

위치 이동에 무관한 홍채 인식을 위한 웨이블릿 변환 기술

임 철 수[†]

요 약

본 논문에서 제안한 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법은 영상 획득 장비에 의해 획득한 사용자의 눈 영상에 대하여 홍채 영역만을 추출하기 위한 전처리를 수행하고 전처리를 거친 홍채 영상에 의하여 사용자의 신원을 식별하는데 있어서 홍채 영상의 기울어짐 및 이동 문제를 해결하였다. 이를 위해서 일반적인 웨이블릿을 사용하는 대신, 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환을 통하여 최적의 특징값을 추출한후, 이를 코드화하여 저장한후, 비교하여 본인 여부를 식별하였다. 실험결과 제안된 방법으로 생성된 특징 벡터와 기존에 등록된 특징 벡터의 일치도 측정에 있어서 종래의 웨이블릿 변환 홍채 인식 방법보다 오인식률(FAR) 및 오거부율(FRR)이 현저하게 감소하였다.

Wavelet Transform Technology for Translation-invariant Iris Recognition

CheolSu Lim[†]

ABSTRACT

This paper proposes the use of a wavelet based image transform algorithm in human iris recognition method and the effectiveness of this technique will be determined in preprocessing of extracting Iris image from the user's eye obtained by imaging device such as CCD Camera or due to torsional rotation of the eye, and it also resolves the problem caused by invariant under translations and dilations due to tilt of the head. This technique values through the proposed translation-invariant wavelet transform algorithm rather than the conventional wavelet transform method. Therefore we extracted the best-matching iris feature values and compared the stored feature codes with the incoming data to identify the user. As result of our experimentation, this technique demonstrate the significant advantage over verification when it compares with other general types of wavelet algorithm in the measure of FAR & FRR.

키워드 : 홍채인식(Iris Recognition), 하 웨이블릿(Haar Wavelet), 확장된 기본 웨이블릿(Dilated Mother Wavelet)

1. 서 론

사용자가 가지고 있는 생리적 또는 행동상의 특징을 측정해 그 결과를 사전에 측정된 특징과 비교하여 그 확실성을 결정함으로써, 기존의 토큰기반 인식 방법의 대안으로 생체 인식기술이 국내·외적으로 자리를 잡아가고 있다. 이중에서도 홍채 인식은 사람마다 고유한 눈동자의 홍채 패턴을 구별해 신분을 증명하는 것으로, 다른 생체 인식 방법인 음성이나 지문보다 그 신분 확인의 정확성이 탁월할 뿐만 아니라 고도의 보안성을 제공하는 것으로 알려져 있다. 홍채는 눈의 동공과 흰자위의 사이에 존재하는 영역이며, 홍채 인식이란 개인마다 각기 다른 홍채 패턴을 분석하고 그 정보를 바탕으로 개인의 신원을 인식하는 기술이라 할 수 있다[1, 2].

일반적으로, 생체의 특징 정보를 활용하여 개인의 신원을 확인하고 응용하려는 기술 분야에 있어서 핵심이 되는 기술은 입력 영상으로부터 독특한 특징 정보를 효율적으로 획득하는 것이며, 홍채 영상에 대한 특징 추출 방법으로는

웨이블릿 변환을 주로 사용하고 있다. 웨이블릿 변환은 신호를 다중 해상도(multi-resolution)로 해석하는 기법의 일종이며, 푸리에 변환에 기반을 둔 기존의 신호 처리 알고리즘에 비해 속도가 빠르고 시간과 주파수 영역에서 신호의 국소화를 효율적으로 구현하기 때문에, 최근 신호 및 영상 처리 분야에 많이 응용되고 있다[3].

한편, 홍채 영상으로부터 극좌표 변환과 정규화를 거친후 홍채 패턴만을 추출하여 웨이블릿 변환을 이용하여 특징값을 추출하는데 있어서, 종래의 홍채 인식 또는 영상 처리 등에서 사용하는 웨이블릿 변환은 입력 영상의 위치 이동에 따라서 특징 값이 달라지는 문제점이 발생하여 이로 인해 홍채 인식시 신뢰성이 저하되는 문제점이 발생하였다. 이에 반하여, 본 논문에서 제안한 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환은 기존의 웨이블릿 변환에 해당하는 서브 밴드에 대하여 위치 이동, 혹은 크기가 달라지는 것에 대한 보안을 고려하기 위하여, 변화할 수 있는 모든 경우를 고려한 다수의 서브 밴드를 생성하고 이들 모든 서브 밴드에서 특징 값을 추출하여 특징 벡터를 생성하고 이를 등록된 값과 비교하여 최적의 특징 벡터를 선택하는 방법으로 위치 이

[†] 정 회 원 : 서경대학교 컴퓨터공학과 교수
 논문접수 : 2003년 5월 20일, 심사완료 : 2003년 8월 7일

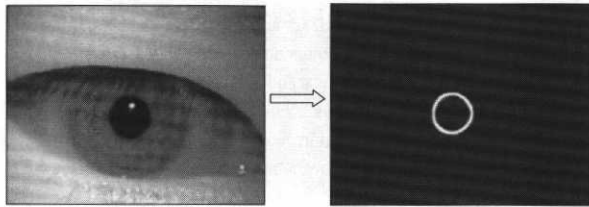
동에 따라 발생할 수 있는 상이한 특징 벡터의 생성을 방지할 수 있도록 하였다.

2. 홍채 영상의 전처리

홍채 인식은 일반적으로 다음과 같은 과정을 거쳐서 수행된다. 홍채 영상을 획득하여 전처리 과정에서 홍채 인식에 불필요한 영상을 분리 제거하고, 극좌표계로의 변환을 수행한 후 정규화를 거친다. 전처리를 마친 후, 홍채 영상으로 웨이블릿 변환을 이용하여 홍채 특징을 추출하고, 특징 값은 이전에 미리 측정해 둔 특징 값들과 비교하여 일치 여부를 판단한다.

2.1 내부 및 외부 경계 검출

홍채 영상의 내부경계는 에지 검출 필터를 이용하여 검출해낸다. 이때 검출된 동공의 중심 좌표와 반지름 등을 이용하여 영상이 중앙에서 다소 벗어났을 경우에도 그에 상관없이 동공의 경계를 검출할 수 있으며, 검출된 동공의 중심좌표로부터 외부경계를 찾을 수 있다.



(그림 1) 에지 검출 필터를 이용한 동공 검출

홍채 영상의 외부경계는 내부경계로부터 좌·우 그리고 상·하로 진행하면서 픽셀 값들을 비교하여 픽셀 값들의 차이 중 최대 값을 찾아서 검출해낸다.

2.2 극좌표 변환과 정규화

내부경계와 외부경계가 검출되면, 홍채 영역을 극좌표로 변환시킨다. 이러한 좌표계의 변환은 홍채 영상이 내부로부터 증가되는 반지름에 따른 원주상에 빗살모양, 얼룩점, 또는 동공 주위를 둘러싼 코로나 모양의 특징이 극좌표계상의 반지름과 중심각의 크기로 표현이 더욱 용이하기 때문이다.

식 (1), 식 (2), 식 (3)은 직각 좌표계로 얻어진 홍채의 영상을 동공의 중심으로부터 거리 r , 중심각 θ 로 표현되는 극좌표계로의 변환을 행하는 수식이다.

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (1)$$

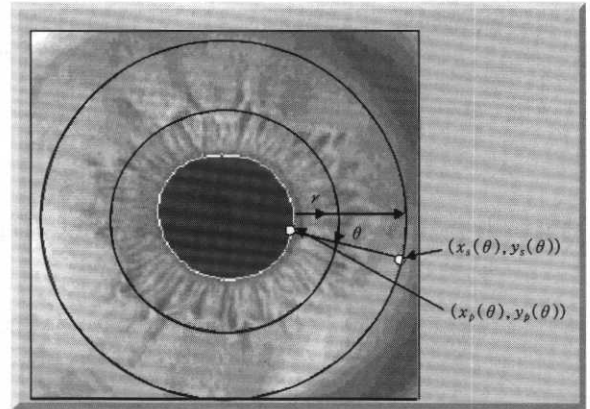
$$x(r, \theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (2)$$

$$y(r, \theta) = (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (3)$$

$(x_p(\theta), y_p(\theta))$: 동공상의 횡축으로부터 θ 만큼 +방향으로 회전된 점의 좌표

$(x_s(\theta), y_s(\theta))$: 동공상의 횡축으로부터 정해진 특징의 범 위만큼 나아간 점의 좌표

(그림 2)는 영상에 대하여 직각좌표계에서 극좌표계로 이동하는 식을 그림으로 표현한 것이다. r 과 θ 를 이용하여 내부경계와 외부경계 사이의 홍채 패턴을 추출한 다음 이를 정규화 시킨다.



(그림 2) 극좌표계로의 변환

3. 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 특징 추출

3.1 웨이블릿 변환의 다중 분할 과정

신호와 영상 처리 분야에서는 신호를 주파수 영역에서 분석하기 위해 그동안 푸리에 변환이 많이 사용되어 왔다. 그러나 푸리에 변환은 시간 정보가 없기 때문에 신호의 시간 정보와 주파수 정보를 동시에 분석할 수 없다는 단점을 지니고 있다. 이러한 이유로 기존의 푸리에 변환에 윈도우 함수라고 하는 시간에 대한 가중 함수를 붙인 STFT(Short-Time Fourier Transform)가 등장하였다[4, 5].

그러나, 여기에 사용되는 윈도우 함수는 독립적이어서 시간 해상도와 주파수 해상도가 항상 일정하다는 문제점이 있었다. 즉, 고주파와 저주파 성분의 신호를 구분하지 않고 항상 같은 크기의 윈도우를 사용하기 때문에 발생하는 문제였다. 따라서 이를 극복하기 위해 고주파에서는 시간 해상도가, 저주파에서는 주파수 해상도가 좋아지도록 하여 신호의 시간, 주파수 분석을 동시에 가능하게 하는 웨이블릿 변환이 제안되었다.

웨이블릿(Wavelet) 변환이라 함은 위와 같은 변환 과정에서 기저함수로 웨이블릿 함수를 사용하는 것이다. 그 기저함수의 종류에 따라 웨이블릿 변환의 종류가 정해지게 되는데 여기서 사용한 것은 Haar 웨이블릿이다. Haar 웨이블릿 $\psi(t)$ 는 식 (4)와 같이 표현되고, 이를 스케일링(scaling) 상수 a , 이동(translation) 상수 b 을 통해 식 (5)와 같이 유한치를 연산시킨 함수들의 집합(wavelet set) $\psi_{a,b}(t)$ 를 기저함수로 사용하여 된다.

$$\phi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

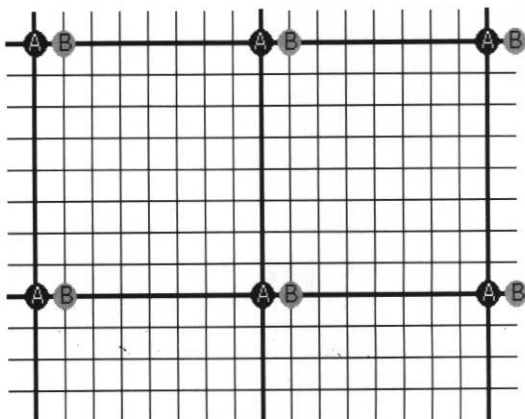
$$\phi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (5)$$

Haar 웨이블릿의 경우 그 형태가 간단하여 계산이 간단한 장점이 있다. 실제로 구현하는데 있어서는 식 (5)와 같이 Haar 웨이블릿 $\phi(t)$ 을 기저함수로 하여 표현되는 차분 성분(D)과 Haar 웨이블릿의 스케일링 함수 $\phi(t)$ 을 기저함수로 하여 표현되는 평균 성분(A)을 구하게 된다.

$$f = \sum_{k=0}^{n-1} (A_k \phi(t) + D_k \psi(t)) \quad (6)$$

한 신호에 대해서 위와 같이 평균 값과 차분 값을 다 구하게 되면 그 크기가 배로 되기 때문에 다운 샘플링(down sampling) 기법을 도입하기로 한다. 이는 $2n$ 과 $2n+1$ 번째 신호 ($n = 0, 1, \dots$)에 대해 평균과 차분을 구하여 원래 신호의 크기를 유지하는 것을 말한다. 이와 같은 과정을 수차례 반복 수행하게 되면 계속해서 분할이 되게 되는데 이렇게 축소된 영상을 갖고 다시 원래의 영상을 복원할 수 있는 특징을 갖고 있다. 이와 같이 웨이블릿 변환을 통해서 신호의 정보가 압축된 상태에서도 원 영상의 정보를 지니고 있고 이를 통해 특징을 추출할 수 있기 때문에 웨이블릿 변환을 특징 추출 방법으로 사용하게 된다.

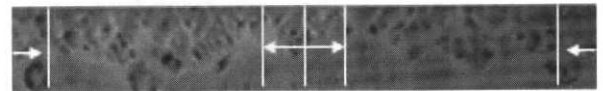
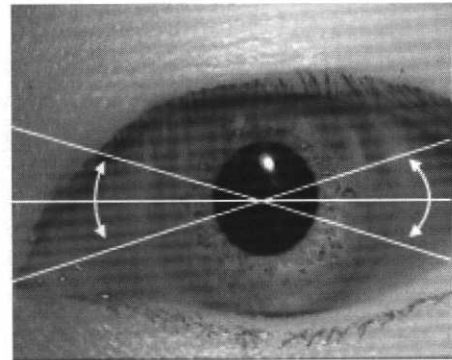
(그림 5)는 웨이블릿 변환의 서브 밴드를 나타낸 것이다. 저주파 성분을 L로 표시하고 고주파 성분을 H로 표시할 때, LL 부분은 x, y방향 모두 LPF를 통과시킨 성분이고, HH는 모두 HPF를 통과시킨 성분이라는 것을 의미하며 아래 첨자의 숫자는 영상 분할의 단계를 의미하는 것으로써, 예를 들어 LH₂의 경우에는 2단계의 웨이블릿 분할에서 x방향으로 LPF를 통과시키고 y방향으로 HPF를 통과시킨 것을 의미한다.



(그림 3) 저역 필터를 통과한 영상에서의 화소 선택

3.2 홍채 영상의 위치 이동

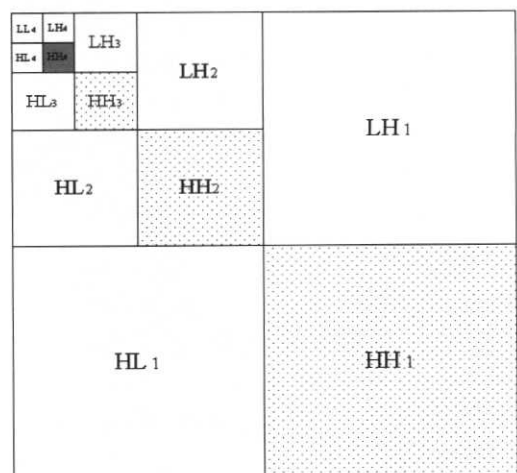
카메라를 통하여 사람의 홍채 영상을 획득할 때, 카메라를 향한 눈의 자세가 일정하지 않은 경우 극좌표 변환과 정규화를 거친 홍채 영상은 (그림 4)와 같이 수평 방향으로의 위치 이동이 발생하게 된다. 반면에 정교하게 정규화 된다면 수직 방향으로의 위치 이동은 없다. 이러한 위치 이동이 있는 경우에는 웨이블릿 변환된 각각의 서브 밴드에서 그 값이 일정하지 않다는 단점이 있다[6].



(그림 4) 머리의 회전과 홍채 영상의 위치 이동

3.3 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환

(그림 5)에서 HH₄ 서브 밴드는 스케일링 함수에 해당하는 저역 필터를 통과한 신호에서 수평 및 수직 방향으로 2³의 배수에 해당하는 신호를 샘플링(Sampling)하고 여기에 웨이블릿 함수에 해당하는 필터를 적용한 것과 동일하게 된다.



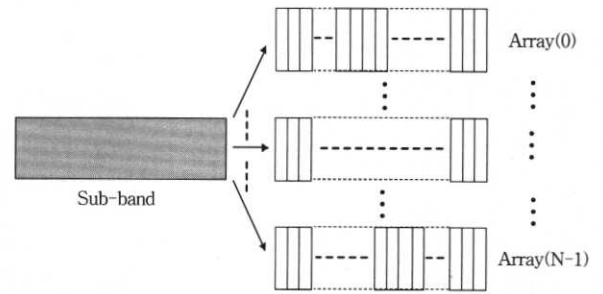
(그림 5) 웨이블릿 변환의 서브 밴드

(그림 3)에서 각각의 A점에서 B점으로 1화소씩 이동하는

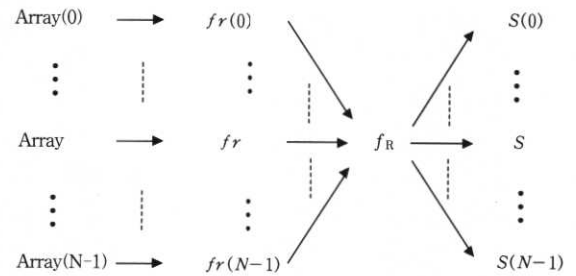
것과 같이 수평 방향으로 1화소씩 이동하여 2^3 의 배수를 샘플링하여 같은 필터를 적용하여 서브 밴드를 생성한다면 하나의 HH_4 서브 밴드에 대하여 해당하는 2^3 가지의 서브 밴드가 생성된다. 이 때, 서브 밴드에서 수직 방향으로의 위치 이동은 고려하지 않아도 되는데, 이는 원래의 홍채 영상에서 θ 방향으로로는 위치 이동이 일어나지만 R 방향으로로는 위치 이동이 일어나지 않기 때문이다.

홍채 영상이 수평 방향으로 2^3 개 화소만큼 이동한다면 HH_3 에서는 동일한 한 화소만큼의 위치 이동이 있게 되며 이때 이동한 HH_3 의 파형과 원래의 HH_3 의 파형은 동일하다. 반면에 1~7개 화소만큼 이동한다면, HH_3 에서는 이 값들은 서브 픽셀 딜레이(sub-pixel delay)에 해당되어 표현될 수 없으며 파형의 왜곡이 생기게 된다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 일반적인 웨이블릿을 사용하는 대신 위에서 설명한 방법과 같이 동일한 서브 밴드에 대하여 위치 이동에 따라 변화할 수 있는 많은 경우를 고려하여 다수의 서브 밴드를 생성하고 이들 모든 서브 밴드에서 특징을 추출하고 등록된 값과 비교하여 최적의 특징값을 선택하는 방법을 사용한다. 위치 이동에 따라 변화할 수 있는 모든 경우를 고려한 다수의 서브 밴드는 풀 밴드(full-band) 영상에 확장된 기본 웨이블릿(dilated mother wavelet)을 직접 적용하고 LL_3 밴드에 해당하는 7개의 서브 밴드를 생성하였다. 수직 방향으로로는 위치 이동이 없기 때문에 수평 방향으로만 서브 샘플링하면 된다.



(그림 7) 다수의 서브 밴드에서 생성된 특징 값



(그림 8) 최적의 특징 값 선택

이미 저장되어 있는 등록 데이터 f_R 과 사용자의 입력 영상을 통해 획득한 데이터 f_T 와의 비교를 통하여 얻은 결과값 S_n 중에서 최대의 값을 선택하는 것이다.

4. 홍채 특징 벡터 추출 및 사용자 식별

영상 신호에 대해 특징값이 추출되면 이를 통해 특징 벡터를 생성하게 된다. 특징 값이 실수의 형태로 추출이 되는데 이를 0과 1의 이진 코드로 변환하는 것이 특징 벡터 생성 모듈의 주 과정이다. 전처리를 거쳐 웨이블릿 변환을 실시하여 특징을 추출하여 얻게 되는 특징 벡터는 실수 값이 된다.

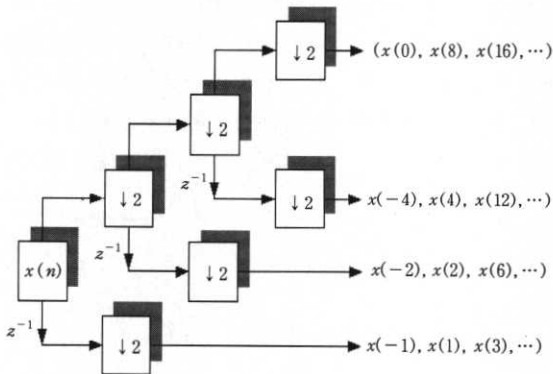
이 값을 통해 특징 벡터를 생성하게 되는데 이에 대해서는 각 차원별로 식 (4.1)과 같은 과정을 거쳐 이진 벡터를 생성하는 방법이 시도되었다[7].

$$f_n = 0 \quad \text{if } f(n) < 0$$

$$f_n = 1 \quad \text{if } f(n) \geq 0 \tag{7}$$

$f(n)$: n 번째 차원의 특징값
 f_n : n 번째 특징 벡터 값

가버 변환을 사용하는 경우도 이와 유사한 과정을 거쳐서 이진 벡터를 생성하게 된다[8]. 이렇게 생성된 특징 벡터는 차후검증 과정에서 해밍 거리(Hamming Distance)를 통해 그 일치 정도를 확인하게 된다. 이 과정에서 일반적인 경우에는 특징벡터의 정보가 256바이트로서 총 2,048비트이다. 이에 대해서는 해밍 거리를 적용하여도 상당히 높은 인식률을 확보할 수 있지만 특징 벡터의 크기가 줄어든 상태에



(그림 6) 웨이블릿 변환에서의 샘플링

위치 이동에 따라 변화할 수 있는 모든 경우를 고려한 다수의 서브 밴드는 풀 밴드(full-band) 영상에 확장된 기본 웨이블릿(dilated mother wavelet)을 직접 적용하고 LL_3 밴드에 해당하는 7개의 서브 밴드를 생성하였다. 수직 방향으로로는 위치 이동이 없기 때문에 수평 방향으로만 (그림 3)과 같이 서브 샘플링하면 된다.

(그림 7)에서 표현된 다수의 서브 밴드에서 생성된 특징값(Array(N))중에서 최적의 특징 값을 추출하는 방법은 (그림 8)과 같다.

서는 그렇지 않다.

저용량 특징 벡터를 사용하기 위해 1차원에 대해 1비트씩을 할당하여 특징 벡터를 생성할 경우 손실되는 정보가 많고 그에 따라 인식률 향상에 있어서 어느 정도 이상에는 한계가 있다. 이에 따라 특징 벡터의 용량을 최소로 유지하면서 정보의 손실을 막는 방법이 특징 벡터 생성 과정에 필요하게 되었다.

4.2 홍채 특징 벡터 비교 검증

이진 벡터로 생성된 두 특징 벡터의 비교 검증을 위해서는 식 (8)과 같은 해밍 거리를 이용하는 방법이 있다[8].

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i (XOR) B_i \quad (8)$$

즉, 각 차원별로 할당된 비트값을 비교하여 일치하면 0, 다르면 1을 반환하여 이를 총 차원수로 나누어 최종 결과를 나타내게 된다. 이는 이진 코드로 형성된 특징 벡터의 일치 정도를 판별하는데 있어서 간단하고도 유용한 방법이다. 해밍 거리를 이용하게 되면 동일한 데이터의 경우 모든 비트의 비교 결과가 0이 되게 되므로 0에 가까운 결과일수록 본인의 데이터임을 알 수 있다. 타인의 데이터 경우 그 일치정도가 확률상 0.5를 나타내게 되므로 타인의 데이터와의 비교시 0.5 근처에 값이 집중해 있음을 알 수 있다. 이에 따라 0과 0.5 사이에 적절한 경계치를 설정하면 본인과 타인의 데이터를 구분하는 경계가 되는 것이다. [7]에서 사용한 특징 벡터의 데이터 일치율도 전체 데이터 차원에 대해서 일치하는 비트의 수를 비율로 나타낸 것으로 동일 데이터에 대해서는 100, 타인의 데이터에 대해서는 50에 가까이 분포하여 검증 결과를 보여주게 되는 것으로 해밍 거리와 같은 원리이다.

본 논문에 따른 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법에서 특징 벡터 값을 구하는 연산식은 다음과 같다.

$$f_n = 0, \quad \text{if } f(n) < 0 \\ f_n = 1, \quad \text{if } f(n) \geq 0 \quad (9)$$

식 (9)에서, $f(n)$ 은 n 번째 차원의 특징 값이고, f_n 은 n 번째 특징 벡터 값이다. 저용량 특징 벡터를 사용하기 위해 추출한 특징 벡터는 0을 중심으로 그 크기가 최대 1과 -1의 사이에서 고루 분포하게 되며, K레벨 양자화 함수를 적용하여 이진 벡터를 생성하도록 한다. 상기 연산식 식 (9)의 과정을 통해서는 그 특징값의 부호만을 취하게 되므로 그 크기의 정보는 버려진 것을 알 수 있고, 본 논문에서는 그 크기를 취하기 위한 방법으로 4-레벨 양자화를 선택하였다.

$$\text{if } S \geq C, \text{ then TRUE else FALSE} \quad (10)$$

식 (10)에서, S는 계산된 두 특징 벡터간의 일치도를 의

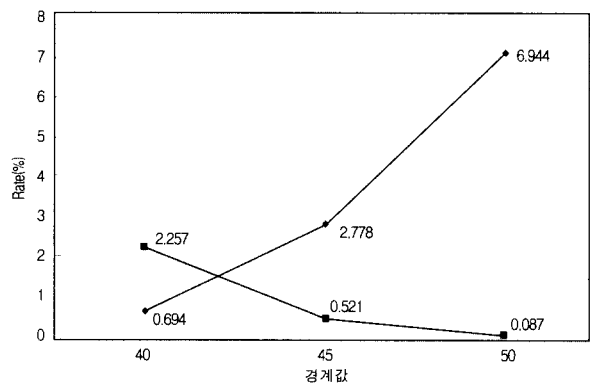
미하고, C는 두 특징 벡터의 일치도를 검증하는 검증 기준치를 의미하는 것으로, 상기 계산된 두 특징 벡터간 일치도(S)가 검증 기준치(C) 이상이면 적합한(legal) 사용자로 판별하고 그 외에는 적합지 않은 사용자로 판별하게 된다.

5. 실험 결과

홍채 인식시 성능 향상을 보여주기 위해, 본 논문에서 제안한 방법과 종래의 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법을 비교하였다. 실험에 사용된 데이터는 10명에 대하여 위치이동을 고려하여 획득한 각 4장씩의 홍채 영상으로 총 1,296개의 일치도 데이터를 사용하였다. <표 1> 및 (그림 9)는 종래의 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법에 의한 FRR과 FAR 측정 값을 나타낸 것이다. 종래 알고리즘의 FRR과 FAR이 모두 최소가 되는 점은 경계값 42.046이며, 이 때의 FRR과 FAR값은 1.547이다.

<표 1> 기존 알고리즘의 FRR과 FAR

경계값	FRR	FAR
40	0.694	2.257
45	2.778	0.521
50	6.944	0.087

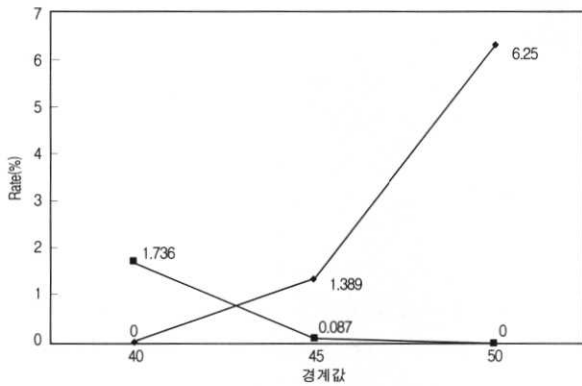


(그림 9) 기존 알고리즘의 FRR과 FAR

<표 2> 및 (그림 10)은 본 논문에 따른 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법에 의한 FRR과 FAR 측정 값을 나타낸 것이다. 제안된 알고리즘의 FRR과 FAR이 최소가 되는 점은 경계 값 42.857이며, 이때의 FRR과 FAR 값은 0.794이다.

<표 2> 제안한 알고리즘의 FRR과 FAR

경계값	FRR	FAR
40	0.000	1.736
45	1.389	0.087
50	6.250	0.000



(그림 10) 제안한 알고리즘의 FRR과 FAR

위의 예에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안한 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법에 의한 알고리즘은 FRR과 FAR의 값이 기존 알고리즘의 값보다 작아졌음을 알 수 있다.

6. 결 론

본 논문에서는 홍채 인식 방법에 있어서 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환에 의해 홍채 특징을 추출함으로써 특징 벡터의 차원을 줄이고, 저용량 특징 벡터를 생성하여 저장용량의 감소와 함께 사용자가 홍채 인식 시스템 사용시 눈의 이동 및 기울어짐을 보정할 수 있도록 하였다.

홍채 인식 시스템의 성능은 오인식률(FAR ; False Acceptance Rate)과 오거부율(FRR ; False Rejection Rate)이라는 두 가지 요소로 평가된다. 여기에서, 오인식률(FAR)은 등록되지 않은 사람을 등록된 것으로 잘못 인식해 출력을 허용할 가능성을 의미하며, 오거부율(FRR)은 등록된 사람을 등록되지 않은 사람으로 판정해 출력을 거부하는 비율을 의미한다. 본 논문에서 제안한 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법을 적용한 경우에는 종래의 웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식 방법에 비하여 오인식률(FAR)과 오거부율(FRR)이 크게 감소하였다. 이로부터 본 논문에서 제안한 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환에 의해 홍채 인식 방법은 보다 적은 데이터로도 종래의 웨이블릿 변환에 의한 특징 추출에 비하여 효율적으로 우수한 성능을 발휘하므로 홍채 인식 분야에서 유용하게 적용할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Anil K. Jain, Ruud Bolle and Sharath Pankanti, "BIOMETRICS Personal Identification in Networked Society," 1999.
- [2] John Daugman, "High confidence Recognition of Persons by Rapid Analysis of Iris Texture," IEEE Conference Publication, No.408, pp.244-251, May, 1995.
- [3] Randy K. Young, "Wavelet Theory and Its Applications," Kluwer Academic, 1993.
- [4] J. B. Allen and L. R. Rabiner, "A Unified Approach to Short-Time Fourier Analysis and Synthesis," Proc. IEEE Vol. 65, No.11, pp.1558-1564, 1977.
- [5] M. R. Protonoff, "Time-Frequency Representation of Digital Signal and Systems Based on Short-Time Fourier Analysis," IEEE Trans. on ASSP, Vol.28, pp.55-69, Feb., 1988.
- [6] 조성원, 성혁인, "Gabor 변환과 신경회로망을 이용한 홍채 인식", 한국퍼지및지능시스템학회, Vol.7, No.2, pp.397-401, 1997.
- [7] 조성원, 조문수, "웨이블릿 변환과 신경회로망을 이용한 홍채 검증", 한국퍼지및지능시스템학회 '99 추계학술대회논문집, Vol.9, No.2, pp.85-88, 1999.
- [8] Huilin Xiong, Tianxu Zhang and Y. S. Moon, "A Translation and Scale-Invariant Adaptive Wavelet Transform," IEEE Transactions on Image Processing, Vol.9, No.12, pp.2100-2108, Dec., 2000.
- [9] John Daugman, "The importance of being random : statistical principles of iris recognition," Pattern Recognition, Vol.36, Issue 2, pp.279-291, Feb., 2003.



임 철 수

e-mail : cslim@skuniv.ac.kr

1985년 서울대학교 계산통계학과(학사)

1988년 Indiana University 컴퓨터과학과

(석사)

1995년 서강대학교 전자계산학과(박사)

1988년~1993년 (주)아시아나항공 근무

1994년~1997년 (주)SK텔레콤 근무

1997년~현재 서경대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 디지털영상처리, 생체인식시스템