JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지(J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.) Vol. 21, No. 12 : 2298~2304 Dec. 2017

일반 필기 데이터를 이용한 온라인 서명 검증 기법

허경용[1] · 김성훈[2] · 우영운[3*]

Online Signature Verification Method using General Handwriting Data

Gyeongyong Heo[1] · Seong-Hoon Kim[2] · Young Woon Woo[3*]

[1]School of Electrical, Electronic & Communication Eng., Dong-Eui University, Busan 47340, Korea
[2]Department of Software, Kyungpook National University, Sangju 37224, Korea
[3*]School of Creative Software Eng., Dong-Eui University, Busan 47340, Korea

요 약

온라인 서명 검증은 간단하면서도 효율적인 본인 확인 방법의 하나로 다른 생체 인식 기술에 비해 거부감이 적은 장점이 있다. 서명 검증 모델을 학습하기 위해서는 모조서명이 필요하지만 대부분의 실용적인 응용에서는 모조서명을 확보하기가 쉽지 않다. 이 논문에서는 이러한 모조서명 확보 문제를 해결할 수 있는 방법의 하나로 다른 사람의 서명을 활용하는 방법을 제시한다. 검증 과정에서는 서명의 형태적 특징을 추출하고 이를 SVM을 이용하여 검증하였다. SVM은 특징 벡터를 고차원으로 사상하고 사상된 공간에서 선형 분리를 시도하는 방법으로 인식기 중 범용적이면서 높은 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 모델 생성 과정에서 모조서명으로 검증하고자 하는 사람의 서명과 형태적인 유사점을 찾을 수 없는 서명, 즉, 일반 필기 데이터를 사용함으로써, 모조서명의 확보가 어려운 경우에도 검증률을 개선할 수 있음을 실험 결과를 통해 확인할 수 있으며, 이는 모조서명 없이도 서명 검증이 가능함을 보여준다.

ABSTRACT

Online signature verification is one of the simple and efficient method of identity verification and has less resistance than other biometric technologies. In training to build a verification model, negative samples are required to build the model, but in most practical applications it is not easy to get negative samples - forgery signatures. In this paper, proposed is a method using someone else's signatures as negative samples. In verification, shape-based features extracted from the time-sequenced signature data are extracted and a support vector machine is used to verify. SVM tries to map a feature vector to a high dimensional space and to draw a linear boundary in the high dimensional space. SVM is one of the best classifiers and has been applied to various applications. Using general handwriting data, i.e., someone else's signatures which have little in common with positive samples improved the verification rate experimentally, which means that signature verification without negative samples is possible.

키워드 : 온라인 서명 검증, 모조, 지지벡터머신, 일반 필기

Key word : Online Signature Verification, Forgery, Support Vector Machine, General Handwriting

Received 11 September 2017, **Revised** 19 September 2017, **Accepted** 29 October 2017

* **Corresponding Author** Young Woon Woo(E-mail:ywwoo@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1712)
School of Creative Software Eng., Dong-Eui University, Busan 47340, Korea

Open Access https://doi.org/10.6109/jkiice.2017.21.12.2298 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

ⓒThis is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/ by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright Ⓒ The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

최근 스마트 기기의 보급에 따라 스마트 컴퓨팅 환경에서 사용자 인증 문제는 더욱 중요해지고 있다. 스마트폰에서 흔히 사용되는 사용자 인증 방식은 비밀번호를 사용하는 방법과 경로 패턴에 의한 방식이 있지만 다른 사람들에게 노출되기 쉬운 단점이 있다. 최근 지문 인식이나 홍채 인식과 같은 생체 인식 방식 역시 도입되어 사용되고 있지만[1] 생체 인식의 경우 사용자의 거부감으로 인해 가벼운 인증 과정에서 사용할 수 있는 간편하고 효율적인 인증 방법이 요구되고 있다.

서명 검증은 전통적으로 본인 확인 용도로 널리 사용되어 온 방법 중 하나이다. 특히 스마트 기기에서는 형태적인 요소뿐만이 아니라 압력 역시 간단하게 얻을 수 있는 장점이 있어 서명 검증을 본인 확인 용도로 사용하려는 시도가 있어왔다[2-4]. 하지만 서명 검증의 경우 두 가지 문제점이 있다. 첫 번째는 서명이 시간에 따라 변한다는 점이다. 서명이 서명자의 독특한 필기 특성을 반영하고 있는 것은 사실이지만, 서명은 학습된 필기 특성을 반영하고 있어 시간이 지남에 따라 그 특성이 달라진다. 따라서 서명 검증의 경우 다른 인식 문제와 달리 지속적인 모델의 갱신이 필수적이다.

시간에 따라 서명의 특성이 변하는 것은 모델 갱신을 통해 가능하며 이미 다양한 방법들이 알려져 있으므로 해결이 가능하다[5]. 보다 해결하기 어려운 서명 검증에서의 두 번째 문제점은 서명 검증을 위한 모조서명을 확보하기 어렵다는 점이다. 일반적으로 패턴 인식에서는 두 가지 이상의 클래스를 대표하는 샘플들을 사용하여 모델을 구축한다. 서명 검증을 위해서도 진서명과 모조서명이 필요하지만 실용적인 응용에서 모조서명을 확보하는 것은 쉽지 않다. 서명 검증의 문제를 단일 클래스 문제(one-class problem)로 접근할 수도 있지만[6] 단일 클래스 문제의 경우 진서명의 분포를 학습하는 것과 다르지 않다. 이 논문에서 사용한 서명의 특징 벡터 차원은 56차원이며, 높은 차원 공간에서의 분포 학습을 위해서는 많은 진서명이 필요하므로 이 역시 실용적인 응용에서는 적합하지 않다.

이 논문에서는 모조서명을 확보하기 어려운 상황에서 모조서명 대신 일반 필기 데이터를 모조서명 대용으로 사용하는 방법을 제시한다. 일반 필기 데이터로 이 논문에서는 다른 사람의 진서명 또는 모조서명을 사용하였다. 다른 사람의 서명 데이터는 검증하고자 하는 서명과 형태상의 공통점을 찾아보기 어려우므로 일반 필기 데이터의 특성을 반영하는 것으로 생각할 수 있다. 서명 검증을 위해서는 지지 벡터 머신(support vector machine, SVM)을 사용하였으며 서명의 형태적인 특징에 기반한 특징 벡터가 사용되었다. 일반 필기 데이터를 학습에 사용한 경우 검증하고자 하는 서명에 대한 모조서명 없이도 10.0%의 검증 오류를 얻어 진서명만으로도 서명 검증 시스템을 구축할 수 있는 가능성이 충분하다고 판단된다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 서명 검증을 위해 사용한 지지 벡터 머신과 지지 벡터 머신에서 사용된 56차원의 특징 벡터에 대해 설명한다. 3장에서는 모조서명의 개수에 따른 실험 결과를 통해 진서명만으로 서명 검증 시스템을 구축할 수 있음을 보이며, 결론 및 향후 연구 방향은 4장에서 언급한다.

Ⅱ. 서명 검증 시스템

2.1. SVM

SVM은 일반적인 분류기가 사용하는 경험적 위험 최소화 방법이 아닌 구조적인 위험 최소화를 사용한 교사 학습 방법의 일종으로 Vapnik[7]에 의해 소개된 이후 다양한 분야에서 성공적인 결과를 보여줌으로써 단일 분류기 중에서는 최고의 성능을 보여주는 분류기 중 하나로 인정받고 있다[8-11].

N개의 D 차원 특징 벡터 x_i와 1 또는 -1의 값을 가지는 클래스 라벨 y_i가 주어졌다고 가정하자. SVM이 두 클래스 사이의 분류 경계면을 찾는다는 점에서는 다른 분류기와 동일하다. 하지만 SVM은 정확하게 분류된 데이터 포인트들이 분류 경계면에서 멀리 있도록 함과 동시에, 잘못 분류된 데이터 포인트들은 경계면 가까이에 놓이도록 하는 목적 함수를 정의하고 있다는 점에서 차이가 있다. 이처럼 SVM은 일반적인 분류기와 달리 데이터의 분포를 가정하지 않고 경계면까지의 거리를 중요시하므로 최대 마진 분류기(maximum margin classifier)라고 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 w는 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_i는 잘못 분류된 데이터 포인트의 경계면까지의 거리로, 오류값에 해당한다. C는 두 항의 비율을 조절하는 상수로 식 (1)을 최소화하면 정확하게 분류된 데이터 포인트들은 경계면에서 최대한 멀리 있도록 하고, 잘못 분류된 데이터 포인트들의 경계면까지의 거리 합은 최소가 되도록 해준다. 식 (1)의 최적화는 이차 프로그래밍(quadratic programming) 최적화 기법을 통해 구할 수 있다.

2.2. 서명 검증을 위한 특징 벡터

서명 검증에서 흔히 사용되는 특징에서는 형태적인 특징과 압력 특징이 있다. 형태적인 특징에 비해 압력 특징은 서명자의 특징을 잘 반영하고 있어 검증 효율을 높이는데 효과적인 것으로 알려져 있지만, 터치 기능을 제공하는 다양한 스마트 기기에서 서명 검증을 활용할 수 있도록 하기 위해 이 논문에서는 형태에 기반한 특징만을 사용하였다. 서명 검증을 위해 사용한 특징은 표 1의 56개 특징이다. 표 1에서 1번부터 40번까지의 특징은 서명의 x축 및 y축에 대해서만 추출한 특징으로 1차원적인 특징에 해당한다면, 41번부터 56번까지의 특징은 서명의 2차원적인 형태를 반영한 특징이다.

Table. 1. Feature vector description

Feature Index		Description
x	y	
1	2	average speed
3	4	(Max – Min) / duration of pen-down
5	6	average of absolute velocities
7	8	average of positive velocities
9	10	average of negative velocities
11	12	average of accelerations
13	14	average of absolute accelerations
15	16	variance of speed
17	18	variance of absolute velocity
19	20	variance of acceleration
21	22	maximum speed
23	24	maximum acceleration
25	26	minimum speed
27	28	difference between maximum and average speed
29	30	difference between positive maximum velocity and positive average velocity
31	32	frequency of positive velocity
33	34	frequency of negative velocity
35	35	zero-crossover of velocity
37	38	average positive acceleration
39	40	difference between maximum and minimum speed
41		accumulated angles
42		accumulated angles / total duration
43		average speed
44		ratio of height and width
45		ratio of eigen values of signature shape vectors
46		zero-crossover at gravity center
47		ratio of left and right margin at gravity center
48		ratio of upper and lower margin at gravity center
49		number of strokes
50		duration of pen-up
51		duration of pen-down
52		accumulated angles / duration of pen-down
53		variance of speed
54		maximum speed
55		average-crossover of speed
56		total duration

56개의 특징은 56차원의 특징 공간상의 한 점 x_i로 서명을 표현한다.

$$x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, ..., x_{i,56}] \tag{2}$$

2.3. 학습 과정

N_T개의 진서명 샘플과 N_F개의 모조서명 샘플 데이터가 주어졌다고 가정하자.

$$X_T = \{(x_a, +1) | a = 1...N_T\}, x_a \in R^D \tag{3}$$

$$X_F = \{(x_b, -1) | b = 1...N_F\}, x_b \in R^D \tag{4}$$

전체 학습 샘플의 집합 X는 다음과 같이 표현된다.

$$X = X_T \bigcup X_F = \{(x_i, y_i) | i = 1, ..., N\} \tag{5}$$

식 (5)에서 $N = N_T + N_F$ 이고, $y_i \in \{1, -1\}$ 이다. 이때 SVM은 식 (1)의 최적화 문제를 통해 경계면 벡터 w

를 구함으로써 진서명과 모조서명을 구별하는 최적의 경계면을 얻을 수 있다.

2.4. 검증 과정

테스트 서명 샘플 x에 대하여, 진위여부를 판별하기 위해서는 식 (6)을 통해 $f(x) \geq 0$이면 진서명으로, $f(x) < 0$이면 모조서명으로 판별한다.

$$f(x) = sgn\left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right) \quad (6)$$

식 (6)에서 α_i는 학습 샘플 x_i에 대한 라그랑제(Lagrange) 승수로 학습과정에서 얻어지는 값을, b는 바이어스 값을 나타내며 $K(\bullet)$는 커널 함수에 해당한다. 이 논문에서는 RBF(Radial Basis Function) 커널을 사용하였다.

Ⅲ. 실험 결과

이 논문에서 사용한 실험 방법은 기존 서명 검증 방법과 동일하며 기존 서명 검증 방법과의 차이는 모조서명으로 사용하는 데이터에서 찾아야 한다. 따라서 이 논문에서는 서명 검증 절차를 설명하지는 않으며 일반적인 서명 검증 절차는 기존 논문[2]을 참고하면 된다.

3.1. 실험 데이터

실험 데이터 수집을 위해서는 그림 1과 같이 9명의 서명자가 참여하였다. 각 서명자로부터 시간차를 두고 1회에 20개씩 5회에 걸쳐 총 100개의 서명 데이터를 수집하였다. 9명의 서명자 중 나머지 8명으로부터는 모조서명을 획득하였다. 각 모조서명자는 진서명의 서명 과정과 형태를 관찰한 후 모조를 시도하였으며, 모조서명자당 50개씩 총 400개의 모조서명을 수집하였다. 즉, 진서명 100개 모조서명 400개를 9명에 대해 수집하였다.

서명 검증은 진서명 중 N_T개의 진서명 샘플과 N_F개의 모조서명을 임의로 선택한 후 SVM을 학습시켜 모델을 생성하였다. 이 때 N_F개의 모조서명에는 검증하고자 하는 서명자의 모조서명에 해당하는 유형 1, 검증하고자 하는 서명자 이외에 8명의 진서명에 해당하는 유형 2, 검증하고자 하는 서명자 이외에 8명의 모조서명에 해당하는 유형 3 등 3가지 종류의 서명이 포함된다. 유형 2와 유형 3은 일반 필기 데이터로 볼 수 있으며 각 유형에 해당하는 서명 데이터의 특징값을 평균하여 사용하였다.

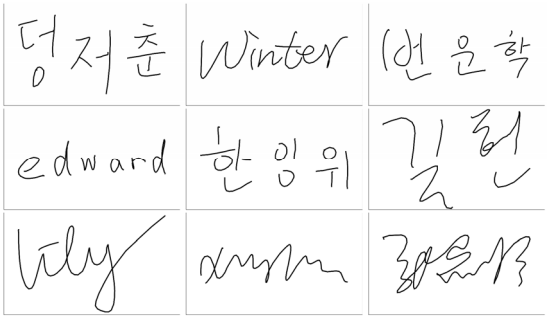

Fig. 1. Sample signatures

실험은 세 가지를 진행하였다. 첫 번째 실험에서는 일반적인 패턴 인식의 경우에서와 동일하게 진서명과 유형 1의 모조서명만을 사용하였다(EX1 : 'Basic'). 모조서명의 수는 1개에서 10개로 변화시키면서 모조서명의 개수에 따른 검증률 변화를 실험하였다. 두 번째 실험에서는 진서명과 유형 1과 유형 2의 모조서명을 사용하였다(EX2 : '+True Signature'). 유형 1의 모조서명 개수는 0개에서 10개로 변화시키면서 실험하였고 이 때 유형 2의 모조서명은 8개를 사용하였다. 세 번째는 두 번째 실험과 기본적으로 동일하지만 유형 2의 모조서명이 아닌 유형 3의 모조서명을 사용하였다(EX3 :

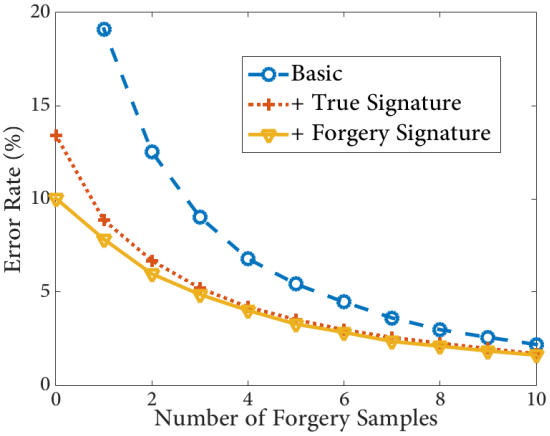

Fig. 2. Verification error with respect to the number of forgery samples

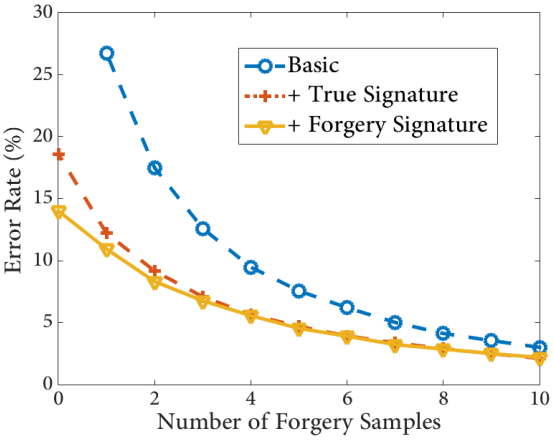

Fig. 3. False acception ratio (FAR) with respect to the number of forgery samples

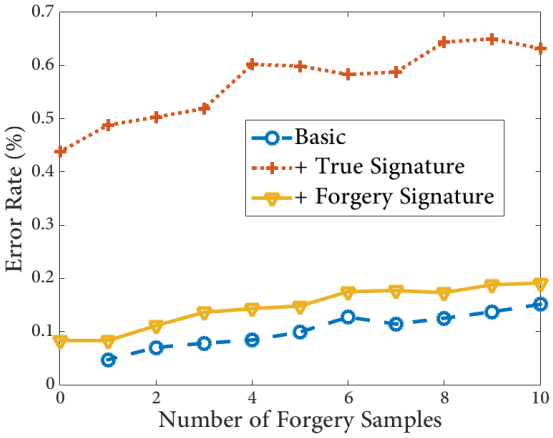

Fig. 4. False rejection ratio (FRR) with respect to the number of forgery samples

'+Forgery Signature). 첫 번째 실험이 일반적인 실험 방식과 동일하다면, 두 번째 세 번째 실험은 일반 필기 데이터를 모조서명으로 사용한 경우에 해당한다.

모든 실험에서 진서명은 20개를 사용하였으며 학습 샘플은 무작위로 선택하였다. 테스트를 위해서는 학습에 사용하지 않은 샘플 중 진서명 20개, 모조서명 50개를 사용하였다. 실험 결과로 주어진 값은 동일한 실험을 1,000회 반복하여 평균한 값이다. 그림 2는 모조서명의 개수에 따른 검증률의 변화를 보인 것이다. EX1에 비해 일반 필기 데이터를 사용한 EX2와 EX3의 검증률이 개선된 것을 확인할 수 있다. 다른 서명자의 모조서명을 사용한 EX3이 위조 서명의 개수와 무관하게 가장 좋은 결과를 보인 것에서 모든 모조서명에는 진서명과 구별되는 공통적인 특징이 존재함을 알 수 있다. 그림 2에서 주목할 점은 일반 필기 데이터를 사용한 경우 검증하고자 하는 서명에 대한 모조서명이 없는 경우에도 검증이 가능하다는 것이다.

그림 2의 실험 결과에서의 오류는 모조서명을 진서명으로 인식하는 FAR(False Acception Ratio)과 진서명을 모조서명으로 인식하는 FRR(False Rejection Ratio)의 두 가지로 구성된다. 그림 3과 그림 4는 그림 2의 오류에서 FAR과 FRR을 나타낸 것이다. FAR의 경우 다른 사람의 모조서명을 일반 필기 데이터로 사용한 EX3에서 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 반면 FRR의 경우에는 일반 필기 데이터를 사용하지 않은 경우가 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 하지만 FAR에 비해 그 절대적인 차이가 크지 않으므로 큰 이점으로 볼 수는 없다. 표 2는 실험 결과를 요약한 것이다.

Ⅳ. 결 론

이 논문에서는 서명 검증을 본인 확인을 위한 용도로 사용하는데 있어 문제점 중 하나인 모조서명 확보를 해결할 수 있는 방법으로 일반 필기 데이터를 사용하는 방법을 제안하였다. 일반 필기 데이터는 검증하고자 하는 서명자 이외 서명자의 진서명 또는 모조서명을 사용하였다. 검증하고자 하는 서명자 이외의 서명은 검증하고자 하는 서명과 형태상의 공통점을 찾아보기 어려우므로 일반적인 필기 특성을 반영하고 있는 것으로 볼 수 있다. 실험 결과 일반 필기 데이터를 사용하는 경우 검증률을 높일 수 있는 것은 물론, 모조서명 없이도 서명 검증 시스템 구축이 가능하다는 것을 알 수 있다.

실험 결과에서 알 수 있듯이 다른 사람의 진서명을 일반 필기 데이터로 사용한 경우 모조 서명의 개수에 따라 일반적인 서명 검증 방법에 비해 23~54% 검증률의 향상을 보였다. 다른 사람의 모조 서명을 일반 필기 데이터로 사용한 경우에는 26~59%의 검증률 향상을 보였다. 가장 좋은 결과는 다른 사람의 모조서명을 일반 필기 데이터로 사용한 EX3이지만, 다른 사람의 진서명을 일반 필기 데이터로 사용한 EX2가 실용적인 응용

Table. 2. Verification error with respect to the number of forgery samples

Number of Training Data		Method								
Positive Sample	Negative Sample	Without General Handwriting Data			With General Handwriting Data					
					Using True Signature			Using Forgery Signature		
		FRR	FAR	Total	FRR	FAR	Total	FRR	FAR	Total
20	10	0.151%	3.003%	2.188%	0.632%	2.116%	1.692%	0.191%	2.186%	1.616%
20	9	0.137%	3.545%	2.571%	0.650%	2.487%	1.962%	0.188%	2.496%	1.837%
20	8	0.125%	4.123%	2.981%	0.644%	2.900%	2.255%	0.173%	2.863%	2.095%
20	7	0.114%	5.014%	3.614%	0.588%	3.360%	2.568%	0.177%	3.221%	2.351%
20	6	0.127%	6.200%	4.465%	0.583%	3.928%	2.972%	0.175%	3.902%	2.837%
20	5	0.099%	7.559%	5.427%	0.599%	4.690%	3.521%	0.148%	4.533%	3.280%
20	4	0.084%	9.473%	6.791%	0.602%	5.633%	4.196%	0.143%	5.559%	4.012%
20	3	0.078%	12.600%	9.022%	0.519%	7.088%	5.211%	0.136%	6.762%	4.869%
20	2	0.070%	17.492%	12.514%	0.503%	9.163%	6.689%	0.111%	8.317%	5.973%
20	1	0.047%	26.736%	19.110%	0.488%	12.204%	8.857%	0.083%	10.939%	7.837%
20	0	-	-	-	0.438%	18.608%	13.416%	0.083%	14.010%	10.031%

에 가장 적합하다고 할 수 있다. EX3에 비해 EX2의 검증률이 좋지는 않지만 일반 필기 데이터 샘플이 8개만 포함되었다는 점에서 보다 면밀한 일반 필기 데이터의 정의 및 수집을 통해 검증률 개선이 가능할 것으로 판단되며 이는 향후 연구 과제로 남겨져 있다.

이 논문에서는 검증을 위해 진서명을 20개 사용하였으며 56차원의 특징 벡터를 사용하였다. 보다 적은 수의 진서명만을 학습에 사용하고, 따라서 낮은 차원의 특징 벡터를 사용하는 방법 역시 향후 연구 과제로 남겨져 있다. 마지막으로 특징 기반의 검증이 아닌 시계열 데이터 분석을 위한 신경망의 사용 등 다양한 검증 방법에 관한 연구도 향후 관심을 가져야할 부분으로 생각된다.

ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported by Dong-Eui University Foundation Grant(201703000001).

REFERENCES

[1] L. M. Mayron, “Biometric Authentication on Mobile Devices,” *IEEE Security & Privacy*, vol. 13, no. 3, pp. 70-73, June 2015.

[2] S. H. Kim, Y. Fan, and G. Heo, “An Automatic Signature Verification Algorithm for Smart Devices,” *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, vol. 20, no. 10, pp. 15-21, Oct. 2015.

[3] S. B. Napa and Nasir M., “Online Signature Verification on Mobile Devices,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 9, no. 6, pp. 933-947, Apr. 2014.

[4] Z. Zhang, K. Wang, and Y. Wang, “A Survey of On-line Signature Verification,” *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7098, pp. 141-149, Dec. 2011.

[5] L. S. Lee and S. H. Kim, “A Technique for Fixing Size of Reference Signature Data in Structural Signature Verification,” *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol.14, no.6, pp. 1345-1352, June 2010.

[6] V. Gomez-Verdejo, J. Arenas-Garcia, M. Lazaro-Gredilla, and A. Navia-Vazquez, “Adaptive One-Class Support Vector Machine,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 6, June 2011.

[7] V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*, John Wiley & Sons, New York, 1998.

[8] 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.

[9] 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, May 2013.

[10] 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.

[11] G. Heo and S. H. Kim, “Context-aware Fustion with Support Vector Machine,” *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, vol.19, no. 6, pp. 19-26, Jun. 2014.

허경용(Gyeongyong Heo)

연세대학교 전자공학과 공학석사 (1996)
University of Florida 컴퓨터공학과 공학박사 (2009)
동의대학교 전자공학과 교수 (2012~현재)
※관심분야 : 인공지능, 패턴인식, IoT 시스템

김성훈(Seong-Hoon Kim)

연세대학교 전자공학과 공학석사, 공학박사(1990, 1996)
유원대학교 컴퓨터공학과 부교수(1996~2006)
경북대학교 소프트웨어학과 교수(2006~현재)
※관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 서명검증

우영운(Young Woon Woo)

연세대학교 전자공학과 공학석사(1991)
연세대학교 전자공학과 공학박사(1997)
동의대학교 창의소프트웨어공학부(1997~현재)
※관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 퍼지이론, 의료정보