

포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴인식

송 환 중, 양 옥 일, 이 용 옥, 손 광 훈
 연세대학교 전기전자공학과
 전화 : 02-2123-2879

Pose Invariant 3D Face Recognition

Abstract

This paper presents a three-dimensional (3D) head pose estimation algorithm for robust face recognition. Given a 3D input image, we automatically extract several important 3D facial feature points based on the facial geometry. To estimate 3D head pose accurately, we propose an Error Compensated-SVD (EC-SVD) algorithm. We estimate the initial 3D head pose of an input image using Singular Value Decomposition (SVD) method, and then perform a pose refinement procedure in the normalized face space to compensate for the error for each axis. Experimental results show that the proposed method is capable of estimating pose accurately, therefore suitable for 3D face recognition.

진행되고 있으며, 얼굴 포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴인식 알고리즘 개발은 필수적이다.

본 논문은 포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴인식 알고리즘을 수행하는 것으로서, 제안 알고리즘의 흐름도를 그림 1에 나타내었다. 기하학적 얼굴특징 구조를 이용한 3차원 얼굴 특징점을 추출하고, 추출된 3차원 얼굴 특징점을 이용하여 본 논문에서 제안하는 오류 보상 특이치 분해(Error Compensated SVD) 기법을 적용하여 입력 영상에 대한 3차원 얼굴 포즈 추정을 수행한다. 또한, 포즈 추정 알고리즘과 동시에 3차원 얼굴인식 알고리즘을 수행하여 가장 유사한 후보 얼굴 N개를 선택하여 인식과정을 수행하여 계산량을 줄이는 알고리즘을 제안한다.

I. 서론

얼굴인식 시스템은 현재 2차원 영상을 기반으로 신원확인, 출입통제 및 데이터베이스 검색등 다양한 분야에 활용되고 있다 [1-2]. 최근 다양한 주변 환경변화(조명, 포즈, 표정등)에 강인한 얼굴인식 기술 개발을 위하여 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나, 특히 다양한 얼굴 위치 및 포즈 변화에 대한 인식률의 급격한 저하로 인하여 실제 시스템 적용에 어려움이 있다. 이를 극복하기 위하여 현재 3차원 얼굴을 이용한 연구가

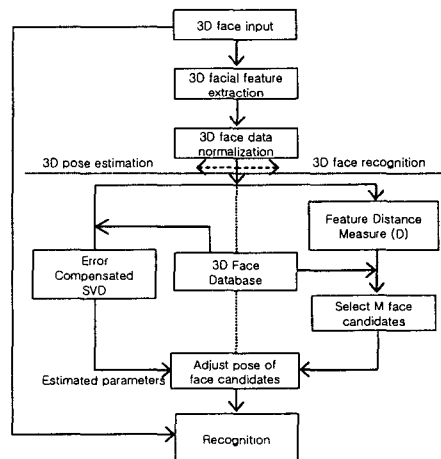


그림 1. 제안 알고리즘의 흐름도

*본 연구는 한국과학재단지정 생체인식연구센터의 지원을 받아 이루어졌습니다.

II. 3차원 얼굴특징 추출

2.1 3차원 얼굴 특징 추출

얼굴 특징 추출 기법에는 크게 특징 기반과 템플릿 기반 기법이 있다 [3]. 본 논문에서는 3차원 얼굴 영상 입력시 얼굴의 기하학적 위치정보를 이용하여 얼굴의 특징점을 추출하는 기법을 적용하였다. 먼저, 깊이정보를 이용하여 가장 최대점을 갖는 코 끝점을 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. 그 점들은 미간점, 코의 최저점, 그리고 입술에서 3개의 점을 얻을 수 있다. 그림 2에서 보는 바와 같이 기하학적 위치 정보와 얼굴의 특징을 결합하여 자동적으로 얼굴 특징을 추출하였다.

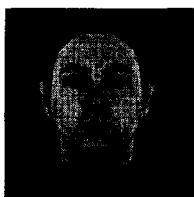


그림 2. 3차원 얼굴특징 추출

2.2 3차원 데이터 정규화

3차원 얼굴인식을 위해서는 입력 데이터의 정규화 과정이 필수적이다. 일반적으로 입력 영상은 X, Y, Z 축으로 회전 혹은 이동되어 있다. 이러한 입력에 대해서 데이터 베이스에 있는 입력과의 비교를 위하여 동일한 공간에서의 정합이 이루어져야 한다. 따라서, 본 논문에서는 정규화된 3차원 얼굴 공간을 정의하고 모든 얼굴 입력 영상을 동일 공간으로 정규화시키고 이를 통하여 scale 변화를 보상시킬 수 있는 과정을 제안하였다. 정규화된 3차원 얼굴 공간은 그림 3에서 나낸 바와 같이 표현된다.

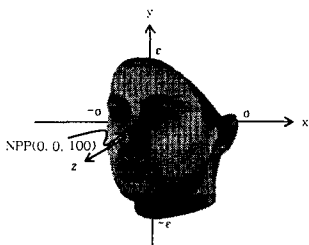


그림 3. 정규화된 3차원 얼굴 공간

III. 3차원 얼굴 포즈 추정

3.1 특이치 분해 기반 얼굴 포즈 추정

본 논문에서는 먼저 특이치 분해(SVD) [4] 기반으로 초기 얼굴 포즈 추정한다. 이를 통해서 얻어진 회전각을 통하여 보다 정확한 얼굴 회전각도를 얻기 위하여 정규화된 3차원 얼굴 공간에서 오류 보상 과정을 수행하여 포즈 변화 추정을 보다 정밀하게 수행할 수 있다. 특이치 분해 과정을 통한 회전각은 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, 데이터 베이스의 3차원 mean head의 얼굴 특징점을 $q_i = \{x_i, y_i, z_i\}$ 라고 하면, 다음과 같은 관계를 얻을 수 있다.

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

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

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

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

$$\bar{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i, \quad \bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i \quad (3)$$

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

$$Feature_{input} = p_i - \bar{p}, \quad Feature_{DB} = q_i - \bar{q} \quad (4)$$

$$M = \sum_{i=1}^n Feature_{input} * Feature_{DB}^T \quad (5)$$

식 (5)로부터 얻어진 공분산 행렬 M 으로부터 회전행렬 R_{SVD} 는 다음과 같은 식을 만족해야 한다.

$$R_{SVD} = M Q^{-1/2}, \quad Q = M^T M \quad (6)$$

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

$$Q = \lambda_1 v_1 v_1^T + \lambda_2 v_2 v_2^T + \lambda_3 v_3 v_3^T \quad (7)$$

$$Q^{-1/2} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} v_1 v_1^T + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} v_2 v_2^T + \frac{1}{\sqrt{\lambda_3}} v_3 v_3^T \quad (8)$$

여기서 λ_i 와 v_i 는 각각 고유값과 고유벡터를 나타낸다.

3.2 오류 보상 특이치 분해 기반 얼굴 포즈 추정

본 장에서는 SVD를 통하여 얻어진 회전각을 기반으로 오류를 보상하는 알고리즘을 제안한다. 3차원 얼굴 포즈 보상 과정은 그림 4에 도식하였다. 제안 알고리즘은 각 축마다 발생하는 오류를 얼굴의 특징점과 3차원 정규화 얼굴 공간을 이용하여 오류를 보상한다. 이 과정을 위해서 새로운 complete rotation matrix R을 정의하여 SVD에서 얻은 결과를 이용하여 다음과 같은 새로운 식으로 전개될 수 있다.

$$R = R_X R_Y R_Z = R_{SVD_X} R_{\theta_X} R_{SVD_Y} R_{\theta_Y} R_{SVD_Z} R_{\theta_Z} \quad (9)$$

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 complete rotation matrix R을 이용하면 식 (1)은 다음과 같은 식으로 전개된다.

$$f'_i = R f_i + t = R_X R_Y R_Z f_i + t \quad (10)$$

$$= R_{SVD_X} R_{\theta_X} R_{SVD_Y} R_{\theta_Y} R_{SVD_Z} R_{\theta_Z} f_i + t \quad (11)$$

여기서 f'_i 회전된 입력 영상에서의 특징점이고, f_i 는 정면 영상일 경우의 얼굴의 특징점을 나타낸다. 결국 전이벡터 t 도 역시 얼굴 중심을 원점으로 옮김으로써 전이벡터는 추후 보상될 수 있다. 따라서 다음의 수식을 통하여 회전행렬을 구한다.

$$p_i = R^{-1} p'_i = R_Z^{-1} R_Y^{-1} R_X^{-1} p'_i \quad (12)$$

$$= R_{SVD_Z}^{-1} R_{SVD_Y}^{-1} R_{\theta_Y}^{-1} R_{SVD_X}^{-1} R_{\theta_X}^{-1} R_{SVD_X}^{-1} p'_i \quad (13)$$

식 (13)에서 볼 수 있듯이 3차원 정규화 얼굴 공간에서 X, Y, Z축의 순서로 포즈 오류 보상이 가능하다.

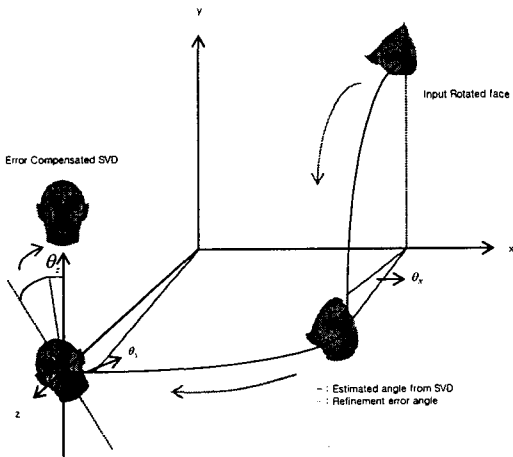


그림 4. 3차원 얼굴 포즈 오류 보상

3.2.1 포즈 오류 보상 : θ_X

SVD 과정으로부터 얻은 각도만큼 회전한 후 X축에 존재하는 오류 보상을 위해서 본 논문에서는 얼굴의 코 끝점을 사용하였다. 이 코끝점은 본 논문에서 정의하고 있는 정규화된 3차원 얼굴 공간에서 X축으로 역회전시 XZ 평면상에 존재해야 된다. 따라서 입력 코끝점을 $n(x, y, z)$ 라고 하면 다음과 같은 수식을 통해서 구할 수 있다.

$$n' = R_X^{-1} n = R_{\theta_X}^{-1} R_{SVD_X}^{-1} n \quad (14)$$

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & -\sin\theta_x \\ 0 & \sin\theta_x & \cos\theta_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_{SVD_X} & -\sin\theta_{SVD_X} \\ 0 & \sin\theta_{SVD_X} & \cos\theta_{SVD_X} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$

$$\therefore \theta_x = \arctan\left(\frac{y \cos\theta_{SVD_X} - z \sin\theta_{SVD_X}}{y \sin\theta_{SVD_X} + z \cos\theta_{SVD_X}}\right) \quad (15)$$

3.2.2 포즈 오류 보상 : θ_Y

θ_Y 를 보상하기 위해서는 3.2.1의 과정과 유사한 과정을 수행한다. 즉, 코끝점이 X축으로의 보상으로 인해 XZ평면에 있다고 가정할 경우, Y축회전에 의해서는 코끝점이 Z축선상에 놓여야 한다. 따라서 다음과 같은 식이 성립된다.

$$n'' = R_X^{-1} n' = R_{\theta_Y}^{-1} R_{SVD_Y}^{-1} n' \quad (16)$$

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

3.2.2 포즈 오류 보상 : θ_Z

Z축에 대한 오류를 보상하기 위해서는 얼굴 특징의 normal vector를 이용하여 Y축과의 이루어진 각을 얻음으로써 오류를 보상할 수 있다. 이를 위해서 코끝의 최저점과 미간점을 이은 벡터와 Y축과 이루는 각도를 구한다. 얼굴 특징점을 잇는 벡터를 $\vec{F}(a, b, c)$ 라고 하면 정규화된 벡터는 다음과 같이 표현된다.

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

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

$$\vec{F}^y = \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta_Z & -\sin\theta_Z & 0 \\ \sin\theta_Z & \cos\theta_Z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\sin\theta_Z \\ \cos\theta_Z \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\therefore \theta_z = \arcsin\left(\frac{-a}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}\right) \quad (17)$$

IV. 얼굴인식 알고리즘

본 절에서는 3차원 얼굴인식을 위해서 데이터베이스와 입력에 대하여 가장 유사한 N개의 얼굴을 선택하는 알고리즘을 제안한다. 3차원 데이터 베이스는 많은 데이터량으로 인하여 모든 얼굴과 동시에 비교하는 것은 매우 계산량이 많다. 따라서 본 논문에서는 추출된 얼굴 특징점으로부터 3차원 nearest classifier를 제안하여 입력 얼굴과 가장 유사한 N개의 얼굴선택한다. 따라서 입력 얼굴과 데이터 베이스 얼굴과 Euclidean 거리를 비교하여 임계점내에 있는 얼굴들만을 선택하여 인식 알고리즘을 수행한다. Euclidean 거리는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$D(f) = \sqrt{|f_1 - f_2|^2 + |f_2 - f_3|^2} \quad (18)$$

여기서 f_1, f_2, f_3 는 각각 미간점, 코끝의 최저점, 그리고 코끝점을 나타낸다.

V. 모의실험 결과

본 장에서는 3차원 얼굴 포즈 추정 및 인식 알고리즘에 대한 시뮬레이션 결과를 나타내었다. 4명의 다른 얼굴영상에 대하여 X축으로 ± 30 , Y축으로 ± 60 , 그리고 Z축으로 ± 40 까지 23개의 포즈에 대해서 실험을 수행하였다. 표-1에서 볼 수 있듯이 기존의 SVD 기법을 사용한 결과와 비교해 보면 제안 알고리즘으로 수행한 결과가 다양한 포즈에 대해서 오류 보상이 잘 되고 있음을 볼 수 있다. 모의실험 결과에서 제안 알고리즘은 입력영상에 대해서 각 축마다 매우 정확한 포즈 추정값을 나타내고 있다. 또한 포즈 추정된 값과 표-2에서 보는 바와 같이 N개의 후보 얼굴을 선택하여 인식 알고리즘을 수행함으로써 계산상의 이득을 얻을 수 있는 장점이 있다.

표-1. 각 축으로의 평균 절대 오류값(MAE)

Test Image	Mean Absolute Error (SVD)			Mean Absolute Error (Proposed Method)		
	X axis	Y axis	Z axis	X axis	Y axis	Z axis
Volker	0.79852	0.18086	0.34704	0.00002	0.00001	0.10401
Barbara	2.32362	0.76089	1.18841	0.00001	0.00001	0.00420
Thomas	0.25568	0.17633	0.18672	0.00001	0.00001	0.01372
Isabelle	0.36477	0.12354	0.16637	0.00002	0.00001	0.02837

표-2. 3차원 특징거리를 이용한 후보 얼굴 선택

Test Image	3D database(threshold-4) (Input feature distance-faces in the DB)				
	Volker (1)	Barbara (2)	Thomas (3)	Isabelle (4)	Face Candidate
Volker	0.00006	3.98343	4.06863	8.99981	(1),(2)
Barbara	4.06864	0.00005	3.58796	4.93118	(2),(3)
Thomas	3.98344	3.58796	0.00007	5.01638	(3),(2),(1)
Isabelle	8.99981	4.93118	5.01638	0.00005	(4)

표-2에서 보는 바와 같이 모든 데이터 베이스중에서 가장 유사한 후보 얼굴을 선택하는 알고리즘을 수행시킴으로써 추후 마지막 인식과정에서 계산상의 이득과 함께 정확한 얼굴인식이 가능하다. 즉, 데이터베이스가 많아진 경우에도 효율적인 얼굴인식 알고리즘으로 유용하게 사용가능하다.

VI. 결론

포즈 변화에 대하여 현저히 낮은 인식률을 갖는 2차원 얼굴인식 시스템의 문제점을 해결하는 의미에서 본 논문에서 제안하는 포즈 변화에 강인한 얼굴인식 알고리즘은 매우 중요한 과제이다.

본 논문에서 제안된 알고리즘은 기하학적 얼굴 정보를 이용한 3차원 얼굴 특징추출과 새로운 얼굴 포즈추정 기법을 제안하고, 선택적 얼굴 인식 알고리즘을 적용함으로써, 궁극적으로 포즈 변화에 강인한 3차원 얼굴인식 시스템 개발에 적용 가능하다. 또한 포즈 및 조명이 동시에 변화하는 환경에서도 강인한 3차원 얼굴인식 알고리즘의 적용이 가능할 것으로 예상된다.

References

- [1] 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.
- [2] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces: A survey," *Proc. IEEE*, vol. 83, pp. 705-740, May. 1995.
- [3] R. Brunelli and T. Poggio, "Face recognition : Features Versus Templates," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell.*, vol.15. no.10, pp.1042-1052,1993.
- [4] T.S. Huang, A.N. Netravali, "Motion and structure from feature correspondences: A Review," *Proceedings of the IEEE*, vol.82, no.2, pp. 252-264, Feb. 1994.