

Fuzzy-EBGM을 이용한 얼굴인식과 Fuzzy-LDA를 이용한 홍채인식의 다중생체인식 기법 연구

Multi-Modal Biometrics Recognition Method of Face Recognition using Fuzzy-EBGM and Iris Recognition using Fuzzy LDA

고현주*, 권만준*, 천명근*
 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

Hyoun-Joo Go*, Mann-Jun Kwon*, Myung-Geun Chun*
 Chungbuk National University
 School of Electrical and Computer Engineering
 E-mail : mgchun@chungbuk.ac.kr

요 약

본 연구는 생체정보를 이용하여 개인을 인증하고 확인하기 위한 방법으로 기존 단일 생체인식 기법의 단점을 보완하기 위해 홍채와 얼굴을 이용한 다중생체인식(Multi-Modal Biometrics Recognition) 기법을 연구하였다. 중국 홍채 데이터베이스 CASIA(Chinese Academy of Science)에 Gabor Wavelet과 FLDA(Fuzzy Linear Discriminant Analysis)를 사용하여 특징벡터를 획득하였으며, FERET(FERET(Face Recognition Technology) 얼굴영상데이터를 사용하여 FERET 연구에서 매우 우수한 성능을 보인 EBGM 알고리즘으로 특징벡터를 획득하였다. 이로부터 얻어진 두 score 값에 대하여 다양한 균등화 과정을 시도해 보았으며, 등록자와 침입자를 구분하기 위한 Fusion Algorithm으로 Bayesian Classifier, Support vector machine, Fisher's linear discriminant를 사용하였다. 또한, 널리 사용되는 방법 중 Weighted Summation을 이용하여 다중생체인식의 성능을 비교해 보았다.

1. 서론

네트워크 사회는 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][2][3][4].

생체인식 기법 중 얼굴인식은 수많은 알고리즘들이 개발되었으나, EBGM은 얼굴 영상의 눈, 코, 입 등과 같은 국부적인 특징점에 대해 가보웨이블렛을 이용하여 모델 영상의 얼굴그래프묶음(Face bunch graph)을 구하고 검증 영상의 landmark 위치들에 가보웨이블렛으로 구한 얼굴그래프를 이용하여 두 영상의 유사도를 측정하는 알고리즘이다. 특히, EBGM 알고리즘은 FERET 연구에서 매우 우수한 성능을 보였다[5]. 그러나, EBGM은 충분한 신뢰성 있는 자동화 그래프 매칭을 하기 전에 최초 70 또는 140개의 이미지에 대해서 수작업으로 landmark 위치를 찾는 작업을 해야 단점과 함께, 주성분 기법이나 선형 판별법 보다 더 복잡한 계산을 요구하고 있으며, 그림 1과 같이 동일 얼굴 영상에서 초기의 눈의 위치를 지정할 때 조금의 오차가 인식 단계에

서는 상당한 오차를 발생하는 문제를 가지고 있다. 그림 1은 동일 얼굴에 대하여 눈의 위치에 대한 오차가 있는 경우의 예를 보이고 있다.

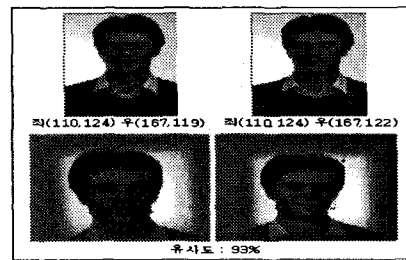


그림 1 동일 얼굴에 대한 유사도 차이 예

반면에 홍채인식의 홍채는 각막과 수정체 사이에 존재하는 것으로 안구의 전방에 있으며 이것의 가운데에 있는 동근 구멍이 동공이다. 홍채의 앞면은 불규칙한 기본을 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 [6][7]. 그림 2는 본 연구에서 사용된 홍채영상의 일부를 보이고 있다.



그림 2 입력영상으로 사용한 홍채패턴 영상

사람 눈의 홍채를 2차원의 영상으로 취득하고, 이중 홍채패턴을 가버 웨이블릿을 이용하여 방향성을 갖는 이미지로 변환 하고 각각의 방향에 대하여 폴라 매핑을 이용하여 원하는 홍채부분만 따로 분리한다. 또한 인식단계에서 두개의 특징값에 대해 유사도를 비교하기 위해 상관관계 계수를 사용한다.

2. 얼굴인식과 홍채인식

2.1. Fuzzy-EBGM을 이용한 얼굴인식

EBGM을 이용한 얼굴인식 알고리즘은 landmark의 위치를 결정하는 단계와 유사도 측정을 위해 모든 영상에 대한 얼굴그래프를 생성하는 단계, 그리고 얼굴그래프의 유사도를 비교하여 얼굴을 인식하는 단계로 구분할 수 있다. EBGM알고리즘은 많은 부분에서 가버 웨이블릿의 컨볼루션에 의해서 생성되는 계수의 집합인 체트를 생성하게 되는데, 가버 웨이블릿의 특징인 컨볼루션의 중심점에 대해 변위에 따른 계수의 크기 변화가 거의 없다는 점과 삼각함수의 방향에 따른 작은 변위에 대해서 계수의 위상은 선형적으로 변한다는 점을 이용하여 미리 계산된 웨이블릿 계수를 이용하여 알고 있는 지점으로부터 조금 떨어진 지점의 이미지의 웨이블릿 계수의 값을 알아낼 수 있다[8]. 그림 3은 EBGM알고리즘에서 자동으로 계산된 landmark 위치를 보여주고 있다.



그림 3. 자동 선택된 landmark 위치 예제

이와 같은 방법을 이용하여 기존의 EBGM을 이용한 얼굴인식 방법은 25개의 landmark와 landmark간의 중간지점인 55개의 landmark에서 크기(5종)와 위상(8종)이 서로 다른 가버 웨이블릿으로 컨볼루션하여 하나의 landmark에서 40개의 고유한 계수를 구하는데 이것을 얼굴그래프라고 한다. 얼굴그래프가 구해지면 얼굴영상의 데이터는 의미가 없으며 구해진 계수 값이 얼굴을 기술하는 특징벡터가 된다.

기존 EBGM알고리즘을 이용 했을 경우 정량적

인 시간을 계산하기는 힘들지만 Wiskott가 제안한 가보 마스크를 사용하는 경우 각 landmark에서 80개의 가보 웨이블릿(실수부와 허수부 별도)으로 25, 37, 51, 71, 101 크기의 마스크를 이용하여 컨볼루션을 수행한다. 그림 4는 눈의 좌표 값에 따라 자동 계산된 landmark 위치의 불일치를 보이고 있다.



그림 4. 자동 계산된 landmark 위치의 불일치

본 논문에서는 가버 웨이블릿을 계산할 때 80개의 landmark 위치 대신 25개의 주요한 landmark의 위치만을 사용하였으며, 한 landmark에서 40개의 서로 다른 가버 웨이블릿을 사용하기 보다는 가버 웨이블릿의 파형의 길이에 대해 중심점과 상/하/좌/우에 크기(최소크기:25x25)는 같으며 방향이 서로 다른 8개 가버 웨이블릿을 이용하여 landmark가 어긋나는 경우에도 유사도를 계산할 때 최대가 되는 묶음을 찾아 최종 유사도 계산은 묶음간의 최대가 되는 유사도 값을 사용하고자 한다. 유사도를 측정하는 방법으로는 퍼지 이론을 이용하여 두 개의 특징값 간의 유사도를 표현할 수 있으며, 식 (1)은 본 논문에서 사용한 퍼지 관계 함수를 나타낸 것이다.

$$\text{Similarity}(x_1, x_2) = e^{-a|x_1 - x_2|^b} \quad (1)$$

2.2. Fuzzy-LDA을 이용한 홍채인식

가버 웨이블릿은 방향성 및 주파수 선택의 특징을 갖는 밴드패스 필터로 공간주파수 영역에서 최적의 집합 분석력을 갖고 있다. 그림 5는 가버 웨이블릿을 사용한 후의 홍채영상을 나타낸 것으로, 본 연구에서는 4개의 방향(0도, 45도, 90도, 135도)의 가버 웨이블릿을 사용하였다.



(a) 0도 (b) 45도 (c) 90도 (d) 135도
그림 5 가버 웨이블릿 변환 후의 영상

홍채패턴에서의 특징을 찾아내기 위한 방법으로 동공의 바깥쪽 경계선과 홍채 패턴이 물려있는 부분의 바깥쪽 경계선을 이용하여 도넛모양을 그려낼 수 있는데, 동공의 크기에 따라 변화하는 홍채의 패턴이 많이 물려 있는 부분을 검출하였다. 그림 6은 홍

채 패턴이 물려 있는 부분을 펼쳐놓은 것으로, 4개의 방향(0도, 45도, 90도, 135도)의 가버 웨이블릿 변환 후 영상이며, 이 영상을 이용하여 특징벡터를 추출한다.

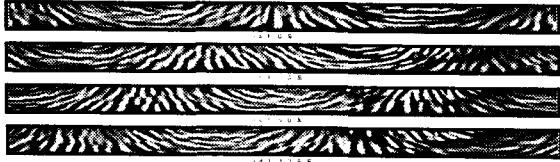


그림 6 가버 웨이블릿 변환 후 홍채 패턴을 펴 놓은 영상

일반적으로 홍채영상은 매우 고차원의 패턴으로 표현되기 때문에 특징 추출과 분류를 위해서는 저차원의 데이터로 표현되는 것이 요구된다. 선형판별분석기법은 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬의 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. 본 연구에서는 입력홍채영상에 대하여 주성분 분석기법을 적용하여 저차원으로 축소한 후 퍼지 선형판별 분석 기법을 이용하여 특징벡터를 획득하는 방법을 사용하였다[9].

그림 7은 퍼지 선형판별분석기법을 이용한 특징벡터 a_1, a_2, \dots, a_n 과 고유홍채(EigenIris)의 선형적인 결합에 의해 표현된 홍채영상들이다.

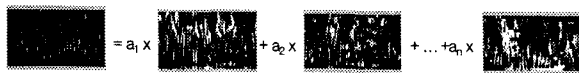


그림 7 퍼지 선형판별분석기법을 이용한 고유홍채

3. 얼굴과 홍채를 이용한 다중생체인식 기법

제안된 얼굴인식을 위한 Fuzzy-EBGM 방법에서 계산회수는 25개의 landmark에 대해서 40개의 최소 크기의 마스크를 이용하였기 때문에 $25 \times 80 \times 25 \times 25 = 1,250,000$ 회의 계산회수가 예측될 수 있다. 이는 기존에 비해 약100배 정도의 계산 부하를 줄일 수 있었다. 그림 8은 Fuzzy-EBGM을 이용한 얼굴인식 결과를 나타내었다.

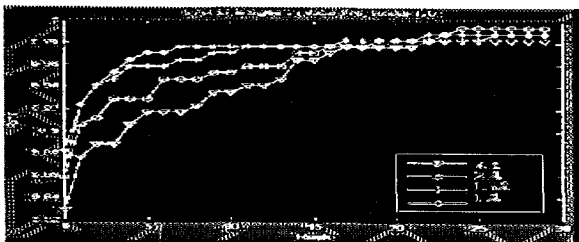


그림 8. Fuzzy-EBGM의 인식률

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 (6)와 같이 나타낼 수 있다.[10]

$$\rho_{X,Y} = \frac{E[XY] - \mu_X \mu_Y}{\sigma_X \sigma_Y}, \quad \rho_{X,Y} \leq 1 \quad (2)$$

이때, $\rho_{X,Y}$ 는 상관관계 계수로 퍼지 선형판별 분석기법을 이용해 얻어진 특징벡터 X 와 Y 사이의 상관도를 측정한 값이다. 그림 9는 CASIA 데이터를 대상으로 퍼지 선형판별 분석기법을 이용하여 특징벡터를 취득한 후 유사도를 비교한 것으로 대상자 A에 대하여 다른 대상자(B~J)보다 월등히 높은 상관관계 계수를 얻음을 확인할 수 있었다.

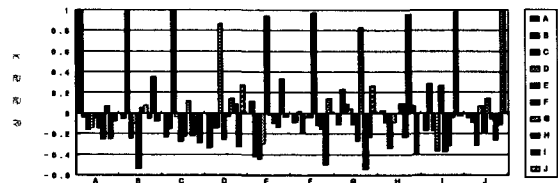


그림 9 퍼지 선형판별 분석기법을 이용한 상관관계 계수(CASIA)

본 연구에서 제안하고 있는 다중생체인식 기법의 융합방법으로는 접근이 용이한 Score 단계의 결합 기술 중에서 지금까지 가장 빈번하게 사용되고 있는 몇 가지 방법을 선정하여 실험을 수행한다. 즉, Score들의 Bayesian classifier, Fisher's linear discriminant, Support vector machine을 이용한 결합 기술에 대하여 테스트를 수행하였다. 그림 10, 그림 11, 그림 12은 각각 Bayesian classifier, Fisher's linear discriminant, Support vector machine에 대하여 앞에서 보인 홍채(Fuzzy-LDA)와 얼굴인식(Fuzzy-EBGM)으로 부터 얻은 score값을 등록자와 침입자로 분류한 결과이며, 학습데이터와 검증데이터를 바꾸어 비교 실험해 보았다. 실험 결과 Bayesian classifier를 사용한 경우 에러율 2%, Fisher's linear discriminant를 사용한 경우 에러율 5%, Support vector machine을 사용한 경우 에러율 1.5%까지 얻을 수 있었다.