

논문 2005-42SP-2-13

# 국부잡음에 강인한 웨이블릿 기반의 홍채 인식 기법

(Robust iris recognition for local noise based on wavelet transforms)

박 종 근\*, 이 철 희\*\*

(Jonggeun Park and Chulhee Lee)

## 요 약

본 논문에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 홍채의 특징을 추출하는 기법에 대해 제안한다. 웨이블릿 변환은 수행 속도가 빠르며 신호의 에너지를 저주파 대역으로 잘 모아주는 우수한 국소화 특징을 갖고 있으며, 특히 저주파 대역을 효율적인 특징 벡터로 사용할 수 있다. 한편 인식에 사용하고자 하는 홍채 영역에 눈꺼풀, 눈썹, 반사광, 안경의 흠집 등으로 인한 잡음이 포함될 수 있다. 이러한 잡음은 그 자체로도 홍채 패턴을 크게 변형시키며, 웨이블릿, 가보 등의 필터 기반 특징 추출 알고리즘은 잡음을 전체 영역으로 확산시킨다. 즉 잡음은 홍채 인식 시스템의 성능을 저하시킨다. 이를 막기 위해 본 논문에서는 홍채 템플릿을 여러 개의 영역으로 분할하여 각 영역에 대해 웨이블릿 변환을 수행함으로써 잡음의 영향을 제한된 영역에 국한시킨다. 실험에서 웨이블릿 방법이 기존의 Gabor 변환을 이용한 특징 추출 방법과 비교하여 특징 추출 속도는 더 빠르면서 대등한 성능을 보여주는 것을 확인할 수 있으며 영역 분할로 인해 성능 개선이 되었다.

## Abstract

In this paper, we propose a feature extraction method for iris recognition using wavelet transforms. The wavelet transform is fast and has a good localization characteristic. In particular, the low frequency band can be used as an effective feature vector. In iris recognition, the noise caused by eyelid, the eyebrow, glint, etc may be included in iris. The iris pattern is distorted by noises by itself, and a feature extraction algorithm based on filter such as Wavelets, Gabor transform spreads noises into whole iris region. Namely, such noises degrade the performance of iris recognition systems a major problem. This kind of noise has adverse effect on performance. In order to solve these problems, we propose to divide the iris image into a number of sub-region and apply the wavelet transform to each sub-region. Experimental results show that the performance of proposed method is comparable to existing methods using Gabor transform and region division noticeably improves recognition performance. However, it is noted that the processing time of the wavelet transform is much faster than that of the existing methods.

**Keywords**: 생체 인식, 홍채 인식, 웨이블릿 변환, 영역 분할

## I. 서 론

최근 정보기술과 컴퓨터 네트워크의 발달과 보안에 대한 필요성으로 신뢰성 있는 개인 인증과 인식의 중요성이 증가되고 있다. 이와 같은 수요를 충족시키기 위

하여 기존에는 ID카드나 패스워드 등이 사용되어 왔다. 그러나 이러한 방법은 침입자의 고의적인 위조나 도용, 사용자의 망각이나 분실 등의 우려가 있다. 이를 극복하기 위한 방법으로 신체의 고유한 특성이나 행동 양식으로 개인을 식별하는 방법인 생체 인식에 대해 많은 연구가 이루어지고 있다<sup>[1][2]</sup>.

생체 인식이란 지문, 홍채, 얼굴, 망막, 장문, 손등 혈관, 목소리 등과 같은 개인의 신체적 고유한 특징이나, 서명, 걸음걸이 방식 등과 같은 고유한 행동 양식을 이용하여 개인을 식별하는 방법이다. 이러한 생체 특징은

\* 학생회원, \*\*정회원, 연세대학교 전기전자공학과  
(Department of electrical and electronic  
Engineering, Yonsei University)

※ 본 연구는 한국과학재단(KOSEF) 지정 생체인식 연구센터(BERC)의 지원을 받아 이루어졌음.

접수일자: 2004년10월1일, 수정완료일: 2004년12월4일

일반적으로 사람마다 고유하고 변하지 않는다는 특징을 가지고 있기 때문에 개인 식별을 위해 좋은 수단이 될 수 있다<sup>[3][4]</sup>.

여러 가지 생체 특징 가운데 홍채는 매우 풍부하고 복잡한 패턴을 가지고 있고 외부적인 상해만 없다면 평생 불변이라는 장점을 가지고 있다<sup>[2][4][5]</sup>. 이러한 홍채의 장점 때문에 지금까지 Duagman<sup>[6-9]</sup>, Wildes<sup>[10-11]</sup>, Boles<sup>[12-14]</sup> 등에 의하여 많은 연구가 수행되어왔다. Duagman이 제안한 Gabor 변환을 이용한 특징 추출 방법은 좋은 인식 성능을 보여 주지만 특징 추출 속도가 느리다는 단점이 있고 Boles이 제안한 웨이블릿 변환(Wavelet transform)의 영교차점을 이용한 특징 추출은 홍채 영상마다 영 교차점의 개수가 달라지기 때문에 일관성이 있는 신호 추출이 필요하다는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점들을 극복하기 위하여 웨이블릿 변환을 사용하여 빠르고 효율적으로 특징을 추출하는 방법을 제안한다. 또한 기존의 방법에서는 눈꺼풀, 눈썹에 의한 잡음이나 안경을 착용한 사용자의 경우 반사광이나 흠집에 의한 잡음에 대한 요소를 전혀 고려하지 않고 있다. 이러한 잡음의 요소는 인식에 좋지 않은 영향을 미치게 되며 홍채 인식 알고리즘을 실생활에 적용하기 위해서는 반드시 고려되어야 할 요소이다. 그리고 동양인의 경우는 서양인에 비해 눈이 작고 속눈썹이 아래 방향으로 향해 있기 때문에 그만큼 동양인의 홍채는 눈꺼풀, 눈썹 등에 의해 더 가려져 있으며 방해를 받고 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 홍채 템플릿을 분할하여 이러한 잡음의 영향을 최소화하는 방법을 제안하고 실험을 통하여 성능 개선의 효과를 입증한다.

## II. 본 론

### 1. 전처리 과정

#### 가. 홍채 영역의 추출

홍채(Iris)는 그림 1에서 볼 수 있는 바와 같이 동공(Pupil)과 공막(Sclera)에 의해 둘러싸여 있는 눈 안으로 들어가는 빛의 양을 조절하는 도넛 모양의 신체 기관이다. 인식을 하기에 앞서 홍채 영상에서 정확한 홍채 영역만을 추출하는 전처리 과정이 필요하다. 이는 같은 사람의 홍채 영상이라도 홍채 영상이 획득될 때마다 홍채의 위치가 변하고, 눈과 카메라의 거리에 따라 홍채

의 크기도 변하므로 모든 홍채 영상에 대해 일관성을 가지는 홍채 템플릿을 추출하기 위해 반드시 필요한 과정이다. 일반적으로 홍채 영역 추출은 동공과 홍채의 중심은 일치하고 동공과 홍채는 원이라고 가정하고 동공의 중심, 동공 반지름, 홍채 반지름을 찾는다.

일반적으로 동공은 그림 1에서 볼 수 있듯이 홍채 영상에서 가장 어두운 부분이기 때문에 영상의 이진화를 통하여 쉽게 추출할 수 있다. 동공을 추출한 후 동공 화소의 좌표 값의 평균을 동공의 중심으로 결정한다. 다음으로 동공의 경계를 검출하여 동공 반지름을 구한다. 그런데 동공 경계는 그림 1에서 볼 수 있는 바와 같이 경계가 명확하여 화소의 값이 급격하게 변하기 때문에 앞의 과정에서 구한 동공의 중심을 기준으로 식 (1)의 원형 경계 검출기를 이용하여 동공 경계를 찾아낸 후 동공의 반지름을 찾아낼 수 있다.

$$\max_{(r, x_c, y_c)} \left| G_0(r) * \frac{\partial}{\partial r} \iint_{x_c, y_c} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (1)$$

여기서  $G_0(r)$ 은 표준편차가 1.4인 가우시안 평활 함수이고,  $I(x, y)$ 는 눈 영상의 화소 값이며  $(x_c, y_c)$ 는 동공의 중심을,  $r$ 은 동공의 중심으로부터 거리를 의미한다.

다음 과정으로는 홍채의 반지름을 결정하기 위해 홍채 경계를 찾는다. 그러나 홍채 경계는 동공 경계와 달리 모호하고 블러(blur)되어 있기 때문에 식 (1)의 원형 경계 검출기로 정확한 경계를 찾는 것이 어렵다. 이러한 문제점은 홍채 경계 근처에서 동공 중심을 기준으로 식 (2)를 적용한 그림 2에서 확인할 수 있다.

$$\iint_{x_c, y_c} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \quad (2)$$

여기서 식 (2)는 중심이 앞의 과정에서 찾은  $(x_c, y_c)$

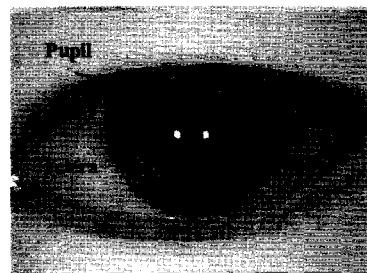


그림 1. 눈 영상의 예  
Fig. 1. An iris image.

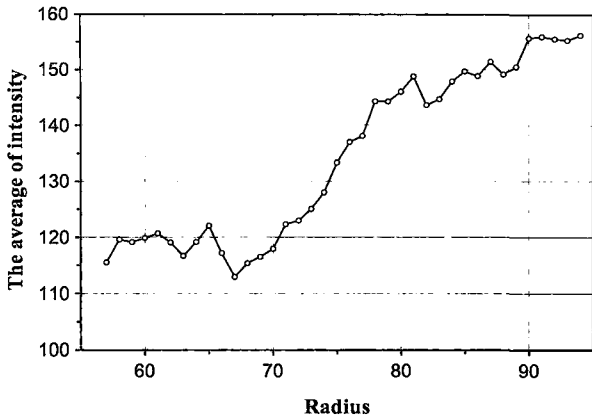


그림 2. 홍채 경계 근처에서 식 (2)의 값  
Fig. 2. Values of equation (2) in the vicinity of the iris boundary.

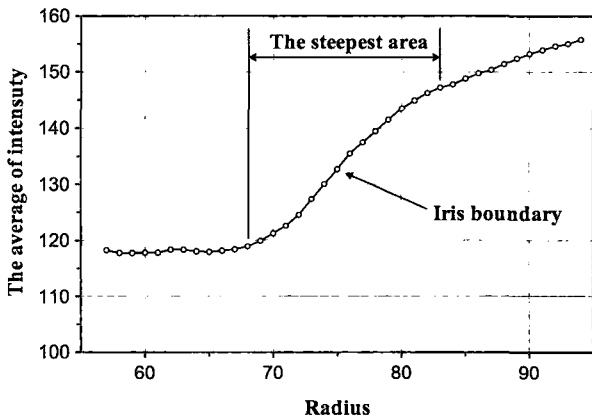


그림 3. 그림 2에 저대역 통과 필터를 적용한 그래프  
Fig. 3. Values of Fig. 2 after low pass filtering.

이고 반지름이  $r$ 인 원주의 정규화된 화소 값이다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 뚜렷한 기울기의 변화가 없기 때문에 국소적 부분의 변화율의 최대값을 찾는 식 (1)의 원형 경계 검출기를 사용하여 홍채의 반지름을 찾기에 어려움이 있다. 그러나 일반적으로 홍채 영역보다는 공막 영역의 화소 값이 밝기 때문에 그림 2는 전체적으로 증가하는 경향을 보이므로 본 논문에서 홍채 경계를 찾을 때는 넓은 범위에서 가장 큰 변화율을 찾아내어 외부 반지름을 결정한다.

우선 잡음을 제거하기 위하여 그림 2에 저역 통과 필터를 적용하고 미리 정의된 일정한 간격을 가지는 두 값 사이의 기울기를 찾는다. 이 중 가장 큰 값을 가지는 영역을 홍채 경계 근처라고 결정하고 그 구간의 중간 지점을 외부 반지름으로 결정한다. 이 과정은 그림 3에 나타나 있다. 본 논문에서는 기울기를 찾는 구간의 길이를 15화소로 하였다. 이는 홍채 경계가 블러링되어 있기 때문에 다소 넓은 구간의 기울기를 이용해야 잡음

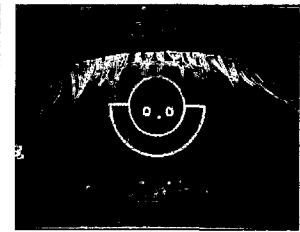
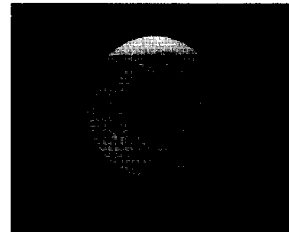


그림 4. 추출된 홍채 영역  
Fig. 4. Extracted iris region.  
그림 5. 특징벡터추출 영역  
Fig. 5. Feature extraction region.

의 영향에 둔감해져 비교적 정확한 홍채 경계를 찾을 수 있기 때문이다.

그림 4는 지금까지의 과정으로 찾은 중심과 반지름 정보를 이용하여 그림 1에서 추출된 홍채 영역을 보여주는 그림이다.

#### 나. 홍채 템플릿 추출

그림 4에서 보는 바와 같이 추출된 홍채 영역의 윗부분에는 여전히 인식을 하는데 잡음으로 작용하는 눈꺼풀, 눈썹 등이 포함되어 있다. 이는 대부분의 영상에서 나타나는 현상이고 성능을 저하시키는 요인이므로 본 논문에서는 이를 배제하고 인식을 하기 위해 홍채의 중심의 위치를 기준으로 추출된 영역의 아래 부분만 사용한다. 한편 홍채는 복잡한 패턴을 가지는 내부 영역(동공과 가까운 영역)과 그렇지 않은 외부 영역으로 나누어진다<sup>[10]</sup>. 패턴이 복잡하다는 것은 그만큼 변별력이 크고 정보를 많이 가지고 있다는 의미이다. 또한 외부 영역은 눈꺼풀에 의한 그림자, 눈썹 등에 의해 방해받을 경우가 많으며 외부 영역까지 인식을 위한 템플릿으로 사용하면 템플릿의 크기가 증가하기 때문에 수행 속도도 영향을 받게 된다. 따라서 본 논문에서는 외부 반지름과 내부 반지름의 차의 내부 1/2만 사용한다.

그리고 본 논문에서는 원본 홍채 영상을 그대로 사용하지 않고, 홍채 패턴의 edge를 사용하기 위해 그림 5와 같이 edge를 추출한 영상에서 홍채 템플릿을 추출한다. 같은 사람의 홍채라 하더라도 빛의 세기에 따라 패턴의 계조도의 변화가 발생하고 빛의 방향에 따라서 홍채 각 부분의 명암차가 발생하여 인식 성능에 영향을 준다. 그러나 edge는 이러한 빛의 변화에 둔감하기 때문에 edge만을 패턴 정보로 사용하기 위해 경계가 추출된 영상에서 홍채 템플릿을 추출한다. 본 논문에서는 edge를 추출하기 위해 Sobel 필터를 사용하였다.

그림 5에서 흰 선으로 둘러싸인 영역이 지금까지 언급한 특징 벡터를 추출하기 위해 사용하는 홍채 영역을 나타낸다.

본 논문에서는 특징 추출을 위해 웨이블릿 변환을 사용한다. 그런데 사용하고자 하는 홍채 템플릿은 극 좌표계라고 할 수 있으므로 웨이블릿 변환을 홍채 템플릿에 적용하기 위해서는 극 좌표계 상에 있는 홍채 템플릿을 직각 좌표계로 변경할 필요가 있다. 이를 위해서 좌표 변환을 수행하는 식 (3)과 보간법을 수행하는 식 (4)을 사용하여 극 좌표계에서 직각 좌표로의 변환을 수행한다.

$$\begin{aligned} x_i &= \left( \frac{r_o - r_i}{2 \times V} \times j + r_i \right) \cos \left( \frac{i}{H} + 1 \right) \pi + x_c \\ y_i &= - \left( \frac{r_o - r_i}{2 \times V} \times j + r_i \right) \sin \left( \frac{i}{H} + 1 \right) \pi + y_c \\ 0 \leq i < H, 0 \leq j < V \end{aligned} \quad (3)$$

$$I_a(i, j) = \sum_y \sum_x I_b(x, y) \varphi(k-x, l-y) \quad (4)$$

여기서  $(i, j)$ 는 보간법(interpolation)을 수행한 후 직각 좌표계의 세로와 가로축의 좌표,  $(k, l)$ 은 보간법을 수행하기 전인 그림 5의 세로와 가로축의 좌표이다. 그리고  $H$ 와  $V$ 는 각각 보간법을 수행한 후 템플릿의 가로와 세로 크기이고,  $r_o, r_i, (x_c, y_c)$ 는 각각 홍채 영역 추출 과정에서 찾은 홍채의 반지름, 동공의 반지름, 동공의 중심의 좌표이다. 그리고  $I_b(x, y), I_a(i, j)$ 는 보간법을 수행하기 전과 후의 화소 값이고,  $(x, y)$ 는 인식을 위해 입력된 홍채 영상에서 좌표 값이다.  $\psi(x, y)$ 는 보간법의 커널(kernel) 함수이고 본 논문에서는 cubic convolution 커널을 사용하였다. 식 (5)는 cubic convolution 커널 함수의 식이다<sup>[15-16]</sup>.

$$\varphi_a^{\text{cubic convolution}}(x) = \begin{cases} (a+2)|x|^3 - (a+3)|x|^2 + 1, & 0 \leq |x| < 1 \\ a|x|^3 - 5a|x|^2 + 8a|x| - 4a, & 1 \leq |x| < 2 \\ 0, & 2 \leq |x|. \end{cases} \quad (5)$$

본 논문에서는 매개 변수  $a$ 를  $-\frac{2}{3}$ 로 하였고 보간 후의 인식을 위해 사용하는 홍채 템플릿의 크기 즉,  $H$



그림 6. 추출된 홍채 템플릿  
Fig. 6. Extracted iris template.

와  $V$ 를 각각 240, 64로 정하였다. 이러한 모든 과정 후, 특징 추출을 하기 위해 사용하는 최종 홍채 템플릿(Template)은 그림 6과 같다.

## 2. 웨이블릿 변환을 이용한 특징 추출

### 가. 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 신호를 서로 다른 주파수 대역으로 분할하는 선형 함수이다<sup>[17-19]</sup>. 웨이블릿 변환은 부 웨이블릿(father wavelet)에 의해 결정이 되는 모 웨이블릿(mother wavelet)과 그것을 확장(scaling) 및 천이(shift)한 함수들을 신호의 급수 전개를 위한 기저함수로 사용한다<sup>[17-19]</sup>.

웨이블릿은 신호처리, 컴퓨터 비전, 수학 분야 등에서 독립적으로 발전하다가 하나로 통합되고, 현재는 많은 응용 범위를 가지고 있는 이론이다<sup>[17-18]</sup>. 푸리에 변환은 신호를 분석할 때 시간의 정보를 완전히 잃어버린다는 단점을 가지고 있고 이를 극복하기 위해 시간축 상에 window의 개념을 접목시킨 Gabor 변환이나 Short-time 푸리에 변환이 있다. 그러나 이러한 방법들도 window의 크기나 파라미터에 따라서 분석 가능한 신호의 주파수 영역대와 시간대가 미리 정해지거나, 각각의 블록들 사이에 신호의 불연속성으로 인한 Gibbs 현상이 발생한다는 단점이 있다.

이에 반해 웨이블릿 변환은 다중 분해능 분석(Multi resolution analysis)을 통해 시간과 주파수의 해상도를 다양하게 조절할 수 있다. 물론 이 방법이 주파수와 시간 영역의 해상도를 원하는 대로 조절할 수 있는 것은 아니지만 주파수 영역의 해상도를 높이기 위해서는 시간 영역의 해상도를 낮추고, 시간 영역의 해상도를 높이기 위해서는 주파수 영역의 해상도를 낮출 수 있다. 즉, 원하는 주파수 대역과 해상도에서 특징을 추출할 수 있다는 장점이 있다. 그리고 웨이블릿 변환은 고속이다. 웨이블릿 변환을  $M \times N$ 의 크기를 가지는 2차원 영상에 적용할 경우 웨이블릿 변환의 연산량은

2CMN이다. 웨이블릿 변환은 1차원 필터를 가로축과 세로축으로 나누어 각각 적용하기 때문에 각 축의 변환 복잡도 CMN의 두 배이다. 여기서  $C$ 는 웨이블릿 커널 함수의 계수의 개수로 보통 2부터 15이하의 작은 값을 가진다. 그리고 polyphase 방식을 사용하면 일반적인 웨이블릿 변환에 비해 약 절반으로 연산량을 줄일 수 있다. 또한 웨이블릿 변환은 신호의 대부분의 에너지를 저주파 영역으로 모아주는 특성을 가지고 있기 때문에 분석 레벨을 높게 하더라도 전체 영상의 정보를 보존하면서 특징 벡터의 차원을 줄일 수 있다는 장점이 있다. 본 논문에서는 이러한 웨이블릿 변환을 이용하여 홍채의 특징을 효과적으로 추출하는 방법을 제안한다.

나. 특징 벡터 추출

특징 벡터는 그림 6의 홍채 템플릿에 웨이블릿 변환을 적용하여 추출한다. 웨이블릿 변환을 2차원 영상에 적용하기 위해 본 논문에서는 Mallat이 제안한 분석 방법을 사용하였다<sup>[19]</sup>. 이는 행(row) 방향으로 1차원의 웨이블릿 변환을 적용한 계수들을 다운 샘플링한 후 이를 다시 열(column) 방향으로 웨이블릿 변환을 적용한 후 다운 샘플링을 한다. 분할된 여러 주파수 대역 가운데 저주파 대역의 계수만을 특징 벡터로 사용한다. 저주파 영역은 템플릿 영상의 에너지의 대부분이 집중되어 있기 때문에 영상 전체의 특징을 반영하다고 볼 수 있다. 한편 홍채는 복잡한 패턴을 가지고 있으므로 고주파 영역은 약간의 잡음으로도 매우 민감하게 반응하기 때문에 홍채 특징으로 사용하기에는 부적절하다.

앞에서 언급했듯이 눈썹이나 눈꺼풀 등에 의해 영향을 가장 적게 받기 위하여 본 논문에서 사용하는 홍채 영역은 동공의 중심 아래로 외부 반지름과 내부 반지름의 차의 내부 절반만 사용한다. 그러나 그림 7에서 보는 바와 같이 사용하고자 하는 홍채 영역에 인식에 잡음으로 작용하는 눈꺼풀, 반사광, 눈썹, 안경의 흠집 등이 포함되는 경우도 있다.

이러한 잡음들은 추출된 홍채 템플릿 영상에서 볼 수 있는 바와 같이 홍채 패턴의 edge에 비해 강한 edge를 가지고 있기 때문에 잡음 자체로도 홍채 패턴을 많이 변형시킨다. 또한 웨이블릿 변환이나 Gabor 변환과 같은 필터를 사용하여 특징 추출을 하는 알고리즘은 잡음에 약하다. 이는 잡음이 국부적이라 해도 특징 추출 필터의 회선(convolution)에 의해 잡음이 전체 홍채 영역으로 퍼지기 때문이다. 그러므로 이러한 잡음은 홍채 인식 시스템의 성능을 저하시킬 수 있다.

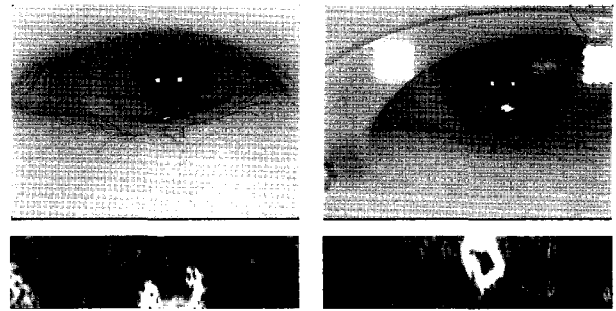


그림 7. 템플릿에 잡음이 포함된 영상의 예  
Fig. 7. An example of iris images that include noise.

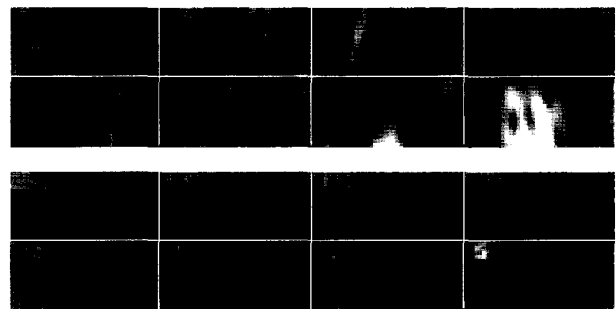


그림 8. 홍채 템플릿을 8개의 영역으로 분할한 영상과 각 영역을 분석 레벨 2단계로 웨이블릿 변환한 영상  
Fig. 8. Divided iris template and the wavelet transform of each region.

따라서 본 논문에서는 이러한 잡음의 영향을 최소화하기 위하여 홍채 템플릿을 여러 개의 영역으로 분할한 후 각 영역에 대해 웨이블릿 변환을 수행하여 각 영역의 저주파 대역의 계수에서 특징 벡터를 추출하는 영역 분할 방법을 제안한다. 웨이블릿 변환이 각 영역별로 수행이 되므로 잡음의 영향을 제한된 영역에만 국한시키는 효과가 있고 또한 두 특징 벡터를 비교할 때 각 영역별로 거리를 측정하고, 거리 값이 큰 영역은 잡음에 의한 영향을 크게 받았다고 생각하여 비교 과정에서 제외시킬 수 있다. 그림 8은 홍채 템플릿을 8개로 분할하여 각 영역별로 웨이블릿을 적용한 영상이다. 본 논문에서는 웨이블릿 변환의 필터는 Daubechies 웨이블릿 중 7-tap과 9-tap 필터를 사용하였다.

특징 벡터는 저주파의 대역의 계수를 식 (6)과 같이 각 영역별로 정규화하여 구성한다. 즉, 정규화된 특징 벡터 값들은 표준 편차가 1이고 평균이 0인 실수이나, 식 (6)에 의하여 표준 편차가 64이고 평균이 0인 -127에서 127 사이의 정수 값으로 다시 정규화할 수 있다. 이로써 특징 벡터의 각 요소마다 1바이트(byte)씩 할당

하는 것이 가능하다.

$$\hat{x}_{T,i} = \begin{cases} \left\langle \frac{x_{T,i} - \bar{x}_T}{\sigma_T/64} \right\rangle & -127 \leq \frac{x_{T,i} - \bar{x}_T}{\sigma_T/64} \leq 127 \\ 127 & 127 < \frac{x_{T,i} - \bar{x}_T}{\sigma_T/64} \\ -127 & \frac{x_{T,i} - \bar{x}_T}{\sigma_T/64} < -127 \end{cases}$$

$$T=1, 2, \dots, R, \quad i=1, 2, \dots, \frac{N}{R} \quad (6)$$

여기서  $\langle \cdot \rangle$ 는 반올림을 의미하며,  $T$ 는 홍채 템플릿에서 분할된 각 영역을 나타내는 index이고  $R$ 은 분할된 영역의 개수이다. 그리고  $i$ 는 각 영역의 특징 벡터 원소의 index이다. 한편, 각 영역에서 특징 벡터의 평균  $\bar{x}_T$ 와 분산  $\sigma_T^2$ 는 식 (7)과 (8)과 같이 계산된다. 여기서  $N$ 은 전체 특징 벡터의 차원으로 식 (9)와 같다.

$$\bar{x}_T = \frac{R}{N} \sum_{i=1}^{N/R} x_{T,i} \quad (7)$$

$$\sigma_T^2 = \frac{R}{N} \sum_{i=1}^{N/R} (x_{T,i} - \bar{x}_T)^2 \quad (8)$$

$$N = \frac{V}{2^l} \cdot \frac{H}{2^l} \quad (9)$$

여기서  $H$ 와  $V$ 는 각각 홍채 템플릿의 가로축과 세로축의 크기를 나타내며  $l$ 은 웨이블릿 변환의 분석 레벨이다. 분할된 각  $T$ 번째 영역의 특징 벡터는 다음 식 (10)과 같이 구성되며 전체 특징 벡터의 크기는  $N$  바이트가 된다.

$$\bar{X}_T = [\hat{x}_{T,1}, \hat{x}_{T,2}, \dots, \hat{x}_{T,N/R}]$$

$$T = 1, 2, \dots, R \quad (10)$$

본 논문에서 두 특징 벡터 사이의 차이는 유클리디언 (Euclidean) 거리를 사용하여 구하였다. 두 템플릿  $f$ 와  $g$ 의 거리를 구하기 위해 각 영역별로 거리를 식 (11)과 같이 구한다.

$$d_T^{f,g} = \|\bar{X}_T^f - \bar{X}_T^g\|^2 \quad (11)$$

그리고  $R$ 개 영역의 거리 값 중에서 상대적으로 잡음에 영향을 크게 받았다고 생각하는 가장 큰  $R_{reject}$ 개의 거리 값을 제외하고 나머지  $R - R_{reject}$ 개의 거리 값의 합으로 식 (12)와 같이 두 특징 벡터간의 최종 거리를 구한다.

$$D_{final}^{i,j} = d_1^{i,j} + d_2^{i,j} + L + d_{R-R_{reject}}^{i,j} \quad (12)$$

when  $d_1^{i,j} \leq d_2^{i,j} \leq L \leq d_{R-R_{reject}}^{i,j} \leq L \leq d_R^{i,j}$

## IV. 실험

### 1. 실험 환경

실험에 사용된 홍채 영상은 실내 환경에서 LED 조명을 가진 CCD 카메라에 의해 획득되었다. 영상의 크기는  $320 \times 240$ 이고 256개의 밝기 값을 가지는 흑백 영상이다. 실험은 94명의 사람으로부터 좌우 양쪽 눈에서 모두 획득된 3136장의 영상을 사용하였다. 안경을 착용한 사람은 안경을 착용했을 때와 착용하지 않은 두 가지 상태에서 획득이 되었고 콘택트 렌즈를 착용한 사람은 착용한 상태 그대로 영상이 획득되었다. 그리고 영상을 획득한 사람의 연령대는 20대 초반에서 30대 중반이다.

한편 동일한 사람에게서 획득된 영상이라 하더라도 좌우 양쪽 눈의 패턴은 전혀 다르기 때문에 같은 사람의 좌우 양쪽 눈은 다른 클래스(class)로 분류하였다. 따라서 전체 클래스의 개수는  $188 (= 94 \times 2)$ 개이다. 그리고 데이터베이스를 구성하기 위하여 각 클래스마다 한 장의 영상만 reference 영상으로 사용하였다. 즉, 188장의 홍채 영상이 reference 영상으로 사용되고 나머지 2948장의 영상은 실험 영상으로 사용하였다.

한편 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 가장 성능이 우수하다고 알려져 있고 널리 사용되고 있는 Daugaman이 제안한 Gabor 변환을 사용한 특징추출 방법<sup>[6]-[9]</sup>과 성능을 비교하였다. 그리고 Gabor 변환은 직각 좌표계에 적용하기 위해 실수부와 허수부를 식 (13)과 같이 각각 변형하여 적용하였다.

$$\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\alpha^2} + \frac{y^2}{\beta^2}\right)\right] \cos[2\pi f(x \cos \theta + y \sin \theta)]$$

$$\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\alpha^2} + \frac{y^2}{\beta^2}\right)\right] \sin[2\pi f(x \cos \theta + y \sin \theta)] \quad (13)$$

여기서 각 파라미터는  $\alpha = 4$ ,  $\beta = 2$ ,  $f = 0.1$ ,  $\theta = \pi$ 로 하였고 필터의 가로축 크기는 21, 세로축 크기는 11로 하였다. 그리고 특징 벡터는 이진화된 코드가므로 두 특징 벡터의 거리를 구하기 위해 해밍 거리(Hamming distance)를 사용하였다.

2. 실험 결과

첫 번째 실험으로 제안한 방법과 Gabor 변환 방법으로 특징 추출을 하였을 때 인식 성능을 비교하였다. 인식(Indetification)이란 입력된 홍채 영상이 데이터베이스(Database)에 저장된 여러 class의 홍채 중에 어떤 class에 속하는지를 찾아내는 것이다. 비교 단계로 입력된 홍채의 특징 벡터는 데이터베이스에 저장되어 있는 모든 class의 특징 벡터와 거리 값을 비교하여 그 값이 가장 작은 특징 벡터가 속한 class를 인식된 class로 결정한다. 여기서 인식된 class가 입력 영상의 실제 class와 같으면 옳게 인식이 된 것이고 그렇지 않으면 예러가 발생한 것이다. 인식의 성능은 accuracy로 평가하였다.

표 1은 홍채 템플릿의 분할을 하지 않은 상태에서 두 방법으로 특징을 추출하였을 때 인식 성능을 보여준다. 표 1을 보면 제안한 방법보다 Gabor 변환 방법이 미세하나마 성능이 우수하였다. 이는 웨이블릿 변환은 거리 측정 방법으로 유클리디언 거리를 사용하므로 비교하는 두 특징 벡터의 차의 제곱이 그대로 전체 거리에 반영되는데 반해 Gabor 변환은 거리 비교를 위해

표 1. 제안한 방법과 Gabor 변환 방법의 인식 성능 비교.

Table 1. The identification performance comparison of the proposed method and the Gabor transform.

	Wavelet (2 level)	Gabor
No. error	30	26
Accuracy(%)	98.98	99.12

해밍 거리를 사용하기 때문에 잡음 자체에 의한 영향은 잡음이 존재하는 픽셀에서 추출된 코드의 수에만 비례하기 때문이다.

다음 실험에서는 홍채 템플릿을 그림 8과 같이 8개로 분할한 후 잡음이 포함되었다고 판단되는 영역을 최종 거리 계산 시 제외하였다. 즉, 영역 분할을 사용하였을 때 식 (12)와 같이 최종거리 계산 시 사용된 영역의 수 ( $R - R_{reject}$ )에 따른 성능의 변화를 관찰하였다. 그림 9는 제안한 방법과 Gabor 변환을 사용하는 방법에 영역 분할을 적용하였을 때  $R - R_{reject}$ 에 따른 성능을 보여준다. 사용된 영역 수가 한 개일 때는 성능이 낮아지기 때문에 표시하지 않았다. 영역 분할을 수행한 후, 거리가 큰 영역을 최종거리계산에서 제외하였을 때, 제안된 방법 및 Gabor 변환 방법 모두 표 1의 결과에 비해 성능 향상이 있었다. 즉 영역 분할이 잡음을 제한된 영역에 국한시키는 효과가 있음을 확인할 수 있다. 또한 Garbor 변환 방법의 경우 3개의 영역을 사용하였을 때 가장 좋은 성능을 보여주었다. 제안된 방법은 6개 또는 7개의 영역을 사용하였을 때 가장 좋은 성능을 보여주었으며 Garbor 변환 방법과 비교하여 거의 대등한 성능을 보여주었다.

다음으로는 제안한 방법과 Gabor 변환 방법의 인증 성능을 비교 실험하였다. 인증(Verification)은 사용자가 자신의 ID와 생체 데이터를 같이 입력하여 데이터베이스에 등록되어 있는 해당 생체 데이터와 비교하여 사용

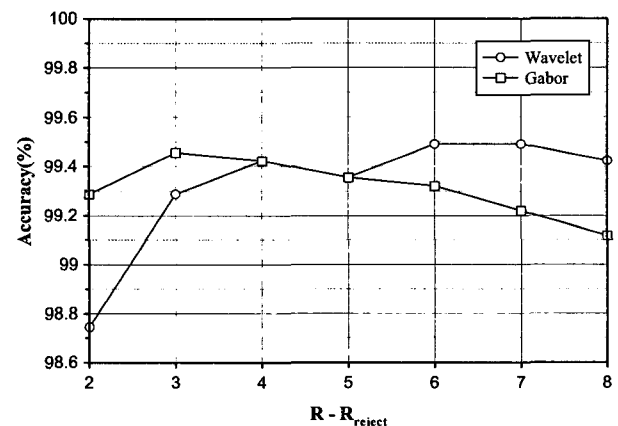


그림 9. 홍채 템플릿을 8개로 분할한 후 최종거리 계산 시 사용된 영역의 수( $R - R_{reject}$ )에 따른 인식 성능의 비교

Fig. 9. The identification performance comparison as a function of the number of used regions ( $R - R_{reject}$ ).

자가 등록된 사용자인지 아닌지를 결정하는 과정이다. 인증의 성능은 EER(Equal Error Rate)로 평가하였다. EER은 FRR(False Reject Rate)과 FAR(False Alarm Rate)이 같아지도록 임계 값을 설정하였을 때 오 인식률이다.

표 2와 그림 10은 각각 영역 분할을 하지 않았을 때와 했을 때의 인증 성능이다. 인증 성능도 제안한 방법과 Gabor 방법 모두 영역 분할을 했을 경우가 그렇지 않은 경우보다 성능이 향상되었으며 두 방법의 성능은 거의 대등하다는 것을 확인할 수 있다.

다음으로는 두 가지 방법의 특징 추출 수행시간을 비교하였다. 수행시간은 2GHz CPU, 512Mbytes 메모리를 가지고 있는 컴퓨터를 사용하여 비교하였다. 웨이블릿

표 2. 제안한 방법과 Gabor 변환 방법의 인증 성능 비교

Table 2. The verification performance comparison of the proposed method and the Gabor transform.

	Wavelet (2 level)	Gabor
EER(%)	1.31	1.19

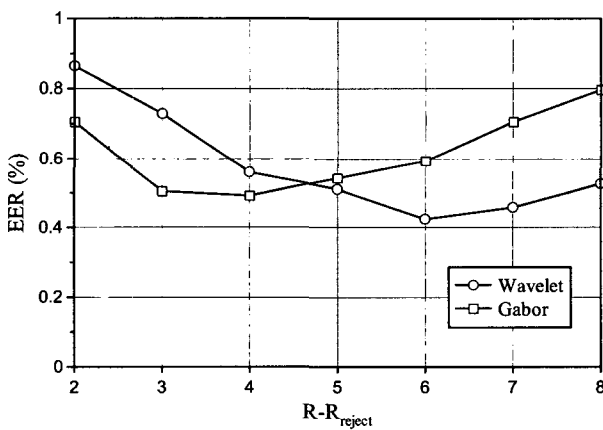


그림 10. 홍채 템플릿을 8개로 분할한 후 최종거리 계산 시 사용된 영역의 수( $R - R_{reject}$ )에 따른 인증 성능의 비교

Fig. 10. The verification performance comparison as a function of the number of used regions ( $R - R_{reject}$ ).

표 3. 특징 추출 수행 시간

Table 3. Processing time for feature extraction.

	Wavelet (2 level)	Gabor
Feature extraction time (ms)	10.7	111.2

릿 방법은 polyphase 방식을 사용하였으며 특징 벡터로 저주파 대역의 계수만을 사용하므로 저주파 대역에 대해서만 변환을 수행하였다. 또한 Gabor 방법은 cos, sin, exponential 등 반복적이고 시간이 많이 걸리는 연산은 메모리에 테이블로 저장하여 속도를 최적화 하였다. 수행 시간은 표 3에 나타나 있다.

수행시간에서 웨이블릿 변환 방법이 Gabor 변환 방법이 비하여 유리함을 볼 수 있다. 이는 앞에서 언급했던 바와 같이 웨이블릿은 필터가 1차원인데 비해 Gabor 필터는 2차원이고 최적화를 하였다 하더라도 시간이 많이 걸리는 exponential, cos, sin 연산이 포함되어 있기 때문이다. 따라서 제안한 방법은 Gabor 방법과 대등한 성능은 보여주면서 특징 추출 수행시간에서 유리하다. 그리고 영역 분할을 수행함으로써 두 가지 방법 모두 성능 개선이 되었음을 확인할 수 있다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 효율적으로 특징 벡터를 추출하는 방법을 제안하였다. 웨이블릿 변환은 신호의 에너지를 저주파 영역으로 집중시켜주며, 연산 속도가 빠르다는 장점을 가지고 있다. 본 논문에서는 이러한 웨이블릿 변환을 이용하여 전체 홍채 템플릿의 정보를 포함하는 저주파 영역의 계수를 특징 벡터로 사용하였다. 그리고 홍채에 존재하는 반사광, 눈썹, 눈꺼풀에 의한 잡음의 영향을 최소화하기 위해 템플릿을 여러 영역으로 나누어 각 영역에 대해 각각 웨이블릿 변환을 적용함으로써 잡음의 영향을 최소화 하였다.

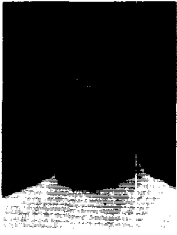
실험은 Daugman이 제안한 Gabor 변환을 이용한 특징 추출 방법과 인식 실험으로 비교 실험을 하였다. 실험 결과 영역 분할을 하지 않았을 때는 Gabor 방법이 제안한 방법보다 약간 더 우수한 성능을 보여주었지만 영역 분할을 수행하였을 때는 제안한 웨이블릿 변환을 이용하여 특징 추출을 하였을 때가 Gabor 방법에 비해 특징 추출 속도는 훨씬 빠르면서 인식 성능에서 대등한 성능을 보여주었다. 그리고 영역 분할을 수행함으로써 잡음을 제한된 영역에 국한시킴으로써 성능 개선의 효과가 있음을 확인할 수 있었다.



## 참 고 문 헌

- [1] Arun Ross, Anil Jain, "Information fusion in biometrics," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 13, pp 2115-2125, September 2003.
- [2] Gerald O. Williams, "Iris Recognition technology," *Aerospace and Electronic Systems Magazine, IEEE*, vol. 12, no. 4, pp. 23-29, April 1997.
- [3] Samir Nanavati, Michael Thieme, Raj Nanavati, "Biometrics identity verification in a networked world".
- [4] D. de Martin-Roche, C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, "Iris recognition for biometric identification using dyadic wavelet transform zero-crossing," *Security Technology, 2001 IEEE 35th International Carnahan Conference on*, pp. 272-277, 16-19 Oct 2001.
- [5] Ya-Ping Huang, Si-Wei Luo, En-Yi ChenAn, "Efficient iris recognition system," *Machine Learning and Cybernetics, 2002. Proceedings. 2002 International Conference on*, pp. 450-454, 4-5 Nov. 2002.
- [6] Daugman, J, "How Iris Recognition Works," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, vol. 14, no. 1, pp. 21-30, Jan. 2004.
- [7] Daugman, J. "High confidence recognition of persons by iris patterns," *Security Technology, 2001 IEEE 35th International Carnahan Conference on*, pp. 254-263, 16-19 Oct. 2001.
- [8] Daugman, J. "High confidence personal identification by rapid video analysis of iris texture," *Security Technology, 1992. Crime Countermeasures, Proceedings. Institute of Electrical and Electronics Engineers 1992 International Carnahan Conference on*, pp. 50-60, 14-16 Oct. 1992.
- [9] Daugman, J, Downing, C, "Recognizing iris texture by phase demodulation," *Image Processing for Biometric Measurement, IEE Colloquium on*, pp. 1-8, 20 Apr 1994.
- [10] Wildes, R.P, "Iris recognition: an emerging biometric technology," *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1348-1363, Sept. 1997.
- [11] Wildes, R.P, Asmuth, J.C, Green, G.L, Hsu, S.C, Kolczynski, R.J, Matey, J.R, McBride, S.E, "A system for automated iris recognition," *Applications of Computer Vision, 1994., Proceedings of the Second IEEE Workshop on*, pp. 121-128, 5-7 Dec. 1994.
- [12] Boles, W.W, Boashash, B, "A human identification technique using images of the iris and wavelet transform," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, pp. 1185-1188, April 1998.
- [13] Boles, W.W, "A security system based on human iris identification using wavelet transform," *Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems, 1997. KES '97. Proceedings., 1997 First International Conference on*, vol. 2, pp. 533-541, 21-23 May 1997.
- [14] Boles, W.W, "A Wavelet Transform Based Technique For The Recognition Of The Human Iris," *Signal Processing and Its Applications, 1996. ISSPA 96., Fourth International Symposium on*, pp. 601-604, 25-30 August 1996.
- [15] Unser, M, "Splines : a perfect fit for signal and image processing," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 16, no. 6, pp. 22-38, Nov. 1999.
- [16] R. G. Key, "Cubic Convolution Interpolation for Digital Image Processing," *IEEE Transactions on Acoustics, speech, and signal processing*, pp. 1153-1160, 1981.
- [17] M. Vetterli and J. Kovacevic, "Wavelets and Subband Coding," Prentice Hall, 1995
- [18] Gilbert Strang, Truong Nguyen, "Wavelets and Filter Banks," Wellesley\_Cambridge Press, 1995
- [19] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. March Intel*, vol. 11, no. 7, pp 674-693, July 1989.

## 저 자 소 개



박 종 근(학생회원)  
 2002년 연세대학교 기계  
 전자공학부 학사 졸업.  
 2004년 연세대학교 전기  
 전자공학과 석사 졸업.  
 2004년~현재 연세대학교 전기  
 전자공학과 박사 과정.

<주관심분야 : 영상/신호처리, 생체 인식>



이 철 희(정회원)  
 1984년 서울대학교  
 전자공학과 학사 졸업.  
 1986년 서울대학교 대학원  
 전자공학과 석사 졸업.  
 1986년~1987년 Technical  
 University of Denmark  
 연구원.

1992년 Purdue University Electrical  
 Engineering 박사 졸업.

1993년~1996년 National Institutes of Health,  
 Maryland, USA. 객원 연구원.

1996년~현재 연세대학교 전기 전자공학부 교수.

<주관심분야 : 영상/신호처리, 패턴 인식, 신경  
 망>