

# 표면 곡률을 이용하여 깊이 가중치 Hausdorff 거리를 적용한 3차원 얼굴 영상 인식

이영학<sup>†</sup>, 심재창<sup>\*\*</sup>

## 요 약

본 논문은 3차원 얼굴 영상으로부터 추출된 표면 곡률에 대하여, 깊이 값을 가중치로 하는 Hausdorff 거리를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안한다. Hausdorff 거리 방법은 두 개의 점 집합에 대한 일치성을 측정하는 방법이다. 먼저 객체와 배경을 분리하여 얼굴을 추출한 후 얼굴에서 가장 두드러진 형태인 코끝을 찾고, 회전에 대한 정규화를 실시한다. 3차원 얼굴 영상으로부터 표면 특성의 정보인 주 곡률, 평균 곡률 그리고 가우시안 곡률 값을 추출한다. 입력 영상과 데이터베이스 영상과의 유사도 비교를 위해 두 영상에 대하여 문턱치 값에 의한 이진 영상을 추출하여 각 점에 대한 깊이 값을 가중치로 하는 깊이 가중치 Hausdorff 거리(DWHD)를 이용하여 비교하였다. 제안된 방법으로 수행한 결과, 인식률은 픽셀의 분포가 가장 적은 주 곡률의 최소 곡률이 98%로 가장 높게 나타났다.

## Surface Curvature Based 3D Face Image Recognition Using Depth Weighted Hausdorff Distance

Yeunghak Lee<sup>†</sup>, Jaechang Shim<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

In this paper, a novel implementation of a person verification system based on depth-weighted Hausdorff distance (DWHD) using the surface curvature of the face is proposed. The definition of Hausdorff distance is a measure of the correspondence of two point sets. The approach works by finding the nose tip that has a protrusion shape on the face. In feature recognition of 3D face image, one has to take into consideration the orientated frontal posture to normalize after extracting face area from original image. The binary images are extracted by using the threshold values for the curvature value of surface for the person which has differential depth and surface characteristic information. The proposed DWHD measure for comparing two pixel sets were used, because it is simple and robust. In the experimental results, the minimum curvature which has low pixel distribution achieves recognition rate of 98% among the proposed methods.

**Key words:** 3D Face Recognition(3차원 얼굴인식), Curvature(곡률), Hausdorff Distance(하우스도르프)

## 1. 서 론

인간의 신체적인 특징을 개인 식별에 이용하는 생체인식 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, 홍

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이영학, 주소 : 경북 경산시 대동 214-1(712-749), 전화 : 053)810-3922, FAX : 053)633-6009, E-mail : annaturu@yumail.ac.kr  
접수일 : 2004년 11월 3일, 완료일 : 2004년 12월 21일

<sup>†</sup> 정회원, 영남대학교 공과대학 전자정보공학부

<sup>\*\*</sup> 정회원, 안동대학교 공과대학 전자정보산업학부  
(E-mail : jcshim@andong.ac.kr)

체인식 시스템에 눈을 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. 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 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 Miliotis[11]는 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 자유형태 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.

이상에서 살펴 본바와 같이 지금까지는 3차원 얼굴 영상 전체에 대해서만 다루었을 뿐, 얼굴의 곡률을 세부적으로 분석하여 사용하지 않았으며, 또한 3차원 영상이 가지는 사람의 고유한 깊이 값을 적용하지 않았다. 그래서 본 논문에서는 사람마다 가지는 얼굴의 고유한 곡률들을 문턱치 값에 의해 이진 영상을 추출하며, 깊이 값을 가중치로 사용하는 새로운 영상인식 방법인 깊이 가중치 Hausdorff거리 방법으로 원 영상과 데이터베이스 영상간의 거리를 계산하여 유사도를 비교한다.

본 논문의 구성은 2장에서 정규화 과정을 설명하고, 곡률의 정의 및 Hausdorff 거리를 3장에서 설명하며, 4장에서는 실험 및 결과를 분석하고, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 코끝 점 추출과 정규화

사람의 코는 대부분이 얼굴의 중앙에 위치하며, 좌우 대칭의 기준이고, 얼굴에서 가장 두드러지게 튀

어나오는 형태를 가진다. 이러한 점을 이용하여 본 논문에서는 코끝을 기준점으로 사용하기 위해 코끝을 먼저 추출한다. 이 점을 기준점으로 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[14,15] 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 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.

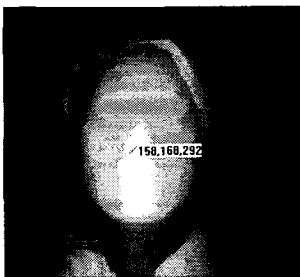


그림 1. 3차원 영상에서의 최고점 추출

2.2 정규화(14,15)

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 보상 각으로 결정한다.

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

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 보상 각  $\theta_z$ 는 식(2)을 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 값을 회전 보상 각으로 결정한다.

$$D_2 = |Num_A - Num_B| + |Num_C - Num_D| \tag{2}$$

2.2.3 X축 회전(Tilting)

코의 최고점에서  $x_0$ 을 기준으로 한 종단면은 Y-Z 공간으로 나타난다. 일반적으로 정면을 향하는 얼굴 영상은 코밑점이 미간점보다는 높다는 사전지식을 이용하여, 본 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 보상 각  $\theta_x$ 을 구하여 보상한다.

3. 곡률의 정의 및 Hausdorff 거리

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 주곡률은 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, 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 곡률 함수가 없기 때문에 물체의 표면을 작은 조각들로 세그멘테이션을 한 후 조각을 2차원으로 변환하여 근사화 시키는 방법을 사용하였다[16]. 영상의 한 점  $(x, y)$ 에서 거리 값  $z(x, y)$ 로 근사화 할 수 있다.

$$z(x, y) = a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{02}y^2 + a_{11}xy \quad (3)$$

식 (3)의 계수들은 최소 제곱 문제를 사용하여 구한다. 그리고 표면의 한 점은 주어지는 그 점에서의 위치 벡터에 의해 식 (4)와 같이 정의되며,

$$R(x, y) = xi\hat{i} + y\hat{j} + z(x, y)\hat{k} \quad (4)$$

임의의 평활 표면은 미분 기하학에 의해 매개 변수 공간에서 제 1 기본형과 제 2 기본형으로 정의가 가능하다. 제 1 기본형 I 과 제 2 기본형 II [18,22]는 식 (5)과 식 (6)과 같이 표현된다.

$$I = ds^2 = dR \cdot dR = E dx^2 + 2F dx dy + G dy^2 \quad (5)$$

$$II = -dR \cdot dn = edx^2 + 2fdx dy + g dy^2 \quad (6)$$

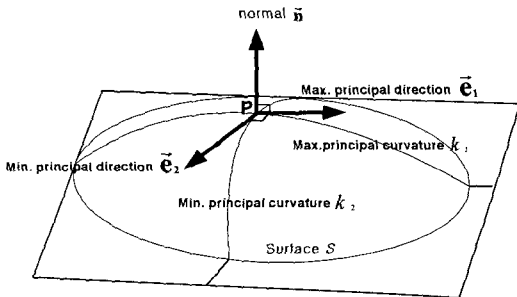


그림 2. 표면 한 점의 주곡률과 방향성  $\{k_1, k_2\}$  ( $\vec{e}_1, \vec{e}_2$ )

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

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

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

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

제 1 기본형은 변수공간  $(dx, dy)$ 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 단위 법선 벡터이다. 제 2 기본형은 변수공간  $(dx, dy)$ 에서의 미소 변화량에 대한 3차원 표면 위의 한 점  $(x, y)$ 에서 법선 벡터 변화량  $dn$ 과 표면 위치 변화량  $dR$ 사이의 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 최대 곡률 값  $k_1$ 과 최소 곡률 값  $k_2$ 는 식 (9)과 식 (10)과 같다.

$$k_1 = \frac{gE - 2Ff + Ge - [(gE + Ge - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)]^{1/2}}{2(EG - F^2)} \quad (9)$$

$$k_2 = \frac{gE - 2Ff + Ge + [(gE + Ge - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)]^{1/2}}{2(EG - F^2)} \quad (10)$$

그림 3 (a)와 (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 최대값  $k_1$ 은 곡면률이 큰 코의 오목한 부위를, 주 곡률 최소값  $k_2$ 은 곡면률이 작은 코의 볼록한 부위를 잘 표현하고 있다.

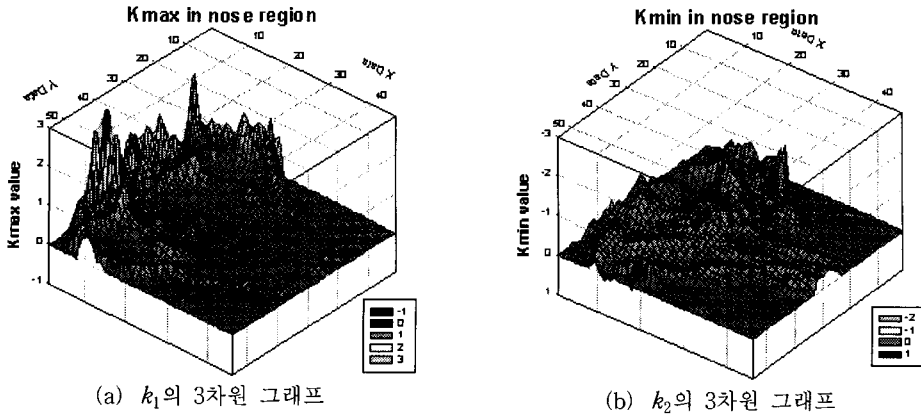


그림 3. 코 영역의 주 곡률  $k_1$ 과  $k_2$ 의 분포도

$k_1$ 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 표면 특징이다. 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 주곡률을 이용하여 가우스 곡률  $K$ 는 식 (11)과 같으며

$$k_3 = K = k_1 k_2 = \frac{(eg - f^2)}{(EG - F^2)} \quad (11)$$

평균곡률  $M$ 은 식 (12)과 같다

$$k_4 = M = \frac{(k_1 + k_2)}{2} = \frac{(Eg - 2Ff + Ge)}{2(EG - F^2)} \quad (12)$$

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 식 (13)과 같다.

$$k^2 + 2Mk + K = 0 \quad (13)$$

이때, 주곡률은 위 식의 두 근에 해당되며, 두 근을  $k_1$ 과  $k_2$ 라 할 때 큰 값이 최대 주 곡률, 작은 값이

최소 주 곡률 이다. 위에서 정의된 관계로부터  $K$ 와  $M$ 의 항에서  $k_1$ 과  $k_2$ 값은 식 (14)와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} k_1 &= M - (M^2 - K)^{1/2} \\ k_2 &= M + (M^2 - K)^{1/2} \end{aligned} \quad (14)$$

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 Hausdorff 거리

하우스도르프 거리(Hausdorff distance - HD)는 2차원 영상의 형상 비교에 널리 사용되어져 왔다 [19,20]. 두 점  $a$ 와  $b$  사이의 거리를  $d(a, b) = \|a - b\|$ 라 하고, 점  $a$ 와 유한 점 집합  $B = b_1, \dots, b_{N_b}$  사이의 거리는 식 (15)과 같이 정의된다.

$$d(a, B) = \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (15)$$

주어진 두개의 유한 점 집합  $A = a_1, \dots, a_{N_a}$ 와  $B = b_1, \dots, b_{N_b}$ 에 대한 기존의 HD는 식 (16)과 같이 나타낸다.

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (16)$$

여기서 함수  $h(A, B)$ 는 점 집합  $A$ 와  $B$  사이의 직접 directed Hausdorff 거리(DHD)이며, 식 (17)과 같이 정의된다. 또한 함수  $h(B, A)$ 는 식 (17)과 마찬가지로 식 (18)처럼 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 h(A, B) &= \max_{a \in A} d(a, B) \\
 &= \max_{a \in A} \min_{b \in B} d(a, b) \\
 &= \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|
 \end{aligned} \tag{17}$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|a - b\| \tag{18}$$

여기서  $\|\cdot\|$ 는 Eculidian norm 또는 L2를 나타낸다. 이러한 일반적인 HD 방법은 잡음이나 훼손된 영상에 상당히 민감하다. 따라서 물체의 정합을 위한 개선된 여러 HD를 제안하였다.

Dubussion과 Jain[21]은 식 (19)과 같이 최대값 보다 모든 거리 값들의 평균을 이용하는 modified Hausdorff 거리(MHD)를 제안하여 24가지의 HD를 이용한 거리 측정 방법 가운데서 4가지 방법에 대하여 형상실험을 하였다. 그의 실험 가운데서 MHD가 가장 좋은 매칭 결과를 나타내었으며, 이는 HD에 비해 MHD가 노이즈가 포함된 영상에 대하여 낮은 민감성을 갖는 장점이 있다는 것을 나타낸다.

$$h_{mhd}(A, B) = \frac{1}{N_a} \sum_{a \in A} d(a, B) \tag{19}$$

여기서  $N_a$ 는 집합 A의 픽셀 수이다.

Hunttenlocher[11] 등은 잡음에 의해 손상되거나 겹쳐있는 정합을 위하여 유사도 측정을 위해 partial Hausdorff 거리 (PHD)를 제안하였다. 이 방식은 손상된 물체의 나머지 부분의 유사도 혹은 두 물체의 닮은 정도를 판단하는 것으로서 식 (20)과 같다.

$$h_K(B, A) = K \min_{b \in B} \min_{a \in A} \|a - b\| \tag{20}$$

$K_{b \in B}^{th}$ 는 순차적으로 정렬된  $d(b, A)$  값들의 집합들 가운데  $K$ 번째에 해당하는 순서의 값을 나타낸다. 이 방법은 물체의 훼손 정도에 따른 물체의 유사도를 판단하기 위하여 partial fraction  $f$ 를 사용하였으며,  $f$ 는 0에서 1 사이의 값을 가지며,  $K = F * N_a$  이다.

본 논문은 각 사람마다 가지는 고유의 얼굴 표면 곡률과 깊이 값을 무게 값으로 하는 새로운 깊이 가중치 Hausdorff 거리 방법을 제안한다. 여기서 사용된 가중치 함수는 각 점에서의 깊이 값을 의미한다. 두 개의 점 집합  $Q = \{q_1, \dots, q_{N_Q}\}$ 와  $D = \{d_1, \dots, d_{N_D}\}$ 이 주어지면, 가중치 Hausdorff 거리는 식

(21)과 같으며

$$H(Q, D) = \max(h(Q, D), H(D, Q)) \tag{21}$$

$h(Q, D)$ 와  $h(D, Q)$ 는 두 개의 점 집합(입력 영상: Q 와 데이터베이스 영상: D) 사이의 거리를 나타낸다. 깊이 값을 이용한 깊이 가중치 Hausdorff 거리는 식(22)과 같으며

$$h_{dwdh}(Q, D) = \frac{1}{N_q} \sum_{q \in Q} dw(diff) \min \|q - d\| \tag{22}$$

여기서  $\|\cdot\|$ 는 점 집합 Q와 D 사이의 norm을 의미한다. 그리고  $dw(diff)$ 는 임의의 한 점  $(x, y)$ 의 공간적 깊이의 가중치 함수이며, 정의는 식 (23)과 같다.

$$\begin{aligned}
 dw(diff) &= \{(QP(x, y, z) - QD(x, y, z)) \\
 &\quad - (DP(x, y, z) - DD(x, y, z))\}
 \end{aligned} \tag{23}$$

$QP(X, Y, Z)$ 와  $DP(X, Y, Z)$ 는 입력 영상과 데이터베이스 영상의 코 끝점의 깊이 값을 나타내며,  $QD(X, Y, Z)$ 와  $DD(X, Y, Z)$ 는 입력 영상과 데이터베이스 영상의 한 점의 깊이 값을 나타낸다.

#### 4. 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 640×480이며, 중심선 추출 알고리즘을 적용하여 중심선을 추출한다. 높이 값에 대해서 켈리브레이션 과정을 거치고, 재표본화와 보간 작업을 수행하여 최종의 320×320크기의 3차원 얼굴 영상이 추출된다. 또한 얼굴 스캐너에서 폐색된 부분의 처리는, 폐색된 주변 경계를 연속하여 돌면서 주변 화소들의 중간 값을 선택하는 방식을 사용하며, 머리 카락 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 4와 같다. 영상의 획득은 입력 영상의 스케일 문제를 배제하기 위해 카메라를 고정시킨 후 얼굴이 320×320에 들어 올 수 있는 거리에 의자를 놓고 동일인에 대



그림 4. 입력 영상

하여 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 절삭 그리고 뒤쪽은 보간을 해주어 동일한 영상이 획득되도록 하였다. 실험은 얼굴의 표면 곡을 구한 후 이를 문턱치 값에 따라 각각의 곡률에 대하여 유사도를 비교하였다.

제한조건으로써는 안경을 착용한 경우와 코 및 턱 수염이 있는 경우, 그리고 머리카락이 두 눈을 가리는 경우는 심한 노이즈를 발생하므로 배제하였으며, 회전된 영상의 경우엔 양쪽 귀가 보이는 정도만을 허용하였다.

#### 4.1 얼굴영역 추출과 표면 곡률

3차원 얼굴 영상으로부터 가장 먼저 수행되어지

는 것은 얼굴영역 추출이다. 이는 얼굴 가운데서 튀어나온 형상을 하고 있고 기준점으로 사용되는 코끝을 찾기 위한 것이다. 획득된 3차원 얼굴 영상에서 배경 부분은 가장 낮은 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.

앞 절에서 구한 곡률 방정식을 이용하여 임의의 영상에서 네 개의 곡률  $(k_1, k_2, K$  그리고  $M)$ 영상을 구한다. 각각의 곡률 영상에서 모든 곡률 값들의 최대 그리고 최소 값을 표 1에 나타내었으며, 식(25)을

표 1. 측정된 양자화 범위

Curvature	Max. Value	Min. Value
$k_1$	1.979	-0.365
$k_2$	0.438	-1.050
$K$	0.513	-1.0375
$M$	0.925	-0.579

이용하여 이를 문턱치 값에 적용한 결과를 그림 4에 나타내었다.

$$B_{img} = \begin{cases} 0, & C_{img} > TH \\ 255, & \text{else} \end{cases} \quad (24)$$

여기서  $B_{img}$ 는 추출된 이진 영상이며,  $C_{img}$ 는 곡률 방정식을 적용하여 각각의 곡률값을 포함하고 있는 곡률 영상이다. 그리고 TH는 문턱치 값으로서 표 1의 최대 값, 최소 값 그리고 0.1에 대한 결과 예를

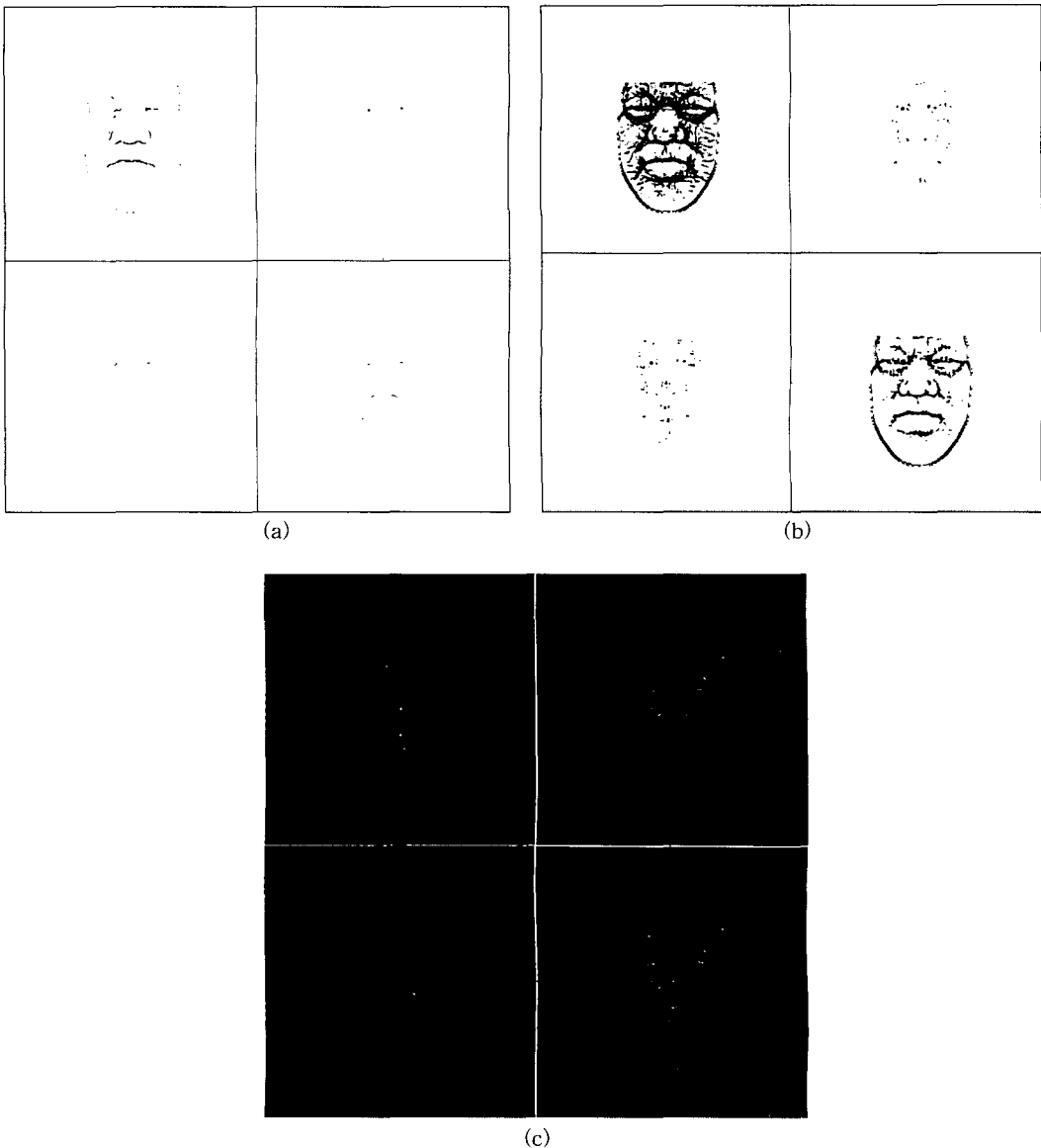


그림 5. 각 곡률에 대한 문턱치 값의 예 (a) 문턱치 값이 최대 값인 경우 (b) 문턱치 값이 0.1인 경우 (c) 문턱치 값이 최소 값인 경우 (각 그림에서 좌상:  $k_1$ , 우상:  $k_2$ , 좌하:  $K$  그리고 우하:  $M$ )



그림 5에 나타내었다.

그림 5 (a)는 점 집합의 구성에 있어서 너무 적은 분포를 보이고 있으며, 그림 5 (c)인 경우는 그 반대로 너무 많은 점의 분포를 이루고 있다. 분포가 너무 많으면 계산하는 양이 많아지며, 분포가 너무 적게 되면 입력되는 영상과 데이터베이스와의 인식 능력이 저하된다. 그래서 본 논문에 적용된 각 곡률에 대한 문턱치 값은 분포도를 고려하여 사용된 값을 표 2에 나타내었다.

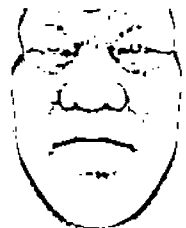
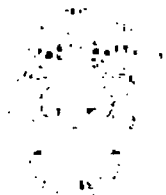
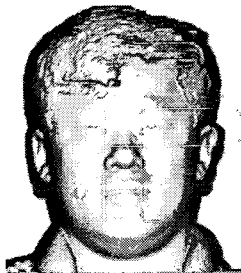
$k_2$ 와  $K$ 는 같은 값을 적용하였지만,  $k_1$ 과  $M$ 이 다른 값이 적용된 것은 약간의 다른 분포도를 나타내어 적용된 값이다. 그림 6은 문턱치 값 TH3이 적용된 예를 나타내었다. 그리고 얼굴의 외곽 형상을 고려하기 위해 코끝으로부터 깊이 값이 50 이상이 되는 영역과 순수한 얼굴에 대해서만 적용하고자 미간으로부터 30 픽셀 이하 되는 영역만에 대해서만 이진 영상을 추출하였다.

4.2 얼굴 인식

얼굴 인식 방법은 앞 절에서 설명한 일반적인 Hausdorff 거리 방법과 본 논문에서 제시한 깊이 가중치 Hausdorff 거리 방법에 대하여 실시하였다. 먼

표 2. 논문에서 적용된 각 곡률에 대한 문턱치 값들

문턱치 값 \ 곡률	$k_1$	$k_2$	$K$	$M$
TH1	0.3	0.03	0.03	0.1
TH2	0.4	0.04	0.04	0.15
TH3	0.5	0.05	0.05	0.2
TH4	0.6	0.1	0.1	0.25
TH5	0.7	0.15	0.15	0.3



(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

그림 6. 문턱치 값 TH3에 의해 추출된 이진 영상들 (a) 원 영상 (b)  $k_1$ 으로부터 추출된 이진 영상 (c)  $k_2$ 로부터 추출된 이진 영상 (d)  $K$ 로부터 추출된 이진 영상 (e)  $M$ 으로부터 추출된 이진 영상

저 일반적인 방법인 직접 Hausdorff 거리 방법 (DHD) 과 수정된 Hausdorff 거리 방법 (MHD)의 실험 결과를 표 3과 그림 7 그리고 표 4와 그림 8에 나타내었다.

그림 7의 결과에서 나타내는 것처럼 DHD방법에서 문턱치 값이 TH1인 경우가 다른 문턱치 값들 보다 높은 인식률을 나타내었다 그러나 TH1은 많은 점의 집합으로 되어 있으므로 많은 계산량이 요구된다. 그러나 그림 8의 경우는 전체적으로 TH3인 경우

표 3. 직접 Hausdorff 거리에 의한 인식률 비교표(순위 5위 이내)

Threshold	Recognition Rate (%)			
	$k_1$	$k_2$	$K$	$M$
TH1	79	55	45	24
TH2	62	45	38	31
TH3	55	48	38	41
TH4	31	31	40	29
TH5	48	29	29	50

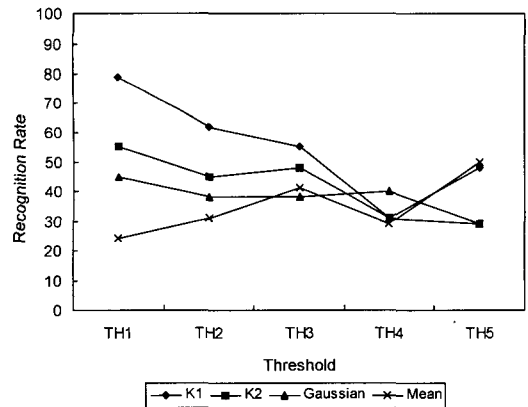


그림 7. 직접 Hausdorff 거리를 이용한 인식률 결과

표 4. 수정된 Hausdorff 거리에 의한 인식을 비교표 (순위 5위이내)

Threshold	Recognition Rate (%)			
	$k_1$	$k_2$	$K$	$M$
TH1	93	95	93	91
TH2	93	95	95	91
TH3	93	98	98	91
TH4	93	95	95	93
TH5	88	74	79	88

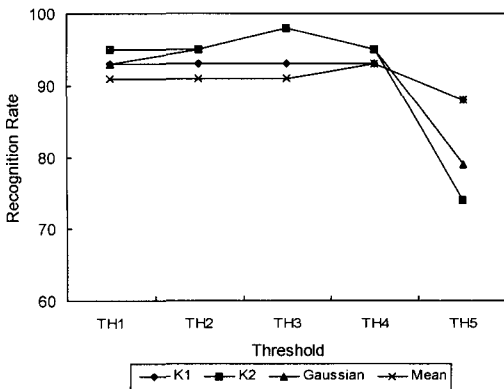


그림 8. 수정된 Hausdorff 거리를 이용한 인식을 결과

와  $k_2$ 와  $K$ 인 경우가 가장 좋은 인식을 나타내었으며, TH5인 경우 가장 낮은 인식을 나타내었다.

논문에서 제안한 깊이 가중치 Hausdorff 거리 방법 (DWHD)을 이용한 인식을 비교표를 표 5와 그림 9에 나타내었다. DWHD 방법은 공간 깊이를 가중치 함수로 사용하는 것으로서  $k_2$ 인 경우가 가장 높은 인식을 나타내었으며,  $k_1$ 인 경우 점의 분포가 낮은 TH5인 경우도 95%의 높은 인식을 나타내었으며 MHD보다 높게 나타났다. 이는 적은 분포도를 가지면서 동시에 적은 계산량으로 높은 인식을 나타내는 것이라 할 수 있다. 그리고 각 문턱치가 가지는 네 가지의 곡률에 대한 결과를 1위에 대한 인식을 조합에 의한 인식을 계산한 결과를 표 6과 그림 10에 나타내었다. 실험 결과 DHD가 가장 낮게 나타났으며, 제안된 방법인 DWHD방법이 가장 좋은 인식을 나타내었다. 동시에 문턱치 값은 TH3인 경우가 가장 좋게 나타났으며 DWHD인 경우는 100%의 인식을 나타내었다. 그리고 점 집합의 분포가 TH3보다 적은 TH4와 TH5인 경우도 기존의 방식보다 높은 인식을 나타내었다.

표 5. 깊이 가중치 Hausdorff 거리에 의한 인식을 비교표 (순위 5위이내)

Threshold	Recognition Rate (%)			
	$k_1$	$k_2$	$K$	$M$
TH1	95	98	95	86
TH2	93	98	93	91
TH3	93	98	93	86
TH4	93	86	88	81
TH5	95	83	74	76

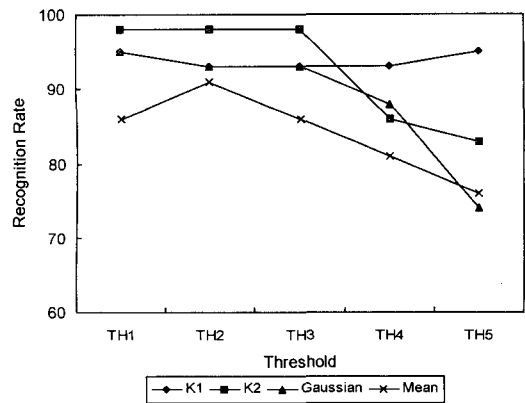


그림 9. 깊이 가중치 Hausdorff 거리를 이용한 인식을 결과

표 6. 각 곡률에 대하여 순위가 1위인 경우의 조합된 인식을

Threshold	Recognition Rate (%)		
	DHD	MHD	DWHD
TH1	57	98	95
TH2	50	98	95
TH3	48	98	100
TH4	31	93	98
TH5	45	91	95

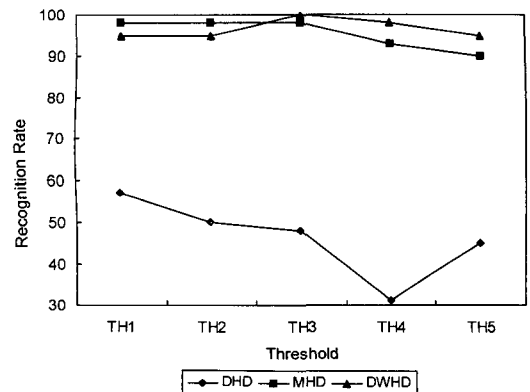


그림 10. 각 문턱치 값의 순위 1위인 경우의 조합된 인식을 결과

획득된 데이터에 대해 투영 벡터의 통계적 방법 [14], covariance matrix와 고유벡터(eigenvector)의 고유얼굴 (Eigenface) 방법 그리고 얼굴의 기하학적인 방법[15] 등을 적용한 결과를 표 7에 나타내었다. 투영벡터와 얼굴의 기하학적인 방법은 90% 이상의 인식률을 나타내었지만, 모두 제안된 방법보다는 낮은 인식률을 나타내었다.

표 7. 획득된 데이터를 이용한 다른 방법들 (순위 5위 이내)

Methods	Recognition rate(%)
Projection Vectors	94
Eigenface	76
Geometric Feature	95

### 5. 결 론

본 논문에서는 3차원 물체 인식에서 표면 형태 특성을 잘 나타내는 곡률 정보와 깊이 값을 가중치로 하는 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 코를 찾은 후 회전된 얼굴 데이터를 각도 비교에 의한 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 구하여 각각에 대해 여러 가지의 문턱치 값을 적용하여 실험을 한 결과 평균적으로 문턱치 값은 TH3인 경우가 가장 좋게 나타났으며, 곡률은 점의 분포가 적게 되는 최소 곡률인 경우가 높은 인식률을 나타내었다. 그리고 실험 방법에서는 본 논문에서 제안된 DWHD방법이 98%의 높은 인식률을 나타내었다. 그리고 각 문턱치 값에 대하여 순위 1위만을 추출하는 경우 제안된 DWHD 방법이 99%의 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, 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)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, 1993.

[ 8 ] 고재필, 변혜란, “고유얼굴 기반의 얼굴형판을 이용한 얼굴영역 추출,” *정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용*, 제 27권 제 11호, pp. 1123-1132, 2000.

[ 9 ] C. S. Chua, F. Han, Y. K. Ho, “3D Human Face Recognition Using Point Signature,” *4th ICAFGFR*, 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, 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. 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.

[15] 이영학, 박건우, 이태홍, “중단면과 횡단면을 이용한 3차원 얼굴 인식”, 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제 30권 9, 10호, pp. 885-893, 2003.

[16] 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

[17] R. M. Haralick and L. Watson, “A facet model for image data,” *Comput. Graph. Image Processing*, Vol. 15, pp. 113-129, 1981.

[18] D. J. Struik, *Lectures on Classical Differential Geometry*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1961.

[19] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman and W. J. Rucklidge, “Comparing images using the Hausdorff distance,” *IEEE trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.9, pp. 850-863, 1993.

[20] B. Takács, “Comparing Face Images Using the Modified Hausdorff Distance,” *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 12, pp. 1873-1880, 1998.

[21] M. D. Dubuisson and A. K. Jain, “A modified Hausdorff distance for object matching,” *12th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 566-569, 1994.

[22] 이영학, 배기억, 이태홍, “표면곡률의 누적히스토그램을 이용한 3차원 얼굴 인식”, 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제 30권 5호, pp. 143-154, 2004.



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~현재 영남대학교 객원교수  
 2002년 2월~현재 (주)페이스쓰리디 공동설립  
 관심분야: 영상처리, 패턴 및 생체 인식, 컴퓨터비전



심 재 창

1987년 경북대학교 전자공학과 학사  
 1990년 경북대학교 전자공학과 대학원 석사  
 1993년 경북대학교 전자공학과 대학원 박사  
 1997년~1999년 IBM T. J. Watson

Research Center, Researcher  
 1994년~현재 안동대학교 컴퓨터전공 조교수  
 1999년~현재 (주)파미, (주)포디컬쳐, (주)페이스쓰리디 공동설립  
 관심분야: 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전