

第 I 部 基本をおさえる —— 実証分析手法の現在 ——

応用マイクロ計量経済学の手法と論点

北村行伸

計量モデルの発展、大型のマイクロデータやパネルデータの蓄積、ソフトウェアやコンピュータの進化により、経済学の実証分析は、マクロ的な関心から、よりマイクロな方向に精緻化されながら進化を遂げてきた。現在の代表的な応用マイクロ計量経済学の手法と論点を概観する。

1. はじめに

現在の経済学のありかたをどう考えるのかということに関しては、意見が分かれるだろう。しかし、現在の経済学の実証研究が、過去 40 年ぐらいを振り返ってみて、格段に進化しているということに関して異議を唱える人は少ないのではないだろうか。

言うまでもなく、コンピュータなどの計算能力が格段に向上し、大量のデータ処理が短時間のうちにできるようになった。また、それと並行して、各種の統計データが収集され、公開され、そして実証研究で利用されるようになった。経済主体（個人、家計、企業等）の行動を記録したマイクロデータ、とりわけ同一主体から繰り返し記録をとったパネルデータが蓄積されるようになり、経済理論で想定されていた経済主体の行動を、実際のデータを使って検証できるようになってきた。これらの変化は、自然科学、とりわけ物理学の理論仮説を、膨大な実験装置を用いて実証し、それが実際に確認された時点で理論が正しいことが認定されるという研究手法に、社会科学、とりわけ経済学が近づいてきていると解釈することもできる。

以下では、経済主体の行動を分析することを目的として、近年、広く用いられるようになった応用マイクロ計量経済学の手法と論点を概観したい。

2. ミクロ計量経済学の考え方

戦後の実証経済学は、まず、消費関数や投資関数・生産関数の推定など経済理論の中核的な枠組みで使われる関数の推定から始まり、徐々に、産業組織論の各種の市場競争の構造や、消費平準化の 1 階条件であるオイラー方程式の推定、労働経済学における労働供給の賃金弾性値の推定など、より限定的な、しかし、より精緻化された経済理論に基づく予測の検定に変化してきた。

このことは、用いるデータも消費、設備投資、生産(売上)などの、政府などが定期的に収集している(非実験の)マイクロデータから、次第に特定の経済理論に対応させた統計調査とそこから得られる(実験)マイクロデータの利用にシフトしてきたことを意味している。

一般的に言えば、マイクロデータ、パネルデータの利用が増加し、マイクロ計量経済学の手法の解説¹、ソフトウェアなどの開発が進み、応用マイクロ計量経済学研究への参入障壁が大幅に低下し、研究が急速に拡大してきた。

われわれが目にする実証研究は、マイクロ・クロスセクション・データあるいはパネルデータを用いて、通常のパラメトリックな関数の推定を行うものが大半ではあるが、近年、それをさらに精緻化させた分析手法が利用されるようになってきている。特に産業組織論、労働経済学、公共経済学などの分野では、経済主体の意思決定および、経済状態を表す変数の効果を織り込んだ推論を行う必要があることが意識されている。

このあたりの事情を、簡単な例を挙げながら説明しておこう。企業の直面する財の需要関数と供給関数を考える。需要関数は次のように定式化される。ここで Q_t は企業の生産財に対する需要、 P_t はその価格、 Z_t はその他の説明変数であるとする。

$$\ln Q_t^D = \alpha + \beta \ln P_t + Z_t' \gamma + v_t \quad (1)$$

供給関数も同様に定義でき、 \mathbb{X} は供給を説明するその他の変数であるとする。

$$\ln Q_t^S = a + b \ln P_t + \mathbb{X}'c + \varepsilon_t \quad (2)$$

ここで β は需要の価格弾力性 ($\beta = \partial \ln Q^D / \partial \ln P$)、 b は供給の価格弾力性 ($b = \partial \ln Q^S / \partial \ln P$)を表している。 \mathbb{Z} と \mathbb{X} は需要関数と供給関数を識別するときに使う変数であり、例えば、 \mathbb{Z} は人口構成や可処分所得に関する変数であり、 \mathbb{X} は為替レートやエネルギー費用、賃金等に関する変数であったりする。

(1)と(2)はそれぞれ需要と供給の構造方程式となっており、 β と b は研究者にとっては関心のあるパラメータを表している。しかし需要と供給が均衡するときに数量 Q_t と価格 P_t が決まるとすれば、 P_t は内生変数であり、それを考慮しない最小二乗法(OLS)推定では推定パラメータにバイアスが生じる可能性がある。

この問題への対処方法は2つある。それぞれの考え方を紹介しよう。

2.1 誘導型推定法

(1)と(2)を連立方程式として Q_t と P_t について解いて、誘導型(3)(4)式を導出する。

$$\ln P_t = \frac{1}{\beta - b} \{ (a - \alpha) + \mathbb{X}'c - \mathbb{Z}'\gamma \} + \frac{\varepsilon_t - v_t}{\beta - b} \quad (3)$$

$$\ln Q_t = \frac{1}{\beta - b} \{ (a\beta - \alpha b) + \mathbb{X}'c\beta - \mathbb{Z}'\gamma b \} + \frac{\beta \varepsilon_t - b v_t}{\beta - b} \quad (4)$$

この2本の式は、 \mathbb{Z} と \mathbb{X} という外生変数によって表示されており、説明変数の内生性バイアスは取り除かれている。この2式を同時推定し、得られたパラメータ6つから未知数6つ($\alpha, \beta, \gamma, a, b, c$)を計算すれば、バイアスのないパラメータを得ることができる。この誘導型推定は、その導出法からも明らかなように、均衡点におけるパラメータの推定を行っていることになる。経済が每期均衡状態にあると仮定すれば、この推定は内生性バイアスを回避しているということで望ましい推定方法であると判断される。しかし、経済状態が

何らかの不均衡にあると考えられる場合や均衡に向けての調整過程にあると考えられる場合には、必ずしも最適な推定方法とはいえない。とりわけ、分析者の関心が需要の価格弾力性 β や供給の価格弾力性 b にある場合には、消費者なり供給者なりの価格変動に対する反応をみているわけであり、そのような反応が収束した後の均衡状態をみているわけではない。このような場合には、(1)(2)式を構造方程式として直接推定するほうが望ましい。その際に用いるのが操作変数法である。

2.2 操作変数法

(1)式において P_t の操作変数として X を使い、(2)式において、 P_t の操作変数として Z を使うという 2 段階最小二乗法がある。操作変数が適切であれば、パラメータ β と b の推定は誘導型から導かれるパラメータと等しくなるはずである。別の言いかたをすれば、誘導型(4)式と構造型(1)式あるいは(2)式を比べてみれば明らかなように、 P_t の操作変数として X あるいは Z を用いることで(4)式と(1)式あるいは(2)式は同値になるということである。操作変数の原則は、操作変数は(1)あるいは(2)式の誤差項とは無相関であり、かつ操作変数は P_t とは強く相関している、ことである。

近年の実証研究では、誘導型の連立方程式を推定するということはほとんどなく、(1)式や(2)式を操作変数法で推定してパラメータを得ることが多い。容易に想像がつくように、(1)式の需要関数は家計の効用最大化問題を解くことによって導出されており、(2)式の企業の供給関数は企業の利潤最大化問題を解くことによって導出されている。使うデータも(1)式の推定であれば、家計調査系のデータになるだろうし、(2)式の推定であれば、企業活動系のデータになるだろう。理論的には、需要関数と供給関数が均衡することによって価格と数量が決まるということになっているが、企業の供給する財と家計が需要する財をマッチングさせてペアにした統計データは通常存在しない。したがって、上の例で導出したような誘導型の連立方程式は想定できず、理論的に最適な操作変数を用いることもできないことが多い²。

さらに悩ましいことに、(2)式の供給関数を考える場合には、価格が内生変数であると

いうだけではなく、企業の直面している市場競争の条件によって、独占競争価格、寡占競争価格、完全競争価格などさまざまな価格設定メカニズムを考慮する必要がある。同様に外生変数として入っている X にも賃金など外生性が疑わしい変数も含まれていたりする。

現状の実証研究では、適切な操作変数を見つけることが難しく、また、自然実験的な環境で 1 つの有望な操作変数を見つけたとしても、それですべての内生性の問題が解決できるわけではないという、きわめて深刻な問題に直面していることが認識されるようになってきた。

この問題への対処として 3 つの進展が見られた。第一に、(1)式や(2)式のような構造方程式を、厳密な経済理論に基づいてモデル化し、それを日常的な非実験データではなく、モデルの中から発生させた実験データによって経済状態の変化に対してより頑強なパラメータ推定する構造推定モデルを用いるという方向である。これは Lucas(1976)が行った、経済主体の合理的行動を考慮していない結果、構造変化時に予測を大きく外す大型マクロ計量経済学モデルへの批判に対する答えともなっている。

第二の方向としては、経済政策や各種の支援プログラムを評価する方法として、自然科学の実験的手法を用いるというものである。これは、適切に運用されれば、かなり厳密な政策評価ができると考えられ、多くの政策研究で用いられ始めている。

第三の方向として、経済理論や厳密な科学実験計画に従ったデータ収集と分析ではなく、日常生活の中から、消費者やその他の経済主体が意識することなく集められたビッグデータを分析することで、さまざまな行動パターンを探し出そうとするものである。

以下では、この 3 つの方法について解説しておこう。

3. 構造推定モデル

イエール大学に拠点を置くコウルズ財団経済研究所は「科学とは計測なり」(Theory and Measurement)をモットーにし、エコノトリックスを「経済理論と統計手法を融合させて数量データや質的データを分析する経済学の一分野」と定義していた。そこでは、

大型連立方程式によるマクロ計量経済学モデルが構築されてきた。ルーカス批判(本号 pp.37-41 渡部論文参照)などを受けて、大型マクロ計量経済学モデルは用いられなくなったが、現在では、それに代わって、経済理論と統計手法を合体させた分析方法を構造計量経済学モデル(structural econometric models、以下では略して構造推定モデル)と呼んでいる。この意味では、構造推定モデルはコウルズ財団が意図していたエコノメトリックスの真の後継モデルであるといえる。

構造推定モデルは、文字通り手作りの模型のようなものであり、個々の模型により作り方も、動かし方も違っていて、汎用モデルや一般型はない。あえて構造推定モデルを明示化し、設定する必要がある部分を述べれば次のようになるだろう³。

3.1 経済理論モデル

ここでは経済理論に基づく、経済主体のすべての行動を構造方程式として表現することが求められている。例えば、市場競争の状態、経済制度、各種経済主体の設定、情報の開示状況など経済環境がどのように機能しているかは明示的にしておく必要がある。さらに、生産技術、選好関係(効用関数の形状)、初期資本(資産賦与)などについても定式化する必要がある。経済主体にとっての制約条件やその変動が経済主体の行動を変化させる外生変数(状態変数)についても特定化する。その下で、経済主体は最適化行動をとると考える。例えば、消費者であれば効用最大化行動、企業であれば、利潤最大化行動に基づく最適化を行うと想定する。経済主体が市場競争あるいは戦略競争的な環境にいるとすれば、どのような均衡解に至るのかも考えておく必要がある。価格所与の下でのワルラス均衡やナッシュ均衡下での企業の戦略的な数量あるいは価格設定行動などが考えられる。

3.2 確率モデル

次に、3.1 項の経済理論モデルに不確実性を導入して、確率的計量モデルに変換する必要がある。計量経済学者(ここではデータの分析者という意味)は企業の経営者が知っている企業の生産性や新製品については何も知らされていないという仮定を置くことが

ある。新製品が開発されたので、生産時間を延長して増産したとしても、計量経済学者には、中間投入財の増加、労働時間の延長などは観察できるが、それが新製品の製造かどうかは判断できないだろう。これは、経営者と計量経済学者の間の情報の非対称性に基づく誤差である。同時に、経済主体間の情報の非対称性もあるだろう。また、戦略的な意思決定を行う過程で、経済主体が判断を誤ることは往々にしてある。計量経済学では問題になるが、変数に測定誤差が含まれていても、経済主体の判断の誤りや経済主体のみが知っている情報による変数の変化などから、それを識別することはできない。この測定誤差も考慮することがある。

3.3 推定モデル

実際に関心のあるパラメータを推定するための関数形や誤差項の分布、推定方法、統計検定などを決める。まず、関数形は、利用可能なデータと推定したいパラメータの制約との関係で決まってくる。関数形は経済学的に意味のあるものを設定する必要がある。また、推定の容易さも関数形の選択においては考慮すべき点である。誤差項の分布だけでなく、内生変数の条件付き分布についても特定化する。家計や企業の戦略的意思決定を扱う場合には、離散的選択モデルであるロジット・モデルやプロビット・モデルが使われることが多い。それに各種の誤差項を考慮したモンテカルロ法により最尤法推定 (Maximum Likelihood: ML) を行う。場合によっては、誤差項に関してより制約の少ない一般化積率法 (Generalized Method of Moments: GMM) が用いられることもある。モデルの特定化のためには計量経済学で用いられている各種の検定、過剰識別性検定、不均一分散検定、自己相関検定、欠落変数検定などを行って、適切なモデル選択を行う。

ここまでの準備が終わったところで、実際の構造推定に進む。

3.4 構造推定の手順

- ① 関心のあるパラメータおよび政策パラメータを初期値として与え、動学的最適化問題を解く。最適化期間の最終期から逆に帰納法的に解いていく(その際、外生変数である状態変数を変化させ、各種ショックを考慮した誤差を発生させる)。その

結果得られた、各期の期待効用なり期待収益を割引現在価値に直して、それをロジット・モデルあるいはプロビット・モデルに変換する。

- ② そのロジット・モデルかプロビット・モデルを最尤法あるいは一般化積率法によって推定し関心のあるパラメータを求める。
- ③ ②で求めたパラメータを所与として、①に戻って、動学的最適化問題を再び解く。
- ④ ①~③を繰り返して、パラメータがある一定の条件の下で収束するまで計算を続ける。関心のあるパラメータが収束したら、計算を終了する。
- ⑤ そのパラメータを用いて、政策シミュレーションや効用関数を用いた厚生分析などを行う。

Reiss and Wolak (2007, p.4288)によれば、構造推定モデルを使う3つの理由は以下のとおりである。

第一に、構造推定モデルを用いることで、日常的に集められたデータ(非実験データ)では推定することが難しい、経済パラメータ(限界費用、規模の経済性)や行動パラメータ(需要の価格弾力性、政策変更に対する反応)を推定することができる。

第二に、構造推定モデルは仮想現実や政策シミュレーションに使える。例えば、ある財の需要と独占企業の費用関数の構造がわかっているならば、同規模の企業がこの市場に参入してきたときに、市場価格と需要量はどのように変化するか予測することができる。

第三に、構造推定モデルは、対立する2つの理論の予測力を比べるときに用いることができる。ここでは、理論モデルの厳密な仮説検証を通して、モデル選択を行うことを示唆しているわけではなく、特定の経済理論に基づいて導かれた構造推定モデルが予測する変化を比べて、もっともらしい経済理論を選択するという程度の緩やかなものである。

もちろん構造推定モデルにも多くの限界はある。

第一に、経済理論は、構造推定モデルの具体的な関数形や理論に出てこない説明変数の選択については役に立たない。研究者が試行錯誤しながら選ぶしかないというのが現実である。また、構造推定モデルを通して理論を選択するといっても、関数形や用いる

変数が理論から導かれたものでなければ、真に理論を検証していることにならないことも十分に認識しておくべきである。

第二に、経済現象のすべてに対して経済理論が準備されているわけではない。次節で論じるように経済理論がない場合にも、われわれは、その経済現象を評価する手法を開発してきており、そのような場合には、構造推定モデルではなく、プログラム評価モデルを用いるべきである。

第三に、構造推定モデルで用いる統計データは、必ずしも経済理論が想定しているような、厳密な競争環境の下で集められた実験データに限らず、さまざまなノイズの入った非実験的環境下で集められた不完全なデータも含まれていることも認識しておくべきである。構造推定モデルに体现された理論がデータでうまく説明できない場合、理論の不備かデータの不備かを識別することは難しい。

これらの限界はあるものの、経済理論と統計データを結びつけて、小さいながらも隅々にまで配慮できる構造推定モデルは魅力的な研究テーマである。特定の政策課題に対して深く分析しようと思えば、構造推定モデルは有効である。

4. ランダム化比較試験に基づく政策評価

構造推定モデルでは、経済理論が重要な役割を果たすが、特定のプログラムやプロジェクトの効果を推定したり、比較したりする場合に、必ずしも厳密な理論がないこともある。例えば、職業訓練が賃金に与える効果を推定する場合、職業訓練が受講者の人的資本にどれぐらいの効果をもつのか、あるいは生産性や生産現場での労働の質の改善にどれぐらいの効果をもたらしたかがわかれば、それを計測することによって職業訓練の効果を判断することは可能である。しかし、職業訓練に参加したか、しなかったかという二項選択の指標と、参加前後の賃金のデータしかなければ、どのように職業訓練の効果を測ることができるだろうか。ここで用いられたのが、医療の臨床実験や農業試験で用いられてきた実験計画法の、経済学あるいはより広く社会科学への応用である⁴。

何らかの政策あるいはプログラムの評価を行う場合には、その成果を表す変数 y をも

とに評価する必要がある。理論的に考えれば、ある政策あるいはプログラムに参加した場合の経済主体の成果は y_1 で表され、もし経済主体がそれに参加しなかった場合の成果を y_0 で表すと、その政策あるいはプログラムの純効果は $y_1 - y_0$ で表されるはずである。容易に想像がつくように、同一経済主体が政策プログラムに参加することと、参加しないことを同時に経験することはできないという問題が生じる。すなわち、あるトレーニングに参加した人の成果 y_1 は観測できるが、その人がトレーニングに参加しなかった場合の成果 y_0 は、実際には参加しているのだから、実測できないだろう。この実測できないケースをあたかも経験したかのように扱うことを、仮想現実(カウンターファクチュアル)を設定するといひ、この仮想現実がいかに現実的であるかによって、政策評価の適切さが違ってくるといふ考え方をする。

同一経済主体の個別評価 $y_1 - y_0$ は個々人の状況に応じて違ふだろうが、われわれが関心があるのは、社会全体の平均として、その政策やプログラムの効果を計測することにある。そこで、 d を政策処置を受けた指標であるとしよう。もし $d = 1$ であれば経済主体は処置群、 $d = 0$ であれば、経済主体は処置を受けていない対照群に属しているとしよう。

平均処置効果(Average Treatment Effect : ATE)は次のように定義できる。

$$ATE = E(y_1 - y_0) \quad (5)$$

また、処置群の平均処置効果(Average Treatment effect on the Treated: ATT)は次のように表せる。

$$ATT = E(y_1 - y_0 | d = 1) = E(y_1 | d = 1) - E(y_0 | d = 1) \quad (6)$$

右辺の第一項は観測できるが、第二項は観測不可能である。観測可能なデータは $E(y_0 | d = 0)$ なので、 y_0 の期待値と d は独立であると仮定し、ATTを次のように近似する。

$$ATT \approx E(y_1 | d = 1) - E(y_0 | d = 0) \quad (7)$$

ATE を推定するにはさらに強い仮定を置く必要がある。すなわち、ATE は次のように書き換えることができる。

$$ATE = P(d = 1)E(y_1 - y_0|d = 1) + P(d = 0)E(y_1 - y_0|d = 0) \quad (8)$$

ここでは $E(y_0|d = 1)$ に加えて、 $E(y_1|d = 0)$ も観察不可能であり、これも仮定を置いて近似する必要がある。すなわち、 y_1 の期待値と d も独立であると仮定すると、ATE は ATT と同じ近似を用いることができる。

$$ATE = ATT \approx E(y_1|d = 1) - E(y_0|d = 0) \quad (9)$$

この関係が成り立つためには、処置群および対照群の選択がランダムに行われていることが前提になる⁵。この選択がランダムに行われていない場合には、セレクション・バイアスについて配慮する必要がある。

これを回帰分析で求めることもできる。

$$y_i = \alpha + \beta d + \varepsilon_i \quad (10)$$

ここで d は処置群に付与されるダミー変数である。(10)式は最小二乗法(OLS)で推定でき、推定パラメータ $\hat{\beta}_{OLS} = ATE = ATT$ となる。

このようにして求めた平均処置効果を比較することで、その政策やプログラムを評価するというのが基本的な考え方である⁶。ここで紹介したランダム化比較試験に基づく政策評価のアプローチは開発経済学の分野を中心に急激に広がっており、多くの興味深い実証結果が得られている。

ただ、開発経済学に長い間携わってきた Deaton (2010) や、政策評価の手法の開発をリードしてきた Heckman (2010) らは、ランダム化比較試験があまりにも急激に応用されるようになり、その結果、研究の中には、実験計画法を考案した Fisher (1925) が、細心

の注意を払って行ってきたランダム化比較試験が、形骸化してきたことを危惧している。たしかに、ランダムにサンプルを選ぶためには母集団情報が必要だが、発展途上国などでは、母集団情報の基礎となる統計調査が不十分であることが多い。その結果、サンプルをランダムに選ぶという作業がないがしろにされている可能性がある。何らかのプロジェクトを実施したいと考えて、国際機関や援助機関に仲介を頼んで、紹介された村落が、どのような意味で無作為抽出された村落なのかは、あまり問われることがないように思う。その結果、過去から多くの研究者チームの入った援助慣れのした村落を対象とすることになったとすれば、過去の履歴効果などもあり、純粋な援助効果を測ることが難しくなる。また、処置グループと対照グループに割り当てる時点でランダムに割り当てができればいいのだが、これも、実際の実証分析では処置グループが決まっており、事後的に対照グループを割り当てているということも多くみられる。Fisher(1925)では処置グループと対照グループは同等の重みで分析すべきものであり、できれば医薬品検定のときに用いるような二重盲検のような環境で政策効果を測ることが望ましいと考えていたが、現状のランダム化比較試験では、被験者も含めて処置群と対照群は最初から自らの扱いを認識していることが大半である。このことがもたらす結果へのバイアスについては、最近の研究で論じられることはほとんどないと思う⁷。

Deaton(2010)は、ランダム化比較試験や自然実験に過度に依存した研究は、知識の蓄積に結びつかず、それぞれの実験結果が、科学的調査を謳っている割には、その他のサンプルへの一般化ができないし、追試も行われていない点も指摘している。

さらに Heckman(2010)も指摘しているように、安易なランダム化比較試験では、厳密な経済理論や政策分析に基づいておらず、結果の評価も曖昧となる危険性をはらんでいることもよく認識しておくべきであろう。

逆に、LaLonde (1986)では、非実験データを用いた実証結果が、ランダムに割り当てられた実験データでは確認できなかったと報告している。これは、非実験データを用いた計量経済分析が特定化に関する誤りを犯している可能性を示唆している。これは、実験データで非実験データから導かれた実証結果を再検査するという試みであり、実験手法

の新しい応用例である。

Imbens (2010)が Deaton(2010)や Heckman and Urzua(2009)に答えているように、ランダム化比較試験によって実証研究の信頼性が大きく改善された点は高く評価されるべきである。同時に、実験計画の細部をごまかしたような実証研究は回避すべきであることは言うまでもない。

5. ビッグデータ分析

現在、ビッグデータについて話を聞かない日はないぐらい、話題になっている。企業は各種のビッグデータを集めて、それをビジネスに活かそうとしている。アマゾンが集めているショッピングのパターンやタイミングに関する情報、グーグル上で検索されているキーワード、トヨタ自動車の位置情報からわかる道路の渋滞情報、電子マネーの決済情報からわかる買い物履歴や平均決済額、電力メーターから発信されるリアルタイムの電力使用量など、いまや膨大な量の情報が蓄積され、それがマーケティングや将来の需要予測などに用いられている。

データとして定義してみると、①数値型、カテゴリー型、2値型、②テキスト(電子メール、Twitter のつぶやき、新聞記事等)、③レコード(ユーザー・データ、タイムスタンプ付のイベントデータ、ログファイル)、④地理情報に基づく位置データ、⑤ネットワーク、⑥センサーデータ、⑦画像、映像、音声データ等、などに分類できる。

日本において、これまで経済学者が使ってきたのは、ほとんど①であり、まれに②③④⑤などが使われることがあった。問題は、これらの莫大なデータがリアルタイムで蓄積されているという事実に対して、それを分析するデータサイエンティストが大幅に不足しており、しかも大学等の高等教育機関で、そのような人材を育成する講座がほとんど開かれていないという事実である。遅ればせながら、文部科学省は 2017 年から、全国で 10 大学ほどを指定して、ビッグデータ分析の専門家、データサイエンティストの育成に乗り出すことを公表した。現在、アメリカやヨーロッパの企業が行っているビッグデータ分析に後れを取らないために、この分野の専門家の育成が急務だという認識に基づいている。

これまでの計量経済学では考えられなかったビッグデータを用いることで、何らかの行動上の推論はできるだろうか。よく指摘されるビッグデータの特徴として、多くの場合、サンプルは母集団情報から無作為に抽出されたものではなく、しかも、体系的な調査目的に基づいて集められた情報でもない。いわば、企業や家計、個人といった主体の行動を部分的に情報として集計している段階で、その分権的な情報から意味のある因果関係を導出することができるかどうか問われている⁸。

たしかに、紐づけされていない現状のビッグデータを、前節までのように経済理論と統計手法を厳密に結びつける手法で分析することは難しい。しかし、この莫大なデータを利用して、政府公的統計から得られる情報を補完することは考えられている。例えば、消費者物価指数は月次で公表されているが、それは調査員が個別の小売店を訪問して、特定の銘柄の商品の価格を記録することによって作られている。それに対して、スーパーマーケットやコンビニエンスストアでは、価格情報や売上情報を、POS システムを使ってリアルタイムで把握している。実際にこのシステムを使えば、日次の消費者物価指数を構築し、より迅速に経済・景気に関する情報を伝えることが可能になる。同様に、電力・水道・ガスといった消費情報、物流や交通情報なども経済・景気に関するリアルタイム情報として活用できるだろう。

ビッグデータは、理論なき計測と揶揄されることがあるが、データから統計的に抽出された関係から、理論構築の必要性を感じさせることができれば、帰納法的なアプローチによる理論構築の道が開ける可能性もある。人間の行動あるいは社会現象には何らかの原因が働いていることは想像できるが、その原因がどのようなものであり、それはどれくらい確かなことかと問われれば不確かであると答えざるを得ないという場合がある。そのような「主観確率」を事前確率と呼び、ある事象が起こった後に得られる事後確率との関係を表したものがベイズの定理として知られている。

われわれが知りたいのは、A が起こったときに原因が H_i である確率 $P(H_i|A)$ である。ベイズの定理は結果に対する原因の確率 $P(H_i|A)$ を計算する公式を与えてくれる。

$$P(H_i|A) = \frac{P(H_i)P(A|H_i)}{\sum\{P(H_j) \cdot P(A|H_j)\}} \quad (11)$$

ここで $P(H_i)$ は、 H_i の事前確率、 $P(H_i|A)$ は事後確率と呼ぶ。これをさらに簡単に表現すると(事後確率) = (事前確率 × 尤度) / (データの分布)と読むことができる。このベイズの定理を利用した統計分析をベイズ統計と呼ぶ。このアプローチは不確かな事前確率を、情報を加えることでアップデートして、より確かな事後確率に修正していくというものであり、ビッグデータの分析に適した統計理論として注目を集めている。実際、人工知能における深層学習、音声解析、画像解析、医療臨床検査、機械翻訳、迷惑メールフィルターなどでは、ベイズ統計を使って、大きな実績をあげている⁹。

6. おわりに

ここで紹介した3つの方法は、それぞれ有望なアプローチであり、いずれかのアプローチが他を知的に圧倒しているということはない。また、Heckman (2010)が論じているように構造推定モデルとランダム化比較試験を融合したようなアプローチも出てきつつある。

これらの手法はいずれも計量経済学の長い伝統の上に成り立つものであり、その蓄積を生かして新しい道を切り開いていることを理解していただきたい。例えば、ビッグデータ分析で用いられているベイズの定理などは1763年に公表されたものであり、日本でいえば江戸時代の発見である。それが、現代の情報技術の進歩と共に見直されるようになってきたのである。

応用マイクロ計量経済学は経済学の理論と計測をつなぐ架け橋となる研究分野であり、解決すべき問題は理論面でも、実証面でも、統計調査面でも山積みにされている。多くの若い研究者がこの分野に参入して、さらに新しいフロンティアを開拓してくれることを切に願っている。

参考文献

- 奥野忠一、芳賀敏郎(1969)『実験計画法』培風館
- 北村行伸(2005)『パネルデータ分析』岩波書店
- 北村行伸(2009)『ミクロ計量経済学入門』日本評論社
- 古澄英男(2015)『ベイズ計算統計学』朝倉書店
- 津田敏秀(2011)『医学と仮説』岩波書店
- 広津千尋(1992)『実験データの解析——分散分析を超えて』共立出版
- Abbring, J. H. and J. J. Heckman (2007) “Econometric Evaluation of Social Programs, Part III: Distributional Treatment Effects, Dynamic Treatment Effects, Dynamic Discrete Choice, and General Equilibrium Policy Evaluation,” in J.J. Heckman and E.E. Leamer eds., *Handbook of Econometrics*, Vol. 6B, Chapter 72, 5145-5303.
- Angrist, J. D. and J. Pischke (2010) “The Credibility Revolution in Empirical Economics: How Better Research Design is Taking the Con out of Econometrics,” *Journal of Economic Perspectives*, 24(2), pp.3-30.
- Cameron, A. C. and P. K. Trivedi (2005) *Microeconometrics: Methods and Applications*, Cambridge University Press.
- Cochran, W. G. and G. M. Cox (1957) *Experimental Designs*, 2nd ed., John Wiley & Sons.
- Deaton, A. (2010) “Instruments, Randomization, and Learning about Development,” *Journal of Economic Literature*, 48(2), pp.424-455.
- DiNardo, J. and D. S. Lee (2011) “Program Evaluation and Research Designs”, in D. Card and O. Ashenfelter eds., *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4a, Chap. 5, pp.463-536.
- Duflo, E., Rachel G. and M. Kremer (2008) “Using Randomization in Development Economics Research: A Toolkit,” in T. P. Schultz and J. A. Strauss eds., *Handbook of Development Economics*, Vol.4, Chap. 61, pp.3895-3962.
- Fisher, R. A.(1925) *The Design of Experiments*, 1st ed., Oliver and Boyd.
- Heckman, J. J. and E. J. Vytlacil (2007a) “Econometric Evaluation of Social

- Programs, Part I: Causal Models, Structural Models and Econometric Policy Evaluation,” in J.J. Heckman and E. E. Leamer eds., *Handbook of Econometrics*, Vol. 6B, Chap. 71, 4779-4874.
- Heckman, J. J. and E. J. Vytlacil (2007b) “Econometric Evaluation of Social Programs, Part II: Using The Marginal Treatment Effect to Organize Alternative Econometric Estimators to Evaluate Social Programs, and to Forecast Their Effects in new Environments,” in J.J. Heckman and E. E. Leamer eds., *Handbook of Econometrics*, Vol. 6B, Chap. 71, pp.4875-5143.
- Heckman, J. J. and S. Urzua (2009) “Comparing with Structural Models: What Simple IV Can and Cannot Identify,” NBER Working Paper Series, No.14706.
- Heckman, J. J. (2010) “Building Bridges Between Structural and Program Evaluation Approaches to Evaluating Policy,” *Journal of Economic Literature* 48(2), pp.356-398.
- Imbens, G. W. (2010) “Better LATE than Nothing: Some Comments on Deaton (2009) and Heckman and Urzua (2009),” *Journal of Economic Literature*, 48(2), pp.399-423.
- LaLonde, R. J. (1986) “Evaluating the Econometric Evaluations of Training Programs with Experimental Data,” *American Economic Review*, 76(4), 604-620.
- Lucas, R. E. (1976) “Econometric Policy Evaluation: A Critique,” *Carnegie-Rochester Conferences in Public Policy*, vol.1(1), pp.19-46.
- McGrayne, S. B. (2011) *The Theory That Would Not Die: How Bayes’ Rule Cracked the Enigma Code, Hunted Down Russian Submarine and Emerged Triumphant from Two Centuries of Controversy*, Yale University Press. (富永星訳『異端の統計学ベイズ』草思社、2013年)
- Reiss, P. C. and F. A. Wolak (2007) “Structural Econometric Modeling: Rationales and Examples from Industrial Organization,” in J.J. Heckman and E. E. Leamer eds., *Handbook of Econometrics*, Volume 6A, Chap. 64, pp.4277-4415.
- Tood, P. E. (2008) “Evaluating Social Programs with Endogenous Program

Placement and Selection of the Treated,” in J.J. Heckman and E. E. Leamer eds., *Handbook of Development Economics*, Vol.4., Chap. 60, pp.3847-3894.

Wooldridge, J. M. (2010) *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, 2nd ed., The MIT Press.

注

¹ ミクロ計量経済学の教科書としては、Cameron and Trivedi (2005)、Wooldridge (2010)、北村(2005, 2009)などがあり、ソフトウェアとしては Stata、MATLAB、EViews、Rなどが広範に用いられている。

² 適切な操作変数が無ければ、内生性バイアスを取り除くことができない。操作変数が弱相関を示す場合には、むしろ操作変数を用いないほうが望ましいこともある。北村(2009、第5章)参照。

³ Reiss and Wolak (2007, pp.4304-4314)が簡単な入門となっている。

⁴ 実験計画法に関する古典的な文献には Fisher(1925)、Cochran and Cox (1957)などがある。日本語の文献としては奥野・芳賀(1969)や広津(1992)が先駆的な教科書である。医学分野への応用への概説として津田(2011)を参照。

⁵ このランダム化比較試験が上手くいくかどうかは、ランダム化に成功するかどうかにかかっており、その点を巡って大きな論争が起こっている。Duflo, Glennerster, Kremer (2008)、Angrist and Pischke (2010)、Deaton (2010)、Heckman and Urzua (2009)、Heckman (2010)、Imbens (2010)、LaLonde (1986)等を参照。

⁶ より高度な政策評価の手法や論点に関しては、DiNardo and Lee (2011)、Todd(2008)、Heckman and Vytlacil (2007a,b)、Abbring and Heckman (2007)などを参照。

⁷ また実験を行うことが微妙な内容に関しては、各研究者の所属する機関なり研究を行うプロジェクトの責任者が所属する機関の倫理審査を受けることが必須である。

⁸ 主体の行動が紐づけられることになれば、より包括的な分析ができるようになる。そのためにアマゾンやグーグルなどのプラットフォームは、個人情報紐づけしようと、さまざまな取引を同じプラットフォームで行うようにインセンティブ付けている。ポイントカードにポイントが付いたり電子マネーで割引が得られるのも、情報の集約化に対するインセンティブ付けの試みである。

⁹ 最近のベイズ統計に関しては古澄(2015)参照。ベイズ統計の歴史に関しては McGrayne (2011)を参照。