

Visual R Platform 学生研究奨励賞

空間可変係数モデルを用いた 新築分譲マンション市場の異質性に関する考察

筑波大学 システム情報工学研究群
博士前期課程 1年
松尾 和史
指導教員 堤 盛人

目次



- **研究背景**
 - 住宅市場の異質性
 - 空間可変係数モデルの発展
- **既存研究**
- **研究目的**
- **データの概要**
- **分析手法**
- **分析結果**
 - 従来手法
 - 空間可変係数モデル
 - 結果の概要
 - 定数項の空間分布
 - 専有面積の係数の空間分布
 - 精度比較
- **結論**
- **今後の課題**

研究背景 I : 住宅市場の異質性

住宅はすべての人々に密接に関わるものであり、
住宅市場の需要者には多様な選好がある。



そのため、住宅市場は**各住戸の規模**や**地理環境**、その他様々な要因
によって細分化され、それぞれ異質な市場の構造を持っている(唐渡 2014)

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^K X_{i,k} \beta_k + \varepsilon_i \quad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$$

一般的な回帰モデルは、同質な市場(誤差項の分散が均一)を仮定している



市場が異質性を有する(不均一分散である)場合、
結果の解釈に誤りを招く恐れ

異質性の例

- 単身世帯と家族世帯の選好は大きく異なる
 - ➔ 単身：職場への近接性を重視 家族：子育て環境を重視
- 駅への近接性の効果は駅の規模・特徴によって異なる
 - ➔ 快速列車が止まる駅への近さの方が
快速列車が止まらない駅への近さに比べ好まれる

研究背景 II : 空間可変係数モデルの発展

近年、空間統計の分野で地理的に可変な係数を付与する SVCモデル(Spatially Varying Coefficient Model)の開発が発展しており、様々なモデルが提唱されている。

e.g.

GWR	:Geographically Weighted Regression	(Brunsdon et al., 1996)
GWR-SAR	:Spatial Autoregressive GWR	(Brunsdon et al., 1998)
MGWR	:Mixed GWR	(Mei et al., 2006)
MGWR-SAR	:Spatial Autoregressive Mixed GWR	(Geniaux and Martinetti, 2018)
ESF	:Eigenvector Spatial Filtering	(Griffith, 2003)
RE-ESF	:Random Effects ESF	(Murakami and Griffith, 2015)
SMM	:Spatial Mixed Model	(Murakami et al.,2017)
SAMM	:Spatial Additive Mixed Model	(Murakami and Griffith, 2019)

また、SVCモデルを用いた実証研究も増加し、その有用性が示されている
➔地理的に異質な構造を安定的に示すことが可能に

既往研究：

<住宅価格の地理的な異質性に着目>

諸外国	日本
Tomal(2020) Helbich and Griffith (2016) McCord et al. (2020) Ma and Gopal(2018) など多数	古谷(2004) 植杉(2012) 中村、兼田(2015) Murakami et al. (2017) など

→諸外国では多数存在するが、
我が国では公示地価への適用が多く、取引価格への適用例は少ない。
また、GWRを用いた研究に偏っている。

(我が国におけるGWR以外の適用例はMurakami et al (2017)のみ)

<住戸の規模による異質性に着目>

→“間取り”という分類が我が国特有のものであり、
それ自体に着目したものは非常に少ない
(e.g. 河合,2009 ; Fuji et al.,2012)

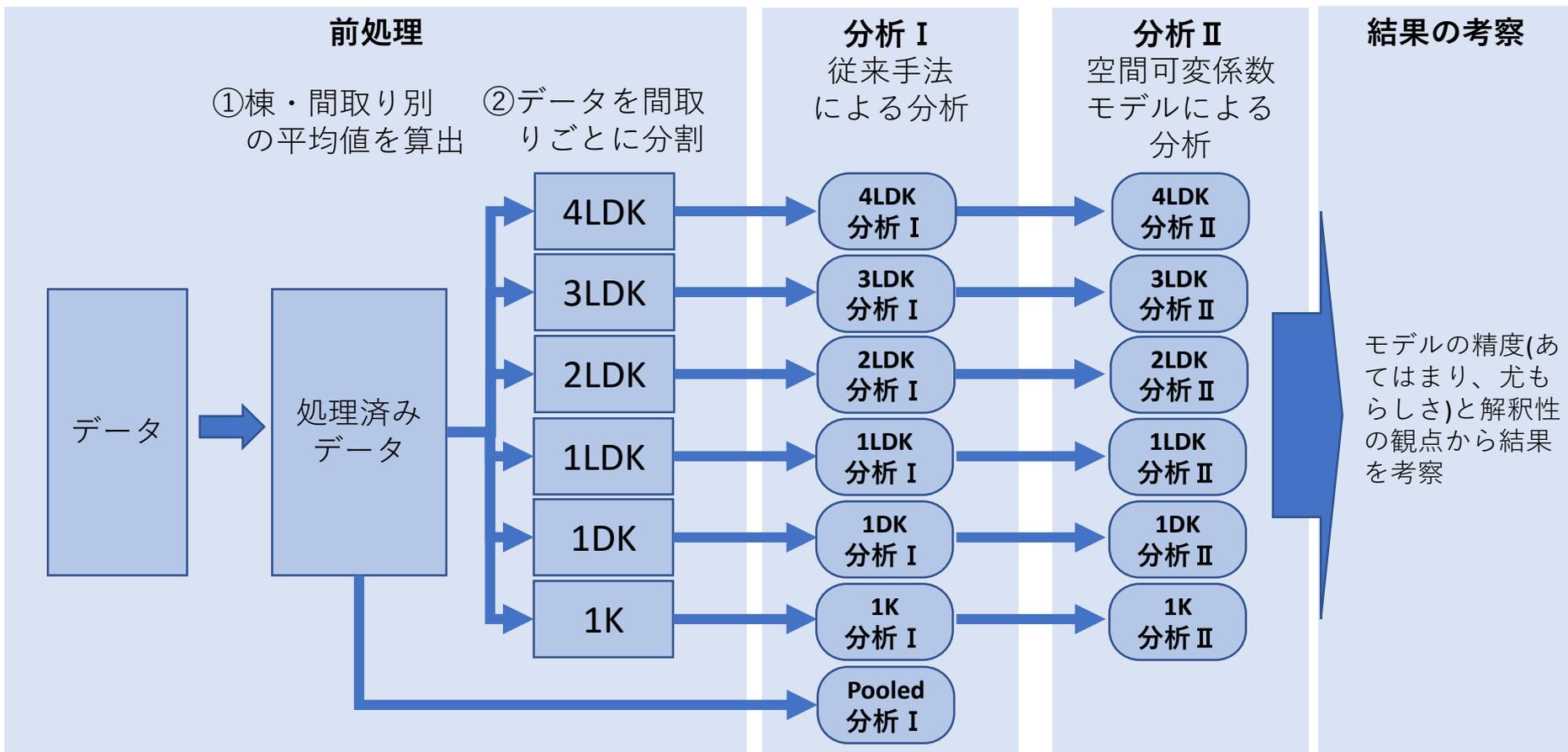
研究目的：

最新の空間可変係数モデルを用いて、
新築分譲マンション市場の空間的かつ規模的に異質な構造を
定量的に示し、空間可変係数モデルの有用性を検証する。

新規性・意義

- ・最新の空間可変係数モデルを取引価格に適用
- ・空間的異質性だけでなく、規模による異質性も同時に考慮
→市場構造をより柔軟に捉え、実態に即したモデルが構築可能に

分析の流れ



データの概要

首都圏新築分譲マンションデータ

期間 : 1993年1月～2008年6月

サンプル : 物件数 13901件

住戸数 418587件

※物件数は販売期ごとに分かれている

※成約ではなく、募集価格

使用ソフトウェア : Visual R Platform, R, ArcGIS

主な使用パッケージ : spmoran, ggplot2, dplyr

<前処理後>

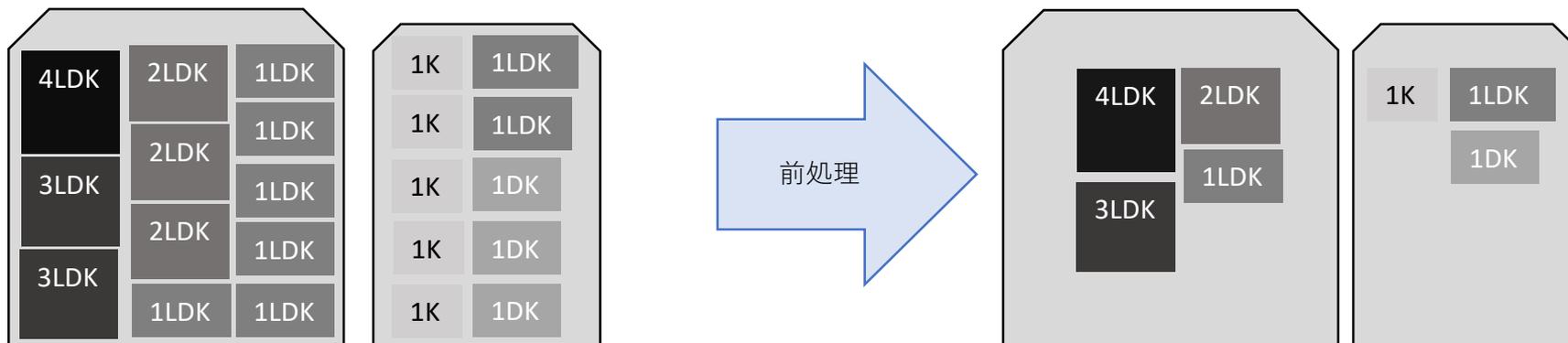
サンプル : 物件数 8,134件

住戸数 279431件

(初期販売のみ使用)

※SVCモデルでは、

基本的に**1地点1データのみ適用可能**であるため、
データを間取りごとに分割後、
各物件の平均値を代表値として用いる



データの概要：使用変数について

変数	概要	単位
駅徒歩	物件から最寄り駅までの徒歩時間	分
専有面積	同一物件、同一間取りの平均専有面積	m ²
バスダミー	バスを利用する物件であれば1	{1,0}
建物階数	物件の最上階数	階
タワマンダミー	物件階数が20階以上であれば1	{1,0}
MAJOR7ダミー	物件の事業主が住友不動産、大京、東急不動 東京建物、藤和不動産、野村不動産、三井不動産、三菱地所のいずれかであれば1	{1,0}
大規模ダミー	物件の総戸数が200戸以上であれば1	{1,0}
工業系ダミー	物件の属する用途地域が工業系であれば1	{1,0}
地震危険度	東京都都市整備局が行った「第6回地震に関する地域危険度測定調査（2008年2月）」による総合危険度ランク	1~5
再開発数	再開発が行われた地点から2kmのバッファリングを発生させ、そのバッファがマンションにオーバーレイした数	0~12
最寄り主要駅までの所要時間	最寄駅から最寄り主要駅までの鉄道時間 (新宿、池袋、渋谷、東京、品川)	分

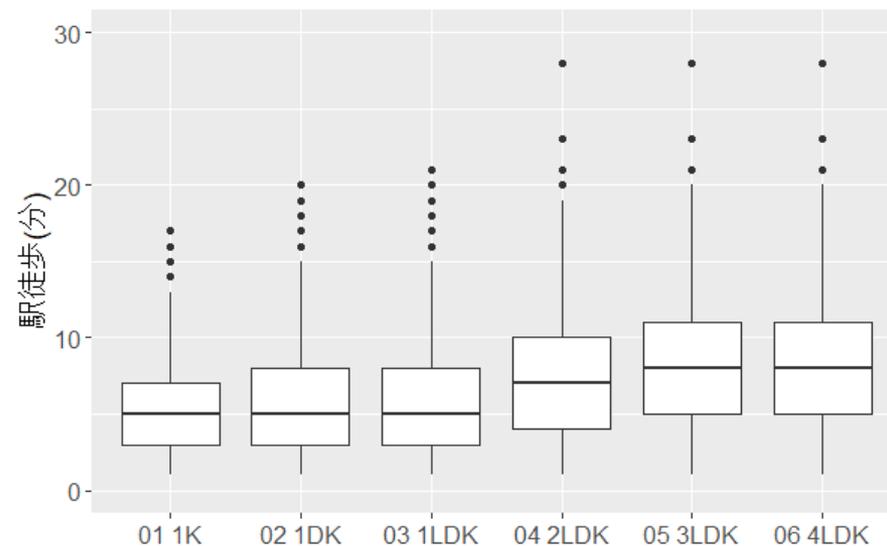
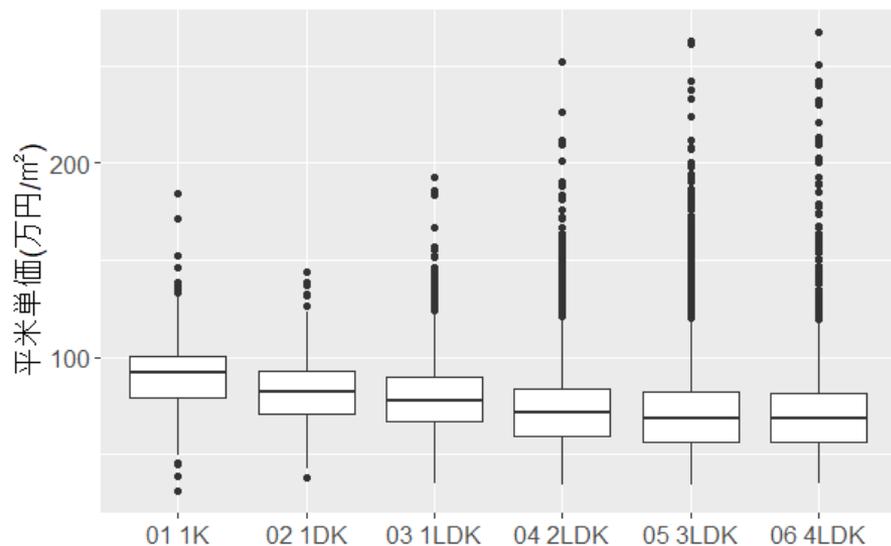
上記のほか、グループ変数として

地区町村(23区)、最寄り鉄道路線(52路線)、販売年(1993~2008年) を使用

データの概要：基本統計量

1K		Obs	Mean	Std.Dev	Min	Max	2LDK		Obs	Mean	Std.Dev	Min	Max
価格	万円		2481.31	755.54	700.00	10500.00	価格	万円		4644.26	2078.56	1884.00	39100.00
専有面積	m ²		27.99	7.76	16.23	86.55	専有面積	m ²		61.73	10.25	40.44	186.47
対数価格	Log (万円/m ²)	1445	4.48	0.19	3.45	5.22	対数価格	Log (万円/m ²)	5778	4.27	0.25	3.54	5.53
駅徒歩	分		5.44	3.29	1.00	17.00	駅徒歩	分		7.31	4.16	1.00	28.00
最寄り主要駅	分		14.17	6.18	0.00	41.00	最寄り主要駅	分		18.01	7.99	0.00	45.00
1DK		Obs	Mean	Std.Dev	Min	Max	3LDK		Obs	Mean	Std.Dev	Min	Max
価格	万円		2843.17	657.23	1368.00	7135.00	価格	万円		5511.46	3119.92	2221.00	55340.00
専有面積	m ²		34.65	4.93	23.23	79.71	専有面積	m ²		73.92	13.47	48.30	215.85
対数価格	Log (万円/m ²)	1039	4.39	0.20	3.64	4.97	対数価格	Log (万円/m ²)	6665	4.24	0.27	3.53	5.85
駅徒歩	分		5.82	3.55	1.00	20.00	駅徒歩	分		7.85	4.28	1.00	28.00
最寄り主要駅	分		15.25	7.04	0.00	42.00	最寄り主要駅	分		19.84	8.46	0.00	45.00
1LDK		Obs	Mean	Std.Dev	Min	Max	4LDK		Obs	Mean	Std.Dev	Min	Max
価格	万円		3814.32	1586.69	1322.00	45000.00	価格	万円		6868.04	5150.88	2646.00	139500.00
専有面積	m ²		47.64	9.39	29.85	123.01	専有面積	m ²		91.65	19.08	60.78	396.65
対数価格	Log (万円/m ²)	2790	4.35	0.23	3.56	5.94	対数価格	Log (万円/m ²)	3080	4.23	0.27	3.55	5.86
駅徒歩	分		6.13	3.71	1.00	21.00	駅徒歩	分		8.29	4.35	1.00	28.00
最寄り主要駅	分		15.07	6.65	0.00	42.00	最寄り主要駅	分		21.49	8.25	0.00	45.00

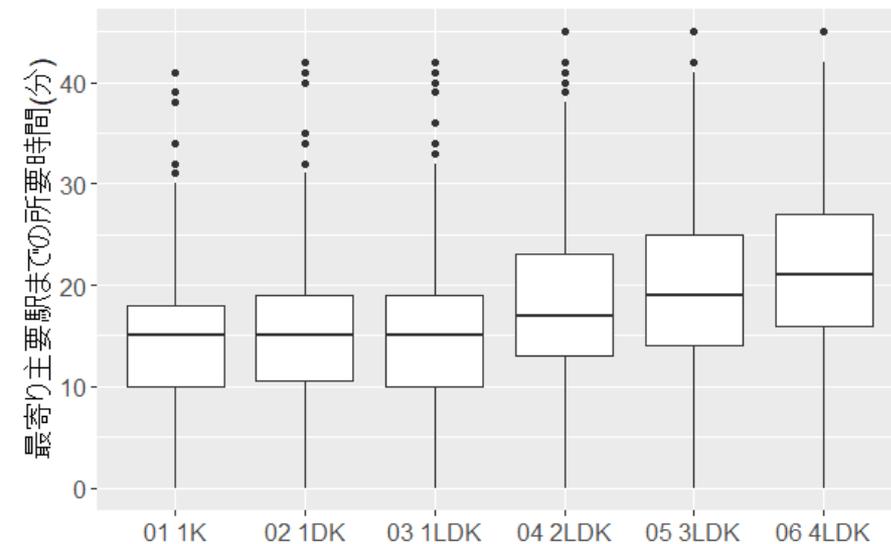
データの概要：基本統計量



間取り別のサンプル数

1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
1,445	1,039	2,790	5,778	6,665	3,080

- ✓ 規模が大きいほど平均単価は安い
- ✓ 規模が大きいほど、**駅遠**かつ**郊外**に多く立地
- ✓ 分譲マンションのため、
単身世帯向け住戸のサンプルは少ない傾向



分析手法

I. 最小二乗ダミー変数法(LSDV: Least Squares Dummy Variables Method)

通常のOLSにグループごとのダミー変数を加えることで、グループ間の水準の差を考慮。

$$\ln Y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^K X_{i,k} \beta_k + \sum_{h=1}^H D_{i,h} \gamma_h + \varepsilon_i \quad D_{i,h} = \begin{cases} 1 & (i \in g_h) \\ 0 & (i \notin g_h) \end{cases}$$

Y_i : 物件*i*の価格単価(万円/㎡) g_h : 属性*g*における*h*番目のグループ
 $X_{i,k}$: 物件*i*における属性*k*の値 β_k, γ_h : パラメータ
 $D_{i,h}$: ダミー変数 ε_i : 誤差項

II. 空間加法混合モデル(SAMM: Spatial Additive Mixed Model, Murakami and Griffith; 2019)

固有ベクトル空間フィルタリングの手法を用いて、空間効果と非空間効果やグループ効果を同時に考慮。

他の空間可変係数モデルと比べ、大規模データに適用できる点やモデルの安定性、柔軟性、また、Rパッケージspmoranによる実装の容易性の点で優れている。

$$\ln Y_i = f_{MC}(s_i) + \sum_{k=1}^K X_{i,k} \beta_{i,k} + \sum_{h=1}^H \gamma_{i \in g_h} + \varepsilon_i$$

Y_i : 物件*i*の価格単価(万円/㎡)
 $X_{i,k}$: 物件*i*における属性*k*の値
 g_h : 属性*g*における*h*番目のグループ
 s_i : 物件*i*の位置情報を表す変数(緯度・経度)
 $\gamma_i, \beta_{i,k}$: パラメータ
 ε_i : 誤差項

→ 詳細は次項

分析手法：空間加法混合モデル(SAMM)

空間効果

可変係数

グループ効果

$$\ln Y_i = f_{MC}(s_i) + \sum_{k=1}^K X_{i,k} \beta_{i,k} + \sum_{h=1}^H \gamma_{i \in g_h} + \varepsilon_i$$

Y_i : 物件*i*の価格単価(万円/m²)

$X_{i,k}$: 物件*i*における属性*k*の値

s_i : 物件*i*の位置情報を表す変数(緯度・経度)

g_h : 属性*g*における*h*番目のグループ

$\gamma_i, \beta_{i,k}$: パラメータ

ε_i : 誤差項

可変係数 $\beta_{i,k}$ の種類

Constant:
 $\beta_{i,k} = \beta_k$

NVC : Non-spatially Varying Coefficient Model

$\beta_{i,k} = \beta_k + f(x_{i,k})$

SVC : Spatially Varying Coefficient Model

$\beta_{i,k} = \beta_k + f_{MC,k}(s_i)$

SNVC: Spatially and Non-spatially Varying Coefficient Model

$\beta_{i,k} = \beta_k + f_{MC,k}(s_i) + f(x_{i,k})$

空間可変係数

非空間可変係数

$f_{MC,k}(s_i)$: 変数*k*の係数が地点*s_i*の(変形した)空間重み行列の固有ベクトルで説明される空間パターンを持っていると仮定し、地理的に可変な係数を付与。

$f(x_{i,k})$: 変数*k*の係数が変数*k*の値によって変化すること(非線形性)を仮定し、平滑関数を用いて、非空間的に可変な係数を付与。

※係数の種類(Constant, NVC, SVC, SNVC)はBIC最小の基準のもとで選択。
 変数選択の詳細についてはMurakami et al (2020)を参照されたい。

分析手法：空間可変係数 $f_{MC,k}(s_i)$ の算出法

空間重み行列
の算出



固有値
分解



$X_{i,k}$ に有意な固有
ベクトル E_j を選択



回帰
 $f_{MC,k}(s_i) = E_{ji}\alpha_k$

固有ベクトル E

$$\{E_1, E_2, \dots, E_n\} = \text{evec}[(I - \mathbf{1}\mathbf{1}'/n) C (I - \mathbf{1}\mathbf{1}'/n)]$$

n : データの数

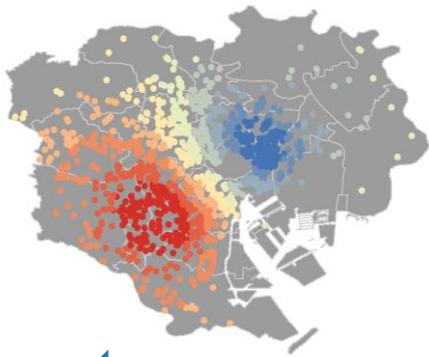
I : $n \times n$ の単位行列

$\mathbf{1}$: 1 を要素に持つ $n \times 1$ ベクトル

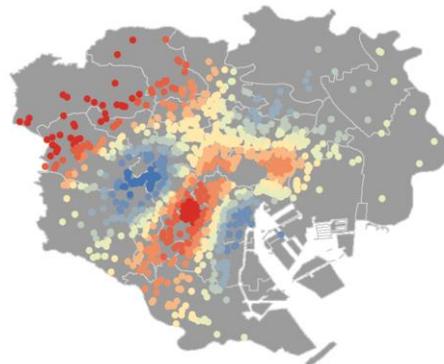
C : $n \times n$ の近接行列 (空間重み行列)

ここで、 E_1 は最大の固有値を持つ固有ベクトルであり、最も大域的な空間パターンを表す。
対して、 E_n は $n - 1$ 番目までの全ての固有ベクトルと無相関、かつ最も局所的な空間パターンを表す。

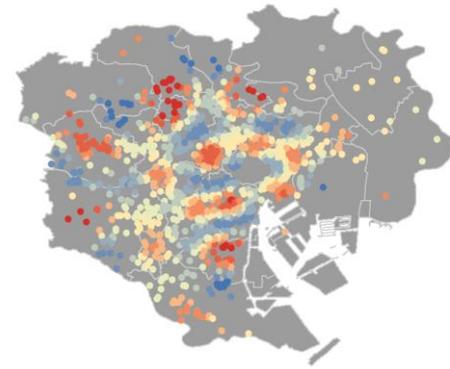
第1固有ベクトル E_1



第10固有ベクトル E_{10}



第50固有ベクトル E_{50}



...

大域的な空間パターン

局所的な空間パターン

従来手法(LSDV)による分析結果

	Pooled	1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
定数項	4.512*** (0.029)	4.454*** (0.175)	4.623*** (0.123)	4.712*** (0.145)	4.354*** (0.051)	4.289*** (0.039)	4.333*** (0.068)
駅徒歩	-0.010*** (-0.000)	-0.004*** (-0.001)	-0.005*** (-0.001)	-0.009*** (-0.001)	-0.010*** (-0.000)	-0.010*** (-0.000)	-0.010*** (-0.001)
専有面積	0.004*** (0.000)	-0.008*** (-0.001)	-0.004*** (-0.001)	0.001* (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.004*** (0.000)
バスダミー	-0.196*** (-0.007)	-0.183 (-0.141)	0.044 (0.13)	-0.223*** (-0.061)	-0.204*** (-0.014)	-0.193*** (-0.01)	-0.194*** (-0.014)
建物階数	-0.004*** (-0.000)	-0.003** (-0.001)	-0.004*** (-0.001)	-0.004*** (-0.001)	-0.004*** (-0.000)	-0.004*** (-0.0004)	-0.003*** (-0.001)
タワマン ダミー	0.063*** (0.007)	0.037 (0.033)	-0.021 (-0.042)	0.034* (0.02)	0.065*** (0.013)	0.099*** (0.012)	0.071*** (0.018)
MAJOR7 ダミー	0.045*** (0.002)	-0.012 (0.011)	0.020* (0.011)	0.029*** (0.006)	0.042*** (0.003)	0.057*** (0.003)	0.080*** (0.005)
大規模 ダミー	0.006 (0.006)	0.024 (0.031)	0.001 (0.042)	0.030* (0.018)	0.004 (0.011)	-0.005 (-0.008)	-0.001 (-0.011)
工業系 ダミー	-0.046*** (-0.003)	-0.025* (-0.015)	-0.039** (-0.016)	-0.054*** (-0.009)	-0.046*** (-0.005)	-0.043*** (-0.004)	-0.039*** (-0.006)
地震 危険度	-0.011*** (-0.001)	-0.012*** (-0.005)	-0.014*** (-0.005)	-0.014*** (-0.003)	-0.011*** (-0.002)	-0.009*** (-0.002)	-0.009*** (-0.003)
再開発数	0.004*** (-0.001)	-0.0004 (-0.002)	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)	0.002** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.005*** (-0.002)
最寄り主要駅 までの所要時間	-0.005*** (-0.000)	-0.002* (-0.001)	-0.003** (-0.001)	-0.003*** (-0.001)	-0.005*** (-0.000)	-0.006*** (-0.000)	-0.005*** (-0.001)
adjR-sq	0.781	0.527	0.605	0.658	0.802	0.853	0.811
N	20,797	1445	1039	2790	5778	6665	3080

黄緑のセル:5%水準で有意

赤字:係数が負

Pooled: データを間取りごとに分割せず、ダミー変数で間取りごとの異質性を考慮

- 1K,1DK以外では
ほぼすべての変数で有意
- 間取りによって係数の値に
差異が見られる
→特に、専有面積では
1K,1DKとそれ以外で
係数の符号が異なる
- 決定係数に大きな差がある



間取り間の異質性をダミー変数で考慮したPooledの推定結果では、間取り間の異質性を十分に表現できないことを示唆

*** = $p < 0.001$; ** = $p < 0.01$; * = $p < 0.05$
グループ変数省略

空間可変係数モデル(SAMM)による分析結果

	1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
定数項	SVC	SVC	SVC	SVC	4.377*** (0.040)	SVC
駅徒歩	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.007*** (0.001)	-0.008*** (0.000)	-0.008*** (0.000)	-0.009*** (0.001)
専有面積	SNVC	-0.005*** (0.001)	SNVC	SNVC	SNVC	SNVC
バスダミー	-0.253** (0.094)	0.051 (0.121)	-0.205*** (0.051)	-0.191*** (0.013)	-0.173*** (0.01)	-0.184*** (0.014)
建物階数	-0.001 (0.001)	-0.003*** (0.001)	SVC	SNVC	SNVC	SVC
タワマン ダミー	0.02 (0.029)	-0.023 (0.038)	0.045* (0.018)	0.005 (0.019)	0.023 (0.017)	0.074*** (0.017)
MAJOR7 ダミー	-0.017 (0.01)	0.017 (0.01)	0.026*** (0.005)	0.039*** (0.003)	0.053*** (0.003)	0.079*** (0.004)
大規模 ダミー	0.04 (0.026)	0.024 (0.039)	0.029 (0.016)	0.008 (0.01)	0.006 (0.008)	0.02* (0.01)
工業系 ダミー	-0.014 (0.013)	-0.049** (0.015)	-0.043*** (0.008)	-0.029*** (0.004)	-0.025*** (0.003)	-0.028*** (0.006)
地震 危険度	-0.01** (0.004)	-0.016** (0.005)	-0.009** (0.003)	-0.008*** (0.002)	-0.007*** (0.002)	-0.007* (0.003)
再開発数	0.001 (0.002)	-0.002 (0.003)	-0.004* (0.002)	SVC	SVC	0.001 (0.002)
最寄り主要駅 までの所要時間	-0.002** (0.001)	-0.004*** (0.001)	-0.004*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.000)	-0.003*** (0.001)
adjR-sq	0.654	0.658	0.762	0.860	0.896	0.864
N	1445	1039	2790	5778	6665	3080

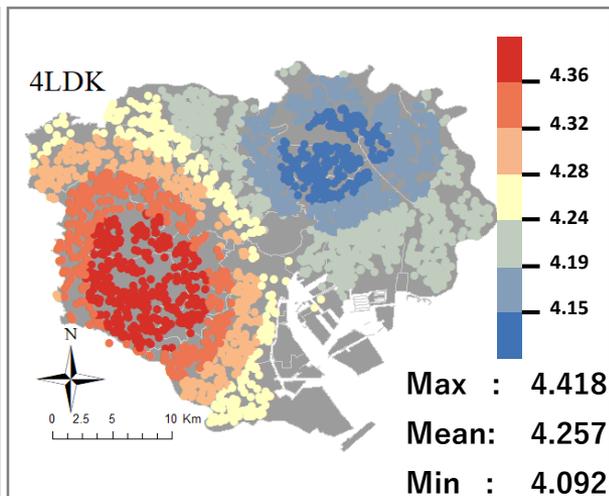
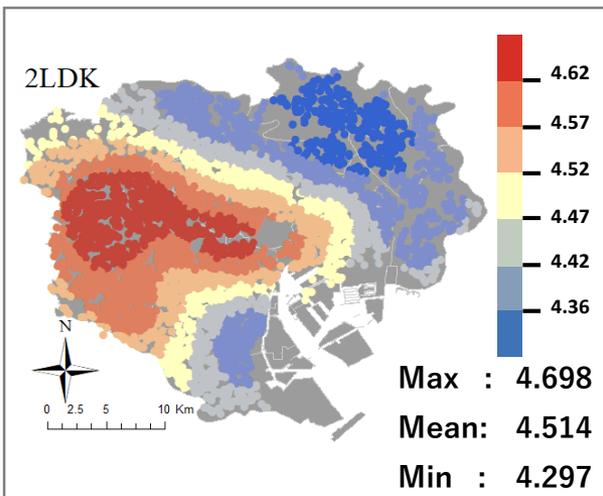
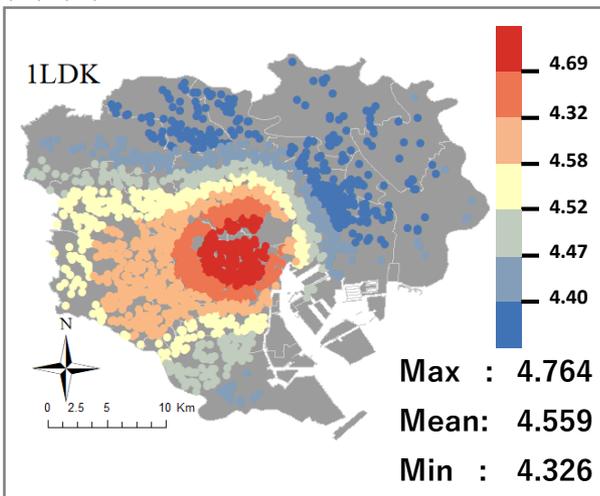
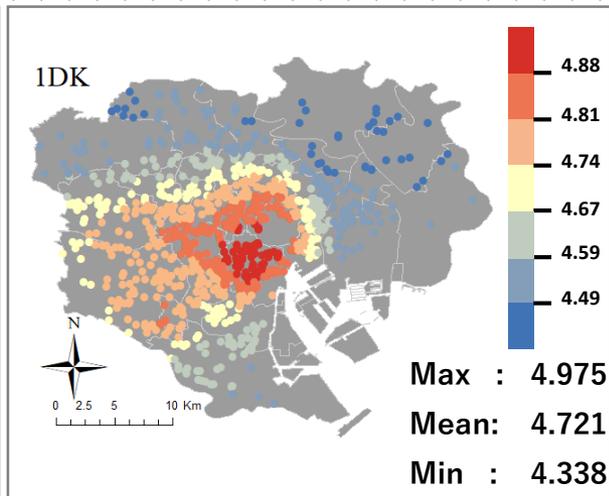
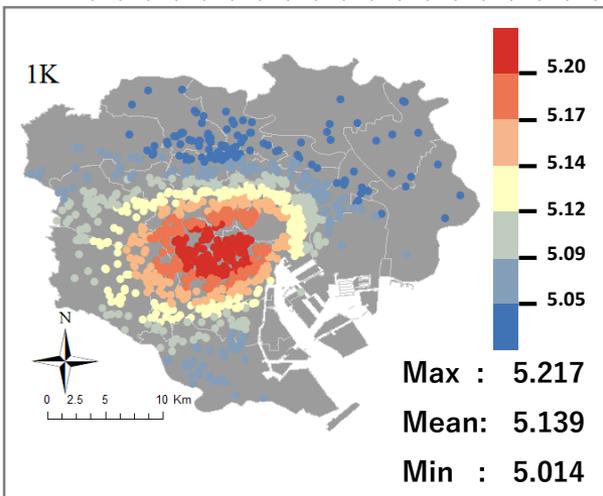
黄緑のセル:5%水準で有意

赤字:係数が負

- ・主に定数項,専有面積で可変係数が推定されている
- ・LSDVに比べ有意な変数が減少

*** = $p < 0.001$; ** = $p < 0.01$; * = $p < 0.05$ 、グループ変数省略

SAMM : 定数項 $f_{MC}(s_i)$ の空間分布

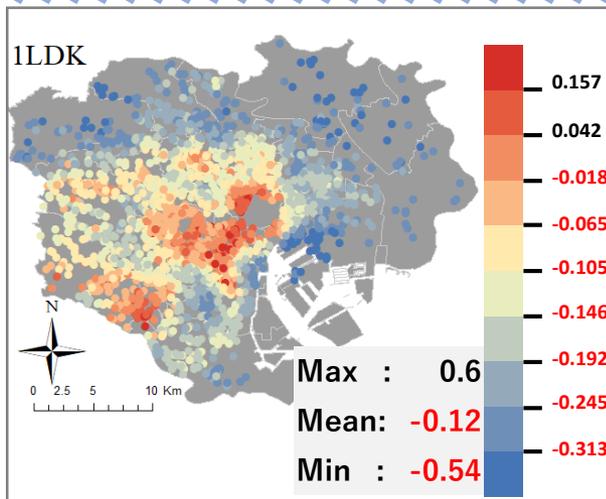
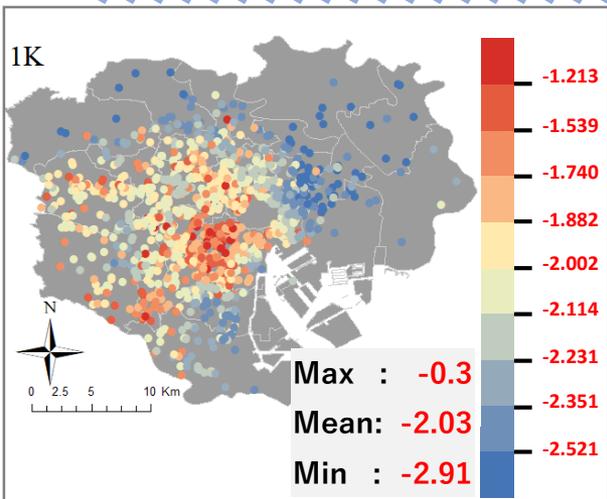


1K → 都心部で最も高い
4LDK → 西部で最も高い

※3LDKは空間的に不変
→他の要因が誤差項の空間的ばらつきを表現しているため、定数項は不変な値となったことが考えられる

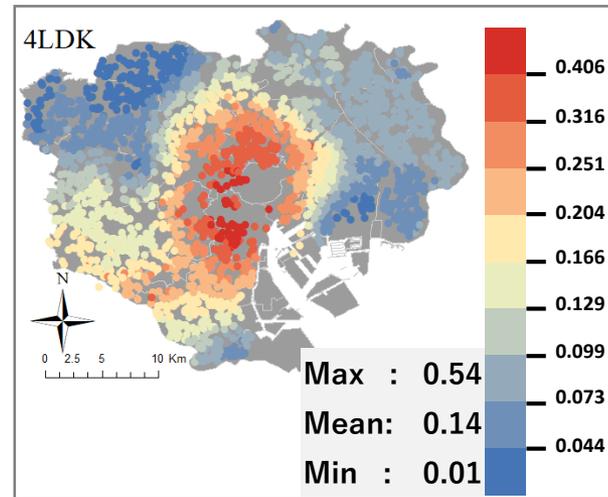
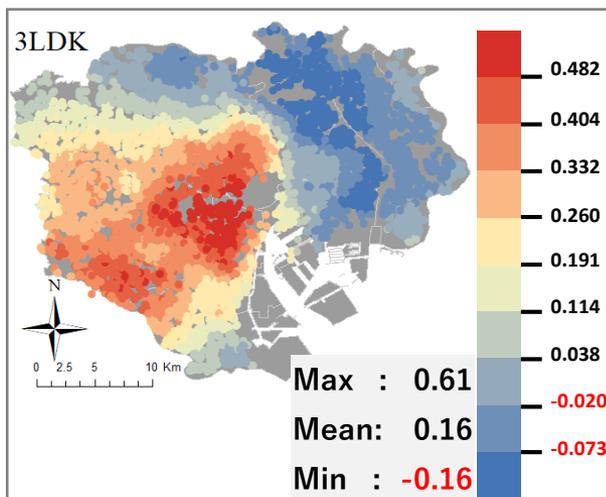
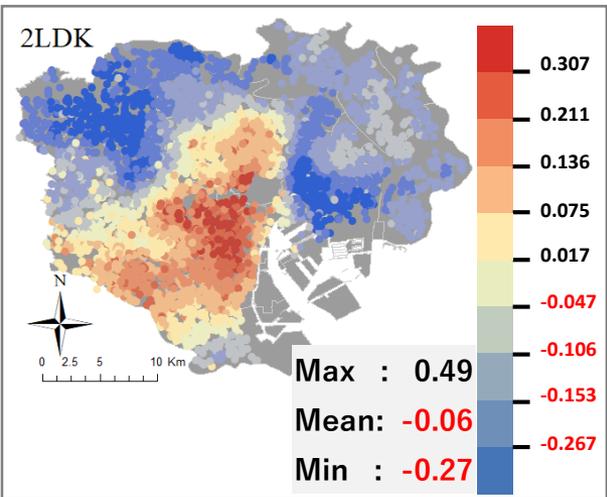
単身世帯はビジネス拠点に近い都心を好み、
家族世帯は少し郊外の広い住居を好むことが価格形成にも反映されている可能性

SAMM：専有面積の係数 $\beta_{i,k}$ の空間分布



各間取りで空間分布は類似
→ 都心と南西部で高い傾向

係数のレンジは大きく異なる
→ 1K 全地点で**負**
4LDK 全地点で**正**



小さい間取り → 専有面積が大きいほど、単価が安くなる(負の影響)

大きい間取り → 単価の減少より専有面積に対する付加価値が大きくなる(正の影響)

※係数は全て100倍して表示

SAMM：個別の係数 β_k について

	1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
駅徒歩	-0.005***	-0.005***	-0.007***	-0.008***	-0.008***	-0.009***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.000)	(0.000)	(0.001)

間取りによる差は小さいが、規模が大きいほど、負の影響が大きくなる
 →世帯が大きくなるほど、駅への近接性の価値が高まる

	1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
MAJOR7 ダミー	-0.017	0.017	0.026***	0.039***	0.053***	0.079***
	(0.01)	(0.01)	(0.005)	(0.003)	(0.003)	(0.004)

1LDK以上の間取りで正に有意。かつ、4LDKではMAJOR7の供給だと7.9%の価格が高い
 →ブランドに対する付加価値は規模が大きいほど大きい

	1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
大規模 ダミー	0.04	0.024	0.029	0.008	0.006	0.02*
	(0.026)	(0.039)	(0.016)	(0.01)	(0.008)	(0.01)

大規模ダミーは4LDKのみで有意。

	1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
地震 危険度	-0.01**	-0.016**	-0.009**	-0.008***	-0.007***	-0.007*
	(0.004)	(0.005)	(0.003)	(0.002)	(0.002)	(0.003)

地震危険度の価格への影響は間取り間で同等
 危険度ランクが1あがると価格が0.7~1.6%下落

	1K	1DK	1LDK	2LDK	3LDK	4LDK
最寄り主要駅 までの所要時間	-0.002**	-0.004***	-0.004***	-0.005***	-0.005***	-0.003***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.000)	(0.001)

主要駅への所要時間の影響は間取り間で同等、1分離れるごとに、0.2~0.5%価格が下落

変数に応じて、間取りによって同質なものと異質なものがあり、価格構造を柔軟に表現

従来手法(LSDV)とSAMMの精度比較

調整済み決定係数($adjR^2$),赤池情報量規準(AIC),ベイズ情報量規準(BIC)の3指標を用いて、モデルを比較

$$adjR^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n-k-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

$$AIC = -2\ln L + 2k$$

$$BIC = -2\ln L + k\ln(n)$$

値が1に近いほど
あてはまりが良い

値が小さいほど
尤もらしい
(ネストしているモデル間でのみ比較可能)

y_i : 個体 i における被説明変数
 n : サンプルサイズ
 k : パラメータ数
 L : 最大対数尤度

		LSDV	SAMM			LSDV	SAMM
1K	$adjR^2$	0.53	0.65	2LDK	$adjR^2$	0.80	0.86
	AIC	-1691.70	-1824.38		AIC	-8726.18	-9670.06
	BIC	-1222.15	-1713.58		BIC	-8066.66	-9496.85
1DK	$adjR^2$	0.61	0.66	3LDK	$adjR^2$	0.85	0.90
	AIC	-1276.24	-1144.18		AIC	-11169.97	-12165.26
	BIC	-836.04	-1055.15		BIC	-10482.76	-11988.34
1LDK	$adjR^2$	0.66	0.76	4LDK	$adjR^2$	0.81	0.86
	AIC	-3366.78	-3688.55		AIC	-4339.63	-4492.81
	BIC	-2809.03	-3552.07		BIC	-3742.46	-4354.06

1DKにおけるAICを除き、全ての指標でSAMMの方が優れている

→あてはまりの良さ、尤もらしさの点から総じてSAMMの方が優れていることを示唆

結論

- ✓ 間取りダミーでは間取り間の異質性を十分に考慮できないことを示唆。
- ✓ 規模(間取り)別に分割したデータに空間加法混合モデルを適用することで、従来別々に扱われてきた2つの異質性を同時に考慮できることを示した。
 - ✓ 特に、定数項の空間分布は単身世帯は都心を、家族世帯は西部をより好むという空間的かつ規模的に異質な構造を定量的に示した。
 - ✓ 専有面積の影響の空間的異質性は規模によって一定であり、影響の度合いのみ変化していることを示した。
 - ✓ 各変数の影響の異質性・同質性を柔軟に表した。
- ✓ LSDVとSAMMを比較し、SAMMの方が、**モデルのあてはまり、尤もらしさ、各係数の解釈のしやすさ**の点から優れていることを示唆。

今後の課題

時間的な構造変化の考慮

- 価格形成要因は時間的にも変化することが考えられるが、本研究では新築物件のみのため、考慮できていない。
賃貸や中古住宅データなどの時系列の価格データへの適用が必要。

階層性の考慮

- 住宅は1棟の中に複数の住戸があり、階層性を持つことで知られており、それらを考慮する手法としてマルチレベルモデリングがある。
本研究では住棟ごとの平均値を用いているが、階層性を考慮するためには、マルチレベルモデリングの援用が必要。

サンプル外への予測精度の比較

- 現段階ではAICやR-sq等のサンプル内の精度比較しか行えていないため、今後、サンプル外への予測精度の比較を行う必要がある。

参考文献

- Brunson C, Fotheringham AS, Charlton M. (1998). Spatial nonstationarity and autoregressive models. *Environment and Planning A*. 30(6), pp957–973
- Brunson C., Fotheringham A.S., Charlton M.E. (1996). Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity *Geogr. Anal.*, 28 (4) , pp. 281-298
- Fujii, K., Y. Hozumi, T. Iida and M. Tsutsumi. (2012) , Analysis by ‘Madori’ of Tokyo’s 23 Wards Rental Apartment Market, AsRES & AREUEA Joint International Conference, Singapore.
- Geniaux G. and Martinetti D. (2018). A new method for dealing simultaneously with spatial autocorrelation and spatial heterogeneity in regression models *Reg. Sci. Urban Econ.* 72, pp75-85
- Griffith, D. A. (2003). *Spatial autocorrelation and spatial filtering: Gaining understanding through theory and scientific visualization*. Berlin: Springer.
- Helbich, M. and Griffith. D. A. (2016). Spatially varying coefficient models in real estate: Eigenvector spatial filtering and alternative approaches. *Computers, Environment and Urban Systems*, 57, pp 1-11
- MA, Y.; Gopal, S. (2018) Geographically Weighted Regression Models in Estimating Median Home Prices in Towns of Massachusetts Based on an Urban Sustainability Framework. *Sustainability*, 10, 1026.
- McCord, M.J., McCord, J., Davis, P.T., Haran, M. and Bidanset, P. (2020), "House price estimation using an eigenvector spatial filtering approach", *International Journal of Housing Markets and Analysis*
- Mei C-L, Wang N and Zhang W-X, 2006, Testing the importance of the explanatory variables in a mixed geographically weighted regression model. *Environment and Planning A*, 38, 587-598
- Murakami, D. and Griffith, D. A. (2015). Random effects specifications in eigenvector spatial filtering: A simulation study. *Journal of Geographical Systems*, 17(4), 311–331.
- Murakami, D. and Griffith, D.A. (2019) A memory-free spatial additive mixed modeling for big spatial data. *Japan Journal of Statistics and Data Science*, 3, pp215-241
- Murakami, D., Kajita, M., and Kajita, S. (2020) Scalable Model Selection for Spatial Additive Mixed Modeling: Application to Crime Analysis. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 9, 577.
- Murakami, D., Yoshida, T., Seya, H., Griffith, D.A., and Yamagata, Y. (2017) A Moran coefficient based mixed effects approach to investigate spatially varying relationships. *Spatial Statistics*, 19, pp 68-89
- Tomal, A. (2020). Modelling Housing Rents Using Spatial Autoregressive Geographically Weighted Regression: A Case Study in Cracow, Poland. *International Journal of Geo Information*, 9(6), 346; <https://doi.org/10.3390/ijgi9060346>
- 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」, *摂南経済研究*, 第2巻, 第1・2号, pp1-20
- 唐渡 広志 (2014). 「住宅価格の空間的波及」, *土地総合研究* 22(4), p54-65
- 河合伸治 (2009). 「ヘドニック・アプローチによる地域住民の選好の推定 – 西武池袋線・東武東上線沿線の賃貸住宅を事例として –」, *社会学論集*, 第14号, pp49-63
- 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集*, 21巻, 47号, pp307-310
- 古谷和之 (2004). 「ベイズ地理的加重回帰モデルの地価モデル推定への適用」, *都市計画論文集*, 39 (3), pp787–792.