

# 取引価格・鑑定価格データを用いた経年減価の測定<sup>1</sup>

清水千弘・新井優太

## -概要-

不動産鑑定評価においては、とりわけ建物の経年減価をどのように決定するのかが、重要な専門的な課題になっている。このような経年減価は、土地には発生することはない、建物においてのみ発生するものであるが、我々が市場で観察可能となるのは、土地と建物が一体となって取引がなされた、取引価格である。そのような中で、Diewert and Shmizu は、その一連の研究において、不動産の取引価格を土地と建物に分離し、それぞれの要素によってどの程度の価格インパクトがあるのかを識別することが可能となる、ビルダーズモデルと呼ばれる手法を開発した。本研究では、東京の都心5区（千代田区、中央区、港区、新宿区、渋谷区）におけるオフィスビルの取引事例データとREITの鑑定データを用いて、ビルダーズモデルを適用し、建物の経年減価を推計する方法を提案するものである。

**Key Words:**ビルダーズモデル, 取引事例データ, REIT データ, 取引価格, 鑑定価格, 経年減価率

---

<sup>1</sup> 本研究においては、国土交通省土地建設産業局不動産市場整備課、およびJapanREITからデータの提供をいただいた。また、研究会に参加いただいた金井委員長ほか、研究会メンバーからは、多くの有益なコメントをいただきました。ここに記して御礼を申し上げます。なお、本研究には、公益社団法人東京都不動産鑑定士協会のデータは、一切利用しておりません。

## 1. はじめに

不動産鑑定評価においては、建物の経年減価をどのように決定したらいいのかといったことは、極めて重要な技術的課題である。本研究では、Diewert and Shimizu の一連の研究において提案されたビルダーズモデルと呼ばれる方法において、商業用不動産の経年減価率を測定するための手法を提案する。

本来、このビルダーズモデルは、不動産価格指数の推計のために開発された手法である。リーマンショックに端を発した世界的な金融危機は、米国の不動産価格の高騰とその崩壊がきっかけとなったことから、マクロ経済運営において不動産価格の変動を適切に捕捉することの重要性が認識されるようになった。しかし、不動産は同質の財が存在しないという特性を持つことから、その時系列的なマクロ変動を把握するための指数の推計においては、一般的な財やサービスの価格の変化をとらえる物価指数の推計と比較して、多くの困難が伴うことは容易に予想できる。そのため、経済測定の分野においては、不動産は最も測定が困難な対象のひとつであると言われてきた。

不動産価格指数を推計するときに、1)推計方法にどのように品質調整を組み込むのか、2)どのデータを使って推計するのか、という2つの問題に直面する(Shimizu, Nishimura and Watanabe(2016))。

とりわけ商業不動産価格推計に関する先行研究では2)を重要視することが多い。伝統的には取引価格が使われるが、商業不動産市場における取引数はそう多くない上に、十分な取引件数のデータが取得できたとしても、物件の不均質性が強いために、品質調整済みの価格指数を作成することは難しいためである。

本稿では、2つのデータソース(1.取引事例データ、2.REITの鑑定データ)を用いて、商業不動産価格の推計を行い、その過程で計算される経年減価の振る舞いに注目する。今回用いるこれらのデータは都心5区(千代田区、中央区、港区、新宿区、渋谷区)に限定し、2005年1Q~2015年4Qまでの全44Qから構成されている。

まず2節では今回用いるデータソースの説明を行い、3節では土地価格と建物価格を分離して不動産価格の推計を行うビルダーズモデルについて説明する。4節では取引事例データとREITデータについて経年減価の振る舞いを調べた結果について報告する。5節では得られた結論について述べる。

## 2. データ

前述したように本稿では、東京都心5区のオフィス市場における商業不動産に関連する2種類のマイクロデータを用いる。1つ目は国土交通省によって整備されている取引事例データ、2つ目は東京のオフィスREIT市場における鑑定価格データである。

まず初めに、2つのデータソースにおいて用いる変数の一覧を表1にまとめた。

表 1. 分析に使用する変数一覧

変数	説明	単位
P	取引価格および鑑定価格	万円
L	土地面積	m <sup>2</sup>
S	延べ床面積	m <sup>2</sup>
A	建築後年数	年
H	建物階数	階
DS	最寄駅までの距離	m
TT	東京駅までの時間	分

また、表 2 には 2 種類のデータの記述統計量を示す。それぞれのデータソースのサンプル数は、取引事例データが 970 件、REIT データが 1,232 件である。

表 2. 記述統計量

変数	MLIT	REIT
P:価格 (万円)	513.22 (380.73)	7734.40 (4440.30)
S:延床面積 (m <sup>2</sup> )	925.24 (556.42)	8954.70 (6216.80)
L:土地面積 (m <sup>2</sup> )	230.88 (123.62)	1910.00 (1809.40)
H:建物階数	6.23 (2.09)	10.21 (3.60)
A:建築後年数 (年)	24.31 (10.70)	19.87 (7.17)
DS:最寄駅までの距離 (m)	329.84 (198.23)	300.00 (178.48)
TT:東京駅までの時間 (分)	16.58 (6.27)	14.61 (5.37)
PS:建築費 (万円/m <sup>2</sup> )	0.23 (0.01)	0.24 (0.01)
サンプル数	970	1,232

()は標準偏差を示している。

### 3. 経年減価の推計手法

本研究では取引事例データと REIT データについて、Diewert and Shimizu, (2015), (2016), (2017)の一連の研究で提案されたビルダーズモデルと呼ばれる手法を用いて推計を行う。

一般的なヘドニックモデルは、効用関数から出発するが、ビルダーズモデルは、生産関数の視点から、デベロッパー行動について説明することを試みている。

建物が完成した後のトータルコストは、建物の延べ床面積 (S) × 単位面積当たりの建築費 ( $\beta_t$ ) と土地の面積 (L) × 単位面積当たりのコスト  $\alpha_t$  に等しい。ここで  $\beta_t, \alpha_t$  は四半期ごとに変化する係数である。いま、取引期  $t$  において、延べ床面積  $S_{tn}$ 、土地面積  $L_{tn}$  で価格

が  $V_{tn}$  であるような不動産を考える（ただし、 $n = 1, \dots, N(t)$  であり、 $N(t)$  は時点  $t$  におけるサンプル数を表している）。この時、これらの価格が土地と建物価格の総和に誤差項 ( $\varepsilon_{tn}$ ) を加えたものに等しいとする（ただし、 $\varepsilon_{it}$  は互いに独立な正規分布に従う）。すると、取引期  $t$  におけるパラメータ  $\alpha_t$  と  $\beta_t$  は次式のようなヘドニック回帰モデルとして表現できる。

$$P_{tn} = \alpha_t L_{tn} + \beta_t S_{tn} + \varepsilon_{tn} \quad t = 1, \dots, 44; n = 1, \dots, N(t) \quad (1)$$

(1)式は取引期  $t$ 、物件  $n$  における土地面積  $L_{tn}$  と建物の延べ床面積  $S_{tn}$  という測定量と、時点  $t$  における土地の平米単価  $\alpha_t$  と建築コストの平米単価  $\beta_t$  という一定品質の価格から成り立っている。そのため、(1)式によって定義されるヘドニック価格モデルは、新築の場合に相当している。

一般的に古い物件の場合には、経年減価によって新築物件よりも価格が安くなる。そこで、物件  $n$  の取引期  $t$  における建築後年数  $A(t, n)$  が分かっているならば、幾何学的な減価モデルを仮定することで、より現実的なビルダーズモデルとして

$$P_{tn} = \alpha_t L_{tn} + \beta_t (1 - \delta)^{A(t, n)} S_{tn} + \varepsilon_{tn} \quad t = 1, \dots, 44; n = 1, \dots, N(t) \quad (2)$$

を考えることができる。ここで、(2)式中のパラメータ  $\delta$  は正味の経年減価率を表している。

ただし、(2)式で定義されたヘドニック回帰モデルには、多重共線性という重大な問題がある。(2)式で定義されるようなヘドニック回帰モデルでは、土地面積と建物面積の間に多重共線性があるため、土地価格と建物価格を正確に推計することが不可能であると経験的に知られている。そこでこの問題を避けるために、新築建物の価格の初期値として1平米あたりのオフィスビルの建築コスト  $PS_t$  を用いる。すると結果的に

$$P_{tn} = \alpha_t L_{tn} + PS_t (1 - \delta)^{A(t, n)} S_{tn} + \varepsilon_{tn} \quad t = 1, \dots, 44; n = 1, \dots, N(t) \quad (3)$$

と表せる。これをベーシックなビルダーズモデルとする。

実際には(3)式に、様々な物件属性を追加して最終モデルとする。

## 4. 推計結果

本節では、まず初めに取引事例データについてビルダーズモデルを用いて推計を行う。その後 REIT データについてビルダーズモデルで推計を行う。

## 4.1. 取引事例データについて

取引事例データでは、土地面積、延べ床面積以外に、建物階数、最寄駅までの距離、東京駅までの時間を属性データとして使用し、分析を行う。今回は都心5区についてのデータを使用するため、区毎には大きく差が無いと考え推計式には含めない。

ビルダーズモデルでは土地価格と建物価格を分離するため、どの変数がどちらの価格に寄与するのか考えなければならない。そこで今回のモデルでは、階数は土地と建物両方の価格に影響を与え、最寄駅までの距離や東京駅までの時間は土地価格にのみ影響を与える変数としてモデルの作成を行った。(4)式が推計に用いた最終的なモデルである。

$$P_{tn} = d_t(1 + \gamma_1(H - 3))(1 + \gamma_2DS)(1 + \gamma_3TT)L_{tn} + PS_t(1 + \gamma_4(H - 3))A(n, t)S_{tn} + \varepsilon_{tn} \quad (4)$$

ここで、(4)式中の $A(n, t)$ は(5)式で表すような非線形関数を用いている。ここで、 $DA1 \sim DA5$ は築年グループダミーであり、 $0 \leq A_{nt} \leq 10$ であれば、 $DA1 = 1$ でそれ以外は $DA1 = 0$ 、 $10 < A_{nt} \leq 20$ であれば $DA2 = 1$ でそれ以外は $DA2 = 0 \dots$ となっている。また、 $DR_1 \sim DR_5$ は築年各築年グループダミーに対して推計するべきパラメータである。

$$\begin{aligned} A(n, t) = & DA1 * (1 - DR1 * A_{nt}) + DA2 \\ & * (1 - DR1 * 10 - DR2 * (A_{nt} - 10)) + DA3 \\ & * (1 - DR1 * 10 - DR2 * 10 - DR3 * (A_{nt} - 20)) + DA4 \\ & * (1 - DR1 * 10 - DR2 * 10 - DR3 * 10 - DR4 \\ & * (A_{nt} - 30)) + DR5 \\ & * (1 - DR1 * 10 - DR2 * 10 - DR3 * 10 - DR4 * 10 - DR5 \\ & * (A_{nt} - 40)) \end{aligned} \quad (5)$$

また、(4)式中の全てのパラメータを一度に推計することはできないので、 $d_1 = 1$ を規格化条件として用いた。表3に得られた結果をまとめる。

表 3 (4)式から得られた回帰係数

Coef	Estimate	t-value	Coef	Estimate	t-value	Coef	Estimate	t-value
$d_2$	1.4824	5.3257	$d_{20}$	1.1088	2.5289	$d_{38}$	0.9393	2.5285
$d_3$	1.2059	5.3852	$d_{21}$	0.5955	2.0328	$d_{39}$	1.5402	4.4291
$d_4$	1.3048	5.4310	$d_{22}$	1.0136	1.9634	$d_{40}$	2.1198	5.8112
$d_5$	1.1719	2.5287	$d_{23}$	1.0859	2.8210	$d_{41}$	1.1482	2.8171
$d_6$	1.5952	4.5807	$d_{24}$	0.3605	1.0888	$d_{42}$	1.0289	2.1431
$d_7$	1.9720	4.6720	$d_{25}$	0.3901	0.7996	$d_{43}$	1.0278	2.7316
$d_8$	1.8557	4.2437	$d_{26}$	0.6378	1.0949	$d_{44}$	1.6669	3.5985
$d_9$	1.6828	4.7859	$d_{27}$	1.1820	2.6696	$\gamma_1$	-0.0660	-2.5662
$d_{10}$	2.6535	6.0364	$d_{28}$	0.9368	3.3826	$\gamma_2$	-0.0004	-3.2039
$d_{11}$	2.3977	4.7446	$d_{29}$	1.0283	2.8403	$\gamma_3$	-0.00002	-0.0032
$d_{12}$	2.2431	4.4295	$d_{30}$	0.8265	1.9798	$\gamma_4$	0.3192	9.1108
$d_{13}$	3.1405	4.8230	$d_{31}$	0.8037	1.8848	$DR_1$	0.0237	3.0890
$d_{14}$	1.9401	3.0319	$d_{32}$	1.5901	3.9166	$DR_2$	0.0191	2.7885
$d_{15}$	1.5097	4.2568	$d_{33}$	0.6859	2.3273	$DR_3$	-0.0027	-0.3509
$d_{16}$	1.9611	4.5903	$d_{34}$	1.3240	2.5375	$DR_4$	0.0091	1.5185
$d_{17}$	1.1744	3.1442	$d_{35}$	1.0781	3.7255	$DR_5$	-0.0156	-1.6154
$d_{18}$	0.5067	0.8578	$d_{36}$	0.9171	3.0619			
$d_{19}$	0.3980	1.0944	$d_{37}$	1.3933	4.5369			

表 3 を見るとわかるように、土地価格に対する建物階数 ( $\gamma_1$ ) の符号が直感に反して負になっている。しかし、最寄り駅までの距離や東京駅までの時間に関する係数 ( $r_2, r_3$ ) の符号は負になっており、予想通りの結果になっている。また、建物価格に対する建物階数の係数 ( $\gamma_4$ ) は 0.3192 となっており、建物価格の重要な決定要因になっていることがわかる。

経年減価の推定結果については、一部富豪の逆転が起きているものの、 $DR_3 \sim DR_5$  については t-value も小さい。

## 4. 2. REIT データについて

次に、REIT データの結果について述べる。REIT データは東京都心 5 区にある 28 棟のオフィス REIT ビルの 44 四半期分からなるパネルデータであるため、取引事例データと扱いが大きく異なる。具体的にはパネルデータの特徴を生かして、物件属性全てを 1 つの棟ダミーとしてモデル式に投入する。つまり、何階建てなのか、最寄り駅までどれくらいの距離か、東京駅までどれくらいの時間か、ということに関して気にする必要がない。最終的なモデルとして、

$$P_{tn} = d_t w_n L_{tn} + PS_t A(n, t) S_{tn} + \varepsilon_{tn} \quad (6)$$

を用いて不動産価格指数の推計を行う。ただし (6) 式における  $w_n$  は、 $n$  番目のオフィス

REIT ビルの棟ダミーに関する係数である。また、REIT データの場合、築 40 年以上の物件数が非常に少なく、 $DR_5$ を正確に推計できない可能性が高い。そこで、 $DA_4$ を $30 < A_{nt}$ として、推計を行った。得られた結果を表 4 にまとめる。

表 4 REIT パネルデータに対するビルダーズモデルの推計結果

Coef Estimate	t-value	Coef Estimate	t-value	Coef Estimate	t-value	Coef Estimate	t-value	
$d_2$	1.028	32.315	$d_{21}$	1.228	35.979	$d_{40}$	1.043	31.549
$d_3$	1.068	32.574	$d_{22}$	1.192	35.601	$d_{41}$	1.058	31.649
$d_4$	1.111	33.915	$d_{23}$	1.169	35.118	$d_{42}$	1.073	32.047
$d_5$	1.159	35.825	$d_{24}$	1.151	34.962	$d_{43}$	1.092	31.303
$d_6$	1.211	35.964	$d_{25}$	1.128	35.094	$d_{44}$	1.112	32.192
$d_7$	1.264	36.651	$d_{26}$	1.112	33.362	$w_1$	3.699	19.590
$d_8$	1.320	36.449	$d_{27}$	1.108	33.663	$w_2$	4.668	33.117
$d_9$	1.368	37.037	$d_{28}$	1.103	34.771	$w_3$	1.669	16.382
$d_{10}$	1.413	37.017	$d_{29}$	1.091	33.685	$w_4$	2.163	16.043
$d_{11}$	1.471	38.341	$d_{30}$	1.079	33.652	$w_5$	1.728	14.820
$d_{12}$	1.523	37.244	$d_{31}$	1.075	33.921	$w_6$	2.511	19.498
$d_{13}$	1.541	36.673	$d_{32}$	1.071	32.353	$w_7$	4.752	35.224
$d_{14}$	1.530	38.260	$d_{33}$	1.059	32.097	$w_8$	4.750	30.509
$d_{15}$	1.504	38.299	$d_{34}$	1.048	32.937	$w_9$	1.055	9.346
$d_{16}$	1.469	38.125	$d_{35}$	1.043	31.516	$w_{10}$	2.206	12.419
$d_{17}$	1.423	36.560	$d_{36}$	1.029	30.581	$w_{11}$	5.489	29.449
$d_{18}$	1.367	36.738	$d_{37}$	1.027	29.986	$w_{12}$	5.593	27.969
$d_{19}$	1.311	36.857	$d_{38}$	1.028	30.169	$w_{13}$	3.940	23.697
$d_{20}$	1.262	36.097	$d_{39}$	1.034	30.565	$w_{14}$	5.292	28.655
						$w_{15}$	5.542	26.555
						$w_{16}$	0.970	27.939
						$w_{17}$	3.855	31.670
						$w_{18}$	1.053	26.557
						$w_{19}$	0.582	5.700
						$w_{20}$	3.015	26.748
						$w_{21}$	1.682	20.290
						$w_{22}$	5.727	29.897
						$w_{23}$	3.372	22.705
						$w_{24}$	5.926	32.325
						$w_{25}$	4.051	15.778
						$w_{26}$	2.576	16.393
						$w_{27}$	2.893	15.159
						$w_{28}$	2.779	9.156
						$DR_1$	-0.010	-1.202
						$DR_2$	0.027	4.128
						$DR_3$	0.013	3.095
						$DR_4$	0.009	0.441

REIT パネルデータに対するビルダーズモデルでは、決定係数が 0.978 という非常に高い値であり、 $d_t$  と  $w_t$  によってデータの大部分が説明できているとわかる。

経年減価に関する推計については、取引事例データと同様に符号の逆転がみられるものの、 $t$ -value が小さいことから、統計的に有意でないことが考えられる。

最後に、取引事例データと REIT データの経年減価のふるまいの様子を、図 1 に示す。まず、取引事例データについてであるが、大まかなふるまいとしては、築 20 年までは減価し、40 年までは横ばいか微減、40 年以上ではなぜか上昇するというふるまいになっている。

次に REIT パネルデータであるが、なぜか最初の 10 年で明確な減価の傾向が見られず、逆に上昇するという結果が得られた。10 年以降は減価の傾向が見られ、その傾きは徐々に緩やかになっていることがわかる。

ただし前述したように、取引事例データの築 20 年以降、REIT パネルデータの築 10 年までと 30 年以上については  $t$ -value が小さいことには留意が必要である。

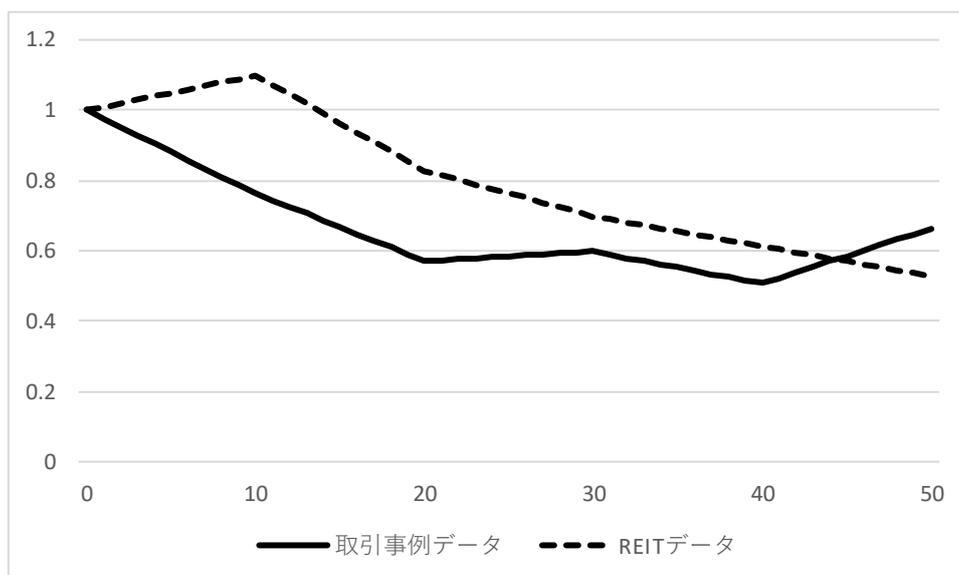


図1 経年減価

## 5. まとめ

今回用いたビルダーズモデルでの推計では、(1)立地（今回は都心5区に限定したためモデル式への変数投入は行わなかった）、(2)建物の延べ床面積、(3)土地面積、(4)建築後年数、(5)階建てなど物件に関する属性と、外的要因として建築コストを用いた。

まず取引事例データでは、土地価格に対する建物階数の符号が直感に関して負になったものの、最寄り駅までの距離や東京駅までの距離に関しては予想通り負値になった。

次に、REITデータについてもビルダーズモデルを用いて、推計を行った。REITデータの場合は取引事例データと異なりパネルデータになっているため、属性の多くを棟ダミーとしてモデルに投入した。その結果、決定係数の値は0.978と非常に高く、時点ダミーと棟ダミーで多くを説明できることが分かった。

しかしながら経年減価に関する推計では、取引事例データでは築40年以上について、REITパネルデータでは築10年までについて、逆に上昇してしまうという傾向がみられた。

今回の推計結果で得られた経年減価について、前述したとおり一部t-valueが小さく、統計的に有意とみなせないものがあった。この理由として、今回は経年原価のモデルを(5)式に表した非線形関数として用いたが、このモデルがあまり現実に即していない可能性はある。または、この傾向は他の研究においてもみられることから、生存バイアスが存在しているとも考えられる。生存バイアスとは、良質な建物ほど長生きをするために、その結果として、生き残ることができた品質の効果が、正の効果として表れているとも考えられる。

今後の課題としては経年減価を別の非線形関数でモデルに取り入れる, または良質な建物とそうでない建物を識別することができる変数を追加する, などが考えられる。

## 参考文献

- Bokhari,S and D. Geltner (2012), “Estimating Real Estate Price Movements for High Frequency Tradable Indexes in a Scarce Data Environment,” *Journal of Real Estate Finance and Economics* 45(2), 522-543.
- Crosby, N, C. Lizieri and P. McAllister (2010), “Means, Motive and Opportunity? Disentangling Client Influence on Performance Measurement Appraisals”, *Journal of Property Research* 27(2), 181–201.
- Diewert, W. E. and C. Shimizu (2015), “Residential Property Price Indexes for Tokyo,” *Macroeconomic Dynamics*, 19(8),1659-1714.
- Diewert, W. E. and C. Shimizu (2016), “Hedonic Regression Models for Tokyo Condominium Sales,”*Regional Science and Urban Economics*, 60, 300-315.
- Diewert, W. E., K. Fox and C. Shimizu (2016), “Commercial Property Price Indexes and the System of National Accounts,” *Journal of Economic Surveys* 30(5), 913-943.
- Geltner, D. and S. Bokhari (2017), “Commercial Buildings Capital Consumption and the United States National Accounts”, *Review of Income and Wealth* (forthcoming).
- Geltner, D. and W. Goetzmann (2000), “Two Decades of Commercial Property Returns: A Repeated-Measures Regression-Based Version of the NCREIF Index”, *Journal of Real Estate Finance and Economics* 21, 5-21.
- デイビッド・ゲルトナー ・清水千弘(2015)「商業不動産価格はどのように測定すればいいのか?」  
経済研究,第 66 卷,第 3 号,194-208.
- Geltner, D., R.A. Graff and M.S. Young (1994), “Random Disaggregate Appraisal Error in Commercial Property, Evidence from the Russell-NCREIF Database”, *Journal of Real Estate Research* 9(4), 403-419.
- Geltner, D., H. Pollakowski, H. Horrigan, and B. Case (2010), “REIT-Based Pure Property Return Indexes”, United States Patent Application Publication, Publication Number: US 2010/0174663 A1, Publication Date: July 8, 2010.
- Nishimura, K.G and C. Shimizu (2003), “Distortion in Land Price Information: Mechanism in Sales Comparables and Appraisal Value Relation”, Discussion paper 195,
- Shimizu, C (2016), “Microstructure of Asset Prices, Property Income, and Discount Rates in Tokyo Residential Market”, *International Journal of Housing Markets and Analysis* (forthcoming), IRES-NUS(National University of Singapore) Working Paper 2016-002.

- Shimizu, C(2017), “ Micro-Structure of Asset Prices, Property Income, and Discount Rates in Tokyo Residential Market,” *International Journal of Housing Market and Analysis*. published online.
- Shimizu, C. and K.G. Nishimura (2006), “Biases in Appraisal Land Price Information: the Case of Japan”, *Journal of Property Investment & Finance*, 24(2), 150- 175.  
Center for International Research on the Japanese Economy, University of Tokyo.
- Shimizu, C and J.Yoshida (2018), “Smoothing biases in Property Price Indexes”(mimeo).
- Shimizu, C., K.G. Nishimura and T.Watanabe (2012), “Biases in Commercial Appraisal-Based Property Price Indexes in Tokyo Lessons from Japanese Experience in Bubble Period”, RIPPSS (Reitaku Institute of Political Economics and Social Studies), No.48, (presented at the International Conference on Commercial Property Price Indicators on 10-11, May 2012, the European Central Bank in Frankfurt).
- Shimizu,C, K.G.Nishimura and T.Watanabe(2016), “House Prices at Different Stages of Buying/Selling Process ,”*Regional Science and Urban Economics*, 59, 37-53.
- Shimizu, C., W.E. Diewert, K.G. Nishimura and T.Watanabe (2015), “Estimating Quality Adjusted Commercial Property Price Indexes Using Japanese REIT Data”, *Journal of Property Research* 32(3), 217-239.
- Shimizu, C., H. Takatsuji, H. Ono and K. G. Nishimura (2010), “Structural and Temporal Changes in the Housing Market and Hedonic Housing Price Indices,” *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 3(4), 351-368.