

実物不動産に対する投資リターンの推定

伊尻 萌^{*1}, 田畑 智章^{*2}

Estimation of Investment Return on Private Real Estate

by

Moe IJIRI^{*1} and Tomoaki TABATA^{*2}

(received on Mar.30, 2019 & accepted on Jul.26, 2019)

あらまし

不動産を投資対象として考えた際、その取引の流動性の低さから、投資リターン（収益率）を金融資産と同様に評価することは難しい。それゆえ、投資意思決定として不動産をポートフォリオに組み込むという問題がある。これに対して、石島ら（2013）¹⁾の研究では、個々の実物不動産で起こっていると考えられる価格の変動を疑似的に推計する方法を提示した。しかしながら、石島らのモデルでは実物不動産の特性が十分には考慮されていない。そこで本研究では、石島ら（2013）¹⁾のモデルの説明変数に実物不動産の特性を加える拡張を行った。その結果、不動産価格に対する予測精度を上げることに成功した。

Abstract

Considering a private real estate as an investment object, it is difficult to evaluate investment return like a financial asset because of the low liquidity of the transaction. Therefore, it is difficult to incorporate a private real estate into a portfolio as an investment decision. On the other hand, Ishijima et.al.(2013)¹⁾ presented a method to estimate a pseudo price of private real estate. However, the characteristics of private real estate is not fully considered in this model. In this study, we extended the model of Ishijima et al. (2013)¹⁾ by adding the characteristics of private real estate to the explanatory variables. As a result, we succeeded in improving the forecast accuracy for the price.

キーワード: 不動産, 投資, 時系列分析, 金融工学

Keywords: Real Estate, Investment, Time-series Analysis, Financial Engineering

1. はじめに

近年、株式・債券などの金融資産の市場と、不動産の市場とが密接に関連するようになってきている。欧州金融危機はアイルランドにおける不動産バブルの崩壊に端を発し、その後イギリスやスペインにも広がった不動産価格の下落が一つの要因になっている。すなわち、不動産バブルの問題が金融・経済危機へとつながっており、これを把握できなかったのは、不動産価格が下落したことの情報が不十分であったと考えられている。これにともない、2009年にはG20諸国に対して不動産価格指数の公表勧告が出され、2011年11月には不動産価格指数に関する国際指針が作成された。

また、投資家にとって分散投資の選択肢の中に不動産を入れることは、ミドルリスクのポジションからリスク軽減を図ることができるので好ましい。ゆえに、不動産は重要な投資対象であり、その価格がどうなるのか予測をすることは非常に重要であり、かつ、金融資産と同じ土俵で評価ができることが望ま

しい。

しかしながら、両者を比較可能な形で並べるとは、実はそれほど容易なことではない。その理由として、金融工学の理論で大前提とされている「対象とする資産の価格、およびその増減率であるリターンを、公開取引市場で一定の時間間隔により観測できること」が、不動産においては成り立たないことがあるためである。

株式市場などで取引される金融資産は、時々刻々変化する取引価格データが常に入手可能であり、その取引価格データを時系列に並べることによって、その金融資産のリターンを一定の時間間隔で観測することが可能である。一方、不動産市場においては、J-REITのような証券化された不動産においてはリターンを一定の時間間隔で観測することが可能であるが、実物不動産においては、数年から十数年の間隔でしか取引がなされることがないため、取引価格が表出しない。そのため、対象となる不動産にどれくらいのリターンがあるのか一定の時間間隔で観測できるということはきわめて稀である。これでは金融資産との比較のしようがなく、適切な情報に基づいて実物不動産をポートフォリオに組み込むという意思決定ができない。

これに対して、石島ら（2013）¹⁾の研究では、個々の実物不動産で起こっていると考えられる価格の変動を、築年数と駅からの距離によって疑似的に推計

*1 情報通信学部経営システム工学科
School of Information and Telecommunication
Engineering, Department of Management
Systems Engineering

*2 情報通信学部経営システム工学科 准教授
School of Information and Telecommunication
Engineering, Department of Management
Systems Engineering, Associate Professor

する方法を提示した。しかしながら、築年数と駅からの距離だけでは不動産の価格を説明しきれているとは考え難い。

そこで本研究では先行研究である石島ら (2013) ¹⁾ の拡張として価格を構成する属性を増やし時系列・混合効果モデルの予測精度を上げることを目的とする。これにより、実物不動産の収益性やリスクをより正確に分析・評価できるようになり、ポートフォリオへの組入れが可能となる。

2. 従来研究：石島ら (2013) ¹⁾

2.1 不動産のデータの構造

不動産の価格はこれを特徴づける経済的・物理的な性質を反映したいくつかの要因によって決定される。このような要因を「属性」と呼ぶことにする。不動産が保有する属性の例として、不動産が立地する地域や、最寄駅からの距離などがあげられる。不動産経済学分野においては、古典的なヘドニック・モデル (hedonic model) が知られている。

ヘドニック・モデルとは、ある商品とその商品のさまざまな属性の価値に関する集合体 (属性の束) とみなした重回帰モデルである。石島ら (2013) ¹⁾ のモデルでは次式のように、任意の時点における不動産の価格を、属性の線形結合として表現する。

不動産の価格

$$= \sum_k (\text{属性 } k \text{ の価格}) \times (\text{不動産が保有する属性 } k \text{ の量}) \quad (1)$$

以降、不動産価格について式 (1) が成立するとき、「ヘドニック性」を持つとする。

2.2 不動産取引市場の設定

離散時点 $t = 1, \dots, T$ を考え、市場には N_t 個の不動産が取引されているとする。不動産は、地域や用途などによって価格形成が異なりうるため、同一需給圏 (エリア) ごと、あるいは物件用途ごとに市場が細分化されている。このような細分化を「層化 (stratification)」と呼び、その結果分類された不動産のクラスを「層区分 (stratum)」と呼ぶ。そこで、各時点 t において、立地する地域やその用途などにより、 C 個の「層区分」に層化できるものとする。各層区分に属する不動産数 $n_{i,t}$ は同一でなくてもよく、 $\sum_{i=1}^C n_{i,t} = N_t$ 、 $\sum_{t=1}^T N_t = N$ とする。

従来研究では分析対象とする不動産のデータは、インターネット上の国土交通省土地総合情報システムより取得した、中古マンションについての取引価格と取引時点、地域 (都道府県名、市区町村名)、属性 (築年数と駅徒歩) である。

分析対象とした期間は平成 17 年第 3 四半期～平成 23 年第 3 四半期までの 25 四半期である。その中古マンションに関するデータより、「東京都心 5 区 (千代

田区、中央区、港区、渋谷区、新宿区)」、「東京 18 区 (その他東京都区部)」、「名古屋市」、「大阪市」という 4 個の層区分に層化している。

2.3 不動産のデータの定義

不動産取引市場で観測される不動産データを次のように定義する。

<全データ>

すべての時点と層区分において観測される不動産 (i, j, t) に関する対数価格と属性に関するデータ。

$$\mathcal{F} := \{(h_{ij,t}, x_{ij,t}) : i = 1, \dots, C, j = 1, \dots, n_{i,t}, t = 1, \dots, T\} \quad (2)$$

<クロスセクションデータ>

全データから、時点ごとに切り出したデータ。

$$\mathcal{F}_t := \{(h_{ij,t}, x_{ij,t}) : \text{For fixed } t; i = 1, \dots, C, j = 1, \dots, n_{i,t}\} \quad (3)$$

<時系列データ>

全データから、層区分ごとにきりだしたデータ。

$$\mathcal{F}_i := \{(h_{ij,t}, x_{ij,t}) : \text{For fixed } i; t = 1, \dots, C, j = 1, \dots, n_{i,t}\} \quad (4)$$

2.4 4つのヘドニック・モデル

分析対象とする不動産データとして、クロスセクションデータを利用するモデルと、時系列データを利用するモデルが考えられる。それぞれのデータについて、固定効果と混合効果を考慮する2つのモデルを提案し、4つのモデルを提案している。

<CF：クロスセクション・固定効果モデル>

固定された各時点 $t = 1, \dots, T$ において、不動産 (i, j, t) の対数価格を次式でモデル化する。

$$h_{ij,t} = \alpha_t + \sum_{k=1}^K \beta_t^{(k)} x_{ij,t}^{(k)} + \varepsilon_{ij,t} \quad (5)$$

CFモデルの特徴は、対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ で回帰する際、その属性単価と解釈される回帰係数 $\beta_t^{(k)}$ が層区分 i によらず固定されている点である。また、クロスセクションデータ \mathcal{F}_t に対する、式 (5) の推定結果を利用することにより、推定対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ 、層区分 i 、取引時点 t の関数として表現できる。

$$\hat{h}_t^{(CF)}(x_{ij,t}; i, t) = \hat{\alpha}_t + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_t^{(k)} x_{ij,t}^{(k)} \quad (6)$$

<CM：クロスセクション・混合効果モデル>

固定された各時点 $t = 1, \dots, T$ において、不動産 (i, j, t) の対数価格を次式でモデル化する。

$$h_{ij,t} = \alpha_{i,t} + \sum_{k=1}^K (\beta_t^{(k)} + v_{i,t}^{(k)}) x_{ij,t}^{(k)} + \varepsilon_{ij,t} \quad (7)$$

CMモデルの特徴は、対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ で回帰する

際、その属性単価と解釈される回帰係数を層区分*i*によらない固定単価 $\beta_i^{(k)}$ と、層区分*i*によって確率的に変動する変動単価 $v_{i,t}^{(k)}$ に分離して表現できる点である。CFモデルと比べて、層区分の違いによる価格形成をとらえるモデルである。また、クロスセクションデータ \mathcal{F}_t に対する、式(7)の推定結果を利用することにより、推定対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ 、層区分*i*、取引時点*t*の関数として表現できる。

$$\hat{h}_t^{(CM)}(x_{ij,t}; i, t) = \hat{\alpha}_{i,t} + \sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_t^{(k)} + \hat{v}_{i,t}^{(k)}) x_{ij,t}^{(k)} \quad (8)$$

<TF：時系列・固定効果モデル>

固定された層区分*i* = 1, ..., *C*において、不動産(*i, j, t*)の対数価格を次式でモデル化する。

$$h_{ij,t} = a_{i,t} + \sum_{k=1}^K b_i^{(k)} x_{ij,t}^{(k)} + e_{ij,t} \quad (9)$$

TFモデルの特徴は、対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ で回帰する際、属性単価と解釈される回帰係数 $b_i^{(k)}$ は取引時点によらず固定されている点である。また、時系列データ \mathcal{F}_i に対する、式(9)の推定結果を利用することにより、不動産の推定対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ 、層区分*i*、取引時点*t*の関数として表現できる。

$$\hat{h}_i^{(TF)}(x_{ij,t}; i, t) = \hat{\alpha}_{i,t} + \sum_{k=1}^K \hat{b}_i^{(k)} x_{ij,t}^{(k)} \quad (10)$$

<TM：時系列・混合モデル>

固定された層区分*i* = 1, ..., *C*において、不動産(*i, j, t*)の対数価格を次式でモデル化する。

$$h_{ij,t} = \alpha_{i,t} + \sum_{k=1}^K (b_i^{(k)} + \theta_{i,t}^{(k)}) x_{ij,t}^{(k)} + e_{ij,t} \quad (11)$$

TMモデルの特徴は、TFと同様の対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ で回帰する際、属性単価と解釈される回帰係数が、取引時点によらず一定の固定単価 $b_i^{(k)}$ と、取引時点によって確率的に変動する変動単価 $\theta_{i,t}^{(k)}$ に分離して表現できる点である。TFモデルと比べ、取引時点の違いによる価格形成をとらえることができるモデルである。また、時系列データ \mathcal{F}_i に対する、式(11)の推定結果を利用することにより、不動産の推定対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ 、層区分*i*、取引時点*t*の関数として表現できる。式(12)をTM1と呼ぶこととする。

$$\hat{h}_i^{(TM)}(x_{ij,t}; i, t) = \hat{\alpha}_{i,t} + \sum_{k=1}^K (\hat{b}_i^{(k)} + \hat{\theta}_{i,t}^{(k)}) x_{ij,t}^{(k)} \quad (12)$$

2.5 キャピタルリターン

個々の不動産に対する投資の成果は、価格増減率であるキャピタルリターンによってとらえることができる。しかしながら、個々の不動産は市場において数年から十数年の間隔でしか取引がなされず、一定の時間間隔で取引されることはほぼない。したがって、キャピタルリターンの時系列を直接的に得ることができない。そこで、以下では、これを推定するモデルを提案する。

一定の時間間隔*t*−1と*t*において、個々の不動産の価格が $H_{ij,t-1}$ と $H_{ij,t}$ のように観測できたとする。このとき、キャピタルリターンは次式で定義される。

$$R_{ij,t}^* := \frac{H_{ij,t} - H_{ij,t-1}}{H_{ij,t-1}} \quad (13)$$

あるいは、次式で定義される、対数価格の増分ペースのキャピタルリターンを用いることも多い。

$$r_{ij,t}^* := \log(H_{ij,t}/H_{ij,t-1}) = h_{ij,t} - h_{ij,t-1} \quad (14)$$

両者は互いに近似することができる。この近似は、価格の増減率が十分に小さいとき、1次のTaylor展開により成立する。

$$r_{ij,t}^* \approx R_{ij,t}^* \quad (15)$$

式(15)のように両者は互いに近似することができるため、従来研究では式(14)によるキャピタルリターンを採用している。

2.6 インプライド・キャピタルリターン

個々の不動産(*i, j, t*)への投資におけるキャピタルリターンを式(14)によって計算することはほぼ不可能である。不動産投資の場合、一定の時間間隔*t*−1と*t*において、その対数価格 $h_{ij,t-1}$ と $h_{ij,t}$ を観測できることはきわめて稀だからである。

そこで、式(14)において、 $h_{ij,t-1}$ と $h_{ij,t}$ をそれぞれ2.4節でのヘドニック・モデルの推定値 $\hat{h}(x_{ij,t}; i, t-1)$ と $\hat{h}(x_{ij,t}; i, t)$ で置き換える。この置き換えによって、真のキャピタルリターン r^* を次式のように近似することができる。

$$r_{ij,t} := \hat{h}(x_{ij,t}; i, t) - \hat{h}(x_{ij,t}; i, t-1) \quad (16)$$

これを「インプライド・キャピタルリターン」と呼ぶ。すべての時点*t* = 1, ..., *T*で取引されている状況を考えると不動産(*i, j, t*)について任意の時点*t*−1から*t*(= 1, ..., *T*)にいたるインプライド・キャピタルリターンを時系列として得ることができる。

3. 提案モデル

3.1 新たな説明変数の検討

日本においては、不動産投資に適した不動産属性を表す「近・新・大」といった言葉がある。「近」は、立地が優れていて、電車等公共交通機関の駅から近いことを意味しており、一般的に、最寄駅から徒歩での所要時間が重視される。「新」は、築年数が浅いことを意味している。不動産の補修・改修費用が抑制でき、耐震性への対応という観点からも築年数が浅いものが好まれる。「大」は、不動産の規模が大きいということを意味している。一般的にシンボル性のある大型ビルなどはブランド化することによって付加価値が加わるということが考えられる。

よって、「駅から近く」、「築年数が浅く」、そして「規模が大きい」ものの投資リターンが高いと考えられている。

石島ら(2013)¹⁾の研究では不動産の価格を説明する属性としては、「築年数(年)」と「最寄駅からの徒歩(分)」を採用していた。しかしながら「近・新・大」を考えると「近」の「最寄駅からの徒歩(分)」と「新」の「築年数(年)」しか考慮できておらず、「大」に関しては考慮されていない。そのため「大」と考えられる「敷地面積(m²)」、「延床面積(m²)」、「建ぺい率(%)」、「容積率(%)」の4つを新たに採用した。また「新」の補修・改修費用の抑制という観点から建物の劣化の仕方やスピードにも関係すると考えられる「建物の構造」を採用した。

また、「ある投資用不動産を購入した」という因果連鎖図を描いたところ、「耐震性が高い」、「新しい物件」、「部屋の間取りが大きい」、「駅から近い」といったような、「近・新・大」と考えられる項目が出てきた。

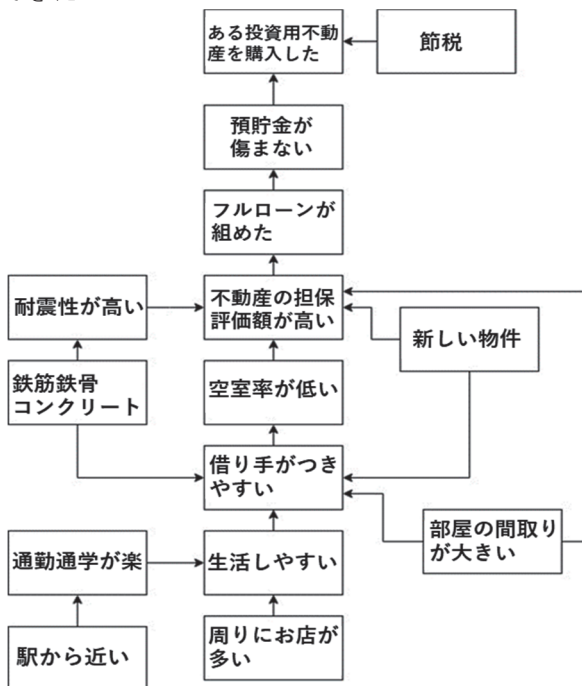


Fig.1 Causal chain diagram

3.2 モデル式

本研究では以下のモデル (TM2) を提案する。

$$h_{ij,t} = \alpha_{i,t} + \sum_{k=1}^7 (b_i^{(k)} + \theta_{i,t}^{(k)}) x_{ij,t}^{(k)} + e_{ij,t} \quad (17)$$

対数価格を属性 $x_{ij,t}^{(k)}$ (最寄駅からの徒歩(分), 築年数(年), 敷地面積(m²), 延床面積(m²), 建ぺい率(%), 容積率(%), 建物の構造)と取引時点を表すダミー変数 $\alpha_{i,t}$ で回帰している。属性単価と解釈される回帰係数は、取引時点によらず一定の固定単価 $b_i^{(k)}$ と、取引時点によって確率的に変動する変動単価 $\theta_{i,t}^{(k)}$ に分離して表現している。

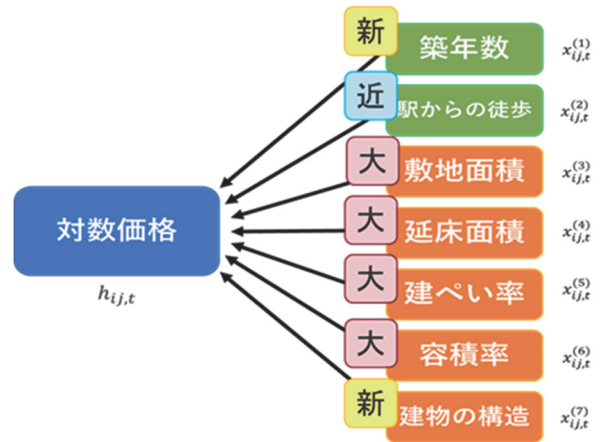


Fig.2 Independent variables for real estate prices

Table 1 Comparison with TM1

	目的変数	説明変数						
TM1 (従来研究)	対数価格	築年数	駅からの徒歩					
TM2 (本研究)	対数価格	築年数	駅からの徒歩	敷地面積	延べ床面積	建ぺい率	容積率	建物の構造

4. モデルの検証

4.1 データ概要

分析対象とする不動産のデータは、インターネット上の国土交通省土地総合情報システムより2018年9月27日に取得した、中古マンションについての取引価格と取引時点、地域(都道府県名, 市区町村名), 属性(最寄駅からの徒歩(分), 敷地面積(m²), 延床面積(m²), 建築年, 建物の構造, 建ぺい率(%), 容積率(%))である。

分析対象とした期間は平成17年第3四半期~平成30年第1四半期までの51四半期である。その中古マンションに関するデータより、「東京都心5区(千代田区, 中央区, 港区, 渋谷区, 新宿区)」、「東京18区(その他東京都区部)」、「名古屋市」、「大阪市」という4つの地域に属する不動産のデータを抽出した。4つの地域を、4つの層区分として解釈することにする。

建物の構造に関しては「RC」、「RC, 鉄骨造」、

「RC, 木造」, 「SRC」, 「SRC, RC」, 「SRC, 鉄骨造」, 「軽量鉄骨造」, 「鉄骨造」, 「木造」の10種類の取引データがあったが, 取引の割合をみると「RC」, 「SRC」の取引が大部分を占めていたため, ほかの「RC, 鉄骨造」, 「RC, 木造」, 「SRC, RC」, 「SRC, 鉄骨造」, 「軽量鉄骨造」, 「鉄骨造」, 「木造」, 「空白」の取引データは削除した。

4.2 時系列・混合効果モデルの結果

価格を説明する属性として, 従来研究の「最寄駅からの徒歩(分)」, 「築年数(年)」を採用した場合の時系列・混合効果モデル(TM1)と, 本研究の「最寄駅からの徒歩(分)」, 「築年数(年)」, 「敷地面積(m²)」, 「延床面積(m²)」, 「建ぺい率(%)」, 「容積率(%)」, 「建物の構造」を採用した場合の時系列・混合効果モデル(TM2)の比較を以下にまとめた。

Table 2 AIC of TM

	TM1(従来研究)	TM2(本研究)
市場全体	239974.4	227011.7
東京5	14073.32	13411.94
東京18	75801.13	71613.95
名古屋	12074.56	11647.25
大阪	23987.87	21664.13

4.3 時系列・混合効果モデルの多重共線性

提案モデルの多重共線性の有無を調べるためにVIF統計量を算出した。結果, すべて10以下であるため多重共線性がないと判断した。

Table 3 VIF of TM2

vif統計量	築年数	駅からの徒歩	延床面積	敷地面積	建物の構造	建ぺい率	容積率
市場全体	1.00	1.00	1.04	1.05	1.00	1.00	1.00
東京5	1.01	1.02	2.25	2.08	1.04	1.21	1.74
東京18	1.00	1.02	1.38	1.22	1.00	1.18	1.54
名古屋	1.04	1.12	5.70	2.99	1.16	2.00	4.77
大阪	1.03	1.10	3.62	2.82	1.04	1.14	3.28

4.4 インプライド・キャピタルリターンの推定

Table3の属性をもつ不動産を例として取り上げ, そのインプライド・キャピタルリターンを推定する。推定に際しては, 式(17)で表される時系列・混合効果モデルTM2を用いることにした。そのうえで, Table4の属性をもつ不動産のインプライド・キャピタルリターンを式(14)によって各層区分ごとにそれぞれ推定した。その結果をFig.3とFig.4に表した。

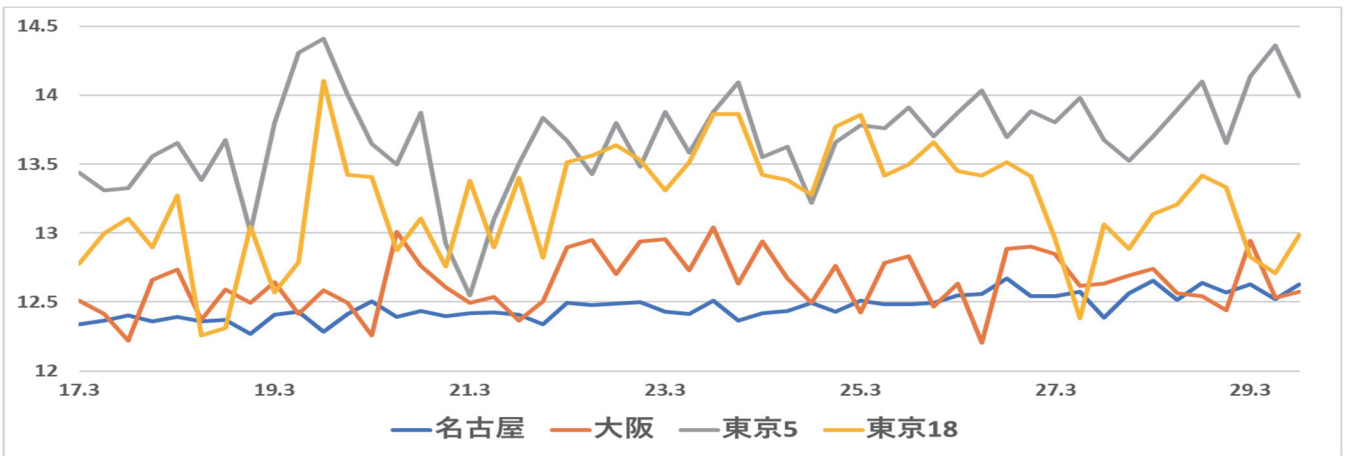


Fig.3 Estimated result of price

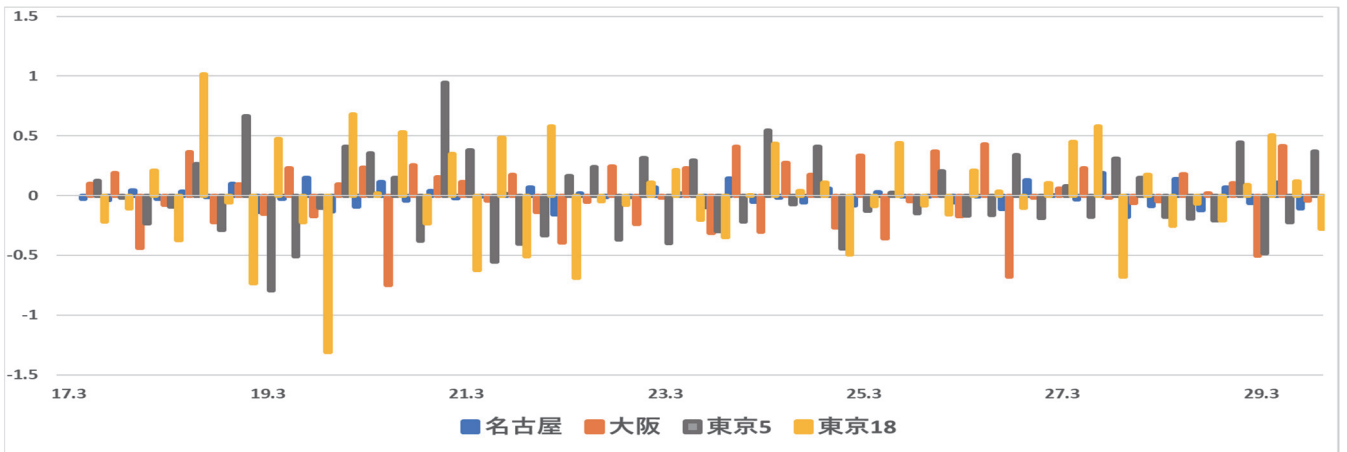


Fig.4 Estimated result of implied capital return

Table 4 Attributes of real estate

築年数	16年
駅からの徒歩	3分
延べ床面積	240㎡
敷地面積	80㎡
建物の構造	SRC
建ぺい率	80%
容積率	300%

4.5 考察

まず、従来研究のモデルと本研究のモデルを比較してすべての層区分で AIC の値が下がったことから、従来研究より価格の予測精度を上げることができ、不動産の収益性やリスクをより正確に分析・評価できるようになったと考えられる (Table2)。

また、従来研究¹⁾において、クロスセクション、時系列の双方とも、固定効果モデルと混合効果モデルで比べた場合、混合効果モデルのほうが AIC の値が低い、すなわち固定効果モデルよりも混合効果モデルのほうが予測精度は高い結果となっているが、紙面の都合上載せていないものの、本研究においても同様の結果を得られている。

層区分 (地域) ごとで見ると、属性単価は一定ではなく、地域や時間によって変動していることがわかる (Fig.3)。その変動の様子は Fig.4 のようにガウス分布に従っていると見てとれるので、投資リターンの変化を適切に捉えていると考えられる。

しかしながら、クロスセクション・混合効果モデルは従来研究より AIC の値が上がっている四半期があることから、その AIC の上がった四半期においては本研究で加えた属性単価の地域による変動はあまり考慮する必要はないのではないかと考えられる。

今回、価格を説明する属性として「最寄駅からの徒歩 (分)」、「築年数 (年)」、「最寄駅からの徒歩 (分)」、「築年数 (年)」、「敷地面積 (㎡)」、「延床面積 (㎡)」、「建ぺい率 (%)」、「容積率 (%)」、「建物の構造」の 7 つの属性を採用したが、標準偏回帰係数をみると、「建物の構造」はほとんどの層区分において限りなく 0 に近い値であったため、不動産の価格の形成に建物の構造はあまり関係のないものであったことが考えられる。しかしながら、今回の建物の構造は SRC と RC のみであった。SRC と RC は防音性や耐久性等に関してそこまで大きな差がないためこのような結果になったのだと考えられる。

5. おわりに

投資家にとって、不動産は株式や債券などの金融商品とらんで重要な投資対象でありうる。不動産を投資対象としたときに、不動産をほかの金融資産と如何に組み合わせるべきか考えるにあたっては不

動産投資と金融投資を分析・評価も、同じ土俵で、比較可能な形で行えることが望ましい。

しかしながら、個々の実物不動産は、数年～十数年の間隔でしか取引がなされることがなく、したがって取引価格もめったに表には出てこず、その不動産がどんなリターンとリスクがあるのかが適切に把握することができないため、適切な情報に基づいてポートフォリオに組み込むということができなかった。

これに対して本研究では、先行研究である石島ら (2013)¹⁾の拡張として価格を構成する属性を増やし、時系列・混合効果モデルの予測精度を上げることに成功した。これを用いて、実物不動産の収益性やリスクをより正確に分析・評価できるようになったと考えられる。また、金融投資ではあたりまえとなっているような手法、たとえば平均分散分析や資産価値評価モデル (CAPM) をそのまま適用することが可能となる。

今後の課題として、今回採用した不動産の属性は、日本において、不動産投資に適した不動産の属性である「近・新・大」という言葉のもとに選択している。しかしながら、本当にその属性が不動産の価格に影響しているのかを考慮していなかったため、そのうえで属性を選択し、パラメータを推定する必要がある。また、相関が高いものや統計的に有意でないパラメータも含まれていたため、相関が高い変数や統計的に有意でないものは逐次排除し、パラメータ推定を行う必要がある。

参考文献

- 1) 石島博, 前田章, 谷山智彦: “個々の不動産に対する投資リターンの時系列の推定モデル”, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, vol.6, No.1, pp.90-101 (2013)
- 2) 石島博, 前田章, 谷山智彦: “不動産の価格とリターンの時系列モデルと応用”, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, vol.5, No.1, pp.74-85 (2012)
- 3) 吉田靖, 駒井正昌, 森平爽一郎, 喜多村広作, 森永昭彦: 新築マンション価格の変動と家計の選択, ファイナンシャル・プランニング研究, Vol.3, pp.30-42 (2003)
- 4) 唐渡広志: “ヘドニック・アプローチを利用した不動産価格指数の推定方法とその問題点”, 都市住宅学, 92号 pp.17-20 (2016)
- 5) 清水千弘: “不動産投資リターンはどのように決まるのか?—資産価格・不動産収益と割引率のマイクロストラクチャの推計”, RIPPSS 麗澤大学社会総合研究センター, Working Paper, No.53 (2013)
- 6) 室町幸雄ら: “金融リスクモデリング—理論と重要課題へのアプローチ”, 朝倉書店, (2014)
- 7) 金惺潤: “不動産投資市場の研究”, 東洋経済新報社, (2013)
- 8) 中山善夫, 吉田淳, 石原健司, 任暄: “大規模オフィスビルを考える-経済性に結び付く機能とは?”, ARES 不動産証券ジャーナル, Vol.42(2018)