

ResNet 알고리즘을 이용한 가로수 객체의 폐색영역 검출 및 해결

박흥기¹, 배경호^{2*}

¹가천대학교 토목환경공학과, ²(주)신한항공 연구소

A Study on Detection and Resolving of Occlusion Area by Street Tree Object using ResNet Algorithm

Hong-Gi Park¹, Kyoung-Ho Bae^{2*}

¹Department of Civil and Environmental Engineering, Gachon University

²Research Institute, Shinhan Aerial Survey CO.,LTD

요약 국토를 효율적으로 관리하고 도시문제를 과학적으로 해결하기 위해 최근 스마트시티, 디지털트윈 등 3차원 공간 정보 관련 기술이 급격하게 발전하고 있다. 이러한 3차원 공간정보 구축은 주로 영상정보를 이용하여 객체를 3차원 입체 화하고 실감형 영상인 텍스처링 영상을 추출하여 객체벽면에 영상을 부여하는 방식으로 수행된다. 하지만 객체 주변의 다양한 요인으로 인해 텍스처링 영상에서는 필연적으로 폐색영역이 발생한다. 이에 본 연구에서는 최근 기술인 딥러닝 기술 중에서 ResNet 알고리즘을 이용하여 건물 폐색을 유발하는 가로수에 대한 데이터셋을 만들고 이에 대한 해결방안을 제시하고자 한다. 연구결과 ResNet 알고리즘의 공간정보 적용 가능성을 판단하고 이를 적용한 레이블링 생성 SW 개발하여 실제 가로수를 대상으로 데이터셋을 구축하였다. 구축된 데이터셋을 텍스처링 영상에 적용하여 정확도와 재현율로 검출능력을 분석하였다. 분석결과를 위해 딥러닝 분야에서 많이 사용되고 있는 정밀도와 재현율을 이용한 F값을 적용하였으며 가로수 단일 객체가 포함된 건물의 측면부 영상과 경사 영상에 대해서는 높은 F값을 도출하여 우수한 성과를 확인하였으나, 같은 해상도를 가진 건물 전면부 영상에서는 그림자 등의 요인으로 F값이 낮음을 확인하였다.

Abstract The technologies of 3D spatial information, such as Smart City and Digital Twins, are developing rapidly for managing land and solving urban problems scientifically. In this construction of 3D spatial information, an object using aerial photo images is built as a digital DB. Realistically, the task of extracting a texturing image, which is an actual image of the object wall, and attaching an image to the object wall are important. On the other hand, occluded areas occur in the texturing image. In this study, the ResNet algorithm in deep learning technologies was tested to solve these problems. A dataset was constructed, and the street tree was detected using the ResNet algorithm. The ability of the ResNet algorithm to detect the street tree was dependent on the brightness of the image. The ResNet algorithm can detect the street tree in an image with side and inclination angles.

Keywords : 3D Spatial Information, Occlusion Area, Street Tree, Deep Learning, ResNet Algorithm

본 논문은 국토교통부 공간정보 기반의 실감형 콘텐츠 융복합 및 혼합현실 제공기술 개발 연구개발사업의 연구비지원(20DRMS-B147287-03)에 의해 수행되었음.

*Corresponding Author : Kyoung-Ho Bae(Shinhan Aerial Survey CO.,LTD)

email: qpandora@daum.net

Received September 4, 2020

Revised September 23, 2020

Accepted October 5, 2020

Published October 31, 2020

1. 서론

각종 센서 기술의 발전과 더불어 공간정보 분석기술이 발전됨에 따라 실세계를 디지털형태의 가상세계로 구축하고 서비스하고 있다. 이러한 가상세계 구현은 정밀하고 실감형 공간정보에 기반하여 3차원 공간정보를 구축하고 서비스하여야 한다. 이렇게 구축된 3차원 공간정보는 VR, AR, Digital Twin 등의 형태로 서비스되며 스마트 시티, 스마트팜, 스마트팩토리 등의 새로운 디지털 인프라로 활용되고 있다[1-3]. 특히 대한민국은 세계최고 수준의 전자정보 인프라 및 서비스의 강점을 가지고 있으며, 이러한 디지털 인프라 구축과 서비스를 위한 기술혁신산업을 지속적으로 추진하고 있다.

실감형 3차원 공간정보 구축 및 서비스의 핵심 기술은 객체의 실감형 영상을 취득하고 이를 객체 벽면에 부여하는 텍스처링 영상 관련 기술이다. 텍스처링 영상을 취득하기 위해 지상 혹은 공중에서 다양한 카메라를 이용하여 텍스처링 영상을 취득하고 있다. 하지만 현실세계에서는 객체 주변의 현수막, 가로수, 차량 등의 다양한 적치물이 존재하며 이로 인해 텍스처링 영상의 실감을 저하시키는 원인으로 작용한다.

이에 본 연구에서는 딥러닝 기법중에서 ResNet 알고리즘을 적용하여 폐색영역을 유발하는 가로수 객체의 데이터셋을 만들고 이를 자동으로 검출하는 기술을 개발하였다. 검출된 가로수 객체에 대한 현장실험 결과를 바탕으로 ResNet 데이터셋 결과를 평가하였으며 향후 공간정보 적용 가능성에 대한 분석을 실시하였다.

2. ResNet 알고리즘

2.1 딥러닝을 이용한 공간정보 분석기법

최근 다양한 분야에서 딥러닝 연구가 활발하게 진행되고 있으며 특히 영상 대상으로 Detection 및 Segmentation 기법이 주목받고 있다[4].

일반적으로 영상 분석 딥러닝 기법은 픽셀별로 어떠한 카테고리에 속하는지 알려주는 Semantic Segmentation 기법, 객체별로 어떠한 카테고리에 속하는지 바운딩박스 형태로 찾아내는 Object Detection 기법, Object Detection의 바운딩박스 안에서 객체를 마스크하여 찾아내는 Instance Segmentation 기법으로 나누어져 있다.

공간정보 분야에서는 드론, 광학, 위성, 초분광 등 여러 영상 데이터를 사용하고 있으며, 딥러닝을 이용한 공

간정보 분석은 주로 대상 객체 내의 밝기값 차이와 특정 밴드를 적용하여 객체의 특징을 추출하고 이를 인공신경망 형태로 분류하여 데이터셋을 만들어 토지피복분류, 변화탐지, 산불 모니터링, 해양감시, 임상도, 작황 상태 분석 등의 연구가 진행되고 있다[5-9].

이를 위해 대상 영역을 일정 크기의 셀로 분할하고 각 셀마다 특징을 추출하는 방식에 따라 형태에 따라 HOG(Histogram of Oriented Gradients), AdaBoost(Adaptive와 boosting 결합), SVM(Support Vector Machine), ANN(Artificial Neural Network), DNN(Deep Neural Network), CNN(Convolution Neural Network), GoogLeNet, VggNet, ResNet, R-CNN(Region with CNN), RNN(Recursive Neural Network) 등이 사용된다[10-14].

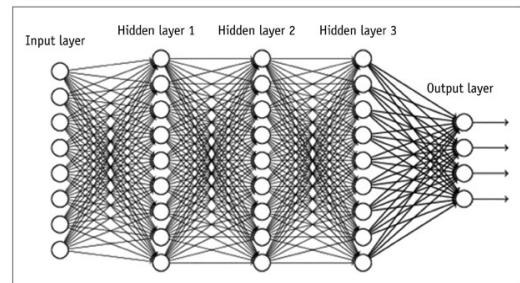


Fig. 1. Networks of DNN

영상 처리에서 가장 많이 사용되는 딥러닝 알고리즘은 CNN 기법이 가장 많이 사용되고 있으며, 그 이유는 영상분류에서 심층신경망의 학습시간, 영상의 변수 등에 대해 효율적으로 대응이 가능하기 때문이다. 또한, CNN 기법의 향상으로 ResNet 기법의 경우에는 비정형 객체에 대한 검출률이 높았으며, 이는 폐색영역 자동 검출 및 해결방안이 가능함을 시사한다.

2.2 ResNet 알고리즘 특징

기존 CNN 구조에서 단순히 네트워크층을 깊게 생성할 때 일정 깊이에 이르면 Vanishing graient이 발생하여 학습이 제대로 되지 않거나 학습 속도가 느려지게 되며 딥러닝 성능의 한계점이 나타나게 된다.

ResNet은 이러한 한계점을 Residual Block 방식을 사용하여 문제를 해결하였고 그 결과 2015년도 ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)에서 3.6% 분류 오차율로 우수한 성능을 보여주며 우승을 차지하였다.

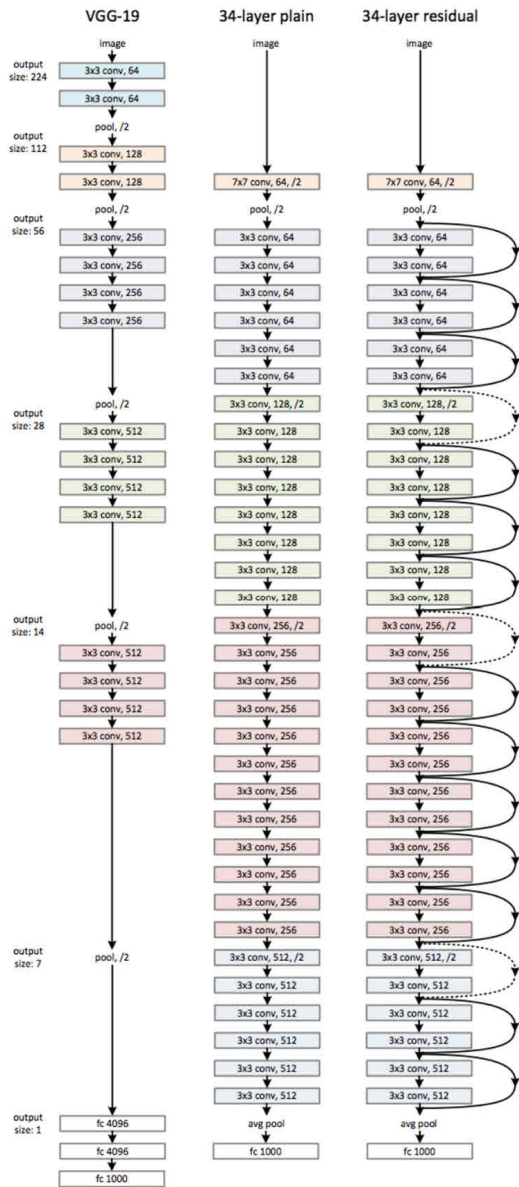


Fig. 2. VGGNet, Plain CNN and ResNet structure

Fig.2는 VGGNet과 일반 CNN, ResNet의 구조를 비교하여 나타낸 그림이다.

ResNet은 기본적으로 VGGNet의 구조를 뼈대로 하며 VGGNet보다 8배 깊은 152계층의 네트워크 구조를 지니고 있으며 기존의 CNN 망과 차이가 있다면 입력값을 출력값에 더해줄 수 있도록 지름길(shortcut)을 하나 만들어 주는 Residual Block 방식을 사용하였다.

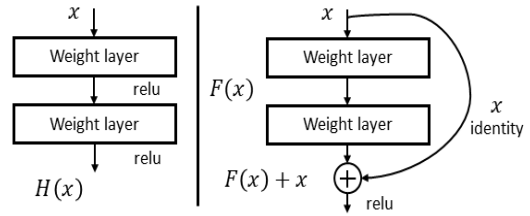


Fig. 3. plain network and Residual Block of ResNet

Fig.3은 일반적인 네트워크와 ResNet의 Residual Block방식을 나타낸다. 일반적인 네트워크 방식은 layer에 입력 x 가 들어왔을 때 2개의 weight layer를 거쳐 출력 $H(x)$ 가 나오는 방식이라면 ResNet의 Residual Block은 layer에 x 가 들어왔을 때 출력 하는 곳으로 바로 연결시키는 Shortcut Connection을 사용하여 $F(x) + x$ 로 기존 모델의 출력값보다 나은 성능을 나타내는 방식이다. 이 구조는 출력층에 x 가 저장되는 연산량 증가를 제외하면 파라미터의 수가 증가하지 않고 레이어와 레이어 사이를 건너 연산하기 때문에 학습시간 또한 단축된다[15].

즉, Residual Block방식을 사용함으로써 더욱 깊은 네트워크층을 사용하여 효율적으로 학습 가능한 딥러닝 구조를 나타내고 있다.

3. ResNet 알고리즘 가로수 Dataset 구축

3.1 드론 촬영 및 3차원 공간정보 구축

ResNet 알고리즘을 이용한 가로수 객체의 탐색능력을 확인하기 위하여 드론을 이용한 3차원 공간정보 구축과 대상 객체의 텍스처링 영상을 제작하였다. 사용된 드론의 기체는 국내 드론 개발업체에서 제작한 회전익 기체이며 촬영고도는 150m로 GSD(Ground Sample Distance) 3cm급으로 촬영하였다. 대상객체는 여의도 지역에 위치한 초등학교를 대상으로 드론 촬영을 실시하였으며, 초등학교를 대상 객체로 선택한 이유는 텍스처링 영상에서 벽면이 일정한 패턴과 형상을 가지고 있기 때문에 가로수 객체의 인지와 복원에도 유리하기 때문이다.

드론으로 촬영한 영상은 드론 영상처리 소프트웨어인 Pix4Dmapper를 통해 정사영상과 3차원 공간정보를 생성하였다.

객체의 3차원 공간정보는 객체의 벽면별로 텍스처링 영상을 제작하여 TreeMap 형태로 영상DB를 구축하였다.

Table 1. Research equipment details

Equipment	Details
Drone	Model : SISTECH K-Mapper Flight height : 150m
Camera	Model : SONY ILCE-6000 Sensor : RGB Focal length : 20mm GSD : 3cm

3.2 가로수로 인한 폐색영역 발생

구축된 3차원 공간정보는 실감형 느낌을 부여하기 위하여 실제 객체의 면 부분에 대한 영상을 추출하여 구축된 3차원 공간정보의 면에 실감형 영상을 부여한다. 하지만 이러한 실감형 영상은 주로 광학카메라로 촬영하여 주로 항공기와 드론에 탑재하여 촬영한다. 이러한 광학영상은 카메라의 중심투영과 촬영각도로 인하여 객체의 벽면 일부가 가리워지는 폐색영역이 필연적으로 발생한다.

이러한 폐색영역을 유발하는 인자는 주로 차량, 현수막, 간판, 사람 등과 같이 정형화할 수 있는 객체와 구름, 그림자, 가로수 등과 같이 촬영시간과 위치에 따라 변화는 비정형 데이터로 구분할 수 있다.

이에 본 연구에서는 Fig. 4와 같이 건물에서 가장 많은 폐색영역을 유발하는 가로수를 대상으로 선정하였으며 ResNet 알고리즘을 적용하고 이에 대한 분석하고자 한다.



Fig. 4. Occurrence area of obstruction of street trees

3.3 ResNet 가로수 데이터셋 구축

딥러닝 연구에서 영상 검출 성능을 높이기 위해 학습 데이터셋 생성하는 것 또한 중요한 과제이며, 정확한 폐

색영역 검출을 위해 가로수 학습데이터셋을 제작하였다.

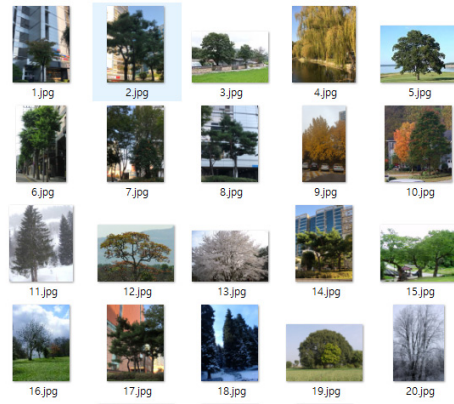


Fig. 5. Dataset original image

Fig.5는 가로수 학습 데이터셋을 구축하기 위한 원본 영상 샘플을 나타내었으며, 학습 데이터셋 원본 영상은 다양한 종류의 가로수를 대상으로 구글, Flickr, 네이버에서 총 600장의 영상을 수집하였다.

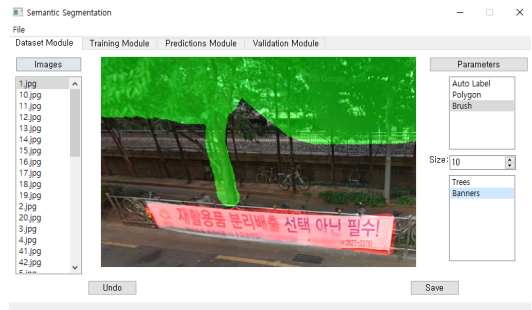


Fig. 6. Labeling operation

Fig.6은 레이블링 작업을 위한 SW를 나타내며 수집한 개별 영상마다 학습 관심 영역인 가로수를 브러시 형태의 도구를 사용하여 픽셀을 설정하여 레이블링된 작업을 하고 레이블링 작업을 마친 파일은 .json 형식으로 저장할 수 있는 기능이 있다. 이 레이블링 SW는 학습시킬 영상과 그 영상 안에 학습시킬 객체의 정보를 저장하여 학습데이터셋을 구축하기 위한 데이터를 제공한다.

이후 데이터셋 원본 영상과 레이블링 파일을 사용하여 ResNet 기반으로 학습을 시켜 가로수 학습 데이터셋을 구축하였다.

4. ResNet 알고리즘 적용 및 평가

4.1 ResNet 적용결과

ResNet을 이용한 가로수 데이터셋을 실제 드론으로 촬영된 영상에 대한 적용 및 평가를 실시하였다. 텍스처링 영상에서 폐색영역을 유발하는 가로수에 대한 검출을 실시하였으며, 실험목적은 ResNet 알고리즘을 이용한 가로수 탐지가능성과 촬영각도 및 환경에 다른 드론 영상에서 가로수에 의한 폐색영역을 탐지라고 이를 해결하기 위한 방안 모색이다.

이를 위해 텍스처링 영상에서 가로수 위치가 포함된 건물 전면부 및 측면부 영상에 대한 비교분석을 실시하였다. 또한 촬영각도와 영상의 밝기값 등에 대한 비교분석을 실시하였다.

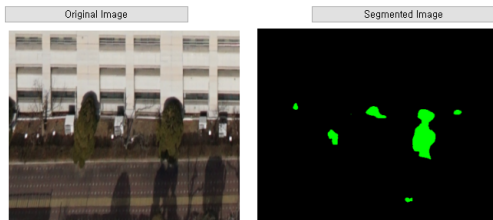


Fig. 7. Detection Tree in Front of Building Image A using ResNet Algorithm



Fig. 8. Detection Tree in Side of Building Image B using ResNet Algorithm

Fig.7과 Fig.8은 ResNet 알고리즘을 이용하여 가로수 데이터셋을 구축하고 이를 실제 드론 영상을 이용한 텍스처링 결과에 대한 적용 결과이다. 건물 전면부와 측면부에 위치한 가로수는 탐지는 가능하였으며, 대략적인 위치와 형상도 부분적으로 일치하였다. 하지만 가로수의 개체별 형상화 및 폐색영역 산출에는 다소 불안정한 결과값을 확인하였다.



Fig. 9. Detection Tree on Photographing Angle Image C using ResNet Algorithm

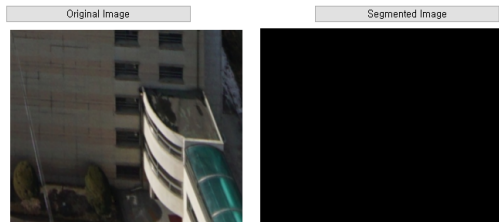


Fig. 10. Detection Tree on Brightness Image D using ResNet Algorithm

Fig.9는 촬영각도에 따른 가로수 형태와 이를 검출한 결과를 나타낸 것이다. 가로수의 촬영각도에는 큰 영향이 없으며 가로수를 인식할 수 있는 형태와 크기가 중요한 것으로 사료된다. Fig. 10은 그림자를 포함한 폐색영역에 대한 가로수 검출 능력을 확인한 것이다. 영상의 밝기값이 확보되지 못한 상태에서 가로수 탐지능력은 급격히 떨어짐을 확인하였다.

4.2 ResNet 데이터셋 평가

딥러닝을 이용한 학습모델의 성능을 평가하는 방법으로 정밀도(Precision)와 재현율(Recall)이 주로 사용된다. 학습데이터셋을 이용하여 대상 객체의 검출율을 평가하는 방법으로 검출된 객체의 영상을 Positives로 판단하고 실제 객체를 True값으로 판단하는 능력을 평가한다.

Eq. (1)은 검출 객체의 정확도를 평가하는 방법으로 ResNet을 이용하여 검출된 가로수의 정확도를 평가하는 식이다. Eq. (2)는 전체 영상에서 검출 객체 능력을 평가하는 방법으로 주로 학습데이터 모델의 능력으로 평가된다. 딥러닝을 이용한 영상은 영상 내에서 검출능력 가능 여부와 검출된 객체의 정확도를 동시에 평가하여야 한다. 이를 위해 Eq. (3)은 이러한 평가를 위한 것이다[16].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$F\text{-measure} = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (3)$$

학습모델의 성능은 정밀도와 재현율로 분석하며 객체 검출률이 우수하기 위해서는 정밀도와 재현율이 둘다 높은 값을 확보해야 한다. 정밀도는 학습모델을 이용한 객체의 검출능력을 직관적으로 나타내는 것으로 영상에서 가로수의 실제 영역을 표시한 것이다. 또한, 재현율은 학습모델의 신뢰성을 나타낸 것으로 전체 영상에서 가로수를 탐지한 결과와 학습모델의 능력을 표시한 것이다. 따라서 딥러닝을 이용한 영상의 능력을 평가하기 위해서는 학습모델의 신뢰성을 평가하는 재현율과 객체 검출 결과에 대한 정밀도를 동시에 판단하여야 한다.

Table 2. Detecting Results of ResNet algorithm

	Precision	Recall	F-Measure
Front of Building	0.89	0.37	0.52
Side of Building	1	0.76	0.89
Inclination Angle	1	0.91	0.95
Dark Image	0	0	0

본 실험에서는 총 4장의 샘플 영상을 이용하여 딥러닝 학습데이터를 이용한 가로수 검출 능력을 확인하였다. 검출능력을 최종적으로 평가하기 위한 F-Measure를 산출하였으며 건물의 측면 가로수 영상과 경사각으로 촬영된 영상의 F-Measure 값이 우수하였다. 그 이유는 영상에서 가로수 객체가 단일로 가장 명확하게 식별가능하기 때문으로 판단된다. 반면 같은 해상도를 가진 건물 전면부의 가로수는 많은 가로수 객체와 그림자 등으로 인해 건물 측면부보다 F값이 다소 낮았다. 또한 전체적으로 밝기값이 어두운 영상에서는 가로수 객체에 대한 탐지능력이 떨어짐을 확인하였다. 따라서 ResNet 알고리즘 적용을 위해서는 영상 내의 대상 객체의 선명도와 밝기값이 중요한 요인임을 확인하였다. 즉 3차원 공간정보의 폐색영역 해결을 위한 ResNet 알고리즘 적용을 위해서는 취득 영상의 해상도와 밝기값이 중요하며 임의로 밝기값을 조절하여 영상처리를 거쳐 폐색영역 검출률을 높이는 것이 필요하다.

5. 결론

본 연구는 3D 텍스처에서 발생한 폐색영역을 검출하기 위해 ResNet 알고리즘을 적용하여 가로수 데이터셋을 만들고 이를 자동으로 검출하여 결과를 분석하였다. 이를 드론 영상으로 초등학교를 대상으로 3차원 공간정보를 구축하고 가로수로 인해 발생한 폐색영역을 대상으로 하였다.

본 연구에서는 ResNet 알고리즘을 공간정보에 적용할 수 있는 시스템을 개발하였으며, 600장의 가로수 영상을 이용하여 ResNet 가로수 데이터셋을 구축하였다. 구축된 데이터셋을 실제 폐색영역을 유발하는 실험 영상에 적용하여 가로수의 탐지능력과 결과값을 도출하였다.

가로수 단일 객체가 포함된 건물의 측면부 영상과 경사 영상에 대해서는 높은 F값을 도출하여 우수한 성과를 확인하였으나, 같은 해상도를 가진 건물 전면부 영상에서는 그림자 등의 요인으로 F값이 낮음을 확인하였다. 또한 영상의 밝기값이 낮은 영상에서는 탐지률이 극격히 낮음을 확인하였다. 따라서 ResNet 알고리즘은 영상에서 객체 탐지율은 매우 우수하지만 영상의 밝기값, 그림자 등의 외부 요인이 영향을 미친다. 따라서 정밀한 3차원 공간정보 구축을 위해서는 텍스처링 영상의 밝기값, 그림자 등의 외부요인을 최소화할 필요가 있다.

본 연구는 ResNet 알고리즘을 이용한 가로수 객체의 탐지에 관한 연구로 향후 실감형 공간정보 구축에서 문제가 되는 폐색영역을 자동으로 탐지하고 이를 해결할 수 있는 핵심기술로 자리매김할 것으로 예상된다. 이를 위해 다양한 객체의 데이터셋 구축과 이를 실제 적용하는 연구가 지속적으로 필요하다.

References

- [1] S. Y. Lim, M. J. Kim, "Digital Twin Application Plan for Smart City Success", Brief, Korea Research Institute for Human Settlements, Korea, pp.1-6, 2018.
- [2] K. H. Bae, G. W. Ham, J. M. Lee, "A Study on Estimating the Vegetable Cultivation Complex Area using Aerial Photogrammetry", *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies*, Vol.21, No.4, pp.108-118, 2018. DOI: <https://doi.org/10.11108/kagis.2018.21.4.108>
- [3] H. Y. Lim, K. H. Ro, "A Study on a CMS Platform for AR-based Remote Collaboration in a Smart Factory", *Journal of Digital Convergence*, Vol.16, No.12, pp.327-334, 2018.

- DOI: <https://doi.org/10.14400/JDC.2018.16.12.327>
- [4] Y. J. Cha, W. Choi, O. Büyüköztürk, "Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol.32, No.5, pp.361-378, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1111/mice.1226>
- [5] N. Kussul, M. Lavreniuk, S. Skakun, A. Shelestov, "Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol.14, No.5, pp.778-782, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2681128>
- [6] N. Lv, C. Chen, T. Qiu, A. K. Sangaiah, "Deep learning and superpixel feature extraction based on contractive autoencoder for change detection in SAR images", *IEEE transactions on industrial informatics*, Vol.14, No.12, pp.5530-5538, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873492>
- [7] Y. Cao, F. Yang, Q. Tang, X. Lu, "An attention enhanced bidirectional LSTM for early forest fire smoke recognition", *IEEE Access*, Vol.7, pp.154732-154742, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873492>
- [8] M. Saqib, S. D. Khan, N. Sharma, P. Scully-Power, P. Butcher, A. Colefax, M. Blumenstein, "Real-time drone surveillance and population estimation of marine animals from aerial imagery", *In 2018 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ)*, pp.1-6, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1109/IVCNZ.2018.8634661>
- [9] S. P. Mohanty, D. P. Hughes, M. Salathé, "Using deep learning for image-based plant disease detection", *Frontiers in plant science*, Vol.7, 1419, 2016.
DOI: <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419>
- [10] H. L. Wang, M. Zhu, C. B. Lin, D. B. Chen, "Ship detection in optical remote sensing image based on visual saliency and AdaBoost classifier", *Optoelectronics Letters*, Vol.13, No.2, pp.151-155, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11801-017-7014-9>
- [11] Y. Li, J. Li, J. S. Pan, "Hyperspectral image recognition using SVM combined deep learning", *Journal of Internet Technology*, Vol.20, No.3, pp.851-859, 2019.
- [12] H. J. Kim, J. M. Lee, K. H. Bae, Y. D. Eo, "Application research on obstruction area detection of building wall using R-CNN technique", *Journal of Cadastre & Land InformatiX*, Vol.48, No.2, pp.213-225, 2016.
DOI: <https://doi.org/10.22640/lxsiri.2018.48.2.213>
- [13] L. M. Dang, S. I. Hassan, I. Suhyeon, A. kumar Sangaiah, I. Mehmood, S. Rho, H. Moon, "UAV based wilt detection system via convolutional neural networks", *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2018.05.01>
- [14] M. J. Kang, "Comparison of gradient descent for deep learning", *Journal of the The Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, Vol.21, No.2, pp.189-194, 2020.
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.2.189>
- [15] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep residual learning for image recognition", *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp.770-778, 2016.
- [16] J. Davis, M. Goadrich, "The relationship between Precision-Recall and ROC curves", *In Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*, pp.233-240, 2016.
DOI: <https://doi.org/10.1145/1143844.1143874>

박 흥 기(Hong-Gi Park)

[정회원]



- 1988년 2월 : 연세대학교 토목공학과 (공학박사)
- 1997년 1월 ~ 1997년 12월 : 국립지리원 전문직공무원
- 1990 3월 ~ 현재 : 가천대학교 토목환경공학과 교수

〈관심분야〉

측량정책, 공사측량, 수치지도/공간정보

배 경 호(Kyoung-Ho Bae)

[정회원]



- 2006년 2월 : 동아대학교 토목공학과 (공학박사)
- 2006년 4월 ~ 2017년 7월 : 공간정보산업협회 책임연구원
- 2017년 7월 ~ 현재 : (주)신한항업 연구소장

〈관심분야〉

공간정보, 지도제작, 정보통신