해마의 연상학습과 RFID를 이용한 얼굴인식 시스템의 구현

Implementation of Face-recognition System Using Auto-associate Learning of Hippocampus and RFID

권 병 수, 강 대 성*
(Byoung Soo Kwon and Dae-Seong Kang)

Abstract : Because of the recent development of radio frequency identification (RFID) technologies, various systems for RFID have been proposed. and it expected to become pervasive and ubiquitous.offers tantalizing benefits for supply chain management, inventory control, and many other applications.recently, however, has the convergence of lower cost and increased capabilities made businesses take a hard look at what RFID can do for them. In this paper, We propose the real-time RFID face recognition system using Hippocampus neuron modeling algorithm(HNMA) and PCA-LDA mixture algorithm. this system store an extracted face-feature in tag and uses for individual authentication.

Keyword : PCA, LDA, HNMA, RFID, face recognition, authentication

I. 서론

21세기 고도의 정보화 사회를 맞이하면서 정보는 개인은 물론, 기업과 국가의 이익에 까지 영향을 미치는 중요한 요소로 부각되고 있다. 이러한 정보는 네트워크의 발달로 인해 더욱 효과적이고 편리하게 수집, 분석, 가공할 수 있게 되었다. 그러나 이렇게 축적된 중요한 정보는 타인의 접근에 의해 파괴되거나 도용당하는 등의 악영향을 피할 수 없는 실정이다. 또한 날로 세계화되어 가는 비즈니스 환경과 전자상거래의 대두, 가상 공동체의 확대 등으로 보다 강력하고 안전한 개인 인증 기술이 필요하게 되었다. 이에 사용자 패스워드 혹은 PIN(Personal Identification Number)을 이용한 사용자 인증 방법 등을 사용하여 왔으나, 이는 많은 경우에 잊어버리거나 타인에게 노출되기 쉬워 정보를 보호하기 위한 혹은 개인을 안전하게 인증하기 위한 좋은 수단이 될 수 없다. 이러한 단점을 극복하기 위해 개개인의 고유한 신체적 또는 형태학적 특징에 따라 사람들의 신원을 확인하는 생체인식이 대두되고 있다. 생체인식 분야에는 신체적 특성을 이용한 지문인식, 얼굴인식, 손의 형태인식, 홍채 및 망막인식, 정맥 패턴인식, 귀 인식, 입술 인식 등이 있으며 행동학적 특성에는 서명인식, 음성인식, 걸음걸이인식, 키 스트로크 인식 등이 있다.

본 논문에서는 기존의 생체인식 시스템에 RFID 시스템을 적용시켜 보다 보안성이 강력한 개인인증 시스템을 구현 하고자 한다. 본 시스템은 태그에 어떤 생체정보를 저장하는가에 따라 그림 1과 같이 생체인증 시스템에 관련된 모든 분야에 적용될 수 있다.

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수 : 2005. 9. 15., 채택확정 : 2005. 10. 25.
권병수 : 동아대학교 전자공학과(prokbs@gmail.com)
강대성 : 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부
(dskang@daunet.donga.ac.kr)
※ 이 논문은 2005학년도 동아대학교 학술연구비(공모과제) 지원에 의하여 연구되었음.

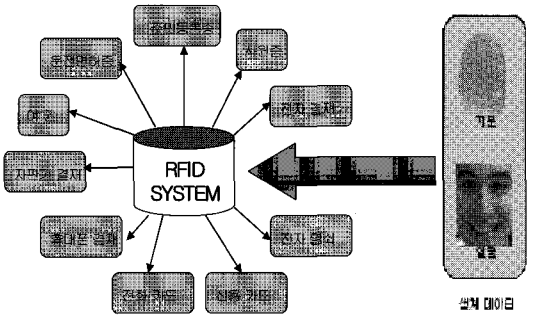


그림 1. RFID 생체인식 시스템의 응용분야.
Fig. 1. The adaptation of RFID biometric system.

본 논문에서는 생체정보 중 얼굴특징을 태그에 저장한 RFID 얼굴인식 시스템을 PC 환경에 구현하였다. 현재 많은 얼굴인식 기법들은 비슷한 크기들의 전면 얼굴을 사용하는 것을 가정한다. 얼굴특징 추출에는 여러 가지 방법이 있으나 얼굴 영상 벡터를 하나의 벡터 공간상의 특징 벡터들로 변환하는 Eigenface 방법[1]인 PCA(Principal Component Analysis)[2]와 Fisherface 방법인 LDA(Linear Discriminants Analysis)[3]을 혼합하여 특징 벡터를 추출하였다. 추출된 얼굴 영상의 특징 벡터들을 고속 학습하고, 각 영상의 최적의 특징을 구성하는 데는 해마 신경망 모델링 알고리즘(Hippocampus Neuron Modeling Algorithm : HNMA)을 사용하였다.

II. RFID를 이용한 얼굴인식 시스템

1. 전체 시스템

개인이 직접 RFID 방식의 출입자 카드를 리더기에 근접하여 출입문을 통과하는 것은 이미 일정 규모 이상의 회사에서는 일반화되었다고 볼 수 있다. 종전의 자기(magnetic) 카드 방식의 출입관리에서 한걸음 나아간 것이 RFID 카드 방식이라고 이해한다면 교통카드 또한 자기 티켓의 사용에

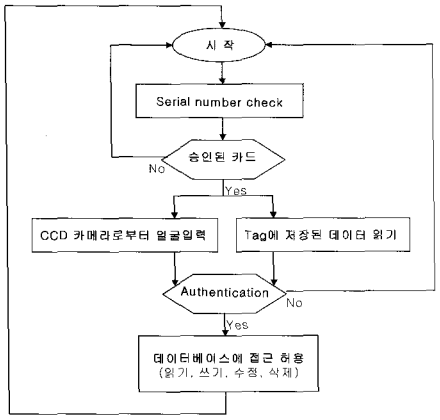


그림 2. 전체 시스템 블록도.

Fig. 2. The block-diagram of RFID biometric system.

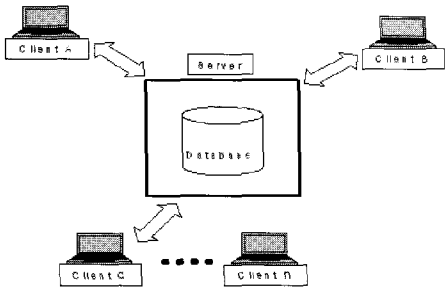


그림 3. 네트워크 구성도.

Fig. 3. Network organization.

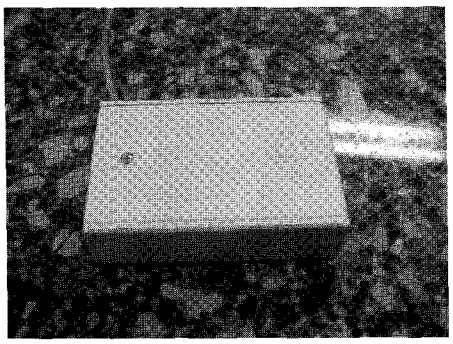


그림 4. 리더(GemEasyLink 680SP).

Fig. 4. Reader(GemEasyLink 680SP).

서 진일보한 방식이라고 할 수 있을 것이다. 본 시스템은 크게 네 개의 블록으로 나누어 볼 수 있다. 첫 번째는 CCD 카메라를 통한 영상 입력 부 이고, 두 번째는 RF-reader와 RF-tag로 구성되는 RF시스템이다. 세 번째는 얼굴특징 및 개인 신상정보를 저장하고 있는 데이터베이스이고, 마지막으로 네 번째는 본 시스템의 핵심 엔진이라고 할 수 있는 응용 어플리케이션 부분 이다. 본 논문에서 구현한 시스템의 동작과정 블록도는 그림 2와 같다.

본 시스템에서는 그림 3과 같이 client-server 환경을 지원함으로서 인터넷 환경에서의 사용자 인증이 가능하도록 설계하였다. 이러한 인터넷 환경에서의 사용자인증은 보안의 문제로 인해 실제 사용자의 인증에 필요한 생체데이터가 전달되는 것은 아니고 client PC에서 사용자 인증의 결과를 이미 도출에 놓은 상태에서 server에 있는 데이터베이스에 저장되어 있는 사용자의 기본 정보를 주고받는 것이다. 이러한 과정은 stand alone 시스템에서의 일반 사용에는 문제가 없으나 시스템의 장기간 사용 시 발생하는 사용자의 갱신과 여러 시스템에서의 사용자 구분환경을 구축하는데 목적을 가지고 있다. 만약 이러한 방식의 설계가 아니면 사용자에게 태그를 발급한 순간부터는 더 이상의 관리가 어렵게 된다. 그리고 많은 시스템을 관리하는 server로서의 입장을 생각해서 사용자 인증시의 프로세싱 최대 부하는 client로 하였고, 네트워크 환경에서 server에 걸리는 부하는 최소로 줄이기 위하여 사용자의 기본정보만 전달하여 확인하는 방식을 사용하였다. 그림 3은 이 방식을 나타내고 있으며 최대 client n 까지 확장할 수 있음을 보여주고 있다.

2. RFID 시스템

RFID 시스템은 기본적으로 태그, 리더, 데이터베이스(응용 어플리케이션)로 구성된다[4].

2.1 태그(tag)

본 논문에서는 카드 타입에 부착된 것을 사용하였고, 좀 더 구체적으로는 1Kbyte(1024×8)의 용량을 가지는 ISO 14443-A 형인 Phillips사의 Mifare 태그 IC를 사용하였다. 태그의 EEPROM은 16개의 섹터로 이루어져 있으며, 각 섹터는 16bytes 단위의 4개의 블록으로 구성되어 있다. 섹터 0번의 블록 0번은 IC 생산자 데이터가 포함되어 있다. 각각의 섹터는 16byte 단위의 블록 4개로 구성되며, 4번째 블록은 데이터 보호를 위한 키 값을 저장하게 된다.

2.2 리더(reader)

본 논문에서는 13.56㎒ 대역을 사용하는 GEMPLUS 사의 GemEasyLink 680SP 를 사용하였다.

3. 데이터베이스

본 논문에서 데이터베이스는 Microsoft SQL Server를 사용하여 설계 및 구현하였고, 응용 어플리케이션과는 네트워크를 통하여 통신을 하도록 설계하였다. 기본 키로는 얼굴특징 벡터를 사용하며, 얼굴특징 정보 및 기본 개인 신상정보가 저장되어 있다.

III. 특징계산 및 헤마신경망 모델과 구현

1. PCA

PCA로 데이터를 표현하는 방법은 다음과 같다. 우선 PCA로 데이터가 표현되는 것을 R이라 놓고 이때 각 행이 원래 데이터의 표본에 매칭된다. 위에서 언급한 고유벡터가 열로 들어 있는 행렬을 V라고 하였을 때 $R = X^T V$ 와 같이 R을 구할 수 있다[5,6]. 고유벡터 V가 대칭적이고, 직교정규화 되어 있으므로 $VV^T = I$ 의 성질을 가지며, 역으로 데이터를 변환하는 것은 $X^T = RV^T$와 같이 구할 수 있다.

본 논문에서는 고유값 크기의 내림차순으로 고유벡터를 정렬하고, 작은 값 d(10-6으로 설정)이하의 고유치를 0으로 바꾸어 이들 고유벡터의 값을 무시하도록 하였다. 또한 구한 특징 벡터에서 조명 변화, 표정 변화, 가려짐 등을 포함

하는 가장 큰 고유값 몇 개에 해당하는 고유벡터를 제거하여 새로운 고유벡터를 구성하였다.

2. 주성분의 LDA변환을 이용한 특징 벡터 계산

본 논문에서도 얼굴 검출에 PCA 변환과 LDA 변환을 같이 사용하는 방법을 적용하였다. 이는 PCA 변환을 통해 학습 집단의 고차원 벡터의 데이터를 저차원 벡터의 형태로 변환해주고, 이 변환을 통해서 생성된 주성분을 LDA 변환하여, 원하는 수의 집단을 만들어 준다. c개의 클래스를 $w_1, w_2, ..., w_c$, i번째 클래스에 속한 얼굴 영상의 개수를 n_i, PCA를 적용하기 전과 후의 i번째 클래스 평균을 각각 μ_i와 $\widetilde{\mu_i}$라고 하면 $Y_{ij} = W_{PCA}^T X_{ij}$, $\mu_i = \frac{1}{n_i}\sum_{j=1}^{n_i} X_{ij}$ 이므로 $\widetilde{\mu_i} = \frac{1}{n_i}\sum_{j=1}^{n_i} Y_{ij} = \frac{1}{n_i}\sum_{j=1}^{n_i} W_{PCA}^T X_{ij} = W_{PCA}^T \mu_i$가 된다. 따라서 Y_{ij}의 within-class scatter matrix S_W와 between-class scatter matrix S_B는 (1)과 같다. 여기서 X_{ij}와 Y_{ij}는 W_{PCA}에 의한 선형 변환 이전 및 이후의 i번째 클래스에 속한 j번째 얼굴 벡터를 나타낸다.

$$\begin{aligned} S_W &= W_{PCA}^T \; S_W \; W_{PCA} \\ S_B &= W_{PCA}^T \; S_B \; W_{PCA} \end{aligned} \tag{1}$$

(2)을 적용하여 선형 변환 행렬 W_L을 계산하게 된다. 여기서 W_L의 각 열은 $(S_W)^{-1}S_B$의 가장 큰 $(C-1)$개의 고유치에 해당하는 고유벡터로서 구한다.

$$W_L = \underset{W}{argmax}\left(\frac{W^T S_B W}{W^T S_W W}\right) \tag{2}$$

결과적으로 얼굴 영상 벡터 X_{ij}를 $Z_{ij} = W_L^T W_{PCA}^T X_{ij}$에 의해 선형 변환된 Z_{ij}로 표현되어 미리 구하여진 벡터들을 태그에 저장하는 특징 및 HNMA의 input data로 이용한다.

4. HNMA(Hippocampal Neuron Modeling Algorithm)

4.1 해마신경망 학습 알고리즘 구현

학습을 할 경우 일반 신경망이나 학습 알고리즘은 정확하지 못한 특징점 입력에 대해서 무조건적으로 반영하여 가중치 값의 정확도가 낮아질 수 있으나, HNMA는 연상메모리 학습으로 인한 노이즈 제거기능과 패턴 연상결과로 어느 정도 정확한 동일패턴을 단기 메모리 영역에 빈도순으로 저장해 놓고 빠른 인식에 이용할 수 있으며, 단기기억에서 빈도수가 높은 패턴을 자동으로 선별하여 장기기억 메모리로 학습한 후, 보다 정확한 인식률에 사용할 수가 있다. 필요한 정보의 경우, 해당 뉴런에 저장해두고 동일한 패턴이 입력되면 인식하게 되는 것이다. 단기 기억과 장기 기억으로 나누는 방법에 있어서 호감도 측정은 통계적 패턴 인식에 사용되는 방법을 사용하면 통계적으로 많이 나타나는 값들에 대해서 호감도를 높게 부여하는 것이다. 이러한 결정 값을 해마기억 장소 분류 기준 값으로 사용할 수 있다. 전체 데이터 개수 대비 해당뉴런의 누적 개수가 문턱치를 만족하면 장기 기억 장소로 저장시키도록 한다.

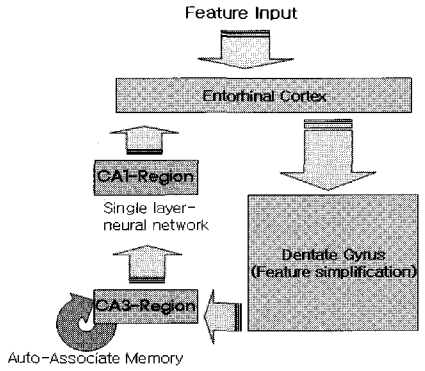


그림 5. 해마 신경망 모델.

Fig. 5. Hippocampal neuron model.

그림 5의 각 블록의 기능을 설명은 다음과 같다.

- 내후각뇌피질: 해마와 신피질 사이에서 인터페이스를 구성하고 해마 신경망 모델의 입력과 출력을 나타낸다.
- 치아이랑: 내후각뇌피질에 직접 연결되는 치아이랑 구조는 그 모델에 동일한 객체의 다양한 특징 성분들을 과거 입력 패턴에서 동일성을 판단하여 특징을 단순화 시킨다. 패턴 평균값에서 편차율 범위의 임계수치를 넘으면 1, 그렇지 않으면 -1로 하여 특징의 동일성을 이진화 시킨다.
- CA3: 어떤 사건을 기억해낼 때에는 연상 작용을 반복함으로써 보다 나은 결과를 얻을 수 있으며, 이러한 순환 개념을 도입한 것이 순환 연상 메모리이다. CA3 영역은 치아이랑에 연결되고 이 후자 구조로부터 단순화된 정보를 받는다.
- CA1 영역은 CA3영역에 연결되고 정보 처리의 마지막 단계를 나타낸다. 자기 연상된 CA3의 정보를 단층 신경망에 학습 시키며, 장기 및 단기 기억을 결정한다. 학습된 가중치에 반응하여 출력 값이 맞지 않을 경우 단기기억으로 패턴을 분류하여 저장하는 기능을 한다.

IV. 실험 및 결과

1. 실험자료

1.1 DAUFace 데이터베이스

제안한 시스템의 인식 성능 평가를 위해 자체 제작한 DAUFace 데이터베이스는 그림 6과 같이 화상 통신용 저가의 CCD 카메라를 가지고 일정한 환경에서 다양한 포즈와 표정 변화로 검출된 얼굴 영상이다. 이 영상은 8-bit grey level의 64×64 크기로 되어있으며, 총 400개(20명×20개)로 구성되어 있다. 대부분의 영상에서 얼굴이 중앙에 위치하고 있으며, 전체의 90% 이상 얼굴이 포함되어 있다.

1.2 ORL 데이터베이스

ORL 데이터베이스는 Cambridge의 Olivetti research laboratory에서 1992년 4월부터 1994년 4월까지 획득한 얼굴 영상들로써, 40명에 대하여 일정한 어두운 배경에서 얼굴 표정과 안경 착용 유무에 따라 각 10장씩 구성되어 있다. 각 영상은 8-bit grey level이며 영상의 크기는 92×112이다. 본 논문에서는 ORL 데이터베이스의 영상을 64×64로 크기를 줄여서 실험을 하였다.

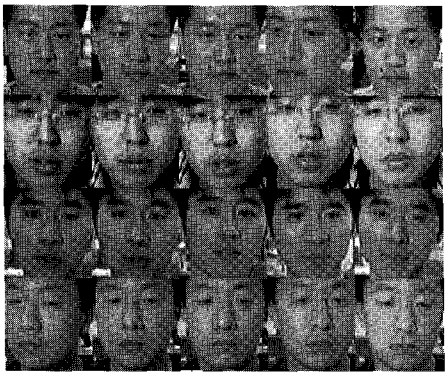


그림 6. DAUFace 데이터베이스의 예.
Fig. 6. Examples of the DAUFace database.

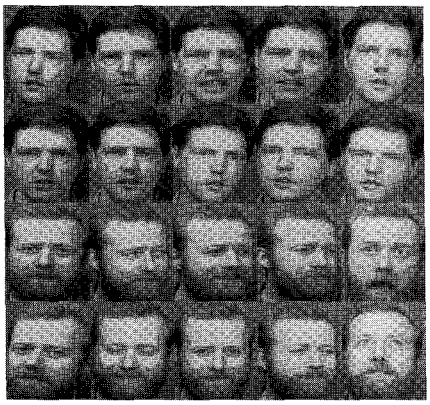


그림 7. ORL 데이터베이스의 예.
Fig. 7. Examples of the ORL database.

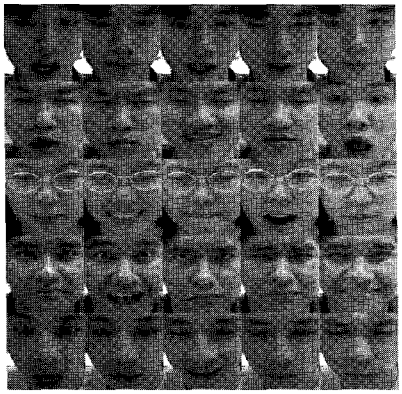


그림 8. CMU AMP face expression 데이터베이스의 예.
Fig. 8. Examples of the CMU AMP face expression database.

1.3 CMU AMP face expression database

표정변화 실험을 위하여 CMU AMP face expression database 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. Carnegie Mellon University의 advanced multimedia processing lab에서 만든 얼굴 데이터베이스로 동일한 조명조건에서 정면얼굴의 다양한 표정을 지원한다. 본 논문에서는 CMU 얼굴 데이터베이스에서 정면 얼굴 영상을 사용하였고, 13명의 얼굴마다 각각 75가지의 표정변화들이 존재한다. 각 얼굴영상은 8-bit gray level의 64×64 크기로 되어 있으며, 그림 8은 CMU 얼굴 데이터베이스의 일부를 보여준다.

실험 시스템 사양은 다음과 같다.

- Client× 3: Pentium4 2.0, 1GB RDRAM, 70GB SCSI hard drive
- Host: Hewlett Packard xw8000 workstation

2. 실험방법

본 논문에서는 입력 얼굴 영상 및 학습을 위한 얼굴 영상은 영상 내의 얼굴의 크기와 위치를 맞추는 전처리 과정을 통하여 얼굴 인식이 제대로 수행되게 하였다. 얼굴 인식에서 가장 중요한 특징이라 할 수 있는 눈의 위치를 맞추도록 하였다. 얼굴 영상의 각 눈의 가운데 두 점을 영상 내 지정 위치에 오도록 2D 유사 변환(affine transformation)을 수행하였다. 그 뒤 배경의 영상을 없애기 위하여 윈도우 영역을 정의하여 얼굴을 잘라내었다. 영상을 축소하는 down sampling 과정에서 경계선들의 정보를 유지하기 위해 잘라낸 얼굴 영상에 번짐 효과(blurring)를 주고 64×64 픽셀 크기로 down sampling을 수행하였다. 그 후 각 영상을 gray level로 변환하였다.

3. 인식률 비교실험

3.1 Basis 개수 변화에 따른 실험결과

PCA와 LDA의 얼굴 인식 성능 분석을 위하여 ORL, CMU, DAUFace 데이터베이스를 이용하여, basis 수를 변화해 가며 얼굴 인식 실험을 수행하였다. 본 실험은 PCA와 LDA를 혼용한 basis 수의 변화에 따른 인식 성능을 비교하여, 해당 기법의 최적의 basis 수를 찾는다. 32, 64, 96, 128개로 basis 수를 변화해가며 유클라디안 방법으로 인식률이 가장 우수한 것을 선택하도록 한다. 유클라디안 방법을 선택한 이유는 학습 알고리즘의 성능에 의존하지 않고 특징 벡터의 자체 분리도를 평가하기 위해서이다. 표 1을 보면 공통적으로 basis의 수가 32, 64, 128개일 때 보다는 96개일 때 인식 성능이 더 좋은 것을 알 수 있다. 표 1을 보면 PCA와 LDA를 혼용하는 것만으로도 좋은 성능을 보이고 있지만, HNMA의 학습 성능을 평가하기 위하여 다른 학습 알고리즘과 비교를 통하여 성능을 평가하도록 한다. 학습 알고리즘의 입력으로써 basis를 최적의 개수인 96개로 정하도록 한다.

클래스 분리도를 정량적으로 측정하기 위하여 PCA와 LDA를 혼용한 방법과 LDA 각각에 대하여 $\frac{W^T S_B W}{W^T S_W W}$ 값을 구하였다. ORL 데이터베이스와 CMU 데이터베이스, DAUFace 데이터베이스에 대한 클래스 분리도 값을 표 2에 나타내었다.

표 2의 값이 클수록 클래스 내의 분산 값은 작고, 다른 클래스 간의 분산 값이 크기 때문에 각각의 얼굴 영상 클래스를 보다 잘 분리할 수 있다. 표 2를 살펴보면, 제안한 방법이 LDA보다 높음에 따라 변별력이 증가하였음을 알 수 있다. 이처럼 PCA와 LDA의 혼용은 PCA 알고리즘을 이용하여 차원을 효과적으로 축소하고, 이러한 축소 특징 벡터 공간에 LDA를 적용함으로 클래스 분리도가 상당히 향상되어, 인식률 크게 향상시킬 수 있었다.

4. 인증동작 확인

표 1. Basis 수 변화에 따른 인식 결과(%).
Table 1. Recognition results with change of basis number(%).

Database / basis 갯수	ORL	CMU AMP	DAUFace
32개	84.03	88.34	87.95
64개	86.35	89.36	88.35
96개	91.34	92.62	91.78
128개	87.56	90.66	90.24

표 2. PCA와 LDA 혼용의 클래스 분리도 측정.
Table 2. The class separability measurement of mixed method of PCA and LDA.

Database	LDA	PCA+LDA
ORL database	5.73×10^{17}	8.85×10^{18}
CMU database	8.52×10^{17}	9.24×10^{18}
DAUFace database	7.37×10^{17}	8.75×10^{18}

그림 9. 태그 접촉 대기화면.
Fig. 9. Waiting for a tag.

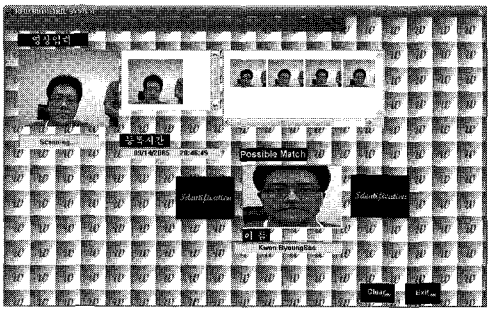


그림 10. 인증 화면.
Fig. 10. A picture of authentication.

권 병 수

2004년 동아대 전자공학과 졸업. 현재 동 대학원 석사. 관심분야는 영상처리, 영상압축, RFID.

V. 결론

본 논문에서는 PCA와 LDA를 혼용하고, HNMA 학습알고리즘을 이용한 RFID 생체인증 시스템을 구현하였다. PCA와 LDA는 모두 비교사 학습 기법으로 PCA는 조밀한 코딩, LDA는 드문 코딩에 의하여 인식에 있어 필요한 중복 신호 제거 효과를 갖기 때문에 얼굴 영상의 특징 벡터로써 많이 연구되어 왔다. 제안된 시스템은 전처리 과정을 통하여 얼굴 후보 영역을 추출한 후 PCA와 LDA를 통하여 고유 벡터를 구하였다. 그 후 추출된 특징을 태그에 저장함으로써 RFID 얼굴인식 시스템을 구성하였다. 구현된 RFID 생체인증 시스템은 13.56㎒ 주파수를 사용하는 단거리 인식 시스템으로써 하드웨어가 인증결과에 미치는 영향은 매우 적다고 할 수 있다.

이 시스템은 앞으로 얼굴뿐만 아니라 서론에서 언급한 지문, 홍채 등과 같은 여러 생체정보들에 적용이 가능하며, 앞으로 RFID를 이용한 생체인증 시스템의 좋은 예가 될 것으로 생각한다.

참고문헌

[1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for face recognition," *J. Cognitive Neuroscience,* vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.

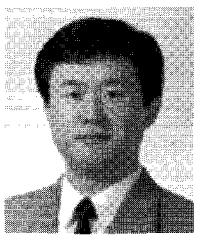
[2] P. J. B. Hancock, A. M. Burton, and V. Bruce, "Face Processing:human perception and principal component analysis." *Memory and Cognition,* vol. 24, no.1, pp. 26-40, 1996.

[3] J. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "Face recognition using LDA based algorithms," *IEEE Transactions on Neural Networks,* vol. 14, no. 1, pp. 195-200, January 2003.

[4] K. Finkenzeller, *RFID Handbook,* Wiley&Sons LTD, 1999.

[5] J. R. Beveridge and K. She, "Fall 2001 update to CSU PCAVersus PCA+ LDA Comparison," http://www.cs.colostate. edu/evalfacerec/papers.html, 2001.

[6] J. Yang, J.-Y. Yang, "Why can LDA be performed in PCA transformed space?," *Pattern Recognition 36,* pp. 563-566, 2003.



강 대 성

1984년 경북대학교 전자공학과 졸업. 1991년 Texas A&M 대학교 전자공학과 석사. 1994년 Texas A&M 대학교 전자 공학과 박사. 1983년 3월~1989년 6월 국방과학연구소. 1995년 9월~현재 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 부교수. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 영상코딩, 멀티미디어 색인 및 검색.