

# 객체기반의 적응적 관심영역을 활용한 차선인식 알고리즘 개발

안성주\*, 최용수\*†

## Development of Driving Lane Prediction Algorithm Utilizing Adaptive ROI based on Object

SungJu An\*, YongSoo CHOI\*†

### 요 약

본 논문에서는 자율주행 시 카메라를 통한 차선인식 알고리즘의 개발에 있어 차선 영역의 예측 정확도를 높이기 위해 ROI(Region of Interest)를 적용하는 방법을 제안하였다. 자율주행 알고리즘에서 차선인식의 응용 개발에서 특히, 카메라를 이용한 차선 인식 방법에서는 차선의 유실, 도로위의 차량, 자연적인 장애물 등 다양한 환경적 요인으로 인해 차선 인식이 어려워지는 경우가 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위해, 카메라를 통해 영상을 입력받은 후 차선 검출이 필요할 곳을 추정하여 ROI를 설정하고 Deeplab-V3를 채용하여 타 차량 영역을 제거한 후 원근 변환 및 전 처리 과정과 허프 변환을 통해 차선 인식을 구현하는 알고리즘을 제안하였다. 실험을 위한 테스트영상은 차선 인식에 영향을 줄 수 있는 차량요소가 많은 도심지 주행 영상을 사용하였다. 특정영역에 대한 ROI설정을 적용한 결과 타 차량 영역을 제거하고 차선을 인식한 경우 차선인식 정확도를 높일 수 있었다.

### Abstract

In this paper, we proposed a method of applying ROI to the lane prediction area in the lane recognition algorithm through the camera in autonomous driving. In the lane recognition method using a camera, lane recognition may be difficult due to environmental factors such as vehicles and obstacles on the road. In order to solve this problem, after getting an image through a camera, an ROI is allocated by estimating where lane detection is needed, and after removing the area of another vehicle adopting Deeplab-V3, lane recognition is performed through perspective, pre-processing, and Hough transformation. An algorithm that implements above transformations is proposed. A test image for the experiment used an urban driving image with many vehicle elements that can affect lane recognition. As a result of the experiment which setting the ROI for a specific area, it was possible to increase the accuracy of lane recognition by removing other vehicle areas and recognizing lanes.

**한글키워드** : 차선인식, 관심영역, 자율주행, 딥러닝 V3, 딥러닝

**keywords** : lane detection, ROI(Region of Interest), Autonomous Driving, Deeplab V3, Deep Learning

\* 신한대학교 미래자동차공학과

접수일자: 2023.08.24. 심사완료: 2023.09.11.

† 교신저자: 최용수(email:ciechoi@shinhan.ac.kr)

게재확정: 2023.09.20.

## 1. 서론

자율주행 자동차란 “자동차에 IT · 센서 등 첨단 기술을 융합하여 스스로 주변 환경을 인식, 위험을 판단하고 주행 경로를 계획하여 운전자 또는 승객의 조작 없이 안전한 운행이 가능한 자동차”를 뜻하며[1] 주변 환경을 인식하기 위해 카메라, LiDAR 등의 비전 센서를 통한 차선 및 표지판 등의 검출 연구가 활발히 진행되고 있다. 물론 그 외 초음파 및 레이더 센서 등의 전파를 활용한 센서의 활용 및 연구도 다양하게 이루어지고 있다. 카메라를 이용한 차선이탈방지 시스템(LKAS)는 자율주행 자동차에 있어서 기본적인면서도 중요하므로 핵심 기술이라 할 수 있다. 특히, 그림자 및 터널 등의 특수한 인식환경에서는 카메라에 의한 비전과 타 센서와의 융합적인 사용이 매우 좋은 효과를 내고 있음을 많은 연구를 통해 알 수 있다.

제안된 방법에서는 자율주행에서 차선이탈방지를 위해 차선을 추출하는 방법의 개선을 위해 카메라의 입력 이미지를 처리하는 과정을 제안하였다. 도로의 이미지에서 색특징에 따른 노이즈를 제거하고 직선 검출 알고리즘 허프 변환을 이용하여 차선 인식을 진행한다. 하지만 그림자, 노후화된 도로, 도로 위의 차량 등의 다양한 환경적 요인으로 인하여 차선을 인식하지 못하는 경우가 있고 이로 인해 자율주행 자동차의 운행이 어려워진다는 문제점이 있다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 차선 인식 주행 중 차선과 유사한 색 공간을 갖는 차량으로 인해 차선 인식에 어려움을 가질 경우의 차선 인식 향상을 위해 Deeplab-V3[3]를 이용하여 타 차량에 해당하는 영역을 제거하는 방법을 제안한다.

2장에서는 제안하는 알고리즘의 구현에 필요한 관련지식에 대해 설명한다. 3장에서는 제안하는 차선인식 알고리즘을 모듈별로 설명한다. 4장에서

는 Python을 이용하여 주행영상의 획득 및 전처리, 차선인식을 수행하는 알고리즘에 대한 구현 및 취득영상 및 Image Database를 활용한 실험결과를 소개한다. 5장에서는 제안한 알고리즘의 구현결과에 대한 정리와 향후 연구방안에 대해 소개한다.

## 2. 관련지식

### 2.1 ROI(Region of Interest)[4-7]

관심 영역(ROI)이란 말 그대로 전체영상 내에서 관심이 있는 영역을 뜻한다. 예를 들어, 이미지의 전체 크기가 1024X1024라 하더라도 내가 정말 관심있는 부분은 한가운데 300X300의 크기를 갖는 일부분이라면 그 부분을 ROI로 지정하고 필터를 씌워 관심영역에 대해서만 연산, 처리, 인식 등의 필요동작을 수행한다. 차선인식의 응용에서는 ROI는 차선 또는 차선으로 추정되는 영역이므로 그 외의 영역이 제외되어 진다면 연산의 속도 및 불필요한 연산프로세스 등이 최소화 되게 된다.

### 2.2 Deeplab-V3

Deeplab-V3는 구글(Google)에서 제시한 인공지능망 모델로 segmentation model들 중에서 성능이 꽤 양호한 모델에 속한다. 특히, Deeplab 시리즈는 V1부터 V3+까지 발전하면 앞선 모델들을 계승하며 성능향상을 위한 필터 및 다운샘플링 과정에 대한 개선이 이루어지고 있다.

- DeepLab V1 : Atrous convolution을 처음 적용
- DeepLab V2 : multi-scale context를 적용하기 위한 Atrous spatial pyramid pooling(ASPP) 제안
- DeepLab V3 : 기존 ResNet 구조에 Atrous convolution을 활용

- DeepLab V3+ : Depthwise separable convolution과 Atrous convolution을 결합한 Atrous separable convolution을 제안

이와같이 Deeplab V3는 ASPP를 인코더에 사용해 필요한 특징(feature)들을 추출한다. DeepLab V3 encoder를 통과해서 나온 feature map은 원본 사진의 해상도보다 16배 작아진다(출력 스트라이드 크기: 16). 스트라이드의 크기를 16으로 설정한 이유는 다양한 실험의 결과 러닝 속도와 영상의 대표특징을 추출하는 정확도가 가장 좋은 trade-off 지점으로 밝혀졌기 때문이며 이 실험에서도 동일 값을 사용한다.

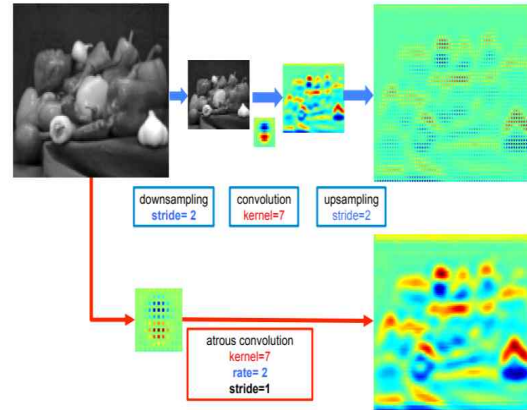


그림 2. Astrous Convolution의 특징 추출  
Fig. 2. Feature Extraction of Astrous Convolution

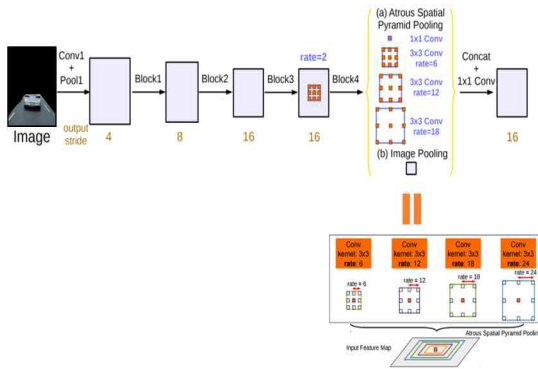


그림 1. Deeplab V3의 구조  
Fig. 1. Structure of Deeplab V3

그림 2를 통해 기존 Convolution과 Astrous Convolution의 결과에 대한 비교를 할 수 있다. 단순히 Pooling-Convolution 후 Upsampling을 하는 것보다 Dilated Convolution을 적용 했을때의 특징이 원본영상의 특징을 더 잘 표현하고 있음을 볼 수 있다.

### 3. 제안된 차선인식 알고리즘

#### 3.1 ROI를 포함한 차선인식 알고리즘

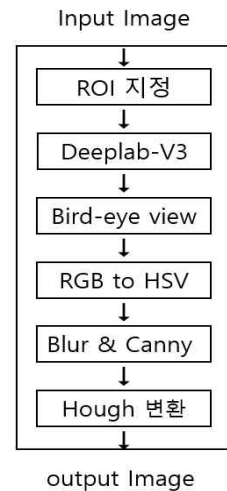


그림 3. 제안 알고리즘 순서도  
Fig. 3. Proposed Algorithm Flowchart

본 논문에서 차선 인식 성능을 향상하기 위해 제안한 알고리즘 구성은 그림 3과 같다. 먼저 카메라를 통해 차선 영상을 입력받고 영상내에서 관심 영역(ROI)을 지정하여 검출하고자 하는 영역 외의 불필요한 데이터를 없애 연산 속도를 향

상시킨다[2]. 이후 Deeplab-V3를 이용하여 ROI에서 차선검출 시 잡음으로 작용할 타 차량 영역을 제거해준다. 기하학적 변환인 역원근 변환을 수행하여 원근감이 없도록 나타내어 도로의 굴곡을 쉽게 알 수 있게 한다. RGB 공간에서는 차선 검출의 한계가 있으므로 HSV 컬러 공간으로 변환하여 황색과 백색의 차선 검출에 사용한다. HSV 변환된 이미지에 잡음의 영향을 제거하기 위해 가우시안 블러 필터를 사용하여 이미지 전처리를 수행하였다. 이후 전처리가 완료된 이미지를 바탕으로 에지 검출을 위해 캐니에지 필터를 사용하고 허프 변환을 적용하여 차선을 검출한다. 3장 2절부터 3장 6절을 통해 제안 알고리즘의 각 모듈에 대한 상세설명을 한다.

### 3.2 차선 예측영역의 ROI 지정

차선 인식에 불필요한 부분을 제거하기 위해 차선 영역과 앞 차량의 영역에 대해 ROI를 지정하였다. 그림 4에서 빨간 선은 차선 영역, 파란 선은 앞 차량을 찾기 위한 영역이다.

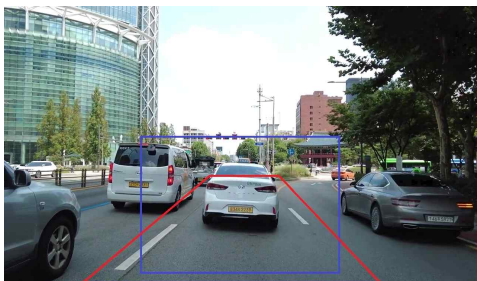
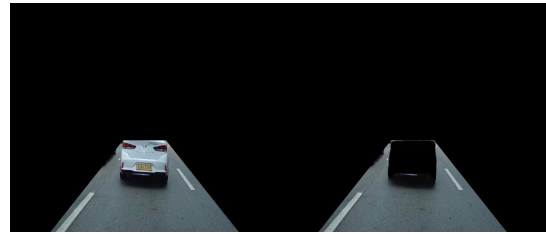
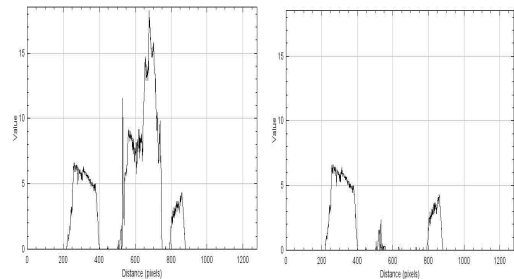


그림 4. 객체 기반 ROI 설정  
Fig. 4. ROI Assignment based on Object

ROI를 지정한 후, 차선 영역을 제외한 부분을 제거한 이미지를 얻고 Deeplab-V3를 통해 차량을 제거한 이미지를 얻는다. 이렇게 얻어진 두개의 영상을 더하여 차선 인식을 개선에 필요한 데이터를 생성한다.



(A) Before Removal (B) After Removal  
그림 5. ROI 영역 내의 차량 영역 제거  
Fig 5. Object Area Removal within ROI Region



(A)Before Removal (B) After Removal  
그림 6. 영역 제거 전, 후 이미지와 히스토그램 비교  
Fig. 6. Histogram Comparison of Out of Object Area Removal

그림 6에서는 히스토그램을 통해 타 차량 영역이 제거되지 않은 경우와 타 차량 영역을 제거한 경우를 비교하였다. 차량 영역을 제거한 이미지(B)가 차량을 제거하지 않은 이미지(A)보다 차량에 의한 Noise가 훨씬 적은 것을 확인할 수 있다.

### 3.3 불필요 영역 제거를 위한 Deeplab-V3 적용

도로 위 차선 인식에 불필요한 앞 차량 영역을 제거하기 위해 영상 분할 분야에서 높은 정확도 성능을 보여주는 Deeplab-V3를 사용하였다. Deeplab-V3는 Atrous convolution을 사용하여 pooling을 수행하지 않고도 receptive field를 크게 가져갈 수 있어서 공간적인 정보의 손실이 적고 대부분의 가중치(Weighting factor)가 0이기 때문에 연산의 효율이 좋은 장점을 가진다. 다음 수식

(1)은 Atrous Convolution으로 수식에 쓰이는 파라미터는 아래에서 자세히 설명한다.

$$y[i] = \sum_k x[i + r \cdot k]w[k] \quad (1)$$

$x$ 는 Input feature map,  $y$ 는 Output feature map,  $w$ 는 Filter,  $k$ 는 Kernel 크기,  $r$ 은 Atrous rate이다. 여기서  $r=1$ 일 경우 기존의 Convolution 연산과 같다. 다양한 크기의 pooling을 수행한 후 영상을 합성하는 SPP(Spatial Pyramid Pooling)에 적용한 ASPP 모듈은 작은 크기의 feature map과 큰 크기의 feature map이 서로 겹치기 때문에, 원본 이미지 데이터에서 크기가 작은 디테일을 잘 감지할 수 있다.

### 3.4 Dataset 학습 모델 [8-10]

Deeplab의 특징데이터 학습을 위해 TorchVision에서 제공하는 DeepLab-V3 ResNet101 사진 학습 모델을 사용하였다. 딥러닝의 모델에서 네트워크 층이 깊어지며 레이어의 수가 많아질수록 기울기가 0에 수렴할 확률이 올라가 정확도가 감소하게 된다. 이런 문제를 해결하기 위해 ResNet은 그림7과 같이 layer의 Input을 output에 바로 연결하는 방법(Skip Connection)을 사용함으로써 출력  $H(x)$ 를 구하는 방향으로의 학습이 아닌  $F(x)$ 가 0이 되는 나머지(residual)를 학습한다.

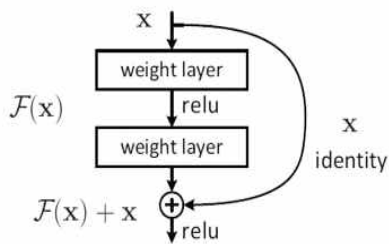


그림 7. ResNet의 구조  
Fig. 7. Structure of ResNet

### 3.5 Bird-eye view

Bird-eye view 이미지는 하늘에서 아래로 내려다본 시점의 이미지를 말한다. Bird-eye view는 도로의 굴곡을 쉽게 알 수 있도록 원근감이 있는 이미지를 역 원근 변환을 통해 원근감이 없도록 나타낸다. 역 원근 변환을 사용하여 차선에 대한 차량의 상대적인 위치를 결정하는 정확도를 향상시킨다.

$$p' = Hp$$

$$\begin{bmatrix} wx' \\ wy' \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

식(2)는 원본 이미지의 점( $p$ ), 원근 변환이 적용된 점( $p'$ )들의 변환관계를 수식으로 표현한 식이다.  $w$ 는 scale factor(0이 아닌 임의의 상수),  $H$ 는 자유도 8의 3X3 행렬이 된다.  $H$ 를 구하려면  $a, b, c, d, e, f, g, h$ 의 8개 변수가 필요하므로 최소 4쌍의  $(x, y)$ 와  $(x', y')$ 를 통해 구한다. 위의 식을 통해 완성된  $H$ 를 통해 Inverse Warp을 수행한다. 그림 8은 수식(2)의 역원근 변환을 통해 제안된 실험에서 취득한 영상을 Bird-eye View로 변환한 결과이다. 아래에서 그림 8-(A)는 주행도로에서 취득한 영상 그리고 그림8-(B)는 역 원근변환이 적용된 이미지이다.

### 3.6 차선영역 검출을 위한 전처리

RGB 공간에서는 황색과 백색의 차선 검출의 한계가 있으므로 본 논문에서는 황색 차선의 인식을 원활하게 하기 위하여, 특정 색상을 검출하고 분리할 수 있는 HSV 컬러 공간을 황색과 백색의 차선 검출에 사용한다. 색 공간이 변환된 이미지에서 잡음의 영향을 줄이기 위해 색 공간 변환 후 가우시안 블러 필터를 사용하여 이미지 전처리를 수행한다. 전처리를 수행한 이미지에 캐니 에지

필터를 적용하여 아래 그림9-(A)와 같이 차선의 에지를 검출하였다. 에지를 검출한 이미지를 통해 허프 변환을 적용하여 직선을 검출하고 해당 직선을 차선으로 인식한다.

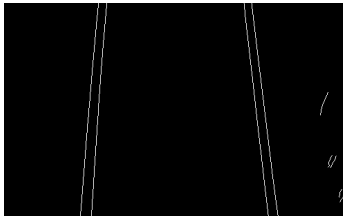


(A)취득 영상



(B)역 원근변환 수행 영상

그림 8. 역 원근변환을 통한 차선영상의 복원  
Fig. 8. Lane Recovery after Reverse perspective transformation



(A) Canny Edge Filtering



(B) Hough Transform

그림 9. 차선 외곽선 검출 및 차선 검출  
Fig. 9. Lane Edge Detection and Lane Detection

#### 4. 차선검출 실험 및 결과

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 차량이 많은 도심지 주간 주행 영상을 테스트영상으로 사용하여 수행되었다. 2장에서 개발한 알고리즘의 ROI 적용에서 앞 차량의 영역에 차량이 존재하지 않는 경우는 제외하였다. 프레임워크는 PyTorch를 사용했으며 학습데이터와 신경망 모델은 ImageNet 데이터베이스로부터 사전 훈련된 DeepLabV3 ResNet101를 사용하였다.

그림 10은 일정수준의 교통체증이 있는 도로에서 취득한 영상에 기존의 차선 인식 알고리즘을 적용해서 얻은 결과이다. 그림 10의 결과에서 차선과 유사한 색 공간을 가지는 차량이 있을 경우 정상적으로 차선을 인식할 수 없는 문제점이 분석되었다.

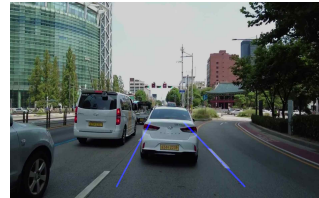
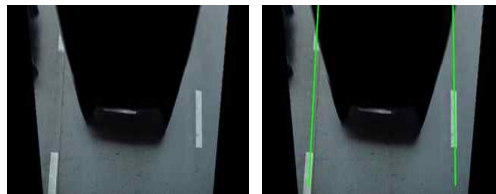


그림 10. 기존의 차선인식 알고리즘  
Fig. 10. Legacy Lane Detection Algorithm



(A)

(B)



(C)

(D)

그림 11. 차량요소를 제거한 차선인식  
Fig. 11. Lane Detection after Car Removal

그림11은 제안된 알고리즘을 적용한 결과 영상이다. 차선 인식에 불필요한 앞 차량 영역과 차선 영역 이외의 부분을 제거하고 Bird-eye view를 이용하였을 경우 Noise가 제거되어 정상적으로 차선 인식이 이루어진 것을 여러 종류의 테스트 영상 적용결과 확인할 수 있었다.

### 5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 Deeplab-V3를 활용하여 차선인식에서 Noise를 발생시키는 차선의 색과 유사한 차량 요소들을 제거하고, ROI 영역을 Bird-eye view로 변환한 이미지에서 허프변환을 적용하여 차선을 검출하였다. 실험 결과, 차량 요소들과 차선이 공존하는 상황에서 허프 변환을 바로 적용했을 때보다 안정적으로 차선을 검출하지만 차량, 그림자, 도로 장애물과 같은 외부적 요인으로 인해 차선이 가려진 경우에는 차량 요소들을 제거하더라도 정상적으로 차선을 검출하지 못하여 오류가 발생하는 경우가 있었다. 향후연구에서는 주행 차선의 경계, 도로의 경계선과 같은 특징점을 찾고 이를 바탕으로 안정적인 차선 인식을 검출하는 알고리즘을 연구하고자 한다.

“이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. NRF-2021R1F1A1054931)”

### 참 고 문 헌

- [1] [Automobile Management Law] Article 2, Paragraph 1-3. <https://www.shinkim.com/kor/media/newsletter/1785>
- [2] SangHo Lee, SeungHo Ok, (2020). A Study on a Stereo Camera based Noise-Robust ROI Algorithm, The Journal of Korean Institute of Information Technology, 18(12), 87-94. DOI: 10.14801/jkiit.2020.18.12.87
- [3] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, Hartwig Adam, (2018), Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation, Computer Vision and Pattern Recognition, <https://arxiv.org/abs/1802.02611>
- [4] GaAe-Ryu, (2016), ROI based Object Extracting Method using Image Feature, Master Thesis of ChoongBuk Univ. <http://www.riss.kr/link?id=T14010820&outLink=K>
- [5] MyungWon Jo, NamGi Kim and ByungDae Lee, (2019), An Image Preprocessing Scheme Based on Machine Learning for ROI Extraction, J. of Korean Institute of Information Technology, 17(11), 115-120. 10.14801/jkiit.2019.17.11.115
- [6] SangKyun Woo, DaeHee Hong, (2004), Real Time Lane Recognition Algorithm Utilizing Dynamic ROI, Proc. of Fall Conf. of The Korean Society of Automotive Engineers, 3, 1142-1146. 10.14801/jkiit.2019.17.11.115
- [7] JaeHyun Cho, YoungMin Jang, SangBok Cho, (2015), Lane recognition algorithm for high performance through word descriptor and selective Hough transform algorithm in the 4-channel ROI, J. of Institute of Electronics and Information Engineering, 52(2), 148-161. <http://dx.doi.org/10.5573/ieie.2015.52.2.148>
- [8] Sasha Targ, Diogo Almeida, Kevin Lyman 'Resnet in Resnet: Generalizing Residual Architectures'. ICLR 2016 <https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.08029>
- [9] Yazan Hamzeh and Samir A. Rawashdeh, (2021), A Review of Detection and Removal of Raindrops in Automotive Vision Systems, J. Imaging, 7(3), <https://doi.org/10.3390/jimaging7030052>

- [10] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, (2016), Deep residual learning for image recognition, Proc. of the IEEE Conference on CVPR, 770-778. [https://openaccess.thecvf.com/content\\_cvpr\\_2016/html/He\\_Deep\\_Residual\\_Learning\\_CVPR\\_2016\\_paper.html](https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2016/html/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2016_paper.html)

저자 소개



안성주(SungJu An)

2017.2 신한대학교 기계자동차융합공학과  
2023.2~현재 신한대학교 미래자동차공학과  
<주관심분야> 자율주행자동차, 차선인식



최용수(YongSoo Choi)

1998년 강원대학교 제어계측공학과 공학사  
2000년 강원대학교 제어계측공학과 공학석사  
2006년 강원대학교 제어계측공학과 공학박사  
2006년~2007년 연세대학교 첨단융합건설  
연구단 연구교수.  
2007년~2013년 고려대학교 정보보호대학  
원 연구교수.  
2013년~2020년 성결대학교 파이데이아대  
학(멀티미디어) 조교수  
2020년~ 현재 신한대학교 미래자동차공학  
과 부교수  
<주관심분야> Digital Forensics,  
Information Hiding, Multimedia  
Watermarking, Steganography