

# 웨이브 신호 단순화 방법에 의해 생성된 웨이블릿 특징을 사용한 홍채인식 방법

## A Novel Iris Recognition using wavelet features which are generated from wave signal simplification

최진수\* · 김재민\*\* · 조성원\*\*\* · 최경삼\*\*\*\* · 원정우\*\*\*\*\*  
(Jin-Su Choi · Jae-Min Kim · Sung-Won Cho · Kyung-Sam Choi · Jung-Woo Won)

\* 홍익대학교 전기정보제어공학과(전화:(02)320-1493, 팩스:(02)320-1110, E-mail : jinsus@empal.com)  
\*\* 홍익대학교 전기정보제어공학과(전화:(02)320-1493, 팩스:(02)320-1110, E-mail : jaemin@hongik.ac.kr)

**Abstract** : This paper presents a novel iris recognition method using wavelet transform and curve simplification. One-dimensional signals, which are calculated over circles on the iris, are decomposed into a multiple frequency bands. Each decomposed signal is approximated by a piecewise linear curve connecting node points. The curve is simplified by progressively removing unimportant node points while keeping the shape of the curve. Finally, a small number of node points represent features of each signal. Experiment results show that the presented method results in good performance in various noise environments.

**Keywords** : Iris recognition , Signal decomposition , Curve simplification , Wavelet feature

### I. 서론

이전의 홍채 인식 시스템들은 매우 양질의 입력 영상을 필요로 하는 동시에 눈의 회전 이동에 결과가 민감하게 반응한다는 단점을 가지고 있다. 홍채 인식의 기초는 Daugman과 Wildes 등에 의해 세워졌는데[1, 2], 이 두 시스템 역시 성공적인 인식을 위해서는 균일한 화질의 좋은 영상을 얻어야하기 때문에 이를 위해서 정교한 영상획득 시스템을 필요로 한다. 하지만, 이런 조건은 시스템의 실제적인 응용을 위해선 극복되어야 할 과제가 된다. Boles는 wavelet 변환에 의해 생성되는 zero-crossing points를 이용하는 인식 방법을 제시했다[3]. 이 경우, 동일한 사람의 홍채일지라도 각 샘플 이미지에 따라 zero-crossing points의 개수가 다를 수 있으므로, 새로운 similarity function인 binary hamming distance를 사용한다[4].

일반적으로, 홍채 인식 시스템은 다음의 네 가지 단계 Image acquisition, Preprocessing, Feature extraction, Verification을 가지고 있다. 본 논문에서는 여러 노이즈에 강인한 새로운 Feature extraction 과 Verification 방법에 관하여 제시한다.

### II. 제안하는 홍채 인식 알고리즘

#### 2.1 입력 영상의 품질 검사 및 홍채 특징 추출

제안하는 홍채 인식 알고리즘은 우선 입력되는 눈 영상에 대한 품질 검사 과정으로부터 시작된다. 이는 품질 검사를 통해 선명한 이미지만을 골라 등록 및 검증 위한 과정으로 넘겨주어 그 효율성과 신뢰성을 높이기 위함이다. 품질 검사는 동공 경계를 기준으로 한 주변 영역의 gradient 값과 contrast 값을 계산함으로써 이루어진다[5]. 이 때, 동공 경계에서의 gradient를  $\nabla g$ , contrast를  $\sigma_g$ 라고 할 때, 영상의 선명도 계수  $q_g$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$q_g = \sqrt{\frac{2}{\pi} \frac{\sigma_g}{\nabla g}}$$

위의 품질 검사를 통과한 선명한 입력 영상은 실제 등록 및 검증 과정을 위해 iris localization 과정을 거치게 된다. Iris localization은 홍채를 구분시켜주는 동공과 limbus의 두 원형 경계를 찾아 이를 기준으로 하여 그 가운데 부분인 홍채 영역만을 분리해내는 과정이다. 입력된 눈 영상에서 동공과 limbus의 경계를 검출하는 예를 다음의 그림 1에 나타내었다.

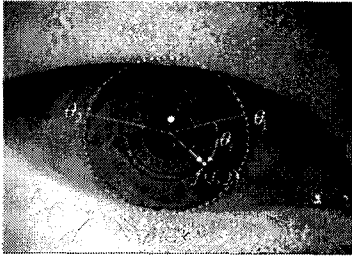


그림 1 홍채의 내·외부 경계 검출  
Fig. 1 Detection of inner and outer boundary of iris

위의 그림 1의 두 경계를 기준으로 실제 분리된 홍채 이미지는 다음의 그림 2와 같다.

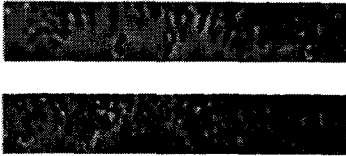


그림 2 분리된 홍채 이미지  
Fig. 2 Localized iris images

이렇게 홍채 이미지가 분리되고 나면 이로부터 실제 홍채 특징 추출을 위한 신호  $f(i, j)$ 가 생성된다. 그림 1을 참고할 때 신호  $f(i, j)$ 는 다음과 같다.

$$f(i, j) = f[r_j \cos(\theta_i), r_j \sin(\theta_i)]$$

where,  $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$

$$\theta_i = i \cdot (\theta_2 - \theta_1) / N_1, r_j = j \cdot \Delta R(\theta_i)$$

$$\Delta R(\theta_i) = \|l(\theta_i) - p(\theta_i)\| / N_2$$

여기서,  $f(i, j)$ 는 2-d intensity signal이고  $\theta_i$ 의 범위는  $[\theta_1, \theta_2]$ 이며,  $l(\theta_i)$ 와  $p(\theta_i)$ 는 각각 limbus와 동공 경계상의 한점이다. 이렇게 생성된 신호는 각 주파수 대역의 성분으로 분해 되는 signal decomposition 과정을 거치게 된다. Signal decomposition은 신호  $f(i, j)$ 에 일련의 dilated gaussian smoothing functions  $\varphi(2^{(L-i)}x)$ 를 적용해 주어 필요한 주파수 대역의 성분  $f_i$ 을 얻어 내는 과정이다. 신호  $f(i, j)$ 가 decomposition을 거쳐 실제 검증에 사용될 특징 코드로 생성되기까지의 과정을 다음의 그림 3에 나타내었다.

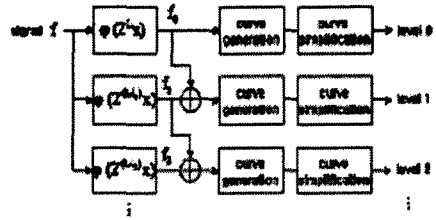


그림 3 특징 코드 생성 과정  
Fig. 3 Process of feature code generation

이 때, Gaussian smoothing function에 의해 분해된 각 주파수 성분 신호  $f_i$ 는 curve generation 단계를 거쳐 신호의 주요한 특징인 minima와 maxima을 node로 하여 이루어진 piecewise linear curve로 생성된다. 다음의 그림 4에 curve generation을 거쳐 생성된 piecewise linear curve가 curve simplification 과정을 거쳐 특정 wavelet feature  $W_i$ 로 생성되는 예를 나타내었다.

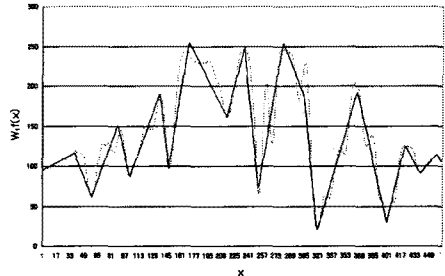


그림 4 Curve simplification에 의한 웨이블릿 특징의 생성

Fig. 4 Wavelet feature generation using curve simplification algorithm

여기서 Curve simplification은 입력되는 piecewise linear curve를 전체적인 형태에 영향을 덜 주는 순으로 단순화 시켜가는 알고리즘이다. 이런 단순화 개념은 Garland의 2-D mesh simplification에 기초한다[6]. Curve simplification의 기준을 제공해주는 edge collapse criterion에 관한 내용을 그림 5를 참고로 하여 살펴보면 다음과 같다.

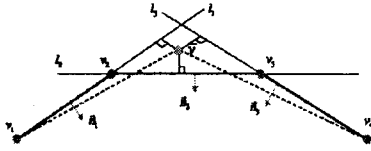


그림 5 Edge collapse 기준  
Fig. 5 Criterion of edge collapse

각 edge contraction은 다음과 같이 contracting error cost를 최소화하는 방법으로 이루어진다.

Edge  $(v_i, v_{i+1})$  에 대해

$$\min_{\bar{v}} \left[ \sum_i w_i (n_i \cdot \bar{v} + c_i)^2 \right]$$

where ,

$\bar{v}$  : optimal contraction target for the vertex

pair  $(v_i, v_{i+1})$  ,

$v_i$  : normal vector of a line  $l_i$  connecting

$(v_i, v_{i+1})$  ,

$(n_i \cdot \bar{v} + c_i)$  :  $\bar{v}$  와  $l_i$  사이의 거리 ,

$w_i$  :  $(v_i, v_{i+1})$ 에 비례하는 weighting factor.

## 2.2 생성된 홍채 특징 코드를 이용한 검증 방법

실제 검증을 위한 correlation에 앞서 이루어져야 할 문제는 비교 대상이 되는 두 simplified curve 사이의 shift 보정이다. Shift 정보는 그림 3.의 lowest frequency band 정보인 level0 signal로부터 얻어진 두 비교 대상 curve사이의 projection을 통해 구한다. 다음으로 실제적인 홍채 패턴 검증은 node points로 이루어진 두 단순화된 curve 사이의 normalized correlation coefficient를 계산함으로써 이루어진다. Normalized cross-correlation coefficient는 다음과 같다.

$$\overline{\langle f, g \rangle} = \frac{\langle f \cdot g \rangle - \langle f \rangle \langle g \rangle}{\sigma(f)\sigma(g)}$$

where ,

$\langle \rangle$  : average operator ,

$\langle f \cdot g \rangle$  : elementwise product ,

$\sigma$  : standard deviation.

이 때, 각 signal은 mid frequency band의 성분을 사용하므로 DC성분을 가지고 있지 않다.

## 2.3 이전의 Zero crossing 방법과의 비교

[3], [4]에서 사용된 wavelet의 zero-crossing point는 본 논문의 piecewise linear curve의 node point에 대응된다. Zero-crossing 방법의 주요 문제점은 비교 대상들의 zero-crossing points가 동일해야 한다는 점이다. 이런 요구 사항은 false zero-crossing elimination algorithm [4]을 사용하더라도 실제적인 응용에 있어 치명적인 약점으로 작용할 수밖에 없다.

이런 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 curve shape을 유지하면서 쉽게 덜 중요한 node points를 제거해 나가는 방법으로 piecewise linear curve를 사용한다. 이렇게 함으로써 동일 개수의 optimal node points를 갖는 두 simplified curve를 생성할 수 있고 이를 통해 normalized cross correlation coefficient의 계산이 가능한 것이다.

Feature extraction의 경우 zero-crossing 방법은 multi-resolution levels 상의 smoothed signals  $f_{i+1}$ 을 사용하는 반면, 본 논문에서는 일련의 smoothed signals의 차이 즉, different frequency bands의 요소인  $(f_{i+1} - f_i)$ 를 사용한다. 두 signals  $f$  and  $g$  사이의 similarity measure의 경우  $\overline{\langle (f_{i+1} - f_i), (g_{i+1} - g_i) \rangle}$ 가  $\overline{\langle f_{i+1}, g_{i+1} \rangle}$ 보다 항상 더 큰 결과를 보이는데 이것은 다음과 같은 이유에서이다.

1. 두 signal 사이의 cross correlation  $\langle f_{i+1}, g_{i+1} \rangle$ 은  $\langle f_i, g_i \rangle + \langle (f_{i+1} - f_i), (g_{i+1} - g_i) \rangle$ 로 근사시킬 수 있는데 이것은 다른 주파수 대역에 있는 두 components 사이의 cross correlation 영향을 무시할 수 있기 때문이다.

2. Lower-resolution level상의 similarity 비교에 이 미  $\langle f_i, g_i \rangle \approx \langle f_{i-1}, g_{i-1} \rangle + \langle (f_i - f_{i-1}), (g_i - g_{i-1}) \rangle$ 을 사용했기 때문이다.

## III. 실험 결과

실험을 위해 사용된 Iris database는 서로 다른 외부 조건에서 40명의 눈에 대해 1인당 5장씩 찍힌 총 200장의 눈 영상들로 이루어져 있다. Database는 반사광, 눈썹과 그 그림자, motion blur, slight focus blur등의 다양한 노이즈에 의해 훼손된 eye images를 포함하고 있다.

Feature extraction의 경우 localized iris로부터 얻어진 2-D image intensity curve  $f(i, j)$ 을 다시 두 component로 분해한다. 이 때, 가장 낮은 resolution level  $f_0$ 와 다음번으로 낮은 frequency band인  $f_1-f_0$ 이 바로 그것이다.

실제로 실험에 사용된 많은 눈 영상들이 다양한 노이즈에 적잖이 훼손되어 있어서 그 이상의 고주파 성

분을 사용하는 경우 performance를 향상시키지 못했다. 아래 그림 6에 zero-crossing 방법과 wavelet 방법 및 본 논문에서 제시한 방법에 의한 결과가 나타나 있다.

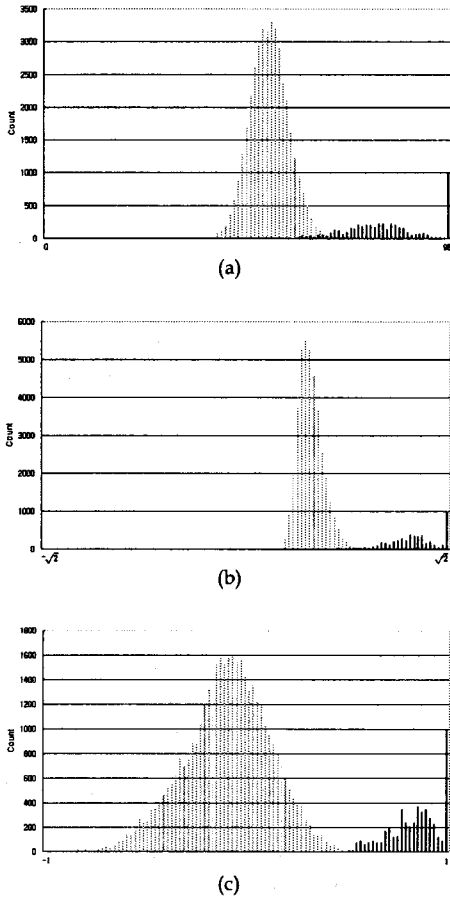


그림 6 Similarity degree 계산 결과 : (a) Zero crossing 방법 , (b) Wavelet 방법 , (c) 제안한 알고리즘 방법

Fig. 6 Similarity degrees : (a) zero crossing method , (b) the pyramid wavelet decomposition method , (c) the proposed method

그림 6의 (a), (b), (c)는 각각 zero-crossing, wavelet 및 본 논문에서 구현한 방법으로 동일인의 홍채와 타인의 홍채 사이의 normalized correlation distribution 을 계산한 결과를 보여주고 있다. 그림 6에서 회색 막대는 타인 클래스 영상간의 비교 결과를 검은색 막대는 동일인 클래스 영상간의 비교 결과를 나타낸다. 그림 6 (a)의 경우 [3, 4]를 기준으로, (b)경우 [2]를 기준으로 하여 구현된 결과이다. 위 그림 6을 참고할 때

동일 database에 대하여 (a) zero crossing의 경우 3.0%, (b) wavelet method의 경우 1.16%, (c) 제안한 알고리즘의 경우 0.017%의 overlap된 결과를 얻을 수 있었다.

즉, 새로운 홍채 인식 방법인 6. (c)가 decision boundary를 찾는데 6. (a)나 (b)보다 더 큰 margin을 제공하고 있는 것이다. 이것은 새로운 인식 방법이 이전의 방법에 비해 다양한 노이즈에 더욱 robust하다는 것을 의미한다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 multi-frequency bands에서의 정보를 simplified linear curve로 나타내고 이를 바탕으로 홍채 인식을 하는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 이전의 zero-crossing 방법에 비해 크게 향상된 결과를 보였다.

본 논문은 앞으로 홍채 인식 시스템을 설계하는데 중요한 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

#### 참 고 문 헌

- [1] J. Daugman : 'High Confidence Visual Recognition of Person by a Test of Statistical Independence', IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, Nov., vol. 15, pp. 1148-1161.
- [2] R. P. Wildes : 'Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology', Proceedings of the IEEE, 1997, Sept. vol. 85, pp.1348-1363.
- [3] W. W. Boles, and B. Boashah : 'A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform', IEEE Trans. on Signal Processing, 1998, Apr., vol. 46, pp. 1185-1188.
- [4] D. de Martin-Roche, C. Sanchez-Avila, and R. Sanchez-Reillo : 'Iris Recognition for Biometric Identification using Dyadic Wavelet Transform Zero-Crossing', Security Technology, 2001 IEEE 35th International Carnahan Conference on, Oct. pp. 272-277.
- [5] Marc Luxen and Wolfgang Forstner : 'Characterizing Image Quality : Blind Estimation of the Point Spread Function from a Single Image', ISPRS Commission III, Symposium 2002, Sept., p. A-205 ff.
- [6] M. Garland and P.S. Heckbert : 'Surface simplification using quadric error metrics' In SIGGRAPH97 Conference Proceedings, Annual Conference Series, Addison Wesley, August 1997, pp.209-216.