

# **Effects of Social Capital on Agricultural Recovery Post Catastrophic Disasters**

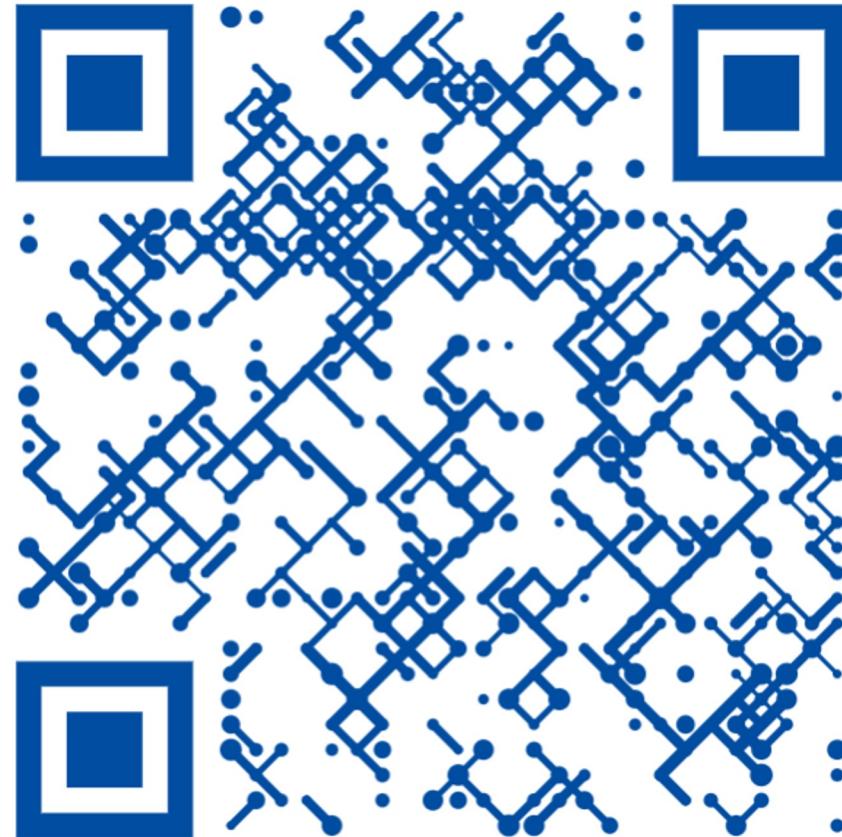
## **Using SAR Remote Sensing and Causal Inference Methods**

**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]



julia



etc.

[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, マラソン

# 今日の発表の梗概

- ・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

まだまだ未完成な研究ですが、よろしくお願いします



# もくじ

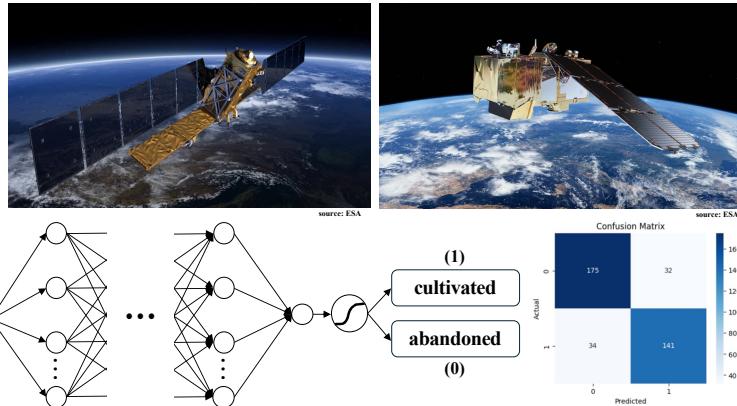
## ①問題設定



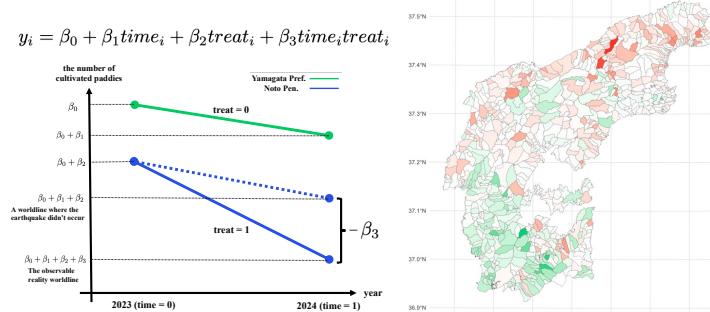
社会関係資本と震災復興の関連

## ②震災の影響推定

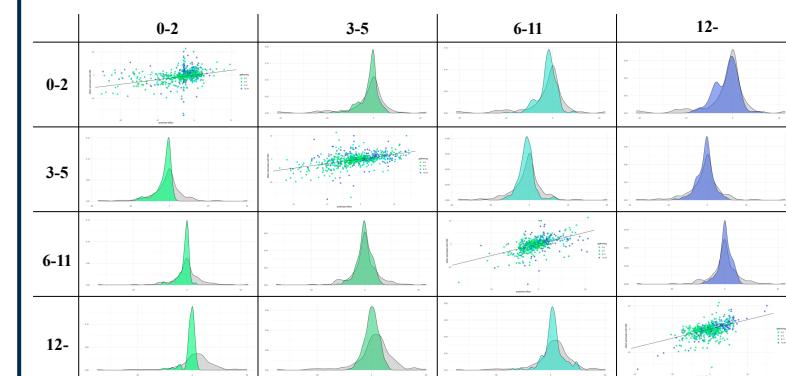
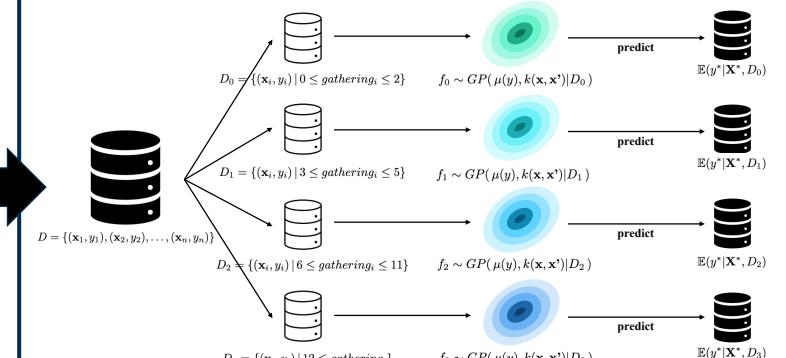
### ①耕作放棄検知モデルの構築



### 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

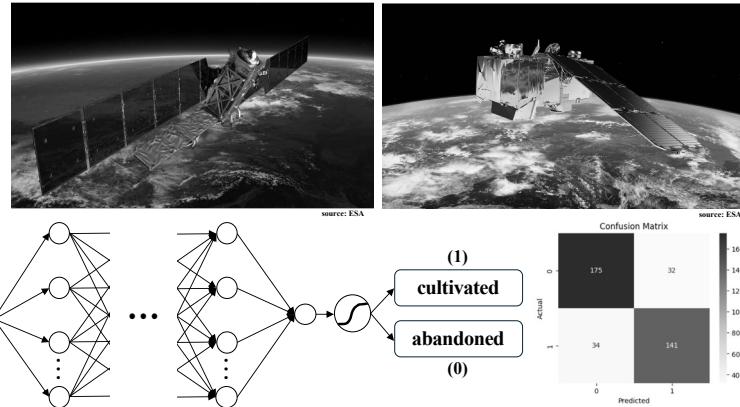
## ①問題設定



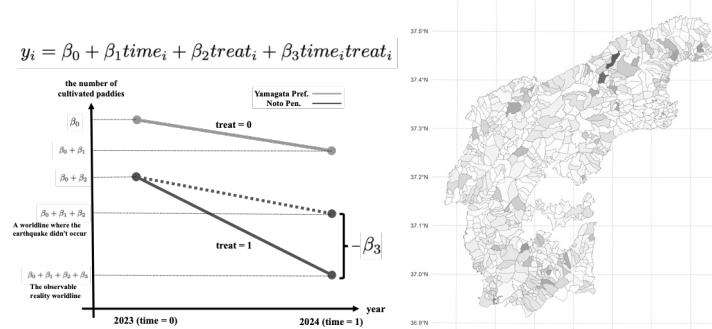
社会関係資本と震災復興の関連

## ②震災の影響推定

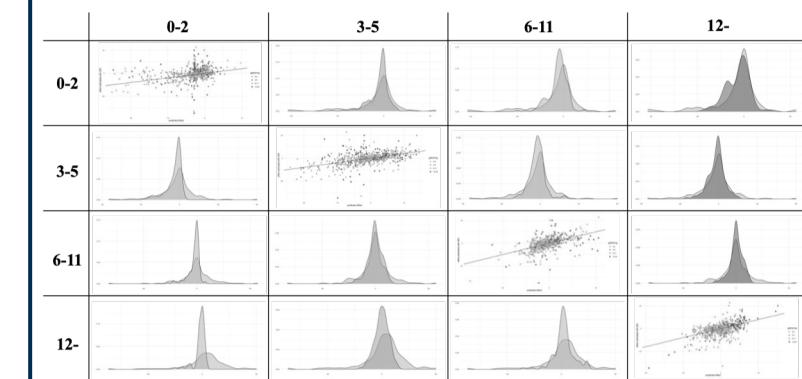
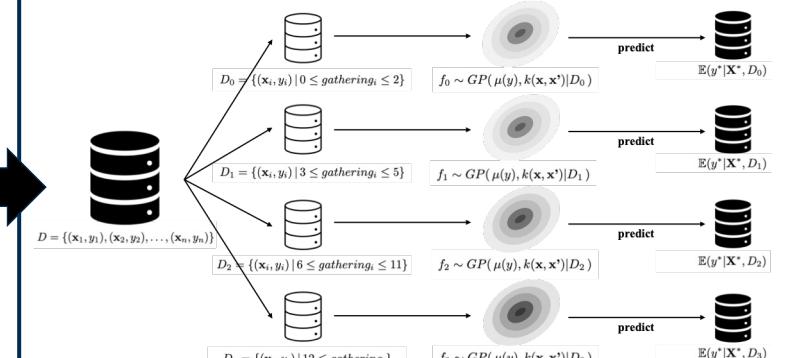
### ①耕作放棄検知モデルの構築



### 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 & 仮説 –

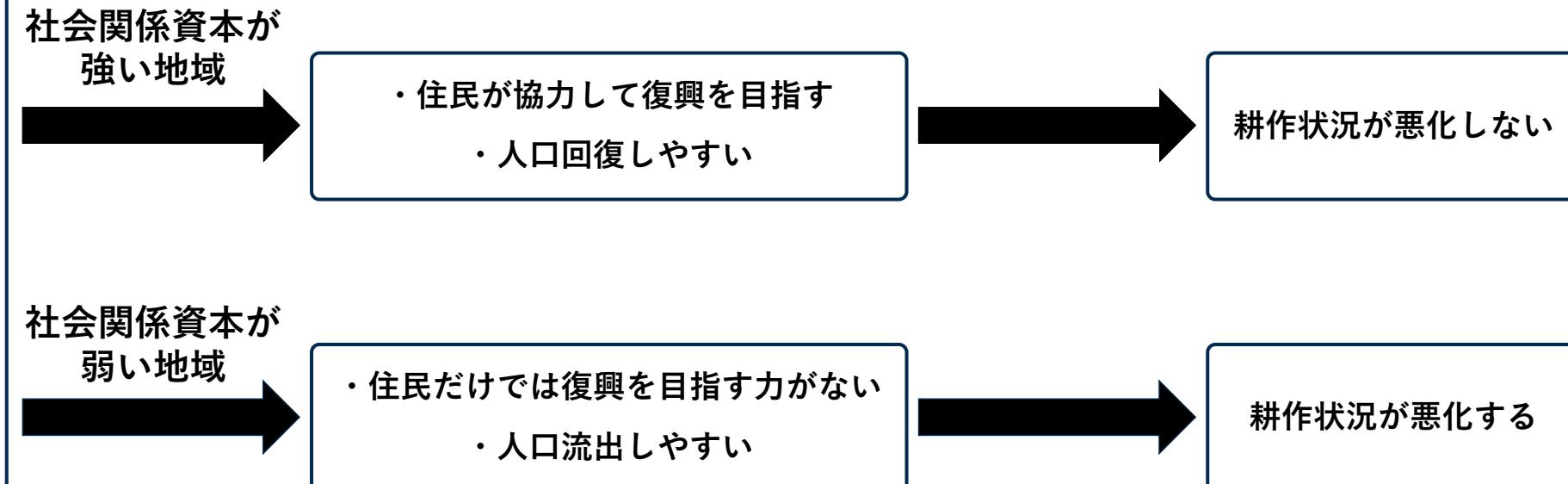
## [震災の影響]

**[人的被害]**  
震災により人が亡くなる、  
負傷するなどの被害

**[物的被害]**  
震災により建築物や  
乗り物などが破壊される被害

**[人口流出]**  
震災により人々が  
他の地域に流れ出てしまう

- ・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、震災後の人口回復に効果をもつ (Weil 2010)



**仮説：社会関係資本が強固な地域ほど、震災後の耕作状況は悪化していない**

# ②①耕作放棄検知モデル

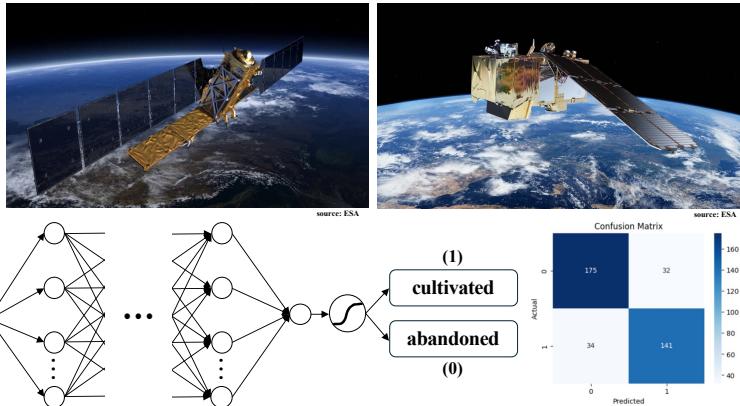
## ①問題設定



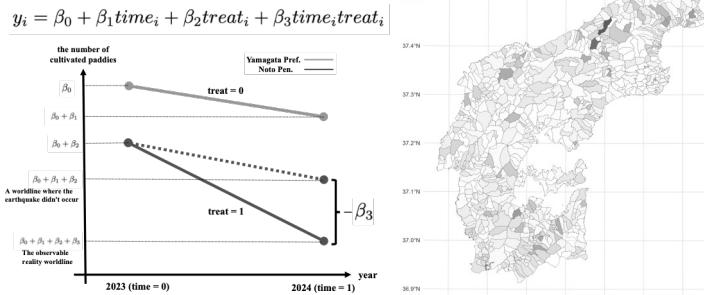
社会関係資本と震災復興の関連

## ②震災の影響推定

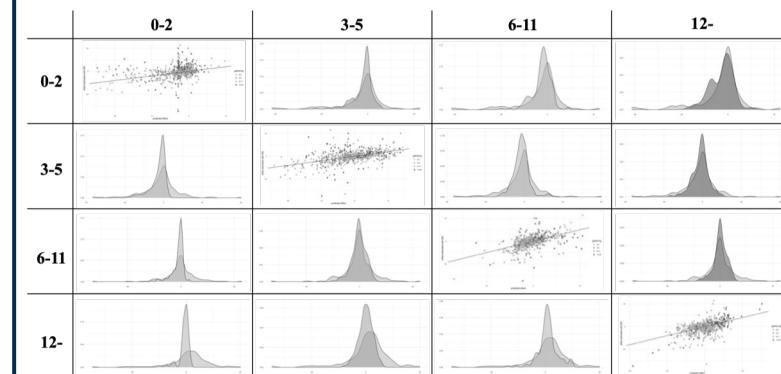
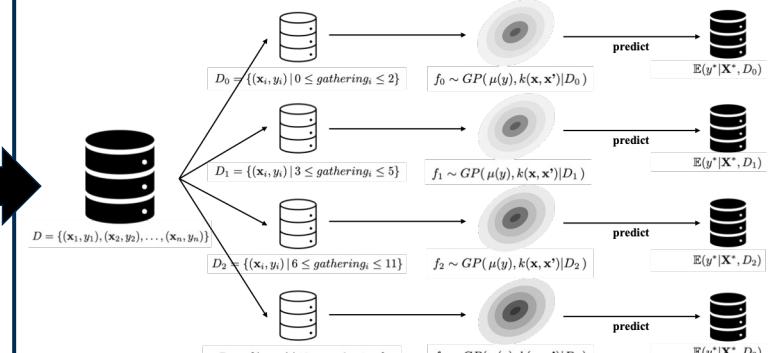
### ①耕作放棄検知モデルの構築



### ②DIDによる効果検証



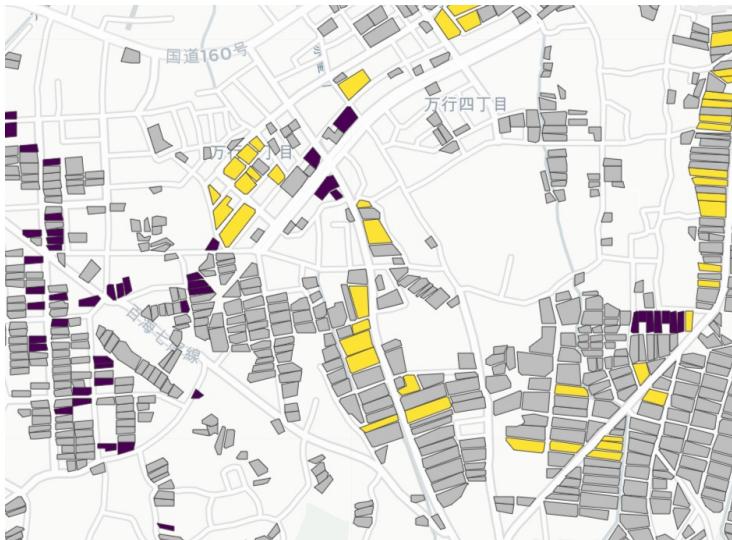
## ③社会関係資本の効果推定



## 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]



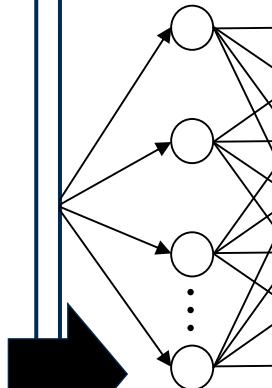
source: ESA



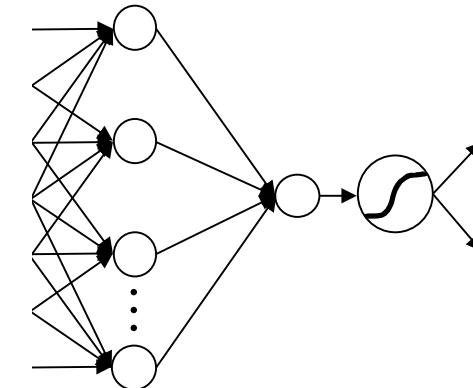
source: ESA

- 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 –

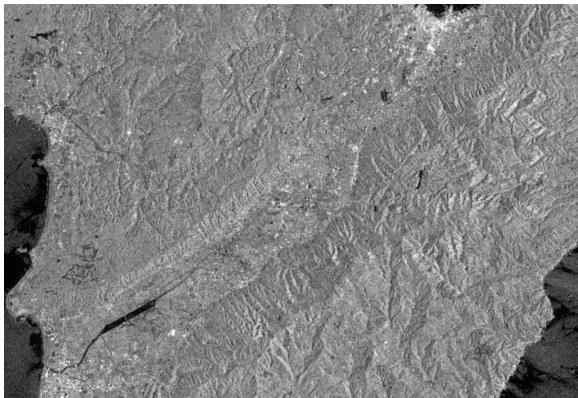


Sentinel-1衛星

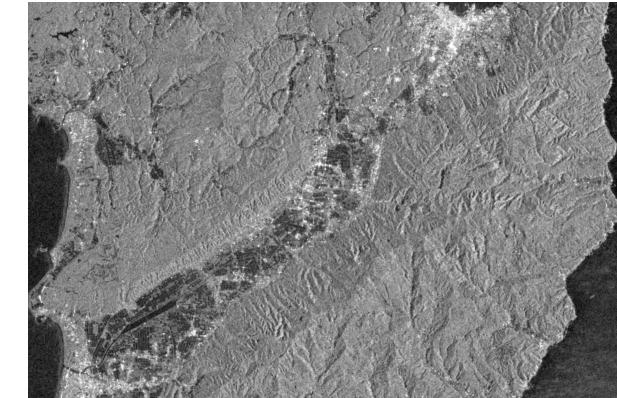
source: ESA

- ・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]

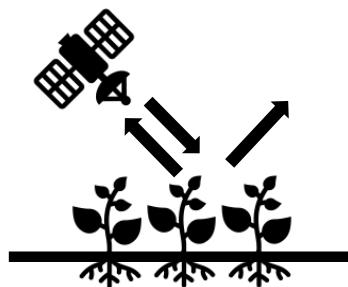


2023年3月下旬 (取水前)

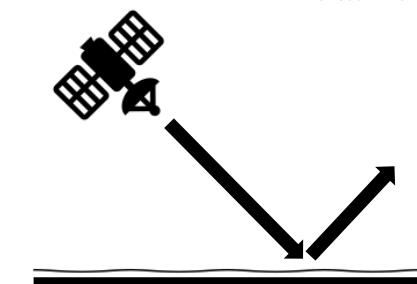


2023年4月下旬 (取水後)

※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 –

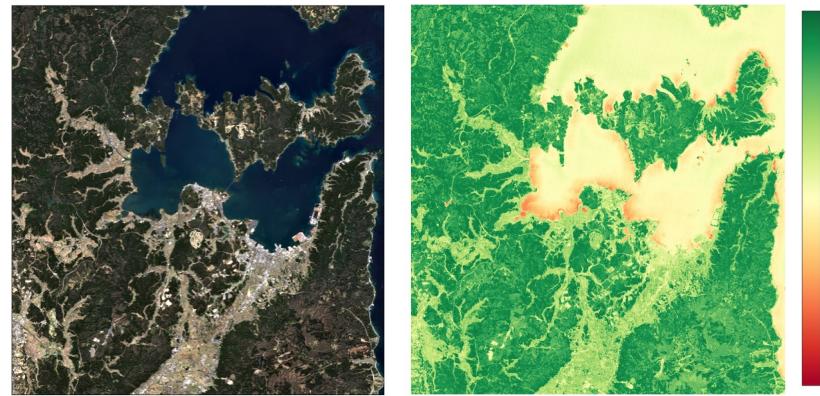


Sentinel-2衛星

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]

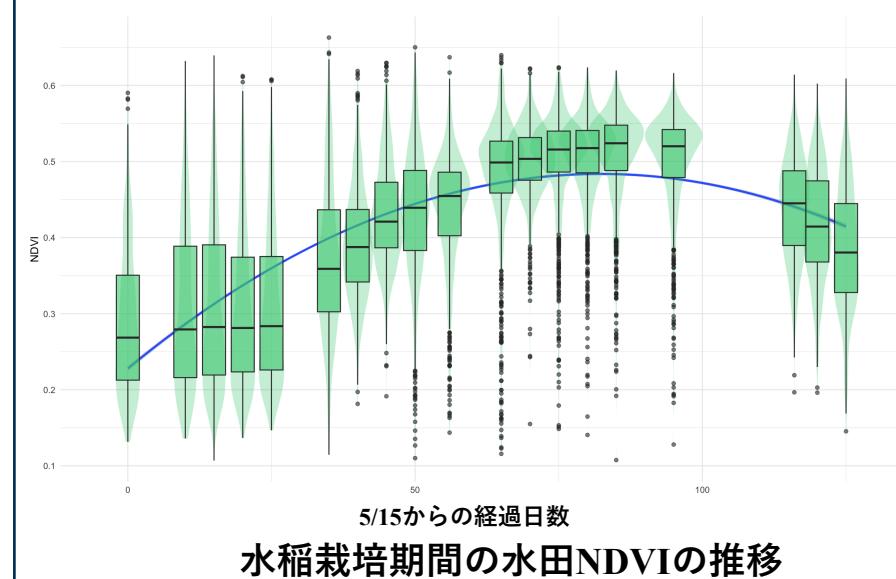


RGB

NDVI

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

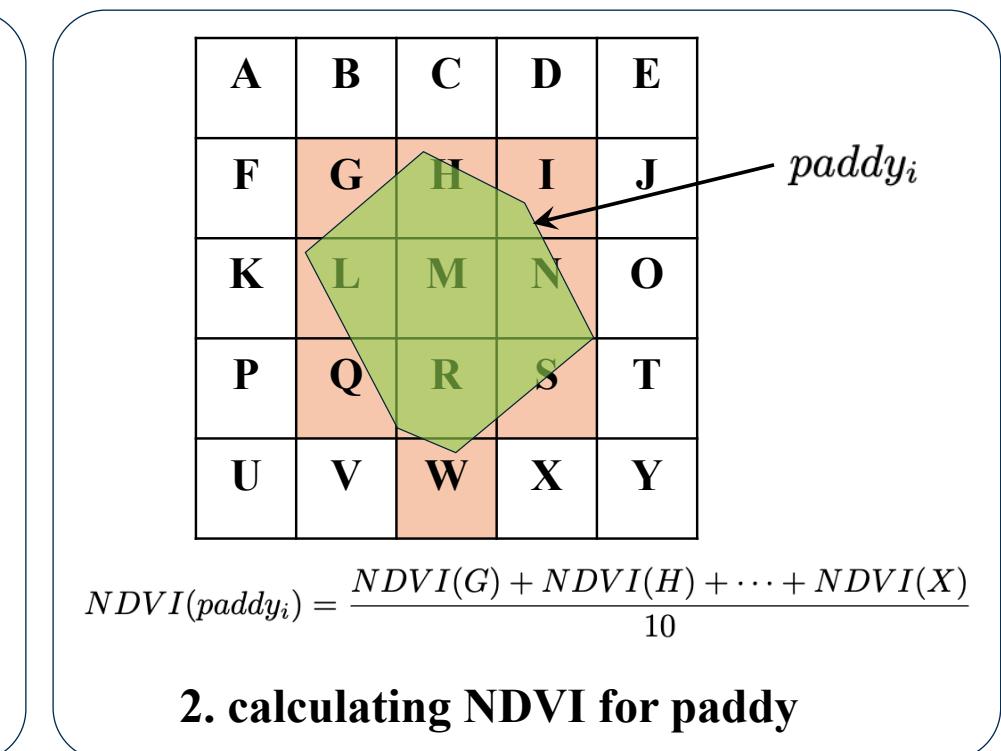
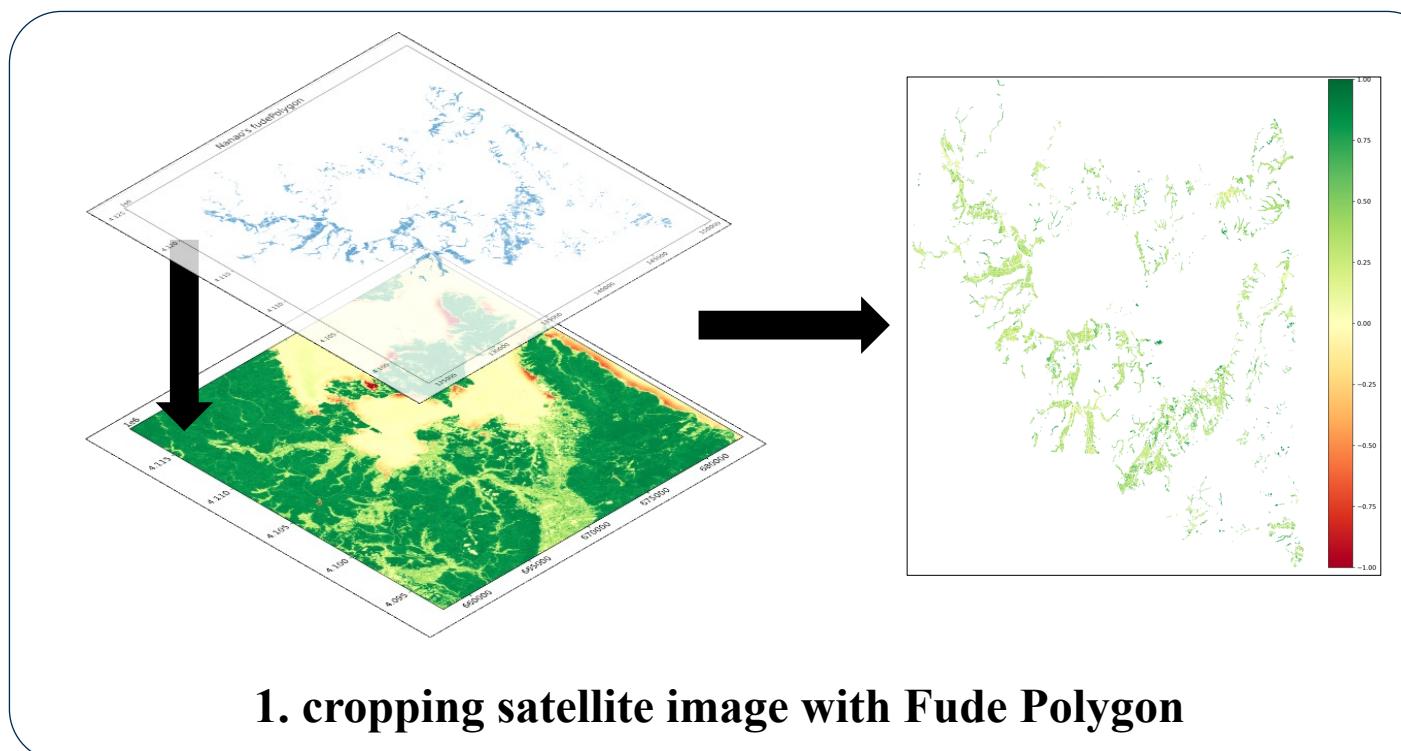
- ・式から明らかなように、-1から1までの値を取る
- ・1に近いほどその地点の植生が高密度、健康だと考えることができる



5/15からの経過日数  
水稻栽培期間の水田NDVIの推移

## 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



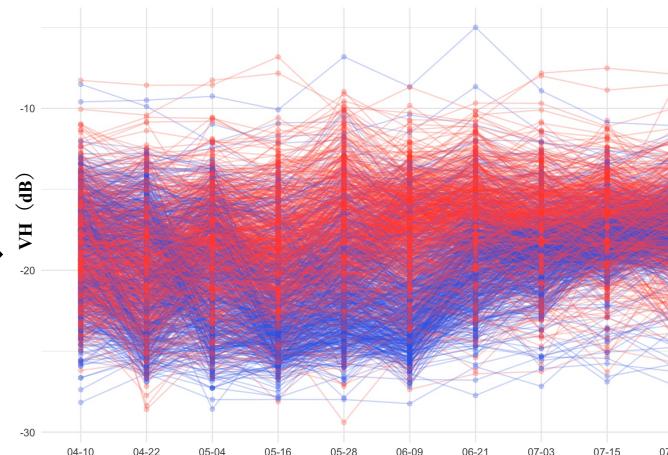
例: 任意の水田のNDVIを計算するイメージ

## ②①耕作放棄検知モデル – 入力特徴量の概観 –



Sentinel-1衛星

source: ESA

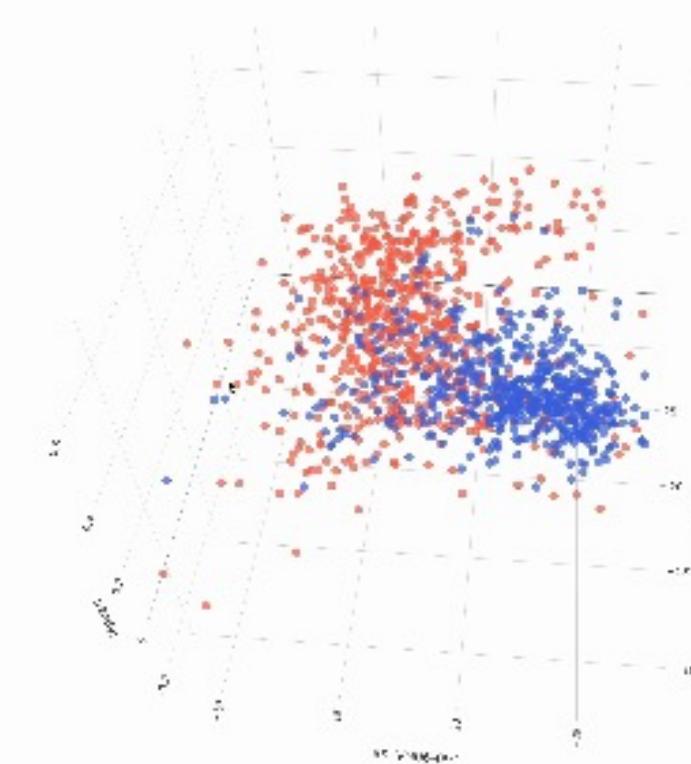
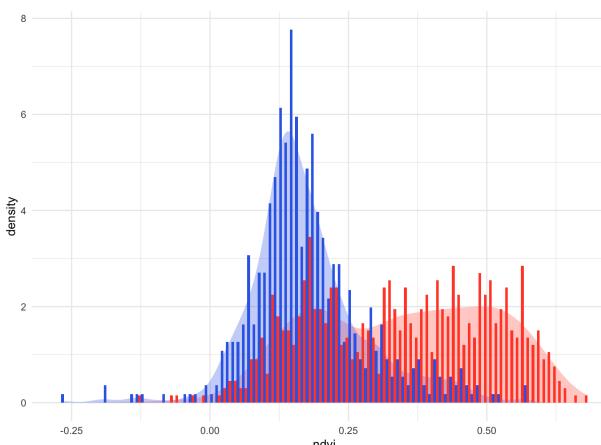


合計11種類の入力特徴量



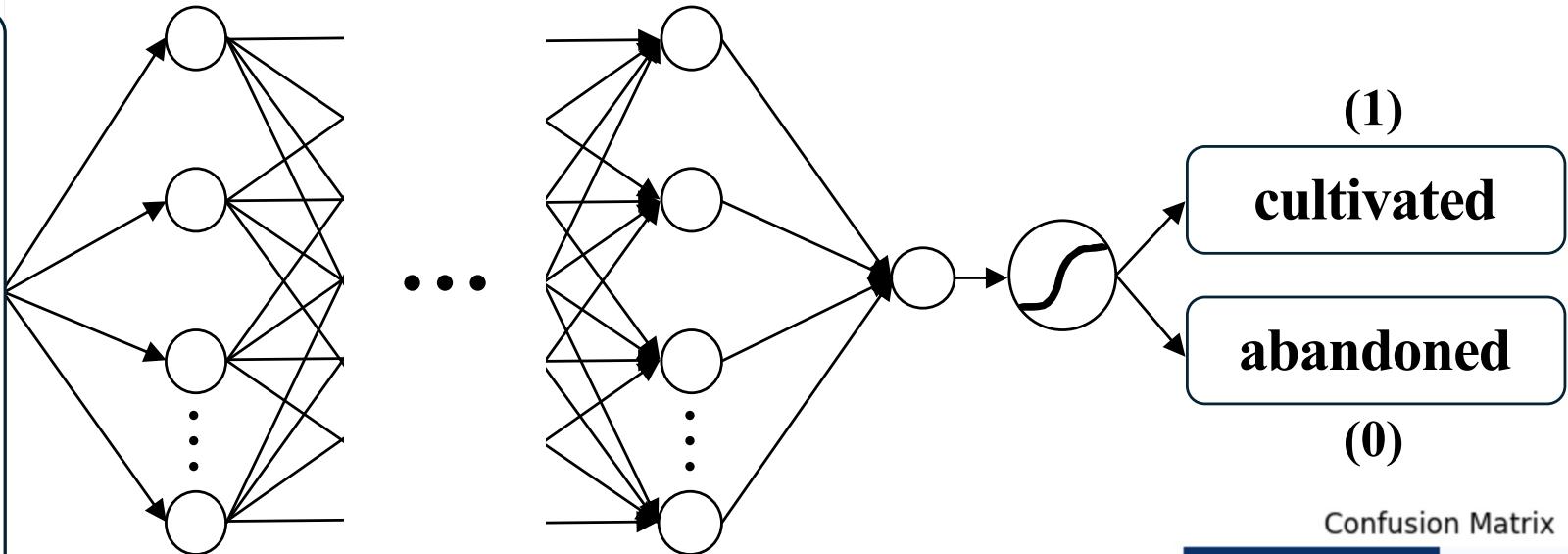
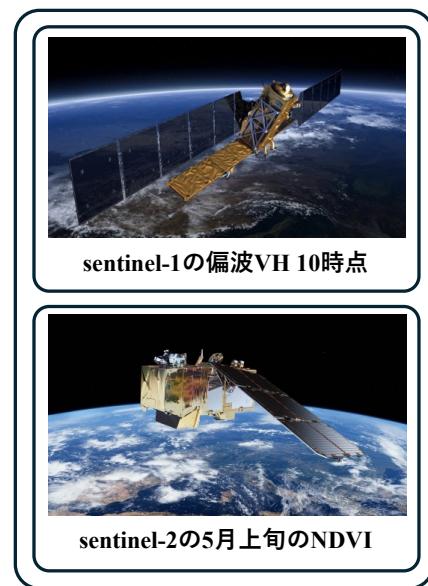
Sentinel-2衛星

source: ESA



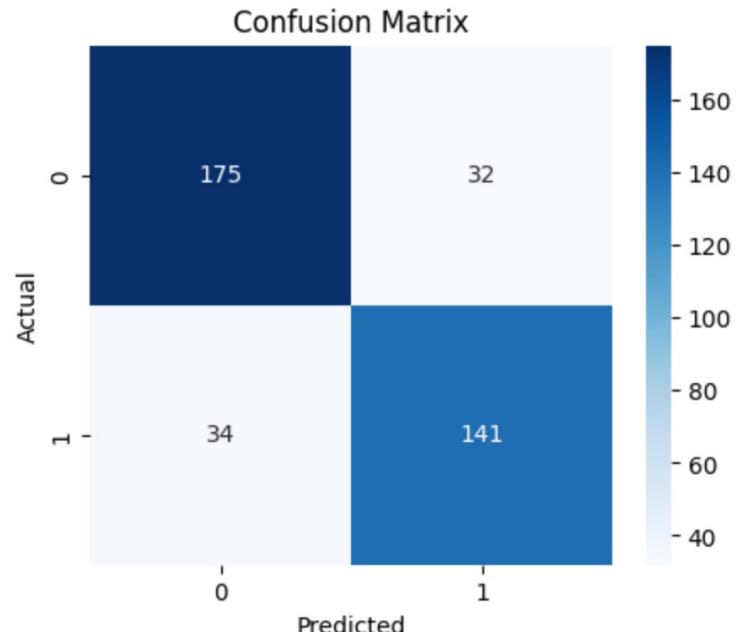
例) 偏波VH（4月と6月の上旬）とNDVIの  
散布図を描いてみたら、耕作地と  
放棄地がそれなりに綺麗に分離している

## ②①耕作放棄検知モデル – 学習 –

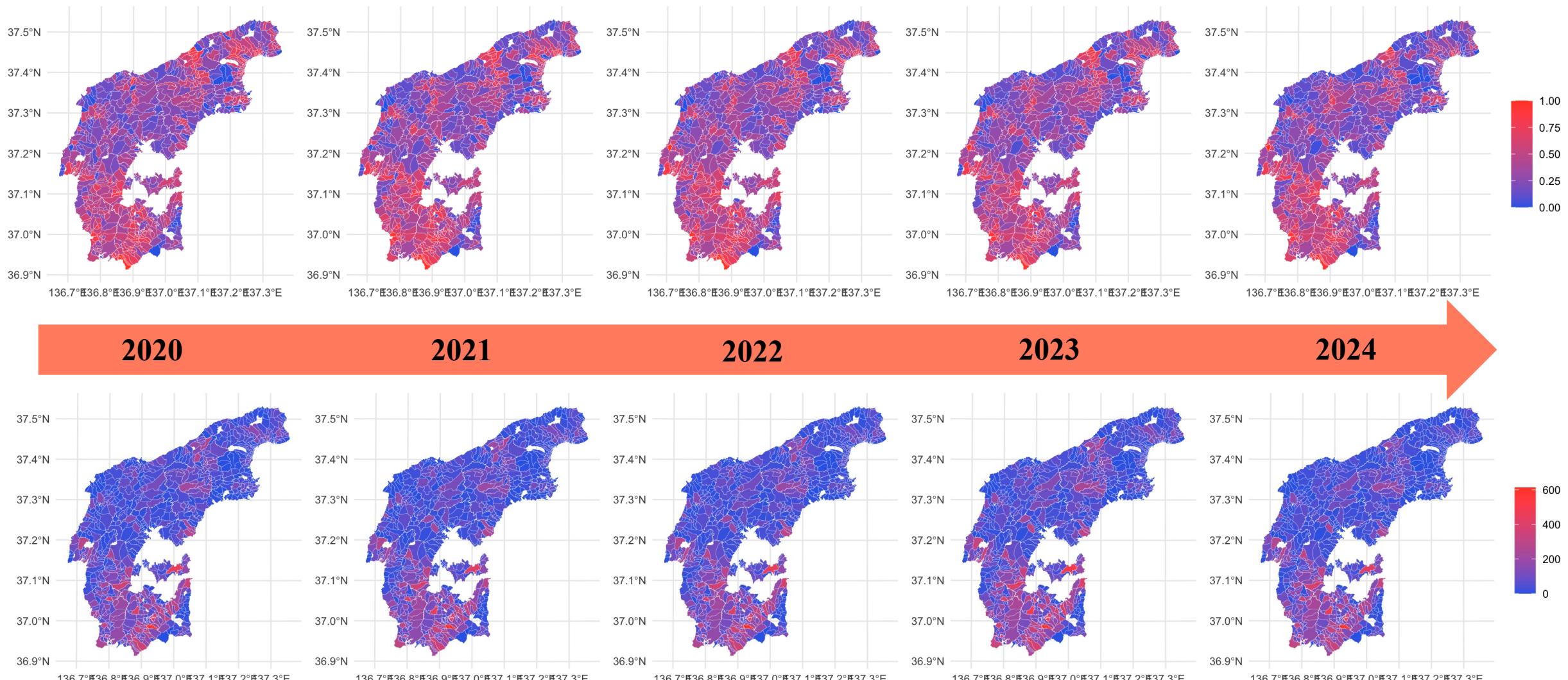


- 学習はノード数5×3層のDNN  
最後はロジスティックシグモイドで変換
- 全体の7割を学習用データとして使用する  
さらにそのうち8割で訓練, 2割で検証. epochは1000

⇒Test Accuracy ~ 83%



## ②①耕作放棄検知モデル – 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

# ②②DIDによる効果検証

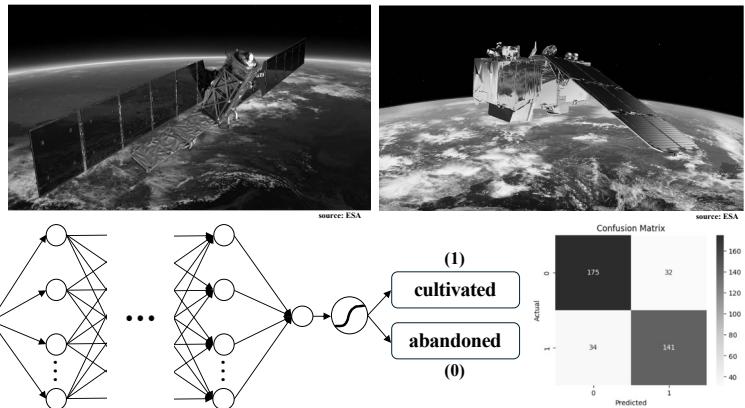
## ①問題設定



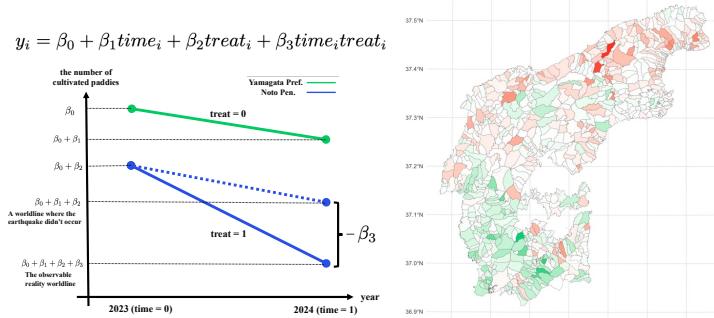
社会関係資本と震災復興の関連

## ②震災の影響推定

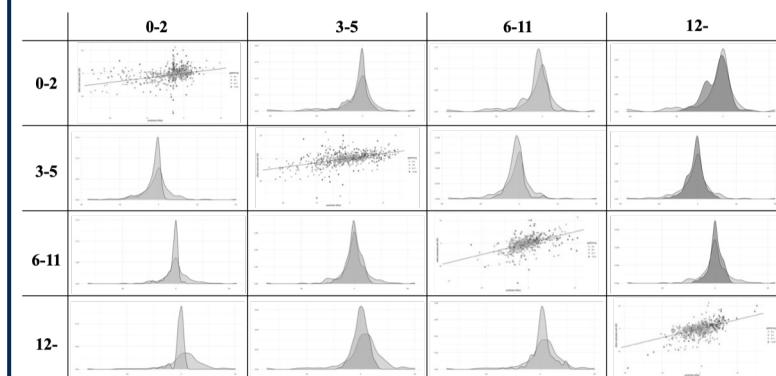
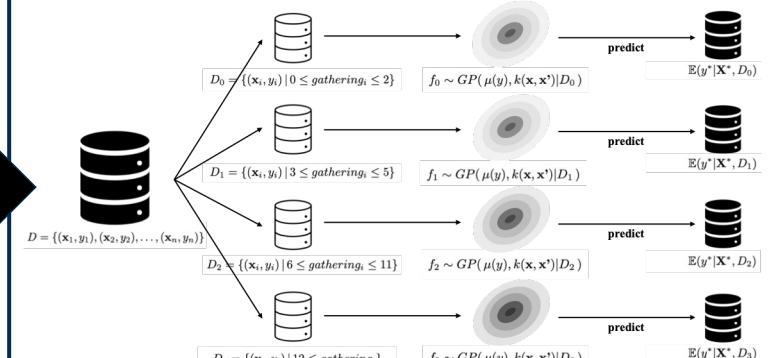
### ①耕作放棄検知モデルの構築



### ②DIDによる効果検証

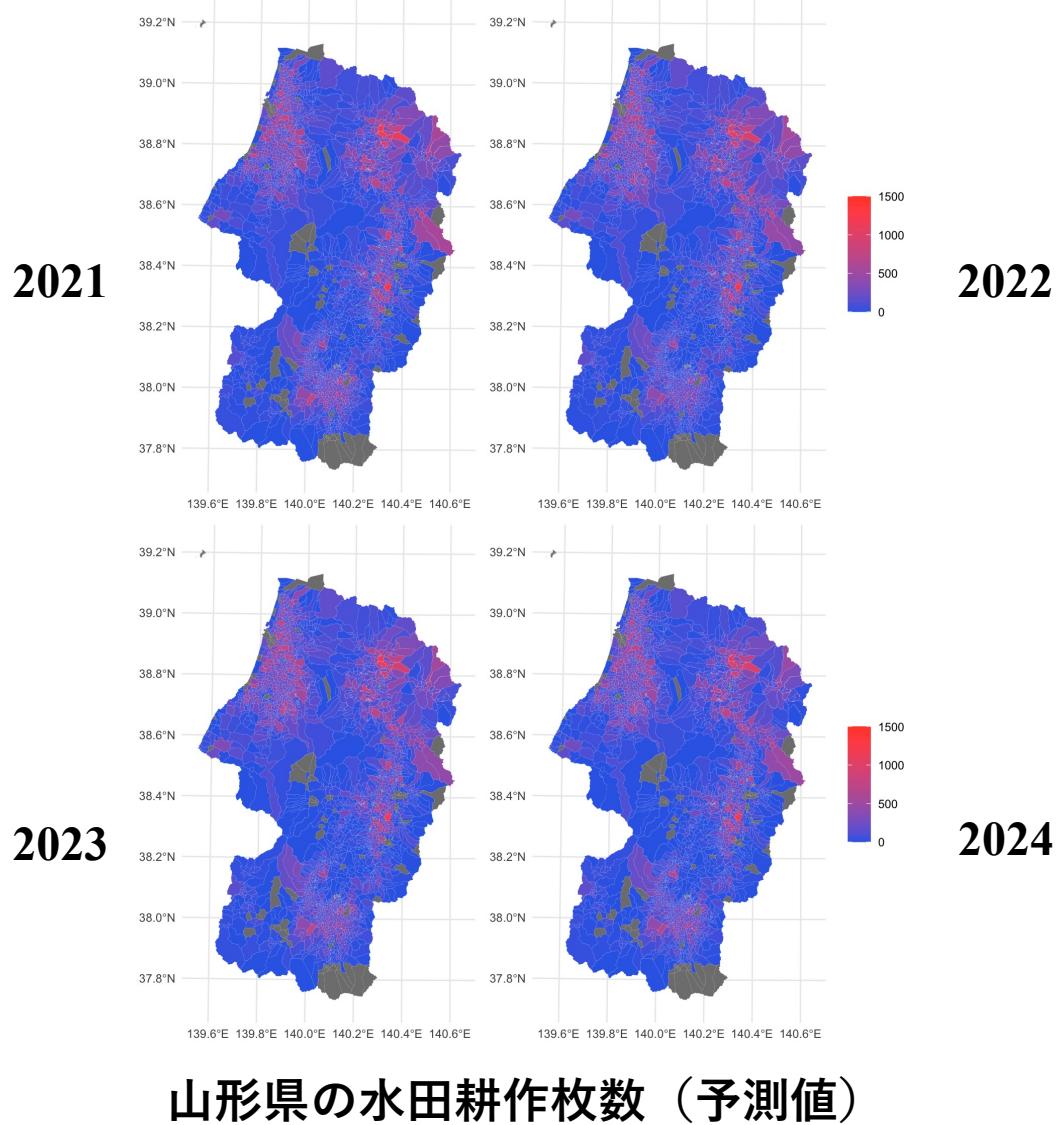


## ③社会関係資本の効果推定



## ④まとめ 文献 + おまけ

## ②②DIDによる効果検証 – Study Area –



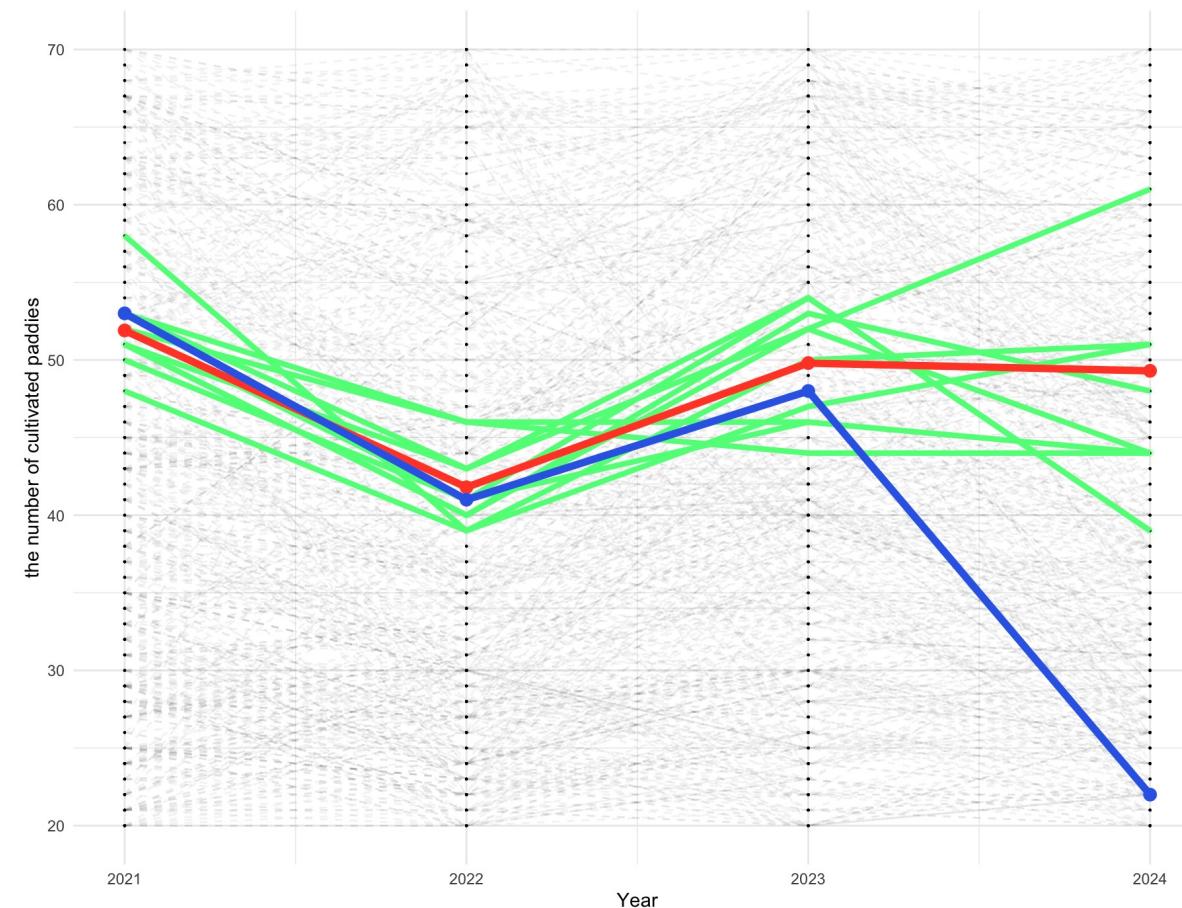
- ・ 处置群は能登半島
  - ・ 統制群は山形県

⇒能登半島地震の被害が少ない  
そして、データ上の都合がいい  
(被雲の少ない光学データが使用できる)

		2024	2023	2022	2021	2020
	NDVI	4-May	10-May	10-May	5-Jan	5-May
Noto Pen.	VH	4-Apr	10-Apr	15-Apr	8-Apr	13-Apr
		16-Apr	22-Apr	27-Apr	20-Apr	25-Apr
		28-Apr	4-May	9-May	2-May	7-May
		10-May	16-May	21-May	14-May	19-May
		22-May	28-May	2-Jun	26-May	31-May
	VH	3-Jun	9-Jun	14-Jun	7-Jun	12-Jun
		15-Jun	21-Jun	26-Jun	19-Jun	24-Jun
		27-Jun	3-Jul	8-Jul	1-Jul	6-Jul
		9-Jul	15-Jul	20-Jul	13-Jul	18-Jul
		2-Aug	27-Jul	1-Aug	25-Jul	30-Jul
	NDVI		17-May			
Fukushima Pref.	VH		12-Apr			
			24-Apr			
			6-May			
			18-May			
			30-May			
			11-Jun			
			23-Jun			
			5-Jul			
			17-Jul			
			29-Jul			
	NDVI	11-May	17-May	7-May	12-May	
Yamagata Pref.	VII	6-Apr	12-Apr	5-Apr	10-Apr	
		18-Apr	24-Apr	17-Apr	22-Apr	
		30-Apr	6-May	29-Apr	4-May	
		12-May	18-May	11-May	16-May	
		24-May	30-May	4-Jun	28-May	
		5-Jun	11-Jun	16-Jun	9-Jun	
		17-Jun	23-Jun	28-Jun	21-Jun	
		29-Jun	5-Jul	10-Jul	3-Jul	
		11-Jul	17-Jul	22-Jul	15-Jul	
		23-Jul	29-Jul	3-Aug	27-Jul	

- ・ 使用したデータの日付
  - ・ マーカーしてある日付のデータを学習に使用
  - ・ 年によって日付が若干異なるが、その影響は無視できる程度と仮定

## ②②DIDによる効果検証 – DIDに使用するデータ –



### 統制群の絞り込みのイメージ

青線は、能登半島のある地域の水田耕作枚数の推移  
緑線は、能登半島のある地域と類似している山形県上位10地域の推移  
赤線は、山形県上位10地域の平均値の推移  
黒い点線は、似ていると判定されなかった山形県の地域の推移。

- 能登半島の集落（806地域）のひとつずつに対してDIDを行う
- その際、統制群として扱う集落を限定した
- ようは、過去の水田耕作枚数が似ている地域に限定してDIDを行うということ

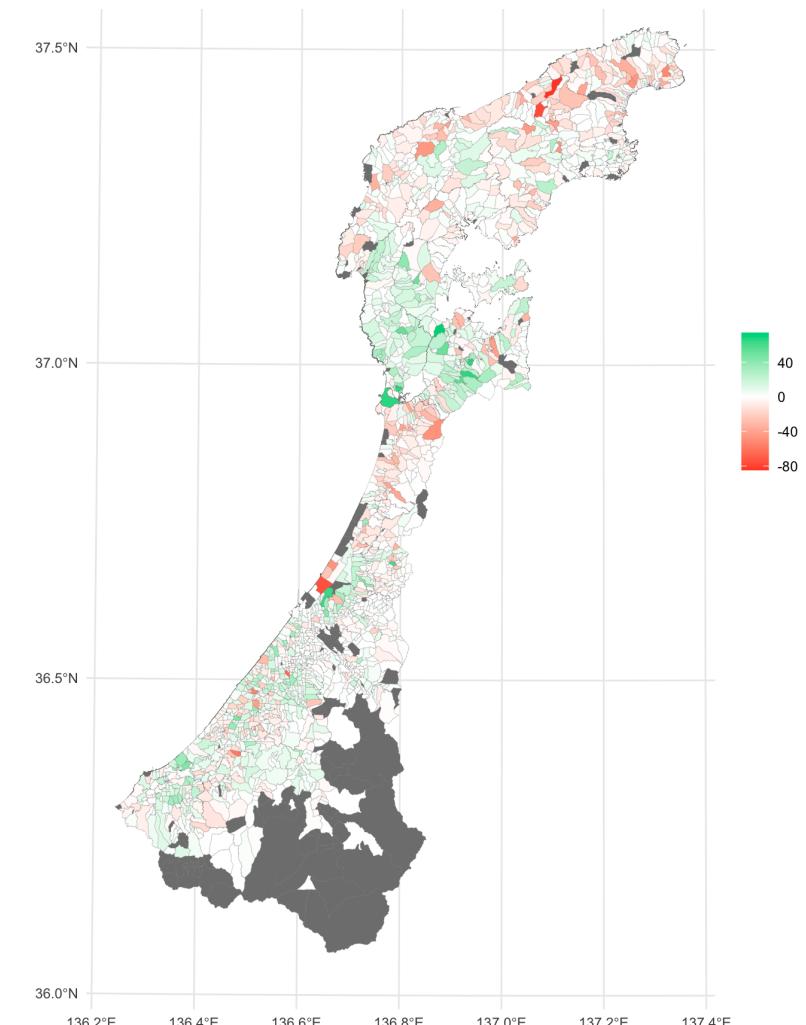
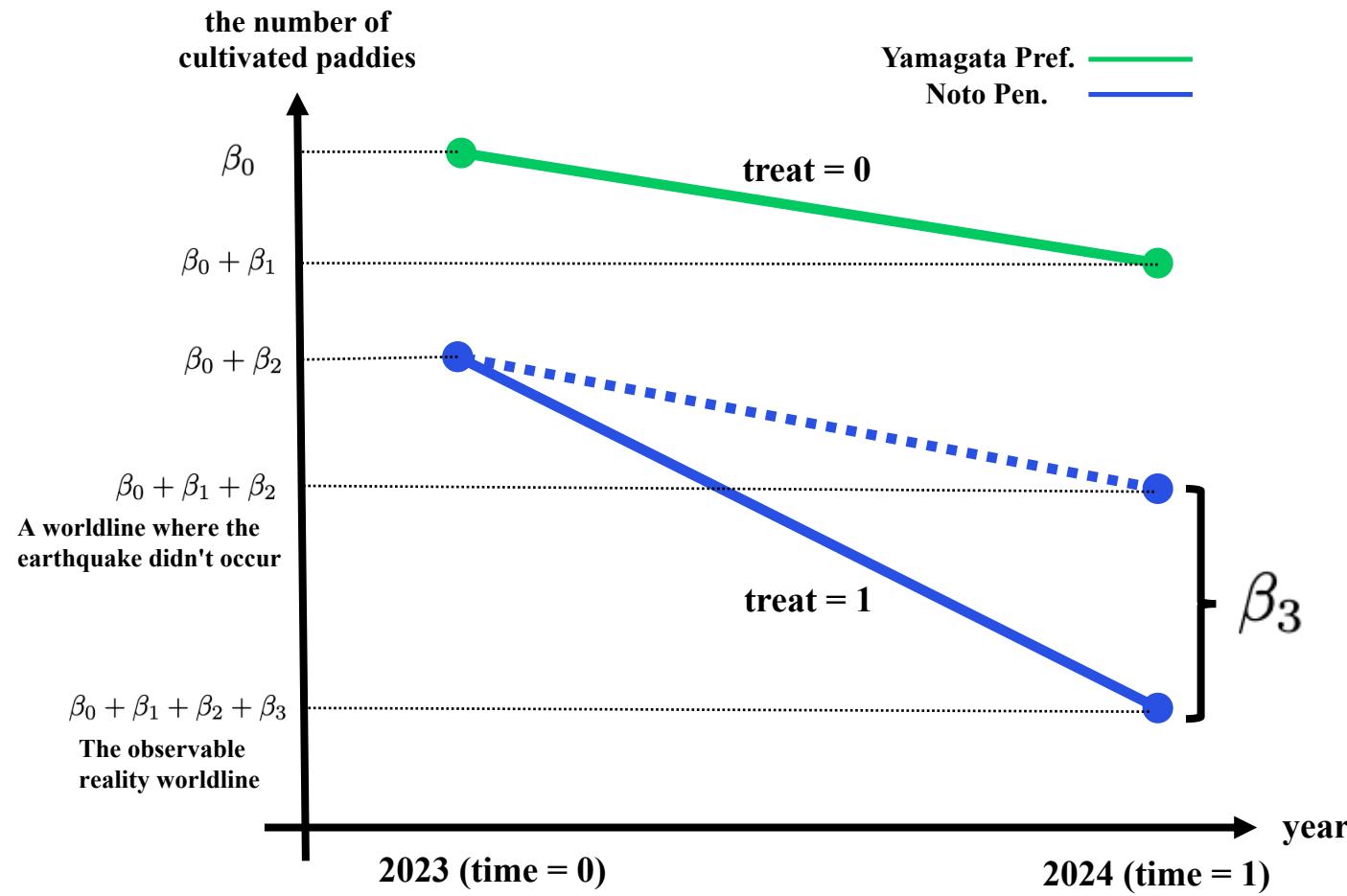
$p_{it}$  を、集落  $i$  における  $t$  年の水田耕作枚数とする。能登半島のある集落  $i$  と、山形県のある集落  $j$  の水田耕作状況の類似度  $diff_{ij}$  を以下の式で計算する。

$$diff_i = \sum_{t=2021}^{2023} (p_{it} - p_{jt})^2$$

能登半島の集落  $i$  における、震災の影響を DID によって推定する際、 $diff_{ij}$  を小さくする上位 10 地域の山形県の集落を選抜して用いた。このようにして集落を選抜することで、平行トレンド仮定を満たすサンプルに限定して DID を行うことができると考えられる。

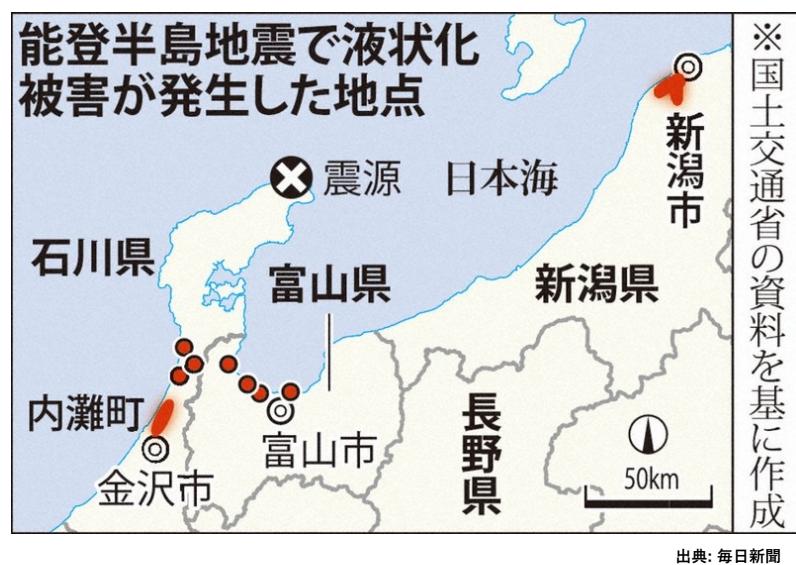
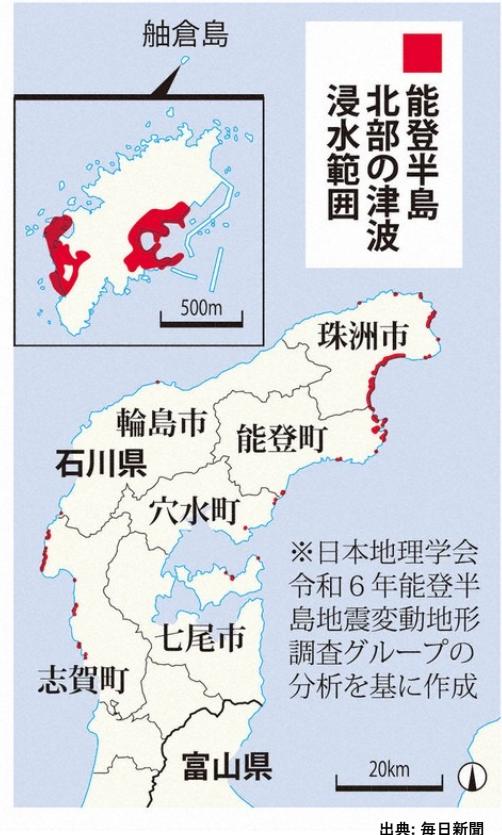
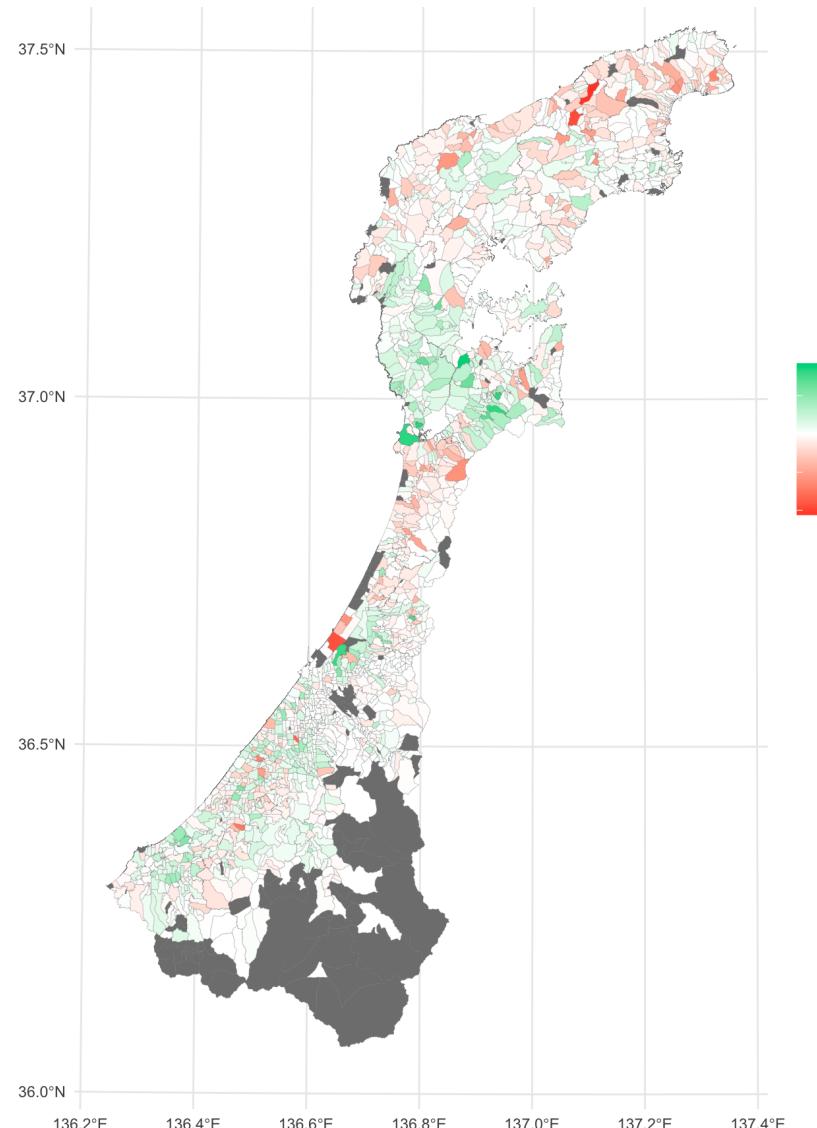
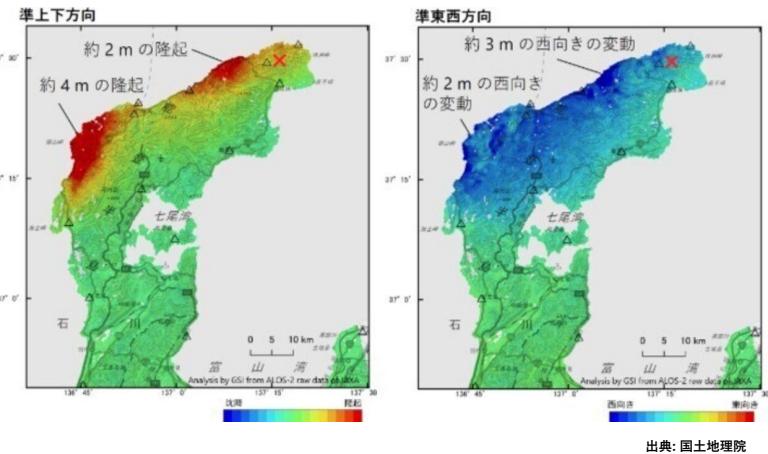
## ②②DIDによる効果検証 – DIDの実装と結果 –

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 time_i + \beta_2 treat_i + \beta_3 time_i treat_i$$



震災が起らなかった世界線と  
比較した水田耕作枚数の多寡（係数  $\beta_3$ ）

## ②②DIDによる効果検証 – DIDの結果を被害状況と参照 –



- ・被害と水田耕作枚数の減少はリンクしている  
(当然ながら)

# ③社会関係資本の効果推定

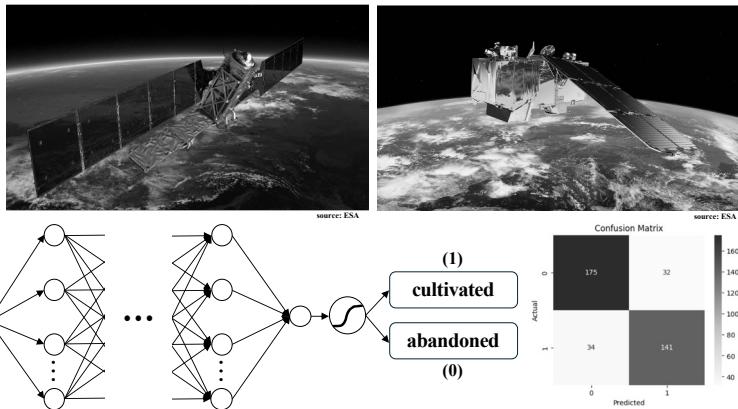
## ①問題設定



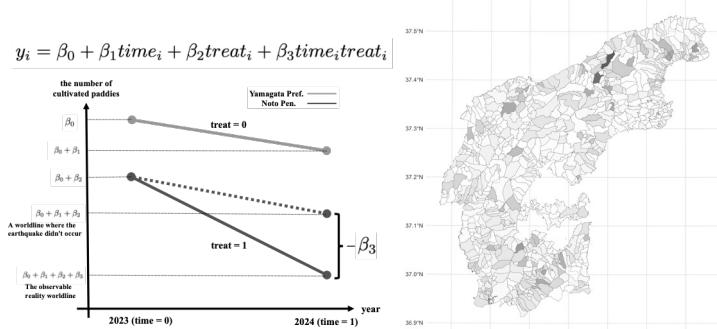
社会関係資本と震災復興の関連

## ②震災の影響推定

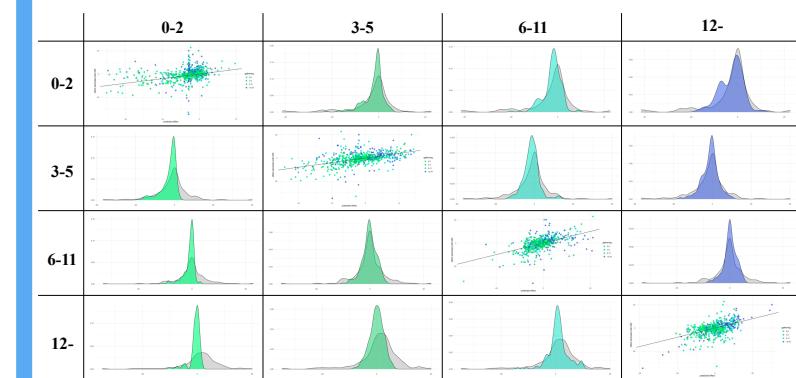
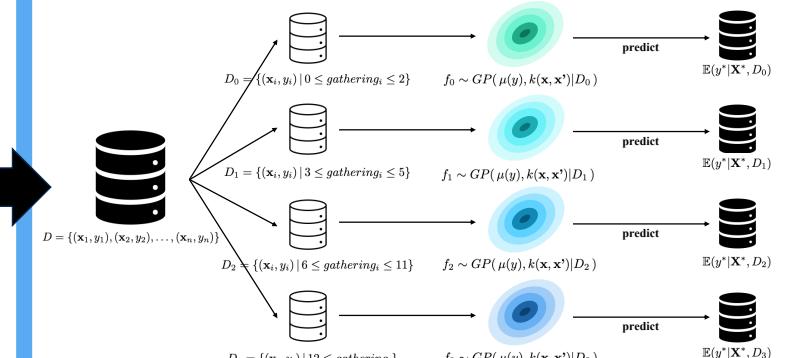
### ①耕作放棄検知モデルの構築



### ②DIDによる効果検証



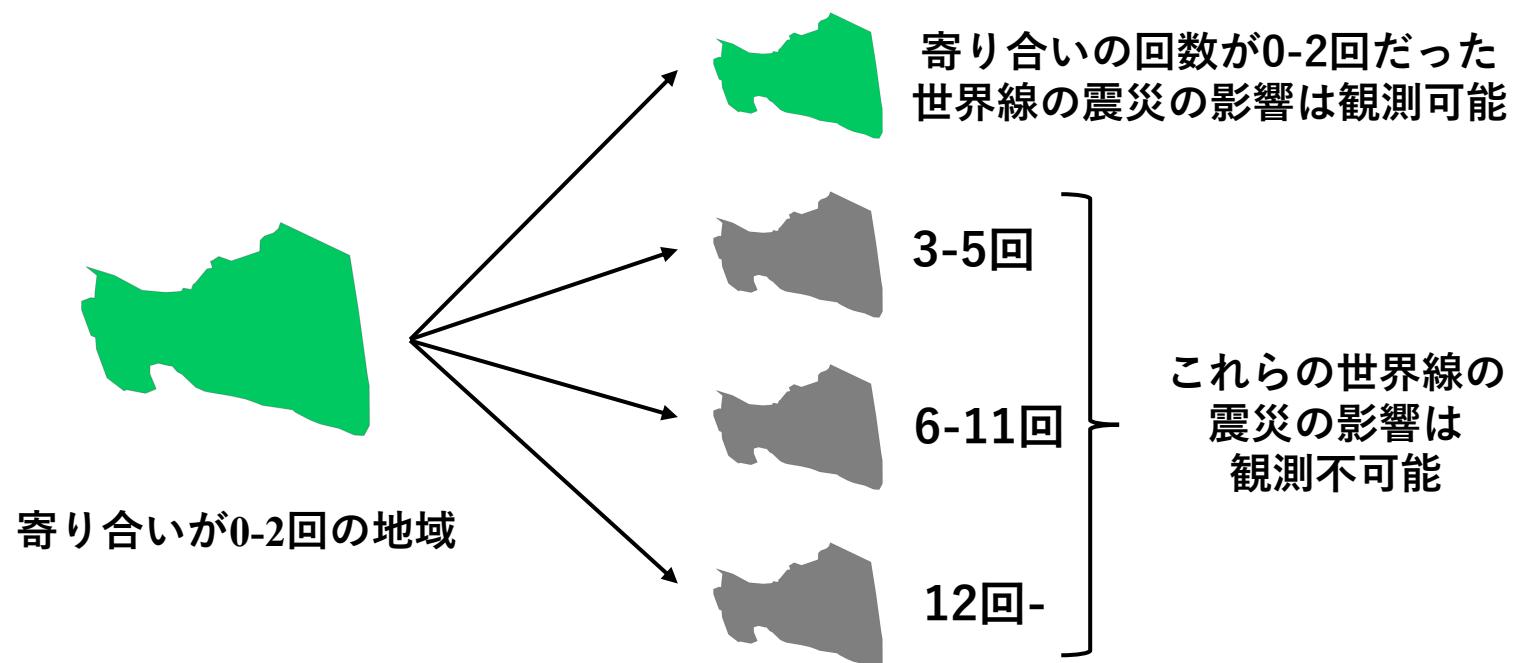
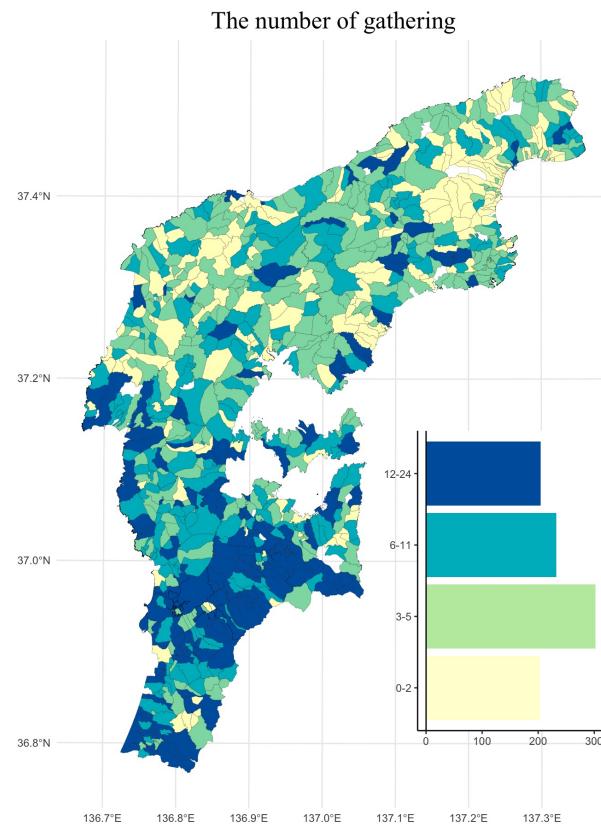
## ③社会関係資本の効果推定



## ④まとめ 文献 + おまけ

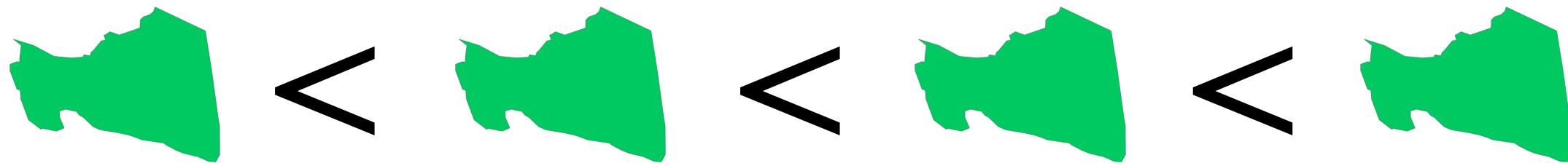
### ③社会関係資本の効果推定 – 代理変数 –

- ・社会関係資本の代理変数として「年間寄り合いの開催回数（2020）」を使用  
⇒もともとは6カテゴリのデータだが、便宜的に4カテゴリに変換  
⇒すべてのカテゴリに、十分な量のデータが含まれるようにしたいから



### ③社会関係資本の効果推定 – 予想される結果 –

- もし社会関係資本（寄り合いの開催回数）が効果を持つのであれば、震災後の水田耕作枚数の増減数は、以下のような関係になっているはず



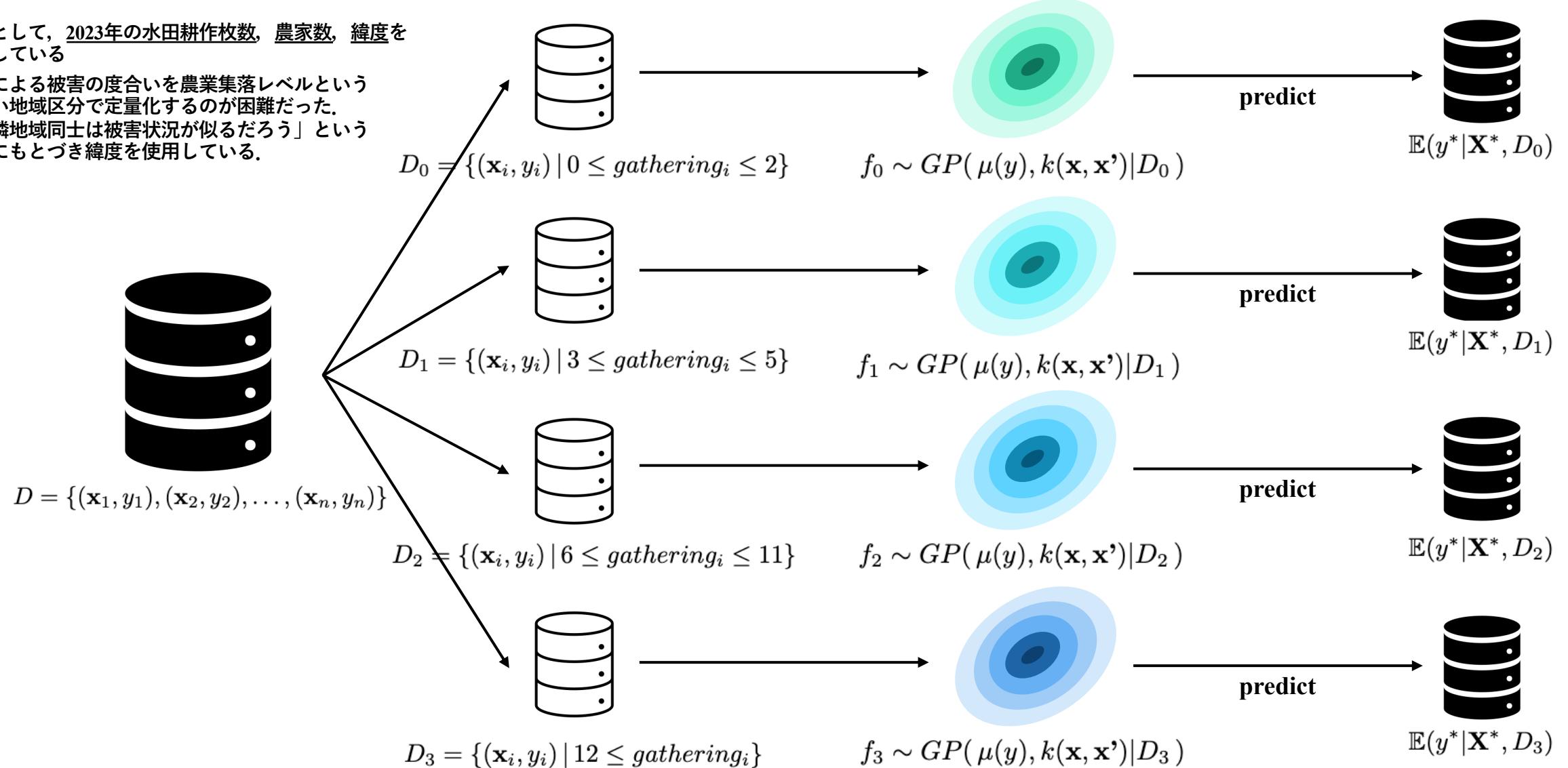
寄り合いが0-2回 < 寄り合いが3-5回 < 寄り合いが6-11回 < 寄り合いが12回-

- 能登半島の9市町が、実際にこのような状況になっているのかを確認してみる

### ③社会関係資本の効果推定 – ガウス過程回帰 –

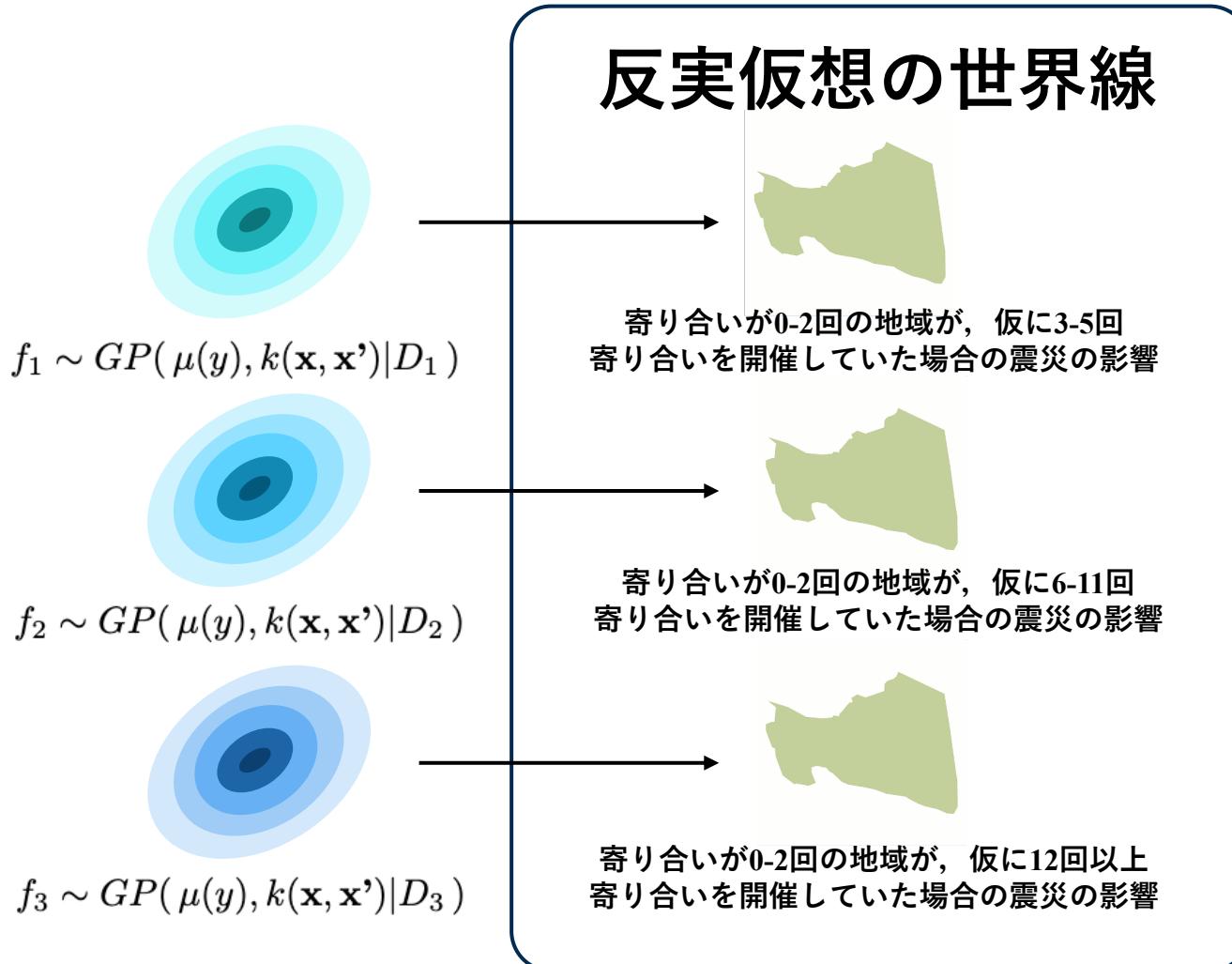
※入力として、2023年の水田耕作枚数、農家数、緯度を  
使用している

※震災による被害の度合いを農業集落レベルという  
細かい地域区分で定量化するのが困難だった。  
「近隣地域同士は被害状況が似るだろう」という  
発想にもとづき緯度を使用している。



### ③社会関係資本の効果推定 – ガウス過程回帰 –

- ・仮想的に比較対象を作り出すイメージ

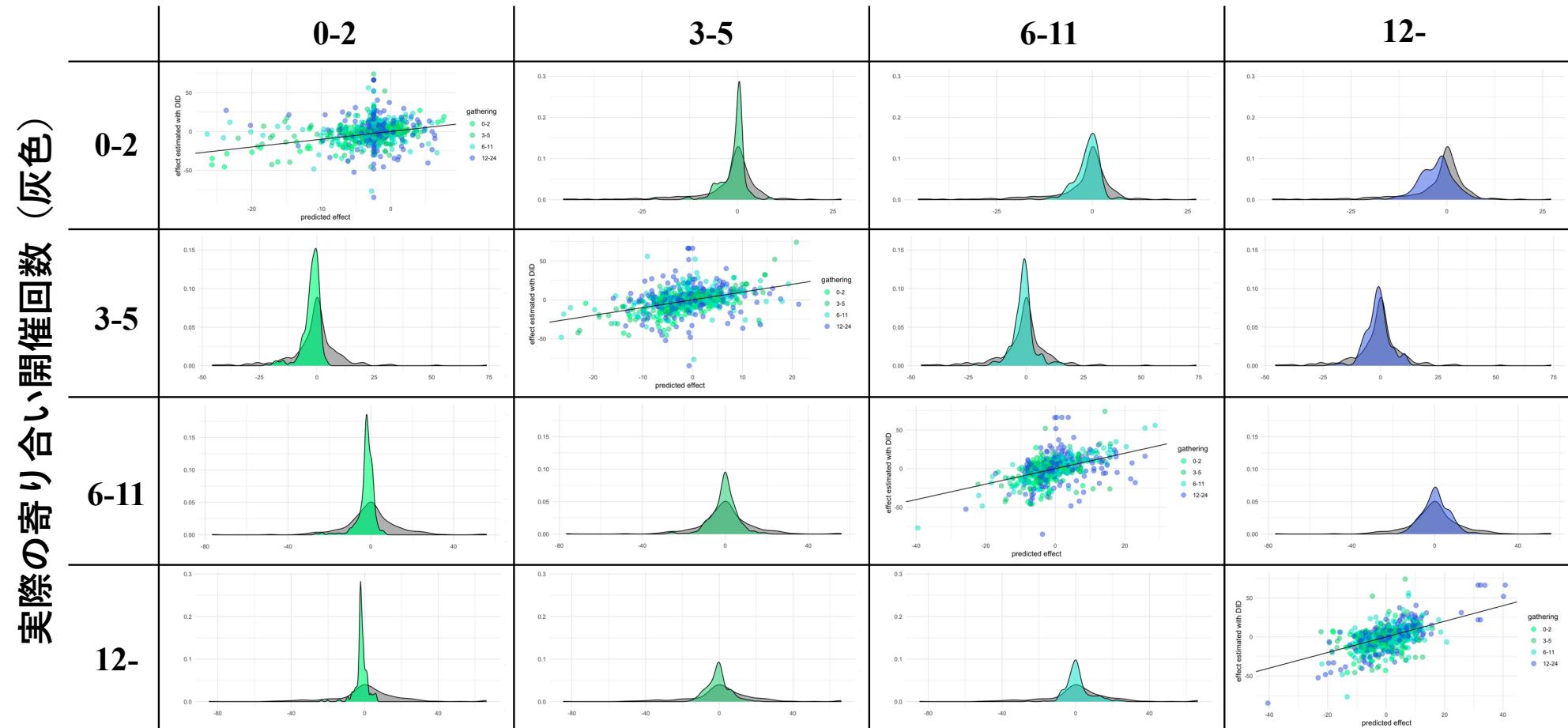


※この手法のメリットは、2023年の水田耕作枚数、農家数、緯度がまったく同じで、寄り合いの開催回数のみが異なっている比較対象を生成できるということ



### ③社会関係資本の効果推定 – 推定された効果 –

仮想的に作り出された（手持ちデータから内挿）世界線（寒色）



灰色の分布 ⇒ 実際に観測された震災後の水田耕作枚数の変化  
寒色の分布 ⇒ 仮想的に再現された水田耕作枚数の変化

それぞれの2つの分布には大きな差がない

### ③社会関係資本の効果推定 – 推定された効果 –

- 仮想的な寄り合い回数の下でのDIDの効果 – 実際の寄り合い回数の下でのDIDの効果（平均の差）

		仮想的な寄り合い回数			
		0-2回	3-5回	6-11回	12回-
実際の寄り合い回数	0-2回	–	1.398	1.147	-0.322
	3-5回	-1.632	–	-0.396	-0.362
	6-11回	-2.191	-0.498	–	0.554
	12回-	-3.065	-1.728	-0.182	–

単位: 米 (水田)

- 以下の2点を満たす結果であれば、仮説とは矛盾しない結果であると言える。

- 上三角成分は正に、下三角成分が負である
- 同じ行では、右の列の要素ほど値が大きくなっているはずである

→この2点を満たす結果は出でていない + それぞれの絶対値が小さい（誤差程度？）

⇒社会関係資本（寄り合い）の効果は、少なくともこの分析結果からは見出せない

# ③まとめ

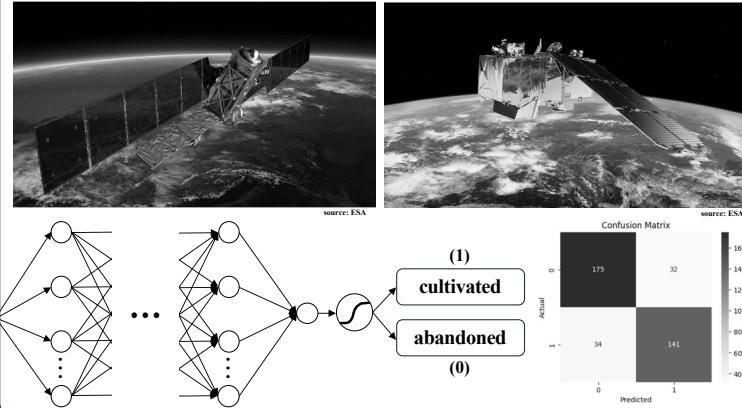
## ①問題設定



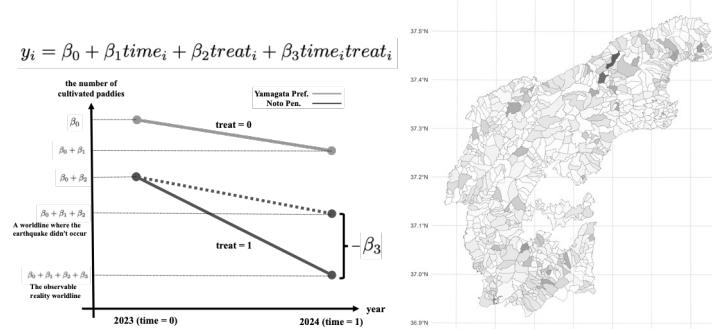
社会関係資本と震災復興の関連

## ②震災の影響推定

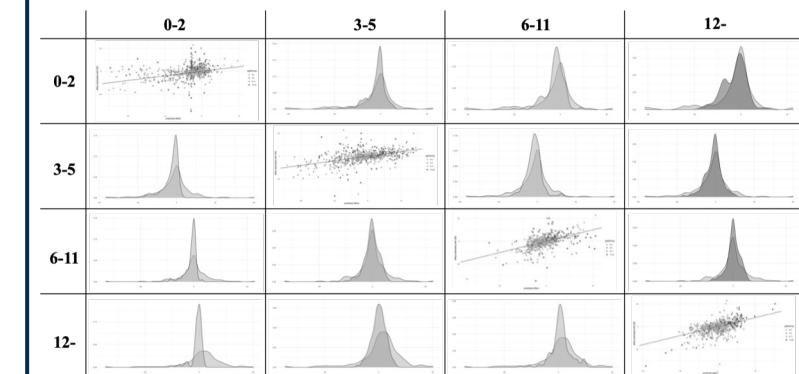
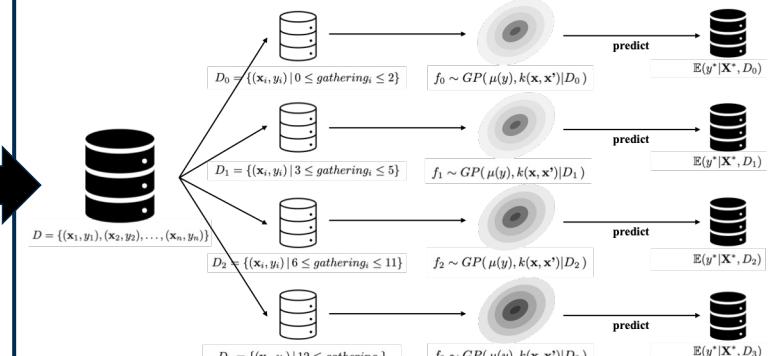
### ①耕作放棄検知モデルの構築



### 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

## ④まとめ

### [やったこと・明らかになったこと]

- ・SAR衛星と光学衛星のデータから、水田の耕作状況を予測するDNNモデルを作成した
- ・能登半島北部では、震災のなかった世界線よりも耕作枚数は減少したと考えられる
- ・社会関係資本は、震災後の水田耕作枚数の増減には関係していないことを示唆する結果が出た

### [課題山盛り]

- ・kernel matching的なイメージでガウス過程回帰による内挿を行なったが、これは手法的に妥当なものなのか？  
ガウス過程回帰も、kernel関数により生成した重みによる荷重平均であるため、kernel matchingと思想は似ている
- ・衛星データは2024年だが、農林業センサステータは2020年。これによるバイアス
- ・2024年の衛星データから色々と判断するのは不十分。  
⇒長い目で見たとき、社会関係資本が強い地域ほど、耕作状況が改善される可能性がある
- ・人工衛星の分解能の問題。狭小水稻作付圃場のデータは正確に採れていない

### [思うこと]

- ・震災の被害状況の定量化が適切にできれば、「震災効果～農家数 + 被害状況 + 寄り合い回数 + 2023耕作枚数」みたいなシンプル回帰分析を行い、寄り合いの係数を見ておけば良い気がする。
- ・ガウス過程回帰で緯度と経度を入力として使っているが、あまりいいと思わない。ガウス過程回帰の性質で、緯度・経度が似ている地域は、DIDの効果も似るという表現ができるが、震災の被害を統制したことにはなっていない。

# 文献 + おまけ

- 
- [1] Jerry Buckland and Matiur Rahman. Community - based Disaster Management During the 1997 Red River Flood in Canada. *Disasters*, 23(2):174–191, June 1999.
  - [2] Emily Chamlee-Wright and Virgil Henry Storr. Expectations of government's response to disaster. *Public Choice*, 144(1-2):253–274, July 2010.
  - [3] Susan L. Cutter and Christopher T. Emrich. Moral Hazard, Social Catastrophe: The Changing Face of Vulnerability along the Hurricane Coasts. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 604(1):102–112, March 2006.
  - [4] Susan L. Cutter and Christina Finch. Temporal and spatial changes in social vulnerability to natural hazards. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(7):2301–2306, February 2008.
  - [5] Russel Dynes. Community Social Capital as the Primary Basis of Resilience. *Preliminary Paper 344, University of Delaware Disaster Research Center*.
  - [6] Glenn Garnin. Managua a Model of Hoe Not to Rebuild after Quake. *Miami Herald*, February 2010.
  - [7] Timothy Gill. *Making things worse: how "caste blindness" in Indian post-tsunami disaster recovery has exacerbated vulnerability and exclusion*. Dalit Network Netherlands (DNN), Utrecht, 2007.
  - [8] Rieko Kaga. Making Reconstruction Work: Civil Society and Information after War's End. *Comparative Political Studies*, 43(2):163–187.
  - [9] Rieko Kaga. Rebuilding from War in Japan: Information and Coordination. Philadelphia.
  - [10] Huynh Vuong Thu Minh, Ram Avtar, Geetha Mohan, Prakhar Misra, and Masaaki Kurasaki. Monitoring and Mapping of Rice Cropping Pattern in Flooding Area in the Vietnamese Mekong Delta Using Sentinel-1A Data: A Case of An Giang Province. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(5):211, May 2019.
  - [11] Betty Morrow. Recovery: What's Different, What's the Same? March 2005.
  - [12] Yuko Nakagawa and Rajib Shaw. Social Capital: A Missing Link to Disaster Recovery. *International Journal of Mass Emergencies & Disasters*, 22(1):5–34, March 2004.
  - [13] Walter Gillis Peacock, Betty Hearn Morrow, and Hugh Gladwin, editors. *Hurricane Andrew: ethnicity, gender, and the sociology of disasters*. Routledge, London ; New York, 1997.
  - [14] Theodore Steinberg. *Acts of God: the unnatural history of natural disaster in America ; [includes a new chapter on Katrina and its aftermath]*. Oxford Univ. Press, Oxford, 2. ed., [rev. and updated ed.] edition, 2006.
  - [15] Gary R Webb, Kathleen J Tierney, and James M Dahlhamer. Predicting long-term business recovery from disaster: a comparison of the Loma Prieta earthquake and Hurricane Andrew1. *Global Environmental Change Part B: Environmental Hazards*, 4(2-3):45–58, 2002.
  - [16] Frederick Weil. The Rise of Community Engagement after Katrina. *The New Orleans Index at Five*, pages 1–20, 2010.