

地理的加重回帰モデルによる東京都公示地価の分析と その推定値の経年変化について

菅野 雄太[†]
塩濱 敬之[‡]

Geographically Weighted Regression for Tokyo Official Land Prices and Their Temporal Variation

KANNO Yuta
SHIOHAMA Takayuki

本研究は、1997年から2018年の土地の公的評価である東京都地価公示データを使用し、非空間モデル、地理的加重回帰(GWR)モデル、および多尺度地理的加重回帰(MGWR)を用いて地価モデルの推定を行った。地価分布の空間非定常性を捉える局所的な回帰モデルや、また説明変数ごとに局所的な変動を捉えるMGWRモデルを用いることで、地価形成要因における空間非定常性を考慮した地理的および環境的要因の経年変化の分析を行った。分析結果から、東京都の地価はこの20年余りで、局所回帰係数のレンジの増大により、地価に対する個々の土地が持つ個別的な要因が大きくなること、および、利便性を表す環境要因の経年変化により、23区中央部・南部と、その他の地域での土地の価格差が大きくなる傾向であることがわかった。また、住環境重視の地域、または利便性・商業性重視の地域が存在し、土地の選好が地価に反映していることがわかった。

キーワード: 空間統計、地理的加重回帰モデル、多尺度地理的加重回帰モデル、
時系列変化、公示地価

In this study, we modeled the Tokyo official land prices data using geographically weighted regression (GWR) and multi-scale GWR (MGWR) models. The GWR can explore spatially varying relationships between the land prices and exploratory variables. From the results of the estimated model parameters, the influence of the individuality of the land becomes larger as decreasing the estimated bandwidth parameters in GWR models. These facts are also confirmed via the local regression coefficients of the access index, the nearest station distance, and the residential area dummy variables. The differences between the local coefficients for some indicators of convenience including access time to central Tokyo and walking distances to nearest stations tend to enlarge between west and central area of Tokyo.

Keywords: Geographically weighted regression, Official land price,
Spatial statistics, Temporal variation.

[†] 東京理科大学 大学院 工学研究科 Email: 4417702@ed.tus.ac.jp

[‡] 東京理科大学 工学部 情報工学科 Email: shiohama@rs.tus.ac.jp

1 はじめに

国土交通省が、地価公示法に基づいて毎年1月1日における標準地の地価を3月に公示する「地価公示」は、一般の土地の取引における適正な地価の指標を与えるだけでなく、公共事業用地の取得や計画等の国土利用計画に応用されるなど社会経済における制度インフラの役割を果たしている。一般に土地取引における価格評価には、公示地価の他にも実際に土地取引が成立したときの価格を表す実勢地価や、国税庁が相続税や贈与税算出の目的のために用いる相続税評価額としての路線価や、都道府県が主体となって公示する基準地価など、目的や用途によって異なる指標がいくつか存在する。公示地価は、相続税・固定資産税の評価の基準になっているだけでなく、基準地価にも影響を与えること、正常な価格の評価のための厳密な手続きが設定されていることなどから、地価の実勢を反映する重要な指標である。調査地点は、その実態を鑑みて、毎年入れ替えが実施され、1997年から2018年に至るまで、連続した地価公示の対象地となったのは全体の5割弱である。一方で、取引事例は地域的・空間的に偏在し、市場参加者が関心を持つ土地の価格やその動向の情報を必ずしも提供し得えず、現時点において、公示地価を中心に据えた空間的・時空間的な予測というプロセスが有効になる。本研究は、1997年から2018年の地価公示において東京都の住宅系用途地域のべ38,914地点を対象に、公示地価の変遷を地理的加重回帰(GWR)モデルおよび、多尺度地理的加重回帰(MGWR)モデルを用いて分析したものである。

地価モデルを構築するためには、不動産市場の実態とマクロ経済動向の複雑な関係性をモデル化する必要がある。ヘドニック・アプローチとは、環境条件の違いが不動産価格に反映されるという資本化仮説に基づいて、環境の経済的価値を計測する手法であり、地価分析において用いられる手法である。一方、地価等の空間データ分析においては、地理的な広がりをもつ空間を扱うため、空間的自己相関や空間的異質性といった空間的影響を考慮する必要がある。通常の2次元定常空間モデルを用いた地価分析においては、どの観測地点においても観測値の共分散が地点間の距離のみに影響するという仮定を設けるが、一般に地価解析においてはこのような等方性の仮定は成り立たない。また、局所的にばらつきが大きい地点とそうでない地点が混在するデータを扱うことが多い。このような空間非定常性を扱う空間統計モデルとして、GWRモデルがBrunsdon et al. (1996) や Fotheringham et al. (1998) によって提案された。GWRモデルは空間データに対して空間異質性を扱った回帰モデルであり、局所的な回帰係数を推定することで、空間異質性を捉えることができる。

GWRモデルの欠点としては、すべての説明変数で統一のカーネル・バンド幅を使用することによって生じる説明変数間の多重共線関係の問題や、それに伴う分析対象地域での回帰係数が非常に似通ってしまう、もしくは不安定になってしまうといった問題が指摘されてきた。そこで、GWRを拡張した様々なモデルが提案され統計分析に応用されている。例えば、混合GWRモデル(Mixed GWR)は、一部の説明変数に地点・地域ごとに特徴をもたないすべての観測地点に共通した大域的な回帰係数を推定し、いくつかの説明変数に限定して地点・地域ごとの特徴をもつ局所回帰係数を推定する線形回帰とGWRの混合モデルである(Lee et al., 2009)。本研究では、Lu et al. (2017) による回帰係数ごとにカーネル・バンド幅を推定する多尺度GWR(Multiscale GWR; MGWR)モデルを推定することによって、GWRモデルの欠点を克服する取り組みを行った¹。

わが国の地価モデルにおけるGWRモデルおよびその発展モデルの推定を試みた先行研究に

¹ 混合GWRも多尺度GWRもどちらもMWGRで表記されることがあるが、混乱を避けるため本研究では、多尺度GWRをMGWRと表す。

は次の様な研究が挙げられる。古谷 (2004) は、地価モデルとして、バイズ GWR モデル、GWR モデル、OLS モデルを用い、横浜市を対象とした地価分析を行い、推定方法の違いで回帰係数の推定結果が大きく異なる可能性があることを示した。植杉 (2012) は、さいたま市の地価公示データを用いて、重回帰モデル、空間自己回帰モデル (Spatial Lag Model; SLM)、空間誤差モデル (Spatial Error Model; SEM)、GWR モデルを推定し、4つの地価モデルで GWR モデルが最も推定精度が良いこと、GWR モデルのパラメータを比較し、地域ごとに説明変数の土地価格に与える影響が違うことを示した。中村・兼田 (2015) は、2002年と2012年の名古屋市の住宅価格データを用いて、混合 GWR モデルを構築し、二時点での地価形成要因の比較を行っている。

国外の応用研究に目を向けると、Cho et al. (2006) は、テネシー州ノックス郡の住宅データを使用して GWR モデルを推定し、住宅に対して水域や公園の近接性が価格に反映することを示した。Helbich et al. (2014) は、オーストリアの住宅データから、局所的な説明変数と大域的な説明変数を区別する混合 GWR モデルを推定している。Lu et al. (2015) は、予測精度の観点から、バンド幅が距離規準ではなく、サンプル数規準の方がパフォーマンスが良いことを論じ、説明変数ごとのバンド幅をもつ PSDM-GWR (GWR with Parameter-Specific Distance Metrics) モデルを構築している。また、PSDM-GWR モデルのパラメータ推定のために、一般化加法モデルのフィッティングに使用される back-fitting algorithms を提案している。Lu et al. (2017) では、2001年のロンドンの住宅売却価格を使用して、GWR モデルと MGWR モデルを推定し、モデルの当てはまりの良さ、予測精度において、MGWR モデルが優れていることを示している。近年では、Huang et al. (2010) をはじめとして、GWR モデルや MGWR モデルを時空間に拡張する研究も行われている。LeSage and Pace (2009) では、クロスセクションデータの使用は、時空間的な長期的均衡の結果に着目した推定を、時空間データの使用は時間依存パラメータで具体化された時間ダイナミクスに着目した推定を導出し、両者を明確に区別している。

本研究では、異時点間の独立性を仮定して、各年において独立に推定した GWR モデル及び MGWR モデルの推定結果の経年変化を分析する。空間モデルによる公示地価の時系列的な変遷の研究には、菅野・塩濱 (2020) による東京都の公示地価に対して空間過程モデルのパラメータと空間バリオグラムの経年変化に着目した取り組みがある。この研究では、利便性・土地の広さ・用途地域において、都心・副都心を中心とした23区西部とそれ以外の地域の公示地価の差が年々広がっていること、および、街形成に重要な土地の使用方法においても、地域差が顕著になっていることを明らかにした。本研究では、1997年から2018年の東京都の地価公示データを使用して、GWR モデルおよび MGWR モデルを用いて地価形成要因における地理的および環境的要因の経年変動を明らかにすることを目的とした。本論文で得られた結論は次のとおりである。東京都の地価はこの20年余りで、局所回帰係数のレンジの増大により、地価に対する個々の土地が持つ個別的要因が大きくなること、および、利便性を表す環境要因の経年変化により、23区中央部・南部を中心に、その周辺部も含めた地域と、その他の地域での土地の価格差が大きくなることである。特に、東京都西部で、より西に向かうほど東部との土地の価格差は大きくなっていくことが MGWR モデルの推定により明らかになった。また、23区北東部に比べ、23区外でも北多摩南部の方が、土地価格が高くなる影響が強くなる様子がわかった。一方で、土地の選好も地域差があることがわかった。23区中央部から北部の地域と北多摩西部から西多摩東部の地域にかけて、住環境を重視した低層住居専用地域が選好されている。逆に、南多摩地域は、利便性・商業性が重視される住居地域・準住居地域が選好されている。そして、それぞれの影響が時系列が進むにつれ強まっていくことがわかった。また、上述の影響は、リーマン・ショック以前は変化が大きく、リーマン・ショック以後は安定的に推移していくことも確認できた。

本論文の構成は次のとおりである。2節では、地価関数を求めるための解析データの説明を行う。3節では、空間的従属性と空間的異質性の両方を考慮した空間計量経済モデルである GWR

モデルと、その拡張である、説明変数ごとにその両方を考慮した MGWR モデルを説明する。4 節では、公示地価を使用して、最小二乗 (OLS) 法による非空間モデル、GWR モデル、MGWR モデルを推定する。またパラメータの空間予測分布の可視化により、その経年変化について考察する。最後に、5 節では本論文のまとめを述べる。

2 データ概要

2018 年地価公示は、全国 47 都道府県を対象に、市街化区域 20,572 地点、市街化調整区域 1,394 地点、その他の都市計画区域 4,015 地点、都市計画区域外の公示区域 19 地点の合計 26,000 地点の標準地を対象として実施された。東京都においては、2,602 地点、分析対象となる住宅系用途地域² (島嶼部を除く) は 1,540 地点であった。本研究では、1997 年から 2018 年における 1 月 1 日時点の東京都の住宅系用途地域の地価公示データを用いる。分析対象地点は、22 年間の分析期間に存在するのべ 38,914 地点とした。この間、住宅系用途地域の地価公示対象地点数は、毎年必要に応じた入れ替えが行われているが、概ね 1,200 地点から 2,000 地点で推移していた。

公示地価を目的変数として各モデルを推定するが、その説明変数は次の 7 変数を選択した。すなわち、1：対象地点のアクセス指数 (分)、2：主要最寄駅までの距離 (m)、3：前面道路幅員 (m)、4：対象地点の地積 (m²)、5：低層住居地域ダミー、6：住居地域ダミー、7：ガス施設の有無を表すダミーである³。モデルの推定においては、ダミー変数を除き対数変換を行った。

図 1 は分析期間の対象地点における 22 年間の公示地価の推移を箱ひげ図で示した。一部の非常に高い地価が存在することから、箱ひげ図の上に外れ値が存在している。2018 年の分析地点の公示地価の平均値は 393,000 円/m²、中央値は 310,000 円/m² であった。時系列推移をみると、1997 年から下落していた地価は、2008 年にかけて上昇したが、リーマン・ショックの影響で再び下落トレンドとなった。近年は高い公示地価地点の上昇傾向が顕著であったことが確認できる。図 2 に 2018 年の分析地点の東京都住宅系用途地域の公示地価の分布を示す。なお、2018 年の公示地価は、最高価格が 1m² 当たり 4,010,000 円、最低価格が同 45,000 円であった。公示地価は都心部である 23 区の中心付近が高いが、23 区内が高いとは限らず、東京都の北東部にあたる足立区、葛飾区、江戸川区に比べ、23 区隣接部である武蔵野市、三鷹市の方が高い地点もある。また、公示地点の場所と数は地域ごとにだいぶ偏りがあることが確認できる。

アクセス指数は最寄駅の交通利便性を示す指標として定義した。公示対象地点の最寄駅から、ターミナル駅の性格が強い都内主要 6 駅、新宿駅・池袋駅・東京駅・渋谷駅・上野駅・品川駅までの各年における鉄道網を把握し、最短所要時間を求め、各駅平均乗降客数で重み付けした平均時間をアクセス指数とした⁴。最寄駅距離、前面道路幅員、地積は、国土交通省発表の地価公示データに付随して公表されている数値を用いた。図 3 は、1997 年から 2018 年における分析対象地点のアクセス指数、最寄駅距離、前面道路幅員、地積の平均値の推移を示した。年ごとに地点数が変わるため、上下のひげの長さが変化していることが確認できる。この 22 年間において、アクセス指数はわずかに増加傾向、駅距離はわずかに減少傾向であることがわかる⁵。前面道路幅員

² 住宅系用途地域とは、第一種・第二種低層住居専用地域、第一種・第二種中高層住居専用地域、第一種・第二種住居地域、準住居地域の 7 つを示す。

³ 地価に関する回帰モデルの研究では、昼間人口密度等の人口に関する説明変数を使用することが一般的である。しかし因果関係が明確でなく、モデルの予測精度に重きを置くような研究に多用されている。本研究では因果関係も考慮し、人口に関する説明変数は使用しない。

⁴ 具体的な導出方法は、ターミナル駅への到着を平日の午前 8 時 45 分までと設定し、複数ルートが存在する場合は、乗り換えを含め時間が最短のルートを選択した。各ターミナル駅までの鉄道所要時間は、「YAHOO! JAPAN 路線情報」を利用した。なお、山手線内部の地点についても主要 6 駅までの所要時間としている。

⁵ アクセス指数の増加トレンドについては、路線や駅の増減、大規模施設の建設やニュータウンの人口増、混雑回避に

と地積に関しては、ほぼ同じような数値で推移している。

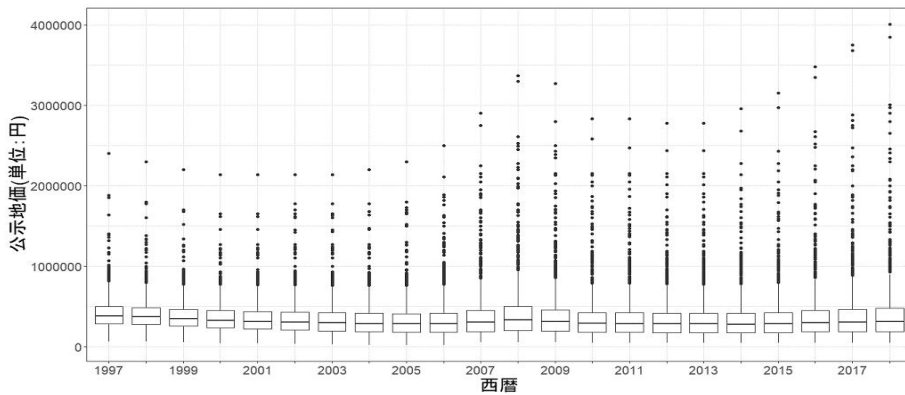


図 1: 1997 年から 2018 年の東京都地価推移 (実測値)

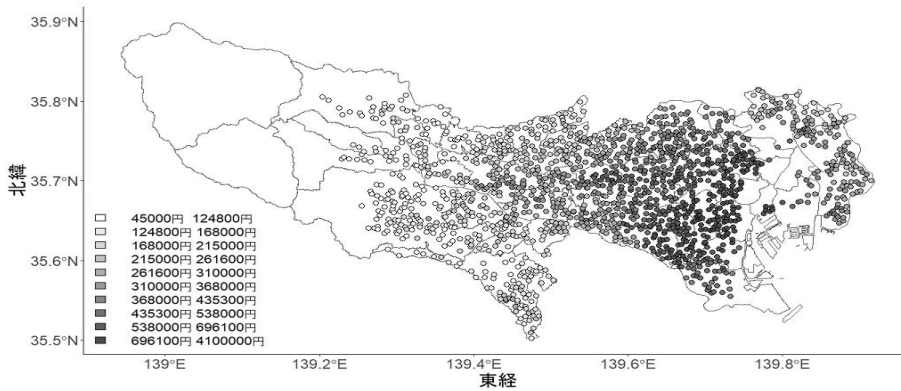


図 2: 2018 年東京都公示地価分布 (実測値)

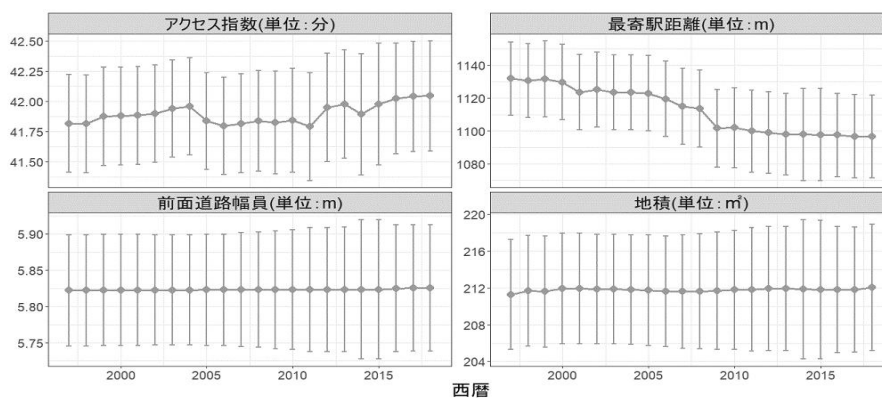


図 3: 1997 年から 2018 年のアクセス指数・最寄駅距離・前面道路幅員・地積の平均の推移 (実測値)

図 4 には、2018 年における分析対象 1,540 地点の被説明変数である公示地価と連続的な説明変数であるアクセス指数、最寄駅距離、前面道路幅員、地積の散布図行列を示した。図の対角成分

シフトしたダイヤ改正等の影響が考えられる。

には対数変換後の変数のカーネル密度推定を示し、上三角成分には対応する2変数の相関係数を示した。この図から、公示地価は、アクセス指数及び最寄駅距離と負の相関関係があることがわかる。その相関の程度は最寄駅距離よりもアクセス指数の方が強い。また、アクセス指数と最寄駅距離、地積と公示地価、前面道路幅員にも弱い正の相関関係が確認できる。

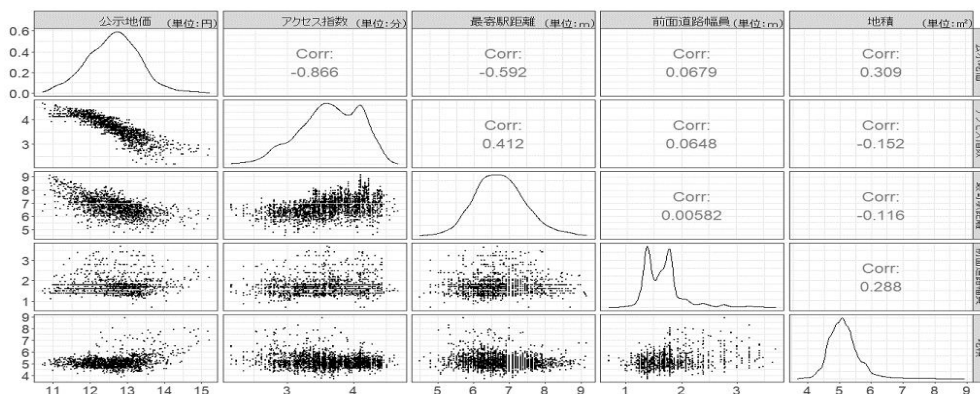


図 4: 2018 年の東京都地価・アクセス指数・最寄駅距離・前面道路幅員・地積の散布図 (対数変換後)

ダミー変数として、低層住居地域ダミー、住居地域ダミー、ガス設備ダミーを用いた。これらのデータは、国土交通省発表の地価公示データに付随して公表されている情報を使用した。低層住居地域ダミーは、第1種・第2種低層住居専用地域を1とし、閑静な住宅街に代表されるような住環境を重視した地域を示す。反対に、住居地域ダミーは、住居地域・準住居地域を1とし、駅前や大きな道路沿い等の商環境や利便性を重視した地域を示す。この2つのダミー変数は中高層住居専用地域を基準とした。ガス設備ダミーは、設備がないことによる地価の下落に着目し、設備のない地点を1とした。インフラ整備の必要性があるため、推定パラメータが負となれば、地価を下落させる。分析期間を通して、低層住居地域ダミー及び住居地域ダミーは約60%と約18%でほぼ一定値で推移していた。一方、ガス設備ダミーは約20%から10%以下に推移し、減少傾向であることが確認できた。分析期間内に東京都全域に渡って、都市ガスのインフラ整備が整っていったことがわかった。

3 分析手法

時刻 t について領域 D における地点 $s \in D$ の対数公示地価のベクトルを $\mathbf{y}_t(s)$ とすると、大域的な非空間モデルは次のように表すことができる。

$$\mathbf{y}_t(s) = \mathbf{X}_t(s)' \boldsymbol{\beta}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t(s),$$

ここで、 $\mathbf{X}_t(s)$ は前節で説明した説明変数の行列、 $\boldsymbol{\beta}_t$ は定数項も含めた回帰係数ベクトル、 $\boldsymbol{\varepsilon}_t(s)$ は観測誤差で、時刻 t と地点 s について独立であると仮定する。 \mathbf{x}' はベクトル \mathbf{x} の転置を表す。非空間モデルでは、回帰係数は地点によらずに一定である。

回帰係数が地点ごとに異なる GWR モデルは、時刻 t における n 個の観測地点 $(s_i, i = 1, \dots, n)$ の各地点 s_i の対数公示地価を $y_t(s_i)$ 、 k 次元の説明変数のベクトルを $\mathbf{X}_t(s_i) = [1, x_{1,t}(s_i), \dots, x_{k-1,t}(s_i)]'$ 、局所回帰係数ベクトル $\boldsymbol{\beta}_{t,i} (k \times 1)$ とし、誤差項を $\boldsymbol{\varepsilon}_t(s_i)$ とすれば、

以下のように定義される。

$$y_t(\mathbf{s}_i) = \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_i)' \boldsymbol{\beta}_{t,i} + \varepsilon_t(\mathbf{s}_i).$$

今、 $\boldsymbol{\beta}_{t,i} = [\beta_{0,t,i}, \beta_{1,t,i}, \dots, \beta_{k-1,t,i}]'$ を推定したいとする。GWR では、次のような重み付け行列を用いた、一般化最小二乗 (GLS) 法を用いて $\boldsymbol{\beta}_{t,i}$ の推定値を得る。

$$\mathbf{V}_{t,i}^{\frac{1}{2}} \mathbf{y}_t(\mathbf{s}) = \mathbf{V}_{t,i}^{\frac{1}{2}} \mathbf{X}_t(\mathbf{s})' \boldsymbol{\beta}_{t,i} + \mathbf{V}_{t,i}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{\varepsilon}_t(\mathbf{s}),$$

ここで、行列 $\mathbf{V}_{t,i}$ は対角行列で、その第 j 成分 $v_{t,i,j}$ は、地点 j に与えられる重みである。

$$\mathbf{V}_{t,i} = \text{diag}(v_{t,i,1}, \dots, v_{t,i,n}).$$

時刻 t における地点 i の局所回帰係数の推定量は、次式により与えられる。

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{t,i} = [\mathbf{X}_t(\mathbf{s}) \mathbf{V}_{t,i} \mathbf{X}_t(\mathbf{s})']^{-1} \mathbf{X}_t(\mathbf{s}) \mathbf{V}_{t,i} \mathbf{y}_t(\mathbf{s}).$$

GWR モデルにおいては、どのように $\mathbf{V}_{t,i}$ を与えるかという点が重要となる。本研究では、ガウス型の距離低減関数を使用する。

$$v_{t,i,j} = \exp\left(-\frac{d_{i,j}^2}{\delta_t^2}\right).$$

ここで、 $d_{i,j}$ は地点 i, j 間のユークリッド距離、 δ_t は t 時点におけるカーネル・バンド幅を表すパラメータである。 δ_t は、標準誤差と偏りのバランスで決定され、本研究では次式の 1 つ抜き交差検証誤差 (CV) 最小化の観点から $\hat{\delta}_t$ を決定する。

$$\hat{\delta}_t = \underset{\delta}{\text{argmin}} \text{CV}(\delta_t), \quad \text{CV}(\delta_t) = \sum_{i=1}^n [y_{t,i} - \hat{y}_{t,\neq i}(\delta_t)]^2, \quad (1)$$

この式において、 $\hat{y}_{t,\neq i}(\delta_t)$ は t 時点において、地点 i を除く i 近傍の地点による y_i の予測値を意味する。観測点の空間分布が一定でない場合、バンド幅を、距離ではなくサンプル数等によって調整する適応カーネルが用いられることがある。

時点 t の予測地点 \mathbf{s}_0 における説明変数ベクトルを $\mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0)$ とするとき、GWR モデルによる予測地点の予測量は次式により得られる⁶。

$$\hat{y}_t(\mathbf{s}_0) = \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0)' \hat{\boldsymbol{\beta}}_{t,\mathbf{s}_0},$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{t,\mathbf{s}_0} = [\mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0) \mathbf{V}_{t,\mathbf{s}_0} \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0)']^{-1} \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0) \mathbf{V}_{t,\mathbf{s}_0} \mathbf{y}_t(\mathbf{s}).$$

また、予測誤差の分散は次式によって与えられる。

$$\text{Var}[y_t(\mathbf{s}_0) - \hat{y}_t(\mathbf{s}_0)]$$

$$= [1 + \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0) [\mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0) \mathbf{V}_{t,\mathbf{s}_0} \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0)']^{-1} \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0) \mathbf{V}_{t,\mathbf{s}_0}^2 \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0)' [\mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0) \mathbf{V}_{t,\mathbf{s}_0} \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0)']^{-1} \mathbf{X}_t(\mathbf{s}_0)'] \sigma_\varepsilon^2,$$

ここで、 σ_ε^2 は地点 \mathbf{s}_0 における誤差項 $\varepsilon(\mathbf{s}_0)$ の分散である。

Brunsdon et al. (1999) は、GWR モデルと混合 GWR モデルにおいて、ローカル変数のカーネル・バンド幅が一定であることを GWR モデルの非柔軟性と指摘した。また、Wheeler and Tiefelsdorf

⁶ Leung et al. (2000b)、Harris et al. (2011) を参照のこと。

(2005) では、GWR モデルには、ローカルな説明変数の局所的な類似による多重共線性を生み出す不安定性が存在すると述べている。Yang (2014) は、変数ごとにカーネル・バンド幅を設定可能な MGWR モデルを提案した。MGWR モデルは、カーネル・バンド幅が変数ごとに算出されるため、多重共線性を回避できる可能性が高まる。本研究では Lu et al. (2017) で示された下記の拡張したアルゴリズムを使用する。

Step 0 初期化 1: $t(1 \leq t \leq T)$ 期間における $i(1 \leq i \leq p)$ 地点の被説明変数と、さらに $h-1(1 \leq h \leq k)$ 個の説明変数のサンプルを得られたとする。時刻 t の説明変数行列を \mathbf{X}_t とする。GWR モデルによる t 時点、 i 地点、 h 番目の回帰係数に与えられる重み行列を $\mathbf{V}_{h,t,i}^{(0)}$ とし、カーネル・バンド幅を $bw_{h,t}^{(0)}$ とする。収束条件の精度を表すパラメータ $\tau > 0$ と最大反復計算回数 N を用意する。

Step 1 初期化 2: GWR モデルによる推定値 $\hat{\beta}_t^{(0)} = [\hat{\beta}_{0,t}^{(0)}, \hat{\beta}_{1,t}^{(0)}, \dots, \hat{\beta}_{k-1,t}^{(0)}]'$ を初期値として与える。 $\hat{\mathbf{y}}_{0,t}^{(0)} = \mathbf{X}'_{0,t} \circ \hat{\beta}_{0,t}^{(0)}$, $\hat{\mathbf{y}}_{1,t}^{(0)} = \mathbf{X}'_{1,t} \circ \hat{\beta}_{1,t}^{(0)}$, \dots , $\hat{\mathbf{y}}_{k-1,t}^{(0)} = \mathbf{X}'_{k-1,t} \circ \hat{\beta}_{k-1,t}^{(0)}$ を計算する。ここで、 $\mathbf{X}_{h-1,t}$ は、 \mathbf{X}_t の h 番目の行を、 \circ はアダマール積を表す。また、残差平方和 $\sum(\mathbf{y}_t - \sum_{i=0}^{k-1} \hat{\mathbf{y}}_{i,t}^{(0)})^2$ を $RSS^{(0)}$ とする。

Step 2 $(n-1)$ 回目の推定値を用いて n 回目の推定値を次のように更新する。

[a] $\xi_{h-1,t}^{(n)} = \mathbf{y} - \sum_{j \neq h-1}^k \text{Latestyhat}[\hat{\mathbf{y}}_{j,t}^{(n-1)}, \hat{\mathbf{y}}_{j,t}^{(n)}]$ を計算する。

ここで、 $\sum_{j \neq h-1}^k$ は $(h-1)$ 番目以外の数字の和を表し、また、

$$\text{Latestyhat}[\hat{\mathbf{y}}_{j,t}^{(n-1)}, \hat{\mathbf{y}}_{j,t}^{(n)}] = \begin{cases} \hat{\mathbf{y}}_{j,t}^{(n)}, & \text{if } \hat{\mathbf{y}}_{j,t}^{(n)} \text{ exists} \\ \hat{\mathbf{y}}_{j,t}^{(n-1)}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

である。

[b] 被説明変数を $\xi_{h-1,t}^{(n)}$ 、説明変数を $\mathbf{X}_{h-1,t}$ とした GWR モデルを CV 得点法等で推定する。得られた回帰係数を $\hat{\beta}_{h-1,t}^{(n)}$ 、カーネル・バンド幅を $bw_{h,t}^{(n)}$ 、重み行列を $\mathbf{V}_{h,t,i}^{(n)}$ とする。

[c] $\hat{\mathbf{y}}_{h-1,t}^{(n)} = \mathbf{X}'_{h-1,t} \circ \hat{\beta}_{h-1,t}^{(n)}$ を更新する。[a] から [c] を k 回繰り返す。

Step 3 新しく推定された $\hat{\beta}_t^{(n)} = [\hat{\beta}_{0,t}^{(n)}, \hat{\beta}_{1,t}^{(n)}, \dots, \hat{\beta}_{k-1,t}^{(n)}]'$ から $\hat{\mathbf{y}}_t^{(n)}$ を推定し、 $RSS^{(n)}$ を更新し $RSS^{(n)}$ の変化率 $CVR^{(n)}$ を求める。

$$CVR^{(n)} = \frac{RSS^{(n)} - RSS^{(n-1)}}{RSS^{(n-1)}}. \quad (2)$$

$CVR^{(n)} < \tau$ 、または $n \geq N$ なら計算を終了し、そうでないなら $n = n + 1$ とし Step 2 に戻る。

4 分析結果

本節では、3 節で説明したモデルのパラメータ推定を行う。モデルは以下の空間従属性・空間異質性を考慮しない OLS 法による非空間モデル、GWR モデル及び MGWR モデルを想定し、その回帰係数の推定を行う。

表 1 に OLS 法による非空間モデルと GWR モデルの回帰係数の比較を示す。非空間モデルでは、低層住居地域ダミーと住居地域ダミーが有意水準 5% で有意ではなかった。GWR モデルの

局所回帰係数は各地点ごとに推定されるため、回帰係数にレンジが存在する。GWR モデルの推定回帰係数の中央値を比較対象とすれば、非空間モデルで有意だった回帰係数のパラメータの絶対値が小さくなっていることが確認できる。表2にMGWR モデルとの比較を示す。回帰係数の中央値を比較すると、GWR モデルとMGWR モデルの推定値は、似たような値をとるが、非空間モデルより絶対値は小さい。MGWR モデルはGWR モデルでは大きかった各回帰係数のレンジが小さくなったことが確認できる。GWR モデルでは変数ごとに過大・過小であった統一のカーネル・バンド幅が、MGWR モデルでは説明変数ごとに可変に推定されたためと考えられる。

表1および表2のGWR モデルとMGWR モデルの推定値の第一分位点と第三分位点の符号に注目すると、地積、低層住居ダミー、住居地域ダミーの変数において符号が反転していることがわかる。これは、地価に与えるこれらの変数の影響が局所的に異なることを意味し、地価構造の複雑な異質性を示している。高価格帯と低価格帯では、土地の条件が与える影響は異なるという仮説の検証には分位点回帰を用いた手法が考えられる。分位点回帰を用いたアメリカユタ州の住宅価格の決定要因を分析した Zietz et al. (2008) や首都圏不動産市場の価格分析を行った Shimizu et al. (2016) においては、上位と下位の分位点推定量においては符号の反転は確認できず、この点においては、MGWR モデルが地価に過適合を起こしている可能性がある。

表1: 2018年における非空間モデルとおよびGWRモデルの回帰係数推定値

	非空間モデル		GWR モデル (カーネル・バンド幅 1.41km)				
	β_i	標準誤差	最小値	一分位点	中央値	三分位点	最大値
定数項	17.3990	0.1181	2.3637	14.1987	15.4629	18.1178	38.9184
アクセス指数	-1.0633	0.0182	-5.4377	-1.1618	-0.5631	-0.2583	1.5504
最寄駅距離	-0.2770	0.0112	-0.4836	-0.2392	-0.1772	-0.1208	0.1633
前面道路幅員	0.1430	0.0218	-0.2991	0.0368	0.0916	0.1664	0.7921
地積	0.1378	0.0150	-0.7251	-0.0106	0.0488	0.1125	1.3120
低層住居地域ダミー	0.0098	0.0181	-0.6611	-0.1087	-0.0275	0.0456	0.5553
住居地域ダミー	-0.0099	0.0217	-0.6033	-0.0683	0.0153	0.0993	0.4892
ガス設備ダミー	-0.2836	0.0273	-2.2197	-0.7126	-0.3128	-0.1007	1.1098

表2: 2018年におけるGWRモデルとMGWRモデルの回帰係数推定値

	GWR モデル		MGWR モデル					KB 幅 (km)
	平均	標準偏差	最小値	一分位点	中央値	三分位点	最大値	
定数項	16.4557	2.6373	12.9792	13.8973	15.1192	19.2707	21.2709	0.58
アクセス指数	-0.7830	0.6063	-1.6806	-1.4486	-0.4205	-0.1955	-0.1586	2.52
最寄駅距離	-0.1695	0.0443	-0.2592	-0.1972	-0.1720	-0.1112	-0.0664	3.76
前面道路幅員	0.0972	0.0143	0.0749	0.0833	0.0987	0.1102	0.1172	14.41
地積	0.0414	0.0758	-0.1907	-0.0063	0.0423	0.0891	0.2231	1.90
低層住居地域ダミー	-0.0065	0.0902	-0.3621	-0.0373	0.0047	0.0463	0.1654	2.37
住居地域ダミー	0.0244	0.0302	-0.0277	-0.0027	0.0165	0.0478	0.0958	6.81
ガス設備ダミー	-0.4706	0.3869	-1.1953	-0.8197	-0.4709	-0.0785	0.0500	3.38

図5に非空間モデルにおける推定回帰係数の時系列推移を示す。定数項・地積・低層住居地域ダミーの回帰係数に正のトレンド、逆に、アクセス指数・最寄駅距離・前面道路幅員・住居地域ダミー・ガス設備ダミーの回帰係数に負のトレンドが認められた。また、アクセス指数・最寄駅距離・ガス設備ダミーの回帰係数の推定値が負の値で推移することから、公示地価に対して負の影響を与えている。概ね非空間モデルの推定値は、通常我々がもつ地価の決定要因の解釈から大きく逸れていない。非空間モデルの回帰係数の推定値の時間推移と各説明変数の分布の推移の関

連は図5と図3を比較することで明らかになる。アクセス指数の係数推定値の減少傾向は、アクセス指数がほぼトレンドを持たずに推移していることを考えると、観測期間を通じて都心へのアクセスが悪い地点ほど価格が下落する影響が年々強くなっている様子がわかる。また、最寄り駅距離も減少のトレンドであるにも関わらず、係数推定値が地価への負の影響が強くなるトレンドから、最寄り駅から遠い地点は価格に対する負の影響が強くなる様子がわかる。

非空間モデルにおいては地積の係数が正の値で推移するが、GWR・MGWRモデルともに地積に対する係数は正負の値をもつことがわかる。地積の規模に関しては相続税路線価評価や固定資産税路線価評価においてマイナスの補正があたえられること、Tabuchi (1996) では敷地分割が困難な土地や土地を拡張した開発等が見込まれる場合には小さい土地がプレミアをもつことを示しており、地積が地価に与える効果は局所的に大きく異なる様子がわかる。

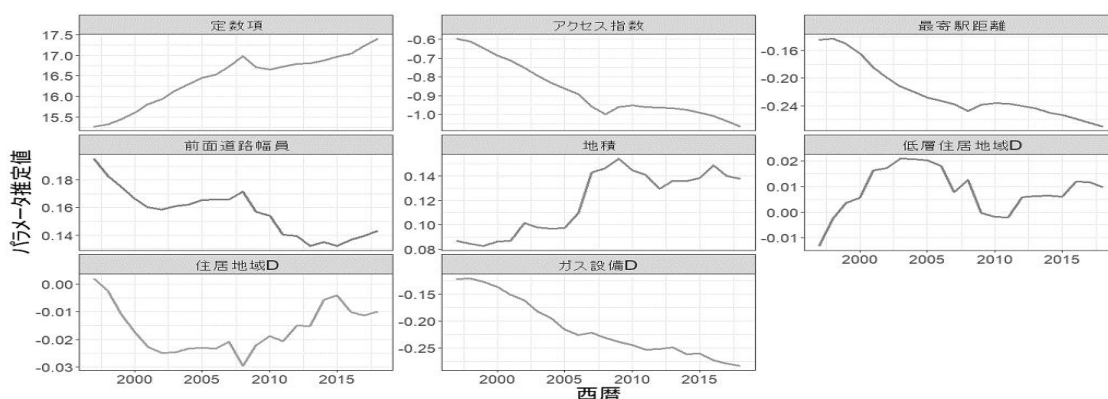


図5: 非空間モデルパラメータの推移

図6にGWRモデルにおける推定回帰係数の時系列推移を示す。距離低減関数はガウス型を採用し、式(1)によるCV得点法により、カーネル・バンド幅を決定した。定数項を除き、アクセス指数・ガス設備ダミーの係数推定値のレンジが他の回帰係数よりも大きい。また、すべての係数推定値に関して、外れ値の存在が確認できる。アクセス指数・最寄り駅距離の回帰係数と、近年のガス設備ダミーの回帰係数のトレンドが非空間モデルのときと同様に負のトレンドで推移することは、両説明変数が同水準であるならば、時間の経過とともに、地価を下げる効果が強まっていることを示す。その他の説明変数の係数には、視覚的なトレンドは認められない。

図7にMGWRモデルにおける推定回帰係数の時系列推移を示す。パラメータ推定方法はLu et al. (2017) のアルゴリズムを用いた。カーネル・バンド幅は式(2)によるCVRを収束させる方法で決定した。MGWRモデルのカーネル・バンド幅は、説明変数ごとに推定される。GWRモデルに比べて、回帰係数のレンジが小さくなり、箱ひげ図の上下の長さが時間が経過するほど長くなっていく。また、外れ値の存在が少ない。アクセス指数・最寄り駅距離に加えて、前面道路幅員・ガス設備ダミーに負のトレンドが、低層住居地域ダミーに正のトレンドが確認できる。アクセス指数・最寄り駅距離・低層住居地域ダミー・住居地域ダミーの箱ひげ図のレンジがより大きくなることは、地価に対してその説明変数の土地の個別的な要因が強くなっていることを示す。また、定数項のレンジの増大は、本分析には使用されていない説明変数の土地の個別的な要因が増加していることを意味する⁷。

⁷ 土地の個別的な要因とは、ハザードマップの警戒地域、犯罪発生の有無、局所的な日照・騒音の状況、ごみ集積場所の位置等が挙げられる。

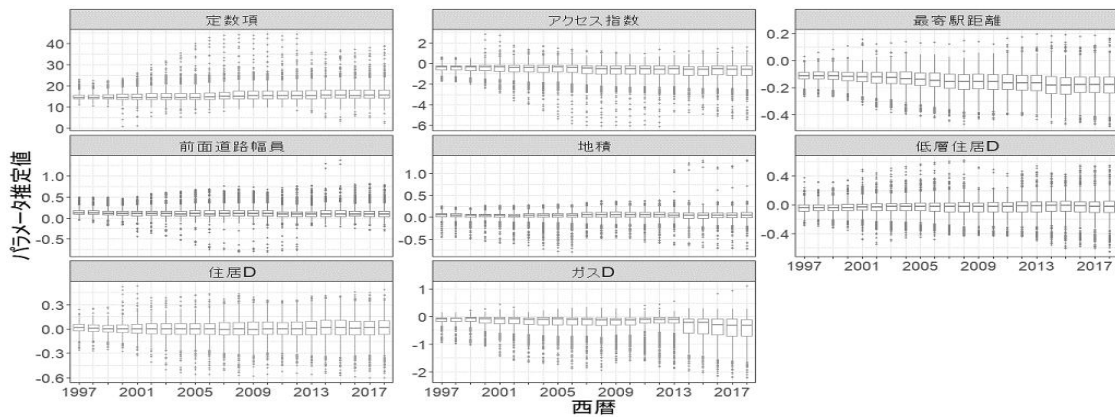


図 6: GWR モデルパラメータの推移

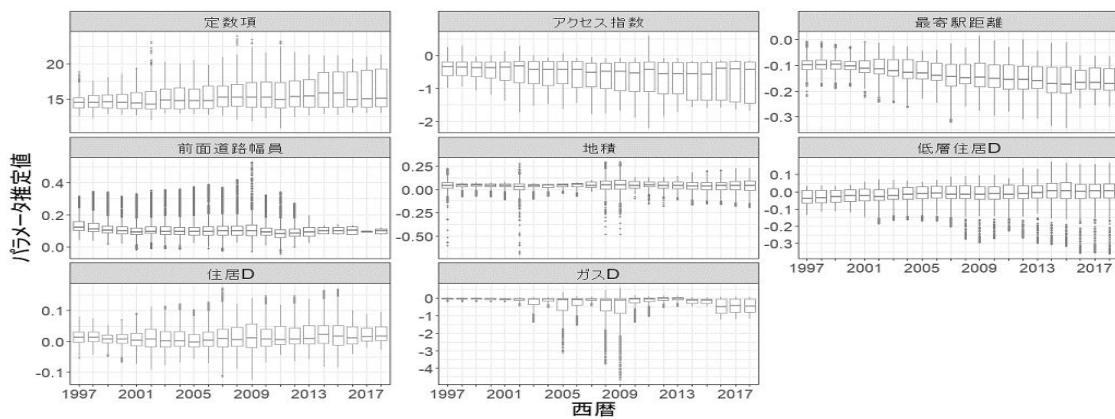


図 7: MGWR モデルパラメータの推移

表 3 に 2018 年の地価関数における非空間モデル、GWR モデル、MGWR モデルの各指標をまとめた。MSE は平均二乗誤差であり、予測精度は次式 (3) のように定義した。

$$\text{予測精度} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{\exp(y_t(s_i)) - \exp(\hat{y}_t(s_i))}{\exp(y_t(s_i))} \right]^2 \times 100(\%). \quad (3)$$

当てはまりの良さは、MSE・AICc・予測精度(%)は小さい方が望ましく、調整済み寄与率は 1 に近いほうが良いモデルと判断できる。また残差の空間相関は、回帰モデルの推定が適切に行われるならば、誤差項に空間相関は確認できないために、Moran's I は 0 に近いほうが望ましい。この表より、MGWR モデルの当てはまりが最適であることがわかる。

図 8 に、モデル別の各指標の時系列推移を示す。どの年も MGWR モデルが、3 つのモデルで最も当てはまりが良い結果となった。非空間モデルの調整済み寄与率が 0.84 前後で推移することから、公示地価のかなりの割合を非空間モデルで説明できていることになるが、残差の Moran's I が 0.50 前後で推移している。空間相関が存在する場合、寄与率は過大に推定される⁸。GWR モデルの指標の調整済み寄与率の推移が 0.97 前後、AICc が -4000 から -1500 であるためモデルの当てはまりは非空間モデルに比べて大幅に良くなる。残差の Moran's I の推移が 0.03 前後なの

⁸ 瀬谷・堤 (2014) を参照のこと。

表 3: 2018 年のモデル別各指標

	非空間モデル	GWR モデル	MGWR モデル
カーネル・バンド幅 (km)	—	1.41	0.58 - 14.41
調整済み寄与率	0.8492	0.9746	0.9821
AICc	365.18	-1632.58	-2024.02
MSE	0.0734	0.0067	0.0040
予測精度 (%)	21.9019	5.9864	4.5662
残差の Moran's <i>I</i>	0.5004	0.0063	-0.0336
	(<i>p</i> 値 0.0000)	(<i>p</i> 値 0.1585)	(<i>p</i> 値 1.0000)

で大きな空間相関は認められない。MGWR モデルでは、調整済み寄与率は 0.98 前後、AICc が -5000 から -2000 と、GWR モデルよりもさらにモデルの当てはまりが良くなり、RSS・予測精度ともより改善されている。残差の Moran's *I* の推移が -0.04 から -0.03 であり、1% 水準でも有意な空間相関は認められなかった。また、MGWR モデルの MSE・予測精度と残差の Moran's *I* は安定的に推移していることがわかる。図 9 に MGWR モデルの各説明変数ごとのカーネル・バンド幅の時系列推移を示す。GWR は GWR モデルのカーネル・バンド幅である。GWR モデルでは推定されたカーネル・バンド幅が 1.4km から 1.9km で推移している。バブル崩壊後の公示地価が下降トレンドのときは狭くなっていくが、そのあとは安定的に推移している。MGWR モデルでは、公示地価のトレンドとは関係なく、説明変数ごとのカーネル・バンド幅にトレンドが確認できた。定数項のカーネル・バンド幅は他の説明変数より小さく、時間の経過とともに右下がりのトレンドが認められるのは、本研究で使用した説明変数で説明しきれない土地の個別的要因が強くなったためと推測できる。また、アクセス指数・最寄駅距離・前面道路幅員・住居地域ダミー・ガス設備ダミーのカーネル・バンド幅は、2013 年から 2016 年にかけてジャンプが認められる。公示地点数の大きな変化がその原因と考えられる。前面道路幅員のカーネル・バンド幅が他の説明変数より大きく、近年右上がりのトレンドが確認できるのは、大域的な説明変数になりつつある可能性を示している。これら事例に対する考察は今後の研究課題としたい。

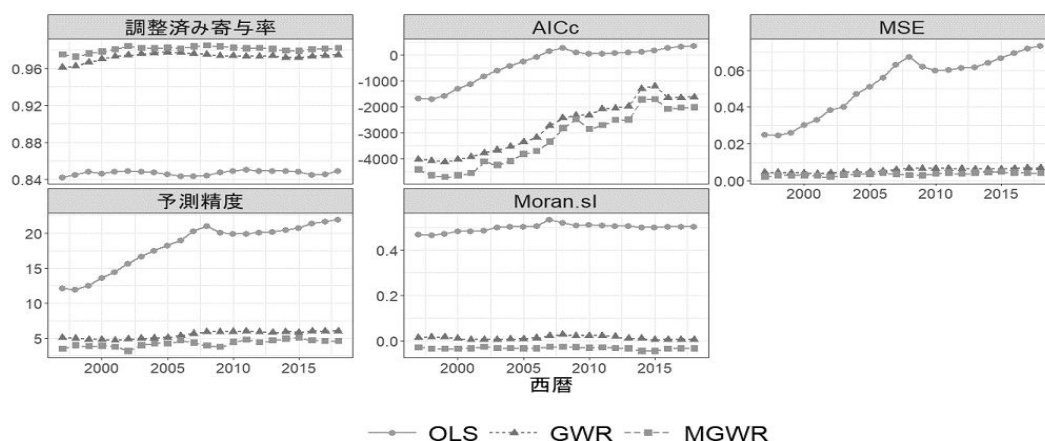


図 8: 各モデル指標の推移

図 10 に GWR モデルと MGWR モデルの 2018 年の前面道路幅員の局所回帰係数の空間予測を示す。なお、空間予測の方法は 3 次のスプライン補間を用いた。図 10(a) の GWR モデルでは、23 区中心部と周辺部、また多摩地域の所々で負の値をとる場所が存在する。これにより、盛岡・

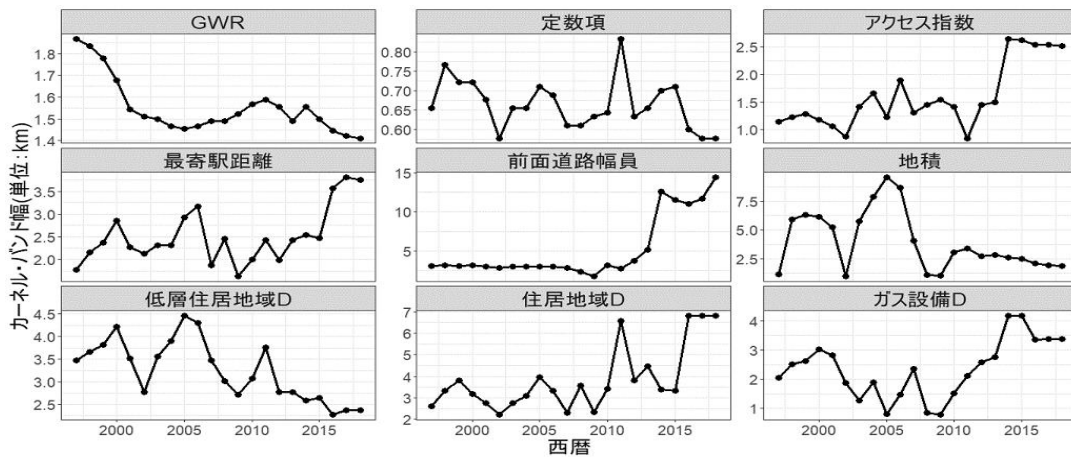
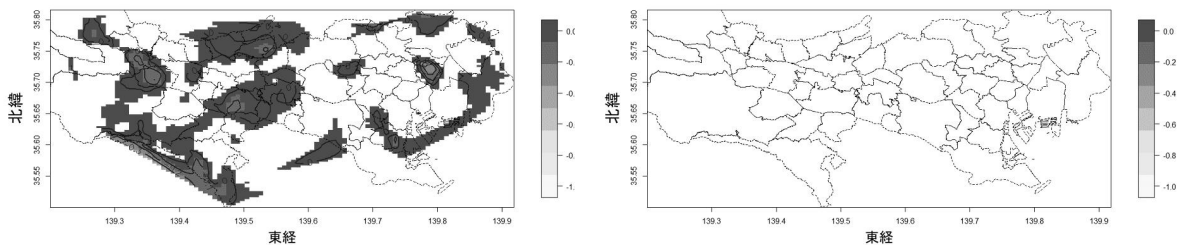


図9: MGWR モデルカーネル・バンド幅の推移

藤田 (1995) や得田 (2009) が指摘するように、道路幅員が大きいほど騒音が増加する等の環境への負の影響が価値の減少をもたらすことや、幹線道路沿いの地域間でも地価の変化のパターンが一定ではないことが確認できる。一方、前面道路幅員のカーネル・バンド幅の推定値は GWR モデルでは 1.41km、MGWR モデルでは 14.41km であり、前面道路幅員の局所的な負の影響は MGWR モデルでは確認できないこと、その影響は近年弱くなっていることが分かる。カーネル・バンド幅が説明変数ごとに可変になったことで、回帰係数の空間予測分布の様子が大きく変わることも確認できた。



(a) 2018 年前面道路幅員の係数空間分布 (GWR モデル)

(b) 2018 年前面道路幅員の係数空間分布 (MGWR モデル)

図10: 2018 年前面道路幅員の回帰係数空間分布

図 11 と 12 には、2018 年における GWR モデルと MGWR モデルによる推定された局所回帰係数の散布図行列を示した。散布図行列の対角成分には推定された局所回帰係数のカーネル密度推定をプロットし、上三角行列には対応する 2 変数の推定値の相関係数を示した。2 つの図から推定値の分布はクラスターを伴って分布し、いくつかの変数については推定値の分布において局所的な線形関係を確認することができる。図 12 と図 11 を比較すると、MGWR モデルにおいては、すべての変数間の相関係数が GWR モデルに比べて大きくなっていること、係数推定値の非線形な関係性がより明確になっていることがわかる。また、推定値のカーネル密度関数の形状

が、GWR モデルは単峰型が多く、MGWR モデルは双峰型が多くなることがわかる。MGWR モデルの局所回帰係数は、GWR モデルに比べ、回帰係数のレンジを小さくし、その範囲内で係数が散らばるように推定されることがわかる。

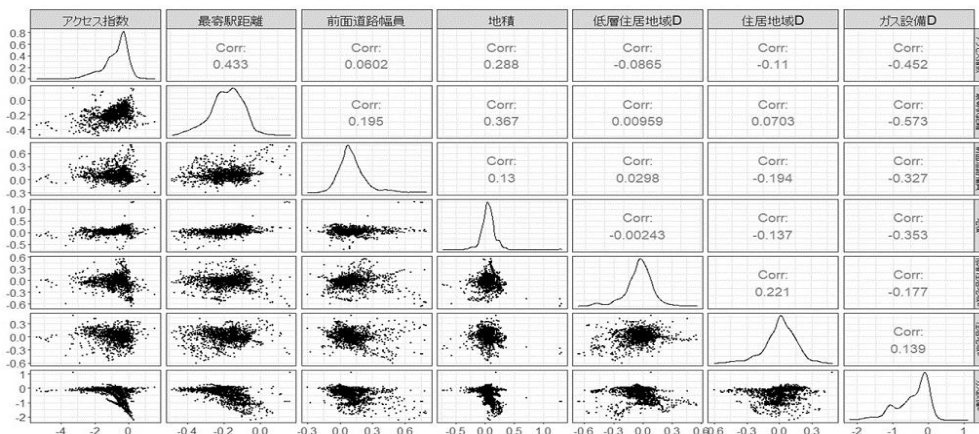


図 11: 2018 年 GWR モデル各局所回帰係数の散布図

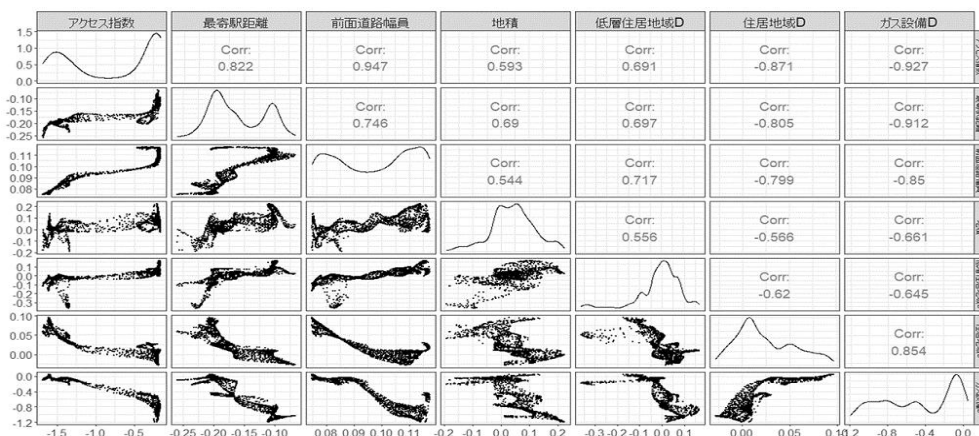


図 12: 2018 年 MGWR モデル各局所回帰係数の散布図

図 13 に、2018 年の説明変数の空間相関と MGWR モデルで算出されたカーネル・バンド幅の関係を示す。比較のため、公示地価の空間相関と GWR モデルで算出されたカーネル・バンド幅も追加した。説明変数間の空間相関が強いほど、カーネル・バンド幅が小さい、説明変数間の空間相関が弱いほど、カーネル・バンド幅が大きい傾向が確認できる。カーネル・バンド幅は、ある地点の説明変数推定値の標準誤差と偏りのバランスで決定されるため、空間相関が強ければ、より近傍の値で精度の高い推定が可能であることが推測できる。また、GWR モデルのカーネル・バンド幅が最小なのは MGWR モデルの定数項のカーネル・バンド幅がさらに小さい (0.58km) ことが原因と考えられる。

前述の結果より、MGWR モデルを使用して各説明変数の局所回帰係数を推定し、それにより、係数の空間予測分布の経年変化を可視化した。図 14 に、MGWR モデルによる、アクセス指数の局所回帰係数予測値の空間分布の経年変化を示す。変化を見やすくするため、リーマン・ショックの影響が公示地価に現れる 2009 年を起点に前後 4 年ごとの 1997 年・2001 年・2005 年・2009

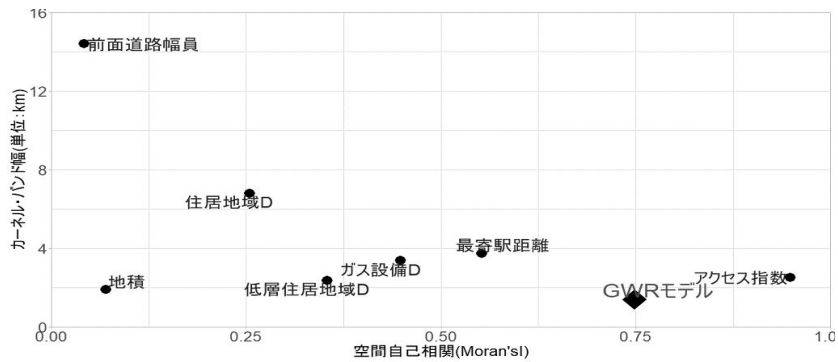


図 13: 2018 年各説明変数の空間相関とカーネル・バンド幅分布

年・2013年・2017年の予測値分布を示した。全体的に東に係数が高く、西に係数が低い。当初は東京都の南多摩地域も比較的係数が高かったが、リーマン・ショック後は23区の係数が高く、多摩地域の係数が低い。アクセス指数の性格上、西に行くほど、その値は大きくなることから、西部の地価に与える負の影響はより強くなる。さらに、時系列が進むにつれ、東部との差が大きくなっている。つまり、アクセス指数の地価に対する負の影響が、西部に向かうほど、時間が進むほど、より強くなることを示している。

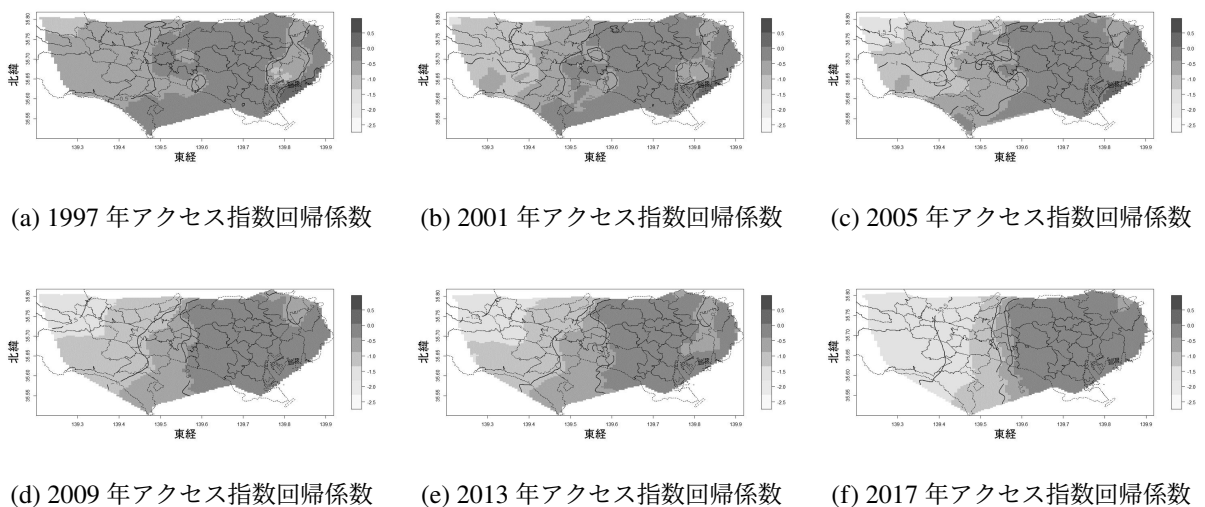


図 14: アクセス指数の局所回帰係数予測値の空間分布の推移

図 15 に、最寄駅からの距離の局所回帰係数予測値の空間分布の経年変化を、図 16 に、低層住居地域ダミーの局所回帰係数予測値の空間分布の経年変化を、図 17 に、住居地域ダミーの局所回帰係数予測値の空間分布の経年変化を示す。

最寄駅からの距離の回帰係数について、1997年では都心部のかなり小さい値を除いて、どの地域でもあまり差がないが、時間が進むにつれ、23区西部が高いまま推移するのにに対し、23区東側と多摩地域の係数が低くなっていく。これらの地域は、最寄駅からの距離の地価に対する負の影響がより強くなり、係数の高い地域との地価の差が大きくなっていく。

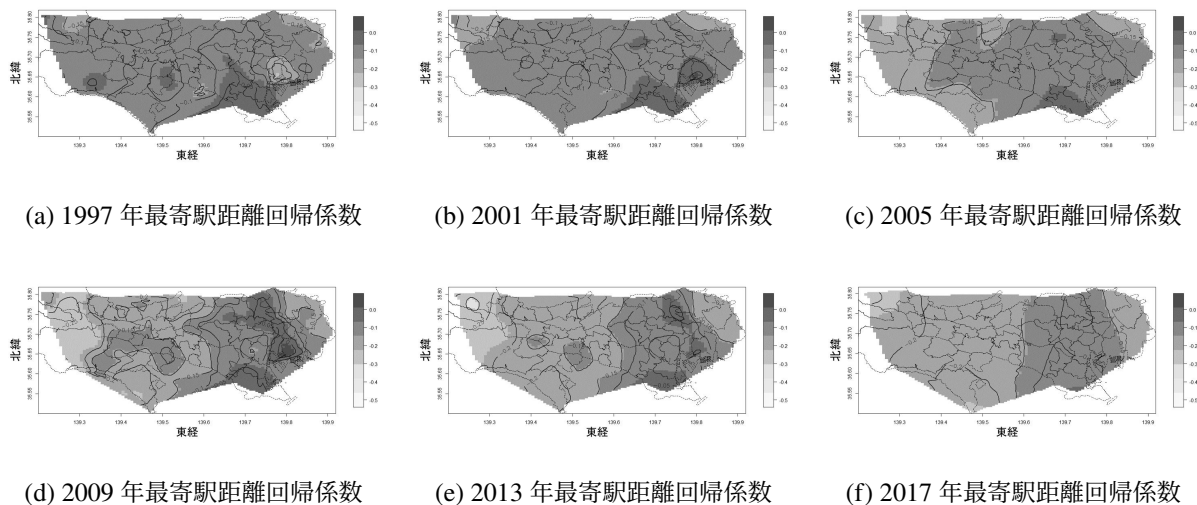


図 15: 最寄駅からの距離の局所回帰係数予測値の空間分布の推移

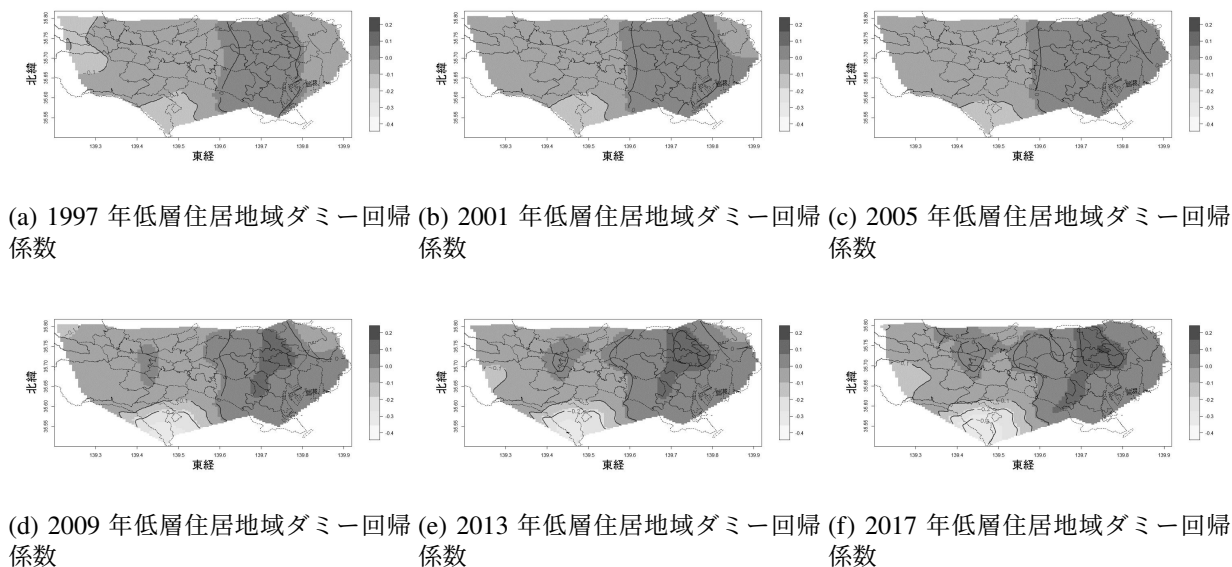


図 16: 低層住居地域ダミーの局所回帰係数予測値の空間分布の推移

低層住居地域ダミーについて、当初は 23 区西部を中心に係数が高いが、時間が経過すると、立川市・国立市等を中心とした北西部に係数が高い地域が出現する。また町田市を中心として、係数が低い地域があることも確認できる。リーマン・ショック後の推移も継続的であり、北区・豊島区・文京区・新宿区・渋谷区・目黒区等の係数は高く、立川市を中心とした東京都北西部にも係数が正となる地域が存在する。「新宿区市谷」・「文京区小石川」や「渋谷区松濤」といった高級住宅街と、近年「住みやすい街」等で再注目をされている北区では低層住居専用地域の地価がよ

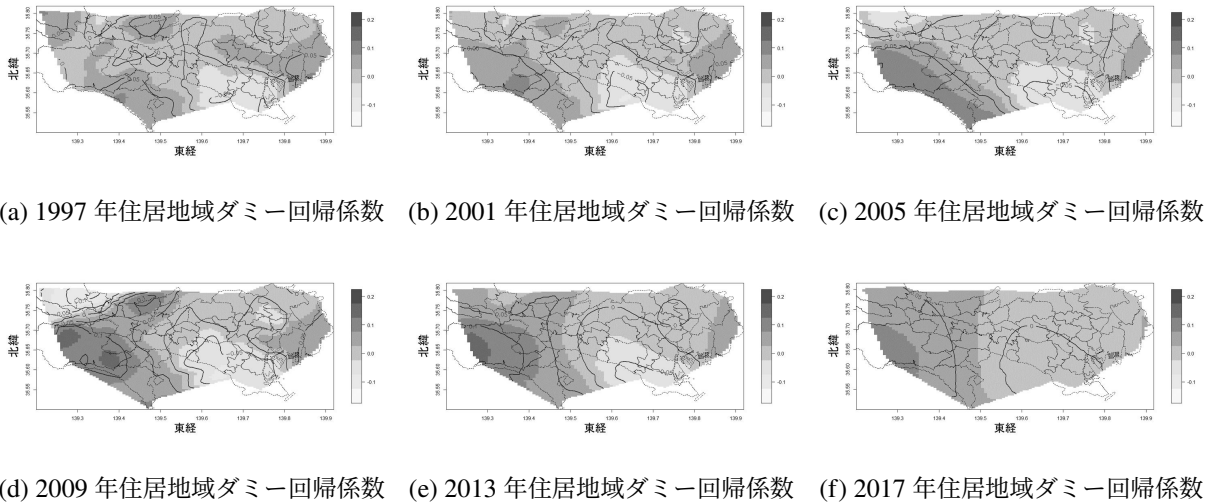


図 17: 住居地域ダミーの局所回帰係数予測値の空間分布

り高くなっている⁹。立川市より西多摩東部にかけても、再開発の成果と推察できるが、係数が正の地域が確認できる。逆に町田市を中心とした地域で、係数が低い負の値が存在し、低層住居専用地域であることが地価を押し下げる地域が存在することも確認された。

住居地域ダミーについて、時間経過に関わらず、八王子市・町田市等といった係数が高い地域と、23区北側から南西側一帯と調布市・狛江市等といった係数が低い地域とに大別されている。リーマン・ショック後にはその影響はいくぶん緩和されるが、東京都西部が係数が高く、東部は係数が低いという二極化が明確になっている。係数が正の地域は、駅や商業施設の近隣など、利便性・商業性が高く、建物用途が緩和される住居地域・準住居地域がより地価が高くなることを表す。

最後に表4には、GWRモデルによって推定されたカーネル・バンド幅(km)と平均公示地価(対数変換)の数値の時差相関係数を示した¹⁰。カーネル・バンド幅と平均地価は同じような動きをしていることが確認できたが、時差相関を算出すると、カーネル・バンド幅が平均地価を2年程度遅行していることがわかった。過日、「アベノミクス景気は戦後最長に届かず」との報道がなされたように、過去の景気判断は将来の経済政策を決定するには不可欠である。この事実は、不動産市場の景気動向推移を確認する一助になるものと思われる。

表 4: カーネル・バンド幅と平均公示地価の時差相関係数

平均公示地価との時差	-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
時差相関係数	-0.2133	0.0203	0.2670	0.4559	0.6022	0.7095	0.6930

⁹ いわゆる元来より高級住宅街と呼ばれている「世田谷区成城」や「港区麻布」等は局所回帰係数が比較的高くない。これらの地域は用途地域に関わらず、地価が高く推移し続けたためと推察できる。

¹⁰ 22年分の平均公示地価(対数変換後)を固定し、22年分のカーネル・バンド幅を1年ずつ時差をとりその相関係数を算出した。

5 おわりに

本研究では、東京都の地価公示データを用いた非空間モデル、GWR モデル、MGWR モデルによる、22 年間の住宅地系用途地域のべ 38,914 地点の地価モデルを推定した。その結果、カーネル・バンド幅に可変性のある MGWR モデルが、調整済み寄与率・AICc・RSS・予測精度や回帰残差の空間相関の観点から、非空間モデル・GWR モデルよりも、より当てはまりが良いモデルであることがわかった。MGWR モデルによる分析結果および、その可視化の様子から、各局所回帰係数のレンジの増加より、地価形成要因の土地の個別性が徐々に強まりつつあることが確認できた。アクセス指数・最寄駅距離と住居地域ダミーはその影響が顕著である。また、定数項のレンジの増加から、本研究で使用している説明変数以外の土地の個別性が強まっていることもわかった。

東京都 23 区の中央部から西部にかけての地域と北多摩西部から西多摩地域にかけての地域では、時間が経過するにつれて、明らかに土地の価格差が大きくなるように、特に交通利便性を表す説明変数のパラメータが推移することから、東京都内でも二極化が進行している。公示対象地点の平均地価は、1997 年の 1m^2 当たり 412,000 円、2018 年の 393,000 円と同水準であるのに対し、その標準偏差は 1997 年で 183,000 円、2018 年で 349,000 円と 2 倍近くになっている。地価の二極化の原因もしくは結果に、人口動態が挙げられる。平良・宮嶋 (2018) によれば、2018 年の東京都の人口変化率と地価変動率の相関係数は 0.7 と強い正の相関が認められた。人口動態は交通利便性と強い関係がある。本研究でも、アクセス指数・最寄駅からの距離のパラメータの経年変化から、交通利便性の良い地域の地価と、そうでない地域の地価との価格差が大きくなり、その傾向が強くなっていることが確認できる。2008 年以降、日本の総人口は減少し続けており、今後、東京都内でも、23 区と人口の減少度合いの大きい多摩地域では、さらに地価の二極化が進行すると思われる。しかし、将来的には 23 区も人口減少の影響を受けるとみられることから、地価が下落する可能性を否定できない。

前述の 2 つの分析結果より、バブル崩壊後の東京都の地価は、二極化の進行と個別的要因の増大という二面性が存在していることが確かめられた。今後は、人口減少を背景に、地域ごとの優勝劣敗がより鮮明になりつつ、また同地域においても、局所的な住環境の差がより地価に反映されることになるとと思われる。一方、低層住居地域ダミーの回帰係数の分布の推移から、高級住宅街といわれる地域に設定される低層住居専用地域は、23 区中央部から北部にかけての地域と立川市周辺から西多摩東部にかけての地域で割高に、逆に、調布市を中心とした地域で割安になることがわかった。住居地域ダミーの回帰係数の分布の推移から、利便性・商業性を重視した住居地域・準住居地域は、八王子市を中心とした東京都西部で割高に、23 区を中心とした東京都東部で割安になることがわかった。そしてその傾向はリーマン・ショック前に確立され、リーマン・ショック後は継続的・安定的に推移していることも確認できた。これらの結果から多摩地域では、拠点整備基本計画等の再開が一定の効果をえたものと解釈できる。

今後の課題としては、まず第一に時空間への拡張である。Huang et al. (2010) や Fotheringham et al. (2015) では、時間方向への重み付けも加えた地理的・時間的加重回帰モデル (GTWR) を提案している。前者では、カナダのカルガリーの後者では、ロンドンの地価分析を行い、GTWR モデルが予測精度を改善することを報告している。Wu et al. (2019) は、GTWR をマルチスケール化した MGTWR (Multiscale GWTR) モデルを提案し、中国広東省深セン市の地価モデルを推定している。これらのモデルを用いた分析については今後の課題にしたい。特に時間方向で断絶されたモデルを用いた本研究の結果と、時間方向を考慮したモデルを用いた場合について予測精

度について分析する必要がある。また、地価関数の説明変数についても検討が必要である。特に Heckman et al. (2010) や Chay and Greenstone (2005) に見られるように、地価関数の推定における家計の規模や年齢、およびその特性の空間的な異質性を考慮した非線形なモデルの構築とその推定に関する取り組みが必要である。また、売買が実施された地点と、公示対象地点が同じことは稀であり、2つの価格に定量的な関係性が見出せていない。土地は個別的要因が強く価格に反映される以上、この問題の解決は、地価情報システムに大きな進展を与えるものである。

謝辞

本論文の作成にあたり、匿名の2名の査読者および編集委員から有益なコメントをいただきました。ここに記して感謝いたします。本研究は JSPS 科研費 18K01706 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 植杉大 (2012), 「小地域別地価水準のローカル回帰モデル推定～埼玉県さいたま市を例として」, 『撰南経済研究』, 第2巻, 第1-2号, 1-20頁.
- [2] 菅野雄太・塩濱敬之 (2020), 「東京都公示地価の普遍型クリギングにおける空間バリオグラムの経年変化について」, 『応用統計学』, 第49巻, 第2号, 47-69頁.
- [3] 瀬谷創・堤盛人 (2014), 『空間統計学-自然科学から人文・社会科学まで-』, 朝倉書店.
- [4] 平良友祐・宮嶋貴之 (2018), 「不動産市況はピークアウトするのか～当面は高原状態が続く見込み。その裏で重層的二極化が進展」, みずほりポート, みずほ総合研究所.
- [5] 得田雅章 (2009), 「ヘドニック・アプローチによる滋賀県住宅地の地価形成要因分析」, 『彦根論叢』, 第381号, 183-205頁.
- [6] 中村卓馬・兼田敏之 (2015), 「混合地理的加重回帰モデルを応用した地価形成要因の分析-2002年と2012年の名古屋市の住宅地を対象として-」, 『日本建築学会技術報告書』, 第21巻, 第47号, 307-310頁.
- [7] 古谷知之 (2004), 「ベイズ地理的加重回帰モデルの地価モデルへの適用」, 『都市計画論文集』, 第39巻, 第3号, 787-792頁.
- [8] 盛岡通・藤田荘 (1995), 「環境質及び環境サービスの経済価値とその市場への反映-三つの評価手法の原理とその適用例の比較-」, 『日本不動産学会誌』, 第9巻, 第4号, 10-19頁.
- [9] Brunson, C., Fotheringham, A. S., and Charlton, M. E. (1996), “Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity”, *Geographical Analysis*, Vol. 28, No. 4, pp. 281-298.
- [10] Brunson, C., Fotheringham, A. S., and Charlton, M. E. (1999), “Some notes on parametric significance tests for geographically weighted regression”, *Journal of Regional Science*, Vol. 39, No. 3, pp. 497-524.
- [11] Chay, K. Y. and Greenstone, M. (2005), “Does air quality matter? Evidence from the housing market”, *Journal of Political Economy*, Vol. 113, No. 2, pp. 376-424.
- [12] Cho, S. H., Bowker, J. M., and Park, W. M. (2006), “Measuring the contribution of water and green space amenities to housing values: An application and comparison of spatially weighted hedonic models”, *Journal of Agricultural and Resource Economics*, Vol. 31, No. 3, pp. 485-507.
- [13] Fotheringham, A. S., Charlton, M. E., and Brunson, C. (1998), “Geographically weighted regression: A natural evolution of the expansion method for spatial data analysis”, *Environment*

- and Planning A*, Vol. 30, No. 11, pp. 1905–1927.
- [14] Fotheringham, A. S., Crespo, R., and Yao, J. (2015), “Geographical and temporal weighted regression (GTWR)”, *Geographical Analysis*, Vol. 47, No. 4, pp. 431–452.
- [15] Harris, P., Brunson, C., and Fotheringham, A. S. (2011), “Links, comparisons and extensions of the geographically weighted regression model when used as a spatial predictor”, *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 25, No. 2, pp. 123–138.
- [16] Heckman, J. J., Matzkin, R. L., and Nesheim, L. (2010), “Nonparametric identification and estimation of nonadditive hedonic models”, *Econometrica*, Vol. 78, No. 5, pp. 1569–1591.
- [17] Helbich, M., Brunauer, W., Vaz, E., and Nijkamp, P. (2014), “Spatial heterogeneity in hedonic house price models: The case of Austria”, *Urban Studies*, Vol. 51, No. 2, pp. 390–411.
- [18] Huang, B., Wu, B., and Barry, M. (2010), “Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices”, *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 24, No. 3, pp. 383–401.
- [19] Lee, S., Kang, D., and Kim, M. (2009), “Determinants of crime incidence in Korea: A mixed GWR approach”, in *World Conference of the Spatial Econometrics Association, Barcelona, Spain*.
- [20] LeSage, J. P. and Pace, R. K. (2009), *Introduction to Spatial Econometrics*, Chapman and Hall/CRC, Boca Raton.
- [21] Leung, Y., Mei, C. L., and Zhang, W. X. (2000b), “Statistical tests for spatial nonstationarity based on the geographically weighted regression model”, *Environment and Planning A*, Vol. 32, No. 1, pp. 9–32.
- [22] Lu, B., Harris, P., Charlton, M., and Brunson, C. (2015), “Calibrating a geographically weighted regression model with parameter-specific distance metrics”, *Procedia Environmental Sciences*, Vol. 26, pp. 109–114.
- [23] Lu, B., Brunson, C., Charlton, M., and Harris, P. (2017), “Geographically weighted regression with parameter-specific distance metrics”, *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 31, No. 5, pp. 982–998.
- [24] Shimizu, C., Nishimura, K., and Watanabe, T. (2016), “House prices at different stages of the buying/selling process”, *Regional Science and Urban Economics*, Vol. 59, pp. 37–53.
- [25] Tabuchi, T. (1996), “Quantity premia in real property markets”, *Land Economics*, Vol. 72, No. 2, pp. 206–217.
- [26] Wheeler, D. C. and Tiefelsdorf, M. (2005), “Multicollinearity and correlation among local regression coefficients in geographically weighted regression”, *Journal of Geographical Systems*, Vol. 7, No. 2, pp. 161–187.
- [27] Wu, C., Ren, F., Hu, W., and Du, Q. (2019), “Multiscale geographically and temporally weighted regression: exploring the spatiotemporal determinants of housing prices”, *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 33, No. 3, pp. 489–511.
- [28] Yang, W. (2014), “An extension of geographically weighted regression with flexible bandwidth”, Ph.D. dissertation, St Andrews.
- [29] Zietz, J., Zietz, E. N., and Sirmans, G. S. (2008), “Determinants of house prices: a quantile regression approach”, *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol. 37, No. 4, pp. 317–333.