

CycleGAN 기반 영상 모의를 적용한 건물지역 변화탐지 분석

The Analysis of Change Detection in Building Area Using CycleGAN-based Image Simulation

조수민¹⁾ · 원태연²⁾ · 어양담³⁾ · 이승우⁴⁾

Jo, Su Min · Won, Taeyeon · Eo, Yang Dam · Lee, Seoungwoo

Abstract

The change detection in remote sensing results in errors due to the camera's optical factors, seasonal factors, and land cover characteristics. The inclination of the building in the image was simulated according to the camera angle using the Cycle Generative Adversarial Network method, and the simulated image was used to contribute to the improvement of change detection accuracy. Based on CycleGAN, the inclination of the building was similarly simulated to the building in the other image based on the image of one of the two periods, and the error of the original image and the inclination of the building was compared and analyzed. The experimental data were taken at different times at different angles, and Kompsat-3A high-resolution satellite images including urban areas with dense buildings were used. As a result of the experiment, the number of incorrect detection pixels per building in the two images for the building area in the image was shown to be reduced by approximately 7 times from 12,632 in the original image and 1,730 in the CycleGAN-based simulation image. Therefore, it was confirmed that the proposed method can reduce detection errors due to the inclination of the building.

Keywords : CycleGAN, Camera Angle, Detection Accuracy, Kompsat-3A, Change Detection

초 록

원격탐사 영상의 변화탐지는 카메라의 광학적 요인, 계절적 요인, 토지피복 특성에 의해 오류가 발생한다. 본 연구에서는 CycleGAN (Cycle Generative Adversarial Network) 방법을 사용하여 촬영 각도에 따른 영상 내 건물 기울기를 모의 조정하였고, 이렇게 모의한 영상을 변화탐지에 활용하여 탐지 정확도 향상에 기여하도록 하였다. CycleGAN 기반으로 두 개 시기 영상 중 한 시기 영상을 기준으로 건물의 기울기를 다른 한 영상 내 건물에 유사하게 모의하였고 원 영상과 건물 기울기에 대한 오류를 비교 분석하였다. 실험자료로는 서로 다른 시기에 다른 각도로 촬영되었고, 건물이 밀집한 도시지역을 포함한 Kompsat-3A 고해상도 위성영상을 사용하였다. 실험 결과, 영상 내 건물 영역에 대하여 두 영상의 건물에 의한 오탐지 화소 수가 원 영상에서는 12,632개, CycleGAN 기반 모의 영상에서는 1,730개로 약 7배 감소하는 것으로 나타났다. 따라서, 제안 방법이 건물 기울기로 인한 탐지오류를 감소시킬 수 있음을 확인하였다.

핵심어 : CycleGAN, 촬영 각도, 탐지 정확도, Kompsat-3A, 변화탐지

Received 2022. 08. 10, Revised 2022. 08. 20, Accepted 2022. 08. 24

1) Member, Dept. of Technology Fusion Engineering, M.S. student, Konkuk University (E-mail: jsm302@konkuk.ac.kr)

2) Dept. of Advanced Technology Fusion, M.S. student, Konkuk University, Realtimevisual Inc. (E-mail: teadone@konkuk.ac.kr)

3) Corresponding Author, Member, Dept. of Civil and Environmental Engineering, Professor, Konkuk University (E-mail: eoandrew@konkuk.ac.kr)

4) Dept. of Technology Fusion Engineering, M.S. student, Konkuk University (E-mail: asthlt@konkuk.ac.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

원격탐사 영상을 이용한 변화탐지는 영상이 가지는 촬영 시각, 촬영각, 해상도 등 다양한 특성을 이해해야 오류를 최소화할 수 있다(Jensen, 2005). 고해상도 위성영상 원격탐사시스템은 상당한 각도의 촬영각을 가지고 있으므로 서로 다른 시기에 서로 다른 촬영각으로 수집된 두 영상 간의 변화탐지를 하는 경우 대부분 변화탐지 알고리즘 적용 결과에 문제가 있을 수 있다. 특히 건물의 경우, 카메라의 방위와 촬영각에 따라 동일한 건물의 모양과 크기가 일정하지 않게 영상에 기록되는 문제가 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 Jung *et al.* (2020)은 객체 기반 건물변화탐지를 수행했는데, 건물의 그림자 방향과 건물의 무게중심 사이의 관계를 이용해 오탐지된 건물 객체들을 제거하였다. Mo *et al.* (2021)은 항공정사사진과 수치지도를 이용하여 건물 존재의 변화 전후 항공정사사진과 그 변화가 표시된 수치지도 정보를 딥러닝으로 학습시키고, 이후 변화가 있는 두 개 시기 영상을 입력하여 변화탐지를 하도록 하였다. Jang *et al.* (2020)은 두 시기에 생성된 DSM의 표고값 차이인 D-nDSM (Differential nDSM)을 이용해 건물 단위의 변화탐지를 수행하였고, 도로변 건물의 추출 정밀도 향상을 위해 nDSM에서 도심지의 도로망을 추출하는 방안을 제시한 바 있다. 이외에 건물 위치 정보와 건물 간 위상정보를 활용한 변화탐지 연구가 수행되었는데, Mask R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network)에 의해 추출한 건물의 노드를 중심으로 두 시기에 대해 각각 TIN (Triangulated Irregular Network) 그래프들을 형성하고, 두 그래프 간 유사도와 노드의 위치 차이를 반영한 변화 지수를 제안하였다 (Park and Song, 2022). 그런데 이전 연구들은 그림자를 포함한 건물 관련 객체 분류와 건물 추출 등의 다소 복잡한 단계를 거치며 단계마다 오류 개입 가능성이 존재하게 된다(Jung *et al.*, 2020). 또한 건물의 형상 변화에 따른 탐지오류를 다루지 않거나 입체영상을 획득·처리하는 과정을 반드시 포함해야 하는 조건이 선행되어야 하는 자료 조건이 존재한다.

따라서, 사용자 입장에서는 건물 탐지오류를 감소하는 방안으로 보조 입력자료를 최소화하고 복잡한 처리단계를 거치지 않는 비교적 간단한 방법이 필요하다. 본 연구는 CycleGAN 기법에 기반하여 두 시기의 영상을 상호 학습하고, 어느 한 시기 영상 기하 조건의 건물 형상으로 모의한다. 이렇게 모의한 영상을 대상으로 변화탐지를 수행하여 건물 지역에서 발생하는 건물의 기하학적 형상 차이에 따른 탐지오류를 감소시킬 수 있는지 분석하였다.

2. 연구 방법

실험자료로는 고해상도 원격탐사 위성영상인 Kompsat-3A 한 쌍을 사용하였다. 다음 Fig. 1은 실험의 전체적인 과정을 흐름도로 나타낸다. 시기가 서로 다른 같은 지역의 위성영상 A, B 간의 위치정합을 진행하였고 Fig. 2와 같이 1024*1024로 분할 후 실험에 사용하였다. 생성자(Generator)와 판별자(Discriminator)가 적대적인 학습을 진행하는 CycleGAN을 통해 A, B 두 영상을 학습시켜 기하학적 유사성을 갖는

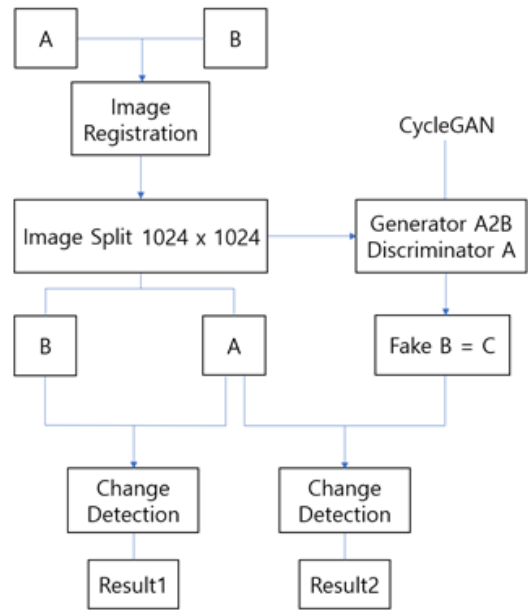


Fig. 1. Experimental flow

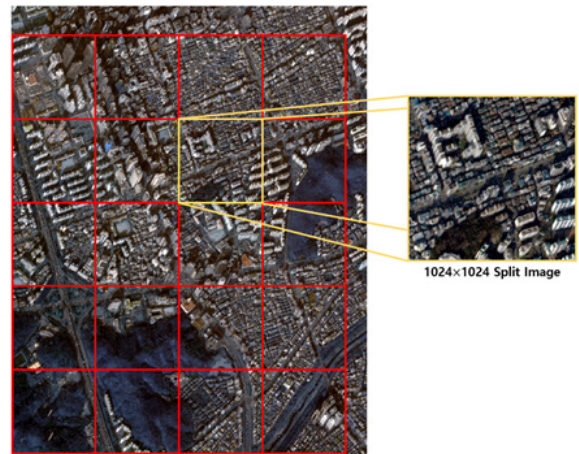


Fig. 2. Image used in the experiment

C 영상을 모의 생성하도록 하였다(Zhu *et al.*, 2017). 판별자는 생성자가 만든 결과물을 참(True)인지 거짓(False)인지 구분하며 생성자는 판별 결과를 학습에 반영하여 더욱 발전된 참(True)과 같은 결과물을 생성해낸다(Won *et al.*, 2022). CycleGAN 실험은 Jupyter Notebook 환경에서 Python 3.7.9 버전을 기반으로 수행되었다. 이후 생성한 같은 지역의 A, B, C 영상을 (주) 지구소프트사의 협조하에 Erdas Imagine의 Image Difference tool을 이용하여 모의 적용 전후의 변화탐지 결과를 비교하였다.

2.1 CycleGAN에 의한 모의 영상 제작

GAN (Generative Adversarial Networks)은 생산적 적대 신경망이라고 불리며, 기존 기계학습 분야에서 사용되던 적대적 기계학습(Adversarial Machine Learning)과 유사한 개념을 지니고 있다. GAN 알고리즘은 지속적인 발전하에 단순히 입력 데이터에 기반한 자료를 생성하는 방법론이 아닌 특정 데이터 세트 사이에 관계를 생성하여 영상을 만들어내는 영상 변환 방법론으로 개발되었다. CycleGAN은 입력 데이터가 짝이 지어져서(paired) 학습되어야만 했던 Pix2pix와는 다르게 짝이 지어지지 않은(unpaired) 학습 사이에서도 매핑이 가능하다는 장점이 있다(Zhu *et al.*, 2017). 입력 영상이 모델을 거쳐 출력 영상으로 변하며, 이 출력 영상을 원래의 입력 영상에 매핑하는 순환 일관성 개념을 채용하였다. Fig. 1의 원 영상 A, B를 학습에 사용할 수 있도록 전처리하여 얻고자 하는 영역은 test 폴더로, 학습되고자 하는 영역은 train 폴더로 분리하였다. train A, train B를 통해 학습한 모델은 test B 내 영상을 test A를 참조하여 새로운 Fake B(C) 영상을 만들어낸다.



기존 CycleGAN의 경우 생성자(Generator)와 판별자(Discriminator) 모두 ResNet 구조에 기반한 모델을 사용한다. 그러나 본 연구에서는 Generator의 경우 기존 ResNet Generator의 구조 중, ResNet block 대신 일반적인 CNN보다 전역적인 특징에 중점을 둔 ConvNeXt block을 적용하였다. ResNet block의 경우 일반적인 CNN 구조를 지니고 있어 학습 시 영상의 전체 채널에 대한 공간적인 특징을 추출하지만, ConvNeXt block의 경우 각 채널의 특정한 정보까지 추출하여 학습할 수 있고 연산량을 줄였음에도 향상된 성능을 보였다(Won *et al.*, 2022).

2.2 변화탐지 적용

변화탐지를 위해서는 두 시기의 같은 지역 영상에 대한 방사보정을 실시하여 촬영 당시의 기하학적 그리고 방사적 일관성을 유지하도록 한다. 1차 다항식으로 계산되는 수 개의 지상 기준점들을 이용하여 수동으로 두 영상 간의 기하학적 정합을 진행하였으며 이때 RMSE는 약 4.5이다. 본 연구에서는 연구 결과의 보편성을 입증한다는 측면에서 상용프로그램으로 변화탐지를 수행하였고, 탐지 알고리즘은 비교적 간단하고 변화 여부를 쉽게 시각화하는 방법을 채택하였다.

변화탐지 알고리즘은 Erdas Imagine에서 변화탐지 할 수 있는 Image Difference (Change Detection) 기능을 사용하였다. 서로 다른 시기의 영상을 Before Image와 After Image로 한 개 채널만을 선택하여 입력하였고, 임계값은 Percent 혹은 Value로 설정할 수 있었으나 사용자의 일관성 있는 결과 도출을 위하여 특정값을 입력한 Value를 선택하였다. 이때 두 영상 간 히스토그램 평균을 고려하여 임계값을 설정하였다.

Table 1. Komsat-3A image specification

	A	B
Image		
Study area	Gangnam-gu, Seoul	
Image size	4376 × 5512	
Date	2015-12-11	2016-01-08
Roll tilt angle	25.29273226	-14.5862464

3. 실험자료

Table 1은 실험에 사용된 Kompsat-3A 고해상도 위성영상의 제원을 나타내고 있다. 서울시 강남구 영역의 영상으로 2015년, 2016년에 촬영되었으며 건물의 기울기 차이를 확인할 수 있도록 일부 영상을 Table 1에 추가하였다. 촬영 시기에 큰 차이가 없으나 영상의 경사 촬영각이 매우 다르고 B 영상은 A 영상보다 왼쪽으로 건물이 기울어져 있다고 판단하였다. 이 영상에서는 대체로 고층 건물들이 밀집되어 있어 건물의 기울기에 따른 변화를 확인하기 쉽다. Fig. 2에서 나타낸 Image Split 과정에서 Kompsat-3A 영상은 ArcMap 프로그램의 Split Raster 기능을 사용하여 1024*1024로 분할하고, 분할된 영상을 이용하여 CycleGAN 실험 결과를 도출하였다. 본 논문은 변화탐지를 개선하기 위한 논문이 아닌 건물 오류 탐지 효과를 나타내기 위한 것이므로 원 영상의 화소값을 최대한 유지하기 위하여 히스토그램 매칭을 진행하지 않았다.

4. 실험 결과 분석

변화탐지를 통해 CycleGAN 기반으로 도출된 결과를 다

른 시기의 원 영상과 비교하며 건물 간의 기하학적 변화를 탐지하고 오류를 감소시킬 수 있는지 확인하였다. 본 논문에서는 Fig. 3의 2015년에 촬영된 원 영상인 (a) 영상이 세워진 영상이라 표현하겠다. 또한 (b) 영상은 2016년에 촬영된 원 영상으로 건물이 기울어진 영상이라 표현하며 (c) 영상은 CycleGAN의 결과물로 건물이 기울어진 영상이 세워진 영상을 참조하여 생성된 영상이다. (a) 영상과 (b) 영상의 변화탐지 결과는 (d) 영상, (a) 영상과 (c) 영상의 변화탐지 결과는 (e) 영상으로 나타내었으며 변화탐지 결과 영상에서 붉은색 영역은 변화한 영역을 표현하였다. 딥러닝 모델 CycleGAN 실험 결과물의 경우, 하이퍼 파라미터를 Batch size 1, Epoch 400, Learning rate 0.0005, Pool size 16으로 실험적으로 조정하였다. 변화탐지는 Erdas Imagine 프로그램의 Image Difference(Change Detection) 기능을 사용해 진행하였다. 한 채널만을 선택하여 실험을 진행하여야 했으며 각 영상의 R, G, B, Nir Band의 결과가 큰 차이 없이 도출되어 각 영상의 Green Band 화소 계산 결과를 추가하였다. 변화탐지 진행 시 A 영상과 B 영상, A 영상과 C(CycleGAN 결과 영상) 영상 간의 Green Band 화소값 평균차를 구하고 각 A 영상의 화소 범위 중 15%만큼을 가하여 Value를 산출하였다. Value를 변화의

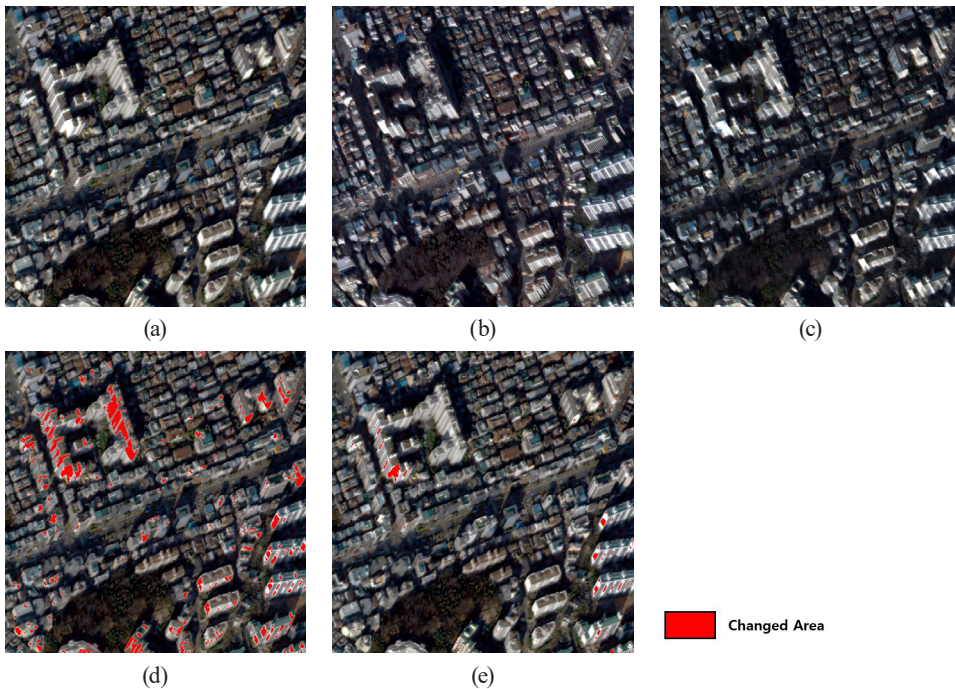


Fig. 3. Kompsat-3A images (a) A image, (b) B image, (c) C image(result by CycleGAN), (d) Result of Change Detection by A,B images, (e) Result of Change Detection by A,C images

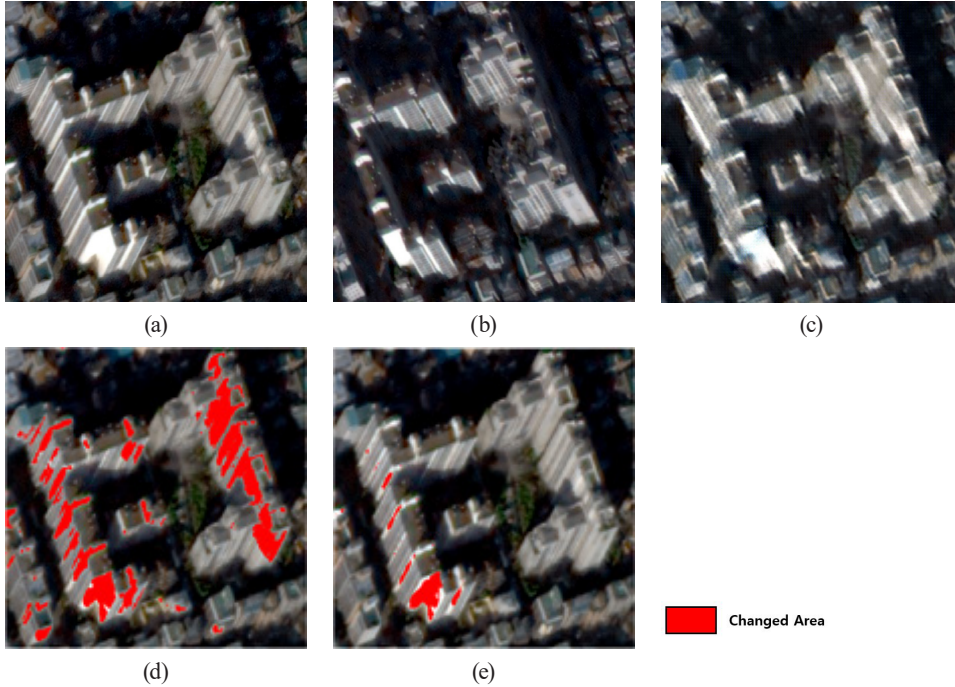


Fig. 4. Enlarged image of the image in Fig. 3.(a) A image, (b) B image, (c) C image(result by CycleGAN), (d) Result of Change Detection by A,B images, (e) Result of Change Detection by A,C images

기준값으로 설정하여 설정값보다 값이 작을 때 붉은색으로 표시되도록 하였다.

변화탐지 결과, Fig. 3(d) 영상보다 (e) 영상에서 건물 기울기에 따른 오류 영역이 감소하였음을 확인하였다. 특히, 영상의 건물지역 부분에서 전체적으로 변화의 양상이 뚜렷이 나타나고 있다. Fig. 3에서 건물이 세워진 영상인 (a) 영상과 건물이 기울어진 영상인 (b) 영상, CycleGAN 결과 영상인 (c) 영상 간의 변화 지역은 주로 건물 벽면의 화소값 차이를 통해 확실히 표현되었다. 비교적 간단한 탐지 알고리즘을 사용하였기 때문에 건물의 그림자나 수목지역의 변화탐지가 제대로 수행되지 않았으나 연구의 목적은 건물지역에서의 변화를 탐지하고자 하였으므로 배제하였다. Fig. 3의 영상 중 상단 왼쪽에 존재하는 건물을 확대한 Fig. 4에서 확인할 수 있듯이 CycleGAN의 실험 결과, 기울어진 건물이 세워지고 있는 양상을 보인다. 이는 실험 시 하이퍼 파라미터의 조정을 통해 (a) 영상과 더 유사한 영상을 생성할 가능성을 보여준다. 탐지 결과정보는 잘못된 변화탐지의 오류를 감소시킬 방안으로 사용될 수 있으며, 특히 건물이 많은 지역에서의 활용 가능성을 확인하였다.

본 실험에서는 원 영상과 다른 시기의 영상 간의 변화, 원 영상과 CycleGAN 결과 영상 간의 변화를 탐지하고 비교하

였다. 이를 통해 영상 간의 변화 오류를 어느 정도 확인할 수 있으며 오류정보를 탐지 결과에 대입하여 후처리 시 도움을 준다. 비록 실험에 사용된 영상들이 고해상도 위성영상임에도 불구하고 사용자가 접근하기 쉬운 일반적인 변화탐지 기법을 사용하기 위해 상용 소프트웨어의 화소값 기반 변화탐지를 수행하였다. 이는 정확도가 낮을 수 있지만 A 영상과 B 영상의 변화탐지 결과와 A 영상과 C 영상의 변화탐지 결과를 비교하면 변화된 영역이 감소함을 시각적으로 확인할 수 있었다. 또한 정량적인 수치를 확인하기 위하여 변화탐지된 부분의 화소 개수를 비교하고자 건물 영역만 포함된 Fig. 4에 표시된 영상을 사용하였다. (d) 영상에 표시한 탐지된 화소의 개수는 12,632개이며 (e) 영상에서는 1,730개로 확실히 탐지된 부분이 감소하였음을 확인하였다. 차후 고해상도 위성영상에 적합한 객체기반의 변화탐지 기법을 사용하여 더 정확한 결과를 도출할 수 있을 것으로 기대된다.

또한 원 영상의 변화탐지된 부분에서 CycleGAN 기반으로 생성된 영상의 변화탐지된 부분을 뺀 나머지 부분은 건물 기울기에 대한 변화영역으로 고려할 수 있다. 향후 이 정보는 변화탐지 오류 최소화뿐만 아니라 그림자 영역 탐지 그리고 건물 탐지의 보조자료로서 활용 가능성도 있다.

5. 결론

고해상도 원격탐사 영상을 기반으로 한 변화탐지는 그림자와 건물 기하 및 계절적 요인에 따른 수목 변화 등 다양한 요인이 탐지 정확도에 영향을 미치고, 이를 극복해야 한다. 본 연구에서는 최근 대두되는 딥러닝을 기반으로 건물 형상을 다중시각 기간 유사하게 모의하여 촬영방향과 각에 따른 건물 형상 차이를 감소시켜 변화탐지 오류를 줄이고자 하였다.

실험 결과, 실험지역 영상 내 건물의 기하학적 모의가 건물 변화탐지 오류를 줄이고 탐지 정확도를 높이는 것으로 나타났다. 제안 방법은 복잡한 입력자료가 필요하지 않다는 장점이 있고, 충분한 양의 학습자료가 확보된다면 모의 유사성은 더 향상됨을 기대한다. 다만, 그림자 영역과 산림 변화와의 복합적인 부분의 변화탐지를 위해서는 별도의 연구가 필요할 것으로 사료한다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1A2C1085618).

References

Jang, Y.J., Oh, J.H., and Lee, C.N. (2020), Urban Building Change Detection Using nDSM and Road Extraction, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 38, No. 3, pp. 237–246. (in Korean with English abstract)
<https://doi.org/10.7848/KSGPC.2020.38.3.237>

Jensen, J. R., (2005), *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective 3rd Edition*, Pearson, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ.

Jung, S., Park, J., Lee, W.H., and Han, Y. (2020), Object-based building change detection using azimuth and elevation angles of sun and platform in the multi-sensor images, *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 36, No. 5-2, pp. 989-1006. (in Korean with English abstract)
<https://doi.org/10.7780/kjrs.2020.36.5.2.12>

Mo, J., Seong, S., and Choi, J. (2021), Change Detection of Building Objects in Urban Area by Using Transfer Learning, *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 37, No. 6-1, pp.

1685–1695. (in Korean with English abstract)
<https://doi.org/10.7780/KJRS.2021.37.6.1.16>

Park, S. and Song, A. (2022), Building change detection in high spatial resolution images using deep learning and graph model, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 40, No.3, pp. 227-237. (in Korean with English abstract)
<https://doi.org/10.7848/ksgpc.2022.40.3.227>

Shin, D., Kim, T., Han, Y., Kim, S., and Park, J. (2019), Change Detection of Building Demolition Area Using UAV, *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 35, No. 5-2, pp. 819–829. (in Korean with English abstract)
<https://doi.org/10.7780/KJRS.2019.35.5.2.6>

Won, T., Jo, S.M., and Eo, Y.D., (2022), The Effect of Training Patch Size and ConvNeXt application on the Accuracy of CycleGAN-based Satellite Image Simulation, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 40, No. 3, pp. 177-185. (in Korean with English abstract)
<https://doi.org/10.7848/ksgpc.2022.40.3.177>

Zhu, J.Y., Park, T., Isola, P., and Efros, A.A. (2017), Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks, *International Conference on Computer Vision*, pp. 2223-2232.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.10593>