

時系列モデルを用いた経済分析

佐藤整尚

総合研究大学院大学准教授 統計科学専攻 / 情報・システム研究機構 統計数理研究所准教授

経済は、多数の要因が絡んで時々刻々と変化するため、その予測は非常に困難であった。実用的な統計モデルの開発と経済に関する実務的な知識の融合により、経済現象の現状把握と予測が可能になってきた。

時々刻々と変化する経済

経済の先行きを予測するのは難しい。それは経済構造が物理的構造のように確固としたものではなく、時々刻々と変化する多数の要因が結合したフィードバックシステムであり、また、多数の主体が関与するゲーム的な要因も含むからである。現実には、予測どころか現状の把握も難しい。しかし、近年の情報化によって、経済の分野で大量のデータが時々刻々と得られるようになってきている。

本稿では、多変量時系列モデルを用いた大規模データからの情報抽出の方法を適用し、経済現象の現状把握をオンライン的に実現できる方法の開発について紹介する。そこには、実は赤池先生が提唱された時系列解析の手法がふんだんに生かされている。

マクロ経済学と統計科学

マクロ計量経済分析においては、従来からよく行われている構造モデルを用いた方法と、時系列モデルを用いた方法がある(図1)。与えられたデータについて十分な見識があって各変数間の関係が明快なときは、構造モデルを用いて議論するのが一般的である。他方、時系列モデルは、各変数間の関係がよくわからないか、あるいは安定的でないときに用いられる。ただし、これら2つのアプローチは相反するものではなく、補完的である。構造モデルであっても、適当な変換と近似を行うことによって時系列モデルに焼き直すことが可能なのだ。その違いは、変数間の関係が事前に規定されているか

どうかである。

現在の流動的な経済構造を対象にする場合、事前の仮定をなるべく置かず、本稿で提案するような多変量時系列モデルにより変数間の関係をとらえ、それにもとづいて構造モデルの構築にあたるのが望ましい。その意味で、ここで述べる時系列分析は、発見的に現状を正しくとらえるための道具であるといえる。

複数の経済変数が与えられたとき、変数間の関係を調べるのによく用いられるのが、(同時)相関をみて回帰分析を行う方法である。しかし、これだけでは、時間差を伴う関係についてはとらえられない。そこで、時間差をおいて相関をとった相互相関を考える。これをもとにモデル化したのが多変量自己回帰モデル(多変量ARモデル)である。

多変量ARモデルでは、考慮する変数を指定すれば、AIC(赤池情報量規準)を利用することにより、ほぼ自動的にモデルの当てはめを行うことができる。ある変数の今期の値は、自身および他の変数の過去の値の線形結合によって表される。これは、モデルの構造上、過去の値から将来の値を予測することが容易であることを示している。

また、それぞれにかかる係数(パラメータ)は、モデルにとっては各変数間の関係を表す重要なもので、与えられたデータセットから推定される。変数間の関係が安定的であれば、この係数はほぼ一定の値をとることが期待される。もし不安定であれば、時間とともに変化する可能性がある。そこで、每期、逐次パラメータを推定していくやり方を採用す

ることとする。これによって、経済構造の変化を抽出することが可能になる。

多変量ARモデルを当てはめると、その係数と過去数期の値から、将来の値の予測値が簡単に導き出される。つまり、予測値は推定された係数の構造を表す1つの尺度であるといえよう。そこで、逐次的にパラメータを推定して数期先までの予測値を描くと、その変化をもって足元の状態を示していると解釈できる。したがって、前期に行った予測と今期の予測の違いは、パラメータの変化と直近のデータの変化を反映し、現在の状態の変化を探る手がかりになる。

本稿で紹介するアプローチはこのことを利用して、ある特定の変数セットの枠組みで経済状態をみることを目的として作られたものである。このやり方をPEモデル¹⁾アプローチと呼ぶことにする。以下では、具体的にそのプロセスを紹介する。

偶然から始まった経済予測

実はこのような研究が始まったのは、やや偶発的なものであった。1998年6月、日本経済が金融恐慌的な様相を呈していたころ、赤池先生とかねてから交流のあった田中直毅氏(当時、21世紀政策研究所理事長)が統数研に來られた。日本経済の現状を統計学的に分析し、政策立案へのデータの裏づけにしたいというのが、訪問の目的であった。すでに赤池先生は研究所長を退いた後だったが、私も含め経済分野に関心のある研究所のメンバー数名が対応した。

基本的なアプローチとしては、赤池先

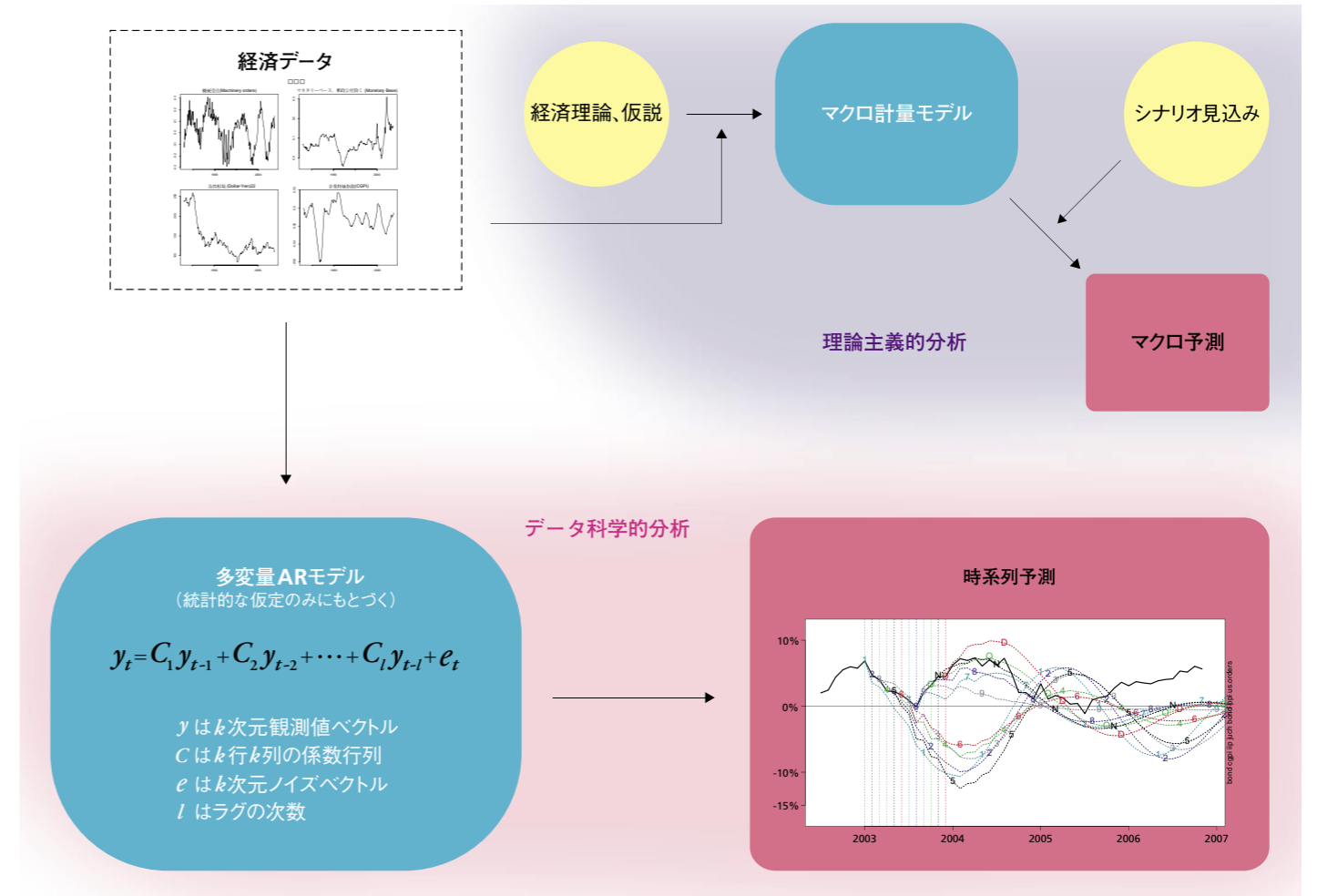


図1 マクロ計量経済分析に用いる2つのモデル。経済データ(左上)を扱うには、経済理論や仮説を用いた理論主義的な方法(上)と、統計的な仮定のもとづくデータ科学的方法(下)とがある。

生がセメントキルン(焼成炉)の制御で行われたフィードバックシステムの分析法を採用し、ほぼそのまま踏襲する形で分析作業が進められた。その結果、当時あまり注目されていなかったマネタリーベース(日本銀行が供給する資金量)と実体経済の関連性が見いだされた。それに基づいて、マネタリーベースを持続的に拡大すべきであるという提言を日本経済団体連合会主催のシンポジウムで発表した。この政策提言は新聞等でも取り上げられた。それから数カ月後、日銀は量的緩和政策(マネタリーベースを拡大する政策)をとると宣言するにいたったことからみても、われわれの分析結果は正しかったのだろうと思う。

その後、このモデルを毎月の新しい

データを追加して再推定していくうちに、その予測値が毎月変化することに気づいた。これは何らかの情報を表している可能性がある。田中氏からも同様の指摘があり、毎月のデータにもとづく予測値系列を比べることにより、その時々足元の経済状況を表せるのではないかとこの直感を得ることができた。以後、このモデルをもとに、田中氏と議論を重ねながら足元の経済状況の観察を行った。その成果の一部はウェブに公開し、また、田中氏を通じて、財界や政府の会議でも報告した。

PEモデルによる経済状態評価法

ここでとりあげるPEモデルは、特定の経済データから足元の経済状態を評価

するしくみである。

変数は分析者の考えにより自由に選択できる。これに関しては、統計的なアプローチよりも、田中氏など実務家たちが長年蓄えた知識に頼るほうが得策である。当初、選ばれた変数は、マネタリーベース、利付国債の利回り、卸売物価指数、鉱工業生産指数、機械受注、為替相場であった。そのあと、何回か変数の追加と削除を行っている。また、ほとんどの経済時系列は、非定常的な動きをしている(トレンドをもっている)ことから、モデルを当てはめる前に変換を行って定常化している。

次に、定常化された系列からモデルの当てはめを行う。ここで用いるモデルは、時系列解析で最も一般的な多変量ARモ

デルであり、その形は図1下に示してある通りである。多変量ARモデルを当てはめるとは、変数間の複雑な関係を一次近似することに相当する。現在のある変数の値は、それ自身の過去の値と他の変数の過去の値との線形和で表現されると解釈できる。

予測の観点から、ラグの次数 l に対応する過去のラグつき変数 y_{t-l} をどのくらいまで入れるかが重要であり、ここではAICを最小にするラグの取り方を採用した。ノイズを0と仮定して、推定したパラメーター C と直近の観測値を使って予測値が得られる。この方法で計算される予測値を各時点で逐次的に推定し

ていく。なお、各時点で、多変量ARモデルの係数行列 C なども推定しなおすことにする。また、 l もAICに基づいて毎月、最適なものに推定しなおす。こうして、各時点から p 期先までの予測値が逐次的に求まる。そのパスの変化をもって、PEモデルにおける尺度とする。

この予測値は、文字通りの予測という以外に、推定期間のなかで見た現在値(および直近の数時点の値)の評価を表すと考えられる。上で解説したように、予測値は推定期間(データ期間)から求められるパラメーターと、現在から l 時点前までのデータによって構成される。したがって、予測値のパスの“ぶれ”は、直近の

観測値に何らかの変化が起きた場合やパラメーターの推定が変わった場合、およびAICで選択されるラグの次数が変わった場合に起こると考えられる。前時点と比べたときの予測値の変化に、現時点の状態が表されているといえる。

通常、経済システムは、時系列解析や統計解析で想定されるような安定的なシステムではない。したがって、そこから得られる予測値は、構造変化などが起きると信頼できないものになってしまう。PEモデルでは、その性質を逆に利用して、予測値を足元の状態を計る尺度として活用する試みを行っている点が特徴である。

モデルによる経済予測と実測値

実際に経済を眺めてきた結果の一部を紹介したい。

図2は、1998年1月～10月、および1998年10月～1999年9月の逐次予測である。これは、景気の先行指標とされる機械受注の予測であるが、背後には他の5つの変数の動きがあるので、それらを反映した予測と考えられる。黒の太い実線は観測値系列であり、各月から出ている色つきの破線は、その月までのデータをもとに予測したものである。破線にのっている数字は予測のもとになった月を、またOは10月、Nは11月、Dは12月をそれぞれ表している。

2つのグラフを見ると、この時期、毎月の予測値がどんどん悪化しているのがわかる。いわば、予測したものに比べて実績値が外れてしまい、モデルが、想定している軌道を外れてしまっているのである。通常であれば、これはモデルが悪いのであるから別のモデルを考えなさいとなるのだろうが、ここではあえて、これが何かのシグナルではないかと考えることにした。なぜなら、多変量ARモデルは多変数の時系列モデルで最も基礎的なモデルであり、なおかつ、変数選択でもそれほど変な選び方はしていないという判断があったからだ。そして、むしろこのときに起きている動きがこれまでの15年間のデータ期間では考えられないほど

激しいものであるという結論に至った。

事実、後から振り返ると、1997年から1998年にかけては戦後の日本が経験したことのない金融恐慌的な期間であり、大きな転換点であったといえる。このときに無難な予測値しか表さなかったのであれば、そこまでのモデルということでは、あまり注目しなかったであろう。当たりにせよ、外れるにせよ、ある程度振れるような(表現力の豊かな)予測のほうが現実を見るうえでは実用であると感じた。

この図をよく見ると、10月を境に予測値が上昇するようになっているので、10月で下げ止まったと考えられる。当時問題となっていた円安も、10月に入って円高に向かうようになった。このようにして、予測値の東の向きを見ることによって、そのときの足元の経済状態をとらえることができないかという仮説を考えるようになった。

次の図3は、2001年の機械受注の予測である。1998年と同じく景気の後退期であるが、予測値からはそれほど外れておらず、予期された不況期であると考えられる。この後1、2年の予測値と実績値が近いところを推移していることから、モデルの当てはまりがよかったと考えられる。

最後に、図4は2003年の日本の鉱工業生産指数を見たものである。ちょうどITバブル後の不況期を脱するところであるが、6月と7月の予測で大きく変化しているのがわかる。これは背後の金利の急上昇を反映してのものであるが、実績値も8月から上昇に転じている。ここを境に日本経済が息の長い景気拡大期を迎えることからみて、転換点が検出できたと考えることができる。

Data-Drivenの経済学をめざして

このように、逐次的に行った予測値を重ねて見ることにより、さまざまな変化を見て取れるようになる。このようなことが可能になったのは、実用的な統計モデルの開発と経済に関する実務的な知識の結合の賜物である。ここで示した結果は理論的な経済学とはまったく違ったも

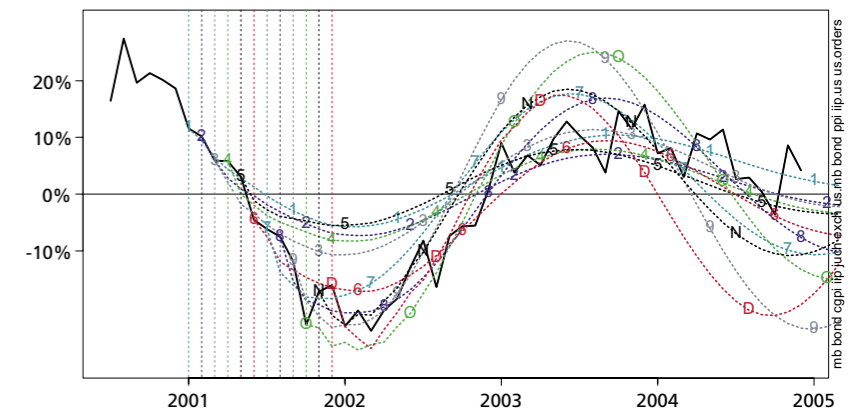


図3 2001年1～12月の機械受注予測

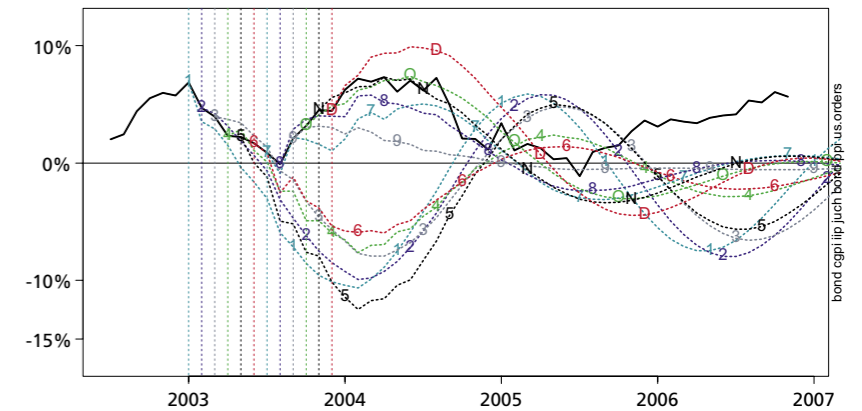


図4 2003年1～12月の鉱工業生産指数予測

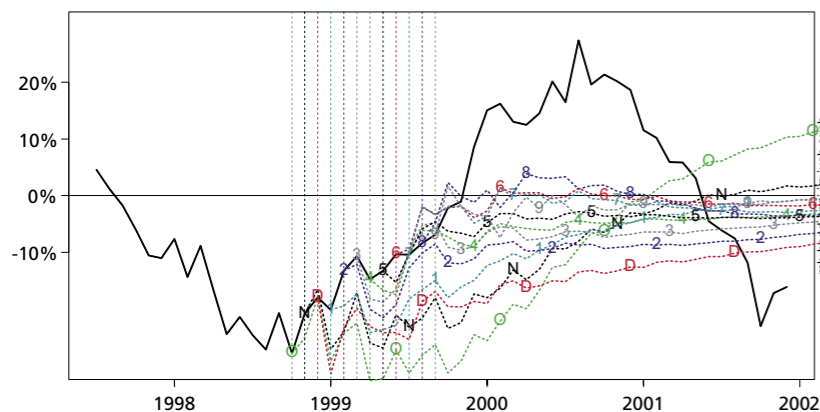
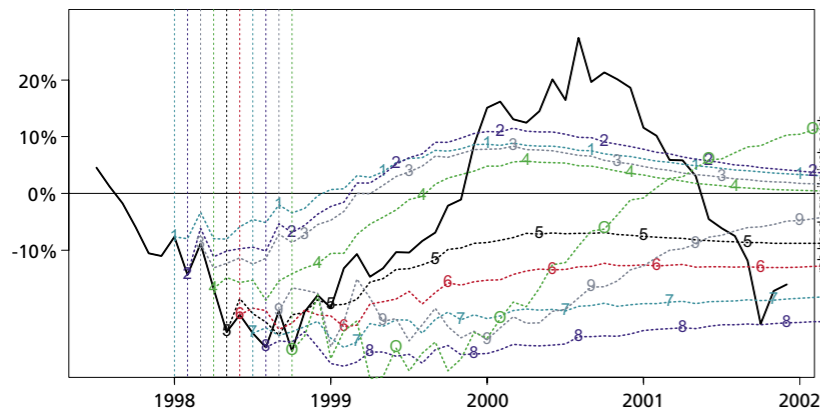
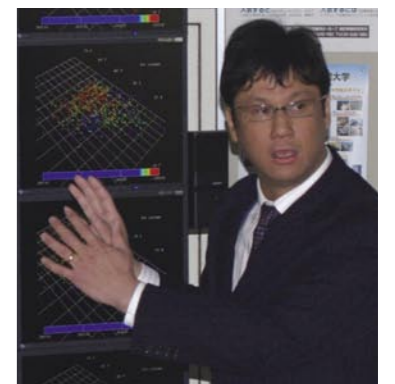


図2 1998年1月～10月(上)、1998年10月～1999年9月(下)の機械受注予測

のであり、“データにしゃべらせる”経済学であるといえる。

最先端の経済現象の背後を探る研究は、いわば目印のない海域を進む船のようなものである。使えるデータと知恵を駆使して、手探りで進むほかないと考える。今回のアプローチは赤池先生が30年以上前に開発したものとはほぼ同じものであるが、少し見方を変えることによって現実をとらえることに成功した例である。経済分野において重要なことは、常にデータをみて、そこからの情報抽出を考えるというスタンスにあるのだろう。

*1 PEモデル
PEはPolicy Evaluation(政策評価)の略だが、それだけではなく、経済予測等にも応用されている。



佐藤整尚(さとう・せいしょう)
経済学部のゼミで時系列解析を学んで以来、経済分野における応用をテーマに研究を進めてきました。最近では、数理ファイナンスにおける適用に関心があります。この研究でもそうですが、1人でこもるよりはいろいろな人との関わりのなかで研究を進めることを重視しています。年代的に赤池先生に直接、指導を受けた世代ではありませんが、ゴルフではいろいろと教わりました。