

고차 국소 자동 상관계수 특징과 신경망을 이용한 홍채 인식 시스템

정유정*, 정채영**

*조선대학교 전산통계학과
e-mail:narimono@orgio.net

Iris recognition System using Higher Order Local Autocorrelation Features and Back-propagation

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

*Dept of Computer Science & Statistics, Chosun University

요약

생체인식을 통한 개인 식별은 새로이 등장한 개념이 아니라 오래 전부터 사용되어왔으나 기존의 화상처리 방법으로는 불필요한 정보까지 포함하여 특징을 추출하여 많은 시간이 소용된다는 문제점이 있었다. 본 논문에서 적용한 고차 국소 자동 상관계수 특징 알고리즘을 이용하여 홍채 병변 인식의 수렴속도를 빠르게 하는 신경망을 사용하였으며, 고차 국소 자동 상관계수 특징 알고리즘은 평균 32.5회때 수렴 평균 31.5회때 수렴하였고, 일반 BP 알고리즘은 평균 720.3회때 수렴함과 병변 추출면에서 훨씬 우수함을 보였다.

1. 서론

컴퓨터와 정보기술의 발달로 인한 21세기 디지털 정보화 사회는 의료영상, e-business, 기술,경영 및 교육 등의 사이버 분야에서 실시간 정보 사용자 권한 인증을 위한 새로운 인증도구들이 요구되어지고 있다[1].

이는 향후에 정보통신 시스템과 네트워크가 더 개방되고,용량과 성능 그리고 연결성이 강화되는 추세에 비추어, 그 취약성도 비례하여 증대될것으로 예견되고 있다. 시스템 보안을 위한 방법 중에서 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. 생체인식을 통한 개인 식별은 새로이 등장한 개념이 아니라 오래 전부터 사용되어 왔다. 이러한 개인 식별 시스템은 보다 적용이 용이하면서 비용이 적게 들고, 더욱 높은 신뢰도를 갖게 하려는 연구가 이루어지고 있다[2]. 또한 의료 화상의

경우 현재 영상인식에서는 기존의 화상처리에 대한 분석검출 방법을 적용하고있으며 이 방법은 불필요한 정보까지 포함하여 특징을 추출하는데 많은 시간이 소요된다는 문제점이 있었다[3].

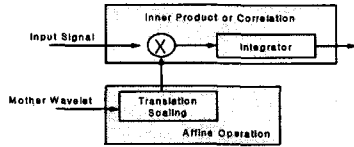
본 논문에서는 이동 불변의 함수인 고차 국소 자동 상관 계수를 적용하여 홍채 병변 인식의 수렴속도를 빠르게 하는 신경망을 사용하였으며, 고차 국소 자동 상관 계수 특징 알고리즘이 일반 BP 알고리즘보다 수렴 속도면과 병변 추출 인식면에서 훨씬 우수함을 보였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 웨이블릿 변환, 신경망에 관련된 연구를 살펴보고 3장에서는 본 논문에서 적용한 고차 국소 자동 상관계수 특징 홍채 병변 인식 시스템을 설계하며 4장에서는 실험 및 평가 5장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 웨이블릿 변환

웨이블릿은 특별히 선택된 신호를 이용해 신호 및 시스템 혹은 일련의 과정들을 위한 모델을 만드는 수

학적 이론이라 정의할 수 있다. 웨이브렛은 반드시 진동해야 하며, 진폭의 크기는 항상 양방향으로 "0"을 향해 급속히 감쇠되어야 하는 특성을 지니고 있다. 웨이브렛 신호는 각각 웨이브렛 구성함수에 의해 구해지며, 기본이 되는 웨이브렛을 모웨이브렛(Mother Wavelet)이라 한다.



[그림1] 웨이브렛 변환의 기본개념

따라서 웨이브렛 변환을 정의하기 위해서는 스케일링 함수 ϕ 와 모웨이브렛 함수(mother wavelet function) ψ 가 필요하다. 스케일링 함수 ϕ 와 모웨이브렛 함수 ψ 는 다음 (식 1)과 (식 2)로 나타낼 수 있다.

$$\phi(i) = \sum_n h(n)\sqrt{2} \phi(2i-n) \quad (\text{식 1})$$

$$\psi(i) = \sum_n g(n)\sqrt{2} \phi(2i-n) \quad (\text{식 2})$$

스케일링 함수 ϕ 와 모웨이브렛 함수 ψ 가 결정되어 지면 2^j 만큼 스케일링하고 $2^{-j}k$ 만큼 천이한 함수가 다음과 같이 정의된다.

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \phi(2^j t - k) \quad (\text{식 3})$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) \quad (\text{식 4})$$

위 식에서 $\psi_{j,k}(t)$ 의 j, k 는 정수이며, L^2 의 정규화된 직교기저함수가 된다. k 에 의해서 시간 혹은 공간을 파라미터화 하였고, j 에 의해서 주파수 혹은 스케일을 파라미터화 하였다[4].

2.2 Back-propagation

다층 퍼셉트론의 학습방법인 오류 역전파 학습 알고리즘은 교사신호에 의한 학습 방법이다.

학습은 실제 출력을 얻는 순방향 부분과 실제 출력과 교사신호의 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. 오류역전파 학습 알고리즘은 이러한 문제를 해결하기 위하여 신경 회로망 내에 존재하

는 모든 뉴런과 가중치에 책임을 분담시키는 방법을 택하고 있다. 실제 출력과 원하는 출력간의 오차에 대한 책임은 출력 뉴런의 오차를 그에 연결된 전위 뉴런으로 역전파시켜 책임을 분담시키며, 이러한 역전파 과정을 입력 뉴런에 이를 때까지 반복 수행한다[6][7]. 역전파 신경망 알고리즘에서 사용되는 오차함수는 (식 5)과 같이 정의된다.

$$E = \frac{1}{P \cdot N_m} \sum_{s=1}^P \sum_{i=1}^{N_m} [d_{s,i} - y_{s,i}^M]^2 \quad (\text{식 5})$$

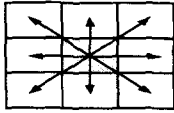
$d_{s,i}, y_{s,i}^M$ 는 각각 s 번째 학습 데이터에 대한 i 번째 뉴런의 원하는 출력값과 실제 출력값이며, N_m 은 출력 뉴런의 개수이다.

2.3 Higher Order Local Autocorrelation Features

자동상관계수는 이동불변의 함수로써 알려져 있다. 이러한 자동상관계수를 더 확장시킨 함수가 고차 국소 자동상관함수이다. 이미지의 영역에 P 가 표시되어 있을 때 N 차원의 자동상관계수는 N 을 a_1, \dots, a_N 으로 대치시킨다면 다음 (식6)과 같이 정의할 수 있다.

$$x_i^N(a_1, \dots, a_N) = \int_P f(x) f(x+a_1) \dots f(x+a_N) dx \quad (\text{식 6})$$

(식 2)에서 $f(x)$ 는 r 상에서 그레이 레벨로 표현한 것이다. 큰 영역을 지니고 있는 P 를 조합하여 얻은 자동상관계수는 그 계수의 수가 너무 많기 때문에 일정할 과정을 거쳐 이를 감소시켜야 한다. 따라서 먼저 N 차원의 범위를 2차원정도로 제한한다. ($N=0,1,2$) 만일 0차원 자동상관계수는 영역 P 의 그레이 레벨의 평균을 의미한다. (그림 2)와 같이 3×3 의 국소필터를 지정된 범위내에 대치시키게 된다. 이 국소 필터중 정 가운데 픽셀에 대한 값을 참조하게 하며 모드 25개의 패턴을 지니고 있는 국소 필터를 순차적으로 이미지 영상에 대치시킴으로서 모두 25개의 영상에 대한 특징벡터를 구할 수 있다. 따라서 고차 국소 자동상관계수는 이미지 영역 P 를 25개의 3×3 마스크 필터를 이용해 탐색하면서 각 참조 픽셀의 값을 합을 통하여 총 25개의 특징벡터를 계산하게 된다. 이 특징벡터는 이동불변의 특징을 지니고 있다. 국소 마스크 패턴을 사용하여 얻은 특징 벡터 f^p 는 (식 7)로 정의된 고차 국소 자동상관계수의 특징벡터를 지니게 된다.



[그림 2] 3×3 국소필터

$$f^v = f_1, \dots, f_{25} \quad (\text{식 } 7)$$

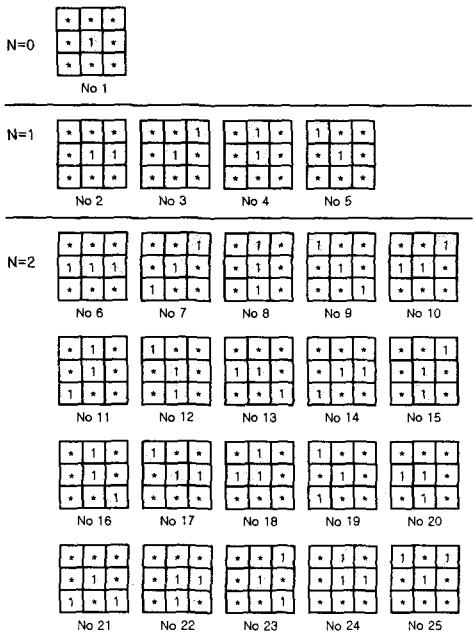
[그림 3]에서 국소 마스크 패턴을 사용하여 얻은 특징 벡터 f^v 는 (식 8)로 정의된 고차 국소 자동상관계수의 특징벡터를 지니게 된다[5].

$$f^v = f_1, \dots, f_{25} \quad (\text{식 } 8)$$

3. 고차 국소 자동 상관계수 특징 홍채 병변 인식 시스템 설계

3.1 고차 국소 자동 상관계수 특징을 이용한 홍채 병변 특징벡터 생성

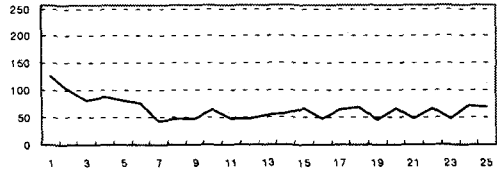
본 논문의 실험에서는 해상도가 256×256인 홍채영상에 대하여 주어진 입력영상에서 추출된 25개의 특징 벡터를 생성한다. 홍채 추출 알고리즘을 통하여 얻은 홍채 영상은 고차국소 자동상관 계수를 통하여 얻은 홍채영상은 3×3 마스크 패턴을 통한 탐색을 통하여 특징벡터가 생성되어진다. 검출된 홍채영상은 이진영



[그림 3] 25개의 3×3 국소 마스크 패턴

상으로 마스크 패턴에 대한 픽셀의 총합으로 결정되어진다. 작성된 특징벡터의 값은 특징벡터 정규화 과정을 통하여 영상 내에 담겨진 홍채영상의 이동불변 특징을 갖는다.

[그림 4]는 제안된 홍채영상 시스템에 사용된 영상에 대한 일부분에 대한 특징벡터 그래프이다.



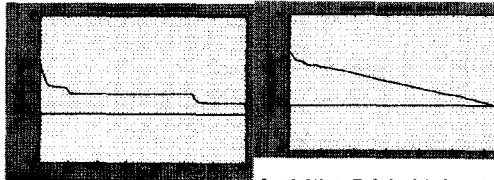
[그림 4] 검출된 홍채영상에 대한 특징벡터 그래프 주어진 영상 내에 포함된 홍채의 크기와 위치, 방향, 색상에 무관하게 계산된 특징벡터의 값이 일정한 값으로 표현될 수 있는 정규화 과정을 거친다. 본 논문에서는 정규화 과정을 거친 정규화 특징벡터 값은 홍채인식을 위한 웨이블릿의 분해 패턴 값으로 사용한다.

3.2 신경망 학습

고차 국소 자동 상관계수 특징을 적용하여 구한 값 25개의 특징벡터를 간결성과 고속 데이터 계산에 유용한 웨이블릿 변환을 이용하여 구한 계산 값으로 신경망의 입력 패턴으로 사용하였으며, 실험에 사용된 홍채 병변 영상은 총 10명에 대하여 각각 10개의 영상을 사용한다. 획득된 영상 중 5개의 영상은 신경망 학습을 위한 학습데이터로 사용하고, 나머지 5개의 영상은 학습된 신경망의 인식률을 측정하기 위한 실험 데이터로 사용하였다. 본 홍채 병변 영상 인식에서는 25×50×50×7의 신경망을 사용한다. 설계된 신경망을 이용하여 학습방법은 일반적인 신경망 학습 알고리즘과 본 논문에서 적용하여 제안한 고차 국소 자동 상관계수 특징 BP 알고리즘을 사용하였다. 학습 패턴은 웨이블릿 변환을 통하여 얻어낸 계수 특징벡터로 총 10명에 대한 5개의 홍채영상을 사용하여 전체 학습패턴의 개수는 50개이다. 일반적인 학습방법과 고차 국소 자동 상관계수 특징 학습 방법은 모두 학습률 0.4, 모멘텀 0.7 학습오차 0.1을 사용하여 학습의 시간, 인식률을 실험하였다. 반복학습 회수는 2000회를 지정하여 학습 오차 값이 지정된 학습오차 0.1 이하로 감소하는 경우 학습이 완료된 것으로 간주하여 학습을 종료한다. 안정화 학습 후 완료된 신

경망은 홍채인식에 대한 신경망으로 사용된다. 신경망 학습의 특성상 항상 동일한 학습범위 내에서 학습이 완료되지 않으며 최악의 경우 학습이 이루어지지 않은 상황이 발생 할 수도 있다. [그림5]은 총 10회의 일반적인 학습방법과 [그림 6]은 고차 국소 자동 상관계수 특징 알고리즘 적용 후 학습을 통하여 두 학습방법의 평균적인 학습 수렴속도를 나타내었다.

[7]박강령,전병환,남시욱,김재희,“얼굴의 움직임을 이용한 다중모드 인터페이스에서의 시선 추출”,제5회 인공지능,신경망,퍼지 시스템 추계종합학술대회 논문집,pp.207-210,1996.



[그림5]일반적인 BP 학습 수렴결과

[그림6]본 논문에서 적용한 고차 국소 자동 상관계수 특징 BP 평균학습수렴결과

4. 결론

본 논문에서 적용한 고차 국소 자동 상관계수 특징 BP를 이용하여 홍채 병변 인식의 수렴속도를 빠르게 하는 신경망을 사용하였다. 학습회수를 측정 한 결과 고차 국소 자동 상관계수 특징 알고리즘은 평균 31.5 회때 수렴하였고, 일반 BP 알고리즘은 평균 720.3 회때 수렴함을 보였으며 본 논문에서 적용한 고차 국소 자동 상관계수 특징 알고리즘이 수렴속도면과 병변 추출 인식면 에서 훨씬 우수함을 보였다. 향후 연구과제로는 가공된 특징을 분석하여 고유한 홍채코드를 만들어 직접 사용할 수 있는 특징 찾아내어 신뢰도를 높이기 위한 연구가 수행되어야 할 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1]조규천, “얼굴인식을 위한 인상 특성의 Warping 표현과 판별연구”, 경원대학교 대학원 p.9. 2001.2.
- [2]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.
- [3]Bernd, Jahne, : *Digital Image Processing*, 1991.
- [4]조문수, “Haar 웨이블릿 변환과 참조벡터를 이용한 홍채검증”, 공학석사학위 논문, 홍익대학교, 2000.
- [5]김창원,“신경망을 이용한 웹 사용자 얼굴인식 인증 시스템 구현, 조선대학교 대학원 박사학위 논문.2002.
- [6]반세범,“얼굴 특징점의 지각적 위계구조에 기초한 표정인식 신경망 모형”. 연세대학교 대학원 박사학위 논문.2001.