

생체정보를 이용한 RFID 정보보호 (RFID Information Protection using Biometric Information)

안효창(Hyochang Ahn)¹⁾ 이상범(Sang-Burm Rhee)²⁾

요 약

RFID는 정보통신 외에 물류, 유통, 교통, 환경 등 다양한 분야에 적용될 수 있기에 유비쿼터스 시대에 없어서는 안 되는 기술로 각광받고 있다. 하지만 최근들어 RFID 보안의 무제가 거론되고 있어서 RFID의 정보보호가 필요하게 되었다. 본 논문에서는 RFID 태그에 얼굴 생체 특징 정보를 효율적으로 저장하여 인증성을 보장하고 개인의 정보를 보호할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 데이터양이 많은 생체 특징 정보를 개선된 선형판별 분석방법을 이용하여 특징 정보 차원을 감소시킴으로써 데이터양을 효과적으로 줄여 RFID 태그의 적은 메모리 영역 내에 특징 정보를 저장하였다. 실험결과 사용자 인증율이 92%를 보였으며, 출입통제 시스템 및 전자 신분증 등에 활용 가능한 시스템으로 적용 가능할 것으로 보인다.

ABSTRACT

RFID could be applied in the various fields such as distribution beside, circulation, traffic and environment on information communication outside. So this can speak as point of ubiquitous computing's next generation technology. However, it is discussed problem of RFID security recently, so we must prepare thoroughly about RFID security for secure information. In this paper, we proposed a method which could protect private information and ensure RFID's identification effectively storing face feature information on RFID tag. Our method which is improved linear discriminant analysis has reduced dimension of feature information which has large size of data. Therefore, we can store face feature information in small memory field of RFID tag. Our proposed algorithm has shown 92% recognition rate in experimental results and can be applied to entrance control management system, digital identification card and others.

논문접수 : 2006. 9. 10.
심사완료 : 2006. 10. 9.

1)정희원:단국대학교전자컴퓨터공학과박사과정
2)종신회원:단국대학교전자컴퓨터공학과교수

* 이 연구는 2005학년도 단국대학교 대학연구비의 지원으로 연구되었음.

1. 서론

최근 전자태그를 부착하고 무선통신 기술을 이용하여 사물의 정보를 확인하고 주변 상황을 감지하는 RFID(Radio Frequency Identification) 시스템이 등장하여 미래 IT시장을 선도할 기술 중의 하나로 주목받고 있으며, RFID는 기존의 바코드나 자기 인식 장치의 단점을 보완하여 사용의 편리성 향상으로 다양한 분야에서 응용되는 차세대 핵심기술이다[1,2,3].

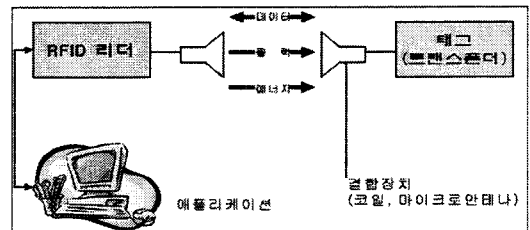
RFID는 초소형 칩을 사물에 부착하여 사물 및 주변 환경정보를 무선주파수로 전송하고 처리하는 비접촉식 식별기술이다[4]. RFID는 다양한 분야에 적용될 수 있어서 유비쿼터스 컴퓨팅 비접촉식 인증 및 검증 기술이라 할 수 있다[4]. 유비쿼터스 컴퓨팅은 다양한 종류의 컴퓨터가 사람, 사물, 환경 속으로 스며들고 서로 연결되어, 언제 어디서나 컴퓨팅을 구현할 수 있는 환경이다[4]. 이러한 유비쿼터스 컴퓨팅 환경으로 변화면서 RFID의 중요성은 더욱 커지고 있다. 하지만 RFID의 특성상 사물과 사용자의 취득·이동·폐기 등의 정보가 일일이 기록됨으로써 이에 대한 추적과 접근이 용이해 사업자의 오·남용 또는 RFID 태그의 오작동으로 인한 개인정보 침해 가능성이 제기되고 있다[5,6]. 또한 자동화되고 손쉽게 정보를 얻을 수 있는 환경에서는 보안에 있어 심각한 문제를 초래할 수 있으며, RFID의 제한적 자원에 의해 기존 정보 보호 기법을 그대로 사용하기 어렵고 새로운 경량화된 정보 보호 기법들이 연구되어야 한다[6].

사용자 생체 인증 분야에서는 인증을 위한 기준 데이터를 저장·관리하는 인증 서버의 중앙 집중적인 관리 체제로 인하여 시스템 환경 구축과 데이터 관리에 따른 위험 요소들이 존재한다. 시스템 중앙 관리는 다수의 클라이언트 인증 요청 및 이에 따른 시스템 부하, 해킹에 따른 정보 유출 등의 문제를 유발할 수 있으며, 이러한 문제의 해결 대안으로 분산 기법이 활용되고 있다.

본 논문에서는 RFID 기술과 생체 인식 기술을 접목하여, RFID의 제한된 시스템 자원인 RFID 태그 내에서 사용자의 생체 특징 정보를 효율적으로 저장하여 인증성을 보장하고 개인의 정보를 보호할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

2. RFID 시스템

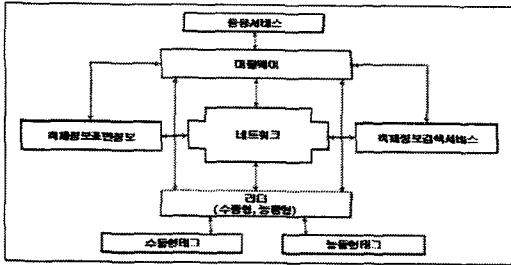
RFID는 데이터를 저장할 수 있는 RFID태그(트랜스폰더)와 RFID에 있는 데이터를 읽을 수 있는 리더(Reader), 그리고 중간에서 데이터를 전송하는 안테나 등으로 구성되어 있다 [7].



[그림 1] RFID의 작동 원리

RFID와 바코드를 비교하여 보면 바코드의 경우 레이저 판독기를 바코드에 직접 접촉시켜야 하지만 RFID는 안테나와 태그(tag)만 있으면 판독기를 직접 접촉하지 않아도 쉽게 상품의 정보를 식별할 수 있으며 필요한 정보를 삽입할 수 있다 RFID는 주파수에 따라 사용 분야가 다양한데, 저주파 대역(125kHz~400kHz)은 짧은 거리의 전송에 사용되고 있으며, 전형적인 캐리어 주파수 범위는 125kHz~2.4GHz이다.

RFID 시스템은 [그림 2]에서 보는 바와 같이, 태그, 리더, 미들웨어, 객체정보 검색서비스, 객체정보 표현서버 및 응용서비스 등으로 구성되고 인터넷 망에 연동되어 운용된다.



[그림 2] RFID 시스템 구성도[8]

태그는 태그가 부착되는 사물의 ID코드 및 사물의 정보를 리더에 보내기 위해 리더와 통신하여 수동형과 능동형으로 구분한다[8].

리더는 네트워크를 통하거나 직접 미들웨어와 통신하면서 미들웨어의 제어를 받아 태그로부터 태그 ID 및 관련 정보를 읽어 미들웨어에 제공한다. 수동형 미들웨어는 리더기에서 계속적으로 발생하는 ID 코드 및 데이터를 수집, 제어, 관리하는 기능을 하며, 모든 구성요소와 연결되어 계층적으로 조직화되고 분산된 구조의 미들웨어 네트워크를 구성하여 서로 통신한다[8]. 미들웨어는 태그 정보를 서버에 보내어 상호 운용성을 보장할 수 있어야 한다. 미들웨어는 태그 정보를 서버에 보내어 객체정보 검색서비스에서 태그 정보가 있는 객체정보 표현 서버의 위치를 확인, 객체정보 표현 서버로부터 태그의 구체적인 정보를 얻는다[7,8].

3. 얼굴 특징 추출

3.1 PCA(Principal Component Analysis)

얼굴 영상은 데이터양이 많으므로 효과적인 얼굴 인식을 위해 적당한량의 특징 정보 추출해야하며, 이를 위해서 주성분 분석을 사용한다[9,10]. 주성분 분석은 크게 고유 얼굴의 생성과 이를 이용하여 얼굴을 인식하는 단계로 나눌 수 있다. 고유 얼굴 생성은 학습 얼굴 영상들을 획득하여 고유 얼굴을 계산하고 이를 특징 공간에 정의 하는 것이다[9]. 고유 얼굴 생

성 단계는 입력 얼굴 영상을 공분산 행렬 및 고유벡터를 구하기 좋은 형태의 벡터로 변경시키는 것과 영상의 특징벡터인 고유 얼굴을 구하는 두 개의 부분으로 이루어진다.

$n \times m$ 차원인 하나의 얼굴 영상을 하나의 열벡터로 표시하면 $n \times m \times 1$ 이 된다. 얼굴 영상의 학습 집합을 열벡터의 집합으로 두면 다음과 같이 표현 된다.

$$\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_P (n \times m \times P \text{ 행렬}) \quad (1)$$

학습 얼굴 영상의 집합을 전처리과정을 통하여 정규화 시키고 정규화된 학습 얼굴 영상들의 평균 얼굴은 다음 수식(2)을 이용하여 구할 수 있다.

$$\Psi = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \Gamma_i \quad (2)$$

각각의 얼굴은 $X_i = \Gamma_i - \Psi$ 만큼 평균과 다르기 때문에 얼굴 영상들이 서로 비교가 되기 위해서는 평균 영상으로 원점을 이동해 주어야 한다. X 에 대한 $n \times n$ 공분산 행렬(Covariance Matrix) Σ 는 다음 수식(3)과 같이 정의한다.

$$\Sigma = XX^T \quad (3)$$

공분산 행렬 Σ 는 $n \times n$ 행렬로 $n \times m$ 개의 고유값과 $n \times m$ 개의 고유벡터를 가진다. $n \times m$ 은 한 영상의 픽셀 수이므로 처리되는 데이터는 많아 현실적으로 다루기 어렵다. 이러한 문제는 훨씬 적은 $P \times P$ 행렬 문제를 통해 수학적으로 해결할 수 있다.

공분산 행렬 Σ 의 고유값(Eigen Value)과 이에 대응되는 고유벡터(Eigen Vector)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\sum v_i = \lambda_i v_i, \quad i=1, 2, \dots, P \quad (4)$$

각 고유값에 대응되는 고유벡터를 정규화하여 이를 열로 갖는 행렬은 수식(5)에 의해서 구할 수 있다.

$$V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_P], \quad \|v_i\| = 1 \quad (5)$$

수식(5)에서 선형변환 V 는 주어진 데이터의 특징을 많이 포함하면서 계산량을 줄일 수 있는 기저인 고유 얼굴을 선택할 수 있다.

$$A = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_k], \quad k < P \quad (6)$$

훈련 영상의 평균으로 원점을 이동한 X 의 열벡터에서 하나의 벡터를 x 라고 하면 수식(6)의 변환행렬 A 를 사용하여 x 의 특징벡터 y 를 다음 수식(7)과 같이 얻을 수 있다.

$$y = A^T x \quad (7)$$

단위벡터 v_i 으로 표현되는 주요방향으로 x 를 정사영(Projection)시켜 얻은 결과를 y_i 라고 할 때 이것을 주성분이라고 한다. 데이터 벡터 x 는 특징벡터 y 로부터 다음 식을 이용하여 복원할 수 있다.

$$x = \sum_{i=1}^n y_i v_i = V y \quad (8)$$

새로운 테스트 영상(Γ)은 다음 수식(9)을 이용하여 고유얼굴 공간에 투영이 된다.

$$y_k = v_k^T (\Gamma - \Psi) \quad \text{for } k = 1, \dots, P \quad (9)$$

전체 특징벡터 Ω^T 는 입력 얼굴영상에 대한 고유얼굴 공간상의 위치를 나타낸다. 여기서 특징벡터 y_k 를 가중치라고 한다.

$$\Omega^T = [y_1, y_2, \dots, y_P] \quad (10)$$

등록되는 영상들은 얼굴만을 위한 고유공간에서의 새 좌표계로 변환되어 저장되며 나중 실험얼굴의 인식 시에는 새로 들어온 영상들을 역시 얼굴만의 고유공간상의 좌표계로 변환하여 그 둘 사이의 떨어진 거리를 측정함으로써 등록된 얼굴과의 일치 여부를 결정하게 된다.

3.2 LDA(Linear Discriminant Analysis)

선형 판별 분석은 클래스간 분산과 클래스내 분산의 비율을 최대화하는 방식으로 클래스간의 정보를 최대한 유지시키면서 차원을 축소시키는 특징을 가지고 있다[11]. D 차원의 샘플 x 의 평균 벡터 μ_i 는 다음 수식(11)과 같다. 사영된 샘플 y 에 대한 평균 벡터 $\tilde{\mu}_i$ 는 다음 수식(12)과 같이 표현된다.

$$\mu_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in X_i} x \quad (11)$$

$$\tilde{\mu}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{y \in Y_i} y = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in X_i} w^T x = w^T \mu_i \quad (12)$$

w_i 이라고 표시된 샘플들의 사영된 데이터의 분산을 다음과 같이 정의한다.

$$\tilde{S}_i^2 = \sum_{y \in Y_i} (y - \tilde{\mu}_i)^2 \quad (13)$$

선형 판별은 판정함수(criterion function)를 최대가 되게 하는 선형함수 $w^T x$ 로 정의한다.

$$J(w) = \frac{|\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2|^2}{\tilde{s}_1 - s_2} \quad (14)$$

$\tilde{S}_i^2 = w^T S_i w$ 이고 $\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_1^2 = w^T S_W w$ 이다. 마찬가지로 방법으로 $(\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2)^2 = w^T S_B w$ 이고 여기서 $S_B = (\mu_1 - \mu_2)(\mu_1 - \mu_2)^T$ 이다. 행렬 S_W 샘플의 공분산 행렬에 비례한다.

$$\begin{aligned} \tilde{S}_1^2 &= \sum_{y \in Y_i} (y - \tilde{\mu}_i)^T = \sum_{x \in X_i} (w^T x - w^T \mu_i)^2 \quad (15) \\ &= \sum_{x \in X_i} w^T (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T w = w^T S_i w \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2)^2 &= (w^T \mu_1 - w^T \mu_2)^2 \quad (16) \\ &= w^T (\mu_1 - \mu_2)(\mu_1 - \mu_2)^T w \\ &= w^T S_B w \end{aligned}$$

행렬 S_B 는 두 벡터간의 외적이므로 이 행렬의 계수는 1이 된다. 최종적인 선형 판별 판정 함수를 S_W 와 S_B 로 다음 수식(17)과 같이 간략히 정의할 수 있다.

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \quad (17)$$

J 를 최대로 만드는 w 는 다음의 일반화된 고유치 문제를 만족한다.

$$S_B w = \lambda S_W w \quad (18)$$

S_W 가 정칙이면 위 식은 $S_W^{-1} S_B w = \lambda w$ 이고 우리가 구하고자 하는 해는 위의 식에 의해서 다음과 같다.

$$w = S_W^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \quad (19)$$

선형 판별 분석을 일반화하여 C 개의 클래스에 대한 문제의 경우 하나의 사영 y 를 구하는 대신에 $(C-1)$ 개의 사영을 찾아야 한다. 클래스내 분산 행렬의 일반화는 다음 (20)과 같다.

$$S_W = \sum_{i=1}^c S_i = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in X_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \quad (20)$$

S_B 를 일반화하기 위하여 전체 평균 벡터 μ 와 총 분산 행렬 S_T 를 구하여 다음과 같이 클

래스간 분산 S_B 를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} S_T &= \sum_{x \in X} (x - \mu)(x - \mu) \quad (21) \\ &= \sum_{x \in X} (x - \mu_i + \mu_i - \mu)(x - \mu_i + \mu_i - \mu)^T \\ &= \sum_{i=1}^c \sum_{x \in X_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \\ &\quad + \sum_{i=1}^c \sum_{x \in X_i} (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \end{aligned}$$

$$S_T = S_W + \sum_{i=1}^c n_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T = S_W + S_B$$

이다. D 차원 공간에서 $(C-1)$ 차원 공간으로의 사영은 $(C-1)$ 개의 판별 함수에 의해 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$y_i = w_i^T x, \quad i = 1, 2, \dots, c-1 \quad (22)$$

위 식은 $y = W^T x$ 로 표현될 수 있으며, 여기서 W 는 w_i 벡터를 열로 갖는 $D \times (C-1)$ 행렬이다. D 차원의 샘플들에 대응하는 사영의 평균 벡터 $\tilde{\mu}$ 와 분산 행렬 S_W 와 S_B 는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c n_i \tilde{\mu}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c n_i \left(\frac{1}{n_i} \sum_{y \in Y_i} y \right)$$

$$\tilde{S}_W = \sum_{i=1}^c \sum_{y \in Y_i} (y - \tilde{\mu}_i)(y - \tilde{\mu}_i)^T \quad (23)$$

$$\tilde{S}_B = \sum_{i=1}^c n_i (\tilde{\mu}_i - \tilde{\mu})(\tilde{\mu}_i - \tilde{\mu})^T$$

$$\tilde{S}_W = W^T S_W W, \quad \tilde{S}_B = W^T S_B W \quad (24)$$

위의 식은 클래스내 분산과 클래스간 분산이 낮은 차원의 공간으로 사영되는 변환을 나타낸다. 판정함수로 분산 행렬의 행렬식을 사용하면 다음과 같이 된다.

$$J(W) = \frac{|\widetilde{S}_B|}{|\widehat{S}_B|} = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad (25)$$

최적의 사영행렬 W 는 행이 다음의 일반화된 고유치 문제의 가장 큰 고유값에 관련된 고유벡터라는 것을 알 수 있다.

$$|S_B - \lambda S_W| = 0 \quad (26)$$

위의 식(26)에서 행렬 S_B 는 계수가 1이하이고 C 개의 행렬을 더한 것이므로 S_B 의 계수는 $(C-1)$ 이하가 된다. 이는 λ_i 의 $(C-1)$ 개만이 0이 아닌 것을 의미하며, 최대 클래스간의 분류를 최대로 하는 사영은 $S_W^{-1} S_B$ 의 가장 큰 고유값과 관련된 고유벡터이다. 최대 $(C-1)$ 개의 개수만큼의 고유벡터를 선택할 수 있다.

4. 제안한 알고리즘

S_W 의 영공간은 S_B 의 사영이 이 방향에서 영이 아닐 때 가장 판별력 있는 정보를 가지게 된다. 각 클래스마다 오직 하나의 샘플영상만이 있는 극단적인 경우를 생각해 보자. 이 때 우리는 $S_W=0$ 이라는 조건으로 S_B 를 최대화할 수 있다. 해 A^* 는 S_W 의 커널(null space)에 포함된 정규직교 열로 이루어진 $n \times m$ 행렬들의 집합이다. 그러므로 우리는 S_W 의 영공간을 단순히 없애버릴 수 없다. 제안한 알고리즘은 동시에 S_B 와 S_W 를 대각화 하는 변환 행렬을 찾아 분리된 차원 축소 단계 없이 선형 판별 분석을 수행하게 된다. 얼굴 영상의 혼란 단계의 알고리즘은 다음과 같다.

$$S_B = \sum_{i=0}^M (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T = \Phi_B \Phi_B^T \quad (27)$$

$$S_W = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N (\mu_i - \mu)(\mu_j - \mu)^T = \Phi_W \Phi_W^T \quad (28)$$

S_W 와 S_B 에 대한 정의인 수식(27)과 수식

(28)을 이용하여 Φ_W 와 Φ_B 를 구한 후 S_B 의 영공간을 제거하고 S_W 을 대각화하고 이를 통하여 $\Phi_B(n \times M)$ 의 고유값을 분석한다. 여기서 n 은 영상의 크기이고 M 은 클래스의 수이다. 고유값과 이에 대응하는 고유벡터를 내림차순으로 정렬하고 $\Phi_B^T \Phi_B$ 의 고유벡터 x 를 S_B 의 고유벡터인 $v = \Phi_B x$ 로 사상한다. v 를 정규화하고 이 벡터를 열벡터로 갖는 V 를 구하면 $V^T S_B V = \Lambda$ 을 만족시킨다. 여기서 $V^T V = I$ 이고 Λ 는 내림차순으로 정렬된 대각 행렬이다. 또한 0에 가까운 고유값을 임계값으로 설정하여 제거한다. v 가 V 의 처음 m 개의 열벡터라고 하면 다음 수식이 성립한다.

$$V^T S_B V = D_B \quad (29)$$

S_W 를 대각화하기 D_B^{-1} 을 양변에 곱해주면 행렬 V 를 단위행렬로 만들 수 있고 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$D_B^{-\frac{1}{2}} T^T S_B Y D_B^{-\frac{1}{2}} = D_B D_B^{-1} \quad (30)$$

위해 $Z = Y D_B^{-\frac{1}{2}}$ 로 하여 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

$$(Y D_B^{-\frac{1}{2}})^T S_B (Y D_B^{-\frac{1}{2}}) = Z^T S_B Z = I \quad (31)$$

$Z^T S_W Z$ 를 대각화 하기 위해 다음 수식(32)을 이용하여 고유분해를 수행한 후, 수식(33)를 이용하여 고유값을 구할 수 있다. 다음의 수식에서 $U^T U = I$ 이고 D_W 의 대각 원소에 0을 가질 수도 있다.

$$U^T Z^T S_W Z U = D_W \quad (32)$$

$$Z^T S_W Z = Z^T \Phi_W \Phi_W^T Z = (\Phi^T Z)^T (\Phi^T Z) \quad (33)$$

클래스 사이의 분포에 대한 클래스 내의 분포의 비를 최대로 하는 것이 선형 판별 분석의 목적이므로 D_w 의 가장 작은 고유값에 대응하는 고유 벡터들이 가장 잘 분류하는 차원의 기저를 이룬다. 선형 판별 분석은 동시 대각화 과정을 통해 선형 판별 행렬 A 가 된다.

$$A = (ZU)^T \tag{34}$$

행렬 A 는 선형 판별식의 분자와 분모를 다음 수식과 같이 대각화한다.

$$AS_w A^T = D_w, \quad AS_b A^T = I \tag{35}$$

학습 영상의 클래스 당 평균에 변환 행렬 A 를 사상시켜 학습 영상의 특징을 추출한다. 수식(36)에서 변환 행렬에 테스트 벡터를 사상할 때 $D_w^{-\frac{1}{2}}$ 를 곱해준 것은 인식이 잘 되도록 하는 가중치의 의미이다.

$$X^* \leftarrow D_w^{-\frac{1}{2}} A m_i \tag{36}$$

위의 과정을 통해 학습 영상의 특징을 추출한다. 얼굴 인식을 위해 새롭게 입력된 영상을 Y 라고 하면 다음 수식(37)에 의해서 테스트 영상을 추출할 수 있다.

$$Y^* \leftarrow D_w^{-\frac{1}{2}} A Y \tag{37}$$

얼굴 인식은 훈련 영상의 특징 벡터와 테스트 영상의 특징 벡터의 유사도를 측정하여 테스트 영상을 인식한다. 유클리디언 거리(Euclidean Distance)를 사용하여 학습 영상의 특징 벡터와 입력 영상의 특징 벡터의 유사도를 측정하여 얼굴 인식을 한다.

$$경_k = \| (\Omega - \Omega_k) \| \tag{38}$$

유사도 측정은 위의 수식에서 최소화시키는 가장 근접한 얼굴 영상을 k 를 찾는 것이다. 여기에서 Ω_k 는 k 번째 얼굴 영상을 표현하는 벡터이다. 하나의 얼굴은 최소값 경값 선택된 임계치 θ_k 보다 작을 때 k 번째 얼굴 영상으로 인식하게 된다.

5. 실험결과

제안된 알고리즘의 성능 분석을 위해서 ORL(Olivetti and Oracle Research Laboratory) 얼굴 데이터베이스와 Yale 대학 얼굴 데이터베이스를 사용하였다[13,14]. 112×92 크기의 영상으로 이루어진 ORL 얼굴 데이터베이스는 조면, 얼굴표정, 머리 방향 등에 약간씩 변화를 주었으며, 얼굴 영상의 배경은 균일하게 어둡게 구성되어 있다. Yale 대학 얼굴 데이터베이스는 정면 얼굴에 약간의 표정과 조명의 변화를 준 얼굴 영상으로 320×243 크기를 가지고 있다.

얼굴 인식의 성능을 검증하기 위해서 본 논문에는 주성분 분석, 통합된 주성분 분석과 선형 판별 분석과 제안한 알고리즘에 대해 ORL 얼굴 데이터베이스를 이용하여 인식률을 비교 분석 하였다. 얼굴 인식을 위해 유클리디언 거리를 이용하여 유사도를 측정하였다. 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘의 인식률을 비교하면 다음 [표 1]과 같다.

[표 1] ORL 얼굴 데이터베이스의 인식률 비교

인식알고리즘	인식률(%)
주성분 분석	86.2
병합된 주성분 분석과 선형판별 분석	88
제안한 알고리즘	92

또한 Yale 대학 얼굴 데이터베이스를 이용하여 성능평가를 시행하였다. Yale 대학 얼굴 데이터베이스는 15명에 대해 각각 표정 및 조명 변화 등을 주어 10장의 얼굴 영상을 가지고 있다. ORL 얼굴 데이터베이스와 같은 방식으로 얼굴 인식률을 비교 하였다. 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘의 인식률을 비교하면 다음 [표 2]와 같다.

[표 2] Yale 대학 얼굴 데이터베이스의 인식률 비교

인식알고리즘	인식률(%)
주성분 분석	82
병합된 주성분 분석과 선형판별 분석	84.7
제안한 알고리즘	88

주성분 분석만을 이용한 알고리즘과 주성분 분석과 선형 판별 분석을 결합한 알고리즘이 제안한 알고리즘 보다 인식률이 떨어지는 것을 실험결과를 통해 알 수 있다. 이는 주성분 분석을 통한 선형 판별 분석 알고리즘이 판별 정보가 될 수 있는 데이터를 주성분 분석을 통하여 제거 될 수 있는 문제점을 가지고 있기 때문이다. 제안한 알고리즘은 이러한 문제점을 해결하였으며, 차원의 축소로 얼굴 특징 정보의 데이터양을 줄였다. [표 1]과 [표 2]에서와 같이 다른 알고리즘 보다 4~6%정도 좋은 결과를 보여주고 있다.

6. 결론

얼굴 인식 단계에서 사용된 통합 주성분 분석과 선형 판별 분석 알고리즘은 주성분 분석과 선형 판별 분석의 분리된 두 단계 과정으로 이루어진 기존의 전통적인 선형 판별 분석을 통합하고 특징 벡터를 추출하는 과정에서 중요

한 정보가 차원 축소 과정에 의해 제거되지 않도록 개선하여 기존의 선형 판별 분석을 일반화 시켰다. 학습 영상 특징 벡터와 테스트 영상 특징 벡터간의 유사도는 일반적으로 사용하는 유클리디언 거리를 사용하여 측정하였다. 실험 결과 주성분 분석 및 선형 판별 분석에 비해 인식률이 높음이 증명되었다. 그러나 얼굴 데이터베이스의 영상의 수가 만족할 만한 수준이 아니므로 더 많은 실험이 이루어져야 할 것으로 생각된다. 또한

참고문헌

- [1] RFID journal, H.K. Launches RFID Supply Chain Project, June 2005.
- [2] DoD, Final Regulatory Flexibility Analysis of Passive Radio Frequency Identification, June 2003.
- [3] Teresko J., "Winning whith Wireless", Indestry Week, 252(60), June 2003.
- [4] Kraus, F. "RFID Handbook", Johm wiley & Sons, Ltd. 2003.
- [5] 오세원, 표철식, 채종석, ETRI, RFID 표준화 및 기술 동향, 전자통신동향분석, 제20권 제3호, 2005년 6월
- [6] Sarma, S. et al.: RFID Systems and Security and Privacy Implication, Workshop on Cryptographic Hardware and Embeded Systems, pp.454~470, LNCS, 2002
- [7] Microchip, 13.56Mhz RFID System Design Guide, Microchip Technology Inc., 2001.
- [8] 표철식, UHF RFID, 한국전자통신연구원, 2004.
- [9] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces", Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586~591, 1991.
- [10] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces", IEEE

Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, pp. 103~108, 1990.

[11] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific Linear Projection", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 711~720, Jul. 1997.

[12] Su Hongtao, David Dagan Feng, Zhao Rong-Chun, "Face Recognition Using Multi-feature and Radial Basis Function Network," Sydney, Australia, Conferences in Research and Practice in Information Technology, vol. 22, 2003.

[13] <http://www.uk.research.att.com>

[14] <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces>

안효창



2003 : 상지대학교 전자계산학과
졸업(이학사)

2006 : 단국대학교 대학원 전자컴
퓨터공학과 졸업(공학석사)

2006-현재 : 단국대학교 대학원
전자컴퓨터공학과 박사과정 재학

관심분야 : 영상처리, 지문인식, 얼굴인식,
ARM 프로세서

이상범



1974 : 연세대학교 전자공학과(공
학사)

1978 : 서울대학교 대학원 전자공
학과(공학석사)

1986 : 연세대학교 대학원 전자공
학과(공학박사)

2000 : 미국 SanJose대학 컴퓨터공학과 객원교
수

2005 : 한국정보처리학회 회장

1979-현재 : 단국대학교 전자컴퓨터공학과 교
수

1997-현재 : 단국대학교 멀티미디어산업기술연
구소 소장

관심분야 : 컴퓨터구조, 패턴인식, 디지털 신호
처리