

[巻頭言]

抜本的見直しが必要な公的住宅金融

大垣尚司

青山学院大学教授・金融技術研究所長
一般社団法人移住・住みかえ支援機構代表理事

住宅公庫が、証券化支援を担う住宅支援機構に改組されてもうすぐ20年になる。この間、超低金利や度重なる経済対策の恩恵もあり規模を拡大してきたが、ここへきて金利政策の転換から買取額が大幅に減少している。

そもそも、証券化支援制度の実態は、旧公庫の自前貸付モデルを金利自由化の下でも行なえるよう、財投資金をパススルー型の財投機関債に置き換えたものにすぎず、民間銀行の利用はもともと非常に少ない。さらに、金利は上下動するものなのだから、ここまで米国等を範に対応策を講じておくべきだったのだが、ほぼ無為無策のまま今日に至っている。

ただし、機構の本来の役割は、構造変化に直面する国民の住生活に即した新たな住宅金融を利益に囚われず先導していくことにある。

筆者は、公庫改革に協力した後、次の公的住宅金融の使命は、長寿命・高性能の住宅を数世代にわたり循環させることで、高額化する家を低負担で実質的に所有できる新たな金融手法の提供にあると考え、自ら設立した非営利機関で国の支援を得、その出発点となる住宅残価保証の仕組みを約15年かけて開発した。しかし、住宅機構は既存モデルに固執し、こうした動きに協力するどころか話を聞こうとしなかったというのが現実である。

地球環境問題の悪化、円安等による住宅価格高騰の定着の一方で、人生100年時代が到来し、3年後の新しい住生活基本計画は抜本的な見直しが必要となっている。機構のあり方も含め公的住宅金融の新たな役割を問う時期が来ているのではないだろうか。

目次●2023年秋季号 No.130

[巻頭言] 抜本的見直しが必要な公的住宅金融	大垣尚司	—1
[特別論文] コロナ禍の東京圏内における人口移動	倉橋 透	—2
[論文] 海外投資家と国内投資家の不動産投資価格	宮川大介	—10
[論文] 既築住宅と新築住宅への太陽光発電導入に電気料金が与える対照的影響	木曾貴彦	—20
[論文] 大規模な空間データを用いた住宅賃料の空間予測	吉田崇紘・村上大輔・瀬谷 創	—28
[海外論文紹介] 組織構造および都市の雇用密度と企業内の賃金格差	小谷将之	—36
エディトリアルノート		—8
センターだより		—40
編集後記		—40

コロナ禍の東京圏内における人口移動 ドーナツ化のもう一つの説明

倉橋 透

1 はじめに

『日本経済新聞』は2023年3月19日付朝刊一面で、「住宅難民 東京から隣県へ」という見出しで、「新型コロナウイルスの影響が弱まり、再び人口の東京圏への一極集中が強まっている。中核の東京都をみると、高騰する住宅コスト（中略）の影響で子育て世代を中心に周辺3県への転出超過が止まらない。周辺3県は住民誘致のために新築住宅をふやしており……（中略）、なかでも都から周辺3県にはいずれも転出超過で、埼玉への1万2458人を筆頭に計約2万4800人に上る。都外への転出者は周辺3県が56%を占め……（後略）」と書いている。

コロナ禍におけるドーナツ化は、テレワークの普及と併せて論じられることも多い。本稿では、『日本経済新聞』の記事を踏まえ、より細かく、近年の東京圏における人口移動と住宅価格の変動について考察する。

まず、東京圏の中心地域を東京特別区として、東京特別区と神奈川県、埼玉県、千葉県的人口移動を見てみる。ちなみに本稿では、周辺の県、市、区等に東京特別区から移動する場合を転入といい、周辺の県、市、区等から東京特別区に移動する場合を転出という。

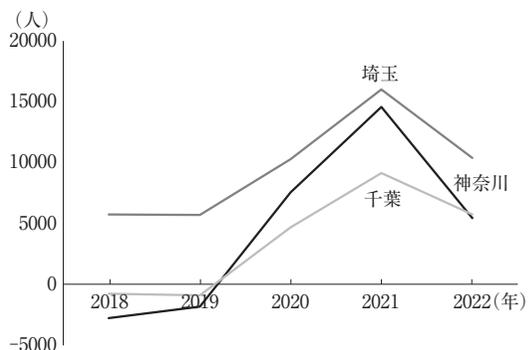
図1に見るように、東京特別区からの転入超過は埼玉県が最も多く、神奈川県は最も変動が激しい。神奈川県、千葉県は2018年、2019年には転出超過であったが、2020年以降転入超過である。3県に共通することは、2020年、21年に

急激に上昇し、2022年に減少に転じていることである。2020年、21年は新型コロナウイルスの流行が特に脅威に感じられた年で在宅勤務をはじめとするテレワークも進展した。2020年、21年の急上昇は、こうした動きを受けたアーバン・エクソダス（大都市からの脱出）を反映している可能性がある。2022年になり、新型コロナウイルスの脅威が和らぐなかで、転入超過が減少したと考えられる。ただ、単年だけでは判断できず、引き続きの観察が必要である。

転出を考慮せず、転入に限っても、同様の傾向がみられる（図2）。

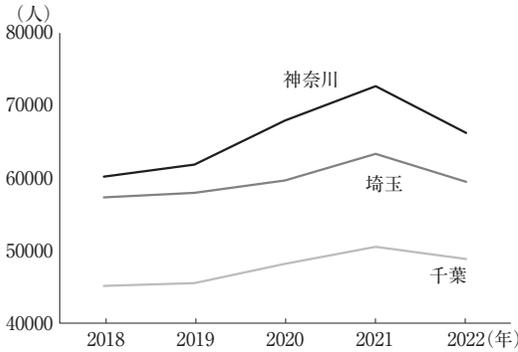
以下2節では、市区町村ベースでみた東京圏における人口移動、3節では、中古マンション等取引価格中央値の単価の推移と人口移動について、4節では中古マンション等取引価格中央値から見た東京圏の構造について述べる。5節では本稿をまとめるとともに、今後の郊外の位置づけを展望する。

図1 東京特別区からの転入超過



注) 総務省「住民基本台帳移動報告」(estat)により作成。

図2—東京特別区からの転入数



注) 総務省「住民基本台帳移動報告」(estat) により作成

2 市区町村ベースでみた東京圏内における人口移動

倉橋(2021)は、東京圏(東京都と埼玉・千葉・神奈川県、東京都心から距離の遠い地域を除く)のドーナツ化現象を検証した。東京圏各市区町村について2020年～21年7月の転入と転出の差を2020年8月の人口で割り、転入・転出超過率を計算した(海外との行き来の取り扱いが各都県で異なる)。結果は、「転出超になる区が多い一方、東西方向で差はあるがドーナツ化現象が確認された」。なお、倉橋(2021)では、対東京特別区に限るのではなく当該市区町村のすべての転入転出(場合により海外からの転入、海外への転出も含む)を計算している。

本稿では、まず、東京都多摩地区、埼玉県、千葉県、神奈川県の市区町村について、東京都特別区部からの転入、東京特別区部への転出に限って、転入超をみている。

2022年に転入超過の多い市区は、東京都調布市(転入超過1078人)、西東京市(同1106人)、横浜市港北区(同1104人)、埼玉県川口市(同1740人)、千葉県船橋市(同1033人)、松戸市(同1114人)、柏市(同1052人)、流山市(同1460人)など東京特別区の境界に接しているか、近い市区であり、リング状に連なっている。これらについては、東京特別区への通勤の利便性を考慮して、人口が流入していると考えられる(図3)。



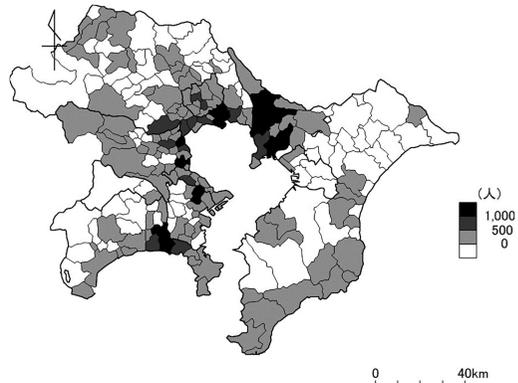
倉橋 透(くらはし・とる)

1959年東京都生まれ。ケンブリッジ大学土地経済学研究所修士課程修了(M. Phil)、東京大学博士(工学)。建設省(現:国土交通省)入省後、海上保安庁海洋情報部企画課長などを経て、現在、獨協大学経済学部教授・経済学部長。著書:『サブプライム問題の正しい考え方』(共著)、『不動産バブルと景気』(共著)など。

一方で、東京特別区から遠い南房総や三浦半島や湘南でも転入超過がみられ、特に神奈川県藤沢市(同1168人)、鎌倉市(同698人)、茅ヶ崎市(同614人)が多くなっている。これらは、自然環境や歴史的ブランドを意識したものと思われ、在宅、出社のハイブリッド勤務を前提にした移住もふくまれるものと考えられる。

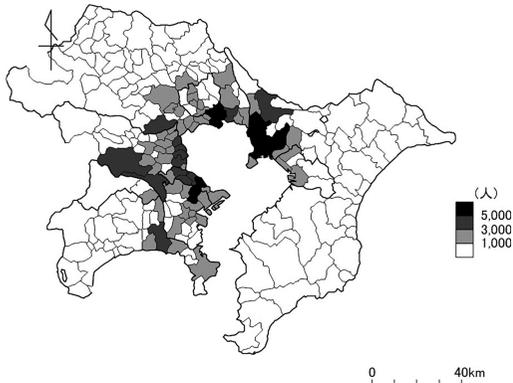
さらに、2019年の対東京都区部の転出転入超過状況と比べると、東京都多摩地域では、比較可能であった29市町中8市で、2019年の転出超過から2022年には転入超過に転じていた(例:八王子市637人転出超過⇒47人転入超過、町田市398人転出超過⇒330人転入超過)。神奈川県では比較可能な54市区町のうち19市区町で転入超過に転じていた(例:横浜市港北区136人転

図3—2022年転入超過(対東京特別区)



注1) 総務省「住民基本台帳移動報告」(estat) により作成。
2) 東京特別区からの転入、または東京特別区への転出が統計に明示されていない町村は、地図上示されていないか、0以下に含まれている。具体的には、東京都檜原村、神奈川県中井町、真鶴町、清川村、埼玉県長瀨町、小鹿野町、東秩父村、千葉県睦沢町、長柄町、長南町である。

図4—2022年転入（対東京特別区）



注1) 総務省「住民基本台帳移動報告」(estat)により作成。
 2) 東京特別区からの転入、または東京特別区への転出が統計に明示されていない町村は、地図上示されていないが、1000人未満に含まれている。具体的には、東京都檜原村、神奈川県中井町、真鶴町、清川村、埼玉県長瀨町、小鹿野町、東秩父村、千葉県睦沢町、長柄町、長南町である。

出超⇒47人転入超、同中区18人転出超⇒484人転入超)。埼玉県では比較可能な69市区町のうち18市区町で転入超過に転じていた(例:所沢市48人転出超過⇒929人転入超過、さいたま市大宮区56人転出超過⇒818人超過)。千葉県では比較可能な65市区町村のうち12市区で転入超過に転じていた(例:浦安市666人転出超過⇒255人転入超過)。

転出を考慮せず、2022年に転入数の多い市区をみると(図4)、東京都調布市(4771人)、西東京市(4062人)、横浜市港北区(5103人)、川崎市中原区(5022人)、埼玉県川口市(8410人)、千葉縣市川市(7616人)、船橋市(6659人)、松戸市(5670人)、柏市(4113人)と、東京特別区に隣接するかごく近い市区が多くなっている。また、東京都八王子市(4265人)、町田市(3245人)と東京都区部からやや離れた市でも多いところがある。さらに、藤沢市(3164人)も住環境が評価されたためか転入が多くなっている。

2019年の転入数と比較する。2022年で転入数4000人以上の市区と伸び率をみると、東京都八王子市(2019年から20.2%増)、横浜市港北区(23.8%増)、川崎市中原区(2.4%増)、千葉県

船橋市(12.2%増)柏市(8.9%増)となっている。

3 市区ベースでみた中古マンション等取引状況と価格、転入人口

2022年の転入数が4000人を超えていた市区のうち、川崎市中原区、埼玉県川口市、千葉縣市川市をピックアップし、国土交通省ホームページ「不動産取引価格情報」(<https://www.land.mlit.go.jp/webland/servlet/MainServlet>)により、2018年から2022年までの、中古マンション等の取引件数をみている。

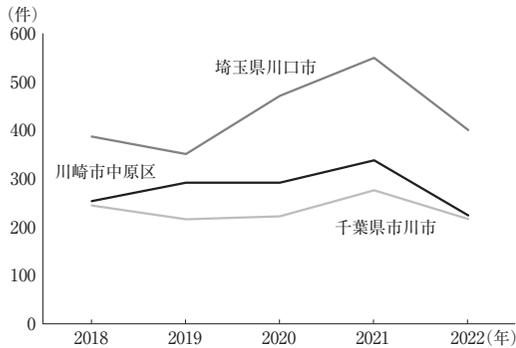
図5に見るように、2020年、2021年に増加して2022年に減少している。特に、埼玉県川口市では、その傾向が顕著であった。

そこで、各市区に、2022年((第1四半期～第4四半期)の中古マンション取引件数が東京特別区中最も多かった江東区、大田区を加え、この期間における中古マンション等の取引価格の中央値の推移(国土交通省ホームページ「不動産取引価格情報」(<https://www.land.mlit.go.jp/webland/servlet/MainServlet>)より計算)をみると、川崎市中原区の動きが不安定であることを除いて、2020年から上昇傾向であるといえる。特に、東京都江東区で上昇が顕著である(図6)。

また、市区ごとの㎡当たり単価の中央値を計算し、推移をみると、東京都江東区、東京都大田区では2020年から単価の上昇が始まっていることがわかる。一方、川崎市中原区では2021年、2022年に、また埼玉県川口市では2022年に急速に単価が上昇し、特に中原区では東京特別区2区と変わらないくらいまで追いついている。千葉縣市川市でも2021年以降、単価が緩やかに上昇している(図7)。

こうした単価の動きが図5でみたような中原区、川口市、市川市における2021年における取引件数の増加(川口市は2020年から増加)、2022年における取引件数の減少につながったと考えられる(もちろん、取引状況が価格に影響

図5—中古マンション等の取引件数（3市区）



注) 国土交通省ホームページ「不動産取引価格情報」(<https://www.land.mlit.go.jp/webland/servlet/MainServlet>)により作成。

図6—中古マンション等取引価格中央値の推移（5市区）

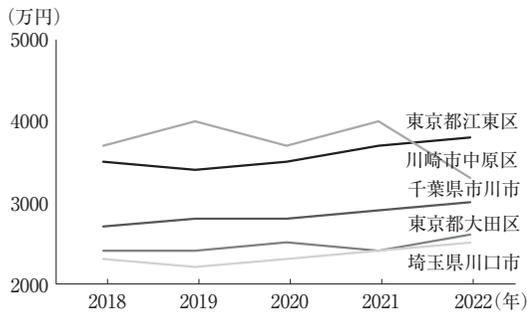
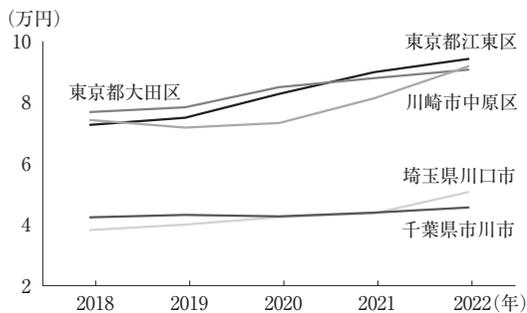


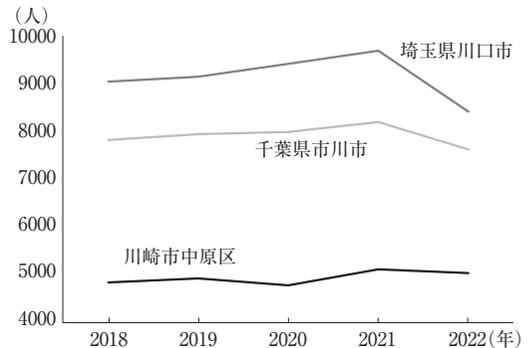
図7—中古マンション㎡当たり単価の推移（5市区）



している面があるので、その点の分析は必要である。

次に、中原区、川口市、市川市の転入数をみる。埼玉県川口市、千葉県市川市の転入数は2020年、2021年と増加し、2022年に減少している。川崎市中原区でも2021年まで増加傾向を示した後、2022年には停滞している。こうした動向は、中古マンション等取引件数をある程度反

図8—人口転入数（3市区）



注) 総務省「住民基本台帳移動報告」(estat)により作成。

映したものとなっている。

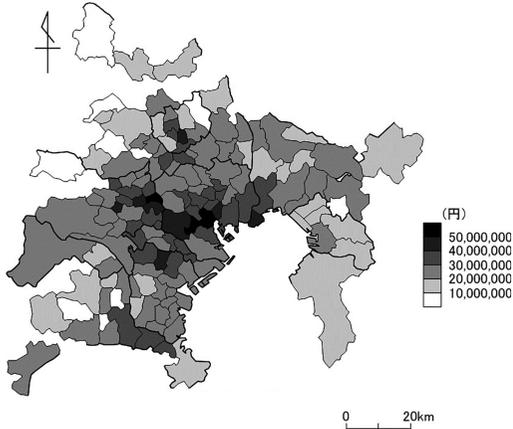
県ベースで考えると、図1および図2でみたような東京圏のコロナ禍における人口流動の変化は、しばしば言及されるテレワークの普及に伴う郊外居住の進展に加え、東京特別区とそれ以外の地域の間での住宅価格の上昇の時期の違いを反映していた可能性がある。

4 市区別中古マンション等取引価格中央値からみた東京圏の構造

2022年について、国土交通省ホームページ「不動産取引価格情報」を用いて、東京特別区、東京都多摩地域、神奈川県、埼玉県、千葉県市区の中古マンション等価格の中央値を求める。2019年で取引件数20件未満の市区町村は除外した。また、床面積や駅からの距離等の品質調整は行っていない。

中央値4000万円以上の市区町村をみると、東京都武蔵野市(5100万円)、三鷹市(4900万円)、小金井市(4300万円)、国立市(4400万円)、横浜市都筑区(4400万円)、さいたま市浦和区(4300万円)、千葉県浦安市(4500万円)となっている。3000万円以上の市区町村をみると、総じて東京特別区の西部、南部では相対的に多く、北部、東部では少なくなっている。なお、神奈川県鎌倉市(3800万円)、藤沢市(3100万円)、逗子市(3300万円)では、周辺より高くなっており、優れた自然環境や地域ブランドを反映し

図9—2022年中古マンション等取引価格中央値



- 注1) 国土交通省不動産取引価格情報から作成。(https://www.land.mlit.go.jp/webland/servlet/MainServlet)
 2) 比較する2019年で年間取引20件以下の市町村を除く。
 3) 2019年年間取引20件以下の市町村は示されていないか、価格1000万円未満に分類されている。

たものと考えられる。

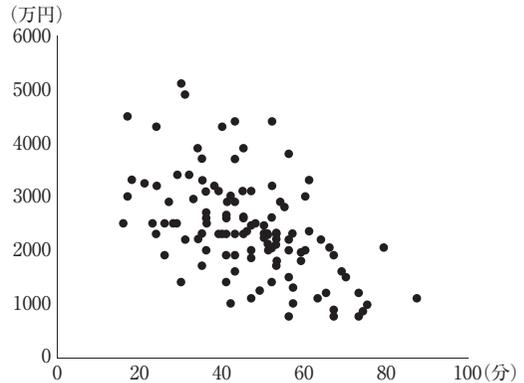
東京都多摩地域、神奈川県、埼玉県、千葉県について、東京駅からの各市の中心と目される駅までの所要時間（2023年5～6月NAVITIMEによる、2023年になってからのインフラ整備も反映されている。必ずしも市内の駅ではない。）を横軸に、中央値を縦軸にとると図10のとおりである。

中古マンションの価格は、個々のマンションの面積や立地に加え、都心（ここでは東京駅）からの距離、ハード面のアメニティ（公園、学校等）、ソフト面のアメニティ（治安、教育の状況、自治体の子育て施策等）によって変わってくる。すなわち、空間は一様ではなく、いろいろな要素によりその質は変化する。

ここでは単純に、中古マンション等取引価格中央値の対数を、各市の中心と思われる駅の東京駅からの所要時間、神奈川ダミー、埼玉ダミー、千葉ダミーで回帰した。

$$\ln(\text{中古マンション等取引価格中央値}) = 18.00742 - 0.001888 \times (\text{所要時間}) - 0.132343 \times (\text{神奈川ダミー}) \\ (169.7942) \quad (-9.652159^{***}) \quad (-1.740849^{**}) \\ -0.402263 \times (\text{埼玉ダミー}) - 0.523955 \times (\text{千葉ダミー})$$

図10—東京駅からの各市の中心と目される駅までの時間と中古マンション等の2022年取引価格の中央値



- 注1) 2022年の国土交通省不動産取引価格情報および2023年5～6月のNAVITIMEにより作成（新線開通等により時間が2022年とは異なっている）。
 2) 2019年（比較年）に、年間取引価格20件以下の市町村を除く。
 3) 面積や立地等品質は調整していない。
 4) 新座市の最寄り駅は志木駅とした。
 5) 119市区が対象である（東京都多摩地方22市、神奈川県31市区、埼玉県35市区、千葉県21市区）。

$$(-5.154549^{***}) \quad (-5.967836^{***})$$

() 内はt値。
 神奈川ダミーは、神奈川県=1、東京都多摩地方、埼玉県、千葉県=0
 埼玉ダミーは、埼玉県=1、東京都多摩地方、神奈川県、千葉県=0
 千葉ダミーは、千葉県=1、東京都多摩地方、神奈川県、埼玉県=0
 ** 5%有意、*** 1%有意

自由度調整済み R2=0.515365
 回帰の標準誤差 0.286739
 F値 32.37060 D.W.1.793059

所要時間、埼玉ダミー、千葉ダミーは、1%水準でいずれも有意となっている。埼玉県、千葉県の中古マンションは、所要時間の割に安く取引されている。

ただ、以上の分析は取引価格そのものの中央値について行なったものであり、単価の中央値についての分析も必要である。

5 まとめ—大都市郊外の今後を考える

本稿は、「東京都における住宅価格の高騰のため、神奈川、埼玉、千葉への転出超過が続い

ている」との記事から出発し、コロナ禍の東京圏における人口移動について検討を行なった。その結果、中古マンション等取引価格中央値の分析から、2020年から東京都区部では単価の上昇が周辺県にさきがけてはじまり、これが記事のとおり2020年～2021年にはドーナツ化に寄与した可能性があること、しかしながら2021年～2022年には周辺県でも単価が上昇し東京都区部から周辺県への移動が抑制された可能性があることがわかった。ドーナツ化については、コロナ禍におけるテレワークの普及の結果である説明がなされることが多いところ、本稿は別の説明を示唆した。価格面でみると、東京都区部の価格上昇が周辺県に波及したといえる。

また、東京都多摩地域、神奈川県、埼玉県、千葉県の市区の中古マンション等取引価格中央値を東京駅から市区の中心な駅までの時間で対数回帰したところ、埼玉県、千葉県は、東京都多摩地域に比べ、所要時間の割に有意に価格が安いとの結果が得られた。この分析については、取引価格中央値でなく単価中央値でも行う必要がある。

本稿で行った検討では、大都市圏郊外はあくまで「都心に通勤するための地域」としての位置づけである。4節で扱ったモデルは、まさにそうしたもので、東京駅への所要時間は有意にマイナスになっている。

しかしながら、今後は首都圏でも生産年齢人口の減少、高齢人口の増加が急速に進むものと思われる。例えば、埼玉県「埼玉県の将来人口の推計」（2022年）によれば、埼玉県の生産年齢人口は2020年の451万人（61.4%）から2040年には380万人（55.5%）に減少する一方、老年人口はそれぞれの年で195万人（26.5%）から230万人（33.6%）へと大きく増加する。高齢者向けの住宅や施設のニーズはある一方、子育て世代向けの住宅には余剰が生じる可能性がある。

冒頭にあげた新聞記事でも「周辺3県は新築住宅で転入者を受け入れる姿勢が目立つ」とし、

「いずれ増やした住宅がだぶつく懸念はある。高度経済成長期に開発され、現在は人口減に悩むニュータウン地域のような苦境に陥らない保証はない」との神戸大学の砂原庸介教授のコメントを紹介している。

したがって、大都市の郊外住宅地にはその土地として居住者を引きつける価値付けが必要である。2023年7月に香川県高松市で行われたG7都市大臣会合のコミュニケでは、「都市における『緑地と水辺の空間・インフラ』」が重要なテーマとして取り上げられた（国土交通省ホームページ）。

都市における緑地に積極的な評価が与えられたわけであるが、筆者はこの中に都市農地も位置づけ、魅力ある郊外を創っていくべきと考える。

謝辞

本稿の執筆にあたり、井出多加子成蹊大学名誉教授、日本住宅総合センター菅澤武尊氏より貴重なご示唆をいただいた。心からの謝意を表する次第である。

参考文献・参照サイト等

倉橋透（2021）「コロナ後の都市・住宅政策（上）大都市郊外の生活圏整備を」『日本経済新聞』2021年10月6日（水）付朝刊「経済教室」

国土交通省ホームページ「不動産取引価格情報」（<http://www.land.mlit.go.jp/webland/servlet/MainServlet>）

国土交通省ホームページ「G7都市大臣会合コミュニケ―持続可能な都市の発展に向けた協働―」（2023年7月9日、国土交通省〈仮訳〉）https://www.mlit.go.jp/report/press/content/Communique_JA.pdf

埼玉県（2022）「埼玉県の将来人口推計」<https://www.pref.saitama.lg.jp/documents/211727/04-jinko.pdf>
総務省「人口基本台帳移動報告」（estat）

『日本経済新聞』（2023）「チャートは語る 住宅難民 東京から隣県へ」2023年3月19日（日）付朝刊1面
ねこまるブログ「エクセル関数で条件付きで中央値（MEDIAN）を計算する方法」<https://nekomaru.tokyo/エクセル関数で条件付きで中央値（median）を計算す/222/>

NAVITIME <https://www.navitime.co.jp>

今号では、住宅土地経済に直接的あるいは間接的に大きな影響を与える要因、および機械学習を活用して不動産市場の予測手法を検討した3本の論文を掲載している。

●

不動産は国際金融市場における主要な投資対象の一つであるが、海外投資家による資本フローが資産価格の変動を引き起こすという仮説に対しては統一された実証的合意が得られていない。投資家と不動産物件との間における地理的距離に着目して、この仮説を検証した宮川論文(「海外投資家と国内投資家の不動産投資価格：取引レベルの高粒度データを用いた実証分析」)は、クロスボーダーの不動産投資を含むユニークな取引レベルの高粒度なマイクロデータを用いることで、外国人投資家が不動産市場においてどのような役割を果たしているかを実証している。

2005年から2015年の期間の取引レベルの不動産投資データで、オーストラリア、カナダ、フランス、香港、日本、オランダ、英国、米国の8カ国(地域)の大都市における不動産投資を対象とし、不動産物件の属性情報だけでなく、物件の買い手投資家と売り手投資家についての情報も含まれる。

宮川論文は、買い手の特性およびその他の取引特有の要因が取引価格へ及ぼす影響を推定している。宮川論文は買い手の特性を表す変数として、投資家と売買物件の所在地距離が離れるほど、買い手と売り手の間の情報の非対称性が大きくなり取引価格が高くなると想

定して採用した海外投資家ダミーを使い、1つの国のバイヤー間では情報共有があり、情報の非対称性が大きい不動産の場合は投資による学習効果が情報の非対称性の程度を小さくすると想定し、海外投資家の「投資による学習」の代理変数として物件所在地別に計算した海外投資家の国別累積投資額を採用していることに特徴がある。

実証分析からは、投資物件や取引主体のさまざまな要因を考慮したうえで、(i)海外投資家は国内投資家よりも高い価格(ある種の「高値掴み」)を支払っていること、(ii)その価格差は買い手の物件所在国への過去の投資エクスポージャーが大きいほど小さくなる傾向があることが実証された。(i)(ii)の結果から、宮川論文は海外投資家が現地の不動産市場に関する情報を十分に有していない場合、情報の非対称性から支払価格が上昇すると傾向があり、海外投資家の投資情報が自国内で情報共有されて、情報の非対称性の程度が低下することで、海外投資家と国内投資家の投資価格差が縮小すると解釈している。またリピートセールス・アプローチを採用した追加分析からは、(iii)海外投資家の高値掴みが国内投資家の取引価格に及ぼす波及効果は有意に確認できていないとしている。この結果は、国際的な資本フローが不動産市場に与える影響が限定的であるという集計データを用いた既存研究と整合的である。宮川論文は海外投資家による資本フローが不動産価格の変動を引き起こさないという文献へ追加的な実証的発見を提供してい

るが、例えば、投資経験が乏しい場合や不動産供給の弾力性が低い場合などのより詳細な検討が必要である。この観点から本研究の今後のさらなる発展に期待したい。

●

建築物におけるエネルギー消費は世界の最終エネルギー消費の3割以上を占めており、建築物への省エネ機器の普及は低炭素経済への移行のための重要な課題である。CO₂排出量の大幅削減が比較的低コストで可能とする省エネ機器導入と既築・新築の関連性に注目した木曾論文(「既築住宅と新築住宅への太陽光発電導入に電気料金が与える対照的影響」)は、住宅用太陽光発電導入に関する都道府県パネルデータを用い、導入件数を電気料金などの要因で説明する固定効果モデルを既築・新築それぞれについて実証している。木曾論文は、電気料金という金銭的誘因が既築と新築への導入件数へ及ぼす影響が異なる根本的な原因が、新築への太陽光発電設置は住宅購入とほぼ同時に行なわれるのに対して、既築は大部分が住宅購入とは独立に行なわれることにあると考えている。

データは2009年第1四半期から2014年第1四半期までの21期間の太陽光発電導入補助金への申請件数(都道府県別)を被説明変数とし、電気料金の変化から家計の太陽光発電導入の意思決定までの時間差を考慮した1期ラグ付きの電気料金や都道府県からの導入補助金などを説明変数として採用している。また電力料金は小売物価統計調査に基づき計算した四半期別

時系列データを採用している。分析期間が家庭向け電力市場の自由化が進む以前であることから、家計は各地域の同一の電力会社と契約しており、電力料金は各地域の電力の限界価格である。電気料金と省エネ投資の間には同時決定的な関係があることから、電気料金は潜在的内生変数となる。木曾論文はこの内生性の問題に、各電力会社の発電コストに関する2種類の操作変数を用いた二段階最小二乗法で対処している。

実証分析からは、(i)既築への太陽光発電設置は新築と比べて、電気料金の変動に対する感応性が高く、この結果は内生性の問題の考慮の有無にかかわらず得られるが、(ii)内生性の問題を考慮しない場合、電気料金の影響が40~60%程度の過小評価が生じることが実証された。特に、(i)の結果は既存研究では得られていない新しい知見であり、弾力性に換算すると、既築が1.73、新築が0.49と、3倍以上の開きが確認された。また木曾論文は、電気料金という金銭的誘因が既築と新築への導入件数へ及ぼす影響が異なる理由を行動経済学の相対思考や太陽光発電に関する情報の不完全性に求めている。

いずれにしても既築への太陽光発電設置は新築と比べて、電気料金の変動に対する感応性が高いことの政策的含意は、太陽光発電などの省エネ技術導入を促すための金銭的補助政策はこの感応性の違いを考慮して、既築と新築で一律に補助するのではなく、既築に対する補助を優先することで、同額の補助金予算でより多くの導入を

達成できるということである。この観点から本研究の今後のさらなる発展に期待したい。



人工知能を用いてオンラインで不動産の価格査定を提供するサービスの人気が高い。その理由は、消費者の観点からは事業者と消費者間の不動産取引に関する情報の非対称性のある程度の改善が期待されること、仲介業者の観点からは査定コストの低減と透明性の向上が期待できることにある。このため、大量の物件データと統計学や機械学習(ML)を活用した不動産の販売・賃料価格の高い精度の予測手法は事業者や消費者を支援する手段として期待されている。**吉田・村上・瀬谷論文**〔**大規模な空間データを用いた住宅賃料の空間予測**〕は、伝統的な回帰ベースの手法と近年注目されているMLベースの手法を用いて、不動産の価格推定の精度を比較検証した論文である。回帰ベースの手法は予測だけでなく、個々の説明変数の有意性検定にも使用できるが、MLベースの手法は説明変数の有意性検定が有効でない。しかし、予測精度のみに注目すると、回帰ベースの手法はデータの非線形性を捉えることが可能なノンパラメトリックな関数を適用しても不十分との指摘がある。また不動産の販売・賃料価格の予測には説明変数として近隣の質などを考慮する必要がある、データに内在する空間依存性を考慮することが重要であるとの指摘がある。吉田・村上・瀬谷論文は、大規模なデータを用いて、回帰ベースとMLベ

ースの賃料価格予測モデルを比較し、またそれらと空間依存性の考慮したものを比較して、賃料価格モデルの予測精度を検証している。

データは国立情報学研究所が研究者に提供しているLIFULL HOME'Sデータセット(全国約533万件)をベースに、各予測モデルの異なる標本オーダーにおける予測精度を比較検証するため、全データから 10^4 、 10^5 、 10^6 の3つのオーダーの標本を無作為抽出し、これらのうち80%を訓練データ、残り20%を検証データとして用い、予測精度の評価指標には平均絶対誤差や平均二乗誤差、平均絶対パーセント誤差を採用している。予測手法としてはOLS、大規模データに対応したクリンギング法であるNNGP、MLベースの手法を用いてDNN(deep neural network)、RF(random forest)、XGBoost(extreme gradient boosting)を検証している。

検証からは、回帰ベースの手法は説明変数の有意性検定の観点からは利があるが、MLベースの手法、特にXGBoostは純粋な空間予測目的では高い推定精度であることが確認された。また空間依存性を考慮する方法の比較からは説明変数に単に空間座標を追加することが有効なモデル選択になり得ることも確認された。不動産市場データは大都市や地方都市、不動産種類、賃貸・売買などさまざまなサブセットが利用可能であり、サブセットによっては最適な予測手法が異なることも予想される。この観点から本研究の今後のさらなる発展に期待したい。(F・T)

海外投資家と国内投資家の 不動産投資価格

取引レベルの高粒度データを用いた実証分析

宮川大介

はじめに

不動産は国際金融市場における主要な投資対象の一つであり、国際資本フローが不動産価格に与える影響についてはこれまでも活発な議論が行われてきた。実際に、外国人投資家が各地域の不動産価格高騰の主要因であることを示唆する事例も多く報告されている。近年、新興国からの大量の資金流入が長期金利を低下させ資産価格の上昇をもたらしているとされるなかで、国際的な資本フローと不動産市場との相互作用が改めて強い関心を集めている。

世界的な金融フローが資産価格、とりわけ不動産価格の大幅な変動をもたらしたという仮説に対しては、しかしながら統一された実証的合意が得られていない。例えば、Jordà et al. (2014) は、ある国の金融政策の変化が、国際的な資本フローの変化を通じて、他国の不動産価格に大きな変動をもたらす可能性があるとして論じている。一方で、Favilukis et al. (2013) では、国際資本フローの変化が不動産価格の大きな変動をもたらすことに疑問を表明している。Miyakawa et al. (2022) の内容を一般向けに要約した本稿では、こうした実証的な問いを、投資家と不動産との間の地理的距離に注目しながら再検討したい。

国際資本フローが不動産価格に与える影響について検討する際には、投資家と不動産物件との間における地理的距離を考慮することが重要

になる。株式市場におけるファンドマネジャーと投資先企業の距離に注目した Coval and Moskowitz (2001) が示しているように、投資家と資産の物理的距離は資産リターンの主要な決定要因の一つとされている。投資家と投資対象資産（不動産）が国境によって地理的に隔られている場合、こうした物理的距離の重要性はさらに高まるだろう。

こうした直感的な想像の一方で、しかしながら、投資家と不動産物件との間の地理的距離を、国境によって両者が隔てられているクロスボーダー投資を含む高粒度のデータを用いて検証した研究はほとんど存在しない。この背景には、国際的な資金フローとそれが不動産価格に与える影響を正確に分析するために必要となる、不動産投資に関する国際的な取引レベルのデータが容易には入手できないという事情がある。結果として、外国人投資家が各地域の不動産を購入する際にどのような価格を支払っているのか、また、外国人投資家による不動産投資の増加が、国内の不動産投資家がどのような影響を受けるのかについては十分な理解が得られていない。

以上の議論を踏まえて、Miyakawa et al. (2022) では、クロスボーダーの不動産投資を含むユニークな取引レベルの高粒度データを用いることで、外国人投資家が不動産市場においてどのような役割を果たしているかを実証的に検討している。

1 データと変数構築

Miyakawa et al. (2022) で使用するデータは、2005年から2015年まで期間について収集された取引レベルの不動産投資データである。当該データは不動産投資を対象とする世界最大手のデータベンダーである Real Capital Analytics Inc. (RCA) から提供を受けた。RCA が提供するデータは主として機関投資家の投資活動を記録したものであり、100万米ドルを超える不動産物件を含む相対的に高額の不動産投資を対象としている。RCA データは、オーストラリア、カナダ、フランス、香港、日本、オランダ、英国、米国における7万1000件の不動産取引をカバーしており、1223都市の不動産取引をカバーしているが、観測データの大部分は、アムステルダム（オランダ）、シカゴ、ロサンゼルス、ニューヨーク、サンフランシスコ（米国）、東京、大阪（日本）、パリ（フランス）、ロンドン（英国）、シドニー（オーストラリア）、トロント、バンクーバー（カナダ）、香港（香港）といった8カ国（地域）の主要都市に集中している。このように、Miyakawa et al. (2022) で使用するデータは、主として大都市における大規模な不動産投資を対象としたものである。

RCA データには、投資取引に関するさまざまな種類の情報が含まれている。具体的には、価格（米ドル）、建物の床面積（平方フィート）、土地面積（エーカー）といった情報が格納されている。分析に当たっては、これらの変数の対数値（順に、LN_PriceUSD、LN_Floor、LN_Land）を使用する。さらに、各物件の築年数（Age）のほか、物件タイプの情報も利用可能であるため実証分析に当たってはこれらも用いる。物件タイプの種別は、以下の通りである：アパート、開発用地、ホテル、工業、オフィス、その他、小売、高齢者住宅・介護施設。実証分析に当たっては、この分類を元に8つのダミー変数（Property type）によって、高齢者住



宮川大介（みやかわ・だいすけ）
1975年北海道生まれ。カリフォルニア大学ロサンゼルス校 Ph.D. in Economics。日本開発銀行（現・日本政策投資銀行）、ハーバード大学研究員、日本大学准教授、一橋大学教授などを経て、現在、早稲田大学商学術院商学部教授。日本銀行金融市場局客員研究員、国税庁税務大学校客員教授を兼任。

宅・介護施設を参照グループとして、物件タイプを表現する。

最も重要な点として、RCA データには、取引対象と主体に関連する幅広い情報が含まれている。具体的には、不動産が所在する国（Property country）、買い手が所在する国（Buyer country）、売り手が所在する国（Seller country）が記録されている。以下の実証分析では、Property country を対象として8つのダミー変数を、Buyer country と Seller country を対象としてに最大102のダミー変数を設定したうえで、これらの特性を制御した推定を行なう。

さらに、物件の買い手投資家と売り手投資家のタイプに関する情報も利用可能である。買い手投資家と売り手投資家はさまざまなカテゴリーに分類されている（表1(d)と(e)を参照）。買い手・売り手の投資家タイプ変数は、投資主体の詳細な特徴（法人、デベロッパー/オーナー/オペレーター、投資マネージャー、REITなど）を表現している。これらの投資家タイプが直面する資金調達環境の違いを表すために、各カテゴリーに対応したダミー変数を実証分析において用いる。

表1は、2万8525件の取引レベルの観測値からなるデータの概要を要約したものである。いくつかの変数について欠損値があるため、観測数が当初の7万1000件から3万件以下に減少していることに注意されたい。パネル(a)は物件のタイプ別分布を示している。一見して明らかな

表1—変数カテゴリごとの観測数

Panel (a) : 物件タイプ

カテゴリ	Freq.	Percent	Cum.
アパート	10,310	36.14	36.14
都市開発	50	0.18	36.32
ホテル	647	2.27	38.59
工業用地	5,501	19.28	57.87
オフィス	6,869	24.08	81.95
その他	119	0.42	82.37
店舗	4,837	16.96	99.33
高齢者向け施設	192	0.67	100
計	28,525	100	

Panel (b) : 年

年	Freq.	Percent	Cum.
2005	1,713	6.01	6.01
2006	2,290	8.03	14.03
2007	2,776	9.73	23.77
2008	1,845	6.47	30.23
2009	1,119	3.92	34.16
2010	1,803	6.32	40.48
2011	2,241	7.86	48.33
2012	3,242	11.37	59.7
2013	3,731	13.08	72.78
2014	4,362	15.29	88.07
2015	3,403	11.93	100
計	28,525	100	

Panel (c) : 物件所在国

国	Freq.	Percent	Cum.
オーストラリア	554	1.94	1.94
カナダ	387	1.36	3.3
フランス	158	0.55	3.85
香港	48	0.17	4.02
日本	5,946	20.84	24.87
オランダ	25	0.09	24.95
英国	260	0.91	25.87
米国	21,147	74.13	100
計	28,525	100	

Panel (d) : 買い手投資家タイプ

カテゴリ	Freq.	Percent	Cum.
不明	529	1.85	1.85
銀行	188	0.66	2.51
協同組合	1	0	2.52
コーポレート	1,538	5.39	7.91
デベロッパー/オーナー/ オペレーター	16,598	58.19	66.1
教育	111	0.39	66.49
エクイティファンド	1,601	5.61	72.1
金融	276	0.97	73.07
政府	147	0.52	73.58
富裕層	546	1.91	75.5
保険	188	0.66	76.15
投資マネージャー	1,297	4.55	80.7
上場ファンド	34	0.12	80.82
非上場REIT	385	1.35	82.17
非営利	131	0.46	82.63
オープンエンドファンド	96	0.34	82.97
その他	23	0.08	83.05
その他不明	2	0.01	83.05
年金ファンド	101	0.35	83.41
REIT	3,593	12.6	96
宗教	34	0.12	96.12
不動産運営会社	1,039	3.64	99.77
ソブリンファンド	67	0.23	100
計	28,525	100	

Panel (e) : 売り手投資家タイプ

Category	Freq.	Percent	Cum.
不明	706	2.48	2.48
銀行	721	2.53	5
商業不動産担保証券	1	0	5.01
協同組合	2	0.01	5.01
コーポレート	1,997	7	12.01
デベロッパー/オーナー/ オペレーター	16,582	58.13	70.15
教育	40	0.14	70.29
エンダウメント	3	0.01	70.3
エクイティファンド	1,383	4.85	75.14
金融	594	2.08	77.23
政府	156	0.55	77.77
富裕層	664	2.33	80.1
保険	245	0.86	80.96
投資マネージャー	1,748	6.13	87.09
上場ファンド	35	0.12	87.21
非上場REIT	120	0.42	87.63
非営利	112	0.39	88.02
オープンエンドファンド	116	0.41	88.43
その他	13	0.05	88.48
年金ファンド	119	0.42	88.89
REIT	1,717	6.02	94.91
宗教	61	0.21	95.13
不動産運営会社	1,368	4.8	99.92
ソブリンファンド	22	0.08	100
計	28,525	100	

通り、アパートがデータベースで最も大きなシェアを占め、オフィス、工業用地、店舗物件がそれに続く。パネル(b)は取引年別の分布である。世界的な金融危機の影響により、2008年、2009年頃に取引件数が大幅に減少していることがわかる。パネル(c)は、物件の所在国別の分布である。米国が最も多く、次いで日本、オーストラリアとなっている。フランスや英国など、いくつかの国の数字は、その国の規模から予想されるよりもはるかに小さいが、これは分析に用いたいくつかの変数についてこれらの国におけるデータに欠損があることも影響している。パネル(d)と(e)は、買い手と売り手の投資家タイプ別の分布を示している。両パネルとも、「デベロッパー／オーナー／オペレーター」が最も多く、「REIT」、「エクイティファンド」、「コーポレート」、「投資マネージャー」がこれに続く。

実証分析に用いる最も重要な変数として、物件所在国と不動産の買い手が所在する国の情報を用いて、ダミー変数 ForeignBuyer を構築する。この変数は、物件所在国と買い手所在国が異なる場合は1、それ以外は0の値を取る。われわれの想定は、ForeignBuyer = 1 の場合（海外投資家のケース）、ForeignBuyer = 0 の場合（国内投資家のケース）よりも情報の非対称性が大きくなり、取引価格が高くなる（あるいはリターンが低くなる）というものである。こうした平均的な特徴づけに加えて、さらに、買い手側の特定の国における過去の不動産投資経験の多寡が、上記の取引価格の差異に対する媒介変数として働くことを想定して検証も行なう。具体的には、A 国に所在するすべての投資家の B 国に所在する不動産への累積投資額を計算する。ここでは、国内投資家の国内所在物件への投資累積額も同様に計算したうえで分析に用いる。こうして構築された物件所在国 × 買い手所在国レベルで計測された変数は t-1 月までの期間を対象として時変の形で測定される。変数構築の手順から、当該変数は観

表 2 一要約統計量

変数名	観測数	平均値	標準偏差	最小値	最大値
LN_PriceUSD	28525	16.03	1.20	8.13	21.41
CUMINV	28525	0.78	0.18	0.00	1.00
LN_INV	28525	25.69	1.39	14.30	26.92
ForeignBuyer	28525	0.05	0.21	0	1
LN_Floor	28525	10.55	1.18	6.87	19.02
LN_Land	28525	-0.40	1.77	-3.41	13.76
Age	28525	43.01	31.83	0	360

測期間を通じて単調増加するため、Gompers et al. (2008)などを参考にして、t-1 月までに測定された A 国自身を含むすべての物件所在国に対する A 国からのすべてのバイヤーの投資の累積合計で割ることで変数を基準化し、変数 CUMINV を構築する。

この CUMINV（投資経験）変数にはついてはいくつかの追加的な議論が有益であろう。第 1 に、買い手の投資は自国に所在する不動産を対象としうるため、この変数は買い手の自国における国内投資経験の程度を測定するものである。第 2 に、各買い手ごとにこの変数を計算することもできるが、われわれは国レベルでこの変数を構成することを選択した。この選択は、Badarinza and Ramadorai (2015) の「1 つの国のバイヤー間で情報共有がある」という想定を反映したものである。第 3 に、この変数は、ホスト国への投資を検討している国の将来のバイヤーが、以前にホスト国で不動産投資を行なった経験豊富なバイヤーに遭遇する確率を表していると解釈することも可能である。

表 2 は変数の要約統計である。LN_PriceUSD、LN_Floor、LN_Land、Age について極端な値を持ついくつかの観測値を除外したことで、分析に用いるデータの観測数は 2 万 8525 となった。

2 実証分析の対象と実証戦略

実証分析の対象は、以下の 3 点に要約される。第 1 に、市場に参加する各投資家が所在する国を特定し、外国人投資家が支払う不動産価格が、

国内投資家が支払う不動産価格とどのように異なるかを検証する。Miyakawa et al. (2022) の推計では、物件の特性（立地、タイプ、規模、築年数など）と取引の特性（買い手と売り手の地理的位置関係、買い手と売り手のタイプなど）を前節で定義した変数を用いて包括的にコントロールすることで、投資家が支払った価格に影響を与える潜在的な交絡因子を除外する。第2に、海外投資家がいわゆる「投資による学習」(Sorensen 2008, Gompers et al. 2008) について検討する。不動産投資の場合、買い手と売り手の間の情報の非対称性が大きいと、このような投資による学習は特に重要になると想定する。第3に、外国人投資家が相対的に高い価格を支払っていることを確認したうえで、こうした「高値掴みの傾向」が近隣の不動産価格に影響を及ぼしているかどうかを調査する。分析には、各物件の売却時期と地理的位置に関する情報を用い、外国人投資家が購入した物件の近隣の物件に対して国内投資家が支払った価格が、外国人投資家による購入後に有意に高いかどうかを検証する。外国人投資家による購入前に国内投資家が支払った価格を基準として、外国人投資家による購入後に国内投資家が支払った価格を比較することで、外国人による不動産購入が現地の不動産市場に与える因果関係が観察されるかどうかを明示的に検証する。

まず、第1および第2の分析のために、以下の(1)式および(2)式を推定する。

$$\begin{aligned} \text{LN_PriceUSD}_{i,p,b,s,t} = & \alpha + \beta_1 \text{ForeignBuyer}_{i,p,b} \\ & + \beta_2 \text{CUMINV}_{p,b,t} \\ & + \beta_3 \text{ForeignBuyer}_{i,p,b} \\ & \times \text{CUMINV}_{p,b,t} \\ & + \mathbf{X}_{it} \boldsymbol{\gamma} + \eta_p^1 + \eta_b^2 + \eta_s^3 + \eta_t^4 + \varepsilon_{i,t} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{LN_PriceUSD}_{i,p,b,s,t} = & \alpha + \beta_1 \text{ForeignBuyer}_{i,p,b} \\ & + \beta_3 \text{ForeignBuyer}_{i,p,b} \\ & \times \text{CUMINV}_{p,b,t} \end{aligned}$$

$$+ \mathbf{X}_{it} \boldsymbol{\gamma} + \eta_p^1 + \eta_b^2 + \eta_s^3 + \eta_t^4 + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

これらの式は、p国に所在する物件iをs国の売主がb国の買主にt時点（時間の頻度は月次）で売却した際の価格と各種の変数を記録した取引レベルのデータを用いて、買い手の特性（特に $\text{ForeignBuyer}_{i,p,b}$ 、 $\text{CUMINV}_{p,b,t}$ 、これら2変数の交互作用項）およびその他の取引特有の要因が取引価格へどのように影響するかを推定するものである。左辺の変数は、当該取引価格の対数値 ($\text{LN_PriceUSD}_{i,p,b,s,t}$) であり右辺の \mathbf{X}_{it} は、物件の大きさ、築年数（時変）、タイプなど、物件価格の重要な決定要因が格納されている。重要な点は、上記の交互作用項を含めたことで、 $\text{ForeignBuyer}_{i,p,b}$ の価格インパクトが $\text{CUMINV}_{p,b,t}$ の水準によって変化する可能性を検証することが可能となっていることである。(1)式における $\{\eta_p^1, \eta_b^2, \eta_s^3, \eta_t^4\}$ は、物件が所在する国の国固定効果、買い手が所在する国の国固定効果、売り手が所在する国の国固定効果、時間固定効果を表す。また、物件タイプ、買い手投資家タイプ、売り手投資家タイプのそれぞれについても \mathbf{X}_{it} に含まれている。(2)式では、 $\{\eta_p^1, \eta_b^2, \eta_s^3, \eta_t^4\}$ が時変の $\{\eta_{t,p}^1, \eta_{t,b}^2, \eta_{t,s}^3\}$ で置き換えられている。同様に、物件タイプ、買い手投資家タイプ、売り手投資家タイプについても時変の固定効果に変更している。このモデルでは、各固定効果が、ホスト国、買い手国、売り手国の生産、雇用、為替レートなどのマクロ経済状況の変化を反映して時間方向で変化することを許容している。なお、多重共線性を避けるため $\text{CUMINV}_{p,b,t}$ は式から除外している。

これらの推定式では、取引価格に影響を与えると想定される多くの情報が考慮されているが、それでもなお、欠落変数の懸念を完全に払拭することは難しい。 $\text{LN_PriceUSD}_{i,p,b,s,t}$ に影響し、 $\text{ForeignBuyer}_{i,p,b}$ と関連する重要な情報を推定式に含めなかった場合、推定された係数

図1 国内投資家と海外投資家の購入物件所在地（東京）



注) 海外投資家の購入物件所在地を星印で、国内投資家の購入物件所在地を丸印で示している。

β_1 にはバイアスが生じる。不動産価格に影響を与える可能性があり、われわれがコントロールしていない特性として、例えば、不動産の立地に関する詳細な情報（道路など）がある。こうした立地条件に関する欠落変数の可能性を検証するために、図1のパネルに、実例として東京において、外国人投資家（星印）と国内投資家（点印）が購入した物件の所在地を描画する。一見して明らかな通り、外国人投資家と国内投資家が物件を購入したエリアについて、体系的な差異はないように見える。以上の検討を踏まえて、Miyakawa et al. (2022)でのベースライン推計ではこれ以上の立地関連変数を含めないが、いくつかの追加分析を実施する。第1に、国内投資家が購入した物件と海外投資家が購入した物件との間の地理的距離が一定の距離にある場合のデータのみを用いて推定することで、物件立地の潜在的な異質性をコントロールする。第2に、リピートセールス・アプローチを採用する。つまり、国内バイヤーと外国人バイヤーが異なる時期に購入した物件に注目し、それらの2つの取引間での取引価格差を比較する。こ

の方法は前節で整理した分析の第3の目的に対応検討（後述）を行なう目的からも有用である。

3 主な実証結果

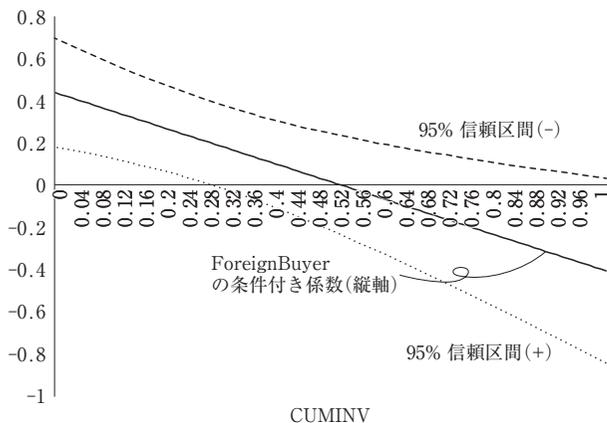
表3は主な推定結果を示したものである。第1に、ForeignBuyerの係数が正で有意にゼロと異なることから、外国人投資家は国内投資家よりも高い価格を支払っていることが、さまざまな要因を考慮したうえで確認される。第2に、ForeignBuyerとCUMINVとの交差項の係数が負で有意にゼロと異なることから、当該の価格差は買い手の物件所在国への過去の投資エクスポージャーが大きいかほど小さくなる傾向にあることがわかる。これらの結果は、分析対象を、国内投資家と海外投資家の投資対象物件の所在地が地理的に近接しているケースや、同一物件が国内投資家と海外投資家によって購入されたケースにデータを絞り込んだ場合でも頑健に確認される。図2は、表3の推定結果を用いて、横軸にCUMINVの水準を、縦軸に当該CUMINVの水準を前提とした場合のForeignBuyerの条件付き係数をその95%信頼区間

表3 —ベースライン推定結果

被説明変数 = LN_PriceUSD	(1)		(2)		(3)		(4)	
	係数	ロバスト 標準誤差	係数	ロバスト 標準誤差	係数	ロバスト 標準誤差	係数	ロバスト 標準誤差
説明変数								
ForeignBuyer	0.120	0.038 ***	0.435	0.121 ***	0.106	0.038 ***	0.161	0.042 ***
CUMINV			0.357	0.143 **				
ForeignBuyer × CUMINV			-0.844	0.261 ***			-0.860	0.250 ***
LN_Floor	0.709	0.006 ***	0.708	0.006 ***	0.704	0.006 ***	0.703	0.006 ***
LN_Land	-0.048	0.004 ***	-0.048	0.004 ***	-0.045	0.004 ***	-0.045	0.004 ***
Age	-0.001	0.000 ***	-0.001	0.000 ***	-0.001	0.000 ***	-0.001	0.000 ***
INV_OTHER	0.014	0.005 ***	0.013	0.005 **				
固定効果								
物件タイプ		yes		yes				
年		yes		yes				
物件所在国		yes		yes				
買い手国		yes		yes				
売り手国		yes		yes				
買い手投資家タイプ		yes		yes				
売り手投資家タイプ		yes		yes				
物件タイプ×年						yes		yes
物件所在国×年						yes		yes
買い手国×年						yes		yes
売り手国×年						yes		yes
買い手投資家タイプ×年						yes		yes
売り手投資家タイプ×年						yes		yes
定数項		yes		yes		yes		yes
観測数		28,566		28,525		29,019		28,718
R squared		0.72		0.72		0.75		0.74
Root MSE		0.6403		0.6400		0.6162		0.6164

注) *** および ** はそれぞれ 1% および 5% の有意水準であることを示す。

図2 — ForeignBuyer の条件付き係数推定値



と併せて描画したものである。記述の通り、表3の推定では、ForeignBuyer と CUMINV の交差項を推定式に含めることで、ForeignBuyer が 0 から 1 に変化した場合（国内投

資家と海外投資家を比較した場合）の物件価格の変化が、CUMINV の水準によって変化することを許容している。図2から、信頼区間を考慮したうえで、CUMINV が0.3を下回る領域では、海外投資家が国内投資家に比べて高い価格を支払っており、この差異が統計的に有意な水準でゼロと異なることが確認される。

以上の結果は、外国人投資家が現地の不動産市場に関する情報を十分に有していない場合、その支払価格が上昇する傾向にあることがわかる。こうした一種の「高値掴み」が、物件所在国の不動産価格を引き上げる効果（スピルオーバー効果）を有するか否かをテス

トした結果（原論文を参照）から、外国人投資家が現地の不動産価格に対して割高な価格を支払うことによる有意な波及効果は見られなかった。この結果は、国際的な資本フローが不動産市場に与える影響は限定的であることを示唆する集計データを用いた既存研究の含意と整合的なものである。

Miyakawa et al. (2022) で得られた実証結果は以下の3点において新たな知見を与えるものである。

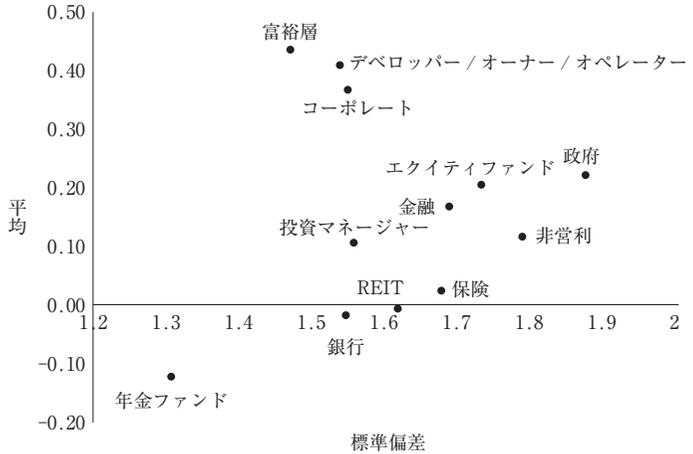
第1に、不動産市場における外国人投資家と国内投資家の行動の違いを明示的に検証したうえで、その差異を実証的に確認した。第2に、外国人投資家の物件所在国での投資経験に注目し、この経験が蓄積されることで外国人投資家と国内投資家との間の投資価格の差異が縮小していくことを実証的に確認した。第3に、外国人投資家による不動産投資が地域不動産市場に及ぼす因果効果を明示的に検討し、その効果が小さいことを確認した。

4 その他の実証結果に基づく議論

Miyakawa et al. (2022) における主たる結果は前節で紹介した通りだが、表3にまとめられた推定結果を参照することで、いくつかの追加的な議論が可能となる。

第1に、各固定効果×年を含めた推定の結果から、時変の売り手投資家タイプ×年と買い手投資家タイプ×年の固定効果を取り出したうえで、前者から後者を差し引いた値を計算することで、どの投資家タイプが不動産の売買から利益をあげていたかを確認することができる。図3は、投資家タイプごとに、年ごとの売り手投資家タイプ固定効果と買い手投資家タイプ固定効果の差分を求め、個々のタイプ毎の平均値（縦軸）と標準偏差（横軸）を求めたうえで描画したものである。ここで、ある投資家の平均

図3—売り手×年固定効果 - 買い手×年固定効果：平均 vs. 標準偏差

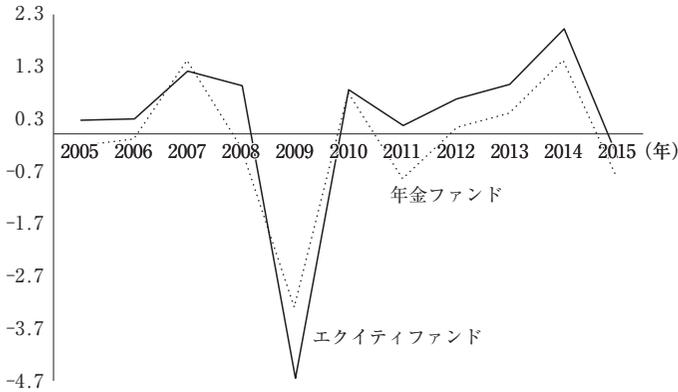


値が高い場合には、当該の投資家タイプが不動産物件を安く購入し高く売却する傾向にあったことを意味している。リターンに対応するこの値に加えて、このリターンがどの程度のばらつきを持っていたかが横軸の標準偏差で測られている。

図3から、まず、富裕層やデベロッパー / オーナー / オペレーター、コーポレートといったタイプの投資家が、相対的に高いリターンをあげつつ、リスクを抑えた投資を行なっていることがわかる。一方で、保険、非営利、政府といったタイプの投資家は、ある程度リスクを取りながらも相対的に低いリターンに甘んじていたことが窺える。特に、REIT、銀行、年金ファンドといったタイプにおいては、年ごとに計算された売り手投資家タイプ固定効果と買い手投資家タイプ固定効果の差分の平均値がマイナスであり、リスクテイクの度合いによらず、相対的に高い値段で物件を購入し、相対的に安い値段で物件を売却していたことがわかる。

第2に、図4では、時変の売り手投資家タイプ×年と買い手投資家タイプ×年の固定効果の推定値について、特に、エクイティファンドと年金ファンドという異なる特性を持つ2つの投資家タイプについて、その時系列方向での挙動を描画したものである。これらの投資家タイプ

図4—売り手効果－買い手効果 エクイティファンド vs. 年金ファンド



は、前者が積極的に投資リターンを獲得するためにアクティブな投資を行なう傾向にある一方で、後者が比較的安定的なリターンを選好しているものと考えられるが、推定された上記の値を確認することで、推定に用いたサンプル期間においてこれらの投資家タイプがどのような投資行動を取っていたかを議論することができる。

まず、実線で示されたエクイティファンドの系列（売り手×年固定効果－買い手×年固定効果）が、破線で示された年金ファンドの系列に比して高い位置にあることから、Miyakawa et al. (2022) で用いたサンプル期間（2005年から2015年）の期間においては、エクイティファンドのリターンが相対的に高かったことが窺える。これは前述のタイプ特性を踏まえると自然な結果と言える。次に、興味深いことに、2000年代後半の世界金融危機の時期に注目すると、エクイティファンドの系列が大きなマイナスを示していることがわかる。重要な点として、年金ファンドの系列も大きなマイナスを示しているなかで、これを上回る落ち込みをエクイティファンドの系列が示している。

同様の分析は、時変の売り手国×年と買い手国×年の固定効果の差分についても行なうことが可能であり、国レベルで見た不動産投資の巧拙を要約するために有用な指標と言える。こうした指標は、十分なデータサイズが確保されれば、例えば、月次単位で推定値を追加していく

ことが可能であり、さまざまな実務的ニーズに対応したモニタリングツールとして活用することも可能だろう。例えば、不動産市場におけるバブルの発生やリターンに見合わない過剰なリスクテイクの兆しを把握するという目的から、金融当局がこうした指標をモニタリングすることは理に適っている。

第3に、(1)式および(2)式へ更なる追加変数を含めた際に、推定結果がどのように変化するかを確認することで、

不動産取引価格の規定要因をより詳細に検討することができる。以下では、こうした動機に基づいて、不動産の購入主体が持つ細かな投資スタンスを分析に含める。まず、1つ目の追加変数群として、買い手がその投資をローリスク・ローリターンと考えているか否か（Core = 1 or 0）、買い手が購入後のバリューアップを想定しているか否か（ValueAdded = 1 or 0）、買い手がその不動産を自ら居住することを意図しているか否か（Occ = 1 or 0）を用いる。これらの変数はいずれか1をとる変数のため、われわれの推計では、CoreとValueAddedに関連するインパクトを測定するために、Occを独立変数から除外した推定を行なう。次に、2つ目の追加変数群として、買い手の自国での投資機会（Buyer_YoY_Return）と受入国での投資機会（Host_YoY_Return）の計測値を用いる。これらの計測値としては、例えば、ダラス連銀が公表している国別の住宅価格指数から構築したBuyer_YoY_Returnなどを用いる。なお、これらの追加説明変数は、限られたサンプルにしか持ちることができないため、観測数が減少することに注意されたい。

表4は推定結果を要約したものである。まず、ForeignBuyer、CUMINV、および ForeignBuyer × CUMINV の係数の符号はベースラインの結果と同じである。CUMINV の係数

表4—追加変数を含めた推定結果

被説明変数 = LN_PriceUSD	係数	ロバスト 標準誤差
説明変数		
ForeignBuyer	0.317	0.140 **
CUMINV	0.205	0.152
ForeignBuyer × CUMINV	-1.741	0.585 ***
LN_Floor	0.729	0.008 ***
LN_Land	-0.065	0.005 ***
Age	-0.001	0.000 ***
INV_OTHERS	-0.003	0.007
ValueAdded	0.147	0.030 ***
Core	0.075	0.029 ***
Buyer_YoY_Return	1.782	0.207 ***
Host_YoY_Return	0.000	0.000
固定効果		
物件タイプ	yes	
年	yes	
物件所在国	yes	
売り手国	yes	
買い手投資家タイプ	yes	
売り手投資家タイプ	yes	
定数項	yes	
観測数	19,031	
R squared	0.71	
Root MSE	0.6531	

注) *** および ** はそれぞれ 1 % および 5 % の有意水準であることを示す。

はベースラインの結果と同じであるが統計的に有意ではない。次に、買い手の投資目的が不動産取引価格へ大きな影響を与えていることや、購入後にバリューアップを期待する買い手がより高い価格を支払うという自然な結果も得られている。ValueAddedの係数(0.147)がCoreの係数(0.075)よりも大きいことは、ミドル・ハイリスク投資のほうがローリスク投資よりも買い手が高い価格を支払っていることを示している。最後に、買い手の自国における投資機会は、買い手の購入価格に有意なプラスの影響を与えるが、買い手の受入国における投資機会は、買い手の購入価格に有意なプラスの影響を与えていない。このことは、自国の不動産市場が活況を呈しているバイヤーが資金的な制約を受けにくい結果として、海外の不動産に対して割高な金額を支払う傾向が生じる可能性を示唆している。

結語

本稿で紹介した Miyakawa et al. (2022) の結果は、国際的な資本フローが不動産価格に与える影響を検証したこれまでの文献へ追加的な実証的発見を提供するものである。今後の研究課題として、海外投資家の高値掴みが物件ホスト国の不動産価格に対して特段の影響を与えていないという点について、より詳細な検討が期待される。例えば、海外投資家の物件所在国における投資経験が乏しい段階で生じた投資に限った場合、価格のスピルオーバーが起きている可能性がある。また、物件所在国における不動産供給の弾力性が低い場合にはこうしたスピルオーバーが生じる可能性もあるだろう。

参考文献

- Badarinsa, C., and T. Ramadorai (2015) "Home Away From Home? Foreign Demand and London House Prices," *Journal of Financial Economics*, Vol.130(3), pp.532-555.
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2018.07.010>
- Coval, J. D., and T. J. Moskowitz (2001) "The Geography of Investment: Informed Trading and Asset Prices," *Journal of Political Economy*, Vol. 109(4), pp. 811-841.
<https://doi.org/10.1086/322088>
- Favilukis J., D. Kohn, S. Ludvigson, and S. Van Nieuwerburgh (2013) "International Capital Flows and House Prices: Theory and Evidence," in E. L. Glaeser and T. Sinai (eds.), *Housing and the Financial Crisis*, NBER, Cambridge, MA, Chapter 6.
- Gompers P., A. Kovner, J. Lerner, and D. Scharfstein (2008) "Venture Capital Investment Cycles: The Impact of Public Markets," *Journal of Financial Economics*, Vol.87(1), pp.1-23.
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2006.12.002>
- Jordà, Ò., M. Schularick, and A. M. Taylor (2014) "Betting the House," NBER Working Paper No. 20771.
- Miyakawa, D., C. Shimizu, and I. Uesugi (2022) "Do Foreign Buyers Pay More Than Domestic Buyers? Evidence from International Transaction-Level Data," *Journal of Real Estate Finance and Economics*, forthcoming.
- Sorensen M. (2008) "Learning by Investing: Evidence from Venture Capital," AFA 2008 New Orleans Meetings Paper.

既築住宅と新築住宅への太陽光発電導入に電気料金が与える対照的影響

木曾貴彦

はじめに

建物におけるエネルギー消費は、世界の最終エネルギー消費の3割以上を占めており、建物への省エネ機器の普及は低炭素経済移行のための重要な課題となっている。こうした機器の普及をより効率的に達成するためには、導入家庭・企業の意思決定要因の理解が不可欠である。これらの要因は、大まかに分類すれば金銭的費用と便益、導入家庭・企業の社会・経済・政治的特性、そして建物の特性に関連している（例えば、De Goote and Verboven 2019）。

本稿で紹介する Kiso, et al. (2022) では、このような背景のもとで、住宅への省エネ機器導入と既築・新築という建物特性との関連性を分析している。既築建物への省エネ機器導入（retrofit）は、二酸化炭素排出量の大幅削減を比較的低コストで可能にすると注目されている（Bardhan, et al. 2014）。しかし、省エネ機器導入の決定要因に関する先行研究では、既築・新築という区分は、ほぼ考慮されてこなかった（例外としては Michelsen and Madlener 2012）。特に、省エネ機器設置の金銭的費用・便益が導入意思決定過程で及ぼす影響が既築と新築の間で同様なか否かという観点は、完全に未分析であった。本研究は、この点について日本の住宅用太陽光発電を事例として、金銭的誘因は新築に比べて既築への省エネ機器導入において、より決定的な要因であるという新たな知見を提示している。

具体的には、2009年から2014年にかけての住宅

用太陽光発電システムの普及（図1）に電気料金などの諸要因が与えた影響を分析した。電気料金が住宅用太陽光発電設置に影響を与える理由は、太陽光発電の自家消費により電力会社からの電気購入量の削減が可能となり（図2）、その削減分の金銭的価値は電気料金にほぼ比例するからである。

本研究は、住宅用太陽光発電システム導入に関する都道府県別パネルデータを用いている。このデータは既築・新築別に集計が行なわれているという点で、他の太陽光発電関連のデータ

図1—日本における住宅用太陽光発電の普及

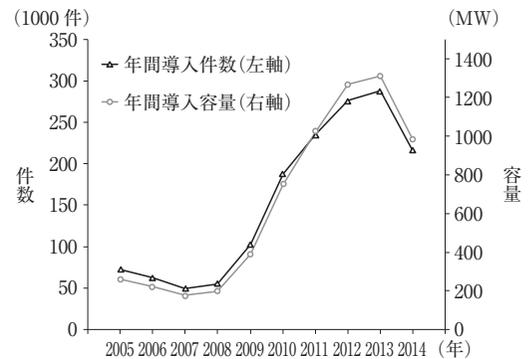
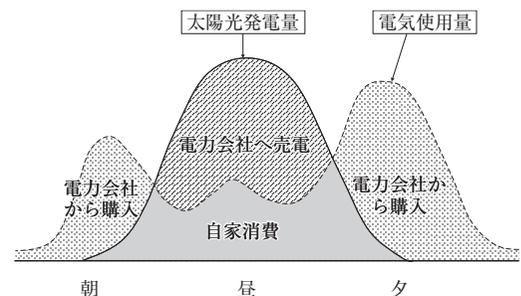


図2—太陽光発電の自家消費と売電



にはあまり見られない独自性を有している。このデータ特性を活用し、導入件数を電気料金などの要因で説明する固有効果モデルを既築・新築それぞれについて推定した。推定結果によると、既築住宅への導入は電気料金の変化に対して、新築住宅比で3倍以上弾力的である。言い換えれば、既築住宅への設置は金銭的誘因の変化が導入・非導入の意思決定の決め手となる「限界的 (marginal)」設置である可能性が、新築住宅に比べて、非常に高くなっている。

既築と新築で電気料金という金銭的誘因への反応が異なることの根本的な原因としては、新築への太陽光発電の設置は住宅購入とほぼ同時に行なわれるのに対して、既築の場合は大部分が住宅購入とは独立に行なわれるということが挙げられる。本研究では、これがどのように既築・新築の異なる反応をもたらすのかについて、相対思考 (relative thinking) や不完全情報といった経済学的概念を用いて考察する。

上述の結果の政策的含意は、住宅への省エネ・再エネ技術普及のための金銭的補助政策は、それが導入の決め手となる可能性が (新築に比べて) 高い既築住宅に対してより重点的に資金配分することで、予算効率性が向上するということである。

以下では、Kiso, et al. (2022) についてより詳しく紹介する。

1 実証モデル

Kiso, et al. (2022) は以下の固定効果モデルを既築および新築住宅それぞれへの太陽光発電導入について推定した。

$$\ln y_{it} = \beta p_{i,t-1} + \gamma' X_{it} + \eta_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

ここで添え字 i は都道府県、 t は四半期 (2009年第1四半期から2014年第1四半期までの21期) を表す (上式は既築と新築について別個に推定するが、住宅種別についての添え字は省略する)。被説明変数 y_{it} は国の太陽光発電導入補助金への申請件数である。説明変数 $p_{i,t-1}$



木曾貴彦 (きそ・たかひこ)
東京都生まれ。東京大学経済学部卒。米国メリーランド大学博士課程修了。博士 (農業・資源経済学)。英国アバディーン大学経済学部講師を経て、現在、同准教授。論文に "A subsidy that is inversely related to the product price", *Economic Journal*, vol. 132, pp. 2173-2206など。

は電気料金 (限界価格) であり、電気料金の变化から消費者の太陽光発電導入の意思決定までの時間差を考慮して、1期ラグを付ける (Kiso, et al. (2022) ではラグなしや、2期以上のラグのモデルも推定)。 X_{it} は都道府県からの導入補助金など、その他の説明変数である。時間固定効果 η_t は、 t 期において都道府県に共通する要因を統制し (全国レベルの政策や太陽光発電システムの全般的な品質や費用など)、都道府県固定効果 μ_i は基礎的気候条件など、対象期間中に不変の、各都道府県の特徴を統制する。

2 データ

太陽光発電システム導入数

国の太陽光発電導入補助金への申請件数 y_{it} は太陽光発電協会 (JPEA) のデータベースによる。この補助制度は2009年1月から2014年3月まで申請を受け付けており、2009年 (2014年) の平均的太陽光発電システムの1kW当たり価格の約10% (5%) に相当する金額を導入家庭に対して一度限りで支給していた。また、同制度において既築と新築の区別は考慮されておらず、同等に扱われていた。申請数の96%以上が承認され、設備導入後に補助金を支給されている。この補助金支給数は図1に示された導入件数の政府公式統計に用いられており、この制度はほぼすべての導入事例を網羅していると考えられる。

本研究では、補助金支給数ではなく補助金申請数を被説明変数として用いている。これは、補助金申請から支給までは時間差があり、また

その時間差も個別の事例ごとに異なるため、申請数のほうが各家庭の導入意思決定のタイミングをより正確に反映しているためである。

2009年第1四半期から2014年第1四半期までの合計導入件数は、既築住宅が約83万件、新築住宅が約44万件となっており、これは同期間の一戸建て既築住宅ストックの約3%、一戸建て新築住宅の約20%を占めている。

この補助金申請データの大部分は各家庭の個別の意思決定を直接反映している。データ集計担当者によると、太陽光発電システム設置済みの一戸建て建売住宅や複数家庭の協調が必要な集合住宅からの申請数は極めて限られている。

最後に、既築住宅への導入の90%以上は中古住宅の購入とは関係なく、各家庭が居住中の住宅に設置したものであると推計される (Kiso, et al. (2022) の脚注10を参照)。したがって、既築住宅についての(1)式の推計結果は、住宅購入とは無関係に太陽光発電システムを設置した家庭の意思決定を主に反映している。

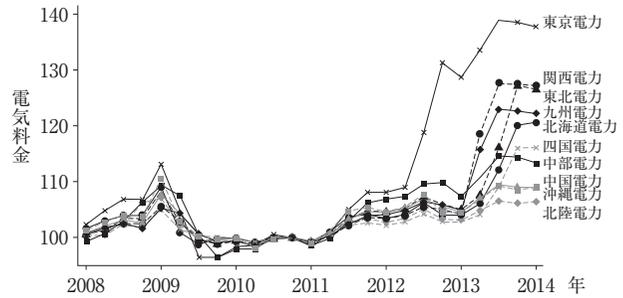
電気料金

電気料金 $p_{i,t-1}$ は小売物価統計調査に基づき計算した四半期別時系列データを用いた。本研究の分析期間 (2009年から2014年) は家庭向け電力市場の自由化が進む以前であり、各地域内の家庭は基本的に同一の電力会社と契約していた。本稿で以下に示す推定結果は各地域の電力の限界価格を説明変数として用いている。Kiso, et al. (2022) では標準家庭にとっての平均価格を用いて結果の頑健性を確認している。

図3は電気料金 (限界価格) の2008年から2014年にかけての動向を地域別に示している。2011年の福島原発事故以降、全国的な原発停止の影響などにより、全地域で電気料金は上昇している。一方で、震災以前の原発依存度や、震災後の原発代替のあり方に応じて料金上昇幅には地域ごとに相違がある。統計学的観点から

図3 一地域別電気料金の推移 (2008~2014年)

(2010年第4四半期:100)



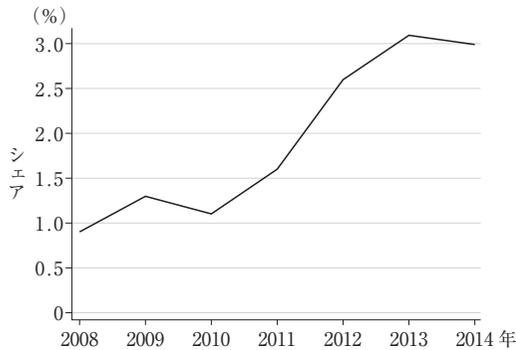
は、このような時間的・地域的に大きなばらつきは重要であり、本研究が電気料金の太陽光発電導入への影響をより精密に推定することを可能にしている。

(1)式において計量経済学的に問題となるのは電気料金 $p_{i,t-1}$ の潜在的内生性である。電気料金と省エネ投資 (太陽光発電設置を含む) には、相互依存的、同時決定的な関係があり得るからである (電気料金の上昇は省エネ投資を促す一方、省エネ投資は電力需要を引き下げ、電気料金への低下圧力となる)。Kiso, et al. (2022) では、この相互依存性、同時決定性を考慮しない場合、(1)式において電気料金が内生となり、推定結果が下方バイアスを受ける可能性を理論的に示している (Appendix A)。

実際に、本研究の対象期間 (2009年から2014年) には、電気料金が大幅に上昇した (図3) だけではなく、企業や家計による省エネ投資も同様に大きく伸びている (図4、図5)。これに関連して、人見・星野 (2016) はマクロ経済モデルを用いて日本の電力需要を分析し、資本ストックのエネルギー効率性が2006年から2013年にかけて急速に向上したことを指摘している。このように電気料金、省エネ投資双方に大きな変動のある期間においては、上述した両者の相互依存性をもたらす電気料金の内生性は無視できない影響を推定結果に及ぼす可能性がある。

電気料金の内生性の問題に対処するために、本研究では各電力会社の発電コストに関連する2種類の操作変数を用いている。第1に、各電

図4—中小製造業設備投資における省エネ投資のシェア



出所) 日本政策金融公庫「中小製造業設備投資動向調査」

図5—省エネ目的の建築物リフォーム・リニューアル主要工事受注件数



出所) 国土交通省「建築物リフォーム・リニューアル調査」

力会社(すなわち各地域)が火力発電に使用する輸入化石燃料(石炭、天然ガス、石油)の、燃料シェアで加重した平均価格(図6)、第2に、各電力会社の電源構成における化石燃料のシェアである(図7)。各電力会社は、直近数カ月の化石燃料価格と事前に設定された計算式に基づいて電気料金の一部を毎月変動させる燃料費調整を行なっている。第1の操作変数として用いる各社ごとの平均化石燃料価格はこの制度を通じて電気料金 $p_{i,t-1}$ に影響を与える。第2の操作変数である化石燃料シェアについては、福島原発事故後の全原子力発電所の運転停止およびそれに伴う化石燃料のシェア上昇という予期されていなかった事象が、特に2011年以降の電気料金上昇の大きな要因であることから、電気料金に対する有効な操作変数として機能すると考えられる。電源構成の変化が電気料金に影響を与えるまでの潜在的ラグを考慮して、電気料金 $p_{i,t-1}$ に対して $t-1$ 期から $t-4$ 期までの計4期の化石燃料シェアを操作変数として用いる。

これらの変数およびその他の説明変数 (X_{it}) の記述統計量は表1にまとめられている。

3 推定結果

表2は(1)式の推定結果を示している。列[1]と[2]は既築と新築への設置それぞれについて操作変数を用いない場合の推定結果である。一

図6—地域別化石燃料価格の推移(2008年~2014年)

(2010年第4四半期:100)

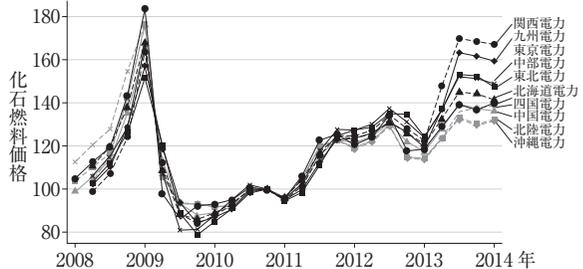
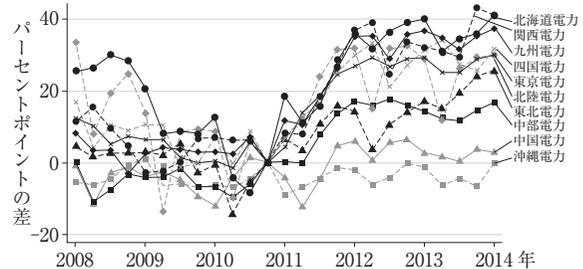


図7—地域別化石燃料シェアの推移(2008年~2014年)

(2010年第4四半期:0)



方、列[3](既築)と列[4](新築)は電気料金の内生性を制御するために操作変数を用いた場合の結果である。例えば、列[3]によれば1円の電気料金上昇により既築住宅への導入が約6.9%増加(有意水準1%で有意)すると推計されている。

表3は、操作変数法(二段階最小二乗法)を用いた場合の第一段階の推定結果である(第二段階の結果は表2の列[3]および列[4])。操作変数(化石燃料価格と化石燃料シェア)は全体として電気料金とよく相関しており(F値=

表1 一記述統計量

	N	平均	標準偏差	最小値	最大値
太陽光発電導入補助金申請数 y_{it} [既築]	987	843	710	27	4,655
太陽光発電導入補助金申請数 y_{it} [新築]	987	443	485	6	4,038
電気料金 p_{it} [限界価格] (円/kWh)	987	25.2	2.79	21.05	31.9
都道府県補助金あり [既築] (ダミー変数)	987	0.52	0.5	0	1
都道府県補助金額 [既築] (1000円/件)	511	103.73	74.69	14	434
都道府県補助金あり [新築] (ダミー変数)	987	0.48	0.5	0	1
都道府県補助金額 [新築] (1000円/件)	478	98.48	71.60	14	377
住宅用太陽光発電累積設置件数	987	19,352	16,700	966	107,961
太陽光発電未設置一戸建て住宅数	987	579,350	420,960	146,470	1,736,750
持ち家新規住宅着工数	987	1653	1323	222	7108
廃棄物集団回収率 (%)	987	4.59	2.57	0.1	10.99
廃棄物リサイクル率 (%)	987	19.83	4.43	11.81	37.08
15歳以上人口 (1000人)	987	2,361	2,326	501	11,798
就業者平均年齢	987	41.83	0.62	40	43.5
平均賃金 (1000円/月)	987	269.91	28.12	222.2	377.4
化石燃料価格 (1,000円/kl、石油換算)	987	31.00	7.94	19.59	54.09
化石燃料シェア (%)	987	59.21	16.00	22.07	91.30

表2 一推定結果

	操作変数なし		操作変数あり	
	[1] 既築	[2] 新築	[3] 既築	[4] 新築
電気料金 (限界価格、円/kWh、1期ラグ)	0.029* (0.015)	0.012 (0.0085)	0.069*** (0.018)	0.019 (0.015)
都道府県補助金あり (ダミー変数)	0.025 (0.056)	-0.00058 (0.028)	0.018 (0.055)	0.00035 (0.027)
都道府県補助金額 (1000円/件)	0.00080** (0.00040)	-0.0000087 (0.00023)	0.00079** (0.0004)	-0.000029 (0.00023)
ln (住宅用太陽光発電累積設置件数) (1期ラグ)	0.20 (0.26)	-0.18 (0.21)	0.061 (0.25)	-0.21 (0.21)
ln (太陽光発電未設置一戸建て住宅数) (1期ラグ)	3.33** (1.65)	4.15*** (1.23)	2.93* (1.58)	4.07*** (1.19)
ln (持ち家新規住宅着工数) (1期ラグ)	0.33*** (0.11)	0.50*** (0.094)	0.35*** (0.11)	0.50*** (0.092)
ln (廃棄物集団回収率)	0.31* (0.18)	0.14 (0.12)	0.24 (0.18)	0.13 (0.12)
ln (廃棄物リサイクル率)	0.13 (0.39)	0.16 (0.24)	0.10 (0.35)	0.16 (0.23)
ln (15歳以上人口)	-3.80 (4.83)	-5.95** (2.70)	-5.37 (4.65)	-6.28** (2.64)
ln (就業者平均年齢)	0.59 (0.78)	0.31 (0.39)	0.73 (0.76)	0.34 (0.37)
ln (平均賃金)	0.61 (1.47)	-2.19** (0.91)	0.33 (1.43)	-2.24** (0.90)
導入数の電気料金に対する弾力性	0.74	0.29	1.73	0.49
サンプルサイズ	987	987	987	987
都道府県固定効果	✓	✓	✓	✓
期間固定効果	✓	✓	✓	✓
HansenのJ検定のp値			0.48	0.69
Within R ²	0.79	0.93	0.79	0.93

58)、相関のあり方も前節の議論と整合的である (電気料金は化石燃料価格と正の相関、化石燃料シェアとも全体として正の相関)。表2下部の Hansen の J 検定の結果は、発電コスト関

表3—第一段階の推定結果

	P_{it-1}
化石燃料価格 (t-1期)	0.32*** (0.023)
化石燃料シェア (t-1期)	0.054 (0.42)
化石燃料シェア (t-2期)	0.54** (0.22)
化石燃料シェア (t-3期)	1.63*** (0.40)
化石燃料シェア (t-4期)	-0.73** (0.36)
都道府県固定効果	✓
期間固定効果	✓
共変量 X_{it}	✓
(1)式に含まれない操作変数に関するF値	58.0
自由度修正済決定係数	0.857

連の操作変数を用いた本研究のアプローチの妥当性を示している。

表2は2つの重要な知見を提示している。まず、計量経済学の観点からは、列[1]と[3]あるいは列[2]と[4]を比較すると、操作変数法によらない場合、電気料金の影響が40～60%程度も過小評価されていることがわかる。この下方バイアスは、電気料金と省エネ投資との相互依存性・同時決定性に関する上述の予測と整合的である。省エネ投資を電気料金で説明する計量経済モデルは一般的であるが、本研究の結果は、このような推定において、電気料金の内生性を制御するために発電コストなどの操作変数を活用することの重要性を示唆している。

次に、列[3]と[4]からは既築への設置は新築に比して、電気料金の変動に対する感応性が高いことがわかる(列[1]と[2]も下方バイアスの問題はあるものの、同様の傾向である)。電気料金に対する半弾力性(= $[\partial y_{it} / \partial p_{it}] / y_{it}$)の推定値は、既築が6.9% (有意水準1%で有意)、新築が1.9% (有意水準10%で非有意) となっており(弾力性に換算すると、既築は1.73、新築は0.49)、3倍以上の開きがある。

Kiso, et al. (2022) では、表2のモデルを含むさまざまなモデルを推定し、これらの結果の頑健性を確認している。

4 考察

住宅等の建築物への省エネ機器導入に際し、金銭的誘因に対する反応に既築・新築間で顕著な相違があるという結果は、既存の経済学研究では報告されていない新知見である。

ここで注意する必要があるのは、太陽光発電の導入率自体は新築住宅のほうが既築住宅に比べて高いということである(20%対3%)。この意味するところは、各カテゴリーの全体的・平均的な意思決定の傾向と、各カテゴリーの「限界的(marginal)」家庭(すなわち、電気料金などの要因の小さな変化により導入の決断が左右される家庭)の意思決定の傾向を区別することの重要性である。本研究の焦点は限界的意思決定における既築・新築間の差異であり、経済学的効率性を議論する際には、この限界的意思決定者の行動のあり方が鍵となる。

既築・新築住宅の反応が異なる要因

既築住宅と新築住宅で金銭的誘因への反応が異なる理由について詳細に分析することは本研究の範囲外であるが、環境経済学における「エネルギー効率性ギャップ」の議論と行動経済学の知見に基づいて、この差異を説明し得る4つの仮説(電気使用量、不確実性、相対思考、不完全情報)を検討した。

第1に、既築・新築間の平均的電気使用量の違いが上述のような両者の反応の違いをもたらしているとは考えにくい。なぜなら、単位当たり電気料金が上昇した際の、太陽光発電導入による電気代節約効果は、日中の電気使用量が多いほど大きくなるが、平均的には新築住宅のほうが既築住宅よりも電気使用量が多いからである。すなわち、電気使用量が上述の異なる反応の主要因であるならば、新築のほうが電気料金の変化に対して、既築よりも感応的であるはずだが、推定結果はこれとは逆である。

残る3仮説は、太陽光発電を含む省エネ機器が住宅購入・建設および入居と同時に設置され

るかという点に関係している。新築については、機器導入の意思決定は住宅購入・建設の過程に組み込まれる形で入居前に行なわれる。一方、日本における既築住宅への太陽光発電導入の大部分は、現在居住中の住宅に対して行なわれており、住宅購入や転居とは独立である（Kiso, et al. (2022) の脚注10を参照）。

第2の仮説は、太陽光発電導入が家計にもたらす金銭的効果の不確実性に関連する。新築住宅は既築住宅に比べ電気使用量、ひいては太陽光発電導入の金銭的効果の見通しが立てづらい。先行研究（例えば Heutel 2019）によれば、このような不確実性は省エネ投資を抑制する。しかしながら、表2によれば、太陽光発電導入に対する一度限りの補助金という「確実な」金銭的誘因に対しても、既築は新築よりも感応的であり、これは不確実性という要因も決定的ではないことを示唆している。

より有力な仮説は行動経済学でいう相対思考（relative thinking）（Bushong, et al. 2020）であろう。これは例えば、100円の値引きは元値が1000円の場合のほうが、1万円の場合に比べて消費者にとって大きく感じられるということである。上述のように、省エネ機器導入は新築の場合には住宅購入に付随している一方、既築の場合は住宅購入とは独立であることが多い。新築住宅の購入者が、省エネ機器導入を一連の住宅購入過程の一部と認識する傾向があるならば、機器導入による金銭的利益ははるかに高額な住宅購入費用と相対化され、既築の場合に比べて過少評価される可能性が高い。したがって、電気料金の変動がもたらす太陽光発電導入の金銭的便益の増減に対しての新築の反応は既築よりも小さくなる。

もう一つの有力な仮説は、太陽光発電に関する情報の不完全性である。関連情報の不足は省エネ投資を抑制し、逆に情報提供はそれを促進する（例えば Davis and Metcalf 2016）。新築住宅購入者は、その過程において太陽光発電などの省エネ投資についてさまざまな情報を取得す

る機会があり、彼らの意思決定にとってこのような情報が電気料金の変動よりも相対的に重要な要素となり得る。言い換えれば、彼らの意思決定は電気料金の増減について知る前にすでになされており、その追加情報により影響されにくい。一方、既築住宅への導入の大部分は、住宅購入とは独立に行なわれており、導入家庭がさまざまな関連情報を得る機会は限られている。彼らにとって、電気料金は相対的に目立つ情報であり、その変動により意思決定が左右される可能性が高くなると考えられる。

政策的含意

既築住宅と新築住宅で金銭的誘因に対する反応が異なることの重要な政策的含意は、太陽光発電などの省エネ技術導入促進のための金銭的補助政策はこの差異を考慮することでより効果的になり得るということである。これは公共経済学における tagging と targeting の議論（例えば、Akerlof 1978；Allcott, et al. 2015）に関連している。具体的には、機器導入補助金や固定価格買取制度などの金銭的補助政策においては、既築住宅と新築住宅への導入を一様に扱うことが一般的だが、既築への補助を新築に比べて手厚くすることで同額の補助金総予算でより多くの設備導入を達成できる（補助金支出の効率性の向上）。これは、上述の推定結果に基づく、既築住宅は新築住宅に比べて金銭的補助の有無が導入の決め手となる可能性が高く、したがって補助金支出の費用対効果も高くなると考えられるからである。本研究の継続研究である Kiso (2023) では、この点について理論的および実証的により詳細に考察している。

本研究の実証分析は太陽光発電に焦点を当てたが、金銭的誘因に対する既築・新築の感応性の差異は太陽光発電以外の省エネ設備（例えば、高気密・高断熱技術や高効率給湯システム）についても存在することが予想される。実際、すでに考察した既築・新築の差別的反応に関する有力仮説（相対思考および不完全情報）は、太

太陽光発電を特に対象とするわけではなく、より広範な住宅用省エネ機器についても同様に当てはまると考えられる。この場合には、太陽光発電以外の省エネ機器への金銭的補助政策においても、既築と新築への補助金額を差別化することで補助金支出の省エネ設備導入に対する効率性が向上するという、同様の政策的含意があると言える。太陽光発電以外の省エネ機器の場合の分析は今後の研究課題となろう。

まとめ

本稿で紹介した Kiso, et al. (2022) では、金銭的誘因が住宅への省エネ投資に与える影響について、先行研究で扱われてこなかった既築住宅と新築住宅という区分に着目したうえで、福島原発事故前後の電気料金変動がもたらした住宅用太陽光発電導入への影響を事例として分析した。

主要な推定結果は以下の2点である。第1に、既築住宅への太陽光発電導入は、新築住宅に比べ、電気料金への感応性が3倍以上高い。すなわち、既築住宅は電気料金の変動による太陽光発電導入の便益の増減が導入意思決定の決め手となる可能性が、新築住宅に比べ非常に高い。

第2に、電気料金の内生性を発電コストなどの操作変数により統制しない場合、電気料金の太陽光発電機器設置への影響が約40~60%過小評価される。このことは、電気料金の増減が太陽光発電などの省エネ機器普及へ与える影響を分析する計量経済分析において、その内生性を統制することの重要性を示唆している。

続いて、既築・新築間で反応が異なる要因を環境経済学、行動経済学の枠組みを用いて検討した。重要なことは、相対思考や不完全情報といった有力な説明は、電気料金の太陽光発電導入に対する影響という特定の状況に依存していないということである。したがって、既築・新築間の差別的反応は、金銭的誘因（例えば補助金）の住宅省エネ技術（例えば高気密・高断熱技術や高効率給湯システム）導入に対する効果

について、より広範、一般的に観察されるものと予想される。

最後に、このような既築・新築間の金銭的誘因に対する感応性の違いは、省エネ技術導入促進のための金銭的補助政策においては、新築に比べて既築に対してより手厚くすることによって、政策の予算効率性が向上し得るということを示唆している。

参考文献

- Akerlof, G. A. (1978) "The Economics of 'Tagging' as Applied to the Optimal Income Tax, Welfare Programs, and Manpower Planning," *American Economic Review*, Vol. 68, pp. 8-19.
- Allcott, H., C. Knittel, and D. Taubinsky (2015) "Tagging and Targeting of Energy Efficiency Subsidies," *American Economic Review*, Vol. 105, pp. 187-191.
- Bardhan, A., D. Jaffee, C. Kroll, and N. Wallace (2014) "Energy Efficiency Retrofits for U.S. Housing: Removing the Bottlenecks," *Regional Science and Urban Economics*, Vol. 47, pp. 45-60.
- Bushong, B., M. Rabin, and J. Schwartzstein (2020) "A Model of Relative Thinking," *Review of Economic Studies*, Vol. 88, pp. 162-191.
- Davis, L. W. and G. E. Metcalf (2016) "Does Better Information Lead to Better Choices? Evidence from Energy-Efficiency Labels," *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*, Vol. 3, pp. 589-625.
- De Groote, O. and F. Verboven (2019) "Subsidies and Time Discounting in New Technology Adoption: Evidence from Solar Photovoltaic Systems," *American Economic Review*, Vol. 109, pp. 2137-2172.
- Heutel, G. (2019) "Prospect Theory and Energy Efficiency," *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol. 96, pp. 236-254.
- Kiso, T. (2023) "Targeting of Corrective Subsidies: A Ramsey Approach," *mimeo*.
- Kiso, T., R. Chan, and Y. Arino (2022) "Contrasting Effects of Electricity Prices on Retrofit and New-Build Installations of Solar PV: Fukushima as a Natural Experiment," *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol. 115 [102685].
- Michelsen, C. C. and R. Madlener (2012) "Homeowners' Preferences for Adopting Innovative Residential Heating Systems: A Discrete Choice Analysis for Germany," *Energy Economics*, Vol. 34, pp. 1271-1283.
- 人見和美・星野優子 (2016) 「産業・業務部門での東日本大震災以降の電力需要の変化要因」『電力経済研究』第63号、26-33頁。

大規模な空間データを用いた住宅賃料の空間予測

吉田崇紘・村上大輔・瀬谷 創

はじめに

不動産の価格査定を人工知能（AI：artificial intelligence）を用いてオンラインで提供するサービスの人気が高まっている（例えば、米国における Zestimate）。こうした価格査定評価は、不動産の消費者だけでなくその事業者にとっても重要である。仲介業者の観点からすると、査定コストの低減と透明性の向上が期待できる。一方、消費者の観点からは、事業者と消費者間の情報の非対称性の改善が期待できる。したがって、大量の物件データと、統計学や機械学習（ML：machine learning）を活用した不動産の価格・賃料の予測手法の高度化は、重要な研究課題といえる。

代表的な不動産の価格予測手法として、伝統的な回帰ベースの手法と、近年注目を集めている ML ベースの手法がある。Efron（2020）によれば、回帰ベースの手法は予測だけでなく、attribution、すなわち個々の説明変数（共変量）の有意性検定のために使用される。ただし、予測精度のみを求める際には、回帰ベースの手法は、データの非線形性を捉えるために柔軟な関数形を適用したとしても、その表現力は不十分である場合が少なくない。一方、ランダムフォレスト（RF：random forest）や極値勾配ブースティング（XGBoost：extreme gradient boosting）等の ML ベースの手法は、協力ゲーム理論を応用して説明変数の寄与の程度を算出する SHAP（Shapley additive explanations）

値なども利用されているが、回帰ベースと比して attribution には限界がある。

不動産の価格・賃料の予測モデルを構築する場合、説明変数として近隣の質などの要因を考慮することが課題となる。したがって、データに内在する空間依存性を考慮することが重要である。空間統計学では、誤差項間の空間依存性を組み込むための回帰ベースの手法として、クリギング法（kriging）が洗練化されている（Cressie and Wikle 2011）。不動産関連の文献においては、通常の最小二乗法（OLS：ordinary least squares）による重回帰モデルと比較して、クリギング法によって高い予測精度が得られることが報告されてきた（例えば、James et al. 2005）。OLS モデルの構造は単純であるため、サンプルサイズ（ N ）がそれほど大きくなくてもパラメータを正確に推定することが可能である。一方で、クリギング法は、近隣物件の価格情報が予測結果に反映されることから、 N が大きくなることでその精度向上を期待できる（Seya and Shiroi 2021）。ML ベースの手法も同様に N が大きくなるにつれ予測精度の向上を期待できるが、それらに空間依存性を導入しようとする研究は、まだ初期段階に留まっている（例えば、Saha et al. 2020）。

本研究は、大規模なデータ（最大で N が 10^6 ）を用いて、回帰ベースと ML ベースの賃料予測モデルを比較し、またそれらに空間依存性を考慮したものを比較して、新たな実証的知見を提供することを目的とする。回帰ベースの



吉田崇紘 (よしだ・たかひろ)
千葉県生まれ。筑波大学大学院システム情報工学
研究科修了 (博士 (社会学))。東京大学空間情
報科学研究センター・助教。

村上大輔 (むらかみ・だいすけ)
埼玉県生まれ。筑波大学大学院システム情報工学
研究科修了 (博士 (工学))。統計数理研究所デー
タ科学研究系・准教授。

瀬谷 創 (せや・はじめ)
茨城県生まれ。筑波大学大学院システム情報工学
研究科修了 (博士 (工学))。神戸大学大学院工学
研究科・准教授。

手法には、ベンチマークとして OLS モデルと
クリギング法を採用する。さらに、N が大き
くなると、分散共分散行列の逆行列計算に O
(N^3) の計算コストが必要となり、クリギング
法を直接適用することが困難になることから、
スパース近似によって大規模なデータに対応し
た NNGP (nearest neighbor Gaussian proces-
ses) を採用する (例えば, Datta et al. 2016)。
大規模なデータに対応した空間統計モデルの比
較研究を行なった Heaton et al. (2019) におい
て、NNGP は高い予測精度を持つことが報告
されている。一方の ML ベースの手法には、
代表的なモデルである DNN (deep neural net-
work)、RF、XGBoost を採用する。

不動産の賃料の予測精度について、回帰ベ
ースと ML ベースの手法を比較・検討した研究
はいくつか行なわれているが、現状では次の課
題が残されているといえる。[1] N が小さい、
[2] 空間依存性を考慮していない、[3] アドホ
ックなハイパーパラメータを設定している。こ
れらを克服すべく本研究では、[1] 異なる比較
的大きな N (10^4 , 10^5 , 10^6) を設定し、[2]
複数の空間依存性の考慮の仕方を比較し、[3]
クロスバリデーションによってハイパーパラメ
ータをキャリブレーションする。

1 既往研究

不動産の価格および賃料の予測に関する既往
研究のレビューを行なう。空間回帰モデルは、
OLS モデルと比較して高い予測精度を示すこ
とを報告する研究は多い (例えば, James et

al. 2005)。Seya et al. (2011) は、実証比較の
ために東京都23区内における住宅賃料データを
用いて、空間依存性を考慮したさまざまな空間
予測モデルの精度を検証している。その結果、
クリギング法や地理的加法モデル、空間誤差モ
デルなど誤差項に空間依存性を仮定するモデル
や、地理的加重回帰モデルなどの回帰係数に空
間依存性を仮定するモデルの有用性が示されて
いる。しかし、比較に用いたデータの N が小
さいという点で課題がある。

回帰係数の空間依存性をモデル化する空間可
変 (SVC : spatially varying coefficient) モデ
ルは、地理学、統計学、ML などさまざまな分
野で開発・応用されている (例えば, Murakami
et al. 2017)。住宅市場は細分化されているこ
が多いため、局所モデルである SVC モデルの
適用は有用であり、ヘドニック価格のモデリン
グにも利用されている。しかし、大規模なデー
タへの適用は近年始まったばかりといえる (例
えば, Murakami et al. 2020 ; Nishi et al. 2023)。

本研究と同様の動機から、いくつかの比較研
究も行なわれている。Zurada et al. (2011) は、
 10^4 を超える不動産の売買取引データを用いて、
ML ベースの手法が彼らが設定した全シミュレ
ーション条件の中で回帰ベースの手法より優れ
た精度を示すこと、特に不均一なデータを用い
た条件のもとで良好な精度を示すことを確認し
ている。本研究の前段階の研究である Seya
and Shiroy (2021) は、OLS、NNGP、DNN の
out-of-sample の予測精度を比較しており、N
が 10^4 , 10^5 , 10^6 と増加するにつれ、精度は

DNN が NNGP に近づき、 10^6 ではほぼ同等になることを報告している。特に、価格が中央値から乖離したサンプルの予測精度は、DNN が NNGP より良い結果を示すことも報告している。

ML ベースの手法を適用した比較研究も行なわれている。Pace and Hayunga (2020) は、分類回帰木法、勾配ブースティング法、バギング法といった決定木に基づいた手法を、 N が 8×10^4 程度の米国における不動産価格データに適用し、バギング法は大域的な空間モデルより小さい out-of-sample 誤差が得られることを示している。Mayer et al. (2019) は、10 万以上のスイスにおける不動産価格データに適用し、勾配ブースティング法が他の手法よりはるかに良い精度を示すことを報告している。しかし、これらの研究は、空間依存性を考慮していない点に予測精度向上の余地を残している。

2 モデルと空間依存性の考慮

本研究では、回帰ベースの手法として OLS と NNGP を、ML ベースの手法として DNN、RF、XGBoost を取り上げる。特に、ML ベースの手法の内、DNN や XGBoost に比べハイパーパラメータが少なく、空間依存性の考慮の仕方が予測精度に与える影響を理解しやすい RF に着目する。RF に、以下に挙げるいくつかの空間依存性を考慮する方法を取り入れることで、その予測精度比較を行なう。なお、紙幅の都合により、ここでは RF における空間依存性の考慮の仕方を中心に説明する。回帰ベースおよび ML ベースの各手法と、ハイパーパラメータの調整等のモデル設定の詳細については Yoshida et al. (2022) を参照されたい。

(1) 位置情報を表す説明変数の追加

Sekulić et al. (2021) は、空間依存性を考慮するための最もシンプルな方法として、観測地点の X 座標、 Y 座標を説明変数として取り入れることにより、予測精度が大きく向上することを示している。本研究では、この方法を

RF_coordinates と呼ぶ。

(2) 空間的自己回帰項の追加

Credit (2022) は、空間計量経済学を援用し、空間的にラグを持った変数（空間的自己回帰項）を含めることによって、空間依存性を明示的に取り入れた RF を構築する方法を提案した。この方法では、被説明変数の空間的自己回帰項を導入する。Sekulić et al. (2021) は同様に、予測位置の近傍にある複数の観測値と、それらへの地理的距離を導入し、これを RF spatial interpolation と呼んでいる。なお、Sekulić et al. (2021) では、空間計量経済学とは異なり、地理的な距離に基づいた加重平均を使用せず、観測値そのものを直接導入していることには注意が必要である。本研究では、Credit (2022) の方法、すなわち、 X 座標と Y 座標、空間自己回帰項をもつ RF_sar_coordinates、空間的自己回帰項のみをもつ RF_sar、Sekulić et al. (2021) による方法 RF_si を用いる。

(3) 距離行列の固有ベクトル項の追加

Murakami and Griffith (2019) は、 $\exp(-d(i, j)/h)$ を要素にもつ $N \times N$ の距離行列をセンタリングした行列の固有ベクトル (Moran's eigenvectors) の導入により空間依存性を考慮する方法 (固有ベクトル空間フィルタリング: eigenvector spatial filtering) を構築している。ここで、 $d(i, j)$ は観測点 i, j ($= 1, \dots, N$) 間の地理的な距離、 h は観測点間の最小距離である。しかし、 N が大きくなると現在の通常の計算機環境では固有値の精度が保証されず、固有値分解が困難となる。そこで、Nyström 近似という固有値分解の近似手法を援用し、観測点座標に k 平均法を適用し得られた k 個のクラスタの重心点間の距離行列 ($k \times k$) を用いた近似方法を提案している。本研究では、近似を行わない方法を RF_esf、Murakami and Griffith (2019) による近似を行なう方法を RF_esf_app と呼ぶ。また、観測点とクラスタの重心点の距離行列 ($N \times k$) を特異値分解して得られる固有ベクトル行列と対角行列を用いた別

の近似を行なう方法を RF_esf_app2 と呼ぶ。これは本研究において考案した方法である。

3 実証分析

3.1 データ

本研究では、国立情報学研究所が株式会社 LIFULL から提供を受けて研究者に提供している「LIFULL HOME'S データセット」を用いて、賃料の空間予測を行なった。全国約533万件のうち、欠損データを除いた458万8632件を全データとした。この全データには、プライバシー保護の観点から正確な位置情報の属性は付与されていないが、郵便番号が付与されている。ここでは、郵便番号界の重心の UTM 座標系の X 座標、Y 座標をまず算出し、それぞれの物件に付与した。ただし、同じアパートの別の部屋等の同じ座標を共有している場合には、両座標に小さなランダムノイズを与える処理を施した。「管理費込の月額家賃 (円) の自然対数」を被説明変数とした。説明変数には、物件の立地を表す変数として、「最寄り駅までの徒歩時間 (m)」、「容積率 (%)」、「用途地域ダミー」を、そして、物件の構造を表す変数として、「築月数 (月)」、「部屋数」、「方角ダミー」、「建物構造ダミー」、「間取りダミー」を採用し、その数は 43 である。

3.2 分析の条件設定

各モデルの異なるオーダーにおける予測精度を比較検証するため、全データから 10^4 、 10^5 、 10^6 の 3 つのオーダーを無作為抽出により用意し、これらのうち 80% を訓練データ、残りの 20% を検証データとした。なお、完全な無作為抽出としたため、例えば、 10^4 のサンプルのすべてが 10^5 のサンプルに含まれるような包含関係の設定を行なわなかった。しかし、N が十分に大きいため、サンプルの偏りが傾向を歪める可能性は低く、この条件設定は結果に大きな影響を与えないと考えられる。

各モデルの推定には統計ソフト R とプログラ

ミング言語 python の 2 つを用いた。OLS、NNGP、RF、XGBoost は R により、DNN は Python により実装を行なった。ここで、R と Python で同じ乱数を使用することを担保するため、Python のモジュール、クラス、関数を R に引き渡す R の reticulate パッケージを用いた。

予測精度の評価には、平均絶対誤差 (MAE: mean absolute error)、平均二乗平方根誤差 (RMSE: root mean squared error)、平均絶対パーセント誤差 (MAPE: mean absolute percentage error) の 3 つの指標を用いた。MAE と RMSE は、データの分布が歪んでいる場合、誤差が一定の分散を持つガウス過程である可能性が低い場合、外れ値の影響を受けやすい。したがって、3 つの指標の評価には、対数変換した観測値により計算した。ただし、実際の興味は、賃料そのものにあるため、観測値そのものについての MAPE も計算した。

4 分析結果

4.1 回帰ベースと ML ベースの比較

各モデルのサンプルサイズ別の予測精度を図 1 (対数変換した場合の MAE、RMSE、MAPE) と図 2 (対数変換しない場合の MAPE) に示す。DNN については、root mean squared propagation optimization と adaptive moment optimization という最適化手法によって区別したそれぞれ DNN_RMSpop と DNN_Adam を、また、RF については、空間依存性を考慮しない RF_nonspatial と RF_coordinates の結果を示す。OLS について、図 1 から N が 10^4 でも、パラメータを決定するのに十分な大きさがあったためか、 10^5 、 10^6 に増やしても予測精度に明らかな差は観察されなかった。また、図 2 からは、対数変換しない場合、N を増やすと予測精度が低下した。これは、訓練データに含まれる高額賃料の物件数が増加したためと考えられる。

本研究と同じ条件で OLS、NNGP、DNN を

図1—各モデルのサンプルサイズ別予測精度（対数変換した場合）

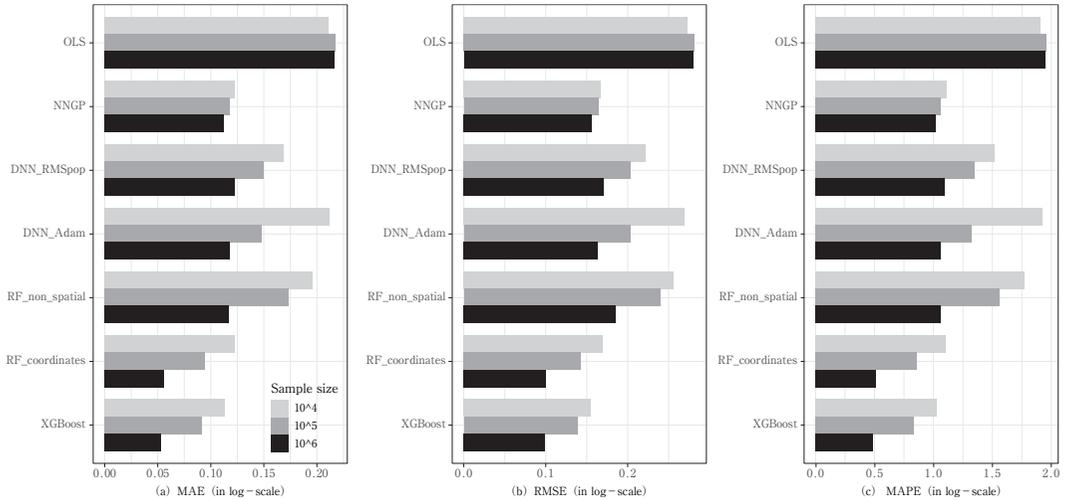
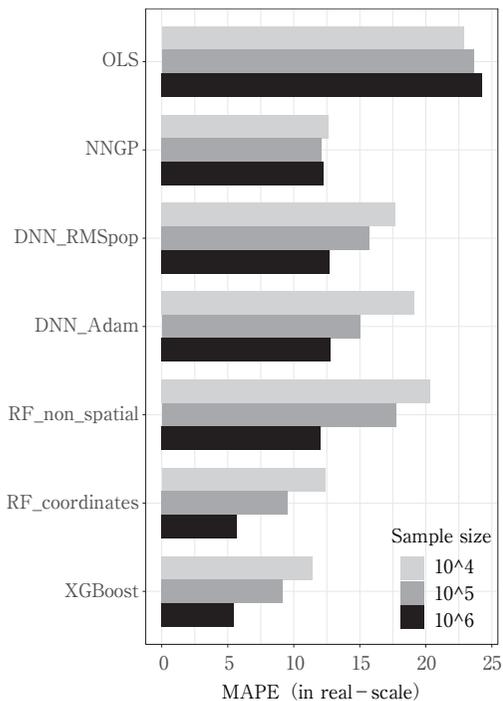


図2—各モデルのサンプルサイズ別予測精度（対数変換しない場合）



比較している Seya and Shiroy (2021) は、いずれの N と評価指標においても NNGP が最も良い予測精度を示したことを報告している。そして、N が 10⁴ や 10⁵ 程度であれば NNGP が有用であり、10⁶ 程度かそれ以上であれば DNN が NNGP を上回る可能性があるとも述べてい

る。

ML ベースの手法として RF と XGBosst、そして空間依存性の考慮を取り入れて比較している本研究は、Seya and Shiroy (2021) とは異なる結論となっている。ML ベースの手法である RF_coordinates と XGBoost は、特に N が大きい場合、NNGP より優れた結果を示した。N が 10⁶ のときの価格帯別の予測精度を図 3（対数変換した場合の MAPE）に示す。XGBoost は、対数変換の有無（図 1、2）、また、価格帯（図 3）において、いずれの N でも最も良い予測精度を示した。図 1 によると、N が 10⁶ のとき、XGBoost の MAE は、NNGP の半分以下である。これらの結果は、回帰ベースの手法は attribution の観点からは利があるが、純粋な空間予測の観点からは、ML ベースの手法、特に XGBoost に顕著な利があることを示している。

4.2 空間依存性を考慮する方法の比較

空間依存性を考慮した各手法のサンプルサイズ別予測精度を図 4 に示す。RF_coordinates はいずれの N と評価指標においても、少なくとも次善の結果を示している。RF_si は RF_sar を上回る結果を示した。これは、近傍の観測値を導入するとき、地理的な距離に基づいた

図3—各モデルの価格帯別予測精度 (N が 10^6 ; 対数変換した場合)

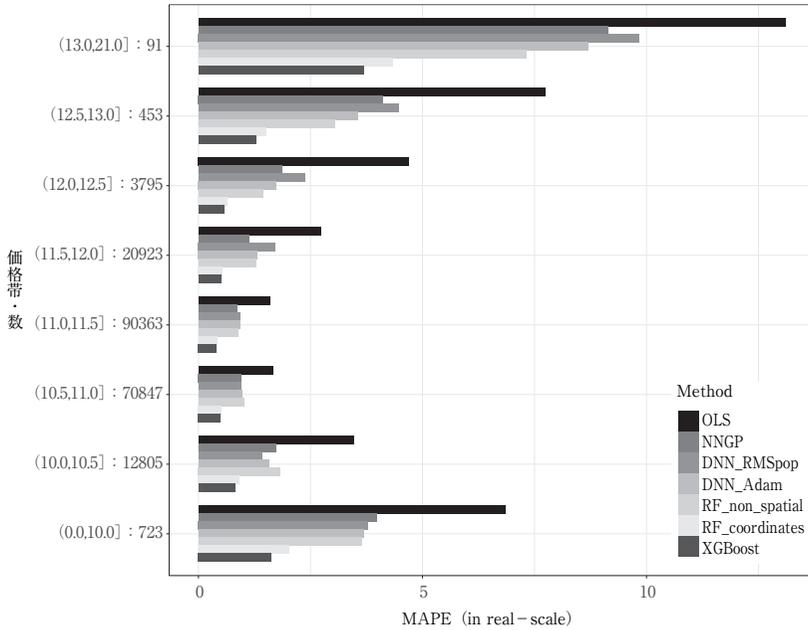
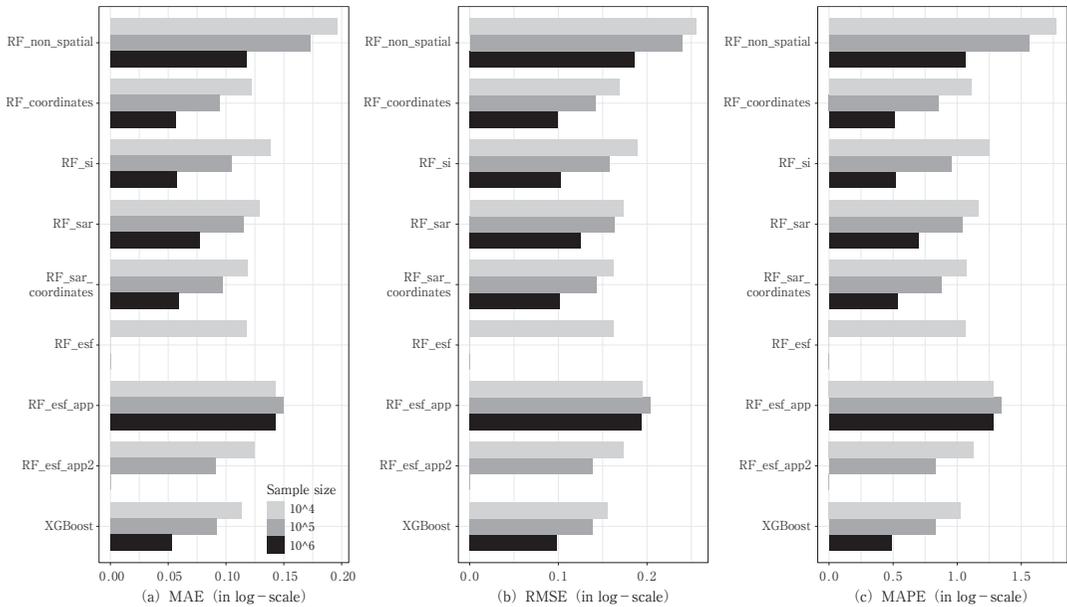


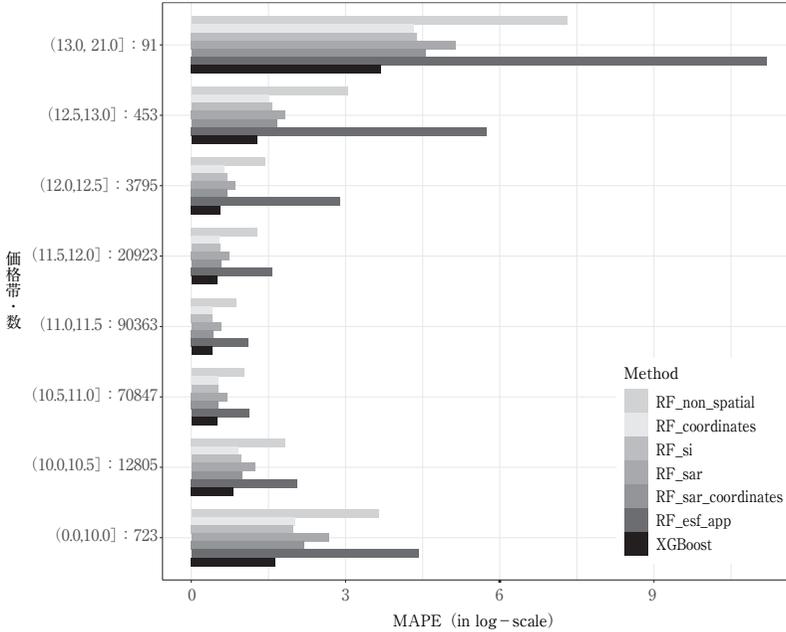
図4—空間依存性を考慮する方法別の予測精度 (対数変換した場合)



加重平均を採用する必要がないことを示唆する。実際、図4より空間的自己回帰項の導入は、最上位および最下位の価格帯の予測精度を悪化させることが確認できる。これらの結果から、空間的自己回帰項のように何らかの構造を与えてしまうことが、データに応じて柔軟に構造を捉

える ML ベースの手法の障害になってしまった可能性がある。RF_esf は N が 10^4 のときに RF_coordinates より良い精度を示し、RF_esf_app2は、 10^5 のときに XGBoost を上回らないが同程度の精度を示している。これらの結果は、説明変数に位置座標を加えるだけでも、空間依

図5 空間依存性を考慮する方法の価格帯別予測精度 (N が 10^6 ; 対数変換した場合)



空間依存性を考慮するための有効な選択肢になり得ることを示唆するものといえる。なお、RF_esf は N が 10^5 以上、RF_esf_app2は N が 10^6 以上のとき、標準的なデスクトップ PC では計算ができなかった。

4.3 計算時間の比較

各手法の計算時間の比較を表1に示す。N が 10^6 の場合、DNN、RF、XGBoost は予測に少なくとも1時間(3600秒)は必要であるのに対し、NNGP は73.68秒しか必要としない。RF は XGBoost と比較して一般的に計算効率がよいが、RF_si、RF_esf_app、RF_esf_app2は説明変数の数を増やしているため、XGBoost よりも多くの時間を必要とする。N が 10^5 の場合、RF_esf_app2と XGBoost の予測精度は同程度であるが(図4)、RF_esf_app2は XGBoost の100倍以上の計算時間を必要とする。これらの結果からは、XGBoost は、予測精度と計算効率の両観点から、局所性のあるデータに対して適した手法であるといえる。なお、本研究において、RF に組み合わせている空間依存性を考慮する各手法は、XGBoost に適用することも

表1 計算時間の比較

(単位: 秒)

Method	N		
	10^4	10^5	10^6
OLS	0.04	0.45	10.54
NNGP	0.85	7.92	73.68
DNN_RMSprop	452.59	3,498.50	34,960.84
DNN_Adam	463.41	3,476.64	35,277.66
RF_non_spatial	12.09	158.34	4,412.56
RF_coordinates	12.24	160.6	4,433.36
RF_si	59.19	986.26	27,602.20
RF_sar	13.35	181.27	4,279.11
RF_sar_coordinates	13.41	182.61	4,284.58
RF_esf	73.43	-	-
RF_esf_app	41.8	1,050.27	27,626.06
RF_esf_app2	6,670.84	117,368.90	-
XGBoost	342.98	1,098.34	11,053.74

可能である。ただし、表1が示すように、空間依存性を考慮する手法は計算コストが高いこと、一方で XGBoost は RF より調整すべきパラメータが多いことから、XGBoost への組み合わせにはさらなる工夫が求められる。

おわりに

本研究では、N が 10^4 から 10^6 のオーダーの際に、回帰ベースの手法と ML ベースの手法で

住宅賃料の空間予測精度がどの程度異なるのかの実証比較を行なった。結果より、回帰ベースの手法は attribution の観点からは利があるが、ML ベースの手法、特に XGBoost は、純粋な空間予測の観点からは利があることを示した。また、RF に着目し、空間依存性を考慮するいくつかの方法を比較した結果、説明変数に単に空間座標を追加することが有効な選択肢になり得ることを示した。ML ベースの手法の進展とその応用は近年顕著であるが、不動産賃料の予測においては空間依存性の考慮がその検証にとって有用である。

謝辞

住宅経済研究会での発表に際し、参加者から示唆に富む意見をいただいた。また、本研究は、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社 LIFULL から提供を受けた「LIFULL HOME'S データセット」を利用した。ここに記して謝意を表する。

参考文献

Credit, K. (2022) "Spatial Models or Random Forest? Evaluating the Use of Spatially Explicit Machine Learning Methods to Predict Employment Density around New Transit Stations in Los Angeles," *Geographical Analysis*, Vol.54, pp.58-83.

Cressie, N., and C. K. Wike (2011) *Statistics for Spatio-Temporal Data*, Hoboken: John Wiley and Sons.

Datta, A., S. Banerjee, A. O. Finley, and A. E. Gelfand (2016) "Hierarchical Nearest-Neighbor Gaussian Process Models for Large Geostatistical Datasets," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 111(514), pp.800-812.

Efron, B. (2020) "Prediction, Estimation, and Attribution," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 115(530), pp.636-655.

Heaton, M. J., A. Datta, A. O. Finley, R. Furrer, J. Guinness, R. Guhaniyogi, F. Gerber, R. B. Gramacy, D. Hammerling, M. Katzfuss, F. Lindgren, D. W. Nychka, F. Sun, and A. Zammit-Mangion (2019) "A Case Study Competition among Methods for Analyzing Large Spatial Data," *Journal of Agricultural, Biological and Environmental Statistics*, Vol. 24(3), pp. 398-425.

James, V., S. Wu, A. Gelfand, and C. Sirmans (2005) "Apartment Rent Prediction Using Spatial Modeling," *Journal of Real Estate Research*, Vol.27(1), pp. 105-136.

Mayer, M., S. C. Bourassa, M. Hoesli, and D. Scognamig-

lio (2019) "Estimation and Updating Methods for Hedonic Valuation," *Journal of European Real Estate Research*, Vol.12(1), pp.134-150.

Murakami, D., and D. A. Griffith (2019) "Eigenvector Spatial Filtering for Large Data Sets: Fixed and Random Effects Approaches," *Geographical Analysis*, Vol.51(1), pp.23-49.

Murakami, D., N. Tsutsumida, T. Yoshida, T. Nakaya, and B. Lu (2020) "Scalable GWR: A Linear-Time Algorithm for Large-Scale Geographically Weighted Regression with Polynomial Kernels," *Annals of the American Association of Geographers*, Vol.111(2), pp. 459-480.

Murakami, D., T. Yoshida, H. Seya, D. A. Griffith, and Y. Yamagata (2017) "A Moran Coefficient-Based Mixed Effects Approach to Investigate Spatially Varying Relationships," *Spatial Statistics*, Vol.19, pp.68-89.

Nishi, H., Y. Asami, H. Baba, and C. Shimizu (2023) "Scalable Spatiotemporal Regression Model Based on Moran's Eigenvectors," *International Journal of Geographical Information Science*, Vol.37(1), pp.162-188.

Pace, R. K., and D. Hayunga (2020) "Examining the Information Content of Residuals from Hedonic and Spatial Models Using Trees and Forests," *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol.60(1), pp.170-180.

Saha, A., S. Basu, and A. Datta (2020) "Random Forests for Dependent Data," *arXiv preprint*, 2007.15421.

Sekulić, A., M. Kilibarda, D. Protić, and B. Bajat (2021) "A High-Resolution Daily Gridded Meteorological Dataset for Serbia Made by Random Forest Spatial Interpolation," *Scientific Data*, Vol.8, 123.

Seya, H., and D. Shiroy (2021) "A Comparison of Residential Apartment Rent Price Predictions Using a Large Data Set: Kriging versus Deep Neural Network," *Geographical Analysis*, in press.

Seya, H., M. Tsutsumi, Y. Yoshida, and Y. Kawaguchi (2011) "Empirical Comparison of the Various Spatial Prediction Models: In Spatial Econometrics, Spatial Statistics, and Semiparametric Statistics," *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Vol.21, pp.120-129.

Yoshida, T., D. Murakami, and H. Seya (2022) "Spatial Prediction of Apartment Rent Using Regression-Based and Machine Learning-Based Approaches with a Large Dataset," *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, in press.

Zurada, J., A. Levitan, and J. Guan (2011) "A Comparison of Regression and Artificial Intelligence Methods in a Mass Appraisal Context," *Journal of Real Estate Research*, Vol.33(3), pp. 349-388.

組織構造および都市の雇用密度と企業内の賃金格差

Spanos, G. (2022) "Organization & Density-Related Differences in Within-Firm Wage Disparities," *Regional Science and Urban Economics*, Vol.95, 103787.

はじめに

近年、都市における賃金格差について研究が進められ、都市の密度と地域の賃金格差の大きさとの間に正の関係があることが報告されている（例えば、Ahlfeldt and Pietrostefani 2019）。また、高密度な都市ほど多くの階層に組織化されていることはいくつかの研究が示している（Garicano and Hubbard 2007；Spanos 2019）。一方、企業組織や企業内の賃金格差については十分に明らかになっていない。

このギャップを埋める試みが、Spanos (2022)（以下、「本論文」）である。本論文は、地域間の雇用の密度、企業組織の違いおよび企業内の賃金格差の関係をフランスのデータを用いて検証する。雇用密度の高い地域の企業はより多くの階層に組織化され、それが企業内賃金格差の増大と関連するという仮説を、企業レベルで実証的に検証する。ここでは、本論文の成果のうち、(1)企業内の賃金格差と雇用地域の密度の関係、(2)組織構造の違いが、企業内の賃金格差における密度に関連した違いをどの程度説明するかの2点に焦点を当てて紹介する。

概念枠組み

本論文の分析枠組みは「知識ベースの経営階層」(knowledge-based management hierarchies) に関する理論に依拠している。生産には知識を持つ労働力が投入され、知識を用いた問題解決を生産物とする。問題の種類に応じて解決方法を知っている労働者を効率的に割り当てる結果、最適な企業は、生産労働者の層と、知識水準の高い1層または多層の管理職からなるピラミッド構造を持つ。このような労働組織は、知識豊富な管理職が比較優位にある問題に時間を割くことができるため、効率となる。また、企業は追加的な管理層を導入することによるコストと便益に基づいて層の数も最適化する。

この枠組みから、いくつかの示唆が得られる。ま

ず、企業は企業内の賃金構造を決定する。賃金は知識の増加関数であり、管理職は部下よりも高い賃金を得る。さらに、企業が層数を固定したまま生産を拡大するときは、トップ・マネジャーの知識は部下の知識よりも増加する。さらに、企業が組織に新しい層を導入するたびに、トップ・マネジャーの助けを借りて解決できる問題が増えるため、既存の労働者に要求される知識は減少する。その結果、企業内の賃金格差は、企業内の層数とともに増大することを示唆している。

もうひとつの示唆は、より密集した地域で活動する企業は、より多くの層に組織化されるということである（Spanos 2019）。背景には、密集地域では企業間の競争が激化し、製品需要の低い企業はその地域から退出せざるを得なくなること、高密度の都市ではマークアップが低いため、異なる組織構造で生産することによるコストと便益が変化し、一部の企業は規模を拡大し、より多くの層で生産するようになることがある。さらに、企業組織の違いの結果として、より密集した地域で企業内賃金格差がより大きくなることも予測される。

使用するデータ

主なデータは、フランス国立統計経済研究所 (INSEE) が収集する DADS (Déclarations Annuelles des Données Sociales) における2003年から2007年までのフランスの民間企業を対象としたものである。DADSは雇用者と被雇用者を毎年照合するデータベースであり、義務的な税務報告に基づいている。データは民間企業の全労働者を対象としており、各事業所・従業員・年の観察データには、労働者の特性（年齢、性別、職業）に関する基本情報、企業に関する限定的な情報（各事業所の産業と所在地）、労働時間数と総収入給与に関する情報が含まれている。また、各事業所の市町村レベル（コミュニティ）の位置情報も提供しており、この情報をもと

に、労働者の通勤パターンに基づくフランスの341の雇用地域に企業とその事業所を割り当てる。さらに、人口センサス (RP)、財政申告書 (Fichier Complet Unifié de Suse)、税関のデータを用いて雇用地域と企業のさまざまな特徴を抽出している。

分析の中心となる変数は、地域の総労働者数をヘクタール単位の面積で割った「雇用密度」、労働者が受け取る給与から社会保障控除を差し引いた「賃金 (2007年で実質化)」、労働者の職業コードと Caliendo et al. (2015) の方法を用いて構築された「企業の階層数 (1~4)」の3つである。賃金は企業内における95パーセンタイルと5パーセンタイルの時給の比 (95/5時給比) と対数時給を用いる。主たるサンプルは、従業員8人以上で、単一地域で事業を営む企業で構成される。表1は、サンプルのうち2005年の記述統計である。1層企業が約16.4%、2層企業が31.9%、3層企業が38.8%、4層企業が12.9%である。また、層数の多い企業ほど、より密集した雇用地域で操業している傾向があり、より多くの売上、より多くの雇用、より高い平均とより大きな分散を持つ内部の賃金分布など、層ごとにかなり異なる特徴を持っている。

推定モデル

本論文では、①企業内賃金格差は、地域の雇用密度で異なるか、②企業の組織構造に応じて雇用密度が賃金格差に与える影響はどのように変化するか、の2つを主たる関心事として検証していく。本論文でベースとなる推定モデルは以下の通り：

$$Y_{j,2005} = \gamma \ln D_{a(j,2005),2005} + E_{a(j,2005),s(j,2005),2005} + X_{j,2005}\beta + \epsilon_{j,2005} \quad (1)$$

ここで j は企業、 t は時間を表し、 $s(j,t)$ および

表1—標本の記述統計 (2005年)

	全体	1層企業	2層企業	3層企業	4層企業
売上高	4,115.65 (34,305.94)	745.48 (1,380.04)	1,628.96 (27,951.29)	5,256.70 (30,710.94)	11,091.34 (65,280.69)
資本金	1,196.45 (15,418.76)	251.52 (6,184.28)	367.90 (2,653.24)	1,511.32 (14,884.52)	3,491.55 (33,165.17)
雇用者数	29.42 (72.70)	13.66 (13.57)	18.33 (25.28)	35.24 (74.46)	59.26 (144.30)
雇用密度	20.95 (58.97)	13.86 (48.83)	19.15 (56.91)	23.79 (62.36)	25.85 (63.98)
対数時給 平均	2.23 (0.26)	2.03 (0.18)	2.15 (0.22)	2.31 (0.24)	2.41 (0.27)
標準偏差	0.30 (0.15)	0.16 (0.10)	0.25 (0.12)	0.35 (0.12)	0.42 (0.13)
95/5時給比	3.24 (33.24)	1.84 (8.38)	2.52 (7.31)	3.63 (26.54)	5.60 (78.75)
観測値数	225,886	36,971	72,020	87,706	29,189

注) 数値は平均値、() 内は標準偏差。売上高、資本金、時給は2007年基準で実質化。

$a(j,t)$ はそれぞれ企業が属する産業および地域を表す。アウトカムは $Y_{j,t}$ で表され、ベースの分析では2005年時点の値を用いる。アウトカムには95/5時給比の対数および時給の対数の標準偏差を用いる。説明変数は地域の雇用密度の自然対数 ($\ln D$)、地域のその他のコントロール変数 (E)、企業の特徴 (X) である。主たる関心のあるパラメータは γ であり、地域の雇用密度と企業のアウトカムとの関連を表す。

識別に関わるいくつかの推定上の懸念と対処法は次の通りである。1つ目は地域の密度や企業のアウトカムに相関するさらなる経済的要因 (近隣地域の密度、産業の多様性、地域の個性等) が存在する可能性がある点であり、本論文ではこれらをコントロールしている。2つ目は技能や外国人であるかなどで特徴づけられる労働者の構成が雇用地域によって異なる点である。本研究では地域に居住する外国出身者の割合、地域人口に占める25歳以上で大卒の割合、地域内の失業者の割合もコントロールしている。3つ目は密度と市場ポテンシャルの間の内生性に関わる懸念である。これには2つの理由がある。第1に、地域的なショックなど、地域の特性と企業の成果の両方を決定する変数が省略されている可能性がある。第2に、密度、市場ポテンシャル、企業の成果が同時に決定される可能性がある。これらの懸念

を抑制するために、1831年からの人口密度と人口市場ポテンシャルの過去の値、および土壌の性質や特性を表す地質変数を操作変数として用いている。

最後の懸念は、異なるタイプの企業が異なる地域に選別され、企業の観察不能な特性と雇用密度との間に相関関係が生じる可能性があることである。この懸念に対処するため、企業のさまざまな特性（企業規模、資本金、追加的職業数、法的地位、輸出入の状況）を測定する豊富なコントロール・セットを含む(1)式の結果を報告する。加えて、2003年から2007年の期間をカバーする企業のパネルデータを用いて、以下の式も推定する：

$$Y_{j,t} = \gamma \ln D_{a,j,t,t} + E_{a,j,t,s,j,t,t} + X_{j,t} \beta + \theta_j + \epsilon_{j,t} \quad (2)$$

ここで θ_j は企業の固定効果を示す。

推定結果

本論文における主な推定結果を示したのが表2、表3である。表2は被説明変数を95/5時給比としたものである。3列目までが(1)式に基づく2005年のクロスセクションデータを用いた回帰分析の結果である。1列目と2列目の違いは雇用密度の内生性に対処するために操作変数を用いている点にある。3列目と4列目は前節の最後の懸念に対応した推定モデルとなっており、前者は1列目の推定モデルに企業レベルの特徴を示す説明変数を加えた結果、後者は(2)式で表す固定効果モデルである。

1列目 (OLS) と2列目 (2SLS) の結果から、雇用密度が高まると95/5時給比で表した企業内賃金格差は拡大していることが確認される。これは地域差を考慮しても検出されている。そのマグニチュードは、ある地域の雇用密度が100%上昇すると、企業内95/5時給比が0.015対数ポイント上昇することを意味している。

また企業の特徴・タイプを考慮した推定モデルの

表2—推定結果（被説明変数：95/5時給比の対数）

	(1)式 (OLS)	(1)式 (2SLS)	(1)式 (OLS)	(2)式 (OLS)
雇用密度	0.022 (0.004) ^a	0.022 (0.005) ^a	0.016 (0.003) ^a	0.049 (0.027) ^c
固定効果(産業)	Y	Y	Y	N
企業レベルの特徴	N	N	Y	Y
固定効果(企業)	N	N	N	Y
固定効果(年)	N	N	N	Y
決定係数	0.241	-	0.317	0.772
地区数	341	304	341	341
サンプルサイズ	225,886	206,553	225,886	1,114,331

注) カッコは地域レベルでクラスター化された頑健標準誤差。a、b、cはそれぞれ1%、5%、10%有意水準を表す。説明変数は雇用密度の他に地域面積、地域市場ポテンシャル（周辺地域の密度を距離で除して合計した値）、産業の多様性（ハーシュマン・ハーフィンダール指数の逆数）、産業の特化度、大卒の割合、外国生まれ人口の割合、失業者の割合が含まれているが、ここでは主たる関心事である雇用密度の結果のみ記載している。

表3—推定結果（被説明変数：時給の標準偏差の対数）

	(1)式 (OLS)	(1)式 (2SLS)	(1)式 (OLS)	(2)式 (OLS)
雇用密度	0.0069 (0.0013) ^a	0.0064 (0.0017) ^a	0.0048 (0.0010) ^a	0.0105 (0.0077)
固定効果(産業)	Y	Y	Y	N
企業レベルの特徴	N	N	Y	Y
固定効果(企業)	N	N	N	Y
固定効果(年)	N	N	N	Y
決定係数	0.261	-	0.344	0.800
地区数	341	304	341	341
サンプルサイズ	225,886	206,553	225,886	1,114,331

注) カッコは地域レベルでクラスター化された頑健標準誤差。a、b、cはそれぞれ1%、5%、10%有意水準を表す。説明変数に関しては表2注に同じ。

結果を示す3・4列目の値を確認しても、影響の大きさは変わるものの結論は変わらない。すなわち、雇用密度の高い地域で事業を営む企業においては、賃金格差が拡大することが示唆される。

表3は、表2と同じ推定モデルを用いて、企業内賃金格差を表す被説明変数を時給の標準偏差に変えたものである。結論はほぼすべてのケースで同様の結果が得られている。すなわち、雇用密度が企業内の賃金のばらつきの大きさに正の影響を与え、統計的にも有意な結果が得られている。このことから、雇用密度の高い地域で活動する企業の内部における賃金の格差は大きくなっていることが示唆された。

1 列目の結果を用いれば、ある地域の雇用密度が100%上昇すると、対数時給の企業内標準偏差が0.0048ポイント上昇する、ということが出来る。

企業構造の差に基づく雇用密度と賃金格差の関係

ここでは、より密集した地域で活動する企業は、より多くの層に組織化され、結果として企業内の賃金格差が広がるという仮説を、点推定の係数の分解によって検証する。具体的には、前節の推定モデルの雇用密度に関連するパラメータを γ_1 とし、企業構造を表す説明変数 ($ORG_{j,t}$) を加えた推定モデルから得られた雇用密度パラメータを γ_2 とし、以下を計算する。

$$\frac{\hat{\gamma}_1 - \hat{\gamma}_2}{\hat{\gamma}_1} \quad (3)$$

ここで γ_2 は企業の組織構造をコントロールした後の雇用密度と賃金格差の関係を表すパラメータになっており、組織構造の影響が含まれている γ_1 との差分を取ることで、(3)式は雇用密度がもたらす企業内賃金格差のうち、組織構造に起因する部分の大きさを示すと考えられる。

表4は前節の推定モデルの結果の1・2列目の雇用密度の推定値 (γ_1) と $ORG_{j,t}$ を加えたモデルによる雇用密度の推定値 (γ_2) およびそれらから計算される(3)式の結果を示したものである。併せて $ORG_{j,t}$ の係数の推定値も記載している。

まず、 $ORG_{j,t}$ を加えたことで雇用密度の企業内賃金格差に与える影響は小さくなっていることがわかる。ここから、密度と賃金格差の関係の一部は組織構造で説明されることが示唆される。この大きさを示すのが(3)式であり、その大きさはおよそ50%前後であることがわかる。この結果はいずれの被説明変数を用いても同様であり、また影響の大きさは異なるものの固定効果モデルでも類似の結果が得られている。

おわりに

本論文では、フランスのデータを用いて、雇用地

表4—組織構造に起因する雇用密度の賃金格差への影響

	95/5時給比		時給の標準偏差	
	(1)式 (OLS)	(1)式 (2SLS)	(1)式 (OLS)	(1)式 (2SLS)
雇用密度 (γ_1)	0.022 (0.004)a	0.022 (0.005)a	0.0069 (0.0013)a	0.0064 (0.0017)a
雇用密度 (γ_2)	0.011 (0.004)a	0.012 (0.004)a	0.0034 (0.0011)a	0.0034 (0.0013)a
企業の層数	0.232 (0.002)a	0.232 (0.002)a	0.0744 (0.0005)a	0.0743 (0.0005)a
$\frac{(\hat{\gamma}_1 - \hat{\gamma}_2)}{\hat{\gamma}_1}$	0.5	0.455	0.507	0.469

注) カッコ内は地域レベルでクラスター化された頑健標準誤差。a、b、cはそれぞれ1%、5%、10%有意水準を表す。

域密度、企業組織および企業内賃金格差の関係を検証した。分析の結果、雇用密度が100%上昇すると、企業内の95/5時給比が0.015対数ポイント上昇する。また、より多くの階層を持つ企業ほど賃金格差が大きいかも示されている。本論文は、企業の組織構造は、地域の雇用密度に関連した企業内の賃金格差に寄与する重要な経済的チャネルであると結論している。

本論文におけるこれらの知見は、高密度な都市における経済的利益の分配に関する一連の研究に貢献している。また、多層の企業の労働者はより熟練しているため、都市とスキルの補完性に関するミクロ経済学的メカニズムのエビデンスも提供する。

参考文献

- Ahlfeldt, G. M., and E. Pietrostefani (2019) "The Economic Effects of Density: A Synthesis," *Journal of Urban Economics*, Vol.111, pp.93-107.
- Caliendo, L., F. Monte, and E. Rossi-Hansberg (2015) "The Anatomy of French Production Hierarchies," *Journal of Political Economy*, Vol.123(4), pp.809-852.
- Garicano, L., and T. N. Hubbard (2007) "Managerial Leverage is Limited by the Extent of the Market: Hierarchies, Specialization, and the Utilization of Lawyers' Human Capital," *The Journal of Law and Economics*, Vol.50(1), pp.1-43.
- Spanos, G. (2019) "Firm Organization and Productivity Across Locations," *Journal of Urban Economics*, Vol. 112, pp.152-168.

小谷将之

元 公益財団法人日本住宅総合センター研究員

●調査研究成果のご案内

「気候変動など災害等の多様化に対応した災害後の住宅確保方策に関する調査」(仮題)

<https://www.hrf.or.jp/webreport/pdf-report/pdf/saigai.pdf>

気候変動等に伴い多様化する災害に関して、災害により住宅を失った者の住まいの確保が大きな課題となっている。本調査は、災害時の緊急対応から恒久的住宅の確保のフェーズまでについて、主として公営住宅の活用・復旧・整備に関する課題とその対応の整理を行ない、多様な要因に即した住宅確保の対策を提示することを目指す。

課題整理に関して、住宅行政担当のための必携・マニュアル、国の調査報告書等のレビューを通じ、過去の災害において国等が行なった調査・対策等の整理を行なった。

また、自然災害を受けた地方公共団体へヒアリング等を行い、近年発生した災害への対応に関する情報を収集した。

加えて、公営住宅の活用・復旧・整備を通じた今後の災害時住宅確保策のあり方を提示することを想定し、災害時の住まい確保に関わる法令や、災害対応事務の円滑な実施に関わる通知等の整理を行なった。また、上述の調査を踏まえ、公営住宅の活用・復旧・整備を通じた災害時における住宅確保対策（既設公営住宅の空き家の一時利用、被災した既設公営住宅の早期復旧、被災者再建支援のための災害公営住宅の整備）のあり方を検討した。

本調査の取りまとめにあたっては、『災害住宅必携（平成13年）』の見直しを想定し、関連する事例等も踏まえ、各自治体の公営住宅施策担当者が活用できるものとす

ることに留意した。本調査の成果は『公営住宅に係る災害対応の手引き（案）』として令和4年6月に国土交通省住宅局が取りまとめ、自治体等の担当部署に共有・説明がなされている。なお、手引きは令和4年6月以降も制度改正や事例の蓄積等を踏まえ適宜更新等を行なうことが予定されている。本レポートは、『手引き』を取りまとめるために行なわれた事例調査や、制度を整理したものを収録する。

本調査は、国土交通省住宅局総合整備課の提案を受け、公益財団法人日本住宅総合センターが企画し、株式会社市浦ハウジング&プランニングに委託され実施された。また、調査過程では国土交通省住宅局総合整備課の担当者と適宜打合せを行ない、作業の方向を確認しながら実施された。本調査が災害時の住宅確保施策担当者や実務者の一助となれば幸いである。

編集後記

今年の夏は非常に厳しい暑さだった。東京では、最高気温が35度を超える猛暑日数が7月として観測史上最多となり、際立った酷暑であったことが統計上も示されている。気象庁が公表している東京の月別平均気温において、2023年7月は28.7度であり、これは私が小学生であった20年前の7月平均気温（22.8度）より約6度も高い。2時点間の比較のみではあまり意味のある議論はできないが、どうしても気候変動という言葉が頭をよぎる。

約700年前に、兼行法師は『徒然

草』の中で「家の作りやうは、夏をむねとすべし。冬はいかなる所にも住まる。暑き比わろき住居は、堪へ難き事なり」と書いている。一説によれば、当時は中世温暖期で、太陽の活動が現在なみに活発であり、やはり暑さが厳しかったようだ。

厳しい暑さに耐える住居選びを心がけたいが、現実的にはクーラーなど、家電製品で対応することになるだろう。自分の身を守るためにも、夏になる前の早めのメンテナンスや、普段からの動作確認を行ないたい。

(T・S)

編集委員

委員長——宅間文夫
委員——岩田真一郎
 定行泰甫
 田島夏与

季刊 住宅土地経済

2023年秋季号（第130号）

2023年10月1日 発行

定価 786円 [本体715円] 送料別

年間購読料 3146円 [本体2860円] 送料込

編集・発行—公益財団法人
 日本住宅総合センター
 東京都千代田区二番町6-3
 二番町三協ビル5階
 〒102-0084
 電話：03-3264-5901
 <http://www.hrf.or.jp>

編集協力——堀岡編集事務所

印刷——精文堂印刷(株)

本誌掲載記事の無断複写・転載を禁じます。