

令和5年度  
統計データ利活用推進事業  
に関する研究実績報告書

令和6年3月

東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科

秋山研究室

准教授 秋山 祐樹

修士1年 水谷 昂太郎

# 目 次

1. 本事業の背景と目的	1
1.1. 背景	1
1.2. 本事業の目的	4
2. 本事業で使用したデータの概要	5
2.1. 国勢調査	5
2.2. 住宅・土地統計調査	6
3. モデル構築	7
3.1. モデル構築の概要	7
3.2. 機械学習モデル (LightGBM)	8
4. モデルによる将来の空き家率予測結果	9
4.1. 将来の空き家率の予測結果	9
4.2. 将来の空き家率の予測モデルの精度検証	10
5. まとめと今後の検討事項	15
5.1. 今年度の成果のまとめ	15
5.2. 今後の展望と課題	15
5.3. おわりに	16
謝辞	17
参考文献	18

# 1. 本事業の背景と目的

## 1.1. 背景

近年、日本では人口減少や高齢化、都市部への人口移動などを背景に、全国で空き家が増加している。総務省統計局の最新の住宅・土地統計調査によると、平成 30 年の日本全国の空き家数は約 849 万戸、空き家率は 13.6%に達しており（総務省統計局，2019）、空き家数・空き家率ともに過去の調査から比較しても、一貫して増加が続いている状況にある。なかでも、「その他の住宅」（別荘などの一時的に利用実態がある住宅や、賃貸用・売却用の住宅以外の住宅）の増加は著しく、平成 20 年調査から平成 30 年調査までの 10 年間に約 268 万戸から約 349 万戸へと約 1.3 倍に増加している。一部の管理不十分なその他の住宅は、腐朽・破損による倒壊危険性を有するだけでなく、地域の防犯性の低下や景観の悪化にもつながる。このような空き家は「特定空き家」と呼ばれ、近隣住民や地域全体に深刻な影響を及ぼす可能性が高いことから、特定空き家を含む空き家の実態把握はわが国にとって急務となりつつある（浅見，2014）。

こうした背景を受け、平成 27 年 5 月から「空家等対策の推進に関する特別措置法（空家等対策特措法）」が施行された。同法の施行により、自治体は空き家の所有者への適切な管理の指導や、空き家跡地の活用促進、特定空き家に対する助言・指導・勧告・命令、さらには罰金・行政代執行も可能となり、空き家の活用・除却といった行動を法的根拠に基づいて実施することが可能になった。また、2023 年 12 月には同法が改正され、特定空き家の予備軍となる「管理不全空き家」が新たに設定された。これにより、特定空き家化する前に行政による改善の指導や勧告を行うなどの予防的措置を講じられるようになるなど、空き家問題への関心は近年ますます高まりつつある（国土交通省，2023）。

以上の課題に対して有用なアクションを国や地方自治体において行うためには、「どこにどの程度空き家が分布しているのか」という現状の空き家分布の把握、そして「今後どの地域でどの程度空き家が増加していくのか」という将来の空き家分布予測に関する情報を把握する必要がある。そこで、研究代表者らはこれまでに様々な手法で空き家の分布把握を行う研究を実施してきた（図 1.1）。

まず、「どこにどの程度空き家が分布しているのか」という現状の空き家分布の把握については、これまで多くの場合、一棟一棟を個別に訪問し外観を見て判断する戸別目視が中心となっていた（益田・秋山，2020）。また、現地調査を実施する前に、空き家が数多く分布すると考えられる地域を予め把握する手法も確立されていないため、広域の空き家分布を継続的に把握し続けるには多大な労力と時間、そして費用を要していた。これが自治体において空き家対策の取り組みを進めていく上で大きな障壁となっており、これらの調査を「迅速」、「安価」かつ「継続的」に実施可能な手法の確立が期待されていた。そこで、自治体が保有するデータ（住民基本台帳、水道使用量、固定資産課税台帳など、以下「自治体保有データ」）を用いて、空き家の分布調査を迅速かつ安価に実施する手法の研究が近年行われている（秋山ほか，2024；秋山ほか，2021；馬場ほか，2021；水澤ほか，2022；Sayuda et al., 2022）（図 1.1 内①の手法）。これらの手法の特徴は、調査対象となる自治体において、ある時点に実施された空き家分布調査結果を教師データとし、空き家分布調査結果の実施時期

に近い時期に取得した自治体保有データを活用することで、建物ごとの空き家確率を推定する機械学習モデルの構築を行う点にある。また、同モデルを他の地域やモデル構築の年と異なる時点の自治体保有データに外挿し、任意の地域・時点における空き家の空間分布を推定できる点にある。これらの手法により、地域メッシュや町丁字等の小地域単位で空き家数や空き家率が推定可能となりつつある。

ただし、以上の手法では自治体保有データが利用できることが前提となっている。自治体によってはこれらのデータの利用が困難な場合もある。そこで、研究代表者らは対象地域をドローンで撮影し、上空から空き家を特定する技術（秋山ほか，2022）（図 1.1 内②の手法）や、車両に設置したカメラから建物外観を撮影し、建物外観画像を AI（ディープラーニング）により空き家判定を行う技術（武田・秋山，2022）（図 1.1 内③の手法）も開発することで、以上の課題への対応を進めてきた。しかし、何れの技術もドローンのフライトやカメラを設置した車両の走行を行うために、事前の調整が必要になるなど、データ取得のハードルが高いことが課題である。

一方、「今後どの地域でどの程度空き家が増加していくのか」という将来の空き家分布予測は、研究代表者らによる日本全国の自治体や民間企業に対するヒアリングによって、国や地方自治体、また民間企業においても高い需要があることが分かっているものの、現時点でその手法は研究レベルでもほとんど確立されていない状況にある。また、昨年度事業において和歌山県や和歌山市、田辺市などに対して行ったヒアリングにおいても（図 1.2）、空き家の分状況の「将来予測」の情報は、中長期的な空き家対策計画を立案する上で極めて有用なエビデンスとなるとのリアクションを受けており、同手法の実現が和歌山県の自治体においても望まれていることが明らかとなった。また、同手法の実現に当たっては、可能な限りアクセスが容易で無償のデータ、すなわちオープンデータを用いて実現できる手法が望ましいことも明らかとなった。さらに、空き家数や空き家率といった連続的な値ではなく、具体的にどの地域から優先的に対策が必要な地域であることを示すことや、将来的に増加が予測される地域の特徴を明らかにする指標の必要性もまた指摘された。

そこで、研究代表者らは自治体保有データやドローン、建物外観画像を用いることなく、空き家の将来分布を推定する手法として、日本全国同一の基準で整備され、更新され続けている政府統計を用いて空き家の将来分布推定モデルを構築することで、日本全土に適用可能な普遍性が高い空き家の将来分布推定技術を確立する手法の開発に着手している（秋山・水谷，2024）（図 1.1 内④の手法）。同手法を和歌山県に適用することで、前述した和歌山県における需要にも応えることができるものと期待される。さらに総務省統計局から提供された基本調査区単位の国勢調査および住宅・土地統計調査を用いて、将来を見据えた自治体の空き家の対策優先度を推計するモデルを構築し、空き家の調査を重点的に取り組むべき地域を明確に示すことを目指す。これらの成果は、空家に関連する都市・地域計画の立案と施行の推進を支援するとともに、EBPM（Evidence-based Policy Making）の推進や、自治体における空き家調査業務の効率化に寄与するものと期待される。

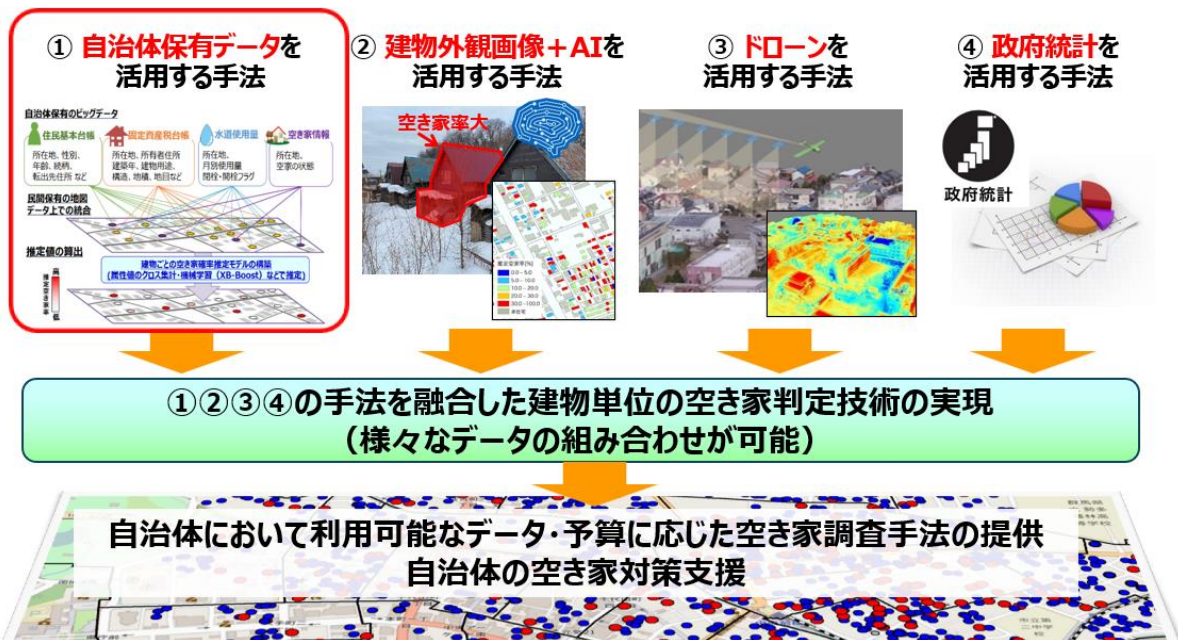


図 1.1 研究代表者らがこれまでに実施してきた空き家分布把握のための様々な研究



図 1.2 これまでに和歌山県内の自治体において実施したヒアリングの様子 (田辺市の例)

## 1.2. 本事業の目的

以上を踏まえて、本事業の目的を以下の通り設定する。具体的には以下に示す2つの分析を行う。

1. 自治体保有データ（住民基本台帳等）を用いることなく、政府統計等のオープンデータのみを用いた空き家の将来分布推定を行う汎用的な機械学習モデルを開発し、和歌山県全域の将来の空き家率を予測できるデータセットおよび地図の作成を行う（以下「分析①」とする）。
2. 総務省統計局から提供を受けた和歌山県の政府統計マイクロデータ（国勢調査、住宅・土地統計調査）を用いて、将来を見据えた自治体の空き家の対策優先度を基本調査区ごとに3段階で推計するモデルを開発し、空き家の調査を重点的に取り組むべき地域を明確に示すことを目指す（以下「分析②」とする）。

なお分析②の内容は、新規性を有する一定の成果が得られたことから、本報告書提出時点（2024年3月）で査読付国際誌へ投稿を準備中である。そのため、本報告書では分析①については実施内容を詳細に記載するが、分析②についてはその詳細の記載は割愛させていただく。

## 2. 本事業で使用したデータの概要

本事業は、国勢調査と住宅・土地統計調査から3章の機械学習モデルに投入する変数のリストを作成する必要がある。そのためには、本研究で使用するデータのレイアウト構造を把握し、適切に整理・統合処理を行う必要がある。そこで本章では本研究のモデル構築に使用したデータとその構造および変数を概説する。

### 2.1. 国勢調査

国勢調査は日本に住む全ての人と世帯を対象に、国内の人口や世帯の実態を把握する調査として5年に1度実施されている。近年では2000年、2005年、2010年、2015年、2020年に実施された。本調査によって得られたデータには、大きく建物や世帯内の子供の状況といった世帯単位の情報から年齢、職業といった個人単位のデータが含まれている。

本調査は年度によって収集、公開されている情報が異なるため、本事業で使用する変数は全ての時点で共通して利用可能な変数に限定した。また表の集計の仕方も異なるため、ここでは一部の変数については再集計を行い、いずれの時点でも利用可能な形式とした。また本データは各項目の総数とその項目の中でさらに複数の項目に分割されて収録されている。本分析では利用可能な変数のうち、各総数当たりの割合を算出し、モデル構築に利用した。なお、項目によっては市区町村内に該当する記録がない場合がある。そのような場合には「該当無し」として、0による欠損値補完を行った。以上の処理により、各属性を持つ世帯または個人がどの程度存在するかという情報が、説明変数として利用される。

表 2.1 将来の空き家率の推定に利用される説明変数の一覧

項目	機械学習モデルに組み込んだ特徴量
男女別人口総数及び世帯総数	総人口
	総世帯数
	男性比率
年齢（4区分）別人口	15歳未満の割合
	15～64歳の割合
	65歳以上の割合
	75歳以上の割合
世帯人員別一般世帯数	世帯人員1人の世帯の割合
	世帯人員2人の世帯の割合
	世帯人員3人の世帯の割合
	世帯人員4人の世帯の割合
	世帯人員5人以上の世帯の割合
世帯の家族類型別一般世帯数	1世帯当たりの人員
	親族のみの世帯割合
	核家族世帯のうち夫婦のみの世帯割合
	核家族世帯のうち夫婦と子供から成る世帯割合
	核家族以外の世帯割合
	6歳未満世帯員のいる一般世帯数割合
	18歳未満世帯員のいる一般世帯数割合
65歳以上世帯員のいる一般世帯割合	
住宅の種類・所有の関係別一般世帯数	持ち家に住む一般世帯割合
	民営借家に住む一般世帯割合
住宅の建て方別世帯数	一戸建に住む主世帯割合
	長屋建に住む主世帯割合
	共同住宅1・2階建に住む主世帯割合
	共同住宅3～5階建に住む主世帯割合
	共同住宅6～10階建に住む主世帯割合
	共同住宅11階建以上に住む主世帯割合
	その他の住宅に住む主世帯割合
世帯の経済構成別一般世帯数	農林漁業就業者世帯割合
	農林漁業・非農林漁業就業者混合世帯割合
	非農林漁業就業者世帯割合
	非就業者世帯世帯割合

## 2.2. 住宅・土地統計調査

住宅・土地統計調査は、全市区と人口15,000人以上の町村を対象に国内の住宅と居住実態を把握するために5年に1度実施されている。近年では2003年、2008年、2013年、2018年に実施された。本データには、各市区町村の住宅総数と、その内訳として居住世帯のある住宅数、居住世帯のない住宅数、建築中の住宅数が収録されており、「居住世帯のない住宅」の中に空き家数が収録されている。本調査では、空き家を「二次的住宅」、「賃貸用の住宅」、「売却用の住宅」、「その他の住宅」に分類している。「二次的住宅」は別荘やリゾートマンション、セカンドハウスなど普段は居住していない住宅であるが、一定期間の間に一時的に利用予定がある住宅である。「賃貸用の住宅」や「売却用の住宅」は賃貸や売却目的で現在空き家である住宅である。これらの住宅は空き家であるものの、管理者が明確に存在し、一定の期間中に管理者が必要に応じて建物の状態確認が行われるか利用が見込まれる住宅である。一方で「その他の住宅」とは、居住世帯が長期に亘って存在せず、流通や利活用予定がなく、放置状態が継続されてしまっている住宅となる。また長期間空き家である場合には管理者が明確にならないこともある。このような住宅は倒壊の危険や雑草の繁茂などにより近隣地域へ悪影響を及ぼす危険がある。そこで本事業では空き家の中でも将来的に管理不全により自治体の対応が求められる空き家の増減を分析するため、「その他の住宅」を対象とし、総住宅数のうち「その他の住宅」が占める割合を空き家率と定義して、3章で構築する機械学習モデルの目的変数とした。これにより、空き家の中でも将来的に管理不全により自治体の対応が求められる空き家が全住宅のうちどの程度を占めるかということ把握できるモデルを構築できるようにした。



### 3. モデル構築

本章では、機械学習モデルの概要、構築手法について説明する。

#### 3.1. モデル構築の概要

国勢調査の調査年度（2000年、2005年、2010年、2015年、2020年）と住宅・土地統計調査の調査年度（2003年、2008年、2013年、2018年）は調査年度に毎回3年のラグがある。この特性を生かし、それぞれの調査年度の国勢調査の市区町村ごとに、異なる調査年度の住宅・土地統計調査から得られる市区町村ごとの空き家率をテーブル結合することで、データベースを構築した。例えば、2000年の国勢調査の場合、2003年、2008年、2013年、2018年の住宅・土地統計調査とそれぞれテーブル結合することで、2000年から3年後、8年後、13年後、18年後の空き家率と結合することができる。続いて、構築したデータベースに基づいて、図3.1で示すように機械学習モデルで将来の空き家率の予測を行った。それぞれの時点で3、8、13、18年後の予測モデルが作成されるため、空き家の発生メカニズムが大きく変化しないことを前提として、これらのモデルに数年先の国勢調査を外挿することで3年後、8年後、13年後、18年後の空き家率の推定値を算出することが可能になる。これにより、最長で2020年から18年後である2038年の空き家率の推計を可能とした。

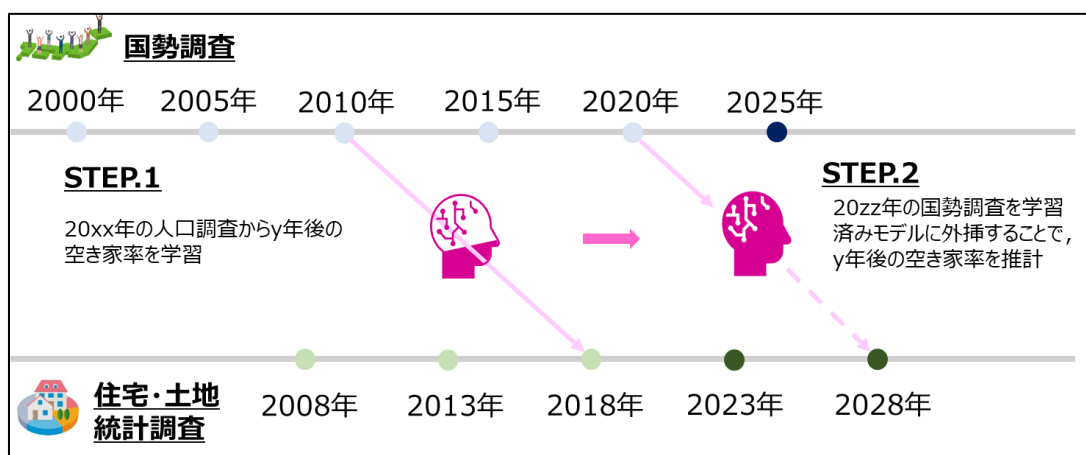


図 3.1 機械学習モデルの構築と外挿例

## 3.2. 機械学習モデル (LightGBM)

機械学習モデルの構築には、Ke et al. (2017) によって提案された勾配ブースティング決定木による機械学習的回帰手法のひとつである”LightGBM”を用いた。昨年度まで主に用いていた XGBoost も勾配ブースティング決定木による手法のため、アルゴリズムや手法が大きく変更されたわけではないが、後述する LightGBM の利点を考慮し、本事業では新たに LightGBM を採用した。

本節では LightGBM の概要、特に昨年度まで用いた XGBoost との相違点と XGBoost と比較した際の利点から、本手法を選定した理由について述べる。なお XGBoost とアルゴリズムの基本的な概念は大きく異なることはないため、共通する点については本報告書では割愛させていただく。詳細は前年度までの報告書を参照されたい。

LightGBM とは、XGBoost と同様、複数の弱学習器を組み合わせて、誤差を繰り返し学習することで誤差最小化を目指す手法である。ただし XGBoost とは決定木の構築方法が異なることや、学習時の残差が小さいデータを一部だけ学習に用いることにより、計算コストを下げていることなどを理由に、XGBoost と比較して同程度の精度の学習がより高速に実行できることが知られている。

本手法を採用した理由として次の通りである。まず LightGBM や XGBoost など勾配ブースティング決定木による手法は、より現実に即した予測モデルを構築できる点が挙げられる。回帰分析は解釈性が高いという利点を有する一方で、例えば世帯人員数と空き家の関係性は線形的ではなく、独居世帯か、2人以上の住む世帯かでも空き家の発生確率大きく異なることが明らかとなっている（水谷ほか，2022）。このように実際の現象を捉えるためには、非線形性を考慮する必要がある。同手法では決定木モデルを採用しているため、特徴量の変化に応じて柔軟に空き家を予測できる。そのため線形モデルに見られる上述の問題は生じず、比較的推定精度を高くすることができるという利点がある。

次に LightGBM が様々な分野の先行研究においても、国内外において高い実績をあげていることが多く報告されているためである（Takeda et al., 2022; Zhang et al., 2019 など）。

さらに今年度は1つの分析につき多数の機械学習モデルの構築が必要であった。そのため昨年度以上に精度を損ねることなく、モデル1つ当たりの計算コストを削減させる必要があったためである。

## 4. モデルによる将来の空き家率予測結果

本章では、3章で開発したモデルに2章で整備したデータを投入することで、将来の空き家率を予測した結果とその精度について記す。

### 4.1. 将来の空き家率の予測結果

まず、将来の空き家率の予測結果を紹介する。図4.1～図4.5は和歌山県全域を対象とした市区町村ごとの空き家率の推定結果である。和歌山県では人口が多い県北部の自治体では比較的空き家率が低い一方、少子高齢化が進んでいる県北部の自治体では2018年の時点で20%以上の空き家率に達していると思われる自治体が存在することが分かる。これが2038年の20年の間にほぼ全ての自治体において空き家率が上昇していくという結果になった。

また図4.6は、和歌山県内の人口上位10位の自治体の将来の推定空き家率である。人口が多い自治体においても何れの自治体も空き家率は増加していくことが分かる。ただし、自治体によってその増え方には違いが見られる。例えば和歌山市や岩出市、御坊市などでは今後もほぼ線形的に空き家率が増加していく一方、橋本市や紀の川市、有田川町などでは2033年までは空き家率が上昇していくものの、2033年以降はその上昇が穏やかになっていった。これは現時点で既に空き家数が多く、将来的には少子高齢化のピークと連動して（実際にはやや遅れて）空き家率のピークを迎えるのではないかと予想される。これは今後大幅な空き家数の増加が見られないと予想される既に少子高齢化が非常に進んでいる自治体において、見られる現象であり、実際に和歌山県内で高齢化率上位5位（和歌山県，2024年）の自治体における将来の空き家率の予測結果（図4.7）によると、何れの自治体も今後も大幅な空き家率の増加は予測されておらず、これらの自治体では空き家数がピークを迎えているものと考えられる。このように空き家率の増加の傾向を観察することで、今後の空き家の増加傾向を将来に亘って予測することが可能になる。

また、本研究で開発したモデルは住宅・土地統計調査で結果が公表されていない人口1万5,000人未満の町村の結果も予測できる点にも利点がある。例えば、図4.1の結果の場合、2018年の住宅・土地統計調査を用いれば、和歌山市や田辺市など市部および、人口1万5,000人以上の町については同様の結果を作ることができる。しかし、人口が非常に少ない自治体、和歌山県で言えば例えば北山村（404人）、古座川町（2,480人）、太地町（2,791人）（総務省統計局，2023年）などでは、住宅・土地統計調査にも空き家率は掲載されていない。すなわち、本研究の手法により、初めて和歌山県内の全ての自治体の今日及び将来の空き家率を明らかにすることができたといえる。

## 4.2. 将来の空き家率の予測モデルの精度検証

続いて、将来の空き家率を予測するモデルの精度検証を行った。まず、例として8年後の空き家率を予測するモデルの精度検証の方法を説明する。2010年の日本全国で整備した説明変数に対して、8年後を予測するモデルを適用することで、2018年の市区町村ごとの空き家率を予測する。そしてその結果と住宅・土地統計から得られる真値（正解値）の相関を見ることでその精度を検証した。図4.8に8年後の空き家率の推計結果と真値を比較した結果を示す。相関係数は0.9012、決定係数は0.8122と両者の間には極めて強い相関があることが確認された。また、平均絶対誤差も約2%であり、多くの自治体において真値との差が非常に小さい値を得ることができるモデルが実現したと言える。同様に他の時点間においても精度検証を行った（表4.1）。その結果、何れの時点間においても予測精度、外挿精度ともに高いことが分かる。この結果から本研究で開発したモデルは汎用性・外挿性に優れたモデルであると評価できる。すなわち、図4.1～図4.7で示す結果は統計的に高い信頼性を有していると言える。

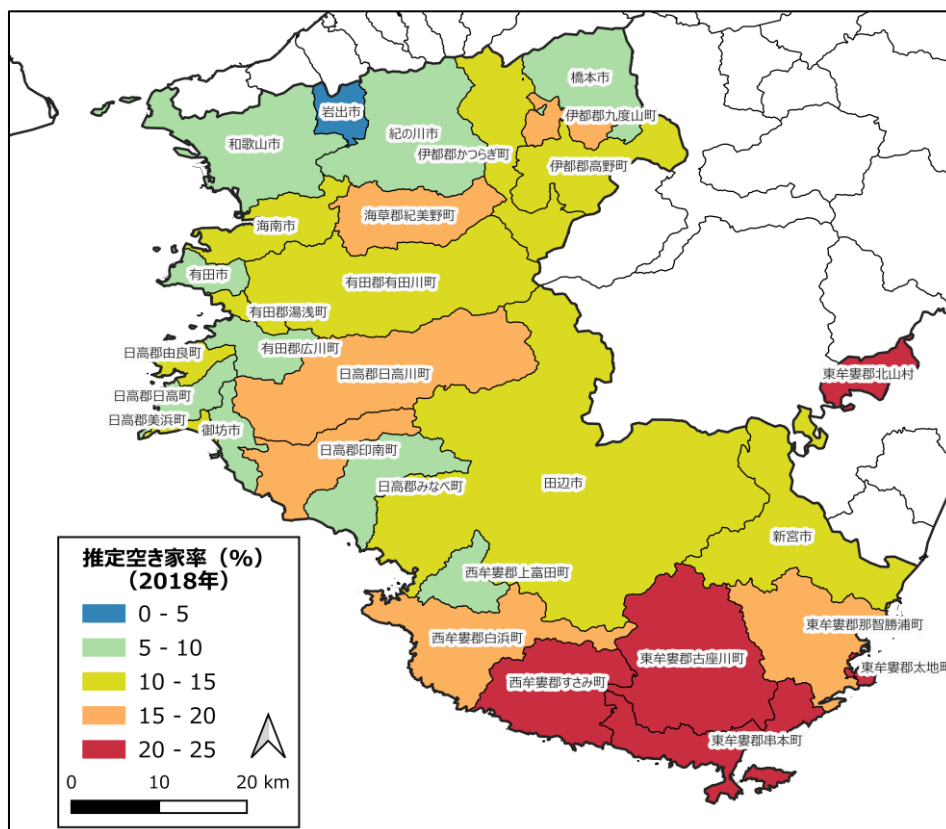


図 4.1 和歌山県全域における市町村ごとの推定空き家率（2018年）

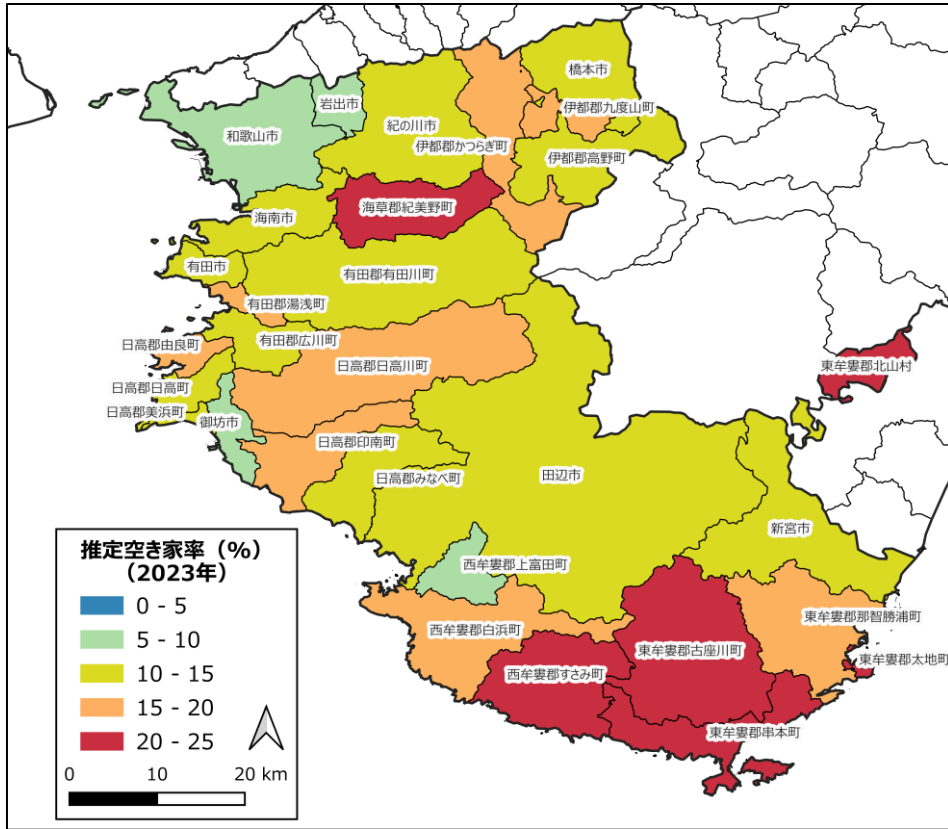


図 4.2 和歌山県全域における市町村ごとの推定空き家率 (2023 年)

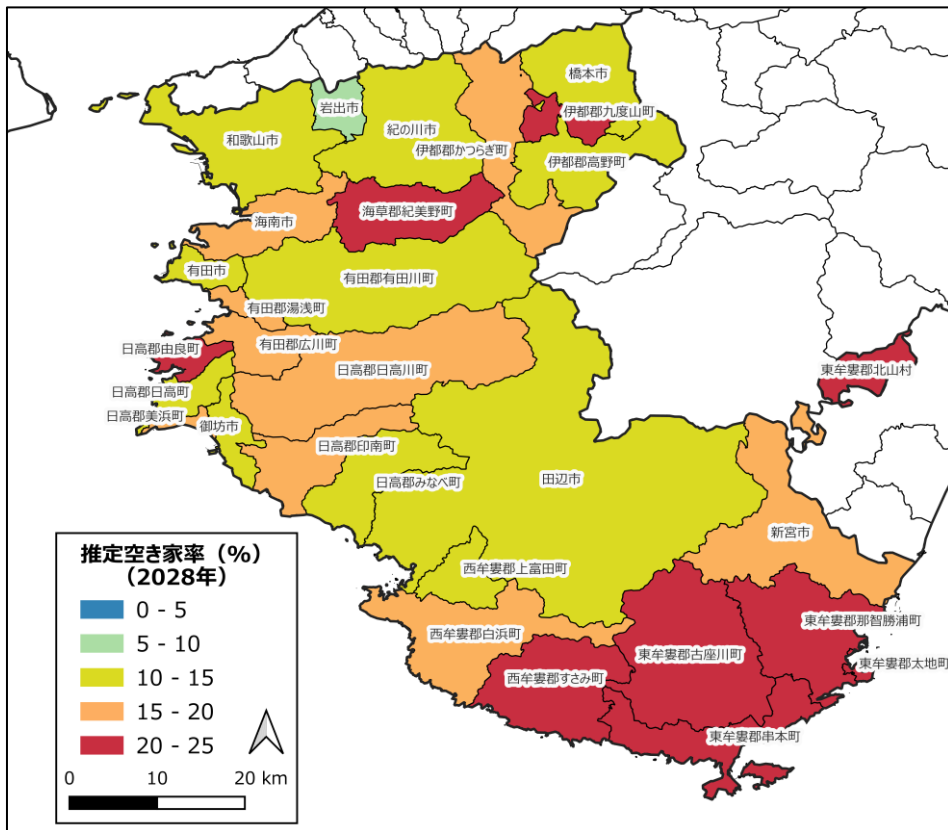


図 4.3 和歌山県全域における市町村ごとの推定空き家率 (2028 年)

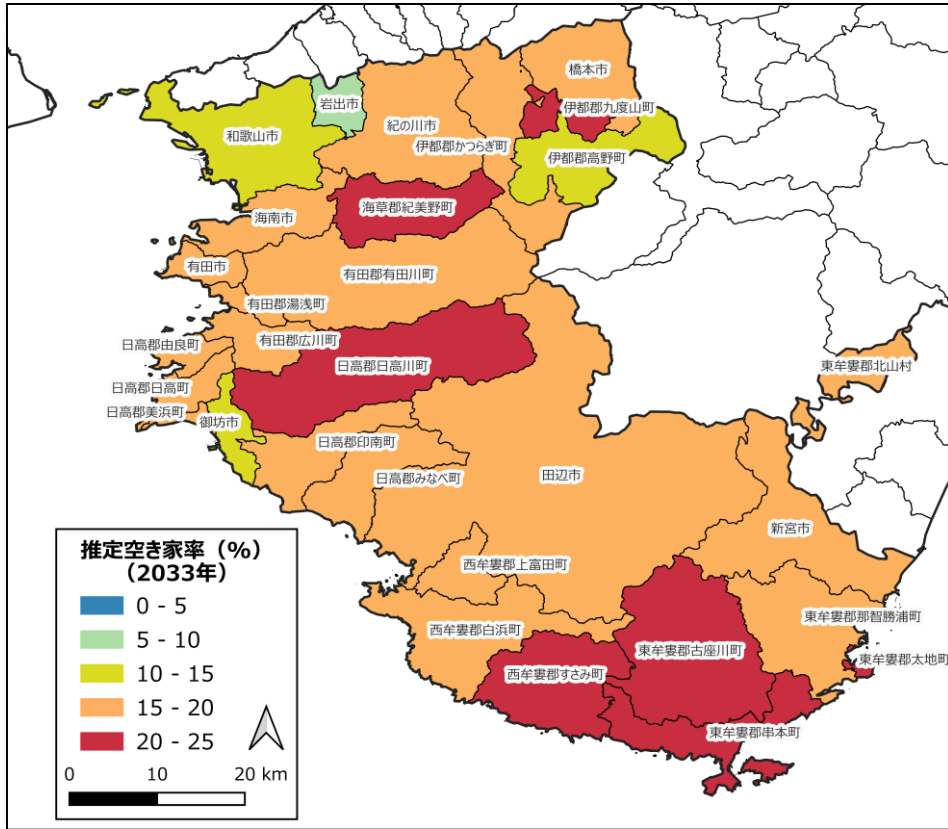


図 4.4 和歌山県全域における市町村ごとの推定空き家率 (2033 年)

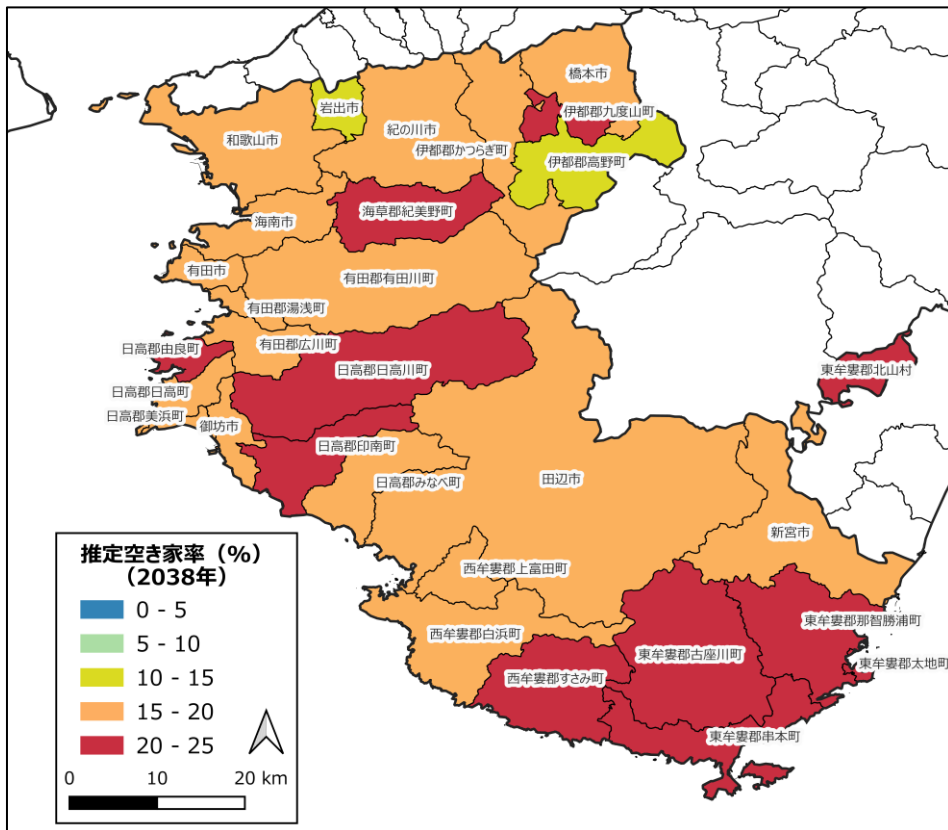


図 4.5 和歌山県全域における市町村ごとの推定空き家率 (2038 年)

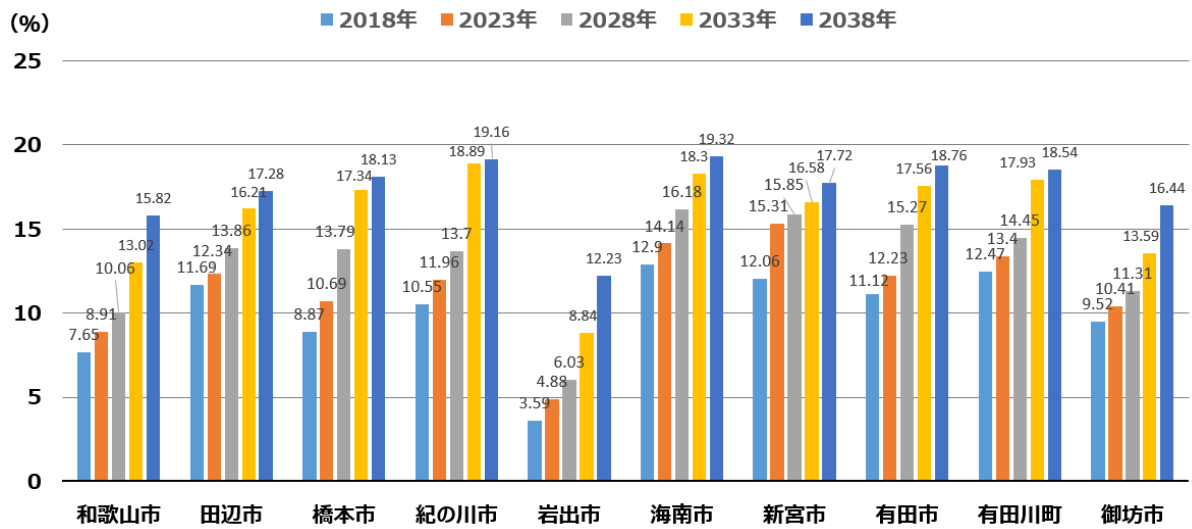


図 4.6 和歌山県内の人口上位 10 位の自治体における将来の推定空き家率

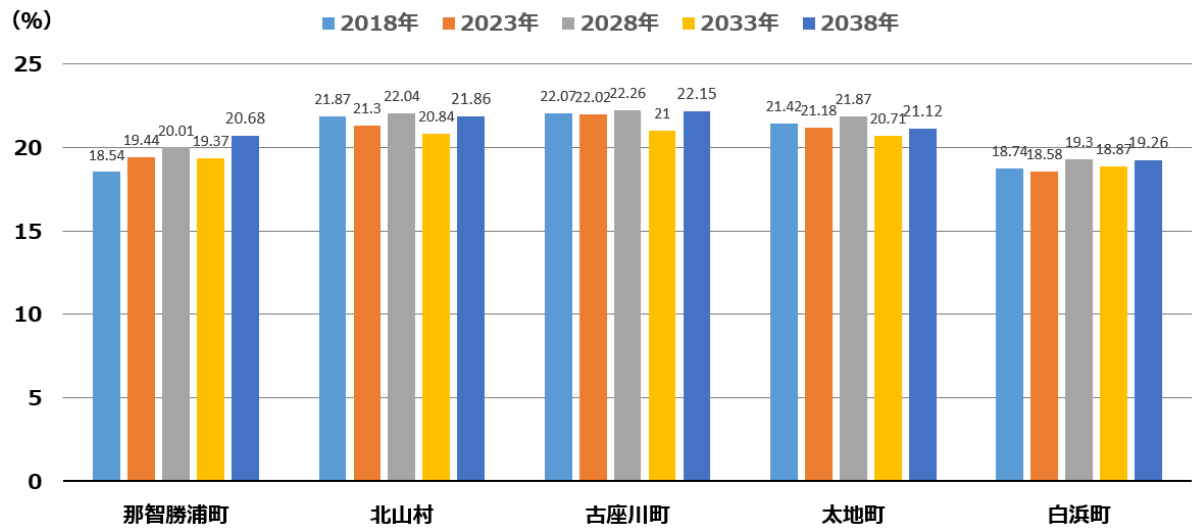


図 4.7 和歌山県内の高齢化率上位 5 位の自治体における将来の推定空き家率

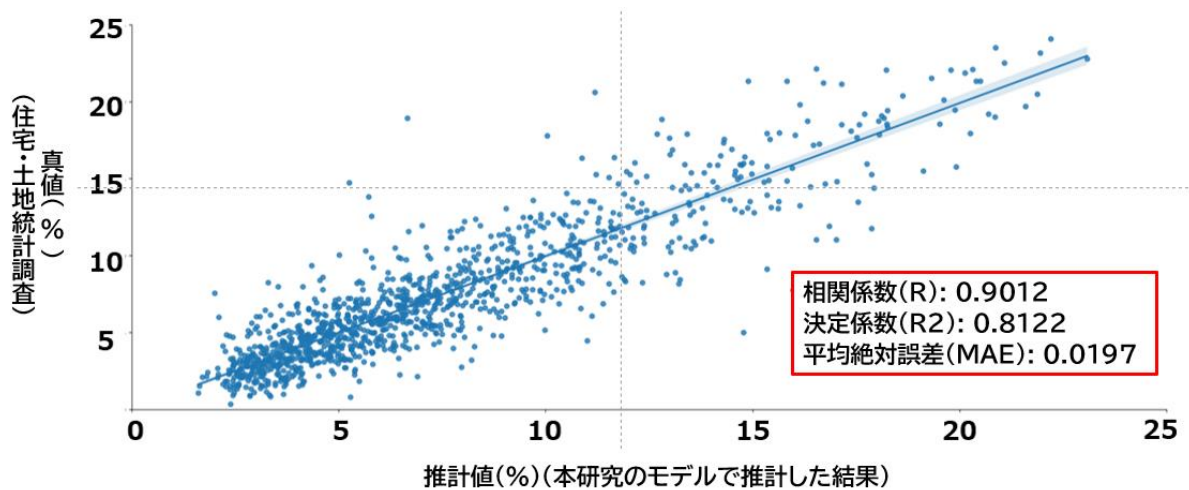


図 4.8 8 年後の空き家率の推計結果と真値を比較した結果  
 (例：2010 年の国勢調査を用いて 2018 年を予測した場合)



表 4.1 3 年後、8 年後、13 年後、18 年後の訓練データに対する予測精度および外挿精度

	訓練データ・予測精度		外挿精度	
3年後	2010年 → 2013年		2015年 → 2018年	
	MAE	R2	MAE	R2
	0.0197	0.7669	0.0227	0.7490
8年後	2005年 → 2013年		2010年 → 2018年	
	MAE	R2	MAE	R2
	0.0187	0.7912	0.0224	0.7561
13年後	2000年 → 2013年		2005年 → 2018年	
	MAE	R2	MAE	R2
	0.0191	0.7805	0.0211	0.7858
18年後	2000年 → 2018年		検証データなし	
	MAE	R2	-	-
	0.0196	0.8149	-	-

注：XXXX年 → YYYYY年のXXXXは国勢調査の調査年、YYYYは予測対象となる年（住宅・土地統計調査の調査年度）である。



## 5. まとめと今後の検討事項

最後に今年度の成果についてのまとめと、今後の課題についてまとめる。

### 5.1. 今年度の成果のまとめ

今年度の目的はこれまでの空き家に関する一連の研究の流れおよび、研究代表者らによる自治体へのヒアリング結果等に基づき、以下の通り設定した。具体的には以下に示す2つの結果を得ることが可能な機械学習モデルの構築と、その精度検証とした。

1. 自治体保有データ（住民基本台帳等）を用いることなく、政府統計等のオープンデータのみを用いた空き家の将来分布推定を行う汎用的な機械学習モデルを開発し、和歌山県全域の将来の空き家率を予測できるデータセットおよび地図の作成を行う（分析①）。
2. 総務省統計局から提供いただいた和歌山県の政府統計マイクロデータ（国勢調査、住宅・土地統計調査）を用いて、将来を見据えた自治体の空き家の対策優先度を基本調査区ごとに3段階で推計するモデルを開発し、空き家の調査を重点的に取り組むべき地域を明確に示すことを目指す（分析②）。

本事業を通して、以上2つのモデル構築を実現することができた。また、何れのモデルも高い精度を有しており、分析①による市区町村単位の将来の空き家率推定および、分析②による基本調査区単位の対策優先度の把握が可能になった。特に分析②については、新規性を有する一定の成果を得ることができたため、本報告書提出時点（2024年3月）で査読付国際誌への投稿を準備中である。これらの成果は、政府統計を活用した空き家分布推定という研究の嚆矢となる取り組みとなったと言えるだろう。また、今後多くの自治体における空き家関連業務の負担軽減にも貢献できるものと考えられる。

### 5.2. 今後の展望と課題

続いて、分析①における今後の展望および課題についてまとめる。

まず2023年の住宅・土地統計調査が2024年度中に公開される予定である。この統計を用いることで、2043年までの空き家率推定が可能になるとともに、推定精度の検証もより多くの時点間に対して行うことが可能になる。そのため、まずはこれらを実施していきたいと考えている。

また、本事業のモデルでは市区町村単位とマクロな単位の推定であったが、国勢調査は小地域単位の結果が公開されている。そこで、今後は小地域単位で将来の空き家率を予測する手法にも拡張していきたいと考えている。小地域は地方自治体にとっても様々な計画や事業における最小単位の1つでもあるため、実現することで自治体の担当者が利用しやすい形式のプロダクトとなるものと期待される。

さらに、和歌山市へのヒアリングを通じて明らかになったこととして、空き家が数多く分布する地域では狭隘な道路が数多く分布することである。そこで、モデルの説明変数に道路の狭隘さの程度を説明できる変数を導入することでモデルの精度向上を図るという展開も考

えられる。また、同時に本事業で得られる空き家に関する情報を中長期的な道路計画に反映させる方法を検討することで、より効果的な道路計画の実現に繋がる可能性があるだろう。

### 5.3. おわりに

2018年度から始まった研究代表者らによる過去5年間の一連のプロジェクトを通じて、統計情報をはじめとする様々なデータから得られた成果が、自治体の具体的な業務に対して高い有用性を持っている可能性があることを認識することができた。しかし、現場レベルでの具体的な実装には未だ至っていない。これは本事業に限らず、類似の多くの取り組みにおいても同様に課題として指摘されている点である。これには幾つかの原因があると考えられる。第一に、自治体保有データの提供・利用に対してのハードルが依然として高いこと、そして第二に自治体関係者がデータの活用方法についての具体的なイメージが無く、また前例も少ないことから、興味や関心を持ちにくい状況にあることが挙げられる。

この問題の改善に向けて考えられる方策としては、まずオープンデータである政府統計を活用し、自治体の具体的な業務においてデータ活用を行った事例を作ることが重要であると言える。本事業を含む研究代表者らの取り組みはこのきっかけとなりうる取り組みであることから、以上の事例作りに有用であると期待される。

さらに、自治体に対するヒアリング調査を継続的に実施することで、自治体業務の実装に向けたフィードバックを集めることも重要である。これは、社会実装を進める上で貴重な情報となる。

加えて、自治体以外の社会実装も視野に入れるべきと考える。例えば、国や地方自治体のプロジェクトに加えて、地域の不動産会社や公社との連携を深めることで、自治体にとらわれない新たなユースケースを検討することができるものと考えている。このようなアプローチにより、より広範な社会的な利益を生み出すことが期待される。

研究代表者らの一連のデータ活用に関する研究成果は、自治体やその関連機関がより効率的かつ戦略的に地域課題に対処することを支援できるものと期待している。ただし、こうした先進的なデータ活用には、国、自治体のデータ解析能力の向上や、地域の住民や企業との協力体制の構築など、さまざまな課題が存在していると言える。今後はこれらの課題に対処するための具体的な方策を検討し、持続可能な地域社会の実現に向けた取り組みを強化することが求められるだろう。研究代表者らは以上の取り組みを今後も継続していく所存である。

## 謝辞

本研究は総務省統計局統計データ利活用センターおよび、和歌山県データ利活用推進センターの協力により実現した。また、東京都市大学総合研究所の支援を受けた。ここに記して謝意を表したい。

## 参考文献

1. 秋山祐樹, 馬場弘樹, 大野佳哉, 高岡英生 (2021) 機械学習による空き家分布把握手法の更なる高度化 自治体の公共データを活用した空き家の分布把握手法に関する研究 (その3). 「日本建築学会計画系論文集」, 86 (786), 2136-2146.
2. 秋山祐樹, 飯塚浩太郎, 小川芳樹, 今福信幸, 谷内田修, 杉田暁 (2022) ドローンで収集した熱赤外画像および可視画像から人工知能 (AI) により迅速に空き家分布推定を行う手法の検討. 「第31回地理情報システム学会講演論文集」, C-4-2.
3. 武田洸明, 秋山祐樹 (2022) 建物外観画像と機械学習を用いた建物単位の空き家判定手法の開発. 「第31回地理情報システム学会講演論文集」, C-4-1.
4. 秋山祐樹, 水谷昂太郎 (2024) 政府統計を活用した将来の空き家分布予測手法の開発と空き家予測マップの公開. 「日本地理学会発表用要旨集」, 105, p. 292.
5. 秋山祐樹, 富田健人, 水谷昂太郎, 馬場弘樹 (2024) 自治体保有データと機械学習を活用した非空き家住宅の特定による空き家現地調査の負担軽減方法の提案—群馬県前橋市における事例—. 「GIS—理論と応用—」, 31(1), 13-24.
6. 浅見泰司 (2014) 「都市の空閑地・空き家を考える」, プログレス.
7. 上田章紘, 秋山祐樹, 大野佳哉 (2016) 空き家発生・分布メカニズムの解明に関する調査研究. 「国土交通政策研究所報」, 61.
8. 国土交通省 (2023) 空家等対策の推進に関する特別措置法の一部を改正する法律 (令和5年法律第50号) について. <[https://www.mlit.go.jp/jutakukentiku/house/jutakukentiku\\_house\\_tk3\\_000138.html](https://www.mlit.go.jp/jutakukentiku/house/jutakukentiku_house_tk3_000138.html)> (最終閲覧日: 2024/03/26)
9. 総務省統計局 (2019) 平成30年住宅・土地統計調査 調査の結果. <<https://www.stat.go.jp/data/jyutaku/2018/tyousake.html>> (最終閲覧日: 2024/03/26)
10. 総務省統計局 (2023) 統計でみる市区町村のすがた 2023. <<https://www.stat.go.jp/data/s-sugata/naiyou.html>> (最終閲覧日: 2024/03/26)
11. 馬場弘樹, 秋山祐樹, 谷内田修 (2021) 自治体保有データを活用した空き家の空間分布の将来予測モデル構築—群馬県前橋市を対象として—. 「土木学会論文集 D3 (土木計画学)」, 77 (2), 62-71.
12. 益田理広, 秋山祐樹 (2020) 日本国内における近年の空き家研究の動向. 「地理空間」, 13 (1), 1-26, 2020.
13. 水澤克哉, 宮本慧, 田村将太, 田中貴宏 (2022) 機械学習の解釈手法を用いた空き家の発生要因分析—適材適所の空き家対策支援ツールの開発を目指して—. 「都市計画論文集」, 57 (3), 1377-1384.
14. 水谷昂太郎, 富田健人, 秋山祐樹, 谷内田修 (2022) 建物周辺の生活利便性を考慮した建物ごとの空き家確率予測モデルの構築. 「第31回地理情報システム学会講演論文集」, C-4-4.
15. 和歌山県 (2024) 和歌山県における高齢化の状況. <<https://www.pref.wakayama.lg.jp/prefg/040300/siryu/index.html>> (最終閲覧日: 2024/03/26)
16. Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., and Liu, T. Y. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. *Advances in neural information processing systems*, 30.

17. Sayuda, K., Hong, E., Akiyama, Y., Baba, H., Tokudomi, T. and Akatani, T. (2022) Accuracy of Vacant Housing Detection Models: An Empirical Evaluation Using Municipal and National Census Datasets. *Transactions in GIS*, 26(7), 3003-3027.
18. Takeda, N., Furuya, T. and Akiyama, Y. (2022) Development of Estimation Method for Building Structure Using Open Data and Statistics, *IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2438-2441.
19. Zhang, J., Mucs, D., Norinder, U., and Svensson, F. (2019) LightGBM: An effective and scalable algorithm for prediction of chemical toxicity—application to the Tox21 and mutagenicity data sets. *Journal of chemical information and modeling*, 59(10), 4150-4158.

---

令和5年度

**統計データ利活用推進事業に関する研究実績報告書**

令和6年3月

東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科 秋山研究室

准教授 秋山 祐樹

修士1年 水谷 昂太郎

〒158-8557 東京都世田谷区玉堤1丁目28-1

東京都市大学世田谷キャンパス 10号館 3階 317号室 秋山研究室

---