

空室率データを用いた東京オフィス市場の空間的特性の分析

松尾和史*・堤盛人**・今関豊和***

Analysis of the spatial characteristics of the Tokyo office market using vacancy rate data

Kazushi MATSUO*, Morito TSUTSUMI**, Toyokazu IMAZEKI***

In this study, we developed data on vacancy rates of rental offices in each 500m mesh in the 23 wards of Tokyo and analyzed the spatial characteristics of office vacancy rates from 2000 to 2021 using exploratory spatial data analysis and spatial econometrics methods. The results indicated that the global spatial autocorrelation until the 2008 Financial Crisis tended to become more positively correlated during the period of declining vacancy rates. Next, we visualized the local spatial autocorrelation by categorizing it into four quadrants using Moran scatter plots, which revealed the existence of regions with stably high and low vacancy rates. The result also shows that the effects of the economic downturn caused by the financial crisis and the COVID-19 are similar. Finally, an analysis of the characteristics of areas prone to stable high vacancy rates revealed that the average age of the buildings in the mesh and the average size of the offices had a significant impact.

Keywords: 空室率 (Vacancy rate), オフィス賃貸市場 (Office rental market), 探索的空間データ分析 (Exploratory spatial data analysis), ホットスポット分析 (Hotspot analysis), 空間計量経済モデル (Spatial Econometric Model)

1. はじめに

不動産市場の中でも、オフィス市場は建物ごとの個性が強く、BtoBの秘匿性の高い市場であるため、一般に入手できる情報が極めて限られている。特に日本では、賃料に関する情報は、貸主が交渉を優位に進められるように、募集広告には「要相談」とし、記載しないケースが多々存在する。これに対し、不動産市場に関して注目される指標の一つである空室率は、その算出の基となる募集(空室)床面積の情報を貸主が開示しないインセンティブが大きいため、賃料に比べ、非常に高い精度で推定できる指標であり、賃料と密接に関わる変数として知られている。

現在、日本では、いくつかの民間企業によって、オフィス空室率の指標が公開されている。しかし、いずれの空室率指標も、空間単位(範囲)が広く、より狭い地域ごとの市況判断は難しい。

不動産市場を対象とした研究において、オフィス市場の時系列におけるダイナミクスに着目した研究

は数多く存在するが(e.g., Shilling et al., 1987; Hendershott et al., 2002), 小地域間や建物ごとなどのミクロなスケールにおけるオフィス市場の空間的関連性について着目した研究は、オフィス賃料の推定において空間ヘドニックアプローチを適用したものなどに限られている(e.g., Tu et al., 2004; Nappi-Choulet and Maury., 2009; Chegut et al., 2015; Bera and Kangalli Uyar., 2019)。また、不動産市場における空室率に着目した研究は、住宅の空室率の空間分布について人種や貧困率等の変数を用いて要因分析を行っているものや(e.g., Bentley et al., 2015; Silverman et al., 2013), 衛星画像やWiFiデータを用いて、住宅の空室率の推定を試みるもの(e.g., Deng et al., 2015; Chen et al., 2017; Du et al., 2018; Pan et al., 2021; Konami et al., 2019)などが多くなされているが、空室率の視点からオフィス市場の空間的関連性に着目した研究は筆者らの知る限り存在しない。

本研究では、日本の代表的なオフィス仲介会社の一つである三幸エステート株式会社が保有する建物

* 学生会員 筑波大学大学院 システム情報工学研究群 (University of Tsukuba)
〒305-8577 茨城県つくば市天王台 1-1-1 E-mail : s2020445@s.tsukuba.ac.jp

** 正会員 筑波大学 システム情報系 教授 (University of Tsukuba)

*** 非会員 株式会社オフィスビル総合研究所

ごとの貸付総面積, 空室床面積等のデータを用いて, 2000年第1四半期から2021年第2四半期までの500mメッシュ単位の空室率データを構築し, 探索的空間データ解析(ESDA; Exploratory Spatial Data Analysis)や空間計量経済学の方法論を適用することで, 東京オフィス市場の空間的な特性について明らかにする.

ここで, ESDAとは, Anselin(1995)によって提唱されたデータの持つ空間パターンやその特徴を把握するためのアプローチである. これにより, 空間的な外れ値を特定し, 空間的関連性のパターン, クラスタ, またはホットスポットを特定, 可視化することが可能となる. ESDAは地理座標を持つ全てのデータに適用できる汎用的でかつ強力なアプローチであるため, 経済集積(e.g. Wang et al., 2016)や犯罪発生における空間パターンの特定, 予測(e.g., Anselin et al., 2009), 日本においても, 地域間の所得格差(e.g., Tamesue et al., 2014)や自治体間競争(江端ら, 2021), など幅広い分野で応用されている.

以降の各章では, 第2章において, 空間詳細な空室率データの構築と分析手法について記述し, 第3章で分析結果を示す. 最後に第4章において結論と課題を述べる.

2. 空室率データと分析手法

2.1. 空室率データの概要

本研究では, 三幸エスレート株式会社が保有する

2000年第1四半期から2021年第2四半期までの建物ごとの貸付総面積と空室床面積が含まれる業務データを用いる. なお, データの集計範囲は当該仲介業者が把握している範囲に限定されるため, 市場で取引される全ての物件を網羅しているわけではない点に注意が必要である.

本研究では, より詳細な地域ごとに空室率の変遷と, その空間的な関連性を明らかにするために, 総務省統計局が公開している地域メッシュ統計における2分の1地域メッシュ(500mメッシュ)ごとに, メッシュ内に立地するオフィスビル群の総貸付面積と空室床面積の総和からメッシュ内空室率を推定する. なお, 総貸付面積が開示されていないビルについては, 三幸エスレート株式会社(2021)の空室率推定手法に則り, $\{[\text{基準階面積}] \times [(\text{地上})\text{階数}] \times [\text{有効率}]$

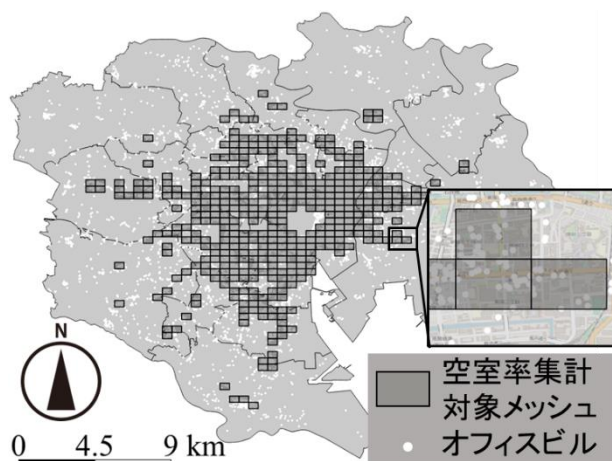


図1 対象地域

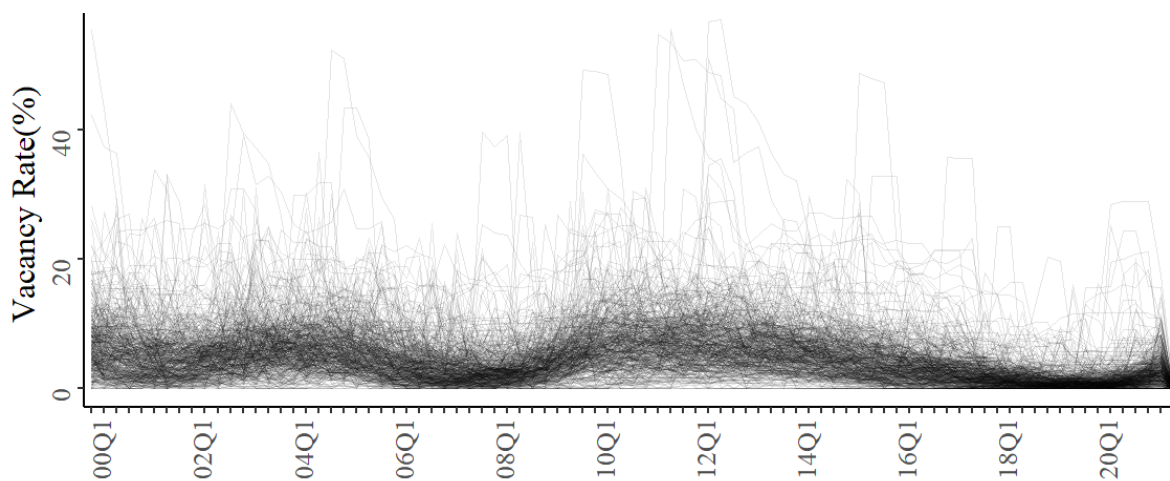


図2 メッシュごとの空室率の推移

(0.8)] で貸付総面積を推定し、使用する。ここで、メッシュ内に立地するオフィスビルが十分に少ない場合や、郊外に立地する場合、当該メッシュがオフィス市場を形成しているとは見なせないため、本研究では、対象地域として、(1)全ての期間において当該メッシュ内に 10 棟以上のオフィスビルが立地していること、(2)各メッシュの中心を代表点として、当該メッシュから半径 4 km 圏内に 10 か所以上のメッシュが存在していること、の 2 つの条件を満たすメッシュのみを抽出する(図 1)。

これらの条件を基に算出したメッシュごとの空室率の推移をみると、局所的に空室率が 5 割を超える地点があることが読み取れる(図 2)。これは対象メッシュ内における大規模テナントの移転に伴った空室や、新規供給による空室が反映されたものである。

2.2. 分析手法

2.2.1. 近接関係と大域的な空間的自己相関

時点ごとの地域全体の空間的な関連性を明らかにするために、ESDA の中でも大域的な空間的関連性の評価に主眼を置いた Global indicator of spatial association(GISA)の代表的な指標の一つである Moran's I 統計量を用いる(Moran., 1948)。本稿では後述するローカル・モランとの対比で Moran's I 統計量をグローバル・モランと呼称する。

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

ここで x_i, x_j は地点 i, j における空室率、 \bar{x} は空室率の平均値、 n はサンプルサイズ、 $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ は規準化係数、 w_{ij} は地点 i と j の空間的接近性を表す空間重み行列である。本研究では、メッシュの中心を代表点として、4km を境界値とした距離逆数を用いる。グローバル・モランは-1 から 1 の値を取り、1 に近いとき正の自己相関の存在を示唆し、逆に-1 に近いとき負の自己相関の存在を示唆する。ここで、通常、空室率の分布は正規性を満たさないため、並べ替え検定(Permutation test)によってグローバル・モランの評価を行う。並べ替え検定は、 n 個の観測点を、観測地にランダムに割り当てて統計量を計算す

る試行を十分な回数繰り返し、得られた経験分布に用いて元々の統計量を評価するというアプローチである(瀬谷・堤; 2014)。本研究では試行回数を既往研究でも多く用いられている 999 回として、検定を行う。

2.2.2. 局所的な空間的自己相関とホットスポット

次に、局所的にどの地点で空間的自己相関が生じているのか明らかにするために、LISA(Local Indicators of Spatial Association)の一つであるローカル・モラン(Anselin, 1995)を用いる。

ローカル・モラン I_i は自身の値の平均値からの偏差と、周辺地点における観測値の平均からの偏差との類似度として次式で定義される。(瀬谷・堤, 2014)

$$I_i = \frac{n(x_i - \bar{x}) \sum_j w_{ij} (x_j - \bar{x})}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

ここで、 I_i の値が正であれば、ある地点の観測値が周辺地点のそれと類似していることを、負であれば類似していないことを示す。また、本研究では、ローカル・モランを用いて、地域間との関係性を視覚化するモラン散布図(Moran scatterplot)を使用する。モラン散布図では、標準化した空室率を x 軸に、標準化した空室率の空間ラグ変数を y 軸にとる。x 軸、y 軸ともに平均 0、分散 1 に標準化しているため、平均値を基準として 4 象限に分割することができる。第 1 象限(High-High(HH): ホットスポット)は当該地域だけでなく、周辺地域も空室率が高いことを表し、一方で第 3 象限(Low-Low(LL): クールスポット)は当該地域、周辺地域ともに空室率が低いことを意味する。(図 3 参照)。以後、4 象限の分類を空間パターンと呼称する。



図 3 モラン散布図を用いた空間パターンの分類

2.2.3. メッシュ間の空間的関係性の変遷

地域ごとの空間パターンの変化の傾向や、経時的な安定性を確認するために、前期から当該期における空間パターンの遷移割合を算出する。

$$Tr_{ab} = \frac{\sum_t n_t^{ab}}{\sum_t \sum_b n_t^{ab}} \quad (3)$$

ここで、 Tr_{ab} は空間パターンが a から b に遷移する割合、 n_t^{ab} は $t-1$ 期から t 期に空間パターンが a から b に遷移した地点数を表す。

また、空間パターンの安定性を検証するために、全期間のうち、当該メッシュがホットスポット、または、クールスポットに分類された期間の割合が以下のような確率に基づき決定するとしてホットスポット確率($\Pr(HH_i)$)およびクールスポット確率($\Pr(LL_i)$)を推定する。

$$\Pr(HH_i) = \frac{\sum_t D_{i,t}^{HH}}{T} \quad (4)$$

$$D_{i,t}^{HH} = \begin{cases} SP_{i,t} = HH & 1 \\ \text{else} & 0 \end{cases}$$

ここで、 $SP_{i,t}$ はメッシュ i の t 期における空間パターンを表し、 $D_{i,t}^{HH}$ は空間パターンがHHのとき1を、それ以外のときに0を取る2項変数である。

2.2.4. 経時的に安定なホットスポット地域の特徴

最後に、長期的にホットスポットになりやすい地域の特徴を明らかにするために、前項で算出したホットスポット確率($\Pr(HH_i)$)を目的変数として、回帰分析を行う。本研究では、地域間の空間的関係性を考慮するため、通常最小二乗法(OLS; Ordinary Least Squares, 式5)に加え、空間計量経済学の代表的なモデルである空間誤差モデル(SEM; Spatial Error Model, 式6)と空間ラグモデル(SLM; Spatial Lag Model, 式7)を用いる。ここでSEMは誤差項同士の空間的な自己相関関係をモデル化したものであり、それに対して、SLMは空間的・社会的な相互作用の結果として起こる「均衡」をモデル化したものとして解釈できる(瀬谷・堤, 2014)。

$$\text{OLS} \quad y = X\beta + \varepsilon \quad (5)$$

$$\text{SEM} \quad y = X\beta + \mu, \quad \mu = \lambda W\mu + \varepsilon \quad (6)$$

$$\text{SLM} \quad y = \rho W y + X\beta + \varepsilon \quad (7)$$

ここで y はホットスポット確率 $\Pr(HH_i)$ のベクトル、 β はパラメータベクトル、 ε, μ は誤差項ベクトル、 W は空間重み行列、 λ, ρ は空間パラメータを表す。説明変数ベクトル X には、業務データから算出した各メッシュ内の対象物件の平均築年数(年)、平均空室率(%), 平成28年経済センサス活動調査から算出した、平均事業所規模(人/所)、大分類ごとの構成比率(%)を用いる。変数選択にはOLSにおいてステップワイズ法を用いる。また、モデル選択にはLM検定、ロバストLM検定を用いる。

3. 分析結果

3.1. 大域的な空間的関連性の変遷

図4は四半期ごとの空室率とグローバル・モラン

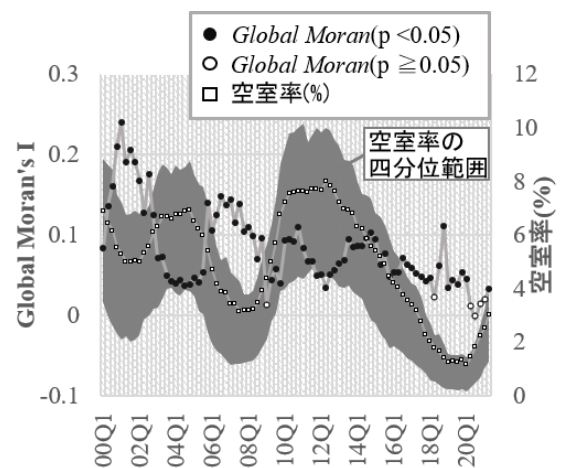


図4 グローバル・モランと空室率の推移の推移を表したものである。この図から、金融危機以前においては、空室率水準が高い時期において、グローバル・モランの値が低く、空室率の水準が低い時期では、グローバル・モランの値が高くなる傾向が読み取れる。また、金融危機以降は、空室率の水準に関わらず、おおそ0.05~0.1の間で推移しており、金融危機前後で大域的な空間的関連性の推移傾向に変化があることも読み取ることができる。

3.2. 局所的な空間的自己相関とホットスポットの変遷

次にモラン散布図を用いた各地点の空間パターン

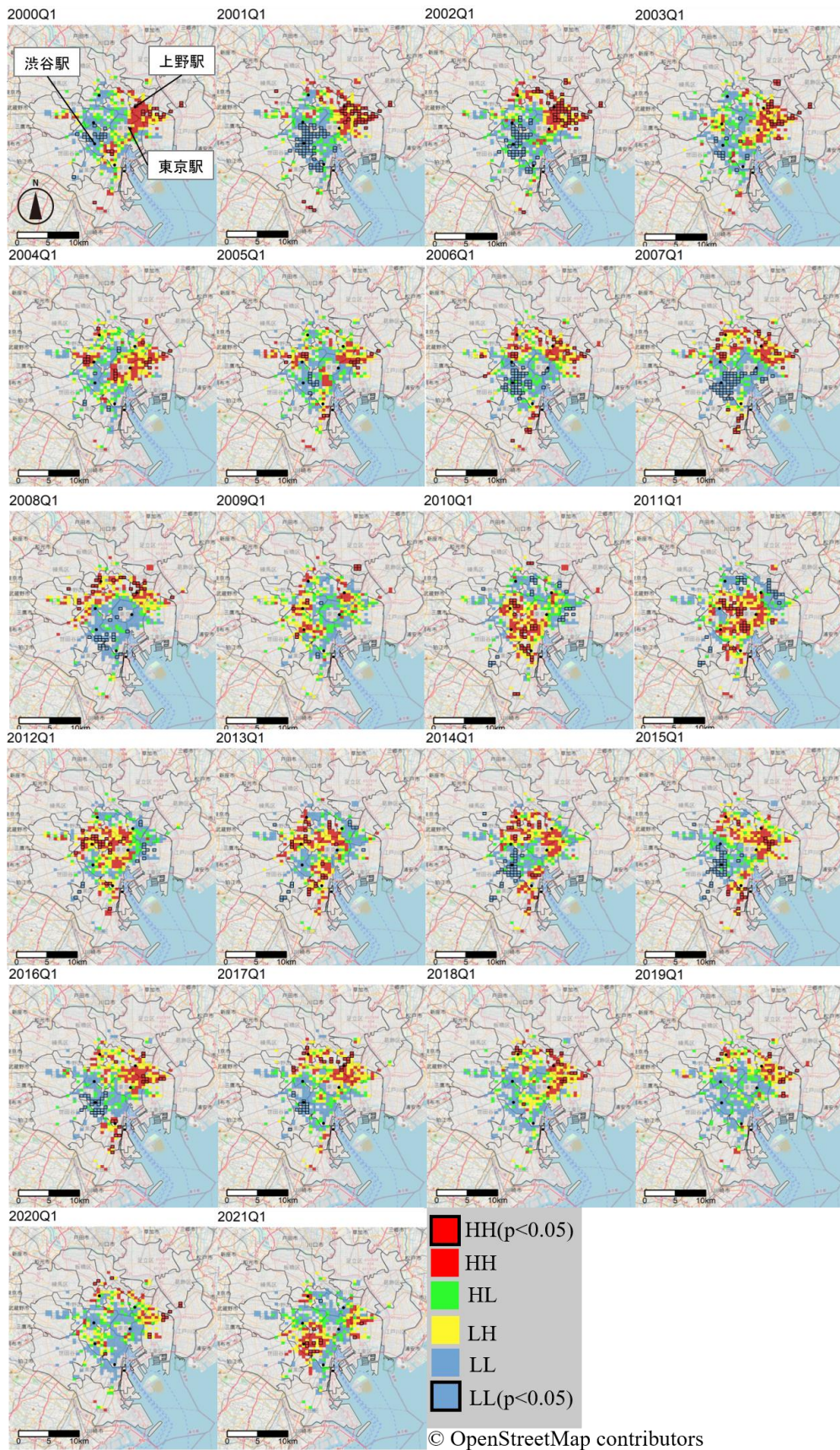


図 5 空間パターンの変遷

の変遷について考察する。図5は各年第1四半期の空間パターンを可視化したものである。ここで、金融危機が起こる前である2008年第一四半期以前の分布に着目すると、上野駅が立地する北東部でホットスポットが、渋谷駅が立地する南西部でクールスポットが多く分布していることが読み取れる。しかし、金融危機後の2009~2011年第一四半期では、北東部ではなく、南西部でホットスポットが多く分布している。また、このような傾向は2020年に急速に広がった新型コロナウイルス感染症(COVID-19)感染拡大においても同様に読み取れる。これは、景気悪化等による市場がショックを受けた際に、南西部の地域が他の地域に比べ相対的に早く反応し、空室が増加する傾向があることを示している。

これらの地域は、情報通信系のスタートアップ企業が集積することで知られている。スタートアップ企業は大手企業に比べ、意思決定が早いいため、ショックを受けた際のオフィス移転の決定、および退去までの時間も早く、これらの企業が集積する地域では、ショックの影響がいち早く市場に反映されることが考えられる。

3.3. 空間パターンの遷移とその傾向

次に、空間パターンの変化の傾向について明らかにするために、空間パターンの遷移割合を算出した(表1)。その結果、前期の空間パターンに固定化しやすい傾向があることが明らかになった。また、LLと

HHやLHとHLなど、対角の象限に遷移することは極めて少なく、段階的に遷移していくことが読み取れる。

表1 空間パターンの遷移割合

遷移件数 (遷移割合[%])		t期			
		HH	HL	LH	LL
t-1期	HH	6,302 (75.05)	750 (8.93)	1,115 (13.28)	230 (2.74)
	HL	740 (12.55)	3,608 (61.19)	212 (3.60)	1,336 (22.66)
	LH	1,124 (14.03)	210 (2.62)	5,453 (68.04)	1,227 (15.31)
	LL	227 (1.61)	1,320 (9.38)	1,263 (8.97)	11,263 (80.03)

次にどの地域においてLL、HHが固定化しているのかを確認するために、ホットスポット確率($Pr(HH_i)$)とクールスポット確率($Pr(LL_i)$)を可視化した(図6)。その結果、上野駅周辺の地域では、ホットスポット確率が高く、渋谷駅周辺の地域ではクールスポット確率が高いことが明らかになった。これらの結果は、渋谷駅が立地する南西部では空室率の水準が相対的に低く、安定的にクールスポットになるが、金融危機やコロナ禍のような市場へのショックが起きた場合には、いち早く反応し、他地域に比べ、相対的に早く空室率が上昇するため、一時的にホットスポットとなる傾向があることが示唆される。また、上野駅周辺を表す北東部は、空室率の水準が相対的に高く、安定的にホットスポットになりやすいが、前述のような市場がショックを受けた際には、影響を受けにくく、空室率の変動が小さいことが示

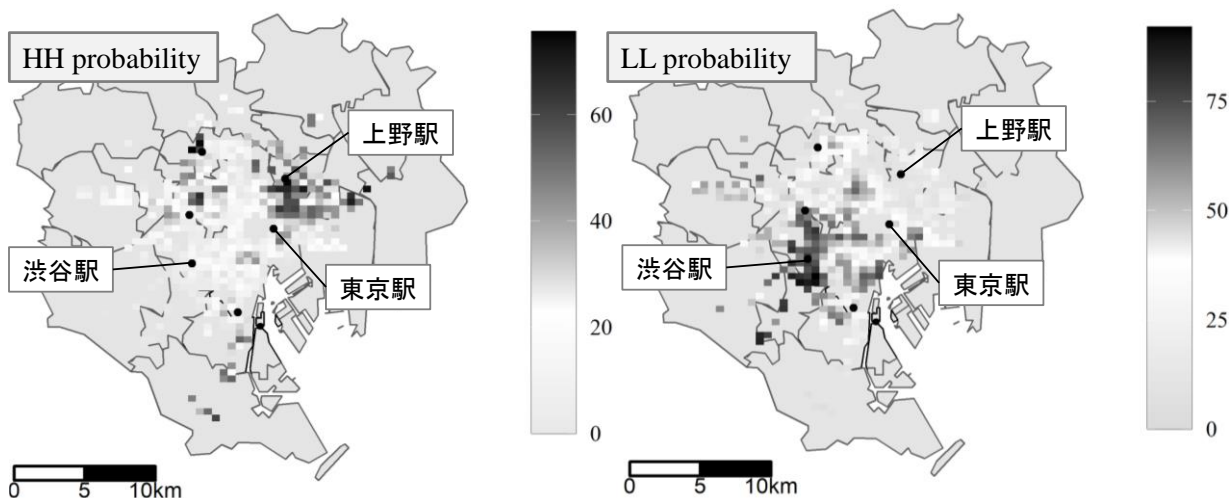


図6 ホットスポット確率とクールスポット確率の空間分布

唆される。

3.4. ホットスポット確率の形成要因

次に、経時的にホットスポットになりやすい地域の特徴を定量的に明らかにするために、前述のホットスポット確率を目的変数とした回帰分析を行った(表 2)。

分析の結果、LM 検定、ロバスト LM 検定の値がいずれも有意であるため、空間効果の存在が示唆される。これらの結果から本稿では、ロバスト LM 検定の値が大きく、AIC 最小である SLM を採用する。

ここで、空間ラグを導入している SLM と OLS のパラメータは直接比較できない点に注意が必要である。これはある地域における説明変数の変化が自地域だけでなく、近隣地域の被説明変数にも影響を与えるためである。ここで、自地域への影響は直接効果(Direct Effect)、近隣地域への影響は間接効果(Indirect Effect)と呼ばれる。SLM における限界効果は式 7 を変形することで次のように得られる。

$$y = \sum_{r=1}^k S_r(W)x_r + \alpha l_N + V(W)\epsilon \quad (8)$$

$$S_r(W) = V(W)\beta_r I$$

$$V(W) = (I - \rho W)^{-1}$$

ここで、 α は定数項、 l_N は全ての要素が 1 である

$1 \times N$ ベクトル、 k が説明変数の数を表す。そして、 $S_r(W)$ が説明変数 r の限界効果を表す。直接効果は、 $S_r(W)$ の対角項を、間接効果は非対角項を表す。限界効果は空間重み行列に依存しており、地点によって異なるため、解釈が難しい。そのため、本稿では、LeSage and Pace(2009)が提唱した要約統計量を用いる(式 9)。

$$M(r)_{direct} = N^{-1}tr(S_r(W))$$

$$M(r)_{total} = N^{-1}l'_N(S_r(W))l_N \quad (9)$$

$$M(r)_{indirect} = M(r)_{total} - M(r)_{direct}$$

ここで、 $M(r)_{direct}$ は直接効果、 $M(r)_{indirect}$ は間接効果、 $M(r)_{total}$ は総効果を表す。

推定の結果、空室率、築年数、平均事業所規模の 3 変数において、直接効果、間接効果ともに 5%水準で有意な結果が得られた。ホットスポット確率は、その定義から、自地域および近隣地域の空室率水準に大きく依存する。また、築年の古いビルが密集する地域ほど、ホットスポット確率は高くなり、地域内の事業所の平均従業者数が多いほど、ホットスポット確率は低くなる。築年が古いビルが密集する地域では、入居テナントが集まりにくく、空室が増え、ホットスポットになりやすいことが考えられる。また、平均事業所規模が大きな地域ほど、大企業が多

表 2 回帰分析の結果

	OLS			SEM			SLM		
	β	std.err		β	std.err		β	std.err	
Intercept	-16.72	5.65	***	-9.42	7.82		-26.95	4.06	***
平均空室率(%)	6.64	0.33	***	4.87	0.26	***	5.00	0.25	***
平均築年数(年)	0.88	0.20	***	0.40	0.17	**	0.35	0.15	**
平均事業所規模 (人/箇所)	-0.08	0.03	**	-0.06	0.03	**	-0.06	0.02	***
従業者構成比(%)									
G 情報通信業	-0.20	0.05	***	0.00	0.04		0.01	0.04	
H 運輸業・郵便業	-0.27	0.08	***	-0.12	0.06	*	-0.12	0.06	*
J 金融業・保険業	-0.13	0.07	*	-0.04	0.05		-0.05	0.05	
K 不動産業・物品賃貸業	-0.20	0.08	**	0.00	0.07		0.03	0.06	
L 学術研究・専門・技術サービス業	-0.22	0.07	***	0.01	0.06		0.00	0.05	
R サービス業	-0.05	0.05		0.04	0.04		0.04	0.04	
Lambda				0.934***					
Rho							0.773***		
N	428			428			428		
AIC	3306.9			3102.1			3058.2		
LM				255.54***			356.23***		
Robust LM				34.59***			135.28***		

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

表 3 SLM の限界効果

	Direct	Indirect	Total
平均空室率	5.39***	16.63***	22.01***
平均築年数	0.38**	1.16**	1.53**
平均事業所規模	-0.07***	-0.21**	-0.28**
従業者構成比			
G 情報通信業	0.01	0.02	0.02
H 運輸業・郵便業	-0.13*	-0.39*	-0.52*
J 金融業・保険業	-0.05	-0.15	-0.20
K 不動産業			
・物品賃貸業	0.03	0.10	0.13
L 学術研究・専門			
・技術サービス業	0.00	0.01	0.01
R サービス業	0.05	0.15	0.20

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

く立地しており、ビジネス拠点として人気のある地域であることが考えられる。そのため、それらの地域では空室が発生しにくく、また、発生しても比較的早くに次のテナントで埋まることが考えられる。

5. おわりに

本稿では、東京 23 区内のオフィスビル集積地において 500m メッシュ単位のオフィス空室率を推定し、過去 20 年間における推移と空間的関係性の変化について考察を行った。

第一に、四半期ごとの大域的な空間的関連性に着目したところ、空室率の水準と空間的自己相関には負の連関があることがわかった。すなわち、空室率が高い水準の時、空室率の空間的分布はランダムに近くなり、空室率の水準が低くなるにつれ、地域間で似通った値が集積する。しかし、金融危機後は、その連関関係がなくなり、空室率の水準に関わらず、空間的自己相関は低い値、つまり、空室率の分布はよりランダムに近い形で推移している。この構造変化の要因のさらなる考察については、今後の課題としたい。

第二に、局所的な空間的関連性に着目し、4 分類の空間パターンに分け、その変遷を可視化した結果、渋谷駅が立地する南西部のスタートアップ企業が集積する地域では、安定的に空室率の水準が低くクールスポットになるが、金融危機や COVID-19 の感染拡大等の景気悪化の際には、他の地域に比べいち早

く反応し、空室率が上昇するため、ホットスポットになるが、その後の回復も早いことが示唆された。

それに対して、上野駅が立地する北東部では、安定的に空室率の水準が高く、ホットスポットになるが、景気悪化時の変動は小さいことが明らかになった。

そして、第三に、空室率の水準が相対的に高くなりやすい地域の特徴について明らかにするために、空間モデルを用いた分析を行った結果、地域内や周辺地域の建物の平均築年数や、立地する事業所の平均従業者数、空室率水準に大きく影響されることが明らかになった。

渋谷区が他の地域に先駆けて景気悪化の影響を受けることは経済紙等にも多く指摘されているが(例えば、『日経 QUICK ニュース』2020 年 6 月 27 日刊「渋谷発のオフィス市況悪化 進む IT 企業のテレワーク」等)、その後の市場の回復局面に触れた文献は見当たらない。本研究の貢献は従来、経済紙等で指摘されてきたことだけでなく、景気回復局面における市場の変動や、ホットスポットになりやすい地域の特徴について、空間解像度の高い空室率データを整備することで定量的に示した点にある。また、これらの結果は、実務的な視点においても、より狭い地域ごとのオフィス市場の実態を把握する上で有益な情報となり得ることが考えられる。

しかし、本研究には、前述の大域的な空間的関連性と空室率の連関における構造変化の要因解明に加え、2つの課題が存在する。1つ目は、可変単位地区問題(MAUP: Modifiable Areal Unit Problem)である。これは、集計単位によってデータの示す傾向が異なる性質を有するというものである。空室率のような一定の地域ごとの集計が必要不可欠な指標において、MAUPは避けられない問題である。そのため、分析上は様々な地域単位で分析し、結果の頑健性の確認等が必要である。

2つ目は、時空間分析への拡張である。本稿の分析は、各時点の空間的関連性について探索的な分析を行い、その全体的な傾向についてクロスセクションの空間モデルを適用したに留まっている。過去時点におけるメッシュ単位の社会経済データの入手に

は限界もあるものの、今後、町丁目単位の地域区分を用いることでデータを拡張し、パネルデータを整備することで、経済活動の時系列変動も反映した、より詳細なオフィス市場の動態の把握が可能になると考えられる。

参考文献

- 江端杏奈・吉田崇紘・爲季和樹・瀬谷創・堤盛人 (2021) ふるさと納税の探索的空間データ分析。「GIS—理論と応用」, 29 (1), 1-10.
- 三幸エステート株式会社 (2021) 2021 オフィスレントデータ . <https://www.sanko-e.co.jp/pdf/rentdata/rentdata_2021.pdf>.
- 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.
- Anselin, L. (1995) Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115.
- Anselin, L., Griffiths, E. and Tita, G. (2008). Crime mapping and hot spot analysis. *Environmental Criminology and Crime Analysis*. 97-116.
- Bentley, G.C.; Mccutcheon, P.; Cromley, R.G. (2015) Hanink, D.M. Race, class, unemployment, and housing vacancies in Detroit: An empirical analysis. *Urban Geography*, 37, 1-16.
- Bera, A.K. and Kangalli Uyar, S.G. (2019) Local and global determinants of office rents in Istanbul: The mixed geographically weighted regression approach. *Journal of European Real Estate Research*, 12(2), 227-249.
- Chegut, A.M., Eichholtz, P.M.A. and Rodrigues, P.J.M. (2015) Spatial Dependence in International Office Markets. *Journal of Real Estate Finance Economics*, 51, 317-350.
- Chen, Z., Yu, B., Hu, Y., Huang, C., Shi, K. and Wu, J. (2017) Estimating House Vacancy Rate in Metropolitan Areas Using NPP-VIIRS Nighttime Light Composite Data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sensing*, 8, 2188-2197.
- Deng, C. and Ma, J. (2015) Viewing urban decay from the sky: A multi-scale analysis of residential vacancy in a shrinking U.S. city. *Landsc. Urban Planning*, 141, 88-99.
- Du, M. Z., Wang, L., Zou, S. Y. and Chen, S. 2018. Modeling the census tract level housing vacancy rate with the Jilin1-03 satellite and other geospatial data. *Remote Sensing*, 10(12), 1920.
- Hendershott, P. H., MacGregor B. D., and Tse, R. Y. (2002) Estimation of the Rental Adjustment Process. *Real Estate Economics*, 30 (2), 165-183.
- Konomi, S., Sasao, T., Hosio, S. and Sezaki, K. (2019) Using ambient WiFi signals to find occupied and vacant houses in local communities. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 10(2), 779-789.
- LeSage, J. and Pace, R.K. (2009) Introduction to Spatial Econometrics. *Chapman and Hall*.
- Moran, P., A, P. (1948) The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B(Methodological)*, 10(2), 243-251.
- Nappi-Choulet Pr. I. and Maury, T.P. (2009) A Spatiotemporal Autoregressive Price Index for the Paris Office Property Market. *Real Estate Economics*, 37, 305-340.
- Pan, J. and Dong, L. (2021) Spatial Identification of Housing Vacancy in China. *Chinese Geographical Science*, 31(2), 359-375.
- Shilling, J. D., Sirmans, C. F. and John, B. C. (1987) Price adjustment process for rental office space. *Journal of Urban Economics*, 22(1), 90-100.
- Silverman, R.M., Yin, L.I. and Patterson, K.L. (2013) Dawn of the Dead City: An Exploratory Analysis of Vacant Addresses in Buffalo, NY 2008–2010. *Journal of Urban Affairs*, 35, 131-152.
- Tamesue, K., Tsutsumi, M. and Yamagata, Y. (2013) Income disparity and correlation in Japan. *Review of Urban and Regional Development Studies*, 25(1), 2-15.
- Tu, Y., Yu, S.M. and Sun, H. (2004) Transaction-Based Office Price Indexes: A Spatiotemporal Modeling Approach. *Real Estate Economics*, 32, 297-328.
- Wang, Z., Cheng, Y., Ye, X. and Wei, Y.H.D. (2016) Analyzing the Space–Time Dynamics of Innovation in China: ESDA and Spatial Panel Approaches. *Growth Change*, 47, 111-129.