

2022年度 統計データ分析コンペティション
審査員奨励賞 [大学生・一般の部]

住宅価格の格差と影響を与える要因：
空間パネルモデルに基づく研究

李 佳奇、華 振雄
(名古屋大学大学院国際開発研究科)

住宅価格の格差と影響を与える要因： 空間パネルモデルに基づく研究

李 佳奇*1・華 振雄*2

*1: 名古屋大学・大学院国際開発研究科

*2: 名古屋大学・大学院国際開発研究科

1. はじめに

不動産の価格は社会において誰にとっても関係があり、不動産価格は都市間の人の移動だけでなく、地域内の経済活動の量と質にも影響を与える。住宅価格の二極化現象は、社会経済活動や資源の不平等を反映しているため、地域の政策立案者が考慮し、対処しなければならない問題である。日本は1990年代に急速な経済成長を遂げ、それに伴い不動産価格も急上昇し、1991年には東京などの大都市圏の中心地の住宅で62,000USD/m²という史上最高の価格を記録した。その後、日本政府が意図的に不動産バブルを崩壊させたため、価格は50%以上に下落したが、住宅は依然として社会の大多数の世帯が保有する最も重要な金融資産であることに変わりはない。2008年の世界金融危機以降、多くの国では経済格差が拡大し、各国が金融緩和政策を大々的に採用したため、不動産市場に大量の資金が流され、富裕層が大きな富を取り戻し、低・中所得世帯は希望を見出せなくなった。Rognlie (2015)によると、近年、住宅価格は富の再分配に重要な役割を担っている。

日本の住宅市場について、Kubo, T. (2020) は、1990年以降、日本政府による開発の重心を郊外から都心に移したため、都心の不動産への投資がますます重要になり、結果として郊外が高齢化と空き家という大きな課題に直面したと指摘している。近年、日本の人口は東京や大阪などの大都市圏に徐々に移行しており、日本の不動産価格は一部の地域で上昇し続けているほか、一部の地域では住宅の空室率が上昇により住宅価格が下落している。Kanno, Y., & Shiohama, T. (2022) は、日本の東京圏における住宅価格の二極化・細分化は、南東部の住宅価格が下落傾向にあるほか、残りの3つの地域で上昇していることを明らかにした。Hochstenbach, C., & Arundel, R. (2020) は、不動産価格は本質的に都市、地域、コミュニティ内の資源分配の違いを反映しており、地域格差の二極化につながると指摘している。

したがって、住宅財産の格差は、社会における経済的不平等を理解するために必要なポイントであり、そのような不平等の拡大を緩和するためには、不動産価格に影響を与える複数の背景要因を理解する必要がある。本稿では、日本の不動産価格の空間的不均質性と影響要因を探ることに焦点を当て、2008年から2019年までの日本の47都道府県における不動産価格の空間的・時間的变化を探り、最後に相応しい対策と提言を提示する。

2. 研究の方法と手順

2.1 研究の方法

2.1.1 シグマ収束

地域格差を表す指標には、標準偏差、変動係数、Theil 指数などがある。本研究では、不動産価格の格差を表す指標として標準偏差を用いる。また、地域内の格差が時間とともに減少することをシグマ収束といい、逆に地域内の格差が時間とともに増加することをシグマ発散という。

2.1.2 空間相関テスト

空間相関分析の基本的な出発点は、Tobler の地理学の第一法則に基づくものである。探索的な空間デー

タ解析を行う場合、まず空間マトリックスを選択する必要がある。空間マトリックスは、マトリックスの各空間個体を i 、潜在的な隣人を j として、調査領域の近傍性を 2 値構造で表している。 $w_{ij}=1$ の場合、領域 i と j は互いに隣人であり、 $w_{ij}=0$ の場合、隣人は存在しないことになる。

モラン指数は、グローバルな空間依存性を表す最も一般的で汎用性の高い指標であり、その範囲は $[-1, 1]$ である。モラン指数が 0 より大きく、有意性検定に合格した場合、調査対象データは空間依存性がある、つまり、クラスター化した地域はすべて同じようなデータを持っており、地域格差ということはない。モラン指数の計算式 (1) は次のとおりです。

$$I_t = \frac{N}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \left[\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (1)$$

この定式では、 N はエリア数、 w_{ij} は空間行列、 X_i 、 X_j は当該エリアと隣接エリアの住宅価格、 \bar{X} は平均値。

2.1.3 モデル設定

本研究では、2008 年から 2019 年までの 47 都道府県のサンプルデータを用いて、不動産価格に影響を与える要因のパネルモデルを構築する。地域によって地理的、社会的、経済的環境が異なるため、不動産価格や経済発展は場所によって異なり、地域特性を持つため、本研究では固定効果モデルを用い、都道府県の個体固定効果と時間固定効果の両方を考慮し、以下の実証尺度固定効果モデルで分析する。

$$\begin{aligned} \ln hprice_{it} = & \beta_0 + \beta_1 \ln gdp_{it} + \beta_2 \ln cmprice_{it} + \beta_3 msc_area_{it} + \beta_4 Hospital_area_{it} \\ & + \beta_5 Clinic_area_{it} + \beta_6 Hotel_area_{it} + \beta_7 Pop_area_{it} + \beta_8 Temperature_{it} + u_{it} \end{aligned} \quad (2)$$

この定式 (2) では、 i は地域、 t は年、 $\ln hprice$ は住宅地の標準平均価格、 $\ln gdp$ は 1 人当りの GDP、 $\ln cmprice$ は商業地の標準平均価格、 msc_area は千ヘクタール当たりの中学校数、 $Hospital_area$ は千ヘクタール当たりの一般病院数、 $Clinic_area$ は千ヘクタール当たりの一般診療所数、 Pop_area は千ヘクタール当たり人口数、 $Temperature$ は年平均気温で、時間効果および個人効果を示している。

しかし、不動産価格が空間的な集計を行い、空間依存性が有意であることが判明した場合、先の固定効果モデルから得られるインパクト係数に偏りが生じる可能性があるため、先のモデルの上に空間要因が不動産価格に与える影響とその影響要因を考慮する、すなわち空間計量モデルの導入が必要である。Spatial lag model (SLM), Spatial error model (SEM), Spatial Durbin model (SDM) などが一般的で、SDM モデルでは従属変数と独立変数の空間相関を考慮するため、より包括的な空間計量モデルであると言えよう。

$$\begin{aligned} \ln hprice_{it} = & \beta_0 + \beta_1 \ln gdp_{it} + \beta_2 \ln cmprice_{it} + \beta_3 msc_area_{it} + \beta_4 Hospital_area_{it} + \beta_5 Clinic_area_{it} \\ & + \beta_6 Hotel_area_{it} + \beta_7 Pop_area_{it} + \beta_8 Temperature_{it} + \beta_9 w \ln gdp_{it} + \beta_{10} w \ln cmprice_{it} + \beta_{11} w msc_area_{it} \\ & + \beta_{12} w Hospital_area_{it} + \beta_{13} w Clinic_area_{it} + \beta_{14} w Hotel_area_{it} + \beta_{15} w Pop_area_{it} + \beta_{16} w Temperature_{it} + u_{it} \end{aligned} \quad (3)$$

この定式 (3) では、上記と同様に、 w は距離と空間の組み合わせ行列を作成し、 u_{it} は時間効果だけでなく、個人効果も表す。

2.2 分析手順

まず、47 都道府県の住宅価格の格差構造を標準偏差で分析し、次に空間自己相関検定で住宅価格の空間的な集約の有無や空間依存性の大きさを検出し、LISA 分析で集約の高低や分布の正確な位置などを求める。そして、住宅価格に影響を与える要因を調べるために、個別効果モデル、時間効果モデル、二元固定効果モデルのいずれを用いるかを Hausman 検定で決定する。空間自己相関分析では、まず異なる行列を用いてモラン指数の大きさを計算し、有意水準が同じであれば、モラン指数の最も高い行列を基準として選択する。モラン指数が正で有意性検定に合格した場合、空間パネルモデルの選択を検討する必要がある。我々は、SDM が SLX または SEM モデルに還元できるかどうかを検定するために、Wald 検定を使用する。最後の空間パネル回帰

は、住宅価格に対する地域要因の影響と、近隣地域の住宅価格への波及効果を分析するために使用される

3. データセットの加工

本研究では合計9つの変数を使用し、主なデータセットはSSDSE-2021B、研究対象期間は2008年から2019年までとした。一人当たりGDPは、ルミナスデータ変換から推定した1km×1kmグリッドの実質GDP(2017年百万ドル)を用いて導出しているため、平均住宅地価格と商業標準価格も同様に2017年の日本円とドル価格指数を用いて変換し、データ誤差を減らすために対数化したものである。

不動産価格に影響を与える要因として、学校、病院、住環境、人口の4つを中心に選定した。公共施設の数はその地域の広さに大きく依存するため、データの偏りを避けるために、学校、病院、診療所、旅館事務所の数をそれらの施設があるヘクタールの広さで割って、変数を正規化した。最後に、地域間の気温差を表すためにデータセットの年平均気温を用いるとともに、地域間の人口密度や移動の度合いを把握するために、各都道府県の人口をそのヘクタールの大きさで割ったものを用いた。

表1 説明変数のデータの出典と変換方法

分野	変数名	単位	変数の説明	出典
不動産価格	住宅地標準平均価格	USD/m ²	2017年日本円・米ドル価格指数を基に作成	SSDSE-2021B
生活	商業地標準平均価格	USD/m ²	2017年日本円・米ドル価格指数を基に作成	SSDSE-2021B
学校	中学校数	所/千ヘクタール	中学校数/千ヘクタール	SSDSE-2021B
医療	一般病院数	所/千ヘクタール	一般病院数/千ヘクタール	SSDSE-2021B
	一般診療所数	所/千ヘクタール	一般診療所数/千ヘクタール	SSDSE-2021B
観光	旅館営業施設数	所/千ヘクタール	旅館営業施設数/千ヘクタール	SSDSE-2021B
人口	総人口	人/千ヘクタール	総人口/千ヘクタール	SSDSE-2021B
自然環境	年平均気温	°C	都道府県年平均気温	SSDSE-2021B
経済	一人当たりGDP	USD	一人当たりGDP	Nature Scientific Data

表2 記述統計量

変数名	観測数	平均	標準偏差	最小値	最大値
住宅地標準平均価格	564	5.869357	0.6409741	4.77614	8.113434
商業地標準平均価格	564	6.789577	0.802652	5.39922	9.865267
年平均気温	564	15.66365	2.31249	9.1	24.1
一人当たりGDP	564	11.25668	0.6766882	9.589654	13.14514
中学校数	564	0.4816863	0.6724181	0.075872	3.74653
一般病院数	564	0.3526617	0.5304353	0.0446831	2.739252
一般診療所数	564	5.387247	10.692	0.4297297	62.47408
旅館営業施設数	564	2.062856	1.731613	0.3336862	15.07728
人口	564	6546.697	11759.53	669.4603	63449.45

4. 探索的空間データ分析

4.1 空間的なインタラクション

表 3 から分かるように、空間なウェイトの種類が異なるにもかかわらず、ほとんどのモラン指標は有意であり、ある地域の住宅価格がそれ自体だけでなく、その近隣の地域にも関連していることを示している。モラン指数 P 値の大きさから、本稿では 3 近傍の数に基づく空間行列を選択し (knn3)、地域間を結ぶことにする。

表 3 空間なウェイトの選択

年	wpoly	P 値	distance	P 値	knn3	P 値	knn4	P 値
2008	0.43261	0.001***	0.021322	0.078*	0.570615	0.001***	0.484654	0.001***
2009	0.450676	0.001***	0.023874	0.067*	0.581724	0.001***	0.501112	0.001***
2010	0.451836	0.001***	0.022432	0.072*	0.583398	0.001***	0.503022	0.001***
2011	0.442564	0.001***	0.020386	0.08*	0.576098	0.001***	0.494279	0.002***
2012	0.44168	0.001***	0.017407	0.072*	0.576309	0.001***	0.4951	0.001***
2013	0.428851	0.001***	0.014363	0.084*	0.566721	0.001***	0.483983	0.001***
2014	0.420633	0.001***	0.012496	0.092*	0.558056	0.001***	0.473731	0.002***
2015	0.413177	0.001***	0.011284	0.117	0.549446	0.001***	0.463881	0.001***
2016	0.402677	0.001***	0.008876	0.114	0.537388	0.001***	0.450591	0.001***
2017	0.393549	0.001***	0.00631	0.131	0.531208	0.001***	0.442073	0.001***
2018	0.381168	0.001***	0.003438	0.157	0.518476	0.001***	0.42814	0.001***
2019	0.368271	0.001***	0.00036	0.181	0.505667	0.001***	0.413955	0.001***

また、下図は 2008 年から 2019 年までの住宅価格の空間的相互作用の変化を示したもののだが、住宅価格の空間的相互作用は緩やかな低下を示しており、地域間で住宅価格が互いに影響し合う度合いが小さくなっていくことが分かる。同時に、住宅価格は地域間格差が拡大していることがわかる。したがって、空間的な相互作用の低下が、住宅価格の格差拡大の原因になっていると考えられる。

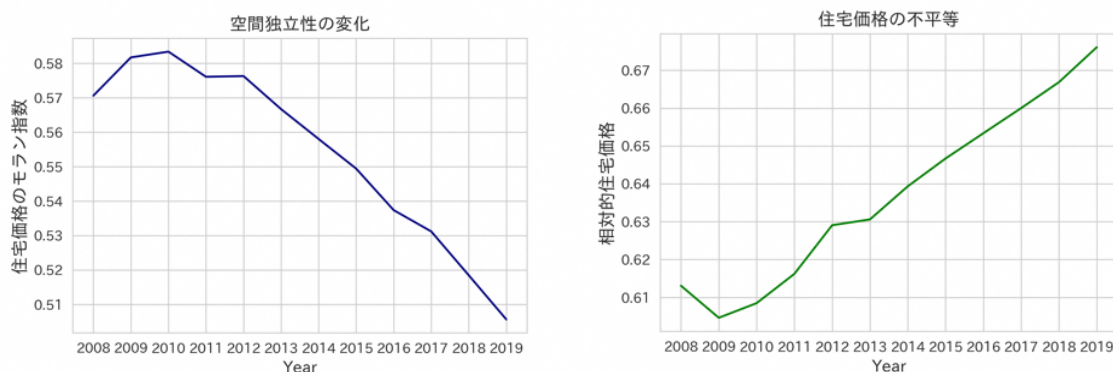


図 1 住宅価格の空間的独立性と住宅価格の不平等性

4.2 空間的な集計

下のマップを 5% 有意水準で分析すると、2008 年、2019 年ともに、関東地方は住宅価格の高い集積地 (HH)、東北地方は住宅価格の低い集積地 (LL) を形成していることがわかる。この住宅価格分布の格差は、全期間を通じて改善されていない。このように、住宅価格の格差の拡大は、他の影響もさることながら、関東と東北の間で形成される集積の分断の継続に寄与していると考えられる。

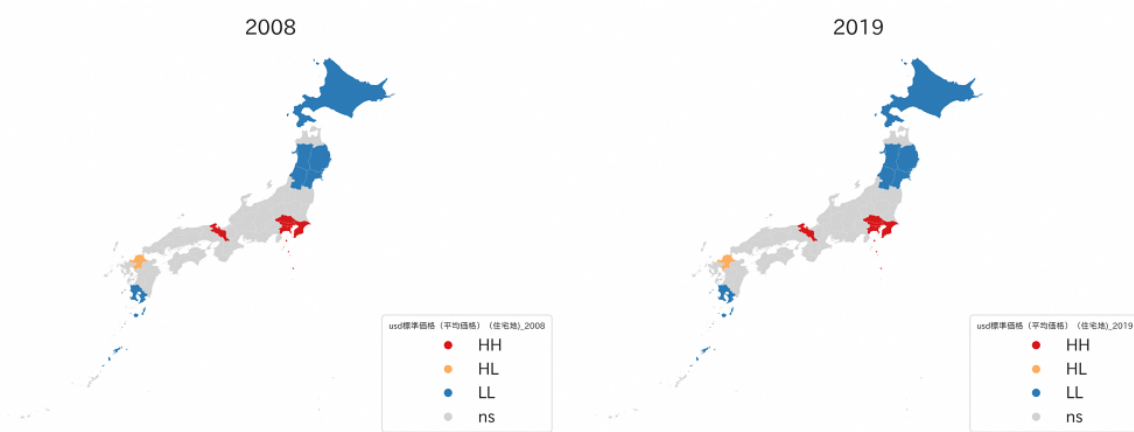


図2 空間集計マップ

5. パネル回帰の結果

5.1 時間・個体固定効果パネル回帰の結果

まず、Hausman 検定によれば、カイ対角値は 52.61、p 値は 0.0000 であるから、固定効果モデルが選択される。下表の AIC の値から固定モデルの中で、時間・個体固定効果パネルモデルが最も AIC が低いため、本論文では時間・個体固定効果パネルモデルを最終的に選択した。

多くの要因の中で、商業地の価格は、係数が正で非常に有意であることから、住宅地の価格に対して正の効果を持ち、この変数は地域固定モデルでも時間固定モデルでも有意かつロバストであることが分かる。したがって、商業地の価格上昇は、住宅地の価格上昇にも寄与する。第二に人口密度であるが、これも有意性が高く、人口密度の高さも宅地価格に若干の寄与をしていることがわかる。

また、住宅価格にプラスの影響を与えるのは病院数であり、総合病院数も住宅地価格にプラスの影響を与え、有意な係数がある要因の中で最も大きいことがわかる。したがって、病院数の増加による住宅価格上昇へのプラスの効果は無視できないが、一般診療所の住宅価格への効果は有意ではない。最後に、ホテル数も住宅価格の上昇にプラスの影響を与えるが、係数が小さいため、住宅価格の押し上げ効果はそれほど強くないと見ることができる。

表4 固定モデル分析結果

変数	個体固定効果	時間固定効果	時間・個体固定効果
	lnhprice	lnhprice	lnhprice
lngdp	-0.5243*** (0.0692)	0.0209 (0.0162)	0.6300 (0.8598)
lncm_price	0.4269*** (0.0163)	0.5710*** (0.0195)	0.3409*** (0.0570)
msc_area	0.2809 (0.2672)	-0.8830*** (0.1567)	0.0534 (0.4430)
Hospital_area	1.3142*** (0.2679)	-0.3399*** (0.0931)	0.9629** (0.3689)
Clinic_area	-0.0807*** (0.0179)	-0.0105 (0.0074)	-0.0472 (0.0338)
Hotel_area	0.0365*** (0.0049)	0.0285*** (0.0102)	0.0270*** (0.0093)
Pop_area	0.0001*** (0.0000)	0.0001*** (0.0000)	0.0001** (0.0000)

Temperature	-0.0000 (0.0050)	0.0397*** (0.0060)	0.0056 (0.0097)
Constant	8.1088*** (0.8801)	1.2087*** (0.2001)	-4.1280 (9.7904)
Observations	564	564	564
R-squared	0.7841	0.9239	0.8165
AIC	-2115	-315	-2187

5.2 空間パネル回帰の結果

SEM、SLX、SDM のいずれかを選択した上での Wald 検定では、検定の P 値がいずれも信頼水準 5%未満であること、回帰結果において Rho が有意であることから空間独立性があり、空間 Durbin モデル (SDM) が適用されていることから、SDM は SEM と同様に SLX に縮退しないことがわかる。

以下の回帰結果によると、影響が局所的にしか集中しない要因と、他地域に波及する要因の 2 つに分類される。まず、商業地価格と病院数が住宅地価格に与える影響は、局所的にしか集中しない。この 2 つの要因による周辺地域の住宅価格への波及効果はない。

表 5 空間パネル分析結果

変数	非空間	空間	直接効果	間接効果	総合効果
rho		0.1886** (0.0911)			
lngdp	0.4134 (0.7281)	-1.3008 (1.4036)	0.3840 (0.7754)	-1.3267 (1.7290)	-0.9427 (2.1270)
lncm_price	0.3698*** (0.0483)	-0.0058 (0.0595)	0.3721*** (0.0471)	0.0864 (0.0749)	0.4585*** (0.0941)
msc_area	-0.0436 (0.4781)	-0.4792 (0.8417)	-0.0132 (0.4587)	-0.5762 (0.9943)	-0.5893 (1.1158)
Hospital_area	1.2877*** (0.3961)	0.6299 (0.5541)	1.3248*** (0.3757)	1.1364 (0.7540)	2.4612*** (0.8492)
Clinic_area	-0.0554** (0.0262)	0.1262*** (0.0454)	-0.0620** (0.0254)	-0.1666*** (0.0555)	0.2286*** (0.0611)
Hotel_area	0.0267*** (0.0068)	0.0283* (0.0147)	0.0287*** (0.0071)	0.0426** (0.0215)	0.0713*** (0.0257)
Pop_area	0.0001** (0.0000)	0.0001** (0.0001)	0.0001*** (0.0000)	0.0002*** (0.0001)	0.0002*** (0.0001)
Temperature	0.0126 (0.0160)	-0.0092 (0.0197)	0.0123 (0.0157)	-0.0077 (0.0213)	0.0046 (0.0118)
Observations	564	564	564	564	564
R-squared	0.7737	0.7737	0.7737	0.7737	0.7737
地域数	47	47	47	47	47

しかし、診療所数は住宅価格に対して負の効果を持つ、つまり診療所数の増加は住宅価格に不利であり、この負の効果は局所的なものだけではなく、地域の診療所数は近隣地域の住宅地価格にも影響を与える、つまり波及効果を持つ。そして、現地での直接的な影響よりも間接的な影響の方が大きい。しかし、ホテルの数や人口密度は、当該地域の住宅価格だけでなく、近隣の地域の住宅価格への波及効果にもプラスの影響を与える。

5.3 分析結果の考察

パネル回帰の結果から、商業地価格、病院数、ホテル数、人口密度は、全エリアをトータルで考えるという観点から、住宅地価格にプラスの影響を与えることが実証された。しかし、空間的独立性を考慮した場合、空間パネルモデルはより多くの情報を提供する。商業地価の住宅地価へのプラスの影響と病院数は、地域の住

宅地価にプラスの影響を与えるだけで、周辺地域の住宅地価には影響を与えない。しかし、診療所数の増加は近隣地域の住宅価格上昇に不利に働くという、診療所数による負の波及効果もある。これは、現在の日本は高齢化率が高く、一般診療所ではより充実した医療支援が受けられないため、地域的には病院への依存度が高く、病院の数が住宅価格に大きな影響を与えるためと考えられる。しかし、診療所の医療サービス質の分析はさておき、地域診療所の数が多いと、近隣地域にとって魅力的であるため、近隣地域の住宅価格にマイナスの影響を与える傾向がある。

また、ホテルの数や人口密度は、地元や近隣の住宅地の価格にプラスの影響を与える。このことから、ホテルが多い地域は観光業が比較的発達している地域であるため、間接的に周辺地域を動かしている傾向があると考えられる。そして、人口密度が高いということは、その背後に比較的高い市場需要があることを表すことが多く、そのため周辺地域に影響を与えることになる

6. おわりに

本研究では、47 都道府県レベルのパネルデータに基づいています。住宅価格の格差とその要因を分析した結果、以下の結論が導き出された。

(1)2008 年から 2019 年にかけて、日本の 47 都道府県の住宅平均価格には全体として有意な正の空間相関があり、空間的相互作用の低下に伴い、地域間の不平等が年々上昇傾向を示している。不動産価格の二極化は関東・東北地方に集中しており、メガ都市圏では価格が上昇する一方、郊外では低迷が続いている。

(2) 不動産価格に影響を与える要因の分析について、本研究では固定効果パネルモデルだけでなく、隣接地域間の近接性が不動産価格に与える影響を考慮した空間計量モデルを用いて検討し、商業地価格、病院数は地域の住宅価格に大きく寄与し、ホテル数、人口も不動産に寄与するが、程度が低いことを明らかにした。また、予想に反して、地域の一般診療所の数が隣接する地域の不動産価格にも大きなマイナス影響を与えることがわかった。このことから、医療要因が日本の不動産価格に影響を与える重要な要因であることを示している。

本研究の結果に基づき、以下のような政策提言が可能である。

(1) 日本の不動産価格は全体として有意な正の空間相関を示しているから、日本政府は、大都市圏の範囲を拡大し、郊外リングに多くの資源を投入し、観光都市や定年都市の創設など、異なる都市の地理的位置に応じて異なる都市の属性と機能を設定し、より多くの都市の経済発展を促進し、首都圏の不動産価格の上昇を分散させることを検討することができる。

(2) 都市間の医療資源分布は住宅価格に大きく影響する。地域間の一般診療所数の差はまだ大きく、日本は高齢化社会であり、医療へのアクセスのしやすさが地域や周辺地域の不動産価格にも影響することがわかる。政府も地域間の医療資源のバランスを考え、地域間の医療資源の連携を強化し、地域間の格差を是正することが必要である。

今後の研究テーマとして、この研究には 2 つの欠点がある。まず、空室率、労働力人口比率、交通アクセス、住宅の建設年代などに関する完全なデータがない。住宅価格に影響を与える要因は複雑かつ多岐にわたります。第二に、大都市圏の不動産価格について、さらなる研究が必要である。本研究は、全国 47 都道府県のデータをパネル化したものであるため、政策提言としての具体性・妥当性に欠ける。調査地域を 3 大都市圏で分ければ、より直感的で的確な建設的アドバイスが可能であろう。

参考文献

1. Arundel, R., & Hochstenbach, C. (2020). Divided access and the spatial polarization of housing wealth. *Urban Geography*, 41(4), 497-523.
2. Arundel, R. (2017). Equity inequity: Housing wealth inequality, inter and intra-generational divergences, and the rise of private landlordism. *Housing, Theory and Society*, 34(2), 176-200.
3. Kanno, Y., & Shiohama, T. (2022). Land price polarization and dispersion in Tokyo: A spatial model approach. *Asia-Pacific Journal of Regional Science*, 6(2), 807-835.
4. Hochstenbach, C., & Arundel, R. (2020). Spatial housing market polarisation: National and urban dynamics of diverging house values. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 45(2), 464-482.
5. Ito, T. (2021). The determinants of residential property prices in Japan: Analyses of different monetary policy regimes. *Journal of Corporate Accounting & Finance*, 32(1), 90-95.
6. Chen, J., Gao, M., Cheng, S., Hou, W., Song, M., Liu, X., & Liu, Y. (2022). Global 1 km× 1 km gridded revised real gross domestic product and electricity consumption during 1992–2019 based on calibrated nighttime light data. *Scientific Data*, 9(1), 1-14.
7. Chica-Olmo, J., Cano-Guervos, R., & Chica-Rivas, M. (2019). Estimation of housing price variations using spatio-temporal data. *Sustainability*, 11(6), 1551.
8. Hochstenbach, C., & Arundel, R. (2020). Spatial housing market polarisation: National and urban dynamics of diverging house values. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 45(2), 464-482.