

非ガウス型構造 VAR モデルを用いた実証分析

—我が国の金融政策の効果*—

永 田 修 一

要 旨

構造 VAR モデルは攪乱項に非ガウス型の分布を仮定することで、従来のガウス分布を仮定した場合に比べて、識別のための制約を緩めて分析を行うことができる。本論文では、非ガウス型構造 VAR モデルを経済時系列分析に用いる利点を整理したのち、その有用性の確認として実際の経済データを用いた分析を行う。2001年以降の我が国の量的緩和政策が实体经济の各方面へ与えた影響について、攪乱項に t 分布を仮定した構造 VAR モデルによるインパルス応答分析を行い、結果を報告する。

キーワード：非ガウス型構造 VAR モデル (non-Gaussian SVAR model)、金融政策 (monetary policy)、株式市場 (stock market)、最尤推定 (maximum likelihood estimation)、インパルス応答分析 (impulse response analysis)

I はじめに

多変量自己回帰 (Vector-Auto-Regressive、以下 VAR) モデルは現在値と各系列の過去の値との関連のモデリングであるが、構造 VAR モデルは過去の値との関係に加えて、系列間の同時点での関係も考慮することが可能である。この特徴から、構造 VAR モデルはマクロ経済学やファイナンスの実証

* 本研究は広島経済大学前川功一教授との共同研究プロジェクトで得た知見を土台に、筆者が独自の視点から行った実証分析を整理したものである。したがって本稿の成立には前川教授との議論が大きく寄与しており、ここに記して深く感謝する。

研究において、変数間の構造を明らかにする目的で広く用いられる。ただし、VAR モデルはその取り扱いが比較的簡単であるのに対して、構造 VAR モデルはいわゆる同時方程式モデルの一種であることから、実際の利用にあたっては識別性の確保が重要なポイントになる。従来の研究では、モデルにおいて同時点での関係を表す部分である構造パラメータ行列に行列の成分に値や符号に制約を設けるといった対応が一般的に行われてきた。先行研究で最も一般的な制約は構造行列に再帰性の仮定をおくというもので、この仮定の下では、ある 2 つの変数について同時点間（月次データであれば同じ月の間）の影響はどちらか一方の方向のみを許容する。一方、株価や為替レートといった経済変数の多くは同時点間に相互に影響を及ぼしあっていると考えるのが自然であり、その意味で上記の再帰性の仮定は現実と整合的でない可能性がある。

近年、機械学習や統計学分野の研究において、データの統計的な性質を用いることで、モデルの識別を行うという試みが多くなされ、それらの成果の蓄積が進んでいる。例えば (Ilmonen and Paindaveine 2011), (Samworth and Yuan 2012), (Hallin and Mehta 2015) といった研究は、データの統計的特性をうまく用いることで、同時方程式モデルに制約を置くことなしに識別を達成している。(Lanne et. al. 2015) は、それら成果の時系列分析・計量経済学への応用として、構造 VAR モデルの攪乱項に非ガウス型分布を仮定した最尤推定法を提案した。(Lanne et. al. 2015) による推定方法の特徴を大まかに言えば、データの攪乱項の分布が互いに独立で正規分布ではない場合はその分布の特性（分布の高次の情報）を用いることにより、パラメータ行列に制約を置くことなく構造 VAR モデルの利用が可能になる、というものである。したがって、このモデルを用いることで、変数間に同時点での相互の影響を許容した上で推定を行うことができる。上位で述べたように、経済変数は互いに影響を及ぼし合っていると考えるのが自然であるので、この特徴は非常に有用であるといえよう。そして実際に経済やファイナンスの時系列の分析を行う場合、攪乱項に非正規性が疑われる状況は少なくなくない。これ

らの意味で、今後この新しい手法がマクロ計量や計量ファイナンス分野で数多く応用される可能性は大いにあるといえる。

(永田 2016) では (Lanne et. al. 2015) の推定法の現実的な状況での有用性を評価するべく、彼らの最尤推定量について有限標本での性質をモンテカルロ実験により調べている。またデータの特異な性質を利用していると言う意味では類似の手法ともいえる (Normandin and Phaneuf 2005) による不均一分散を利用した推定法との比較も行っている。本稿では (永田 2016) に続いて、非ガウス型の構造 VAR モデルの実際的な応用の可能性を確かめるため、経済時系列データを用いた実証分析をおこなう。具体的には、我が国の金融政策の実体経済への影響の検証として、金融政策のショックが為替や株式、生産といった経済の各方面へどのような影響を与えているか定量的に評価する。

金融政策の影響を分析する場合、構造 VAR モデルは動学的確率一般均衡 (Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE) モデルと並んで、よく用いられる分析ツールの一つである。したがって、これまでも様々な研究者によって構造 VAR モデルを用いた金融政策の分析が報告されている。それら先行研究はデータや期間が異なることは勿論、上記ですでに述べたように、構造 VAR モデルは識別のためになんらかの制約をおく必要があるが、その制約の設定も様々である。最も一般的といえるのは (Thorbecke 1997) のような構造行列に再帰性の仮定をおく研究であり、そのほか長期的制約を用いた (Lastrapes 1998) などがある¹⁾。(永田 2016) でも議論したように、本稿が注目する (Lanne et. al. 2015) 以外にも、攪乱項の性質により構造 VAR モデルを識別をするタイプの先行研究もある。例えば、外生的な不均一分散を仮定することで識別を可能にした (Rigobon and Sack 2004)、内生的な不均一分散である多変量 GARCH 過程を誤差項に導入をした (Normandin and

1) (Thorbecke 1997), (Lastrapes 1998), (Rigobon and Sack 2004) など米国での金融政策の株価への影響に関する複数の先行研究の特徴や分析結果は、(北坂 2007) により日本語で解説がなされている。

Phaneuf 2005) などである²⁾。

本論文では、いわゆる量的緩和政策が開始された時期である2001年3月以降の我が国のデータを用いて分析を行う。具体的には、株式市場、為替相場、生産活動への金融政策の影響を、インパルス応答分析によって調べる。我が国の株式市場、為替市場、生産活動を測る経済指標としては、それぞれ、TOPIX、円ドルレート、鉱工業生産指数を用いることに特に異論はないだろう。しかし、量的緩和政策の影響を調べるために分析に用いる変数の選択には、注意が必要である。従来 of 伝統的金融政策と呼ばれる枠組みでは、中央銀行は金融政策を行う際の目標は、短期金利である。例えば、米国の場合にはそれはフェデラルファンド・レートであり、日本の場合にはコール・レートであった。したがって、従来の(2001年3月以前の)、我が国の金融政策を評価する研究においては、金融政策の方針転換は政策金利に反映されると考えられるので、コール・レートを分析に採用すればよかった。しかし、近年では、ゼロ金利と呼ばれるような超低金利が長らく継続しており、日本銀行の政策変更があったとしても、我々は金利を通してそれを把握することはできない。量的緩和政策以降、日本銀行は金利にかえて資金量を政策目標として設定し、それを通じて金融政策を実施してきた。本稿では、このような非伝統的な金融政策が反映される変数として(鎌田・須合 2006)によって提案された、貸出金利と貸出DIの合成による代理政策変数を採用する。この変数を用いることにより、ゼロ金利の期間も金融政策の変化を捉えることが可能となる。

本稿の分析では、上記のデータを用いて4変数の構造VARモデルを推定するが、攪乱項は独立に t 分布に従うと仮定することにより、パラメータ行列に制約をおかずに識別が可能となる。すでに述べたように、金融政策と各変数は同時点間(今回の分析では同月間)においても双方向に影響を及ぼし合っていると考えられるので、構造行列に制約を置くことなく推定を行える

2) 彼らの多変量GARCHによる最尤法の概要は(永田 2016)を参照。

ことは大きな利点である。実証分析の節でデータからも実際に確認をするが、一般に為替や株価のような金融市場のデータは裾の厚い分布であることが広く知られており、経済時系列モデルの攪乱項の分布に t 分布を仮定することは、ごく自然な選択であるといえよう。

本稿の残りの構成は以下の通りである。第 2 節では構造 VAR モデルとその識別の方法、及びインパルス応答の計算方法について紹介する。非ガウス性の仮定がもたらす識別への影響について詳しく解説する。第 3 節では今回用いるデータの概要、今回分析に用いる金融政策変数の作成方法について触れたのち、インパルス応答分析の結果を報告する。4 節で本稿のまとめと今後の課題を述べる。

II 分析手法

2.1 構造 VAR モデル

K 次元の時系列 y_t について、以下のような p 次の構造 VAR モデルを考えよう。

$$Ay_t = \mu + A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

ただし、 v は $K \times 1$ の定数項、 A, A_1, \dots, A_p は $K \times K$ のパラメータ行列である。ここで、 ε_t はモデルの攪乱項で $K \times 1$ の確率ベクトルとし、各変数の平均は 0、共分散行列は対角行列、すなわち ε_t の各変数間は無相関であるとする。構造 VAR モデルはいくつか表現方法があり、このような表現は A モデルともよばれる。

ここで $B = A^{-1}$ として、(1) 式の両辺にかければ、誘導系である

$$y_t = v + B_1 y_{t-1} + \dots + B_p y_{t-p} + u_t, \quad (2)$$

が導かれる。式中の各変数は $u_t = B\varepsilon_t$, $v = B\mu$ 、そして $B_j = BA_j$ ($j=1, \dots, p$) である。

誘導系の各パラメータ B_1, \dots, B_p は通常の回帰モデルとして最小二乗法で推定できることが知られており、 A, A_1, \dots, A_p を知るために必要なのは B

のみとなる。したがって、このモデルにおける主要な問題はパラメータ行列 B である。

一般に、追加的な制約あるいは事前知識なしには、 B は識別できない、なぜならば任意の正則な $K \times K$ 行列 C により、行列 B と攪乱項 ε_t の積である $B\varepsilon_t$ は、(1)式への仮定をかえることなく、それぞれ BC と $C^{-1}\varepsilon_t$ に置き換えることができるからである。

2.2 識別

この小節では非ガウス型分布を仮定することによる識別の影響を整理する。攪乱項の共分散行列は対角行列である場合、変換行列 C は直行列 O と対角行列 D により $C=DO$ と書ける。ただしこのような条件を満たす行列の組み合わせは無数にあり、従って識別のためにはさらなる制約が必要になる。

識別を達成するために先行研究でよく用いられるのは、行列 B は下三角行列であると仮定することである。このとき攪乱項との積 $B\varepsilon_t$ の共分散行列のコレスキー因子として識別することができる。しかしそれは変数間に再帰的構造の仮定を置くことになり、1節で述べたように双方向に影響を及ぼし合っていると考えられる経済変数にこの制約を置くのは、ややきつい制限である。さらには、再帰構造における変数の順序を分析者が決める必要があるが、これが実際とは違う場合には、間違ったモデルを推定してしまうことになる。

攪乱項が正規分布であるとする場合には、上で述べたように変換行列 $C=DO$ となることから識別の問題は残る。しかし、(Lanne et. al. 2015) の Proposition 1 にあるように、攪乱項に非正規性を仮定することにより、直交行列 O をある置換行列 P へと制限することができる。つまりこの場合、変換行列の選択肢は $C=DP$ のみとなり、これはすなわち、行列 B は並び替えとスケール変更のみが許される。スケール変更はインパルス応答分析やある成分が0であるというような検定の結果には影響を与えないので無視するとすれば、注目すべきなのは置換行列 P の影響である。行列 B は列ベクト

ルを要素にもつ行ベクトルであるとみなした場合、 B に置換行列 P を右からかけると、要素の順序は入れ替わる可能性が生じる。つまり、行列 B は列ベクトル単位では（スケールを無視すれば）識別はできており、どの列がどの変数の式のショックであるかのみが不明ということになる。したがって、あとで実証分析の項で示すように、何らか別の方法でショックを特定することができれば、インパルス応答関数分析が可能となる。(Lanne et. al. 2015) では、このような非ガウス性による部分的な識別を “Identification up to permutations and scalings” とよんでいる。もっとも、最尤推定に関する漸近理論の構築には完全なる識別 (complete Identification) が必要で、そのためにはさらに “Identification Scheme” と呼ばれる手法を用いる必要があるが、ここではその説明は省略する。

2.3 構造 VAR モデルのインパルス応答関数

ここでは、(Killian and Lütkepohl 2016) に沿って、構造 VAR モデルのパラメータ行列の推定値が得られたとき、どのようにインパルス応答関数が計算できるのか紹介する。

第 i 期後のインパルスレスポンス行列の定義は

$$\frac{\partial y_{t+i}}{\partial \varepsilon_t} = \Theta_i \quad (3)$$

である。ただし、 Θ_i は $K \times K$ 行列で、その j, k 成分 $\theta_{jk, i}$ は変数 j へのショックに対する 変数 k の i 期後のインパルス応答で

$$\theta_{jk, i} = \frac{\partial y_{t+i}}{\partial \varepsilon_t} \quad (4)$$

である。

誘導系が VAR (p) であるモデルについてのインパルス応答を計算する場合は、まず、以下のように VAR (p) を VAR (1) モデルで再表現すると理解がしやすい。

$$Y_t = \beta Y_{t-1} + U_t, \quad (5)$$

ただし、

$$Y_t \equiv \begin{pmatrix} y_t \\ \vdots \\ y_{t-p+1} \end{pmatrix}, \quad \beta \equiv \begin{pmatrix} B_1 & B_2 & \cdots & B_{p-1} & B_p \\ I_K & 0 & & 0 & 0 \\ & I_K & & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & I_K & 0 \end{pmatrix}, \quad U_t = \begin{pmatrix} u_t \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

である。ここで、 $J = [I_K, 0_{K \times K(p-1)}]$ を用いることで、 y_{t+i} は

$$y_{t+i} = J\beta^{i+1}Y_{t-1} + \sum_{j=0}^i J\beta^j J' u_{t+i-j} \quad (6)$$

として、誘導系攪乱項ベクトルの系列 u_k , ($k=t, \dots, t+i$) の線形結合として表現できる。これにより、誘導系の攪乱項に 1 単位のショックを与えた場合の反応は

$$\Phi_i \equiv J\beta^i J' \quad (7)$$

となる。変数 j へのショックに対する変数 k の i 期後の反応 $\phi_{jk, i}$ は Φ_i の j, k 成分である。

Φ_i は誘導系インパルス応答、あるいは非直交化インパルス応答と呼ばれる。これを用いて本研究の実証分析で用いる構造系攪乱項へのショックに対するインパルス応答 Θ_i は

$$\Theta_0 = B, \quad \Theta_i = \Phi_i B, \quad (i=1, \dots, H) \quad (8)$$

となる。途中の式展開など詳細は (Killian and Lütkepohl 2016) を見てほしい。

実際のインパルス応答分析では、推定は点推定ではなく、信頼区間を描写し、信頼区間の上限 (下限) が x 軸を下 (上) まわるかどうかで、有意な影響があったかどうかを判定するというのが通例である。本稿で用いる手法は最尤推定であり、(Lanne 2015) により漸近正規性も保証されているので、理論的 (漸近的) な信頼区間の構成は勿論可能である。しかし本手法は非正規性の攪乱項を用いているので、有限標本での漸近正規分布による近似の精度は十分でない可能性がある。実際、(Lanne 2015) の実証分析例では漸近

論に依拠したのではなく、ブートストラップ法による信頼区間を構成している。本研究においても (Lanne 2015) に従って、(Hall 1992) によるパーセントイル法でブートストラップ信頼区間を構成する。

III 実証分析

3.1 データ

ここでは、第1節で述べたように、構造 VAR モデルを用いて我が国の金融政策が経済の各方面へもたらした影響を分析する。具体的には、金融緩和によるショックが株式市場 (STK)、為替相場 (EXR)、生産活動 (IIP) へどのような影響を及ぼすのかインパルス応答分析により調べる。金融政策を測る変数については、様々な候補が考えられるが、ここでは鎌田・須合 (2006) に従って、貸出態度 DI と貸出金利から合成して作成する政策変数 (MPI) を用いる。以下の表 1 は分析に用いたデータおよびその情報源の一覧表である。

ここで「貸出態度の変数」として採用している金融機関の貸出態度 DI と

表 1 分析に用いる経済データ一覧とその出所

分野	時系列名称	データの出所と公表機関
生産活動	鉱工業生産指数	鉱工業指数統計
		経済産業省
為替相場	円・ドル スポット・レート	金融経済統計月報
		日本銀行
貸出態度	金融機関の貸出態度 DI ³⁾	全国企業短期経済観測調査結果
		日本銀行
貸出金利	貸出約定平均金利	金融経済統計月報
		日本銀行
株式市場	TOPIX	東証統計月報
		東京証券取引所

3) これらのデータのうち、貸出態度 DI のみ四半期のデータである。(鎌田・須合 2006) に従い、線形補間で月次へ変換した。

は、日銀による企業動向の調査、いわゆる短観の調査項目の1つであり、回答企業からみた金融機関の貸出態度についての判断である。数字が大きいほど企業は貸出態度が厳しいと感じていることになり、金利と同様、数字が大きい（小さい）ほど、金融の引締め（緩和）を意味している。

第1節ですでにふれたように、本稿では、(鎌田・須合 2006)に従って、貸出金利と貸出態度という2つの中間変数を用いて、以下の(9)式から金融政策の代理変数 MPI_t を作成する。

$$MPI_t = -3.602 + 1.55LI_t + 0.021d_t, \quad (9)$$

ただし LI_t は貸出約定平均金利・ストック・短期(%)、 d_t は金融機関の貸出態度判断DI(%ポイント)である。(鎌田・須合 2006)によれば、この

図1 貸出金利と金融機関の貸出態度 DI

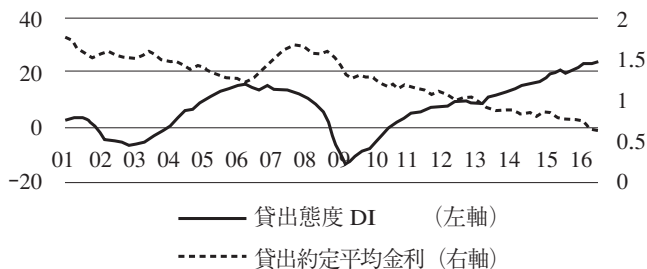
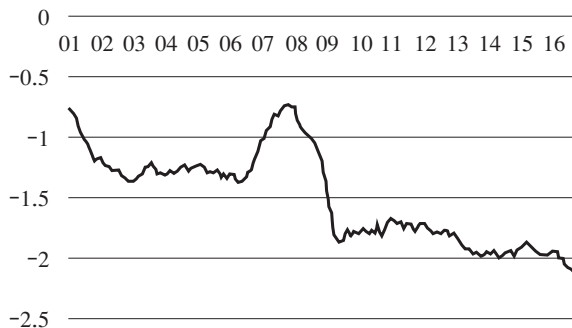


図2 政策代理変数



式(9)の各係数はコール・レートについて貸出金利と貸出態度を説明変数とした回帰式を OLS で推定して得られた値である。彼らが回帰に用いたデータの期間はコール・レートがまだ操作変数として機能していた1978年2月から1995年12月である。(鎌田・須合 2006)によると、この政策代理変数は上記期間のコール・レートの変動を9割程度説明できる。

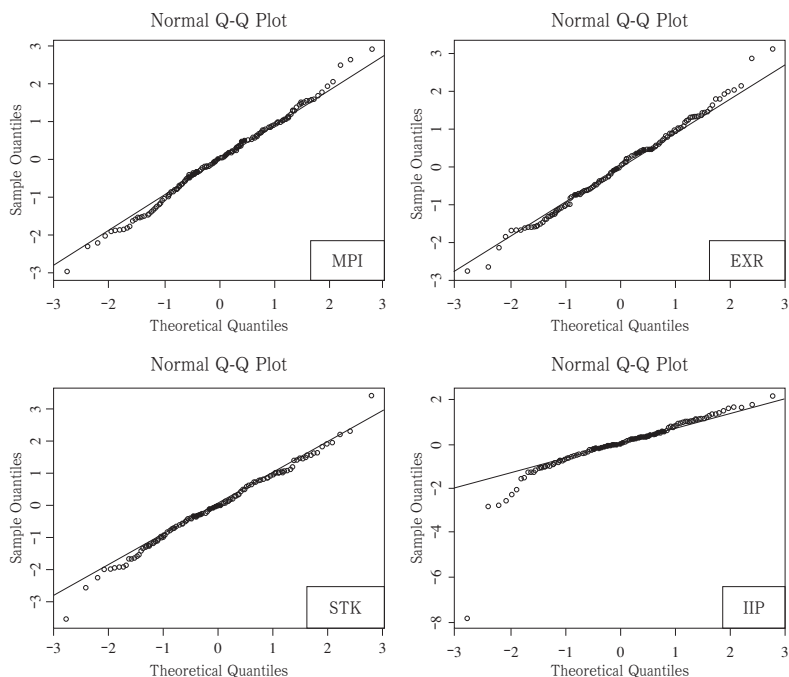
3.2 分析結果

分析をはじめるとにあたり、まずデータの特性に対して適切な誘導系モデルを選択することからはじめる。統計ソフト *R* の VARS パッケージを用いることで、比較的簡単に誘導系モデルの推定およびモデル選択が可能である。データの定常性を確保するため、金融政策代理変数 MPI は差分を、株式 STK と為替 EXR に関しては収益率に変換した。4変数について8期までの VAR (p) モデルを比較検討した結果、赤池情報量規準によればラグ2が選択された。そこで VAR (2) モデルの残差項について、多変量かばん検定(8期のラグ)を行ったところ、検定統計量の値は (p 値) であった。この検定結果は、モデリング後の各残差系列は自己相関を持たないことを示唆している。

本分析手法を適応するにあたり、攪乱項の分布が非正規性の仮定を満たすことを確認しておくことは重要である。攪乱項が正規分布かどうか調べるため、モデルの残差系列を用いて多変量 Jarque-Bera 検定をしたところ、検定統計量は (p 値) すなわち 1% 有意水準で棄却された。モデルの残差項について、正規分布との比較をしたのが、以下の図3である。

図3からそれぞれの残差が正規分布より裾が厚いことが視覚的にも確認できる。これらの結果に基づいて、攪乱項が t 分布に従うラグ2の構造 VAR モデルを採用する。今回、標本の大きさは186と大きくないので (Lanne et al. 2015) が推奨するように、まず誘導系モデルを最小2乗法で推定し、構造行列はその誘導系の推定結果を所与とした最尤法で推定する、いわゆる2段階推定によって構造 VAR (2) モデルを推計する。最尤法では、構造パラ

図3 誘導系残差項のq-qプロット



(上段左：MPI、上段右：EXR、下段左：STK、下段右：IIP)

メータ、攪乱項各系列の標準偏差と自由度を推定し、したがって構造パラメータの対角成分は1に固定する。詳しくは (Lanne et. al. 2015) あるいは (永田 2016) を参照してほしい。推定の結果得られたパラメータの値は、以下の表 2-1、表 2-2 にまとめられている。

t 分布はその定義より、自由度が大きいほど正規分布に近づく。表 2-2 から明らかなように、各残差項が t 分布であると仮定した場合に推定された自由度はどれも小さく、これは攪乱項が正規分布よりも裾が厚い分布であることを示唆している。

2 節で述べたように、今回の方法では、推定された構造行列は置換行列による順序変更が起きている可能性を排除できないので、1 番目の列が 1 番

表2-1 構造行列 B の推定結果

1 —	-0.003 (0.123)	-0.009 (0.039)	0.021 (0.068)
0.091 (0.143)	1 —	0.41 (0.100)	0.13 (0.319)
-0.431 (0.232)	-0.93 (0.389)	1 —	0.808 (0.813)
-0.241 (0.176)	0.426 (0.284)	-0.361 (0.443)	1 —

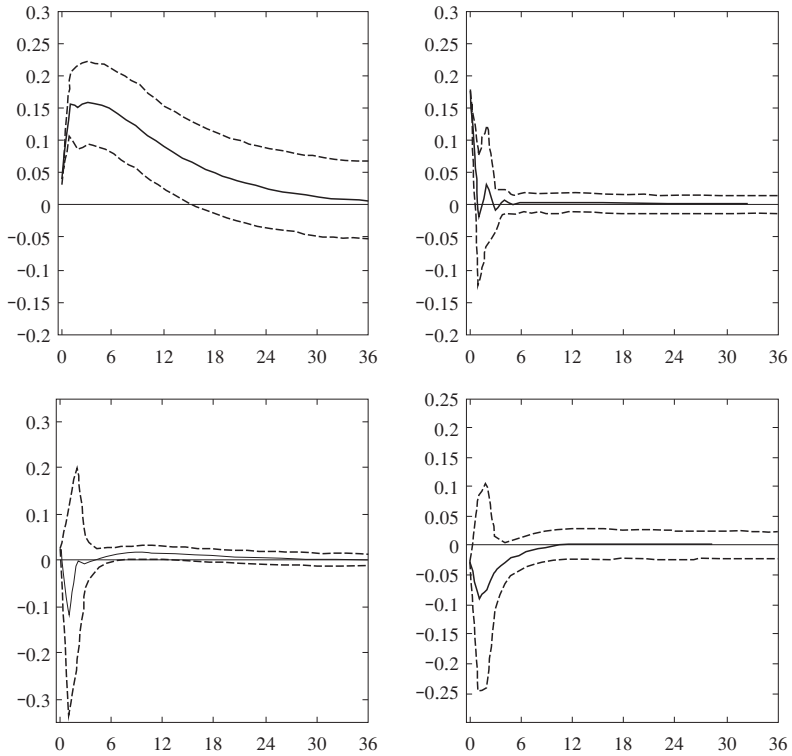
表2-2 攪乱項の標準偏差と自由度の推定結果

	FI	EXP	STK	IIP
σ	0.02 (0.003)	0.02 (0.002)	0.04 (0.011)	0.029 (0.007)
λ	3.409 (0.876)	6.518 (3.02)	6.061 (3.133)	8.391 (3.727)

目の変数のショックを意味するとは限らない。したがって、実際に金融政策ショックを特定するためには、なんらか経済的な観点からの制約条件が必要となる、ここでは(鎌田・須合 2006)に従って、(1) 緩和ショックは、政策代理変数を低下させる、(2) 緩和ショックは、為替相場を減価させる、という2つの合理的と思われる条件を利用し、金融政策ショックを特定する。特定された、金融緩和ショックに対する各変数のインパルス応答を描画したものが、以下の図4である。

図4の各グラフは各変数への金融政策ショックの影響を表したインパルス応答関数である。実線は点推定されたインパルス応答で、鎖線は(Hall 1992)による68パーセントイル・ブートストラップ信頼区間である。まず左上の図をよれば、金融緩和と政策ショックが生産へ明確な正の影響を与えることが観察できる。右上段の為替については、ごく短期間には円を減価させる(すなわち円ドルレートの数字が増加する)傾向にあるが、6ヶ月間もす

図4 金融緩和ショックに対する各変数のインパルス応答



(上段左：MPI、上段右：EXR、下段左：STK、下段右：IIP)

るとその影響は落ち着くことがわかる。株式に対しては、一旦負の影響があるものの、6ヶ月を経過後18ヶ月後あたりまで有意な正の影響があることが確認できる。為替レートに関しては、金融緩和ショックは発生後一旦円安を導くものの、その後3年間は有意な影響はみられなかった。

IV まとめと今後の課題

本論文で扱った非ガウス型の攪乱項を仮定する構造VARモデルは、最尤推定理論と最新の統計科学研究の成果の融合によってはじめて統計的推測が

可能になった、新しい分析手法である。本稿では、この手法の応用上の実用可能性を探るため、攪乱項に t 分布を仮定した構造 VAR モデルを用いて我が国の経済データに関する実証分析を行った。2001年3月から2016年8月までのデータを用いて我が国の金融緩和政策が株価、為替、生産へもたらす効果をインパルス応答分析により検証したところ、金融緩和ショックは生産や株価への正の有意な影響を及ぼすという結果がえられた。類似の先行研究と比較して、再帰性のような事前の制約を出来る限り排除できることが本分析の大きな特徴である。この手法を用いるためにはデータが非ガウス性を有することが前提になるが、今回の分析例でも確認されたように、経済時系列データの分析において誤差項が非正規性を示すことは少なくなく、これらの意味で、本稿で議論した非ガウス型モデルは、今後も様々な経済分析において応用上の利用可能性を秘めているといえるであろう。

もっとも本手法は提案されてまだ間もなく、今後この手法が経済時系列分析において普及・発展する上で改善あるいは解消されるべき課題はいくつもあると思われる。ここで1点だけあげるとすれば、本稿でも行ったインパルス応答関数の信頼区間推定におけるブートストラップ法の精度改善は重要なテーマではないかと思われる。本論で述べたように、この手法は非正規の誤差を扱うことから、特に標本が小さい場合、漸近分布による近似の精度はそれほど高くないおそれがある。地道（2002）においてクロスセクション回帰の枠組みで指摘されているような誤差分散の過少推定とその改善方法、Killian（1998）で考えられているようなブートストラップのブートストラップを行うことにより精度を改善する方法など、今後幾つかの観点から近似精度の改善を考えてみたい。

（筆者は関西学院大学商学部助教）

参考文献

- 鎌田康一郎・須合智広（2006）「政策金利ゼロ制約下における金融政策効果の抽出」、『日本銀行ワーキングペーパーシリーズ』06-J-13。
北坂真一（2007）「金融政策が株価に与える影響—いくつかの論文の考察」、『経済学論叢』

- 第59巻3号、pp 323-351頁、同志社大学.
- 地道正行 (2002) 「ブートストラップ法による回帰係数の最小自乗推定」: 誤差分布の推定における問題『商学論究』第49巻2号、59-77頁、関西学院大学.
- 永田修一 (2016) 「非ガウス型構造 VAR モデルの最尤推定—モンテカルロ実験による有限標本パフォーマンスの評価—」『商学論究』第63巻2号、101-116頁、関西学院大学.
- Hall P. (1992) *The Bootstrap and Edgeworth Expansion*, Springer.
- Hallin M. and C. Mehta (2015) “R-estimation for asymmetric independent component analysis,” *Journal of the American Statistical Association* Vol. 110, pp. 218-232.
- Ilmonen, P. and D. Paindaveine (2011) “Semiparametrically efficient inference based on signed ranks in symmetric independent component models,” *Annals of statistics* Vol. 39, pp. 2448-2476.
- Kilian, L. (1998) “Small-sample confidence intervals for impulse response functions,” *Review of economics and statistics* Vol. 80-2, pp. 218-230.
- Killian, L. and H. Lütkepohl (2016) *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge University Press (to appear).
- Lanne, M., Meitz, M., and P. Saikkonen (2015) “Identification and estimation of non-Gaussian structural vector autoregressions,” *CREATES Research Papers 2015-16*, University of Aarhus.
- Lastrapes, W. D. (1998) “International evidence on equity prices, interest rates and money,” *Journal of international money and finance* Vol. 17, pp. 377-406.
- Normandin, M. and L. Phaneuf (2004) “Monetary policy shocks: testing identification conditions under time varying conditional volatility,” *Journal of Monetary Economics* Vol. 51, pp. 1217-1243.
- Rigobon, R. and B. Sack (2004) “The impact of monetary policy on asset prices,” *Journal of Monetary Economics*, Vol. 51, pp. 1553-1575.
- Samworth R. J. and M. Yuan (2012) “Independent component analysis via nonparametric maximum likelihood estimation,” *Annals of Statistics*, Vol. 40-6, pp. 2973-3002.
- Thorbecke, W. (1997) “On stock market returns and monetary policy,” *Journal of Finance*, Vol. 52, pp. 635-654.