

Gabor Wavelet과 Fuzzy LDA을 이용한 홍채인식

고현주*, 유병진*, 전명근*
*충북대학교 전기전자컴퓨터공학부
e-mail: mgchun@chungbuk.ac.kr

Iris Recognition Using the Gabor Wavelet and Fuzzy LDA

Hyoun-Joo Go*, Byoung-Jin You*, Myung-Geun Chun*
*Chungbuk National University School of Electrical and
Computer Engineering

요 약

사람의 홍채는 태어날 때 한번 정해지면 평생 변화하지 않는 특성을 가지고 있으며, 개개인별로 모양이 모두 다른 것으로 알려져 있다. 이에, 본 논문에서는 홍채영상 취득시 조명에 의한 동공의 크기 변화에 민감하지 않은 2차원의 홍채패턴을 취득하여, 2D Gabor Wavelet과 Fuzzy LDA를 이용하여 특징 벡터를 추출한다. 인식과정에서는 correlation 계수를 이용하여 서로 다른 홍채의 특징 값에 대해 유사도를 측정하고 유사도가 가장 큰 대상을 찾게 된다. 이때, 4개 방향의 Gabor Wavelet을 거쳐 얻어진 영상에 대해 최고의 값을 인식 대상자로 인정하므로 오 인식 될 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 높은 인식률을 얻었다.

1. 서론

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. 망막인식은 망막을 이용한 인식으로 사용자의 안구 배면에 위치한 모세혈관의 구성이 인간의 지문과 같이 종생불변의 특성을 지니고 있다는 점을 이용하는 것으로 망막에 있는 모세혈관에 반사된 역광을 측정한다. 이러한, 망막 패턴 검색 기술은 고도의 보안성을 만족시키지만 사용상의 불편과 두려움을 유발하는 등 일반인을 대상으로 하여 사용하기에는 비효율적이다[1].

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 Gabor filter를 이용하여 특징점을 얻는 방법이 새로운 방법으로 사용되고 있

며, 고유의 특성상 식별 성능에 대한 신뢰도와 안정도가 다른 수단 보다 높은 것으로 평가되어 가장 효율적인 개인 인증의 방법으로 이용되어 왔다[2].

반면에 홍채인식의 홍채는 각막과 수정체 사이에 존재하는 것으로 안구의 전방에 있으며 이것의 가운데에 있는 둥근 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 않으며, 개개인별로 모양이 모두 다른 것으로 알려져 있다[3]. 그림 1은 본 연구에서 사용된 홍채영상의 일부를 보이고 있다.

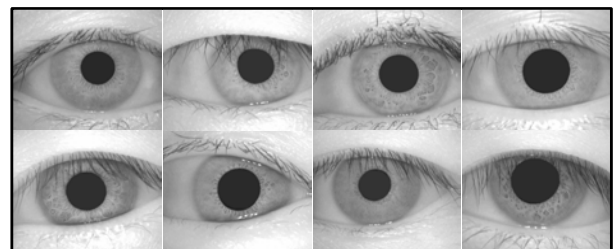


그림 1. 8개의 서로 다른 홍채패턴 영상

홍채인식의 기존연구로는 J.G.Daugman의 논문에서 2-D Gabor Filter를 사용하였고[4], W.W.Boles의 논문에서는 Wavelet Transform을 사용하였다[5].

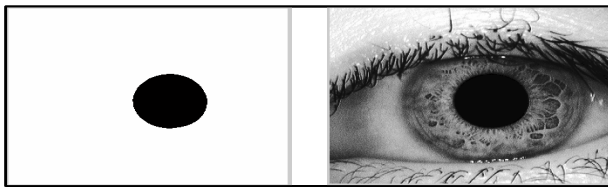
한편, [6]에서는 홍채패턴이 있는 영역중 1차원의 밝기 데이터를 취득하여 DFT(Discrete Fourier Transform) 계수를 이용하고 이것으로부터 특징점을 취득하였다. 그러나 이 방법은 동일한 사람의 홍채라 할지라도 조명을 느끼는 순간의 상태에 따라 동공의 지름이 달라지고 이로 인해 추출되는 데이터의 개수와 위치가 달라질 수 있으므로 조명의 변화가 있는 곳에서는 데이터의 량에 문제가 있었다.

본 논문에서 2장에서 홍채패턴을 이용한 특징을 추출하는 과정 중 특징영역을 펼쳐놓은 영상으로 변환하는 과정과 Gabor Wavelet을 이용하여 패턴추출 과정을 설명하고, 3장에서는 퍼지기반 선형판별분석기법을 이용하여 홍채패턴에서의 특징 추출에 대해 설명한다. 그리고 4장에서 제안한 알고리즘의 실험 및 검증을 하고 5장에서는 결론을 논한다.

2. Gabor Wavelet을 이용한 패턴추출

홍채 영상 취득 시 속 눈섭이 동공의 일부를 가리거나, 화장술로 인한 홍채영상의 일부가 희손 되고, 조명이 홍채영상에 반사되는 경우 등 홍채영상 획득에 문제점들이 발생할 수 있다. 이러한 문제점들은 홍채의 동공을 찾거나 동공의 초점을 찾는 데 어려움이 있을 수 있다. 따라서 영상 전처리 과정을 거쳐 원하는 영상으로 변환한 후 특징을 획득할 수 있다.

앞에서 설명된 방법에 의해 280×360 크기의 홍채영상을 그림 2의 (a)와 같이 동공만을 찾아낸 영상을 획득 할 수 있으며 이로부터 동공의 반지름과 동공의 경계선을 알 수 있다. 또한, (b)는 영상의 밝기 분포를 균등화한 영상으로 카메라의 위치와 시간에 따른 빛의 변화에 무관한 영상을 사용하도록 필요한 과정이다.



(a) 입력영상으로부터 동공 추출 영상
(b) 동공검출 후 균등화 과정을 거친 영상
그림 2. 홍채를 이용한 전처리 과정

Gabor Filter는 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.

이러한 Gabor Wavelet은 방향성 및 주파수 선택

의 특징을 갖는 밴드패스 필터로 공간주파수 도메인에서 최적의 집합 분석력을 갖고 있다. 그림 3은 0도의 Gabor Wavelet을 사용한 후의 홍채영상과 45도의 Gabor 필터를 통과한 후의 홍채영상을 나타낸 것으로, 본 연구에서는 4개의 방향(0도, 45도, 90도, 135도)의 Gabor Wavelet을 사용하였다.

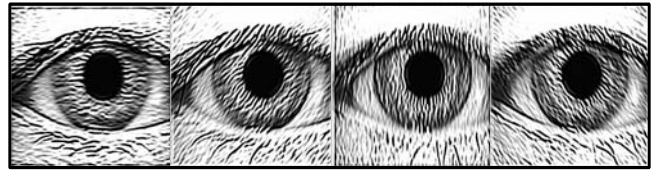


그림 3. Gabor Wavelet(0도, 45도, 90도, 135도) 변환 후의 영상

다음은 홍채패턴에서의 특징을 찾아내기 위해 동공의 경계선으로부터 일정간격을 더한 값을 반지름으로 하여 원을 그려낼 수 있는데, 이때 동공의 크기에 따라 변화하는 홍채의 패턴이 많이 몰려 있는 부분을 검출하기 위해, 동공 반지름의 평균값 같은 크기의 반지름을 선택하였다. 영상에 따라 동공의 반지름이 평균 크기에 비해 작거나 큰 경우 평균크기에 대한 차만큼 선택영역의 반지름에 포함하였다. 결과적으로 동공의 크기가 작으면 홍채패턴의 영역은 넓게 잡고, 동공의 크기가 크면 홍채패턴의 영역은 좁게 잡는 결과를 얻을 수 있다. 이와 같이 얻어진 원안에는 홍채의 특징인 홍채패턴이 집중되어 있다. 그림 4는 홍채 패턴이 몰려 있는 부분을 펼쳐놓은 것으로, 4개의 방향(0도, 45도, 90도, 135도)의 Gabor Wavelet 변환 후 영상이다.

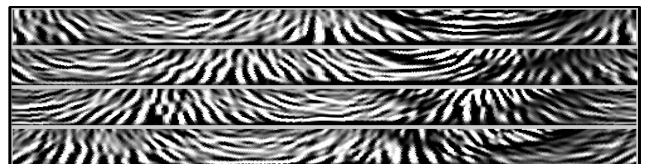


그림 4 홍채 패턴이 퍼 놓은 영상

3. 홍채인식을 위한 퍼지 기반 선형판별분석기법

일반적으로 홍채영상은 매우 고차원의 패턴으로 표현되기 때문에 특징 추출과 분류를 위해서는 저차원의 데이터로 표현되는 것이 요구된다. 선형판별분석기법(LDA)은 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, PCA 방법은 영상 공간에서 저차원의 특징 공간으로의 선형 사영을 기초로 하므로 전체 데이터 베이스의 모든 홍채영상을 최대화하는 사영 방향을 찾아낸다. 그러나 조명 조건과 동공의 크기 변화로 생기는 원하지 않는 변화도 포함되게 되므로 PCA 방법은 저차원의

기저벡터로부터 복원을 하는 관점에서는 최적의 방법이지만 조명이나 크기변화가 있는 영상의 식별, 인식에서는 LDA가 우수한 인식성능을 나타내고 있다[7].

퍼지 집합은 소속함수 $\mu: U \rightarrow [0, 1]$ 에 대한 특성함수의 개념을 일반화함으로서 유도되어진다. 주 성분 분석기법에 의해 변환된 특징벡터의 집합

$X = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$ 이 주어질 때 이 벡터들의 퍼지 분할 행렬은 c 클래스에서 각 벡터의 소속도로서 특성화되며, $c \times N$ 의 행렬 U 로 표현한다. 여기서

$$\mu_{ij} = \mu_i(\mathbf{x}_j), \quad i = 1, 2, \dots, c,$$

$j = 1, 2, \dots, N$ 는 클래스 i 에서 \mathbf{x}_j 의 소속도이다. 퍼지 분할 행렬 U 은 다음과 같은 식들을 만족해야 한다.

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

$$0 < \sum_{j=1}^N \mu_{ij} < N \quad (2)$$

$$\mu_{ij} \in [0, 1] \quad (3)$$

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

[단계1] 학습 집합의 특징벡터들 사이의 유클리디안 거리 행렬을 구한다.

[단계2] $i=j$ 경우에 영의 값을 가지기 때문에 거리 행렬에서 대각요소의 값을 무한대(큰 값)로 정한다.

[단계3] 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.

[단계4] Keller[8]에 의해 제안된 다음 식을 이용하여 j 번째 특징벡터에 대한 i 번째 클래스의 퍼지 소속도를 계산한다.

$$\mu_{ij}(x) = \begin{cases} \alpha + ((1-\alpha)(n_{ij}/k)) & \text{if } i = j \\ (1-\alpha)(n_{ij}/k) & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (4)$$

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

그림 5는 Fuzzy-LDA를 이용한 특징벡터 a_1, a_2, \dots, a_n 과 고유홍채(Eigeniris)의 선형적인

결합에 의해 표현된 홍채영상들이다.

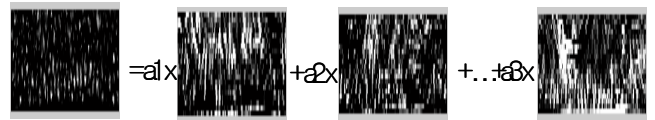


그림 5. Fuzzy-LDA를 이용한 고유홍채

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. 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, 대상자 50명에 대하여 사람당 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 추출한 후 추출된 공공으로부터 홍채패턴이 몰려있는 영역을 펼친다. 펼쳐진 홍채 영역에 대해 4개방향의 Gabor Wavelet Transform을 이용하여 특징이 되는 패턴을 두들어지게 하였다. 또한, 3장에서와 같이 특징벡터를 추출하기 위해 PCA를 이용하여 특징벡터의 차원을 축소한후 Fuzzy-LDA를 이용하여 특징벡터를 획득할 수 있었다. 이때, PCA, ICA, LDA, Fuzzy-LDA를 이용한 방법을 비교하여 실험하였다. 이때 140개의 eigeniris와 46개의 fisheriris를 사용하였으며, 식 (4)에서의 α 값으로 0.7을 사용하였다.

학습영상으로부터 얻어진 홍채영상의 특징값과 검증영상의 특징값에 대한 유사도를 측정하기 위해, 공분산 행렬에 기반한 correlation의 계수를 이용하여 유사도를 얻을 수 있다. 이때 correlation은 공분산 행렬을 이용한 것으로 본 논문에서는 최소값 1 ~ 최대값 1의 값으로 표현하여 나타낼 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법 중 eigeniris와

fisheriris, 식 (4)에서의 α 의 값을 다양한 값으로 설정하였을 때의 CASIA 홍채 영상에 대해 PCA를 이용한 홍채인식 성능은 83%~86.6%의 인식률, LDA를 이용한 홍채인식 성능은 91.3%~92.7%의 인식률을 얻을 수 있었으며, ICA를 이용한 홍채인식 성능은 90.7%~92.0%의 인식률을 얻을 수 있었으며, Fuzzy-LDA를 이용한 홍채인식 성능은 92.7%~94.7%의 인식률을 획득 할 수 있었다. 그림 9는 CASIA 데이터베이스를 이용한 경우 인식률에 대한 최종 결과를 보이고 있는 것으로, Fuzzy-LDA의 경우 이외의 방법에 비해 좋은 성능을 보일 수 있었다.

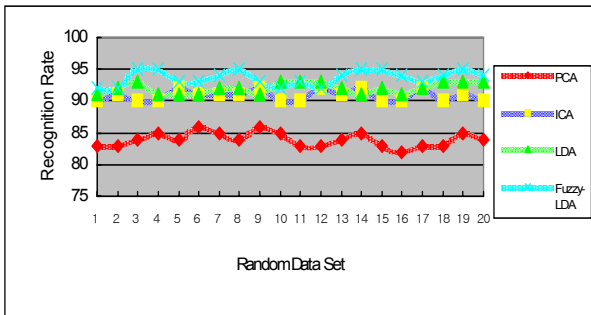


그림 6 여러 가지 특징벡터에 대한 최종 인식률(CASIA)

또한, DBNU 홍채 영상에 대해 PCA를 이용한 홍채인식 성능은 83%~89.3%의 인식률, LDA를 이용한 홍채인식 성능은 93.3%~95.3%의 인식률을 얻을 수 있었으며, ICA를 이용한 홍채인식 성능은 93.3%~95.3%의 인식률을 얻을 수 있었으며, Fuzzy-LDA를 이용한 홍채인식 성능은 96.0%~97.3%의 인식률을 획득 할 수 있었다. 그림 10은 CBNU 데이터베이스를 이용한 경우 인식률에 대한 최종 결과를 보이고 있는 것으로, Fuzzy-LDA의 경우 CASIA의 경우와 같이 이외의 방법에 비해 좋은 성능을 보일 수 있었다.

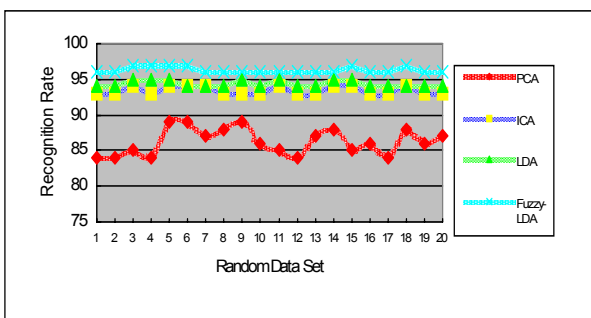


그림 7 여러 가지 특징벡터에 대한 최종 인식률(CBNU)

5. 결론

본 논문은 사람의 생태학적, 행동학적 특성을 이용하여 개인을 식별 및 검증하는 방법 중 하나로 홍

채의 패턴을 이용하였으며, 홍채영상 취득 시 조명에 의한 동공 크기 변화에 적응할 수 있는 자동 이진화 분류 방법을 적용하여 홍채의 동공과 동공의 경계를 획득하고 이로부터 4개의 방향에 대한 Gabor Wavelet을 적용하여 홍채영상의 패턴에 대한 특징을 보였다. 또한, 홍채패턴을 특징으로 하는 등록과정에서는 얼굴인식이 많이 사용되어 지고 있는 PCA, LDA, ICA를 적용해 보았으며, Fuzzy-LDA를 이용한 특징벡터 추출로 인해 높은 인식률을 얻을 수 있었다. 또한, Gabor Wavelet을 사용함으로써 더욱 우수한 성능을 보임을 알 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.

참고문헌

- [1] 고희주, 전명근, “푸리에 변환과 상관관계 계수 값을 이용한 홍채인식”, 정보처리학회 춘계학술발표대회 논문집, 제9권, 제2호, 2002.
- [2] 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.
- [3] Fasel, I.R, Bartlett, M.S, Movellan, J.R, “Automatic Face and Gesture Recognition”, Proceedings, Fifth IEEE International Conference on, 2002.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 고희주, 이상원, 전명근, “개인확인 및 인증 알고리즘을 위한 홍채 패턴인식”, 한국정보처리학회, 정보처리학회논문지 C 제8-C권 제5호, 2001.
- [7] 광근창, 고희주, 전명근, 퍼지 소속도를 갖는 Fisherface 방법을 이용한 얼굴인식, 한국정보과학회, 정보과학논문지, Vol 31, No 6, JUNE, pp, 784-791, 2004.6
- [8] 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, 580-585, 1985.