

심층 컨볼루션 신경망을 이용한 교통 표지판 인식 알고리즘 개발

정석우*¹⁾·이용희²⁾·정지원³⁾·심현철⁴⁾

한국과학기술원 항공우주공학과

Development of Traffic Sign Recognition Algorithm with Deep Convolutional Neural Network

Seokwoo Jung*¹⁾ · Unghui Lee²⁾ · Jiwon Jung³⁾ · Hyunchul Shim⁴⁾

¹⁻⁴⁾ Department of Aerospace Engineering, KAIST, 291 Daehak-ro, Yuseong-gu, Daejeon 34141, Korea

Abstract : ADAS(Advanced Driver Assistance Systems) 중 TSR(Traffic Sign Recognition)은 자동차 전방의 교통 표지판을 인식하여, 현재 주행 중인 도로의 상황 및 조건을 알려주는 시스템이다. 하지만, 국내의 교통 표지를 기준으로 개발된 경우는 드물고, 대부분 독일이나 미국 기준으로 개발된 경우가 대부분이다. 본 논문에서는 국내의 도로에서 직접 주행을 통해 얻은 데이터를 Deep Convolutional Neural Network의 일종인 LeNet-5을 수정하여 제작한 CNN 모델로 학습시켜 교통 표지판 인식 시스템을 설계하는 방법에 대해 설명한다. 또한, 실제 차량 플랫폼에 탑재하여 수행한 결과와 개선 방안에 대해 논의한다.

Key words : Traffic Sign Recognition(표지판 인식), Image processing(영상처리), Machine Learning(기계 학습), Convolutional Neural Network(합성곱 신경망), Autonomous Vehicle(자율주행자동차).

1. 서론

최근 Google, Tesla, Audi 등 해외 유명 자동차 기업에서 자율주행기술 개발이 활발히 이루어지고 있다. 기존의 차선 유지 지원 시스템(LKAS)과 같은 기초적인 수준에서 더 발전되어 정형화된 도로에서 주변 환경을 인지하여 주행할 수 있는 ADAS 기술을 상용화 하는 단계에 이르렀다. ADAS 기술 중 TSR(Traffic Sign Recognition)은 도로 상의 표지판을 인지하는 시스템으로써 Mobileye 社에서는 2008년도부터 속도제한 표지판 인식 시스템을 시작으로 개발을 지속해 오고 있다. 하지만, 국가마다 교통표지판의 기준 및 형태가 다르기 때

문에, 타 국가 데이터를 기준으로 개발된 TSR을 국내에 적용하기는 무리가 있다.

본 연구에서는 최근 영상 인식 분야에서 높은 정확도로 두각을 나타내고 있는 딥 러닝 아키텍처의 요소로 사용되고 있는 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network 이하 CNN)을 이용하여 대한민국의 교통 표지판을 인식 할 수 있는 시스템을 개발한다. CNN은 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)의 일종으로 2차원 입력 데이터를 분류하는 데 널리 사용되는 신경망 구조이다. 3x3이나 5x5와 같이 특정 사이즈를 가지는 커널을 정의하여 신경망을 학습하는 데 필요한 파라미터의 수를 획기적으로 줄일 뿐 만 아니라, 입력 영상에 대해서 다양한 Feature map을 생성하기 때문에, 영상 인식 분야에 적합한 성격을 가진다.

본 논문에서는 직접 얻은 영상을 기반으로 인식률이 높고 실시간으로 동작하는 표지판 인식 시스

*정석우, E-mail: swjung92@kaist.ac.kr

템 개발을 목적으로 한다.

2장에서는 알고리즘 개발 과정 및 시스템 구성 방법을 설명하고, 3장은 개발한 시스템을 테스트 한 결과를 평가한다. 마지막으로 4장에서는 시스템의 성능을 향상 시키기 위한 향후 계획에 대해 논의한다.

2. 표지판 인식 시스템 개발

본 장에서는 대한민국 교통 표지판 인식 알고리즘을 중점적으로 기술한다. 기본적으로 교통 표지판이 있을 것이라 예상되는 후보 영역을 검출 해 내는 Detect 알고리즘과 검출한 후보 영역을 분류 해 내는 Classification 알고리즘에 대해 설명한다.

2.1 표지판 후보 영역 추출

본 절에서는 입력 영상에 대하여 1차적으로 표지판이 있는 위치를 관심 영역(ROI)로 선정하는 방법에 대해 기술한다. 본 연구에서는 6 종류의 표지판에 대한 인식 시스템을 구성한다. 선정된 표지판 종류와 교통 표지 도안은 Fig. 1 과 같다.



Fig. 1 선정 된 교통표지판 종류 및 도안

표지판의 경우 일반적으로 붉은색, 파란색, 노랑색 등 눈에 띄기 싶도록 특유의 색상을 띄고 있다. 이를 이용하여, 입력 영상(RGB)을 HSV 색 공간으로 변환하여 선정된 표지판이 검출되는 범위를 Heuristic 하게 선정 하였다.¹⁾ Table 1은 각 표지판 별로 선정된 HSV threshold 값(하한 값,

상한 값)을 나타낸다. 속도제한표지판에 대해서는 최대 threshold 값이 150인 Canny edge detect 알고리즘을 적용한 뒤 Hough transform을 이용하여 원 형상을 검출하도록 하였다. 검출 알고리즘은 입력 영상에 대하여 순차적으로 검출하는 Cascade 구조로 설계하였다. 최종적으로, 앞의 색상 및 원형 정보를 기반으로 검출된 후보 영역들의 Contour의 형상 및 크기 정보를 이용하여 Contour의 면적이 100 픽셀 이하일 경우, 영역의 가로와 세로 비율이 2 이상이거나 0.5 이하인 영역 대해서는 배제하는 방식으로 최종 필터링을 거치게 된다.

Table 1 교통 표지판의 최대 및 최소, HSV threshold 값

표지판 종류	Min. threshold val.			Max. Threshold val.		
	H	S	V	H	S	V
정지	120	40	80	179	255	255
급커브	0	100	70	50	200	150
천천히	130	20	40	179	255	255
횡단보도	50	40	50	150	255	200
과속방지턱	0	60	50	20	255	255

2.2 표지판 이미지 분류

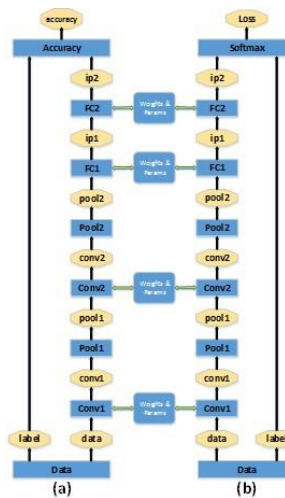


Fig. 2 LeNet-5 구조 (a) Validation (b) Training ²⁾

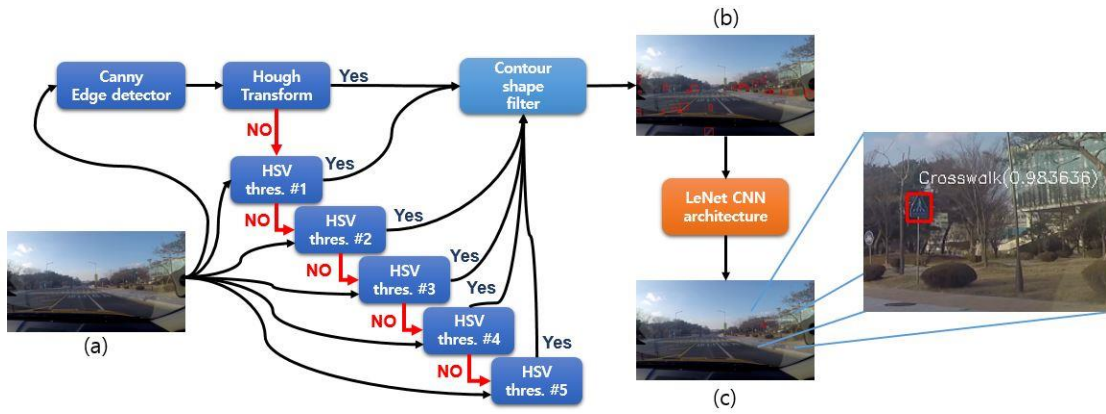


Fig. 3 TSR 시스템 흐름도 (a) 입력 영상 (b) 표지판 후보 영역 검출 결과
(c) False positive 제거 및 표지판 분류 결과

3. 실험

추출한 표지판 영역 후보들은 100x100[pixel] 크기로 변환되고 RGB 값 분포 중심이 0이 되도록 mean subtraction을 수행한 뒤 LeNet-5 CNN 모델의 입력으로 들어가게 된다. 그림 제시된 구조에서 2개의 Convolutional Layer는 5x5 커널이 stride 1인 구조로 입력 이미지의 마스크 연산을 수행하게 된다. Convolutional Layer 다음으로는 2x2 커널에 Stride 2인 구조로 마스크 연산(최대값 추출)을 수행하는 Pooling Layer를 배치하여 리샘플링 과정을 거치도록 하였다. 최종적으로 출력 노드는 8개로 구성되는데, 본 연구에서 인식하고자 하는 표지판 종류 클래스 6개 + 인식제외대상 표지판 클래스 1개 + False positive 클래스 1개로 구성하였다.

CNN을 학습 하기 위해서 제작한 데이터 셋은 자율주행차량³⁾(Eurecar) 내부 윈드실드 글라스(windshield glass)에 부착된 Gopro HERO 4 Black 카메라를 이용하여 촬영한 KAIST 캠퍼스 내 도로 주행 영상에서 추출하였다. Positive sample은 약 25000개, Negative sample은 약 78000개로, 약 1:3의 비율로 조합하였다. 소프트웨어 개발 환경은 Ubuntu 15.04 OS에 딥 러닝 오픈소스 프레임워크인 Caffe⁴⁾ 라이브러리와 C++ 환경에서 작성되었다. 학습에 사용된 컴퓨터는 i7-6820HK, TITAN X 그래픽카드를 장착하였고, Accuracy가 수렴할 때까지 약 4시간 가량 소요되었다.

개발한 표지판 인식 시스템의 성능을 평가하기 위하여 자율주행차량 플랫폼을 이용한 On-line 실험을 수행하였다. 본 논문에서 개발한 TSR 알고리즘은 GTX 980M 그래픽 카드가 탑재된 고성능 노트북에 이식하였는데, 표지판 영역 후보가 많이 검출되는 구간에는 약 12fps(frames per second)로, 대부분의 구간에서는 15~20fps로 작동함을 확인할 수 있었다. On-line 실험에서 얻은 주행 영상을 Off-line으로 처리하여 얻은 결과 중 횡단보도 표지판을 인식한 결과는 Fig. 3의 (C)에 나타났다. 주행 구간에는 본 논문에서 인식 대상으로 선정한 표지판 16개가 카메라 상에 나타나는데, 16개 모두 성공적으로 인식할 수 있었다.

4. 결론

단안 카메라 환경에서 딥 러닝을 이용하여 개발된 물체 인식 시스템의 경우 대부분 정확하지만, 느린 속도로 인해 실제 상황에 적용시키기 힘들다. 그 이유는 영상 내에서 인식하고자 하는 물체가 있을 위치를 추정하는 과정에서 오래 소요되기 때문이다. 본 논문에서는 표지판의 색상 및 형태 특징을 이용하여 빠른 Detection 알고리즘을 구현하였고, Detection 된 후보 영역을 LeNet-5 CNN 모델의 입력 데이터로 전달하여 높은 인식률을 가지는 인식 시스템을 구성하였다.

하지만, 각 프레임마다 인식 상황을 개별적으로

판단하기 때문에 간헐적으로 False Positive 인식 결과를 보이는 상황도 존재했다. 이 문제를 해결하기 위해서 인식된 영역 근처를 몇 프레임 간 추적하면서 Classification을 재 수행하는 방식의 Tracker를 설계할 예정이다. 또한, 현재 6개의 표지판에 대해서 정해진 구간 및 조도에서 얻은 데이터만을 이용하여 학습을 진행하였는데, 다양한 표지판 및 환경에 대해서도 데이터를 획득하여 학습을 재 수행 할 계획이다.

Acknowledgement

이 논문은 2016년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2010-0028680).

References

- 1) Soomok Lee, Myung-ok Shin, Seung-woo Seo, "Illumination Tolerant Traffic Sign Recognition Algorithm for Autonomous Vehicle", KSAE 2013 Annual Spring Conference, 1489-1491, 2013.
- 2) LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., and Haffner, P.. Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11), 2278-2324,1998
- 3) 이용희, 윤상열, 심인욱, 신승학, 최종원, 오지원, 심현철, 권인소, 최세범, "KAIST EureCar: 복잡한 도로 상황에서의 환경인식 및 충돌회피 가능한 무인자율주행차량 개발," 로봇과 인간 제 10권 2호, 2013년
- 4) Jia, Yangqing and Shelhamer, Evan and Donahue, Jeff and Karayev, Sergey and Long, Jonathan and Girshick, Ross and Guadarrama, Sergio and Darrell, Trevor, "Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding", arXiv preprint arXiv:1408.5093, 2014