

複数の評価基準から合理的な総合評価による合意形成の支援

Support for consensus building through rational comprehensive evaluation based on multiple evaluation criteria

奥原 由利恵 (Yurie Okuhara)
2010022122@campus.ouj.ac.jp

放送大学 教養学部教養学科 情報コース

9:35-9:50, Tuesday, February 14, 2023
N212, Toyama Prefectural University

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

1.1 本研究の背景

2/27

- 犯罪は、完全にランダムで発生するわけではなく、その場所の地理的な特徴など、何らかの要素が影響していると考えられている。
- 過去に発生した犯罪のデータや、犯罪の要因となり得るデータを用いて、いつ、どこで犯罪が発生するかを予測する研究が、欧米を中心に盛んである。



図1 犯罪が発生する3要素

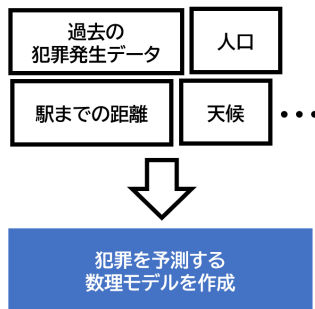


図2 地理的犯罪予測の概要

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

1.2 本研究の目的

3/27

- 欧米と比較して犯罪が低頻度なわが国においても、適切なアプローチを行うことで、時空間的解像度および精度を高く予測することを目指す。
- 地図上に要因を可視化し、根本的な防止へ知見を得ることを支援する。



図3 わが国を取り巻く現状



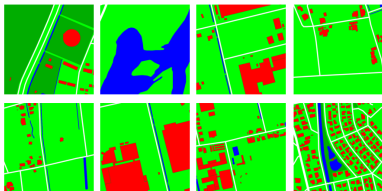
図4 本研究の目的

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

2.1 多様な要因を考慮したデータセットの作成

4/27

- 空き地の面積や、金融機関までの距離など、地理的な特徴を表すデータを、地図画像や地図情報サイトから取得する。



↓ 画像処理で、構造化データへ

メッシュコード	建物の面積比率	空き地の面積比率	道路
0001	0.324	0.521	
0002	0.761	0.109	
0003	0.231	0.653	
0004	0.113	0.721	
0005	0.008	0.897	

図11 地図画像にもとづく説明変数の抽出



↓ スクレイピング、ジオコーディング

コンビニエンスストア	金融機関	レジャー施設	
[137.203, 36.603]	[136.310, 36.321]	[137.433, 36.692]	[137.4
[137.214, 36.651]	[137.002, 36.621]	[137.562, 36.832]	[137.5
[137.195, 36.599]	[137.322, 36.691]	[137.203, 36.293]	[137.2
[137.201, 36.709]	[136.893, 36.761]	[137.543, 36.654]	[137.5
[137.195, 36.541]	[137.312, 36.782]	[137.143, 36.932]	[137.1

図12 地図情報サイトからのスクレイピング

2.1 多様な要因を考慮したデータセットの作成

5/27

- 長期的リスクをまとめた2次元テーブルに、短期的リスクを加えた3次元テーブルを作成する。

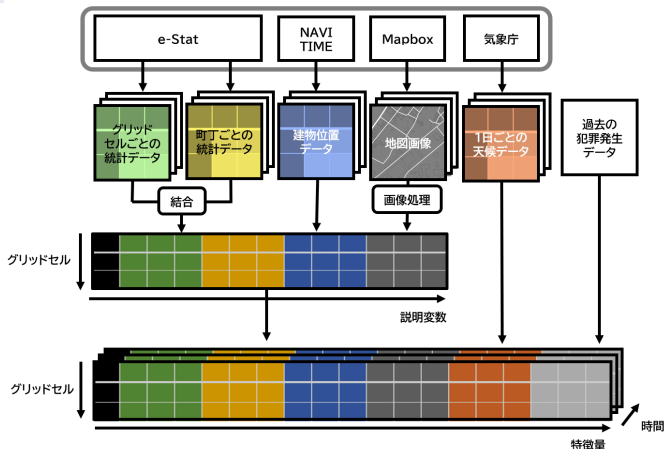


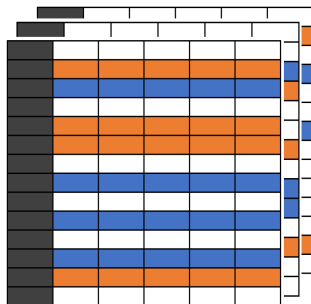
図14 データセットを作成するまでの流れ

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

2.2 データクリーニングによる前処理

6/27

- 1日ごとにランダムアンダーサンプリングを行う。目的変数に対して有意に寄与する説明変数を選択し、アンサンブル学習を行う XGBoost で予測モデルを構築する。



- 犯罪が発生したサンプル
- ランダムアンダーサンプリングで選択された犯罪が発生していないサンプル

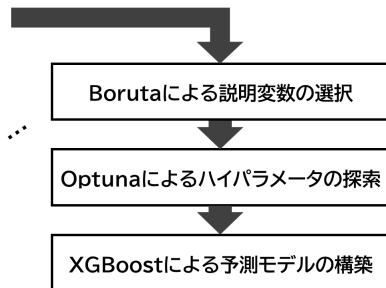


図15 予測モデルを構築するまでの流れ

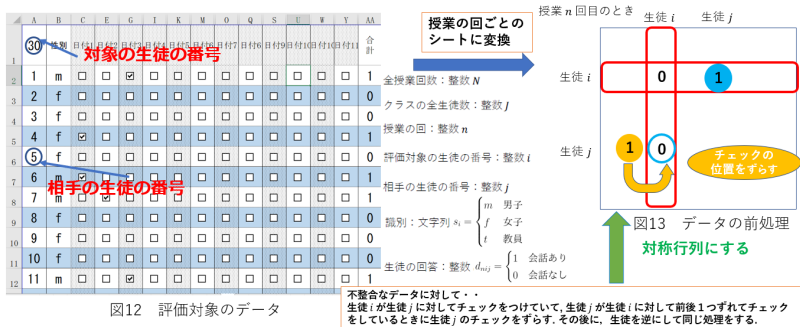
1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

2.2 データクリーニングによる前処理

7/27

- はじめに
- サイバー空間からのデータ取得
- 複数の評価基準からの総合評価
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

学校での成績評価を例に、複数の評価基準から総合評価の導出するための枠組みについて述べる。収集されたデータから、不確実性と不確定性を考慮した欠損値処理、外れ値処理、特徴量変換・追加、次元削除などの前処理の手法を紹介する。



欠損値処理
リストワイズ法, ペアワイズ法,
平均値代入法

外れ値処理
スミノルフ・グラブス検定,
四分位範囲

特徴量変換・追加
フィルタ法, ラッパー法,
組み込み法

次元削除
主成分分析

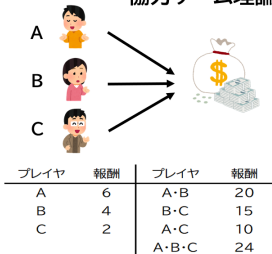
2.3 貢献度

8/27

- 複雑なモデルであっても、その予測値を出力した理由を解釈できる手法として、Shapley Additive Explanations (SHAP) がある。

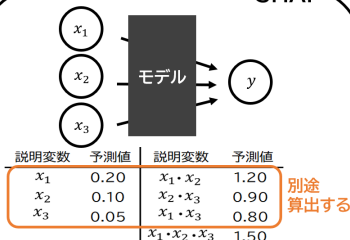
1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

協力ゲーム理論



プレイヤーの報酬が、単純な加算ではないとき、各プレイヤーの“貢献度”を表す指標として、Shapley値がある。

SHAP



Shapley値を機械学習のモデルに応用したものがSHAPであり、各説明変数の目的変数への“貢献度”をSHAP値とよぶ。

$$\phi_j = \frac{1}{|J|!} \sum_{s \subseteq J \setminus \{j\}} (|s|! (|J| - |s| - 1)!) (v(s \cup \{j\}) - v(s))$$

ϕ_j : プレイヤjのShapley値

J : プレイヤの集合 $|s|$: 集合sの要素数

s : 集合Jからプレイヤjを除いた集合

$v(\cdot)$: 報酬を表す関数

図13 SHAPの概要

2.3 貢献度

9/27

- 長期的リスクについて、予測モデルに対して SHAP を適用し、SHAP 値のテーブルを作成する．それを、地図上に可視化する．

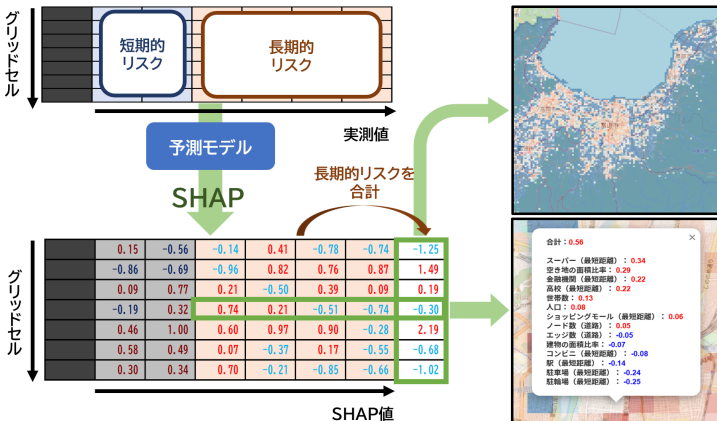


図16 犯罪発生要因を可視化するまでの流れ

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

2.3 貢献度

10/27

因果探索とは、観測データを用いて、データ群の因果グラフ（複数の観測データにおいて、それぞれの値がお互いに及ぼしあっている影響の度合いを構造的に示したもの）を導出するための教師なし学習である。

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

LiNGAM

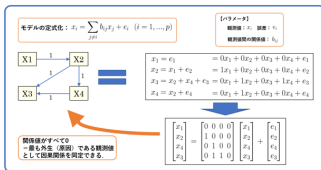


図15 LiNGAMのアルゴリズム

LiNGAMの制約

1. 内生変数と外生変数をつなぐ関数は線形.
2. 外生変数の分布は非ガウス連続分布.
3. 因果グラフは非巡回
4. 外線変数同士は互いに独立.

内生・・・観測済み 外生・・・未観測

Direct-LiNGAM

Direct-LiNGAMのアプローチ

・・・回帰分析を用いる手法

- ・ 内生変数群から2変数を取り出しそれらの変数間に成り立つ因果関係を同定することを繰り返して因果グラフの始点を探索.
- ・ その変数を内生変数群から除外し、残った変数のみで内生変数群を再形成.

適当な2変数

$$\begin{cases} x_1 = e_1 \\ x_2 = b_{21}x_1 + e_2 \end{cases}$$

目的変数を x_1 , 説明変数を x_2 としたときの回帰残差 (r_2).

$$r_2 = \left\{ 1 - \frac{b_{21} \text{cov}(x_1, x_2)}{\text{var}(x_2)} \right\} e_1 - \frac{b_{21} \text{var}(x_1)}{\text{var}(x_2)} e_2$$

ダルモア・スキットビッチの定理

2つの確率変数 y_1, y_2 が互いに独立な確率変数 $s_i (i = 1, \dots, q)$ を用いて下記のように表されるとき, y_1, y_2 が独立なら, $\alpha_j, \beta_j \neq 0$ となるような変数 s_j はガウス分布に従う.

$$y_1 = \sum_{i=1}^q \alpha_i s_i \quad y_2 = \sum_{i=1}^q \beta_i s_i$$

2.3 貢献度

11/27

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

経済波及の分析を行うために、計量経済モデルを用いて因果性を導出する研究は様々ある。LiNGAM と VAR モデルでは変数間の因果関係を読み取ることができる。

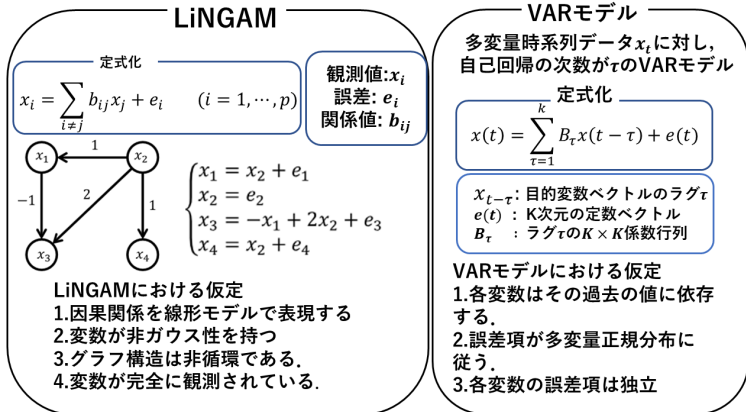


図 1: 統計的手法による因果探索

2.3 貢献度

12/27

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

スクレイピングによって経済情報や金融情報を収集し、正規化などデータの前処理を行い、VAR-LiNGAM による因果性探索を行う。

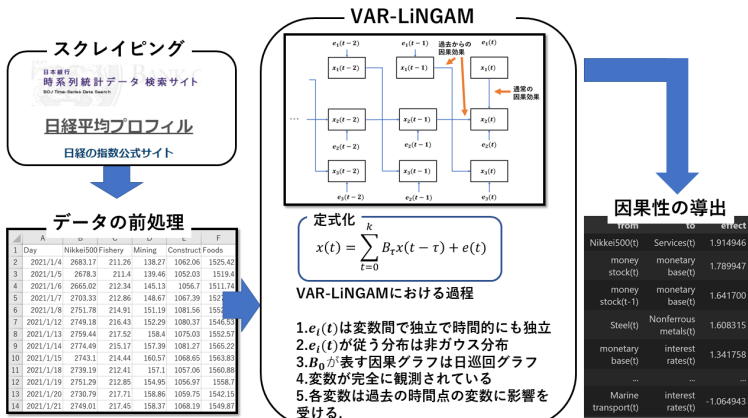
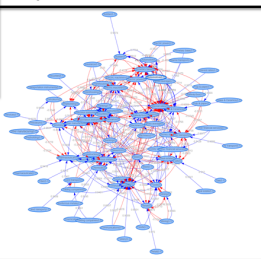
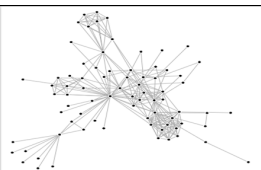
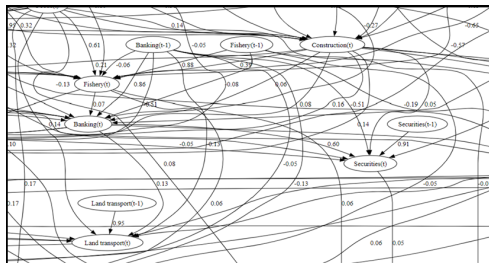


図 2: 時系列を考慮した因果探索システムの流れ

2.3 貢献度

13/27

直感的に因果関係を理解しやすくするために、3D グラフによる因果性の可視化を行う。



2Dグラフによる可視化ではエッジが増えるとスパゲッティ状になってしまい、情報が読み取りづらくなってしまふ。
3Dグラフによる可視化はエッジが増えた際に2Dグラフよりも可読性に優れている。

図 3: VAR-LiNGAM の実行結果

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

3.1 データ包絡分析による評価と改善値

14/27

DEA とは、ある分野における組織の集合において、対象の組織の業績を評価するために生み出されたノンパラメトリックなアプローチである。組織とは、その活動においていくつかの種類の入力（投入）をいくつかの出力（産出）に変換することに携わる生産体（Decision Making Unit: DMU）を指す。

<CCR モデルの主問題>

$$\begin{aligned} &\text{maximize} && \frac{u^T y_o}{v^T x_o} = z \\ &\text{subject to} && -v^T X + u^T Y \leq 0 \\ &&& u \geq 0 \quad v \geq 0 \end{aligned}$$

対象の効率性 = $\frac{\text{対象の仮想出力}}{\text{対象の仮想入力}}$
を可能な限り最大化する重みを定める。

他のDMUに対しても、効率値は1を超えないように制約。

重みが負の値をとらないように制約。

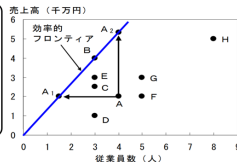


図16 1入力・1出力のDMU群

双対問題

<入力指向モデル>

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && w = \theta \\ &\text{subject to} && Y\lambda \geq y_o \\ &&& -X\lambda + x_o\theta \geq 0 \\ &&& \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

<出力指向モデル>

$$\begin{aligned} &\text{maximize} && w = \eta \\ &\text{subject to} && X\mu \leq x_o \\ &&& -Y\mu + y_o\eta \leq 0 \\ &&& \mu \geq 0 \end{aligned}$$

<入力改善案>

$$\hat{x}_i = \sum_{k=1}^K x_{ik} \lambda_k \quad i = 1, 2, \dots, m$$

<出力改善案>

$$\hat{y}_j = \sum_{k=1}^K y_{jk} \mu_k \quad j = 1, 2, \dots, n$$

それぞれのDMUに対して各入力をどれだけ減少、各出力をどれだけ増加させれば評価値が1になるかが算出できる。また、その際に参考としたDMUもわかる。

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

3.1 データ包絡分析による評価と改善値

15/27

データベース内には地理情報を持たない数値データ, 地理情報を持つ数値データ, 施設等の位置データがある. データは RESAS API および国土交通省のウェブサイトを用いて収集した. それらを因果探索で絞りこみ, DEA の入力・出力に振り分ける.

表1 地理情報を持たない数値データ

データ項目	単位	データ項目	単位
耕作放棄地率	%	経営耕地面積	1 畧 / 経営体
農業産出額	千万円	労働生産性	なし
企業数	社	従業員数	人
歳出決算額 [総務費]	%	農地平均取引価格	円 / m ²
歳出決算額 [民生費]	%	商業用地平均取引価格	円 / m ²
歳出決算額 [衛生費]	%	住宅用地平均取引価格	円 / m ²
歳出決算額 [農林水産業費]	%	林地平均取引価格	円 / m ²
歳出決算額 [商工費]	%	マンション等平均取引価格	円 / m ²
歳出決算額 [土木費]	%	1 人あたりの地方税	千円
歳出決算額 [警察費・消防費]	%	製造品出荷額	万円
歳出決算額 [教育費]	%	事業所数	事業所
歳出決算額 [公債費]	%	総人口	人
歳出決算額 [労働費]	%	老年人口	%
歳出決算額 [その他 (雑費)]	%	生産年齢	%
農業就業人口平均年齢	歳	年少人口	%
農業経営者平均年齢	歳	年間商品販売額	百万円
林業業況収入	万円	海産物産物等販売額	万円
林産物販売金額	万円	付加価値額	万円
一人当たりの法人住民税	千円	1 人あたりの固定資産税	千円

表2 地理情報を持つ数値データ 表3 位置データ

データ項目	単位
施設位置 [空港]	経度・緯度
施設位置 [工業団地]	経度・緯度
施設位置 [都市公園]	経度・緯度
施設位置 [道の駅]	経度・緯度
施設位置 [学校]	経度・緯度

データ項目	単位
施設数 [空港]	箇所
施設数 [工業団地]	箇所
施設数 [都市公園]	箇所
施設数 [道の駅]	箇所
施設数 [学校]	箇所

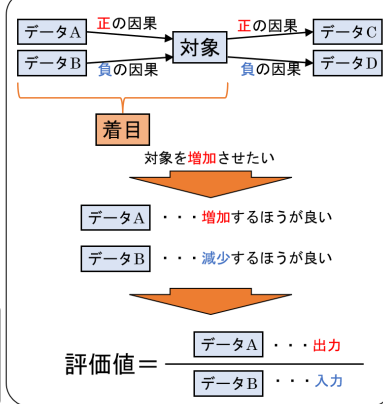
データの正規化

<robust Z-score>

$$x' = \frac{x - \text{median}(x)}{IQR}$$

median(x) ... データの四分位範囲 IQR ... データの中央値

入力出力への振り分け



3.1 データ包絡分析による評価と改善値

16/27

因果探索によって振り分けられた入力・出力を用いて DEA を行うことで評価値、入力・出力改善案、参照集合に属する市区町村とそれらにかかるウェイトを算出する。種類ごとの計 4 つの csv ファイルで結果を出力する。

表4 各都道府県におけるDMUの内訳

都道府県	市	区	町	村	都道府県	市	区	町	村	都道府県	市	区	町	村
北海道	35	0	130	20	石川県	11	0	8	0	岡山県	14	4	10	2
青森県	10	0	22	8	福井県	9	0	8	0	広島県	13	8	0	9
岩手県	14	0	15	4	山梨県	13	0	8	6	山口県	13	0	0	6
宮城県	13	5	18	1	長野県	19	0	23	35	徳島県	8	0	15	1
秋田県	13	0	9	3	岐阜県	21	0	19	2	香川県	8	0	9	0
山形県	13	0	19	3	静岡県	21	10	12	0	愛媛県	11	0	9	0
福島県	13	0	31	15	愛知県	37	16	14	2	高知県	11	0	17	6
茨城県	32	0	10	2	三重県	14	0	15	0	福岡県	27	14	29	2
栃木県	14	0	11	0	滋賀県	13	0	6	0	佐賀県	10	0	10	0
群馬県	12	0	15	8	京都府	14	11	10	1	長崎県	13	0	8	0
埼玉県	39	10	22	1	大阪府	31	31	9	1	熊本県	13	5	23	8
千葉県	36	6	16	1	兵庫県	28	9	12	0	大分県	14	0	3	1
東京都	26	23	5	8	奈良県	12	0	15	1	宮崎県	9	0	14	3
神奈川県	16	28	13	1	和歌山県	9	0	20	1	鹿児島県	19	0	20	4
新潟県	19	8	6	4	鳥取県	4	0	14	1	沖縄県	11	0	11	19
富山県	10	0	4	1	島根県	8	0	10	1	合計	733	188	727	203

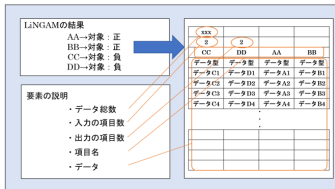


図21 DEAの入力・出力ファイル

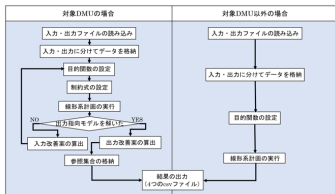


図22 DEA部分のフロー

評価値	入力・出力改善案	参照集合・重み (入力)	参照集合・重み (出力)
cuty_code,effc_value	imp_item imp_value	city_code weight_in	city_code weight_out
1100 0.55679	AAA 0	24303 0.0611	24303 0.13164
1202 0.70558	BBB 13.244	33663 0.17123	33663 0.3689
1203 0.83029	CCC 0.86798	34203 0.01215	34203 0.02617
.	DDD 5.68598	39424 0.02395	39424 0.05159
.	EEE 3.69084	44462 0.32172	44462 0.69311
.	FFF 26.6893		
47381 0.30172	GGG 6.20473		
47382 0.35638	HHH 42026.3		

図23 DEA部分のアウトプット

改善案は正規化されていた値を逆変換して表示。

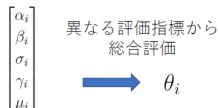
3.1 データ包絡分析による評価と改善値

17/27

値が大きいほど評価が良くなる基準と、値が小さいほど評価が良くなる基準がある場合に、総合評価を導出するためにデータ包絡分析 (Data Envelopment Analysis: DEA) を活用することを提案する。

異なる評価の統合

- | | |
|--------|--------------------------|
| 評価項目 1 | どれだけ多くの他の生徒に話しかけていたか？ |
| 評価項目 2 | 男子女子に偏らずまんべんなく活動できていたか？ |
| 評価項目 3 | 特定のの人に偏らずまんべんなく活動できていたか？ |
| 評価項目 4 | 活動回数の少ない人に積極的に関わっていたか？ |
| 評価項目 5 | 生徒相互間の活動に関する評価 |



データ包絡分析 (Data Envelopment Analysis: DEA)による総合評価 θ_i ($0 \leq \theta_i \leq 1$) の導出

- | | | | |
|--------|--------------------------|----------|---|
| 評価項目 1 | 数 $\alpha[i]$ は多いほど評価は良い | →分子 (出力) | $\begin{aligned} &\text{Maximize } \theta_i = \frac{u_1\alpha_i + u_2\mu_i}{w_1\beta_i + w_2\sigma_i + w_3\gamma_i} \\ &\text{Subject to } \frac{u_1\alpha_j + u_2\mu_j}{w_1\beta_j + w_2\sigma_j + w_3\gamma_j} \leq 1 \quad (\forall j) \\ &u_1, u_2, w_1, w_2, w_3 \geq 0 \end{aligned}$ |
| 評価項目 2 | 偏り $\beta[i]$ は少ないほど良い | →分母 (入力) | |
| 評価項目 3 | 偏り $\sigma[i]$ は少ないほど良い | →分母 (入力) | |
| 評価項目 4 | 値 $\gamma[i]$ が小さいほど良い | →分母 (入力) | |
| 評価項目 5 | 値 $\mu[i]$ が大きいほど良い | →分子 (出力) | |

$$\begin{aligned} &\text{Maximize } \phi_i = u_1\alpha_i + u_2\mu_i \\ &\text{Subject to } w_1\beta_i + w_2\sigma_i + w_3\gamma_i = 0 \\ &\quad (u_1\alpha_j + u_2\mu_j) - (w_1\beta_j + w_2\sigma_j + w_3\gamma_j) \leq 0 \quad (\forall j) \\ &\quad u_1, u_2, w_1, w_2, w_3 \geq 0 \end{aligned}$$

自己都合の仮想重みで自己を評価、他者からの評価を考慮せずに総合評価。

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

3.2 ミニマム DEA ゲーム

18/27

第3章までのDEAを活用した総合評価の導出をさらに拡張し、合理的な総合評価とするための仕組みを提案し発展させる。DEAを用いたクロス効率性分析による平均クロス効率値について紹介する。

表2 各DMUの各評価項目の値

	x_1	...	x_P	y_1	...	y_Q
DMU ₁	x_{11}	...	x_{1P}	y_{11}	...	y_{1Q}
DMU ₂	x_{21}	...	x_{2P}	y_{21}	...	y_{2Q}
DMU ₃	x_{31}	...	x_{3P}	y_{31}	...	y_{3Q}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
DMU _N	x_{N1}	...	x_{NP}	y_{N1}	...	y_{NQ}

表3 各DMUの各評価項目の重み

	x_1	...	x_P	y_1	...	y_Q
DMU ₁	w_{11}^*	...	w_{1P}^*	u_{11}^*	...	u_{1Q}^*
DMU ₂	w_{21}^*	...	w_{2P}^*	u_{21}^*	...	u_{2Q}^*
DMU ₃	w_{31}^*	...	w_{3P}^*	u_{31}^*	...	u_{3Q}^*
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
DMU _N	w_{N1}^*	...	w_{NP}^*	u_{N1}^*	...	u_{NQ}^*

平均クロス効率値

導出した θ_{ji} の平均をとる。

$$\bar{\theta}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \theta_{ji}$$

DEA(分数計画問題)

$$\begin{aligned} \text{Maximize} \quad & \theta_i = \frac{\sum_{q=1}^Q u_{iq}^* y_{iq}}{\sum_{p=1}^P w_{ip}^* x_{ip}} \\ \text{Subject to} \quad & \frac{\sum_{q=1}^Q u_{iq}^* y_{jq}}{\sum_{p=1}^P w_{ip}^* x_{jp}} \leq 1 \quad (\forall j) \\ & w_{ip}^*, u_{iq}^* \geq 0 \quad (\forall p, \forall q) \end{aligned}$$

クロス効率行列

i の重みを用いて j を評価

$$\theta_{ij} = \frac{\sum_{q=1}^Q u_{iq}^* y_{jq}}{\sum_{p=1}^P w_{ip}^* x_{jp}}$$

表4 クロス効率行列

評価 DMU	被評価 DMU					C. W.
	DMU ₁	DMU ₂	DMU ₃	...	DMU _N	
DMU ₁	θ_{11}	θ_{12}	θ_{13}	...	θ_{1N}	$1/N$
DMU ₂	θ_{21}	θ_{22}	θ_{23}	...	θ_{2N}	$1/N$
DMU ₃	θ_{31}	θ_{32}	θ_{33}	...	θ_{3N}	$1/N$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
DMU _N	θ_{N1}	θ_{N2}	θ_{N3}	...	θ_{NN}	$1/N$
平均	$\bar{\theta}_1$	$\bar{\theta}_2$	$\bar{\theta}_3$	...	$\bar{\theta}_N$	

DMU自身に最適な入力項目と出力項目に対する重みを用いて、自身以外のDMUをクロス効率値により相互評価する

自己都合の仮想重みで自己と他者を評価、他者からの評価も共通の重み($w_i = 1/N$)で総合評価。

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

3.2 ミニマム DEA ゲーム

19/27

- はじめに
- サイバー空間からのデータ取得
- 複数の評価基準からの総合評価
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

DEA ゲームと特性関数や Shapley 値の関連について紹介する。最適化問題として DEA ゲームを定式化し、プレイヤーである DMU の集合に対する DEA ゲームの最適値が優加法性を有すことを示し、その配分が個人合理性と全体合理性を満たすことを示す。その結果、プレイヤーである DMU の集合に対する DEA ゲームの最適値を特性関数として、Shapley 値を求めることで合理的な配分が求められる。

表5 正規化したクロス効率行列

評価 DMU	被評価 DMU					行和
	1	2	3	...	N	
1	θ'_{11}	θ'_{12}	θ'_{13}	...	θ'_{1N}	1
2	θ'_{21}	θ'_{22}	θ'_{23}	...	θ'_{2N}	1
3	θ'_{31}	θ'_{32}	θ'_{33}	...	θ'_{3N}	1
...	...	...	...	...	...	...
N	θ'_{N1}	θ'_{N2}	θ'_{N3}	...	θ'_{NN}	1

集合 $\theta'_i(S)$
 i を含む集合 S の
 i による評価の
 効率値の和

$$\theta'_i(S) = \sum_{j \in S} \theta'_{ij}$$

j の配分を x_j とすると、
個人合理性: $x_j \geq D(j)$

行和を 1 にしたので、
全体合理性: $D(N) = 1$ を満たす

Shapley 値の導出

S の要素数を s とすると

$$\phi_i = \sum_{j \in S \subset N} \frac{(s-1)!(n-s)!}{n!} \{D(S) - D(S \setminus \{i\})\}$$

限界貢献度

特性関数

DEA 最小ゲーム

$$D(j) = \text{Minimize} \quad \sum_{i=1}^N w_i^j \theta'_{ij}$$

$$\text{Subject to} \quad \sum_{i=1}^N w_i^j = 1$$

$$w_i^j \geq 0 \quad (\forall i)$$

$$D(S) = \text{Minimize} \quad \sum_{i=1}^N w_i^S \theta'_i(S)$$

$$\text{Subject to} \quad \sum_{i=1}^N w_i^S = 1$$

$$w_i^S \geq 0 \quad (\forall i)$$

$D(S \cup i) - D(S) \geq 0$ であるから、
 特性関数は優加法性を持つ。



各プレイヤーにとって、
 他プレイヤーとの
 協力により得られる
 利得が、自分だけで
 行動した場合の利得
 以上になることを表す。

図15 協力ゲーム

3.3 合理的な共通の重みの導出

20/27

共通の重みを適用した総合評価システムの開発を行う。個別の DMU に対して、総合評価の参照値が配分で示されていると考えられるので、クロス効率値に対して各 DMU の重みを乗じた値の和がその配分となるように最小二乗法により各 DMU の重みを推定する。

最小二乗法誤差

DMUの共通の重みを決定する

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \epsilon \\ & \text{Subject to } \sum_{i=1}^N w_i^N \theta'_{ij} + s_j^+ - s_j^- = \phi_j \quad (\forall j) \\ & \quad \sum_{i=1}^N w_i^N = 1 \\ & \quad 0 \leq s_j^+ \leq \epsilon, 0 \leq s_j^- \leq \epsilon \quad (\forall j) \\ & \quad w_i^N \geq 0 \quad (\forall i) \end{aligned}$$

表6 正規化したクロス効率行列とShapley値、共通の重み

評価 DMU	被評価 DMU					C.W.
	DMU ₁	DMU ₂	DMU ₃	...	DMU _N	
DMU ₁	θ'_{11}	θ'_{12}	θ'_{13}	...	θ'_{1N}	w_1^N
DMU ₂	θ'_{21}	θ'_{22}	θ'_{23}	...	θ'_{2N}	w_2^N
DMU ₃	θ'_{31}	θ'_{32}	θ'_{33}	...	θ'_{3N}	w_3^N
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
DMU _N	θ'_{N1}	θ'_{N2}	θ'_{N3}	...	θ'_{NN}	w_N^N
Shapley 値	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	...	ϕ_N	

最終的な各DMUの効率性

行ごとに正規化したクロス効率行列に共通の重みを掛け合わせる

$$\bar{\theta}_i = \sum_{j=1}^N w_j^N \theta'_{ji}$$

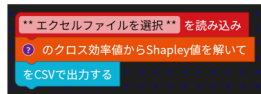


図16 作成したBlocklyのブロック

自己都合の仮想重みで自己と他者を評価、他者からの評価も全体提携の重み($w_i = w_i^N$)で総合評価。

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

3.3 合理的な共通の重みの導出

21/27

数値実験並びに考察を示す．数値実験の概要を述べる．通常の DEA による総合評価の結果，クロス効率行列を示す．

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

表7 各DMUの効率値

	α	μ	β	σ	γ
DMU ₁	2.6835921	0	3.122767	1.1750938	0
DMU ₂	0	2.958486	2.8215134	1.2673516	0.7070434
DMU ₃	1.7109426	0	2.151829	0	1.6826206
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
DMU _N	0	3.5364847	3.3727518	1.5149538	0.84517832

表8 各DMUのクロス効率値

評価 DMU	被評価 DMU				
	1	2	3	...	N
1	0.368882095	0.418372101	0.839863489	...	0.615352809
2	0.256810917	0.881546653	0.514991789	...	1.000000012
3	0.189799758	0.336126038	0.945580943	...	0.061811521
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
N	0.256810914	0.881546644	0.514991784	...	0.999999992



図17 相互の評価



図18 通常のDEAによる総合評価の結果

4.1 提案手法

22/27

- 富山県で 10 年間に発生した路上犯罪 25,120 件を学習用データとし、1 か月間に発生した 157 件を予測する。
- 長期的リスク 59 個、短期的リスク 8 個を説明変数とする。

表1 データセットに含まれる発生件数

カテゴリ	発生件数
自転車盗難	13121
声かけ・つきまとい	6760
車上荒らし	5211
タイヤ盗難	3968
部品ねらい	690
わいせつ	401
ひったくり	59

		予測値	
		0	1
実測値	0	TN	FP
	1	FN	TP

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{適合率} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$F_1\text{スコア} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN}$$

図18 評価指数

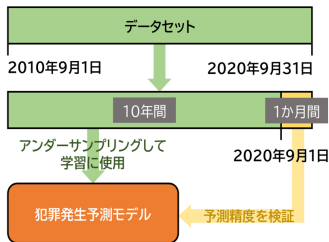


図17 数値実験の流れ

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

5.1 数値実験の概要（1）

23/27

- 富山県で 10 年間に発生した路上犯罪 25,120 件を学習用データとし、1 か月間に発生した 157 件を予測する。
- 長期的リスク 59 個、短期的リスク 8 個を説明変数とする。

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

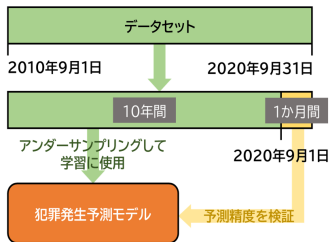


図17 数値実験の流れ

表1 データセットに含まれる発生件数

カテゴリ	発生件数
自転車盗難	13121
声かけ・つきまとい	6760
車上荒らし	5211
タイヤ盗難	3968
部品ねらい	690
わいせつ	401
ひったくり	59

		予測値	
		0	1
実測値	0	TN	FP
	1	FN	TP

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{適合率} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$F_1\text{スコア} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN}$$

図18 評価指数

5.1 数値実験の概要 (2)

24/27

表2 説明変数一覧

人口	コンビニエンスストア(立地数)	デパート(立地数)	道路の面積比率
18歳未満人口割合	コンビニエンスストア(最短距離)	デパート(最短距離)	建物の面積比率
65歳以上人口割合	駅(立地数)	警察署/交番(立地数)	空き地の面積比率
外国人人口割合	駅(最短距離)	警察署/交番(最短距離)	水の面積比率
世帯数	駐車場(立地数)	小学校(立地数)	ノード数(道路)
単身世帯割合	駐車場(最短距離)	小学校(最短距離)	エッジ数(道路)
核家族世帯割合	駐輪場(立地数)	中学校(立地数)	密度(道路)
正規労働者割合	駐輪場(最短距離)	中学校(最短距離)	平均次数(道路)
非正規労働者割合	金融機関(立地数)	高校(立地数)	平均気温
最終学歴が中学以下の人口割合	金融機関(最短距離)	高校(最短距離)	日照時間
最終学歴が高校の人口割合	旅館(立地数)	大学(立地数)	降水量
最終学歴が大学以上の割合	旅館(最短距離)	大学(最短距離)	降雪量
居住年数5年未満の人口割合	ホテル(立地数)	保育園/幼稚園(立地数)	過去7日間の犯罪発生件数
居住年数20年以上の人口割合	ホテル(最短距離)	保育園/幼稚園(最短距離)	過去1か月間の犯罪発生件数
一戸建て世帯割合	スーパーマーケット(立地数)	レジャー施設(立地数)	曜日(ダミー変数)
アパート・低中層マンション世帯割合	スーパーマーケット(最短距離)	レジャー施設(最短距離)	休日(ダミー変数)
高層マンション割合	ショッピングモール(立地数)	長期的リスク	短期的リスク
	ショッピングモール(最短距離)		



Borutaによって選択された説明変数

5.2 実験結果と考察 (1)

25/27

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

表3 検証用データによる
予測精度

		予測値	
		0	1
実測値	0	90946	2677
	1	107	50

(犯罪が発生したセルを1, していないセルを0とする)

適合率	0.018
再現率	0.318
F_1 スコア	0.035

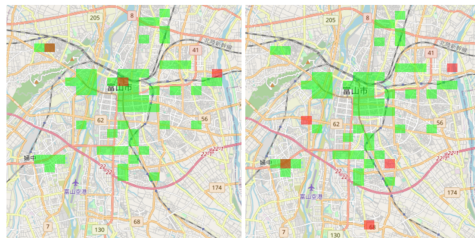


図18 2020年9月1日(左)と2日(右)の予測結果

表4 予測値への寄与が大きい上位5つの説明変数

説明変数	SHAP値の絶対値の平均
過去1か月間の犯罪発生件数	0.34
世帯数	0.22
スーパー (最短距離)	0.20
駐車場 (最短距離)	0.16
空き地の面積比率	0.15

- 予測精度は、必ずしも大きいといえない結果となった。
- 地図画像から抽出した、空き地の面積比率、建物の面積比率、道路ネットワークのエッジ数が、予測値に寄与していた。

5.2 実験結果と考察 (2)

26/27

1. はじめに
2. サイバー空間からのデータ取得
3. 複数の評価基準からの総合評価
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

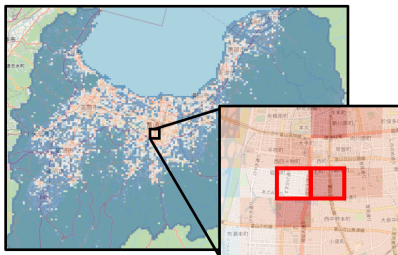


図19 検証するグリッドセル

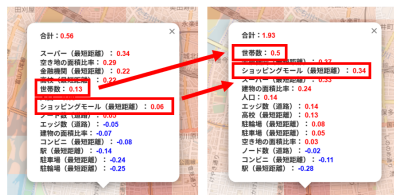


図20 グリッドセルごとに要因を可視化した結果

- となり合うセルで、一方のセルが、他方の約3.45倍のリスクがあると予想された。特に、世帯数が多いこと、ショッピングモールまでが近いことが寄与していると予想された。
→ 単純に犯罪発生件数を分布したときでは得られないであろう知見を得られた。

6. おわりに

27/27

まとめ

本研究では、犯罪の発生が低頻度なわが国においても、適切なアプローチを行うことによって、時空間的解像度や精度を高く犯罪を予測することを試みた。また、予測モデルを解釈することによって、地図上に犯罪が発生する要因を可視化した。

- 予測精度は、必ずしも大きいといえない結果となった。
- 予測モデルを解釈した結果を地図上に可視化することで、単に犯罪発生件数を分布したときには得られないであろう知見を得られた。

今後の課題

- 予測精度の向上
 - 短期的リスクとなる説明変数の追加や、重みづけを行う。
 - 教師なし学習の異常検知問題として扱う。
- 予測モデルを解釈した結果には、当然ながら誤差が含まれるため、予測モデルを介さず、要因を可視化する手法の検討。