

Semantic Segmentation 기반 실시간 교통 혼잡 판단 시스템

배민지¹⁰, 윤태준¹, 이소연², 김대영^{1*}

순천향대학교 컴퓨터소프트웨어공학과¹

순천향대학교 소프트웨어융합학과²

{pigi, 20214004, lsy8647, dyoung.kim}@sch.ac.kr

Semantic Segmentation based Intelligent System to Recognize Real-time Traffic Condition

Minji Bae¹⁰, Tae Jun Yoon¹, SoYeon Lee², Dae-Young Kim^{1*}

Dept. of Computer Software Engineering, Soonchunhyang University¹

Dept. of Software Convergence, Soonchunhyang University²

요약

자동차의 보급이 확대되면서 현대 사회에서 이로 인한 교통 혼잡도는 매년 증가하는 추세이다. 교통 혼잡을 감소시키기 위해 일부 도시에서 여러 기술 개발을 추진한 사례도 있지만, 교통 혼잡 비용은 여전히 줄어들지 않아 지속적인 도시사회 경제 발전에 저해 요소로 작용하고 있다. 따라서 본 논문에서는 실시간으로 교통 상황을 판단하고 교통 혼잡을 개선하기 위해 Semantic segmentation 기반 실시간 교통 혼잡 판단 시스템을 제안한다. 해당 시스템은 신호등에 부착된 CCTV에 Semantic segmentation 기술을 적용하여 실시간으로 촬영되는 영상의 화각 범위 내 도로 면적 대비 차량 면적의 비율을 통해 교통 혼잡 상황을 판단한다. 이를 통해 우리나라의 한정적인 국토 내의 기존 시스템을 이용하여 더욱 효율적인 교통 흐름 제어를 할 수 있을 것이라 기대한다.

I. 서론

현대 기술, 산업의 발전으로 자가용을 이용하는 인구수가 나날이 늘고 있다. 통계청에 따르면 우리나라의 자동차 등록 대수는 2011년 1,844만대 2015년 2,099만대 2020년 2,437만대로 매년 증가하고 있다[1]. 교통량의 전년 대비 2.7% 증가, 차량의 평균 속도 감소 직장·주거 거리 증가 등 다양한 요소들로 인한 교통 혼잡 또한 발생하고 있다. 국토교통부에서 추정한 국내 도로 교통 혼잡 비용은 2018년 67.76조 원이며 이는 매년 증가하는 추세를 보이고 있다[2].

교통 혼잡을 감소시키기 위해 지능형교통시스템(Intelligent Transport Systems)가 국내에 도입된 이후 20여 년 동안 다양한 교통정보 수집체계가 도입되어 왔다. 도입 초기 루프검지기에서 영상검지, 라이더, 근거리통신(DSRC) 등 다양한 수집체계의 변화에도 불구하고 수집된 데이터의 활용에서 실시간 교통 상황의 인지라는 목표는 거의 변화가 없었다[3].

기존 시스템 중의 하나로 미국 캘리포니아 주에서는 도로에 루프신호검출기를 매립하여 도로의 교통 상황을 감지한 뒤, 체증이 발생하는 방향의 신호주기를 길게 하고 한가한 방향의 신호주기를 짧게 함으로써 교차로에서의 교통체증을 완화시키고 있다. 하지만 이는 루프 신호검출기를 교차로의 전 차선에 매립하는 비용 및 교통 신호기를 교체하는 비용이 상당해 도로공사가 잦은 우리나라의 현실에는 맞지 않으며, 도로에 카메라를 설치하여 도로 상황을 판단하는 것이 가장 경제적이다[4].

따라서 본 논문에서는 Semantic segmentation 기반 실시간 교통 혼잡 판단 시스템을 제안한다. 신호등에 부착된 CCTV에 Semantic Segmentation 기술을 적용하여 실시간으로 촬영되는 영상의 화각 범위 내 도로 면적 대비 차량 면적의 비율을 통해 교통 혼잡 상황을 판단하는 절차를 기술하고 그 유용성을 예상한다.

II. 관련 연구

2.1 Semantic Segmentation

영상분할은 시맨틱 분할(Semantic Segmentation)과 인스턴스 분할(Instance Segmentation)이 있다. 시맨틱 분할은 개체를 분할하되 동일한 클래스에 속하는 개체들은 동일한 영역 또는 색으로 분할하는 것이고, 인스턴스 분할은 동일한 클래스 내의 개체라도 서로 다른 인스턴스로 분할하는 것이다[5]. 본 논문에서는 각각의 차량에 대해 대해 구분하지 않고 오직 도로 면적 대비 차량 면적의 비율을 통해 혼잡 상황임을 판단하기 위해 시맨틱 분할 방법을 기반으로 한다. 시맨틱 분할 방법은 CNN 기반의 VGGNet 네트워크를 이용하며, 후반의 클래스를 나누기 위한 fully connected layer를 1x1 convolution layer로 변경한 FCN의 등장으로 상용화가 되었다. 그 이후에 대칭적 구조의 U-Net, Pyramid Pooling Module으로 다양한 크기의 특징맵(feature map)을 사용하여 성능을 높인 PSPNet, 다양한 크기의 이미지를 이용한 ICNet[6] 등 많은 네트워크가 나오게 되었다[7].

2.2 ICNet(Image Cascade Network)

기존 시맨틱 분할 모델들은 inference 속도가 매우 느리기 때문에 실제 어플리케이션에 적용하기 힘들다는 한계점을 갖는다. 특히 정확도 측면에서 큰 발전이 있었던 PSPNet(Pyramid Scene Parsing Network)에서는 다양한 수용영역을 처리하기 위해 특징점을 다양한 크기의 풀링(Pooling)을 이용하여[8] 약 80% mIOU 성능을 보이지만, 고휘상도일수록 시간복잡도가 지수적으로 증가한다는 문제가 존재한다. PSPNet의 한계를 극복하기 위해 ICNet은 영상의 특징맵의 해상도를 다르게 하는 구조를 설계하

여 보다 정확한 영역 검출을 가능하게 한다[6, 9]. 저해상도 이미지에는 PSPNet을 적용하여 rich semantic information을 추출하고, 고해상도 이미지는 적은 컨볼루션 연산을 통해 학습한 정보를 CFF(Cascade Future Fusion with Cascade Label Guidance)를 통해 효율적으로 합쳐준다. 이를 통해 rich segmentation 정보를 학습하여 좋은 성능을 낼 뿐만 아니라 real time 수준으로 inference 속도를 향상시켰다.

III. 제안하는 시스템

3.1 제안하는 시스템 구조

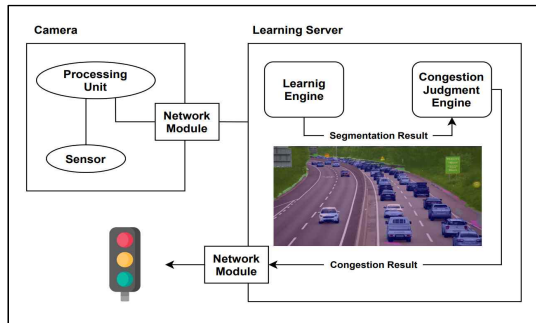


그림 1. 제안하는 시스템 구조

그림 1과 같이 CCTV는 센서(Sensor)를 이용하여 실시간으로 도로 상황 기록하고 처리 유닛(Processing Unit)을 통해 이미지로 구성한 후, 네트워크 모듈을 통해 학습 서버로 전달한다. 학습 서버(Learning Server)는 학습 엔진(Learning Engine)과 혼잡 판단 엔진(Congestion Judgement Engine)으로 구성되어 있다. 학습 엔진은 사전 학습된 이미지와 카메라 센서를 통해 입력된 이미지를 ICNet모델을 통해 비교하여 Segmentation하고 결과 값을 혼잡 판단 엔진으로 전달한다. 혼잡 판단 엔진은 학습 엔진에서 전달 받은 결과 값을 바탕으로 그림 2의 혼잡 상황 판단 알고리즘을 이용하여 카메라에서 전달 받은 이미지가 혼잡 상황인지 판단한다. 판단 결과에 따라 교통 신호를 제어함으로써 효율적으로 교통 흐름을 조절할 수 있도록 한다.

3.2 교통 혼잡 상황 판단 의사코드

```

01 : Function judgeCongestion()
02 :   THRD <- 0.8
03 :   road_RGB <- evaluate_RGB();
04 :   vehicle_RGB <- evaluate_RGB();
05 :   for i = 0 to width do
06 :     for j = 0 to height do
07 :       if (image[i][j] = road_RGB)
08 :         road_cnt <- road_cnt + 1
09 :       else if (image[i][j] = vehicle_RGB)
10 :         vehicle_cnt <- vehicle_cnt + 1
11 :       endif
12 :     endfor
13 :   endfor
14 :   if ( (road_cnt/road_cnt - vehicle_cnt/road_cnt) > THRD)
15 :     state <- Normal
16 :   else if ( (road_cnt/road_cnt - vehicle_cnt/road_cnt) < THRD)
17 :     state <- Congestion
18 :   endif

```

그림 2. 교통 혼잡 상황 판단 의사코드

먼저 도로 면적과 차량의 비율이 혼잡 상황이 되는 임계값을 0.8로 설정한다(line02). semantic segmentation 된 영상에서 도로 면적과 차량 면적의 픽셀값을 구하기 위해 각각의 class에 해당하는 RGB값을 구한다(line03~04). 그 후 이미지의 모든 픽셀의 RGB값과 해당 class에 해당하는 RGB값을 비교하여 도로 면적과 차량 면적의 픽셀값을 구한다(line05~13). 혼잡 상황임을 판단하기 위해 도로 면적의 픽셀값을

1로 설정하고, 해당 기준에 따라 차량 면적의 픽셀값을 조정한다. 최종적으로 (도로 면적의 픽셀 값 - 연산된 차량 면적의 픽셀 값)의 결과값과 임계값을 비교하여 교통 혼잡 상황을 판단한다. 결과값이 임계값보다 크면 혼잡 상황이 아니고 결과값이 임계값보다 작으면 혼잡 상황으로 판단한다(line14~18). 판단한 상태를 이용하여 교통 신호 제어와 같은 서비스를 제공한다.

IV. 결 론

해마다 자가용을 이용하는 인구수가 증가하면서 교통량이 증가함과 동시에 교통 혼잡 문제가 발생하고 있다. 이를 해결하기 위해 지능형교통시스템을 도입하고 다양한 방법으로 수집체계를 변화했지만, 데이터의 활용에서의 실시간 소통상황의 인지라는 목표에는 큰 변화가 없었다.

본 논문에서는 신호등에 부착된 CCTV를 통해 실시간으로 영상을 수집하고, 시맨틱 분할 모델 중 ICNet모델을 기반으로 교통 혼잡을 파악하는 시스템을 제안한다. 제안하는 교통 혼잡 상황 파악 알고리즘을 통해 도로 교통 상황이 혼잡임을 판단할 경우 교통 신호를 실시간으로 제어한다면 기존 시스템보다 교통 상황의 변화에 더 빠르고 신속하게 대응하는 교통 신호로 차량 혼잡도와 대기 시간을 대폭 줄일 수 있을 것이다. 더불어 대기 오염을 줄일 수 있을 뿐만 아니라 긴급차량을 위한 더 빠른 물류를 쉽게 할 수 있을 것이라 예상된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 전부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2021R1C1C1013133). 또한, 본 연구는 2021년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음(2021-0-01399).

참 고 문 헌

- [1] 국토교통부, “자동차등록대수현황-연도별”, 2021, (<https://bit.ly/3G5M14z>)
- [2] 한국교통연구원, “국가 교통정책 평가지표 연구사업-교통혼잡비용”, 2016, (<https://bit.ly/34kKI3D>)
- [3] 정희진. 합성곱 신경망 모델을 이용한 대전광역시 대덕대로 소통상황 예측, 대한교통학회 학술대회지, 65-65, 2019.
- [4] 정호진, 조민수, 김기범. CNN을 이용한 대기차량 카운팅 알고리즘 구조에 관한 연구, 한국생산제조학회지, 29(3), 176-181, 2020.
- [5] 조용현, 김승현. 심층학습의 인스턴스 분할을 이용한 시설작물 레이블링, 한국지능시스템학회 논문지, 31(4), 305-310, 2021.
- [6] Zhao Hengshuang, et al, “Icnet for real-time semantic segmentation on high-resolution images.”, In Proceeding of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 405-420, 2018
- [7] 이선우, 이동규, 기석철. 자율주차를 위한 딥러닝 기반 주차영역 및 충돌위험 영역 검출, 제어로봇시스템학회 논문지, 27(8), 565-571, 2021.
- [8] 박상용, 허용석. 다중 경로 특징점 융합 기반의 의미론적 영상 분할 기법, 한국통신학회 학술대회논문집, 89-91, 2019.
- [9] 조성진, 김은태. 이동 로봇의 주행가능 영역 검출을 위한 데이터셋, 정보 및 제어 논문집. 35-36, 2019.