

Faster R-CNN을 이용한 고속도로 통행량 및 속도 추정 구현

김정훈*, 최두현^o

Implementation of a Vehicle Traffic and Speed Estimation System Using Faster R-CNN

Jung-Hun Kim*, Doo-Hyun Choi^o

요 약

본 논문에서는 교통관제용 CCTV에서 획득한 영상에서 교통 상황 분석을 위해 차량의 통행량 및 통행 속도를 추정하는 방법을 제안하고 구현한다. 제안하는 방법은 딥러닝 객체 탐지 알고리즘인 Faster R-CNN을 통해 차량의 객체를 탐지하고 추적하여 1) 차종, 2) 차량 통행량, 3) 차량 통행 속도를 추정한다. 본 논문에서 제안한 시스템을 한국도로공사에서 제공하는 CCTV 영상에 적용하여, 평균 98.3%의 교통량 탐지 정확도와 93.8%의 통행 속도 정확도를 얻을 수 있었다.

Key Words : Deep learning, Object Detection, Vehicle Speed Estimation, Traffic Estimation, Traffic Situation Analysis

ABSTRACT

In this paper, a method to obtain the traffic volume and speed from road control CCTV is presented and implemented. The proposed method detects the vehicle objects and obtain vehicle types through the deep learning algorithm (Faster R-CNN) and uses a tracking algorithm to obtain vehicle traffic volume, and vehicle speed. Applying the proposed method to the CCTV installed on the expressway provided by Korea Expressway Corporation, 98.3% traffic detection accuracy and 93.8% traffic speed accuracy were obtained.

I. 서 론

국내·외 지능형 교통 시스템(ITS, Intelligent Transportation System)은 미래형 차량, 시설 관리 등의 분야에서 다양한 응용 시스템 형태로 개발되어 활용되어왔다. 국토해양부에서 수립한 「자동차·도로교통 분야 지능형교통체계(ITS) 계획 2020」에서는 적시적소의 교통정보제공을 위한 제공범위 확대와 안전한 도로교통을 구현하기 위한 실시간 모니터링체계 구축

을 주요 목표로 제시하였다. 교통정보 수집 기술은 정책 목표 달성을 위한 서비스 개발에 필수적 요소이다. ITS 기술에서 사용되는 검지기는 매설식/비매설식 혹은 접촉식/비접촉식으로 구분되어 각각 특징과 장점들을 갖고 있으나, 유지보수의 편리성, 운용비용 등의 요인으로 비접촉식/비매설식 센서가 각광을 받아왔다. ITS에서 사용 중인 도로 설치형 교통정보 수집 장비로는 영상식 또는 루프식 차량검지기(VDS; Vehicle Detection System), 영상 기반 차량번호 인식 장비

* First Author : School of Electronics Engineering, Kyungpook National University, hebo1221@knu.ac.kr, 학생회원

^o Corresponding Author : School of Electronics Engineering, Kyungpook National University, dhc@ee.knu.ac.kr, 정회원
논문번호 : 201904-054-D-RN, Received April 26, 2019; Revised June 7, 2019; Accepted June 26, 2019

(AVI; Automatic Vehicle Identification), 하이패스 단말기와 근거리 전용 통신을 이용한 DSRC (Dedicated Short Range Communication)가 주로 이용되고 있다^[1]. ITS 첫 도입 시점부터 꾸준히 카메라를 교통체계에 도입하고 있으나 아직 대부분의 현장에는 정확도, 신뢰성이 높은 루프식 차량 검지기를 사용하고 있다. 그러나, 루프식 차량검지기는 차종 분류가 어렵고 설치 시 차량흐름의 방해와 도로 파손으로 인한 유지 및 보수비용이 과다한 단점이 있다. 이에 반해 카메라를 이용한 방식은 상대적으로 유지보수 비용이 저렴하고 이미 설치된 장비를 활용할 수도 있다. 또한, 검지 영역 변경이 쉽고 다차로 검지가 가능하기 때문에 차량의 차종 분류와 주행 궤적 획득 등 여러 가지 장점이 있다.

영상 정보를 이용한 ITS 기술로는 광류(Optical flow) 기반 모션 추정을 이용한 차량 통행량 및 통행 속도 획득 방식^[2,3], 프레임 차이를 이용한 차량 검출 방식^[4], 스테레오 카메라를 이용한 차량 검출 방식^[5], 딥러닝을 이용한 차량 속도 추정^[6,7] 등이 있다. 본 논문에서는 차종 분류 및 탐지를 위해 최근 컴퓨터 비전 분야에서 높은 성능으로 주목받고 있는 딥러닝 기반 객체 탐지 알고리즘 중 하나인 Faster R-CNN^[8]을 사용하였고 차선의 길이를 이용하여 실시간으로 속도를 측정하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 차량을 검출하기 위한 알고리즘과 학습에 사용한 데이터 및 조건들을 정리하고 차량 통행량 및 통행 속도 측정방법을 소개한다. 3장에서는 검출 결과를 분석하고 성능을 평가한다. 4장에서는 본 논문에서 제안한 시스템 구성에 대한 결론을 내리고 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 제안하는 딥러닝 기반 통행량 및 차량 속도 추정

Faster R-CNN은 학습 과정을 통해 객체의 탐지와 분류를 동시에 할 수 있는 구조를 가지고 있다. Faster R-CNN의 구조는 영상의 특징을 추출하고 분류하기 위한 합성곱 계층(Convolutional layer) 부분과 후보 영역을 추출하는 Region proposal network로 나눌 수 있다. 입력 영상은 합성곱 계층을 통해 영상에 대한 특징이 추출된다. 추출된 특징은 Region proposal network를 통해 후보 영역으로 추출되고 RoI pooling과 Classifier, Bounding box regressor를 통해 최종적으로 객체로 검출된다.

Faster R-CNN의 Classifier 부분에는 다양한 모델을 사용할 수 있으며, 본 구현에서는 딥러닝에 관한 관심을 촉발시킨 AlexNet^[9] 모델을 사용하였다. 추후 성능이나 속도 면에서 추가적인 연구 결과를 활용할 필요가 있는 경우, 해당 모듈만 변경하면 되도록 구현하였다.

학습에 사용한 데이터 셋으로는 한국 도로공사에서 제공하는 고속도로 CCTV 영상과 권역별 교통정보로 제공되는 실시간 구간 속도를 사용하였다. 대한민국 자동차 관리법 제3조에 따라 1. 승용자동차, 2. 승합자동차, 3. 화물자동차, 4. 특수자동차, 5 이륜자동차로 차종이 분류된다. 이륜자동차와 특수자동차의 경우 실제 통행량은 극히 적거나 고속도로의 경우 통행이 금지되므로, 본 연구에서는 나머지 3종에 대해서만 분류하였다. 데이터 셋 label은 승용, 승합, 화물에 해당하는 3개의 클래스 car, van, truck으로 구성하였다.

표 1은 실험을 위해 구성한 데이터 셋을 보여주고 있다. 데이터 셋의 80%는 학습에 사용하였고 나머지 20%는 성능 평가를 위해 사용하였다. 그림 1은 구성된 데이터 셋에 대한 예시를 보여주고 있다.

차량 통행량 추정을 위해서 찾은 차량의 종류와 위치를 프레임마다 기록하고, 이전 프레임들에서 같은 객체를 찾아서 차량의 이동 경로를 추적한다. 차량의 추적 경로가 임계영역을 통과하면 차량이 지나갔다고 판단하고 통과한 차량의 대수를 측정한다. 위 방식을

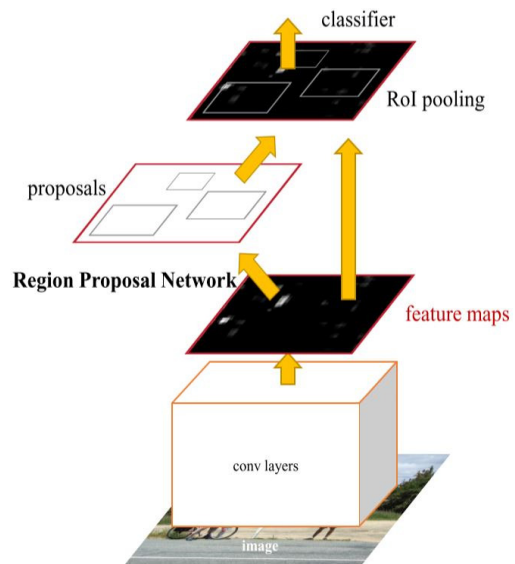


그림 1. Faster R-CNN 구조^[8]
Fig. 1. Structure of the Faster R-CNN^[8]

표 1. 실험에 사용된 학습 및 테스트 데이터 셋
Table 1. Learning and test dataset

CCTV	learning data(frame)	test data(frame)
동천 육교	776	194
동대구IC	435	108
광평교	756	189
대포천교	817	204
Total	2,784	695

통하여 설정한 구간 도로에서의 차량 통행량을 추정할 수 있다.

고속도로에서 차선의 길이는 10m로 규정되어 있다. 이를 사용하여 한 차선길이만큼의 구간을 지정하여 속도 측정구간을 설정한다. 차량이 구간을 탈출한 경우, 이전 프레임들을 역 추적하여 차량이 구간에 진입한 프레임을 찾는다. 차량이 구간에 진입한 프레임을 f_b , 구간을 탈출한 프레임을 f_c 이라고 하면 차량이 구간을 통과하는데 걸린 시간은 식 (1) 로 표현할 수 있다.

$$\text{speed} = \frac{\text{FPS}}{f_c - f_b} \times d_l \times C \quad (1)$$

여기서 FPS는 영상의 초당 프레임 수이며 d_l 는 차선의 실제 길이, C는 속도의 단위를 km/h로 나타내기 위한 상수이다. 식 (1) 을 이용하여 차량별 구간 속도의 평균을 구하여 도로의 차량 통행 속도를 계산할 수 있다.



그림 2. 도로별 CCTV 데이터 예시
Fig. 2. Example of highway CCTV data

III. 실험 결과

제안한 시스템의 성능 평가를 위해 고속도로 CCTV 영상을 해상도 640 x 480, 초당 15프레임 단위로 저장하여 사용하였다. 테스트를 진행한 하드웨어는 Intel 사의 i7-4770 CPU와 GTX Titan Xp GPU, 8GB RAM으로 구성된 시스템을 사용하였고, 초당 25 프레임의 처리속도를 보여주었다. 그림 3은 실험에 사용된 프로그램 화면의 예이다.

표 2는 테스트 셋의 차량 종류 식별 정확도에 관한 결과이다. 구현된 시스템으로 분류된 결과와 육안으로 관찰한 실제 차종을 비교하여 정상 분류된 확률을 구했다. 다양한 형태의 차량 영상을 학습한 결과 학습하지 않은 차량에 대해서도 효율적으로 분류할 수 있었고 97% 이상의 평균 정확도를 얻을 수 있었다. 분류 오류가 난 경우는 화면상의 차량의 크기가 지나치게 작거나 조명의 영향으로 오인식(false detection) 되는 경우였다.

표 3은 테스트 셋의 차량 통행량 정확도에 대하여 정리한 결과이다. Ground truth는 영상 내에 임계영역을 지난 차량의 대수이고 실험을 통해 검출된 통행량

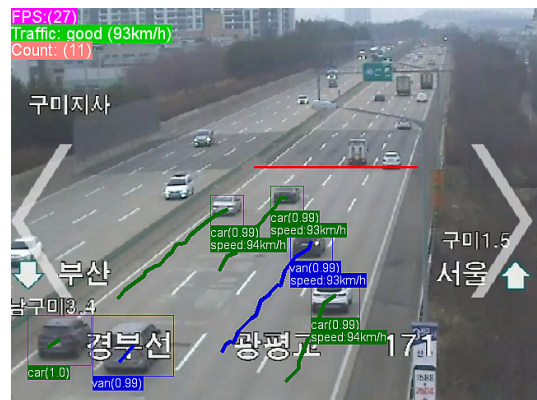


그림 3. 교통 상황 분석시스템 실행 화면
Fig. 3. Traffic Analysis System

표 2. 차종별 average precision
Table 2. Average precision by vehicle types

CCTV	Car	Van	Truck	Mean AP
동천육교	0.97	0.98	0.97	0.97
동대구IC	0.94	0.99	0.98	0.97
광평교	0.97	0.95	0.99	0.97
대포천교	0.95	0.96	0.98	0.96
Total				0.97

표 3. 차량 통행량 정확도
Table 3. Traffic accuracy

CCTV	Ground truth(차량)	Result(차량)	Accuracy(%)
동천 육교	62	61	98.4
동대구IC	33	34	96.9
광평교	45	44	97.7
대포천교	22	22	100
Total			98.3

결과와 육안으로 판정한 실제 통행량을 비교하여 정확도를 구하였다. 같은 차량을 중복으로 검출한 경우나 차량이 겹쳐 측정구간에서 검지 되지 못한 경우 미인식 및 오인식 되는 결과를 얻었다. 2017년 발표된 유사한 데이터셋을 사용하여 광류를 기반으로 통행량을 측정할 연구대비 7.75% 높은 정확도를 보여준다^[10].

그림 4는 임계영역에서의 중복검출, 미검출 사례이다. 미검출은 화질의 열화, 영상에서의 차량 크기의 감소로 인한 인식률의 저하가 영향을 미친 것으로 보인다. 중복검출의 경우는 Non-Maximum Suppression 과정에서 놓친 부분으로 향후 추가적인 연구에서는 영상 내 차량 크기의 감소에 따른 적절한 매개변수(parameter)의 조절이 필요할 것으로 보인다.

표 4는 테스트 셋의 차량 속도 정확도에 대해 분류



그림 4. 중복검출, 미검출 사례들
Fig. 4. Duplicated detection and non-detection cases

표 4. 도로의 구간 속도 정확도
Table 4. Speed accuracy

CCTV	Ground truth(km/h)	Result(km/h)	Accuracy(%)
동천 육교	96	101	94.8
동대구IC	93	98	94.6
광평교	88	94	93.2
대포천교	95	102	92.6
Total			93.8

한 결과이다. 권역별 교통정보로 제공되는 구간 속도 값과 구간 내 검출한 차량의 평균 속도 값을 비교하였다. 그 결과 총 4개의 영상에서 평균 93.8%의 정확도를 얻을 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 교통 상황 분석을 위해 차량 유형, 교통량 및 통행 속도를 구하는 방법을 제시하고 구현하였다. 구현된 시스템을 고속도로 CCTV 영상에 적용하여 98.3%의 통행량 정확도와 93.8%의 교통 속도 정확도를 얻었다. 기존에 설치된 고속도로의 CCTV를 활용하여 추가 영상 장비의 설치 없이 교통정보를 얻을 수 있었으며, 차량 인식 방법으로 딥러닝 객체 검지 알고리즘인 Faster R-CNN을 이용하여 기존 알고리즘보다 높은 성능을 획득하였다. 구현된 시스템은 차종 분류 범주가 많아지거나 요구 성능이 높아지는 경우 CNN 모델만 교체하여 성능을 개선할 수 있게 구현하여 확장성도 고려하였다. 향후, 오인식 및 미인식된 데이터를 더 학습하여 성능을 개선할 가능성도 있다고 판단된다. 추후에 다양한 형태의 도로와 기상 상황 및 주야간 도로에 범용성 있는 모니터링 시스템에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

References

- [1] S. C. Byeon, Y. W. Yun, and S. H. Kim, "ITS 검지체계 개선을 통한 국토 ITS 선진화 방안 연구," KICT, pp. 139-144, 2013.
- [2] P. H. Batavia, D. A. Pomerleau, and C. E. Thorpe, "Overtaking vehicle detection using implicit optical flow," *IEEE Conf. Intell. Transp. Syst.*, pp. 729-734, 1997.
- [3] A. Talukder and L. Matthies, "Real-time detection of moving objects from moving vehicles using dense stereo and optical flow," *IEEE/RSJ Int. Conf. IROS*, vol. 4, pp. 3718-3725, 2004.
- [4] M. Betke, E. Haritaoglu, and L. S. Davis, "Real-time multiple vehicle detection and tracking from a moving vehicle," *Mach. Vision and Appl.*, vol. 12, no. 2, pp. 69-83, 2000.
- [5] M. Bertozzi, A. Broggi, and S. Nichele, "Stereo vision-based vehicle detection," in

- Proc. IEEE Intell. Veh. Symp.*, pp. 39-44, 2000.
- [6] H. Tingting, "Traffic speed estimation from surveillance video data," *IEEE CVPR Wksp.*, pp. 161-165, 2018.
- [7] H. Shuai, K. Manika, and C. A. David, "Vehicle tracking and speed estimation from traffic videos," *IEEE CVPR Wksp.*, pp. 153-160, 2018.
- [8] R. Shaoqing, H. Kaiming, and G. Ross, "Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell.*, vol. 39, pp. 1137-1149, 2015.
- [9] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 25, pp. 1097-1105, 2012.
- [10] J. H. Kim and D. K. Shin, "Optical flow based vehicle counting and speed estimation in CCTV videos," *J. Broadcast Eng.*, vol. 22, no. 4, pp. 448-461, 2017.

김 정 훈 (Jung-Hun Kim)



2018년 2월 : 경북대학교 컴퓨터학부 졸업
2018년 2월~현재 : 경북대학교 전자공학과 석·박통합과정 재학
<관심분야> 딥러닝, 객체검지, AutoML

[ORCID:0000-0002-5418-6790]

최 두 현 (Doo-Hyun Choi)



1991년 2월 : 경북대학교 전자공학과 졸업
1993년 2월 : Postech 전자전기공학과 석사
1996년 8월 : Postech 전자전기공학과 박사
2003년 3월~현재 : 경북대학교 전자공학부 교수

<관심분야> 지능신호처리, 소프트웨어컴퓨팅
[ORCID:0000-0002-4950-8863]