

衛星画像を用いた中山間地域の土地被覆変化抽出

システム工学群

国土情報処理工学研究室 1180086 鈴木 滉一

1. はじめに

近年グローバルな気候変動とシカなどの動物による食害が原因でブナ、モミ、リョウブなどの減少が進んでいる。そのため広域かつ高頻度で植生を中心とした土地被覆変化を把握する必要がある。本研究では衛星画像を用いた土地被覆変化抽出を行っており、篠原⁽⁵⁾はアメリカ航空宇宙局(NASA)の可視・赤外域の放射計であるMODISを用いた土地被覆分類を行なった。このとき、分解能が250mと低いいため、1ピクセルに複数の地目が存在することを考慮して分類を行なった。本研究では分解能が30mのLandsat⁽¹⁾が撮影した画像を用いるため、1ピクセルごとの地目を機械学習によって行うことで分類精度の向上を目指す。また、Landsat⁽¹⁾は他の衛星に比べ、長期間のデータを利用することができるため、土地被覆の時系列変化を抽出することが可能であると考える。

2. 衛星画像

2.1 使用データ

本研究で使用したLandsatの仕様⁽¹⁾を表1に示す。Landsatは分解能が30mと高分解能の画像を取得することができ、土地被覆を細かく分類することが期待できる。Landsatは1号が1972年に打ち上げられ、現在は8号が運用中となっているが、Landsat6は軌道への突入に失敗し、Landsat7は機械的な故障でデータが一部使用できない。そのため本研究ではLandsat5とLandsat8の画像を取得した。Landsat5とLandsat8では分解能や観測幅は同じであるが観測バンドに違いがある。Landsat5は7バンドであるのに対してLandsat8は9バンドとなっている。本研究では表1のようにLandsat5は1~5バンド、Landsat8は1~7バンドを用いた。Landsatは回帰日数が16日であり、その中からできるだけ雲のない画像を選定したため、取得できる画像に限られてしまった。今回は2003年と2016年の新緑期における4月、2002年と2015年の落葉期における10月をそれぞれ使用した。

Table 1 Landsat specification

	Landsat5	Landsat8		
Launched	March 1, 1984	February 11, 2013		
Orbital altitude	705km			
Recurring days	16days			
Resolution	30m			
Observation width	185km			
BAND	1	Blue	1	New Deep Blue
	2	Green	2	Blue
	3	Red	3	Green
	4	NIR	4	Red
	5	SWIR2	5	NIR
	6	SWIR	6	SWIR2
	7	SWIR3	7	SWIR3
			8	PAN
			9	SWIR
Acquisition Dates	April 27, 2003	April 30, 2016		
	October 17, 2002	October 21, 2015		

2.2 対象エリア

図1に対象エリアの位置図を示す。

対象エリアは温暖化によるブナの減少と、シカの食害によ

るモミ、リョウブの減少が心配されている地域である三嶺・網附森・梶ヶ森の山が入るように範囲を決定した。



Fig 1 Study area

3. 機械学習による土地被覆分類

3.1 トレーニングデータ

土地被覆分類や検証を行うために、トレーニングデータセットを構築した。分類する際には、基準となる各分類項目における代表的な統計量を求めなければならない。その統計量のことをトレーニングデータと呼ぶ。昨年度、本研究の篠原⁽⁵⁾は、常緑針葉樹、常緑広葉樹、落葉広葉樹、竹林、草原・農地、水域、都市の7種類を分類項目とするトレーニングデータを3100ポイント(常緑針葉樹829, 常緑広葉樹356, 竹林118, 落葉広葉樹1747, 都市50)作成した。しかし、機械学習のためにはデータ量が不十分であると考え、今回新たに水田の項目を含む4865ポイント(常緑針葉樹1494, 常緑広葉樹1069, 竹林807, 落葉広葉樹663, 裸地8, 水域412, 都市104, 水田308)追加した。

トレーニングデータ取得には、Google satelliteを用いた。250m×250mの範囲に10mメッシュでポイントを作成、ポイントの周囲の土地被覆状態がどの分類項目に分類されるかを目視により判読した(図2)。

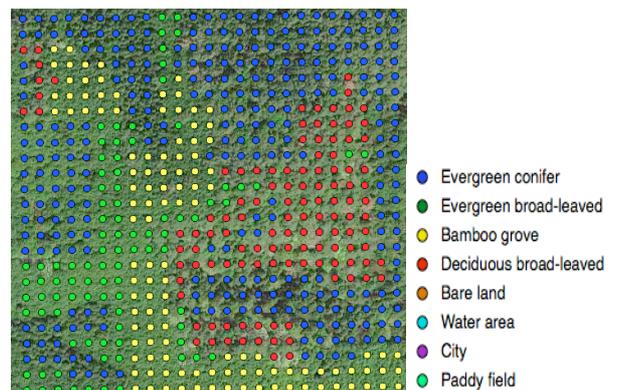


Fig 2 Training data

3.2 分類手法と結果

トレーニングデータを用いた機械学習で土地被覆の分類を行なった。機械学習は python の機械学習ライブラリ scikit-learn を使い、サポートベクターマシンで行った。2003 年は 4 月と 10 月の 2 枚の 5 バンド画像を使用し、教師データを用いて 10 バンドの情報を 8 つの分類項目について学習させ、2016 年は 4 月と 10 月の 2 枚の 5 バンド画像を使用し、14 バンドの情報を 8 つの分類項目ごとに学習させた。その後、バンド情報のみを与えた画像を教師データと同じく 8 項目に分類させる。

分類した結果を図 3 に示す。その結果、2016 年の土地被覆分類では目視による google-satellite と比較して分類精度は十分と見られた。

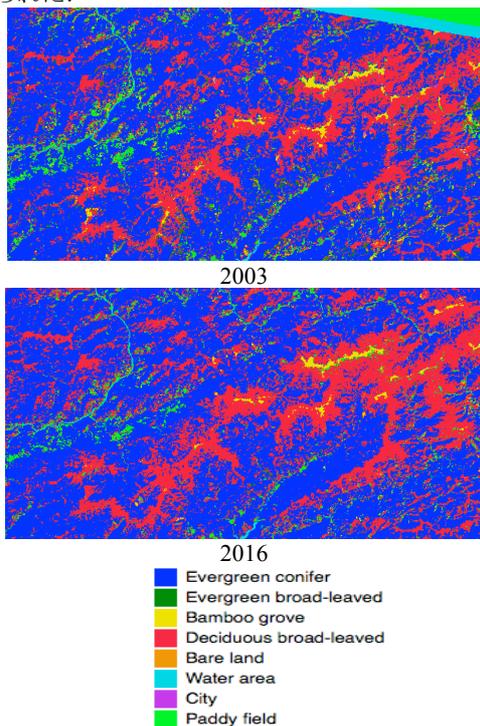


Fig3 Classification results

4. 変化抽出

2003 年と 2016 年での土地被覆の変化を確認するために分類項目でのクロス集計を行なった。図 4 にクロス集計を行なった範囲を示す。表 2 に梶ヶ森の山頂周辺の 4km×4km の面積を 100 とする百分率で表現した結果、表 3 に梶ヶ森中腹の集落の範囲での結果を示す。

その結果、山頂と集落でおおむね同じ傾向になり、2003 年から 2016 年は常緑針葉樹は変化が少なく、落葉広葉樹は少し常緑針葉樹に変化しているという結果となった。このことから、2003 年から 2016 年にかけて落葉広葉樹が減少していると考えられる。



Fig4 Target areas of cross table

Table2 Crosstab in mountain area (%)

Mountain area		2003							
		Evergreen conifer	Evergreen broad-leaved	Bamboo grove	Deciduous broad-leaved	Bare land	Water area	City	Paddy field
2016	Evergreen conifer	62.0	0.5	0.3	2.8	0.1	0.0	0.0	0.6
	Evergreen broad-leaved	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Bamboo grove	0.0	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Deciduous broad-leaved	4.6	1.3	2.0	23.2	0.0	0.0	0.2	0.3
	Bare land	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Water area	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	City	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Paddy field	0.3	0.0	0.0	0.6	0.0	0.0	0.0	0.9

Table3 Crosstab in village (%)

Village		2003							
		Evergreen conifer	Evergreen broad-leaved	Bamboo grove	Deciduous broad-leaved	Bare land	Water area	City	Paddy field
2016	Evergreen conifer	64.4	0.7	0.5	2.4	0.0	0.2	0.1	3.4
	Evergreen broad-leaved	0.1	0.1	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.1
	Bamboo grove	0.0	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.4
	Deciduous broad-leaved	1.9	0.6	0.6	6.5	0.0	0.2	0.1	3.4
	Bare land	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Water area	0.1	0.0	0.0	0.1	0.0	0.6	0.1	0.1
	City	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Paddy field	0.8	0.1	0.4	1.2	0.0	0.1	0.1	10.1

5. 考察

今回、Landsat⁽¹⁾を用いて機械学習で土地被覆分類を試みた。その結果、2016 年の分類精度は十分と見られたが、2003 年の分類結果については精度検証が課題である。

土地被覆の機械学習は教師データの精度が重要であり、分類に間違いがあると誤分類を起こしてしまう。また、項目ごとの教師データを増やすと、増やした項目の分類が増える結果となったため、教師データの数をどのように決めるかによっても結果が変わってくると考えられる。学習する際に分類項目の境界の複雑さを決める gamma というパラメータと誤分類をどの程度許容するかを決める C というパラメータによって分類結果が大きく変化するためこのハイパーパラメータと呼ばれる値の決定方法も今後検討する必要がある。

文献

- (1) 一般財団法人リモート・センシング技術センター <https://www.restec.or.jp>
- (2) 宇宙技術開発株式会社衛星画像データサービス http://www.sed.co.jp/sug/contents/satellite/satellite_landsat.html
- (3) 高解像度土地利用土地被覆図ホームページ http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/lulc/lulc_jindex.htm
- (4) 高木方隆, 国土を測る技術の基礎
- (5) 篠原誠一郎, ミクセルモデルを用いた MODIS 画像の土地被覆分類, 高知工科大学 高木研究室, 2016 年度学士論文
- (6) 市原雅也, MODIS 衛星画像を用いた土地被覆分類, 高知工科大学 高木研究室, 2015 年度学士論文