

UAV와 다시기 위성영상을 이용한 붕괴건물 탐지 Detection of Collapse Buildings Using UAV and Bitemporal Satellite Imagery

정세정¹⁾ · 이기림²⁾ · 윤예린³⁾ · 이원희⁴⁾ · 한유경⁵⁾

Jung, Sejung · Lee, Kirim · Yun, Yerin · Lee, Won Hee · Han, Youkyung

Abstract

In this study, collapsed building detection using UAV (Unmanned Aerial Vehicle) and PlanetScope satellite images was carried out, suggesting the possibility of utilization of heterogeneous sensors in object detection located on the surface. To this end, the area where about 20 buildings collapsed due to forest fire damage was selected as study site. First of all, the feature information of objects such as ExG (Excess Green), GLCM (Gray-Level Co-Occurrence Matrix), and DSM (Digital Surface Model) were generated using high-resolution UAV images performed object-based segmentation to detect collapsed buildings. The features were then used to detect candidates for collapsed buildings. In this process, a result of the change detection using PlanetScope were used together to improve detection accuracy. More specifically, the changed pixels acquired by the bitemporal PlanetScope images were used as seed pixels to correct the misdetections and overdetected areas in the candidate group of collapsed buildings. The accuracy of the detection results of collapse buildings using only UAV image and the accuracy of collapse building detection result when UAV and PlanetScope images were used together were analyzed through the manually digitized reference image. As a result, the results using only UAV image had 0.4867 F1-score, and the results using UAV and PlanetScope images together showed that the value improved to 0.8064 F1-score. Moreover, the Kappa coefficient value was also dramatically improved from 0.3674 to 0.8225.

Keywords : Collapsed Buildings Detection, UAV, Satellite, Feature Information

초 록

본 연구에서는 UAV (Unmanned Aerial Vehicle)와 PlanetScope 위성영상을 함께 이용한 붕괴건물 탐지를 수행하여 지표면에 위치한 특정 객체 탐지에 있어 이종 센서의 활용 가능성을 제시하였다. 이를 위해 지난해 4월 산불 피해로 붕괴된 20여 채의 건물들이 있는 곳을 실험장소로 선정하였다. 붕괴건물 탐지를 위해 1차적으로 객체기반 분할을 수행한 고해상도의 UAV 영상을 이용해 ExG (Excess Green), GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix) 그리고 DSM (Digital Surface Model)과 같은 객체들의 특징(feature) 정보를 생성한 후 이를 붕괴건물 후보군 탐지에 이용하였다. 이 과정에서 탐지정확도 향상을 위해 PlanetScope를 이용한 변화탐지 결과를 함께 사용하였으며 이를 시드 화소(seed pixels)로 사용하여 붕괴건물 후보군에서 오탐지된 영역과 과탐지된 영역을 수정 및 보완하였다. 최종적인 탐지 결과는 참조 영상을 통해 그 성능을 분석하였으며 UAV 영상만을 이용한 붕괴건물 후보군 탐지 결과와 UAV 그리고 PlanetScope 영상을 함께 사용했을 때의 결과의 정확도를 비교, 분석하였다. 그 결과 UAV 영상만을 이용해 탐지한 붕괴건물의 정확도는 0.4867 F1-score를 가지며 UAV와 PlanetScope 영상을 함께 사용했을 때의 결과는 0.8064 F1-score로 그 값이 상승하였다. Kappa 지수 또한 0.3674에서 0.8225로 향상된 것을 확인할 수 있었다.

핵심어 : 붕괴건물 탐지, UAV, 위성영상, 특징 정보

Received 2020. 04. 21, Revised 2020. 05. 13, Accepted 2020. 06. 01

1) Department of Geospatial Information, M.S. student, Kyungpook National University (E-mail: renai1226@knu.ac.kr)

2) Department of Geospatial Information, Ph.D. student, Kyungpook National University (E-mail: geolee@knu.ac.kr)

3) School of Convergence & Fusion System Engineering, Undergraduate student, Kyungpook National University (E-mail: laurayun7@knu.ac.kr)

4) Member, Associate professor, School of Convergence & Fusion System Engineering, Kyungpook National University (E-mail: wlee33@knu.ac.kr)

5) Corresponding Author, Assistant professor, Member, School of Convergence & Fusion System Engineering, Kyungpook National University (E-mail: han602@knu.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

원격탐사는 지구 표면에 대한 정보를 얻기 위해 항공기, UAV, 인공위성 등에 장착된 카메라, 스캐너 등의 센서를 이용해 지구를 관측하는 것을 의미한다. 원격탐사의 발달로 우리가 살아가고 있는 지구에 대한 다양한 정보를 얻을 수 있으며 기존의 일회적인 관측에 의해 얻어지고 저장되어 정적이던 지도정보와는 달리 함축성 있는 정보 수집뿐만 아니라 다양한 시간대에 걸쳐 다회적으로 얻어진 정보의 수집, 가공을 가능하게 한다. 이러한 자료들은 지상관측이나 환경 감시 혹은 군사적 이용뿐만 아니라 다양한 분야에서 활용 가능하며 더 나아가, 여러 가지 모델링이나 분석기법을 통해 부가 정보들을 제공할 수 있게 한다. 특히, 지표면 토지이용 분석이나 토지피복 변화탐지 등의 연구를 용이하게 하는데 이는 변화가 크게 나타나는 도심지 연구에 특히 적합하다 (Mosammam *et al.*, 2017). 그 중, 건물추출이나 건물 탐지에 대한 연구가 활발히 진행되고 있는데 Huang *et al.*(2013)와 Xiao *et al.*(2016)의 연구와 같이 위성영상에 생태학적 건물지수(MBI: Morphological Building Index)를 적용한 건물탐지나 SVM (Support Vector Machine) 분류와 결정 융합 그리고 Histograms of Oriented Gradients-Local Binary Patterns (HOG-LBP) 서술자 기반의 건물 경계추출 등 다양한 방법으로 위성영상을 이용한 건물탐지가 수행되어왔다 (Konstantinidis *et al.*, 2016; Hao *et al.*, 2019). 뿐만 아니라, 분광 특징이나 LCS (Line-Constrained Shape)과 같은 형상 특징 혹은 GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix), SVD (Single Value Decomposition)과 같은 정보를 이용해 건물을 분류하기도 한다(Liu *et al.*, 2018; Tanchotsrinon *et al.*, 2013).

재난-재해 피해 파악이나 군사적 목적 등의 이유로 붕괴건물 탐지에 대한 연구 또한 활발히 진행되고 있다. UAV 영상에 최대우도평가와 기대최대화 알고리즘을 적용하거나 CNN (Convolutional Neural Network) 기반의 YOLOv3 (You Only Look Once) 객체 탐지 기법을 이용해 지진 피해를 입은 건물을 탐지하기도 하였으며 건물 철거 전, 후의 모습에 대해 변화 탐지를 수행하는 연구도 진행되고 있다(Xie *et al.*, 2016; Ma *et al.*, 2020; Shin *et al.*, 2019; Li *et al.*, 2015; Hong *et al.*, 2015). 이와 같이 대부분의 선행연구에서는 건물 혹은 붕괴건물 탐지를 위해 단일의 위성영상이나 UAV 영상만을 사용하였다는 한계점을 확인할 수 있다.

이에 본 연구에서는 UAV 영상과 위성영상인 PlanetScope를 함께 이용한 붕괴건물 탐지를 수행하였다. 8cm로 높은 공간해상도를 가지는 UAV 영상의 효율적인 활용을 위해 객체

기반 분석을 수행했으며 이를 통해 분할 객체 기반의 여러 가지 특징 정보를 활용하였다. 또한, 연구지역의 붕괴 전 시기에 대한 영상을 얻을 수 없다는 UAV 영상의 한계점을 보완하기 위해 연구지역의 건물 붕괴 전, 후 시계열 데이터를 모두 취득할 수 있는 위성영상 PlanetScope를 이용해 두 시기 간의 변화 탐지 결과를 도출하였으며 이를 붕괴건물 탐지에 함께 사용하였다. 최종적으로 단일의 UAV 영상만을 이용했을 때의 붕괴 건물 탐지 결과와 PlanetScope를 통해 취득한 변화탐지 결과를 함께 이용해 붕괴건물 탐지 결과를 정량적인 비교평가를 통해 제안 기법의 활용 가능성을 평가하였다.

2. 실험지역 및 자료

본 연구에서는 Inspire 2와 Zenmuse x4s 센서를 통해 취득한 UAV 영상과 PlanetScope 위성영상을 이용해 취득된 도시 영상에 사용하였으며 각 센서의 제원은 Tables 1 and 2와 같다. UAV 영상은 Red, Green, Blue 세 개의 광학 밴드를 가지고 있으며 PlanetScope는 광학 밴드와 NIR (Near Infra Red) 총 네 개의 밴드를 가지고 있다. 연구지역은 강원도 고성군 일대로 이 지역은 2019년 4월 초 발생한 대형 산불로 인해 붕괴된 20여 채의 건물이 위치한 곳으로 선정하였으며 Table 3과 같이 동일한 지역에 대해 UAV와 PlanetScope 위성의 영상을 취득하였다(Fig. 1). 이 지역은 주거지가 모여있던 곳으로 산림과 밭 그리고 산불로 인해 붕괴된 건물들의 잔해와 이로 인해 생긴 나지로 형성되어 있다.

Table 1. Specification of PlanetScope

Sensor	PlanetScope
Spatial resolution	4.0m
Spectral bands	Blue : 455-515nm Green : 500-590nm Red : 590-670nm NIR : 780-860nm
Swath band	400km
Radiometric resolution	12bit

Table 2. Specification of UAV and camera



UAV : Inspire 2		Camera : Zenmuse x4s	
			
Weight	3,440g	Weight	253g
Speed	Max : 94km/h	FOV	84°
Flight altitude	≤5,000m	Focal length	8.8mm
Flight time	≤27min	Pixel size	5,472×3,648μm (3:2) 4,864×3,648μm (4:3) 5,472×3,078μm (16:9)
Hovering accuracy	Vertical : 0.5m Horizontal : 1.5m	ISO	100

Table 3. Information of study site

Sensor	Site information	
UAV	Resolution	8cm
	Image size	3118×1700 (pixels)
	Location	Goseong-gun, Korea
	Acquisition data	2019/05/27
PlanetScope	Resolution	4m
	Image size	74×51 (pixels)
	Location	Goseong-gun, Korea
	Acquisition data	2019/03/13 2019/05/17

3. 연구방법

본 연구에서는 고해상도 UAV와 다시기 영상을 취득할 수 있는 PlanetScope를 이용해 붕괴건물 탐지를 진행하였다. 연구를 수행하기에 앞서 정합을 끝낸 UAV 영상과 PlanetScope 영상에 대해 방사 보정을 수행하였다. UAV 영상은 3%, 12%, 32% 그리고 56%의 반사율을 가지는 반사판(reflectance panel)을 이용하여 방사 보정을 수행하였으며 PlanetScope 영상에는 영상 간 상대 방사 보정기법인 히스토그램 매칭을 적용하여 방사 보정을 수행하였다. 그 후 eCognition 소프트웨어를 이용해 UAV 객체 분할 영상을 생성한 후 다양한 texture 정보를 이용해 붕괴건물 후보군을 1차적으로 탐지하였다. 이 과정에서 탐지되지 않은 붕괴건물에 대한 추가적인 정보를 얻기 위해 PlanetScope 영상에 변화탐지를 수행하였다. 붕괴건물에 대한 위치를 변화탐지 결과를 통해 얻었으며 이를 바탕으로 UAV 영상만을 이용해 탐지된 붕괴건물 후보군을 보완하였다. 본 연구의 흐름도는 Fig. 2와 같다.

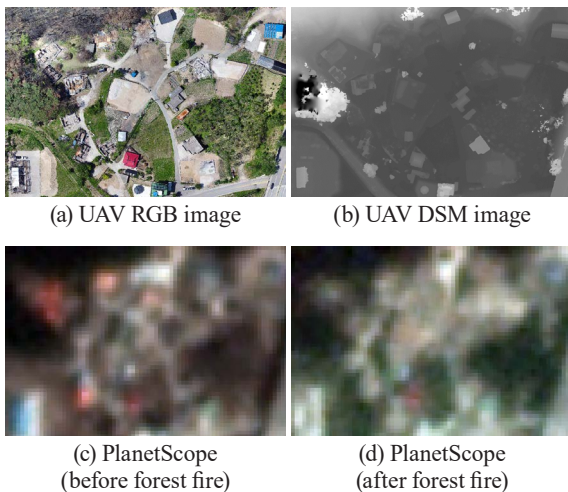


Fig. 1. Images used in study

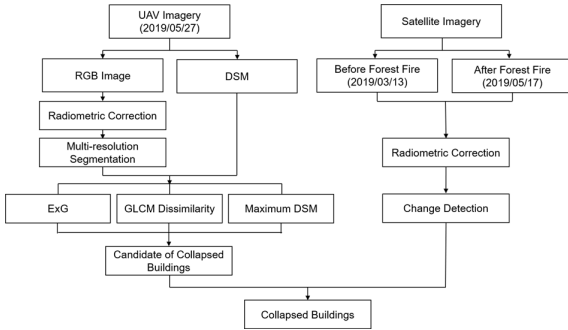


Fig. 2. Flow chart of collapsed building detection

3.1 UAV 영상에 대한 다중해상도 분할(Multi-resolution segmentation)

고해상도의 UAV 영상 분석 시 화소에 기반한 분석은 salt and pepper 잡음의 원인이 되며 또한 객체기반 분석의 장점인 특징 정보를 활용하지 못한다는 단점을 가지고 있다(Zhang *et al.*, 2017). 이에 본 연구에서는 고해상도 UAV 영상의 효과적인 분석을 위해 객체기반 분석을 수행했으며 이를 위해 eCognition 소프트웨어를 이용한 다중해상도 분할(multi-resolution segmentation) 기법을 통해 분할 영상을 생성하였다. 이 기법은 객체 생성 시 공간적 특성과 분광적 특성을 동시에 고려하여 분할 영상을 생성하게 된다. 다중해상도 분할의 가장 기본은 화소 크기의 작은 이미지 객체를 상호 연관성이 높은 인접한 화소들로 성장시켜 분할 객체를 생성하는 것이며 잠재적인 합병에 가장 적합한 임의의 화소들을 선택한 뒤, 같은 객체 내 동질성과 서로 다른 객체 간 이질성을 최대화하는 과정들을 통해 영상 내의 화소들이 연관성이 높은 객체로 모두 묶일 때까지 반복한다. 이 과정에서 세 가지의 파라미터가 이용되며 그 중 첫 번째는 scale 파라미터이다. Scale 파라미터는 다중해상도 분할 기법 수행 시 객체의 크기에 영향을 미치는 파라미터로 scale 파라미터가 커질수록 큰 객체로 분할된다. 두 번째 파라미터는 shape/color 파라미터로 서로 반비례 관계이며 합은 1이 된다. Shape 파라미터가 커질수록 분할 영상생성에 있어 객체의 형태의 영향이 커지며 color 파라미터가 커질수록 분할 영상생성 시 분광 특성이 미치는 영향이 커진다. 마지막으로 compactness/smoothness 파라미터는 객체의 모양에 대한 파라미터로 shape/color 파라미터와 마찬가지로 반비례 관계이다. Compactness/smoothness 파라미터는 shape 파라미터의 영향을 받는데 shape과 compactness 파라미터 모두 높을 경우 shape 파라미터가 분할 결과에 크게 영향을 끼쳐 조밀한 객체가 형성된다. 분할 최적의 파라미터는 센서의 특성이나 자료 분석의 목적 그리고 관심 객체의 특성 등에 따라 달라진다(Jung *et al.*, 2019).

3.2 객체의 특성을 이용한 붕괴건물 후보군 탐지

eCognition 소프트웨어를 이용한 붕괴건물 후보군 탐지를 위해 ExG (Excess Green), GLCM Dissimilarity 그리고 Maximum DSM (Digital Surface Model) 세 가지의 특징 정보를 사용하였다. 연구지역은 산림과 밭 그리고 붕괴건물과 건물이 붕괴되면서 발생한 잔해들이 위치한 곳이다. 이 지역에서 붕괴건물을 분류해내기 위해 붕괴건물들을 제외했을 때 가장 큰 면적을 차지하는 산림과 밭을 제거해주기 위해 ExG 값을 사용하였다. 그 후 다른 객체에 비해 붕괴건물 객체들이 큰 값의 GLCM Dissimilarity 값을 가지므로 이를 이용해 붕괴건물 후보군을 분류하였다. 이 과정에서 산불 피해를 입은 나무들이 속한 객체 또한 붕괴건물과 비슷한 GLCM Dissimilarity 값을 가져 붕괴건물 후보군으로 함께 추출되었다. 이를 제거해주기 위해 DSM 값을 이용하였으며 산불 피해를 입은 산림들과 Means DSM 값이 유사한 일부의 붕괴건물들이 비관심지역으로 오탐지되는 것을 방지하기 위해 객체 내에서 가장 큰 DSM 값을 객체 값으로 할당하는 Maximum DSM을 사용해 붕괴건물로 오탐지된 산불피해를 입은 나무들을 제거해주었다.

3.2.1 ExG

건물탐지에 있어 건물로 가장 많은 오탐지가 일어나는 객체가 바로 식생이다. 따라서 식생과 건물의 분류는 정확한 건물 탐지를 위해 필연적으로 이루어져야 한다(Awrangjeb *et al.*, 2011). 본 연구의 연구지역 또한 초지 및 산림지역인 식생지역이 큰 부분을 차지하며 이를 분류하는 과정이 반드시 선행되어야 한다. 일반적으로 식생지역 추출에는 NIR 밴드를 활용하여 정규식생지수 (NDVI: Normalization Difference Vegetation Index)를 사용하는 것이 일반적이거나 취득된 UAV 영상은 NIR 밴드가 포함되지 않은 광학 밴드만으로 구성되어 있어 이를 활용할 수 없다. 이에 본 연구에서는 광학 밴드만을 이용해 식생지역을 구분할 수 있는 ExG를 사용하였으며 그 식은 Eq. (1)와 같다(Woebbecke *et al.*, 1995).

$$\begin{aligned}
 ExG &= 2G - (R + B) \\
 G &= \frac{g}{r + g + b} \\
 R &= \frac{r}{r + g + b} \\
 B &= \frac{b}{r + g + b}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

where *r* is a red band, *g* is a green band and *b* is a blue band.

3.2.2 GLCM Dissimilarity

영상에서의 texture 정보는 화소들 사이의 관계를 고려해 생성한다. 화소기반의 통계적 texture 생성에 대한 기본 개념은 Haralick *et al.*(1973)에 의해 제안된 GLCM으로 체계화되어 있다. GLCM 기법은 현재 화소와 그 이웃하는 화소의 밝기 값이나 grey level 또는 digital number의 관계를 평균, 대비, 상관관계 등과 같은 기본적인 통계량으로 계산하며 그 계산 값을 새로운 값으로 할당한다. Texture 영상을 생성할 때 크게 고려해야 될 사항에는 두 가지가 있다. 첫 번째는 분석하고자 하는 영상에 포함된 객체의 크기 혹은 영상의 특성을 고려하여 커널의 크기를 결정해야 하며 두 번째는 화소 간의 연산에 필요한 연산의 방향을 결정해야 한다. 그 후 설정된 방향 내에서 동시에 존재하는 화소 값을 발생 빈도 값으로 하여 값을 행렬 방식으로 정리하게 된다. GLCM texture에는 Homogeneity, Contrast, Angular Second Moment, Dissimilarity, Entropy, Energy 등이 있으며 그 중 Dissimilarity는 화소 사이의 차이를 이용해 산출되게 되며 커널 내에 화소 값 차이가 크거나 화소의 수가 많을수록 큰 값을 갖게 된다. 붕괴건물을 이루는 화소 값들은 주변 다른 객체에 비해 그 차가 크므로 GLCM Dissimilarity 값을 붕괴건물 후보군 탐지에 사용하였다. GLCM Dissimilarity의 계산 방법은 Eq. (2)와 같다.

$$Dissimilarity = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} n(i, j) |i - j| \quad (2)$$

where, N is the range of pixel values present within each kernel, i, j are the coordinates within the kernel, $n(i, j)$ is the pixel value of the coordinate i, j position.

3.2.3 Maximum DSM

GLCM Dissimilarity만을 이용하여 붕괴건물 후보군을 분류할 경우 화재로 피해를 입은 다수의 산림 또한 함께 분류되는데 이를 제거하기 위해 DSM을 사용하였다. 연구지역 특성상 객체 내 DSM 값의 표준편차를 나타내는 Std. DSM를 사용할 경우 화재 피해를 입은 산림과 붕괴건물에서의 표준편차 값이 비슷하므로 이 과정에서 사용하지 않았다. 객체 내 평균값을 의미하는 특징인 Mean DSM 또한 산불피해 지역의 경우 산림의 분포가 일정하지 않기 때문에 산림과 인접한 지역에 위치한 붕괴건물과의 차이가 크지 않다. 이에 본 연구에서는 이와 같은 문제들을 해결하고자 Maximum DSM를 사용하였는데 이는 객체 내에 위치하는 화소들이 갖는 DSM 값 중 가장 큰 값을 객체 값으로 할당한다. 붕괴건물로 오탐지된 화재 피해를 입은 산림과 붕괴건물 간의 최대 표고값 차

는 대략 3~5m이며 이를 이용해 화재 피해를 입은 산림을 제거하였다.

3.3 PlanetScope 변화탐지

객체들의 특징 정보들을 이용해 붕괴건물 후보군 탐지를 수행할 경우 각 객체 별 다양한 특징 정보를 이용해 비교적 손쉬운 탐지가 가능하다는 장점이 있지만 붕괴건물로 오탐지된 객체나 특징 정보를 사용했음에도 불구하고 탐지되지 않은 객체가 필연적으로 발생하게 된다. 이를 해결하기 위해 PlanetScope의 이에 붕괴건물 탐지 정확도 향상을 위해 붕괴건물에 대한 위치 정보가 필요하다고 판단했으며 PlanetScope 영상을 이용한 변화탐지를 수행하였다. 이를 위해 산불 발생 전(2019/03/13), 산불 발생 후(2019/05/17) 두 시기 영상 간 대표적인 변화탐지 기법인 CVA (Change Vector Analysis)를 이용하였으며 CVA 변화확률 지도는 Eq. (3)을 통해 생성된다.

$$CM_{cva} = \sum_{k=1}^n [X_{1,k} - X_{2,k}]^2 \quad (3)$$

where CM_{cva} is a change map of CVA, X_1 and X_2 are the images of the band k , respectively.

4. 실험 결과 및 분석

4.1 UAV 영상에 대한 다중해상도 분할

붕괴건물 탐지에 앞서 연구 대상지를 촬영한 UAV의 광학 영상만을 이용하여 분할 영상을 생성하였다. 분할 영상 생성을 위한 최적 파라미터는 데이터를 취득한 센서의 특성 그리고 분할 영상을 이용해 수행할 연구의 방향성에 따라 달라지며 이는 연구자의 판단에 의해 결정된다. 본 연구에서는 적당한 개수의 객체 생성과 분할 객체 생성 시 붕괴건물들의 일정하지 않은 가장자리가 잘 표현되는 것에 중점을 맞췄으며 이를 위해 compactness 파라미터 값을 크게 설정하였다. 이에 scale 100, shape 0.4 그리고 compactness 0.9를 각각의 파라미터로 설정하였으며 이 과정에서 1,134개의 객체로 영상이 분할되었다(Fig. 3).

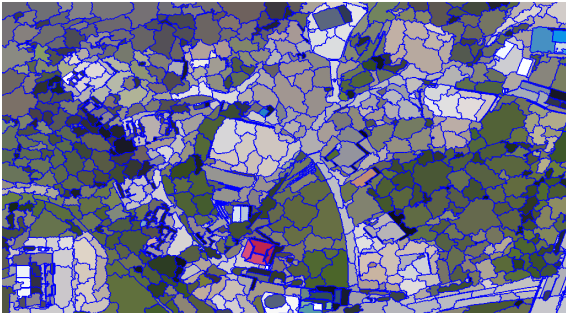


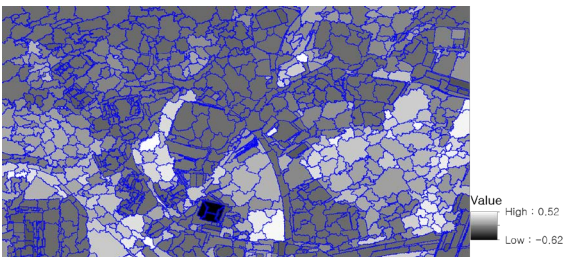
Fig. 3. Segmentation image(1,134 Objects)

4.2 객체의 특성을 이용한 붕괴건물 후보군 탐지

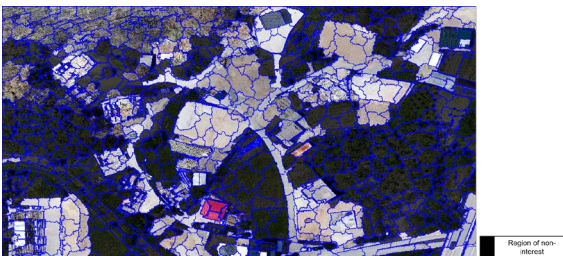
붕괴건물 후보군 탐지를 위해 총 3가지의 특징 정보를 사용하였다. 각 특징 정보에 대해 통계적 계산을 거친 후 각 객체에 할당하였으며 이후 시각적 분석을 통해 선정된 가중치를 기준으로 붕괴건물 후보군과 비관심 지역으로 분류하였다.

4.2.1 ExG

첫 번째 과정으로 붕괴건물을 제외한 연구지역 내에서 대부분의 영역을 차지하는 식생지역을 제거해주었다. 이를 위해 광학 밴드만을 이용해 효과적인 식생탐지를 가능하게 하는 ExG를 사용하였다. 식생지역은 0이상의 ExG 값을 보였으며 이에 ExG 값이 0보다 큰 지역을 비관심영역으로 분류하였다(Fig. 4).



(a) ExG Values by object



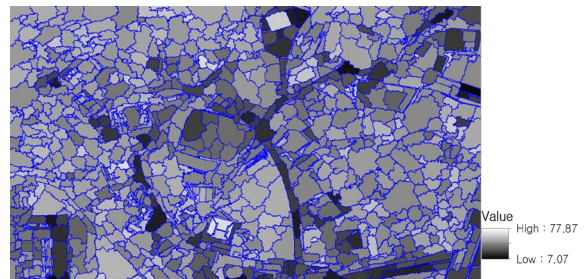
(b) Removal of non-interest region

Fig. 4. Extraction of non-interest region using ExG

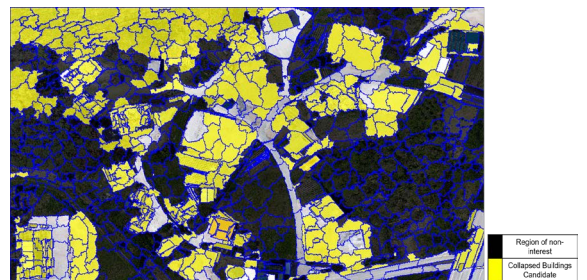
그 결과 대부분의 식생지역은 제거가 되었으나 영상의 좌측 상단에 위치한 산불로 인해 피해를 입은 산림지역은 비관심지역으로 분류되지 않은 것을 확인할 수 있다.

4.2.2 GLCM Dissimilarity

산림지역을 비관심 지역으로 분류한 후 붕괴건물 후보군 탐지를 위해 각 객체를 각각의 커널로 취급하여 GLCM Dissimilarity를 계산하였다. 각 객체가 갖는 GLCM Dissimilarity 값은 Fig. 5(a)와 같이 나타나며 이 또한, 시각적 분석을 통해 GLCM Dissimilarity 값이 20보다 클 경우 이를 붕괴건물 후보군으로 분류하였다.



(a) GLCM Dissimilarity values by object



(b) Collapsed building candidates

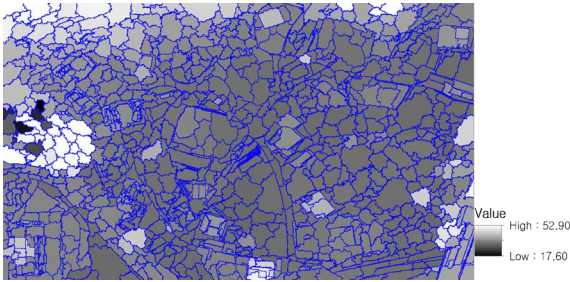
Fig. 5. Extraction of collapsed building candidates using GLCM Dissimilarity

Fig. 5(b)에서 확인할 수 있듯이 이 과정에서 대부분의 붕괴건물 후보군들이 붕괴건물로 분류된 것을 확인할 수 있으나 영상의 좌측 상단에 위치한 산불피해 산림 또한 다른 객체들에 비해 큰 값의 GLCM Dissimilarity를 가지고 있어 붕괴건물 후보군으로 오탐지된 것을 확인할 수 있다.

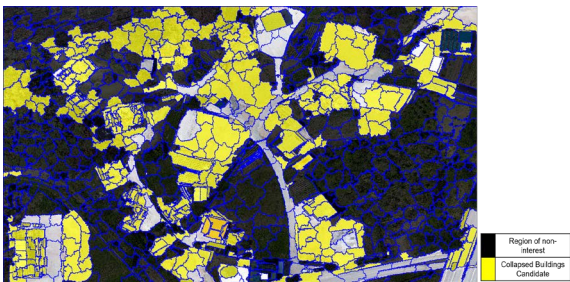
4.2.3 Maximum DSM

붕괴건물 후보군으로 오분류된 비관심 지역 중 가장 두드러지는 산불피해 산림지역을 비관심 지역으로 재분류하고자 Maximum DSM를 사용하였다. 이는 객체 내에 위치하는 화

소들이 갖는 DSM 값 중 가장 큰 값을 객체 값으로 할당한다 (Fig. 6(a)).



(a) GLCM DSM values by object



(b) Collapsed building candidates

Fig. 6. Extraction of collapsed building candidates using GLCM Dissimilarity and Maximum DSM

마찬가지로 Maximum DSM 값이 40보다 클 경우 이를 비관심 지역으로 재분류하여 붕괴건물 후보군에 포함되어있는 비관심 지역의 일부를 제거하였다(Fig. 6(b)).

UAV 영상에 객체기반의 특징 정보를 이용해 붕괴건물 후보군을 탐지하였다. 하지만 Fig. 6에서 확인할 수 있듯이 상당한 오탃지 및 과탐지가 존재하며 특히 건물의 붕괴가 일어난 후 잔해를 이미 제거한 지역의 경우 붕괴건물로 추출되지 않은 것을 확인할 수 있다. 또한, 붕괴건물이 아님에도 불구하고 오탃지된 객체 또한 상당수 확인할 수 있다.

4.3 PlanetScope 변화탐지

앞서 언급했듯이 UAV 영상만을 이용하여 효과적인 붕괴건물에 어려움이 있음을 확인하였다. 이에 본 연구에서는 PlanetScope 위성영상을 통해 취득된 연구지역의 산발 발생 전과 후의 영상을 이용하여 이를 보완하고자 하였다. PlanetScope 영상에 변화탐지 기법 중 가장 보편적으로 사용되는 CVA를 사용하여 변화탐지를 수행한 후 Otsu 임계값을 적용해 변화지역과 비변화지역으로 나누어 나타내었다(Fig.

7). 이 과정에서 연구지역이 촬영된 시계열 영상 중 산발 전, 후 주기해상도가 가장 짧은 영상을 선정하여 붕괴된 건물을 제외한 다른 객체들의 변화를 최소화하고자 하였다. 그 결과, PlanetScope 영상을 이용해 얻은 변화탐지 결과는 붕괴건물에 대한 정보만을 포함하고 있어 이를 통해 붕괴건물의 위치를 파악할 수 있다. 따라서 UAV만을 이용해 붕괴건물을 탐지했을 때의 문제점이었던 불에 탄 산림이나 주변의 나지 그리고 붕괴건물의 잔해가 거의 없어 건물의 흔적을 찾기 힘든 객체들에 대한 과탐지 및 미탐지 결과를 이용해 제거하거나 추가 분류를 가능하게 한다.



Fig. 7. CVA based change detection result

4.4 최종 붕괴건물 탐지

붕괴건물 탐지 정확도를 높이기 위해 PlanetScope를 통해 취득한 CVA 변화탐지 결과를 시드 화소(seed pixel)로 활용하였다. 이를 위해 CVA 기반 변화탐지 결과에서 변화지역으로 나타난 붕괴건물의 위치를 추출하였다. 이 위치 정보를 분할 영상(Fig. 3)에 적용하여 변화탐지 결과에서 변화지역으로 추출된 붕괴건물들에 대한 화소가 분할 영상의 객체 내에 존재하는 객체들을 기준으로 삼아 PlanetScope 변화탐지 결과에서는 미변화지역이나 UAV 영상에서 붕괴건물로 오탃지된 영역들을 우선적으로 제거하였다(Fig. 8(b)). 마지막으로 UAV 영상만으로는 탐지가 불가능했던 잔해가 정리된 건물들의 일부를 추가적으로 탐지해 최종 붕괴건물 탐지결과를 도출하였다(Fig. 8(c)).

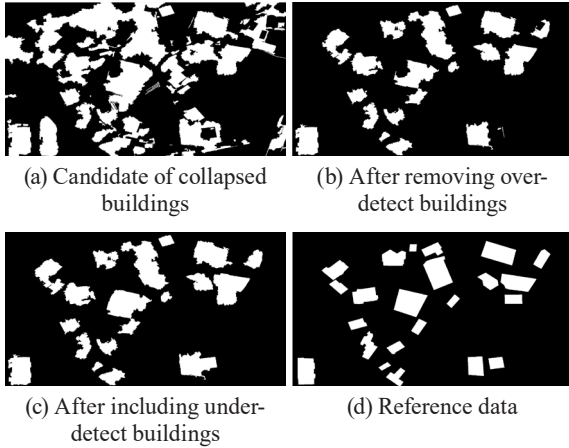


Fig. 8. Collapsed buildings



Fig. 9. Final collapsed building detection results

Fig. 9는 최종 붕괴건물 탐지 결과의 경계를 빨간색으로 나타낸 것이며 붕괴되기 전의 건물의 경계와 완전히 일치하지는 않지만 대부분의 붕괴건물이 탐지된 것을 확인할 수 있다.

4.5 정확도 평가

최종적인 변화탐지 정확도 평가를 위해서 포털 사이트에서 제공하는 산불발생 전의 위성영상과 UAV 영상을 중첩시켜 작성한 참조 자료를 사용하였다. 본 연구에서는 참조 자료를 이용한 재현을 평가는 오탐지를 나타내는 FPR (False Positive Rate)과 PPV (Positive Prediction Value) 그리고 FNR (False Negative Rate)의 조화평균인 F1-score를 통해 평가하였다 (Eqs. (4) and (5)). 또한, 두 관찰자 사이의 일치도를 확인할 때 사용하는 Kappa 지수를 이용한 평가도 추가적으로 수행하였다 (Eq. (6)). 본 연구에서는 붕괴건물과 그 외의 지역을 각각 P (Positive)와 N (Negative)으로 나타내었다. 또한, 붕괴건물이 붕괴건물로 제대로 탐지된 경우 TP (True Positive), 붕괴건물이 붕괴건물로 탐지되지 않았을 경우 TN (True Negative), 붕괴건물 외의 객체가 붕괴건물로 오탐지된 경우 FP (False

Positive) 그리고 붕괴건물이 그 외의 지역으로 오탐지된 경우를 FN (False Negative)이라고 정의하였다.

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (4)$$

where FPR is false alarm.

$$F1 - Score = \frac{2 \times PPV \times TPR}{PPV + TPR} \quad (5)$$

where PPV is $\frac{TP}{TP + FP}$ and TPR is $\frac{TP}{TP + FN}$.

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (6)$$

where K is Kappa coefficient P_0 is $\frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}$

and P_e is $\frac{TN + FN}{TP + FN + TN + FP} + \frac{TP + FN}{TP + FN + TN + FP}$.

FPR 지표는 False Alarm을 일컬으며 본 연구에서는 붕괴건물이 아님에도 불구하고 붕괴건물로 오탐지된 비율을 나타낸다. 따라서 이 지표는 낮을수록 붕괴건물에 대한 탐지가 제대로 이루어졌다는 것을 의미한다. PPV 지표는 실험 결과 붕괴건물로 예측된 화소 중 실제 붕괴건물의 비율을 비교한 지표이며, TPR 지표는 실제 붕괴건물이 탐지결과에서도 붕괴건물로 탐지된 비율을 나타낸 지표이다. F1-score는 이 둘의 조화평균으로 계산되며 이 값이 클수록 붕괴건물 탐지가 제대로 이루어졌다고 할 수 있다. UAV만을 이용했을 때의 붕괴건물탐지 결과, PlanetScope를 이용한 변화탐지 결과를 이용해 과탐지를 제거하고 난 후의 결과 그리고 미탐지 지역에 대한 추가 탐지를 진행한 후의 결과들의 정량적 평가 결과를 FPR, F1-score 그리고 Kappa 지수를 통해 나타내었다 (Table 4).

UAV 영상만을 이용해 붕괴건물을 추출한 결과는 FPR 지표에서 0.2535를 가진다. PlanetScope 변화탐지 결과를 이용한 과탐지 제거 결과에서의 FPR 0.0571 그리고 붕괴건물에 대한 미탐지에 대한 부분까지 추가적으로 탐지한 결과의 FPR 0.0562과 비교했을 때 정확도가 향상된 것을 확인할 수 있다. FPR 지표뿐만 아니라 종합적인 참조 영상 재현을 분석 결과 지수인 F1-score에서도 UAV 영상만을 이용해 추출한 결과에서는 0.4867의 값을 갖는 반면 최종 결과에서는 0.8064로 약 65.7% 높게 나타났다. 또한, 두 자료 사이의 일치도 판단의 척도가 되는 Kappa 지수 또한 UAV 영상만으로 도출된 결과보다 최종 결과에서 약 123% 높아진 0.8825의 값을 갖는 것을 확인하였다.

Table 4. Accuracy Evaluation

	UAV	Satellite	UAV+Satellite	
	Candidate of collapsed buildings	Change detection result	After removing over-detect buildings	After including under-detect buildings
FPR	0.2535	0.2522	0.0571	0.0562
F1-score	0.4867	0.5762	0.7647	0.8064
Kappa	0.3674	0.5443	0.7250	0.8225

5. 결론

본 연구에서는 UAV와 위성영상을 함께 활용해 붕괴건물을 탐지하였다. 객체기반으로 분할된 고해상도 UAV 영상에 다양한 특징 정보를 생성하여 붕괴건물 후보군을 탐지하였으며 PlanetScope 영상을 통해 취득한 변화탐지 결과를 참고하여 최종적인 붕괴건물 탐지 결과를 도출하였다. 이 과정에서 UAV 영상에 ExG, GLCM Dissimilarity 그리고 Maximum DSM 특징 정보들을 생성하였으며 이 과정에서 시각적 분석을 통한 가중치를 설정하여 붕괴건물과 미관심지역으로 분류하였다. 그 후 PlanetScope 위성영상을 이용해 도출된 변화탐지 결과를 기준으로 붕괴건물 후보군으로 추출된 객체 중 과탐지된 객체들을 제거하였다. 더 나은 정확도를 위해 UAV 분할 영상에서 붕괴건물로 분류되지 않은 일부의 객체들을 추가적으로 붕괴건물로 재분류하여 최종 붕괴건물 탐지결과를 도출하였다.

본 연구의 객체분석 과정에서 사용한 가중치를 다른 지역이나 다른 데이터에 그대로 적용할 경우 본 연구와 동일한 결과가 나오기 힘들다, 사용된 특징 정보들은 붕괴건물 탐지에 있어 범용성을 가질 것으로 사료된다. 또한, UAV 영상만을 이용했을 때의 붕괴건물 탐지 결과보다 위성영상으로부터 얻은 변화탐지 결과를 함께 이용하여 도출한 붕괴건물 탐지 정확도가 더 높은 것을 확인할 수 있었으며 이를 이용해 객체탐지에 있어서 UAV와 인공위성과 같은 이종센서를 이용한 연구 가능성을 확인하였다.

감사의 글

이 논문은 2019년 정부(국토교통부)의 재원으로 공간정보 융복합 핵심인재 양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (2019-01-05).

Reference

- Awrangjeb, M., Zhang, C., and Fraser, C. S. (2011), Improved building detection using texture information, *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences-2011*, 38, 5-7 October, Munich, Germany, pp. 143-148.
- Hao, L., Zhang, Y., and Cao, Z. (2019), Robust building boundary extraction method based on dual-scale feature classification and decision fusion with satellite image, *International journal of remote sensing*. Vol. 40, No. 14, pp. 5497-5529.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K., and Dinstein, I.H. (1973), Textural features for image classification, *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, Vol. SMC-3. No. 6, pp. 610-621.
- Hong, Z., Tong, X., Cao, W., Jiang, S., Chen, P., and Liu, S. (2015), Rapid three-dimensional detection approach for building damage due to earthquakes by the use of parallel processing of unmanned aerial vehicle imagery, *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 9, No. 1, pp. 097292.
- Huang, X., Zhang, L., and Zhu, T. (2013), Building change detection from multitemporal high-resolution remotely sensed images based on a morphological building index, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 7, No. 1, pp. 105-115.
- Jung, S.J., Kim, T.H., Lee, W.H., and Han, Y.K. (2019), Object-based Change Detection using Various Pixel-based Change Detection Results and Registration Noise, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 37, No. 6, pp. 481-489. (in Korean with English abstract)

- Konstantinidis, D., Stathaki, T., Argyriou, V., and Grammalidis, N. (2016), Building detection using enhanced HOG-LBP features and region refinement processes, *IEEE Journal of Selected topics in applied Earth observations and Remote Sensing*, Vol. 10, No. 3, pp. 888-905.
- Landis, J.R. and Koch, G.G. (1977), An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers, *Biometrics*, Vol. 33, No. 2, pp. 363-374.
- Li, S., Tang, H., He, S., Shu, Y., Mao, T., Li, J., and Xu, Z. (2015), Unsupervised detection of earthquake-triggered roof-holes from UAV images using joint color and shape features, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 12, No. 9, pp. 1823-1827.
- Liu, H., Yang, M., Chen, J., Hou, J., and Deng, M. (2018), Line-constrained shape feature for building change detection in VHR remote sensing imagery, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 7, No. 10, pp. 410.
- Ma, H., Liu, Y., Ren, Y., and Yu, J. (2020), Detection of Collapsed Buildings in Post-Earthquake Remote Sensing Images Based on the Improved YOLOv3, *Remote Sensing*, Vol. 12, No. 1, pp. 44.
- Mosammam, H.M., Nia, J.T., Khani, H., Teymouri, A., and Kazemi, M. (2017), Monitoring land use change and measuring urban sprawl based on its spatial forms: The case of Qom city, *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, Vol. 20, No. 1, pp. 103-116.
- Shin, D.Y., Kim, T.H., Han, Y.K., Kim, S.S., and Park, J.S. (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)
- Tanchotsrinon, C., Phimoltares, S., and Lursinsap, C. (2013), An autonomic building detection method based on texture analysis, color segmentation, and neural classification, *In 2013 5th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST) IEEE-2013*, 31 January – 1 February, Chonburi, Thailand, pp. 162-167.
- Woebbecke, D.M., Meyer, G.E., Von Bargen, K., and Mortensen, D.A. (1995), Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions, *Transactions of the ASAE*, Vol. 38, No. 1, pp. 259-269.
- Xiao, P., Zhang, X., Wang, D., Yuan, M., Feng, X., and Kelly, M. (2016), Change detection of built-up land: A framework of combining pixel-based detection and object-based recognition, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 119, pp. 402-414.
- Xie, S., Duan, J., Liu, S., Dai, Q., Liu, W., Ma, Y., and Ma, C. (2016), Crowdsourcing rapid assessment of collapsed buildings early after the earthquake based on aerial remote sensing image: A case study of yushu earthquake, *Remote Sensing*, Vol. 8, No. 9, pp. 759.
- Zhang, X., Chen, G., Wang, W., Wang, Q., and Dai, F. (2017), Object-based land-cover supervised classification for very-high-resolution UAV images using stacked denoising autoencoders, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 10, No. 7, pp. 3373-3385.