

논문 2004-41SP-5-7

포즈 변화에 강인한 얼굴 인식

(Face Recognition Robust to Pose Variations)

노진우*, 문인혁**, 고한석*

(Jin-Woo Noh, In-Hyeok Moon, and Hanseok Ko)

요약

본 논문에서는 포즈 변화에 강인한 얼굴 인식을 위하여 원통 모델을 이용하는 방법을 제안한다. 얼굴 모양이 원통형이라는 가정 하에 입력 영상으로부터 대상의 포즈를 예측하고, 예측된 포즈 각도만큼 포즈 변환을 실시하여 정면 얼굴 영상을 획득한다. 이렇게 획득한 정면 영상을 얼굴 인식에 적용함으로써 얼굴 인식률을 향상시킬 수 있다. 실험 결과, 포즈 변환을 통하여 인식률이 61.43%에서 94.76%로 향상되었음을 볼 수 있었으며, 보다 복잡한 3차원 얼굴 모델을 이용한 결과와 비교하였을 때 비교적 양호한 인식률을 갖는 것을 확인하였다.

Abstract

This paper proposes a novel method for achieving pose-invariant face recognition using cylindrical model. On the assumption that a face is shaped like that of a cylinder, we estimate the object's pose and then extract the frontal face image via a pose transform with previously estimated pose angle. By employing the proposed pose transform technique, we can increase the face recognition performance using the frontal face images. Through representative experiments, we achieved an increased recognition rate from 61.43% to 94.76% by the pose transform. Additionally, the recognition rate with the proposed method achieves as good as that of the more complicated 3D face model.

Keywords : face recognition, face pose, cylindrical model, stereo camera

I. 서론

오늘날 개인 및 기업 정보의 가치가 증가함에 따라 보안의 중요성이 부각되면서, 얼굴 인식, 홍채 인식, 지문 인식 등 대상의 식별을 위한 다양한 패턴 인식 방법들에 대한 관심이 높아지고 있다. 이러한 대상 식별을 위한 매개 중에, 얼굴은 개인을 대표하는 가장 자연스러운 수단이며, 특별한 동작을 요구하지 않아도 획득 가능하다는 장점이 있다. 따라서 얼굴 인식 방법은 공

공장소에서의 범죄자 검색, 접근 제어, ATM 등의 분야에 활용 가능하다. 하지만 그러한 특징으로 인해 다른 인식 방법에 비하여 입력으로 들어오는 영상의 변화가 비교적 심하다는 단점을 동시에 갖는다. 이러한 입력 영상의 변화에 가장 영향을 많이 주는 요소는 대상의 포즈라 할 수 있다. 따라서 이러한 대상의 포즈변화에 대응하고자 시각에 기반한 접근 방법(view-based approach)과^{[1][2][3]} 얼굴 포즈를 정규화(normalization) 하는 방법^{[1][4][5]} 등이 제안되어왔다. 시각에 기반한 접근 방법은 일정한 포즈 각도마다 갤러리 영상(gallery image)이나 고유 공간(eigenspace)이 존재하여, 새로운 입력 영상이 들어왔을 때 그 포즈에 해당하는 갤러리 영상과 비교하거나, 해당하는 고유 공간을 이용하는 방법이다. 하지만 이러한 방법은 요구되는 갤러리 영상의 수가 많고, 각 포즈에 해당하는 고유 공간을 구성해야 하기 때문에 훈련에 요구되는 샘플의 수도 많고 그만큼 훈련 부하도 커진다. 얼굴 포즈를 정규화 하는 방법은

* 정회원, 고려대학교 전자컴퓨터공학과
(Dept. of Electronics & Computer Engineering,
Korea University)

** 정회원, 재활공학연구소
(Korea Orthopedics & Rehabilitation Engineering
Center)

※ 이 논문은 재활공학연구소의 지원에 의해서 연구되었음(H0373701).

접수일자: 2003년6월30일, 수정완료일: 2004년8월23일

입력 얼굴 영상을 정면 영상으로 바꾸어 인식하는 방법이다. 그러한 방법으로 어파인 변환(affine transform)이나^{[1][5]} 3차원 얼굴모델(3D face model)을 이용하는 방법이 있다^[4]. 어파인 변환은 대상의 깊이 정보를 고려하지 못하기 때문에, 위치 이동(translation), 스케일링(scaling), 평면상의 회전(in-plane rotation) 등의 평면상의 변환만이 가능하다. 따라서 깊이상의 회전 변화(rotation in-depth)를 갖는 얼굴 포즈를 보상하기에는 부적절하다. 3차원 얼굴 모델을 이용하여 보상하는 경우도 실제 정면 얼굴에 가까운 영상을 얻을 수 있기는 하지만, 3차원 얼굴 모델의 변형(deformation) 과정에서 계산량의 부하가 크며 전체적으로 그 과정이 복잡하다. 따라서 깊이 정보를 고려한 3차원 변환의 효과를 가지면서 비교적 계산량이 적은 방법이 요구된다.

본 논문에서는 대상의 포즈 변화에 강인한 인식 결과를 얻기 위하여, 3차원 모델로써 원통 모델을 사용하여 비교적 간단한 방법으로 정면에 가까운 영상을 획득하여 인식에 이용하고자 한다. 먼저 II장에서는 원통 모델을 이용하여 포즈를 예측하는 방법과 포즈 변환을 실시하는 방법을 제안하고, III장에서 실험을 통하여 제안한 방법의 효과를 확인한다. 그리고 마지막으로 IV장에서 결론을 맺는다.

II. 원통 모델을 이용한 포즈 변환

일반적으로 얼굴 인식에서 대상의 포즈를 다룰 때, 얼굴의 좌우 변화만을 고려하는 경우가 많다^{[2][3][6]}. 사람들이 얼굴의 포즈 변화를 인지할 때, 얼굴의 상하 변화보다 좌우 변화를 포즈 변화로서 보다 확실히 인지하기 때문인 것으로 보인다. 따라서 본 논문에서는 포즈의 변화를 좌우 변화만이 있는 것으로 제한하여 다루고자 한다. 전체적인 얼굴 인식 과정은 그림 1과 같다. 입력 영상으로부터 인식에 필요한 얼굴 및 눈을 검출하고, 그들의 위치를 이용하여 대상의 포즈를 예측한다. 그 후 원통 모델을 이용하여 예측된 포즈 각도 만큼 포즈 변환을 한 후, 획득된 정면 영상을 이용하여 인식을 수행한다.

1. 포즈 예측 모델

포즈 변환을 위해 사용된 포즈 예측 모델을 그림 2에 나타내었다. 얼굴 모양을 원통형이라 가정하여 얼굴의 좌우 폭과 두 눈의 위치를 이용한다. 그림 1에서 점선으로 나타내었듯이, 포즈 예측에 필요한 얼굴 영역과

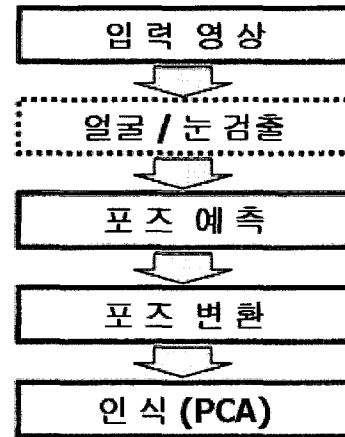


그림 1. 전체적인 얼굴인식 과정
Fig. 1. Overall face recognition process.

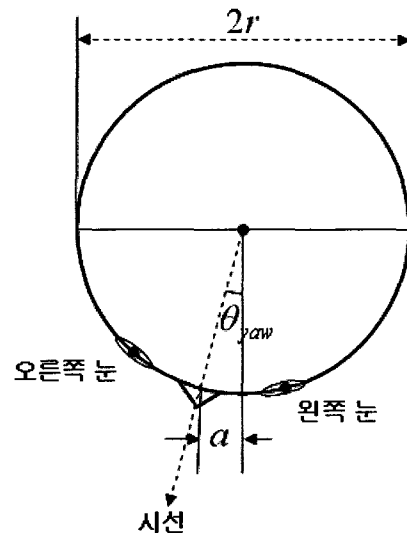


그림 2. 포즈 예측 모델
Fig. 2. Pose estimation model.

눈의 검출은 본 논문에서 다루고자 하는 주제에서 벗어나므로 이미 알고 있다고 가정한다. 대상의 포즈를 나타내는 θ_{yaw} 는, 두 눈 사이의 중간점이 얼굴 좌우 폭의 중심으로부터 떨어진 거리 a 와 얼굴 폭의 반을 나타내는 r 로부터 간단히 구해질 수 있으며 그 식은 아래와 같다.

$$\theta_{yaw} = \arcsin(a/r) \tag{1}$$

2. 포즈 변환 과정

대상의 포즈 예측 후, 얼굴 모양을 원통형이라 가정하여 포즈 변환을 실시할 때 그 과정은 다음과 같으며, 구조도는 그림 3에 나타내었다. 먼저 입력 얼굴 영상의 각 픽셀 위치 (x)에 해당하는 깊이 (z)를 구한다. 원통

모델로 가정하였기 때문에, y 좌표에 따른 깊이 변화는 없으며 식 (2)로부터 식 (3)과 같은 깊이 정보를 얻을 수 있다.

$$(x-r)^2 + (r-z)^2 = r^2 \quad (2)$$

$$z = r - \sqrt{x(2r-x)} \quad (3)$$

이렇게 원통 모델을 사용하여 획득한 좌표 (x, z) 를 예측된 포즈 각도 θ_{yaw} 만큼 회전시켜서 새로운 좌표 (x', z') 를 구한다.

$$x' = (x-r)\cos\theta_{yaw} + (z-r)\sin\theta_{yaw} - r \quad (4)$$

(z') 는 사용되지 않으므로 구할 필요는 없다. 그 후 입력 얼굴 영상의 (x) 좌표에 해당하는 픽셀값을 생성된 좌표 (x') 에 매핑시킨다. 변환이 비선형적으로 이루어지기 때문에, 변환 과정에서 빈 픽셀값을 갖는 위치가 발생한다. 따라서 이러한 위치에 대해서는 양쪽 픽셀 값의 평균값으로 보상하고, 픽셀 정보가 없는 끝 부분의 영향을 제거하기 위해 양측을 w 만큼 제거하면 변환이 완료된다. w 의 폭은 변환 각도에 따라 다르기 때문에 다루는 포즈 범위에 따라 선택적으로 결정한다.

포즈 변환 결과를 그림 4에 나타내었다. 결과를 보면 원통 모델의 가정을 따라 변환된 것을 확인할 수 있다.

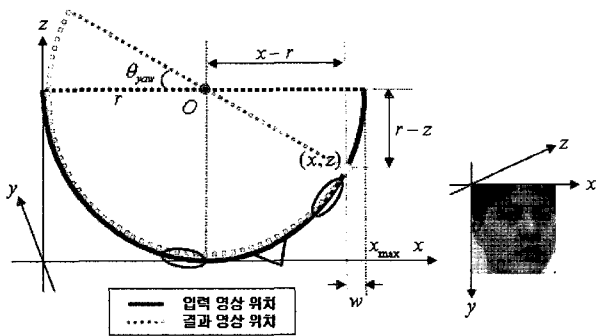


그림 3. 포즈 변환 구조도
Fig. 3. Structure of pose transform.

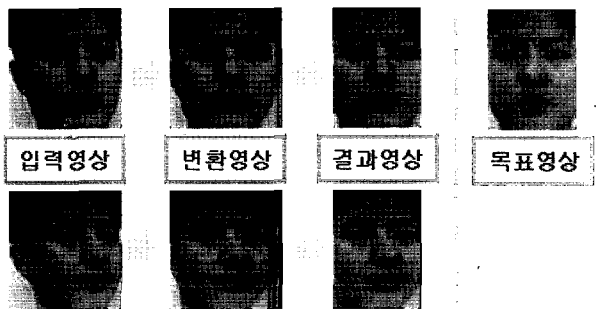


그림 4. 포즈 변환 결과
Fig. 4. Results of pose transform.

회전 방향이 우측에서 좌측일 때 영상에서 원통의 좌측 부분에 해당하는 영역은 비선형적으로 줄어들었고, 우측 부분에 해당하는 곳은 비선형적으로 늘어났다. 또한 눈, 입의 경우는 원통 모델의 가정을 어느 정도 따라서 변환 결과가 비교적 양호하지만, 코의 경우는 예상하듯이 포즈가 정면에서 멀어질수록 원통 모델의 가정을 잘 따르지 못한다는 것을 볼 수 있다.

III. 실험 결과

1. 포즈 예측 방법의 실효성 판단

포즈 변환에 사용되는 포즈 예측 모델의 실효성을 판단하기 위해 $0^\circ \sim 60^\circ$ 까지 10° 간격으로 위치를 선정하고, 5명의 대상에게 그 지점을 바라보도록 요구하였으며, 각각 2번씩 획득하여 평균을 내었다. 획득되는 얼굴 영상의 폭은 80픽셀 전후이다. 촬영 각도와 예측 각도의 관계는 그림 5에 나타내었다. 예측 결과 $0^\circ \sim 30^\circ$ 까지는 신뢰성이 있는 것으로 판단하였다. 30° 이후는 실제 움직이는 각도에 비해서 픽셀 값의 변화량이 적어서 오차가 크기 때문이다. 그리고 촬영 각도 10° 부근에서는 예측 값의 변화가 비교적 크게 나타났는데, 대상의

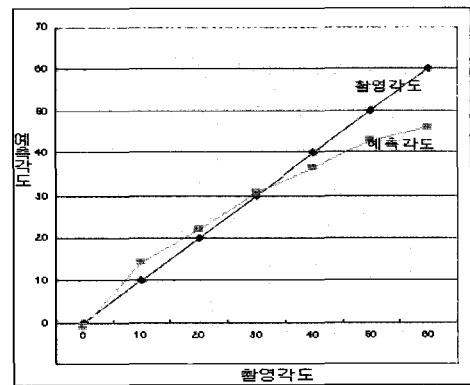


그림 5. 포즈 예측 결과
Fig. 5. Pose estimation results.



그림 6. 동일하게 10° 를 바라 본 영상 (a)예측 각도 9.8° , (b)예측 각도 17.0° , (c)예측 각도 13.7°
Fig. 6. Images with same 10° view angle (a) estimated angle 9.8° , (b)estimated angle 17.0° , (c)estimate angle 13.7° .

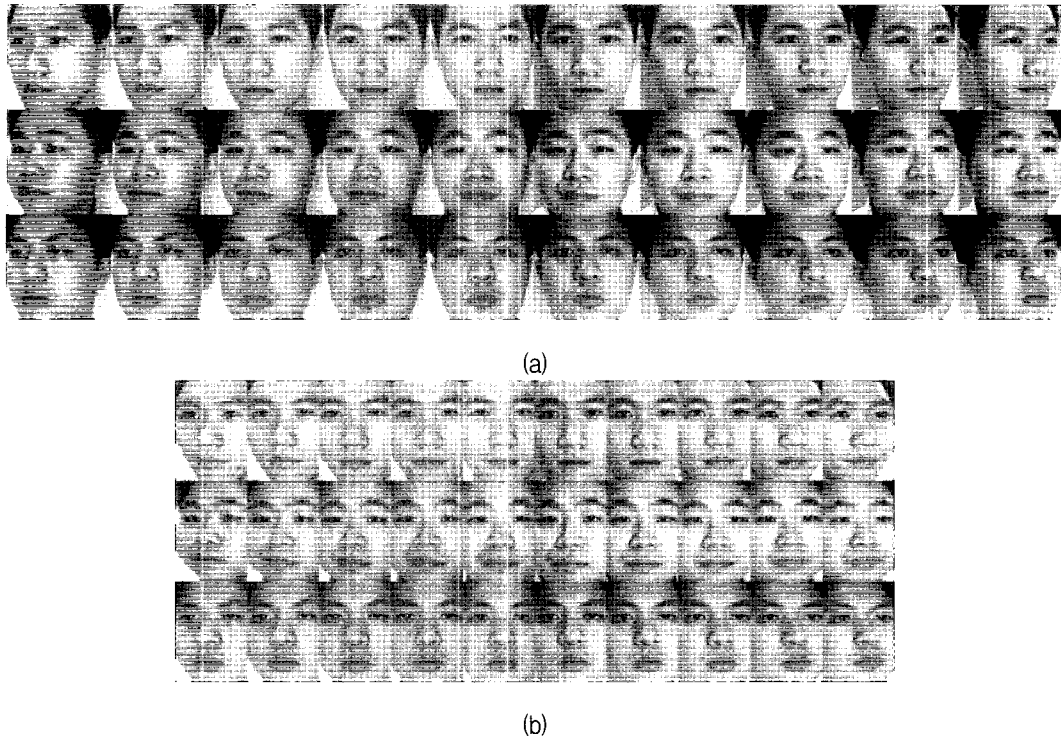


그림 7. 실험에 사용된 영상의 예 (a) 변환 전 영상 (b) 변환 후 영상

Fig. 7. Example of images used in experiment. (a) images before transform (b) images after transform.

귀 모양 때문인 것으로 판단된다. 그림 6을 보면, 대상에 따라 얼굴에서 귀가 차지하는 폭이 다르기 때문에 동일한 각도에 대해서 예측된 각도가 다를 수 있다.

2. 포즈 변화로 인한 인식을 향상 평가

좌우 포즈 변화로 인한 인식을 향상을 평가하기 위해 주 성분 분석법(principal component analysis, PCA)을 사용하였다^{[7][8]}. 각 실험에 사용된 대상은 21명이며, 훈련 영상으로는 대상 당 10개, 테스트 영상으로는 대상 당 10개를 사용하였다. 실험에 사용된 영상의 예를 그림 7에 나타내었다.

표 1에서는 다루는 대상의 포즈 범위에 따른 포즈 변환 전과 변환 후의 인식률의 차이를 보여주고 있다(영상에서 -부호는 대상의 시선이 좌측, +부호는 우측인 경우를 가리킨다). -10°~+10° 범위의 포즈 변화를 다룰 경우 변환으로 인해 8.57%의 인식률 향상이 있음을 확인할 수 있으며, 다루는 대상의 포즈 범위가 넓어질수록 변환 후 인식률의 향상 폭이 더욱 커져 변환으로 인한 효과가 더욱 증가함을 볼 수 있다. 참고로 어떠한 포즈 범위를 다룬다는 것은, 그 포즈 범위 내의 영상들로 훈련하였다는 것을 의미한다.

표 2에서는 포즈 각도 별 인식률을 보여주고 있다.

표 1. 포즈 변화로 인한 인식을 변화 (훈련 영상 각도 범위와 테스트 영상 각도 범위가 같을 경우)
Table 1. Recognition rate by yaw pose transform with the same training and test angle range.

범 위	-10°~+10°		-20°~+20°		-30°~+30°	
	변환전	변환후	변환전	변환후	변환전	변환후
인식률	87.62%	96.19%	67.62%	98.57%	61.43%	94.76%

표 2. 테스트 영상 각도 범위에 따른 인식률 (훈련 영상 각도 범위: -30°~+30°)
Table 2. Recognition rate with the segmented test set angle range given the fixed training set angle range(-30°~+30°).

테스트 범위각	-10°~+10°		-20°~-10°, +10°~+20°		-30°~-20°, +20°~+30°	
	변환전	변환후	변환전	변환후	변환전	변환후
인식률	74.29%	95.24%	57.14%	96.19%	47.14%	82.86%

따라서 -30°~+30° 범위의 영상들로 훈련 후, 정면 영상에서 얼마나 멀어지느냐에 따라 표에 나타난 세부 각도 범위 별로 테스트를 실시하였다. 변환 전에는 테스트 영상이 정면에서 멀어짐에 따라 인식률이 크게 떨어지지만(74.29%에서 47.14%로), 변환 후에는 그 감소 폭이 작아짐을 볼 수 있으며(95.24%에서 82.86%로), ±10°~±20° 구간에서 오히려 인식률이 소폭 증가할 정도

로 정면에서 떨어진 영상에 대해서 강인한 인식률을 보임을 확인할 수 있다.

3. 3차원 얼굴 모델을 사용했을 때와의 비교 실험

포즈 정규화를 위한 모델로써 3차원 얼굴 모델을 사용했을 때와 원통 모델을 사용했을 때의 인식 결과를 비교하기 위하여, Jebara의 실험 결과와 비교하였다^[4]. 데이터베이스로는 Bern 대학교의 Achermann DB를 사용하였다. Achermann DB는 30명의 대상에 대해 각각 10개의 영상을 갖고 있으며, 정면(#1, #2), 오른쪽(#3, #4), 왼쪽(#5, #6), 위(#7, #8), 아래(#9, #10)의 영상으로 구성되어 있다(그림 8).

Jebara의 3차원 얼굴 모델을 이용한 인식 결과와 원통 모델을 이용한 인식 결과를 표 3에 나타내었다. 각 대상의 1번 영상 30개로 훈련하고, 전체 300개의 영상으로 테스트 한 결과이다. 원통 모델을 사용하였을 때 18.67%의 인식률 향상이 있음을 볼 수 있다. 그러나 Jebara의 실험에서는 실제 얼굴 검출 방법까지 적용하여 인식률을 얻었고, 원통 모델 실험에서는 얼굴과 눈의 위치를 정확히 알고 있다고 가정하고 실험을 하여 인식률을 얻었기 때문에 두 개의 인식 결과를 직접적으로 비교할 수는 없다. M. H. Yang et al.에 의한 조사에서 따르면 일반적인 얼굴 검출률이 약 90% 이상의 성능을 보이기 때문에^[9] 이를 적용하여 비교한다. 원통 모델로 획득한 84.00%의 인식률에 일반적인 얼굴 검출률을 적용하면 최종적인 인식률은 75.60%이므로, Jebara의 3차원 얼굴 모델보다 약 10%의 인식률 향상이 있게 된다. 3차원 얼굴 모델보다 간단한 모델인 원통 모델을 사용했을 때 인식률이 더욱 향상 된 이유는, Jebara가 계산량의 부하를 줄이기 위해 모델의 변형 과정(deformation)을 간략화 하여 수직 방향의 길이 조정만을 했기 때문인 것으로 보인다. 따라서 생성된 결과 영상은 실제 정면 영상과 유사한 모습을 보이기는 하지만, 인식률에 영향을 미치는 대상 간의 변화(variation)가 줄어들어 인식률이 감소한 것으로 보인다. 그림 9의 (a)를 (b)와 비교해보면, 결과 영상 간의 변화가 줄어든 것을 볼 수 있고, 또한 결과 영상들의 평균 영상인 (c)가 선명한 것을 볼 때 결과 영상 간의 변화가 적은 것을 확인할 수 있다. 이와 반대로 원통 모델의 경우, 그림 4와 그림 7에서 볼 수 있듯이 생성된 결과 영상이 실제 정면과는 다른 왜곡된 모습을 보이기는 하지만 양호한 인식률을 갖는다.

그림 10은 대상의 포즈 변화에 따른 인식률을 보이고

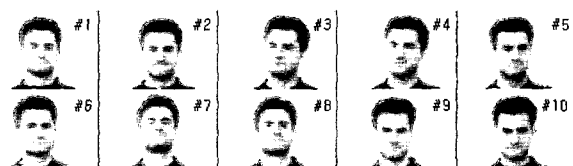


그림 8. Achermann DB의 대상의 포즈 예
Fig. 8. Example of object's pose in Achermann DB.

표 3. Jebara의 3차원 얼굴 모델과 원통 모델을 사용했을 때 인식률 비교

Table 3. Recognition rate (3D face model vs cylindrical model).

	3차원 얼굴 모델	원통 모델
인식률	65.33%	84.00%



(a)



(b)



(c)

그림 9. Jebara의 3차원 얼굴 모델을 이용한 결과 (a) 입력 영상의 예, (b)결과 영상의 예, (c)평균 영상의 예

Fig. 9. Results by Jebara's 3D face model (a) Example of input image, (b)example of output image, (c)example of mean face.

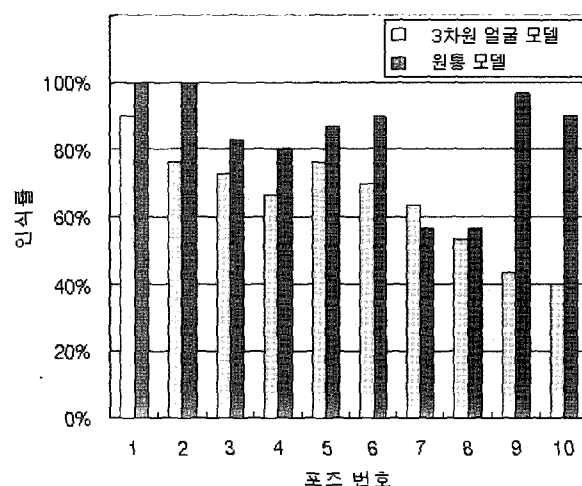


그림 10. 포즈 변화에 따른 인식률 비교
Fig. 10. Recognition rate with respect to pose.

있다. 포즈 번호는 그림 7에서 볼 수 있듯이 대상의 포즈를 가리킨다. 3차원 얼굴 모델을 사용할 경우 대상의 상하 포즈 변화(#7, #8, #9, #10)가 있을 때 인식이 비교

적 낮은 것을 볼 수 있다. Jebara는 이에 대한 특별한 분석을 하지 않았으나, 3차원 얼굴 모델을 이용하여 입력 영상을 상하좌우로 변환시킬 때, 변환 과정에서 발생하는 오류들에 대해서 좌우 변화로 인한 오류는 얼굴의 좌우 대칭성을 이용하여 반사(mirroring) 보상을 하지만, 상하 변화로 인한 오류에 대해서는 보상하지 못하기 때문인 것으로 보인다. 원통 모델을 이용하여 포즈의 좌우 변환을 하는 경우에도, 상하 변화를 고려하지 않기 때문에 그러한 영상들에 대해서 인식률이 낮아지게 된다. 하지만 그림 9를 보면, 아래로 향하는 영상(#9, #10)에 대한 인식률이 높게 나왔음을 볼 수 있다.

그 이유는 Achermann 데이터베이스를 살펴보면 아래로 향하는 영상들이 정면 영상에 가깝게 촬영된 경향이 있기 때문인 것으로 보인다. 하지만 원통 모델과는 달리 3차원 얼굴 모델을 이용했을 때 #9, #10의 영상들에 대해서 인식률이 크게 떨어지는 이유는 Jebara의 논문만으로는 더 이상 분석하기 어렵다.

IV. 결 론

본 논문에서는 원통 모델을 이용하여 입력 얼굴 영상의 포즈를 정규화 함으로써, 대상의 포즈 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 3차원 얼굴 모델보다 비교적 간단하고 쉬운 원통 모델을 이용하여 포즈 예측과 변환을 실시함으로써, 대상의 포즈 변화에 강인한 인식 결과를 얻을 수 있다는 것을 보였다. 대상의 포즈 변화 폭이 $-30^{\circ} \sim +30^{\circ}$ 일 경우 포즈 변환을 통하여 인식률이 61.43%에서 94.76%로 향상되었다. 또한 3차원 얼굴 모델을 이용한 인식 결과와의 비교 실험을 통하여 3차원 얼굴 모델보다 간단하기는 하지만 양호한 인식 결과를 얻을 수 있다는 것을 보였다. 결국 귀로 인한 예측각의 오차나 원통 모델 자체가 갖는 변환의 한계로 인해 결과 영상이 다소 왜곡된다 하더라도 얼굴 인식률은 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다. 참고로 그림 7(b)의 변환 결과를 보면, 두 눈이 좌우로 거의 치우침이 없는 것으로 볼 때 예측각의 오차로 인한 변환 오류는 크지 않은 것으로 보인다.

따라서 본 논문에서 제안한 원통 모델을 이용한 얼굴 인식 방법을 적용함으로써, 비교적 간단한 방법으로 대상의 포즈 변화에 강인한 얼굴 인식 시스템을 구현할 수 있을 것이다. 그러나 원통 모델을 이용하여 좌우 포즈 변환을 한다 하더라도 발생 가능한 대상의 상하 포즈 변화에 대해서는 인식률이 떨어질 수밖에 없는 한계

가 있다는 것을 확인하였다. 따라서 향후 이에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] D. J. Beymer, "Face recognition under varying pose," in *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 556-761, Seattle, Washington, June 1994.
- [2] A. Pentland, B. Moghaddam, and T. Starner, "View-based and modular eigenspaces for face recognition," in *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 84-91, Seattle, Washington, June 1994.
- [3] F. J. Huang, Z. Zhou, H. Zhang, and T. Chen, "Pose invariant face recognition," in *Proc. of IEEE Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 245-250, Grenoble, France, 2000.
- [4] T. S. Jebara, "3D Pose estimation and normalization for face recognition," *McGill University*, 1996.
- [5] S. Akamatsu, T. Sasaki, H. Fukumachi, and Y. Suenaga, "A robust face identification scheme - KL expansion of an invariant feature space," *SPIE Proc.*, vol. 1607, pp. 71-84, Nov 1991.
- [6] D. Graham and N. Allinson, "Face recognition from unfamiliar views: Subspace methods and pose dependency," in *Proc. of IEEE Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 348-353, Nara, Japan, April 1998.
- [7] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the karhunen-loeve procedure for the characterization of human faces," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 1, pp. 103-108, Jan 1990.
- [8] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [9] M. H. Yang, D. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 1, pp. 34-58, Jan 2002.

저 자 소 개



노 진 우(정회원)
 1999년 수원대학교 정보통신
 공학과 학사 졸업.
 2003년 고려대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 2003년~현재 삼성전자 연구원
 <주관심분야: 신호처리>



문 인 혁(정회원)
 1992년 경상대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1994년 경상대학교 전기전자
 공학과 석사 졸업
 1999년 Osaka University 전자
 제어기계공학과 박사 졸업
 1999년~2000년 일본 하마마츠테크노폴리스 추진
 기구 연구원 (Post-Doc).
 2000년~2002년 연세대학교 의공학과 연구교수.
 2002년~현재 재활공학연구소 책임연구원.
 <주관심분야: 휴먼컴퓨터인터페이스, 이동로봇,
 재활복지 시스템, 컴퓨터 비전 등>



고 한 석(정회원)
 1982년 Canegie-Mellon Univ.,
 전기 공학과 학사 졸업.
 1986년 Maryland College Park,
 시스템 공학과 석사 졸업.
 1988년 존스 홉킨스 대학교 전기
 공학과 석사 졸업.
 1992년 Catholic Univ. of America, 전기공학과
 박사 졸업
 1983년~1995년 White Oak 연구소, 책임 연구원
 1992년~1995년 Univ. of Maryland Baltimore
 Contry, 조교수
 1995년~현재 고려대학교 전자컴퓨터공학과 교수.
 <주관심분야: 전자 공학, 통신 공학, Data Fusion,
 Speech Recognition, Navigation and Tracking>