 변혜란, "고유얼굴 기반의 얼굴형판을 이용한 얼굴영역 추출", 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제27권 제11호, pp. 1123-1132, 2000.
- [9] C. S. Chua, F. Han, Y. K. Ho, "3D Human Face Recognition Using Point Signature," 4th ICAFG, 2000.

- [10] R. Chellapa, C. L. Wilson, and S. Sirohey "Human and machine recognition of faces : A survey," *Proceeding 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, 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, 1992.
- [13] H. T. Tanaka, M. Ikeda and Hchiaki, "Curvature-based face surface recognition using spherical correlation," *Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 372-377, 1998.
- [14] Y. Yacoob and L. Davis, "Labeling of Human Face Components from Range Data," *CVGIP: Image Understanding*, Vol. 60, No. 2, pp. 168-178, 1994.
- [15] J. T. Lapresté, J. Y. Cartoux, and M. Richetin, "Face Recognition from Range Data by Structural Analysis," *Syntactic and Structural Pattern Recognition*, pp. 303-314, 1988.
- [16] B. Achermann and H. Bunke, "Classifying Range Images of Human Faces with Hausdorff Distance," *ICPR 2000*, pp. 2809-2813, 2000.
- [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, 2002.
- [18] 이영학, 박건우, 이태홍, "중단면과 횡단면을 이용한 3차원 얼굴 인식", *정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용*, 제30권 9, 10호, pp. 885-893, 2003.
- [19] 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, 1985.11.
- [20] R. M. Haralick and L. Watson, "A facet model for image data," *Comput. Graph. Image Processing*, Vol. 15, pp. 113-129, 1981.
- [21] D. J. Struik, *Lectures on Classical Differential Geometry*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1961.
- [22] 이영학, 심재창, 이태홍, "코 정보를 이용한 3차원 얼굴 인식", *제14회 신호처리합동학술대회 논문집*, 제14권, 제1호, p.135-138, 2001.

월~현재 (주)페이스쓰리디 공동설립. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 통신시스템



#### 배 기 역

2002년 영남대학교 전자공학과 학사. 2004년 영남대학교 전자공학과 대학원 석사  
관심분야는 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전



#### 이 태 홍

1975년 서울대학교 공업교육학과 전자공학 전공 졸업(학사). 1976년 5월~1979년 10월 동양정밀(주) 중앙연구소 책임연구원. 1980년 서울대학교 공업교육학과 전자공학 전공 졸업(석사). 1980년 1월~1981년 2월 금성전기(주) 기술연구소 기좌. 1981년 3월~현재 영남대학교 전자정보공학부 교수  
1996년 10월~1997년 10월 한국통신학회 대구·경북 지부장. 1997년 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사). 관심분야는 신호처리, 영상처리, 통신시스템

#### 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. 1998년 3월~현재 대구과학대학 겸임교수. 2003년 3월~현재 안동대학교 시간강사. 2002년 2