

論文2003-40SP-6-3

독립 성분 분석 방법을 이용한 홍채 특징 추출

(Iris Feature Extraction using Independent Component Analysis)

盧承仁*, 裴光燮*, 朴康領**, 金在燾*

(Seungin Noh, Kwangkyuk Bae, Kang Ryoung Park, and Jaihie Kim)

요약

기존에 홍채 특징 추출을 위해 가장 많이 사용하는 방법인 직교 이차원 Gabor 웨이블릿의 경우, 2개 이상의 기저 함수들을 다양한 홍채 위치에 적용시켜서 얻어진 256바이트의 홍채 코드를 이용하여 홍채 인식을 수행한다. Gabor 웨이블릿은 홍채 패턴 특성이 반영되지 않은 기저 함수들을 많은 홍채 텍스처 위치에 적용함으로써, 생성된 홍채 코드들 사이에 상호 의존성이 높은 불필요한 코드들이 존재하게 되며, 결과적으로 전체 홍채 코드의 크기가 너무 커진다는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 독립 성분 분석에 의한 새로운 홍채 특징 추출 및 홍채 인식 방법을 제안한다. 제안된 독립 성분 분석 방법은 홍채 텍스처 자체로부터의 학습을 통하여 최적의 기저 벡터들을 얻을 수 있기 때문에, 홍채 코드의 크기가 작으면서도 홍채 패턴의 특성을 가장 잘 반영하는 홍채 특징들을 추출할 수 있다. 또한 본 논문에서는 독립 성분 분석에 의한 홍채 특징 추출 및 홍채 인식 성능을 보다 개선하기 위하여, 독립 성분 기저 벡터를 재구성하는 방법과 기저 벡터의 집합을 두 가지 이상으로 적용하는 방법을 제안한다. 개선된 독립 성분 분석은 Gabor 웨이블릿 방법과 성능을 비교하였으며, 인식 오류율은 유사한 결과를 나타내면서도 홍채 코드 크기는 4배 이상 감소되는 뛰어난 성능을 나타냈다.

Abstract

In a conventional method based on quadrature 2D Gabor wavelets to extract iris features, the iris recognition is performed by a 256-byte iris code, which is computed by applying the Gabor wavelets to a given area of the iris. However, there is a code redundancy because the iris code is generated by basis functions without considering the characteristics of the iris texture. Therefore, the size of the iris code is increased unnecessarily. In this paper, we propose a new feature extraction algorithm based on the ICA (Independent Component Analysis) for a compact iris code. We implemented the ICA to generate optimal basis functions which could represent iris signals efficiently. In practice the coefficients of the ICA expansions are used as feature vectors. Then iris feature vectors are encoded into the iris code for storing and comparing an individual's iris patterns. Additionally, we introduce two methods to enhance the recognition performance of the ICA. The first is to reorganize the ICA bases and the second is to use a different ICA bases set. Experimental results show that our proposed method has a similar EER (Equal Error Rate) as a conventional method based on the Gabor wavelets, and the iris code size of our proposed methods is four times smaller than that of the Gabor wavelets.

Keyword : iris recognition, biometrics, independent component analysis, feature extraction

* 正會員, 延世大學校 電氣電子工學科
(Department of Electrical and Electronic Eng.,
Yonsei Univ.)

** 正會員, 祥明大學校 미디어學部

(Division of Media Technology, SangMyung Univ.)

※ 본 연구는 한국과학재단 지정 생체인식연구센터의
지원을 받아 이루어졌습니다

接受日字:2003年7月15日, 수정완료일:2003年11月1日

I. 서론

생체 인식(biometrics) 기술은 개인의 독특한 특징을 반영하는 신체부위나 습관등을 개인 식별을 위하여 이용하는 것으로, 홍채를 이용하는 방법을 비롯하여 지문, 얼굴, 정맥, 음성, DNA등을 이용하는 방법이 있다. 생체 인식 기술은 현재까지 개인 식별이나 보안 수단으로 널리 사용되고 있는 PIN(Personal Identification Number), 스마트카드, 열쇠 등을 대체할 차세대 개인 식별 및 보안을 위한 기술로 그 역할과 일상생활에 미치는 영향이 점차 증대되고 있다. 기존의 개인 식별 수단인 지문, 도용 등의 가능성이 크고, 비밀번호와 같이 물리적으로 존재하지 않는 수단의 경우 항상 기억해야 한다는 점이다. 이에 반하여 생체 인식 기술은 분실이나 도용의 가능성이 희박할 뿐 아니라 기억의 필요성도 없다. 따라서 생체 인식 기술을 이용한 개인 식별은 방대한 정보를 획득하기 쉽고 모방 기술이 발전된 정보화 사회에서 개인의 재산과 정보 보호를 위해 반드시 필요한 기술이다. 이러한 사실은 최근 아파트 출입 통제, 컴퓨터 정보 보호, 네트워크를 통한 개인 식별 등과 같은 용도로 지문을 이용하는 생체 인식 기술이 확대되면서 입증되고 있다^[1].

홍채는 개인의 독특한 구조를 포함하고 있는 생체적 특징으로써 생후 6개월 이내에 그 구조가 고정된 이후 특별한 외상이 없는 한 일생 동안 변하지 않는 특성을 가지고 있다. 이로 인해 홍채 인식은 다른 생체 인식 기술보다 신뢰성 및 인식률이 높은 것으로 알려져 있다^[2, 4]. 홍채 인식 시스템은 일반적으로 네 단계로 구성된다. 첫 번째는 카메라로 입력되는 영상 시퀀스(input sequences)에서 상대적으로 작고 어두운 물체인 눈 영상(image eye)을 자연스럽게 획득하는 부분이다. 눈 영상을 획득하는 부분은 사용자의 불편함을 최소로 하면서 저가의 사양으로 홍채 인식을 위해 요구되는 품질의 선명한 눈 영상을 획득한다. 두 번째는 획득된 눈 영상으로부터 홍채와 동공, 홍채와 공막 사이의 경계를 영상 처리 알고리즘을 사용하여 추출한다. 이와 더불어 인식 성능의 향상을 위해서 눈썹, 눈꺼풀 및 조명에 의한 반사(specular reflection) 등에 의해 홍채가 가려진 영역도 판단되어 진다. 세 번째는 홍채 텍스처로부터 Gabor 및 웨이블릿 변환을 통하여 홍채 특징을 추출하

는 단계이다. 마지막 단계에서는 사용자가 누구인지 판단하기 위하여 데이터베이스에 저장된 개인별 홍채 특징들과 현재 추출된 홍채 특징을 비교한다. 효과적인 홍채 특징 저장 및 비교를 위해서 고속의 특징 추출 알고리즘과 홍채 특징 크기의 최소화가 요구되고 있다^[2].

본 논문에서는 홍채 특징 추출에 관한 새로운 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 홍채 특징 벡터(코드)는 다음 두 가지 요구사항을 만족해야 한다. 첫 번째, 인식 시스템에서 발생 가능한 오류를 최소화하기 위해서 일관성(consistency)과 변별력(distinctiveness)을 가지고 있어야 한다. 일관성이란 동일한 홍채로부터 추출된 특징 벡터 사이의 변화(variability)가 항상 작게 유지되는 것을 의미하며, 변별력이란 서로 다른 사람의 홍채로부터 추출된 특징 벡터들 사이의 거리(distance)가 크게 나타나는 것을 의미한다. 홍채 인식 시스템에서는 홍채 영상의 텍스처(texture) 그 자체가 개인의 고유한 특성을 의미한다. 즉, 영상의 계조도(gray) 값 자체가 개인의 홍채 특징 정보(information)로 볼 수 있다. 따라서 홍채 영상 텍스처로부터 타인과 구별되는 본인만의 고유한 특성이 보다 효과적으로 추출될 수 있는 홍채 특징 벡터 변환(transformation)이 요구된다. 두 번째, 홍채 특징 벡터는 홍채 코드화가 쉽고, 그 코드의 크기가 작아야 한다. 여기서 홍채 코드란 홍채 특징 벡터를 효과적으로 비교하고 저장하기 위하여 홍채 특징 벡터를 이진수로 부호화(encoding)하는 것을 의미한다. 일반적으로 홍채는 그 패턴의 유일성과 다양성으로 인해 대규모 사용자를 대상으로 하는 시스템 운용이 가능하며, 이를 위해서는 홍채 특징을 추출하는 처리속도가 빨라야 하고 홍채 코드의 크기가 작아야 한다. 특히, 실용적인 측면에서 스마트카드 및 개인휴대용 장치 등과의 상호결합 요구가 점차 증대되고 있는 시점에, 홍채 코드가 스마트카드 내부에 저장되고 이후 빠른 인식 알고리즘이 수행되기 위해서는 홍채 코드 크기 축소가 필수적으로 요구된다^[5].

기존의 홍채 특징 추출 연구의 대부분은 선형 변환(linear transform)에 의한 방식이었다. 1990년대 초기 J. Daugman에 의해 Gabor 웨이블릿에 의한 홍채 특징 추출 알고리즘이 개발되었고 이는 매우 뛰어난 인식 성능 결과를 보여주고 있다^[2, 4]. 이후, R. Wildes는 홍채의 공간적 특성을 표현하기 위하여 라플라시안 피라미드 기법을 이용하였고^[6], W. Boles는 영 교차점(zero-crossing) 표현법을 이용하기 위해 일차원 웨이

블릿 변환을 제안하였다^[7]. 최근까지 제안되었던 Gabor 웨이블릿 및 다양한 종류의 웨이블릿 변환은 홍채 텍스처로부터 지역적인 특징을 추출하기 위하여 사용되었다. 이와 같은 방법들의 단점 중 하나는 홍채 텍스처 특성과는 무관하게 선택된 고정된 기저 함수를 사용한 변환이라는 점이다. 예를 들어, J. Daugman 시스템에서 Gabor 기저 함수의 공간적 위치, 방향성, 주파수 등의 파라미터들은 홍채 텍스처 특성에 대한 고려 없이, 경험적 실험에 의해 선택되어 사용되고 있다^[8]. 그 결과 생성된 홍채 코드들 사이에 상호 의존성이 높은 불필요한 코드들이 존재하게 되며, 결과적으로 전체 홍채 코드의 크기가 너무 커진다는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 독립 성분 분석(independent component analysis) 방법을 이용한 새로운 홍채 특징 추출 알고리즘을 제안한다. 이는 위에서 언급했던 두 가지 조건(일관성과 변별력)을 모두 만족시킬 뿐만 아니라 홍채 텍스처 자체로부터의 학습을 통하여 최적의 기저 함수들을 얻을 수 있기 때문에, 홍채 무늬 패턴의 특성을 반영하는 최소한의 홍채 코드를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 이후, 입력된 홍채 영상은 이러한 기저 함수들과의 연산 및 양자화를 통해 최종적으로 이진화(binanzation)된 홍채 코드로 변환된다. 실험 결과에서는 Gabor 웨이블릿 방법^[2]의 성능을 비교하였으며, 인식 오류율은 유사한 결과를 나타내면서도 홍채 코드 크기는 4배 이상 감소되는 뛰어난 성능을 나타냈다.

본 논문 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존의 홍채 특징 추출 방법에 대해 살펴보고, III장에서는 독립 성분 분석에 대한 기본적인 내용을, IV장에서는 제안된 홍채 특징 추출 알고리즘이 소개되어 있고, V장에서는 실험 및 분석, VI장에서는 결론 등으로 되어있다.

II. 기존의 홍채 특징 추출 방법

홍채 특징 추출은 홍채가 갖고 있는 무늬 패턴의 특징을 추출하는 것이다. 홍채 특징 추출을 위한 기존의 방법으로는 J. Daugman이 제안한 직교 이차원 Gabor 웨이블릿을 이용하는 방법과 Boles가 제안한 웨이블릿을 이용한 방법이 대표적이다.

J. Daugman 시스템^[2]는 홍채 특징을 추출하기 위하여 식 (1)과 같은 직교 이차원 Gabor 웨이블릿(quadrature 2D Gabor wavelets)을 제안하였다. 일반적

으로 Gabor 웨이블릿은 사람의 대뇌피질이 방향과 주파수에 선택적인 수용체를 갖고 있다는 생물학적인 연관성 때문에 영상의 텍스처 정보를 추출하기 위하여 많이 이용된다^[8]. 일반적으로 Gabor 기저 함수는 <그림 1>과 같이 필터의 응답이 특정 주파수에 대하여 국부적으로 발생하는 특성을 나타낸다.

$$h_{\{Re,Im\}} = \text{sgn}_{\{Re,Im\}} \int_{\rho} \quad (1)$$

$$\int_{\phi} I(\rho, \phi) e^{-i\omega(\theta_0 - \phi)} e^{-(r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} e^{-(\theta_0 - \phi)^2 / \beta^2} \rho d\rho d\phi$$

홍채 코드 생성을 위하여 인식 영역의 홍채 영상 신호를 식 (1)과 같이 직교 이차원 Gabor 웨이블릿에 투영시킨 값의 실수부와 허수부의 부호에 따라 각각 1 또는 0으로 부호화 시킨다. 이와 같이 생성된 홍채 코드는 256바이트의 크기를 가진다. J. Daugman 시스템은 홍채 특징의 유사도를 판단하기 위하여 식 (2)과 같이 해밍 거리(Hamming distance)를 이용하였다.

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} A_j \oplus B_j \quad (2)$$

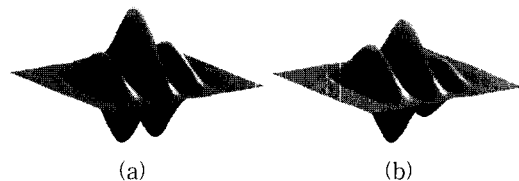


그림 1. Gabor 필터 (a) 실수부 (b) 허수부
Fig. 1. Gabor filter. (a) even-symmetric Gabor filter (b) odd-symmetric Gabor filter

여기서 N 은 홍채 코드의 크기, A_j 와 B_j 는 비교되는 두 홍채 코드를 나타낸다. 결국 비교되는 두 홍채 코드 간에 유사도는 서로 다른 비트 수에 따라서 결정된다.

Boles^[7]는 홍채 특징 추출을 위하여 일차원 홍채 신호에 대한 웨이블릿 변환의 영 교차점을 이용하였다. Boles는 영 교차점을 얻기 위하여 식 (3)과 같은 모 웨이블릿(mother wavelets)을 정의하였다.

$$\varphi(x) = \frac{d^2 \theta(x)}{dx^2} \quad (3)$$

여기서, $\theta(x)$ 는 스무딩(smoothing) 함수이다. 스케일 s 와 위치 x 에서 신호 $f(x)$ 에 대한 웨이블릿 변환은 식 (4)에 의해서 이루어진다.

$$W_s f(x) = f * \left(\frac{d^2 \theta(x)}{dx^2} \right) (x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_s)(x) \quad (4)$$

Boles가 제안한 홍채 특징 추출 방법은 영 교차점의 개수가 홍채 특징을 추출할 때마다 다를 수 있다는 문제가 있다. 또 일차원 홍채 신호를 사용하기 때문에 개인의 특징을 가장 잘 반영하는 위치 결정과 일관성 있는 신호 추출이 어렵다는 문제점이 있다.

III. 독립 성분 분석

독립 성분 분석 방법은 주 성분 분석(principle component analysis) 방법의 확장된 형태로서, 특정 신호를 구성하고 있는 독립된 성분들을 분리하는 방법으로 혼합된 신호로부터 그 신호의 기본 구성 요소를 이루는 성분을 분리해내는데 적용된다. 주요 응용분야는 데이터 해석, Blind Source 분리, 특징 추출 기법 등이 있다. 주 성분 분석 방법이 가우스 분포를 가지는 신호들간의 상관성을 나타내는 공분산행렬을 이용한 2차 선형변환 기법이라면, 독립 성분 분석 방법은 공분산행렬에 포함되지 않는 데이터의 비가우스(nongaussian) 분포 즉, 독립성을 가지는 변수에 대한 고차통계에 기초한 다차원 변환기법이다^{[9][12]}.

독립 성분 분석을 정의하기위하여 일반적으로 통계적인 모델(statistical model)을 사용한다. n 개의 관측된 랜덤 변수를 x_1, x_2, \dots, x_n 이라고 한다면 각각의 변수 x_i 는 n 개의 미지의 랜덤 변수 s_1, s_2, \dots, s_n 의 선형 결합으로 이루어진다고 가정한다. 여기서 s_i 는 독립 성분으로써 직접 관측될 수 없는 latent 변수이다. 본 논문에서는 관측된 변수들인 x_i 를 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 로 독립 성분들인 s_i 를 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 로 표기한다. \mathbf{x} 와 \mathbf{s} 의 관계는 식 (5)와 같이 모델링될 수 있다.

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} = \sum_{i=1}^n \mathbf{a}_i s_i \quad (5)$$

여기서 \mathbf{A} 는 $n \times n$ 의 역행렬이 존재하는 정방행렬로써 혼합 행렬(mixing matrix)이라고 하며, 혼합 행렬의

열 벡터인 $\mathbf{a}_i, i=1, \dots, n$ 는 독립 성분 분석의 기저 벡터(basis vector) 또는 기저 함수(basis function)라고 부른다. 만일 \mathbf{S} 의 확률 밀도함수가 주변밀도(marginal density) 함수의 곱으로 표현된다면, 즉 독립 성분으로 표현된다면, 혼합된 입력 데이터로부터 원 신호를 분리해 낼 수 있다. 이통계적 모델을 독립 성분 분석이라고 한다. 결국 독립 성분 분석 방법의 목적은 독립이 아닌 기저를 사용하는 입력데이터 \mathbf{X} 를 독립된 새로운 기저를 사용하는 좌표계로 변환해 주는 선형 변환 \mathbf{W} 를 찾는 것이다. 식 (6)에서 \mathbf{y} 는 찾고자 하는 원 신호의 추정 값을 의미하며, 학습 벡터(training vectors)를 이용하여 \mathbf{y} 의 성분들을 최대한 독립적으로 만들어 감에 의하여 \mathbf{W} 를 추정한다. 결국 가장 이상적인 독립 성분은 \mathbf{W} 가 \mathbf{A} 의 역행렬이 될 때를 말한다.

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s} \quad (6)$$

이와 같은 모델은 영상 신호에 적용하게 되면 기저 함수(벡터) \mathbf{a} 의 선형 조합으로 생각할 수 있으며, 일반적으로 영상 신호의 기저 함수(벡터)는 공간적 위치, 방향성, 주파수에서 특징을 나타낸다. 본 논문에서는 독립 성분 분석 방법을 통하여 홍채 패턴을 효과적으로 표현할 수 있는 기저 함수 집합을 찾는다.

IV. 독립 성분 분석 방법을 이용한 홍채 특징 추출

본 논문에서는 눈 영상에서 추출된 홍채 신호는 독립적인소스(independent sources)의 통계적인 선형 조합으로 생성되었다고 가정한다. 이에 따라 독립 성분 분석 방법을 이용하여 홍채 텍스처 자체로부터의 학습을 통하여 선형 변환을 얻을 수 있다. 결국 홍채 특징 벡터는 홍채 영상 신호의 선형 변환에 의한 계수들의 미한다.

1. 홍채 신호 추출

홍채 영상에서 홍채 특징을 추출하기 위해서는 눈 영상에 대한 전처리 과정이 필요하다. 우선, 동공 및 홍채의 중심 위치와 반지름 정보를 이용하여 홍채 영상을 극(polar) 좌표계로 변환한다. 이 변환 과정에는 동공의 크기 및 위치 변화에 대한 정규화 과정이 포함되어 있다. 정규화 된 홍채 영역에서 독립 성분 분석의 기저 함수 추정과 홍채 특징 추출을 위한 홍채 신호

(iris signals)를 선택한다. 본 논문에서는 홍채 신호를 <그림 2>과 같은 일차원 신호로 정의한다. 홍채 영상 패치(patch)를 일차원 신호로 전환시킨 이유는 다음과 같다. 첫 번째는 홍채와 동공, 홍채와 공막 사이의 경계는 원형 모델을 가정하고 영상 처리 알고리즘을 사용하여 추출된다. 그러나 동공 및 홍채는 생리학적 특성에 의하여 실제로 정확한 원형이 아닐 수 있다. 이로 인한 경계 추출 에러는 홍채 영역의 계조도 정보의 변형을 일으키며, 결국 홍채 특징의 일관성을 악화시킨다. 이와 같은 영향을 최소화하기 위해 홍채 특징은 일차원 홍채 신호에서 추출된다. <그림 2>과 같이 홍채 신호는 홍채 영상 패치를 Gaussian 커널에 통과시킴으로 획득된다. 두 번째는 홍채 텍스처의 특성은 방사(radial) 방향보다는 원주(cylindrical) 방향으로 잘 드러난다. 따라서 원주 방향으로 홍채 신호를 추출함으로써 서로 다른 사람 간의 홍채 특징의 변별력 향상을 기대할 수 있다.

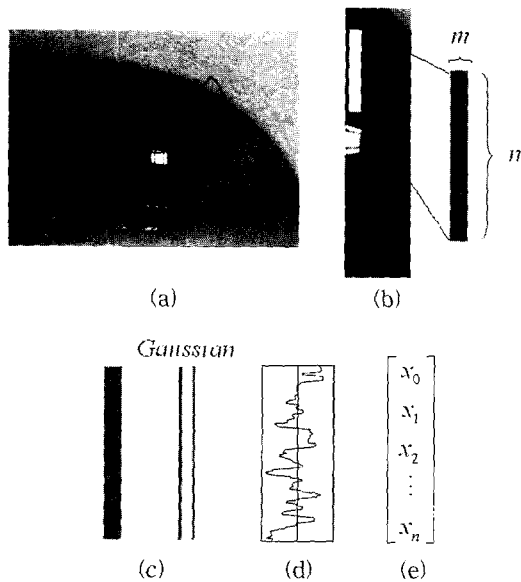


그림 2. 홍채 신호 생성 (a) 홍채 영상 (b) 홍채 영역 정규화 (c) 홍채 영상 패치 (d) 홍채 신호 (e) 홍채 신호 벡터
 Fig. 2. Generating an iris signal. (a) eye image (b) normalization iris region (c) iris image patch (d) iris signal (e) iris vector

2. 독립 성분 분석 학습(Learning ICA)

독립 성분 분석의 기저 함수는 학습 데이터(training data)로부터 추정되기 때문에 학습 데이터 의존적이라

볼 수 있다. 즉, 학습 데이터가 달라지면 독립 성분 분석의 기저 함수의 특성 또한 다르게 된다. 본 논문에서는 독립 성분 분석을 홍채 신호 표현에 적용한다. 따라서 독립 성분 분석의 기저 함수는 홍채 텍스처의 고유한 특징을 추출할 수 있는 특성을 학습을 통하여 획득한다. 이를 위해 <그림 3>과 같이 노이즈 영역(눈썹, 눈꺼풀 및 안경에 의한 조명 반사 등에 의해 가려진 영역 등)에 의해서 영향을 받는 부분을 제외한 임의의 홍채 영역에서 많은 수의 학습 홍채 신호를 발생시키고, 이후 학습 알고리즘에 사용된다.

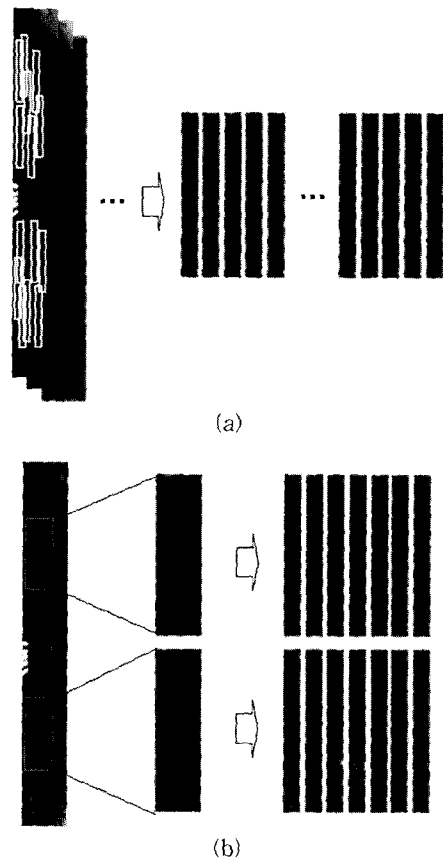


그림 3. 홍채 신호 추출 영역 (a) 학습 홍채 신호 (b) 홍채 특징 추출 영역
 Fig. 3. Iris image patches (a) training data (b) iris regions for extracting an individual's features.

본 논문에서는 독립 성분 분석의 기저 함수를 학습하기 위해서 Hyvärinen과 Oja에 의해서 제안된 FastICA 알고리즘을 사용하였다. FastICA 알고리즘은 중심극한 정리(central limit theorem)에 의해 독립 성

분을 찾아내는 것이 가장 가우시안하지 않는 방향을 찾는 것과 같다는 이론에 근거하며, 수렴 속도가 빠르다는 장점이 있다^{11, 12}. 독립 성분 분석 방법에서 비가우시안(nongaussian) 특성을 사용하기 위해서는 확률 변수의 비가우시안 정도를 측정할 수 있는 방법이 필요한데, 독립 성분 분석 방법에서는 일반적으로 비가우시안 정도를 측정하는 방법으로 첨도(kurtosis)를 사용한다. FastICA 방법은 비가우시안 독립 성분을 찾아내는 것이 첨도의 극소 혹은 극대를 찾는 것과 같다는 점에 의하여 고정점(fixed-point) 알고리즘을 사용한다. 즉 III장에서 언급했던 추정되는 독립 성분을 \mathbf{y} 라고 했을 때, $\mathbf{y} = \mathbf{Bz} = \mathbf{BVx} = \mathbf{Wx}$ 의 첨도를 극대화 혹은 극소화 시키는 방법이다. 이 알고리즘에서는 식 (7)과 같은 방식으로 행렬 \mathbf{B} 의 열벡터 \mathbf{b}_p 가 갱신된다. \mathbf{Z} 는 입력신호 \mathbf{X} 가 백색화(whitening)된 벡터이며, 행렬 \mathbf{V} 는 전처리 과정인 백색화 행렬이다.

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_p &\leftarrow E\{\mathbf{z}g(\mathbf{b}_p^T \mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{b}_p^T \mathbf{z})\}\mathbf{b}_p \\ \mathbf{b}_p &\leftarrow \mathbf{b}_p - \sum_{j=1}^{p-1} (\mathbf{b}_p^T \mathbf{b}_j)\mathbf{b}_j \\ \mathbf{b}_p &\leftarrow \mathbf{b}_p / \|\mathbf{b}_p\| \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $g(x)$ 는 $\tanh(x)$ 과 같은 적당한 비선형 함수를 의미한다. 알고리즘이 수렴한 후, $\mathbf{y} = \mathbf{Wx}$ 는 독립 성분 요소 중의 하나의 추정치를 의미한다.

3. 홍채 특징 벡터 추출

본 논문에서는 특징 벡터의 등록 및 저장, 비교를 수행하기 위해 홍채 특징을 항상 고정된 위치의 홍채 신호로부터 추출한다. 다시 말하면 <그림 3(b)>와 같이 14개의 홍채 영상 패치에서 홍채 신호, $\mathbf{x}_{total} = [\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \dots, \mathbf{x}_{14}^T]^T$, 를 생성한 후 홍채 특징 추출 수행한다⁹. 각각의 홍채 신호는 이미 학습된 독립 성분 분석의 기저 함수로 표현될 수 있으며, 제안된 홍채 특징 벡터는 기저 함수들의 선형조합 계수로 구성된다. 즉, <그림 4>는 각각의 홍채 신호, \mathbf{x}_i 가 이러한 기저 함수들, $[\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n]$,의 선형조합으로 표현될 수 있음을 나타내며, 이 때의 선형조합 계수 $\hat{\mathbf{y}}_i = [\hat{y}_{i1}, \hat{y}_{i2}, \dots, \hat{y}_{in}]^T$ 는 홍채 특징 벡터가 된다. 따라서 개인의 홍채 특징은 $\mathbf{y}_{total} = [\hat{\mathbf{y}}_1^T, \hat{\mathbf{y}}_2^T, \dots, \hat{\mathbf{y}}_{14}^T]^T$ 가 된다.

<그림 4>에서 볼 수 있듯이 각 홍채 특징 벡터($\hat{\mathbf{y}}_i$)의 차원, 즉 홍채 특징 벡터 원소의 개수는 기저 함수의 개수와 같다. 일반적으로 독립 성분 분석 방법에서의 기저 함수 개수는 학습되는 홍채 신호 벡터(<그림 2(e)>)의 차원에 의해서 결정된다. 즉, 전처리 과정 없이 n 차원 학습 신호를 독립 성분 분석 방법에 의해 학습하게 되면 n 개의 기저 함수들이 생성된다. 따라서 홍채 신호 벡터의 차원이 증가하게 되면 학습되는 기저 함수의 개수도 늘어나게 된다. 이는 학습 알고리즘을 복잡하게 할 뿐 아니라, 추출되는 홍채 특징 벡터의 개수도 증가되는 문제를 나타낸다. 이러한 이유 때문에 주 성분 분석 방법(PCA)에 의한 전처리 과정을 추가하여 차원 축소(dimensionality reduction)를 수행하고, 일단 차원이 감소된 학습 홍채 신호들이 FastICA 알고리즘에 적용된다. 일반적으로 독립 성분 분석 방법의 전처리 과정은 영평균(zero-mean)과 백색화로 구성된다. 신호의 영평균 과정은 데이터의 1차적 통계성을 고려한 정규화 알고리즘이며, 백색화 과정은 데이터의 2차적 통계성을 고려하여 신호 상호간의 의존성을 줄이는 기법으로써 독립 성분 분석 방법의 학습 연산 복잡도(complexity)를 줄이는 역할을 한다¹⁰. 이와 더불어 주 성분 분석 방법을 통하여 차원 축소 과정은 다음과 같다. 백색화 과정은 입력 신호 \mathbf{x} 의 공분산 행렬이 단위 행렬값 즉, $E\{\mathbf{xx}^T\} = \mathbf{I}$ 가 되도록 함으로써 구할 수 있다. 일반적으로 백색화를 위한 여러 방법들이 알려져 있으나 그 중에서도 주 성분 분석 방법을 이용한 기법이 널리 이용되고 있으며, 백색화 행렬은 $\mathbf{V} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{E}^T$ 와 같이 정의된다. 여기서 \mathbf{D} 는 고유값(eigenvalue)으로 구성되는 대각 행렬이며, \mathbf{E} 는 고유 벡터(eigenvector)로 구성되는 직교 행렬이다. 전처리 과정에서 홍채 신호의 차원 축소를 위해 주 성분 분석 방법의 고유값이 작은 값에 대응하는 고유 벡터를 제거함으로써 이루어진다. 이는 독립 성분 분석 학습의 연산 복잡도를 줄일 뿐만 아니라, 전처리 단계에서 에너지가 낮은 잡음성분의 정보를 효과적으로 제거하는 역할을 한다. 만일 전처리 과정에서 고유값이 작은 고유벡터를 제거하지 않는다면, 입력 신호에 포함된 잡음성분의 영향으로 인해 독립 성분 분석 방법의 성능이 저하된다.

추출된 홍채 특징 벡터를 효과적으로 저장하고 비교하기 위하여 이를 홍채 코드화 한다. 여기서 홍채 코드란 홍채 특징 벡터를 효과적으로 비교하고 저장하기

위하여 홍채 특징 벡터를 이진수로 부호화하는 것을 의미한다. 즉, 식 (8)과 같이 독립 성분 분석 방법을 통해 구한 기저들에 선형조합 계수의 부호에 따라 0과 1로 부호화 한다.

$$Q(\hat{y}_{ij}) = \begin{cases} 1 & \hat{y}_{ij} \geq 0 \\ 0 & \hat{y}_{ij} < 0 \end{cases} \quad (8)$$

홍채 코드를 비교하기 위한 방법으로 해밍 거리를 사용하였으며, 비교되는 두 홍채 코드간에 서로 다른 비트가 몇 개인지에 따라서 유사도가 결정된다. 해밍 거리는 다른 거리 측정 방식에 비하여 처리 속도 측면에서 장점을 가지고 있으며, 이는 대규모 사용자를 위한 시스템 운용에 적합하다.

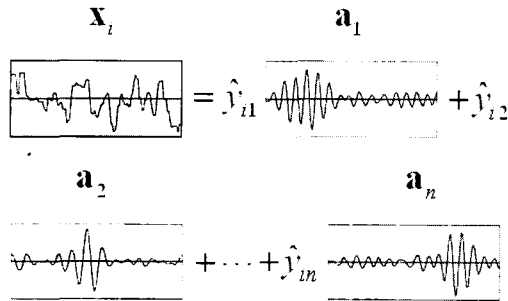


그림 4. 기저 함수의 선형조합으로 표현된 홍채 신호
Fig. 4. An iris signal as a linear combination of ICA basis functions.

4. 개선된 독립 성분 분석 알고리즘

본 논문에서는 독립 성분 분석 방법에 의해 추출된 홍채 특징 벡터를 이용한 홍채 인식의 성능을 보다 개선하기 위하여 두 가지 측면을 제안한다. 첫 번째 측면은 홍채 특징을 최적으로 추출할 수 있는 기저 함수를 재구성하는 것이다. 앞에서 언급하였듯이, 독립 성분 분석 방법은 전처리 단계인 백색화 과정에서 입력 신호의 차원 축소를 통하여 기저 함수의 개수를 조절할 수 있다. 본 논문에서는 주 성분 분석 방법을 사용하여 기저 함수의 개수를 변화시켜가면서 인식 오류율을 측정 한 실험 결과에 근거하여 기저 함수 개수를 선택하였으며, 이렇게 구성된 기저 함수들 전체를 기저 함수 집합이라고 부르겠다. 또한 이에 대한 실험 결과는 V장에 포함되어 있다. 이렇게 생성된 기저 함수 집합 내의 기저 함수들은 각기 다른 주파수 특징 및 공간 특징을 추출할 수 있는 특성을 지니고 있다. 대부분의 기저 함

수들은 홍채 인식에 적합한 특징을 추출할 수 있는 특성을 가지지만, 일부 기저 함수의 주파수 및 공간 특성은 홍채 특징 추출에 적합하지 않을 수 있다. 다시 말하면, 홍채 특징을 일관적으로 추출하지 못하는 기저 함수를 독립 성분 분석 방법으로 생성된 기저 함수 집합에서 제외시킴으로써 홍채 인식 성능의 향상을 기대할 수 있다.

본 논문에서는 각 기저 함수의 주파수 및 공간 특성이 홍채 특징 추출을 일관성을 있게 추출하고 있는가를 판단하기 위해 다음과 같은 방법을 사용하였다. 각 기저 함수별로 동일인의 홍채 영상들에서 추출된 홍채 특징 사이의 유클리디안(Euclidian) 거리의 분산(variance)을 기저 함수의 일관성 판단 척도(metric)로 사용하였다. 분산이 작다는 것은 동일인내에서 홍채 신호 변화에 대해 일관된 홍채 특징을 추출한다는 의미로 볼 수 있으며, 반면 분산이 크다는 것은 홍채 신호 변화에 의해 홍채 특징 벡터의 변화가 상대적으로 크다는 것을 의미하며, 결국 인식률에 부정적인 영향을 준다고 볼 수 있다. 이와 같은 특성을 바탕으로 4.3절에서 생성된 기저 함수 집합에서 분산이 큰 값에 대응되는 기저 함수를 순차적으로 제외한 기저 함수 부분 집합을 대상으로 인식 오류율을 계산한 결과, 최소값을 가지는 기저 함수 집합을 독립 성분 분석 방법에 의한 홍채 인식 성능을 최적화 할 수 있는 기저 벡터 집합으로써 재구성하게 된다.

홍채 인식 성능을 개선하기위한 두 번째 측면은 독립 성분 분석 방법의 기저 벡터 집합을 두 가지 이상으로 사용하는 것이다. 독립 성분 분석을 이용한 홍채 특징 추출은 <그림 4>와 같이 학습된 기저 벡터의 선형조합으로 홍채 신호를 생성할 수 있다는 가정에서 출발한다. 일반적인 독립 성분 분석 방법에서의 기저 벡터는 공간적인 위치와 주파수 특징을 추출할 수 있는 특성이 가지고 있으나, 웨이블릿 기법에 비하여 공간 분해(spatial resolution) 능력이 떨어진다. 웨이블릿 기법은 저주파 성분을 분석하고자 할 때는 긴 시간 간격을 사용하고, 고주파 성분을 분석하고자 할 때에는 짧은 시간 간격을 사용한다. 이로써 다른 주파수 성분이 어느 위치에서 발생하는지에 대한 정보를 효과적으로 사용할 수 있다. 독립 성분 분석 방법도 역시 공간적인 위치와 주파수 특징을 파악할 수 있지만, 기저 벡터의 차원(신호 크기)이 입력 신호의 차원과 같기 때문에 웨이블릿 기법에 비하여 다소 공간 분해 능력이 떨어

어진다. 따라서 일부 영역의 노이즈에 대한 영향이 상대적으로 크다는 단점이 있다. 즉, 홍채 신호의 일부에 노이즈에 발생하는 경우, 기저 벡터와 입력 신호의 차원이 같기 때문에 일부에서 발생한 노이즈가 전체 기저 벡터와의 연산에 영향을 주게 되는 것이다. 여기서 노이즈는 카메라 센서 자체의 잡음뿐만 아니라 눈썹, 눈꺼풀에 의한 그림자, 조명의 반사 등으로 인해 홍채 신호에 홍채 무늬 패턴 이외의 성분이 포함되는 것을 의미한다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해서 홍채 신호의 국부 영역에서만 적용하는 차원이 작은 기저 함수 집합을 전술했던 학습 방법을 이용하여 추가하였다. <그림 5>은 국부 영역에 적합한 기저 함수를 이용한 홍채 특징 추출 방법을 나타내고 있다.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{x} &= \mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2 \\
 &= s_{11} \mathbf{b}_{11} + s_{12} \mathbf{b}_{12} + \dots + s_{1n} \mathbf{b}_{1n} \\
 &\quad + s_{21} \mathbf{b}_{21} + s_{22} \mathbf{b}_{22} + \dots + s_{2c} \mathbf{b}_{2c}
 \end{aligned}$$

그림 5. 개선된 홍채 특징
Fig. 5. Enhanced iris features.

V. 실험결과

제안된 알고리즘의 성능 평가를 위하여 20~40대의 남녀 99명을 선정하여, 각각으로부터 10장씩 총 990장의 홍채 영상을 취득하여 사용하였다. 본 실험 영상 중에는 눈썹, 눈꺼풀에 의한 그림자, 안경에 의한 조명의 반사 영역 등이 포함된 노이즈 영상도 포함되어 있다. <그림 6>은 실험에 사용된 홍채 영상의 일부로써, 본 실험실에서 직접 제작한 홍채 인식 장비^[13]를 통하여 획득되었다. 본 홍채 영상 획득 장비는 단초점 렌즈에 850nm대 적외선 조명을 사용했으며, 사용자가 카메라의 X, Y 광축에 맞춘 상태에서, Z거리를 조절할 때 획득되는 영상 시퀀스를 영상 처리 방법으로 판단하여 홍채 인식에 가장 적합한 영상을 자동으로 획득하는 방식을 사용하고 있다.

실험결과는 다음 세 가지 형태로 구성되어 있다. 첫 번째는 홍채 특징을 최적으로 추출할 수 있는 기저 함수 집합을 생성하는 실험 결과이고, 두 번째는 기존의 Gabor 웨이블릿, 독립 성분 분석, 개선된 독립 성분 분석의 인식 성능을 비교 실험 결과로 구성되어 있다. 세 번째는 홍채 코드 크기에 대한 실험 결과이다.

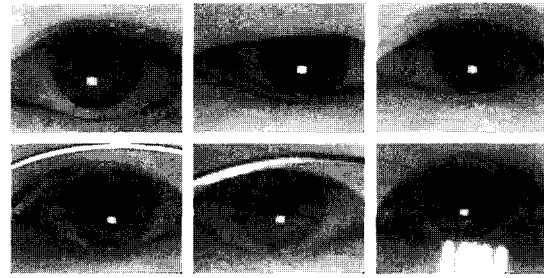


그림 6. 홍채 DB 중 일부
Fig. 6. Example of iris images in Database.

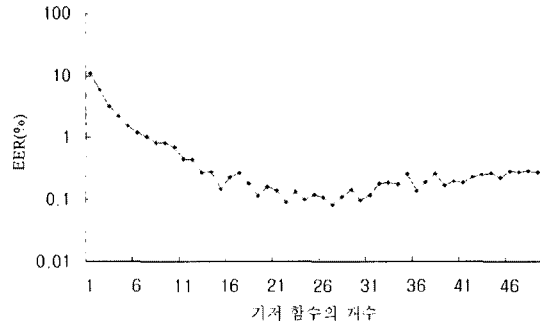


그림 7. 독립 성분 분석 기저 함수의 개수에 따른 EER
Fig. 7. The EER versus the number of the ICA basis functions.

<그림 7>은 독립 성분 분석 기저 함수의 개수에 따른 인식 성능을 보여준다. 인식 성능 평가는 일반적인 생체 인식 기술의 성능 평가 방법인 EER(Equal Error Rate)를 사용하였다. EER은 자신을 자신이 아니라고 주장하는 Type I 에러(false reject rate)와 다른 사람을 자신이라고 주장하는 Type II 에러(false acceptance rate)가 같아지도록 임계값을 설정하였을 때의 오인식률을 나타낸다. <그림 7>에서 볼 수 있듯이 기저 함수의 개수가 증가할수록 인식 성능이 떨어진다. 이는 전처리 단계인 백색화 과정의 작은 고유값에 대응되는 고유 벡터가 독립 성분 분석 학습에 포함됨으로써, 에너지가 낮은 잡음성분의 정보가 독립 성분 분석 방법의 기저 함수에 반영된다. 이로써 잡음성분이 반영된 기저 함수에 의해 추출된 홍채 특징으로 인해 전체적인 오류율이 증가되는 결과를 보인다. 반대로 기저 함수의 개수가 충분하게 사용되지 않을 경우도 인식 성능이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 이는 기저 함수가 원 신호의 정보를 충분히 표현하지 못하게 되어 나타나는 결과이다. 본 실험에서는 기저 함수의 개수를 27개로 했을 때 가장 좋은 인식 성능을 나타내는 것을 볼 수

있다. 이결과를 통해 재구성되기 전의기저 함수 집합을 생성하였다.

본 논문에서는 <그림 7>의 결과로 생성된 기저 함수 집합을 개선하기 위해서 각 기저 함수별로 홍채 인식 분별력을 검증한 후 기저 함수 집합을 재구성하는 방법을 제안하였다. 이를 위하여 각 기저 함수들의 홍채 특징 추출의 일관성을 판단하기 위한 기준으로 동일인 홍채 특징 사이의 유클리디안 거리의 분산을 제안하였다. <그림 8>은 기저 함수 별로 유클리디안 거리의 분산 값을 나타내 그래프이다. 특정 기저 함수의 분산은 평균보다 크게 나타나는 것을 볼 수 있으며, 이는 특정 기저 함수에 의해서 얻어지는 홍채 특징 값이 입력된 홍채 신호의 변화에 영향을 많이 받는다는 것을 보여 준다. 즉, 분산이 크다는 의미는 동일인에 대한 홍채 신호의 차이가 크다는 것을 뜻하며 이러한 경우 전체 오 인식률을 증가시키는 요인이 된다.

<그림 8>의 결과를 기반으로 인식 성능을 최적화 할 수 있는 기저 함수 집합을 재구성하기 위해서, 본 논문

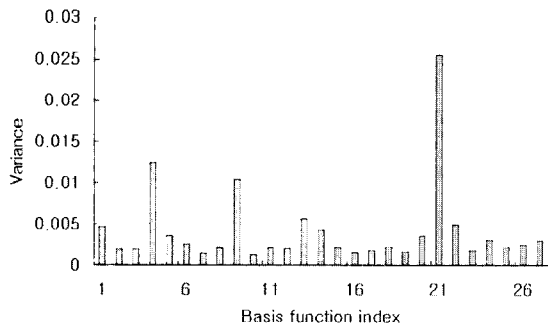


그림 8. 각 기저 함수의 동일인 홍채 특징값의 분산
Fig. 8. Within-class variance according to basis function.

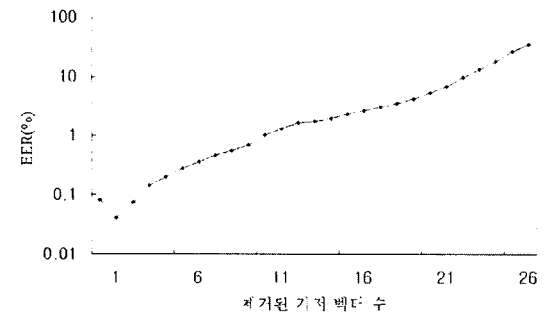


그림 9. 기저 함수를 순차적으로 제외함에 따른 EER
Fig. 9. EER according to the reduction of basis functions.

에서는 분산이 큰 순서대로 기저 함수를 순차적으로 제외하면서 EER을 평가한 결과를 이용하였다. 실험결과 그래프는 <그림 9>과 같다. <그림 9>에서 볼 수 있듯이 홍채 인식에 적합한 기저 함수 집합은 인식 성능에 가장 악영향을 미치는 <그림 7>의 21번째 기저 함수를 제외하였을 때 가장 좋은 성능을 보인다. 본 논문에서는 이 결과를 통하여 기저 함수 집합을 재구성하여 홍채 특징 추출을 하였다

두 번째 실험은 Gabor 웨이블릿, 독립 성분 분석, 개선된 독립 성분 분석의 인식 성능을 비교한 결과이다. J. Daugman의 논문에 따르면 Gabor 웨이블릿을 이용한 홍채 인식 시스템은 완벽한 인식 성능을 보인다고 발표하였다. 그러나 발표된 논문이 대상으로 한 홍채 영상 DB는 공개되지 않았기 때문에 동일한 상황에서 알고리즘을 비교 분석할 수 없는 한계가 있다. 뿐만 아니라, 발표된 논문에서는 Gabor 웨이블릿을 홍채 인식에 적용하는 방식에 대해 구체적으로 밝히지 않았다. 다시 말하면 Gabor 기저 함수에 대한 공간적 위치, 중심 주파수 등의 파라미터에 대한 선택 기준은 제시되지 않았다. 따라서 본 논문에서는 전술한 총 990개의 홍채 영상을 대상으로 자체적으로 구현한 Gabor 웨이블릿과 비교 실험하였다. 본 논문에서 Gabor 웨이블릿을 적용한 영역은 독립 성분 분석 방법과 동일한 방식으로 <그림 3(b)>와 같이 모두 14개의 홍채 영역이다. 또한 최적의 중심 주파수(식 (1)의 ω)를 선택하기 위하여 본 논문에서는 각 파라미터에 대응되는 Gabor 기저 함수의 특성을 실험적으로 분석하였다. 홍채 텍스처 분석에 가장 적합한 파라미터를 판단하기 위하여, 중심 주파수 사이의 간격을 일반적인 텍스처 분석에서 사용하는 1옥타브 대신에 0.5옥타브의 거리를 두고서 적용하였다^[8]. Gabor 웨이블릿의 주파수 파라미터는 $\pi/16$ 과 $\pi/8$ 에서 가장 좋은 성능을 나타내었고, 이를 비교 실험에 사용하였다.

인식 성능을 정량적으로 평가하기 위하여 EER 측면에서 Gabor 웨이블릿, 독립 성분 분석, 개선된 독립 성분 분석을 비교하였다. 사용된 홍채 영상은 눈썹, 눈꺼풀에 의한 그림자, 안경에 의한 조명의 반사 위치 등 홍채 무늬 패턴을 일부에 노이즈가 포함된 영상 데이터베이스와 노이즈가 포함되지 않은 영상 데이터베이스로 구분하여 실험하였다. <표 1>은 EER 측면에서 실험 결과이다. 노이즈가 없는 영상에서는 Gabor 웨이블릿과 독립 성분 분석 방법이 유사한 성능을 나타내

고 있지만, 노이즈가 있는 영상에서는 독립 성분 분석 방법의 오류률이 Gabor 웨이블릿에 비해 높게 나타났다. 이는 Gabor 웨이블릿의 공간 분해 능력이 독립 성분 분석 방법에 비해 크기 때문에 지역적으로 발생하는 노이즈의 영향에 강한 결과를 보여준다. 이의 단점을 보완한 개선된 독립 성분 분석 방법은 기존의 독립 성분 분석 방법에 비해 낮은 오류률을 보이거나, Gabor 웨이블릿의 오류률보다는 다소 크게 나타났다.

표 1. Gabor 웨이블릿, 독립 성분 분석, 개선된 독립 성분 분석의 EER 비교

Table 1. Comparing EERs of Gabor wavelets, ICA, and enhanced ICA.

		Gabor 웨이블릿	독립 성분 분석	개선된 독립 성분 분석
EER (%)	노이즈가 포함되지 않은 영상 DB	0.024	0.048	0.028
	노이즈가 포함된 영상 DB	0.195	0.462	0.217
	전체 영상 DB	0.028	0.081	0.032

표 2. Gabor 웨이블릿, 독립 성분 분석, 개선된 독립 성분 분석의 홍채 코드 크기 비교

Table 2. Comparing the code sizes of Gabor wavelets, ICA, and enhanced ICA.

	Gabor 웨이블릿	독립 성분 분석	개선된 독립 성분 분석
홍채 코드 크기 (Byte)	256	47.25	37.75

세 번째 실험은 <표 2>에 보이는 것처럼 Gabor 웨이블릿, 독립 성분 분석, 개선된 독립 성분 분석의 홍채 코드 크기를 비교한 결과이다. Gabor 웨이블릿에 비해 독립 성분 분석 방법은 홍채 코드 크기를 매우 작게 할 수 있는 장점이 있다. 특히, 개선된 독립 성분 분석 방법은 Gabor 웨이블릿과 오류률은 거의 차이가 나지 않으면서 홍채 코드 크기는 4배 이상 감소된 결과를 보여준다. 이는 앞서서도 언급했듯이 스마트카드 및 개인휴대용 장치 등의 실용적인 분야에 적용할 수 있는 장점이 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 생체 인식 기술 중에서 가장 분별력이 뛰어난 홍채 인식을 대상으로 생체 특징을 추출하는 방법을 제안하였다. 홍채 인식을 위한 기존의 특징 추출 방법으로 J. Daugman에 의해서 제안된 Gabor 웨이블릿 방법과 Boles가 제안한 웨이블릿 방법이 있지만, 기존의 방법들은 파라미터를 실험적으로 조정하여 기저 함수 특성을 결정해야 한다. 하지만 기저의 특성을 결정하는 파라미터 선택이 어렵고, 그 값의 변화에 따라 성능이 크게 달라진다. 이러한 파라미터 결정의 문제를 해결하고, 홍채 텍스처 자체로부터의 학습으로 얻어진 선형 변환을 통해 홍채 무늬 패턴의 특성을 효과적으로 이용할 수 있는 독립 성분 분석 방법을 홍채 특징 추출 방법으로 제안하였다.

제안된 홍채 특징 벡터는 독립 성분 분석에 의해 홍채 영상 신호로부터 획득된다. 이후, 홍채 코드는 효과적인 홍채 특징 저장과 비교를 위하여 홍채 특징 벡터의 양자화를 통하여 생성된다. 일반적인 독립 성분 분석 방법에 의해 추출된 홍채 특징 벡터를 이용한 홍채 인식의 성능을 보다 개선하기 위하여 두 가지 측면에서 보완을 하였다. 첫 번째 측면은 홍채 특징을 최적으로 추출할 수 있는 기저 벡터 집합을 생성하였고, 두 번째는 독립 성분 분석 방법의 기저 벡터 집합을 두 가지 이상으로 사용하였다. 개선된 독립 성분 분석 방법은 Gabor 웨이블릿과 오류률은 유사할 정도의 인식 성능을 보이면서 홍채 코드 크기는 4배 이상 감소된 결과를 보여주었다.

향후 홍채 인식 시스템에서 제안한 독립 성분 분석 방법의 성능을 개선하기 위해서는 노이즈에 강인한 홍채 특징 추출 방법의 연구가 필요하다. 이와 더불어 홍채 인식 시스템의 전체적인 성능 개선을 위해서 홍채의 경계를 정확히 분리해내는 방법에 대한 연구, 눈썹 및 눈꺼풀에 의한 영향, 안경에서의 조명 반사 영역에 의한 영향을 제거하는 방법에 대한 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

[1] 박영기, 노승인, 윤훈주, 김재희, "일차원 홍채 신호를 이용한 개인 식별", 전자공학회 논문지, 2002-39SP-1-8, 80-76쪽, 2002년 1월

[2] John G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 15, No. 11, pp 1148 - 1160, Nov. 1993.

[3] Christel-loic Tisse, Lionel Martin, Lionel Torres, and Michel Robert, "Person Identification Technique Using Human Iris Recognition", The 15th International Conference on Vision Interface, pp. 294-299, May 27-29, 2002, Calgary, Canada.

[4] Tony Mansfield, etc, "Biometric Product Testing Final Report", Draft 0.6, National Physical Laboratory, March 2001.

[5] "Smart Cards and Biometrics in Privacy-Sensitive Secure Personal Identification Systems", A Smart Card Alliance White Paper, May 2002.

[6] Richard P. Wildes, "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology", Proc. of the IEEE, Vol. 85, No. 9, pp 1348-1363, Sep. 1997.

[7] W.W.Boles, "A Security System Based on Human Iris Identification Using Wavelet Transform", International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic System, pp. 533-541, May 1997.

[8] A.K.Jain and F.Farrokhnia, "Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters", Pattern Recognition, Vol. 24, No.12, pp. 1167-1186, 1991.

[9] Kwanghyuk Bae, Seung-In Noh, and Jaihie Kim, "Iris Feature Extraction Using Independent Component Analysis", Lecture Notes on Computer Science 2688, pp 838- 844, Jun. 2003.

[10] 조용현, "조합형 고정점 알고리즘에 의한 신경망 기반 독립 성분 분석", 정보처리학회 논문지B, 제 9-B권, 제5호, pp 643-652, 2002년

[11] A. Hyvriinen, and E. Oja, Independent Component Analysis, Wiley, 2001.

[12] A. Hyvriinen, "Fast and Robust Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 10, No. 3, pp. 626-634, 1999.

[13] 김재희, "고정초점 카메라를 이용한 홍채이미지 획득방법 및 획득장치", 특허 등록번호1003624840000

저 자 소 개

盧 承 仁(正會員) 第39券 SP編 第1號 參照



裴 光 燦(正會員)
 2001년 2월 : 건국대학교 전자공학과 공학사. 2003년 2월 : 연세대학교 전기전자공학과 공학석사. 현재 : 연세대학교 전기전자공학과 박사과정. <주관심분야 : 홍채인식, 생체인식, 패턴인식, 컴퓨터 비전 등

입>



朴 康 領(正會員)
 1990년 3월~1994년 2월 : 연세대학교 전자공학과. 1994년 3월~1996년 2월 : 연세대학교 전자공학과 석사. 1996년 3월~2000년 2월 : 연세대학교 전자공학과 박사. 2000년 3월~2003년 2월 : LG 전자 기술원 Digital Vision 그룹 홍채 인식팀. 2003년 3월~현재 : 상명대학교 소프트웨어대학 미디어학부 전임강사. <주관심분야 : 컴퓨터 비전, 생체 영상 처리, 컴퓨터 그래픽스>

金 在 熹(正會員) 第34券 CI編 第8號 參照