

# SMART CARD 기반 생체인식 사용자 인증시스템의 구현

## Implementation for the Biometric User Identification System Based on Smart Card

주 동 현\*, 고 기 영\*, 김 두 영\*

Dong-Hyun Ju, Gi-Young Go, Doo-Young Kim

### 요 약

본 논문은 Smart Card의 일종인 비 접촉 IC 카드의 내부 데이터를 사용하여, 생체인식 요소인 홍채패턴을 이용한 사용자 인증 시스템의 인증률 향상을 도모한 연구이다. 먼저, CCD 카메라로 입력 받은 안구영상에서 홍채영역을 추출하고, GHA(Generalized Hebbian Algorithm)웨이트를 이용하여 PCA(Principal Component Analysis) Coefficient를 Smart Card 내부에 저장한다. 사용자 인증시에는 실시간으로 입력되는 사용자의 생체 인식 정보와 카드 내부의 사용자 생체 인식 정보를 비교하여, 동일한 경우에 그 인식 정보를 SVM(Support Vector Machine)을 사용하여 분류하였다. 본 논문에서는 실시간 테스트 실험 결과 이전에 개발된 시스템보다 사용자의 인증률이 우수해 짐을 보였다.

### Abstract

This paper is research about the improvement of recognition rate of the biometrics user identification system using the data previously stored in the non contact Ic smart card. The proposed system identifies the user by analyzing the iris pattern his or her iris. First, after extracting the area of the iris from the image of the iris of an eye which is taken by CCD camera, and then we save PCA Coefficient using GHA(Generalized Hebbian Algorithm) into the Smart Card. When we confirmed the users, we compared the information of the biometrics of users with that of smart card. In case two kinds of information was the same, we classified the data by using SVM(Support Vector Machine). The Experimental result showed that this system outperformed the previous developed system.

**Key words** : Smart Card, biometrics recognition, user identification system

### I. 서론

현재 개인의 신분증명이나 인증방식에서 가장 보편적으로 사용되고 있는 분야는 카드인증방식이라고 할 수 있다. 카드 인증방식은 카드의 소유자가 본인일 경우에는 특정한 암호코드와 바이너리 데이터의 인증으로 명확한 분류와 인증을 가능하게 하는 것이 가장 큰 장점이라고 할 수 있다. 최근 카드 인증방식 분야의 동향을 살펴보면, 과거 on-line방식의 MS(마그네틱 스트립)카드 방식의

처리시간 지연 및 보안 문제점에 대처하기 위하여, 보다 기능이 향상되고 보안성이 뛰어나며 off-line의 상거래 처리가 가능한 접촉식 IC카드나 RF방식의 비접촉식 IC카드가 새로이 부상 되고 있다. 이는 우리 실생활에도 많이 도입되어 접촉식 IC카드의 경우 전자지갑 또는 선불카드로 사용되고 있고, 무선으로 사용하는 비 접촉식 IC카드는 대중교통 지불수단으로 채택되어 이른바, 전자금융시대를 주도하고 있다. 서울 및 부산 지역에서는 이미 상용 실시되어 그간 야기되던 대중 교통 요금 지불 운용상의 많은 문제점을 해결하고, 그 편의성등에 있어서 많은 호평을 받고 있다. 하지만 이러한 많은 장점에도 불구하고 카드 인증방식은 타인의 도용이나 복제와 같은 문제를 가지고 있으며, 분실과 내용변경으로 인한 위험성을 내포하므로 완전한 보안분야에 이용되기 보다는 주로 사용자

\*동아대학교 전자공학과

접수 일자 : 2003. 12. 04      수정 완료 : 2004. 1. 15

논문 번호 : 2003-4-26

※본 논문은 2002년도 정보통신부 IT학과 장비지원사업의 동아대학교 대응자금에 의해 연구되었음.

측에 관리상의 책임을 추가하는 방식으로 금융쪽이나 결제 시스템 정도에 이용되고 있는 것이 사실이다. 특정한 개인의 특성을 검증하거나 신원을 확인하기 위해서, 측정 가능한 개인의 물리적 또는 행동적인 특징을 기반으로 하는 생체인식시스템은 얼굴 모양이나 홍채, 음성 등과 같은 개인의 특성을 데이터화 하여 타인의 도용이나 복제에 의해 이용될 수 없을 뿐 아니라 변경되거나 분실할 위험성이 없으므로 보안 분야에 활용도가 뛰어나고, 이용자에 대한 사후 추적이 가능하여 관리적인 측면에 있어서도 안전한 시스템을 구축할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 단지 인식율에 있어서 그동안 많은 발전이 있었지만, 아직까지는 100%에 달하는 완벽한 인식은 구현하기가 힘들다고 볼 수 있다.

본 논문에서는 생체인식기술 분야에서도 다른 생체학적 특징에 비해 정확도면에서 가장 뛰어난 특징을 가지는 안구의 홍채패턴을 특징추출에 편리한 영상으로 변환[1]한 후, GHA(Generalized Hebbian Algorithm)[2]를 사용하여 추출한 PCA(Principal Component Analysis) Coefficient를 SVM(Support Vector Machine)[3]으로 분류하여 신원을 확인하고, 각 개인의 생체인식 파라미터는 Smart Card 내부에 저장하는 방식을 적용함으로써, 카드인증방식의 명확한 인증 능력과 생체인식시스템의 사용자 신원확인 능력을 연계한 시스템을 구현하고 그 정확도를 고찰하였다.

## II. 생체인식 파라미터 추출

### 2.1 홍채 패턴 기반 인식의 특성

사람 눈의 동공과 흰 자위 사이에 존재하는 영역을 홍채라고 하며, 이 홍채에 생겨 있는 긴 띠 모양의 망, 콜라주(collage)를 한 듯한 붉은 색의 섬유질, 속눈썹 모양의 돌기, 꾸불꾸불한 혈관계, 링 모양의 원들, 동공을 둘러싸는 코로나 모양의 인대, 홍채 고유의 색, 얼룩점, 등이 각 사람마다 다른 생물학적 특성을 가진다. 이러한 홍채는 생후 1~2년 내에 고유한 패턴이 형성되어 그 이후로는 변하지 않는 특성도 가지게 된다.[4]

홍채패턴이 사람마다 고유하다 라는 사실은 미국의 안과 의사인 Leonard Flom과 Aran Safir에 의해 1980년대 중반 경에 발견되었고, 1987년에 그 기술에 관한 원천 특허가 등록되면서 홍채패턴의 고유성이 밝혀졌으며, 이러한 홍채패턴의 고유성을 기준으로 특징을 추출하고 그 정보를 이용하여 개인을 인식하는 과정을 홍채 인식[1]이라고 한다. 홍채를 기준으로한 인식 결과를 통계적으로 분석한 결과, 오인식율은 1/1,200,000로써 현재까지 알려진 어느 생체인식 기술보다 높은 정확도를 보여주고 있으며, 시스템 구성시에 사용자와 어느정도 거리를 두고 카메라로 측정하는 방식을 사용하기 때문에 기존의 망막 인식과는 달리 신체적인 접촉이 없으므로 사용자로 하여금 거부감 없이 자연스러운 상태에서 사용자의 인식이

가능하다. 따라서 홍채 패턴을 기반으로 한 사용자 인식은 정확성 및 안정성, 사용 편리성, 처리속도 면에서 다른 인식 방법에 비해 유리하다고 할 수 있다. 그러나 홍채 영상 자체가 크기 면에서 작고, 색상 자체가 어두운 부분이 많기 때문에 기존의 일반적인 CCD카메라와 일상적인 조명아래에서는 양질의 홍채영상을 얻기가 힘들다. 따라서 홍채영상을 추출하기 위하여 고성능의 카메라가 필요하며 그 자체가 상당한 고가이므로, 이러한 문제가 홍채 패턴기반 사용자 인식시스템을 고가로 만드는 요소이기도 하다.

### 2.2 홍채 영역의 검출

입력받은 안구 영상에는 동공이나 흰자위, 눈썹 등의 홍채 외적인 부분이 존재하므로 바로 학습에 적용하기에는 무리가 있다. 따라서 안구 영상 중에서 홍채 부분만을 추출하는 과정이 필요한데, 그 중에서 가장 중요한 것은 입력받은 안구 영상 중에서 안쪽 경계(동공과 홍채의 경계)와 바깥쪽 경계(홍채와 흰자위의 경계)를 빠르고 정확하게 검출하는 것이다. 그리고 홍채의 크기나 위치는 주위 조도에 의해 자주 변하므로, 동공의 크기에 관계없이 항상 같은 영역에서 홍채 특징을 추출하기 위해 2차원 극 좌표계로 변화시키는 과정을 거친다.

#### 2.2.1 동공영역과 그 중심좌표의 검출

홍채는 원의 형태이므로 안쪽 경계와 바깥쪽 경계 역시 원의 형태를 가지게 된다. 일반적으로 식(1)과 같은 원형 경계 검출기[1]를 거쳐 각 경계를 추출한다.

$$\max(r, x_0, y_0) \left[ \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right] \quad (1)$$

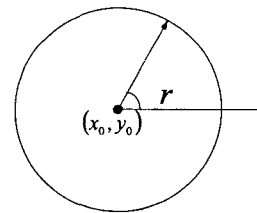


그림 1. 원형 경계 검출기의 도식적 Graph

원형 경계 검출기의 원리는 다음과 같다. 먼저 그림 1.과 같은 형태의 중심  $(x_0, y_0)$ 와 반지름  $r$ 을 가지는 원을 화면의 임의의 영역에 위치시킨 다음, 반지름  $r$ 을 기준으로 원을 구성한 후 그 원주 상에 존재하는 모든 픽셀들의 값을 합산한다. 그리고 나서 반지름  $r$ 을 일정 수준까지 증가시켜 보면 그 차이가 최대값을 갖는 위치를 얻어낼 수 있게 된다. 이 값이 바로 임의의 영역에서의 원주 경계상에서 최대 기울기(edge gradient)를 말하는 것이며, 결국 중심을 화면 전체에 걸쳐 변화시켜 가면서 최대 기울기(edge gradient)값을 갖는 중심  $(x_0, y_0)$ 과 반지름  $r$ 의 원을 홍채의 경계 위치라고 판단한다. 수식(1)을 이산화 시키고 2차원 극 좌표계로 변화시켜 얻어낸 원형

경계검출기를 수식(2)에 나타내었다.

$$\max(n\Delta r, x_0, y_0) \left[ \begin{array}{l} \sum_m I[(k\Delta r(r-1)\cos(m\Delta\theta)+x_0), (k\Delta r(r-1)\sin(m\Delta\theta)+y_0)] \\ - \sum_m I[(k\Delta r\cos(m\Delta\theta)+x_0), (k\Delta r\sin(m\Delta\theta)+y_0)] \end{array} \right] \quad (2)$$

결국 입력받은 안구영상의 전반에 걸쳐 식(2)을 수행한 결과로 영상에 있어서 동공영역의 중심 좌표와 동공영역의 반지름을 얻을 수 있다.

### 2.2.2 홍채 바깥쪽 경계영역의 검출

홍채 바깥쪽 경계영역은 흰자위와의 경계가 굵으며, 경계영역이 블러링 되어있기 때문에 경계 지점을 정확하게 찾아 내기가 힘든 편이다. 먼저 앞에서 사용했던 적 · 미분기로 구성되어있는 원형 경계 검출기를 사용하면 원주의 최대 밝기 변화 지점을 검출해낼 수 있고 그 지점을 경계영역으로 선정할 수 있다는 것을 보였다. 홍채의 바깥쪽 경계영역의 중심은 동공의 중심을 기준으로 탐색할 수 있으며, 홍채의 반지름은 고정초점 카메라를 사용한 홍채영상의 경우 중심을 기준으로 거의 일정한 값을 가진다. 이러한 데이터를 기반으로 홍채의 중심으로부터 일정 영역의 반지름 부분에서만 원형 경계 검출기를 사용하여 탐색하면 홍채의 바깥쪽 경계영역을 검출할 수 있다.

## 2.3 홍채 영역에서의 Feature Extraction

### 2.3.1 홍채 Texture의 Block화

본 논문에서는 링(Ring) 형태로 추출된 홍채 Texture를 풀어헤쳐 직사각형의 Block형태로 변환하는 방법을 사용하였다.[7] 그리하여 극좌표계로 변환되어 있던 영상을 2차원의 직사각형 영상으로 재구성함으로써 다양한 방식으로의 Texture 분석 이론을 응용할 수 있는 장점을 갖는다. 그리고 이 방법은 홍채 영상 취득 시에 발생할 수 있는 약간의 위치적 차이에도 별 상관없이 동일한 Texture를 얻을 수 있으며, 조명의 변화에도 히스토그램 평활법(Histogram Equalization)을 통해 원만한 Texture를 얻을 수 있는 장점이 있다. 홍채 영상의 내부와 외부경계선을 검출하여 원래의 링(Ring)과 같은 모양에서 직사각형의 Texture Block으로 변환한 것을 그림 2.에 나타내었다.

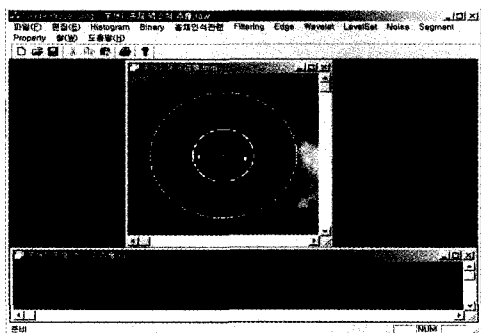


그림 2. 추출한 홍채 영역을 홍채 Texture Block으로 변환

### 2.3.2 Texture Enhancement

일반적으로 입력되는 순수한 홍채 영상 자체는 매우 낮

은 명암도(contrast)를 가지고 있으며(특히 동양계 사람일 경우 더욱 낮다.), 주변 광원의 위치와 밝기 등의 변화에 따라 조명 상태가 틀리게 입력되어 진다. 하지만 동공영역과 그 외 다른 모든 영역을 포함하고 있는 상태로는 영상처리를 사용하여 화질개선의 효과를 얻기 힘들다. 하지만 본 논문에서 사용한 Texture Block형태로의 변환 후에는 홍채 영역이외의 다른 영역은 제거가 된 상태이므로 히스토그램 평활법을 사용하여 그림 3.과 같이 조명과 명암도의 불균일을 해소할 수 있다.

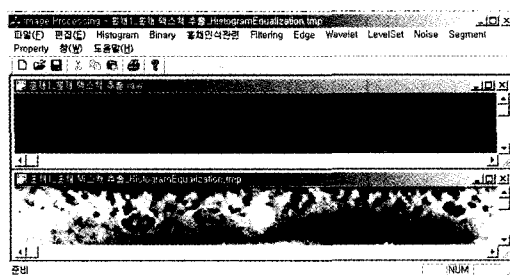


그림 3. 추출한 Texture Block의 히스토그램 평활화

### 2.3.3 Scaling by Wavelet Transform

추출한 홍채의 Texture Block 자체를 GHA학습의 입력으로 사용하기에는 그 입력의 양이 너무 많게 된다. 너무 많은 양의 입력은 신경망의 학습단계에서의 많은 수행시간을 필요로 하며 올바른 결과를 도출해 내는데 많은 시행착오를 거치게 된다. 따라서 화질이 개선된 Texture Block Data를 상당수 줄여야 되는 과정을 거쳐야만 한다. 그러나 단순한 Scaling을 수행하는 것은 분류대상이 되는 특징요소 자체의 축소를 가져오게 되어 인증 시에 많은 오차를 야기할 수 있다. 본 논문에서는 화질이 개선된 Texture Block에서 특징점으로 분류될 수 있는 요소들은 그 영상의 저주파수 대역에 해당하는 부분이라고 가정하고, 2-D Wavelet을 이용하여 Texture Block의 저역밴드를 추출한 후 그 데이터로 입력영상을 구성함으로써 그 결과 그림 3.과 같이 1024X64 Size의 Texture Block으로부터 256X16 Size의 입력영상을 얻어내었다. 따라서 2-D Wavelet변환을 통한 홍채패턴 추출법이 Texture Block에 대하여 효율적인 Scaling 효과를 얻을 수 있다는 것을 시각적으로 확인 할 수 있었다.



(a) 1024 X 64 Size의 Texture Block



(b) 2-D Wavelet으로 추출된 256 X 16 Size의 DC 영상  
그림 4. 홍채 패턴 Texture로부터의 DC영상의 추출

## III. 인식부의 설계

본 논문에서 구현한 생체인식 사용자 인증 시스템은 생

체인식 분야 중에서도 현재 각광받는 홍채인식을 적용하여 구성하였다. 2장에서 서술한 방식으로 추출한 홍채 패턴을 GHA를 적용하여 PCA Coefficient를 추출하고, 그 데이터를 SVM을 사용하여 학습시키고 분류하였다. 다음에 GHA와 SVM의 배경이론을 기술하였다.

3.1. GHA(Generalized Hebbian Algorithm)

높은 차원의 데이터를 최적으로 축소시키는 알고리즘인 주성분 해석(PCA: Principal Component Analysis)의 한 종류인 GHA (Generalized Hebbian Algorithm)는 순방향 구조의 단층 신경망이며, 자율 학습의 특성이 있다.

학습된 GHA의 웨이트는 가중치 특성이 있으며, 이를 이용하면 입력 데이터를 보다 작은 차원으로 축소시킬 수 있으므로, 고차원의 데이터를 저차원으로 구현하고자 하는데 많이 쓰인다.[2] 본 논문에서는 웨이트들이 가중치에 의해 내림차순 정렬되는 GHA 특성을 이용하여 데이터에 대한 특징을 중요도에 따라 추출한다.

입력 패턴을 분류가 가능한 낮은 차원으로 축소하기 위해, 순방향 구조의 단층 신경망에서 입력측에는 안면과 홍채 영상의 Feature 성분을 배열하고, 출력측으로는 분류의 기본 척도가 되는 Basis Factor를 배치한다. 그리고 각각의 연결강도  $w_{ji}$ 를 무작위의 작은 실수값으로 초기화하고, 학습률  $\eta$ 과 반복횟수  $n$ 을 설정한다. 그런 다음 연결강도  $w_{ji}$ 를 반복횟수  $n$ 만큼 식(3)와 식(4)를 이용하여 학습시킨다. 여기서 입력측  $x_i(n)$ 은 영상 feature 성분들을 의미하며, 출력측  $y_j(n)$ 은 Basis Factor로 삼고자 하는 차원의 개수를 의미한다.

$$y_j(n) = \sum_{i=0}^{p-1} w_{ji}(n)x_i(n) \quad (3)$$

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta[y_i(n)x_i(n) - y_i(n)v(n)]$$

$$\text{여기서 } v(n) = \sum_{k=0}^j w_{kj}(n)y_k(n) \quad (4)$$

학습된 Basis(웨이트)를 이용하여 식 (5)과 같은 영상에 대한 계수  $C$ 를 식 (6)로 구하고, 학습에 사용된 각 영상들에 대해 계수를 추출하여 database화 시킨다.

$$C = \{c_0, c_1, \dots, c_{m-1}\} \quad (5)$$

$$c_j = \sum_{i=0}^{p-1} w_{ji}(n)x_i(n) \quad (6)$$

여기서 추출한 계수  $C_j$ 들은 Basis영상을 기본으로 복원될 수 있는 특정 영상들이 가질 수 있는 Basis영상들 각각에 대한 곱의 계수들을 의미한다.

3.2. SVM(Support Vector Machine)

3.2.1 Linear SVM

SVM은 SRM(Structural Risk Minimization)이론에 기초

한 분별적인 이진 패턴 분류기이다.[3] 그림 5.에서 클래스 A와 B를 구분하기 위한 초평면(Hyperplane)은 무수히 많다. 그러나 두 클래스간의 점들의 거리( $\rho$ )를 최대화하도록 학습을 시키면 그림 5.에서 OSH(Optimal Separating Hyperplane)은 유일한 해로 존재한다. SVM의 학습은 위와 같은 OSH를 찾는 과정이라 할 수 있다. 일반적으로 초평면의 방정식은 식(7)와 같다.

$$w^T x_i + b = 0, \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

그림 5.의 OSH에서 두 클래스에 접하는 부분과의 거리를 1로 가정하면 OSH는 다음의 식 (8)을 만족한다.

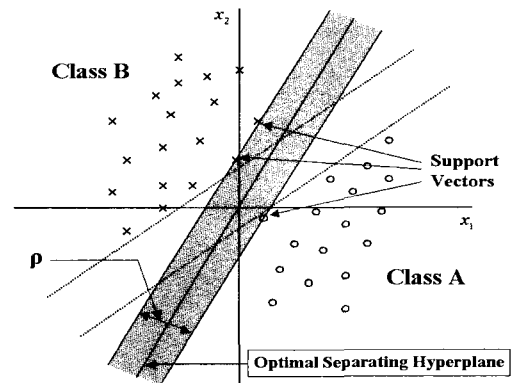


그림 5. OSH for Linear Separable Patterns

$$w^T x_i + b \geq 1 \quad \text{for } d_i = +1$$

$$w^T x_i + b \leq -1 \quad \text{for } d_i = -1 \quad (8)$$

여기서  $x_i$  는 입력벡터이고  $b$ 는 바이아스 그리고  $d_i$ 는 입력벡터의 소속 클래스에 대한 희망 출력이다. 다시말해, OSH는 거리  $\rho$ 를 최대화하면서 식(8)을 만족하는 최적의 가중치  $w^*$ 와 바이아스  $b^*$ 에 의해 구할 수 있다.

$w^*$ 와  $b^*$ 는 다음의 목적식(Objective function, 식(9))과 제약식(Constraint function, 식(10))을 가지는 OP(Quadratic Programming)에서 목적식에 대한 제한된 최소화법으로 해결할 수 있다.

$$\Phi(w) = 1/2 w^T w \quad (9)$$

$$d_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad (10)$$

QP는 식(12)의 Lagrangian 함수의 안장점(saddle point)을 찾는 문제로 식(12)의 조건과 식(13)의 Kuhn-Tucker 조건으로서 식(14)를 최대화하는  $\alpha$ (Lagrange Multiplier) 즉,  $\alpha^*$ 를 찾는 문제로 바꿀 수 있다.

$$\mathcal{J}(w, b, \alpha) = 1/2 w^T w - \sum_{i=1}^N \alpha_i [d_i (w^T x_i + b) - 1] \quad (11)$$

$$\frac{\partial \mathcal{J}(w, b, \alpha)}{\partial w} = 0, \quad \frac{\partial \mathcal{J}(w, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \quad (12)$$

$$\alpha_i [d_i (w^T x_i + b) - 1] = 0 \quad (13)$$

$$Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j x_i^T x_j \quad (14)$$

식(13)에서 구한  $a^*$ 로 식(15)에 의해  $w^*, b^*$ 를 구한다.

$$w^* = \sum_{i=1}^N a_i^* d_i x_i, \quad b^* = 1 - w^{*T} x^{(s)} \text{ for } d^{(s)} = 1 \quad (15)$$

여기서  $x^{(s)}$ 는 Support Vectors이다. 결론적으로 임의의 입력 패턴  $x$ 는 식(16)에 의해 분류된다.

$$f(x) = \text{sign}(w^{*T} x + b^*) \quad (16)$$

### 3.2.2 Nonlinear SVM

입력패턴이 선형분리가 불가능한 경우 Soft Margin  $\xi_i$ 와 커널(Kernel)함수  $K(x, x_i)$ 를 적용한 비선형 SVM에 의해 선형분류가 가능한 고차원 공간으로 확장하여 OSH를 찾는다. 식(10)과(14)에 Soft Margin과 커널함수를 적용하면 식(17)과 (18)과 같다.

$$d_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \quad (17)$$

$$Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j K(x_i, x_j) \quad (18)$$

커널함수로는 보통 다항식(polynomial), RBFN(Radial-Basis Function Network) 커널이 주로 사용되며 본 논문에서는 RBFN 커널을 사용하였고 OPC(One-Per-Class)를 사용하여 멀티 클래스 분류로 확장하였다.

### 3.3 홍채 인식부의 설계

접사 촬영으로부터 입력받는 홍채 영상을 Texture Block 화를 거쳐 특징을 추출하고, GHA 신경망 연산을 통해 특징벡터의 가중치를 추출해 낸 후 특정 사용자의 홍채 영상을 특징 벡터의 가중치에 기반한 연산을 통해 PCA Coefficient를 추출하여 SVM 분류기를 사용하여 사용자 를 판별 하였다.

### 3.4 Smart Card기반 생체인식 사용자 인증시스템

일반적인 생체인식 시스템의 인증과정에서는 지정된 알고리즘에 의한 학습을 통한 뒤, 그로부터 얻어지는 가중치 벡터를 이용하여 입력패턴을 분류하는 과정을 가진다. 학습이 끝난 가중치 벡터에 임의의 패턴을 가해 줄 경우, 비록 입력으로 가해진 패턴이 학습되지 않은 미지의 패턴일 지라도 학습된 패턴들이 가지는 클래스들 중의 하나로 분류되므로 오인식을 하게된다. 결과적으로 신경망 학습과 분류를 이용한 패턴인식에서는 비록 오인식 일지라도 인식의 결과를 반드시 출력하며, 학습되지 않은 패턴, 즉 모르는 경우에 대한 인식의 고려가 없다는 단점을 가진다.

본 논문에서 제안하는 Smart Card기반 생체인식 사용자 인증 시스템은 이러한 단점을 극복하기 위하여 Smart Card 에 내장된 사용자 생체인식 정보와 실시간으로 입력되는 생체인식 정보와의 비교를 통해 현재 사용자가

분류대상인지 아닌지를 먼저 파악한 후, 분류대상에 속할 경우에는 SVM분류기를 거쳐 사용자를 인증하고, 분류대상이 아닐 경우 Reject함으로써 오인식으로 인한 잘못된 인증 결과를 최대한 배제하여 전체적인 인증률을 높였다. 그림 6에 본 논문에서 제시하는 인식 시스템의 시스템 흐름도를 기술하였다.

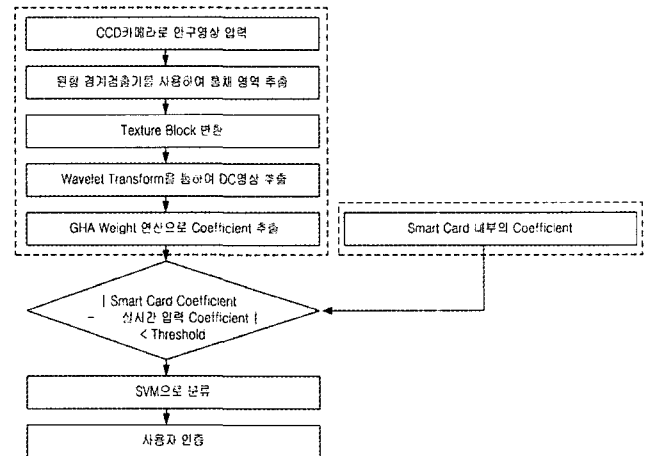


그림 6. Smart Card기반 생체인식시스템의 시스템 흐름도

## IV. SMART CARD 인터페이스의 구성

Smart Card 내부 정보의 Read/Write를 위한 직렬 통신 기능과 RF Transmitter기능을 보유하고 있으며, Smart Card와 비접촉식 무선 정보 전송을 위한 13.56 Mhz대역의 평판형 안테나를 사용하였다.

사용 카드는 비접촉 방식의 Smart card이며 Mifare System에 호환 되는 장치를 사용하였다.

Philips사의 MifareChipset MFCM200 모델을 사용하고 MMM방식을 채용하여 지갑이나 별도의 중간 매개체를 경유해도 정보의 Read/Write기능이 동작된다.

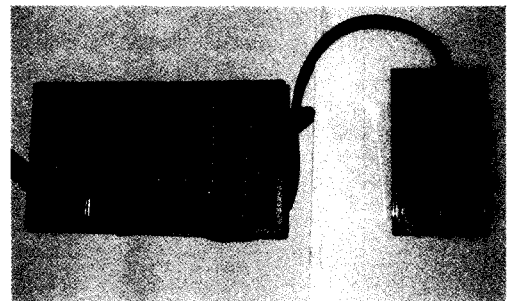


그림 7. Smart Card 인터페이스 시스템

본 논문에서 사용된 Smart Card 인터페이스 시스템에서는 미리 기본적인 환경 하에서 추출한 사용자 홍채패턴의 PCA Coefficient를 저장하고 있다.

기존에 개발되었던 개인별 인식 번호(Serial Number)를 저장하여 분류하는 방식[6]에서는 분류단계에서 별도의 생체체도 거리를 비교하는 방법을 사용하였다. 그러나 본

논문에서는 분류기의 전 단계에서 Card 내부의 데이터와 현장에서 측정된 데이터를 비교하여, 분류대상의 유무를 결정한 후 분류기를 통해 인증하는 방식을 적용하였다.

V. 실험결과

10명의 학생으로부터 홍채영상 4장을 추출하여 실험에 사용된 신경망의 가중치 벡터의 구성과 SVM학습, 그리고 사용자 정보 DB를 구축하였고, 자체 제작한 Application을 사용하여 인증 실험을 거쳤다.

실험환경은 시간대와 환경에 영향을 받지 않는 항상 동일한 조도의 조명을 사용하였으며, 원활한 홍채영상 취득을 위해 접사 촬영과 할로겐 램프를 사용하여 구성 하였다. GHA 학습의 인자로 입력 측에는 홍채 Feature의 성분을 배열하고, 출력 측으로는 분류의 기본 척도가 되는 Basis Factor를 배치하였다. 여기서 입력 측  $x_i(n)$ 은 1024×64로 추출된 홍채 Texture를 Haar Wavelet Transform을 2단계 거쳐 Scaling된 256×16 Texture Block의 각 Pixel값들을 할당하였으며, 출력 측  $y_j(n)$ 은 256×16으로 표현할수있는 영상들 중에서 Basis Factor로 삼고자하는 영상의 개수를 할당하였다. 표 1.에 Smart Card를 적용하여 사용자 정보를 참조한 생체인식 시스템과 홍채 인식 시스템의 인식률을 나타내었으며, 표 2.에 Smart Card기반의 생체인식 시스템의 사용시 인증률을 나타내었다.

적용 시스템	등록된 사용자 인식률 (인식 성공/인식시도-오인식)
Smart Card 활용 인식시스템	29 / 30 - 1
stand alone 인식 시스템	24 / 30 - 6

표 1. 적용 시스템 별 인식률

인증 대상	인증률 (인식성공/인식시도-Reject)
등록된 사용자	29 / 30 - 1
타카드 도용자	0 / 30 - 30

표 2. Smart Card 활용 인식 시스템의 사용자 인증률 위 실험 결과 일반적으로 사용하는 Stand alone 타입의 홍채인식시스템에 비해 Smart Card에 내장된 계수값을 대조하는 방식의 시스템을 사용하였을 경우 사용자 본인을 정확히 인증하는 빈도가 월등히 높아짐을 알 수 있었다.

VI. 결론

본 논문에서는 Smart Card를 기반으로 생체인식 사용자 인증 시스템의 인증률 향상에 관해 기술하였다.

일반적으로 적용되는 신경망 시스템에서의 임의 분류방식에 비해, 실시간입력 정보와 Smart Card 내부의 개인별 생체인식 정보 비교함으로써, Card 내부에 저장된 기준 정보에 기반한 분류과정을 통해 오인식의 가능성을 줄일 수 있었다.

그 결과 Card의 분실 시에도 생체인식 기반의 신분확인 절차를 거쳐 오남용을 방지할 수 있으며, 향후 인증 데이터영역만 추가하는 방식으로 기존의 Card Solution에 쉽게 적용할 수 있는 배경 이론을 확립하고 검증할 수 있었다.

참고문헌

- [1] Daugman, J.G. "High confidence visual recognition of Persons By a Test of Statistical Independence" IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 15(1993), pp. 1148-1161
- [2] Haykin and Simon, "Neural Networks," Macmillan Publishing Company, pp 374-382, 1994
- [3] Scholkopf, Smola "Learning with Kernels", The MIT Press, 2002
- [4] Yong Zhu, Tieniu Tan and Yunhong Wang "Biometrics Personal Identification Based on Iris Pattern" 15th International Conference on Patteren Recognition, IEEE Computer Society Vol.2, pp.805-808, September 3-7, 2000
- [5] M. T. Vo, A. Waibel "Multimodal Human - Computer Interaction," Proceedings ISSD-93, pp. 95-101. 1993
- [6] 주동현, 김두영, "복합 생체 척도 거리를 이용한 사용자 인증시스템의 구현", 한국 신호처리 시스템 학회 논문지 제 3권 2호, 2002. 4
- [7] 주동현, 엄동훈, 고기영, 김두영, "GHA를 이용한 홍채 패턴 기반의 사용자 인증 시스템에 관한 연구", 한국 신호처리 시스템 학회 하계학술대회 논문집. 2001. 6



주 동 현 (Dong-Hyun Ju)  
 準會員  
 2000년 동아대학교 전자공학과 공학사  
 2002년 동아대학교 전자공학과 공학석사  
 2002년 3월~현재 동아대학교  
 전자공학과 박사과정  
 관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, Biometrics



고 기 영 (Gi-Young Go)

準會員

1997년 동서대학교 전자공학과 공학사

1999년 동아대학교 전자공학과 공학석사

2002년 동아대학교 전자공학과 박사과정수료

관심분야: Image Processing, 컴퓨터 비전



김 두 영 (Doo-Young Kim)

正會員

1972년 부산대학교 전자공학과 공학사

1975년 부산대학교 전자공학과 공학석사

1983년 경북대학교 전자공학과 박사수료

1977년~현재 동아대학교 전자공학과 교수

1998년~1999년 대한 전자공학회 부산경남지부장

2000년 8월~현재 한국 신호처리·시스템 학회장

관심분야: 디지털 신호처리, 영상 처리 및 컴퓨터 비전,  
신경망 등

---