

신경망 학습과 Higher Order Autocorrelation을 이용한 홍채 인식 시스템

정유정*, 정채영**

*조선대학교 전산통계학과

e-mail:narimono@hanmail.net

Iris Recognition System Using Back-Propagation and Higher Order Autocorrelation

Yu-Jeong Jeong*, Chai-Yeoung Jung**

*Dept of Computer Science & Statistics, Chosun University

요 약

본 논문에서는 기존의 개인 식별 방법의 한계를 해결하는 대안으로 떠오르고 있는 생체인식 기술 중 인식률이 뛰어난 홍채인식 시스템에 대해 연구하고자 한다. 먼저 홍채인식 시스템의 구현을 위해 신호처리 분야에서 많이 사용되고 있는 wavelet 변환 중 Haar wavelet과 고차 국소 자기 상관 특징을 이용하여 홍채의 특징을 추출하여 특징벡터의 크기를 최소화 하였다. 또, 인식률을 높이기 위해 오류 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 홍채패턴에 기반한 신원 확인 및 검증을 위한 개선된 방법을 제시하였다. 학습이 완료된 신경망에 대한 학습데이터와 테스트 데이터의 인식률을 실험한 결과 학습된 데이터는 평균 인식률 97.4%, 테스트 데이터는 95.5%의 인식률을 보였다.

1. 서론

21세기 고도의 정보화 사회를 맞이하면서 비즈니스 환경과 전자상거래의 대두, 가상공동체의 확대 등으로 보다 강력하고 안전한 개인 인증 기술이 필요하게 되어 개인의 신체적 또는 형태학적 특징에 따라 사람의 신원을 확인하는 생체인식(Biometrics) 기술이 대두되고 있다.

이에 따라 신원 확인 및 인증을 위한 많은 기술들이 소개되고 있으나, 각각 그 취약점을 가지고 있는 것이 현실이다. 생체인식에 의한 개인 식별방법이 지금의 패스워드나 ID 카드에 비하여 갖는 장점은 여러 가지이지만, 우선 생체인식은 실존에 의한 인증이라는 점이다. 즉, 패스워드나 ID 카드의 경우는 분실이나 대여 등에 의한 도용의 우려가 있으나 생체인식의 경우 해당자가 실제로 있어야 본인 여부가 확인된다[1][2].

생체인식을 통한 개인 식별은 새로이 등장한 개념이 아니라 오래 전부터 사용되어왔다. 이러한 개인 식별 시스템은 보다 적용이 용이하면서 비용이 적게 들고, 더욱 높은 신뢰도를 갖게 하려는 연구가 이투

어지고 있다. 이러한 생체 특징을 개인식별에 이용하려면 다음과 같은 요구조건을 만족해야한다[3].

첫째는 모든 사람이 가지고 있는 생체여야 한다(Universality). 둘째는 유일한 생체특성을 나타내야 한다(Uniqueness). 셋째는 오랜 기간동안 생체특성의 변화가 없어야한다(Permanence). 넷째는 정량적으로 계산될 수 있어야 한다(Collectability). 다섯째는 식별력이 높아야 한다(Performance). 여섯째는 생체특징획득을 위하여 사용자가 쉽게 받아들일 수 있어야 한다(Acceptability) 등이다. 본 논문에서는 홍채무늬 패턴을 기반으로 신원 확인 및 검증을 위해 Haar 웨이블릿과 고차국소 자기상관특징(Higher Order Local Autocorrelation Features)을 이용하여 홍채영상의 특징벡터 수를 줄임으로써 홍채데이터의 저장 및 인식 시간의 단축과 검색의 효율성 제고를 입증할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 관련연구, 3장에서는 제안된 홍채인식 시스템의 구현 기법과 성능분석, 4장에서는 본 시스템의 구현 및 실험 결과, 5장에서는 결론 및 향후 연구 방향에 대해서 기술한다.

2. 기존의 관련 연구

2.1 BPN(back propagation neural network)

다층 퍼셉트론의 학습방법인 오류 역전파 학습 알고리즘은 교사신호에 의한 학습 방법이다. 학습은 실제 출력과 원하는 출력과의 오차를 구하여 역전파시켜 델타규칙으로 가중치를 수정하는 역전파 부분으로 나누어져서 이루어진다. 델타규칙의 기본은 현재의 가중치로 계산된 실제 출력과 원하는 출력간의 오차를 감소시키는 방향으로 가중치를 조정하는 것이다. 그러나 신경회로망이 다층으로 구성되었을 때, 출력 뉴런과 직접 연결되지 않은 가중치는 어떻게 조정할 것인가 하는 문제가 발생하게 된다. 오류 역전파 학습 알고리즘은 이러한 문제를 해결하기 위하여 신경회로망 내에 존재하는 모든 뉴런과 가중치에 책임을 분담시키는 방법을 택하고 있다. 실제 출력과 원하는 출력간의 오차에 대한 책임은 출력 뉴런의 오차를 그에 연결된 전위 뉴런으로 역전파시킴으로써 책임을 분담시키며, 이러한 역전파 과정을 입력 뉴런에 이를 때까지 반복 수행한다[4][5].

3. 제안된 홍채인식 시스템의 구현 기법과 성능분석

3.1 고차국소 자기상관 특징을 이용한 특징벡터 생성

3.1.1 고차국소 자기상관 특징

자기상관함수(Autocorrelation Function)는 이동불변 함수로 알려져 있다. 이러한 자기상관함수를 더 확장시킨 함수가 고차 국소 자기상관 함수(Higher Order Local Autocorrelation Function)이다[6].

이미지의 영역에 P가 표시되어 있을 때, N차원의 자기상관함수는 N을 a_1, \dots, a_N 으로 대치시킨다면 다음 식(1)과 같이 정의 할 수 있다.

$$x_i^N = \int_p f(r)f(r+a_1)\dots f(r+a_N)dr \quad \text{식(1)}$$

따라서 고차국소 자기상관 특징은 이미지 영역 P를 25개의 3x3 마스크 필터를 이용해 탐색하면서 각 참조 픽셀의 값의 합을 통하여 총 25개의 특징벡터를 계산하게 된다. 이 특징 벡터는 이동불변의 특징을 지니고 있다[7].

국소 마스크 패턴을 사용하여 얻은 특징벡터 f^v 는 식(2)로 정의된 고차국소 자기 상관 함수의 특징벡터를 지니게 된다.

$$f^v = f_1, \dots, f_{25} \quad \text{식(2)}$$

$I_{x,y}$ 를 3x3 마스크 패턴을 영상의 x, y 좌표를 탐색하였을 때의 특징벡터라 한다면 $I_{x,y}$ 의 0차원 자기 상관 함수 f_1 로 표현할 수 있다. 그러므로 각각의 특징벡터 f_i ($i=1,2,3, \dots, 25$)는 식(3)으로 정의된다.

$$\begin{aligned} f_1 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y}) \\ f_2 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x+1,y}) \\ f_5 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y-1}) \\ f_6 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x+1,y})(I_{x-1,y}) \\ f_7 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x+1,y-1})(I_{x-1,y+1}) \\ f_{13} &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y})(I_{x+1,y+1}) \\ f_{14} &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y+1})(I_{x+1,y}) \\ f_{25} &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y-1})(I_{x+1,y-1}) \end{aligned} \quad \text{식(3)}$$

3.1.2 특징벡터 생성

획득한 홍채영상으로부터 추출된 홍채영역은 고차 국소 자기 상관 함수를 통하여 홍채영역이 담고 있는 25개의 특징벡터를 생성한다. 홍채영상은 3x3 마스크 패턴을 통한 탐색을 통하여 특징벡터가 생성된다. 검출된 홍채영상은 이진 영상으로 마스크 패턴에 대한 픽셀의 총합으로 결정된다. 마스크 패턴의 탐색 과정은 정사각형의 격자가 왼쪽에서 오른쪽으로, 위쪽에서 아래쪽으로 이동하며 격자내의 픽셀의 합을 구한다.

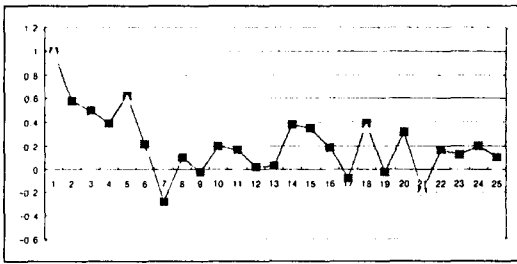
3.1.3 특징벡터의 정규화

본 논문에서 기술한 것처럼 고차 국소 자기 상관 함수를 통해 얻은 25개의 특징벡터의 값은 주어진 영상 내에 포함된 객체에 특징벡터 정규화 과정을 거쳐 이동 불변의 값을 지니게 된다. 따라서 홍채영역의 크기와 위치, 방향, 색상에 무관하게 계산된 특징벡터의 값이 일정한 값으로 표현될 수 있는 정규화 과정을 거쳐야 한다.

두 번째로 영상의 색상변화에 불변한 특징벡터를 구하기 위해 주어진 차원의 자기상관 함수를 통하여 특징벡터를 구한다. 예를 들면 원영상에 대한 그레이

레벨의 총합의 값을 S 라고 한다면, N=0일 때의 그레이 레벨 값은 $f_1 = S^1$ 로, N=2일 때 그레이 레벨의 값은 $f_5 \approx S^3$ 이라 할 수 있다. 따라서, 고차국소 자기 상관 함수에 $\frac{1}{N}$ 을 곱하여 얻은 값은 정규화된 그레이 레벨의 값이라 할 수 있다. 이때 N은 자기 상관의 차원 값이다.

[그림1]은 동일인의 홍채영상 특징 벡터를 정규화하여 얻은 정규화 특징벡터 그래프이며 정규화 특징 벡터의 값은 홍채인식을 위한 신경망의 입력 값으로 사용된다.



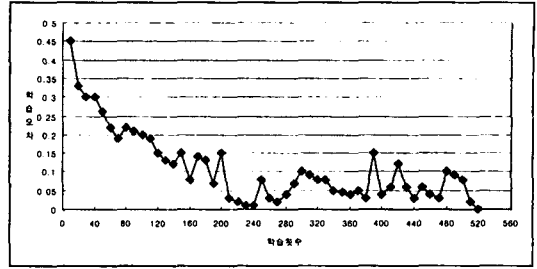
(그림 1) 동일인의 홍채영상에 대한 정규화 특징 벡터 그래프

4. 구현 및 실험 결과

4.1신경망 학습

본 논문에서 제안한 시스템에서 사용된 신경망 학습방법은 앞서 기술한 백프로퍼게이션 학습 알고리즘을 사용하였다. 실험을 위하여 총 30명의 인원에 대하여 각각 20개씩 홍채영상을 얻었다. 이중 개인당 10개씩 총 300개 영상은 신경망 학습을 위한 학습 데이터로 사용하였고, 나머지 10개씩 총 300개 영상은 학습된 신경망의 인식률을 측정하기 위한 테스트 데이터로 사용한다. 신경망 학습을 위하여 사용된 학습 데이터는 Haar Wavelet 변환을 수행하고, 수행 후 압축된 영상을 고차 국소 자기상관함수를 통해 각각 25개의 특징벡터를 구한다. 구해진 특징벡터는 구축된 신경망의 입력노드 값으로 사용된다. 백프로퍼게이션 학습방법은 반복 학습횟수로 1000회를 지정하여 학습 오차 값이 지정된 학습오차 값(0.05) 이하로 감소하는 경우 학습이 완료된 것으로 간주하여 학습을 종료한다.

(그림2)는 학습을 수행한 후 학습 횟수에 따른 학습 오차의 변화추이를 나타낸 것이다.



(그림 2) 학습 횟수에 따른 학습오차의 변화 추이

4.2 성능분석

학습완료횟수와 학습 수행시간을 알아보기 위한 실험에서는 전체 20회의 학습결과를 [표1]에 학습 완료 횟수와 학습 수행시간을 측정하여 비교하였다.

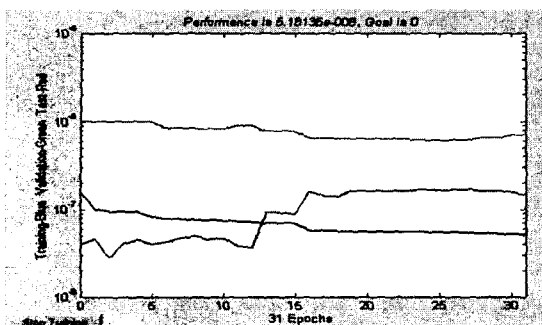
본 논문의 실험에서는 신체적 질병이나 인종에 따른 홍채의 특성을 고려하여 정상적인 사람의 홍채에 대해서만 제한적인 실험을 하였다.

<표1> 학습 완료횟수와 학습 수행시간

	1회	2회	3회	4회	5회	6회	7회	8회	9회	10회
횟수	241	159	240	441	534	147	374	248	524	193
시간	522.97	345.03	520.8	956.97	1158.78	318.99	811.58	538.16	1137.08	418.81
	11회	12회	13회	14회	15회	16회	17회	18회	19회	20회
횟수	247	154	1000	514	392	140	221	315	472	316
시간	535.99	334.18	.	1115.38	850.64	303.8	479.57	683.55	1024.24	685.72

학습된 데이터에 대해서는 전체 평균 인식률 97.4%, 테스트 데이터에 대해서는 95.5%의 인식률을 보였다. 인식률 실험 결과 그래프에서 학습데이터의 경우는 최고 인식률 100%, 최소 인식률 89%로 전체 평균 인식률은 97.4%를 보였다. 테스트 데이터의 경우는 최고 인식률98%, 최소 인식률은 85%로 전체 평균 인식률 95.5%를 보였다.

(그림 3)은 본 논문에서 제안한 시스템 실험에서의 인식률은 다음과 같은 시스템의 특성으로 인하여 높게 나타난다는 결론을 얻었다.



(그림 3) 본 논문에서 제안한 시스템 실험에서의 인식률

5. 결론

본 논문에서는 기존의 개인 식별 방법의 한계를 해결하는 대안으로 떠오르고 있는 생체인식 기술 중 인식률이 뛰어난 홍채인식 시스템을 구현하였다. 먼저 홍채인식 시스템의 구현을 위해 신호처리 분야에서 많이 사용되고 있는 wavelet 변환 중 Haar wavelet과 고차 국소 자기 상관 특징을 이용하여 홍채의 특징을 추출하여 특징벡터의 크기를 최소화 하였다. 신뢰성있는 인식을 위하여 오류 역전과 학습 알고리즘을 이용하여 홍채패턴에 기반한 신원 확인 및 검증을 위한 개선된 방법을 제시하였다.

학습된 특징벡터와 입력된 특징벡터를 비교하기 위한 신경망 설계는 교사신호에 의한 학습방법인 다층 퍼셉트론 학습인 오류 역전과 학습 알고리즘을 이용하였다. 실험에 사용된 신경망은 25개의 입력노드와 8개의 출력노드, 45개 노드의 2 은닉층을 지닌 25×45×45×8의 신경망을 사용하였다.

학습 데이터는 30명에 대하여 10개씩 300개이고, 테스트 데이터는 30명에 대하여 10개씩 300개의 홍채영상을 가지고 인식률을 측정하기 위한 실험을 하였다. 백 프로퍼게이션 학습방법은 반복 학습횟수는 1000회를 지정하여 학습오차 값이 지정된 학습오차 값(0.05) 이하로 감소하는 경우 학습이 완료된 것으로 간주하여 학습을 종료한다. 학습이 완료된 신경망에 대한 학습데이터와 테스트 데이터의 인식률을 실험한 결과 학습된 데이터에 대해서는 전체 평균 인식률 97.4%, 테스트 데이터에 대해서는 95.5%의 인식률을 보였다.

홍채인식 기술을 위한 향후 연구과제는 우선 홍채인식에서 인식률을 높이기 위해서는 양질의 홍채영상 획득기술이 필요하다. 홍채인식 시스템이 동작할 때 가해지는 제한 사항을 완화시키기 위한 홍채영상

획득장치의 완전 자동화를 위한 연구나, 영상 획득 거리를 증가시키면서 사용자의 조작을 편리하게 할 수 있는 기술이 요구되어진다. 또한 제안된 시스템에서의 실험은 정상적인 사람의 홍채에 한하여 제한적인 실험을 하였지만, 신체적 질병이나 인종에 따른 홍채의 특성 등을 고려하여 많은 예외적인 상황에서도 신뢰도를 높이기 위한 연구가 수행되어야 할 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] A.K.Jain, Ruud Bolle and Sharath Pankanti, "Biometrics Personal Identification in Networked Society", Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [2] Despina Polemi, "Biometric Techniques: Review and Evaluation of Biometric Techniques for Identification and Authentication, Including an Appraisal of the Areas where They Are Most Application", Institute of Communication and Computer Systems National Technical University of Athens, 1999.
- [3] M.M. Gifford, D.J. McCartney and C.H. Seal, "Networked Biometrics System-Requirements based on Iris Recognition", BT Technical J Vol.17, No.2, pp.163-169, April 1999.
- [4] D.E. Rumelhart, G.E. Hilton, R.J. Williams, "Learning Internal Representation by Error Backpropagation", in Parallel Distributed Processing, Vol.1, pp.318-362, 1986.
- [5] D.E. Rumelhart, R. Durbin, R. Golden, and Y. Chauvin, "Backpropagation: The Basic theory", in Backpropagation-theory, Architecture, and Application, Y. Chauvin and D.E. Rumelhart (Eds.), pp.1-34, Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, 1995.
- [6] J.A. McLaughlin and J. Raviv, "Nth-order Autocorrelations in Pattern Recognition", Information and Control, Vol.12, pp.121-142, 1998.
- [7] T. Kurita, N. Otsu, and T. Sato, "A Face Recognition Method Using Higher Order Local Autocorrelation and Analysis", IEEE 11th International Conference on Pattern Recognition, Vol.2, pp.213-216, The Hague, 1992.