口頭発表

2025年11月1日(土) 11:00 ~ 12:40 | D会場(共通教育棟 A21番教室)

[D2] 地域分析 2

司会：土屋 泰樹

11:00 ~ 11:20

[D2-01] 異なる空間単位での地方都市の空き家の分布状況の比較

*大嶋 真季[1]、富永 晃生[1]、片岡 裕介[1] (1. 京都橘大学)

11:20 ~ 11:40

[D2-02] オープン衛星データによる市街地変化の検出方法に関する検討
－合成開口レーダと光学衛星を用いた建物変化検出手法－

*斎藤 陽生[1]、寺木 彰浩[2] (1. 千葉工業大学創造工学研究科都市環境工学専攻、2. 千葉工業大学創造工学部)

11:40 ~ 12:00

[D2-03] 地籍調査の進捗に関する地理空間分析－市区町村の担当部署に着目して－

*佐藤 佳乃[1]、堤 盛人[2] (1. 筑波大学大学院システム情報工学研究群、2. 筑波大学システム情報系)

12:00 ~ 12:20

[D2-04] メッシュデータを用いた大阪府の人口の社会増減に関連する因子の抽出-高相関データに対する機械学習を用いたボトムアップな特徴量統合手法の提案-

*瀧澤 重志[1] (1. 大阪公立大学)

12:20 ~ 12:40

[D2-05] 首都圏における住宅戸建ての細分化の研究- 首都圏における空間的偏在性とその動態 -

*中山 祥汰[1] (1. 東京大学大学院新領域創成科学研究科社会文化環境学専攻)

©一般社団法人地理情報システム学会

異なる空間単位での地方都市の空き家の分布状況の比較

大嶋真季*・富永晃生・片岡裕介*****

Comparison of the distributions of vacant houses among different spatial units in a local city

Maki Oshima*, Kosei Tominaga**, Yusuke Kataoka***

Abstract: The purpose of this study is to conduct a comparative analysis of the characteristics of spatial concentration of vacant houses based on multiple mesh sizes, using indices representing spatial autocorrelation, focusing on the influence of the spatial unit used for analysis. The analysis results for Kusatsu City, Shiga Prefecture, showed that the global spatial accumulation of vacant houses increased as the mesh size increased, and the maximum value of the global Moran statistic was obtained at a mesh size of 400m. It was also shown that the proportion of accumulation types varies greatly depending on the mesh size. On the other hand, when examining local spatial accumulation, accumulation was confirmed in traditional towns and residential areas, suggesting a relationship between the accumulation of vacant houses and regional characteristics. In addition, some suburban settlements and commercial areas were not classified due to the small number of houses.

Keywords: 空き家（vacant house），空間分布（spatial distribution），メッシュサイズ（mesh size），空間的自己相関（spatial autocorrelation）

１．はじめに

近年，日本国内において人口減少と高齢化が急速に進行しているなか，都市内の土地が適切に活用されず，空き地・空き家・空き店舗などとして放置される「低未利用地の潜在性」の増加が深刻な問題となっている．こうした状況を受け，2015 年には「空き家等対策の推進に関する特別措置法」が施行され，自治体が積極的に空き家対策に取り組むことが推奨された．これは，空き家や低未利用地が都市の安全性や景観，地域社会の持続性に深刻な影響を及ぼす可能性を踏まえた重要な政策対応といえる．金森ほか（2015）によれば，統計データを用いた分析から現状のまま推移した場合，2035 年に全国の空き家率が約 20%に達する可能性を示しており，人口減少と高齢化が進む中で空き家問題が一層深刻化するとしている．

一方で，空き家の増加は単なる住宅の余剰にとどまらず，都市や地域に多面的な悪影響を及ぼす．空き家は，景観の悪化や防災機能の低下，治安上の不安の増大など生活環境の質を損なう要因となるほか，行政にとっては管理や撤去にかかるコストの増大という財政的負担を招く．また，空き家の集中は周辺不動産の価値を低下させ，住宅市場全体の健全性を損なう恐れもある．

空き家に関わる研究例は現在に至るまでに多くあり，原田・林（2022）は，中心市街地を含む都市部での低未利用地の拡大は，都市機能の低下や地域の安全・安心の損失にもつながりうると指摘した．また，近藤・戸川（2018）は，未利用地の土地が未利用のままであることは都市全体の価値低下を引き起こす恐れがあるとしている．さらに，尹（2020）では，低未利用地の拡大は都市機能の低下を招くだけでなく，地域の防災性や生活環境の質をも低下させる可能性が示されている．

なかでも，秋山（2022）は，空き家の分布を把握するにあたり，機械学習の手法を用いた建物属性や地区特性の影響を可視化する手法を提案し，分析結果から道路要因や建物要因の影響度が強いことなどを明らかにしている．また，空間的集積性に関する分析として，松尾ほか（2022）は，都市部のオフィスビルを対象に空室率の増加が不動産市場や都市経済に及ぼす影響を検討し，空室の集中が都市機能の低下や地価の下落を招く可能性を指摘している．一方で，山田（2020）は，標本に基づき空間単位ごとに算出されたデータを用いた，空間解析の結果が持つ特徴や問題点について，統計的なシミュレーションによる分析を行うことで明らかにしている．

以上をふまえ，本研究では分析に用いる空間単位の影響に着目し，複数のメッシュサイズにもとづく空き家の空間的集積性の特徴について比較分析をおこなうことを目的とする．

２．空き家の空間的集積性の分析

２．１　分析データ

本研究では，滋賀県草津市を対象とした．草津市は，滋

*　学生会員　京都橘大学工学部（Kyoto Tachibana University）
〒607-8175　京都府京都市山科区大宅山田町 34　E-mail：a601022072@st.tachibana-u.ac.jp
**　非会員　京都橘大学工学部（Kyoto Tachibana University）
***　正会員　京都橘大学工学部（Kyoto Tachibana University）

賀県南東部に位置し，西側で琵琶湖に面している．また，2025 年時点において，滋賀県内で大津市に次ぐ約 15 万人の人口を有する地方都市である．

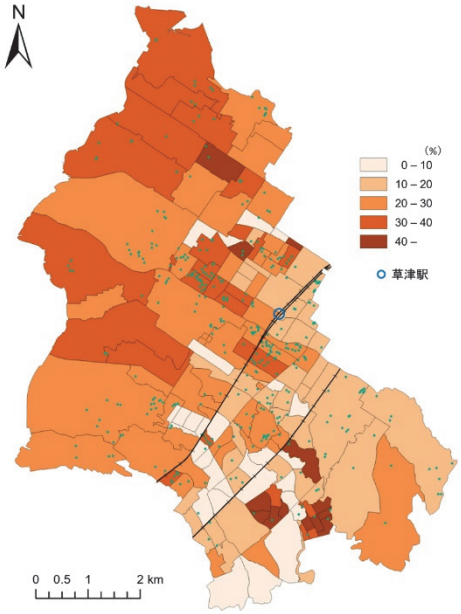


図 1　空き家の空間分布

空き家の空間分布を分析するにあたっては，「草津市空き家等対策計画（案）」（2018）における戸建空家等分布図をもとに，空き家があるとされる場所を GIS を用いて地図上にマッピングしていくことで，空き家の点分布のポイントデータを作成した．同計画によれば，市内には 424 戸の空き家が存在するとされているが，資料から得られた分布図において一部の点が重複して表示されていたため，実際に位置を特定できたのは 378 戸であった．残りの 46 戸については資料上の制約により位置情報を識別できなかったため，本研究では除外した．

２．２　分析方法

地域全体の空間的な関連性を明らかにするために，Global indicator of spatial association（GISA）の代表的な指標の一つである Moran's *I* 統計量を用いる（Moran, 1948）．本研究では，後述するローカル Moran 統計量との対比で，Moran's *I* 統計量をグローバル Moran 統計量と呼称する．

このとき，N個の地区からなる解析対象地域において，各地区で観測された空間事象を表す属性値，$x_i(i = 1, \ldots, N)$が与えられたとき，$\bar{x}$をx_iの平均値$\left(\bar{x} = \sum_{i=1}^{N} {}^{x_i}/_{N}\right)$，$w_{ij}$を地区$i$，$j$間の近接性を示す空間近接行列$W$の$ij$成分とすると，グローバル Moran 統計量$I$は式(1)で定義される．

$$I = \frac{N\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\left(\sum_{i=1}^{N}\sum_{j\neq i}^{N} w_{ij}\right)\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

なお，グローバル Moran 統計量はおおむね$-1 \leq I \leq 1$の範囲を取る．

さらに，グローバル Moran 統計量に対して，各セルの周辺における空間的自己相関の状態を示す指標を表すローカル Moran 統計量I_iは式(2)で定義され，それぞれのセルiに対して算出される．

$$I_i = \frac{n(x_i - \bar{x})\sum_{j=1}^{n} w_{ij}(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

ただし，nは対象地域を構成するセルの数，x_iはセルiで観測された分析対象変数の値$(i = 1, \ldots, n)$，$\bar{x}$はx_iの平均値を，w_{ij}はセルiとセルjの空間的な近接性を示す重みをそれぞれ表す。

I_iはおおむね-1から$+1$の間の値をとる．ローカル Moran 統計量の結果は数値のみで示されるだけでなく，Moran 散布図と LISA クラスターマップを通じて空間的な把握が可能となる．本研究の場合，Moran 散布図のX軸は標準化した空き家率の空間ラグ変数，Y軸は標準化した空き家率をそれぞれ意味することになる．また，Moran 散布図にみられる回帰直線の傾きはグローバル Moran 統計量の数値と一致する．LISA クラスターマップは，ローカル Moran 統計量の分析結果を地図化したもので，HH，HL，LH，LL の 4 つの象限からなる Moran 散布図にもとづき地図上で色分けされたものである．なお，HH とは，High-High を意味し，本分析においては，当該地域だけでなく，周辺地域ともに空き家率が高いことを表す一方で，LL とは Low-Low を意味し，当該地域，周辺地域ともに空き家率が低いことを表す．

以上の空間的な集積性を計量する指標にもとづき，本研究においては複数の大きさの異なるメッシュを用いた分析をおこなうものとする．

３．分析結果

３．１　グローバル Moran 統計量

100m，200m，300m，400m，500m の各メッシュサイズにおけるグローバル Moran 統計量を算出した結果，100m のグローバル Moran 統計量が 0.18，200m が 0.28，300m が 0.36，400m が 0.38，500m が 0.37 であった．このことから，全体として 100m から 500m にかけてメッシュサイズが大きくなるにともなって，統計量の値が概ね高くなっていることがわかる．なお，統計量の値はメッシュサイズの最小を 100m，最大を 500m とした場合に，メッシュサイズが 400m のときに最大となった．

３．２　集積タイプ

ここでは，各メッシュサイズのモラン散布図による集積性についてみる．図 2 は，各メッシュサイズで得られるモラン散布図で，HH，HL，LH，LL の集積タイプに分類されたときの，それぞれの割合を示したものである．なお、上記 4 分類の集積タイプ以外に分類されたものは，割合を求める際に除外している．

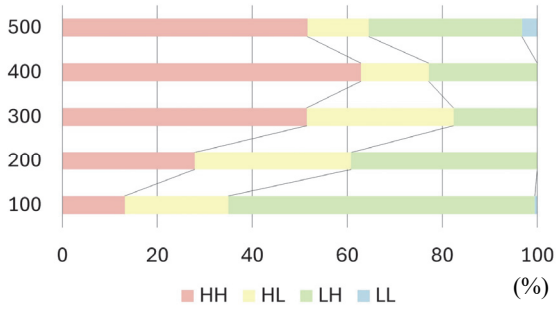


図 2　各メッシュにおける集積タイプの割合

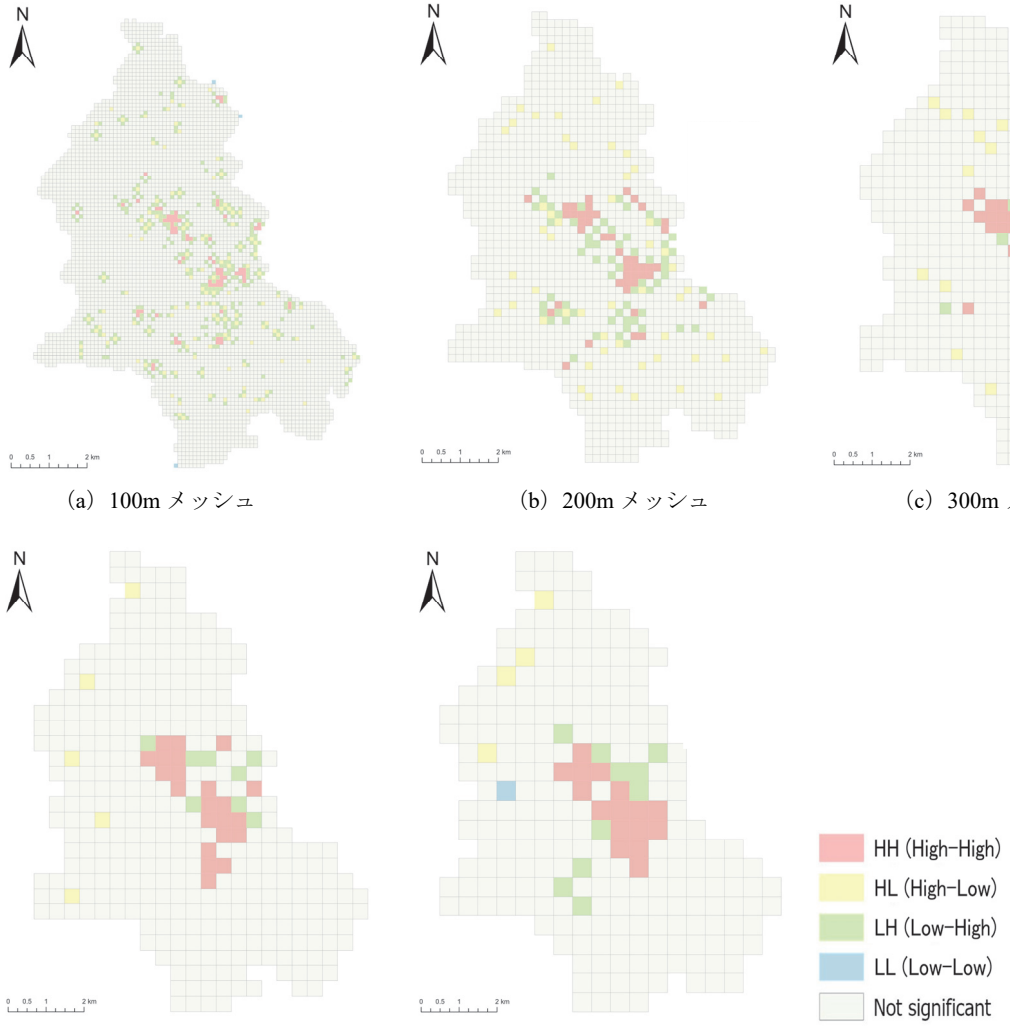
図 2 から，各メッシュサイズにより，集積タイプの割合が大きく異なることが確認できる．また，メッシュサイズが 400m のとき，HH の割合が大きいことから，メッシュサイズが 100m から 500m の間では，400m のときに集積性が最も高いと言える結果が得られた．さらに，図 2 のメッシュサイズが 400m のときにグローバル Moran 統計量の値が最大であることは，メッシュサイズが 400m における回帰直線の傾きが最大となっていることと一致する．

3．3　LISA クラスターマップ

各メッシュサイズにおいて空き家数の集積タイプの空間分布を表したものである，LISA クラスターマップを図 3 に示す。これにより，各メッシュの相対的な特徴が明らかにされる。つまり，HH は，空き家の割合が高い地域が，周囲にも空き家の割合が高い地域に囲まれていることを示すことから，空き家が集積しているエリアと解釈できる．また HL は，空き家の割合が高い地域が，周囲の空き家の割合が低い地域に囲まれていることを示す．さらに LH は，空き家の割合が低い地域が，空き家の割合が高い地域に囲まれていることを示す．最後に LL は，空き家の割合が低い地域が，周囲にも空き家の割合が低い地域に囲まれていることを示す．

続いて，これらの集積タイプの分布に着目した結果について，以下の 3 点にまとめて述べる．

第 1 に，HH に関しては，100m から 500m メッシュに一貫して HH が存在している場所が 2 か所確認された．1 か所目は，JR 草津駅から約 700m に位置し，歴史的な街並みを含む旧市街地とされる地区である．この場所は，



（a）100m メッシュ　（b）200m メッシュ　（c）300m メッシュ

（d）400m メッシュ　（e）500m メッシュ

図 3　LISA クラスターマップ

全メッシュサイズにて空き家の集積性が高いとされる場所ではあるが，図 1 で表した高齢化率と合わせてみると，高齢化率が比較的高い場所ではない．2 か所目は，JR 草津駅の北西部に位置する地区で，特徴としては，住宅街が広がっており，高齢化率が 38%となっている．このことから，居住者の高齢化率による空き家の発生が多数発生していることが疑われる．一方， 同じく高齢化率が高いものの，JR 草津駅の南東部に位置する地区付近において，空き家数が少ない場所がある．この地区では住宅街が広がっているが，市街化区域における地区計画において，ゆとりと潤いのある住環境の形成と保全を図る事を目標とした土地利用の開発を進めることとされている．

第 2 に，LL に関しては，100m メッシュと 500m メッシュのときにのみ検出される．100m メッシュで検出された LL は，草津市の境界線付近にあり，必然的に空き家が付近に存在しないため，LL が表示されたと考えられる．一方で，500m メッシュで検出された LL は，草津市が示すマスタープランによると，自然共生内の郊外集落地かつ地域再生核とされている場所であり，空き家数が周囲に比べ少ないという可能性が考えられる．

第 3 に，全メッシュサイズを通して，いずれの集積タイプに分類されない場所が存在した．これについては，マスタープランによると，これらの場所は，琵琶湖沿いは自然共生ゾーンとされており，さらに，多くは田畑として土地利用されている．つまり，元々の住宅が少ないことが，集積タイプに分類されない要因として挙げられる．また，駅周辺の商業施設についても，元々の住宅が少ないという要因により，集積タイプに分類されなかったと考えられる．

４．おわりに

本研究では，草津市の戸建て空き家を対象として，複数のメッシュサイズを用いた空間的集積性について分析をおこなった．本研究における分析の結果について以下にまとめる．

まず，空き家の大域的な空間的集積性をみるグローバル Moran 統計量の値から，400m 付近のメッシュサイズを用いた場合に集積性が最も高くなるという結果を得た．また，局所的な集積性として，各メッシュサイズを HH から LL の 4 分類の集積タイプに分けた結果， HH から LL に分類されたメッシュが占める割合は，メッシュサイズにより大きく異なることが示された．さらに，メッシュサイズに関わらず，共通して HH に分類される場所と 4 分類の集積タイプに分類されない場所が存在した．

以下に，本研究の課題を挙げる．1 つ目は，本研究で用いた空き家データは，一部資料上の制約により位置情報を識別できなかったものがある．そのため，これらを分析をおこなう上で除外したことによる，分析の影響が考えられる．この対処としては，面集計データであることを前提としたときの，集計単位の分布の偏りを考慮した特定不可能のデータの分配などが考えられる．

2 つ目は，空き家の分布の集積性を適切に把握するための，メッシュサイズに関する詳細な検討が考えられる．本研究では，100m から 500m までの 100m 間隔で集積性の分析を行ったが，一定の地域ごとの集計が必要不可欠な指標において，可変単位地区問題は避けられない問題である．そのため，分析結果に対する信頼性の吟味が必要であると言える．

謝辞

本研究は JSPS 科研費 23K04167 の助成を受けた．記して謝意を表する．

参考文献

秋山祐樹・馬場弘樹・大野佳哉・髙岡英生（2021）機械学習による空き家分布把握手法の更なる高度化．「日本建築学会計画系論文集」，**86**（786），2136-2146.

金森有子・有賀敏典・松橋啓介（2015）空き家率の要因分析と将来推計．「都市計画論文集」，**50**（3），1017-1024.

草津市（2018）草津市空き家等対策計画（案）．<https://www.city.kusatsu.shiga.jp/shisei/kaigishingikai/hokoku/sangyotoshisuido/kenchiku12016.files/28_3siryou3.pdf>.

草津市（2023）草津市都市計画マスタープラン．<https://www.city.kusatsu.shiga.jp/kurashi/toshikeikaku/toshikeikaku/masterplan.html>.

近藤明子・戸川聡（2018）地方都市における空き家問題の基礎的モデル分析．「都市計画論文集」，**53**（3），386-391.

原田陽子・林汰旺（2022）福井市市街化区域における未利用地の分布特性と未利用地所有者の所有実態．「都市計画論文集」，**57**（1），126-137.

松尾和史・堤盛人・今関豊和（2022）空室率データで見る東京オフィス市場の空間的特性．「GIS−理論と応用」，**30**（1），51-63.

山田育穂（2020）標本に基づく空間データの利用が空間解析に及ぼす影響についての考察．「都市計画論文集」，**55**（3），435-442.

尹莊植（2020）低未利用地における地域主体の持続的な利活用および活動の可能性に関する研究．「都市計画論文集」，**55**（3），295-302.

Anselin，L. (1995) Local indicators of spatial association-LISA．*Geographical Analysis*，**27**（2），93-115.

Moran，P.A.P. (1948) The interpretation of statical maps. *Journal of The Royal Statical Society, Series B*（*Methodological*）, **10** (2) , 243-251.

オープン衛星データによる市街地変化の検出方法に関する検討
－合成開口レーダと光学衛星を用いた建物変化検出手法－

斎藤陽生*・寺木彰浩**

A Fundamental Study on Urban Change Detection Methods Using Open Satellite Data
- Development of a Building Change Detection Method Using SAR and Optical Satellites -

Yosei SAITO*, Akihiro Teraki**

Abstract: Urban areas in Japan are experiencing rapid transformation due to the replacement of aging buildings and the construction of new high-rise structures. Continuous monitoring of such changes is essential for effective urban planning and disaster risk reduction. Conventional approaches, including surveys and aerial photographs, are limited in temporal frequency and spatial coverage. This study examines the potential of open satellite data from Sentinel-1 synthetic aperture radar (SAR) and Sentinel-2 optical sensors for detecting building changes. Sentinel-2 images were processed to extract change polygons from RGB reflectance differences, while Sentinel-1 coherence data were employed to evaluate structural variation by calculating absolute coherence differences. Cases with small color differences or small building areas were difficult to capture accurately. In contrast, large-scale construction and demolition were clearly detected. These results suggest that the integration of optical and SAR data is effective for city-scale monitoring of building changes.

Keywords: リモート・センシング（Remote Sensing），合成開口レーダ（Synthetic Aperture Radar），コヒーレンス（coherence），建物変化（building change）

１．はじめに

市街地の環境や脆弱性などを評価するためには，「建築物の一棟ごとの状況を詳細に，同時に，広い範囲で俯瞰する」という 2 つの相反する方向の技術開発が必要となる．従来このような市街地の建物の変化の把握には，都市計画基礎調査の建物利用現況調査や航空写真・住宅地図などを用いた時系列比較等がおこなわれてきた．しかし，これらは調査や撮影間隔が数年単位である，あるいは，変化途中の情報が反映されないなどの課題がある．常に変化する市街地の変化を広範囲にわたって捉えるには十分とは言えない．特に近年，新築だけでなく，老朽化に伴う改築や建替，人口の移動や減少に伴う滅失など，市街地変化の内容が変化している．その面からも個々の建物を面的に把握する技術が強く求められている．

一方で衛星リモート・センシング技術が発展と衛星データのオープン＆フリー化により世界中で様々な地球観測衛星が運用され，広域を継続的に観測することが可能となりつつある．欧州宇宙機関（ESA）の Copernicus 計画の一環として運用されている Sentinel シリーズはその代表例であり，光学センサを搭載する Sentinel-2 と，C バンドの合成開口レーダ（以下，SAR）を搭載する Sentinel-1 は広域を高頻度で観測をおこなっている．

本稿では，Sentinel の衛星データを用いて，市街地における建物の建築・除却等の変化を検出する手法を，東京 23 区を対象として検討した結果を報告する．

２．既往研究

衛星データを市街地の建物に着目した例として，米澤・竹内（1998）や松岡・山崎（2001）がある．これらの研究では，阪神淡路大震災における SAR 画像解析結果と災害現況図や建物被害の現地調査結果との比較をおこない，SAR データが建物被災の把握に有効であることを示している．近年では，小林ほか（2011）や松岡ほか（2024）など SAR コヒーレンス（以下，コヒーレンス）という指標を用いて市街地における液状化や建物被害状況把握をおこなった事例がみられる．

いずれも災害時の変化に着目した事例であり，平常時の市街地の建物の変化に着目した事例は見られなかった．そこで，斎藤ほか（2024）では，ALOS-2 のデータを用いて，平常時においても同様に建物の建築・除却等の変化の検出が可能かについての検討をおこなった．

具体的には，コヒーレンスは，SAR で同一地点を 2 回観測した際の干渉性の度合いを 0～1 の範囲で示す指標である．1 に近い値は建物など構造物の多い場所で得ら

* 学生会員　千葉工業大学創造工学研究科　（Chiba institute of technology, Graduate School of Creative Engineering ）
〒275-0016　千葉県習志野市津田沼 2-17-1　E-mail：s20b2038gk@s.chibakoudai.jp
**正会員　千葉工業大学創造工学部（Chiba institute of technology）

れやすく，植生地や田畑などでは低い値を示す．さらに，観測時期の間に地表面の変化があった場合にも値は低下する．このため，異なる時期のペアであってもコヒーレンス値の分布は概ね類似するという特徴が確認された．この特徴を利用し，2 つのコヒーレンス画像の差の絶対値を算出した．その結果，土地被覆に起因する元来のコヒーレンスが相殺され，値が大きい領域を確認することで，建物の新築・除却などの変化を抽出できることが明らかとなった．

得られたラスタデータでは，建物変化が発生した場所で周囲と比較して大きな値を示した．この特性を活用し，等高線を生成し，変化した建物のポリゴン化を試みた．しかし，変化位置を大まかに示すポリゴンを生成することは可能であったが，実際の建物形状を捉えることは困難であった（図 1）．

本稿では，この課題を解決するにあたり，従来の SAR 衛星を用いた手法に加え，光学衛星を組み合わせた手法についての検討をおこなう．

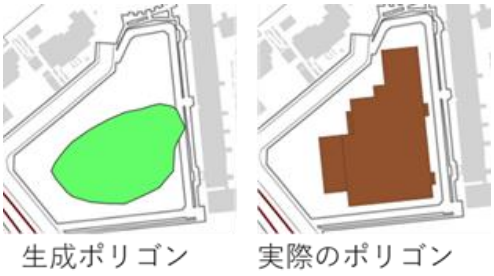


図 1　SAR による生成ポリゴン

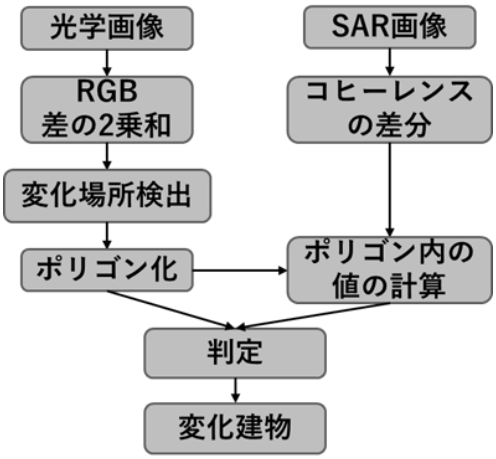


図 2　建物変化検出手法

表 1　利用した Sentinel-2 のデータ

衛星	観測日	観測時間（UTC）	軌道方向	処理レベル
Sentinel-2A/	2016/12/9	T01:30:42	Descending	Level-2A
MSI	2020/12/8	T01:30:41	Descending	Level-2A

３．手法の検討

３.１研究フロー

光学衛星は太陽を光源とし，可視光領域などを観測しているため，2 枚の光学画像を比較した際に，変化した場所が把握しやすい．そこで本研究では，従来の課題であった「変化のあった建物形状」を光学衛星データから抽出し，その生成された色変化ポリゴンが建物の高さ方向の変化によるものか，SAR データを用いて判定する手法を検討する．実際の処理フローを図 2 に示す．

３.２対象

実際に Sentinel-1,2 のデータを用いて，手法の検討をおこなった．市街地変化検出を目的としているので，対象エリアは建物変化が多い東京 23 区とし，変化抽出期間を 4 年とした．

３.３　光学画像の処理

Sentinel-2 のデータについては Copernicus Data Space Ecosystem からダウンロードをおこなった．GIS 上で処理をおこなうため，あらかじめ幾何補正済み，大気補正済みである 2LA のプロダクトを用いることとした．実際に使用したデータを表 1 に示す．

本検証においては，建物の変化抽出にあたって視覚情報と同じ，RGB のバンド帯（Sentinel-2 では各 B04, B03, B02 に該当）を用いる．また，建物を形状を捉えるため，最も分解能が高い 10m のデータを用いた．2LA プロダクトでは，各ピクセルが地表面の反射率を 10,000 倍にした値になっている．計算の事前処理として，0～1 スケールに変換するため，各ピクセルについて 10000 で除し，一部 1 を超えたものについては，1 に変換をおこなった．

変化ポリゴンの生成においては，色が変化した場所のみを抽出することが求められる．そこで，２時点間の画像間の比較をおこなう．可視光領域である RGB それぞれのバンド帯の 2 時期の差分の 2 乗和を求めることで，色の変化が大きい場所を抽出する計算をおこなった．

$$色変化式 = \frac{(R_1-R_2)^2+(G_1-G_2)^2+(B_1-B_2)^2}{3}$$

R_1：赤バンド前時期
R_2：赤バンド後時期
G_1：緑バンド前時期
G_2：緑バンド後時期
B_1：青バンド前時期
B_2：青バンド後時期

RGB の差分の 2 乗和の計算結果をもとに閾値を決定し，変化地点のポリゴン化をおこなう．計算結果は二峰性分布をもたないが，クラス内分散を最小にし，2 つのクラス間の分散を最大化する閾値を決定法である大津法を用いて閾値を計算し，ポリゴン化をおこなったところ，実際の変化場所との当てはまりがよかったため，これを採用し，色変化ポリゴンを作成した（図 3）．

３.４　SAR 画像の処理

Sentinel-1 の SAR データについては，Sentinel-2 と同様に Copernicus Data Space Ecosystem から SLC プロダクトのデータのダウンロードをおこなった．コヒーレンス画像については衛星解析ソフトウェアである SNAP を利用し作成をおこなった．

従来，地震等における被害地域の抽出等をおこなう場合，3 時点の観測データを組み合わせて変化の抽出が用いられる．地震の場合は，地震発生前 1（1），地震前発生 2（2），地震発生後（3）の 3 時点の観測データをもとに，（1）と（2）ペア①，（2）と（3）のペア②のコヒーレンスの比較をおこなうことで，被害場所を抽出する方法が用いられる．一方，今回の検証においては，スパンが長く，数年単位のスパンの組合せで Sentinel-1 のデータを用いてコヒーレンス画像を作成した場合，複数の地域で時期による干渉性が低下が大きく，建物の変化のみの抽出が困難であることが確認された．

そこで本検討においては， Sentinel-2 のデータが観測された 2016 年 12 月付近のペア①と，2020 年 12 月付近のペア②（表 2）の SAR データを用いてそれぞれの時期におけるコヒーレンスを計算し，従来と同じく差の絶対値を求めることで，建物変化を捉えることができているか確認をおこなった．

実際に計算結果の値が大きく，変化があったと予測される場所について Google Earth pro の高解像度衛星写真やストリートビュー等を用いて変化場所の確認をおこなった．値が大きい場所を無作為に複数抽出し確認をおこなったところ，建築・除却等の変化を確認することができた（図 4）．

よって，本検討では，この値を高さ方向の判別に用いることにした．

３.５　建物変化の判定

３．３で生成をおこなった色変化ポリゴンは 2 時期における RGB の波長帯の反射強度の変化をもとに生成されたポリゴンであるため，屋根の色の変化や道路の色の変化もポリゴン化されている．ポリゴンが建物の建築・除却等による変化なのか判別をおこなうために，３．４で計算をおこなったコヒーレンス差の絶対値を用いる．GIS 上で色変化ポリゴン内のコヒーレンス差の絶対値の平均を求め，色変化ポリゴンが建築・除却等によるものなのか判別をおこなう．

判別する閾値については，３．４のコヒーレンス差の絶対値をもとに 0.05 間隔で等高線を発生させ，実際に変化した建物の境界と等高線との重なりの確認をおこなった結果，0.15 を採用することとした．0.15 以上の場合に建物の建築・除却等の変化，0.15 未満の場合にそれ以外

表 2　利用した Sentinel-1 のデータ

衛星/センサ	軌道方向	干渉ペア	観測日	観測時間（UTC）	プロダクトタイプ	観測モード	利用した偏波
Sentinel-1B/ C-band SAR	ASCENDING	①	2016/12/2	T08:41:15	SLC	IW	VH
	ASCENDING		2016/12/14	T08:41:15	SLC	IW	VH
	ASCENDING	②	2020/12/5	T08:41:41	SLC	IW	VH
	ASCENDING		2020/12/17	T08:41:40	SLC	IW	VH

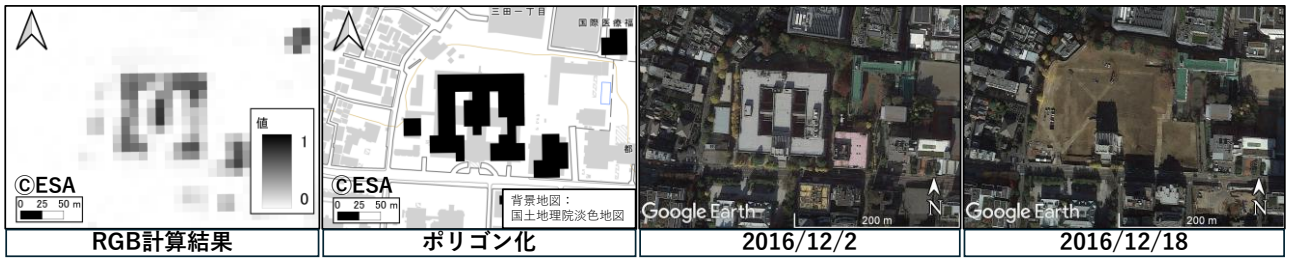


図 3　変化ポリゴン作成例



図 4　変化検出例

と判別される．

3.6　検証結果

実際に建築行為が確認されたタワーマンションや大規模倉庫について建物形状のポリゴンを生成したうえで，建物の建築・除却の判定に成功した．

また，建築行為が確認された建物と，屋根や地面の変化が混在するエリアにおいても，それらの判別に成功した例が確認された（図 5）．

また，期待されない判別例も複数確認された．図 6 のポリゴンでは建築・除却等の変化は確認できなかったが，建物変化と判別された．屋根に太陽光パネルとみられるものの設置された形跡があり，色変化ポリゴンが生成されたと考えられる．ポリゴン内でペア①とペア②それぞれのコヒーレンスの平均値の計算をおこなった結果，ポリゴン内のコヒーレンス値は 2020 年のペア②のほうが大きく，太陽光パネルの設置により干渉性が増したと考えられる．

戸建てが多い地域では変化ポリゴンを形成することができず，建物変化を捉えることができなかった（図 7）．一方で，コヒーレンス差の絶対値は，周囲よりも大きな値を示しており，SAR においては建物変化を捉えていると考えられる．

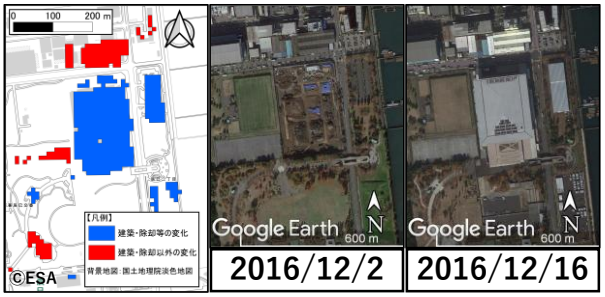


図 5　成功事例

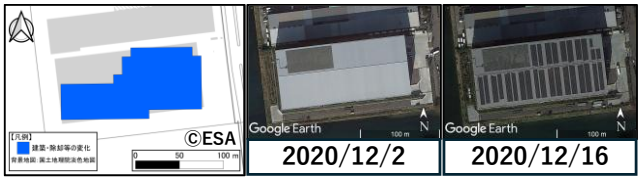


図 6　太陽光による事例

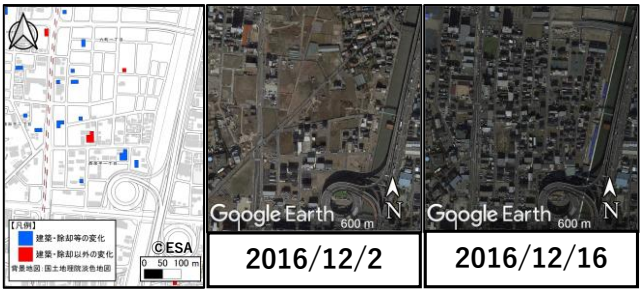


図 7　戸建て事例

また，建築・除却行為が確認された建物について形状を捉えられなかったものや全体がポリゴン化されないものが複数確認された．高解像度衛星写真を確認するとポリゴン化できなかった場所の一部，または全体で 2016 年と 2020 年とで色の変化が小さく，ポリゴンが生成されなかったと考えられる．

4．さいごに

今回の検証では，Sentinel-2 の光学画像と Sentinel-1 の SAR 画像を組み合わせて用いた．その結果，SAR のみを用いた場合と比較して，より建物の形状を捉えたポリゴンを生成することができた．さらに，色の変化や面積の大きい建物について確認を行ったところ，多くの事例で建物変化の判別に成功した．一方で，色の変化が小さい建物や面積が小さい建物については変化ポリゴンを生成することができず，変化を抽出することができなかった．

今回の色変化式では差の 2 乗和を用いているため色の変化が大きい場所を強調する傾向が見られた．今後はより微小な変化を捉える式についても検討をおこなっていきたい．また，面積が小さい戸建て等や色の変化が少ない場所でポリゴンを生成できない場合でも，コヒーレンス差の絶対値では値が大きく，変化を捉えていると考えられる場所が複数確認された，今後はポリゴン化する前に組み合わせる方法などについても検討をおこなっていきたい．

参考文献

米澤千夏・竹内章司（1998）ERS-1/SAR 強度画像を用いた兵庫県南部地震による建造物被害地域の抽出.「写真測量とリモートセンシング」，**37**，(4)，57-61

松岡昌志・山崎文雄（2001）1995 年兵庫県南部地震での建物被害地域における人工衛星 SAR 強度画像の特徴.「日本建築学会構造系論文集」，**66**，(546)，55-61

松岡昌志・カリムザデ サドラ・大串文誉・桑原光平・西村和真・山口亮（2024）合成開口レーダ（SAR）衛星から観た 2024 年 1 月 1 日の能登半島地震直後の被災地.「日本リモートセンシング学会誌」，**44**，(1)，52-57

小林知勝・飛田幹男・小荒井衛・乙井康成・中埜貴元（2011）干渉 SAR のコヒーレンス変化から見る平成 23 年（2011 年）東北地方太平洋沖地震に伴う液状化地域.「国土地理院時報」，**122**，143-151

斎藤陽生・古市琢雄,・寺木彰浩,・阪田知彦（2024）オープン衛星データプラットフォーム利用による市街地変化検出の試行.「都市計画報告集」**23**，(1)，72-77

地籍調査の進捗に関する地理空間分析
－市区町村の担当部署に着目して－

佐藤佳乃*・堤盛人**

Geospatial Analysis of Cadastral Survey Progress in Japan
- Focusing on Municipal Departments in Charge –

Kano SATO*, Morito TSUTSUMI**

Abstract: In Japan, frequent natural disasters highlight the need for accurate land information to support recovery. Yet, even after more than 70 years of cadastral surveys under the 1951 Land Survey Act, only about 53% of the country has been covered. This study uses cadastral survey data from the Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism and analyzes it at the municipal level. The results show that: (1) the government departments in charge differ by region, reflecting historical urban growth; (2) survey progress varies across departments, with civil engineering offices often slower; and (3) land use affects progress, as agricultural areas tend to advance faster.

Keywords: 地籍調査（cadastral survey），国土調査（land survey），市区町村（local government），行政部門（administrative department）

１．はじめに
１.１　研究背景・目的

日本の土地課題は多岐にわたる．その中で，災害の頻繁な発生状況から，迅速な復興のために土地情報の整備が求められている．

日本では昭和 26 年（1951 年）に制定された国土調査法に基づき，70 年以上にわたって地籍調査が進められているが，現時点でも，その進捗率は全国で 53% ほどに過ぎない (国土交通省，2025)．地籍調査の主体は市区町村であるが，多くの場合行政運営において地籍調査の優先順位はさほど高くないのが実情である．なお，本稿では，市町村に加え，特別区である東京 23 区を含め「市区町村」と称する．地籍調査の重要性は，少なくとも市区町村においては広く認識されていると思われるものの，事業の実施負担は大きく，実施の直接的な動機は少ないことが進捗を妨げていると考えられる．

本研究の目的は，市区町村の担当部署に着目し，調査進捗との関係性について考察することにある．進捗率は全国一律ではなく市区町村間の差異が大きい．その差異を担当部署の側面から考えることで，今後の地籍調査の進捗に重要な示唆や，政策検討材料を提供する．

１.２　研究の位置づけ

日本の地籍調査に関しては，大場(2007)や栄藤ら(2003)などを除き，学術的な研究の蓄積が少ない．そのような中で，那須 (2019) はリモートセンシングを用いた山村部の地籍調査技術について考察している ．地籍調査においても，技術革新による事業促進可能性への期待が大きい．

一方，金森ら(2022)は，都道府県の進捗率に関するクラスター分析を行うことで，都道府県ごとに農用地や林地など土地利用に着目し．土地利用別にいつ進捗率が伸びたか，歴史的経緯を基に分類している．さらに，金森ら(2023) では，残事業費について，全国の土地利用ごとに試算している．さらに，金森ら(2023)では，地籍調査の遅延の要因として予算不足をあげている．しかしながら，全国の傾向を把握することにとどまり，市区町村の特徴を踏まえた政策提言に課題が残るといえる．

本研究の新規性は 2 点ある．第一に，地籍調査の進捗について考察する上で，進捗率向上の要となる市区町村の担当部署に着目しているという点である．第二に，進捗率を市区町村単位で地理空間的に分析する点である．その際，土地利用情報と組み合わせることで，その特徴を把握することを試みる．

２．市区町村別進捗率

国土交通省は，地籍調査 web サイトを管理運営し，情報発信をしており（https://www.chiseki.go.jp/situation/status/index.html ），毎年，市区町村別進捗率一覧を公表している．なお進捗率を「地籍調査対象面積に対する，地籍調査実施済み地域面積」と定義している．最新の令和 6 年度のデータに基づく進捗率を図 1 に示す．地方別では，北陸，近畿地方の市区町村で進捗率が低く．地域によっ

*　学生会員　筑波大学大学院システム情報工学研究群社会工学学プログラム（University of Tsukuba）
〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1　Email : **s2420437@u.tsukuba.ac.jp**
**　正会員　　筑波大学 システム情報系　社会工学域（University of Tsukuba）

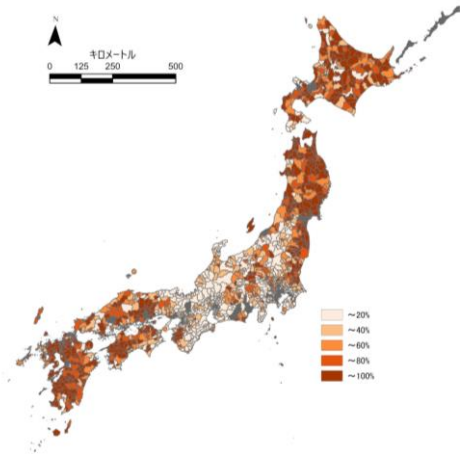


図 1 市区町村別進捗率

て偏りがあると読み取れる．さらに，同じ都道府県も市町村によってばらつきがあることも読み取れる，例えば北海道は，道全体の進捗率は 62%であり全国平均を上回るが，内陸部や南部には，20%に満たない市区町村も存在する．一筆あたりの面積が大きいことや，開拓の歴史を持ち，一筆あたりの面積が大きい北海道であるが，進捗率には市町村ごとで相当な差がある．土地利用だけでなく，それぞれの市区町村で，何等かの要因があることが考えられる．そこで，次節以降では，まず，それぞれの市区町村の担当部署ごとに特徴を分析する．

3．地籍調査担当部署

3.1　担当部署データ

本節では市区町村別地籍調査担当部署分類データを使用する（2023 年集計結果データ）．このデータは，全国 1741 市区町村を対象に調査したものであり，国土交通省からご提供いただいた．これによると，例えば茨城県では，つくば市では建設部道路計画課，石岡市では経済部地籍調査課が担っているなど，担当部署の名称だけでなく部門も多岐にわたっていることが分かる．

そこで，市区町村の地籍調査担当部署を表 1 に示すような規則に基づいて 5 つの部門への分類を行う．なお，複数の文字列を含む場合は，優先順位を農林，土木，環境，企画の順に付与することとする．その他部門には例えば総務課，税務課などが分類されている．

表 1　5 部門の分類規則

部門名	含まれる文字列
企画	″企画″、″総合″、″政策″、″地域″、″振興″のいずれか
環境	″生活″、″環境″のいずれか
土木	″土木″、″建築″、″都市″のいずれか
農林	″農″、″林″のいずれか
その他	上記ルールにあてはまらない部課名

3.2　担当部署と進捗率データとの関係

地籍調査の位置づけは市区町村に委ねられ，担当部署も異なる（表 2 の 1 列目）．1741 市区町村のうち，827 市区町村(47.5%)が土木で最多，次いで 511 市区町村(29.3%)がその他，207 市区町村(11.9%)が農林，123 市区町村(7.1%)が企画，27 市区町村(1.6%)が環境である． 43 市区町村は，担当部署が不明であり，以降は除外した．

表 2 の 2,3 列目に担当部署別に進捗率の平均値と中央値を，図 2 に部門別進捗率を示した．表 2 と図 2 から 3 点が読み取れる．第一に，その他部門の進捗率が高い．特に中央値は 95%であり，ほとんどの市区町村で完了している．図 2 から，主に九州地方や東北・北海道に位置している．地籍調査が概ね完了したため，総務課・税務課などの部署が担当する可能性もあり，過去の経緯をさらに調べる必要がある．第二に，土木部門では，中央値が平均値より 12 ポイント低い．特に関西地方は土木部門が多く，その進捗率は低い．土木や都市計画関連部署が地籍調査を担当している場合も多い．このように担当部署ごとに進捗率の平均値や中央値が大きく異なり，特徴が見いだせる．ただし，2023 年時点での担当部署の名称に基づく結果であり，過去の部署変遷や進捗率推移は考慮しておらず，部署による傾向なのか，あるいは進捗率の結果としての部署の傾向なのかは分からない．

4．担当部署と土地利用との関係

4.1　土地利用データ

第 7 次個億度調査事業十箇年計画では，新たに優先実施地域が定められるなど，土地利用情報や区画整理の計画を基に優先順位付けを進めている（国土交通省, 2020）．そこで，本章では土地利用と担当部署との関係にも着目し，基礎的な分析を提供する．

国土数値情報から入手した土地利用細分メッシュデータ（最新 2021 年度データ）を用いて，市町村ごとの土地利用の割合を計算する．本データでは，100m メッシュに対して，田，森林，建物用地など，12 分類の土地利用区分情報を有する．そこで，市町村ごとに交差するメッシュを抽出し，12 分類それぞれのメッシュ数と割合を計算した．なお，割合は，河川地および湖沼，海浜，海水域を除いて算出した．

本章では，茨城県の 44 市町村に絞り分析を進める．同県を対象とする理由は 2 点ある．第一に，市区町村ごとの面積計算には時間を要し，全国市区町村を対象とする前段階として小規模で行う．第二に，茨城県は農業算出額全国第 3 位と農業が盛んである（農林水産省，2023）一方で，県南を中心として東京通勤圏でもあり，さらに県東は鹿島臨海工業地帯，県北部は過疎化が深刻であるなど多様な側面を持つ．首都圏と農村の 2 つの側面を持ち，全国の傾向をつかむ上での参考となる可能性が高い．

表 2　部門ごとの地籍調査進捗率の平均値・中央値

	市区町村数(%)	進捗率平均値	進捗率中央値
企画	123(7.1)	49.4	40.5
環境	27(1.6)	66.6	93.0
土木	827(47.5)	41.0	29.0
農林	207(11.9)	46.8	43.0
その他	511(29.3)	73.8	95.0

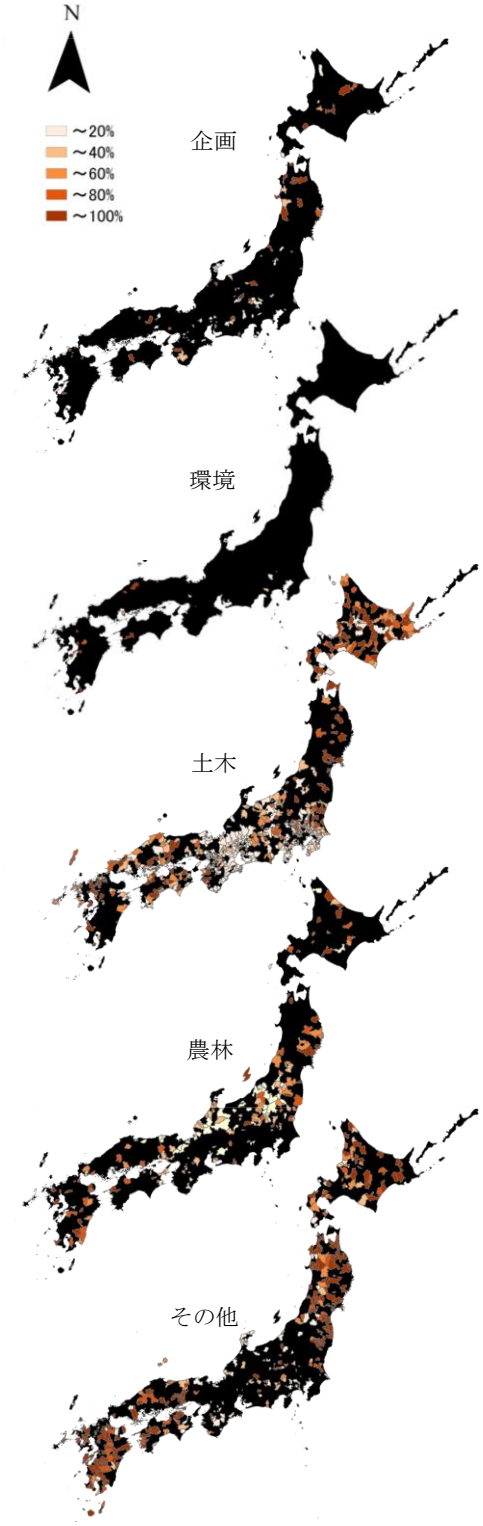


図 2 担当部署別地籍調査進捗率

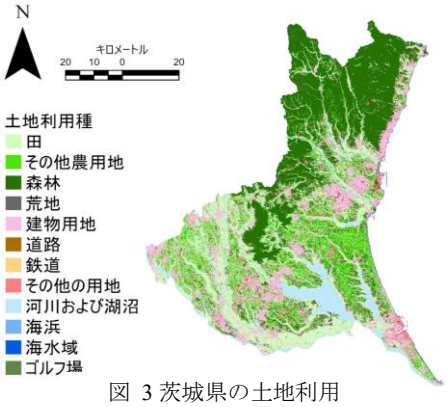


図 3 茨城県の土地利用

表 3　土地利用主の定義と茨城県内メッシュ数

土地利用種	定義	メッシュ数	割合[%]
田	湿田・乾田・沼田・蓮田及び田	111610	18.9
その他の農用地	麦・陸稲・野菜・草地・芝地・りんご・梨・桃・ブドウ・茶・桐・はぜ・こうぞ・しゅろ等を栽培する土地	96395	16.3
森林	多年生植物の密生している地域	197917	33.4
荒地	しの地・荒地・がけ・岩・万年雪・湿地・採鉱地等で旧土地利用データが荒地であるところ	6266	1.1
建物用地	住宅地・市街地等で建物が密集しているところ	103246	17.4
道路	道路など	3751	0.6
鉄道	鉄道・操車場など	1065	0.2
その他の用地	運動競技場、空港、競馬場・野球場・学校・港湾地区・人工造成地の空地等	22465	3.8
河川地及び湖沼	人工湖・自然湖・池・養魚場等で平水時に常に水を湛えているところ及び河川・河川区域の河川敷	40376	6.8
海浜	海岸に接する砂、れき、岩の区域	776	0.1
海水域	隠顕岩、干潟、シーパース	1729	0.3
ゴルフ場	ゴルフ場のゴルフコースの集まっている部分のフェアウエイ及びラフの外側と森林の境目を境界	6189	1.0

4.2　担当部署と土地利用との関係

茨城県の土地利用図を図 3，メッシュ数を表 3 の 3 列目，割合を 4 列目に示す．森林が 33.4%を占め最大で，次いで田が 18.9%，建物用地が 17.4%である．次に，3 章で扱った担当部署との関係を見ていく．農林部門と土木計画部門の 2 部門に着目し，土地利用における農林山野の割合と，土木計画に関連する都市部の割合に着目する．田，その他の農用地，森林，荒地の 4 種の合計面積を「農林関係」，建物用地，道路，鉄道，その他の用地を「土木関係」として，それぞれ進捗率との関係を図 4 に示す．土木関係土地利用割合と進捗率には負の相関がある．一

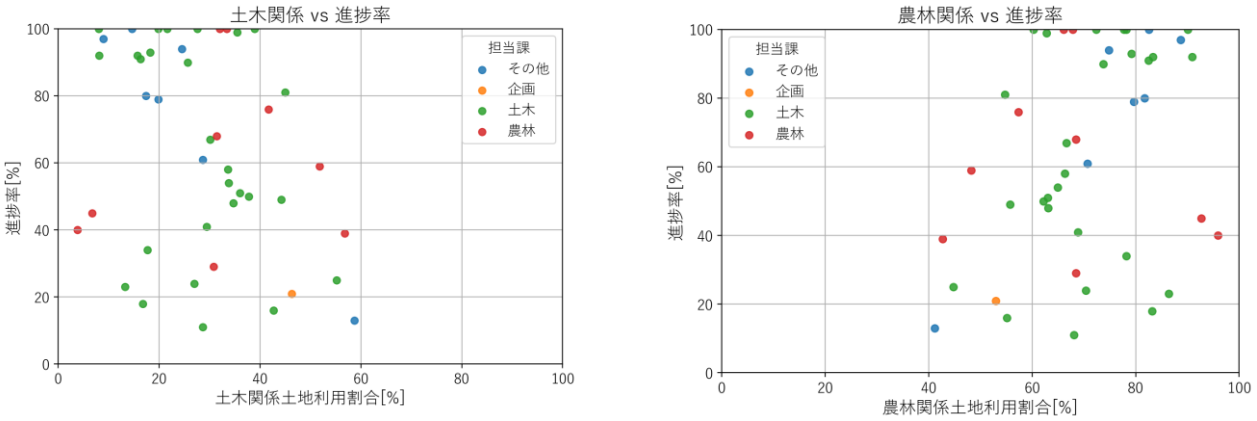


図 4 茨城県 44 市町村における土地利用と地籍調査進捗率

般に都市部において，進捗率が低いことを示しているといえる．一方で，農林関係土地利用割合と進捗率には正の相関がある．これは，多くの場合権利関係が複雑ではないことや，一筆の面積が大きいことから，面積あたりの地籍調査の進捗率が高いと推察する．

土木関係の土地利用割合が最も高いのは神栖市で 58.7%であり，同市の部門はその他であるが，進捗率は 13%と低水準であり，前章で示した全国の傾向と異なる．また，農林関係の土地利用割合が 95.9%と最も高いのは大子町であり，部門は農林，進捗率は 40%であった．宅地の土地利用割合が非常に低く，地籍調査の必要性をあまり感じていない可能性がある．

5．おわりに

本稿では，地籍調査に関して，担当部署を起点に土地利用や進捗率との関係を分析し，下記 3 点の結果を得た．第一に，地籍調査担当部署は地域によって偏りが存在する．東北・九州地方ではその他が多く，関西・近畿では土木が多い．都市形成の歴史と関係すると推察されるが，過去の経緯を調べる必要がある．第二に，担当部署ごとに進捗率にはばらつきがある．特に，土木部門では進捗率が低く，その他部門では進捗率が高い．この点は，先述の通り，部署による傾向なのか，進捗率の結果としての部署の傾向なのかは現時点では不明である．第三に，農地や都市部の割合と進捗率には相関がある．茨城県 44 市町村では，全体としては農林関係土地利用割合が高いと進捗率も高く，土木関係土地利用割合が高いと進捗率は低くなる傾向を示す．ただし，全く逆の結果を示す市や町もあり，市町村ごとに様々な要因を探る必要がある．

表 4　分析の整理

	使用データ			対象地域
	担当部署	進捗率	土地利用	
2 章		○		全国
3 章	○	○		全国
4 章	○	○	○	茨城県

本研究では，地籍調査の担当部署に関しては，表 4 に整理したような基礎的な分析にとどまっている．歴史的背景や経緯との関係，深刻化する所有者不明土地問題との関連分析など，多面的により詳しい調査が必要である．

謝辞

本研究は，株式会社ルリアンと筑波大学との共同研究の一環で実施した．また，本研究の遂行に際し、国土交通省地理空間情報課地籍整備室よりデータの提供を賜った。ここに記して謝意を表する．

参考文献

国土交通省（2025）全国の地籍調査の実施状況，＜https://www.chiseki.go.jp/situation/status/index.html＞, 2025 年 8 月 30 日最終閲覧

大場亨（2007）地籍調査の立合の前に実施されている測量の実施頻度と必要性．「都市計画論文集」，42,1,pp.130-135

栄藤公彦・田中祥一（2003）地籍調査の歩みと地理情報システム（GIS）構築の取り組み，「農業土木学会誌」，71,4,pp.329-334,a3

金森紘代，藤井聡（2022）地籍整備の変遷から見る都道府県のクラスター分類と考察．「土木学会論文集 D3（土木計画学）」，78,6, pp. II_355-II_363

那須充（2019）リモートセンシング技術を用いた山村部の地籍調査技術について．「写真測量とリモートセンシング」，58,2,pp.62-67

金森紘代, 藤井聡 (2023) 地籍調査の遅延問題に関する考察．「土木学会論文集」，79,3, 22-00039

金森紘代，藤井聡（2023）地籍調査完了のための残事業費試算と推進策の検討．「土木学会論文集」，79,11, 22-00205

国土交通省（2025）市区町村別進捗率一覧（令和 6 年度末時点），地籍調査ウェブサイト＜https://www.chiseki.go.jp/situation/status/index.html＞，2025 年 8 月 31 日最終閲覧

国土交通省（2020）第 7 次国土調査十箇年計画の概要，<https://www.chiseki.go.jp/plan/ten-year-plan/files/7th_plan_summary.pdf>，2025 年 8 月 31 日最終閲覧

農林水産省(2023)農林水産統計，＜https://www.maff.go.jp/j/tokei/kouhyou/nougyou_sansyutu/attach/pdf/shotoku_kenbetu_22.pdf＞

メッシュデータを用いた大阪府の人口の社会増減に関連する因子の抽出
高相関データに対する機械学習を用いたボトムアップな特徴量統合手法の提案

瀧澤重志*

Extraction of Factors Related to Social Population Growth and Decline in Osaka Prefecture Using Mesh Data
Proposal of a Bottom-up Feature Integration Method Using Machine Learning for Highly Correlated Data

Atsushi Takizawa*

Abstract: In the context of Japan's population decline, this study investigates social demographic change - specifically migration-related population shifts - using Osaka Prefecture as a case study. Utilizing detailed census-derived data, we apply ensemble tree-based machine learning models, which are robust to multicollinearity, to analyze a large number of highly correlated variables. SHAP values are used to assess variable importance, followed by non-linear dimensionality reduction on the SHAP correlation matrix to extract latent factors. This approach enables a data-driven identification of underlying drivers of social mobility, beyond conventional life event-based explanations.

Keywords: 国勢調査（census），人口の社会増減（Social population growth and decline），機械学習（machine learning），SHAP（SHAP），UMAP（UMAP）

１．はじめに

日本の人口減少に関連して，例えば社人研（2024）は2050年までの予測人口を公表しており，各地の将来像の策定のための基礎資料として活用されている．人口変化は出生・死亡に起因する自然増減と，人の移動による社会増減に分けられる．前者はコホート増減法で精度よく推計できることが知られている．一方社会移動について，年代別のライフイベントの変化に伴う移動は知られているが（高取, 2018），それ以外の要因についてはあまり調べられていない．

本研究は，この社会増減に関して，人口の流入出が活発な大阪府を対象として，詳細な空間解像度で関連要因を抽出することを試みる．そのために，主に国勢調査の派生データを用いて多数の説明変数に投入する．国勢調査のデータは人口数がベースとなっているため相関が高いものが多い．重回帰系のモデルは，相関が高い変数を同時に投入すると多重共線性の問題を生じ，求解や解釈が困難なモデルとなる．そのため，事前に相関の高い変数を削除したり，PCAなどで変数を次元削減するといった前処理が行われる．しかし，多様な情報を捨象しすぎたり，解釈が困難となる危険がある．そこで本研究では，相関が高い変数を投入しても，多重共線性の影響をあまり受けない，機械学習の決定木のアンサンブル型モデルを使用する．変数の寄与度の説明に広く使われるSHAP（Lundberg and Lee, 2017）を用いて，変数選択を行ったのち，残った変数のSHAPの相関行列から非線形次元圧縮を行い，変数をボトムアップに統合する手法を提案する．このような方法で，多数の相関が高い変数から，社会移動に関して，これまでの前提に依らない因子を抽出することを試みる．

２．方法

現在公開されている日本の国勢調査の最新版は2020年のため，一つ前の2015年の国勢調査や関連するデータを多数用意して説明変数として，2015年から2020年にかけて，人口の社会増減を推計する機械学習モデルを作成する．

２.１　データの整備

空間単位は4次メッシュ（500m）のメッシュデータを用いる．まず，2期の国勢調査の男女別年齢階級別人口のデータから，自然増減と社会増減に人口変化数を分解する．この方法は小池（2010）に準ずるが，一部修正を行っている．図1に推計した大阪府の社会増減分布を示す．

表1に使用した説明変数のデータの概要を示す．まず国勢調査データから導かれる人口と関連する属性として，17のジャンル（年齢，世帯，家族類型，住宅，職業，居

*　正会員　　大阪公立大学生活科学研究科（Osaka Metropolitan University）
〒558-8585　大阪府大阪市住吉区杉本3-3-138　E-mail：takizawa@omu.ac.jp

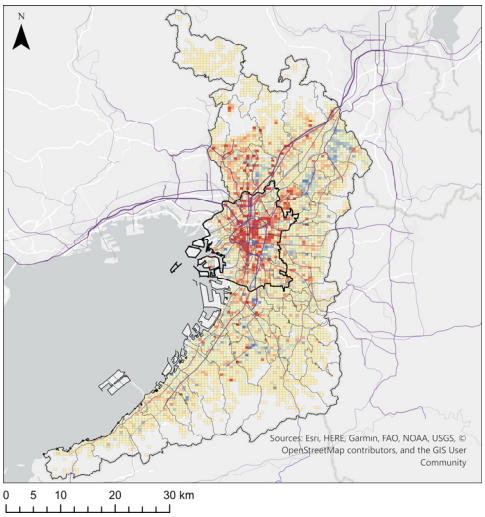


図 1　大阪府の 2015 から 2020 年の社会増減

表 1　使用した説明変数の一覧

タイプ	出典
人口と関連属性 (89)	平成 27 年国勢調査に関する地域メッシュ統計その 1，その 2（2015）
経済活動 (15)	経済センサス 4 次メッシュ（2016）
土地利用 (17)	土地利用詳細メッシュ，都市地域土地利用細分メッシュ（2016）
地価 (1)	地価公示データ，都道府県地価調査データ（2015）
交通 (2)	駅別乗降客数データ，バス停留所データ（2022）
災害 (7)	津波浸水想定データ（2016）
位置 (2)	標準地域 4 次メッシュの中心座標

住歴等）の変数を合計 89 個用意した．都市活動は，規模感を具体的に表すものとして従業員数を用い，居住型の福祉施設の場合は当該メッシュのみの総数を，それ以外の通所型の施設，生活関連施設，教育，医療系施設などは徒歩圏を考慮し当該メッシュと近傍の 8 つのメッシュの合計値を用いた．土地利用は，大阪府内の市街化区域では解像度の高い 50m メッシュを，北部地域は 100mのメッシュを用いて，4 次メッシュ単位で土地利用 17 種類の面積を集計した．地価は大阪府とそれに接する 4 府県の地価公示と都道府県地価調査のポイントデータをマージし，経験ベイズクリギング法により 100m メッシュの解像度でマップを作成し，各メッシュで平均した．交通は各メッシュから 800m の範囲にある駅の 1 日当たり乗降客数の最大値を求めた．さらに，各メッシュに含まれるバス停留所数を合計した．災害は南海トラフに起因する津波の予想浸水深さをマッピングし，7 段階の浸水の階級値の面積をメッシュ単位で集計した．地形は斜面の勾配が歩きやすさなどに影響すると考え，メッシュ内の地形の平均傾斜角度をデータとした．

以上，合計で 133 個の説明変数を用意する．

2.3　分析方法

機械学習モデルとして，一般的に使われる LightGBM（LG）と Random Forrest（RF）に加えて，RF のランダム性を高めた Extra Tree Regressor（ET）の 3 種類を用いて精度を比較する．Python で Scikit Learn の実装を使用した．学習・テスト用のデータをランダムに 8:2 に分け，学習用のデータで 10 回交差検証により R2 を最大化するようパラメータチューニングを行う．

モデル選択は 2 段階で行う．まず，用意した 133 個の説明変数すべてを使い，各モデルでパラメータチューニングを行い，交差検証の精度を求める．加えて全データで学習を行い，各変数の SHAP を求める．SHAP の平均絶対値が小さい 3%の変数を削除したうえで，上記の手順を繰り返し，交差検証の R2 が最大になったモデルを選択する．ここまでが Step 1 である．

SHAP は目的変数に対する加法性があるため，相関が高い変数間に SHAP が分配される傾向があり，変数の寄与度を過小評価する危険がある．そこで Step 2 で，選択されたモデルの相関が高い変数を統合する．まず，選択された変数の集合をAとし，変数$a, b \in A$の SHAP 値の積率相関を$r_{a,b}$とし，変数a, bの非類似度を，相関距離

$$d_{ab} = \sqrt{2(1 - r_{ab})}, \quad \forall a, b, \in A$$

で表す．この相関距離を使って，各変数を UMAP（McInnes et al., 2020）で平面に埋め込み，埋め込み座標を DBSCAN でクラスタリングする．そして，各クラスタの変数を，以下の平均絶対 SHAP の重み付き和として統合する．ここで，A_cはクラスタcに属する説明変数の集合，$shap_a$，x_a，$\mathrm{std}_a()$はそれぞれ，変数$a \in A_c$の SHAP 値，データの値，標準化関数を示す．

$$x_c = \sum_{a \in A_c} \frac{\overline{|shap_a|}}{\sum_{b \in A_c} \overline{|shap_b|}} \cdot \mathrm{std}_a(x_a)$$

最後に，統合した変数を用いて，各機械学習モデルにより，再度パラメータチューニングと精度評価を行う．

3．結果

Step 1 による各モデルの精度を表 2 に示す．各機械学習モデルでのオリジナルモデルの精度評価結果を示す．手順で変数を削除していき CV の R2 が最大となったときのモデルの結果を示している．CV やテストデータの R2 は 0.3 前後で，予測には厳しい．一方，学習データの精度は 0.7～0.8 で，説明のモデルとしては妥当である．CV では LG，テストでは RF の精度が高いが，大きな差はない一方，全データでは ET の精度が高い．

表 2　Step1 での各モデルの精度

Model	$\|A\|$	CV (mean ± std)	Test	Full
LG	68	**0.302 ± 0.044**	0.279	0.712
RF	51	0.285 ± 0.042	**0.284**	0.692
ET	53	0.290 ± 0.048	0.269	**0.822**

次に Step 2 を適用する．例として ET モデルで選択された変数の UMAP による低次元化の結果を図 2 に示す．各属性が平面上で比較的明瞭に分離されており，距離が近い変数同士で，13 個のクラスタを得た．

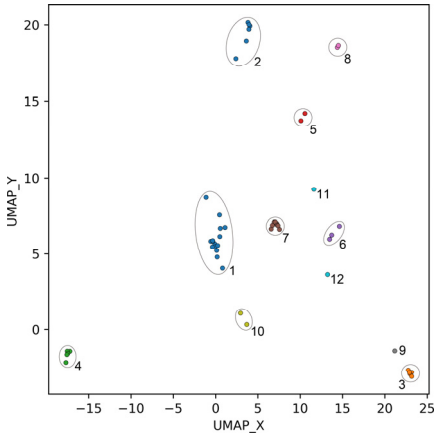


図 2　ET モデルの 53 変数の UMAP と DBSCAN による次元削減

Step2 による精度を表 2 に示す．交差検証の精度は ET，テストは RF，全データの精度は ET が高い．これらのモデルはオリジナルモデルと精度が上昇するか低下が微小であり，変数の統合による情報の欠損の影響は少ないといえる．一方 LB は特にフィッティング精度が大きく下がっており，統合による情報欠損の影響が大きいといえる．以降では，ET による結果が最良とみなし，最終モデルとして，その結果を詳しく分析する．

表 3　Step2 による各モデルの精度

Model	$\|A\|$	CV(mean ± std)	Test	Full
LG	17	0.293±0.042	0.282	0.498
RF	13	0.287±0.068	**0.292**	0.658
ET	12	**0.297±0.035**	0.279	**0.782**

表 4 は最終モデルの変数の要約である．集約された属性は平均絶対 SHAP 値が高い順に掲載している．各変数の summary plot を図 3 に示す．色分けは，赤が SHAP が高いことを青が SHAP が低いことを示している．したがって赤いプロットが 0 より右側に多い属性は，全体として SHAP と人口増減に正の寄与があり，左に多く属性は負の寄与が多いことを示している．さらに上位 3 位までの変数のメッシュ単位での SHAP 空間分布に対して，Getis-Ord Gi*統計量を用いた Hotspot 分析を行った（図 4）．距離バンドは隣接エッジのみで信頼度 90%以上のホットスポットとコールドスポットを抽出した．

表 4　変数統合後のクラスタ名

#	クラスタ名
1	高所得ホワイトカラー層，高流動地域
2	若年世帯の地域内移動者
3	大学生
4	若年単身者向け賃貸住宅
5	中層の公営賃貸住宅
6	超高齢化地域
7	パートタイム，ブルーカラー層
8	50 代から 60 代前半
9	経度
10	津波浸水区域（0.3～2m）
11	空地
12	有料老人ホーム

以上の図表からクラスタの特徴を分析する．最も寄与度が高い#1 は，大阪市内中心から主要鉄道路線沿線の地価が高く，管理職や専門職などのホワイトカラーが多く住んでいる．また，県外からの移住者が多く流動性が高いといった特徴がある．#2 は若年世帯の県内移動者が多いクラスタである．低層もしくは高層の共同住宅の居住者が多かったり，幼稚園従業者が近隣地域に多く，人口流入傾向が高い．立地は大阪市内の中心部に集中している．#3 は大学生のような若者が流出していることを示している．空間分布は有名大規模大学の周囲に多く，卒業とともに引っ越していることが推測される．#4 は若年層・単身者向け賃貸住宅クラスタであり，高密度な低層住宅や，高層マンションへの居住者が多いエリアで，流入の傾向がある．#5 は，公営の賃貸住宅で 5 階建て程度の中層集合住宅が目立つエリアである．これは日本において古くから建設された公営住宅であり老朽化した建物が多く，地域から流出する傾向が高い．#6 は，80 代以上の高齢者が多いエリアである．流入する傾向があり，府内で分散しており，老人ホームへの転居を示唆している．#7 は，パートやブルーカラー，失業者の多さを示すクラスタで，人口流出が目立つ．#8 は中高年のクラスタで，人口流出傾向がある．#9 は経度のクラスタであり，西側ほど人口流入することを示している．#10 は，津波の予測浸水深さが 0.3-2m となるエリアを示している．人工流入の傾向がありリスクを高めている．#11 は空地のクラスタである．大阪府南北の郊外に分布しており，空地だったところが宅地化され人口が流入したことが推測される．#12 は，有料老人ホームの近隣を含む従業者数である．

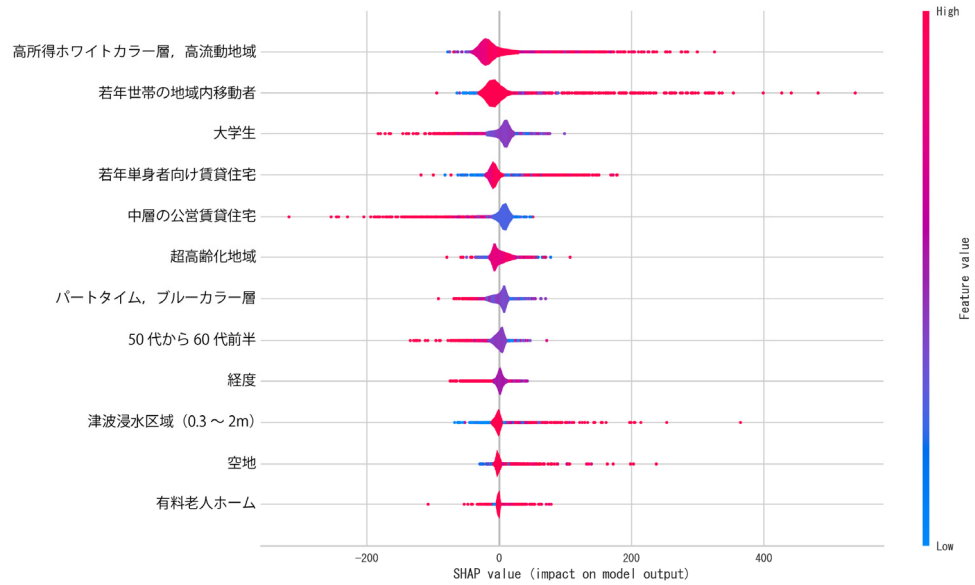


図 3　最終モデル（ET）の SHAP の summary plot

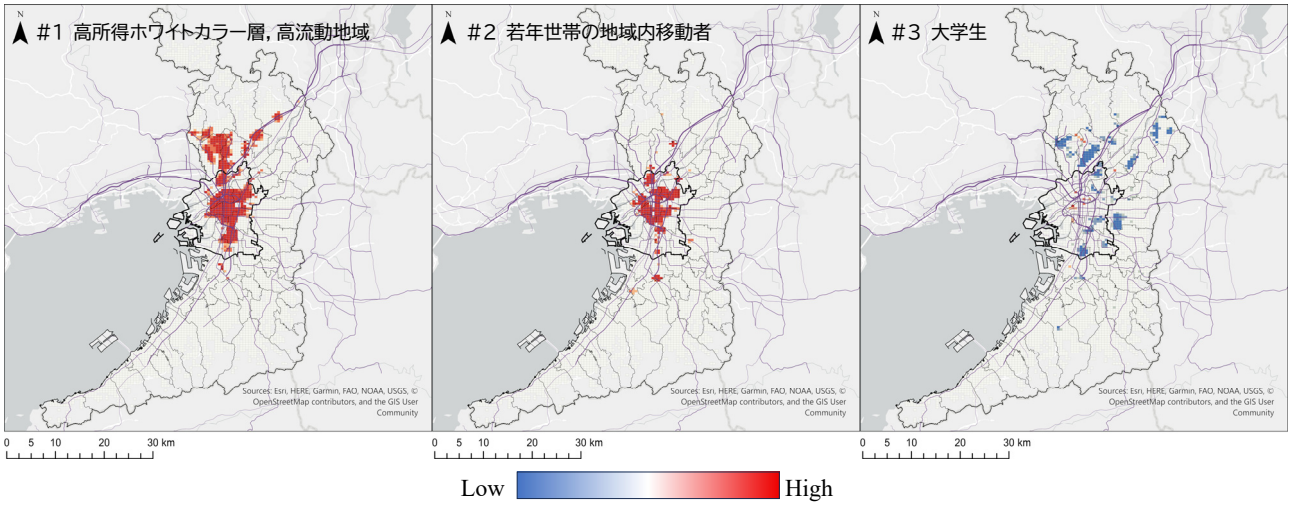


図 4　上位 3 位までの統合変数の Hot/Cold スポットの分布

4．おわりに

本研究は大阪府の直近の国勢調査データからメッシュ単位で社会増減を推計し，多数の相関が高い説明変数から，社会増減と関連する因子を抽出する手法を開発して，分析を行った．これまでは，若者，子育て，老人のライフイベントと関連付けられて理解されることが多かった社会増減に対して，ホワイトカラーの転勤族，老朽化した公共住宅，パート・ブルーカラー，津波浸水地域，空地といった，新規性と解釈性の高い因子が抽出された．今後の課題として，詳細な分析，他地域での検証，人口予測モデルへの結果のフィードバックなどが考えられる．

謝辞

本研究は学術知共創プログラム（#24016566）の補助を受けています．国勢調査と経済センサスデータは東京大学 CSIS の共同研究制度（#1370）で提供いただきました．

参考文献

国立社会保障・人口問題研究所（2024） 日本の地域別将来推計人口-令和 2(2020)～32(2050)年- 令和 5 年推計．人口問題研究資料，349.

高取千佳（2018）人口社会増減と空間指標の関連分析-愛知県を対象として-．日本都市計画学会都市計画論文集，53 (3), 392-399.

Lundberg S. M. ・ Lee, S.-I. (2017) A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2017)

小池司朗（2010）首都圏における時空間的人口変化-地域メッシュ統計を活用した人口動態分析-．人口問題研究，66 (2), 26-47.

McInnes L.・Healy J.・Saul N.・Großberger L. (2020) UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection. Journal of Open Source Software, 5 (56), 2008.

首都圏における住宅戸建ての細分化の研究
- 首都圏における空間的偏在性とその動態 -

中山 祥汰

Studies on the Subdivision of Housing in the Greater Tokyo Area
Spatial Distribution and Its Changes in the Greater Tokyo Area

Shota Nakayama

Abstract: 本研究の目的は，首都圏における住宅戸建ての細分化という現象の空間的偏在性とその動態を定量的に明らかにすることである．分析には，3 時点（2005, 2016, 2022 年）のゼンリン建物データを用い, 建物の重心を用いた手法で細分化を特定した．細分化率の空間的集積を把握するためホットスポット分析を行った結果，細分化は首都圏で均一に発生するのではなく，東京 23 区を中心とする都心部に集中するという極めて強い空間的偏在性を持つことを確認した．さらに時点間比較により, 細分化は一過性のものではなく都心部で継続し，その周辺郊外へと波及・拡大している動態を明らかにした．本研究は，細分化が起きる地域を特定するための分析的基盤を構築したものであり，今後は地価や都市計画等のデータと組み合わせることで，細分化の発生メカニズムの解明や，より柔軟な住宅政策の議論へと貢献できる．

Keywords: 細分化 (subdivision), 空間的偏在性 (spatial heterogeneity), ホットスポット分析 (hotspot analysis

１．はじめに

今まで建てられていた戸建てを分割し，複数の戸建てに建て替えることがある．本研究では，このような一つの戸建てが取り壊され，その敷地に複数の小さな戸建てが建設される現象のことを，住宅戸建ての細分化と呼ぶことにする．

１.２　背景

細分化という概念自体は，高度経済成長期における都市圏内の住宅事業の受け皿としてのミニ開発を伴う敷地細分化や宅地化農地の開発としてのミニ開発として認識されてきていた．このような開発は，居住環境の低下を引きおこしたり，密集市街地の生産を招いたりすると考えられてきた．近年では，東京都荒川区や世田谷区のように，都市計画に基づいた最低敷地規模規制を対象とする地域に導入することで，細分化を抑制しようとする動きもある．しかし，敷地規模基準に満たない新規の分割を規制する一方で，閾値を下回る敷地には現状維持が認められるため，細分化という現象の不可逆性につながりうるものである．しかし，住宅戸建ての細分化は，都市内における利用可能な住宅を増やすことで，住宅の入手性を高める可能性もある．次の節でみるように，細分化を伴う住宅に入居する属性によっては，細分化の恩恵を受ける人もいると考えられる．このように，住宅戸建ての細分化は，都市における住宅供給の増加や，入居者の属性の変化など，都市における住宅をめぐる影響を及ぼす可能性がある．

１.３　先行研究

住宅戸建ての細分化に関する研究は，数多く蓄積されているが，二つの研究群に大別した．発生要因に関する研究は，あらかじめエリアを絞ったうえで，細分化がエリアの中の「どのような場所で」起きるかに着目した研究群である．代表的なものとして，敷地面積を要因とする研究が挙げられる．大佛・井上(2006)は，世田谷区を対象に，元の敷地面積が大きいほど分割されやすいことを定量的に示した ．また, 田川(2010)も, 堺市大美野住宅地の調査から，敷地面積が大きいほど分割された住宅の割合が高いと結論付けている ．これらの研究は，細分化のトリガーとして敷地面積が重要な変数であることを明らかにした．また，入居者の属性に関する研究は，細分化された住宅に「どのような人が」住んでいるかに着目した研究群である．堺ら(2006)は，文京区の調査から，分割後の住宅には子供を持つファミリー層が多く入居することを明らかにした ．鈴木(2009)も横浜市金沢区の調査で，小規模住宅の入居者は子育て世帯が多いことを示しており ，細分化が特定のライフステージにある世帯の受け皿となっている可能性を示唆している．

１.４　本研究の位置づけ

本研究は，従来の研究と比較し，異時点間の比較と細

*　学生会員　東京大学新領域創成科学研究科社会文化環境学専攻（The University of Tokyo）
〒277-8563　千葉県柏市柏の葉 5-1-5　E-mail：shota-n-043@csis.u-tokyo.ac.jp

分化の起きる地域の特定を行うものであるという点で新規性がある．細分化の状況を 2 時点間で比較することで，細分化がより進む地域や，細分化が進む要因を特定することを可能にする．また，細分化が起きている地域に絞って分析を行うのではなく，首都圏全域を対象にすることで，細分化が起きている地域と起きていない地域の違いを明らかにすることを可能にする．これら二点により，住宅戸建ての細分化がもたらす影響への議論の土台を提供することができる．

１.５　本研究の構成

本稿は，以下の構成から成る．2 章で分析に用いたデータと細分化を判定する方法について述べる．3 章では，得られた細分化の状況を町丁目単位で分析し，ホットスポットを特定する．4 章では，得られた結果に対する考察を行い，5 章で本研究の結論を述べる．

２．研究方法

この章では，住宅戸建ての細分化を定量化する上で用いるデータの説明と，細分化の判定方法について説明する．

２.１　用いるデータの説明

本研究では，東京大学空間情報科学研究センターを通して提供されたゼンリンの Zmap TOWN II データを用いる．建物の分類が次の表 1 のようになされている．

基本項目種別	内容
1363	ビル・アパート
1364	個人の家屋
1365	事業所

表 1 データにおける建物分類

本研究は個人の家屋を指す 1364 を対象に分析を行う．地域は，埼玉県・千葉県・東京都・神奈川県の 1 都 3 県とする．時点は，利用可能である 2005 年，2016 年，2022 年の 3 時点とする．

２.２　細分化の判定方法

本研究では，住宅戸建ての細分化をデータから定量化する方法として，次の三つの方法を用いた．これら三つの方法を比較し，最も妥当な方法を用いて，住宅戸建ての細分化を定量化する．細分化の判定を建物ポリゴンごとに行い，結果を 2020 年国勢調査における町丁字単位で集計した結果を比較する．これ以降，古い時点を基準時点，新しい時点を比較時点と呼ぶ．

２.２.１　方法 1: 重なり判定

この方法は，基準時点の建物ポリゴンと比較時点の建物ポリゴンが重なっているかどうかを利用し，細分化を判定する． QGIS を利用し，基準時点と比較時点の建物ポリゴンの交差をとることで，重なりを判定する．事前に振っておいた比較時点の建物ポリゴン ID を基準時点の建物ポリゴンに引き継ぐことで，基準時点の建物ポリゴンが比較時点のどの建物ポリゴンと重なっているかを特定する．基準時点の建物ポリゴンが比較時点で複数の建物ポリゴンと重なっている場合，その基準時点の建物ポリゴンは細分化したと判定する．この方法では，基準時点の建物ポリゴンが比較時点とわずかでも交差している場合でも細分化と判定する．

２.２.２　方法 2: 重なり判定＋面積基準

方法 2 は，方法 1 に加えて，重なりの面積基準を設けることで，重なりがわずかな場合を除外することを目的とする方法である．方法 1 と同様に，基準時点の建物ポリゴンと比較時点の建物ポリゴンの重なりを特定する．重なった面積を計算し，基準時点の建物ポリゴンの面積に対する重なりの割合を計算する．基準時点の建物ポリゴンが比較時点で複数の建物ポリゴンと重なっており，かつ，重なりの割合が一定以上である場合，その基準時点の建物ポリゴンは細分化したと判定する．ここでは，重なりの基準を 80%とした．

２.２.３　方法 3: 重心比較

方法 3 は，比較時点の建物ポリゴンの重心をとり，その重心が基準時点の建物ポリゴンの内部にいくつ存在するかをカウントすることで細分化を判定するものである．内部に含む重心の数が 2 つ以上である場合，その基準時点の建物ポリゴンは細分化したと判定する．この方法は，比較時点の建物形状が L 字型やコの字型である場合に，細分化と判定できない可能性があることに注意が必要である．

２.３　比較結果

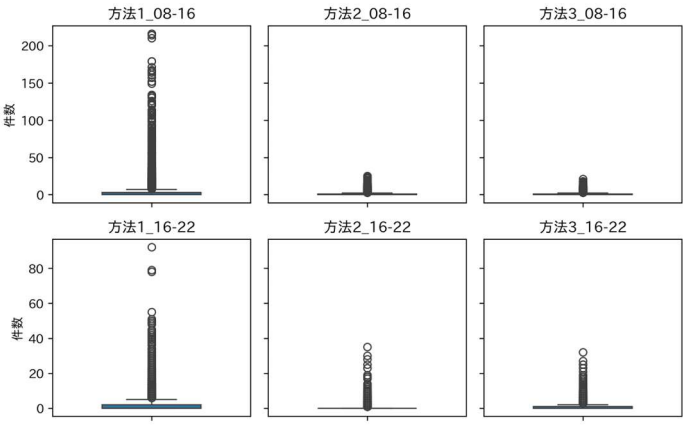


図 1　方法別の集計結果

三つの方法で判定した細分化件数を町丁目単位でまとめたもの結果を図 1 にまとめた．方法 1 を除けば，上段の 2008 年から 2016 年も下段の 2016 年から 2022 年も似通った結果が得られた．方法２，３から細分化が起きなかった町丁目が多く，0 付近に集中し，件数が 10 件を超

える町丁目がまばらに存在することがわかる．方法 1 は，重なりがわずかな場合でも細分化と判定するため，他の二つの方法と比較して細分化件数が多くなる傾向があると考えられる．方法 2，3 ともに同じ傾向を表す結果が得られたため，どちらを用いても分析の妥当性は揺るがないと考えられる．本稿では，そのうち重心比較（方法 3）の結果を用いた分析を行う．

３． 細分化の空間分布

細分化が起きている地域の空間分布を把握するために，細分化率(=基準時点における町丁目内の細分化した建物の数/町丁目内の建物の数)に対して，モラン統計量を計算し，ホットスポットを特定した．モラン統計量は，空間的に近い地域が似た値を持つかどうかを示す指標である．モラン統計量が正の値を持つ場合，近い地域が似た値を持つことを示し，負の値を持つ場合，近い地域が異なる値を持つことを示す．モラン統計量が有意に正の値を持つ場合，その地域はホットスポットであると判断する．今回は p 値が 0．05 以下の場合に有意と判断した．モラン統計量の計算には，空間重み行列として，隣接行列を用いた．

３．１　2005-2016 年の比較

この期間における細分化率のホットスポットを図 2 に

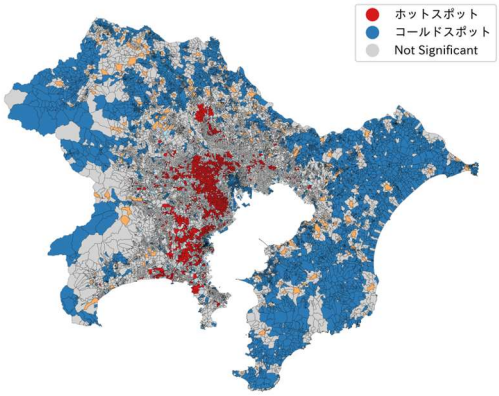


図 2　2008 年から 2016 年の細分化比率のホットスポット分析

示す．大まかな傾向として，東京都の都心部から城西地域，神奈川県にかけてのホットスポットの連なりと，さいたま市周辺におけるホットスポットが確認できる．また，埼玉県の北西部，千葉県の大半は，住宅の細分化があまり行われていない地域が集まっているエリアであるコールドスポットであることが確認できる．

３．２　2016-2022 年の比較

次に 2016 年から 2022 年にかけての細分化率のホットスポットを図 3 に示す．この期間においても，東京都心部を中心に，埼玉県南部，千葉県北西部，神奈川県北東部にホットスポットが分布していることがわかる．特に，東京都心部では，細分化率が高い地域が多く存在していることがわかる．一方で，千葉県太平洋側や，埼玉県北部，神奈川県西部にはホットスポットがほとんど存在していないことがわかる．まとめると都心部では集中的に発生し，郊外では有意にならないまだら模様，さらに離れた周辺部では依然として低調なコールドスポットという傾向が読み取れる．

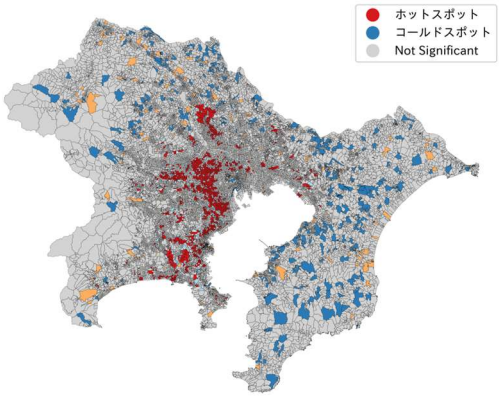


図 3　2016 年から 2022 年の細分化比率のホットスポット分析

３．３　2005-2016 年と 2016-2022 年の比較

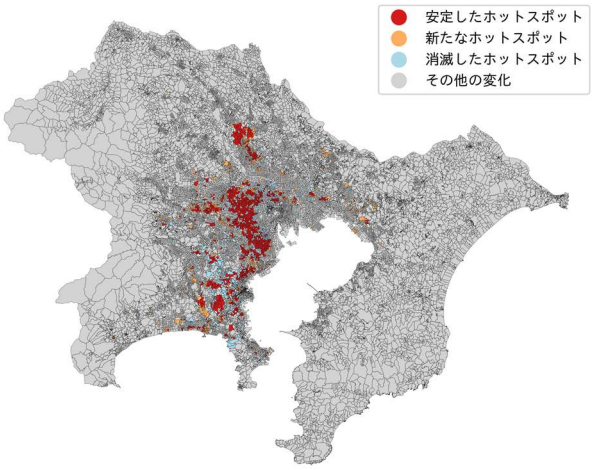


図 4　時点間比較のホットスポット

上で見た二つのホットスポットを 2 時点で比較することで，新たに発生したホットスポットや継続しているホットスポットの特定を行った．はじめに安定したホットスポットは，東京都 23 区の中央部から南西部，そして横浜市・川崎市の地域に集中していることが読み取れる．また，さいたま市のホットスポットも継続的であることがわかる．新たに発生したホットスポットは，安定したホットスポットの周辺部に点在している様子がうかがえる．最後に消滅したホットスポットは，数としては多くないものの，都心部や横浜市周辺に確認できる．

４． 考察

従来の研究でも指摘があったように住宅の細分化という現象が極めて強い「空間的偏在性」を持つことがわか

る．つまり細分化は首都圏で均一に発生するのではなく，特定のエリアに集中している．東京 23 区の都心部や横浜・川崎の一部に著しく集中している細分化は一時的な現象ではなく，2 つの期間で一貫してホットスポットであり続けることで定着したものになっている．これは，高い地価と住宅需要を背景にした土地の効率利用の手段としての細分化という可能性を示唆している．先行研究の入居者の属性に着目すれば，安定したホットスポットでは，地価が高くても都心へのアクセスを重視する子育て世帯の継続的な需要があるのではないかという仮説が立てられる．また「新たなホットスポット」が既存のホットスポットの周辺に現れていることから，細分化の動きが郊外エリアへと地理的にシフトしているトレンドは予想できる．これは，都心部の地価高騰などの影響を受け，細分化の発生が少しずつ外側へシフトしている可能性を示している．

５． 結論

本研究は，首都圏における住宅戸建ての細分化という現象を，3 時点の建物データを用いて定量的に分析した．分析手法の比較検討により，重心比較と面積基準を設けた重なり判定が，細分化を捉える上で妥当な結果をもたらすことを確認した．

本研究の最大の成果は，細分化が首都圏で無秩序に発生するのではなく，極めて強い空間的偏在性を持つことを実証した点にある．細分化は特定のエリアに集中して発生しており，さらに 2 時点比較から，その発生は一過性のものではなく，特定のエリアで継続していることも明らかになった．これにより，細分化が起きる地域を具体的に特定できたため，今後の詳細なケーススタディに向けた重要な基盤を構築できた．

一方で，本研究は多くの発展可能性を残している．今後は，本研究で構築した分析基盤を土台として，交通利便性，人口構成，地価，都市計画といったデータを組み合わせることで，「なぜそこで細分化が起きるのか」というメカニズムの解明に迫ることができる．例えば，「なぜ千葉方面では細分化が少ないのか」「東京から神奈川へと連なるエリアと，さいたま市周辺のホットスポットでは，発生のメカニズムが違うのか」といった，より踏み込んだ問いへの挑戦が期待される．将来的には，こうした詳細な分析を通じて，画一的な土地利用規制（＝場所における規制）のあり方を問い直し，入居者の属性などを考慮した，より柔軟な住宅政策（＝人における規制）の重要性を議論するための実証的根拠を提供できると考える．

謝辞

本研究は、東京大学 CSIS 共同研究（No. 1297）による成果である（利用データ: Zmap TOWN II データ（ZENRIN CO.提供））

参考文献

大佛俊泰，井上猛（2006）．“画地の分割ポテンシャルと分割パターンのモデル分析．” 『日本建築学会計画系論文集』，71(605)，pp. 151-157.
https://doi.org/10.3130/aija.71.151_4
堺総一郎，中西正彦，中井検裕（2006）．“東京都心地域における敷地分割を伴う戸建住宅の発生と居住者の移住傾向に関する研究．” 『都市計画論文集』，41(3)，pp. 971-976.
https://doi.org/10.11361/journalcpij.41.3.971
鈴木佐代，石渡瑞枝，沖田富美子（2009）．“敷地分割制限のない戸建住宅地における宅地の細分化と新規転入世帯の動向．” 『福岡教育大学紀要．第五分冊，芸術・保健体育・家政科編』，58，pp. 143-150.
https://fukuoka-edu.repo.nii.ac.jp/records/1544
田川圭佑，加我宏之，下村泰彦，増田昇（2010）．“昭和初期に開発された堺市大美野住宅地における住宅更新と接道部の緑の変化実態に関する研究．” 『都市計画論文集』，45(3)，pp. 775-780.
https://doi.org/10.11361/journalcpij.45.3.775