

成城大学『経済研究』第 252 号抜刷（2026 年 3 月）

研究ノート

電力データによる空き家判定・
分散型エネルギーリソース導入検討¹⁾
(1 / 3)

定 行 泰 甫

電力データによる空き家判定・ 分散型エネルギーリソース導入検討¹⁾ (1 / 3)

定 行 泰 甫

はじめに

本研究は、一般社団法人低炭素投資促進機構の「令和6年度補正再生可能エネルギー導入拡大・分散型エネルギーリソース導入支援等事業費補助金（電力データ活用支援等事業）」の補助事業の一環として実施された。本研究の目的は、近年増加している空き家を活用して、人口が集中する都市部における脱炭素化および災害時のレジリエンス強化に資する政策的エビデ

1) 謝辞：本研究の成果は、多くの関係者によるご尽力の賜物である。まず、本補助事業の申請にあたり、成城大学との共同申請をご承諾いただいた早稲田大学、とりわけ同学環境経済経営研究所所長の有村俊秀先生、ならびに事業遂行において煩雑な手続きに多大なご協力をいただいた成城学園および早稲田大学の事務職員の皆様に深く感謝申し上げます。また、本研究の遂行にあたり、本研究の産官学連携プロジェクトに参画し、貴重なご助言と研究支援をいただいた京都市、世田谷区、空き家活用株式会社、マンションリサーチ株式会社、および共同研究参画者の皆様（早稲田大学 有村俊秀先生、呂冠宇氏、梁霆鈞氏、成城大学 矢島猶雅先生、中央大学 岡本千草先生、日本住宅総合センター 菅澤武尊先生、LSE 金山友喜氏）に心より御礼申し上げます。

さらに、本稿を掲載する特別記念号の対象であられる明石茂生先生には、筆者が本学に着任する際の人事面接にて座長をお務めいただき、明石教授から直接内定のご連絡を賜った。その後、本学に着任して以来、本学を拠点とした産官学ネットワークを構築しつつ、学内研究助成を通じて本研究の基盤となるデータを取得することができた。これまで、本学のこうした豊かな研究環境を長年にわたり育てこられた明石先生の多大なるご貢献に対し、ここに深い敬意を表する。

ンスを提供することである。そこで、電力データ管理協会が提供する電力統計データを活用し、空き家を分散型エネルギーリソース(DER)の導入拠点として活用する可能性を探った。具体的には、以下の3項目について分析と調査を進めた。

第一に、DER導入可能な遊休不動産(本研究では空き家に着目)の特定である。電力消費量(厳密には買電電力量)の低い住宅を空き家として判定する手法を整備するとともに、電力データに基づく空き家判定と政府統計による空き家統計を比較し、その有用性を検証した。これを踏まえ、モデル地区を対象として、空き家および家庭用太陽光発電設備の導入状況について、建物種別に時系列動向および地理的分布を可視化した。

第二に、遊休不動産を活用したDER導入検討である。空き家に太陽光発電設備を導入した場合の発電量、売電収益、導入コスト、CO₂削減効果を試算するとともに、建て替えや大規模改修と組み合わせた場合の費用およびライフサイクルCO₂排出量を比較した。これにより、空き家活用の経済性と、脱炭素化および地域エネルギー自給率向上への影響を整理した。

第三に、導入効果シミュレーションである。モデル地区を対象に、災害時における最低限必要な電力需要(通信・照明・調理・冷房等)を複数のケースで設定し、家庭用太陽光発電による町丁目レベルの地域マイクログリッドを想定した際の現状発電容量との差分を確認するとともに、長期空き家を活用して太陽光発電設備を追加導入した場合の電力自給率の改善効果を検証した。

本研究成果は、紙面の制約上、3回に分けて連載する。

本稿では、DER導入可能な遊休不動産の特定について報告する。スマートメーターから得られる月次電力消費データを用い、一定の月間買電量を閾値とする空き家判定ロジックを基本として、東京都世田谷区および京都市京都市(都心3区)を対象とした空き家分布の把握を行なった。この手法は、従来の「住宅土地統計調査(5年ごとの標本調査)」と比較して、と

くに集合住宅における空室判定において、より実態に近い数値を捉えられる可能性が示された。また、外観調査では判別が難しい「管理された空き家」や「外から見えない空室」を客観的に検出できる点、さらに「短期的な空室」と「長期的な放置空き家」を時系列で区別できる点において、電力データの優位性が確認された。

次回では、遊休不動産を活用した DER 導入検討について報告する。標準的な空き家を想定し、太陽光発電設備を導入した場合の年間発電量、売電収益、導入費用および CO₂ 削減効果を試算し、空き家活用による DER 導入の経済性と環境効果を体系的に整理した。その結果、補助制度を活用した場合には、太陽光発電設備単体であれば一定期間内での投資回収が可能であることを確認した。一方で、災害時のレジリエンス向上には蓄電容量の確保が不可欠であるものの、自家消費が発生しない空き家においては、蓄電池は私的収益を直接的には生み出さないため、空き家所有者による自発的投資だけでは十分な蓄電容量が確保されず、社会的便益（災害対応力の向上）と私的便益（売電収益）との間に乖離が存在することを確認した。さらに、建替えと大規模改修を比較したライフサイクル CO₂ (LCCO₂) 試算により、既存躯体を活用した改修の方が建替えに比べて初期段階の CO₂ 排出量を大幅に抑制できることを確認し、都市部における空き家の利活用は、単なる再生可能エネルギー導入策にとどまらず、住宅ストック全体の脱炭素化戦略と一体的に検討すべき政策課題であることを整理した。あわせて、太陽光発電設備および蓄電池の導入に伴う制度的ハードル（所有者同意、技術基準への適合、消防規制等）を整理し、物理的な発電ポテンシャルと制度面での実現可能性との間に一定のギャップが存在することを示した。

最終回では、導入効果シミュレーションの結果を示す。世田谷区と京都市という異なる都市特性を持つ地域を比較したことで、DER 導入戦略には地域ごとの処方箋が必要であることが明らかになった。世田谷区では、長期空き家を活用した太陽光パネルの導入により、災害時の最低限の電力

(通信・照明・扇風機等)を賄う地域マイクログリッドの形成が、多くの地域で現実的な選択肢となり得ることが示された。一方、京都市においても、長期空き家への太陽光パネルの導入により、災害時の最低限の電力を確保できる地域は増加するものの、世田谷区と比較して現状での太陽光導入率が低く、実際の導入可能性を検討するためには、建物条件や制度的制約を踏まえた追加的な調査を要する。いずれの都市でも、空き家対策だけでは災害時に空調や調理を含む生活を維持することは困難であり、レジリエンス確保のためのDER導入には、蓄電池の併設や既存住宅への追加導入を促すより強いインセンティブ設計が不可欠であるというエビデンスが得られた。

なお、本連載で紹介する研究内容は記述統計的なものであり、データの改善も含め、未だ初期の研究段階にある。本研究で得られた知見を基軸として、今後は精密な実証分析へと発展させていく所存である。

1 DER 導入可能な遊休不動産の特定

本研究は、一般財団法人電力データ管理協会が提供する電力データに基づき実施された。同協会は、電気事業法に基づく制度の下で「電気使用者情報」を取り扱う主体として位置付けられ、全国に設置されたスマートメーターから取得される電力使用データを、安全かつ適正に集約・管理し、統一的なルールと手続の下で提供する役目を担っている。これにより、従来は個別電力会社との調整が必要であった電力データの利活用が、制度的に整理された形で可能となった(資源エネルギー庁, 2022)。スマートメーターは、30分値などの高頻度で電力使用量を自動計測・遠隔送信できる計測機器であり、全国でほぼ全世帯・全事業所への設置が進められてきた。東京都を含む東京電力パワーグリッドのサービスエリアでは、2014年4月の導入開始以来進められてきた低圧部門(一般家庭・小口需要家)向けスマートメーターの設置が、2021年3月末時点で原則全世帯・事業所に完

了している（東京電力パワーグリッド, 2021）。

電力データ管理協会は、このように全国規模で整備されたスマートメーター・データを基盤として、地域別・用途別・時系列別の電力使用実態を把握可能なデータ提供体制を構築している。提供されるデータは、個人情報保護の観点から厳格に区分されており、利用者の同意を前提とする個票データと、匿名化・集計処理を施した統計データに大別される（電力データ管理協会, nd）。とりわけ研究機関や自治体での利用を想定した統計データについては、市区町村単位、メッシュ単位、建物用途別など、分析目的に応じた粒度での集計が可能とされている。

本研究では、2022年12月から2025年9月までの期間を対象として、東京都および京都府（連携自治体である世田谷区および京都市を含む）におけるオーダーメイド電力統計データを取得し、地域ごとの電力消費動向、居住動態、空き家、住宅用太陽光発電に関する情報を整備した。その上で、空き家および住宅用太陽光発電設備の地域分布を建物種別（集合住宅および戸建住宅）ごとに整理し、そのデータを用いて、町丁目単位で地域マイクログリッドを構築した場合を想定し、電力自給率の分布を調査した。本稿では、まず先行研究における電力データに基づく空き家判定の方法を説明し（1-1節）、本研究で用いられる電力データの概要を述べたのち（1-2節）、空き家判定の結果と公的統計との比較（1-3節）を行う。

1-1 電力データに基づく空き家の特定方法

海外では、スマートメーターの電力データを活用して居住状況を特定する手法の開発が盛んに進められてきた。電力データに基づく空き家や居住実態の把握手法は、主に、長期的な電力消費量の閾値を設けて判定する手法をはじめ、より短期的な電力データを用いて統計的手法や機械学習アプローチを応用する方法などが提案されている。

最も基礎的な手法は、一定期間の電力消費量に閾値を設け、それを下回

る住宅を空き家とみなすアプローチである。例えば、中国の農村部を対象とした Li et al. (2019) は、年間の電力消費量が 0～30 kWh の住宅を完全な空き家、31～200 kWh の住宅を出稼ぎ等による長期不在の低利用住宅と定義し、現地の空き家率を推計している。一方、中国の長江流域の都市部を対象とした Wang et al. (2023) は、同地域でほぼ全世帯に普及している冷蔵庫の月間平均消費電力 14 kWh を閾値とし、これを下回る場合を空き家と判定している。また、ベルギーの事例として、Flas et al. (2024) は、年間消費電力 100 kWh 未満という基準に加え、水道データ（年間 5000 リットル未満）を併用することで、家庭用太陽光発電の自家消費等による誤判定の防止対応を試みている。

公的機関による実用化の例として、アイルランド中央統計局（CSO, 2023）の取り組みが挙げられる。同局は、中型の冷蔵庫を稼働させ続ける水準（約 2 kWh/日）を基準として、3ヶ月あたりの電力消費量が 180 kWh 未満の状態が 4 四半期（1年間）連続した場合を空き家と定義している。1年間という長期の期間を設けることで、四半期ごとの推計値のブレや一時的な不在による誤判定を防いでいる。さらに、このデータを固定資産税データ等の他の行政データと結びつけることで、より詳細な所有状況を分析している。次節で概要を示すように、本研究における電力データに基づく空き家判定は、これらの伝統的な手法に分類される。

空き家判定の応用として、より短い時間単位の電力消費データを用いて在室状況をリアルタイムに推定する方法も研究されてきた。Chen et al. (2013) は、短い時間枠における平均消費電力量、標準偏差、絶対範囲（最大値と最小値の差）という 3 つの統計的指標に基づいて、長期間のデータを必要としない判定アルゴリズムを提案した。特定の条件下では最大で約 90% の精度を達成した一方で、季節や家庭の条件によっては約 70% 程度まで精度が低下するなど、判定精度の安定性には課題が残されていた。

その後、単純な閾値や統計的指標の限界を克服し、複雑な電力消費の

パターンから高精度かつ安定的に居住状況を推定するため、機械学習やディープラーニング（深層学習）の導入が進められてきた。初期の機械学習の応用として、Kleiminger et al. (2015) では、主成分分析からスマートメーターの電力データから 35 種類の特徴量（在宅状況を予測するための指標）を抽出し、SVM, HMM, KNN, GMM など複数の判定方法²⁾を比較評価した。その結果、SVM では単純な閾値設定による判定精度を大きく上回り、83% から最大 94% という高い精度で在室状況を判定できることを示した。また、数ある特徴量の中でも、家電のオン/オフが切り替わった回数が、在室を判定する上で最も重要な指標であることを明らかにしている。

近年では、特徴量を事前に抽出することを必要としない深層学習を用いた手法も展開されている。Luo et al. (2022) は、CNN（画像認識などで使われる、特徴を自動抽出するネットワーク）をベースに、予測に重要な部分へ自動で注意を向ける仕組みを取り入れたアルゴリズム（ABODE-Net）を提案している。これにより、従来の機械学習モデル（SVM や KNN など）で 71～74% 程度の精度に留まるケースを大きく上回り、複数の異なるデータセットにおいて平均で約 86%～91% という高い精度を達成している。さらに、Liang and Wang (2023) の機械学習モデルでは、1 時間ごとの電力データを用いて約 92% という極めて高い判定精度が達成している。

1-2 本研究で用いる電力データの概要

本研究では、スマートメーターに紐づく買電契約情報をもとに家庭用電

2) SVM（サポートベクターマシン）：在室時のデータ群と不在時のデータ群の間に数学的な境界線を引くことで、現在のデータがどちらに属するかを分類するアルゴリズム。HMM（隠れマルコフモデル）：「直前の時間に在室していたなら、今の時間も在室している可能性が高い」といった、時間の連続性や過去の状態を考慮して現在の状態を推測するアルゴリズム。KNN（K 近傍法）：過去のデータの中から、現在の電力パターンに最も似ているデータをいくつか探し、多数決で状態を決めるアルゴリズム。GMM（ガウス混合モデル）：データの確率分布をもとに状態を予測するアルゴリズム。

力契約を抽出し、一定期間の電力消費量が所定の閾値を下回る住宅を空き家とみなす古典的なアプローチを採用する。

まず、住宅を分析対象とするため、スマートメーターが設置されている建物のうち、電圧区分、契約電力³⁾、電気方式をもとに、一般的な家庭用契約に該当すると想定されるものを抽出し、名称情報および住所情報を用いて、商業施設や公共施設など居住用ではない建物を除外した。業務用途の比重が相対的に高い店舗兼住宅の一部が対象から排除される可能性はあるが、居住用途を主とする住宅ストックを概ね網羅していると考えられる。

建物種別（集合住宅・戸建住宅）については、住宅として抽出されたもののうち、同一住所内で一定数以上の契約の集積が確認される場合や住所表記から集合住宅であることが明らかな場合に「集合住宅」として分類し、それ以外を「非集合住宅」として整理した。本研究では、非集合住宅を便宜上「戸建住宅」として扱っている。ただし、電力契約の特性上、現時点での電力データに基づく建物種別判定には限界が存在する点に留意が必要である。例えば、買電契約が一つに集約されている学生寮や敷地内別棟住宅などは、(住所表記からの判別ができない場合)1軒の「非集合住宅(戸建住宅)」として分類される。

空き家の判定については、電力契約が停止しているものに加え、契約中であっても当該月の買電電力量（以下、買電量）が「人が継続的に居住するには通常生じ得ない極めて低いと考えられる水準」を下回る住宅を「空き

3) 電力契約には、主にアンペア制と実量制の二つの方式が存在し、アンペア制（「アンペアブレーカー（主開閉器）」方式）では、アンペアブレーカーまたは主開閉器の容量に基づいて契約電力が設定されるのに対し、実量制では、当月を含む過去1年間における各月の最大需要電力のうち最も大きい値を契約電力とする方式が採用されている。東京電力パワーグリッド管内の住宅ではアンペア制（主開閉器方式）が広く用いられている一方で、関西送配電管内では、事前に契約容量を固定せず、小売電気事業者が需要家の電気使用実態を確認した上で、適切な契約形態により申込みを行う体系となっている（関西電力送配電，2023）。家庭用契約の抽出にあたっては、こうした地域特有の電力契約形態の違いも考慮している。

家」と定義し、この空き家判定が、当月を含む過去12か月間にわたり連続して該当する住宅を「長期空き家」として分類した。

もっとも、「人が継続的に居住するには通常生じ得ない極めて低い水準」の電力量は、前節で述べたとおり、地域のエネルギー供給環境や住環境に依存するのみならず、個々の住宅属性や世帯の生活スタイルによっても異なる。そのため、厳密に正しい基準を一意に定めることはできないが、本研究では先行研究および国内の消費実態統計を踏まえ、月間買電量40kWhを閾値として採用した。

日本では、令和5年度の「家庭部門のCO₂排出実態統計調査」（環境省、2025）によれば、2023年において電力消費が年間で最も少なかった6月のデータを見ると、最も電力消費が少ない住戸類型である「間取りが一室のみの集合住宅の1住戸（いわゆる、ワンルームアパート）」に居住する1世帯の月間電力の平均消費量は131kWhであった（さらに、所得250万円未満で、集合住宅に住む単身世帯の月額平均電力消費量は136kWh）。すなわち、居住世帯の中で最も電力消費が少ないと考えられる世帯類型においても、月間電力使用量の平均は100kWhを大きく上回る。なお、月の途中で入退去が生じる場合には、非居住期間が長いほど月間買電量は低くなるが、その値が40kWh以下となれば、当該月は当該住戸の判定が空き家となる。

また、太陽光発電設備を設置している住宅では、自家発電の電力消費によって買電量が低くなるが、そのような場合でも、40kWhという水準は依然として居住するには低すぎる水準にあると考えられる。同調査（環境省、2025）によれば、太陽光発電設備を有する住宅において、2023年のうち太陽光発電量が最も多かった6月の平均発電量は506kWhであり、そのうち売電電力量（以下、売電量）は平均で364kWhであることから、自家消費された発電電力量は平均142kWhと推計される。同月において、太陽光発電設備を有する住宅の平均消費電力は305kWhであるため、ここから自家消費分を差し引くと、電力会社系統から購入される電力量は平

均して163kWhに達していることがわかる。さらに、延床面積50㎡程度の極めて小規模な戸建住宅における同月の電力消費量は209kWhであり、仮に142kWhの発電自家消費が行われたとしても、系統からの買電量は67kWh程度必要となり40kWhをなお大きく上回る。

一方で、もし設定した閾値が低すぎる場合は、実態としては空き家である住宅が、家電機器の電力消費を伴う結果、空き家として判定されない可能性が存在する点に留意が必要である。例えば、冷蔵庫を通電したままにしている住宅や、給湯器・換気設備・防犯機器等が稼働している住宅では、居住実態がない場合であっても一定の電力消費が発生する。

この点に関して、居住実態がなくても稼働される可能性が比較的高い冷蔵庫について詳しく検討する。資源エネルギー庁が公表する「省エネ性能カタログ」（資源エネルギー庁、2024）では、日本工業規格JIS C 9801-3:2015「家庭用電気冷蔵庫及び電気冷凍庫の特性及び試験方法」に基づき、一定の標準条件下で測定された年間消費電力量が示されている。具体的には、周囲温度32℃および16℃を想定した試験日数、庫内温度（冷蔵室4℃、冷凍室-18℃）、ドア開閉回数（冷蔵室・冷凍室ともに1回/日）、庫内負荷投入、自動製氷機作動等の条件を前提として測定されている。この省エネ性能カタログに掲載されている製品のうち、定格内容積501リットル以上の大型冷蔵庫に限定すると、年間消費電力量の平均値は279 kWhであり、省エネ性能評価が最も低い製品であっても410 kWhであり、消費電力量を月平均に換算すると、平均的な製品で約23 kWh/月、最大値の製品であっても約34 kWh/月であり、空き家の場合は冷蔵庫の開閉もないことを考慮すると、冷蔵庫単体の電力消費によって空き家の月間買電電力量が40 kWhを恒常的に超える可能性は低い。

もっとも、冷蔵庫の消費電力量は外気温の影響を受けるため、夏季には消費電力が増加し、冬季には減少する傾向がある。このため、短期間の空き家や一時的に管理目的で通電されている住宅においては、冷蔵庫の稼働

が月間買電電力量を押し上げ、空き家であるにもかかわらず非空き家として判定される可能性は理論的には否定できない。しかし、長期間にわたり住宅を空き家として放置する場合、冷蔵庫を含む家電機器を稼働させ続けることは現実的・合理的にはほとんど行われないと考えられることから、当月を含む過去12か月間連続して月間買電電力量が40 kWh以下であるという条件を満たす住宅については、家電使用による誤判定の可能性は極めて限定的であり、長期空き家を識別する基準としては十分に保守的であり、妥当であると考えられる。

以上の実態統計および発電・自家消費の状況を踏まえると、月間買電電力量が40kWh以下である住宅は、実質的に居住実態が存在しない住宅を抽出するために十分妥当な基準として位置付けられる。

本稿では、2026年1月末に納品された暫定データを用いて分析を行っているが、本研究の実証結果を正しく解釈するうえで、データに関するいくつかの留意点を確認しておく必要がある。まず、住所表記をもとに町丁目レベルで国勢調査と突合を行ったところ、東京都では約1割超、京都市では半数超の町丁目において突合が成立しなかった。これらの要因のひとつとして、契約情報における住所表記の揺れによる影響が考えられる。また、建物種別（戸建住宅か集合住宅か）の区別が明確でない一部の地点が集計対象から除外されており、本稿における集計結果は、必ずしも当該地域の母数を完全に反映したものではない点に留意する必要がある。

1-3 電力データに基づく空き家判定の検証

本節では、すべての町丁目について国勢調査との突合が可能であった東京都19市区（東村山市、東大和市、清瀬市、西東京市、武蔵野市、三鷹市、小金井市、国分寺市、狛江市、杉並区、中野区、世田谷区、目黒区、品川区、文京区、豊島区、荒川区、墨田区、葛飾区）を対象に、政府統計との比較を通じて、電力データに基づく空き家判定データの有用性について検討する。

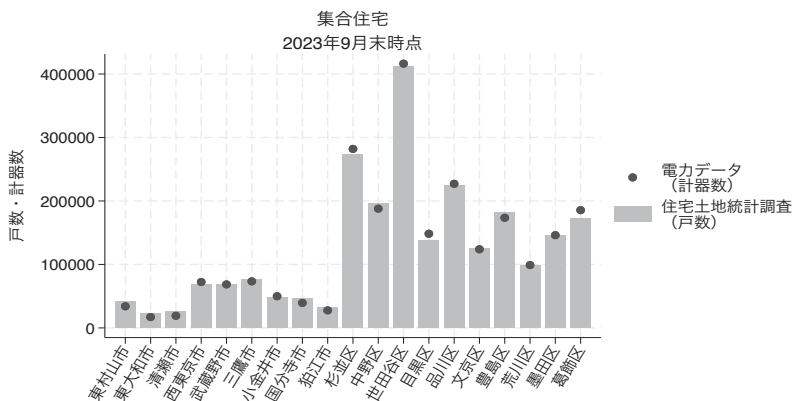
1-3-1 住戸数

まず、住宅土地統計調査(総務省, 2023)と電力データに基づく推定家庭用のスマートメーターの計器数を比較する。住宅土地統計調査は5年ごとに実施されており、直近の調査は2023年度のもので、10月1日時点における住宅市場の状況について、標本調査をもとに推計したものである。そのため、電力データについては、2023年の9月末時点のデータを用いて比較する。図表1-1は集合住宅、図表1-2は戸建住宅についてである。棒グラフは住宅土地統計調査による住宅戸数の推計値を示し、点は電力データに基づく家庭用の計器数の推計値を示す。

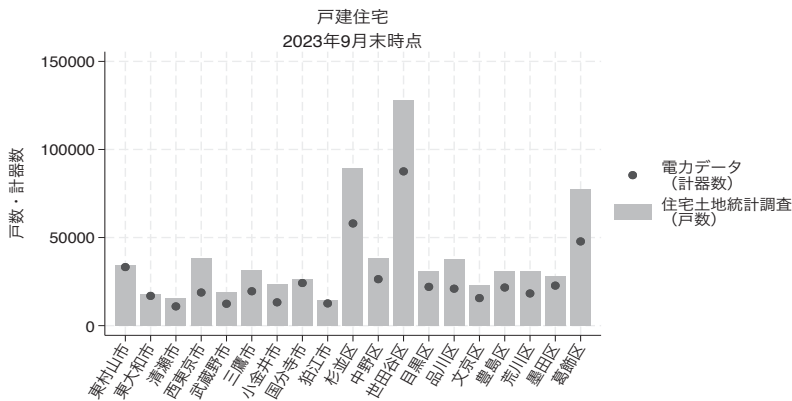
集合住宅では、両データの推計値が近いのに対して、戸建住宅では、電力データの計器数が、住宅戸数よりも大幅に少ないことが伺える。本研究のモデル地区対象である世田谷区では、住宅土地統計調査における戸建住宅の住戸数が128,170戸であるのに対して、電力データによる戸建住宅の計器数は87,573あり、約4万件的差がある。集合住宅は、住宅土地統計調査が411,620戸、電力データの計器数が416,351となっており、戸建住宅とは逆に、電力データの方が約5千件多くなっている。総じて、世田谷区では、電力データの計器数は、住宅土地統計調査の住戸数と比較して約3万5000件少ない。

図表1-3は、住宅統計調査の住戸数に対する、電力データの計器数の割合を表している。世田谷区だけでなく、多くの市区で、戸建住宅は、住戸数よりも計器数が約3~4割少ない。

住宅数と計器数の乖離について考察する。本研究では、電力データの下の、電力契約単位で住宅戸数の把握を試みるため、電力が供給中の契約だけでなく、契約停止中の地点も集計に含めている。そのため、建替えや一時的な不通電による住宅の不捕捉は限定的である一方で、二世帯住宅など、物理的には複数の住戸があっても電力契約が1つに集約されているケース

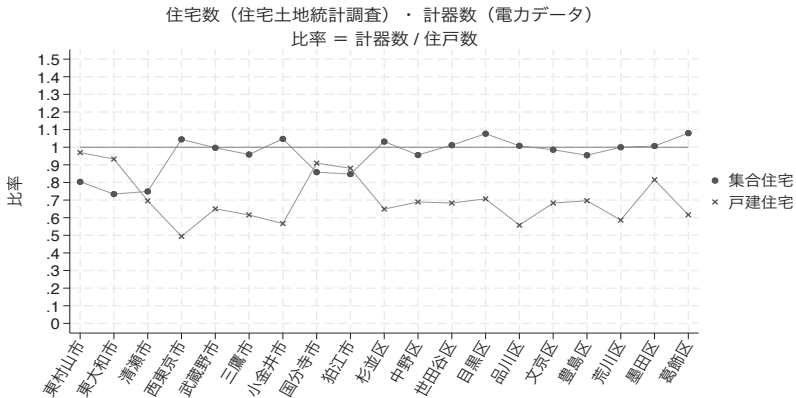


図表 1-1：戸数と計器数（集合住宅）



図表 1-2：戸数と計器数（戸建住宅）

では、契約数に基づいてカウントされた住宅戸数は、実態としての住宅戸数を少なく見積もることになる。このようなケースは、敷地分割し小規模開発をしたが電力契約の分離は行わなかった場合にも生じる。こうした私設配電や契約未分離の存在は、住宅土地統計調査との間に観察される戸建住宅数の乖離を説明する要因の一つとなり得る。



図表1-3：戸数と計器数（政府統計との乖離）

既存の戸建住宅（二世帯・敷地内別棟等）を電力契約として別契約（メーター増設）に分離するには、少なくとも各世帯の専用部分が固定的な隔壁または扉で明確に区分され、かつ屋内配線がそれぞれ分離して施設されていることが要件となり（東京電力, 2026）、加えて配電側では契約分割として平面図・単線結線図等の提出を求めたうえで需要場所の確認や工事調整を行い、有償工事の場合は工事費負担金が設計完了後に算定・請求され、入金後に工事日程が確定された後も、工事規模により手配から実施まで1週間～数か月を要し得る。

また、住宅において電気メーターを分ける場合、分電盤の設置や屋内配線の分離等を含めて通常10～20万円程度の工事費用がかかるとの実務例が報告されている⁴⁾。さらに、分割契約に伴い引込線や配電設備の追加負担が必要な場合には、工事負担金が数十万円～100万円超に達するケースもある。これらのことを鑑みると、電力契約の分離は必ずしも容易ではない。地価上昇が続く世田谷区の住宅地では、敷地分割が進みやすく、敷地

4) 福井の例：<https://norq.co.jp/column/58408/>

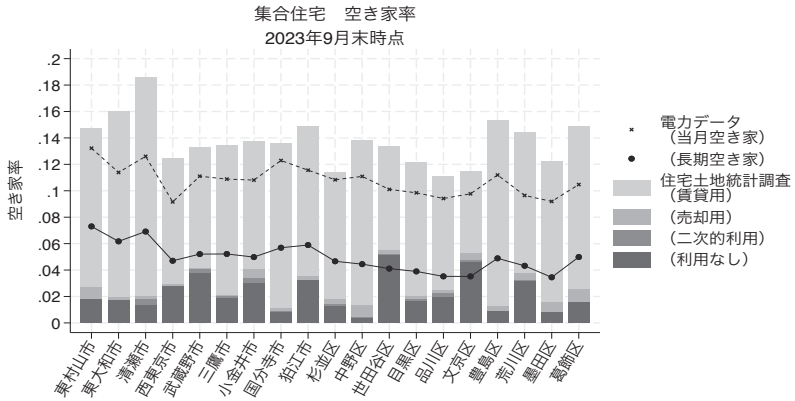
分割に伴って複数住戸でも単一契約のままという未分離形態が増加し得る。他人が暮らす場合は、長期的に見れば、数十万円をかけてでも、分離しておくことが合理的な場合もあるが、親族同士が同じ敷地に住む場合には、電力契約を分離しないことが比較的多くなる。

このように、戸建住宅においては、電力データに基づく契約数や空き家判定は、住宅土地統計調査による物理的な建物や住戸を単位とした住宅の捉え方ではなく、経済主体（住居光熱費を管理する者）を単位とした捉え方となる。

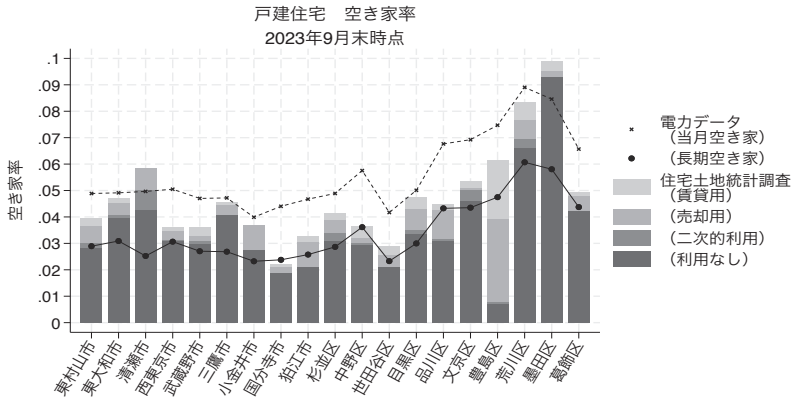
戸建住宅においては、こうした敷地内別棟によるカウントの乖離が考えられる一方で、集合住宅においても乖離が生じ得る。集合住宅においては、一部の学生寮や社宅など、世帯ごとの光熱費が定額で家賃の一部として支払われる場合には、実態としては複数住戸が存在する集合住宅であるものの、大家が一括で契約する単一契約であるため、1戸としてカウントされる。同じ建物住所で契約数が一定数に満たない場合は原則戸建住宅と判定されるが、電力消費量や住所表記（「寮」や「荘」など集合住宅に紐付いたキーワードを含む住所）に基づいて、明らかに集合住宅であるものは集合住宅に分類される。いずれにしても、こうした場合は、計器数は1器であるため、電力データに基づいて推計された集合住宅の戸数や空き家戸数は、実態としての戸数や空き家数よりも少なくカウントされることになる。しかし、実際のデータでは、住宅土地統計調査の集合住宅の戸数よりも、電力データに基づく集合住宅の戸数が大きくなっている。考えられる一因として、戸建住宅の一部が、何かしらの理由によって集合住宅として集計されている可能性も残されており、さらなる調査が必要である。

1-3-2 空き家

次に、空き家の推計について確認する。図表1-4は集合住宅、図表1-5は戸建住宅について、住宅土地統計調査と電力データに基づく空き家率を



図表1-4：空き家率（集合住宅）



図表1-5：空き家率（戸建住宅）

示している。

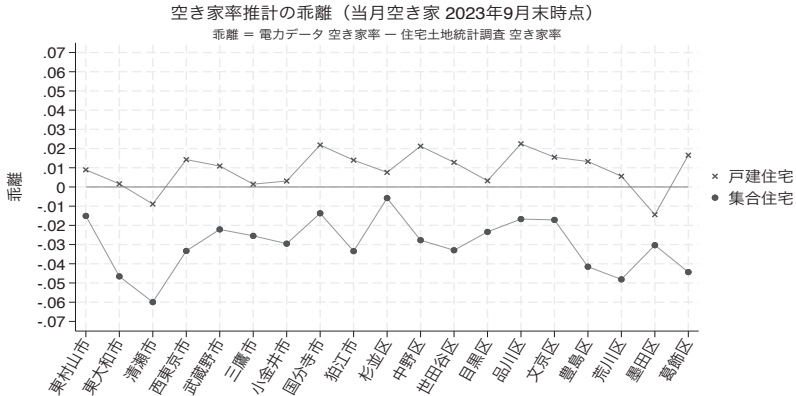
棒グラフは住宅土地統計調査による2023年10月1日における空き家率について、空き家の種類別（賃貸用、売却用、二次的利用、その他の利用なし）で配色している。「利用なし」空き家は、いわゆる「その他空き家」と呼ばれてきた種の空き家であり、所有者が直近で活用する計画のない、ある

意味、放置された空き家として捉えられている。図表からもわかるように、一般的に、集合住宅は、入居者の流動性が高く賃貸物件の割合が多いため、空室のうち賃貸用として入居者を募っている割合が高い傾向にある。一方で、戸建住宅は、居住者は比較的長期にわたって居住する傾向にあるので、新しい入居者を募集するために空き家となる（市場に滞留する）割合は集合住宅よりもはるかに低い。戸建住宅は持ち家率が高いため、市場滞留する賃貸用・売却用の空き家のうち、後者の割合が高い。こうした市場に徘徊している空き家は、所有者が賃貸・売却の意思があり、比較的短期間で空き家状態が解消すると考えられる。一方で、活用する計画のない「利用なし」空き家は、長期にわたって空き家となる可能性が比較的高いと予想されるため、「利用なし」空き家の割合と空き家期間には正の相関が予想される。

折れ線グラフは、電力データに基づいて空き家と判定された割合である。破線で繋がれたバツ印は、2023年9月の電力消費量をもとに空き家判定となった「当月空き家」の割合であり、そのなかで、2023年9月から2024年8月までの12ヶ月間連続で空き家判定となった「長期空き家」の割合が、実線で繋がれた丸印で示されている。

住宅土地統計調査は、2023年10月1日時点での居住者の有無を調査しており、それに対応する電力データ判定の空き家率として、2023年9月における空き家の割合を比較する。住宅土地統計調査の空き家率と比較して、電力データ判定による空き家率は、集合住宅においては全19市区で低く、戸建住宅においては17市区で高くなっている。図表1-6は、両データにおける空き家率の乖離（＝電力データ空き家率－住宅土地統計調査空き家率）を示している。戸建住宅の空き家率は、乖離が2%ポイント未満に収まっているのに対して、集合住宅の空き家率は、1～6%ポイントもの乖離が生じている。

両データとも、空き家数や空き家率の計測にあたっては、それぞれの基



図表 1-6：空き家率（政府統計との乖離）

準に基づいて推計したものであり、どちらが正しいか一概には評価できず、単純に比較することもできない。前述したように、住宅土地統計調査は、物理的な建物や住戸を観測単位とした調査であり、アンケート調査と調査員による現地調査に基づいて空き家判定が行われている。一方で、電力データは、スマートメーターの計器を観測単位とし、電力消費量をもとに空き家判定をしている。

住宅土地統計調査に基づく空き家判定の長所は、住戸を単位としているため、集計結果を解釈のしやすい点がまず挙げられる。そして、電力データを用いた場合の欠点として、実際には空き家状態であっても大型冷蔵庫を複数稼働しているなどした場合に、空き家としてカウントされない場合がある。または逆に、電力を極力使わない生活をしている場合には、居住実態があっても空き家としてカウントされる場合もあり得る。さらに、敷地内別棟や学生寮など、電力契約が集約されているケースでは、空き家として判定されない空き家や空室が含まれ得る。また、電力データの住所正規化に基づく住宅種別の判定の誤差による影響も、現時点では完全に排除できない。

一方、電力データに基づく空き家判定には長所も存在する。まず、アンケート調査に基づく住宅土地統計調査では、必ずしも回答者が正しく回答していない場合もあり、とくに、空き家問題が社会的に取り上げられる現在の情勢が、回答者の回答に影響を及ぼしている可能性がある（例えば、実際には住宅を活用していないのに関わらず、回答の中では賃貸用に分類したり、住民票を置いているため居住中ということにしておいたりすることが想定される）。また、空き家の場合は、アンケート調査の回答が得られないことが多く、その場合には調査員による現地調査が行われるが、現地調査での目視調査では、居住実態の把握が困難な場合が多い。戸建住宅の場合は、集合住宅と比較して、外観調査がしやすいが、綺麗に管理された空き家（例えば、実際には活用されていないが、毎月、郵便物や雑草の整理など、定期的な管理が行われている空き家）を空き家として判定することは難しく、また、管理不全の住宅（実際には居住者がいるが、住宅の管理が疎かで、一見空き家っぽく、さらに居住者がアンケート調査や現地調査に対応しないケース）を誤って空き家と判定する場合もあり得る。もっとも、集合住宅に至っては、外観調査による空き家把握は非常に困難であり、建物の管理者への確認も難しい場合には、アンケート調査で回答がないものを（実際には居住者がいたとしても）空き家として判定せざるを得ない。一方で、電力データに基づく判定では、こうした調査対象者の回答傾向や外観調査の可否に依存せず、電力消費量に基づいた客観的な指標により判定を行うことが可能である。

このように、住宅土地統計調査による空き家判定では、集合住宅よりも戸建住宅では実態把握が比較容易であり、集合住宅は調査不可により空き家を多く見積もってしまう可能性がある点は、図表が示す結果と整合している。つまり、両データの空き家率は、戸建住宅でほぼ一致するのに対し、集合住宅では、住宅土地統計調査の方が空き家率が高く推計されている。このことから、集合住宅においては、従来の調査よりも、電力データに基づく判定がより実態を反映したものになっている可能性が示唆される。

最後に、図表1-7は、19市区における両データの空き家種別間の空き家数の相関である。電力データの当月空き家と住宅土地統計調査の空き家総数との間には、高い相関が確認できる。特に、戸建住宅における相関は0.8474と強い。それに対して、集合住宅での相関は0.6561と、戸建住宅に比べて低い。前述したように、住宅土地統計調査における集合住宅の空き家判定の難しさが反映されている可能性がある。

		住宅土地統計調査				
		計	利用なし	二次的利用	売却用	賃貸用
電力データ	戸建住宅					
	当月空き家	0.8474***	0.6160***	0.1374	0.2406	0.4741**
	長期空き家	0.8384***	0.6362***	0.0588	0.2021	0.4461*
	集合住宅					
	当月空き家	0.6561***	-0.2877	0.0816	0.0574	0.6388***
	長期空き家	0.7581***	-0.2023	0.0446	-0.0396	0.6823***

注) 当月空き家：2023/9時点で空き家判定
 長期空き家：2023/9～2024/8の12ヶ月間連続で空き家判定
 *** 1%, ** 5%, * 10%

図表1-7：空き家率（政府統計との相関）

また、電力データの長期空き家と住宅土地統計調査の「利用なし」空き家との間には強い正の相関があると予想していたが、実際には集合住宅では有意な相関が観測されなかった。戸建住宅においては、両者の間には有意な正の相関が見られるが、長期空き家数は、「利用なし」空き家より、空き家総数「計」との相関の方が高くなっている。本来、住宅土地統計調査で「賃貸用」「売却用」「二次的利用」のいずれでもない（活用計画のない）「利用なし」が選択されている空き家が、もっとも長期空き家になるように予想されるが、そのような結果となっていない要因として、住宅土地統計調査のアンケート調査において正しく回答していないものが一定数存在する可能性を示唆している（例えば、活用意向がないにも関わらず賃貸用として回答するなど）。

電力データによる空き家判定・分散型エネルギーリソース導入検討（1／3）

本節での検証結果をまとめると、電力データに基づく判定では、住宅戸数の実態把握に改善の余地が多く残されているものの、空き家率の推計においては、一定水準以上の質が確保されており、その点においては住宅土地統計調査の推計に引けを取らない可能性も示唆された。とくに、アンケート調査や現地調査を必要としない電力データによる判定では、低コストでの空き家実態把握を可能とし、さらには、住宅土地統計調査が5年毎・市区別での集計であるのに比べて、電力データは、より細かい空間粒度における毎月の空き家や居住実態の動向把握が可能である。このことから、電力データに基づく空き家および居住実態の把握は極めて有効であると結論づけられる。

参考文献

- 環境省（2025）. 家庭部門のCO2排出実態統計調査 [Web page]. <https://www.e-stat.go.jp/stat-search/database?page=1&toukei=00650408>（最終閲覧日：2026年2月14日）
- 関西電力送配電（2023）. 第1規制期間（2023-2027年度）における事業計画 [Web page]. https://www.kansai-td.co.jp/new-consignment-fee/pdf/detail_01.pdf（最終閲覧日：2026年2月14日）
- 資源エネルギー庁（2022）. 電力データ活用. [Web page]. https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electric/shiryo_joho/electricity_data.html（最終閲覧日：2026年2月14日）
- 資源エネルギー庁（2024）. 省エネ性能カタログ2024年版 [Web page PDF]. <https://seihinjyoho.go.jp/frontguide/pdf/catalog/2024/catalog2024.pdf>（最終閲覧日：2026年2月14日）
- 総務省（2023）. 住宅・土地統計調査. 総務省統計局 [Web page]. <https://www.stat.go.jp/data/jyutaku/2023/tyousake.html>（最終閲覧日：2026年2月14日）
- 電力データ管理協会（n.d.）. 提供可能な電力データの概要（案） [Web page PDF]. <https://denkankyo.jp/files/setsumeipdf>（最終閲覧日：2026年2月14日）
- 東京電力（2026）. 託送供給等約款 [Web page PDF]. https://www.tepco.co.jp/pg/consignment/notification/pdf/takusou_yakkan20260213.pdf（最終閲覧日：2026年2月14日）

- 東京電力パワーグリッド (2021). スマートメーターの設置状況について [Web page PDF]. https://www.tepco.co.jp/pg/company/pressinformation/information/2021/1604025_8921.html (最終閲覧日: 2026年2月14日)
- Chen, D., Barker, S., Subbaswamy, A., Irwin, D., & Shenoy, P. (2013). Non-intrusive occupancy monitoring using smart meters. In Proceedings of the 5th ACM workshop on embedded systems for energy-efficient buildings (pp. 1-8).
- CSO (2023). Residential Vacancy Based on Metered Electricity Consumption 2023. Central Statistics Office, Ireland. [Web page] <https://www.cso.ie/en/releasesandpublications/fp/fp-rvmec/residentialvacancybasedonmeteredelectricityconsumption2023/backgroundnotesandmethodology/> (最終閲覧日: 2026年3月1日)
- Flas, M., Halleux, J. M., Cools, M., & Teller, J. (2024). Identifying housing vacancy using data on registered addresses and domestic consumption. *Housing studies*, 39(5), 1317-1339.
- Kleiminger, W., Beckel, C., & Santini, S. (2015). Household occupancy monitoring using electricity meters. In Proceedings of the 2015 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing (pp. 975-986).
- Li, J., Guo, M., & Lo, K. (2019). Estimating housing vacancy rates in rural China using power consumption data. *Sustainability*, 11(20), 5722.
- Liang, X., & Wang, H. (2023). Hybrid Transformer-RNN Architecture for Household Occupancy Detection Using Low-Resolution Smart Meter Data. In IECON 2023-49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (pp. 1-6). IEEE.
- Luo, Z., Qi, R., Li, Q., Zheng, J., & Shao, S. (2022). ABODE-Net: An attention-based deep learning model for non-intrusive building occupancy detection using smart meter data. In International Conference on Smart Computing and Communication (pp. 152-164).
- Wang, Y., Jin, A. S., & Sanders, K. T. (2026). A systematic review of literature utilizing residential smart meter data. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 225, 116130.
- Wang, Z., Ma, J., Zhang, B., Yang, Y., Wang, B., & Zhao, W. (2023). Does high speed railway alleviate housing vacancy rates? Evidence from smart meter data of household electricity consumption. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 176, 103787.
- Zhao, H., Kan, C., & Long, Y. (2025). Housing vacancy rate estimation in high-rise residential communities: An experiment utilizing multi-sourced data in Beijing. *Cities*, 166, 106187.