

# 투영 벡터와 표면 곡률을 이용한 3차원 얼굴 인식 (3D Face Recognition using Projection Vectors and Surface Curvatures)

박 녹<sup>†</sup>    이 영 학<sup>\*\*</sup>    이 태 홍<sup>\*\*\*</sup>  
(Rocky Park)    (Yeunghak Lee)    (Taihong Yi)

**요 약** 얼굴의 깊이 정보는 개개인의 특성을 잘 나타내며, 특히 표면 곡률은 곡선으로 이루어진 사람들의 얼굴 표면을 특정 짓는 아주 중요한 정보이다. 3차원 물체 인식에서 표면 형태 특성을 잘 나타내는 곡률 정보와 계산량을 줄일 수 있는 차원 감소의 그룹 분할 투영 벡터 방법을 이용한 3차원 얼굴 인식 방법을 제안한다. 얼굴의 표면 곡률을 구하여, 이로부터 최대 곡률 및 최소 곡률에 대한 그룹 분할 투영 벡터를 적용하여 인식 하였다. 인식 결과 최소 곡률에 의한 투영 벡터 방법이 가장 높은 인식률을 나타내었다.  
키워드 : 영상처리, 3차원 영상, 얼굴인식

**Abstract** The depth information in the face represents personal features in detail. In particular, the surface curvatures extracted from the face contain the most important personal facial information. This surface curvature and together with grouped projection vector which reduces the dimensions resulting less computations are collaborated into the proposed 3D face recognition algorithm. The maximum and minimum curvature are calculated from the surface curvature image, which are grouped into projected vectors for recognition. The minimum curvature showed the best recognition rate among the surface parameters.

**Key words** : Image Processing, 3D Image, Face Recognition

## 1. 서 론

얼굴 인식은 복잡하고 처리가 어려운 문제점을 가지고 있는 것으로 잘 알려져 왔다. 인간과 컴퓨터간의 지능화된 인터페이스, 보안, 그리고 통신 등에 활용되는 얼굴 인식 기술은 다루기 어렵고 매우 복잡하다. 고유 얼굴, 기하학적인 특징, 형판 매칭, 그래프 매칭, 뉴럴 방법과 확률적 방법 등과 같은 얼굴 인식 연구가 현재 까지 진행되어왔다. 이러한 연구는 대부분이 2차원 얼굴 영상을 중심으로 행해져 왔으나, 기존의 2차원 얼굴 영상은 주위 조명의 변화에 영향을 크게 받고 얼굴과 입력 장치간 거리 차이에 따라 생기는 데이터의 크기 변화와 같은 문제점들을 가지고 있다. 이를 극복하기 위한

방법으로 3차원 얼굴 영상을 이용할 수 있다. 3차원 얼굴 영상은 2차원 영상의 문제점들을 해결할 수 있을 뿐만 아니라, 깊이와 곡률의 특성을 갖고 있으므로, 기존의 2차원 영상에서의 특징 추출보다 다양한 이점들을 가지고 있다.

3차원 얼굴 영상을 획득하는 3차원 입력 장치(주)4D컬처, Cyberware 그리고 Minolta등에 의해 다양하게 개발 보급되고 있으며, 얼굴의 획득 방법에는 스테레오 정합법과 레이저 광 삼각법 등이 있다[1-4]. 스테레오 정합은 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 스캐너는 깊이 정보의 정밀도가 높고, 레이저를 활용하므로 2차원 영상에서 가장 문제가 되는 조명의 영향과 카메라의 각도에 의한 영향을 거의 받지 않는 장점을 가지고 있다. 그리고 3차원 얼굴 영상은 얼굴과 카메라사이 거리 차에 따라 생기는 축소 효과도 거리가 측정되므로 작게 할 수 있다[1].

† 비 회 원 : 영남대학교 나노시스템공학과 rocky.park@paran.com  
\*\* 비 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수 annaturu@yumail.ac.kr  
\*\*\* 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수 taehong@yumail.ac.kr (Corresponding author)  
논문접수 : 2005년 8월 1일  
실사완료 : 2005년 10월 23일

일반적으로 얼굴을 인식하는 방법은 얼굴요소를 찾느냐 또는 얼굴영역 전체를 모델링 하나에 따라 얼굴의 국부적 특징에 기반을 둔 방법과 얼굴의 형판정합에 기반을 둔 방법으로 나눌 수 있다[5]. 특징 기반 접근법은 얼굴의 주요 구성요소인 눈, 코, 입 등을 추출하여 이들의 상관관계를 사전지식으로 이용하는 방법으로서, 추출된 영상에서 특징 벡터를 계산하여 인식 파라메타로 사용한다. 형판정합 방법은 얼굴에 대한 표준적인 형판을 만들고 입력영상에 대해 탐색 창을 적용하여, 각 탐색 창 영상을 형판과 비교하며 얼굴영역을 찾는 방법으로, 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 활발해지고 있다[6-10]. 기하학에서 활용되는 곡률을 이용한 많은 연구가 3차원 얼굴 인식에 적용되었다[6]. Chua, Han 그리고 Hof[7]은 자유 형태 표면을 나타내는 point signature를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였는데 이는 단단하지 않는 물체 인식 문제로서 얼굴 인식을 다루었다. Lee와 Milios[8]는 얼굴의 각 점에서 평균 곡률과 가우시안 곡률의 부호를 기준으로 깊이 영상의 불룩한 부분을 추출하였다. 이러한 불룩한 부분들은 얼굴의 기본적인 특징을 형성한다. 2개의 얼굴 영상에 대하여 불룩한 부분에 대한 확장된 가우시안 이미지를 추출하여 얼굴 특징을 비교하기 위해 사용하였다. Gordon [9]는 깊이와 곡률 특성들을 이용한 얼굴 인식을 발표했다. 얼굴에 대한 곡률을 이용하여 사람의 콧등과 눈의 특징들을 찾을 수 있다. Hiromi등[10]은 단단한 자유 형태 표면의 3차원 형상 인식 문제로서 얼굴 인식 문제를 다루었다. 입력 영상들과 모델 데이터베이스에 대한 각 얼굴 영상을 각 표면 점에서의 주 곡률과 방향들로 구성된 확장된 가우시안 영상(EGI)으로 표현하였다. 개인 얼굴들은 Fisher의 EGI에 관한 구형의 상관관계를 이용하여 서로간의 유사도를 평가하여 인식하였으나 곡률 계산은 부정확하고 신뢰도가 낮았다.

본 논문에서는 정규화된 3차원 얼굴 영상을 이용하여 각 사람 마다 얼굴 특징을 잘 나타내는 얼굴 표면 곡률 기반과 차원을 감소시키는 투영 방법에 의한 새로운 인식 알고리즘을 구현한다. 얼굴에서 주요 특징들이 깊이 에 따라 달라진다는 점을 이용하여 얼굴에서 가장 돌출된 형태인 코를 중심으로 깊이 문턱치 값에 따른 영역

을 추출하며, 각 영역에 대한 표면 곡률을 구하여 저차원의 그룹 분할 투영 벡터 방법에 의해 특징 벡터를 추출하였다. 최종적으로 얼굴인식을 위해 입력 영상과 데이터베이스 영상 간의 유클리드 거리 및 논문에서 제안한 상대적 거리 방법에 의한 Nearest Neighbor를 이용하여 유사도를 비교하여 차원을 줄이면서도 인식률을 높일 수 있음을 확인하였다.

## 2. 표면 곡률

3차원 물체의 인식을 하기 위해서는 표면 특성에 관한 정보가 필요하다. 이때 표면 특성은 표면 함수와 같은 수학적 형태로 정의되며, 임의의 평활 표면은 매개변수공간에서 표면의 내적(內的)곡률인 제1기본형과 표면의 외적(外的)곡률인 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[7-9].

표면의 한 점에서 주곡률은 그림 1과 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 수직한 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 오목과 볼록 등의 6가지 기본 유형으로 구분할 수 있는 특징이 있다.

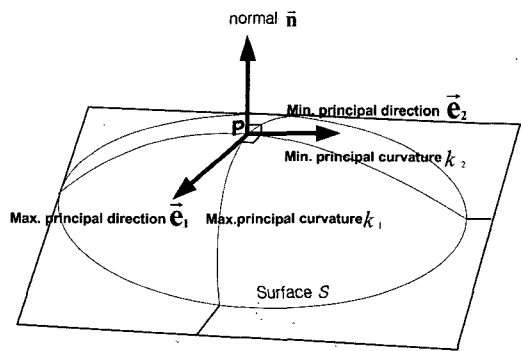


그림 1 표면 한 점의 주곡률과 방향성  $\{k_1, k_2\} \{e_1, e_2\}$

본 논문에서는 3차원 곡률 함수가 없기 때문에 물체의 표면을 작은 조각들로 세그멘테이션을 한 후 조각을 2차원으로 변환하여 근사화 시키는 방법을 사용하였다 [8]. 영상의 한 점  $(x, y)$ 에서 주변의 임의의 화소와의 관계를 거리 값  $z(x, y)$ 로 근사화 할 수 있다.

$$z(x, y) = a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{02}y^2 + a_{11}xy \quad (1)$$

식 (1)의 계수들은 최소 제곱 문제를 사용하여 구한다. 그리고 표면의 한 점은 주어지는 그 점에서의 위치 벡터에 의해 식 (2)와 같이 정의되며,

$$\mathbf{R}(x, y) = x\hat{i} + y\hat{j} + z(x, y)\hat{k} \quad (2)$$

제 1기본형 I과 제 2기본형 II는 식 (3)과 식 (4)와 같이 표현된다[11].

$$I = ds^2 = dR \cdot dR = Edx^2 + 2Fdx dy + Gdy^2 \quad (3)$$

$$II = -dR \cdot dn = e dx^2 + 2f dx dy + g dy^2 \quad (4)$$

여기서,

$$E = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2, \quad F = \frac{\partial z}{\partial x} \frac{\partial z}{\partial y}, \quad G = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2 \quad (5)$$

$$e = \frac{R_{xx} \cdot R_x \times R_y}{(EG - F^2)^{1/2}} = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial x^2}}{(EG - F^2)^{1/2}} \quad (6)$$

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

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

제 1기본형은 변수 공간  $(dx, dy)$ 에서의 미소 변화량에 대한 3차원 표면 위의 한 점  $(x, y)$ 에서  $R$ 의 미소 변화량 즉,  $|dR|^2$ 을 나타내며, 이 값은 표면의 평행 이동 및 회전과 표면 변수와의 변동에도 불변하는 값으로써 표면 자체 특성에 기인하는 표면의 내적 성질을 표현한다. 제 2 기본형은 변수 공간  $(dx, dy)$ 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 유일성

이 보장된다. 따라서 임의의 평활화 표면 형태는 6개의 스칼라 함수  $E, F, G, e, f, g$ 에 의해 결정된다. 또한 6개 스칼라 값들의 조합에 의해 구해지는 곡률 정보는 표면 형태 특성을 잘 설명한다. 이상의 스칼라 값들을 이용하여 구한 최대 곡률 값  $k_1$ 과 최소 곡률 값  $k_2$ 는 식 (9)와 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 2(a)와 (b)는 3차원 얼굴 영상에서 깊이 데이터 값이 가장 뚜렷한 코 영역에 대한 주 곡률  $k_1$ 과  $k_2$ 값을 3차원으로 표현한 것이다. 주 곡률 최대값  $k_1$ 은 큰 곡면률 값을 나타내는 코 주변의 오목한 부위를, 주 곡률 최소값  $k_2$ 는 작은 곡면률을 나타내는 코의 볼록한 부위를 잘 표현하고 있다.

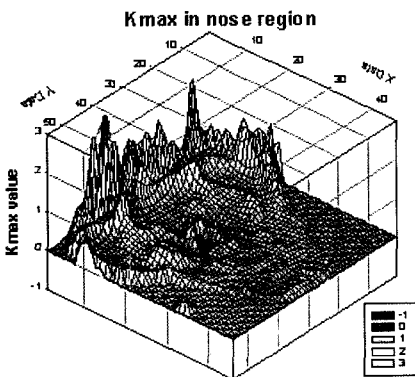
$k_1$ 과  $k_2$ 의 값은 고정된 표면에 대해서는 불변의 변수이므로 동일한 조건의 고정된 표면을 얻기 위해 전처리 하였기 때문에  $x-y$  좌표 평면에서 정의되는 픽셀 값들의 방향성은 고려하지 않는다. 그리고 가우스 곡률과 평균 곡률은 이들 1, 2기본형 표면 함수를 결합하여 유도되는 회전, 평행 이동 및 변수와의 변동에 관계없는 스칼라 표면특징이다. 가우스 곡률  $K$ 와 평균 곡률  $M$ 은 대표적인 표면 제 1, 2기본형 계수들의 조합과 1, 2차 편미분 함수들에 의해 구할 수 있다.

주 곡률을 이용한 가우스 곡률  $K$ 는 식 (11)과 같으며

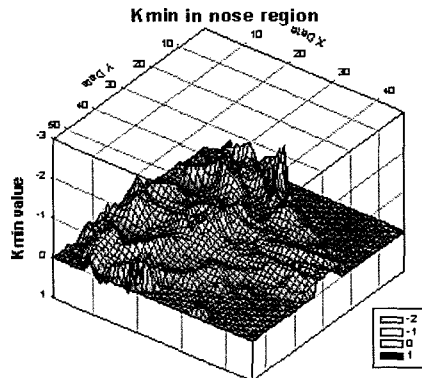
$$k_3 = K = k_1 k_2 = \frac{(eg - f^2)}{(EG - F^2)} \quad (11)$$

평균곡률  $M$ 은 식 (12)과 같다

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



(a)  $k_1$ 의 3차원 그래프



(b)  $k_2$ 의 3차원 그래프

그림 2 코 영역의 주 곡률  $k_1$ 과  $k_2$ 의 분포도

본 논문에서는 주 곡률,  $K$  그리고  $M$ 의 부호가 아닌 곡률 값 변화 특성을 이용하고자 한다. 지금까지 곡률을 이용한 연구에서는  $K$ 와  $M$ 의 부호 변화를 주로 사용하였으나, 본 연구에서는 부호가 아닌 곡률 값 자체의 변화 특성을 이용하여 곡률 변화의 민감도를 적극 활용하고자 한다. 일반 표면 곡률을  $k$ 라 할 때,  $k$ 와 가우스 곡률  $K$  및 평균 곡률  $M$  사이의 관계는 식 (13)과 같다.

$$k^2 + 2Mk + K = 0 \tag{13}$$

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 곡률이며, 식 (14)와 같이 정의된다.

$$k_1 = M - (M^2 - K)^{1/2} \tag{14}$$

$$k_2 = M + (M^2 - K)^{1/2}$$

위의 정의로, 만약 표면 곡선이 주어진 방향에서 아래로 볼록하다면, 그 방향에서 표면 곡률값은 양이 된다. 만약 곡선이 위로 볼록하다면 그 방향에서 표면 곡률값은 음이다. 주 곡률의 최대곡률  $k_1$ 과 최소곡률  $k_2$ 의 부호에 따라 분류 할 수 있는 6가지의 표면 유형을 표 1과 그림 3에 나타내었다.

### 3. 투영 벡터

#### 3.1 영역의 투영기법

일반적으로 투영은  $n$ 차원의 좌표 시스템의 점들을  $n$ 보다 작은 차원의 점들로 변환하는 역할을 수행한다. 투영을 영상에 적용할 경우 영상의 개략적인 형상 정보를 얻을 수 있으며, 1차원적으로 적용할 경우 행 방향으로의 투영을 통하여 수평 방향으로의 투영 벡터를 얻을 수 있고, 열 방향으로의 투영을 통해서는 수직 방향으로의 투영벡터를 얻을 수 있다. 이진 영상의 경우에 행 및

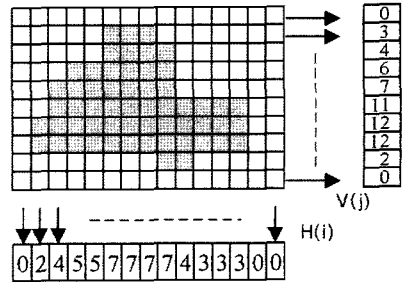


그림 4 이진 영상에서의 투영 예

열 방향으로 투영을 적용한 경우 그림 4와 같으며, 크기가  $M \times N$ 인 영상을  $I(i, j)$ 라 할 때 수평 및 수직 방향으로의 투영은 식 (15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$H(i) = \sum_{j=0}^{N-1} I(i, j), \quad V(j) = \sum_{i=0}^{M-1} I(i, j) \tag{15}$$

그러나, 이와 같은 투영을 이용할 때 공간정보가 포함되어 인식 분야에 유용하게 사용된다는 장점이 있는 반면 다양한 크기의 영상을 포함하는 데이터베이스 영상을 색인화 할 때 투영기법을 사용하기에는 문제가 있다. 즉 투영 기법을 사용할 때 일반적으로 영상의 크기에 따라 생성되는 투영 벡터의 크기가 달라지므로 동등한 길이의 벡터를 이용한 비교가 불가능하다는 문제가 있다. 또한 영상의 행 및 열의 수만큼의 벡터 요소가 색인 데이터에 사용되기 때문에 검색을 위한 데이터베이스 색인 정보로 사용할 경우 색인 데이터량이 많아져 대용량 데이터베이스에서는 결과를 얻기까지 많은 시간이 걸리는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 수행 시간을 단축시키기 위해 그룹 분할 투영 벡터 방법을 제안한다.

#### 3.2 그룹 분할 투영 벡터

투영 기법을 적용할 때의 문제점을 해소하기 위하여

표 1 주곡률의 부호에 따른 표면형태의 분류

Surface					
convex (peak)	convex saddle	minimal surface	concave saddle	concave (pit)	planar
$k_1 < 0$	$k_2 < 0 < k_1$	$ k_1  =  k_2 $	$k_2 < 0 < k_1$	$k_1 > 0$	$k_1 = 0$
$k_2 < 0$	$ k_1  <  k_2 $	$ k_2  =  k_1 $	$ k_2  <  k_1 $	$k_2 > 0$	$k_2 = 0$

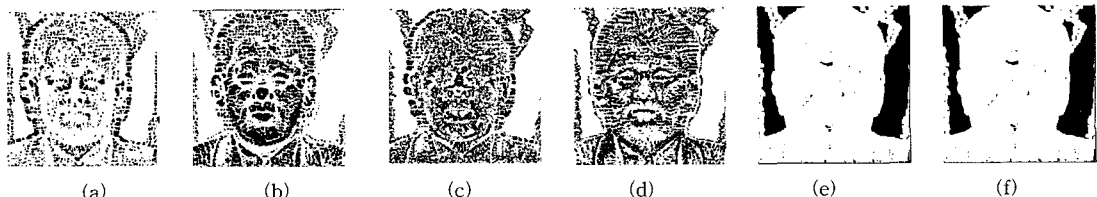


그림 3 주곡률 부호에 의한 6 종류의 얼굴표면 형태 (a) concave(pit), (b) convex(peak), (c) convex saddle, (d) concave saddle, (e) minimal surface, (f) planar

식 (16)에 나타낸 것처럼 투영된 투영 벡터를 그룹화하여 각 그룹별 평균을 구하고 그 값을 이용하여 색인 정보로 사용하였다.

$$V[g_r] = \frac{1}{P} \sum_{i=0}^{M-1} \left( \frac{N}{G} \cdot (r+1) \right) - 1 \sum_{j=\frac{N \cdot r}{G}}^{N \cdot r} I(i, j),$$

$$V[g_c] = \frac{1}{P} \sum_{i=0}^{N-1} \left( \frac{M}{G} \cdot (c+1) \right) - 1 \sum_{j=\frac{M \cdot c}{G}}^{M \cdot c} I(i, j) \quad (16)$$

여기서,  $I(i, j)$ 는 횡좌표  $i$ 와 종좌표  $j$ 의 곡률 영상이며,  $M$ 은 영상의 가로 크기 그리고  $N$ 은 영상의 세로 크기이다.  $r$ 은 수평 방향,  $c$ 는 수직 방향을 나타내며, 범위는  $0 \leq r, c \leq G-1$ 이다.  $G$ 는 그룹의 개수 그리고  $P$ 는 그룹 내의 픽셀 수를 나타낸다.  $V[g_r]$ 은 수평 방향의  $r$ 번째 그룹의 평균값이며,  $V[g_c]$ 은 수직 방향의  $c$ 번째 그룹의 평균값을 나타낸다. 이때 구해진 그룹별 평균은 투영 벡터를 그대로 사용하였을 경우에 비해 색인 데이터량을 많이 줄일 수 있으면서, 투영 효과를 검색에 이용할 수 있고, 입력되는 영상의 크기의 변화에도 덜 민감하게 사용할 수 있다는 장점이 있다.

그림 5는 투영된 벡터의 합을 추출하기 위하여 그룹화 하는 과정을 보여준다. 이 때 구해진 합은 투영된 벡터에 대한 행 방향 및 열 방향으로의 그룹에 대한 크기를 나타내는 값이기 때문에 영상을 블록으로 나눈 후 구한 굵부 크기 값과는 달리 행 방향과 열 방향의 투영된 영상 특징이 나타나는 크기 값이라 할 수 있다.

$M \times N$ 의 크기를 갖는 영상에 대해 투영벡터는  $M+N$ 의 길이를 가진다. 반면 투영벡터의 그룹 분할을 이용할 경우, 영상의 크기는 그룹으로 나누어지므로 많은 계산량을 줄일 수 있다.  $320 \times 320$  영상에 대하여 투영 벡터의 경우는 640개의 길이를 가지지만, 그룹 분할을 이용하여 크기를 3으로 하면 가로 방향으로 3개의 그룹이 생성되고 세로 방향으로 3개의 그룹이 생성되므로 전체 적 그룹의 수는 6개가 된다. 데이터베이스의 크기가 커

질수록 이 차이는 더 커져 검색에 소요되는 시간 및 저장 장치의 비용 차이는 더 늘어난다.

#### 4. 실험 및 결과

##### 4.1 3차원 얼굴 영상의 획득

실험에 사용된 3차원 얼굴영상은 4D컬처에서 제작된 See & Feel 3D Scanner를 이용하여 얻었다. 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  $640 \times 480$ 이며, 중심선 추출 알고리즘을 적용하여 중심선을 추출한다. 높이 값에 대해서 캘리브레이션 과정을 거치고, 재표본화와 보간 작업을 수행하여 최종의  $320 \times 320$ 크기의 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 46명에 대해 2장씩 92장의 영상을 사용하였다. 영상의 획득은 입력 영상의 스케일 문제를 배제하기 위해 카메라를 고정시킨 후 얼굴이  $320 \times 320$ 에 들어 올 수 있는 거리에 의자를 놓고 동일인에 대하여 첫 번째 영상이 획득되어진 후 30분 후에 다시 같은 위치에 앉게 하여 2번째 영상을 획득하였다. 영상의 스케일은 분해능이 높은 앞쪽과 분해능이 낮은 뒤쪽의 산술 평균이 되는 중간지점을 기준으로 앞쪽은 절삭 그리고 뒤쪽은 보간을 해주어 동일한 영상이 획득되도록 하였다. 제한조건으로는 안경을 착용한 경우, 코 및 턱수염이 있는 경우, 그리고 머리카락이 두 눈을 가리는 경우는 심한 노이즈를 발생하므로 배제하였으며, 회전된 영상의 경우엔 양쪽 귀가 보이는 범위까지 허용하였다.

##### 4.2 얼굴영역 추출과 표면 곡률 계산

곡률은 얼굴의 표면을 아주 정밀하게 표현 할 수 있으며, 뺨, 이마 그리고 턱과 같은 영역에 대해 얼굴의 속성들을 잘 묘사한다. 그리고 얼굴을 보는 각도에 따라 곡률은 불변하는 특징들을 가지고 있다. 얼굴의 회전에 대한 정규화와 코 끝점을 추출하여 이를 기준으로 깊이 영역을 추출 한다. 이는 얼굴 가운데서 튀어나온 형상을 하고 있고 기준점으로 사용되는 코끝을 찾기 위한 것이다. 획득된 3차원 얼굴 영상에서 배경 부분은 얼굴 영역 보다 작은 값을 가지고 있으므로, 이를 이용하여 먼저 배경부분을 제거한다. 그리고 Sobel 연산자를 이용하여 얼굴과 얼굴 이외의 목 부분이나 머리카락 부분 등이 추출되며, 이를 이진화 시킨 영상에서 가장 큰 면적을

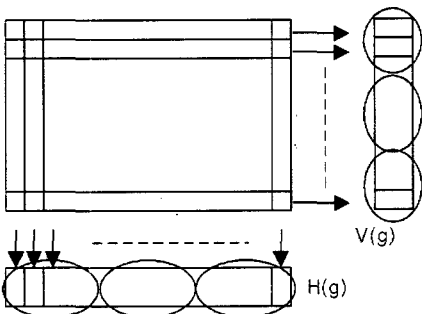


그림 5 블록별 투영벡터 추출

구하면 얼굴 영역이 추출된다. 코는 얼굴에서 가장 돌출된 형태이므로 추출된 얼굴 영상으로부터 반복 선택 방법에 의해 가장 높은 코끝을 찾을 수 있다. 그리고 코끝 점이 여러 개인 경우는 무게 중심 좌표를 구하여 최고 점  $f(x_0, y_0, z_0)$ 의 위치로 결정하였다.

곡률 방정식을 이용하여 임의의 영상에 대한  $k_1$ ,  $k_2$ ,  $K$  그리고  $M$ 의 네 개의 곡률 영상을 구한다. 각각의 곡률 영상에서 모든 곡률 값들 중 최대 그리고 최소값을 표 2에 나타내었으며, 곡률에 대한 분포도를 그림 6에 나타내었으며, 그림 7은 3차원 얼굴에 대한 곡률 영상을 나타내었으며,  $k_1$ 은 양수 부분만을 나타낸 것이며,  $k_2$ 는 음수 부분만을 나타내었다.

표 2 측정된 양자화 범위

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

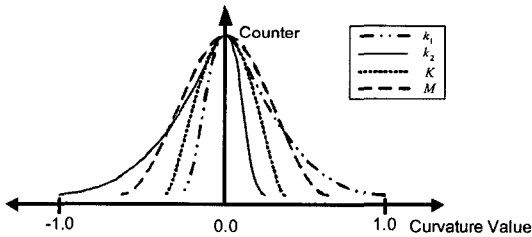
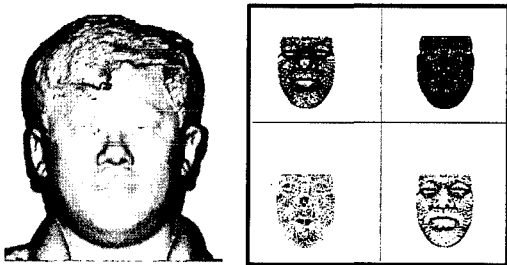


그림 6 각 곡률 값의 분포도



(a) Original Image (b) Curvature Image

그림 7 3차원 얼굴 및 곡률 영상 (a) 원영상 (b) 곡률 영상  
(그림에서 좌상:  $k_1$ , 우상:  $k_2$ , 좌하:  $K$ , 우하:  $M$ )

### 4.3 유사도 비교

입력 영상과 데이터베이스 영상의 비교를 위한 투영 벡터 그룹의 분할 개수는 영상의 국부적 특성이 잘 반영되고, 데이터량과 데이터베이스의 크기를 고려하여 6개( $WZ0$ ) ~ 24( $WZ9$ )개까지 10가지로 나누어 사용하였다. 여기서  $WZ0$ 는 가로 3 그리고 세로 3,  $WZ1$ 은 가로

4 그리고 세로 4를 의미하며, 계속하여 가로와 세로 윈도우 크기를 1씩 증가시키면서  $WZ9$ 인 가로 12 그리고 세로 12까지 검토하였다.

획득된 3차원 얼굴 영상의 거리 비교는 가장 간단한 방법인 유클리드 거리를 이용한 Nearest Neighbor기법을 이용하였다. 입력 영상의 곡률에 대한 투영 벡터 값은  $W_q$ 이고, 데이터베이스의 곡률에 대한 투영 벡터 값이  $W_d$ 일 경우, 유클리드 거리는 식 (17)과 같다.

$$d_k = \| W_q - W_d \| \quad (17)$$

여기서  $k$ 는  $k_1$ 과  $k_2$ 이다. 모든 데이터베이스에 대하여 유클리드 거리를 구하여 가장 작은 값  $d$ 를 갖는 것을 출력하였다. 식 (17)을 이용하여 획득된  $k_1$ 과  $k_2$ 에 대한 거리를 식 (18)에 적용하여 기하 평균을 가진 L1 거리  $L$ 을 구하여 그 결과를 그림 8에 나타내었다.

$$L = \sqrt{d_{k_1} * d_{k_2}} \quad (18)$$

본 논문에서 제시한 곡률에 대한 저차원의 그룹 분할 투영 벡터를 이용한 인식 결과를 그림 8에 나타내었다. 투영 벡터 그룹 수를 변화 시켜 가면서 실험한 결과는 창 의 크기가 5×5, 6×6, 그리고 7×7인 경우가 높게 나타났으며, 그 가운데서도 5×5인 경우가 가장 높은 인식률을 나타내었다. 곡률에 대해서는 곡률  $k_2$ 가 가장 좋은 인식률을 나타내었으며, 그 다음이 두 곡률의 내적 그리고  $k_1$ 가 가장 낮은 인식률을 나타내었다. 순위가 15위 이내인 경우  $k_2$ 의 인식률은 97%이었다. 이것은 얼굴에서 변화가 심한 코 주변이나 눈 주변의 부위를 잘 나타내는  $k_1$ 보다 얼굴의 부드러운 곡선 혹은 평평한 부위인 뺨이나 이마 등을 잘 나타내는  $k_2$ 가 사람의 얼굴을 인식하는데 좋은 곡률 특징들을 가지고 있다는 것을 의미한다. 이것은  $k_2$ 로 표현되는 면적이 더 넓어서 얼굴의 전반적인 표현을 더 많이 표현하기 때문이다. 그림 2에서 보듯이  $k_1$ 은 변화가 심하기 때문에 동일 인물의 얼굴이 다른 자세로 데이터베이스에 포함 되어 있을 때 인식 결과가 양호하지 못하다. 즉 조금만 자세 변화가 있어도 인식 결과가 양호하지 못하다. 그러나  $k_2$ 는 변화가 완만하기 때문에 자세 변화에 따른 인식률의 변화가 심하지 않은 것이다. 이것은 얼굴에서 변화가 심한 코 주변이나 눈 주변의 부위를 잘 나타내는  $k_1$ 보다 얼굴의 부드러운 곡선 혹은 평평한 부위인 뺨이나 이마 등을 잘 나타내는  $k_2$ 가 사람의 얼굴을 인식하는데 좋은 곡률 특징들을 가지고 있다는 것을 의미한다. 그리고 입력 영상을 그대로 이용하지 않고 표면 곡률을 구하여 투영 벡터의 그룹 분할을 하기 때문에 데이터량을 줄이더라도 인식률의 큰 저하 없이 사용 가능하다.

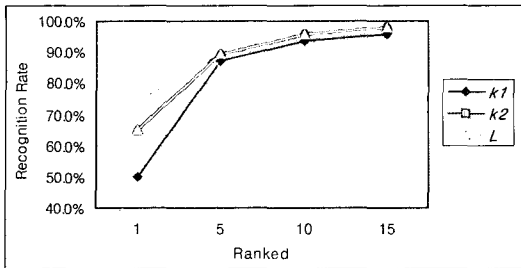


그림 8 곡률에 그룹 분할 투영 벡터를 적용한 얼굴 인식 결과

성능 비교를 위해 획득된 3차원 데이터에 대하여 형판 비교인 Hausdorff 거리 방법[12], covariance matrix와 고유벡터를 사용한 고유 얼굴(Eigenface) 방법[13] 그리고 얼굴의 기하학적인 방법[14]을 적용한 결과를 1위와 5위에 대하여 표 3에 나타내었다. Hausdorff 방법은 입력영상의 한 점에 대하여 비교할 영상의 모든 점들과의 거리를 구한 다음, 입력영상의 다음 점에 대하여 또 비교 영상의 모든 점들과의 거리를 구해나가는 방법이므로 실험에 사용한 320×320 영상에 대하여 실행할 경우 약 1×10<sup>10</sup>번의 거리 계산량이 요구된다. 이와 같은 비교를 저장된 각 데이터베이스의 모든 영상과 비교를 해야 하므로 계산량이 엄청나다. 그러나 본 논문에서의 방법을 이용할 경우, 곡률은 각 영상에 대하여 한번 구하여 미리 데이터베이스로 저장해 놓기 때문에 단지 입력영상 320×320에 대하여 약 1×10<sup>5</sup> 점의 곡률계산 만 요구된다. 예를 들어 가로 3 그리고 세로 3으로 분할 할 경우 비교할 그룹이 6개 이므로 6번만의 거리 계산량이 필요하므로 모든 데이터베이스와 비교할 때의 처리시간도 훨씬 줄어든다. 따라서 곡률을 구하는 시간을 고려하더라도 제안한 방법의 처리시간이 비교가 안 될 정도로 단축된다. 고유 얼굴 방법은 얼굴 전체에 대한 통계적인 성질을 이용한 것으로서, 3차원 깊이 값을 적용한 결과이며, 제안된 방법보다 낮은 인식률을 보였다. 기하학적인 특성은 얼굴에서 코의 기하학적인 특성인 체적과 눈과 입의 스칼라 거리를 특징벡터로 이용한 방법이며, 1위에서는 제안된 방법이 높은 인식률을 나타내고, 5위에서는 제안된 방법과 비슷한 인식율을 보였지만 스칼라량을 구하는 과정이 복잡한 여러 단계를 거쳐야하는 단점이 있다.

표 3 기타 방법과의 비교

Methods	Recognition rate	
	1위	5위
Modified Hausdorff Distance	71%	94%
Eigenface	54%	76%
Geometric Feature	30%	87%

## 6. 결론

얼굴의 깊이 정보는 개개인의 특성을 잘 나타내며, 표면특징들을 나타내는 표면 곡률은 곡선으로 이루어진 사람들의 얼굴표면을 특정 짓는 귀중한 정보이다. 본 논문에서는 3차원 물체 인식에서 표면 형태 특성을 잘 나타내는 곡률 정보를 표현하는 4가지의 파라메타에 의한 얼굴 영상에 대하여 차원을 감소시키면서 계산량을 줄이는 그룹 분할 투영 벡터 방법을 적용한 효율적인 3차원 얼굴 인식 방법을 제시하였다. 이는 사람마다 고유한 얼굴 표면의 곡률 값을 가지고 있으며, 그룹 분할을 통한 저차원 구현에 착안한 것이다. 차원을 줄이는 투영 벡터 그룹의 크기는 수평과 수직 각각 5개를 이용한 경우가 가장 좋은 인식률을 나타냈으며, 곡률을 나타내는 4가지 파라메타 중에서 최저 곡률을 나타내는 k<sub>2</sub> 파라메타가 얼굴의 특징을 잘 나타내어 순위 1위에서 다른 파라메타의 것 보다 약 10% 정도 개선을 보였다. 그리고 얼굴의 원영상 데이터를 이용하는 기타의 방법 보다는 제안한 바와 같이 특징을 잘 나타내는 표면 곡률 파라메타를 이용하여 인식하는 방법이 우수함을 알 수 있다.

## 참고 문헌

- [1] P. L. Hallinan, G. G. Gordon, A. L. Yuille, and D. Mumford, *Two-and Three Dimensional Patterns of the Face*, A K Peters Ltd., pp. 21-23, 1999.
- [2] David F. McAllister, *Stereo Computer Graphics and Other True 3D Technologies*, Ph.D. Thesis, Princeton University Press, pp. 15-30, 1993.
- [3] M. Grob, *Visual Computing*, Springer-Verlag, pp. 124-200, 1994.
- [4] K. P. Han, *Geometric Stereo Matching using Population based Incremental Learning with adaptive Chromosomes*, Ph.D. Thesis, Kyungpook University, pp. 6-10, 1999.
- [5] 고재필, 변혜란, "고유얼굴 기반의 얼굴형판을 이용한 얼굴영역 추출", *정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용*, 제 27권 제 11호, pp. 1123-1132, 2000.
- [6] W. Zhao, R. Chellapa and A. Rosenfeld, "Face Recognition: a Literature Survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 35, pp. 399-458, 2003.
- [7] C. S. Chua, F. Han, Y. K. Ho, "3D Human Face Recognition Using Point Signature," *4th ICAFGFR*, pp. 233-238, 2000.
- [8] J. C. Lee and E. Milios, "Matching range image of human faces," *Third International Conference on Computer Vision*, pp. 722-726, 1990.
- [9] 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.
- [10] 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.

- [11] 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.
- [12] B. Takács, "Comparing Face Images Using the Modified Hausdorff Distance," *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 12, pp. 1873-1880, 1998.
- [13] M. Turk and A. Petland, "Face recognition using Eigenfaces," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, pp. 71-86, 1991.
- [14] 이영학, 박건우, 이태홍, "중단면과 횡단면을 이용한 3차원 얼굴 인식", *정보과학회논문지 소프트웨어 및 응용*, 제30권 9·10호, pp. 885-893, 2003.



박 녹

1988년 2월 경북산업대학교 전자공학과 공학사. 1996년 8월 영남대학교 전기전자공학부 공학석사. 2006년 2월 영남대학교 대학원 나노시스템공학과 공학박사. 1983년 12월~1997년 5월 왕컴퓨터코리아(주). 1997년 5월~1999년 왕정보기술시스템. 2000년~2003년 대구종합정보센터(주). 2003년~2005년 현재 흥은산업개발. 관심분야는 3차원 영상인식



이 영 학

1988년 2월 영남대학교 전자공학과 학사. 1991년 2월 영남대학교 전자공학과 대학원 석사. 2003년 8월 영남대학교 전자공학과 대학원 박사. 1991년 1월~1995년 9월 LG정밀(주) 용인연구소 주임 연구원. 1998년 3월~2003년 2월 대구과학대학 겸임교수. 2004년 9월~2005년 8월 영남대학교 강의전담 객원교수. 2005년 3월~현재 영남대학교 정보통신연구소 연구원. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 통신시스템



이 태 홍

1975년 2월 서울대학교 공과대학 공업교육학과 전자전공 공학사. 1980년 2월 서울대학교 대학원 공업교육학과 전자전공 공학석사. 1997년 2월 서울대학교 대학원 전자공학과 공학박사. 1976년 5월~1979년 10월 동양정밀(주) 중앙연구소 책임연구원. 1980년 1월~1981년 2월 (주)금성전기 기술연구소 기좌. 1981년 3월~2006년 현재 영남대학교 전자정보공학부 교수. 관심분야 통신시스템, 신호처리, 영상처리, 영상복원