

딥 컨볼루션 신경망을 이용한 자동차 번호판 영역 검출 시스템

정윤주[†], 이스라필 안사리^{**}, 심재창^{***}, 이정환^{****}

A Car Plate Area Detection System Using Deep Convolution Neural Network

Yunju Jeong[†], Israfil Ansari^{**}, Jaechang Shim^{***}, Jeonghwan Lee^{****}

ABSTRACT

In general, the detection of the vehicle license plate is a previous step of license plate recognition and has been actively studied for several decades. In this paper, we propose an algorithm to detect a license plate area of a moving vehicle from a video captured by a fixed camera installed on the road using the Convolution Neural Network (CNN) technology. First, license plate images and non-license plate images are applied to a previously learned CNN model (AlexNet) to extract and classify features. Then, after detecting the moving vehicle in the video, CNN detects the license plate area by comparing the features of the license plate region with the features of the license plate area. Experimental result shows relatively good performance in various environments such as incomplete lighting, noise due to rain, and low resolution. In addition, to protect personal information this proposed system can also be used independently to detect the license plate area and hide that area to secure the public's personal information.

Key words: CNN, License Plate Detection, Optical Flow, Difference of Gaussian

1. 서 론

최근 지능형 교통 시스템의 발전에 따라 자동차 번호판 검출 및 인식에 대한 연구가 새롭게 관심을 끌고 있다. 자동차 번호판을 검출하기 위한 대부분의 기존 알고리즘들은 번호판의 모양, 색상 또는 질감 등의 속성을 이용한다[1]. 이러한 속성들은 이미지 내의 노이즈, 조명의 변화, 배경의 복잡도 등에 민감하다. 따라서 품질 좋은 이미지를 얻기 위해 고가의

정교한 하드웨어를 요구하거나 번호판 이미지를 얻기 위한 최적의 조건을 갖춘 게이트 앞에서 자동차를 멈춘 상태에서 촬영하기도 한다. 하지만 일반 도로나 골목 등 개방된 환경에서 촬영된 영상은 일정하지 않은 조명과 날씨로 인하여 영상이 흐려지고 번호판의 색상이 변화한다. 또한 자동차의 위치와 방향에 따라 번호판 영역이 왜곡되기 때문에 기존의 방식으로 번호판을 검출하기가 쉽지 않다.

이러한 문제들을 해결하기 위하여 본 논문에서는

* Corresponding Author : Jeonghwan Lee, Address: (36729) Gyeongdong-ro 1375, Andong-si, Gyeongsang-buk-do, Korea, TEL : +82-54-820-5680, FAX : +82-54-820-5915, E-mail : jhlee@anu.ac.kr

Receipt date : Mar. 18, 2017, Revision date : Apr. 25, 2017
Approval date : May 17, 2017

[†] School of Computer Science & Eng., Graduate School, Kyungpook National University
(E-mail : vrjung@hanmail.net)

^{**} Dept. of Computer Eng. Andong National University
(E-mail : israfil83@hotmail.com)

^{***} Dept. of Computer Eng. Andong National University
(E-mail : jeshim@andong.ac.kr)

^{****} Dept. of Electronic Eng. Andong National University
* This work was supported by a grant from 2016 Research Funds of Andong National University

감시 카메라로 촬영한 영상에서 주행 중인 자동차를 탐지하고, CNN 기술을 이용하여 자동차에서 번호판 영역을 검출하는 알고리즘을 제안한다. 지난 수십 년 동안 인공지능 분야 연구자들의 끊임없는 연구 노력과 더불어 최근 웹을 통하여 대량의 디지털 데이터를 쉽게 구할 수 있게 되었고, 막대한 계산량이 요구되는 과학과 공학 문제에 고수준의 병렬연산처리가 가능한 고성능 GPU를 사용하면서 딥러닝 분야는 급격하게 발전하고 있다[2]. 특히 영상처리 분야에서 딥러닝 기술이 효과적으로 사용되고 있다. 이는 영상 내 분석 대상의 복잡한 특징을 추출하는 기능을 학습하기 위해서는 데이터로부터 고수준 특징(high-level feature)을 학습할 수 있는 능력이 필요한데 딥러닝 기술 중에 CNN이 여러 단계로 특징을 추출해 학습하는 특징을 가지고 있다.

본 논문에서는 먼저, 각각 1400개씩의 번호판과 비번호판 이미지를 미리 훈련된 CNN 모델 중의 하나인 AlexNet[3]에 적용하여 번호판 이미지와 비번호판 이미지의 특징을 찾아서 분류한다. 감시 카메라 동영상을 프레임 단위로 분할한 후 이전 프레임에서 다음 프레임으로 움직이는 객체의 방향과 속력을 추정하고 일정 속도 이상으로 움직이는 블롭(blob)을 검출한다. 더불어 블롭의 크기에 대한 하한과 상한을 적절하게 설정하여 자동차 블롭을 필터링하고 바운딩 박스(bounding box)를 설정한다. 검출된 자동차 영역(RGB)의 하단 중앙부에서 일정한 크기의 윈도우를 슬라이딩 방식으로 움직이며 번호판 후보영역을 정한다. 그리고 CNN을 이용하여 각 후보 영역의 특징을 추출하고 분류하여 번호판 영역인지 아닌지를 판단한다. 이때, 번호판 후보 영역의 수를 줄이기 위하여 자동차 영역에서 에지를 추출하고, 슬라이딩 윈도우 시 에지 픽셀의 위치 정보를 이용한다.

본 논문의 구성은 2장에서 자동차 번호판 영역 검출과 관련된 기존 연구들을 살펴보았으며, 3장에서는 CNN을 이용하여 번호판/비번호판 이미지의 특징 추출과 분류, 동영상 내에서 주행 중인 자동차의 검출, 검출한 자동차 내에서 CNN 기반으로 번호판 영역을 찾는 방법을 제안하였다. 4장에서는 제안하는 방법의 성능을 평가하고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

자동차 번호판 검출을 위한 기존의 알고리즘은 예

지와 수학적 모폴로지 정보를 이용하는 방법, 컬러 정보를 이용하는 방법, 텍스처 정보를 이용하는 방법 등 많은 연구가 진행되었다.

에지 정보를 이용하는 방법은 자동차 번호판의 에지 밀도가 다른 영역에 비하여 높다는 특성을 고려하여 번호판 영역을 찾는다[3,4]. 주로 에지 연산자와 모폴로지 연산자를 결합하여 번호판의 후보 영역이 될 수 있는 사각형을 찾는 방법으로 수행 속도가 빠르다[5,6]. 하지만 에지 정보를 이용하는 방법은 조명 상태나 노이즈에 민감한 단점을 가지고 있다. Duan 등[7]은 Hough 변환을 이용하여 입력영상에서 강한 수평, 수직의 에지 성분을 추출한 후 번호판의 가로와 세로 비율을 고려하여 번호판을 추출하였다. 하지만 영상 전체에 대하여 처리하므로 처리 시간이 길고, 메모리 사용량이 많으며, 이 방법 역시 번호판 영역이 희미하다면 검출하기 어려운 단점을 가지고 있다.

색상 정보를 이용하는 방법은 흔히 자동차 번호판의 색상이 정해져 있다는 특성에 기반을 둔다.

오복진 등[8]은 번호판에서 숫자의 색상은 흰색과 유사 검정색이며, 숫자는 일정한 간격으로 배치되어 있다는 특징을 이용하여 번호판 숫자 영역을 추출하였다. 색상 기반 접근법은 컬러 영상에서 색상의 특성을 이용하여 번호판 영역과 비관심 영역으로 분할한 후 직사각형, 중횡비 및 가장자리 밀도와 같은 특징을 기반으로 잘못 검출된 후보 영역을 제거한다. 하지만 이 방법은 이미지 내에 번호판과 비슷한 색과 크기를 가진 다른 영역이 있다면 이를 구별 할 수 없으며, 조명 변화에 매우 민감하다.

조명 변화에 강한 자동차 번호판 영역 검출을 위하여 Long[9] 등은 톤 매핑 방법을 이용하여 저조도 이미지를 향상시킨 후, 향상된 이미지를 RGB 색상 공간에서 HSI 색상 공간으로 변환시켰다. HSI 색상 공간에서 I 성분을 추출하고 Sobel 연산자를 사용하여 수직 에지 이미지를 얻은 다음, 대부분의 곡선 에지와 노이즈 에지를 제거하고, 남아있는 에지 이미지에서 직사각형 창으로 번호판 영역을 검색하는 방법을 사용하였다. 윤중호 등[10]은 확률밀도함수와 누적분포함수를 이용하여 영상의 밝기 분포도를 분석하고, 밝기 분포도에 따라 각각 다르게 명암비 조절을 하여 영상의 화질을 개선시킨 후 번호판 영역을 검출하는 방법을 제안하였다. 이러한 노력에도 불구하고

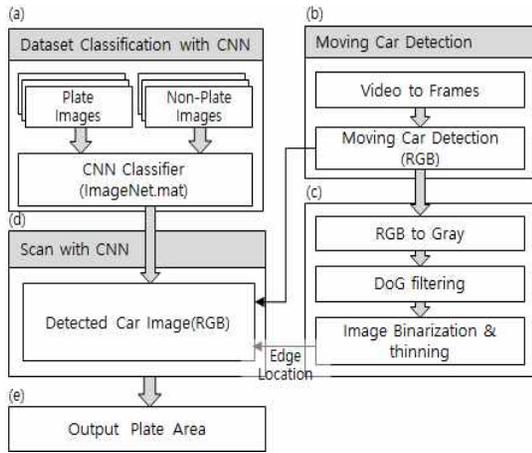


Fig. 1. Block diagram of the proposed method.

하고 기존 특징 추출 및 분류 모델은 화소, 에지(edge), 명도 변화의 방향, 좁은 영역의 텍스처 등 저수준 특징(low-level feature)들을 이용하기 때문에 높은 성능을 기대하기 어려우며 노이즈에 따른 환경 변화에 잘 적응하지 못한다. 임광용 등[11]은 조명 변화에 강인한 8-bit MCT 특징과 에이다부스트(Ada Boost) 알고리즘을 랜덤마크 기반의 객체 검출 방법으로 개선하여 도로 주행 영상에서 자동차 번호판을 검출하는 방법을 제안하였다. 하지만 에이다부스트는 학습 시간이 길고 학습 데이터에 의존적이라는 단점이 있다. Li 등[12]은 Deep CNN과 LSTMs을 이용하여 이미지 내에서 모든 문자열을 검출한 후 번호판과 비번호판 CNN분류기로 검출된 문자열 중에 번호판이 아닌 영역을 제거하는 알고리즘[12]을 제안하였다. 하지만 이 방법은 이미지 전체에서 가능한 모든 문자들을 검출한 후 번호판 영역에 해당하는 것 검증하는 과정이 필요하므로 계산량이 많고 시간이 오래 걸린다.

3. 제안한 방법

본 논문에서는 도로 감시카메라로 촬영한 동영상에서 주행 중인 자동차를 탐지하고 CNN 기술 기반으로 자동차 번호판을 검출하는 알고리즘을 제안한다. Fig. 1에 본 논문에서 제안하는 자동차 번호판 검출 알고리즘의 전체적인 흐름도를 나타내었다. Fig. 1에서 (a) 부분은 자동차 번호판 이미지와 비번호판 이미지들을 수집하여 사전학습을 시키는 과정이다. (b)는 동영상에서 주행 중인 자동차 영역을 검출하는 과정이고, (d)는 검출된 자동차 영역에서 CNN 기반으로 번호판 영역을 찾는 과정이다. 이때 번호판 영역의 후보를 줄이기 위하여 (c)와 같이 자동차 영역의 에지 성분을 검출하고 에지 픽셀을 기준으로 일정한 사각 영역을 설정한 후 (d)에서 해당 영역 안의 RGB 픽셀들이 번호판과 유사한 특징을 가지고 있는지를 판단하여 번호판 영역을 검출(e)한다.

3.1 CNN을 이용한 번호판/비번호판 특징 추출 및 분류

사람이나 동물의 시각 처리 과정을 모방하기 위하여 개발된 CNN은 컴퓨터 비전 분야에서 독보적인 방법으로 사용되고 있으며 다양한 형태의 데이터에서 원하는 특징을 추출하여 유사점을 찾는 이미지 판단에 탁월한 성능을 보여주고 있다[13]. 본 연구에서는 컨볼루션 신경망 구조를 갖는 AlexNet[14]을 딥러닝 모델로 사용하였으며, Fig. 2와 같이 AlexNet은 가중치가 있는 8개의 레이어를 포함한다. 처음 5개의 레이어(C1~C5)는 컨볼루션 레이어이고 나머지 3개(F6~F8)는 완전히 연결된 레이어이다. 입력 영상에 대하여 특정한 필터를 이용하여 공간적인 컨볼루션을 수행하여 특징맵(Fature Map)인 C1을 만

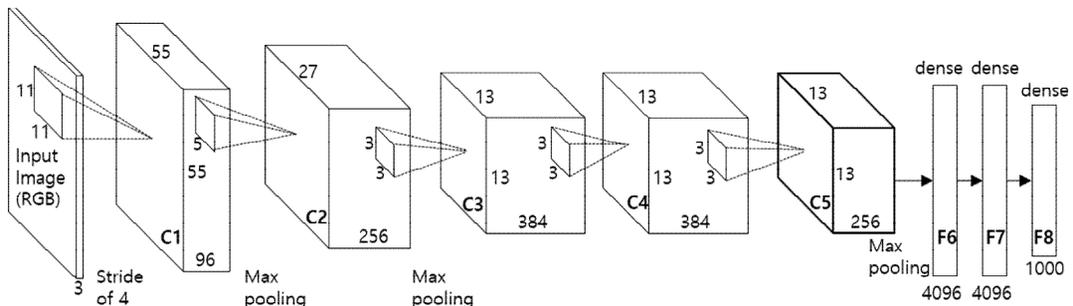


Fig. 2. Structure of CNN using AlexNet.

든다. C1에 표본화과정(Subsampling/Pooling)을 적용하여 크기를 적당하게 줄인 다음 다시 컨볼루션하여 특징맵 C2를 생성하였고, 같은 방법으로 서브 샘플링과 컨볼루션 과정을 거쳐서 C3을 생성하였다. C3, C4 및 C5는 서브 샘플링 과정을 거치지 않고 서로 연결되며, C5에 서브 샘플링을 하면 완전히 연결된 레이어 F6을 얻게 된다. CNN의 서브 샘플링 과정은 Max-pooling 방식을 이용하여 가장 큰 자극만을 선택한다. 컨볼루션과 서브 샘플링 과정을 여러 번 거치면서 이미지 전체를 대표할 수 있는 글로벌 특징(F6~8)인 완전 연결 레이어를 생성한다. 그리고 역전파를 이용해서 입-출력 간 오차를 최소화하는 방법으로 학습을 반복하면 토폴로지 변화에 강인한 인식 능력을 갖게 된다.

AlexNet은 학습을 빠르게 수행하기 위해서 ReLU(Rectified Linear Units) 뉴런을 사용하였으며 GPU를 사용하여 컨볼루션 연산을 수행하고, 과도학습을 방지하기 위해서 완전 연결층에 드롭아웃(Dropout) 정규화 방법을 사용한다.

3.2 주행 중인 자동차 영역 검출

본 논문에서는 옵티컬 플로우(Optical flow) 알고리즘을 사용하여 CCTV 영상의 각 프레임에서 주행 중인 자동차를 검출하였다. 옵티컬 플로우는 객체와 뷰어의 상대적인 움직임에서 발생하는 것으로 연속하는 두 프레임의 차이를 통해 객체가 움직이는 방향과 속도를 추정할 수 있다. 옵티컬 플로우 알고리즘은 움직임 벡터를 추출하는 밀도에 따라 Sparse Optical Flow와 Dense Optical Flow 알고리즘으로 나눌 수 있다. Sparse Optical Flow 알고리즘은 이미지에서 에지나 코너 등의 특징점들을 추출한 다음 특징점들에 대해서만 움직임 정보를 추정하는 방법이고, Dense Optical Flow 알고리즘은 이미지 내 모든 픽셀의 움직임 정보를 추출하는 방법이다. 대표적인 Dense Optical Flow 알고리즘이 Gunner Farneback 알고리즘[15]이다. Farneback 알고리즘은 인접한 두 프레임간의 움직임을 확장 다항식 기반으로 계산하는 방식으로 계산 과정이 복잡하며 계산 시간이 오래 걸리지만 정확도가 높아서 본 논문에서는 Farneback의 알고리즘을 이용하여 옵티컬 플로우를 추출하였다.

감시 카메라 영상에서 자동차는 사람이나 다른 객

체에 비하여 움직임의 속도와 블롭의 크기가 크기 때문에 객체 움직임의 크기와 블롭의 크기 값을 고려하여 Fig. 3(b)와 같이 프레임 내에서 자동차 객체를 검출하였다. Fig. 3(a)는 이동하는 자동차와 사람이 있는 CCTV 영상의 한 장면이다. Fig. 3(b)는 이동 속력에 대한 실험적 임계값을 설정하여 사람보다는 좀 더 빨리 이동하는 자동차 블롭을 추출한 결과이다. Farneback의 알고리즘의 정확도가 높기 때문에 Fig. 3(b)에는 불필요한 노이즈가 거의 없지만 혹시 남아 있을 노이즈 블롭을 제거하기 위하여 본 논문에서는 이후 블롭 사이즈를 이용하여 한 번 더 필터링 과정을 거쳐서 주행 중인 자동차를 정확하게 검출하였다.

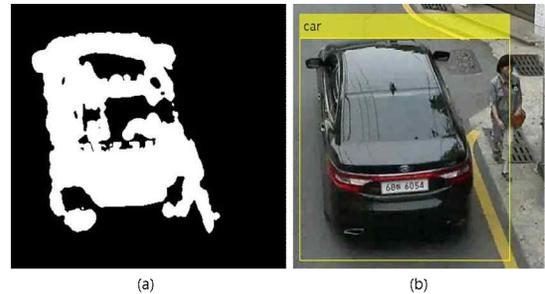


Fig. 3. Detected car using moving speed, (a) Detected moving car blob (b) Boundary box of car.

3.3 자동차의 에지 추출

3절에서 검출한 자동차 블롭의 경계상자 안에서 슬라이딩 윈도우 방식으로 스캔하면서 CNN을 이용하여 각 윈도우의 특징을 추출하고 분류하여 번호판 영역을 찾는다. 이때 번호판 후보 영역을 대폭 감소시키기 위하여 본 논문에서는 Fig. 4와 같이 자동차 경계상자 안의 RGB 이미지를 그레이 이미지로 변환시킨 다음 에지를 추출하고, 에지 픽셀에 한해서 후보 영역을 설정하도록 하였다.

에지 정보를 분석하여 자동차 번호판 영역을 검출하는 기존 연구에서는 수직 에지 성분이 많은 번호판 영역의 특징을 고려하여 흔히 수직 Sobel 연산을 사용하여 에지를 추출한다. 하지만 본 논문에서 에지 추출의 목적은 Fig. 5(a)와 같이 단순히 번호판 후보 영역의 수를 줄이는 것이다. 따라서 2차 미분 방식으로 잡음에 강하고 밝기 차이가 뚜렷한 부분의 에지를 주로 추출하며 속도가 빠른 DoG(Difference of

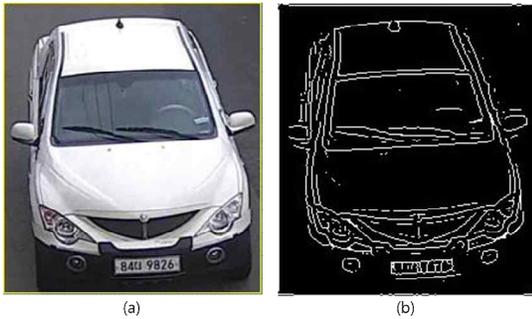


Fig. 4. Edge extract, (a) Detected Car Blob (b) Edge Image.

Gaussian 알고리즘[16]을 사용하여 에지를 추출하였다. 그 결과 비나 눈이 오거나 저녁과 야간의 이미지에서 빛의 변화로 인하여 발생할 수 있는 잡음의 양을 상당히 줄일 수 있었다. DoG 알고리즘은 서로 다른 가우시안 편차(σ)를 가진 가우시안 마스크의 차 연산을 식(1)과 같이 계산하고, 그레이 이미지와 가우시안 필터 $DoG(x, y)$ 의 2차원 컨볼루션을 수행하여 에지를 찾는 방법이다.

$$DoG(x, y) = \frac{e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}}}{2\pi\sigma_1^2} - \frac{e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_2^2}}}{2\pi\sigma_2^2} \quad (1)$$

식(1)에서 σ_1 과 σ_2 의 값을 변화시키면서 검출할 에지의 넓이를 조절할 수 있다. 본 연구에서는 DoG 필터링을 위한 컨볼루션 마스크의 크기는 5, σ_1 과 σ_2 는 각각 3과 4로 설정하여 실험을 하였다. DoG 필터링 과정을 거친 이미지를 이진화하고 세선화하여 Fig. 4(b)와 같은 이미지를 얻었다.

3.4 자동차 번호판 영역의 추출

자동차 번호판은 흔히 자동차의 하단 중앙부에 위치하기 때문에 에지 이미지(Fig. 5(a))의 하단 중앙부의 일정 영역을 좌에서 우, 아래에서 위로 스캔하며 에지 픽셀을 차례대로 검색한다. 그리고 RGB 이미지(Fig. 5(b))의 같은 위치의 좌표를 좌측 상단으로 하는 일정한 크기의 사각 영역을 설정한다. 각영역 내의 RGB 값들을 복사한 후 CNN의 미리 훈련된 방식으로 특징을 추출하고 분류하여 해당 영역이 번호판 영역인지 아닌지를 판단하게 된다.

번호판이 아닌 영역을 번호판 영역이라고 잘못 분류할 False Positive 오류의 가능성이 있으므로 검색

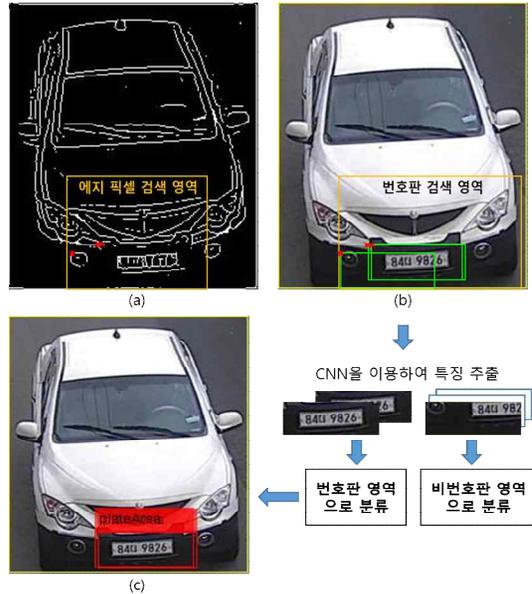


Fig. 5. The process of car plate area, (a) Find edge pixel (b) Set candidate area (c) Detection result.

영역 내에서 계속 스캔하며 번호판 영역을 최대 3회까지 검출하도록 하였다. 실험 결과 카메라 렌즈가 심하게 오염되었거나 저조도의 야간 시간대가 아니라면 대부분의 자동차 이미지에서 번호판 영역을 한 번씩만 검출해도 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

검출된 번호판 영역은 Fig. 6과 같이 에지 이미지의 가운데 부분에서 긴 직선 성분을 검출한 다음 기울기를 보정하고 수평/수직 방향으로 에지 픽셀을 투영하는 방법을 사용하여 번호판 영역을 재설정하였다. Fig. 6(b)에서 허프 변환을 사용하여 직선의 길이가 임계치(Fig. 6(b) 이미지 너비의 절반) 이상인 직선과 직선의 기울기를 검출하였다. Fig. 6(c)는 직선의 기울기의 반대 방향으로 이미지를 회전시켜서 기울기를 보정한 결과이며, Fig. 6(d)와 Fig. 6(e)는 에지 픽셀에 수평/수직 방향으로 에지 픽셀의 개수를 카운트하여 투영하는 방식으로 번호판의 영역을 재설정하였다.

4. 실험 결과 및 고찰

본 연구를 위하여 실제 주택가 도로에 설치된 감시 카메라로 획득한 영상과 인터넷에서 얻은 이미지에서 각각 1400장씩의 번호판 이미지와 비번호판 이미지를 준비하여 그 중에서 각각 랜덤하게 60%는

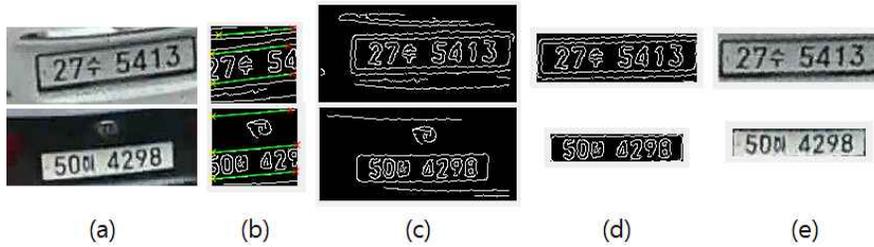


Fig. 5. Refine license plate area, (a) Detected Area (b) Long line detection (c) Tile correction (d) Refined area on edge image (e) Refined area on RGB image.

학습을 위한 이미지로 사용하였고, 나머지 40%를 테스트를 위한 이미지로 사용하였다. Fig. 7(a)와 Fig. 7(b)에 일부 샘플을 표시하였으며, Fig. 7(a)의 번호판 이미지는 낮과 밤, 기상 조건이 좋은 날과 그렇지 않은 날의 다양한 번호판 이미지를 수집하였으며, Fig. 7(b)의 비번호판 영역은 자동차 몸체의 다양한 영역에서 수집하였다.

본 연구에 사용된 시스템의 사양은 Table 1과 같다.

결과는 테스트할 때마다 미세한 차이를 보였지만 평균적으로 Table 2와 같이 True-Positive(TP)는 99.82%, True-Negative(TN)는 0.18%, False-Positive(FP)는 1.81%, False-Negative(FN)는 98.18 %의 결과를 얻었다.

실험에 사용한 CCTV 영상은 맑은 날과 바람이 심하게 부는 날, 그리고 비가 오는 날의 낮과 밤에 주택가 도로를 촬영한 것이다. 자동차가 라이트를 켜고 주행을 하는 시간대를 저녁이라고 분류하였으며, 저조도 상황으로 채도가 거의 0에 가까운 시간대를 야간으로 분류하였다. 실험 결과 낮 시간대에는 기상 조건에 관계없이 99.14%의 높은 번호판 영역 검출률을 나타내었으며, 저녁 시간대와 비가 올 때에는 각각 92.30%와 93.52%의 자동차에서 번호판 영역을 정

Table 1. Computer System Specifications

SW	Operating System	Windows 10
	Programming Language	Matlab 2016b, cuDNN 5.1
HW	RAM	32GB
	Hard Disk	500GB SSD
	Graphic Card	GeForce GTX 1080

Table 2. Confusion Matrix

confMat	Positive	Negative
True	0.9982	0.0018
False	0.0181	0.9818

확하게 검출하였으며, 저조도의 야간 시간대에도 절반 이상(54.16%)의 자동차에서 번호판 영역을 찾을 수 있었다.

실험 과정에서 한 대의 자동차에 대하여 번호판 영역을 검출하였으면 그것의 성공(TP)이나 실패(FP)에 관계없이 해당 자동차가 영상에서 사라질 때까지 번호판 영역을 다시 찾지 않는다. 하지만 Fig. 9(a)나 Fig. 9(b)와 같이 검출된 자동차 경계상자 안에서 번호판 영역을 찾지 못하면 10 프레임 후에 다시 같은 자동차를 검출하고 그 자동차 안에서 번호판



Fig. 7. Sample images used in learning, (a) Plate images (b) Non-plate images.

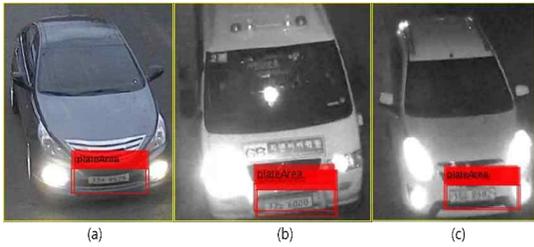


Fig. 8. Examples of success, (a) Evening (b) Night (c) Night.

영역의 검출을 재시도하여 검출한 결과이다.

Fig. 8은 실험에서 번호판 영역 검출을 실패한 대표적인 예이다. Fig. 10(a)와 Fig. 10(b)는 딥러닝의 단순한 False Positive와 True Negative 오류이고, Fig. 10(c)는 감시 카메라 렌즈에 묻은 빗방울에 불빛이 반사되어 번호판 영역이 흐리게 촬영되어 검출에 실패한 예이다. 야간 영상의 경우는 특히 자동차의

후방의 번호판 검출을 실패한 경우가 많았는데, 그 이유는 Fig. 10(d)와 같이 자동차의 후방 불빛이 번호판 영역을 모두 덮어버려서 번호판을 식별하기 어려웠기 때문이다. 이런 경우는 번호판 영역을 검출하기 전에 극도로 밝은 영역에 대해서 조도의 범위를 확장시키는 이미지 향상(Image enhancement) 과정이 필요하다고 생각된다.

5. 결 론

본 논문에서는 도로에 설치된 감시용 고정 카메라로 촬영한 영상에서 오픈티컬 플로우를 이용하여 주행 중인 자동차를 탐지하고, 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network, CNN) 기술을 이용하여 번호판 영역을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 실험 결과 낮 시간대나 불빛의 교란이 크지 않은 저녁 시간대에는 카메라의 흔들림이나 비가 오는 등의 가상

Table 3. The result according to situation

	Day	Evening	Night	Rain	Total
Num. of Cars	117	117	96	139	469
Success	116	108	52	130	406
Failure	1	9	44	9	63
Success rate	99.14%	92.30%	54.16%	93.52%	



Fig. 9. Repeated attempts to detect license plate area, (a) Evening (b) Night.



Fig. 10. Example of failure, (a) False-Positive (b) True-Negative (c), (d) Challenging cases.

조건에 관계없이 높은 번호판 영역 검출 성공률을 보였다. 이는 영상 내 분석 대상의 복잡한 특징을 추출할 때 이미지 데이터로부터 고수준 특징(high-level feature)을 학습할 수 있는 딥러닝 기술을 적용하였고, 또한 잡음에 강한 DoG 필터를 에지를 추출에 이용하여 번호판 후보 영역을 결정하였기 때문이다. 자동차 이미지에서 번호판 후보 영역을 결정할 때 번호판 위치의 지역적 제약 조건을 사용하고 에지 화소의 위치 정보를 이용하여 번호판 영역 검출 속도를 향상시켰다. 하지만 Fig. 10(c)와 같이 강한 불빛으로 번호판 영역을 검출하기 어려운 경우도 다수 있었는데, 이런 경우에는 번호판 영역을 검출하기 전에 이미지 향상(Image enhancement) 과정이 필요할 것이다.

향후 연구 계획은 야간 영상의 번호판 영역 검출을 개선하고, 반복적인 CNN(Recurrent CNN) 방법을 적용하여 번호판을 인식하고, 차종 및 차량의 색상을 분류할 수 있는 시스템을 개발할 예정이다.

REFERENCE

- [1] D. Zheng, Y. Zhao, and J. Wang, "An Efficient Method of License Plate Location," *Proceeding of Pattern Recognition Letters*, pp. 2431-2438, 2005.
- [2] Korea Creative Content Agency, *Evolving Deep-Running, from user Predictions to Translations*, CT Culture and Technology Meeting, Korea Creative Content Agency, Korea, 2016.
- [3] R. Chen and Y. Luo, "An Improved License Plate Location Method Based on Edge Detection," *Proceeding of International Conference on Applied Physics and Industrial Engineering*, pp. 1350-1356, 2012.
- [4] M.A. Lalimia, S. Ghofrانيا, and D. McLernonb, "A Vehicle License Plate Detection Method Using Region and Edge Based Methods," *Journal of Computers and Electrical Engineering*, Vol. 39, No. 3, pp. 834-845, 2013.
- [5] J. Tan, S. AbuBakar, and M. Mokji, "License Plate Localization Based on Edge-Geometrical Features Using Morphological Approach," *Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 4549-4553, 2013.
- [6] H. Bai and C. Liu, "A Hybrid License Plate Extraction Method Based on Edge Statistics and Morphology," *Proceeding of IEEE International Conference on Pattern Recognition*, pp. 831-834, 2014.
- [7] T.D. Duan, D.A. Duc, and T.L.H. Du, "Combining Hough Transform and Contour Algorithm for Detecting Vehicles License-Plates," *Proceeding of International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing*, pp. 747-750, 2004.
- [8] B. Oh and D. Choi, "Number Region Extraction of License Plates Using Colors and Arrangement of Number," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 14, No. 9, pp. 1117-1124, 2011.
- [9] X. Long and J. Zhou, "An Efficient Method for Dark License Plate Detection," *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, Vol. 7, No. 55, pp. 477-485, 2013.
- [10] J. Yun, Y. Choi, and S. Lee, "An Image Enhancement Algorithm for Detecting the License Plate Region Using the Image of the Car Personal Recorder," *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, Vol. 17, No. 3, pp. 1-8, 2016.
- [11] K. Lim, H. Byun, and Y. Choi, "Vehicle License Plate Detection in Road Images," *Journal of Korean Institute of Information Science and Engineers*, Vol. 43, No. 2, pp. 186-195, 2016.
- [12] H. Li and C. Shen, "Reading Car License Plates Using Deep Convolutional Neural Networks and LSTMs," arXiv:1601.05610, 2016.
- [13] E.J. Kim, *Introduction to Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning*, Wikibooks, Paju-si, 2016.
- [14] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G.E. Hinton, "Imagenet Classification with Deep Convolu-

tional Neural Networks,” *Journal of Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 60, No. 6, pp. 84-90, 2017.

- [15] G. Farneback, “Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion,” *The 13th Scandinavian Conference on Image Analysis, Gothenburg, Sweden*, pp. 363-370, 2003.
- [16] L. Assirati, N.R. Silva, L. Berton, A.A. Lopes, and O.M. Bruno, “Performing Edge Detection by Difference of Gaussians Using Q-Gaussian Kernels,” *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 490, No. 1, arXiv:1311.2561, 2014.



정 윤 주

1991년 2월 안동대학교 전산통계학과 졸업(이학사)
 2000년 2월 안동대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)
 2003년 8월 경북대학교 IT대학 컴퓨터학부 박사 수료

2000년~현재 안동대학교 컴퓨터공학과, 전자공학과, 기초교육원 강사
 관심분야: 컴퓨터 비전, 딥러닝, 이미지 프로세싱, 패턴 인식, 소프트웨어 교육



이스라필 안사리

2011년 7월 펀잡 공과대학교 졸업(공학사)
 2015년 6월 비스베스바라아공과대학교 대학원 졸업(공학석사)
 2015년 1월~6월 Xcelvations Consultancy Pvt Ltd,

인턴 근무

2016년 3월~현재 국립안동대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사 과정
 관심분야: 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 딥러닝



심 재 창

1987년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1993년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과(석사, 박사)
 1994년 3월~현재 국립안동대학교 컴퓨터공학과 교수

1998년 7월~현재 (주)파미 사외감사
 2015년 3월~현재 한국멀티미디어학회 부회장
 관심분야: 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전, 지그비, 임베디드시스템



이 정 환

1983년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1993년 8월 KAIST 전기및전자공학과(석사, 박사)
 1990년 3월~현재 국립안동대학교 전자공학과 교수

2016년 3월~현재 한국멀티미디어학회 이사
 관심분야: 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전, 딥러닝