

パネルデータの意義とその活用

——なぜパネルデータが必要になったのか

北村 行伸

(一橋大学経済研究所教授)

本稿ではパネルデータの持つ利点について紹介した後で、具体的な例を挙げながら、パネル推定の方法について解説する。そこでは、これまで実証研究で用いられてきた、クロスセクション・データや時系列データとの比較を通して、パネルデータ分析で得られる新たな知見について論じる。パネルデータの利点は情報量が圧倒的に多く、その結果、これまで観察不可能であった潜在変数を推定したり、経済主体のダイナミックな変動を理解することもできるようになるということである。また、経済政策を評価するときにも、パネルデータを用いることで、クロスセクション・データや時系列データでは厳密にできなかった政策効果の抽出が可能になることを解説した。

目次

- I パネルデータとは何か
- II パネルデータの構造
- III ダイナミックパネル分析
- IV 非線形パネル分析
- V 労働経済学におけるパネルデータの利用例
- VI パネルデータと政策評価
- VII おわりに

I パネルデータとは何か

パネルデータとは同一の対象を継続的に観察し記録したデータのことを指す¹⁾。これは例えば、複数の個人に家計簿を継続して記録してもらい、それを集計したデータであるとか、上場企業が企業業務内容を有価証券報告書として毎年、財務省に提出するデータを同一企業ごとにまとめたデータであるとか、あるいは、多数の同一の労働者の勤務情報や賃金情報を毎月記録したデータなどのことをパネルデータという²⁾。

パネルデータを用いることの利点は第一に、これまでのクロスセクション・データや時系列デー

タと比べた場合、観察点が格段に増加するので推定精度が上がるのが期待できる。もちろん、経済主体の多様性も増加するので、一概に推定精度が上がるとは言えない。むしろ、多様性を反映した分散不均一性を考慮した統計量を用いて推定精度を見る必要がある。しかし、膨大なクロスセクションの観察点（例えば、4000人）を10年間にわたって継続的に調査すれば、パネルデータはクロスセクション・データの10倍の情報量があり、経験的に考えて、たとえ個人間の多様性を認めても、まだ統計的な情報量の多さによってもたらされる推定量の効率性、不偏性の上昇が期待できるのである。

第二に、パネルデータを用いることによって、観察不可能な経済主体間の違いを固定効果として抽出することが可能になる。経済モデルには理論的には想定できるが、現実には観察不可能な変数が沢山ある。例えば、個人の能力の違いが所得の差として現れていると考えても間違いではないが、それをどのように測定するかについては合意はない。会社経営の質の違いが、企業業績の違いに反映されているとしても、それを観察することは不

可能に近い。また、肥沃な農地とそうでない農地では、同じ労働量を投入して、同じ肥料を与えても、生産量に違いが出る。この肥沃度や水利のよさの違いを数量的に把握することは容易ではない。一般に、計量経済学では、被説明変数を説明するのに能力や質や肥沃度といった変数が利用可能でなければ、欠落変数として他の説明変数の推定量にバイアスを与えることが知られている。しかし、パネルデータ分析では、他の観察可能な変数による変動要因はすべてコントロールした上で、観察不可能な変数を固定効果として捉えることで、観察不可能な変数を逆に抽出することができるようになる。観察不可能な個体差を固定効果として捉えるのではなく、独立確率分布に従う変数であると捉える場合にはこれをランダム効果推定と呼ぶ。後で述べる通り、固定効果推定からランダム効果推定かは統計検定によって決定するのが望ましい。

第三に、パネルデータは時系列データの性質も持っており、経済主体がある時点の経済変動や政策に応じて、どのような反応を見せるかがわかる。今日の経済理論は異時点間の最適化問題に関心を移しており、このような理論的想定が現実のデータとどの程度、整合的であるかを実証したいという動機は強い。これまで集計されたマクロ時系列データを用いて異時点間の最適化行動を検証することが多かったが、本来、最適化を行っているのは個別の経済主体であり、その行動を直接検証してはじめて理論の正当性を明らかにすることができるのである。

第四に、パネルデータやクロスセクション・データでは個票に記入されている数値を利用するので、記入ミス以外の集計誤差やバイアスは含まれていない。また、研究者がすべての個票の数値を観察できるので推計上の問題に関してもさまざまな解決方法を考えることができる。それに対してマクロデータでは、その集計過程が明らかではないので、研究者がマクロデータから集計誤差やバイアスを取り除くことはできない。

II パネルデータの構造

パネルデータの基本構造は図1で表せる。プー

リング・データとは時系列、クロスセクションのデータをすべて合体してすべての変数が共通の母集団から発生していると考えて、データを一括して扱うケースである。ビトウィーン・データとは、プーリング・データに近い考え方だが、時系列方向に個別主体ごとの平均を取り、それをクロスセクション・データとして分析するものである。このデータの扱い方は一回限りのクロスセクション・データでは個別主体が特定の時間効果を受けているために推定にバイアスがかかる恐れがあるが、個別主体について時系列方向で何回分かのデータを集めて平均をとれば、そのような特定時点の効果を緩和することができるという考え方に基づいている。このデータでは時系列方向の変動ではなく、個別主体間の違いを見ることに主眼をおいたものである。それに対して、時系列データあるいはウィズイン・データとは個別主体ごとの時系列方向のデータのみを扱うもので、データが時系列内で大きく変動する場合には、プーリング・データやビトウィーン・データとして扱うことはできない。

このような関係を数式で表すと次のようになる。

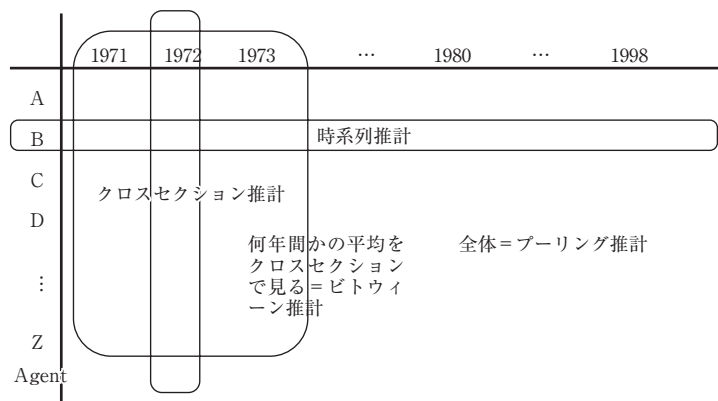
$$y_{it} = \alpha + \beta x_{it} + u_{it} \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \quad (1)$$

ここで i は個別経済主体（例えば、個人、家計、企業、国家）を表し、クロスセクション方向の情報であり、 t は時間を表し、時系列方向の情報を与える。誤差に関して一般的な二元配置誤差構成要素モデルを想定する³⁾。

$$u_{it} = \mu_i + \lambda_t + \nu_{it} \quad (2)$$

ここで、 μ_i は観察不可能な経済主体独自の個別効果を表し、 λ_t は観察不可能な時間効果、 ν_{it} は攪乱項を表す。(1)式のようなモデルに対して、まず、利用可能なデータをクロスセクション、時系列に関係なく無差別にプーリングした上でOLS推定を行う。これはすべての経済主体が同じ定数項、同じ傾きを持つと仮定しているモデルであり、個別の異質性、ダイナミズムは存在しないことを意味する。第二に、経済主体の異質性を考慮して、モデルの傾きは同一だが、定数項がそれぞれの主体で異なっているという一元配置固定

図1 パネルデータの構造



効果推定法で推計してみる。この場合、固定効果としてダミー変数が入ってくるので、最小二乗ダミー変数モデル (LSDV) と呼ばれる推定方法を用いる。第三に、定数項が個別に固定的なものというよりランダムに決まっていると考えると一元配置ランダム効果推定法を用いる。ここでは個別ランダム効果が説明変数と無相関であることを仮定して、誤差項の分散行列を勘案して、変換した $y_{it} - \bar{y}_i$ を $X_{it} - \bar{X}_i$ 上で回帰する一般化最小二乗法 (GLS) を用いる。ここで θ は個別ランダム効果と攪乱項の加重比を表す。第四に、一元配置固定効果推定法や一元配置ランダム効果推定法のそれぞれに、年ごとに生じた共通のショックの効果を取り除くために時間 (年) ダミーを導入することもある。これらはそれぞれ、二元配置固定効果推定法と二元配置ランダム効果推定法と呼ばれる。これはサンプル期間中に生じた経済全体に影響を与えた景気循環や構造変化などの影響をコントロールしようとするものである。このようにモデルを拡張していき、それぞれのモデルが与えられたパネルデータにどのように適合するかを検定して、適切にパネルデータを利用することが重要になってくる。

本稿で強調したいことは、第一に、パネルデータ分析手法は相互に関連しているということである。考えればわかるように、パネルデータは時系列方向の情報とクロスセクション方向の情報を含んでおり、パネルデータ分析で集約する情報は、これらの情報を加重平均したものとなっている。

第二に、仮説検定の哲学に従って、誤ったモデルを残さない、あるいは誤ったモデルに基づいて結論を導くことのないように細心の注意を払うことが必要だということである。計量経済学の検定では (1) 理論が実際の数値と矛盾しないことを検討すること、(2) 与えられたデータに対して適切な分析方法を用いているかを検討すること、を主たる目的としている。パネルデータを用いることの利点は、そのデータサイズの大きさのおかげで、さまざまな分析手法の中から適切な手法を選び、より適切な分析ができるということにある。同時に、さまざまな誤差が複合的に入り込んでおり、それを解きほぐすことによって、理論の問題が明らかになるという側面もある。これらの作業の重要性を強調しておきたい。

第三に、パネルデータではデータが不完備になることは常に起こることであって、むしろパネルデータの常態であると考えられるべきであるということである。本節で論じるように、多くの場合推計上あまり大きな問題にはならないが、不完備の程度について事前にチェックしておくことが大切である⁹⁾。

III ダイナミックパネル分析

経済現象は基本的には経済主体がダイナミックな枠組みの中で、最適化行動を行った結果であるという認識から、最近の経済学は、異時点間の資源分配の最適化を分析の中心にして、投資、消費、

雇用、金融政策、財政政策などの議論が組み立てられている。パネルデータを用いる最大のメリットの一つに、同一経済主体の異時点間の変動、すなわち動学的最適化をデータとして捉え、それを実証的に検証できるということがある。個別経済主体の初期値を知りダイナミックな変動過程（運動方程式）を知ることができれば、将来の変動や政策反応を予測できることになる。これがパネルデータを経済学者が利用したがる大きな理由になっている。

パネルデータの動学的側面については、1960年代より意識されてきたことではあるが、1980年代の時系列分析の発展を受けて、本格的に進展してきた。とりわけ動学的最適化にマッチした形で誕生してきた一般化積率法（GMM）がパネルデータ分析に導入されて以来、急速な発展を遂げている⁵⁾。

さらに、生存時間解析（サバイバル分析）あるいはデュレーション・モデルとして知られている動学分析は医学、生物学を中心とした自然科学の分野で広く応用されているし、政治学、社会学の分野を中心に社会科学の分野でも最近利用されるようになってきた。

一般にパネルデータでダイナミックな関係とは、被説明変数のラグ項が説明変数に入っていることをさす。すなわち以下のような構造をしている。

$$y_{it} = \gamma y_{it-1} + \beta x_{it} + \varepsilon_{it} \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (3)$$

ここで、 ε_{it} は一元配置誤差構成要素モデルに従っているとす。

$$\varepsilon_{it} = \mu_i + u_{it} \quad (4)$$

ダイナミック・パネル推定を巡る大きな問題はラグ被説明変数が誤差項 ε_{it} と相関していること、そしてデータがクロスセクション方向 (N) には大きい、時系列方向 (T) には小さいということである⁶⁾。これは誤差項 u_{it} が系列相関していない場合にも当てはまる。

IV 非線形パネル分析

ミクロ経済学の多くは選択問題を扱っている。消費者の消費財の選択、学校や就労先の企業の選択、居住地・住宅の選択、結婚・離婚の選択、出産の決定、退職の決定、再就職先の選択、保険への加入、証券投資の決定、企業の市場への参加の決定、企業の投資決定、企業の雇用決定、年金や退職給付制度の決定など数えればきりが無い。

近年、ミクロ経済学がゲーム理論で説明されるようになってきたが、これが可能になったのはミクロ経済学の多くの問題がゲームのように次の動きを選択するという形で設定されているからであると言える。これらの選択問題あるいは意思決定問題を実証的に分析してみるということはミクロ経済理論を検証するという意味で極めて重要なことであり、かつ現実的にも興味深いものである。

実証研究において、選択問題を扱おうとすると、選択した場合を1、選択しなかった場合を0とおくことで、本質的には質的な情報を数量化して、選択行動を統計的にモデル化することが可能となる。

このアプローチの拡張として、選択すれば任意の正の数値をとるが、選択しなければ0であるという場合が考えられる。例えば、株式への投資は、投資を選択しなければ0にとどまるが、選択すればあとは投資家の投資額は個々人で違ってくる。選択した後の量の決定が任意の場合には、このようなアプローチが有益になってくるのである。

これまでこのような選択問題は主としてクロスセクション・データを用いて実証されてきたし、その統計手法もクロスセクション・データを中心に開発されてきた。当然予想されるようにパネルデータを用いれば、経済主体の意思決定の問題はより精緻に分析することができる。しかし、同時に、クロスセクション・データの選択モデルがすでに非線形モデルであり、その推計はかなり複雑になっているのだが、それをパネルデータに拡張するためには、かなり強い制約をおく必要がでてくる。

現在のところ、クロスセクション・データを用

いた分析方法がある多項反応データを用いた順序プロビット、多項ロジット、ネステッド・ロジットなどのパネルデータ分析への応用はまだ時間がかかると思われる。これらのパネルデータ分析への拡張は将来の課題として残っている。

V 労働経済学におけるパネルデータの利用例

これまでの説明でパネルデータがさまざまな実証研究で有用なものとして利用されていることは理解していただけたと思う。ミクロ計量経済学の発展に常に主導的な貢献をしてきた労働経済学の方野でも、パネルデータを用いて分析すれば、これまでクロスセクション・データのみで静学分析してきた経済現象を、同一個人の異時点間の変化に基づく動学分析に拡張することが可能になることから、さまざまな形でパネルデータが用いられている。

以下では、最近の動学的一般均衡マクロ・モデルの中で、基本的なパラメータとされている労働供給の賃金弾性値の推計について考えてみよう⁷⁾。労働供給弾性値とは、賃金が1%変化した時に労働供給が限界的に何%変化するかを表すものである。クロスセクション・データを利用する場合には、今期の賃金の変化が、今期の余暇と消費の代替を通じて、労働供給量をどれくらい変化されるかを計ることになる。パネルデータが利用できれば、今期の余暇と消費の代替だけではなく、今期と来期の異時点間の労働供給の代替についても計測できる。

このような労働供給弾性値の測定に関しては、理論的に次のように整理できる⁸⁾。

労働者 i は消費 (c_{it}) と労働時間 (h_{it}) とその他の家族属性 (x_{it}) で表される効用関数を予算制約式のもとで生涯効用を最大化していると考え、すなわち

$$U_i = \sum_t \beta^t U_i(c_{it}, h_{it}, x_{it}) \quad (5)$$

$$\alpha_{it+1} - \alpha_{it} = r_t \alpha_{it} + w_{it} h_{it} - p_t c_{it} + y_{it} \quad (6)$$

ここで、 β は割引率、 α_t は資産、 r_t は利子率、

w_t は賃金、 p_t は物価、 y_t は非勤労所得である。また、効用関数は時間に関して分離可能であり、不確実性はないことを仮定している。

この問題を労働時間について内点解を求めると次のようなオイラー方程式が得られる。

$$h_{it} = h_i(p_t, w_{it}, x_{it}, \lambda_{it}) \quad (7)$$

各変数は対数表示され、 λ_{it} は資産の限界効用を表している。

この式を賃金に関して偏微分したものが労働供給弾性値であるが、他の条件を一定にする場合の条件に応じて4通りの弾性値が定義されている。すなわち、資産の限界効用、消費、純支出、効用を一定にした上で、今期の賃金が限界的に1%変化したときに労働供給がどの程度変化するかに応じて、それぞれ、フリッシュ弾性値、エムサプライ弾性値、マーシャリアン弾性値、ヒクシアン弾性値と呼ばれている⁹⁾。ところで、将来の賃金や資産などの変化は、今期の資産の限界効用を通じてのみ今期の労働時間や消費に影響を及ぼすと考えられるので、フリッシュ弾性値のみが、労働供給の異時点間の代替効果を含んでいることを意味している。このことから、動学的一般均衡マクロ・モデルで用いる労働供給の賃金弾性値としてはフリッシュ弾性値がふさわしい概念であると言われている。フリッシュ弾性値の数学的表現は次のようになる(添字の i は省略してある)。

$$\eta_f = \frac{\partial h_i}{\partial w_t} \Big|_{\lambda} = \frac{\partial h(p_t, w_t, x_t, \lambda_t)}{\partial w_t} \quad (8)$$

実証的に労働供給の賃金弾性値を求めるには、労働時間を賃金やその他の変数によって説明するモデルを用いる。基本的には次のようなモデルを推計し、賃金弾性値 β を求める。

$$\ln h_{it} = \alpha + \beta \ln w_{it} + \sum \theta x_{it} + u_{it} \quad (9)$$

ここで x_{it} は家計属性などのコントロール変数、 u_{it} は誤差項であり、データによって誤差構成要素が一元配置になったり二元配置になったりする。これまでの実証結果の要点は以下の通りである¹⁰⁾。

(1) マクロ集計データを用いた場合、賃金の変化に対して、①労働供給する人数の変化(「職業

の選択])と②すでに就業している労働者の労働時間の変化(「労働時間の選択」)の2種類の労働供給行動の変化が含まれていることになる。したがって、この両方の労働供給行動を含んだデータを用いるか、より限定的な「労働時間の選択」のみを含んだデータを用いるかで弾性値が違ってくる。具体的には、両方の労働供給行動を含めば弾性値は1~1.4程度になるが、「労働時間の選択」のみを用いると有意ではなくなる。

(2)マイクロデータを用いた場合、壮年の既婚男性の「労働時間の選択」に関するフリッシュ弾性値は最大0.2程度である。男性よりも女性のフリッシュ弾性値が高い。

(3)黒田・山本(2006)の日本の集計データを用いた推計によると、「職業の選択」と「労働時間の選択」を合わせたフリッシュ弾性値は男女合計で0.7~1.0程度である。そのうち、男性は0.2~0.7であり、女性は1.3~1.5である。「労働時間の選択」に関するフリッシュ弾性値は男女合計、男女別でともに0.1~0.2と低い値が出た。労働供給変化の多くは労働市場への参入・退出変化を反映したものであることが明らかにされている。

以下では、パネルデータ分析の手法が労働供給分析にどのように役に立つかを例示する目的でZiliak(1997)が用いたデータを使って、「労働時間の選択」に関するフリッシュ弾性値を推計してみよう。Ziliak(1997)はアメリカのミシガン大学が行っているThe Panel Study of Income Dynamics(PSID)の1978年における21~51歳の男性労働者532名の10年分(1978~87)の完備パネルデータを利用している。このサンプルは継続して結婚しており、継続して就労していることを条件にPSIDから無作為抽出したものである。個人は時間給に換算して給与を得ており、出来高給や自営業者は除外されている。変数としては $lnhr$ は年間労働時間の自然対数、 $lnwg$ は個人別実質時間当たり年収の自然対数、 $kids$ は子供の数、 agh は家計主年齢、 $agesq$ は家計主年齢の二乗、 $disab$ は健康状態の悪さを示すダミー変数(健康状態が悪ければ1,良ければ0)である。

推計モデルは次のようなものである。

表1 年度別労働供給弾性値

Dependent Variable:	Estimated Coefficient	OLS		
		t-statistics	R-sq	
ln hr	year 1979	-0.0038	-0.14	0.0175
	1980	0.0625	2.05	0.0367
	1981	-0.0047	-0.19	0.0138
	1982	0.0445	1.64	0.0144
	1983	0.1739	4.24	0.0385
	1984	0.2537	8.53	0.1270
	1985	0.0585	2.23	0.0214
	1986	0.0794	2.43	0.0381
	1987	0.0284	1.02	0.0488
	1988	0.0880	3.75	0.0510

$$\ln hr = \alpha + \beta \ln wg_{it} + \gamma kids_{it} + \delta agh_{it} + \eta agesq_{it} + \theta disab_{it} + u_{it} \quad (10)$$

ここで誤差項は次のような構造をしている($u_{it} = \mu_i + v_{it}$)と仮定する。 μ_i は観察不可能な経済主体独自の個別効果を表し、 v_{it} は攪乱項を表す。データの制約上、消費と余暇の分離可能性を前提としている。

まず、データをパネルデータとして扱わずに、各年ごとのクロスセクション・データとしてOLS推定を行った結果が表1に掲載してある。各年の労働供給弾性値は負の値をとったり、有意でなかったり、極めて不安定である。一般に1983~84年を除くと、0.09以下で極めて低い値をとっている。

次に、これをパネルデータとして分析した結果が表2に掲載されている。まず、すべてのデータをプールしてOLS推定したプーリング推定ではフリッシュ弾性値は0.08と低い。これは表1の結果に近い。また、各サンプルごとに期間平均をとって、それをクロスセクションで推定したのがビトウィーン推定であるが、この場合、弾性値はさらに低く0.065となっている。さらに、個人の年々の行動の変化を取り込んだ固定効果推定はフリッシュ弾性値は0.165とかなり上昇している。ランダム効果推定では0.116となり、最尤法推定は構造上ランダム効果推定とほぼ同じ推定であり0.116をとっている。モデル選択の検定結果を見ると、プーリング推定とランダム効果推定の比較をするBreusch and Pagan検定ではランダム効

表2 労働供給弾性値のパネル推定

Dependent Variable: ln hr	Pooling (OLS)		Between		Fixed Effect		Random Effect		Maximum Likelihood	
	Estimated Coefficient	t-statistics	Estimated Coefficient	t-statistics	Estimated Coefficient	t-statistics	Estimated Coefficient	t-statistics	Estimated Coefficient	t-statistics
lnwg	0.0820641	8.82	0.065537	3.23	0.16495	8.71	0.116313	8.49	0.116569	8.44
kids	0.0079671	2.18	0.008124	0.98	-0.00114	-0.18	0.004718	0.96	0.004689	0.95
agh	-0.000794	-0.18	-0.00764	-0.71	0.014184	2.22	0.007702	1.43	0.007748	1.44
agesq	-1.10E-06	-0.02	8.16E-05	0.62	-0.00017	-2.06	-0.0001	-1.49	-0.000102	-1.5
disab	-0.095675	-5.86	-0.13944	-2.98	-0.0631	-3.39	-0.06963	-4.04	-0.069543	-4.03
_cons	7.469372	89.12	7.650345	37.09	6.946028	55.21	7.211584	69.22	7.209998	68.88
Diagnostic Test										
Number of obser- vation	5320		5320		5320		5320		5320	
Number of groups			532		532		532		532	
R-sq:										
within			0.0081		0.0201		0.0188			
between			0.0453		0.0239		0.0325		Log likelihood = -255.51	
overall	0.0245		0.0223		0.0179		0.0221		LR Test of sigma_u = 0:	
F test that all					F(531, 47837) = 5.75		Prob > F = 0.000		Chi2(01) = 1121.17	
u_i = 0									Pr > Chi2 = 0.000	
sigma_u					0.1818		0.1597			
sigma_e					0.2324		0.2324			
rho					0.3797		0.3206			
Breusch and Pagan Lagrangian multi- plier test for randam effects					Chi2(1) = 2407.93		Prob > Chi2 = 0.0000			
Hausman specifica- tion test					Chi2(5) = 21.98		Prob > Chi2 = 0.0005			

果推定が選択される。次に、ランダム効果推定と固定効果推定を比較する Hausman 検定では固定効果推定が選択される。ここで用いたデータセットに対しては固定効果推定が最もふさわしい推定方法であることがわかった¹¹⁾。

さらにダイナミックパネル推定の手法である GMM 推定の結果が表3に載っている。ここで用いたモデルは次のようなものである。

$$\Delta \ln hr_{it} = \alpha + \Delta \ln hr_{it-1} + \Delta \beta \ln wg_{it} + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

ここで Δ は 1 階の階差オペレータを意味する。また実質時間当たり年収を内生変数と考え、子供の数、家計主年齢、家計主年齢の二乗、健康状態の悪さを示すダミー変数を操作変数として用いた。フリッシュ弾性値は 0.102 でランダム効果推定や最尤法推定とほぼ等しい値をとっているが、Sargan 過剰識別制約検定は棄却され¹²⁾、系列相関も AR(1)では相関は有意ではないが、AR(2)では有意になっている。ここで用いたデータは異質性 (heterogeneity) が強く、上述のようなダイ

表3 労働供給弾性値の GMM 推定

Dependent Variable: ln hr	GMM	
	Estimated Coefficient	z-statistics
lnhr		
LD.	0.2132664	9.93
lnwg		
DL.	0.1027649	3.54
_cons	0.0027859	2.15
Diagnostic Test		
Number of observation	4256	
Number of groups	532	
Sargan test of over- identifying restrictions	Chi2(39) = 206.90	Pr > Chi2 = 0.00
Arellano-Bond test for residual AR (1)	z = -31.00	Pr > z = 0.0000
Arellano-Bond test for residual AR (2)	z = 0.04	Pr > z = 0.9681

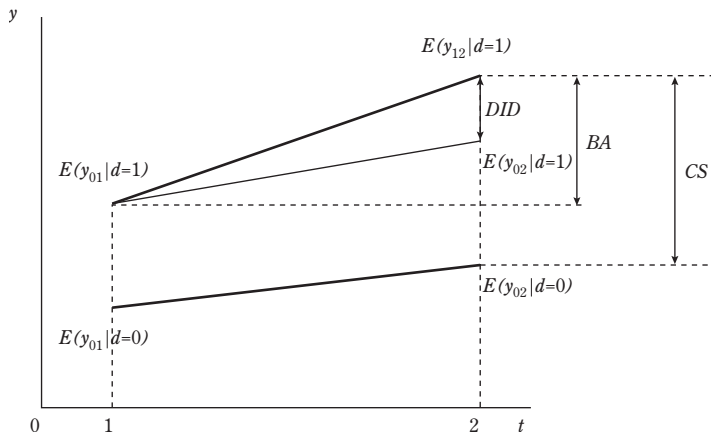
注：1) GMM は one-step 推定。

2) 操作変数として kids, agh, agesq, disab を用いた。

ナミックモデルの当てはまりはあまりよくないと言えそうである¹³⁾。

以上の結果をまとめると、ここで用いた PSID データは各年ごとのクロスセクション・データやプーリングデータとして扱うのではなく、パネル

図2 政策評価の構造



データ分析の基本形である固定効果推定が最も望ましく、「労働時間の選択」に関するフリッシュ弾性値はおよそ0.165程度であると判断できるとのことである。

本来ならば、日本のパネルデータを用いて、各種パネル推定の方法を駆使しながら、最も適切なフリッシュ弾性値を推計することができれば望ましかったのではあるが、現在、日本の男女各年齢階層をカバーしたパネルデータが利用できる状況には達しておらず、ここではやむをえずアメリカのデータを用いた。なるべく早い時期にわが国でもパネルデータが蓄積され、多くの研究者や政策担当者の共有の財産となることが望まれるところである¹⁴⁾。

VI パネルデータと政策評価

パネルデータを利用することのもう一つの利点は、政策評価あるいはプログラム評価がより精緻にできるということにある。パネルデータを用いた政策評価の手法としては Difference-in-Differences (DID) 推定が知られている¹⁵⁾。以下では、この概念を説明したい。

単純化のために2期間の場合を考える。ある政策あるいはプログラムが第2期 ($t = 2$) に導入され、第1期 ($t = 1$) にはそのような政策は導入されていないとする。その政策あるいはプログラムに参加した人(グループ)を処置グループと呼び、 $d = 1$ と表示する。参加しなかった人(グループ)

を比較グループと呼び、 $d = 0$ と表示する。政策評価の対象となる結果は y_{it} と表示され、 $j = 1$ は政策あるいはプログラムに参加した場合、 $j = 0$ は参加しなかった場合を表す。このような前提の下に、処置を施すことによる効果(処置効果: Treatment Effect = TE)を求めることを政策評価あるいはプログラム評価という。

政策評価の手法の比較は図2を見ることでイメージできる。まず第2期のクロスセクション・データしか利用できないのであれば、政策に参加した人と参加しなかった人の結果の差を見るしかその効果を計る方法はない。これは Cross Section 推定と呼ばれ図2では CS として表されている。見ての通り、 TE はかなり大きく出ることがわかる。

$$CS = E(y_{12}|d = 1) - E(y_{02}|d = 0) \quad (12)$$

次に、政策参加者のみのデータしかない場合¹⁶⁾、比較グループの情報がないので、参加しなかった場合の結果が不明である。これは Before and After 推定 (BA) と呼ばれ、次のように定義できる。

$$BA = E(y_{12}|d = 1) - E(y_{01}|d = 1) \quad (13)$$

BA 推定も現実の処置効果としては過大評価をしている可能性が高い。というのは、図2からわかるように不参加者であっても、第1期から第2期への間に結果が変化することがある。これはマクロ経済の状況によって所得が上昇したりするケースに相当する。もちろん逆に景気後退によって、

結果が第1期よりさらに落ち込むこともありうる。これも特定の政策やプログラムでは対応できないマクロ経済上の変化であり、その影響を取り除いて処置効果を評価しなければならない。そこで考えられた手法が Difference-in-Difference 推定 (DID) で、次のように定義することができる。

$$\begin{aligned} DID &= E(y_{12} - y_{02} | d = 1) \\ &= E(y_{12} - y_{01} | d = 1) + E(y_{01} - y_{02} | d = 1) \\ &= E(y_{12} - y_{01} | d = 1) - E(y_{02} - y_{01} | d = 0) \end{aligned} \quad (14)$$

式の展開から明らかのように、政策に参加した人が参加しなかった時に第2期に経験するであろう結果 y_{02} は実現した値ではなく、仮想現実 (counterfactuals) である。問題はいかにこの仮想現実の結果をうまく導くかということにかかっているが、ここでは、参加しなかった人が第1期から第2期にかけて結果を変化させた分は、政策に参加しなくても上昇 (下落) する分として BA 推定からさらに差し引くということをしている。

もちろんこのように処置効果が簡単に推計できれば問題はないが、実際には、政策に参加した人が参加しなかったときに経験するであろう結果が、最初から参加しなかった人の時系列変化と同じトレンドを持つことは常に成り立つ関係ではない。また、Ashenfelter's dip として知られているように、政策参加者は、参加直前には一時的に結果を下落させる可能性があり、直前と直後の結果を比べるのではなく、過去の何期間かの平均と事後の結果を比べたほうが良いという場合も起こりうる。

この DID 推定は、一定の条件の下では、すでに紹介したパネルデータ分析の固定効果推定と同値であり、パネルデータがなければ推計できない手法である。図2より明らかのように、DID 推定は CS 推定や BA 推定よりもより厳密に処置効果を推定し、その結果として TE は低く出ている。

DID 推定を用いた政策評価の実証研究は数多くあるが、労働供給の分野では Eissa (1995) の研究が有名である。彼女の研究は 1986 年のアメリカの税制改革法 (the US 1986 Tax Reform Act: TRA) が既婚女性の労働供給にどのような影響

を与えたかを検証したものである。具体的には、1984~86 年と 1990~92 年の The Current Population Surveys (CPSs) を用いて、大幅な減税を受けたグループ (所得累積順位 99% 以内の高所得層) を処置グループ、減税が小規模であったグループ (所得累積順位 75~80%) を比較グループとして、DID 推定を行い、税制改革が2つのグループに違った影響を与えたことを明らかにした。もちろん Blundell and MaCurdy (1999) が指摘しているように、彼女のアプローチでは配偶者の所得が主婦の労働供給に対して外生的でないこと、両グループの時系列トレンドが共通ではない可能性が高いことなど問題は残されている。

Ⅶ おわりに

21 世紀に入り、少子高齢化の時代、産業構造の大変革の時代と呼ばれているように、経済社会構造は大きく変動している。それに対応して経済政策の分野でも各種の規制緩和や構造改革が標榜されている。労働の分野を見ても、団塊世代の退職問題や若者の非就業化、転職の増加などに対応した政策が必要とされている。そのような構造的な問題にきめ細かく対応するためには、継続的に同一経済主体の経済行動を追跡したパネルデータを利用することが望ましい。

繰り返すまでもないが、社会が変動しているときに、スナップショット的なクロスセクション・データを用いただけでは厳密な見識は得られない。同一経済主体が状況の変化にどのように対応するかを深く観察することによって初めて、冷静な政策評価ができるし、意味のある政策含意も得られる。この意味でもパネルデータに基づく研究の重要性は増すことはあっても、低下することはないだろう。

- 1) パネルデータをロンジチューディナルデータと呼ぶこともある。
- 2) より厳密にはパネルデータとはクロスセクション・データを各主体ごとに時系列方向に拡大したデータであると定義できる。したがって、各国の同一時点でのマクロや金融変数のクロスカントリー・データを時系列データを用いて拡張してもパネルデータとして扱うことができる。すなわち、パネル

- データとは必ずしもミクロの経済主体について調査したデータに限定されるものではないということである。
- 3) 原理的には、 n 次元配置誤差構成要素モデルを考えることは可能だが(例えば、個別主体、時間、地域、コーホート、産業などの誤差要素が考えられる)、計量経済学の標準的な説明としては二元配置モデルを扱うのが一般的であるので、ここでもそれに従っている。
 - 4) 具体的な推定方法の解説については Hsiao (2003), Baltagi (2001), Wooldridge (2003), 北村 (2005) 等を参照されたい。
 - 5) ダイナミック・パネルデータ分析の理論的側面について、さらに知りたい方は Arellano (2003) が包括的な参考文献となっているので参照されたい。
 - 6) 時系列が短いという問題に対しては逆に時間軸は長くなくてもよいと考えることもできる。むしろ経済主体のダイナミックな調整パラメータは時間とともに変化する可能性が高いので、それが一定とみなされる期間(例えば5年)ぐらいに限定したほうがいいとも言える。調整スピードが速い場合には1年以内に調整が終わり、前年の実績(ラグ変数)はほとんど説明力をもたないケースもある。
 - 7) 例えば、一般のリアルビジネス・サイクル・モデルでは労働供給と消費需要が効用関数に入っており、労働供給の弾性値を用いる必要がある。Prescott (1986) では労働供給弾性値は1と仮定されている。King and Rebelo (1999) でもそれに近い値が必要であることを示している。Gomme, Rogerson, Rupert and Wright (2005) ではモデルが実体経済の変動をうまく捉えるためには、異時点間の労働供給弾性値が1から11の範囲の値をとらなければならないと論じている。
 - 8) 以下の議論は Blundell and MaCurdy (1999) と黒田・山本 (2006) を参照している。
 - 9) それぞれの弾性値の詳しい理論的背景や概念の典拠については、黒田・山本 (2006) を参照されたい。
 - 10) 実験結果については1970年代までは Killingsworth (1983), 1980年代までは Heckman (1993), 1990年代までは Blundell and MaCurdy (1999) と Cahuc and Zylberberg (2004), 2000年代までは黒田・山本 (2006) に要領よくまとめられている。
 - 11) 同じデータセットを用いて、同じ式を推定した Cameron and Trivedi (2005, pp.708-712) では推定されたパラメータ値はほぼ等しいにもかかわらず、Hausman 検定の結果、ランダム効果推定が選択されるとしている。
 - 12) このことは操作変数の選択が適切でないことを意味している。しかし、手元にあるデータセットで利用できるのはここにある変数だけなので、工夫するとすれば、ラグ項を加えることであるが、推定パラメータの値に大きな変化はなかったし、Sargan 検定の結果も改善されなかった。
 - 13) Cameron and Trivedi (2005 pp.754-756) は同じデータを用いてダイナミックパネル推定を行っており、2SGMM ではフリッシュ弾性値が0.33~0.547となっている。これは、明らかに過大推計だと思われる。
 - 14) 現在、慶應義塾大学では家計パネル調査を行っており、3年目が終了したところである。調査の詳細は樋口(編)(2005)を参照されたい。また家計経済研究所の「消費生活に関するパネル調査」は20~30歳代の女性を調査対象としており、現在12年目が終了しており、これも多くの研究者に利用されている。例えば、樋口・岩田編(1999)や松浦・滋野(2001)を参照。

- 15) 政策評価の計量経済学的手法に関しては Lee (2005) や Caliendo (2006) を参照されたい。
- 16) これはプログラム参加者に対してアンケートを行ってプログラムの事後評価をする場合や、そもそもプログラムへの参加申込者に事前に記入してもらった情報のうち、最終的に参加した人の情報のみが残っているケースであり、比較的多く見られるデータの形態である。

参考文献

- 北村行伸(2005)『パネルデータ分析』岩波書店。
- 黒田祥子・山本勲(2006)「人々は賃金の変化に応じて労働供給をどの程度変えるのか?—労働供給弾性値の概念整理とわが国のデータを用いた推計」, 日本銀行金融研究所ディスカッションペーパー No.2006-J-3.
- 樋口美雄(1996)『労働経済学』東洋経済新報社。
- 樋口美雄・岩田正美(編)(1999)『パネルデータからみた現代女性 結婚・出産・就業・消費・貯蓄』東洋経済新報社。
- 樋口美雄(編)(2005)『日本の家計行動のダイナミズム(1) 慶應義塾大学出版会。
- 松浦克己・滋野由紀子(2001)『女性の選択と家計貯蓄』日本評論社。
- Arellano, Manuel (2003) *Panel Data Econometrics*, Oxford University Press.
- Baltagi, Badi H. (2001) *Econometric Analysis of Panel Data*, 2nd ed., Wiley.
- Blundell, Richard and Thomas MaCurdy (1999) "Labor Supply: A Review of Alternative Approaches", in Ashenfelter, O. and D. Card, (eds) *Handbook of Labor Economics*, Vol.3A, pp.1559-1695.
- Browning, Martin (1998) "Modelling Commodity Demands and Labour Supply with M-Demands", University of Copenhagen, Institute of Economics, Discussion Paper, No. 99-08.
- Cahuc, Pierre and Andre Zylberberg (2004) *Labor Economics*, The MIT Press.
- Caliendo, Marco (2006) *Microeconomic Evaluation of Labour Market Policies*, Springer.
- Cameron, A. C. and P. K. Trivedi (2005) *Microeconometrics: Methods and Applications*, Cambridge University Press.
- Eissa, Nada (1995) "Taxation and Labor Supply of Married Women: The Tax Reform Act of 1986 as a Natural Experiment", NBER Working Paper, No. 5023.
- Gomme, Paul, Richard Rogerson, Petre Rupert, and Randall Wright (2005) "The Business Cycle and the Life Cycle", *NBER Macroeconomics Annual*, 2004, The MIT Press, pp. 415-461.
- Frisch, Ragnar (1959) "A Complete Scheme for Computing All Direct and Cross Demand Elasticities in a Model with Many Sectors", *Econometrica*, 27(2), pp. 177-196.
- Heckman, James J (1993) "What Has Been Learned about Labor Supply in the Past Twenty Years?", *American Economic Review*, 83(2), pp. 116-121.
- Hsiao, Cheng (2003) *Analysis of Panel Data*, 2nd ed, Cambridge University Press.
- Killingsworth, Mark R (1983) *Labor Supply*, Cambridge University Press.
- King, Robert G. and Sergio T. Rebelo (1999) "Resuscitating

- Real Business Cycles”, in John B. Taylor and Michael Woodford (eds.) *Handbook of Macroeconomics*, Vol.1B, pp. 927-1007.
- Lee, Myoung-Jae (2005) *Micro-Econometrics for Policy, Program, and Treatment Effects*, Oxford University Press.
- MaCurdy, Thomas E (1981) “An Empirical Model of Labor Supply in a Life-Cycle Setting”, *Journal of Political Economy*, 89(6), pp. 1059-1085.
- Prescott, Edward C (1986) “Theory ahead of Business Cycle Measurement”, *Quarterly Review*, Federal Reserve Bank of Minneapolis, 10(4), pp. 9-22.
- Triest, Robert K (1992) “The Effect of Income Taxation on Labor Supply When Deductions Are Endogenous”, *Review of Economics and Statistics*, 74(1), pp. 91-99.
- Wooldridge, Jeffrey M (2003) *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, The MIT Press.
- Ziliak, James P (1997) “Efficient Estimation with Panel Data When Instruments Are Predetermined: An Empirical Comparison of Moment-Condition Estimators”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 15(4), pp. 419-431.
- Ziliak, James P and Thomas J. Kniesner (1999) “Estimating Life Cycle Labor Supply Tax Effects”, *Journal of Political Economy*, 107(2), pp. 326-359.

きたむら・ゆきのぶ 一橋大学経済研究所教授。最近の主な著書に『パネルデータ分析』（岩波書店，2005年）。応用計量経済学，マクロ経済学，金融・財政論，公共経済学専攻。