

일반 필기 데이터와 단일 클래스 SVM을 이용한 온라인 서명 검증 기법

최훈¹ · 허경용^{1*}

Online Signature Verification Method using General Handwriting Data and 1-class SVM

Hun Choi¹ · Gyeongyong Heo^{1*}

¹School of Electrical, Electronic & Communication Engineering, Dong-eui University, Busan, 47340 Korea

요 약

온라인 서명 검증은 간단하면서도 효율적인 본인 확인 방법의 하나로 생체 인식에 따른 거부감이 적은 장점으로 본인 확인 용도로 사용되고 있다. 서명 검증을 분류 문제로 접근하기 위해서는 모조서명이 필요하지만, 대부분의 실용적인 응용에서 모조서명을 확보하기는 쉽지 않으며 진서명 역시 많은 양을 확보하기는 쉽지 않다. 이 논문에서는 모조서명의 확보가 어려운 문제를 해결하기 위해 단일 클래스 SVM을 사용하고, 진서명의 양이 제한되는 문제는 다른 사람의 서명 데이터를 일반 필기 데이터로 사용하여 해결하는 방법을 제시한다. 다른 사람의 서명 데이터는 검증하고자 하는 서명과 형태적인 유사점을 찾을 수 없지만, 서명에서의 일반적인 특징을 반영하고 있으므로 적은 수의 진서명만을 확보할 수 있는 경우에 사용하면 검증률을 높일 수 있으며 이는 실험 결과를 통해서 확인할 수 있다.

ABSTRACT

Online signature verification is one of the simple and efficient methods of identity verification and has less resistance than other biometric technologies. To handle signature verification as a classification problem, it is necessary to gather forgery signatures, which is not easy in most practical applications. It is not easy to obtain a large number of genuine signatures either. In this paper, one class SVM is used to tackle the forgery signature problem and someone else's signatures are used as general handwriting data to solve the genuine signature problem. Someone else's signature does not share shape-based features with the signature to be verified, but it contains the general characteristics of a signature and useful in verification. Verification rate can be improved by using the general handwriting data, which can be confirmed through the experimental results.

키워드 : 단일 클래스 SVM, 모조서명, 온라인 서명 검증, 일반 필기

Keywords : 1-class SVM, Forgery, Online signature verification, General handwriting

Received 18 July 2018, Revised 26 July 2018, Accepted 7 August 2018

* Corresponding Author Gygoneyong Heo(E-mail:hgycap@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1675)

School of Electric, Electronic & Communication Engineering, Dong-eui University, Busan, 47340 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2018.22.11.1435>

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/licenses/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. 서론

스마트 기기의 보급과 개인 정보 보안에 대한 요구의 증대로 인해 스마트 환경에서 사용자 인증 문제의 중요성은 날로 증가하고 있으며 스마트폰에서의 본인 확인이 그 대표적인 예라 할 수 있다. 스마트폰에서 흔히 사용되는 사용자 인증 방식으로는 비밀번호를 사용하는 방식과 경로 패턴에 의한 방식이 있지만 다른 사람들에게 노출되기 쉬운 단점이 있다. 최근 지문 인식, 홍채 인식, 얼굴 인식 등의 생체 인식 방식 역시 도입되어 사용되고 있지만[1-3], 생체 인식의 경우 사용자의 거부감을 유발할 수 있어 가벼운 인증 과정에서 사용할 수 있는 간편하고 효율적인 인증 방법이 요구되고 있다.

서명 검증은 전통적으로 본인 확인 용도로 사용되어 온 방법의 하나다. 특히 스마트폰이나 태블릿과 같은 스마트 기기에서는 형태적인 요소뿐만 아니라 압력 역시 간단하게 얻을 수 있어 서명 검증을 본인 확인 용도로 사용하려는 시도가 있어왔다[4-7]. 하지만 서명 검증 시스템을 구성하는 것은 일반적인 패턴인식 문제와는 다른 점이 있으며 모조 서명을 확보하기 어렵다는 점이 대표적이다. 일반적으로 패턴인식에서는 두 가지 이상의 클래스를 대표하는 샘플을 사용하여 모델을 구축한다. 일반적인 패턴인식의 경우에서처럼 서명 검증 시스템을 구축하기 위해서도 진서명과 모조서명이 필요하지만, 실용적인 응용에서 모조서명을 확보하기는 쉽지 않다. 따라서 실용적인 서명 검증 시스템을 구축하기 위해서는 모조서명 없이 진서명만을 사용하는 것이 바람직하다.

모조서명 없이도 시스템을 구축하기 위해서는 단일 클래스 SVM(Support Vector Machine)[8-9] 등의 방법을 사용할 수 있지만, 실용적인 시스템을 구축하기 위해서는 필요한 진서명의 개수가 가능한 적어야 한다는 점 역시 문제가 된다. 분류(classification)나 검증(verification) 시스템의 성능은 학습 샘플의 수에 비례하며 이는 단일 클래스 SVM 역시 마찬가지다. 특히 이 논문에서 사용하는 서명 데이터는 56차원의 고차원 벡터이며 데이터의 차원이 높을수록 더 많은 학습 샘플이 필요한 것이 사실이다. 하지만 스마트 기기에서 본인 인증용으로 사용하기 위해 많은 수의 서명을 등록하는 것은 현실적으로 어려우므로 가능한 적은 수의 진서명만을 사용하여 시스템을 구축하는 것이 바람직하다.

이 논문에서는 모조서명을 획득하기 어렵고 획득할 수 있는 진서명의 개수 역시 적은 상황에서 단일 클래스 SVM과 일반 필기 데이터[7]를 사용하여 검증 시스템을 구축하는 방법을 제안한다. 단일 클래스 SVM은 진서명만을 사용하여 분포를 학습하고 검증하고자 하는 서명이 학습된 분포에서 만들어질 확률을 구하는 문제와 기본적으로 같다. 본인 인증을 위해 다수의 진서명만을 등록하면 되므로 모조서명 획득의 어려움을 해결할 수 있다.

많은 수의 진서명을 획득해야 하는 문제는 일반 필기 데이터를 사용하여 검증률을 높이는 방법을 제안한다. 일반 필기 데이터로 이 논문에서는 다른 사람의 진서명을 사용하였다. 다른 사람의 진서명은 검증하고자 하는 사람의 진서명과 형태적인 유사점은 찾아볼 수 없지만, 서명이라는 공통점을 가지고 있으므로 서명에서 나타나는 일반적인 필기 특성을 반영하는 것으로 볼 수 있다. 다른 사람의 진서명을 일반 필기 데이터로 활용하는 경우 검증률을 향상시킬 수 있다는 것은 이미 알려져 있다 [7]. 다만 이전 연구에서는 2-클래스 문제에서 검증하고자 하는 서명에 대한 음의 샘플로 다른 서명자의 진서명이 사용되었다면, 이 논문에서는 1-클래스 문제에서 부족한 양의 샘플을 보완하기 위해 사용된 차이가 있다.

이 논문에서 제안하는 방법은 일반 필기 데이터를 사용한다는 점에서는 이전 연구와 같지만 사용되는 환경이 다르므로 직접 성능을 비교할 수는 없지만, 이전 연구에서와 동일한 데이터를 사용하여 그 가능성을 검증하고자 하였다. 단일 클래스 SVM과 일반 필기 데이터를 사용한 경우 평균 검증 오류는 16.18%였다. 진서명 양의 샘플로, 일반 필기 데이터를 음의 샘플로 학습시킨 2-클래스 SVM을 사용한 경우의 평균 오류 13.42%와 비교하면[7] 2.76% 높지만, 적응적으로 임계치를 조절하는 경우 10% 이하의 검증 오류를 얻을 수 있다는 가능성이 확인되었으며, 5개 이하의 샘플만으로도 안정적인 검증이 가능하였다. 따라서 제안하는 시스템은 모조서명 없이도 검증 시스템을 구축할 수 있고 적은 수의 진서명만이 필요하다는 점에서 실용적인 애플리케이션에 적합하다 하겠다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 서명 검증을 위해 사용한 단일 클래스 SVM과 단일 클래스 SVM에서 사용된 56차원의 특징 벡터를 설명한다. 3장에서는 실험 결과를 통해 진서명과 일반 필기 데이터를 사용하여 검증 시스템을 구축하고 그 성능을 실험을 통해 확

인하며, 결론 및 향후 연구 방향은 4장에서 언급한다.

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	36	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

II. 서명 검증 시스템

2.1. 단일 클래스 SVM

SVM은 일반적인 분류기가 사용하는 경험적 위험 최소화 방법이 아닌 구조적인 위험 최소화를 사용한 교차 학습 방법의 일종으로 Vapnik[10]에 의해 소개된 이후 다양한 분야에서 성공적인 결과를 보여줌으로써 단일 분류기 중에서는 최고의 성능을 보여주는 분류기의 하나로 인정받고 있다[11-12].

단일 클래스 SVM에서는 단일 클래스 문제를 SVM 방식으로 해결하고자 하며, SVM 방식에서는 데이터를 커널 공간으로 사상하고 커널 공간에서 목적함수를 최소화하는 해를 구하는 방식을 기본으로 한다. 단일 클래스 SVM[8-9]은 여러 가지 종류가 있으며 대표적인 방법의 하나가 구 기반의 단일 클래스 SVM이다. 구 기반의 단일 클래스 SVM은 데이터가 존재하는 영역을 중심점 a 와 반지름 R 인 구로 표현하며, 목적함수의 최적화 과정은 학습 데이터의 대부분을 포함할 수 있는 가능한 작은 구를 찾는 문제로 생각할 수 있다. 구 기반 단일 클래스 SVM에서 최소화하는 목적함수는 식 (1)과 같다.

$$R^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (1)$$

식 (1)에서 C 는 상수, ξ_i 는 패널티를 나타낸다. 식 (1)은 분류기로 사용되는 SVM의 목적함수인 식 (2)와 유사하다.

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

식 (2)에서 $\|w\|^2$ 은 정확하게 분류된 데이터 포인트가 가지는 경계면까지의 거리에 반비례하는 값으로, 정확하게 분류된 데이터가 경계면에서 멀리 떨어져 있을수록 목적함수의 값이 작아진다. 식 (1)을 최소화하는 해는 식 (2)의 경우와 마찬가지로 2차 프로그래밍 (quadratic programming) 최적화 기법을 사용할 수 있다. 식 (1)의 최적화를 통해 학습 데이터 대부분을 포함하는 최소 반지름의 구를 얻을 수 있으며, 구에 포함되는 정도는 아웃라이어 검출을 위해 사용할 수 있다[13-14].

2.2. 서명 검증을 위한 특징 벡터

서명 검증에서 흔히 사용되는 특징에는 형태적인 특징과 압력 특징이 있다. 형태적인 특징과 비교할 때 압력 특징은 서명자의 특징을 잘 반영하고 있어 검증 효율을 높인데 효과적인 것으로 알려져 있지만, 터치 기능을 제공하는 다양한 스마트 기기에서 서명 검증을 활용할 수 있도록 이 논문에서는 표 1의 56개 형태적인 특징만을 사용한다[4, 7]. 표 1에서 1번부터 40번까지의 특징은 서명의 x 축 및 y 축에 대해서만 추출한 특징으로 1차원적인 특징에 해당한다면, 41번부터 56번까지의 특징은 서명의 2차원적인 형태를 반영한 특징에 해당한다.

III. 실험 결과

3.1. 실험 데이터

실험 데이터는 9명의 서명자로부터 획득한 4,500개의 서명으로 구성된다. 진서명은 각 서명자로부터 시간 간격을 두고 1회에 20개씩 5회에 걸쳐 총 100개의 서명 데이터를 획득하였다. 특정 서명자의 모조 서명은 나머지 8명으로부터 획득하였다. 각 모조 서명자는 진서명의 서명 과정과 형태를 관찰한 후 모조를 시도하였으며 모조 서명자당 50개씩 총 400개의 모조 서명을 획득하였다. 즉, 서명자 1명에 대한 데이터는 100개의 진서명과 400개의 모조서명으로 구성된다. 단일 클래스 SVM 테스트를 위해서는 LIBSVM[15]에서 가우시안 커널을 디폴트 설정으로 사용하였다.

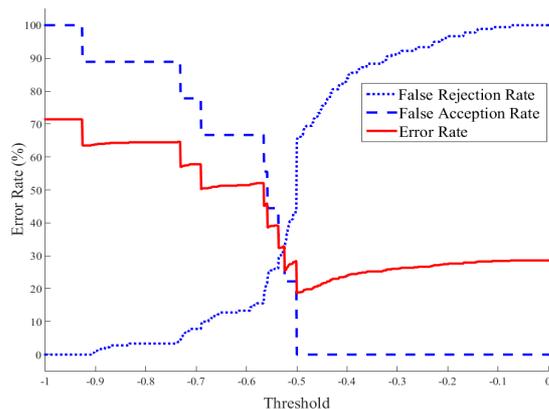


Fig. 1 Error rate with respect to threshold

3.2. 단일 클래스 SVM 실험

첫 번째 실험은 일반 필기 데이터를 사용하지 않고 단일 클래스 SVM만을 사용하여 진행하였으며 진서명 100개 중 20개의 서명을 무작위로 선택하여 학습에 사용하였다. 테스트를 위해서는 학습에 사용하지 않은 샘플 중 진서명 20개, 모조서명 50개를 무작위로 선택하여 사용하였다. 실험 결과는 같은 실험을 1,000회 반복한 후 그 결과를 평균하여 제시하였다.

그림 1은 단일 클래스 SVM을 통해 출력된 값에 서로 다른 임계치를 적용하였을 때 오류의 변화를 보인 것이다. 임계치 변화에 따라 유형 1 오류(false rejection)와 유형 2 오류(false acceptance)는 반대 양상을 보이며 이들을 합하여 최소의 오류를 나타내는 값이 이 논문에서 제시되는 오류에 해당한다. 이 논문에서는 실험적으로 결정된 -0.5를 임계치로 사용하였다.

표 2는 검증 방법에 따른 오류를 비교한 것으로 단일 클래스 SVM을 사용한 경우 평균 오류는 17.47%를 보였다. 20개의 진서명을 양의 샘플로, 나머지 8명의 진서명을 음의 샘플로 사용하여 학습시킨 SVM을 사용한 경우 평균 오류가 13.42%인 것과 비교하면 오류가 증가하였지만[7], 이는 SVM과 단일 클래스 SVM의 실험 방법 차이에서 비롯된 것이다. SVM을 사용하는 경우 각 서명자를 위한 별도의 SVM이 만들어지며 각 SVM에서 사용하는 경계면은 모두 다르다. 단일 클래스 SVM을 사용하는 경우 역시 서명자별로 별도의 단일 클래스 SVM이 만들어지지만, 경계면은 동일하다. 즉, 9명의 서명자를 위한 9개 단일 클래스 SVM에서 동일한 임계치가 사용되었다.

서명자별로 서로 다른 임계치를 적용하는 경우 단일 클래스 SVM을 사용하여 얻을 수 있는 최소의 오류율은 9.62%로 SVM을 사용하는 경우보다 낮았다. 즉, 서명자에 따라 적응적으로 임계치를 설정하는 방법을 적용함으로써 SVM을 사용하는 것보다 낮은 오류를 얻을 수 있을 것으로 생각된다. 다만 표 2에서 적응적 임계치는 실험적으로 결정된 값이며 자동으로 결정하지는 못했다.

Table. 2 Error rate with respect to a verification method

Verification method	Average error rate (%)
SVM	13.42
1-class SVM with one threshold	17.47
1-class SVM with signer dependent threshold	9.62

3.3. 일반 필기 데이터를 사용한 실험

두 번째 실험에서는 다른 사람의 진서명을 학습 데이터에 함께 사용하였다. 다른 사람의 진서명은 검증하고자 하는 서명과 형태적인 유사점을 찾을 수 없지만, 서명의 일반적인 필기 특성을 반영하고 있는 것으로 볼 수 있으므로 일반 필기 데이터로 사용하였다.

그림 2는 학습 데이터에 N(0~20)개의 진서명을 사용한 경우와, N개의 진서명과 함께 8개의 다른 사람의 진서명, 즉, 일반 필기 데이터를 사용한 경우의 오류를 비교한 것이다. 그림 2에서 알 수 있듯이 일반 필기 데이터를 사용하면 사용하지 않는 경우에 비해 오류가 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

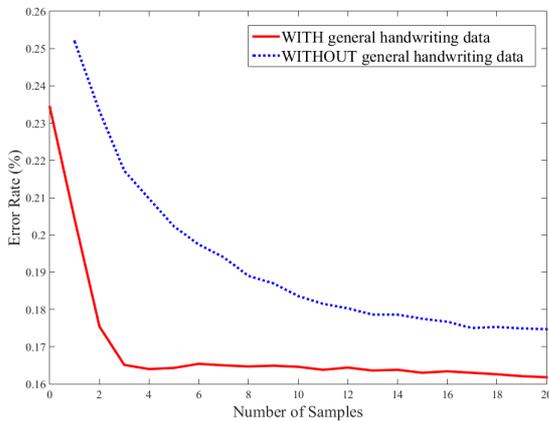


Fig. 2 Error rate with respect to the number of training samples

일반 필기 데이터를 사용하는 경우의 또 다른 장점은 필요한 진서명의 수가 적다는 점이다. 표 3에서 알 수 있듯이 일반 필기 데이터를 사용한 경우에는 4개 이상의 진서명을 사용한 경우 진서명이 증가할 때 평균 오류 감소는 1% 이하로 큰 변화를 보이지 않았다. 반면 일반 필기 데이터를 사용하지 않는 경우에는 10개 이상의 진서명을 사용해야 평균 오류 감소가 1% 이하로 나타났다. 실용적인 애플리케이션의 경우 가능한 적은 진서명만을 등록하는 것이 바람직하다는 점에서 일반 필기 데이터의 사용은 오류 감소는 물론 등록해야 하는 진서명 개수를 줄여준다는 점에서 실용적 가치가 크다고 하겠다.

Table. 3 Error rate and decrease in error rate with respect to the number of training samples

Number of training samples	With general handwriting data		Without general handwriting data	
	Average error rate (%)	Change in error rate (%)	Average error rate (%)	Change in error rate (%)
0	23.43	-	-	-
1	20.42	12.85	25.19	-
2	17.54	14.10	23.32	7.42
3	16.51	5.87	21.72	6.86
4	16.40	0.67	20.97	3.45
5	16.43	-0.18	20.23	3.53
6	16.54	-0.67	19.74	2.42
7	16.50	0.24	19.40	1.72
8	16.47	0.18	18.90	2.58
9	16.49	-0.12	18.70	1.06
10	16.46	0.18	18.36	1.82
11	16.38	0.49	18.15	1.14
12	16.44	-0.37	18.03	0.66
13	16.36	0.49	17.86	0.94
14	16.38	-0.12	17.86	0.00
15	16.30	0.49	17.75	0.62
16	16.34	-0.25	17.67	0.45
17	16.30	0.24	17.50	0.96
18	16.26	0.25	17.53	-0.17
19	16.21	0.31	17.49	0.23
20	16.18	0.19	17.47	0.11

IV. 결론

이 논문에서는 서명 검증을 본인 확인을 위해 사용하는 경우의 문제점 중 하나인 모조서명 확보가 어렵다는 점, 그리고 실용적인 애플리케이션에서는 많은 수의 진서명을 확보하기가 어렵다는 점을 해결하기 위해 단일 클래스 SVM과 일반 필기 데이터를 사용하여 서명 검증 시스템을 구성하는 방법을 제안하였다. 기존 일반 필기 데이터를 사용한 서명 검증에 관한 연구[7]가 일반적인 SVM을 사용하여 모조 서명이 필요했다면, 이 논문에서는 모조 서명 없이 서명 검증을 진행할 수 있도록 단일 클래스 SVM을 사용했다는 점에서 차이가 있다. 또한,

기존 연구에서는 일반 필기 데이터가 모조 서명으로 사용되었다면 이 논문에서는 진서명으로 사용되었다는 점도 다른 점이다.

단일 클래스 SVM과 일반 필기 데이터를 사용하여 얻은 평균 오류는 16.18%로 SVM을 사용한 경우인 13.42%에 비해 높지만, 서명자에 따라 임계치를 조절할 수 있는 방법이 마련된다면 SVM을 사용하는 경우보다 높은 검증률을 얻을 수 있을 것으로 판단되며 이는 향후 연구과제로 남겨져 있다.

획득해야 하는 진서명의 수를 줄이기 위해서는 일반 필기 데이터를 사용하였으며 일반 필기 데이터는 다른 사람의 진서명을 사용하였다. 일반 필기 데이터는 서명이라는 필기 특성을 반영하고 있어 부족한 진서명의 수를 보완할 수 있으며, 이를 통해 적은 수의 진서명만으로도 안정적인 시스템 구성이 가능해 실용적인 애플리케이션에 적합하다. 다만 이 논문에서 사용한 56개의 특징은 2-클래스 분류 문제를 염두에 둔 특징들이며 일반 필기 데이터 사용과 1-클래스 문제는 고려하지 않은 것들이다. 일반 필기 데이터와 분포 학습을 위한 특징에 관한 연구를 통해 검증률 향상을 기대할 수 있을 것으로 판단되며 이 역시 향후 연구과제로 남겨져 있다.

REFERENCES

- [1] L. M. Mayron, "Biometric Authentication on Mobile Devices," *IEEE Security & Privacy*, vol. 13, no. 3, pp. 70-73, May-June 2015.
- [2] T. Neal and D. Woodard, "Surveying Biometric Authentication for Mobile Device Security," *Journal of Pattern Recognition Research*, vol. 11, no. 1, pp. 74-110, Dec. 2016.
- [3] B. I. Jang and C. S. Kim, "A Study on the Security Technology for the Internet of Things," *Journal of Security Engineering*, vol. 11, no. 5, pp. 429-438, Oct. 2014.
- [4] 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.
- [5] N. Sae-Bae and N. Memon, "Online Signature Verification on Mobile Devices," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 9, no. 6, pp. 933-947, Apr. 2014.
- [6] S. Sanda, Online Handwritten Signature Verification System, Master thesis, Blekinge Institute of Technology, Sweden, 2017.
- [7] G. Heo, S. H. Kim, and Y. Woo, "Online Signature Verification Method using General Handwriting Data," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 21, no. 12, pp. 2298-2304, Dec. 2017.
- [8] M. Amer, M. Goldstein, and S. Abdennadher, "Enhancing one-class support vector machines for unsupervised anomaly detection," in *Proceedings of the ACM SIGKDD Workshop on Outlier Detection and Description*, Chicago, Illinois, pp. 8-15, 2013.
- [9] Y. Xiao, H. Wang, and W. Xu, "Parameter selection of Gaussian kernel for one-class SVM," *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 45, no. 5, pp. 941-953, May 2015.
- [10] V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*, John Wiley & Sons, New York, 1998.
- [11] C. Gruber, T. Gruber, S. Krinninger, and B. Sick, "Online Signature Verification with Support Vector Machines Based on LCSS Kernel Functions," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B(Cybernetics)*, vol. 40, no. 4, pp. 1088-1100, Aug. 2010.
- [12] J. Jayak, B. Naik, and H. S. Behera, "A Comprehensive Survey on Support Vector Machine in Data Mining Tasks: Applications & Challenges," *International Journal of Database Theory and Application*, vol. 8, no. 1, pp. 169-186, Feb. 2015.
- [13] M. Hejazi and Y. P. Singh, "One-Class Support Vector Machines Approach to Anomaly Detection," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 27, no. 5, pp. 351-366, May 2013.
- [14] A. Anaissi, N. L. D. Khoa, S. Mustapha, M. M. Alamdari, A. Braytee, Y. Wang, and F. Chen, "Adaptive One-Class Support Vector machine for Damage Detection in Structural Health Monitoring," in *Proceedings of the 21th Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Jeju, Korea, pp. 42-57, 2017.
- [15] LIBSVM - A Library for Support Vector Machines [Internet]. Available: <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>



최훈(Hun Choi)

충북대학교 전자공학과 공학석사 (2001)
충북대학교 전자공학과 공학박사 (2006)
한국표준과학연구원 Post Doc(2006~2008)
동의대학교 전자공학과 교수 (2008~현재)
※ 관심분야 : 적응신호처리, 계측신호처리, 디지털신호처리 응용



허경용(Gyeongyong Heo)

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