

국부적 깊이 정보를 이용한 3차원 얼굴 인식 (3D Face Recognition using Local Depth Information)

이영학[†] 심재창^{**} 이태홍^{***}

(Yeunghak Lee) (Jaechang Shim) (Taihong Yi)

요약 얼굴의 깊이 정보는 얼굴 인식에서 가장 중요한 요소이다. 3차원 얼굴 영상은 깊이 정보를 잘 나타내므로 얼굴의 깊이 값을 비교하는데 아주 유용하다. 얼굴 전체에 대한 처리는 많은 계산량과 데이터량을 포함해야 하는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 얼굴의 국부적인 영역들에 대한 3차원 깊이 값을 이용하여 인식을 하였다. 3D 레이저 스캐너로 입력된 3차원 얼굴 영상으로부터 어떤 깊이에 있는 등고선 영역을 추출한 후, 이를 영역별로 취하면 국부적인 얼굴 깊이에 대한 특징을 잘 반영하게 된다. 얼굴의 가장 중심인 코를 기준으로 깊이 영역에 대한 등고선 영역을 추출하며, 얼굴의 깊이를 고려한 국부적 깊이 정보를 다중 특징 벡터를 이용하여 얼굴을 인식한다. 다중 특징 벡터는 벡터 수가 적으면서 얼굴의 지역적 깊이 특성을 잘 나타내므로 간단한 방법으로 높은 인식률을 얻을 수 있었다.

키워드 : 3차원 얼굴 인식, 얼굴 인식, 다중특징

Abstract Depth information is one of the most important factor for the recognition of a digital face image. Range images are very useful, when comparing one face with other faces, because of implicating depth information. As the processing for the whole face produces a lot of calculations and data, face images can be represented in terms of a vector of feature descriptors for a local area. In this paper, depth areas of a 3 dimensional(3D) face image were extracted by the contour line from some depth value. These were resampled and stored in consecutive location in feature vector using multiple feature method. A comparison between two faces was made based on their distance in the feature space, using Euclidian distance. This paper reduced the number of index data in the database and used fewer feature vectors than other methods. Proposed algorithm can be highly recognized for using local depth information and less feature vectors on the face.

Key words : 3D face recognition, face recognition, multiple feature

1. 서론

우리가 사용하고 있는 컴퓨터 환경은 지능적인 인터페이스와 멀티미디어의 발달로 인하여 사용자 중심으로 변화되고 있다. 이와 더불어 자동으로 사용자임을 인식하기 위해 사용자가 가지고 있는 생체 정보인 - 지문, 얼굴, 음성, 홍채, 정맥 등을 이용한 인식 방법을 많이 연구하고 있다[1]. 생체 정보를 이용한 인식은 개인의 특징을 추출하여 데이터베이스에 미리 저장하고, 인식과정에서

입력된 데이터로부터 특징을 추출하고 이를 저장된 데이터베이스와 비교하여 이루어진다. 생체인식 가운데 얼굴 인식은 비접촉식으로 인식이 행해지므로 지문인식 다음으로 활발하게 연구되고 있지만 외부의 조명변화와 카메라의 각도에 대해 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[2,3]. 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 어렵

[†] 비 회 원 : 대구과학대학교 겸임교수
annaturu@yumail.ac.kr

^{**} 종신회원 : 안동대학교 컴퓨터전공 교수
jcschim@andong.ac.kr

^{***} 비 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수
taehong@yumail.ac.kr

논문접수 : 2002년 5월 23일

심사완료 : 2002년 9월 9일

다. 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[4].

일반적으로 얼굴을 인식하는 방법은 영역 기반 접근법과 특징 기반 접근법으로 분류할 수 있다[4,5,6,7]. 특징 기반 접근법은 추출된 영상에서 특징 벡터를 계산하여 인식 파라미터로 사용하며, 영역 기반 접근법은 얼굴의 특정 영역을 추출하여 상관도나 최소 SSD(sum of squared difference)등을 이용하는 것이다. 지금까지 얼굴 인식은 2차원의 영상을 이용한 얼굴인식이 대부분이었으나, 3차원 영상을 획득하는 장치의 가격이 저렴해지고, 속도가 빨라짐에 따라 3차원 영상을 이용한 얼굴 인식에 대한 연구가 활발해지고 있다[3,8,9,10,11]. 많은 연구에서 기하학에서 많이 활용되는 곡률을 계산하여 3차원 얼굴 인식에 적용했다[8]. Lee와 Milios[12]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[9]는 깊이와 곡률 특성들을 이용한 얼굴 인식을 발표했다. 얼굴에 대한 곡률은 사람의 콧등과 눈의 특징들을 찾을 수 있다. Hiromi등[11]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 표현된다. 개인 얼굴들은 Fisher의 EGI에 관한 구형의 상관관계를 이용하여 서로간의 유사도를 평가하여 인식하였다. 그러나 곡률 계산은 부정확하고 신뢰도가 낮았다.

Chua, Han 그리고 Ho[10]은 자유 형태 표면을 나타내는 point signature를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였다. 이는 단단하지 않는 물체 인식 문제로서 얼굴 인식을 다루었다.

본 논문은 얼굴의 지역적 깊이를 이용한 인식으로서, 얼굴의 일정 깊이에 대한 영역을 추출한 후 다중 특징 방법을 사용하여 인식을 수행하였다. 얼굴에서 가장 돌출되어진 코의 최고점을 추출하고, 코끝을 중심으로 일정 깊이에 대한 영역 데이터를 획득한 후 평균과 분산에 대한 다중 특징 벡터를 계산하여 데이터베이스로 저장한다. 인식과정에서는 입력 영상으로부터 다중 특징 벡터를 계산하여 데이터베이스의 다중 특징 벡터 값의 유클리드 거리를 구하여 인식을 수행하는 국부적 깊이 에 의한 3차원 얼굴 인식 알고리즘을 제안한다.

2. 등고선의 깊이 정보를 이용한 얼굴 인식

2.1 3차원 얼굴 영상에서 코 위치 찾기

3차원 얼굴 영상에서 전처리 과정으로써 배경영역과 얼굴 영역을 먼저 분리한다. 머리 주위의 배경 부분과 옷은 처리에 오류를 발생시키는 데이터량을 많이 가지는 불필요한 영역이므로 제거해야한다. 여기서 배경은 최저의 깊이 데이터를 갖는다. 먼저 소벨 연산을 수행하여 그림 1 (a)처럼 얼굴, 배경 그리고 옷과의 경계선을 추출한다. 얼굴보다 옷과 배경이 더 깊이 위치하기 때문에 3차원 영상의 네 모서리의 5x5 영역에서 최고 값을 구하여 최고값 보다 작은 값은 0으로 처리한 것이 그림 1 (b)와 같다. 이는 옷으로 인한 잡음을 제거하기 위한 것이다. 옷과 배경을 제거한 3차원 영상 전체에 대한 평균을 구하여 이를 문턱치 값으로 사용하여 2진 영상화시키면 그림 1 (c)와 같다. 추출된 2진 영상에 존재하는 머리카락에 대한 잡음을 제거하기 위해 레이블링을 한 다음 가장 넓은 영역을 추출하면 그림 1 (d)와 같이 배경이 제거된 2진 얼굴 영상을 얻을 수 있다.

사람의 얼굴은 전체적으로 곡면으로 이루어져 있으며, 정면의 얼굴에서 보면 크게 눈(좌, 우), 코 그리고 입의

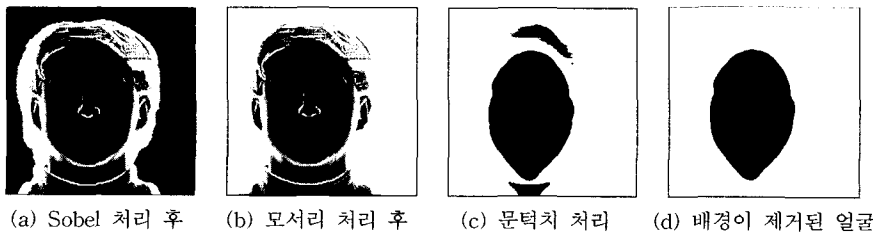


그림 1 전처리 과정

3가지 부위로 나눌 수 있다. 입력된 영상은 3D 레이저 스캐너에 의해 획득된 3차원 깊이 정보를 가지고 있으므로 그림 2 (a)처럼 X, Y, Z 좌표를 가진다. 정면 얼굴에서의 최고점은 코끝이 된다. 어느 정도 범위내의 좌, 우회전과 기울어짐에서도 마찬가지로 나타난다. 얼굴 영상을 옆으로 회전시켜 보면 그림 2 (b)에서처럼 최고점이 코끝이라는 것을 알 수 있다. 그림 2에 나타내는 것처럼 코는 얼굴의 중앙 영역에 위치하며, 가장 높은 정점을 가지고 있으므로 기준점으로써의 역할을 할 뿐만 아니라 찾기가 용이한 특징이 있으므로 코를 기준으로 찾는다.



(a) 3차원 좌표 (b) 옆에서 본 모습
그림 2 3차원 얼굴 영상

최고점을 구하는 순서는, 먼저 식 1에 나타난 것처럼, 배경이 제거된 얼굴 영역에서의 깊이 값에 대한 평균을 구하여 문턱치(threshold) 값을 선정한다. 식 1에서 구한 문턱치 값을 이용하여 평균 이상이 되는 영역만을 취한 것이 식 2와 같다. 여기서 M과 N은 가로 세로의 영상 크기이다.

$$Avg = \frac{1}{M * N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j), \quad P(i, j) > 0 \quad (1)$$

$$P(i, j) = \begin{cases} P(i, j) & P(i, j) > Avg \\ 0 & Otherwise \end{cases} \quad (2)$$



그림 3 3차원 영상에서의 최고점 추출

이 결과 영역 내에서 식 (1)을 이용하여 새로운 문턱치 값을 구하고 식 (2)을 적용한다. 이 과정을 반복하면, 문턱치 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 중심좌표를 구하여 최고점의 좌표 MAX(X, Y)를 구하면 그림 3과 같다.

2.2 등고선 영역의 추출

배경이 제거된 3차원 영상에서 최고점으로부터의 일정 깊이에 있는 등고선 값을 취하여 그 내부영역과 외부영역으로 이진화된 영상을 얻는다. 얼굴의 형태에 따라서 코 주변 이외의 불필요한 부분이 포함 될 수 있으며, 그림 4와 같다.



그림 4 깊이 값 20에 대한 영역추출 결과

이를 제거하기 위하여 이진 영역에 대한 레이블링 작업을 실시하고 레이블링 영역에 대한 면적을 구한 후, 가장 넓은 면적을 가진 영역만을 취하여 최종적으로 선택한다. 레이블링 작업은 이진 영상의 시작부분부터 픽셀들을 읽어오면서 검은색 부분의 픽셀을 만나면 8방향 탐색을 시행하여 다른 픽셀의 연결 여부를 판단한다. 연결이 되어 있으면 자기 자신은 이전과 같은 레이블 값을 기록하고 다시 8방향 탐색을 한다. 만약 더 이상 연결 픽셀이 없을 경우 8방향 탐색을 멈추고 다음 픽셀로 이동하여 검은색 여부를 판단하고 검은색 픽셀이 존재하면 레이블 값을 증가시킨다.

등고선 값의 결정은 사용자가 임의로 설정을 할 수 있다. 코의 최고점을 기준으로 한 등고선 값들에 대한 추출 결과가 그림 5와 같다. 그림 5 (a)와 (b)는 얼굴의 작은 영역을 나타내므로 깊이 값의 비교를 제대로 반영할 수 없다. 그림 5 (c)는 거의 얼굴 전체를 나타내는 영역으로써 얼굴에 대한 전체 깊이를 잘 반영 할 수 있다. 그림 5 (c)보다 큰 면적은 머리카락이 포함된 정보

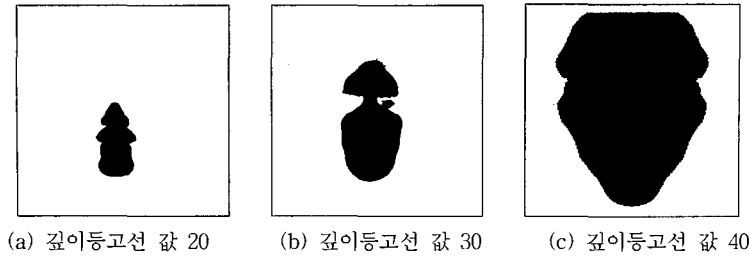


그림 5 코로부터 등고선 깊이 값에 따른 추출된 이진 영상

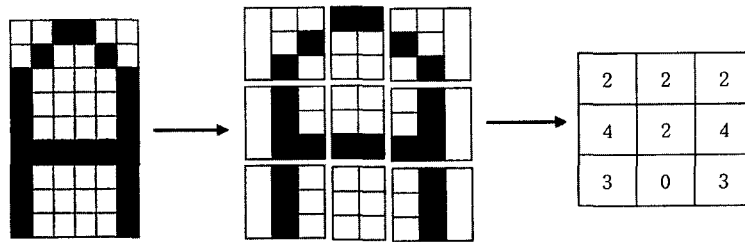


그림 6 다중 특징을 나타내는 형상의 재표본화

를 나타내므로 여기서는 배제를 하였다. 추출된 영상은 각 영상의 최고점의 좌표가 영상의 중심 위치에 놓이게 하기 위하여 중심 좌표와 최고점 좌표와의 차이 값을 구하여 영상을 이동시킨다.

2.3 등고선 영역의 다중 특징 벡터

일반적으로 물체를 분류하기 위한 방법에는 통계학적인 방법과 구조적인 방법의 두 가지가 있다[8]. 통계학적인 방법은 많은 특징들이 결합되는 접근 방법이며, 많은 특징들을 하나의 벡터로 나타내어 여러 개의 측정들을 비교한다. 그러나 이러한 측정들은 N-공간의 영역에서 분류된다. 그래서 통계학적인 인식은 데이터 대상으로부터 하나의 특징 벡터를 구성하고, 유클리디안 거리를 사용하여 분류를 수행한다. 구조적인 패턴 인식은 집합을 이용하는 아주 작은 요소로부터 구성되어지는 물체의 인식이다. 이러한 구조적 인식은 두 가지의 문제점이 있다. 구성요소들의 위치와 구성 요소들 사이의 관계를 저장하기 위해 적당한 표현을 찾는 것이다. 일반적으로 특징 벡터들은 모양의 면적 비, 원둘레, 원형 정도, 크기, 구멍의 위치 등이 있다. 다중 특징 벡터는 n차원의 좌표 시스템의 점들을 n 보다 작은 차원의 점들로 변환하는 역할을 수행한다. 다중 특징 벡터를 영상에 적용할 경우 영상의 개략적인 형상(shape) 정보를 얻을 수 있으며, 1차원적으로 각 영역에 대한 다중 특징 벡터를 얻을 수 있다. 특징을 구성하는 또 하나의 요소는 값

들의 합과 벡터들이다. 이진 영상의 경우에 행과 열 방향으로 형상을 보다 작은 크기로 재 표본화한 경우를 그림 6과 같이 나타내었다. 그림 6에서와 같이 이진 영상에서의 다중 특징 벡터는 작은 그룹의 행과 열 방향으로의 화소 값들의 합으로 표시된다는 것을 알 수 있다. 그래서 분할된 3x3 영상의 9 개의 픽셀은 위치 정보와 특징 벡터 정보가 저장되어진다.

그 외에도 다중 특징은 경사 히스토그램(slop histogram), 프로파일(profile) 그리고 표지(signature)등이 있다. 본 논문에서는 분할 재표본(resampling)방법을 이진영상에서와 마찬가지로 3차원 영상에서도 위치 정보와 특징 벡터 정보를 이용하여 색인화 하는데 사용하였다. 각 분할된 영역에 대하여 3차원 데이터의 평균과 분산을 구하여 특징 파라미터로 사용하였다. 다중 특징 벡터를 사용하였을 경우 색인 데이터량을 많이 줄일 수 있고, 입력되는 영상의 크기의 변화에도 덜 민감하게 사용할 수 있다는 장점이 있다.

영역을 적게 분할한 경우는 얼굴에서 위치에 대한 지역특성을 고려하기가 어렵고, 너무 많이 분할한 경우는 계산량이 많아지고 동일한 영상일지라도 약간의 위치 변화에 대하여 민감하게 반응하므로, 본 논문에서는 가로와 세로 5개의 분할 영역으로 나누어 총 25개 영역에 대한 3차원 영상 깊이 값을 식(3)을 이용하여 평균값을 그리고 식(4)을 이용하여 분산값을 계산하였다. 여기서

P_{max} 는 얼굴에서 코의 최대 높이 값이며, R_{img} 및 Q_{max} 는 각각 입력 영상과 데이터베이스 영상을 나타낸다. M 과 N 은 분할된 영역의 가로와 세로크기이다.

$$Avg(k) = \frac{1}{M * N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (P_{max} - Rimg[i][j]) \quad (3)$$

if, $Qimg[i][j] = 0, k = 1, \dots, 25$

$$Var(k) = \frac{1}{M * N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (Avg(k) - (P_{max} - Rimg[i][j]))^2$$

if, $Qimg[i][j] = 0, k = 1, \dots, 25 \quad (4)$

3. 실험 및 결과

본 논문에서 3차원 얼굴 영상을 획득하기 위하여 4D 킷처에서 제작된 3D Scanner를 이용하였다. 레이저 스캐너가 얼굴 영상을 획득하는 방법은 레이저 라인 빔을 얼굴에 주사하고 스캐너가 3초 동안 이동하면서 180개의 레이저 프로파일들이 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.

획득된 3차원 영상에서 코끝을 찾고 이를 중심으로

등고선 값이 40 이상인 영역만을 취한 후 분할 재표본을 실시한다. 각 블록에 대해서 식(3)을 이용하여 코로부터의 3차원 깊이값을 구하여 평균을 구한다. 또한 식 (4)을 이용하여 각 블록에 대한 분산값을 이용하여 색인화한 시스템을 구축한 후, 각각에 대해 질의 영상을 주었을 때의 인식 결과를 비교하였다. 검색 시스템의 유사도 측정은, 질의와 데이터 베이스에 대하여 식 (5)와 식 (6)을 이용하여 평균과 분산에 대한 L_2 -norm을 구한 후, 식 (7)을 이용하여 최종적인 유사도를 비교하였다. 비교 결과 $S(I,H)$ 가 가장 작은 것이 입력 영상과 가장 유사한 것으로 판단하였다. 여기서 IA 와 IV 그리고 HA와 HV는 입력 영상과 데이터베이스 영상을 나타낸다.

$$D_{Avg \ L2}(I, H) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{25} \sqrt{(IA_j - HA_j)^2} \quad (5)$$

$$D_{Var \ L2}(I, H) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{25} \sqrt{(IV_j - HV_j)^2} \quad (6)$$

$$S(I, H) = \min \sqrt{D_{AvgL2}^2 + D_{VarL2}^2} \quad (7)$$

인식에 사용된 데이터 영상은 안경을 착용하지 않고 정면을 향한 35명에 대해 2장씩 70장의 영상을 사용하였으며 그림 7과 같다. 영상의 획득은 동일인에 대하여 첫 번째 영상을 획득한 후 약 20 분후에 다시 같은 위치에 앉게 하여 두 번째 영상을 획득하였다.

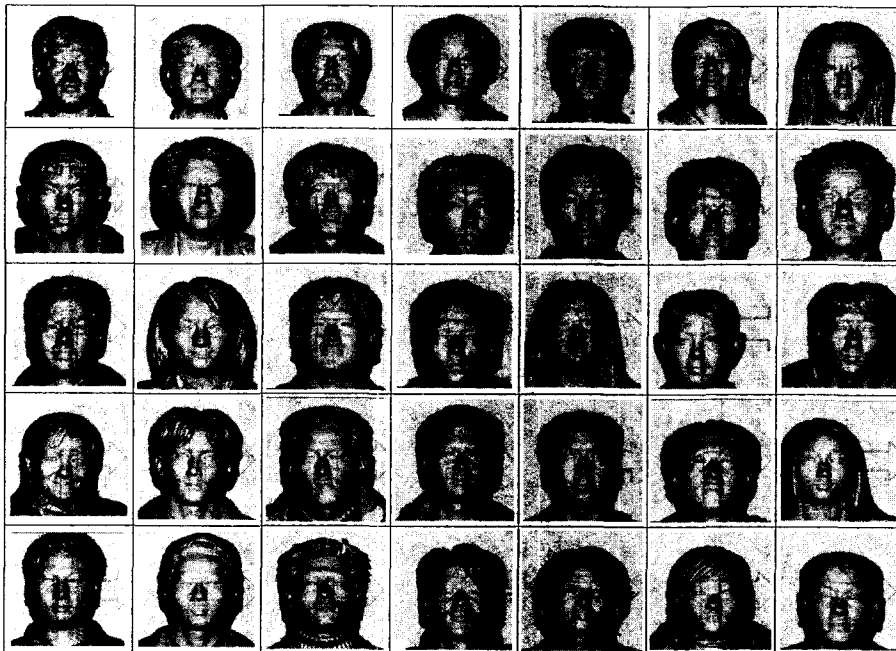


그림 7 입력영상

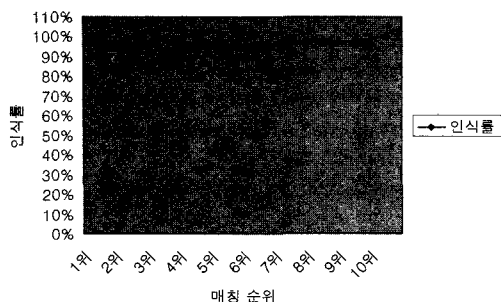


그림 8 실험 결과 인식률

영상 종류	영상1	영상2	영상3	영상4	영상5
항목					
입력 영상					
데이터베이스 영상					
검색 순위	1	1	4	7	10

그림 9 실험 결과 예

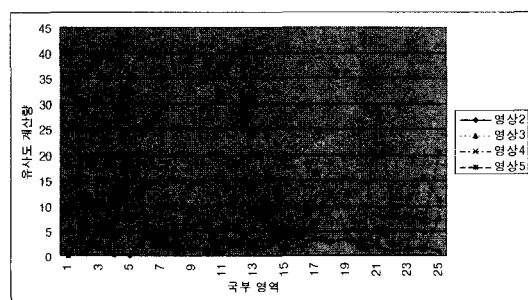


그림 10 실험 예의 유사도 계산량 비교

실험 결과, 정확하게 입력 얼굴 영상을 인식하는 것은 순위가 1위로 나타나는 것으로서 70%로 나타났으며, 그리고 얼굴 매칭은 각각 5위 이내가 94.3%, 10위 이내가 100%로 인식되었으며 그림 8과 표 1과 같다. 이에 대한 예를 그림 9와 그림 10에 각각 나타내었다. 그림 10에서, 국부 영역은 우측 하단이 1이고 좌측 상단이 25이다. 그림 9에서 순위가 1위인 영상1과 영상2는 입력 영상과 데이터베이스에 저장된 영상이 거의 같은 모습인 것을 볼 수 있으며, 그림 10에서 영상2에 해당하는 결과

표 1 제안한 방법의 결과 순위 비교

구분	5위이내	10위이내	15위이내
제안한 방법	94.3%	100%	100%

표 2 참고문헌 [14]의 결과 순위 비교

구분	5위이내	10위이내	30위이내
Takács and Wechsler	97.1%	98.1%	99.7%

표 3 참고문헌 [9]의 식을 이용한 순위 비교

구분	5위이내	10위이내	15위이내
Gordon	85.7%	97.1%	100%

를 보면 모두 작은 값을 고루 분포하고 있는 것을 볼 수 있다. 영상3의 경우는, 그림 10에서 왼쪽 입에 해당하는 4영역과 5영역 그리고 눈 주변(18과 19)의 영역에서 큰 차이를 보이고 있다. 영상4와 영상5는 5위 이상인 영상들로서, 영상4의 경우는 그림 9에서 보이는 것처럼 눈 주변의 모양이 다르기 때문에 그림 10에서는 눈 주변에 해당하는 영역(12, 13, 14, 17, 18, 19등)에서 큰 값을 나타내고 있는 것을 볼 수 있다. 영상5의 경우는 입력 영상과 비교해, 데이터베이스 영상이 기울어진 자세로 되어있기 때문에 순위가 10위로 밀려나게 된 것이다. 그림 10에서 보면 전체적으로 큰 값을 많이 나타내고 있는 것을 볼 수 있다. 그렇지만 3차원 깊이 값을 가지고 비교하였기 때문에 약간의 기울어진 형태이지만 순위가 아주 낮게(20위 이상) 나타나는 것은 없었다. Gordon[9]에서 사용한 식을 이용하여 본 논문에서 사용한 데이터를 적용한 결과를 표 3에 나타내었다. Gordon은 영상을 표준 위치로 옮긴 후 얼굴 전체에 대하여 매칭을 하였으나, 본 논문은 이러한 작업을 수행하지 않고 비교하였다. 표 1과 표 3을 비교해보면 얼굴 전체에 대한 비교보다는 국부적으로 비교를 하는 것이 우수하다는 것을 알 수 있었다.

검색 대상 영상은 다르지만, 가장 유사한 방식의 인식 결과를 나타내는 Takács and Wechsler[14]의 논문에서는 영상 전체에 대하여 Hausdorff Distance 방법을 이용하여 유사도를 계산하여, 5위 이내는 97.1% 10위 이내는 98.1%를 나타내었다. 그러나 Hausdorff Distance 방법은 영상 전체에 대한 계산을 하기 때문에 많은 계산량을 필요로 한다. 표 2에 Takács and Wechsler의 순위 결과를 나타내었다. 2차원 영상에 대하여, Nakamura[15]는 일정한 명도 단계를 표시하는 곡선을 형판 매칭 기법을 사용하여 10명에 대하여 얼굴 인식을

수행하여 100%의 인식률을 나타내었다. 그러나 형판 매칭 기법은 영역 전체에 대한 계산을 필요로 하기 때문에 많은 계산량을 필요로 한다. 그러나 본 논문에서는 얼굴의 국부적인 영역에 대하여 다중 특징 벡터의 평균과 분산 값을 인식 파라미터로 사용하여 파라미터의 개수가 적게 사용됨으로서 계산량을 많이 줄일 수 있었다. 또한 그림 9에 있는 영상5의 경우는, 약간의 자세 변화에도 3차원 깊이 값에 의한 국부적 비교이므로 높은 순위를 나타내어 좋은 인식률을 보였다. 데이터의 개수가 적었지만 데이터베이스를 구성하는 영상의 종류가 많고, 다양하더라도 영상의 다중 특징 벡터의 통계적 특징을 이용하기 때문에 우수한 결과를 얻을 수 있으리라 예상된다.

4. 결론

본 논문은 얼굴의 국부적 깊이 정보를 이용하여 인식하는 알고리즘을 제안하였다. 얼굴의 깊이 데이터를 얻기 위하여 3차원 얼굴 영상 데이터를 사용하였다. 3차원 얼굴 영상 인식은 2차원 얼굴 인식에 있어서 가장 문제가 되는 조명의 변화와 카메라의 각도에 의한 영향이 적다. 또한 2차원 영상에서는 정확하게 추출할 수 없는 깊이 데이터를 3차원 영상이 가지고 있으므로 간단한 알고리즘으로 정확하게 코를 찾을 수 있었고, 깊이 데이터를 가지고 있기 때문에 보다 쉽게 얼굴의 등고선 영역을 만들 수 있었다. 3차원 얼굴 영상에서 가장 두드러지게 나타나는 코의 특징 정보와 코를 중심으로 얼굴의 국부적 영역에 대한 평균과 분산 값을 이용한 다중 특징 벡터를 사용하였다. 3차원 얼굴 영상으로부터 코 주변의 국부적인 영역을 추출하여 인식에 적용하였으며, 이를 분할 재표본화 방법을 이용한 다중 특징 벡터의 통계학적인 특징을 이용하여 구현한 결과 35쌍의 실험 얼굴영상 중 5위 이내는 94.3%, 10위 이내는 100%의 인식률을 얻을 수 있었다. 그리고 다중 특징 벡터의 통계학적인 특징을 이용할 경우, 대용량 데이터베이스 구축과 색인 데이터양 및 계산상의 부담이 줄어들어 검색이 빠르다.

참고 문헌

- [1] L. C. Jain, U. Halici, I. Hayashi, S. B. Lee, *Intelligent biometric techniques in fingerprint and face recognition*, CRC Press, 1999.
- [2] (주)포디컬쳐, "http://www.4dculture.com"
- [3] Cyberware, "http://www.cyberware.com"
- [4] P. L. Hallinan, G. G. Gordon, A. L. Yuille, P.

Giblin, D. Mumford, *Two and three dimensional pattern of the face*, A K Peters. Ltd., 1999.

- [5] M. Grob, *Visual computing*, Springer-Verlag, 1994.
- [6] A. Nikolaidis, I. Pitas, "Facial feature extraction and pose determination," *Pattern Recognition*, 1783-1791, 33(2000).
- [7] B. Moghaddam, T. Jebara, A. Pentland "Bayesian face recognition," *Pattern Recognition*, 1771-1782, 33(2000).
- [8] C. S. Chua, F. Han, Y. K. Ho, "3D Human Face Recognition Using Point Signature," *4th ICAFG*, 2000.
- [9] G. G. Gordon, "Face Recognition based on depth and curvature feature," *Proceeding of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 808-810, 1992.
- [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] 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.
- [12] J. C. Lee and E. Milios. "Matching range image of human faces," *Third International Conference on Computer Vision*, pp.722-726, 1990.
- [13] J. R. Parker, *Algorithm for Image Processing and Computer Vision*, Wiley Computer Publishing McGraw-Hill 1996.
- [14] Barnabás Takács, Harry Wechsler, "Face Recognition Using Binary Image Metrics", *Proc. of the 3rd Int. Conf. on Automatic Face and Recognition*, Nara, Japan, pp.294-299, April 1998.
- [15] O. Nakamura, S. Mathur, and T. Minami, "Identification of human faces based on isodensity maps," *Pattern Recognition*, Vol. 24, pp.263-272, 1991.

이영학

1988년 2월 영남대학교 전자공학과 학사.
1991년 2월 영남대학교 전자공학과 대학원 석사. 1991년 1월 - 1995년 9월 : LG정밀(주) 용인연구소 주임 연구원.
2001년 2월 영남대학교 전자공학과 박사 과정 수료. 1998년 ~ 현재 대구과학대학교 겸임교수. 관심분야는 신호처리, 영상처리, 패턴인식



심재강

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)페이스 쓰리디 공동설립. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전



이대홍

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 기과. 1981년 3월 ~ 현재 영남대학교 전자정보공학부 교수. 1996년 10월 ~ 1997년 10월 한국통신학회 대구·경북 지부장. 1997년 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사). 관심분야는 신호처리, 영상처리, 통신시스템