

An Automatic Signature Verification Algorithm for Smart Devices

Seong-Hoon Kim*, Yunhe Fan**, Gyeongyong Heo***

Abstract

In this paper, we propose a stable automatic signature verification algorithm applicable to various smart devices. The proposed algorithm uses real and forgery data all together, which can improve the verification rate dramatically. As a tool for signature acquisition in a smart device, two applications, one using touch with a finger and the other using a pressure-sensing-stylus pen, are developed. The verification core is based on SVM and some modifications are made to include the characteristics of signatures. As shown in experimental results, the minimum error rate was 1.84% in the SVM based method, which can easily defeat 4.38% error rate with the previous parametric approach. Even more, 2.43% error rate was achieved with the features excluding pressure-related features, better than the previous approach including pressure-related features and only about 0.6% more error than the best result, which means that the proposed algorithm can be applied to a smart device with or without pressure-sensing-stylus pens and used for security purposes.

▶ Keyword : Automatic Signature Verification, SVM, Smart Tablet Devices, Pressure-sensing-stylus Pen

1. Introduction

최근 스마트 단말장치들이 널리 사용되고 있는 스마트 컴퓨팅 환경에서 사용자 인증의 문제가 더욱 중요해지고 있다. 흔히 사용되는 방식은 스크린 터치에 의한 비밀번호 방식과 경로패턴 방식이지만 다른 사람들에게 쉽게 노출되기 쉬운 단점이 있다. 이에 서명검증 방법을 도입하려는 시도가 있어왔으나, 압력 방식, 정전기 방식, 전자기 방식 등 입력방식이 다양하고 (Table 1), 모바일 환경에서 입력하는 제약이 있으며, 적용할 수 있는 다양한 알고리즘이 존재하지만 이들에 대한 안정된 성능 검증이 확보되지 않은 등의 문제점이 있다[1][2][3].

Table 1. Various Smart Devices

Manufac-turers	Models	Spec.
S	Note2 /Pro	Screen Size :10.1 inches Resolution : 1280x800 Pressure Pen(EM) & Touch Sensor(Static Electricity)
L	LGV700	Screen Size :10.1 inches Resolution : 1280x800 Touch Sensor(Static Electricity)
G	Nexus10	Screen Size :7 inches Resolution : 2560x1600 Touch Sensor(Static Electricity)
H	MIPad	Screen Size :8 inches Resolution : 2048x1536 Touch Sensor(Static Electricity)
A	iPad3/ Mini3	Screen Size : 8,12 inches Resolution : 2048x1536 Touch Sensor(Static Electricity)

- First Author: Seong-Hoon Kim, Corresponding Author: Gyeongyong Heo
- *Seong-Hoon Kim(shkim1454@knu.ac.kr), Dept. of Software, Kyungpook National University
- **Yunhe Fan (527927672@gg.com), Dept. of Software, Kyungpook National University
- ***Gyeongyong Heo(hgycap@deu.ac.kr), Dept. of Electronic Engineering, Dong-eui University
- Received: 2015. 08. 31, Revised: 2015. 09. 11, Accepted: 2015. 09. 30.
- This research was supported by Kyungpook National University Research Fund, 2012.

이에 다양한 입력방식에 따른 서명 입력의 제약을 극복하면서, 사용자의 입력환경과 단말기기의 특성에 독립된 서명 데이터의 표현 방법을 연구하고, 보다 안정된 검증 결과를 확보하기 위해서는 기존의 서명검증 알고리즘을 개선하여, 새로운 스마트 태블릿 단말 장치에서 획득되는 서명 데이터의 속성에 적합한 서명 검증 연구의 새로운 방향 설정과 서명 검증 알고리즘에 대한 새로운 접근방법의 모색이 요구된다.

Table 1에서 보듯이, 스마트 기기에서 획득된 서명 데이터는 다양한 입력방식과 화면크기 및 해상도에 있어서 상이한 입력 조건에서 획득된다. 대부분의 제품에서는 손가락이나 정전식 펜에 의한 스크린 터치 기반의 입력 방식을 사용하므로, 화면상의 x축 및 y축 좌표로 구성된 터치 포인트 데이터를 입력받는 방식이다. 일부 제품에서는 펜 끝의 압력 센싱이 가능한 펜을 제공하여, 필기 입력의 정밀성을 제공하기도 한다. 지금까지 알려진 바로는, 압력 특징이 서명의 특징을 반영하는데 있어 안정된 값을 제공하지 못하여 그다지 좋은 특징은 아닌 것으로 보고되었다[2]. 또한 기존의 연구에서는 스마트 기기가 아닌 디지털타이핑 태블릿 장치에 의해 획득된 서명을 사용하여 압력을 기반으로 한 특징을 체계적으로 비교 분석하고 있지 않으므로, 다양한 스마트기기의 활용을 전제로 하고 있는 본 연구에서 압력을 포함한 특징들을 다시 비교분석할 필요가 있다. 또한, 대부분의 스마트 기기가 압력 특징이 제공되지 않는 상황을 감안하여, 입력된 서명 데이터의 정밀성이 다소 떨어진다고 하더라도 압력을 배제한 나머지 특징들만을 통해서도 인식 성능이 크게 영향을 받지 않는 서명 검증 알고리즘을 모색할 필요가 있다.

스마트 기기를 위한 서명 검증 연구에서 고려해야 할 또 다른 사항으로는, 인터넷 환경에서 생체인식이 응용되는 환경에서는 생체인식 데이터를 서버에 지속적으로 누적시켜 나가는 것이 가능하다는 점이다. 즉, 생체인식 데이터를 대규모로 데이터베이스에 저장하고 이를 활용하여 생체 인식기의 성능을 지속적으로 업데이트해 나가는 방식을 적용할 수 있다는 점이다. 서명검증의 경우에 적용된다면, 지속적으로 자신의 진서명에 대한 데이터뿐만이 아니라, 자신의 서명을 모조하려고 했던 모조서명 데이터를 지속적으로 획득이 가능하다.

기존의 서명 검증 접근방법에서는 모조서명의 데이터 획득을 분류기를 설계하기 전에는 획득이 불가능하다고 가정하고 진서명의 데이터만으로 진서명의 모델에 대한 학습을 행하였으며, 모조서명의 샘플 데이터는 성능 시험에서만 테스트 데이터로 사용하는 것이 일반적이었다[4]. 하지만, 모조 서명이 없는 경우에는 서명 검증의 신뢰성을 확보하는 측면에서 매우 취약한 결과를 보여주었다[2][3][5].

본 논문에서는 서명 검증 문제에 있어서, 진서명 데이터 샘플에만 의존한 학습 방법을 개선하여, 모조서명의 데이터를 학습과정에 활용하는 방안을 제안하고자 한다. 이러한 접근 방식은 앞서 언급한 서버에 저장된 데이터 활용 전략과 맞물려서, 서명 검증기의 지속적인 업데이트가 가능한 학습 방법을 지향할 수 있으며, 점진적인 학습에 의한 서명 검증기의 인식 성능 향상을 기대할 수 있을 것이다.

이러한 새로운 연구 방향의 설정을 토대로 하여, 이 논문에서는

그동안 서명 검증에서의 활용이 어려웠던 지지벡터머신(Support Vector Machine)을 기반으로 하여 서명 검증 알고리즘을 설계하고, 성능 향상의 결과를 분석하고 향후 추가적인 연구 방향을 제시하고자 한다.

2장에서는 스마트 태블릿 장치에서의 서명 획득 방법에 대해서 다룬다. 3장에서는 SVM을 활용한 서명 검증 알고리즘에 대해서 서술하고, 4장에서는 실험 및 결과분석을 다루고, 5장에서 결론 및 향후 연구 과제를 제시함으로써 끝맺는다.

II. Acquiring On-line Signature Data using Smart Devices

이 장에서 본 논문에서 개발한 터치 방식의 서명 입력기와 압력 센싱이 가능한 Stylus 펜 입력방식의 서명 입력기를 소개하고, 입력된 서명의 특성을 간단히 살펴본다.

1. 스마트 기기에서 온라인서명 입력기의 설계

Fig. 1에서는 온라인 서명 입력기 어플리케이션의 액티비티 다이어그램을 보이고 있다. ‘아이디등록’ 액티비티에서 서명자의 아이디를 입력하고 ‘입력하러가기’ 버튼을 누르면, ‘서명 입력’ 액티비티로 전환되고 서명을 입력할 수 있는 입력란이 표시된다. 여기에 손가락 또는 Stylus 펜으로 서명을 입력하고, ‘저장하기’ 버튼을 누르거나, 잘못 입력되었으면 ‘다시입력하기’ 버튼을 누르면 서명 입력 영역을 지우고 다시 입력하게 된다. ‘저장하기’ 버튼을 누르게 되면, 서명을 파일에 저장하고, ‘서명확인’ 액티비티로 전환된다. 여기서는 저장된 서명을 다시 읽어서 서명의 특성을 분석한 파라미터와 함께 서명의 모양을 다시 표시하여 저장된 서명을 확인할 수 있게 한다. ‘확인완료’ 버튼을 누르면 계속해서 서명을 입력하는 액티비티로 되돌아가며, ‘나가기’ 버튼을 누르면, 서명입력기는 종료된다.

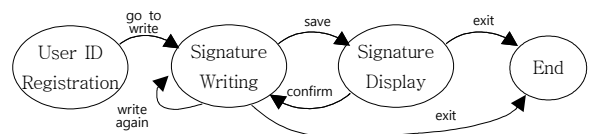


Fig. 1. Activity Diagram of Signature Acquisition App

Fig 2에서는 ‘서명입력’ 액티비티의 화면 설계를 보이고 있다. 전체화면의 크기가 1280x800 픽셀인 경우 서명 입력 영역의 크기는 1200x500 픽셀로 지정하였다.



Fig. 2. GUI Design of Signature Input Activity

다양한 스마트 기기에 따라 전체 화면의 해상도가 가변적일 수 있다. 따라서 서명 입력 영역은 12x5의 비를 가진 가변적인 영역으로 설계하고, 특징 추출 이전에 전처리 과정을 통하여 서명을 표준 영역의 크기로 정규화하도록 한다.

2. 서명 입력기의 구현 및 개발

이 연구에서 사용된 서명 입력기 장치는 S사의 모델명 SHW-M480W로서, 압력 Stylus 펜이 기본적으로 제공되어 압력 특징을 획득할 수 있다. 하지만, 타사의 안드로이드 태블릿 장치에서도 온라인 서명의 획득이 가능하도록 하기 위해, 본 연구에서는 2가지 버전의 어플리케이션을 개발하였다.

2.1 일반 터치-스크린 방식의 온라인 서명 입력기

Fig. 3에서는 터치-스크린 방식으로 구현된 온라인 서명 입력기를 실행시킨 화면을 보이고 있다. 안드로이드 플랫폼은 Android Development Kit Version 5.0.1이며, Eclipse 개발 도구를 사용하였다.

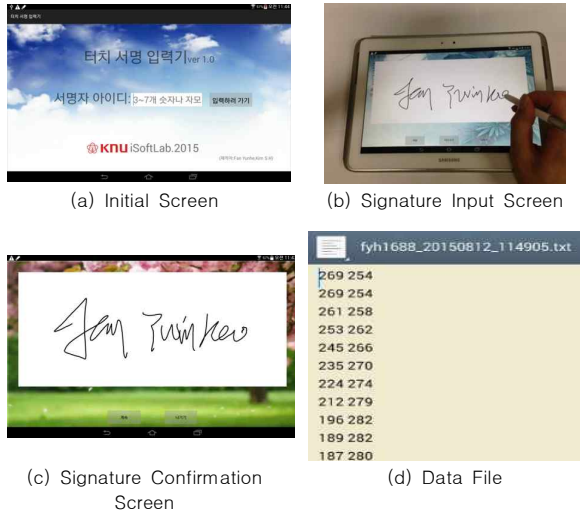


Fig. 3. Touch-based Signature Acquisition Application

개발된 서명 입력기를 이용하여 온라인 서명을 획득한 결과, 최대 샘플링 속도가 약 60 points/sec으로 입력됨이 확인되었다. Fig. 3-(d)에서 알 수 있듯이, 입력되는 데이터는 x 좌표와 y 좌표의 연속된 데이터로 파일에 저장된다.

2.2 압력센서 부착 Stylus 펜용 온라인 서명 입력기

Fig. 4에서는 압력센서가 부착된 Stylus 펜용 온라인 서명 입력기를 실행시킨 화면이다. 안드로이드 플랫폼은 Android Development Kit Version 5.0.1이고, 확장 라이브러리는 SPen SDK Version 2.3을 사용하였으며, Eclipse 개발도구를 사용하였다.

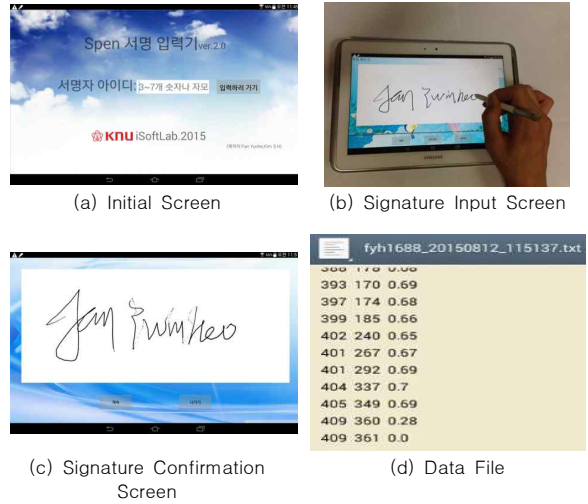


Fig. 4. Stylus-pen-based Signature Acquisition Application

실제로 개발된 입력기를 통하여 온라인 서명을 획득한 결과, 최대 샘플링 속도는 약 40 points/sec으로 입력됨이 확인되었다. Fig. 4-(d)에서 보이듯이, 입력되는 데이터는 x 좌표와 y 좌표와 함께 펜촉의 압력치가 연속해서 획득된 데이터로 파일에 저장된다. 압력은 1024레벨의 해상도를 가진다. Fig. 4-(c)에서 보이듯이, 압력 Stylus 펜에 의한 서명 입력에서는 펜 눌림 (pen-down) 상태의 압력을 얻을 수 있을 뿐만 아니라, 펜 들림 (pen-up) 상태에서 획과 획 사이의 호버링(hovering) 좌표도 얻을 수 있다.

III. Designing an Signature Verification Algorithm using SVM Approach

1. SVM 개요

SVM은 일반적인 분류기가 사용하는 경험적 위험 최소화 방법법이 아닌 구조적인 위험 최소화를 사용한 교사 학습 방법의 일종으로 Vapnik[6]에 의해 소개된 이후 다양한 분야에서 성공적인 결과를 보여줌으로써 단일 분류기 중에서는 최고의 성능을 보여주는 분류기 중 하나로 인정받고 있다[7-15].

N 개의 D 차원 특징 벡터 x_i 와 1 또는 -1의 값을 가지는 클래스 라벨 y_i 가 주어졌다고 가정하자. SVM이 두 클래스 사이의 분류 경계면을 찾는다는 점에서는 다른 분류기와 동일하다. 하지만 SVM은 정확하게 분류된 데이터 포인트들은 경계면에서 멀리 있도록 함과 동시에, 잘못 분류된 데이터 포인트들은 경계면 가까이에 놓이도록 하는 목적 함수를 정의하고 있다. 이처럼 SVM은 일반적인 분류기와 달리 데이터의 분포를 가정하지 않고 경계면까지의 거리를 중요시하므로 최대 마진 분류기(maximum margin classifier)라고도 불린다. SVM에서 최소화하는 목적 함수는 식 (1)과 같다.

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \tag{1}$$

식 (1)에서 w 는 경계면을 나타내는 벡터로 $\|w\|^2$ 은 정확하게 분류된 데이터 포인트가 가지는 경계면까지의 거리에 반비례한다. 즉, 정확하게 분류된 데이터는 경계면에서 멀리 떨어져 있을수록 목적 함수의 값은 줄어든다. 반면 ξ_i 는 잘못 분류된 데이터 포인트의 경계면까지의 거리로, 오류값에 해당한다. C 는 두 항의 비율을 조절하는 상수로 식 (1)의 최소화는 정확하게 분류된 데이터 포인트들은 경계면에서 최대한 멀리 있도록 하고, 잘못 분류된 데이터 포인트들의 경계면까지의 거리 합은 최소가 되도록 해준다. 식 (1)의 최적화 문제는 dual problem으로의 변환 이후 이차 프로그래밍(quadratic programming) 최적화 기법을 통해 경계면 벡터 w 를 간단하게 구해낼 수 있다.

2. SVM을 활용한 서명 검증 알고리즘

서명 검증의 문제에 비선형 SVM을 활용하고자 하는 경우, 서명 검증의 문제는 클래스가 2개인 전형적인 SVM 분류의 문제가 된다. 다만, 시간의 함수로 샘플링되어 입력된 서명 데이터를 특징 공간에 벡터로 표현해 주어야 한다.

Table 2. Feature Vector Description

index			Descriptions	
x	y	press		
1	2	57	Average Speed(or Pressure)	
3	4	58	(Max - Min)/Duration of Pen-down	
5	6	59	Average of Absolute Velocities	
7	8	60	Average of Positive Velocities	
9	10	61	Average of Negative Velocities	
11	12	62	Average Acceleration	
13	14	63	Average of Absolute Accelerations	
15	16	64	Variance of Speed	
17	18	65	Variance of Absolute Velocity	
19	20	66	Variance of Acceleration	
21	22	67	Maximum Speed	
23	24	68	Maximum Acceleration	
25	26	69	Minimum Speed	
27	28	70	Difference between Maximum and Average of Speed	
29	30	71	Difference between Positive Maximum Velocity and Positive Average Velocity	
31	32	72	Frequency of Positive Velocity	
33	34	73	Frequency of Negative Velocity	
35	36	74	Zero-Crossover of Velocity	
37	38	75	Average Positive Acceleration	
39	40	76	Difference between Maximum and Minimum of Speed	
41	Accumulated Angles		49	Number of Strokes
42	Accumulated Angles/Total Duration		50	Duration of Pen-up
43	Average of Speed		51	Duration of Pen-down
44	Ratio of Height and Width		52	Accumulated Angles/Duration of Pen-down
45	Ratio of Eigen values of Signature Shape Vectors		53	Variance of Speed
46	Zero-Crossover at the Gravity Center		54	Maximum Speed
47	Ratio of Left Margin and Right Margin at the Gravity Center		55	Average-Crossover of Speed
48	Ratio of Upper Margin and Lower Margin at the Gravity Center		56	Total Duration

2.1 특징 추출

간편한 특징벡터의 추출을 위해서, 서명 검증의 매개변수적 접근 방식(Parametric Approach)에서 사용되었던 76개의 특징 집합을 사용한다. 즉, 76차원의 특징벡터 공간상의 한 점 \vec{x}_i 으로 서명을 표현하게 된다.

$$\vec{x}_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,76}] \quad (2)$$

Table 2에서는 76개의 특징 집합을 보이고 있다. 이 중에서 57번부터 76번의 특징은 압력 특징들이다. 이들 압력 특징들을 제외하게 되면, 특징벡터의 차원은 56차원의 특징벡터 공간상의 한 점 \vec{x}' 으로 표현하게 된다.

$$\vec{x}'_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,56}] \quad (3)$$

2.2 학습 과정

N_T 개의 진서명 샘플과 N_F 개의 모조서명의 샘플 데이터가 다음과 같이 주어졌다고 가정하자.

$$X_T = \{(\vec{x}_i, +1) | i = 1..N_T\}, \vec{x}_i \in R^D \quad (4)$$

$$X_F = \{(\vec{x}_i, -1) | i = 1..N_F\}, \vec{x}_i \in R^D \quad (5)$$

전체 학습 샘플의 집합 X 는 다음과 같이 표현된다.

$$X = X_T \cup X_F = \{(\vec{x}_i, y_i) | i = 1, \dots, N\} \quad (6)$$

여기서, $N = N_T + N_F$ 이고, $y \in \{1, -1\}^N$ 이다. 이 때 SVM은 식 (1)의 최적화 문제를 통해 ω 를 구함으로써 진서명과 모조서명을 구별하는 최적의 경계면 벡터를 얻을 수 있다.

2.3 테스트 서명의 진위 판별

테스트 서명 샘플 \vec{x} 에 대하여, 진위여부를 판별하기 위해서는 다음의 함수를 구하고, $f(\vec{x}) > 0$ 이면 진서명으로, $f(\vec{x}) < 0$ 이면 모조서명으로 판별한다.

$$f(\vec{x}) = \text{sgn}((w^* \cdot \vec{x}) + b^*) \quad (7)$$

$$= \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(\vec{x}_i, \vec{x}) + b\right)$$

이때, \vec{x}_i 는 지지벡터이며, α_i 는 \vec{x}_i 에 대한 라그랑제 승수이며, $K(\cdot)$ 는 커널 함수에 해당한다. 이 논문에서는 커널함수로 RBF(Radial Basis Function)를 사용하였다.

IV. Experiment and Result Analysis

1. 실험 데이터 집합

실험환경은 9명의 서명자에 대해, 125개의 진서명 데이터와 한 사람의 모조시도자로부터 125개의 모조서명 데이터를 가지

고 실험을 행하였다. 전체 데이터 집합에서 학습 샘플을 추출하게 되면, 나머지 데이터 집합에서 테스트 샘플을 추출하도록 하여, 학습 샘플과 테스트 샘플이 중복되지 않도록 하였다.

2. 실험 결과

2.1 매개변수적 접근에 의한 서명검증 결과

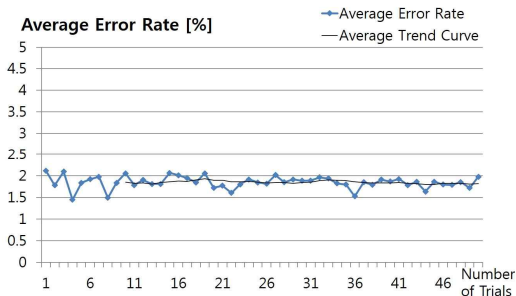
성능 비교 실험을 위하여, 동일한 데이터 집합에 대하여 매개변수적 접근을 적용한 서명검증 알고리즘[2]을 사용하였다. Table 3에서 보듯이 76개의 특징을 사용한 경우, 최소 오류율 12.5%를 나타냈으며, 최적의 특징들로 선택된 23개의 특징을 사용한 경우, 5.50%를 보이며, 개인별 가중치를 적용한 경우, 4.28%의 최소 오류율을 보였다.

Table 3. Minimum Error Rates of Parametric Approach

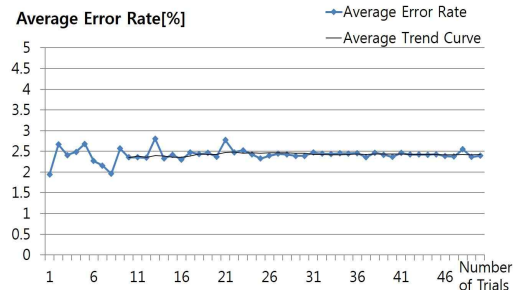
Numbers of Features	Minimum Error Rate
76 features	12.5%
best-selected 23 features	5.50%
applying personal weights	4.28%

2.2 SVM 접근에 의한 서명검증 결과

학습샘플은 진서명 25개, 모조서명 25개를 기본적인 학습 샘플의 크기로 하였으며, 반복시행 회수를 1회부터 50회까지 증가시켜 가면서, 평균 오류율의 변화를 관찰하였다. 이 때 스마트 기기를 위한 서명검증 알고리즘에서 압력센서가 부착된 Stylus 펜으로 입력된 서명 데이터와 압력 신호를 얻지 못하는 터치 방식의 서명 데이터 사이의 성능 차이를 추정하기 위해 압력 특징이 포함된 76개 특징을 모두 사용한 경우와 압력 특징이 배제된 56개 특징만을 사용한 경우를 비교하였다. 그림 5에서 알 수 있듯이 압력 특징이 사용된 경우에는 약 1.84%, 압력 특징을 배제한 경우에는 약 2.43%의 평균오류율을 보이고 있다.



(a) 76 Features(including Pressure Features)



(b) 56 Features(excluding Pressure Features)

Fig. 5. Average Error Rates with respect to the Number of Trials

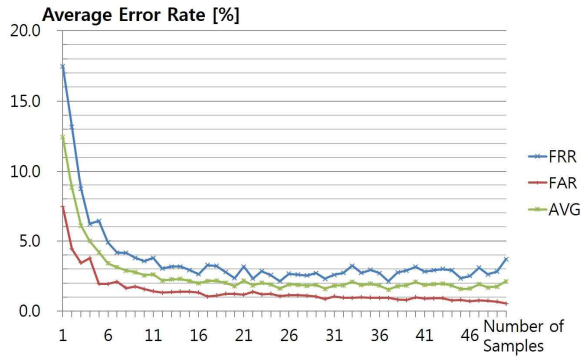
서명자별로 FRR(False Reject Rate), FRR(False Accept Rate), 평균오류율의 측면에서 성능을 분석한 결과를 Table 4에 나타내었다. 서명자에 따라 성능의 차이가 크게 있다는 점이 주목할 만하고, FRR보다는 FAR의 성능이 좋게 나타나고 있어서, 모조서명에 대한 변별력이 뛰어난을 알 수 있다.

Table 4. Performance Analysis of Each Signature (with 25 samples for positive and negative class)

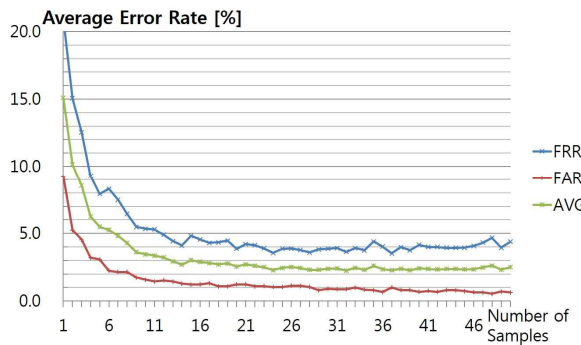
Signer No.	76 features used (pressure-related features included)			56 feature used (pressure-related features excluded)		
	FRR	FAR	AVG	FRR	FAR	AVG
1	18.2	0.00	9.08	23.9	0.00	12.0
2	0.06	0.00	0.03	0.15	0.00	0.07
3	0.00	0.38	0.19	0.00	0.74	0.37
4	0.02	7.93	3.38	0.44	5.17	2.81
5	0.08	0.01	0.05	0.80	0.64	0.72
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.77	0.18	0.47	5.14	1.00	3.08
9	3.88	1.59	2.74	4.05	1.62	2.83
Average Error Rate (%)	2.55	1.12	1.84	3.84	1.02	2.43

2.3 SVM 접근에서 학습 샘플의 개수에 따른 결과

SVM의 초기 학습에 사용될 적절한 샘플의 개수를 추정하기 위하여, 학습 샘플의 개수를 증가시켜 가면서 성능을 분석하였다. Fig. 6에서 보듯이, 압력 특징을 사용하는 경우에는 12~15개 이후에, 압력 특징을 배제한 경우에는 13~18개 이후부터 근소한 차이로 성능이 향상되는 것을 알 수 있다.



(a) Error Rates of 76 Features (Pressure-related Features Included)



(b) Error Rate of 56 Features (Pressure-related Features Excluded)

Fig. 6. Graph of Error Rates with respect to the Numbers of Learning Samples

3. 결과 분석 및 논의

SVM 알고리즘을 온라인 서명 검증에 적용한 결과, 동일한 특징벡터를 사용하는 기존의 매개변수적 접근 방법보다 확연히 뛰어난 성능 향상을 나타냄을 알 수 있다. 이것은 비선형 SVM의 뛰어난 구분력에 기인한 것이다. 그리고, 개별적인 서명의 FRR과 FAR의 분석 결과에서 FRR의 성능이 매우 높음을 알 수 있었다. 이는 지금까지의 서명 검증의 접근에서는 사용하지 않았던 네가티브 클래스의 서명 데이터를 학습에 참여시켜서 모조서명에 대한 SVM의 변별력을 강화시킨 결과로 여겨진다.

학습 샘플의 개수를 변화시켜서 얻은 실험결과에서는, 적절한 최소의 학습 샘플의 개수를 얻어낼 수 있었다. 또 다른 주목할만한 점은 학습샘플의 개수를 계속해서 증가시켜 간다고 하더라도, 오류율이 안정되게 수렴되지 않고 불안정한 결과를 나타내었다는 점이다. 이는 실질적으로는 서명검증에 SVM을 적용하는 경우에 학습 샘플의 품질과 개수가 SVM의 성능에 민감하게 좌우되며, 이에 따라 성능이 불안정한 결과를 도출할 가능성을 배제할 수는 없는 것으로 보이며 학습 샘플의 선별 문제를 고려해야 할 것으로 판단된다.

V. Conclusions

이 연구에서는 스마트 기기를 위한 온라인 서명 검증 알고리즘을 도출하고자 하였다. 이를 위해, 다양한 스마트 기기에서 서명을 획득할 수 있는 터치 기반의 서명 입력기를 개발하였으며, 압력 Stylus 펜에 의한 서명 입력도 가능한 Stylus 펜 기반의 서명 입력기를 개발하여 스마트 기기에서 입력되는 서명의 특성을 파악하였다. 서명 검증 알고리즘에 있어서, 진서명과 모조서명의 데이터를 모두 활용한 학습 방법을 채택하였으며, 이러한 학습방법에 적합한 SVM을 서명 검증에 적용하여, 학습 알고리즘과 서명 검증 알고리즘을 제시하였다. 성능 평가 실험 결과에서, 기존의 매개변수적 접근 방법의 최소 오류율(4.28%)과 비교하여, SVM을 사용한 서명 검증 알고리즘은 1.84%의 평균 오류율을 보임으로써, 서명 검증 성능의 향상을 확인하였다. 또한, 압력 특징을 배제한 서명 검증 성능 실험에서 약 2.43%의 평균 오류율을 보였으며, 압력 특징을 사용할 때와 비교하여 0.6% 오류율의 차이를 보임으로써, 제시된 서명 검증 알고리즘이 다양한 스마트 기기에서도 활용가능성이 높을 것으로 예상된다.

향후의 연구로는, 서명 검증에 SVM을 적용하는 데 있어서, SVM 자체의 여러 가지 요소들을 다각적으로 검토함으로써 서명 검증 성능을 보다 더 향상시킬 여지가 남아 있으며, 모조서명 데이터를 학습에 활용하는 전략에 있어서 미지의 모조서명을 사전에 확보할 수 없다는 제약을 실제적으로 반영하는 연구가 계속되어야 할 것으로 본다.

REFERENCE

- [1] R. Plamondon and G. Lorette, "Automatic Signature Verification and Writer Identification The State of The Art", *Patten Recognition*, vol. 22, no. 2, pp. 107-131, 1989.
- [2] S. H. Kim, "A Technique of Calculating a Weighted Euclidean Distance with a Personalized Feature Set in Parametric Signature Verification", *Journal of Korea Society for Simulation*, vol. 14, no. 3, pp. 137-146, September 2005.
- [3] D. H. Yang, D. J. Lee and M. G. Chun, "On-line Signature Verification Using Fusion Model Based on Segment Matching and HMM", *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 15, no. 1, pp.12-17, 2005.
- [4] J. Kim, J. R. Yu and S. H. Kim, "Learning of Prototypes and Decision Boundaries for a Verification Problem have only Positive Samples,"

- Pattern Recognition Letters, Vol.17, pp.691-697, 1996.
- [5] J. O. Min, D. J. Lee and M. G. Chun, "Multi-modal Biometrics System Based on Face and Signature by SVM Decision Rule", The KIPS transactions, vol. 11B, no. 7, pp. 885-892, Dec 2004.
- [6] Vladimir Vapnik, Statistical Learning Theory, John Wiley & Sons, New York, 1998.
- [7] Ashis Pradhan, "Support Vector Machine - A Survey," International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, Vol. 2, No. 8, pp. 82-85, Aug. 2012.
- [8] J. Park and T. Hong, "The Prediction of DEA based Efficiency Rating for Venture Business Using Multi-class SVM", Asia Pacific Journal of Information System, vol. 19, no. 2, pp. 439-155, June 2009.
- [9] M. K. Choi, H. G. Lee and S. C. Lee, "A new classification model of weighted SVM based on effectiveness", Korean Institute of Next Generation Computing, vol. 9, no. 1, pp. 63-73, February 2013.
- [10] S. Y. Choi and H. C. Ahn, "Optimized Bankruptcy Prediction through Combing SVM with Fuzzy Theory", Journal of Digital Convergence, vol. 13, no. 3, pp. 155-165, Mar 2015.
- [11] Z. G. Yan, Y. X. Yang and Y. J. Ding, "An Experimental Study of the Hyper-parameters Distribution Region and Its Optimization Method for Support Vector Machine with Gaussian Kernel", International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, vol. 6, no. 5, pp.437-446, 2013.
- [12] J. W. Lee D. H. Lee and I. S. Kim, "Method of Detecting Smishing using SVM", Journal of Security Engineering, vol. 10, no. 6, pp. 655-668, Dec 2013.
- [13] B. S. Kang, H. S. Jung, H. S. Lee, Y. H. Im, Y. W. Chung and D. H. Park, "Real Time Watch List Identification System using a Hybrid Hierarchical SVM", Journal of Security Engineering, vol. 7, no. 5, pp. 479-493, October 2010.
- [14] Y. S. Hwang, J. C. Moon and S. J. Cho, "Classification of Malicious Web Pages by Using SVM", Journal of The Korean Society of Computer and Information, vol. 17, no. 3, pp. 77-83, March 2012.
- [15] G. Y. Heo and S. H. Kim, "Context-Aware Fusion with Support Vector Machine", Journal of The

Korean Society of Computer and Information, vol. 19, no. 6, pp. 19-26, June 2014.

Authors



Seong-Hoon Kim received the B.S. degree in Electronic Engineering from Sogang University in 1988, and M.S. and Ph.D. degrees in Electronic Engineering from Yonsei University, Korea, 1990 and 1996, respectively. Dr. Kim joined the faculty of the Department of Computer Engineering at Youngdong University, Chungbuk, Korea, in 1996. He is currently a Professor in the Department of Software, Kyungpook National University. He is interested in signature verification, pattern recognition and intelligent software.



YUNHE FAN received the B.S. degree in Computer and Information technology from Shangqiu Normal University, China, in 2014. He is currently a M.S. degree candidate student in the Department of Software, Kyungpook National University. He is interested in pattern recognition, and data mining.



Gyeongyong Heo received the B.S. and M.S. degrees in Electronic Engineering from Yonsei University and Ph.D. degrees in Computer and Information Science and Engineering from University of Florida, USA, in 2009. Dr. Heo joined the faculty of the Department of Electronic Engineering at Dong-eui University, Busan, Korea, in 2012. His interest includes artificial intelligence, pattern recognition, and robotics.