

# 動学的パネル分析による公的機関の長期的業績評価

富岡 淳\*

## 要 旨

公的機関の定量的な業績管理および評価の方法として、外的要因を考慮した比較分析・目標管理である「調整成果指標」を提案する。そのエッセンスは回帰分析における残差分析の拡張である。経済理論の示唆をふまえることで外的要因の選定や回帰モデルの特定が自然に行われうることを、労働経済学のマッチング関数を例にとり示す。パネルデータにおける静学的モデルの複数のアプローチ (Pooled OLS, Between推定量, ランダム効果, 固定効果) および動学的モデルを比較検討したうえで、職安統計の県別年次データをそれぞれの手法で分析し、静学的パネル分析の外生性の仮定が棄却されることを示す。動学モデルから計算された調整成果指標は、外的要因 (労働市場の需給) を考慮するか否かで、成果指標がまったく様相を変えることを示唆する。

## 1. 序 論

日本をはじめとする先進諸国では、第二次大戦後の労働市場において確立したかに見えた長期雇用と組織内スキル形成のシステムが近年弱体化しつつある。その結果、公的な職業紹介や能力開発支援といった「積極的雇用政策」のプレゼンスが増すとともに、その効果を定量的に管理・評価することの必要性が広く認識されるようになった。こうして、いわゆる目標管理制度は、いまや公的部門において一般的なものとなっている。学校は共通テストの平均点、警察は検挙件数、裁判所は判決数、大学は専門的論文の発表数、病院は手術後の生存率、ハローワークは就職率といった成果指標を用いて、各組織の業務を事前および事後に吟味評価するなどである。<sup>1</sup>

しかし、成果水準の安易な定量的評価は公的機関の本来の目的にとって有害ともなりうる。たとえば、成果に影響を及ぼす外的な環境が組織間で異なる場合、環境の違いを考慮せずに各組織を評価付けることは、事実認識として誤っているのみならず、現場の士気を不必要に下げることの恐れがある。

本稿は、公的機関の定量的な業績管理および評価の方法として、外的要因を考慮した比較分析・目標管理である「調整成果指標」を提案する。アイデアは、各オフィスが置かれた条件の違いの影響を調整した成果指標を作成し、目標設定と比較に用いるものである。外的条件を共有するオフィス群に対して、ある「期待される成果水準」を適宜計算し、それと実現した水準との差という尺度において、各オフィスの状況を吟味する。正あるいは負の差が大きいオフィスについては、定性的な調査や議論を行なうことで、これまで注目されていなかった要因が浮かび上がるかもしれない。それを新たな調整要因として加えて成果指標を計算しなおすならば、より精緻で現場の納得度も高い業績評価へと近づけることが可能であろう。手法のエッセンスは回帰分析における残差分析の拡張である。

富岡 (2013) は調整成果指標のアイデアと含意をクロスセクションデータを例にとり詳説したうえで、職安統計の県別月次パネルデータを利用して静学的なマッチングモデルを固定効果モデルで推定し、調整成果指標の具体例を示した。しかし、パネル分析の手法は固定効果推定量だけではない。また、一般に、静学的パネル

※ 青森公立大学講師

データ分析の成否は二種類の外生性条件，すなわち観測されない個別効果からの説明変数の外生性，および過去と将来の変数からの外生性に関わっている．このうち富岡（2013）は前者の不成立には対処しているが，後者は仮定している．本稿は，静学的モデルの四つのアプローチ（Pooled OLS，Between，ランダム効果，固定効果）の長短を比較したうえでマッチングモデルを職安統計の県別年次データから推定し，外生性の仮定二種が棄却されることを示す．そこで，二つの外生性が成立しない場合に対応する動学的マッチングモデルを操作変数法で推定し，調整成果指標を作成した．外的要因（労働市場の需給）を考慮するか否かで，成果指標はまったく様相を変えることを示す．

まず第2節で調整成果指標のアイデアを1時点データの場合について解説する．第3節でそれをパネルデータ分析に拡張し，マッチングモデルを用いた実証分析を行う．第4節は先行研究との関連に触れる．

## 2. 調整成果指標のアイデア

### 2-1. クロスセクションデータの場合

以下においてクロスセクションの単位は，何らかの行政単位を考える．都道府県レベル（教育委員会や労働局）でもよいし，各オフィス（公立学校やハローワーク）でもよい．同じ業務を行なう一群のオフィスにおいて，なんらかの成果指標がすでに選定されている状況から議論をスタートする．職業紹介を例にとると，成果指標には就職件数（ないし率）が考えられる．ただし，一般に各ハローワーク（以下，HW）の属性や置かれた状況はさまざまである．それらの違いを無視した目標水準設定や比較評価は，現実には一般的であるが，きわめてあらっぽい方法であり，またフェアでない．仮に，求職者の平均年齢が高いほど，就職確率は低くなるでしょう．求職者の平均年齢が高いHWは相対的に不利な条件下にあるので，その分だけ成果のベンチマークを低めに定めるか，指標に割増の調整を施したうえで他のHWと比較するのが理

にかなってしよう．

また，公立学校を例にとるならば，成果指標としては全国共通テストの学校単位の平均点が考えられよう．しかし，一般に生徒の成績は出身家庭の経済状況や親の学歴によって左右されることが教育社会学者によって指摘されている．したがって，貧困家庭の多い地域の学校の成果指標を学歴の高いミドルクラスの多い地域の学校のそれと単純に比較評価するのはあらっぽい方法である．

そこで，各オフィスが置かれた条件の違いの影響を調整した「調整済み成果指標」を作成し，目標設定と比較に用いる．すなわち，所与の条件に対応して各オフィスに何らかの「期待される成果水準」を適宜計算し，それと実際の成果水準との差という尺度において，各オフィスの状況を吟味する．

ここで，あるオフィス $i$ に「期待される成果水準」の定め方は，「オフィス $i$ と同じ外的条件のもとにあるオフィス群（ $x_i = x_j = x_k = x_l, \dots$ ）について，成果の実績値（ $m_j, m_k, m_l, \dots$ ）を集め，成果の平均値を計算すると，この水準 $\hat{m}_i$ である，それゆえこの成果水準 $\hat{m}_i$ をオフィス $i$ にも期待してよい」といった考えにもとづく．これは，公的部門には企業組織における収益のような明快で根本的な評価尺度が存在しないため，環境が比較可能なオフィス群ごとに，成果の実態にもとづいたベンチマーク水準を定める，とも言える．形式的には，我々が求めたいのは，外的要因の水準 $x$ に対して成果 $m$ の期待値を与える関数 $E(m|x)$ である．ところで，任意の確率変数は，条件付期待値関数と，それに直交する残差項（平均0）とに分解できる．これを $m = E(m|x) + \varepsilon$ と表す．以下，例をHWにとり，成果指標を就職率，外的要因を求職者の平均年齢として，調整指標の作成手順とその解釈を示す．

① **モデル設定** 安定所番号などをもとに，全HWに適当に識別番号をつける．任意の $i$ 番のHWにおける成果指標（就職率）を $m_i$ であらわし，外的要因（ここでは求職者の平均年齢）を $x_i$ であらわす．全国に600箇所HWがあると（母集団），各HWの成果指標に

ついて  $m_i = E(m_i | x_i) + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, 600$  を考える。  $\varepsilon_i$  は平均年齢以外の要因であり、データ上は観測できない。定義より  $E(\varepsilon | x) = 0$  である。それゆえ外的条件  $x$  (求職者の平均年齢) が同一である複数のHWの間では、期待される成果は同一の水準となる。また、条件  $x$  に有利不利の違いがある場合は、その違いを考慮したうえで期待される成果の水準を個別に設定している。

- ② **実績値との比較** 各HWの実際の成果指標の値  $m_i$  と、期待成果指標の値との差を計算する： $m_i - E(m_i | x_i), i = 1, 2, \dots, 600$ 。あるHWではこの値がプラスであれば、そのHWは自身が置かれた状況のもとで期待される水準をこえた成果をあげている。また、 $x$  と  $m$  の相関が負だとすれば、求職者の平均年齢が高いHWについては期待される成果が低い。ため  $m_i - E(m_i | x_i)$  は高めに計算される。このような意味で、この値は条件調整済み成果指標とよぶことができる。
- ③ **組織間比較** 全HWの調整指標の  $m_i - E(m_i | x_i)$  を求め、ランキングなどを作成し、調整していない成果指標  $m_i$  の場合と比較する。
- ④ **推定** 通例、全数調査は困難であり、条件付き期待値関数  $E(m | x)$  そのものは未知であるので、 $(m_i, x_i)$  の標本を用いてこの関数を推測する。すなわち、 $m_i = E(m_i | x_i) + \varepsilon_i$  に最小二乗法その他の方法を適用して  $E(m | x)$  を推定する。

なお、表記上もまた推定の上でも、外的要因  $x$  は複数の変数からなるベクトルだと考えても上の議論は変わらない。ただし、表記を強調するために以下では説明変数はベクトル  $\mathbf{x}$  のように太字で記すことにする。

条件付き期待値関数  $E(m | \mathbf{x})$  の識別自体は、データに有意なばらつきがある限り、パラメトリックあるいはノンパラメトリックに必ず達成可能である。したがって、問題は、推定すべき関数  $E(m | \mathbf{x})$  が関係者にとって十分に興味深いものであるか否かである。それゆえ、仮に業務や評価の関係者の間で、考慮すべき外生的要因はすでに  $\mathbf{x}$  のデータ中に過不足なく収集され

ている、との合意が成立しているならば、調整成果指標は容易に計算でき、実践的にも関係者の納得のいく情報を提供する。もちろん、現実にはベクトル  $\mathbf{x}$  や関数  $E(m | \mathbf{x})$  のあるべき形について合意を得るのは容易ではないかもしれない。また、データ収集にはコストがかかるため、仮に考慮すべき外的要因について合意が確立していたとしても、それらの全てが  $\mathbf{x}$  の要素として入手できることは稀である。したがって、脱落変数バイアスへの対策をはじめとする計量経済学的な工夫が必要になる。

あるべき  $\mathbf{x}$  の要素としては、HWの文脈では、求職者の経済状況、学歴、性別、職歴、求人企業の規模、産業、職員数、求職者数や求人件数、求人情報検索端末の台数、マクロ的な景気、などが考えられよう。もちろん、これらが「外的要因」であるためには、各オフィスにはコントロールできない決まり方をしている必要がある。現場のオフィスには上級官庁から配分される予算の額や用途についての裁量がない場合は外生性が成立しやすいであろう。また、豪雪地帯では冬場は建設業界から除雪作業の求人が増え、夏場は求人が激減する、といった産業構成や季節性の影響には外生性を想定してもよいであろう。

なお、分析者が外的要因を選定するにあたっては、アームチェアの研究者であることをやめ、現場の当事者へのヒアリングを含む分析対象の制度や慣行に関する研究調査を行うことが必要である。とくに、実績値と期待値の差が正あるいは負の方向で大きいオフィスについて定性的な調査を行なうと、これまで注目されていなかった要因が浮かび上がるかもしれない。それを新たな調整要因として導入して成果指標を計算しなおすならば、より精緻で現場の納得度も高い業績評価へと近づけることが可能であろう。したがって、前出の指標作成作業は一度④に到達すれば終わるものではなく、現場と評価の関係者に広く結果を伝達し、変数  $\mathbf{x}$  の選定や関数  $E(m | \mathbf{x})$  の特定化について討議を行い、再び①に戻るというフィードバックプロセスとなることができる。

実際、どんな分野でも、現場の人々は上位者や第三者によって一方的に業務を評定されるこ

とに対して不満を抱くものではないだろうか。そして、ハーシュマン、A. (2005[1970]) の古典的な洞察を想起するならば、調整成果指標の実践において現場の主張(voice)を聴くことは、現場の士気を高め組織への帰属意識を醸成し(loyalty)、業務の改革に寄与し、離職者(exit)を減らす、といった好ましい副産物をもたらす可能性さえある。

なお、外生性を満たす $\mathbf{x}$ の選定はもちろんのこと、 $E(m|\mathbf{x})$ の関数形を見定めるにあたっては、経済理論が示唆を与える場合がある。本稿はその一例として、労働経済学におけるマッチング関数の研究を取り上げる。

## 2-2. 一時点データの問題点

一時点データの場合には、モデルを $m_i = E(m_i | \mathbf{x}_i) + u_i = \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta} + u_i$ とすれば、推定された調整成果指標は $\hat{u}_i = m_i - \mathbf{x}_i \hat{\boldsymbol{\beta}} = m_i - \hat{m}_i$ と書ける。しかしこの場合、観測できない要因 $u_i$ がオフィス $i$ に固有で固定的な要因 $a_i$ と外生的なショック $\varepsilon_i$ の二つからなっていたとしても( $u_i = a_i + \varepsilon_i$ )、データからは両者を識別できない。たとえば、企業の生産関数の分析では、直接観測できない $a_i$ を当該企業に固有で時間を通して固定的な「経営能力」と解釈することがある(千木良・早川・山本(2011, p.18))。組織 $i$ の成果に対して、外的要因の影響力 $\boldsymbol{\beta}$ はどの程度の大きさであり、固定的な「経営能力」 $a_i$ の貢献(または責任)はどの程度であるかを識別することは、客観的な業績評価と業務改革にとって有用であろう。つまり、われわれは $E(m_i | \mathbf{x}_i, a_i) = \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta} + a_i$ を推定して個々のノイズ $\varepsilon_i$ の影響を除去したい。しかし、1時点データからは、仮に $\boldsymbol{\beta}$ を識別できたとしても $a_i$ は観測できないままである。したがって、モデルに検証不可能な仮定を追加しない限り、 $u_i$ における $\varepsilon_i$ と $a_i$ を区別することは不可能である。

そこで以下では、検証不可能な理論的仮定を置く代わりに、データが新たな次元で豊かになること、すなわち多時点での情報が入手できるパネルデータの場合に議論を拡張する。この場合は、仮に $\boldsymbol{\beta}$ を識別できるならば、 $\varepsilon_i$ と $a_i$ は分離して識別できる。のみならず、 $\boldsymbol{\beta}$ の識別自体が1時点データでは不可能であってもパネルデータ

では可能となる場合もある。基本的な議論の枠組みは、標準的な静的および動学的パネルデータ分析である。

## 3. 応用例：県別データによる実証分析

### 3-1. データ

データは、厚生労働省の職業安定業務統計のうち県単位で公開されている「一般職業紹介状況」からとる。成果の調整要因としては有効求職者数と有効求人数、成果指標としては就職件数を持ちいる。「新規求職申込件数」は、期間中にあらたに受けた求職申込の件数をいう。「月間有効求職者数」は、「前月から繰り越された有効求職者数」と当月の新規求職申込件数の合計数をいう。「求人数」についても同様である。「就職件数」は、自安定所の有効求職者が、自安定所の紹介により就職したことを確認した件数をいう。雇用カテゴリーは常用、臨時、季節労働のすべてを含むデータである。

クロスセクションは都道府県( $N=47$ )、時系列は1992年1月から2004年12月までの月次データを年単位に集計した13年間分( $T=13$ )からなるパネルデータを作成した。標本サイズは $NT=611$ である。

### 3-2. 推定するモデル

成果指標の調整要因と関数形を選定するにあたって、モチベーションを労働経済学に求める。まず、もっともシンプルなマッチング関数を考える。就職件数 $M$ は求職者数 $U$ と求人件数 $V$ の関数、とくにコブ=ダグラス型関数 $M = F(U, V) = U^{\beta_u} V^{\beta_v}$ であると想定する。両辺の対数をとって線形に変換した式 $\ln M = \beta_u \ln U + \beta_v \ln V$ の係数をデータから推定するのが便利である。 $\beta_u + \beta_v = 1$ 、すなわち関数 $F$ が一次同次のときは、マッチング機構に混雑効果などの外部性が存在しないものと解釈できる。

(1) 静的パネル分析 以下では、都道府県パネルデータの構造を利用するために、さらに次のように特定する。

$$M_{it} = F_{it}(U_{it}, V_{it}) = B_{it} U_{it}^{\beta_u} V_{it}^{\beta_v} = B \exp(a_i + \varepsilon_{it}) U_{it}^{\beta_u} V_{it}^{\beta_v}$$

ここで  $a_i$  はクロスセクション  $i$  に固有の固定的効果、 $\varepsilon_{it}$  は  $i$  の  $t$  期における純粋なノイズあるいはショックである。パラメータ推定の便宜のため、対数変換した線形関数

$$m_{it} = b + \beta_u u_{it} + \beta_v v_{it} + a_i + \varepsilon_{it}, \quad i=1, \dots, 47; t=1, \dots, 13 \quad (1)$$

を考える。任意の時点  $t$  において関数形として  $E(m_{it} | u_{it}, v_{it}, a_i) = b + \beta_u u_{it} + \beta_v v_{it} + a_i$  を仮定し、それゆえ  $E(\varepsilon_{it} | \mathbf{x}_{it}, a_i) = 0$  である。なお、表記の簡略化のため、しばしば  $\mathbf{x}_{it} = (1, u_{it}, v_{it})$ 、 $\boldsymbol{\beta} = (b, \beta_u, \beta_v)$  と表す。その場合はモデルは  $m_{i,t} = \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} + a_i + \varepsilon_{it}$  となる。

われわれは、組織  $i$  の成果に対して純粋なショック  $\varepsilon_{it}$ 、外的要因の影響力  $\boldsymbol{\beta}$ 、そして固定的な要因  $a_i$  の貢献（または責任）がそれぞれどの程度であるかを識別するため、 $E(m_{it} | \mathbf{x}_{it}, a_i)$  を把握したい。しかし  $a_i$  はデータとして直接には観察不可能なので、 $E(m_{it} | \mathbf{x}_{it}, a_i)$  は間接的に（あるいは何らかの仮定を追加して）推定するほかない。もちろん、 $a_i$  を無視した関数  $E(m_{it} | \mathbf{x}_{it})$  は観測可能な変数  $(m_{it}, \mathbf{x}_{it})$  によって識別できるが、一般にそれは  $\mathbf{x}_{it}$  の構造的な貢献  $\mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta}$  とは異なるものである。実際、

$$E(m_{it} | \mathbf{x}_{it}) = E(\mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} | \mathbf{x}_{it}) + E(a_i | \mathbf{x}_{it}) + E(\varepsilon_{it} | \mathbf{x}_{it}) = \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} + E(a_i | \mathbf{x}_{it}) \quad (2)$$

であるから、 $\mathbf{x}_{it}$  の貢献のみを識別するためには  $E(a_i | \mathbf{x}_{it})$  を把握する必要がある。しかし、 $a_i$  は直接には観察できないので、これは追加的な仮定なくしては不可能である。

(1) Pooled OLS 周知のとおり、各期において観察不可能な個別効果が説明変数から平均的に独立である ( $E(a_i | u_{it}, v_{it}) = E(a_i | \mathbf{x}_{it}) = 0$ ) あるいは少なくとも  $a_i$  と  $\mathbf{x}_{it}$  が無相関である、という追加的条件を仮定するならば、サイズ  $N \times T$  の  $(m_{it}, u_{it}, v_{it})$  の標本に最小二乗法 (Pooled OLS) を適用して、係数  $\boldsymbol{\beta} = (b, \beta_u, \beta_v)$  を一致推定できる。実際、(2) において  $E(a_i | \mathbf{x}_{it}) = 0$  ならば  $E(m_{it} | \mathbf{x}_{it}) = \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta}$  である。次に調整成果指標の推定であるが、母集団において  $a_i = m_{it} - \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} - \varepsilon_{it}$  であるから、各  $i$  について時系列で期待値とると

$$E_i(a_i) = a_i = E_i(m_{it} - \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} - \varepsilon_{it}) = E_i(m_{it}) - E_i(\mathbf{x}_{it}) \boldsymbol{\beta} - E_i(\varepsilon_{it}) = E_i(m_{it}) - E_i(\mathbf{x}_{it}) \boldsymbol{\beta} \quad (3)$$

$E_i(m_{it})$  と  $E_i(\mathbf{x}_{it})$  は、 $T$  が十分に大きければ標本の期間平均  $\bar{m}_i$  と  $\bar{\mathbf{x}}_i$  で正確に推定できる。それゆえ、 $a_i$  の推定値は  $\hat{a}_i = \bar{m}_i - \bar{\mathbf{x}}_i \hat{\boldsymbol{\beta}}$  と計算でき、その精度は係数の推定値  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  の正確さ次第となる。

(2) Between推定量 自治体や公的機関の小規模なオフィスでは、計量経済学的分析のための人的・物的資源に乏しいことが多い。たとえば、標本サイズ  $N \times T$  が大きい場合は、一般的な表計算ソフトでは対応が難しいかもしれない。そのような場合は、始めから期間平均の変数を利用する、いわゆるBetween推定量が便利であろう。すなわち、(1)のモデルを期間平均に関するものに変換し

$$\bar{m}_i = \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\beta} + a_i + \bar{\varepsilon}_i, \quad \text{where } \bar{m}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T m_{it}, \text{ etc.} \quad (4)$$

前段落と同様に任意の  $t$  において  $a_i$  と  $\mathbf{x}_{it}$  が無相関であれば  $a_i$  と  $\bar{\mathbf{x}}_i$  も無相関なので、 $\bar{m}_i$  と  $\bar{\mathbf{x}}_i$  に最小二乗法を適用して係数を識別できる。これはサンプルサイズ  $N$  の一時点データの分析であるから、直感的に把握しやすく、通常の表計算ソフトでも容易に対応できよう。

もっとも、各クロスセクションにおいて毎期間  $a_i$  が存在する限り、モデルの推定時に ( $a_i$  を含めた) 誤差項には自己相関と不均一性が発生している可能性は高い。それらに対して頑健な標準誤差の推定量を計算することは、一般的な表計算ソフトでは容易ではない。

(3) ランダム効果推定量 周知のとおり、推定量の効率性の観点からは一般にPooled OLS やBetween推定量よりもランダム効果 (RE) モデルが優れている。標準的なRE分析は、前出の仮定  $E(a_i | \mathbf{x}_{it}) = 0$  を維持しつつ、後述の「厳密な外生性」の仮定、および各期の誤差項が時系列で均一分散であり ( $E(\varepsilon_{it}) = \sigma_\varepsilon^2$ ,  $t=1, 2, \dots, T$ )、自己相関がゼロであること ( $E(\varepsilon_{it} \varepsilon_{is}) = 0$ ,  $\forall t \neq s$ ) を仮定し、この誤差項の情報をFeasibleな一般化最小二乗法 (FGLS) で活用することで通常の最小二乗法よりも精密な推定を可能とする。また、次に見る固定効果推定量とは異なり、REモデルは

時間を通して変化しない説明変数の係数も識別できる。

$a_i$ のオフィス間での分布に興味がある調整成果指標にとって、REモデル的なアプローチの一つの利点は、各オフィスごとに $a_i$ の信頼区間を計算できることである。その種の分析は、学校や病院の評価を研究する統計学者によって採用されており、分析手法はmixed モデル、multilevel モデルなどと呼ばれている。そのうちもっともシンプルなのはrandom interceptモデルであり、これはREモデルにおいて特定の確率分布を仮定した場合と同値だと思われる。すなわち、 $a_i$ に正規分布などを仮定し、ベイジアン的に事前確率分布とデータとをふまえて各オフィスの $a_i$ を予測し、その信頼区間とともに組織のランキングの図表を作成している。不確実性を明示することには啓蒙的意義もある。学校評価にmultilevel分析を応用しているGoldstein and Spiegelhalter(1996)によると、英国でも新聞や政府が公表する共通テストの平均点による学校ランキング (league table と呼ばれ、点推定にもとづく) に人々が一喜一憂し、必要以上に点数稼ぎに執着する傾向がある。統計データには不確実性が不可避であることを自覚し、耐性を培う上でも、成果指標を比較するにあたっては点推定の両側に95%信頼区間などを視覚的に明示することには意味があろう。二つの組織の成果の点推定値の差は、単に誤差の範囲内にあるのかもしれないからである。

このように、これらの手法による組織評価にはいくつかの利点があるが、いずれにせよ観測可能な変数 $\mathbf{x}_{it}$ と $a_i$ とに無相関を仮定する点でREモデルとその本質において同類である。しかし、まさにその仮定のために、REモデルとその同類はPOLS、Between推定量と共通の弱点を持つ。すなわち、 $a_i$ と $\mathbf{x}_{it}$ に相関がある場合は、RE推定量を適用すると係数 $\beta$ は(それゆえ $a_i$ も)正しく推定できない。

(4) 固定効果推定量 しかし、周知のとおり、一定の条件のもとでは固定効果 (FE) 推定量がこれを可能とする。各変数の期間平均からの乖離を利用してモデルを変換して $m_{it} - \bar{m}_i = (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)\beta + \varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i$ と観測不可能な $a_i$ を消去し、これを

$\dot{m}_{it} = \beta\dot{\mathbf{x}}_{it} + \dot{\varepsilon}_{it}$ と書きなおすと、標本において $N \rightarrow \infty$ のとき、 $\dot{m}_{it}$ を $\dot{\mathbf{x}}_{it}$ に回帰する最小二乗法によって係数 $\beta$ を一致推定するための条件は、 $E(\dot{\varepsilon}_{it} | \dot{\mathbf{x}}_{it}) = E(\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i | \mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i) = 0$ となる。明らかに、この条件が満たされるためには、誤差項 $\varepsilon_{it}$ が( $\bar{\mathbf{x}}_i$ を構成する)全期間の説明変数 $(\mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT})$ から平均的には独立していること、いわゆる「厳密な外生性」(strict exogeneity)

$$E(\varepsilon_{it} | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT}, a_i) = 0 \quad (5)$$

を仮定すればよい。別の角度から見ると、いまモデルは $m_{it} = \mathbf{x}_{it}\beta + a_i + \varepsilon_{it}$ ,  $t = 1, 2, \dots, T$ であるので、条件(5)は

$$E(\varepsilon_{it} | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT}, a_i) = E(m_{it} - \mathbf{x}_{it}\beta - a_i | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT}, a_i) = 0$$

と書ける。最後の等号から、成果の条件期待値について

$$E(m_{it} | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT}, a_i) = E(\mathbf{x}_{it}\beta + a_i | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT}, a_i) = \mathbf{x}_{it}\beta + a_i \quad (6)$$

が成り立つ。つまり、今期の $\mathbf{x}_{it}$ と $a_i$ とでコントロールしている限り、今期の成果は他の期の説明変数 $\mathbf{x}_{is}$ ,  $s \neq t$ の影響を受けない。(後述するように、過去の成果が今期の成果を直接に左右しているラグ付従属変数モデルの場合、この条件は成立しえない。)

なお、Wooldridge(2010,p.325)は厳密な外生性をテストする方法を提案している。すなわち、 $T > 2$ であるとして、 $t+1$ 期の説明変数 $\mathbf{X}_{i,t+1}$ の一部からなる変数 $\mathbf{w}_{i,t+1}$ を $t$ 期の成果のモデルに追加した

$$m_{it} = \mathbf{x}_{it}\beta + \mathbf{w}_{i,t+1}\delta + a_i + \varepsilon_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, T-1 \quad (7)$$

を考える。厳密な外生性が成立しているとの帰無仮説のもとでは係数 $\delta = 0$ であり、かつFE推定量は $a_i$ をコントロールできるので、(7)をFEモデルで推定して $\delta = 0$ を $t$ 検定すればよい。棄却できなければ、FE推定量の一致性の前提である厳密な外生性が成立しているとみなし、その推定値 $\hat{\beta}$ を利用して $a_i$ の推定値を $\hat{a}_i = \bar{m}_i - \bar{\mathbf{x}}_i\hat{\beta}$ と計算できる。一方、帰無仮説が棄却される場合は、FE推定量は一致性をもたず、後に述べるように操作変数法が必要となる。

なお、FEモデルは期間平均からの偏差の変数

を用いるため、時系列で変化しない変数については係数が識別できない点でREやPOLLS, BEよりも不便ではある。この点は3-5節で再論する。

ここで調整成果指標に話を戻すと、一時点データの場合には、モデルを  $m_i = E(m_i | x_i) + u_i = x_i \beta + u_i$  とすれば、調整成果指標は  $\hat{u}_i = m_i - x_i \hat{\beta} = m_i - \hat{m}_i$  であった。この場合、観測できない要因がオフィス  $i$  に固有で固定的な要因  $a_i$  と外生的なショック  $\varepsilon_i$  の二つからなっていたとしても ( $u_i = a_i + \varepsilon_i$ )、両者を識別できなかった。一方、パネルデータを利用した調整成果指標  $\hat{a}_i = \bar{m}_i - \bar{x}_i \hat{\beta}$  は、各変数の期間平均から計算されているため、可変的な外的要因と短期的なノイズの影響を除外した長期的な真の成果水準を表すと考えることができる。じっさい、可変的要因の期間平均が等しく  $\bar{x}$  である二か所のオフィス  $i$  と  $j$  が、成果の期間平均では異なる水準を実現しているとすれば、その成果の差は  $\hat{a}_i$  の差で与えられる： $\bar{m}_i = \bar{x} \beta + \hat{a}_i > \bar{m}_j = \bar{x} \beta + \hat{a}_j \Rightarrow \bar{m}_i - \bar{m}_j = \hat{a}_i - \hat{a}_j > 0$ 。

次に、HWの地域パネルという文脈において、 $a_i$  の意味と係数の一致推定の条件を考えたい。各県には期間を通じて観測不可能で安定的な個別要因の水準  $a_i$  が存在し、かつそれが求職や求人の数と相関している可能性がある。たとえば、地方非都市圏などでは、大都市圏に比べると社会経済の流動性が少なく、求人求職の性質が均質的であり、HW以外の民間業者によるマッチングのルートが乏しく、地元企業や教育機関とHWとの間の信頼・連携関係やHW内部での求人開拓などのマッチングのノウハウが継承されやすいため、HWのマッチングが効率的になりやすいと同時に求人数  $u_{it}$  や求職者数  $v_{it}$  自体も多い、といった可能性が考えられる。また、地域の気候や文化・習俗的な風土の違い(勤勉を尊び、無業者への風当たりが強いかなど)が、求職意欲および就職意欲に(したがって  $u_{it}$  と  $v_{it}$  にも)影響している可能性もあろう。

前述のとおり、(厳密な外生性が成立しているとして) その種の相関がない場合 ( $E(a_i | x_i) = 0$ ) はRE推定量は一致性と効率性を満たす。一方、FE推定量は、 $E(a_i | x_i)$  に任意の関数形を許容しつつ、一致性を満たす。モデルがいずれのケースにあ

たるかは両推定値の差をもとにハウスマン検定で判断する。

求人・求職数と  $a_i$  の違い以外にも、各期に県(クロスセクション)  $i$  間で就職件数にばらつきがあるのは、 $i$  への外生的な正負のショック ( $\varepsilon_{it}$ ) によるものとみなす。当該ショックが地域間で不均一であったり地域内で自己相関をもつ可能性に対しては、それらに頑健な標準誤差の推定量を用いて対応する。

実際に、ここで3つの変数それぞれの1次の自己相関係数を計算すると、対数就職件数は0.9976、対数求職者数は0.9952、対数求人件数は0.9837と、いずれも1次の自己相関がきわめて高い。この理由として、対数就職件数  $m_{it}$  については、各地域の観察不可能で固定的な個別効果  $a_i$  の影響、観察可能な説明変数 ( $u_{it}, v_{it}$ ) の影響、そして過去の自身 ( $m_{i,t-1}, m_{i,t-2}, \dots, m_{i,t}$ ) の影響の3つが考えられる。前二者はパネル分析で ( $u_{it}, v_{it}, a_i$ ) をコントロールすることで対応できるが、3つ目の問題は別次元であり、たとえば非定常(単位根をもつ)の可能性も示唆する。これは標準的なパネル分析のように時系列の  $T$  を固定してクロスセクションの  $N \rightarrow \infty$  によって推定するパラメータについては問題でなからうが、個別効果  $a_i$  の推定が意味をもつためには長い  $T$  に伴って一定の期待値への収束が必要である。とはいえ、今回のように短いデータ ( $T=13$ ) では単位根検定の検出力がきわめて低いこともよく知られている。この点を厳密に扱うのは筆者の今後の課題としたい。

(5) 動学的パネル分析 ( $u_{it}, v_{it}, a_i$ ) の影響を考慮してもなお  $\{m_{it}\}$  の自己相関が(単位根ではないまでも) 高く、過去の自身にも直接影響を受けている可能性を吟味するには、動学的なパネル分析が有意義である。前出のモデルは各変数について同一時点での影響関係を想定した、静学的なパネル分析のモデルであった。ところで、今期の成果が  $a_i$  と  $x_{it}$  のみならず過去の成果にも依存している場合は、これまでの方法では係数は正確に推定できない。この点を確認するために、今期の就職件数が今期の求人求職の他に前期の就職件数にも依存する、以下の動学的マッチング関数を考えたい。

$$M_{it} = F_{it}(M_{i,t-1}, U_{it}, V_{it}) = B_{it} M_{i,t-1}^{\gamma} U_{it}^{\beta_u} V_{it}^{\beta_v} = \\ \text{Bexp}(a_i + \varepsilon_{it}) M_{i,t-1}^{\gamma} U_{it}^{\beta_u} V_{it}^{\beta_v}$$

これを対数変換した次の式が推定の対象である。

$$m_{it} = b + \gamma m_{i,t-1} + \beta_u u_{it} + \beta_v v_{it} + a_i + \varepsilon_{it} \\ = \gamma m_{i,t-1} + \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} + a_i + \varepsilon_{it}, \quad t=1, 2, \dots, T \quad (8)$$

経済理論や現実の経済制度の観点からすると、ラグ付従属変数を導入する積極的な理由はさしあたり二つある。第一に、労働需要や設備投資の動学的な経済理論では、非線形の調整費用が存在する場合、長期の最適解に時間をかけて到達する部分調整モデルが導出される。職業紹介のマッチング機能にも部分調整モデルがあてはまる可能性はあろう。第二の理由は、労働政策における目標管理制度の実態である。主要先進国の労働行政と同様に日本でも、厚労省の職業安定局は各県の労働局に、また各県の労働局は各HWに、目標管理を実施している。実際の運用について詳細は不明であるが、基本的には、各地域の労働市場の情勢を勘案しつつも、前期の成果水準に上乘せした形で当期の目標値を設定するものようである。そのアイデアを計量経済学的モデルで表現するならば、第一次近似としては(8)のごとくになる。係数 $\gamma$ は、第1の例では調整速度あるいは持続性を、第2の例ではベンチマーク水準への目標の上乘せ分を捉えていると解釈できよう。実際のラグ数はモデルの推定の試行から推測することができる。

(8)のモデルにおいて、ダイナミクスは係数 $\gamma$ を通して次のように働く。簡単化のため外的要因 $\mathbf{x}_{it}$ が一定の水準 $\bar{\mathbf{x}}_i$ で推移し続けると仮定すると、時点 $t$ での成果は

$$m_{it} = \gamma m_{i,t-1} + \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\beta} + a_i + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

で与えられる。したがって、時点 $t$ で外的なショック $\varepsilon_{it}$ が平均よりも大きな正の値だったとすると、当該期の成果 $m_{it}$ も高い水準を達成する。ここで係数が $\gamma \approx 1$ である場合を考えると、次の $t+1$ 期の成果は(9)より $m_{i,t+1} \approx m_{it} + \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\beta} + a_i$ となり、前期からの高い水準を持続している。逆に $\gamma \approx 0$ である場合には、 $t+1$ 期に成果は $m_{i,t+1} \approx \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\beta} + a_i$ となり、平均的な水準 $\bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\beta} + a_i$ に速やかに回帰することがわかる。

では、仮に $(\gamma, \boldsymbol{\beta})$ が正確に推定できたとして、

個別効果 $a_i$ の推定値はどのように求めることができるだろうか。これまで暗黙にそうしてきたように各 $i$ について $(\mathbf{x}_{it}, m_{it})$ に定常性を仮定するならば、 $\bar{m}_i = \hat{\gamma} \bar{m} + \bar{\mathbf{x}}_i \hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{a}_i$ 、すなわち $\hat{a}_i = (1 - \hat{\gamma}) \bar{m} - \bar{\mathbf{x}}_i \hat{\boldsymbol{\beta}}$ と計算する方法が考えられよう。

次に、係数 $(\gamma, \boldsymbol{\beta})$ の推定の条件を考える。ダイナミックなモデル(8)の右辺の説明変数 $m_{i,t-1}$ は $t-1$ 期には左辺の被説明変数であるため、 $t-1$ 期の誤差項 $\varepsilon_{i,t-1}$ と相関をもつ。一方、 $m_{i,t-1}$ は当期の成果 $m_{it}$ を左右している。すると誤差項 $\varepsilon_{i,t-1}$ は1期先の成果 $m_{it}$ と相関をもつので、誤差項について前出の厳密な外生性は成立しえない。そこで代わりに、 $\varepsilon_{it}$ に対して成果 $m_{it}$ が先決 (predetermined) 変数であること、いわゆるsequential exogeneity (Wooldridge, 2010, p.368)を仮定する。

$$E(\varepsilon_{it} | m_{i,t-1}, m_{i,t-2}, \dots, \\ m_{i1}, \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{it}, a_i) = 0 \quad (10)$$

この条件は、誤差項が $(a_i)$ も考慮する限り)過去の成果と全期間の外的要因から平均的には独立していることを意味する。したがって、全期間の成果からの独立をも仮定した前出の厳密な外生性よりは弱い要請である。

動学モデル(8)の説明変数 $m_{i,t-1}$ は前期に左辺の被説明変数であったので観察不可能な $a_i$ と相関しており、したがってPooled OLSとBetween推定量は一致性をもたない。また、各変数の平均からの偏差を利用するFE推定量は、第1の説明変数 $m_{i,t-1} - \bar{m}_i$ が誤差項 $\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i$ 中の $\bar{\varepsilon}_i$ と相関しているため(厳密な外生性が成立していない)、やはり一致性を満たさない(長期のパネルデータならば $T \rightarrow \infty$ とともに $\bar{\varepsilon}_i = \sum_{t=1}^T \varepsilon_{it} / T \rightarrow 0$ となり、漸近的にバイアスは消えるが、一般的なショートパネルでこれは期待できない)。

そこで、いわゆるArellano-Bond (AB)推定量を適用する。モデル(8)の誤差項には自己相関がないものと仮定したうえで、1階の差分をとって $(\Delta m_{it} \equiv m_{it} - m_{i,t-1})$ 観察不可能な個別効果 $a_i$ を消去したFDモデルに変形する：

$$\Delta m_{it} = \gamma \Delta m_{i,t-1} + \beta_u \Delta u_{it} + \beta_v \Delta v_{it} + \Delta \varepsilon_{it} \quad (11)$$

このFDモデルにおいて、説明変数 $\Delta m_{i,t-1} = m_{i,t-1} - m_{i,t-2}$ は誤差項 $\Delta \varepsilon_{it} = \varepsilon_{it} - \varepsilon_{i,t-1}$ と相関しているため、OLSは適切でない。一方、 $\Delta \varepsilon_{it}$ は $\Delta m_{i,t-k}$ ,  $k \geq 2$



とは無相関であるので、過去の成果指標は操作変数の候補となる。実際、sequentialな外生性の仮定(10)より

$$E\left((m_{i,t-1}, m_{i,t-2}, \dots, m_{i1})' \varepsilon_{it}\right) = \mathbf{0}, \quad t = 2, \dots, 13$$

であるから、直交条件  $E\left((m_{i,t-2}, \dots, m_{i1})' \Delta \varepsilon_{it}\right) = \mathbf{0}$ ,  $t = 3, \dots, 13$  を得る。たとえば第3期では  $\Delta m_{i3} = \gamma_1 \Delta m_{i2} + \Delta \mathbf{x}_{i3} \boldsymbol{\beta} + \Delta \varepsilon_{i3}$  であるが、過去の成果  $m_{i1}$  は、第3期の誤差項  $\Delta \varepsilon_{i3} = \varepsilon_{i3} - \varepsilon_{i2}$  と相関がない一方で、説明変数  $\Delta m_{i2} = m_{i2} - m_{i1}$  とは相関があるため、正当な操作変数である。同様に、次の  $t = 4$  においてはさらに  $m_{i2}$  が、また  $t = 5$  では  $m_{i3}$  が正当な操作変数として加わる。求人と求職については厳密な外生性を仮定する場合は、 $\Delta \mathbf{x}_{it} = (\Delta u_{it}, \Delta v_{it})$  はそれ自身の操作変数として利用できる。それゆえ、FDモデル(11)において各期のラグ付従属変数  $\Delta m_{i,t-1}$  に対する操作変数として、 $t = 3$  では  $m_{i1}$ 、 $t = 4$  では  $(m_{i1}, m_{i2})$  の2個、 $t = 5$  では  $(m_{i1}, m_{i2}, m_{i3})$  の3個、最後の  $t = 13$  では  $(m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{i,11})$  の12個が利用可能であり、全期間では  $\Delta m_{i,t-1}$  には66の操作変数が存在する。周知のとおり、多すぎる識別制約の利用は小標本において不正確なGMM推定の原因となりやすい（とくに操作変数と内生変数の相関が弱い場合）。そこで、以下の推定ではいくつかの長さのラグを試行した結果、時点  $t$  において  $m_{it}$  の全てのラグではなく最大で2期のラグまでを操作変数として利用することにした。

なお、 $\varepsilon_{it}$  に自己相関があり、今期の誤差が過去の誤差と相関をもつ場合、過去の成果は（過去の誤差と相関をもつので）今期の誤差と相関をもつ。それゆえ、過去の成果は正当な操作変数でなくなる。したがって、誤差項の自己相関の検定が必要となるが、その方法もArellano-Bondによって提案されている。

$m_{i,t-1}$  のみならず、説明変数  $\mathbf{x} \equiv (1, u, v)$  の求人と求職が厳密な外生性を満たさない場合もありうる。求人と求職はストック変数であるので、今期の就職件数  $m_{it}$  が大きければ次期の求人・求職は小さくなりやすいためである。今期の就職件数  $m_{it}$  は今期の誤差項  $\varepsilon_{it}$  と相関があるため、今期の誤差項は次期の求人求職と相関をもつ可能性が高いことになる。これは厳密な外生性を満

たしていない。この点は前節(7)のようにデータから検証可能である。検定の結果、厳密な外生性の不成立が疑われる場合は、 $u$  と  $v$  についてもsequentialな外生性（誤差項は将来の  $u$  と  $v$  とは相関をもちうる）まで仮定を緩めることで、過去の  $u$  と  $v$  を今期のそれらの操作変数とすることが可能である。すなわち、sequentialな外生性

$$E(\varepsilon_{it} | \mathbf{x}_{it}, \mathbf{x}_{i,t-1}, \dots, \mathbf{x}_{i1}, a_i) = 0$$

は今期の誤差項が過去の  $\mathbf{x}$  と無相関であること

$$E(\mathbf{x}_{is}' \varepsilon_{it}) = \mathbf{0}, \quad s = 1, \dots, t; t = 1, \dots, T$$

を意味するが、ここから次の直交条件が導かれる：

$$E(\mathbf{x}_{is}' \Delta \varepsilon_{it}) = \mathbf{0}, \quad s = 1, \dots, t-1; t = 2, \dots, T$$

したがって、時点  $t$  におけるFDモデル(11)の説明変数  $\Delta \mathbf{x}_{it} \equiv (\Delta u_{it}, \Delta v_{it})$  の操作変数としてはベクトル  $(\mathbf{x}_{i,t-1}, \dots, \mathbf{x}_{i1})$  が候補となる。 $m_{i,t-1}$  の場合と同様に、時点  $t$  が大きくなるにつれて操作変数の候補の数は増加する。ただし、 $\mathbf{x}_{it}$  のラグが  $\Delta \mathbf{x}_{it}$  と十分な相関をもたない場合、いわゆる「弱い操作変数(weak instruments)」の問題が生じることは操作変数法一般と同様であるので、遠い過去の  $\mathbf{x}$  はしばしば不適當である。

### 3-3. 推定結果：静学的パネル分析

各期・各県の就職件数は、求職者数、求人数、各県の個別効果、誤差項と定数項からなる関数と考える。対数線形式  $m_{i,t} = b + \beta_u u_{i,t} + \beta_v v_{i,t} + a_i + w_i + \varepsilon_{i,t}$  に対してPooled OLS, BE, RE, FEの4種のモデルを推定した結果を表1に示す。<sup>4</sup> 各推定値の標本分散は、地域間の不均一分散と各地域内の自己相関に対して頑健な推定量による。有効求職者数と有効求人数は、ともに就職件数に対して有意な正の弾性値が推定されている。しかし、収穫一定の帰無仮説  $\beta_u + \beta_v = 1$  は1%水準で棄却される。POLSとBEによるとマッチング関数は規模に関して収穫逓減であり、FEとREによると収穫逓増であると解釈される。<sup>5</sup>

各係数の推定値を比較すると、REの値がFEとBEの値の間に位置するのはよく知られた性質であるが、ここではREの値はFEに近い。しかしREとFEを比較するハウスマン検定によると、REモデルの仮定  $E(a_i | \mathbf{x}_{it}) = 0$  は棄却される。また

Wooldridge (2010, 10.7.3)の提案する回帰分析による検定（通常のハウスマン検定と異なりREモデルにおいて頑健な標準誤差推定量を利用でき

る）によると、やはりREモデルの妥当性は棄却される。<sup>6</sup>

表 1 モデル 4 種の推定値の比較(従属変数：対数就職件数)

説明変数	OLS	BE	FE	RE
対数求職 $u(t)$	0.624*** (0.023)	0.584*** (0.085)	0.801*** (0.040)	0.771*** (0.036)
対数求人 $v(t)$	0.241*** (0.024)	0.270*** (0.085)	0.407*** (0.037)	0.356*** (0.032)
constant	-0.845*** (0.224)	-0.694 (0.743)	-5.213*** (0.739)	-4.182*** (0.585)
$N \times T$	611	611	611	611
$R^2$	0.877	0.886	0.842	
$\hat{a}_i$ の標準偏差			0.333	0.223
$\hat{\varepsilon}_{it}$ の標準偏差			0.083	0.083
$\hat{a}_i + \hat{\varepsilon}_{it}$ の相関係数			0.942	0.878

注：括弧内の数字は標準誤差（地域間の不均一性と地域内の自己相関に対して頑健な推定量を用いた）

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

ところで、いずれのモデルにとっても厳密な外生性の仮定が必要であること、そしてその仮定はテスト可能であることはすでに見た。そこで、(7)の要領でその検定を行ってみる。全期間の求人をもとに  $\mathbf{u}_i \equiv (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{iT})$ 、求職を  $\mathbf{v}_i \equiv (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iT})$  で表し、厳密な外生性の仮定を(6)のように成果の期待値の形で表現すると

$$E(m_{it} | \mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i, a_i) = b + \beta_u u_{it} + \beta_v v_{it} + a_i, \quad t=1, 2, \dots, T$$

したがって、たとえば一期先の求人を右辺に加えた

$$m_{it} = b + \beta_u u_{it} + \beta_v v_{it} + \delta_u u_{i,t+1} + a_i + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

というモデルを考えると、母集団で厳密な外生性が成立しているならば  $\delta_u = 0$  である。そこで、このモデル(12)のFE推定量によって  $\delta_u = 0$  の検定

を行えばよい。

次の表2に、一期先の求職と求人を追加したモデルのFE推定の結果を示した。(1)列と(2)列を見ると、一期先の求職  $u_{i,t+1}$  と求人  $v_{i,t+1}$  を別々に追加した場合は、統計的にも経済的にも有意な大きさの係数が推定されている。(ただし、両者を同時に追加した(3)の列によると、求人の係数はゼロに近くなり、求職の係数も10%水準でなければ有意にゼロから離れているとは言えなくなる。もともと求人と求職は相関が強いため ( $\text{Corr}(u_{it}, v_{it}) = 0.8618$ )、多重共線性が生じている可能性がある。) 今期の説明変数と個別効果  $a_i$  をコントロールしてもなお将来の説明変数が今期の成果に対して説明力をもつという結果は、厳密な外生性が成立していないことを示唆する。

表2 厳密な外生性の検定：固定効果指定量

	被説明変数： 対数就職件数 $m(t)$		
	(1)	(2)	(3)
対数求職 $u(t)$	1.032*** (0.0492)	0.734*** (0.0387)	0.914*** (0.103)
対数求人 $v(t)$	0.332*** (0.0369)	0.199*** (0.0241)	0.261*** (0.0426)
対数求職 $u(t+1)$	-0.323*** (0.0471)		-0.205* (0.108)
対数求人 $v(t+1)$		0.170*** (0.0421)	0.0932 (0.0721)
Constant	-3.081*** (0.625)	-3.885*** (0.697)	-3.367*** (0.812)
$N \times T$	564	564	564
$R^2$	0.863	0.863	0.865

注：括弧内は標準誤差（不均一と自己相関に頑健な推定量）

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

### 3-4. 推定結果：動学的パネル分析

前節では、厳密な外生性の仮定が検定によって棄却され、FEモデルの推定値は一致性を満たさず、調整成果指標も正確には計算できないことが示唆された。また、 $(u_{it}, v_{it}, a_i)$  の影響を考慮してもなお  $\{m_{it}\}$  の自己相関が高く、過去の自身にも直接影響を受けている可能性が大きいことはすでに見た。そこで、以下では厳密な外生性を弱めて将来の変数との相関のみ許容する sequential な外生性を仮定する。すなわち、3-2(5) 節で見たように、右辺にラグ付の対数就職件数  $m$  を含む動学的マッチング関数(8)を考え、さらに sequential な外生性の仮定より導かれる  $E((m_{i,s-1}, u_{is}, v_{is})' \varepsilon_{it}) = \mathbf{0}, s \leq t$  というモーメント条件を利用してFDモデル(11)の操作変数を得る。具体的には、右辺の  $\Delta m_{i,t-1}$  については過去の  $m$  を(最大で2期のラグまで)、また  $\Delta u_{it}$  と  $\Delta v_{it}$  については  $u_{i,t-1}$  と  $v_{i,t-1}$  をそれぞれ採用した。1期のラグがあるモデルで1階の階差をとるため、 $T=13-2=11$  時点となり、操作変数の数は合計44となる。4つのパラメータを44の操作変数で推定する過剰識別であるため、optimal GMM法で推定した。Sarganの過剰識別検定を行ったところ、操作変数の識別条件が有効であるとの帰無仮説は棄却されなかった( $p$ 値=0.2147)。また、ワールド検定によればモデル全体はもちろん有意であった。

なお、前述のとおり、Arellano-Bond (AB) 推定

量の妥当性は誤差項  $\varepsilon_{it}$  に自己相関がないという仮定に依存している。この仮定はいま推定されたFDモデルの残差  $\Delta \hat{\varepsilon}_{it}$  の相関をもとに検定可能であり、幸いに  $\varepsilon_{it}$  に自己相関があるとの帰無仮説は有意水準5%で棄却された。<sup>7</sup>

具体的な推定値については次の表3のとおりである。比較のために、FDモデルをPooled OLS (POLS)で推定した結果も示している。ラグ付従属変数のモデルであるため、POLSの推定量は一致性を満たさない。POLSではラグ付従属変数  $m_{i,t-1}$  の係数  $\gamma$  は有意な推定値をもたない一方、求職と求人とは有意な影響力が推定されている。しかし、マッチング関数の収穫一定の仮説 ( $\beta_u + \beta_v = 1$ ) は棄却される。

次にAB推定量は  $m_{i,t-1}$  の係数  $\gamma$  が0.767と有意な正の大ききで推定されている。求職の係数は約0.2でこれも有意だが、求人係数はゼロに近い。それゆえ収穫一定  $\beta_u + \beta_v = 1$  はやはり棄却される。ただし、われわれが推定しているのは動学的なマッチング関数  $M_{it} = F_{it}(M_{i,t-1}, U_{it}, V_{it}) = B \exp(a_i + \varepsilon_{it}) M_{i,t-1}^\gamma U_{it}^{\beta_u} V_{it}^{\beta_v}$  であることからすれば、収穫一定の定義を  $\gamma + \beta_u + \beta_v = 1$  と拡張するのは自然であるかもしれない。実際、推定値の和は  $\hat{\gamma} + \hat{\beta}_u + \hat{\beta}_v \approx 1.052$  であり、この拡張された意味の収穫一定を帰無仮説とすると、ABモデルの推定値からは棄却されない( $p=0.3106$ )。

表3 推定値の比較：Pooled OLSとArellano-Bond推定量（従属変数：対数就職件数）

説明変数	POLS	Arellano-Bond
対数就職件数 $m(t-1)$	0.046 (0.046)	0.767*** (0.087)
対数求職 $u(t)$	0.301*** (0.041)	0.198*** (0.066)
対数求人 $v(t)$	0.139*** (0.028)	0.088 (0.071)
constant	0.033*** (0.003)	-1.234 (0.856)
$N \times T$	517	517

注：括弧内の数字は標準誤差（地域間の不均一性と地域内の自己相関に対して頑健な推定量）

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

次に、AB推定量で把握された動学的マッチングモデルから、個別効果の推定値、すなわち調整成果指標を求める。計算式は  $\hat{a}_i = (1-\hat{\gamma})\bar{m}_i - \hat{b} - \hat{\beta}_u \bar{u}_i - \hat{\beta}_v \bar{v}_i$  である。次の図1は上位10県と下位10県の分布を示したものである。一般に人口流出、高齢化、高い失業率や低い求人倍率で知られる地方は、調整成果指標  $\hat{a}_i$  で見ると比較的に上位にいる。一方、首都圏、愛知、大阪、福岡など、経済の中心地の大都市圏はことごとく下位である。

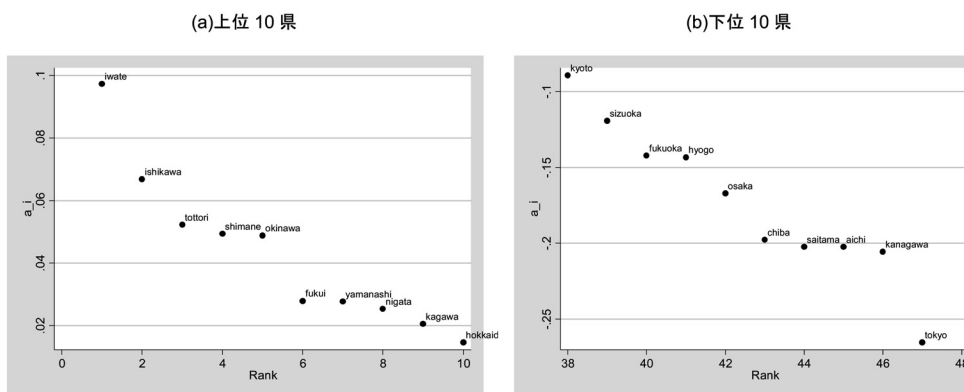
表4には、①就職率（=就職件数  $M$  / 求職者数  $U$ ）の期間平均、②求人充足率（=就職件数  $M$  / 求人件数  $V$ ）の期間平均、③AB推定量による調整成果指標  $\hat{a}_i$  の順位、④固定効果(FE)推定量による  $\hat{a}_i$  の順位を示し、さらにAB推定量による順位と他の指標による順位との差を⑤、⑥、⑦の列に示した。順位は各指標の値の降順である。都道府県の並びは③のAB推定量  $\hat{a}_i$  の順位による。就職率は労働供給側、充足率は労働需要側から見た成果指標であり、ともに職業紹介分野におけるマッチングの代表的な指標である。一方、調整成果指標  $\hat{a}_i$  は就職  $M$  に対して需要側の求人  $V$  と供給側の求職  $U$  を同時に利用して作成した複合的な成果指標だと解釈できる。第4列は、前節で

の静学的なFEモデルの推定結果から各地域の調整成果指標を  $\hat{a}_i = \bar{m}_i - \hat{b} - \hat{\beta}_u \bar{u}_i - \hat{\beta}_v \bar{v}_i$  と計算して求めた順位を示す。

調整による順位の変動は大きく、とくに充足率と調整成果指標  $\hat{a}_i$  の差は大きい。山梨は充足率では40位だがABでは7位と33位も順位を上げている。同様に福井は29位も上昇している。逆に、関西の2府2県は充足率から調整成果指標への移行で順位を大きく下げしており、とくに京都・大阪・兵庫は21位以上ランクダウンしている。このように、調整の有無は成果の順位表が示唆する印象を大きく変える。なお、いずれの指標でも最下位グループにいるのは首都圏の東京、千葉、埼玉、神奈川、そして愛知である。

もう一点特徴的なのは、調整成果指標をABとFEとで比較すると、都道府県間の順位にはほとんど違いがないという点である。最大でも3位ほどの変化しかない。静学的なパネル分析と動学的なそれとでマッチング関数の定式化と係数の推定値が大きく異なっていることは、10年以上の長期間にわたる各地域固有の固定的な効果の推定にはさほどの影響を及ぼさないと見える。

図1 調整成果指標の分布



注： 動学的モデルの Arellano-Bond 推定にもとづく。

表4 4種類の成果指標による順位と変動

都道府県	① 就職率	② 充足率	③ AB	④ FE	⑤ ①-③	⑥ ②-③	⑦ ④-③
iwate	1	4	1	1	0	3	0
ishikawa	4	9	2	2	2	7	0
tottori	7	25	3	4	4	22	1
shimane	6	23	4	5	2	19	1
okinawa	30	1	5	3	25	-4	-2
fukui	8	35	6	8	2	29	2
yamanashi	9	40	7	9	2	33	2
nigata	3	8	8	6	-5	0	-2
kagawa	5	32	9	10	-4	23	1
hokkaido	2	2	10	7	-8	-8	-3
miyazaki	19	6	11	12	8	-5	1
nagasaki	15	5	12	11	3	-7	-1
yamagata	10	18	13	13	-3	5	0
akita	16	10	14	14	2	-4	0
toyama	13	26	15	15	-2	11	0
saga	28	11	16	18	12	-5	2
oita	18	15	17	19	1	-2	2
kagoshima	21	7	18	17	3	-11	-1
aomori	29	3	19	16	10	-16	-3
fukushima	14	14	20	20	-6	-6	0
wakayama	31	13	21	21	10	-8	0
yamaguchi	12	28	22	22	-10	6	0
ehime	23	29	23	23	0	6	0
tochigi	17	34	24	24	-7	10	0
nagano	11	37	25	25	-14	12	0
tokushima	36	33	26	26	10	7	0
shiga	32	30	27	27	5	3	0
gunma	20	39	28	28	-8	11	0
nara	38	16	29	29	9	-13	0
miyagi	25	24	30	30	-5	-6	0
gifu	22	42	31	32	-9	11	1
kumamoto	35	12	32	31	3	-20	-1
kochi	43	22	33	33	10	-11	0
ibara	27	27	34	34	-7	-7	0
okayama	24	43	35	35	-11	8	0
mie	34	38	36	36	-2	2	0
hiroshima	26	31	37	37	-11	-6	0
kyoto	37	17	38	38	-1	-21	0
sizuoka	33	45	39	39	-6	6	0
fukuoka	41	20	40	40	1	-20	0
hyogo	40	19	41	41	-1	-22	0
osaka	39	21	42	42	-3	-21	0
chiba	47	44	43	43	4	1	0
saitama	45	41	44	44	1	-3	0
aichi	42	47	45	46	-3	2	1
kanagawa	44	36	46	45	-2	-10	-1
tokyo	46	46	47	47	-1	-1	0

### 3-5. $\hat{a}_i$ の解釈とモデル特定化について

ここでは $\hat{a}_i$ の解釈をめぐって、まず今回のデータに即して考察し、次にパネル回帰分析のモデリングとの関連で検討したい。

前節までの図表に現れた $\hat{a}_i$ のばらつきは、具体的には何を意味しているのだろうか。ラフに言えば、それはマッチングと相関のある要因のうちで地域内の需給条件（求人・求職状況）以外の、「残りの要素」の分布である。すなわち、 $\hat{a}_i$ とは、各地域において期間を通して安定的であり、直接的には測定されていないすべての要因の影響力をまとめたブラックボックスである。見方を変えると、それはアウトプットとインプットの因果関係についての既存の仮説をしぼり、新たな仮説を生成するための参考情報となる。たとえば、大都市圏の $\hat{a}_i$ が下位に来ることへの仮説としては、

①競合性： 地方の労働市場では建設業などの比率が高い。賃金も低く、職業紹介事業に収益性がないため、企業による紹介機構が少ない。逆に、ホワイトカラーの求人・求職が多い大都市圏では、HWに求職者登録をして求職者手当受給や情報検索などのサービスを受けつつも、最終的には代替的なルートで再就職する例が多い

②情報の質： 地方では人口の流出入や技術革新をふくむ社会経済上の変化が激しくないため、求人・求職・紹介機関・教育機関のネットワークが安定的である。長期的関係に由来する信頼感もあって、HWの情報の信頼性が高い

③業務の多様性： 地方では社会経済が均質的であり、HWのクライアントの性質やタスクに対立的な多元性が少ないため、HWの業務コストが低い

④ITと年齢層： 近年ウェブやメールを用いた求人求職情報のマッチングが拡大しているが、一般に中高年齢層はITに通暁していない。そのため、人口が高齢化した地方では、求人側・求職側の双方にとってHW（窓口での相談・紹介）を経由したマッチングの重要性がいまだに高いといった可能性が考えられる。

このほかにも、さまざまな因果的解釈が付与できるであろう。しかし、今回のデータのみを所

与とすれば、それらの解釈はすべて仮説として同等である。因果的解釈を選別するための正統的かつ強力な方法は、関係者からの定性的な知見のフィードバックを受けて、新たな変数のデータを追加し、再び調整指標を求めることである。本稿の文脈では、各県の労働需給状況に加えて、業種・学歴・年齢、開廃業率、人口移動、インターネット普及率などのデータを追加したうえで上記の仮説の検定を行なうことが考えられる。ただし、それは「第2ラウンド」の作業であり、本稿の範囲をこえる。

次に、パネル分析のモデル特定化に関連づけて調整成果指標の意味をさらに考えてみたい。観察不可能な個別効果 $\hat{a}_i$ は様々な要因の複合物であろうから、より情報量の大きいデータセットはそれらの要因を観察可能な変数として $\mathbf{x}_{it}$ のうちに含みうる。しかしその要因が時間を通して不変な要因である限りは、変数の期間平均からの偏差を利用するFE推定量においては、 $\hat{a}_i$ と区別して識別することはできない点に留意が必要である。たとえば、成人のパネルデータから賃金関数を推定する際、教育年数は時系列での変動がしばしばゼロに近い場合、FE推定量では推定が不可能に近い。同様に、地域別パネルデータにおいて、ある地域が山がちであるとか他地域と遠く離れた島であるといった地理的な要因の影響は時間を通して変化しないので、データとして(説明変数 $\mathbf{x}_{it}$ の一つとして)地域間でのばらつきが測定されていても、FE推定量からは個別効果 $\hat{a}_i$ と区別できない。解釈上はこの点を注意しなくてはならない。

他方で、周知のとおり、ランダム効果モデルは変数の階差や偏差をとらないため、時系列で固定的な変数の係数も識別できるという利点を有する。問題は、FE推定量とは異なり、 $\hat{a}_i$ と観測される $\mathbf{x}_{it}$ との相関がある場合には係数を一致推定できない点にあった。しかし、データセットの中に時系列で固定的な様々な変数（地理、気候、文化的風土、性別、固定的法制度など）を導入していくならば、固定的な要因については観測される説明変数によってコントロールできる部分が大きくなる。その結果、 $\hat{a}_i$ と説明変数の

相関は小さくなることが期待でき、実際上はREモデルを使っても不都合のない程度に正確な推定が可能となるかもしれない。また、その場合は以前よりも $\hat{a}_i$ の内実は絞り込まれており、ブラックボックスである度合いが小さくなっているという利点もある。この点、本稿のデータ $x_{it}$ は時系列で変動する求人と求職のみである点でかなり制約的であり、REモデルが棄却されるのも当然の結果であったかもしれない。説明変数の拡充は今後の課題である。

いずれのケースにせよ、 $\hat{a}_i$ の推定値の正確さは、 $T$ の長さに加えてモデルの他のパラメータを正確に推定できるか否かに依存している。その意味で、モデル、変数、推定方法の充実と改良は、より正確な調整成果指標の実現につながることを期待できる。そしてそのプロセスは、2-1節で触れたように、当該組織の現場の当事者たちの助力を得ることが期待でき、また彼らが一層納得しやすい評価手法を確立することにもつながると思われる。

#### 4. 関連する研究との比較

既存の文献との関係に触れる。Goldstein and Spiegelhalter(1996)は、英国で広く普及している学校や病院のランキングの手法(一時点データの残差分析によるものを含む)を批判し、代わりにMultilevel分析にもとづく組織評価を提示している。計量経済学のパネルデータ分析と形式的には共通部分が多いが、時系列次元の代わりに階層ないしクラスターの構造をもつ1時点データであるケースが目立つ(たとえば地域、病院、患者の3次元)。2-1節の(4)で触れたように、この手法はいくつかの利点をもつが、本質的にはREモデルと同類であり、変数の外生性や分布について強い仮定を置いている。逆に言えば、3-5節で述べたとおり、マイクロデータが属性情報を豊富に備えている場合には、それらでコントロールすることで変数の内生性を克服し、FEモデルにはない長所を発揮しうる可能性がある。本稿は逆に、データが十分な属性情報を備えていないため、REモデルやMultilevel分析はとらず、変

数の内生性に対応した分析手法を採用したといえる。

本稿がHWの成果指標のモデルを特定するにあたって参照した労働経済学のマッチング関数については、その理論と実証をPetrongolo and Pissarides (2001)が展望している。日本のデータを使った推定の例として、マクロの時系列データを用いた中村(2002)、都道府県データで静学的パネル分析を行った佐々木(2007)、神林・上野(2006)、Kano and Ohta(2005)などがある。なお、先行研究で確立された知見は多くはなく、たとえばマッチング関数の規模の経済性についても結果は分かれている。本稿は静学的パネル分析の前提である厳密な外生性を検定の結果棄却し、動学的なマッチング関数のパネル分析を行った点でこれらの先行研究と差別化を図った。

調整成果指標の研究にとっては、マッチング関数のような経済モデルの推定自体は第一段階の作業である。第二段階として、個々の組織の調整成果指標の分布を把握する。第三段階として、ばらつきの由来を探索するため、定性的な情報をヒアリングなどで収集して仮説を生成し、定量的データの種類を充実させ、仮説を検証する。(本稿は、第二段階と第三段階の間までを扱っている。)このフィードバックプロセスを続けることが調整成果指標の(理想的な)研究である。

Kano and Ohta(2005)は、本稿と同じ公共職業紹介の県単位データを、各地域の労働市場の情報と解釈して、静学的な固定効果モデルを推定し、「地域労働市場の効率性」を議論している。ただし、著者たちが注意しているとおり、地域のすべての求人・求職・就職がHWの業務データに入ってくるわけではない(とくに都市部ではその乖離が甚だしい)点には注意が必要であろう。一方、本稿は各クロスセクションを労働市場としてではなく行政経営的なまとまりとしての県(労働局・HW群)を表すものとみなして、その構造を吟味している。ただし、個別効果でクロスセクションの差異を吟味する点は本稿も同様である。

なお、同じ著者たちによるKano and Ohta



(2004) は、都道府県の27年間の長期パネルデータを取り上げて時系列面での性質に慎重な技術的注意を払っている。すなわち、 $N \rightarrow \infty$ だけでなく  $T \rightarrow \infty$  の分析も行い、求人・求職・就職件数に単位根と共和分関係を見出し、バイアスと見せかけの相関に対応する推定方法を適用している。本稿のデータはロングパネルの部類には入らないとはいえ、長期的な動学パネル分析の研究のフロンティアをマッチング関数や調整成果指標の分析に活用することは今後の重要な課題である。

なお、企業の比較的短いパネルデータを用いた労働と資本を投入要素とするコブ・ダグラス型生産関数の例ではあるが、Blundell and Bond (2000)はラグ付従属変数が右辺にある動学的パネル分析においてArellano-Bond推定量とは異なるモーメント条件を見出し、とくに従属変数が単位根に近い場合にその有効性が高いことを示している。彼らの提案する推定量を利用して調整成果指標をさらに分析することは興味深い課題である。

マッチング関数からは離れるが、公的機関のパフォーマンスを成果主義に対するスタッフのインセンティブに注目しつつ、応用ゲーム理論の観点から考察した論文にDixit(2002)があり、米国のマイクロデータを用いて研究した論文集として、Heckman et al. (2011)がある。後者は戦略的な行動をもたらすダイナミクスも分析している。このようなマイクロ経済理論的な基礎から導出されたモデルに動学的パネル分析を適用することは興味深い研究テーマである。

## 5. 結 語

本稿は外的環境の影響を考慮した公的機関の業績評価の手法である調整成果指標を提案した。指標を計算する前提として、パネルデータにおける静学的モデルの複数のアプローチ (Pooled OLS, Between推定量, ランダム効果, 固定効果) および動学的モデルを多角的に比較検討した。応用例として、職安統計の県別年次データを用いたマッチング関数を推定し、県単位の調整成

果指標を計算した。静学パネルモデルの四つの推定量の中ではFEモデルの結果が相対的に良好であったが、厳密な外生性の仮定は検定の結果棄却され、静学的パネル分析全体の前提に疑問符がついた。そこで、説明変数の外生性の仮定を緩め、さらに前期の従属変数 (就職件数) を右辺に含む動学的パネルモデルをArellano-Bond推定したところ、前期の従属変数は大きな説明力をもつこと、マッチング関数は (前期の就職件数を含む拡大された意味においては) 規模に関して収斂一定であることが判明した。

調整成果指標については、外的要因 (労働市場の需給) を考慮するか否かで成果指標はまったく様相を変えることが示された。ただし、静学パネルモデルのFE推定と動学パネルモデルのArellano-Bond推定は、共通の変数 (外的要因) の係数については全く異なる推定値をもたらしたものの、調整成果指標における各地域の順位については大差を示さなかった。

動学的パネル分析は計量経済学の分野のフロンティアの一つであり、長期および短期のパネルデータについて様々な発見がなされている。また、最近の公的部門における業績評価の研究によれば、成果主義的な目標管理制度は公的組織に戦略的行動の誘因をもたらしている可能性が高い。それらの成果をふまえてマッチング関数と公的機関の業績評価の分析を深めることを今後の課題としたい。

(2013年5月31日受付、2013年7月16日受理)

## 文 献

- 神林 龍・上野 有子(2006)「求人集中度とマッチングの効率性」ESRI Discussion Paper, No.160.  
厚生労働省職業安定局(2006)「平成18年度の雇用保険三事業による事業の目標設定について」平成18年10月改訂版<http://www.mhlw.go.jp/bunya/koyou/koyouhoken04/>  
厚生労働省職業安定局(2011)「平成24年度の雇用保険二事業による事業の目標設定について」<http://www.mhlw.go.jp/bunya/koyou/koyouhoken04/>

- 佐々木勝(2007)「ハローワークの窓口紹介業務とマッチングの効率性」『日本労働研究雑誌』10月号
- 千木良弘明・早川和彦・山本拓(2011)『動学的パネルデータ分析』知泉書館
- 富岡淳(2013)「外的要因を考慮した成果指標による公的機関の業績評価」『青森公立大学経営経済学研究』第18巻第2号, 2013年3月
- 中村二郎(2002)「転職システムとしての公的職業紹介機能」『日本労働研究雑誌』No.506, 8月号
- ハーシュマン, A.(2005[1970])『離脱・発言・忠誠: 企業, 組織, 国家における衰退への反応』矢野修一訳, ミネルヴァ書房
- Blundell, R. and S. Bond (2000), "GMM Estimation with Persistent Panel Data: An Application to Production Functions," *Econometric Reviews*, 19(3), 321-340.
- Dixit, A. (2002), "Incentives and Organizations in the Public Sector: An Interpretative Review," *The Journal of Human Resources*, Vol. 37, No. 4., pp. 696-727.
- Goldstein, H. and D. Spiegelhalter, (1996) "League tables and their limitations: Statistical issues in comparisons of institutional performance." *Journal of the Royal Statistical Society, A*, 159, 385-443.
- Heckman, J., C. J. Heinrich, P. Courty and J. Smith eds., (2011), *The Performance of Performance Standards*, W E Upjohn Institute.
- Kano, S. and Ohta, M. (2004), "Long-Run Matching Relationship in the Japanese Labor Market: A Panel Cointegration Approach", *Empirical Economics*, 29(4), pp921-937.
- Kano, S. and Ohta, M. (2005), "Estimating a Matching Function and Regional Matching Efficiencies: Japanese Panel Data for 1973-1999", *Japan and the World Economy*, 17(1), pp25-41.
- OECD (2001), *Labour Market Policies and the Public Employment Service*.
- OECD (2005), *Employment Outlook 2005*.
- Pissarides, C.A. and B. Petrongolo, (2001), "Looking into the Black Box: A Survey of the Matching Function," *Journal of Economic Literature*, 39(2), 390-431.
- Wooldridge, J.M. (2010), *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, 2nd ed., MIT Press.

---

<sup>1</sup>先進国における教育, 労働, 医療などの政策を展望するにはOECDが毎年発行する各分野のOutlookが便利である。雇用政策の目標管理についてはOECD (2001, 2005)がある。

<sup>2</sup>任意のクロスセクション*i*において, 時系列方向の期待値をとることを $E_i$ と添え字の*i*で示している(添え字*i*がない場合は, 時点*t*におけるクロスセクション上での期待値を意味する).  $E_i(\varepsilon_{it}) = 0$ は任意の*t*において $E(\varepsilon_{it}) = 0$ であれば成立するが, 後者は任意の*t*における前出の仮定 $E(\varepsilon_{it} | x_{it}, a_{it}) = 0$ から従う。

<sup>3</sup>厚生労働省およびハローワーク職員に対する筆者のヒアリング, および以下の厚生労働省の資料による。厚生労働省(2006)「平成18年度の雇用保険三事業による事業の目標設定について」は, 全体で168事業について「定量的なアウトカム目標を設定」したとある。具体的に各事業の解説を読むと, 目標水準の設定根拠は明確に記述されていない場合がほとんどであるが, 前年度の実績値を数ポイント上回る目標が設定されているケースが多い。厚生労働省(2011)「平成24年度の雇用保険二事業による事業の目標設定について」では, 「ハローワークプラザ運営費」事業は2011(平成23)年度の目標を就職率29%以上, 2012(平成24)年度の目標を31%以上と記している。目標設定の理由としては「就職率の目標値は, 平成23年度見込み及び雇用失業情勢を踏まえ, 31%とする」と説明している。次に, 「非正規労働者総合支援事業推進費」については, 23年度の目標の一つを「担当者制により就職支援を受けた対象者の就職率 62%以上」とし, 24年度の目標の一つを同じく「65%以上」としたうえで, 「その目標値は, 23年度実績の見込み及び雇用失業情勢の見通しを踏まえ, 就職

率で前年比3ポイント引き上げた」と記している。

<sup>4</sup>一般的なFEモデルでは期間平均からの偏差を利用するため、定数項は消去され推定できない。表にFEモデルの定数項 $b$ の推定値があるのは、今回利用したStataはFEの推定にあたって変数の期間平均からの偏差ではなく、それに期間および地域間の平均を加えた次の式を推定するためである： $(m_{it} - \bar{m}_i + \bar{m}) = b + \beta_u(u_{it} - \bar{u}_i + \bar{u}) + \beta_v(v_{it}$

$- \bar{v}_i + \bar{v}) + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i + \bar{\varepsilon})$ 。

<sup>5</sup>都道府県のパネルデータから日本のマッチング関数を推定したKano and Ohta(2005)と佐々木(2007)は収穫逓減を、神林・上野(2006)は収穫逓増を見出している。ただし、モデルやデータは相互に異なるため、単純な比較はできない。

<sup>6</sup>STATAの`overid`コマンドを使用した。

<sup>7</sup>STATAの`estat abond, artests(3)`コマンドを利用した。

# Evaluation of Public Sector Organizations Using Adjusted Performance Measures: A Dynamic Panel Approach

Jun TOMIOKA

## **Abstract**

The evaluation of organizational performance in public sector has become the central concern for policy makers and the general public alike. The task poses difficult methodological issues, however, due mainly to the lack of unified criteria such as the profit-maximization in private sector. One promising approach is to use adjusted performance measures (APM), which capture and take into account factors that influence the organizational performance but are outside of the organization's control. This article illustrates basic ideas of APM and discusses appropriate statistical modeling techniques, focusing on panel data context. It then reports findings from an empirical application to the public employment placement office in Japan. Model specification and variable selection are motivated by the literature in labor econometrics of matching function. Four estimators of static panel data model (Pooled OLS, Between, Random effects, Fixed effects) are examined, but none of them passes the test of required exogeneity conditions in our dataset. Therefore, a dynamic panel data model is proposed and identified using an instrumental variable method. With the estimated model in hand, APM is calculated. The result indicates that conditioning on external factors is vital in assessing organizational performance.