

空間統計手法による 洪水リスクのヘドニック分析の高度化

瀬谷 創¹・山形 与志樹²

¹正会員 国立環境研究所 地球環境研究センター (〒305-8506 つくば市小野川16-2)

E-mail:seya.hajime@nies.go.jp

²非会員 国立環境研究所 地球環境研究センター (〒305-8506 つくば市小野川16-2)

E-mail:yamagata@nies.go.jp

我が国では、『治水経済調査マニュアル(案)』において、ボトムアップ型の水害リスクの経済評価手法がまとめられているが、別のアプローチとして、土地市場における水害リスクの地価への影響に着目するヘドニック・アプローチがある。同手法を用いた既往の実証研究では、概ね水害リスクの不動産価格への負の影響が指摘されている。しかしながら、既往研究における課題として、[1] 除外変数バイアスが考慮されていない点、[2] 水害リスクの限界評価値の場所による差異が考慮されていない点が挙げられる。本研究では、これら2つの課題が空間統計手法を用いることで大いに改善され得ることを、理論・実証の両面から示すことを目的としている。特に、後者の問題に対しては、近年、分野を問わず用いられることの多い地理的加重回帰モデルの代替手法としての固有ベクトルフィルタリングアプローチの可能性について論じる。

Key Words: *flood hazard map*

1. はじめに

東京都市圏の災害リスクは世界的に見ても極めて高く、例えばミュンヘン再保険会社が2002年に出したレポート(ミュンヘン再保険会社, 2002)において、世界主要都市の災害リスク指数を、災害危険度(hazard)、脆弱性(vulnerability)、リスクにさらされる経済的価値(exposed values)の3つの観点から算出した結果によれば、第1である東京・横浜の災害リスクレベル710は、第2位のサンフランシスコ167、第3位のロサンゼルス100を大きく引き離すものとなっている(上田, 2011)。一方で我が国の治水施設整備はいまだ途上にあり、首都圏で、カスリーン台風級の降雨により利根川・荒川の堤防が決壊した場合、東京都区部まで広範に浸水する可能性が指摘されている(中央防災会議, 2010)。また、気候変動が我が国の水害リスクを増加させる可能性も指摘され始めている(立川ら, 2010; 新田ら, 2010)。

このような現状を鑑みれば、高災害リスク地点における資産価値の自然な低下や、そこからの長期的な移転はリスク管理の観点からみれば重要であるといえる。

水害リスク等の非市場財の価値の計測や、社会資本整備プロジェクトがもたらす便益を計測する手法の一つで

ある資産価値法においては、土地や住宅といった資産を対象に、ヘドニック・アプローチ(例えば、森杉編, 1997)が用いられることが多い。ヘドニック・アプローチは元来、財の価格をその属性のうえに回帰することによって属性の計算価格を得る方法であるが、Rosen(1974)によってミクロ経済理論と整合する理論展開がなされて以来大きく発展し、国内外問わず、環境質の価値や社会資本整備の便益計測に多くの適用事例を持つ(例えば、肥田野, 1992)。この方法により適切な便益が算定可能な条件は、例えば、Kanemoto(1988)、金本(1992)において詳しく示されている。

現在までに、ヘドニック・アプローチを用いた水害リスクの経済評価に関する膨大な研究が行われてきた(例えば、Bin et al., 2004; Samarasinghe and Sharp, 2010)。Daniel et al. (2009)は、米国の水害リスクのヘドニック分析に関する研究のメタ分析を実施し、水害リスク1%の上昇が、0.6%の不動産取引価格の下落につながるという結果を得ている。我が国を対象とした研究には、宮田・安邊(1991)、玉井・石原(1999)、市川ら(2002)、斎藤(2005)、岩崎ら(2006)、橋本(2011)、岡川ら(2012)等が存在する。しかしながら、これら既存研究の課題として、[1] 除外変数バイアスが考慮されていない(岡川ら, 2012を除

く), [2] 水害リスクの限界評価値の場所による差異が考慮されていないという2点が挙げられる. 本研究では, これら2つの課題が空間統計手法を用いることで大いに改善され得ることを, 理論・実証の両面から示すことを目的としている. 特に, 後者の問題に対しては, 近年, 分野を問わず用いられることが多い地理的加重回帰 (geographically weighted regression (GWR)) モデルの代替手法としての固有ベクトルフィルタリングアプローチ (eigenvector based spatial filtering approach (SFA)) の可能性について論じる.

以下, まず第2章で [1] のヘドニック・アプローチにおける除外変数バイアス問題に関連した既往研究を整理し, 空間統計的な観点からの対応策について論じる. 第3章では, [2] の水害リスクの限界評価値の場所による差異を与えるためのモデル化について議論する. 第4章では, 第2, 3章で説明した手法を用いて, 2013年6月から国土数値情報を通じてGISデータとして公開されている浸水想定区域図 (国土交通省) の浸水深の情報が, 東京都市圏 (+茨城県) の公示地価に与える影響に関する実証分析を行う. 最後に, 第5章で本研究を総括する.

2. ヘドニック・アプローチと除外変数バイアス

(1) 既往研究のレビュー

岡川ら (2012) は, 水害リスクのヘドニック分析に関する既往研究の問題点として, 水害リスク変数の選択と推計結果のバイアスの2点を指摘している. まず前者に関して, 既存研究では, 河川までの距離と, 浸水実績がヘドニック・モデルの説明変数として用いられることが多い. しかしながら, 河川はアメニティとしての正の効果も持つため, 必ずしも水害リスクの代理指標として適切であるとは言えない. また, 浸水実績は過去の事象であるため, 政策変数と捉えてシナリオ分析を行うことが難しいという問題もある. 一方後者は, 除外変数に起因する内生性の問題である. ヘドニック・モデルのベースとなる重回帰分析においては, モデルに投入されている説明変数と相関を持つ除外変数が存在するとき, 当該説明変数や, その説明変数と相関のある他のすべての変数のパラメータ推定値にバイアスが生じることが知られている (除外変数バイアス). 言うまでもなく, 除外変数が観測可能であれば, それらをモデルに取り込めばよい. しかしながら不動産価格や賃料に影響を与えるすべての要因に関して説明変数を作成し, モデルに投入することは一般に不可能である. したがって実証研究においては, 除外変数バイアスは深刻な問題となり得る. 実際, Rosen (1974) の翌年の時点で既に, Small (1975) は, ヘドニック・アプローチにおける除外変数の問題について, 次のような指摘を行っている.

“The degree of attention devoted to this [problem] is what will really determine whether the method stands or falls.”

しかしながら実際には, この問題は無視されることも少なくなかった (Chay and Greenstone, 2005). 水害リスクのヘドニック分析に関する既往研究でも, 除外変数バイアスへの注意は十分に払われてこなかったといえる. これに対して, 岡川ら (2012) は, 浸水リスクダミー変数 (浸水予想区域 (東京都建設局) 内であれば1, そうでなければ0) を内生変数として, Lee and Trost (1978) によって提案された2段階推定法を用いて, 内生性の問題に対処している. この手法では内生変数のための操作変数が必要となるが, 実際にはこれを適切に選定するのは容易ではないという問題がある (Brasington and Donald, 2006).

より簡便な除外変数バイアスへの対処法として, 地域固有のダミー変数を導入するというアプローチがある. Kuminov et al. (2010) のレビューによれば, 住宅価格のヘドニック分析の実証研究の23%が, 固定効果 (fixed effects, 23区ダミーのようなゾーン固有ダミー変数の導入) で, 空間的な相関を持つ除外変数を考慮している (例えば, Black, 1999; Dill, 2004). しかし, 固定効果では, 各効果の範囲内 (例えば, 区内) における変動を捉えることは難しい (Anselin and Amblas-Bel, 2013).

一方近年, 多くの研究で, 空間統計手法, 特に空間計量経済モデル (spatial econometric model) を適用することで[注1], 除外変数バイアスが改善できることが指摘されている (Pace and Gilley, 1997; Brasington and Hite, 2005; Fingleton and Le Gallo, 2009; Hill, 2012). 以下, この点について理論的に説明する.

(2) 基本モデル

本研究では, まずヘドニック価格モデルとして次式のような線形回帰モデル (basic model (BM)) を用いる.

$$y = X\beta + \varepsilon. \quad (1)$$

ここで, y は $n \times 1$ の観測値ベクトル (ただし, n は観測点数), X は定数項を含む $n \times k$ の説明変数行列, β は $k \times 1$ のパラメータベクトル, ε は $n \times 1$ の平均 0, 分散 σ_ε^2 の独立かつ同一な誤差項からなるベクトルである.

(3) 空間計量経済モデル

代表的な空間計量経済モデルである空間ラグモデル (spatial lag model (SLM)) は, 次式のように定式化される.

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon. \quad (2)$$

ここで, Wy は, 空間ラグ項と呼ばれ, それにかかる ρ は空間的自己相関の度合いを示す空間パラメータである. W は空間重み行列 (spatial weight matrix) と呼ばれる $n \times n$ の行列であり, その i 行 j 列の要素 w_{ij} には, 地点

(地域) i と j におけるデータに依存関係があるならば、0 でない何らかの値を与える (近傍地域)。一般に、 W の対角要素は 0 とされ、また多くの場合 W は行和が 1 となるように行基準化される (Fingleton, 2009)。 W が行基準化された場合、 $\sum_{j=1}^n w_{ij} = 1$ となり、列ベクトル Wy の第 i 要素は $w_{i1}y_1 + w_{i2}y_2 + \dots + w_{in}y_n$ と書けるため、 Wy の各要素は近隣の物件価格の加重平均を表すと解釈できるようになる。

一方、空間誤差モデル (spatial error model (SEM)) は、誤差項同士の空間的な自己相関関係をモデル化しようとするものであり、経済理論的な理由よりは、測定誤差が空間的な意味で系統的に存在する場合等の、データの問題を処理する目的で用いられることが多い (Anselin, 2009)。Dubin (1988) は、残差の空間的自己相関が生じる理由について、定量化が難しい (不可能な) 影響の存在を指摘している。代表的な SEM は、空間自己回帰型 (spatial autoregressive (SAR)) の誤差項を持つ、次式のモデルである。

$$y = X\beta + u, u = \lambda Wu + \varepsilon. \quad (3)$$

ここで λ は空間パラメータである。LeSage and Pace (2009) によれば、モデルに導入されなかった除外変数が空間的自己相関を持つが、導入されている説明変数と相関を持たないことが、SEM の前提となる。この条件が満足される場合、BM の回帰係数の OLS 推定値と、SEM の ML 推定値は大きくは異ならないはずである。なぜなら、説明変数と相関を持たない除外変数や、誤差項の空間的自己相関に関するモデル特定化の誤りは、説明変数の回帰係数推定値自体には影響を及ぼさないためである (標準誤差にはバイアスが発生する)。しかし、実証研究では、BM と SEM の回帰係数推定値が大きく異なる場合が多い [注 2]。これは、除外変数が説明変数と相関を持っていることを示唆するものであり、従属変数の空間ラグを加えるか、あるいは (／加えて) 説明変数の空間ラグを加えたモデルを用いるか等の改善が必要となる (Brasington and Hite, 2005)。

(4) SLMと除外変数バイアス

空間計量経済学の分野では、式 (2) のように、 ρWy を導入することで、除外変数の緩和効果が得られることが、理論面 (LeSage and Pace, 2009)、実証面 (Brasington and Hite, 2005) の両面から指摘されてきた。Brasington and Hite, (2005) に従えば、そのメカニズムは次のように説明できる。

今、ある地点 i における物件価格を y_i としたとき、 y_i は、観測されない要因 o_i から影響を受ける。同様に、地

点 i の近傍地点 j における物件価格 y_j は、除外変数 o_j から影響を受ける。ここで、 i と j は近傍関係にあるため、 y_i と y_j は似通った値を示すと考えられる (空間的自己相関, Small and Steimetz, 2012)。同様に、除外変数についても空間的自己相関を持つと考えるのは自然であろう。したがって、モデルから抜け落ちた o_i が y_i に与える影響は、 o_i と相関を持つであろう y_j からの影響を ρWy を通して考慮することで、ある程度キャッチアップできると考えられる。Brasington and Donald (2006) の言葉を借りれば、 ρWy は、近隣物件のみに作用する非常に局所的なダミー変数 (固定効果) のような働きをするものといえる。Brasington and Hite (2005) は、環境の質に関するヘドニック分析を行い、 ρWy を導入しない通常の二段階最小二乗法 (two stage least squares (2SLS)) による推定値は除外変数バイアスによる符号の逆転に直面しているが、 ρWy を導入することで除外変数の影響がモデルに取り込まれ、符号逆転が有意に改善されるという結果を得ている。同様の効果は、Pace and Gilley (1997) でも確認されている。

Small and Steimetz (2012) が指摘するように、SLM の限界便益は、不動産データの依存関係の背後にある空間的な外部性の捉え方、すなわち、「なぜ地点 i における不動産価格が、その近隣 j の不動産価格から影響を受けるか」という点の理由づけによって異なるが (堤・瀬谷, 2010)、SLM の背景にある外部性が技術的外部性であるとき、限界便益は、

$$\frac{\partial y}{\partial x'_p} = \beta_p (I - \rho W)^{-1}. \quad (4)$$

で与えられる。ここで、 $(I - \rho W)^{-1}$ は、空間乗数 (spatial multiplier) と呼ばれる乗数である。ここで、式 (4) において、 W が行基準化されている場合、空間乗数は、 $(1/(1-\rho))$ と同値となり、正の空間的自己相関が存在するとき、空間乗数は 1 より大きな値を取る (例えば、Kim et al., 2003 の場合、2.22)。

SLM の代表的なパラメータ推定手法は、最尤法 (maximum likelihood (ML)) (Anselin, 1988; Lee, 2004)、空間二段階最小二乗法 (spatial 2SLS (S2SLS)) (Kelejian and Prucha, 1998)、一般化モーメント法 (generalized method of moments (GMM)) (Lee, 2007)、ベイズ推定法 (LeSage, 1997; Kakamu, 2009) である。このうち負荷が小さく計算が簡単な S2SLS 法は広く用いられているが、Yokoi (2012) のシミュレーション実験によれば、除外変数が存在するとき、S2SLS 推定量はバイアスや RMSE (平均二乗平方根誤差) の点で ML 推定量、GMM 推定量より性能が悪いことが分かっている。そこで本研究では ML 法を用いることとする。

3. 水害リスクの限界評価値の場所による差異

(1) GWRモデル

堤・瀬谷 (2010) で考察したように、代表的な空間可変パラメータモデルであるGWRモデルを用いれば、地点ごとに（回帰）係数推定値、すなわち環境質の限界評価値を得ることができる。特に、対象領域が比較的広域な場合には、領域全体に均質（定常）な空間を想定することが困難になるため、このようなモデルを用いることは有用である。

通常の大域的な線形回帰モデル（BM）では、式(5)のように回帰係数は地点によらずに一定とされるが、GWRは、式(6)のように係数と定数項を地点ごとに与える点に特徴がある。

$$y_i = \beta_0 + \sum_{p=1}^{k-1} \beta_p x_{p,i} + \varepsilon_i, \quad (5)$$

$$y_i = \beta_{0,i} + \sum_{p=1}^{k-1} \beta_{p,i} x_{p,i} + \varepsilon_i. \quad (6)$$

β_0 , $\beta_{0,i}$ は定数項を、 β_p , $\beta_{p,i}$ はそれぞれ p 番目の係数を示す。ここで今、地点 i における定数項と係数ベクトル $\beta_i = (\beta_{0,i}, \dots, \beta_{k-1,i})$ を推定したいとしよう。このときまず、次式のようにすべての観測値が i への距離に従って重みづけされる。

$$W_i^{1/2} y = W_i^{1/2} X \beta_i + \varepsilon, \quad (7)$$

$$W_i = \begin{pmatrix} a_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & a_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{in} \end{pmatrix}. \quad (8)$$

W_i は式(8)により表される $n \times n$ の行列であり、 W_i の対角成分 a_{ij} ($j=1, \dots, n$) は、 j 地点に与えられる重みである。 i 地点における定数項と回帰係数の推定値は、重みつき最小二乗法により次式のように求められる。

$$\hat{\beta}_i = (X' W_i X)^{-1} X' W_i y. \quad (9)$$

a_{ij} としては、ガウス関数、指数関数、Bi-square関数、Tri-cube関数、Box-car関数等が広く用いられている (Gollini et al., 2013)。

さて、GWRモデルの問題点として、局所的な多重共線性の問題が指摘されている (Wheeler and Tiefelsdorf, 2005; Wheeler, 2007, 2009)。直感的には明らかであるが、仮に大域的には多重共線性が問題とならない場合であっても、局所的にみれば多重共線性が存在することがあり、

この場合GWRの係数推定値の解釈には注意を要する。

Paez et al. (2011) は、シミュレーション実験を通じて、特に標本数が少ないとき、局所的な多重共線性の問題が顕著になるため、係数の空間分布の解釈は慎重にすべきであると結論づけている。GWR用の多重共線性の診断指標は、VIF (variance inflation factor) や条件数 (condition number) といった標準的指標を拡張する形で提案されており (Wheeler, 2007)、本研究では、後者を用いることとする。

BMにおける条件数は、 $X'X$ の最大、最小固有値の比として与えられる (堤ら, 1998)。多重共線性が存在するとき最小固有値がゼロに近くなるため、条件数は大きな値をとる。標準的な指針として、条件数は20、ないし30未満が望ましいとされることが多い。GWRの場合、 $X'W_iX$ から条件数を計算する。したがって、条件数は地点ごとに与えられることとなる。

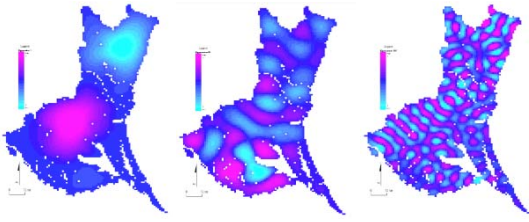
局所的な多重共線性が存在する場合の対処法として、Wheeler (2007), Wheeler (2009) は、それぞれリッジ回帰、LASSOと呼ばれるL2正則化法、L1正則化法を用いて係数をゼロ方向に縮約させることを提案している。しかし、これらの手法はバイアス推定であるため標準誤差が意味を持たず、推定値の有意性の検定ができないため、ヘッドニク分析では使いにくい。

(2) SFA

他の空間可変パラメータモデルとしては、Gelfand et al. (2003) によって提案されたspatially varying coefficient model (SVCMM) がある。この手法は、回帰係数に対して「近い地点の回帰係数は似る」という2次定常な空間過程を仮定し、その空間分布を得る手法である[注3]。Finley (2011) は、シミュレーション実験で、SVCMMの係数推定値が生み出す空間パターンが、GWRのそれより正確であるとの結果を得ている。しかし、Paez et al. (2011) が議論する通り、SVCMMはベイジアンMCMC法によりパラメータを推定しているため、計算負荷が大きく、標本数が大きい場合、適用が難しいという課題がある。

そこで本研究では、Griffith (2008) のSFAに基づく空間可変パラメータモデルを用いることとする。本節ではまず、この手法の基礎となるSFAについて説明する。

Griffithらは、一連の研究 (Griffith, 2003; Tiefelsdorf and Griffith, 2007) で、(変形した) 空間重み行列 W を固有値分解し、その固有ベクトルの一部を説明変数として導入することで、空間的自己相関を考慮するSFAを提案して



第1固有値 第2固有値 …第150固有値
図1 固有ベクトルの例 (Yoshida et al., 2013)

いる。このアプローチは、固有ベクトルを説明変数として導入するだけなので、特別な推定法を要せず、線形回帰モデルであれば、パラメータのOLS推定が可能であるという利点がある。固有ベクトルはそれぞれ直交するため、非常に異なった空間分布を示すが、隣接行列 $\mathbf{W}$ の固有値を、大きい方から並べると、正の大きい固有値に対応する固有ベクトルは、大域的な空間パターン、正の小さい固有値の固有ベクトルは、局所的な空間パターン、ゼロに近い固有値の固有ベクトルはノイズ、負の固有値の固有ベクトルは、負の空間的自己相関に対応することが知られている (図1)。

今、重み行列 $\mathbf{W}$ を、虚数の固有値を防ぐために対称行列に変換し $(\mathbf{W} + \mathbf{W}')/2$ ，射影行列 $\mathbf{M}_1 = \mathbf{I} - \mathbf{1}(\mathbf{1}'\mathbf{1})^{-1}\mathbf{1}'$ を用いて ($\mathbf{1}$ は、1を要素とする $n \times 1$ ベクトル)，平均成分を取り去る (de-mean)。これにより、次式のように変換された空間重み行列 $\tilde{\mathbf{W}}$ を得る。

$$\tilde{\mathbf{W}} = [\mathbf{M}_1 \frac{1}{2} (\mathbf{W} + \mathbf{W}') \mathbf{M}_1]. \quad (10)$$

ESFアプローチでは、この $\tilde{\mathbf{W}}$ から得られた固有ベクトル

$$\tilde{\mathbf{R}} = (\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_n) \equiv \text{evec}[\tilde{\mathbf{W}}]. \quad (11)$$

を説明変数として導入することで、データから余分な空間的自己相関を除去 (フィルタリングアウト) し、SLM 同様除外変数による β の推定値のバイアスを取り除くことを試みるものである。固有ベクトル $\mathbf{r}_q (q=1, \dots, n)$ は、それぞれ図1の例に示すようなマップパターンを持つ。

ただし、自由度の問題から、 $\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_n$ をすべてモデルに入れることはできない。そもそも、 $\mathbf{r}_q$ のうち大部分はノイズであり、 $\mathbf{y}$ の説明には寄与しないと考えられる。そこで、 $(\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_n)$ の部分集合からなる $n \times m$ 行列 $\mathbf{R} = (\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_m)$ を用意し、

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\beta + \mathbf{R}\mathbf{v} + \varepsilon. \quad (12)$$

のようにモデルに導入することを考える。ただし、 $\mathbf{v}$ は $m \times 1$ の係数ベクトルである。Tiefelsdorf and Griffith (2007) は、ステップワイズ法 (変数増加法) による $\mathbf{R}$ の特定化手法を提案している。そこでの基準には $\mathbf{y}$ の説明

力最適化基準と残差 ε の空間的自己相関 (モラン統計量) 最小化基準がある。前者は、AICc, BIC [注 6] 等を最小化する $\mathbf{r}_q$ を、情報量基準が改善されなくなるまで順に追加していくものであり、後者は、モラン統計量で見た残差の空間的自己相関を最も改善する $\mathbf{r}_q$ を、残差の空間的自己相関がある閾値未満 (0.1 など) になるまで順に投入する方法である。

しかし、これらの変数増加法による固有ベクトルの選択は、標本数が多いときに非常に計算時間がかかるという問題があり、 $n = 10,000$ を超すようなデータへの適用は困難であった。これに対して、Seya (2013) は、LASSO を用いた固有ベクトルの選択手法を提案した。この手法は BIC を用いた変数増加法と比べて高速で、かつ同程度の説明力を持っていることが示されている。

今、式 (1) の BM において、 β の OLS 推定量は、残差平方和の最小化により、

$$\hat{\beta} = \arg \min \{ \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta\| \}. \quad (13)$$

と求められる。ここで、 $\|\cdot\|$ はユークリッドノルムである。Tibshirani (1996) は、この問題を、次式のような制約付き最小化問題で置き換えることを提案した。

$$\hat{\beta} = \arg \min \{ \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta\| + \theta \|\beta\|_1 \}. \quad (14)$$

ここで、 $\|\beta\|_1$ は L1 正則化項であり (β_1 は β から定数項 β_0 を除いたベクトル)，係数の絶対値和として次式で定義される。

$$\|\beta\|_1 = \sum_{p=1}^{k-1} |\beta_p|. \quad (15)$$

式 (14) の解として得られるのが LASSO 推定量である。

正則化項が絶対値和でなく平方和 (L2 正則化項) であるとき、推定量はリッジ推定量と呼ばれ、これは多重共線性の代表的な改善手法の一つとなる (堤ら, 1998)。L2 正則化項の導入が、推定値を 0 方向に縮約させる効果を持つ一方で、L1 正則化項の導入は、推定値を真に 0 縮約する効果を持つ (川野ら, 2009, 図 5 参照)。したがって、LASSO は変数選択に用いることができる。 β の値はスケールに依存するため、通常 $\mathbf{y}$ は平均がゼロになるように、 $\mathbf{x}_p (p=1, \dots, k-1)$ は平均 0、分散 1 となるようにそれぞれ基準化される。変数の基準化により、 $|\beta_j|$ の値が意味を持つようになり、 $\mathbf{y}$ への影響が小さい変数から順に β_j が 0 に置きかわっていくことになる。どの程度の個数のパラメータの係数が 0 と置かれるかは、正則化パラメータ θ の大きさに依存する。この値は通常クロスバリデーションによって決定され、本研究では 20 fold クロスバリデーションによって決定した。

LASSO 推定量は、罰則付き最尤推定量とみなすことも可能である。今、BM の誤差項に正規分布を仮定し、

ℓ を尤度関数としたとき、回帰係数の LASSO 推定量は罰則付き尤度関数の最大化より、

$$\hat{\beta} = \arg \max \{ \ell(\beta) - \theta \|\beta_1\|^1 \}. \quad (16)$$

によって与えられる。推定法の詳細は本研究の主眼からはずれるため省略するが、Goeman (2010) は、 θ が与えられたもとで、最急降下法に基づく効率的な LOSSO 推定値の計算アルゴリズムを提案している。

さて、以下では、LASSO を、SFA における固有ベクトルの選択に用いる方法を説明する。すべての固有ベクトルを投入したとき、モデルは

$$y = X\beta + \tilde{R}\tilde{v} + \varepsilon. \quad (17)$$

で与えられる。ここで、 $\tilde{v}$ は $n \times 1$ の係数ベクトルである。LASSO を用いて、 $n \times m$ 行列 R を特定化するには、次の二つの問題のうち、いずれかを解けばよい。

$$[\hat{\beta}; \hat{\tilde{v}}]' = \arg \min \{ \|y - X\beta - \tilde{R}\tilde{v}\| + \theta \|\tilde{v}\|^1 \}, \quad (18)$$

$$[\hat{\beta}; \hat{\tilde{v}}]' = \arg \max \{ \ell(\beta; \tilde{v}) - \theta \|\tilde{v}\|^1 \}. \quad (19)$$

このうち、式 (19) は、前述の Goeman (2010) のアルゴリズムを実装した R の `penalized` パッケージで容易に解くことができる。アルゴリズムの詳細については、Goeman (2010) を参照されたい。

(3) SFAIに基づく空間可変パラメータモデル

Griffith (2008) は、式 (12) に説明変数と固有ベクトルの交差項を導入することで、空間可変パラメータモデルが構成できることを示した。

今、式 (12) を、

$$y = X\beta + \sum_{q=1}^m r_q v_q + \varepsilon. \quad (20)$$

と書きなおそう（ただし、 v_q は v の第 q 要素）。浸水リスク変数ベクトルを x_{flood} としたとき、説明変数行列と対応する係数ベクトルは、それぞれ $X = (1; x_{flood}; \text{rests})$ 、 $\beta = (\beta_0, \beta_{flood}, \beta'_{rests})'$ と書ける（ rests は残りの説明変数からなる行列）。Griffith (2008) に従い、式 (20) に x_{flood} と固有ベクトルの交差項を導入すると、次式が得られる。

$$y = X\beta + \sum_{q=1}^{m_1} r_q v_q + \sum_{q=1}^{m_2} r_q \phi_q \cdot x_{flood} + \varepsilon. \quad (21)$$

ただし、 ϕ_q はパラメータである。式 (21) に基づき、地点 i における水害リスクの限界評価値は、次式で求められる。

$$\hat{\delta}_i = \hat{\beta}_{flood} + \sum_{q=1}^m r_{q,i} \hat{\phi}_q. \quad (22)$$

以下、式 (21)、(22) の手法を、SFAIT (SFA + interaction term (IT)) と呼称する。このように、SFAIT を用いれば、地点毎の水害リスクの限界評価値が求められるが、ヘドニック分析の観点からすれば、このトータル効果の標準偏差や t 値、信頼区間にも興味を持たれよう。しかし、 $\hat{\delta}_i$ は異なった係数推定値の線形和として与えられるため、これらの統計量を直接求めることはできず、事後的に形成する必要がある。この点は、 $\hat{\delta}_i$ のマッピングに主な関心があつた Griffith (2008) では議論がなされていない点である。これについては、例えばパラメータ推定値ベクトルを $[\hat{\beta}; \hat{v}; \hat{\phi}; \hat{\sigma}_\varepsilon^2]'$ とし（ ϕ は ϕ_q からなるベクトル）、

$\text{Var}[\hat{\beta}; \hat{v}; \hat{\phi}; \hat{\sigma}_\varepsilon^2]$ のコレスキー分解における上三角行列を P 、 $(k+m_1+m_2+1)$ 次元のベクトルを π としたとき、

$$P'\pi + [\hat{\beta}; \hat{v}; \hat{\phi}; \hat{\sigma}_\varepsilon^2]' \quad (23)$$

において、 π の要素を標準正規乱数から十分な回数発生させ、 $\hat{\delta}_i$ の平均と標準偏差を得、平均／標準偏差によって t 値を求めればよい。

4. 実証

本実証の対象は東京都市圏＋茨城県（茨城県、千葉県、埼玉県、東京都、神奈川県）とする。以下、まず (1) で本実証で用いる水害リスクデータ、(2) で地価データに関する説明を行い、続いて分析結果について説明する。

(1) 水害リスクデータ

本章では実際の水害リスクのヘドニック分析を通して、第2、3章の手法の可能性について議論する。なお、本分析では、浸水想定区域図の水害ポテンシャル（浸水深）を用いる。国土交通省の定義によれば、浸水想定区域図とは、「平成17年に改正された水防法第14条に基づき、洪水予報河川及び避難判断水位（特別警戒水位）への水位の到達情報を通知および周知する河川（水位周知河川）において、洪水時の円滑かつ迅速な避難の確保を図るため、河川整備の基本となる降雨により河川がはん濫した場合に浸水が想定される区域として指定し、想定される水深と併せて公表したもの」である。この情報に、各自治体で洪水予報等の伝達方法、避難場所その他洪水時の円滑かつ迅速な避難の確保を図るための必要な事項などを記載したものが洪水ハザードマップであり、『洪水ハザードマップ公表市町村一覧（国土交通省）』によれば平成25年3月31日現在で、国管理河川については、722、

表1 変数の概略

Abbreviation	Unit	Explanation
Price	yen / m ²	Land price price per m ²
Intercept	-----	Intercept
Dist_sta	km	Distance to the nearest train stations
Dist_park	km	Distance to the nearest city parks
Floor area ratio	ratio (%/100)	Floor area ratio
Slope	angle	Average slope angle
Gas	(Yes:1, No:0)	Gas
Sewerage	(Yes:1, No:0)	Sewerage
Neighborhood commercial	(Yes:1, No:0)	Neighborhood commercial districts
Exclusively industrial	(Yes:1, No:0)	Exclusively industrial districts
Industrial	(Yes:1, No:0)	Industrial districts
Quasi residential	(Yes:1, No:0)	Quasi residential districts
C1 residential	(Yes:1, No:0)	Category 1 residential districts
C1 medium & high rise	(Yes:1, No:0)	Category 1 medium-to-high-rise exclusive residential districts
C1 low-rise	(Yes:1, No:0)	Category 1 low rise-rise exclusive residential districts
C2 residential	(Yes:1, No:0)	Category 2 residential districts
Flood	(Yes:1, No:0)	Inside river flood hazard mapped area
Flood(~0.5m)	(Yes:1, No:0)	Risk index of river flood (~0.5m)
Flood(~1m)	(Yes:1, No:0)	Risk index of river flood (~1m)
Flood(~2m)	(Yes:1, No:0)	Risk index of river flood (~2m)
Flood(~5m)	(Yes:1, No:0)	Risk index of river flood (~5m)
Flood(5m~)	(Yes:1, No:0)	Risk index of river flood (5m~)

表2 記述統計量：連続変数

	Statistics	Land price	Floor area ratio	Dist_sta	Dist_park	Slope
Residential	Average	192140	1.52	1.10	0.290	1.67
	Median	155000	1.5	0.823	0.186	0.7
	Std. dev.	181292	0.622	1.05	0.611	2.22
	Kurtosis	32.1	0.0156	20.6	832	6.67
	Skewness	4.18	0.491	3.73	23.6	2.29
	Min.	6490	0.5	0.0428	0.00246	0
	Max.	2780000	4	12.1	24.3	18.5
	Sample size	5276	5276	5276	5276	5276
Commercial	Average	1043055	4.35	0.392	0.307	---
	Median	444000	4	0.236	0.227	---
	Std. dev.	2364341	1.69	0.669	0.750	---
	Kurtosis	46.8	1.46	73.9	741	---
	Skewness	6.17	0.893	7.61	24.3	---
	Min.	12600	2	0.0178	0.00855	---
	Max.	27000000	13	9.26	24.6	---
	Sample size	1528	1528	1528	1528	---
Industrial	Average	183458	2.17	0.684	1.27	0.331
	Median	137000	2	0.3	1.01	0.247
	Std. dev.	168464	0.462	1.55	1.07	0.300
	Kurtosis	17.6	6.55	111	15.5	18.3
	Skewness	2.90	2.68	8.81	3.17	3.31
	Min.	15500	1.5	0	0.0419	0.0161
	Max.	1770000	4	24.1	8.88	2.82
	Sample size	527	527	527	527	527

表3 記述統計量：ダミー変数(1の数)

	Gas	Sewerage	Quasi residential	C1 residential	C1 medium & high rise	C1 low-rise	C2 residential	Neighborhood commercial	Exclusively industrial	Industrial
Residential	4310	5009	114	1141	1012	2525	165	-	-	0
Commercial	1399	1499	-	-	-	-	-	552	-	0
Industrial	365	466	-	-	-	-	-	-	76	63

	Flood	Flood (~0.5m)	Flood (~1m)	Flood (~2m)	Flood (~5m)	Flood (5m~)
Residential	257	343	257	273	204	20
Commercial	107	109	107	130	109	11
Industrial	55	49	55	65	64	7

都道府県管理河川については552自治体において洪水ハザードマップが作成・公表されている。これらハザードマップは、内水氾濫の情報は含んでいない。

浸水想定区域は、各自治体のHPで画像ファイルとして入手可能な場合が多かったが、2013年6月以降、国土数値情報を通してGIS（シェイプ）ファイルとしてダウンロードすることが可能となり、計量分析の可能性が大きく広がった。浸水想定区域は、自治体によって5区分：~0.5m、~1m、~2m、~5m、5m~または、7区分：

~0.5m、~1m、~2m、~3m、~4m、~5m、5m~で公開されているが、本研究では5区分に統一して用いる（図2）。

『浸水想定区域図作成マニュアル（国土交通省）』によれば、0.5mは大人の膝までつかる程度、1.0mは大人の腰までつかる程度、2.0mは1階の軒下まで浸水する程度、5.0mは2階の軒下まで浸水する程度となっている。

(2) 地価データ

本研究では不動産データとして公示地価を用いる。公

示地価は、多時点で高密度に観測されており、地方部においても比較的使用可能性が高いという利点を有する。一方で、鑑定価格としての性格から、実際の取引価格との乖離、系統誤差の存在、水害リスクがすぐに反映されない可能性があるといった問題点も指摘されている（例えば、西村、清水、2002）。しかし、他の地価データ、例えば取引価格を入手して分析するのは現状では容易ではないため、我が国でのヘドニック分析において利用されることは多い。

地価関数は、住宅用途、商業用途、工業用途ごとに推計することとし、調整区域その他は対象外とする。分析の対象年度は2013年度とするが、別途2010~2012年についても推計を行い、東日本大震災前後の推定値の変化についても考察を行う。公示地価を含むデータセットは、国土数値情報より取得した。対象領域内の2013年の住宅用途、商業用途、工業用途の公示地点数はそれぞれ5,276点、1,528点、527点である。図3に、2013年度における空間分布を示す。東京都心に近いほど地価が高いという傾向が見られる。

地価モデルの構築に際して、データの特性から、従属変数の地価 [円/㎡] には自然対数をとっている。地価モデルの説明変数としては、最寄駅までの直線距離 [km]、最寄公園までの直線距離 [km]、容積率 [%/100]、傾斜 [度]、ガス・下水道ダミー、用途地域ダミーを用いている。変数の略称を表1に、記述統計量を表2、3に示す。

(3) 大域的地価モデルの推計結果 (BM, SLM)

表4に、BMのパラメータ推定結果 (OLS)、SLMのパラメータ推定結果 (ML) を示す。SLMの空間重み行列は、 k 近傍法（最近隣 k 観測点に重み1を与える手法）で構築し、 k の個数はAICにより決定した。重み行列は、行基準化している。BMの自由度調整済み決定係数は、住宅、商業、工業用途それぞれ0.404、0.671、0.631となり、特に住宅用途で低い値となった。広域を一つの関数で説明することの難しさを示す結果といえる。空間パラメータは全用途で正かつ1%水準で有意となり、正の強い空間的自己相関の存在が示唆された。

浸水深ダミー変数は、住宅用途では、BMでは~0.5mと5m~において、1%水準で負に有意となった一方で、~1m、~2mにおいては、（5%水準で有意ではないものの）、符号が正に推定される結果となった。一方、SLMでは、~0.5m、~1m、~2m、~5mにおいて、 t 値の大小はあるが、係数は負に推定された。5m~では逆に正に推定されたが、5m~に立地する点がわずか20点しか無く（表3）、効果を安定的に調べるには地点数が少なすぎるといえる。

商業用途では、BMでは~0.5mが1%水準で負に有意となったが、SLMでは有意ではないという結果が得られた。

表4 パラメータ推定結果 (BM, SLM)

(上：住宅，中央：商業，下：工業)

Variable	Model	BM		SLM	
		Coef.	t	Coef.	z
Intercept		9.828	118	0.5245	13.6
Gas		0.5877	23.2	0.0836	11.8
Sewerage		0.6763	15.9	0.1854	16.2
Floor area ratio		0.5949	18.9	0.02767	3.20
Slope		0.009314	2.17	-0.009020	-7.77
Dist_sta		-0.2427	-26.55	-0.06401	-25.3
Dist_park		-0.1061	-6.87	-0.01400	-3.38
Quasi residential		0.02174	0.306	0.1517	7.96
C1 residential		-0.1043	-2.50	-0.02896	-2.59
C1 medium & high rise		0.08118	1.95	-0.03844	-3.45
C1 low-rise		0.5960	12.25	-0.03697	-2.82
C2 residential		0.0671	1.06	0.09222	5.43
Flood(~0.5m)		-0.1138	-3.04	-0.04329	-4.31
Flood(~1m)		0.01672	0.393	-0.01946	-1.71
Flood(~2m)		0.07433	1.79	-0.04128	-3.70
Flood(~5m)		-0.07026	-1.49	-0.05069	-4.00
Flood(5m~)		-0.7530	-5.19	0.01352	0.348
Rho		---		0.9399	301
# of neighbours		---		10	
Residual standard error		0.640		0.173	
Adjusted R ²		0.404		---	
AIC		10383.0		-2612.2	

Variable	Model	BM		SLM	
		Coef.	t	Coef.	z
Intercept		8.528	54.0	2.049	14.1
Gas		1.083	14.9	0.3416	7.96
Sewerage		0.7539	5.14	0.2706	3.19
Floor area ratio		0.6034	39.8	0.2548	22.8
Dist_sta		-0.1767	-6.21	-0.1430	-8.70
Dist_park		-0.04958	-1.93	-0.0009240	-0.0623
Neighborhood commercial		0.7667	14.8	0.1326	4.21
Flood(~0.5m)		-0.1909	-2.72	-0.03332	-0.820
Flood(~1m)		-0.2498	-3.52	-0.1153	-2.81
Flood(~2m)		-0.2094	-3.22	-0.1089	-2.90
Flood(~5m)		-0.2761	-3.93	-0.1593	-3.92
Flood(5m~)		-0.06368	-0.302	-0.008639	-0.0709
Rho		---		0.7112	58.3
# of neighbours		---		11	
Residual standard error		0.696		0.402	
Adjusted R ²		0.671		---	
AIC		3243.4		1663.9	

Variable	Model	BM		SLM	
		Coef.	t	Coef.	z
Intercept		10.22	65.2	1.707	10.6
Gas		0.4614	7.85	0.1050	4.49
Sewerage		0.5084	5.91	0.1800	5.37
Floor area ratio		0.5171	9.16	0.1075	4.59
Slope		0.04761	2.71	-0.004952	-0.728
Dist_sta		-0.2774	-10.0	-0.07581	-6.79
Dist_park		-0.09213	-0.967	-0.09338	-2.54
Exclusively industrial		-0.4916	-5.99	-0.3726	-11.7
Industrial		-0.3527	-4.49	-0.2600	-8.53
Flood(~0.5m)		0.07986	0.896	-0.003334	-0.0968
Flood(~1m)		0.1734	2.04	-0.03961	-1.20
Flood(~2m)		0.2084	2.59	-0.06000	-1.91
Flood(~5m)		0.2691	3.26	-0.08473	-2.60
Flood(5m~)		0.4635	2.14	0.004847	0.0576
Rho		---		0.8326	56.7
# of neighbours		---		10	
Residual standard error		0.561		0.217	
Adjusted R ²		0.631		---	
AIC		901.6		-30.3	

SLMでは、5m~を除けば浸水深が大きいほど、 t -値も大きいという自然な結果が得られている（工業用途も同様）。

工業用途では、BMではいずれの浸水深においても水害リスクが地価に正に影響を与えるという結果となった。一方、SLMでは、5m~を除くと、 t -値の大小はあるが、符号は負となった（~5mは5%水準で負に有意）。

これらの結果は、除外変数バイアスを考慮しないBMを用いた研究が、誤った政策示唆を与えてしまう可能性を示しており、興味深い。SLMの結果を正しいものとして解釈すれば、5m~の高い浸水リスクは、いずれの用途においても地価に有意には反映していない可能性が示唆された。これは高リスク地域への資産の集中を含意するものであり、冒頭で述べたミュンヘン再保険の認識と一致する。水害リスクの低減の観点からは、市場での改善が見込まれない場合、土地利用規制を含めた計画的対応を検討する必要があるといえる。

(2) 東日本大震災前後の水害リスクの限界評価値の変化

そこで、東日本大震災前（2010年、2011年）と、事後（2012年、2013年）の水害リスクの限界評価値の変化を分析した。図4に結果を示す。図4をみると、工業用途の~1m、~5mにおいて地価を押下げる効果が大きくなっているのを除けば、興味深い変化は見られていないことが分かる。

ただし、これは公示地価を用いた実証であり、家計や企業の認知を必ずしも反映しているとは限らない。今後、例えば分譲マンション価格等の入手可能な他のデータを用いて分析を行うことは興味深い課題である。

(3) 局所的地価モデルの推計結果（GWR、SFAIT）

本節では、GWRとSFAITによる地価モデルの推計結果を示す。ただし、各浸水深のクラスが空間的に偏在しているため、GWRにおいてランク落ちの問題で計算ができない場合が存在した。そこでここでは、浸水深で分類をせず、浸水想定区域内であれば1、外であれば0とする“Flood”変数を用いることとしている。

GWRのカーネル関数には、各推計地点 i から半径 f 以内の地点に一律に重み1を与え、それ以外は0とするBox-car関数を用いることとした（クロスバリデーションで推定されたバンド幅は、住宅、商業、工業それぞれ44.05, 57.00, 122.7）。GWRでは多くの場合、ガウス関数等の連続関数が用いられるが、今回条件数の観点でBox-car関数を使った場合の結果が一番良好であったためである。それでもなお、条件数は、

- ・住宅用途（最小値：7.47, 中央値8.21, 最大値：12.6）
- ・商業用途（最小値：14.8, 中央値48.8, 最大値：81.3）

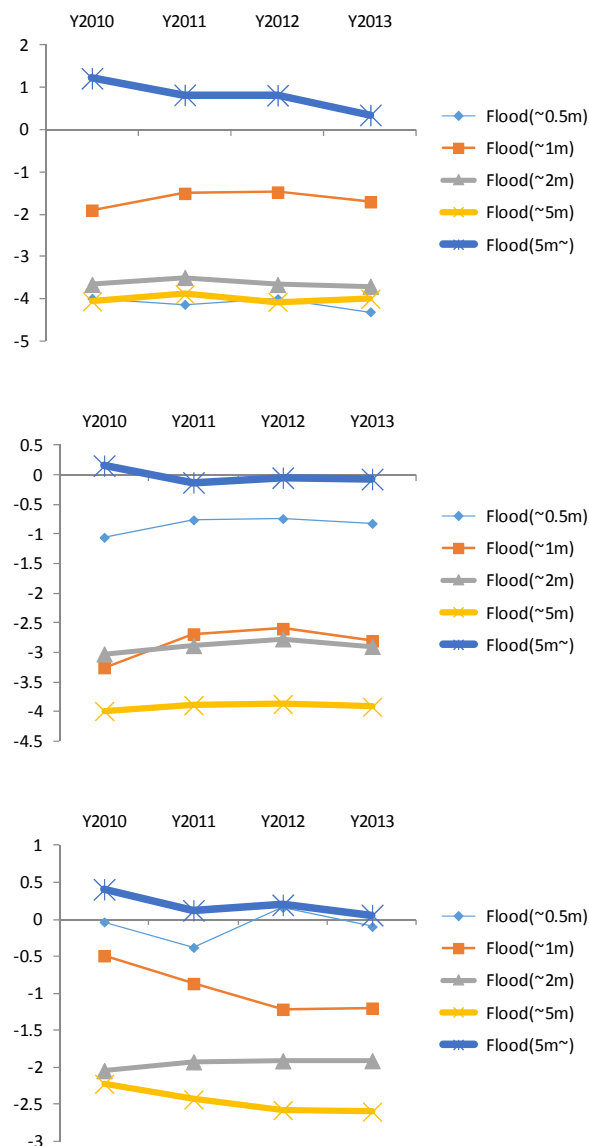


図4 東日本大震災前後の水害リスクの限界評価値の変化（SLM）
（上：住宅，中央：商業，下：工業）

・工業用途（最小値：16.8, 中央値18.6, 最大値：35.4）となり、商業用途、工業用途については強い局所的な多重共線性の存在が示唆された。そのため、得られた空間分布をそのまま解釈するのは危険であると考えられる。表5に、SFAITと比較のためSFAのパラメータ推定結果を示す。両者は非常に似通っていることが分かる。Floodの推定値は、住宅用途では負でかつ1%水準で有意、商業用途では負でかつ5%水準で有意、工業用途では有意ではないが、正という結果となった。自由度調整済み決定係数の値は非常に高いものとなっている。

表6に、選択された固有ベクトルを示す。SFAの結果は良好であるが、SFAITにおいて、有意でない固有ベクトルが数多く選択される結果となっていることが分かる。

これについては今後、LASSOアルゴリズムを改良していく必要があろう。表6で有意でない固有ベクトルのみをアドホックに削除するという対応も考えられるが、係数が小さく、係数のマッピング与える影響は小さいと考えられるので、今回は表6の結果をそのまま用いることとした。

一般に、水害リスクが地価に与える影響は、場所によって異なると考えられる。すなわち、住宅・商業用途の浸水想定区域内であっても、水害リスクが無視されている地点もあれば、工業用途の浸水想定区域内であっても、水害リスクが認識されている地点も存在しよう。SFAITは、こうした、

「浸水想定区域内にもかかわらず、地価を上げる効果」
「浸水想定区域内においても、地価をさらに下げる効果」を抽出するのに効力を発揮すると考えられる。すなわち、住宅用途を例にとれば、浸水想定区域を、単純に内外のダミー変数としてモデルに導入した場合、地価に負の影響を与えるが、交差項はその区域中でも、実は正に資本化しているような地点の特定化を可能にする。無論、マッピングされた効果を地点ごとの水害リスクの純粋な「限界評価値」と解釈することは難しいが、少なくとも、「浸水想定区域内にもかかわらず、その影響を超えて地価を上昇させるような除外変数が存在するか」という点に関する知見を得ることはできる。

図5、図6に、それぞれGWRとSFAITのトータル効果の分布を示す（浸水想定区域の内部のみ）。GWRでは、回帰係数間の空間的自己相関が非常に強く、解釈がしづらい結果になっている。例えば、住宅用途では、茨城県の土浦周辺、神奈川県南西部、千葉県中西部や北西部などで正の係数がみられるが、この結果を解釈するのは困難である。工業用途の係数も、すべて正で推定された。一方、SFAITの空間分布は、GWRとは全く異なるものとなった。都心部の拡大図を、図7に示す。工業用途では、江東区で正の符号の集積が見られた一方で、その北側（江戸川区北部）では、負の符号の集積が見られた。GWRでは、係数はすべての地域について正であったため、負の地点を検出できるという点は興味深い。住宅用途では、特に江戸川区で、商業用途では、川崎の臨海部や西船橋周辺部等で、浸水想定区域内部にもかかわらず、正の符号が集積している傾向が見られた。これらの地域では、[1] 水害リスクが正しく認知されていないか、[2]

表5 パラメータ推定結果（SFA, SFAIT）
（上：住宅，中央：商業，下：工業）

Variable	Model	SFA		SFAIT	
		Coef.	t	Coef.	t
Intercept		11.55	445	11.51	434
Gas		0.1496	19.6	0.1519	19.5
Sewerage		0.2511	20.0	0.2686	21.1
Floor area ratio		0.1187	11.3	0.1217	11.3
Slope		-0.01566	-11.7	-0.01448	-10.7
Dist_sta		-0.2003	-61.3	-0.1940	-57.8
Dist_park		-0.05126	-10.2	-0.04821	-9.55
Quasi residential		0.1061	5.84	0.1120	6.05
C1 residential		-0.04683	-4.22	-0.04073	-3.62
C1 medium & high rise		-0.02161	-1.98	-0.01173	-1.06
C1 low-rise		0.06055	4.30	0.07060	4.92
C2 residential		0.07325	4.25	0.07523	4.23
Flood		-0.05071	-6.14	-0.08356	-5.54
Lasso parameter		29.6		32.0	
Residual standard error		0.148		0.151	
Adjusted R ²		0.969		0.968	

Variable	Model	SFA		SFAIT	
		Coef.	t	Coef.	t
Intercept		10.39	116	10.38	117
Gas		0.3964	9.05	0.4670	11.2
Sewerage		0.5117	6.64	0.4112	5.36
Floor area ratio		0.3974	42.2	0.4047	41.9
Dist_sta		-0.1171	-8.05	-0.1183	-8.22
Dist_park		-0.03033	-2.43	-0.02777	-2.25
Neighborhood commercial		0.2818	10.3	0.3039	11.0
Flood		-0.06974	-2.73	-0.05814	-2.15
Lasso parameter		22.6		23.4	
Residual standard error		0.315		0.313	
Adjusted R ²		0.933		0.934	

Variable	Model	SFA		SFAIT	
		Coef.	t	Coef.	t
Intercept		11.13	152	11.03	156
Gas		0.1369	5.63	0.1374	5.67
Sewerage		0.2032	5.09	0.2384	6.02
Floor area ratio		0.2795	11.2	0.2966	11.7
Slope		0.01167	1.64	0.01302	1.85
Dist_sta		-0.1496	-12.2	-0.1393	-11.5
Dist_park		-0.07852	-2.03	-0.04314	-1.14
Exclusively industrial		-0.3636	-11.0	-0.3628	-11.0
Industrial		-0.2317	-7.56	-0.2377	-7.83
Flood		0.02144	0.814	0.03962	1.41
Lasso parameter		10.9		11.9	
Residual standard error		0.197		0.194	
Adjusted R ²		0.955		0.956	

表6 選択された固有ベクトル

	Commercial (SFA)	Commercial (SFAIT)	Industrial (SFA)	Industrial (SFAIT)	Residential (SFA)	Residential (SFAIT)
# of eigenvectors	188	201	97	107	766	770
Significant at 0.1% level	83	74	48	48	458	406
Significant at 1% level	41	43	19	14	157	162
Significant at 5% level	56	48	21	15	137	104
Significant at 10% level	5	12	2	9	12	28
Not significant	3	24	7	21	2	70

あるいはその認知を超えて、地価を上昇させるような除外変数が存在することが示唆される。

このように、地域ごとに得られる推定値は、様々な興味深い情報をもたらしてくれる。SFAIT をヘドニック分

析に用いた例は本研究が最初であるが、今後実証研究を蓄積する中で、この手法の効能や限界を、より詳細に明らかにしていく必要があるだろう。

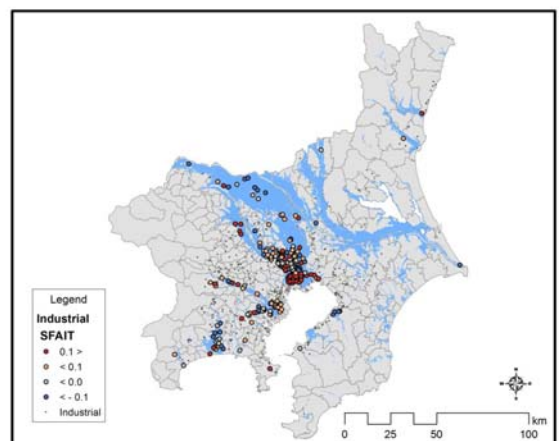
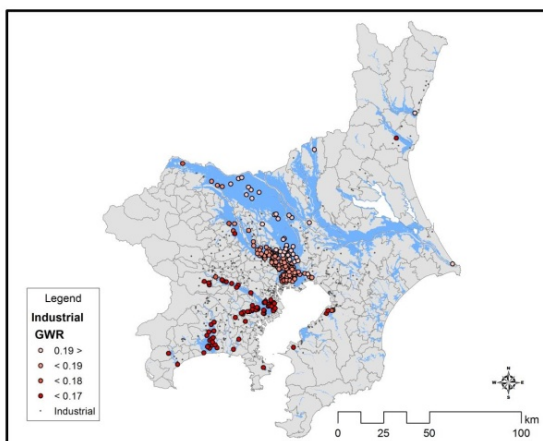
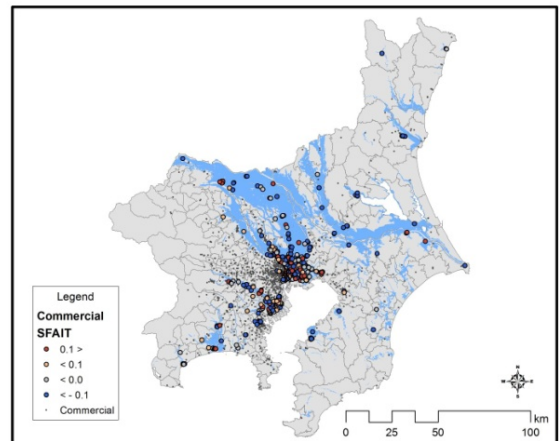
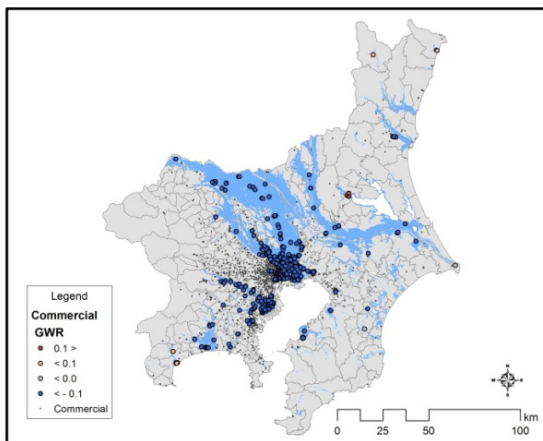
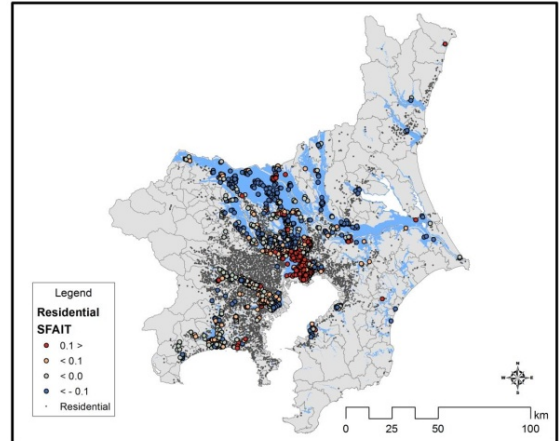
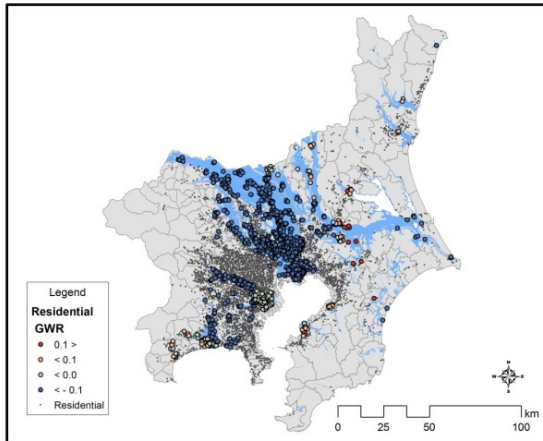


図5 GWRのパラメータ分布
(上：住宅，中央：商業，下：工業)

図6 SFAITのパラメータ分布
(上：住宅，中央：商業，下：工業)

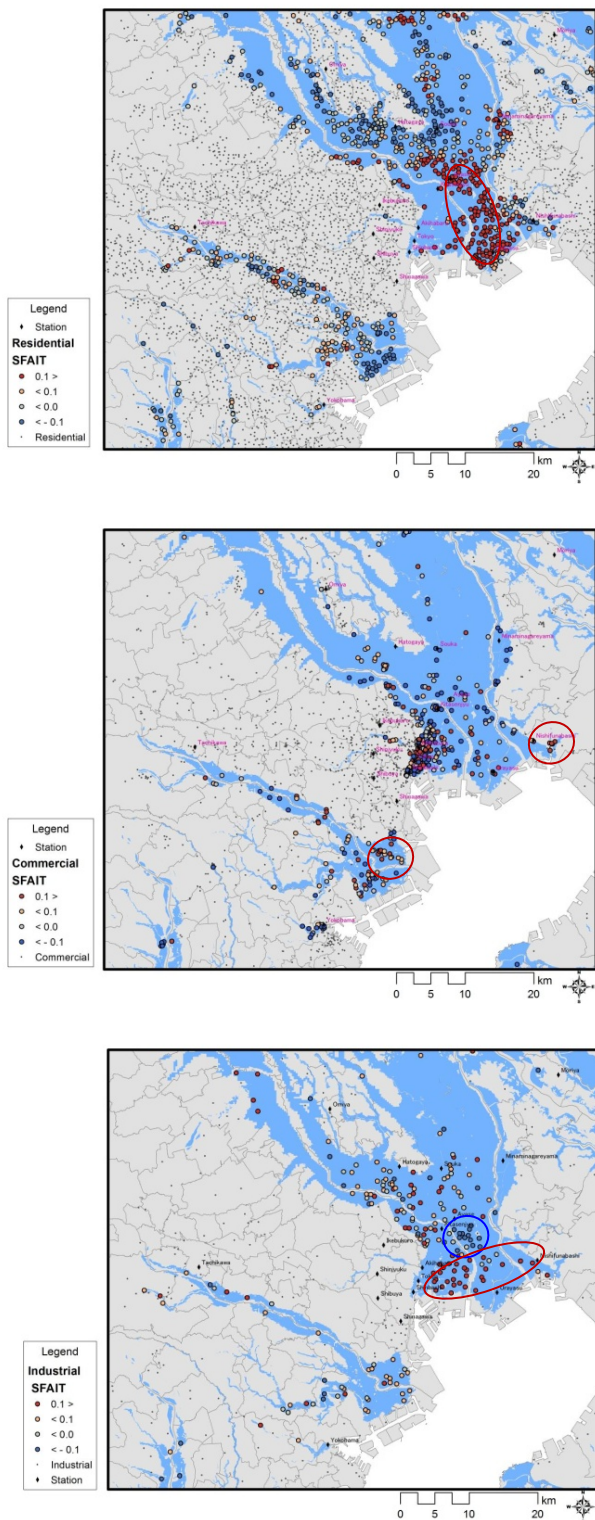


図6 SFAITのパラメータ分布（都心部拡大）
（上：住宅，中央：商業，下：工業）

5. おわりに

本研究では、ヘドニック・アプローチを用いた既往の実証研究の課題であった、[1] 除外変数バイアスが考慮されていない点、[2] 水害リスクの限界評価値の場所に

よる差異が考慮されていない点が、空間統計手法を用いることで大いに改善され得ることを、理論・実証の両面から示すことを目的として実施したものである。

まず、[1] については、BMと、除外変数バイアスの改善に効果があると言われるSLMで、推定される符号が大きく異なることを指摘した。例えば、工業用途では、BMでは、いずれの浸水深においても水害リスクが地価に正に影響を与えるという結果が得られた一方で、SLMでは、5m~を除くと、 t 値の大小はあるが、符号は負となった。これらの結果は、除外変数バイアスを考慮しないBMを用いた研究が、誤った政策示唆を与えてしまう可能性を示しているといえる。SLMの結果を正しいものとして解釈すれば、5m~の高い浸水リスクは、いずれの用途でも地価には有意に反映していない可能性が示唆された。これは高リスク地域への資産の集中を含意するものであり、市場での改善が見込まれない場合、土地利用規制を含めた計画的な対応を検討する必要があるといえる。

[2] については、GWRの回帰係数推定値が多重共線性の問題に苦しみ、また強い係数間の空間的自己相関により、解釈が難しいことを指摘し、その代替アプローチとしてのSFAITの可能性について論じた。SFAITから得られた地点ごとのトータル効果の推定値（式 (22)）は、モデルの特性上純粋な「限界評価値」と解釈することは難しいが、少なくとも、「浸水想定区域内にもかかわらず、その影響を超えて地価を上昇させるような除外変数が存在するか」という点に関する知見を得ることはできる。分析の結果、同じ浸水想定区域の中でも、水害リスクの地価への影響が大きく異なる可能性が示唆された。

今後、SFAITを用いた実証研究を蓄積していく中で、この手法の効能や限界を、より詳細に明らかにしていくことが課題である。

謝辞

本研究は、文部科学省の気候変動適応研究推進プログラムの助成を受けて実施したものである。

脚注

[注1] 空間統計学や空間計量経済学の関係性や位置づけについては、堤・瀬谷(2012)を参照されたい。

[注2] 空間ハウスマン検定 (Pace and LeSage, 2008) で統計的に有意に異なるか否かを検定することが可能である。

[注3] 空間における定常性については、堤・瀬谷(2012)等を参照されたい。

[注4] 今回のように説明変数の数が標本数より多い状況では、AICは変数を過大に選択する傾向にあるため、BICや標本数を調整したAICcが用いられる。

参考文献

- 1) 市川温, 松下将士, 椎葉充晴: 水災害と地価の関係に関する調査研究, 京都大学防災研究所年報, Vol.45, No.B, pp.127-139, 2002.
- 2) 岩崎佑, 平松敏史, 塚井誠人, 奥村誠: 地価・土地利用モデルを用いた水害リスクの影響分析, 土木計画学研究・論文集, Vol.23, pp.291-297, 2006.
- 3) 上田和勇: 災害リスクマネジメントにおけるソフト・コントロール, ソーシャル・キャピタルの役割, 社会関係資本研究論集, Vol.2, pp.29-48, 2011.
- 4) 岡川梓, 日引聡, 小嶋秀人: ヘドニック・アプローチによる東京都区部の洪水被害額の計測—浸水リスク変数の内生性を考慮した分析—, 環境経済・政策研究, Vol.5, No.2, pp.58-71, 2012.
- 5) 金本良嗣: ヘドニック・アプローチによる便益評価の理論的基礎, 土木学会論文集, Vol.449, No.IV-17, pp.47-56, 1992.
- 6) 川野秀一, 廣瀬慧, 立石正平, 小西貞則: 回帰モデリングと L1 型正則化法の最近の展開, 日本統計学会誌, Vol.39, No.2, pp.211-242, 2009.
- 7) 斎藤良太: 首都圏における浸水危険性の地価等への影響, 季刊住宅土地経済, Vol.58, pp.19-27, 2005.
- 8) 清水千弘, 唐渡広志: 不動産市場の計量経済分析, 朝倉書店, 2007.
- 9) 立川康人, 滝野晶平, 萬和明, キムスンミン, 椎葉充晴: 気候変化が日本の洪水発生に及ぼす影響の推定, 京都大学防災研究所年報, Vol.53, No.B, pp.23-36, 2010.
- 10) 玉井昌宏, 石原千嘉: ヘドニック・アプローチを用いた寝屋川流域における治水安全性の経済評価, 環境システム研究, Vol.27, pp.435-440, 1999.
- 11) 中央防災会議: 大規模水害対策に関する専門調査会報告, 2010.
- 12) 堤盛人, 清水英範, 井出裕史: 多重共線性に対する適切化手法とその実証的比較研究—地価の回帰分析を例として—, 応用力学論文集, Vol.1, pp.137-145, 1998.
- 13) 堤盛人, 瀬谷創: 便益計測への空間ヘドニック・アプローチの適用, 土木学会論文集 D, Vol.66, No.2, pp.178-196, 2010.
- 14) 堤盛人, 瀬谷創: 応用空間統計学の二つの潮流: 空間統計学と空間計量経済学, 統計数理, Vol.60, No.1, pp.3-25, 2012.
- 15) 西村清彦, 清水千弘: 商業地不動産価格指数の精度, 季刊住宅土地経済, Vol.43, pp.29-35, 2002.
- 16) 新田友子, 鼎信次郎, 沖大幹: 流量確率指数を用いた地球温暖化に伴う日本域洪水リスク変化の推定, 水工学論文集, Vol.54, pp.451-456, 2010.
- 17) 橋本基: 災害リスク指標が地価形成に与える影響の考察: 東京 23 区の水害リスクを事例として, 筑波大学大学院システム情報工学研究科修士論文, 2011.
- 18) 肥田野登: ヘドニック・アプローチによる社会資本整備便益の計測とその展開, 土木学会論文集, Vol.449, No.IV-17, pp.37-46, 1992.
- 19) 宮田譲, 安邊英明: 地価関数に基づく治水事業効果の計測, 都市計画論文集, Vol.26, pp.109-114, 1991.
- 20) ミュンヘン再保険会社: ミュンヘン再保険会社アニュアルレポート, 2002.
- 21) 森杉壽芳編著: 社会資本整備の便益評価 一般均衡理論によるアプローチ, 勁草書房, 1997.
- 22) Anselin, L.: *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer, Dordrecht, 1988.
- 23) Anselin, L.: Spatial regression, *The SAGE Handbook of Spatial Analysis*, (eds. Fotheringham, A.S. and Rogerson, P.A.), SAGE Publications, Los Angeles, 2009.
- 24) Anselin, L. and Amibias-Bel, D.: Spatial fixed effects and spatial dependence in a single cross-section., *Papers in Regional Science*, Vol.92, No.1, pp.3-17, 2013.
- 25) Bin, O. and Polasky, S.: Effects of flood hazards on property values: Evidence before and after hurricane Floyd, *Land Economics*, Vol.80, No.4, pp.490-500, 2004.
- 26) Black, S.E.: Do better schools matter? Parental valuation of elementary education., *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.114, No.2, pp.577-599, 1999.
- 27) Brasington, D. and Haurin, D.R.: Educational outcomes and house values: A test of the value added approach, *Journal of Regional Science*, Vol.46, No.2, pp.245-268, 2006.
- 28) Brasington, D.M. and Hite, D.: Demand for environmental quality: A spatial hedonic analysis, *Regional Science and Urban Economics*, Vol.35, No.1, pp.57-82, 2005.
- 29) Chay, K.Y. and Greenstone, M.: Does air quality matter? Evidence from the housing market, *Journal of Political Economy*, Vol.113, No.2, pp.376-424, 2005.
- 30) Daniel, V.E., Florax, R.J.G.M. and Rietveld, P. (2009) Flooding risk and housing values: An economic assessment of environmental hazard, *Ecological Economics*, Vol.69, No.2, pp.355-365.
- 31) Dills, A.K.: Do parents value changes in test scores? High stakes testing in Texas, *Contributions in Economic Analysis & Policy*, Vol.3, No.1, pp.1-34, 2004.
- 32) Dubin, R.A.: Estimation of regression coefficient in the presence of spatially autocorrelated error terms, *The Review of Economics and Statistics*, Vol.70, No.3, pp.466-474, 1988.
- 33) Fingleton, B.: Spatial autoregression, *Geographical Analysis*, Vol.41, No.4, pp.385-391, 2009.
- 34) Fingleton, B. and Le Gallo, J.: Endogeneity in a spatial context: Properties of estimators, *Progress in Spatial Analysis*, (eds. Páez, A., Le Gallo, J.,

- Buliung, R. and Dall'erba, S.), Springer, Berlin, 2009.
- 35) Finley, A.O.: Comparing spatially-varying coefficients models for analysis of ecological data with non-stationary and anisotropic residual dependence, *Methods in Ecology and Evolution*, Vol.2, No.2, pp.143–154, 2011.
 - 36) Gelfand, A.E., Kim, H.J., Simans, C.F. and Banerjee, S.: Spatial modeling with spatially varying coefficient processes, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.98, No.462, pp.387–396, 2003.
 - 37) Gollini, I., Lu, B., Charlton, M., Brunsdon, C. and Harris, P.: GWmodel: an R package for exploring spatial heterogeneity using geographically weighted models, arXiv preprint arXiv:1306.0413, 2013.
 - 38) Griffith, D.A. *Spatial Autocorrelation and Spatial Filtering: Gaining Understanding through Theory and Scientific Visualization*, Springer, Berlin, 2003.
 - 39) Griffith, D.A.: Spatial-filtering-based contributions to a critique of geographically weighted regression (GWR), *Environment and Planning A*, Vol.40, No.11, pp.2751–2769, 2008.
 - 40) Hill, R.J.: Hedonic price indexes for residential housing: A survey, evaluation and taxonomy, *Journal of Economic Surveys*, Early View, 2012.
 - 41) Kakamu, K.: Small sample properties and model choice in spatial models: A Bayesian approach, *Far East Journal of Applied Mathematics*, Vol.34, No.1, pp.31–56, 2009.
 - 42) Kanemoto, Y.: Hedonic prices and the benefits of public projects, *Econometrica*, Vol.56, No.4, pp.981–989, 1988.
 - 43) Kelejian, H.H. and Prucha, I.R.: A generalized spatial two-stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances, *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol.17, No.1, pp.99–121, 1998.
 - 44) Kim, C.W., Phipps, T. and Anselin, L.: Measuring the benefits of air quality improvement: A spatial hedonic approach, *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol.45, No.1, pp.24–39, 2003.
 - 45) Kuminov, N.V., Pameter, C.F. and Pope, J.C.: Which hedonic models can we trust to recover the marginal willingness to pay for environmental amenities?, *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol.60, No.3, pp.145–160, 2010.
 - 46) Lee, L.-F.: Asymptotic distributions of quasi-maximum likelihood estimators for spatial autoregressive models, *Econometrica*, Vol.72, No.6, pp.1899–1925, 2004.
 - 47) Lee, L.-F.: GMM and 2SLS estimation of mixed regressive, spatial autoregressive models, *Journal of Econometrics*, Vol.137, No.2, pp.89–514, 2007.
 - 48) Lee, L.-F. and Trost, R.P.: Estimation of some limited dependent variable models with application to housing demand, *Journal of Econometrics*, Vol.8, No.3, pp.357–382, 1978.
 - 49) LeSage, J.P. and Pace, R.K.: *Introduction to Spatial Econometrics*, Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, 2009.
 - 50) Pace, R.K. and Gilley, O.W.: Using the spatial configuration of the data to improve estimation, *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol.14, No.3, pp.333–340, 1997.
 - 51) Pace, R.K. and LeSage, J.P.: A spatial Hausman test, *Economics Letters*, Vol.101, No.3, pp. 282–284, 2008.
 - 52) Páez, A., Farber, S. and Wheeler, D.: A simulation-based study of geographically weighted regression as a method for investigating spatially varying relationships, *Environment and Planning A*, Vol.43, No.12, pp.2992–3010, 2011.
 - 53) Rosen, S.: Hedonic prices and implicit market, product differentiation in pure competition, *Journal of Political Economy*, Vol.82, No.1, pp.34–55, 1974.
 - 54) Samarasinghe, O. and Sharp, B.: Flood prone risk and amenity values: A spatial hedonic analysis, *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, Vol.54, No.4, pp.457–475, 2010.
 - 55) Seya, H.: Application of Lasso to the eigenvector selection problem in eigenvector based spatial filtering (August 1, 2013). Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2193792>, 2013.
 - 56) Small, K.A.: Air pollution and property values: Further comment, *The Review of Economics and Statistics*, Vol.57, No.1, pp.105–107, 1975.
 - 57) Small, K.A. and Steimetz, S.S.C.: Spatial hedonics and the willingness to pay for residential amenities, *Journal of Regional Science*, Vol.52, No.4, pp.635–647, 2012.
 - 58) Tibshirani, R.: Regression shrinkage and selection via the LASSO, *Journal of the Royal Statistical Society B*, Vol.58, No.1, pp.267–288, 1996.
 - 59) Tiefelsdorf, M. and Griffith, D.A.: Semiparametric filtering of spatial auto-correlation: The eigenvector approach, *Environment and Planning A*, Vol.39, No.5, pp.1193–1221, 2007.
 - 60) Wheeler, D.C. and Tiefelsdorf, M.: Multicollinearity and correlation among regression coefficients in geographically weighted regression, *Journal of Geographical Systems*, Vol.7, No.2, pp.161–187, 2005.
 - 61) Wheeler, D.C.: Diagnostic tools and a remedial method for collinearity in geographically weighted regression, *Environment and Planning A*, Vol.39, No.10, pp.2464–2481, 2007.
 - 62) Wheeler D.C.: Simultaneous coefficient penalization and model selection in geographically weighted regression: the geographically weighted LASSO, *Environment and Planning A*, Vol.41, No.3, 722–742, 2009.
 - 63) Yokoi, T.: Simulation study on estimation bias in spatial lag model from omitted variable correlated with regressors (November 9, 2012). Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2173125>, 2012.
 - 64) Yoshida, T., Tsutsumi, M., Yamagata, Y., Seya, H. and Murakami, D.: Prediction of past land use using a spatial filtering approach, presented at the IGU 2013 Kyoto regional conference, Kyoto, Japan, August 4–9.

(2013. 8. 2 受付)