

# CPN을 이용한 홍채 인식

## Iris Recognition Using a Modified CPN

洪 鎮 一\*, 梁 雨 錫\*

Jin-Il Hong\*, Woo-Suk Yang\*

### 요 약

눈의 홍채는 사람마다 독특한 문양을 갖고 있다. 홍채를 이용한 인식 시스템은 지문 인식 시스템보다 신뢰성이 더 높은 것으로 평가되고 있다. 본 논문은 비밀번호나 도장을 사용하지 않고도 간단히 눈동자만으로 신원을 확인할 수 있는 신분 인식 시스템을 개발하고자 하는 것이다.

홍채 인식 알고리즘은 우선 영상에서 홍채부분을 인식 분리한다. 홍채 영상이 구해지면 특이 성질들을 추출하게 된다. 특이 성질들은 웨이블릿 변환을 이용하여 구한다. 영상에서 대역별 공간별 특징이 추출되면 홍채 코드가 만들어진다. 만들어진 코드는 수정된 CPN 신경망에 입력되어 신원을 확인하게 된다. 웨이블릿 변환의 특성을 이용하여 대역별로 코드를 작성한다면 이를 이용한 인식도 저주파 대역에서 고주파 대역의 방향으로 계층적으로 수행할 수 있다. 이는 인식 시간을 최대한 단축할 수 있게 할 것이다.

### Abstract

The purpose of this work is to develop a system for rapid and automatic identification of persons, with high reliability and confidence levels. The iris of the eye is used as an optical fingerprint, having a highly detailed pattern that is unique for each individual and stable over many years.

Image analysis algorithms find the iris in a image, and encode its texture into an iris code. Iris texture is extracted from the image at multiple scales of analysis by wavelet transformation. The features of many different parts of the iris are projected onto the space-frequency space. They are used to determine an abstract iris code which is similar to 2D barcode. Pattern recognition is achieved by using modified CPN.

*Keyword* : iris, recognition, identification, wavelet, cpn

### 1. 서 론

컴퓨터와 전자기술이 발달함에 따라 지문, 얼굴, 홍채와 망막, 손등의 정맥 등과 같은 생체를 이용한 인식 및 보안 시스템에 대한 관심이 높아지고 있다.

\* 弘益大學校 電電컴工學部  
(Dept. of. EE, Hongik Univ.)

接受日:2002年 2月 28日, 修正完了日:2002年 7月 22日

지문은 인간이 지닌 특징의 하나로 상처를 입거나 수술 등 고의에 의하지 않고서는 변하지 않는다는 특징을 가지나 성문(voice print)과 같이 본인이 현장에 없어도 쉽게 위조를 하거나 복사하여 사용할 수 있다는 단점을 갖고 있다. 손바닥 형상이나 얼굴, 손등의 정맥을 이용한 생체 인식 방법은 최근에 연구개발이 이루어졌으나 이들 특징이 사람마다 고유한 모습을 가

지는가는 아직도 확실치 않다.

인간의 눈은 일관성 쌍둥이라 해도 서로 다른 무늬 패턴을 가지며, 한가지 고정된 모습을 갖는 다른 생체적 특징과 달리 빛에 따라 크기가 항상 변하고 있어, 위조나 복사가 어려운 고유한 특징을 갖고 있다. 망막(retina)에 있는 맥관구조(vasculature)나 홍채(iris)에 있는 무늬는 사람마다 상이하다. 눈은 빛에 따라 끊임 없이 반응하는 매우 민감한 기관으로 죽은 사람과 산 사람의 눈은 바로 구별이 되며 아무리 정교하게 위조를 하였다 할지라도 이를 쉽게 감지할 수 있다. 미국을 중심으로 하는 선진국에서는 1990년대에 들어와 전자상거래가 활성화됨에 따라 눈을 이용한 신분확인이 가능한 인식기술 개발에 많은 노력을 투자하고 있다.<sup>[1-8]</sup>

눈을 이용한 신분인식 기술 중 먼저 등장한 것이 망막(retina)에 있는 맥관구조 무늬(vasculature pattern)를 이용한 망막 인식기술이다.<sup>[1]</sup> 맥관구조 무늬 인식은 지문인식에 비하여 무늬 데이터의 인식이 쉬우며 인식의 정확도가 높다. 그러나 망막은 눈 속 깊은 곳에 위치하여 영상을 취득하기가 어렵다는 단점이 있다. 백내장이 있는 사람이나 눈동자(pupil)가 작은 경우 망막 영상을 얻기란 쉬운 일이 아니다.

홍채를 이용한 인식기술은 망막을 이용한 인식기술에 비하여 비교적 늦게 개발이 시작되었다.<sup>[5,6,7,8]</sup> 망막과 달리 홍채는 눈의 외부에 위치하여 영상을 쉽게 얻을 수 있다는 장점이 있으나 그 무늬가 너무도 복잡하여 인식하기가 어려워 1994년에서야 비로소 실질적인 인식 방안이 개발되어 미국에서 처음으로 특허가 출원<sup>[5]</sup>되었다. 현재 이 특허를 기반으로 하여 서로 밀접한 관계를 갖고 있는 Sensar사, IriScan사 등이 홍채인식과 관련된 대부분의 기반기술 특허를 소유하고 있다. 홍채영상에서 128개 이상의 독립 변수(특징)를 추출하여 256byte 이상의 홍채 코드를 작성함으로써 이론상 80억분의 1 이하의 인식이 가능하다.

이들 특허들은 조명 및 영상 취득<sup>[2,3,7,8]</sup> 홍채 위치 결정<sup>[3,4,7]</sup> 인식 알고리즘<sup>[5,6]</sup> 등 홍채 인식과 관련된 거의 대부분의 분야를 포함하고 있다. 특징 추출에 많이 사용되는 2D Gabor filter, multi-scale quadrature filter, 홍채 패턴의 코딩(iris code의 추출), statistical

decision theory를 이용한 인식 등, 홍채 인식과 관련된 대부분의 기반기술들이 이들 특허의 지적소유권으로 보호받고 있어 이를 피할 수 있는 새로운 독자적인 연구가 시급하다고 할 수 있다.

우리나라에서도 홍채인식 연구가 활발히 진행되고 있다. 발표 논문을 보면 대부분 Gabor filter 등 웨이블릿을 이용하여 특징을 추출한 후 신경망을 이용하여 인식을 하고 있다. Gabor 변환을 이용한 홍채 영상의 특징을 추출하고 LVQ 신경회로망을 응용하여 인식을 하기도 하며<sup>[9,11]</sup>, 3계층 웨이블릿 변환을 이용하여 대량의 데이터베이스 구축이 가능하도록 검색 시간을 단축하고자 하는 연구<sup>[10]</sup>도 병행되고 있다. 그러나 신경망을 이용한 인식 시스템은 인식 대상자 수가 자주 변하고, 특히 많은 사람을 인식 대상으로 할 경우 신경망 학습이 어렵다는 문제가 있다. 공학 분야의 연구는 결국 상용화를 목적으로 한다. 홍채 인식 시스템도 Sensar사와 IriScan사가 보유하고 있는 특허처럼 홍채로부터 고유한 코드를 도출하여 인식하는 방법이 개발되어야 상용화가 가능할 것이다.

본 논문은 홍채 영상을 취득하기 위한 조명부 및 광학부 설계, 홍채 영상 분리 및 특이점 추출, 신경망을 이용한 인식으로 구성된다. 개발된 알고리즘은 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 장단점을 분석하여 향후 상용화에 활용이 가능한 홍채 영상에 적용할 신경망의 모델을 제시한다.

## II. 홍채영상 추출

### 2.1. 홍채 영상의 취득

생체 인식에 있어 인식속도와 인식률을 높이려면 우선 좋은 품질의 영상을 얻어야 한다. 눈은 그 표면이 매우 매끄러워 거울처럼 주변의 영상(影像)이 눈에 맺히게 된다. 카메라로 찍은 홍채 영상을 보면 심지어 눈에 비친 카메라의 모습까지도 볼 수 있다. 더욱 심각한 문제는 그림 1에서 보는 바와 같이 조명을 위한 광원의 빛이 눈 표면에서 정반사하는 것이다. 홍채에 맺힌 주위 환경과 광원의 영상은 강한 특이점을 갖고 있어 정상적인 인식을 방해한다.

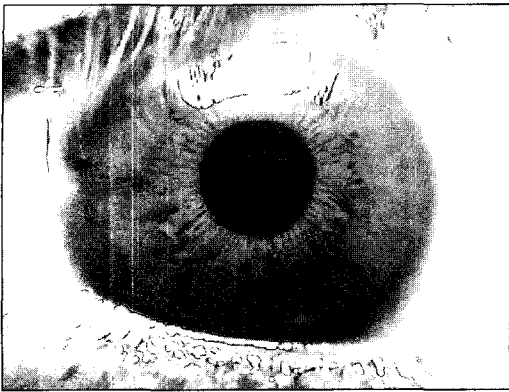
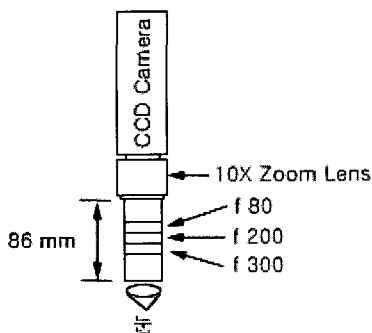
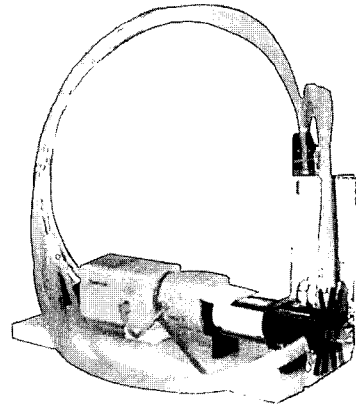


그림 1. 640X480 홍채 영상  
Fig. 1 640X480 Iris Image

홍채의 특징을 강조할 수 있는 영상을 얻기 위해서는 초점을 조절할 수 있는 카메라 렌즈 시스템의 설계와 더불어 홍채의 무늬를 enhance할 수 있는 광학적 필터의 선택이 이루어져야 한다. 또한, 조명 방향과 카메라와의 각도를 조절하여 광원이 눈에 반사되는 현상을 최소화 하여야 한다. 본 논문에서는 할로겐 램프를 광원으로 사용하고 이를 광섬유를 통하여 분산 조명하는 방법을 사용하였다. 할로겐 램프는 50W 2개를 사용하였으며 1000가닥의 광섬유 다발을 각 광원에 연결하여 카메라 주위에 부착하였다. 그림 2는 10배의 zoom 렌즈가 부착된 CCD 카메라와 각 80mm, 200mm, 300mm의 초점거리를 가진 렌즈를 사용하고 광섬유로 조명을 하는 홍채영상 취득 시스템을 보여준다.



(a) 카메라 광학부



(b) 홍채영상 취득 시스템

그림 2. 홍채영상 취득 시스템  
Fig. 2 Image Acquisition System for Iris Image

2.2 홍채 영상의 영역 구분 및 특징 추출

홍채의 무늬를 인식하려면 우선 영상에서 홍채부분을 분리 구분하여야 한다. 이를 위해서는 동공의 중심 및 반경을 계산해야 하며, 홍채 영상이 '인식'에 이용된다는 것을 고려하여 주변 환경과 광원으로 인해 노이즈가 심한 영역은 제거해야 한다. 인식에 사용하는 데이터는 불확실성이 높을 경우에는 유추하여 이용하는 것보다 처음부터 고려대상에서 제외하는 것이 오인식율을 낮출 수 있다. 홍채 영상이 구해지면 특이성질들을 추출하게 된다. 특이 성질들은 웨이블릿 변환을 이용하여 구한다. 기존의 특허<sup>[1-8]</sup>에서 사용된 방법들을 고려하여 이와 다른 방법을 고찰한다.

본 논문에서는 동공과 홍채의 경계 추출, 동공의 중심과 반지를 계산, 그리고 불필요한 영역 삭제의 세단계를 거쳐 홍채 영상을 구한다.

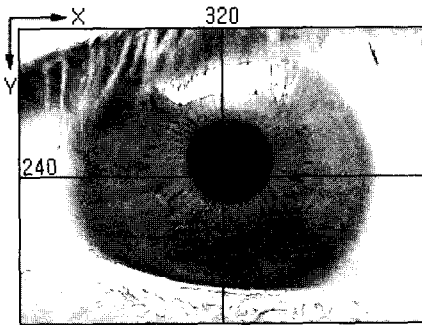
(1) 동공 중심 및 반경 설정

홍채의 동공은 겉으로 보기에 원 같으나 실제로는 매우 불규칙한 모습을 하고 있다. 현재까지 개발된 동공의 중심 및 반경 계산 방법들도 이를 고려하여 수 pixel의 오차범위를 갖고 있다. 동공의 중심과 반경은 동공과 홍채 사이에서 영상 값이 급격히 바뀌는 성질을 이용한다. 이를 위하여 Iriscan사의 특허<sup>[5]</sup>는

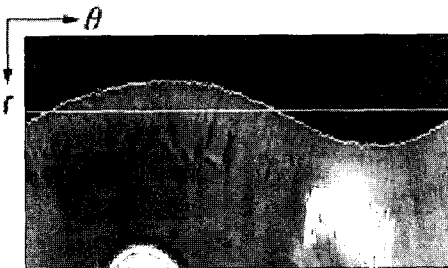
circular edge detector를 사용하고 있으며 대부분의 논문에서는 기하학적<sup>[9-10]</sup>으로 동공의 경계면을 산출한다. 눈의 모습이 비교적 단순하므로 이들 방법들은 얼마나 정확한가 보다는 얼마나 빠른가에 성능이 좌우된다.

본 연구에서도 기하학을 이용하여 동공의 중심과 반경을 계산한다. 만약 동공과 홍채의 경계를 원의 식으로 표현할 수 있다면  $(x-x_0)^2+(y-y_0)^2=R^2$ 이 된다.  $(x_0, y_0)$ 는 임의의 좌표축을 기준으로 한 동공의 중심이다. 이를 극좌표로 표시하면  $(r\cos\theta-x_0)^2+(r\sin\theta-y_0)^2=R^2$ 이 된다.

그림 3 (a)와 (b)는 임의의 원점을 기준으로 홍채영상을 각각 직교좌표 및 극좌표로 나타낸 것이다. 그림 3(b)에서 볼 수 있듯이 동공의 면적과 직사각형의 면적이 같으므로  $r$ 의 평균(직선 모습)은 동공의 반경  $R$ 이 된다. 좌표축의 원점이  $(x_0, y_0)$ 에 접근하게 되면 그림 3(b)의  $r(\theta)$ 은 점차 직선이 되게 된다.



(a) 홍채 영상



(b) 극좌표 변환 영상

그림 3. 홍채영상  
Fig. 3 Iris Image

$r(\theta)$ 이 점차 직선이 되도록 좌표축의 원점을 이동시키면 동공의 중심과 반경을 구할 수 있다. 그러나 실제 홍채영상에는 반사된 주변 영상이 동공에 나타나며 홍채부분에 검은 무늬가 포함되기도 하기 때문에 이를 고려하여  $r(\theta)$ 을 구해야 한다. 계산 속도를 높이려면 계산에 이용하는 pixel 수를 최소화하여야 한다.

동공과 홍채의 경계를 edge라 하자.  $f(x, y)$ 와  $f(r, \theta)$ 를 각각 직교좌표계와 극좌표계로 표현한 영상 값이라 하자. 동공의 중심 및 반경을 계산하는 알고리즘은 대략 다음과 같다. 우선 식 (1)을 이용하여  $\theta$ 별 화소의 평균값 구하고 원점을 기준으로 이 값보다 어두운 경우를 edge 검색 대상으로 한다. 가장 검은 부분은 동공이 아니라 홍채에서 발견되는 것을 고려하여 식 (2)와 (3)과 같이 두단계에 걸쳐 색이 급격히 변동하는 부분을 동공 외곽 edge로 결정한다. 식 (2)는 원점으로부터 바깥쪽으로  $f(r, \theta)$ 가 처음으로  $f_{avg}$ 보다 작아질 때까지 반복한다.

$$f_{avg}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{r=0}^{N-1} f(r, \theta) \quad (1)$$

$$e_{bound}(\theta) = \text{MAX} \{f(r, \theta) - f(r-1, \theta)\} \quad (2)$$

$$e_{edge}(\theta) = \text{MAX} \{f(r, \theta) - f(r-1, \theta)\}$$

$$\text{단, } 1 < r(\theta) < e_{bound}(\theta) \quad (3)$$

$e_{edge}$ 는 그림 4와 같이  $X_1, X_2, Y_1, Y_2$ 의 네 영역에서만 구한다. 다음 식 (4)-(6)을 이용하여 동공의 중심과 반지름을 계산할 수 있다.

$$R = \frac{1}{4M} \sum e_{edge}(\theta) \quad (4)$$

$$x_0 = \frac{(X_1 - X_2)}{2} \quad (5)$$

$$y_0 = \frac{(Y_1 - Y_2)}{2} \quad (6)$$

$$\text{단, } X_1 = \frac{1}{M} \sum_{0^\circ \leq \theta < 90^\circ} \sum_{\text{pixel}} e_{edge}(\theta),$$

$$X_2 = \frac{1}{M} \sum_{90^\circ \leq \theta < 180^\circ} \sum_{\text{pixel}} e_{edge}(\theta)$$

$$Y_1 = \frac{1}{M} \sum_{90^\circ \text{ 주변 } M \times \text{pixel}} e_{edge}(\theta),$$

$$Y_2 = \frac{1}{M} \sum_{270^\circ \text{ 주변 } M \times \text{pixel}} e_{edge}(\theta)$$

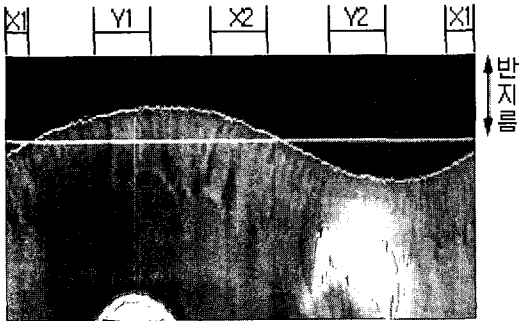


그림 4.  $e_{edge}$ 의 계산 영역 X1, X2, Y1, Y2

Fig. 4 Computation Area X1, X2, Y1, Y2 for  $e_{edge}$

만약 동공의 중심에서 극좌표 변환 이미지를 생성했다면  $X_1 = X_2$ ,  $Y_1 = Y_2$ 가 된다. 그림 5는 동공의 중심을 구한 후 이를 중심으로 홍채 영상을 극좌표로 표시한 것이다.

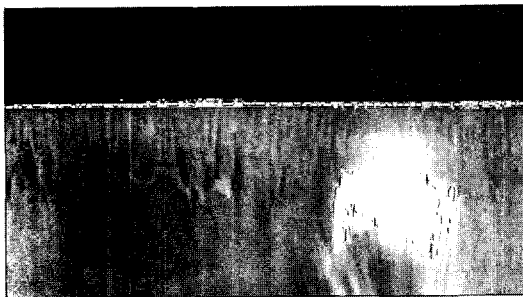


그림 5. 극좌표로 표시한 홍채 영상

Fig. 5 Iris Image with Respect to the Polar Coordinate System

**(2) 불필요한 영역 삭제**

인식에 있어 불확실성이 높은 정보는 처음부터 제외시키는 것이 오인식률을 낮출 수 있다. 아무리 좋은 영상이라도 주변과 광원의 영상이 맺히는 것을 볼 수 있다. 그림 3을 보면 눈썹의 상이 맺힌 것을 볼 수 있

다. 본 연구에서는 통계적인 방법을 이용하여 불확실성이 높은 영상 영역, 즉 편차가 매우 낮은 영역은 인식을 위한 비교대상영역에서 제외시킨다. 조명 등의 영향으로 왜곡된 부분은 홍채 영역에 비하여 매우 낮은 산포도를 갖고 있다. 우선  $r$  방향으로 16X16 window  $W$ 를 8 pixel씩 이동해 가면서 식 (7), (8)을 이용하여 평균편차가 가장 적은 영역을 찾아 조명 영역 및 기타 불필요한 부분(눈썹, 배경)을 삭제한다.

$$W_{avg} = \frac{1}{256} \sum_{(r, \theta) \in W} f(r, \theta) \tag{7}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{256} \sum_{(r, \theta) \in W} |f(r, \theta) - W_{avg}|^2 \tag{8}$$

$r$  방향으로 편차가 가장 작은 부분을 찾으면 다음  $\theta$  방향으로 8 pixel을 이동시켜 위 과정을 수행한다.

**(3) 웨이블릿 변환을 이용한 특징 추출**

홍채 영상이 구해지면 웨이블릿 변환을 통해 대역별 특징을 추출한다. 웨이블릿은 연속 신호와 이산 신호의 경우에 모두 적용될 수 있으며 다양한 분야에서 그 응용 가능성을 인정받고 있다. 웨이블릿 변환은 특별히 비정상(nonstationary) 신호의 분석에 유리한 특징을 가지고 있어 고전적인 STFT(short time fourier transform)을 대체할 새로운 대안으로 대두되고 있다. 웨이블릿 변환은 입력 신호를 특정한 기저 함수의 집합으로 분리하는 과정으로도 이해될 수 있다. 웨이블릿 변환에 사용되는 기저 함수의 집합은 하나의 기본 웨이블릿 기저 함수에 대한 시간축 방향으로의 확대 및 축소 그리고 평행 이동을 통해 얻어진다. 기본 웨이블릿 기저 함수는 특별한 형태의 band pass 필터로 생각할 수 있으며, 웨이블릿 변환의 상대 대역폭 불변성은 기본 웨이블릿 기저에 대한 시간축 방향 축소 및 확대에 의해 충족되어진다. 이러한 웨이블릿 변환의 특성을 이용하여 단계별로 코드를 작성한다면 이를 이용한 인식도 단계적으로 수행할 수 있다.

홍채 패턴의 특징상 2차원 웨이블릿 변환을 수행할 경우 오히려 홍채 특징점들이 많이 사라지는 경우도

발생하므로 본 논문에서는 X축으로만 웨이블릿 변환을 수행한다. 웨이블릿 변환의 결과는 2진 영상으로 바꾸어 신경망의 입력으로 사용한다. CPN을 대상으로 특징점들을 입력 벡터로 사용하여 실험한 결과 세 번째 레벨의 웨이블릿 변환의 결과를 사용할 경우 가장 좋은 결과를 낼 수 있었다.

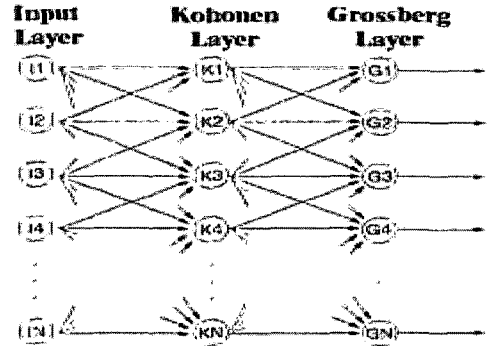
### III. CPN 신경망

본 논문에서는 CPN을 수정한 새로운 신경망을 소개한다. CPN, SOM, HAM, ARTI 등 여러 종류의 신경망을 적용한 실험을 거쳐 가장 좋은 결과를 나타내는 CPN을 토대로 하여 이를 수정하였다.

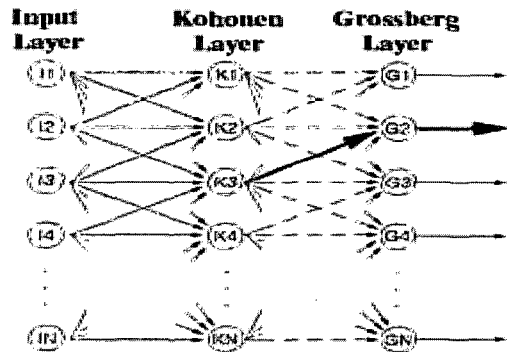
#### 3.1 일반적인 CPN (Counter Propagation Network)

CPN은 SOM과 아주 비슷한 구조를 가진 신경망이다. SOM은 1개의 Kohonen 층으로 구성된 네트워크로 경쟁층에서 입력패턴과 가장 유사한 뉴런 1개와 주변 뉴런의 weight를 변화시키는 방법으로 학습을 진행하는 교수자가 필요 없는 신경망이다. 이에 반해 CPN은 Kohonen 층과 Grossberg층의 결합으로 이루어져 있으며 Grossberg층 학습시 교수자가 필요하다. CPN은 Kohonen 층에서 자율적으로 생성된 구조를 Grossberg층에서 교수자 의도대로 출력을 조절할 수 있는 강점을 갖고 있다. CPN은 Kohonen층의 학습에서 오직 승자뉴런 1개의 weight만을 조정하는 것 이외에는 SOM과 같은 방식으로 학습을 진행한다. 일반적인 신경망은 입력에 대해 하나의 출력만을 내는데 반해 CPN은 입력에 대해 필요한 출력을 교수자가 임의로 조절할 수 있고 출력의 종류도 임의로 조절할 수 있다.

CPN 구조는 그림 6과 같이 3개의 layer로 구성된다. 일반적인 CPN은 Kohonen 층이 winner-for-all 구조이기 때문에 여러 Kohonen 뉴런중 입력과 가장 근사한 하나만이 출력 1을, 나머지는 0을 출력한다.



(a) CPN 구조

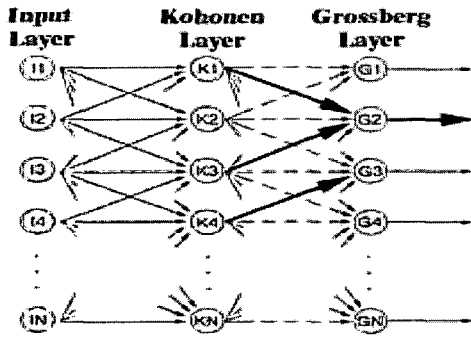


(b) CPN 출력 구조

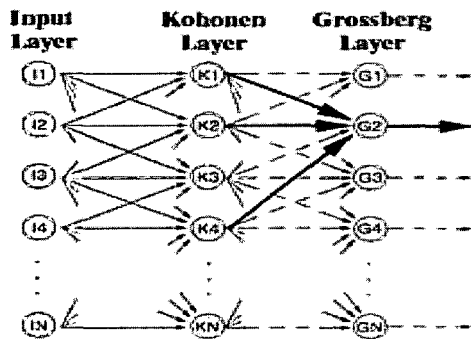
그림 6. CPN 구조  
Fig. 6 Structure of a CPN

#### 3.2 CPN의 수정

홍채 패턴은 부분적으로는 사람에 따라 매우 유사한 모습을 갖고 있다. 실험을 통해 홍채 패턴이 서로 비슷한 경우 승자가 모든 것을 갖는 일반적인 CPN 구조를 사용할 경우 오인식률이 높아지는 것을 확인할 수 있었다. 본 논문에서는 전통적인 CPN의 출력 방식과는 달리 그림 7과 같이 Kohonen 층의 출력중에서 가장 근사한 3개의 뉴런을 선정하여 1을 출력시키고 Grossberg 층은 Kohonen 층의 출력을 이용하여 Grossberg 층의 뉴런의 값이 2 이상일 경우 1을 출력하는 수정된 CPN 구조를 사용한다.



(a) 경우 1



(b) 경우 2

그림 7. 수정된 CPN 출력구조  
Fig. 7 Modified CPN

#### IV. 실험

실험을 위하여 512×512 흑백 영상을 대상으로 동공의 위치와 반지름을 구하고 식 (7)과 (8)을 이용하여 불필요한 영역을 제거하였다. 실험 결과 본 논문에서 제시하는 알고리즘은 iteration 당 0.08초로 최대 4회, 최소 2회, 평균 2.75회 0.22초안에 홍채의 위치와 동공의 지름을 2 화소 이내의 오차로 계산하는 것을 볼 수 있다. 그림 8은 불확실성이 높은 영역을 제거한 인식에 사용하고자하는 영상의 모습을 보여준다. 실험 결과 불필요한 영역 삭제에 평균 0.11초가 소요된다.



그림 8. 불필요한 영역이 제거된 홍채 영상(극좌표 표시)  
Fig. 8 Iris Image (Contaminated Regions are removed)

불필요한 영역이 삭제된 영상을 대상으로 웨이블릿을 이용하여 여러 해상도에서 특징이 될만한 것을 추출하여 인식률이 가장 높은 해상도 및 특징을 찾아보았다. 실험 결과 Daubechie의 웨이블릿이 가장 좋은 결과를 나타내었기에 본 논문에서는 Daubechie 웨이블릿을 사용한 결과를 가지고 인식률의 변화를 보기로 한다. 홍채 특징점들의 특성을 강조하기 위하여 웨이블릿 변환은 X축으로만 변환을 수행한다. 세 번째 레벨 웨이블릿 변환의 결과는 신경망의 입력으로 사용한다. 그림 9는 X축 방향으로 수행한 웨이블릿 변환의 3번째 레벨 영상 패턴을 보여준다.

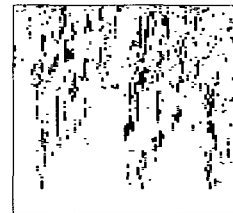


그림 9. 세 번째 X축 웨이블릿 변환 후 특징 패턴 영상  
Fig. 9 Result of X-directional Third Wavelet Transformation

패턴은 웨이블릿 계수가 특정 threshold 값을 상회하는 화소를 1로 설정한 것이다. 노이즈에 대한 영향을 최소화하기 위하여 식 (9)와 (10)과 같이 일정 영역에 대한 웨이블릿 계수의 평균을 구해 사용한다.

$$W_a = \frac{1}{E-S} \sum_{\theta=S}^E W_b(r, \theta) \quad (9)$$

$$P(r, \theta) = 1 \text{ if } (W_b(r, \theta) > \sqrt{3}) \quad (10)$$

실험 결과 Daubechie 웨이블릿을 사용할 경우  $\sqrt{3}$ 을 threshold 값으로 사용할 경우 가장 좋은 인식률을 볼 수 있었다.

홍채 패턴 영상이 구해지면 신경망을 이용하여 인식한다. 본 논문에서는 전통적인 CPN 구조와 수정된 CPN 구조에 대한 결과를 제시한다. 20명을 대상으로 하여 각 10장씩 획득한 패턴을 이용하여 실험하였다. 15명의 영상은 각 3가지씩 선택하여 학습을 시키며 나머지 5명의 영상은 학습치 않고 전체 200개의 영상에 대한 인식 실험을 하였다. 웨이블릿 변환으로 구한 패턴 영상은 90x200으로 구성되나 실험을 위해 90x110 정도의 영상을 입력한다.

우선 전통적인 CPN 구조에 대한 실험 결과를 알아보자. 이 구조는 Kohonen 층의 출력이 오직 하나만 1 값을 출력하는 구조로서 Grossberg층에서 최종 결과를 출력한다. 패턴 추출은 1/3 씩 구역을 나누어 평균값을 구하고 threshold 값을 1.0, 1.414, 1.732로 바꾸어 가며 추출하였다. 신경망을 이용한 인식에서 학습계수가 중요한 역할을 하지만 홍채 패턴의 경우 학습계수가 인식률을 많이 변화시키지는 못하였기에 threshold 값과 Kohonen층 뉴런의 개수 만을 바꾸어 가면서 실험을 진행하였다. Kohonen 학습 계수는 0.460을 사용하였고, 100번씩 학습을 수행하였다. 그림 10-15는 실험 결과들이다. 그림의 가로축은 Kohonen 층 뉴런의 수, 세로축은 %를 나타낸다. 그림에서 recognirion은 올바르게 인식한 결과를 나타내며 substitution과 regection은 각각 타인으로 잘못 인식하는 비율과 오거부율을 나타낸다.

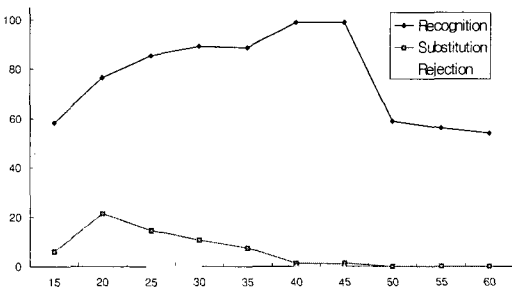


그림 10. 학습한 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.0)  
Fig. 10 Results for Learned Patterns (threshold 1.0)

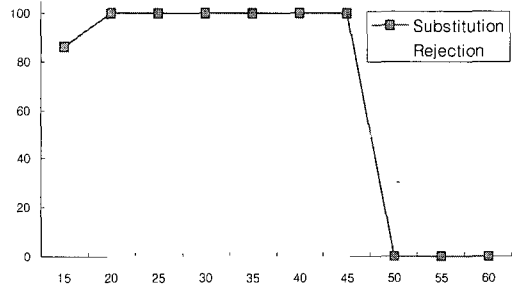


그림 11. 학습하지 않은 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.0)  
Fig. 11 Results for Unlearned Patterns (threshold 1.0)

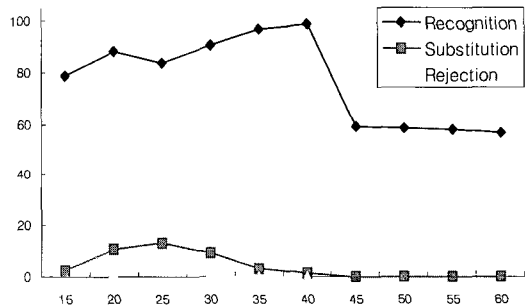


그림 12. 학습한 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.414)  
Fig. 12 Results for Learned Patterns (threshold 1.414)

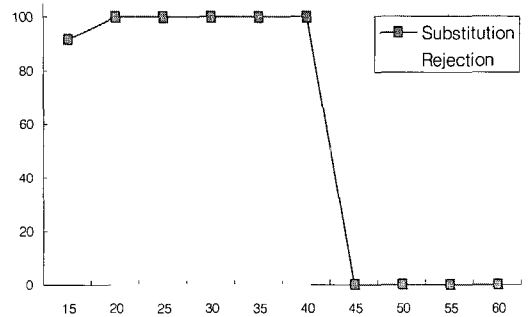


그림 13. 학습하지 않은 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.414)  
Fig. 13 Results for Unlearned Patterns (threshold 1.414)



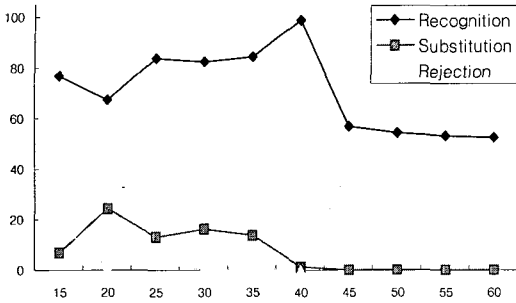


그림 14. 학습한 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.732)  
 Fig. 14 Results for Learned Patterns (threshold 1.732)

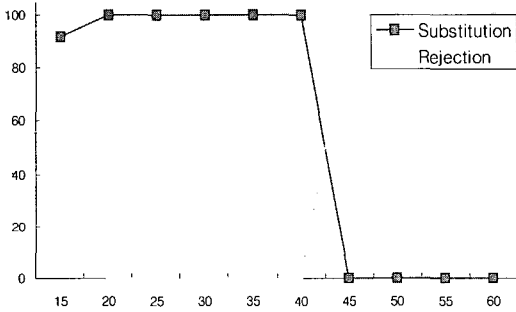


그림 15. 학습하지 않은 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.732)  
 Fig. 15 Results for Unlearned Patterns (threshold 1.732)

실험결과를 보면 인식 결과는 threshold 값 보다는 Kohonen층 뉴런의 수에 좌우됨을 볼 수 있다. Kohonen층 뉴런의 수가 45개를 넘으면 대체로 좋은 결과가 나타난다. 그러나 가장 좋은 경우에도 인식률은 60%정도로 별로 좋은 결과를 얻을 수가 없다. 결과가 만족스럽지 못한 이유는 Kohonen 층의 출력구조가 입력 패턴에 대해 가장 비슷한 뉴런이 승자가 되어 출력을 내보내는 데에 있다. 입력된 패턴에 대해 비슷한 패턴이 존재할 경우, 잘못된 승자가 결과를 독점할 때에는 인식률이 낮아지게 된다.

CPN 구조를 약간 바꾸어 threshold를 할 수 있는 CPN을 만들어 보자. 전통적인 CPN의 구조를 약간 바꾸어 Kohonen의 출력을 3개를 낼 수 있게 바꾸고, Grossberg 층의 출력에서 출력값을 threshold 하기로 하였다. threshold 설정은 Grossberg의 출력이 2보다 클 때로 정하였다. 앞에서와 마찬가지로 15명에 대하여 각각 패턴을 3장씩 입력하여 학습을 하였다. 같은 사람이라도 흥채는 계속적으로 변하기 때문에 다른 모양을 갖게된다. 그림 16-21은 Kohonen층의 뉴런 수를 민감한 45개부터 1개씩 증가해가면서 실험한 인식 결과이다.

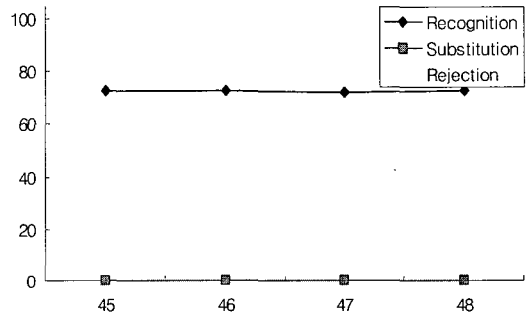


그림 16. 학습한 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.0)  
 Fig. 16 Results for Learned Patterns (threshold 1.0)

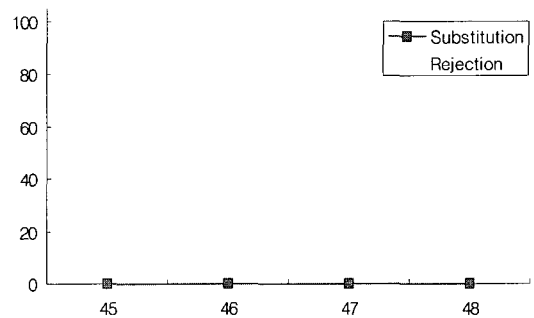


그림 17. 학습하지 않은 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.0)  
 Fig. 17 Results for Unlearned Patterns (threshold 1.0)

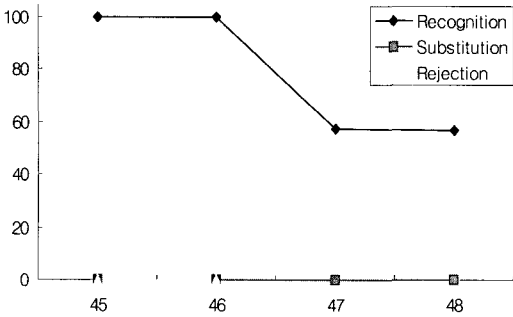


그림 18. 학습한 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.414)  
Fig. 18 Results for Learned Patterns (threshold 1.414)

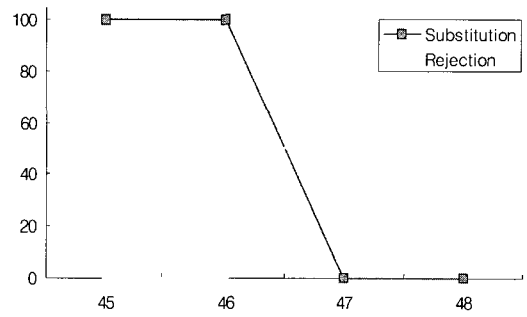


그림 21. 학습하지 않은 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.732)  
Fig. 21 Results for Unlearned Patterns (threshold 1.732)

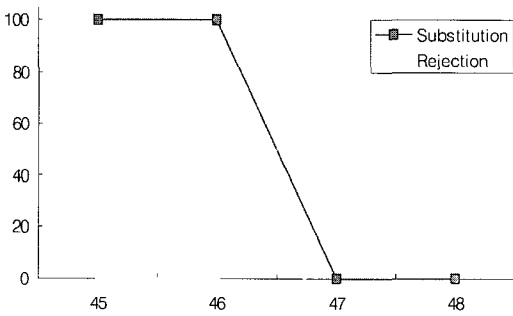


그림 19. 학습하지 않은 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.414)  
Fig. 19 Results for Unlearned Patterns (threshold 1.414)

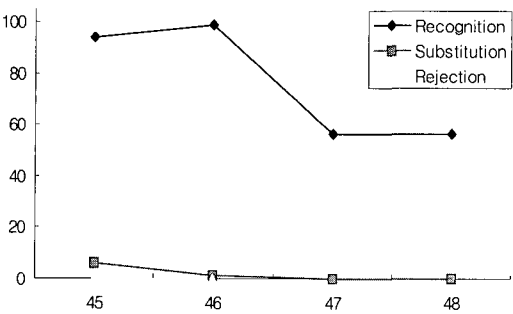


그림 20. 학습한 패턴에 대한 인식 결과 (threshold 1.732)  
Fig. 20 Results for Learned Patterns (threshold 1.732)

실험 결과를 보면 뉴런의 수가 45, 46개 일 경우 학습된 패턴에 대해서는 인식률이 98% 이상을 보여주나 학습하지 않은 패턴을 오인식(substitution)하는률이 높음을 볼 수 있다. 뉴런의 수가 47개를 넘어서면 학습된 패턴의 인식 거부율이 높아지는 반면 학습하지 않은 패턴은 거의 완벽하게 인식 거부를 하는 것을 볼 수 있다. 홍채 영상은 동일인이라 할지라도 계속적으로 변하고 있다. 학습된 패턴의 경우 인식 거부 발생하면 재 인식 시도를 통하여 인식이 가능할 것이다.

## V. 결 론

홍채 인식은 조명부 설계, 영상 처리, 패턴 인식 등 다양한 이론과 응용분야 기술을 필요로 한다. 눈을 이용한 인식기술은 지문인식에 비하여 아직 초기단계에 있다. 선진각국에서는 홍채인식과 관련된 국제규격을 준비중에 있는 바, 홍채인식과 관련된 요소기술의 확보는 시급하다고 할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 특정 부위 조명 방법을 제시하고 웨이브렛을 이용한 특징 추출방법과 이를 이용한 CPN 신경망 알고리즘을 제시하였다. 주변 환경 특히 광원 영상이 홍채 표면에 맺히는 것을 최소화하는 조명부 설계방법과 동공의 중심을 구하고 실시간으로 홍채영상을 구하는 알고리즘은 이 외에도 머신 비전에서 자

주 볼 수 있는 원형 물체의 인식에도 활용이 가능하다. 홍채 영상이 구해지면 특이 성질들을 추출하게 된다. 특이 성질들은 웨이블릿 변환을 이용하여 구한다. 영상에서 대역별 공간별 특징이 추출되면 홍채 코드가 만들어진다. 만들어진 코드는 수정된 CPN 신경망에 입력되어 신원을 확인하게 된다. 웨이블릿 변환의 특성을 이용하여 대역별로 코드를 작성한다면 이를 이용한 인식도 저주파 대역에서 고주파 대역의 방향으로 계층적으로 수행할 수 있다. 이는 인식 시간을 최대한 단축할 수 있게 할 것이다.

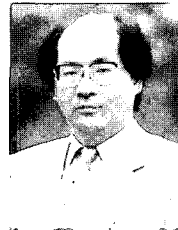
(본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R05-2001-000-00926-0)지원으로 수행되었음.)

### 참 고 문 헌

- [1] Hill, Robert B., *Apparatus and method for identifying individuals through their retinal vasculature patterns*, U.S. Patent No 4109237, 1978.
- [2] Leonard, Safir, Aran, *Iris recognition system*, U.S. Patent No 4641349, 1987.
- [3] Anderson, Charles H., Carlson, Curtis R., *Image-data reduction technique*, U.S. Patent No. 4692806, 1987.
- [4] Tomono, Akira, et al., *Eye tracking image pickup apparatus for separating noise from feature portions*, U.S. Patent No. 5016282, 1991.
- [5] Daugman, John G., *Biometric personal identification system based on iris analysis*, U.S. Patent No. 5291560, 1994.
- [6] Wildes, Richard P., et al., *Automated, non-invasive iris recognition system and method*, U.S. Patent No. 5572596, 1996.
- [7] Salganicoff, Marcos, et al., *Method and apparatus for illuminating and imaging eyes through eyeglasses using multiple sources of illumination*, U.S. Patent No. 6055322, 2000.
- [8] Rozmus, Michael, J., et al., *Method and apparatus for illuminating and imaging eyes through eyeglasses*, U.S. Patent No. 6069967, 2000.
- [9] 조성원, 성혁인, 이필주, 임철수, "Gabor 변환과 신경회로망을 이용한 홍채인식 Human Iris Recognition Using Gabor Transform and Neural Network", 한국퍼지 및 지능시스템학회 '97 추계 학술대회 학술발표논문집, pp.397-401, 1997.
- [10] 이상기, 김상연, 윤정모, "홍채인식시스템의 검색 시간 단축에 관한 연구", 99 춘계 학술발표논문집, 한국정보처리학회, pp.215-218, 1999.
- [11] 조성원, "웨이블릿 변환과 LVQ를 이용한 홍채인식 시스템" 전자공학회 논문집, Vol. 49D, No. 7, pp.389-397, 2000년 7월.
- [12] Johnson R.A. and Wichern D.W., *Applied Multivariate Statistical Analysis 3rd edition*, Prentice-Hall. 1992.
- [13] Ripley B.D., *Pattern Recognition and Neural Networks*, CAMBRIDGE University Press. 1996.
- [14] S-plus User's manual, MathSoft.
- [15] Wayman J.L., *A Scientific approach to evaluating Biometric Systems using a mathematical methodology*, <http://www.engresearch.org/biometrics>.

### 저 자 소 개

#### 梁 雨 錫 (正會員)



1979년 서울대학교 전기공학과 졸업.  
1990년 미국 North Carolina State Univ. 전기 및 컴퓨터공학과 졸업 (공학박사) 1978년 - 1884년 (주)대우. 1990년 - 1991년 LG전자 생산기술연구원 책임연구원(부장) 현재 홍익대학교 전전컴공학부 부교수  
주관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전, FA

#### 洪 鎮 一 (學生會員)



2000년 홍익대학교 전자전기컴퓨터 공학부 공학사  
2000년 ~ 현재 홍익대학교 전기공학과 석사과정  
주관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전