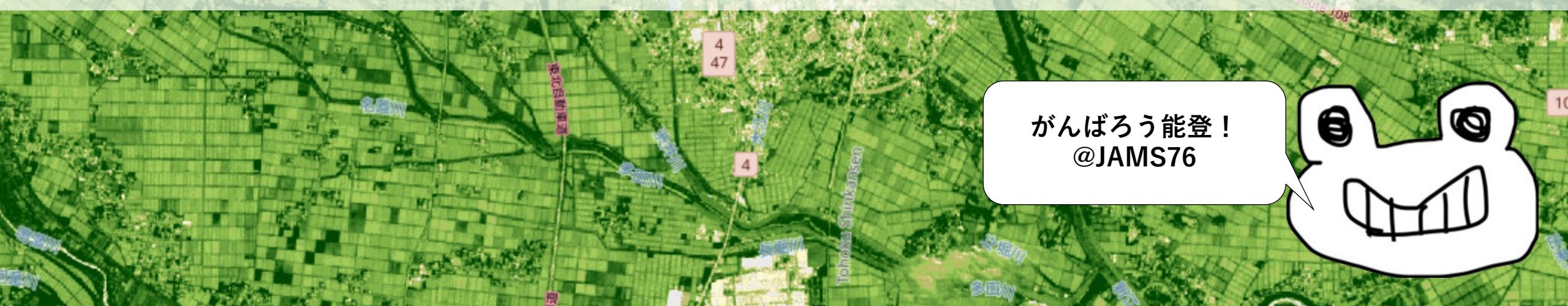


The Social Scientific Study of Spatial Heterogeneity of Rice Growth Using Satellite Remote Sensing

Computational Humanities and Social Science, Tohoku University, M1 Yamaguchi Yuhei



やったこと・明らかになったこと

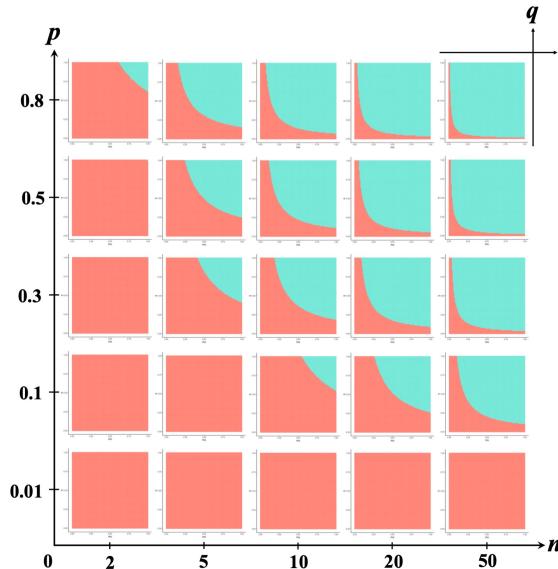
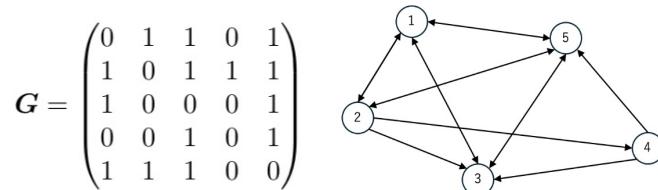
- ・社会関係資本と農業成功（水稻生育）の関連を探った.
- ・社会関係資本と農業成功の関連は限定的.
効果は雀の涙くらいしかなさそう.
- ・農業成功の変動のほとんどは空間的要因で説明される.

もくじ

①理論的背景

- Putnamの社会関係資本を数理モデル化.
- 数理モデルのインプリケーションから、実証分析の仮説を導出.

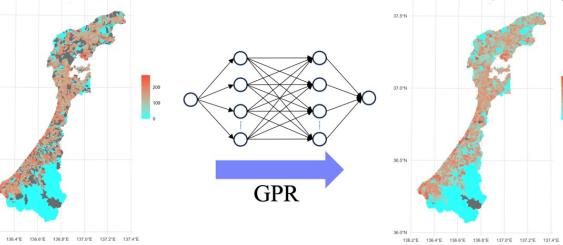
$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$



②実証準備

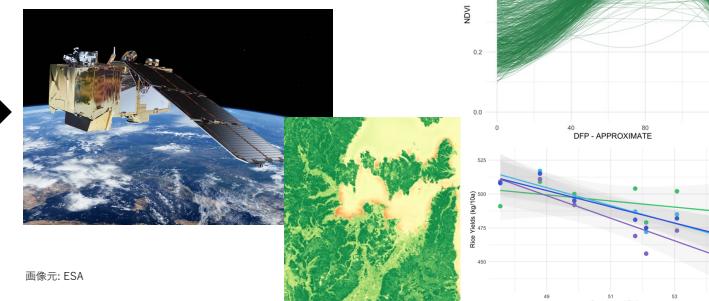
①農林業センサスの前処理

- 統計的機械学習による欠損値補完.
- {agribbit}パッケージの開発.



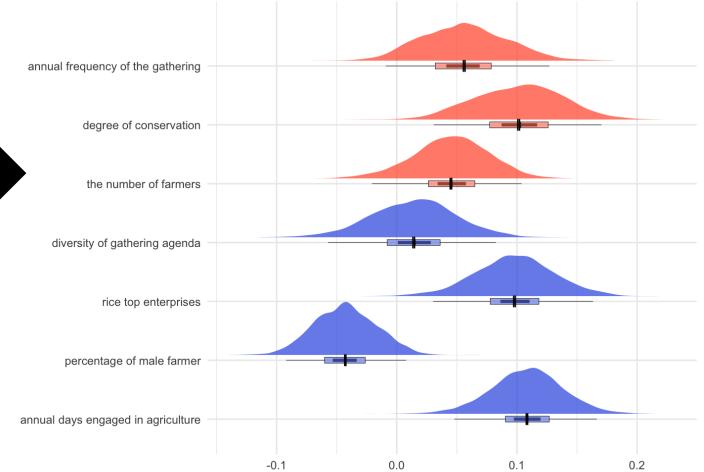
②衛星リモートセンシング

- 宇宙から水稻生育を観察.
- 水稻収穫量の定量的予測.



③実証分析

- 空間統計の手法を用いて分析.
- 理論モデルから導出した仮説を検証.



④限界 & 今後

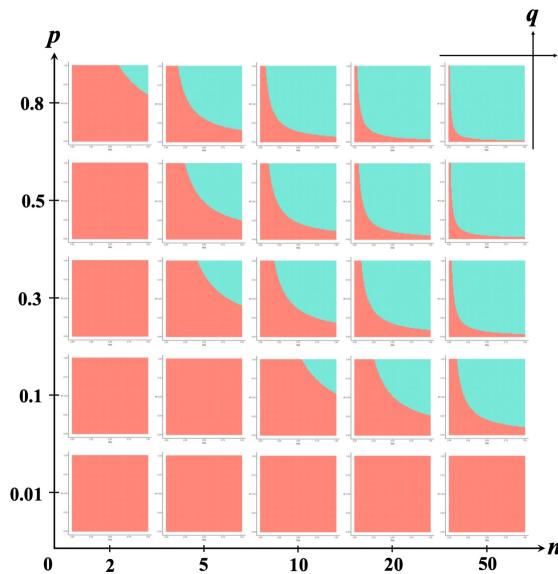
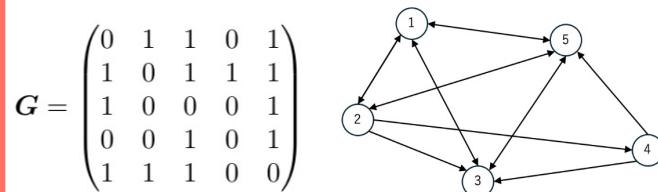
- 因果を明らかにはできていない.
- 衛星リモートセンシングから生成した指標の妥当性・蓋然性はあるのか.
- 扱う地域を拡大. 地域間の説明要因の違いを明らかにできたら面白い.

①理論的背景

①理論的背景

- Putnamの社会関係資本を数理モデル化.
- 数理モデルのインプリケーションから、実証分析の仮説を導出.

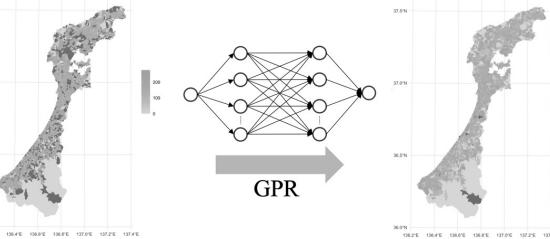
$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$



②実証準備

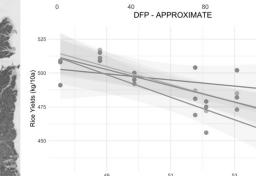
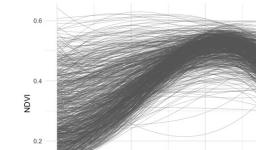
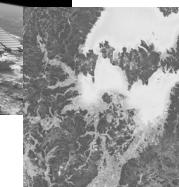
①農林業センサスの前処理

- 統計的機械学習による欠損値補完.
- {agribbit}パッケージの開発.



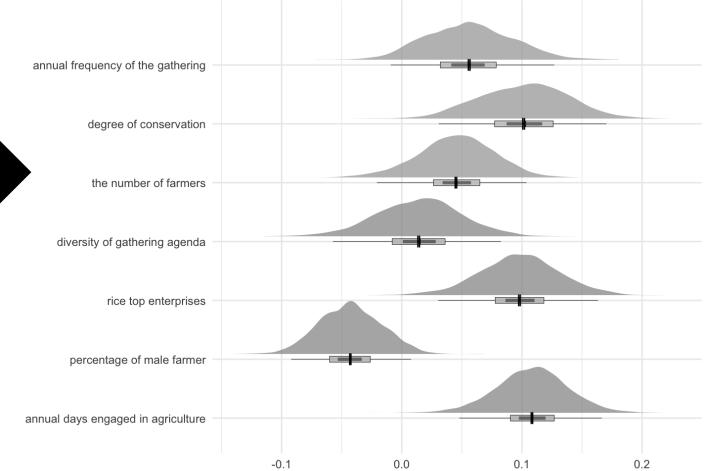
②衛星リモートセンシング

- 宇宙から水稻生育を観察.
- 水稻収穫量の定量的予測.



③実証分析

- 空間統計の手法を用いて分析.
- 理論モデルから導出した仮説を検証.



④限界 & 今後

- 因果を明らかにはできていない.
- 衛星リモートセンシングから生成した指標の妥当性・蓋然性はあるのか.
- 扱う地域を拡大. 地域間の説明要因の違いを明らかにできたら面白い.

①理論的背景 –概観–

農業は社会的ジレンマ

- 農家は共用の河川や湖沼から取水している。
(コモンズ的要素がある)
 - 節度を守ってコモンズを利用する望ましいが、我田引水の誘因がある。
 - みんなが我田引水になるとストックが不安定になり、共倒れになる。
- ⇒社会的ジレンマの効用構造。

社会的ジレンマを 解決するには 社会関係資本が効果的

- Putnam (1993)
「社会関係資本は、ネットワーク、規範、信頼などの社会組織の特徴。相互利益のために行動や協力を促進する」

⇒社会的ジレンマ解決には
社会関係資本が効果的？

社会関係資本が強いと 農業が成功する？

- 社会関係資本が強い地域はコモンズの節度ある利用が達成されるはず。
⇒社会関係資本が強い地域は農業が成功するはず！

- ①理論モデルを作成。
社会関係資本がジレンマを解決するメカニズム定式化。
- ②理論モデルのインプリケーションから仮説を導出。
⇒データ分析で検証。

①理論的背景 –理論モデルの構築–



Putnam (1993)

画像元: Harvard Kennedy School

社会関係資本は、ネットワーク、規範、信頼などの社会組織の特徴。
相互利益のために行動や協力を促進する。



これを受けて

ゲーム理論モデルにネットワーク構造を導入しよう！
そうすれば、Putnamの社会関係資本の定義に忠実に、
社会的ジレンマ解消のメカニズムを定式化できるはず！



Yamaguchi (2024)

⇒理論モデルの構築

Martin A. Nowak (2006)が示した5つの互恵性のなかのネットワーク互恵性のような観点。
今回の発表のメインは衛星リモセンなので、このモデルの説明は雰囲気だけで流します。

①理論的背景 –理論モデルの構築–

- n 人のプレイヤー集合を $N = \{1, \dots, n\}$ とする.
- 各プレイヤーは 2 つの選択肢を持つ. 選択肢の集合 $S_i = \{0, 1\}$ とする.
選択肢の直積集合を $S = \prod_{i \in N} S_i$, 出揃った選択肢のベクトルを $s = (s_1 \ \dots \ s_n)^\top$ とする.
 $s_1 = 1$ の場合は協力行動を, $s_i = 0$ の場合は非協力行動を選択したこととする.
- α は価値パラメタ. 便宜的に $1 \leq \alpha \leq n$ とする. この場合囚人のジレンマ的な利得構造を再現できるため.
- 選択肢のベクトルが出揃ったもとで, 各プレイヤーに割り振られる生産活動による効用を以下に定義する.

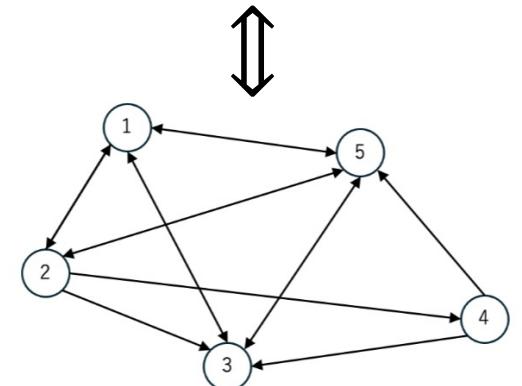
$$v(s) = (\alpha n^{-1} \sum_{i \in N} s_i \ \dots \ \alpha n^{-1} \sum_{i \in N} s_i)^\top$$

- $u_i(s)$ をプレイヤー i が得られる効用とする. 各プレイヤーは選択肢の組み合わせ s に応じて効用を得られるとする. つまり効用は選択肢の手番によって決まる関数である. N 人のプレイヤーの効用関数のベクトルを $u(s) = (u_1(s) \ \dots \ u_n(s))^\top$ とする. 効用関数の中身についてはあとから示す.
- 以上のもとで効用関数を以下のように定義する.

$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1 - s))$$

隣接行列の例 ↓

$$G = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



効用関数に隣接行列を含めてみると、
プレイヤー間の繋がり（社会関係資本）を
数学的に表現することができる！



①理論的背景 –理論モデルの構築–

4.1 確率分布を導入して定式化

効用関数は以下のように定義した。この効用関数に確率分布を導入する。

$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$

プレイヤー i がプレイヤー j に対してリンクを持つ確率を p_{ij} とする。 p_{ij} は、他者にどのくらいの期待を持っているかを反映するパラメタとして解釈できる。これが大きいほどネットワークが形成されやすい。 p_{ij} のもとで、リンクが存在するか否かはベルヌーイ分布に従うので、隣接行列 G の ij 要素を確率変数 G_{ij} とすると、

$$G_{ij} \sim \text{Bernoulli}(p_{ij})$$

また、プレイヤー i が集合 $N \setminus \{i\}$ に含まれるプレイヤー j が協力すると見積もる確率を q_{ij} とする。これは他者への信頼の厚さを表現するパラメタとして解釈できる。プレイヤー i からみて、他のプレイヤー j が協力する確率はベルヌーイ分布に従う。

$$S_j \sim \text{Bernoulli}(q_{ij})$$

ここでは簡単のために、すべてのプレイヤーの p_{ij} とおよび q_{ij} は共通であるとし、それぞれを p, q とする。すなわち、

$$\forall i, j \in N, p_{ij} = p$$

$$\forall i, j \in N, q_{ij} = q$$

このように定義することで本当に色々と簡単になるので、どうか許してほしいです……本当に。

さて、これらの確率変数を導入した上で効用関数を再考する。効用関数は以下のようにできる。

$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$

$$= \begin{pmatrix} \alpha n^{-1} \sum_{i \in N} S_i \\ \vdots \\ \alpha n^{-1} \sum_{i \in N} S_i \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_n \end{pmatrix} + \rho \begin{pmatrix} s_1 \sum_{j \in \{1\}} G_{j1} S_{1j} - (1-s_1) \sum_{j \in \{1\}} G_{j1} S_{1j} \\ \vdots \\ s_n \sum_{j \in \{n\}} G_{jn} S_{nj} - (1-s_n) \sum_{j \in \{n\}} G_{jn} S_{nj} \end{pmatrix}$$

ここで任意のプレイヤー i の $\sum_{j \in N} S_j$ は、集合 $N \setminus \{i\}$ と i を切り離すことで、 $\sum_{j \in N \setminus \{i\}} S_j + s_i$ とできる。ただし、プレイヤー i にとっては自分の戦略は確率変数ではないので小文字にしている。そして $\sum_{j \in N \setminus \{i\}} S_j$ はベルヌーイ分布に従う確率変数の和であることから、

$$\sum_{j \in N \setminus \{i\}} S_j \sim \text{Binomial}(n-1, q)$$

ゆえに、 $A = \sum_{j \in N \setminus \{i\}} S_j$ とおくと

$$\sum_{j \in N} S_j = A + s_i$$

とできる。さらに $\sum_{j \in \{i\}} G_{ji} S_{ij}$ は、集合 N に含まれる n 人のうち i を除いた $n-1$ 人のベルヌーイ分布の和であるため二項分布で表現できる。なお確率は pq である（自分へのリンクがあり（確率 p ）、なおかつ協力（確率 q ）する同時確率が pq なので）。これを B とおくと、

$$B = \sum_{j \in \{i\}} G_{ji} S_{ij} \sim \text{Binomial}(n-1, pq)$$

以上より任意のプレイヤー i が獲得できる効用は、

$$u_i(s_i, S_{-i}) = \alpha n^{-1}(A + s_i) - s_i + \rho\{s_i B - (1-s_i)B\}$$

と表現できる。 $s_i = 0$ と $s_i = 1$ の場合それぞれの期待効用を計算する。 $\mathbb{E}[A] = (n-1)q$, $\mathbb{E}[B] = (n-1)pq$ より

$$\mathbb{E}[u_i(s_i = 1, S_{-i})] = \alpha n^{-1}\{(n-1)q + 1\} - 1 + \rho(n-1)pq$$

$$\mathbb{E}[u_i(s_i = 0, S_{-i})] = \alpha n^{-1}(n-1)q - \rho(n-1)pq$$

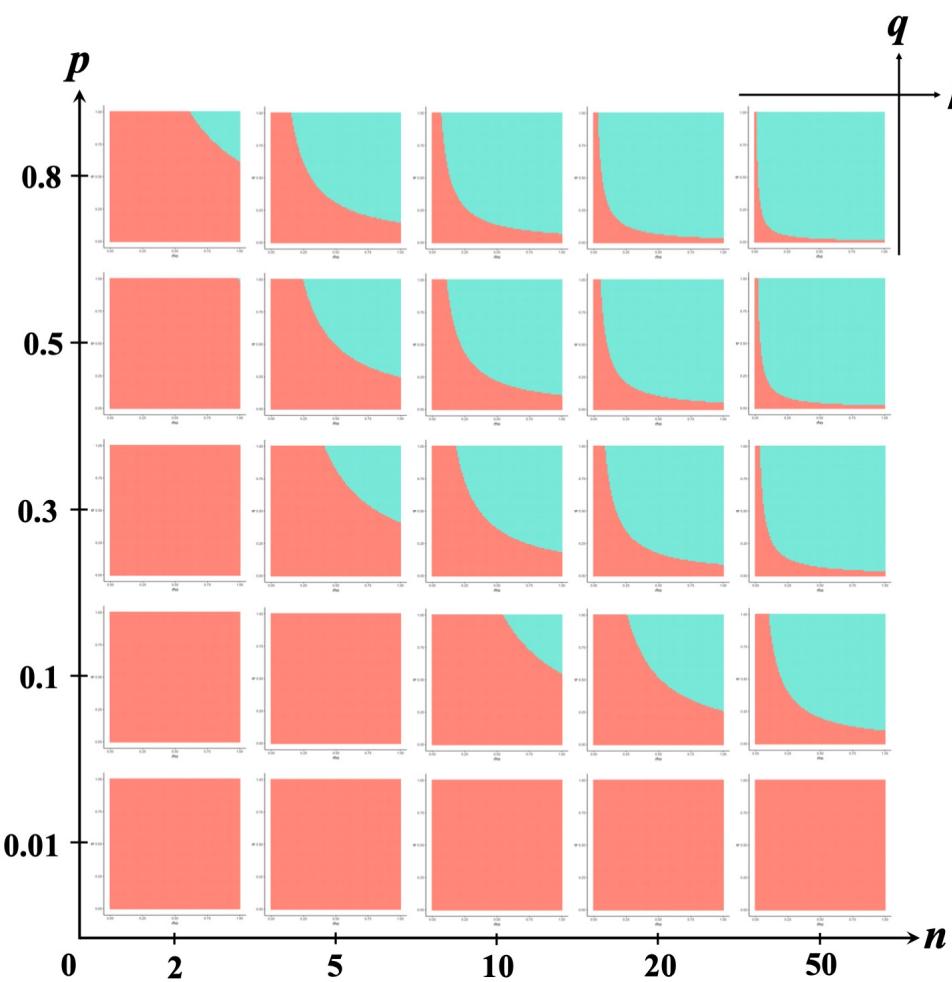
である。 $\mathbb{E}[u_i(s_i = 1, S_{-i})] > \mathbb{E}[u_i(s_i = 0, S_{-i})]$ となる条件を計算すると以下を得る。

$$\alpha n^{-1} - 1 + 2\rho(n-1)pq > 0$$

確率分布を導入することで、ネットワークの張られやすさや、プレイヤーの行動を確率的に表現できる。期待値を計算できるので混合戦略ナッシュ均衡を考えられる。



①理論的背景 –理論モデルの解析結果–



[パラメタの意味]

n : プレイヤー数

α : コモンズ資源の利用価値・質

左図では定数として扱われている

p : プレイヤー間にネットワークが張られる確率
社会関係資本の密度だと考えることができる

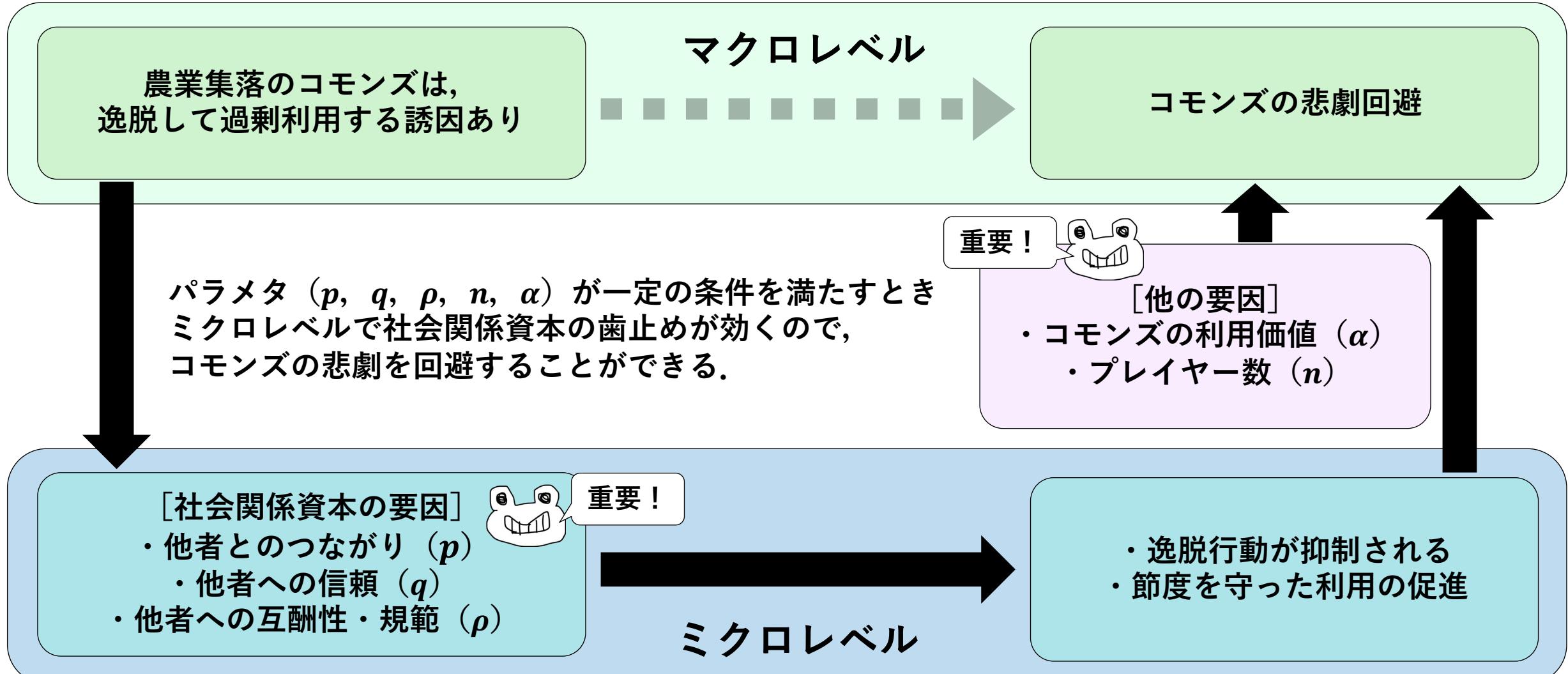
ρ : 社会における互酬性・規範の強度
 q : 相手が協力を選択する確率

これを大きく見積もることは信頼が強いということ

[図の簡単な説明]

- 赤い領域が「非協力」が最適反応となる場合
- 青い領域が「協力」が最適反応となる場合
- 青い領域が広い方が協力が生じやすいと解釈

①理論的背景 –インプリケーション–



このモデルの信頼は一般的な信頼を意味している。なぜなら、すべての他者の協力確率を同じ値で見積もることを仮定しているからである。個別的な信頼を考えると解析が困難になる。

①理論的背景 –理論モデルから仮説の導出–

[社会関係資本の要因]

- ・他者とのつながり (p)
- ・他者への信頼 (q)
- ・他者への互酬性・規範 (ρ)
⇒これらの要因が強いほどジレンマは解決しやすくなる。



[仮説1]

寄り合いを盛んに開催している地域では人々のつながり (p) , 信頼 (q) , 互酬性・規範 (ρ) が培われる。その結果, ジレンマが解消され, 農業成功するのではないか?

[他の要因]

- ・コモンズの利用価値 (α)
⇒これが大きいほどジレンマは解決しやすくなる。
- ・プレイヤー数 (n)
⇒人数が多いほどジレンマは解決しやすくなる。



[仮説2]

地域資源の保全が盛んな地域では, コモンズの利用価値 (α) が高まる。その結果, ジレンマが解消され, 農業が成功するのではないか?



[仮説3]

農家数 (n) が多い地域は, ジレンマが解消しやすい。その結果農業が成功するのではないか?

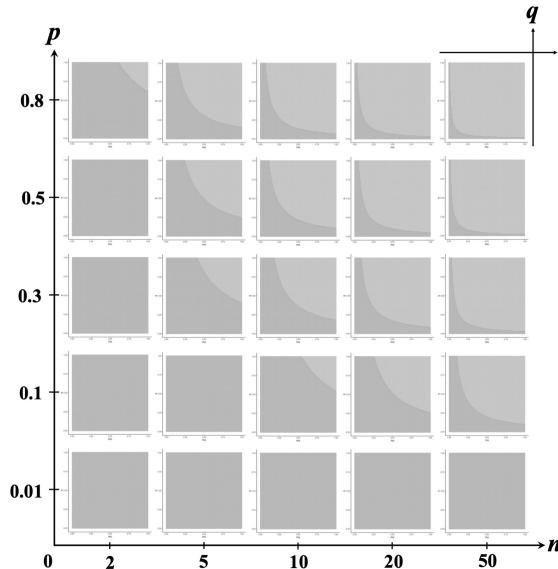
②①農林業センサスの前処理

①理論的背景

- Putnamの社会関係資本を数理モデル化.
- 数理モデルのインプリケーションから、実証分析の仮説を導出.

$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$

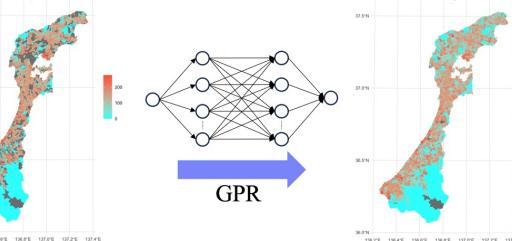
$$G = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



②実証準備

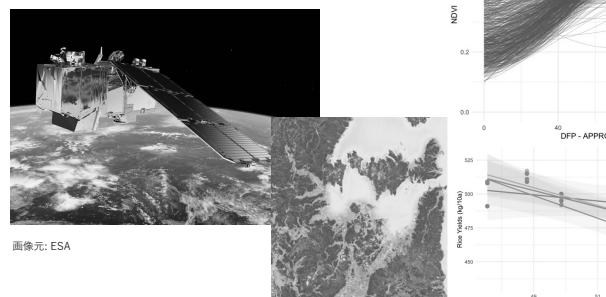
①農林業センサスの前処理

- 統計的機械学習による欠損値補完.
- {agribbit}パッケージの開発.



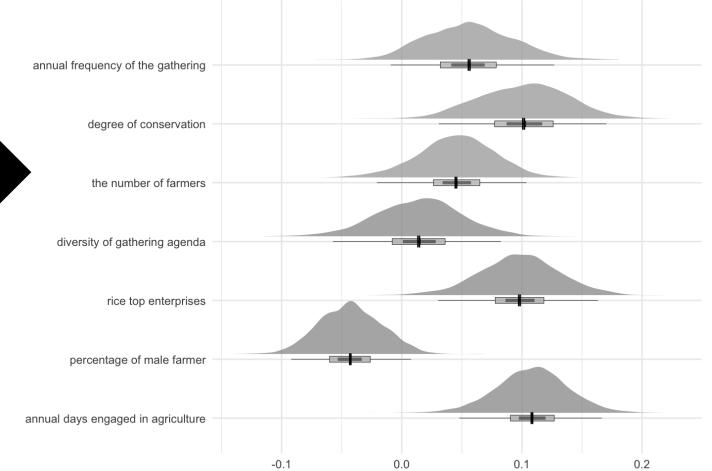
②衛星リモートセンシング

- 宇宙から水稻生育を観察.
- 水稻収穫量の定量的予測.



③実証分析

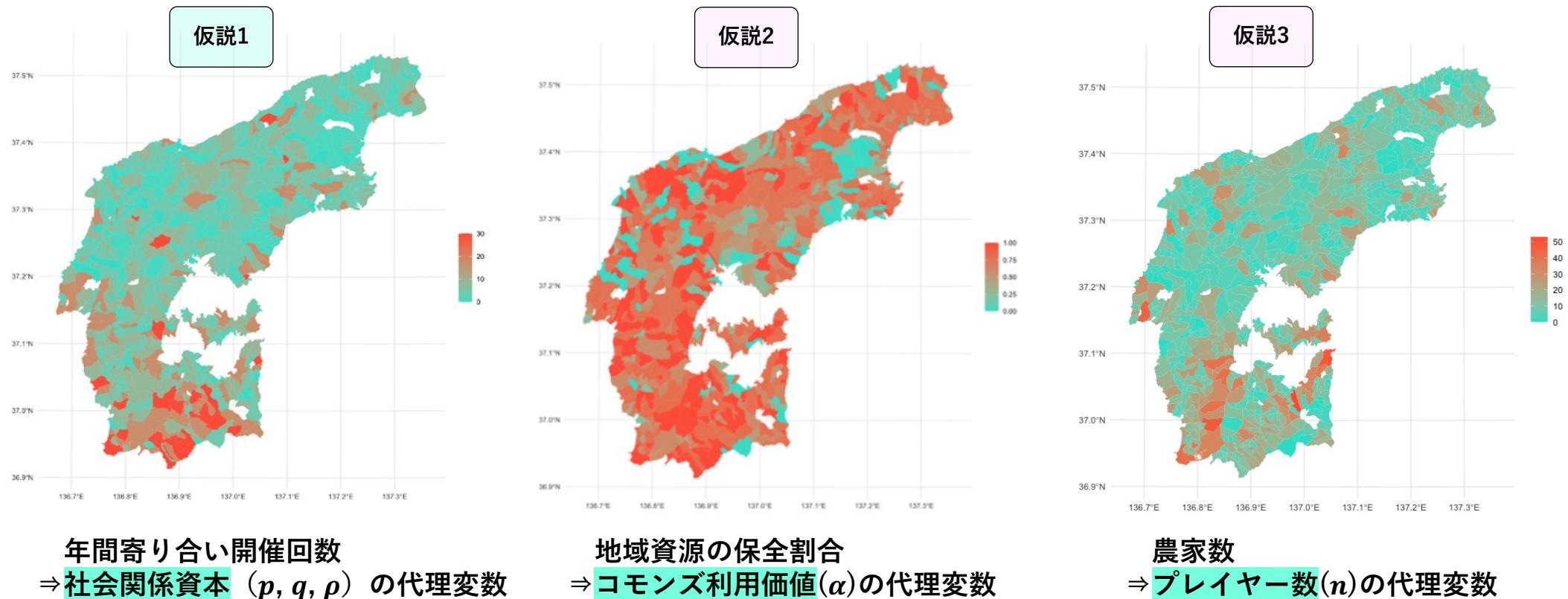
- 空間統計の手法を用いて分析.
- 理論モデルから導出した仮説を検証.



④限界 & 今後

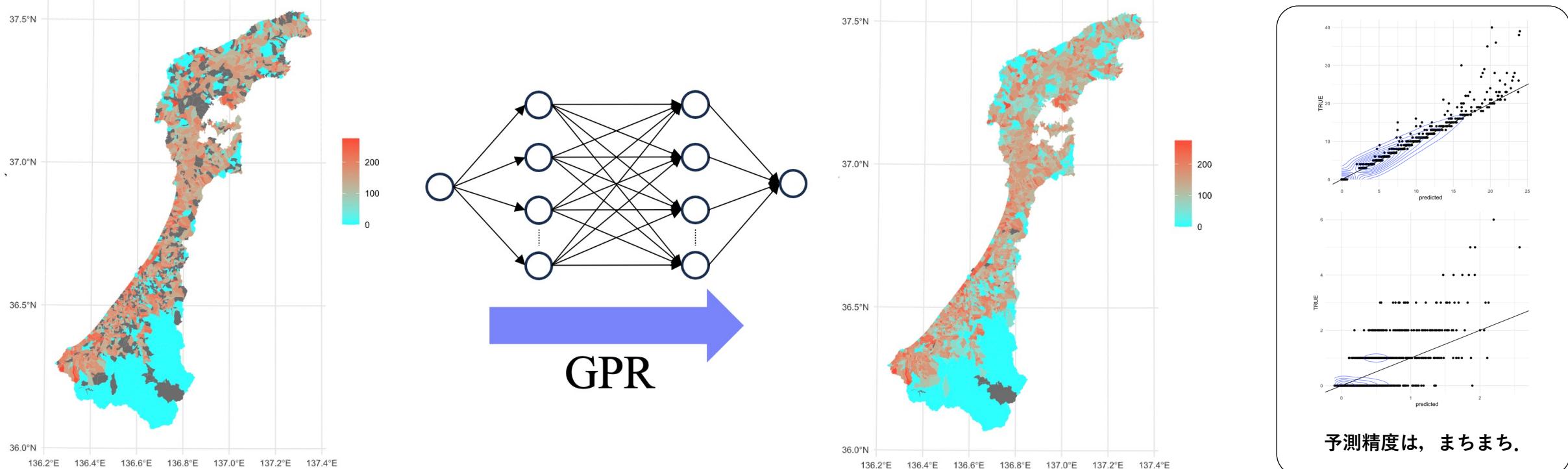
- 因果を明らかにはできていない.
- 衛星リモートセンシングから生成した指標の妥当性・蓋然性はあるのか.
- 扱う地域を拡大. 地域間の説明要因の違いを明らかにできたら面白い.

②①農林業センサスの前処理 –注目の変数–



- 仮説に設定した要因を検証するために、農林業センサス（2020）を用いる。
- Study areaはとりあえず能登半島。自分の故郷なので。がんばろう能登！

②①農林業センサスの前処理 -GPRによる欠損値補完-



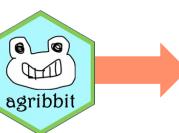
- ・農林業センサスには欠損値がたくさんある。秘匿のため、欠損は非ランダム。
- ・ガウス過程回帰で欠損地域を補完。圧倒的な柔軟性が魅力。
- 欠損値のない変数でカーネル行列を組み、欠損地域の値を予測。

②①農林業センサスの前処理 –agribit package–

農林業センサスの
取得, 欠損補完, 描画,
特徴量エンジニアリングを
自動化するRのパッケージを
開発, リリースしました!
(2023年11月7日公開)

Enjoy!

[2024/3/11時点での概要]



`agribit::agri.read_census()`
`agribit::agri.read_census_maff()`
`agribit::agri.read_census_shp()`

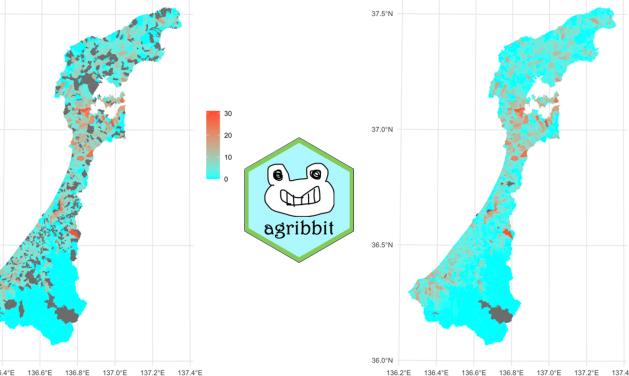
e-Statや農林水産省のWebサイトから
農林業センサスの統計データや
shpファイルをまとめて取得できる。引数には
取得したい都道府県コードを指定。

`agribit::agri.join()`

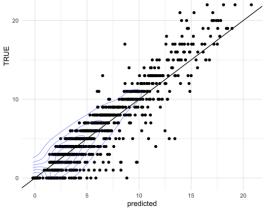
農林業センサスの統計データと
shpデータを引数に指定すると
いい感じに結合してくれる。

`agribit::agri.interpolate()`
`agribit::agri.interpolate_thinning()`

欠損していないデータで行列を組んで,
ガウス過程回帰の関数`kernlab::gausspr()`に
放り込む。その出力から欠損地域の値を
予測し, 補完したデータフレームを返す。
interpolateというよりimputeやな。



学習精度の可視化



\$true.vs.predicted



学習の結果とか
要約統計量とか

\$predicted_summary, \$fit



欠損値を補完した
データフレーム



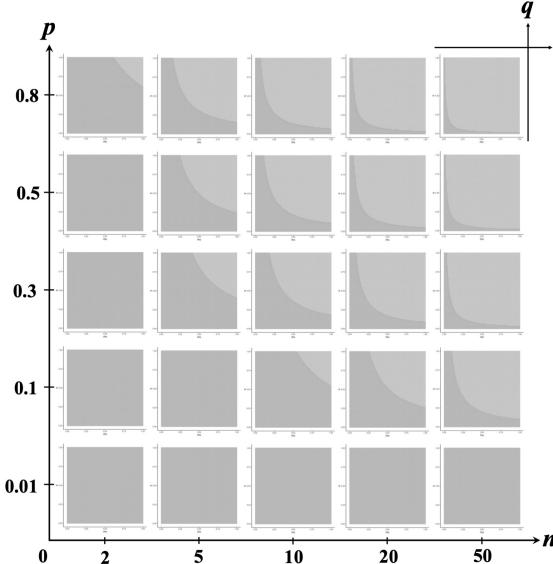
②衛星リモートセンシング

①理論的背景

- Putnamの社会関係資本を数理モデル化.
- 数理モデルのインプリケーションから、実証分析の仮説を導出.

$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$

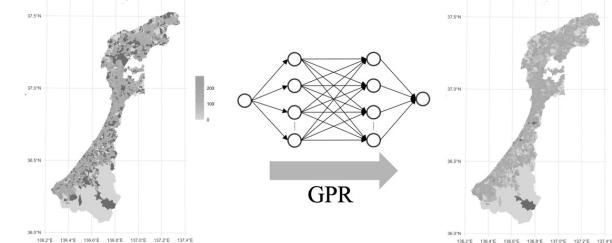
$$G = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



②実証準備

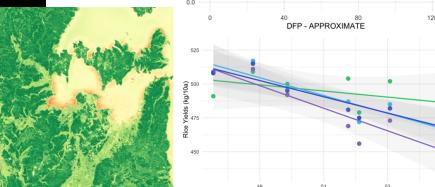
①農林業センサスの前処理

- 統計的機械学習による欠損値補完.
- {agribbit}パッケージの開発.



②衛星リモートセンシング

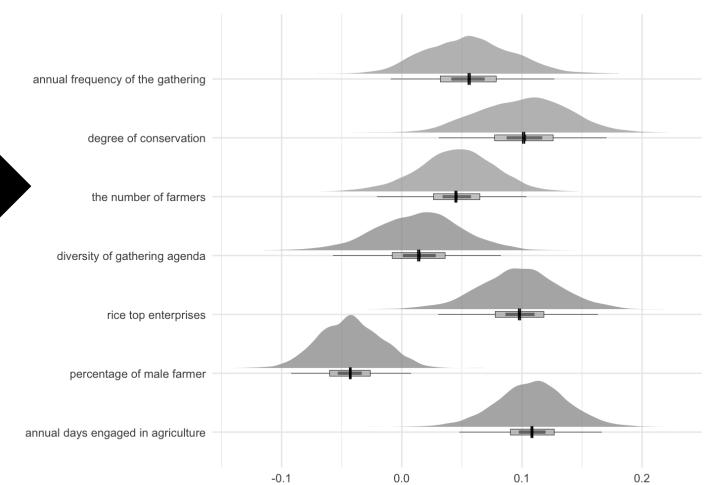
- 宇宙から水稻生育を観察.
- 水稻収穫量の定量的予測.



画像元: ESA

③実証分析

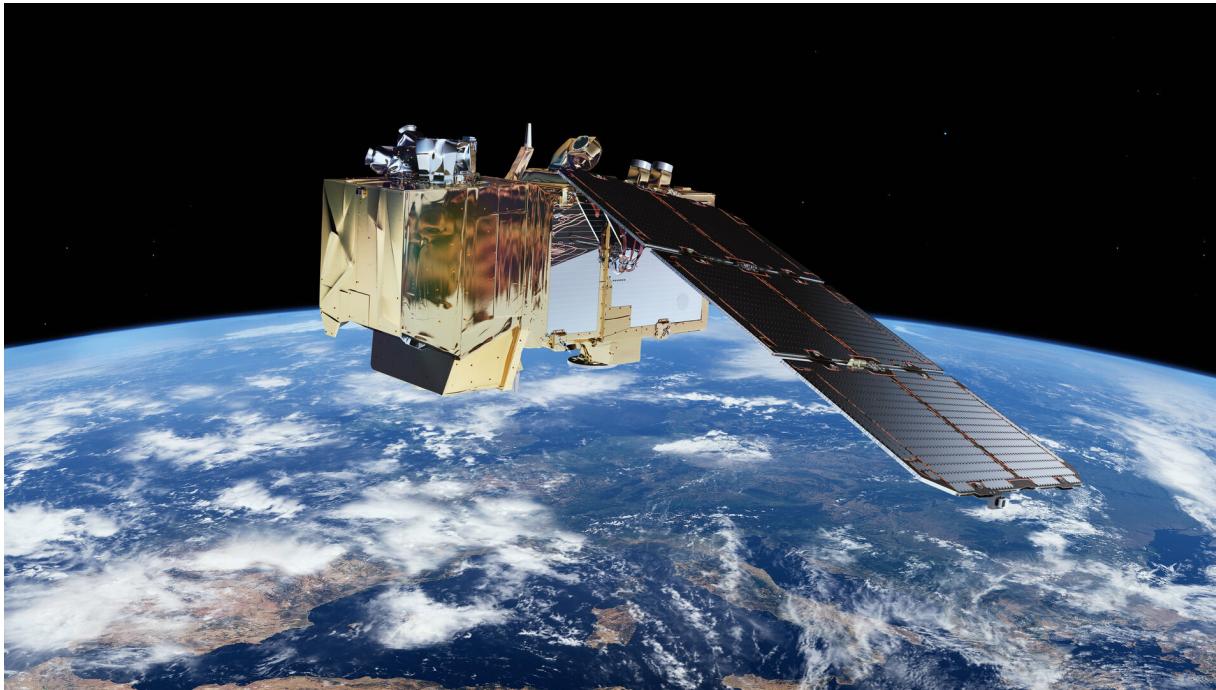
- 空間統計の手法を用いて分析.
- 理論モデルから導出した仮説を検証.



④限界 & 今後

- 因果を明らかにはできていない.
- 衛星リモートセンシングから生成した指標の妥当性・蓋然性はあるのか.
- 扱う地域を拡大. 地域間の説明要因の違いを明らかにできたら面白い.

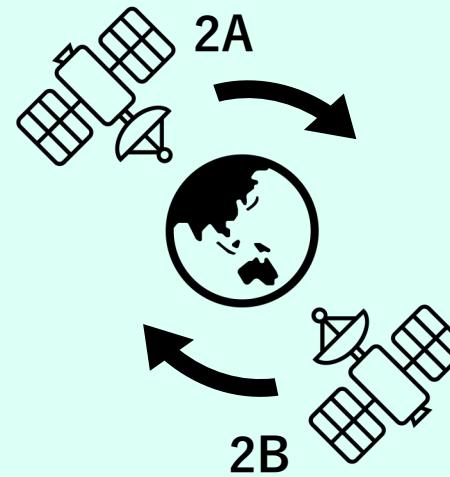
②②衛星リモートセンシング—Sentinel-2—



Sentinel-2衛星

画像元:ESA

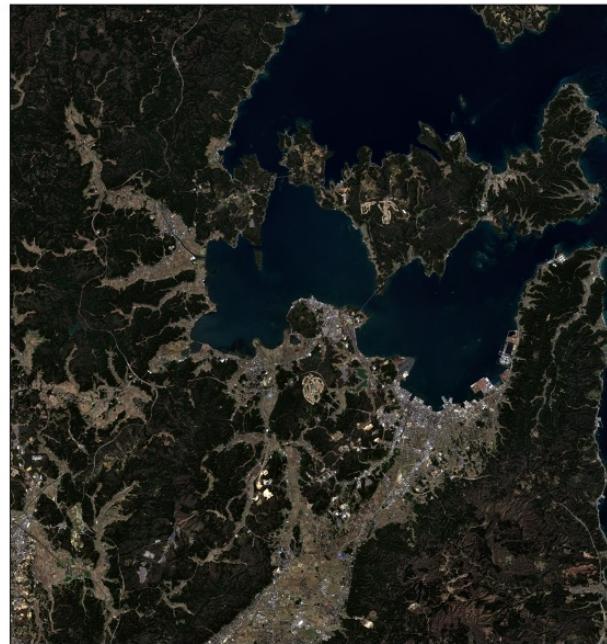
[Sentinel-2について]



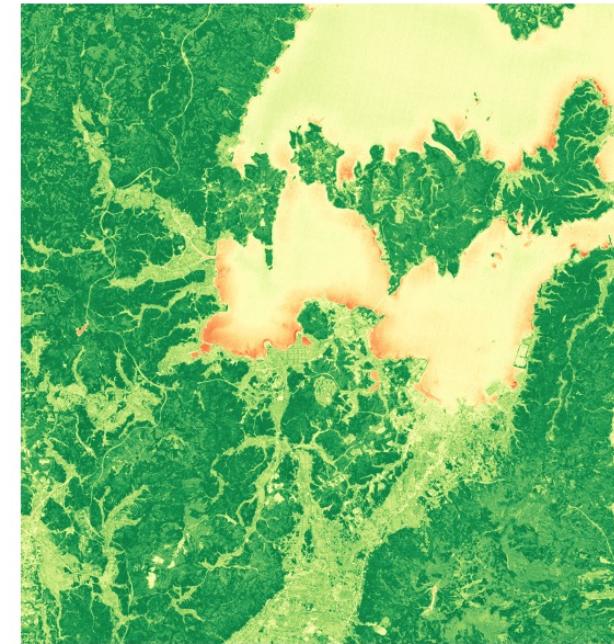
- ・現在は2機体制で運用
- ・1機当たりの回帰が10日
→同一地点を5日に1回撮影
- ・13種類の波長で地表を撮影
- ・分解能は10m-60m
- ・農業、林業、災害などの分析に役立てられている

- ・農業成功は、水稻収穫量によって測定する。
- ・水稻収穫量を衛星リモートセンシングによって予測する。

②②衛星リモートセンシング–NDVI–



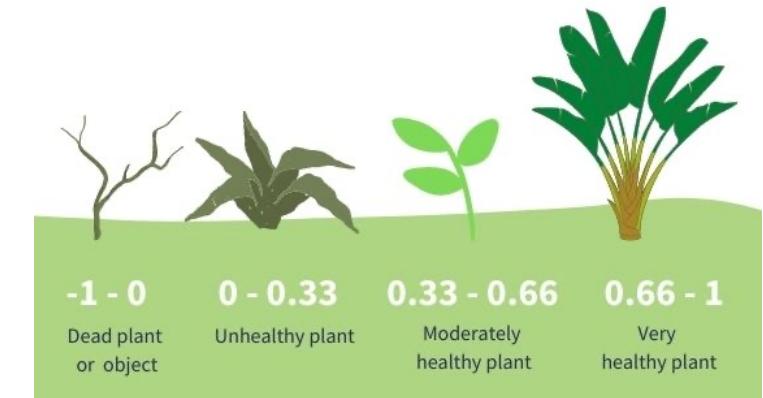
我々が見ている世界



NDVI



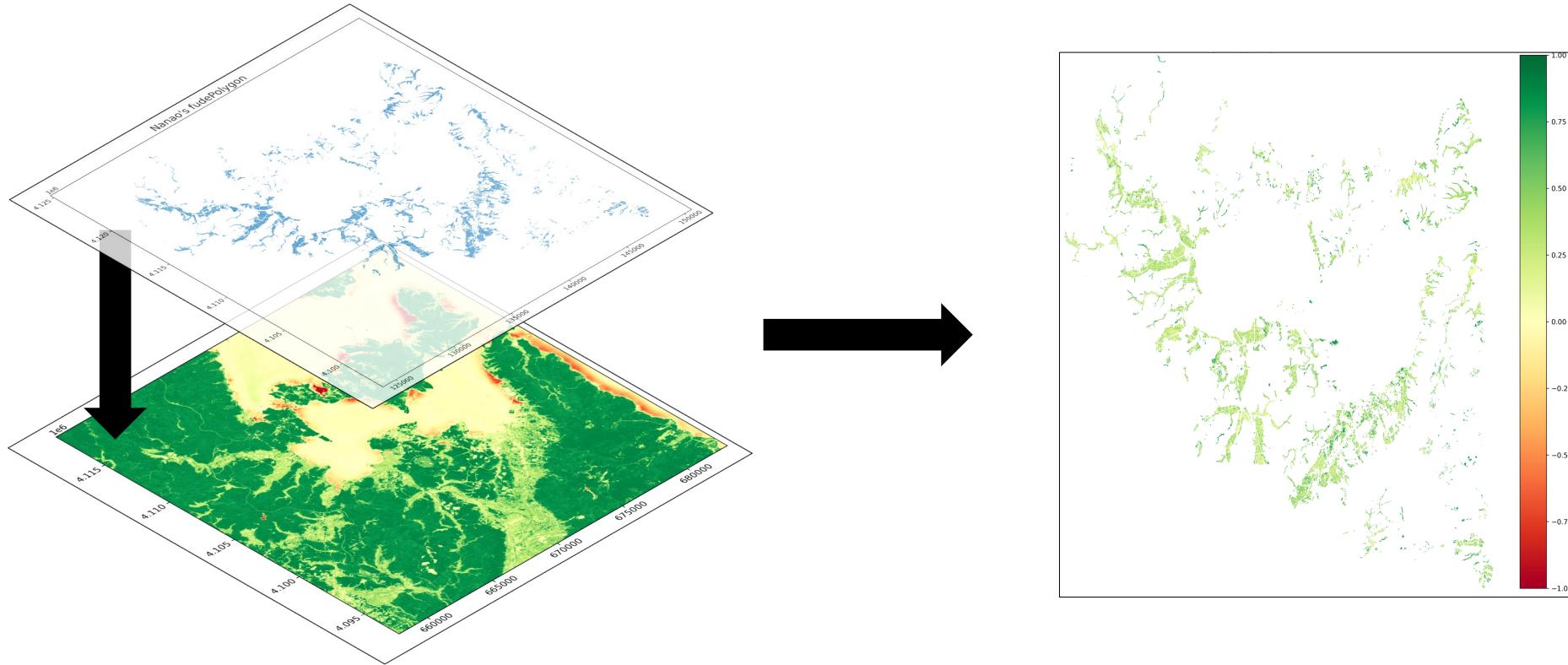
$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$



画像元: UP42

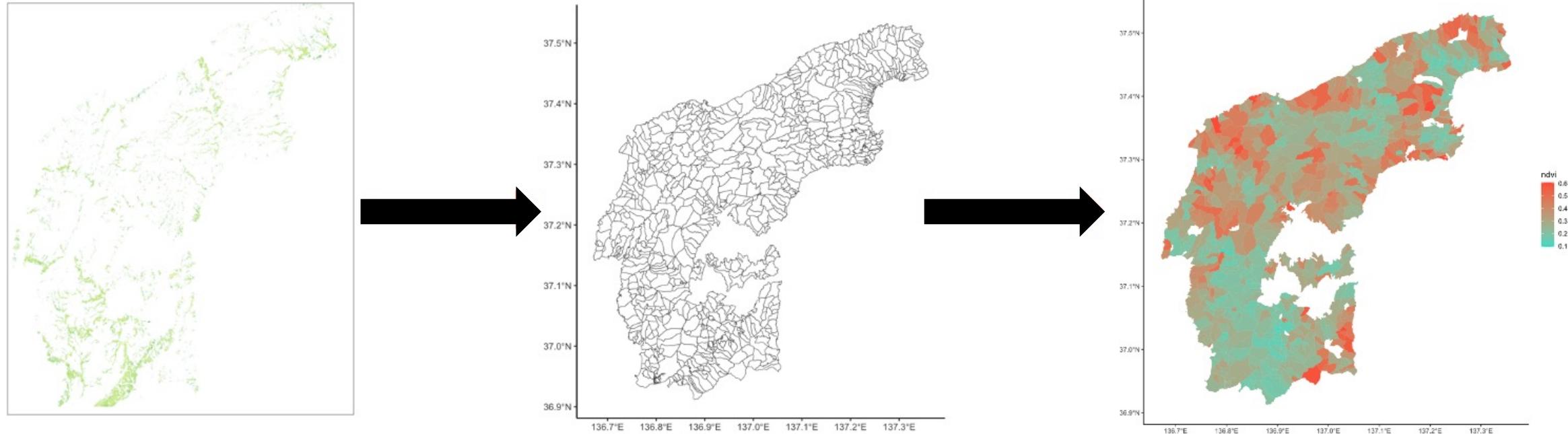
- ・赤色光（Red）と近赤外線（NIR）の衛星画像を組み合わせることで NDVI（Normalized Difference Vegetation Index）を算出できる。
- ・NDVIは-1から1までの値をとる。1に近い方が植生が高密度・健康。

②衛星リモートセンシング－水田抽出－



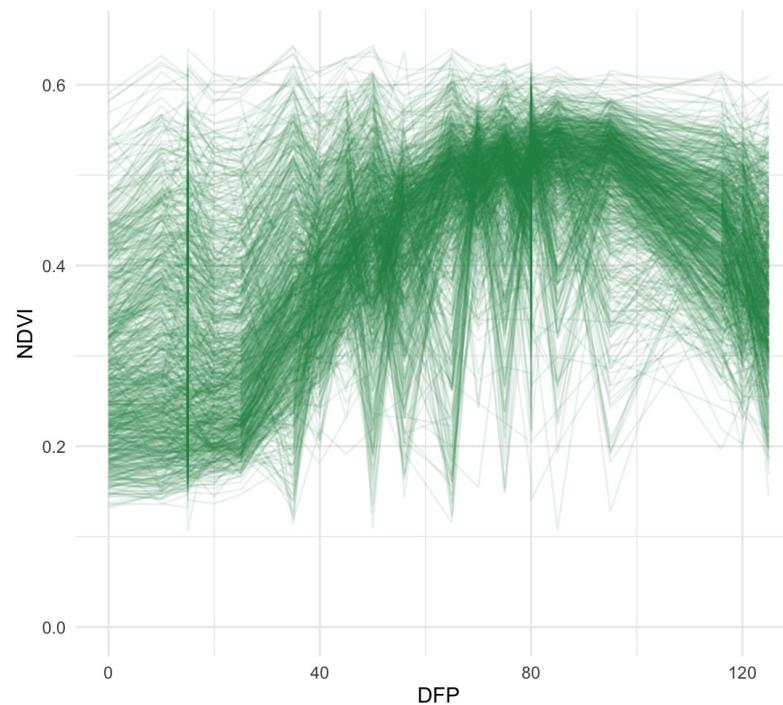
- ・この研究では水稻生育に关心がある。
⇒NDVIのラスター画像から水田を抽出する。
⇒筆ポリゴンの水田データを使う。クッキーの型抜きの要領。

②衛星リモートセンシング－農業集落ごとに平均算出－



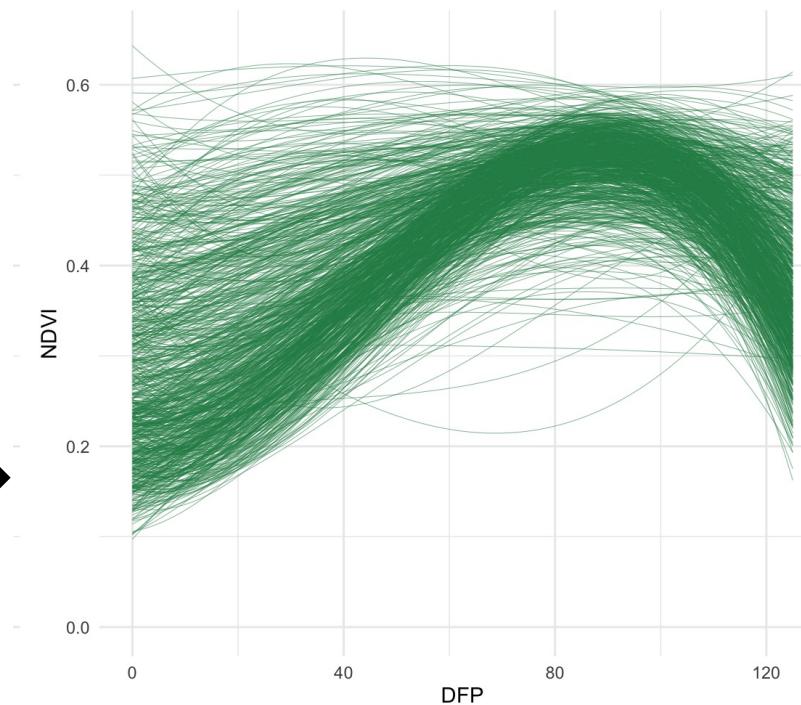
- ・水田だけを切り抜いたら、それを農業集落ごとにソートする。
⇒ そして各農業集落ごとにNDVIの平均値を算出する。

②衛星リモートセンシング–NDVIの推移を近似–



$$\widehat{NDVI} = \sum_{k=0}^3 \hat{\beta}_k DFP^k$$

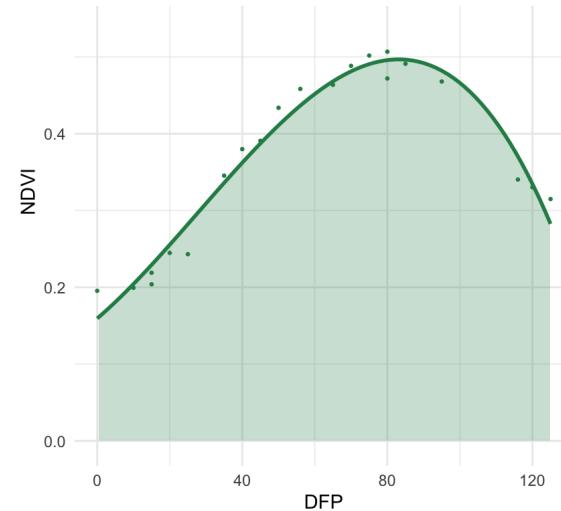
DFP: days from planted



- 2019-2022の5月から9月の雲が少ない衛星画像を用いて、農業集落ごとのNDVIを算出。NDVIの時系列変化が明らかになった。
⇒それを5/15からの経過日数(DFP)の3次関数で近似する（OLS使用）。

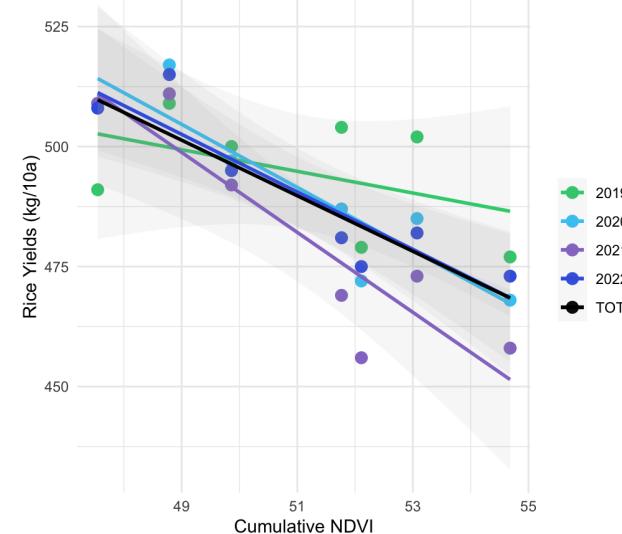
②衛星リモートセンシング－累積NDVIから収穫量予測－

[NDVIの関数を積分]



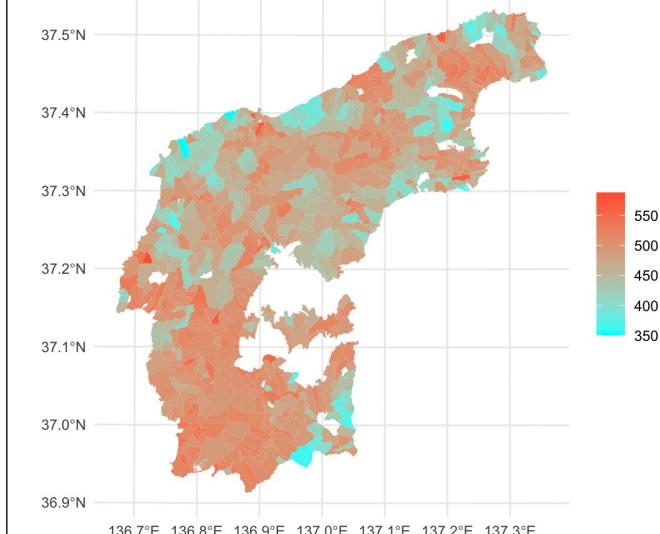
$$NDVI_i^{cumulative} = \int_0^{125} \widehat{NDVI}_i (DFP) \ dDFP$$

[累積NDVIと収穫量の関係]



$$\widehat{yield}_i = 784.8739 - 5.7867NDVI_i^{cumulative}$$

[平均的収穫量の予測値]



これを目的変数として用いる

- 3次関数で近似したNDVIを積分することで「累積NDVI」を算出.
⇒ この累積NDVIが市町村レベルの水稻収穫量と負の相関をもつ.
農業集落レベルにもこの傾向があると仮定. 予測モデルとして適合.

関数で近似するというアイデアはNuarsa and Nishio (2007), 積分のアイデアはAjith et al. (2017)がベース.

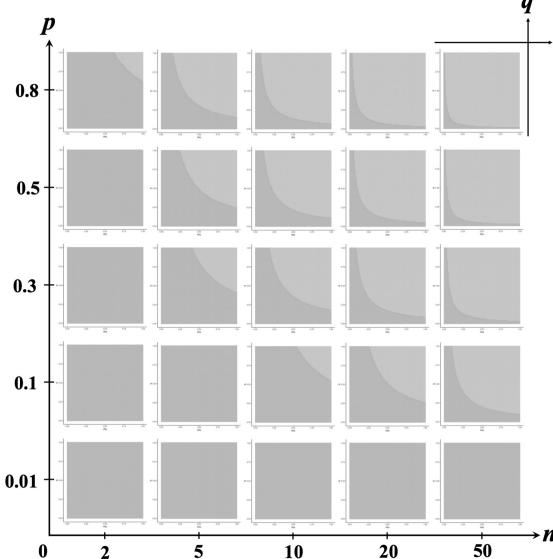
③実証分析

①理論的背景

- Putnamの社会関係資本を数理モデル化.
- 数理モデルのインプリケーションから、実証分析の仮説を導出.

$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$

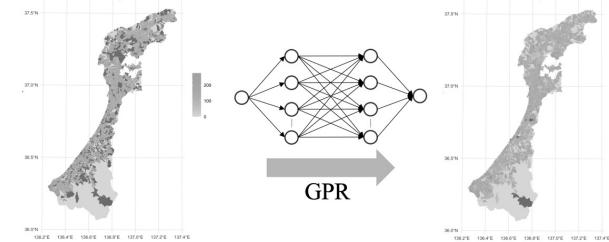
$$G = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



②実証準備

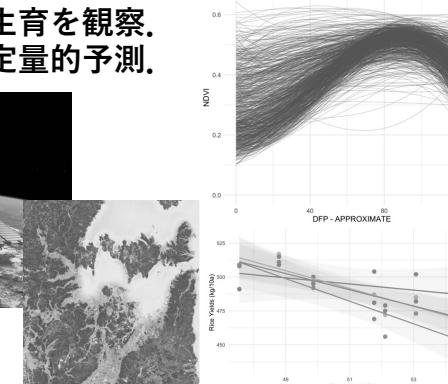
①農林業センサスの前処理

- 統計的機械学習による欠損値補完.
- {agribbit}パッケージの開発.



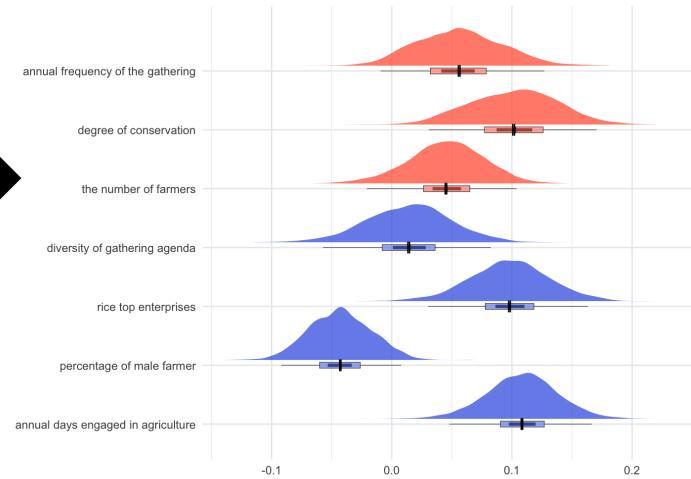
②衛星リモートセンシング

- 宇宙から水稻生育を観察.
- 水稻収穫量の定量的予測.



③実証分析

- 空間統計の手法を用いて分析.
- 理論モデルから導出した仮説を検証.



④限界 & 今後

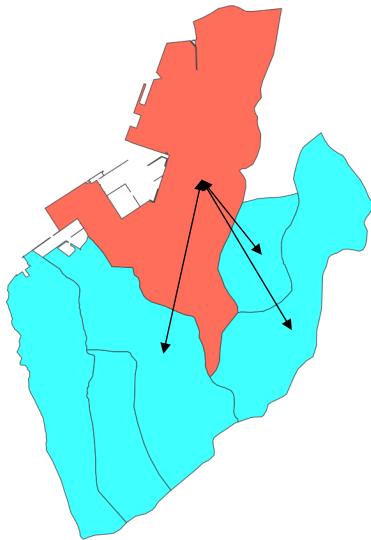
- 因果を明らかにはできていない.
- 衛星リモートセンシングから生成した指標の妥当性・蓋然性はあるのか.
- 扱う地域を拡大. 地域間の説明要因の違いを明らかにできたら面白い.

③実証分析 –CAR, Leroux Model–

$$\widehat{yield}_i = \sum_{k=1}^K x_{i,k} \beta_k + z_i + \epsilon_i$$

$$z_i | z_{j \neq i} \sim \mathcal{N}\left(\frac{\rho \sum_j c_{ij} z_j}{\rho \sum_j c_{ij} + 1 - \rho}, \frac{\tau^2}{\rho \sum_j c_{ij} + 1 - \rho}\right)$$

$$\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

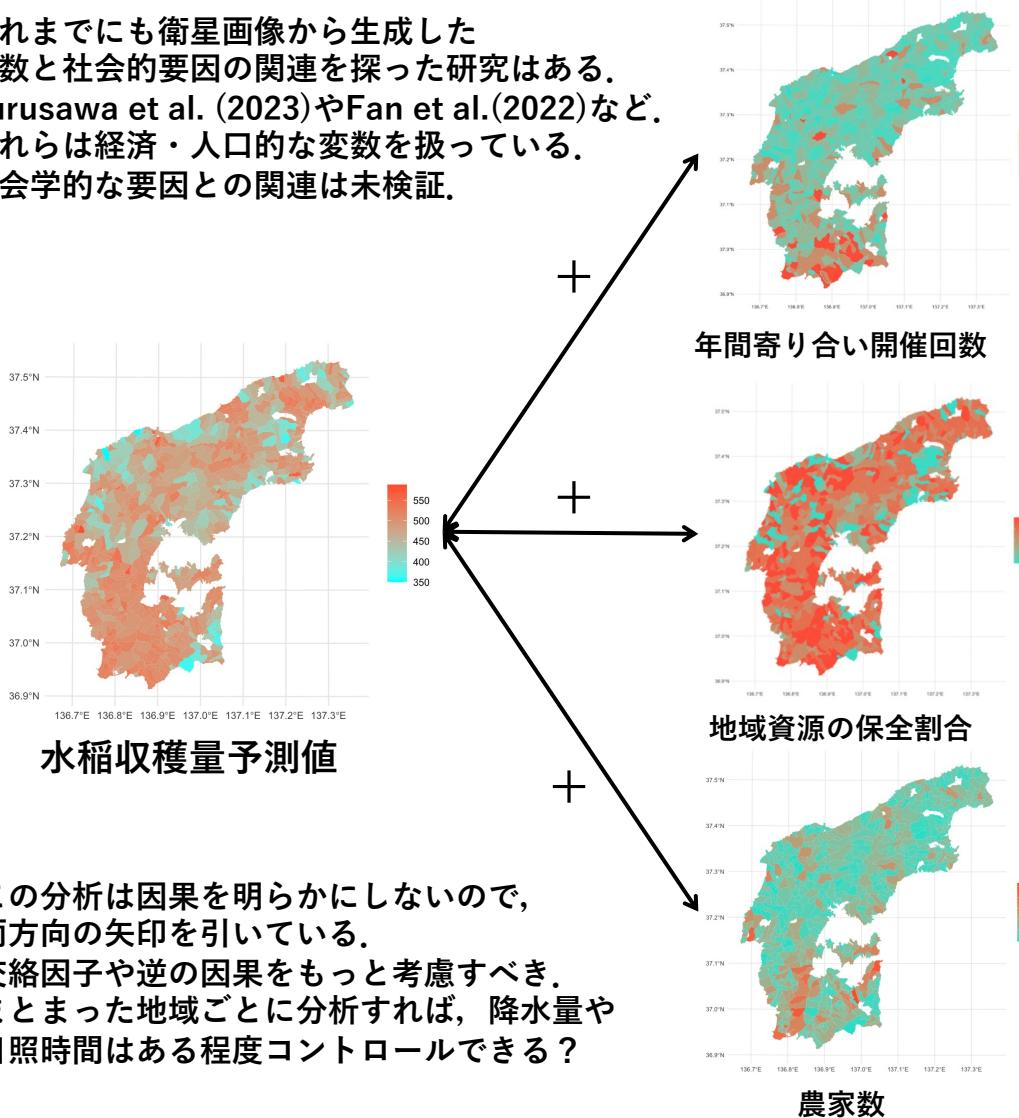


〔ルーク型近接の例〕
赤いゾーンの近接地域は、
境界線を共有している地域。
矢印が引いてある地域。
CARは、近接地域の値が所与の
うえで、自ゾーンの値が決まる
という考え方をしている。

- CAR (conditional auto-regressive) のなかのLeroux modelを用いる。
- 近接地域の影響を考慮したうえで回帰ができる。慣例にならってルーク型の近接を組んで分析をおこなった。
- パラメタはMCMCで推定。
説明変数の回帰係数に加えて、空間相関パラメタ、説明変数で説明される分散、空間パターンなどで説明される分散の3つのパラメタが推定される。

③実証分析 –仮説の再確認–

- これまでにも衛星画像から生成した変数と社会的要因の関連を探った研究はある。Furusawa et al. (2023)やFan et al. (2022)など。それらは経済・人口的な変数を扱っている。
- 社会学的な要因との関連は未検証。



△この分析は因果を明らかにしないので、両方向の矢印を引いている。

△交絡因子や逆の因果をもっと考慮すべき。

△まとめた地域ごとに分析すれば、降水量や日照時間はある程度コントロールできる？

[仮説1]

寄り合いを盛んに開催している地域では人々のつながり (p) , 信頼 (q) , 互酬性・規範 (ρ) が培われる。その結果、ジレンマが解消され、農業成功するのではないか？

[仮説2]

地域資源の保全が盛んな地域では、コモンズの利用価値 (α) が高まる。その結果、ジレンマが解消され、農業が成功するのではないか？

[仮説3]

農家数 (n) が多い地域は、ジレンマが解消しやすい。その結果農業が成功するのではないか？

③実証分析 –事後分布–

- 仮説1** ⇒ 年間寄り合い開催回数
⇒ 社会関係資本(p, ρ, q)の代理変数
- 仮説2** ⇒ 地域資源の保全割合
⇒ コモンズ利用価値(α)の代理変数
- 仮説3** ⇒ 農家数
⇒ プレイヤー数(n)の代理変数

寄り合いの議題の多様性

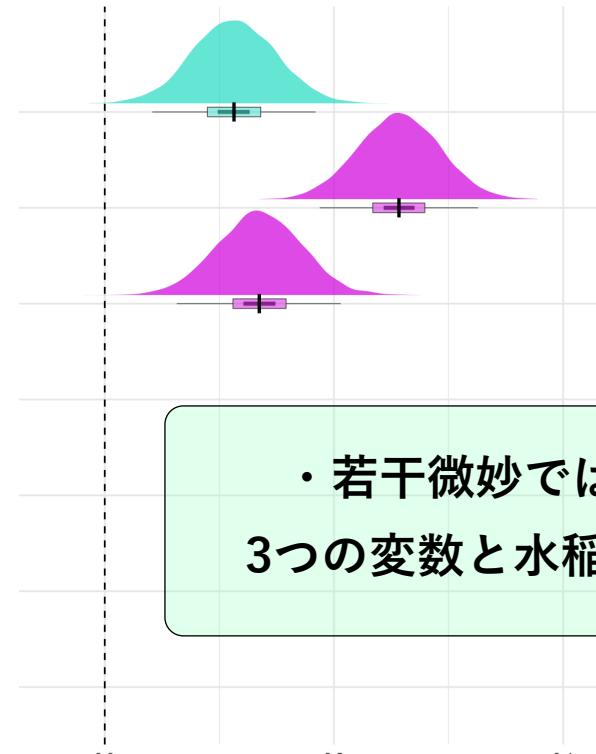
水稻による収益がもっとも
大きい経営体の割合

農家の男性割合

年間農業従事日数

model 1

近接地域の影響を考慮せず



- $DIC = 2145.754$

model 2

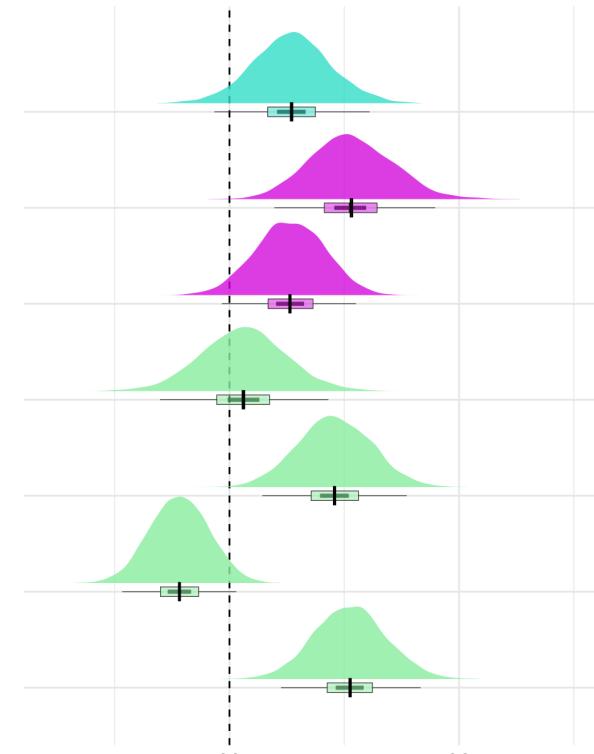
近接地域の影響を考慮



- $DIC = 607.734$
- $\tau^2 / (\sigma^2 + \tau^2) = 0.945$
- $\rho = 0.724$

model 3

近接地域の影響を考慮



- $DIC = -222.521$
- $\tau^2 / (\sigma^2 + \tau^2) = 0.970$
- $\rho = 0.678$

・若干微妙ではあるが、仮説に挙げた
3つの変数と水稻生育の関連はおおむね正。

・目的変数を含むすべての変数は標準化してある。いずれのmodelもサンプリング数が40000, バーンインが30000, チェーンが4。

いずれのモデルも説明変数のRhatは1.1以下を満たす。分散パラメタはRhatが1.2以上となる場合がある。また評価指標のDICもMCMCの試行によって大きく変動する場合がある。

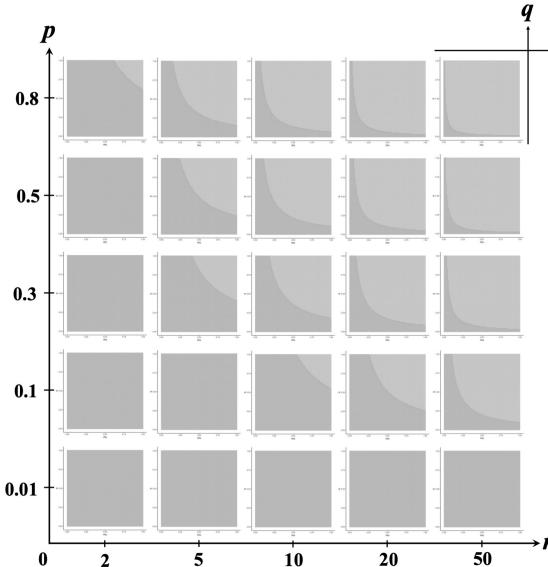
④限界 & 今後

①理論的背景

- Putnamの社会関係資本を数理モデル化.
- 数理モデルのインプリケーションから、実証分析の仮説を導出.

$$u(s) = v(s) - s + \rho(G^\top s \odot s - G^\top s \odot (1-s))$$

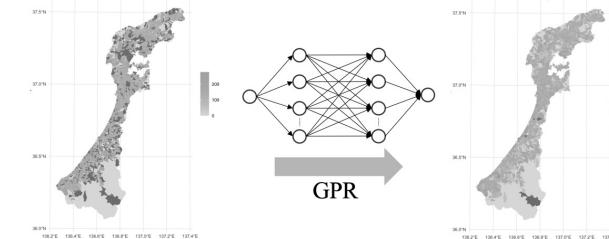
$$G = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



②実証準備

①農林業センサスの前処理

- 統計的機械学習による欠損値補完.
- {agribbit}パッケージの開発.

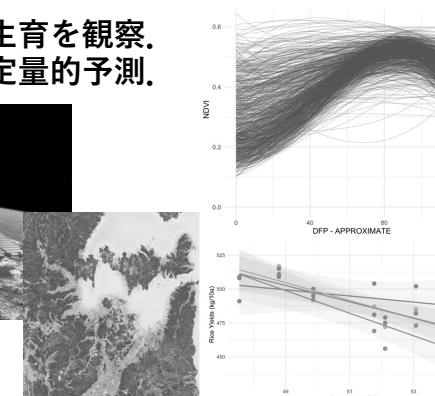


②衛星リモートセンシング

- 宇宙から水稻生育を観察.
- 水稻収穫量の定量的予測.

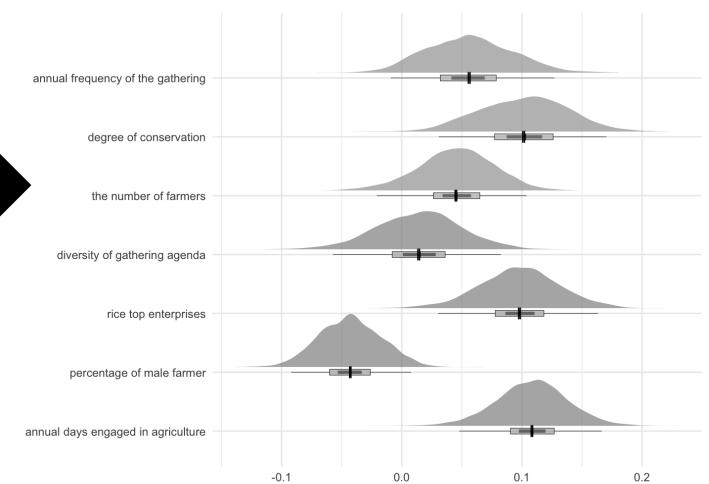


画像元: ESA



③実証分析

- 空間統計の手法を用いて分析.
- 理論モデルから導出した仮説を検証.



④限界 & 今後

- 因果を明らかにはできていない.
- 衛星リモートセンシングから生成した指標の妥当性・蓋然性はあるのか.
- 扱う地域を拡大. 地域間の説明要因の違いを明らかにできたら面白い.

④限界 & 今後 –限界や課題たくさんあります–

- 因果関係は明らかにできていない。
自然科学要因の交絡, 逆の因果などを考慮していない。
⇒自然科学要因が同じような地域同士でマッチングして, 社会科学要因の
違いによる差を検証してみる（計算社会科学で頂いた意見）。
- NDVIから算出した水稻収穫量予測値の蓋然性について深い考察が必要。
⇒これについては, リモセンの師匠との間で論争がある。
- 理論モデルで想定したメカニズムのリアリティが不明。
⇒理論モデルは社会を単純化しすぎている。現実に即していない可能性。
社会に対する自分の希望的観測, 都合の良い解釈が否めない。
⇒実証分析で見られた正の相関が, 理論モデルで想定したメカニズムに
よって表れたものなのは怪しい。

④限界 & 今後 –今後の挑戦–

- ・扱う地域を拡大する（これは言い訳ですが、M1の1年間は講義がとても多く（自研究科+卓越+学際院），研究時間の確保が難しかった）.
⇒降水量が少ない地域，都会に近い地域など。地域特性の異なる地域間で説明要因に違いが出るのかを調べてみる。
- ・ゲーム理論×ネットワークの数理モデルを面白くする。
- ・それから、能登半島における災害×農業のリモセンをやります。
⇒Sentinel-1のSAR（合成開口レーダ）を用いて、水田の取水状況をモニタリングする。そして、震災前年と震災年の耕作状況を比較。さらに農業の復興がどのように進んでいくのかを継続的に追いたい。

References and Data

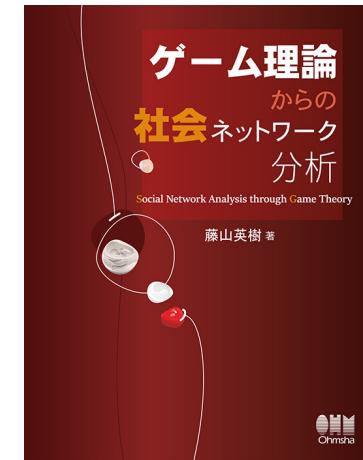
References

- [1] K. Ajith, V. Geethalakshmi, K.P. Ragunath, S. Pazhanivelan, and Ga. Dheebakaran. Rice Yield Prediction Using MODIS - NDVI (MOD13Q1) and Land Based Observations. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 6(12):2277–2293, December 2017.
- [2] ZeMeng Fan, XuYang Bai, and Na Zhao. Explicating the responses of NDVI and GDP to the poverty alleviation policy in poverty areas of China in the 21st century. *PLOS ONE*, 17(8):e0271983, August 2022.
- [3] Takuro Furusawa, Takuya Koera, Rikson Siburian, Agung Wicaksono, Kazunari Matsudaira, and Yoshinori Ishioka. Time-series analysis of satellite imagery for detecting vegetation cover changes in Indonesia. *Scientific Reports*, 13(1):8437, May 2023.
- [4] Martin A. Nowak. Five Rules for the Evolution of Cooperation. *Science*, 314(5805):1560–1563, December 2006.
- [5] I Wayan Nuarsa and Fumihiko Nishio. RELATIONSHIPS BETWEEN RICE GROWTH PARAMETERS AND REMOTE SENSING DATA. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)*, 4(1), October 2010.
- [6] Robert D. Putnam, Robert Leonardi, and Raffaella Y. Nonetti. *Making Democracy Work: Civic Traditions in Modern Italy*. Princeton University Press, May 1994.

【使用データ】

- Sentinel-2 (2019-2022)
- 農林業センサス (2020)
- 筆ポリゴン (2020)
- 作物統計調査 (2019-2022)

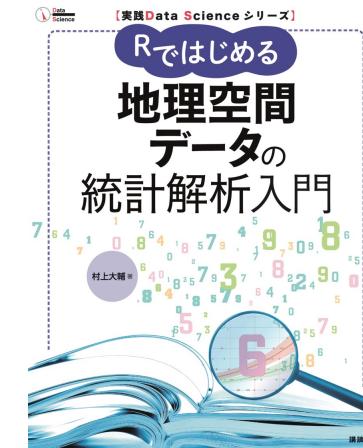
【主要な本】



画像元: オーム社



画像元: 技術評論社



画像元: 講談社サイエンティフィク



第0章だけでも、
読んでいいってください!!

・超柔軟なベイズ的回帰モデル、ガウス過程の日本初の入門書。

・基礎の線形回帰から始め、原理をゼロからていねいに解説。

MLP