口頭発表

2025年11月2日(日) 11:00 ~ 12:20 | E会場(共通教育棟 A23番教室)

[E6] 安心・安全・犯罪分析

司会：相 尚寿

11:00 ~ 11:20

[E6-01] 歩道橋に対する周辺環境要因の影響分析

*小松 龍ノ介[1]、田中 一成[2] (1. 大阪工業大学大学院、2. 大阪工業大学)

11:20 ~ 11:40

[E6-02] 救急搬送の所要時間に影響を与える空間的要素に関する実証分析の試み兵庫県下の分析結果から

*川向 肇[1]、野田 晴菜[1] (1. 兵庫県立大学　社会情報科学部)

11:40 ~ 12:00

[E6-03] 50m メッシュ・1 時間単位における犯罪リスク推定手法の提案

*平元 尚貴[1,2]、梶田 真実[2,4]、村上 大輔[3,2] (1. 総合研究大学院大学、2. Singular Perturbations、3. 統計数理研究所、4. 東京大学)

12:00 ~ 12:20

[E6-04] 機械学習等を活用した地理的犯罪予測に基づく金属盗パトロール実験

*野 貴泰[1]、関口 雅基[1]、大山 智也[2] (1. 警察大学校警察情報通信研究センター、2. 東京大学情報基盤センター)

©一般社団法人地理情報システム学会

歩道橋に対する周辺環境要因の影響分析

小松　龍ノ介*・田中　一成**

Analysis of the Effects of Environmental Factors on Pedestrian Bridges

Ryunosuke Komatsu*, Kazunari Tanaka**

Abstract: This study analyzed factors influencing the removal of pedestrian bridges managed by Shizuoka City, focusing on physical conditions and environments. We examined 38 existing bridges now and 9 removed bridges since FY2014. Data on 17 variables, including deterioration rating, distance to nearby crosswalks, population density, and number of crosswalks, were collected. Discriminant analysis using IBM SPSS Statistics showed that deterioration rating had the greatest impact. Distance to crosswalks, population density, and number of crosswalks also affected removal decisions. Six existing bridges were predicted to belong to the removal group, and their surroundings were examined using GIS. We identified three tendencies related to removal. These were nearby crosswalks, surrounding population density, and the number of crosswalks in the vicinity. We will consider pedestrian bridge structure, local characteristics and pedestrian perception in future research to improve evaluation.

Keywords: 歩道橋（Pedestrian Bridge），横断歩道（Pedestrian Crossing），人口密度（Population Density），
判別分析（Discriminant Analysis），

１．はじめに

横断歩道橋（以下，歩道橋）は，モータリゼーションの進展に伴い交通事故が急増した高度経済成長期に多く設置された．設置の目的は，交通弱者である歩行者を保護し，歩行者と自動車の交通を分離することであった．しかし，高度経済成長期に建設された社会資本の多くは 50 年以上が経過し，老朽化が進行している．そのため，インフラ全般の維持管理や更新が戦略的に求められており，歩道橋も例外ではない．一部の地域では撤去要望がある一方で，撤去後に日常生活や通行上の不便，周辺環境への影響を懸念する声も存在し，歩行者の安全や利便性に関わる重要な要素と考えられる．

歩道橋は歩行者に利便性を提供するが，階段による歩道幅の圧迫や，劣化に伴う安全上の課題もあり，撤去を検討すべき場合もある．限られた予算の中で，各歩道橋を適切に評価し，存続と撤去の取捨選択を行うことが重要である．大友ほか（1997）は，今後の道路横断施設のあり方に関する研究において歩道橋を対象とし，設置状況調査，利用者属性，利用者数，アンケート調査を実施した．その中で，歩道橋の撤去は通学路としての位置付け，他の道路横断施設の有無，道路構造や交通量を基準に判断されると考察している．寺田（2016）は，撤去に向けた選定基準と合意形成のフローを検討し，基準を「利用者」「通学路指定」「老朽化」「その他」と分類し，撤去の必要性および効果について述べた．さらに，歩道橋は地域に根ざした社会基盤施設であるため，地域住民との合意形成に基づいて老朽化対策を進めることの重要性を指摘している．

国土交通省によると，全国の歩道橋のおよそ 7 割は地方自治体が管理している．静岡市の『静岡市管理道路横断歩道橋の在り方基本方針』では，老朽化，利用者数，乱横断者数，交通量，交通事故発生状況などの項目に基づき，歩道橋撤去に関する基本的な考え方が示されている．このように，一部自治体では撤去の手引きや方針を策定しているが，全国的に統一された評価基準は存在しない．

そこで，本研究では歩道橋に関する全国共通の評価基準を構築することを目指す．とくに，道路空間の物理的条件や歩道橋の周辺環境に着目することで，撤去・存続の判断に係る要因を整理，明確化することを目的とする．これにより，歩道橋の必要性を客観的に検討しやすくなるだけでなく，住民との合意形成を容易にし，効率的な維持管理にも資することが期待される．

*　学生会員　大阪工業大学大学院（Graduate School of Engineering, Osaka Institute of Technology）
〒535-8585　大阪府大阪市旭区大宮 5-16-1　Tel：06-6954-4109 または E-mail：m1m02510108@oit.ac.jp
**　正会員　　大阪工業大学（Osaka Institute of Technology）

2．研究方法

2.1　対象地域

本研究では，歩道橋について多くの取り組みがおこなわれている静岡市を対象とし，静岡市が管理する歩道橋のうち，現存する 38 橋と平成 26 年度以降に撤去された９橋の周辺環境を調査した．調査対象の歩道橋は，国土交通省の『道路メンテナンス年報』から収集した．道路メンテナンス年報は，平成 25 年の道路法改正等を受け，平成 26 年度から点検結果を公開しているため，それ以前に撤去された歩道橋は本研究の対象外とした．

2.2　調査データ

対象とした歩道橋について撤去に関する要因として以下の項目を設定し，各項目に関するデータを収集した．これらの項目は，静岡市の『横断歩道橋の撤去に関する手引き』や既往研究に基づく知見，さらに本研究者の判断を踏まえて選定したものである．歩道橋の物理的条件や周辺環境が撤去の判断に与える影響を考慮し，分析に必要な要因を整理した（表１）．

データ１から３は道路メンテナンス年報より，データ４は国土交通省の『全国道路・街路交通情勢調査』より取得した．データ５から 17 は QGIS を用いて取得した．なお，データ８から 17 においては，歩道橋の地点を中心に半径 300m および半径 500m の円形バッファを作成し，周辺状況を集計した．半径の設定には，人が歩いてもいいと感じる距離が 300m 程度であり，高齢者徒歩圏は一般的に 500m とされることを踏まえた．

表１　収集したデータ

	データの種類	単位
1	架設年度	年度
2	供用期間	年間
3	判定区分	-
4	24 時間交通量	台/24 時間
5	近傍横断歩道までの距離	m
6	最寄りの学校までの直線距離	m
7	最寄りの駅までの直線距離	m
8	周囲 300m 内横断歩道数	地点
9	周囲 500m 内横断歩道数	地点
10	周囲 300m 内人口密度	人/km^2
11	周囲 500m 内人口密度	人/km^2
12	周囲 300m 内年少人口割合	-
13	周囲 300m 内生産年齢人口割合	-
14	周囲 300m 老年人口割合	-
15	周囲 500m 内年少人口割合	-
16	周囲 500m 内生産年齢人口割合	-
17	周囲 500m 老年人口割合	-

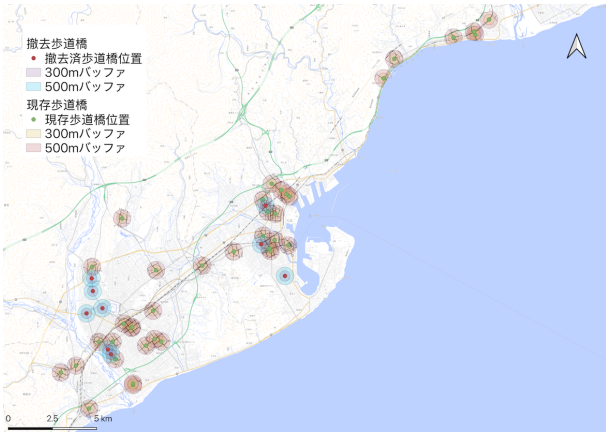


図１　歩道橋地点とバッファ

データ６，７は国土交通省の国土数値情報ダウンロードサイトより、学校や駅の位置情報を取得し距離を測定した。データ８から 17 の収集方法については，e-Stat 政府統計の総合窓口の国勢調査より，小地域の町丁区域界と年齢別人口データを取得した．そして，設定したバッファ内に町丁が一部重なる場合，バッファと交差した面積割合を計算し，人口密度や年齢別人口と掛けることで，バッファ内に含まれる人口密度，年齢別人口割合を算出した．また，複数の町丁がバッファ内に存在する場合は，町丁ごとに算出した人口密度や年齢別人口を合計することで，対象の歩道橋周辺の人口状況を表した．これにより，歩道橋の周辺環境や物理的条件が撤去の判断にどのように影響するか定量的に把握できるようにした．

2.3　分析手法

前節で挙げた項目を説明変数，歩道橋の撤去状況を目的変数として，IBM SPSS Statistics を用いて判別分析をおこなった．分析の前に，説明変数間の相関を確認し，変数間の高い相関による分析結果への影響を避けるため，相関が高い変数は除外した．これにより，バッファ内の横断歩道数と高い相関を示した人口密度や年齢別人口割合，架設年度と高い相関を示した供用期間を除き，選定した説明変数と目的変数を表 2 に示す．

表２　分析に用いるデータ

各変数の名称	単位
架設年度	年度
判定区分	-
24 時間交通量	台/24 時間
近傍横断歩道までの距離	m
最寄りの学校までの直線距離	m
最寄りの駅までの直線距離	m
周囲 500m 内横断歩道数	地点
現存 / 撤去済み	0 / 1

3．分析結果

分析の結果，正準相関が 0.712 と 0.600 を上回り，目的変数と説明変数の間に一定の関連が確認された（表３）．また，Wilks のラムダに基づく有意確率が 0.001 と，0.050 を大幅に下回ったことから，統計的に有意な結果が得られた（表４）．そして，構造行列より，目的変数である歩道橋の撤去判定に対する説明変数の説明力がわかった（表５）．点検の判定区分が最も大きい影響力を持ち，次いで歩道橋の代替となる横断歩道までの距離が影響していた．さらに，周囲の横断歩道数や架設年度も一定の影響を及ぼしていることが明らかとなった．

点検の判定区分が大きく影響していることは老朽化の進行，すなわち歩道橋としての機能保持が困難であることを示し，対策が必要性を示唆している．しかし，代替となる横断歩道までの距離が影響していることは，横断歩道が歩道橋に近くに設置されているほど，歩道橋の需要が低くなることが考えられる．

表３　固有値

関数	固有値	分散の ％	累積 ％	正準相関
1	1.031[a]	100.0	100.0	0.712

表４　Wilks のラムダ

関数の検定	Wilks のラムダ	カイ２乗	自由度	有意確率
1	0.492	24.443	7	0.001

表５　構造行列

	関数
	1
判定区分	0.717
近傍横断歩道までの距離	-0.227
@500m 横断歩道数	0.198
架設年度	-0.185
@24 時間交通量	0.166
最寄駅までの距離	0.166
最寄学校までの距離	0.117

表６　正準判別関数係数

	関数
	1
架設年度	-0.048
判定区分	1.539
@24 時間交通量	0.000
近傍横断歩道までの距離	-0.001
最寄学校までの距離	0.003
最寄駅までの距離	0.000
@500m 横断歩道数	0.023
（定数）	88.315

そして，正準判別関数係数より，それぞれの変数と掛けることで判別得点を導出し，その値が未撤去グループと撤去済みグループのどちらの重心に近いかで，グループを予測することができる．今回対象とした 47 橋に対してグループを予測した結果，現存する歩道橋のうち６橋が撤去済みグループに入ると予測できた．

4．予測の精度と歩道橋位置の傾向

現存の歩道橋の中で，撤去済みグループに入ると予測された６橋について，それぞれ説明変数や収集したデータ，他の歩道橋との位置関係について QGIS 上で確認した（図２）．

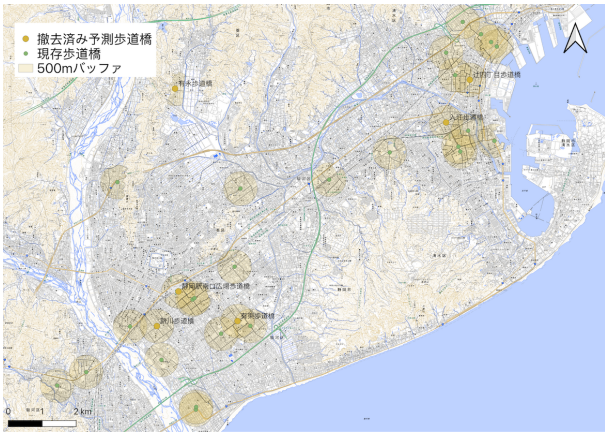


図２　撤去済みグループと予測された歩道橋位置

他の歩道橋との位置関係については特徴的な傾向は見られなかった．そのため，各歩道橋について各変数がどのような傾向にあるのか考察した．

新川歩道橋は比較的交通量の多い道路に設置されており，学校・駅ともに直線距離で 500m 以上離れていた（図３）．また，劣化状況の判定区分も II と予防保全段階であった．しかし，交差点部に架かっているため，同一方向に渡る横断歩道が約 20m の距離に設置されていることが，歩道橋の需要を低くしていると考えられる．

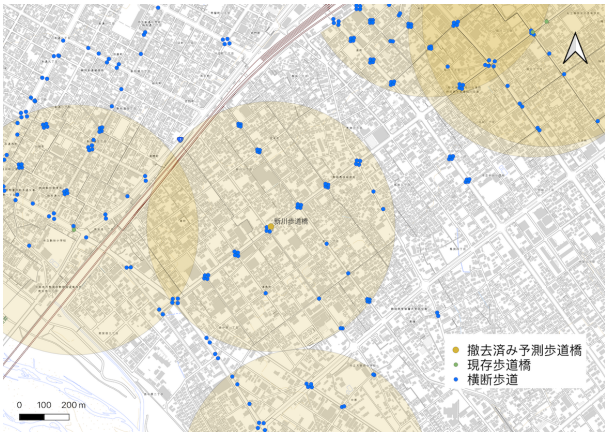


図３　新川歩道橋と周辺状況

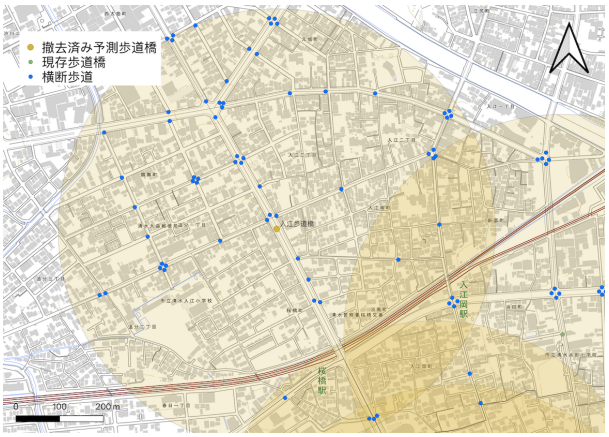


図４　入江歩道橋と周辺状況



図５　有永歩道橋と周辺状況

有東歩道橋についても，新川歩道橋とほぼ同じ状況で，学校はすぐそばにあるが，代替となる横断歩道が歩道橋から 15m 以内に設置されていた．劣化判定区分もⅢとされていることも加えて撤去の判定だと考えられる．

静岡駅南口広場歩道橋は，学校・駅の両方に近く，代替となる横断歩道が歩道橋から 10m 未満と近距離に設置されていることが影響していると考えられる．しかし，この歩道橋の昇降手段は階段だけでなくエレベーターもあり，付近の建物とも繋がっているため，今回の変数のみで判断するのは難しいと推測される．

入江歩道橋については，上記３橋に比べて周辺の人口密度が高かった（図４）．ただ，バッファ内の横断歩道数も多く，近傍横断歩道までの距離も約 35m と比較的近いことがわかった．そのため，歩道橋周辺で横断歩道数が多いことが，歩行者の経路選択に幅を持たせて，歩道橋を使う必要があまりないと考えられる．

有永歩道橋については，山の付近に位置しており，学校はすぐそばにあるが，周辺の人口密度は低く，交通量や横断歩道数も少ないため，撤去済みのグループと予測されたと考える（図５）．しかし，近傍の横断歩道までは約 70m 離れており，小学校の近くに設置されているため，実際に現地の利用状況を把握し，歩道橋の需要を確認する必要がある．

辻四丁目歩道橋は，学校から直線距離で約 50m の距離に位置しているが，周辺の人口密度が高く，横断歩道数も多い．さらに，学校周辺にも多数の横断歩道があるため，劣化判定区分がⅡであっても，撤去済みグループと予測されたと考える．

これらの６橋の周辺状況から，撤去の要因となる傾向が３つあると分かった．１つ目は，歩道橋と同方向に渡ることのできる横断歩道が近くにある場合．２つ目は歩道橋周辺の人口密度が高く，横断歩道数も多い場合．３つ目は人口密度や横断歩道数，交通量がいずれも小さい場合である．これらの条件が重なるほど，歩道橋の需要が低下すると推測される．

しかし，本研究では都市部や住宅地などの区分や，駅やビルと一体化しているなど歩道橋の種類を変数としていない．また，静岡駅南口広場歩道橋のように昇降手段の違いも考慮していないため，それらを分けて分析する必要がある．そして，歩道橋と学校や駅の距離は直線距離と簡略化しているため，道路に沿った距離にすることで，より正確な変数として扱えると考える．

５．おわりに

本研究では，静岡市が管理する歩道橋を対象に，これまでの知見を基に選定した変数を用いて，撤去される歩道橋の傾向を分析した．結果として，劣化判定区分が大きく影響していることが確認された．また，歩道橋の代替となる横断歩道の位置や周辺の人口密度，横断歩道数も撤去判断に影響していることが示された．今後は，歩道橋の昇降部の形態や接合部などの種類，都市部や住宅地など地域の違いを考慮した分析をおこなう．さらに，歩行者が歩道橋に対して抱く印象を，VR 空間での実験を通じて定量化し，物理的条件と合わせることで，より精度の評価を目指す．

参考文献

国土交通省（2024）道路メンテナンス年報（令和５年度）．<https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/yobohozen_maint_r05.html>

静岡市（2016）静岡市管理道路横断歩道橋の在り方基本方針．<https://www.city.shizuoka.lg.jp/documents/55537/000731770.pdf>

大友泰徳・木村一裕・清水浩志郎・小田内富雄・米谷民憲（1997）道路横断施設としての歩道橋の評価に関する研究．『土木学会東北支部技術研究発表会講演概要集』，p372～p373

寺田悟（2016）横断歩道橋撤去に向けた取り組み ～社会基盤施設の撤去・統廃合を考える～．〈https://www.kkr.mlit.go.jp/plan/happyou/thesises/2016/pdf04/04.pdf>

救急搬送の所要時間に影響を与える空間的要素に関する実証分析の試み
兵庫県下の分析結果から

川向　肇*・野田晴菜**

An empirical analysis of the spatial factors affecting emergency transport service times
From the empirical study results in Hyogo Prefecture.

Hajime Kawamukai*, Haruna Noda**

Abstract: The authors analysed the current state of emergency transportation in Hyogo Prefecture using basic data related to emergency transportation, including spatial elements. This analysis will contribute to more effective emergency transportation. We conducted research by compiling a spatial database on various factors affecting arrival times. These factors included are the size and population distribution of the fire department's jurisdiction, road networks, and the number of emergency designated hospitals. Our results revealed that the following key factors are critical in determining arrival times: the size of the fire department's jurisdiction area, the number of ambulance vehicles, the elderly population, the number of emergency designated hospitals, and the length of emergency transportation roads. It is clear that arrival times were longer in mountainous areas and fire departments with broader jurisdictions, and shorter in urban areas.

Keywords: 救急搬送（Emergency Transportation），空間的人口分布（Spatial Population Distribution），消防本部の空間範囲（Jurisdiction of Fire Department Headquarters），国勢調査データ（Census Data），オープンデータ（Open Data）

１．はじめに

消防庁（2024）令和 6 年版消防白書が指摘するように，近年の日本全国における社会全体の高齢化に伴い，全国での救急自動車の救急出動件数及び搬送人数は確実に増加し，令和 5 年度は，過去最高の出動数を記録したことが指摘されている．また，同白書では，119 番通報を受けてから現場到着までの所要時間（以下現場到着時間）の平均値は全国で 10.0 分，通報を受けてから医師に引き継ぐまでの所要時間（以下病院収容所要時間）の全国平均値は 45.6 分とかなりの時間を要することが指摘され，近時の夏季の最高気温の高温化に伴い夏季は緊急出動要請が増加していることなどが指摘されている．

救急自動車の出動データ，救急搬送人員データを利用した先行研究はいくつか存在する．例えば，山岡（2015）は，全国の消防本部別の平均搬送時間（本稿でいう病院収容所要時間）などについて，地理的指標などに関する主成分得点を用いて線形回帰分析を行い，どのような要素（主成分）が搬送時間に影響しているのかの分析を行っている．デラワリ（2020）では，同じく総務省消防庁から提供を受けた 2007 年から 2015 年の全国の救急搬送人員データを利用し，救急安心センター事業の実施の前後の比較により現場到着時間，病院収容所要時間が短縮可能であったかについて，定量的分析を行い，救急安心センター導入に伴い現場到着時間等の短縮可能性があることを指摘している．あるいは，鈴木・平田（2023）では，2019 年の茨城県の救急搬送人員データを利用し，搬送時間（病院収容所要時間）に消防本部ごとに差があることに着目し，搬送にかかわる出発地と到着地（病院）を推定するシミュレーションモデルを構築し，地域での人口減少・少子高齢化の動向の影響，診療科目および病院の減少の影響，空飛ぶクルマの導入効果などについて分析している．

筆者らは，兵庫県内の北部地域を中心として，積雪が発生する地域における，降雪や積雪状況などによる気象要因による救急搬送の影響の分析を検討しているが，その分析以前に兵庫県下の消防本部の管轄領域に関する 5 次メッシュ等の詳細な空間データを整備したうえで，兵庫県下の各消防局及び消防本部単位での救急搬送に関する状況と，現場到着時間及び病院収容所要時間に関する分析を行うこととした．

１.１　分析に利用した救急搬送データについて

総務省消防庁救急企画室から Excel ファイル形式で提供された発生年別のデータファイルには，複数の都道府県の救急搬送に関するデータが記録されており，発生年，都道府県コード，消防本部コード，事故種別，入電時刻，指令時刻（一部欠損値あり），現場到着時刻，現場出発時

*　正会員　　兵庫県立大学社会情報科学部・情報科学研究科（University of Hyogo）
〒651-2102　兵庫県神戸市西区学園西町 8-2-1　E-mail：kawamukai@ai.u-hyogo.ac.jp
**　非会員　　兵庫県立大学社会情報科学部（University of Hyogo）

刻，病院到着時刻，収容時刻，年齢区分，性別，年齢，居住地コード，発生場所分類コード等が記録されている．消防本部コードに関しては，総務省の全国公共団体コード仕様及び一部事務組合等コードを参考に，消防局及び消防本部対応表を作成し，分析することとした．現在2008年から2023年までの各年次別，都道府県別のデータとして利用可能なデータとして提供を受けているが，その中でも，指令時刻等の欠損値が比較的限られる2015年以降のデータを用いて分析することとし，空間分析を行う際には，兵庫県の2023年データのみを利用して分析を行うこととした．

１.２　分析に利用した空間データについて

消防局・消防本部（以下消防本部と略記する）の管轄域については国土交通省の国土数値情報ダウンロードサービスの平成24年度消防署データを利用し，消防署のデータ（ポイントデータ）と消防署管轄データ（ポリゴンデータ）を利用して分析することにした．神戸市消防局や尼崎市消防局，姫路市消防局，加古川消防本部などでは，消防本部の管轄域が複数の消防署の管轄領域に分割され救急搬送サービス等が提供されている．しかし，救急搬送人員データは消防署の管轄単位ではなく，消防本部コードのみ提供されているため，消防署の管轄領域データを利用し，全国公共団体コード仕様及び一部事務組合等コードを参考に消防本部単位の管轄領域データに再編して利用することとした．

各消防本部が管轄する領域内の人口集中地区（以下DID地区と略記）の人口，面積の特定，消防本部の管轄区域から非居住地部分を除いた実効人口密度や高齢化関連指標を利用するため，総務省統計局がオープンデータとして提供している，2020年の国勢調査5次メッシュによる人口世帯数等の推計結果を利用し分析を行った．

２．救急搬送データの年次別記述統計分析結果

入電時刻等の欠損値がない2015年から2023年までの救急搬送事案の兵庫県全体での分位点および平均値を表1に示し，病院収容所要時間の兵庫県全体での分位点および平均値を示した表2に示す．

まず，現場到着時間について検討する．令和6年版の消防白書による平成5年の全国の現場到着時間に関する平均値で10分よりは，兵庫県下においてはやや下回るものの，全国的な現場到着時間までの所要時間と同様に全県の現場到着までの所要平均時間および中央値については，2023年についてのみ，対前年比較では微減しているものの，2022年までは一貫して微増傾向であった．また，10%分位点及び90%分位点についても，2021年以降微増傾向にあり，全体として現場到着時間が数分程度であるとはいえ増加傾向にあることが確認された．

次に，病院収容所要時間についても検討してみよう．表2に示す通り，兵庫県全県では41.96分であり，平成5年の全国平均の45.6分と比べ3.5分程度短いものの，平均値，10%分位点，25%分位点において微増傾向にあり，中央値，75%分位点，90%分位点においては2023年に若干減少がみられるものの，微増傾向が確認される．

表１　2015年から2023年までの現場到着時間に関する分位点分析および平均値の結果（単位：分）

年次	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
最小値	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10%分位点	5	5	5	5	5	5	5	6	6
25%分位点	6	6	6	6	6	6	7	7	7
中央値	8	8	8	8	8	8	8	9	8
75%分位点	10	10	10	10	10	10	10	11	11
90%分位点	12	12	12	12	12	12	13	14	14
最大値	359	281	149	108	760	102	178	1449	264
平均	8.28	8.18	8.16	8.29	8.29	8.52	8.99	9.46	9.22

表2　2015年から2023年までの病院収容所要時間に関する分位点分析および平均値の結果（単位：分）

年次	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
最小値	3	5	2	3	3	5	5	5	4
10%分位点	23	23	23	23	23	24	25	26	26
25%分位点	28	28	27	28	28	28	30	32	31
中央値	34	34	34	34	34	35	37	40	38
75%分位点	43	43	42	42	42	44	46	51	48
90%分位点	55	54	53	53	53	55	59	66	62
最大値	420	395	336	287	787	403	1537	1541	448
平均値	37.26	36.80	36.59	36.62	36.58	37.92	40.42	44.17	41.96
出動総数	236,381	245,256	253,412	266,042	264,920	235,689	241,054	272,901	293,104

多くの都道府県や政令指定市と同様，兵庫県においても＃7119で知られる救急安心サービスが導入されており，本来救急自動車による搬送が真に必要となる事態に対応する努力がなされているものの，2015年以降，救急自動車の出動総数は一貫して増加傾向にあり，救急自動車における現地到着所要時間および病院収容所要時間の増加傾向につながっている可能性が指摘できよう．

２.１　各消防本部の現場到着時間及び病院収容所要時間に関する記述統計分析

次に，消防本部単位での現場到着時間及び病院収容所要時間に関する分位点及び平均値による記述統計分析の結果について紹介したい．

総務省消防庁から提供されたデータでは，救急自動車が出発した地点の所在地情報（個別の消防署情報など）及び到着地点に関する所在情報などのいわゆるOD情報がないため，空間的移動に関する詳細な実態を把握することができない．このため，まず，消防本部を分析単位として，現場到着時間（入電時刻から現場に到着時刻までの時間），病院収容所要時間（入電時刻から医師に引き渡しが行われた収容時刻までの時間）について，兵庫県内の24消防本部別にこれらの分位点および平均値を求めた．利用可能なデータの最新年である2023年における最小値，10%分位，25%分位，中央値，75%分位，90%分位，最大値および平均値を整理した結果を表3に示している．

表3の結果からは，現場到達時間の最大値が30分前後である消防本部もあれば，山間地を管轄区域内に有し，広範囲の領域を管轄区域とする県周辺部の消防本部の場合，2023年の現場到着時間の最大値が200分を超える消防本部が散見された．とはいえ，全体の消防本部におい

表 3 消防本部別の現場到着時間の分位点および平均値

消防本部コード	最小値	10%分位点	25%分位点	中央値	75%分位点	90%分位点	最大値	平均
281000	0	6	7	9	12	15	54	10.09
282014	0	6	7	9	11	14	54	9.50
282022	0	6	7	8	10	12	67	8.48
282031	0	6	7	8	10	12	77	8.78
282049	0	5	6	8	9	11	86	8.15
282065	0	5	6	7	8	10	37	7.26
282073	0	6	7	8	9	11	31	8.36
282090	1	5	6	8	10	14	39	8.92
282103	0	6	7	8	10	13	55	8.83
282120	0	6	7	8	10	13	37	8.77
282146	0	5	7	8	11	13	40	8.99
282154	0	5	6	8	10	13	36	8.76
282162	0	5	6	7	8	10	32	7.19
282171	0	5	6	8	9	12	61	8.02
282189	0	4	5	7	9	10	33	7.05
282197	0	6	7	8	10	12	60	8.75
282219	0	6	8	10	14	19	39	11.44
282235	0	6	8	10	13	16	61	10.45
283011	1	6	7	8	10	17	63	9.46
289060	1	6	7	10	14	18	264	11.22
289281	0	7	9	11	15	21	55	12.78
289744	0	6	8	10	13	17	117	11.11
289752	0	6	7	9	11	13	113	9.21
289761	0	6	7	9	11	15	235	9.53

表 4 消防本部別の病院収容所要時間の分位点および平均値

消防本部コード	最小値	10%分位点	25%分位点	中央値	75%分位点	90%分位点	最大値	平均
281000	8	27	31	38	47	58	448	41.09
282014	5	27	32	41	53	67	373	44.86
282022	4	25	30	37	45	57	309	40.07
282031	8	25	30	37	47	59	269	40.69
282049	12	25	29	35	44	55	295	38.46
282065	13	27	31	37	45	56	248	40.45
282073	11	27	31	38	48	61	260	41.85
282090	11	18	22	30	39	49	201	32.17
282103	8	25	29	36	45	58	285	39.62
282120	14	25	31	41	55	69	377	45.24
282146	8	26	31	39	49	63	314	42.60
282154	12	27	32	39	51	67	355	44.09
282162	12	23	28	34	43	54	316	37.28
282171	12	26	31	38	47	60	292	41.89
282189	13	25	30	38	51	67	161	42.92
282197	6	27	32	39	50	68	316	44.01
282219	13	28	36	46	60	78	220	50.28
282235	13	25	31	38	47	61	202	41.80
283011	17	36	41	49	59	72	340	52.84
289060	11	28	35	44	56	68	273	46.60
289281	16	31	41	55	67	78	210	55.12
289744	14	30	39	50	63	77	204	52.69
289752	12	28	34	43	55	70	360	47.27

て中央値及び平均値については，いずれの消防本部をとっても中央値で 9 分から 12 分未満であり，平均値で 7.05 分から 12.78 分であった．兵庫県下の消防本部について検討した場合，現場到着時間・病院収容所要時間にばらつきは見られるものの全国の 2023 年の救急出動に関する現場到着時間の平均値である 10 分と比較してさほど大きな差があるとは言えない．

次に，表 4 に示した消防本部別の病院収容所要時間に関する分位点分析と平均値の結果を検討してみよう．病院収容所要時間の分位点の比較結果からは，平均値と中央値による比較をした場合，平均値が最も小さい消防本部である消防本部コードが 282090 である消防本部での病院収容所要時間の平均値は 32.17 分であり，中央値においても同消防本部の値が最も短く 30 分，平均値が最大である消防本部である消防本部コードが 289281 である消防本部においては 55.12 分，同中央値についても同様であり 55 分であった．

これらの分位点の比較からは，現場到着時間の平均値が最小となる消防本部と最大となる消防本部間での平均値の差は 5.72 分であるものの，病院収容所要時間に関しては消防本部間で大きな差が確認され，22.95 分の差が確認されている．この差に関しては，管轄範囲の広さと管轄域の中での医療機関の分布密度に関する差が大きく影響しているものと考えられる．

図 1　兵庫県下の消防本部領域別平均現場到着時間，緊急輸送道路及び消防署の位置

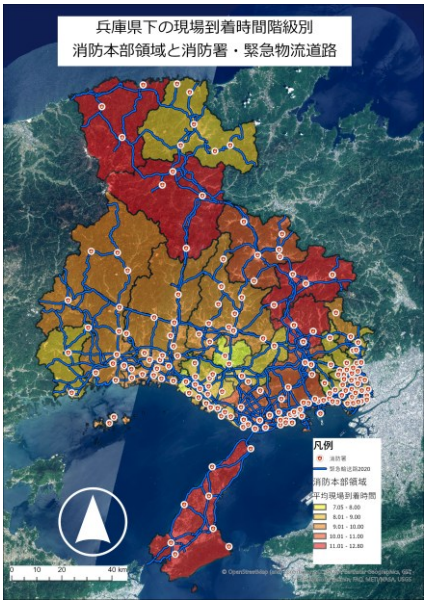


図 1 は，消防署の位置，主要な道路として緊急輸送路の位置と現場到着時間の階級別に消防本部の管轄範囲の外周枠を着色したものである．この図からは，山間部を含む兵庫県北部や淡路島，他府県と境界を接する地域において広域を管轄する消防本部においては到着時間が 11 分を超えている半面，瀬戸内海沿岸部や内陸部の狭域を管轄する消防本部では，県平均値を相当下回る消防本部も存在する．

２.２　消防本部の空間特性データによる現場到着時間・病院収容所要時間に関する分析結果

分位点や平均値による分析結果の整理を踏まえ，国土数値情報ダウンロードサイト(2025)および政府統計の総合窓口(2025)からオープンデータとして入手可能な各種データを利用し，救急自動車の現地到着所要時間および病院収容所要時間に影響すると考えられる要因となる変数を取得した．より具体的には，消防署管轄区域から算出される各消防本部の管轄面積，各消防本部の管轄区域内における人口が 1 以上の 5 次メッシュの面積の総計値，DID 人口， DID 面積，重要物流道路長，消防署（分署等も含む）数などであるが，これらに関しては汎用 GIS アプリケーションを利用し，インターセクトと面積按分による演算等を行い，分析用データベースを整備した．なお，救急自動車配備数については，全国消防士長会（2023）令和 5 年版消防現勢（消防本部別）に記載された消防本部別の救急自動車数を利用した．消防現勢では，消防本部名別に配備車両等が提供されていることから，総務省コード及び一部事務組合コードを手掛かりに消防本部の対応表を作成したが．消防現勢や消防署の名称から類推

表 5　現地到着所要時間に関する分析結果

モデルI

自由度調整R2乗	0.512					
誤差の標準偏差(RMSE)	0.104					
現地到着時間対数値の平均	2.210					
N（消防本部数）	24					
要因	自由度	平方和	平均平方	F値		
モデル	5	0.313	0.063	5.831		
誤差	18	0.193	0.011	有意水準		
全体(修正済み)	23	0.506		***		
項	推定値	標準誤差	t値	有意水準	標準β	VIF
定数項	2.203	0.046	48.26	***		
救急車計	-0.050	0.016	-3.22	***	-2.31	24.36
75歳以上人口_総数	8.17.E-06	3.93.E-06	2.08	*	2.42	64.00
消防本部管轄面積(㎢)	4.97.E-04	2.22.E-04	2.24	**	1.14	12.31
DID内メッシュ数	-1.99.E-04	2.44.E-04	-0.82		-0.61	26.67
緊急輸送路長(km)	3.31.E-04	8.96.E-04	0.37		0.29	28.13

モデルII

自由度調整R2乗	0.522					
誤差の標準偏差(RMSE)	0.103					
現地到着時間対数値の平均	2.210					
N（消防本部数）	24					
要因	自由度	平方和	平均平方	F値		
モデル	3	0.295	0.098	9.361		
誤差	20	0.210	0.011	有意水準		
全体(修正済み)	23	0.506		***		
項	推定値	標準誤差	t値	有意水準	標準β	VIF
定数項	2.189	0.039	55.85	***		
救急車計	-4.99.E-02	1.51.E-02	-3.30	***	-2.30	23.46
75歳以上人口_総数	6.74.E-06	2.12.E-06	3.18	***	2.00	18.91
消防本部管轄面積(㎢)	6.01.E-04	1.21.E-04	4.97	***	1.38	3.72

表 6　病院収容所要時間の対数値に関する分析結果

モデルI

自由度調整R2乗	0.104					
誤差の標準偏差(RMSE)	0.116					
病院収容時間対数値の平均	3.775					
N（消防本部数）	24					
要因	自由度	平方和	平均平方	F値		
モデル	3	0.077	0.026	1.894		
誤差	20	0.271	0.014	有意水準		
全体(修正済み)	23	0.348				
項	推定値	標準誤差	t値	有意水準	標準β	VIF
定数項	3.752	0.038	98.53	***		
救急告示病院数	4.09.E-05	2.12.E-04	0.19		0.12	9.58
DID内メッシュ数	-1.07.E-04	1.64.E-04	-0.65		-0.40	9.55
緊急輸送路長(km)	1.37.E-04	7.16.E-05	1.91	*	0.38	1.01

モデルII

自由度調整R2乗	0.158					
誤差の標準偏差(RMSE)	0.113					
病院収容時間対数値の平均	3.775					
N（消防本部数）	24					
要因	自由度	平方和	平均平方	F値		
モデル	2	0.081	0.041	3.187		
誤差	21	0.267	0.013	有意水準		
全体(修正済み)	23	0.348		*		
項	推定値	標準誤差	t値	有意水準	標準β	VIF
定数項	3.758	0.032	116.06	***		
救急告示病院数	-2.19.E-04	9.13.E-05	-2.39	**	-0.63	1.89
緊急輸送路長(km)	5.56.E-04	2.53.E-04	2.19	**	0.58	1.89

される消防本部名と消防本部コードの一致性は厳密には担保されない．このため，各消防本部が公開している消防年報等における救急自動車の出動回数と比較し，9 割弱（21/24 消防本部）の出動回数が一致したことから，この対応表をもとに消防本部コードと消防本部名を対応させた．

消防本部内の国勢調査の 5 次メッシュ集計結果を利用した管轄区域内における住民が居住する 5 次メッシュの面積の総計値，DID 人口， DID 面積，重要物流道路長，消防署（分署等も含む）や消防署数，救急自動車配備数などを説明変数とし，被説明変数を 2023 年度の各消防本部単位での現地到着所要時間と病院収容所要時間の分位点および平均値の対数値とする回帰分析を実施した．

紙幅の関係から現地到着所要時間と病院収容所要時間の平均値を対数変換した線形回帰分析の結果を表 5・表 6 に示す．

表 5 の結果からは，令和 6 年消防白書が示す通り，地域の後期高齢者が管轄内で多い消防本部の救急自動車の現場到着が遅延傾向にあるものの，救急自動車の台数の多寡が現場到着時間にも影響していることを示している．病院収容所要時間に関する分析結果からは，救急告示病院数が多い消防本部管内では病院収容所要時間が短い傾向にあり，逆に緊急輸送道路長が大きい，すなわち管内の領域が広大な消防本部では収容時間が長めとなる傾向にあることが確認された．また，現場到着時間と病院収容所要時間では，影響要因が異なる可能性も示された

3　まとめと今後の展望

本稿では太平洋側から日本海までを含む日本の縮図ともいうべき兵庫県内の消防本部を分析単位とした幹線道路長，属性別の人口構造や救急告示病院などが平均現場到着時間や平均病院収容所要時間にどのように影響するかの分析の初期段階の結果を紹介した．

今後は，集計結果データではなく，個票データを利用した分位点回帰などを適用した分析を行うとともに，本来の目的である積雪による現場到着時間等への影響についても定量的に検討する予定である．

謝辞

貴重な救急搬送人員データを研究目的で提供いただいた総務省消防庁救急企画室にこの場を借りて謝意を表したい．

参考文献

総務省消防庁（2024）『令和 6 年版消防白書』第 2 章第 5 節, 76-87.

鈴木 万生・平田 輝満（2024），救急搬送人員データを活用した搬送時間分布の分析手法に関する研究，「土木学会論文集」, 80（20）論文 ID: 24-20062

全国消防長会（2024）『令和 5 年版消防現勢』（消防本部別）, http://www.fcaj.gr.jp/info/download/%E4%BB%A4%E5%92%8C%EF%BC%95%E5%B9%B4%E7%89%88%E6%B6%88%E9%98%B2%E7%8F%BE%E5%8B%A2.pdf

デラワリ ケイ（2020）『政令指定都市における救急安心センター事業（#7119）の実施が救急車の現場到着時間・病院搬送時間に与える影響に関する分析』，早稲田大学公共経営大学院リサーチペーパー.

山岡 淳（2015）救急搬送における地域の諸条件と搬送時間の関連性.「経済社会学会年報,」 37, 94-103.

50m メッシュ・1 時間単位における犯罪リスク推定手法の提案

平元尚貴 [1]　梶田真実 [2]　村上大輔 [3]

Crime Risk Estimation Method at 50m Grid and Hourly Resolution

Naoki Hiramoto[1]　**Mami Kajita**[2]　**Daisuke Murakami**[3]

Abstract – This study proposes a crime risk estimation method at 50m grid resolution and hourly intervals to support crime prevention planning. While existing research enables prediction using spatial dependencies at 250m grid and monthly intervals, observations at 50m daily resolution are extremely sparse, making conventional methods difficult to apply. This research proposes (1) a daily risk estimation method with Poisson expected values in internal states that can be sequentially updated, and (2) estimation of mesh-specific 24-hour distributions by combining spatial eigenvectors and Fourier basis functions, integrating both approaches to achieve crime risk estimation at 50m grid and hourly intervals. The effectiveness of the proposed method was validated through empirical analysis using 2013-2020 data from Montevideo, Uruguay.

Keywords: 犯罪予測（Crime Prediction），空間統計（Spatial Statistics），逐次推定（Sequential Estimation），時空間解析（Spatiotemporal Analysis），高解像度予測（High-Resolution Prediction）

1　背景

過去 30 年にわたり地理的犯罪予測のための統計・機械学習手法が開発されてきた. 初期の研究では,Chainey et al.[1] によるカーネル密度推定や Caplan et al.[2] のリスク地形モデリングなど, 主に空間パターンの捕捉に焦点を当てた手法が提案されてきたが，それらは時間軸を明示的には考慮しておらず, 日々変化する犯罪パターンを柔軟に捉えることはできない.

一方で，時間軸を明示的に考慮した手法も考案されてきた. 例えば Mohler et al.[3] は時空間自己励起点過程モデルを開発し，50m メッシュ・日単位での犯罪予測を実施して，Flaxman et al.[4] は, シカゴを対象に約 1.6km メッシュ・週単位での長期の犯罪予測を実施した. 近年の機械学習・深層学習アプローチでは,Huang et al.[5] の階層的リカレントネットワークによる地域・日単位予測や,Lin et al.[6] による約 300–400m グリッド・月単位予測などがある. しかし，それらの既存手法には計算コストが大きいものも多く，例えば 50m メッシュ・日単位のような高解像度での犯罪予測やその実運用（日次更新等）には課題が残されている.

高解像度（空間・時間）での詳細な犯罪予測を実運用する際には次の 2 点が課題となる：(i) 高頻度で流入してくる犯罪データを用いて、犯罪リスクの空間分布を高速・安定的に逐次更新する方法の確立；(ii) 場所毎の用途差などによる空間異質性が強く、単純な空間連続性が仮定しづらい点への対処.

本研究は以上の 2 点に対処して，高い時間・空間解像度での犯罪予測を行うために, 犯罪の日別発生パターンと時間帯別発生パターンを分離する二段階分解アプローチを提案する。前者は逐次ベイズ更新で軽量に追跡し, 後者は長期平均として推定する. 後者には, 空間固有ベクトルとフーリエ基底を用いた加重リッジ推定を適用し, 疎なメッシュほど近傍・全体プロファイルへ収縮する部分プーリングを設計する. これにより,50m・1 時間単位という高解像度における犯罪リスクの逐次更新を高速・高精度に行うことを目指す. 著者の知る限り,50m・1 時間単位の推定を逐次更新で運用可能な形に落とし込む枠組みは, まだまだ限定的である.

本研究の主要な貢献は以下の通りである：(1) 疎な観測下での逐次的日別の犯罪リスク推定手法の開発,(2) 空間固有ベクトルと時間フーリエ基底を組み合わせた時間分布推定手法の提案,(3) 両手法を統合した 50m メッシュ・1 時間単位犯罪リスク推定システムの実現.

2　提案手法

2.1　日別犯罪件数のモデル化

犯罪件数 $n_{i,t}$（グリッド i, 日次 t）が犯罪リスク (ポアソン強度)$\lambda_{i,t}$ を期待値とするポアソン分布 $n_{i,t} \sim \text{Poisson}(\lambda_{i,t})$ に従うと仮定する.「ほとんどのグリッド・日次での犯罪件数がゼロ」という典型的なスパースデータ下での推定安定性を検証するため, 以下の 3 つの状態空間モデルを比較検討した.

2.1.1　ランダムウォークモデル（EMA）

内部状態 $\lambda_{i,t}$ がランダムウォーク過程に従うモデル：

$$\lambda_{i,t} = \lambda_{i,t-1} + \omega_t \tag{1}$$

$$n_{i,t} \sim \text{Poisson}(\lambda_{i,t}) \tag{2}$$

ここで $\omega_t \sim N(0, \sigma^2)$ はプロセスノイズである.

[1]総合研究大学院大学 統計科学コース,Singular Perturbations Email: hiramoto.naoki@ism.ac.jp
[2]東京大学 空間情報科学研究センター,Singular Perturbations
[3]統計数理研究所,Singular Perturbations

2.1.2 トレンド考慮モデル（T-MPF）

期待値の差分がランダムウォークに従う 2 次元状態空間モデル：

$$\lambda_{i,t} = \lambda_{i,t-1} + \mu_{i,t} + \omega_{1,t} \tag{3}$$
$$\mu_{i,t} = \mu_{i,t-1} + \omega_{2,t} \tag{4}$$
$$n_{i,t} \sim \text{Poisson}(\lambda_{i,t}) \tag{5}$$

ここで $\omega_{1,t}, \omega_{2,t}$ は独立なプロセスノイズである.

2.1.3 曜日効果モデル（W-MPF）

基本リスク $\lambda_{base,i,t}$ に曜日効果 $w_{i,t}$ を乗じるモデル：

$$\lambda_{base,i,t} = \lambda_{base,i,t-1} + \omega_{1,t} \tag{6}$$
$$w_{i,t} = w_{i,t-1} + \omega_{2,t} \tag{7}$$
$$\lambda_{i,t} = \lambda_{base,i,t} \times \begin{cases} w_{i,t} & \text{if weekend} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{8}$$
$$n_{i,t} \sim \text{Poisson}(\lambda_{i,t}) \tag{9}$$

各モデルに対し, 融合粒子フィルタ (MPF) による推定を行った [7]. 基本モデルについては, 計算効率の観点から指数重み移動平均による近似解も併用した：

$$\hat{\lambda}_{i,t} = \frac{\sum_{d=1}^{t} n_{i,t-d+1} \cdot \rho^{d-1}}{\sum_{d=1}^{t} \rho^{d-1}}, \quad \rho = \frac{1}{1+r} \tag{10}$$

2.2 時間帯別犯罪件数のモデル化

50m メッシュ毎・日次では犯罪件数が極めて疎で, 空間相関パターンは観測されなかった. 一方, 各メッシュにおける犯罪発生の 24 時間分布の形状は (商業地・駅前・繁華街などの) 土地利用や人流のリズムに規定され空間相関パターンを持つことが期待できる. そこで本研究では, 空間相関パターンを捉えるための空間固有ベクトル [8] と時間変化パターンを捉えるためのフーリエ基底を組み合わせた加重リッジ回帰により, 各メッシュ固有の 24 時間分布を推定した.

空間相関構造を捉えるため,k-means 法により基底点を設定し, 最小全域木から得られるスケールパラメータを用いてガウシアンカーネル行列を構成後, 二重中心化・固有分解により空間固有ベクトル $\mathbf{E}$ を構成した. 時間パターンには,M 次までの調和波を含むフーリエ基底 $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{24 \times P}$ を用いた：

$$B_{h,p} = \begin{cases} 1 & p = 1 \\ \cos \frac{2\pi m h}{24} & p = 2m \\ \sin \frac{2\pi m h}{24} & p = 2m+1 \end{cases} \tag{11}$$

観測データ $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N \times 24}$ に対し, メッシュ別総発生件数 w_i による加重付きで以下の正則化問題を解いた：

$$\min_{\mathbf{\Theta}} \|\mathbf{W}^{1/2}(\mathbf{Y} - \mathbf{E}_{aug}\mathbf{\Theta}\mathbf{B}^{\top})\|_F^2 + \lambda_s \|\mathbf{\Theta}\|_F^2 + \lambda_t \text{tr}(\mathbf{\Theta}^{\top}\mathbf{W}_t\mathbf{\Theta}) \tag{12}$$

ここで $\mathbf{W} = \text{diag}(w_1, \ldots, w_N)$ は加重行列,$\mathbf{E}_{aug} = [\mathbf{1}, \mathbf{E}]$ は切片項を含む拡張空間行列,$\mathbf{W}_t$ は高調波次数の 2 乗に比例するペナルティ行列である. 最適化後, 非負化・正規化により時間分布 $\hat{\pi}_{i,h}$ を得た.

2.3 統合リスク推定

最終的な時間別リスクは、日別予測値（2.1 章）と時間帯別予測値（2.2）を掛け合わせた次式により推計する：

$$\hat{\lambda}_{i,t,h} = \hat{\lambda}_{i,t} \cdot \hat{\pi}_{i,h} \tag{13}$$

この方法により,「量」(日別リスクの大きさ) と「配分」(時間帯の偏り) を独立に推定し, 疎なデータ下でも安定した予測を実現する.

3 実際のデータでの推定

3.1 データセット

ウルグアイ・モンテビデオ市の 2013–2020 年犯罪記録 (緯度経度付き) を使用した。50m メッシュに集計後、最多発生犯罪である窃盗 (HURTOS) を中心に分析した。分析対象は犯罪発生頻度の高いエリアに限定し、総メッシュ数は約 14,015、総観測期間は 2,892 日である。

3.2 データの特徴

50m メッシュ・日単位の観測は極めて疎であり, 平均して 1 メッシュ1 日あたり 0.004 件の発生である. ホットスポットであっても, 日別の発生件数は 0 または 1 の不規則なパターンを示す. 一方で, 累積発生件数として観察すると多くのメッシュで一定の傾きを持つ直線的な増加パターンが確認され, 短期的には不規則に見える犯罪発生も中長期的には安定した発生率 (ポアソン強度) を持つことが示唆される (図 1).

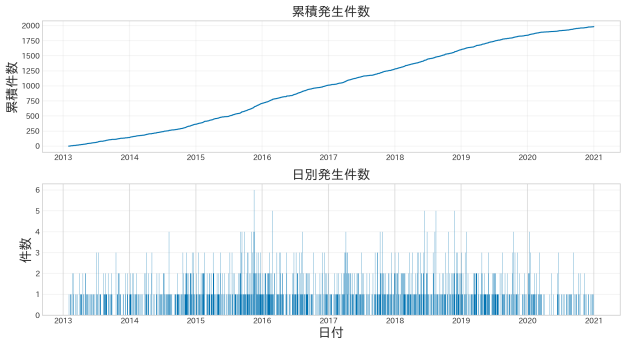


Figure 1: ホットスポットにおける日別発生件数の時系列例

評価指標としては, 上位の高リスクメッシュが実際の犯罪をどの程度捕捉できているかを示すヒットレートを採用した. 本研究では, 重点的な防犯資源配置の実務的要請を踏まえ, 上位 1%, 5%, 10%, 20%におけるヒットレートの値を評価対象とした. ベースライン手法としては, 過去 30 日間の平均に基づく単純移動平均のみを用いた. これは最も基本的かつ解釈容易な手法であり, 提案手法の性能を検証する上で適切な基準となる.

3.3 結果

提案手法と既存のベースライン手法について,2020 年のデータを用いてヒットレートを比較した. 提案手法として, ランダムウォークモデル (EMA), トレンド考慮モデル (T-MPF), 曜日効果モデル (W-MPF) を用い, ベースライン手法として単純移動平均 (SMA) を比較対象とした. 表 1 に各手法の結果を示す.

Table 1: 手法別・パーセンタイル別ヒットレート (HURTOS, 2020)

	SMA	T-MPF	W-MPF	EMA
1%	0.205	0.170	0.172	0.212
5%	0.413	0.348	0.351	0.458
10%	0.554	0.463	0.482	0.625
20%	0.717	0.607	0.633	0.811

各手法については, 指数移動平均の割引率や移動平均の日数など複数のハイパーパラメータを試行し, 最も良好な結果を示した設定を採用した. 移動平均および指数移動平均の詳細を表 2 に示す.

Table 2: 移動平均および指数移動平均モデルにおける平均ヒットレート (HURTOS, 2020)

手法	1%	5%	10%	20%
SMA(7 日)	0.124	0.252	0.301	0.385
SMA(30 日)	0.178	0.354	0.492	0.557
SMA(90 日)	0.205	0.413	0.554	0.717
SMA(全期間)	0.209	0.449	0.619	0.810
EMA $r = 0.0001$	0.209	0.450	0.619	0.810
EMA $r = 0.0005$	0.211	0.456	0.624	0.811
EMA $r = 0.001$	0.213	0.458	0.626	0.811
EMA $r = 0.003$	0.216	0.458	0.623	0.804
EMA $r = 0.005$	0.216	0.453	0.617	0.793
EMA $r = 0.02$	0.208	0.426	0.561	0.737
EMA $r = 0.08$	0.179	0.358	0.512	0.719

表 1 の結果から,MPF 手法 (T-MPF,W-MPF) は単純なベースライン手法 (EMA,SMA) に対して劣る性能を示した. この結果は,50m メッシュ・日単位という極めて疎なデータ環境における複雑なモデルの限界を示している.

T-MPF と W-MPF はそれぞれ 2 次元および条件付き状態遷移を持つ複雑な状態空間モデルであるのに対し,EMA は単一パラメータの指数重み付け平均という単純な構造である.50m メッシュでは平均して 1 日あたり 0.004 件という極めて疎な観測データとなるため, 複雑なモデルのパラメータを安定的に推定することが困難となる. 特に, トレンド成分や曜日効果といった追加パラメータは, 十分な観測データがない状況では粒子の退化や推定の不安定化を引き起こしやすい.

一方で,EMA のような単純な手法は, 少ない観測データでも比較的安定した推定が可能であり, 疎なデータ環境においてはより頑健性を示す. この結果は, 高解像度犯罪予測においては, モデルの複雑さよりもデータの疎性に対する頑健性がより重要であることを示唆している.

EMA 手法の中でも, 割引率の設定によって性能が大きく変化することが確認された. 全体として, 割引率が 0 から 0.001 程度まではヒットレートが向上し, その後は漸減する傾向を示した. 上位 1%,5%のホットスポットを対象とする場合は高めの割引率 ($r \approx 0.001$ 前後) が有効であり, 上位 20%のように広い範囲を対象とする場合には低割引率 ($r \to 0$) が安定して高い性能を示した. これは, 少数の高リスクメッシュでは短期的なトレンドを捉えることが重要である一方, 広域をカバーする場合は長期的な安定性が重視されることを反映している.

図 2 に示すように, 全てのエリアで時間分布は単峰性を示したが, ピークとなる時刻は昼から夜までエリアごとに異なっていた. 提案手法はこれらの変動に対して実測値をよく追随しており, ピーク位置や全体的な形状を精度高く再現できている.

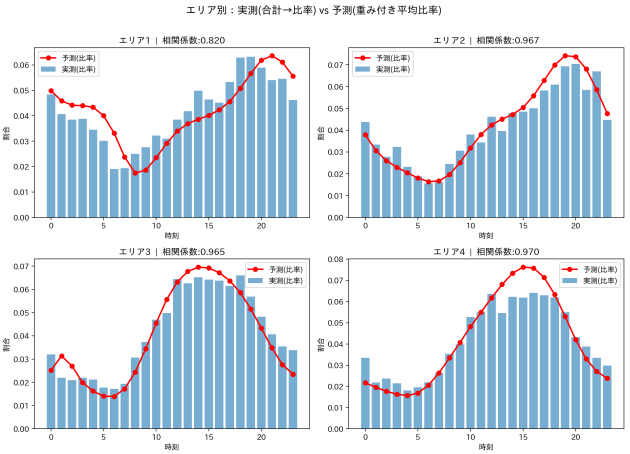


Figure 2: 地理的エリア別の実測時間分布 vs 予測時間分布の相関.4 つのエリアで 0.82-0.97 の高い相関を示した.

さらに, 図 3 では対象期間において 3 件以上の犯罪が発生したメッシュにおける予測と実測のピーク時刻差の分布を示している. 分析対象となったメッシュにおいて, 予測ピーク時刻が実測ピーク時刻よりも平均で+0.6 時間遅れる傾向が観察された. この結果は, 提案手法が実測データの時間的パターンを概ね正確に捉えているものの, わずかな系統的なずれが存在することを示している. ヒストグラムの形状は 0 時間差を中心とした対称に近い分布を示しており, 多くのメッシュで予測と実測のピーク時刻が一致またはわずかな差に収まっていることが確認できる.

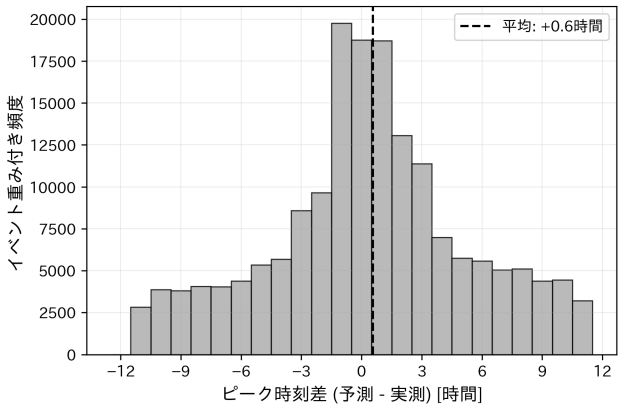


Figure 3: 予測と実測のピーク時刻差の分布. 平均+0.6時間のわずかな遅れが観察されるが, 多くのメッシュで良好な一致を示している.

これらの結果から, 提案手法は時間分布推定において高い精度を達成していることが確認された. 特に, 異なる地理的特性を持つエリア間での時間パターンの多様性を適切にモデル化できており, 商業地域, 住宅地域, 交通拠点など, 各エリアの機能的特徴に応じた犯罪発生の時間的集中を正確に予測していると考えられる.

4 結論と今後の課題

本研究では, 逐次更新による日別リスク推定と空間固有ベクトル・時間フーリエ基底を組み合わせた時間分布推定を統合することで, 従来困難とされた 50m・1 時間単位での犯罪リスク推定を実現した. 提案手法は大規模都市でもリアルタイム運用が可能なほどに軽量である. また, 新しいデータが得られ次第の逐次更新機能と, 空間・時間パターンを明示的に把握できる解釈可能性を併せ持つ.

ウルグアイ・モンテビデオ市の実データを用いた検証により, 多くの地理的エリアで 90%以上の高精度時間分布推定を達成し, 防犯実務に有用な高解像度リスク推定システムを構築した. この高解像度予測により, 時間帯別パトロール計画の最適化, 警備員配置の動的調整, 商業施設の防犯対策強化時間の特定, 住民への時間帯別注意喚起といった実務応用が期待される.

一方で, 本手法にはいくつかの制約も存在する. 極めて稀な犯罪 (年間数件) では推定精度が低下し, 突発的イベント (デモ, 災害等) への対応は困難である. また, 社会経済変数 (失業率, 人口動態等) の考慮が不十分であることも課題として挙げられる.

今後の研究では, 複数犯罪種別の同時推定と相互作用モデリング, 曜日・季節性・祝日効果の明示的導入, 社会経済・環境変数の統合が必要である. さらに, 他都市でのロバスト性検証と実際の警察業務での有効性評価を通じて, 手法の汎用性と実用性を検証する必要がある. 特に, 実務現場での運用評価と継続的な性能改善が重要な次のステップである.

謝辞

本研究は, モンテビデオ市警察からのデータ提供により実現された. 関係者各位に深く感謝申し上げる. なお，本研究は JSPS 科研費 25H00543,25K01339 の助成を受けたものである.

References

[1] Spencer Chainey, Lisa Tompson, and Sebastian Uhlig. The utility of hotspot mapping for predicting spatial patterns of crime. *Security journal*, Vol. 21, No. 1, pp. 4–28, 2008.

[2] Joel M Caplan, Leslie W Kennedy, and Joel Miller. Risk terrain modeling: Brokering criminological theory and gis methods for crime forecasting. *Justice quarterly*, Vol. 28, No. 2, pp. 360–381, 2011.

[3] George O Mohler, Martin B Short, P Jeffrey Brantingham, Frederic Paik Schoenberg, and George E Tita. Self-exciting point process modeling of crime. *Journal of the american statistical association*, Vol. 106, No. 493, pp. 100–108, 2011.

[4] Seth Flaxman, Andrew Wilson, Daniel Neill, Hannes Nickisch, and Alex Smola. Fast kronecker inference in gaussian processes with non-gaussian likelihoods. In *International conference on machine learning*, pp. 607–616. PMLR, 2015.

[5] Chao Huang, Junbo Zhang, Yu Zheng, and Nitesh V Chawla. Deepcrime: Attentive hierarchical recurrent networks for crime prediction. In *Proceedings of the 27th ACM international conference on information and knowledge management*, pp. 1423–1432, 2018.

[6] Ying-Lung Lin, Meng-Feng Yen, and Liang-Chih Yu. Grid-based crime prediction using geographical features. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 7, No. 8, p. 298, 2018.

[7] Shinya Nakano, Genta Ueno, and Tomoyuki Higuchi. Merging particle filter for sequential data assimilation. *Nonlinear Processes in Geophysics*, Vol. 14, No. 4, pp. 395–408, 2007.

[8] Daniel A Griffith. Spatial filtering. In *Spatial autocorrelation and spatial filtering: Gaining understanding through theory and scientific visualization*, pp. 91–130. Springer, 2003.

機械学習等を活用した地理的犯罪予測に基づく金属盗パトロール実験

野 貴泰*・関口 雅基・大山 智也*****

Metal Theft patrol experiment based on geographical crime prediction using machine learning

Takahiro No*, Masaki Sekiguchi**, Tomoya Ohyama***

Abstract: In recent years, metal thefts have been increasing due to the soaring price of metal, and the damage caused by metal thefts in 2023 amounted to approximately 13.3 billion yen. The theft of metal cables from solar power plant facilities accounts for a high proportion of metal theft damage. Criminologists argue that crimes do not occur randomly, but are concentrated in small places. Intensive police intervention in places with a high risk of future crime is effective in deterring crime. Therefore, in order to efficiently allocate the police's limited human resources and contribute to effective crime prevention, a geographical crime prediction method using hotspot analysis and machine learning was used to identify places with a high risk of future metal thefts, and intensive patrols were conducted in Ibaraki Prefecture. A difference-in-difference analysis (DID) revealed that metal thefts decreased in treatment stations compared to control stations.

Keywords: 金属盗（metal theft），地理的犯罪予測（geographical crime prediction），機械学習（machine learning），差の差分析（difference-in-differences）

１．はじめに

近年，金属の価格高騰を背景に，金属盗が増加しており，令和 5 年に発生した金属盗の被害金額は約 133 億円であった．金属盗被害の中で，太陽光発電所施設に対する金属ケーブル窃盗の被害が占める割合は高く，ケーブルが盗まれることで長期間にわたる発電停止による経済的損失も発生していることから，太陽光発電所における金属盗の抑止対策の強化が求められる (警察庁，2025) ．よって，多くの太陽光発電所に対して，警察の限られた人的リソース等を最大限に活用する取組みが必要である．

近年，警察の限られたリソースをより効率的に活用するために，特定の場所に焦点を当てた防犯活動の研究が進んでいる．犯罪学者は，犯罪が集中している場所，犯罪リスクが高い場所に警察のリソースを集中させることで効率的に犯罪を減少させる，警察による場所ベースの防犯活動の重要性を主張している (Sherman and Weisburd 1995) ．さらに，環境の特性や，過去の犯罪データを統計的手法を用いて，ある場所での将来の犯罪の発生の可能性を予測する「地理的犯罪予測」を活用して，効率的なリソース配置に寄与する，より積極的な警察活動 (プロアクティブ・ポリシング) の有効性が報告されている (Weisburd and Majmundar 2018) ．この場所ベースの防犯戦術を用いて，暴力，強盗等の罪種を対象に実証研究が多く実施されているが，太陽光発電所における金属盗のような，比較的最近に見られるようになった特異な窃盗犯罪では，適用された類例がない．そこで，本研究は，太陽光発電所における金属盗のリスクエリアを特定し，警察による集中的なパトロールの実施による犯罪抑止効果を明らかにすることを目的とする．

２．方法

地理的犯罪予測に基づき，太陽光発電所における金属盗のリスクエリアを特定する．次に予測された場所での警察による集中的なパトロールを実施し，最後にパトロール実施前後の金属盗認知件数を比較し，犯罪抑止効果を評価する．

２.１　分析対象

本研究は，茨城県内の水戸市，筑西市，桜川市，石岡市，鉾田市，土浦市，行方市，稲城市等を管轄する 8 つの警察署を分析対象とする．対象警察署は，茨城県内で令和 5 年の太陽光発電所における金属盗認知件数が上位の 8 警察署である．

対象犯罪データは，2021 年 10 月から 2025 年 1 月の期間に 8 警察署で認知した太陽光発電所における金属盗認知件数 (2,461 件) である．発生日時，発生場所，手口等が記録され，ジオコーディングされた発生点を対象とする．また，地理的犯罪予測に必要な環境要因データは，R3 土地利用 3 次メッシュデータ (森林，荒地等) ，R2 国勢調査メッシュデータ (一般世帯数総数，65 歳以上人口等) ，R4 気象データ (降水量，平均気温) ，太陽光発電所

*　正会員　警察大学校警察情報通信研究センター（Police Info-Communications Research Center）
〒183-8558　東京都府中市朝日町 3-12-1　E-mail：t.no.kt@nparc.npa.go.jp
**　非会員　警察大学校警察情報通信研究センター（Police Info-Communications Research Center）
***　正会員　東京大学 情報基盤センター（Information Technology Center, The University of Tokyo）

の発電出力データである．データソースは，オープンデータの国土交通省の国土数値情報，経済産業省の再生可能エネルギー発電設備情報等を利用した．

２.２　金属盗リスクエリア

Perry et al. (2013) は，地理的犯罪予測手法を，ホットスポット分析，回帰分析，データ マイニング，Near-repeat 分析，時空間分析，Risk Terrain 分析の 6 つに分類した．このうち，ホットスポット分析とは，犯罪数や犯罪発生率の高い地域を特定する手法であり，一般的なマッピング手法はカーネル密度推定法である (Chainey et al. 2008) ．本研究では，金属盗の予測にカーネル密度推定法 (ガウス型カーネル関数) を採用した．一方，Rummens and Hardyns (2020) は，複数の機械学習モデルを組み合わせるアンサンブル手法が，地理的犯罪予測にも一定の有用性があることを示唆している．そこで，2 つの手法 : 過去の事象の集積を示すホットスポット分析と，環境要因からモデルで推定する機械学習モデルを組み合わせる方法を採用した．

機械学習アルゴリズムには，LightGBM を採用した．なお, random forest, XG Boost 等と予測精度を比較した結果，最良であった (詳細は紙幅の都合で省略) ．

カーネル密度推定法で推定した予測エリアと LightGBM で推定した予測エリアの和集合をとった（予測エリアを 1，非予測エリアを 0 としたとき，2 つの手法で 1/1, 1/0, 0/1 となるユニットを全てリスクエリアとした）ものを金属盗リスクエリアと定義する．

まず，ホットスポット分析において，金属盗を予測するために，PAI を用いてパラメータ調整を行った．将来の犯罪を予測する能力を評価する指標 PAI (Prediction Accuracy Index) を式 (1) に示す (Chainey et al. 2008) ．Hit Rate は，研究エリアの全犯罪数に対する，予測される場所における実際の犯罪数の割合，Area Percentage は研究エリア面積に対する予想される場所の面積の割合である．Hit Rate が高く，Area Percentage が小さいほど予測精度は高い．

$$PAI = \frac{HitRate}{AreaPercentage} = \frac{\left(\frac{n}{N}\right) * 100}{\left(\frac{a}{A}\right) * 100} \qquad (1)$$

n は予測場所の犯罪数，N は研究エリア内の犯罪数，a は予測場所の面積，A は研究エリア面積である．

予測期間の 1 か月 (2024 年 4 月) に対する学習データ期間をそれ以前の 24 か月とし，バンド幅は 1.0 km，1.5 km，2.0 km，2.5 km の 4 パターンで変化させた．これらのうち，最も PAI が高くなるバンド幅を最終パラメータとして，カーネル密度推定法を用いて予測エリアを特定した．なお，セルサイズは固定 100 m とし，犯罪密度 (件/m^2) は平均値から標準偏差の 1 倍以上高い値を扱った．

次に，機械学習アルゴリズムの LightGBM を用いて，データセットから金属盗の有無を予測するモデルを構築した. データセットは, 目的変数には金属盗データ (2023 年 10 月から 2024 年 3 月) ，説明変数には目的変数の以前の 3，6，12，24 か月の金属盗データと上記の環境要因データで構成される．

予測対象のグリッドは，介入対象の警察署管轄エリア及びそのエリアの周囲 1 km バッファの領域に存在する太陽光発電所を含むグリッドとした．空間解析単位は，太陽光発電所の発電出力から求めた面積を考慮し，500×500 m のグリッドセルとした．

データセットを学習データ，検証データ，テストデータにランダムに分割し, 10 分割交差検証を用いて, 学習・検証データでハイパーパラメータチューニングを，テストデータでモデルの精度評価を行った. 評価指標は F1 スコア，AUC とした．当該モデルを用いて予測エリアを特定した．なお，本研究で使用するデータは金属盗の有無クラス比に偏りがある不均衡データであるため，アンダーサンプリングでバランシングを行った．

最後に，ホットスポット分析と機械学習モデルの組み合わせにおける予測精度を予測期間 1 か月 (2024 年 4 月) として PAI で評価した．

２.３　警察による集中的なパトロールの実施

実験条件は，茨城県内の 8 つの警察署において，実験期間は 8 か月（2024 年 6 月～2025 年 1 月），活動内容はリスクエリア内の太陽光発電所に対するパトカーでの防犯パトロール等 (人員増員なし) である. 指定されたリスクエリアでの防犯パトロールを活動の主とするが，優先すべき事件・事故への対応も可能とした．

金属盗リスクエリアマップは，介入対象の各警察署について，管轄エリア全域と，そのエリア内の交番管轄エリアごとに実験期間の月単位で作成し，提供した．対象月の前々月までの犯罪データでホットスポット分析，機械学習モデルを更新した上で, 各月のマップを作成した．

また, 当該マップには, パトロールの効率化のために，署から各リスクエリアを最短経路で結び，巡回する経路を構築した．各リスクエリアと重なる道路リンクの中央点にポイントを置き，このポイントをパトロールの巡回点とした．本研究では，リスクエリアを最短距離で巡回する経路の構築に，Esri 社の ArcGIS Network Analyst で提供されている VRP (Vehicle Routing Program) を用いた．

２.４　パトロール実験の抑止効果の評価

集中パトロールの抑止効果の評価は，傾向スコアマッチングと差の差分析 (Difference-in-Differences, 以降 DID) を用いた．今回の介入対象となった 8 警察署は，ランダムに選ばれたものではないため，処置群／対照群の単純比較は難しいが，共変量をもとにマッチングした地理的条件の類似した署と，事前／事後の差を比較することで，

介入の効果を可能な限り推定した．また，介入前における処置群と対照群における金属盗認知件数の変化を可視化し，DID の前提条件である平行トレンド仮定を概ね満たしていると仮定した．DID 推定の OLS を式 (2) に示す．

$$y_{ist} = \beta_0 + \beta_1 X_{ist} * T_{ist} + \beta_2 T_{ist} + \varepsilon_{ist} \qquad (2)$$

DID 推定値はβ_1，sは処置・対照の別，y_{ist}は時間tにおける署iの認知件数，X_{ist}は処置・対照の別のダミー変数，T_{ist}は介入前・後のダミー変数，ε_{ist}は誤差項を示す．

処理群と対照群との間のセレクションバイアスを調整するための傾向スコアマッチングでは，介入前の共変量を用いてロジスティック回帰で傾向スコアを求め，1 対 1 の最近傍マッチングを行った．対照群の候補は，本介入実施の影響が少ない，処置群の周辺署を除いた警察署 (茨城県外の署も含む) を選定した．共変量は，R3 土地利用 3 次メッシュデータ (他農用地，荒地) ，R6 署管轄の人口，太陽光発電所の発電出力である．

３．結果と考察

３.１　金属盗リスクエリア

まず，ホットスポット分析において，PAI を用いたパラメータ調整の結果を表 1 に示す．バンド幅が小さいほど，PAI が大きく，本研究の最終パラメータはバンド幅 1 km とした．

次に LightGBM の予測モデルにおいて，テストデータを用いた予測精度の F1 値は 0.40, AUC は 0.67 であった．

また，予測モデルの精度に寄与する特徴量の重要度を count-based feature importance を指標として算出した．特徴量の重要度の 1 位は「太陽光発電所の発電出力」，2 位は「一般世帯数総数」であった．

金属盗とこれらの特徴量との空間的関連性を Lee's L 統計によって測定した．Lee's L 統計は，2 つの連続型変数の空間的関連度を-1～1 の範囲で計算し，Lee's L 統計値が 1 に近い場合，変数間に強い正の相関関係，-1 に近い場合，変数間に強い負の相関関係を示す．連続型変数への変換は，Box-Cox 累乗関数を用いた．2 変量の空間的関連性を計算した結果を表 2 に示す. Lee's L 統計値から，「太陽光発電所の発電出力」は弱い正の相関が，「一般世帯数総数」は弱い負の相関があるとわかる．

日常活動理論では，犯罪が発生するためには，有能な監視者が不在の場所と時間で，動機ある犯罪者が適切なターゲットに出会うことで発生すると説明している (Cohen and Felson 1979) ．太陽光発電所の出力が大きく，人口が少ない場所は，窃盗対象である金属ケーブルが多く，監視性が低いことから，犯罪の発生と関係があると考えられる．

表 1　バンド幅の変化による PAI

BandWidth (km)	PAI	Hit Rate
1.0	7.14	0.57
1.5	6.04	0.60
2.0	4.97	0.56
2.5	4.27	0.52

表 2　2 変量の空間的関連性

特徴量	Lee's L	Pearson 相関係数
太陽光発電所発電出力	0.11**	0.12
一般世帯数総数	-0.16**	-0.20

*p<0.05, **p<0.01, ***p<0.001

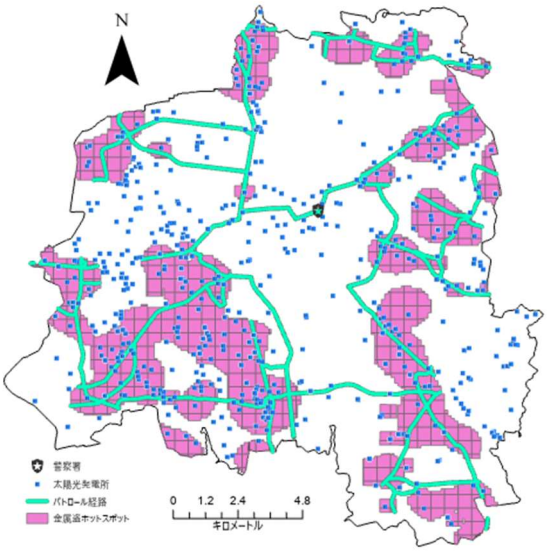


図 1　金属盗リスクエリア (A 警察署)

最後に，介入対象の 8 警察署のうち，A 警察署における金属盗リスクエリアを図 1 に示す．リスクエリア内の点群は，発生が予測された太陽光発電所である．各リスクエリアを結ぶ線は，警察署から最短経路でリスクエリアを巡回する経路である．

太陽光発電所は，A 警察署管轄エリア内の東・西部，中心部に多く分布していることがわかる．予測エリアは，東・西部に離散的に存在しており，結果，対象警察署内のリスクエリアとして予測されたグリッドに含まれる発電所は全体の約 1/3 であった．

また，ホットスポット分析と機械学習モデルを組み合わせて作成した予測エリアにおける予測精度は，PAI 8.08, Hit Rate 0.71 であった．PAI は，ホットスポット分析単独に比べて，機械学習との組み合わせによって 13%上昇した．Rummens and Hardyns (2020) の指摘のとおり，金属盗においても地理的犯罪予測手法のアンサンブルは有効で

表 3　バランステスト結果

共変量	処置群 (N=8) 平均 (SD)	対照群(N=8) 平均 (SD)	t-test
R6署内人口 (千人)	117.39 (89.73)	110.34 (61.09)	-0.18
農地 (km^2)	62.61 (24.43)	61.30 (36.75)	-0.08
荒野 (km^2)	2.64 (1.48)	2.34 (2.61)	-0.26
太陽光発電所発電出力 (mw)	5701.43 (5992.60)	6295.28 (7864.20)	0.16

*p<0.05, **p<0.01, ***p<0.001

表 4　DID 推定結果

Dependent variable	metal theft
Month×Treatment	-3.93(4.71)
Month	-2.59(3.33)
Treatment	11.03(3.33) **
Constant	8.55(2.36) **
R squared	0.34

注:Treatment は処置・対照の別のダミー変数, Month は介入前・後 8 ヵ月のダミー変数，Month×Treatment は交互作用変数，括弧は標準誤差，*p<0.05, **p<0.01, ***p<0.001

あると考えられる．

３.２　抑止効果の評価の結果

傾向スコアマッチングによる共変量のバランスチェックを行った結果を表 3 に示す．マッチング後の処置群と対照群の各共変量に有意な差は認めなかった．処置群と対照群に共通する共変量はバランスがとれていることがわかる．

次に，金属盗リスクエリア内での集中パトロールの犯罪抑止効果について，DID 推定結果を表 4 に示す．統計的な有意な結果ではないが，処置群は対照群と比べて 3.93 件/月の減少であった．本研究における集中パトロールの介入実験は一定の抑止効果があると考える．しかしながら，本抑止効果の評価には，以下の限界がある．

第一に，対照群の選定において，茨城県周辺県の警察署を含んでおり，これらの警察署の金属盗抑止対策を制御できていない．よって，対照群の選定等のバイアスによる，パトロール以外の抑止対策等の交絡因子の影響を排除しきれない．第二に，実験期間内において，介入対象の警察署における，金属盗リスクエリア内でのパトロールの活動量を正確に測定できておらず，介入による抑止効果は限定的であると考えられる．

４．おわりに

本研究は，地理的犯罪予測に基づき，太陽光発電所における金属盗のリスクエリアを特定した上で，次に予測された場所での警察による集中的なパトロールを実施し，最後にパトロール実施前後の金属盗認知件数を比較し，犯罪抑止効果を評価することを目的とした．

結果，第一に金属盗リスクエリアの特定において，介入対象の警察署管内エリアでの予測精度は，Hit Rate 0.71 であり，精度良く金属盗を予測できた．また，ホットスポット分析と機械学習 (LightGBM) の組み合わせは，ホットスポット分析単独に比べ, PAI が高くなり，アンサンブルの有効性が示された．さらに，LightGBM における特徴量の重要度及び空間的関連性を測る Lee's L 統計値から，太陽光発電所の発電出力や一般世帯数は，金属盗の発生と関係があることが明らかになった．

第二に，金属盗リスクエリア内での警察による集中的なパトロールを実施し，金属盗の抑止効果を傾向スコアマッチング及び DID を用いて推定した結果，統計的に有意な結果ではないが，一定の条件下で処置群は対照群と比べて減少した．

本研究で明らかになった，機械学習等を用いた金属盗の地理的な予測可能性，また，警察によるプロアクティブな場所ベース防犯戦術による抑止効果は，我が国の金属盗防犯対策の実践に寄与した．

今後，本研究の限界に対応しつつ，地理的犯罪予測の精度向上に向けて，新たなアンサンブル手法の検討や空間的な規模が異なる地域別，罪種別のパトロール抑止効果の差異を明らかにする実証的な検討が必要である．

謝辞

研究にご協力を賜った茨城県警察の関係者の方々に厚く御礼申し上げる．

参考文献

警察庁 (2025) 「金属盗対策に関する検討会報告書」

Chainey, S., Tompson, L., & Uhlig, S. (2008) The utility of hotspot mapping for predicting spatial patterns of crime. Security journal, 21, 4-28.

Cohen, L. E. & Felson, M. (1979). Social change and crime rate trends: A routine activity approach. American sociological review, 588-608.

Majmundar, M. K., & Weisburd, D. (Eds.). (2018) Proactive policing: Effects on crime and communities. National Academies Press.

Perry, W., Mclnnis, B., Price, C., Smith, S., & Hollywood, J. (2013) Predictive policing: The role of crime forecasting in law enforcement operation. Rand Corporation.

Rummens, A., & Hardyns, W. (2020) Comparison of near-repeat, machine learning and risk terrain modeling for making spatiotemporal predictions of crime. Applied spatial analysis and policy, 13(4), 1035-1053.

Sherman, L.W. & Weisburd, D. (1995) General Deterrent Effects of Police Patrol in Crime Hot Spots. A Randomized, Controlled Trial, Justice Quarterly, 12, 635-48.