広島大学学術情報リポジトリ Hiroshima University Institutional Repository

Title	非ガウス型構造VARモデルによる日本の金融政策の実証分析		
Author(s)	中西,正		
Citation	廣島大學經濟論叢 , 45 (1-2) : 113 - 128		
Issue Date	2021-11-10		
DOI			
Self DOI	10.15027/51590		
URL	https://ir.lib.hiroshima-u.ac.jp/00051590		
Right	Copyright (c) 2021 広島大学		
Relation			



非ガウス型構造 VAR モデルによる 日本の金融政策の実証分析¹

中西 正2

概要

本稿は、日本銀行が2013年から実施している量的・質的金融緩和の効果を分析するために、非正規構造VARモデルを用いて検証を行った。一般的な構造VARモデルを用いた分析は、構造誤差項が正規分布であるという仮定のもとで推定を行うが、筆者がこれまで分析に使ってきた多くのマクロ経済・金融変数に基づく構造VARモデルにおいては誤差項が正規分布ではなく非正規分布に従うという結果を得た。しかしながら、構造誤差項がどのような非正規分布に従っているのかを発見することは難しく、本論文における構造誤差項は、幅広い非正規分布に対応することが知られているた分布を仮定して推定を行った。分析の結果から、量的・質的金融緩和政策の導入以前と以後の効果をインパルス応答関数で確認したところ、日本銀行が設定した2%のインフレ目標を達成するほどの効果は確認できなかった。

1. はじめに

日本の金融政策は目まぐるしく変化してきた。1990年代に起きたバブル崩壊に始まり、リーマン・ショック、東日本大震災など、様々な経済・金融危機、自然災害の影響を受けた日本経済の安定化を目指し、日本銀行は、1999年2月から2000年8月までゼロ金利政策を、2001年3月から2006年3月まで量的緩和政策を、2010年8月から2013年4月まで包括的な金融緩和政策を実施してきた。2013年1月に、日本銀行は物価安定目標を消費者物価の前年比上昇率2%と定めた。2013年3月に黒田東彦が日本銀行総裁に就任すると2013年4月から量的・質的金融緩和(QQE, Quantitative and Qualitative Monetary Easing)を、2016年1月からマイナス金利付き量的・質的金融緩和、2016年9月から長短金利操作付き量的・質的金融緩和を採用し、日本の経済事情に合わせて金融政策を変化・拡充させてきた。

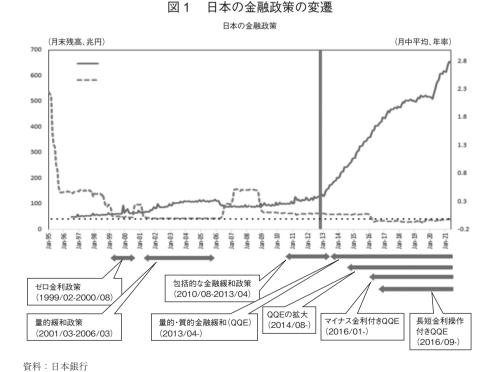
図1は、日本のマネタリーベース(左軸)と無担保コールレート(右軸)の推移を表し、図の下部に日本の金融政策の変遷を矢印で示している。マネタリーベースは、1996年7月から2021年5月まで、無担保コールレートは、1995年1月から2021年5月までをグラフ化している。図中の黒い点線はゼロ金利を示している。マネタリーベースはQQEが始まった2013年4月を境に急激

¹ 本稿は、2021年開催の4th International Conference on Econometrics and Statistics (EcoSta2021) における『Recent development of VAR and SVAR model』において報告された"Application of non-Gaussian SVAR model to the analysis of Japans quantitative easing monetary policy" (T. Nakanishi, K. Maekawa, and T. Senda)の内容を、共著者らの了解を得て、中西が加筆、再構成したものである。本稿作成に当たって千田隆広島大学教授と前川功一広島大学及び広島経済大学名誉教授から懇切なご指導と貴重なコメントを賜ったことに感謝します。また、発表の際に栗田高光福岡大学教授と森田裕史法政大学准教授から貴重なコメントを賜ったことに感謝します。

² 広島大学大学院・博士課程後期

に上昇しており、2013年4月のマネタリーベースは、およそ49兆円だったが、2021年5月にはおよそ651兆円まで増加している。およそ8年で12倍にまで増加した。しかしながら、当初の目標であった安定した消費者物価の前年比上昇率2%を一時的に達成した期間はあるが、このインフレターゲットが持続的に達成されたとは言い難い。

本研究は、政策変数であるマネタリーベースの増加が実体経済に与えた影響を分析するため、非正規構造 VAR モデル(Non-Gaussian Structural Vector Autoregressive model)を使用し分析を行う。従来の計量経済学において、誤差項は正規分布に従うと仮定されており、その場合には対数 尤度関数を構築することが容易である。しかしながら、実際のデータは、少なからず非正規性を持っていることがある。例えば、宮尾(2016)における5変数構造 VAR モデルで使用されたデータから構造誤差項を再現し、Jarque-Bera検定で正規性の検定を行ったが、5変数の内4変数が非正規性を持っていることが確認された。本稿は、非正規構造誤差項の正確な密度関数が不明な場合の推定方法の手法の一つとして、統計分析ソフトの「R」の中にある「id.ngml」関数を使用し、推定を行う。「id.ngml」関数は、構造誤差項がま知のとき、「id.ngml」関数を用いて得られる推定値は、t分布に基づく擬似最尤推定値と解釈することができる。3 VAR モデルを用いて金融政策の実証分析を行った研究として、前川・小村・永田(2015)、宮尾(2016)、宮尾・沖本(2017)、前川(2017)などがある。前川・小村・永田(2015)は、黒田東彦日銀総裁が就任する以前から現在の政策変数であるマネタリーベースが緩やかではあるが上昇し続けていた点に着目し、マネタリーベースの上昇の影響を分析し、株価や為替レートを介して、一定の効果が



 3 前川(2021)は、t分布に基づく擬似尤度関数は、かなり広範な非正規分布に柔軟に対応してることをモンテカルロ実験によって示している。

あったと結論付けている。宮尾(2016)は、衆議院が解散された2012年11月時点で当時野党であった自民党が政権復帰するとの市場予想から、積極的な金融緩和政策を実施するとの見方が強まっていた点に注目し、その時点がQQEの始まりとして、2001年3月から2012年10月と2012年11月から2015年3月までに別けて効果の比較を行い、GDPと消費者物価上昇率に持続的な正の効果、長期金利の低下、株価の上昇、円安の効果があったと結論付けた。宮尾・沖本(2017)は、2001年1月から2015年12月までのデータを使用し、平滑推移VARモデル(Smooth Transition VAR model)を用いて金融政策の分析を行い、金融政策のショックがマクロ経済効果(実質生産と物価の上昇)をもたらし、QQE導入以降は、より持続的になったとしている。前川(2017)は、前川(2015)と宮尾(2016)に採用された変数を用いて、因果序列を探索し、金融変数から実体経済への波及経路が検出されたとの結果を報告している。

本稿は以下のように構成される。第2節では、実証分析に使用するモデルとデータを説明する。第3節では、実証分析の結果をもとにインパルス応答関数によって非伝統的金融政策の効果について論じる。最後の第4節では、本論のまとめと今後の課題について議論する。

2. モデルとデータ

p次のk変数の構造VARモデルを簡略化して書くと(1)式となる。

$$B_0 y_{\ell} = A_1 y_{\ell-1} + \dots + A_p y_{\ell-p} + \varepsilon_{\ell} \tag{1}$$

ここで、 $y_t = (y_{1t}, \cdots, y_{kt})'$ は、k変数のベクトルである。構造誤差項 $\varepsilon_t = (\varepsilon_{1t}, \cdots, \varepsilon_{kt})'$ は独立同一分布に従う非正規をもつ確率変数である。 ε_t の期待値、分散は以下のとおりである。

$$E[\varepsilon_t] = 0, E[\varepsilon_t \varepsilon_t'] = I_k$$

式中の0は、 $k \times 1$ のゼロベクトル、 I_k は分散共分散行列で $k \times k$ の単位行列である。

次に(1)式の左から B_0^{-1} をかけると構造VARモデルの誘導形(2)式を求めることができる。

$$y_t = B_0^{-1} A_1 y_{t-1} + \dots + B_0^{-1} A_p y_{t-p} + u_t$$
 (2)

ここで、 $u_t = B_0^{-1} \epsilon_t$ は、誘導形誤差である。仮定から $E[u_t u_t'] = B_0^{-1} E[\epsilon_t \epsilon_t'] B_0^{-1} = B_0^{-1} B_0^{-1}$ となるから、 B_0^{-1} の一つの推定法は、誘導形残差 \hat{u}_t の分散共分散行列を直行分解して $E[\hat{u}_t \hat{u}_t'] = \hat{B}_0^{-1} \hat{B}_0^{-1}$ によって求めることが出来る。ただし、この方法では、識別性は保証されない。識別性の有無は係数行列 B_0^{-1} の推定に関しては重要であるが、インパルス応答関数に対しては影響ない。他方、 $\epsilon_t = (\epsilon_{1t}, \cdots, \epsilon_{kt})'$ に相関があるときは $E[\epsilon_t \epsilon_t'] \neq I_k$ となるので、上のような直行変換は成立しないので、実証分析の際には ϵ_t の要素間の相関をチェックする必要がある。

ここで非正規構造VARモデルの2つのメリットを紹介しておこう。一つは、 ε_t が非正規分布に従う場合、正規分布の下では識別できないモデルを識別できる可能性がある。 4 もう一つの

⁴ 詳しくは、L. Lanne, M. Meitz, and P. Saikkonen (2017) を参照されたい。

メリットとして、 B_0^{-1} の下側三角性を仮定すれば、独立成分分析(ICA, Independent Component Analysis)を使用して、変数間の因果序列の検出することが可能となる。下側三角性の仮定が成立していれば、Rのパッケージ「LiNGAM」を使うことによって、因果序列を自動的に検出することができる。

しかしながら、非ガウス型構造 VAR モデルには以下のような推定問題がある。構造誤差項がどのような非正規分布に従っているのか知らずにどのようにして非正規構造 VAR モデルを推定するかである。 ε_t が無相関ならば上述のモーメント法によって B_0^{-1} を推定することが出来る。さらに B_0^{-1} が下側三角行列であれば、先に挙げた「LiNGAM」を応用することによって因果序列まで推定することが出来る。しかし実際には、 ε_t の確率密度関数は未知(したがって ε_t の相関性も未知)であるから、何らかの方法で疑似対数尤度関数(Quasi Log-likelihood Function)を見つけなければならない。この問題については、第4節で触れる。他方、前川(2021)は、t分布に基づく疑似尤度関数はかなり広範な非正規分布に対応可能であることを示しているので、本稿ではt分布に基づく疑似尤度関を使用する。t0、t1、t2、t3 に実装されている「id.ngml」関数を用いればt3 ので、基づく最尤法を計算することが出来る。

分析に用いる変数は、実質国内総生産(内挿法により四半期データを月次に変換)、物価上昇率(前年同月比)、マネタリーベース、長期金利、為替レート、日経平均株価である。詳細は表1を参照されたい。本稿は、宮尾(2016)に使用されたモデルに倣い、5つ目の変数として為替レートを採用したモデルと株価を採用した2種類のモデルを推定する。分析に使用するデータは月次データで、期間は2000年1月から2021年3月までを用いた。量的・質的金融緩和の効果を実施前と実施後で比較を行うため、2001年1月から2012年11月を前期とし、2012年12月から2021年3月までを後期とするモデルの推定と、全期間のデータに基づく推定を行う。構造VARモデルの推定結果から得られたインパルス応答関数を使い、金融政策の効果を検証する。インパルス応答関数のグラフは各30期先まで描写する。

表 1 採用データー覧表

略名	データの名称	出所	変数名
GDP	国内総生産(支出側) (実質季節調整系列,自然対数) (内挿法により筆者作成)	内閣府	GDP
インフレ率	2015年基準消費者物価指数 (生鮮食品を除く総合, 前年同月比)	総務省統計局	inf
マネタリーベース	マネタリーベース平均残高 (季節調整済み, 自然対数)	日本銀行	MB
長期金利	10年物債券利回り(終値)	Investing.com	ir
為替レート	名目実効為替レート指数	日本銀行	EXR
株価	日経平均株価(N225,終値)	Investing.com	stock

図 2 6 変数の2001年 1 月から2021年 3 月の推移(月次)



10000 50

図 2-e 為替レート (EXR)

図2-f 日経平均株価(stock)

3. 実証分析結果

各推定結果をインパルス応答関数を中心にまとめてみよう。インパルス応答関数を使用した場 合は、信頼区間を表示することが望ましいが、本稿では、点推定を採用している。しかしなが ら、インパルス応答関数が示す傾向から、ある程度、各変数から各変数への影響を読み取ること ができる。本稿の目的はマネタリーベースの増加が実体経済に与えた影響を確認することである ため、マネタリーベースから各変数への影響を示したインパルス応答関数のグラフを抜粋して表 示する。5

 $^{^5}$ 各モデルの全てのインパルス応答関数のグラフ末尾に図9~図14として掲載している。

図3 株価を採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(前期)

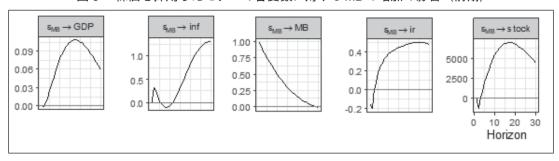


図4 株価を採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(後期)

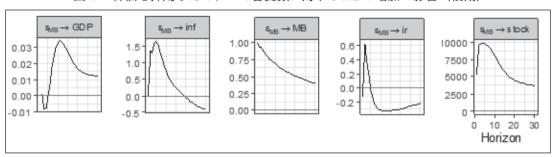


図 5 株価を採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(全期間)

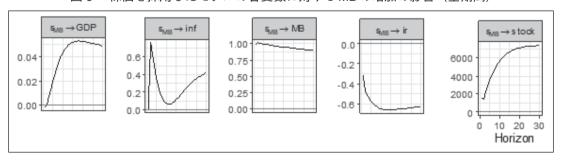


図3と図4は株価を採用したモデルで、QQE導入以前のデータとQQE導入以降のデータを使用し、分析したインパルス応答関数である。図3を見ると、マネタリーベースの増加の影響は、GDPに対して持続的な正の効果が確認され、インフレ率に対しても、約1年後から持続的かつ強い正の効果が確認できる。長期金利に対しても約4か月後から正の効果が確認されているが、金融緩和解除期を含む分析であるので、妥当な反応といえる。株価に対しても約4期以降持続的な正の効果が確認できる。

図4を参照すると、GDPへの影響は約5か月後から正の効果が確認できる。しかしながら、QQE導入以前と比較すると効果はかなり小さいものである。インフレ率に対しては、即時的に強い正の効果があったのち、20か月後までは正の効果が続いたものの、それ以降はマイナスに落ち込んでいる。長期金利に対しては、約5か月後からマイナスの効果が確認でき、株価に対して

は、持続的かつ強い正の効果が確認できる。そのうえ、QQE導入以前と比べると株価の反応はより強いものとなっている。図3と図4からはQQEの導入により金融政策の効果が強まったとの見方は確認できなかった。

図5は株価を採用したモデルの全期間のデータを使用し、推定したインパルス応答関数である。マネタリーベースの増加の影響は、GDPに対して、約3か月以降持続的な正の効果があったことが確認できた。インフレ率に対しては、即時的な強い正の効果があったのち、持続的な正の効果が確認できる。長期金利対して、持続的な負の効果が確認でき、株価に対しては、持続的な正の効果が確認できた。株価を採用したモデルからはQQE導入により、金融政策の効果が強まったとの解釈は難しく、当初の目標であった安定的な消費者物価の前年比上昇率2%を達成するほどの効果は確認できなかった。

次に為替レートを採用したモデルから得られたインパルス応答関数を確認する。図6と図7はQQE導入以前のデータと以降のデータを使用して推定したグラフである。図8はQQEを導入した期間を含む全期間のデータを使用して、推定を行った。

図6を見ると、マネタリーベースの増加は、GDPに対して、約7か月後から、インフレ率に対して、13か月後から持続的な正の効果が確認できる。長期金利に対しては、負の効果があったのち、約7か月後からは正の効果が確認された。為替レートに対しては、約30か月後まで持続的な円安効果があったといえる。

図7を参照すると、GDPに対して、約6か月後から非常に弱い正の効果が確認され、インフレ率に対しては、約2か月後から約25か月後まで正の効果が確認された。長期金利に対しては、約8か月後から負の効果が確認できる。為替レートに対しては、約20か月後まで円安の効果が確認された。QQE導入以前と導入以降を比べると、導入以降のほうがGDP、インフレ率ともに効果の度合いがより小さく、そのうえ、短期的な効果であったことが確認できる。

図8を確認すると、GDPとインフレ率ともに正の効果が確認できるが、縦軸を見るとかなり小さい影響であることがわかる。長期金利に対しては持続的な負の効果があり、為替レートに対しては、持続的な円安効果が確認された。為替レートを用いたモデルの分析においても、株価を採用したモデルの推定結果と同様に、QQE導入の効果は非常に小さいものであるといえる。

図 6 為替レートを採用したモデルの各変数に対する MBの増加の影響(前期)

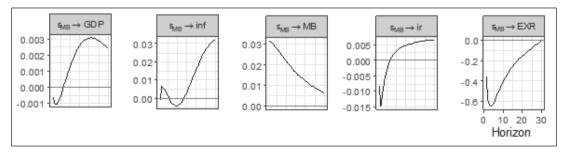


図7 為替レートを採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(後期)

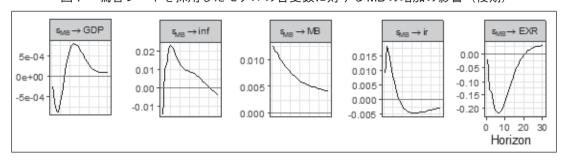
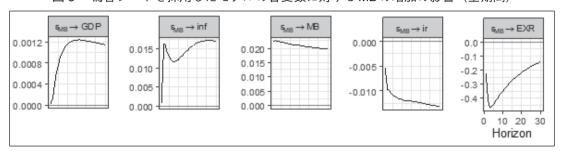


図8 為替レートを採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(全期間)



4. まとめ

IRFの結果は、以上で見てきたように理論的に一貫しており、金融緩和の効果は正常であったことを示している。ただし、日本銀行が設定した 2 %のインフレ目標を達成するほどの効果は確認できなかった。しかしながら、図 9 から図14の MB の増加の影響を除くその他のショックは、経済的な意味を有していない場合がいくつか見受けられる。また、推定した一部のIRF は宮尾(2016)のIRF に類似しているが、そのほかのIRF は類似していない。なぜなら、宮尾(2016)はB行列にブロック・リカーシブを仮定して推定しているからである。一方、本稿は、データ自体に語らせることに重きを置いておりB行列の下側に三角形性を仮定せず推定を行った。本稿では、Rの「id.ngml」関数を使用して非ガウス型構造 VAR モデルを推定した。この関数はt分布を仮定しているので、本稿で得られた結果は、t分布に基づく疑似尤度最尤法を実施した結果であると解釈される。

本稿は、2000年1月から2021年3月までデータを使用したが、今後の課題として、消費税増税の影響や自然災害などを除去した分析を行いたい。消費税増税の影響を除去しなければ、消費税増税分を含んだ消費者物価上昇率で分析することになるので、金融政策の本来の影響を測定することにならないからである。消費税は、2014年4月から消費税が5%から8%に引き上げられ、2019年10月から10%に引き上げられた。さらに、東日本大震災、COVID-19の影響をどのような形でモデルに組み込むかを検討したい。しかしながら、これらすべてをダミー変数で処理すると、推定すべき係数が増えてしまう。消費税増税の影響を除去するため、2つの方法が考えられる。一つの方法は、総務省統計局が公表している消費税調整済み消費者物価指数のデータを使

用することであるが、使用方法に注意する必要がある。もう一つの方法として、2014年 4 月から 2019年 9 月までを 1(それ以前の期間を 0)とするダミー変数を採用し、分析を行う方法がある。後者の方法を採用することにより、二度目の消費税増税と COVID-19の影響を除去することができる。以上のことから、一度目の消費税増税の影響のみをダミー変数で処理し、分析することが適切だと思われる。

今後の課題として、t分布を前提とせず、より広範な確率分布の中から適切な疑似対数尤度関数を構築する問題が残されている。この問題に関して、EcoSta2021における K. Maekawa and T. Nakanishiによる報告 "Estimation of Non-Gaussian Structural VAR model-A Flexible Quasi Likelihood Function Approach-" は、確率分布の選択範囲をPearson分布族にまで拡張して、より柔軟な疑似尤度関数構築法を提案している。今後この手法を応用して金融政策の効果を実証的に分析したい。

参考文献

日本語文献

- [1] 中西正 (2018) 「金融政策の効果・波及分析、修士論文」広島大学社会科学研究科.
- [2] 前川功一, S. H. Amirullah (2016)「ICA分析による因果序列の検出—インドネシア・ルピアの為替レート分析—」『広島経済大学研究双書』第44冊,広島経済大学地域経済研究所.
- [3] 前川功一(2017)「非ガウス型構造VARモデルによる因果序列の探索―日本の量的金融緩和政策の分析を事例として―」『広島経済大学創立五十周年記念論文集上巻』, 25-62.
- [4] 前川功一(2020)「構造VARモデルの識別性と推定(I)」『広島経済大学経済研究論集』, 第43巻第2号.
- [5] 前川功一(2021)「非ガウス型構造 VAR モデルにおける尤度比及び Wald 検定について―シミュレーション分析―|『広島経済大学経済研究論集』、第43巻第3号、
- [6] 宮尾龍蔵(2016)『非伝統的金融政策-政策当事者としての視点』、有斐閣、

欧文文献

- [1] Common, P., (1994) Indeependent component analysis: a new concept?, *Signal Processing*, Vol. 36, Issue 3, 287-314, Elsevier.
- [2] Gourieroux, C., Monfort, A., and Renme, J., (2017) Statistical inference for independent component analysis: application to structural VAR models, *Journal of Econometrics*, 196, 111-126.
- [3] Hyvärinen, A., (2013) Independent component analysis: recent advances, *Philosophical Transactions* of The Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences, 371.
- [4] Hyvärinen, A., and Oja, E., (2000) Independent component analysis: algorithms and applications, *Neural Networks*, 13, 411-430.
- [5] Hyvärinen, A., Karhunen, J., Oja, E., (2001) Independent component analysis, *JOHN WILEY & SONS, INC*.
- [6] Hyvärinen, A., Zhang, K., Shimizu, S., and Hoyer, P. O., (2010) Estimation of structural vector autoregression model using non-gaussianity, *Journal of Machine Learning Research*, 11, 1709-1731.

- [7] Lanne, M., Meitz, M., and Saikonen, P., (2017) Identification and estimation of non-gausian structural vector autoregresions, *Journal of Econometrics*, 196, 288-304.
- [8] Moneta, A., Entner, D., Hoyer, P. O., Coad, A., (2013) Causal inference by independent component analysis: theory and applications., *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 75, Issue 5, 705-730.
- [9] Shimizu, S., Hoyer, P. O., Hyvärinen, A., Kerminen, A., (2006) A linear non-gaussian acyclic model for causal discovery, *Journal of Machine Leaning Research*, Vol.7, 2003-2030.
- [10] Shimizu, M., (2018) Historical evolution of monetary policy (goals and instruments) in Japan: from the central bank of an emerging economy to the central bank of a mature economy, *WINPEC Working Paper Series*, No. E1803.

E_{stock} → GDP -15-15000 株価を採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(前期) e, → GDP 0.010 -0.04 0.75 0.50 0.25 2000-1000 0.015 0.005 0.1 -0.1 -0.3 00:00 -0.02 -90.0-1.00 00:00 - 009 S_{MB} → GDP 0.50 0.25 -0.2 - 60.0 90.0 0.03 0.5-0.0 0.75 0.2 0.0 00.0 1.00 -0009 2500-\$_{rd} → GDP ი ⊠ 0.000 500 400 300 100 0.75 0.50 0.04 1.00 00:00 0.08 00:00 -0.004 -0.008 0.5 -5.0 1.5 20-10-1.2 0.8 0.4 2.5 0.0 -2.5-Resbouse

20

Horizon

- 123 -

Especk → GDP $\epsilon_{\rm stock} \to \inf$ -1.0 -0.5 5. -0.5 -1.0 -1.5 0.0 -2.0 0.0 40000 図10 株価を採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(後期) g, → GDP s, →inf -0.01 -0.02 1.2 6.0 9.0 0.3 0.0 0.03 -0.03 -90.0 1.00 0.75 0.50 0.25 0.00 0.00 0.00 4000 5_{MB} → GDP 0.0 9.0 0.03 0.01 1.0 00.0 1.5 0.75 0.50 0.0 -0.5 1.00 0.25 0.00 7500 2500--0.01 -00001 - 0009 g_{rd} → GDP -0.0005--0.0015-1.00 0.75 0.50 0.25 0.00 0.003 -0.003-0.02 -0.02 -100 -200 -00000 0.00 900.0 0.0000 §_{GDP} → inf S_{SDP} → ir 1.5-1.0-0.5 0.0 10 -10 0.0 -1.0 -1.5 -2.0--00009--200002-80000 Resbouse

20

8

9

20

20

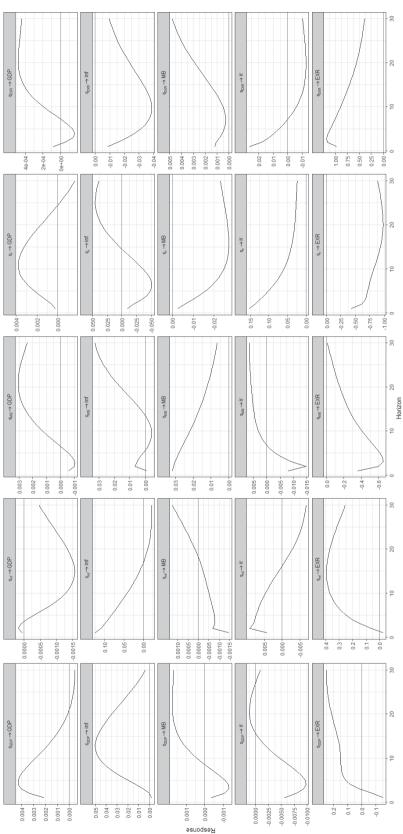
20

- 124 -

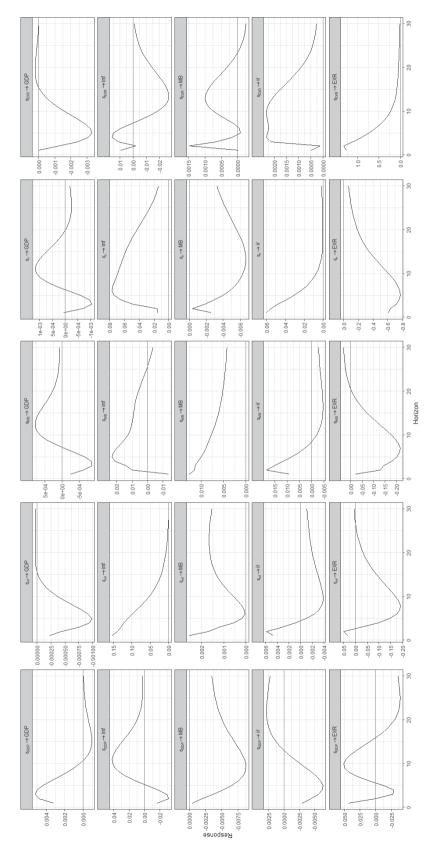
-25000-図11 株価を採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(全期間) 20 E, → GDP 0.010 0.0 -0.2 -0.3 1.00 0.50 0.25 -0.005-0.0 -0.1 -0.4 0.75 00:00 2000 1000 0.000 -0.010-S_{MB} → GDP 0.2 0.0 0.4 9.0 0.75 0.25 -0.4 -9.0-0.02 -0.2-0.04 0.00 1.00 0.0 -0009 4000-20 5rr → GDP 10 1.00 0.75 0.50 0.25 0.02 0.02 -0.002-00:0 0.06 0.04 0.00 00:00 -0.02 -0.04 -90.0-300-100 0.000 0.004 \$app → inf -30000 2.0-1.5 1.0 0.5 0.0 20 10-1.5 -6.0 -20000 1.0 0.0 Resbouse

- 125 -

為替レートを採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(前期) E, → GDP S_{MB} → GDP 5rd → GDP 図12 ²GDD → GDP



為替レートを採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(後期) 図13



²EXR → GDP \$_{Dor} → inf -0.0005 -0.0010 -0.0020 -0.0025 -0.02 -0.04 -0.06 1.5 -4e-04 -6e-04-0.000.0 0.00 -2e-04 -8e-04 0.000 -0.005--0.010-0e+00 為替レートを採用したモデルの各変数に対するMBの増加の影響(全期間) g, → GDP 5e-04--0.02 -0.03 -0.2 1e-03-00+00 5e-04-00.0 -0.01 -0.03 0.00 -0.01 -0.02 0.075 0.050 0.025 0.000 0.0 -0.1 -0.3 0.01 S_{MB} → GDP 0.020 0.010 0.005 0.000 -0.010 0.0 -0.3 0.010 0.005 0.000 0.000 ⊠ 14 0.0025 -0.0025 -1e-04+ 0.10 -0.000.0--0.0075-0.02 -0.02 -0.04 2e-04-1e-04--00+a0 0.05 0.00 0.0075 0.0000 0.0025 0.000.0 0.00 0.0100 0.0100 0.04 0.004 0.002 0.001 Response 0.002 -0.02 0.000 0.04 0.02 0.00 0.003 0.002 0.004 -0.006-0.00 0.000

20

20

9

Horizon

50

20

9

- 128 -