

웨이블렛 변환과 다차원 승자 결정 방식의 경쟁학습 신경회로망을 이용한 홍채인식

Human Iris Recognition Using Wavelet Transform And Multi-Dimensions Winner Decision Competitive Neural Network

조성원
Seongwon Cho

°성혁인
HyukIn Sung

홍익대학교 전자·전기공학부
School of Electronic and Electric Engineering, HongIk University

요 약

본 논문은 웨이블렛 변환과 제안된 신경회로망을 이용한 홍채인식에 대한 연구이다. 인간의 생물학적 특징중에 최근 각광받는 특징인 홍채로 신원확인 시스템을 구현함을 목적으로 고신뢰도의 홍채인식 시스템을 개발중이다. 현재 개발되고 있는 신원확인을 위한 여러 가지 인식 시스템 중 홍채인식의 특성과 비교우위적 장점을 소개하고, 경쟁학습 신경회로망에서의 효과적인 가중치 초기화 방법과 승자결정 방법에 관한 연구에 대한 실험결과를 소개한다.

I. 서론

사람은 그 개개인이 다른 이와는 전적으로 구분되는 생물학적인 특징을 가지고있다. 유전자 형질, 지문, 목소리, 얼굴의 생김새, 눈동자의 홍채 등이 그러한 특징들이며, 이러한 개개인의 생물학적 고유성을 이용하여 자동으로 그 사람의 신원을 인식하는 시스템은 생물학적인 특징의 높은 신뢰도 때문에 오랜 기간 많은 연구가

진행되어 왔다. 보다 적용이 용이하면서 비용이 적게 들고, 더욱 높은 신뢰도를 갖게 하려는 연구가 이루어지고 있다.

사람의 눈동자에 존재하는 홍채와 같은 경우는 태어난 후 얼마간의 세월이 흐른 뒤 그 모양이 변하지 않는 특성을 지니면서, 사람마다 독립적인 특징을 가지므로 신원 확인 시스템으로서 높은 신뢰도를 지닐 수 있다[1][2]. 그러나, 호흡과 질병 등의 신체적 변화와 교통사고 등의 인재(人災)에 따른 손상 등의 대한 미세한 변화를 가지는 문제를 가지고 있다.

II. 본론

홍채의 특징추출방법으로는 전처리된 데이터에 대하여 최근 신호처리 분야에서 많은 용

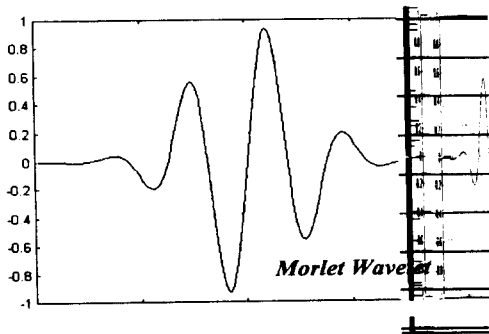
도를 보이는 웨이블릿 변환을 사용하였다.

높은 신뢰도를 위해 인간의 생물학적인 고유성을 이용한 인식방법으로 눈의 홍채를 인식하는 과정에 경쟁학습 신경회로망을 사용한다. 한편, 기존의 경쟁학습 신경회로망의 단점인 초기 가중치에 민감한 점을 제안한 가중치의 초기화 선정방법과 승자선택 과정에서의 새로운 승자결정방법을 제안하여 그 문제점을 개선하고자 한다. 제안하는 가중치 초기화 선정방법은 각 집단간의 간의 경계면에 보다 가까이 위치한 가중치 벡터만을 생성시키는 방식이고, 새로운 승자결정방법은 다차원의 특징을 가질 경우, 각 차원값에 대한 가치를 고려하여 최종적인 승자를 선택하는 방법이다.

II-1. 웨이블릿 변환

웨이블릿(Wavelet)이란 특별히 선택된 신호를 이용해 신호 및 시스템 혹은 이러한 일련의 과정들을 위한 모델을 만드는 수학적 이론으로, 특별히 선택된 신호를 Little Wave 또는 Wavelet이라 한다[3].

웨이블릿의 특성은 반드시 진동해야 하고, 진폭의 크기는 항상 양방향으로 "0"을 향해 급속한 감쇠를 가져야 한다. 웨이블릿 신호, 시스템에 의해 구현되며 각각의 웨이블릿 구성함수에서 도출되고, 이때 기본이 되는 웨이블릿을 흔히 Mother Wavelet이라 부른다[3].

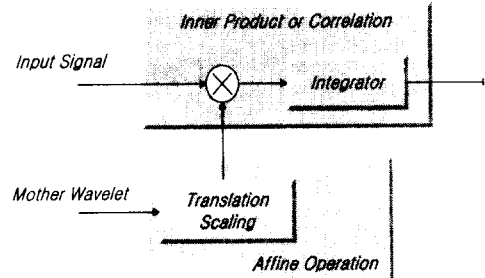


<그림 1> Morlet Mother Wavelet
현재 발표된 웨이블릿 기저함수는 여섯가지 정도이며 <그림 1>은 가장 일반적으로 사용되는 Morlet Mother Wavelet이다.

웨이블릿의 기본 개념은 <그림 2>와 같이

입력신호와 Mother 웨이블릿에 대한 Affine연산된 웨이블릿과의 내적의 곱이다. Affine연산이란 식(1)과 같이 임의의 함수에 대한 Scaling과 Translation을 행하는 연산을 말한다.

$$\psi_{a,b}(x) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbb{N} \quad (1)$$

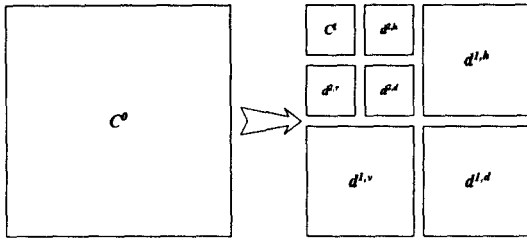


<그림 2> 웨이블릿 변환의 기본 개념

High-Pass 필터 \hat{G} 와 Low-Pass 필터 \hat{H} 를 통과한 입력신호는 Decimation을 거쳐 웨이블릿 변환 전후의 Sample 수를 같게 하는 Down Sampling과정을 거친다[4][5]. \hat{G} 를 통과한 신호는 고주파 성분의 신호로 웨이블릿 계수(Wavelet Coefficient)가 되고, \hat{H} 를 통과한 신호는 저주파 성분의 신호로 다음 웨이블릿 변환 단위 구조의 입력으로 사용된다.

웨이블릿 변환에 대한 2차원으로 확대해석도 마찬가지이다. 2차원 신호에 대하여 수직과 수평성분에 대하여 \hat{G} 를 통하여 고주파 성분을 찾고, \hat{H} 를 통하여 저주파 성분을 찾은 후, 고주파성분은 선형 연산(linear operation)을 통해 웨이블릿 계수를 뽑아내고, 수직과 수평 모두 저주파 성분을 가지는 신호를 다시 다음 밴드의 입력신호로 사용함으로써 방향성의 분포를 가지게 된다[5]. 식(2)는 임의의 신호 c_j 에 대한 2차원 정규 직교 웨이블릿 표현이고, <그림 3>은 이를 2차원적으로 표현한 것이다.

$$\begin{aligned}
 b_1^j &= \bar{G}_j [c^j] && \text{for each row of } c^j \\
 b_2^j &= \bar{H}_j [c^j] && \text{for each row of } c^j \\
 c^{j+1} &= \bar{G}_j [b_1^j] && \text{for each column of } b_1^j \\
 d^{j+1, k} &= \bar{H}_j [b_1^j] && \text{for each column of } b_1^j \\
 d^{j+1, v} &= \bar{G}_j [b_2^j] && \text{for each column of } b_2^j \\
 d^{j+1, d} &= \bar{H}_j [b_2^j] && \text{for each column of } b_2^j
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

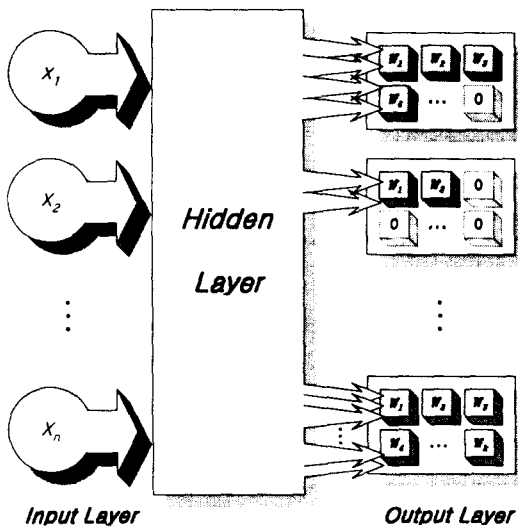


<그림 3> 밴드 분할 웨이블릿 변환의 개념도

II-2. 신경회로망

지금까지 소개된 LVQ(Learning Vector Quantization)등의 경쟁학습 신경회로망은 오류 역전파(Error Backpropagation)학습 알고리즘에 비해 학습속도가 빠르지만 초기 가중치 벡터에 민감하다는 단점이 있다[6][7].

이러한 단점을 보완하는 경쟁학습 신경회로

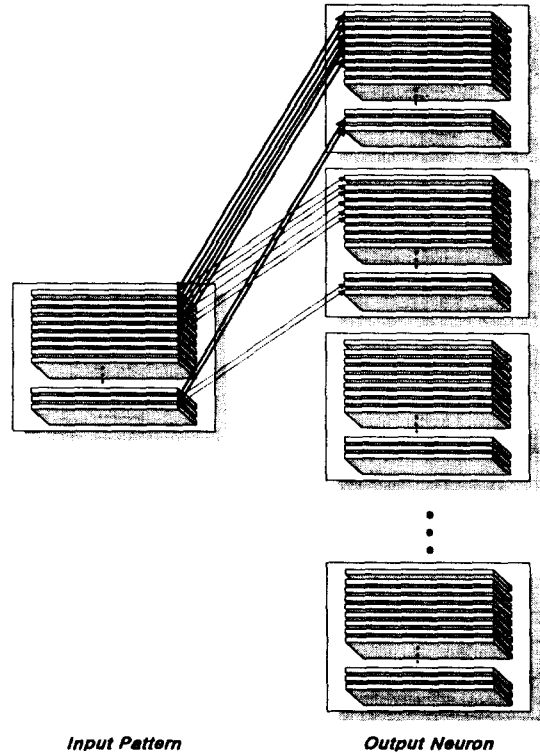


<그림 4> 균일 분포 초기 가중치 선정 방법의 수행도

망의 새로운 초기 가중치 선정방법으로 각 집단간의 간의 경계면에 보다 가까이 위치한 가중치 벡터만을 생성시키는 방식을 사용한다. 이 균일 분포 초기 가중치 설정방법은 가중치의 초기화에 따라 학습을 수행한 후 가중치 벡터들에 대해 인식을 하는데, 인식의 범위를 어떠한 임계치로 제한함으로써 학습되지 않은 특징 입력에 대해서는 인식에서 배제시키는 방법으로 인식을 행한다[8]. <그림 4>는 균일 분포 초기 가중치 설정방법에 관한 개념도이다.

그리고, 경쟁학습 신경회로망에서 일반적으로 사용되는 승자선택방법은 유클리디안 거리(Euclidean Distance)는 각 클래스의 최소 거리를 찾는데 큰 문제는 없지만, 특징벡터가 클 경우 각 차원에 대한 정보가 소실됨으로서 잘못된 승자를 선택할 수도 있는 경우가 있음으로 이에 따른 승자선택 방법을 새롭게 제안한다.

제안된 방법은 특징벡터의 각 차원별로 그 승자를 결정하여 그 회수를 누적하여 각 클래스

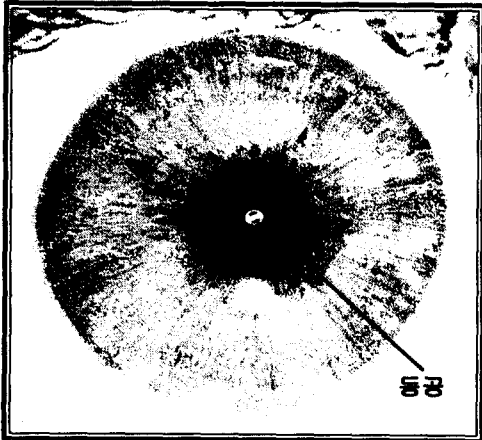


<그림 5> 다차원 승자 결정 방법 개념도

스별로 최종적인 승자를 선택하게 하는 방법으로 기본적인 개념도는 <그림 5>와 같다.

II-3. 홍채인식 시스템

<그림 6>에서 보는 것처럼 사람 눈의 동공과 흰 부위 사이에 존재하는 영역을 홍채(Iris)라고 하며 이 홍채에 생겨있는 속눈썹 모양의 돌기, 꾸불꾸불한 혈관계, 붉은 색의 섬유질, 링모양의 원들, 동공을 둘러싸는 코로나모양의 인대, 홍채 고유의 색, 얼룩점 등이 각 사람마다 다른 생물학적 특성을 가진다. 홍채는 생후 2~3년안에 그 고유의 모양을 가진후, 영구적으로 지속하기 때문에 신원확인 시스템 등에 사용하는데 유리하다.



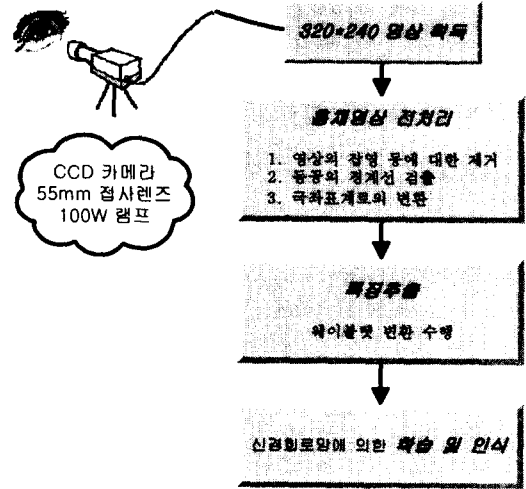
<그림 6> 동공과 코로나 등의 특징들이 잘 드러난 홍채의 확대 영상

홍채인식에 대한 시스템은 대략적으로 <그림 7>과 같은 과정을 거친다.

CCD카메라에서의 홍채영상 획득은 신체적인 접촉이 없이 안구로부터 입의의 거리에서의 영상을 획득할 수 있다는 장점을 가진다.

전처리 과정에서는 속눈썹과 조명 및 이에 의한 반사광 등에 대한 제거를 행하며, Chain Rule을 통한 동공의 경계선 추출, 동공의 확대·축소에 따라 특징을 추출하기 위해 극좌표계로의 변환 등을 행한다.

홍채영상으로부터의 특징은 2-D 웨이블릿



<그림 7> 홍채인식 시스템의 흐름도

변환을 이용하여 추출이 되며, 이를 지도학습의 신경회로망 중 가장 좋은 실험결과를 보인 LVQ를 이용해 학습과 인식을 수행한다.

III. 결론

홍익대학교에 재학중인 입의의 10명의 데이터를 *training data* 10개, *testing data* 10개씩 총 20개의 홍채데이터를 가지고 실험하였다.

학습률 초기치	0.1
학습률 update	$\alpha(t) = \alpha(0) \left(1 - \frac{t}{\text{total number of iteration}}\right)$
총 iteration	300

<표 1> LVQ 신경회로망에 대한 파라미터 설정

	Gabor 변환	Wavelet 변환
training data	98%	98%
testing data	93%	94%

<표 2> 특징추출의 방법에 대한 인식률 비교

단, <표 2>에서 Gabor 변환에 대한 결과는 동일한 iteration과 학습률에 의한 재실험값에 대한 결과이다.

	입의의 초기 가중치 설정	균일 분포 초기 가중치 설정
training data	98%	100%
testing data	94%	98%

<표 3> 가중치의 초기화 방법에 대한 인식률 비교

단, <표 3>는 <표 2>에서 비교우위의 결과를 보인 Wavelet변환에 의해 추출된 특징으로 실험한 것이다. LVQ 신경회로망에 대한 파라미터 설정은 <표 1>과 같다.

	유클리디안 거리에 의한 승자 선택	다차원 승자 결정 방법에 의한 승자 선택
training data	100%	100%
testing data	98%	100%

<표 4> 승자선택 방법에 의한 인식률 비교

단, <표 4>은 <표 2>에서 비교우위의 결과를 보인 Wavelet변환에 의한 특징으로 <표 3>의 균일 분포 초기 가중치 설정 방법을 채택하여 나온 결과이다. LVQ 신경회로망에 대한 파라미터 설정은 <표 1>과 같다.

<표 2>은 Gabor변환과 Wavelet변환에 의해 추출한 특징에 대하여 홍채인식률을 비교한 것이고, <표 3>는 LVQ 신경회로망의 가중치에

대한 초기화 방법에 따른 홍채인식률을 비교한 것이며, 마지막으로 <표 4>은 LVQ 신경회로망의 승자선택 방법에 따른 홍채인식률을 비교한 것이다.

참고문헌

- [1] F.H. AdlerR. *Physiology of the Eye: Clinical Application* : The C.V. Mosby Company, 1965.
- [2] B. Porat, *Digital Processing Of Random Signal : Theory and Methods*, 1983.
- [3] Randy K. Young, "Wavelet Theory And Its Applications", Kluwer Academic Publishers, 1992
- [4] O.Rioul and M.Vetterli, "Wavelet and Signal Processing," *IEEE SP Magagine*, pp. 14-38, Oct. 1981.
- [5] Gilbert Strang and Truong Nguyen, "Wavelets and Filter Banks", Wellesley-Cambridge Press, 1996
- [6] L.Fausset, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice Hall, 1994.
- [7] T.Kohonen, *The Self-organization and Associate Memory*, Springer -Verlag, 1985.
- [8] 유광엽, "영상인식을 위한 주성분 분석 특징 추출과 LVQ 신경회로망의 균일 분포 초기 가중치 선정 방법", 홍익대학교 석사학위 논문, 1995년 12월.
- [9] 조성원, 성혁인, "Gabor변환과 신경회로망을 이용한 홍채인식", 한국퍼지 및 지능시스템학회, 1997년 추계.