

土地利用状況確認調査のための AI による衛星画像解析

一般財団法人砂防フロンティア整備推進機構 酒谷 幸彦、内山 均志、○寺堀 吉博
アジア航測株式会社 屋木 わかな、角田 里美

1. はじめに

土砂災害防止法における基礎調査は、全国で完了し指定が進められているが、今後の基礎調査では、人家等の建築物の立地や土地の区画形質等の状況に関して、定期的に確認することとし、確認の精度は 10m メッシュ程度の分解能を基本とすることとしている。現在、都道府県では各種の資料をもとに追加調査を進めているが、効率的に確認を行う方法は確立されていない。

一般財団法人砂防フロンティア整備推進機構では、これまで公益事業の一環として砂防指定地の効率的な管理手法を開発することを目的として、AI と無料で入手できる衛星画像を活用した土地改変区域の抽出について研究を行ってきた。本研究では、これらの技術を応用し、土砂災害防止法における基礎調査の土地利用状況確認調査を、効率的に行える手法について検討を行うことを目的とする。

2. これまで開発した手法の課題

これまで開発した土地利用状況の変化箇所の抽出手法は、分解能 30m の Landsat-8 画像、分解能 10m の Sentinel-2 画像を用い、植物の活性化を指標とした NDVI 指標 (Normalized Difference Vegetation Index) と機械学習の手法の一つである SVM 手法 (Support Vector Machine) により、変化した区域を抽出している。そのため、NDVI 手法では一旦裸地となった後の土地改変の抽出 (例えば建物の建築や太陽光発電施設の建設など) ができない。SVM 手法では、分解能が低い画像を使用しているため、抽出の精度が粗いといった課題があり、これらの改善を行う手法の開発が必要である。

3. 土地利用状況の変化箇所の新たな抽出手法

本研究では、土地利用状況の変化箇所の抽出手法の改善を行うため、画像認識分野によく利用されている手法である、セマンティック・セグメンテーション手法 (画像中の全ての画素に対して、クラスを分類する作業) を用いた。データセット (プログラムで処理されるデータのまとまり) は、東京近郊を対象として、識別の対象となる Sentinel-2 画像 (2016 年 6 月 2 日と 2020 年 9 月 4 日) と、土地改変箇所を表したアノテーション (土地改変の種類や位置を表したもの) の組み合わせから作成した (図 1)。入力画像は、緑、赤、近赤外の 3 バンドを変化前、変化後の順に 2 時期を統合した 6 チャンネルの画像とした。アノテーションは、土地利用状況を表すため、非改変地、森林への改変地、草地への改変地、裸地への改変地、水域への改変地、人工構造物への改変地、背景の合計 7 クラスとした。Sentinel-2 の画像サイズは 10,980 画素×10,980 画素であり、そのままのサイズではプログラムに入力することができないため、画像 1 枚が 32 画素×32 画素となるよう分割して学習および検証データを作成した。このとき、画像枚数を増やすため、縦方向と横方向にそれぞれ 50% ずつ重複させながら分割した。図 2 に分割のイメージを示す。また、表 1 に示したとおり、改変地のクラスに比べて背景と非改変地

の画素数の割合が非常に大きいため、分割後の画像に改変地が 2%以上含まれる画像のみを抽出し、さらに、学習用と検証用に 8 対 2 の割合になるように分割してデータセットを作成した。その結果、データセットは、学習用が 476 枚、検証用が 119 枚となった。

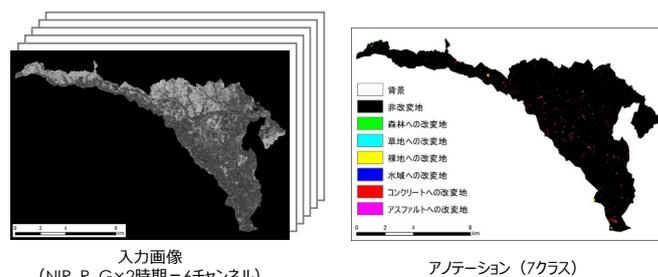


図 1 セマンティック・セグメンテーション手法のデータセット

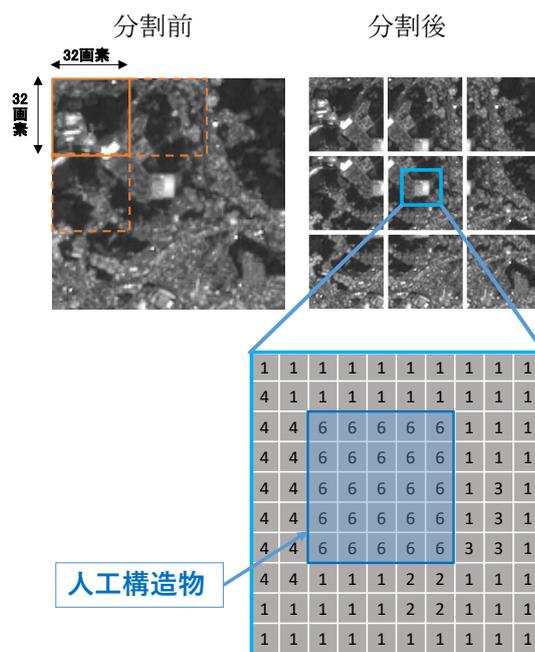


図 2 セマンティック・セグメンテーション手法の画像の分割とクラス分類のイメージ

表 1 アノテーションのクラス別の画素数

画素値	クラス名	画素数
0	背景	119,837,710
1	非改変地	712,337
2	森林への改変地	7
3	草地への改変地	591
4	裸地への改変地	1,137
5	水域への改変地	0
6	人工構造物への改変地	8,618

4. 検証結果

セマンティック・セグメンテーション手法を用いて、データセット作成した範囲を除く東京近郊のアノテーションクラス別の分類精度とメッシュの大きさによる分類精度の検証を行った。アノテーションクラス別の分類精度の検証では、セマンティック・セグメンテーション手法による分類結果を GoogleEarth の航空写真等を用いて確認を行った(図 3)。以下に確認結果をまとめる。

山林地は、土地利用の変化がない(非改変地)のに「草地への改変地」に誤分類する傾向が認められた。郊外の住宅地は、家屋やビルの建築(草地から人工構造物への改変、裸地から人工構造物への改変)を「人工構造物への改変地」に正しく分類する傾向が認められた。都市部の建築は、陸上競技場の改修工事、ビルの建築等の大規模な改変を「人工構造物への改変地」に正しく分類する傾向が認められた。

以上より、山林地における「草地への改変地」の誤分類を除き、妥当な分類結果であることが確認された。



図 3 セマンティック・セグメンテーション手法による抽出結果と GoogleEarth の航空写真等によるアノテーションクラス別の分類精度の検証の例(郊外の住宅地)

検証用のデータを用いて分類精度とメッシュの大きさによる分類精度の検証を行なった。

その結果を図 4、表 2 に示す。定量的検証では以下の指標を用いた。

適合率(Precision) : 実際の改変地 / 予測した改変地
(適合率 = 1 - 空振り率)

再現率(Recall) : 予測した改変地 / 実際の改変地
(再現率 = 1 - 見逃し率)

適合率は、平均 90%以上と高い精度で抽出可能であることが分かった。再現率は、900m²以上の改変地を対象とした抽出結果は、平均 89.3%を示し、500m²以上では、平均 79%以上と概ね高い精度で抽出可能であることが分かった。一方、500m²を下回る面積では、急激に精度が落ちることが分かった。この結果から、500m²以上の土地利用状況の変化箇所の抽出においては十分な精度を有していることが分かった。

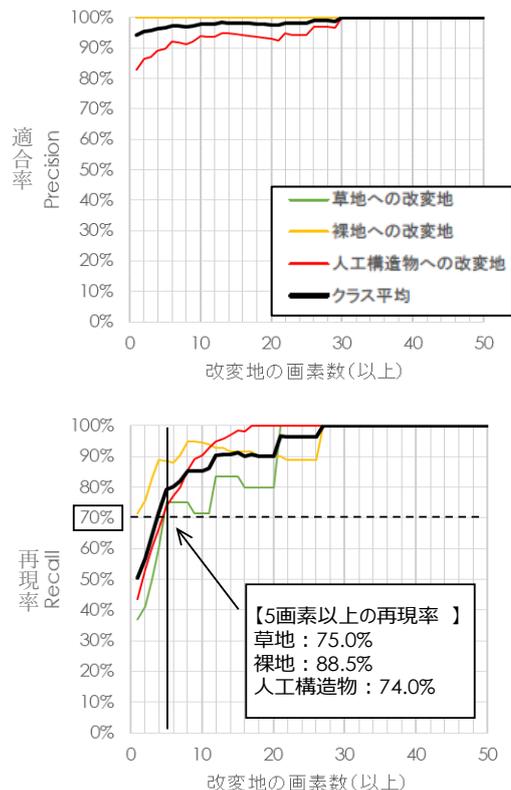


図 4 分類結果の画素数(面積)と精度の関係(1画素 100m²)

表 2 セマンティック・セグメンテーション手法による抽出結果の精度表(900m²以上の改変地を対象とした抽出結果)

クラス名	適合率	再現率
草地への改変地	100.0%	81.6%
裸地への改変地	100.0%	96.6%
人工構造物への改変地	100.0%	90.2%
クラス平均	100.0%	89.3%

5. まとめ

本研究では、衛星画像と AI を用いた土地改変区域の抽出技術が基礎調査の土地利用状況確認調査に有用かどうかについて検証を行った。検証において、本手法は、一定程度の面積の土地改変に対して基礎調査における土地利用状況の変化箇所を把握することが可能であり、基礎調査の調査項目である土地利用状況の変化を効率的に把握する手法として有用であることが分かった。今後の課題としては、500m²未満の土地改変箇所の抽出精度や学習サンプル数が少なく誤分類となる傾向があった草地への改変地について、今後、学習データの追加方法(ミクセルデータ(ひとつの画素内に複数のクラス)を学習データに取り込む)を検討する必要がある。

【参考文献】

- 1) 藤澤 誠二他: 砂防指定地における衛星画像を使った土地改変抽出手法の検討、2019年度砂防学会研究発表会概要集、pp 369-370、2019年5月
- 2) 酒谷 幸彦他: 衛星画像を使った土地改変分類手法の検討、2020年度砂防学会研究発表会概要集、pp 729-730、2020年5月