口頭発表

2025年11月2日(日) 11:00 ~ 12:20 | C会場(共通教育棟 D21番教室)

[C6] 居住

司会：夏目 宗幸

11:00 ~ 11:20

[C6-01] ベイズ推定による小地域単位の賃料形成要因に対する評価の違いに着目した賃貸集合住宅市場の地理的分割分析：Generalized Group Lassoの応用

*辺見 陽一朗[1]、井上 亮[1] (1. 東北大学 情報科学研究科 空間計画科学研究室)

11:20 ~ 11:40

[C6-02] COVID-19以降の食料品店の営業時間に与える影響因子の解明

*與那嶺 彩世[1]、厳 網林[2] (1. 株式会社日建設計総合研究所、2. 慶應義塾大学環境情報学部)

11:40 ~ 12:00

[C6-03] オープンデータを用いた戸建て住宅の分布推定手法の開発

*齋藤 開[1]、秋山 祐樹[1]、水谷 昂太郎[1] (1. 東京都市大学)

12:00 ~ 12:20

[C6-04] 住居表示の付番方法と階層構造の多様化

*大場 亨[1] (1. 株式会社パスコ)

©一般社団法人地理情報システム学会

ベイズ推定による小地域単位の賃料形成要因に対する評価の違いに着目した賃貸集合住宅市場の地理的分割分析：Generalized Group Lasso の応用

辺見陽一朗*・井上亮**

Geographic Segmentation Analysis of the Rental Housing Market Focusing on Sub-regional Differences in Rent-determining Factors Using Bayesian Estimation: An Application of the Bayesian Generalized Group Lasso

Yoichiro Hemmi*, Ryo Inoue**

Abstract: The real estate market is often segmented into sub-regions with distinct rent formation mechanisms. This study extends research on geographic market segmentation by incorporating Bayesian estimation into the Generalized Group Lasso (GGL) framework. Specifically, for each explanatory variable we set region-specific coefficients that measure deviations from the study-wide mean effect, and place sparse multivariate-Laplace priors on them. The model defines sub-regions at the *Chome* level and explicitly accounts for adjacent relationships between them. This approach enables both the detection of spatial heterogeneity in rent determinants and the quantification of parameter uncertainty. The proposed Bayesian GGL model is applied to rental apartment data in Suginami Ward, Tokyo. The results demonstrate differences in the evaluation of rent determinants across neighborhoods, providing new insights into the geographic segmentation of the rental housing market.

Keywords: 賃料形成要因，賃貸集合住宅市場，地理的市場分割，Generalized group lasso，スパースベイズ推定

１．はじめに

不動産市場は, 物件属性や需要者層, 地区特性など様々な要因で複雑に細分化され，各市場で異なる賃料形成が成されている．この分割実態の把握は，不動産市場の構造を理解する上で重要である．

その 1 種である地理的市場分割では，高級住宅地を表すブランド地名を持つ町丁目や，教育水準の高い学校区において，周辺地域と異なる賃料形成が行われている現象が見られる．この地理的市場分割の分析に関して，これまで多くの研究がなされてきた．

Goodman and Thibodeau (2003) や Islam and Asami (2011) は，事前設定した複数の小地域区分を利用し，市場分割構造を明らかにした．市場分割単位をより柔軟に把握するため, 黒田ら (2014) は分析上の最小地域区分を設定した上で，その隣接地域の組み合わせで分割単位を表現することとし，焼きなまし法での分割単位抽出法を提案した. 井上ら (2020) は様々な空間単位での市場分割検出法として，Generalized lasso (Tibshirani and Taylor, 2011) の分析を提案したが，各小地域の賃料形成の違いを地域のダミー変数を用いた賃料水準の違いで表すに留まっている．

そこで, 辺見ら (2024) は各説明変数のパラメータも小地域毎に設定し，地域ごとの変数をまとまりとして推定するために Group lasso (Yuan and Lin, 2006) に基づく正則化を導入した．この手法により，地域単位での説明変数効果の有無をまとめて判別できるとともに，Tree-guided group lasso (Kim and Xing, 2010) の木構造を地域の階層構造に応用して分析を行った．小地域固有の説明変数のパラメータは分析対象領域全体の平均的評価からの乖離を表している．しかし，この研究では分析の空間スケールが固定されており，どのような大きさで賃料形成が成されているかを分析できていなかった．また，推定結果として各パラメータの点推定値のみが出力されるため，地域ごとの推定結果の信頼性を評価する上で有用な，パラメータの不確実性に関する情報は得られないことも課題であった．

パラメータの不確実性を定量的に評価できる推定法として，ベイズ推定が挙げられる．ベイズ推定はパラメータ自身を確率変数として取り扱い，パラメータの従う確率分布を推定する．また，パラメータのとりうる値に関して何らかの事前知識を有している場合，その知識を表現した確率分布を事前分布として与えることができる．特に，推定パラメータのうち一部のパラメータの真値が 0 であるという事前知識がある場合では，ラプラス事前分布を使用すると事後分布の MAP 推定値が Lasso 推定

* 学生会員 東北大学情報科学研究科（Tohoku University）
〒980-0845 宮城県仙台市青葉区荒巻青葉 6-6-06 E-mail：hemmi.yoichiro.s1@dc.tohoku.ac.jp
** 正会員 東北大学情報科学研究科（Tohoku University）

値と一致する (Tibshirani, 1996) というスパース事前分布が有用である．Masuda and Inoue (2022) ではこの特性を生かし，Generalized lasso のベイズ推定によって点事象集積領域の検出における有効性を示した．

以上を踏まえ，本研究では辺見ら (2024) の設定に井上ら (2020) で提案された Generalized lasso を加えた，Generalized group lasso (GGL) をモデルとして採用し，そこにスパース事前分布として知られるラプラス事前分布を応用することで，ベイズの枠組みへの拡張を目指す．

本研究では，ベイズ推定による小地域固有のパラメータ値の推定を通して，賃料形成要因に対する小地域単位の評価の違いを定量的な信頼性と併せて把握し，地理的市場分割のより詳細な実態を解明することを目的とする．

２．GGL とスパースベイズ推定

２．１　Generalized group lasso

Alaiz and Dorronsoro (2015) によって提案された Generalized group lasso は，Group Lasso と同じく，複数のパラメータがグループを構成している場合に，各グループのパラメータの L2 ノルムの総和に関する正則化を行う．それに加えて Generalized Lasso のように指定された組み合わせの中の隣接関係にあるグループ同士の L2 ノルムの差の絶対値に関しても正則化を行う．Generalized group lasso の推定は，式 (1) で表される．

$$\min_{\boldsymbol{\beta}} \ \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\|y_i-\mathbf{x}_i{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}\|_2^2+\lambda\sum_{i,j\in A}\left\|\boldsymbol{\beta}_i-\boldsymbol{\beta}_j\right\|_2+\delta\lambda\sum_{i=1}^{N}\|\boldsymbol{\beta}_i\|_2 \quad (1)$$

このモデルは，被説明変数への寄与が小さい説明変数パラメータをグループ単位で 0 に推定できることに加え，隣接関係を設定されたグループ間で影響が類似している場合は共通のパラメータとして推定することができる．

２．２　ベイズ推定とスパース事前分布

ラプラス事前分布は，スパースモデリングの代表的な手法である L1 正則化をベイズ推定の枠組みに拡張するスパース事前分布である．Park and Casella (2008) ではラプラス事前分布を用いた線形回帰モデルの Bayesian lasso を提案している．また，L2 正則化を用いた Group lasso のベイズ拡張は Bayesian group lasso (Raman et al., 2009) として知られている．ここでは多変量ラプラス分布を事前分布として設定することで，事後分布の MAP 推定値は Group lasso 推定値と一致することが示されている．

２．３　既往研究の課題

既往研究における Bayesian group lasso では，地域間の隣接関係を同時に考慮した推定は行われていない．また，Generalized lasso に基づくアプローチでは，地域固有の複数パラメータをグループとして扱うことができない．したがって，隣接関係を考慮しつつ，地域単位のパラメータをグループとして同時にスパース化するベイズ推定が必要である．本研究の新規性は，この枠組みを Generalized group lasso にラプラス事前分布を組み合わせることで実現し，ベイズの枠組みに拡張した点にある．

３．提案手法

３．１　モデル

分析対象領域全体の平均的な影響からの乖離を表す各説明変数のパラメータを小領域ごとに設定する．領域数をGとして，領域g内の物件インデックスをi，物件数をn_gとし，説明変数ベクトルは$\mathbf{x}_{g,i}$，物件賃料は$y_{g,i}$と表す．全体共通のパラメータベクトルを$\boldsymbol{\beta}$，領域g固有のパラメータベクトルを$\boldsymbol{\gamma}_g$とし，β_kと$\gamma_{g,k}$は説明変数の種類数Kの要素を持つ．誤差の標準偏差をσとして，正規分布に従うとすると，線形回帰モデルは式 (2) で表される．

$$y_{g,i}\sim N\left(\mathbf{x}_{g,i}{}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{\beta}+\boldsymbol{\gamma}_g\right),\sigma^2\right) \quad (2)$$

次に，ベイズの定理で使用する尤度関数は，式 (2) の回帰モデルから式 (3) の形に自動的に導かれる．

$$p\left(y_{g,i}\mid\boldsymbol{\beta},\boldsymbol{\gamma}_g,\sigma^2\right)=\prod_{g=1}^{G}\prod_{i=1}^{n_g}\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\exp\left(-\frac{\left(y_{g,i}-\mathbf{x}_{g,i}{}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{\beta}+\boldsymbol{\gamma}_g\right)\right)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$\boldsymbol{\beta}$と$\boldsymbol{\gamma}$の事前分布には，隣接地域の集合をAと表し，λ_1, λ_2をハイパーパラメータとした式 (4) の同時分布を設定する．βは非正則化パラメータであるため，弱情報事前分布を設定し，$\boldsymbol{\gamma}$には隣接関係の差の正則化と，グループ単位の正則化の部分に多変量ラプラス分布を設定することで，GGL をベイズの枠組みへ拡張する．

$$\begin{aligned}p(\boldsymbol{\beta},\boldsymbol{\gamma}\mid\lambda_1,\lambda_2,\sigma^2)\ =\ &\left[\prod_{k=1}^{K}N(\beta_k|0,5^2)\right]\\ \times&\left[\prod_{(g,g')\in A}Multi\text{-}Laplace\left(\gamma_g-\gamma_{g'}\mid 0,\lambda_1\right)\right]\\ \times&\left[\prod_{g=1}^{G}Multi\text{-}Laplace\left(\gamma_g\mid 0,\lambda_2\right)\right]\\ \times\ &Exp(\sigma\mid 1)\end{aligned} \quad (4)$$

３．２　WAIC によるハイパーパラメータの決定

提案手法の事前分布 (式(4)) に含まれるλ_1, λ_2はハイパーパラメータで，推定前に値を設定する必要がある．本研究では，ハイパーパラメータの決定にあたり，事前に各ハイパーパラメータに複数の候補値を設定し，すべての候補値の組み合わせでパラメータ事後分布の推定・情報量規準 WAIC (Watanabe, 2010) の算出を行う．その上で，マルコフ連鎖列が収束判定を満たし，かつ WAIC が最小となったときの候補値の組み合わせを採用し，ハイパーパラメータを決定する．

４．杉並区の不動産賃料を対象とした分析

４.１　使用データ

本分析では，2022 年にアットホーム株式会社が収集した，東京杉並区を対象とした賃貸集合住宅の募集賃料データを利用する．目的変数は 1 ㎡あたりの賃料，説明変数には専有面積 (㎡)，所在階 (階)，築年数 (年)，最寄り駅までの徒歩時間 (分) を採用する．その中から，新耐震基準を満たす築年が 1982 年以降の物件のみを採用し，所在階が地下の物件は地上階の物件と性質が異なると考えられるため除外した．他にも，敷地面積が 10 ㎡未満，600 ㎡以上の物件，1 ㎡あたりの賃料 (賃料単価) が 1,000 円/㎡未満，10,000 円/㎡以上の物件は入力ミスや外れ値と見なし，除外した．ここから欠損値と重複データを取り除いた全 10,011 件の物件を分析の対象とする．

小地域固有のパラメータは丁目単位で設定し，丁目ごとに K 個の$\gamma_{g,k}$をグループとしている．また，$\boldsymbol{\gamma}_g$の基準地域は「高井戸東 4 丁目」と定めた．この基準は，杉並区の全 138 個の丁目の中から，小地域固有のパラメータを使用せずに賃料モデルを推定し，残差の絶対値を丁目ごと平均した値が最小の丁目である．

４.２　MCMC の設定

提案手法のパラメータ推定は，確率的プログラミング言語である Stan を用いたハミルトニアンモンテカルロ法により MCMC サンプリングを行う．1 回の推定あたり 4 本のマルコフ連鎖列を独立に発生させた後，各チェーンにおいてパラメータの事後分布を 3,000 回サンプリングし，このうち最初の 1,000 回は burn-in period として破棄した．サンプリング終了後，Gelman-Rubin 統計量 $\hat{R}$を確認し，全推定パラメータの $\hat{R}$が 1.1 以下となった場合，マルコフ連鎖列が定常分布に収束したと判定した．

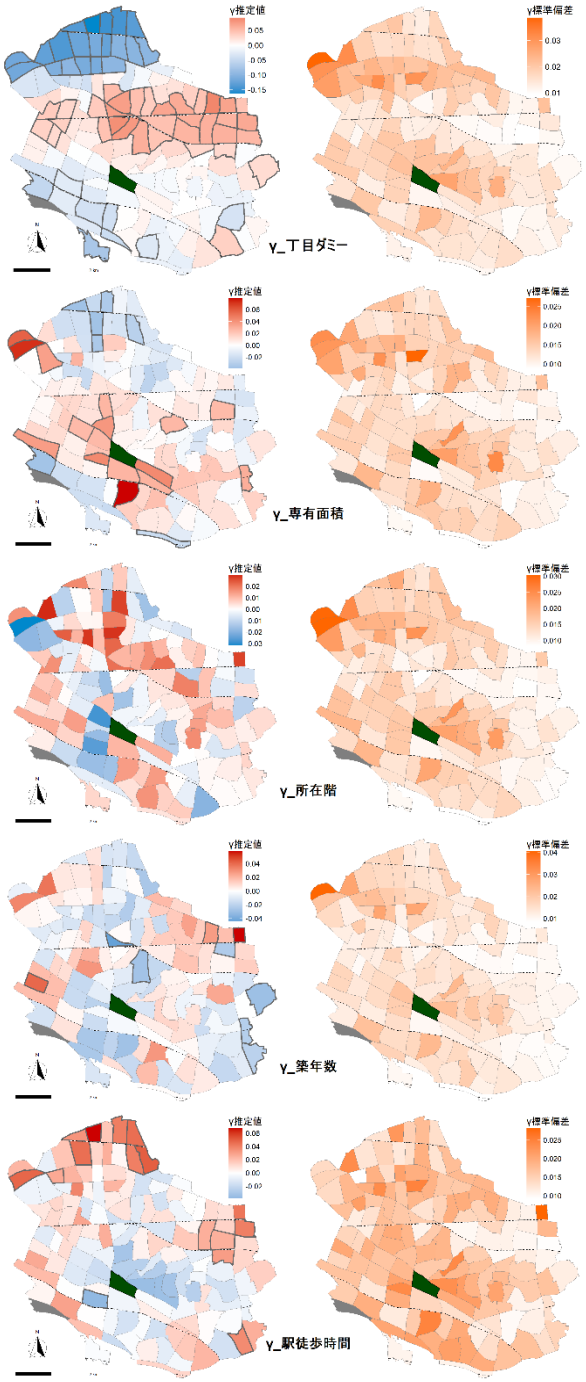
４.３　推定結果

本推定では，ハイパーパラメータ λ_1 は$10^{0.0}$~$10^{2.0}$の範囲で$10^{0.1}$刻み，λ_2は$10^{0.0}$~$10^{4.0}$の範囲で$10^{0.5}$刻みで変化させ，WAIC が最小となる組み合わせを探索した．

物件データが存在しない領域はグレー，基準地域は緑，鉄道路線を白黒の点線で図示している．点推定値は各パラメータの事後分布から MAP 推定値を採用し，図 1 では事後分布の 95%信用区間が 0 を跨いでいない地域を非ゼロに推定されたと見なし，その領域は太線で囲っている．

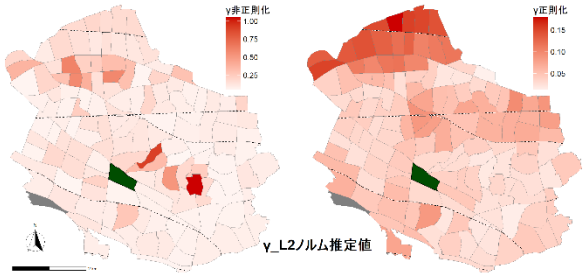
図 2 では，式 (4) の$\boldsymbol{\gamma}$について，$\boldsymbol{\beta}$と同様，平均 0，分散 5 の正規分布に従うとし，他の正則化条件を排除した$\boldsymbol{\gamma}$非正則化の分析を行い，$\boldsymbol{\gamma}$推定値について非正則化と正則化の結果の L2 ノルム推定結果を比較した．

非正則化の最小 WAIC は-16081，正則化をした結果の最小 WAIC は-16276 であった．



(a) 事後分布 MAP 推定値　　(b) 事後分布標準偏差

図 1　杉並区の丁目固有パラメータ推定結果



(a) 非正則化 L2 ノルム　　(b) 正則化 L2 ノルム

図 2　正則化の有無による$\boldsymbol{\gamma}$の L2 ノルム推定結果比較

表 1　全体共通パラメータ**β**の推定値

	推定値	標準偏差
切片	8.0553	0.0074
専有面積 (㎡)	-0.0966	0.0058
所在階 (階)	0.02052	0.0059
築年数 (年)	-0.0867	0.0065
駅徒歩時間 (分)	-0.0222	0.0068

γの推定結果を表す図 1 では，丁目ダミーは西武新宿線や井の頭線沿線で負，中央線や丸の内線沿線で正に推定される結果となった．最寄り駅までの徒歩時間では，鉄道沿線では正の傾向があり，逆に沿線から離れた中央線と井の頭線の中間地域などでは，負に推定される領域が多いことが分かる．一方，所在階と築年数の**γ**推定値は正負が混合する解釈が難しい結果となった．

専有面積に注目すると，井の頭線中央部付近でまとまって正に推定されており，周辺地域の地区特性を確認すると，河川沿いの緑地や大規模な公園が集積している地域である．これは自然環境を重視する居住者は家族連れ世帯が多いと考えられ，これらの地域にはその層をターゲットとした大規模集合住宅が点在していることから，局所的な需要者層の違いによって，物件の専有面積に対する評価が全体平均よりも高くなっていると考察できる．

また，全体的な傾向として，非ゼロに推定された地域の標準偏差は小さく推定されたことから，本分析の結果が不確実性の少ない有意な結果であることも示された．

図 2 の比較結果では，提案手法による正則化によって，賃料形成において特徴的なパターンを示す地域を明確に抽出できていることが分かる．さらに，空間的な平滑性を組み込むことで，鉄道沿線に沿って特徴的な領域がまとまって現れるなど，地理的に意味のある地域構造を捉えられている．このことから，隣接する地域間では賃料形成の構造が似通っていることが考察できる．

５．おわりに

本研究では，賃貸集合住宅市場における地理的市場分割の実態を明らかにすることを目的として，小地域単位での賃料形成要因の評価の違いに着目した分析を行った．具体的には，Generalized group lasso をベイズ推定の枠組みに拡張し，ラプラス事前分布を導入することで，小地域固有のパラメータの不確実性を考慮しつつ，地域の特徴的な賃料形成パターンを抽出できるモデルを構築した．

杉並区を対象とした実証分析の結果，鉄道沿線や公園周辺など，地区特性に関連して一部の説明変数の評価が全体平均から乖離する地域が捉えられた．特に専有面積や最寄り駅までの徒歩時間において，局所的な需要者層の違いが賃料形成に反映されていることが確認された．また，隣接関係を考慮した正則化によって鉄道沿線に沿ったまとまりなど空間的に意味のある地域構造が抽出され，地域の賃料形成構造を解釈可能な形で明らかにすることができた．さらに，非ゼロ推定された地域では標準偏差が小さく，不確実性の少ない安定した推定が得られたことから，GGL をベイズの枠組みに拡張した本手法の有効性が裏付けられた．

以上より，本研究は小地域単位における賃料形成要因の評価を定量的かつ信頼性を伴って把握できる枠組みを提示した点で意義があり，今後の不動産市場分析においても有用な手法となりうると考えられる．

謝辞

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アットホーム株式会社から提供を受けた「アットホームデータセット」を利用した．また本研究は，JSPS 科研費 21H01447・24K00997 の助成を受けた．

参考文献

井上亮，石山里穂子，杉浦綾子 (2020) 東京都区部の賃貸マンション市場の地理的分割の実態把握－スパースモデリングによるアプローチー. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), 76(3), 251–263.

黒田翔，堤盛人，奈良岡浩二 (2014) 価格構造の空間的異質性に基づく不動産市場の地理的細分化．ジャレフ・ジャーナル (不動産ファイナンス・不動産経済学研究), 7, 1–18.

辺見陽一朗，井上亮 (2024) 小地域毎の賃料形成要因に対する評価の違いに着目した賃貸集合住宅市場の地理的分割分析．GIS 学会 学術研究発表大会講演集, 32, 96(60).

Goodman, A. C., and Thibodeau, T. G. (2003) Housing market segmentation and hedonic prediction accuracy. *J. Housing Econ.*, 12(3), 181–201.

Islam, K. S., and Asami, Y. (2011) Addressing structural instability in housing market segmentation of the used houses of Tokyo, Japan. *Procedia Soc. Behav. Sci.*, 21, 33–42.

Kim, S., and Xing, E. P. (2010) Tree-guided group lasso for multi-task regression with structured sparsity. *ICML 2010*, 1–14.

Masuda, R.., Inoue, R. (2022) Point-event cluster detection via the Bayesian generalized fused lasso. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11 (3): 187.

Park, T., and Casella, G. (2008) The Bayesian lasso. *J. Am. Stat. Assoc.*, 103(482), 681–686.

Raman, S., Fuchs, T. J., Wild, P. J., Dahl, E., and Roth, V. (2009) The Bayesian group-lasso for analyzing contingency tables. *ICML 2009*, 881–888.

Tibshirani, R. (1996) Regression shrinkage and selection via the lasso. *J. R. Stat. Soc. B*, 58(1), 267–288.

Tibshirani, R., and Taylor, J. (2011) The solution path of the generalized lasso. *Ann. Stat.*, 39(3), 1335–1371.

Watanabe, S. (2010) Asymptotic equivalence of Bayes cross validation and widely applicable information criterion in singular learning theory. *J. Mach. Learn. Res.*, 11, 3571–3594.

Yuan, M., and Lin, Y. (2006) Model selection and estimation in regression with grouped variables. *J.R. Stat. Soc. B*, 68(1), 49–67.

COVID-19 以降の食料品店の営業時間に与える影響因子の解明

與那嶺 彩世*・厳 網林**

Abstract During the COVID-19 pandemic, widespread reductions in retail business hours were implemented, with some retailers considering making these changes permanent. The factors influencing grocery store business hours, previously assumed to operate 24/7, have not been sufficiently clarified. Urban shopping environments depend on private enterprises, creating supply-demand discrepancies that contribute to "shopping inconvenience." With ongoing population decline and urban shrinkage, such discrepancies are expected to intensify, making it essential to understand shopping environments to maintain residents' quality of life. This study aims to elucidate the determinants of grocery store business hours before and after COVID-19. Analysis revealed that while demand-side factors were the main determinants before the pandemic, supply-side factors have gained relatively greater influence in the post-pandemic period.

Keywords: COVID-19 (covid-19), 食料品店 (food store), 営業時間 (business hour) , 要因分析 (factor analysis) , 店舗立地 (store location)

１．はじめに

日本のスーパーマーケット（以下，スーパー）は，チェーンストア形態での店舗展開と価格訴求型の経営戦略により，急速に成長をしてきた．その補完的業態としてコンビニエンスストアが台頭し，24 時間営業という小売サービスが広がったことで，スーパーにおいても 24 時間営業を導入する企業が増加した．しかし，深刻化する人手不足や，2019 年の働き方改革関連法の施行により，営業時間の見直しや従業員の働き方の改善が求められる状況となった（農林水産省，2018）．さらに，新型コロナウイルス感染症（以下，コロナ禍）の蔓延に伴い，感染症対策やライフスタイルの変化により，飲食店やスーパーを含む多くの商業施設が時短営業へと移行し，2 割の小売店が恒久的な時短営業を検討している（日経 MJ，2022）．

こうした営業時間の短縮により，消費者の買い物行動に変化を生じ，新たに買い物時に不便や困難を有するようになった人が存在することが懸念されている．実際に，コロナ禍以降の買い物行動を分析した研究では，買い物不便の要因として「時間的制約」が新たに有意な影響を及ぼすことが示されている（赤岩ら，2022）．都市における買い物環境は公共サービスではなく民間事業によって提供されているため，距離や経済的要因に加えて，時間的要素においても供給と需要の間に乖離が生じることがあり，それが「買い物不便」を引き起こす場合があり問題となっている（薬師寺ら，2013・赤岩ら，2022）．今後，人口減少や都市縮退が進む中で，こうした乖離はさらに起きやすくなると考えられ，住民の生活の質を維持するためには，買い物環境の実態を把握することが不可欠である．

以上の背景を踏まえ，本研究では，スーパーの営業時間に着目し，その変化に影響を与える環境因子を明らかにすることを目的とした．東京・横浜大都市圏のスーパーを対象に，コロナ禍前後における営業時間データを用いて分析を行った．営業時間に影響を与える因子の特定は，先行研究のレビュー及び，小売店へのヒアリング調査を踏まえ，店舗運営に影響を与える環境因子を選定し，LightGBM と SHAP による機械学習の手法を用いて明らかにした．

２．研究手法

2.1. 対象データ

対象地域は東京横浜大都市圏とした．このエリアは，公共交通機関が発達した都心特有の都市構造を

* 正会員 株式会社日建設計総合研究所(NIKKEN SEKKEI RESEARCH INSITUTE) **yonamine.ayase @nikken.jp**
** 正会員 慶應義塾大学環境情報学部 (Keio University) **yan@sfc.keio.ac.jp**

有している．また，都心から郊外部まで様々なライフスタイルを形成しており，緊急事態宣言やまん延防止策等コロナ禍における政策やテレワークといった各自の自粛対策等によりさらに多様化した（武田ら，2022）．以上の点から，コロナ禍以降の営業時間の回復に店舗立地による差を把握しやすいと考えた．

対象の食料品店は,総合スーパー,食品スーパー,生協,ディスカウントストアとする.使用データは,日本スーパー名鑑のデータを用いて，コロナ禍以前の 2017 年とコロナ禍以降の 2022 年の２時期を対象に分析を行った．

2.2. 環境因子の選定及び使用データ

店舗運営に影響を与える環境因子は，これまでマーケティングや店舗立地に関する研究で多様な要素が指摘されてきた．小売企業を取り巻くマクロ的な環境因子としては，地理・文化・経済・人口動態・社会的要因・環境的要因が主要な因子とされている（Pavol, 2024）．本研究では，これらの既存研究に基づく因子に加えて，飲食料品の小売業者へのヒアリング調査を行い，営業時間の見直しのきっかけや，変更時に用いられた指標・データについて情報を収集した．

以上を踏まえ，店舗の営業時間に影響を与える規定因子を，地理的因子，人口統計的要因，社会的要因，経済的因子に着目した 20 の因子を選定した（表１）．環境因子のデータについて，まず需要側の情報として，人口や世帯数などのデモグラフィックデータには国勢調査のデータを用いた．流動データについては，国土数値情報の駅別乗降客数データを使用した．また，人流データとして，2019 年には Agoop の流動人口データを，コロナ禍以降は GeoTechnologies の移動アプリによって取得されたデータを用いた．これらはいずれもスマートフォンのモバイルアプリによって収集されたポイント型データであり，各時期の時間別活動量を把握できることから採用した．

2.3. 使用モデル

要因分析には，LightGBM（Light Gradient Boosting Machine）および SHAP（SHapley Additive exPlanations）を用い，機械学習により営業時間に影響を与える因子の特定を行った．

表１　本研究で扱う環境因子

地理的因子	(1)都心距離
	(2)最寄り駅距離
人口統計的因子	(3)人口
	(4)生産年齢人口
	(5)生産年齢人口(男性)
	(6)生産年齢人口(女性)
	(7)高齢者(65歳以上)人口
	(8)世帯総数
	(9)一般世帯数
	(10)単身世帯数
	(11)夫婦のみ世帯
	(12)夫婦と子供世帯
	(13)一戸建て
	(14)共同住宅
	(15)15歳以上就業者総数
社会的因子	(16)各時間帯の人流量
	(17)乗降客数
経済的因子	(18)近隣店舗数
	(19)従業員数
	(20)売場面積

LightGBM は，Microsoft が開発した勾配ブースティング決定木アルゴリズムに基づく手法であり，複数の弱学習器（通常は決定木）を組み合わせることで高精度な予測モデルを構築する．本研究では，大規模かつ高次元のデータを効率的に学習できる点を考慮し，この手法を採用した．また，SHAP を用いてモデル予測における各特徴量の重要度およびどのように影響するのかを相関関係から，営業時間に対する各因子の寄与を解釈した．

各時間の営業状態を目的変数とし，説明変数に 20 種類の環境因子を設定して LightGBM による二値分類を行った．これにより，各時間帯の営業時間に影響する因子を明らかにした．

３．研究結果

分析の結果，コロナ禍前後における営業時間に影響を与える重要な因子が異なることが明らかとなった．

コロナ禍前の営業時間は，店舗付近における時間別の人流量や単独世帯数が重要な因子となり，次いで供給側の営業コストにかかる従業員数や売場面積

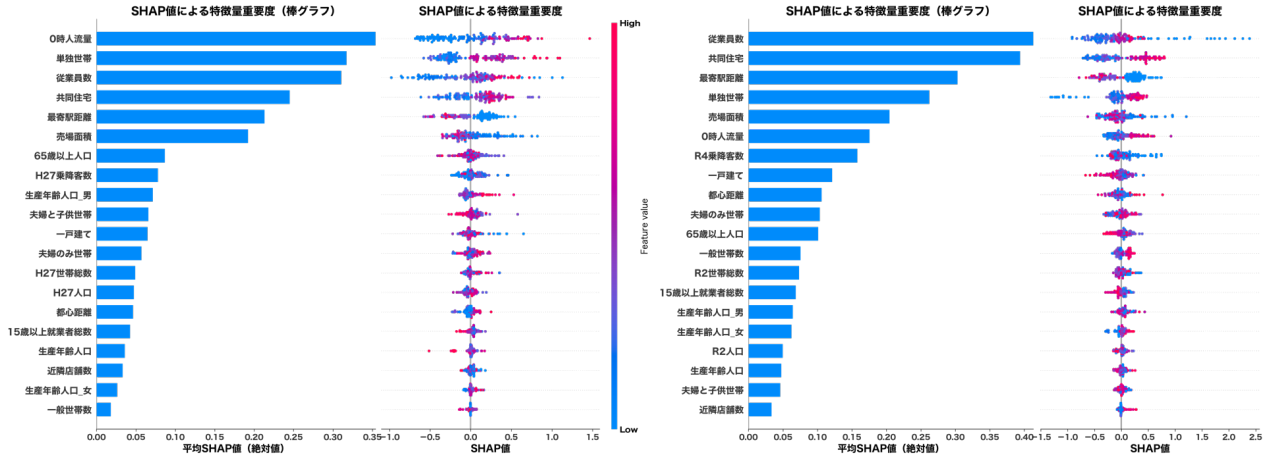


図 1　2017 年(左)と 2022 年(右)の営業時間別重要因子と相関関係

が因子となっていることが示された．SHAP のグラフから，人流量がある程度ある場合営業している可能性が高く，少ない場合は営業している可能性が低い．一方，コロナ禍以降では，従業員数，最寄り駅からの距離，都心距離，共同住宅数が重要な因子と示された．最寄り駅からの距離が短いと営業している可能性が高いことが読み取れる．特に，従業員数に関しては，従業員数が少ない時，営業している可能性が高いところと低いところが存在することが示された．

4．営業時間に影響を与える因子の違い

以上の結果から，コロナ禍前後で営業時間に影響を与える因子が変化したことが明らかとなった．その背景として，コロナ禍前は供給側が多様な消費者のニーズに応えるため，需要側に合わせた店舗計画・運営を行っていたことが考えられる．これまでの日本のスーパーは，コンビニエンスストアの成長や多様化するライフスタイルに対応して，24 時間営業や深夜営業を行う企業が多かった．しかし，消費者が享受する利便性に対して，電力などのエネルギー消費量の増加や従業員の過重労働が懸念されるようになった．その後，人手不足や働き方改革を背景に，2014 年頃からスーパーや百貨店など小売業の 24 時間営業の廃止をはじめとする営業時間見直しの動きが活発化してきた（鈴木，2017）．そして，パンデミックを機に，緊急事態宣言中に時短営業を行い，コロナ禍以降の営業時間を見直す店舗・企業体が増えたと考えられる．その結果，従業員数という供給側の営業コストに関わる因子を中心に，コロナ禍前後で違いが見られたと考えられる．供給側は売上や人件費等のコストとの費用対効果を考慮して営業時間を見直している．しかし，徐々にコロナ禍以前のように通学・通勤がするようになり，日常生活が戻りつつある地域や住民が見られる（関口ら，2023）．このような状況において，供給側がどの程度時間的な需要を適切に捉えられているかは疑問である．

また，一部企業体の店舗数やスタッフ数，売場面

表 2　企業体ごとの情報

企業体名	店数	店舗数 駅付近	店舗数 駅以外	空白	売場 面積	スタッフ数
イトーヨーカ堂	53	30	23	0	13441㎡	132
いなげや	84	14	69	1	1613㎡	80
ﾗｲﾌｺｰﾎﾟﾚｰｼｮﾝ	92	31	51	10	2075㎡	104
Olympicｸﾞﾙｰﾌﾟ	37	5	31	1	4436㎡	104

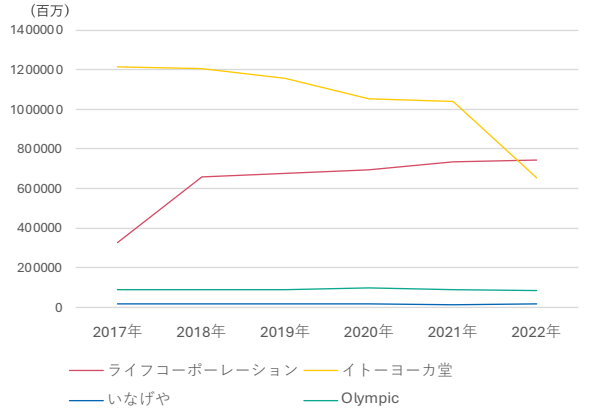


図 2　一部企業体の業績状況

積などの基本情報（表２）と業績状況を見ると，業績が下がっている店舗や横ばいの店舗も見受けられる(図２)．スタッフ数が多いことや店舗面積などを含めた企業体の大きさや駅徒歩圏外に立地するものであることがわかる．また，時短営業の継続理由に営業費用削減とする企業がいることを踏まえると，供給側の経済的制約によってやむを得ず時短営業になっている可能性も考えらえる．

５．おわりに

本研究では，東京横浜大都市圏を対象に食料品店の営業時間データを基に，コロナ禍以前（2017 年）とコロナ禍以降（2022 年）の２時期に着目し，営業時間に影響を与える因子分析を行った．

その結果，コロナ禍前後で営業時間の規定要因が大きく変化し，需要側因子から供給側因子へと主要な影響因子が変化したことが明らかとなった．食料品店の営業時間の変化要因は，都市構造や消費者行動，各企業各店舗の経営戦略，さらにはパンデミックのような外的要因が複雑に絡み合って，都市の買い物環境を形成しているため，因果関係を特定することは困難である．しかし，パンデミックを機に営業時間の見直しを行った店舗が一定数存在することから，供給側の因子の重要度が高まった背景には，店舗運営の見直しが影響している可能性がある．一方で，この変化が地域の需要を十分に反映できず，地域や住民属性によっては買い物行動に影響を与え，買い物不便の問題を引き起こしている可能性も示唆される．

今後は，現行の営業時間が地域特性にどの程度適合したサービスを提供することができているかを評価するとともに，営業時間の短縮によって買い物環境に変化した地域に着目し，日常的な食品購入の利便性への影響を明らかにする必要がある．さらに，営業時間の短縮が潜在的な買い物不便のリスクにどのように結びついているかを検証することで，人口減少や都市縮退が進む中で，持続可能性な買い物環境の構築に向けた施策検討を今後の課題とする．

謝辞 Acknowledgement

本稿をまとめるにあたり，多大なるご指導とご鞭撻を賜りました厳網林教授に心より感謝申し上げます．ヒアリング調査にご協力いただいた株式会社東急ストア，及び様々な助言をいただきました中山俊特任助教に深く感謝いたします．

参考文献 References (in Harvard style)

農林水産省（2018）卸売業・小売業における 働き方の現状と課題について

日経 MJ，『営業時間「恒久的に短縮」2 割』2022 年 7 月 27 日(閲覧日:2024 年 8 月)

赤岩友紀・林芙美・坂口景子・武見ゆかり(2022) COVID-19 流行下における食行動の変化，食物アクセスの課題，食情報のニーズ：世帯の経済状況別検討．日本公衆衛生雑誌 69 巻 1 号

薬師寺哲郎，・高橋克也（2013）食料品アクセス問題における店舗への近接性―店舗までの距離の計測による都市と農村の比較―．フードシステム研究 20 巻 1 号

武田陸・石橋澄子・谷口守 (2022)行動弾性図に見る COVID-19 流行がもたらした生活行動変化 ―元に戻ること･戻らないことの定量的把握―，土木学会論文集 78 巻 6 号

Pavol Kita, Marián Čvirik （2024） Retailer processes centred on the food market as the main determinate of business models in the context of retail size, Retailing and Consumer Services Volume 81,103937

鈴木絢子（2017）小売・飲食業の深夜営業に関する動向， 国立国会図書館調査と情報-ISSUE BRIEF - No.965

関口達也・林直樹・寺田悠希・大上真礼・杉野弘明(2023)コロナ禍が食料品の購買行動･意識にもたらした変化-コロナ禍前から 2022 年 8 月までの時点間比較に基づく調査分析-

オープンデータを用いた戸建て住宅の分布推定手法の開発

齋藤　開*・秋山　祐樹・水谷昂太郎*****

Developing a Method for Estimating the Distribution of Detached House Using Open Data

Kai Saito*, Yuki Akiyama**, Kotaro Mizutani***

Abstract: In recent years, objective and data-driven policy-making has been required. Against this backdrop, detailed map databases containing attribute information for individual buildings are gaining attention as an indispensable form of social infrastructure. However, the difficulty in acquiring such data due to factors like personal information protection remains a challenge. Therefore, as a first step towards constructing a detailed and openly accessible map database, this study developed a method to estimate the distribution of detached houses using only open data. First, based on data from the entire Hiroshima Prefecture, we created a machine learning model that classifies each building as either a detached house or other building. Furthermore, we applied the constructed model to Saitama City, Saitama Prefecture, and validated its estimation results by comparing them with the statistical value at the small-area level. As a result, the coefficient of determination reached 0.99, making it possible to reproduce the distribution of detached houses.

Keywords: 建物データ（building database），オープンデータ（open data），機械学習（machine learning），
戸建て住宅（detached house），建物属性（building attribute）

１．はじめに

近年，都市空間の構造とその動態を精緻に把握した上で政策を立案する必要性が一層高まっている．この要請は，持続可能で，災害に強く，資源効率性が高い都市を構築しようとする国際的潮流によって強く後押しされている．その中で，国土交通省によると個々の建物の属性情報を含む詳細な地図データベース（以下「建物属性地図」）は，社会基盤として不可欠な役割を担うものとして注目されている．建物属性地図は，都市計画の高度化，エネルギー需給の最適化，災害リスク評価，将来人口推計など，多岐にわたる分野における活用可能性を有しているといえる．

建物属性に関するデータは，地方自治体や国の機関，さらには民間企業によって収集・整備されている．しかし，これらのデータセットがオープンデータとして広く公開される機会は限られている．その背景には，データの収集主体毎に異なる課題が存在する．行政機関が保有するデータは，個人情報保護上の制約や自治体ごとのフォーマットの不統一，さらには整備に要する膨大なリソースといった問題を抱えている．一方，民間企業が提供するデータは高価であることが多く，利用に際して経済的な障壁となり得る．このように，建物属性地図の入手と活用は依然として困難であり，この制約が多様な分野における実用・応用を阻んでいる．本研究ではこの問題に対応するため，詳細かつオープンデータとして利用可能な建物属性地図の開発を最終的な目標とする．本稿ではその第一歩として，建物の用途分類に焦点を当てる．

１.１　既存研究

オープンデータを活用した建物用途の推定に関する試みは，既にいくつかの研究が報告されている．例えば，Daniel et al. (2023) は OpenStreetMap（OSM）の建物形状のみを用いて，建物を居住用と非居住用に分類する手法を提案した．また，Fill et al. (2024) は，建物形状に加え，空間的関係性をグラフ構造として組み込むことで，高精度な建物用途分類手法を提案した．しかし，これらの既存研究には共通する課題がある．すなわち，建物用途分類の正解データとして OSM のラベルを利用している点である．OSM の属性情報は信頼性や品質が十分に検証されておらず，教師データとしての妥当性に懸念が残る．

以上のように，建物用途推定に関する研究には一定の蓄積があるものの，日本を対象とした事例はほとんど見られない．また，日本においては基盤地図情報など信頼性とアクセス性に優れたデータセットが整備されている．そのため，これらのデータセットを先行研究で提案され

*　学生会員　東京都市大学総合理工学研究科建築・都市専攻（Tokyo City University）
〒158-0087　東京都世田谷区玉堤１丁目２８－１　E-mail：g2481619@tcu.ac.jp
**　正会員　東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科（Tokyo City University）
〒158-0087 東京都世田谷区玉堤１丁目２８－１ E-mail：akiyamay@tcu.ac.jp
*** 正会員　東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科 准研究員（Tokyo City University）
〒158-0087 東京都世田谷区玉堤１丁目２８－１ E-mail：kmizu@tcu.ac.jp

た方法論と組み合わせることで，より精度の高い建物用途分類の実現が期待される．

１.２　本研究の目的

以上の課題を踏まえ，本研究は，日本における信頼性の高いオープンデータを活用し，建物用途分類の精度向上と応用可能性の拡大を図ることを目的とする．特に，都市の建物ストックの大部分を占める戸建て住宅に着目し，その空間分布を明らかにすることで，インフラ整備の効率化や防災上の強靭性評価など，多角的な都市分析に資する基盤情報の整備を目指す．具体的には，公開されている建物ポリゴンデータと統計情報を活用し，戸建て住宅とそれ以外の建物（以下「非戸建て住宅」）を分類する手法を開発することによって，戸建て住宅の空間分布を把握することを目指す．

2. 研究手法

2.1　研究対象地域と使用したデータ

本研究の対象地域は，広島県全域および埼玉県さいたま市（以下「さいたま市」）全域の 2 地域とした．まず，モデルの学習には，都市的地域と非都市的地域が併存する広島県全域のデータを教師データとして用いた．次に，構築したモデルの汎化性能を検証するための適用先として，広島県から地理的には離れていながら，都市的地域と非都市的地域を併せ持つさいたま市を選定した．

また，本研究で使用したデータの一覧を表 1 に示す．これらは全て無償で入手可能なデータであり，中でも本研究の基盤となる建物データには，都市計画基礎調査の建物利用現況図を用いた．

２.２　教師データの作成

本研究で用いた特徴量を表 2 に示す．これらの特徴量は建物を戸建て住宅と非戸建て住宅に分類するために必要な 24 の変数で構成され，大きく「幾何学的特徴」と「周辺環境特徴」の 2 つのグループに分類できる．幾何学的特徴には，建物ポリゴンの面積，周長，頂点数などが含まれる．周辺環境特徴には，各建物が属する町丁字内の年齢階級別人口割合，居住期間，所得水準などの人口統計情報が含まれる．これらの周辺環境特徴は，市町村単位で集計された 2018 年住宅・土地統計調査と，町丁字単位で集計された 2020 年国勢調査のデータを用いて作成した．

また，本研究の機械学習モデルの構築には，網羅的かつ信頼性の高い教師データ，すなわち個々の建物の真の用途情報が不可欠である．本研究の対象地域である広島県は県全域の都市計画基礎調査の結果を公開している日本国内において数少ない地域である．そこで，同調査で収集・集計された建物用途情報を用い，各建物ポリゴンに戸建て住宅または非戸建て住宅のいずれかの正解ラベルを付与することで，教師データセットを構築した．

表 1. 使用したデータ

利用用途	データ	出典	作成年
建物ポリゴンデータ	都市計画基礎調査	各自治体	2021
年齢階級世帯数	国勢調査	総務省	2020
居住期間別世帯数	国勢調査	総務省	2020
所有形態別世帯数	国勢調査	総務省	2020
収入階級別人口	住宅・土地統計調査	総務省	2018
建物用途別	国勢調査	総務省	2020
POI データ（Point of Interest）	国土数値情報	国土交通省	2020

表 2. 使用した特徴量の概要

区分	特徴量	概要
幾何学的特徴	面積	建物ポリゴンの面積
	矩形度	建物ポリゴンの矩形度
	凸度	建物ポリゴンの凸度
	慣性モーメント	建物ポリゴンの慣性モーメント
	頂点数	建物ポリゴンの頂点数
	異方性指数	建物ポリゴンの異方性指数
	最長軸長	建物ポリゴンの長軸の長さ
	伸長度	建物ポリゴンの伸長度
	向き	建物ポリゴンの向き
周辺環境特徴	年齢階級別世帯割合（3 区分）	年少人口（<18），生産年齢人口（18–65），老年人口（ >65 ）
	居住期間別世帯割合（6 区分）	居住期間別の世帯割合
	世帯収入別世帯割合（9 区分）	世帯収入階級別の世帯割合
	建物用途別建物数（3 区分）	建物用途別の建物数（戸建て住宅，長屋，共同住宅）

２.３　戸建て住宅モデルの構築

本研究で構築する戸建て住宅または非戸建て住宅の分類を行うモデルには，eXtreme Gradient Boosting（以下「XGBoost」）を採用した．XGBoost (Chen and Guestrin., 2016) を選択した理由は以下の通りである．第一に，本研究で使用する教師データには欠損値が一部含まれている．XGBoost は欠損値を含む特徴量から直接学習することができ，我々のデータセットに対して頑健なモデルを

構築することが可能である．第二に，学習速度が非常に速く，モデル構築に必要な計算コストを大幅に削減できる．第三に，XGBoost はツリーベースの手法であるため，データの標準化を必要としない．これは，特徴量の相対的な順序に基づいて分割を行うため，値のスケールや分散の違いに影響されないためである．そのため，データの前処理を大幅に効率化できる．これらの理由から，本研究では XGBoost を分類モデルとして採用した．

また，モデルの性能評価指標には，以下の式(1)で定義される対数損失（Logarithmic Loss: logloss）を採用した．logloss は予測確率と真のラベル（$y_i \in \{0,1\}$）との間の距離を定量化するものであり，N はデータ数を表す．logloss の値が小さいほど，モデルの性能が優れていることを示す．

$$logloss = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i \log(p_i) + (1-y_i)\log(1-p_i) \quad (1)$$

ここで，N はデータ数，y_iは真値，p_iは戸建て住宅である確率をそれぞれ示す．

モデル構築にあたり，まず全データセットを訓練・検証用（70%）とテスト用（30%）のサブセットに分割した．また，ハイパーパラメータを最適化し，汎化性能を向上させるため，訓練/検証用サブセットに層化 K 分割交差検証（Stratified K-Fold Cross-Validation）を適用した．モデルの最適化は，F 値が最大化されることを目的とし，決定木の最大深度，学習率，データインスタンスのサブサンプリング率，特徴量の列サブサンプリング率を最適化した．

２．４　モデルの外挿

本研究で構築した分類モデルを，さいたま市の全建物に適用し，戸建て住宅と非戸建て住宅の分類を行った．ただし，本モデルは町丁字レベルで集計された統計データを特徴量として利用しているため，外挿に際して地域的特性に依存した空間的偏りが生じる可能性がある．その結果，標準的に用いられる予測確率に閾値を適用する分類手法では，個々の建物の形状的特徴よりも地域全体の平均的傾向に予測が引きずられ，推定結果に歪みが生じる恐れがある．この課題に対応するため，本研究では推定された戸建て住宅数を 2020 年の国勢調査における町丁字レベルの統計値に整合させる修正を加えた．具体的には，各町丁字においてモデルが算出した戸建て住宅確率の高い建物から順に選択し，国勢調査に基づく戸建て世帯数に達するまでを戸建て住宅と判定した．この方法により，地域的偏りを補正し，より現実に即した建物用途分布の推定を可能にした．

３．結果

３．１　戸建て住宅モデルの評価

テストデータに対する推定結果を表 3 に示す．全体の正解率は約 86%，F 値は 0.913 であり，本研究で開発した分類モデルが高い精度で戸建て住宅を分類可能であることが示された．

一方で，一部の建物は誤分類されることがわかった．具体的には，2 種類の誤分類が確認された．一つは，面積が小さく形状が単純な非戸建て住宅を戸建て住宅と誤分類するケース（偽陽性）であり，もう一つは，逆に面積が広く形状が複雑な戸建て住宅を非戸建て住宅と誤分類するケース（偽陰性）である．特に前者の偽陽性が本モデルにおける主要な誤差要因であることが示された．この結果は，図 1 の特徴量重要度が示すように，モデルが建物の大きさや形状を，分類を行う上で手がかりとしている一方で，その単純なルールだけでは捉えきれない例外的なケースが存在することを示唆している．

表 3. 戸建て住宅モデルにおける混合行列と評価指標

テストデータ		予測	
		非戸建て住宅	戸建て住宅
真値	非戸建て住宅	32,898	34,416
	戸建て住宅	7,427	218,531
精度			0.857
適合率			0.864
再現率			0.967
F 値			0.913

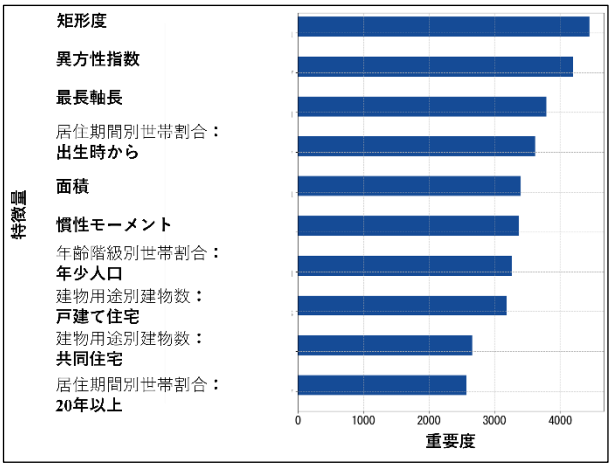


図 1. 戸建て住宅モデルの特徴量重要度

３．２　外挿結果の検証

３．２．１　外挿結果の検証方法

外挿結果の精度を定量的に評価するため，正解データとしてさいたま市の都市計画基礎調査に含まれる建物用途情報を利用した．まず，町丁字単位で外挿結果による戸建て住宅数と都市計画基礎調査による実際の戸建て住宅数をそれぞれ集計した．次に，両者の数値を比較し，平均絶対誤差（MAE），決定係数（R^2），二乗平均平方根誤差（RMSE）を算出した．ただし，検証に用いる都市計画基礎調査の建物用途ラベルには，一部不確実性がある．

例えば，戸建て住宅の敷地内に存在する倉庫などが主たる建物と同じ用途として記録されている場合がある．このようなラベルの不確実性が検証に与える影響を低減するため，戸建て住宅については住生活基本計画における最低居住面積水準を参考に，面積が 25 ㎡以下の建物を検証対象から除外した．

３.２.２　外挿結果の検証

上記の検証方法に基づき，戸建て住宅分類モデルの外挿結果を評価した．その結果，MAE は 24.7，R^2 は 0.99，RMSE は 38.7 という良好な精度が得られた（図 2）．この結果は，本モデルが実際の居住パターンをよく反映しており，他地域においても戸建て住宅の分布を高い精度で再現できる一定の汎化性能を持つことを示している．また，図 3 に外挿結果の具体的な例として，東武野田線七里駅周辺の建物ごとの外挿結果を示す．

ただし，学校や工場の敷地内にある比較的面積が大きい建物を戸建て住宅と誤分類した例も存在する．この問題に対処するためには，各建物の周辺に存在する建物群の平均面積や密度などを特徴量として追加し，建物が属する地域全体の特性をモデルに学習させることで，このような誤差を抑制できるものと期待される．

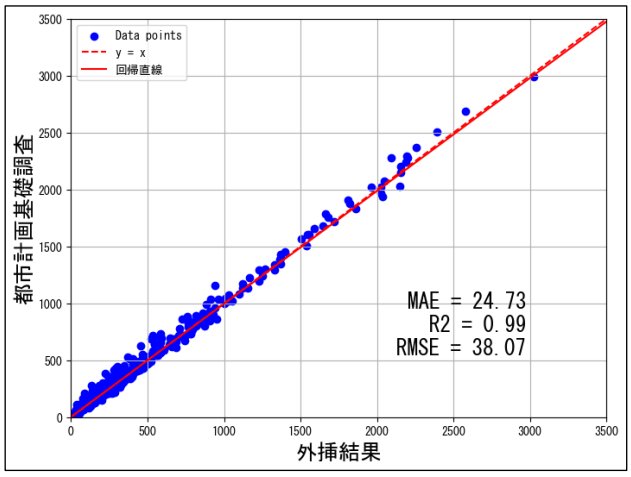


図 2. 外挿結果と都市計画基礎調査の比較

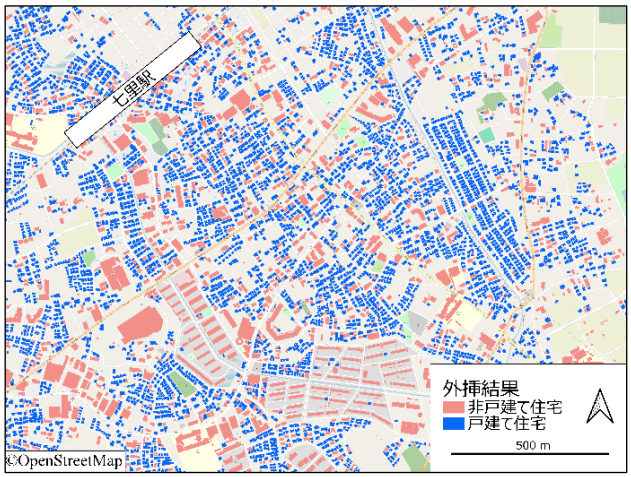


図 3. 七里駅周辺の外挿結果

４．まとめと今後の展望

本研究では，都市計画基礎調査の建物利用現況図に収録された建物ポリゴンデータと統計情報を活用して，建物を戸建て住宅，または非戸建て住宅に分類する手法を開発した．その結果，戸建て住宅の空間分布を高精度に特定することが可能になった．

今後は共同住宅の分布推定技術の開発も行うことで，戸建て住宅と共同住宅を併せた居住用建物の分布を把握する技術の確立を検討している．そこで Fill et al. (2024) によって提案された，建物間の空間的関係を考慮するグラフニューラルネットワーク（GNN）分類器の手法を応用し，日本の地域特性に合わせた用途分類モデルを開発することも検討している．

本研究の最終目標は，詳細な全国規模の建物データベースを構築することである．この目標を達成する上で，我々の方法論の主要な利点は，全国で利用可能なオープンな統計情報と建物ポリゴンデータを活用することで，このデータベースを効率的かつ低コストで構築できることにある．このデータベースの構築には，主要な建物属性（建築年，建物構造，高さ，階数など）を推定し，それらを組み合わせて個々の建物の分布とその用途を推測する作業が含まれる．以上の推定を通じて，個々の建物の詳細な情報を全国規模で統合したオープンな地図データベースの構築を目指す．

謝辞

本研究は、JSPS 科研費（24K00243）の助成を受けて実施した．ここに記して謝意を表す．

参考文献

国土交通省（2023）都市計画情報のデジタル化・オープン化ガイダンス ＜ https://www.mlit.go.jp/toshi/city_plan/content/001618095.pdf ＞ (2025,8,30 閲覧)

Adams, D. S., Moehl, J., Stipek, C., Hauser, T., Lit, P., 2024: SIGHT: Stacked Integration of Geospatial Hierarchical Typologies for Inferring Building Characteristics. 2024 IEEE International Conference on Big Data (Big Data).

Fill, J., Eichelbeck, M., Ebner, M., 2024: Predicting building types and functions at transnational scale.

Chen, T., Gue strin, C., 2016: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 785–794.

総務省統計局（2022）令和 2 年国勢調査 ＜ https://www.stat.go.jp/data/kokusei/2020/index.html ＞ (2025,8,26 閲覧)

総務省統計局（2020）平成 30 年住宅土地統計調査 ＜ https://www.stat.go.jp/data/jyutaku/2018/tyousake.html ＞ (2025,8,26 閲覧)

国土交通省 (2023) 住生活基本計画（全国計画）<https://www.mlit.go.jp/common/001392030.pdf> (2025,8,26 閲覧)

住居表示の付番方法と階層構造の多様化

大場　亨 *

Diversification of the methods of assigning building numbers and the hierarchical structure of address

Tohru OHBA *

Abstract: The address base registry as a common infrastructure for the entire society is expected to contribute to improving convenience for social lives and streamlining government administration. However, it is not easy to standardize addresses used in many fields. We investigate the methods of assigning building numbers by browsing websites of municipalities. Many municipalities assign basic numbers at uneven intervals along streets and cul-de-sacs, contrary to the principle of the Japanese government. The hierarchical structure of the main numbers and sub-numbers of building differs among municipalities. To prevent further diversification, we recommend that the Japanese government standardize the method of assigning building numbers and the hierarchical structure of address.

Keywords: 住所(address), 住居番号 (building number), アドレス・ベース・レジストリ(address base registry), 自治体システム標準化 (standardization of information systems among local governments)

１．はじめに

住所は，多くの分野で管理されている．行政では，住民登録，健康保険，年金，運転免許，課税，登記等に用いられ，民間では，銀行口座，保険，電力，ガス，電話，各種店舗や診療所等の顧客管理等に用いられている．それゆえ，社会全体の共通基盤としての住所情報の整備は，行政の効率化や国民生活の利便性の向上に資するとされ，政府の公的基礎情報データベース(ベース・レジストリ)の一つに位置付けられている(デジタル庁, 2023)．

住所には，地番と住居表示がある．地番とは，登記所が一筆の土地毎に付する番号である．分筆や合筆が繰り返されると，土地の配列の順に地番が並んでいない状態になる．一方，住居表示とは，道路，鉄道，河川等に基づいて市町村が付ける住居番号によって，住所を表示する方法である．自治大臣(1963)が告示した「街区方式による住居表示の実施基準」(以下「実施基準」という)では，住居表示に階層構造を設けている．町を４から５の丁目に区分すること，さらに，数個の街区をもって町を構成すること，街区の境界線に一定間隔の基礎番号を設け，これをもって建物の住居番号を定めることとされた．

街区方式による住居番号の代表的な付け方を図１に示す．街区を形成する道路に沿って，一定間隔(10m または 15m とする市区町村が多い)で基礎番号を付ける．建物の主要な出入口が接している基礎番号を，その建物の住居番号にする．街区に付けられた街区符号に番を，建物に付けられた住居番号に号を付けて住所を表す．こうして，街区の境界線とした道路等に沿って，住居番号が順に並ぶように設計された．

1962 年の住居表示に関する法律の施行時には，町の区域や名称を合理化することが強く打ち出されていたが，1967 年の改正では従来の町の区域や名称を尊重することとされた(高砂, 1985)．鳴海・平岡(1977)や鳴海(1990)は，住居表示システムが一つの都市として見ず，町(字)の集合体して見ていることのわかりにくさを指摘している．道路等の軸線に沿って番号を振る諸外国の方法と比べて，図面上で能率よく識別できるように番号を振る方法を採った日本の住居表示システムは，訪問者にとって番号の

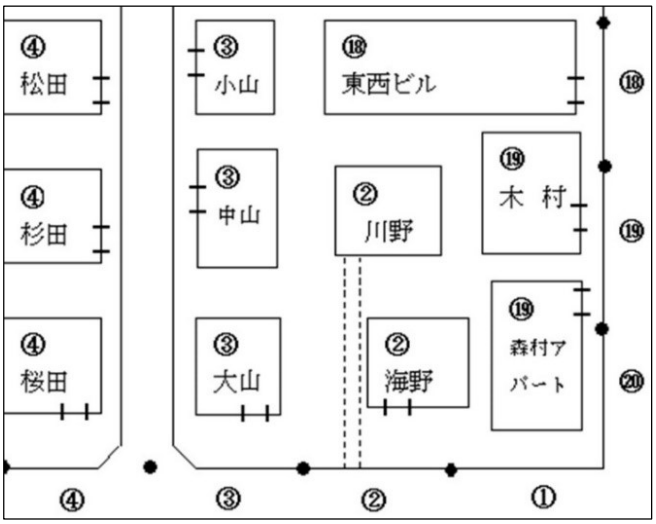


図 1 街区方式による住居番号の代表的な付け方

* 正会員　株式会社パスコ（G-Space DX Promotion Department, Pasco Corporation）
〒153-0064 東京都目黒区下目黒 1-7-1　E-mail: taobro6361@pasco.co.jp

前後関係を認識しにくいと，森田(1980)は述べている．

従来の町の区域を尊重することになったため，大字と小字の区分方法が市区町村によって異なることになった．たとえば，「大字○○子字××」を，「○○1 丁目」のように子字を丁目に変更して「××」の名称を消滅させた例がある一方で，「○○××町」のように子字の名称を大字の名称の一部にして残したため，丁目が存在しない例がある．このような市区町村による住所の階層構造の相違に対処するため，デジタル庁は町字マスターデータセットを作成し，同庁の Web サイトで公開している(デジタル庁, 2024a)．2024 年度にはこのデータが自治体の情報と突合された．2025 年度から運用が開始される自治体の住民基本台帳や固定資産税等の標準化準拠システムでは，町字マスターデータセットで規定された町字 ID のコード値を設定することになっている(デジタル庁，2022)．

実施基準は，街区方式による住居表示のしかたの標準を「○町○番○号」とし，その略記を「○町○－○」の例によることとした．また，横書きの住民票では，「○丁目」の○をアラビア数字により記載して差し支えないこととされた(法務省民事局長， 1963)．これらのため，行政機関では，住所の記載が標準であるものと略記であるもの，丁目の記載が漢数字であるものとアラビア数字であるものがある．すなわち，「一丁目 2 番 3 号」の表記として「1 丁目 2 番 3 号」，「一丁目 2−3」や「1 丁目 2−3」が行政機関で用いられている．さらに，民間では，この表記として「1−2−3」も広く用いられている．このばらつきは，「表記の揺れ」と言われる．相良(2003)は，東京大学空間情報科学センターの CSV アドレスマッチングサービスにアップロードされた住所表記について，上位住所の要素の省略，詳細地名の略記，アラビア数字による代用，異体字の使用等の表記の揺れがあると報告している．

町字マスターデータセットは，町字名までの表記の揺れへの対策にもなる．これら相良(2003)によって報告された問題は，デジタル庁が規定する町字 ID の使用や，アドレスマッチンサービス等のサーバー内の住所とアップロードされた住所を照合するアルゴリズム(相良・有川, 2000; デジタル庁,2024b)によって，かなりの改善が図られよう．

しかし，町字よりも下位の基礎番号や住居番号で，新たな多様化が進んでいる．すなわち，不均一間隔での基礎番号の付番，街区を形成しているのではない袋小路等を基礎にした住居番号の付番や，住居番号の枝番の創設などである．本稿は，デジタル庁の対処の想定の範囲外で新たな住所の多様化が進んでいることを指摘し，これに政府が対処すべきことを提言する．

２．街区方式による住居番号の付け方と問題の所在

住居表示には，街区方式と道路方式がある（住居表示に関する法律第 2 条）．このうち道路方式は，北海道浦河郡浦河町や山形県東根市の一部で用いられているにすぎないため，本稿では街区方式を対象とする．

図 1 では，同じ基礎番号 2 に接して出入口がある 2 棟の建物に，同じ住居番号 2 が付けられる．また，袋小路に接して出入口があるすべての建物に，住居番号 3 が付けられている．こうして，土地の細分化が進むほど，また，袋小路が築造されるほど，同一の住居番号が多くの建物に付けられる．表札を出さない人が多くなったこともあって，同じ住居番号の建物への郵便物の誤配や不達等の問題が発生している(1)．

３． 市区町村による基礎番号の付け方の多様化

この同一住居番号・複数建物問題に対処するため，市区町村は，実施基準に明示されていない基礎番号の付け方を考案し，住居番号に枝番を設けるようになっている．本章では，このうち基礎番号の付け方の多様化について考察する．

国土地理院の Web サイト電子国土基本図（地名情報）



a 不均一な間隔
志木市本町五丁目 15 番

b 袋小路への基礎番号の設置
昭島市宮沢町一丁目 3 番

c 左記 a と b の組み合わせ
福島市野田町一丁目 6 番

図 2　街区方式による住居表示の実施基準に則さない基礎番号　　出典:国土地理院（2011）

「住居表示住所」(国土地理院, 2011)によって各街区の基礎番号の付け方を調査した．街区を形成する道路に沿って一定間隔で基礎番号を付ける実施基準に則さない例の一つに, 不均一な間隔での基礎番号の付番がある(図 2a)．現実に存在する建物の位置にあわせて，基礎番号の間隔を調整することで，各建物に固有の住居番号が付くようにしていると思われる．

実施基準に則さないもう一つの例に，袋小路にも基礎番号を付番する市町村がある(図 2b)．これも，各建物に固有の住居番号を付番するためと思われる．不均一な間隔の基礎番号と袋小路への基礎番号の付番とを併用する例も見られる(図 2c)．

４．住居番号の枝番の付番とその多様化

住居表示に関する法律及び実施基準が明示的に規定しているのは，住居番号までである．一方，多くの市区町村が住居番号に加えて，その枝番を付番している．その枝番の付番方法や表示方法を，各市区町村の Web サイトで調査した．その結果，枝番の呼び方は，枝番，枝番号，補助番号，支号など様々であった．

住居表示に関する法律及び実施基準に規定がない枝番を根拠づけるため，枝番を住居番号の一部であると位置づける市区町村と，住居番号でなく「○○様方」のような住民票上の方書であると位置づける市区町村がある．たとえば，武蔵野市(2024)は，「補助番号の付定・廃止の届出をした場合は，住民票の住所も補助番号が付定・廃止されます」としており，枝番を住所の一部であるとしている．一方，練馬区(2019)は，「区長は，補助番号を付定した建物の居住者の住民票の方書欄に補助番号を記載するものとする」としている．渋谷区(2023)は，「住民票に補助番号の記載を希望する場合については，希望者の申請に基づき，方書に記載することとします」として，枝番を方書と位置づけるとともに，住民票への記載を住民の任意にしている．このように，枝番に関して住居番号と方書の間の階層構造が市区町村によって異なっている．この相異から，8 号という住居番号の建物に枝番 1 を付けたとき，枝番を住居番号の一部であると位置づける市区町村の住民票では「8−1 号」と，方書であると位置づける市区町村の住民票では「8 号 1」「8 号−1」等と，住所が表示される．

枝番の付け方にも，少なくとも次の 4 種類があること

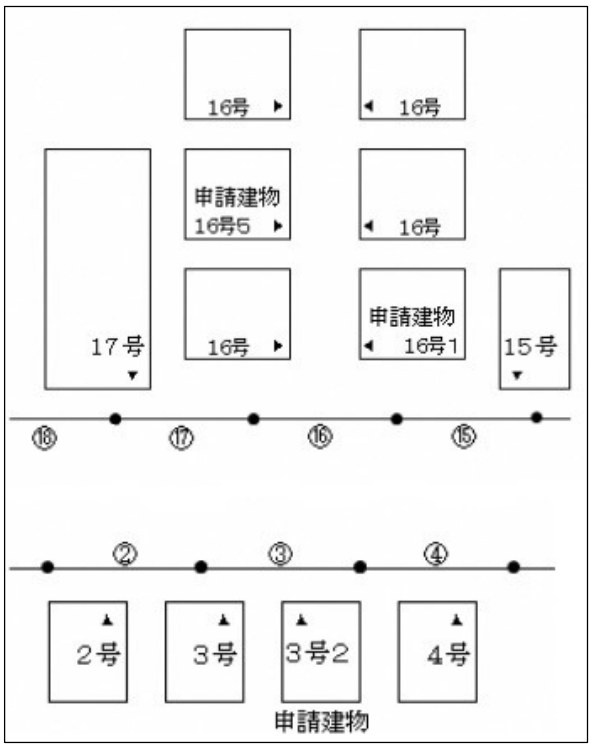


図 3 方法(1)　出典: ふじみ野市(2022)

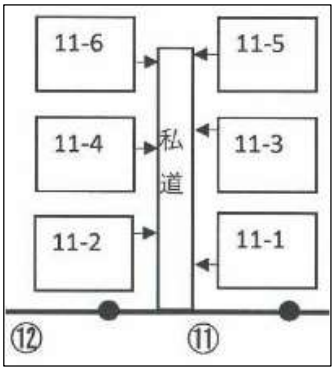


図 4 方法(2)
出典: 習志野市(2024)

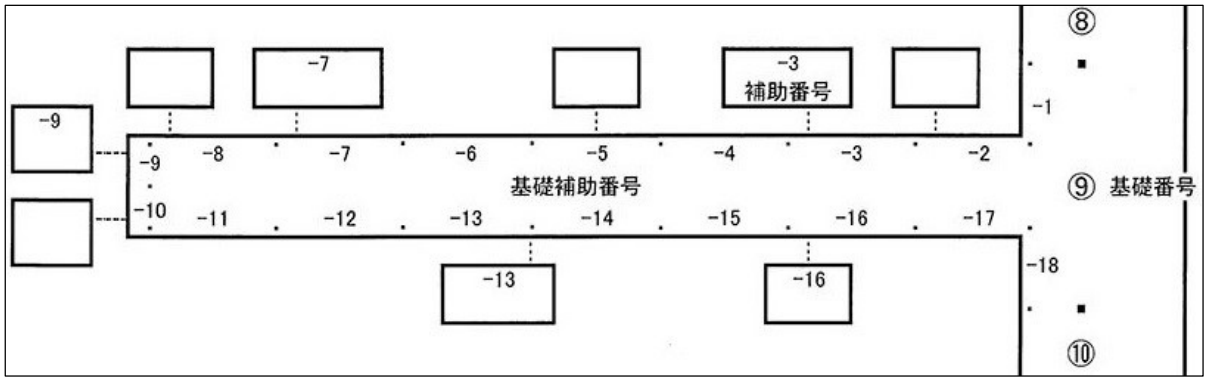


図 5 方法(3)　　出典: 練馬区(2019)

が判明した.

(1) 街区を形成する道路に付けた基礎番号と同じ方向に, 住居番号に枝番を付番する例がある(図 3). 宇都宮市, さいたま市, 川口市, 和光市, ふじみ野市, 千葉市, 八千代市, 我孫子市, 相模原市, 大磯町, 三島市, 藤枝市, 名古屋市, 四日市市, 泉佐野市, 尼崎市, 芦屋市, 広島市, 下関市, 多度津町, 松山市, 今治市で, この方式の採用が確認された.

(2) 道路側から順に枝番を付ける例がある(図 4). 山形市, 習志野市, 和歌山市で, この方式の採用が確認された.

(3) 基礎番号の間に一定間隔の基礎補助番号を設け, 建物の出入口が接する基礎補助番号をその建物の枝番にする例がある(図 5). 寒河江市, 幸手市, 中野区, 豊島区, 板橋区, 練馬区, 富田林市で, この方式の採用が確認された.

(4) 建物の位置にかかわらず, 申請順に枝番を付ける例がある. 武蔵野市, 三鷹市, 高松市で, この方式の採用が確認された.

5. おわりに

土地の細分化が進行し, 表札を掲示しない人が増えて, 同一住居番号・複数建物の問題が生じるようになった. これに対して, 袋小路に基礎番号を付ける市区町村や, 住居番号に枝番を付ける市区町村がある. しかし, 目的地の街区の基礎番号の付け方, 袋小路での住居番号の枝番の有無やその並び順の種類を知らなければ, 住所から建物の位置を訪問者が探し当てることは難しい.

住居表示に関する法律及び実施基準に明示されていない枝番を根拠づけるため, 枝番を住居番号の一部とする市区町村と, 方書とする市区町村がある. つまり, 住居番号, 枝番, 方書の階層構造の考え方が市区町村によって異なる. これに対して, 町字マスターデータセットは, 街区符号より下位の階層構造や表記の揺れへの対策にはならない. このような階層構造の市区町村による相違は, 住民登録の手続の標準化の妨げになる恐れがある.

住居表示の多様化は, 住所を扱う情報システムのアルゴリズムやデータを複雑にする. これにより, 社会の共通基盤としての住所情報の整備が遅れることになりかねない.

枝番の付番は, 土地を細分化しての建物の新築や, 新たな袋小路の築造に伴うことが多い. このような枝番の付番は, 尊重すべき歴史ある町字の名称とは関係がない. それゆえ, 枝番の付番方法をも市区町村に一任する理由はない. 政府や都道府県が, 現状にあった標準的な住居表示の方法を市区町村に示し, 多様化の進行を押し止めることを提言する.

補注

(1) 複数の建物が同じ住居表示であるために郵便の誤配が生じていることを Web サイトで明記している市町村が多い. 青森市, 北上市, 山形市, 川口市, 春日部市, 狭山市, 和光市, 富士見市, 杉並区, 大和市, 岡谷市, 藤枝市, 四日市市, 多度津町など.

参考文献

鳴海邦碩(1990) 住居表示に現れた形. 朝日選書 398『都市・集まって住む形』, 朝日新聞社, 57-65.

国土地理院(2011) 電子国土基本図（地名情報）「住居表示住所」閲覧サービス. https://saigai.gsi. go. jp/jusho/view/index.html, 2025/5/3 閲覧.

相良 毅(2003) 日本の住所体系と住所表記に関する調査. 「日本地理学会発表要旨集」, **63**, 95.

相良 毅・有川正俊(2000) 日本の住所体系に適した分散アドレスマッチングサービス. 「地理情報システム学会講演論文集」, **9**, 183-186.

自治大臣(1963) 街区方式による住居表示の実施基準. 昭和 38 年 7 月 30 日自治省告示第 117 号.

渋谷区(2023) 補助番号プレート制度. https://www.city.shibuya.tokyo.jp/kankyo/kenchiku/kenchiku-tetsuzuki/jyukyohyouji_hojyobango.html, 2025/5/3 閲覧.

高砂清彦(1985) 住居表示に関する法律の一部改正について. 「地方自治」, **455**, 54-65.

デジタル庁(2022) 地方公共団体情報システム データ要件・連携要件 標準仕様書.

デジタル庁(2023) ベース・レジストリの指定について. 令和 5 年 7 月 7 日デジタル庁告示第 12 号.

デジタル庁(2024a) レジストリカタログ. https://catalog.registries.digital.go.jp/rc/dataset/, 2025/7/1 閲覧.

デジタル庁(2024b) abr-geocoder. https://lp.geocoder.address-br.digital.go.jp/, 2025/5/3 閲覧.

習志野市(2024) 同じ住居番号（住所）を避けるため枝番号がつけられます. https://www.city.narashino.lg.jp/soshiki/somu/gyomu/jutaku/edabangou.html, 2025/5/3 閲覧.

鳴海邦碩・平岡博(1977) 住居表示システムからみた都市空間認識の比較論的考察.「日本建築学会学術講演梗概集」, 計画系 (52), 1413-1414.

練馬区(2019) 練馬区住居表示に係る補助番号付定要綱.

ふじみ野市(2022) 住居表示地域において同一の住居番号(住所)でお困りの方へ. https://www.city. fujimino.saitama.jp/soshikiichiran/shiminka/shiminkakari/2311.html, 2025/5/3 閲覧.

法務省民事局長(1963) 住居表示実施に伴う住民票の住所本籍欄の記載について. 昭和 38 年 7 月 9 日民事甲第 1974 号民事局長回答.

武蔵野市(2024) 住居表示補助番号(近隣と同じ住所でお困りのかたへ). https://www.city.musashino.lg.jp/kurashi_tetsuzuki/todokede_shomei/jukyohyoji/1032734.html, 2025/5/3 閲覧.

森田 喬(1980) 都市の空間秩序とその記号化の問題. 「日本都市計画学会学術研究発表会論文集」, **15**, 313-318.