

HLAC와 축소된 신경망을 이용한 홍채인식에 관한 연구

강경아 · 이기준 · 정재영

A Study on the Iris Recognition using HLAC and Pruned Neural Network

Kyung-A Kang · Kee-Jun Lee · Chai-Yeoung Jung

요약

생체인식은 중요한 보안기술로 대두되고 있다. 특히 홍채인식은 보안에 있어서 특징의 유일성과 시간의 변화에 따른 안정성이라는 큰 장점을 가지고 있다. 홍채 인식율을 높이기 위해서는 특징 추출의 대상이 되는 영상이 중요하다. 또한 검증 시간의 단축을 피하기 위해서는 데이터 용량을 줄이기 위한 방법을 고려해야 한다. 이 두가지 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 기존연구와 달리 홍채의 특징이 많이 분포되어 있는 영역을 찾아내어 홍채영상의 일부분을 특징추출의 대상으로 사용하고자 한다. 추출된 일부 홍채에 고차 국소 자기 상관합수를 적용하여 크기와 색상의 변화에 무관한 특징을 추출하고, 미리 학습된 신경망에서 홍채인식을 위한 최적의 신경망 구조를 찾아내어 인식율을 높이는 방법을 제안한다.

1. 서론

사람은 개개인마다 다른 사람과 구분되는 생물학적인 특징을 가지고 있다. 이러한 생물학적인 고유성을 이용하여 사람의 신원을 검증하는 시스템에 대한 연구가 계속되고 있다. 이러한 연구는 과거의 보안 수단이었던 열쇠와 암호의 단점을 해결하는데 큰 역할을 하였다. 기존의 보안수단은 위조, 도난, 분실 등의 위험이 있었으며 자동화 시스템을 요구하는 여러 분야에서는 해결하기 어려운 문제였다. 따라서 유일성, 불변성, 자동화 처리를 만족하면서 위조와 도난의 위험이 없는 보안수단을 연구하게 되었다. 이러한 요구로 시작된 연구가 사람의 특징정보(홍채, 정맥, 망막, 얼굴, 음성, 지문 등)를 이용한 생체 인식이며, 특히 홍채인식은 높은 신뢰도의 인식률로 인하여 꾸준한 연구가 계속되고 있다.[1] 1993년 John G. Daugman에 의해 발표된 논문에서는 Gabor변환을 이용한 256바이트의 홍채코드를 추출하여 인식에 사용하였다[2]. 본 논문에서는 추출된 홍채의 일부 영상에 고차 국소 자기 상관합수를 이용하여 홍채 영상의 특징벡터를 생성하였다. 홍채 인식은 영상획득 시 눈을 카메라에 직접 접촉하지 않고 일정 거리에서 눈 영상을 획득하므로 입력된 홍채 영상이 눈과 카메라의 거리에 따라 크기가 달라지거나, 움직임으로 인하여 영상이 기울어지고, 조명으로 인하여 색상이 일정치 않은 현상이 발생하게 된다. 이를 해결하기 위해서는 불변특징을 생성해야 하는데 이를 위하여 HLAC를 이용하게되며 또한 25개의 필터를 사용하므로서 특징벡터의 수를 25개로 줄일 수 있다. 이것은 데이터의 저장 및 인식 시간의 단축과 축소된 최적의 신경망 구조를 찾아내어 신원확인 및 검증을 위한 개선된 방법이다.

2. 기존연구

2.1 전처리

홍채영상을 획득하면 이를 통해 특징을 추출하기 위한 전처리 과정을 거치게 된다. 전처리 과정은 특징을 추출하는 주요 과정은 아니지만 전처리의 성능 여부에 따라 특징값의 정확도를 결정하게 되므로 전처리 과정의 중요성은 높다고 할수 있다. 주요 전처리 과정은 동공의 경계를 검출해 내어 동공영역을 제외한 홍채 영역만을 선택

하여 극좌표계로 변환하게 되는 것이다.

직각좌표계의 영상을 극좌표계로 변환하기 위해서는 홍채 영역의 중심인 동공의 중심을 정확히 알아내야 하는데 이는 위해 전 영역에 대해 영상정보를 읽어들이며 경계값을 적용하여 동공부분인지를 확인하는 방법을 주로 사용하였다.

2.2 홍채 특징영역추출

홍채 영상의 전처리 과정이 종료되면 홍채 특징 추출 과정을 수행한다. 어떠한 영상의 특징을 추출하기 위해서는 일정변환을 가하는 과정이 필요하게 되고 어떠한 변환을 선택하느냐에 따라 그 성능 및 결과가 달라지게 된다. Daugman은 홍채 특징 추출을 위하여 2차원 가버 필터를 제안하였다[3]. 일반적으로 가버 필터는 필터의 응답이 특정 주파수에 대하여 국부적으로 발생하는 선형적인 패턴의 특성으로 나타난다. Daugman이 제안한 2차원 가버 필터를 이용한 홍채 특징 추출 방법에서는 홍채 특징 추출을 위하여 눈썹 및 눈꺼풀로 가리는 영역과 글린트 영역을 제외한 홍채 영역 전체를 대상으로 하였다.

2.3 특징벡터 생성 및 검증

특징추출을 통해 홍채 특징값들이 생성되면 이를 이진 특징벡터로 변환하게 된다. 가버 변환을 사용하는 경우 2D 가버 필터를 통과한 값들을 각 조건에 따라 이진 값으로 변환하여 홍채코드를 생성한 후 데이터베이스에 사전에 미리 저장되어 있던 다른 사람들의 홍채코드들과 입력된 테스트 홍채 영상의 홍채 코드 사이의 거리를 비교하여 인식작업을 수행하게 되는데 이 작업은 매우 간단하다. 이는 코드의 길이가 일정하고 일정한 형태를 지니게 되어 있기 때문이다. 비교작업은 두 코드의 해밍거리(Hamming Distance)를 계산하여 그 거리가 임의의 임계치 이상이면 다른 사람으로, 그렇지 않고 홍채코드 사이의 거리가 임계치 이하이면 같은 사람으로 인식한다.

3. 홍채인식 시스템

3.1 홍채영상 획득

영상 획득을 위하여 CCD카메라에 55mm접사렌즈를 사용하였다. 조명은 홍채 영상을 얻어서 데이터를 처리하는데 절대적인 영향을 미친다. 그러나 카메라를 통해서 얻어지는 영상은 원 영상보다 어두운 영상을 갖게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 사용자의 눈에 피로감을 주지 않으면서 빛의 반사광을 없애기 위한 방법으로 간접조명을 사용하였다. 홍채영상은 320*240의 해상도를 가지도록 촬영하였다. 획득된 영상에 불필요한 잡영이 들어가면 좋은 결과를 얻을 수 없으므로 조명과 반사광의 위치를 고려하여 홍채 영역의 간섭을 최소화 하도록 설정하는 것이 중요하다. 획득된 영상은 특징 추출을 위하여 잡영 제거와 홍채영역 추출의 전처리 과정을 거치게 된다.

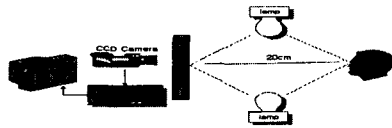


그림 1 홍채 영상 시스템 환경

3.2 홍채 영상 전처리 기법

좀 더 정확한 특징 추출을 위하여 영상 획득 시 삽입된 잠음제거 및 밝기 조절과 같은 영상 보정 작업을 거친 후 획득 영상으로부터 홍채 영역을 추출하는 전처리 과정을 거치게 된다. 본 실험에서는 윤곽선의 특성은 유지하면서 임펄스 잡음과 같은 고주파 잡음을 제거하는데 사용되는 메디안 필터를 전처리 과정에서 사용하였다. 또한 영상 획득시 시간에 따른(자연광) 조명의 변화로 영상밝기에 변화가 발생할 수 있으므로, 이를 고려하여 획득된 영상을 기준영상의 밝기와 동일하게 조절할 필요가 있다. 본 논문에서는 동공의 중심과 반지름을 이용하여 내부경계를 구한 후 홍채의 일부만을 특징으로 사용하고자 한다. 홍채정보는 불변이라고 하지만 이를 형성하기 위하여 추출되는 홍채크기는 항상 일정치 않다. 이유는 동공의 크기가 변하기 때문이다. 동공의 크기는 시간적 공간적인 영향을 받는다. 그러므로 동공의 크기를 고려하지 않고 추출된 홍채 정보를 이용하여 인식에 사용하는 것은 불합리하다고 본다. 사람의 동공크기가 밝기에 따라 변할 수 있는 비율은 본래 자기 동공의 2~6%내외라고 한다. 그러므로 동공의 중심을 구한 다음 반지름을 계산하고 반지름보다 6%가 더 큰 가상원을 그려 이 원을 내부경계로 이용한다. 홍채의 일부 영상만을 이용하기 위해서는 홍채특징을 많이 포함하고 있는 위치를 찾아내야 한다. 이 위치를 찾기 위하여 동공경계로부터 균등한 간격으로 원을 그려 해당 위치의 특징을 살펴본 결과 홍채 특징을 많이 포함하고 있는 위치는 동공경계로부터 20%,30%까지의 영역까지가 많은 특징을 분포하고 있었다. 일부분의 홍채추출만을 위하여 식(1)처럼 외부경계원을 그리고 이 부분까지 홍채인식을 위한 홍채영역으로 사용할 것이다.

$$\begin{aligned} \text{InnerCircleRadius} &= \frac{(R_{\text{iris}} - R_{\text{pupil}}) \cdot 6}{100} + R_{\text{pupil}} \\ \text{OuterCircleRadius} &= \frac{(R_{\text{iris}} - R_{\text{pupil}}) \cdot 30}{100} + R_{\text{pupil}} \end{aligned} \quad (1)$$

두 개의 가상원으로 홍채영역이 추출되었으면 극 좌표계로의 변환이 수행되어야 한다. 식(2)는 직각 좌표계로 얻어진 홍채의 영상을 동공의 중심으로부터 거리 r , 중심각 θ 로 표현되는 극 좌표계로의 변환을 행하는 수식이다.

$$\begin{aligned} I(x(r, \theta), y(r, \theta)) &\rightarrow I(r, \theta) \\ x(r, \theta) &= (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \\ y(r, \theta) &= (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \end{aligned} \quad (2)$$

$(x_p(\theta), y_p(\theta))$ 는 동공상의 횡축으로부터 θ 만큼 +방향으로 회전된 점의 좌표이고, $(x_s(\theta), y_s(\theta))$ 는 동공상의 횡축으로부터 정해진 특징의 범위만큼 나아간 점의 좌표이다.

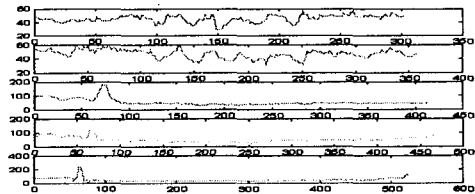


그림 3. 20%30%40%50%60%위치의 홍채특징분포

3.3 고차 국소 자기 상관 함수를 이용한 홍채 특징 생성

고차 국소 자기상관함수 (Higher Order Local Auto-correlation Function)는 이동불변의 특징을 갖는 함수이다. 이미지 영역이 P 를 포함하고, N 을 a_1, \dots, a_N 으로 대체하는 N 차원의 자기상관함수는 식(3)과 같이 정의할 수 있다.

$$x_i^N(m) = \int P_{(r)}^m P_{(r+a_1)}^m \dots P_{(r+a_N)}^m dr \quad (3)$$

$P_{(r)}$ 은 그레이 레벨로 표현한 것이다. 큰 영역을 지니고 있는 P 를 조합하여 얻은 자기상관함수는 그 수가 너무 많기 때문에 일정한 과정을 거쳐 감소시켜야 한다. 따라서, 먼저 N 차원의 범위를 2차원으로 제한한다. 만일 0차원 자기상관계수는 이미지 P 의 그레이 레벨의 평균을 의미한다. 3*3의 국소 필터를 극좌표 변환된 홍채 영상에 대치시키게 되는데, 이 국소 필터 중 정 가운데 픽셀에 대한 값을 참조하게 되면 홍채영상에 대한 25개의 특징 벡터를 구할 수 있으며, 각각의 특징벡터 f_i ($i=1, 2, 3, \dots, 25$)는 식(4)로 정의된다.

$$\begin{aligned} f_1 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y}) \\ f_2 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x+1,y}) \\ &\vdots \\ f_5 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y-1}) \\ &\vdots \\ f_{15} &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x,y+1})(I_{x+1,y-1}) \\ &\vdots \\ f_{25} &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y-1})(I_{x+1,y-1}) \end{aligned} \quad (4)$$

변환된 홍채 영상의 특징벡터는 마스크 패턴에 대한 픽셀의 총합으로 결정되며, 3*3의 국소필터는 왼쪽에서 오른쪽, 위쪽에서 아래쪽으로 이동하며 격자 내의 픽셀의 합을 구한다.

표 1 추출된 홍채의 특징벡터값

F_value	F_value	F_value	F_value	F_value
1305	792	757	746	642
997	498	671	725	775
935	685	802	846	693
892	645	799	633	722
1087	776	801	832	681

3.4 특징벡터의 정규화

극좌표 변환된 홍채영상에 고차 국소 자기 상관 필터를 적용하여

얼은 25개의 특징벡터의 값은 이동불변의 값을 지니게 된다. 그러나 홍채영상은 영상획득시 개인적 환경적 요인으로 인하여 다양한 형태의 값을 지니게 되는데 이 값이 홍채의 크기나 색상에 무관한 일정한 값으로 표현될 수 있는 정규화 과정을 거쳐야 한다. 그러나 크기에 대한 정규화는 홍채영역추출후 극좌표로 변환할 때 이미 이루어지고 특징추출을 위한 홍채는 모두 같은 크기로 정규화가 이루어지기 때문에 특징벡터 생성시에는 크기에 대한 정규화를 고려하지 않아도 된다. 그러나 색상에 관한 정규화는 이루어져야한다.

3.4.1 색상불변 특징 벡터

홍채 영상의 색상변화에 불변한 특징벡터를 구하기 위해서 주어진 차원의 자기상관함수를 통하여 특징벡터를 구한다. 식 (5)에서의 값이 고차 국소 자기 상관함수에 1/N을 곱하여 얻은 값은 정규화된 그레이 레벨의 값이라 할 수 있다. 이때 N은 자기상관의 차원값이다.

$$\sum_p \sqrt{I(r)I(r+a) \dots I(r+a_N)} \quad (5)$$

정규화 과정을 거친 특징벡터값은 홍채인식을 위한 신경망의 입력으로 사용되게 된다.

3.5 홍채인식 및 검증기법

홍채인식기법으로 많이 사용된 LVQ(learning vector quantization) 등의 경쟁학습 신경망은 초기 가중치 벡터에 민감하고, 오류 역전파 학습 알고리즘은 학습속도가 느리다는 단점이 있다. 본 논문에서는 홍채인식을 위한 다층신경망 구조를 25개의 입력노드를 지니는 입력층과 50개의 은닉노드를 가지고 있는 1개의 은닉층, 그리고 8개의 출력노드를 갖는 출력층으로 25*45*8구조의 신경망을 구성하였다. 이 구조는 초기 설정된 25*50*8의 신경망구조를 최적의 신경망 구조 결정을 위하여 미리 학습을 시킨 후에 이 pruning된 최적의 구조를 홍채인식을 위한 도구로 사용하였다.

신경망 구조를 결정하기 위하여 제안된 특징값을 이용한 노드 제거 과정은 제거대상 은닉노드를 선택하기 위하여 먼저 출력노드의 단(單)복(復)수 여부에 따라 두 부분으로 나뉘어 진다.

먼저 출력노드(Onode)가 단수인 경우 (Onode <= 1), 은닉노드의 개수만큼 각 출력노드에 대한 특징값(Value_Array[j]) 과 제거기준 값(GetAvg())을 비교하여 제거 은닉노드를 선택한다. 만약 미 제거 대상 은닉노드의 개수 (Temp_Hidden_Num)가 2개 이하인 경우 제거 알고리즘을 수행하지 않는다.

출력노드(Onode)수가 복수인 경우(Onode > 1), 모든 은닉노드에 대한 각각의 출력노드의 특징값을 구한 후 제거 대상 은닉노드의 특징값이 모든 출력노드의 제거 기준값과 비교하여 작은 경우 제거 작업을 수행한다. 만약 미 제거 대상 은닉노드의 개수 (Temp_Hidden_Num)가 2개 이하인 경우 제거 알고리즘을 수행하지 않는다.

4. 실험 및 결과

최적화된 신경망구조의 학습방법은 오류 역전파 학습 알고리즘을 사용하였다. 학습 패턴은 고차 국소 자동 상관 함수를 통해 얻은 홍채 영상의 특징벡터로 총 20명에 대한 10개의 홍채영상을 사용하였으며 학습패턴의 개수는 200개이다. 초기 설정은 학습률 0.4, 모멘텀 0.7을 부여하였고, 학습오차 0.01, 그리고 학습횟수는 1000회로 설정하였다. 초기 가중치는 -0.5에서 0.5사이의 임의의값으로 초기화하였으며, 은닉층과 출력층에서 쓰인 활성화함수는 -1에서 1사이의 값을 가지는 양극성 시그모이드 함수이다.

표2는 홍채 인식 시스템의 성능을 위한 실험에서 학습 완료 횟수와

수행시간을 측정한 결과이다. 총 20회의 학습을 수행하였다. 전체 20회의 학습에서 학습이 이루어지지 않은 경우는 없었으며 평균 학습 완료 횟수는 189.45, 평균 학습 수행시간은 126.98초이다.

학습횟수	완료시간	학습횟수	완료시간
325	200.2	193	142.3
237	191.7	79	55.2
568	249.1	168	113.74
347	220.5	95	71.2
143	99.8	86	64.5
127	82.42	216	160.5
225	189.9	59	40.21
254	200.8	117	75.4
126	86.53	175	123.2
146	100.9	103	71.52

표 2 학습횟수와 시행횟수에 따른 결과

또한 기존의 인식방법과 제안된 방법을 비교하였을때 FAR은 3.25%로 향상되었으며, FRR이 2.4%로 향상되었다. 이로서 부분홍채영역을 추출하여도 인식률의 향상을 가져올 수 있다는 것을 알 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 높은 인식률과 빠른 개인 인증을 위한 방법을 제안하기 위하여 기존에 연구되었던 각 단계에서의 문제점들을 해결할 수 있는 방법을 제안하였다.

먼저 홍채영역 추출 시 홍채의 특징을 가장 많이 포함하고 있는 영역을 찾아내었고, 또한 동공의 크기변화를 고려한 영역추출로 좀 더 신뢰성 있는 특징벡터를 생성할 수 있었다. 고차 국소 자기 상관함수를 이용하여 불변의 특징을 추출하고 특징벡터의 크기를 최소화 시키므로서 항상 일정할 수 없는 홍채 영상 획득 후 인식과정에서 발생할 수 있는 인식율의 오차를 줄일 수 있었다.

또한 등록된 홍채정보와 입력된 홍채정보를 비교하기 위한 다층신경망은 미리 학습을 시켜서 최적의 구조를 찾아내고 이 구조(25*45*8)를 홍채인식에 사용하였다. 학습이 완료된 신경망에 대한 등록 정보와 입력 정보의 인식률을 테스트한 결과 학습된 데이터에 대해서는 평균인식률 95.9%, 테스트 데이터에 대해서는 92.3%의 인식률을 보였다.

교신저자

Chai-Yeoun. jung
cyjung@chosun.ac.kr

6. 참고문헌

[1] Anil K.Jain, Biometrics:Personal Identification in Networked Society, kluwer academic publishers, 1998.
 [2] J.Daugman, "Biometric Personal identification system based on iris analysis", U.S Patent 5291560,1993.
 [3] J. G. Daugman, "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence", IEEE Trans. Pattern. Machine Intell, vol. 15, no, pp. 1148-1161, 1993.
 [4]조성민, 성혁인, "Wavelet변환과 개선된 신경회로망을 이용한 홍채인식", 한국전기학회 컴퓨터 및 인공지능 시스템 논문집, 1998년 추계
 [5]임신영, "웨이브렛 변환과 LVQ를 이용한 홍채 인식 기법", 고려대학교 박사학위 논문, 2000년 12월