

고정밀지도(HD-Map) 갱신을 위한 CNN 기반 도로교통안전표지판 분류 모델

박영국, 우영수, 정원민, 김상욱, 박호준, 한승수*
다이트론코리아, *명지대학교

yphk2001@daitron.co.kr, yswoo@daitron.co.kr, wmjung@daitron.co.kr, swkim@daitron.co.kr,
hjpark@daitron.co.kr, *shan@mju.ac.kr

CNN-based Road Traffic Safety Sign Classification Model for High-Definition map update

Young-Kook Park, Young-Su Woo, Won-Min Jung, Sang-Wook Kim, Ho-Jun Park,
Seung-Soo Han*
DaitronKorea, *Myongji Univ.

요 약

고정밀지도는 자율 차량에서 아주 중요한 의미를 가지고 있다. 자율자동차가 안전한 주행을 위해서는 센서들의 고장이나, 눈, 비, 안개, 일출, 일몰 등 환경적 제약이 발생하는 경우, 주변상황을 인지하기 위해 고정밀지도가 필수적이다. 중요한 데이터인 만큼 지도데이터 갱신 주기가 중요하다. 현재는 mobile mapping system(MMS)장비 또는 카메라 영상비전기술로 지도 갱신에 적용하고 있으며, 최근 인식 기술은 딥러닝 기술이 보편화 되고 있다. 딥러닝 기술이 적용이 활발해지면서 양질의 데이터셋과 데이터의 양이 더욱 더 중요해지고 있다. 본 논문에서는 오픈데이터셋이 아닌 한국형 데이터 116 종의 객체에 대한 데이터셋을 구축하고, 객체분류를 위해 Darknet-53 기반의 CNN 알고리즘을 적용 테스트를 진행하였다. 테스트를 위해 경기도 성남시 판교동 지역 일부를 테스트 베드로 선정하여, 다양한 환경적조건(일출, 일몰, 오전, 오후 등)의 영상으로 모델에 대한 성능 평가를 진행하였다.

I. 서 론

Automated driving system(ADS)에서 중요한 요소 중 하나인 차량에 내장되어 있는 고정밀 지도이다. 자율주행차량에 장착되어 있는 센서들이 주변 상황을 인지하지 못할 때 도로 및 시설물 공간정보를 포 함한 고정밀지도(HD-map)를 활용해야 한다[1,2]. 고정밀지도 객체 데이터 변화정보의 최신성을 유지하고 신속하게 갱신하기 위한 방법이 중요한 과제로 떠오르고 있다. 보통 고정밀지도 생성 및 갱신을 위해서는 light detection and ranging(LiDAR), global navigation satellite system(GNSS), inertial navigation system(INS)과 카메라센서들이 장착되어 있는 MMS 장비에 의존하고 있다. 하지만 장비가 수 억원에 다를 정도로 고가이기 때문에 지도 갱신 관련 기업들이 보유한 장비 대수가 그리 많지 않다. 또한 MMS 장비로부터 정보를 가공 정합, 공간객체 추출 및 변환 등의 작업 상당부분이 수작업으로 이루어지고 있다. 신속한 갱신을 위해서는 카메라 기반의 모바일 맵핑 기술로 많은 차량에서 도로 영상 정보를 취득하고, 고정밀지도(HD-map) 갱신을 자동화하는 국내외 기업들의 사례가 많아지고 있다. 이전 연구자들은 교통표지판, 로드마크, 신호등의 인식은 전통적으로 컴퓨터 비전 기반으로 연구개발을 진행해왔다. 사실 교통 표지판은 주변환경으로부터 쉽게 구분될 수 있게 설계되어 있지만, 컴퓨터 비전 알고리즘은 기상환경 즉, 날씨, 일몰, 일출 등의 환경조건에 따라 인식 성능들이 좌우되기 때문에 강건함이 떨어지는 문제점이 존재하고 있다. 컴퓨터 비전은 크게 3가지로 구분될 수 있다.

컬러를 기반으로 연산하는 방법(Color Thresholding, Region Growing, Color indexing, Dynamic Pixel Aggregation, CIECAM97 Model etc.), 형상기반으로 연산하는 방법(Hough Transformation, Similarity Detection, Distance Transform Matching, Edge Detection Features, Haar-Like Feature), 컬러와 형상을 동시에 연산하는 방법(color and shape based features)으로 연구가 진행되어 왔다[3].

최근에는 비전 기반 객체인식 시스템에 다양한 딥러닝 기술을 추가 적용하거나 순수 딥러닝 알고리즘으로 인식성능을 개선하는 연구가 활발 히 진행되고 있다.[3] 하지만 HD-map 은 높은 정확성이 필요하므로, 딥러닝 기술과 컴퓨터 비전기술이 혼합된 기술이 필요하다. 본 논문에서는 딥러닝 기술에 대한 분류 성능을 고도화하기 위해 오픈데이터셋이 아닌 한국형 도로교통 데이터셋을 구축하고, CNN 기반의 분류 모델을 생성하여 도로교통 표지판의 인식을 향상에 목적으로 하고 있다.



그림 1 객체 116 중 객체 선정된 표지판 이미지

II. 본론

본 논문에서는 Darknet-53 모델을 적용하여 116 종의 객체로 데이터셋을 구축하였다[4]. CNN 기반 분류 모델을 구축하기 위해서 가장 중요한 부분이 데이터셋이다. 기존 한국 연구자들은 대부분이 한국 데이터셋이 아닌 오픈데이터셋 기반으로 알고리즘 성능에 대한 평가위주로 연구를 진행하거나, 교통표지판 일부분만 선택해서 모델을 구성하는 정도가 대부분이다. 도로교통 환경 및 모양은 국가별로 다르기 때문에 현지 환경에 따라 데이터셋도 달라야 한다. 우리의 데이터셋은 고정밀지도 갱신을 위해 경찰청에 고시된 도로교통표지 일람표를 기준으로 116 종을 인식대상으로 선정하고 약 40,000km 를 4K 해상도로 촬영하여 서울시, 부산시, 4 차선 이상의 고속도로에서 영상데이터를 수집하였다 [5].

표 1 은 수집된 영상을 수동 및 반자동으로 라벨링된 객체 수를 보여주고 있다. 또한 분류에 대한 인식성능을 개선하기 위해 수집데이터에서 객체 데이터가 없거나 부족한 데이터는 표지판을 직접 제작하여 자율주행차 테스트를 위한 가상도시 K-CITY 에서 학습데이터를 추가 수집하였다. 또한 데이터 균형을 맞추기 위해 밝기, 대비, 이동 등의 영상처리기술로 약 150,000 개수로 up-sampling 하기 위해 data-augmentation 을 수행하였다 [6].

표 1 수집 영상데이터 라벨링 객체수

| 교통표지판 | 객체 라벨수 | 비율 |
|-------|---------|--------|
| 주의표지 | 177,069 | 21.25% |
| 규제표지 | 316,690 | 38.01% |
| 지시표지 | 339,347 | 40.73% |
| 합계 | 833,106 | 100% |

과접합을 방지하고자 K-폴드 교차검증기법을 사용하였고, 하이퍼파라미터 등을 조절, 파인튜닝을 진행하였다. 검증은 경기도 성남시 판교동 지역을 테스트 베드구역으로 선정하여 표 2 에서 보는 것처럼 정답지 데이터로 구성하여 성능 검증을 진행하였다. 성능평가 수행은 그림 2 순서로 테스트를 진행하였다. 표 3 은 검증 결과를 볼 수 있다. mAP 는 83%, recall 95%의 결과를 도출하였다.

표 2 Ground Truth 객체 수 및 비율

| 교통표지판 | 객체 라벨수 | 비율 |
|-------|--------|--------|
| 주의표지 | 634 | 14.43% |
| 규제표지 | 1,842 | 41.91% |
| 지시표지 | 1,919 | 43.66% |
| 합계 | 4,395 | 100% |



그림 2 분류모델 검증 수행 순서도



그림 3 교통표지판 인식 결과 사진

표 3 성능검증 결과

| Layer | mAP | Recall | Precision | F1-Score |
|------------|-----|--------|-----------|----------|
| Darknet-53 | 83% | 95% | 87% | 91% |

III. 결론

본 논문에서 적용된 네트워크는 Darknet-53 구조의 CNN 을 사용하여, 도로교통표지판 인식율을 검증하였다. 실제 주행영상으로 판교테스트 구간에서 확인한 결과 mAP 는 83%로 낮았지만, recall 과 precision 값에서 높은 지표를 보여줬다.

HD-map 에서 활용을 위해서는 좀 더 높은 성능의 mAP, recall, precision 수치 값이 중요하다고 판단된다.

향후 연구진행은 다양한 CNN 네트워크를 적용하여 인식성능 비교테스트 연구를 진행 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 국토교통부 국토교통과학기술진흥원의 국토공간정보 연구사업(과제명"자율주행 지원을 위한 도로변화 신속 탐지, 갱신기술 개발 및 실증", 과제번호: 21NSIP-B145070-04)의 연구비 지원으로 수행하였습니다.

참 고 문 헌

- [1] Ham, S.; Im, J.; Kim, M.; Cho, K. Construction and Verification of a High-Precision Base Map for an Autonomous Vehicle Monitoring System. ISPRS Int. J. Geo-Inf. 2019, 8, 501.
- [2] Ilci, V.; Toth, C. High Definition 3D Map Creation Using GNSS/IMU/LiDAR Sensor Integration to Support Autonomous Vehicle Navigation. Sensors 2020, 20, 899.
- [3] Wali, S.B.; Abdullah, M.A.; Hannan, M.A.; Hussain, A.; Samad, S.A.; Ker, P.J.; Mansor, M.B. Vision-Based Traffic Sign Detection and Recognition Systems: Current Trends and Challenges. Sensors 2019, 19, 2093.
- [4] Redmon, J.; Farhadi, A. YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv 2018, arXiv:1804.02767.
- [5] 도로교통공단 교통안전, 연구자료실 교통안전표지일람표(2014.07.02 개정) (<https://www.koroad.or.kr/>).
- [6] Fábio, P.;Cristina, V.; Sandra, A.; Eduardo, V. Data Augmentation for Skin Lesion Analysis. CARE 2018, CLIP 2018, OR 2.0 2018, ISIC 201818, Skin Image Analysis 2018, pp. 303-311.