

# F6 衛星データを用いた耕作放棄地の分布図の作成と地理的要因の分析

Production of Distribution Map of Abandoned Farmland Using Satellite Data and Analysis of Geographical Factors

地球循環共生領域 08E13076 山口陽平 (Yohei YAMAGUCHI)

**Abstract:** In Japan, the area of farmland has been decreasing, and abandoned farmland is the largest factor in reducing farmland. It is necessary to identify abandoned farmlands, in order to analyze the geographical factors of abandoned farmland. In this study, we estimated cultivation abandoned farmlands using satellite data. And we clarified the geographical factors from detailed geographical information. As a result, we developed an abandoned farmland estimation model, and the identification precision of the model was 71%.

**Keywords:** abandoned farmland detection, remote sensing, machine learning, support vector machine

## 1. 背景と目的

我が国の農地面積は 1961 年から減少の一途をたどっており、耕作放棄は農地減少の最大の要因となっている<sup>1)</sup>。耕作放棄地の増加を緩和するために、耕作放棄地の要因分析や予測モデルの開発されてきた。しかしこれらは行政単位で分析されていることが多く、同じ行政単位内でも異なる耕作放棄地の地理的要因を分析するためには、リモートセンシングにより詳細な空間解像度で耕作放棄地を特定する必要がある<sup>2)</sup>。そこで本研究では、衛星データを用いて耕作放棄地の空間分布の推定モデルを構築し、地理情報を用いて耕作放棄を加速する地理的要因を特定することを目的とする。

## 2. 分析方法

本研究では衛星データとして、Landsat-8/OLI と ALOS-2/PALSAR-2 を使用した。まず衛星データと航空写真から教師データを作成し、機械学習法を用いて耕作放棄地の識別器を構築した。その識別器によって推定された耕作放棄地の分布図を作成し、その分布図と地理的要因との相関分析を行った。以下に詳細を示す。

### 2. 1. 教師データの作成

本研究では、北陸で耕作放棄地率が最も高い石川県を対象地域として選定した。まず、Google Earth により目視で明確に判読できるサンプリング地点を抽出し、その地点の衛星データを連結して教師データを作成した。58 地点の耕作放棄地と 281 地点の非耕作放棄地をサンプリングした。各サンプリング地点について、OLI のうち植生に応答する波長 (Band2, Band3, Band4, Band5, Band7, Band9) の 2015 年 6 月 1 日と 2016 年 10 月 16 日の画像と PALSAR-2 の 4 つの偏波モードの 2015 年 7 月 6 日の画像、計 16 種類を特徴量として抽出した。

### 2. 2. 識別器の構築

耕作放棄地の空間分布の推定には、サポート・ベクター・マシン (Support Vector Machine, 以下 SVM) を用いた。SVM は、カーネル関数にラジアル基底関数を設定したソフトマージン型とし、10×10 の入れ子交差検定により、学習段階での汎化誤差の評価とベストパラメータの選定を行った。

### 2. 3. 識別器の精度検証

識別器の予測汎化性能を評価するために、ランダムで選定した地点 200 地点を識別器によって耕作放棄地か非耕作放棄地を推定させ、Google Earth を用いて目視で正誤を判定した。また、識別器に対象地域全体の土地利用を推定させ、旧市区町村スケール別に耕作放棄地率を算出し、農林業センサス 2015<sup>3)</sup> で報告されている実測の耕作放棄地率と比較することで精度を検証した。なお、衛星データに全域が撮影されている 111 の旧地区町村のみを評価対象とした。

表 1 予測汎化性能の評価結果

	推 定		再 現 率
	放 棄	非 放 棄	
実 放 棄	71	7	91%
測 非 放 棄	29	93	76%
適 合 率	71%	93%	正答率 82%

#### 2. 4. 地理的要因の分析

識別器で推定された耕作放棄地の分布図と、土地利用基盤整備基本調査, 土地分類基本調査, 国土数値情報から得た傾斜区分, 区画状況, 排水状況, 農道の幅員, 用水設備, 土壌, 標高の項目においてカイ二乗検定により耕作放棄地の有意差検定した。

#### 3. 結果および考察

識別器の予測性能の評価結果を表 1 に示す。適合率は推定された土地利用のうち正確に識別できた土地利用の割合を示し, 再現率は実測の土地利用のうち正確に推定された土地利用の割合を示す。また, 正答率はすべての土地利用のうち正しく推定された土地利用の割合を示す。耕作放棄地率の適合率は 71%, 再現率は 91% であり, 識別器全体の正答率は 82% であった。次に, 識別器で推定された耕作放棄地率と農林業センサスの実測の耕作放棄地率を比較した結果を図 1 に示す。相関係数は 0.58, 平均誤差は -8.35%, 平均絶対誤差は 10.8% であった。推定された耕作放棄地率は全体的に過小評価であった。耕作放棄地率の推定値が農林業センサスの実測値と乖離している地域は, 面積が小さい傾向にあったが, このような地域では耕作放棄率統計値の分母である経営耕地面積が衛星で識別される農地よりも狭い可能性があり, 検証が必要である。最後に, 識別器で推定された耕作放棄地の分布図と地理的要因のカイ二乗検定の結果を表 2 に示す。すべての項目において標本ごとの耕作放棄地率の差は 1% 有意水準で有意であった。

#### 4. 今後の課題

本研究で構築した識別器の誤識別の原因は, 一つのピクセル内に様々な土地利用が混在して起こるミクセル問題や, 識別器の学習不足が考えられるため, 高分解能の衛星データの使用や, 時期変化を用いた特徴量の増加による識別器の精度向上を今後の課題とする。

#### 5. 参考文献

- 1) 農林水産省：荒廃農地の現状と対策について, <[http://www.maff.go.jp/j/nousin/tikei/houkiti/pdf/2804\\_genjo.pdf](http://www.maff.go.jp/j/nousin/tikei/houkiti/pdf/2804_genjo.pdf)>, 2017 年 1 月参照。
- 2) 山城悠, 細井文樹, 大政謙次, 二偏波開口レーダー画像を用いた耕作放棄地の推定, *Eco-Engineering*, 26 号, 107-111, 2011。
- 3) 農林水産省：農林業センサス, <<http://www.maff.go.jp/j/tokei/census/afc/>>, 2017 年 1 月参照。

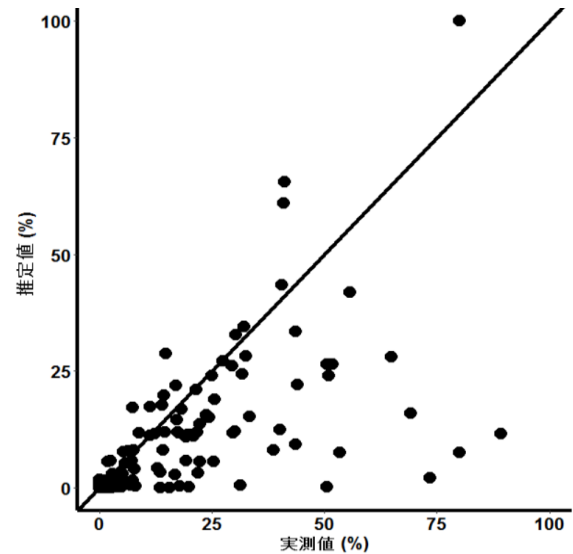


図 1 耕作放棄地率の推定値と農林業センサスの実測値との比較

表 2 地理的要因とのカイ二乗検定の結果

項 目	カイ二乗値	自由度	p 値
農 道	23554	2	<0.01
区 画 形 状	1564	1	<0.01
排 水	1321	2	<0.01
傾 斜 区 分	49940	5	<0.01
用 水	15105	4	<0.01
土 壌	32983	14	<0.01
標 高	463	7	<0.01