

Contourlet 변환 및 PCA에 의한 얼굴인식

Face Recognition using Contourlet Transform and PCA

송창규* · 권석영** · 전명근**+

Chang-Kyu Song, Seok-Young Kwon, and Myung-Geun Chun

* 충북대학교 BK21 충북정보기술사업단

** 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

요 약

컨투어렛 변환은 2차원의 웨이블릿 변환을 확장한 개념으로 다중스케일과 방향성필터뱅크를 이용한다. 이러한 컨투어렛 변환은 웨이블릿 변환의 특징인 다중스케일과 시간-주파수의 지역적 특성뿐만 아니라 방향성분에 대해서도 풍부한 정보를 얻을 수 있는 장점을 가지고 있다. 본 논문에서는 컨투어렛 변환과 주성분분석기법을 이용하는 융합기법에 의한 얼굴인식 시스템을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 컨투어렛 변환에 의해 얼굴영상을 방향성 부대역 영상으로 분할한 후, 주성분분석기법을 이용하여 방향성분별로 분할된 각각의 부영상에 대하여 특징벡터를 산출한다. 그리고 최종 단계에서는 각각의 대역별로 산출된 매칭도를 효과적으로 융합할 수 있는 융합기법을 이용하여 얼굴인식을 수행한다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 ORL 얼굴영상과 CBNU 얼굴영상을 대상으로 실험한 결과 기존 방법인 PCA나 웨이블릿 변환을 이용한 방법에 비해 향상된 인식 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

Abstract

Contourlet transform is an extension of the wavelet transform in two dimensions using the multiscale and directional filter banks. The contourlet transform has the advantages of multiscale and time-frequency-localization properties of wavelets, but also provides a high degree of directionality. In this paper, we propose a face recognition system based on fusion methods using contourlet transform and PCA. After decomposing a face image into directional subband images by contourlet, features are obtained in each subband by PCA. Finally, face recognition is performed by fusion technique that effectively combines similarities calculated respectively in each local subband. To show the effectiveness of the proposed method, we performed experiments for ORL and CBNU dataset, and then we obtained better recognition performance in comparison with the results produced by conventional methods.

Key Words : Face Recognition, Contourlet Transform, PCA, Fusion Method.

1. 서 론

최근 정보통신 기술의 급속한 발달과 함께 인간의 삶의 질은 향상되어 가고 있지만, 컴퓨터 간 정보의 불법 복제 및 삭제, 불법 정보유출 등에 의한 사회적 손실 또한 증가하고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 해킹, 누출에 의해 정보가 도용될 수 없고, 또한 변경되거나 분실의 위험성이 없는 신분 검증 기법인 생체인식 기술이 각광을 받고 있다 [1]. 이와 같은 생체를 이용하는 방법 중에서 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 얼굴은 각 개인을 식별할 수 있는 많은 정보를 가지고 있는 장점이 있지만 얼굴을 검출하고 인식하는 과정에서 외부

환경에 많은 영향을 받는 단점을 가지고 있다.

얼굴인식을 위해선 우선 정확한 얼굴의 특징을 추출하는 과정이 필요하다. 특히, 얼굴의 특징은 정확하게 찾기 힘들뿐만 아니라 사람의 얼굴 특징은 대부분 비슷하기 때문에 특징 추출 시 발생하는 작은 오차가 인식에 큰 영향을 미치게 된다. 이러한 특징을 추출하는 기법 중 하나인 주성분분석(Principal Component Analysis)을 이용한 방법은 대표적인 알고리즘이긴 하나, 조명이나 환경변화에 민감하고 학습영상의 수가 증가함에 따라 계산량이 많아지는 단점을 가지고 있다 [2][3].

이러한 문제를 해결하기 위해 새롭게 제안되고 있는 알고리즘 중에 하나가 HMM을 이용한 얼굴인식기법이다 [4][5]. 기존에 제안된 HMM을 이용한 얼굴인식기법으로는 DCT계수를 이용한 HMM 얼굴인식기법이 있다 [6][7]. DCT는 영상 데이터를 저주파수 성분과 고주파수 성분으로 나누는 특징을 가지고 있다. DCT로 변환된 영상은 푸리에 변환처럼 영상의 에너지가 낮은 공간주파수 쪽에 집중되며 여기에서 저주파수 성분은 부호화 되고 고주파수 성분은 제거되어 저주파수 성분만으로 영상을 표현한다. 또한, 웨이블릿 다해상도 분석을 통하여 대역별로 얼굴영상을 분해한 후 특정 대역만을 고려하는 얼굴인식기법도 연구되고 있다 [8]. 그러나 웨이블릿은

+ 교신저자 : 전명근

접수일자 : 2007년 4월 1일

완료일자 : 2007년 5월 23일

감사의 글 : 본 연구는 한국전자통신연구원(ETRI)의 지원으로 이루어 졌음.

영상의 불연속적인 특징을 표현하는 데는 효과적이지만 영상의 윤곽을 대표하는 방향성을 표현하는 데는 한계가 있음을 알 수 있다.

컨투어렛 변환은 2차원 웨이블릿 변환과 같이 다중스케일(multiscale) 개념을 이용하여 영상을 주파수 대역별로 분할한 후, 방향성 필터뱅크(directional filter bank)를 이용하여 분할된 영역 내에서 대역별 및 방향성분별로 영상을 분해한다. 이러한 다해상도 및 다중 방향성 정보로 표현되는 컨투어렛은 2차원 웨이블릿에 비하여 자연영상이 가지는 주요 특징 중에 하나인 윤곽선(smooth contour)을 효과적으로 표현할 수 있는 장점을 갖는다[9][10]. 본 논문에서는 컨투어렛 변환에 의해 영상을 대역별로 분해한 후 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 방향성분별로 세분화함으로써 웨이블릿에 비해 보다 많은 영상의 특징 정보를 산출할 수 있다. 또한, 최종인식 단계에서는 각각의 대역에 대하여 산출된 매칭도를 효과적으로 융합할 수 있는 융합기법이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 가중치합법칙(sum rule), 우수후보선출법칙(best candidate vote rule), 다수선출법칙(majority vote rule) 등의 융합법칙을 적용하여 패턴 특성에 맞는 결정법칙을 제안한다.

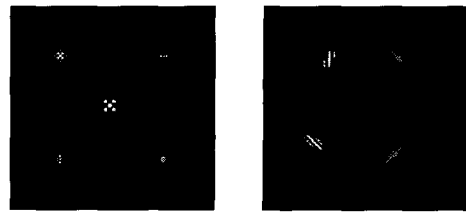
본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 사용된 컨투어렛의 이론적 고찰에 대해 알아보고 3장에서는 본 논문에서 제안한 컨투어렛 변환 및 PCA 기반 얼굴인식 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검토하고 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

2. Contourlet 변환을 이용한 영상의 다해상도 분석

컨투어렛은 2차원의 웨이블릿 변환과 같이 다중스케일(multiscale) 개념을 이용하여 영상을 주파수 대역별로 분할한 후, 방향성 필터뱅크(directional filter bank)를 이용하여 분할된 영역 내에서 영상의 방향성 정보를 얻는다. 이러한 다해상도 및 다중방향성 정보로 표현되는 컨투어렛은 2차원 웨이블릿에 비하여 자연영상의 주요 특징중 하나인 곡선의 윤곽선을 효과적으로 표현할 수 있다. 그림 1은 웨이블릿과 컨투어렛에 의해 표현된 영상을 나타낸다. 그림 1(a)에서 보는 바와 같이 웨이블릿은 영상의 불연속적인 특징을 표현하는데 효과적이지만 영상의 윤곽을 대표하는 방향성을 표현하는 데는 한계가 있음을 알 수 있다. 그러나 그림 1(b)에서 보인 컨투어렛에 의해 표현된 영상은 불연속적인 특징뿐만 아니라 영상의 방향정보까지 효과적으로 표현할 수 있음을 알 수 있다[9][10]. 이러한 특징으로 인하여 컨투어렛 변환은 자연영상의 주요 특징인 윤곽선을 효과적으로 표현한다.

그림 2에서는 컨투어렛 변환의 필터뱅크 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 방향필터의 이중 반복

필터로 구성되어 있어, 피라미드 방향필터뱅크(PDFB : pyramidal directional filter bank)라고도 한다.



(a) Basis functions of 2-D wavelet (b) Basis functions of contourlets

그림 1. 웨이블릿과 컨투어렛에 의한 영상 표현
Fig. 1. Contourlet and wavelet representation for images

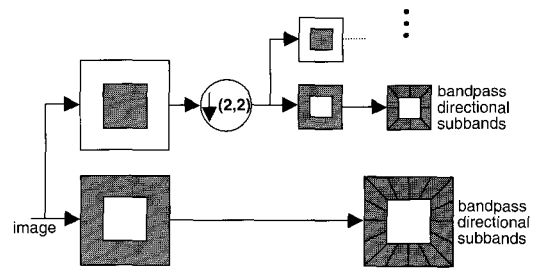


그림 2. 컨투어렛 필터뱅크
Fig. 2. The Contourlet filter banks

Burt와 Adelson에 의해 제안된 라플라스 피라미드는 영상을 다중스케일로 분해하기 위해 사용된다[11]. 라플라스 피라미드 분해는 그림 3에서와 같이 각 레벨에서 원 영상을 다운샘플링(down sampling)한 저주파통과 영상과 원 영상과 예측 영상과의 차를 발생하여 대역통과 영상을 만든다. 그림 3에서 H 와 G 는 각각 (저주파통과)해석필터와 합성필터이고, M 은 샘플링행렬을 나타낸다. 라플라스 피라미드는 오버샘플링이 발생할 수 있는 단점을 가지고 있으나, 임계샘플링되는 웨이블릿 변환과 달리 각 피라미드 레벨에서 주파수 성분이 서로 섞이지 않는 독립적인 대역통과 영상을 발생시키는 장점을 지니고 있다. 즉, 웨이블릿 변환의 필터뱅크에서는 다운샘플링 후에 고대역 채널과 저대역 채널 간에 영상정보가 겹쳐질 가능성이 있으나, 라플라스 피라미드에서는 저주파수 통과 채널만을 다운 샘플링함으로써 주파수성분이 겹치는 단점을 해결할 수 있다. 특히, 이러한 라플라스 피라미드의 장점은 잡음이 있는 경우에 웨이블릿에 비해 우수한 결과를 보이는 것으로 보고되고 있다[12].

방향성 필터는 그림 4에서와 같은 쉘기 모양의 주파수 분할을 갖는 2^l 개의 부대역(subband)을 생성하는 l -레벨 이진트리 분해(binary tree decomposition)를 통하

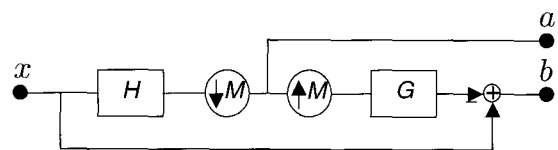


그림 3. 라플라스 피라미드의 구조
Fig. 3. Laplacian pyramid scheme for analysis

여 효과적으로 구현할 수 있다. 여기서, 방향성 필터뱅크는 $l=3$ 이며, $2^3=8$ 개의 실제 쉐기 모양의 주파수 대역이 존재한다. 부대역 0-3은 대부분 수평방향에 대응하는 반면, 부대역 4-7은 수직방향에 대응한다. M. N. Do는 입력영상의 조절이 필요 없는 분해트리 확장을 위한 간단한 규칙을 갖는 새로운 방향성 필터뱅크를 제안하였다[13]. 이 방법에서는 방향성 필터뱅크를 두 개의 빌딩블록으로 구성된다. 첫 번째 빌딩블록은 2차원 스펙트럼을 두 개의 수평, 수직방향으로 나누는 팬필터(fan filter)를 갖는 2채널 Quincunx 필터뱅크[14]이고, 두 번째 빌딩블록은 영상의 샘플들을 단지 순서를 맞추기 위한 전단연산자(shearing operators)를 이용한다. 즉, 2채널 필터뱅크 전후에서 각각 한 쌍의 전단연산자를 더하고 그것의 역을 취함으로써 완전복구가 이루어지는 동안 다른 방향성 주파수 분할을 얻는다. 방향성 필터뱅크에서 중요한 점은 그림 4에서와 같이 원하는 2차원 스펙트럼 분할을 얻기 위하여 이진 트리구조로 된 필터뱅크의 각 노드에서 quincunx 필터뱅크의 2방향 분할과 함께 적절한 전단연산자를 사용해야 한다[13].

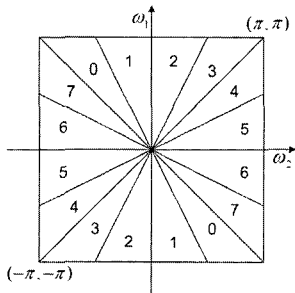


그림 4. $l=3$ 인 필터뱅크의 주파수 분할
Fig. 4. Directional filter bank frequency partitioning where $l=3$

3. Contourlet 변환과 PCA에 의한 얼굴인식 시스템

본 논문에서 제안한 얼굴인식 시스템을 그림 5에 나타냈다. 그림 5의 제안된 시스템은 영상분해부, 특징추출부, 융합결정부 등 크게 세 부분으로 구성된다. 영상 분해부에서는 2절에서 기술한 컨투어렛 변환에 의하여 영상을 대역별, 방향성분별로 분해하여 부대역 영상을 취득한다. 특징추출부에서는 부대역 영상을 PCA를 이용하여 고차원의 입력영상을 주성분방향을 이용하여 저차원으로 선형 변환된 특징 값을 추출한다. 마지막으로, 인식단계인 융합결정부에서는 각각의 대역별로 산출된 매칭도를 효과적으로 융합할 수 있는 방법을 적용한다. 각각 단계별로 설명하면 다음과 같다.

3.1 PCA에 의한 특징추출 및 분류

PCA 기법은 다변수 선형 데이터 해석에서 잘 알려진 기법으로 데이터의 분산이 최대화 되는 변환행렬을 구하고, 이 변환행렬에 의해 고차원의 입력공간을 저차원의 공간으로 축소하는 기법이며, 선형 특징추출과 데이터 압축 등에 널리 사용되고 있다.

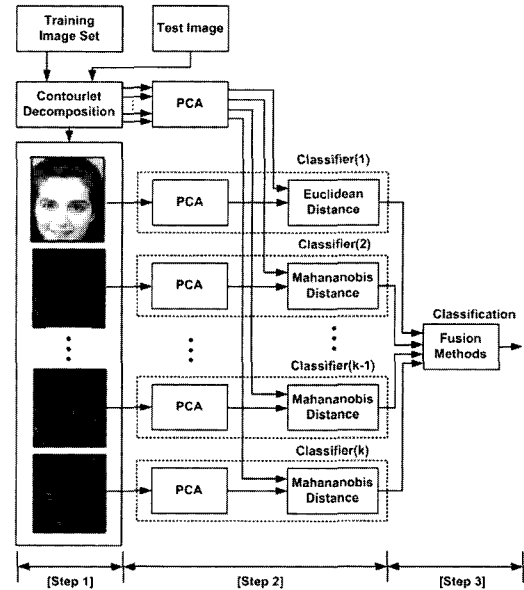


그림 5. Contourlet 및 PCA에 의한 얼굴인식 시스템

Fig. 5. Face recognition system based on Contourlet and PCA

상세한 설명을 위해서 다음과 같은 N 개의 샘플을 갖는 학습데이터를 고려하자.

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

여기서, $z_i = [z_i^1, z_i^2, \dots, z_i^d]$ 는 d 차원을 갖는 데이터이며 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 $p \times 1$ 벡터이면 y_i 는 i 번째 $r \times 1$ 벡터이다.

3.2 선택적 거리척도 기법에 의한 유사도 측정

학습 영상과 검증영상에 대하여 PCA에 의해 특징벡터를 산출한 후 다음 단계에서는 인식하고자 하는 검증영상과 미리 구축된 학습영상과의 유사도를 거리척도 기법에 근거하여 계산한 후, 계산된 유사도 값들 중에서 매칭도가 높은 얼굴을 인식한다. 인식을 위하여 검증영

상과 입력영상의 유사도를 산출하기 위하여 기존 연구에서는 Euclidean 기반 거리척도 기법이 널리 사용되고 있다. 일반적으로 Euclidean 기반 거리척도기법은 고유벡터의 방향으로 사상된 특징벡터의 형태가 원형인 경우 우수한 결과를 나타내는 반면에 특징벡터의 형태가 타원이거나 검증영상의 특징벡터와 훈련영상의 특징벡터의 크기가 서로 다른 경우 정확하게 유사도를 산출하지 못하는 문제를 가진다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 입력데이터의 중심점을 찾는 클러스터링에서는 Euclidean 거리측정 방법 대신에 Mahalanobis 거리측정 방식이 사용된다[15].

본 논문에서는 컨투어렛에 의해 얼굴영상을 대역별로 분해 한 후 대역별로 유사도를 산출한다. 웨이블렛 다해상도 기법을 적용한 기존 연구에서는 대역별로 동일한 거리척도기법을 적용하여 유사도를 산출하였다[16]. 그러나 컨투어렛에 의해 영상을 대역별로 분해된 경우 대역별로 산출된 특징벡터의 크기 및 특성은 대역별로 상이한 형태를 나타낸다. 그림 6에서는 저주파 영상에서 산출된 특징벡터와 고주파 영상에서 산출된 특징벡터의 일례를 나타냈다. 그림 6에서 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 대역에 대하여 동일한 거리척도를 적용하는 것은 문제가 있음을 알 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 대역별로 성능이 우수한 거리척도기법을 독립적으로 선택하여 최종 융합함으로써 인식률을 향상시키고자 한다. 즉, 저주파 대역에서 입력영상과 검증영상의 유사도는 Euclidean 거리측정방법을 이용하고, 고주파 대역에서는 Mahalanobis 거리측정방법을 이용하는 선택적 거리측정방법에 의한 유사도 산출 방법을 제안하고 적용하고자 한다.

3.3 융합결정에 의한 최종 얼굴인식

최종 분류를 위해선 구간별 특징벡터를 효과적으로 융합하여 인식률을 향상시킬 수 있는 융합 분류기의 설계가 요구된다. 본 논문은 융합방법으로 가중치합기법(sum rule), 우수후보선출기법(best candidate vote rule), 다수선출 기법(majority vote rule)을 적용하였다. 즉, 세 가지 융합기법들을 적용하여 가장 우수한 성능을 보이는 융합기법을 선택함으로써 얼굴을 인식하게 된다. 이 세 융합기법에 대해 간단히 기술하면 다음과 같다.

먼저, 의사결정법칙의 상세한 설명을 위해, $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c\}$ 는 c 개의 클래스 라벨의 집합이라 하고, $D_i = [d_1(O_i), d_2(O_i), \dots, d_c(O_i)]$ 는 c -차원 벡터를 갖는 분류기(classifier)의 출력

이라 하자. 여기서, O_i 는 i 번째 입력 특징이다. 예를 들어, k 개로 입력영상을 대역별로 분해한 경우 각각의 대역에 대한 출력 값은 다음과 같다.

- 1번째 대역: $o_1[1], o_2[1], \dots, o_c[1]$
- 2번째 대역: $o_1[2], o_2[2], \dots, o_c[2]$
- ⋮
- k 번째 대역: $o_1[k], o_2[k], \dots, o_c[k]$

우선, 가중치합 기법에 기반을 둔 의사결정은 모든 대역에 대한 각 클래스의 유사도의 합으로 계산된 대역별 출력 값을 식 (5)에 의해 계산한 후, 식(6)에 의해 이들 중에서 가장 우수한 유사도를 갖는 클래스를 선택함으로써 수행된다.

$$O_i = \sum_{j=1}^k o_i[j], \quad i = 1, 2, \dots, c, \tag{5}$$

$$i_o = \arg \min_i (O_i) \tag{6}$$

우수후보선출 기법은 식 (7)에서 보는 바와 같이 모든 대역에 대한 i 번째 클래스에 대한 유사도 값 중 가장 최소인 유사도 값을 선택한다. 그리고 최종 인식단계에서는 식 (8)에 의해 가장 우수한 유사도를 갖는 클래스를 선택함으로써 수행된다.

$$O_i = \min(o_i[1], o_i[2], \dots, o_i[k]), \quad i = 1, 2, \dots, c \tag{7}$$

$$i_o = \arg \min_i (O_i) \tag{8}$$

다수선출 기법은 각 대역에 대해서 가장 우수한 유사도를 갖는 클래스의 개수의 합으로 계산된 지수값을 식 (9)에 의해 산출 한 후, 식 (10)에 의해 지수값을 최대로 갖는 클래스를 선택함으로써 최종 인식이 수행된다.

$$O_i = \sum_{j=1}^k e_i[j] \tag{9}$$

여기서,

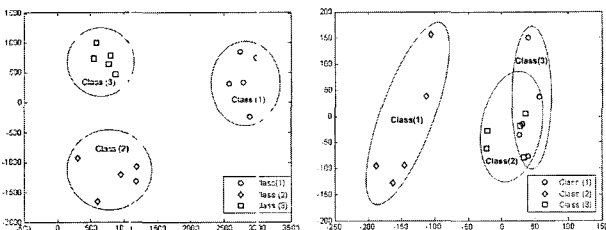
$$e_i(j) = \begin{cases} 1, & \text{if } e_i(j) = \min[e_1(j), e_2(j), \dots, e_c(j)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$i_o = \arg \max_i (O_i) \tag{10}$$

4. 얼굴인식 실험 및 결과

4.1 ORL 얼굴 DB를 이용한 실험

ORL 얼굴 DB는 얼굴인식 시스템의 성능을 평가하기 위하여 일반적으로 사용된다. 실험에 사용된 ORL 얼굴 영상은 서로 다른 환경에서 40명으로부터 각 개인에 대하여 10장의 얼굴로 구성되어 있으며, 이 영상들은 위치, 회전, 스케일, 얼굴 감정에 변화를 주고 있다. 회전에서 변화는 최대 20도 회전하였고, 스케일에서 변화는 사람과 비디오카메라 사이에 거리를 변화시켰다. 또한 어떤 사람에 대해서는 안경착用に 변화를 주었고, 서로 다른



(a) Subband in Lowpass (b) Subband in Highpass
 그림 6. 컨투어렛에 의해 얻어진 대역별 특징벡터 분포
 Fig. 6. Feature vectors in subbands by Contourlet

시간에 영상을 얻었다. 각 영상들은 디지털화되고 0에서 255까지의 그레이 값을 갖는 112×92 크기의 영상으로 나타내어진다. ORL 얼굴 데이터베이스의 일부를 그림 7에 나타냈으며, 학습(training)과 검증(testing) 영상의 집합은 각각 개인당 5장으로 임의로 선택하였다.



그림 7. ORL 얼굴 DB에서의 일부 얼굴영상
Fig. 7. Some face images of ORL dataset

표 1 및 그림 8에서는 ORL DB에서 거리척도별과 융합방법별 인식결과를 나타냈다. 표 1에서 보는 바와 같이 웨이블릿과 컨투어렛 모두 가중치합 융합방법이 우수후보방법과 다수결방법에 비해 우수한 결과를 보이는 것으로 나타났다. 웨이블릿에 대해서 가중치합 융합방법과 거리척도별로 분석해 보면, Euclidean 거리척도를 적용한 경우 95.0%, Mahananobis 거리척도를 적용한 경우 92.5%, 제안된 선택적 거리척도방법을 적용한 경우 95%의 인식률을 나타냈다. 이 결과로부터 웨이블릿을 적용한 경우 Euclidean 방법과 제안된 선택적 거리척도방법 간의 인식률 차이는 나타나지 않았다. 컨투어렛에 대해서 가중치합 융합방법과 거리척도별로 분석해 보면, Euclidean 거리척도를 적용한 경우 95.5%, Mahananobis 거리척도를 적용한 경우 94.5%, 제안된 선택적 거리척도방법을 적용한 경우 97.5%의 인식률을 나타냈다.

표 1. ORL DB에서 거리척도별 인식율
Table 1. Recognition rate according to distance measures for ORL DB

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
Mahananobis	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

그림 8에서는 융합방법으로 가중치합을 적용한 경우 선택된 특징의 값에 따른 인식률은 나타났다. 그림 8에서 알 수 있는 바와 같이 기존의 Euclidean 거리척도에 기반을 둔 PCA에 의한 인식률은 특징벡터의 수가 50일 때 93.5%로 나타났으며, 기존 연구에서 사용된 Euclidean 거리척도에 기반을 둔 웨이블릿 다해상도 분석기법을 적용한 경우는 특징벡터의 수가 30, 40, 45, 50 일 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.

다. 마지막으로, 본 논문에서 제안한 대역별로 최적인 거리척도별, 즉 선택적 거리척도를 적용한 결과 웨이블릿을 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 컨투어렛 변환에 의한 얼굴인식 기법의 유용성을 확인할 수 있었다.

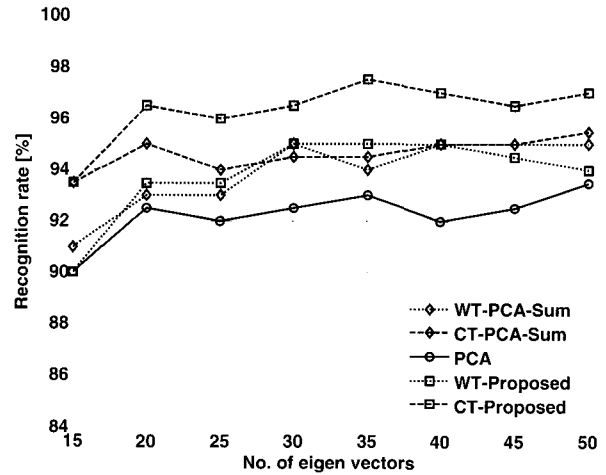


그림 8. ORL DB에 대한 적용방법에 따른 특징의 개수에 따른 인식률

Fig. 8. Recognition rate according to applied methods and number of features for ORL DB

4.2 CBNU 얼굴 DB를 이용한 실험

CBNU 얼굴 데이터베이스는 20명으로부터 얼굴의 각도와 조명의 변화를 가진 200장의 얼굴 영상으로 구성되어 있다. 각 개인에 대한 전체 영상의 수는 10장이고 원 영상의 크기는 640×480이며, 얼굴 영상들은 0과 255의 그레이 값을 가진 320×240 화소 배열로 재조정하였다. CBNU 얼굴 데이터베이스의 일부를 그림 9에 나타냈으며, 학습(training)과 검증(testing) 영상의 집합은 각각 개인당 5장으로 임의로 선택하였다.



그림 9. CBNU 얼굴 DB에서의 일부 얼굴영상
Fig. 9. Some face images of CBNU dataset

표 2와 그림 10에는 CBNU DB를 대상으로 실험한 결과를 나타냈다. 융합방법으로는 ORL 영상에서 가장 우수한 것으로 나타난 가중치합 융합방법을 적용하였다. 표 2에서 보는 바와 같이 기존의 Euclidean 거리척도에 기반을 둔 융합방식의 경우 PCA, 웨이블릿+PCA 및 컨투어렛+PCA 모두 91%의 인식률을 보였다. 웨이블릿에

의해 다중 분해된 영상을 융합하는 기존 연구에서는 다중 대역 중 인식률이 높게 나타나는 저주파 대역에 가중치를 부여하여 인식률을 높이게 하였다. 그러나 본 연구에서는 제안된 거리척도 방식의 객관적 타당성을 비교하기 위해 특정대역에 가중치를 부여하지는 않았다. 제안된 선택적 거리척도 기법을 적용한 결과 웨이블렛+PCA인 경우 인식률이 93%, 컨투어렛+PCA인 경우 인식률이 97% 보여 기존의 PCA만을 사용한 경우보다 6%의 인식률 향상을 나타냈다. 이상의 결과로부터 제안된 컨투어렛의 유용성과 선택적 거리척도 기법의 타당성을 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

표 2. 제안된 방법에 따른 인식률
Table 2. Recognition Rate according to Applied Methods

적용방법	거리척도	인식률 (%)
PCA	Euclidean	91
WT+PCA	Euclidean	91
CT+PCA	Euclidean	91
WT+PCA-Proposed	Selective distance	93
CT+PCA+Proposed	Selective distance	97

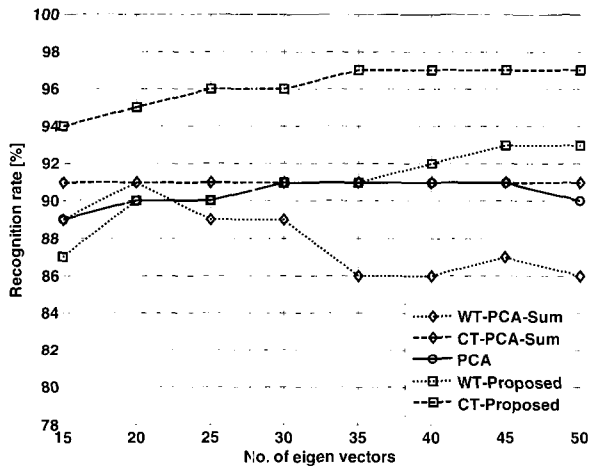


그림 10. CBNU DB에 대한 적용방법과 특징의 개수가 따른 인식률

Fig. 10. Recognition rate according to applied methods and number of features for CBNU DB

제안된 기법을 국외 영상인 ORL 데이터베이스와 국내 영상인 CBNU 얼굴 데이터베이스에 적용하여 실험한 결과, 컨투어렛 방법이 웨이블렛을 적용한 것 보다 높은 인식률을 보였다. 이러한 이유는 컨투어렛의 특징 중 하나인 이방성(anisotropy)으로 인해 컨투어렛에 의해 분해된 고주파수 대역이 웨이블렛에 의해 분해된 고주파수 대역 보다 더 많은 얼굴 특징을 표현할 뿐만 아니라, 고주파통과 필터링함으로써 조명의 변화에 둔감하여 인식률을 높이는데 영향을 준 것으로 분석된다. 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 Euclidean 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 저주파 대역에는 Euclidean 거리척도, 고주파 대역에는 Mahalanobis 거리척도를 사용하여 최종 융합한 결과 인식률 향상을 보인 것으로 분석된다.

4. 결 론

본 논문에서는 컨투어렛 변환을 이용한 PCA에 기반을 둔 얼굴인식시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 컨투어렛 다해상도 기법을 이용하여 하나의 얼굴에 대한 대역별, 방향성분별 얼굴특징을 취득하였다. 다음으로 고차원의 입력영상을 PCA 기법에 의해 방향성분별로 특징 값을 추출한 후, 대역별로 최적인 선택적 거리척도 기법을 적용하였다. 최종 인식단계에서는 제안된 선택적 거리척도기법에 의해 대역별로 산출된 유사도를 가중치 합 융합방법에 의해 최종 인식하도록 하였다. 제안된 기법을 국외 영상인 ORL 데이터베이스와 국내 영상인 CENU 얼굴 데이터베이스에 적용하여 실험한 결과, 컨투어렛을 이용한 방법이 웨이블렛을 이용한 방법보다 높은 인식률을 보였다. 따라서 본 논문에서 제안된 컨투어렛과 PCA에 기반을 둔 융합기법에 의한 얼굴인식 알고리즘은 다해상도 다방향성 정보를 동시에 효율적으로 이용할 수 있을 뿐만 아니라, 사용된 특징벡터의 동일 클래스 내와 다른 클래스간의 분포에 따라 저주파수 대역에서는 Euclidean 거리, 고주파수 대역에서는 Mahalanobis 거리에 대하여 충분히 떨어져 있어 제안된 선택적 거리 방법이 개인 식별이나 인증에 적합한 얼굴인식 방법임을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [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] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuro-science, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [3] P. Belhumeur, J. Hespanha, D. 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.
- [4] Nefian, A.V, Hayes, M.H., III "Face detection and recognition using hidden Markov models," Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on, Vol. 1, 4-7 Oct 1998.
- [5] A-V.I.Rosti, M.J.F. Gales, "Factor analysed hidden Markov models for speech recognition," com-

저 자 소 개

puter Speech & Language, Vol. 18, Issue 2, pp. 181-200, April 2004.

[6] Nefian, A.V., Hayes, M.H., III "Hidden Markov models for face recognition," Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1998. ICASSP '98. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on, Vol. 5, pp. 12-15, May 1998.

[7] 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.

[8] Keun-Chang Kwak and Pedrycz, W., "Face recognition using fuzzy Integral and wavelet decomposition method," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part B, Vol. 34, Issue 4, pp. 1666-1675, Aug. 2004.

[9] Duncan D.Y.Po, Minh N. Do, "Directional Multiscale Modeling of Images using the Contourlet Transform", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 15, Issue 6, pp. 1610-1620, June 2006.

[10] Minh N. Do, Martin Vetterli, "The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 14, Issue 12, pp. 2091-2106, Dec. 2005.

[11] 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.

[12] M. N. Do and M. Vetterli, "Framing pyramids," IEEE Trans. Signal Proc., pp. 2329-2342, Sep., 2003.

[13] M. N. Do, Directional multiresolution image representations, Ph.D. dissertation, Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne, Switzerland, December 2001, <http://www.ifp.uiuc.edu/~minhdo/publications>.

[14] M. Vetterli, "Multidimensional subband coding: Some theory and algorithms," Signal Proc., Vol. 6, No. 2, pp. 97-112, Feb., 1984.

[15] Han-Xiong Li and Shaocheng Tong, "A Hybrid Adaptive Fuzzy Control for A Class of Nonlinear MIMO Systems," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 11, No. 1, pp. 24-34, 2003.

[16] Hazim Kemal Ekenel, Bulent Sankur, "Multi-resolution face recognition," Image and Vision Computing, 2005.



송창규(Chang Kyu Song)

1995년 : 충북대학교 전기공학과(학사)
 1997년 : 충북대학교 전기공학과(공학석사)
 2006년 : 충북대학교 전기공학과(공학박사)
 2006년~현재 : 충북대학교 BK21 충북정보기술사업단 Postdoc.

관심분야 : 영상처리, 영상압축, 패턴인식, 지능시스템
 E-mail : sckyu@chungbuk.ac.kr



권석영(Seok Young Kwon)

2006년 : 충북대학교 전자공학과(학사)
 2006년~현재 : 충북대학교 제어계측공학과 석사과정

관심분야 : 생체인식, 임베디드 프로그래밍, 패턴인식, MFC 프로그래밍, 로봇공학



전명근(Myung Geun Chun)

1987년 : 부산대학교 전자공학과(학사)
 1989년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
 1993년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)

1993년~1996년 : 삼성전자 자동화연구소 선임연구원

2000년~2001년 : University of Alberta 방문교수

1996년~현재 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

관심분야 : Biometrics, 정보보호, 지능시스템

Phone : 043) 261-2388

Fax : 043) 268-2386

E-mail : mgchun@chungbuk.ac.kr