

# 賃貸住宅市場の局所的な地理的分割の実態把握 — 渋谷区を対象に —

石山 里穂子<sup>1</sup>・井上 亮<sup>2</sup>・杉浦 綾子<sup>3</sup>

<sup>1</sup>学生会員 東北大学博士前期課程 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻  
(〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)  
E-mail: rihoko.ishiyama.r5@dc.tohoku.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東北大学准教授 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻  
(〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)  
E-mail: rinoue@tohoku.ac.jp

<sup>3</sup>非会員 株式会社フロネシス  
(〒105-0003 東京都港区西新橋1丁目14-9)  
E-mail: a.sugiura@phronesis.link

不動産価格の形成要因やその評価は地域により異なるとされ、不動産市場は地理的に分割されていると考えられている。その地域の大きさは様々で、区や鉄道沿線などの比較的大きい区分から、駅勢圏や町丁目などの比較的小さい区分が考えられる。本研究は、町丁目よりもさらに細かい区分として街区を考え、より詳細な地理的区分を把握することを目的に、街区を最小単位とした地域別のパラメータを設定した賃料モデルに対し、スパースモデリング(Generalized fused lasso)による変数選択を通じた分析を提案した。渋谷区を対象とした分析から、同一の町丁目内でも異なった賃料形成が行われていることを明らかにし、局所的な地理的市場分割の実態を把握することができた。

**Key Words:** housing rental market, geographical segmentations, sparse modeling, Generalized fused lasso, Shibuya Ward

## 1. はじめに

不動産市場は、需要層や地区特性、物件種別・属性などの違いにより複雑に細分化され、各市場で異なる価格形成が行われている。その実態把握は、ある地域の不動産市場構造を理解する上で重要である。この分析アプローチの一つは、物件位置に着目して不動産価格形成要因およびその影響が共通である地域を抽出する分析である。

同一の都市圏内でも、不動産価格形成要因に対する評価が地域により異なることはよく知られている。例えば、都心居住を指向する人々は交通利便性や都市が提供する様々なサービスを受けられる生活環境を重視するのに対し、郊外居住を指向する人々はより広い住宅や自然環境への近接性などを重視する傾向にあると考えられる。物件の環境要因から生じる各地域の不動産市場に参加する需要層の違いは、各地域の物件属性に対する評価の違いに反映され、地理的な市場細分化を産む。

また、住宅地として人気の自治体や鉄道路線・鉄道駅、高級住宅地を表すブランドと認識されている町丁目などが存在する。それらの地域・地区では、その人気故により高品質な物件が供給され、高い価格が形成される。

このように、様々な要因によって生じる不動産市場の細分化の多くは、地理的な位置と関連して生じている。地理的細分化の実態を実務者は経験的に把握し、地域別の不動産情報提供や、各物件の評価などに反映している。また、研究者は、細分化の定量的な把握やその成因の分析に大きな関心を寄せており、これまでに多くの研究がなされてきた（例えば、Bourassa *et al.*<sup>1)</sup>, Goodman and Thibodeau<sup>2)</sup>, Islam and Asami<sup>3)</sup>, 黒田ら<sup>4)</sup>, 井上ら<sup>5)</sup>など）。

特に、井上ら<sup>4)</sup>は、東京都区部の賃貸住宅市場を対象に区や鉄道沿線、駅勢圏、町丁目といった、スケールの異なる様々な空間領域単位を考慮し、階層的に地理的市場分割実態の把握を試みている。しかし、井上ら<sup>1)</sup>では、地域の最小単位を町丁目としているが、同一の町丁目内

でも、価格形成は異なる可能性がある。とりわけ、都心区では、価格形成が複雑であると考えられ、局所的な市場分割が生じていると予想される。そこで、本研究では、より細かい地域単位を考え、局所的な地理的市場分割の実態に着目する。しかし、局所的な影響を考慮するには、既公開の不動産価格情報ではその把握に限界を有する。地価公示や地価調査の公開件数は必ずしも多くないため、町丁目やそれよりも小さい地域を対象とする分析には十分な空間解像度とはいえない。一方、平成 18 年から公開されている不動産取引価格については、件数は公示地価よりも多いものの、取引事例は空間上で均等には分布しない上、取引当事者間の個別事情などが反映された比較が難しいという特徴を有する。そこで、本研究では、賃貸住宅市場に目を向ける。賃貸住宅市場は、売買市場よりもはるかに多くの物件が取引されており、多数の市場参加者が関わる中で取引が成立しているため、価格形成の透明性が高い。さらに、面積や間取りなど物件の属性が規格化されているため、集合住宅の賃料は分析が比較的容易であるという利点がある。

以上を踏まえ、本研究は、渋谷区を対象に、マンションの賃料データに基づいて、不動産市場の局所的な地理的細分化の実態把握を行う。局所的な価格形成の違いを分析するため、地域の最小単位を街区に設定する。その上で、地域別の価格形成を表現する大量のパラメータを導入した賃料モデルを設定し、Generalized fused lasso を用いた変数選択を通して、賃貸マンション市場における賃料形成の局所的な差異の把握を目指した分析を行う。

以下に、本論文の構成を示す。第 2 章では、本研究の分析アプローチについて説明する。第 3 章では、実際に渋谷区の賃貸マンションデータを用いた分析を行い、賃貸住宅市場の局所的な賃料形成の差異について考察する。最後に第 4 章では、本研究の成果を整理し、展望を記す。

## 2. 分析アプローチ

本研究は、スパースモデリングの手法の 1 つである Generalized fused lasso<sup>6)</sup>を用いた分析を提案する。スパースモデリングとは、大量のパラメータ候補から、必要な少数のパラメータを選択する操作を、制約付き最適化問題で表して解く手法である。lasso<sup>7)</sup>は回帰モデルの損失関数にパラメータの  $L_1$  正則化項を加えた正則化損失関数を最小化する方法で、次の最適化問題として定式化される。

$$\min_{\beta} \left[ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_1 \right] \quad (1)$$

ただし、 $m \times 1$  の被説明変数ベクトルを  $\mathbf{y}$ 、 $n \times k$  の説明変数行列を  $\mathbf{X}$ 、 $k \times 1$  のパラメータベクトルを  $\beta$  とし、 $\lambda$  は正

則化パラメータである。lasso では、パラメータの多くが 0 に推定されやすく、効率的に、多数の説明変数の中から、少数の必要なものを取り出すことのできる

Generalized fused lasso は lasso を拡張し、パラメータだけではなく、任意の隣接関係に基づくパラメータ間の差に関する  $L_1$  正則化項も加えた損失関数を最小化する方法で、次の最適化問題として定式化される。

$$\min_{\beta} \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left( y_i - \sum_{j=1}^k \beta_j x_i^{(j)} \right)^2 + \lambda \sum_{(m,n) \in E} |\beta_m - \beta_n| + \gamma \lambda \sum_{j=1}^k |\beta_j| \right] \quad (2)$$

ただし、 $y_i, x_i^{(j)}, \beta_j$  を、それぞれ前出の  $\mathbf{y}, \mathbf{X}, \beta$  の各成分とし、 $E$  は、設定する隣接関係に対応した各成分の組み合わせを表す集合である。また、 $\gamma$  は 0 以上の定数で、2 つの正則化項間の重みを表す正則化パラメータである。

Generalized fused lasso では、パラメータだけではなく、パラメータ間の差も 0 に推定されやすい。そこで、隣接地域のパラメータ内に  $L_1$  正則化項を設け、共通のパラメータを推定することで、地域区分の推定を行うなど、地理的分析への応用もされている (例えば、Wang and Rodríguez<sup>8)</sup>, Choi et al.<sup>9)</sup> など)。

本研究は、局所的な価格形成の違いを分析するため、地域の最小単位を街区に設定する。そのうえで、地域別の価格形成を表現する大量のパラメータを導入した賃料モデルを設定し、賃料に影響を与える変数を選択する問題を考える。さらに、街区に関して共通のパラメータが推定される領域を抽出する分析アプローチを取る。

なお、正則化パラメータの与え方については、モデル選択方法と捉えることができる。交差検証法が一般的に用いられているが (例えば、Tibshirani<sup>7)</sup>)、本分析のように大量のパラメータを設定する場合、計算時間の増大などの問題が生じる。その他、AIC や BIC などの情報量基準が用いられる場合もあるが、罰則項付きの最適化問題に対し、AIC や BIC を直接適用できるかは定かではない (例えば、Francis et al.<sup>10)</sup>, 川野ら<sup>11)</sup> など)。そこで、本研究では、Generalized fused lasso によって選択された変数を用いて再度 OLS 推定を行い、AIC が最小となるモデルを選択するアプローチをとる。

## 3. 渋谷区を対象とした分析

本章では、渋谷区の賃貸マンション市場における局所的な地理的市場分割に着目し、Generalized fused lasso を用いた分析を示す。

本分析では、局所的な価格形成の差異を分析するため、街区に注目し、街区よりも大きな地域における賃料形成の違いについては、駅勢圏、町丁目を考え、これらをダミー変数で表現する。そのほかの物件属性は、経過年数、

専有面積、最寄り駅までの徒歩時間、所在階数、部屋数の数値属性 5 つを設定する。

(1) 使用データ

アットホーム株式会社が収集した、2015・2016 年の渋谷区のマンションの募集賃料データの一部を用いる。

管理費・共益費を含む実質賃料を専有面積で割った 1 平方メートル当たりの賃料を分析対象とする。なお、以後、賃料単価と記す。また、築年・築月とデータの最終更新日から算出した経過年数と、住所から抽出した街区名、町丁目名、専有面積、最寄り駅名、最寄り駅までの徒歩時間、所在階層、部屋数を分析に使用する。なお、高層マンションでは、設備等の違いにより、低層マンションとは異なる賃料形成が行われていると見込まれたため、本分析では、地上階層 15 階以下の建物の部屋を対象とする。その中から、上記データ項目に欠損があるデータを除いた 12,433 件を分析に用いる。

また、ダミー変数は下記の通り設定した。駅勢圏ダミーと町丁目ダミーは、それぞれ平均賃料単価が中央値となる代々木駅と神泉町を基準として、ダミー変数を設定した。街区ダミーについては、広尾 4 丁目 1 と町丁目ダミーの広尾 4 丁目 1 が、同じ変数を表すため、広尾 4 丁目 1 を除外し、これを基準とした。

使用データの概要を表-1、表-2 に示す。

(2) 分析モデル

分析では、賃料単価の対数を被説明変数、経過年数の対数、専有面積、最寄り駅までの徒歩時間、所在階層、部屋数の数値属性と駅勢圏ダミー、町丁目ダミー、街区ダミーを説明変数とした賃料モデルで分析する。なお、数値属性は、平均 0・分散 1 に標準化した値を用いる。A を数値属性 5 つのパラメータの集合、station を駅勢圏の集合 (30 駅)、cho を町丁目の集合 (76 町丁目)、block を街区の集合 (1934 街区) と表し、 $\beta_0$  を定数項、 $\beta_a$  を数値属

性 5 つの推定パラメータ、 $\beta^{station}_s$  を駅勢圏ダミー s のパラメータ、 $\beta^{cho}_c$  を町丁目ダミー c のパラメータ、 $\beta^{block}_b$  を街区ダミー b のパラメータと表すと、賃料モデルは式(3)で表せる。

$$y_i = \beta_0 + \sum_{a \in A} \beta_a^a x_{ia} + \sum_{s \in station} \beta_s^{station} d_{is}^{station} + \sum_{c \in cho} \beta_c^{cho} d_{ic}^{cho} + \sum_{b \in block} \beta_b^{block} d_{ib}^{block} + \varepsilon_i \quad (3)$$

Trans を賃貸物件の集合、Neighbor\_block を同じ町丁目における隣接街区の組み合わせ 3271 組の集合、正則化パラメータを  $\lambda, \gamma$  とすると、Generalized fused lasso に基づくパラメータ推定を表す最適化問題は式(4)と書ける。なお、街区の隣接関係については、街区内の代表点を基準にボロノイ図を作成し、このボロノイ図の隣接関係を用いる。

$$\min_{\beta} \left[ \frac{1}{2} \sum_{i \in Trans} \left( y_i - \sum_{p \in P} \beta_p x_{ip} \right)^2 + \lambda \sum_{(m,n) \in Neighbor_{block}} \left| \beta_m^{block} - \beta_n^{block} \right| + \gamma \lambda \sum_{p \in P} \left| \beta_p \right| \right] \quad (4)$$

第 2 項は、街区ダミーについて、隣接街区とのパラメータの差に対する制約を課す。また、第 4 項は、すべてのパラメータの絶対値に関する制約を課しており、第 2・3 項との重み付けを正則化パラメータ  $\gamma$  で行う。

正則化パラメータ  $\lambda, \gamma$  の両方を変化させ、各値で選択された変数を用いて再度 OLS 推定を行い、AIC 最小となるモデルを探索する。n を標本数、 $S_e$  を残差 2 乗和、p をパラメータ数とし、線形回帰モデルの誤差項が正規分布に従うとした場合、AIC は式(5)と書ける。

$$AIC = n \left\{ \log \left( \frac{2\pi S_e}{n} + 1 \right) \right\} + 2p \quad (5)$$

(3) 分析結果

本分析では、 $\gamma$  に関する、0.1、1、10 の 3 通りの設定に

表-1 使用データ 被説明変数と数値属性

変数	平均値	標準偏差	最大値	最小値
賃料単価(円/m <sup>2</sup> )	3948.61	789.99	6969.23	1314.29
経過年数(年)	21.88	13.26	63.50	0
専有面積(m <sup>2</sup> )	39.48	27.42	440	10
最寄り駅までの徒歩時間(分)	6.01	2.94	29	1
所在階層(階)	4.15	3.11	33	1
部屋数(室)	1.29	0.60	6	1

表-2 使用データ ダミー変数

ダミー変数	対象	個数
駅勢圏ダミー	賃貸取引物件が存在したすべての駅勢圏 ※基準駅勢圏：代々木駅	30
町丁目ダミー	賃貸取引物件が存在したすべての町丁目 ※基準町丁目：神泉町	76
街区ダミー	賃貸取引物件が存在したすべての街区 ※基準街区：広尾 4 丁目 1	1,934

対して推定を行った。 $\gamma=1$ 、パラメータ数 1008 の時に、選択された変数を用いて再度 OLS 推定を行ったところ、AIC が最小となった。以下では、この時の OLS 推定結果を用いる。

この時、自由度調整済み決定係数は 0.694 であった。この結果は価格形成が多様で、説明力のあるモデルの構築が難しいとされる渋谷区を対象に、一定の説明力と予測性能の両方を備えたモデルを構築できたとと言える。次に、推定結果の詳細を以下に示す。まず、推定されたパラメータ数を表-3 に示す。Generalized fused lasso によって、約 37% の街区ダミーに関して、パラメータが 0 に推定され、また、多数の隣接する街区で共通のパラメータ推定値が得られた。

街区ダミーと町丁目ダミーのパラメータ推定値を足し合わせたものと駅勢圏ダミーのパラメータ推定結果を用いて、賃料形成の地域性を表したものを図-1 に示す。これより、駅勢圏と街区及び町丁目の評価が、渋谷区内で概ね東西方向で異なることが分かる。特に代官山や恵比寿といった人気のある地域が高い評価を得ていることが分かる。

次に、街区ダミーのパラメータ推定値を用いて、局所的な賃料形成の違いを抽出したものを図-2 に表す。これより、同一の町丁目内でも、パラメータ値のばらつき、局所的な差異が生じていることが分かる。

さらに、松涛 1 丁目と東 1 丁目及び東 2 丁目の街区ダミーのパラメータ値に注目し、これらを図-3、図-4 に表す。なお、濃い青線は共通のパラメータとして推定された範囲を表し、凡例は図-5 に準ずる。図-3 より、松涛 1 丁目において、賃料水準の違いが、町丁目の内側と外側で生じていることが分かる。特に、南側の比較的人通りの多い道路に面した街区の評価が低く、内側の街区ほど評価が高い。また、共通のパラメータが推定された範囲から、複数の隣接街区がまとまって、局所的な賃料水準の違いを生んでいることが分かる。一方、図-4 より、東 1 丁目と東 2 丁目内を走る幹線道路に沿うようにして、パラメータが負に推定されていることが分かる。さらに、共通のパラメータが推定された範囲を見ると、幹線道路

沿いで、同一の評価がなされ、賃料水準が同じ地域が局所的に存在していることが分かる。このように、同一の町丁目内でも、面する道路の特徴などにより、局所的な賃料形成の差異が生じていると考えられる。

以上より、本研究で提案した、街区を地区の最小単位とした大量の地区ダミーを設定したモデルに対して、地区の隣接関係に基づく制約を課した上で、Generalized fused lasso を用いて分析するアプローチによって、説明力と予測性能の両方を備えた賃料モデルの構築が可能であるとともに、賃貸マンション市場の局所的な地理的市場分割の実態を把握できる可能性が確認された。

#### 4. おわりに

本研究では、件数が多く形成過程に透明性が高い住宅賃料を用いて、局所的に分割された賃料形成を表現できるように、街区を地区の最小単位とした地域別のパラメータを設定した賃料モデルに対し、Generalized fused lasso による変数選択を通して、賃貸住宅市場における局所的な地理的市場分割実態の把握を目的とした分析を行った。地区の隣接関係に基づく制約を課した上で、Generalized fused lasso を用いて分析するアプローチによって、パラメータが共通の値や 0 に推定され、同一の町丁目内でも、局所的に価格形成が異なる実態を把握することができた。さらに、一般に渋谷区などの都心区では、価格形成が複雑であり、説明力のあるモデルを構築することは難しいと考えられているが、渋谷区を対象とした本分析においては、説明力と予測性能の両方の観点から、良いモデルを構築することができたとと言える。本分析アプローチによって、説明力と予測性能、及び解釈のし易さの 3 点を備えた賃料モデルの構築が可能であることが示された。

今後の課題として、本研究では正則化パラメータを AIC を用いて決定したが、今後もさらなる検討が必要である。また、渋谷区だけではなく、他の都心区も対象とした分析を進め、時系列分析と合わせて、これらを将来の展望とする。

表-3 推定されたパラメータ数

説明変数	パラメータ数			
	設定	0以外に推定	共通の推定値	0に推定
数値属性	5	5		0
駅勢圏ダミー	30	28		2
町丁目ダミー	76	72		4
街区ダミー	1934	1221	187	713



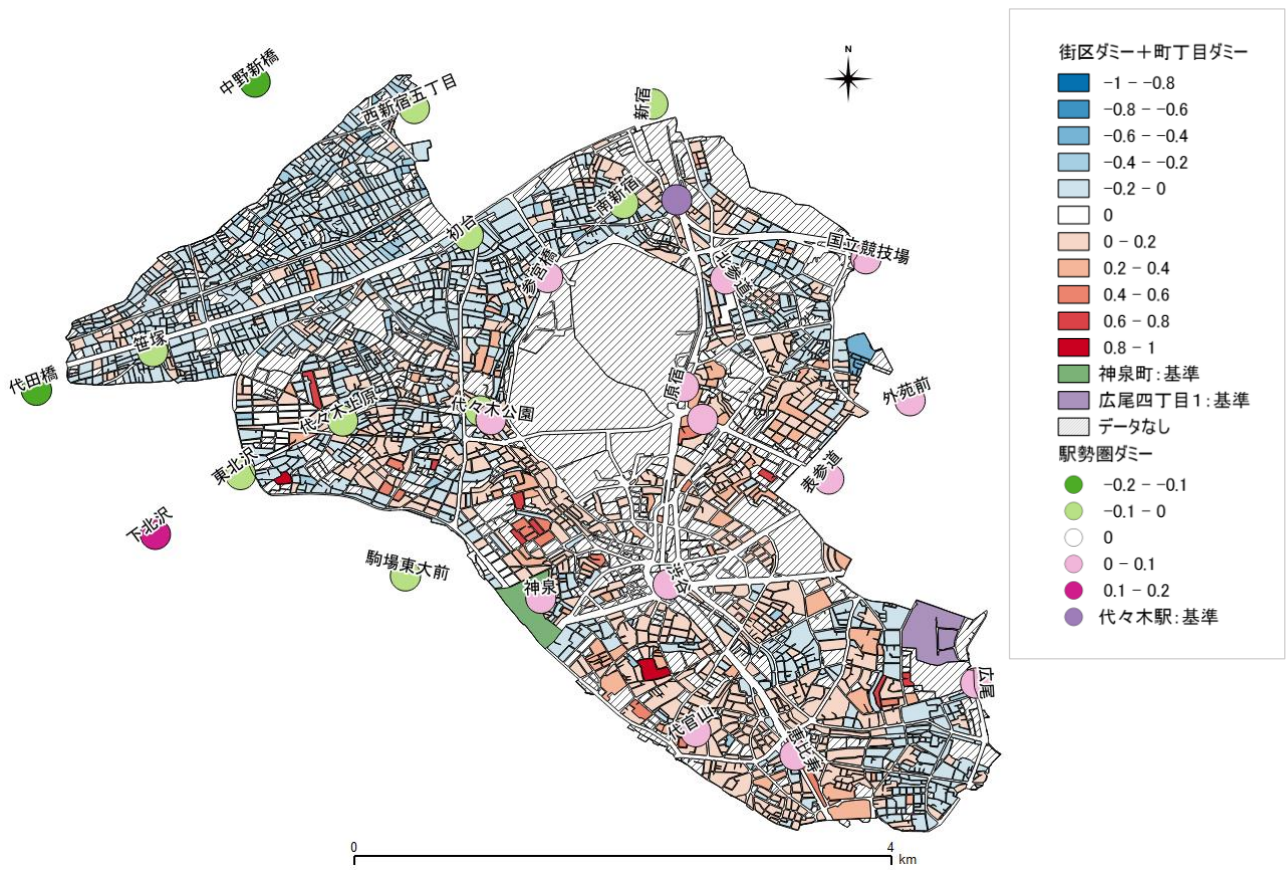


図-1 賃料形成の地域性

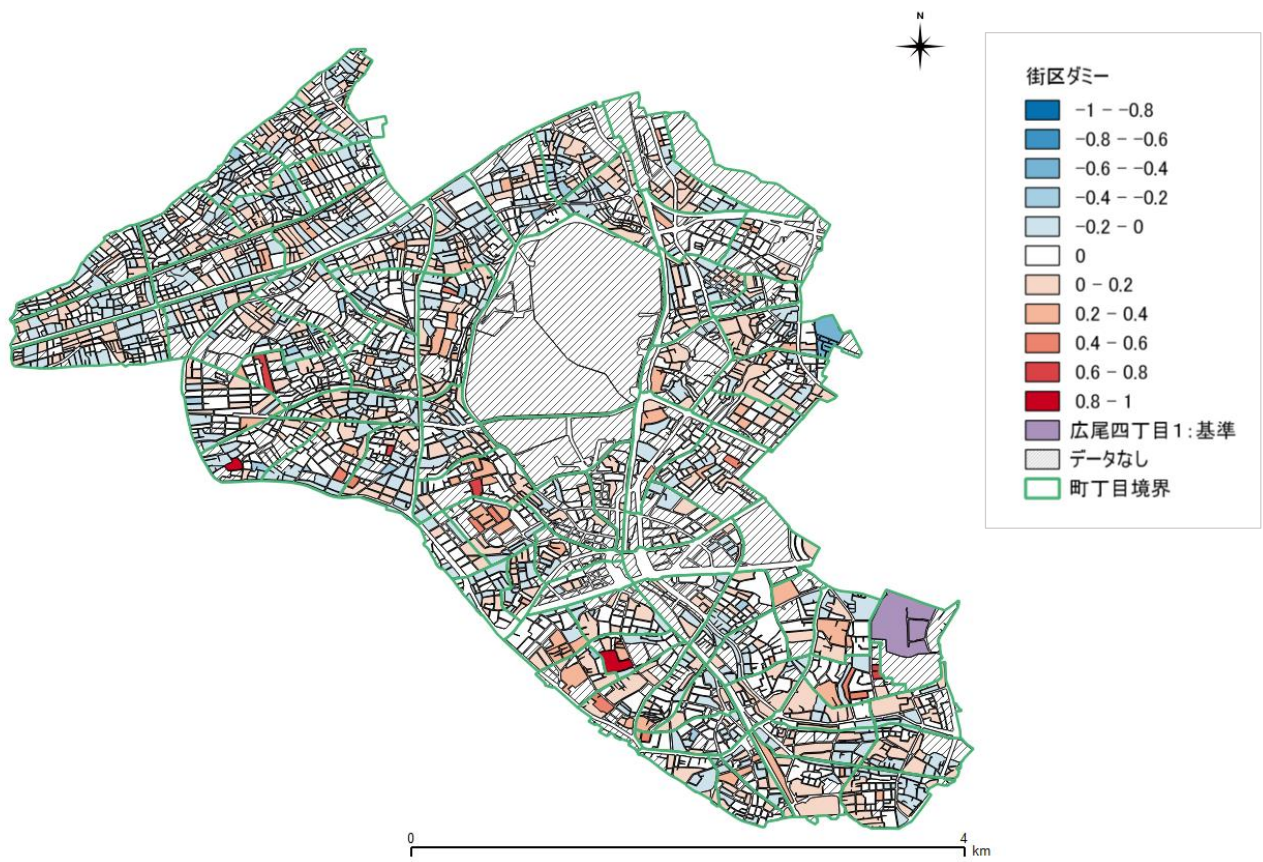


図-2 街区ダミーに対するパラメータ値の分布

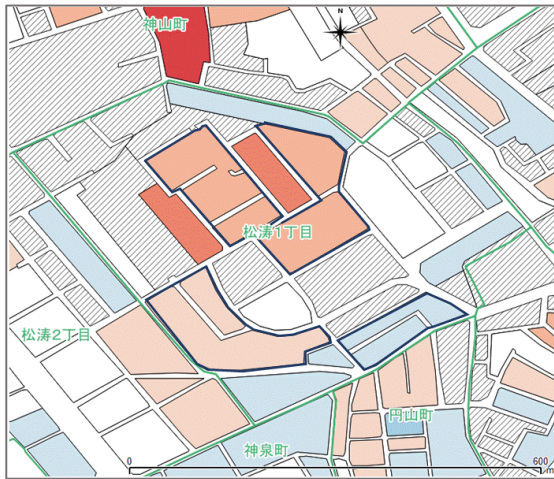


図-3 松涛1丁目の街区ダミー

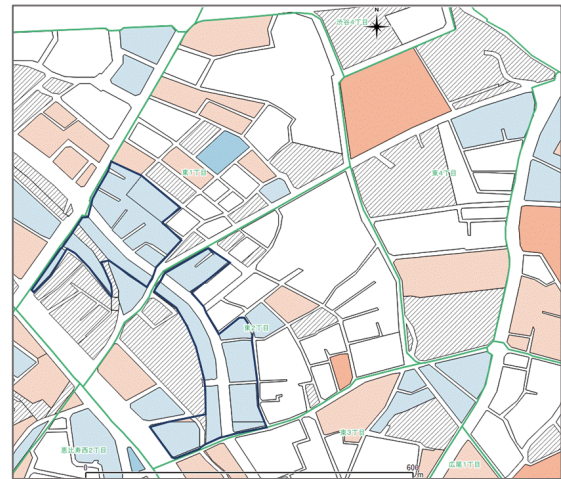


図-4 東1丁目及び東2丁目の街区ダミー

謝辞：アットホーム株式会社より募集賃料データを提供いただいた。

#### 参考文献

- 1) Bourassa, S.C., Hoesli, M., and Peng, V.S.: Do housing submarket really matter? *Journal of Housing Economics*, **12**(1):12-28, 2003.
- 2) Goodman, A.C. and Thibodeau, T.G.: Housing market segmentation and hedonic prediction accuracy. *Journal of Housing Economics*, **12**(3):181-201, 2003.
- 3) Islam, K.S. and Asami, Y.: Addressing structural instability in housing market segmentation of the used houses of Tokyo, Japan. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, **21**:33-42, 2011.
- 4) 黒田 翔, 堤 盛人, 奈良岡 浩二: 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. *ジャーナル・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, 2014.
- 5) 井上 亮, 石山 里穂子, 杉浦 綾子: 東京都区部の賃貸住宅市場における地理的区分の把握—スパースモデリングによるアプローチ—. *土木計画学研究・講演集*, (57), CD-ROM, 2018.
- 6) Tibshirani, R., and Taylor, J.: The solution path of the generalized lasso. *Annals of Statistics*, **39**(3):1335–1371, 2011.
- 7) Tibshirani, R.: Regression shrinkage and selection via the LASSO. *Journal of Royal Statistical Society B*, **58**(1): 267-288, 1996.
- 8) Wang, H. and Rodríguez, A.: Identifying pediatric cancer clusters in Florida using log-linear models and generalized lasso penalties. *Statistics and Public Policy*, **1**(1): 86-96, 2014.
- 9) Choi, H., Song, E., Hwang, S., and Lee, W.: A modified generalized lasso algorithm to detect local spatial clusters for count data. *ASIA Advances in Statistical Analysis*, 1-27, 2018.
- 10) Hui, F. K. C., Warton, D. I., and Foster S. D.: Tuning Parameter Selection for the Adaptive Lasso Using ERIC. *Journal of the American Statistical Association*, **110**(509): 262-269, 2014.
- 11) 川野 秀一, 廣瀬 慧, 立石 正平: 小西 貞則: 回帰モデリングと  $L_1$  型正則化法の最近の展開. *日本統計学会誌*, **39**(2): 211-242, 2010

(2018.7.31 受付)

## Identification of Local Geographical Segmentation of Rental Housing Market in Shibuya Ward

Rihoko ISHIYAMA, Ryo INOUE, Ayako SUGIURA