

## Google Earth Engine を用いた光学衛星画像による水稻判別方法の開発 Development of rice detection method using optical satellite images in Google Earth Engine

大西恭平, 長野宇規

Kyohei Onishi, Takanori Nagano

### 1. はじめに

農用地内の水稻判別には安定した観測機会が得られる合成開口レーダ (SAR) の利用が一般的になっている。C バンド SAR は作物の時系列観測に多用されており (例えば Sentinel-1) 平野部においては安定した水稻判別性能を発揮するものの、中山間地ではスペックルノイズの発生等により判別精度が不安定となる問題がある。そこで、被雲の影響が多発するものの、地形に起因するノイズの発生が無い光学衛星画像を用い、より安定して水稻を判別する方法について検討した。Web 上で画像解析を行えるプラットフォームである、Google Earth Engine を主として利用することで、判別過程の効率化と使用するデータ量の低減を図った。

### 2. 使用データと研究地域

光学衛星画像として Google Earth Engine から 4 月 1 日～6 月 30 日の Level-2A の Sentinel-2 画像を取得した。解像度 10m の Band3 (約 0.56 $\mu$ m) と 20m の Band11 (約 1.61 $\mu$ m) を利用し、水域で正の値を取りやすい MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) を算出した。なお、先行研究<sup>1)</sup>に従い Band11 の解像度を 10m に揃えるため、Band8A・Band11・Band12 を低解像度マルチスペクトル画像として、Band8 を高解像度パングロマチック画像として IHS 変換を行った。耕区形状データは水土里ネットから提供を受けたものを使用した。対象地域は、新潟県上越市の吉川土地改良区、兵庫県の丹波篠山市、新潟県の長岡市・三条市・見附市の 3 市にまたがる刈谷田川土地改良区とした。吉川土地改良区と丹波篠山市は中山間地に、刈谷田川土地改良区は平地に位置している。

### 3. 研究手法

光学衛星画像の使用可能画像数の少なさは雲に起因している。MNDWI を使用する際は、雲の影部分のピクセルが高い値を取りやすく、水域の過大評価の要因となり得る。そこで、Google Earth Engine 提供の、雲影響情報を持つ「Cloud Score+S2\_HARMONIZED V1」データセットを利用して、画像ごとに雲影響のあるピクセルを除去し、影響の小さい部分を使用することとした。本来は画像ごとに目視にて除去レベルの調節を行うことが望ましいが、期間内の画像枚数が 30 枚を超えるため、全ての画像に対して一様な除去を行うこととした。除去レベルの調節に使用した画像は、期間内の雲影響除去後の画像を重ね合わせ、ピクセルごとに最大値をとったコンポジット画像である。処理後のコンポジット画像から、

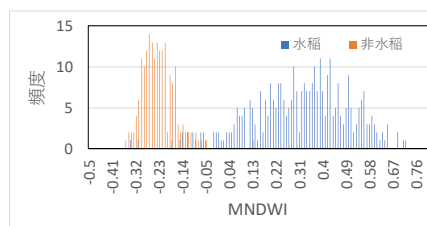


図 1 : 2020 年の吉川地域における MNDWI 中央値のヒストグラム  
Fig.1 Histogram of MNDWI median values in Yoshikawa 2020

ポリゴンごとに MNDWI 中央値を算出してヒストグラムを作成すると、図 1 のような二峰性の分布が得られたため、これを分離する閾値を設定することとした。正解ラベルが水稻であるデータは農地面積の大小により分布位置が変動しやすいが、非水稻分布の変動はほぼ無いことを確認した。そこで非水稻分布を正規分布と仮定し、水稻分布側の  $1\sigma \cdot 2\sigma$  の値を算出して、面積毎に良い判別精度を与える方を閾値とすることを考えた。この時、面積は 0-10a、10-20a、20a-の 3 つに分類した。ここで、正解データが無い場合にも判別を行えるようにするため、データから正規分布が混合した分布を作成するベイジアン混合ガウスモデル

(BGMM) を適用して二峰性分布分離の閾値の設定を行った。BGMM の適用は Python で行った。判別精度の評価指標には  $\kappa$  係数を使用した。0.40 以下：低い一致、0.41-0.60：中程度の一致、0.61-0.80：かなりの一致、0.81 以上：高い一致と評価される。<sup>2)</sup>

#### 4. 結果と考察

表 1 は BGMM の適用で得たしきい値による判別精度を示している。カッコ内の数値はより良い結果を与えたしきい値を示している。ほぼ全ての 10a 以上の農地で高い一致が得られたが、吉川地区 2019 年の 20a-では、非水稻正解

表 1：BGMM から得たしきい値による判別精度  
Table1: Discrimination accuracy based on thresholds obtained from BGMM

対象地域	吉川		篠山		刈谷田川	
	年	2019	2019	2020	2019	2020
0-10a		0.82(1 $\sigma$ )	0.58(1 $\sigma$ )	0.74(1 $\sigma$ )	0.87(1 $\sigma$ )	0.69(1 $\sigma$ )
10-20a		0.90(1 $\sigma$ )	0.83(1 $\sigma$ )	0.88(1 $\sigma$ )	0.95(同じ)	0.96(同じ)
20a-		0.58(2 $\sigma$ )	1.00(2 $\sigma$ )	0.94(1 $\sigma$ )	0.99(2 $\sigma$ )	0.99(2 $\sigma$ )

データの少なさが原因で低精度となったと考えられる。中山間地域の吉川・篠山と平地の刈谷田川を比較すると、刈谷田川の精度が高い場合が多かった。しかし、吉川の精度からは、2019 年 20a-を除けば最大でも 0.05 の優位にとどまり、2020 年 0-10a では逆に 0.13 劣る結果となった。同じ地域内の観測年による違いを見ると、0-10a における精度の変動が大きいことが分かる。狭小農地は保有ピクセル数が少ないため、コンポジット画像の雲除去レベルの小さな違いが結果に大きな影響を与えた可能性が考えられる。また、丹波篠山の判別精度は他地域よりも低い傾向があるが、この原因はコンポジット画像作成時に靄様のピクセルを除去しきれなかったことにあると考えられる。丹波篠山地域は盆地であり、霧が発生しやすい状態にあることが除去の難しさに寄与している可能性がある。

#### 5. おわりに

田植え期の光学衛星画像を使用することで、正解データが無い場合にもほぼ全ての 10a 以上の農地において高精度の水稻判別を行うことができた。また、Google Earth Engine の使用によりその手法を簡易なものとすることができた。一方、雲処理の適切さに精度が大きく依存する問題について対処が必要である。

#### 6. 謝辞

本研究は E-Asia JRP (JST) プロジェクト「アジアデルタ地域の持続的な農業を支える機械学習とリモートセンシングを活用した統合水管理プラットフォームの開発」の研究成果である。

#### 参考文献

- 1) 福本, システム農学, 2019 2) 日本リモートセンシング学会, 基礎からわかるリモートセンシング, 2011