

구간 분할 및 HMM 기반 융합 모델에 의한 온라인 서명 검증

On-line Signature Verification Using Fusion Model Based on Segment Matching and HMM

양동화* · 이대종** · 전명근**

Dong Hwa Yang*, Dae-Jong Lee**, Myung-Geun Chun*

*충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 컴퓨터정보통신연구소

**알버타대학교 전기컴퓨터공학과

*School of Electrical and Computer Engineering

Chungbuk National University

**Dept. of Electrical and Computer Engineering, University of Alberta

요 약

기존의 참조서명과 입력서명을 비교하는 방법 중 분절 단위 비교 방법은 전역적 방법과 점 단위 방법에 비하여 우수한 장점을 가지고 있다. 그러나 분절 단위 비교 방법은 인식률과 직접적인 관계가 있는 분절의 불안정 문제점이 있다. 본 연구에서는 분절 단위 비교 방법을 이용한 서명검증의 신뢰도를 향상시키기 위해 두 가지 형태의 모델을 구축하였다. 우선 기존에 사용된 구간 분할 매칭 방법을 사용하여 서명의 동적정보에 대한 매칭도를 산출하였다. 다음으로 서명의 정적정보를 균일하게 분할한 후 분할된 영역을 주성분 분석 기법에 의해 특징 벡터를 산출하고 HMM에 의해 서명간의 매칭도를 산출하였다. 최종 융합단계에서는 SVM 분류기에 의해 서명의 진위여부를 결정하도록 구축하였다. 실험 결과 제안된 기법은 분절 단위 기반의 구간 분할 매칭 기법에 비해 우수한 성능을 나타냈다.

Abstract

The segment matching method shows better performance than the global and points-based methods to compare reference signature with an input signature. However, the segment-to-segment matching method has the problem of decreasing recognition rate according to the variation of partitioning points. This paper proposes a fusion model based on the segment matching and HMM to construct a more reliable authentic system. First, a segment matching classifier is designed by conventional technique to calculate matching values for dynamic information of signatures. And also, a novel HMM classifier is constructed by using the principal component analysis to calculate matching values for static information of signatures. Finally, SVM classifier is adopted to effectively combine two independent classifiers. From the various experiments, we find that the proposed method shows better performance than the conventional segment matching method.

Key words : 서명인식(signature recognition), 구간분할매칭(Segment Mathching), 은닉마코프모델(Hidden Markov Model), 서포트벡터머신(Support Vector Machine)

1. 서 론

생체인식(Biometrics) 기술로 사용하고 있는 신체적 특징 중 서명은 오래 전부터 계약체결 등의 서류에 대한 증빙 목적으로 사용될 만큼 사용자에게 익숙한 인증수단 알려져 있다. 뿐만 아니라, 음성, 홍채, 얼굴 등의 다른 생체인식기법에 비해 소형 타블릿과 같은 가격 경쟁력을 지닌 입력 장비만을 필요로 함으로써 가격 면에서도 우위를 보이고 있다. 최근에는

타블렛 마저 필요치 않은 PDA의 등장과 활성화로 서명 인식에 관한 연구가 주목 받고 있다[1][2]. 그러나, 서명인식의 경우 생체인식을 위한 다른 특징들과 달리 사칭자에 의해 전문 위조가 가능하고 동일인의 서명조차도 외부 환경 또는 내적인 요인에 의해 서명의 변이 차이로 시스템의 성능이 저하되는 문제점을 지니고 있다[3].

현재까지의 온라인 서명검증방식은 참조서명(Reference Signature)과 입력서명(Input Signature)의 비교 방식에 따라 크게 전역적 특징 비교, 점 단위 비교, 분절 단위 비교방법이 있다[4]. 이 중 분절 단위 비교방법은 참조서명과 입력서명을 각각 적절한 분절단위로 분할한 후, 분절간의 최적의 대응관계를 찾는 방식으로, 정적정보 또는 동적정보를 이용하여 기존 분할이 이루어진다. 여기서, 정적정보는 굴곡점, 봉우리 등의 정적특징을 이용하여 분절 단위로 기존 분할이 이루어지며[4-7], 동적정보는 최소 속력점, 압력 등의 동적특징을 이용하여 입력서명을 분절 단위로 분할한다[8][9]. 이와

* : 교신저자

접수일자 : 2004년 12 월 1일

완료일자 : 2005년 1 월 10일

감사의 글 : 이 논문은 2004년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음(This work was supported by Chungbuk National University grant)

같은 분절단위 비교방법은 분절간에 지역적 비교가 가능하며, 지역적으로 통계적 모델을 사용할 수 있어 분석이 용이한 장점을 지니고 있는 반면에 서명의 변이로 인해 모든 서명을 같은 분절단위로 분할하기 어려워 진서명간에도 분할점이 불안정할 수 있다는 문제점을 지니고 있다. 이러한 문제점은 진서명간의 비교하는 특징점 위치가 서로 상이하여 인식률과 직접적인 관계가 있다. 본 논문에서는 기존의 분절단위 비교만을 이용한 방법에 대한 문제점을 보완하기 위해 HMM 기법과 융합하여 서명인식의 신뢰도를 높이는 온라인 서명 검증 기법을 제안한다. 즉, 서명의 동적정보인 시간특성을 이용하여 분절단위 비교를 수행하였고, 정적정보인 서명의 X축 및 Y축 변이특성을 확률모델 기반인 HMM로 구축한 후 인식을 수행한다. 여기서, HMM의 모델형성을 위한 입력패턴으로는 얼굴인식시스템에서 우수한 특성을 보이고 있는 주성분분석기법(PCA:Principal Component Analysis)을 이용하여 정적서명의 특징을 추출하였다. 최종 융합단계에서는 구간분할에 의해 계산된 동적정보와 HMM에 의해 계산된 정적정보를 효과적으로 융합하기 위하여 서포트 벡터 머신(SVM:Support Vector Machine) 분류기를 사용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 구간분할 및 HMM 기반 매칭기법에 대하여 설명한다. 3장에서는 제안된 서명검증시스템 및 실험결과에 대하여 설명한다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 구간분할 및 HMM 기반 매칭기법

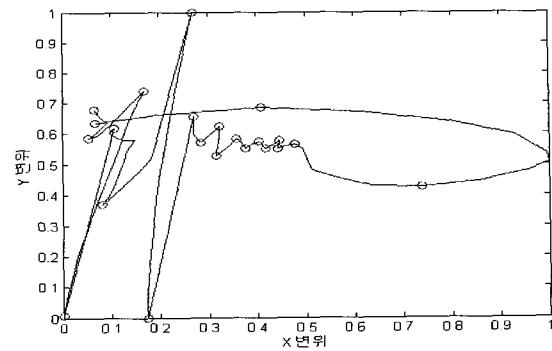
2.1 구간분할 매칭방법

분절단위 비교방식에 의하여 서명 데이터를 분할할 경우 참조서명과 입력서명간에 비교되는 분할점, 즉 특징벡터를 안정적으로 추출하는 것은 검증성과 직결될 만큼 중요하다 다루어지는 부분이다. 본 논문에서는 동일서명간에 변이가 적은 1차원상의 Y축의 봉우리를 기준 분할점으로 선택한 후 분할점 간에 위치한 특징벡터인 봉우리·계곡점들을 비교함으로써 구간적으로 안정된 분할이 이루어지도록 제안된 방법을 사용하였다[9].

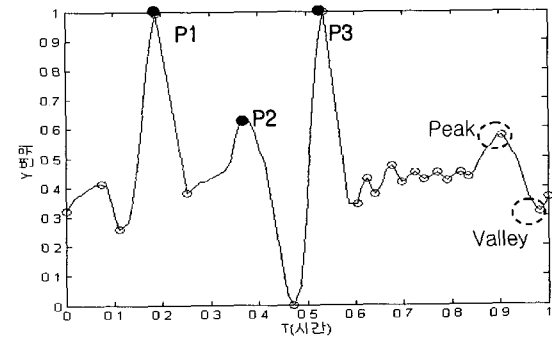
그림 1에서 보는 바와 같이 동일한 서명이라 할지라도 서명 당시의 감정상태 또는 주변 환경 등에 의하여 Y축상의 봉우리 또는 계곡의 불일치가 발생한다. 그러나, 그림 1의 (b)에 P1, P2, P3로 나타낸 봉우리는 두 서명간의 변이에 상관없이 동일한 위치에 존재함을 알 수 있다. 즉, 서명마다 갖고 있는 고유의 성질로 인하여 서명의 변이에도 변하지 않는 P1, P2, P3와 같은 우세 봉우리가 존재한다. 이러한 우세 봉우리점을 기준 분할점으로 하여 구간별로 두 서명간의 봉우리와 계곡을 매칭시킬 경우 안정적으로 분할매칭이 가능하다. 따라서, 기존 논문에 제시되었던 P1, P2, P3 지점의 우세 봉우리를 PPP (Partitioning Peak Points)을 이용하여 입력서명의 구간별 분할매칭을 하였으며, 그 과정을 단계별로 살펴보고자 한다.

■ 단계 1 : 참조서명에 대한 PPP 및 계곡·봉우리점을 설정한다. 여기서, PPP점은 그림 1에서 보는 바와 같이 서명마다 변이가 적은 봉우리의 최대값을 우선순위로 3개 선택하였다.

■ 단계 2 : 입력서명에 대한 Y축의 봉우리점과 계곡점을 찾은 후 봉우리점을 대상으로 입력서명에 대한 PPP점을 선택한다. 여기서, 입력서명의 PPP를 선택 시 정규화된 Y 변위값과 시간에 대하여 참조서명의 PPP와 가장 근접한 위치에 있는 봉우리점을 찾는다.



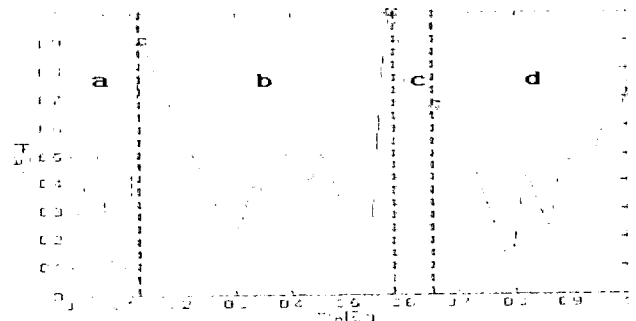
(a) 참조서명(진서명)



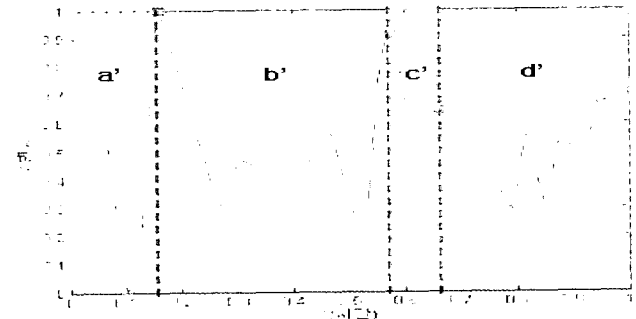
(b) 서명의 봉우리와 계곡

그림 1. 진서명간의 봉우리와 계곡

Fig. 1. Peak and valley points for genuine signatures



(a) 참조서명의 TY변위



(b) 비교서명의 TY변위

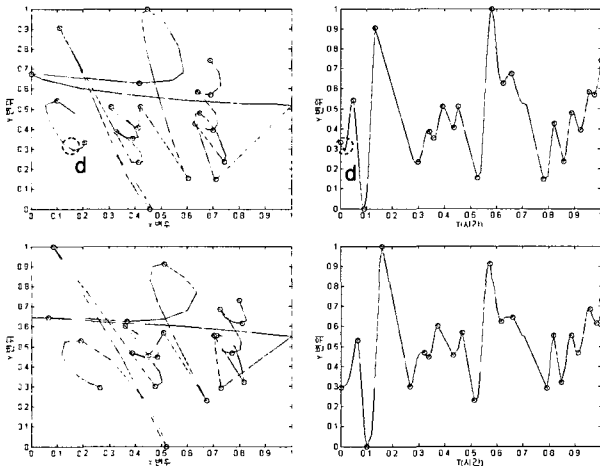
그림 2. 구간분할 매칭영역

Fig 2. Segment matching region

■ 단계 3 : 참조서명의 PPP점과 입력서명의 PPP점을 기준으로 한 구간분할 매칭에 의해 입력 서명의 계곡점과 봉우리점을 선택한다. 그림 2에서 보는 바와 같이 PPP점

에 의해 분할된 구간 a-a', b-b', c-c', d-d' 로 각각 나누어서 매칭이 이루어진다. 매칭 방법은 PPP를 지정할 때와 마찬가지로 정규화된 Y변위와 시간을 이용하여 참조서명의 봉우리점 또는 계곡점과 가장 근접한 위치에 있는 입력서명의 봉우리점과 계곡점을 찾는다.

매칭과정에서 비교서명보다 참조서명의 데이터가 많을 경우 참조서명 데이터의 Y변위와 시간을 비교서명과 비교하여 근접도가 낮은 데이터를 삭제하며, 비교서명의 데이터가 많을 경우 반대의 과정을 수행한다. 그림 3은 매칭된 결과 그림을 나타낸다. 그림에서 '·' 표시는 최초 봉우리와 계곡을 추출한 결과를 나타내고, 'o' 표시는 최종적으로 매칭된 봉우리와 계곡을 나타낸다. 매칭 결과로서 참조서명의 데이터 d 부분이 삭제되었음을 확인할 수 있고 안정된 분절 단위로 매칭이 이루어졌음을 확인할 수 있다.



(a) 참조서명과 입력서명 (b) 구간 분할매칭 결과
그림 3. 참조서명과 입력서명의 구간분할

Fig. 3. Segmentation for reference and input signatures

2.2 HMM 모델 기반의 매칭기법

은닉 마코프 모델(Hidden Markov Model, HMM)은 신호에 포함된 특성들의 발생과정을 확률적으로 모델화한 것으로 적은 계산량으로 좋은 인식률을 얻을 수 있어 현재 음성인식이나 Gesture 시스템에 널리 사용되는 알고리즘이다. HMM은 학습과정과 인식과정으로 구분되어진다. 우선 학습과정에서는 입력패턴의 특징점을 상태전이확률분포로 나타내고, 어떤 상태에서 특정한 심벌이 나타날 수 있는 확률분포를 갖는 과정을 Markov Process로 가정하고, 학습 데이터를 통하여 이들 확률분포를 추정한다. 이 추정된 확률분포를 바탕으로 입력된 입력패턴이 그 모델에서 발생하였을 확률을 계산하여 인식을 하게 된다. 위의 과정에서 알아본 바와 같이, HMM은 어떤 관측할 수 있는 과정에는 상태가 있다는 가정을 통하여 새로운 상태가 바로 전 상태에 의존하게 되는 상태전이 확률과 각각의 전이가 일어난 관측된 심벌이 현재의 상태에 의존하는 관측확률을 구하게 된다.

HMM은 세가지 요소로 구성되어 있는데 상태(state)의 개수, 시간에 따른 상태의 변화를 결정하는 상태전이 확률분포, 그리고 각 상태에서의 출력 심벌의 확률분포이다. 각 상태들은 직접적으로 관찰 가능하지는 않으나 대신 각 상태들이 일정 확률을 가지고 만들어 내는 심벌을 보고 원래 상태를 추정하는 방법이다. 이러한 정의를 이용하여 HMM은

$\lambda = (A, B, \Pi)$ 로 나타낼 수 있다. 여기서, $\Pi = \pi_{ij}$: 초기 상태전이 확률분포, $A = a_{ij}$: 상태전이 확률분포, $B = b_{ij}$: 관측 심벌 확률분포 이다. HMM을 이용하기 위해서는 다음 두 단계를 거치게 된다. 즉, 모델형성 과정과 형성된 모델을 이용하여 관측 심벌의 확률 값을 구하는 두 과정을 거치게 된다.

■ 단계 1 : 모델 형성과정 ($P(O|\lambda)$ 를 최대화 하는 모델 파라미터 $\lambda = (A, B, \Pi)$ 를 구하는 문제)

■ 단계 2 : 모델 인식과정 (관측된 심벌의 시퀀스 $O = O_1 O_2 \dots O_T$ 와 모델 $\lambda = (A, B, \Pi)$ 가 주어졌을 때 모델에 대한 심벌의 likelihood $P(O|\lambda)$ 를 구하는 문제)

본 논문에서 단계 1의 모델형성과정을 살펴보면 다음과 같다. 관측된 심벌의 시퀀스는 PCA를 이용하여 사용된 서명의 정적정보인 X축 Y축 특징점을 검출한 후 이를 이용하여 서명 특성을 대표하는 코드북을 형성한다. 각각의 서명별 시퀀스는 입력 서명과 대표 코드북과의 특징벡터를 비교함으로써 얻어진다. 이렇게 얻어진 관측 심벌의 시퀀스를 이용한 HMM 모델링은 Baum-Welch 알고리즘을 모델 파라미터 $\lambda = (A, B, \Pi)$ 를 설정하였다. 단계 2의 인식단계에서는 각각 설정된 서명별 HMM 모델과 관측된 심벌 시퀀스와의 부합 확률은 forward 알고리즘을 이용하여 산출하였다.

입력 서명을 주성분분석기법을 이용하여 특징 추출하는 과정을 설명하면 다음과 같다. 타블렛으로 부터 입력서명의 X축 및 Y축의 X, Y 좌표값에 대한 정보를 획득한 후 다음 식과 같은 서명의 입력값을 취득한다.

$$s_i = [x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_l, y_l]^T \quad (1)$$

여기서, x_l, y_l 은 시간 t_l 에서의 온라인 입력서명의 X축과 Y축의 좌표 값을 각각 의미한다.

다음으로 서명의 구간별 확률모델 형성을 위해 입력서명을 분할한다. 즉, 입력서명 s_i 는 다음과 같이 시간변이에 따라 p개의 구간으로 분할된다.

$$s_i = [s_i^1 : s_i^2 : \dots : s_i^k] \quad (2)$$

각 구간별로 PCA를 이용하여 특징벡터를 산출한다. 즉, 학습서명의 개수가 n개 일 경우 1차원 열벡터의 학습벡터를 s_1, s_2, \dots, s_n 로 표시하면, k번째 시간구간에 대한 PCA 특징벡터는 식(3)에 의해 얻어진다.

$$z_i^k = [v_i^k]^T (s_i^k - m_i^k) \quad (3)$$

여기서, m_i^k 는 사용된 학습서명에 대한 k번째 구간의 평균벡터를 나타낸다. 위에서 설명한 바와 같이 각각 구간별 계산된 PCA 특징벡터의 전이과정을 HMM모델링 하였다.

3. 구간분할 및 HMM 기반 융합모델에 의한 온라인 서명검증

본 논문에서는 기존의 구간 분할 매칭방법의 성능 향상을 위해 HMM과 융합한 새로운 온라인 서명 검증시스템을 제안하였다. 제안한 온라인 서명 검증 구성은 그림 4와 같이 데이터 획득, 전처리, 특징 추출 및 비교, 융합과정으로 이루어진다. 각각의 처리부에 대하여 알아보면 다음과 같다.

우선, 데이터 취득부에서는 와콤(WACOM)사의 인투이스(intuos) 4x5사이즈의 타블렛을 이용하여 압력이 1이상인 서명의 X축, Y축 및 시간 (T)에 대한 온라인 서명 데이터를 획득하였다. 여기서 타블렛이나 전자펜으로부터 취득한 데이터는 동일인의 서명 간에도 서명 당시의 감정 또는 환경변화에 의해 서명의 미세한 변이가 발생하고 그로 인해 취득한 서명데이터의 사이즈가 동일하지 않다. 그러나 주성분분석기법에 의해 특징을 추출하기 위해서는 각 입력되는 데이터의 사이즈가 동일해야 하므로 본 논문은 리샘플링 과정을 거쳐 서명데이터의 사이즈를 동일화 하였다.

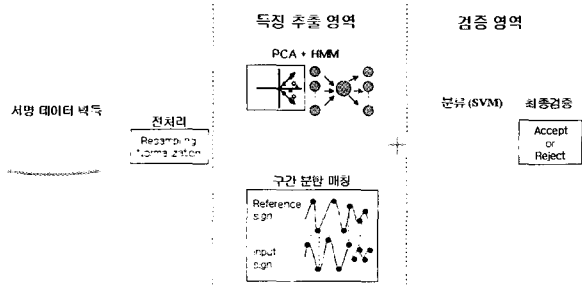


그림 4. 제안한 온라인 서명 검증 시스템
Fig. 4. Proposed on-line signature verification system

본 논문에서는 안정된 리샘플링 과정을 통하여 서명마다 사용할 서명 데이터의 사이즈를 동일하게 하였다. 즉, 이러한 리샘플링 과정은 취득한 데이터의 순서에 따라 데이터 시퀀스 번호를 부여한 후 시퀀스 번호를 균등 분할하여 데이터를 재 취득하였다. 리샘플링 과정의 첫 번째로 각 서명데이터를 동일한 조건으로 균등 분할하기 위해 데이터 시퀀스 번호의 시작점을 0, 끝점을 1로 정규화하였다. 다음으로 샘플링 데이터 개수에 따라 정규화된 시퀀스 번호를 균등 분할 후 분할 영역내의 정규화된 시퀀스 번호들 중 중앙에 위치한 데이터를 선택한다. 그림 5는 서명 데이터 개수가 각각 6개와 10개인 데이터를 2개로 리샘플링하는 과정을 나타내고 있다.

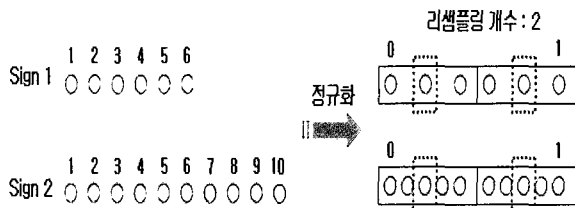
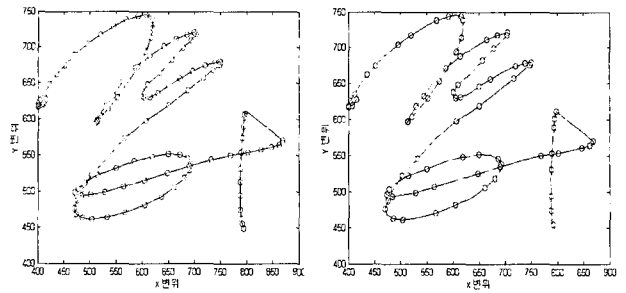


그림 5. 데이터의 시퀀스를 이용한 리샘플링 과정
Fig 5. The resampling procedure using the sequence of data

그림 6은 리샘플링 전·후의 서명 데이터 결과를 나타냈다. 그림 6에서 'o' 표시는 취득 데이터의 분포를 나타낸다. 리샘플링 전의 서명데이터를 나타낸 그림 6-(a)의 경우 취득 데이터의 수는 123개에서 리샘플링 과정을 통하여 취득 데이터의 수를 80개로 재취득 하였으며, 그 결과를 그림 6-(b)에 나타냈다. 그림에서와 같이 두 서명에 대하여 서로 유사한 위치를 갖는 데이터를 추출한 후에 각 서명간의 위치와 크기를 균일화시키기 위해 데이터를 0과 1사이의 값으로 정규화한다.



(a) 리샘플링 전 데이터 (b) 리샘플링 후 데이터
그림 6. 서명의 리샘플링 결과

Fig. 6. Resampling result for a signature

서명의 특징추출은 2장에서 설명된 식 (2)에 의해 선형판별분석기법에 의한 특징벡터 산출과 구간분할 매칭에 의해 선택된 봉우리 및 계곡점에 대한 시간 T의 데이터를 얻는 과정이다. 각각의 알고리즘으로부터 구한 매칭값은 현재 이진분류에 성능이 우수한 SVM 분류기에 의해 최종 서명의 진위여부를 결정하였다.

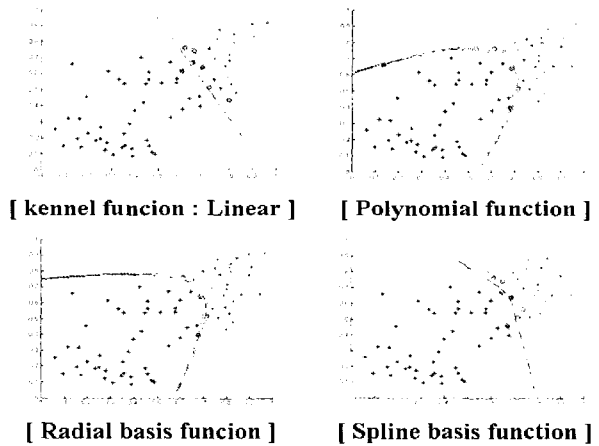


그림 7. SVM 커널 함수 종류
Fig 7. SVM Kernel functions

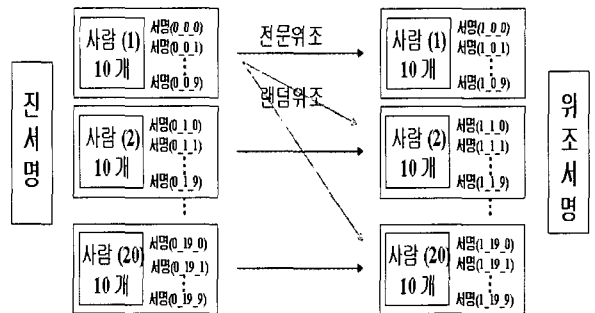
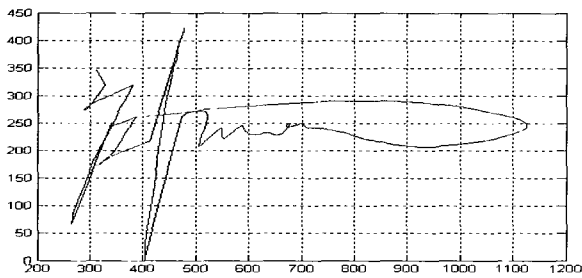


그림 8. 서명데이터 구조
Fig 8. Structure of signature data

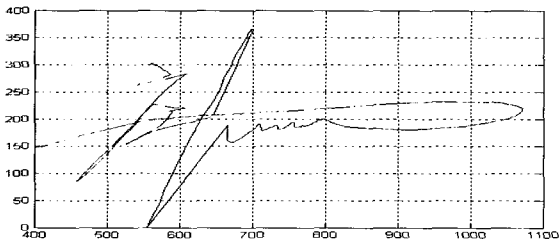
제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 그림 8에서 보는 바와 같이 20명의 사람으로부터 각각 10개씩 서명 데이터를 획득하였고 충분한 학습과정을 통해 각 사람당 10개씩 위조서명을 취득하였다. 동일인의 서명에 대한 10개의 진서명 중 5개는 참조서명으로 사용하였고 나머지 5개의 진서명과

10개의 전문위조서명을 대상으로 제안된 알고리즘의 성능을 실험하였다. 그림 9에 사용된 본인서명과 위조서명의 일부분을 나타냈다. 서명의 형태만을 이용할 경우 육안으로도 진서명과 위조서명 간을 분별하는데 한계가 있음을 확인할 수 있다.

그림 10에 실험결과를 나타냈다. 그림 10은 구간분할매칭 방법에 의한 인식결과를 나타냈으며, 그림 11은 HMM 기반 모델에 의한 서명인식결과를 나타냈다. 서명인식시스템의 성능지표로서 임계치의 변화에 대한 오거부율(False Reject Rate, FRR)과 오인식률(False Accept Rate, FAR)을 사용하였다. 여기서, 오거부율이란 본인의 서명이 거부된 오류율을 나타내고 오인식률은 타인의 서명이 본인으로 인식된 오류율을 각각 의미한다. 표 1에서는 각각의 실험결과를 수치로 비교 분석하여 나타냈다. 실험결과 구간분할 매칭방법에서는



(a) 진서명



(b) 위조서명

그림 9. 진서명과 위조서명의 일례

Fig 9. Samples of genuine and forgery signatures

임계값이 0.1인 점에서 최소 에러를 나타내었으며 확률적 근거를 둔 HMM은 사용한 후 SVM으로 분류를 하였을 때 오류율은 상당히 향상됨을 알 수 있다.

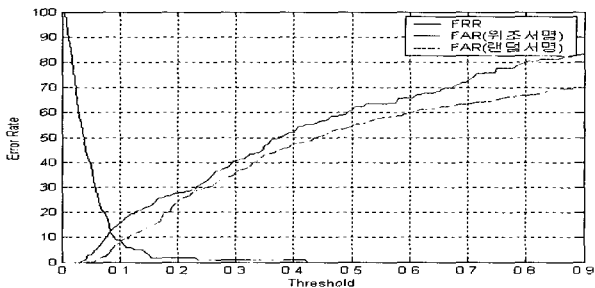


그림 10. 구간분할 매칭결과

Fig 10. Result of PPP

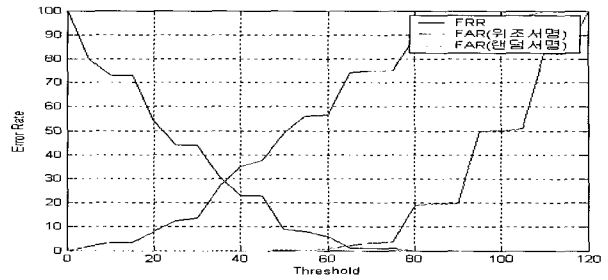


그림 11. HMM 매칭결과

Fig 11. Result of HMM

표 1. 적용 기법에 따른 인식률

Fig 1. The verification rate according to used methods

Method	FRR	FAR	
		Skill	Random
PPP	12%	12.5%	4.4%
HMM	24%	33.5%	0%
SVM	7%	2.5%	0%

4. 결론 및 향후과제

서명인식은 사용자에게 거부감이 없는 친숙한 생체인식 기술 분야 중에 하나이다. 그러나, 서명인식의 경우 생체인식을 위한 다른 특징들과 달리 사칭자에 의해 전문 위조가 가능하고 동일인의 서명조차도 외부 환경 또는 내적인 요인에 의해 서명의 변이 차이로 시스템의 성능이 저하되는 문제점을 지니고 있다.

따라서, 본 논문에서는 기존에 분절단위비교방법의 분절추출에 대한 불안정 문제를 HMM기법과 융합함으로써 서명인식의 신뢰도를 향상시킬 수 있었다. 실험을 통해 제안된 방법의 타당성을 검증한 결과 구간분할매칭방법과 HMM에 의한 검증방법 모두 전문위조보다 임의위조에 강한 특성을 보였다. 특히, HMM기법을 적용한 경우 랜덤위조에 대한 에러율이 0%를 나타내 랜덤위조에 매우 우수한 성능을 보였다. 최종적으로 두 가지 기법에서 산출된 에러값을 SVM을 이용하여 분류한 결과 랜덤위조 및 전문위조에 대하여 향상된 인식결과를 나타냄을 확인할 수 있었다.

향후 과제로서는 인식률을 높일 수 있는 방법에 대한 다양한 실험이 필요로 하며, PDA와 같은 유비쿼터스 환경에서의 온라인 서명 시스템을 탑재하여 실생활에서 사용할 때 실험과 같은 성능을 나타내는지 연구해 보는 것이다.

참고 문헌

- [1] 전명근, 생체인식(Biometric) 총론, 한국정보통신교육원, pp. 7-1~7-29, 2004.
- [2] Chin Chuan Han, "An on-line signature verification system using multi-template matching approaches", Security Technology, Proceedings. IEEE 33rd Annual International Carnahan Conference on , pp. 477-480, 1999.
- [3] Ma Mingming, "Automatic on-line signature ver-

ification based on multiple models", Computational Intelligence for Financial Engineering, (CIFER) Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS Conference on , pp. 30 -33, 2000.

[4] Rhee T.H., "On-line signature verification using model-guided segmentation and discriminative feature selection for skilled forgeries", Proceedings. Sixth International Conference on , Document Analysis and Recognition, pp. 645 -649, 2001.

[5] Yue K.W. and Wijesoma W.S., "Improved segmentation and segment association for on-line signature verification," IEEE International Conference on, Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 4, 2000.

[6] Braut, J.-J. and Plamondon R., "Segmenting hand-written signatures at their perceptually important points," IEEE Transactions on , Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 9, 1993.

[7] Schmidt C. and Kraiss K.-F., "Establishment of personalized templates for automatic signature verification," Proceedings of the Fourth International Conference on, Document Analysis and Recognition, Vol. 1, pp. 263-267, 1997.

[8] Kiran G.V., Kunte R.S.R. and Samuel S., "On-line signature verification system using probabilistic feature modelling," , Sixth International, Symposium on, Signal Processing and its Applications, Vol. 1, pp. 355-358, 2001.

[9] Sang-Yeun Ryu, Dae-Jong Lee, Myung-Geun Chun, "A Robust On-line Signature Verification System", International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, vol. 3, no. 1, pp.27-31, 2003

[10] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegsmann, "Eigenfaces vs. Fisherfaces : recognition using class specific Linear Projection", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell., 19(7), pp. 711-720, 1997.

[11] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, Pattern Classification, JOHN WILEY&SONS, INC. Second Edition, 2002.

[12] 민준오, 류상연, 광근창, 전명근, "얼굴과 서명을 이용한 다중생체인식 시스템", BERC Biometrics Workshop, Vol. 1, pp. 141~145, 2004.

[13] Viswanathan, R., Varshney, P.K., "Distributed detection with multiple sensors I. Fundamentals", Proceedings of the IEEE , Vol. 85, pp. 54-63, 1997.

[14] Krzysztofowicz, R., Long, D., "Fusion of detection probabilities and comparison of multisensor systems", IEEE Transactions on , Systems, Man and Cybernetics, Vol. 20, pp. 665-677, 1990.

[15] Ben-Yacoub, S., Abdeljaoued, Y., Mayoraz, E., "Fusion of face and speech data for person identity verification", IEEE Transactions on , Neural Networks, Vol. 10, pp. 1065 -1074, 1999.

저 자 소 개



양동화(Dong Hwa Yang)

2002년 : 계명대학교 건축공학과(학사)
2004년~현재 : 충북대학교 제어계측공학과 석사과정

관심분야 : 지문인식, 음성인식, 서명인식



이대종(Dea Jong Lee)

1995년 : 충북대 전기공학과 (학사)
1997년 : 충북대학교 전기공학과(공학석사)
2002년 : 충북대학교 전기공학과(공학박사)
2004년~현재 : 캐나다 알버타대학 전기컴퓨터공학과(Postdoc)

관심분야 : 음성신호처리, 서명인식, 다중생체인식



전명근(Myung Geun Chun)

1987년 : 부산대학교 전자공학과(학사)
1989년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
1993년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)
1993년~1996년 : 삼성전자 자동화연구 선임연구원

2000년~2001년 : University of Alberta 방문교수
1996년~현재 : 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 교수

관심분야 : Biometrics, 감정인식, 지능시스템