

# 가버 웨이블릿과 퍼지 선형 판별분석 기법을 이용한 홍채 인식 (Iris Recognition using Gabor Wavelet and Fuzzy LDA Method)

고 현 주 <sup>†</sup>      권 만 준 <sup>†</sup>      전 명 근 <sup>\*\*</sup>  
(Hyoun-Joo Go)   (Mann-Jun Kwon)   (Myung-Geun Chun)

**요 약** 본 논문은 단순한 형태의 개인 확인 및 검증방법의 한계를 극복하여 절도나 누출에 의해 도용될 수 없고 변경되거나 분실할 위험성이 없는 새로운 형태의 인증 방법인 홍채인식을 연구하였다. 사람의 홍채는 태어날 때 한번 정해지면 평생 변화하지 않는 특성을 가지고 있으며, 개개인별로 모양이 모두 다른 것으로 알려져 있다. 이에, 본 논문에서는 홍채영상 취득 시 조명에 의한 동공의 크기 변화에 민감하지 않은 2차원의 홍채패턴을 취득하여, 2차 가버 웨이블릿과 퍼지 선형판별분석기법(LDA)을 이용하여 특징 벡터를 추출하고 인식한다. 인식과정에서는 상관관계 계수를 이용하여 다른 홍채의 특징값과 매칭값을 측정하고 유사도가 가장 큰 대상을 찾게 된다. 이때, 입력영상에 대하여 4개 방향의 가버 웨이블릿을 거쳐 얻어진 4개의 상관관계 계수 값 중 가장 큰 값을 갖는 대상자를 인식 대상으로 선정하므로 오인식될 확률을 최소화 할 수 있다. 제안한 알고리즘의 유용성을 확인하기 위해 대상자 50명에 대하여 각각 6회씩 촬영한 두 가지 데이터베이스(CASIA, CBNU)를 이용하였으며, 실험 결과 90% 이상의 인식률을 얻었다.

**키워드** : 홍채인식, 가버 웨이블릿, 퍼지 선형판별분석기법

**Abstract** This paper deals with Iris recognition as one of biometric techniques which is applied to identify a person using his/her behavior or congenital characteristics. The Iris of a human eye has a texture that is unique and time invariant for each individual. First, we obtain the feature vector from the 2D Iris pattern having a property of size invariant and using the fuzzy LDA which is further through four types of 2D Gabor wavelet. At the recognition process, we compute the similarity measure based on the correlation values. Here, since we use four different matching values obtained from four different directional Gabor wavelet and select the maximum value, it is possible to minimize the recognition error rate. To show the usefulness of the proposed algorithm, we applied it to a biometric database consisting of 300 Iris patterns extracted from 50 subjects and finally got more higher than 90% recognition rate.

**Key words** : Iris Recognition, Gabor Wavelet, Fuzzy-LDA

## 1. 서 론

정보화 사회는 정보의 생성, 저장, 처리, 운반, 검색 기능이 상호 연결된 통신망 환경 하에서 다양한 형태의 정보 서비스가 이루어지는 사회이다. 한편 정보화 사회가 주는 편리함과 유익성에 비해하여 매우 위험하고 파괴적인 역기능이 뒤따르고 있다. 특히, 인가 받지 않은

불법 사용자로 인한 정보시스템의 파괴, 개인 신상 비밀의 누설 및 유출, 불건전 정보의 유통 등과 같은 정보화의 역기능으로 인해 고통 받고 있다. 이는 향후에 정보통신 시스템과 네트워크가 더 개방되고, 용량과 성능 그리고 연결성이 강화되는 추세에 비추어, 그 취약성도 비례하여 증대될 것으로 예견되고 있다[1].

또한, 데이터나 정보에 대한 접근을 통제하는 논리적 접근분야와 개인의 신분을 확인하거나 검증하는 분야에 사람의 생체적, 행동적인 특성을 이용하여 개인을 식별하거나 검증하는 기술인 생체인식 시스템이 많은 곳에서 적용되고 있다. 개인을 식별하기 위한 방법으로 생체인식(Biometric)을 이용하기 시작한 것은 아주 오래 전부터이다. 망막인식은 망막을 이용한 인식으로 사용자의

· 이 논문은 2005년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음

<sup>†</sup> 학생회원 : 충북대학교 제어계측공학과  
ghjswy@chungbuk.ac.kr  
mjkwonkr@yahoo.co.kr

<sup>\*\*</sup> 정 회 원 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학과 교수  
mgchun@chungbuk.ac.kr

논문접수 : 2005년 4월 28일

실사완료 : 2005년 10월 11일

안구 배면에 위치한 모세혈관의 구성이 인간의 지문과 같이 중생불변의 특성을 지니고 있다는 점을 이용하는 것으로 이러한 망막 패턴을 읽기 위해서는 미약한 강도의 연필 지름만 한 적색 광선이 안구를 투시하여, 망막에 있는 모세혈관에 반사된 역광을 측정한다. 이러한, 망막 패턴 검색 기술은 고도의 보안성을 만족시키지만 사용상의 불편과 두려움을 유발하는 등 일반인을 대상으로 하여 사용하기에는 비효율적이다[2].

지문인식에 사용되는 지문은 땀샘이 융기되어 일정한 흐름으로 만들어진 것으로 그 모양이 개개인마다 서로 다르고 태어날 때의 모습 그대로 평생 동안 변하지 않음이 증명되어 실생활에서 각종 신원확인을 위해 많이 사용되어 왔다. 이와 같은 지문을 이용한 생체인식 기법으로는 가버 필터를 이용하여 특징점을 얻는 방법이 새로운 방법으로 사용되고 있으며, 고유의 특성상 식별 성능에 대한 신뢰도와 안정도가 다른 수단 보다 높은 것으로 평가되어 가장 효율적인 개인 인증의 방법으로 이용되어 왔다[3,4].

반면에 홍채인식의 홍채는 각막과 수정체 사이에 존재하는 것으로 안구의 전방에 있으며 이것의 가운데에 있는 등근 구멍이 동공이다. 홍채의 앞면은 불규칙한 기분을 가지며, 동공연(pupillary margin)의 가까이에 융기된 원형의 패턴이 존재하는데, 이를 권축륜이라 하며 지문과 마찬가지로 태어날 때 한번 정해지면 평생 변화하지 않는다. 또한, 개개인별로 모양이 모두 다른 것으로 알려져 있다[5-7]. 그림 1은 본 연구에서 사용된 홍채영상의 일부를 보이고 있다.

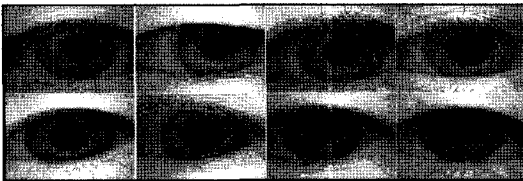


그림 1 입력영상으로 사용한 홍채패턴 영상

홍채인식의 기존연구로는 초기에 J.G.Daugman의 논문에서 2차원의 가버 필터를 사용하였고[8], W.W.Boles의 논문에서는 웨이블릿 변환을 사용하였다[9]. 여기서, J.G.Daugman의 가버 필터를 이용한 연구는 256바이트의 홍채코드를 생성하여 많은 양의 기억공간을 사용하여야 하는 문제가 있었으며, Boles의 웨이블릿 변환은 영교차점을 사용하여 적은 양의 데이터베이스에서는 효율적으로 작동하나 대상 데이터베이스의 개수가 커지면 이들을 모두 분리해 내기에 특징점의 개수가 부족한 문제가 발생할 수 있다. 최근 들어 홍채인식과 관련된 연

구로 홍채패턴에 대한 표현과 정합에 영향을 미칠 수 있는 많은 진보된 연구들이 진행되어왔다[10-12]. 한편 국내에서도 홍채인식에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다. 이중 사람마다 홍채 무늬의 패턴이 고유하다는 특성을 이용하여 개인을 식별하는 홍채인식 시스템을 위한 홍채특징 추출 알고리즘으로 독립성분분석(ICA) 방법을 제안하거나[13], 공개키 기반 등록기관의 사용자 신원 확인 기능의 안전성과 신뢰성 향상을 위한 방법으로 홍채인식 기술을 활용한 등록기관 시스템을 제안하는 연구 등이 진행되고 있다[14]. 또한, 웨이블릿 변환 중 Harr 웨이블릿과 고차 국소 자기 상관 특징을 이용하여 홍채의 특징을 추출하여 특징벡터의 크기를 최소화하거나[15], MPEG-7 텍스처 서술자중 균질질감(Homogeneous Texture), 경계 히스토그램(Edge Histogram), 텍스처 브라우징(Texture Browsing) 서술자를 이용하여 홍채 인식에 대한 성능을 비교 분석하는 연구가 진행되어 왔다[16]. 이처럼 활발한 연구가 진행되고 있는 상황에서 기존논문들에 대한 정량적 비교는 크게 의미가 없다고 판단되어 생략하기로 한다. 한편, [17]에서는 홍채패턴이 있는 영역 중 1차원의 밝기 데이터를 취득하여 DFT(Discrete Fourier Transform) 계수를 이용하여 특징점을 취득하였다. 그러나 이 방법은 동일한 사람의 홍채라 할지라도 조명을 느끼는 순간의 상태에 따라 동공의 지름이 달라지고 이로 인해 추출되는 데이터의 개수와 위치가 달라질 수 있으므로 조명의 변화가 있는 곳에서는 데이터의 양에 문제가 있었다.

본 논문에서는 사람 눈의 홍채를 2차원의 영상으로 취득하고, 이중 홍채패턴을 2차원의 가버 웨이블릿을 이용하여 방향성을 갖는 이미지로 변환 후 플라 매핑을 이용하여 원하는 홍채부분만 따로 분리하고 여러 개의 방향에서 특징값을 얻는 방법을 사용한다. 또한 인식단계에서 두개의 특징값에 대해 유사도를 비교하기 위해 상관관계 계수를 사용한다. 이와 같은 방법을 구체적으로 설명하기 위해 2장에서 홍채패턴을 이용한 특징을 추출하는 과정 중 특징영역을 펼쳐놓은 영상으로 변환하는 과정과 가버 웨이블릿을 이용하여 패턴추출 과정을 설명하고, 3장에서는 퍼지 기반 선형판별분석기법을 이용하여 홍채패턴에서의 특징 추출에 대해 설명한다. 그리고 4장에서 제안한 알고리즘의 실험 및 검증을 하고 5장에서는 결론을 맺는다.

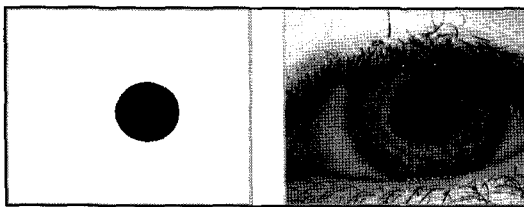
## 2. 가버 웨이블릿을 이용한 패턴추출

### 2.1 전처리과정

홍채 영상 취득 시 속 눈썹이 동공의 일부를 가리거나, 화장술로 인한 홍채영상의 일부가 훼손 되고, 조명이 홍채영상에 반사되는 경우 등 홍채영상 획득에 문제

점들이 발생할 수 있다. 이러한 문제점들은 홍채의 동공을 찾거나 동공의 초점을 찾는 데 어려움이 있을 수 있으므로, 영상 전처리 과정을 통해 원하는 영상으로 변환한 후 영상으로부터 특징을 획득할 수 있다. 이와 같은 영상의 전처리 과정은 영상취득 시스템으로부터 획득된 홍채영상에 대해 동공만을 먼저 추출한 후 동공의 초점을 찾고 이로부터 홍채 패턴이 있는 영역을 찾아 낼 수 있다. 이때 동공만을 추출하기 위해 이진화 영상을 만드는데, 이를 위해 본 연구에서는 히스토그램으로부터 계곡 값을 자동으로 추출하는 자동 이진화 분류 알고리즘을 구현하고 중위수 필터(Median filter)를 사용하여 속눈썹과 눈꺼풀 등의 잡음을 제거하였다[17]. 이와 같은 이진 영상알고리즘으로부터 관심 영역과 이외의 영역을 명료하게 구별하거나 동공의 경계선을 구분할 수 있으며, 동공의 경계를 단단하게 하기 위하여 8이웃화소인 성분 명칭화(component labeling)를 사용하였다[18].

앞에서 설명된 방법으로 280×360 크기의 홍채영상을 그림 2의 (a)와 같이 동공만을 찾아낸 영상으로 표현할 수 있으며, 이로부터 동공의 반지름과 동공의 경계선을 알 수 있다. 또한, (b)는 홍채영상의 명암 대비를 늘리어 밝기 분포를 균등화(histogram equalization)한 것으로 카메라의 위치와 시간에 따른 빛의 변화에 무관한 영상을 얻기 위한 과정이다. 이와 같은 과정을 통해 얻어진 홍채 패턴 영상을 사용한 경우 원래 입력영상을 사용한 경우 보다 개선된 성능을 보임을 실험에 의해 알 수 있었다.



(a) 입력영상으로부터 동공 추출 영상 (b) 동공검출 후 균등화 과정을 거친 영상

그림 2 홍채를 이용한 전처리 과정

### 2.2 가버 웨이블릿을 이용한 패턴추출

가버 필터는 시간기능 위에 고정길이 윈도우와 간격 내에서 주파수 성분을 추출하는 short time Fourier-transform(STFT)으로 국부적으로는 움직이지 않으나 전체적으로는 고정적이지 않은 음성신호 등에 적용이 적당하다. 2차원 가버 필터의 일반적인 공식은 식 (1)과 같다[19].

$$W(x, y, \theta, \lambda, \varphi, \sigma, \gamma) = e^{-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}} \cos(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi) \quad (1)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

$\theta$ 는 웨이블릿의 방향 결정

$\lambda$ 는 파형의 길이 결정

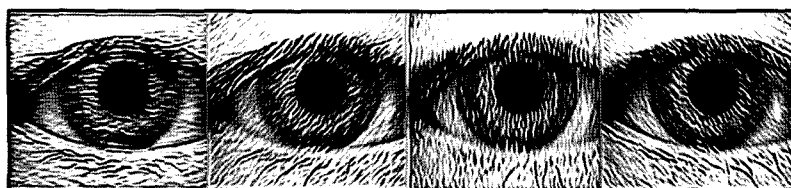
$\varphi$ 는 삼각함수의 위상 결정

$\sigma$ 는 가우시안의 반경 결정

$\gamma$ 는 가우시안의 가로세로 비율 결정

이러한 가버 웨이블릿은 방향성 및 주파수 선택의 특징을 갖는 밴드패스 필터로 공간주파수 영역에서 최적의 집합 분석력을 갖고 있다. 그림 3은 가버 웨이블릿을 사용한 후의 홍채영상을 나타낸 것으로, 본 연구에서는 4개의 방향(0도, 45도, 90도, 135도)의 가버 웨이블릿을 사용하였다.

다음은 홍채패턴에서의 특징을 찾아내기 위해 동공의 바깥쪽 경계선과 홍채 패턴이 몰려있는 부분의 바깥쪽 경계선을 이용하여 도넛모양을 그려낼 수 있는데, 동공의 크기에 따라 변화하는 홍채의 패턴이 많이 몰려있는 부분을 검출하였다. 입력영상의 크기가 320×280일 때 동공의 반지름이 평균 약 40픽셀임을 실험에 의해 확인하고 동공의 크기에 따라 홍채패턴영역을 선택하는 방법으로 동공의 크기가 평균 동공크기 보다 작으면 홍채패턴의 영역은 넓게 잡고, 동공의 크기가 평균 동공크기 보다 크면 홍채패턴의 영역은 좁게 잡는 결과를 얻을 수 있었다. 이때, 동양인의 경우 눈 커풀 위, 아래가 홍채의 일부를 가리는 경우가 대다수이므로 눈 커풀을 포함하여 홍채패턴 영역으로 획득하였으며, 이와 같은 방법을 식 (2)에 나타내었다. 식 (2)에서  $K_i$ 는  $i$ 번째 홍



(a) 0도 (b) 45도 (c) 90도 (d) 135도

그림 3 가버 웨이블릿 변환 후의 영상

채영상의 동공 반지름이며,  $D_i$ 는  $i$ 번째 홍채패턴중 선택 되는 영역의 지름이다.

$$D_i = \begin{cases} 43, & \text{if } R_i < 38 \\ 40, & \text{if } 38 < R_i < 44 \\ 37, & \text{if } 44 < R_i \end{cases} \quad (2)$$

그림 4는 식 (2)에 의해 얻어진 홍채 패턴이 물려 있는 부분을 펼쳐놓은 것으로, 4개의 방향(0도, 45도, 90도, 135도)의 가버 웨이블릿 변환 후 영상이며, 이 영상을 이용하여 특징벡터를 추출한다.



(a) 0도



(b) 45도



(c) 90도



(d) 135도

그림 4 가버 웨이블릿 변환 후 홍채 패턴을 퍼 놓은 영상

### 3. 홍채인식을 위한 퍼지 기반 선형판별분석 기법

#### 3.1 PCA와 LDA를 이용한 홍채 특징 추출

본 연구에서는 얼굴인식 등에서 많이 사용되고 있는 주성분 분석기법(PCA, principal component analysis)과 선형판별분석기법(LDA, Linear Discriminant Analysis)을 홍채패턴에서 특징 벡터를 취득하는데 사용하고자 한다. 먼저 주성분 분석기법과 선형 판별 분석기법에 의한 특징추출을 살펴보면 다음과 같다[20,21]. 주성분 분석 기법은 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 선형 변환하는 것으로 데이터의 차원을 줄이는데 널리 쓰인다. 일반적으로 홍채 영상은 고차원의 데이터로 표현되기 때문에 특징 추출과 분류를 위해서는 저차원의 데이터로 표현되는 것이 요구된다. 홍채 인식에서 주성분 분석 기법은 학습영상의 2차 통계적 특성을 이용하여 학습영상의 전체적인 특성을 표현하는 직교기저영상

인 고유 홍채로 분해할 수 있으며, 이 고유 홍채의 선형 조합으로 임의의 홍채 영상을 표현하는 방법으로 입력 데이터를 저차원의 데이터로 표현하는 효과적인 방법이다. 주성분 분석 기법에 대한 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다. 2차원의 홍채영상의 크기가  $n \times m$ 일 때 하나의 벡터  $N \times 1$ 로 생각할 수 있다. 여기서  $N = n \times m$ 이고,  $p$ 개의 학습영상 벡터를  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$ 와 같이 가정하면 평균 영상은 식 (3)과 같이 나타낸다.

$$\mu = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P x_i \quad (3)$$

1차원 영상벡터와 평균 영상벡터의 차를 구하면 식 (4)와 같다.

$$\bar{x}_i = x_i - \mu \quad (4)$$

식 (3)을 이용하여 학습영상 행렬( $N \times P$ )을 식 (5)와 같이 나타낸다.

$$\bar{X} = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_p] \quad (5)$$

공분산 행렬(covariance matrix)을 식 (6)과 같이 정의한다.

$$C = \bar{X}\bar{X}^T \quad (6)$$

위 수식은 너무 큰 공분산 행렬  $N \times N$ 을 만들기 때문에 snap-shot 방법으로 효과적으로 고유벡터를 계산할 수 있다. 이 방법은  $C$ 의 고유벡터를 직접 구하는 대신에 먼저  $\bar{X}^T\bar{X}$ 의 고유벡터를 찾는다. 행렬  $\bar{X}^T\bar{X}$ 의 고유벡터를 구하면 식(7)과 같이 나타낸다.

$$\bar{X}^T\bar{X}v_i = \lambda_i v_i \quad (7)$$

양변에  $\bar{X}$ 를 곱해주면 식 (8)과 같이 변환된다.

$$\bar{X}\bar{X}^T\bar{X}v_i = \lambda_i \bar{X}v_i \quad (8)$$

식 (8)을 살펴보면  $\bar{X}\bar{X}^T$ 의 고유벡터는  $\bar{X}v_i$ 임을 알 수 있다.  $M(M < P)$ 개의 고유벡터를 선택한  $V(N \times M)$ 값을 이용하여 식 (9)와 같이 학습영상에 대한 특징벡터들로 이루어진  $Z(M \times P)$ 을 구한다.

$$Z_i = V^T\bar{X} \quad (9)$$

여기서 정규 직교하는 열로 구성된 고유벡터는 특징 벡터로 선형적인 결합에 의해 홍채영상들을 표현할 수 있다.

이에, 선형판별분석 방법은 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬(Within-Scatter Matrix)과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬(Between-Scatter Matrix)의 비율이 최대가 되도록 하는 선형 변환 방법이다. 주성분 분석기법은 영상 공간에서 저차원의 특징 공간으로의 선형 사영을 기초로 하므로 전체 데이터베이스의 모든 얼굴 영상을 최대화하는 사영 방향을 찾아낸다. 그렇기 때문에 조명 조건과 얼굴 표정의 변화로 생기는 원하지 않는 변

화도 포함되게 된다. 이러한 이유로 주성분 분석기법은 저차원의 기저벡터로부터 복원을 하는 관점에서는 최적의 방법이지만 조영이나 표정변화가 있는 홍채영상의 식별, 인식에서는 FisherIris가 우수한 인식성능을 나타내고 있다. FisherIris를 이용한 방법은 선형판별 분석기법을 기반으로 한 효율적인 인식방법으로 현재 얼굴인식에서 현재 많이 연구되어지고 있다. FisherIris를 이용한 방법에 대한 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 between-scatter 행렬  $S_B$ 는 식 (10)과 같이 표현된다.

$$S_B = \sum_{k=1}^c N_k (\mu_k - \mu) (\mu_k - \mu)^T \quad (10)$$

여기서  $N_k$ 는 클래스  $k$ 내의 데이터 수이고,  $\mu_k$ 는 클래스  $k$ 내에서 평균 영상이며  $c$ 는 클래스의 수이다. within-scatter 행렬  $S_w$ 는  $x_i$ 가 학습영상이라 할 때 식 (11)과 같이 표현된다.

$$S_w = \sum_{k=1}^c \sum_{x_i \in c_k} (x_i - \mu_k) (x_i - \mu_k)^T \quad (11)$$

만약에  $S_w$ 가 정칙(nonsingular)이라면, 최적의 투영  $W_{opt}$ 는 식 (12)와 같이 투영된 샘플의 within-class scatter 행렬의 행렬식에 대한 between-class scatter 행렬의 행렬식의 비율을 최대로 하는 정규직교 열을 가진 행렬로서 선택되어진다.

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_w W|} \quad (12)$$

여기서  $w_i \mid i=1,2,\dots,m$ 는  $m$ 개의 가장 큰 일반화된 고유치에 대응되는  $S_B$ 와  $S_w$ 의 일반화된 고유벡터의 집합이다. 이것은 식 (13)에 의해 나타내어진다.

$$S_B w_i = \lambda S_w w_i \quad (13)$$

여기서 행렬  $W_{opt}$ 의 열 벡터가 Fisherfaces가 된다. 그러나  $S_w$ 는 Rank가  $P-c$ 에 존재( $P$ : 영상의 수,  $c$ : 클래스의 수)하고, 일반적으로 학습영상의 수는 각 영상에서 픽셀의 수  $n$ 보다는 작기 때문에 투영된 샘플의 within-scatter 행렬은 항상 비정칙(singular)이다. 따라서, 최적의 투영  $opt$ 를 계산하기 전에 within-scatter 행렬  $S_w$ 가 정칙이 되도록 주성분 분석기법을 이용하여 영상집합을 저차원 공간으로 투영함으로써 위 문제를 해결 할 수 있다. 본 연구에서는 그림 4와 같이 각 방향에 대하여 가버 웨이블릿 변환 후 홍채 패턴을 퍼 놓은 영상에 대하여 PCA를 이용하여 홍채영상의 차원을 축소하고 선형판별 분석기법을 이용하여 특징벡터를 추출한다. 이때 다음절에서 설명하게 될 퍼지 선형판별 분석기법을 이용하여 홍채 특징을 추출하게 된다.

**3.2 퍼지 선형판별 분석기법을 이용한 홍채 특징 추출**  
일반적으로 홍채영상은 매우 고차원의 패턴으로 표현

되기 때문에 특징 추출과 분류를 위해서는 저차원의 데이터로 표현되는 것이 요구된다. 선형판별분석기법은 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬(Within-Scatter Matrix)과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬(Between-Scatter Matrix)의 비율이 최대가 되도록 하는 선형 변환 방법으로, 주성분 분석기법은 영상 공간에서 저차원의 특징 공간으로의 선형 사영을 기초로 하므로 전체 데이터베이스의 모든 홍채 영상을 최대화하는 사영 방향을 찾아낸다. 그러나 조영 조건과 동공의 크기 변화로 생기는 원하지 않는 변화도 포함되게 되므로 주성분 분석기법은 저차원의 기저벡터로부터 복원을 하는 관점에서는 최적의 방법이지만 조영이나 크기변화가 있는 영상의 식별, 인식에서는 선형판별 분석기법이 우수한 인식성능을 나타내고 있다[22]. 본 연구에서는 입력홍채영상에 대하여 주성분 분석기법을 적용하여 저차원으로 축소한 후 퍼지 선형판별 분석 기법을 이용하여 특징벡터를 획득하는 방법을 사용하였다.

퍼지 집합은 소속함수  $\mu_U \rightarrow [0,1]$ 에 대한 특성함수의 개념을 일반화함으로써 유도되어진다[23]. 주성분 분석기법에 의해 변환된 특징벡터의 집합  $X=(x_1, x_2, \dots, x_N)$ 이 주어질 때 이 벡터들의 퍼지 분할 행렬은  $c$ 클래스에서 각 벡터의 소속도로서 특성화되며,  $c \times N$ 의 행렬  $U$ 로 표현한다. 여기서  $\mu_{ij} = \mu_i(x_j), i=1,2,\dots,c, j=1,2,\dots,N$ 는 클래스  $i$ 에서  $x_j$ 의 소속도이다. 퍼지 분할 행렬  $U$ 는 다음과 같은 식들을 만족해야 한다.

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1 \quad (14)$$

$$0 < \sum_{j=1}^N \mu_{ij} < N \quad (15)$$

$$\mu_{ij} \in [0,1] \quad (16)$$

$c$ 클래스에서 특징 벡터의 퍼지 소속도의 합은 항상 1 이어야하며, 두 개의 클래스의 경우를 예로 들면 0.5 근처의 소속도는 두 클래스에서 높은 소속도를 가짐을 의미한다. 퍼지 소속 도를 계산하기 위한 단계에 대해 아래와 같이 표현될 수 있다.

**단계 1.** 학습 집합의 특징벡터들 사이의 유클리디언 거리 행렬을 구한다.

**단계 2.**  $i=j$ 경우에 영의 값을 가지기 때문에 거리 행렬에서 대각요소의 값을 무한대(큰 값)로 정한다.

**단계 3.** 거리 값이 작은 순서로 거리 행렬을 나열한다. 그리고 고려하는 특징벡터에서 가장 가까운 이웃에 위치한 특징벡터의  $c$  클래스 중에서 하나의 레벨을 선택한다. 즉, 1에서  $k$ 번째로 가까운 특징벡터에 해당되는 클래스를 구한다.

**단계 4.** Keller[24]에 의해 제안된 다음 식을 이용하여

여  $j$ 번째 특징벡터에 대한  $i$ 번째 클래스의 퍼지 소속 도를 계산한다.

$$\mu_{ij}(x) = \begin{cases} \alpha + ((1-\alpha)(n_{ij}/k)) & \text{if } i=j \\ (1-\alpha)(n_{ij}/k) & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (17)$$

여기서  $n_{ij}$ 의 값은  $j$ 번째 데이터에서  $i$ 번째 클래스에 속하는 이웃들의 수이며,  $\alpha$ 는  $0 \leq \alpha \leq 1$  값으로 표현될 수 있다.

그림 5는 퍼지 선형판별분석기법을 이용한 특징벡터  $a_1, a_2, \dots, a_n$  과 고유홍채(EigenIris)의 선형적인 결합에 의해 표현된 홍채영상들이다. 본 연구에서 제안하는 방법을 이용하여 특징벡터를 구성하면 4개 방향의 가버 웨이블릿을 적용함으로써 한사람에 대하여 특징벡터  $a_1, a_2, \dots, a_n$  가 4개, 즉  $4 \times n$ 개가 생성될 수 있으며 이를 등록 특징벡터로 사용한다.

#### 4. 실험 및 결과

제안한 방법에 대한 성능을 평가하기 위해 두 종류의 데이터베이스를 이용하였다. 첫 번째는 중국 홍채 데이터베이스로 CASIA(Chinese Academy of Science)를 사용하였으며, CASIA 홍채데이터는 아시아 사람들의 홍채를 취득한 것으로 한달 간격으로 서로 다른 시점에 촬영한 그레이 이미지이며, 80명으로부터 108개의 홍채를 사용하여 756장의 홍채 영상으로 구성되어 있다[25]. 본 논문에서는 CASIA데이터 중 50개의 홍채에 대해 6개의 홍채 영상을 사용하였으며, 이중 3장의 홍채영상은 학습영상으로 나머지 3장은 검증영상으로 사용하였다. 두 번째는 한국 학교 내 학생들의 홍채 데이터베이스로 CBNU(Chungbuk national university)를 사용하였다. CBNU 홍채 데이터의 취득을 위해 LG전자에서 상용중인 홍채인식기의 카메라를 사용하였으며, 20대 초반에서 중반까지의 남학생들을 대상으로 하였으며, 안경을 착용한 사람은 벗은 상태에서, 렌즈를 착용한 사람은 렌즈를 착용한 상태에서 대상자 50명에 대하여 사람 당 왼쪽 눈에 대해 6개의 홍채영상을 취득하였으며, 이중 3장의 홍채영상은 학습영상으로 나머지 3장은 검증영상으로 사용하였다. 또한, 제안한 알고리즘을 구현하기 위해 MATLAB을 이용하여 구현 및 실험하였다.

실험방법으로는 두개의 데이터베이스에 대해 각각 학습영상과 검증영상으로 분리한 후 학습영상에 대해 2장에서와 같이 전처리과정을 거쳐 홍채의 동공만을 추출

한 후 추출된 동공으로부터 홍채패턴이 몰려있는 영역을 펼친다. 펼쳐진 홍채 영역에 대해 4개방향의 가버 웨이블릿 변환을 이용하여 특징이 되는 패턴을 두들어지게 하였다. 또한, 3장에서와 같이 특징벡터를 추출하기 위해 주성분 분석기법을 이용하여 특징벡터의 차원을 축소한 후 퍼지 선형판별 분석기법을 이용하여 특징벡터를 획득할 수 있었다. 이때, 주성분 분석기법, 독립성분 분석기법(ICA, Independent Component Analysis), 선형판별 분석기법, 퍼지 선형판별 분석기법을 이용하여 비교 실험하였다. 많은 실험에 의해 최고의 성능을 보이는 140개의 eigenIris와 46개의 fisherIris를 선택하였으며, 식 (17)에서의  $\alpha$ 값으로 경험에 의해 성능이 우수했던 0.7을 사용하였다.

학습영상으로부터 얻어진 홍채영상의 특징값과 검증영상의 특징값에 대한 유사도를 측정하기 위해, 공분산 행렬에 기반한 상관관계 계수를 이용하여 유사도를 얻을 수 있다. 이때 상관관계는 공분산 행렬을 이용한 것으로 본 논문에서는 최소값 -1 ~ 최대값 1의 값으로 표현하였으며 식 (18)와 같이 나타낼 수 있다[25].

$$\rho_{X,Y} = \frac{cov[X,Y]}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[XY] - \mu_X \mu_Y}{\sigma_X \sigma_Y}, |\rho_{X,Y}| \leq 1 \quad (18)$$

이때,  $\rho_{X,Y}$ 는 상관관계 계수로 퍼지 선형판별 분석기법을 이용해 얻어진 특징벡터  $X$ 와  $Y$  사이의 상관도를 측정한 값이다.

본 논문에서는 4개 방향의 가버 웨이블릿 변환을 이용하여 얻어진 특징벡터들 간의 비교 값으로 한 개의 홍채영상에 대해 4개의 상관관계 계수를 얻을 수 있으며, 이렇게 얻어진 4개의 상관관계 계수 값을 더한 값을 유사도로 사용한다. 또한, 50명의 대상자중 유사도가 최대한 값을 갖는 대상자를 최종 인식 대상자로 선정한다. 그림 6, 그림 7은 50명중 10명의 대상자에 대하여 각각 주성분 분석기법, 선형판별 분석기법, 퍼지 선형판별 분석기법을 이용한 특징벡터의 상관관계 계수를 이용하여 유사도를 나타낸 것으로 그림 6은 CASIA 데이터를 대상으로 주성분 분석기법을 이용하여 특징벡터를 취득한 경우이며, 그림 7은 CASIA 데이터를 대상으로 본 논문에서 제안한 퍼지 선형판별 분석기법을 이용하여 특징벡터를 취득한 경우를 보이고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 대상자 A에 대하여 다른 대상자(B~J)보다 월등히 높은 상관관계 계수를 얻을 수 있음을 확인할 수 있었다. 또한

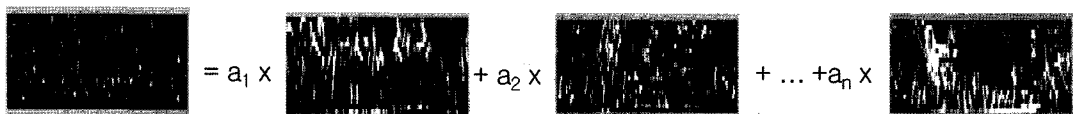


그림 5 퍼지 선형판별분석기법을 이용한 고유홍채

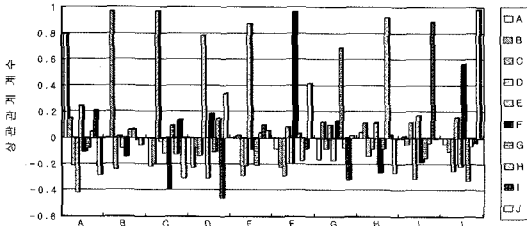


그림 6 주성분 분석기법을 이용한 상관관계 계수(CASIA)

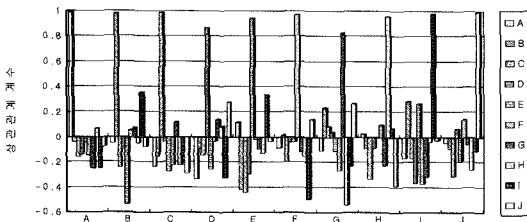


그림 7 퍼지 선형판별 분석기법을 이용한 상관관계 계수(CASIA)

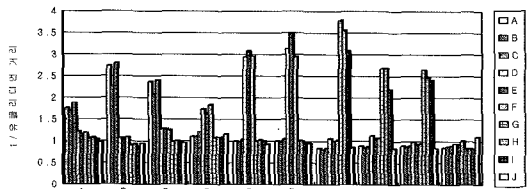


그림 8 퍼지 선형판별 분석기법을 이용한 유클리디언 거리 유사도(CASIA)

그림 8은 CASIA 데이터를 대상으로 퍼지 선형판별 분석기법을 이용하여 특징벡터를 취득한 후 매칭하는 부분에서 유클리디언 거리를 이용한 방법으로 그림 6과 그림 7보다 대상자 인식이 있어 차별성이 드러나지 않음을 알 수 있었다.

본 논문에서 제안한 가버 웨이블릿을 사용하여 특징 벡터를 두드러지게 한 후 주성분 분석기법과 퍼지 선형 판별 분석기법을 사용한 결과는 가버 웨이블릿을 사용하지 않고 특징벡터를 취득한 결과 보다 약 8% 이상 인식이 높았다. 제안한 방법 중 주성분 분석기법에서의 eigenIris의 수와 선형판별 분석기법에서의 fisherIris의 수, 식 (17)에서  $\alpha$  값의 변화, 그리고 임의의 데이터 집합으로 구성하여 실험하였을 때 CASIA 홍채 영상에 대해 주성분 분석기법을 이용한 홍채인식 성능은 83%~86.6%의 인식을, 선형판별 분석기법을 이용한 홍채인식 성능은 91.3%~92.7%의 인식을 얻을 수 있었으며, 독립성분 분석기법을 이용한 홍채인식 성능은 90.7%~92.0%의 인식을 얻을 수 있었으며, 퍼지 선형판별 분

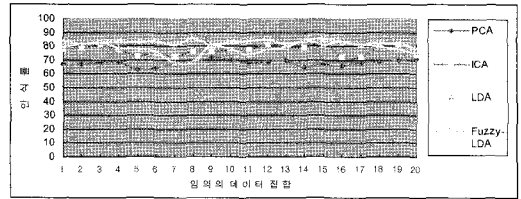


그림 9 유클리디언 거리를 사용한 최종 인식률(CBNU)

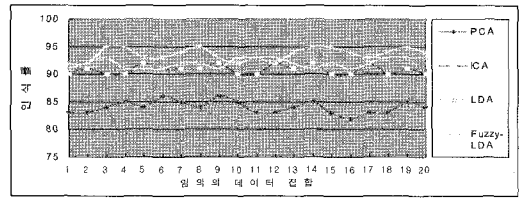


그림 10 다양한 특징벡터에 대한 최종 인식률(CASIA)

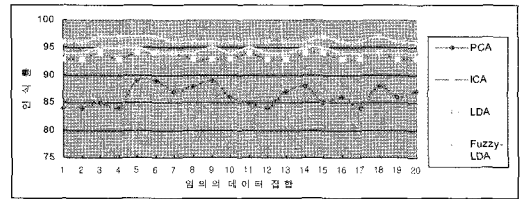


그림 11 다양한 특징벡터에 대한 최종 인식률(CBNU)

석기법을 이용한 홍채인식 성능은 92.7%~94.7%의 인식을 획득 할 수 있었다. 그림 9는 CBNU 데이터를 대상으로 매칭하는 부분에서 유클리디언 거리를 이용한 방법으로 얻은 최종 인식률을 나타내고 있으며, 그림 10은 CASIA 데이터베이스를 이용한 경우 인식률에 대한 최종 결과를 보이고 있는 것으로, 퍼지 선형판별 분석기법의 경우 이외의 방법에 비해 좋은 성능을 보임을 알 수 있었다.

또한, CBNU 홍채 영상에 대해 주성분 분석기법을 이용한 홍채인식 성능은 83%~89.3%의 인식을, 선형판별 분석기법을 이용한 홍채인식 성능은 93.3%~95.3%의 인식을 얻을 수 있었으며, ICA를 이용한 홍채인식 성능은 93.3%~95.3%의 인식을 얻을 수 있었으며, 퍼지 선형판별 분석기법을 이용한 홍채인식 성능은 96.0%~97.3%의 인식을 획득 할 수 있었다. 그림 11은 CBNU 데이터베이스를 이용한 경우 인식률에 대한 최종 결과를 보이고 있는 것으로, 퍼지 선형판별 분석기법의 경우 CASIA의 경우와 같이 다른 방법에 비해 좋은 성능을 보일 수 있었다.

### 5. 결론

본 논문은 사람의 생태학적, 행동학적 특성을 이용하

여 개인을 식별 및 검증하는 방법 중 하나로 홍채의 패턴을 이용하였으며, 홍채영상 취득 시 조명에 의한 동공 크기 변화에 적용할 수 있는 자동 이진화 분류 방법을 적용하여 홍채의 동공과 동공의 경계를 획득하고 이로부터 4개의 방향에 대한 가버 웨이블릿을 적용하여 홍채영상의 패턴에 대한 특징을 보였다. 또한, 홍채패턴을 특징으로 하는 등록과정에서는 얼굴인식에 많이 사용되어 지고 있는 주성분 분석기법, 선형판별 분석기법, 독립성분 분석기법을 적용해 보았으며, 퍼지 선형판별 분석기법을 이용한 특징벡터 추출로 인해 높은 인식률을 얻을 수 있었다. 또한, 가버 웨이블릿을 사용함으로써 홍채패턴의 특징이 차별화 되었으며, 이로 인한 개선된 성능을 보임을 알 수 있었다. 인식과정에서는 상관관계 계수를 이용하여 서로 다른 홍채의 특징 벡터에 대해 유사도를 측정하고 가장 큰 값을 갖는 사람을 대상자로 인정하므로 오인식될 확률을 최소화 할 수 있었다. 또한, 제안한 알고리즘의 유용성을 확인하기 위해 홍채인식에 널리 알려진 CASIA 데이터중 50명에 대한 홍채영상과 일반인 50명을 대상으로 취득된 홍채영상 데이터베이스(CBNU)를 이용함으로써 유용성을 확인할 수 있었다.

향후 연구과제로, 실험결과에 대한 신뢰성을 높이기 위해 홍채패턴이 몰려있는 영역에 대한 정규화 과정과 특징벡터를 구하는 과정에 있어 좀더 강인한 시스템을 위한 분석이 필요하며, 더 많은 대상자의 홍채영상에 대한 실험이 요구된다.

### 참고 문헌

- [1] P. Ekman, W. Frisen, "Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement," Consulting Psychologists Press, 1978.
- [2] 고현주, 전명근, "우리에 변환과 상관관계 계수 값을 이용한 홍채인식", 정보처리학회 추계학술발표대회 논문집, 제9권, 제2호, pp.969-972, 2002.
- [3] Pankanti, S, Prabhakar, S, Jain, A.K., "On the individuality of fingerprints," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, Volume 24 Issue 8, Aug. 2002.
- [4] Kroeker K.L., "Graphics and security: exploring visual biometrics," Computer Graphics and Applications, IEEE, Volume 22 Issue 4, July-Aug. 2002.
- [5] Fasel, I.R, Bartlett, M.S, Movellan, J.R., "Automatic Face and Gesture Recognition," Proceedings, Fifth IEEE International Conference on, 2002.
- [6] Abdel Alim, O, Sharkas, M., "Texture Classification of the Human Iris using Artificial Neural Networks," Electrotechnical Conference, 2002.
- [7] Tianxiang Yao, Hongdong Li, Guangyao Liu, Xiuqing Ye, "A fast and robust face location and feature extraction system," Image Processing, 2002.
- [8] J. G. Daugman, "Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression," IEEE Trans, on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 36, No.7, pp.1169-1179, 1988.
- [9] W. W. Boles and B. Boashash, "A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform," IEEE Trans, on Signal Processing, Vol. 46, No. 4, pp.1185-1188, 1998.
- [10] S. Lim, K. Lee, O. Byeon, and T. Kim, "Efficient Iris recognition through improvement of feature vector and classifier," ETRI J., vol. 23, no 2, pp.1-70, 2001.
- [11] L. Ma, Y. Wang, and T. Tan, "Iris recognition based on multichannel Gabor filtering," in Proc. 5th Asian Conf. Computer Vision, vol. I, pp.279-283, 2002.
- [12] C. Sanchez-Avila and R. Sanchez-Reillo, "Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform," IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag., vol. 17, pp. 3-6, 2002.
- [13] 배광혁, 김재희, 독립성분분석 방법을 이용한 홍채특징 추출, 연세대학교 대학원 석사학위논문, 2003.
- [14] 이관용, 임신영, "홍채 패턴 정보를 이용한 공개키 기반의 등록기관", 한국정보과학회 논문지 B, VOL. 28 NO. 11, pp.864-873, 2001.
- [15] 정유정, 정채영, "신경망 학습과 Higher Order Auto-correlation을 이용한 홍채 인식 시스템", 한국정보처리학회 추계학술대회, VOL. 11 NO: 2, pp.895-898, 2004.
- [16] 추현곤, 김희을, "MPEG-7텍스처 서술자의 홍채 인식에 대한 성능 비교", 한국정보처리학회 VOL 11 NO 4, pp.421-428, 2004.
- [17] 고현주, 이상원, 전명근, "개인확인 및 인증 알고리즘을 위한 홍채 패턴인식", 한국정보처리학회, 정보처리학회논문지 C 제8-C권 제5호, pp.499-506, 2001.
- [18] 고현주, 이대중, 전명근, "2-D Gabor 필터를 이용한 홍채인식", 퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, 제13권 제6호, pp.716-721, 2003.
- [19] N. Petkov and P. Kruijinga, Computational models of visual neurons specialised in the detection of periodic and aperiodic oriented visual stimuli: Bar and grating cells, pp. 83-96, 1997.
- [20] M. Turk, A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces," Proc. IEEE Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.
- [21] H. Yu, J. Yang, A direct LDA algorithm for high-dimensional data-with application to face recognition, Pattern Recognition, Vol. 34, pp.2067-2070, 2001.
- [22] 광근창, 고현주, 전명근, 퍼지 소속도를 갖는 Fisherface 방법을 이용한 얼굴인식, 한국정보과학회, 정보과학논문지, Vol 31, No 6, pp.784-791, 2004.
- [23] L. A. Zadeh, Fuzzy sets, Information and Control,



Vol. 8, pp.338-353, 1965.

- [24] J. M. Keller, M. R. Gray, J. A. Givens, A fuzzy k-nearest neighbor algorithm, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 15, No. 4, pp.580-585, 1985.
- [25] Childers, Probability and Random Processer, Prentice-Hall, 1997



고 현 주

1999년 한밭대학교 제어계측공학과(학사)  
2002년 충북대학교 제어계측공학과(공학석사). 2002년~현재 충북대학교 제어계측공학과 박사과정. 관심분야는 Biometrics, Computer vision



권 단 준

1989년 부산대 전자공학과 학사졸업  
1991년 한국과학기술원 전기및전자공학과(공학석사). 2003년~현재 충북대 제어계측공학과 박사과정. 관심분야는 퍼지이론, 생체인식, 얼굴인식, 임베디드 프로그래밍



전 명 군

1987년 부산대학교 전자공학과(학사)  
1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사). 1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사). 1993년~1996년 삼성전자 자동화연구소 선임연구원  
2000년~2001년 University of Alberta 방문교수. 1996년~현재 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 교수. 관심분야는 Biometrics, 감정인식, 지능시스템