

Effects of Social Capital on Agricultural Recovery Post Catastrophic Disasters

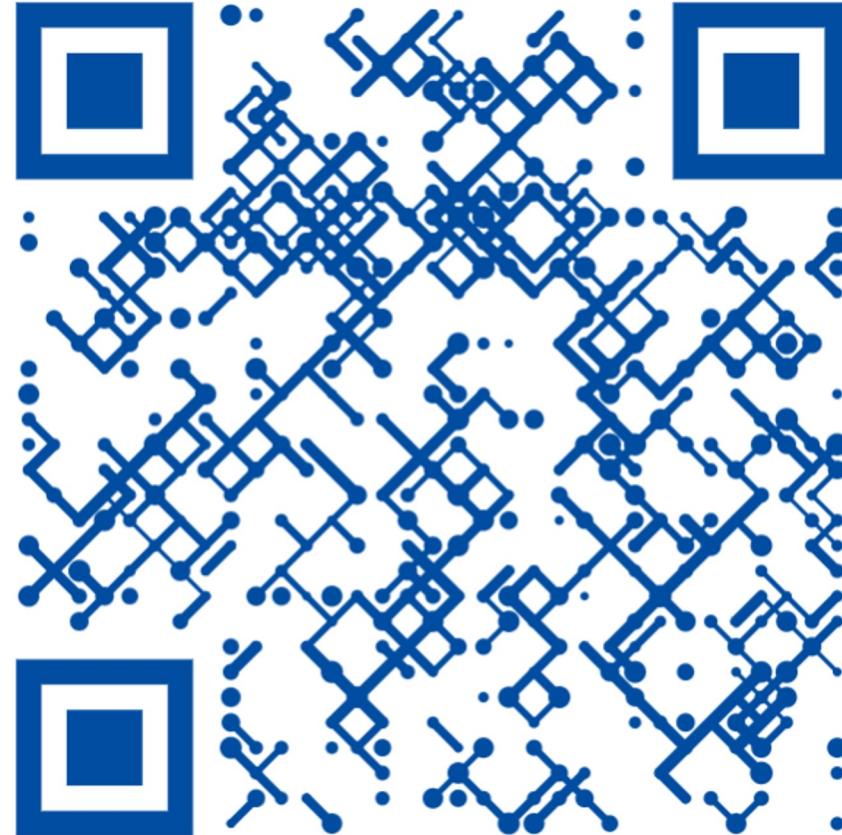
Using SAR Remote Sensing and Causal Inference Methods

Computational Humanities and Social Science, Tohoku University, M2 Yamaguchi Yuhei



がんばろう能登
@JAMS77

自己紹介



本日の資料はこちらの から！
前回のJAMSのスライドもあります



@iqqqiiiq

Rpubs

@Ymgc_Kerorin



@Ymgc19



yuhei.yamaguchi.t1@dc.tohoku.ac.jp

[名前] 山口侑平 (YAMAGUCHI Yuhei)

[出身] 石川県七尾市 [学年] M2

[所属] 東北大学大学院 文学研究科 計算人文社会学
東北大学 人工知能エレクトロニクス卓越大学院
東北大学 学際高等研究教育院 修士研究教育院生

[RA] 国立環境研究所 (2023年4月–)

[skills]

[関心] 衛星リモートセンシング, GIS, 数理モデル,
機械学習, 自然言語処理, 統計的因果推論・探索,
千葉ロッテ, ハロプロ, 自転車, マラソン etc.

[ひとこと] 明後日, Wilier の GARDAを納車



今日の発表の梗概・なにをやった研究か

- ・衛星リモートセンシングにより、水田の利用状況を判別するDNNモデルを作成した
- ・R6能登半島地震前後の水田利用状況の変化をDIDで推定した
- ・社会関係資本と震災後の水田利用状況には関連がないことを示唆する解析結果を出した

(そろそろ修論の研究に集中しないとなあ……)



もくじ

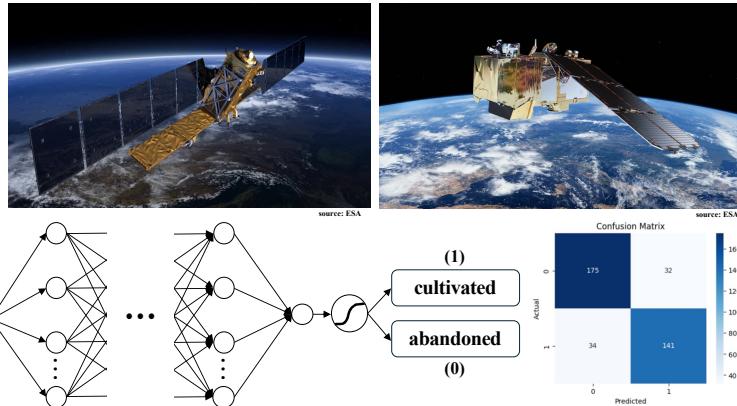
①問題設定



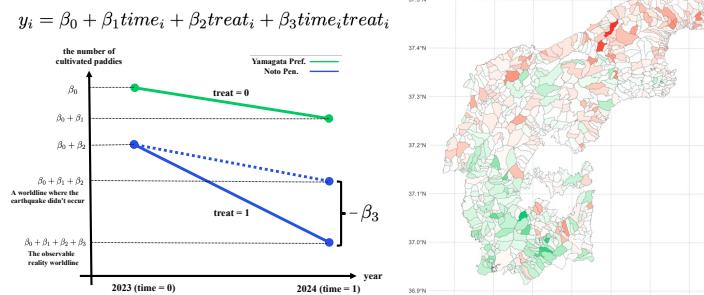
社会関係資本と震災復興の関連

②震災の影響推定

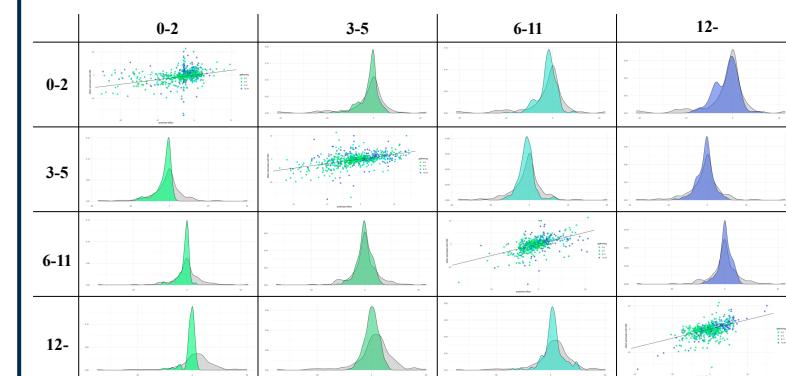
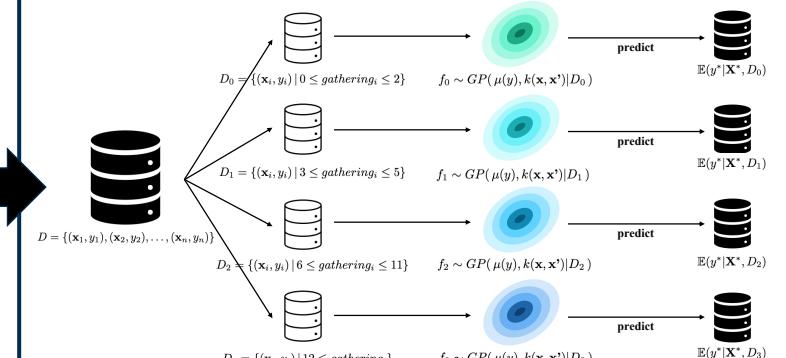
①耕作放棄検知モデルの構築



②DIDによる震災の効果検証



③社会関係資本の効果推定



④まとめ 文献 + おまけ

①問題設定

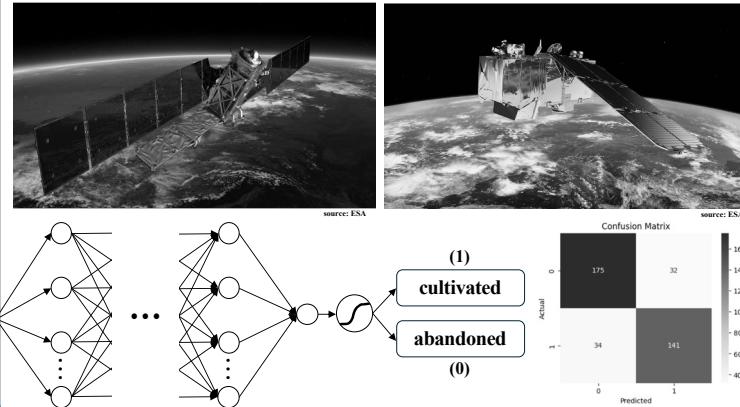
①問題設定



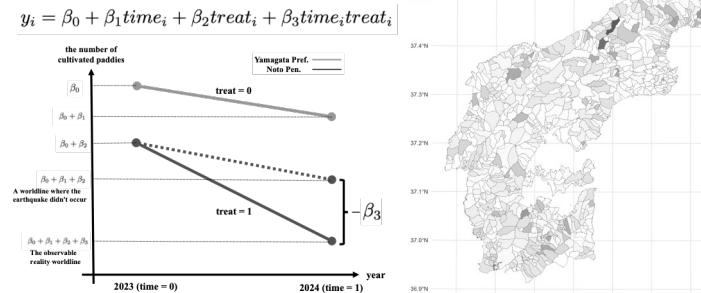
社会関係資本と震災復興の関連

②震災の影響推定

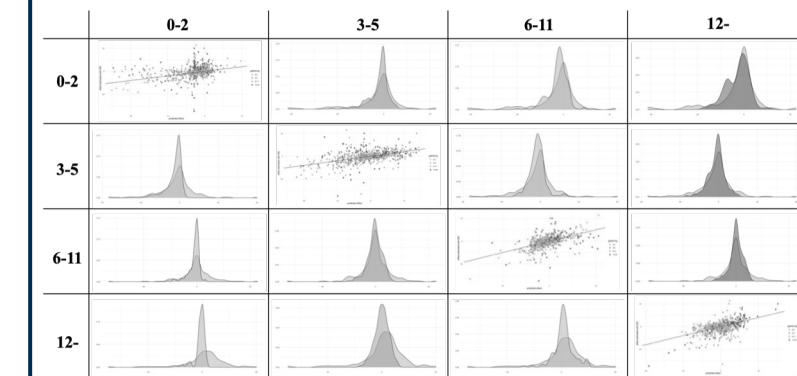
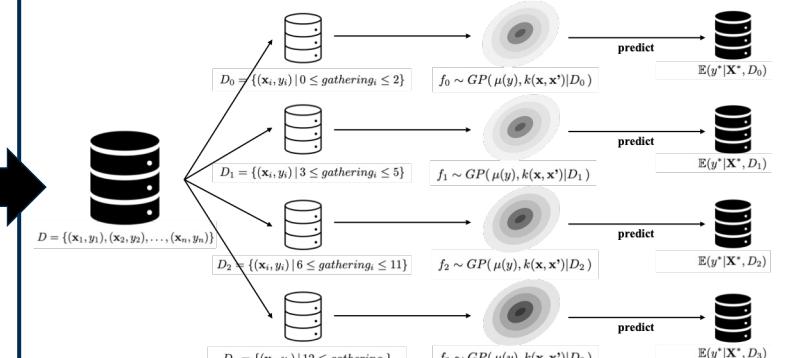
①耕作放棄検知モデルの構築



②DIDによる震災の効果検証



③社会関係資本の効果推定



④まとめ 文献 + おまけ

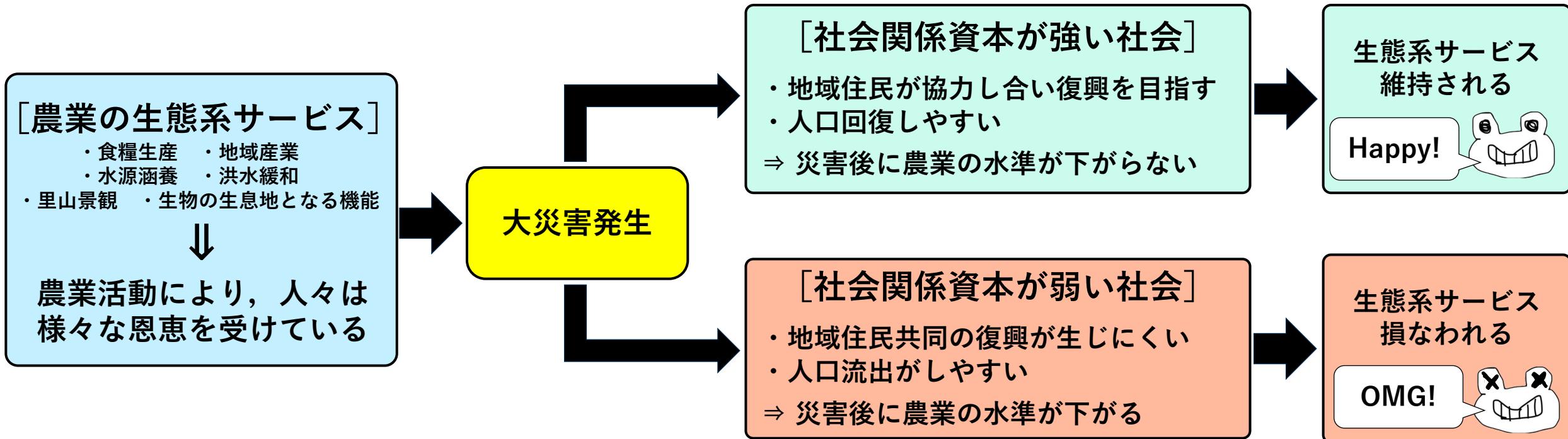
①問題設定 – はじめに –

- 能登半島地震は、大きな被害をもたらした



- 七尾市でもこの状態。北部はもっと被害が大きい
- 震災から何ヶ月も経過しているが、復興には多くの課題を残す状態

①問題設定 – 理論的背景–

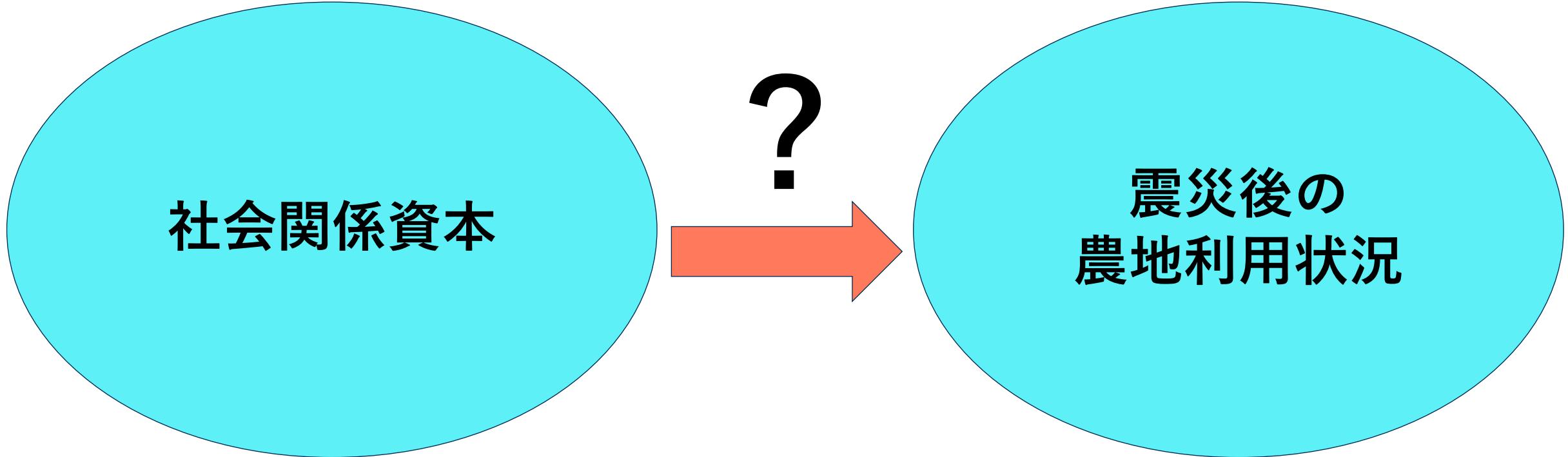


[災害とSCに関する先行研究]

- ・社会関係資本は災害レジリエンスに効果を持つ可能性 (Buckland and Rahman 1999; Nakagawa and Shaw 2004; Dynes 2005; Kage 2010)
- ・社会的に弱い立場の人ほど災害の効果を大きく受ける (Steinberg 2000, 194; Morrow 2005; Cutter and Emrich 2006; Gill 2007; Cutter and Finch 2008)
⇒能登半島には高齢者が多い。また必ずしも所得の高い人ばかりではない。震災の影響を強く受けている可能性。
- ・所得や経済的な支援は復興には大きな効果がない (Garvin 2010, Kage 2010, Webb et al. 2002, 55, Chalme-Wright 2010, Morrow 2000)
⇒他の要因が復興には欠かせないと思われる。
- ・社会関係資本は、災害後の人口回復に効果をもつ (wei 2010, Aldrich 2011)
- ・NPO法人の数 (SCの代理変数) が多いほど人口回復しやすい。阪神・淡路大震災の事例。
社会関係資本の効果は時間が経ってから現れてくるもの (Aldrich 2011)
- ・社会参加 (大船渡の居場所プロジェクトの事例) の頻度と友人数、帰属感などには正の相関 (Aldrich and Kyoto 2017) etc....

災害後の農業水準の維持、ひいては
持続可能な社会の実現には、
社会関係資本が貢献しているのではないか？

①問題設定 – 仮説 –



社会関係資本が強い地域ほど
震災後の農地の利用状況は良い

②①耕作放棄検知モデル

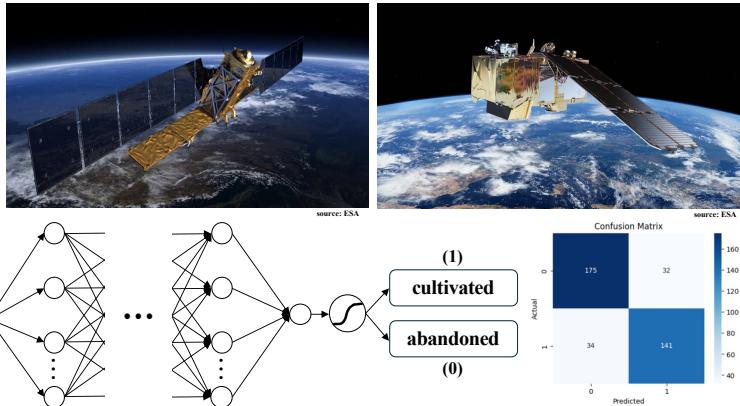
①問題設定



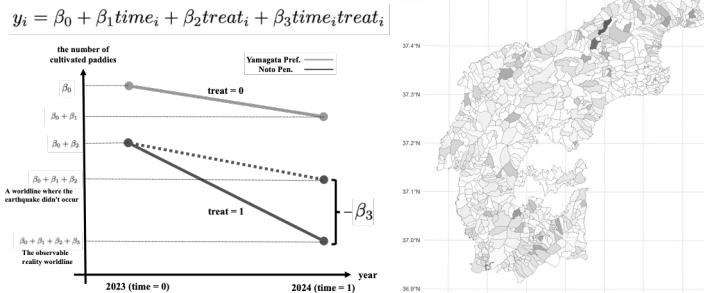
社会関係資本と震災復興の関連

②震災の影響推定

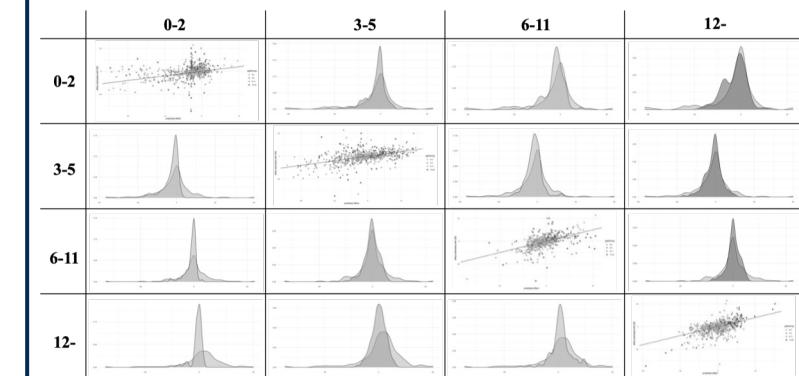
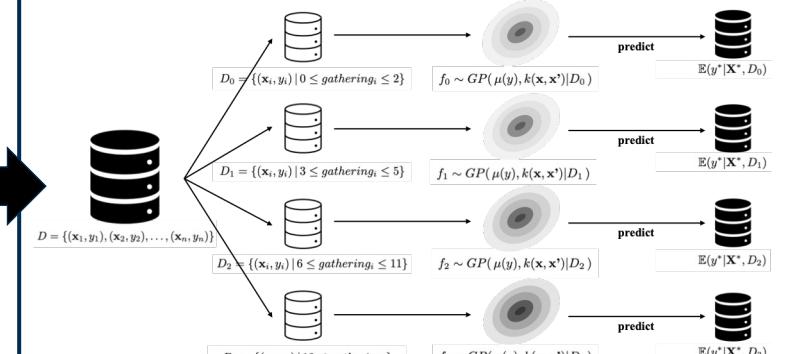
①耕作放棄検知モデルの構築



②DIDによる震災の効果検証



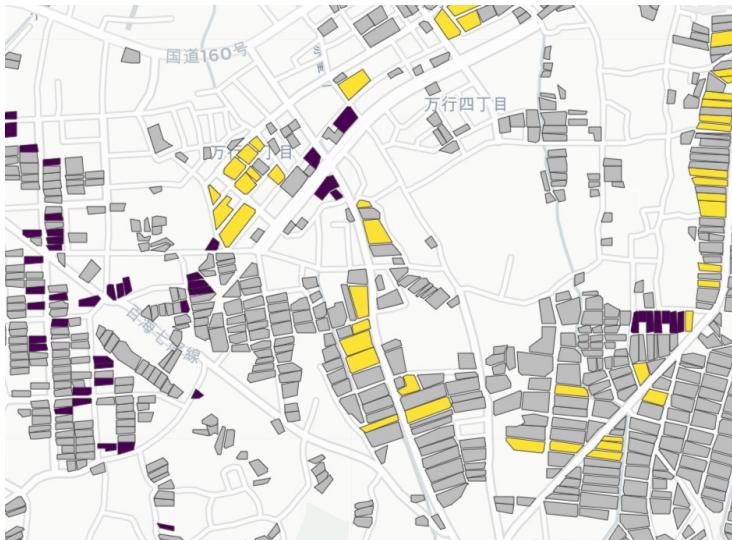
③社会関係資本の効果推定



④まとめ 文献 + おまけ

②①耕作放棄検知モデル－ワークフロー－

[正解ラベルデータの作成]



- 耕作 or 放棄を手作業でラベリングしていくという地獄の作業
- この研究の一番キツい部分

[衛星リモートセンシング]



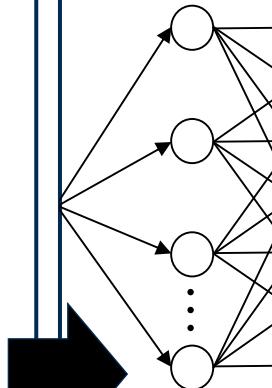
source: ESA



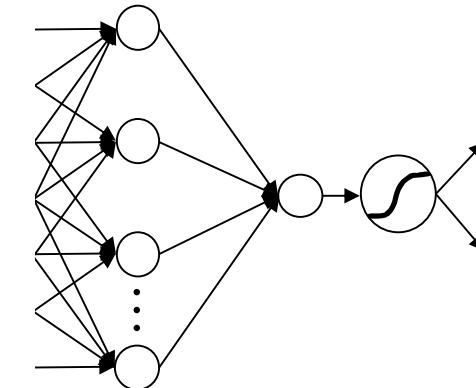
source: ESA

- 合成開口レーダ衛星と光学衛星の2種類の衛星を使用
- リモートセンシングにより学習に用いる特徴量を作成する

[DNNで分類モデル構築]



...



- リモートセンシングによって作成した入力特徴量をもってして、手作業でラベリングした正解を予測するDNNモデルを作成
- Test Accuracy ~ 83%

SVMやシンプルなロジスティック回帰でも同じくらいの精度は出せそうな気がする（やっていないので分からない）

⇒水田1枚1枚の耕作状況が予測できるモデルが完成！

②①耕作放棄検知モデル - 正解ラベルを用意する -



- Google Mapのストリートビューを徘徊し、2023年の稲作期間の水田を見て回る。目視で耕作状況を確認。泥臭いことをやる。水田だけに
⇒耕作地に「1」，耕作放棄地に「0」を与えていく
- 能登半島と福島県のストリートビューを参照した。水田は計1271枚（放棄地694枚）
(福島県は耕作放棄面積が日本でもっとも大きいため、放棄値データを集めやすいという理由で使用)

②①耕作放棄検知モデル – 使用する衛星データ, SAR –

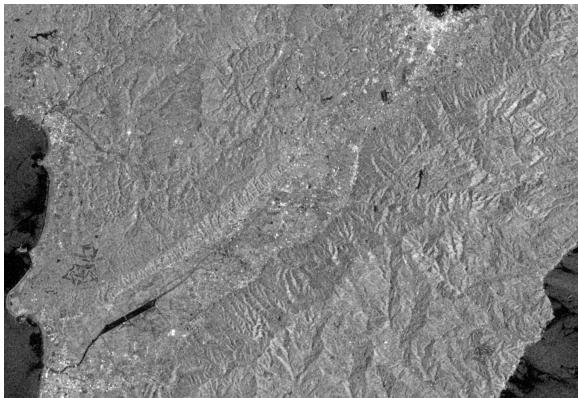


Sentinel-1衛星

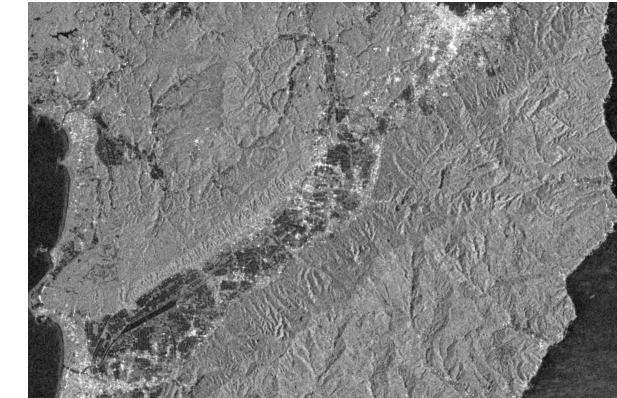
source: ESA

- ・合成開口レーダ (SAR; Synthetic Aperture Radar) 搭載
- ・地表に雲を透過するマイクロ波を照射, 跳ね返りを観測
⇒地表の凹凸を把握することができる
- ・偏波VHが, 水田の取水状況の変化を捉えるのに最適
⇒水田の取水状況から, 耕作 or 放棄を予測できる

[SARによる水田取水検知の実例]

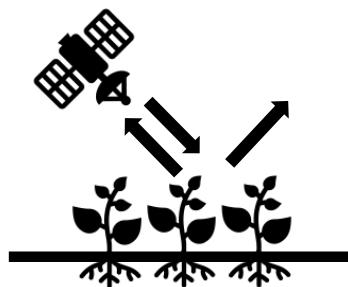


2023年3月下旬 (取水前)

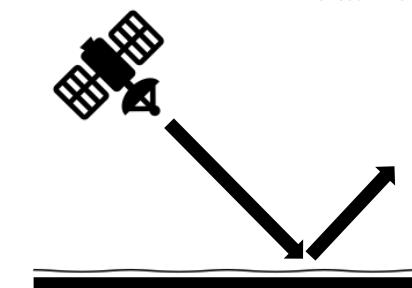


2023年4月下旬 (取水後)

※画像は能登半島



草や土が剥き出でて地表が凸凹なので、照射されたマイクロ波は、地表で多方向に散乱する。その一部は衛星に戻っていく。衛星はそれ（後方散乱）を観測する。



水田に水が張られると、衛星から照射されたマイクロ波は鏡面反射する。衛星に戻る電波は少なくなる。SARの画像で水田が浮き彫りになる。

②①耕作放棄検知モデル – 使用する衛星データ, 光学センサ –

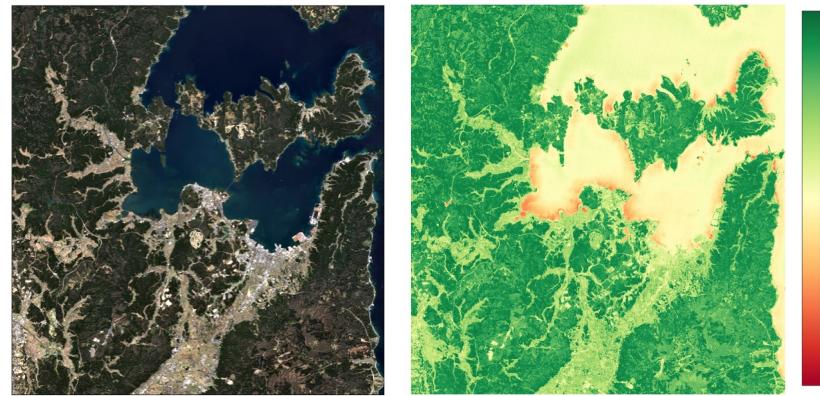


Sentinel-2衛星

source: ESA

- ・光学センサ搭載
- ・さまざまな光の反射率を撮影（マルチスペクトル画像）
- ・赤色光（Red）と近赤外線（NIR）から正規化植生指標（NDVI; Normalized Difference Vegetation Index）を生成
⇒地表の植物の密度や健康状態を推定できる

[NDVIを用いた水田phenologyの可視化]

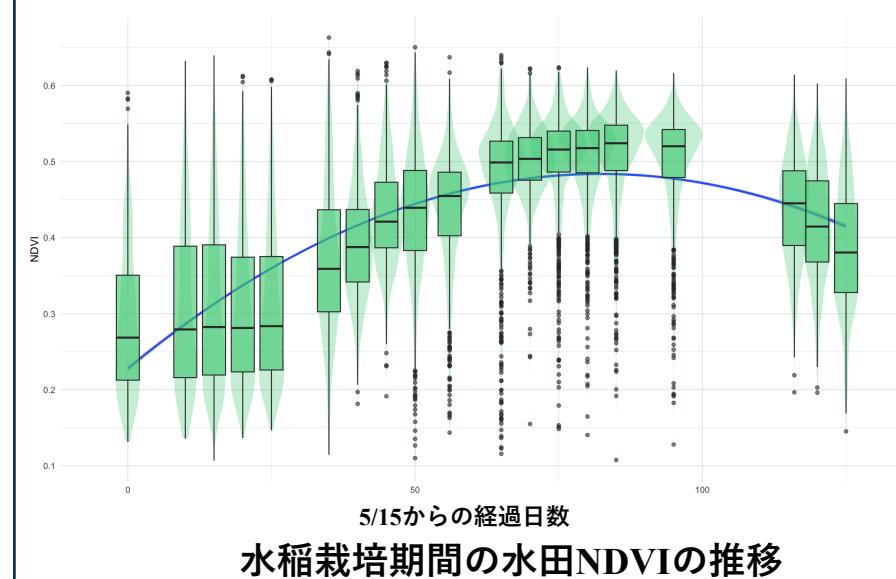


RGB

NDVI

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

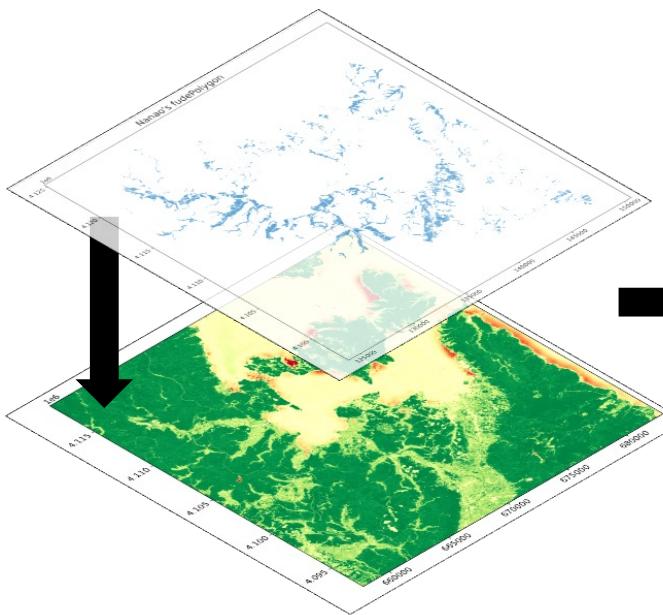
- ・式から明らかなように、-1から1までの値を取る
- ・1に近いほどその地点の植生が高密度、健康だと考えることができる



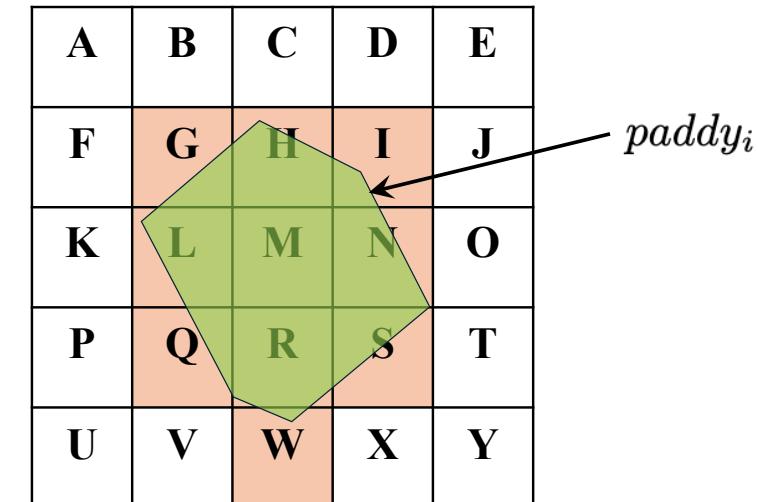
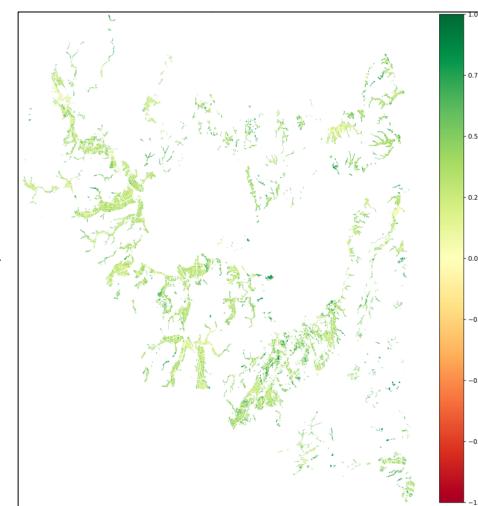
- ・NDVIは夏がピーク
- ・稲穂が成熟して黄金色になるシーズンになると、NDVIは低下していく

②①耕作放棄検知モデル – 入力特徴量の作成方法 –

- ・衛星画像を筆ポリゴンで切り抜き、それぞれの水田ごとにNDVIと偏波VHの平均値を計算する
- ・Sentinel-1やSentinel-2の分解能では狭小水田を適切に観測できない点に注意



1. cropping satellite image with Fude Polygon

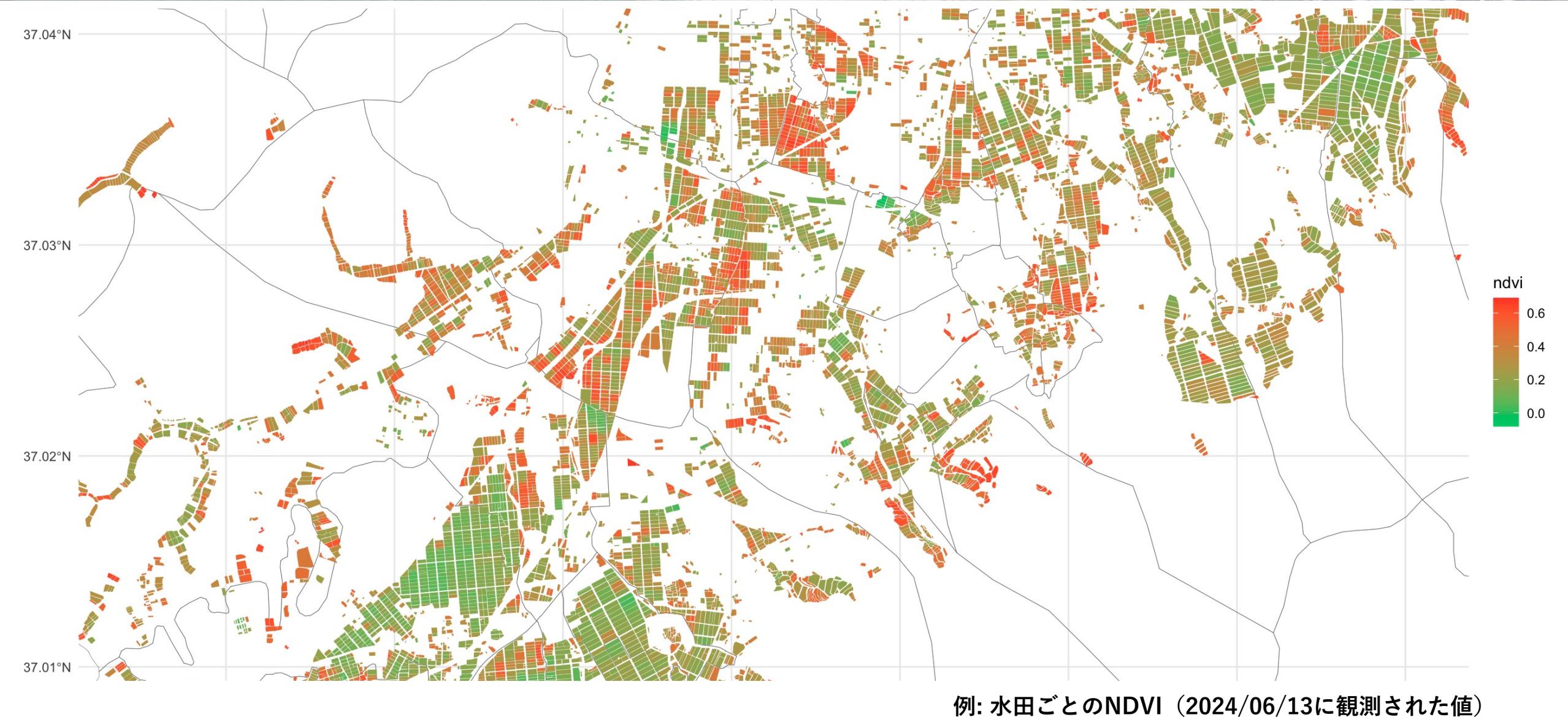


$$NDVI(paddy_i) = \frac{NDVI(G) + NDVI(H) + \dots + NDVI(X)}{10}$$

2. calculating NDVI for paddy

例: 任意の水田のNDVIを計算するイメージ

②①耕作放棄検知モデル – 入力特徴量の作成方法 –

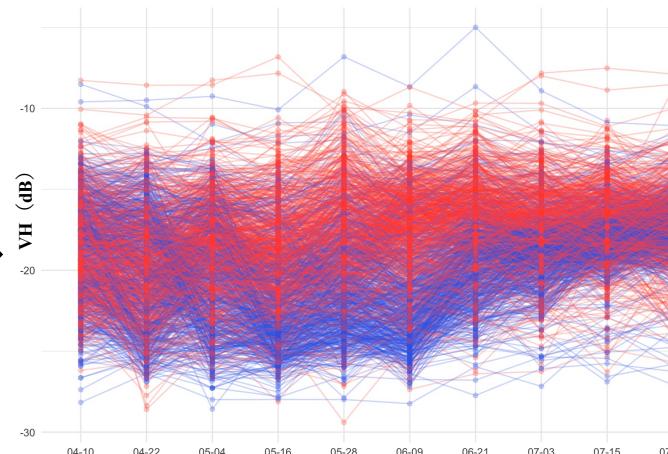


②①耕作放棄検知モデル – 入力特徴量の概観 –



Sentinel-1衛星

source: ESA

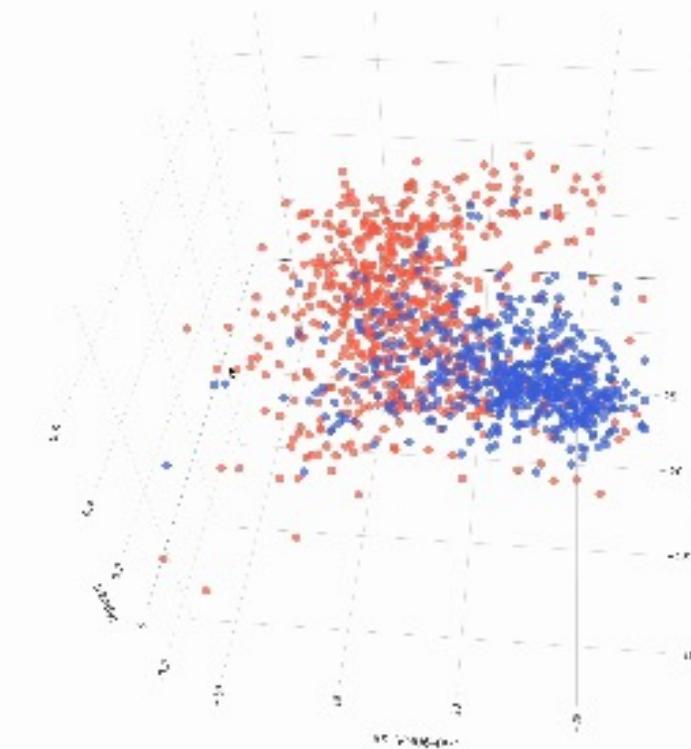
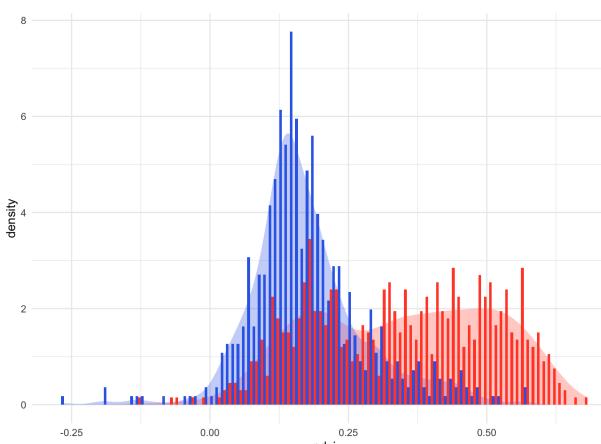


合計11種類の入力特徴量



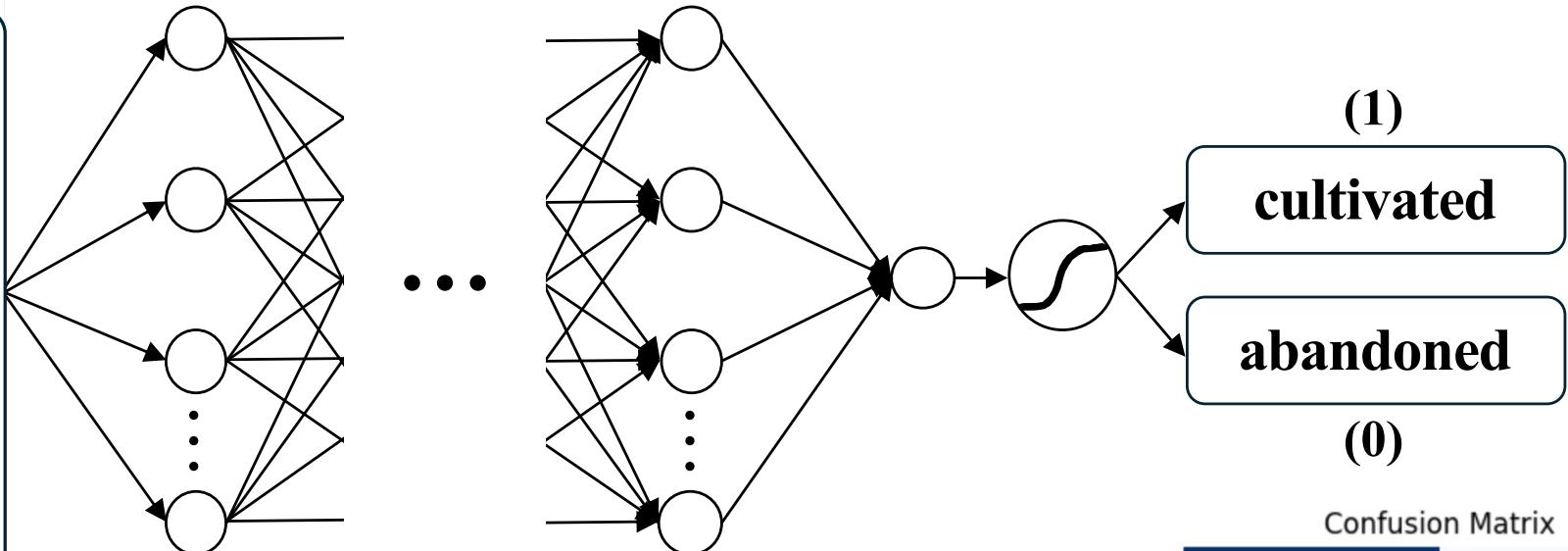
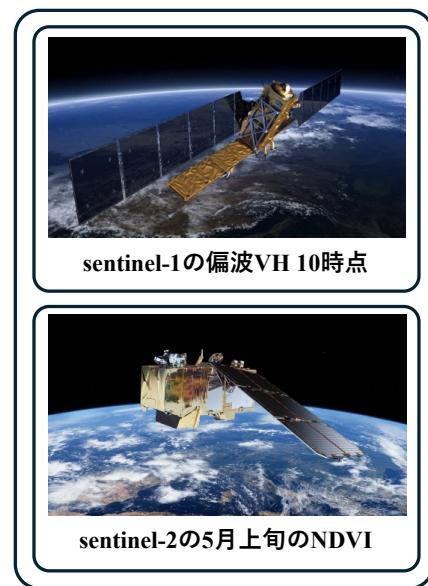
Sentinel-2衛星

source: ESA



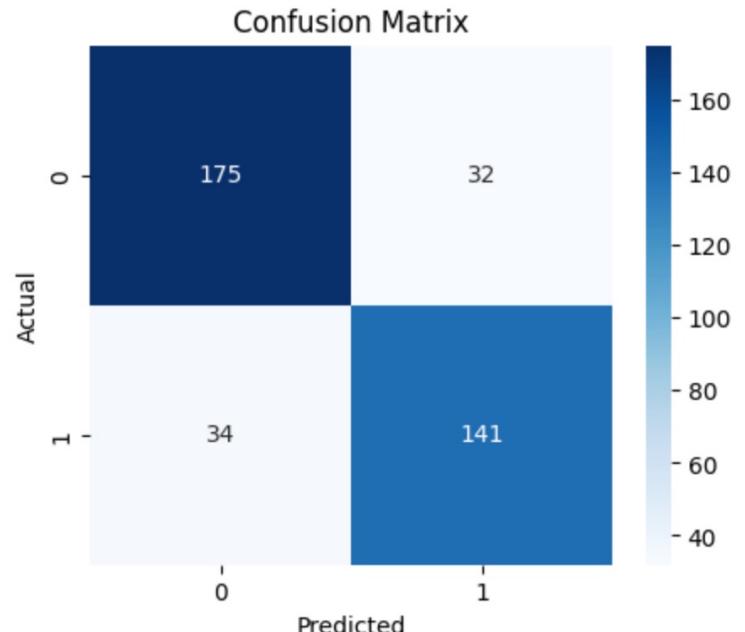
例) 偏波VH（4月と6月の上旬）とNDVIの
散布図を描いてみたら、耕作地と
放棄地がそれなりに綺麗に分離している

②①耕作放棄検知モデル – 学習 –

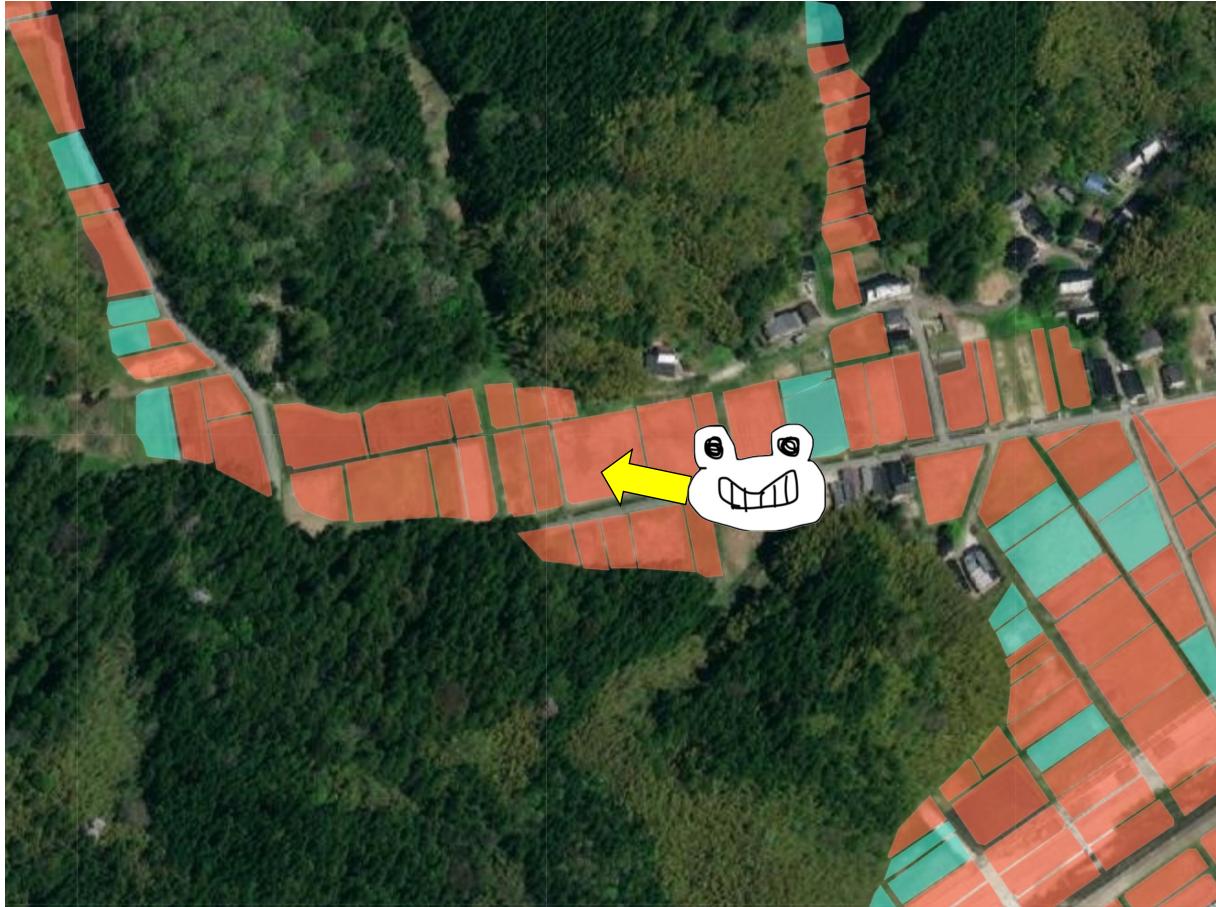


- 学習はノード数5×3層のDNN
最後はロジスティックシグモイドで変換
- 全体の7割を学習用データとして使用する
さらにそのうち8割で訓練, 2割で検証. epochは1000

⇒Test Accuracy ~ 83%

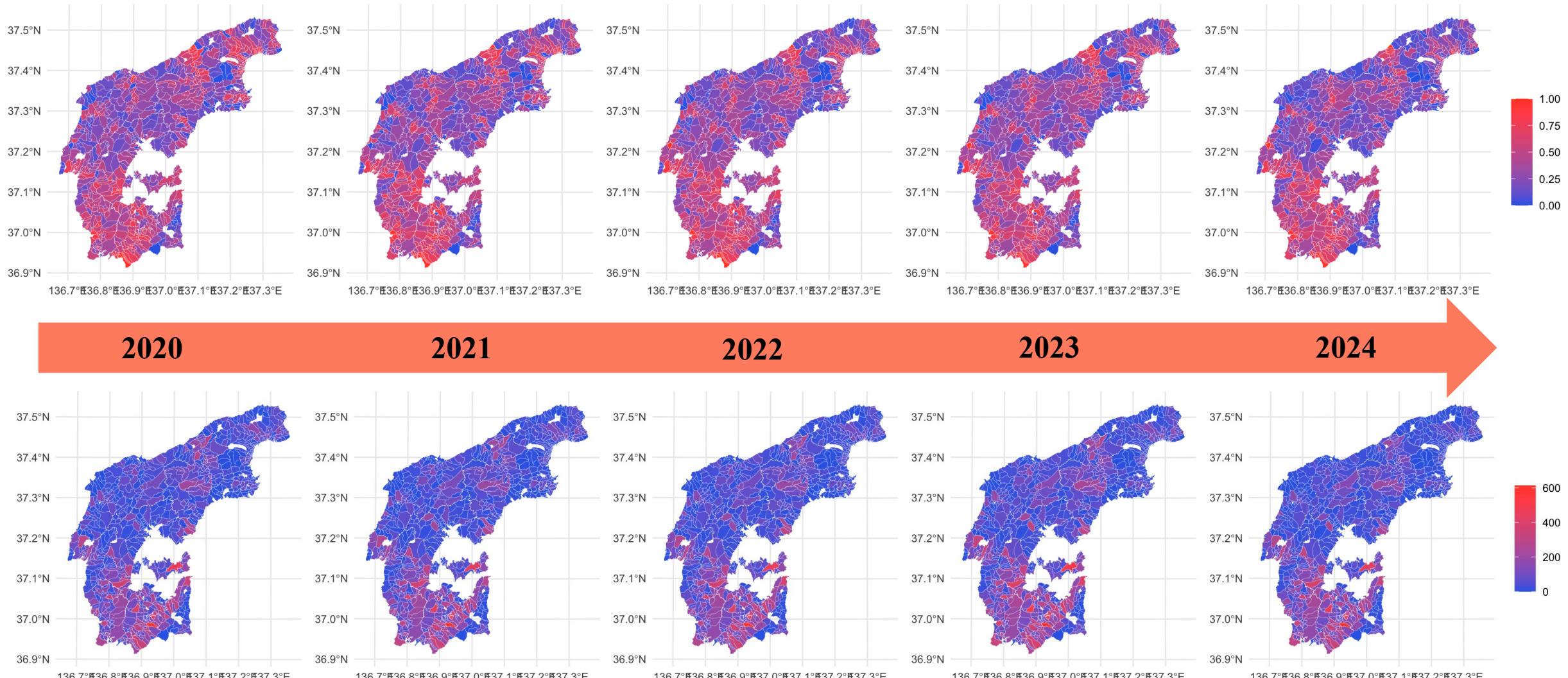


②①耕作放棄検知モデル – 現実との参照 –



- ・帰省時に水田を見て回った。おおむね予測通りの耕作状況
- ・レーダーシャドウが原因となって、実際には耕作されているが、非耕作地と分類されている箇所がチラホラ

②①耕作放棄検知モデル – 集落ごとの耕作率 & 耕作枚数 –



学習させたDNNモデルから、集落ごとの耕作率と耕作枚数を計算。上段が耕作率、下段が耕作枚数