様　式　Ｃ－１９、Ｆ－１９、Ｚ－１９　（共通）

科研費
KAKENHI

科学研究費助成事業　　研究成果報告書

平成 ２６ 年　 ６ 月　 ６ 日現在

機関番号：３２６８５
研究種目：基盤研究(C)
研究期間：2010～2013
課題番号：２２５３０２１１

研究課題名（和文）非線形変換時系列モデルと因果分析

研究課題名（英文）Non-linear transformation tim-series models and causal analysis

研究代表者
細谷　雄三（Hosoya, Yuzo）

明星大学・経済学部・教授

研究者番号：４０００４１９７

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費）　　3,100,000円、（間接経費）　　930,000円

研究成果の概要（和文）：22－25年度にわたる本研究は、時系列の因果構造解析のための統計的手法の開発を目的とするものである。非ガウス過程予測＝因果分析の分析に拡張可能な計算方法の開発を行った。3段階ウィットル最尤法とモンテカルロ検定を用いて、第3系列の介在を考慮した偏因果測度の推定・検定を発展させた。大量なシミュレーション分析により、小標本の推定精度を調査すると同時に、多変数ARMAモデルにもとづいて、アメリカ実経済データの経験分析に、本研究で開発した接近法を適用し、産出量、貨幣ストック、利子率、物価水準の間の因果構造を解明した。

研究成果の概要（英文）：This research provides an approach to characterize the dependency structure between multivariate variables. Focused on the stationary ARMA model, the research produced a feasible way of numerically feasible method of conducting statistical estimation and testing of partial causal measures. Although focused on the stationary ARMA model, the approach has wide applicability in cointegrated time-series. The research conducted simulation study to evaluate the small-sample performance of the developed plug-in estimation method for the interdependence measures on the basis of large-scale Monte Carlo experiments and also the three-step maximum Whittle likelihood estimation procedure for the model parameters. The research also contributed in an empirical study on the U.S. macro and financial economy. In particular, intensive study was made on the causal structure among the term spread and growth rates of real GDP, M2 and CPI, adding a new insight to the literature of the allied field.

研究分野：社会科学

科研費の分科・細目：経済統計

キーワード：経済時系列　計量経済学　因果性測度　統計的推測

１．研究開始当初の背景
二時系列間での，フィードバック関係の存在・非存在，因果の矢印の方向とその強度など因果関係を検出することは，グレンジャー（1963, 69)の問題提起以来，経済時系列データの主要な分析視角の一つとなっている．グレンジャー因果性の検定は定常時系列の枠組みで行うのが基本であるが，非定常自己回帰モデルをも含む，時間領域表現を用いた検定として，マスコニ‐ギアジーニ (1992), 戸田‐フィリップス(1993, 94), 山本‐黒住(2006)などの研究がある．周波数領域での因果測度や検定法については，ゲルファン‐ヤグロム(1959), グレンジャー (1969), ゲベーキ (1982)などの研究があるが，細谷(1991)は非確定的多変量定常時系列間での因果性の測度と周波数領域での分解を提案した．グレンジャー-リン(1995)は細谷(1991)の因果測度を２変量非定常共和分過程に拡張した．周波数領域での接近法は，経済時系列間の長期・短期など種々の周期における従属関係を識別して測定できるという利点がある．一つの系列から他系列への一方向効果は，原因時系列の過去の一方向効果を予測に追加することによる予測誤差の改善として定量的に評価することを本研究者は提案した．本研究者の提案する方法によって，グレンジャー因果性を検定するのみでなく，周波数ごとの因果性の強度を検定し，またその信頼集合を構成することができる．周波数領域での因果測度のワルド検定については　姚-細谷 (2000), 細谷, 姚，瀧本(2005)を参照．3 変量以上を含む時系列モデルのグラフィカル構造分析に資するために，第 3 系列の一方向効果を除去して因果測度を構成する方法を細谷(2001)は提案した．シムズ(1980)およびゲベーキ(1984)は第 3 系列を考慮した分析法をそれぞれ提案したが，方法的には完備なものとなっていない．このような偏因果分析法を最近ではブライテゥング‐カンデロン(2006)，グロンワルド(2009)が簡便法を提案し，それぞれ，長短金利差と GDP の関係，石油価格と金融変数，実質経済変数との因果関係の経験分析に応用している．本研究課題と密接に関連する研究としては上に引用した文献のほかに，赤池・中川(1972)があり，また，細谷(1991)は本研究課題にたいしても基礎理論となる一般性のある理論的枠組みを提案した．スペクトル正準分解については，ユーラ(1961)が有理型スペクトル分解の初期の研究であり，カイラス (2000)とザイード‐カイラス(2001)が最近の展望を与えている．

２．研究の目的
（１）細谷が提案した有理関数スペクトル密度行列分解アルゴリズムを数値計算的に効率的で実行可能な数値プログラムとしてさらに改良して因果効果測定に適用する．
（２）多変量 ARMA モデルを基本とした因果効果推測について，数値計算が実行可能な一般的な理論を構築する．
（３）第 3 系列との従属関係を有する二時系列間の偏因果性を定量的に測定するために有用な諸測度の数値的評価と，関連する統計的推定・検定法の導出へ適用される．とくに，非線形変換モデル推測法を時系列因果分析に導入し，非ガウス過程予測＝因果分析を実行可能とする理論的枠組みを開発する．
（４）モンテカルロ検定など実行可能な統計的推測法を広範なシミュレーションによる評価にもとづいて開発する．
（５）第三系列の交絡を考慮した，新しい因果分析理論の視角から経済実データ間の長期的・短期的従属関係の特徴を識別して調査・分析する．

３．研究の方法
平成２２－２５年において，以下の方法で研究課題に取り組んだ：
（１）スペクトル因子分解は定常過程推測理論における古典的な問題であるだけではなく最適制御，ファイルター設計理論，ネットワーク理論など多様な応用分野をもつ．細谷(2009)で提案した多変量有理型スペクトル正準分解の方法は，ニュートン法など反復収束法には依存せずに確定値が得られる利点があり，また，フェイエール法と比べて次数を半減することができるという長所がある．細谷(2009)の第８節は一般的な ARMA モデルにおける偏因果測度構成のための正準分解は MA スペクトルの正準分解に帰着することを示し，数値計算が著しく簡略化されることを示した．これを数値計算的に効率的で実行可能な数値プログラムとしてさらに改良して因果効果測定に適用した．
（２）基礎的準備として，非ガウス，非線形時系列モデリングとその統計的推測の方法について，広く最新の内外の研究を展望し，利用可能な研究成果を渉猟する．また離散型代数的リカッチ(DAR)方程式論とその応用についても展望した．
（３）従来，因果測度の構成は，将来値の線形予測を基本としているが，対象としている時系列が非ガウス過程であるときには，平均二乗誤差基準において，これは必ずしも最適ではない．非ガウス過程では，条件付期待値は線形関数とは一般にならないし，条件付期待値が観測値の陽表的な関数として得られることは時系列モデルでは例外的である．ノンパラメトリック推定は大標本理論的には可能であるが，経済データのサイズを考えると適用にさまざまな困難がある．また条件付期待値予測誤差にもとづく，因果測度周波数領域分解を実行することは決して容易ではない．代替的な接近法は，細谷‐寺坂(2009)

で提案したデータの非線形変換によりガウス近似を改善し，変換後変数の線形予測の妥当性を高めることである(ガウス過程では線形予測が平均二乗誤差基準のもとで最適である)．この接近法では，これまで本研究者が開発した因果分析法を直接導入して，非ガウス過程の因果分析が実行可能となる．
（４）統計的推測法としては，時系列データ生成過程を変数変換を含む母数型モデルで表現し，ウィットル尤度関数を基礎とした推定・検定法をもっぱら用いる．ウィットル尤度法の利点は，生成過程が非ガウス過程であっても漸近理論が比較的容易に導出できることにある（細谷(1997)参照）．細谷-寺坂(2009)では非線形変換定常過程の漸近的統計的推測理論をウィットル尤度関数にもとづいて導出した．本研究はこの理論を因果測度の統計的推測に拡張する．このことによって，本研究者の因果理論の適用される経済時系列の範囲が著しく拡張される．（５）ウィットル最尤推定値は漸近的正規性が満たされる状況であっても，その漸近共分散表現が多重積分を含む複雑な形になり，数値計算の実行が困難となる．このため，モデル母数あるいは因果測度の統計的検定に関しては，モンテカルロ検定，ブートストラップ検定が実際的な接近法となる．このための具体的な推定・検定コンピュータ・アルゴリズムを開発した．時系列ブートストラップ法についてはイダルゴ(2009)などの最新の成果が利用可能であるが，実際の適用にはさらに改良が必要である．
（６）マクロ・金融変数間の因果性，予測性に関する大量な関連文献を渉猟して，先行研究の論点整理と本研究の位置づけを行った．その上で，本研究で開発・改良してきた相互依存諸測度の統計的推定・検定をもちいて，アメリカ経済の経験分析を実行した．以上の理論的展開の成果を米国マクロ・金融の実データに適用して，本研究で開発した分析方法を用いて，経済変数間の長期的・短期的従属関係のグラフ的特徴を調査・解明した．

４．研究成果

（１）相互依存測度の表現：一方向効果測度の具体的な表現を得るために，多変量過程 $\{x(t), y(t), z(t)\}$，$-\infty < t < \infty$，は平均０の２次ベクトル値定常過程であり，VARMA モデル

(1.1)
$$A(L)(x(t)^*, y(t)^*, z(t)^*)^* = (\varepsilon_1(t)^*, \varepsilon_2(t)^*, \varepsilon_3(t)^*)^*$$

にしたがって生成されるものとする．ここで $x(t), y(t), z(t)$ および $\varepsilon_1(t), \varepsilon_2(t), \varepsilon_3(t)$ はそれぞれ p_1, p_2, p_3 -ベクトルであり，$A(L)$ と $B(L)$ はラグ演算子 L の a -次，b -次の多項式である．ただし $A(0) = B(0) = I_{p_1+p_2+p_3}$ とする．さらにゼロ点について標準的仮定を置く．イノベーション過程は平均 0，共分散行列 $\Sigma^\dagger$ のホワイトノイズであると仮定する．$z(t)$ の $\{x(t), y(t)\}$ に対する一方向効果(one-way effect)構成要素とは，予測量として t 時点までの $\{x(s), y(s)\}$ と $t-1$ 時点までの $\{z(s)\}$ を用いた線型最良予測による $z(t)$ の予測誤差と定義する．つまり，$z(t)$ の一方向効果は $z(t)$ を $\{x(s), y(s), z(s-1), -\infty < s \le t\}$ によって生成される線形部分空間への射影として与えられる．これは $\{x(t), y(t), z(t)\}$ を全体として考えたときの $z(t)$ のイノベーションのうち $\{x(t), y(t)\}$ のイノベーションでは説明できない部分と確率的に同等である．$A(z)$ と $B(z)$ の根条件から，スペクトル密度の正準因子行列 $\Lambda(z)$ は

$$\Lambda(z) = A(z)^{-1} B(z) \Sigma^{\dagger \frac{1}{2}} = (\det A(z))^{-1} A^\sharp(z) B(z) \Sigma^{\dagger \frac{1}{2}}$$
$$\equiv (\det A(z))^{-1} C(z)$$

として与えられる．ここで，$\Sigma^{\dagger \frac{1}{2}}$ は共分散行列 $\Sigma^\dagger$ のコレスキー因子であり，$A^\sharp(z)$ は $A(z)$ の転置余因子行列を表す．$x(t)$ と $y(t)$ の部分空間 $H\{z_{0,0,-1}(\infty)\}$ への射影残差をそれぞれ $u(t)$ と $v(t)$ として表わし，結合過程 $\{u(t), v(t)\}$ のスペクトル密度関数を $h(\lambda)$ と表わすことにする．このとき，$\tilde{\Lambda}(z)$ を

$$\tilde{\Lambda}(z) = C(z) \begin{bmatrix} \Sigma_{..}^{\dagger -1/2} & 0 \\ 0 & (\Sigma_{33:.}^{\dagger})^{-1/2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{p_1+p_2} & 0 \\ -\Sigma_{3.}^{\dagger} \Sigma_{..}^{\dagger -1} & I_{p_3} \end{bmatrix}$$

として定義し，その $(p_1 + p_2) \times (p_1 + p_2)$ 対角ブロック行列を $\tilde{\Lambda}_{..}(z)$ と表記すると，

$$h(\lambda) = \frac{1}{2\pi} |\det A(e^{-i\lambda})|^{-2} \tilde{\Lambda}_{..}(e^{-i\lambda}) \tilde{\Lambda}_{..}(e^{-i\lambda})^*$$

と表示される．このように密度関数が共通スカラー因子を含む場合は，一方向測度をはじめすべての測度がこの共通因子 $(\det A(z))^{-1}$ に依存しないことが証明できる．このため，この因子を無視して $\{u(t), v(t)\}$ の密度が，

$$k(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \tilde{\Lambda}_{..}(e^{-i\lambda}) \tilde{\Lambda}_{..}(e^{-i\lambda})^*$$

として表現されるとしても一般性を失うことはない．ただし，$\tilde{\Lambda}(z)$ は正準行列であるが，その部分行列 $\tilde{\Lambda}_{..}(z)$ が正則因子である保証はない，そのため正準でない場合は，適当な正準化アルゴリズムを用いて，正準因子 $\Gamma(z)$ を構成して，

(1.2)
$$k(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \tilde{\Lambda}_{..}(e^{-i\lambda}) \tilde{\Lambda}_{..}(e^{-i\lambda})^* = \frac{1}{2\pi} \Gamma(e^{-i\lambda}) \Gamma(e^{-i\lambda})^*$$

と分解することが測度の構成には必要であり，また，これは可能である[正準分解の数値アルゴリズムについては，細谷 and 瀧本 (2010)を参照]．$\{z(t)\}$ が介在する状況での $\{x(t)\}$ と $\{y(t)\}$ の間の偏相互依存測度は, すでに見たように，$\{u(t)\}$ と $\{v(t)\}$ の間の対応する測度として定義することにする．一般性を失うことなく，$\{u(t),v(t)\}$ のスペクトル密度行列は $k(\lambda)$ であり，$k(\lambda)$ は(1.2)の右辺のように正準分解されると仮定することにする．正準準分解)から，$\{u(t),v(t)\}$ は 1 段階先予測誤差を用いた次の MA モデルで表すことができる．1 段階先予測誤差を

$\varepsilon(t) \equiv (\varepsilon_1(t)^*, \varepsilon_2(t)^*)^* \equiv (u_{-1,-1}(t)^*, v_{-1,-1}(t)^*)^*$

と表記すると，

$$\begin{bmatrix} u(t) \\ v(t) \end{bmatrix} = \Gamma(L)\Gamma(0)^{-1} \begin{bmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \end{bmatrix}$$

として有限次数移動平均モデルで表すことができる．ここで，$E\{\varepsilon(t)\}=0$ であり，また $E\{\varepsilon(t)\varepsilon(t)^*\} = \Gamma(0)\Gamma(0)^* = \Sigma$ が成立する．さらに

(1.3)

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_1^\dagger(t) \\ \varepsilon_2^\dagger(t) \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} \Sigma_{11}^{-1/2} & 0 \\ 0 & \Sigma_{22:1}^{-1/2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{p_1} & 0 \\ -\Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1} & I_{p_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \end{bmatrix}$$

と変換する．この変換により，$E\{\varepsilon^\dagger(t)\varepsilon^\dagger(t)^*\} = I_{p_1+p_2}$ が成立する.こうして移動平均表現

(1.4)

$$\begin{bmatrix} u(t) \\ v(t) \end{bmatrix} = \Gamma(L)\Gamma(0)^{-1}\Xi^{-1}\Xi\varepsilon(t)$$

$$\equiv \Gamma^\dagger(L)\varepsilon^\dagger(t) \equiv \begin{bmatrix} \Gamma_{11}^\dagger(L) & \Gamma_{12}^\dagger(L) \\ \Gamma_{21}^\dagger(L) & \Gamma_{22}^\dagger(L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_1^\dagger(t) \\ \varepsilon_2^\dagger(t) \end{bmatrix}$$

に到達する．変換(1.3)によって $\varepsilon_2^\dagger(t)$ は $v(t)$ から $u(t)$ への標準化された一方向効果であることに注意する．(1.4)より，$\{z(t)\}$ が介在する状況での $\{y(t)\}$ から $\{x(t)\}$ への偏周波数別一方向効果測度(partial frequency-wise measure of one-way effect)は

(1.5) $PM_{y\to x:z}(\lambda)$

$$= \log\det\{I_{p_1} + \Gamma_{11}^\dagger(e^{-i\lambda})^{-1}\Gamma_{12}^\dagger(e^{-i\lambda})(\Gamma_{11}^\dagger(e^{-i\lambda})^{-1}\Gamma_{12}^\dagger(e^{-i\lambda}))^*\}$$

と定義される.一方，$\{y(t)\}$ から $\{x(t)\}$ への偏一方向効果全測度は

$$PM_{y\to x:z} \equiv M_{v\to u} = \log\frac{\det Cov\{u_{-1,\cdot}(t)\}}{\det Cov\{u'_{-1,-1}(t)\}}$$

と表される，$u_{-1,\cdot}(t)$ と $u'_{-1,-1}(t)$ はそれぞれ $u(t)$ を部分空間 $H\{u(t-1)\}$ および $H\{u(t-1), v_{0,1}(t-1)\}$ に射影した残差である．

細谷 (1991, p.433) により，(1.5)で定義した偏一方向周波数別測度の周波数領域上での積分は偏一方向全測度に等しいことが証明できる．

（2）因果測度の統計的推定と検定：偏因果諸測度については、実際のデータ生成状況にたいするさまざまな定常・非定常時系列モデル上で、有限観測値にもとづく統計的推測を実行することができる。

定常過程 $\{x(t), y(t), z(t)\}$ はモデル(1.1)によって生成される多変量 ARMA 過程であると仮定する。有限標本 $\{x(t), y(t), z(t); t=1,\cdots,T\}$ にもとづいて偏因果測度を推測するために

$\theta \equiv vec\{A[1],\cdots,A[a],B[1],\cdots,B[b],v(\Sigma^\dagger)\}$

と置く。ここで $v(\Sigma^\dagger)$ は共分散行列 $\Sigma^\dagger$ の下三角行列の成分からなるベクトルである。

た偏因果諸測度については、実際のデータ生成状況にたいするさまざまな定常・非定常時系列モデル上で、有限観測値にもとづく統計的推測を実行することができる。モデルは通常未知母数 θ を含んでいて、偏因果測度もこの母数の関数になっていると考えられる。$G(\theta,\lambda)$ は m -ベクトルであり、その要素は因果諸測度であるとする。定常モデル(1.1)に対して、サイズ T の観測値にもとづく 最尤推定値あるいはウィットル最尤推定値を $\hat{\theta}$ とするとき、$\sqrt{T}(\hat{\theta}-\theta)$ は漸近的に平均 0、共分散 $\Psi(\theta)$ の正規分布 にしたがう、ただしここで θ はの真の値である、 [大標本理論については Hosoya (1997b)を参照]。ヤコビ行列を $D_\theta G(\theta,\lambda)$ で表すと、$\sqrt{T}\{G(\hat{\theta},\lambda)-G(\theta,\lambda)\}$ は漸近分布 $N(0,H(\theta,\lambda))$ をもつ、ここで $H(\theta,\lambda) = D_\theta G(\theta,\lambda)\Psi(\theta)D_\theta G(\theta,\lambda)^*$ である。このとき $G(\theta,\lambda)$ についての推測は Wald 統計量

$W^{(m)}(\lambda) \equiv T\{G(\hat{\theta},\lambda)-G(\theta,\lambda)\}^* H(\hat{\theta},\lambda)^{-1}\{G(\hat{\theta},\lambda)-G(\theta,\lambda)\}$

にもとづいて行うことができる。この統計量は、$H(\hat{\theta},\lambda)$ が正値定符号でありかぎり、漸近的に自由度 m の χ^2 分布にしたがう。この統計量にもとづいてグレンジャー非因果性を検定できるのみではなく、$G(\theta,\lambda)$ の信頼性命題を作成することができる

（3） 事例研究（期間スプレッドと経済成長率）：資産価格は将来予見的に形成されるため，経済活動を予測するために利用できるということは定型的事実とされている．とくに，期間スプレッド（あるいは，イールド・スプレッド，または，同質な債券における長期利子率と短期利子率の差）による経済成長率，不況，鉱工業生産，インフレーションの予測能力に関して大量な経験分析が行われ

ている[包括的な研究展望としては，ストック‐ワトソン(2003)およびウィーロック‐ウォラー(2009)を参照]．研究者により見解の相違があるが，比較的共通した事実認定としては，イールド・スプレッドの予測能力は時期と国によって異なり，一般論は成立しない．米国では，1980 年代中頃を境にして，前期では比較的に高い予測力が認められるが，後期はそれが低下している[ストック‐ワトソン(2003)]，また日本については，期間構造が有効な予測変数であったのは 1984－1991 年のみであった[キム‐リンパファヨム(1997)]という指摘がある．

イールド・スプレッドの予測能力が低い時期について，ストック‐ワトソンは，グレンジャーの因果性の標本内有意性検定が有効でないことを強調している．つまり原因変数の有意性は予測に有用であることを意味しないと主張する．標本外予測に対してグレンジャー検定が有効に働かない理由として，彼らはモデル母数が変化するためと考えている．しかしながら，グレンジャー因果性不在の帰無仮説が棄却される場合（つまり予測変数が有意である場合），もし（母数値一定の）対立仮説が真であれば，その対立仮説にもとづいて予測したモデルにおいて予測が改善することを否定しているわけではない．つまり，対立仮説のパラメータが時間変動する場合，標本内で有意であっても，標本外で係数が変化して予測に役立たなくなることがあると主張する．本研究者による一方向効果の立論は，たとえ母数が時間的に一定であっても，一方向効果の度合いが量的に小さければ，たとえグレンジャー帰無仮説が棄却されても，予測に役立たないという考え方であり，この点で，ストック‐ワトソンとは視点が異なる．

経験分析への応用例として，アメリカ経済における期間スプレッド TS（イールド・スプレッド）と経済成長率との間のそれぞれの向きの一方向効果の推定結果を，第 3 系列として貨幣量 M2 を用いて計量分析した例を示す．経済成長率としては logGDP，貨幣残高としては M2 を使用する．また，1959 年 Q1 から 2010 年 Q1 までの期間に関して 4 半期データを使用する．3 変量 ARMA モデルに対して修正ウィットル最尤推定法を適用して，モデル VARMA(1,2)が選択され，このモデルにもとづいて母数の推定値を求めた．図 1 には，このモデル母数の推定値にもとづいて推定した相互依存測度が示してある，すなわち，貨幣残高からの一方向効果を除去したあとの TS から成長率，および成長率から TS への偏一方向効果測度 FMO，FMO2，と相互測度 FMR および連関測度 FMA をそれぞれ周波数別に示している．特徴としては，中周波数では FMO2 が優越し，長期，短期では FMO が FMO2 を優越していること，また FMO と FMO2 が，ともに，周波数 $3\pi/50$（周期としては 33.3 四半期）に単独なピークをもつことである．全測度で測ったとき，成長率から TS への一方向効果は検出できない[この経験分析と計算結果の詳細については，瀧本-細谷(2014)を参照]

図１．相互依存諸測度の周波数分解

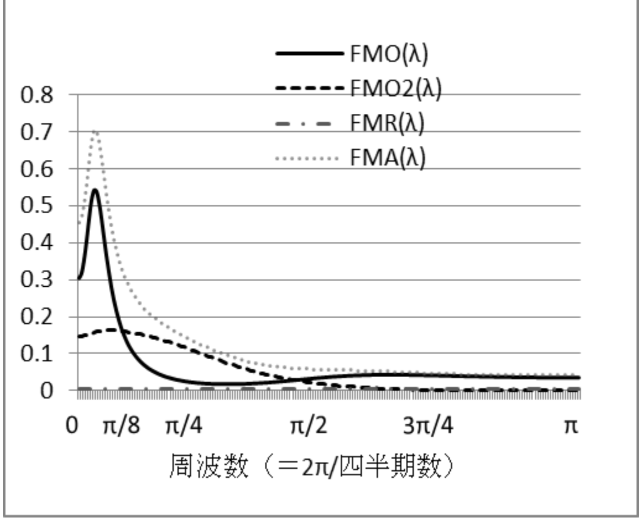
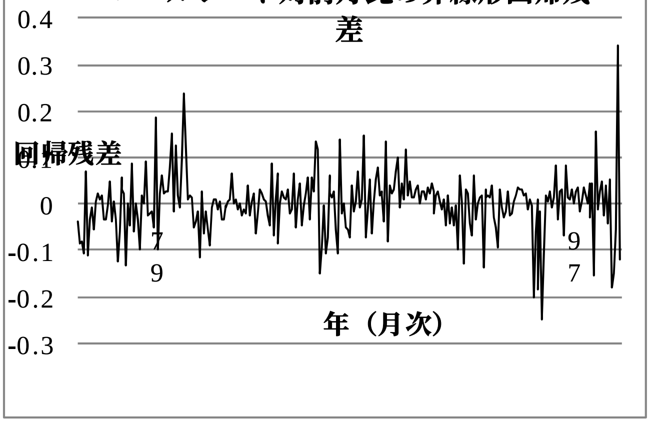


図2．修正ボックス‐コックス変換 コールレート対前月比の非線形回帰残差



（4）非線形変換モデル： 撹乱項の正規性の仮定については，撹乱項が正規分布に従わないとしても，これまで述べた最小 2 乗推定量にもとづく正規検定の適用が大標本では妥当するというアプローチと，変量 Y を非線型変換することにより正規性の仮定が近似的に妥当する状況を作るというアプローチがある．後者の方法として代表的なものに正値変量 Y のボックス‐コックス変換

$$f(Y,\lambda) = (Y^{\lambda}-1)/\lambda, \quad \lambda \neq 0$$
$$= \log(Y), \quad \lambda = 0$$

がある．この変換は多くの経済データのように正値の値をとる場合に適していて，CES 生産関数でも用いられるが，時系列回帰モデルでのボックス - コックス変換は，撹乱項の正規性の仮定を妥当とするため必要とされる変換母数 λ をデータにもとづいて推定するものである．

日本経済のコールレート，鉱工業生産指数，準備預金等平均残高，名目有効円ドル為替レートの月次データ（1975 年 3 月－1999 年 1 月）の前月比に対して個別に修正ボックス-コックス変換をほどこすとする．この 4 変量に対して 4 変量 ARMA モデルをあてはめ，ハナン - リサネン法と変換母数推定を同時に実行した推定結果のうち，変換されたコールレート（$\hat{\lambda} = 2.76$）の回帰残差を示したものが図 2 である．［データについては，コールレート（無担保翌日物）は日本銀行，その他は IMF(International Financial Statistics)に依拠している］．1980, 94, 98 年の残差変動が他の時期と比較して不均等に大きいことが観察される．

（５）**因果性推定値の小標本特性**：計算については，九州大学瀧本氏と共同で開発したプログラムにもとづいて，東北大学情報シナジーセンターのスーパーコンピューター SX-4/128H4 を用いて主として瀧本氏が実行した．本研究者が提案する時系列間の相互依存測度は，一方向効果測度，交互測度，連関測度から構成される．その推定は，もとになる DGP の母数を瀧本-細谷（2004, 2006）が開発した３段階ウィットル最尤推定法によって推定し，その推定母数を相互依存諸測度に代入して求めた．今回の研究では，３変数 AR について調査したが，それでも多数のモデル母数を含むため，推定精度の比較が困難であるが，とくに，一方向効果推定の精度比較に帰着することができるため，明確な比較基準にもとづく比較が可能となった．3 変数モデルにおいて，第 3 変数を除去した 2 変数間の周波数別一方向効果の推定を，3 段階推定法の 2 段階推定値（E1)，3 段階推定におけるニュートン反復数が 1 回の推定値(E2)，ニュートン反復が収束条件を満たすまで繰り返す方法（E3)の 3 方法による推定値を比較した．シミュレーションの繰り返し数を 1000 回として，数が 1 回の推定値　標本サイズ 100 と 1500 のデータにたいして，1000 回反復して母数推定値と諸因果測度の推定値について，偏倚と標準誤算を計測した．因果測度推定結果の概要は，以下の通りである：

（a）3 段階推定におけるニュートン反復数を増やすことは，推定精度の向上にはつながらず，むしろ反復数１で計算を停止するほうが概して推定値は良好である

（b）いずれの方法も，標本数増加によって推定精度が理論的に予想されるように向上する

（c）推定法 E２が推定法 E１より明確に優れているケースは検出されなかった．

５．主な発表論文等

（研究代表者，研究分担者及び連携研究者には下線）

〔雑誌論文〕（計　４　件）

① 細谷, Y. and 瀧本, T., A numerical method for factorizing the rational spectral density matrix,　査読有，　Journal of Time Series Analysis, vo31, 2010, 11.

② 細谷雄三，因果効果の測定（I)，明星大学経済学研究紀要, 査読無, 第 1 号, 2013 年 12 月，14.

③ 細谷, Y. and 瀧本, T.,　Partial measures of time-series interdependence, Kyushu Univeristy Faculty of Economics discussion Paper Series，査読無, No. 2013-9, 2013, 31.

④ 細谷雄三，因果効果の測定（II)，明星大学経済学研究紀要, 査読無, 第 2 号, 2014 年 3 月，15.

〔学会発表〕（計３　件）

① 瀧本太郎･細谷雄三, Inference on partial causal measures in the frequency domain，日本応用経済学会春季大会，福岡大学，2012 年 6 月

② 瀧本太郎･細谷雄三, Inference on partial causal measures in the frequency domain，日本統計学会年次大会，北海道大学，2012 年 9 月

③ 細谷雄三･瀧本太郎, Partial measures of time-series interdependence，東北大学サービス・データ科学研究センター科研費シンポジウム，東北大学，2013 年 12 月

〔図書〕（計　１　件）

① H. Zaisel and D.H. Kaye 著，細谷雄三訳，牧野書店，数字で立証する ―裁判と統計，2012，355

ホームページ等

http://www.econ.tohoku.ac.jp/~hosoya/index.html

６．研究組織

(1)研究代表者

細谷　雄三（HOSOYA, Yuzo）
明星大学・経済学部・教授
研究者番号：40004197