

객체 검출과 한글 손글씨 인식 알고리즘을 이용한 차량 번호판 문자 추출 알고리즘*

나민원** · 최하나*** · 박윤영**

Vehicle License Plate Text Recognition Algorithm Using Object Detection and Handwritten Hangeul Recognition Algorithm*

Min Won Na** · Ha Na Choi*** · Yun Young Park**

■ Abstract ■

Recently, with the development of IT technology, unmanned systems are being introduced in many industrial fields, and one of the most important factors for introducing unmanned systems in the automobile field is vehicle licence plate recognition(VLPR). The existing VLPR algorithms are configured to use image processing for a specific type of license plate to divide individual areas of a character within the plate to recognize each character. However, as the number of Korean vehicle license plates increases, the law is amended, there are old-fashioned license plates, new license plates, and different types of plates are used for each type of vehicle. Therefore, it is necessary to update the VLPR system every time, which incurs costs. In this paper, we use an object detection algorithm to detect character regardless of the format of the vehicle license plate, and apply a handwritten Hangeul recognition(HHR) algorithm to enhance the recognition accuracy of a single Hangeul character, which is called a Hangeul unit. Since Hangeul unit is recognized by combining initial consonant, medial vowel and final consonant, so it is possible to use other Hangeul units in addition to the 40 Hangeul units used for the Korean vehicle license plate.

Keyword : Vehicle License Plate Recognition(VLPR), Optical Character Recognition(OCR), Object Detection, Faster R-CNN, Handwritten Hangeul Recognition(HHR)

Submitted : September 3, 2021

1st Revision : December 12, 2021

Accepted : December 17, 2021

* 이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 국가수리과학연구소의 지원을 받아 수행된 연구임 (NIMS-B21810000)

** 국가수리과학연구소 산업수학혁신팀(광고) 박사후연구원

*** 국가수리과학연구소 산업수학혁신팀(광고) 박사후연구원, 교신저자

1. 서 론

광학 문자 인식(Optical character recognition, OCR)은 이미지에서 문자 위치를 찾고, 어떤 문자인지 알아내는 기술이다. 최근 네이버 클로바에서 OCR 서비스를 오픈했으며, Gateway API를 통해 이용이 가능하다. 구글도 클라우드를 이용하여 이미지에서 문자를 감지하고 추출하는 서비스를 제공하고 있다.

OCR 기술은 해외에서 먼저 연구가 시작되었기 때문에 영어 인식 위주로 개발이 되어 한글 인식이 떨어지는 단점이 있었다. 그러나 최근에는 컴퓨터의 처리 능력이 향상되어 OCR에 딥러닝 기술을 추가함으로써 한글 인식을 높이고 있다. 네이버 클로바 OCR 역시 BiLSTM 기술을 접목하여 한글 인식을 향상시키고 있다(Baek et al., 2019; Chng et al., 2019).

딥러닝 모델인 LSTM은 문맥을 이해하는 모델로 알려져 있다. 특히, BiLSTM은 앞뒤 문맥을 파악하여 인식이 잘못된 한글이더라도 문맥을 통해 오류를 개선할 수 있기 때문에 한글 인식이 높아질 수 있는 것이다. 이것은 앞뒤 문맥을 파악할 수 없는 단일 한글일 경우 인식이 낮을 수 있다는 것을 의미한다.

단일 한글이 사용되는 대표적인 예는 숫자와 단일 한글로 구성되는 차량 번호판이다. 구글이나 네이버 OCR로 번호판을 인식할 경우 한글 인식이 떨어지거나 이미지에서 문자가 아닌 부분을 문자로 인식하는 문제점을 가지고 있다.



「1234568」

[그림 1] 구글 OCR이 한글을 인식하지 못하는 예제

차량 번호판 검출 및 인식과 관련한 여러 연구 논문은 차량 이미지에서 번호판의 위치를 찾고, 번호판의 특징을 이용하여 문자를 인식하는 방법으로 실행

하는 경우가 많다. 최근에는 이러한 방법에 딥러닝을 적용한 번호판 인식과 검출에 대한 연구도 속속 등장하고 있다(김정환 외, 2019; 유호찬, 2020; 최승환 외, 2020).

그러나 이미지에서 차량 번호판 위치를 찾는 것은 딥러닝 기술인 객체 검출(Object detection) 알고리즘을 이용하면 어렵지 않게 해결할 수 있다. 따라서 본 논문은 차량 통행 관계 시스템을 입출차하는 차량에서 번호판 부분을 검출한 이미지만 사용한다. 한국의 차량 번호판은 경기, 강원, 제주와 같이 지역명이 들어가 있는 경우가 있으나 본 논문에서는 단일 한글에 대한 OCR 성능을 보기 위한 것이므로 숫자와 단일 한글로 구성된 차량 이미지를 사용하였다.

차량 번호판 이미지에서 문자를 추출하기 위하여 객체 검출 알고리즘 중 하나인 Faster R-CNN 알고리즘과 한글 손글씨 인식 알고리즘을 병합한 알고리즘을 구성하였다. 구성한 알고리즘은 네이버 OCR과 정확도를 비교한다.

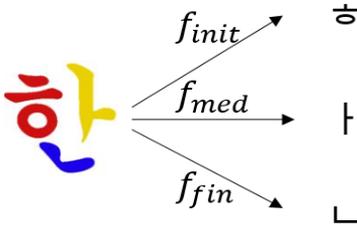
2. 관련 연구

2.1 객체 검출 알고리즘

객체 검출(Object detection)은 컴퓨터 비전과 영상 처리에서 주요하게 다루는 기술로 이미지나 영상 속에서 물체의 위치를 찾고(Localization) 그 물체의 라벨을 분류(Classification)하는 기술을 말한다.

객체 검출 알고리즘은 크게 One-stage Detector와 Two-stage Detector로 나눌 수 있다. One-stage Detector는 Localization과 Classification을 동시에 수행하는 알고리즘으로 YOLO(Redmon et al., 2016)와 SSD(Liu et al., 2016)가 대표적이다. 반면 Two-stage Detector는 Localization과 Classification을 순차적으로 수행한다. 대표적인 모델로 R-CNN(Girshick et al., 2014), Fast R-CNN(Girshick, 2015), Faster R-CNN(Ren et al., 2017)이 있다. Two-stage Detector는 One-stage Detector에 비해 상대적으로 느리지만, Localization과 Classification의 정확도가

우리는 2020년에 H. Choi가 발표한 박사 학위논문(Choi, 2020)에서 제한한 한글 손글씨 인식 알고리즘 이용하여 차량 번호판에 있는 한글을 인식하였다. 해당 논문에서는 단일 한글을 초성, 중성, 종성 세 개의 모듈로 병렬 구성하여 각각 인식하였다. 이 알고리즘은 조합 가능한 11,172개 클래스를 초성 19개, 중성 21개, 종성 28개로 나누어 인식하게 함으로써 한글 한 음절의 인식률을 개선시켰다.



[그림 5] 한글 손글씨 인식 알고리즘

따라서 본 논문에서는 객체 검출 알고리즘과 한글 손글씨 인식 알고리즘을 병합하여 문맥을 파악할 수 없는 단일 한글에 대한 인식률을 높이고자 하였다.

3. 알고리즘 구성 및 학습

3.1 알고리즘 구성

객체 검출 알고리즘에 [그림 6]의 (가)와 같은 차량 번호판 이미지가 입력값으로 들어가게 되면 [그림 6]의 (나)와 같이 숫자는 초록색 박스, 한글은 파란색 박스로 표시되고, 각 박스에 해당하는 label이 출력되도록 구성하였다. 객체 검출 알고리즘의 label은 “zero, one, two,..., nine” 숫자 10개와 “hangul”로 총 11개이다.

객체 검출 알고리즘에서 “hangul”로 출력된 파란색 후보영역은 한글 손글씨 인식 알고리즘의 입력값으로 사용된다. 입력된 한글은 초성 19개, 중성 21개, 종성 28개로 나누어 label을 분류한 후 조합하여 한글을 인식한다.



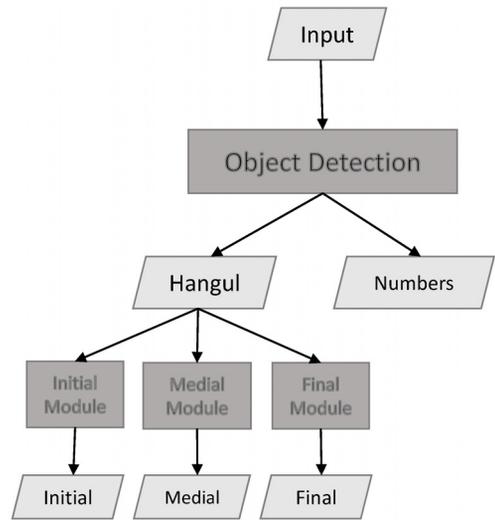
(가) 입력 이미지



‘one’, ‘two’, ‘three’, ‘hangul’, ‘four’, ‘five’, ‘six’, ‘eight’

(나) 객체 검출 알고리즘 출력 이미지

[그림 6] 객체 검출 알고리즘



[그림 7] 알고리즘 개요

3.2 학습 데이터

객체 검출 알고리즘 학습에 사용한 데이터는 시스템 소프트웨어 개발 및 공급을 하는 스타트업 기업인 ㈜디파인에서 제공해 준 데이터-차량 번호판은 개인정보 유출의 우려가 있어 삭제-이다. ㈜디파인은 [그림 8]의 (가)과 같이 제주 서귀포시 서흥동 주차장을 입출차 하는 차량의 이미지 4,800장을 제공하였다. 그 중 비오는 날과 야간에 촬영된 이미지를 포함한 398장 이미지에서 [그림 8]의 (나)와 같이 차량 번호판 부분만을 추출하여 학습에 이용하였다.



(가) 기업에서 제공한 입출차 사진 예



(가) 배경 이미지 예



(나) 차량 번호판 부분만 추출

[그림 8] 객체 검출 알고리즘 학습에 이용한 이미지

한국 번호판에 사용하는 단일 한글은 총 40개이다. 학습 및 테스트 데이터 구성 시 40개 한글 중 택시와 택배 차량에서 사용하는 ‘바’, ‘사’, ‘아’, ‘자’, ‘배’ 5글자를 제외한 모든 한글이 포함되도록 하였다.

한글 손글씨 인식 알고리즘 학습에 이용한 데이터는 파이썬 Opencv와 Pillow 패키지로 생성하였다. [그림 8]의 (나)와 같이 차량 번호판을 추출하게 되면 문자를 제외한 배경은 차량 색상, 날씨, 빛의 정도에 따라 다양하게 변할 수 있기 때문에 흰색 배경이 아닌 [그림 9]의 (가)와 같이 다양한 배경 이미지를 사용하였다.

차량 번호판에서 사용하는 한글의 경우 글꼴이 외부에 공개되어 있지 않기 때문에 유사한 7가지 글꼴(malgun, gulim, batang, HMKMRHD, H2HDRM, H2MKPB, H2SA1M)을 이용하여 크기와 색에 변형을 주었다. 차량 번호판 이미지의 특징은 입출차 시 촬영 각도에 따라 번호판이 회전되기 때문에 [그림 9]의 (나)와 같이 글자를 여러 각도로 아핀 변환(Affine Transformation)하여 다양한 배경과 글자를 학습시켰다.



(나) 아핀 변환한 글자 예

[그림 9] 한글 손글씨 인식 알고리즘 학습 데이터 생성

이때 학습에 사용한 한글 글자 수는 11,172개의 한글 중 랜덤하게 60,000개를 추출하여 구성하였다.

3.3 학습 환경

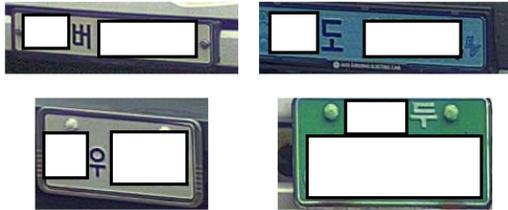
본 논문에서 제안한 알고리즘은 다음과 같은 시스템 사양에서 학습하였다.

- Intel Xeon Cpu E5-2046(v5)
- NVIDIA TITAN V
- Python 3.6
- Tensorflow 1.15.0
- Opencv 4.2.0.32
- Pillow 7.0.0

4. 실험 결과

4.1 테스트 데이터

테스트 데이터는 학습 데이터와 마찬가지로 (주) 파인에서 제공한 데이터 중 학습에 포함되지 않은 50장의 이미지를 사용하였고, 단일 한글 총 40개 중 35개를 모두 포함하고 있다. 테스트 데이터 이미지는 2019년 개정이 적용되기 전 번호판으로 [그림 10]의 좌측 상단과 같은 번호판 41개, 우측 상단 4개, 좌측 하단 4개, 우측 하단 1개가 포함되어 있다.



[그림 10] 테스트 데이터 예

그러나 2019년 단일 글자 앞에 세 자리 숫자로 구성된 번호판은 학습과 테스트에 사용하지 않았다. 객체 검출 알고리즘은 번호판의 구조(숫자 2자리+단일 한글+숫자 4자리)를 학습하는 것이 아니라 문자를 학습하고 후보영역을 표시하기 때문에 본 논문에서 구성한 알고리즘은 단일 한글 앞에 두 자리이든 세 자리이든 후보영역을 표시하는 것이 가능하다. 따라서 번호판이 개정되더라도 별도의 학습 없이 번호판의 문자를 인식하여 추출하는 것이 가능하다.

4.2 정확도 비교

본 논문에서 구성한 알고리즘과 한글 OCR에서 우수한 성능을 보이는 네이버 OCR과 비교하였다. 네이버 OCR에 사용된 알고리즘은 국제경진대회 'ICDAR Robust Reading Competition'에서 한국어를 포함한 7개의 문자 영역 검출 부분과 문서 분류 부분에서 1위를 차지할 정도로 높은 성과를 기록하며 기술력이 입증됐다. 네이버 OCR은 [그림 10]과 같은

이미지가 입력값으로 들어가게 되면 이미지에 포함된 문자를 출력한다. 따라서 여기서 정의하는 “정답을 맞췄다”는 것은 정답 이미지의 번호판 구조 즉, “숫자 2자리+단일한글+숫자 4자리”를 맞춘 것을 의미한다.

정답 이미지와 다른 숫자나 문자로 출력된 경우, 출력된 값의 순서가 틀린 경우, “숫자 2자리+단일한글+숫자 4자리” 이외의 다른 숫자나 문자가 출력되는 경우는 오답으로 간주하였다.

본 논문에서 구성한 알고리즘과 네이버 OCR의 정확도를 비교하는 방법은 다음의 두 가지이다.

(1) 한글만 맞춘 정확도

$$\frac{\text{맞춘 한글수}}{\text{테스트 데이터 이미지수}}$$

(2) 정답 이미지와 일치하는 정확도

$$\frac{\text{정답수}}{\text{테스트 데이터 이미지수}}$$

이렇게 정의하였을 때 본 논문에서 제시한 알고리즘(Faster R-CNN+Handwritten Hangul, FRHH)과 네이버 OCR을 비교하면 다음과 같다.

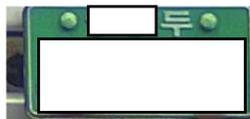
| | FRHH | 네이버 |
|-----|-------|-------|
| (1) | 49/50 | 48/50 |
| (2) | 48/50 | 38/50 |

본 논문에서 제시한 객체 검출과 한글 손글씨 인식 알고리즘을 병합한 모델의 경우 다음의 두 가지 경우에서 오답을 출력하였다.



[, , '부', , ,]
False

(가) 한글은 맞췄으나 자릿수가 틀린 경우



['six', 'nine', 'five', 'nine', 'zero', '부', 'six']
False

(나) 한글과 순서가 틀린 경우

[그림 11] 객체 검출과 한글 손글씨 인식 알고리즘을 병합한 알고리즘의 오답

[그림 11]의 (가)는 한글은 맞췄지만 숫자 5에 붙은 이물질로 인해서 인식하지 못한 것으로 보이고, [그림 11]의 (나)는 출력된 숫자를 조합하면 정답 이미지의 번호판이 되지만 출력 순서와 한글이 틀려 오답으로 출력되었다.

네이버 OCR의 경우 [그림 11]의 (가)는 맞췄지만 [그림 11]의 (나)는 “숫자 2자리+단일 한글”을 맞추고, 숫자 4자리를 출력하지 못해 오답으로 출력되었다.

네이버 OCR은 [그림 12]의 (a)와 같이 한글을 숫자로 인식하여 오답으로 출력된 경우가 두 가지 있었다.



667
False



974
False

(가)한글을 숫자로 인식하여 틀린 경우



99두
False



0781 -
False



103바
False



67706
False

(나) 오답 예시

[그림 12] 네이버 OCR 오답 예

네이버 OCR은 [그림 12]의 (나)와 같이 번호판 자릿수를 틀린 경우가 많았다. 이것은 이미지에서 문자가 아닌 부분을 문자로 인식하면서 생긴 문제로 보인다. 특히, 우측 상단과 같이 숫자가 아닌 특수문자(“-”나 “+”)로 출력하는 경우도 있었는데 번호판 배경에 음각이 들어가거나 이미지 각도에 따라 볼트를 문자로 인식하여 생기는 문제로 보인다.

5. 결 론

본 논문에서 제시한 객체 검출과 한글 손글씨 인식 알고리즘을 병합한 알고리즘은 적은 학습 데이터로 학습하였으나 네이버 OCR보다 문자 출력 성능이 뛰어난 것을 볼 수 있다.

객체 검출 알고리즘은 400개가 되지 않는 적은 이미지로 학습시켜 높은 성능을 보였기 때문에 학습 이미지를 늘린다면 정확도가 향상될 것으로 보이고, 한글 손글씨 인식 알고리즘은 지역 이름이 포함된 학습 데이터를 생성하여 학습시킨다면 택시나 화물 차량에 들어가는 지역명을 출력할 수 있을 것으로 기대한다.



KOR123가4568

[그림 13] 네이버 OCR이 차량 번호판 문자 이외에 “KOR”까지 출력한 모습

차량 번호판 문자 추출에 있어서 네이버 OCR의 경우 다양한 문자 학습으로 인해 [그림 13]과 같이 번호판 문자 이외에 이미지에 포함된 영어, 볼트, 음각 등을 추출하는 단점이 있다.



['one', 'two', 'three', '가', 'four', 'five', 'six', 'eight']
123가4568

[그림 14] 객체 검출과 한글 손글씨 인식 알고리즘을 병합한 모델의 출력 결과

그러나 본 논문에서 제시한 알고리즘은 숫자와 한글만을 학습하도록 구성되어 있기 때문에 네이버 OCR의 단점을 보완할 수 있다. 또한 [그림 14]와 같이 학습데이터에 없는 “숫자 3자리+단일한글+숫자 4자리”와 같이 다른 형식의 차량 번호판의 문자도

검출할 수 있다. 그렇기 때문에 시간이 지나 번호판의 구조가 바뀌어도 차량 번호판 인식 기기 교체나 소프트웨어 업데이트 없이 그대로 사용할 수 있어 유지비용을 줄일 수 있다.

따라서 본 논문에서 제시한 알고리즘은 주차장 입·출차 시에 사용되는 차량 번호 인식률을 높이고, 현재 사용되고 있는 차량 번호 인식 카메라의 높은 설치비용을 줄이는 대안이 될 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

- 김정환, 임준홍, “딥러닝을 이용한 번호판 검출과 인식 알고리즘”, *IKEEE*, 제23권, 제2호, 2019, 642-651.
- 윤찬호, “신경망 영상인식을 이용한 인가/비인가 차량 인식 시스템 연구”, *한국전자통신학회*, 제15권, 제2호, 2020, 299-306.
- 최승환, 한미경, “어텐션 적용 YOLOv4를 사용한 차량 번호판 검출 정확도 평가”, *한국통신학회지*, 제2020호, 제11호, 2020, 340-341.
- Baek, Y., B. Lee, D. Han, S. Yun, and H. Lee, “Character region awareness for text detection”, in *CVPR*, 2019.
- Chng, C.K., Y. Liu, Y. Sun, C.C. Ng, C. Luo, Z. Ni, C. Fang, S. Zhang, J. Han, E. Ding, J. Liu, D. Karatzas, C.S. Chan, and L. Jin, “ICDAR2019 Robust Reading Challenge on Arbitrary-Shaped Text (RRC-ArT)”, <https://arxiv.org/abs/1909.07145>, 2019, Print.
- Choi, H., “Applications of Deep Convolutional Neural Networks: Enhanced Handwritten Hangul Recognition Model”, Diss, Sungkyunkwan Univ, 2020, Print.
- Girshick, R., “Fast R-CNN”, *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2015.
- Girshick, R., J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, “Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014.
- Liu, W., D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg, “Ssd: Single shot multibox detector”, *Computer Vision-ECCV*, Springer International Publishing, 2016 21-37.
- Redmon, J., S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You only look once: Unified, real-time object detection”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, 779-788.
- Ren, S., K. He, R. Girshick, and J. Sun, “Faster-r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.39, 2017, 1137-1149.

◆ About the Authors ◆



나 민 원 (mwna.math@gmail.com)

일본 Tohoku 대학교 정보과학연구과에서 정보과학(수학전공) 박사학위를 취득하였다. 현재 메쓰에이아이 AI 교육 기획팀 선임연구원으로 재직 중에 있으며, 주요 관심분야는 데이터의 수학적 분석, 수학적 방법론을 적용한 머신러닝, 딥러닝과 구직 및 재직자 전공에 맞는 인공지능 교육 및 교육 기획이다.



최 하 나 (hanachoi@nims.re.kr)

경기대학교 수학과(학사), 성균관대학교 수학과(석·박사)를 취득하고 현재 국가수리과학연구소 산업수학혁신팀(광고)에서 연구원으로 재직 중이다. 주요 연구분야는 행렬해석을 이용한 데이터 분석이며 특히 이미지처리, 자연어처리를 중심으로 연구하고 있다.



박 윤 영 (yypark@agilesoda.ai)

중앙대학교 수학과에서 응용수학 박사학위를 취득하였다. 국가수리과학연구소 산업수학혁신센터에서 박사후연구원으로 있었으며, 현재는 애자일소다 AI컨설팅팀 책임연구원으로 기업용 AI 솔루션 개발을 담당하고 있다. 주요 관심분야는 자연어처리(NLP), 한글 text analysis, 강화학습기반 초개인화 추천 등이다.