

計量モデリングと意識調査

——ヒューマン・フィルターリング——

加 納 悟

景気やインフレなど様々な経済状況に関するサーベイデータには、回答者の直感や期待などが反映されていると思われる。こういった人々の心理的要因を計量モデルに取り込むことが出来れば、モデルのパフォーマンスも向上するかもしれない。本研究はこのような考え方にに基づき、計量モデリングにアンケート調査結果を利用することを考える。より具体的には、公的機関が行っている大規模なサーベイデータを利用し、経済時系列からトレンドを除去するための新たなフィルターリングの方法を提案する。

1. 序論

計量モデルは経済分析において中心的役割を果たしてきたが、人々が計量モデルを分析において不可欠と見なすまでには至っていない。たとえば、株式や為替レートなどの高周波経済時系列データの分析では、計量経済モデルによってなされた予測より経験豊かなエコノミストの恣意的な判断のほうが信頼できると言われている。また、景気循環分析では、エコノミストたちは彼らのビジネス判断のための重要な情報源として、日本銀行から発表されるビジネスアンケートの調査結果を注意深く見ている。こういったことから、従来の計量モデルにはいまだ考慮されていない何らかの要因が存在すると思われる。

従来経済学では個人の合理的行動を前提とし、非合理性を雄弁に主張しうる理論的体系は形成されてこなかった。また経済学は実現した人間行動の解明を試みており、行動の背景にある人間の意識は主たる分析の対象ではなかった。意識や期待が行動に与える影響の重要性は、ケインズのアニマル・スピリットにおいても合理的期待革命においても十分議論されたが、行動の背後にある意識の形成過程が現実には如何様であるかを問うことはほとんど無かった。

最近になって、心理学の考え方から人間の非

合理的行動を説明しようという経済心理学的アプローチや、仮想的市場を実験的に創り出しそこから人間の経済行動に関する法則を読み取ろうと考える実験経済学のアプローチが注目されるようになった。同時に、個別経済主体に対しアンケート調査を行い、現実の人間行動を実証的に探ろうとする試みもなされつつある。いずれも、人間の行動が単純に合理的であると思いきむことへの疑問の投げかけである。しかしこれらはいずれも人間の(非合理的)行動の解明を目的としている。本研究は、非合理的行動の背後にある意識に焦点を当てる。

人々の意識や直感や期待といった心理的要因は他の経済変数と異なり、直接測定することは不可能である。アンケート調査により人々に直接聞くしか知りえない。本論文では、アンケート調査結果を経済モデルに取り入れることを試みる。それによって、人間の心理的要因を取り入れた経済モデルの作成が可能になると期待される。本研究においては、公的な機関が行っている大規模サーベイデータを利用する。公的機関が行う大規模なサーベイのデータは、個人の研究者が行うアンケート調査とは異なり、一般に広く利用可能であると同時に、標本抽出法も効率的かつ偏りのないよう配慮がなされていると考えられる。

これまで、アンケート調査結果が経済分析に

十分利用されてきたとは思われない。例えば、データからインフレ期待や景況感、消費者意識などを測定し、それらをインフレや景気の指標として利用したり、経済モデルの説明変数として利用するという研究はこれまでに存在する。本研究では、新たなサーベイデータの利用法として、経済モデリングにおけるサーベイデータの利用を考え、サーベイデータから得られる情報を利用した経済時系列のフィルターリングを提案する。

経済分析に時系列データを利用する場合、有用な情報を得るためには通常各変数からまずトレンドを除去する必要がある。たとえばわが国の景気循環の GDP 系列は基本的に右上がりのトレンドを持っており、ビジネスサイクルの転換点を把握するにはトレンドを除去する必要がある。また複数個の変数間の関連の分析には、見せ掛けの相関を避けるためトレンドの除去が必要である。しかしながら、トレンド除去の方法は数多く存在する。Canova(1998)は米国における実質 GDP、消費、投資、労働時間、実質賃金、生産性、資本といった複数個のマクロの実質系列に対し、異なるトレンド除去の方法を適用し、その結果得られるサイクル成分からビジネスサイクルの様々な性質について検討している。その結果、トレンド除去の方法によってビジネスサイクルの性質が大きく異なることが示される。本研究は数多くのトレンド除去法の中で現在もっともよく用いられている HP フィルターを取り上げ、その改善を目的とした新たなフィルター除去の方法を示す。

本論の構成は以下のとおりである。第2節において、HP フィルターを中心に、その問題点と改善に関する研究の流れを紹介する。そこで見られる方法はいずれもメカニカルなフィルターリング法と呼ぶものである。第3節は本研究で用いられるサーベイデータについて簡単に説明する。第4節は意識サーベイデータを利用しトレンドを除去する方法、すなわちヒューマン・フィルターリングについて述べる。第5節は結語に充てられる。

2. メカニカルなフィルターリング

フィルターとは与えられた時系列から不必要な成分を除去し重要な情報を取り出すこと、あるいはそのための統計的仕組みをいう。HP フィルターは Hodric and Prescott により提案された方法で、そこでは与えられた経済時系列からトレンド成分を除去することを目的とし、これまでリアルビジネスサイクルの研究をはじめとし、多くの実証分析において適用されてきた。HP フィルターはトレンドが現実のデータをある程度トレースすると同時に滑らかに変化することを要求するもので、次の最小化問題の解として得られる。

$$\min[\sum (y_t - s_t)^2 + \lambda \sum \{(s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1})\}^2] \quad (2.1)$$

ここで s_t はトレンド成分であり、本稿で議論される GDP 系列においては成長要因である。(2.1)の第1項は成長要因の GDP からの乖離を表し、第2項は成長要因の加速度(成長率の変化)を表している。 λ はトレンド成分の変化の滑らかさをコントロールするパラメータで平滑パラメータと呼ばれ、第2項の大きさに係るペナルティとなっている。 λ の値は、通常データの頻度に応じて予め設定される。具体的には、4 半期データに対しては λ の値は 1600 と設定するのが良いとされている。その理由は、「サイクル要因の 5% の変動がおおむね成長要因の加速度変化の 1/8% の変動に相当する」という経験則に基づき、 λ を 2 つの要因の分散化と考え、 $(5/(1/8))^2 = 1600$ としたものである。さらに月次データや年次データの場合にはこれを基準として比例的に変動の大きさが変わるものと考え、 $1600 \times (3^2) = 14400$ や $1600/(4^2) = 100$ という値が λ として一般に採用されている。こういった経験則の是非はともかく、現在でも HP フィルターは広く用いられている。

HP フィルターの正当性は次のように主張される。さらに、 $(y_t - s_t)$ と $\{(s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1})\}$ が独立に平均 0、それぞれ分散 σ_c^2, σ_x^2

図1. HP フィルター 1600

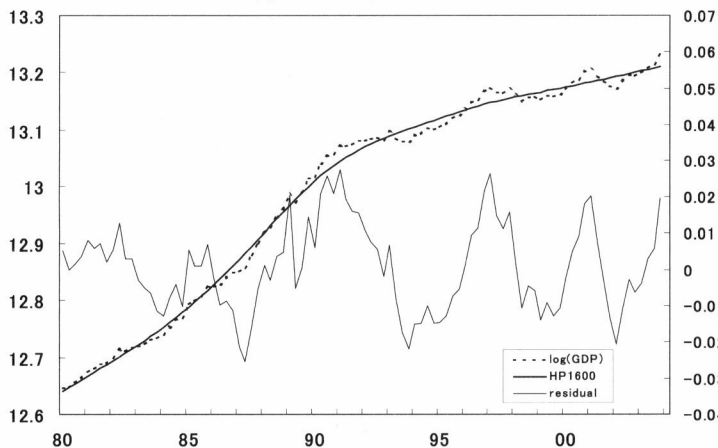
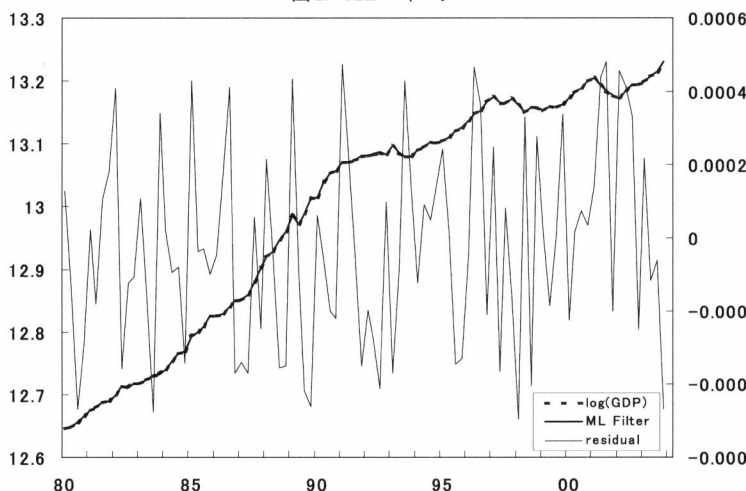


図2. ML フィルター



の正規分布に従うとする。このとき $(y_t - s_t)$ と $\{(s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1})\}$ の結合密度関数は

$$\begin{aligned} & f((y_t - s_t) | \sigma_c^2) \\ & f(\{(s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1})\} | \sigma_x^2) \\ = & (2\pi \sigma_c^2)^{-(N/2)} \exp\{-\sum ((y_t - s_t)^2 / 2\sigma_c^2)\} \\ & (2\pi \sigma_x^2)^{-(N-2)/2} \exp\{-\sum ((s_{t+1} - s_t) \\ & - (s_t - s_{t-1}))^2 / 2\sigma_x^2\} \end{aligned} \quad (2.2)$$

と表される。もし分散 σ_c^2, σ_x^2 の値が既知であるなら(2.2)式は

$$\begin{aligned} & (2\pi \sigma_c^2)^{-(N/2)} (2\pi \sigma_x^2)^{-(N-2)/2} \\ & \exp\{-\sum \{((y_t - s_t)^2 / 2\sigma_c^2) + ((s_{t+1} - s_t) \\ & - (s_t - s_{t-1}))^2 / 2\sigma_x^2\}\} \end{aligned} \quad (2.3)$$

となるので、(2.2)を最大化することは

$$\begin{aligned} & \sum (y_t - s_t)^2 \\ & + (\sigma_c^2 / \sigma_x^2) \sum \{(s_{t+1} - s_t) \\ & - (s_t - s_{t-1}))^2\} \end{aligned}$$

を最小化することと同等である。ここで $\lambda = (\sigma_c^2 / \sigma_x^2)$ とおけば、(2.1)が得られる。それゆえ、HP フィルターはトレンドの原系列からの乖離とトレンド成分の加速度が正規分布に従い、かつ分散が既知という想定のもとで最尤推定を行うことと同等である。

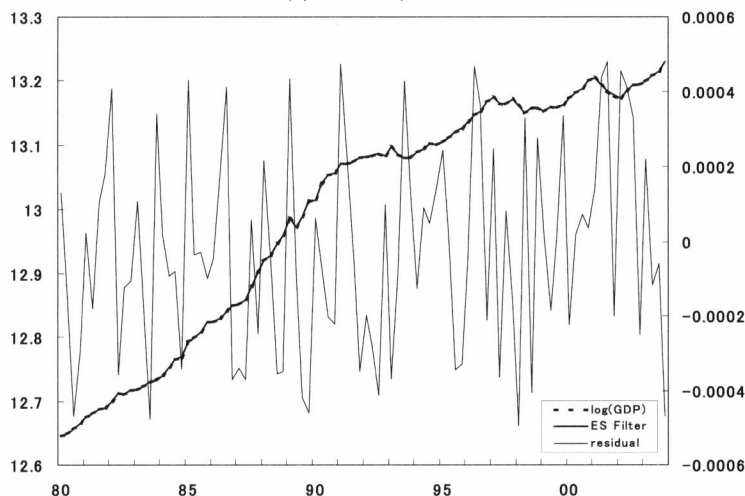
しかし、もし σ_c^2, σ_x^2 が未知であるならば、最大推定を行うには(2.2)式を σ_c^2, σ_x^2 に関する最大化しなければならない。(2.2)の最大化はそれらの最尤推定量 $\hat{\sigma}_c^2 = \sum (y_t - s_t)^2 / N$, $\hat{\sigma}_x^2 = \sum \{(s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1}))^2 / (N-2)\}$ を(2.3)に代入することにより、

$$\log \sum (y_t - s_t)^2 + ((N-2)/N) \log \sum \{(s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1}))^2\}$$

の最小化と同等となることがわかる。以下ではこのようなフィルターをML(最尤)フィルターと呼ぶことにする。

図1はわが国の実質GDP系列(その対数値)とそれにHPフィルター($\lambda=1600$)を施した結果および残差系列のプロットである。また図2は、MLフィルターを施した結果と残差系列のプロットである。MLフィルターにより得られたトレンドはHPフィルターに比べデータに極めてよくフィットしていることがわかる。その結果トレンド除去後の系列は、HPフィルターの場合サイクル成分を含んでいるが、MLフ

図3. ES フィルター



ィルターの場合にはほとんどサイクル成分を含まず白色雑音に近い時系列になっている。これは(2.2)の定式化が原系列を二つの直交する白色雑音に分けることを考えているからである。HP フィルターによるトレンド除去の本来の目的は、与えられた時系列からトレンドのみを除去することによりサイクルなどの重要な情報を取り出すことにある。それゆえ、ML フィルターの結果得られるトレンド除去後の系列はHP フィルター適用の目的に合致していないことがわかる。

HP フィルターの手続きについてさらに調べると、以下の性質が明らかになる。(2.1)を s_t に関して微分した一階の条件から、標本の最初と最後の4点以外では、

$$(y_t - s_t) = \lambda \{s_{t-2} - 4s_{t-1} + 6s_t - 4s_{t+1} + s_{t+2}\}$$

が成り立つ。すなわち、

$$(y_t - s_t) = \lambda \Delta^4 s_t$$

が成り立っている。このことはKing and Rebelo(1993)により指摘された事実である。しかし、現実の時系列において、常にサイクル成分がトレンド成分の4階の階差に比例的であるとは限らないであろう。

一方、HP フィルターに代わり、

$$\min[\sum (y_t - s_t)^2 + \lambda \sum \{(s_t - s_{t-1}) - a\}^2] \quad (2.4)$$

を目的関数とすることも考えられる。これは、指数平滑フィルター(ES フィルター)とよばれ、Lucas により貨幣数量説の検証の際に用いられたトレンド除去の方法である。指数平滑フィルターにおいては、トレンド成分がドリフト付きのランダム・ウォークに従うと仮定し、その誤差の大きさに対しペナルティとして λ を課している。指数平滑フィルターにおいては、トレンドに対し一階の階差がほぼ定数とみなせるような滑らかさを要求しており、HP フィルターより滑らかさを重視している。図3は(2.2)のような尤度関数において λ の値を最尤法により推定した結果および残差系列のプロットである。ML フィルターの結果と同様、トレンドはデータに極めてよくフィットしている。

Harvey は次のような状態空間表現を提案し、構造時系列モデルと呼ばれるより一般的なモデル

$$\begin{aligned} y_t &= s_t + u_t & u_t &\sim N(0, \sigma_u^2) \\ s_t &= s_{t-1} + \beta_{t-1} + v_t & v_t &\sim N(0, \sigma_v^2) \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + w_t & w_t &\sim N(0, \sigma_w^2) \end{aligned} \quad (2.5)$$

を提案している。ここで、 $\sigma_v^2 = 0$ ならば(2.5)は、HP フィルターの状態空間表現となる。また $\sigma_w^2 = 0$ ならば指数平滑フィルターの状態空間

間表現となる。それゆえ、(2.5)はこれら二つを含むより一般的な状態空間表現と考えられる。HP フィルターや指数平滑フィルターが適当か否かは(2.5)をデータに適合させ、 $\sigma_v^2=0$ あるいは $\sigma_w^2=0$ が成り立つか否かをチェックすればよい。ただし、フィルターの当初の目的に合うようサイクル成分を残したトレンド除去を行うには、サイクル成分を新たな状態変数として(2.5)式の中に含め、例えば自己回帰型モデルとして定式化しておくことが必要であるとHarveyは主張している。しかし、わが国の実質GDP系列の場合、このようにして推定されたトレンドはやはりデータにフィットしすぎるようである。

その他の拡張としてReeves, J. *et al.*(2000)では

$$\min[\sum(y_t - s_t)^2 + \lambda \sum\{\Delta^3 s_t\}^2] \quad (2.6)$$

と、3階の階差が正規分布に従うことを要求するフィルターを提案している。その場合、3階の階差をとってはじめてランダムになるということから、 s_t 自体はかなりの変動が許されることになり、結果としてトレンドはHPフィルターよりさらにデータをトレースする。実際わが国の実質GDP系列にたいし、最尤法を用いこのようなフィルターを適用すれば、トレンドはさらにデータにフィットすることがわかる。

ここでこれまで述べられたフィルターの性質について見ておこう。以上のフィルターはいずれも、与えられた経済時系列に一定の手続きに従う統計処理を施すことによりトレンド除去が行われる。これは本稿で提案されるフィルターとの対比からメカニカル・フィルターといっても良い。それらには共通の制約がある。第1に、いずれの定式化においてもトレンドが全期間を通じて滑らかに変化することを想定している。そのため、石油ショックなどの急激なマクロショックに対応した大きなトレンドの変化は捉えられない。指数平滑においては、トレンド成分がドリフトが一定のランダム・ウォークで記述されており、大きなトレンドの変化は想定され

ていない。第2に、HPフィルターにおける λ がサイクル成分の分散とトレンド変化の分散の比として表されることを考えれば、平滑パラメータ λ が一定の値を取るということは、サイクルの変化に対し成長要因の加速度変化が一定と考えていることになる。しかし、たとえばオイルショック直後やバブルの時期にはトレンドの加速度変化も大きいと考えるほうが自然であろう。このような成長要因の加速度の変化には対処できない。こういった欠点はこれまで述べたフィルターのすべてに当てはまることである。以下では、このような制約を出来る限り緩めたトレンド除去を考える。

3. サーベイデータ

アンケート調査結果が、経済分析に利用されない理由の一つは、精確な情報の入手が困難なことにある。通常アンケート調査には大きなコストがかかる。またマクロ経済分析において有用なサーベイデータは経済全体の意識を調査したものでなければならない。それゆえ、質問の対象となる回答者の選択には、十分検討を重ねた上での標本調査設計がなされなければならない。加えて、果たして回答者が質問に対して本当のことを答えるか、あるいは質問項目が答えうように作成されているか、なども更なる問題と考えられる。以上の問題点を鑑み、本研究において用いられるサーベイデータは、日本銀行短期観測調査と財務省の景気動向調査に限られる。公的な機関が行っているこういった大規模なサーベイデータは、個人の研究者が行うアンケート調査とは異なり、一般に広く利用可能であると同時に、標本抽出法も効率的かつ偏りのないよう一定の配慮がなされていると考えられる。

それらのサーベイデータのなかで、この研究に使用される調査項目は、景気に関するアンケート調査で、調査結果は他の調査にも広く見られる質的なデータである。各回答者は、質問事項に対し複数個の回答カテゴリのうち彼らの意見に最も合った1つを選ぶことを求められる。

日本銀行による日銀短期観測調査は四半期べ

ースで行われ、日本の企業のビジネス傾向を正確に把握することを目指しており、資本金 2000 万円 (30 万ドル) 以上の約 22 万の民間企業を調査対象としている。調査項目のうち、景気に関連した調査である景況判断調査では、調査対象企業に対し、主として個々の利益の観点から考えて景気の現況にかんし、(1) 良い、(2) 普通、(3) 悪い、の 3 つのうち 1 つを選択するように求めている。調査結果の集計値は、企業の規模別、産業別に集計され、四半期データとして公表される。またその結果に基づき、景気指標 BSI も計算され公表されており、多くのエコノミストが自らの景気判断にとって信頼できる情報源としてその動きに注目している。一方財務省は法人企業景気予測調査と呼ばれる同様の調査を行っている。本調査は財務省の景気予測調査と内閣府の法人企業動向調査が統合されたもので、資本金 1000 万円以上の法人企業を対象とし、全国約 1 万 5 千法人を層別に標本抽出する。調査項目のうち景況判断調査は、前四半期と比べてどのように現在の景気を考えるか、を経営者に尋ねている。彼らは (1) 良くなっている、(2) 同じである、(3) 悪くなっている、のうちの 1 つを選択する。調査結果は会社の規模別にまとめられ四半期ごとに公表されている。日銀短期観測調査では景気の水準に関して質問がなされているのに対し、法人企業景気予測調査では景気の変化についての質問がなされていることに注意したい。

以下ではこれらの二つのサーベイデータを利用するが、項目別回答の選択を要求するアンケート調査は民間においてもいくつか存在する。例えば、金融市場に関しては、クイックデータベースが株式市況の投資家判断に関するアンケート調査のデータを提供している。この調査では、現在と将来の市況に関し、投資家が強気の市場と予想するか、弱気の相場と予想するか、あるいは中立的と予想するかが尋ねられる。その結果、データとして 3 つの市況判断のそれぞれを選んだ投資家の割合がデータとしてアナリストに提供されている。このように項目の選択を要求する調査は質的なデータしか得られない

ため情報が少ないように見えるが、調査結果の信頼性や回収率という観点からは一般に広く受け入れられる調査形態である。

4. アンケート調査の利用 (ヒューマン・フィルターリング)

本節では、アンケート調査データで明らかにされた情報を利用することにより従来の HP フィルターリングを拡張した方法を提案する。

これまで同様、 y_t を任意のマクロ経済時系列あるいはその対数値とし、 s_t をそのトレンド要因としよう。ここで s_t は確率変数であり、かつ観察不可能である。日銀短観におけるようにアンケート調査において、各企業が景気の水準に関してどのように思うかを尋ねられ、(1) 良い、(2) 普通、(3) 悪い、の 3 つのカテゴリのうち 1 つを選ぶことを要求されたとしよう。ここで、GDP のトレンド要因の成長率、すなわち GDP の対数値のトレンド要因を s_t とし、その階差 Δs_t が各企業に尋ねられた景気の水準を表すものとする。そして各企業は以下のメカニズムに従ってアンケートの質問に回答するものとする。各企業は、 Δs_t に関して独自の認識 Δs_{it} を持っている。それらの認識 Δs_{it} は企業によって異なり、 Δs_t が与えられた時、 Δs_{it} の条件付分布は以下のように仮定される。

$$(\Delta s_{it} | \Delta s_t) \sim N(\Delta s_t, \sigma_0^2).$$

ここで $(\Delta s_{it} | \Delta s_t)$ の分布は、与えられた Δs_t に対する個人的認識の差異を表す。また、その Δs_t は正規分布 $N(\mu_t, \sigma_t^2)$ に従い分布するものと仮定する。そのとき、 Δs_{it} の周辺分布は $N(\mu_t, \sigma_{et}^2)$ ($\sigma_{et}^2 = \sigma_t^2 + \sigma_0^2$) である。もし与えられた Δs_t に対して個人の認識が等しいものと仮定するならば、当然 Δs_{it} の周辺分布は $N(\mu_t, \sigma_t^2)$ と簡単に表される。この場合、認識の個人的なばらつきは Δs_t の不確実性だけによってもたらされることになる。

各企業には共通の心理的な閾値 c_1 と c_2 が存在する。アンケートに回答する各企業は、各自の Δs_{it} がそれらを超えた時に Δs_t の変化を知

覚するものと仮定する。そのような閾値はすべての回答企業に共通であるとともに、アンケート調査期間を通して一定であると仮定する。具体的には、もし $\Delta s_{it} > c_1$ ならばその i 企業は (1) を選び、 $\Delta s_{it} < c_2$ なら (3) を選び、どちらでもなければ (2) を選ぶものとする。これらの想定の下で、(1) を選ぶ企業の割合は以下のように表される。

$$\begin{aligned} & Pr\{\Delta s_{it} > c_1\} \\ &= Pr\{(\Delta s_{it} - \mu_t)/\sigma_{et} > (c_1 - \mu_t)/\sigma_{et}\} \\ &= Pr\{Z_t > (c_1 - \mu_t)/\sigma_{et}\} \end{aligned} \quad (4.1)$$

ここで Z_t は標準正規変数を表す。同様に、(3) を選ぶ企業の割合は以下のように表される。

$$\begin{aligned} & Pr\{\Delta s_{it} < c_2\} \\ &= Pr\{(\Delta s_{it} - \mu_t)/\sigma_{et} < (c_2 - \mu_t)/\sigma_{et}\} \\ &= Pr\{Z_t < (c_2 - \mu_t)/\sigma_{et}\} \end{aligned} \quad (4.2)$$

日銀短観のアンケート調査結果は調査時点で 3 つのカテゴリのそれぞれを選んだ企業の割合を情報として提供する。これらの割合は、(4.1) と (4.2) の左辺に相当すると考えられる。 Φ を標準正規変数の累積分布関数としたとき、正規分布の仮定の下では、 $\Phi(k_{1t}) = Pr\{\Delta s_{it} > c_1\}$ と $\Phi(-k_{2t}) = Pr\{\Delta s_{it} < c_2\}$ を満たす定数 k_{1t} と k_{2t} を数表から見つけることができる。その時 k_{1t} と k_{2t} は以下の式を満足しなければならない。

$$\begin{aligned} c_1 &= \mu_t + k_{1t}\sigma_{et} \\ c_2 &= \mu_t + k_{2t}\sigma_{et} \end{aligned} \quad (4.3)$$

(4.3) より、 μ_t と σ_{et} は以下のように定数 k_{1t} と k_{2t} を用い c_1 と c_2 の関数として表すことができる。

$$\begin{aligned} \mu_t &= (c_2 k_{1t} - c_1 k_{2t}) / (k_{1t} - k_{2t}) \\ \sigma_{et} &= (c_1 - c_2) / (k_{1t} - k_{2t}) \end{aligned} \quad (4.4)$$

HP フィルターにおいて、最尤法により s_t と

σ_u^2 , σ_{et}^2 を推定し、 λ の値を最適に決定することは可能ではあったが、最尤法で推定した結果得られる残差変動には周期的な変動が含まれない。そこで、以下では尤度関数を最大にするのではなく、従来の HP フィルターと同様の考え方に基づくアプローチをとる。

上記の議論から、 Δs_{it} の周辺分布は $N(\mu_t, \sigma_t^2 + \sigma_0^2)$ となることがわかる。このことを利用し Δs_t の平均と分散が推定できる。それによって、サーベイデータの情報を s_t の変化に関する制約として目的関数に取り入れることが可能である。具体的には、(2.1) に対応し、目的関数は以下のように表現されることになる。

$$\begin{aligned} & \sum (y_t - s_t)^2 + \sigma_u^2 \sum [(s_t - s_{t-1}) - \mu_t]^2 / \\ & (\sigma_{et}^2 - \sigma_0^2). \end{aligned} \quad (4.5)$$

Δs_t に対する個々の認識が異なるとすれば、 $(\Delta s_{it} | \Delta s_t)$ の分散、すなわち σ_0^2 が (4.5) の分母に追加的なパラメータとして現れることに注意したい。

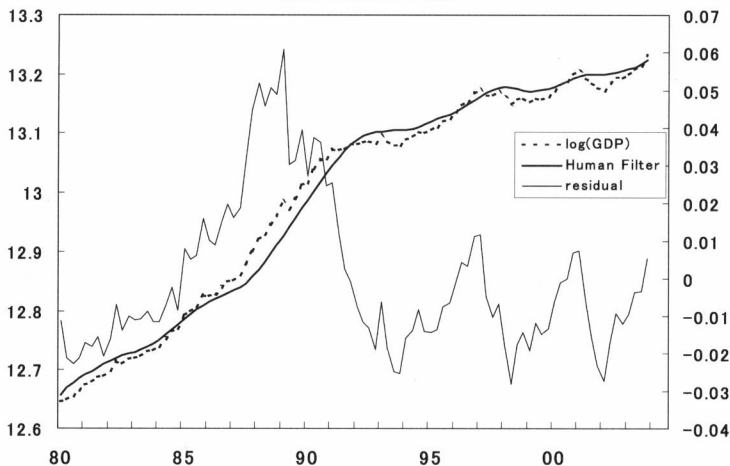
財務省の法人企業景気予測調査のように、各企業に対し前四半期と比べてどのように現在の景気を考えるか、景気の変化についての質問がなされ、(1) 良くなっている、(2) 同じである、(3) 悪くなっている、のうちの 1 つを選択するものとする。その場合には、GDP の対数値のトレンド要因 s_t の 2 階の階差 $\Delta^2 s_t$ が各企業に尋ねられた景気の変化を表すものと考えられる。その結果、(4.5) に対応して、

$$\begin{aligned} & \sum (y_t - s_t)^2 + \sigma_u^2 \sum [(s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1}) \\ & - \mu_t]^2 / (\sigma_{et}^2 - \sigma_0^2). \end{aligned} \quad (4.6)$$

を最小にすることになる。ただし以下では、簡単化のため単純に $\sigma_0^2 = 0$ 、すなわち $\sigma_{et}^2 = \sigma_t^2$ となるケースのみを扱うことにする。

これらの定式化の特徴は以下の通りである。第 1 に、HP フィルターでは、平滑パラメータ λ は時間を通して一定と想定される。これに対し、(4.5) や (4.6) では、 $(\sigma_u^2 / \sigma_{et}^2)$ として表される平滑パラメータは時間とともに変化する。

図4. Human Filter



第2に, (4.5)において μ_t が一定のとき, s_t の2階階差の変化は平均0で分布する. またそれは(4.6)において $\mu_t=0$ の時とも考えられる. いずれも, HP フィルターで扱われるケースに対応する. (4.5)では μ_t の値の変化によって, Δs_t の急激な変化をも許容するので, 定式化(4.5)はHP フィルターの一般化と見なすことができる. もちろん(4.6)も Δs_t の急激な変化を許容しHP フィルターの一般化といえる. ただし以下では日銀の短観データを用いた分析に限り実験を試みることにし, (4.5)の定式化のみを考えることにする.

四半期データに対しては, HP フィルターの λ は1600にセットされる. それに対応して, ここでは $\sigma_u^2/(\sum \sigma_{et}^2/T)$ が1600に設定される. さらに計算を簡素化するために, 合理的な制約として以下の等式が近似的に成立するものとする.

$$\sum \mu_t = \sum \Delta y_t = (y_T - y_1) \quad (4.7)$$

(4.7)を用いることにより, (4.4)から c_1 か c_2 どちらか一方を消去することができる. たとえば, c_2 は以下のように c_1 の関数として表される.

$$c_2 = \{(y_T - y_1) + c_1(\sum g_t)\} / (\sum f_t)$$

ここで $f_t = k_{1t}/(k_{1t} - k_{2t})$ であり, また $g_t = k_{2t}/(k_{1t} - k_{2t})$ である. そして, そのとき以下の式が成り立つ.

$$\sigma_t = a_t c_1 - a_t [\{(y_T - y_1) + c_1(\sum g_t)\} / (\sum f_t)].$$

ただし $a_t = 1/(k_{1t} - k_{2t})$ である.

図4は1980年から2003年までの日本の実質GDPシリーズに対し, ヒューマン・フィルタリングを適用した結果と得られた残差の系列を示している.

図1のHP フィルターからの残差系列が比較的振幅の均一な波形を示しているのに対し, 図4におけるヒューマン・フィルタからの残差においてはバブルの時期に大きな振幅の波が見られる.

また推定された c_1 と c_2 の値はそれぞれ0.0171と0.00123である. 当然 $c_1 > c_2$ が成り立っているが, 興味深い点は c_2 が正の値をとっていることである. このことから, たとえ成長率がプラスであったとしても, 各企業は景気が悪いと判断する可能性があることがわかる.

以上ヒューマン・フィルタリングではHP フィルターの持ついくつかの制約を緩めることが可能となった. しかし, 残念ながら平滑パラメータ λ の大きさに関する恣意性は依然問題として残っている. この問題を解決するには, アンケートに対する回答のメカニズムにさらに何らかの仮定を置くか, あるいは量的な回答を求めた異なるアンケート調査結果が必要と思われる.

5. 結語

従来, 経済時系列からトレンドを除去する方法としては, HP フィルターが最もよく用いられている. さらに, HP フィルターの改良バージョンもいくつか提案されている. しかし, それらのいずれの方法に対しても共通の問題点が指摘される. 第一に, トレンドが滑らかに変化

することを想定しているがゆえに急激なショックによる大きなトレンドの変化は捉えられない。第二に、平滑パラメータが時間に関し一定の値を取るため、成長要因の加速度変化を一定と考えていることになり、たとえばオイルショック直後やバブル期におけるような成長要因の加速度の変化には対処できない。

本研究においては、トレンドを除去するためのフィルタリングにおいて、サーベイデータから得られる外部情報を利用することによって、平滑パラメータの大きさを推定し、それによって従来の方法の問題点を克服することを試みた。サーベイデータには各時点における人々の意識が情報として含まれている。それゆえ、このようなフィルタリングをヒューマン・フィルタリングと呼んだ。ヒューマン・フィルタリングの結果得られたサイクル成分の推定値はHPフィルタからの系列とは異なり、バブルの時期には大きな変動を示すことがわかった。

しかし、本稿におけるヒューマン・フィルタリングはHPフィルタの持つ最大の問題点である平滑パラメータの大きさの選択は解決していない。この問題を解決するには、本研究において用いられた質的なサーベイデータとは異なる量的なサーベイデータが必要と思われる。さらに、従来のフィルタが与えられた時系列のみの情報からトレンド除去がなされるのに対し、ヒューマン・フィルタリングでは外部情

報を加えて利用するため、分析対象の経済時系列の特性が污染されるという批判は免れ得ない。これらの問題点は今後の研究課題である。

(一橋大学経済研究所)

参考文献

- Canova. F. (1994) "Detrending and Turning Points," *European Economic Review*, Vol. 38, No. 3-4, pp. 614-623.
- Canova. F. (1998) "Detrending and Business Cycle Facts," *Journal of Monetary Economics*, Vol. 41, No. 3, pp. 475-512.
- Harvey. A. C. (1985) "Trends and Cycles in Macroeconomic Time Series," *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 3, No. 3, pp. 216-227.
- Harvey. A. C. and A. Jaeger (1993) "Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 8, No. 3, pp. 231-247.
- Kim. C. J. and C. R. Nelson (1999) *State-Space Models with Regime Switching*, MIT Press.
- King, R. G. and Rebelo, S. T. (1993) "Low Frequency Filtering and Real Business Cycles," *Journal of Econ. Dynamics and Control*, Vol. 17, No. 1-2, pp. 207-31.
- Ravn. M. O. and H. Uhlig (2001) "On Adjusting the HP-Filter for the Frequency of Observations". CESifo Workig Paper Series No. 479.
- Reeves. J. J., C. A. Blyth, C. M. Triggs and J. P. Small (2000) "The Hodrick-Prescott Filter, a Generalization, and a New Procedure for Extracting an Empirical Cycle from a Series," *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, Vol. 4, No. 1, pp. 1-16.