

방향성 필터 뱅크를 이용한 홍채인식

준회원 박철현*, 오상근*, 곽동민*, 오종환*, 정회원 이준재**, 박길흠*

Iris Recognition Using Directional Filter Bank

Chul-hyun Park*, Sang-keun Oh*, Dong-min Kwak*, Jong-hwan Oh* Associate Members

Joon-jae Lee**, Kil-houm Park* Regular Members

요약

본 논문에서는 방향성 필터 뱅크(Directional Filter Bank)를 이용한 새로운 홍채인식 방법을 제안한다. 제안한 방법은 방향성 필터 뱅크를 이용하여 영상의 특정 위치에서의 방향 정보를 정확하게 얻어내고, 별도의 저역 통과 필터를 단순히 방향성 필터 뱅크에 앞단에 추가함으로써 다중 스케일 상의 특징을 추출한 다음 매칭에 사용될 홍채 코드를 생성한다. 방향성 필터 뱅크를 이용하여 필터링된 값을 부호에 따라 두개의 값으로 양자화하고 일정한 간격으로 샘플링하여 홍채 코드를 생성한다. 그 다음 저역 통과된 영상을 방향성 필터 뱅크의 새로운 입력으로 넣어 동일한 방법으로 다른 스케일에서의 홍채 코드를 생성한다. 이와 같이 서로 다른 세 개의 스케일에서 얻은 홍채 코드를 결합하여 최종 홍채코드를 완성한다. 입력된 영상의 홍채코드와 데이터베이스에 있는 홍채 영상의 코드를 비교하여 최소거리를 가지는 홍채 영상을 찾음으로써 인식을 수행한다. 본 논문에서는 실험을 통해 제안한 방법이 홍채 패턴의 다양한 정보를 특정 위치에서의 방향 성분과 주파수 정보로 잘 표현함으로써 개인식별에 효율적으로 적용될 수 있음을 보였다.

ABSTRACT

We propose a new iris recognition method using a directional filter bank (DFB). The proposed method obtains accurate directional information using a DFB, and extracts the features on multiple scales by adding a low pass filter before the DFB, and then generates an iris code used for subsequent matching. The resultant subband outputs through the DFB are thresholded using a zero value and one part of an iris code is then generated by sampling the thresholded subband outputs. As such, the low pass filtered image is fed into the DFB to construct an additional code at different scales. The overall iris code is completed by combining the codes obtained at three different scales. Recognition is performed by finding the class to which the iris image with the minimum distance in the database belongs. Experimental results showed that the proposed method could be used successfully for personal identification and verification.

1. 서론

최근 인간의 생체 정보를 이용하여 개인의 식별 및 인증을 수행하는 생체계측학(Biometrics)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이는 기존의 개인 인증 방법으로 주로 사용되었던 암호나 열쇠를 이용한 방법들이 분실, 도난, 위조 등의 위험이 존재하

기 때문이다. 지금까지 인증이나 식별에 사용된 생체 정보로는 홍채, 지문, 망막, 음성 및 얼굴 등이 있으며 그 중에서 홍채는 신뢰성과 인증 과정의 편의성 면에서 다른 방법에 비해 많은 장점을 지니고 있다.

홍채 패턴은 태아가 8개월 정도가 되면 형태가 거의 완성되고 그 모양이 일생을 거쳐 거의 변하지

* 경북대학교 전자공학과 영상신호처리연구실(nagne@palgong.knu.ac.kr)

** 동서대학교 인터넷공학부

않는다. 그리고 개인마다 고유한 홍채 패턴을 지니고 있는데, 동일인의 경우 좌, 우 홍채 패턴의 모양도 다르고 심지어 일관성 쌍생아의 경우에도 그 패턴이 다르다. 따라서 홍채는 개인 식별을 위해 사용되는 생체정보로서 기본적으로 요구되는 유일성, 불변성 등을 충분히 갖추고 있다. 그 외에도 홍채를 이용한 생체 인식 방법은 지문과 같이 센서에 손가락을 접촉해야 하는 방식이 아닌 일정한 거리만큼 떨어진 위치에 있는 카메라를 이용하여 영상을 획득하는 비접촉식이므로 피검자의 거부감이 적다는 장점도 가지고 있다. 그리고 홍채가 원의 모양을 가지고 있고 주위의 공막(흰자위)에 비해 상대적으로 어두워 홍채영역의 검출이 용이하다. 따라서 위치, 크기, 그리고 회전에 강인한 인식 방법을 구현하기 쉽다는 특징을 가지고 있다.

기존의 홍채 인식 방법으로는 Daugman^[1]의 2차원 Gabor 웨이브릿을 이용한 방법, Wildes 등^[2]의 라플라시안 피라미드(Laplacian Pyramid)를 이용한 방법, Boles 등^[3]의 1차원 웨이브릿 변환 영역에서의 영 교차점 정보를 이용한 방법, 그리고 Lim 등^[4]의 Haar 웨이브릿을 이용한 방법 등이 있다.

Daugman 시스템은 Gabor 웨이브릿 변환된 값의 실수부와 허수부의 부호를 기준으로 4개의 값으로 양자화된 위상 코드를 이용하여 홍채코드를 구성한 뒤 매칭을 수행한다. 이 시스템에 사용된 방법은 영상을 Gabor 웨이브릿을 이용하여 주파수와 방향 별 대역으로 나누어 그 정보를 이용하여 홍채코드를 생성한다. 이 방법은 영상을 특정 위치에서의 주파수 성분과 방향 성분으로 잘 표현해 준다는 장점이 있으나, 일반적으로 Gabor 필터를 사용하는 방법은 계산량이 많은 것으로 알려져 있다. Wildes는 다중 스케일 정보를 이용하기 위해 라플라시안 피라미드 방법을 사용하였고, Lim 등은 특징 벡터 추출을 위해 Haar 웨이브릿을 이용하였다. 이 두 가지 방법은 각각 다해상도 정보를 효율적으로 이용하고 다른 방법에 비해 특징 벡터의 크기가 작다는 장점이 있으나, 특정 위치에서의 다양한 방향정보를 세밀하게 이용하지 않는다는 단점을 가진다. Boles는 홍채의 2차원 정보 대신에 홍채의 중심에서부터 특정 거리에 있는 1차원 신호를 웨이브릿 변환한 결과에서 영 교차점의 위치를 이용해 매칭을 수행하였다. 이 방법은 2차원 신호 대신 1차원 신호를 사용한다는 차별성은 있으나 충분한 양의 데이터베이스에 의해 검증되지 않았다는 단점을 가지고 있다.

스케일에서의 공간 정보와 방향 정보를 더 잘 표현하고, 효과적으로 홍채코드를 생성하는 홍채인식 방법을 제안한다. 제안한 방법은 방향성 필터 뱅크를 이용하여 영상의 특정 위치에서의 방향정보를 정확하게 얻어내고, 별도의 지역 통과 필터를 단순히 방향성 필터 뱅크에 앞단에 추가함으로써 다중 스케일 상의 특징을 추출하여 매칭에 사용될 홍채 코드를 생성한다. 본 논문에서는 제안한 방법을 434장의 홍채 영상에 적용해보고, 기존의 방법 중에 Gabor 웨이브릿과 Haar 웨이브릿을 이용한 방법과 그 성능을 비교해 본다. II장에서는 홍채 영상의 획득 및 홍채 영역 검출 과정을 소개하고 III장에서 방향성 필터 뱅크를 이용한 홍채 코드 생성 방법을 기술한다. 그리고 IV장에서 실험 결과를 살펴보고 V장에서 결론을 맺는다.

II. 홍채영상 획득 및 홍채영역 검출

인식에 사용될 홍채 영상은 디지털 캠코더에 의해 약 15cm 거리에서 획득되는데, 일반적으로 획득된 영상은 조명에 의한 글린트나 눈썹과 눈꺼풀에 의한 가림과 같은 잡음 성분을 많이 포함하고 있다. 따라서 홍채 패턴에서 그러한 잡음성분을 제거하기 위한 전처리 단계가 필수적으로 요구된다. 제안한 방법에서는 대부분의 잡음 성분을 포함하고 있는 영역을 찾아서 그 부분을 제외시킴으로써 전처리를 수행한다.

홍채 영상을 획득한 뒤 Daugman^[1]이 사용한 원형 검출기를 이용하여 그림 1의 (b)에서와 같이 홍채의 안쪽, 바깥 쪽 경계를 찾아낸다. 검출된 홍채 영역은 다음 단계에서의 처리상의 편의를 위해 극좌표계로 변환된다. 동공과 홍채의 중심은 일반적으로 일치하지 않으므로 좌표계를 극좌표계로 전환할 때, 각각의 중심 좌표와 반지름 정보를 이용하고 획득된 영상에서의 홍채 크기에 상관 없이 홍채 영역의 동일한 부분에 대한 매칭이 이루어질 수 있도록 그림 2에서와 같이 일정한 크기로 정규화한다. 본 논문에서는 홍채 영역을 가로(θ) 416 픽셀, 세로(R) 80 픽셀이 되도록 정규화하여 실험하였다. 이렇게 추출된 홍채 영역에서 조명에 의한 반사와 눈꺼풀에 의해 가려진 위, 아래 90° 부분을 제외시키고 그림 2에서와 같이 좌, 우 90° 영역 중에서 반지름(r)이 0.5R 보다 작은 영역(208×40)만을 이용하여 홍채코드를 구성한다.

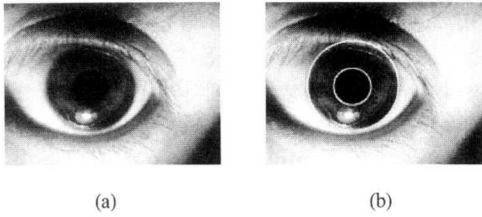


그림 1. 홍채 원 영상과 추출된 홍채 영역 (a) 원 영상 (b) 추출된 홍채 영역

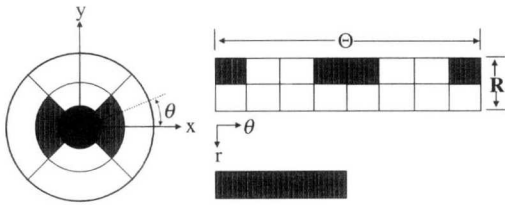


그림 2. 극 좌표계로 변환된 홍채 영역과 매칭에 사용될 홍채 영역

III. 홍채 코드 생성

3.1 방향성 필터 뱅크

방향성 필터 뱅크는 영상의 2차원 주파수 스펙트럼을 그림 3의 (a)에서와 같이 썩기 모양의 방향별 대역으로 나누어준다. 8대역 방향성 필터 뱅크를 통하여 그림 3의 (b)에서와 같은 8개의 방향별 대역 영상을 얻을 수 있다. 방향성 필터 뱅크는 처음 Bamberger와 Smith에 의해 제안된 것으로 본 논문에서 사용한 방법은 주파수 혼합 현상(frequency scrambling)을 제거한 방법이다.^[5,6]

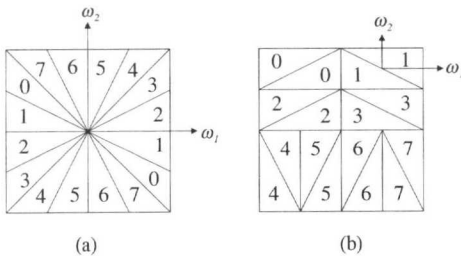


그림 3. 8대역 방향성 필터 뱅크의 주파수 분할 맵 (a) 입력 (b) 8개의 부대역 출력

방향성 필터 뱅크는 그림 4에서와 같이 기본적으로 저역 통과 필터(H_0), Quincunx 다운 샘플러(Q), 다이아몬드 변환 행렬(R), 모듈레이터($e^{-j\omega_1\pi}$), 역 샘플링 행렬(B)로 구성되어 있다. Quincunx 다운 샘플러는 45도 회전하면서 다운 샘플링하는 특성을

지니고 있다. 따라서 고정된 크기의 다이아몬드 형태의 저역 통과 필터를 구성해 놓은 다음 모듈레이터를 이용해 구성해 놓은 필터를 사용할 수 있도록 변조하고 구성해 놓은 필터를 이용해 저대역과 고대역 부분으로 나눈 다음 다운 샘플링한다.

하나의 단계를 거치게 되면 영상은 그림 5의 (a)에서와 같이 두 개의 대역 영상으로 나뉘어진다. 첫 단계에서 나온 2개의 대역 영상은 다시 두 번째 단계에서 각각 변조되고 필터링되고 다운 샘플링 되어 최종 4개의 대역을 형성하게 된다(그림 5의 (b)). 8대역 방향성 필터 뱅크의 경우 3단계에서는 평행 사변형의 분할 맵을 다이아몬드 형태로 변환시켜주는 행렬이 필요하다. 마지막 단계에서는 주파수 혼합 현상을 없애기 위해 역 샘플링 행렬이 사용된다. 그리고 분리 가능한 형태로 필터를 구성하기 위해 각 단계의 중간에 다상 구조(polyphase structure)로 변환하는 과정이 추가된다. 입력 영상이 마지막 3단계를 거치게 되면 8개의 방향별 대역 영상으로 분리된다(그림 5의 (c)). 전체 8개 방향 대역 중에 처음 두 개의 대역으로 분할되는 과정을 주파수 분할 맵과 함께 그림 5에 단계적으로 나타내었다.

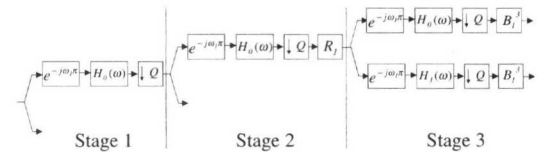
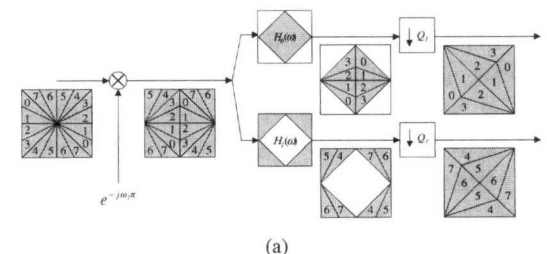


그림 4. 8대역 방향성 필터 뱅크 구성

저역 통과 필터의 경우, 8차 선형 위상 IIR 필터가 사용되었다. 방향성 필터 뱅크는 45도 회전하면서 다운 샘플링하는 Quincunx 행렬과 고정된 다이아몬드 형태의 저역 통과 필터를 이용하여 공간 영역에서 효율적으로 방향별 대역 영상을 얻어낸다. 8대역 방향성 필터 뱅크를 이용하여 필터링한 결과가 그림 6에 나타나 있다. 각 대역 영상을 살펴 보면 해당 방향 성분이 강조된 것을 확인할 수 있다.



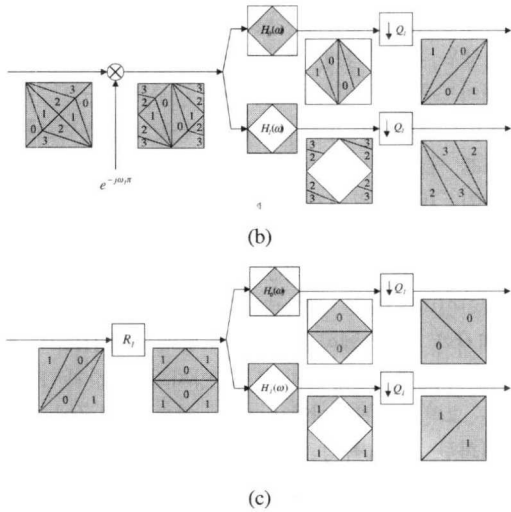


그림 5. 8대역 방향성 필터 बैं크 (a) 1단계 (b) 2단계 (c) 3 단계

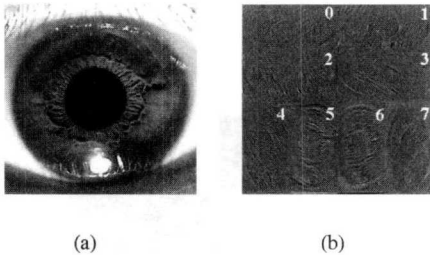


그림 6. 방향별 대역 영상 (a) 원 영상 (b) 각 방향별 대역 영상

3.2 방향성 필터 बैं크를 이용한 홍채코드 생성

매칭을 위한 홍채 코드 생성을 위해 8대역 방향성 필터 बैं크를 이용한다. 본 논문에서는 특징 추출이 목적이므로, 방향성 필터 बैं크를 이루고 있는 분해 영역과 합성 영역 중에서 분해 영역만을 이용한다. 이전 단계에서 추출된 홍채 영역은 홍채 코드의 생성을 위해 방향성 필터 बैं크에 의해 필터링된다. 이렇게 필터링된 값은 부호에 따라 양수의 경우에는 1, 음수의 경우 0으로 양자화한다. 0과 1로 양자화된 영상을 일정한 간격으로 다운 샘플링(D)하여 구한 값과 다른 해상도에서 얻어진 값을 결합하여 최종 홍채 코드를 완성한다. 제안한 방법에서는 기존의 방향성 필터 बैं크는 그대로 두고 단순히 그 앞단에 서로 다른 크기의 차단 주파수(cut-off frequency)를 가지는 저역 통과 필터를 추가함으로써 다중 스케일 상에서의 특징을 이용할 수 있게 하였다. 저역 통과 필터를 거친 영상은 그림 7에서와 같이 구조적 성분이 커진 된 상태에서, 방향성

필터 बैं크의 입력으로 들어가기 때문에 결과적으로 저주파 통과 필터와 방향성 필터 बैं크를 이용하여 다 해상도의 방향성 대역 영상을 얻을 수 있다. 제안한 방법의 홍채 코드 생성 과정을 그림 8에 나타내었다.

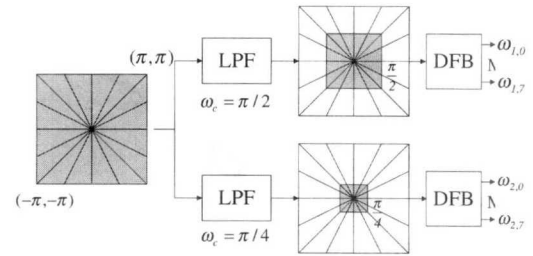


그림 7. 저역 통과 필터를 이용한 다해상도 방향성 필터 बैं크

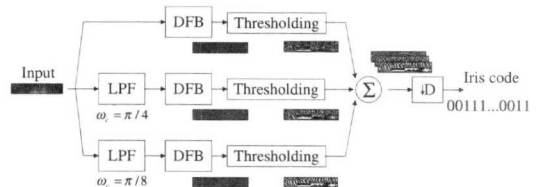


그림 8. 홍채 코드 생성 과정

Rosiles 등^[7]은 방향성 필터 बैं크를 이용하여 얻은 각 대역 영상의 분산을 특징 벡터로 구성해 텍스처 영상의 분류를 수행한 바 있다. 그러나 홍채 인식을 위한 특징 벡터로 각 대역의 분산을 이용할 경우 영상 내의 위치에 대한 정보가 제대로 표현되지 못하므로 좋은 성능을 나타내지 못한다. 따라서 제안한 방법에서는 얻어진 대역 영상의 분산을 이용하는 것이 아니라 각각의 다중 해상도의 대역 영상을 0을 기준으로 양자화하여 이용함으로써, 입력 영상의 특정 위치에서의 방향 성분과 주파수 성분을 동시에 고려할 수 있게 하였다.

제안한 방법은 각각의 특징을 추출하기 위해 이용되는 방향과 주파수 대역의 범위에 있어서 기존의 Gabor 웨이브릿을 이용한 방법과 그림 9에서와 같은 차이를 가진다. Gabor 웨이브릿을 이용한 방법은 그림 9의 (a)에서와 같이 특정 방향의 특정 주파수 대역 성분만이 홍채 코드 생성을 위해 이용되는 반면, 제안한 방법은 그림 9의 (b)에서와 같이 항상 DC 쪽의 저주파 성분이 포함되므로 스케일 정보에 비해 방향 성분이 다소 강조된 방법이라고 할 수 있다. 방향성 필터 बैं크는 효율적인 구현이 가능하고 분리 가능(separable)한 특성을 가지고 있

어 처리 속도 면에서 우수한 성능을 나타낸다. 그리고 각 방향별 대역 정보를 효과적으로 나타내 방향 성분을 기반으로 하는 신호 분석에 유리한 특성을 가지고 있다.

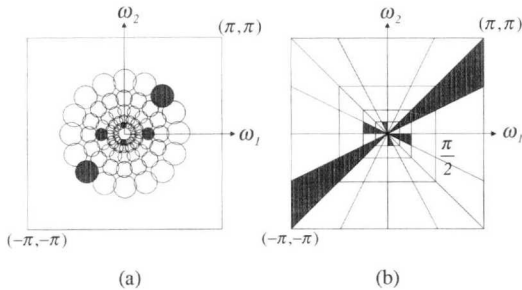


그림 9. Gabor 필터와 방향성 필터 뱅크의 주파수 분할 맵
(a) Gabor 웨이브릿 (b) 방향성 필터 뱅크

IV. 실험 결과 및 고찰

인식에 사용될 홍채 영상 획득을 위해 디지털 캠코더와 50W 짜리 할로겐 램프가 사용되었다. 인식에 적합한 크기의 홍채 영상을 얻기 위해 약 15cm 거리에서 접사 촬영하였다. 조명은 아래쪽과 오른쪽이나 왼쪽에 하나씩 배치하였고 불필요한 조명의 반사성분이 홍채영역에 나타나지 않도록 하기 위해 조명의 위치를 적절히 조절하였다. 카메라에 의해 획득된 홍채 영상은 640×480의 공간 해상도를 가지는 컬러 영상으로, 실험에서는 256 그레이 스케일 영상으로 변환하여 사용하였다. 먼저 실험 영상은 데이터 베이스로 사용될 영상 집합과 입력 영상으로 사용될 영상 집합으로 구분하였다. 각각의 영상 집합은 시간적으로 3개월 이상의 간격을 두고 획득되었으며 밝기 값이나 영상 내에 홍채의 크기 변화 정도가 다양하게 분포되어 있다. 데이터 베이스 구성을 위해 10명으로부터 각각 좌우 10장씩 총 200장의 영상을 획득하였다. 그리고 입력 영상 집합의 경우 10명으로부터 234장의 영상을 획득하였다. 실험에 사용된 모든 영상은 한국인의 홍채 영상으로 주로 어두운 갈색을 띠고 있어서 동공과 홍채의 밝기 값의 차이가 확연히 드러나지 않는 특성을 가진다. 눈 표면의 특성상 영상 내에 조명을 포함하는 여러 종류의 반사성분이 존재한다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 Gabor 웨이브릿, Haar 웨이브릿을 이용한 방법과 각각 비교하였다. 제안한 방법에서는 8대역 방향성 필터 뱅크를 이용하였고, $\pi/4$, $\pi/8$ 크기의 횡단 주파수를 가지

는 저역 통과 필터가 사용되었다. Gabor 웨이브릿의 경우 전체 특징 벡터의 크기가 제안된 방법과 일치하도록 8개 방향, 3가지 중심 주파수($\pi/2$, $\pi/4$, $\pi/8$)를 가지도록 필터의 매개변수를 조정하여 홍채 코드를 구하였으며, 실수부와 허수부의 부호에 따라 00, 01, 10, 11의 4가지 값으로 양자화된 위상 코드를 구성하여 전체 영상을 13×13의 부 영역으로 나누어 각 부 영역의 대표 코드를 생성하여 매칭을 수행하였다. Haar 웨이브릿을 이용한 방법은 그림 10에서와 같이 웨이브릿 변환 영역에서 HH₄의 계수를 부호에 따라 0과 1로 양자화한 값과 HH₃, HH₂ 그리고 HH₁ 대역에 있는 계수의 평균에 대해 양자화한 값을 특징 벡터로 사용한다. 본 실험에서는 매칭에 사용된 영상의 크기가 작아서 HH₄의 계수가 모두 양수로 나와 특징 벡터로서의 의미가 없어지므로, HH₃의 계수를 양자화한 값을 코드로 구성하여 실험하였다.

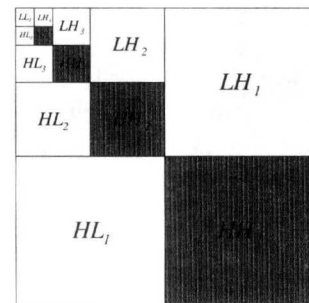


그림 10. 특징 벡터 추출에 사용되는 Haar 웨이브릿 변환 영역

본 실험에서는 각각의 방법에 대해 인식(recognition or identification) 모드와 검증(verification or authentication) 모드로 구분하여 그 성능을 평가해 보았다. 인식은 입력된 홍채 영상이 데이터베이스에 있는 누구의 것이냐를 알아내는 것이고 검증의 경우에는 입력된 홍채 영상이 등록된 홍채 영상과 일치하는지를 알아내는 것이다. 인식 성능을 평가하기 위해 각각의 방법을 통해 생성된 입력 영상의 홍채 코드(혹은 특징 벡터)는 데이터베이스 영상의 홍채 코드와 비교하여 최소 해밍 거리(Hamming distance)를 가지는 데이터베이스 내의 영상을 찾아 그 영상이 속해 있는 클래스가 입력 영상의 해당 클래스가 되도록 매칭을 수행하였다. 물론 매칭 결과로 나온 최소 거리가 특정 값 이상일 경우 데이터베이스에 존재하지 않는다는 메시지를 내보낸다. 두 개의 홍채 코드 A와 B사이의 해밍 거리 HD는

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N A_j \oplus B_j \quad (1)$$

로 정의된다. 여기서 N 은 홍채코드의 크기이며, \oplus 는 A_j 와 B_j 의 값이 다를 경우에는 1 같을 경우에는 0의 값을 되도록 하는 배타적 논리합(XOR) 연산자이다. 제안한 방법, Gabor 웨이브릿을 이용한 방법 그리고 Haar 웨이브릿을 이용한 방법을 실험 영상에 적용한 결과를 표 1과 표 2에 각각 나타내었다.

표 1. Gabor 웨이브릿과 DFB를 이용한 방법의 인식결과

Method	Number of scales used in generating iris code (8direction)		
	1	2	3
Gabor wavelet	38.0%	83.8%	97.0%
DFB	76.9%	94.0%	100%

표 2. Haar 웨이브릿을 이용한 방법의 인식결과

Method	Area used in generating iris code		
	HH ₃	LH ₃	HL ₃
Haar wavelet	73.93%	91.03%	91.88%

제안한 방법과 Gabor 웨이브릿을 이용한 방법의 경우 사용된 주파수 혹은 스케일의 수가 많아 질수록 인식율이 증가하는 것을 확인할 수 있다. 즉 다 해상도 정보가 사용될수록 인식 성능은 높아진다. Gabor 웨이브릿을 이용해 홍채 코드 생성시 사용된 주파수의 개수를 5개로 늘릴 경우, 인식율이 97.8%까지 다소 증가되었다. Haar 웨이브릿을 이용한 방법의 경우 원래의 웨이브릿 변환 영역의 HH₃를 이용한 방법보다 LH₃ 혹은 HL₃를 이용한 방법이 오히려 더 좋은 인식결과를 보였다.

표 1과 표 2에 나타난 실험 결과를 통해 제안한 방법이 Haar 웨이브릿을 이용한 방법에 비해 더 나은 성능을 나타낼 뿐만 아니라 Gabor 웨이브릿을 이용한 방법에 비해서도 거의 비슷하거나 더 좋은 인식 성능을 나타내고 있음을 확인할 수 있다. 특징 벡터의 크기에 있어서 Gabor 웨이브릿을 이용한 방법은 Gabor 필터링된 값의 실수부와 허수부의 부호로 00, 01, 10, 11과 같은 4가지 값으로 코드를 구성하기 때문에, 실제 코드를 위해 필요한 비트 수는 방향성 필터 뱅크를 이용한 방법의 두 배가 된다.

그리고 Haar 웨이브릿을 이용한 방법은

132(26×5+2)의 크기를 가지는 특징 벡터를 구성하는데 다른 두 가지 방법들에 비해 코드 크기 면에 있어서 가장 작은 특성을 가진다. 위에 언급한 세가지 방법에 대한 인식결과를 그림 11에 나타내었다.

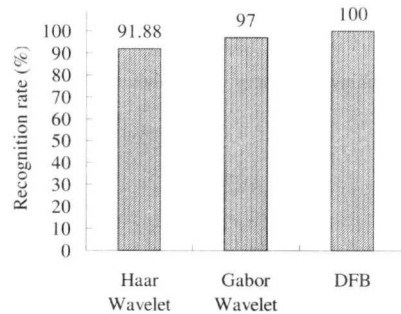


그림 11. 인식 결과 비교

개인 검증(verification) 방법으로서의 제안된 방법의 성능 평가를 위해 제안된 방법, Gabor 웨이브릿과 Haar 웨이브릿을 이용한 방법의 해밍 거리 분포를 계산해 적절한 기준 해밍 거리를 설정하고 그 기준 값에 따라 본인이 아닌 사람이 본인으로 인증될 확률인 FAR(False Accept Rate)과 본인임에도 불구하고 거부될 확률인 FRR(False Reject Rate)을 구하였다. 본인(authentic)에 대한 해밍 거리 분포를 구하기 위해 데이터 베이스 영상 집합과 입력 영상 집합에 존재하는 동일인의 영상 간 해밍 거리를 조사하였고, 사칭자(imposter)의 해밍 거리 분포를 얻기 위해 영상 집합 내에서 모든 가능한 다른 클래스간의 영상 쌍을 구해 각각의 해밍 거리를 계산하였다. 각각의 방법에 대한 해밍 거리 분포를 그림 12에 나타내었다. 동일 클래스 내 영상 간 해밍 거리의 평균값과 다른 클래스 간 영상의 해밍 거리의 평균값의 차이가 클수록, 각각의 표준 편차가 작을수록 좋은 특징 벡터이다. 두 개의 분포가 얼마나 떨어져 있는가를 가능할 수 있는 척도로 결정가능성 지수(decidability index)가 있다. 각각의 분포가 가지는 평균을 μ_1 , μ_2 로 하고 표준편차를 σ_1 , σ_2 라고 했을 때, 결정 가능성 지수 d 는

$$d = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)/2}} \quad (2)$$

로 정의된다. 제안한 방법의 결정가능성지수는 2.95로 Gabor 웨이브릿을 이용한 방법의 2.37과 Haar 웨이브릿을 이용한 방법의 2.35보다 크게 나타났다.

따라서 제안한 방법에서 동일 클래스의 해밍 거리 분포와 다른 클래스 간 해밍 거리 분포가 다른 방법들에 비해 충분히 떨어져 있음을 확인할 수 있다. 따라서 제안한 방법에 의해 생성된 홍채코드가 다른 방법에 비해 개인 검증을 위한 특징 벡터로서 더 적절함을 알 수 있다.

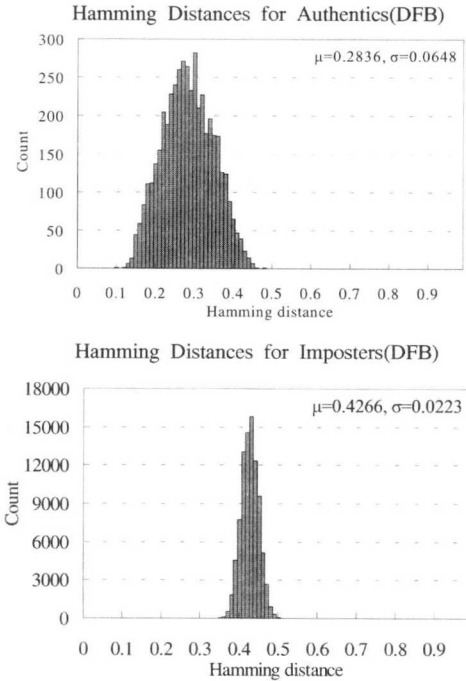
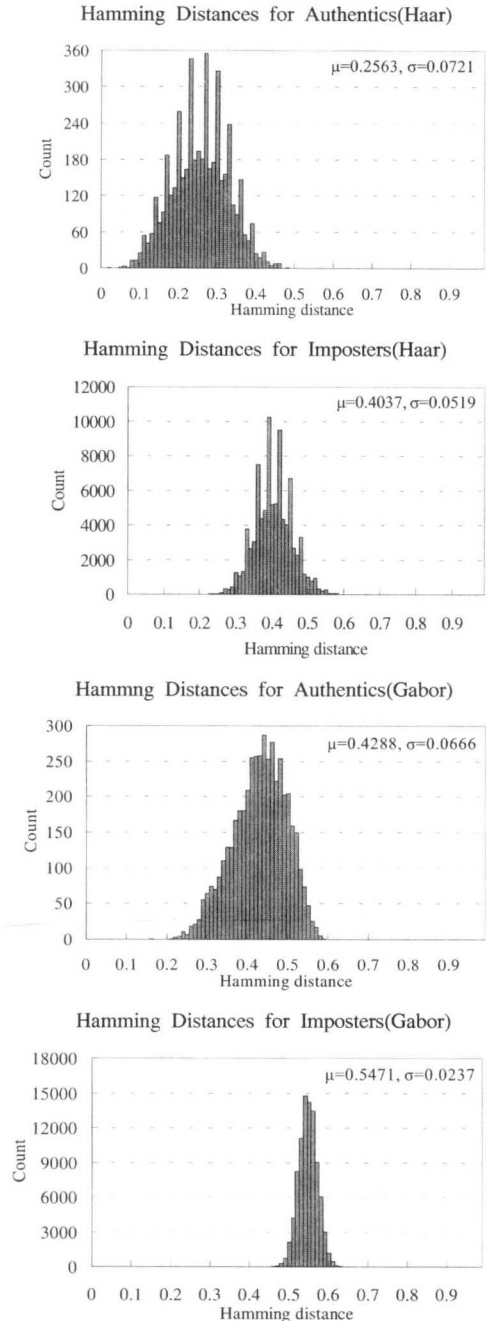


그림 12. 동일 클래스 내 영상 간 해밍 거리 분포와 다른 클래스 영상 간의 해밍 거리 분포

제안한 방법의 해밍 거리 기준 값에 따른 AA (Acceptance of Authentic), AR(Rejection of Authentic), IA(Acceptance of Imposter), 그리고 IR(Rejection of Imposter) 확률을 표 3에 나타내었다. 그리고 특별히 기준 값에 따른 FAR, FRR 변화 정도를 그림 13에 나타내었다. FAR, FRR이 동시에 가장 작은 지점의 기준 해밍 거리는 약 0.3924로 본인을 본인으로 제대로 검증할 확률(AA)은 96.58%이고, 그 때 FRR과 FAR은 각각 3.42%와 3.67%이다. 실험에 사용된 영상은 조명 뿐 아니라 여러 가지 형태의 반사 성분이 많이 존재하는 등 잡음성분이 많은 영상으로, 좋은 화질의 홍채 영상을 사용할 경우 결정가능성 지수의 상승과 이에 따른 에러율 감소를 기대할 수 있다.

제안한 방법은 필터링된 방향별 대역 영상을 다룬 샘플링해서 홍채 코드를 구성하는데, 샘플링 정도에 따라 많은 데이터를 사용하여 홍채코드를 구성할수록 인식 성능은 높아지지만 반대로 코드의 크기가 커져 수행속도가 떨어진다. 실험에서 제안한 방법의 홍채코드 구성을 위해 144바이트(1152비트)를 사용한다. 제안한 방법은 방향성 필터 뱅크가 가지고 있는 효율적 구현, 분리가능성 등의 장점을 그대로 지니고 있으며, 특별히 홍채 코드 구성 시 특

표 3. AA, AR, IA과 IR 비율(%)

Threshold	AA	AR(FRR)	IA(FAR)	IR
0.33	64.10	35.90	0	100
0.34	70.51	29.49	0	100
0.35	76.50	23.50	0	100
0.36	82.48	17.52	0	100
0.37	88.46	11.54	0.07	99.93
0.38	92.74	7.26	0.63	99.37
0.39	94.87	5.13	2.63	97.37
0.40	99.15	0.85	8.34	91.66
0.41	100	0	20.06	79.94
0.42	100	0	37.40	62.60
0.43	100	0	56.23	43.77
0.44	100	0	73.21	26.79

정 위치에서의 주파수 특성을 이용하는데 있어 방향 성분을 조금 더 강조함으로써 전체적인 인식 성능을 높인 방법이라고 할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 방향성 필터 बैं크를 이용한 효율적인 홍채인식 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 홍채 코드 생성을 위해 입력 영상을 8대역 방향성 필터 बैं크를 이용하여 필터링한다. 이렇게 필터링된 입력 영상은 데이터의 부호에 따라 1, 0의 값으로 양자화되어 홍채코드로 사용된다. 시스템의 복잡도를 고려하여 전체 값이 코드로 사용되지 않고 일정 간격으로 샘플링하여 홍채코드를 구성하였다. 그리고 다해상도 정보를 이용하기 위해 저역 통과 필터를 이용하였다. 저역 통과된 영상을 방향성 필터 बैं크의 새로운 입력으로 넣어 부가적인 코드를 생성한 후 이전에 생성된 코드와 결합하여 최종 홍채 코드를 완성하였다. 제안한 방법을 200개의 데이터베이스 영상과 234개의 입력 영상을 이용해 성능을 평가해 본 결과 100%의 인식율을 나타내었으며, 검증 모드인 경우 사용자가 신뢰도를 조정하여 검증을 수행할 수 있도록 하였다.

제안한 방법은 기존의 Gabor 웨이브릿을 이용한 방법과 같이 방향성 정보와 다해상도 정보를 효율적으로 이용할 뿐만 아니라 구현에 있어서의 효율성이 다른 방법들에 비해 뛰어난 특징을 가지고 있다. 실험 결과 사용된 특징 벡터의 동일 클래스 내 해밍 거리 분포와 다른 클래스 간 해밍 거리 분포가 다른 방법들에 비해 충분히 떨어져 있고 각각의 분산도 작아서 제안한 방법이 개인식별이나 인증에

적합한 홍채 인식 방법임을 확인할 수 있었다.

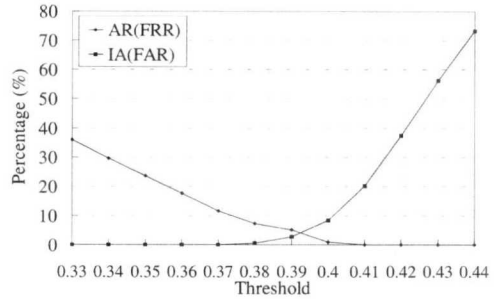


그림 13. 기준 해밍 거리에 따른 FRR과 FAR

참고 문헌

- [1] J. G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, 1993.
- [2] R. P. Wildes, "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology," *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1348-1363, 1997.
- [3] W. W. Boles, and B. Boashash, "A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 46, no. 4, pp. 1185-1998, 1998.
- [4] S. Lim, K. Lee, O. Byeon, and T. Kim, "Efficient Iris Recognition through Improvement of Feature Vector and Classifier," *ETRI Journal*, vol. 23, no. 2, pp. 61-70, 2001.
- [5] R. H. Bamberger and M. J. T. Smith, "A Filter Bank for the Directional Decomposition of Images: Theory and Design," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 40, no. 4, pp. 882-893, 1992.
- [6] S. Park, M. J. T. Smith, and R. M. Mersereau, "A New Directional Filter Bank for Image Analysis and Classification," *Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 3, pp. 1417-1420, 1999.
- [7] J. G. Rosiles and M. J. T. Smith, "Texture Classification with a Biorthogonal Directional Filter Bank," *Proceedings of the 2001 IEEE*

