

(2D)²PCA 의 차원축소를 통한 Curvelet 기반 얼굴인식

이보현*, 이성주**, 이일병*
 *연세대학교 컴퓨터과학과
 **연세대학교 컴퓨터과학과
 e-mail : * insight809@csai.yonsei.ac.kr
 ** seongjoo@csai.yonsei.ac.kr

Curvelet Based Face Recognition using (2D)²PCA

Bo-Hyun Lee*, Seong-joo Lee*, Il-Byung Lee*
 *Dept. of Computer Science, Yonsei University

요 약

얼굴인식의 인식률 향상과 계산량을 줄이기 위한 방법으로 Curvelet 변환과 (2D)²PCA(Two directional two-dimensional PCA) 를 통한 특징추출 및 차원축소 방법을 제안한다. 기존의 Wavelet 변환과 PCA 를 통한 기법들이 소개되어 인식률 향상을 이끌어 냈다. 그런데 Curvelet Transform 은 곡선의 정보를 효과적으로 표현할 수 있는 장점이 있고, (2D)²PCA 는 PCA 에 비해 계산량이 적은 장점이 있기 때문에 이를 이용하여 인식률과 처리성능 측면에서 개선된 결과를 얻고자 한다.

1. 서론

얼굴인식은 30 년 이상 꾸준히 연구되어왔고 이미 지 분석에서 대표적으로 성공적인 응용분야로 부각되었다 [1]. 그러나 지문인식, 홍채인식과 같은 다른 생체인식 기법이 보안, 인증 분야에서 널리 사용되고 있는 반면에 얼굴인식기법은 보안, 인증 시스템의 주요 수단으로써 사용이 어려운 수준에 그치고 있다. 가장 큰 이유는 바로 상대적으로 낮은 인식률 때문인데, 인식률에 걸림돌이 되는 이유가 얼굴인식 기법의 장점이자 단점으로 작용한다. 얼굴인식이 지문인식, 홍채인식과 구분되는 특징중의 하나는 측정의 용이성이다. 지문인식은 손가락을 측정장비에 접촉해야 하고, 홍채인식은 가까이 접근을 해야 하지만 얼굴인식은 측정대상의 낮은 참여도만으로 측정이 가능하다. 그러나 이러한 자유도에 기인한 여러 가지 측정조건의 차이 - 액세서리 착용, 조명, 가림 그리고 얼굴각도 등이 인식률 향상에 방해요인이 되기도 한다. 또한, 얼굴표정, 노화에 따른 변화, 성형수술 등에서 비롯한 얼굴자체의 특성도 인식률 향상에 걸림돌이 된다. 그러나 얼굴인식은 주변에 있는 저렴한 웹캠을 통해서도 구현이 가능하고, 측정대상의 지각 없이도 측정 가능한 특징 때문에 다양한 분야에 대한 응용이 가능하다. 그리고 사람이 상대방을 특징짓는 가장 중요한 신체의 일부가 얼굴이기 때문에 얼굴인식의 계속적인 연구가 필요하다.

2. 연구목적

얼굴인식의 방법에는 크게 두 가지가 있는데 하나는 얼굴을 구성하는 눈, 코, 입과 같은 부분을 추출하

고 그것들의 상대적인 관계를 고려하여 구분하는 부분특징기반 방식과, 얼굴이미지의 전체적인 정보를 가지고 구분하는 전체적 방식이 있는데 [2], 여기서는 전체적인 접근방법을 기반으로 개선하고자 한다.

얼굴인식은 기본적으로 아래와 같은 단계를 거쳐서 이루어 진다



(그림 1) 얼굴인식의 절차

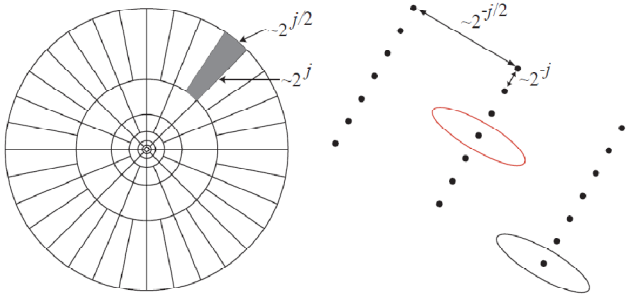
이 가운데 특징추출(Feature Extraction) 단계에서 인식에 중요한 정보의 추출과 계산량을 줄이기 위해 필요한 정보는 버리는 차원축소가 이루어 진다. 이 특징추출 단계에서 얼마나 얼굴의 핵심적인 특징들을 효과적으로 추출해내느냐에 따라서 인식률에 큰 영향을 미치게 된다. 이 과정에서 Curvelet Transform 과 (2D)²PCA 를 사용하여 효과적인 특징추출을 통한 인식률 향상과 차원축소를 통한 계산량 감소를 목표로 한다.

3. 관련연구

3.1 Curvelet 변환

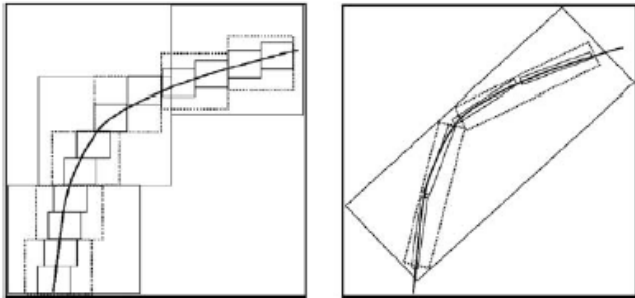
Curvelet 변환은 Wavelet 변환과 같은 다중해상도 (multi-resolution) 분석 도구인데 다른 것들보다 윤곽선(edge)와 곡선을 따르는 두드러진 특징의 표현에 우수한 특징을 가지고 있다 [3]. 따라서 주로 곡선으로 이루어진 사람얼굴의 표현에 더욱 효과적이다 [4]. 기본적인 Curvelet 변환의 절차는 다음과 같다. 먼저, 주어진 이미지를 2D FFT 를 통하여 변환 후 2D 푸리에 주

과수 평면을 (그림 2. 좌) 와 같이 포물선 형태의 썸기(parabolic wedge)로 나눈다. 이렇게 나누어진 각각의 썸기에 대해서 역 FFT 를 통하여 각각의 스케일과 앵글(angle)에 따른 Curvelet Coefficient 를 얻을 수 있다.



(그림 2) 푸리에 영역의 Curvelet(좌)와 공간 영역의 Curvelet(우) [3]

Wavelet 변환과 다른 두드러지는 특징은 Wavelet 은 단순히 스케일에 따른 다중 해상도가 형성되는데 반하여 Curvelet 은 스케일과 앵글(angle) 값을 갖기 때문에 방향성을 가지기 때문에 윤곽선을 보다 잘 표현할 수 있다(그림 2-2 참조).



(그림 2-2) Wavelet (좌) 과 Curvelet (우)의 에지표현

3.2 (2D)²PCA

PCA(Principal Component Analysis) [5] 는 얼굴인식 분야에서 아주 잘 알려진 특징추출 기법이다. 그러나 이미지들을 1 차원의 열 벡터로 변환 후 공분산행렬을 구하는 과정의 계산량이 매우 큰 단점이 있다. 이러한 단점을 개선하기 위해 2DPCA(Two-dimensional PCA) [6] 가 제안되었다. 2DPCA 는 각각의 이미지에 대해서 공분산행렬을 계산하므로 PCA 에 비해 훨씬 적은 계산량으로 정확하게 구할 수가 있지만, 이미지 표현시에 PCA 에 비해서 많은 계수를 필요로 하는 단점이 있다 [6]. 이러한 2DPCA 의 단점을 보완하여 차원을 더욱 줄이고자 제시된 방법이 (2D)²PCA 이다. 기존 2DPCA 가 열 또는 행 한쪽으로는 image covariance matrix G 를 계산한 반면, (2D)²PCA 는 행과 열 방향 모두에 대해서 계산하기 때문에 차원을 더욱 줄이면서 동일한 인식률을 유지할 수가 있다 [7].

(2D)²PCA 의 image coefficient matrix C 는 다음과 같이 구할 수가 있다. 먼저, m×n 의 크기인 M 개의 학습용 이미지가 있고 i 번째 이미지를 A_i (i=1,2,...,M), 평균 이미지를 \bar{A} 로 나타낸다면,

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (A_i - \bar{A})^T (A_i - \bar{A}) \quad (1)$$

가 된다.

그 다음으로 A_k⁽ⁱ⁾와 $\bar{A}_k^{(i)}$ 가 각각 A_k와 \bar{A} 의 i 번째 행 벡터라고 할 때, A_k = [(A_k⁽¹⁾)^T (A_k⁽²⁾)^T ... (A_k^(m))^T]^T 와 $\bar{A}_k = [(\bar{A}^{(1)})^T (\bar{A}^{(2)})^T \dots (\bar{A}^{(m)})^T]^T$ 라고 하면, 수식(1)은

$$G = \frac{1}{M} \sum_{K=1}^M \sum_{i=1}^m (A_k^{(i)} - \bar{A}^{(i)})^T (A_k^{(i)} - \bar{A}^{(i)}) \quad (2)$$

가 된다. 이렇게 구해진 수식(1)의 G 에서 선택한 d 개의 eigenvector 를 X 라고 하고, 수식(2)의 G 에서 선택한 q 개의 eigenvector 를 Z 라고 한다면,

$$C = Z^T A X \quad (3)$$

을 통해 크기가 q×d 인 행렬 C 를 구할 수 있게 된다. 이 때의 C 는 2DPCA 에서의 G 의 크기인 m×d 에 비해 훨씬 작아짐을 알 수가 있다.

4. 제안하는 방법






얼굴 이미지 특징추출 단계에서 먼저 원하는 스케일과 앵글(angle)의 수에 따라 Curvelet 변환을 통하여 subband 들을 얻는다(여기서는 스케일 값을 3, 앵글 값을 8 을 주고 변환하였다).



(그림 3) 원본 이미지

(그림 3)은 92×112 의 크기를 갖는 원본 이미지이다.

<표 1> Curvelet 변환으로 얻어진 Subband

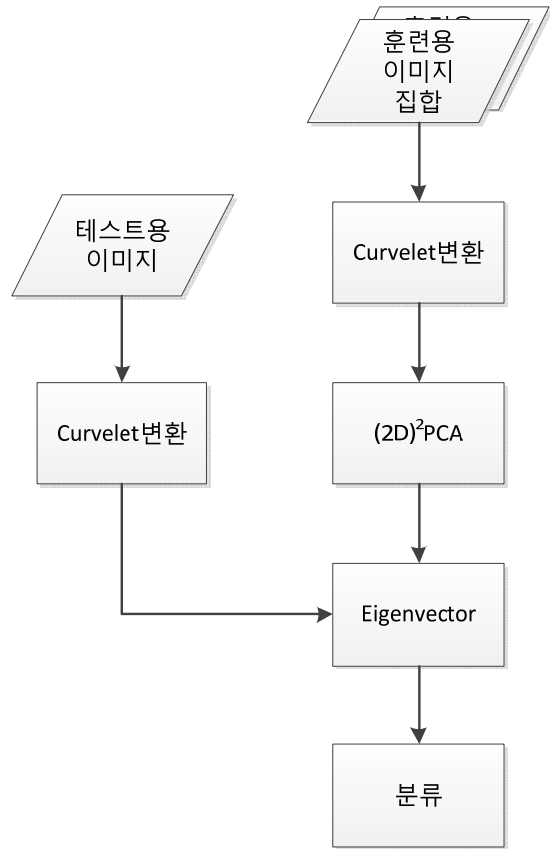
번호	Subband	크기
1		31×37
2		61×33
3		61×33
4		27×75
5		27×75

<표 1>은 (그림 3)을 scale=3, angle=8 으로 Curvelet 변환 후 얻어진 subband 들이다. <표 1>의 1 번은 Approximate Coefficient 로써 원본 이미지에 대해 가장 많은 정보를 가지고 있다. 그러면서 원본 이미지보다 크기가 많이 줄어들었음을 확인할 수가 있다. 훈련용 이미지 집합의 각각의 이미지에 대해서 위와 같이 Curvelet 변환을 적용하여 approximate coefficient 들을 구한다. 이 coefficient 집합에 대해서 (2D)²PCA 를 적용하여 eigenvector 를 구한 후에 각각의 이미지와 내적을 하여 image coefficient matrix 를 구한다. 여기에 검사용 이미지에 대해서 마찬가지로 Curvelet 변환을 거친 후 approximate coefficient 와 훈련용 집합에서 얻어진 eigenvector 를 내적한 것을 훈련용 집합의 것과 비교하여 가장 유사한 얼굴을 찾을 수가 있다.

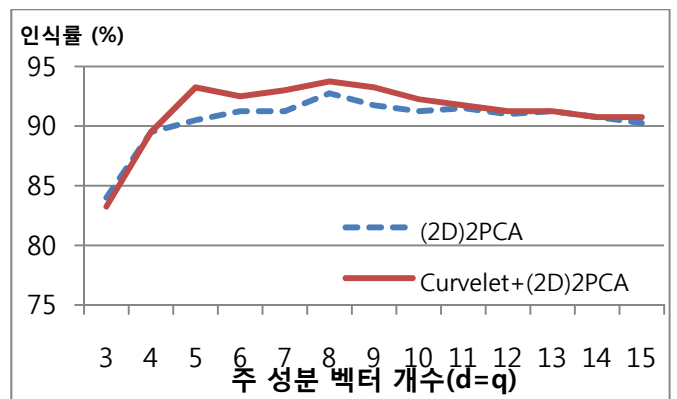
5. 실험결과

실험에는 AT&T 의 얼굴인식 데이터베이스 [8]를 사용하였다. 이 데이터베이스는 40 명의 사람에 대해서 각각 10 장씩의 이미지로 구성되어 있는데, 10 장의 이미지는 조명, 얼굴표정, 안경착용 등 다양한 얼굴모습을 제공한다. 그리고 이미지 화일에서 (그림 3)과 같이 얼굴이 대부분을 차지하므로 별도의 얼굴검출 과정을 생략하였다. 훈련용 이미지 집합과 테스트용 이미지 집합으로 나누기 위해 이미지 순서대로 5 개씩 나누어 두 개의 집합으로 만들었고, 분류는

1NN(Nearest Neighbor)을 사용하여 2-fold Cross-validation 을 통해 결과를 산출하였다.



(그림 3) 제안하는 얼굴인식 시스템



(그림 5) Curvelet 변환에 대한 인식률 비교

실험결과 (2D)²PCA 만 사용한 경우의 최고 인식률이 d=8 이고 q=11 일 때 93.75%, Curvelet 변환을 적용한 경우의 인식률이 d=7 이고 q=9 일 때 94.50%로 Curvelet 변환을 사용하여 인식률이 높아진 것을 알 수가 있다. 그러나 이 경우 Curvelet 의 Approximate subband 만 사용한 경우로 detailed subband 가 가진 특징도 인식에 이용할 수 있다면 인식률을 더 끌어올릴 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] T. Mandal, *et al.*, "Curvelet based face recognition via dimension reduction," *Signal Processing*, vol. 89, pp. 2345-2353, Dec 2009.
- [2] W. Zhao, *et al.*, "Face recognition: A literature survey," *Acm Computing Surveys*, vol. 35, pp. 399-458, 2003.
- [3] E. Candes, *et al.*, "Fast discrete curvelet transforms," *Multiscale Modeling & Simulation*, vol. 5, pp. 861-899, 2006.
- [4] T. Mandal, *et al.*, "Face Recognition by Curvelet Based Feature Extraction," in *Image Analysis and Recognition*. vol. 4633, M. Kamel and A. Campilho, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2007, pp. 806-817.
- [5] I. Jolliffe, *Principal Component Analysis*: John Wiley & Sons, Ltd, 2005.
- [6] J. Yang, *et al.*, "Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition," *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, pp. 131-137, Jan 2004.
- [7] D. Q. Zhang and Z. H. Zhou, "(2D)(2)PCA: Two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition," *Neurocomputing*, vol. 69, pp. 224-231, Dec 2005.
- [8]<http://www.cl.cam.ac.uk/Research/DTG/attarchive/pub/dta/att_faces.zip>