

텐서얼굴의 다선형 주성분 분석기법을 이용한 동영상 기반 얼굴 인식

한윤희*, 궤근창**

*조선대학교 제어계측공학과

**조선대학교 제어계측로봇공학과

e-mail: yghan1059@gmail.com, kwak@chosun.ac.kr

Video-based Face Recognition Using Multilinear Principal Component Analysis of Tensor Faces

Yun-Hee Han*, Keun-Chang Kwak**

*Dept of Control and Instrumentation Engineering, Chosun University

**Dept of Control, Instrumentation, and Robot Eng., Chosun University

요 약

일반적으로 얼굴 인식 방법에는 템플릿 기반 통계적 기법들이 사용되고 있다. 이 방법들은 2차원 영상을 고차원 벡터로 표현하여 특징을 추출한다. 그러나 많은 이미지와 비디오 데이터는 본래 텐서로 표현된다. 따라서, 본 논문에서는 벡터 표현보다는 직접적인 텐서 표현으로 특징들을 추출하기 위해 텐서 얼굴의 다선형 주성분 분석(MPCA: Multilinear Principal Component Analysis) 기법을 이용한 동영상 기반 얼굴인식에 대해 다룬다. 마지막으로, u-로봇 테스트베드 환경에서 구축된 얼굴 인식 데이터 베이스를 이용하여 제안된 방법과 기존 방법들의 인식처리시간과 성능을 비교한다.

1. 서론

얼굴 인식에 관한 연구는 이미 오래 전부터 수행되어 왔다. 고정되고 통제된 환경에서의 정지 영상 기반 정면 얼굴 인식에서부터, 변화가 있고 통제되지 않은 혼잡한 환경에서의 비디오 영상 기반 얼굴인식에 이르기 까지 그 응용 범위가 확대되고 있다[1]. 현재 주로 사용되고 있는 대표적인 얼굴인식 방법으로는 템플릿 매칭방법[2]이 주로 사용되고 있다. 이들 방법들은 2차원 영상을 고차원 벡터로 표현하여 특징을 추출한다. 그러나 많은 이미지와 비디오 데이터는 본래 텐서로 표현된다. 따라서 벡터 표현 보다는 직접적인 텐서 표현으로 특징들을 추출하는 것이 타당하다. 예를 들어 컬러 이미지는 행, 열, 컬러정보를 가지는 3차원 텐서로 볼 수 있다[3-5]. 일반적으로 사용된 얼굴 인식에 사용되는 입력은 행과 열을 가지는 그레이 스케일 이미지가 사용되고 있으며, 연속적인 그레이 스케일 이미지는 행, 열, 시간(프레임)을 포함하는 3차원 텐서로 볼 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 기존의 2차원 영상을 고차원 벡터로 표현하여 통계적 영상 분석을 수행하는 주성분 분석(PCA: Principal Component Analysis)[6], 선형 판별 분석(LDA: Linear Discriminant Analysis)[7], 독립 성분 분석(ICA: Independent Component Analysis)[8]과는 달리 직접적으로 텐서 표현으로 특징들을 추출하기 위하여 텐서 기반 다선형 주성분 분석(MPCA: Multilinear Principal Component Analysis) 기법[9]을 이용한 동영상기반 얼굴 인식을 수행한다. 본 논문에서 제시된 방법의 성능평가를

위해 가정환경과 유사한 u-로봇 테스트베드 환경에서 거 리변화를 통해 얼굴 인식 데이터를 구축하고, 기존의 대표적인 템플릿 기반 통계적 방법인 PCA와 비교하여 우수성과 효율성을 설명한다.

2. 텐서 기반 다선형 주성분 분석

다선형 주성분 분석(MPCA: Multilinear Principal Component Analysis) 기법은 PCA알고리즘의 다선형 확장이며, 최근에 Lu에 의해 걸음새 인식에 성공적으로 적용되어졌다[9]. 본 논문에서는 이 알고리즘을 동영상 얼굴 인식에 사용하였다. MPCA 알고리즘을 간단히 설명하면 다음과 같다.

텐서들은 전형적으로 A 로 표시하고, 텐서의 요소는 N 에 의해 표시된다. N 은 텐서 대상의 차수를 나타내며 각 지수는 하나의 모드를 정의한다. 텐서의 요소는 괄호에서 지수를 가지고 표시되며, N 차 텐서는 $A \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ 이다. 그것은 N 개의 지수들 i_n 에 의해 표시되고, 각 i_n 은 A 의 n -모드를 할당한다. $A \times_n U$ 에서 행렬 $U \in R^{J_n \times I_n}$ 에 의한 텐서 A 의 n -모드 곱은 다음과 같은 텐서로 표현되어진다.

$$(A \times_n U)(i_1, \dots, i_{n-1}, j_n, j_{n+1}, i_{n+1}, \dots, i_N) = \sum_{i_n} A(i_1, \dots, i_N) \cdot U(j_n, i_n) \quad (1)$$

위 식에 근거해서, 텐서는 다음 식과 같이 N 개의 투영행렬 $U^{(1)}, U^{(2)}, \dots, U^{(N)}$ 에 의해 다른 텐서로 투영되어질 수 있다.

$$Y = X \times_1 U^{(1)T} \times_2 \dots \times_N U^{(N)T} \quad (2)$$

n -모드 투영행렬 $U^{(n)T}$ 에 의한 X 의 n -모드 벡터의 투영은 n -모드 벡터와 $U^{(n)T}$ 의 행 사이의 내적으로써 계산되어진다. MPCAs는 다음 식과 같이 텐서기반 스캐터 척도를 최대화하도록 한다.

$$\Psi_Y = \sum_{m=1}^M \| Y_m - \bar{Y} \|^2_F \quad (3)$$

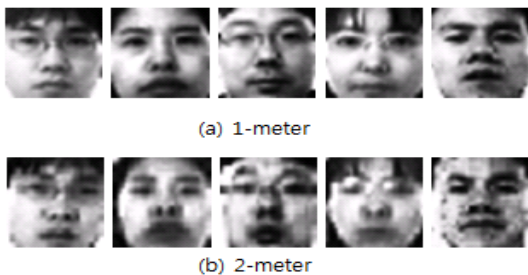
$$\bar{Y} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M Y_m \quad (4)$$

이 문제는 N 개의 선형 최적화 문제로 분해되어져서 해결되어질 수 있다. 모든 다른 투영행렬이 주어졌을 때, 행렬 $\tilde{U}^{(n)}$ 은 행렬의 가장 큰 P_n 개의 고유치에 대응하는 고유벡터들로 구성하는 Ψ_Y 를 최대화한다. 얻어진 투영행렬 $\tilde{U}^{(n)}$ 은 $\prod_{n=1}^N P_n$ 로써 보여질 수 있다. 그러나, 그것들의 모두가 인식을 위해 유용하지는 않기 때문에 클래스 분별력을 통해 선택되어질 수 있다. 클래스 분별력에 의해 순서화된 특징벡터는 다음과 같이 계산되어진다[9].

$$Y_m = X_m \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T} \quad (5)$$

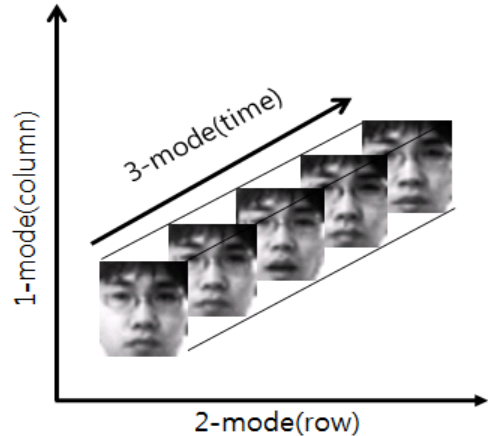
3. 실험 및 결과

본 논문에서 제시한 텐서기반 MPCAs기법의 성능을 평가하기 위해, u-로봇 테스트 베드 환경에서 카메라로부터 얻어진 얼굴 인식 데이터베이스를 구축하였다. 이 데이터베이스는 거리변화(1m 100장, 2m 200장), 조명변화를 고려하여 각 1인당 총 300장의 얼굴 영상을 총 10명으로부터 취득하였다. 그림 1은 최종적으로 거리변화에 따라 추출된 얼굴 영상을 나타낸다.



(그림 1) 거리변화에 따라 검출된 얼굴 영상의 예

입력은 그림 2에서 보여지는 바와 같이 열, 행, 시간 세가지 모드의 3차원 텐서이다.

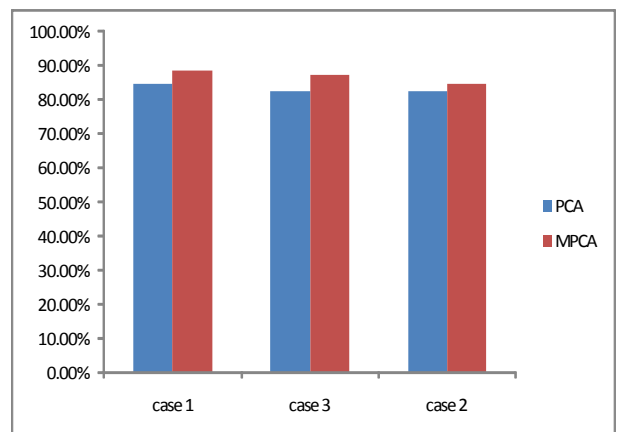


(그림 2) 3차원 텐서 표현

실험은 다음과 같이 학습 데이터의 수와 검증 데이터의 수와 시간 모드를 달리하여 실험하였고, 각 실험에서 사용된 학습 데이터는 1m에서 취득된 영상을 사용하였다.

- [case 1] 학습 : - 각 1명당 25장, 총 250장.
- 데이터 크기: 45×40×5×50.
검증 : - 각 1명당 275장, 총 2750장.
- 데이터 크기: 45×40×5×550.
- [case 2] 학습 : - 각 1명당 50장, 총 500장.
- 데이터 크기: 45×40×5×100.
검증 : - 각 1명당 250장, 총 2500장.
- 데이터 크기: 45×40×5×500.
- [case 3] 학습 : - 각 1명당 50장, 총 500장.
- 데이터 크기: 45×40×10×50.
검증 : - 각 1명당 250장, 총 2500장.
- 데이터 크기: 45×40×10×250.

그림 3은 템플릿 기반 통계적 기법으로 잘 알려진 PCA와 비교한 인식 결과이다.



(그림 3) 성능 비교

그림 3에서 알 수 있는 바와 같이 기존 PCA에 비해 좋은 성능을 보여주고 있다. 게다가, [case 3]을 살펴보면, 기존의 PCA에서는 각각 1m와 2m에서 특징벡터의 크기가 500×100 , 2000×100 인 반면, 텐서기반 MPCA에서는 특징벡터의 크기가 각각 50×100 , 200×100 이다. 결과로써 처리되고자 하는 특징벡터들의 크기도 현저히 작음을 알 수 있었다. 표 1은 각 case 마다 학습 시간과 처리 시간의 비교 한 것이다.

<표 1> 학습시간과 처리 속도 비교(단위: sec, 실험 환경: CPU i7 860, 2.80 GHz, 3 GB RAM system)

	학습시간		처리 시간	
	PCA	MPCA	PCA	MPCA
case 1	0.086	0.241	0.677	0.120
case 2	0.354	0.471	1.041	0.131
case 3	0.354	0.286	1.041	0.096

그림 3과 표 1에서 나타난 바와 같이 제안된 방법이 기존 PCA 방법과 비교하였을 때 인식률과 처리 속도에서 우수함을 나타내었다. 특히, 처리 시간에 대해서 PCA방법보다 약 5배에서 10배 정도 단축된 것을 알 수 있었다.

5. 결론

본 논문은 텐서 얼굴의 다선형 주성분 분석기법을 이용한 동영상 기반 얼굴인식에 대해 다루었다. 기존의 템플릿 기반 통계적방법과는 달리, 영상 고유의 특성을 유지하면서 특징추출을 수행함을 실험을 통해 알 수 있었다. 또한, u-로봇 테스트베드에서 구축된 얼굴인식 데이터베이스를 통해 제시된 방법의 우수성과 효용성을 확인하였다. 차후 실시간 처리가 중요한 네트워크기반 지능형 로봇환경에서 텐서 기반 MPCA을 이용한 얼굴인식을 적용할 계획을 가지고 있다.

감사의 글

본 연구는 교육과학기술부와 산업기술진흥원의 지역혁신 인력양성사업으로 수행된 연구결과입니다. 또한, 본 연구는 2008년도 교육인적자원부 학술연구조성사업비로 한국 학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었습니다.

(KRF-2008-331-D00319)

참고문헌

- [1] X.Tang and Z. Li, "Video based face recognition using multiple classifiers", Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.345-349, 2004.
- [2] R. Brunelli, T. Poggio, "Face recognition: features versus templates", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.15, no. 10, pp.1042-1052, 2001
- [3] K. W. Bowyer, K. Chang, and P. Flynn, "Face

recognition: features versus templates," Comput. Vis. Image Understand., vol. 101, no. 1, pp. 1-15, 2006.

- [4] S. Z. Li, C. Zhao, M. Ao, and Z. Lei, "Learning to fuse 3D+2D based face recognition at both feature and decision levels," in Proc. IEEE Int. Workshop Anal. Model. Faces Gestures, pp. 43-53, 2005.
- [5] A. Colombo, C. Cusano, and R. Schettini, "3D face detection using curvature analysis", Pattern Recognit., vol. 39, no. 3, pp. 444-455, 2006.
- [6] M. Turk and A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces," in Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., pp. 586-591, 1991.
- [7] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs fisherface: Recognition using class specific linear projection," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 1997.
- [8] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, "Face recognition by independent component analysis," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 13, no. 6, pp. 1450-1464, 2002.
- [9] H. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "MPCA: Multilinear principal component analysis of tensor objects", IEEE Trans. on Neural Networks, vol.19, no. 1, pp.18-39, 2008.