

종단면과 횡단면을 이용한 3차원 얼굴 인식

(3D Face Recognition using Longitudinal Section and Transection)

이영학[†] 박건우^{**} 이태홍^{***}
 (Yeunghak Lee) (Kunwoo Park) (Taihong Yi)

요약 본 논문은 3차원 얼굴영상으로부터 얼굴의 구성 요소 중의 하나인 코의 종단면과 횡단면을 이용한 특징값과 얼굴의 다른 구성 요소들로부터 구해진 특징값을 이용하여 얼굴을 인식하는 알고리즘을 제안한다. 객체와 배경을 분리하여 얼굴을 추출 및 얼굴의 최고점인 코끝을 찾은 후, 3차원 영상으로부터 얼굴의 주요 특징영역인 코 정보와 얼굴의 종단면 및 횡단면의 정보를 이용하여 회전 보상 전, 후의 특징값을 구한다. 코의 최고점, 코와 이마 사이의 미간점, 코의 밑점, 그리고 코의 양쪽 끝점을 탐색하여 코의 종단면과 횡단면을 기준으로 한 면적, 깊이, 각도, 체적, 그리고 눈과 입의 간격을 특징값으로 사용하였다. 제안된 방법을 이용한 유사도 비교는 입력과 데이터 베이스에 대하여 각각 두 개의 깊이 데이터에 대해 유클리드 거리를 사용하였으며, 실험결과 임계 순위 값 5위 이내의 인식률이 95.5%로 나타났다.

키워드 : 3차원 얼굴인식, 횡단면 그리고 종단면

Abstract In this paper, a new practical implementation of a person verification system using features of longitudinal section and transection and other facial, rotation compensated 3D face image, is proposed. 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. Next, the special points in regions, such as nose, eyes and mouth are detected. The depth of nose, the area of nose and the volume of nose based both on the a longitudinal section and a transection are calculated. The eye interval and mouth width are also computed. Finally, the 12 features on the face were extracted. The L1 measure for comparing two feature vectors were used, because it is simple and robust. In the experimental results, proposed method achieves recognition rate of 95.5% for the longitudinal section and transection.

Key words : 3D face recognition, longitudinal section and transection

1. 서론

인간의 신체적인 특징을 개인 식별에 이용하는 생체 인식(biometrics) 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 눈을 가까이 할 때 느끼는 불편함이 없다는 장점을 갖고 있다[1]. 생체 시스템 가운데서 얼굴인식은 지문인식 다음으로 활발히 연구되고 있지만 외부의 조명

변화와 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[2-4]. 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 영향

[†] 정회원 : 영남대학교 교수
 annaturu@yumail.ac.kr
^{**} 비회원 : 강릉농공고등학교 교사
 kunwoosir@yumail.ac.kr
^{***} 비회원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수
 taehong@yumail.ac.kr
 논문접수 : 2003년 3월 6일
 심사완료 : 2003년 6월 13일

을 거의 받지 않는 장점을 가지고 있다. 그리고 3차원 얼굴 영상은 얼굴과 카메라까지의 거리 차에 따라 생기는 축소 효과도 거리가 측정되므로 작게 할 수 있다[5].

일반적으로 얼굴을 인식하는 방법은 얼굴요소를 찾느냐 또는 얼굴영역 전체를 모델링 하느냐에 따라 얼굴의 지형적 특징에 기반한 방법과 얼굴의 형판정합에 기반한 방법으로 나눌 수 있다[6-7]. 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 활발해지고 있다[8-11]. 많은 연구에서 기하학에서 많이 활용되는 곡률을 계산하여 3차원 얼굴 인식에 적용했다[8]. Chua, Han 그리고 Ho[8]은 자유 형태 표면을 나타내는 point signature를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였는데 이는 단단하지 않는 불체 인식 문제로서 얼굴 인식을 다루었다. Lee와 Milios[10]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[11]는 깊이와 곡률 특성들을 이용한 얼굴 인식을 발표했다. 얼굴에 대한 곡률은 사람의 콧등과 눈의 특징들을 찾을 수 있다. Hiromi 등[12]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 인식하였으나 곡률 계산은 부정확하고 신뢰도가 낮았다.

본 논문에서는 정규화된 3차원 얼굴 영상을 이용하여 얼굴의 지형적 특징에 기반한 새로운 접근 방법으로 얼굴인식을 구현한다. 얼굴에서 주요 특징영역인 코를 중

심으로 코의 최고점, 미간점, 코밑점, 좌측 코끝점, 우측 코끝점을 특징점으로 추출한다. 특징점과 단면 정보를 이용하여 코의 면적, 깊이, 각도, 체적, 그리고 눈과 입의 간격을 특징값으로 산출한다. 최종적으로 얼굴인식을 위해 원 영상과 데이터베이스 영상간의 유클리드 거리를 계산하여 유사도를 비교한다.

2. 전처리 과정 및 코의 최고점 추출

얼굴과 배경이 포함된 영상에 대해 3차원 얼굴 영상으로부터 얼굴 영역만을 추출하기 위해 배경 영역과 얼굴 영역을 분리[13]하는 과정이 필요하다. 머리카락, 배경 그리고 옷은 코의 위치를 찾는 데 오류를 발생시킬 수 있는 가장 큰 요인이고, 불필요한 영역이므로 먼저 제거한다. 여기서 배경은 최저의 깊이 데이터를 갖는다. 입력 영상 그림 2(a)를 식 (1)에 나타낸 소벨(sobel) 연산자를 이용하여 그림 2(b)처럼 얼굴, 배경 그리고 옷의 경계선을 추출한다. 여기서 사용된 σ 는 10이고 임계값(threshold)은 255로 하였으며, I 는 입력영상이며 S 는 소벨 연산을 적용한 영상으로서, 모두 3차원 영상 값을 갖는다.

d0 i-1, j-1	d1 i-1, j	d2 i-1, j+1
d3 i, j-1	d4 i, j	d5 i, j+1
d6 i+1, j-1	d7 i+1, j	d8 i+1, j+1

그림 1 3 × 3 마스크내의 9하소

$$S_{xx} = d6 + 2d7 + d8 - d0 - 2d1 - d2$$

$$S_{yy} = d2 + 2d5 + d8 - d0 - 2d3 - d6$$

$$T = \sigma \cdot \sqrt{S_{xx}^2 + S_{yy}^2}$$

$$S(i, j) = \begin{cases} 255, & T > \text{Threshold} \\ I(i, j), & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

배경으로 인한 잡음을 제거하기 위하여 네 모서리마다 5x5 영역을 취하여 이 영역들 가운데서 최고 값을 구하여 최고 값보다 작은 값을 255로 처리한다. 처리 결과는 그림 2(c)와 같다. 네 모서리 영역을 취한 것은 얼굴보다 옷과 배경이 더 깊이 위치하기 때문이다. 배경을 제거한 3차원 영상에 대하여 그림 2(c)처럼 얼굴 아래의 옷 부분은 아직 제거되지 않았으므로 식 (2)를 이용하여 평균값을 구한 후 이를 임계값으로 사용하여 이진 영상화시키면 그림 2(d)와 같다. N 은 3차원 값을 가지는 화소 수를 나타낸다. B 는 이진 영상이다.

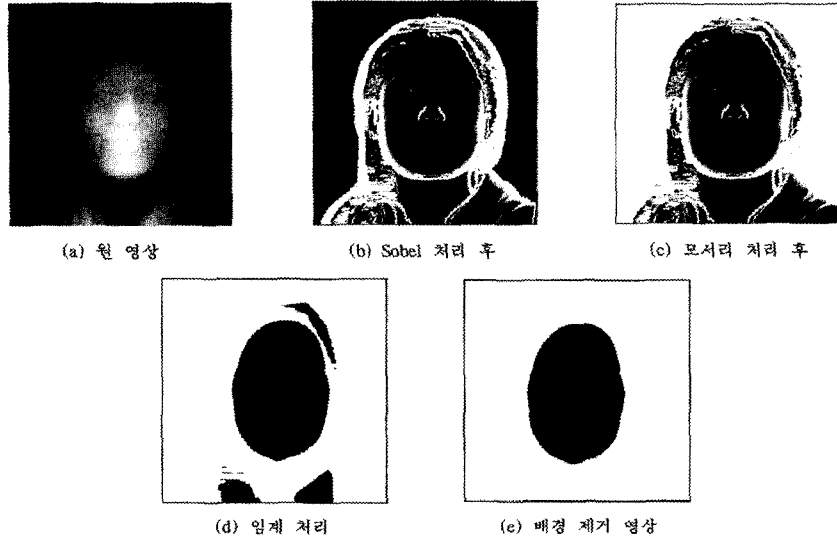


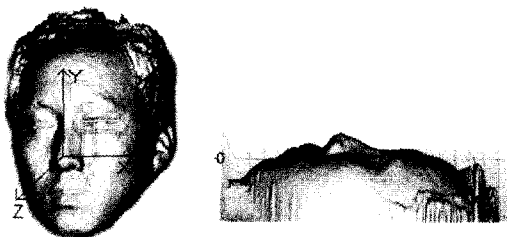
그림 2 전처리 과정

$$Avg = \frac{1}{N} \sum S(i, j) \quad \text{if } S(i, j) \neq 255$$

$$B(i, j) = \begin{cases} 0, & S(i, j) > Avg \\ 255, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

머리카락에 대한 잡음들을 제거하고 얼굴만을 추출하기 위해 얻어진 그림 2(d)의 영상을 레이블링(labeling)을 한 다음 가장 넓은 영역을 추출하면 그림 2(e)와 같이 배경, 머리카락 그리고 옷이 제거된 얼굴 영역만을 추출한 2진 영상을 얻을 수 있다.

사람의 얼굴은 전체적으로 곡면으로 이루어져 있으며, 정면의 얼굴에서 보면 크게 눈(좌, 우), 코 그리고 입의 3가지 부위로 나눌 수 있다. 입력된 영상은 3D 레이저 스캐너에 의해 획득된 3차원 깊이 정보를 가지고 있으므로 그림 3(a)처럼 X, Y, Z 좌표를 가진다. 일반적으로 정면 얼굴에서의 최고점은 코끝이 된다. 그리고 얼굴이 심하게 회전된 경우와 특정인의 특별한 얼굴 형상을 제외하고는, 기울어진 영상과 회전된 영상에 대해서도 최고점은 코끝이 된다.



(a) 3차원 좌표 (b) 옆에서 본 모습
그림 3 3차원 얼굴 영상

얼굴 영상을 옆으로 회전시켜 보면 그림 3(b)에서처럼 최고점이 코끝이라는 것을 알 수 있다. 그림 3에 나타내는 것처럼 코는 얼굴의 중앙 영역에 위치하며, 가장 높은 정점을 가지고 있으므로 기준점으로써의 역할을 할뿐만 아니라 찾기가 용이한 특징이 있으므로, 코를 먼저 기준점으로 찾는다. 먼저 식 (3)을 이용하여 배경이 제거된 이진 영상 B를 이용하여 원 영상 I로부터 얼굴 영역을 나타내는 새로운 영상 P를 얻는다. 최고점은 식 (4)와 (5)를 이용한 반복 선택 방법을 이용하여 구하며, 임계값은 평균값으로 한다. 식 (4)를 이용하여, 배경이 제거된 얼굴 영역에서의 깊이 값에 대한 평균을 구하여 임계값을 선정한다. 식 (4)에서 구한 임계값을 이용하여 임계값 이상이 되는 영역만을 취한 것이 식 (5)와 같다. 여기서 M과 N은 가로 세로의 영상 크기이다.

$$P(i, j) = \begin{cases} I(i, j), & \text{if } B(i, j) = 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

$$Avg = \frac{1}{N} \sum P(i, j), \quad P(i, j) > 0 \quad (4)$$

$$P(i, j) = \begin{cases} P(i, j), & \text{if } P(i, j) > Avg \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

식 (5)에서 구한 결과 영역 내에서 식 (4)를 이용하여 새로운 임계값을 구하고 식 (5)를 이용한다. 이 과정을 반복하면, 임계 평균값 이상이 되는 영역만이 추출되며, 최종적으로는 얼굴에서 가장 높은 값을 가지는 코의 정점이 추출된다. 사람에 따라서 코의 끝은 여러 가지의 형태를 가질 수 있으므로 최고점을 갖는 화소가 여러 개 있을 수 있다. 이 화소들로 이루어진 영역들의 무게

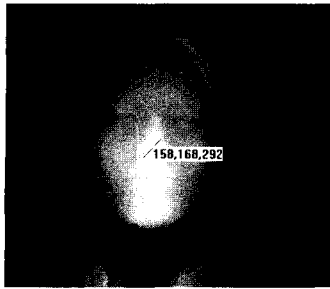


그림 4 3차원 영상에서의 최고점 추출

중심좌표를 구하여 최고점의 좌표 MAX(X, Y)를 구하면 그림 4와 같다.

3. 정규화 및 회전 보상

3.1 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. 원 영상의 Y축 회전 보상각 θ_Y 을 구하기 위해 식 (6)과 아핀 변환(affine transform)을 이용한다. 횡단면 공간상에서 코의 최고점에 해당하는 좌표(x_0, z_0)를 중심 이동하여 회전의 원점으로 한다. 각도를 $-5^\circ \sim +5^\circ$ 까지 수행하여 식 (1)의 D_1 값이 최소가 되는 각을 구하여 이를 회전 보상각으로 결정한다.

$$D_1 = \sum_{i=1}^{50} | \text{Img}_z[x_0+i][y_0] - \text{Img}_z[x_0-i][y_0] | \quad (6)$$

여기서, $\text{Img}_z[x_0][y_0]$ 는 좌표(x_0, y_0)에서의 높이 값이다.

중심 이동과 회전을 수행하는 아핀 변환[14]과 그 결과를 식 (7)과 그림 5에 나타내었다.

$$\begin{aligned} X &= (x-x_0)\cos\theta + (y-y_0)\sin\theta + x_0 \\ Y &= -(x-x_0)\sin\theta + (y-y_0)\cos\theta + y_0 \end{aligned} \quad (7)$$

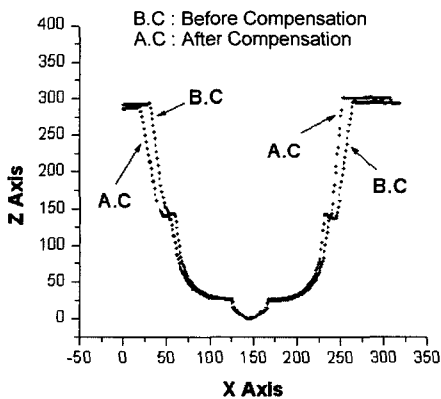


그림 5 최고점에서의 횡단면(회전 보상 전, 후 비교)

그림 5는 원영상의 횡단면과 회전 보상된 영상의 횡단면을 비교하기 위해 동시에 나타낸 것으로 -2.3° (반시계 방향)만큼 회전 보상시킨 결과로써 보상된 영상은 코를 중심으로 얼굴의 좌, 우 높이 값이 거의 대칭을 이룬다.

3.2 Z축 회전(Rotation)

얼굴이 좌, 우 대칭이라고 가정한다면 코의 최고점을 기준으로 일정한 깊이 내에 있는 영역들 또한 좌, 우 대칭이 될 것이다. 코의 최고점에서 높이 차이가 17이내에 있는 영역을 추출하여 이진영상으로 표현하면 그림 6과 같이 코와 입술영역이 나타나게 된다. 주어진 영상에 따라 머리카락의 일부영역이 나타날 때도 있는데, 이는 머리카락이 코의 최고 값보다 높기 때문이다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서 얼굴영역에 대해 레이블링(labeling)을 수행하여 코 영역에 해당되는 것만을 취하도록 한다.

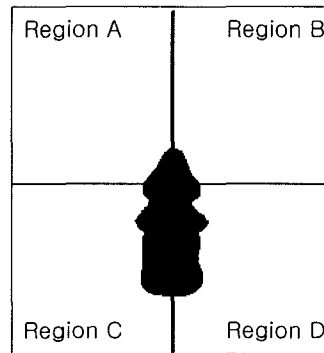


그림 6 최고점에서 높이 차이가 17이내인 영역 추출

그림 6에서 영역 A, 영역 B, 영역 C, 영역 D의 점의 부분의 픽셀 수를 각각 $Num_A, Num_B, Num_C, Num_D$ 라고 할 때, Z축 회전에 대한 보상각 θ_Z 는 식 (7)을 이용하여 코의 최고점 좌표(x_0, y_0)를 중심으로 $-20^\circ \sim +20^\circ$ 까지 0.5° 씩 증가시켜 회전을 수행하고, 식 (8)의 D_2 값이 최소가 되는 값을 회전 보상각으로 결정한다.

$$D_2 = |Num_A - Num_B| + |Num_C - Num_D| \quad (8)$$

3.3 X축 회전(Tilting)

코의 최고점에서 x_0 을 기준으로 한 종단면은 Y-Z 공간으로 나타난다. 일반적으로 정면을 향하는 얼굴영상은 코밑점이 미간점보다는 높다는 사전지식을 이용하여, 본문에서는 모든 영상에 대해 코밑점의 높이 값과 미간점의 높이 값의 차이가 10이 될 때까지 Y-Z 평면을 좌표(y_0, z_0) 중심으로 회전시킴으로써 원영상을 정규화시키고 회전 보상각 θ_X 을 구며, 결과 예를 그림 7에 나타내었다.

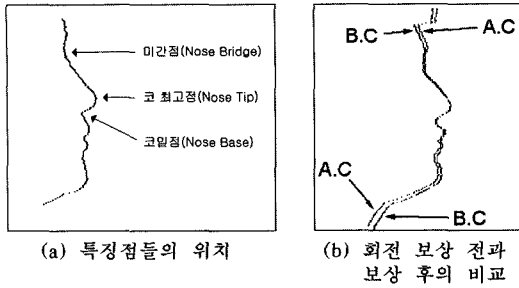


그림 7 최고점으로부터 종단면에 대한 회전 보상 전, 후 비교

그림 7의 좌측영상은 일반적인 측면얼굴 영상이며, 코의 최고점과 코와 이마를 잇는 미간점, 그리고 코와 윗입술을 연결하는 코밑점을 나타내고 있다. 얼굴의 영역별 명칭과 정의는 4장에서 구체적으로 언급한다. 우측 영상은 원영상의 종단면과 회전 보상된 영상의 종단면을 비교하기 위해 동시에 나타낸 것으로 2.5°(시계 방향)만큼 회전 보상시킨 결과이다.

4. 특징점 추출 및 특징값 계산

3차원 얼굴 형상을 이용하여 얼굴에서의 특징점들을 그림 8에 나타내었으며, 사용된 용어는 표 1과 같이 정의한다.

코의 최고점을 제외한 특징값들은 공통적으로 곡선에서 보면 오목한 부분들이다. 따라서, 주위 픽셀과 비교하여 데이터 값이 가장 작은 부분이 특징점이 된다. 미간점과 코밑점은 5×1창을 이용하고 좌, 우측 코끝점은 1×5창을 이용하여 오목한 부분을 특징점으로 탐색한다. 그림 8의 우측영상은 각각의 특징점을 탐색하여 추출해 낸 결과를 영상에 나타내었다.

본 논문에서는 특징값으로 12가지를 적용하였다. 코의 종단면을 기준으로 한 옆면적과 깊이, 횡단면을 기준으로 한 면적과 깊이, 그리고 코의 체적에 대하여 구할 수 있다. 그리고 코의 최고점을 a, 미간점을 b, 코밑점을 c,

표 1 특징점 용어

특징점	좌 표	정의
코 최고점 Nose Tip	(x_0, y_0, z_0)	코에서 가장 돌출된 끝 점
미간점 Nose Bridge	(x_1, y_1, z_1)	코 최고점과 이마 사이에서 가장 낮은 점
코밑점 Nose Base	(x_2, y_2, z_2)	코 최고점과 윗입술 사이에서 가장 낮은 점
좌측 코끝점 Nose Left	(x_3, y_0, z_3)	코 최고점과 좌측볼 사이에서 처음으로 가장 낮은 점
우측 코끝점 Nose Right	(x_4, y_0, z_4)	코 최고점과 우측볼 사이에서 처음으로 가장 낮은 점

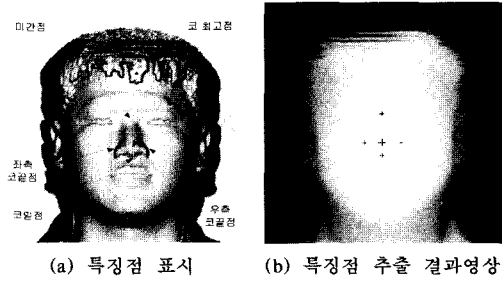


그림 8 특징점 표시 및 추출 결과영상

좌측 코끝점을 d, 우측 코끝점을 e라고 정의한다.

4.1 종단면을 기준으로 한 깊이(f_1), 면적(f_2), 각도(f_3)

그림 9(a)에서, 점 a에서 직선 b-c로 수직 연결한 법선을 깊이(f_1)라고 한다. 깊이(f_1)는 식 (9)의 직선(b-c)의 방정식과 식 (10)을 이용하여 점과 직선간의 거리인 종단면 깊이(f_1)를 구할 수 있다.

$$kz + ly + m = 0 \quad (k, l, m: \text{상수}) \tag{9}$$

$$(y_2 - y_1)z + (z_1 - z_2)y + \{y_1(z_2 - z_1) - z_1(y_2 - y_1)\} = 0$$

$$f_1 = \frac{|k \times z_0 + l \times y_0 + m|}{\sqrt{k^2 + l^2}} \tag{10}$$

삼각형의 넓이는 “밑변×높이/2”이므로, 직선 b-c의 길이를 D_3 라고 할 때, 종단면 면적(f_2)는 식 (11)을 이용하여 구할 수 있다.

$$f_2 = \frac{1}{2} \times D_3 \times f_1 = \frac{1}{2} \times |k \times z_0 + l \times y_0 + m|$$

$$= \frac{1}{2} |(y_2 - y_1)z_0 + (z_1 - z_2)y_0 + \{y_1(z_2 - z_1) - z_1(y_2 - y_1)\}| \tag{11}$$

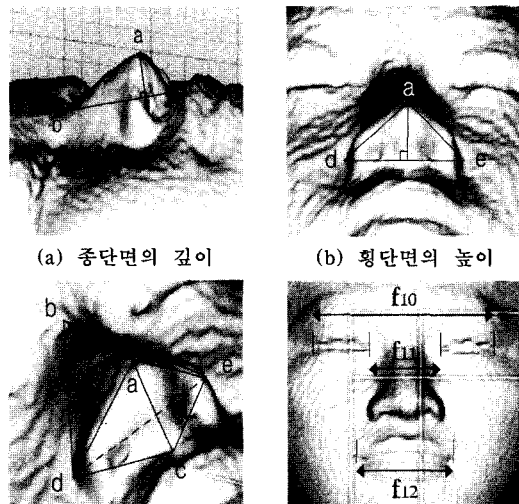


그림 9 특징점의 3차원 표현 및 기타 특징값

중단면 각(f_3)은 직선 a-b를 t_1 , 직선 a-c를 t_2 라고 할 때, 각 $\angle bac$ 인 중단면 각(f_3)은 식 (12)를 이용하여 추출한다.

$$f_3 = \sin^{-1}\left(\frac{2 \times f_2}{t_1 \times t_2}\right) \quad (12)$$

4.2 횡단면을 기준으로 한 깊이(f_4), 면적(f_5), 각도(f_6)

그림 9(b)에서, 점 a에서 직선 d-e로 수직 연결한 법선을 횡단면 깊이(f_4)라고 한다. 4.1절에서 설명한 방법과 동일한 방법으로 횡단면 깊이(f_4)를 구하면 식 (13)과 같다.

$$f_4 = \frac{|k \times x_0 + l \times z_0 + m|}{\sqrt{k^2 + l^2}} \quad (13)$$

직선 d-e의 길이를 D_4 라고 할 때, 횡단면 면적(f_5)는 식 (14)과 같고, 횡단면 각(f_6)은 중단면 각을 구하는 식 (12)을 이용하여 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} f_5 &= \frac{1}{2} \times D_4 \times f_3 = \frac{1}{2} \times |k \times x_0 + l \times z_0 + m| \\ &= \frac{1}{2} |(z_4 - z_3)x_0 + (x_3 - x_4)z_0 + \{z_3(x_4 - x_3) - x_3(z_4 - z_3)\}| \end{aligned} \quad (14)$$

4.3 코의 체적(f_7)

그림 9(c)에서와 같이 코의 체적은 사면체 abde와 사면체 acde로 구성되어 있다. 각각의 체적을 v_1, v_2 라고 할 때, v_1, v_2 는 각각 점 b, c와 $\triangle ade$ 를 포함하는 평면과의 거리를 알아야 한다. 따라서, 식 (10)과 식 (11)의 평면의 방정식을 이용하여 상수 k, l, m, n 의 값을 구하면 체적 v_1 이 결정된다. 세 점 a(x_0, y_0, z_0), d(x_3, y_0, z_3), e(x_4, y_0, z_4)을 포함하는 평면의 방정식은 다음과 같다[15].

$$kx + ly + mz + n = 0 \quad (k, l, m, n: \text{상수}) \quad (15)$$

$$\begin{vmatrix} x & y & z & 1 \\ x_0 & y_0 & z_0 & 1 \\ x_3 & y_0 & z_3 & 1 \\ x_4 & y_0 & z_4 & 1 \end{vmatrix} = 0 \quad (16)$$

식 (17)은 점 b(x_0, y_1, z_1)와 평면과의 거리(D_5)이고, 식 (18)은 점 c(x_0, y_2, z_2)와 평면과의 거리(D_6)를 나타낸다. 최종적으로 코의 체적(f_7)은 식 (19)를 이용하여 구한다.

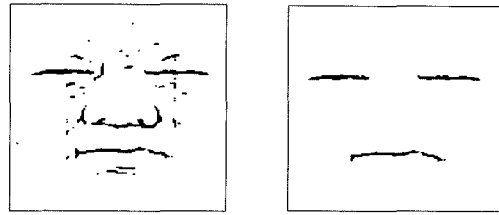
$$D_5 = \frac{|k \times x_0 + l \times y_1 + m \times z_1 + n|}{\sqrt{k^2 + l^2 + m^2}} \quad (17)$$

$$D_6 = \frac{|k \times x_0 + l \times y_2 + m \times z_2 + n|}{\sqrt{k^2 + l^2 + m^2}} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} f_7 &= v_1 + v_2 = \frac{1}{3} \times D_5 \times f_5 + \frac{1}{3} \times D_6 \times f_5 \\ &= \frac{1}{3} \times f_5 \times (D_5 + D_6) \end{aligned} \quad (19)$$

4.4 기타 특징값($f_8 \sim f_{12}$)

그림 9(c)에서, 각 $\angle dbe$ 를 코의 윗각(f_8), 각 $\angle dce$ 를 코의 아랫각(f_9)으로 각각 추출할 수 있다. 각을 구하는 방법은 식 (12)과 같다. 그림 9(d)에서, 눈의 외부간격(f_{10}), 눈의 내부간격(f_{11}), 입의 길이(f_{12})를 추가적으로 계산한다. 얼굴 표면의 곡률을 이용하면 눈과 입의 윤곽이 나타나는데, 그림 10(a)는 최대 곡률(maximum curvature) 파라미터 K_{\max} 의 값이 0.5보다 큰 오목한 영역을 추출한 이진 영상이고, 그림 10(b)는 모폴로지 처리하여 눈과 입 영역만을 나타낸 것이다. 모폴로지 기법은 영상의 형태적인 면을 조작하는 방법인데, 침식과 팽창 연산을 반복적으로 수행하면 그림 10(b)와 같이 눈과 입의 영역을 하나의 덩어리로 추출할 수 있다.



(a) 최대곡률 값을 적용 한 영상 (b) 모폴로지 처리를 구현한 영상
그림 10 눈과 입을 추출한 이진 영상

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 640×480이며, 중심선 추출 알고리즘을 적용하여 중심선을 추출한다. 높이 값에 대해서 캘리브레이션(calibration) 과정을 거치고, 재표본화와 보간 작업을 수행하여 최종의 320×320크기의 3차원 얼굴 영상이 추출된다. 또한 얼굴 스캐너에서 폐색(occlusion)된 부분의 처리는, 폐색된 주변 경계를 연속하여 돌면서 주변화소들의 중간값을 선택하는 방식을 사용하며, 머리카락 부분 등은 정확한 데이터를 중심으로 확장 보간하는 방법을 사용하였다. 인식에 사용된 데이터 영상은 정면을 향하고 안경을 착용하지 않은 성인 25명에 대해 2장씩 50장의 영상을 사용하였으며 그림 13과 같다. 영상의 획득은 입력 영상의 스케일 문제를 배제하기 위해 카메라를 고정시킨 후 얼굴이 320×320에 들어 올 수 있는 거리에 의자를 놓고 동일인에 대하여 첫 번째 영상이 획득되어진 후 30분 후에 다시 같은 위치에 앉게 하여 2번째 영상

이 획득되어졌다. 영상의 스케일은 분해능이 높은 앞쪽과 분해능이 낮은 뒤쪽의 산술 평균이 되는 중간지점을 기준으로 앞쪽은 decimation 그리고 뒤쪽은 interpolation을 해주어 동일한 영상이 획득되도록 하였다. 실험은 두 종류로 이루어 졌으며, 실험 1은 50개의 영상으로 회전에 대한 정규화가 타당한가를 검증한 것이고, 데이터 베이스 50개의 영상을 사용한 실험 2는 추출한 특징 벡터들의 인식률을 비교하고, 인식률이 상위인 것부터 나열하여 최적의 인식결과를 살펴본다.

제한조건으로써는 안경을 착용한 경우와 코 및 턱수염이 있는 경우, 그리고 머리카락이 두 눈을 가리는 경우를 배제하였으며, 회전된 영상의 경우엔 양쪽 귀가 보이는 정도만을 허용하였다. 원 영상과 데이터베이스 영상간의 유사도 측정은 L1 거리함수를 이용하여 특징값을 비교하도록 한다.

5.1 실험1 : 회전보상 실험

인식에 사용된 데이터베이스 영상은 10세 이상 60세 미만의 남녀로서 정면을 향한 25명에 대해 2장씩 50장의 영상을 사용하였다. 표 2는 코의 기하학적 특징만을 이용하여 추출한 특징값의 인식률을 나타내는데, 횡단면을 기준으로 한 깊이(f_1)와 면적(f_2)이 그 중에서 높게 나왔으며, 중단면을 기준으로 한 면적(f_2)이 가장 열악한 인식률을 보인다. 표 2에서처럼 단일한 특징값으로는 얼굴영상 간 식별력이 좋지 않지만, w_1 과 w_2 와 같이 특징값에 가중치를 부여한 후에는 월등히 향상된 인식률을 보이게 되었다. 이 때, w_1 은 모든 특징값에 동일한 가중치($w_1=0.2$)를 부여한 경우이고, w_2 는 특징값에 대하여 실험적 통계에 의거하여 각 특징값의 인식률 정도에 따라 가중치를 달리 부여한 경우이며, 가중치가 0.35일 경우 가장 좋은 인식률을 보였으며, 표 2의 w_1 과 w_2 는 식 (20)을 이용한 결과이다.

$$diff = \sum_{i=1}^N |(w_j \times f_i)_{Original_img} - (w_j \times f_i)_{DB_img}| \quad (20)$$

여기서 $N=12$ 이며, $j=1,2$ 이다.

본 논문에서 제안한 회전 보상 방법이 타당함을 입증하기 위해 보상되지 않은 경우와 보상 순서가 다른 경우에 대한 실험을 표 3에 나타내었다. 회전 보상 전보다 보상 후의 인식률이 좋았고, Y축 회전을 먼저 수

표 2 각 특징값별 인식률 비교

순위 임계값	f_1 옆깊이	f_2 옆면적	f_4 앞깊이	f_5 앞면적	f_7 체적	w_1	w_2
5	54%	30%	66%	64%	46%	86%	94%
10	74%	64%	90%	96%	82%	100%	100%
15	84%	86%	96%	100%	94%	100%	100%

표 3 회전보상 전, 후의 인식률 비교

순위 임계값	회전 보상전	회전 보상후	
		$\theta_z - \theta_y - \theta_x$ 순	$\theta_y - \theta_z - \theta_x$ 순
5	78.0%	90.0%	94.0%
10	96.0%	96.0%	100%
15	98.0%	98.0%	100%

행한 경우가 X축 회전을 먼저 수행한 경우보다 향상된 성능을 보였다.

5.2 실험2: 특징벡터들의 인식률 기여도

두 번째 실험에 사용한 영상은 실험-1에서 사용한 50개 얼굴영상에 잡음이 조금 섞인 6개의 얼굴영상을 추가한 것이다. 그림 11은 각각의 특징벡터만으로 도출된 인식률을 상호 비교하는 그래프이다. 순위임계값을 5로 줄 때는 코의 앞 깊이(f_4)가 최고의 인식률을 보였으며, 10으로 줄 때는 코의 앞 면적(f_5)이 82.14%로 최고가 되었다. 이를 토대로 특징벡터별 인식순위를 나타내보면 표 4와 같다.

그림 12는 각 특징벡터의 인식률에 따라, 상위 순위부터 특징값을 누적시켜 인식률을 산출한 그림이다. 예를

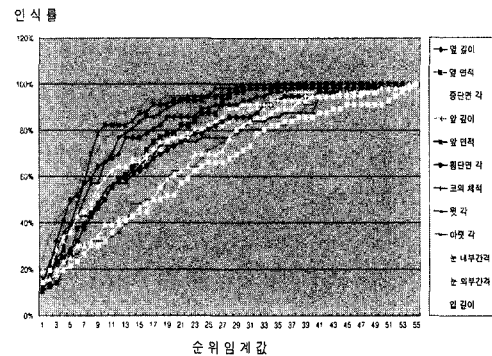


그림 11 특징 벡터별 인식률 비교

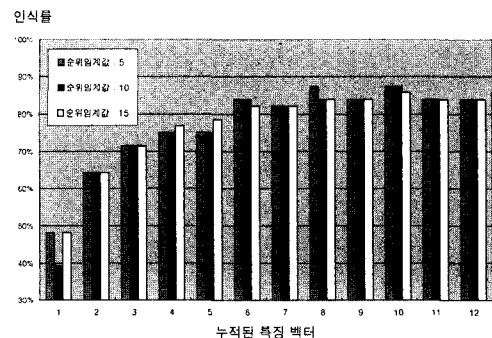


그림 12 각 특징 벡터의 인식률에 따른 순위 누적에 의한 비교



그림 13 입력 영상

표 4 특징 벡터별 인식 순위

인식 순위	순위 임계값		
	5위 기준	10위 기준	15위 기준
1	앞 깊이	앞 면적	앞 깊이
2	앞 면적	앞 깊이	앞 면적
3	코 체적	코 체적	코 체적
4	윗 각	눈 내부간격	옆 깊이
5	눈 내부간격	윗 각	종단면 각
6	옆 깊이	옆 깊이	눈 내부간격
7	종단면 각	종단면 각	옆 면적
8	횡단면 각	옆 면적	윗 각
9	옆 면적	횡단면 각	횡단면 각
10	입 길이	입의 길이	아랫 각
11	아랫 각	아랫 각	입 길이
12	눈 외부간격	눈 외부간격	눈 외부간격

들어 X값이 3이고, 5의 순위 임계값을 기준으로 한다면, 표 4처럼 앞 깊이(f_4), 앞 면적(f_5), 코의 체적(f_3)순으로 누적된다. 이때, 위의 3개 특징값에 동일한 가중치를 부여하면 71.43%의 인식이 나오게 된다.

그림 12에 나타난 것처럼, 최종적으로 상위부터 8~10개 정도의 특징벡터는 인식을 향상시키는 파라미터이

고, 아랫 각(f_9)이나 눈 외부간격(f_{10}), 입의 길이(f_{12})와 같은 특징벡터는 인식을 저하시키는 요인이 된다. 이는 눈의 주름이나 입의 주름 또는 보조개로 인해 특징점을 잘못 인식한 결과로부터 나온 것이다.

6. 결론

본 논문은 3차원 레이저 스캐너를 이용하여 획득한 얼굴 영상을 종단면과 횡단면을 이용하여 회전을 보상하고 특징값을 추출하여 얼굴을 인식하는 알고리즘을 제안하였다. 코 정보와 얼굴의 종단면 및 횡단면의 정보를 이용하여 입력영상의 회전여부를 조사하고, 회전 보상을 해줌으로써 정규화를 실시하였다. 코의 최고점을 특징값 추출의 기준으로 삼았다. 코의 최고점, 미간점, 코밑점, 좌측 코끝점, 우측 코 끝점들을 특징점으로 추출하고, 코의 종단면과 횡단면을 기준으로 한 깊이와 면적, 각도, 코의 체적 그리고 눈과 입의 간격 등을 특징벡터로 계산하였다. 각 특징벡터들의 인식을 정도에 따라 가중치를 달리 부여하고 순위임계값을 5로 한 경우, 95.5%의 인식을 보였다. 또한 회전 보상은 Z축 회전 보상보다 Y축 회전보상을 먼저 한 경우가 인식이 1

2~16% 향상되었음을 확인할 수 있었다. 또한 얼굴영역 내의 특징 벡터 중에서 코 영역의 기하학적 특징이 눈이나 입을 이용한 특징들보다 인식성능이 우수함을 보였다.

연구과제로는 본 논문에서 회전보상에 대한 순서를 일괄적으로 처리하였으므로, 향후 적용적인 회전보상 알고리즘에 대한 연구가 계속되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 유명현, 박정선, 이상웅, 최형철, 이성환, "얼굴 기반 생체인식 기술의 현황과 전망", 정보과학회지 제19권 제7호, 2001.

[2] (주)포디컬처, "http://www.4dculture.com"

[3] Cyberware, "http://www.cyberware.com"

[4] Minota, "http://www.minolta.com"

[5] P. W. Hallinan, *Two- and three- dimensional patterns of the face*, A K Peters, Ltd., 1999.

[6] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition : Features versus Templates," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.15, pp. 1042-1052, 1993.

[7] 고재필, 변해란, "고유얼굴 기반의 얼굴형판을 이용한 얼굴영역 추출", 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제27권 제11호, 2000.

[8] C. S. Chua, F. Han, Y. K. Ho, "3D Human Face Recognition Using Point Signature," *4th ICAFGFR*, 2000.

[9] 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.

[10] J. C. Lee and E. Milios. "Matching range image of human faces," *Third International Conference on Computer Vision*, pp.722-726, 1990.

[11] 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.

[12] 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.

[13] 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.

[14] R. Jain, R. Kasturi and B. G. Schunck, *Machine Vision*, MIT Press and McGraw-Hill. Inc. 1995.

[15] 數學教材編纂委員會, 代數學과 幾何學, 螢雪出版社, 1992.



이 영 학

1988년 2월 영남대학교 전자공학과 학사
 1991년 2월 영남대학교 전자공학과 대학원 석사. 1991년 1월~1995년 9월 LG정밀(주) 용인연구소 주임 연구원. 2001년 2월 영남대학교 전자공학과 박사과정 수료. 1998년 1월~2003년 2월 대구과학대학교 겸임교수. 2001년 3월~현재 영남대학교 시간강사. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 통신시스템



박 건 우

1999년 2월 영남대학교 전자공학과 학사
 2003년 2월 영남대학교 전자공학과 대학원 석사. 2003년 1월~현재, 강릉농공고등학교 교사. 관심분야는 패턴인식, 생체인식, 영상처리



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