

로봇 환경에서 텐서 부공간 분석기법을 이용한 얼굴인식

Face Recognition Using Tensor Subspace Analysis in Robot Environments

김 승 석¹, 광 근 창[†]

Sung-Suk Kim¹, Keun-Chang Kwak[†]

Abstract This paper is concerned with face recognition for human-robot interaction (HRI) in robot environments. For this purpose, we use Tensor Subspace Analysis (TSA) to recognize the user's face through robot camera when robot performs various services in home environments. Thus, the spatial correlation between the pixels in an image can be naturally characterized by TSA. Here we utilize face database collected in u-robot test bed environments in ETRI. The presented method can be used as a core technique in conjunction with HRI that can naturally interact between human and robots in home robot applications. The experimental results on face database revealed that the presented method showed a good performance in comparison with the well-known methods such as Principal Component Analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA) in distant-varying environments.

Keywords: Face recognition, Tensor subspace analysis, robot environments, u-robot test bed

1. 서론

최근 정부는 지능형 서비스 로봇에 대한 중요성을 인식하면서 IT 인프라와 로봇기술을 융합하고, 네트워크를 통해 외부서버에 주요기능을 분담시켜 로봇에 대한 만족도 향상과 저가격의 로봇보급을 가능하도록 하는 URC (Ubiquitous Robotic Companion)에 관한 연구개발과 시범 서비스를 추진해 왔었다. 시범서비스에 포함된 로봇들은 청소기능, 정보, 오락 및 교육 등 URC 기반의 서비스들을 수행하였지만, 이들 로봇들은 다양한 정보 콘텐츠에만 집중되어 있는 반면, 인간과 로봇사이에 자연스럽게 상호작용할 수 있는 인간-로봇 상호작용 (HRI: Human-Robot Interaction)^[4-10] 기술은 일부 로봇에서 음성인식을 수행한 것을 제외하고는 고

려되지 않았다. 특히 로봇 카메라를 통한 얼굴인식 기술은 인간-로봇 상호작용기술의 핵심기술임에도 불구하고 국내의 많은 지능형 서비스 로봇들이 상용화에 가까운 얼굴인식이 개발되지 못한 실정이다. 최근 인간-로봇 상호작용 기술의 중요성을 인지하고 정부출연연구원에서 개발한 얼굴인식과 음원추적기술들을 벤치마크 테스트하여 서로 성능을 비교하였으며, 대기업 및 로봇관련 중소기업체는 로봇용 얼굴인식기술을 포함한 일부 HRI 관련된 기술들을 정부출연연구원으로부터 기술이전 받아 상용화를 계획하고 있는 실정이다.

로봇용 얼굴인식기술은 가정환경과 같은 다양한 조명환경에 강인해야 하며, 근거리뿐만 아니라 원거리에서도 얼굴검출 및 인식을 수행해야 한다. 일반적으로 얼굴인식분야에서 잘 알려진 주성분 분석 (PCA: Principal Component Analysis)^[1] 방법과 선형판별분석(LDA: Linear Discriminant Analysis)^[2] 방법이 있다. 이들 방법은 많은 문헌에서 잘 알려

※ 본 논문은 2008년도 교육인적자원부 학술연구조성사업비로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었습니다.(KRF-2008-331-D00319)

¹ 광주과학기술원 정보통신학과 박사후연구원

[†] 교신저자 : 조선대학교 제어계측로봇공학과 조교수

진 얼굴인식 데이터베이스에 대해 좋은 성능을 보이고 있지만, 로봇환경에서 이들 방법은 보완되어야 한다. 먼저 PCA는 차원축소를 수행할 때 최적임을 보이고 있지만, 조명이나 얼굴각도 및 표정과 같은 원하지 않은 변동 때문에 좋지 않은 성능을 보일뿐만 아니라 로봇환경에서 등록자의 얼굴영상을 추가하고자 할 경우 기존 등록된 영상들을 포함하여 전체적으로 다시 고유벡터를 구해야 된다. 이런 문제점을 보완하기 위해 생체인식에서는 수많은 얼굴 DB로부터 일반화된 고유벡터를 생성하여 사용하고 있지만, 그것들에 의해 성능이 많이 좌우되며 로봇환경에서 좋은 성능을 보이기 위해서는 다양한 주변기술들이 필요하다. 한편, LDA는 특정 클래스 정보에 의존하는 특성을 갖는 교차 학습 접근방법이다. 이 방법은 클래스 간 스캐터 행렬과 클래스 내 스캐터 행렬의 비가 최대화되도록 한다. 이 방법은 PCA에 비해 조명이나 얼굴표정에 강인한 특성을 보이고 있지만, 개별적으로 실시간 등록하고 처리되는 로봇환경에는 적합하지 않은 문제점이 있다. 게다가 이들 방법은 일반적으로 2차원 영상을 고차원 벡터로 표현하여 통계적 영상분석을 수행한다. 그러나, 얼굴영상은 본질적으로 행렬 혹은 2차 텐서이기 때문에 얼굴고유의 특성을 반영하지 못하는 문제점이 있다. 또한, 이들 방법은 사용자가 협조적인 환경이나 근거리에서는 좋은 인식률을 보이고 있지만 사용자가 비협조적인 환경이나 원거리에서는 인식률이 저하될 뿐만 아니라 실시간 처리량도 많아지는 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 로봇환경에서 텐서 부공간 분석(TSA: Tensor Subspace Analysis)에 근거한 얼굴인식을 수행한다. 이 방법은 두 방향에서 구조화된 차원축소를 가져오고, 계산상으로 두 개의 투영행렬을 구하기 때문에 매우 간단한 형태를 가지고 있다^[3,11]. 또한, 기존방법에 비해 로봇환경에서 실시간 얼굴등록과 얼굴인식을 수행하기가 용이한 장점을 가지고 있다. TSA의 성능평가를 위해 가정 환경과 유사한 u-로봇 테스트베드 환경에서 거리

변화를 통해 얼굴인식 데이터베이스를 구축하여 기존방법들과 비교 및 분석되어진다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기존 얼굴인식방법인 PCA와 LDA에 대해서 설명한다. 3절에서는 로봇환경에서 얼굴검출, TSA에 의한 특징추출과 성능척도를 살펴본다. 4절에서는 u-로봇 테스트 베드에서 구축된 얼굴인식 DB로부터 제시된 방법과 기존방법들이 비교되어진다. 마지막으로 결론은 5절에서 주어진다.

2. 기존 얼굴인식방법: PCA, LDA

PCA는 다변량 선형 데이터 분석에서 자주 사용되는 잘 알려진 기법이다. PCA에 대해서 간략히 살펴보면 다음과 같다. 얼굴 영상은 2차원 $n \times n$ 화소를 갖는 배열이라고 하자. 대응하는 얼굴영상 z_i 는 n^2 을 갖는 벡터로써 보여진다. 따라서, N 개의 얼굴영상을 갖는 학습영상은 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ 이 된다. 먼저 다음 식과 같이 공분산 행렬을 구한다.

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})(z_i - \bar{z})^T = \Phi \Phi^T \quad (1)$$

여기서 평균영상 \bar{z} 는 $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i$ 이다. 공분산행렬로부터 얻어진 r 개의 고유벡터 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_r\}$ 은 r 개의 가장 큰 고유치에 대응하는 고유벡터들에 의해 정의되어진다. 그렇게 해서 특징벡터 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 은 다음 식과 같은 선형 변환으로 투영됨으로써 얻어진다[1].

$$x_i = E^T(z_i - \bar{z}) \quad (2)$$

LDA는 분류를 위해 최적의 투영을 찾는 방법 중의 하나로, 투영된 분산을 최대화하는 투영을 찾기보다는 클래스간 분산행렬과 클래스 내 분산행렬의 비가 최대가 되는 최적의 투영행렬을 찾는 것이다. 또한, 분류는 투영된 공간에서 간소화되어

지며, 최적 투영행렬 W_{LDA} 를 계산하기 전에 클래스 내 분산 행렬이 정칙이 되도록 PCA를 이용하여 영상공간을 저차원공간으로 투영함으로써 수행할 수 있다. LDA에 대해서 간략히 설명하면 다음과 같다.

N 개의 벡터를 갖는 c 개의 클래스 문제를 고려할 때, 클래스 간 분산행렬은 다음 식과 같이 정의된다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (m_i - \bar{m})(m_i - \bar{m})^T \quad (3)$$

여기서 N_i 는 i 번째 클래스 C_i 에서의 벡터의 수이며, \bar{m} 은 모든 벡터들의 평균이다. 또한, m_i 는 클래스 C_i 에서 PCA에 의해 변환된 벡터의 평균이다. 다음은 클래스 내 분산 행렬은 다음 식과 같이 계산되어진다.

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in C_i} (x_k - m_i)(x_k - m_i)^T \quad (4)$$

최적의 투영행렬 W_{LDA} 는 다음 식과 같이 투영된 샘플의 클래스 내 분산행렬에 대한 클래스 간 분산 행렬식의 비를 최대화하는 정규직교행렬을 가진 행렬로서 선택되어진다.

$$W_{LDA} = \arg \max_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (5)$$

여기서 w_i 는 다음 식과 같이 가장 큰 $c-1$ 개의 일반화된 고유치에 대응하는 일반화된 고유벡터의 집합을 구한다.

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

그러나, S_B 의 rank가 $c-1$ 개의 영이 아닌 일반화된 고유값을 가지므로 m 의 경계 값은 $c-1$ 개

다. 유사하게 S_W 의 rank도 $N-c$ 이다. N 이 n^2 보다 보통 더 작은 얼굴 영상의 집합에 대해서 클래스 내 분산행렬은 항상 정칙이다. 이것은 투영행렬이 적당히 선택되지 않는다면, 투영된 클래스 내 분산행렬은 영이 될 수 있다. 이러한 문제는 주성분 분석기법을 이용함으로써 저차원 공간으로 영상집합을 투영함으로써 해결할 수 있다. 어떤 얼굴 영상 z_i 에 대한 특징 벡터들 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 은 다음 식과 같이 계산 되어진다[2].

$$v_i = W_{LDA}^T x_i = W_{LDA}^T E^T(z_i - \bar{z}) \quad (7)$$

3. 얼굴검출과 텐서 부공간 분석(TSA)에 의한 특징추출

본 절에서는 로봇환경에서 얼굴인식을 수행하기 위해 세 단계의 얼굴검출방법과 텐서 부공간 분석(TSA: Tensor Subspace Analysis)에 의한 특징추출 방법을 다룬다. 먼저 본 연구에서 사용되어진 얼굴검출 방법은 RMCT (Revised and Modified Census Transform)에 의해서 수행되어진다. 이 방법은 Adaboost와 세 단계에 의해 구성되어진다. 먼저 전처리 단계에서 RMCT는 영상의 각 화소 값들의 변화에 대한 민감성을 줄이기 위해 전처리로써 사용되어진다. 다음은 로봇의 사용자 얼굴을 검출하기 위해 2차원 탐색과 관련된 DoF (Difference of Pyramid) 영상이 사용되어진다. 마지막으로 FCM (Face Certainty Map)이 얼굴 크기, 회전 및 위치와 같은 로봇 사용자의 얼굴정보를 얻도록 수행되어진다. 이 검출방법은 크기가 작은 16×16 얼굴영상도 검출되어질 수 있도록 특별히 학습되어진다. 또한, 얼굴검출은 1m에서 3m까지 로봇카메라로부터 얻어지는 동영상의 프레임별로 수행되어진다.

다음으로 텐서 부공간 분석(TSA)기법의 특징과 수행순서를 간략히 살펴보기로 한다. 우선 이 기법의 특징을 살펴보면, PCA나 LDA와 같은 전형적인 차원축소 알고리즘은 R^n 에서 $R^l(l < n)$ 로 투

영하는데 반해 TSA는 $R^{n_1} \otimes R^{n_2}$ 을 $R^{l_1} \otimes R^{l_2}$ 로 투영되어진다. 즉 구조화된 차원축소를 수행하고 있다. 또한, TSA는 교사(supervised), 비교사(unsupervised), 혹은 준교사(semi-supervised) 형태에서 수행되어질 수 있다. 클래스 정보가 이용가능하다면, 쉽게 그래프 구조 안으로 결합되어질 수 있다. 게다가 두 개의 투영행렬을 구함으로써 얻어지기 때문에 TSA의 계산은 매우 간단하다. 고유벡터의 문제에서 PCA와 LDA에서 $n \times n$ ($n = n_1 \times n_2$)의 크기를 갖는 행렬보다 더 작은 $n_1 \times n_1$ 혹은 $n_2 \times n_2$ 크기의 행렬이 된다. 마지막으로 2차 텐서로써 영상을 고려할 수 있을 뿐만 아니라, 고차의 텐서로 쉽게 확장되어질 수 있는 장점을 가지고 있다.

TSA 알고리즘의 수행순서를 살펴보면 다음과 같다.

[단계 1] 근접 그래프를 구축한다. m 노드를 가진 그래프를 G 라 하자. 여기서 X_i 와 X_j 가 근접하다면 노드 i 와 j 사이의 에지를 넣는다. 이를 위해 교사와 비교사 방법이 있다. 교사의 경우에는 두 노드가 같은 클래스에 속한다면 노드 i 와 j 가 에지에 의해 연결되어진다. 다른 한편, 비교사의 경우에는 i 가 j 의 k 번째 최근접 이웃이거나 j 가 i 의 k 번째 최근접 이웃이라면 에지에 의해 두 노드는 연결되어진다.

[단계 2] 가중치를 선택한다. 에지에 가중치를 부여하는 방법에는 세 가지가 있다. Heat 커널의 경우에는 노드 i 와 j 가 연결되어진다면 다음과 같이 가중치를 선택한다. 여기서 W 는 노드 i 와 j 을 연결하는 에지의 가중치를 가지는 W_{ij} 를 갖는 희소 대칭 $m \times m$ 행렬이다.

$$W_{ij} = e^{-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{t}} \quad (8)$$

코사인 유사도의 경우에는 노드 i 와 j 가 연결되어진다면 다음과 같이 가중치를 계산한다.

$$W_{ij} = \frac{\langle X_i, X_j \rangle}{\|X_i\| \|X_j\|} \quad (9)$$

마지막으로 simple-minded의 경우에는 두 노드가 에지에 의해 연결되어진다면 $W_{ij} = 1$ 이다.

[단계 3] 반복적인 변환행렬을 계산한다. 어떤 수렴조건이 만족할 때까지 반복적으로 다음과 같은 두 개의 고유벡터 문제들을 계산한다.

$$\begin{aligned} (D_U - S_U)v &= \lambda D_U v \\ (D_V - S_V)u &= \lambda D_V u \end{aligned} \quad (10)$$

$$\text{여기서 } D_U = \sum_i D_{ii} X_i^T U U^T X_i$$

$$S_U = \sum_{ij} S_{ij} X_i^T U U^T X_j, \quad D_{ii} = \sum_{j=1}^m W_{ij}$$

$$D_V = \sum_i D_{ii} X_i^T V V^T X_i^T, \quad S_V = \sum_{ij} S_{ij} X_i^T V V^T X_j^T$$

올림 차순에서 각 고유치에 의해 순서화된 최종적인 고유벡터들은 $\{u_1, \dots, u_{n_1}\}$ 와 $\{v_1, \dots, v_{n_2}\}$ 라 하자.

[단계 4] 새로운 영상 $X \in R^{n_1} \otimes R^{n_2}$ 에 대해서 다음과 같이 $R^{l_1} \otimes R^{l_2}$ 로 투영되어진다[3].

$$Y = U^T X V \quad (11)$$

여기서 $U = (u_1, u_2, \dots, u_{l_1})$ 와 $V = (v_1, v_2, \dots, v_{l_2})$ 는 TSA에 의해 얻어진 투영행렬들이다. 예를 들면, X 가 0과 255 사이에 분포된 그레이 영상을 가진 45×40 크기의 얼굴검출 영상이라고 한다면, U 와 V 는 d 가 10이라고 할 때 각각 45×10 과 40×10 의 크기를 갖는다. 따라서 [단계 4]의 투영행렬 U 와 V 에 의해 얻어진 새로운 특징 값들은 10×10 의 특징행렬이 된다. 이 특징행렬은 기존 얼굴인식과 같이 1×100 의 특징벡터로써 사용되어진다.

테스트 영상집합 Z_{test} 의 분류를 수행하기 위해 본 연구에서는 다양한 성능척도 가운데 좋은 성능

을 보이고 있는 코사인 유사도(cosine similarity) 방법을 사용한다[4].

$$S_{\cos}(Z, Z_{test}) = \frac{-YY_{test}^T}{\|Y\| \|Y_{test}\|} \quad (12)$$

4. 실험 및 결과

본 절에서는 TSA와 얼굴인식분야에서 자주 사용되는 방법들과 성능비교 및 분석이 수행되어진다. 로봇환경에서 얻어진 얼굴인식 데이터베이스는 그림 1과 같이 한국전자통신연구원(ETRI)의 u-로봇 테스트 베드에서 거리와 조명의 변화를 통해 구축되어졌다. 본 연구에서 사용된 연구용 로봇 플랫폼은 URC(Ubiquitous Robotic Companion)를 위한 가정용 서비스 로봇으로 연구되고 있는 웨버-R1을 사용하였다. 거리변화는 그림 2와 같이 1m에서 3m까지 고려하였으며, 조명의 변화는 좌우 조명을 이용하였다. 로봇 카메라는 저가용 웹 카메라를 이용하였으며, 각 거리에서 취득된 동영상으로부터 각 프레임에 대한 얼굴영상을 검출하도록 하였다. 각 동영상은 고정된 자세가 아닌 좌우로 움직이면서 취득되었다. 본 논문에서 제시한 얼굴 검출기의 성능은 MIT와 CMU의 표준 데이터베이스에 대해 기존방법인 Viola-Jones는 78개의 오류개수를 가지고 있으며 Rowley-Baluja- Kanada는 167개의 오류개수를 보이고 있다. 반면에 본 논문에서 사용된 얼굴검출은 3개의 오류개수를 보이고 있으며 기존 방법과 비교해서 우수한 검출성능을 나타내고 있다. 본 논문에서 사용된 얼굴인식 데이터베이스는 총 10명으로부터 1600장의 검출된 얼굴영상을 사용하였으며, 학습영상은 1m에서 얻어진 400장의 영상을 이용하였으며, 검증영상은 1m, 2m, 3m을 고려하면서 각각 400장을 취득하여 총 1200장을 사용하였다. 그림 3은 1m 거리에서 얼굴 검출을 수행하고 학습영상으로 사용하였으며, 그림 4는 3m 거리에서 얼굴검출을 수행하고 검증영상으로 사용되었다.



그림 1. ETRI의 u-로봇 테스트베드 환경

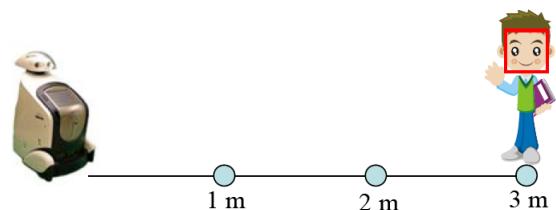


그림 2. 얼굴인식 데이터베이스의 구축환경

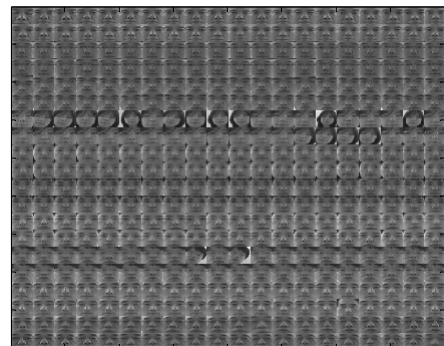


그림 3. 학습영상들 (1m에서 얼굴검출)

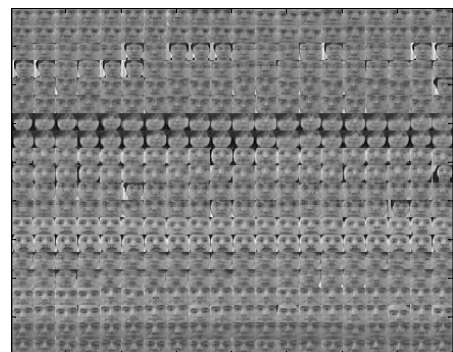


그림 4. 검증영상들 (3m에서 얼굴검출)

먼저 PCA의 경우에 특징선택과 추출을 살펴보면, 학습영상에서 얻어진 고유치의 총합으로부터

95%에 대응되는 40개의 고유벡터들을 선택하였다. 따라서, 학습영상에서 PCA에 의해 얻어진 특징벡터들의 크기는 400×40 이 된다. 한편, LDA의 경우에는 PCA에 의해 얻어진 40개의 고유벡터들을 고정시킨 다음, $c-1$ 의 정해진 경계 값이 될 때까지 판별벡터의 수를 증가해가면서 성능을 확인한다. 그래서, 가장 좋은 성능을 보이는 9개의 판별벡터를 선택한다. 그림 5(a)와 (b)는 각각 PCA 혹은 LDA에 의해 얻어진 고유벡터와 판별벡터로부터 2차원 영상을 만든 eigenface와 fisherface를 나타내고 있다. 이들 영상들은 2절에서 설명한 바와 같이 특징 값들과 선형적인 결합에 의해 얼굴영상을 재구성할 수 있다.

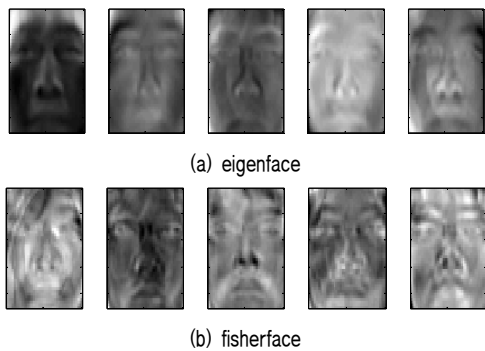


그림 5. PCA와 LDA에 의해 얻어진 eigenface와 fisherface

TSA의 경우에는 $d \times d$ 텐서 부공간에서 d 값을 증가해가면서 성능을 확인한다. 본 실험에서는 d 가 10일 때 가장 좋은 인식성능을 보였다. 그림 6는 식(11)에서 투영행렬로 U 와 V 를 보여주고 있다. 이들 두 투영행렬은 원영상과 곱해져서 새로운 특징행렬을 구할 수 있다. 그림 7은 로봇 사용자의 수가 증가함에 따라 거리변화에 대한 TSA의 얼굴 인식률을 보여주고 있다. [표 1]과 그림 8은 거리변화에 대해 제시된 방법과 기존 방법인 PCA와 LDA가 비교되어지고 있다. 표 1에서 보는 바와 같이 학습영상과 같이 1m에서 취득한 테스트 영상들은 모두 좋은 성능을 보이고 있지만, 2m, 3m와 같이 거리가 멀어짐에 따라 기존방법들은 매우 낮은 인식률을 보여주고 있다.

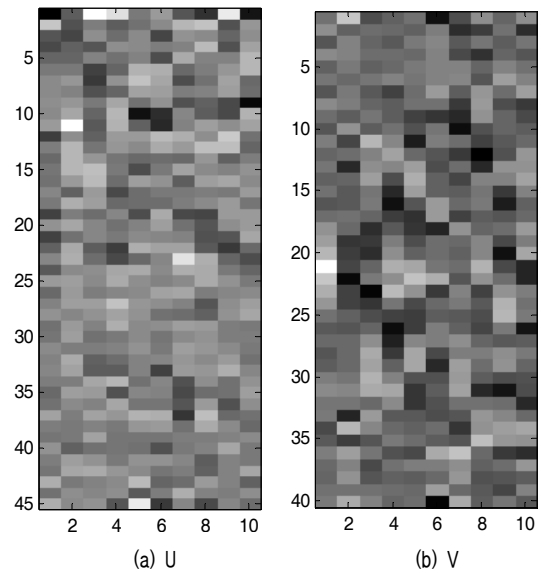


그림 6. TSA에 의해 얻어진 투영행렬

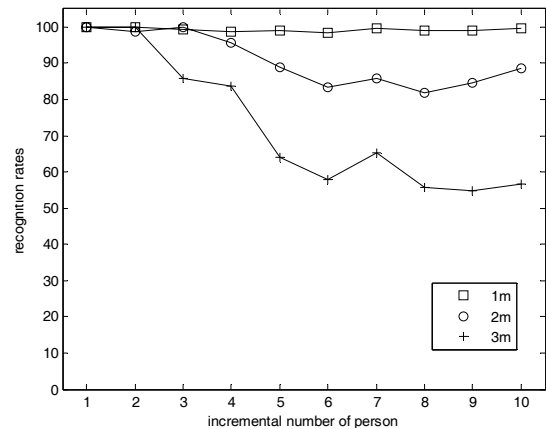


그림 7. 사용자의 수와 거리변화에 따른 인식률 변화(TSA)

표 1. 인식률 성능 비교

	거리(m)	인식률(%)
PCA	1	96.75
	2	52.5
	3	24.75
LDA	1	99.5
	2	58.5
	3	24
The presented method	1	99.5
	2	88.5
	3	56.75

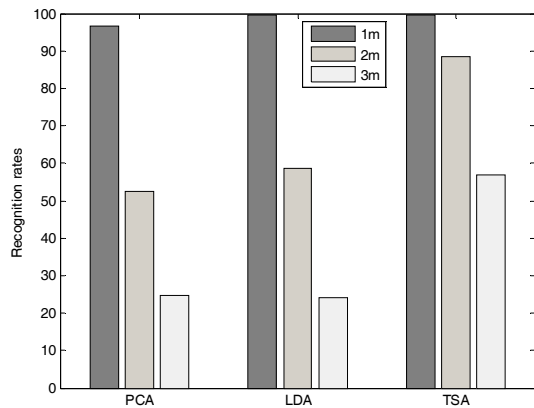


그림 8. 거리변화에 따른 인식을 비교

5. 결론

본 논문은 로봇환경에서 제시된 얼굴검출과 텐서 부공간 분석기법을 이용하여 로봇용 얼굴인식을 수행하였다. 실제 가정과 같이 꾸며진 ETRI의 u-로봇 테스트 베드에서 얼굴인식 데이터베이스를 구축하였으며, 거리변화에 따라 제시된 방법과 기존방법인 PCA와 LDA를 비교하여 성능을 분석하였다. 실험결과 근거리뿐만 아니라 원거리(최대 3m)에서 모두 기존 방법에 비해 좋은 성능을 보여주었다. 제시된 TSA는 두 개의 투영행렬을 구함으로써 특징벡터를 얻기 때문에 기존 방법에 비해 계산은 매우 간단할 뿐만 아니라, 실시간 처리가 되는 로봇환경에서는 적합하다. 또한, 2차 텐서로써 영상을 고려할 수 있을 뿐만 아니라, 고차의 텐서로 쉽게 확장되어질 수 있음을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] M. Turk, and A. Pentland., "Eigenfaces for Recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [2] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 1997.
- [3] X. He, D. Cai, and P. Niyogi, "Tensor subspace analysis," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 18, Vancouver, Canada, Dec., 2005.
- [4] K. C. Kwak and W. Pedrycz, "Face recognition using an enhanced independent component analysis approach," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 18, no. 2, pp. 530-541, 2007.
- [5] 광근창, 지수영, 윤호섭, "오디오 기반 인간-로봇 상호작용," *전자통신동향분석지*, 제 22권, 제 2호, PP.31-37, 2007
- [6] 광근창, 지수영, 조영조, "소프트웨어 로봇을 위한 인간-로봇 상호작용," *대한전자공학회지*, 제 33권, 제 3호, pp. 309-315, 2006.
- [7] 반규대, 광근창, 지수영, 정연구, "로봇환경의 템플릿 기반 얼굴인식 알고리즘 성능비교," *한국로봇공학 논문지*, 제2권, 제3권, pp. 270-274, 2007.
- [8] 광근창, 윤호섭, "u-로봇을 위한 인간-로봇 상호작용기술의 연구동향 및 발전전망," *Telecommunications Reviews*, 제18권, 제3호, pp. 385-402, 2008.
- [9] D. H. Kim, J. Lee, H. S. Yoon, and E. Y. Cha, "A non-cooperative user authentication system in robot environments," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 53, no. 2, pp. 804-811, 2007.
- [10] W. H. Yun, D. H. Kim, and H. S. Yoon, "Fast verification system for intelligent robot service," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 53, no. 4, pp. 1731-1735, 2007.
- [11] Y. Yan and Y. J. Zhang, "A novel class-dependence feature analysis method for face recognition," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, pp. 1907-1914, 2008.



김 승 석

2005 충북대학교 전기공학과
(공학박사)
2005~2008 충북대학교 NURI
사업단 초빙교수
2008~현재 광주과학기술원
정보통신과 PostDoc.

관심분야: 지능시스템, 로봇응용, 패턴인식
E-mail : powerkim@gist.ac.kr



곽 근 창

2002 충북대학교 전기공학과
(공학박사)
2003~2005 캐나다 Alberta 대
학교 전기 및 컴퓨터공
학과 박사후연구원.
2005~2007 한국전자통신연구

원 지능형로봇연구단 선임연구원
2007~현재 조선대학교 제어계측로봇공학과 조교수
관심분야: 인간로봇상호작용, 생체인식, 계산지능
E-mail : kwak@chosun.ac.kr