

論文2003-40SP-6-4

3차원 얼굴 인식을 위한 오류 보상 특이치 분해 기반 얼굴 포즈 추정

(Head Pose Estimation Using Error Compensated Singular Value Decomposition for 3D Face Recognition)

宋 桓 宗 * , 梁 旭 一 * , 孫 光 薰 *

(Hwan-Jong Song, Uk-Il Yang, and Kwang-Hoon Sohn)

요 약

대부분의 얼굴인식 시스템은 현재 2차원 영상을 기반으로 많은 분야에 응용되고 있다. 그러나 2차원 얼굴인식 시스템은 심하게 변화된 얼굴 포즈에 강인한 얼굴인식이 매우 어렵다. 이에 얼굴 포즈 추정은 정면 영상이 아닐 경우 인식을 향상을 위한 필수적인 과정이라 할 수 있다. 그러므로, 본 논문은 3차원 얼굴인식을 위한 새로운 얼굴 포즈 추정 방식을 제안한다. 먼저 3차원 거리(range) 영상이 입력될 때 얼굴 곡선에 기반한 자동 얼굴 특징점 추출 기법을 적용한다. 추출된 특징점을 바탕으로 오류 보상 특이치 분해를 적용한 새로운 3차원 얼굴 포즈 추정 방식을 제안한다. 특이치 분해를 이용하여 초기 회전각을 획득한 후 존재하는 오류를 보다 세밀하게 보상한다. 제안 알고리즘은 정규화된 3차원 얼굴 공간에서 추출된 특징점의 기하학적 위치를 이용하여 수행된다. 또한 3차원 얼굴인식을 위하여 3차원 최근접 이웃 분류기를 이용한 데이터베이스내에서 후보 얼굴을 선택하는 방식을 제안한다. 실험 결과를 통해 다양한 얼굴 포즈에 대하여 제안 알고리즘의 효율성과 타당성을 검증하였다.

Abstract

Most face recognition systems are based on 2D images and applied in many applications. However, it is difficult to recognize a face when the pose varies severely. Therefore, head pose estimation is an inevitable procedure to improve recognition rate when a face is not frontal. In this paper, we propose a novel head pose estimation algorithm for 3D face recognition. Given the 3D range image of an unknown face as an input, we automatically extract facial feature points based on the face curvature. We propose an Error Compensated Singular Value Decomposition (EC-SVD) method based on the extracted facial feature points. We obtain the initial rotation angle based on the SVD method, and perform a refinement procedure to compensate for remained errors. The proposed algorithm is performed by exploiting the extracted facial features in the normalized 3D face space. In addition, we propose a 3D nearest neighbor classifier in order to select face candidates for 3D face recognition. From simulation results, we proved the efficiency and validity of the proposed algorithm.

Keyword : Head pose estimation, 3D face recognition, Error Compensated SVD(EC-SVD), 3D nearest neighbor classifier

** 正會員, 延世大學校 電氣電子工學科 生體認識研究센터
(Yonsei University, Dept. of Elec. & Electronic
Engineering, Biometric Engineering Research Center)
接受日字:2003年7月15日, 수정완료일:2003年11月1日

I. 서 론

얼굴 인식 기술은 2차원 영상을 기반으로 연구되어 왔고, 신원 확인, 출입 통제, 감독, 데이터베이스 검색 등

다양한 분야에 활용되고 있다¹⁻²⁾. 또한 통제된 환경으로부터 통제되지 않은 환경까지, 다양한 내·외적 환경 변화 (조명, 포즈, 표정등)에 강인한 얼굴 인식 기술 개발을 위하여 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나, 표정과 조명과 같은 환경 변화에 대해서는 상당히 인식률을 향상시킨 반면, 다양한 얼굴 위치 및 포즈 변화가 심하게 발생하였을 경우에 대해서는 실제 시스템 적용에 여전히 큰 문제점으로 남아있다. 기존의 2차원 얼굴 인식에서는 정면으로부터 약 10~15% 정도 회전이 되었을 경우, 인식률이 20% 이상 급격히 저하되는 결과를 나타내고 있다. 따라서, 포즈 변화에 강인한 얼굴 인식 시스템을 위해서는 얼굴 포즈 추정 알고리즘의 개발은 필수적이다.

현재까지는 2차원 영상 혹은 동영상상을 기반으로 얼굴 포즈 추정에 대한 많은 연구가 진행되어 왔다³⁻⁶⁾. 그러나 근본적으로 3차원 얼굴 포즈 변화에 대한 2차원적인 해석에 한계가 있으므로 포즈 변화에 강인한 2차원 얼굴 인식 시스템 구현을 위해서는 아직 해결되어야 할 문제점이 많다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 최근 3차원 얼굴 모델을 기반으로 얼굴 포즈 추정 기법에 대한 연구가 진행되고 있다. 대표적으로 칼라 정보를 이용하여 머리와 피부 영역을 선택하여 그 영역으로부터 얼굴 특징점을 추출하고 난 후 3차원 얼굴 포즈 추정을 하는 연구가 제안되었다⁷⁻⁸⁾. 그러나 이 기법은 머리 스타일 변형과 색상 정보를 사용하기 때문에 조명 변화에 매우 민감하다는 단점이 있다. 또한, 2차원 영상과 거리 영상을 동시에 이용하여 대칭 평면을 기반으로 3차원 얼굴의 포즈를 추정하는 알고리즘을 제안하였다⁹⁾. 그러나 이 방식은 각 축으로 20도 이상 회전 시 오류가 증가하는 단점이 있다.

3차원 얼굴 인식은 스테레오 및 다시점 영상을 이용한 기법과 3차원 거리 영상을 이용한 기법으로 분류할 수 있다. 스테레오 및 다시점 영상을 이용한 기법은 여러장의 2차원 영상을 기반으로 3차원 얼굴 모델링을 통하여 원하는 포즈 및 시점에 대해서 얼굴 모델을 회전한 후 다시 2차원 영상으로 투영하여 최종적으로 인식하는 것이다. 이 방법은 2차원 영상을 기반으로 3차원 모델로 변환시킴으로써 다양한 포즈 변화에 강인한 장점을 지닌다. 반면에 정확한 깊이 추정 기법과 3차원 모델링 기술을 동반하여야 함으로 많은 시간이 소요되고, 인종, 성별, 나이등에 대한 일반 얼굴 모델의 기준이 모호하다는 단점이 있다.

반면에 3차원 거리 얼굴 영상을 이용한 얼굴 인식 기법에 대해서는 아직 연구가 미비한 상태이다. 기존에는 3차원 얼굴 인식을 얼굴의 강체 표면 곡률 계산을 적용하는 기법을 수행하였다¹⁰⁻¹²⁾. 또한 다양한 얼굴 표정 및 포즈 변화에 대한 인식을 위하여 점 서명(Point Signature)을 이용한 기법이 제안되었다¹³⁾. 그러나 이러한 기존 3차원 얼굴 인식 기법에서는 얼굴 포즈 추정 기법이 고려되지 않았다. 이에 정확한 3차원 얼굴 인식을 위해서는 입력 데이터의 효율적인 정규화 과정과 3차원 얼굴 포즈 추정 기법이 고려되어야 한다.

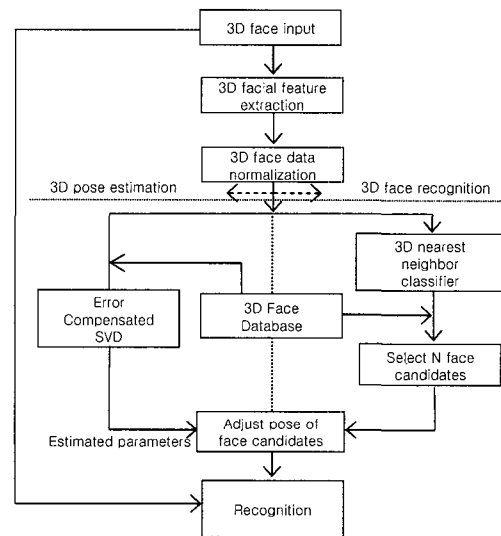


그림 1. 제안 알고리즘의 블록도

Fig. 1. Block diagram of the proposed algorithm.

본 논문은 3차원 얼굴 인식을 위한 얼굴 포즈 추정 방식을 제안하는 것으로서, 알고리즘의 흐름도를 <그림 1>에 나타내었다. 먼저, 기하학적 얼굴 특징 구조를 기반으로 3차원 얼굴 특징점을 추출하고, 추출된 3차원 얼굴 특징점을 이용하여 본 논문에서 제안하는 오류 보상 특이치 분해 (Error Compensated Singular Value Decomposition) 기법을 적용하여 입력 영상에 대한 3차원 얼굴 포즈 추정을 수행한다. 특이치 분해 기법은 오류 최소화 과정으로써 입력과 데이터베이스와의 특징간의 유클리디안 거리를 최소화시키는 값을 나타내는 회전각을 얻을 수 있다. 그러나 이 기법에서는 아직 보상되어야 할 오류가 존재하고, 이러한 오류가 인식률에 큰 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 논문에서는 정규화된 3차원 얼굴 공간에서의 오류 보상 특이치 분해 방식을 제안한다. 제안 알고리즘을 통해 획득한 얼굴 포즈 추

정값을 바탕으로 포즈 변화에 강인한 얼굴 인식이 가능하다. 이를 위해 본 논문에서는 3차원 얼굴 입력 데이터와 3차원 얼굴 데이터베이스를 기반으로 얼굴 포즈 추정 및 인식 과정을 수행한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 3차원 얼굴 특징 추출 기법과 정규화된 3차원 얼굴 공간에 대하여 설명한다. III장에서는 본 논문에서 제안하는 정확한 얼굴 포즈 추정을 위한 오류 보상 특이치 분해 알고리즘을 제안한다. 이어서 IV장에서는 효율적인 얼굴 인식을 위하여 데이터베이스에서의 3차원 후보 얼굴을 선택하는 3차원 최근접 이웃 분류기를 설명한다. 그리고 V장에서는 다양한 포즈에 대한 추정 결과와 후보 얼굴 선택 실험 결과를 기술하고, VI에서는 결론을 맺는다.

II. 3차원 얼굴 특징 추출

1. 3차원 Laser scanned 얼굴 데이터

기존의 얼굴 인식 알고리즘은 대부분 2차원 영상을 기반으로 발전해 왔다. 반면에 최근 2차원 영상을 이용한 기법의 한계를 극복하기 위하여 3차원 얼굴 데이터를 이용한 접근 방법이 연구되고 있다. 얼굴 데이터베이스는 모형(shape)과 색상 정보를 포함하는 3차원 레이저 스캔 방식으로 획득한 데이터이고 입력 영상으로 3차원 거리 영상을 적용한다. 3차원 거리 영상은 최근 2차원 영상에 비하여 색 성분의 변화 및 빛의 반사등에 대해서도 얼굴의 정확한 모형을 유지되는 장점으로 인하여, 얼굴 인식 분야에 최근 각광받고 있다^[12]. 현재 보유하고 있는 얼굴 데이터베이스는 3차원 꼭지점 좌표와 이에 해당되는 색상 정보로 구성되어 있다. 각 X, Y, Z축에 대해서 -90도부터 +90도까지 다양한 얼굴 포즈 생성이 가능하다.

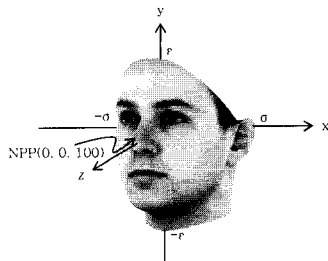


그림 2. 정규화된 3차원 얼굴 공간
Fig. 2. Normalized 3D Face Space.

2. 3차원 얼굴 공간 및 정규화

3차원 얼굴 포즈 추정 및 인식 기법은 입력 데이터와 3차원 얼굴 데이터베이스가 동일한 공간상에서 수행되어야 한다. 입력 데이터는 데이터 베이스와는 다른 크기와 스케일로 표현될 수 있다. 즉, 일반적으로 입력 영상은 X, Y, Z축으로 회전 혹은 이동되어 있고, 이러한 입력에 대해서 데이터베이스 영상과의 효율적인 비교를 위해서는 동일한 좌표 공간에서 정합이 이루어져야 한다. 따라서, 본 논문에서는 정규화된 3차원 얼굴 공간을 정의하고 모든 얼굴 입력 영상을 동일 공간으로 정규화하여, 스케일 변화를 보상시킬 수 있는 과정을 제안한다.

입력 데이터 F 가 주어졌을 때, X, Y, Z축의 범위는 다양하게 변화되므로, 입력 데이터를 각 축으로 정해진 범위 내로 정규화시키는 과정이 필요하다. 이렇게 설정된 공간을 본 논문에서는 이렇게 설정된 공간을 정규화된 3차원 얼굴 공간이라 정의한다. 정규화된 3차원 얼굴 공간에 대한 예를 <그림 2>에 나타내었다. 먼저 깊이 정보를 정해진 범위 내로 정규화시킨 후 비례적으로 X와 Y축에 대해서 정규화 과정을 수행한다. 각 축에 대한 제한된 범위 $[-\sigma, \sigma], [-\epsilon, \epsilon], [0, Z]$ 로써 다음 식 (1)로부터 얻을 수 있다.

$$F(x_i, y_i, z_i) = \left(\frac{F_x - F_{minx}}{F_{maxx} - F_{minx}} \times \sigma, \frac{F_y - F_{miny}}{F_{maxy} - F_{miny}} \times \epsilon, \frac{F_z - F_{minz}}{F_{maxz} - F_{minz}} \times Z \right) \quad (1)$$

여기서 $F = (F_x, F_y, F_z)$ 는 입력 데이터의 공간 좌표이다.

3. 3차원 얼굴 특징 추출

본 논문에서는 3차원 얼굴 영상 입력 시 얼굴의 기하학적 위치 정보를 이용하여 얼굴의 특징점을 추출하는 기법을 적용하였다. 먼저, 깊이정보를 이용하여 가장 최대점을 갖는 코 끝점(Nose Peak Point)을 추출한다. 이 점과 Y축을 포함하는 YZ평면으로 얼굴을 수직으로 나누면 얼굴은 거의 대칭이 된다. 이를 통해서 얻어진 얼굴 분할 곡선의 특징을 이용하여 5개의 얼굴 특징점을 얻는다. 이 점들은 미간점, 코의 최저점, 그리고 입술에서 윗입술, 중간점, 아랫입술의 점이다. <그림 3>에서 보는 바와 같이 기하학적 위치에 대한 정보를 이

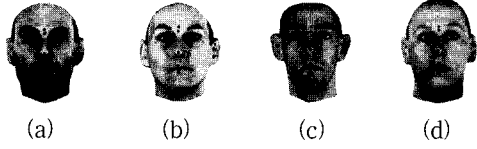


그림 3. 3차원 얼굴 특징 추출 : (a) Thomas, (b) Barbara, (c) Volker, (d) Isabelle
Fig. 3. 3D Facial feature extraction : (a) Thomas, (b) Barbara, (c) Volker, (d) Isabelle

용하여 6개의 얼굴 특징점들을 자동으로 추출하였다.

Ⅲ. 3차원 얼굴 포즈 추정

대부분의 얼굴 인식에서 얼굴은 정면을 가정하는 반면 포즈 변화로 인한 효과는 고려하지 않고 있다. 심지어 3차원 얼굴인식 연구에서도 얼굴 포즈 추정과 3차원 공간 정규화 과정이 필수적인 반면, 포즈 변화의 효과는 고려되지 않고 있다^[11, 13-15]. 이러한 정확한 얼굴 포즈 추정은 포즈 변화에 강인한 인식을 가능하게 할 뿐만 아니라 얼굴 인식 시스템 성능에 큰 영향을 준다. 따라서 포즈 변화에 강인한 얼굴 인식 기술을 위해서는 포즈 추정 알고리즘 개발이 필수적이다.

1. 특이치 분해 기반 얼굴 포즈 추정

본 논문에서는 먼저 특이치 분해^[16-17] 기반으로 초기 얼굴 포즈 추정한다. 이를 통해서 얻어진 회전각을 통하여 보다 정확한 얼굴 포즈 추정값을 얻기 위하여 정규화된 3차원 얼굴 공간에서 오류 보상 과정을 수행하여 포즈 변화 추정을 보다 정확하게 수행할 수 있다. 특이치 분해 과정을 통한 회전각 추정은 다음과 같이 수행된다. 먼저 입력영상의 6개의 얼굴 특징점 $p_i = (x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, n$ 의 3차원 좌표를 얻은 후, 데이터베이스의 3차원 기준 얼굴의 특징점을 $q_i = (x_i, y_i, z_i)$ 라고 하면, 다음과 같은 관계를 얻을 수 있다.

$$p_i = R_{SVD}q_i + t, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

여기서 R_{SVD} 는 특이치 분해를 통하여 얻은 회전 행렬이고 t 는 전이 벡터이다. R_{SVD} 와 t 를 얻기 위해서는 특이치 분해 기법을 통하여 다음의 최소 자승 문제를 해결함으로써 가능하다.

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^n \| p_i - R_{SVD}q_i - t \|^2 \quad (3)$$

R_{SVD} 는 3×3 회전행렬로서, $R_{SVD}^T = R_{SVD}^{-1}$ 의 성질을 갖는다. 또한, 얼굴 중심을 원점으로 옮김으로써 전이 벡터는 추후 보상될 수 있다.

$$\bar{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i, \bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i \quad (4)$$

여기서 \bar{p} 와 \bar{q} 는 얼굴 특징점 집합 $\{p_i\}$ 와 $\{q_i\}$ 의 중심점이다. 따라서 입력 특징점과 데이터베이스의 특징점과의 공분산 행렬 M 을 구하기 위해 다음과 같은 과정을 수행한다.

$$\text{Feature}_{\text{input}} = p_i - \bar{p}, \text{Feature}_{\text{DB}} = q_i - \bar{q} \quad (5)$$

$$M = \sum_{i=1}^n \text{Feature}_{\text{input}_i} * \text{Feature}_{\text{DB}_i}^T \quad (6)$$

식 (6)로부터 얻어진 공분산 행렬 M 으로부터 회전행렬 R_{SVD} 는 다음과 같은 식을 만족해야 한다.

$$R_{SVD} = M Q^{-1/2}, Q = M^T M \quad (7)$$

여기서, 행렬 Q 에 대하여 특이치 분해 과정을 수행하면 다음과 같은 식을 얻는다.

$$Q = \lambda_1 v_1 v_1^T + \lambda_2 v_2 v_2^T + \lambda_3 v_3 v_3^T \quad (8)$$

윗 식에서 λ_i 와 v_i 는 각각 고유값과 고유 벡터를 나타낸다. 따라서 행렬 Q 에 대한 역 자승근은 다음과 같다.

$$Q^{-1/2} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} v_1 v_1^T + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} v_2 v_2^T + \frac{1}{\sqrt{\lambda_3}} v_3 v_3^T \quad (9)$$

여기서 $v_i^{-1} = v_i^T$ 이다. 따라서 식 (9)를 식 (7)에 대입하면 R_{SVD} 를 구할 수 있다.

2. 오류 보상 특이치 분해 기반 얼굴 포즈 추정

본 장에서는 특이치 분해를 통하여 얻어진 회전각을 기반으로 오류를 보상하는 방식을 제안한다. 제안 알고리즘은 <그림 4>와 같이 각 축마다 발생하는 오류를 얼굴의 특징점과 정규화된 3차원 얼굴 공간을 이용하

여 오류를 보상한다. 이 과정을 위해서 새로운 완전 회전 행렬(complete rotation matrix) R 을 정의하며, 특이치 분해로부터 얻은 결과를 포함하여 식 (10)과 같은 새로운 식으로 전개될 수 있다.

$$R = R_X R_Y R_Z = R_{SVD_x} R_{\theta_x} R_{SVD_y} R_{\theta_y} R_{SVD_z} R_{\theta_z} \quad (10)$$

여기서, $R_X = R_{SVD_x} R_{\theta_x}$, $R_Y = R_{SVD_y} R_{\theta_y}$, $R_Z = R_{SVD_z} R_{\theta_z}$ 이며, $R_{\theta_x}, R_{\theta_y}$, 그리고 R_{θ_z} 는 각 축으로 보상되어야 할 회전 행렬을 나타낸다. 따라서 완전 회전 행렬 R 을 이용하면 식 (2)는 다음과 같은 식으로 전개된다.

$$f_i = R f_i + t = R_X R_Y R_Z f_i + t = R_{SVD_x} R_{\theta_x} R_{SVD_y} R_{\theta_y} R_{SVD_z} R_{\theta_z} f_i + t \quad (11)$$

여기서 f_i 회전된 입력 영상에서의 특징점이고, f_i 는 정면 영상일 경우의 얼굴의 특징점을 나타낸다. 결국 전이 벡터 t 도 얼굴 중심을 원점으로 이동함으로써 보상될 수 있다. 따라서 다음의 수식을 통하여 회전 행렬을 구한다.

$$p_i = R^{-1} p_i = R_Z^{-1} R_Y^{-1} R_X^{-1} p_i = R_{\theta_z}^{-1} R_{SVD_z}^{-1} R_{\theta_z}^{-1} R_{SVD_y}^{-1} R_{\theta_y}^{-1} R_{SVD_x}^{-1} p_i \quad (12)$$

식 (12)에서 볼 수 있듯이 3차원 정규화 얼굴 공간에서 X, Y, Z축의 순서로 포즈 오류 보상을 독립적으로

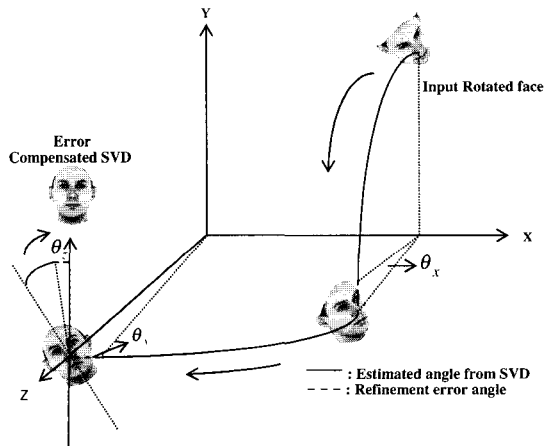


그림 4. 오류 보상 특이치 분해 과정
Fig. 4. The procedure of Error Compensated SVD.

계산한다. 따라서 다음 절에는 각 축에 대한 오류 보상 과정을 상세히 기술하고자 한다.

2-1 포즈 오류 보상 : θ_X

먼저 X축에 대한 얼굴 포즈 보상 과정은 다음과 같다. 특이치 분해 과정으로부터 얻은 θ_{SVD_x} 각도만큼 회전한 후, X축에 존재하는 오류 θ_X 를 보상하기 위해서 X축 회전 행렬만을 고려한다. 본 논문에서는 적용한 중요한 얼굴의 특징은 코끝점이다. 데이터베이스 얼굴들을 포함한 입력 얼굴의 코끝점은 정면에서 고정점 $n(0, 0, z)$ 로 정규화된다. 본 논문에서 사용한 정규화된 깊이값은 100이다. 따라서, 코끝점은 본 논문에서 정의하고 있는 정규화된 3차원 얼굴 공간에서 X축으로 역회전시 XZ 평면상의 점 $n'(x, 0, z')$ 에 존재해야 된다. 이는 입력 영상의 코끝점을 $n(x, y, z)$ 라고 하면 다음과 같은 수식을 통해서 구할 수 있다.

$$n' = R_X^{-1} n = R_{\theta_x}^{-1} R_{SVD_x}^{-1} n \quad (13)$$

회전행렬의 성질에서 역행렬은 전치 행렬과 동일하다. 따라서 X축에 대한 회전 행렬은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$R_X^{-1} = R_X^T, R_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & \sin\theta_x \\ 0 & -\sin\theta_x & \cos\theta_x \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{pmatrix} x \\ 0 \\ z' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & -\sin\theta_x \\ 0 & \sin\theta_x & \cos\theta_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_{SVD_x} & -\sin\theta_{SVD_x} \\ 0 & \sin\theta_{SVD_x} & \cos\theta_{SVD_x} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \quad (15)$$

식 (14)의 성질을 이용하여 식 (15)을 풀면 θ_X 를 얻을 수 있다.

$$\therefore \theta_X = \arctan \left(\frac{y \cos\theta_{SVD_x} - z \sin\theta_{SVD_x}}{y \sin\theta_{SVD_x} + z \cos\theta_{SVD_x}} \right) \quad (16)$$

2-2 포즈 오류 보상 : θ_Y

X축에 대한 오류를 보상하고 난 후 θ_Y 를 보상하기 위해서는 2-1절에서 설명한 과정과 유사하게 수행된다. 즉, 코끝점이 X축으로의 보상으로 인해 XZ평면의 점

$n'(x, 0, z')$ 에 있다고 가정할 경우, Y축 회전에 의해서 코끝점이 Z축 선상의 점 $n''(0, 0, z'')$ 에 놓여야 한다. 따라서 다음과 같은 식이 성립된다.

$$n'' = R_Y^{-1}n = R_{\theta_Y}^{-1}R_{SVD_Y}^{-1}n' \quad (17)$$

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ z'' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta_Y & 0 & -\sin\theta_Y \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta_Y & 0 & \cos\theta_Y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos\theta_{SVD_Y} & 0 & -\sin\theta_{SVD_Y} \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta_{SVD_Y} & 0 & \cos\theta_{SVD_Y} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ 0 \\ z' \end{pmatrix} \quad (18)$$

식 (18)을 풀면 다음과 같은 θ_Y 에 대한 결과를 얻는다.

$$\therefore \theta_Y = \arctan\left(\frac{y\cos\theta_{SVD_Y} - z'\sin\theta_{SVD_Y}}{y\sin\theta_{SVD_Y} + z'\cos\theta_{SVD_Y}}\right) \quad (19)$$

2-3 포즈 오류 보상 : θ_Z

Z축에 대한 오류를 보상하기 위해서는 더 이상 코끝점을 사용할 수 없다. 이는 이미 코끝점이 Z축선상에 존재하기 때문에 Z축에 대한 회전 행렬에 영향을 받지 않기 때문이다. 따라서 제안 알고리즘에서는 얼굴 특징의 정규 벡터를 이용하여 Y축과의 이루어진 각을 얻음으로써 오류를 보상할 수 있다. 이를 위해서 코끝의 최저점과 미간점을 이은 벡터와 Y축과 이루는 각도를 구한다. 얼굴 특징점을 연결하는 벡터를 $\vec{F}(a, b, c)$ 라고 하면 정규화된 벡터는 다음과 같이 표현된다.

$$\vec{F}'(a, b, c) = \left(\frac{a}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}, \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}, \frac{c}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \right) \quad (20)$$

$$\equiv \left(\frac{a}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}, \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}, 0 \right) \quad (21)$$

여기서 $c \approx 0$ 이다. 따라서 θ_Z 는 다음과 같은 식으로부터 얻을 수 있다.

$$\vec{F}' = \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta_Z & -\sin\theta_Z & 0 \\ \sin\theta_Z & \cos\theta_Z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\sin\theta_Z \\ \cos\theta_Z \\ 0 \end{pmatrix} \quad (22)$$

$$\therefore \theta_Z = \arcsin\left(\frac{-a}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}\right) \quad (23)$$

(462)

IV. 3차원 얼굴 인식

본 절에서는 3차원 얼굴인식을 위해서 데이터베이스와 입력에 대하여 가장 유사한 N개의 얼굴을 선택하는 알고리즘을 제안한다. 3차원 데이터베이스는 많은 데이터량으로 인하여 모든 얼굴과 동시에 비교하는 것은 많은 계산량이 요구된다. 따라서 본 논문에서는 추출된 얼굴 특징점으로 부터 3차원 최근접 이웃 분류기(nearest neighbor classifier)를 제안하여 입력 얼굴과 가장 유사한 N개의 얼굴들을 선택한다. 제안하는 분류기를 통하여 데이터베이스내의 모든 얼굴에 대한 인식 알고리즘을 적용하는 대신 가장 유사한 후보 얼굴에 대해서만 추후 템플릿 정합 과정을 수행할 수 있다. 이 과정은 유사한 후보 얼굴을 선택하여 방대한 계산량을 줄이고 효율성을 증가시킬 수 있다.

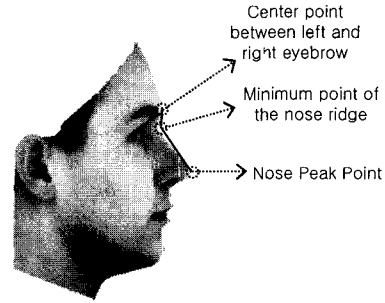


그림 5. 3차원 특징 거리 측정

Fig. 5. 3D feature distance measure.

입력 얼굴과 데이터베이스 얼굴과의 유클리디안 거리를 비교하여 임계값 이내에 있는 얼굴들만을 선택하여 <그림 1>와 같이 인식과 포즈 추정 알고리즘을 동시에 수행한다. 본 논문에서 적용한 특징간의 거리는 <그림 5>에서 볼 수 있듯이 미간점, 코끝의 최저점, 그리고 코끝점이다. 유클리디안 거리는 다음과 같이 계산한다.

$$D(f) = \sqrt{|f_1 - f_2|^2 + |f_2 - f_3|^2} \quad (24)$$

여기서 f_1, f_2, f_3 는 각각 미간점, 코끝의 최저점, 그리고 코끝점을 나타낸다. 본 논문에서는 다음과 같이 설정된 임계값 이내의 후보얼굴들을 입력 영상과 가장 유사한 얼굴로 결정한다.

$$0 \leq D(f) \leq \delta \tag{25}$$

여기서 δ 는 후보 얼굴 선택을 위한 임계값이다. N개의 후보 얼굴이 선택되면, 최종 인식 단계인 템플릿 기반 정합 기법을 수행한다.

V. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서는 제안 알고리즘을 검증하기 위하여 3차원 얼굴 거리 영상과 3차원 데이터베이스를 이용하였다. 데이터베이스는 독일 Max Planck Institute에서 Cyberware Scanner 3030으로 획득한 5명의 3D 얼굴 영상과 동일 기기에서 획득한 9명의 일반 3차원 얼굴을 사용하였다. 또한, 이러한 얼굴들에 대해서 다양한 포즈 변화를 통하여 입력 영상을 만들어 사용했다. 3차원 데이터베이스는 각각의 얼굴이 대략 70,000~200,000개 정도의 공간 좌표를 갖고 있으며 이에 해당하는 텍스처 영상으로 구성된다.

먼저 얼굴 특징 추출 기법을 적용한 실험은 다양한 포즈 변화에 대해서 수행하였다. <그림 6>에 다양한 포즈 변화에 대해서 본 논문에서 적용한 얼굴의 기하학적 위치 정보를 이용하여 자동 추출한 특징점을 나타내었다. 추출된 얼굴 특징점은 6개의 점으로써 미간점, 코의 최저점, 코끝점, 윗입술점, 입술의 중심점, 아랫입술점이다. <그림 6>을 통하여 회전 각도를 각 축으로 다양하게 변화시켜도 특징점들의 추출이 잘 이루어지고 있음을 볼 수 있다. 또한 이러한 얼굴의 기하학적 위치 정보를 이용한 자동 특징 추출기법을 통하여

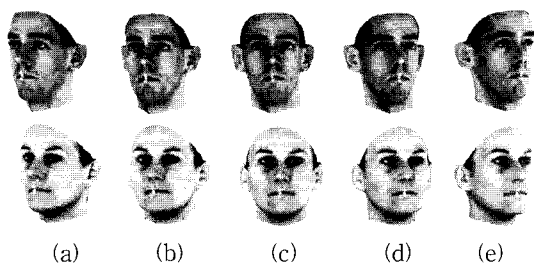


그림 6. 다양한 포즈에서의 3차원 얼굴 특징 추출 : (a) -30도, (b) -15도, (c) 0도, (d) +15도, (e) +30도.

Fig. 6. Facial feature extraction on various head poses : (a) -30 degree (b) -15 degree (c) 0 degree (d) +15 degree (e) +30 degree

얼굴의 포즈 변화 추정과 인식 알고리즘에 동시에 적용시킬 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서 제안하는 오류 보상 특이치 분해 기반 얼굴 포즈 추정 방식은 포즈 변화된 3차원 거리 영상 입력시 정확한 포즈 추정을 위하여 정규화된 3차원 공간에서 수행되었다. 3차원 거리 영상은 <그림 7>에서 보는 바와 같이 X축으로 ± 20 도 간격으로, Y 및 Z축으로는 ± 15 도로 포즈를 발생시켜서 23개의 포즈에 대해서 실험을 수행하였다. <표 1>에서 나타난 특이치 분해 기법과 제안 알고리즘의 실험 결과를 비교해 보면, 특이치 분해 기법에서는 식 (3)에서 오류를 최소화시키지만 보상해야 할 오류가 존재하고 있음을 알 수 있다. 따라서, 이러한 오류는 제안 알고리즘을 통해서 매우 정확하게 보상되고 있음을 알 수 있다. 제안 알고리즘은 각 축에서 발행하는 오류를 최대 0.2도 이내의 오차로 줄임으로써 매우 정확한 포즈 추정 결과값을 얻을

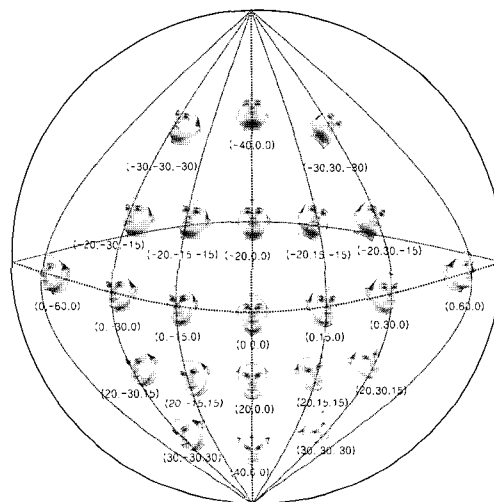


그림 7. 다양한 포즈 변화를 위한 실험 영상
Fig. 7. Test images for various pose variations.

표 1. 각 축에 대한 평균 절대 오류값(각도)
Table 1. Mean Absolute Error (in degree) of the each axis.

	Mean Absolute Error using SVD(degree)			Mean Absolute Error using EC-SVD(degree)		
	X axis	Y axis	Z axis	X axis	Y axis	Z axis
Volker	0.798524	0.180868	0.347041	0.000002	0.000001	0.10401
Barbara	2.32362	0.760891	1.188412	0.000001	0.000001	0.00420
Thomas	0.255676	0.176334	0.186723	0.000001	0.000001	0.01372
Isabelle	0.364776	0.123546	0.166367	0.000002	0.000001	0.02837

수 있다. 따라서 제안 알고리즘을 통하여 포즈 변화에 강인한 얼굴인식 알고리즘이 가능함을 실험결과를 통하여 확인하였다.

3차원 얼굴 인식을 위한 후보 얼굴 선택 알고리즘을 수행한 결과를 <표 2>에 나타내었다. 결과에서 볼 수 있듯이 추출된 특징간의 거리를 기반으로 한 3차원 최근접 이웃 분류기에 의하여 데이터베이스 내부에서 가장 유사한 N개의 후보 얼굴들만을 선택한다. 후보 얼굴 선택을 위하여 임계값 δ 값을 4로 정하고 정해진 임계값 이내에 있는 얼굴만을 선택하는 알고리즘을 수행하였다. 선택된 후보 얼굴중에서 정합이 잘 되는 얼굴이 가장 최소값을 갖는 결과를 얻었다. 즉, 정합되어야 할 얼굴과의 특징 거리는 최대 6×10^{-6} 으로써 포즈 변화에 강인한 인식 알고리즘 적용이 가능하다. 이는 포즈 추정과 특징간의 거리를 동시에 사용함으로써 포즈 변화에 강인한 최종 인식을 위해 매우 적합한 결과이다. 궁극적으로 3차원 최근접 이웃 분류기를 이용함으로써 데이터베이스가 방대해질 경우 후보 얼굴을 선택하는 것은 템플릿 정합과정 시 계산상의 이득을 볼 수 있다.

표 2. 후보 얼굴 선택을 위한 특징 거리 측정
Table 2. Feature distance measure for selecting face candidates.

Input Image	3D Database ($\delta=4$) (Input feature distance-faces in the database feature distance)				
	Volker(1)	Barbara(2)	Thomas(3)	Isabelle(4)	Face candidate
Volker	5.7e-006	3.98343	4.06863	8.99981	(1),(2)
Barbara	4.06864	4.77e-006	3.58796	4.93118	(2),(3)
Thomas	3.98344	3.58796	6.67e-006	5.01638	(3),(2),(1)
Isabelle	8.99981	4.93118	5.01638	4.77e-006	(4)

VI. 결 론

본 논문에서는 포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴 인식을 위하여 얼굴 특징점을 추출하여 오류 보상 특이치 분해를 기반으로 한 얼굴 포즈 추정 방식을 제안하였다. 얼굴의 기하학적 위치 정보를 이용하여 다양한 포즈에 대해서 미간점, 코의 최저점, 코끝점, 윗입술점, 입술의 중심점, 아랫입술점을 자동 추출하였다. 또한 추출된 특징점을 이용하여 3차원 얼굴 포즈 추정을 수행하

였고, 템플릿 정합 인식 알고리즘 적용시 계산상의 이득을 위한 N개의 후보 얼굴 선택할 수 있는 3차원 최근접 이웃 분류기에 적용하였다.

실험 결과에서 알 수 있듯이 포즈 변화된 영상 입력 시 얼굴의 기하학적 위치를 기반으로 특징점을 추출하여 포즈 추정과 인식 알고리즘에 동시에 적용시킨다. 이러한 추출 기법은 조명 변화에 강인한 추출기법으로도 적용될 수 있다. 또한, 본 논문에서 제안하는 오류 보상 특이치 기반 얼굴 포즈 추정 기법을 통하여 오류 각도가 각 축에 대해서 평균 0.2도내로 매우 정확한 결과값을 얻었다. 즉, 제안 알고리즘은 포즈 추정 오류로 인한 인식을 저하를 최소화 시킴을 확인하였다. 3차원 최근접 이웃 분류기는 데이터베이스 내에서 가장 유사한 후보 얼굴을 선택함으로써 템플릿 정합 시 정합시키는 대상의 개수를 줄일 수 있다. 따라서, 데이터베이스가 방대할 경우 계산상의 이득을 얻을 수 있고 궁극적으로 포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴 인식 알고리즘으로 확대·적용될 수 있다. 현재 보유하고 있는 데이터의 개수가 한정되어 있기 때문에 보다 많은 데이터 획득 후 템플릿 정합 알고리즘에 대한 연구와 함께 조명 변화에 강인한 3차원 얼굴 인식 기술에 대한 연구가 병행되어야한다.

참 고 문 헌

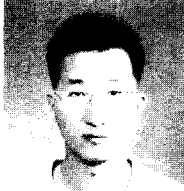
[1] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces : A survey," Proceedings of the IEEE, vol. 83, no. 5, pp. 705-740, May 1995.

[2] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, and P.J. Phillips, "Face recognition: A survey," CVL Technical Report, Center for Automation Research, University of Maryland at College Park, Oct. 2000.

[3] T. Maurer and C. Malsburg, "Tracking and learning graphs and pose on image sequences on faces," Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Vermont, USA, pp. 176-181, 1996.

- [4] T. Horprasert, Y. Yacoob, and L.S. Davis, "Computing 3-D head orientation from a monocular image sequence," Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Vermont, USA, pp. 242-247, 1996.
- [5] D. Machin, "Real-time facial motion analysis for virtual teleconferencing," Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Vermont, USA, pp. 340-344, 1996.
- [6] E. Elagin, J. Steffens, and H. Neven, "Automatic pose estimation system for human faces based on bunch graph matching technology," Proceedings of the Third International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, pp. 136-141, 1998.
- [7] Q. Chen, H. Wu, T. Fukumoto, and M. Yachida, "3D head pose estimation without feature tracking," Proceedings of the Third International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, pp. 88-93, 1998.
- [8] Q. Chen, H. Wu, T. Shioyama, and T. Shimada, "Head pose estimation using both color and feature information," Proceedings of the Fifteenth International Conference on Pattern Recognition, Barcelona, Spain, vol. 2, pp. 2842-2847, 2000.
- [9] K. Hattori, S. Matsumori, and Y. Sato, "Estimating pose of human face based on symmetry plane using range and intensity images," Proceedings of the Fifteenth International Conference on Pattern Recognition, Brisbane, Australia vol. 2, pp. 1183-1187, 1998.
- [10] J.C. Lee and E. Milios, "Matching range image of human faces," Proceedings of the Third International Conference on Computer Vision, pp. 722-726, 1990.
- [11] H. T. Tanaka, M. Ikeda and H. Chiaki, "Curvature-based face surface recognition using spherical correlation," Proceedings of the Third International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, pp.372-377, 1998.
- [12] B. Achermann, X. Jiang, and H. Bunke, "Face recognition using range images," International Conference on Virtual Systems and MultiMedia '97 (VSMM '97), Geneva, Switzerland, pp. 129-136, 1997.
- [13] C.S. Chua, F. Han, and Y.K. Ho, "3D human face recognition using point signature," Proceedings of the Fourth International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Grenoble, France, pp.233-238, 2000.
- [14] T. Nagamine, T. Uemura and I. Masuda, "3D facial image analysis for human identification," Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, Amsterdam, Netherlands, pp.324-327, 1992.
- [15] C. Beumier and M. Acheroy, "Automatic 3D face authentication," Image and Vision Computing vol. 18, no. 4, pp.315-321, 2000.
- [16] R.M. Haralick, H.N. Joo, C.N. Lee, X. Zhuang, V.G. Vaidya, and M.B. Kim, "Pose estimation from corresponding point data," IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics vol. 19, no. 6, pp. 1426-1446, Nov. 1989.
- [17] T.S. Huang, A.N. Netravali, "Motion and structure from feature correspondences : A Review," Proceedings of the IEEE, vol. 82 no. 2, pp. 252-268, Feb. 1994.

저 자 소 개



宋桓宗(正會員)

1996년 2월 : 연세대학교 전과공학과 졸업(공학사). 1998년 2월 : 연세대학교 전과공학과 대학원 졸업(공학석사). 1998년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 박사과정. <주관심분야 : 얼굴인식, 컴퓨터

비전, 3차원 영상 신호처리>



梁旭一(正會員)

2001년 8월 : 연세대학교 전기전자공학과 졸업(공학사). 2002년 8월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 석사과정. <주관심분야 : 얼굴인식, 컴퓨터 비전, 3차원 영상 신호처리>



孫光薰(正會員)

1983년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1985년 6월 : University of Minnesota 졸업(공학석사). 1991년 12월 : North Carolina State University 졸업(공학박사). 1995년 3월~현재 : 연세

대학교 전기전자공학과 교수로 근무. 1988년 9월~1992년 2월 : North Carolina A&T State Univ. Research Associate. 1992년 4월~1993년 10월 : 한국전자통신연구소 선임연구원. 1994년 1월~1994년 12월 : Georgetown University Post. Doc. Fellow. <주관심분야 : 얼굴인식, 컴퓨터 비전, 3차원 영상 신호처리>