

# 웨이블릿 변환을 기반으로 하는 홍채 특징 추출

기근도<sup>o</sup>, 변영철<sup>†</sup>, 이관용<sup>‡</sup>, 이일병<sup>o</sup>  
<sup>o</sup>연세대학교 컴퓨터과학과 <sup>†</sup>한국전자통신연구원 전자상거래연구부 <sup>‡</sup>한국사이버대학교 정보통신학과  
E-mail: {kigd,bcart,kylee,yblee}@csai.yonsei.ac.kr

## Iris Feature Extraction based on Wavelet Transform

Gyundo Kee<sup>o</sup>, Yungcheol Byun<sup>†</sup>, Kwanyong Lee<sup>‡</sup>, Yillbyung Lee<sup>o</sup>  
<sup>o</sup>Dept. of Computer Science, Yonsei Univ.  
<sup>†</sup>EC/CALS, ETRI  
<sup>‡</sup>Dept. of Information & Telecommunication, Korea Cyber Univ.

### 요 약

본 논문에서는 홍채의 특징을 효율적으로 추출하기 위한 접근 방법으로서, 웨이블릿 기반의 다해상도 분석 기법을 홍채영상에 적용한 결과에 대하여 소개하고자 한다. 입력장치인 카메라로부터 획득된 사람의 눈 영상에서 처리 대상인 홍채영역만을 분리 추출한 후, 홍채 특징을 압축적이고 효과적으로 표상하기 위하여 2D 다해상도 웨이블릿 변환을 홍채영상에 적용하는 기법과 실제적인 응용을 위하여 등록된 데이터와 미지의 데이터 사이의 유사도를 측정하는 효율적인 기법을 연구한다. 이러한 기법들을 홍채인식시스템에 적용함으로써 처리 속도 및 인식률 향상 등으로 고성능의 홍채인식시스템을 구현할 수 있었다.

## 1. 서론

개인 식별 방법으로써 전통적으로 사용되어지고 있는 패스워드나 개인식별번호 등은 도용 및 분실 위험 등으로 인하여 점차 고도화/첨단화 되고 있는 정보사회에서 많은 부작용이 나타나고 있다. 이러한 전통적인 개인식별 방법들의 단점을 보완할 수 있는 대체 방법으로써 생체인식은 가장 안정적이고 정확한 개인식별 방법으로써 각광을 받고 있다.

생체인식 시스템은 개인의 신체적 또는 생물학적 특징을 기반으로 개인을 검증하거나 인식하기 위한 자동화된 방법이라 할 수 있다. 위와 같은 생체인식 시스템은 패스워드나 신분증과 같은 단순하고 전통적인 보안 방법의 단점인 분실, 절도, 누출을 극복할 수 있는 정보화 사회에 부응하는 신뢰성 있는 새로운 형태의 신분검증 방법이라 할 수 있다.

이러한 개인의 식별을 위해 사용할 수 있는 개인의 생물학적 특징은 추출된 특징의 고유성, 시간의 경과에 따른 특징 변화가 거의 없어야 하는데, 이러한 특성을 갖는 생물학적 특징으로는 오래 전부터 연구가 진행된 지문이 있으며 손등의 혈관 분포 및 모양, 홍채(사람의 눈) 등이 있다. 이러한 특징 중에서 사람의 홍채는 개인에 대한 변별력이 가장 높으며 평생 동안 그 특징이 거의 변화하지 않으므로 개인의 식별 및 인식을 위한 훌륭한 특징으로 알려져 있다 [1].

(그림 1)은 홍채영상에 대한 예이다.

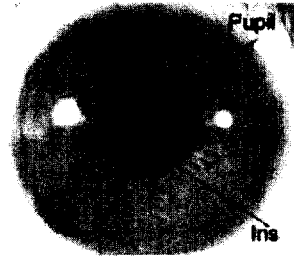


그림 1: 눈 영상에서의 홍채 예

## 2. 특징추출

본 연구에서는 홍채 영상으로부터 특징을 추출하는 방법으로 최근 패턴인식, 영상 처리, 신호 처리 등의 분야에서 널리 활용되고 있는 웨이블릿 변환을 이용하였다 [6]. 또한, 웨이블릿 변환을 이용하여 홍채 영상을 분석할 때는 다해상도(multiresolution) 분석 기법을 적용하였는데, 이는 공

간(spatial) 적인 정보와 주파수(frequency) 적인 정보를 동시에 표현할 수 있다는 특징을 지니고 있기 때문에 영상처리 분야에 널리 활용되고 있다 [7]. 본 연구에서는 홍채 영상에 Daubechies 웨이블릿을 사용하였다. Daubechies 웨이블릿은 부모 웨이블릿 쌍이 유한 패 구간에서만 0이 아닌 값을 갖는-컴팩트한 지지대를 갖는(compactly supported)-특성이 있으며 texture 분류에 잘 적용됨이 증명되었다 [8]. 먼저, 홍채 영상에 웨이블릿 변환을 적용하는 과정을 설명한다.

영상에 웨이블릿 변환을 적용하는 것은 2차원 신호에 웨이블릿 변환을 도입하는 것이라고 할 수 있으며, 1차원 웨이블릿 변환으로부터 2차원의 웨이블릿 변환으로의 확장은 각 스케일링 함수와 웨이블릿의 곱으로 구해지는 1차원의 분해 가능한 웨이블릿을 이용하여 다차원 필터 뱅크(multidimensional filter bank)를 구성하는 것으로 볼 수 있다 [6].

홍채 영상에 대하여도 이러한 밴드 분할 웨이블릿 기법이

적용되었으며, 이 변환 과정에는 다음과 같은 다해상도 분할 방법이 포함된다. 원 영상을 1단계 분해하면 고주파 성분과 저주파 성분의 영상이 얻어지게 되며, 고주파 성분은 분해 방향에 따라 수직, 수평, 대각선 성분의 부영상(subimages)들이 구해진다. 1단계로 분해된 영상 중 저주파 영역의 영상에 대하여 다시 2단계 분할을 하게 되는데, 이는 저주파 영역에 홍채 영상을 대표하는 특징값들이 가장 잘 나타나 있기 때문에, 이 영역을 세부 분할하여 좀 더 압축된 정보를 얻기 위함이라 할 수 있다. 역시 이 단계에서도 전단계에서와 동일한 결과의 영상이 얻어지게 되며, 다음 단계에서도 반복적으로 저주파 영상을 분할하게 된다. 따라서, 다해상도 분석 기법을 홍채 영상에 적용하면 국부적이고 전역적인 스케일에서 홍채 영상을 분석할 수 있게 된다.

다음으로는 각 분해된 영상에서 홍채 특징 벡터를 생성하는 과정이 수행된다. 이는 분해된 영상에서 홍채 특징을 가장 압축적이고 효과적으로 표현할 수 있는 값들을 벡터로서 구성하는 것이다. 또한, 특징 벡터를 효율적으로 구성하는 것은 시스템의 성능에 매우 큰 영향을 줄 수 있기 때문에, 다양한 실험을 통하여 최적의 특징 벡터를 구성하도록 하여야 한다.

Mallat의 실험 [7]에서는 웨이블릿 변환으로 분해된 부영상으로부터 특징값들을 선택할 시, 그레이 레벨 값들의 분포에 대한 1차 통계치(first-order statistics) 만으로도 텍스처들간의 차이를 구분하는데 충분하다고 제안하였다. 따라서, 본 연구에서는 분해된 부영상의 그레이 레벨 값들의 분포로부터 평균, 분산, 표준편차, 에너지 값들을 추출하여 특징 벡터 구성에 사용하였다.

본 연구에서는 카메라로부터 획득된 홍채 영상을 가장 효과적으로 표현할 수 있는 특징 벡터를 구성하기 위하여 다해상도 Daubechies 웨이블릿 분해 기법을 사용하여, 원 영상을 3단계로 분할하였으며 분할 결과 모두 12개의 부영상을 구할 수 있었다. 또한, 분할된 부영상으로부터 평균, 분산, 표준편차, 에너지 등의 통계치를 구하여 특징 벡터를 구성하는데 사용하였다. 더욱이, 영상의 위치 변화와 영상에 포함된 잡음에 덜 민감한 특징 벡터를 구성하기 위하여 부영상을 국부적인 창(local window)으로 분할한 후에 해당되는 부영상의 국부적인 창으로부터 통계치를 구하여 특징 벡터로써 사용하는 기법을 사용하였다 (그림 2).

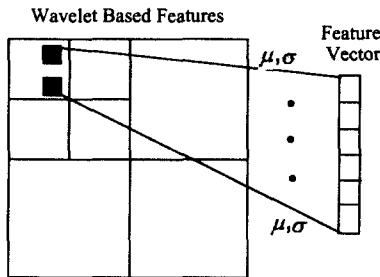


그림 2: 국부적인 창을 이용한 특징 벡터 구성 방법

### 3. 패턴정합

본 논문에서는 패턴 정합을 위한 과정을 학습과 분류의 두

가지 과정으로 구분하였다. 학습과정은 홍채인식 시스템에서 등록과정에 해당되며, 원 영상에 대하여 웨이블릿 변환을 적용한 후 생성된 특징 값들을 DB에 저장하는 과정이라 할 수 있다. 분류과정에서는 특징인에 대하여 인증을 수행하기 위하여 미지의 홍채 데이터의 특징 값이 등록되어 있는 특징과 비교되는 과정이라 할 수 있다. 우선, 등록된 패턴을  $y_i = (y_{i,1}, \dots, y_{i,J}), i = 1, \dots, M$ , 으로, 미지의 패턴을  $x = (x_1, \dots, x_J)$ 로써 표현하자. 그러면, 특징 공간상에서 두 패턴사이의 거리는 아래와 같은 식별함수로써 구할 수 있을 것이다.

$$D_i = distance(x, y_i). \quad (1)$$

여러 가지 사용 가능한 식별함수 중에서 본 연구에서는 우선적으로 유클리디안 거리(Euclidean Distance)를 고려하였다.

$$D_{1,i} = [(x - y_i)^T(x - y_i)]^{1/2} = \sqrt{\sum_{j=1}^J (x_j - y_{i,j})^2}. \quad (2)$$

그러나, 유클리디안 거리는 구성되어 있는 특징 벡터 내에서 다른 값들에 비해 매우 큰 값을 가진 요소에 의한 영향을 크게 받을 수 있다. 따라서, 본 연구에서 고려한 두 번째 방법은 터무니 없이 높은 값에 의한 영향을 최소화시키기 위하여 특징값들을 표준편차로 나누어 정규화를 시킨 후 등록되어 있는 패턴과 미지 패턴간의 거리를 구하였다. 등록되어 있는 패턴들의 각 요소값들은 평균  $m_j$ 와 표준편차  $\sigma_j$  값에 의해 다음과 같은 식으로 정규화된다.

$$\hat{y}_{i,j} = \frac{y_{i,j} - m_j}{\sigma_j}. \quad (3)$$

미지의 패턴 역시 아래와 같은 식에 의해 정규화 되어진다.

$$\hat{x}_j = \frac{x_j - m_j}{\sigma_j}. \quad (4)$$

각 요소에 대한 평균은  $m_j = \sum_{i=1}^M x_{ij} / M$ 에서 구해지며, 분산은  $\sigma_j^2 = \sum_{i=1}^M (x_{ij} - m_j) / (M - 1)$ 에 의하여 구해진다. 따라서, 정규화된 특징들간의 거리  $D_{2,i}$ 는 아래의 식으로 표현될 수 있다.

$$D_{2,i} = \sqrt{\sum_{j=1}^J (\hat{x}_j - \hat{y}_{i,j})^2}. \quad (5)$$

입력되는 미지의 영상에 대하여 식(2)와 (5)에 의해 정의된 거리함수를 적용하여 등록되어 있는 패턴들과의 거리를 구한 후, 최소의 거리를 갖는 값을 해당되는 클래스로 분류하는 최소 거리 분류 방법을 사용하였다.

#### 4. 실험 및 결과

본 논문에서는 다양한 응용분야에 대한 적용 가능성을 살펴보기 위하여 서로 다른 환경에서 획득된 두 종류의 데이터를 사용하여 실험하였다. 첫번째 데이터 집합은 불규칙한 주위 조명환경에서 획득되었으며, CCD 카메라를 중심으로 두 개의 할로젠 램프를 사용하였다(Data set 1). 모두 150명으로부터 4500개의 눈 영상이 획득 되었으며, 이 데이터는 왼쪽과 오른쪽 눈을 각각 구분하였고, 나안 상태의 영상과 안경 및 렌즈 착용시의 영상과 남녀 모두의 영상을 포함한다. 두 번째 데이터 집합은 주위 조명환경을 비교적 일정하게 유지 시켰으며, 카메라 주위에 적외선 램프를 사용하였다(Data set 2).

이러한 환경에서 모두 20명으로부터 600개의 눈 영상을 획득하였다. 두 데이터 집합 모두에 대하여 획득된 데이터 중에서 학습 과정에는 4개의 영상이 사용되었으며, 나머지의 데이터는 실제 분류를 위하여 사용되었다. 모든 실험은 Pentium-III 450Mhz(OS:Windows2000)에서 수행되었다

본 연구에서는 홍채 특징 벡터 구성을 위하여 아래와 같은 네 가지 실험을 수행 하였다. 첫 번째는 웨이블릿 변환 방법에 의해 분해되어진 부 영상으로부터 통계치를 구하여 특징 벡터를 구성하는 것이며, 두 번째로는 분해된 저주파 영역의 계수값 들을 상호 조합 함으로써 특징 벡터를 구성하는 방법과, 세 번째로는 저주파 영역의 계수값 들과 부 영상들로부터 구해진 통계치를 상호 조합하여 특징 벡터를 구성하는 것이며, 마지막으로는 저주파 영역을 국부적인 창으로 분할 한 후, 그 국부적인 창으로부터 통계치를 구하여 특징 벡터를 구성하는 것이다.

(그림 3)은 위에서 열거된 네 가지 특징 벡터 구성 방법에 의한 인식률을 보여주고 있다. 실험 결과, 중간 단계에서 분해된 영상을 국부적인 창으로 분할하여 그 창으로부터 평균과 표준편차를 구하여 특징 벡터를 구성하였을 때 가장 높은 인식률을 얻을 수 있었다.

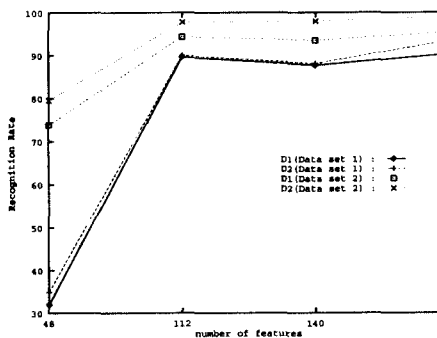


그림 3: 서로 다른 특징 벡터와 거리 함수를 사용한 인식률 비교

#### 5. 결론

본 연구에서는 다해상도 웨이블릿 변환을 홍채 영상에 적용한 후 분해된 중간 레벨의 부 영상으로부터 통계치를 홍채 특징으로 구성함으로써, 외부 잡음에 영향을 받지 않는

압축적인 홍채 특징 코드를 생성할 수 있었을 뿐만 아니라 정보의 손실 없이 저주파 영역만을 반복적으로 분해하는 기법을 사용함으로써 시간을 감소시킬 수 있었다. 더욱이, 부 영상을 국부적인 창으로 분할하여 통계치를 구한 후 정규화된 값을 사용함으로써 영상의 위치 변화나 잡음 때문에 발생하는 오인식률을 감소시킬 수 있었다. 즉, 본 연구에서 제안된 기법들이 홍채를 통한 개인 식별 시스템의 다양한 분야에 효과적으로 적용될 수 있음을 알 수 있었다.

#### 참고 문헌

- [1] John G. Daugman High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11), pp. 1148-1161, 1993.
- [2] Wildes, R.P. Iris Recognition : An Emerging Biometric Technology *Proc. of the IEEE*, 85(9), pp. 1348-1363, 1997.
- [3] Boles, W.W., Boashash, B. A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform *IEEE Trans. on Signal Processing*, 46(4), pp. 1185-1188, 1998.
- [4] Williams, G.O. Iris Recognition Technology *IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine*, 12(4), pp. 23-29, 1997.
- [5] Dimitrios Ioannou, Walter Huda, Andrew F. Laine Circle recognition through a 2D Hough Transform and radius histogramming *Image and Vision Computing*, 17, pp.15-26, 1999.
- [6] Stephane. G. Mallet. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation *IEEE Trans. Pattern Recognition and Machine Intelligence*, 11(4), pp.674-693, 1989.
- [7] Stephane. G. Mallet. Wavelet for a Vision *Proceedings of the IEEE*, 84(4), pp.604-614, 1996.
- [8] I. Daubechies. Orthonormal bases of compactly supported wavelets *Comm. Pure Appl. Math.*,41, pp. 909-996, 1988.
- [9] D. Randall Wilson, Tony R. Martinez Improved Heterogeneous Distance Functions *Journal of Artificial Intelligence Research*, 6, pp.1-34, 1997