

## CNN 기반 서명인식에서 시간정보를 이용한 위조판별 성능 향상

최승호<sup>1</sup> · 정성훈<sup>2\*</sup><sup>1</sup>한성대학교 전자정보공학과<sup>2</sup>한성대학교 기계전자공학부

## Performance Improvement of Fake Discrimination using Time Information in CNN-based Signature Recognition

Seoung-Ho Choi<sup>1</sup> · Sung Hoon Jung<sup>2\*</sup><sup>1</sup>Department of Electronics and Information Engineering, Hansung University, Seoul 02876, Korea<sup>2</sup>\*School of Mechanical and Electronic Engineering, Hansung University, Seoul 02876, Korea

### [요 약]

본 논문에서는 CNN 기반 서명인식에서 시간 정보를 이용하여 위조판별을 보다 정확하게 하는 방법을 제안한다. 시간정보를 쉽게 이용하고 서명 작성속도에 영향을 받지 않기 위해 서명을 동영상으로 획득하고 서명 전체 시간을 동일한 개수의 등 간격으로 나누어 각 이미지를 얻은 후 이를 합성하여 서명 데이터를 만든다. 본 논문에서 제안한 합성 서명이미지를 이용한 방법과 기존에 마지막 서명 이미지만을 이용하는 방법을 비교하기 위하여 CNN 기반의 다양한 서명인식 방법을 실험하였다. 25명의 서명데이터로 실험한 결과 시간 정보를 이용하는 방법이 기존 방법에 비하여 모든 위조판별 실험에서 성능이 향상됨을 보였다.

### [Abstract]

In this paper, we propose a method for more accurate fake discrimination using time information in CNN-based signature recognition. To easily use the time information and not to be influenced by the speed of signature writing, we acquire the signature as a movie and divide the total time of the signature into equal numbers of equally spaced intervals to obtain each image and synthesize them to create signature data. In order to compare the method using the proposed signature image and the method using only the last signature image, various signature recognition methods based on CNN have been experimented in this paper. As a result of experiment with 25 signature data, we found that the method using time information improves performance in fake discrimination compared to the existing method at all experiments.

색인어 : CNN, 서명인식, 위조판별

Key word : CNN, Signature Recognition, Fake Discrimination

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2018.19.1.205>

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.

Received 20 December 2017; Revised 23 January 2018

Accepted 29 January 2018

\*Corresponding Author; Sung Hoon Jung

Tel: +82-02-760-4344

E-mail: [shjung@hansung.ac.kr](mailto:shjung@hansung.ac.kr)

## I. 서론

최근 핀테크가 활성화됨에 따라서 본인인증 기술로 생체인식 기술이 각광을 받고 있다. 생체인식 기술은 사람의 생체적 특징을 인식하는 방법으로 서명인식, 지문인식 등 여러 가지 방법이 있다[1~16]. 그중 서명인식 방법은 전자 금융거래에서 전자서명을 이용한 거래에 많이 사용되고 있다[1,2]. 전자서명을 이용한 거래에서는 본인의 서명이 아닌 위조 서명을 통해 전자거래가 사용되면 막대한 금전적인 피해가 발생되므로 서명을 이용한 전자거래시스템에서 위조서명과 진 서명을 구분하는 것이 중요하다.

그러나 서명은 많은 연습을 통하여 진서명과 거의 유사한 위조서명이 가능하기 때문에 위조판별이 매우 중요하다. 이를 위하여 서명에서 위조판별을 위한 여러 가지 알고리즘이 개발되고 있다[1~13]. 최근에는 여러 분야에서 딥러닝의 성공적인 응용에 힘입어 CNN(Convolutional Neural Networks)을 이용한 서명인증 연구가 활발해지고 있다 [11~14]. 최근 Luiz G[13,14]는 위조 검출율을 향상시키기 위해서 CNN과 이진 판별기를 이용하는 방법을 제안하였다. 먼저 다수의 서명데이터로부터 CNN을 학습시켜 일반적인 서명의 특징을 추출하도록 하고 이렇게 학습된 CNN의 특징을 이용해 특정인의 서명인지를 판별하는 이진 판별기를 만들어 이를 통해 최종 판별을 한다.

우리는 서명 자체를 유사하게 하는 것은 많은 연습을 통하여 가능하더라도 서명을 작성하는 과정에서 속도까지 유사하게 하는 것은 매우 어렵다는 것을 주목하였다. 일반적으로 서명이 완료된 결과물은 쉽게 확보할 수 있으나 진서명자가 서명하는 과정을 찍은 동영상을 확보하는 것은 어렵기 때문이다. 또한 그러한 동영상을 얻었다고 하더라도 서명 각 부분을 쓰는 속도까지 따라해야하는 것은 더더욱 어렵기 때문이다. 이러한 특성으로 비교적 최근에 개발되고 있는 위조서명 판별 방법에서는 서명의 속도까지도 인증에 사용하는 경우가 많다[3].

이를 위하여 대부분 고가의 장치를 통하여 복잡한 방법으로 직접적 서명속도를 파라미터로 추출하는 방법을 사용한다. 그러나 이 방법은 복잡하고 정교한 방법임에도 불구하고 실제적으로는 문제가 발생할 소지가 있다. 그 이유는 서명자가 서명할 때마다 서명하는 속도가 다를 수 있다는 것이다. 즉 서명자가 빠르게 서명하는 경우와 느리게 서명하는 경우가 있으며 이 모든 것을 반영하는 것은 쉽지 않다. 다만 서명을 빠르게 하건 느리게 하건 전체 서명에서 각 부분의 상대적인 속도는 유사하다. 결국 서명 각 부분의 절대적인 속도보다는 서명 각 부분별로 상대적인 속도가 더 중요하며 더 잘 활용될 수 있다.

우리는 이러한 관찰에 따라 서명 작성과정에서의 획득된 서명데이터의 상대적 시간정보를 추가적으로 효율적으로 이용하는 CNN 기반 서명인증 방법을 고안하였다. 시간정보를 사용하기 위하여 서명을 동영상으로 획득하고 서명 전체 시간을 동일한 개수의 등 간격으로 나누어 시간 간격별로 이미지를 얻는다. 이렇게 얻은 각 이미지를 합성하여 하나의 서명 데이터를 만든다.

다. 이와 같이 만든 서명이미지는 전체 서명 과정에서의 상대적인 속도에 따른 이미지가 만들어지기 때문에 작성자의 서명 위치별 상대적인 속도가 감안된 이미지가 만들어진다. 그러므로 비록 최종 서명이미지가 유사하더라도 상대적인 속도가 다른 위조 서명의 경우 이를 검출할 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법과 기존에 마지막 서명이미지만을 이용하는 방법의 성능을 비교하기 위하여 25명의 서명데이터를 이용하여 매우 다양한 방법의 서명인증 방식을 실험하였다. 실험결과 본 논문에서 제안한 방법이 기존 방법보다 위조판별 모두에서 성능이 우수함을 볼 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존 서명 인식 및 위조검출 방법에 대해서 설명하였다. 3장에서는 본 논문에서 사용한 위조서명 판별 방법에 대한 간략한 소개와 본 논문의 핵심 제안 내용인 위조서명 판별 성능향상을 위한 학습 방법 및 데이터 구성에 대해서 설명하였다. 4장에서는 제안한 방법에 대한 실험환경 및 실험방법, 실험결과를 기술하였다. 마지막으로 5장에서 결론 및 향후 연구에 대해 설명하며 논문을 마친다.

## II. 기존 위조검출 방법

서명인식은 비교적 오래전부터 다양한 방법으로 연구되어 왔다[3~15]. 서명은 전자펜 등을 이용한 필기로 입력되며 입력된 서명은 특성벡터인 형태, 속도, 압력 획순 등에 의해 검증되고 출력은 인증 또는 거절 형태로 이루어진다. 서명인식은 온라인 인식과 오프라인 인식 방법의 두 가지로 나누어진다. 오프라인은 카메라나 스캐너 등을 통하여 입력되는 서명이미지를 사용해서 형태나 두께 등을 이용하여 검증하는 방법이며, 온라인은 전자장치에 필기로 입력된 서명을 받아 서명의 동적정보를 이용하여 인증하는 방법이다. 온라인 기반 방법은 대부분의 경우 전자장치를 통해 입력되는 영상 자체를 활용하여 서명 획득 과정의 전체에서 동적인 특징을 추출해 활용하는 방법을 취한다. 그중 히스토그램을 통한 통계적 방법, 서명의 모양에 따른 구조적 분석, 인공 신경망 방법 등이 있다[6~8].

기존 위조서명 검출방법에는 다양한 방법들이 연구되었다. 통계적 방법으로 서명의 영상 간의 거리에 반비례하고 상관성에 비례하는 조합형 유사성 척도를 서명인식에 이용하였다[8]. 각 영상에서 정규상호상관계수와 순서 값의 거리를 조합한 경우를 통해 성공적으로 위조서명을 판별할 수 있음을 보였다. 이와 다르게 서명의 개인적 특성의 변화도가 큰 부분을 제외시키고 모조하기 힘든 부분에 큰 가중치를 두어 서명 비교 시 중요한 비중을 차지하도록 서명인식을 하는 방법이 있다[9].

이러한 방법들은 알고리즘 고안자에 의해 설계된 이미지 특징을 추출하는데 이와 달리 학습을 통해 특징을 추출하는 방법도 존재한다. Seung-je Park는 ANN과 x, y, z좌표에 대한 통계적 특징을 활용하여 성공적으로 서명을 분류함을 보였다[10]. Beatrice Drott은 온라인인식에서 75Hz로 샘플링 된 서명 이미지를 CNN에 적용하여 위조검출 능력이 향상됨을 보였다[11].

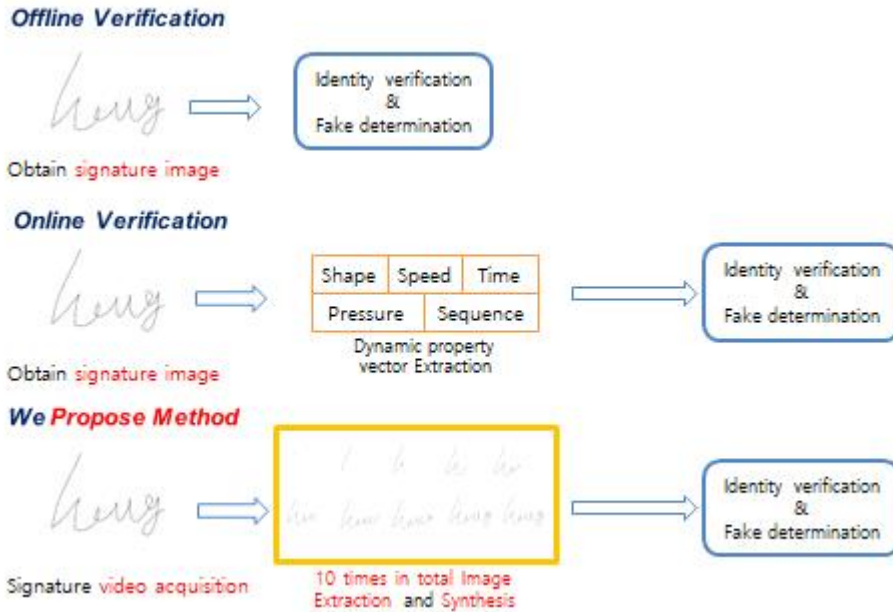


그림 1. 서명 제안방법  
Fig. 1. Signature Proposal Method

### III. 제안 방법

그림 1은 오프라인 서명인증과 온라인 서명인증 그리고 본 논문에서 제안한 서명인증 방법을 보여준다. 기존 온라인 방법에서는 2절에서 설명한 것처럼 전자장치를 통하여 모양, 속도, 시간, 압력, 쓰는 순서 등의 정보를 획득하고 이를 이용하여 인증을 수행한다. 그러나 이렇게 다양한 정보를 얻기 위하여 고가

리즘을 통하여 융합하여 판정해야한다. 우리는 본 논문에서 이러한 문제점을 완화하면서도 성능을 크게 떨어뜨리지 않는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 서명정보만 들어오는 단순한 전자장치를 통하여 서명의 모양만을 획득한다. 다만 시간에 따른 정보를 얻기 위하여 전체 서명을 동영상형태로 획득한다. 전체 서명이 완성되면 해당 동영상의 전체시간 구간을 등 간격으로 특정 개수로 나누어 정지영상을 얻는다. 이렇게 얻은 여러 장의 정지영상을 하나의 영상으로 합성하여 이를 서명인식용으로 사용한다. 이렇게 얻은 최종 영상은 사용자가 전체 서명을 작성하는데 소요되는 시간을 기준으로 등 간격으로 나누기 때문에 각각의 영상은 전체 서명 작성과정의 상대적 속도가 반영된 영상이 만들어지며 합성된 영상에는 이러한 정보가 모두 포함하게 된다. 그러므로 작성자의 서명 부분별 상대적 속도가 반영되어 서명을 빨리하던지 느리게 하던지 상대적 속도가 유사하면 유사한 이미지들이 확보되게 된다. 결국 서명의 모양뿐만 아니라 각 서명위치별 상대적 시간정보가 포함된 이미지를 얻을 수 있기 때문에 모양뿐만 아니라 서명의 상대적 속도까지 모사하지 않는 한 위조서명의 이미지는 진서명과 많이 다른 이미지가 된다.

#### Geniue Sign Data Obtain



#### Fake Sign Data Obtain

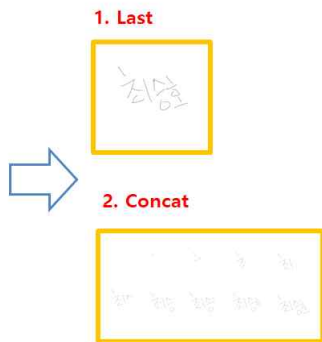


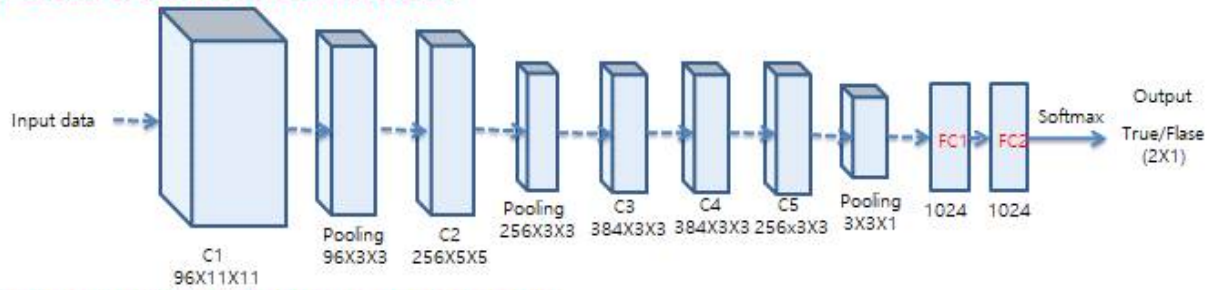
그림 2. 실제서명 및 위조서명 획득 과정  
Fig. 2. Geniue & Fake Signature Obtain Process

의 서명획득 전자장치가 필요하며 이러한 정보를 복잡한 알고

그림 2는 본 논문에서 실험에 사용한 서명을 획득하는 과정을 보여준다. 스마트기기의 어플리케이션에서 펜으로 서명하여 서명 동영상을 획득한다. 획득한 동영상은 각 동영상의 전체 길이를 기준으로 동일한 간격으로 10등분하고 해당 지점의 영상을 이미지화하여 10개의 이미지를 얻는다. 10개의 이미지 중에 마지막 이미지는 서명이 완료된 이미지가 된다.

위조서명은 정교하게 만들기 위하여 마지막 서명 테이터를

### 1. Convolution neural network



### 2. Convolution LSTM neural network

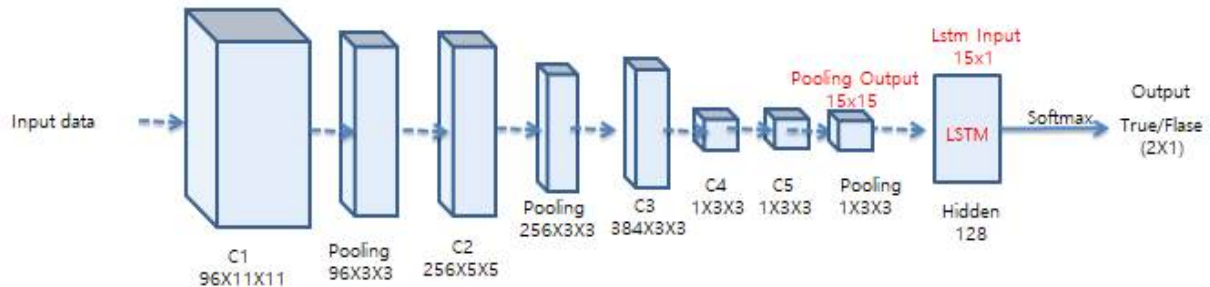


그림 3. 제안 모델  
Fig. 3. Proposal Model

프린트 한 거품종이를 스마트기기 위에 올려놓고 그대로 따라서 그리는 방식으로 제작한다. 이렇게 제작하면 서명의 모양은 거의 원본과 동일하게 제작할 수 있다. 다만 원본과 동일한 속도로 쓰는 것은 거의 불가능하며 특히 서명 위치별 속도는 모사하기가 매우 어렵다. 결국 진서명과 위조서명의 이런 차이는 10개의 등 간격 이미지의 차이로 나타난다.

서명 학습단계에서는 n개의 진서명과 위조서명을 학습데이터로 사용하여 CNN에 학습시켜 위조서명 인식모델(Model)을 생성한다. 서명 검증 단계에서는 진 서명과 위조 서명을 동일 개수로 테스트 데이터를 만들어 CNN기반 모델에 입력해서 위조서명 판별 능력을 검증한다.

본 논문에서 진 서명 및 위조 서명 특징추출을 위해 사용한 CNN모델은 Alexnet 네트워크를 구조를 기본으로 하여 학습 속도 및 위조 서명 검출 성능결과를 고려한 변형 모델을 사용하였다. 그림 3은 실험에 사용한 네트워크 구조를 보여준다. 그림 3의 1은 CNN만 이용한 방식이며 그림 3의 2는 CNN과 LSTM을 같이 이용한 방식이다. CNN 방식에서는 컨볼루션 계층에서 찾은 특징들을 이용하여 완전연결계층에서 분류하는 방법이며 CNN-LSTM 방식에서는 CNN에서 찾은 특징들을 차례로 LSTM에 넣어서 판별하는 방법이다. LSTM을 이용하면 특징의 변화양상까지 추적하여 분류할 수 있는 장점이 있다.

제안하는 구조에서 C1, C2, C3, C4, C5는 각 컨볼루션 레이어의 층을 의미하며 C1인 96×11×11은 특징 맵 96개의 사이즈가 11×11이다. ReLU(Rectified Linear Units)를 활성화함수로 사용하였으며 3×3 크기의 간격이 2인 Max Pooling을 사용하

였다. FC1, FC2의 1024는 각각 1024개의 뉴런의 개수를 의미하는 완전 연결 레이어(fully connected layer)를 의미한다. 출력 단계에는 softmax를 사용하였다.

두 번째 제안구조인 CNN-LSTM은 C1에서 C3까지는 첫 번째 구조와 동일하다. 그러나 두 번째 구조에서는 CNN뒤에 LSTM[17]을 적용하기 위해서 C4, C5에서 특징 맵 개수를 1개씩으로 구성하여 적용하였다. C5 다음에 있는 Pooling에서 출력되는 특징 맵은 15x15 크기를 갖는다. 15개의 특징을 하나씩 차례로 LSTM에 15번 넣고 LSTM이 판정하도록 한다. LSTM의 Hidden cell 개수는 128개를 적용하였다. LSTM의 출력은 True/False인 2개의 클래스로 출력된다. 본 실험에서 모델의 학습방법으로는 Adam최적화 방법을 이용하여 학습을 진행하였다. 오차 계산방법으로는 평균제곱오차방법을 이용하여 오차 계산을 진행했다. 학습 수는 1000번, 배치사이즈 10, 학습률 0.00001의 동일한 값을 주고 성능평가를 진행하였다.

본 논문에서 학습데이터는 진 서명 데이터 및 위조 서명 데이터에서 마지막 데이터만 사용한 방법과 진 서명 데이터와 위조서명 데이터를 순차적으로 합성한 데이터를 사용한 두 가지 방법을 적용하여 실험을 진행하였다. 모델 학습을 마친 뒤 학습에 사용하지 않은 실제 서명 이미지와 위조 서명 이미지를 활용하여 위조판별 성능을 실험하였다.

## IV. 실험 결과

### 4-1 실험 환경

제안한 방법은 구글에서 개발한 텐서플로우(Tensorflow)를 이용하여 NVIDIA GTX 1080 에서 실험하였다. 서명은 안드로이드 핸드폰에서 720×720 크기의 동영상으로 획득하였다. 한 동영상당 등 간격으로 10프레임으로 검출하여 이미지를 만들

Last	Black	Light green	Red	Yellow
Concat	Blue	Light blue	purple	grey

그림 4는 마지막 이미지와 합성이미지 데이터 세트에 대한

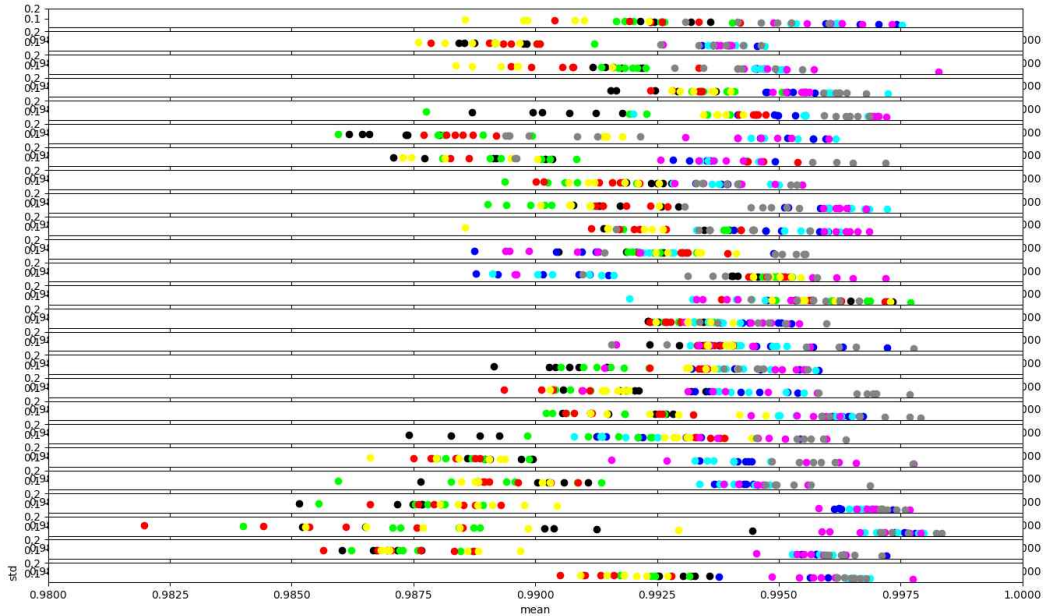


그림 4. 데이터 세트 수치 분석  
Fig. 4. Dataset numerical analysis

표 1. 데이터 세트  
Table 1. Data Set

	Train	Test
Original sign	25 User X 12EA	25 User X 6EA
Forgery sign	25 User X 12EA	25 User X 6EA

었다. 720×720 이미지에서 배경이미지를 제거하여 500×500의 이미지로 만들었다. 실험 데이터는 표1 과 같이 구성된다. 총 25명에게 18번씩 서명을 받았다. 진 서명 데이터 12개와 위조 서명 12개를 학습하였다. 테스트 데이터는 진서명과 위조서명 각각 6개를 테스트하였다. 알고리즘의 성능평가를 위해 마지막 이미지와 합성한 이미지를 적용한다.

표 2. 데이터 세트 분석 색인  
Table 2. Data Set analysis index

	Train		Test	
	Real	Fake	Real	Fake

25명 각각의 18개 데이터에 대한 수치적인 분석 결과이다. 세로로 25명별 각각의 데이터를 표시하였다. 이미지 데이터는 그레이 값으로 0~255의 값을 갖는데 이를 0~1로 정규화하고 이미지별로 이미지의 전체평균과 표준편차를 구해서 표시하였다. 그림 4의 가로 축은 평균 세로축은 표준편차를 의미한다. 마지막 이미지와 합성이미지, 학습데이터와 테스트데이터, 그리고 진서명과 위조서명 각각을 구분하기 위하여 표2와 같은 색으로 그림 4에 나타내었다. 예를 들면, 마지막 이미지의 위조서명 테스트 데이터는 노란색으로 표시된다. 그림 4를 보면 진 서명 데이터와 위조서명 데이터의 평균값들이 상당부분 겹치는 것을 볼 수 있다. 합성이미지의 경우 하얀색의 배경이 많아져서 전체적으로 평균이 높아지는 것을 볼 수 있으며 마지막 이미지의 경우에는 전체적으로 평균이 낮아지는 것을 볼 수 있다.

#### 4-2 성능평가

성능 평가는 정확도(ACC: Accuracy), F1 Score, 평균분류오류(ACE: Average Classification Error), 재현율(Recall), 정밀도(Precision)를 사용하였다. 각 성능평가에 사용한 파라미터에 대

한 수식은 다음과 같다.

$$ACC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2 \tag{1}$$

$$ACE = \frac{FAR + FRR}{2} \tag{2}$$

$$recall = \frac{true\ positives}{no.\ of\ actual\ positive} \tag{3}$$

$$precision = \frac{true\ positives}{no.\ of\ predicted\ positive} \tag{4}$$

$$F1\ Score = 2 \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \tag{5}$$

수식 (2)에서 FAR(False Acceptance Ratio)는 오류 승인율이며 위조서명을 진 서명으로 오인하는 수치이다. 그리고 FRR(False Reject Ratio)은 인증 거부율로 진 서명을 위조서명으로 판정하는 경우이다. 평균분류오류(ACE: Average Classification Error)는 FAR과 FRR의 평균이다.

수식(3)과 (4)는 각각 재현율과 정밀도이다. 재현율(Recall)은 진 서명을 진 서명으로 예측한 비율이다. 정밀도(Precision)는 진 서명으로 예측한 서명들 중에서 실제로 진 서명인 비율이다. F1 Score는 수식(5)처럼 정밀도와 재현율을 이용해서 구하며 모델의 성능 평가지표로 많이 사용된다. 본 논문에서의 실험 결과는 실험 대상 총 25명에서의 각 사람별 정확도, F1 Score, ACE를 획득한다. 획득한 25명의 결과 값에 대해서 평균을 내어 제시한다.

### 4-3 실험결과

제안한 방법을 이용하여 마지막 이미지와 합성한 이미지에 대하여 성능 평가한 결과는 표3과 같다. 실험 결과 마지막 이미지 경우 Accuracy가 87.2%, F1 Score 87%, ACE 12%를 보여준다. 합성한 이미지 경우 Accuracy가 88.1%, F1 Score 88.7%, ACE 11.5%를 보여준다. 실험 결과는 마지막 이미지보다 합성한 이미지방법에서 Accuracy 1.1%향상, F1 Score 1.7% ACE 1.1%향상을 볼 수 있다.

표 3. CNN 실험결과

Table 3. CNN Experimental Results

Performance \ Method	CNN	
	last	Concat
Accuracy	0.872	0.881

F1 Score	0.87	0.887
ACE	0.126	0.115

CNN-LSTM에서 성능 평가된 결과는 표4와 같다. 실험 결과 CNN\_LSTM에서 마지막 이미지 경우 Accuracy가 91.6%, F1 Score 90.1%, ACE 8.2%임을 보여준다. CNN\_LSTM에서 합성한 이미지 경우 Accuracy가 95.6%, F1 Score 95.4%, ACE 4.3%를 보여준다. 실험결과는 마지막 이미지 보다 합성한 이미지에서 Accuracy 4.5%, F1 Score 5.3%, ACE 3.9%향상을 보여준다.

모델에 따른 합성한 이미지의 성능 비교에서는 CNN-LSTM이 CNN 보다 Accuracy 7.5 %, F1 Score 6.7%, ACE 7.2%의 향

표 4. CNN-LSTM 실험결과

Table 4. CNN-LSTM Experimental Results

Performance \ Method	CNN_LSTM	
	last	Concat
Accuracy	0.916	0.956
F1 Score	0.901	0.954
ACE	0.082	0.043

상됨을 보였다. 따라서 합성한 이미지의 서명 데이터 경우에는 LSTM을 이용한 구조에서 뛰어난 성능이 보임을 확인하였다. 서명 데이터 확보가 쉽지 않아 많은 데이터로 실험하지 못하였으나 각 방법의 성능비교에는 큰 문제가 없을 것으로 판단된다.

실험결과에서 보면 합성한 이미지가 마지막 이미지를 사용한 방법보다 CNN 방법은 대략 1% 그리고 CNN-LSTM 방법에서는 대략 4%의 성능향상을 보이는 것을 알 수 있다. 이는 합성한 이미지가 더욱 많은 정보를 갖고 있어 위조판별에 도움이 된다는 것을 보여준다. 또한 LSTM을 이용하여 이러한 특징의 변화까지 인식하여 판정하면 성능이 더 높아진다는 것을 보여준다[19]. 그러나 생각보다 성능향상이 크지 않은 것을 볼 수 있는데 이는 위조 서명을 매우 정교하게 제작한 것이 하나의 이유이며 또한 학습데이터가 많지 않아서 진 서명과 위조서명의 특징을 제대로 학습하지 못한 것도 하나의 이유로 분석된다.

CNN 이나 CNN-LSTM을 사용하는 다른 응용에서 보듯이 학습데이터가 많아지면 보다 정교한 판단이 가능해져 합성한 이미지를 사용하는 것의 성능이 더욱 향상될 것으로 기대된다 [18].

## V. 결 론

본 논문에서는 CNN기반 서명인식에서 서명 전체시간을 동일한 개수의 등 간격으로 나누어 이미지를 얻고 이를 합성하여 인식하는 방법을 제안하였다. 또한 실험을 통해 다양한 방법에

서의 성능을 평가하였다. 실험결과 본 논문에서 의도한 대로 마지막 서명만을 이용하는 방법보다 등 간격 이미지들을 합성한 이미지를 사용한 경우 성능이 향상되는 것을 볼 수 있었다. 합성한 이미지를 이용한 경우 CNN을 이용한 방법에서는 약1%의 성능 향상을 보였다. CNN-LSTM을 이용한 방법에서는 약 4%의 성능 향상을 보였다. 이는 CNN이 찾은 특징의 시간적인 변화까지 포함하는 것이 전체적인 성능향상에 도움을 준다는 것을 보여준다. 향후 다양한 구조에 시도하여 성능을 향상시키는 것이 필요하다.

## 감사의 글

본 연구는 한성대학교 교내학술연구비 지원과제로서 2017년 컴퓨터정보학회 하계공동학술발표대회에서 초기 결과를 발표하였습니다.

## 참고문헌

- [1] Sang Hwan. Park, Seok Lae. Lee, and Chu Hwan. Park, "A Study on the Application Method of Digital Signature to International e-Trade over the Internet," *The Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 9, No. 3, pp. 227-241, 2004.
- [2] Jae-Hun Song and In-Seok Kim, "A Study on the Utilization of Biometric Authentication for Digital Signature in Electronic Financial Transactions: Technological and Legal Aspect," *The Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 21, no. 4, pp. 41-53, 2016.
- [3] Hyunjung Nam, Jaehyun Park, and Euiyoung Cha, "On-Line Signature Verification Using Velocity Vector Feature and Comparing Angles," *Journal korea Multimedia society*, pp. 549-552, 2007.
- [4] Sang-Yeun Ryu, Dae-Jong Lee, Seok-Jong Lee, and Myung-Geun Chun, "On-line signature verification method using local partition matching," *Proceedings KFIS Fall Conference*, 2003.
- [5] Kalera, Meenakshi K., Sargur Srihari, and Aihua Xu, "Offline signature verification and identification using distance statistics," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 18, no. 07, pp. 1339-1360, 2004.
- [6] Yong-Hyun Cho. "An Efficient Signature Recognition Based on Histogram Using Statistical Characteristic," *JKIIS*, Vol. 10, no. 5391, pp. 701, 2010.
- [7] Ferr, Miguel A et al, "Robustness of offline signature verification based on gray level features," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 7, No. 3, pp. 966-977, 2012.
- [8] Pandey, Ms Vibha, and S. Shantaiya, "Signature verification using morphological features based on artificial neural network," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol. 2, no. 7, 2012.
- [9] Sae-Bae Napa and Nasir Memon, "Online signature verification on mobile devices," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 9, no. 6, pp. 933-947, 2014.
- [10] Seung-je Park, Seung-jun Hwang, Jong-pil Na, and Joong-hwan Baek. "On-line Signature Recognition Using Statistical Feature Based Artificial Neural Network," *J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.*, Vol. 19, no. 1, 106-112 2015.
- [11] Beatrice Drott and Thomas Hassan-Reza, "On-line Handwritten Signature Verification using Machine Learning Techniques with a Deep Learning Approach," LTH Master Thesis at the Centre for Mathematical Sciences, 2015.
- [12] Seng-soo Nam, Chang-ho Seo, and Dae-seon Choi, "Mobile Finger Signature Verification Robust to Skilled Forgery," *Journal of The Korea Institute of Information Security & Cryptology*, Vol. 26, no. 5, 2016.
- [13] Luiz G. Hafemanna and Robert Sabourina, "Writer-independent Feature Learning for Offline signature Verification using Deep Convolutional Neural Networks," *Neural Networks*, pp. 2576-2583, 2016.
- [14] Luiz G. Hafemanna, Robert Sabourina, and Luiz S. Oliveirab "Learning Features for Offline Handwritten Signature Verification using Deep Convolutional Neural Networks," *Pattern Recognition*, Vol 16, no. 70, pp. 163-176, 2017.
- [15] Rosso, Osvaldo A., Raydonal Ospina, and Alejandro C. Frery, "Classification and verification of handwritten signatures with time causal information theory quantifiers," *PLoS one*, Vol. 11, no. 12, pp. e0166868, 2016.
- [16] Chatterjee Atanu, Mandal S., Rahaman G. A, and Arif, A. S. M, "Fingerprint identification and verification system by minutiae extraction using artificial neural network," *JCIT*, Vol. 1, no. 1, pp. 12-16, 2016.
- [17] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-term Memory," *Neural Computation*, vol. 9, no.8, pp. 1735-1780, 1997.
- [18] Donghyun Lee, Minkyu Lim, Hosung Park and Ji-Hwan Kim, "LSTM RNN-based Korean Speech Recognition System Using CTC," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 18, no. 1, pp. 93-99, 2017.
- [19] B. Shi, X. Bai, and C. Yao, "An end-to-end trainable neural

network for image-based sequence recognition and to scene text recognition," *arXiv preprint arXiv: 1507.05717*, 2015.



**최 승 호** (Seoung-Ho Choi)

2012년 3월 ~ 현재: 한성대학교 전자정보공학과 (학부과정)

관심분야 : 인공지능, 영상처리



**정 성 훈** (Sung Hoon Jung)

1988년 2월: 한양대학교 전자공학과(공학사)

1991년 2월: KAIST 전기및전자공학과(공학석사)

1995년 2월: KAIST 전기및전자공학과(공학박사)

1996년 3월 ~ 현재: 한성대학교 기계전자공학부 교수

관심분야 : 인공지능, 시스템생물학, 융합공학