

# 디지털트윈 구축을 위한 3차원 공간정보 폐색영역 검출 및 복원 기술개발

배경호  
(주)신한항공 연구소

## Development of Detection and In-painting in 3D Object Texturing Occlusion Area for Digital Twin Construction

Kyoung-Ho Bae  
Research Institute, Shinhan Aerial Survey CO.,LTD

**요약** 디지털트윈의 중요한 요소는 실제 객체에 대한 폐색영역이 없는 실감형 공간정보를 구축하고 제공하여야 한다. 하지만 3차원 공간정보 모델링에서는 촬영 각도와 촬영 시기로 인해 필연적으로 폐색영역이 발생한다. 이에 최신 기술인 인공지능 기술을 이용한 특정객체의 검출과 이를 제거하고 복원할 수 있는 기술을 구현하고자 한다. 연구에서는 인공지능 모델 중에서 ResNet 알고리즘을 사용하여 폐색 유발 객체를 자동으로 검출하고, 텍스처링 영상에서 검출된 폐색영역을 삭제하여 특정 알고리즘을 적용하여 해당 건물의 텍스처링 영상에서 폐색영역을 복원하는 복원 기술을 개발하였다. 실험 데이터는 건물 모델링에서 가장 많은 폐색을 유발하는 가로수를 대상으로 최신모델인 ResNet 학습모델을 사용하여 폐색영역을 유발하는 가로수 객체 데이터셋을 만들고 자동으로 검출하였으며 그 결과를 분석하였다. 연구의 결과로는 ResNet 알고리즘을 이용하여 비정형 데이터인 가로수를 검출할 수 있으며, DeepFillv2 알고리즘을 이용하여 가로수를 제거하고 인접 픽셀을 이용하여 상가와 아파트 텍스처링 영상을 복원하였다.

**Abstract** An important element of a digital twin is to model and provide realistic spatial information without an occluded area for real objects. In 3D spatial information modeling, however, an occluded area inevitably occurs due to the shooting angle and shooting time. In this regard, this study implemented a technology that can detect a specific object using the latest technology, AI, and remove and in-paint it. In this study, the occlusion-causing object was automatically detected using the ResNet algorithm and the occlusion area in-painting in the texturing image. For the experimental data, the ResNet algorithm was applied to street trees that cause the most occlusion in building modeling to produce a street tree dataset and automatically detected and analyzed the results. Street trees, which are unstructured data, can be detected using the ResNet algorithm and removed using the DeepFillv2 algorithm, producing texturing images of shops and apartments that are restored using the adjacent pixels.

**Keywords** : Digital Twin, 3D Modeling, Occlusion Area, Detection, In-painting

본 논문은 국토교통부 공간정보 기반의 실감형 콘텐츠 융복합 및 혼합현실 제공기술 개발 연구개발사업의 연구비지원(22DRMS-B147287-05)에 의해 수행되었음.

\*Corresponding Author : Kyoung-Ho Bae(Shin-han Aerial Survey Company)

email: qpandora@hanmail.net

Received September 1, 2022

Revised October 6, 2022

Accepted October 7, 2022

Published October 31, 2022

## 1. 서론

최근 지형과 건물 객체에 대한 3차원 공간정보 구축 및 시각화 기술이 급속하게 발전하고 있다. 이러한 3차원 공간정보 기술은 실세계를 가상세계로 구현할 수 있는 디지털트윈 기술과 접목되어 메타버스, 스마트시티 등 새로운 산업을 창출하고 있다. 이러한 디지털트윈에서 중요한 요소 중에 하나는 폐색영역이 없는 실감형 공간정보를 구축하고 제공하여야 한다. 하지만 3차원 공간정보 구축 기술은 대부분 영상 정보를 이용하여 모델링을 실시하기 때문에 필연적으로 촬영 각도와 촬영 시기에 따른 폐색영역이 발생한다. 도시 3차원 공간정보는 주로 건물을 대상으로 하기 때문에 객체는 가로수, 현수막, 소화전, 인접 건물 등 폐색을 유발하는 요인이 많이 존재한다. 이러한 요인으로 모델링된 객체는 폐색영역을 포함하고 있어 실감형을 저하시키며, 디지털트윈의 활용에도 저하를 유발한다.

이에 최신 기술인 인공지능 기술을 이용한 특정객체의 검출과 이를 제거하고 복원할 수 있는 기술을 구현하고자 한다. 연구에서는 인공지능 모델 중에서 ResNet 알고리즘을 사용하여 폐색 유발 객체를 자동으로 검출하고, 텍스처링 영상에서 검출된 폐색영역을 삭제하여 특정 알고리즘을 적용하여 해당 건물의 텍스처링 영상에서 폐색영역을 복원하는 복원 기술을 개발하였다.

## 2. 디지털트윈과 3차원 공간정보

### 2.1 디지털트윈

디지털트윈(Digital Twin)은 다양한 센서와 모델링 기술을 접목하여 실세계를 가상세계로 구현하는 기술을 의미한다. 디지털트윈은 제품 개발 공정에서 시뮬레이션을 통한 다양화·테스트, 운영 환경의 최적화 구축, 스마트시티 및 건설 등 도시를 가상의 세계로 표현한다. Gartner는 2021년까지 대기기업의 50%가 디지털트윈을 사용하여 효율성이 10% 향상 될 것으로 예측하고 있다. Deloitte는 디지털트윈의 글로벌 시장이 매년 38% 성장할 것으로 예측하였으며, 2023년까지 160억 달러로 성장할 것을 예상했습니다. '공간정보'는 지상·지하·수상·수중 등 공간상에 존재하는 자연적 또는 인공적인 객체에 대한 위치정보 및 이와 관련된 공간적 인지 및 의사결정에 필요한 정보를 말한다. 공간정보는 고객 기반과

관련된 문제, 추세를 이해하는 가장 좋은 방법이며, 비즈니스·사회·환경·스마트시티·농업·자율주행·드론 매핑 등이 공간정보를 통해 구현할 수 있는 주요 콘텐츠이다[1].

### 2.2 인공지능 기술과 3차원 공간정보 구축

컴퓨터 기술이 발달함에 따라 최근 다양한 분야에서 인공지능 관련 연구가 진행되고 있으며 광학영상을 이용하여 객체 탐지 및 검출 기법이 주목받고 있다[2].

일반적인 인공지능 영상 학습화 기법은 픽셀별로 특정 카테고리에 속하는지 알려주는 의미적 분할 기법, 객체가 속하는 카테고리를 바운딩박스 형태로 찾아내는 객체 검출 기법, 검출된 객체의 바운딩박스 안에서 객체의 영역을 찾아내는 Instance Segmentation 기법으로 구분된다.

광학영상을 이용한 공간정보 분야에서는 드론, 영상, 위성, 초분광 등 여러 영상 데이터를 사용하고 있으며, 이러한 광학분야 인공지능 적용기술은 주로 대상 객체 내의 영상 특성인 밝기값 차이와 특정밴드를 사용하여 객체의 특징을 추출한다. 추출된 특징을 인공신경망 형태로 분류하여 데이터셋을 만들고 이를 인공지능 기술을 접목하여 토지피복분류, 변화탐지, 산불 모니터링, 해양감시, 입상도, 작황 상태 분석 등의 연구가 수행되었다 [2-7].

영상 기반 인공지능 기술은 특정 객체의 대상 영역을 일정 크기의 셀로 분할하고 각 셀마다 특징을 추출하는 방식과 형태에 따라 DNN(Deep Neural Network), CNN(Convolution Neural Network), GoogLeNet, VggNet, ResNet, R-CNN(Region with CNN), RNN(Recursive Neural Network), HOG(Histogram of Oriented Gradients), AdaBoost(Adaptive와 boosting 결합), SVM(Support Vector Machine), ANN(Artificial Neural Network), 등이 사용된다 [8-10].

특히 영상 처리에서 빈번히 활용되는 인공지능 알고리즘은 CNN 기법이며, CNN의 특징은 영상분류에서 심층신경망의 학습시간, 영상의 변수 등에 대해 효율적으로 대응이 가능하기 때문이다. 또한, CNN 기법은 지속적으로 향상되어 ResNet 기법의 학습모델이 만들어져 비정형 객체에 대한 검출률이 높았으며, 이는 폐색영역 자동 검출 및 해결방안이 가능하게 한다.

### 3. ResNet 검출 알고리즘 및 Deepfill v2 복원 알고리즘

#### 3.1 ResNet 검출 알고리즘

CNN 구조에서 단순히 네트워크층을 깊게 생성하면 일정 깊이에 도달하면 Vanishing graient이 발생한다. 이러한 문제는 학습 속도 저하 및 인공지능 성능의 한계점을 유발한다. ResNet은 이러한 문제점을 개선하고자 Residual Block 방식을 적용하였으며, 그 결과 2015년도 ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)에서 3.6% 분류 오차율로 우수한 성능을 보여주며 우승을 차지하였다.

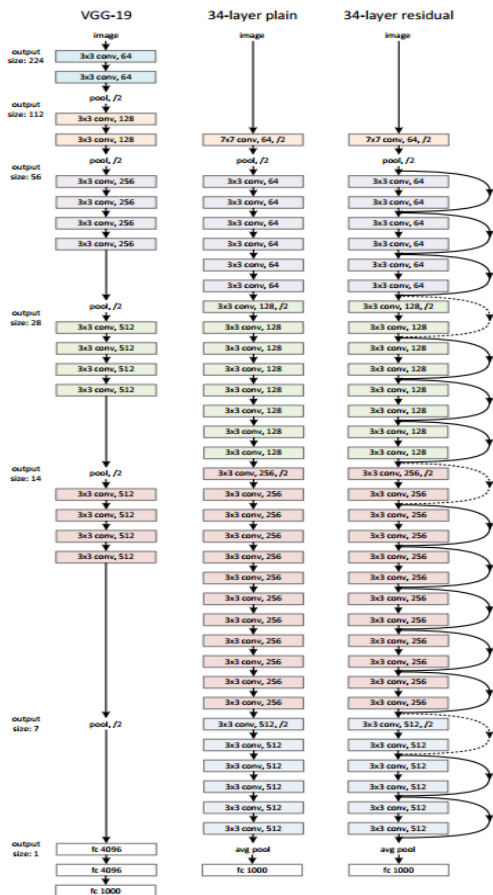


Fig. 1. VGGNet, Plain CNN and ResNet structure

Fig. 1은 VGGNet 구조와 CNN, ResNet의 구조를 비교한 것이다.

ResNet은 기본적으로 VGGNet의 구조를 기초로 하고 있으며 VGGNet보다 8배나 구조가 많으며 152계층의 네트워크 구조를 보유하며, 이는 기존의 CNN 망과 차이가 있다면 입력값을 출력값에 더해줄 수 있도록 지름길을 하나 만들어 주는 Residual Block 방식을 사용하였다.

#### 3.2 Deepfill v2 알고리즘

GAN 기반의 복원 알고리즘을 적용한 Deepfill은 게이트 컨볼루션을 사용하여 엄청나게 많은 수백만장의 영상에서 광역적 전체 픽셀이 아닌 각 위치에 해당하는 픽셀을 선별하여 학습시킨다. 다양한 형태로 이루어진 영역에 대해 계층별 네트워크를 적용하여 영상을 복원시킨다. Deepfillv2는 이전 알고리즘인 Deepfill에서 얼굴, 사물, 자연, 장면과 같은 비정형 대상에 대해 정밀한 복원이 가능한 SN-PatchGAN이 추가된 알고리즘이다.

Fig. 2는 Deefillv2의 개념도와 네트워크 구성을 나타낸 그림으로, 기초적으로 GAN 기반 접근 방식으로 생성기 네트워크와 판별기 네트워크를 사용한다. 네트워크 계층이 약한 구조에서도 아주 섬세한 네트워크를 사용하기 때문에 복원능력이 우수하며 영상 복원 알고리즘에 주로 사용되는 특징이 있다. Fig. 3과 같이 이러한 섬세한 네트워크를 이용하여 영상 기반 활용이 높으며 주로 자연경관, 얼굴, 동물 등의 넓은 객체에 대해 복원을 수행한다. 이러한 Deefillv2도 단점이 있으며, 주요 단점은 네트워크 매개변수 및 컨볼루션 연산을 위해 고성능 장비가 필요하며 훈련속도가 느리다. 본 연구는 가로수와 같이 다양한 형태 및 질감 복원에 뛰어난 Deepfillv2를 알고리즘을 선택하였고 폐색영역을 복원시키기 위한 기술을 개발하였다.

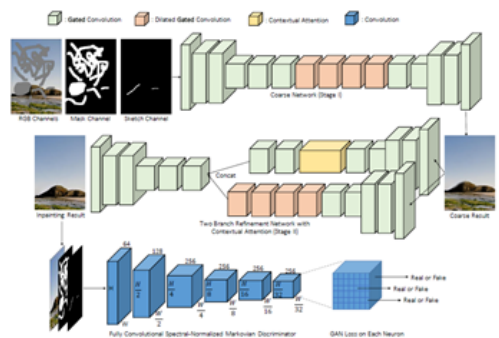


Fig. 2. DeepFillv2 Framework

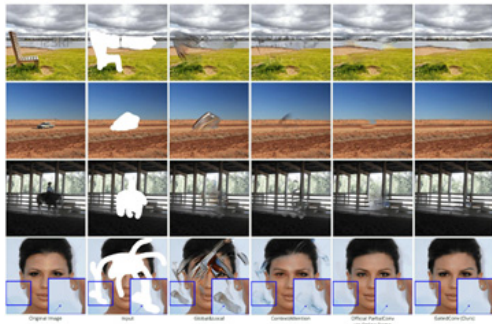


Fig. 3. DeepFillv2 Application and Results

## 4. 폐색영역 검출 및 복원 기술개발

### 4.1 데이터셋 구축 기술개발

3차원 공간정보 구축을 위한 폐색영역 검출과 복원을 위해서는 우선 폐색을 유발하는 객체에 대한 정의가 필요하며 가로수, 현수막 등과 같은 특정 객체에 대한 학습 데이터가 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 영상을 이용한 3차원 공간정보 구축과 텍스처링 생성에 적용할 수 있는 폐색영역 데이터셋 구축이 가능한 시스템을 개발하였다. 개발의 주요 내용은 라벨링 영상을 불러오기, 선택하여 라벨링을 실시하는 기능으로 구현하였다. 라벨링 데이터는 json 파일로 저장한다. 데이터셋의 확장성을 고려하여 사용자는 현수막, 가로수, 차량, 소화전 등 특정 객체를 추가하여 학습데이터셋을 만들 수 있도록 하였다.

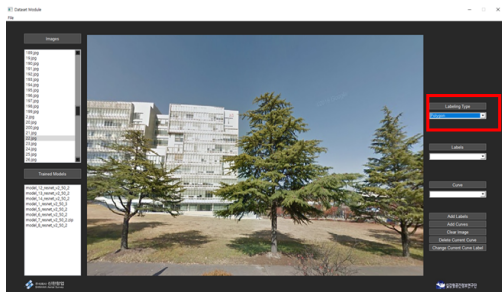


Fig. 4. DataSet Module Development

### 4.2 인공지능 학습 기술개발

폐색영역 복원을 위해 데이터셋에 대한 학습화를 위한 기술을 개발하였다. 기술개발의 주요 범위는 원하는 대상 객체별로 최적의 폐색영역 인공지능 학습 알고리즘을

적용하고 이를 구현 및 적용하는 기술을 개발하였다. 광학영상을 이용한 3차원 공간정보 구축에서 텍스처링 영상은 필연적으로 폐색영역이 발생한다. 이러한 텍스처링에서 발생하는 폐색영역은 촬영각도, 객체의 종류 등의 원인으로 발생되며 실감형 3D 모델링의 품질을 저하시키는 원인이다. 이에 최신 기술인 학습기반(Deep Learning)을 이용하여 폐색을 유발하는 객체별 데이터셋을 학습하고자 한다. 이를 위해 폐색영역 해결을 위한 객체별 데이터셋 제작을 위한 기술을 개발하였다.

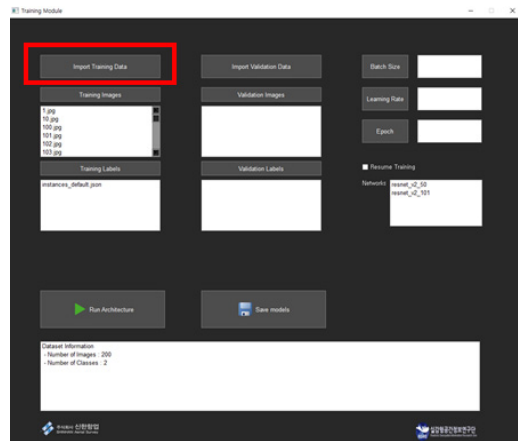


Fig. 5. Deep Learning Module Development

객체별 학습데이터의 정확도 검증을 위한 절차가 필요하다. 이를 위해 전체 학습데이터의 약 10%에 해당하는 데이터를 이용하여 검증 작업을 실시하였으며, 이를 위해 검증 모듈을 개발하였다. 검증 기능은 샘플 데이터 중에서 검증데이터를 이용하여 이미지를 로딩하여 폐색영역 라벨링을 실시하고 이를 저장한다. 검증 결과는 F1 score를 이용하여 학습데이터의 정확도와 재현율을 확인하였다.

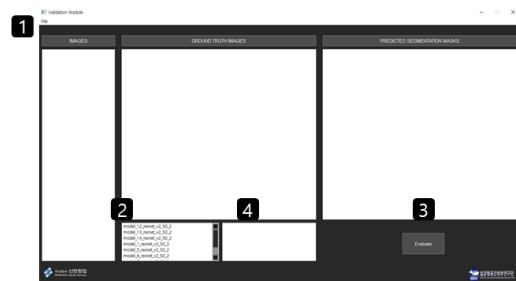


Fig. 6. Progress of Deep Learning Module

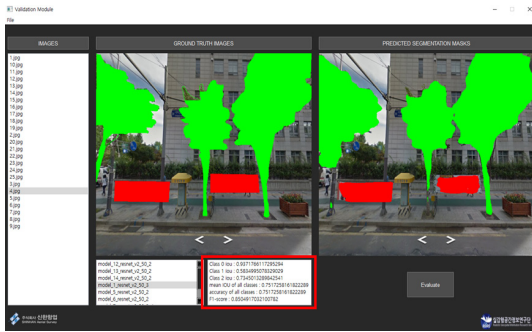


Fig. 7. Run of Deep Learning Module

### 4.3 폐색영역 검출 기술개발

3차원 공간정보 구축에 사용되는 텍스처링 영상은 가로수, 사람, 현수막 등의 적치물들 인해 폐색영역이 필연적으로 발생한다. 텍스처링 영상에서 발생한 폐색영역을 검출하기 위하여 학습데이터셋을 인공지능 알고리즘 중에서 ResNet 알고리즘을 이용하여 폐색을 유발하는 특정 객체를 검출하고 결과값에서 segmentation 결과를 저장한다. 폐색을 유발하는 객체 대상으로 복원 작업을 위한 학습기반 폐색영역 검출 기술을 개발하였다.

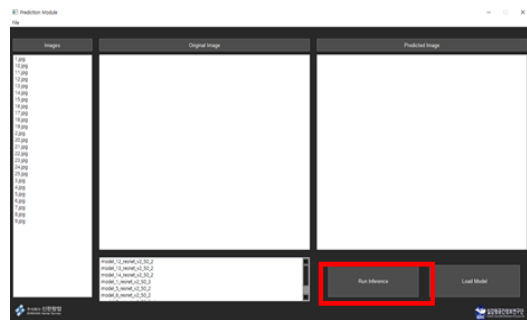


Fig. 8. Progress of Object Detection Module

사용자는 우측 하단 "Load Model" 버튼을 활용하여 선택한 모델을 시스템에 불러올 수 있다. 본 연구에서는 ResNet 알고리즘을 기본적으로 적용하였으나, 검출하고자 하는 객체의 유형과 특성 및 해상도 등을 고려하여 다양한 알고리즘 적용이 필요하다. 이에 본 연구에서는 다양한 학습모델을 적용시킬 수 있도록 시스템을 개발하였다.

사용자는 "Run Inference" 버튼을 클릭하여 이미지 세그멘테이션을 실행할 수 있으며, 시스템은 자동으로 결과를 저장하고 알고리즘을 적용한 검출 결과를 화면에서 즉시 확인할 수 있는 기능을 부여하였다.

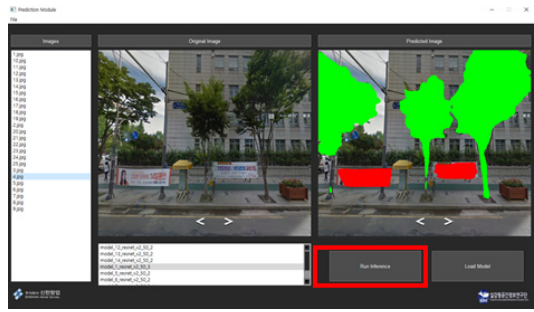


Fig. 9. Result of Object Detection Module

### 4.4 폐색영역 복원 기술개발

폐색영역 복원 기술은 3차원 객체 모델링 텍스처링에 필연적으로 발생하는 폐색영역을 복원하는 기술이다. 이를 위해 3차원 모델링에서 가장 효과적으로 폐색영역을 복원할 수 있는 딥러닝 아키텍처인 DeepFillv2를 적용하였다. DeepFillv2 알고리즘의 장점은 인근 픽셀을 이용하여 검출된 영역을 자동적으로 채워나가며 최종 폐색영역이 없는 영상으로 복원시킬 수 있다.

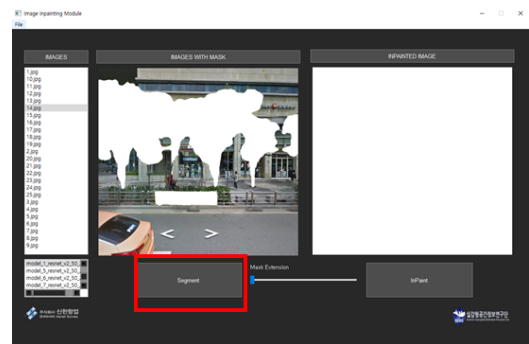


Fig. 10. Progress of In-painting Module

DeepFillv2 알고리즘을 적용한 복원 기술에서 중요한 요소는 검출 객체의 영역이 적으며 배경 이미지에서 인접한 픽셀을 이용한 복원에서 정확도가 떨어지는 문제를 가지고 있다. 이에 본 연구에서는 검출된 폐색영역을 조정하여 검출 영역을 좀 더 확장하여 복원하고자 하는 영상의 인접 픽셀을 좀 더 사용할 수 있도록 복원 능력의 확장성을 고려하여 시스템을 개발하였다. 사용자는 좌측 하단 "segment" 버튼을 클릭하여 이미지 세그멘테이션을 실행할 수 있다. 사용자는 하단 가운데 "Mask Extension"을 클릭하여 검출된 영역을 확대할 수 있다.



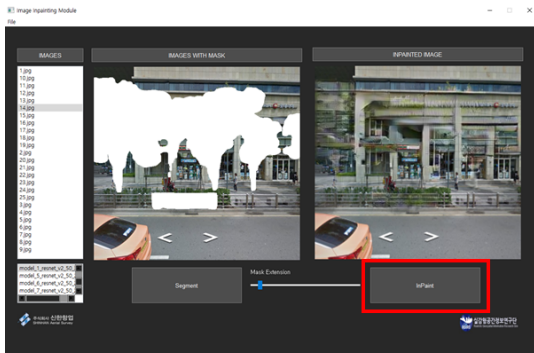


Fig. 11. Result of In-painting Module

최종 사용자는 "Inpaint" 버튼을 클릭하여 이미지 복원을 실행할 수 있으며, 시스템은 자동으로 결과를 저장하고 본 화면에 시각화 한다. 아래 Fig. 12는 아파트 단지의 가로수로 인한 폐색영역이 발생한 영상을 DeepFillv2 알고리즘을 적용하여 복원한 영상이다. 그림에서 알 수 있듯이 아파트 층별 격자가 균일하고 통일성 있는 부분에 대한 복원 능력은 뛰어나지만, 객체간 인접하거나 다양한 객체가 존재하는 지점에 대해서는 복원 능력이 떨어짐을 확인할 수 있다.



Fig. 12. Result of Detection and In-painting

## 5. 결론

본 연구는 3차원 공간정보 모델링에서 발생하는 폐색 영역을 해결하고자 최신 기술인 인공지능 기술을 적용하여 폐색객체를 자동으로 검출하고 이를 복원하는 시스템을 개발하였다. 검출을 위한 알고리즘은 영상에 다중분할과 검출 능력이 높은 ResNet 알고리즘을 적용하였으며, 복원 알고리즘은 인접 픽셀을 이용하여 최종 폐색영역이 없도록 조정하는 DeepFillv2 알고리즘을 적용하였다.

실험 데이터는 건물 모델링에서 가장 많은 폐색을 유

발하는 가로수를 대상으로 ResNet 최신모델을 적용하여 영상에서 폐색을 유발하는 가로수 객체의 데이터셋을 만들고 자동으로 검출하였으며 검출능력과 복원 능력을 분석하였다. 연구의 결과로는 ResNet 알고리즘을 이용하여 비정형 데이터인 가로수를 검출할 수 있으며, DeepFillv2 알고리즘을 이용하여 가로수를 제거하고 인접 픽셀을 이용하여 상가와 아파트 텍스처링 영상을 복원하였다.

본 연구는 최신 학습모델인 ResNet 알고리즘을 적용한 폐색을 유발하는 가로수 객체를 탐지하고 복원하는 연구로 향후 디지털트윈의 실감형 3차원 공간정보 구축에서 문제가 되는 폐색영역을 자동으로 탐지하고 이를 해결할 수 있는 핵심기술로 예상된다. 이를 위해 다양한 객체의 데이터셋 구축과 이를 실제 적용하는 연구가 지속적으로 필요하다.

## References

- [1] I. S. Lee, "A Study on Geospatial Information Role in Digital Twin", Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society Vol. 22, No. 3 pp. 268-278, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2021.22.3.268>
- [2] Y. J. Cha, W. Choi, O. Büyükoztürk, "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.12263>
- [3] 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>
- [4] 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>
- [5] 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>
- [6] 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>

- [7] 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>
- [8] 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>
- [9] 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.
- [10] 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>

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