

# PCA와 LDA를 이용한 오프라인 서명 검증

류 상 연\* · 이 대 종\*\* · 고 현 주\*\*\* · 전 명 근\*\*\*\*

## 요 약

생체 특징중에서 서명은 취득 시마다 환경이나 감정변화에 따라 동일인이라 하더라도 서명간에 변이가 존재하며 그 변이특성이 지문과 홍채와 같은 다른 생체 특징보다 크게 나타난다. 따라서, 본 논문에서는 주성분분석기법과 선형판별기법을 이용하여 서명 변이에도 강인한 서명 검증 기법을 제안한다. 제안한 방법은 서명 변화에 대한 영향을 최소화하기 위해 서명을 새로운 격자분할 방식에 의해 수직축과 수평축으로 투영시켰다. 투영된 서명은 주성분분석(PCA) 기법과 선형판별분석(LDA) 기법을 이용하여 각각의 서명에 대한 특징을 산출한 후 서명검증을 하였다. 제안된 서명검증 알고리즘의 타당성을 검토하기 위해 실험한 결과, 오거부율이 약 1.45%일 때 오인식률이 2.1% 결과를 보였다.

## An Off-line Signature Verification Using PCA and LDA

Sang-Yeun Ryu\* · Dae-Jong Lee\*\* · Hyoun-Joo Go\*\*\* · Myung-Geun Chun\*\*\*\*

## ABSTRACT

Among the biometrics, signature shows more larger variation than the other biometrics such as fingerprint and iris. In order to overcome this problem, we propose a robust offline signature verification method based on PCA and LDA. Signature is projected to vertical and horizontal axes by new grid partition method. And then feature extraction and decision is performed by PCA and LDA. Experimental results show that the proposed offline signature verification has lower False Reject Rate(FRR) and False Acceptance Rate(FAR) which are 1.45% and 2.1%, respectively.

키워드 : 오프라인 서명검증(Off-Line Signature Verification), PCA, LDA

### 1. 서 론

생체인식(Biometrics)은 사람의 생체적, 행동적인 특성을 이용하여 개인을 식별하거나 검증하는 학문 또는 기술로 최근 정보보호에 대한 관심이 높아지면서 정보 기술과 관련하여 주목받는 분야 중에 하나이다. 생체인식 기술에서 사용하고 있는 신체의 특징 중에서 서명은 오래 전부터 계약 체결 등에 사용될 만큼 사용자에 친숙하며 거부감이 없는 인증수단으로 서명검증은 글쓰는 방식의 차이를 이용하여 개인을 판별한다. 그러나 서명은 전문위조가 용이하며 동일인의 서명간에도 내적 요인이나 외부환경요인에 따른 생체 특징보다 변이가 크게 발생하는 문제점이 있다. 여기서 서명의 변이는 서명의 크기나 형태의 변동을 가리킨다.

기존의 오프라인 서명검증 기술은 특징을 추출하는 방법에 전역적 방법, 통계적 방법, 기하학적 형태와 위상을 이용

한 방법 등이 사용되고 있다[1, 2]. 전역적 방법은 서명의 가로·세로길이, 기울기나 웨이블릿(wavelet) 변환 등을 통하여 전체적인 특징을 추출하며 통계적 방법은 서명의 특징을 통계적으로 분석하여 검증을 한다. 그리고 기하학적 형태와 위상을 이용한 방법은 서명의 특정 분절 추출하여 구조적인 특성이나 위상값을 이용한다. 이 중에서 전역적 방법은 특징 추출은 용이하지만 서명의 변동을 고려하기 어려운 단점이 있고 기하학적 형태와 위상을 이용하는 방법은 세 가지 방법 중에서 서명의 변동에 가장 강인함을 보이지만 세션화나 분절 추출 등과 같은 이미지 처리 과정으로 많은 계산이 요구된다. 자동 오프라인 서명인식에서 검증 시간은 실제 시스템 구현에 있어서 중요하게 고려되어야 할 요소이다.

일반적으로 생체특징을 이용한 인식시스템의 성능은 입력된 각 패턴으로부터 효과적으로 특징을 추출하는 기법에 의해 좌우된다. 특히, 다른 생체특징과 달리 서명은 동일인의 서명이라도 변이가 존재하므로 변이에 강인한 특징 추출 기법이 필요하다. 서명의 특징 추출에 있어서 온라인 방식은 전자펜이나 타블렛으로부터 모양을 나타내는 좌표나 압력, 시간 등과 같은 특징들이 입력한 순서대로 저장되기 때문에

\* 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R01-2002-000-00315-0) 지원으로 수행되었음.

† 준 회원 : 에이엘티-세미콘(주) 연구원

\*\* 정 회원 : 충북대학교 컴퓨터정보통신연구소

\*\*\* 준 회원 : 충북대학교 대학원 제어계측공학과

\*\*\*\* 정 회원 : 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 교수

논문접수 : 2004년 5월 10일, 심사완료 : 2004년 9월 8일

특징 처리가 용이하지만, 오프라인 방식인 경우 스캐너와 같은 광학장치로부터 이미지를 획득하므로 서명영역 이외의 배경영역이 포함되어 있어 특징 추출에 어려움이 있고 수행 시간도 상당히 소요된다. 이를 해결하기 위해 이미지 처리도 용이하며 처리시간도 비교적 짧고 서명의 변이를 흡수할 수 있는 장점을 가지고 있는 격자분할 방식 등이 이용되고 있다[3-5].

기존에 통계적 방법에 의한 서명검증으로 Papamarkos는 전역적 특징, 격자 분할에 의한 특징, 텍스처(texture) 특징을 사용하였고 Pottier는 서명의 주요 방향, 구멍(hole) 특징, 픽셀 분포 등의 특징을 사용하여 신경망(neural network)에 의한 검증 기법을 제안하였다[6, 7]. Papamarkos가 제안한 방법은 각 특징을 독립적으로 학습을 시키지만 입력 수가 많아 분류 결과에 대한 정확도가 떨어지고 실제 자동 오프라인 시스템을 구현 시 복잡하게 된다. Pottier가 제안한 방법은 각 특징을 추출하는 과정에서 반복되는 이미지 처리과정과 픽셀 단위의 처리하여 많은 시간을 요구하며 실험 결과는 FRR과 FAR의 교차지점으로 각각 2.1%의 오류율을 보였다.

따라서, 본 논문에서는 격자분할 방식에 의해 입력서명의 패턴을 검출 한 후 통계적인 방법으로 주성분분석(Principal Component Analysis, PCA)와 선형판별분석(Linear Discriminant Analysis, LDA)에 의해 서명의 진위여부를 판별할 수 있는 새로운 오프라인 서명검증시스템을 제안한다[8]. LDA는 기존의 생체인식에서 얼굴인식에 사용되었던 기법으로 특징변이에 강한 특성을 나타냈다[9]. 제안된 방법의 특징은 격자분할방식 및 PCA와 LDA에 의해 특징 추출 시간을 줄임과 동시에 동일한 진서명 간의 차별성은 최소화하고, 진서명과 다른 서명과의 차별성은 크게 하였다. 즉, 서명은 우선 격자 분할 방법으로 각 분할 영역단위로 추출된 특징을 1차원 형태로 통합한 후 PCA와 LDA를 이용하여 각 서명을 판별한다. 이 방법은 모든 입력서명으로부터 진서명을 차별화할 수 있는 고유성분을 추출한 후 고유성분에 의해 서명 특징을 각 클래스간에 독립된 공간으로 선형변환을 한다. 실험결과, PCA와 LDA를 이용하여 서명간의 차별성을 강화 시킴으로서 오프라인 서명검증시스템의 성능을 향상시켰다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 PCA와 LDA를 이용한 서명의 특징 추출 기법에 대하여 설명한다. 3장에서는 본 논문에서 제안한 오프라인 서명검증 시스템을 중점적으로 설명하고, 4장에서는 서명 검증 실험 결과를 바탕으로 제안한 방법의 타당성을 검토한다. 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

## 2. PCA와 LDA를 이용한 특징추출 기법

LDA는 분류를 위해 최적의 투영을 찾는 방법 중의 하나

이다. 투영된 분산의 최대화하는 투영을 찾기보다는 BCS (Between-Class Scatter) 행렬과 WCS(Within-Class Scatter) 행렬의 비가 최대가 되는 투영 행렬  $W$ 를 찾는 것이다. 결과적으로, 분류는 투영된 공간에서 간소화되어진다. 일반적으로 선형판별분석기법을 이용하여 분류하고자 할 경우 최적의 투영행렬  $W$ 를 계산하기 전에 WCS행렬이 정칙이 되도록 주성분분석기법을 이용하여 입력서명을 저차원 공간으로 투영한다. 본 논문에서 입력 서명을 선형판별분석기법을 이용하여 특징 추출하는 과정을 설명하기 위해 입력신호의 차원축소에 사용되는 PCA와 특징추출을 위해 사용된 LDA에 대하여 설명하면 다음과 같다[10-14].

PCA는 다변수 선형 데이터 분석에서 잘 알려진 주 기법이며 주된 개념은 데이터의 최대 분산 방향을 나타내는 상호직교 기저벡터의 집합을 찾는 것을 목적으로 한다. PCA를 서명에 적용한 방법은 다음과 같이 기술되어진다.

하나의 서명이 각각의 화소값을 갖는 2차원 배열 ( $a \times b$ )이라 가정하자. 이를 PCA에 적용하기 위하여 그리드 분할에 의해 2차원의 서명을  $N \times 1$ , ( $N = a \times b$ )의 1차원 벡터로 변환한다. 학습서명의 개수가  $P$ 개 일 경우 1차원의 학습벡터로 변환된 값을  $x^1, x^2, \dots, x^P$ 로 표시하면, 이에 대한 평균벡터는 다음과 같이 표현된다.

$$m = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P x^i \quad (1)$$

이 식에 1차원 벡터의 차를 구하면 다음과 같다.

$$\overline{x^i} = x^i - m \quad (2)$$

그리고 식 (2)를  $N \times P$  행렬로 이루어진  $\overline{X}$ 를 식 (3)과 같이 표현하면,  $N \times N$  사이즈의 공분산 행렬을 식 (4)와 같이 표현할 수 있다. 다음으로 공분산 행렬  $\Omega$ 의 고유벡터를 구하여  $\overline{X}$ 를 고유벡터 공간으로 사상시킬 수 있으며, 공분산의 고유벡터를 구하는 식은 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다. 본 논문에서, 정규 직교하는 열로 구성된 고유벡터를 고유서명(Eigen-signatures)이라 정의한다.

$$\overline{X} = [\overline{x^1}, \overline{x^2}, \dots, \overline{x^P}] \quad (3)$$

$$\Omega = \overline{X} \overline{X}^T \quad (4)$$

$$\overline{X} \overline{X}^T v_j = \lambda v_j \quad (5)$$

식 (5)에서 구해진 고유벡터  $v_j$ 을 이용하여 학습신호  $x_i$ 에 대한 고유벡터를 구하면 다음 식과 같다. 즉, 입력신호에 대한 특징벡터는 공분산에 대한 고유벡터를 이용하여 PCA 변환된 공간으로 식 (6)과 같이 투영함으로써 얻을 수 있다.

$$z_i = v_j^T (x_i - m) \quad (6)$$

만일 공분산 행렬  $\Omega$ 의 사이즈  $N \times N$ 가 클 경우 스냅샷 (snap-shot) 방법을 이용하여 효율적으로 공분산 행렬의 고유벡터를 구한다[8].

한편, LDA는 클래스 내의 분산을 나타내는 WCS 행렬  $S_W$ 와 클래스 간 분산을 나타내는 BSC 행렬  $S_B$ 의 비율이 최대가 되는 행렬을 구하여 이 행렬을 이용하여 선형 변환을 하는 기법으로, 두 행렬을 식으로 정의하면 각각 식 (7) 및 식 (8)과 같다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i(m_i - m)(m_i - m)^T \quad (7)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (8)$$

윗 식에서  $n_i$ 는  $i$ 번째 클래스  $C_i$ 에서의 데이터 수이며,  $m$ 은 모든 데이터의 평균이다. 또한  $m_i$ 는 클래스  $C_i$ 에서 PCA에 의해 변환된 데이터의 평균이다.

최적의 투영행렬  $W$ 는 식 (9)와 같이 투영된 샘플의 WCS 행렬에 대한 BCS 행렬의 비를 최대화하는 정규직교 행들을 가진 행렬로서 선택되어진다.

$$W = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (9)$$

여기서,  $w_i$ 는 식 (10)과 같이  $S_B$ 와  $S_W$ 에 대한 일반화된 고유벡터의 집합이다. PCA와 마찬가지로 최적의 투영행렬  $W$ 를 본 논문에서 피셔 서명(fisher signature)이라 정의한다.

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

최종적으로 어떤 입력신호  $x_i$ 에 대한 특징벡터  $T = (T_1, T_2, \dots, T_N)$ 는 식 (11)에 의해 얻어진다.

$$T_i = W^T z_i = W^T v_i^T (x_i - m) \quad (11)$$

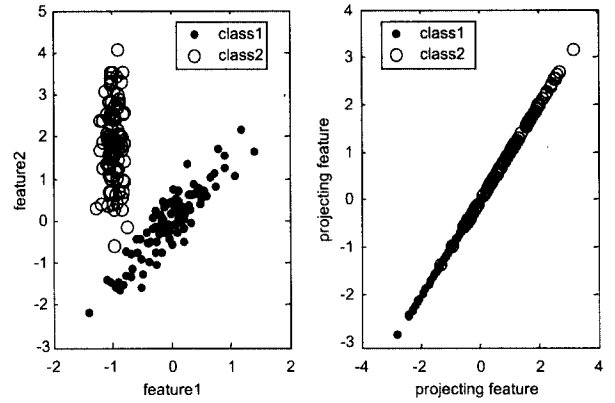
위에서 설명한 PCA와 LDA의 설명하기 위해 (그림 1)(a)와 같이 두 개의 클래스를 갖는 2차원 데이터 집합을 고려해 보자. (그림 1)(b)와 (그림 1)(c)는 원 데이터 집합을 PCA와 LDA로 변환된 데이터 집합을 보여주고 있다. 여기서 클래스 1과 클래스 2의 데이터 집합은 다음과 같이 각각 각각 공분산  $\Sigma$ 와 평균  $\mu$ 를 갖는 2차원 가우시안 확률 분포를 나타내고 있다.

$$\text{Class 1 : } \Sigma_1 = \begin{bmatrix} 0.1^2 & 0 \\ 0 & 0.8^2 \end{bmatrix}, \mu_1 = [0 \ 0], 30^\circ \text{회전}$$

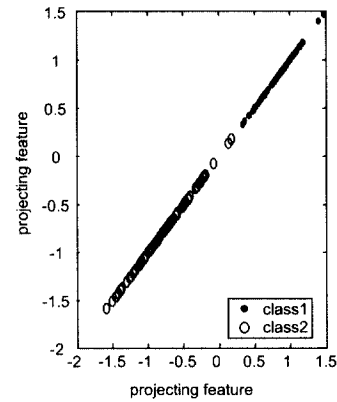
$$\text{Class 2 : } \Sigma_2 = \begin{bmatrix} 0.01^2 & 0 \\ 0 & 0.8^2 \end{bmatrix}, \mu_2 = [-1 \ 2], 90^\circ \text{회전}$$

(그림 1)에서 보는 바와 같이, PCA 투영은 차원 축소에는

최적의 방법이지만 데이터간에 서로 겹치는 현상으로 인해 데이터 분류에서는 최적이지 않음을 알 수 있다. 즉, PCA는 투영된 공간에서 선형적으로 분리하기 어렵지만, LDA는 데이터 분류를 위한 최적의 투영임을 확인할 수 있다.



(a) 원 데이터 (b) PCA 변환된 데이터



(c) LDA로 변환된 데이터

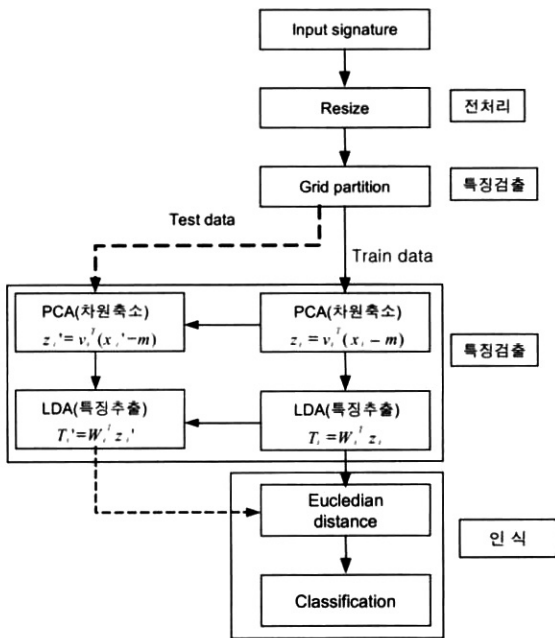
(그림 1) PCA 및 LDA로 투영된 데이터

### 3. PCA와 LDA를 이용한 오프라인 서명 검증 시스템 구현

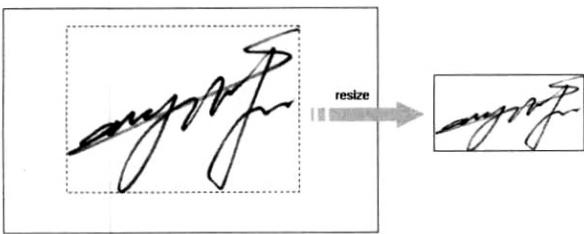
본 논문에서 제안된 오프라인 서명검증시스템은 (그림 2)에서 보는 바와 같이 전처리부, 서명 특징 검출부, 특징추출부 및 인식부로 구성되어 있다. 전처리부에서 서명의 위치에 대한 변이를 고려하기 위해 서명 영역을 검출한다. 특징 검출부에서는 서명의 특성을 표현해 주는 입력 패턴을 선정한다. 특징 추출부에서는 검출된 입력 패턴을 PCA와 LDA를 이용하여 서명 특징을 추출하고 마지막 인식부에서 입력 서명에 대한 검증이 이루어진다. 각각의 처리부에 대하여 알아보면 다음과 같다.

우선, 전처리 부에서는 서명영역 추출과 이미지 크기변환을 수행한다. 스캐너로부터 획득한 이미지 상에서 서명은 각각 다른 위치에 있으며 서명영역 외에 배경요소는 서명을

표현하는데 있어 불필요한 요소가 되므로 전처리 부에서 인식할 서명 영역을 추출한다. 서명영역 추출은 이미지의 테두리로부터 탐색을 하여 서명이 시작되는 부분을 찾아 영역을 지정한다. 다음 과정으로 추출된 서명영역은 각각 사이즈가 동일하지 않아 가장 인접한 이웃 화소 보간법(Nearest Neighbor Interpolation)을 사용하여 각 영역의 크기 변환을 시킨다. 이 보간법은 출력화소로 생성된 위치에 가장 가까운 원시화소를 출력화소로 할당하는 방법으로 500×300의 원영상에서 서명영역을 추출하여 모든 서명을 200×100으로 크기변환 시켰다. (그림 3)은 서명이미지로부터 추출된 서명영역을 나타내고 있다.



(그림 2) PCA와 LDA에 의한 오프라인 서명검증 시스템

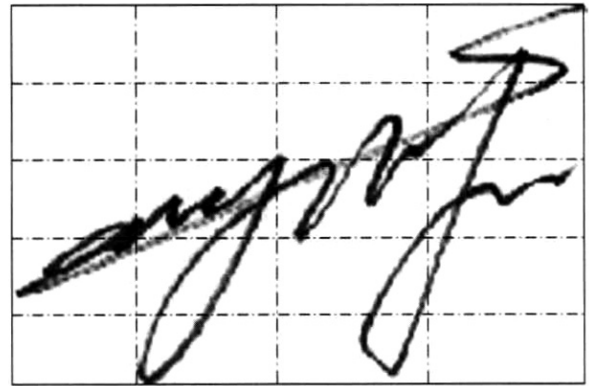


(그림 3) 서명영역 검출

특징 검출부에서는 격자분할 방식에 의해 입력서명을 대표하는 특징을 검출한다. 여기서, 분할 영역의 사이즈는 크기 및 형태에 따라 서명을 표현하는데 있어서 검증성능에도 영향을 준다. 사이즈가 클 경우 서로 다른 서명간의 차가 감소하며 작을 경우는 진서명간의 변이를 흡수하지 못한다. 서명의 분할된 영역에 대한 특징은 수직축에 투영한 곡선과 수평축에 투영한 곡선을 검출하여 정규화한 후 수직축의

투영곡선, 수평축의 투영곡선 순서로 나열을 한다. 이러한 특징검출에 대해서 살펴보면 다음과 같다.

우선, (그림 4)에서 보는 바와 같이 입력서명을 격자분할을 한다. 여기서, 가로축의 분할갯수  $N$ 와 세로축의 분할갯수  $M$ 은 다양한 실험을 통하여 최적의 분할갯수를 선택한다. (그림 4)에서는  $N$ 이 4,  $M$ 이 5일 때 서명의 분할 예를 나타냈다. 따라서, 총 분할 개수는 20개 ( $N \times M$ )이다. 또한 분할영역 내 픽셀의 수는 서명영상의 픽셀의 수가 200×100 이므로 가로 50, 세로 20의 크기를 갖는다.



(그림 4) 서명 분할의 예

그리드 분할을 수행한 후 서명의 분할된 영역내에서 각각 가로축과 세로축의 픽셀의 크기정보를 얻는다. 즉, (그림 5)에서 보는 바와 같이 50×20 크기의 분할된 영역내에서 가로축 픽셀의 크기와 세로축 픽셀의 크기를 합산한 후 [0~1]사이로 정규화를 시킨다.

따라서, 서명의 가로축 서명 데이터와 세로축 서명데이터는 각각 다음과 같이 표기할 수 있다.

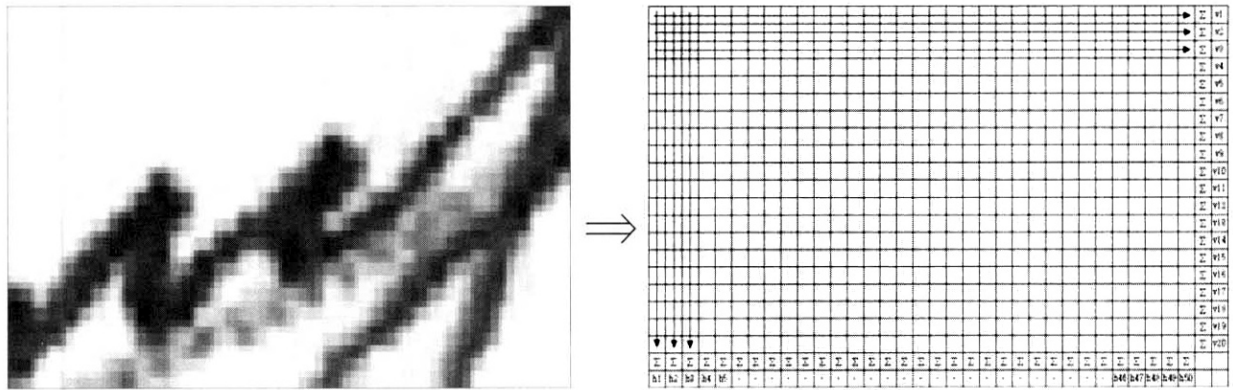
$$H = [h_1, h_2, \dots, h_{49}, h_{50}] \quad (12)$$

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_{19}, v_{20}] \quad (13)$$

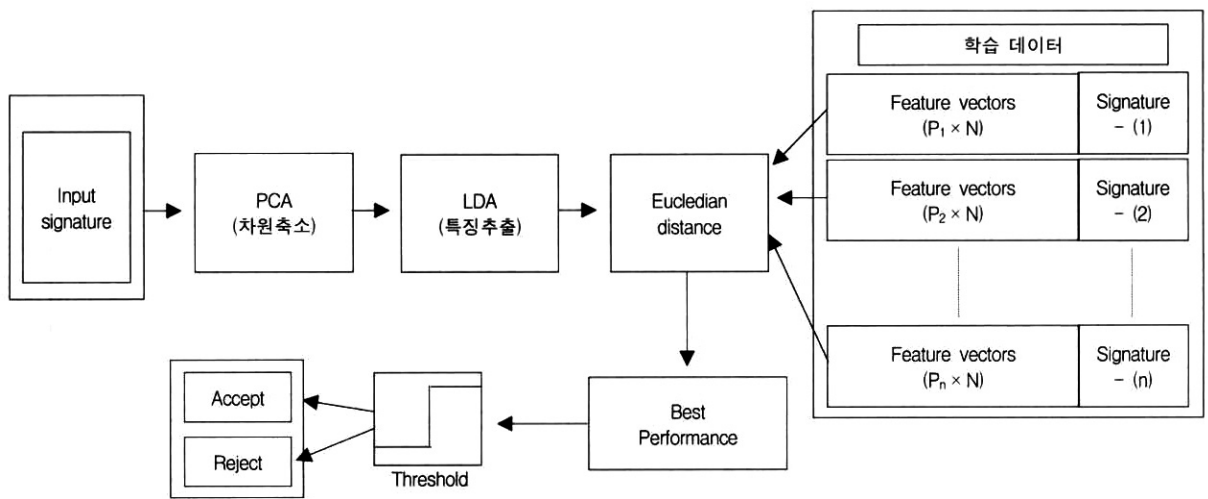
이러한 방식으로 학습 서명의 모든 분할영역에 대하여 왼쪽에서 오른쪽 방향으로, 위에서 아래 방향으로 이동시키면서 식 (14)와 같이 2차원의 서명데이터를 1차원벡터로 변환하였다.

$$x^i = [H_1^i : V_1^i : H_2^i : V_2^i : \dots : H_n^i : V_n^i]^T \quad (14)$$

여기서,  $H_j^i, V_j^i$ 는  $i$ 번째 서명영상에 대한  $j$ 번째 분할영역내에서의 수직축, 수평축 서명정보를 각각 나타내고,  $n$ 은 분할 영역의 전체 개수를 나타낸다. 식 (14)에서 서명의 분할갯수가 20이고, 분할내 픽셀의 수가 50×20(가로×세로)일 경우 1차원으로 표현된 서명  $x^i$ 는 10,000×1의 사이즈를 갖는다.



(그림 5) 분할 영역내 서명특징 검출



(그림 6) 입력서명의 검증 과정

특징 추출부에서는 식 (14)에 의해 검출된 1차원 서명 데이터를 2장에서 설명한 PCA와 LDA에 의해 특징을 추출한다. 인식과정에서는 (그림 6)에 나타난 바와 같이 훈련과정에서 미리 계산된 특징벡터와 입력벡터간의 유클리디안 거리를 이용하여 유클리디안 거리가 최소인 부분을 선택한 후 미리 설정된 임계치에 의해 입력서명의 승락(Accept)/거절(Reject)를 수행한다.

최종적으로 제안된 서명인식 알고리즘을 단계별로 정리하면 다음과 같다.

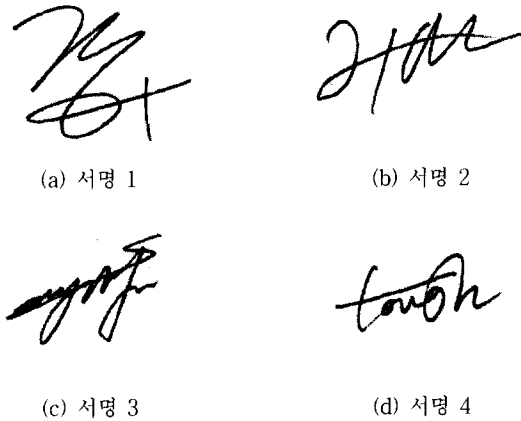
- 단계 1 : 2차원 서명의 격자 분할갯수를 설정한다.
- 단계 2 : 서명에 대하여 1차원 형태의 수직축·수평축 픽셀 정보를 식 (14)에 의해 얻는다.
- 단계 3 : 식 (1)에 의해 전체 학습서명에 대한 평균값을 구한다.
- 단계 4 : 식 (4) 및 (5)에 의해 학습서명에 대한 공분산 행렬을 구한 후, 공분산 행렬에 대한 고유값과 고유벡터를 구한다.
- 단계 5 : 단계 4에서 구해진 고유벡터를 고유값의 순서대로

나열한 후 식 (6)에 의해 학습서명에 대한 PCA 특징벡터를 구한다.

- 단계 6 : PCA에 의해 저차원으로 축소된 특징벡터의 차별성을 극대화 시키는 최적의 투영행렬을 식 (10)에 의해 구한 후 식 (11)에 의해 입력서명에 대한 LDA 특징벡터를 구한다.
- 단계 7 : 학습벡터에 대한 LDA 특징벡터를 저장한다.
- 단계 8 : 검증서명에 대하여 LDA 특징벡터를 산출한 후 저장된 학습벡터와의 유클리디언 에러를 계산한 후 에러가 최소인 서명을 인증후보로 선택한다.
- 단계 9 : 선택된 인증후보가 설정된 임계치내에 포함될 경우 최종 인증을 한다.

제안된 알고리즘의 성능을 알아보기 위해 20명의 사람으로부터 각각 10개씩을 획득하여 총 200개의 서명데이터를 사용하였다. 서명이미지 획득을 위해 휴렛팩커드사의 Scanjet 5300c를 사용하였고, 한 개의 서명영상 당 이미지 사이즈는 500×300(가로×세로)로 저장하였다. (그림 7)에 획득한 서명 이미지 일부를 나타냈다. 실험 데이터로는 동일한 서명에

대한 10개의 진서명 중 5개는 참조서명으로 사용하였고, 나머지 5개의 진서명을 대상으로 제안된 알고리즘의 성능을 실험하였다. 총 참조서명과 입력서명은 각각 100개씩 구성하며 입력서명 중 5개는 참조서명으로부터 본인 서명간의 비교가 이루어지고 나머지 95개는 타인 서명간의 비교가 이루어진다.

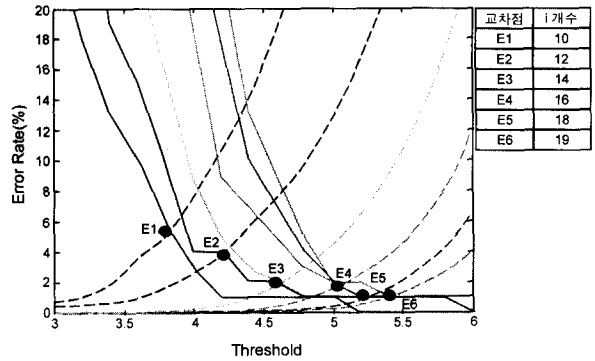


(그림 7) 서명 이미지

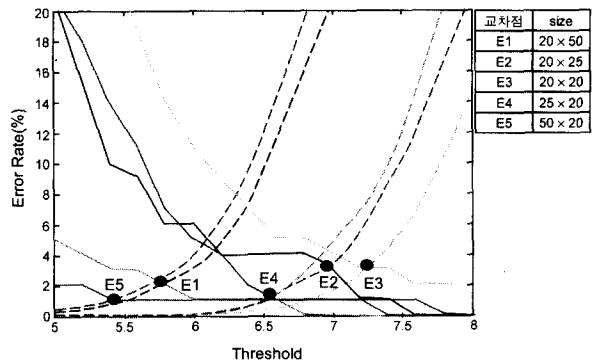
실험은 분할 영역 사이즈에 따른 검증률 변화와 피셔 서명 개수에 따른 검증률을 분석하였다. 이 결과를 토대로 최종 검증률을 나타냈으며, 실험결과에 대한 정확성을 높이기 위해 참조서명과 비교서명을 랜덤하게 데이터를 변경하면서 동일한 실험을 10회 반복하였다. 본 논문에서 제안된 오프라인 시스템의 성능지표로서 오거부율(FRR : False Reject Rate)와 오인식률(FAR : False Accept Rate)을 선택하였다. 여기서, 오거부율인 FRR은 본인의 서명이 거부된 오류율을 나타내고, 오인식률인 FAR은 타인의 서명이 본인의 서명으로 인식된 오류율을 나타낸다.

(그림 8)에서는 선정된 특징벡터의 갯수 변화에 따른 검증률을 나타냈다. (그림 7)에서 i의 갯수는 클래스의 수를 의미한다. 이 때 PCA의 고유서명 개수는 80개, 분할 영역 사이즈는 50×20(가로×세로)으로 설정하였다. 그림 8에서 E1~E6은 FRR과 FAR값이 같은 지점으로 피셔 서명 갯수가 증가할 수록 검증 오류율이 감소함을 알 수 있다.

(그림 8)에서는 분할 영역 사이즈에 따른 검증률 변화를 나타냈다. (그림 9)에서 실선은 FRR이고 점선은 FAR이며 E1~E6은 FRR과 FAR의 교차점이다. (그림 9)의 실험결과로부터 분할영역의 가로와 세로의 비율에 차이를 두었을 때 어려움이 감소하는 것으로 나타났다. 또한 분할 영역의 세로 비율 보다 가로 비율을 크게 하였을 때 검증 오류율이 낮아 졌다. 이러한 결과는 사람들 간의 서명변위는 수직축 방향으로 차별성이 크게 나타나기 때문에 세로의 비율을 작게 함으로서 수직축 방향으로의 서명 변위의 특성을 세밀하게 표현했기 때문에 어려움이 감소된 것으로 분석된다.



(그림 8) 피셔서명(fisher signature) 개수에 따른 검증률



(그림 9) 분할 영역 사이즈에 따른 검증률

PCA만을 사용한 경우와 PCA와 LDA를 사용한 경우 인식률 비교를 위해 참조서명과 비교서명을 랜덤하게 데이터를 변경하면서 동일한 실험을 10회 반복하여, 그 결과를 표 1에 나타냈다. 여기서, 각각에 대한 임계치는 최적 성능에 대한 결과로 FAR이 FRR보다는 상대적으로 적은 값을 갖도록 선정하였다. 이때 피셔 서명 개수는 19개, 분할 영역 사이즈는 50×20(가로×세로)으로 설정하였다. <표 1>에서 보는 바와 같이 평균 FRR과 FAR은 각각 평균 2.1%와 1.45%로 나타났다. 반면에 PCA기법만을 이용한 경우 FRR과

<표 1> 실험횟수에 따른 PCA와 PCA+LDA 결과 비교

(FRR, FAR 단위 : %)

실험 횟수	PCA			PCA + LDA		
	임계치	FRR	FAR	임계치	FRR	FAR
1	11	3	3.63	5.2	2	0.89
2	11	4	2.95	5.5	2	2.21
3	10.8	3	2.21	5.5	2	1.89
4	10.8	3	2.42	5.4	3	2.15
5	10.8	2	2.21	5.5	1	1.5
6	10.8	3	2.57	5.4	2	1.13
7	10.8	2	2.15	5.2	1	0.73
8	10.8	2	2.10	5.0	3	0.73
9	11	5	4.21	5.3	3	1.57
10	11	3	3.57	5.6	2	1.68
평균		3	2.8		2.1	1.45

FAR이 각각 평균 3.0%와 2.8%를 나타내 LDA기법을 사용할 경우 FRR과 FAR 모두 향상되었음을 알 수 있었다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 격자분할 방식에 의해 입력서명의 패턴을 검출한 후 PCA와 LDA에 의해 서명의 진위여부를 판별할 수 있는 새로운 오프라인 서명검증시스템을 제안하였다. 즉, 서명은 우선 격자 분할 방법으로 각 분할 영역단위로 추출된 특징을 1차원 형태로 통합한 후 PCA와 LDA를 융합한 방법을 이용하여 각 서명을 판별하였다. 제안된 방법은 격자분할방식 및 PCA와 LDA에 의해 특징 추출 시간을 줄임과 동시에 동일한 진서명 간의 차별성은 최소화하고, 진서명과 다른 서명과의 차별성은 크게 하여 인식률을 향상시키고자 하였다.

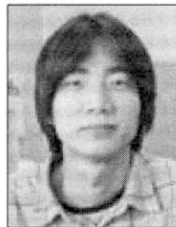
제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 실험한 결과 평균 오거부율이 약 1.4%일 때 오인식률이 2.1%로 나타나 우수한 결과를 나타냈다. 또한, 격자 분할 방법에서 있어서 분할 영역의 사이즈 결정은 검증 성능에 중요한 요소임을 확인할 수 있었다. 앞으로 본 논문은 검증 성능을 높이기 위해 효과적으로 특징을 선택하는 방법과 다양한 진서명 및 위조서명에 대해 실험할 필요성이 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] Pavlidis I., Mavuduru R., Papanikolopoulos N., "Off-line Recognition of Signatures Using Revolving Active Deformable Models", IEEE International Conf., Humans, Information and Technology, Vol.1, pp.771-776, 1994.
- [2] Kaewkongka T., Chamnongthai K., Thipakorn, B., "Off-line Signature Recognition Using Parameterized Hough Transform," Proceedings of the Fifth International Symposium, ISSPA'99., Signal Processing and Its Applications, Vol.1, pp.451-454, 1999.
- [3] Rigoll G., Kosmala A., "A Systematic Comparison Between On-line and Off-line Methods for Signature Verification with Hidden Markov Models," 14th International Conference on Pattern Recognition, Vol. II, Australia, pp.1755-1757, 1998.
- [4] Sabourin R., Genest G., "An Extended-shadow-code Based Approach for Off-line Signature Verification : Part-I-Evaluation of the Var Mask Definition," 12th IAPR International, Conference on Pattern Recognition, Vol.2, pp. 450-453, 1994.
- [5] Sabourin R., Genest G., Preteux F. J., "Off-line Signature Verification by Local Granulometric size Distributions," IEEE Trans., Pattern Analysis and Machine Intelligence,

Vol.19, Issue 9, pp.976-988, 1997.

- [6] Papamarkos, N., Baltzakis, H., "Off-line signature verification using multiple neural network classification structures," Digital Signal Processing Proceedings, 13th International Conference on, Vol.2, pp.727-730, 1997.
- [7] Pottier, I., Burel, G., "Identification and authentication of handwritten signatures with a connectionist approach," Neural Networks, IEEE International Conference on , Vol. 5, pp.2948-2951, 1994.
- [8] Turk M., Pentland A., "Face recognition using eigenfaces," Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.
- [9] Belhumeur P. N., Hespanha J. P., Kriegsmann D. J., "Eigenfaces vs. Fisherfaces : recognition using class specific Linear Projection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell., Vol.19, No.7, pp.711-720, 1997.
- [10] Richard O. D., Peter E. H., David G. S., *Pattern Classification*, JOHN WILEY&SONS, INC. Second Edition, 2002.
- [11] Liu X., Chen T., Kumar B. V. K. V., "On Modeling Variations for Face Authentication," Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.369-374, 2002,
- [12] Kim H. C., Kim D. j., Bang S. Y., "Extensions of LDA by PCA Mixture Model and Class-wise Features," Pattern Recognition, Vol.36, pp.1095-1105, 2003.
- [13] Zhang B., Fu M., Yan H., "A Nonlinear Neural Network Model of Mixture of Local Principal Component Analysis : Application to Handwritten Digits Recognition," Pattern Recognition, Vol.34, Issue 2, pp.203-214, 2001.
- [14] Said H. E. S., T. N. T., Baker K. D., "Personal Identification Based on and writing," Pattern Recognition, Vol.33, Issue 1, pp.149-160, 2000.



### 류 상 연

e-mail : uwa77@hanmail.net

2002년 충북대학교 전기전자공학부(학사)

2004년 충북대학교 제어계측공학과  
(공학석사)

2004~현재 에이엘티-세미콘(주) 연구원  
관심분야 : 서명인식, 다중생체인식



### 이 대 종

e-mail : leebigbell@hanmir.com

1995년 충북대학교 전기공학과(학사)

1997년 충북대학교 전기공학과(공학석사)

2002년 충북대학교 전기공학과(공학박사)

2003년~현재 충북대학교 컴퓨터정보통신  
연구소

관심분야 : 음성신호처리, 서명인식, 다중생체인식



### 고 현 주

e-mail : ghjswy@hanmail.net

1999년 한밭대학교 제어계측공학과(학사)

2002년 충북대학교 제어계측공학과  
(공학석사)

2002년~현재 충북대학교 제어계측공학과  
박사과정

관심분야 : Biometrics, Computer vision, 감정인식



### 전 명 근

e-mail : mgchun@chungbuk.ac.kr

1987년 부산대학교 전자공학과(학사)

1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과  
(공학석사)

1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과  
(공학박사)

1993년~1996년 삼성전자 자동화연구소 선임연구원

2000년~2001년 University of Alberta 방문교수

1996년~현재 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 교수

관심분야 : Biometrics, 감정인식, 지능시스템