

드론 영상 기반 딥러닝 알고리즘을 이용한 불법 주정차 번호 인식 기술

Illegal Parking Number Recognition Technology using Deep Learning Algorithm Based on Drone Image

이 근 상*

Lee, Geun Sang

요 지

최근 도시개발에 따른 불법 주정차 문제는 화재나 응급환자 발생시 교통 흐름을 방해하여 막대한 인명 및 재산피해를 가져오고 있다. 본 연구에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 드론 영상 기반의 딥러닝 알고리즘을 이용하여 불법 주정차 번호를 인식하는 연구를 수행하였다. 먼저 50,232개의 차량 번호 학습자료를 구축하였으며 Single Shot Multi-Detector 알고리즘을 이용하여 차량 및 번호판 영역을 식별하였다. 또한 데이터 확장 알고리즘을 이용하여 경사지거나 비틀어진 번호판을 정형화시켰으며, 최종적으로 앵커박스 생성 및 딥러닝 기반의 차량번호 인식기술을 개발하였다. 본 연구에서는 불법 주정차 단속 업무를 효과적으로 지원하기 위해 Visual Studio 2017 환경에서 C++와 C# 언어를 이용하여 차량번호를 자동으로 인식할 수 있는 프로그램도 개발하였으며, 자체 테스트한 차량번호 인식 정확도는 99.4%로 매우 높게 나타났다. 불법 주정차 번호 인식을 위해 전주시 6개 노선을 선정하였으며 드론을 통해 해상도별 영상자료를 구축하였다. 딥러닝 알고리즘을 이용하여 차량 인식 정확도를 평가한 결과 불법 주정차된 64대의 차량 중 62대를 인식하여 96.9%의 높은 인식률을 확보할 수 있었다. 다만 전체 훈련자료 중 약 1.6%로 상대적으로 훈련자료가 부족한 세자리 숫자 번호판이 위치한 노선에서는 차량을 인식하지 못하는 한계를 보였으며, 향후 연구에서는 많은 학습자료 구축을 통해 정확도를 향상시킬 계획이다.

핵심용어 : 딥러닝 알고리즘, 불법 주정차, 드론 영상, 합성곱 신경망

Abstract

Recently, the problem of illegal parking and stopping caused by urban development has caused enormous human and property damage by obstructing the traffic flow in case of fire or emergency patients. In this study, in order to improve this problem, a study was conducted to recognize illegal parking car numbers using a deep learning algorithm based on

drone images. First, 50,232 vehicle numbers of various types were constructed as learning data, and the vehicle and license plate areas were identified using the Single Shot Multi-Detector algorithm. In addition, we developed a data expansion algorithm that formalizes inclined or twisted license plates for optimal anchor box and deep learning algorithm application. And finally, an anchor box creation and deep learning-based vehicle number recognition technology were developed. In this study, a program that can automatically recognize vehicle numbers using C++ and C# languages in the Visual Studio 2017 environment was also developed to effectively support illegal parking and stopping enforcement work. In addition, the self-tested vehicle number recognition accuracy was very high at 99.4%. For the recognition of illegal parking and stop car numbers, six routes in Jeonju were selected as a representative. And image data by resolution were constructed through drone photography. As a result of analysis through a deep learning algorithm, 62 out of 64 illegally parked and stopped vehicles were recognized, ensuring a high accuracy of 96.9%. However, about 1.6% of the total training data showed a limitation in not being able to recognize vehicles on the route where the three-digit license plate was relatively insufficient. And in future studies, it is necessary to improve the accuracy by securing many learning materials.

Keywords : Deep Learning Algorithm, Illegal Parking and Stopping, Drone Image, Convolution Neural Network

1. 서 론

최근 지역 균형 발전 계획과 더불어 지자체에서도 신시가지 및 혁신도시 조성 사업이 지속적으로 추진되고 있다. 이러한 도시발전과 함께 증가하는 차량 수는 한정된 국내 도로 여건 및 주차 시설의 부족으로 인하여 다양한 형태의 불법 주정차 문제를 유발하고 있다.

불법 주정차는 교통 흐름을 방해하고 교통안전 사고를 증가시키며 생활도로를 잠식하는 등의 부작용을 낳고 있고 이는 주민 생활의 불편과 사회의 경제적 손실을 가져오고 있다. 현재 국내에서는 인력, 수동 그리고 자동 무인단속 방식을 이용하여 불법 주정차를 단속하고 있다. 인력 단속은 지속적인 효과가 어려워 2004년 도로교통법 시행

령 제71조의 3 제2항이 개정되면서 무인단속장비를 활용할 수 있게 되었다. 수동 무인단속은 사무실에서 모니터로 현장을 보면서 위반차량의 번호를 수동으로 입력하는 방법이며, 자동 시스템은 원클릭으로 번호판 인식부터 단속 확정까지 자동으로 시행하는 방법을 말한다(류지형 등, 2019; 이경순, 김지홍, 2006).

현재 불법 주정차 차량을 단속하는 방법으로는 교차로에 설치된 CCTV 카메라를 이용하거나 혹은 경찰관이 현장에 출동하여 카메라가 부착된 단속차량을 이용하여 단속하는 방법이 대표적이다. 교차로에 설치된 CCTV는 주로 교통량이나 교통 흐름을 실시간으로 모니터링하는 것을 목적으로 하고 있으며 일부 불법 주정차 차량도 단속하는 일을 하고 있다. 다만 불법 주정차 차량의 대부분

이 좁은 도로에서 이루어지고 있다는 점에서 교차로에서의 불법 주정차 단속 효과는 크지 않은 것으로 사실이다. 또한 경찰관이 카메라가 부착된 차량을 이용하여 불법 주정차를 단속하는 것이 가장 정확한 방법이지만 가용 인력의 한계로 한시적인 단속이라는 지적을 받고 있다(장현천 등, 2015).

순찰차에 부착된 고가의 카메라는 근거리에서 차량의 번호판을 촬영한 후 이진법에 의해 번호를 인식하는 방법을 채택하고 있으며, 따라서 영상의 품질이 낮을 때 번호를 효과적으로 인식하지 못하는 한계가 있다. 이러한 문제는 교차로에 설치된 CCTV도 유사하다. 교차로에 가까운 차량의 경우 비교적 고품질의 영상을 얻을 수 있지만 멀리 주차된 차량의 경우 CCTV를 확대하여 촬영하더라도 해상도의 문제로 이진법에 의한 차량번호 자동 식별이 어렵게 된다. 따라서 담당자가 불법 주정차 차량을 육안으로 식별하여 기록하는 수동 방식을 병행할 수 밖에 없는 구조를 가지고 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 다양한 형태와 해상도를 가지는 번호판을 학습자료로 구축하여 인공지능(AI: Artificial Intelligent) 기반의 딥러닝 알고리즘에 적용하여 차량번호를 식별하는 연구가 활발히 진행되고 있다(김대진, 문현준, 2019; 김동민 등, 2012; 신강호, 2003; Arzoo, Neerai, 2019).

딥러닝 알고리즘을 이용하여 차량번호를 인식하는 연구는 다음과 같다.

김연규와 차의영(2016)은 합성곱 신경망(CNN : Convolution Neural Network) 기반의 GoogLeNet 알고리즘 연구를 통해 한글 문자를 효과적으로 인식하는 연구를 수행하였으며 2,000개 이상의 한글 문자 샘플을 적용한 결과 99% 이상의 정확도를 보였다. 김승균 등(2009)은 불법 주정차 차량을 단속하기 위한 차량 검지 및 추적 기법을 개발하였으며, 움직이는 차량을 구분하기 위해 향상된 코덱북 물체 검지 알고리즘을 적용하

였다. 그러나 이 연구에서는 단순히 불법 주정차 차량의 객체만을 인식하였으며 차량번호 검출 연구는 수행되지 않았다. 류지형 등(2019)은 딥러닝 추적 알고리즘을 통해 불법 주정차 지역에서 차량의 이동 특성을 파악하여 위반 차량을 검출하는 연구를 하였다. 차량추적은 CNTK(Microsoft Cognitive Toolkit) 및 Faster CNN 방법을 이용하였으며, 주정차 위반차량 검지율을 96.7%로 확보할 수 있었다.

국외 딥러닝 관련 연구를 살펴보면 Arzoo와 Neerai(2019)는 교통흐름을 예측하기 위해 딥러닝 모델을 활용하였으며, Andrew 등(2019)은 딥러닝 알고리즘을 활용하여 Google Street View 영상으로부터 교통신호를 모니터링하는 연구를 제시하였다. 또한 Jun 등(2017)은 인공지능 기반의 신경망 알고리즘을 활용하여 교통 현장에서 차선을 효과적으로 감지하여 운전자가 구조적으로 교통 상황을 예측하도록 지원하는 연구를 수행하였으며, Xingcheng 등(2017)은 차량과 함께 사람의 얼굴을 인식하기 위해 합성곱신경망알고리즘(CNN) 모델을 활용하였다. 그리고 Li 등(2018)은 딥러닝 학습을 통해 다양한 형태의 차량 유형을 검출하는 연구를 수행하였으며, Yingjun 등(2019)은 인공지능 컴퓨팅 기술인 딥러닝 알고리즘과 교통 모의 실험 분석을 통해 차량의 이동행태를 효과적으로 판단하였다. 특히 Asharul과 Yaseen(2019)는 딥러닝 알고리즘을 적용하여 UAV(Unmanned Aerial Vehicle)를 운영하는데 필요한 네트워크 및 하드웨어 운용 그리고 군사 및 농업분야에 활용하는 연구를 진행하였다. 그리고 Qing 등(2020)은 회전익 드론에 열적외선 카메라를 탑재한 후 차량을 영상으로 촬영하였으며 이를 합성곱신경망 알고리즘(CNN)에 적용하여 차량의 영역을 인식하는 연구를 수행하였다.

이와 같이 교통 분야에서 차량번호 인식과 차선 검출, 차량유형 분석 등에 딥러닝 기반의 다양한 연구들이 수행되고 있다. 이러한 연구의 효과

를 높이기 위해서는 다양하고 많은 양의 학습자료를 얻어 훈련시키는 것이 중요하며, 특히 연구 목적에 부합되도록 딥러닝 알고리즘을 지속적으로 개선하는 것이 필요하다.

CCTV 카메라가 설치된 구간에서는 딥러닝 알고리즘을 활용한 불법주정차 번호인식이 가능하나, CCTV 카메라가 설치되지 않거나 혹은 사람의 접근이 어려운 지역의 경우 원격으로 영상을 촬영하여 불법주정차 번호를 식별해야 한다.

본 연구에서는 이러한 원격 영상 취득을 위해 드론 촬영을 활용하였으며, 촬영한 영상을 딥러닝 기반의 알고리즘에 적용하여 주요 노선에 대한 불법 주정차 번호를 검출하고자 하였다. 특히 드론 영상의 해상도에 따른 불법주정차 번호인식 정확도 평가를 통해 향후 드론을 활용한 불법주정차 업무 가능성을 평가하는데 목적을 두었다.

정차된 차량번호를 인식하기 위해 본 연구에서는 다양한 학습 데이터를 구축하였으며 이를 딥러닝 알고리즘에 적용하였다. 그림 2는 딥러닝 알고리즘을 활용하여 불법 주정차된 차량번호를 자동으로 인식하는 과정을 나타내고 있다.



그림 1. 불법 주정차 현장

2. 딥러닝 알고리즘을 이용한 차량번호 인식 프로세스

도심지 불법 주정차 문제는 상가 및 주택가 좁은 도로를 중심으로 광범위하게 발생하고 있으며, 이는 조성된 상권에 비해 주차공간이 충분하지 않은 것도 주요 원인으로 지적되고 있다. 그림 1은 본 연구 대상지인 전주시 신시가지 도로에 불법 주정차 문제로 차량의 이동이 어려운 모습을 보여 주고 있다.

불법 주정차 차량은 장시간 주차하는 차량을 비롯하여 상가 업무를 보기 위해 일시 정차하는 차량까지 매우 다양한 형태를 보이고 있다. 특히 본 연구대상지의 경우 불법주정차 구간에 CCTV 카메라가 설치되어 있지 않아 정기적인 불법주정차 단속이 어려운 상황이며, 따라서 드론 촬영을 통한 불법주정차 번호 인식 연구를 수행하게 되었다.

드론을 통해 취득한 영상을 활용하여 불법 주

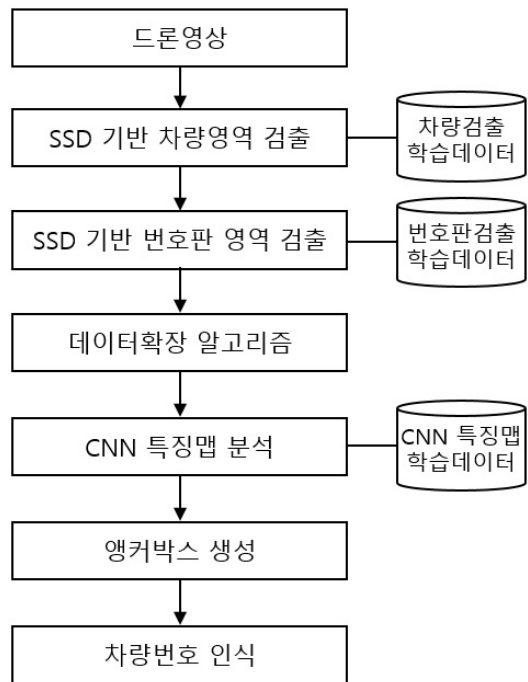


그림 2. 앵커박스 및 합성곱 신경망(CNN) 특징맵을 이용한 차량번호 인식 프로세스

먼저 불법 주정차된 차량에 대해 드론을 이용하여 영상을 촬영한 후 딥러닝 기술 중 하나인 SSD(Single Shot Multi-Detector) 알고리즘을 이용하여 자동차 테두리 및 번호판 영역을 검출하였다. 이를 위해 본 연구에서는 방대한 양의 차량 테두리 및 번호판 영역에 대한 학습데이터를 구축하였다.

차량 번호판 영역이 검출되면 차량번호를 인식하는 과정을 거치게 되는데, 이때 촬영된 차량 번호판의 형태는 회전, 확대, 비틀림 등 다양한 왜곡이 발생하게 되므로 데이터 확장 알고리즘을 활용하여 이를 보정하게 된다. 이를 통해 얻어진 특징맵에 대해 문자와 숫자 영역을 분리하는 앵커박스를 생성한 후 차량번호를 인식하게 된다.

먼저 SSD를 이용하여 차량 테두리 및 번호판 영역을 검출하는 과정을 살펴보면 다음과 같다. 본 연구에서는 차량 및 번호판 영역을 검출하기 위해서는 50,232개의 학습 데이터를 활용하였으며, 차량 이미지가 입력되면 마우스로 번호판 영역을 드래그하여 박스를 그려주고 해당되는 번호판 타입과 번호판 영역 좌표를 저장하게 되는 라벨링 과정을 수행하였다.

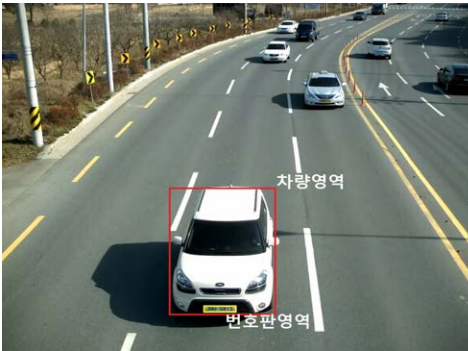


그림 3. 차량 및 번호판 영역 인식

SSD 알고리즘을 이용하여 차량과 번호판 영역을 인식하기 위해서는 Base Network와 Extra Network를 구성해야 한다. 본 연구에서는 xml을 이용하여 차량 영역을 검출하는 vehicleDet.xml

와 번호판 영역을 검출하는 KRPlateDet.xml를 작성하였다. 특히 Base Network의 계산 속도를 높이기 위해 Mobilenet V2를 이용하였다. SSD 기반의 학습 훈련시간은 약 7시간 30분 정도 소요되었으며, 훈련 후 차량 및 번호판 영역을 인식하는 정확도를 평가한 결과 99.4%로 높게 나타났다.

차량번호판 영역으로부터 차량번호를 효과적으로 검출하기 위해서는 전처리 과정이 요구된다. 드론이나 CCTV 등을 이용하여 취득된 영상은 거리와 각도에 따라 비틀림 현상이 나타나므로 정형화된 형태의 앵커박스를 생성할 수 없게 되며, 따라서 딥러닝 기반의 차량번호를 인식하는데 오류를 가져오게 된다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 광학적 변형(Photometric Distortion), 기하학적 변형(Geometric Distortion), 탄성학적 변형(Elastic Distortion)을 보정하는 데이터 확장 알고리즘을 이용하였다.

먼저 광학적 변형(Photometric Distortion)은 잡음(noise)을 추가하거나 밝기를 조정하는 light contrast 방법을 이용하여 새로운 영상을 생성하는 과정이다. 먼저 잡음(noise)을 추가하기 위해 본 연구에서는 가우시안 분포 noise를 계산하여 원본 영상에 추가하였다.

$$\text{img_noise} = \text{img_src} + \text{random_noise}$$

여기서 img_noise는 잡음(noise)값이 추가된 이미지, img_src는 raw image, random_noise는 평균값이 0 이고 표준편차가 1인 정규분포를 가지는 noise값을 의미한다.

그리고 밝기 대비 변형은 Gray-scale Balance 기법을 사용하였으며, 여기서 $f(x)$ 는 결과값, x 는 이미지 입력값, \max 는 이미지 최대값, \min 은 이미지 최소값, V_{\max} 와 V_{\min} 은 밝기 변형 구간 값을 의미한다.

$$f(x) = (x - V_{\min}) \times \frac{\max - \min}{V_{\max} - V_{\min}} + \min$$

두 번째 기하학적 변형(Geometric Distortion) 방법은 raw image를 분석하여 회전(rotation), 틀기(shearing), 이동(translation), 확대(scaling) 등의 프로세스를 종합적으로 수행하는 것으로서 기하학 변형의 연산은 3x3 매트릭스를 이용하였다.

기하학 변형을 보정하는 방법은 다음의 식을 이용하였다. 여기서 R은 회전(rotation) 매트릭스, Sh는 틀기(shearing) 매트릭스, T는 이동(translation) 매트릭스, Sc는 확대(scaling) 매트릭스이다.

$$\begin{pmatrix} X' \\ Y' \\ 1 \end{pmatrix} = (R \ Sh \ T \ Sc) \times \begin{pmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{pmatrix}$$

세 번째 탄성학적 변형(Elastic Distortion)은 각 픽셀에 대한 변위장(displacement field)을 계산하여 영상의 형태를 변형시키는 방법으로서 영상에 포함된 각 픽셀별로 다른 방향으로 뒤틀리게 함으로서 자연스러운 영상의 변형을 유도하게 된다.

탄성학적 변형을 보정하기 위해 먼저 dx, dy에 대한 유니폼 랜덤 변위장을 계산하게 된다.

$$dx(x,y) = rand(-1,+1)$$

$$dy(x,y) = rand(-1,+1)$$

이 과정이 완료되면 dx, dy에 대한 스무딩(smoothing)을 계산하게 된다.

Smoothing(dx, dx, kernel_size, sigma)

Smoothing(dy, dy, kernel_size, sigma)

여기서, sigma는 Gaussian kernel parameter 이다(김희석, 2014).

또한 스무딩한 변위장에 변형 정도의 세기를 조절하는 alpha값을 곱하게 되며, 최종적으로 변

위장 dx, dy 위치값으로 원래 이미지값을 가져와 remapping 하는 과정을 거치게 된다.

데이터 확장 알고리즘을 통해 얻어진 차량번호판은 합성곱신경망 알고리즘(CNN) 네트워크의 특징맵으로 변환되어 다음 단계를 위한 입력자료로 제공된다.

앵커박스는 차량번호판을 구성하는 숫자와 문자영역을 각각 구분하는 과정으로서 앵커박스는 SSD 알고리즘에서의 default box와 유사한 개념이다. 다만 가로와 세로의 비율이 1:2, 1:1, 2:1 세가지 종류인 default box와는 달리, 앵커박스는 차량번호의 가로와 세로의 비율이 비슷하기 때문에 1:1 비율의 박스만 사용하는 것이 특징이다.

앵커박스는 높이가 N이라면 가로 크기는 [N/2, N] 범위로 N/2 만큼 생성하게 된다. 즉, 차량 번호판의 문자 영역의 각 세로 픽셀 기준으로 stride 가 "1"인 경우, N/2개의 앵커박스를 가지게 된다.

본 연구에서는 KRPlateRecog.xml에 학습 네트워크 구성을 정의하였으며 입력 이미지 사이즈는 94x24로 하였고 CNN 연산을 위한 네트워크는 Mobilenet V2를 이용하였다. 차량 번호 인식을 위한 훈련시간은 12시간 정도 소요되었으며, 차량 번호 인식 정확도를 평가한 결과 98.5%로 매우 높게 나타났다.

그림 4는 SSD를 이용하여 차량 및 번호판 영역을 검출한 후 앵커박스를 생성하여 차량번호를 인식하는 딥러닝 기반의 처리 결과를 보여주고 있다.

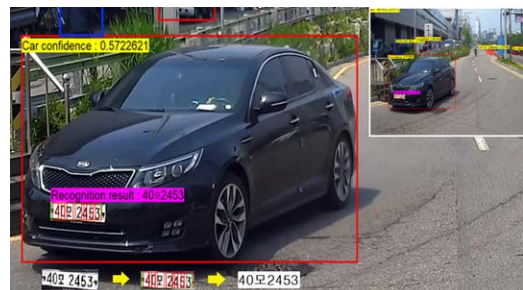


그림 4. 딥러닝 기반의 차량번호 인식 결과

3. 드론 영상 기반 딥러닝 알고리즘을 이용한 불법 주정차 번호 인식

드론 촬영을 통해 얻어진 영상은 본 연구에서 개발한 딥러닝 기반의 알고리즘에 적용하여 대상 구간의 불법 주정차 번호를 검출하였다.

연구 대상지역은 그림 5와 같이 주간에도 불법 주정차 문제로 많은 민원이 발생하고 있는 전주 신시가지를 대상으로 하였으며, 대표적으로 6개 노선을 선정하여 실험을 진행하였다.

대상지역은 신시가지 특성상 차량과 보행자 이동이 많은 관계로 안전사고 방지를 위해 크기와 소음이 작으면서 성능이 우수한 DJI Mavic 2 pro



그림 5. 연구 대상 노선도



그림 6. 불법 주정차 드론 촬영

드론을 활용하였다. 그림 6은 6번 노선에서 드론을 활용하여 불법 주정차 영상을 촬영하고 있는 모습이다.

그림 7은 각 노선별로 드론으로 촬영된 불법 주정차 사진을 보여주고 있다.

본 연구에서는 딥러닝 기반의 차량번호 인식을 자동으로 수행하기 위해 Visual Studio 2017 환경에서 C++과 C# 언어를 이용하여 프로그램을 개발하였으며, 특히 그림 8과 같이 다양한 형태의 차량번호판을 식별할 수 있도록 기존 지역표시 번호판을 비롯하여 2줄 번호판 그리고 최근에 보급되고 있는 1줄 형태의 세자리 숫자 번호판까지 훈련자료를 수집하여 학습에 활용하였다.

본 연구에서는 각 노선별로 촬영한 드론 영상을 활용하여 불법 주정차 번호 인식 정확도를 평가하였으며, 특히 그림 9와 같이 카메라의 성능을 고려하여 영상의 해상도에 따른 차량번호 인식 실험도 함께 수행하였다.

먼저 드론으로 촬영한 1920×1080 해상도의 영상으로부터 640×360로 해상도를 다운시켰으며, 각 해상도별 영상을 딥러닝 기반의 차량번호 인식 프로그램에 적용하여 불법 주정차 인식 정확도를 평가하였다. 표 1은 노선별 불법 주정차된 차량대수와 해상도별 용량 및 인식률을 분석한 결과이다. 6개 노선에 불법 주정차된 64대의 차량 중 62대를 인식하여 96.9%의 인식 정확도를 확보할 수 있었다. 다만 5번 노선과 6번 노선에서 각각 1대씩 차량번호를 인식하지 못한 것으로 나타났다.

불법 주정차 번호를 인식하지 못한 차량을 확인한 결과 그림 10과 같이 최근에 보급하고 있는 세자리 숫자 번호판으로 확인되었다. 훈련자료를 분석한 결과 총 50,232개 중 세자리 번호판은 823개로서 전체 훈련자료의 약 1.6%로 나타났다. 따라서 학습에 이용된 훈련자료가 충분하지 않은 것이 원인으로 파악되었다.

드론으로 촬영된 영상은 카메라 각도 조정이 가능하므로 교차로에 설치된 CCTV에 비해 앞 차

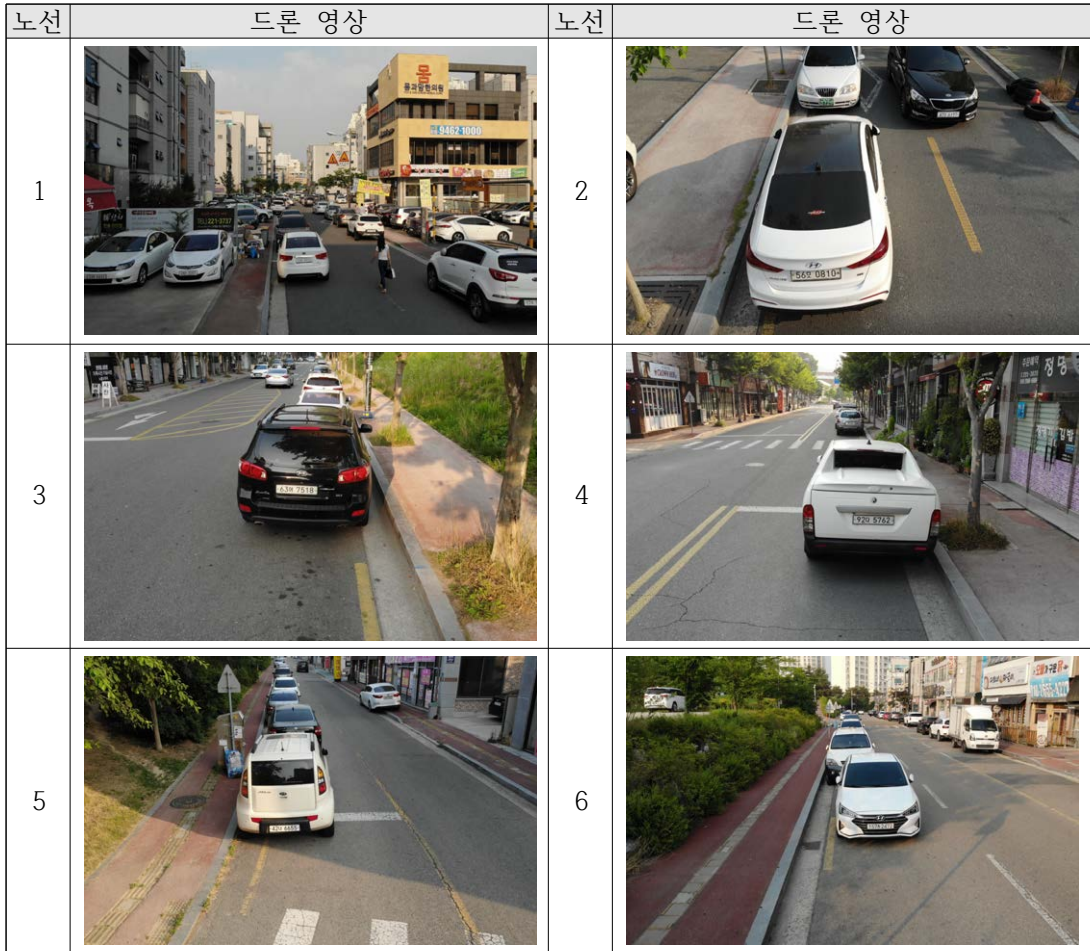


그림 7. 노선별 불법 주정차 현황

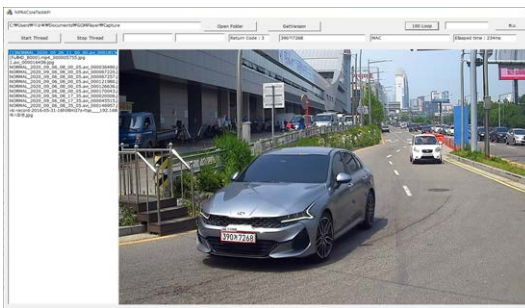
량과 밀착하여 주차된 불법 주정차 사각지대에 위치한 차량도 촬영이 가능하다. 그림 11(a)는 앞차와의 간격이 매우 좁아 번호판이 잘 보이지 않는 사각지역의 차량을 보여주고 있으며, 그림 11(b)는 드론을 통해 주차 사각지역의 차량을 촬영한 후 실시간으로 불법 주정차 번호를 인식하는 화면을 보여주고 있다.



(a) 1줄 번호판 : 지역+숫자(2)+문자(1)+숫자(4)

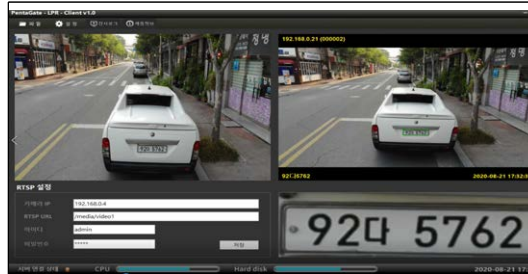


(b) 2줄 번호판 : 숫자(2)+문자(1)+숫자(4)

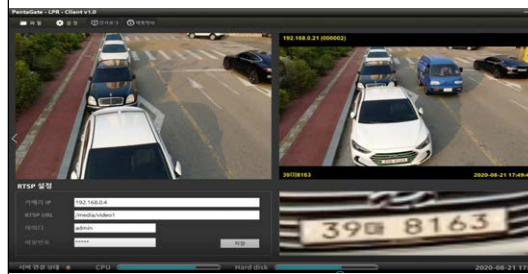


(c) 1줄 번호판 : 숫자(3)+문자(1)+숫자(4)

그림 8. 자동차 번호 유형별 훈련자료 구축



(a) 고해상도 드론 영상



(b) 저해상도 드론 영상

그림 9. 해상도별 불법 주정차 번호 인식

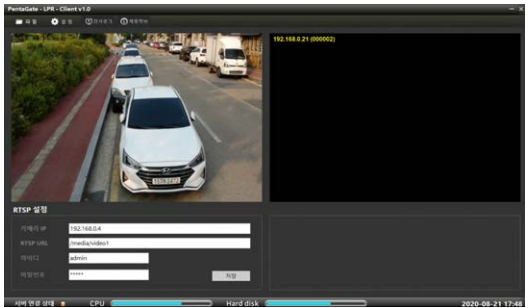


그림 10. 차량 번호를 인식하지 못한 사례

4. 주요 성과 및 결론

불법 주정차 문제는 화재나 응급환자 발생시 교통 흐름을 방해하여 막대한 인명 및 재산피해를 가져올 수 있으며, 따라서 주기적이고 즉각적인 모니터링과 단속이 필요하다. 불법 주정차 문제는 넓은 도로보다는 좁은 도로에서 상습적으로 발생하고 있으며 이를 효과적으로 단속하기 위한 아이디어 발굴이 요구되고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 드론 영상 기반의 딥러닝 알고리즘을 활용한 불법 주정차 번호 인식 연구를 수행하였다. 또한 실제 현장에서 불법 주정차 단속 업무를 효과적으로 지원하기 위해 Visual Studio 2017 환경에서 C++ 과 C# 언어를 이용하여 차량번호를 자동으로 식별할 수 있는 프로그램을 개발하였다. 딥러닝 알고리즘을 이용한 차량번호 인식은 먼저 SSD 알고리즘을 이용하여 자동차 및 번호판 영역을 검출하는 단계부터 시작하게 된다. 이를 위해 50,232개의 학습 자료를 구축하여 훈련과정을 진행하였으며 자체 테스트한 차량번호 인식 정확도는 99.4%로 매우 높게 나타났다.

드론을 통해 취득한 영상은 다양한 모양과 형태를 가지게 되므로 최적의 앵커박스 및 딥러닝 알고리즘 적용을 위해 경사지거나 비틀어진 번호판을 정형화시키는 데이터 확장 알고리즘을 개발하였다. 데이터 확장 알고리즘은 크게 광학적 변형, 기하학적 변형 그리고 탄성학적 변형과정을 거치도록 구성하였다.

드론 영상을 활용한 불법 주정차 번호 인식을 위한 대상지로서 전주시 신시가지 중 상습 불법 주정차가 발생하고 있는 6개 노선을 대표적으로 선정하였다. 국내에는 지역표시 번호판을 비롯하여 다양한 형태의 번호판이 존재하기 때문에 각 유형별 차량번호를 학습자료로 구축하여 훈련과정에 적용하였다.

또한 드론으로 촬영한 1920×1080 해상도의 영



그림 11. 주정차 위반 사각지대에 대한 드론 영상 기반의 차량번호 인식 사례

표 1. 불법 주정차 차량번호 인식 정확도

노선 번호	분석 결과			
	차량 대수	구 분	용량 (MB)	인식률 (%)
1	12	고해상도	396	100.0
		저해상도	35	100.0
2	11	고해상도	352	100.0
		저해상도	32	100.0
3	5	고해상도	271	100.0
		저해상도	24	100.0
4	8	고해상도	295	100.0
		저해상도	27	100.0
5	15	고해상도	506	93.3
		저해상도	46	93.3
6	13	고해상도	482	92.3
		저해상도	44	92.3

상으로부터 640×360로 해상도를 다운시켜 해상도 별 딥러닝 기반의 차량번호 인식 정확도를 함께 평가하였다. 분석 결과 불법 주정차된 64대의 차량 중 62대를 인식하여 96.9%의 높은 정확도를 확보할 수 있었다.

다만 전체 훈련자료 중 약 1.6%로 상대적으로 훈련자료가 부족한 세자리 숫자 번호판이 위치한 5번과 6번 노선에서 각각 1대씩 차량번호를 인식하지 못한 것으로 나타났다. 향후 연구에서는 세자리 숫자에 대한 훈련자료를 많이 확보하여 딥러닝 알고리즘에 적용함으로써 국내에서 이용중인 모든 유형의 차량번호에 대해서도 높은 정확도를 가지는 불법 주정차 번호 인식 프로그램을 구현할 계획이다. 해상도에 따른 차량번호 인식 결과를 분석한 결과, 세자리 숫자를 제외한 모든 번호판 유형에서 저해상도의 영상에서도 딥러닝 알고리즘을 통한 불법 주정차 번호 인식 정확도는 우수한 것으로 평가되었다. 특히 앞 차량과 밀착하여 주차된 불법 주정차 사각지대의 차량에 대해서도 드론 촬영 각도 조정을 통해 효과적으로 번호를 식별할 수 있음을 알 수 있었다.

본 연구에서 개발한 알고리즘과 프로그램은 향후 불법 주정차 단속 업무에 활용이 가능하며 이를 통해 쾌적하고 원활한 교통 흐름을 확보할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- 김대진, 문현준, 2019, "자동차 번호 인식률 향상을 위한 전후 처리 알고리즘 구현", 전기학회논문지, 전기학회, 제68권 제12호, pp.1594-1600.
- 김동민, 장상식, 윤인혜, 백준기, 2012, "CCTV 영상에서 참조 영상을 이용한 자동차 번호판 인식을 제고", 전자공학회논문지, 전자공학회, 제49권 제12호, pp.131-141.
- 김승균, 김효각, 장동니, 박상희, 고성제, 2020, 불법 주정차 차량 단속을 위한 차량 검지 및 추적 기능, 전기전자학회 논문지, 제13권 제2호, pp.232-240.
- 김연규, 차의영, 2016, 한글 인식을 위한 "CNN 기반의 간소화된 GoogLeNet 알고리즘 연구", 한국정보통신학회논문지, 한국정보통신학회, 제20권 제9호, pp.1657-16+65.
- 김희석, 2014, "FPGA를 이용한 자동차 번호판 전처리 영역 추출 알고리즘 설계", 한국정보기술학회논문지, 한국정보기술학회, 제12권 제2호, pp.23-31.
- 류지형, 최두현, 김영모, 2019, "딥러닝 추적을 이용한 주정차위반 검지 방법", 전자공학회논문지, 전자공학회, 제56권 제9호, pp.67-74.
- 배윤오, 이영진, 장용훈, 이권순, 1996, "신경회로망을 이용한 자동차 종류 및 차량번호 자동인식에 관한 연구", 대한전기학회 학술발표논문집, 대한전기학회, pp.22-24.
- 신강호, 2003, "주차장 자동차번호 인식 시스템에 관한 연구", 한국컴퓨터정보학회 논문지, 한국컴퓨터정보학회, 제8권 제4호, pp.87-91.
- 이경순, 김지홍, 2006, "서울시 불법주차무인 단속시스템 구축 사례", 교통기술과정책, 대한교통학회, 제3권 제1호, pp.116-126.
- 장현천, 안승규, 이순미, 이동진, 2015, "광학문자인식(OCR)기법을 활용한 무인항공기 자동 불법주정차 단속", 한국항공우주학회 학술발표 논문집, 한국항공우주학회, pp.323-326.

- Andrew Campbell, Alan Both, Qian Sun, 2019, "Detecting and mapping traffic signs from Google Street View images using deep learning and GIS", Computers, Environment and Urban Systems, Vol.77, pp.1-11.
- Arzoo Miglani, Neeraj kumar, 2019, "Deep learning models for traffic flow prediction in autonomous vehicles", Vehicular Communications, Vol.20, pp.1-36.
- Asharul Islam Khan, Yaseen Al-Mulla, 2019, "Unmanned Aerial Vehicle in the Machine Learning Environment", The 10th International Conference on Emerging Ubiquitous Systems and Pervasive Networks (EUSPN 2019) November 4-7, Procedia Computer Science, pp.46-53.
- Jun Li , Xue Mei, Danil Prokhorov, Dacheng Tao, 2017, "Deep Neural Network for Structural Prediction and Lane Detection in Traffic Scene", IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Vol.28, No.3, pp.690-703.
- Li Suhao, Lin Jinzhao, Li Guoquan, Bai Tong, Wang Huiqian, Pang Yu, 2018, "Vehicle type detection based on deep learning in traffic scene", Procedia Computer Science, Vol.131, pp.564-572.
- Qing Kang, Hongdong Zhao, Dongxu Yang, Hafiz Shehzad Ahmed, Juncheng Ma, 2020, "Lightweight convolutional neural network for vehicle recognition in thermal infrared images", Infrared Physics and Technology, Vol.104, pp.1-8.
- Xingcheng Luo, Ruihan Shen, Jian Hu, Jianhua Deng, Linji Hu and Qing Guan, 2017, "A Deep Convolution Neural Network Model for Vehicle Recognition and Face Recognition", Procedia Computer Science, Vol.107, pp.715-720.
- Yingjun Ye, Xiaohui Zhang, Jian Sun, 2019, "Automated vehicle's behavior decision making using deep reinforcement learning and high-fidelity simulation environment", Transportation Research Part C, Vol.107, pp.155-170.