

CNN을 이용한 글자별 한글 필적감정 알고리즘

고준필, 배수빈, 최 옥
인천대학교 전자공학과

e-mail : ddsasasa92@gmail.com, bpgs5316@naver.com, ouk.choi@inu.ac.kr

Korean character-level writer identification using CNN

Jun-Pill Ko, Su-Bin Bea, Ouk Choi

Dept. of Electronics Engineering, Incheon National University

Abstract

Recently, handwriting is gaining attraction in biometrics due to its behavioral nature, which is hard to spoof. However, handwriting verification by human judges or expert-knowledge based algorithms rely on subjective measures, so it is not easily accepted as a strong verification method. In addition, there has been few automatic handwriting verification approach for the Korean language. In this paper, we present a handwriting dataset for the Korean language, and propose an algorithm for handwriting verification based on convolutional neural networks (CNN). Our experiments show that the proposed method achieves average per-class precision of 91.39% on our dataset.

I. 서론

지문, 홍채, 안면인식과 같은 신체학적 생체인

식은 최근 모바일 보안을 위해 널리 사용되고 있다. 하지만, 3D프린터를 이용한 지문 위조, 적외선 사진을 이용한 홍채 복제 등의 문제를 가지고 있다.

필적감정은 주어진 글씨가 누구의 필체인지 알아내는 과정으로 무의식 반사작용인 행동학적 특성으로 인해 더욱 복제하기 어렵다는 장점을 가지고 있어서 보안 분야에서 많은 주목을 받고 있다 [1]. 서명검증과 유서검증 그리고 범죄수사 등의 분야에서 널리 활용되고 있으며, 기존 생체인식 방법들과 함께 모바일 보안을 위해서 널리 활용될 것으로 기대된다.

대부분 필적감정은 국가 기관, 또는 국가에서 인정한 사립감정원에서 담당하고 있기 때문에 과도한 소요시간과 처리비용이 발생한다. 또한, 감정 전문가의 판단 기준에 의하여 필적의 유사성이 판단되기 때문에 객관성이 결여된다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 자동 필적감정 알고리즘이 출현하였다 [2] [3]. 그중에서 가장 좋은 성능을 보이는 것은 CNN(Convolution Neural Network)을 이용한 방법이다. 영상 분류문제에서 좋은 성능을 보여주고 있는 CNN은 이미 많은

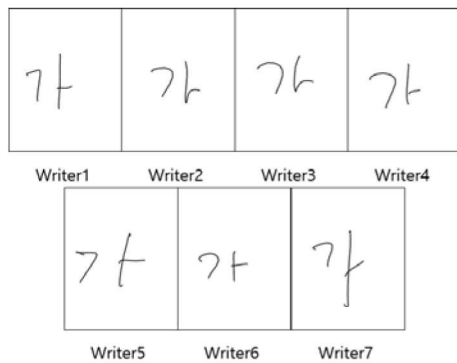


그림 1. 필적감정을 위한 한글데이터

사람들에 의해 많은 분야에서 검증되었다. 다양한 언어에 대한 필적 감정에도 적용되었고, CNN 구조뿐만 아니라, 각 언어에 맞는 전처리 과정에 대한 연구가 많이 진행되었다 [4],[5].

그에 비해, 한글에 대한 CNN 기반 필적감정 알고리즘에 대한 연구는 아직 이루어지지 않았다. 국립과학수사연구원의 감정처리 건수는 15년 386,918건에 비해, 16년 476,560건으로 약 23.1% 증가했고 [6], 국내 생체인식 시장규모 또한 15년 2억3000만 원에서 16년 2억6500만 원으로 약 15.2%증가했다 [7]. 이처럼 국내의 필적감정 업무의 증가 추이는 한글에 맞는 필적감정 알고리즘에 대한 연구가 필요하다는 것을 보여준다. 따라서 본 연구는 한글에 대한 필적감정 알고리즘 연구를 위한 한글 필적 데이터 수집과 이에 대한 CNN의 필적감정 성능을 보인다.

II. 본론

2.1. 필적감정을 위한 한글 데이터

본 논문에서는 기존의 필적감정을 위한 한글 데이터가 부족하기 때문에 데이터를 직접 수집하였다. 서로 다른 연령(20대~60대)과 다양한 직종을 가진 남, 여 7명에 대하여 303×240 크기의 영상을 수집하였다. 6가지 서로 다른 글자(가, 나, 다, 라, 마, 바)를 한 사람당 한 글자에 대하여 60회를 써서, 총 2520개의 데이터를 수집하였다

2.2. CNN 구조

Lecun et al.은 손으로 적은 숫자인식을 위하여 CNN을 처음 적용하였다[8]. 이는 기존의 신경망

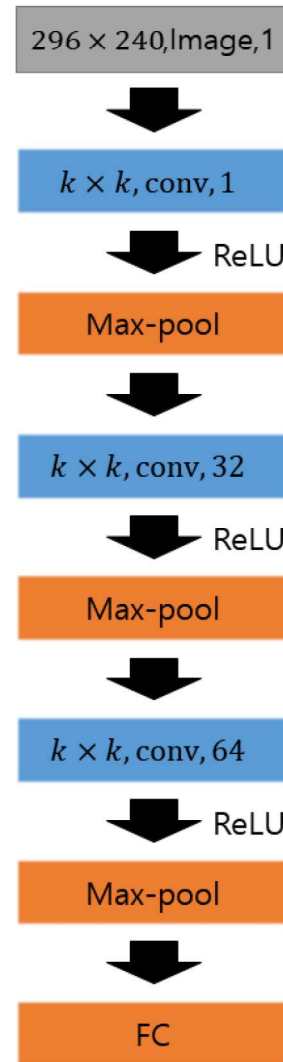


그림 2. 필적감정 CNN

에 convolution과 pooling을 추가한 구조이다. 이 중에서 convolution과 pooling layer는 특징추출의 역할을 한다. Convolution layer에서는 $k \times k$ 의 크기를 갖는 커널을 이전 layer의 n개의 feature map과 함께 convolution한다. 그 뒤에 pooling을 통해 앞선 layer의 결과를 downsampling하여 특징을 추출한다.

본 논문은 기존의 CNN을 활용해서 실험을 진행하였다. overfitting을 억제하고자 drop out을 적용하였고 활성화 함수로 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용하였다 [9].

커널의 사이즈는 다양하게 설정하고 총 3번의 convolution layer와 마지막에 fully connected layer를 추가하였다.

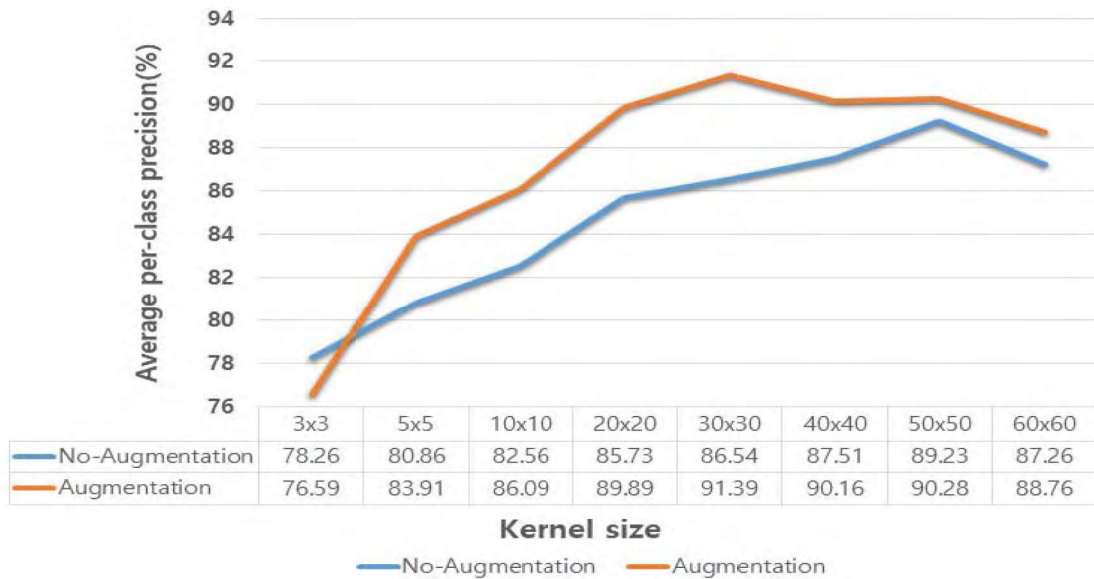


그림 3. 커널 크기별 Average per-class precision

2.3. CNN 학습

데이터의 양과 질은 CNN모델에 많은 영향을 주기 때문에 데이터의 양과 다양성을 개선 할 수 있는 data augmentation은 성능향상을 위해 매우 중요하다.

본 논문에서는 data augmentation을 위해서 원본 필적영상에 회전과 이동 변환을 적용하여 새로운 영상을 생성하였다. 선대칭 변환(fliping)은 기존의 영상에 대한 인식 문제에 널리 사용되었으나, 한글에 없는 문자를 만들기 때문에 진행하지 않았고, 크기 변환은 사람을 구분 짓는 필체의 고유요소이기 때문에 적용하지 않았다. 한 원본 영상당 $-20^{\circ} \sim 20^{\circ}$ 범위의 회전과 42pixel 이내의 이동에 대하여 랜덤하게 변환된 영상을 생성하여 총 2520개의 영상을 더 생성하였다.

원본 영상을 이용한 실험에서는 2520개의 영상을 2205개의 학습 데이터, 315개의 시험 데이터로 나누었고, 학습 과정에서는 11개의 영상으로 이루어진 200개의 batch를 만들어 실험하였다. Augmentation 데이터를 포함한 데이터에 대한 실험에서는 시험 데이터를 포함하지 않는 4410개의 학습 데이터를 사용하여 학습하였고, 11개의 영상으로 이루어진 400개의 batch를 만들어 학습하였다. 0.00001의 learning rate로 ADAM optimizer를 사용하였고 [10], 실험을 통하여 최적

의 epoch을 선정하였으며, 다양한 커널 크기에 대하여 실험하였다.

IV. 실험결과 및 결론

Overfitting이 일어나지 않는 최적의 epoch을 찾아 실험을 진행하였으며, 커널 크기에 따라 성능의 차이를 보기 위해 $3 \times 3, 5 \times 5, 10 \times 10, 20 \times 20, 30 \times 30, 40 \times 40, 50 \times 50, 60 \times 60$ 의 다양한 커널에 대하여 실험하고 average per-class precision을 그림 3에 표와 그래프로 나타내었다. 그리고 data augmentation이 주는 성능 개선을 보여주기 위해 data augmentation의 average per-class precision을 함께 표시하였다.

결과적으로, data augmentation을 하였을 때에는 30×30 , 하지 않았을 때에는 50×50 크기의 커널이 가장 좋은 성능을 보였으며, 각각 91.39%, 89.23%의 average per-class precision에 해당된다. 또한, 제안된 data augmentation은 평균적으로 2.8%의 성능 향상을 가져옴을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] 김재성, 이새움, “생체신호를 이용한 텔레바이오인식기술 동향 및 전망,” 정보보호

- 학회지, 제 26권, 제 4호, 2016.
- [2] S. Cha, "Use of Distance Measures in Handwriting Analysis," Doctoral thesis, State University of New York at Buffalo, p. 231, USA, 2001.
- [3] A. Bensefia, T. Paquet, and L. Heutte, "Handwriting analysis for writer verification," in Proc. 9th Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, pp. 196 - 201, 2004.
- [4] W. Yang, L. Jin, M. Liu, "Character-level Chinese Writer Identification using Path Signature Feature, DropStroke and Deep CNN", in ICDAR, 2015.
- [5] H. Khalajzadeh, M. Mansouri, M. Teshnehlab, "Persian Signature Verification using Convolutional Neural Networks," International Journal of Engineering Research and Technology, 2012.
- [6] 행정안전부 국립과학수사연구원, "국과수 감정처리 현황" 출처 = "http://index.go.kr/potal/stts/idxMain/selectPoSttsIdxMainPrint.do?idx_cd=2846&board_cd=INDX_001"
- [7] 한국과학기술정보연구원, "국내 생체인식 시장규모", 중기이코노미, 출처 = "<http://www.junggi.co.kr/mobile/view.html?no=12281&prevPagenam=view.html&aCode=>"
- [8] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," in Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.
- [9] V. Nair, G. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines", in ICML 2010
- [10] D. Kingma, J. Lei Ba, "ADAM: A method for stochastic optimization", in ICLR 2015