

RFID와 생체인식기반 다중보안 시스템 구현

이재용, 정양재, 김장희, 강대성
동아대학교 전자공학과

The Implementation of the Multiple Security System Based on RFID and Biometrics

Jae-Yong Lee, Lyang-Jae Joung, Jang-Hui Kim, Dae-Seong Kang
Department of Electronics Eng., Dong-A Univ.

요 약

본 논문에서는 보다 높은 보안 체계를 요구하는 환경에서 개인의 얼굴 인증과 RFID의 인증을 통한 다중 보안 시스템을 제안하고자 한다. 이 시스템은 추출된 얼굴 영상의 특징 벡터들을 각각 사용자의 태그에 저장하고 개인 인증 시 얼굴 영상의 입력과 비교 및 판독에 사용하도록 한다. 태그의 생체정보와 입력 얼굴영상에서 추출한 특징벡터가 일치하여야만 Database에 접근이 가능하며, 만약 하나라도 만족하지 못하면 인증은 실패한다. 이것은 사람의 얼굴뿐만 아니라 지문, 홍채 등의 생체인증 기술과 RFID와의 결합으로 보다 안전하고 효과적인 개인 인증 기술로 사용될 수 있을 것이다.

I. 서 론

무인 시스템과 인터넷의 발달로 인해서 보다 안전하고 편리한 개인 인증 기술이 필요하게 되었다. 허용되지 않은 사람의 공격에 의해 정보의 왜곡, 도용들의 피해로부터 보호하기 위해 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[1]. 그리고 유비쿼터스 컴퓨팅에 대한 연구와 관심이 증대됨에 따라, 실생활에서 유비쿼터

스 환경을 적용시키기 위한 핵심기술로 RFID(Radio Frequency Identification) 시스템이 주목받고 있다. RFID 시스템은 무선 주파수를 이용한 자동인식 기술로서 물리적 접촉 없이 태그가 부착된 개체의 정보를 읽거나 기록할 수 있는 시스템이다.

본 논문에서는 PCA 알고리즘을 이용한 얼굴의 특징을 추출과 추출된 얼굴 영상의 특징 벡터들을 고속 학습하고, 각 영상의 최적의 특징을 구성할 수 있는 해마 신경망 모델링 알고리즘을 이용한 RFID 얼굴인식 시스템을 제안하고자 한다. 이 시스템은 추출된 얼굴 영상의 특징 벡터들을 각각의 사용자의 태그에 저장하고 개인 인증 시 얼굴 영상의 입력과 비교 및 판독에 사용하도록 한다. 태그의 생체정보와 입력 얼굴영상에서 추출한 특징벡터가 일치하여야만 Database에 접근이 가능하며, 만약 하나라도 만족하지 못하면 인증은 실패한다. 이를 기초로 다른 생체 인식 분야와 RFID 자동 인식 기술을 이용해 보다 안전한 다중 보안 시스템에 활용 될 수 있을 것이다.

II. 본 론

1. 특징 계산

※ “본 결과물은 정보통신부의 2005년도 정보통신기초기술연구지원사업(정보통신연구진흥원)으로 수행한 연구결과입니다.”

1) PCA(Principal Component Analysis)

PCA는 평균과 분산까지의 통계적 성질을 이용한 2차 통계적 기법이다. PCA는 입력 자료에 대하여 최대 공분산의 각 방향을 가리키는 직교 정규화 된 일련의 축들의 집합을 찾는다. 이는 입력 자료의 가장 중요한 축들을 찾아 효율적으로 자료의 차원을 줄일 수 있는 장점을 갖게 됨을 의미한다. 그러나 PCA는 2차 통계 자료만을 사용하기 때문에 영상에서 가장 기본적인 특징이라 할 수 있는 경계선을 나타내기도 힘든 단점이 있다.

주어진 자료를 X라 놓고, n개의 관찰된 표본이 있다면 X를 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 과 같이 정의할 수 있다[2].

이때 X의 각 표본 x_i 는 해당 표본을 구성하는 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(m)]^T$ 와 같이 m개의 데이터로 구성되어 있다고 하고, 이때 T는 행렬의 전치를 나타낸다. 만약 얼굴 영상의 경우라면 이때의 m의 값은 해당 얼굴의 픽셀 수가 될 것이며 1차원 벡터로 나타낼 수 있다. 계산의 편리를 위해 X의 각 행의 값의 평균을 0으로 만들어 주었다고 가정한다.

이때 주요 요인 축들은 $\frac{1}{n}XX^T$ 의 공분산 행렬의 고유 벡터 값들이다. 이때 해당 고유값들은 그 축들의 분산 값을 나타낸다. 첫째 주요 축은 최대의 분산 값을 가지고, 둘째 주요 축은 첫 번째 축에 수직하며 그 다음으로 가장 큰 값을 가진다. 이러한 방법으로 나머지 축들이 구성된다. 따라서 $\frac{1}{n}XX^T$ 을 이용하여 공분산 행렬의 고유벡터와 고유값을 구한 후에 고유값을 크기에 따라 정렬하고 이때 고유벡터도 해당 고유값의 위치대로 정렬한다. 일반적으로 뒤쪽에서 어느 정도의 고유값들은 0 또는 0에 가까운 값을 가지게 되어 이를 버릴 수 있어 입력 데이터의 차원을 줄일 수 있다.

PCA로 데이터를 표현하는 방법은 다음과 같다. 우선 PCA로 데이터가 표현되는 것을 R이라 놓고 이때 각 행이 원래 데이터의 표본에 매칭 된다. 위에서 언급한 고유 벡터가 열로 들어 있는 행렬을 V라고 하였을 때 $R = X^T V$ 와 같이 R을 구할 수 있다[3][4].

2. 얼굴등록 과정

1) Eye finding

Eye finding function은 얼굴 인식 등록의 첫 번째 단계로 각 눈의 중앙의 적당한 위치를 찾는 것은 최적의 얼굴 인식 결과를 얻는데 결정적인 역할을 한다.

2) Image Standardization

이 단계에서는 원본 이미지는 표준 차수의 square gray scale로 축소된다. 이 이미지는 단지 오리지널 이미지의 머리 주변의 지역만을 포함한다.

3) Image Masking

이미지를 표준화한 다음, 각 이미지와 일치하는 마스크를 사용한다. 이 마스크는 표준화된 이미지의 눈 위치를 계산한 것과 관련하여 같은 방법으로 모든 이미지 등록에 사용된다.

4) Eigen Coefficient Generation

앞선 절차를 거친 이미지는 다차원 Eigen space로 투영된다. 다차원 Eigen space는 128개의 수학적 orthogonal 좌표로 구성된다. 각 좌표로의 투영 절차는 128개의 Eigen 계수 특징 값들을 생산한다. 이 특징 계수들의 집합은 얼굴 인식 Eigen space에서 완벽한 벡터 투영을 대표한다.

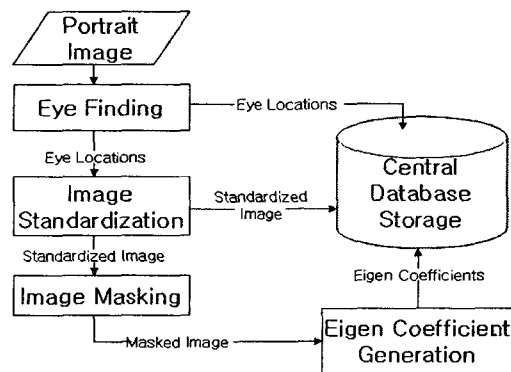


그림 1. Face Recognition Enrollment Process Flow

3. 해마신경망의 공학적 모델링

전체적인 기능에서 그림 2와 같이 각 영역에서 처리되는 루프를 따라 조직된 네 개의 메인 구조(EC, DG, CA3 and GA1)로 구성된다.

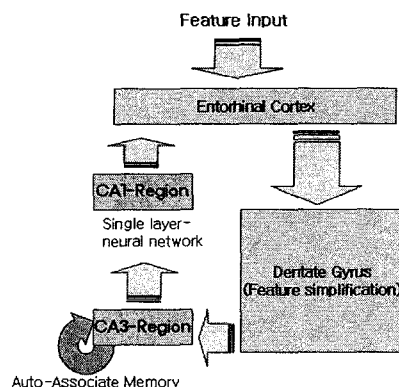


그림 2. Hippocampal Neural Network model

1) 내후각뇌피질(EC) : 해마와 신피질 사이에서 인터페이스를 구성하고 해마신경망 모델의 입력과 출력을 나타낸다.

2) 치아이랑(DG) : 내후각뇌피질에 직접 연결되는 치아이

량 구조는 그 모델에 동일한 객체의 다양한 특징 성분들을 과거 입력 패턴에서 동일성을 판단하여 특징을 단순화 시킨다. 패턴 평균값에서 편차율 범위와 임계수치를 넘으면 1, 그렇지 않으면 -1로 하여 특징의 동일성을 이진화 시킨다.

3) 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. CA3 영역에서는 자기 연상을 하며, 노이즈가 있는 특징 정보를 더욱 분별력 있게 정돈하는 역할을 한다. 과거에 학습된 특징들과 차이가 큰 특징이 입력될 경우에는 새로운 패턴으로 분류한다.

4) CA1 : 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 단기 기억으로 패턴을 분류하여 저장하는 기능을 한다 [5][6].

4. RFID 시스템

제안한 시스템에서 RF 인식 부분에는 리더기로서 Gemplus사의 GemEasyLink680sp를 사용하였고 태그로서는 Philips사의 Mifare IC를 사용하였다. 다음은 사용한 Mifare IC의 EEPROM 구조이다.

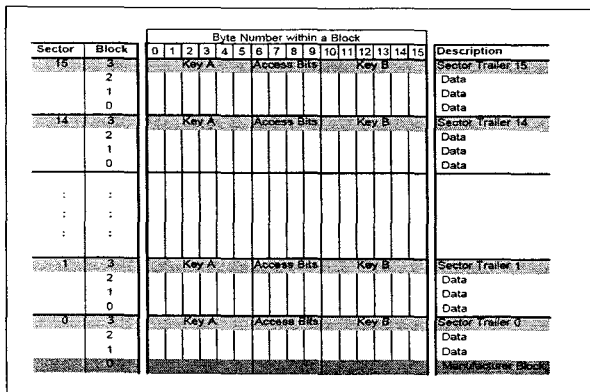


그림 3. Mifare IC EEPROM 구조

태그의 EEPROM은 16개의 섹터로 이루어져 있으며, 각 섹터는 16byte 단위의 4개 블록으로 구성되어 있다. 0번 섹터의 0번 블록은 IC 생산자 데이터가 포함되어 있다. 이 블록은 IC 제조사에 의해 프로그램되며 write가 불가능하다. 다음의 데이터 블록에는 읽기, 쓰기가 가능한 read/write 블록과 읽기, 쓰기, 증가, 감소, 복구, 전송의 기능을 가진 value 블록이 있다. Sector Trailer인 블록 3은 데이터 보호를 위한 key 값을 저장하게 된다.

다음은 태그가 메모리로 접근하는 방법을 도식적으로

보이고 있다.

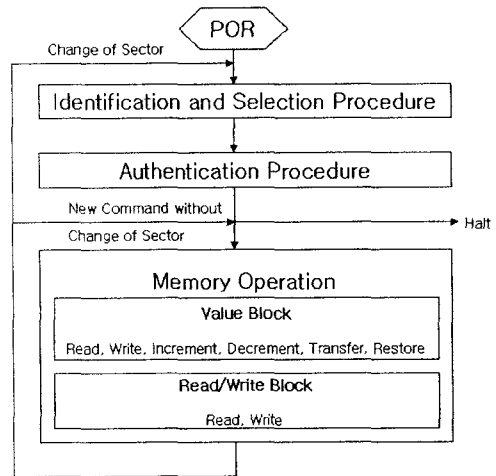


그림 4. Memory Access

III. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 인증 시스템에서는 2 단계의 인증절차를 거쳐 모든 단계가 인증확인 되어야 인증에 성공할 수 있다. 1단계에서는 입력영상과 DB영상의 인식결과가 성공해야한다. 2단계에서 RFID 태그에 저장된 얼굴의 특징정보와 DB의 얼굴특징이 확인되어야 한다.

다음은 전체적인 시스템을 도식화 한 것이다.

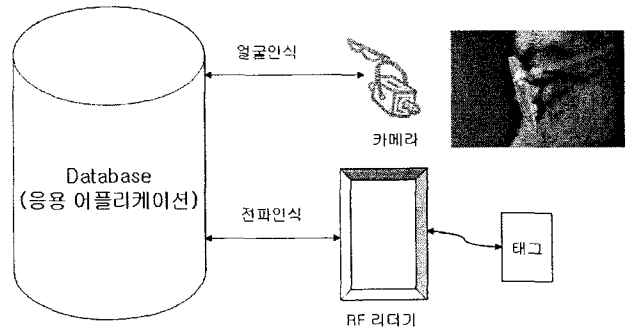


그림 5. RFID 얼굴인식 시스템

사용자가 태그를 리더에 가까이 가져가면 RFID 응용 어플리케이션은 일련의 태그 인증과정을 거치고 인증을 마친 후 태그의 내용을 읽어 들인다.

본 논문의 실험에서의 RFID 태그에 생체정보를 저장하고 다시 읽어 들이기 위한 Philips사의 Mifare IC는 다음 표 2와 같은 Format으로 Read / Write 된다.

표 1. Interface 명령어

Command Set						
Read	CLA	INS	P1	P2	Lc (dec)	
	0x94	0xB8	P1	P2	16	
	Data			SW1, SW2		
Write	CLA	INS	P1	P2	Lc	parameter
	0x94	0xD8	P1	P2	16	s /data
						data
	-			SW1, SW2		

태그가 읽혀진 후 얼굴영상의 입력을 통한 인증과정을 거치게 되는 일련의 동작을 그림 6에 나타내었다.

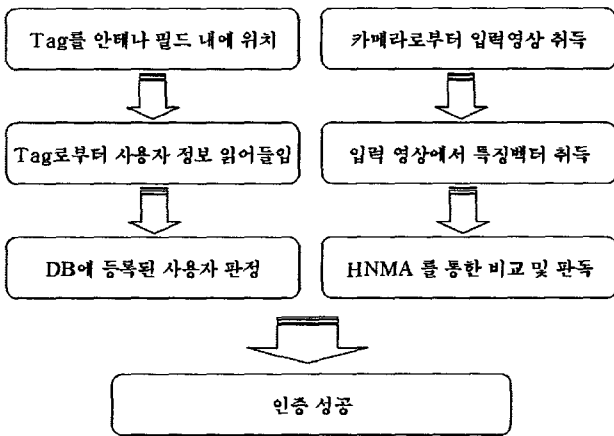


그림 6. 인증과정

그림 6의 인증과정을 통해 그림 7과 같은 결과를 확인할 수 있다.

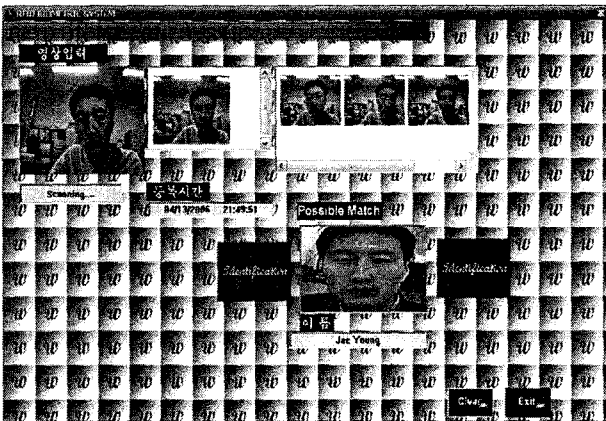


그림 7. 제안 시스템의 최종 인증결과

IV. 결론

본 논문에서는 PCA로 얼굴의 특징을 추출해서 해마 신경망 학습 알고리즘을 이용한 얼굴 인식과 RFID를 이용한 전파 인식을 이용해서 다중 보안 시스템을 구현하였다. 제안된 시스템은 전처리 과정을 통하여 얼굴 후보영역을 구한 후 PCA를 이용하여 고유 벡터를 구하였다. 그 후 추출된 특징을 태그에 저장함으로써 RFID 얼굴인식 시스템을 구성하였다. 구현된 RFID 생체인증 시스템은 13.56MHz 주파수를 사용하는 단거리 인식 시스템으로써 하드웨어가 인증결과에 미치는 영향은 매우 적다고 할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 시스템은 앞으로 얼굴의 정보뿐만 아니라 지문, 홍채 등과 같은 여러 생체정보들에 적용이 가능하며, 간단한 출입 통제에서부터 네트워크 상에서의 개인 인증 등 그 활용 범위가 넓어 RFID를 이용한 생체인증의 좋은 예가 될 것으로 생각한다.

참고 문헌

- [1] 정교일, 하경주, 정용화, 손승원, "바이오메트릭 (Biometrics) 산업의 최근 동향", IITA 주간기술 동향 통권 965호, 2000.9.
- [2] Rizvi, S., Phillips, P.J., Moon, H., "A verification protocol and statistical performance analysis for face recognition algorithms", In proceedings Computer Vision and Pattern Recognition, 1998
- [3] M. Turk, "Face Recognition using eigenfaces," in Proceeding of International Conference on Pattern Recognition, pp. 586~591 (1991).
- [4] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific liner projection," IEEE Trans PAMI, Vol. 19, No.17, pp. 711~720, July (1997).
- [5] 민병경, "민병경의 재미있는 뇌 과학 이야기", <http://mind21.net/scienceall-7.htm>.
- [6] Ventriglia, F. and Maio, V.D., "Synaptic fusion pore structure and AMPA receptor activation according to Brownian simulation of glutamate diffusion", Biological Cybernetics, Vol. 88, No, 3, 2003.
- [7] 오선문, 강대성 "얼굴인식을 위한 해마의 뇌모델링 학습 알고리즘 개발", 대한전자공학회, 42권, SP편, 5호, pp. 55-62, 2005. 9.