

Contourlet 변환 및 PCA에 의한 얼굴인식

Face Recognition using Contourlet Transform and PCA

권석영¹, 송창규², 전명근³
충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

Seok-Young Kwon¹, Chang-Kyu Song², Myung-Geun Chun³
School of Electrical and Electronic Computer Engineering
Chungbuk National University

요 약

본 논문에서는 컨투어렛과 주성분분석기법을 이용한 융합기법에 의한 얼굴인식 시스템을 제안한다. 제안된 방법은 우선적으로 컨투어렛변환에 의해 얼굴영상을 대역별, 방향성분별로 분해한 후, 주성분분석기법을 이용하여 방향성분별로 분할된 부영상에서 특징벡터를 각각 추출한다. 최종 단계에서는 각각의 대역별로 산출된 매칭도를 효과적으로 융합할 수 있는 융합기법을 이용하여 얼굴인식이 수행된다. 제안된 방법의 유용성을 보이기 위해 ORL 얼굴데이터베이스를 대상으로 실험하여 기존 방법인 PCA나 웨이블릿변환을 이용한 방법에 비해 향상된 결과를 보임을 확인한다.

Key Words : 얼굴인식, contourlet, 주성분분석기법, 융합법칙

1. 서 론

최근 정보통신 기술이 급속히 발달함에 따라 인간의 삶의 질은 향상되어 가고 있지만, 컴퓨터 간 정보의 불법 복제 및 삭제, 불법 정보유출 등에 의한 사회적 손실도 증가하고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 해킹, 누출에 의해 정보가 도용될 수 없고, 또한 변경되거나 분실할 위험성이 없는 신분 검증 기법인 생체인식 기술이 각광을 받고 있다[1]. 이와 같은 생체를 이용하는 방법 중, 지문 인식 시스템과 홍채인식 시스템 등이 현재 상용화되어 활발히 사용되고 있는 추세이다. 또 다른 생체인식 기법인, 얼굴인식 방법은 지문을 이용한 방법에서 나타나는 접촉식이라는 단점을 해결하고 홍채인식 과정에서 발생하는 사용자의 거부감을 최소화하여 개인을 식별할 수 있는 방법이다. 물론 얼굴인식을 하기 위해선 아직 해결해야 할 많은 문제점을 가지고 있다. 사람의 얼굴이 각 개인을 식별할 수 있는 많은 정보를 가지고 있다는 장점을 가지고 있지만 얼굴을 검출하고 인식하는 과정에서 외부 환경에 많은 영향을 받는 단점을 가지고 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 새롭게 제안되고

있는 알고리즘 중에 하나가 HMM을 이용한 얼굴인식기법이다[2][3]. 기존에 제안된 HMM을 이용한 얼굴인식기법으로는 DCT계수를 이용한 HMM 얼굴인식기법이 있다[4]. DCT는 영상 데이터를 저주파 성분과 고주파 성분으로 나누는 특징을 가지고 있다. DCT로 변환된 영상은 푸리에 변환처럼 영상의 에너지가 낮은 공간주파수 쪽에 집중되는데 여기에서 저주파 성분은 부호화 되고 고주파 성분은 제거되어 저주파 성분만으로 영상을 표현한다.

본 논문에서는 컨투어렛변환에 의해 영상을 대역별로 분해한 다음 각각의 대역에 대해 주성분분석기법을 적용한 후, 최종적으로 선택적 거리측정기법에 의해 수행되는 얼굴인식 알고리즘을 제안한다. 영상을 대역별로 분해하는 웨이블릿과 달리 컨투어렛은 입력영상을 대역뿐만 아니라 각각의 대역별 방향성분을 세분화함으로써 웨이블릿에 비해 보다 많은 정보를 산출할 수 있다. 또한, 최종인식 단계에서는 각각의 대역별로 산출된 매칭도를 효과적으로 융합할 수 있는 융합기법이 요구된다. 이를 위해 본 논문에서는 가중치합법칙(sum rule), 우수후보선출법칙(best candidate vote rule), 다수선출법칙(majority vote rule) 등의 융합법칙을 적용하여 패턴 특성에 맞는 결정법칙을 제안하고자 한다.

2. Contourlet과 PCA에 의한 얼굴인식시스템

본 논문에서 구성된 얼굴인식 시스템을 그림 1에 나타냈다. 그림 1에 나타낸 제안된 시스템은 영상분해부, 특징추출부, 융합결정부 등 크게 세 부분으로 구성된다. 영상분해부에서는 2.1절에 기술할 컨투어렛변환에 의하여 영상을 대역별, 방향성분별로 분해하여 부영상을 얻는다. 특징추출부에서는 PCA에 의해 고차원의 입력영상을 주성분방향을 이용하여 저차원으로 선형 변환된 특징값을 추출한다. 최종 인식단계인 융합결정부에서는 각각의 대역별로 산출된 매칭도를 효과적으로 융합할 수 있는 방법을 적용하여 얼굴을 인식한다.

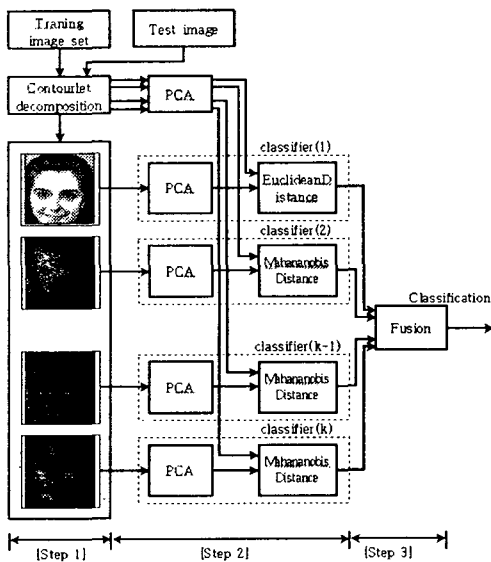


그림1. Contourlet 및 PCA에 의한 얼굴인식 시스템

2.1 Contourlet에서의 영상분할

컨투어렛은 2차원 웨이블릿 변환과 같이 다중스케일(multiscale) 개념을 이용하여 영상을 주파수 대역별로 분할한 후, 방향성 필터뱅크(directional filter bank)를 이용하여 분할된 영역내에서 영상의 방향성 정보를 얻는다. 이러한 다해상도 및 다중방향성 정보로 표현되는 컨투어렛은 2차원 웨이블릿에 비하여 자연영상의 주요 특징인 부드러운 윤곽선(smooth contour)을 효과적으로 표현할 수 있다. 그림 2에서는 컨투어렛 필터뱅크의 구조를 나타냈다. 그림 2에서 보는 바와 같이 컨투어렛 필터뱅크는 라플라스 피라미드(Laplacian pyramid)를 사용하여 원 영상을 다중스케일로 변환한 후에 얻어진 영상을 대상으로 방향성 필터뱅크를 적용하여 영상의 국소적인 윤곽선 검출이 이루어진다. 이와 같이 컨투어렛은 웨이블릿과 달리 라플라스 피라미드와 방향성 필터로 이중반향필터로 구성되어

있어, 피라미드 방향성필터뱅크(PDFB : Pyramidal directional filter bank)라고도 한다.

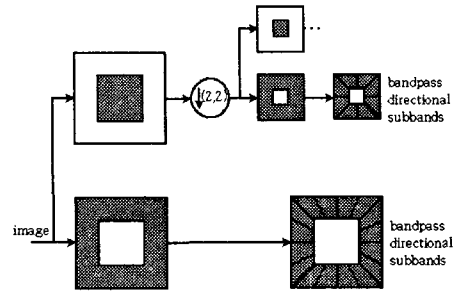


그림 2. 컨투어렛 필터뱅크

Burt와 Adelson에 의해 제안된 라플라스 피라미드는 영상을 다중스케일로 분해하기 위해 사용된다 [5]. 라플라스 피라미드 분해는 그림 3에서 보는 바와 같이 각 레벨에서 원 영상을 다운샘플링(down sampling)한 저주파수 통과 영상과 원 영상과 예측 영상과의 차를 발생하여 대역통과 영상을 만든다. 그림 3에서 H 와 G 는 각각 (저주파수 통과)해석필터와 합성필터이고, M 은 샘플링행렬을 나타낸다. 라플라스 피라미드는 오버샘플링이 발생할 수 있는 단점을 가지고 있으나, 임계샘플링된 웨이블릿변환과 달리 각 피라미드 레벨에서 주파수 성분이 서로 섞이지 않은 독립적인 대역통과 영상을 발생시키는 장점을 지니고 있다. 이러한 라플라스 피라미드의 장점은 잡음이 있는 경우에 웨이블릿에 비해 우수한 결과를 보이는 것으로 보고되고 있다[6].

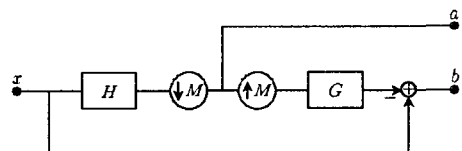


그림 3. 라플라스 피라미드의 구조

2.2 PCA에 의한 특징추출 및 분류

PCA 기법은 다변수 선형 데이터 해석에서 잘 알려진 기법이다. PCA 기법은 데이터의 분산이 최대화 되는 변환행렬을 구하고 이 변환행렬에 의해 고차원의 입력공간을 저차원의 공간으로 축소하는 기법으로 선형 특징추출과 데이터 압축 등에 널리 사용되고 있다. 상세한 설명을 위해서 다음과 같은 N 개의 샘플을 갖는 학습데이터를 고려하자.

$$Z = (z_1, z_2, \dots, z_N) \quad (1)$$

여기서, $z_i = [z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{iD}]^T$ 는 D 차원을 갖는 데이터

이며 공분산행렬은 다음과 같다.

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{m})(z_i - \bar{m})^T \quad (2)$$

$$\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \quad (3)$$

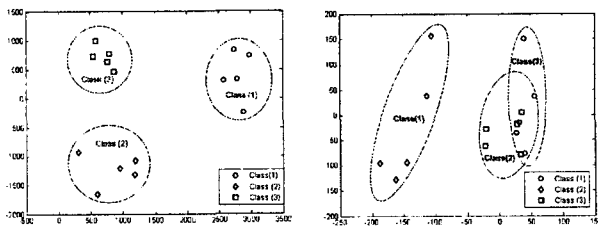
다음으로 공분산 R 의 고유값과 고유벡터를 계산한다. $W = (w_1, w_2, \dots, w_r)$ 를 r 개의 가장 큰 고유값에 대응하는 r 개의 고유벡터라 하자. 그러면 원래의 샘플 Z 의 집합에 대해서 그에 대응하는 특징벡터 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ 는 다음과 같이 Z 를 PCA-변환 공간으로 투영함으로써 얻어진다.

$$y_i = W^T(z_i - \bar{m}) \quad (4)$$

여기서, W 가 $p \times r$ 행렬이고 z_i 가 i 번째 $p \times 1$ 벡터 이면 y_i 는 i 번째 $r \times 1$ 벡터이다.

2.3 선택적 거리척도 기법에 의한 유사도 측정

본 논문에서 컨투어렛에 의해 얼굴영상을 대역별로 분해 한 후 대역별로 유사도를 산출한다. 웨이블렛 다해상도 기법을 적용한 기존 연구에서는 대역별로 동일한 거리척도기법을 적용하여 유사도를 산출하였다[7]. 그러나 컨투어렛에 의해 영상을 대역별로 분해된 경우 대역별로 산출된 특징벡터의 크기 및 특성은 대역별로 상이한 형태를 나타낸다. 그림 4에서는 저주파 영상에서 산출된 특징벡터와 고주파 영상에서 산출된 특징벡터의 일례를 나타냈다. 그림 4에서 나타낸 바와 같이 저주파 영역에서 추출된 특징벡터는 클래스별로 원형의 형태를 보이고 있는 반면, 고주파영역에서 추출된 특징벡터는 타원의 형태를 보이고 있다. 따라서 이러한 특성을 고려하지 않고 모든 대역별로 동일한 거리 척도를 적용하는 데는 문제가 있음을 알 수 있다.



(a) Subband in Lowpass (b) Subband in Highpass

그림 4. 컨투어렛에 의해 얻어진 대역별 특징벡터 분포

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 대역별로 우수한 성능을 보이는 거리척도기법을 독립적으로 선택하여 최종 융합함으로써 인식률을

향상시키고자 한다.

3. 얼굴인식 실험 및 결과

ORL 얼굴 데이터베이스는 얼굴인식 시스템의 성능을 평가하기 위하여 일반적으로 사용된다. 실험에 사용된 ORL 얼굴영상은 서로 다른 환경에서 40명으로부터 각 개인에 대하여 10장의 얼굴로 구성되어 있으며, 이 영상들은 위치, 회전, 스케일, 얼굴 감정에 변화를 주고 있다. ORL 얼굴 데이터베이스의 일부를 그림 5에 나타냈으며, 학습(traning)과 검증(testing) 영상의 집합은 각각 개인당 5장으로 임의로 선택하였다.

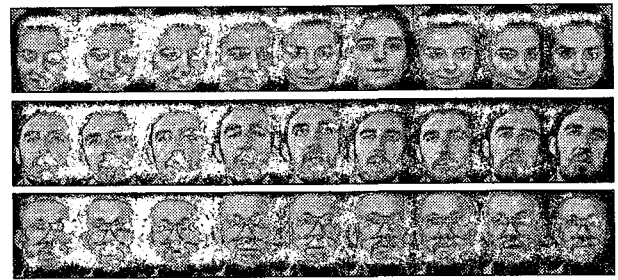


그림 5. ORL 얼굴 DB에서의 일부 얼굴영상

표 1 및 그림 6에서는 ORL DB에서 거리척도별과 융합방법별 인식결과를 나타냈다. 표 1에서 보는 바와 같이 웨이블렛과 컨투어렛 모두 가중치합 융합방법이 우수후보선출 방법과 다수결방법에 비해 우수한 결과를 나타냈다. 그림 6에서는 융합방법으로 가중치합을 적용한 경우 선택된 특징의 값에 따른 인식률은 나타났다. 그림 6에서 알 수 있는 바와 같이 기존의 유클리디안 거리척도에 기반을 둔 PCA에 의한 인식률은 특징벡터의 수가 50일 때 93.5%로 나타났으며, 기존 연구에서 사용된 유클리디안 거리척도에 기반을 둔 웨이블렛 다해상도 분석기법을 적용한 경우는 특징벡터의 수가 30, 40, 45, 50일 때 95.0%를 나타냈다. 또한 기존의 거리척도인 Euclidean 거리척도에 기반을 둔 컨투어렛 다해상도 분석기법을 적용한 경우는 특징벡터의 수가 50일 때 95.5%로 나타나 기존 방식에 비해 우수한 결과를 보였다. 마지막으로, 본 논문에서 제안한 대역별로 최적의 거리척도별, 즉 선택적 거리척도를 적용한 결과 웨이블렛을 사용한 경우 특징벡터의 수가 30, 35, 40일 때 95.0%, 컨투어렛을 사용한 경우 특징벡터의 수가 35일 때 97.5%를 나타내 가장 좋은 인식률을 나타냈다. 이상의 결과로부터 본 논문에서 제안한 선택적 거리척도 기법과 컨투어렛에 의한 얼굴인식 기법의 유용성을 확인 할 수 있었다.

표 1. ORL DB에서 거리척도별 인식률

| Distance measure | Wavelet | | | Contourlet | | |
|------------------|---------|-------|------|------------|-------|------|
| | 가중치합 | 우수 후보 | 다수결 | 가중치합 | 우수 후보 | 다수결 |
| Euclidean | 95.0 | 68.0 | 88.5 | 95.5 | 70.0 | 88.5 |
| Mahalanobis | 92.5 | 92.5 | 88.5 | 94.5 | 92.5 | 90.0 |
| Selective | 95.0 | 83.5 | 88.0 | 97.5 | 81.5 | 90.5 |

제안된 기법을 국외 영상인 ORL 데이터베이스에 적용하여 실험한 결과, 컨투어렛 방법이 웨이블릿을 적용한 높은 인식률을 보였다. 그 이유로는 컨투어렛의 특징 중 하나인 이방성으로 인해 컨투어렛에 의해 분해된 고주파수 대역이 웨이블릿에 의해 분해된 고주파수 대역 보다 더 많은 얼굴 특징을 표현할 뿐만 아니라 고주파통과 필터링함으로써 조명의 변화에 둔감하여 인식률을 높이는 데 영향을 준 것으로 분석된다.

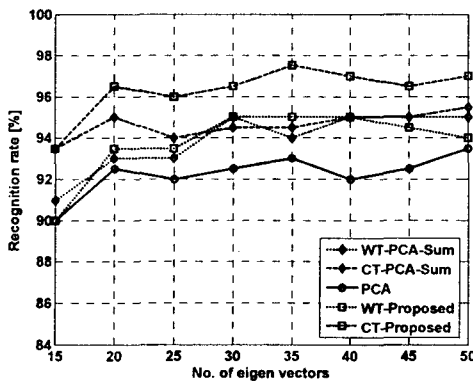


그림 6. ORL DB에 대한 적용방법과 특징의 개수에 따른 인식률

또 다른 특징인 다방향성 얼굴영상으로 분해함으로써 얼굴의 위치 또는 회전의 변화에 잘 적응한 결과로 인식률을 향상시킨 것으로 분석된다. 또한, 유사도를 선택적 거리척도방법에 의해 적용한 결과 기존의 유클리디안 거리척도에 비해 우수한 결과를 나타냈다. 이는 데이터베이스의 얼굴 영상이 주파수 대역별로 분해되었을 때 저주파수 대역은 Euclidean 거리척도에 의해 잘 표현되는 원형의 분포 형태를 가지며, 고주파수 대역은 Mahalanobis 거리척도에 의해 잘 표현되는 타원의 형태를 갖는다. 따라서 저주파수 대역에는 Euclidean 거리척도, 고주파수 대역에는 Mahalanobis 거리척도를 사용하여 최종 융합한 결과 인식률 향상을 보인 것으로 분석된다.

4. 결론

본 논문에서는 컨투어렛변환을 이용한 PCA에 기반을 둔 얼굴인식시스템을 제안하였다. 제안된

시스템은 먼저, 얼굴영상을 컨투어렛변환을 이용하여 다해상도, 방향성분별로 분해한다. 여기서 얻어진 고차원의 각각의 대역별, 방향성분별 영상에 대하여 PCA기법에 의해 저차화 한 후, 대역별로 최적의 선택적 거리척도 기법을 적용하였다. 최종 인식단계에서는 제안된 선택적 거리척도기법에 의해 대역별로 산출된 유사도를 가중치합 융합방법에 의해 최종 인식하도록 하였다. 제안된 기법의 유용성을 보이기 위해서 ORL 데이터베이스에 적용하여 실험한 결과, 대역별로 동일한 거리척도를 적용한 경우와 대역별로 선택적 거리척도를 적용한 경우 모두 컨투어렛변환에 의한 방법이 웨이블릿변환에 의한 방법보다 높은 인식률을 보임을 확인하였다. 실험결과로부터 제안된 시스템은 개인식별이나 인증에 적합한 얼굴인식 방법임을 확인하였다.

앞으로 좀 더 향상된 인식률을 얻기 위한 대역별 최적의 방향성분 개수, 그에 따른 거리척도의 선택문제, 마지막으로 이를 적절히 융합할 수 있는 방법들에 대해 연구해야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] Rodrigo de Luis-García, Carlos Alberola-López, Otman Aghzout and Juan Ruiz-Alzola "Biometric identification systems" Signal Processing, Vol. 83, Issue 12. pp. 2539-2557, December 2003.
- [2] Nefian, A.V, Hayes, M.H., III "Face detection and recognition using hidden Markov models" Image Processing, 1998. ICIIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on, Vol. 1, 4-7 Oct 1998.
- [3] "Factor analysed hidden Markov models for speech recognition", computer Speech & Language, In Press, Corrected Proof, Available online 14 November 2003.
- [4] Kohir, V.V., Desai, U.B. "Face recognition using a DCT-HMM approach" Applications of Computer Vision, 1998. WACV '98. Proceedings, Fourth IEEE Workshop on, pp.19-21 Oct. 1998.
- [5] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code," IEEE Trans. Commun., Vol. 31, No. 4, pp. 532-540, Apr., 1983.
- [6] M. N. Do and M. Vetterli, "Framing pyramids," IEEE Trans. Signal Proc., pp. 2329-2342, Sep., 2003.
- [7] Hazim Kemal Ekenel, Bulent Sankur, "Multiresolution face recognition," Image and Vision Computing, 2005.