

## Human Iris Recognition System using Wavelet Transform and LVQ

李寬容\* · 林信榮\*\* · 趙成元\*\*\*  
(Kwan-yong Lee · Shin-young Lim · Seong-won Cho)

**Abstract** - The popular methods to check the identity of individuals include passwords and ID cards. These conventional methods for user identification and authentication are not altogether reliable because they can be stolen and forgotten. As an alternative of the existing methods, biometric technology has been paid much attention for the last few decades. In this paper, we propose an efficient system for recognizing the identity of a living person by analyzing iris patterns which have a high level of stability and distinctiveness than other biometric measurements. The proposed system is based on wavelet transform and a competitive neural network with the improved mechanisms. After preprocessing the iris data acquired through a CCD camera, feature vectors are extracted by using Haar wavelet transform. LVQ(Learning Vector Quantization) is exploited to classify these feature vectors. We improve the overall performance of the proposed system by optimizing the size of feature vectors and by introducing an efficient initialization of the weight vectors and a new method for determining the winner in order to increase the recognition accuracy of LVQ. From the experiments, we confirmed that the proposed system has a great potential of being applied to real applications in an efficient and effective way.

**Key Words** : 홍채인식, 웨이브렛 변환, 특징벡터 최적화, LVQ 가중치 초기화, 승자선택

### 1. 서 론

일반적으로 현금자동인출기 및 컴퓨터 시스템 등에서 사용되는 패스워드는 사용자의 신원을 쉽게 확인할 수 있기 때문에 현재 가장 보편적으로 사용되는 신원확인 방법이다. 그러나, 이러한 사용의 편리성에도 불구하고, 패스워드는 사용자가 망각할 수 있거나 남에 의해 악의적으로 도용될 수 있는 등의 위험성을 내포하고 있기 때문에, 사용자의 각별한 주의가 항상 요구되는 불편함도 존재한다. 따라서, 이러한 위험성을 없애고 보다 안전하고 정확하게 개인의 신원을 확인할 수 있는 방법의 필요성이 대두되었다.

사람은 개개인이 다른 사람과는 전적으로 구분되는 생리학·생물학적인 특징을 가지고 있다. 유전자 형질, 지문, 목소리, 정맥, 얼굴의 생김새, 눈동자의 홍채 등이 그러한 특징들이며, 이러한 특징의 안정성과 고유성을 이용하여 자동으로 사람의 신원을 인식하는 시스템은 높은 신뢰성에 대한 관심으로 인해 오랜 기간 많은 연구가 진행되어 왔다. 이러한 연구는 생체계측학(biometrics)이라는 새로운 분야를 형성하며 다양한 분야에의 활용가능성으로 인해 지속적으로

발전하여 왔다.

신뢰성 있는 온라인 신원확인 시스템은 현금인출카드의 비밀번호 대체 효과와 빌딩의 출입자 관리 시스템에 이용되는 것 이외에도 은행의 금고와 같은 고도의 보안이 요구되는 경우, 회사나 공항의 보안시스템, 미래의 인간과 기계사이의 인터페이스 등 일반적인 분야로 폭 넓게 활용되는 추세이며, 이에 따라 보다 적용이 용이하면서 비용이 적게 들고, 더욱 높은 신뢰도를 갖게 하려는 많은 연구가 이루어지고 있다.

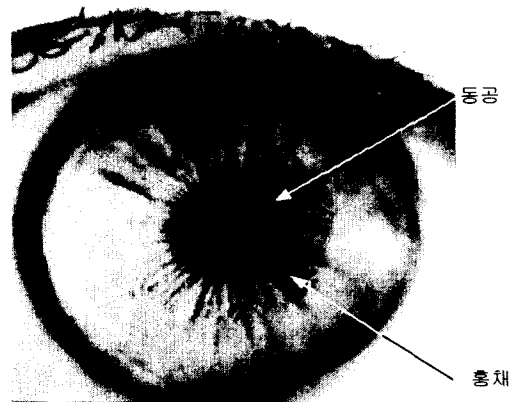


그림 1 동공과 홍채 영상의 예  
Fig. 1 An example of human eye

\* 非 會 員 : 韓國電子通信研究院 前任研究員 · 工博  
\*\* 非 會 員 : 韓國電子通信研究院 前任研究員  
\*\*\* 正 會 員 : 弘益大 工大 電氣電子工學部 教授 · 工博  
接受日字 : 2000年 6月 8日  
最終完了 : 2000年 6月 21日

홍채(Iris)는 눈의 동공과 흰 부위 사이에 존재하는 영역으로, 이 홍채에 생겨있는 긴 띠 모양의 망(빛살무늬의 인대), 코라지를 한 듯한 붉은 색의 섬유질, 속눈썹 모양의 돌기, 구불구불한 혈관계, 링 모양의 원, 동공을 둘러싸는 코로나 모양의 인대, 홍채 고유의 색, 얼룩점 등이 각 사람마다 다른 특성을 지닌다(그림 1 참조). 이러한 홍채의 특징은 안과 학자들로부터 눈의 지문이라 불리며, 1961년에 학계에 처음 보고되었다[1]. 홍채는 생후 2~3년 안에 고유한 모양을 형성한 후, 외부환경의 변화에 거의 영향을 받지 않고 영구적으로 지속하기 때문에 개인의 신원확인을 위한 중요한 생물학적인 특징으로 최근 많은 관심의 대상이 되고 있다[2-8]. 홍채 인식이란 개인마다 각기 다른 홍채 패턴을 분석하고, 그 정보를 바탕으로 개인의 신원을 인식하는 기술이라고 할 수 있다.

지문인식 시스템에 비하여, 홍채인식 시스템은 신체적인 접촉이 없이 안구로부터 일정거리이상 떨어진 곳에서도 데이터의 획득이 가능하여 홍채인식 대상자들로 하여금 사용에 대한 거부감을 줄일 수 있다. 또한, 생후 어느 정도의 기간이 흐른 뒤에는 홍채의 특징이 일생동안 변하지 않아, 지문인식에서 손끝 피부의 갈라짐 따위로 인한 지문 훼손, 화자인식에서 화자의 연령에 따른 목소리의 변형, 얼굴인식에서 노화에 따른 얼굴의 변형이나 머리카락의 길이 또는 표정의 변화 등으로 인한 문제가 없다는 장점이 있다. 그러나, 어느 정도 떨어진 거리로부터 얻게되는 홍채의 영상은 속눈썹이 동공을 가리거나 눈꺼풀이 홍채의 많은 부분을 덮을 경우, 혹은 지나치게 어둡거나 밝은 조명으로 인한 동공의 확대 또는 축소, 눈동자에 생기는 조명의 반사 영상 등의 영상 획득 순간에 다양한 형태의 문제가 발생할 수 있기 때문에 정교한 처리가 요구된다. 따라서, 신뢰도 높은 홍채인식 시스템을 구축하기 위해서는 이러한 문제들을 해결할 수 있는 전처리 기술, 홍채인식에 적합한 효율적인 특징벡터의 선정, 특징벡터의 분류를 효과적으로 수행할 수 있는 분류기 등에 대한 연구가 수행되어야 할 것이다.

본 논문에서는 홍채인식을 위한 특징 추출 방법으로 Haar 웨이블릿 변환을 사용하여 영상 정보의 크기를 줄여 나감으로써 효율적으로 특징벡터를 추출하고, LVQ의 분류 성능을 향상시키기 위해서 가중치의 초기화 방법과 승자 결정 방법을 새롭게 제안한다. 실험을 통해, 본 시스템에서 사용한 방법들이 실제적인 문제에 효과적으로 적용될 수 있음을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 홍채인식과 관련한 기존의 대표적인 연구들의 방법과 결과들을 살펴보고, 3장에서는 효율적인 홍채인식 시스템을 위해 본 논문에서 제안한 방법들에 대해서 설명한다. 그리고 4장에서는 실험 결과를 살펴보고, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 기존 관련 연구

홍채인식과 관련된 기존의 대표적인 연구 사례들을 영상 획득, 전처리, 특징추출, 인식 및 검증 단계별로 구분하여 기본적인 구성 및 방법들을 간단히 살펴본다[3-7].

우선 홍채 영상을 획득하는 장치에 대해서 살펴본다. 영상 획득을 위한 기본 장치는 CCD 카메라, 렌즈 그리고 프레임 그래버 보드로 구성된다[4,6]. 홍채 패턴을 보다 명확히

획득하기 위해서는 별도의 조명 장치가 필요하며, [4]의 경우에는 28와트 텅스텐 할로겐 조명을 렌즈로부터 14인치 떨어진 거리에 설치하였으며, 분광기(beam splitter)와 함께 설치된 LCD를 통해 사용자가 눈을 적당히 위치시키는데 도움을 주어 영상획득을 용이하게 하였다. 또한, 편광기를 이용하여 영상획득 장치를 구성하기도 하였다[6].

영상이 획득되면 특징 추출을 하기 위한 전처리 과정을 거치게 되는데, 우선 동공의 정확한 위치를 찾고 이를 기준으로 처리대상이 되는 홍채영역만을 추출한다. 그리고, 처리가 용이하도록 동공의 중심으로부터의 거리인 반지름과 각도로 표현되는 극좌표 방식으로 추출된 홍채영역을 변환한다. 이렇게 변환된 홍채영역 중에서 조명에 의한 반사광이 생기는 동공 아랫부분 45도 영역은 실제적인 처리에서 제외하였다[3,6].

특징을 추출하기 위해 극좌표계로 변환된 홍채 영상에 대해 2D 가버 변환을 수행한다. 영상 신호를 가버 변환하게 되면 각각에 대해 실수값과 허수값이 얻어지게 되는데, 이에 대해 경계값(0)을 적용하여 총 256 바이트의 홍채 코드를 얻는다[3].

인식 및 검증 과정에서는 해밍 거리를 계산하여 특징분류가 이루어진다. 이는 홍채 코드를 각 차원별로 일대일 대응한 결과에 대해 일치와 불일치를 판별하여 총 벡터에 대해 계산한 결과로 표현하게 된다. 이에 대해서 허가자와 그 외의 사용자를 구분하는 기준값을 적용하여 검증한다. 기준값에 대해 잘못된 허가(False Accept)와 잘못된 거절(False Reject)에 대한 확률을 조사하여 가장 최적의 값을 선택했을 때, 각각의 확률은 1/151,000과 1/128,000이다[3,4].

이러한 전반적인 인식과정을 수행하는데 소요되는 시간은 프로세서의 속도와 동작 모드 등에 의해 달라질 수 있는데, [7]의 시스템의 경우에는 인식에 2초, 등록에 30초 가량의 시간이 소요된다.

## 3. 홍채인식 시스템

본 논문에서 제안하는 홍채인식 시스템(그림 2 참조)의 단계별 처리 과정의 주요 특징은 다음과 같다.

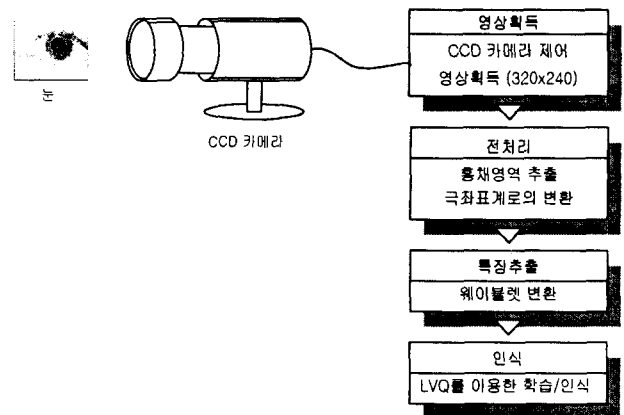


그림 2 홍채인식 시스템의 처리 흐름도  
Fig. 2 Processing flow of the proposed system

우선, 주변 조명에 의한 반사광의 영향을 최소화하며 보다 선명한 홍채 영상을 얻기 위해 영상획득 장치를 구성하였다. 전처리 과정에서는 홍채영역을 보다 정확히 추출하기 위해 동공의 중심과 경계를 찾는 개선된 방법을 제시하였다. 극좌표계로 변환된 홍채영역에 대해서 Haar 웨이브렛을 적용한 밴드분할을 통해 영상의 크기를 작게 하여 효율적인 특징을 추출하는 방법을 제안하였다. 또한, LVQ를 이용한 인식 과정에서는 성능 향상을 위해 가중치를 초기화하는 방법과 승자를 선택하는 새로운 방법을 제안하였다.

### 3.1 영상획득

본 시스템에서 사용한 영상획득 장치의 구성은 그림 3과 같다. 흑백 CCD 카메라를 사용하여 획득한 홍채 주름 무늬의 특성 분석을 통해 홍채인식을 수행하기 때문에, 홍채의 색상 정보와 같은 별도의 정보는 사용되지 않았다.

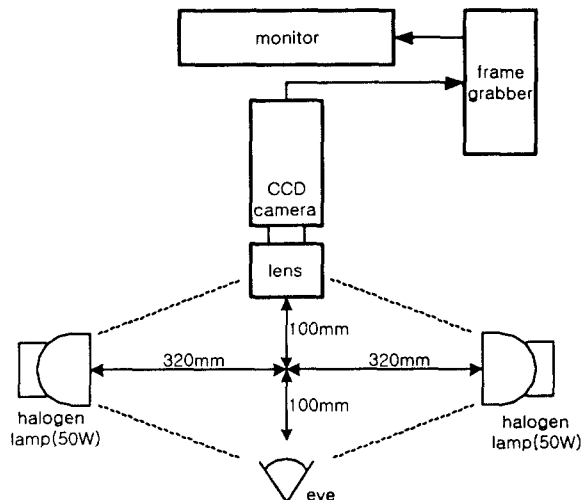


그림 3 영상 획득 장치의 구성  
Fig. 3 Image acquisition device

실내에서 보통의 조명을 가지고 홍채 영상을 획득하는 경우에는 홍채의 영상이 전반적으로 어둡기 때문에 원하는 패턴 정보를 추출하기 힘들다. 따라서 별도의 주변 조명을 사용하게 되는데, 이러한 경우 조명으로 인해 홍채에 생기는 반사광의 영향으로 처리에 어려움을 겪게 된다. 반사광이 홍채의 패턴을 가리는 경우가 많이 발생하기 때문에 이로 인한 정보의 손실과 인식 성능의 저하도 야기된다. 따라서 본 시스템에서 사용한 장치는 이러한 문제로 인한 영향을 최소화하도록 구성되었다. 즉, 선명한 홍채 패턴을 얻기 위해 밝은 조명을 사용하면서, 이로 인해 생기는 반사광의 영향을 줄일 수 있도록 조명을 설치하는 것이다. 조명은 50W 할로겐 램프 2개를 사용하였으며, 이 때 카메라와 눈과의 직선 거리가 약 200mm, 두 개의 램프는 렌즈와 동일한 높이에서, 렌즈와 눈의 연결선의 중앙 부분에서 수직이 되게 양쪽 옆에 위치시켰으며, 렌즈와 눈의 연결선에서 좌우로 각각 320mm 떨어지게 하였다. 이렇게 장치를 구성하면 먼 거리

로 인해 빛이 약해지지만 두 개의 램프를 사용함으로써 밝기의 문제를 해결할 수 있고, 무엇보다도 램프의 반사광이 홍채영역을 벗어나게 되어 보다 용이한 처리가 가능하다는 장점을 가진다.

또한 카메라 뒤에 모니터를 위치시켜 홍채 영상을 획득하는 과정에서 사용자가 본인의 홍채 영상을 볼 수 있도록 하여 눈의 위치 및 거리를 직접 조절할 수 있도록 설치하였다. 프레임 그래버를 통해 320×240 크기의 영상을 획득한 후 전처리 과정을 거치게 된다.

### 3.2 전처리

영상획득 장치를 통해 획득된 영상을 처리하기 위해서는, 우선 홍채영역만을 분리하는 처리가 필요하다. 추출된 홍채 영역의 특성을 잘 표현하고 처리하기 위해서, xy 좌표계가 아닌 동공의 중심으로부터의 거리 r과 각도  $\theta$ 로 표현되는 극좌표계로의 변환을 수행한다. 왜냐하면, 홍채 무늬는 동공을 중심으로 원형을 그리며 형성되어 있기 때문에 홍채영역을 (r,  $\theta$ )의 사각 평면에 펼치면 r과  $\theta$ 값에 따른 홍채 무늬의 변화 특징을 영상신호 분석을 통해 쉽게 추출할 수 있기 때문이다. 조명에 의한 반사광은 홍채 영역을 벗어나서 위치하도록 장치를 구성했기 때문에 이를 제거하는 별도의 과정은 필요하지 않다.

이러한 전처리 과정을 효과적으로 수행하기 위해서, 우선 동공의 중심 좌표를 정확히 찾는 과정이 필요하다. 그림 4는 동공에서 중심을 찾는 과정을 나타내고 있다. 우선 임의의 점 T(x<sub>0</sub>, y<sub>0</sub>)를 동공 내에 위치시킨다. 초기 점T의 좌표로 영상의 중심인 (160, 120)을 설정하여 점 T에서의 영상 정보와 주변의 영상 정보를 비교하여 점 T가 동공 내에 있는지를 확인한다. 동공이 영상의 중앙에 위치하지 않는 경우 점 T를 상하좌우로 이동시키며 지속적인 비교 과정을 통해 동공 내에 위치하는 점 T를 설정한다.

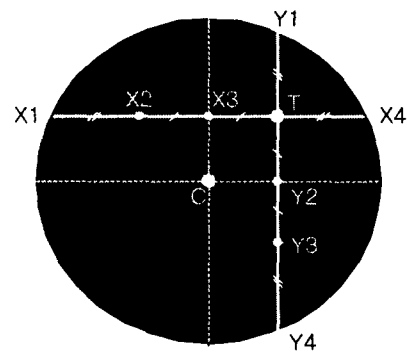


그림 4 동공의 중심 찾기

Fig. 4 Process of finding the center of a pupil

점 T가 결정되면, T의 좌표값을 각각 x와 y 방향으로 증감을 시켜 동공 외곽까지의 거리를 측정한다. I(x,y)는 좌표 (x,y)에서의 영상의 밝기 정보를 나타내는 픽셀값이다.

```

if I( x0 + inc_x , y0 ) < thresholdPupil, inc_x++
if I( x0 - dec_x , y0 ) < thresholdPupil, dec_x++
if I( x0 , y0 + inc_y ) < thresholdPupil, inc_y++
if I( x0 , y0 - dec_y ) < thresholdPupil, dec_y++
    
```

이때 각각의 최종점을 X1, X4, Y1, Y4이라 하면, 선분 X1X4의 x축 중심 좌표의 값인 X3과 선분 Y1Y4의 y축 중심좌표가 되는 Y2를 구할 수 있고, 그러면 동공의 실제 중심의 좌표는 X3의 x 좌표값과 Y2의 y 좌표값이 된다.

이상과 같이 동공의 중심 좌표 (x1, y1)가 결정되면, 동공과 홍채가 접하는 내부 경계(inner boundary)와 눈동자 부분과 눈동자의 바깥 부분의 흰 부분이 접하는 외부 경계(outer boundary)를 구해야만 실제 처리 대상이 되는 홍채 영역만을 추출할 수 있다. 내부경계는 동공의 중심을 결정하는 과정에서 얻은 점(X1, X4, Y1, Y4)을 이용하면 쉽게 계산될 수 있다. 외부 경계의 경우에는 내부 경계의 바깥 부분에서부터 시작하여 해당 좌표의 영상의 밝기 정보 I(x,y)가 임계치보다 작을 때까지 x의 좌표를 증가시킨다. 임계치보다 큰 영상의 밝기 정보를 얻으면, 동공의 중심 좌표에서 해당 좌표까지의 거리가 외부경계의 반지름이 된다.

두 경계 사이에 존재하는 홍채영역을 식(1)과 식(2)를 이용하여 동공의 중심으로부터 거리 r과 중심각  $\theta$  로 표현되는 극좌표계로의 변환을 수행한다[3,6].

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (1)$$

$$x(r, \theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (2)$$

$$y(r, \theta) = (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta)$$

$(x_p(\theta), y_p(\theta))$ : 동공상의 횡축으로부터  $\theta$  만큼 +방향으로 회전된 점의 좌표

$(x_s(\theta), y_s(\theta))$ : 동공상의 횡축으로부터 정해진 특징의 범위만큼 나아간 점의 좌표

그림 5는 홍채영상에 대하여 직각좌표계에서 극좌표계로 변환하는 과정과 처리 결과로서 얻어진 영상을 보여준다. 이때 동공의 크기 변화에 따른 홍채의 특징 변화가 없도록 하기 위하여 내부 경계와 외부 경계 사이를 60개의 간격으로 나누어 정규화 작업을 하였고,  $\theta$  는 0.8도씩 변화시켜 총 450개의 정보를 표현하도록 하였다. 따라서, 최종적으로  $\theta \times r = 450 \times 60$ 의 극좌표로 변환된 홍채 영상을 얻게 된다.

### 3.3 특징추출

지금까지 홍채인식을 위한 특징추출 방법으로는 가버(Gabor) 변환을 이용하는 방법이 많이 연구되어져 왔다 [3,4,6,8]. 최근 신호처리 분야에서 많은 응용되고 있는 웨이

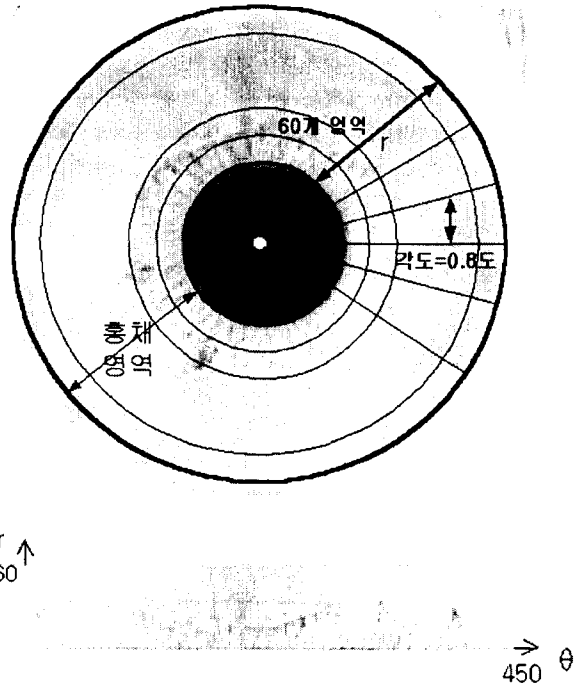


그림 5 극좌표계로의 변환 과정 및 결과  
Fig. 5 Transformation into polar coordination system

브렛 변환을 사용하려는 연구도 시도되고 있다[5]. 본 논문에서도 특징 추출을 위해서 웨이브렛 변환을 이용하며, 특히 다양한 모(mother) 웨이브렛 중에서 Haar 웨이브렛을 사용한다[9]. 이는 그림 6과 같이 형태가 간단하여 계산이 간단하다는 장점을 가지고 있다.

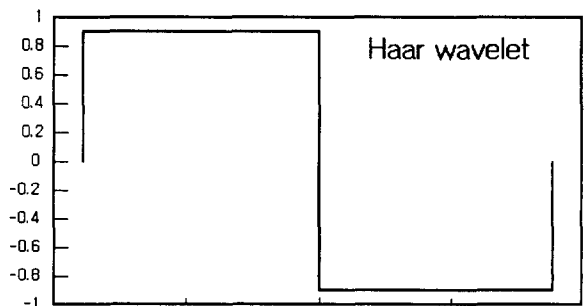


그림 6 Haar 웨이브렛  
Fig. 6 Haar mother wavelet

홍채영상은 일차원 신호가 x와 y축으로 나열되어 있는 2차원 신호로 생각할 수 있다. 이를 분석하기 위해서는 각각 x와 y축 방향으로 LPF(low pass filter)와 HPF(high pass filter)를 통과시키면, 한 영상에 대해서 네 부분의 분할된 성분이 추출된다. 그림 7에서 저주파(low frequency) 성분을 L로 표시하고 고주파(high frequency) 성분을 H로 표시할 때, LL 부분은 x와 y 양방향 모두 LPF 통과시킨 성분이고, HH는 모두 HPF를 통과시킨 성분이라고 것을 의미한다. 이와 같은 신호의 다중 분할을 통해 영상 정보의 크기를 1/4로 줄인 상태에서 원 영상의 정보가 대부분 유지되는 LL 부분

을 얻을 수 있다. LL 부분과 나머지 세 부분의 값을 사용하면 원 영상을 복원할 수 있는 특징이 있다.

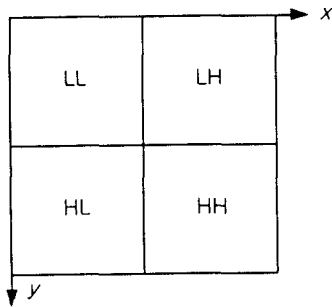


그림 7 2차원 신호의 분할  
Fig. 7 Decomposition of 2-D signal

본 논문에서는, 이러한 밴드 분할 웨이브렛을 이용하여 영상 정보를 분석하고 특징 벡터를 추출하는 방법을 제안한다. 3.2절의 전처리 과정을 거쳐 얻은 450×60의 홍채영상에 대해 웨이브렛 변환을 수행한다. 밴드 분할을 적용하여 HPF를 통과시켜 얻은 HH부분은 해당 영상의 특징값으로 사용되어 질 수 있다. 홍채영상에서 1회 웨이브렛 변환을 수행하게 되면 크기가 1/2로 줄어 든 225×30인 HH 영역의 특징을 얻을 수 있다. 즉, 특징 벡터로는 225×30개의 정보를 사용하게 되는 것이다. 이 정보를 그대로 사용하여도 무관하나, 정보의 크기를 줄이기 위해 신호의 분할 과정을 다시 수행한다. LL부분에 영상의 주요 정보가 포함되어 있기 때문에 해당 부분에 웨이브렛을 반복적으로 적용하면 그림 8에서와 같이 HH2, HH3, HH4와 같이 크기가 줄어든 특징값들을 얻을 수 있다.

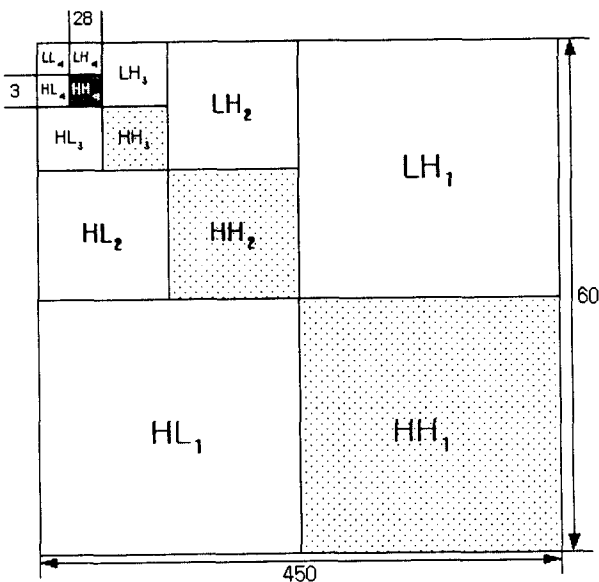


그림 8 밴드 분할 웨이브렛을 통한 특징 추출 과정  
Fig. 8 Diagram of feature extraction process

이와 같은 과정을 반복하면 특징벡터의 크기는 줄어들게

되지만 정보의 손실 또한 생기게 되므로 적절한 반복 횟수를 결정하여 특징벡터의 크기를 구해야 한다.

홍채인식의 경우 적절한 반복 횟수를 결정하기 위해, 각 사용자의 대표 특징벡터로 저장된 참조데이터(reference data)와 주어진 사용자의 홍채영상의 특징벡터와의 비교 과정에서 이러한 특징벡터들을 명확히 구분할 수 있는 경계가 존재하는 지를 알아보았다. 즉, 참조데이터와 주어진 특징벡터와의 일대일 비교를 통해 두 벡터간의 일치 정도를 계산한 후, 이 결과에 따라 각 사용자를 구분할 수 있는 정도까지 신호의 다중 분할을 반복하여 특징벡터를 추출하기로 하였다.

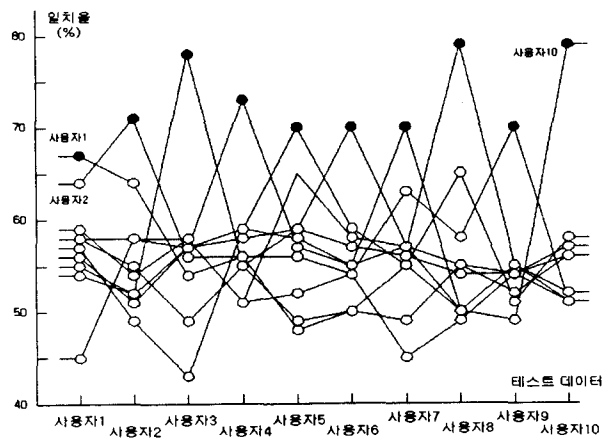


그림 9 4회 분할을 통해 얻은 87차원의 특징벡터를 사용한 결과  
Fig. 9 Separability of 87 dimensional feature vectors

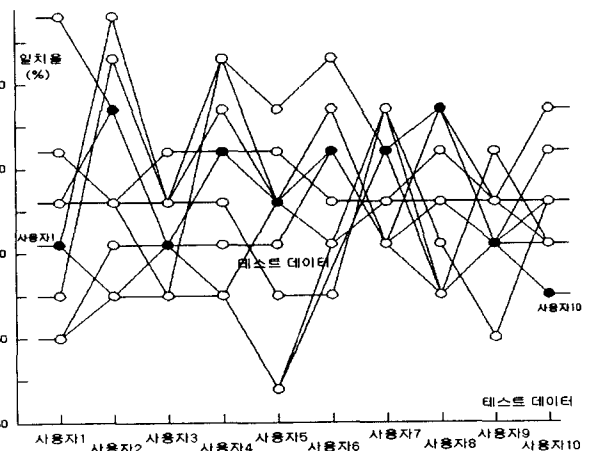


그림 10 5회 신호 분할을 통해 얻은 18차원의 특징벡터를 사용한 결과  
Fig. 10 Separability of 18 dimensional feature vectors

그림 9와 그림 10은 10명에 대해 참조 데이터와 비교 데이터의 특징벡터에 대한 일치율을 나타낸다. 그림 9는 웨이브렛 변환을 4회 실시한 경우이고, 그림 10은 5회 실시한 경우이다. 그림에서 검은 점은 자신의 참조 데이터, 흰 점은 다른 사용자의 참조 데이터와 비교를 한 결과이다. 인식/검

중을 위해서는 자신의 데이터와 다른 사용자의 데이터를 구분 짓는 경계값이 존재해야 한다. 그림 9의 경우에는 약 65% 정도의 일치율을 사용하여 두 데이터를 구분할 수 있는 반면에 그림 10의 경우에는 구분이 불가능하다. 즉, 밴드 분할 웨이브렛을 5회 이상 수행하게 되면 특징벡터를 구성하는 데이터 수가 너무 줄어들게 되어 홍채영상의 특징을 제대로 나타내지 못하게 되고, 따라서 이를 이용한 검증이 불가능한 것을 알 수 있다.

따라서 웨이브렛을 4회 수행하여 얻은 특징인 그림 8의 HH4 영역을 주 특징영역으로 삼아 그 값들을 특징벡터의 구성요소로 취한다. HH4 영역은  $28 \times 3 = 84$ 개의 정보를 담고 있다. 여기에 HH1, HH2, HH3에 대해 각 영역별로 특징 정보를 취하기 위해 각 영역의 평균값을 구해서 1차원씩을 할당하여 총  $84 + 3 = 87$ 차원의 특징벡터를 생성한다.

또한, 실수값으로 표현되는 87차원의 각 값들을 0 또는 1로 양자화하여 특징벡터를 총 87 비트로 구성함으로써, 특징벡터의 저장과 비교 등의 처리가 보다 간단하고 효율적으로 이루어질 수 있도록 하였다.

### 3.4 LVQ를 이용한 인식

#### 3.4.1 가중치 초기화 방법

지금까지 소개된 LVQ 등의 경쟁학습 신경회로망은 오류 역전파 학습 알고리즘에 비해 학습속도가 빠르지만 초기 가중치 벡터에 민감하다는 단점이 있다[13,14]. 즉 학습시간과 인식 성능이 초기 가중치 벡터에 많은 영향을 받는다.

기존에 널리 사용되고 있는 초기 가중치 벡터 선정 방법으로는 학습 패턴의 처음 일정 개수를 초기치로 선정하는 방법과 각 클래스의 중간값을 선정하는 방법, 그리고 각 클래스의 학습 패턴을 비작위적 선정하는 방법 등이 있다. 그 외에 K-means 클러스터링, 변형된 CNN(condensed nearest neighbor) 등이 가중치 벡터를 초기화하는 방법으로 사용되고 있다.

이와 같이 LVQ 학습 알고리즘은 적절한 초기 가중치 벡터의 설정이 인식률이나 학습시간에 큰 영향을 준다. 그러나 초기 가중치 벡터 선정방법에 의한 초기 가중치 벡터의 분포는 학습분포와 크게 달라지지 않는다. 이것은 벡터 양자화의 목적으로는 바람직한 것이지만 nearest neighbor 방식에 근거한 패턴 분류기로서는 적합하지 않다. 왜냐하면 nearest neighbor가 분류기로 사용될 때에는 가장 거리가 가까운 가중치 벡터가 표현하는 클래스가 인식된 클래스가 된다. 그러므로 학습패턴에 대해 균일하게 분포된 참조벡터를 이용하여 분류를 할 때에는 각 집단간의 경계면에 위치한 참조벡터를 제외하고는 인식률 개선에 중요한 역할을 하지 못한다. 따라서 이러한 불필요한 참조벡터를 제거하여 결정 영역 부근에 보다 가까이 위치하는 참조벡터만 생성시킨다면 기존의 방법보다 LVQ의 학습능력이 크게 향상되어 좋은 인식률을 가지게 될 것이다.

이러한 이론적 근거에서 결정경계면에 가중치 벡터를 설정하기 위한, 경쟁학습 신경회로망의 새로운 초기 가중치 선정방법으로써, 균일 분포 초기 가중치 설정 방법을 제안한다. 이 방법은 각 집단간의 경계면에 보다 가까이 위치한

가중치 벡터만을 생성시키는 방식이다. 즉 각 클래스의 경계면에 가까이 위치하지 못해 인식을 향상에 불필요한 벡터를 제외시키는 방법이다. 이러한 방식의 초기화를 사용한 학습이 수행된 후 가중치 벡터들에 대해 인식을 하는데, 인식의 범위를 어떠한 임계치로 제한함으로써 학습되지 않은 특징 입력에 대해서는 인식에서 배제시키는 방법으로 인식을 행한다. 제안한 초기 가중치 선정방법은 아래와 같다.

**[단계 1]** 각 클래스의 학습패턴들 중에서 처음으로 입력되어지는 학습패턴을 해당 클래스의 최초의 가중치 벡터로 선정하고 나머지의 가중치 벡터는 모두 0으로 설정한다.

$$W_1^k = X_1^k \quad \text{for } k=1,2,\dots,M$$

$X_1^k$  : k번째의 클래스의 첫 번째 입력 학습 패턴

$W_1^k$  : k번째의 클래스의 첫 번째 가중치

M : 클래스의 수

단계 1의 개념적 처리 과정은 그림 11과 같이 표현될 수 있다.

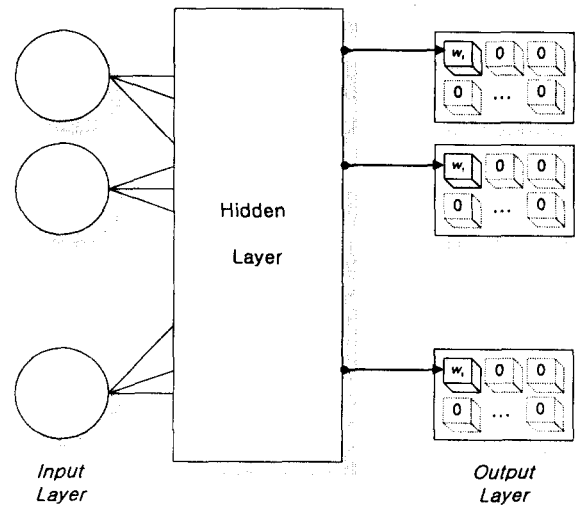


그림 11 가중치 초기화 과정 (단계 1)

Fig. 11 Step 1 of the proposed initialization method

**[단계 2]** 각 클래스의 학습패턴을 새로운 입력으로 인가한다.

**[단계 3]** 입력된 패턴과 각 출력 노드 사이의 거리  $d$ 를 구한다.

$$d^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (X_i^k - W_i^k)^2$$

$X_{ip}^k$  :  $k$ 번째 클래스의  $p$ 번째 입력 학습 패턴의  $i$ 번째 값  
 $W_{ij}^k$  :  $k$ 번째 클래스의  $j$ 번째 가중치 벡터의  $i$ 번째 값  
 $N$  : 입력패턴의 차원

[단계 4] 최소 거리( $d$ )를 가지는 가중치 벡터가 나타내는 클래스와 입력패턴의 클래스가 일치하는가를 결정한다. 일치하지 않는 경우에만 현재 입력패턴을 해당 클래스에 또 하나의 다른 가중치 벡터로 등록한다.

[단계 5] 모든 학습패턴에 대해 위의 과정을 통해 초기화가 완료될 때까지 단계 2에서 단계 4까지의 과정을 반복한다.

모든 과정이 완료되면 그림 12에서 보는 바와 같이 출력 뉴런에 가중치가 하나, 둘 또는 다수인 경우가 발생한다.

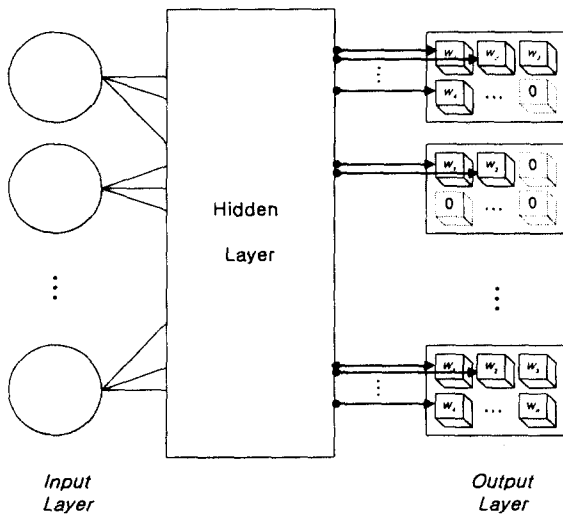


그림 12 가중치 초기화 작업후의 신경회로망의 구성의 예  
 Fig. 12 Configuration after the initialization of weight vectors

### 3.4.2 승자 선택 방법

LVQ에서 일반적으로 사용되는 승자선택 방법인 유클리디안 거리(Euclidean distance)는 각 클래스의 최소 거리를 찾는데 큰 문제는 없지만, 특징벡터가 클 경우 각 차원에 대한 정보가 소실됨으로서 잘못된 승자를 선택하는 경우가 발생한다. 또한, 계산량이 증가하여 인식/검중에 시간적인 지연이 초래될 가능성도 있다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 문제에 대한 개선책으로 큰 차원의 특징을 처리하기에 적합한 새로운 승자선택 방법을 제안한다.

먼저 입력패턴에 대해서 3.4.1절에서 제안한 방법으로 가중치를 초기화한다. 그리고 기존의 학습 방법을 사용하

LVQ를 학습시킬 때 유클리디안 거리를 이용한 기존의 승자 결정 방법 대신에 각 차원별로 승자를 선택하는 알고리즘을 적용한다. 즉, 입력패턴의 첫 번째 차원과 각 출력 뉴런의 첫 번째 차원간의 거리를 비교하여 최소가 되는 클래스를 승자로 선택한다. 각 차원별로 비교 연산을 모두 수행한 후 승자로 선택된 횟수가 가장 많은 클래스를 현재 비교하는 패턴에 대한 최종 승자로 선택한다. 승자로 선택되어진 클래스를 기존의 LVQ의 가중치 벡터의 갱신방법으로 갱신한다.

이와 같은 차원별 승자선택 방법은 승자를 결정하는 과정에서 각 차원의 정보를 반영할 수 있으며, 또한 총 차원에 대한 비교 연산보다 적은 수의 연산을 통해 승자를 결정할 수 있기 때문에 처리 시간이 짧다는 장점이 있다.

## 4. 실험 및 결과

3.1절에서 설명한 영상획득 환경에서 임의의 10명에 대해서 학습 데이터 10개, 테스트 데이터 10개씩 총 20개의 홍채 영상을 획득하여 제안하는 시스템의 평가를 위해 사용하였다. LVQ를 위한 각종 매개변수의 설정은 표 1과 같다.

표 1 LVQ의 매개변수 설정  
 Table 1 Parameters for LVQ

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

### 4.1 특징 추출 방법

표 2는 가버 변환과 웨이브렛 변환에 의해 추출한 특징에 대하여 동일한 LVQ를 사용한 경우의 홍채 인식률을 비교한 것이다. 학습 데이터에 대한 인식률은 가버 변환과 웨이브렛 변환이 98%로 동일하였으나, 테스트 데이터에 대해서는 웨이브렛 변환이 약간의 우수한 인식률을 보여 주었다.

표 2 특징추출 방법에 대한 인식률  
 Table 2 Performance on two feature extraction methods

	가버 변환	웨이브렛 변환
학습 데이터	98%	98%
테스트 데이터	93%	94%

### 4.2 가중치 초기화 방법

표 3은 특징 추출 방법에 대한 실험에서 비교우위의 결과

를 보인 웨이브렛 변환을 사용하고, LVQ의 가중치에 대한 초기화 방법을 달리하여 실험한 결과이다. 제안한 초기 가중치 설정 방법을 사용한 경우가 임의의 값으로 초기 가중치를 설정하는 기존의 방법에 비해 학습에 적합한 초기치를 생성하게 되어 학습 및 테스트 데이터 모두 우수한 결과를 보여 주었다.

표 3 가중치 초기화 방법에 대한 인식률  
Table 3 Performance on two methods for initializing weight vectors

	초기 가중치의 임의 설정 방법	제안한 초기 가중치 설정 방법
학습 데이터	98%	100%
테스트 데이터	94%	98%

4.3 승자 선택 방법

본 실험에서는 4.1절과 4.2절의 실험에서 좋은 결과를 보인 웨이브렛 변환을 사용한 특징추출 방법과 새롭게 제안한 초기 가중치 설정 방법을 채택하고, 승자선택 방법을 달리하여 실험하였다.

일반적으로 2-norm 유클리디안 거리를 사용하지만, 다른 방법들에 비해 더 나은 결과를 보장하지는 않는다. 따라서, 인식 성능 개선을 위해서 다양한 승자선택 방법에 대한 실험을 수행하였지만, 인식률에 대한 개선은 나타나지 않았다(표 4 참조).

표 4 다양한 유사도 측정 방법에 따른 인식률  
Table 4 Performance on various distance measures

norm	인식률	비고
1-norm	98%	$ \cdot  +  \cdot  +  \cdot  + \dots$
2-norm	98%	$\sqrt{ \cdot ^2 +  \cdot ^2 +  \cdot ^2 + \dots}$
$\infty$ -norm	94%	$\max( \cdot ,  \cdot ,  \cdot , \dots)$
2-norm 보정	1-norm	98%
	$\infty$ -norm	96%
$\infty$ -norm 보정	1-norm	98% 초기치 변화 필요
	2-norm	96% 上同

3.3절에서 제안한 방법에 의해 추출된 특징들의 각 차원이 인식에 얼마나 의미가 있는가를 알아보기 위해서 각 차원에 대한 판별율을 구하였다(그림 14 참조). 모든 차원의 중요도가 높다면 유클리디안 거리를 사용하여 승자를 선택해도 무리가 없지만, 그림 14에서 보는 바와 같이 각 차원의

판별율이 90% 이하인 것도 전체 차원의 40%에 달하는 35개나 된다. 이것이 의미하는 것은 승자선택 방법으로 유클리디안 거리를 사용하는 경우에는 오인식을 범할 수 있는 충분한 가능성이 있음을 나타낸다. 따라서, 새로운 방법의 필요성이 대두되었고, 본 논문에서는 차원별 승자 선택 방법을 제안한다.

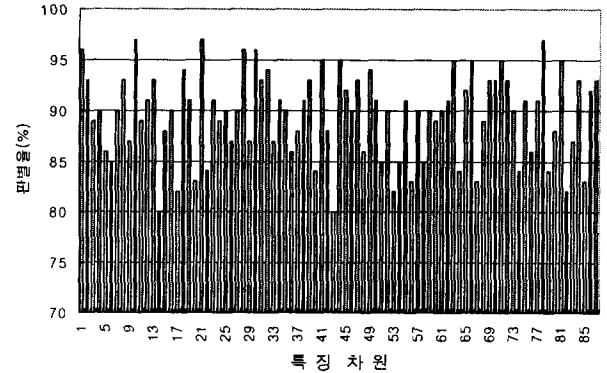


그림 13 특징벡터의 각 차원별 판별율  
Fig. 13 Discriminability of each dimension of feature vectors

표 5는 LVQ의 두 가지 승자선택 방법에 따른 인식률을 비교한 것이다. 새로 제안된 방법은 각 차원별로 모두 연산을 하여 그 횟수에 따라 승자를 선택하는 방식으로서 비교하는 패턴에 대해 더 많은 판단 근거를 사용하여 최종 승자를 선택하게 되므로 성능 향상에 유용함을 알 수 있다.

표 5 승자선택 방법에 대한 인식률  
Table 5 Performance on two winner selection methods

	유클리디안 거리에 의한 승자 선택	차원별 승자 결정 방법에 의한 승자 선택
학습 데이터	100%	100%
테스트 데이터	98%	100%

또한, 제안한 승자결정 방법의 경우에는, 87차원의 특징 중에서 판별율이 높은 상위 10개에 대한 비교를 통해서도 100%의 인식률을 얻을 수 있어서, 비교 연산을 적게 수행함으로써 유클리디안 거리 방법보다 시간적인 면에서도 효율적임을 알 수 있다.

4.4 특징벡터의 크기

본 실험에서는 4.1절~4.3절의 세 가지 실험을 통해 높은 인식률을 보인 각각의 방법을 택하였다. 특징 추출 방법으로는 웨이브렛 변환, LVQ를 사용하는데 있어서 제안한 초기 가중치 설정 방법, 차원별 승자 결정 방법에 의한 승자 선택을 적용한 환경에서 특징벡터의 크기를 줄여 보았다.



[8]에서 사용한 93차원(4바이트/차원)의 특징벡터와 본 논문에서 제안한 87차원(1비트/차원)의 특징벡터를 사용한 경우의 인식률을 비교하였다. 특징벡터 한 개당 정보량이 2976비트(372바이트)에서 단지 87비트로 축소된 상태에서 기존과 같은 인식률을 유지하는 것을 표 6을 통해 알 수 있다. 또한, 홍채 패턴의 정보를 표현하기 위해 필요한 공간이 약 34배 정도가 줄어들게 됨으로써, 정보의 저장 및 검색과 같은 처리에 있어서도 효율적임을 알 수 있다.

표 6 특징벡터의 크기에 따른 인식률

Table 6 Performance on the size of feature vectors

	93차원 (4바이트/차원)	87차원 (1비트/차원)
학습 데이터	100%	100%
테스트 데이터	100%	100%

지금까지 설명한 네 가지 실험 결과에서 알 수 있듯이, 새로운 방법이 적용됨에 따라서 성능이 향상되는 것을 볼 수 있다. 이를 총괄해서 정리하면 표 7과 같다.

또한, 인식 시간의 관점에서 살펴보면, 펜티엄II(433MHz, 64MB RAM) 환경에서 인식에 약 2초 정도가 소요되었다.

표 7 제안한 각 방법의 인식결과 비교

Table 7 Performance comparison on the proposed methods

특징추출 방법	가버 변환	웨이브렛 변환			
		제안한 가중치 설정 방법			
인식방법	임의의 초기 가중치 설정	제안한 가중치 설정 방법			
	유클리디안 거리에 의한 승자 선택	제안한 승자 결정			
데이터 크기	93차원(4바이트/차원)			87차원 (87비트)	
학습 데이터	98%	98%	100%	100%	100%
테스트 데이터	93%	94%	98%	100%	100%

### 5. 결 론

본 논문에서는 신원확인을 위해 높은 신뢰도를 가지는 홍채인식 시스템을 위한 연구결과를 기술하였다. 특징추출을 위해 최근 신호처리 분야에서 폭넓은 활용범위를 보이는 웨이브렛 변환을 사용하였다. 실험 결과에서처럼 가버 변환보다 1% 정도의 인식률이 향상되었으며, 특히 Haar 웨이브렛

을 사용하여 동일한 인식률을 유지하면서 한 사람당 특징차원 수를 줄임으로써 인식시간의 단축과 홍채 데이터의 저장 및 검색 등이 효율적으로 수행될 수 있음을 보였다. 또한 LVQ를 이용하여 인식률을 개선하기 위해서 효율적인 초기 가중치 선정 방법과 새로운 승자 결정방법을 제안하였다. 실험을 통해 제안된 방법들의 우수성과 홍채인식 시스템에의 효과적인 적용 가능성을 확인하였다.

### 참 고 문 헌

- [1] F. H. Adler, Physiology of the Eye: Clinical Application, The C. V. Mosby Company, 1965.
- [2] P. W. Hallinan, "Recognizing Human Eyes", SPIE Proc. of Geometric Methods in Computer Vision, Vol. 1570, pp. 214~226, 1991.
- [3] John G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 11, pp. 1148~1161, 1993.
- [4] Gerold O. Williams, "Iris Recognition Technology", IEEE AES Systems Magazine 1997, pp. 23~29, April 1997.
- [5] W. W. Boles and B. Boashash, "A Human Identification Technique Using images of the Iris and Wavelet Transform", IEEE Transaction on Signal Processing, Vol. 46, No. 4, pp. 1185~1188, 1998.
- [6] Richard P. Wildes, "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology", Proceedings of the IEEE, Vol. 85, No. 9, pp. 1348~1363, 1997.
- [7] <http://www.iriscan.com/html/irisrecogproduct.html>
- [8] 조성원, 성혁인, "Gabor 변환과 신경회로망을 이용한 홍채인식", 한국 퍼지 및 지능시스템 학회, Vol. 7, No. 2, pp. 397~401, 1997.
- [9] Randy K. Young, Wavelet Theory and Its Application, Kluwer Academic Publisher, 1992.
- [10] Michael Misiti et al., Matlab Wavelet Toolbox User's Guide, The MathWokrs Inc., 1996
- [11] O. Rioul and M. Vetterli, Wavelet and Signal Processing, IEEE SP Magazine, pp. 14~38, 1981.
- [12] Gilbert Strang, Truong Nguyen, Wavelets and Filter Banks, Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- [13] L. Fausset, Fundamentals of Neural Networks, Prentice Hall, 1994.
- [14] T. Kohonen, The Self-organization and Associate Memory, Springer-Verlag, 1985

저 자 소 개



이 관 용 (李 寬 容)

1989년 연세대 전산학과 졸업(학사).  
1991년 동 대학원 컴퓨터과학과 졸업(석사).  
1994년 동 대학원 컴퓨터과학과 박사.  
1991년~1999년 연세대 자연과학연구소 연구원.  
1997년~1999년 일본 동경대학 방문

연구원, 1999년~현재 한국전자통신연구원 전자상거래연구부 선임연구원. 관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전, 생체인식, 정보보호 기술, 인공지능, 기계학습

Tel : 042-869-6778, Fax : 042-860-6790

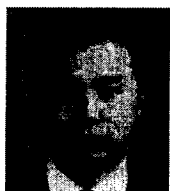
E-mail : kylee@econos.etri.re.kr



조 성 원 (趙 成 元)

1959년 9월 7일생. 1982년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1987년 미국 Purdue대 School of electrical Engineering 졸업(석사). 1992년 미국 Purdue대 School of Electrical Engineering 졸업(공학박). 1992

년~현재 홍익대 전자·전기공학부 조교수. 주 관심분야는 퍼지 시스템, 신경회로망, 인공지능, 음성신호처리 및 인식, 영상처리 및 인식 등



임 신 영 (林 信 榮)

1983 건국대 공업화학과 졸업(학사). 1985 동 대학원 화학공학과 졸업(석사). 1992 동 대학원 전자계산학과 졸업(석사). 1995~1998 고려대 컴퓨터학과 박사수료.

1987~현재 한국전자통신연구원 전자상거래연구부 선임연구원. 관심분야 : 인터넷 보안, 공개키 인증기관, 전자 지불, 홍채 인식, 디지털 콘텐츠 정보보호 기술

Tel : 042-860-5015, Fax : 042-860-6790

E-mail : sylim@econos.etri.re.kr