

J-REIT市場のオフィスビルキャップレートの弾力性に関する研究 —日本3大都市ビジネス地区のオフィス市場を中心に—

金 東 煥*

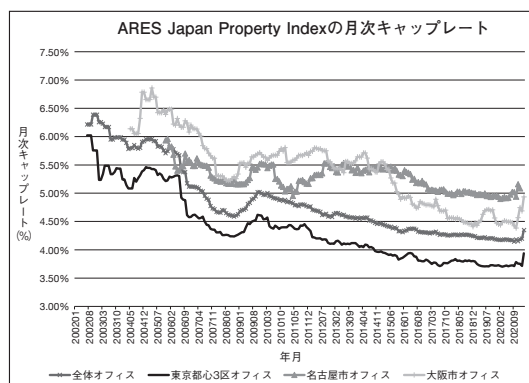
Empirical Study of Capitalization Rate's Elasticity on the Japan Office Market: Focus on the 3major cities' CBD Office Buildings

Donghwan KIM

In this study, we empirically analyze the effect of each price formation factor overtime on the office prices in the 3major cities as Tokyo, Osaka, and Nagoya CBD using the state-space model of the time-varying coefficient model. As a result, the office market in each CBD has a structural change around 2009, but the structural change is not clearly around 2013. The building age in the Tokyo and Nagoya CBD will have less impact on office prices after 2013. It may show that the investor awareness of the age of office buildings changes based on the shortage of office buildings for investment properties due to the rise of office building prices accompanying the economic recovery.

1. はじめに

近年、日本のビジネス地区のオフィス価格は、継続的に上昇してきた。図1は、不動産証券化協会(ARES)が公表するコア・ファンド保有の国内投資不動産のパフォーマンス指数のARES Japan Property Index (AJPI)であり、3大都市(東京都心3区、大阪市、名古屋市)のオフィスキャップレートを示す。図1からは、全体オフィスと東京都心3区オフィスのキャップレートが2009年以降、継続的な低下傾向を示しており、オフィス価格の継続的上昇が確認できる。このようなオフィス価格の上昇は、日本の企



出典)一般社団法人不動産証券化協会「ARES Japan Property Index」より作成

図1 ARES Japan Property Index (AJPI)のオフィスキャップレート

業が、優秀な人材採用や生産性向上を狙い、東京ビジネス地区のオフィス床に対

* 明海大学不動産学部准教授

する需要増加を図っていることに起因すると言われて^[1]。

金・小松(2021)^[2]では、東京ビジネス地区においてオフィス価値の上昇と投資対象のオフィス物件の不足が続き、オフィスビルの価格形成要因における建築経過年数の感応度が以前と比べて低下していると状態空間モデルを用いて実証分析し、地方都市オフィス物件への当該状態空間モデルの適用を課題として残した。本研究では、金・小松(2021)の継続研究として、日本の3大都市のオフィスビルに対する価格形成要因をより明確にすることを目的とする。そのため、本研究では、3大都市のJリートオフィスデータに対して、状態空間モデルを適用して、3大都市のオフィスビルの価格形成要因について分析を行う。一方、現在続いている新型コロナ禍の影響によって、今後の経済が不透明な状況が続いているが、オフィス投資市場における投資家意識は、そこまで変化を示していない状況を示している^[3]。これとは逆に、オフィス賃貸市場では、テナントの慎重姿勢とオーナーの潜在空室率上昇に対する警戒によって東京・大阪のAクラスビルの賃料下落傾向が見られる等、不透明な状況が続いていると指摘されている^[4]。すなわち、2020年からの新型コロナ禍は、2021年現在にも続いており、現在オフィス投資市場に与える影響が不透明である現状を考慮して、分析期間は新型コロナパンデミック以前までとする。

2. 先行研究

先行研究として、金・小松(2021)は、

東京ビジネス地区において、相対的に期待利回りが低位となる東京都心3区のオフィス物件のJリートデータと時間経過に伴う回帰係数の変化を分析できる状態空間モデルを用いて、建築経過年数、延床面積、最寄り駅までの徒歩距離等の価格形成要因がオフィス物件のキャップレートに与える弾力性を分析した。結果、2009年前後には、東京ビジネス地区オフィス市場に構造変化があり、建築経過年数は2013年以降にオフィス価格に与える弾力性が明確に低下し、投資家の建築経過年数に対する投資意識の変化が推察された。なお、金・小松(2020)^[5]は、Jリートデータの東京都心5区のオフィスビルの初回取得時のキャップレートを対象に、建築経過年数、延床面積、最寄り駅までの徒歩距離等を説明変数とし、景気循環期別に時間ダミーを用いる重回帰分析を行い、各属性がキャップレートに与える影響を分析した。結果、建築経過年数はアベノミクス以降の不動産景気回復の兆しとともに、キャップレートに与える影響が縮小し、このことから景気拡張期における投資家の物件取得意欲向上による価格形成要因のうち建築経過年数の感応度が低下しやすくなることを確認した。

加えて、以下の先行研究は、不動産価格形成要因を重回帰分析手法を用いて、各価格形成要因が不動産価格に与える影響を分析する。中山・吉田・石原・任(2018)は、重回帰分析を用いて、東京23区のオフィス賃料データにおける最寄り駅までの徒歩距離、建築経過年数、面積等の属性情報が賃料へ与える影響を分

析した^[6]。麻・前川(2016)は、Jリートデータと重回帰分析を用いて、建築経過年数、面積、駅距離等を説明変数が、オフィスの価格と賃料に与える時間的変化の影響を分析した^[7]。また、国土交通省(2020)は、不動産価格指数(商業用不動産)を作成する際に、不動産取引価格情報とJリートの商業用不動産価格情報に対して、説明変数として最寄り駅からの距離(近)、建築経過年数(新)、建物延床面積(大)等を用いて、時間ダミー変数法のヘドニック法で指数化している。つまり、不動産価格指数の作成には、ヘドニック法という重回帰分析の手法と近、新、大等の物件属性が用いられる^[8]。しかし、これらの重回帰分析は、説明変数の回帰係数を全時系列期間において固定するため、時間経過に伴う回帰係数の変化を考慮することは難しいと考えられる。一方、時変係数モデルの状態空間モデルは、時間によって傾きが変化する回帰モデルとして知られており、時間経過によって説明変数の従属変数への効果が変わることを測定できる。植杉(2011)は、このような時変係数モデルの状態空間モデルを不動産価格分野に用いて、不動産価格推定の時空間相関を考慮した状態空間モデルを構築し、小地域の不動産価格インデックスを作成することを提案した^[9]。石島・松島(2011)は、Jリートデータと状態空間モデルを用いて、資産価格に含まれるリスク・ファクター要因を実証分析した^[10]。また、金・山越・小松(2015)では、日本の不動産証券化市

場におけるオフィス投資収益率が東京、大阪、名古屋等の地域間においてどのように波及されるかを分析し、東京と地方大都市間の地域連関性が強くなったことを推察した^[11]。これらの先行研究からは、不動産価格の価格形成要因の推定において、時間経過を考慮する時変係数モデルの状態空間モデルを用いることができ、東京都心3区オフィスビル価格の時間経過に伴う価格形成要因の変化を推定することが可能であることが分かった。加えて、3大都市のオフィス価格の間に影響波及効果があることが推察されるため、日本の3大都市オフィスビルの価格形成要因を分析することは、本研究の有意義な点であると考えられる。本研究では、金・小松(2021)に従い、東京、大阪、名古屋ビジネス地区のオフィス個別物件のパネルデータとヘドニック法に基づき、説明変数の回帰係数が全時系列において変化するとともに、見えない経済状況までモデルとして認める時変係数モデルの状態空間モデルを用いて、時間経過に伴う価格形成要因が物件価格に与える影響を分析する。

3. 分析方法¹⁾と使用データ

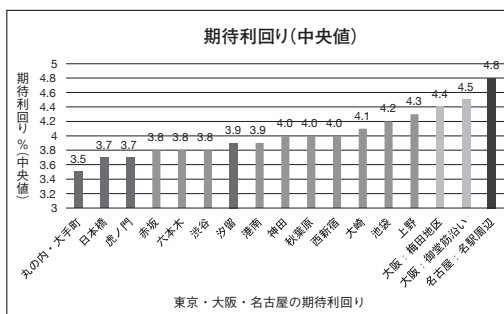
本研究の分析方法は、金・小松(2021)に従い、東京都心3区のうち、中心ビジネス地区のオフィスの価格を従属変数(大阪市と名古屋市の中心ビジネス地区のオフィス価格を従属変数)とし、説明変数として当該オフィス価格の属性情報

¹⁾ 本研究における状態空間モデルやカルマンフィルタの詳細は、金・小松(2021)を参照されたい。

を表す建築経過年数と最寄駅までの徒歩距離、延床面積の変数を用いて、時変係数モデルの状態空間モデル²⁾による分析を行う。

分析対象データは、2002年～2018年のJリート(TOREITデータ³⁾)オフィス物件の時系列データである。分析対象地域は、日本不動産研究所の「第44回不動産投資家調査」における標準的Aクラスビル⁴⁾の期待利回り(中央値)を参考(図2参照)とし、Jリートデータにおいてキャップレートが相対的に低位の極小地域の分析という意味で、東京都心3区のうち、大手町・丸の内から直線で行くことができる地域のみを対象にし、大手町・丸の内、八重洲・日本橋、銀座、虎ノ門、新橋・汐留のオフィスビルを選定した(以下、東京ビジネス地区)。一方、大阪市は、データサンプル数が少なく、梅田を囲む淀川区、北区、都島区、中央区、西区のオフィスビルを選定した(以下、大阪ビジネス地区)。なお、名古屋市もデータサンプル数が少なく、名古屋駅を囲む中村区、西区、中区のオフィスビルを選定した(以下、名古屋ビジネス地区)。

分析対象地域のオフィスビルデータは、東京ビジネス地区の対象物件が83件、時系列が34時点(2002年上半期～2018年下半期)のパネルデータから欠損値を考慮すると1,123件のキャップレ



出典)一般財団法人日本不動産研究所「第44回不動産投資家調査(2021年4月現在)」より作成

図2 対象地域の期待利回り(2021年4月時点)

トと建築経過年数のデータサンプルがある(表1参照)。大阪ビジネス地区は、同じ期間に対象物件が34件で欠損値を考慮すると745件、名古屋ビジネス地区は、同じ期間に対象物件が45件で欠損値を考慮すると615件のキャップレートと建築経過年数のデータサンプルがある。一方、最寄り駅までの徒歩距離と延床面積は、時間経過と関係なく、変化しないため、東京、大阪、名古屋ビジネス地区のキャップレートと建築経過年数は同じデータサンプル数になる。

表1は、当該データの基本統計量を示す。東京ビジネス地区全物件の全期間における平均キャップレートは4.16%、平均建築経過年数は23.7年、平均延床面積は27,749㎡、平均の最寄り駅までの徒歩距離は約3分である。大阪ビジネス地区の平均キャップレートは5.13%、平均建築経過年数は20.7年、平均延床面積

²⁾ 状態空間モデルは、データサンプルに欠損値がある場合でも、観測値の推定が可能になることが特徴である。

³⁾ TOREIT(トゥーリート)は、Jリートに上場している全投資法人の決算期のキャップレート、物件情報、運営情報等が収録されており、詳細はトゥーリート(<http://tlc-jreit.com/>)を参照されたい。

⁴⁾ 東京丸の内、大手町のAクラスビルの条件(第44回不動産投資家調査より):交通アクセスは最寄り駅より5分以内、建築経過年数5年未満、延床面積50,000㎡以上、基準階貸室面積1,500㎡以上、天井高2,800mm以上等

表1 Jリートにおける分析対象地域オフィスビルのデータの基本統計量

| 東京 | データ数 | 平均 | 標準偏差 | 中央値 | 最小値 | 最大値 |
|-------------|-------|---------|--------|---------|---------|---------|
| 年(上半期・下半期) | 1,123 | 201,272 | 379 | 201,302 | 200,401 | 201,901 |
| 物件ID | 1,123 | 101,816 | 1,193 | 101,231 | 100,110 | 105,517 |
| キャップレート | 1,123 | 4.16 | 0.55 | 4.20 | 2.70 | 6.25 |
| 建築経過年数 | 1,123 | 23.7 | 13.1 | 22.5 | 0.8 | 56.0 |
| 延床面積 | 1,123 | 27,749 | 51,051 | 8,613 | 818 | 263,035 |
| 最寄り駅までの徒歩距離 | 1,123 | 3 | 2 | 2 | 1 | 11 |

| 大阪 | データ数 | 平均 | 標準偏差 | 中央値 | 最小値 | 最大値 |
|-------------|------|---------|--------|---------|---------|---------|
| 年(上半期・下半期) | 745 | 201,231 | 352 | 201,202 | 200,401 | 201,802 |
| 物件ID | 745 | 101,062 | 783 | 101,018 | 100,105 | 102,701 |
| キャップレート | 745 | 5.13 | 0.59 | 5.10 | 3.60 | 8.50 |
| 建築経過年数 | 745 | 20.7 | 8.5 | 20.7 | 0.4 | 48.9 |
| 延床面積 | 745 | 25,544 | 28,759 | 16,143 | 3,946 | 146,035 |
| 最寄り駅までの徒歩距離 | 745 | 3 | 2 | 3 | 1 | 10 |

| 名古屋 | データ数 | 平均 | 標準偏差 | 中央値 | 最小値 | 最大値 |
|-------------|------|---------|-------|---------|---------|---------|
| 年(上半期・下半期) | 615 | 201,322 | 368 | 201,401 | 200,401 | 201,802 |
| 物件ID | 615 | 102,194 | 1,412 | 101,661 | 100,620 | 105,033 |
| キャップレート | 615 | 5.18 | 0.52 | 5.20 | 4.10 | 7.10 |
| 建築経過年数 | 615 | 17.2 | 9.7 | 16.6 | 0.4 | 40.7 |
| 延床面積 | 615 | 12,915 | 9,669 | 10,201 | 2,601 | 59,603 |
| 最寄り駅までの徒歩距離 | 615 | 4 | 2 | 3 | 1 | 8 |

は25,544㎡、平均の最寄り駅までの徒歩距離は約3分であり、名古屋ビジネス地区の平均キャップレートは5.18%、平均建築経過年数は17.2年、平均延床面積は12,915㎡、平均の最寄り駅までの徒歩距離は約4分である。以上から見ると分析対象物件は、概ねAクラスビルであると判断される。

4. 状態空間モデルの推定

本研究では、(1.1)と(1.2)の状態空間モデルを用いる⁵⁾。(1.1)は観測モデル、(1.2)は状態モデルで構成される状態空間モデルを示す。本研究の状態空間モデルは、今年の説明変数の状態から今年

キャップレートを推定する(1.1)の観測モデルと過去の説明変数の状態から過去又は現在のキャップレートの状態を推定する(1.2)の状態モデルで構成される。

$$Y_t = Zx_t + a + Dd_t + v_t, \quad \text{where } v_t \sim \text{MVN}(0, R) \quad (1.1)$$

$$x_t = Bx_{t-1} + u + Cc_t + w_t, \quad \text{where } w_t \sim \text{MVN}(0, Q) \quad (1.2)$$

(1.1)と(1.2)の各行列は以下のとおりである。

$$Y_t = \begin{bmatrix} CR_1 \\ CR_2 \\ \vdots \\ CR_{m_t} \end{bmatrix}, \quad x_t = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{m_t} \end{bmatrix}, \quad a = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_{m_t} \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_{m_t} \end{bmatrix},$$

$$D = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \beta_{13} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \beta_{m_1} & \beta_{m_2} & \beta_{m_3} \end{bmatrix}, \quad d_t = \begin{bmatrix} \text{Built} \\ \text{Size} \\ \text{Distance} \end{bmatrix}_t,$$

⁵⁾ 本研究では、R言語のMARSSパッケージを用いて状態空間モデルを推定した。

$$C = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \gamma_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \gamma_{m1} & \gamma_{m2} & \gamma_{m3} \end{bmatrix}, c_t = \begin{bmatrix} \text{Built} \\ \text{Size} \\ \text{Distance} \end{bmatrix}_t, Z = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} b_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & b_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & b_m \end{bmatrix}, v_t = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_m \end{bmatrix}, w_t = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix},$$

$$R = \begin{bmatrix} r_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & r_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & r_m \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 \\ 0 & q_2 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & q_m \end{bmatrix}$$

ただし、 Y_t は t 時点(2002年上半期～2018年下半期)における各ビジネス地区の物件1～ m のCR(キャップレート)、 X_t は状態変数、 a と u は状態モデルと観測モデルの定数項、 D と C は観測モデルと状態モデルに影響を与える説明変数の係数、 d_t と c_t は観測モデルと状態モデルに影響を与える説明変数である t 時点の建築経過年数(Built)、延床面積(Size)、最寄り駅までの徒歩距離(Distance)、 B は状態変数 X_{t-1} の遷移行列、 R と Q は観測モデルと状態モデルの誤差を示す。

本研究の状態空間モデルは、東京、大阪、名古屋の各々ビジネス地区オフィス物件の建築経過年数等の説明変数を状態モデル(1.2)の c_t に挿入すると、時間経過に伴う当該説明変数の影響が、観測モデル(1.1)の X_t を通じて、(1.1)の各ビジネス地区のキャップレート Y_t への影響として現れる構造である。モデルに用いる各変数は、弾力性を捉えるため

に、両側対数での推定を行う。加えて、キャップレート変動の構造変化は干渉変数(ダミー変数)を用いて推定する。構造変化の干渉変数は内閣府の景気基準日に従い、2009年上半期、2009年下半期～2012年、2013年以降に区分してモデルの(1.1)の a 行列に与える⁶⁾。なお、分析対象のキャップレートは、東京の丸の内・大手町地域、大阪の梅田地区、名古屋の名駅地域の水準が、他の地域との差が大きいと判断して、地域ダミー(例：丸の内・大手町：1、その他：0)を c_t に与え、モデルを構築する。状態空間モデルは、数多くのパターンで構築し⁷⁾、各説明変数が従属変数に与える影響が理論と合致するか否かとモデルのAIC統計量を見て、以下のモデルを採用した。

建築経過年数の増加と最寄り駅までの徒歩距離の増加は、キャップレートの増加を引き起こし、延床面積の増加は、キャップレートの低下につながるのと各説明変数と従属変数の理論関係を想定する。

・採用モデル：状態モデル(1.2)のみに説明変数(建築経過年数、延床面積、最寄り駅までの徒歩距離)を採用(大阪は観測モデルにも説明変数を採用)ただし、本研究の採用モデルは、よりモデルの精度を高めるために(1.2)の B をゼロに設定する等の試みを行い、金・小松(2021)とは異なるモデルになった。

⁶⁾ 内閣府景気基準日 (<https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/150724hiduke.html>) を参照されたい。

⁷⁾ 金・小松(2021)に従い、モデルを大きく4パターンで構築して、更に細かく修正するモデルを試みた[例：(モデル1)観測モデル(1.1)と状態モデル(1.2)に説明変数(建築経過年数、延床面積、最寄り駅までの徒歩距離)を採用、(モデル2)状態モデルのみに説明変数(建築経過年数、延床面積、最寄り駅までの徒歩距離)を採用、(モデル3)観測モデルと状態モデルに説明変数として建築経過年数のみを採用、(モデル4)状態モデルに説明変数として延床面積と最寄り駅までの徒歩距離を採用等]。

各ビジネス地区において構築した各モデルのAIC統計量は、マイナスの範囲で十分小さい値を示すため、本稿では、AIC統計用の提示は省略する⁸⁾。

5. 3 大都市の状態空間モデルの推定結果

図3は、東京、大阪、名古屋のビジネス地区のキャップレート変動の構造変化を分析した結果であり、2009年以降に大きな構造変化が起きることを明確に示す⁹⁾。ただし、構造を分析するために、ダミー変数を用いたため、数値としては解釈が難しいと考えられる。一方、図3の2012年～2013年においては、名古屋ビジネス地区を除いて、構造変化が殆ど起きないことが確認される。

なお、当該構造変化は、名古屋>大阪>東京の順で大きいですが、これは名古屋、大阪のデータサンプル数が少なく、一部のデータサンプルによる影響をより大きく受けてバイアスが生じる結果である可能性がある。そのため、データサンプル数が相対的に多く、2009年以降の構造変化のみを示す東京ビジネス地区の構造変化が最も説得力があると考えられる。

図4～図6は、(1.2)における c_1 から求めたCの係数であり、東京、大阪、名古屋の各ビジネス地区における時間経過に伴う建築経過年数、延床面積、最寄り駅までの徒歩距離がキャップレートに与える影響を示す。各ビジネス地区の建築経過年数は、増加するとキャップレート

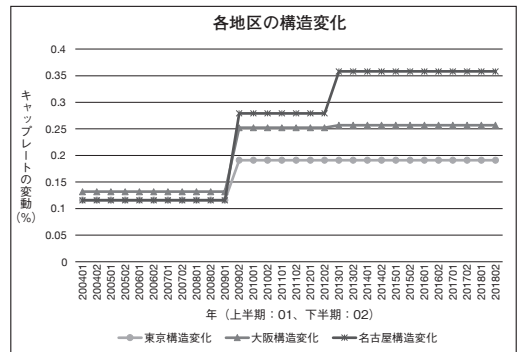


図3 時間経過に伴う各ビジネス地区モデルにおけるキャップレートの構造変化

が増加(物件価格の低下)し、理論と一致する結果を示す(図4参照)。一方、各ビジネス地区の最寄り駅までの徒歩距離(以下、駅距離)は、増加するとキャップレートが低下し、延床面積の増加は、各ビジネス地区ごとにキャップレートに与える影響が不明確である等、理論と一致しない結果となった(図5-1、図6-1参照)。これは、建築経過年数は時間経過に伴って変化する一方、駅距離と延床面積は、時間経過に伴って変化しないことに起因する可能性があると考えられる。したがって、本研究では、東京、大阪、名古屋の各ビジネス地区の建築経過年数が時間経過に伴ってキャップレートに与える影響について分析し、駅距離と延床面積の分析は参考とする。

図4は、各ビジネス地区の建築経過年数が、時間経過に伴いキャップレートに与える影響を示しており、2004年～2006年において各地区の建築経過年数

⁸⁾ AIC統計量は、統計的モデルの予測性の良さを評価する統計量であり、値が小さいほど当てはまりが良いと言える。

⁹⁾ 2004年以前は、キャップレートのデータサンプル数が殆どないため、結果表示を省略する。

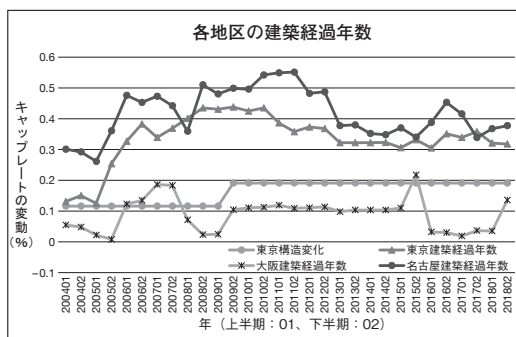


図4 時間経過に伴う建築経過年数のキャップレートへの影響

表2 各地区の建築経過年数がキャップレートに与える影響の平均

| | 建築経過年数がキャップ・レートに与える影響の平均 | | |
|-------------|--------------------------|------|------|
| | 東京 | 大阪 | 名古屋 |
| 2007年～2008年 | 0.40 | 0.10 | 0.45 |
| 2009年～2012年 | 0.39 | 0.11 | 0.50 |
| 2013年以降 | 0.33 | 0.08 | 0.38 |

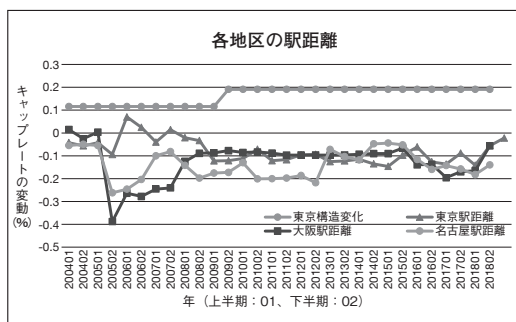


図5-1 時間経過に伴う駅距離のキャップ・レートへの影響

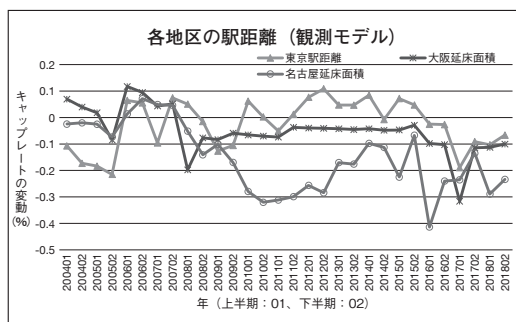


図5-2 駅距離のキャップ・レートへの影響

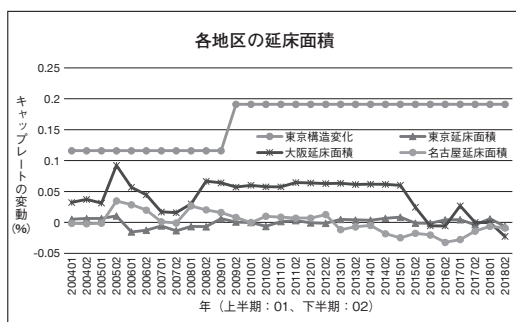


図6-1 時間経過に伴う延床面積のキャップ・レートへの影響

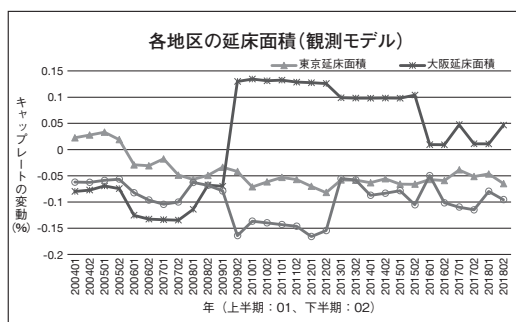


図6-2 延床面積のキャップ・レートへの影響

の影響が低い。これは、2004年～2006年において、データサンプル数が少ない上で、この期間中に新たに収集される一部のデータサンプルによってバイアスが生じる結果となる可能性があり、この

期間を除外して分析する。表2では、東京、大阪、名古屋ビジネス地区の建築経過年数がキャップレートに与える影響（弾力性）を、2007年～2008年、2009～2012年、2013年～2018の各期間ご

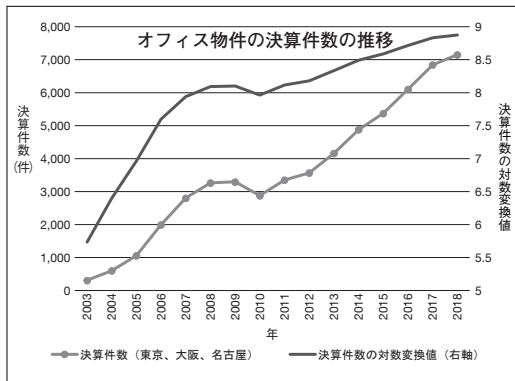


図7 Jリートデータのオフィス決算件数と対数変換値

とに平均を算出した。東京ビジネス地区の建築経過年数は、2007年～2008年において、1%増加するとキャップレートが平均で0.4%上昇したが、2009年～2012年は0.39%、2013年以降は0.33%上昇する。大阪ビジネス地区の建築経過年数は、2007年～2008年において、1%増加するとキャップレートが平均で0.1%上昇したが、2009年～2012年は0.11%、2013年以降は0.08%上昇する。名古屋ビジネス地区の建築経過年数は、2007年～2008年において、1%増加するとキャップレートが平均で0.45%上昇したが、2009年～2012年は0.5%、2013年以降は0.38%上昇する。

つまり、東京、大阪、名古屋の各ビジネス地区は、2012年アベノミクス以前において建築経過年のキャップレートに与える影響が、各々約0.39%、約0.11%、約0.5%であり、2007年～2012年間に於いても変化が少ないが、2013年以降は当該キャップレートへの影響が各々約0.33%、約0.08%、約0.38%に低下する。これは、景気回復とともに、不動産景気

が回復し、東京、大阪、名古屋ビジネス地区のオフィスビルの中で、購入可能な物件が少なくなり、投資家たちは以前より建築経過年数に対する意識が低下したことを表すと考えられる。これについて図7は、Jリートデータの東京都心5区、大阪市、名古屋市のオフィスデータ決算件数を各年ごとにまとめた結果であり、右上がりの決算件数のトレンドに対し、変動をより分かりやすくするため、対数変換した結果も合わせて示す。Jリートデータにおけるオフィスの決算件数(対数変換値)は、2003年～2010年において急上昇したが、2010年以降は上昇トレンドが2010年以前と比べて緩やかであることを示す。これは、Jリートデータにおいて、2010年以前のオフィス物件取得が急増して、決算件数も急増するが、2010年以降は、取得可能なオフィス物件が2010年以前と比べて少なくなり、結果、決算件数の増加トレンドが緩やかになっていることを表すと考えられる。ただし、図4において、大阪ビジネス地区の建築経過年数のキャップレートへの影響が他のビジネス地区と比べて不明確であるため、大阪を除いて、東京、名古屋ビジネス地区では、築古物件が購入されやすくなったことを示唆すると考えられる。

なお、図5-2と図6-2は、(1.1)の d_t に各説明変数を挿入して、当該説明変数がキャップレートに与える影響を示すことで、時間経過に伴う効果を考慮しない駅距離と延床面積のキャップレートに与える影響を参考として示す。図5-2の東京ビジネス地区の駅距離は、増加

すると、キャップレートの増加（価格低下）につながるが、その関係は一部の期間に限定される。大阪と名古屋ビジネス地区の駅距離はキャップレートに明確な影響を与えない。これは、Jリートで扱っているオフィス物件の殆どがAクラスビルであるため、実際、駅距離がオフィスビルの価格に与える影響が小さい可能性を表すと考えられる。図6-2の東京と名古屋ビジネス地区の延床面積は、増加するとキャップレートの低下（価格上昇）につながるが、大阪ビジネス地区の延床面積は、2009年以降キャップレートに与える影響が急上昇する等、当該影響が不明確である。これは大阪ビジネス地区のデータサンプル数の少なさに起因し、一部のデータサンプルによるバイアスである可能性が推測される。以上から、駅距離は使用するJリートオフィスビルデータの殆どがAクラスビルを対象にしており、キャップレートに与える影響が不明確であるが、延床面積は、テナント企業等によって大きい床面積が選好され、キャップレートの低下に影響することを示唆する可能性があると考えられる。

6. おわりに

本研究では、金・小松(2021)の継続研究として、日本の3大都市ビジネス地区オフィス物件に対する価格形成要因について状態空間モデルで分析を行った。金・小松(2021)では、Jリートにおける東京ビジネス地区(丸の内・大手町、日本橋等)のオフィス物件パネルデータに

対し、オフィス価格に影響を与える各価格形成要因を状態空間モデルを用いて分析し、本研究ではモデルの精度向上を試み、当該分析方法を大阪、名古屋のビジネス地区まで拡大した。本研究では、見えない経済状況をモデル化し、時間経過に伴う説明変数の回帰係数変化を分析できると言われる状態空間モデルの適用範囲を広げたことが有意義である。

分析結果から、以下の2点が明確になった。第一に、東京、大阪、名古屋ビジネス地区のオフィス市場には、2009年前後に明確な構造変化が起きた。一方、2013年前後には、名古屋ビジネス地区を除き、大きな構造変化は見られず、構造変化が明確ではない。第二に、東京、名古屋の建築経過年数は、2013年以降に時間経過に伴いオフィス価格に与える影響が明らかに低下しており、これは、投資家のオフィスビルの建築経過年数に対する意識が、景気回復に伴うオフィス価格上昇によるオフィス投資物件の不足で、変化することを表すと考えられる。

また、本研究では、オフィスビルの駅距離と延床面積がキャップレートに与える影響について、以下のとおりに推測した。東京ビジネス地区の駅距離は、Jリートデータのオフィスビル物件の殆どがAクラスビルであり、キャップレートに与える影響が小さい可能性がある。一方、東京と名古屋ビジネス地区の延床面積は、テナント企業によって大きい床面積の物件が選好されることで、キャップレートに与える影響が明確になると推測される。

なお、今後の課題としては、状態空間

モデルでオフィス価格における駅距離と延床面積の影響をより明確に分析し、状態空間モデルを住宅物件や物流物件に拡大して、各価格形成要因が当該物件価格に与える影響を分析することで、時間経過に伴う日本の不動産投資市場における価格形成要因をより明らかにすることができる。と考える。

[参考文献]

- [1] ザイマックス不動産総合研究所 (2020)、「大都市圏オフィス需要調査2020秋：コロナ禍が変える働き方とワークプレイス」、RESEARCH REPORT。
- [2] 金東煥・小松広明 (2021)、「J-REIT データに基づく構造変化を考慮した東京オフィス市場におけるキャップレートの弾力性に関する研究」、明海大学不動産学部論集、第29巻、pp.25-34。
- [3] 一般財団法人日本不動産研究所 (2021)、「第44回不動産投資家調査 (2021年4月現在)」
- [4] JLL (2021)、「JLL オフィスプロパティクロック 2021年第1四半期」 (記事：<https://www.joneslanglasalle.co.jp/ja/newsroom/property-clock-2021q1-pr>)
- [5] 金東煥・小松広明 (2020)、「景気循環を考慮したオフィスビルにおけるキャップレートの弾力性に関する研究」、明海大学不動産学部論集、第28巻、pp.21-31。
- [6] 中山善夫・吉田淳・石原健司・任暄 (2018)、「第22回大規模オフィスビルを考える：経済性に結び付くビル機能とは?」、ARES不動産証券化ジャーナル、Vol.42、pp.52-58。
- [7] 麻剣英・前川俊一 (2016)、「不動産の価格と賃料の各属性に対する弾力性の違いに関する研究：J-REITの東京23区内のオフィスビルを対象として」、応用地域学研究、No.20、pp.51-66。
- [8] 国土交通省不動産・建設経済局 (2020)、「不動産価格指数 (商業用不動産) の作成方法」、(オンライン：<https://www.mlit.go.jp/common/001360417.pdf>)。
- [9] 植杉大 (2011)、「時空間的相関を考慮した小地域不動産価格インデックスのベイズMCMC推定」、撰南経済研究1 (1・2)、pp.39-51。
- [10] 石島博・松島純之介 (2011)、「レジーム・スイッチング因子分析とJ-REIT市場のリスク・ファクターの検出への応用」、統計数理59 (1)、pp.41-65。
- [11] 金東煥・山越啓一郎・小松広明 (2015)、「日本のオフィス投資市場における地域間波及効果分析」、不動産研究57 (4)、pp.65-77。

