

## サーチ理論に基づく日本の労働市場分析：マッチング関数による時期別検証\*

岸本康佑\*\*

### 1. はじめに

本稿は、石崎・加藤 (2003) による「労働市場の硬直性についての実証分析」を先行研究とする。同論文では、1980 年から 2002 年までの日米データを用い、Blanchard and Diamond (1987) に倣って、一次同次制約を課したコブ・ダグラス型のマッチング関数を推計している。

本稿では、分析対象を日本に限定し、1963 年から 2024 年までの長期時系列データを用いて分析する。石崎・加藤 (2003) では、日米比較を通じて日本の労働市場のマッチング効率性<sup>1</sup>を分析しているのに対し、本稿では日本の労働市場の構造変化に着目し、マッチング効率性がどのように変化してきたかを高度成長期(1964-72 年)<sup>2</sup>、安定成長期(1973-85 年)、バブル期(1986-89 年)、バブル崩壊以後(1990-2024 年)、小泉構造改革期(2001-06 年)、リーマン・ショック期(2008-09 年)、コロナショック期(2020-23 年)に区分して分析する。

### 2. 推計モデルの概要

労働市場において、当期に存在する新規雇用者数 $e_t$ は、次のマッチング関数によって決定していると仮定する。

$$e_t = \Psi \times m_{t-1}^\phi u_{t-1}^{1-\phi} \quad (1)$$

$m_t$ は求人数、 $u_t$ は失業者数、 $\phi$ は労働市場のマッチング効率性を表すディープ・パラメータ、 $\phi$ は 1 単位の新規雇用を生じさせるために必要な失業者数と求人数の相対的な比率である。 $t$ 期の新規雇用者数 $e_t$ は、 $t-1$ 期の求人数 $m_{t-1}$ と $t-1$ 期の失業者数 $u_{t-1}$ のコブ・ダグラ

---

\* 分析に使用した Python コードおよびデータは、岸本の GitHub で公開している。

URL: <https://github.com/Kishimoto-econ/undergraduate-notes/blob/main/third-year/reports>

\*\* 東洋大学 経済学部 経済学科 三平剛ゼミ 3 年。

Email: [s12102301404@toyo.jp](mailto:s12102301404@toyo.jp), [kishimoto.research@gmail.com](mailto:kishimoto.research@gmail.com)

<sup>1</sup> マッチング効率性には、求人と求職者が無駄なく最適に結びつく度合いの他に、労働市場の「流動性」や「情報の非対称性」などが含まれる。

<sup>2</sup> データが 1963 年からあるのにも関わらず、高度成長期の開始を 1964 年からにしているのは、4.1 節でも述べるように、データに非定常性の問題が生じている可能性があるの  
で、1 階の階差を取ったデータで分析したからである。

ス型関数として表される。また、規模に関して収穫一定の仮定を置いたので、(1)式は一次同次型にした<sup>3</sup>。

次に、(1)式を対数表示し、推計式を下記のように定式化する。

$$\ln\left(\frac{e_t}{u_{t-1}}\right) = v + \phi \ln\left(\frac{m_{t-1}}{u_{t-1}}\right) + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\ln\left(\frac{e_t}{u_{t-1}}\right) = v + \left( \phi + \sum_{i \in \{\text{antei}, \text{bubble}, \text{houkai}\}} \omega_i D_i \right) \ln\left(\frac{m_{t-1}}{u_{t-1}}\right) + \sum_{i \in \{\text{antei}, \text{bubble}, \text{houkai}\}} \psi_i D_i + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$\ln\left(\frac{e_t}{u_{t-1}}\right) = v + \left( \phi + \sum_{i \in \{\text{koizumi}, \text{lehm}, \text{korona}\}} \omega_i D_i \right) \ln\left(\frac{m_{t-1}}{u_{t-1}}\right) + \sum_{i \in \{\text{koizumi}, \text{lehm}, \text{korona}\}} \psi_i D_i + \varepsilon_t \quad (4)$$

ここで、 $v$ は定数項、 $D_i$ は期間区分 $i$ のダミー変数、 $\varepsilon_t$ は誤差項である。

予想される結果としては、まず、サーチ理論に基づいた分析が成立しているならば、 $\phi$ は統計的に有意な値を取るはずである。そして、UV 曲線(図 1)が右上にシフトしていることから分かるように、日本の労働市場のマッチング効率性は、長期的に見て減少傾向にある。よって、定数項 $v$ は統計的に有意な負の値を取ることが予想される。

また、バブル崩壊から始まった低成長は、「失われた 30 年」として現在にまで「連続」している<sup>4</sup>。そこでバブル崩壊が、その後の労働市場に与えた影響を検証するため、1990 年から 2024 年までを対象とするバブル崩壊以後ダミーを導入した。このダミー変数に対応する係数 $\psi_{\text{houkai}}$ 、 $\omega_{\text{houkai}}$ は、統計的に有意な負の値を取る可能性がある。

さらに、小泉内閣では構造改革の一環として労働市場改革が行われた<sup>5</sup>。そこで本稿では、小泉構造改革期ダミーを用いて、小泉内閣による構造改革が労働市場に与えた影響について分析する。構造改革に効果があったとすれば係数 $\psi_{\text{koizumi}}$ 、 $\omega_{\text{koizumi}}$ は統計的に有意な正の値を取るはずである。

---

<sup>3</sup> 規模に関する収穫一定の仮定を外して推計した場合、ダービン・ワトソン比が低下し、残差の正の自己相関が観察された。このことは、規模の自由度を拡張したことで、労働市場の景気循環的要因が、係数ではなく誤差項に残存した可能性を示唆している。よって、本稿では石崎・加藤 (2003)に倣って、規模に関して収穫一定の仮定を置いた。

<sup>4</sup> 1990 年から 2024 年の実質 GDP 成長率の平均は 1.0%と、他の時期と比べて低い水準で推移している(図 2)。ただし、Hayashi and Prescott (2002)は、1990 年代の日本経済の低成長は、金融システムの崩壊や資本市場のアクセス不足が原因ではなく、生産性停滞で説明できると主張する。つまり、同論文によると、1990 年代の景気停滞は、バブル経済の「崩壊」によって経済システムが歪んだことが原因ではなく、日本経済の低い生産性という構造的な部分に問題がある。

<sup>5</sup> 例えば、労働者派遣法の改正。

その他、リーマン・ショック期やコロナショック期においても、リストラの増加や働き方の多様化などによって、労働市場の流動性が上昇し、これらの期間の係数が統計的に有意な正の値を取る可能性がある。また、係数の値に違いがあった場合、不況の種類による労働市場への影響の差が観測される可能性がある。

### 3. データと基本統計量

新規雇用者数 $e_t$ と求人数 $m_t$ は、それぞれ厚生労働省（2025）の就職件数(件)と新規求人数(人)のデータを用いた。また、失業者数 $u_t$ は、総務省（2025）の完全失業者数(万人)のデータを用いた。データの期間は 1963 年から 2024 年までの 62 年間である。ただし、桁数を揃えるために就職件数(件)と新規求人数(人)を 10000 で割って、単位をそれぞれ万件と万人にして分析を行った。また、石崎・加藤（2003）は四半期データを用いて推計しているが、本稿では年平均データを用いて推計した。これらの基本統計量をまとめたのが表 1 である。

表 1 基本統計量

	新規雇用者数 $e_t$	求人数 $m_t$	失業者数 $u_t$
平均	14.07	58.08	179.3
中央値	14.07	64.25	166.5
標準偏差	0.3096	19.31	90.73
サンプルサイズ	62	62	62

### 4. モデルの修正

#### 4.1. 非定常性の問題：ADF 検定

非定常性の問題が生じているかを調べるため、使用するデータに対して ADF 検定を行った。その結果、対数化した新規雇用者数 $\ln e_t$ 、求人数 $\ln m_t$ 、失業者数 $\ln u_t$ の ADF 統計量は、それぞれ-1.2835, -2.0283, -2.0283 で、P 値は 0.6367, 0.2743, 0.7916 であった。

よって、10%有意水準において、すべてのデータが非定常系列であるという帰無仮説は棄却されないので、1 階の階差を取って推計を行う。以下、階差を取って修正した(2)式、(3)式、(4)式を、それぞれモデル 1、モデル 2、モデル 3 とする。

## 4.2. 不均一分散の問題：ホワイト検定

推計モデルに不均一分散性がないかを調べるため、ホワイト検定を行った。その結果、モデル 1、モデル 2、モデル 3 の検定統計量は、それぞれ 7.7762, 13.055, 12.861 で、P 値は 0.0205, 0.2897, 0.2315 であった。

よって、5%有意水準においてモデル 1 で等分散性が存在するという帰無仮説は棄却されたので、すべてのモデルにおいて不均一分散修正標準誤差で推計を行うことにする。

## 5. 推計結果

### 5.1. OLS 推計の結果

OLS 推計をした結果が表 2 である。

定数項  $\alpha$  は、すべてのモデルにおいて負であり、モデル 1 とモデル 3 では統計的に有意な結果が出た。これは、日本の労働市場におけるマッチング効率性が長期的には減少傾向にあることを意味しており、UV 曲線(図 1)の動きと一致する<sup>6</sup>。

$\phi$  は、新規雇用者数  $e_t$  の求人数  $m_{t-1}$  に対する弾力性を表し、新規雇用を生み出す際の失業者数と求人数の相対的重要度を示す。値が大きい(小さい)ほど、雇用創出が求人数(失業者数)側に強く依存していると言える。推計結果は、すべてのモデルにおいて統計的に有意に正である。ここで、統計的に有意な結果が出たことは、サーチ理論に基づいた分析が成立していることを意味している。また、統計的に有意な正の値が出たことから、雇用創出が失業者数よりも求人数の方に影響していることが明らかになった<sup>7</sup>。これは企業が採用活動を行うとき、求めているスキルを持っている人材や、勤勉に働く人材などを選び抜いて採用を行っていることが影響しているのかもしれない。

次に、期間ダミーについて考察していく。期間ダミーは、定数項ダミー、係数ダミーに関わらず、すべての期間において統計的に有意な値が出なかった。

バブル崩壊以後ダミーの係数  $\psi_{houkai}$ 、 $\omega_{houka}$  は値の絶対値も小さいことから、バブルの崩壊によって、日本の労働市場が非効率な方向に歪んだとは言えない。

小泉構造改革期においても、統計的に有意な値は出なかったことから、政治的にはインパクトが大きい政策であったが、労働市場の構造に抜本的な変化を与えた政策とは言えない。

---

<sup>6</sup> 加藤 (2006 : 153-154) は、我が国で導入されている雇用調整助成金や失業保険制度には、労働市場の流動化を妨げている側面があると指摘している。

<sup>7</sup> 推計期間をバブル崩壊以後(1990-2024 年)に限定して推計した場合も、同様の結果が得られた。

その他の期間でも、総じて統計的に有意でなく、値の絶対値も小さいことから、高度成長期から現在に至るまで、労働市場に構造変化があったとは言えない。ただし、リーマン・ショック期においては係数ダミーの係数 $\omega_{lehm}$  が、統計的に有意な値ではなかったが、値の絶対値が比較的大きいことから、一時的に新規雇用の創出における求人数の依存度合いが弱まった可能性がある。これは、金融危機に伴う不確実性の高まりや企業の採用抑制により、求人が存在していてもそれが実際の雇用に結びつかない状況が拡大した可能性や、有効求人倍率の下落が影響したのかもしれない。

その一方で、コロナショック期の係数ダミーの係数 $\omega_{korona}$ は、リーマン・ショック期のような変化を示唆しなかった。コロナショック期では、在宅ワークの導入など労働環境が感染症の流行という特殊な不況に対して柔軟に対応できたことが影響したのかもしれない。

以上の分析から、日本の労働市場は長期的に見るとマッチング効率が低下している一方で、構造変化と呼べるほどの不連続な変化は確認されなかった。すなわち、60 年以上前に形成された労働市場の構造が現在まで連続的に維持されており、時代の要請と乖離した仕組みが固定化されていると解釈できる。

## 5.2. 操作変数法による分析

前節までの分析において、日本の労働市場のマッチング効率性が長期的に減少傾向にあることと、雇用創出が失業者数よりも求人数の方に影響していることが明らかになったが、「景気が良くなると雇用と求人が両方増加する」という内生性バイアスの可能性が考えられる<sup>8</sup>。そこで、モデル 1 に対して DWH 検定を行ったところ、P 値が 0.0352 となり、5% 有意水準で説明変数と誤差項に相関がないという帰無仮説は棄却され、内生性バイアスの存在が示唆された。よって、本節では操作変数法を用いて、マッチング効率性の長期的傾向と、新規雇用者数 $e_t$ の求人数 $m_{t-1}$ に対する弾力性 $\phi$ について考察する。操作変数には、新規雇用者数 $e_t$ のラグ 1 とラグ 2 を用いた。

操作変数法による推計結果をまとめたのが、表 3 である。サンプルサイズが OLS 推計と操作変数法で違うのは、操作変数に新規雇用者数 $e_t$ のラグ 1 とラグ 2 を用いたからである。また、第 1 段階の推計結果は付表 1 の通りである。F 値は 6.5657 とやや小さく弱操作変数の可能性も考えられるが、F 値の P 値は 0.0375 であり、5% 有意水準で操作変数が内生変数を説明しないという帰無仮説は棄却されることから、本稿では新規雇用者数 $e_t$ のラグ 1 とラ

---

<sup>8</sup> 「景気が悪くなると雇用が減少し、失業が増加する」という因果関係も考えられるが、サーチ理論では、労働市場に摩擦が存在するため、雇用と失業の調整は即時的ではなく、内生的なタイムラグを伴うと仮定される(Blanchard and Diamond 1992)。このため、本稿では雇用と失業の同時的な因果関係の識別を目的とせず、その点については分析対象外とする。

グ 2 を操作変数として用いた。

表 3 によると、定数項 $\nu$ と係数 $\phi$ の符号は、OLS 推計と一致していたので、結論は前節と大きくは変わらない。しかし、係数 $\phi$ の値は 2 倍以上に増加していたことから、内生性バイアスによって、雇用創出が失業者数側に強く依存した可能性がある。すなわち、前節では「雇用創出が失業者数よりも求人数の方に影響していることが明らかになった」と考察したが、その傾向がより強いものであることが示唆された。ただし、操作変数が弱操作変数である可能性があるので、係数 $\phi$ の値が 2 倍以上に増加したのは、推計値の過大評価が影響しているかもしれない。

## 6. おわりに

日本の労働市場は、長期的にはマッチング効率性が減少傾向にあるが、構造変化と呼べる変化はない。つまり、60 年以上前の労働市場の構造が現代に至るまで「連続」しており、時代に合わない労働市場が固定化されていると言える。

今後は、時代に合った労働市場を作り出すために、テレワークの拡充やペーパーレス化、労働市場のマッチングへの AI をはじめとしたテクノロジーの活用が期待される。さらに、小泉内閣による労働市場改革の効果は観測されなかったことから、今後、労働市場改革を行う場合は、小泉構造改革よりもさらに強力な改革が必要であると言える。

## 参考文献

- Blanchard, O. and P. Diamond (1987), “The Beveridge curve”, *NBER Macroeconomic annual*. <https://doi.org/10.2307/2534495>
- Blanchard, O. and P. Diamond (1992), “The Flow Approach to Labor Markets”, *The American Economic Review*, 82(2), pp. 354-359.  
<https://www.jstor.org/stable/2117427>
- Hayashi, F. and E. Prescott (2002), “The 1990s in Japan: A Lost Decade”, *Review of Economic Dynamics*, 5(1), pp. 206-235. <https://doi.org/10.1006/redo.2001.0149>
- 石崎寛憲・加藤涼 (2003), 『労働市場における硬直性の日米比較と構造調整』, 日本銀行国際局ワーキング・ペーパー, 03-J-7.  
[https://www.boj.or.jp/research/wps\\_rev/wps\\_2003/iwp03j07.htm](https://www.boj.or.jp/research/wps_rev/wps_2003/iwp03j07.htm)
- 加藤涼 (2006), 『現代マクロ経済学講義：動学的一般均衡モデル入門』, 東洋経済新報社.

## データ出典

- 厚生労働省 (2025), 「一般職業紹介状況 (職業安定業務統計)」 [https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=dataset&toukei=00450222&stat\\_infid=000040391057](https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=dataset&toukei=00450222&stat_infid=000040391057) (2025 年 12 月 26 日取得)
- 総務省 (2025), 「労働力調査」 [https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&toukei=00200531&tstat=000001226583&cycle=0&tclass1=000001226851&tclass2=000001226852&stat\\_infid=000001082681&tclass3val=0](https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&toukei=00200531&tstat=000001226583&cycle=0&tclass1=000001226851&tclass2=000001226852&stat_infid=000001082681&tclass3val=0) (2025 年 12 月 26 日取得)
- 内閣府 (2011), 「2000 暦年連鎖価格 GDP 需要項目別時系列表」  
[https://www.esri.cao.go.jp/jp/sna/data/data\\_list/sokuhou/files/2011/qe113/gde-menuja.html](https://www.esri.cao.go.jp/jp/sna/data/data_list/sokuhou/files/2011/qe113/gde-menuja.html) (2025 年 12 月 29 日取得)
- 内閣府 (2024), 「2024 年度国民経済計算 (2020 年基準・2008SNA)」  
[https://www.esri.cao.go.jp/jp/sna/data/data\\_list/kakuhou/files/2024/2024\\_kaku\\_top.html](https://www.esri.cao.go.jp/jp/sna/data/data_list/kakuhou/files/2024/2024_kaku_top.html) (2025 年 12 月 29 日取得)

図表

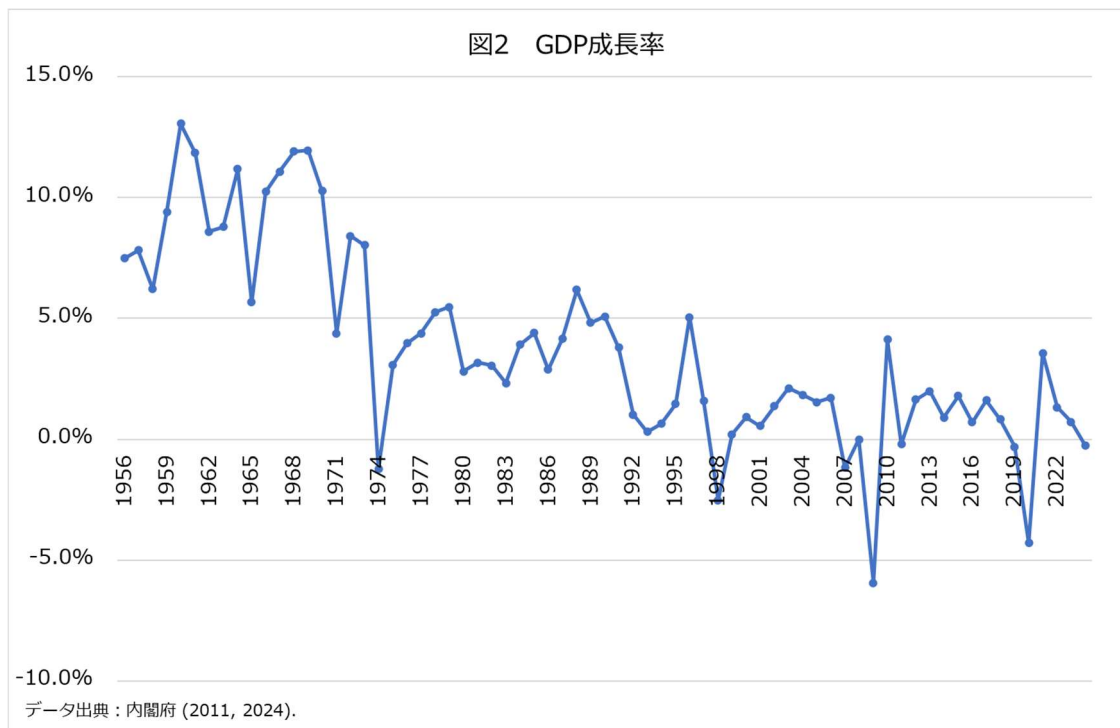
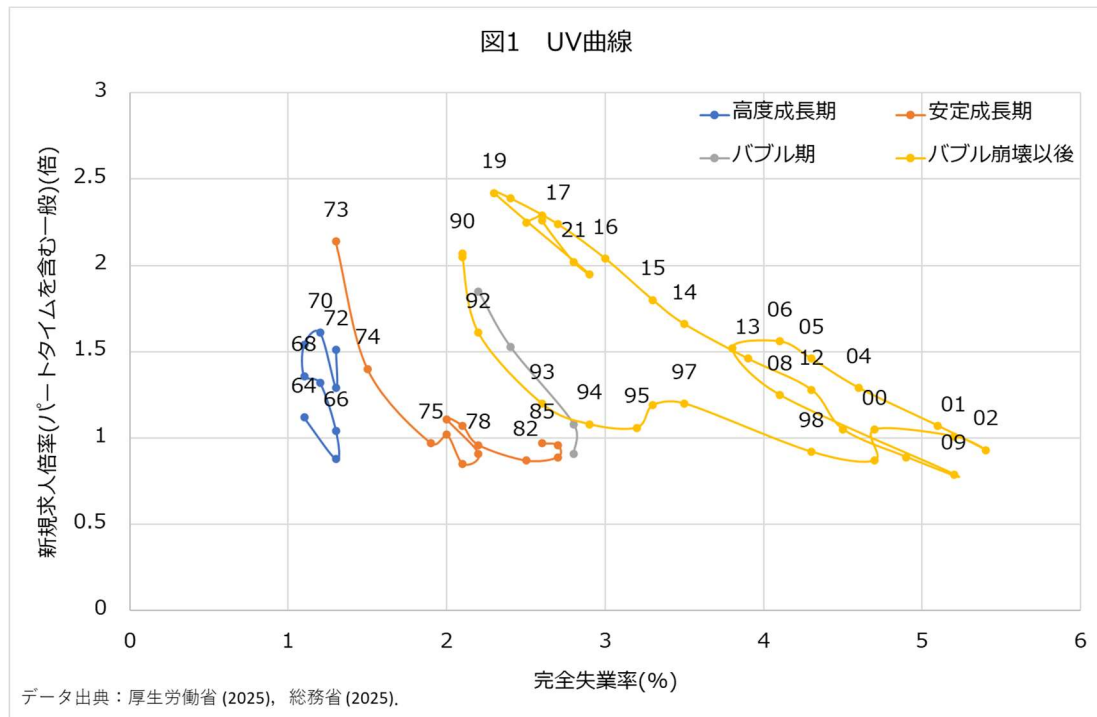




表 2 マッチング関数：OLS 推計(1 階階差モデル)  
(推計期間：1964-2024 年)

被説明変数： $\Delta \ln\left(\frac{e_t}{u_{t-1}}\right)$			
	モデル 1	モデル 2	モデル 3
定数項 $\nu$	-0.0260 ** (-2.57)	-0.0185 (-0.749)	-0.0292 *** (-2.78)
$\phi$	0.2518 *** (3.48)	0.2143 * (1.76)	0.2693 *** (3.63)
定数項ダミー $\psi_{antei}$ (安定成長期)		-0.0386 (-1.15)	
定数項ダミー $\psi_{bubble}$ (バブル期)		0.0184 (0.322)	
定数項ダミー $\psi_{houkai}$ (バブル崩壊以後)		0.0083 (0.288)	
定数項ダミー $\psi_{koizumi}$ (小泉構造改革期)			0.0064 (0.135)
定数項ダミー $\psi_{lehman}$ (リーマン・ショック期)			0.0067 (0.100)
定数項ダミー $\psi_{korona}$ (コロナショック期)			-0.0333 (-0.436)
係数ダミー $\omega_{antei}$ (安定成長期)		0.1103 (0.611)	
係数ダミー $\omega_{bubble}$ (バブル期)		-0.3971 (-0.977)	
係数ダミー $\omega_{houkai}$ (バブル崩壊以後)		-0.0218 (-0.127)	
係数ダミー $\omega_{koizumi}$ (小泉構造改革期)			0.1160 (0.233)
係数ダミー $\omega_{lehman}$ (リーマン・ショック期)			-1.771 (-0.930)
係数ダミー $\omega_{korona}$ (コロナショック期)			-0.2986 (-0.387)
サンプルサイズ	60	60	60
Adj. R-squared	0.213	0.232	0.238

AIC	-134.4	-130.4	-130.9
BIC	-130.2	-113.7	-114.1
Durbin-Watson	2.075	2.210	2.252

() 内は T 値. \*\*\*は 1%有意水準, \*\*は 5%有意水準, \*は 10%有意水準.

表 3 マッチング関数  
(推計期間：1964-2024 年)

被説明変数： $\Delta \ln \left( \frac{m_{t-1}}{u_{t-1}} \right)$		
	モデル 1 OLS 推計	モデル 1 操作変数法
定数項 $v$	-0.0260 ** (-2.57)	-0.0261 ** (-2.34)
$\phi$	0.2518 *** (3.48)	0.5048 *** (2.94)
サンプルサイズ	60	58

() 内は T 値. \*\*\*は 1%有意水準, \*\*は 5%有意水準, \*は 10%有意水準.

## 付表

付表 1 第 1 段階の推計結果：OLS 推計

被説明変数： $\Delta \ln \left( \frac{e_t}{u_{t-1}} \right)$	
定数項	0.0008 (0.0431)
ラグ 1 $\Delta \ln \left( \frac{e_{t-1}}{u_{t-2}} \right)$	0.5145 ** (2.55)
ラグ 2 $\Delta \ln \left( \frac{e_{t-2}}{u_{t-3}} \right)$	-0.2374 * (-1.80)
サンプルサイズ	60
F 値	6.5657

() 内は T 値.

\*\*\*は 1%有意水準, \*\*は 5%有意水準, \*は 10%有意水準.