

# 非定常時系列データとVARモデルによる金融政策の有効性の分析

メタデータ	言語: Japanese 出版者: 公開日: 2020-05-27 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 森川, 泰 メールアドレス: 所属:
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10291/20849">http://hdl.handle.net/10291/20849</a>

明治大学大学院商学研究科

2019 年度

博士学位請求論文

非定常時系列データと VAR モデルによる金融政策の有効性の分析

Non-Stationary Time Series Analysis  
on the Effects of Monetary Policy Using VAR Model

学位請求者 商学専攻

森川 泰

## 目次

第 1 章 論文の目的と構成.....	1
1.1 本論文の目的.....	1
1.2 本論文の構成と要約.....	4
第 2 章 小標本のもとでの VAR モデルによるインパルス応答分析.....	9
ーレベル VAR モデルと VEC モデルー	
2.1 序.....	9
2.2 先行研究.....	9
2.3 モンテカルロ・シミュレーション.....	11
2.3.1 真のレベル VAR モデルと VEC モデルの設定.....	11
2.3.2 モンテカルロ・シミュレーションの手順.....	13
2.4 モンテカルロ・シミュレーションによる分析結果.....	13
2.4.1 レベル VAR モデルの係数パラメータの OLS 推定値のヒストグラム.....	14
2.4.2 VEC モデルの係数パラメータの OLS 推定値のヒストグラム.....	16
2.4.3 インパルス応答分析のヒストグラム.....	18
2.5 結語.....	21
補論 VAR モデルの単位根と共和分関係の係数制約.....	23
第 3 章 非定常時系列データと VAR モデルによるインパルス応答の予測誤差.....	25
3.1 序.....	25
3.2 レベル VAR モデルのインパルス応答分析.....	26
3.2.1 時系列データの特徴とレベル VAR モデルの特定化.....	26
3.2.2 レベル VAR モデルの係数パラメータの OLS 推定.....	28
3.2.3 レベル VAR モデルのインパルス応答分析.....	30
3.3 コレスキー分解の安定性.....	32
3.3.1 コレスキー分解と OLS 推定.....	32
3.3.2 実際の時系列データによる確認.....	36
3.3.3 コレスキー分解の安定性.....	38
3.4 ブートストラップ法によるインパルス応答分析.....	39
3.4.1 ブートストラップ法とコレスキー分解.....	39
3.4.2 ブートストラップ・シミュレーションの結果.....	41
3.5 結語.....	42
第 4 章 量的金融緩和政策導入の背景とその内容.....	45

4.1	序	45
4.2	量的金融緩和政策導入の背景	45
4.2.1	景気の停滞とデフレ懸念の進行(1998年～2001年)	45
4.2.2	日本銀行の金融政策の変遷	46
4.3	第1期量的金融緩和政策期(2001年3月～2006年2月)	47
4.4	第1期量的金融緩和政策解除後(2006年3月～2013年3月)	48
4.5	第2期量的金融緩和政策期(2013年4月～現在)	48
4.5.1	「量的・質的金融緩和」の導入	48
4.5.2	マイナス金利付き量的・質的金融緩和	48
4.5.3	長短金利操作付き量的・質的金融緩和	49
4.5.4	金融市場の動向	49
	補論 公表文書に見る日本銀行金融政策決定会合後の金融市場調節方針	51
第5章	複数VARモデルによる量的金融緩和政策の総合評価	
	－Hamiltonアプローチ	57
5.1	序	57
5.2	先行研究	58
5.3	VARモデルとデータ	61
5.3.1	VARモデル	61
5.3.2	データ	62
5.4	実証結果	63
5.4.1	インパルス応答分析の結果	64
5.4.2	分析結果の要約	70
5.4.3	頑健性(Robustness)に関する考察	71
5.5	結語	73
	補論 消費者物価指数(コア指数)のインパルス応答分析の結果	75
第6章	ブートストラップ信頼区間を用いたVARモデルによる量的金融緩和政策の評価	80
6.1	序	80
6.2	インパルス応答分析の信頼区間導出のための3つのアプローチ	80
6.3	分析の前提と手法	81
6.3.1	ブートストラップ法とVARモデル	81
6.3.2	ブートストラップ法と信頼区間	83
6.3.3	データ	83
6.4	ブートストラップ法を用いた信頼区間の導出	83
6.4.1	VARモデルの構成とインパルス応答分析	83

6.4.2	ブートストラップ法によるインパルス応答分析の信頼区間.....	84
6.5	実証結果.....	84
6.5.1	第1期の量的金融緩和期.....	84
6.5.2	第2期の量的金融緩和期.....	87
6.6	結語.....	89
	参考文献.....	90

## 図表目次

### 第 2 章 小標本のもとでの VAR モデルによるインパルス応答分析

#### ーレベル VAR モデルと VEC モデルー

表 2.1	パラメータの設定 .....	12
表 2.2	VEC モデルのパラメータ .....	12
図 2.1	レベル VAR モデルによる推定値 $\hat{c}_{11}$ のヒストグラム .....	14
図 2.2	レベル VAR モデルによる推定値 $\hat{c}_{12}$ のヒストグラム .....	15
図 2.3	レベル VAR モデルによる推定値 $\hat{c}_{21}$ のヒストグラム .....	15
図 2.4	レベル VAR モデルによる推定値 $\hat{c}_{22}$ のヒストグラム .....	16
表 2.3	OLS 推定量のモンテカルロ・シミュレーションの結果 .....	16
図 2.5	VEC モデルによる推定値 $\hat{a}_1$ のヒストグラム .....	17
図 2.6	VEC モデルによる推定値 $\hat{a}_2$ のヒストグラム .....	17
図 2.7	VEC モデルによる推定値 $\hat{\beta}$ のヒストグラム .....	18
表 2.4	OLS 推定量のモンテカルロ・シミュレーションの結果ーVEC モデルー .....	18
図 2.8	$y_1$ の独立攪乱ショック $\varepsilon_1$ の 1 標準偏差の変化の $y_1$ への効果 $\varepsilon_1 \Rightarrow y_1$ .....	19
図 2.9	$y_1$ の独立攪乱ショック $\varepsilon_1$ の 1 標準偏差の変化の $y_2$ への効果 $\varepsilon_1 \Rightarrow y_2$ .....	20
図 2.10	$y_2$ の独立攪乱ショック $\varepsilon_2$ の 1 標準偏差の変化の $y_1$ への効果 $\varepsilon_2 \Rightarrow y_1$ .....	20
図 2.11	$y_2$ の独立攪乱ショック $\varepsilon_2$ の 1 標準偏差の変化の $y_2$ への効果 $\varepsilon_2 \Rightarrow y_2$ .....	20

### 第 3 章 コレスキー分解とブートストラップ法によるインパルス応答の予測誤差

表 3.1	VAR モデルを構成する変数.....	26
表 3.2	単位根検定 (ADF 検定) の結果ーレベルー .....	27
表 3.3	単位根検定 (ADF 検定) の結果ー階差ー .....	27
表 3.4	VAR モデルのラグ次数の決定ーAkaike 情報量基準と Schwarz 情報量基準ー ...	28
表 3.5	レベル VAR モデルの OLS 推定の結果 .....	29
図 3.1	インパルス応答 (48 期の累積効果, レベル VAR モデル) .....	31
表 3.6	リカーシブ制約の OLS 回帰 (3.25) 式 .....	37
表 3.7	リカーシブ制約の OLS 回帰 (3.26) 式 .....	38
図 3.2	実際のデータに基づくインパルス応答とブートストラップのインパルス応答 .....	42

### 第 4 章 量的金融緩和政策導入の背景とその内容

図 4.1	実質 GDP 成長率の推移 .....	46
図 4.2	日本銀行の金融政策の変遷 (2001 年 3 月以降) .....	47
図 4.3	マネタリーベース .....	49

図 4.4	当座預金残高	50
図 4.5	無担保コールレート(翌日物)金利	50
図 4.6	国債(10年)利回り	50

## 第5章 複数 VAR モデルによる量的金融緩和政策の総合評価

### —Hamilton アプローチ—

表 5.1	使用するデータの詳細	63
図 5.1	2001年3月～2006年2月 インパルス応答分析(レベルVAR)	64
図 5.2	2013年3月～2017年6月 インパルス応答分析(レベルVAR)	65
表 5.2	Johansen の共和分検定の結果	66
図 5.3	2001年3月～2006年2月 インパルス応答分析(VECモデル)	67
図 5.4	2013年3月～2017年6月 インパルス応答分析(VECモデル)	68
図 5.5	2001年3月～2006年2月 インパルス応答分析(ベイジアンVAR)	69
図 5.6	2013年3月～2017年6月 インパルス応答分析(ベイジアンVAR)	70
表 5.3	マネタリーベースの独立ショック(量的緩和政策)の効果	71
表 5.4	株価の独立ショックの効果	71
表 5.5	期間①(2001年3月～2006年2月)の先行研究の結果	72
図 5.7	鉱工業生産(対数)とマネタリーベース、国債利回り	73
図 5.8	第1期量的緩和—マネタリーベースの鉱工業生産指数への効果—	75
図 5.9	第1期量的緩和—マネタリーベースの消費者物価指数への効果—	76
図 5.10	第1期量的緩和—マネタリーベースの株価への効果—	76
図 5.11	第2期の量的金融緩和—マネタリーベースの鉱工業生産指数への効果—	77
図 5.12	第2期の量的金融緩和—マネタリーベースの消費者物価指数への効果—	78
図 5.13	第2期の量的金融緩和—マネタリーベースの株価への効果—	78

## 第6章 ブートストラップ信頼区間を用いた VAR モデルによる量的金融緩和政策の評価

表 6.1	VAR モデルの変数	84
図 6.1	インパルス応答分析の結果 (鉱工業生産指数、株価の独立ショックの各変数の応答)	85
図 6.2	インパルス応答分析の結果 (消費者物価指数、マネタリーベースの独立ショックの各変数の応答)	86
図 6.3	インパルス応答分析の結果 (鉱工業生産指数、株価の独立ショックの各変数の応答)	87
図 6.4	インパルス応答分析の結果 (消費者物価指数、マネタリーベースの独立ショックの各変数の応答)	88

# 第1章 本論文の目的と構成

## 1.1 本論文の目的

本論文の目的は、レベル VAR モデル<sup>1</sup>による金融政策の有効性検証の問題点を明らかにすることである。

近年、様々な VAR モデルの中でレベル VAR モデルは、宮尾(2016)、本多・黒木・立花(2010)等に代表されるように、金融政策の有効性検証の標準的な実証分析手法となっている。この背景には、Gospodinov, Herrera and Pesavento(2013)が指摘するように、小標本のもとでの単位根検定や共和分検定などの pre-test の頑健性欠如(Lack of Robustness)の問題が存在する<sup>2</sup>。

金融政策の有効性の検証は、金融政策のレジーム・チェンジを考慮しなければならない<sup>3</sup>。金融政策のレジーム・チェンジを考慮した様々な先行研究が存在する。例えば、ダミー変数(宮尾(2016))や可変的パラメータ・モデル(木村・中島(2013))、スムージング VAR モデル(Miyao and Okimoto(2017))、金融政策のレジーム・シフトを内生化した VAR モデル(Hayashi and Koeda(2014))などの研究がよく知られている。しかし、金融政策のレジーム・チェンジを考慮する上でもっともオーソドックスでシンプルなアプローチは、金融政策のレジーム・チェンジと標本期間を一致させる方法である。この方法の代表は、本多・黒木・立花(2010)である。本多・黒木・立花(2010)の標本期間は量的緩和政策の実施時期に対応している。

分析のための標本期間と金融政策の実施時期を合わせるとなると、標本数はどうしても小標本となる。このことから様々な問題が生ずる。本論文は、そうした問題の中で、レベル VAR モデルの OLS 推定量、インパルス応答関数、そして独立ショック識別のためのコレスキー分解などの小標本バイアスの問題を扱う。

本論文の分析から、応用計量経済学者に対する確定的なメッセージはない。レベル VAR モデルを使った金融政策の有効性検証を行う上で、確定的な実証方法は存在しない。この点を踏まえて応用計量経済学者に必要とされる点は、分析可能なくつもの VAR モデルを適用して、そこから得られる共通した実証結果を model-free の頑健的な実証結果として採用するという、慎重なスタンスである<sup>4</sup>。本論文はこの点を強調したい。こうしたスタンスが VAR モデルによる実証分析を行う研究者にとって一般的なスタンスになることを望んでいる。

以下、レベル VAR モデルを使った金融政策の有効性検証の問題点を、ポイントに分けて説明する。

---

<sup>1</sup> レベル VAR モデルとは、時系列データが非定常時系列(単位根、共和分の関係)の可能性が高いにも関わらず、それを無視してデータの水準のまま VAR モデルで分析を行う方法を意味する。

<sup>2</sup> レベル VAR モデルが標準的な実証手法となる前は、時系列データの定常性、共和分関係を検定して、レベル VAR モデルか、階差 VAR モデルか、VEC モデルかを定める方法が一般的であった。

<sup>3</sup> 政策のレジーム・チェンジを考慮することは、いわゆる「ルーカスの批判」を回避するためである。

<sup>4</sup> この点は、Hamilton(1994)が強調する点でもある。

## レベル VAR モデルの OLS 推定量の小標本バイアス

レベル VAR モデルによる金融政策の有効性検証の問題点は大きく分けて2つある。1つ目は、マクロ経済時系列データが非定常(non-stationary)の可能性が高いにも関わらず、レベル VAR モデルはその問題を考慮しない点である。この点に関して、さらに2つの問題が存在する。1つは、非定常時系列データの下でのレベル VAR モデルの OLS 推定量の性質に関する問題である。マクロ経済時系列データの多くは、単位根を持ち共和分の関係にある非定常時系列の可能性が高い。それにもかかわらず、レベル VAR が使われる理由は、レベル VAR モデルの OLS 推定量の大標本特性にある。本多・黒木・立花(2010)でも言及しているように、たとえデータが単位根を有するとしても、レベル VAR モデルのパラメータの OLS 推定量は一致性(Consistency)と漸近的正規性(Asymptotic Normality)の性質を持つ。Park and Phillips (1988)、Sims, Stock and Watson(1990)は、単位根を持つ時系列変数からなるレベル VAR モデルであっても、レベル VAR モデルのパラメータの OLS 推定量が一致性と漸近的正規性を有することを証明している<sup>5</sup>。こうした OLS 推定量の性質が、非定常時系列であってもレベル VAR モデルで分析を行うことの正当化の根拠となっている。

しかし、一致性と漸近的正規性は大標本の性質である。小標本のもとでのレベル VAR モデルのパラメータの OLS 推定量には、小標本バイアスの可能性がある。事実、Karim, Abdir, Hadri and Tzavalis (1999)は、OLS 推定量(あるいは、最尤推定量)の小標本バイアスを証明している。Karim, Abdir, Hadri and Tzavalis (1999)によると、小標本バイアスは VAR モデルを構成する変数の数に比例し、また、時系列変数が共和分の関係にある場合は、小標本バイアスは VAR モデルの固有根の和に比例的である。

## レベル VAR モデルのインパルス応答関数の小標本バイアス

レベル VAR モデルの2つ目の問題点は、インパルス応答関数である。金融政策の効果は、レベル VAR モデルの OLS 推定量を用いたインパルス応答関数で判定する。Phillips(1998)は、レベル VAR モデルのパラメータの OLS 推定量が一致性、漸近的正規性を有するとしても、インパルス応答は必ずしも一致性を持たないことを、漸近理論を使って証明している。

さらに問題な点は、インパルス応答関数の小標本バイアスである。Kilian(1998)は、インパルス応答の小標本バイアスを指摘し、その是正するために BAB 法(Bootstrap after Bootstrap 法)を提案している。Kilian(1998)によれば、BAB 法は定常時系列データだけでなく非定常時系列データの場合でも有効であると主張している。しかし、Kilian(1998)が想定した VAR モデルは簡単な bivariate の VAR モデルであり、また、理論的に証明されたわけではない。

非定常時系列データのもとでのレベル VAR モデルによるインパルス応答の小標本バイアスがレベル VAR モデルを構成する変数の数やレベル VAR モデルのラグ次数とどのような関係にある

---

<sup>5</sup> Hamilton(1994, Ch.18)は、この点をわかりやすく解説している。

かを分析した研究もある。Kilian and Chang(2000)は、レベル VAR モデルを構成する変数の数が増えれば、インパルス応答の小標本バイアスが大きくなることを明らかにしている。また、Hamilton and Herrera (2004)は、レベル VAR モデルのラグ次数が増加するとインパルス応答の信頼瀬は大きく低下することを明らかにしている。

他方で、レベル VAR モデルを評価する論文もある。上述した Gospodinov, Herrera and Pesavento (2013)は、時系列データが単位根を持つかがわからない場合には、コレスキー分解のような短期の独立ショックの識別スキームのもとで、レベル VAR モデルによるインパルス応答は高いパフォーマンスを有することをモンテカルロ・シミュレーションで明らかにしている。

### 独立ショックの識別—コレスキー分解の不安定の問題—

レベル VAR モデルによる金融政策の有効性検証に関する問題点の 2 つは、インパルス応答分析を行う上での各経済変数の独立ショックの識別問題である。これは、レベル VAR モデルの固有の問題というわけではなく、定常の VAR モデルについても妥当する問題である。

独立ショックの識別のためのモデルの制約には長期と短期がある<sup>6</sup>。特に短期制約である誤差項のコレスキー分解が一般的に用いられる。

コレスキー分解の問題は、先験的に変数の Ordering を仮定しなければならない点である。すなわち、変数の Ordering は、経済知識などに依拠して外生的に与えなければならない。変数の Ordering を与えたもとで、コレスキー分解により残差系列の分散共分散行列から独立ショックの推計値が一意に求められる。

コレスキー分解は、残差系列に関してリカーシブな(Recursive)制約を置くことに他ならないが、残差項のリカーシブな関係は、変数の Ordering を仮定したもとの残差を独立ショックの推計値で最小二乗回帰することによっても求めることができる。例えば、bivariate の場合、変数 1 の推計 VAR モデルの残差を  $e_{1t}$ 、変数 1 の推計独立ショックを  $\hat{\varepsilon}_{1t}$ 、変数 2 の推計 VAR モデルの残差を  $e_{2t}$ 、変数 2 の推計独立ショックを  $\hat{\varepsilon}_{2t}$  とすれば、コレスキー分解によって、以下のリカーシブな関係が得られる。

$$\begin{aligned} e_{1t} &= \hat{\varepsilon}_{1t} \\ e_{2t} &= \hat{\rho}\hat{\varepsilon}_{1t} + \hat{\varepsilon}_{2t} \end{aligned}$$

ここで、 $\hat{\rho}$  は残差系列のコレスキー分解より求めることもできるし、残差  $e_{2t}$  を独立ショック  $\hat{\varepsilon}_{1t}$  で最小二乗回帰を行って求めることもできる。両者は一致する。

残差系列の分散共分散行列のコレスキー分解において、独立ショックが平均ゼロ、分散一定の正規分布に従うと仮定すると、小標本でも最小二乗回帰によって  $\hat{\rho}$  の有意性の検定である  $t$  検定を行うことができる。機械的なコレスキー分解の適用では  $\hat{\rho}$  の有意性を確認できないが、最小二

---

<sup>6</sup> この点は、宮尾(2006)が手際よく解説している。

乗回帰を用いればこの点を確認できる。そこで、 $\hat{\rho}$  が統計的に有意でなければ、コレスキー分解は不安定であると主張することができる。

こうした不安定なコレスキー分解の原因は2つ考えられる。1つは、変数の Ordering が適切でないことから生ずる。この点は理解しやすい。もう1つは、 $\hat{\rho}$  の小標本バイアスである。残差系列の分散共分散行列は一致性を持つことが知られているので、大標本のもとで  $\hat{\rho}$  は一致性を持つ。しかし、小標本のもとでは、残差系列の分散共分散行列は真の分散共分散行列から大きく乖離する可能性があるため、 $\hat{\rho}$  も真の値からほど遠い値となり、有意性も得られない可能性がある。

以上のように、小標本のもとで残差の分散共分散行列のコレスキー分解によって機械的に得られた  $\hat{\rho}$  を使いインパルス応答分析を行うことは問題である。こうした点は、既存の研究で指摘されていない点である。

## 1.2 本論文の構成と要約

本論文は、1.1 で説明した点を踏まえて、非定常時系列データを使ったレベルモデルによる金融政策の有効性の検証を行う。本論文は、方法編と実証編から構成される。方法編は第2章、第3章、実証編は、第4章、第5章、第6章から構成される。第1章は本章であり、本論文の目的と構成を説明している。

## 第2章

第2章は、レベル VAR モデルによるインパルス応答関数の小標本バイアスを、モンテカルロ・シミュレーション分析を用いて明らかにしている。レベル VAR モデルを構成する時系列変数は、単位根を有し互いに共和分関係にある変数である。比較のために、レベル VAR モデルだけでなく VEC モデルも扱っている。両者の違いは、VEC モデルは時系列変数が単位根を持ち共和分関係にあることをモデル内に取り入れたモデルであるが、レベル VAR モデルは変数の単位根、共和分関係を考慮していない。第2章では、こうした両モデルの違いが、インパルス応答関数の小標本バイアスにどのように影響するかを調べている。

モンテカルロ・シミュレーション分析において設定する真のモデルは、トレンド項なし、定数項なしの簡単な bivariate VAR モデルである。2変数という最小限の変数にとどめているのは、分析が簡単という面もあるが、レベル VAR モデルの OLS 推定量の小標本バイアスが変数の数の増加とともに大きくなる点にも配慮したためである。(Abadir, Hadri and Tzavalis(1999)参照)。

誤差項には、コレスキー分解を仮定している。モンテカルロ・シミュレーション分析では、真の変数の Ordering が既知であると仮定している。サンプル数は小標本で、標本数は50である。モンテカルロ・シミュレーションによるサンプリングは10000回である。

モンテカルロ・シミュレーション分析の結果、レベル VAR モデルによるインパルス応答は真の VAR モデルのインパルス応答より大きく乖離することを明らかにしている。他方、VEC

モデルによるインパルス応答は真のモデルのインパルス応答とほぼ同様であり、VEC モデルの有効性を支持する結果となっている。VEC モデルのパフォーマンスが優れているのは、生成される時系列データが単位根を持ち共和分の関係にあるので当然の結果といえるが、レベル VAR モデルのバイアスが大きい点は注目に値する結果である。

### 第 3 章

第 3 章は、第 2 章と異なり、用いるデータは真のモデルから生成したデータではなく実際のマクロ時系列データである。そして、分析手法は Efron(1979)のブートストラップ法によるシミュレーション分析である。真のモデルを設定した分析では、単位根、共和分を前提としているが、実際のデータは、単位根や共和分の関係の可能性はあるが、確定したものではない (Near Unit Root のケースもある)。

ブートストラップ法によってインパルス応答の経験分布を求め、その平均値と実際のデータを用いたインパルス応答の値を比較する。ブートストラップ法によって得られたインパルス応答の経験分布は真のインパルス応答を反映している。したがって、実際のデータから得られたインパルス応答の値とブートストラップの経験分布の平均値の乖離が大きければ、レベル VAR モデルによるインパルス応答は真の VAR モデルによるインパルス応答との乖離が大きいことを意味する<sup>7</sup>。

分析に用いる実際のデータは、2001 年 3 月から 2006 年 2 月までの鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベースの月次データ、3 変数レベル VAR モデルである。サンプル数は 60 の小標本である。また、独立ショックの識別のために、コレスキー分解を仮定している。変数の順序は、鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベースの順である。

第 3 章の貢献の 1 つは、ブートストラップ法の resampling が、コレスキー分解で識別された独立ショックに対して行われることを明らかにし、その分析手順を提示した点である。もう 1 つの貢献は、レベル VAR モデルの OLS 推定の残差項とコレスキー分解によって一意に求められる独立ショックとのリカーシブの関係が統計的に支持されるかどうかを検定 ( $t$  検定) している点である。

本章でのブートストラップ法によるシミュレーション分析の結果、レベル VAR モデルのインパルス応答に関して安定した結果が得られないこと (実際のデータによるインパルス応答とブートストラップ法によるインパルス応答との乖離) を明らかにしている。その原因は、レベル VAR モデルの OLS 推定の問題ではなく、コレスキー分解の想定の可能性の高い点を指摘している。

コレスキー分解の問題の原因の 1 つは、変数の Ordering の想定にある。もう 1 つは、リカーシブな関係を推定する上での小標本バイアスである。多くの金融政策の効果分析などの実証分析では、コレスキー分解の変数の Ordering は経済的推論に基づいて想定されるが、

---

<sup>7</sup> 例えば、FOX(2002)参照。

その想定を当然のように考えインパルス応答分析を行っている。しかし、それは統計的に支持されない可能性がある。事実、第3章での分析では、想定したコレスキー分解の Ordering による残差項のリカーシブな関係は統計的に有意ではない。その理由として、リカーシブな関係を推定する上での小標本バイアスの存在が考えられる。変数の Ordering が適切でない可能性もあるが、ブートストラップ法のシミュレーション分析でもレベル VAR モデルと同様の Ordering を想定しているので、その可能性は低い。

以上の点を踏まえると、独立ショック識別のためのコレスキー分解は、はたして適切な想定といえるかどうか疑問である。これを避けるには、コレスキー分解を想定せず、レベル VAR モデルの個々の変数の残差項を独立ショックとして解釈し、インパルス応答分析を行ってみることである。月次データの場合、この想定が妥当する可能性が高い。可能性のあるいくつかの分析を重ねることが重要である。

#### 第4章

第4章から実証編である。第4章は、第1期(2001年3月-2006年4月)、第2期(2013年4月-現在)の量的緩和政策の導入時の経済的背景とそれぞれの量的緩和政策の内容を、主として日本銀行の金融政策の公開資料に基づき整理・解説する。第4章は、後の実証分析の背景知識を提供するものである。

#### 第5章

第5章は、日本銀行による量的緩和政策のマクロ経済効果を、3つの VAR モデルで分析している。実際のデータを使って政策効果を分析する時に、時系列データが単位根を有し共和分の関係にあれば、レベル VAR モデルの OLS 推定量もインパルス応答も小標本バイアスが存在する。したがって、政策評価を行う場合に、レベル VAR モデルだけで政策判断を行うことは危険である。そこで、第5章は、レベル VAR モデルの小標本バイアスを踏まえて、単位根、共和分関係を踏まえた VEC モデル、事前に VAR モデルのパラメータの情報を Prior として与えるベイジアン VAR モデルを加え、3つのモデルで政策効果の有効性を検証する(補論では、さらに階差 VAR モデルを加えている)。

川崎(1991)が解説しているように、ベイジアン VAR モデルは、少ない標本で VAR モデルの数多いパラメータを推定することの問題(過剰パラメータの問題)を、事前に情報を与えパラメータ空間を狭めることによってより良い推定量を得ようとの考えに基づいている。

第5章では、Prior として VAR モデルを構成する時系列変数が単位根を有するとの設定(厳密には、1期前の変数の係数に関する Prior の分布の平均が1、その他の係数の分布の平均は0)を行う。これは Minnesota Prior と呼ばれる。VEC モデルもベイジアン VAR モデルも、実際のデータが小標本であることに対応したモデルである。

レベル VAR モデル、VEC モデル、ベイジアン VAR モデルの3つの VAR モデルに共通した実証結果を見出すことにより、実証結果の頑健性(Robustness)を確認する。こうした実証

分析のスタンスの重要性は、VAR モデルによる金融政策の有効性を検証するにあたっての本論文のメッセージでもある。

分析対象である日本銀行の量的緩和政策は、1 回目の 2001 年 3 月から 2006 年 2 月までの量的緩和政策と 2 回目の 2013 年 4 月から現在までの量的緩和政策である。金融政策の操作目標は、1 回目の量的緩和政策が日本銀行当座預金残高であり、2 回目の量的緩和政策がマネタリーベースである。日本銀行当座預金残高とマネタリーベースは、ほぼ同じ動きをしているので、本稿では 1 回目の量的緩和政策もマネタリーベースで量的緩和を捉える。

変数の構成は、マネタリーベース、コア・インフレ率、株価（TOPIX）、鉱工業生産指数の 4 変数である。第 5 章は 3 つの VAR モデルの分析が目的であるので、独立ショックの識別に関してコレスキー分解を採用している。変数の Ordering は、鉱工業生産指数、コア・インフレ率、株価、マネタリーベースである。

1 回目の量的緩和政策に関しては、本多・黒木・立花（2014）らのレベル VAR モデルで行った先行研究と同様の量的緩和のマクロ経済効果を確認している。3 つのモデルともに、マネタリーベースの鉱工業生産指数、株価への有意な効果を検証している。しかし、2 回目の量的緩和のマクロ経済効果に関しては、マネタリーベースの効果に関して有意な結果は得られていない。この点も 3 つの VAR モデルに共通した実証結果である<sup>8</sup>。

## 第 6 章

第 6 章のテーマは、第 5 章と同様に日本銀行による量的金融緩和政策の有効性の検証である。分析対象とした日銀の量的金融緩和政策は 2 期に分かれる。第 1 期は 2001 年 2 月から 2006 年 2 月まで、第 2 期は 2013 年 4 月から現在までである。変数は、マネタリーベース、鉱工業生産指数、株価、コア・インフレ率の 4 変数である。これらの点も第 5 章と同様である。

実証方法としては、ブートストラップ法によるインパルス応答のシミュレーション分析を用いる。ブートストラップ法によるインパルス応答分析の分析手順に関しては、方法編の第 3 章で提示している。第 6 章は、基本的には第 3 章で提示した方法に基づいているが、第 3 章での分析結果を踏まえると、以下の 2 つの点で既存のレベル VAR モデルによるインパルス応答分析の問題点を指摘できる。

1 点は、第 3 章で指摘した小標本のもとでのコレスキー分解の不安定性の問題である。この点を考慮すれば、誤差項のコレスキー分解を行わず誤差項はすべて独立ショックであると想定することも考えられる。この想定は、各変数の独立ショックが同時に他の変数に影響することはなく、時間を経て影響を及ぼすと想定することである。もちろん、実際には同時的影響があるかも知れないが、コレスキー分解を想定することのバイアスを踏まえると、同時的影響の想定を外した方がよいとの判断もある。特に用いるデータが月次データなので、同時的影響の想定を外すことのコストは小さいと考えられる。

---

<sup>8</sup> 2 期目の量的緩和政策が有効でないのは、この期のマネタリーベースの急激な増加を考えると、そもそも線形の VAR モデルが適切ではない可能性もある。

用いる変数で同時的な影響を受ける可能性の高い変数は、マネタリーベースと株価である。マネタリーベースは、実際には 1 か月のマクロ経済の変化(鉱工業生産指数やコア・インフレ率)を受けて同じ月に調整されるとは考え難い。マクロ経済状況の変化を踏まえたマネタリーベース等の金融調節の変更は金融政策決定会合で行われる。しかし、決定会合の開催は非定期的で、特別な場合を除いて月に 1 回も開かれない(日本銀行「過去の金融政策決定会合の開催日等」を参照)。

もう 1 つの変数は株価である。確かに株価はマクロ経済の変化に対して即時的な影響を受ける。しかし、データが日次データであれば、同時的な変化を考慮しなければならないが、扱うデータは月次データである。株式市場に与える重要でないニュースの影響は、日次的には株価の変動をもたらすとしても、1 か月の平均で捉えれば影響は消失する可能性が高い。そして、真に重要な株式市場へのニュースは、時間を経て影響を与えると考えることができる。

しかし、一方で、コレスキー分解を仮定しないことも既存の研究との比較ができなくなるという問題がある。そこで、本論文では、上記の問題点を指摘するだけにとどめて、第 6 章では、コレスキー分解を想定した分析を行う。コレスキー分解の変数の順序は、鉱工業生産指数、消費者物価指数、株価、マネタリーベースである。

既存のレベル VAR モデルによるインパルス応答分析で重視しているもう 1 の点は、政策評価の判定についてである。各期の政策効果は、ブートストラップ法によるインパルス応答から導出されるノンパラメトリックな経験分布から判断している。各期のインパルス応答の経験分布の形状は正規分布のような定形ではない<sup>9</sup>。厳密に言えば、各期の経験分布は様々な形をしている。したがって、実際の政策効果の検証においては、第 3 章で行った経験分布の平均を政策効果と捉えると正確でないかもしれない。むしろ、経験分布全体で政策効果を評価することも重要である。そこで第 6 章では、経験分布の信頼区間を導出し、信頼区間によって政策効果を評価している。

第 6 章のインパルス応答の経験分布から導出された政策効果の結果は、次の通りである。量的緩和政策の第 1 期では、マネタリーベースの独立ショックの株価へのプラスの効果が明瞭に認められるものの、鉱工業生産指数に関しては有意な結果は認められない。他方、第 2 期では、何ら有意な結果は得られない。第 2 期の結果は、第 5 章の 3 つの VAR モデルの結果と概ね整合的である。

---

<sup>9</sup> 例えば、経験分布が一様分布のような形状をしているとすれば、分布の平均を政策効果として捉えることのバイアスが理解できる。

## 第2章 小標本のもとでの VAR モデルによるインパルス応答分析 ーレベル VAR モデルと VEC モデルー

### 2.1 序

本章の目的は、非定常時系列データを用いたレベル VAR モデルによるインパルス応答分析の小標本特性を、VEC モデルとの対比で検証する。VAR モデルを用いた金融政策の効果分析において、データが単位根を有する非定常時系列であっても、レベル VAR モデルでインパルス応答分析を行うことが一般的となっている。(例えば、本多・黒木・立花(2010))。その背景には、pre-test としての単位根検定(ADF 検定など)や共和分検定(Johansen 検定など)の検定力(power)の低さや size distortion の問題が指摘される。また、単位根を有する非定常時系列データであっても、OLS 推定量が大標本の性質である一貫性(consistency)を持つこともレベル VAR モデルを支持する根拠となっている。

しかし、金融政策のレジーム・チェンジ(構造変化)を考慮すると、VAR モデルの推定に使える標本数はそう多くない。例えば、本多・黒木・立花(2010)の標本期間(月次)は 2001 年 3 月から 2006 年 2 月までで、標本数は高々 60 である。このような小標本のもとで、レベル VAR モデルによるインパルス応答がどの程度のバイアスを持つかに関して、確定した結論は得られていない。

本章は、小標本のもとで、レベル VAR モデルのインパルス応答分析のバイアスをモンテカルロ・シミュレーションの方法によって明らかにする。分析は、VAR モデルを構成する時系列データが単位根を有し共和分の関係にあることを仮定とする。レベル VAR モデルのインパルス応答のバイアスは、単位根、共和分の関係を考慮した VEC モデルのインパルス応答と比較される。本章の VAR モデルは簡単な定数項なしの 2 変数 VAR モデルに限定する。また、インパルス応答を求めるにあたって、独立ショックの識別のために、VAR モデルの誤差項に関してコレスキー分解を仮定する。

以下では、第 2 節で本章のテーマに関する先行研究を展望する。第 3 節でモンテカルロ・シミュレーションの方法を説明し、第 4 節で分析結果を検討する。第 5 節では、本章の分析結果を要約するとともに残された課題について言及する。

### 2.2 先行研究

VAR モデルを用いてインパルス応答分析(Impulse Response Analysis)を行う際の最大の問題は、マクロ時系列データの非定常性(nonstationary)の問題である。マクロ時系列データは単位根を有し、互いに共和分の関係にあることが多い。マクロ時系列データがこうした非定常の性質を持っている場合、VAR モデルの OLS 推定量は標準的な確率分布を持たず、また、信頼区間も得られない。そこで、

VAR モデルの推定を行う前に、単位根検定や共和分検定の pre-test を行い、その検定結果を踏まえて、VAR モデルのタイプ(レベル VAR、階差 VAR、VEC モデルなど)を選択する。

ところが、近年ではこうした pre-test を用いず、単位根や共和分関係の可能性が高いとしても、あえてレベル VAR モデルを選択してインパルス応答関数を求める方法が一般的となっている。この方法を正当化する理由は 2 つ考えられる。1 つは pre-test としての単位根検定や共和分検定の検定力の低さである。もう 1 つは、レベル VAR モデルのパラメータの OLS 推定量の一致性、漸近的正規性の性質である(Sims, Stock and Watson(1990))。

しかし、レベル VAR モデルでインパルス応答分析を行う場合に、以下の 2 つの問題が指摘される。1 つの問題はインパルス応答分析の問題である。通常、VAR モデルの OLS 推定量をもとにインパルス応答分析を行う。VAR モデルの OLS 推定量が一致性、漸近的正規性を有するので、インパルス応答も一致性、漸近的正規性を持つと思われる<sup>1</sup>。しかし、Phillips(1998)が明らかにしたように、一般にレベル VAR モデルの OLS 推定量が一致性、漸近的正規性を有しているとしても、その VAR モデルの OLS 推定量から得られるインパルス応答は、必ずしも一致性、漸近的正規性が保証されるわけではない。この点はあまり注目されていないが、レベル VAR モデルを使ってインパルス応答分析を行う上で非常に重要な点である。

Mitchell(2009)は、時系列データが共和分関係にある場合のレベル VAR モデルによるインパルス応答分析を、モンテカルロ・シミュレーションの方法で分析している。その結果、時系列データが共和分関係にあるにもかかわらずその情報を分析の上で考慮しないレベル VAR モデルによるインパルス応答は、長期のみならず短期においてもバイアスのあることを明らかにしている。

レベル VAR モデルを使う場合のもう 1 つの問題は、実際の VAR モデルの OLS 推定は小標本で行われることが多い点である。レベル VAR モデルを用いて量的緩和政策の有効性を検証した本多・黒木・立花(2010)の場合でもサンプル数は高々 60 である。

小標本の非定常時系列データを用いてレベル VAR モデルを推定した場合の OLS 推定量バイアスがどの程度のものかは、実際問題として重要である。Abadir, Hadri and Tzavalis(1999)は小標本の非定常時系列データのもとの OLS 推定量バイアスは、VAR モデルを構成する変数の数に依存することを証明している。すなわち、VAR モデルの変数の数が大きければ大きいほど OLS 推定量バイアスも大きくなる。また、VAR モデルの変数が共和分関係にあれば OLS 推定量バイアスは小さくなることを明らかにしている。さらに、モンテカルロ・シミュレーションによっても、小標本のもとの OLS 推定量バイアスの証明が妥当することを示している。Lawford and Stamatogiannis(2009)は、Abadir, Hadri and Tzavalis(1999)が定数項なし、トレンド項なしの VAR モデルを扱っていたのに対し、定数項及びトレンド項を含んだ VAR モデルの OLS 推定量バイアスを、同じくモンテカルロ・シミュレーションで明らか

---

<sup>1</sup> 本多・黒木・立花(2010)では、レベル VAR モデルを用いる理由に、OLS 推定量の一致性、漸近的正規性のみを強調している。

にしている。Lawford and Stamatogiannis(2009)は、モンテカルロ・シミュレーションによって OLS 推定量のバイアスの修正方法を提示しているが、OLS 推定量そのもののバイアスは減少するものの、その分散は大きくなる問題がある。

以上のとおり、小標本のもとでのレベル VAR モデルの OLS 推定には、無視できないバイアスが存在する。では、どの程度のサンプル数であれば、少サンプルのバイアスが軽減されるか。この問題に関して、辻(2010)は、サンプル数が 200 以上存在すればレベル VAR モデルの OLS 推定量のバイアスは軽微であることをモンテカルロ・シミュレーションの方法によって明らかにした。このことは、逆にデータ数が 100 未満であれば、OLS 推定量のバイアスは無視できないということを意味する。

本章では、以上の先行研究を踏まえ、VAR モデルを構成する変数のデータが小標本で、各変数とも単位根を有し変数間に共和分関係のあるレベル VAR モデルの OLS 推定量バイアスとインパルス応答バイアスを確認する。また、比較のために VEC モデルの OLS 推定量とインパルス応答をとりあげる。

## 2.3 モンテカルロ・シミュレーション

### 2.3.1 真のレベル VAR モデルと VEC モデルの設定

本章でのレベル VAR モデルと VEC モデルは以下の通りである。2 変数、ラグ次数 1、定数項、トレンド項なしのモデルである。

[レベル VAR モデル]

$$y_{1t} = c_{11}y_{1t-1} + c_{12}y_{2t-1} + u_{1t} \quad (2.1)$$

$$y_{2t} = c_{21}y_{1t-1} + c_{22}y_{2t-1} + u_{2t} \quad (2.2)$$

[VEC モデル]

$$\Delta y_{1t} = \alpha_1(y_{1t-1} - \beta y_{2t-1}) + u_{1t} \quad (2.3)$$

$$\Delta y_{2t} = \alpha_2(y_{1t-1} - \beta y_{2t-1}) + u_{2t} \quad (2.4)$$

(2.1)式、(2.2)式の  $c_{ij}$  ( $i, j = 1, 2$ )、 $\alpha_i$  ( $i = 1, 2$ )、 $\beta$  はラグ変数の係数パラメータ、誤差項  $u_{it}$  ( $i = 1, 2$ ) は定常 (stationary) の攪乱項である。誤差項  $u_{it}$  ( $i = 1, 2$ ) に関してはコレスキー分解を仮定する。コレスキー分解を仮定すると各々の変数の独立ショックが識別できる。インパルス応答分析を行うためには、独立ショックが識別されなければならない。すなわち、

$$u_{1t} = \varepsilon_{1t} \quad \varepsilon_{1t} \sim N(0,1) \quad (2.5)$$

$$u_{2t} = \sqrt{\rho}\varepsilon_{1t} + \sqrt{1-\rho}\varepsilon_{2t} \quad \varepsilon_{2t} \sim N(0,1) \quad (2.6)$$

$$0 < \rho < 1 \quad (2.7)$$

ここで、変数  $y_{1t}, y_{2t}$  の固有の独立ショックは  $\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}$  であり、それぞれ平均 0、分散 1 の標準正規分布に従うものとする。真の VAR モデルによって生成されるデータは、単位根を有し共和分関係にあると仮定する。これらの性質を持ったデータを生成するために、VAR モデルの係数パラメータに以下の制約を与える<sup>2</sup>。

$$(1 - c_{11})(1 - c_{22}) - c_{12}c_{21} = 0 \quad (2.8)$$

(2.8)式の係数パラメータの関係が成立すれば、(2.3)式、(2.4)式の VEC モデルの  $\alpha_1, \alpha_2$  は誤差修正モデルの調整係数であり、 $[1, -\beta]$  は共和分ベクトルとなる。レベル VAR モデルと VEC モデルの係数の関係は以下のとおりである。

$$\alpha_1 = c_{11} - 1 \quad (2.9)$$

$$\alpha_2 = c_{21} \quad (2.10)$$

$$\beta = \frac{c_{12}}{1 - c_{11}} = \frac{1 - c_{22}}{c_{21}} \quad (2.11)$$

モンテカルロ・シミュレーションでは、生成されるデータが単位根と共和分関係を満たすように、具体的に真のパラメータの値を以下の表 2.1 のとおりに設定する。

表 2.1 パラメータの設定

$c_{11}$	$c_{12}$	$c_{21}$	$c_{22}$	$\rho$
0.85	0.2	0.6	0.2	0.6

したがって、VEC モデルのパラメータは以下の表 2.2 のとおりである。

表 2.2 VEC モデルのパラメータ

$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\beta$
-0.15	0.6	-4/3

<sup>2</sup> 証明は補論を参照。

### 2.3.2 モンテカルロ・シミュレーションの手順

前項で説明したように、本章では単位根を持ち共積分関係にある2変数、ラグ次数1、定数項なし、トレンド項なしのVARモデルを設定する。設定したVARモデルをもとに、以下の手順でモンテカルロ・シミュレーションを行う。

- 【手順1】 2変数 $y_{1t}, y_{2t}$ ラグ次数1のVARモデルに、表2.1のとおり真の係数パラメータの値を設定する。表2.1の係数パラメータの設定のもとで、2変数は単位根を有し、共積分関係にある。
- 【手順2】 真の係数パラメータのVARモデルから、50個の2変数 $y_{1t}, y_{2t}$ のデータを生成する。50個のデータに限定したのは小標本特性を分析するためである。なお、誤差項にコレスキー分解を仮定し、それぞれの変数の独立な攪乱項は平均0、分散1の標準正規分布に従うと仮定する。
- 【手順3】 生成した50個のデータを用いて、レベルVARモデル、VECモデルで係数パラメータをOLSで推定する。そして、パラメータのOLS推定値をもとに、レベルVARモデル、VECモデルによるインパルス応答分析を行う。各々の独立ショックに1の変化を与える。1のショックは1標準偏差のショックでもある。効果の追跡期間は10期先までとする。
- 【手順4】 【手順1】から【手順3】の作業を10,000回繰り返し、レベルVARモデル及びVECモデルの10,000組のパラメータ推定値を求め、ヒストグラムを作成する。
- 【手順5】 各繰り返し作業で得られたインパルス応答の10,000組の中央値の平均値を求める。その平均値と真のパラメータで求めたインパルス応答分析と比較する。

### 2.4 モンテカルロ・シミュレーションによる分析結果

最初にVARモデルとVECモデルのOLS推定値をヒストグラムで与える。次いで、両モデルによるインパルス応答分析の結果を与える。OLS推定値のヒストグラムは、10,000回の繰り返し計算で得られたものである。以下では、OLS推定値のヒストグラムの平均値とJarque Beraの分布の正規性の検定に注目する。レベルVARモデルのOLS推定量は、一致性と漸近的正規性を有している。しかし、50程度の小標本でどの程度OLS推定量が真の値に接近するか、分布の正規性を確認できるかを調べることは重要である。

Phillips(1998)が明らかにしたように、レベルVARモデルのOLS推定量がたとえ一致性と漸近的正規性を持つとしても、非定常時系列でのインパルス応答はそうした性質は保証されない。小標本

のケースも含めて、インパルス応答がどの程度のバイアスを持つかを確認するのも、実際にレベル VAR モデルを適用する上で把握しておかなければならない問題である。

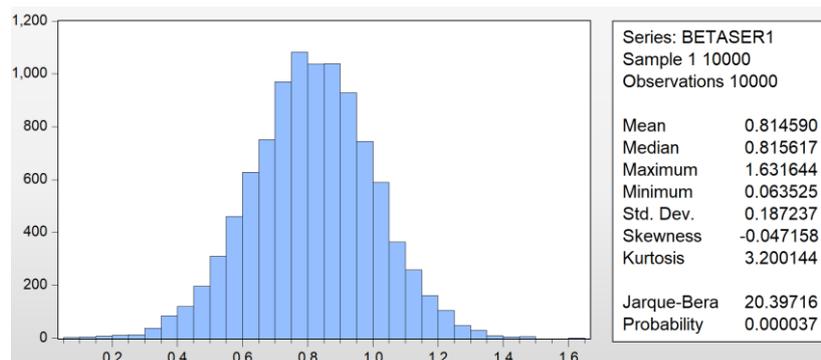
#### 2.4.1 レベル VAR モデルの係数パラメータの OLS 推定値のヒストグラム

レベル VAR モデルの OLS 推定量のヒストグラムを、係数ごとに確認する。

##### 【 $\hat{c}_{11}$ の結果】

$c_{11}$  の真の値は 0.85 である。10,000 回の繰り返し計算で求めた OLS 推定値  $\hat{c}_{11}$  のヒストグラムは 図 2.1 のとおりである。図 2.1 より推定値の平均値は 0.814590 で、誤差率<sup>3</sup>は 4.17% である。また、Jarque-Bera の p 値から 5% の有意水準で正規分布の帰無仮説は棄却される。

図 2.1 レベル VAR モデルによる推定値  $\hat{c}_{11}$  のヒストグラム

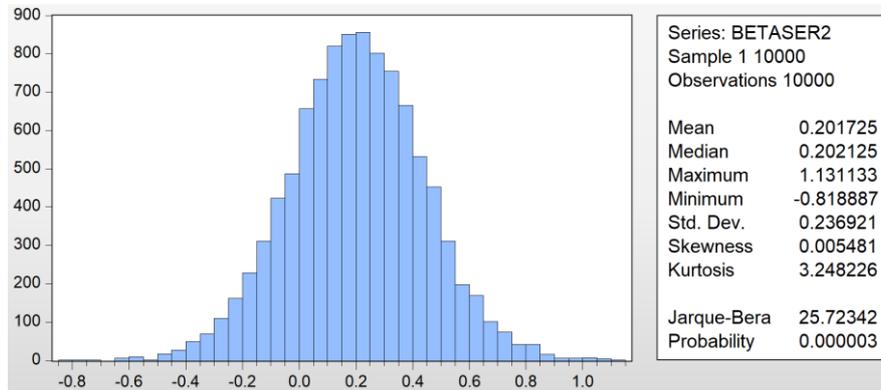


##### 【 $\hat{c}_{12}$ の結果】

$c_{12}$  の真の値は 0.2 である。10,000 回の繰り返し計算で求めた OLS 推定値  $\hat{c}_{12}$  のヒストグラムは 図 2.2 のとおりである。図 2.2 より推定値の平均値は 0.201725 であり、誤差率は 0.86% である。また、Jarque-Bera の p 値から 5% の有意水準で正規分布の帰無仮説は棄却される。

<sup>3</sup> 誤差率は(推定値-真の値)/真の値で定義される。

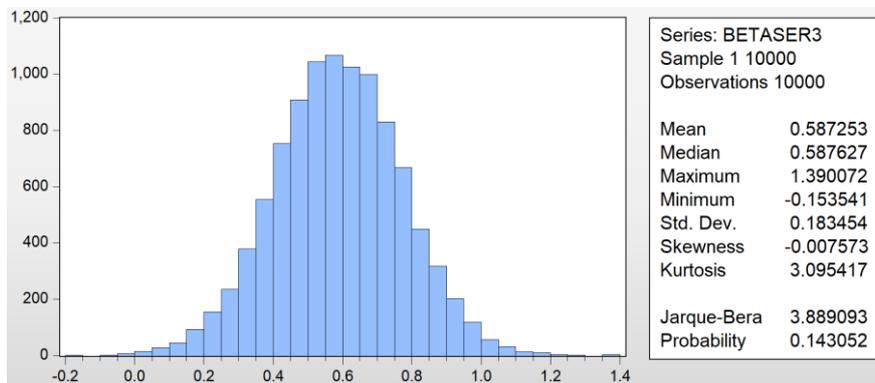
図 2.2 レベル VAR モデルによる推定値  $\hat{c}_{12}$  のヒストグラム



**【 $\hat{c}_{21}$  の結果】**

$c_{21}$  の真の値は 0.6 である。10,000 回の繰り返し計算で求めた OLS 推定値  $\hat{c}_{21}$  のヒストグラムは、図 2.3 のとおりである。図 2.3 より推定値の平均値は 0.587253 で、誤差率は 2.2% である。また、Jarque-Bera の p 値から 5% の有意水準で正規分布の帰無仮説は棄却されない。

図 2.3 レベル VAR モデルによる推定値  $\hat{c}_{21}$  のヒストグラム



**【 $\hat{c}_{22}$  の結果】**

$c_{22}$  の真の値は 0.2 である。10,000 回の繰り返し計算で求めた OLS 推定値  $\hat{c}_{22}$  のヒストグラムは図 2.4 のとおりである。図 2.4 より推定値の平均値は 0.178378 で、誤差率は 10.8% である。また、Jarque-Bera の p 値から、5% の有意水準で正規分布の帰無仮説は棄却されない。

図 2.4 レベル VAR モデルによる推定値  $\hat{c}_{22}$  のヒストグラム

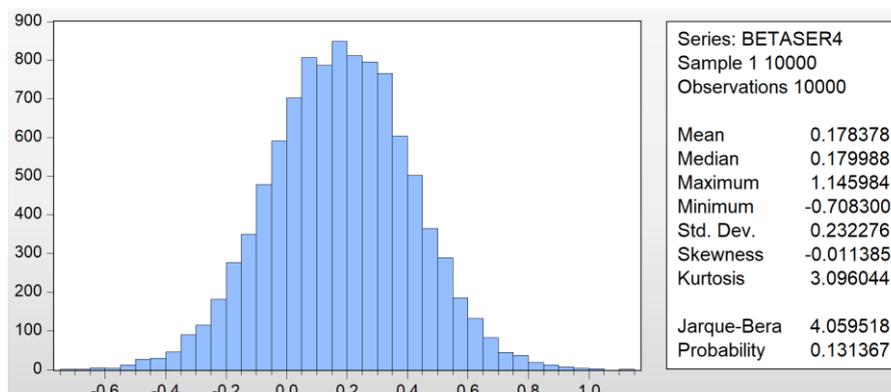


表 2.3 は、以上の結果をまとめたものである。小標本のもとでのレベル VAR モデルの OLS 推定量は、自己回帰のラグ変数の推定結果のバイアス（誤差率）が  $\hat{c}_{11}$  で 4.17%、 $\hat{c}_{22}$  で 10.8%である。特に  $\hat{c}_{22}$  の誤差は無視できない。また、Jarque-Bera の正規性の検定結果も安定しない。こうした結果を理論的に解釈することはできないが、50 の小標本ではレベル VAR モデルの OLS 推定量は、無視できないバイアスがあることは確認できる。

表 2.3 OLS 推定量のモンテカルロ・シミュレーションの結果

	真の値	平均推定値	誤差率	Jarq-Bera
$\hat{c}_{11}$	0.85	0.814590	4.17%	棄却される
$\hat{c}_{12}$	0.20	0.201725	0.86%	棄却される
$\hat{c}_{21}$	0.60	0.587253	2.12%	棄却されない
$\hat{c}_{22}$	0.20	0.178378	10.8%	棄却されない

注 1) モンテカルロ・シミュレーションの繰り返しの回数は 10000 回である。

注 2) Jarque-Bera の有意水準は 5%。

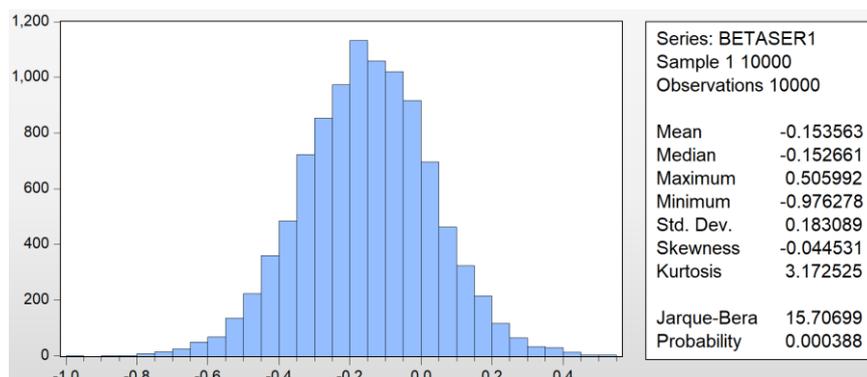
## 2.4.2 VEC モデルの係数パラメータの OLS 推定値のヒストグラム

次に VEC モデルの OLS 推定量のヒストグラムを、係数ごとに確認する。

### 【 $\hat{\alpha}_1$ の結果】

VEC モデルの  $\alpha_1$  の真の値は -0.15 である。10,000 回の繰り返し計算で求めた OLS 推定値  $\hat{\alpha}_1$  のヒストグラムは図 2.5 のとおりである。図 2.5 より推定値の平均値は -0.153563 であり、誤差率は 2.4%である。また、Jarque-Bera の p 値から 5%の有意水準で正規分布の帰無仮説は棄却される。

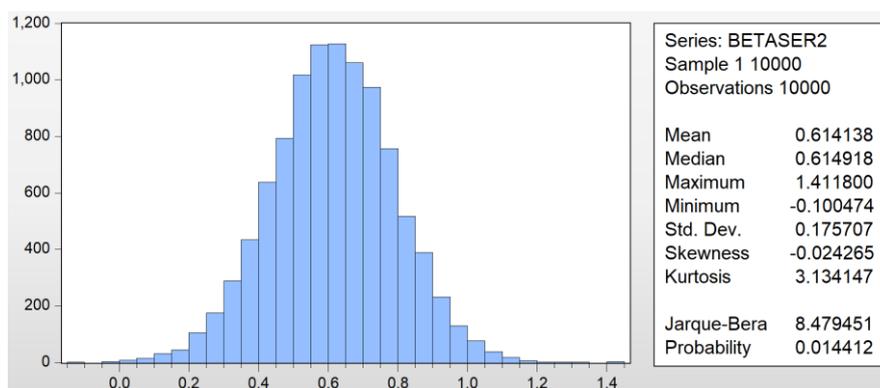
図 2.5 VEC モデルによる推定値  $\hat{\alpha}_1$  のヒストグラム



### 【 $\hat{\alpha}_2$ の結果】

$\alpha_2$  の真の値は 0.6 である。10,000 回の繰り返し計算で求めた OLS 推定値  $\hat{\alpha}_2$  のヒストグラムは図 2.6 のとおりである。図 2.6 より推定値の平均値は 0.614138 であり、誤差率は 2.4% である。また、Jarque-Bera の p 値から 5% の有意水準で正規分布の帰無仮説は棄却される。

図 2.6 VEC モデルによる推定値  $\hat{\alpha}_2$  のヒストグラム



### 【 $\hat{\beta}$ の結果】

最後に共和分ベクトルの係数  $\beta$  である。 $\beta$  の真の値は  $(-4/3 = -1.333)$  である。10,000 回の繰り返し計算で求めた OLS 推定値  $\hat{\beta}$  のヒストグラムは図 2.7 のとおりである。図 2.7 より推定値の平均値は -1.33645 であり、誤差率は 2% である。また、Jarque-Bera の p 値から 5% の有意水準で正規分布の帰無仮説は棄却される。

図 2.7 VEC モデルによる推定値  $\hat{\beta}$  のヒストグラム

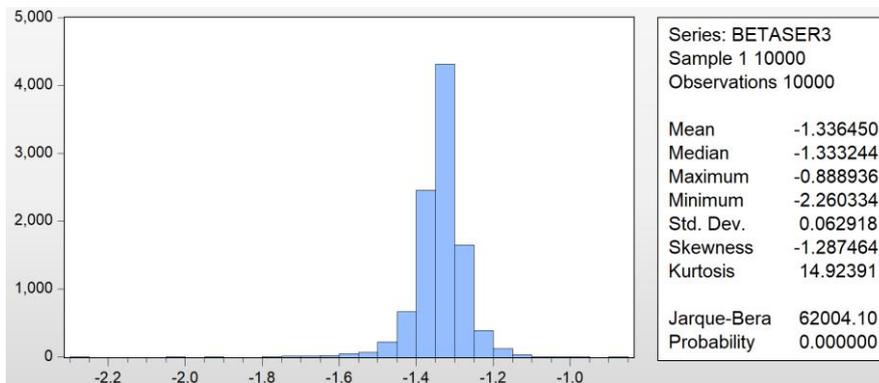


表 2.4 は、以上の結果をまとめたものである。小標本のもとでの VEC モデルの OLS 推定量は、真の値に近く総じて良好である。しかし、Jarque-Bera の正規性の検定結果はいずれも棄却される。50 の小標本の VEC モデルの OLS 推定量は、真の値に近いが分布の正規性に関しては問題がある。

VEC モデルに関しては、共和分関係のもと、被説明変数、説明変数ともに定常時系列である。したがって、Griffiths and Lütkepohl(1990)に従えば、OLS 推定量は一致性と漸近的正規性が得られる。しかし、いずれのパラメータの OLS 推定量も、50 の小標本では Jarque-Bera の正規性を棄却する。このことは、VEC モデルも、50 の小標本で漸近的正規性を使ったインパルス応答の 95%信頼区間を用いることの問題点を示唆している。

表 2.4 OLS 推定量のモンテカルロ・シミュレーションの結果  
—VEC モデル—

	真の値	平均推定値	誤差率	Jarque-Bera
$\hat{\alpha}_1$	-0.15	-0.153563	2.38%	棄却される
$\hat{\alpha}_2$	0.60	0.614138	2.36%	棄却される
$\hat{\beta}$	-1.33	-1.33645	2.38%	棄却される

注 1) モンテカルロ・シミュレーションの繰り返しの回数は 10000 回である。

注 2) Jarque-Bera の有意水準は 5%。

### 2.4.3 インパルス応答分析<sup>4</sup>のヒストグラム

真の VAR モデルから抽出した 10,000 組のデータを使って、レベル VAR モデル及び VEC モデル

<sup>4</sup> 以下の分析では、標本数を 50 に限定しているが、標本数を 100、200 に増やしても、インパルス応答は若干真のインパルス応答に近づくが、依然としてバイアスは大きい。

のパラメータを OLS 推定する。そして、パラメータの OLS 推定値をもとにインパルス応答分析を行う。10,000 組のデータからパラメータ推定を行うので、10,000 組のインパルス応答が得られる。分析ではその平均値を求める。独立ショックの各変数に与える影響は、10 期先の効果（累積効果ではない）をみる。上述したように、VAR モデルの誤差項に関しては、コレスキー分解を仮定する。

インパルス応答分析では、1 標準偏差のショックを与える。独立ショックは標準正規分布を仮定しているため、1 単位のショックは 1 標準偏差のショックでもある。ただし、真のモデルのもとでは攪乱項の 1 単位=1 標準偏差であるが、推定したレベル VAR モデルや VEC モデルでは、推定残差の標準偏差に基づいているので、必ずしもそれが 1 単位とは限らない。したがって、推定残差の標準偏差が大きければ誤差も大きくなる。

以下、図 2.8 から図 2.11 は真のモデル、レベル VAR モデル、VEC モデルのインパルス応答分析の結果である。どの図においても、VEC モデルのインパルス応答は真のインパルス応答とほぼ同じ軌跡を辿っている。ところが、レベル VAR モデルのインパルス応答は、図 2.11 を除き、期を経るにつれて真のモデルのインパルス応答から乖離し、大きなバイアスをもたらす。図 2.11 は、変数  $y_{2t}$  の独立ショック  $\varepsilon_{2t}$  の自らの変数  $y_{2t}$  へのインパルス応答である。このケースのみレベル VAR モデルによるインパルス応答は真のインパルス応答を近似する。

図 2.8  $y_1$  の独立攪乱ショック  $\varepsilon_1$  の 1 標準偏差の変化の  $y_1$  への効果  $\varepsilon_1 \Rightarrow y_1$

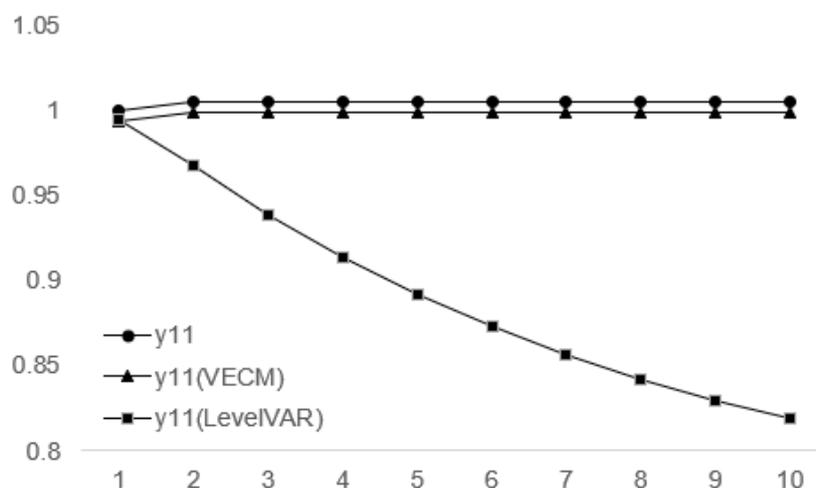


図 2.9  $y_1$  の独立攪乱ショック  $\varepsilon_1$  の 1 標準偏差の変化の  $y_2$  への効果  $\varepsilon_1 \Rightarrow y_2$

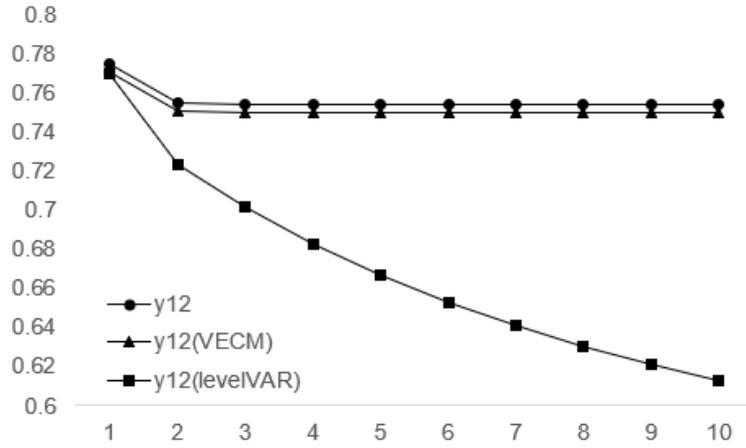


図 2.10  $y_2$  の独立攪乱ショック  $\varepsilon_2$  の 1 標準偏差の変化の  $y_1$  への効果  $\varepsilon_2 \Rightarrow y_1$

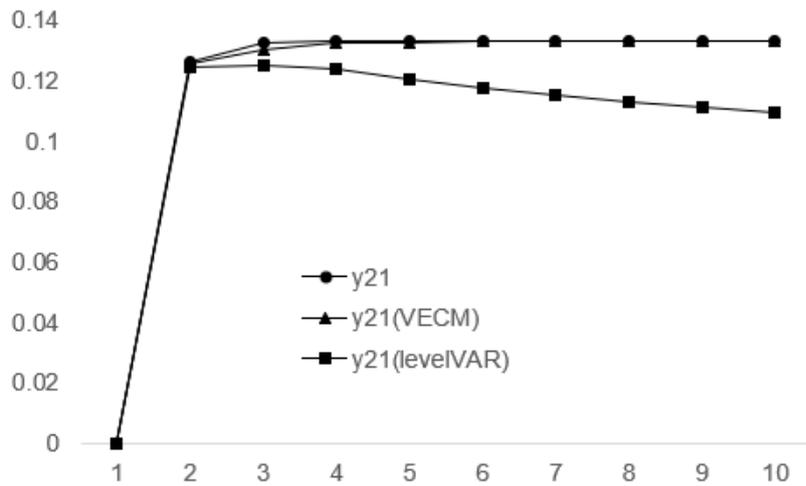
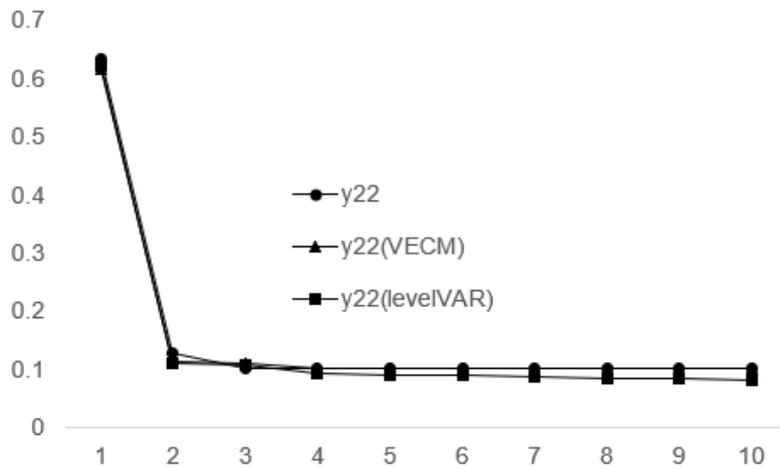


図 2.11  $y_2$  の独立攪乱ショック  $\varepsilon_2$  の 1 標準偏差の変化の  $y_2$  への効果  $\varepsilon_2 \Rightarrow y_2$



Phillips(1998)が指摘するように、レベル VAR モデルによるインパルス応答は、レベル VAR モデルのパラメータの OLS 推定量のような一貫性、漸近的正規性は満たされない。さらに、小標本のもとのバイアスがどの程度のものかについても明らかではない。図 2.8～図 2.11 からわかるように、レベル VAR モデルによるインパルス応答のバイアスは無視できないほど大きいことがわかる。一方、レベル VAR モデルによるインパルス応答分析と比べて VEC モデルによるインパルス応答分析は、真のインパルス応答を的確に捉えている。もっとも、小標本では、VEC モデルの OLS 推定量の正規性は棄却され (Jarque-Bera の検定)、インパルス応答の信頼区間の妥当性に疑問符が付く。

本章での分析結果から得られる VAR モデルの政策評価分析へのインプリケーションとして、以下の点が指摘できる。すなわち、事前に時系列データが単位根を有し共和分関係にある可能性が高い場合は、レベル VAR モデルによるインパルス応答分析だけでなく補助的に VEC モデルによるインパルス応答分析も併せて行うべきである。レベル VAR モデルと VEC モデルの結果を総合して、政策評価を行う実証スタンスが推奨される。

## 2.5 結語

本章では、非定常時系列データ (単位根) のもとで、レベル VAR モデルの OLS 推定量及びインパルス応答のバイアスを検証した。真の VAR モデルを構成する時系列変数は、単位根を有し共和分関係にある。データ数は 50 個の小標本である。また、レベル VAR モデルと比較するために VEC モデルのインパルス応答分析を取り上げた。分析方法はモンテカルロ・シミュレーションであり、VAR モデルは定数項、トレンド項なし、ラグ次数 1 の 2 変数の簡単な VAR モデルである。誤差項に関してはコレスキー分解を想定している。真の VAR モデルから 50 個のデータを 10,000 回繰返して生成し、レベル VAR モデル、VEC モデルの OLS 推定値のヒストグラムを求めた。したがって、インパルス応答も 10000 個の結果が得られる。

Phillips(1998)が明らかにしたように、非定常時系列データによるレベル VAR モデルの OLS 推定量は一貫性・漸近的正規性を持つが、そのことがインパルス応答も一貫性・漸近的正規性を持つことを保証するものではない。ましてや、小標本のもとのレベル VAR モデルの OLS 推定量やインパルス応答は何の理論的裏付けも持たない (Mitchell(2009))。本章は、簡単な 2 変数の VAR モデルに限定し、非定常時系列、小標本のもとの OLS 推定量、インパルス応答分析のバイアスに焦点をあてたものである。

本章でのモンテカルロ・シミュレーション分析の結果、小標本の OLS 推定量に関しては、レベル VAR モデルの一部のパラメータの推定値に関してバイアスが大きく、また、OLS 推定量の正規性についても安定した結果が得られなかった。一方、定常化した VEC モデルに関しては、小標本でもパラメータの推定値のバイアスは小さく良好な結果が得られたが、推定量の正規性に関しては疑問

符が付くこととなった。インパルス応答に関しては、レベル VAR モデルによるインパルス応答は真の VAR モデルのインパルス応答より大きく乖離することが明らかになった。一方で、定常化した VEC モデルによるインパルス応答は真のモデルのインパルス応答とほぼ同様であり、VEC モデルの有効性を支持する結果となった。

本章の分析は、トレンド項なし、定数項なし、ラグ次数 1 の 2 変数の簡単な VAR モデルに限定している。VAR モデルの構成に関しては、定数項あり、ラグ次数 2、4 変数程度がより現実的である。また、設定した係数パラメータは、単位根、共和分関係を満たすものの、恣意的に与えたものである。真のモデルのパラメータ設定に関しては、実際のデータを用いて VAR モデルを推定し、その推定値を用いた方がより現実的である。これらの拡張は今後の課題としたい。

## 補論 VAR モデルの単位根と共和分関係の係数制約

以下の 2 変数( $y_{1t}, y_{2t}$ )、トレンド項なし、定数項なし、ラグ次数 1 のレベル VAR モデルを、(A1)式、(A2)式の通りに特定化する。

$$y_{1t} = c_{11}y_{1t-1} + c_{12}y_{2t-1} + u_{1t} \quad (\text{A1})$$

$$y_{2t} = c_{21}y_{1t-1} + c_{22}y_{2t-1} + u_{2t} \quad (\text{A2})$$

$c_{ij}$  ( $i, j = 1, 2$ ) はラグ変数の係数、 $u_{1t}, u_{2t}$  は定常 (stationary) の攪乱項である。(A1)式、(A2)式を行列形式で表すと、

$$y_t = Ay_{t-1} + u_t \quad (\text{A3})$$

ここで、

$$y_t = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad u_t = \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \quad (\text{A4})$$

(A3)式の両辺から  $y_t$  を控除すると、

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} = -(I - A)y_{t-1} + u_t \quad (\text{A5})$$

$y_t$  が単位根であるためには、 $I - A$  の階数 (Rank) が 1 でなければならない。すなわち、

$$|I - A| = 0 \quad (\text{A6})$$

(A6)式はレベル VAR モデルのラグ変数の係数  $c_{ij}$  ( $i, j = 1, 2$ ) に関して、以下の(A7)式の関係が成立することを意味する。

$$|I - A| = \begin{vmatrix} 1 - c_{11} & -c_{12} \\ -c_{21} & 1 - c_{22} \end{vmatrix} = (1 - c_{11})(1 - c_{22}) - c_{12}c_{21} = 0 \quad (\text{A7})$$

(A7)式の関係が成立するもとで、 $I - A$  の行列は以下の(A8)式の  $\alpha, \beta$  に分解できる。すなわち、

$$I - A = \alpha\beta' \quad \alpha = \begin{bmatrix} 1 - c_{11} \\ -c_{21} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} 1 \\ -\frac{c_{12}}{1 - c_{11}} \end{bmatrix} \quad (\text{A8})$$

したがって、(A1)式のレベル VAR モデルを VEC モデルで表すと、以下の(A9)式になる。

$$\Delta y_t = -\alpha\beta' y_{t-1} + u_t \quad (\text{A9})$$

## 第3章 コレスキー分解とブートストラップ法によるインパルス応答の予測誤差

### 3.1 序

本章では、実際の時系列データを使ってレベル VAR モデルによるインパルス応答を評価する。サンプル期間は 2001 年 3 月から 2006 年 2 月までの量的緩和政策の実施時期である。サンプル数は 60 である。サンプル数は 60 と小標本なので、レベル VAR モデルを構成する時系列変数は、鉱工業生産指数、消費者物価指数(コア指数)、マネタリーベースの 3 変数に限定する。

インパルス応答の評価に関しては、1 つは各変数の独立ショックの識別のために標準的に用いられるコレスキー分解の問題である。通常、コレスキー分解は VAR モデルの誤差項と独立ショックに関してリカーシブ制約を仮定することになる。その際、コレスキー分解の変数の順序を決めなければならない。変数の順序は経済的推論によって仮定される。コレスキー分解によってリカーシブ制約の係数は一意に求められるが、一方でリカーシブ制約の係数は OLS 回帰によっても求めることができる。コレスキー分解で求めるリカーシブ制約の係数と OLS 回帰による推定値とは同じである。しかし、OLS 回帰で求めると係数の有意性の検定が可能となる。係数の有意性の検定によって、リカーシブ制約が妥当かどうかを確認することができる。

もう 1 つは、インパルス応答の結果が妥当かどうかの確認である。前章のように、真の VAR モデルが与えられている場合は、比較の対象は真の VAR モデルに基づくインパルス応答である。しかし、実際の時系列データを用いる場合は、真の VAR モデルがわからない。したがって、実際の時系列データで求められたインパルス応答がはたして妥当なものかを評価できない。そこで、ブートストラップ法を用いる。ブートストラップ法で求められたインパルス応答の平均と実際のデータで得られるインパルス応答の差は、実際のデータで得られるインパルス応答と真のモデルによるインパルス応答の差の近似である点を利用する。

ブートストラップ法で resampling を行う場合、resampling の対象は残差系列ではなく各変数の独立ショックの推計系列である。本章では、独立ショックの推計は、コレスキー分解の変数順序に従って残差と独立ショックの推計の関係の回帰分析を行う。回帰分析を行うことにより、コレスキー分解の想定妥当性を統計的に検証できる。

以下、各節の内容を簡単に紹介する。第 2 節では、本章で用いる時系列データの単位根検定の結果とレベル VAR モデルの OLS の推定結果、そしてインパルス応答分析の結果を与える。第 3 節では、ブートストラップ法によるモンテカルロ・シミュレーションの方法について解説するとともに、結果を与える。第 4 節では、本章の分析結果を要約するとともに今後の課題について言及する。

## 3.2 レベル VAR モデルのインパルス応答分析

本節では、実際の時系列データを用いてレベル VAR モデルのパラメータを OLS (最小二乗法) で推定し、インパルス応答分析を行う。事前に、本節で用いる時系列データの紹介と時系列データの特性 (単位根の可能性) を確認しておく。レベル VAR モデルの特定化 (ラグ次数の決定) に関しては、Akaike 情報量基準、Schwarz 情報量基準に従う。こうした前処理を行った上で、レベル VAR モデルの OLS 推定とインパルス応答分析を行う。

### 3.2.1 時系列データの特性とレベル VAR モデルの特定化

#### 時系列データ

本章のレベル VAR モデルは、鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベース<sup>1</sup>の 3 変数で構成される。変数の記号、データの出所等は表 3.1 のとおりである。いずれの変数も対数変換を施している。サンプル数は、量的緩和政策が導入された 2001 年 3 月から同政策が解除された 2006 年 2 月までの 60 個である。サンプル期間を量的緩和政策の実施時期に限定するのは、「ルーカス批判」Lucas(1976)を回避するためである。すなわち、金融政策の枠組みの変化 (金融政策のレジームチェンジ) は人々の期待の変化を通じて VAR モデルのパラメータの変化、すなわち、構造変化をもたらす。この点を無視してパラメータ推定を行うと、推定にバイアスをもたらす。そこで、本章では、サンプル期間を量的緩和実施時期に限定する。

表 3.1 VAR モデルを構成する変数

変数名	変数記号	出所等
鉱工業生産指数	<i>lipi</i>	2015 年=100 季節調整済 経済産業省
消費者物価指数	<i>lcpi</i>	コア指数 (生鮮食料品を除く) 2015 年=100 季節調整済 総務省数
マネタリーベース	<i>lmb</i>	月次平残 単位: 億円 季節調整済 日本銀行

#### 単位根検定

レベル VAR モデルの OLS 推定を行う前に、上記 3 変数の時系列データの単位根検定を行う。単位根検定は標準的な ADF 検定 (Augmented-Dickey Fuller 検定) である。変数のレベルと階差に

<sup>1</sup> 本多・黒木・立花(2010)は、マネタリーベースの代わりに日本銀行の日本銀行当座預金残高の目標値を量的金融緩和の変数として用いている。しかし、日本銀行当座預金残高の目標値は、Step Function のような変化を示しており、背後にどのような分布を想定しているのか、あるいは想定していないのかが明確ではない。その意味では、量的金融緩和の変数としては、マネタリーベースの方が VAR モデルの分析に適している。

ついて検定を行う。単位根検定の結果は、表 3.2（レベル）、表 3.3（階差）のとおりである。表 3.2 より、変数のレベルに関しては、すべての変数で、有意水準 5%で帰無仮説である単位根は棄却されない。他方、表 3.3 より、変数の階差に関しては、すべての変数で、有意水準 5%で帰無仮説である単位根は棄却される。ADF 検定などの単位根検定は検出力が低く、検定結果の信頼性に問題がある。すなわち、対立仮説（定常）が正しいという条件の下で、帰無仮説（単位根）を棄却する確率が低い。したがって、ADF 検定の結果から上記 3 変数が単位根を有すると断定できない。一方で、ADF 検定の結果から単位根の可能性も否定できないことを踏まえておく必要がある。

表 3.2 単位根検定（ADF 検定）の結果－レベル－

変数名	t 値	$\rho$ 値	ラグ次数
鉱工業生産指数 $lpi$	1.360167	0.5958	3
消費者物価指数 $lcp_i$	-2.360982	0.1570	0
マネタリーベース $lmb$	-2.275573	0.1831	3

注) ADF 検定は変数のレベルで切片項ありの検定である。また、ラグ次数は、最大ラグ次数 10 から Schwarz の情報量基準に基づいて最適なラグを決定している。なお、検定の帰無仮説は単位根である。

表 3.3 単位根検定（ADF 検定）の結果－階差－

変数名	t 値	$\rho$ 値	ラグ次数
鉱工業生産指数 $\Delta lpi$	-2.853593	0.0050	2
消費者物価指数 $\Delta lcp_i$	-7.188783	0.0000	1
マネタリーベース $\Delta lmb$	-2.635388	0.0092	2

注) ADF 検定は変数の階差で切片項なしの検定である。また、ラグ次数は、最大ラグ次数 10 から Schwarz の情報量基準に基づいて最適なラグを決定している。なお、検定の帰無仮説は単位根である。

### VAR モデルのラグ次数の選択

次に、VAR モデルのラグ次数を決定する。ラグ次数の決定に関して用いる統計量は、Akaike 情報量基準と Schwarz 情報量基準（Bayes 情報量基準）である。これら統計量の性質として、Schwarz 情報量基準は一致性を持つが Akaike 情報量基準は持たない。また、有限サンプル(finite sample)のもとでは、Schwarz 情報量基準による最適ラグ次数は真のラグ次数よりも短めになる傾向があるのに対して、Akaike 情報量基準は真のラグ次数よりも長めになる傾向がある。ラグ次

数は、真のラグ次数よりも過小な場合は特定化バイアスが生ずる<sup>2</sup>。そこで、実際の運用に関して、多くの研究者は、Schwarz 情報量基準よりも Akaike 情報量基準を用いる。

以上の議論を参考に VAR モデルのラグ次数を選択する。Akaike 情報量基準及び Schwarz 情報量基準の結果は表 3.4 のとおりである。表 3.4 から、最大ラグ次数を 5 とした場合の Akaike 情報量基準による最適ラグ次数は 3、Schwarz 情報量基準による最適ラグ次数は 1 である。表 3.4 では最大ラグを 5 とした場合の最適ラグを示しているが、別途、最大ラグを 10 とした場合は、Akaike 情報量基準の最適ラグは 8 に変わり、Schwarz の情報量基準は変わらず 1 のままである。Schwarz 情報量基準による最適ラグ次数 1 は、最大ラグ次数の変更に対してロバストである。したがって、以下では Schwarz 情報量基準による最適ラグ次数を重視する。ただし、上述したように、Schwarz 情報量基準は有限サンプルの下では真のラグ次数よりも短めになる傾向があることを考慮して、本章での VAR モデルのラグ次数を Schwarz 情報量基準の最適ラグ次数 1 よりも 1 つ多くして 2 とする。この結果はまた、採用するラグ次数 2 は Akaike 情報量基準による最適ラグ次数 3 と Schwarz 情報量基準による最適ラグ次数 1 の平均でもある<sup>3</sup>。

表 3.4 VAR モデルのラグ次数の決定  
—Akaike 情報量基準と Schwarz 情報量基準—

ラグ次数	Akaike 情報量基準	Schwarz 情報量基準
0	-13.74704	-13.64232
1	-20.38556	-19.96669*
2	-20.44747	-19.71445
3	-20.50933*	-19.46216
4	-20.40108	-19.03975
5	-20.26601	-18.59054

注) 最大ラグ次数は 5 である。したがって、ラグ次数 5、4、3、2、1、0 のもとでの Akaike 情報量基準及び Schwarz 情報量基準が最小のラグ次数(\*)が各々の情報量基準の最適ラグ次数である。

### 3.2.2 レベル VAR モデルの係数パラメータの OLS 推定

レベル VAR モデルを構成する 3 変数は単位根を有する可能性があるが、実証分析の慣行に従って、階差をとらずレベル変数のままで VAR モデルのパラメータを OLS 推定する。レベル VAR モ

<sup>2</sup> この点の議論に関しては、沖本(2010,p.50)参照。

<sup>3</sup> 3 変数 VAR モデルのラグ次数 2 は、本多・黒木・立花(2010)と同じである。

デルの OLS 推定の結果は表 3.5 のとおりである。推定期間は 2001 年 3 月から 2006 年 2 月である。ラグ次数 2 なので、2001 年 1 月、2001 年 2 月の鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベースを初期値として与える。

表 3.5 レベル VAR モデルの OLS 推定の結果

	LIPI	LCPI	LMB
LIPI(-1)	0.545257 (0.12913) [ 4.22254]	0.017320 (0.00968) [ 1.78927]	-0.082655 (0.19385) [-0.42638]
LIPI(-2)	0.281127 (0.11366) [ 2.47336]	-0.016624 (0.00852) [-1.95103]	-0.085286 (0.17063) [-0.49983]
LCPI(-1)	3.715551 (1.64344) [ 2.26084]	0.590344 (0.12320) [ 4.79182]	-6.708421 (2.46717) [-2.71907]
LCPI(-2)	-3.725746 (1.63251) [-2.28222]	0.361492 (0.12238) [ 2.95388]	6.023375 (2.45076) [ 2.45776]
LMB(-1)	-0.019333 (0.09335) [-0.20711]	0.008352 (0.00700) [ 1.19347]	0.980784 (0.14014) [ 6.99878]
LMB(-2)	0.076020 (0.09446) [ 0.80480]	-0.009477 (0.00708) [-1.33837]	-0.007111 (0.14180) [-0.05015]
C	0.071834 (2.86991) [ 0.02503]	0.233344 (0.21514) [ 1.08462]	4.297402 (4.30838) [ 0.99745]
R-squared	0.960892	0.986035	0.993856
Adj. R-squared	0.956464	0.984454	0.993160
Sum sq. resids	0.004631	2.60E-05	0.010438
S.E. equation	0.009348	0.000701	0.014033
F-statistic	217.0353	623.6914	1428.820
Log likelihood	198.9410	354.3861	174.5641
Akaike AIC	-6.398035	-11.57954	-5.585471
Schwarz SC	-6.153694	-11.33520	-5.341131
Mean dependent	4.622503	4.600856	13.77166
S.D. dependent	0.044802	0.005620	0.169684
Determinant resid covariance (dof adj.)		7.40E-15	
Determinant resid covariance		5.10E-15	
Log likelihood		731.8704	
Akaike information criterion		-23.69568	
Schwarz criterion		-22.96266	
Number of coefficients		21	

注) ( ) の中は標準誤差、[ ]の中は  $t$  値。

レベル VAR モデルの個々の方程式をみると、どの方程式も自由度修正済決定係数が高い。VAR モデルの各係数の  $t$  値は[ ]の中である。3 変数の時系列データが単位根である場合には係数の有

意性を測る  $t$  値は意味がない。しかし、時系列データが定常の可能性もあるので、参考のために係数の  $t$  値を確認しておく。 $t$  値で判定して統計的に有意でないラグ次数の係数はいくつも見受けられる。鉱工業生産指数の方程式  $LIPI$  で、マネタリーベースのラグ次数 1 の変数  $LMB(-1)$  の係数、ラグ次数 2 の変数  $LMB(-2)$  の係数の  $t$  値（それぞれ  $[-0.20711]$ ,  $[0.80480]$ ）はいずれも低く統計的に有意ではない。消費者物価指数の方程式  $LCPI$  で、マネタリーベースのラグ次数 1 の変数  $LMB(-1)$  の係数、ラグ次数 2 の変数  $LMB(-2)$  の係数の  $t$  値（それぞれ  $[1.19347]$ ,  $[-1.33837]$ ）も低く統計的に有意ではない。また、消費者物価指数の方程式  $LCPI$  のラグ次数 1 の変数  $LMB(-1)$  の係数が 0.008352 のプラス、ラグ次数 2 の変数  $LMB(-2)$  の係数が -0.009477 のマイナスで、マネタリーベースの消費者物価指数への影響はほぼ相殺される。さらに、消費者物価指数  $LCPI$ 、マネタリーベース  $LMB$  のラグ次数の係数の推定値の合計が 0.95 を超えている（消費者物価指数  $LCPI$  の場合は 0.951836, マネタリーベース  $LMB$  のラグ次数の場合は 0.973673）ので、near unit root の可能性を示唆している。

### 3.2.3 レベル VAR モデルのインパルス応答分析

表 3.5 のレベル VAR モデルの OLS 推定の結果をもとに、インパルス応答分析を行う。インパルス応答は、VAR モデルの各々の変数の誤差項に 1 標準偏差の攪乱ショックが加わった場合、各変数が時間を通じてどのような影響を受けるかを追跡したものである。追跡期間は、本多・黒木・立花(2010)と比較するために 48 期と想定する。

分析にあたって、各変数の独立の攪乱ショック（以下、独立ショックと略す）を識別しなければならない。本章では、標準的な独立ショックの識別方法として、誤差項のコレスキー分解を仮定する。コレスキー分解の変数の順序(ordering)として、( $LIPI$ ,  $LCPI$ ,  $LMB$ )の順序を想定する。この変数順序も本多・黒木・立花(2010)と同じである。鉱工業生産指数  $LIPI$  の独立ショックは、当期において鉱工業生産指数  $LIPI$  以外に消費者物価指数  $LCPI$ 、マネタリーベース  $LMB$  にも影響を与えるが、消費者物価指数  $LCPI$  やマネタリーベース  $LMB$  の独立ショックは、当期において鉱工業生産指数  $LIPI$  に影響を与えない。また、消費者物価指数  $LCPI$  の独立ショックは、当期において消費者物価指数  $LCPI$  以外にマネタリーベース  $LMB$  に影響を与えるが、マネタリーベース  $LMB$  の独立ショックは当期において消費者物価指数  $LCPI$  に影響を与えない。マネタリーベース  $LMB$  の独立ショックは、当期においてマネタリーベース  $LMB$  以外に他のどの変数にも影響を与えない。以上の想定を行う。

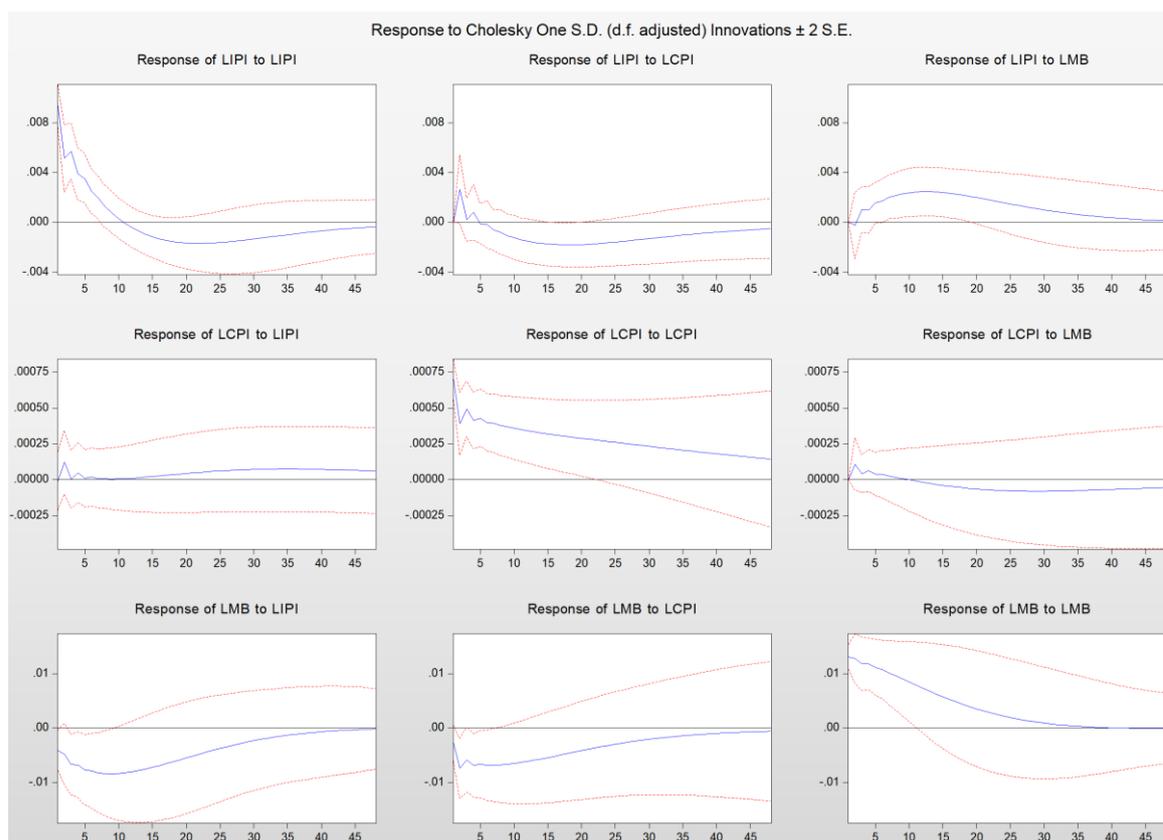
インパルス応答の結果は図 3.1 のとおりである。95%の信頼区間<sup>4</sup>で囲まれた真ん中の線がインパルス応答である。図 3.1 において注目すべきは 1 行 3 列のグラフである。これは量的緩和政

<sup>4</sup> 変数が単位根を有するとすれば、この信頼区間は意味をなさない。

策を捉えるマネタリーベースの独立ショックの鉱工業生産指数  $LIPI$  への影響を見たものである。1行3列のグラフから、マネタリーベースの増加の鉱工業生産指数  $LIPI$  へのプラスの効果を読み取ることができる。本多・黒木・立花(2010)は、2か月後から効果がプラスになり8期にピークを迎えると説明している。これに対して、図3.1の1行3列のグラフでは3期目からプラスに転じ12~13期後にピークを迎える<sup>5</sup>。

次いで、マネタリーベースの消費者物価指数への影響は、図3.1の2行3列のグラフより読み取ることができる。10期まではプラスだが、それ以降はマイナスの影響を読み取ることができる。これは「物価パズル」という現象である。この「物価パズル」の解消のためには、商品価格などインフレ期待を反映した変数をVARモデルに組み入れると解消すると言われている(照山(2001))。もっとも、信頼区間を参考にすれば、そうした効果は有意とは言えない。

図3.1 インパルス応答(48期の累積効果, レベルVARモデル)



<sup>5</sup> 図の縦軸の効果のオーダーが本多・黒木・立花(2010)異なるのは、彼らは量的金融緩和の変数として日本銀行当座預金を、本稿ではマネタリーベースを用いていること、また、鉱工業生産指数や消費者物価指数の基準年度が異なることが原因であると考えられる。

日本銀行の政策反応としては、本多・黒木・立花(2010)では、消費者物価指数の負（正）の独立ショックに対して日本銀行当座預金残高は増加（減少）し、鉱工業生産指数の独立ショックには反応しない。したがって、日本銀行は生産よりも物価に力点をおいて政策運営を行っていたと説明している。しかし、本稿での分析結果は、日本銀行は物価のみならず、生産に関しても反応して政策運営を行っているとは判断できる。

### 3.3 コレスキー分解の安定性

インパルス応答分析を行うに際して、各変数の独立ショックの識別が必要である。独立ショックの識別には、VAR モデルの OLS 推定の残差系列の分散共分散行列にコレスキー分解を適用するのが一般的である。コレスキー分解のもとで、残差系列  $e_{it}$  ( $i=1,2,3, t=1,2,\dots,T$ ) と独立ショック系列  $\hat{\varepsilon}_{it}$  ( $i=1,2,3, t=1,2,\dots,T$ ) の関係（リカーシブ制約）は、以下のとおりである。

$$e_{1t} = \hat{\varepsilon}_{1t} \quad (3.1)$$

$$e_{2t} = \rho_1 \hat{\varepsilon}_{1t} + \hat{\varepsilon}_{2t} \quad (3.2)$$

$$e_{3t} = \rho_2 \hat{\varepsilon}_{1t} + \rho_3 \hat{\varepsilon}_{2t} + \hat{\varepsilon}_{3t} \quad (3.3)$$

(3.1)式、(3.2)式、(3.3)式のパラメータ  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  は、コレスキー分解によって一意に求めることができるが、 $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  は残差  $e_{it}$  を独立ショック  $\hat{\varepsilon}_{it}$  で OLS 回帰を行うことによっても得ることができる。両者は同じ値を与える。OLS 推定で求める場合は、推定値の有意性を検定（ $t$  検定）することができる。

以下では、実際の時系列データを使ってコレスキー分解の下三角行列を与え、 $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  を求める。次いで、(3.1)式、(3.2)式、(3.3)式の OLS 回帰の推定値  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  が  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  と同じであることを明らかにする。

#### 3.3.1 コレスキー分解と OLS 推定

各変数の独立ショックの識別のためにコレスキー分解を想定する。コレスキー分解は、以下のレベル VAR モデルの OLS 推定の残差系列の分散共分散行列  $\hat{\Sigma}_u$  に対して適用される。

$$\hat{\Sigma}_u = \begin{bmatrix} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{1t}^2 & \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t} & \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t} \\ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{2t} e_{1t} & \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{2t}^2 & \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{2t} e_{3t} \\ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{3t} e_{1t} & \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{3t} e_{2t} & \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_{3t}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11} & 0 & 0 \\ \hat{\sigma}_{21} & \hat{\sigma}_{22} & 0 \\ \hat{\sigma}_{31} & \hat{\sigma}_{32} & \hat{\sigma}_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11} & \hat{\sigma}_{21} & \hat{\sigma}_{31} \\ 0 & \hat{\sigma}_{22} & \hat{\sigma}_{32} \\ 0 & 0 & \hat{\sigma}_{33} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

(3.4)式は(3.5)式に書き換えることができる。

$$\begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11} & 0 & 0 \\ \hat{\sigma}_{21} & \hat{\sigma}_{22} & 0 \\ \hat{\sigma}_{31} & \hat{\sigma}_{32} & \hat{\sigma}_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11} & \hat{\sigma}_{21} & \hat{\sigma}_{31} \\ 0 & \hat{\sigma}_{22} & \hat{\sigma}_{32} \\ 0 & 0 & \hat{\sigma}_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \rho_1 & 1 & 0 \\ \rho_2 & \rho_3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \hat{\sigma}_{22} & 0 \\ 0 & 0 & \hat{\sigma}_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \hat{\sigma}_{22} & 0 \\ 0 & 0 & \hat{\sigma}_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ 0 & 1 & \rho_3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

ここで、

$$\rho_1 = \frac{\hat{\sigma}_{21}}{\hat{\sigma}_{11}} \quad \rho_2 = \frac{\hat{\sigma}_{31}}{\hat{\sigma}_{11}} \quad \rho_3 = \frac{\hat{\sigma}_{32}}{\hat{\sigma}_{22}} \quad (3.6)$$

である。(3.4)式の右辺の下三角行列の対角要素が正なので、残差系列の分散共分散行列のコレスキー分解は一意的である。(3.1)式及び(3.3)式から、 $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  は VAR モデルの OLS 推定の残差系列によって表すことができる。すなわち、

$$\rho_1 = \frac{\hat{\sigma}_{21}}{\hat{\sigma}_{11}} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2} \quad (3.7)$$

$$\rho_2 = \frac{\hat{\sigma}_{31}}{\hat{\sigma}_{11}} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2} \quad (3.8)$$

$$\rho_3 = \frac{\sum_{t=1}^T e_{2t} e_{3t} \sum_{t=1}^T e_{1t}^2 - \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t} \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 \sum_{t=1}^T e_{2t}^2 - (\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t})^2} \quad (3.9)$$

(3.7)式、(3.8)式、(3.9)式は、以下の残差項と独立ショックの関係式を OLS 推定することによって得られる係数推定値と同じである。

以下のとおりである（本文の(3.1)式、(3.2)式、(3.3)式に対応）。

$$e_{1t} = \hat{\varepsilon}_{1t} \quad (3.10)$$

$$e_{2t} = \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_{1t} + \hat{\varepsilon}_{2t} \quad (3.11)$$

$$e_{3t} = \hat{\theta}_2 \hat{\varepsilon}_{1t} + \hat{\theta}_3 \hat{\varepsilon}_{2t} + \hat{\varepsilon}_{3t} \quad (3.12)$$

(3.11)式の OLS 回帰（最小二乗法）の推定値  $\hat{\theta}_1$  は、

$$\hat{\theta}_1 = \frac{\sum_{t=1}^T e_{2t} \hat{\varepsilon}_{1t}}{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2} \quad (3.13)$$

である。また、(3.12)式の OLS 回帰の推定値  $\hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  は、

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta}_2 \\ \hat{\theta}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2 & T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} \hat{\varepsilon}_{2t} \\ T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} \hat{\varepsilon}_{1t} & T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} e_{3t} \\ T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} e_{3t} \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

である。(3.14)の右辺を展開すると、

$$\frac{1}{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2 - \left( \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} \hat{\varepsilon}_{1t} \right)^2} \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2 & - \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} \hat{\varepsilon}_{2t} \\ - \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} \hat{\varepsilon}_{1t} & \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} e_{3t} \\ \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} e_{3t} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

(3.14)式の第 1 行と第 2 行を別々に展開すると、

(第1行)

$$\frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} e_{3t} - \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} \hat{\varepsilon}_{2t} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2 - (\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} \hat{\varepsilon}_{1t})^2} = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2} \quad (3.16)$$

(第2行)

$$\begin{aligned} & \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} e_{3t} - \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} \hat{\varepsilon}_{2t} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{1t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2 - (\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} \hat{\varepsilon}_{1t})^2} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2} = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_{2t}^2} \\ & = \frac{\sum_{t=1}^T (e_{2t} - \hat{\theta}_1 e_{1t}) e_{3t}}{\sum_{t=1}^T (e_{2t} - \hat{\theta}_1 e_{1t})^2} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{2t} e_{3t} \sum_{t=1}^T e_{1t}^2 - \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t} \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 \sum_{t=1}^T e_{2t}^2 - (\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t})^2} \end{aligned} \quad (3.17)$$

したがって、(3.13)式、(3.16)式、(3.17)式より、

$$\hat{\theta}_1 = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2} \quad (3.18)$$

$$\hat{\theta}_2 = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2} \quad (3.19)$$

$$\hat{\theta}_3 = \frac{\sum_{t=1}^T e_{2t} e_{3t} \sum_{t=1}^T e_{1t}^2 - \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t} \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t}}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 \sum_{t=1}^T e_{2t}^2 - (\sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t})^2} \quad (3.20)$$

(3.18)式、(3.19)式、(3.20)式は残差系列の分散共分散行列のコレスキー分解から求めた(3.7)式、(3.8)式、(3.9)式の  $\rho_1$ ,  $\rho_2$ ,  $\rho_3$  と同じである。

### 3.3.2 実際の時系列データによる確認

以下では、前項の 3.3.1 での議論に基づき、残差系列のコレスキー分解によって得られる  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  とリカーシブ制約の OLS 回帰によって得られる  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  の値が同じであることを、実際の時系列データで確認する。確認のための実証手順は以下のとおりである。

(実証手順)

- ① 実際の時系列データ(鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベースの 3 変数の月次データ、サンプル期間 2001 年 3 月~2006 年 2 月、サンプル数 60)を用いたレベル VAR モデルの係数パラメータを OLS 推定する。
- ② レベル VAR モデルの OLS 推定から得られる各方程式の残差系列の分散共分散行列にコレスキー分解を適用する。
- ③ コレスキー分解から得られる上記(2)式、(3)式から  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  を求める。
- ④ レベル VAR モデルの誤差項に関するリカーシブ制約の制約式((8)式、(9)式)のパラメータの OLS 推定値  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  を求める。
- ⑤  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  と  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  が同じ値であることを確認する。

(実証結果)

#### ① の結果

レベル VAR モデルの係数パラメータの OLS 推定の残差系列  $\{e_{it}\} (i=1,2,3., t=1,2, \dots, 60)$  の分散共分散行列は以下のとおりである。

$$\hat{\Sigma}_u = \begin{bmatrix} \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{1t}^2 & \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{2t} & \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{1t} e_{3t} \\ \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{2t} e_{1t} & \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{2t}^2 & \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{2t} e_{3t} \\ \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{3t} e_{1t} & \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{3t} e_{2t} & \frac{1}{60} \sum_{t=1}^T e_{3t}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7.71897E-05 & -6.36888E-08 & -3.39025E-05 \\ -6.36888E-08 & 4.33772E-07 & -1.67676E-06 \\ -3.39025E-05 & -1.67676E-06 & 0.000173961 \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

ここで(3.21)式の E-XX は  $10^{-XX}$  を意味する。例えば  $7.71897E-05$  は、 $7.71897 \times 10^{-5}$  を意味する。

#### ②の結果

分散共分散行列のコレスキー分解から得られる下三角行列は以下のとおりである。

$$\begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11} & 0 & 0 \\ \hat{\sigma}_{21} & \hat{\sigma}_{22} & 0 \\ \hat{\sigma}_{31} & \hat{\sigma}_{32} & \hat{\sigma}_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.008785767 & 0 & 0 \\ -7.25E-06 & -0.003858798 & 0 \\ 6.59E-04 & -0.002588522 & 0.012343834 \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

### ③の結果

(3.2)式、(3.3)式から  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  を求める。 $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  は(3.23)式のとおりである。

$$\rho_1 = -8.25E-04 \quad \rho_2 = -0.43921 \quad \rho_3 = -3.93 \quad (3.23)$$

### ④の結果

リカーシブ制約の OLS 回帰によるパラメータ推定  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  は(3.24)式、(3.25)式、(3.26)式及び表 3.6、表 3.7 のとおりである<sup>6</sup>。

$$e_{1t} = \hat{\varepsilon}_{1t} \quad (3.24)$$

$$e_{2t} = -0.000825\hat{\varepsilon}_{1t} + \hat{\varepsilon}_{2t} \quad (3.25)$$

$$e_{3t} = -0.43921\hat{\varepsilon}_{1t} - 3.930492\hat{\varepsilon}_{2t} + \hat{\varepsilon}_{3t} \quad (3.26)$$

表 3.6 リカーシブ制約の OLS 回帰 (3.25)式

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S1	-0.000825	0.009759	-0.084548	0.9329
R-squared	0.000121	Mean dependent var		-3.70E-16
Adjusted R-squared	0.000121	S.D. dependent var		0.000664
S.E. of regression	0.000664	Akaike info criterion		-11.77966
Sum squared resid	2.60E-05	Schwarz criterion		-11.74475
Log likelihood	354.3897	Hannan-Quinn criter.		-11.76600
Durbin-Watson stat	2.009195			

注) 説明変数 S1 は独立ショック  $\hat{\varepsilon}_{1t}$

<sup>6</sup>  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  の推定に関しては、リカーシブ制約を考慮した最尤法でも推定し、係数の有意性を確認した。結果は、以下のとおりである。 $\hat{\theta}_1 = -0.00082478$   $\hat{\theta}_2 = 0.074989$   $\hat{\theta}_3 = 0.670726$ 。 $\hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  は統計的に有意だが符号条件を満たしていない。 $\hat{\theta}_1$  は OLS 回帰の結果と同じく、統計的に有意ではない。

表 3.7 リカーシブ制約の OLS 回帰 (3.26)式

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S1	-0.439210	0.184483	-2.380762	0.0206
S2	-3.930492	2.461110	-1.597040	0.1157
R-squared	0.124113	Mean dependent var		-9.18E-16
Adjusted R-squared	0.109011	S.D. dependent var		0.013301
S.E. of regression	0.012555	Akaike info criterion		-5.884656
Sum squared resid	0.009142	Schwarz criterion		-5.814844
Log likelihood	178.5397	Hannan-Quinn criter.		-5.857349
Durbin-Watson stat	1.756361			

注) 説明変数 S1,S2 は独立シヨック  $\hat{\varepsilon}_{1t}, \hat{\varepsilon}_{2t}$

$$\hat{\theta}_1 = -8.25E - 04 \quad \hat{\theta}_2 = -0.43921 \quad \hat{\theta}_3 = -3.93 \quad (3.27)$$

### ⑤の結果

(3.23)式と(3.27)式から、 $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  と  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  は同じ値であることが確認できる。

### 3.3.3 コレスキー分解の安定性

前項の 3.3.2 において、残差系列の分散共分散行列のコレスキー分解から得られる  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  とリカーシブ制約の制約式を OLS 回帰して得られる  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  が同じ値であることが確認できた。しかし、 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  が  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  と異なるのは、 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  は係数の有意性を確認することができるが、 $\rho_1, \rho_2, \rho_3$  は残差系列の分散共分散行列から一意に決定され、係数の有意性を確認することができない点である。

表 3.6、表 3.7 から、 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  の  $t$  検定による有意性検定の結果は以下のとおりである。

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_1 &= -8.25E - 04 & t\text{値} &= -0.084548 & p\text{値} &= 0.9329 \\ \hat{\theta}_2 &= -0.439210 & t\text{値} &= -2.380762 & p\text{値} &= 0.0206 \\ \hat{\theta}_3 &= -3.930492 & t\text{値} &= -1.597040 & p\text{値} &= 0.1157 \end{aligned}$$

表 3.6 から、(3.25)式の  $\hat{\varepsilon}_{1t}$  の  $e_{2t}$  への効果  $\hat{\theta}_2$  は値として小さく、また統計的に有意ではない ( $t$  値=-0.084548、 $p$  値=0.9329)。さらに説明力はほとんどない ( $\bar{R}^2 = 0.000121$ )。この結果は、実際には鉱工業生産指数の独立シヨックが同じ期に消費者物価指数に与える影響はほぼゼロと言うことを意味する。注 6 で言及した最尤法での推定結果も同じである。統計的な有意性を考慮すると、リカーシブ制約は厳密には、

$$e_{1t} = \hat{\varepsilon}_{1t} \quad (3.28)$$

$$e_{2t} = \hat{\varepsilon}_{2t} \quad (3.29)$$

$$e_{3t} = -0.43921\hat{\varepsilon}_{1t} - 3.9305\hat{\varepsilon}_{2t} + \hat{\varepsilon}_{3t} \quad (3.30)$$

である。しかし、(3.25)式の右辺の第2項の $-0.000825\hat{\varepsilon}_{1t}$ は、 $\hat{\varepsilon}_{1t}$ の値を1標準偏差0.000879とした場合、 $-7.25E-06$ でほとんどゼロに近い値をとる。したがって、上のケースでは幸いなことに、(3.29)式の代わりに(3.25)式を使ってインパルス応答を求めても結果はほとんど変わらない。

一般的に、インパルス応答を行う上でコレスキー分解を適用する場合、コレスキー分解の安定性をOLS回帰の係数の有意性検定により確認することは、インパルス応答の結果を解釈する上で重要な情報を与える。その意味から、コレスキー分解を想定してインパルス応答を行う場合は、OLS回帰によるリカーシブ制約の係数の有意性を確認することは必要な作業と言える。

### 3.4 ブートストラップ法によるインパルス応答分析

#### 3.4.1 ブートストラップ法とコレスキー分解

ブートストラップ法はモンテカルロ・シミュレーションの1つで、Efron(1979)らが提唱した手法である。回帰分析などで求めた残差系列のリサンプリングを行うことにより経験分布を求め、統計的推論を行うノンパラメトリックな手法<sup>7</sup>である。

ブートストラップ法をVARモデルに適用する場合、一般的には実際のデータでOLS推定したVARモデルの残差系列に対してリサンプリングを行う。しかし、本章で考慮しなければならない点は、VARモデルの回帰式の誤差項が相関している点である。したがって、リサンプリングは正確には残差系列ではなく、コレスキー分解に基づく各変数の独立ショックの推定値に対して行わなければならない。数式で説明すると以下のとおりである。

最初に、実際のデータを使ってVARモデルのパラメータをOLS推定する。すなわち、

$$LIPI_t = \hat{c}_{10} + \hat{c}_{11}LIPI_{t-1} + \hat{c}_{12}LIPI_{t-2} + \hat{c}_{13}LCPI_{t-1} + \hat{c}_{14}LCPI_{t-2} + \hat{c}_{15}LMB_{t-1} + \hat{c}_{16}LMB_{t-2} + e_{2t} \quad (3.31)$$

$$LCPI_t = \hat{c}_{20} + \hat{c}_{12}LIPI_{t-1} + \hat{c}_{22}LIPI_{t-2} + \hat{c}_{23}LCPI_{t-1} + \hat{c}_{24}LCPI_{t-2} + \hat{c}_{25}LMB_{t-1} + \hat{c}_{26}LMB_{t-2} + e_{2t} \quad (3.32)$$

$$LMB_t = \hat{c}_{30} + \hat{c}_{31}LIPI_{t-1} + \hat{c}_{32}LIPI_{t-2} + \hat{c}_{33}LCPI_{t-1} + \hat{c}_{34}LCPI_{t-2} + \hat{c}_{35}LMB_{t-1} + \hat{c}_{36}LMB_{t-2} + e_{3t} \quad (3.33)$$

ここで、 $\hat{c}_{ij}$  ( $i = 1, 2, 3, j = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6$ )はOLS推定値、 $(e_{1t}, e_{2t}, e_{3t})$ はそれぞれの回帰式の残差である。

<sup>7</sup> パラメトリックなブートストラップ法も存在するが、ブートストラップ法の特徴は特定の分布を仮定しない経験分布に基づいて推論を行う点である。

残差系列  $\{e_{1t}, e_{2t}, e_{3t}\} (t=1, 2, \dots, T)$  の分散共分散行列にコレスキー分解を適用し、残差項と各変数の独立ショックの関係に関して以下のようなリカーシブ制約を課す。

$$e_{1t} = \hat{\varepsilon}_{1t} \quad (3.34)$$

$$e_{2t} = \hat{\varphi}_1 \hat{\varepsilon}_{1t} + \hat{\varepsilon}_{2t} \quad (3.35)$$

$$e_{3t} = \hat{\varphi}_2 \hat{\varepsilon}_{1t} + \hat{\varphi}_3 \hat{\varepsilon}_{2t} + \hat{\varepsilon}_{3t} \quad (3.36)$$

(3.34)式、(3.35)式、(3.36)式の関係から、OLS 推定の残差系列  $\{e_{1t}, e_{2t}, e_{3t}\} (t=1, 2, \dots, T)$  をもとに、各変数の独立ショックの推定系列  $\{\hat{\varepsilon}_{1t}, \hat{\varepsilon}_{2t}, \hat{\varepsilon}_{3t}\} (t=1, 2, \dots, T)$  を求める。独立ショックの推定系列  $\{\hat{\varepsilon}_{1t}, \hat{\varepsilon}_{2t}, \hat{\varepsilon}_{3t}\} (t=1, 2, \dots, T)$  を求める手順は、以下のとおりである。

- ①  $e_{1t}$  を  $\hat{\varepsilon}_{1t}$  とする。
- ②  $e_{2t}$  を  $\hat{\varepsilon}_{1t}$  で OLS 回帰し、その係数の推定値を  $\hat{\theta}_1$ 、残差を  $\hat{\varepsilon}_{2t}$  とする。
- ③  $e_{3t}$  を  $\hat{\varepsilon}_{1t}, \hat{\varepsilon}_{2t}$  で OLS 回帰し、それらの係数の推定値を  $\hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$ 、残差を  $\hat{\varepsilon}_{3t}$  とする<sup>8</sup>。

こうして得られた独立ショックの推定系列  $\{\hat{\varepsilon}_{1t}, \hat{\varepsilon}_{2t}, \hat{\varepsilon}_{3t}\} (t=1, 2, \dots, T)$  が真の独立ショックの母集団の推定値である。独立ショックの推定系列  $\{\hat{\varepsilon}_{1t}, \hat{\varepsilon}_{2t}, \hat{\varepsilon}_{3t}\} (t=1, 2, \dots, T)$  から、等確率  $(1/T)$  でリサンプリングを行う。リサンプリングによって得られた新たな独立ショックの推定系列を  $\{\hat{\varepsilon}_{1t}^*, \hat{\varepsilon}_{2t}^*, \hat{\varepsilon}_{3t}^*\}$  (重複を認める) とする。これがブートストラップ・サンプルである。 $\{\hat{\varepsilon}_{1t}^*, \hat{\varepsilon}_{2t}^*, \hat{\varepsilon}_{3t}^*\}$  を(3.34)式、(3.35)式、(3.36)式に代入して新たな残差系列  $\{e_{1t}^*, e_{2t}^*, e_{3t}^*\}$  が得られる。次いで、(3.31)式、(3.32)式、(3.33)式の残差系列  $\{e_{1t}, e_{2t}, e_{3t}\}$  を新たな残差系列  $\{e_{1t}^*, e_{2t}^*, e_{3t}^*\}$  に置き換え、VAR モデルの推定式(3.31)式、(3.32)式、(3.33)式に代入して新たなデータ系列  $(LPI_t^*, LCPI_t^*, LMB_t^*) (t=1, 2, \dots, T)$  を計算する。こうして求めた新たなデータ系列を用いて VAR モデルを再度 OLS で推定し、インパルス応答分析を行う。

以上の手順を  $n$  回繰り返す。したがって、 $n$  個の組のインパルス応答が得られる。最後にこうした  $n$  個のインパルス応答の各期の平均値を求める。これをブートストラップ法によるインパルス応答と定義する。また、最初に実際の時系列データで推定した VAR モデルによるインパルス応答(ブートストラップ母集団に基づくインパルス応答)を実際のデータに基づくインパルス応答と呼ぶことにする。小標本の下で、ブートストラップ法によるインパルス応答と実際のデータに基づくインパルス応答の差は、実際のデータに基づくインパルス応答と VAR モデルの真のパラメータに基づくインパルス応答との差の近似となる。したがって、ブートストラップ法によるインパルス応答と実際のデータに基づくインパルス応答の差が大きければ、実際のデータに基づくインパルス応答は真の VAR モデルのパラメータに基づくインパルス応答

<sup>8</sup> ①、②、③の回帰分析で得られた  $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$  は残差系列のコレスキー分解で得られる下三角行列と同じである。

とはかけ離れたものとなる<sup>9</sup>。

### 3.4.2 ブートストラップ・シミュレーションの結果

以下では、ブートストラップ法を用いたインパルス応答分析の結果を与える。各変数の独立ショックの推定系列 $\{\hat{\varepsilon}_{1t}, \hat{\varepsilon}_{2t}, \hat{\varepsilon}_{3t}\}$ のリサンプリングの回数は10,000回とする( $n=10000$ )。したがって、10,000個のインパルス応答が得られる。10,000個のインパルス応答の各期の平均値が最終的なブートストラップ法のインパルス応答である。インパルス応答の予測期間は48期であり、累積地ではなく各期のみの影響をグラフ化したものである。

結果は図3.2のとおりである。図3.2では、比較のために図3.1の実際のデータ系列を使ったインパルス応答を追加してグラフ化している。図3.2から、ブートストラップ法によるインパルス応答と実際のデータ系列の基づくインパルス応答との比較に関して、以下の5点が指摘できる。

第1に、図3.2の3行2列のグラフの消費者物価指数の独立ショックに対するマネタリーベースへの影響、すなわち、金融政策反応に関して、実際のデータ系列に基づくインパルス反応は消費者物価指数が上昇(下落)すれば金融引き締めの(金融緩和的)に反応することを示している。一方、ブートストラップ法によるインパルス応答はほとんど反応していない。この点が両者のもっとも大きな違いである。

第2に、3行1列のグラフの鉱工業生産指数の独立ショックに対するマネタリーベースへの影響だが、実際のデータに基づくインパルス応答は鉱工業生産指数の独立ショックの増加に対して景気抑制的な効果がブートストラップ法によるインパルス応答よりも過大に表れている。

第3に、図3.2の2行3列のグラフのマネタリーベースの独立ショックの消費者物価指数への下落効果だが、ブートストラップ法のインパルス応答は実際のデータ系列のインパルス応答よりも、「物価パズル」の現象がより顕著に表れている。

第4に、この点は量的緩和政策の効果に関してもっとも関心のある点だが、図3.2の1行3列のマネタリーベースの独立ショックの鉱工業生産指数へのプラスの効果は、実際のデータ系列に基づくインパルス応答よりもブートストラップ法によるインパルス応答の方がより大きく表れている。しかも、上昇のピークはブートストラップ法の方が2~3か月早く訪れている。こうした転換のピークは、総じてブートストラップ法によるインパルス応答の方が実際のデータ系列に基づくインパルス応答よりも早い。

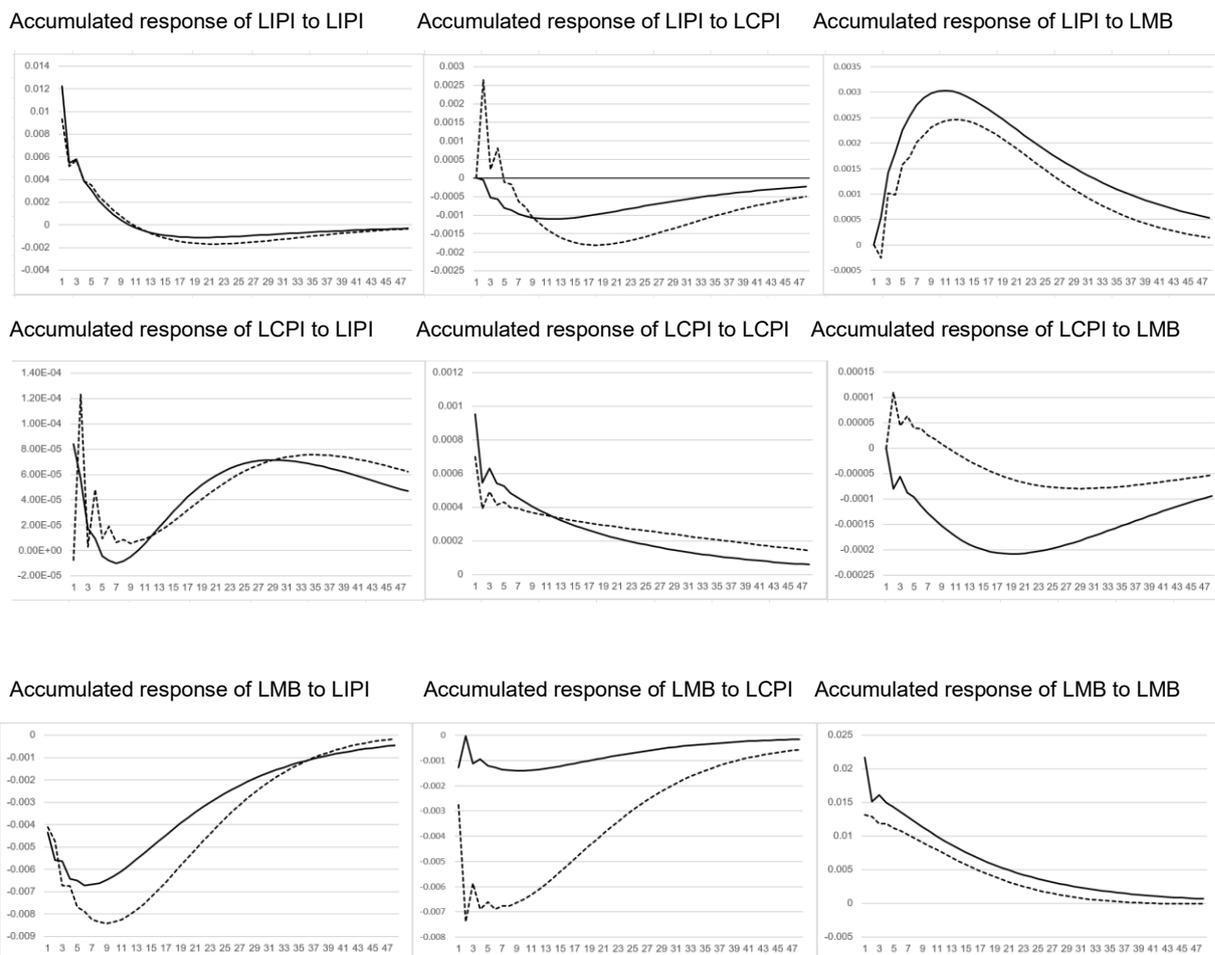
第5に、鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベースのいずれのケースも、自らの変数の独立ショックの効果はブートストラップ法によるインパルス応答と実際のデータ系列を用いたインパルス応答との差はほとんどない。

以上の図3.2の分析結果から、実際のデータに基づくインパルス応答とブートストラップ法によるインパルス応答は、インパルス応答の時間を通じた方向性(図3.2の曲線の形)に関して、

<sup>9</sup> 例えば、FOX(2002)参照。

消費者物価指数の独立ショックのマネタリーベースへの影響（3行2列）を除いてほぼ同じだが、効果の大きさは異なっている。このことは、実際のデータに基づくインパルス応答は真のパラメータに基づくインパルス応答と、その効果の大きさに関してかけ離れていることを示唆するものである。

図 3.2 実際のデータに基づくインパルス応答とブートストラップのインパルス応答



注) 実線がブートストラップ法によるインパルス応答、点線が実際のデータに基づくインパルス応答の結果である。

### 3.5 結語

本章では、実際の時系列データを用いたレベル VAR モデルの問題を分析した。具体的には、インパルス応答を行う上で標準的に想定されるコレスキー分解の安定性の問題とブートストラップ法を用いたレベル VAR モデルのインパルス応答の信頼性の問題である。

金融政策の効果分析で使われる時系列データは、単位根を有し共和分関係にある非定常時系列データの可能性が高い。そうした時系列データの特性を考慮せずレベル VAR モデルでインパルス応答を行うことは、小標本のもとで大きなバイアスを生む可能性がある。

VAR モデルを使った多くの金融政策の効果分析において、変数の独立ショックの識別のために残差系列の分散共分散行列にコレスキー分解が適用される。コレスキー分解における変数の順序は経済的推論によって正当化されるが、その変数順序が統計的に支持されたわけではない。通常は何の統計的検定も行わないままに、残差系列の分散共分散行列にコレスキー分解を適用している。しかし、コレスキー分解から得られる残差項のリカーシブ制約が統計的な有意性検定によって支持されなければ、安定したインパルス応答を得ることはできない。

本章では、最初に残差系列の分散共分散行列にコレスキー分解を適用して得られる残差項と独立ショックの関係に関するリカーシブ制約の係数の値とリカーシブ制約を OLS 回帰で推定した係数の推定値が同じであることを確認した。その上で、OLS 推定による係数の有意性を  $t$  検定で行った。本章でのレベル VAR モデルは、鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベースの 3 変数から構成されラグ次数は 2 を想定した。サンプル期間は量的緩和政策の時期で、2001 年 3 月から 2006 年 2 月の月次データである。レベル VAR モデルを OLS で推定し残差系列を求める。次いで、残差項のリカーシブ制約に関して OLS 推定を行う。その結果、鉱工業生産指数の独立ショックは消費者物価指数の残差項に何の影響も与えないことを明らかにした。マネタリーベースの残差項は鉱工業生産指数の独立ショックに統計的に有意に影響を受けることも明らかにした。鉱工業生産指数の独立ショックは消費者物価指数の残差項に何の影響も与えないという結果は、(鉱工業生産指数、消費者物価指数、マネタリーベース) の変数順序を仮定したコレスキー分解が厳密には統計的には支持されないことを意味する。また、こうした結果は、インパルス応答の結果を解釈する上でも重要な情報となることも指摘した。

本章のブートストラップ法によるモンテカルロ・シミュレーションの結果、実際のデータによるインパルス応答とブートストラップ法によるインパルス応答とは、時間を通じた効果の方向性は同じだが、効果の大きさに関しては乖離が認められた。乖離が認められるのは、自らの変数の独立ショックの影響ではなく他の変数の独立ショックの影響に関するものである。こうした結果は、実際の時系列データを用いたレベル VAR モデルによるインパルス応答が真の VAR モデルに基づくインパルス応答とかけ離れていることを意味する。その意味から、実際の時系列データを用いたインパルス応答の信頼性は低いと言える。

本章では、コレスキー分解によるリカーシブ制約の安定性を、リカーシブ制約の係数の有意性検定によって判定した。その結果、鉱工業生産指数の独立ショックは消費者物価指数の残差項にまったく影響を与えないことが明らかになった。次の問題として、こうしたコレスキー分解によるリカーシブ制約の有意性の検定結果を、どのように残差項と独立ショックの望ましい関係を見つける上で役立たせるかの問題が課題として残されている。

本章では3変数のVARモデルを想定したが、より現実的に本章での3変数に加えて株価や為替レートを含んだ4変数、5変数の場合のVARモデルで分析することが残されている。その場合、小標本のもとでの自由度の低下を考慮しなければならない。これらは今後の課題としたい。

## 第4章 量的金融緩和政策導入の背景とその内容

### 4.1 序

本章では量的金融緩和政策の導入に至った経済的背景と、その内容について説明し、次章以降でのVARモデルを使った実証分析への導入章とする。

日本銀行(以下、日本銀行)は、1998年の日本銀行法改正により、独立性と透明性を強めた。また、「物価の安定を図ることを通じて国民経済の健全な発展に資する(日本銀行法第2条)」ことを理念として明記した。

物価安定の目標は、当時はまだインフレを意識したものであったが、その後景気の停滞と物価下落が同時に進行する事態になると、物価安定はデフレへの対処を意味するものとなった。1990年代後半から金利はすでにゼロに近い水準にあったために、物価の安定を目指すには、実質的にはデフレ対策としても金融政策の発動が期待され、日本銀行は、金融政策の政策目標を金利をベースにしたものから量的指標に変化させることとなった。

### 4.2 量的金融緩和政策導入の背景

#### 4.2.1 景気の停滞とデフレ懸念の進行(1998年～2001年)

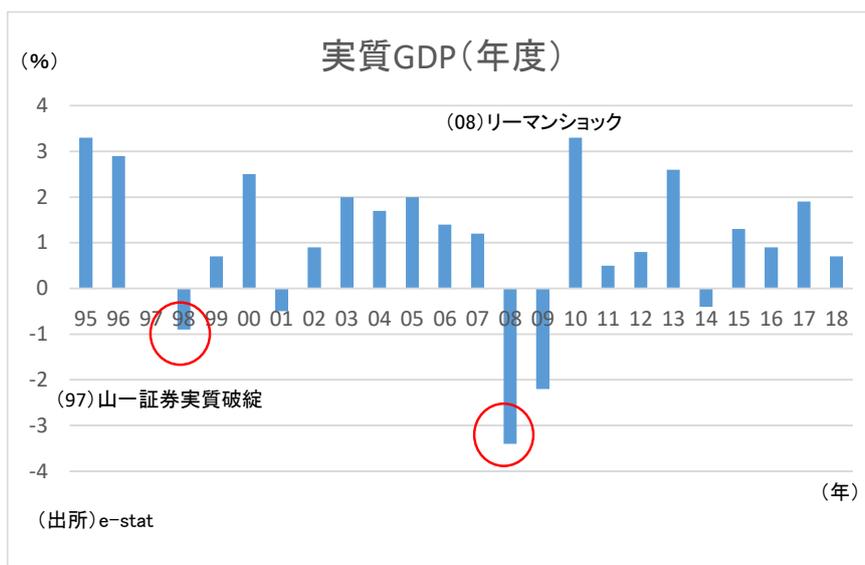
一般に、経済が後退すると、政府は経済対策で景気を拡大させようとする。政府の主な経済対策は大きく3つある。財政政策(公共支出・減税等)、金融政策、そして長期的な視点に立った構造改革である。厳密に言えば、金融政策は日本銀行が担うが、日本銀行の金融政策は、基本的には政府の経済対策に協力する形で実施される。

図4.1は日本の実質GDPを1995年度以降の期間で図示したものである。図4.1からわかるように、1998年は、日本長期信用銀行や山一証券の破綻に象徴される金融危機の影響もあって、バブル崩壊後最悪となる景気後退の1年であった。これまで景気悪化の度に財政出動を続けてきたために、この時期に大規模な財政支出を行うことは困難であった。そのこともあって、景気対策として金融政策に負担がかかりやすい状況だった。しかし、金融政策に関しても、景気後退と物価下落(デフレ懸念の進行)が起こる度に、金利水準を引き下げてきたので、金利水準もこれ以上引き下げる余地がなくなっていた。

1999年2月に日本銀行は、「資金運用部ショック」と呼ばれる長期金利の急騰に対処するため、無担保コール(翌日物)を過去最低となる0.15%に引き下げた。当時の速水日本銀行総裁がこうした金

利水準を「ゼロ金利」と呼んだことなどから、この金融緩和政策はゼロ金利政策と呼ばれた。「デフレ脱却が展望できるまで」ゼロ金利は継続されるとされたが、こうした条件が充足したとされ 2000 年 8 月にゼロ金利政策は解除された。

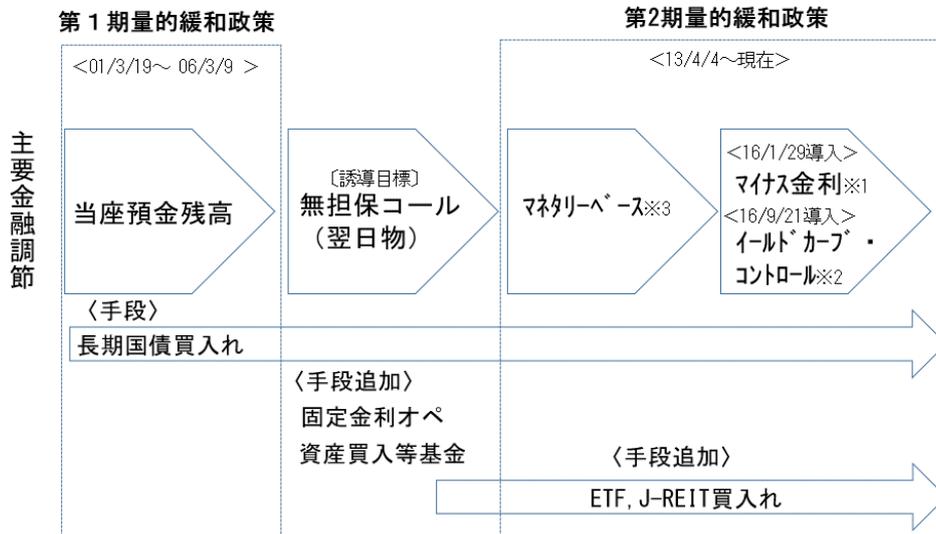
図 4.1 実質 GDP 成長率の推移



#### 4.2.2 日本銀行の金融政策の変遷

2001 年 3 月に日本銀行は量的金融緩和政策に踏み切った。バブル崩壊以降の度重なる金利引き下げは、金利の一段の低下余地を狭めたため、金利引き下げを金融緩和の政策手段として用いることが困難な状況にあった。この状況が、金利水準の引き下げから量的なマネー増大の金融政策のレジーム・チェンジを促した。2001 年以降の日本銀行の金融政策の手段(目標)の変遷をまとめると図 4.2 となる。

図 4.2 日本銀行の金融政策の変遷(2001年3月以降)



※1 当座預金のうち政策金利残高にマイナス0.1%を適用。金融政策として「マイナス金利付き量的・質的金融緩和」と日本銀行は公表。  
 ※2 短期金利は日銀当座預金のうち政策金利残高にマイナス金利を適用し、長期金利は10年物国債金利がゼロ%程度で推移するように長期国債の買入れを行うこと。金融政策として「長短金利操作付き量的・質的金融緩和」と日銀は公表。  
 ※3 2016年9月21日公表以降の金融市場調節方針では、「マネタリーベースについては、(中略)拡大方針を継続」と明記。

(注) <>内は決定時期であり、実施時期ではない。詳細は〔補論〕ご参照。  
 (出所) 日本銀行HPを基に筆者作成

### 4.3 第1期量的金融緩和政策期(2001年3月～2006年2月)

2001年2月に公定歩合と無担保コールレート(翌日物)を引下げたことから、金利の一段の低下余地が狭まった。そうした状況下、当座預金残高を操作目標とする新たな金融市場調節方法を日本銀行は採用した。2001年3月19日金融政策決定会合後の公表文には、「消費者物価指数(全国、除く生鮮食品)の前年比上昇率が安定的にゼロ%以上となるまで、継続する」と明記し、将来に渡って政策をコミットすることとした。景気が失速し株式市場も下落基調を辿るなか、金融機関も「ペイオフ解禁」への備え等から不良債権処理を進めなくてはならず、日本銀行は金融機関への流動性の供給方法の改善を図る必要に迫られていたことも背景にあった。金融システム不安が煽るなか、デフレ懸念が再び深刻となったことから、日本銀行は物価の安定を実現することを1998年の日本銀行法改正を受けて世間から強く求められていたことや、2000年のゼロ金利解除は時期尚早であったとの批判が次第に強まったことも、日本銀行に世界で初めて量的金融緩和政策を導入させる一因であったとも言える。

本書の補論に、2001年以降の日本銀行の金融政策決定会合後の公表文に見る主な決定の一覧を掲載した。それらを参照すると、当座預金残高の目標は2001年3月の導入時には5兆円程度とされ

ていたが、年末には 10～15 兆円程度と拡大し、拡大ペースも加速した。消費者物価指数の前年比上昇率のプラスをコミットしていたことも大いに影響した。金融調節手段は主に長期国債の買入れであった。導入当初は月 4,000 億円を長期国債の買入れ額としていたが、2002 年 10 月には買入れ額は月 1.2 兆円にまで拡大する。

2004 年以降は世界的な景気回復の影響もあり、物価は徐々に上昇する動きを見せたことから、量的金融緩和政策を解除する条件<sup>1</sup>が整ったとして、2006 年 3 月に量的金融緩和政策は解除され、導入以前のゼロ金利政策に戻った。

#### 4.4 第 1 期量的金融緩和政策解除後(2006 年 3 月～2013 年 3 月)

2008 年にリーマンショックが起こり、世界的に経済は後退局面に入った。日本銀行は 2008 年 12 月に無担保コール(翌日物)を 0.1%にまで引き下げてゼロ金利政策を続けた。2009 年には新たな資金供給手段(固定金利オペ)、2010 年 10 月には資産買入れ等基金を創設し、金融緩和の強化を続けた。2011 年 3 月に東日本大震災が起こり景気は大きく後退すると、資産買入れ等基金の規模を拡大するなどして金融緩和強化を続けた。2012 年 11 月の衆議院選で安倍晋三自民党総裁は、デフレ脱却まで金融緩和を続ける姿勢を鮮明にし、アベノミクスと称する自ら主導する政策を強く打ち出した。安倍総裁が首相になって後、日本銀行総裁に安倍首相の考えに近い黒田氏が就任したこともあり、2013 年 4 月に金融政策は新たな局面に入った。

#### 4.5 第 2 期量的金融緩和政策(2013 年 4 月～現在)

##### 4.5.1 「量的・質的金融緩和」の導入

2013 年 4 月の日本銀行の公表文によれば、「量的・質的金融緩和」は、(1)マネタリーベース・コントロールの採用、(2)長期国債買入れの拡大と年限長期化、(3)ETF や J-REIT などの株式や不動産などの資産市場への資金供給から構成される。物価目標も、「消費者物価上昇率 2%を 2 年程度で」と明確な目標を掲げた。操作目標であるマネタリーベースは、年間増加額を導入当初は 60～70 兆円とし、その後 2014 年 10 月に 80 兆円に引き上げた。長期国債買入れ額も年間 50 兆円から 80 兆円へ、ETF 買入れ額も 1 兆円から 3 兆円へと同じタイミングで増額された。

---

<sup>1</sup> 第一に基調的な動きとして消費者物価指数(全国、コア指数)がゼロ%以上であると判断されること、第二に先行き再びマイナスになると見込まれないこと、第三にこれらは必要条件に過ぎないこと、が判断基準とされた。なお、これらを合わせて解除の 3 条件などと呼ばれた。詳しくは日本銀行調査月報 2004 年 5 月号 8 ページ参照。

#### 4.5.2 マイナス金利付き量的・質的金融緩和

2016年1月に、日本銀行の当座預金残高<sup>2</sup>のなかで政策金利残高<sup>2</sup>にマイナス0.1%の金利が適用され、金融緩和の強化が公表された。世界では2012年にデンマーク、その後スウェーデン、スイスで導入され、日本が4番目の導入国となった。金融機関が日本銀行に預ける資金にマイナス金利を課すことで、貸出金利を低下させ、資金供給を強化することが狙いと見られる。

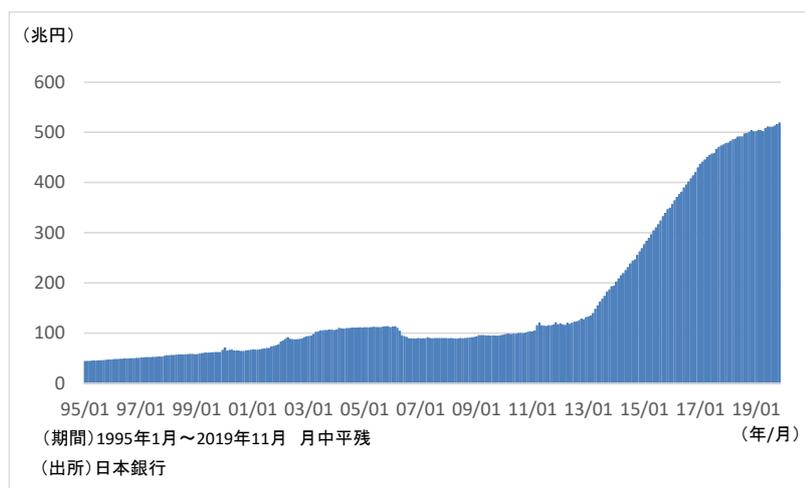
#### 4.5.3 長短金利操作付き量的・質的金融緩和

日本銀行当座預金へのマイナス金利の導入は、国債買入れとの組み合わせにより、短期金利のみならず長期金利もマイナスにする結果となった。短期金利だけでなく長期金利もマイナスになると、銀行や生損保の経営を圧迫する。そこで、日本銀行は、短期金利はマイナスだが長期金利(10年物国債の金利)がほぼゼロになるように、言い換えれば、マイナスにならないように、長期金利も操作対象とする長短金利操作(イールドカーブ・コントロール)付量的・質的金融緩和政策を打ち出した。長短金利操作のために、今回新たなオペ(国債指値買入れオペと固定金利供給オペの期間長期化)を導入した。

#### 4.5.4 金融市場の動向

この期間に主に金融政策の対象となった資産残高や金利の動きは以下である。

図 4.3 マネタリーベース



<sup>2</sup> 当座預金残高を三段階の階層構造に分け、うち、基礎残高(一年間金融機関が保有していた日本銀行当座預金残高の平残に見合う部分)、マクロ加算残高(当座預金を年間80兆円のペースで増加させることに見合う残高)、その残余を政策金利残高として、この部分にのみマイナス金利を適用した。詳細は2016年1月29日公表「日本銀行当座預金のマイナス金利適用スキーム」(別紙)ご参照。

図 4.4 当座預金残高

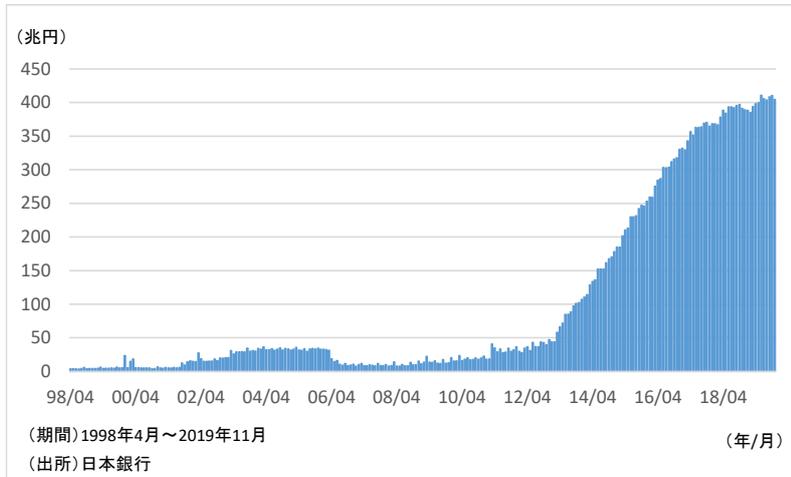


図 4.5 無担保コールレート(翌日物)金利

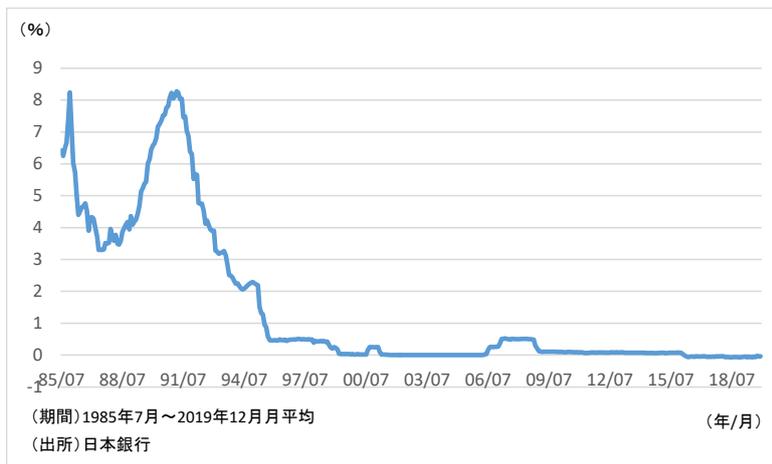
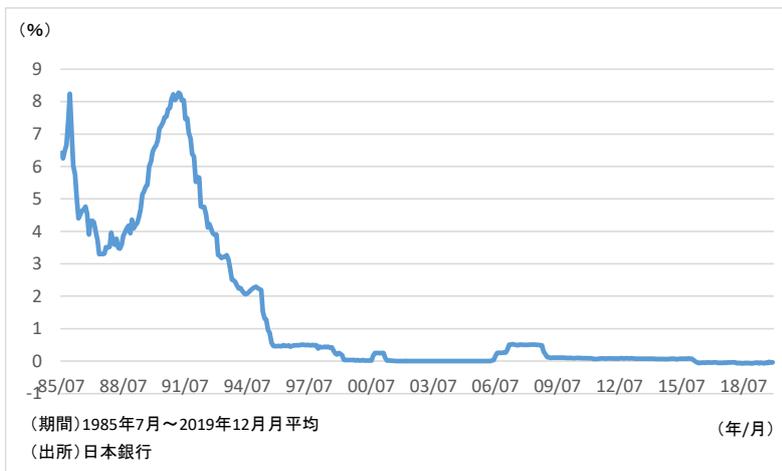


図 4.6 国債(10年)利回り



## 補論 公表文書に見る日本銀行金融政策決定会合後の金融市場調節方針

### 【2001年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
01/29	・流動性供給方法の改善 ・公定歩合引下げ (0.15%)	・無担保コール0.35% (現状維持)	01/8/14	・金融市場調節方針の変更	・当座預金残高 (6兆円程度) ・長期国債の買入れを月 6千億円
01/2/28	・金融市場調節方針の変更 ・公定歩合の引下げ (0.25%)	・無担保コール0.15% (引下げ)	01/9/18	・金融市場調節方針の変更 ・公定歩合の引下げ (0.10%)	・当座預金残高を6兆円 程度
01/3/19	<b>【量的金融緩和と政策導入】</b> ・金融市場調節方式の変更 ・一段の金融緩和措置	・操作目標を、無担保コール レート(オーバーナイト物)から、日本銀行当 座預金残高に変更 (5兆円程度) ・長期国債の買入れ現状 月4千億円を必要に応じて増額  <物価安定の考え方> ・(今回の緩和措置の)実 施期間の目途(CPIコア が安定的にゼロ%以上と なるまで)	01/12/19	・金融市場調節方針の変更	・当座預金残高を10~15 兆円程度 ・長期国債の買入れを月 8千億円

※表は左半分が1-6月、右半分は7-12月公表。現状維持等は省略。色塗りは量的金融緩和と政策の導入。  
以下、出所を含めて各年同様。

(出所) 日本銀行 HP 等

### 【2002年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
02/2/28	・年度末に向けた一層潤 沢な資金供給	・長期国債の買入れを月 1兆円	02/10/30	・金融市場調節方針の変更	・当座預金残高を15~20 兆円程度 ・長期国債の買入れを月 1.2兆円

### 【2003年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
03/3/25	・当面の金融政策運営	・(4/1~)当座預金残高を 17~22兆円程度	03/10/10	・当面の金融政策運営	・当座預金残高を27~32 兆円程度
03/4/30	・金融市場調節方針の変更	・当座預金残高を22~27 兆円程度			
03/5/20	・金融市場調節方針の変更	・当座預金残高を27~30 兆円程度			

【2004-2005 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
04/1/20	・金融市場調節方針の変更	・当座預金残高を 30~35 兆円程度			

【2006 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
06/3/9	【量的金融緩和と政策解除】 ・金融市場調節方針の変更	・操作目標を当座預金残高から無担保コール(O/N)に変更(概ねゼロ%)  <物価安定の考え方> ・「消費者物価指数の前年比は、先行きプラス基調が定着していくとみられ、「約束」の条件は満たされた。」	06/7/14	・金融市場調節方針の変更	・無担保コール(O/N)を概ね 0.25%前後

【2007 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
07/2/21	・金融市場調節方針の変更	・無担保コール(O/N)を概ね 0.5%前後			

【2008 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
			08/10/31	・金融政策の変更	・無担保コール(O/N)を概ね 0.3%前後
			08/12/19	・金融政策の変更	・無担保コール(O/N)を概ね 0.1%前後

【2009 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
			09/12/1	・金融緩和強化	・新しい資金供給手段導入(0.1%、10兆円程度、3カ月) ・無担保コール(O/N)を概ね 0.1%前後(現状維持)

【2010年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
10/3/17	・やや長めの金利の低下を促す措置の拡充	・資金供給規模拡大20兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)	10/8/30	・金融緩和強化	・期間6カ月10兆円規模を追加(合計30兆円)
			10/10/5	・「包括的な金融緩和政策」の実施	・資産買入等の基金創設 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)  ＜物価安定の考え方＞ ・「中長期的な物価安定の理解」に基づき、物価の安定が展望できる情勢になったと判断するまで、実質ゼロ金利政策を継続

【2011年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
11/3/14	・金融緩和強化	・資産買入れ等基金の規模を40兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)	11/8/4	・金融緩和強化	・資産買入れ等基金の規模を50兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)
			11/10/27	・金融緩和強化	・資産買入れ等基金の規模を55兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)

【2012年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
12/2/14	・金融緩和強化  ・「中長期的な物価安定の目途」導入	・資産買入れ等基金の規模を65兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)  ＜物価安定の考え方＞ ・消費者物価の前年比上昇率で2%以下のプラスの領域、当面は1%を目途(従来は、「中長期的な物価安定の理解」として、各政策委員が理解する物価上昇率の範囲を示す)	12/7/12	・金融市場調節方針の変更	・固定金利オベを5兆減額し期間を6カ月以内に統一、短期国債買入れを5兆円増額
12/3/13	・成長基盤強化支援の拡充等	-	12/9/19	・金融緩和強化	・資産買入れ等基金の規模を80兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)

12/4/10	・成長基盤強化を支援するための米そる資金の供給	-	12/10/30	・金融緩和強化	・資産買入れ等基金の規模を91兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)
12/4/27	・金融緩和強化	・資産買入れ等基金の規模を70兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)	12/12/20	・金融緩和強化	・資産買入れ等基金の規模を101兆円程度 ・無担保コール(O/N)を概ね0.1%前後(現状維持)

### 【2013年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
13/1/22	・「物価安定の目標」と「期限を定めない資産買入れ方式」の導入(政府との共同声明公表)	・(4/1より)長期国債月2兆円程度を含む、13兆円程度の金融資産の買入れ実施  <物価安定の考え方> 「物価安定の目標」は消費者物価の前年比上昇率で2%			
13/4/4	・「量的・質的」金融緩和の導入  (1) マネーベースコントロールの採用 (2) 長期国債買入れの拡大と年限長期化 (3) ETF、J-REITの買入れの拡大	(1) 操作目標を無担保コール(O/N)からマネーベースに変更(増加額)60~70兆円 (2) 50兆円に相当するペース、平均残存期間7年程度 (3) 各約1兆円、約300億円に相当するペースで買入れ ※年間  <物価安定の考え方> (今回の措置は)1月の「共同声明」において早期実現を明確に約束した「物価安定の目標」を裏打ちする施策			

### 【2014年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
14/2/18	・貸出増加支援資金供給等の延長・拡充	-	14/10/31	・「量的・質的金融緩和」の拡大	(1) マネーベース: 約80兆円(約10~20兆円追加) (2) 長期国債: 80兆円(約30兆円追加)、平均残存期間7~10年 (3) ETF、J-REIT: 年間約3兆円、約900億円(各約3倍) ※年間増加ペース

【2015 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
15/1/21	・貸出増加支援資金供給の延長	—	15/12/18	・「量的・質的金融緩和」を補完するための諸措置の導入	—

【2016 年-17 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
16/1/29	・「マイナス金利付き量的・質的金融緩和」の導入	<p>・当座預金(政策金利残高)に▲0.1%のマイナス金利を適用</p> <p>&lt;現状維持&gt;                      (1)ネットベース:約 80 兆円                      (2)長期国債:80 兆円、平均残存期間 7~10 年                      (3)ETF、J-REIT 約 3 兆円、約 900 億円                      ※年間増加ベース</p> <p>&lt;物価安定の考え方&gt;                      2%の「物価安定の目標」の実現が安定的に持続するまで、「マイナス金利付き量的・質的金融緩和」を継続</p>	16/7/29	・金融緩和強化	<p>&lt;現状維持&gt;                      (1)ネットベース:約 80 兆円                      &lt;変更&gt;                      (2)長期国債:80 兆円、平均残存期間 7~12 年                      (3)ETF、J-REIT 約 6 兆円、約 900 億円                      ※年間増加ベース</p> <p>・成長支援資金供給・ミドル特別拡大</p>
			16/9/21	<p>・「長短金利操作付き量的・質的金融緩和」</p> <p>(1)イールドカーブ・コントロール導入                      (2)新型オペレーションの導入</p>	<p>(1)短期金利:当座預金のうち政策金利残高に▲0.1%のマイナス金利適用                      長期金利:10 年物国債金利が概ね現状程度(ゼロ%程度)で推移するよう、長期国債を買入れ                      (2) 国債指値オペ、固定金利オペの期間を 1 年から 10 年に延長</p> <p>&lt;物価安定の考え方&gt;                      ・2%の「物価安定の目標」は実現できていない                      ・予想物価上昇率をより強力な方法で高めていく</p>

【2018 年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
			18/7/31	・強力な金融緩和継続のための枠組み強化	<p>・政策金利のフォワードガイダンス導入                      (「現在のきわめて低い長短金利の水準を維持」)</p>

【2019年】

日付	決定事項	主な決定内容	日付	決定事項	主な決定内容
19/4/25	・当面の金融政策運営	・政策金利のフォワードガイダンス変更 （「少なくとも2020年春頃まで、現在のきわめて低い長短金利の水準を維持」）	19/10/20	・当面の金融政策運営	・政策金利のフォワードガイダンス変更 （「現在の長短金利の水準、または、それを下回る水準」）

## 第5章 複数VARモデルによる量的緩和政策の総合評価 —Hamiltonアプローチ—

### 5.1 序

日本銀行による最初の量的緩和政策は2001年3月に導入された<sup>1</sup>。量的緩和政策は、金融政策の新たなレジームである。それ以前の金融政策の中心的手段は金利操作（無担保コール翌日物金利）であったが、金利が十分に低い領域に達したことから、金利の低下余地が狭まり、政策効果が限られた。そこで、一層の金融緩和を促し経済活動を活発化させるために、市場に供給するマネーの量の増加を目的とした量的緩和政策が採用された。金融政策の操作目標は、それまでの無担保コール翌日物金利から、日銀当座預金残高に変更された。

その後、2006年3月に「消費者物価上昇率が安定的に0%を上回った」とされ、量的緩和政策は解除された<sup>2</sup>。しかし、2013年4月に、「大胆な金融緩和（量的・質的金融緩和政策）」が導入され、金融政策の操作目標は再び金利からマネーに変更された<sup>3</sup>。この時の操作目標はマネタリーベースである。また、2016年1月から民間銀行の日本銀行当座預金の一部にマイナス金利が適用された<sup>4</sup>。さらに、2016年11月には、イールドカーブ・コントロールが政策運営の方針に加わった<sup>5</sup>。こうした政策運営の方針の変遷はあるものの、2013年4月以降、マネタリーベースが金融政策の操作目標であることに変わりがない。したがって、金融政策の操作目標で判断する限り、2013年4月から今日までの時期に関しても、量的緩和政策の時期と捉えることができる。

量的緩和政策の産出量、物価あるいはインフレ率へのマクロ経済効果を分析したのものとして、本多・黒木・立花（2010）が代表的である。この論文は、量的緩和政策の波及経路とマクロ経済効果を、VARモデルを用いて分析している。分析期間は2001年3月～2006年2月であり、最初の量的緩和政策の実施時期に限定した分析である。

宮尾（2016）は、2001年3月～2015年3月の期間で、VARモデルによる量的緩和政策のマクロ経済効果を分析している。消費者物価上昇率とGDPに効果があったと結論づけている。また、宮本（2016）は、VARモデルを用いて、量的緩和政策が雇用環境の改善を通じて生産の増加、物価の上昇をもたらすことを明らかにしている。宮本（2016）の分析対象となる期間は2001年3月から2015年11月である。

---

<sup>1</sup> 「金融政策に関する決定事項等」の「金融市場調節方式の変更と一段の金融緩和措置について」(2001年3月19日)及び「金融市場調節方式の変更について」(2006年3月9日)参照。

<sup>2</sup> 「金融政策に関する決定事項等」の金融市場調節方式の変更について」(2006年3月9日)参照。

<sup>3</sup> 「金融政策に関する決定事項等」の「『量的・質的金融緩和』の導入について」(2013年4月4日)参照。

<sup>4</sup> 「金融政策に関する決定事項等」の「『マイナス金利付き量的・質的金融緩和』の導入」(2016年1月29日)参照。

<sup>5</sup> 「金融政策に関する決定事項等」の「当面の金融政策運営について」(2016年11月1日)参照。

宮尾(2016)や宮本(2016)の分析対象となる期間は、最初と近年の両方の量的緩和政策実施時期、量的緩和政策の解除の時期、ゼロ金利政策の時期が混在して含まれており、金融政策のレジーム・チェンジを十分に考慮した分析とは言えない。その意味で、「ルーカスの批判」を免れることはできない<sup>6</sup>。

その他、VAR モデルを用いた政策効果分析が多く見られるものの、分析対象となる期間が量的緩和政策に必ずしも一致していない。特に、2013 年 4 月以降の近年の量的緩和政策の期間を対象とした VAR モデルによる実証研究は、筆者の知るところ皆無である。

本章の実証分析では複数の VRA モデルを使っているが、新たな分析方法・モデルを提示するものではない。本稿の独自の分析は、金融政策のレジーム・チェンジを考慮して、最初の量的緩和政策の分析期間を 2001 年 3 月から 2006 年 2 月、近年の量的緩和政策の分析期間を 2013 年 4 月から 2017 年 6 月までと、いずれも量的緩和政策の実施時期に限定している点である。本多・黒木・立花(2010)は、量的緩和政策を実証する場合、分析期間を実施時期に限定することの重要性を強調している。事実、本多・黒木・立花(2010)は、最初の量的緩和政策実施時期に忠実に分析期間を限定している。しかし、本多・黒木・立花(2010)の量的緩和政策の検証は、最初の量的緩和政策が対象である。近年の量的緩和政策の有効性の検証に関して、忠実に分析期間を量的緩和政策の実施時期に限定した分析は、筆者の知るところ、本稿の実証研究が最初である。その意味から、本稿での実証分析は、量的緩和政策に新たな証拠(Evidence)を提供するものである。

本稿の構成を簡単に紹介しておく、以下の第 2 節では、VAR モデルによる量的緩和政策の先行研究を紹介する。第 3 節では、使用する VAR モデルとデータの説明を行う。第 4 節では、各 VAR モデルによるインパルス応答分析の結果を提示する。第 5 節では、結語として本稿の実証結果を要約するとともに残された課題、拡張すべき点などに言及する。

## 5.2 先行研究

本節では、VAR モデルを用いた量的緩和政策の有効性に関する実証研究を紹介する。鶴飼(2006)は、第 1 期の量的緩和政策の有効性に関する実証研究を整理・展望している。量的緩和政策の初期の実証研究は、VAR モデルに基づいたマクロ経済効果の分析ではなく、量的緩和政策の効

---

<sup>6</sup> 宮尾(2016)は、2006 年 6 月から 2008 年 12 月までの量的緩和政策の解除期をダミー変数で処理している。しかし、金融政策のレジーム・チェンジは金融政策反応関数の問題(照山(2001)参照)であり、単純にダミー変数でレジーム・チェンジを処理するのは適正とは言えない。

果波及経路に関するものが多い。量的緩和政策の効果波及経路の理解は、VAR モデルに基づく分析結果を解釈する上で有用である。鶴飼(2006)は、既存の実証研究をもとに、量的緩和政策の波及経路を3つに分類する。すなわち、1つは日本銀行当座預金残高を増加させることによる日本銀行のバランスシート拡大の経路、2つは量的緩和政策継続のコミットメントによる将来の短期金利の予想に働きかける経路、3つは長期国債の増額による日本銀行の資産構成の変化の経路である。実証結果を踏まえ、3つの波及経路の中で、量的緩和政策継続のコミットメントによる将来の短期金利の予想の変化を通じた波及経路が効果的であるとしている。この経路によって、短・中期のイールドカーブのフラット化が進んだと結論づけている。

鶴飼(2006)はまた、量的緩和政策の波及経路を通じたマクロ的な効果についての研究にも言及している。量的緩和政策は、主としてイールドカーブのフラット化を通じて金融機関の経営の安定化、ひいては金融システムの安定化につながったと言えるが、総需要・物価に与える効果は限定的であると結論づけている。この点は、以下で説明するように、VAR モデルによる実証結果と異なる点である。

本多・黒木・立花(2010)<sup>7</sup>は、VAR モデルによる量的緩和政策の有効性を検証した論文である。本多・黒木・立花(2010)も、第1期の量的緩和政策を対象としている。VARモデルは、Hamilton (1994)に依拠して、レベル VAR モデルである。金融政策レジームの変化を考慮して、サンプル期間を量的緩和政策の実施時期(2001年3月～2006年6月)に限定している。分析の特徴的な点は、日本銀行当座預金残高ではなく目標値を扱っている点である。4変数(鉱工業生産指数、コア消費者物価指数、日本銀行当座預金目標値、日経平均)のVARモデルの推定から得られるインパルス応答関数の結果から、株価を通じた生産へのプラスの効果(株価経路)を検出し、量的緩和政策の有効性を主張している。また、コア消費者物価指数への影響は認められないとしている。

原田・増島(2008)も、第1期の量的緩和政策の有効性を検証している。サンプル期間を量的緩和政策の実施時期(2001年3月～2006年2月)に限定しているが、量的緩和政策は本多・黒木・立花(2010)と異なり、マネタリーベースの変化で捉えている。また、VARモデルもレベル変数を使っている。インパルス応答関数の結果はほぼ本多・黒木・立花(2010)と同じで、資産価格を通じた生産への影響を検出しているが、銀行のバランスシートの変化を通じた効果も強調している。時間軸効果の有効性に関しては、積極的な効果が認められないとしている。

VARモデルにインフレ予想を導入し、量的緩和政策がインフレ予想に与える効果を強調する実証研究がある。前川・小村・永田(2015)は、サンプル期間をリーマンショック後の2009年1月から2014年12月を採っている。このようなサンプルの取り方は、金融政策のレジーム・チェンジに対する配慮がなされていない。VARモデルの変数に予想インフレ率が含まれるが、予想インフレ率は、予想インフレに関する家計調査報告書に基づいて作成している。VARモデルは、A(マネタリーベース、予想インフレ率、総合消費指数、有効求人倍率、消費者物価指数)、B(マネタリーベース、予想インフレ率、

---

<sup>7</sup> Honda・Kuroki・Tachibana(2007)を日本語訳したものである。

TOPIX、ドル為替レート、消費者物価指数)の2つのVARモデルを推定し、インパルス応答関数を求めている。結果は、マネタリーベースの予想インフレ率への効果を強調している。

同じく、予想インフレ率を扱ったVARモデルによる量的緩和政策の論文として、岩田・原田(2013)がある。予想インフレ率として、前川・小村・永田(2015)と異なり、普通国債と物価連動債の利回り差から導出される Break Even Inflation Rate を用いている。サンプル期間は、2004年3月から2012年5月までの期間である。サンプル期間内で発生したリーマンショックはダミー変数で対処している。この論文も、サンプル期間内における金融政策レジーム・チェンジに対して配慮していない。

宮尾(2016)は、2013年4月以降の量的・質的金融緩和の時期のデータを含めて、量的緩和政策を検証している。実質GDP、インフレ率(食料・エネルギー価格を除く)、マネタリーベース、長期金利(10年物国債利回り)、株価(日経平均)の5変数VARモデルである。分析期間は2001年3月から2015年3月までとしている。分析期間には、2006年6月から2008年にかけてゼロ金利政策が解除された時期を含むので、潜在的な構造変化を考慮するとしてこの期間をダミー変数で処理している。インパルス応答関数に基づく分析結果は、マネタリーベースの増加は実質GDP、インフレ率、株価を上昇させるとして、量的金融緩和政策の有効性を強調している。宮尾(2016)の分析期間は、ゼロ金利政策、量的緩和政策、量的緩和政策の解除、2期目の量的緩和政策と金融政策のレジーム・チェンジが生じている。金融政策のレジーム・チェンジをダミー変数で処理するやり方は妥当ではない。

金融政策のレジーム・チェンジを内生的に捉えるVARモデルで、量的緩和政策の効果を分析する研究がある。金融政策のレジーム・チェンジを内生的に捉えることができれば、分析期間内のレジーム・チェンジの問題を免れることができ、分析期間を量的緩和政策の実施時期に限定する必要がなくなる。

木村・中島(2013)は、可変的VARモデルに潜在的閾値モデルを導入し、金融政策のレジーム・チェンジを内生化する。可変的VARモデルに無担保コールレートとマネタリーベース(リザーブ)の2つの政策変数を入れ、VARモデルの可変的パラメータが閾値を超えると金融政策のレジーム・チェンジが生ずるよう工夫されている。VARモデルのリカーシブの制約が2つ存在(無担保コールレート→マネタリーベースの順とマネタリーベース→無担保コールレートの順)し、パラメータの値如何によってリカーシブ制約が変わる。木村・中島(2013)が展開したVARモデルによる分析結果によれば、量的緩和政策のマクロ経済効果はかなり不確実であるとの結論である。これは、モデルをかなり複雑にしすぎた結果であるかもしれない。

Hayashi and Koeda(2014)も、金融政策のレジーム・チェンジを内生的に捉えるVARモデルを展開している。金融政策のレジームを正常な経済のもとでのレジーム(Normal Regime)とデフレ期のゼロ金利レジーム(Zero Rate Regime)に分ける。Taylorルールで決定される政策金利がゼロを上回れば Normal Regime であり<sup>8</sup>、下回れば Zero Rate Regime になる。ゼロ金利レジームでは、超

---

<sup>8</sup> 厳密には政策金利である無担保コール翌日物金利マイナス日本銀行当座預金の付利金利である。

過準備(Excess Reserve)が金融政策の操作目標になり、量的緩和政策(QE)が採られることになる。QEのもとでは、政策金利の Taylor ルールと同様な形で、超過準備の政策反応関数が定義される。

したがって、Hayashi and Koeda(2014)のもとでは、QE は Zero Rate Regime で採られる政策であり、QE と Zero Rate Regime は同義となる。また、Taylor ルールで決まる政策金利がゼロ以上になり、インフレ率が 2%以上になれば、Normal Regime に戻り、QE は解除される。Hayashi and Koeda(2014)はこのような QE の定義のもとに、QE の期間を特定化している。QE は 1991 年 3 月から 2000 年 7 月、2001 年 3 月から 2006 年 6 月、2008 年 12 月から現在まで 3 回 QE が採用されたことになる。Hayashi and Koeda(2014)は、量的緩和政策が産出量やインフレにプラスの効果を持つことを実証している。

Miyao and Okimoto(2017)は、スムージング VAR モデルを用いて、金融政策のレジーム・チェンジを内生的に分析している。伝統的な金融政策と非伝統的な金融政策の VAR モデルを想定し、2 つの VAR モデルが transition 関数の大きさによって加重平均される。Transition 関数を説明する変数として、非伝統的な金融政策を構成する長期国債の買い入れ、社債、株式や REIT などの購入が使われる。そうした transition 関数の変数が大きくなるにつれて非伝統的金融政策の VAR モデルの比重が高まるように工夫される。このスムージング VAR モデルによって、量的緩和政策のマクロ経済効果が認められると結論づけている。

Miyao and Okimoto(2017)のレジーム・チェンジを捉える transition 関数の推定結果は、結局、スムーズなところはほとんどなく、ほとんどの期間で 0、1 の値をとっている。これならば、非伝統的金融政策手段をとっている時期を 1、とっていない時期を 0 とするダミー変数を入れた場合とそう変わらないのではないかと思われる。いずれにせよ、モデルの複雑化の割には得られる結果は単純な VAR モデルの結果と変わらず、そこから新たな知見が得られるというものではない。

### 5.3 VAR モデルとデータ

以下で説明する 3 つのタイプの VAR モデルによって、量的緩和政策を総合的に検証する。ここで、VAR モデルで捉える量的緩和政策とは、マネタリーベースの独立ショックを意味する。以下の 3 つのタイプの VAR モデルの相違によっても、頑健性(Robustness)を有した実証結果が得られるかどうかを確認することが目的である。

#### 5.3.1 VAR モデル

本章で取りあげる 3 つの VAR モデルは、以下のとおりである。

(1) レベル VAR

(2) 単位根 VAR

① 共和分関係なし→階差 VAR

② 共和分関係あり→Vector Error Correction Model(VEC モデル)

(3) ベイジアン VAR

事前分布は Minnesota Prior

本章は、最初の量的緩和政策(2001年3月-2006年2月)と近年の量的緩和政策(2013年4月-)のマクロ経済効果の有効性を検証するが、2つの量的緩和政策の有効性の検証にあたって、分析期間をそれぞれの量的緩和政策の実施期間に限定する。こうした「金融政策のレジーム」毎にサンプル期間を区切る場合の最大の問題は、政策の実施期間のみのサンプルを使うので、サンプル数が少ないことである。そこで、少ないサンプルでの実証結果の信頼性を確保するために、本章では、Hamilton(1994, pp.651-652)の提唱する方法に従って、3つのタイプの VAR モデルを推定する。この Hamilton(1994)の方法を Hamilton アプローチと呼ぶことにする。Hamilton アプローチに従って、3つ VAR モデルでの検証結果の頑健性(robustness)を調べ、少ないサンプル数の欠点を補う。

上に挙げた3つのモデルの1つは(1)のレベル VAR である。最近の VAR モデルの推定に関しては、VAR モデルを構成する時系列変数が単位根を有しているとしても、定常化せずレベルのまま推定するのが一般的になっている。Hamilton(1994, p652)が指摘するように、変数が単位根を有している場合、最小二乗法による推定は一致性(consistency)を有することが根拠となっている。しかし、一致性は大標本特性なので、データ数が少なければレベル VAR モデルの推定の信頼性は低下する。

2つは、(2)の単位根 VAR である。時系列変数の単位根を確認した上で、変数間に共和分関係が存在するならば VEC モデル(Vector Error Correction Model)、共和分関係が存在しなければ階差(Difference) VAR モデルで推定する<sup>9</sup>。これは従来とられてきたアプローチである。

3つは(3)の Bayesian VAR である。VAR モデル推定にあたって、VAR モデルの過剰パラメータ推定(over-parameterization)の問題に関して配慮し、Bayesian VAR モデルの推定を行う。Bayesian VAR モデルの最大の問題は Prior の設定である。標準的な Prior として、Doan, Litterman and Sims(1984)の Minnesota Prior が有名である。これは、経済時系列変数が基本的に単位根であるとの情報を Prior とするものである。本稿も Minnesota Prior を用いる。

### 5.3.2 データ

---

<sup>9</sup> 宮尾(2006)、北岡・高橋・溜川・矢野(2013)を参照。

使用するデータは月次データである。サンプル期間は、最初の量的緩和政策の実施期間である2001年3月から2006年2月までと、近年の量的緩和政策の実施期間の2013年4月から直近の2017年6月までである。サンプル数はそれぞれ60と51である。

最初の量的緩和政策の実施期間では、量的緩和政策の操作目標はマネタリーベースではなく日本銀行当座預金残高である。しかし、日本銀行当座預金残高はマネタリーベースとほぼ同じ動きをしているので、以下では最初の量的緩和政策に関してもマネタリーベースを政策変数とみなすことにする。本稿での実証分析で使用するデータの詳細は以下の表5.1のとおりである。

表 5.1 使用するデータの詳細

変数名	記号	内容・出所等
マネタリーベース	<i>MB</i>	平残、季節調整済 出所：日本銀行
コア・インフレ	<i>CIR</i>	2015年基準 対前年同期比 出所：総務省統計局
株価 (TOPIX)	<i>SP</i>	TOPIX、月末 出所：東京証券取引所
鉱工業生産指数	<i>IPI</i>	2010年基準、季節調整済 出所：経済産業省

変数はコア・インフレを除き対数変換を行っている。対数を施した変数は変数記号の最初にLを付している。例えば、マネタリーベース*MB*の場合、*LMB*である。VARモデルのラグ次数の選択はAkaike情報量規準に基づいている。マネタリーベース、コア・インフレ、株価、鉱工業生産指数の4変数がVARモデルを構成する<sup>10</sup>。

VARモデルを構成する変数には、分析によっては国債利回り(10年物)、為替レート、失業率などの変数を入れる場合もあるが、本稿では、本多・黒木・立花(2010)や宮尾(2016)などを参考に、標準的な変数を選択した。

なお、インパルス応答分析においては、独立ショックの識別においてコレスキー分解を行っている。変数の順序は、宮尾(2016)に基づき、鉱工業生産指数、株価、コア・インフレ、マネタリーベースの順とする。また、独立ショックの追跡期間は24ヶ月(2年間)、効果は累積効果を見る。

## 5.4 実証結果

本節では、3つのVARモデルによるインパルス応答分析の結果を与える。

<sup>10</sup> コア・インフレに代えて消費者物価指数(コア指数)を入れた結果は、補論で与えている。既存研究では、消費者物価指数を入れる場合とインフレ率を入れる場合と2通りある。

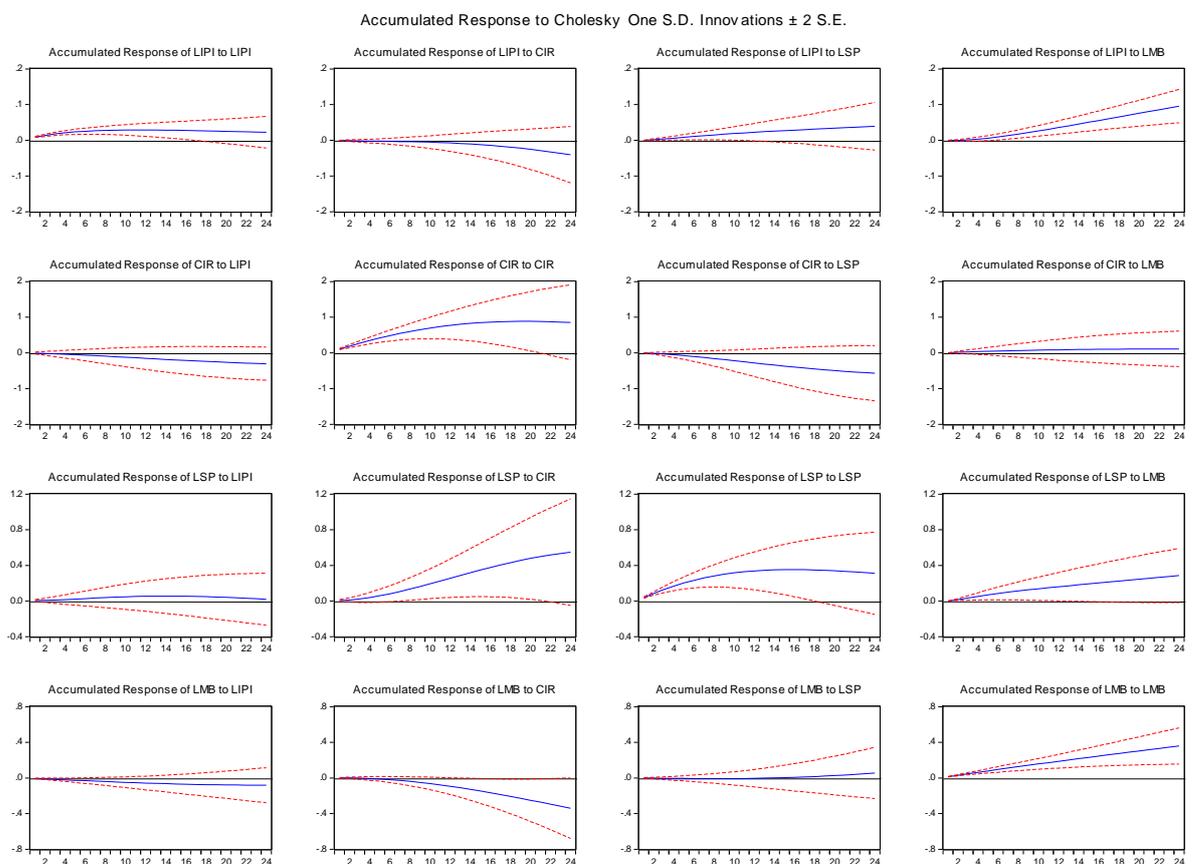
## 5.4.1 インパルス応答分析の結果

### レベル VAR

最初の量的緩和政策の実施時期を分析期間とするレベル VAR モデルによるインパルス応答分析は、図 5.1 のとおりである。

図 5.1 2001 年 3 月～2006 年 2 月 インパルス応答分析（レベル VAR）

Akaike 情報量規準による最適ラグ次数<sup>21</sup>



上の図で注目するのは図の 4 列目のマネタリーベースの効果である。本多・黒木・立花(2010)の実証結果と同様に、マネタリーベースの独立ショックは、鉱工業生産指数（4 行 4 列）、株価（3 行 4 列）のいずれもプラスの効果を与えが、コア・インフレ（2 行 4 列）には有意な影響を与えていない。インフレ率への影響を除けば、この期の量的緩和政策は非常に有効な政策であると評価できる。金融ショックに対し、株価がまず反応し、続いて鉱工業生産が増加する経路性も有効

<sup>11</sup> 図 1 において、実線はいずれも点推定。点線は 95% の信頼区間 ( $\pm 2$  標準誤差)。ただし、VEC モデルとベイジアン VAR による推定には信頼区間は計算されない。

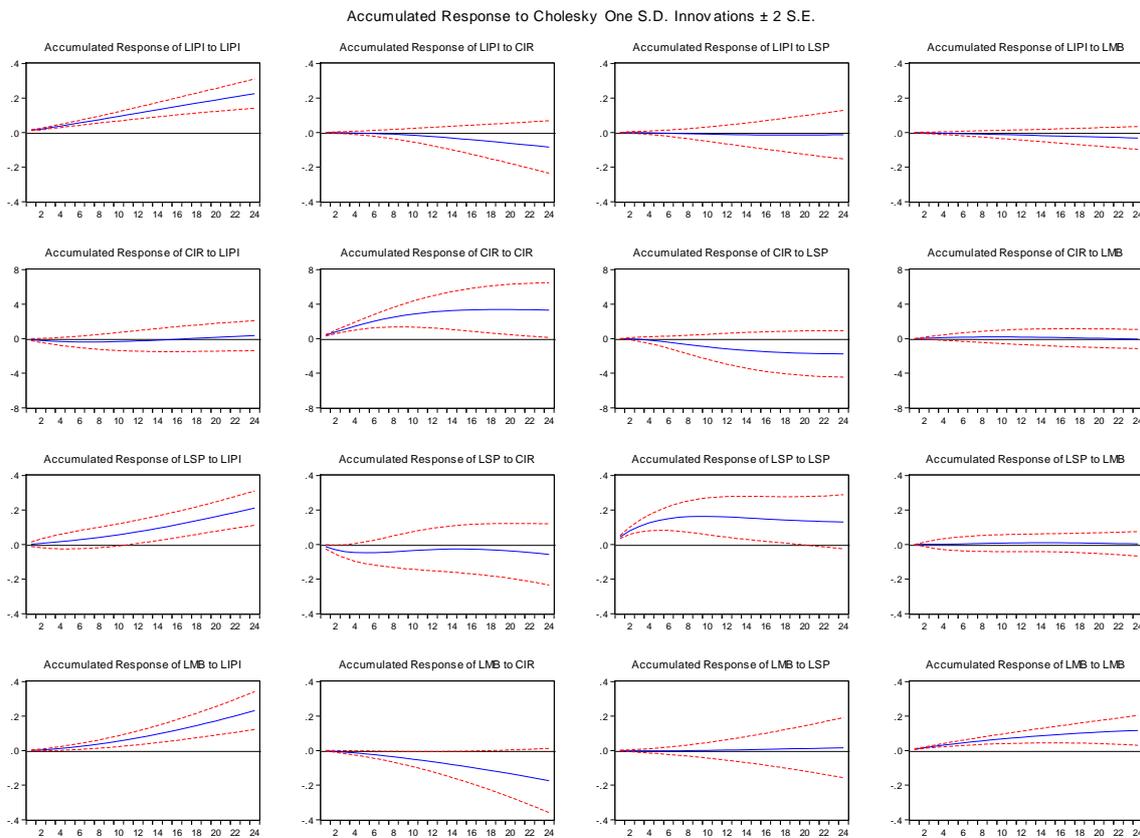
に示されている。

また、株価の独立ショックは、1年程度の期間で鉱工業生産指数を増加させる（1行3列）が、コア・インフレには効果的ではなく、符号条件も満たさない（2行3列）。

次に、近年の量的緩和政策の実施時期を分析期間とするレベル VAR モデルによるインパルス応答分析は、図 5.2 のとおりである。

図 5.2 2013 年 3 月～2017 年 6 月 インパルス応答分析（レベル VAR）

Akaike 情報量規準による最適ラグ次数 2



実証結果は、図 5.1 の最初の量的緩和政策の時期の結果と異なり、マネタリーベースの独立ショックは鉱工業生産指数（4行4列）、コア・インフレ、（2行4列）、株価（3行4列）のいずれも有意な影響を与えない。この期の量的緩和政策は有効でないと評価できる。また、株価の独立ショックは株式市場を大いに活況にさせる（4行3列）が、それ以外の変数に対しては有意な影響を与えない（1行3列、2行3列）。

### 単位根 VAR

各変数が単位根を有するかどうかを ADF 検定で調べ、すべてが単位根を有すると認められた

場合に、変数間の共和分関係を Johansen の共和分検定により確認する。その上で、階差 VAR モデルか VEC モデルかを判定する。

紙幅の都合上、詳細な検定結果を省略するが、各変数に ADF 検定を行ったところ、すべて単位根であることを確認した。次いで、Johansen の共和分検定で変数間の共和分関係の有無を確認した。検定結果は表 5.2 のとおりである。トレーステスト、最大固有値テストのいずれも共和分の関係が 1 つ存在することが明らかとなった。したがって、以下の VAR モデルの推定は、VEC モデル (Vector Error Correction Model) を選択する。

表 5.2 Johansen の共和分検定の結果

Date: 09/16/17 Time: 06:34  
 Sample: 2001M03 2017M06  
 Included observations: 196  
 Trend assumption: Linear deterministic trend  
 Series: LIPI CIR LSP LMB  
 Lags interval (in first differences): 1 to 4

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.171175	62.15212	47.85613	0.0013
At most 1	0.089487	25.35380	29.79707	0.1492
At most 2	0.034866	6.979338	15.49471	0.5800
At most 3	0.000121	0.023696	3.841466	0.8776

Trace test indicates 1 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level  
 \* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level  
 \*\*MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.171175	36.79832	27.58434	0.0025
At most 1	0.089487	18.37446	21.13162	0.1165
At most 2	0.034866	6.955642	14.26460	0.4944
At most 3	0.000121	0.023696	3.841466	0.8776

Max-eigenvalue test indicates 1 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level  
 \* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level  
 \*\*MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

最初の量的緩和政策の実施時期を分析期間とする VEC モデルのインパルス応答分析の結果は、図 5.3 で与えられる。

図 5.3 2001 年 3 月～2006 年 2 月 インパルス応答分析 (VEC モデル)

Akaike 情報量規準による最適ラグ次数 2

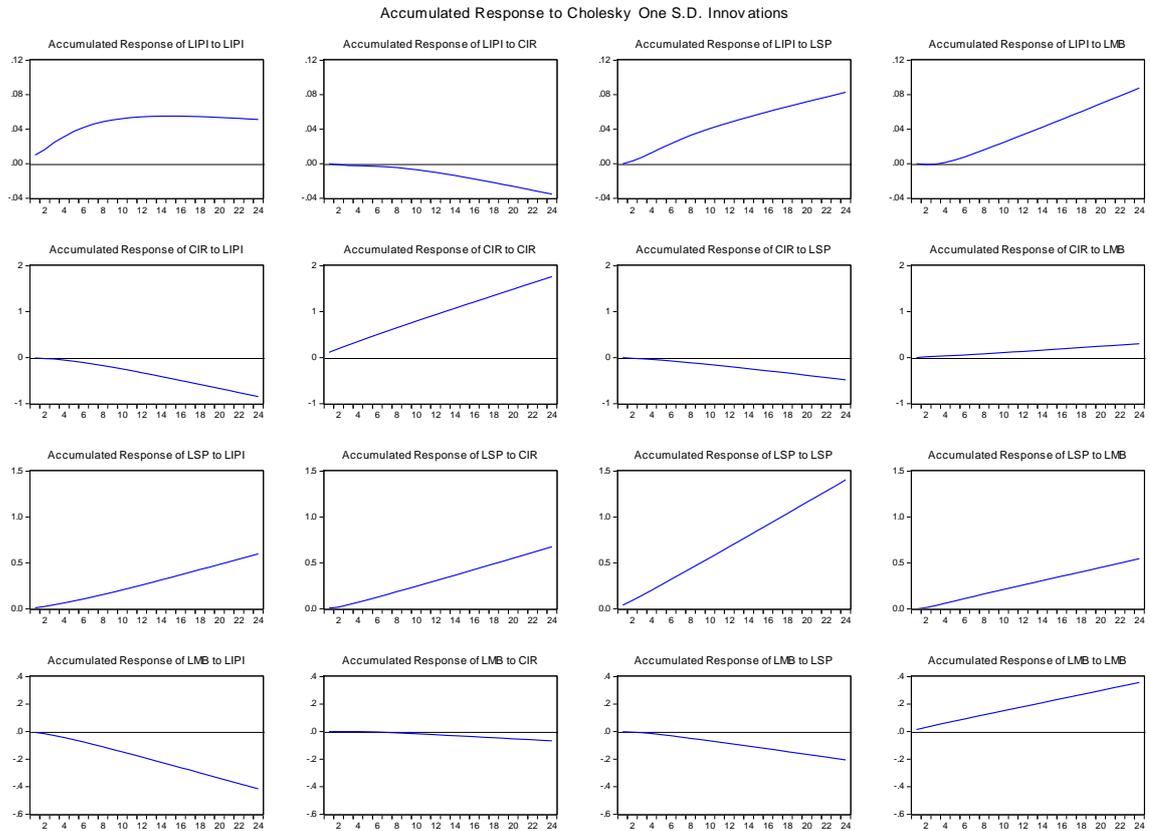
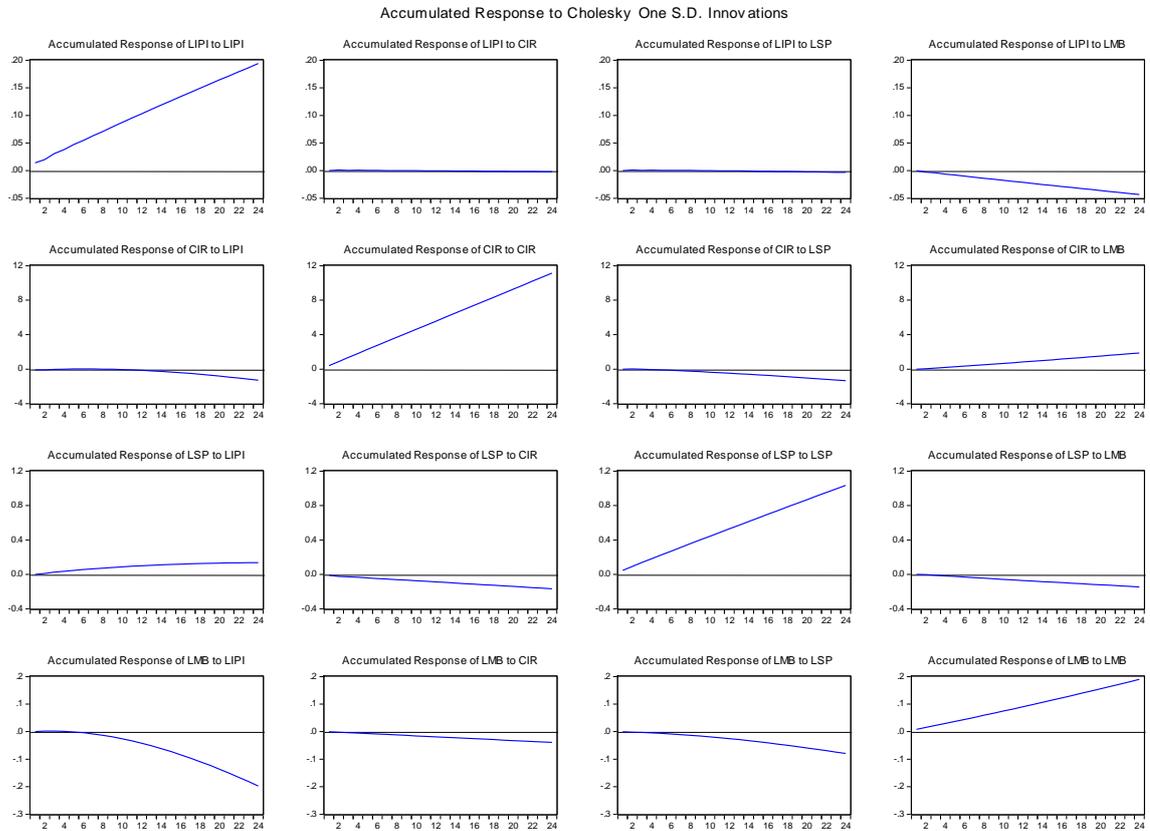


図 5.3 の 4 列目のマネタリーベースの効果を見ると、既存研究の実証結果と同様に、マネタリーベースの独立ショックは、鉱工業生産指数 (1 行 4 列)、コア・インフレ (2 行 4 列)、株価 (3 行 4 列) のいずれもプラスの効果を与えることが読み取れる。VEC モデルの場合も、この期の量的緩和政策は非常に有効な政策であると評価できる。株価の独立ショックも鉱工業生産指数を増加させる (1 行 3 列) が、インフレ率への効果はマイナスで符号条件を満たさない。

次に、近年の量的緩和政策の実施時期を分析期間とする VEC モデルのインパルス応答分析は、図 5.4 のとおりである。

図 5.4 2013 年 3 月～2017 年 6 月 インパルス応答分析 (VEC モデル)

Akaike 情報量規準による最適ラグ次数 2



この期はいわゆる「大胆な金融緩和」の量的・質的金融緩和政策の時期である。図 5.4 の実証結果は、レベル VAR の場合と異なり、マネタリーベースの独立ショックはコア・インフレに若干のプラスの効果を与える（2 行 4 列）が、鉱工業生産指数や株価にはマイナスの効果を与え（1 行 4 列、3 行 4 列）、符号条件を満たさない。総じて量的緩和政策は有効とは言えない結果である。また、株価の独立ショックは株式市場を大いに活況にさせる（3 行 3 列）が、それ以外の変数に対しては意味のある効果を与えない。

**ベイジアン VAR**

ベイジアン VAR モデルの Prior として Doan, Litterman and Sims(1984)の Minnesota Prior を用いる。すなわち、各変数の 1 期前の係数の分布の平均を 1、それ以外の係数の分布の平均は 0 と想定する。これは、各変数は単位根であるという情報を Prior としている。

最初の量的緩和政策のベイジアン VAR のインパルス応答分析の結果は、図 5.5 で与えられる。

図 5.5 2001 年 3 月～2006 年 2 月 インパルス応答分析 (ベイジアン VAR)

Akaike 情報量規準による最適ラグ次数 2

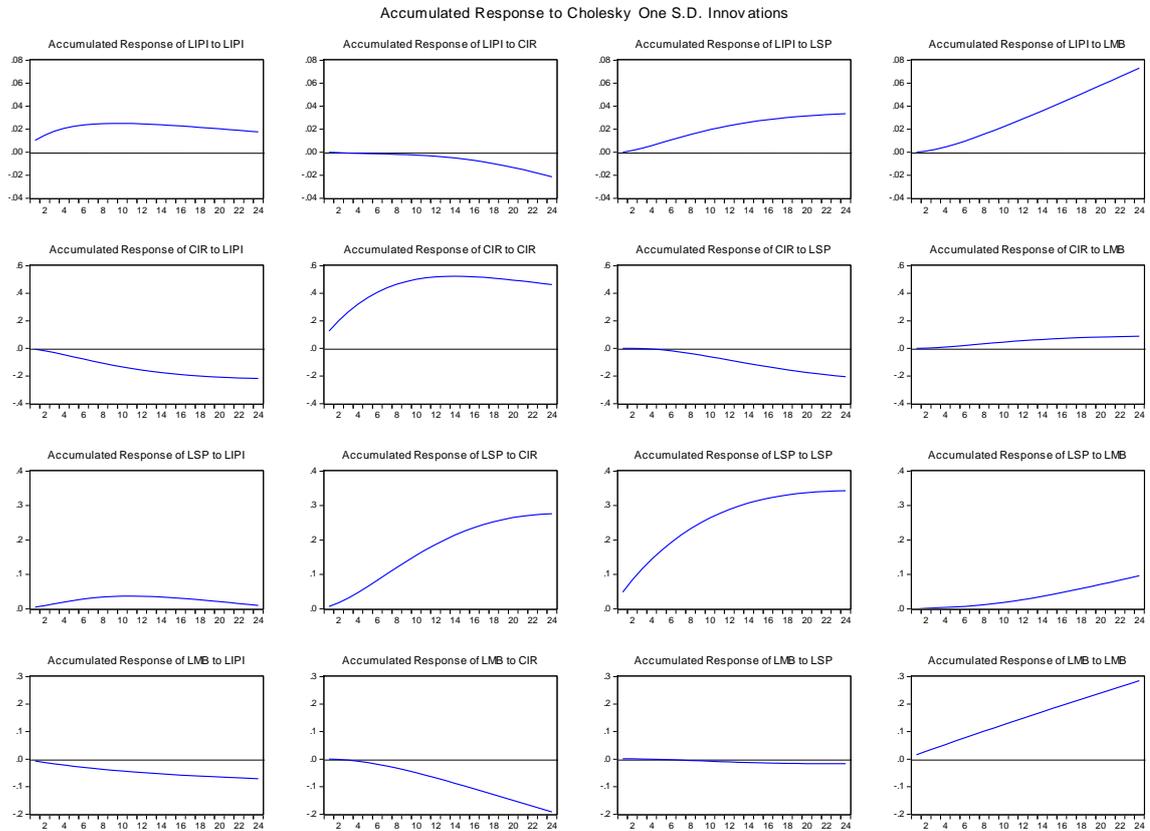


図 5.5 の 4 列目のマネタリーベースの独立ショックに注目すると、既存研究の実証結果と同様に、マネタリーベースの独立ショックは、鉱工業生産指数(1 行 4 列)、株価(3 行 4 列)のいずれもプラスの効果を与えることが読み取れる。コア・インフレに関してはプラスの影響を与えるが、その効果は弱い(2 行 4 列)。ベイジアン VAR に関しても、総じてこの期の量的緩和政策は非常に有効な政策であると評価できる。また、株価の独立ショックは、鉱工業生産指数を増加させる(1 行 3 列)が、インフレ率への効果はマイナスで符号条件を満たさない。

次に、近年の量的緩和政策のベイジアン VAR のインパルス応答分析の結果が、図 5.6 に与えられる。

図 5.6 2013 年 3 月～2017 年 6 月 インパルス応答分析 (ベイジアン VAR)

Akaike 情報量規準による最適ラグ次数 2

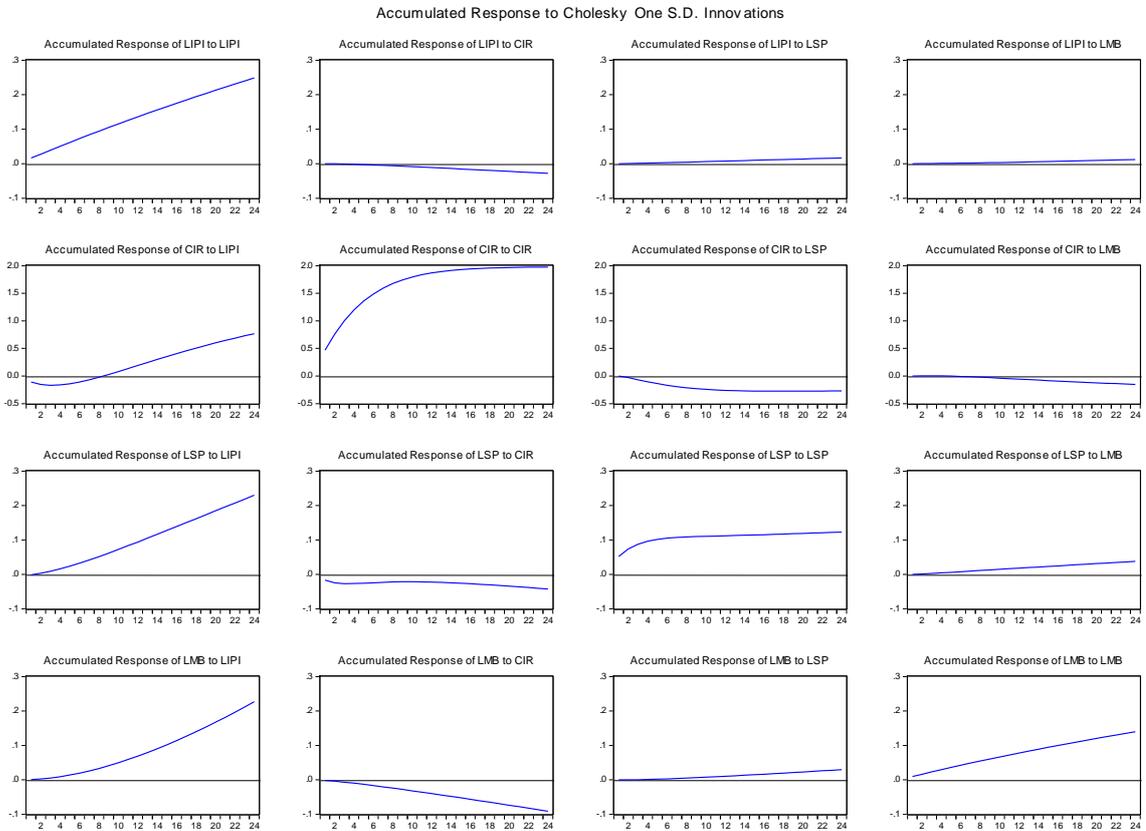


図 5.6 から、マネタリーベースの独立ショックは、鉱工業生産指数 (1 行 4 列)、コア・インフレ (2 行 4 列) にほとんど影響を与えない。ただし、株価には若干のプラスの効果を及ぼしている (3 行 4 列)。株価の独立ショックは株価を大きく上昇させる (3 行 3 列) が、それ以外の変数に対しては有意な影響を与えない。

## 5.4.2 分析結果の要約

以上の結果を要約すると、表 5.3、表 5.4 のとおりとなる。表 5.3 がマネタリーベースの独立ショックの効果、表 5.4 は株価の独立ショックの効果である。なおここでは、原田・増島 (2008) や前川・小村・永田 (2015) を参考に、統計的に有意とはインパルス応答分析が全期間で  $\pm 2$  標準誤差の範囲 (95%の信頼区間) でプラスまたはマイナス領域にあることを指し、全期間でない場合は、プラスまたはマイナスの効果があるとした。また、信頼区間がプラスとマイナスの両方の領域にまたがる場合は有意でない、点推定で標準偏差が小さい場合などは有意な影響でないとした。

表 5.3 マネタリーベースの独立ショック（量的緩和政策）の効果

VAR モデル	(1) レベル VAR	(2) VEC モデル	(3) ベイジアン VAR
期間① 2001年3月～2006年2月			
鉱工業生産指数	図 5.1 有意 (+)	図 5.3 概ね有意 (+)	図 5.5 概ね有意 (+)
コア・インフレ	有意でない	プラスの効果	プラスの効果
株価	概ね有意 (+)	概ね有意 (+)	概ね有意 (+)
期間② 2013年3月～2017年6月			
鉱工業生産指数	図 5.2 有意でない	図 5.4 マイナスの効果	図 5.6 有意な影響でない(+)
コア・インフレ	有意でない	プラスの効果	有意な影響でない(-)
株価	有意でない	有意な影響でない(-)	プラスの効果
備考	<p>【信頼区間で判断】</p> <p>有意：24 ヶ月経過迄、95%の信頼区間 (<math>\pm 2</math> 標準誤差) がプラス (又は、マイナス) の領域</p> <p>プラスの効果：一定の経過期間に於いて、90%の信頼区間 (<math>\pm 1.65</math> 標準誤差) がプラスの領域</p> <p>マイナスの効果：一定の経過期間に於いて、90%の信頼区間 (<math>\pm 1.65</math> 標準誤差) がマイナスの領域</p> <p>有意でない：90%の信頼区間がプラスとマイナスの領域にまたがる</p>	<p>【点推定で判断するが、便宜的に VAR モデルの信頼区間も参考】</p> <p>有意：24 ヶ月経過迄、90%の信頼区間 (<math>\pm 2</math> 標準誤差) がプラス (又は、マイナス) の領域</p> <p>プラスの効果：VAR モデルの 90%の信頼区間を便宜的に用いて、一定期間経過迄概ねプラスの領域</p> <p>マイナスの効果：VAR モデルの 90%の信頼区間を便宜的に用いて、一定期間経過迄概ねマイナスの領域</p> <p>有意な影響でない：上記以外(なお、点推定の符号を補記)</p>	同左

表 5.4 株価の独立ショックの効果

VAR モデル	(1) レベル VAR	(2) VEC モデル	(3) ベイジアン VAR
期間① 2001年3月～2006年2月			
鉱工業生産指数	図 5.1 概ね有意 (+)	図 5.3 有意 (+)	図 5.5 有意 (+)
コア・インフレ	有意でない	マイナスの効果	マイナスの効果
株価	概ね有意 (+)	有意 (+)	有意 (+)
期間② 2013年3月～2017年6月			
鉱工業生産指数	図 5.2 有意でない	図 5.4 有意な影響でない(-)	図 5.6 有意な影響でない(+)
コア・インフレ	マイナスの効果	マイナスの効果	マイナスの効果
株価	プラスの効果	有意 (+)	有意 (+)

### 5.4.3 頑健性(Robustness)に関する考察

#### 最初の量的緩和政策 期間① (2001年3月～2006年2月)

期間①では、3つのVARモデルのいずれによっても、鉱工業生産と株価に対してはプラスの影響が、消費者物価上昇率についてはマイナス（低下）の影響が示された。鉱工業生産と株価についての結果は本多・黒木・立花（2010）や宮尾（2016）の結論を確認するものであるが、インフ

レ率については異なる結果となった。その理由として本多・黒木・立花（2010）が指摘しているように、消費者物価指数は5年毎に改定され、結果が大きく異なる場合があることが考えられる。2006年3月の量的緩和政策の解除時点では、2000年基準のインフレ率が公表されたデータであり、今回推計に用いた2015年基準を含めて3回改定された。当時のデータの入手が困難であるため検証ができないが、入手できれば、この仮説の検証を今後行いたいと考える。結論としては、マネタリーベースと株価の各独立ショックに対して、3つのVARモデルによって、量的緩和政策の効果が認められたことで、頑健な結果が得られたと考える。

表5.5は、本稿での結果と対比するために、この期の量的緩和政策の有効性に関する代表的な先行研究（本多・黒木・立花(2010)の実証結果をまとめたものである。

表 5.5 期間①(2001年3月～2006年2月)の先行研究の結果

先行論文	本多・黒木・立花（2010）：4変数VAR
期間	2001年3月～2006年2月（月次）
変数	鉱工業生産指数 コア消費者物価指数 （2005年基準ではなく、2000年基準を採用） 日銀当座預金目標残高 日経平均株価
金融政策ショックに対する、各変数のインパルス応答関数の推定結果（24ヵ月後）	〔点推定の結果〕 鉱工業生産指数：プラス効果 コア消費者物価指数：プラス効果 日銀当座預金目標残高：マイナス効果 日経平均株価：プラス効果
主な結論	量的緩和政策は株価経路を通じて生産高を増加させ、経済活動を刺激
標準誤差の取り方	モンテカルロシミュレーション（500回）
ロバスト性の確保	長期国債買入増額や民間銀行保有株式の購入額などの金融政策手段や輸出額を変数に追加し検証

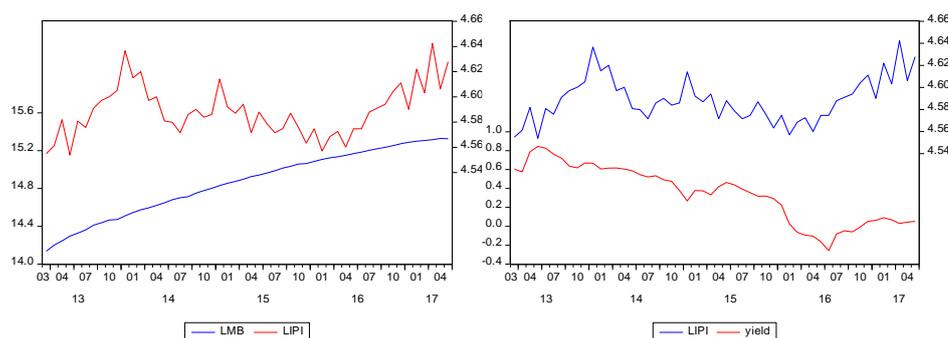
### 近年の量的緩和政策 期間②（2013年3月～2017年6月）

3つのVARモデルのいずれもマネタリーベース独立ショックの鉱工業生産に対する影響がみられず、量的緩和政策の有効性が実証されない。有効でないとする結果は頑健であると言える。また、株価に対する反応もまちまちであった。期間①での本多・黒木・立花（2010）の「株価経路を通じて生産が拡大される」との結論は得られなかった。

3つのVARモデルが説明力ある結果をもたらさなかった理由としては、マネタリーベースがこの期間では単調に増加する一方、鉱工業生産は変動が比較的大きかったことが影響していると考えられる（図5.7参照）。2016年1月に、日本銀行は民間銀行が預ける当座預金金利をマイナスにするいわゆる「マイナス金利」政策を導入するが、10年国債利回りはこうした日本銀行の政策を受けて、一時マイナスとなった。その後、同利回りはプラスに転じているが、それに呼応して

鉱工業生産は増加に転じている。理論的には、金利低下が生産増加に影響すると考えられるが、金利水準が極めて低い異常な金利環境では、金利上昇は異常な状態の解除に向けて経済活動が活発化することと整合的に捉えられる。そうした環境変化を示す金利の閾値が明確でないことも VAR モデルでは説明しきれない一因と思われる。一方、サンプル数が 52 と少なかったことについては、①の期間でも 60 と少ないことから、これが主因とは考え難い。

図 5.7 鉱工業生産（対数）とマネタリーベース、国債利回り



(注) 左図：左右の軸は対数。左軸はマネタリーベース（対数）、右軸は鉱工業生産指数（対数）。  
右図：左軸：%、10年国債利回り（月平均）。右軸は鉱工業生産指数（対数）。  
(出所) 財務省（10年国債利回り）、日銀のデータを基に筆者作成

## 5.5 結語

本稿は、金融政策のレジーム・チェンジを考慮し、サンプル期間を量的緩和政策の実施時期に限定して政策効果の検証を行った。サンプル期間を量的緩和政策の実施時期に限定することにより VAR モデル推定に使用するサンプル数が少なくなる。この点に関して、Hamilton(1994)が提唱するように、複数の VAR モデルで分析することにより結果の頑健性 (Robustness)を確認した。複数の VAR モデルは、レベル VAR、VEC モデル、ベイジアン VAR の 3 つの VAR モデルである。

3 つのタイプの VAR モデルによって 2 度の量的緩和政策の検証を行った。最初の量的緩和政策(2001 年 3 月-2006 年 2 月)については、本多・黒木・立花(2010)などの先行研究と同様に、3 つの VAR モデルともに量的緩和政策のマクロ経済効果を認めることができた。しかし、近年の量的緩和政策(2013 年 4 月-2017 年 6 月)については、3 つの VAR モデルともマクロ経済効果の有効性を認めることはできなかった。

本稿での残された課題、本稿の拡張として以下の点を指摘する。最初に、本稿では、ベイジアン VAR の事前情報として、標準的な Doan, Litterman and Sims(1984)の Minnesota Prior

を用いた。しかし、近年、DSGE モデル（動学的一般均衡モデル）を Prior として用いる DSGE-VAR モデルによる政策評価が欧米の中央銀行で一般的になりつつある。この方向での実証研究は今後の課題としたい。

また、本稿では、最初の量的緩和政策は有効で、近年の量的緩和政策は有効ではないとの結果であったが、こうした実証結果の相違についての分析も今後の課題としたい。最初の量的緩和政策と近年の量的緩和政策は異なる金融政策のレジームと考えられる。最初の量的緩和政策は実体経済などマクロ経済効果を目指したと言うよりも、当時、経営困難に陥っていた金融機関の救済が目標ではなかったかと推測する。事実、量的緩和政策の後半時期においては、銀行などの業務利益が急回復したことを受けて、金融政策はどちらかと言えば中立的なスタンスに変わっている。一方、近年の量的緩和政策は明瞭にインフレ率 2%の達成などマクロ経済効果を目指している。また、マネタリーベースの増加も、最初の量的緩和政策の時と比べて近年の量的緩和政策の伸びは比較にならないほど大きい。こうした 2 度の量的緩和政策の相違を明確にした上で、両者のマクロ経済効果の違いを分析する必要がある。これは今後の課題としたい。

## 補論 消費者物価指数(コア指数)のインパルス応答分析の結果

補論では、コア・インフレに代えて消費者物価指数(コア指数)のケースについて、4変数 VAR モデルのインパルス応答分析を行う。モデルは、レベル VAR モデル、階差 VAR モデル、VEC モデル、Bayesian VAR(B-VAR モデル)モデルの4つのモデルである。LIPI=鉱工業生産指数、LCCPI=消費者物価指数(コア指数)、LSP=株価(TOPIX)、LMB=マネタリーベースで、いずれも対数をとっている。また、DX(X=LIPI, LCCPI, LSP, LMB)は各変数の変化分である。コレスキー分解、予測期間は本文と同じである。なお、効果は累積期間である。結果は以下の表のとおりである。

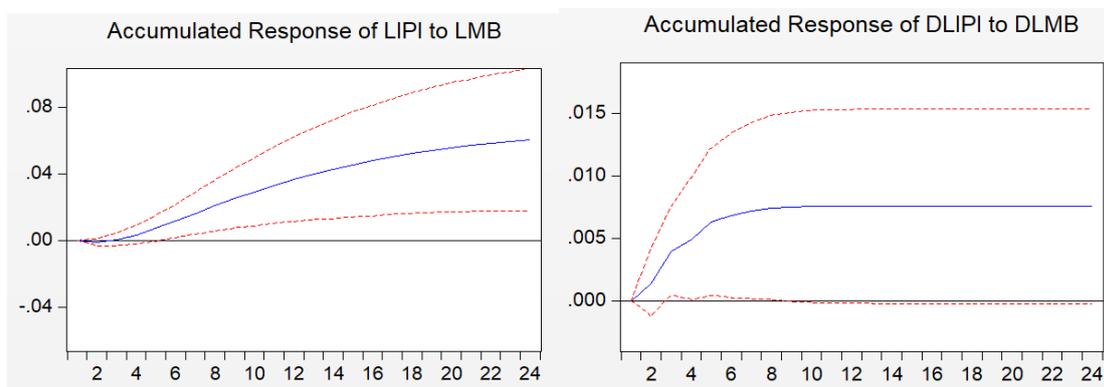
### 1 第1期の量的金融緩和

#### 1.1 マネタリーベースの鉱工業生産指数への効果

図 5.8 第1期量的緩和—マネタリーベースの鉱工業生産指数への効果—

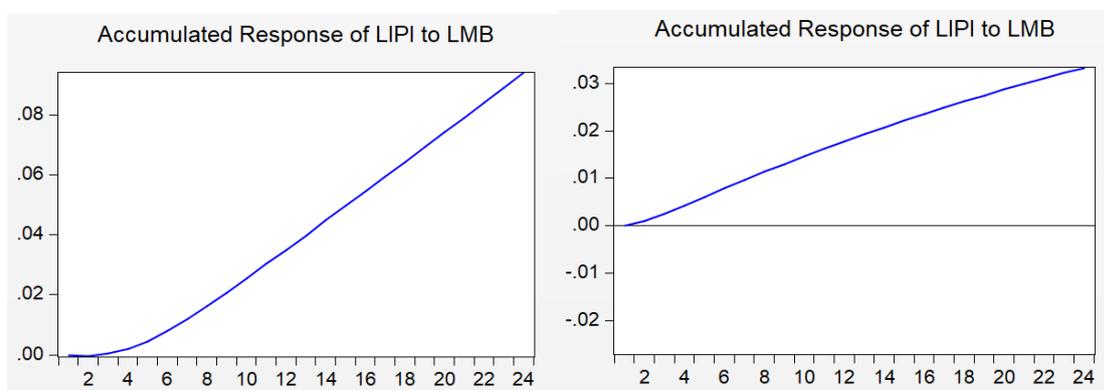
(1) レベル VAR モデル

(2) 階差 VAR モデル



(3) VEC モデル

(4) B-VAR モデル

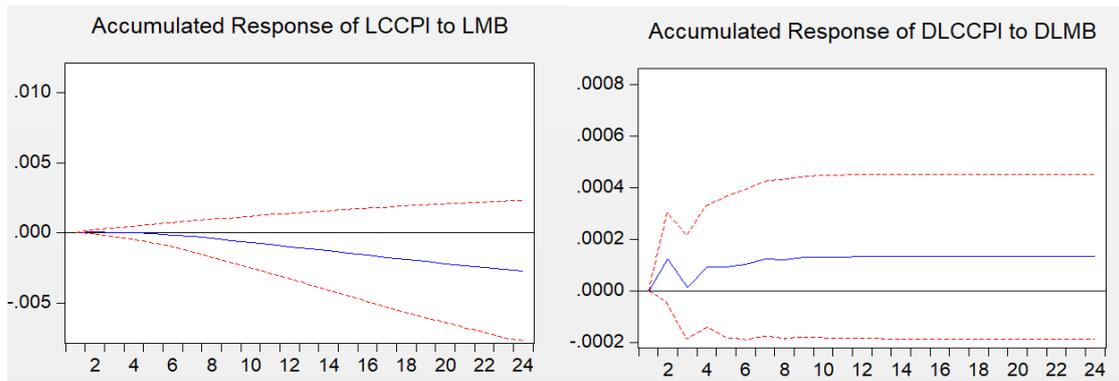


## 1.2 マネタリーベースの消費者物価指数(コア指数)への効果

図 5.9 第 1 期量的緩和—マネタリーベースの消費者物価指数への効果—

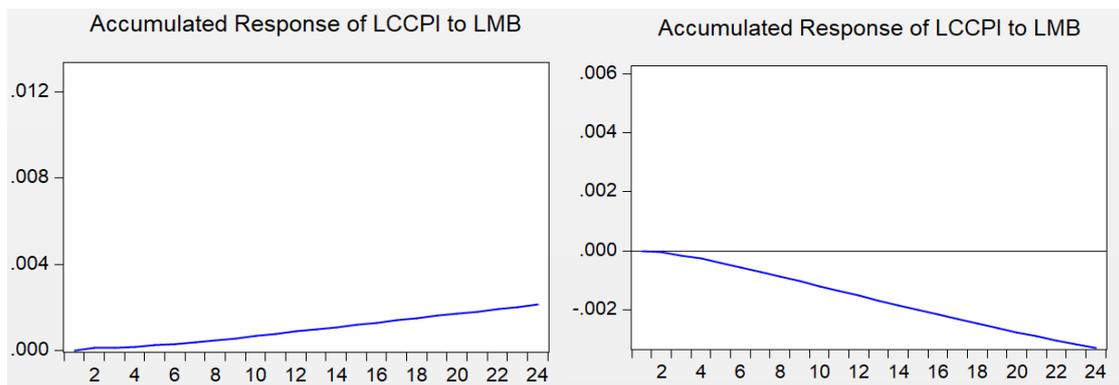
(1) レベル VAR モデル

(2) 階差 VAR モデル



(3) VEC モデル

(4) B-VAR モデル

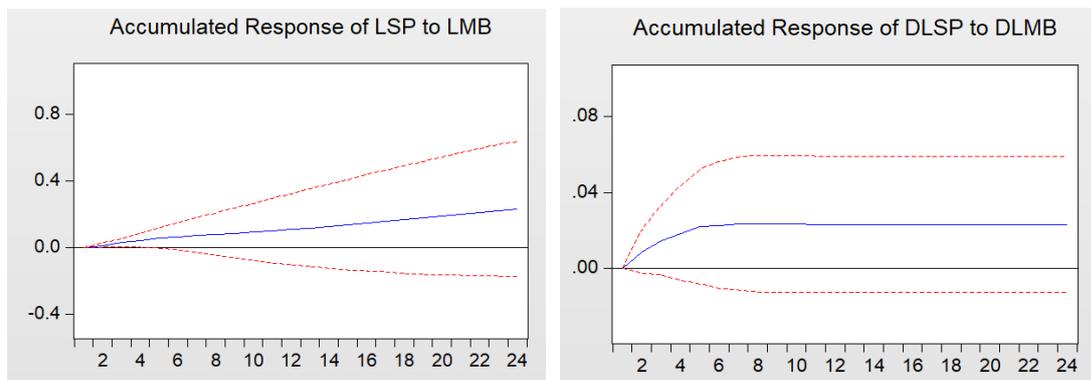


## 1.3 マネタリーベースの株価への効果

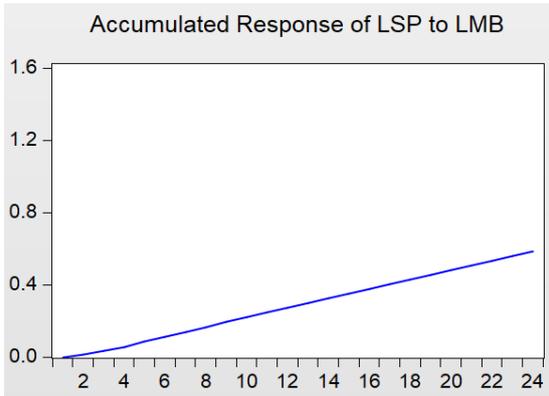
図 5.10 第 1 期量的緩和—マネタリーベースの株価への効果—

(1) レベル VAR モデル

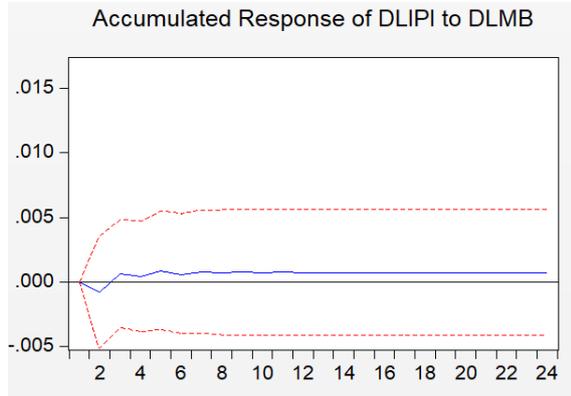
(2) 階差 VAR モデル



(3) VEC モデル



(4) B-VAR モデル

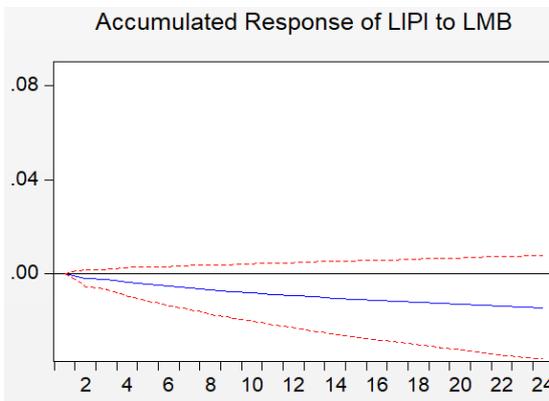


## 2 第2期の量的金融緩和

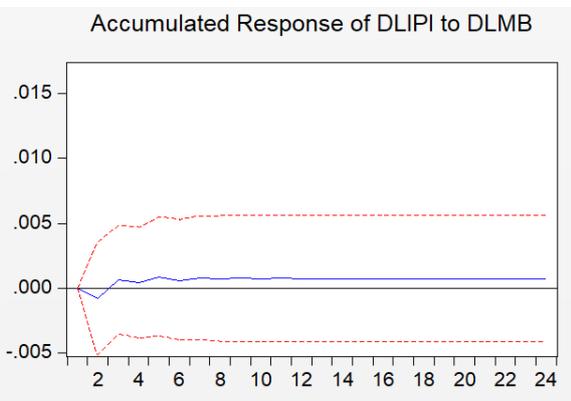
### 2.1 マネタリーベースの鉱工業生産指数への効果

図 5.11 第2期の量的金融緩和—マネタリーベースの鉱工業生産指数への効果—

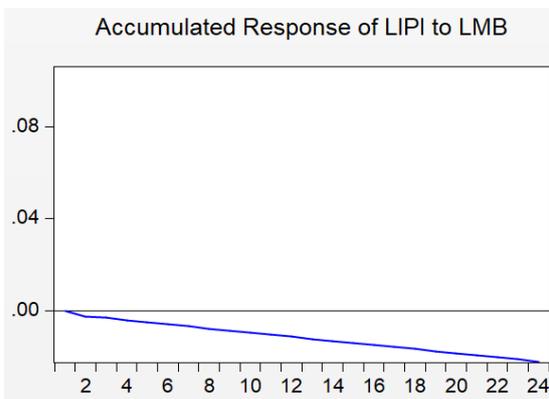
(1) レベル VAR モデル



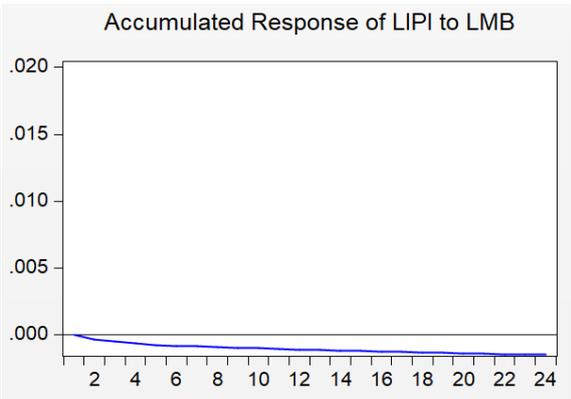
(2) 階差 VAR モデル



(3) VEC モデル



(4) B-VAR モデル

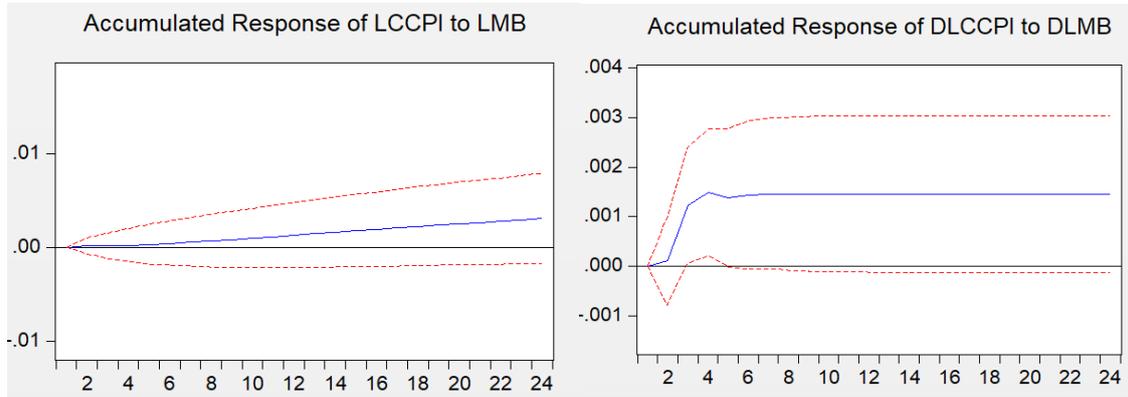


## 2.2 マネタリーベースの消費者物価指数(コア指数)への効果

図 5.12 第 2 期の量的金融緩和—マネタリーベースの消費者物価指数への効果—

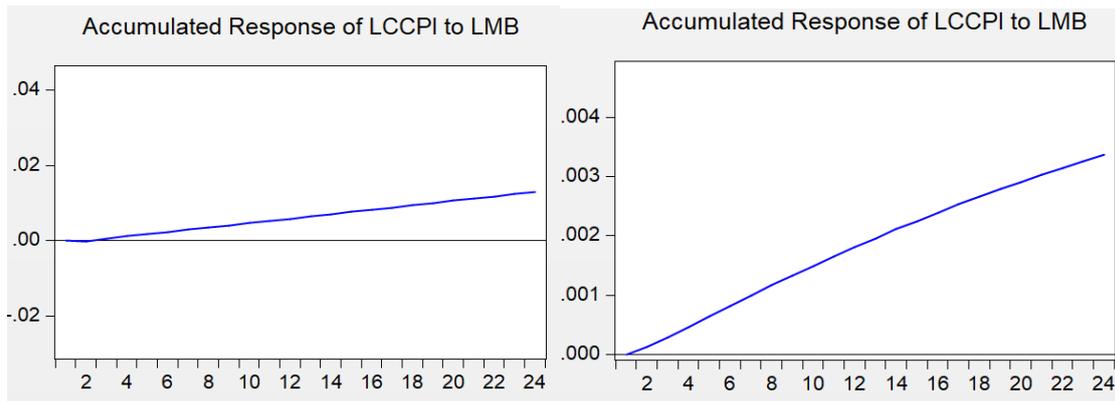
(1) レベル VAR モデル

(2) 階差 VAR モデル



(3) VEC モデル

(4) B-VAR モデル

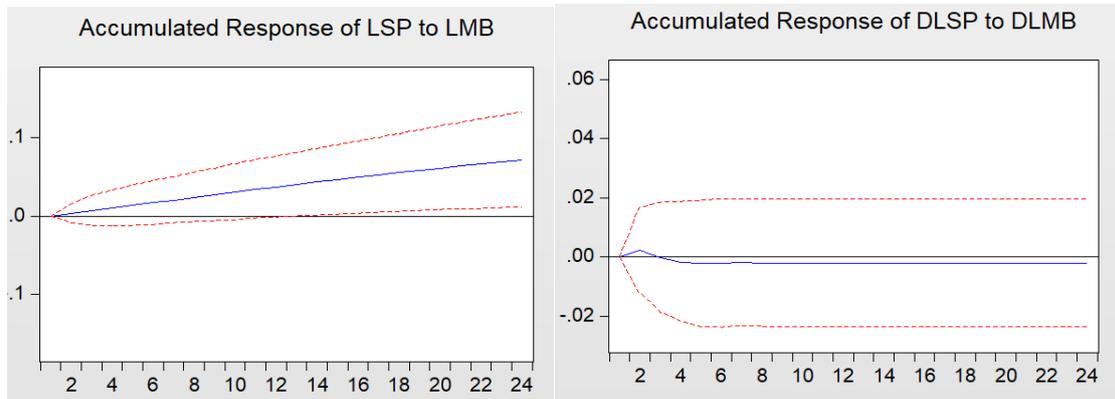


## 2.3 マネタリーベースの株価への効果

図 5.13 第 2 期の量的金融緩和—マネタリーベースの株価への効果—

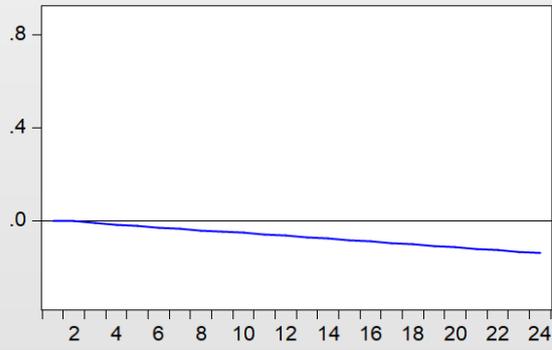
(1) レベル VAR モデル

(2) 階差 VAR モデル



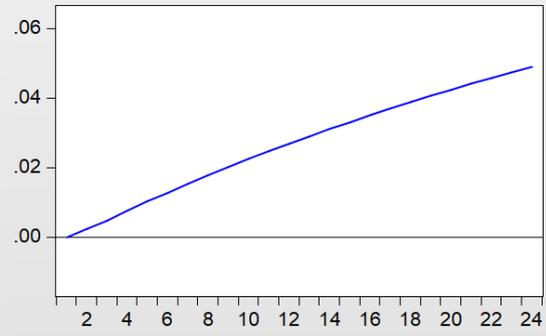
(3) VEC モデル

Accumulated Response of LSP to LMB



(4) B-VAR モデル

Accumulated Response of LSP to LMB



## 第 6 章 ブートストラップ信頼区間を用いた VAR モデルによる量的金融緩和政策の評価

### 6.1 序

本章の目的は、前章に引き続き日本銀行の量的金融緩和政策の有効性を VAR モデルによるインパルス応答分析によって評価することである。前章でも言及したように、日本銀行の量的緩和政策の実施時期は、厳密には 2 期に分けることができる。第 1 期は 2001 年 3 月から 2006 年 2 月まで、第 2 期は、2013 年 4 月から現在までの期間である。日本銀行の操作目標として、第 1 期は日本銀行当座預金残高、第 2 期はマネタリーベースであるが、マネタリーベースのほぼ 7 割から 8 割が日本銀行当座預金残高なので、量的緩和の政策変数として第 1 期、第 2 期ともにマネタリーベースで捉えてよいだろう。また、日本銀行当座預金残高は段階的な動きをしているので、確率的な時系列変数にはそぐわない。

VAR モデルによる日本銀行の量的緩和政策の有効性の実証研究は数多く存在する。しかし、その多くは第 1 期の量的緩和政策の有効性の検証に集中している。その代表的な実証研究として、本多・黒木・立花(2010)が挙げられる。これに対して、第 2 期の量的緩和政策に焦点を合わせてその有効性を検証している論文は筆者の知るところ皆無である。その理由として、第 2 期の量的緩和政策の有効性を評価するだけのサンプル数が揃っていないためと考えられる。サンプル数が少ないという点では、第 1 期の量的緩和政策の実施期間も短く、サンプル数が十分揃っているとは言えない。

本章では、第 3 章で示さなかったインパルス応答の信頼区間を提示する。本章では、VAR モデルのインパルス応答分析の信頼区間導出に適用する。

以下では、第 2 節で、VAR モデルのインパルス応答分析の信頼区間導出のための 3 つのアプローチを紹介する。第 3 節では、分析の前提と手法について解説する。第 4 節では、ブートストラップ法を用いた信頼区間の導出を行う。第 5 節では実証結果を与える。第 6 節は本稿の実証分析の要約を行い、残された課題に言及する。

### 6.2 インパルス応答分析の信頼区間導出のための 3 つのアプローチ

ブートストラップ法は、少サンプルのもとでの推定量の信頼性を高める手法として用いられる。ブートストラップ法は、標本データからパラメータの推定量の経験分布を導出し、推定量の特性を分析する。

VAR モデルに適用されるブートストラップ法は、インパルス応答分析の政策効果推定に関する信頼区間を導出するために用いられる。Griffiths and Lutkepohl(1990)、Susanto, Zapata and

Gail(2005)によれば、一般に VAR モデルによるインパルス応答分析の信頼区間の導出に関しては、3 つの方法が存在する。1 つは、VAR モデルの係数の推定量の漸近的正規分布を用いて信頼区間を求める方法である。2 つは推定残差が正規分布に従うと仮定しモンテカルロ・シミュレーションによって信頼区間を求める方法である。3 つは、推定残差のリサンプリングによって変数データを生成させ、信頼区間を求めるブートストラップの方法である。

本稿の分析は少サンプルなので理論的な漸近分布を利用する方法には問題がある。また、Stefano and Bravetti(1996)は、モンテカルロ・シミュレーション法よりもブートストラップ法による方が理論的にも優れている点を明らかにしている。モンテカルロ・シミュレーション法は正規分布を仮定するが、ブートストラップ法は経験分布に基づいているので、特定の分布を仮定する必要はない。その点から、小標本の VAR モデルのインパルス応答分析の信頼区間は、ブートストラップ法が相対的に優れていると言える。

量的緩和政策の効果分析において、ブートストラップ法を用いて信頼区間を導出した実証研究は、筆者の知るところ皆無である。ブートストラップ法によるインパルス応答分析の検証は、小標本の下での量的緩和政策の実証結果の頑健性を評価する上で必要な作業である。本稿の目的もこの点にある。

### 6.3 分析の前提と手法

本稿の VAR モデルによるインパルス応答分析では、量的金融緩和政策はマネタリーベース（厳密には、マネタリーベースの対数）の 1 標準偏差の増加を意味する。マネタリーベースの増加の独立ショックが各変数に与える影響は 95%の信頼区間で判定する。すなわち、95%信頼区間がすべてプラス（または、マイナス）の領域にあった場合に政策の効果があった判定し、信頼区間がプラスとマイナスの両領域にまたがる場合は統計的に有意な政策効果が見られなかったと判定する。そして、モンテカルロ法を用いたインパルス応答分析の信頼区間とブートストラップ法を用いたインパルス応答の信頼区間がほぼ同じものであれば、インパルス応答分析の結果は頑健性を備えた検証結果であると判定する。

#### 6.3.1 ブートストラップ法と VAR モデル

本稿での VAR モデルはレベル変数で構成される。VAR モデルの各時系列変数が単位根を有しているとしても、レベル VAR モデルの最小二乗法による推定は一致性を有する(Hamilton (1994))。この点が、単位根を有する変数の階差をとらずにレベルのまま VAR モデルを推定することの正当性の根拠になっている。一方で、ブートストラップ法を VAR モデルに適用する場合、VAR モデルの誤差項は系列相関なし、均一分散のランダムな定常系列でなければならない。このことは、VAR モデルの単位根を有するレベル変数が少なくとも 1 つ以上の共和分関係になけれ

ばならないことを意味する。以下、2 変数  $y_{1t}, y_{2t}$  (両変数とも単位根を有する) からなる簡単な VAR モデル(ラグ次数 1、定数項なし)でこの点を説明する。

以下の 2 変量 VAR モデルを想定する。

## 2 変量 VAR モデル

$$y_{1t} = c_{11}y_{1t-1} + c_{12}y_{2t-1} + u_{1t} \quad (6.1)$$

$$y_{2t} = c_{21}y_{1t-1} + c_{22}y_{2t-1} + u_{2t} \quad (6.2)$$

$c_{ij}$  ( $i, j = 1, 2$ ) は VAR モデルの係数、 $u_{1t}, u_{2t}$  は誤差項である。上の VAR モデルを以下のように書き換える。

## VEC モデル

$$\Delta y_{1t} = (c_{11} - 1)y_{1t-1} + c_{12}y_{2t-1} + u_{1t} \quad (6.3)$$

$$\Delta y_{2t} = c_{21}y_{1t-1} + (c_{22} - 1)y_{2t-1} + u_{2t} \quad (6.4)$$

単位根の 2 変数  $y_{1t}, y_{2t}$  の階差  $\Delta y_{1t}, \Delta y_{2t}$  は定常である。2 変量 VAR モデルにブートストラップ法を適用する場合、誤差項  $u_{1t}, u_{2t}$  も定常でなければならない。したがって、それぞれの式の右辺の第 1 項と右辺の第 2 項の合計

$$(c_{11} - 1)y_{1t-1} + c_{12}y_{2t-1} \quad (6.5)$$

$$c_{21}y_{1t-1} + (c_{22} - 1)y_{2t-1} \quad (6.6)$$

は定常時系列でなければならない。このことは、2 変数の場合、1 つの共和分関係が存在することを意味する。したがって、上の 2 つの式は独立ではない。このことから、VAR モデルの係数には以下の制約が加わる。

$$\frac{a_{12}}{a_{11} - 1} = \frac{a_{22} - 1}{a_{21}} \quad (6.7)$$

本来なら上のような VAR モデルの推定は、上の VEC(Vector Error Correction)モデルで推定する必要がある。しかし、本稿では、共和分関係が存在する場合でも、レベルの変数での VAR モデルの最小二乗法は一致性を与えるので、あえて VEC モデルではなくレベル変数での VAR モデルを推定する。その理由は、現在の VAR モデルの推定が、変数がたとえ単位根を有し変数間に共和分関係にあるとしても、レベル変数のままで VAR モデルを推定することが一般的に行われているからである。

### 6.3.2 ブートストラップ法と信頼区間

最初に原データを用い、最小二乗法(OLS)によってレベル変数の VAR モデルのパラメータを推定する。その VAR モデルのパラメータの推定値を使ってインパルス応答分析を行い、政策効果を追跡する。次いで、残差項をリサンプリングして、最初に推定した VAR モデルを用いてレベル変数を推定する。そして、新たに推定した変数を用いて、再度、最小二乗法によって VAR モデルを推定する。推定した VAR モデルを用いて 2 回目のインパルス応答分析を行い、その効果を追跡する。以下、この残差項のリサンプリングを 1000 回繰り返し、上と同様にしてインパルス応答分析によって 1000 回の政策効果を追跡する。この繰り返し計算により、追跡期間の効果の分布が形成される。その分布から 95%信頼区間を求める。

### 6.3.3 データ

サンプル期間は量的金融緩和政策の実施期間である。量的緩和政策の実施は、2 回に分けられる。第 1 期の量的緩和政策の実施期間は 2001 年 3 月から 2006 年 2 月まで、第 2 期の量的緩和政策の実施期間は 2013 年 4 月から今日までである。サンプル期間も、それに応じて 2 回に分けられる。第 2 期の量的緩和政策に対応するサンプル期間を 2013 年 4 月から 2017 年 6 月とした。

データは月次データで、サンプル数は第 1 期の量的緩和政策のサンプル期間が 60、第 2 期の量的緩和政策のサンプル期間が 58 である。いずれの期間もサンプル数が少なく、政策効果の検証結果をブートストラップ法で確認する必要がある。

## 6.4 ブートストラップ法を用いた信頼区間の導出

### 6.4.1 VAR モデルの構成とインパルス応答分析

VAR モデルは表 6.1 の変数で構成される。すべての変数は対数をとっている。VAR モデルのラグ次数の選択は Akaike 情報量規準に基づいている。マネタリーベース、消費者物価指数(厳密にはコア消費者物価指数、以下、消費者物価指数と言及)、株価、鉱工業生産指数の 4 変数が VAR モデルを構成する。

インパルス応答分析においては、構造ショックの識別においてコレスキー分解を行っている。変数の順序は、宮尾(2016)に基づき、鉱工業生産指数、株価、消費者物価指数、マネタリーベースの順とする。また、構造ショックの追跡期間は 24 ヶ月(2 年間)、効果は累積効果を見る。

変数の独立ショックの識別のためにコレスキー分解を想定する。変数の順序は、鉱工業生産指数、消費者物価指数、株価、マネタリーベースである。

表 6.1 VAR モデルの変数

変数名	記号	内容・出所等
マネタリーベース	<i>MB</i>	平残、季節調整済 単位億円 出所：日本銀行
コア消費者物価指数	<i>CIR</i>	2015 年基準 出所：総務省統計局
株価 (TOPIX)	<i>SP</i>	TOPIX、月末 出所：東京証券取引所
鉱工業生産指数	<i>IPI</i>	2010 年基準、季節調整済 出所：経済産業省

## 6.4.2 ブートストラップ法によるインパルス応答分析の信頼区間

ブートストラップ法を用いた VAR モデルによるインパルス応答分析の信頼区間の作成は、以下の①～⑦の手順で行われる。基本的には、単一方程式に適用する場合と同じである (Efron (1979))。

- ① 最初に、第 1 期と第 2 期の量的金融緩和期間の原データ(対数値)を用いて VAR モデルを推定し、VAR モデルの係数の推定値と残差系列を求める。
- ② 残差系列の分散共分散行列にコレスキー分解を適用し、各変数の独立ショックの推計系列と各変数の残差項に関するリカーシブ制約式をもとめる。
- ③ 各変数の独立ショックの推計系列に対して resampling を行う。resampling は 1000 回行う。
- ④ ①で求めた VAR モデルの係数と 1000 組の独立ショックの推計系列を用いて、VAR モデルを構成する4変数の 1000 組のデータセットを作成する。
- ⑤ 4 変数の 1000 組のデータセットを使って、1000 回の VAR モデルの係数を OLS 推定する。次いで、1000 組の各々の VAR モデルの OLS 推定結果に基づき、24 期を追跡するインパルス応答分析を行う。各変数の独立ショックは 1 標準偏差である。
- ⑥ 1 期から 24 期までの追跡期間各々の期間について、1000 個のインパルス応答分析の効果の値が得られる。そして、各期間の 1000 個の効果の値からなる分布(ブートストラップ分布)を作成する。
- ⑦ ⑥のブートストラップ分布で、95%の信頼区間を、上下両端から 2.5%までの値を除いて求める。同時に、分布の 50%点を中央値とする。

## 6.5 実証結果

### 6.5.1 第1期の量的金融緩和期

以下の図 6.1、図 6.2 は、インパルス応答と信頼区間の結果を表している。図 6.1、図 6.2 では、ブートストラップ法による 95%信頼区間を表示している。マネタリーベースの効果に関心事なので、

図 6.2 から先に結果を見ることにする。図 6.2 の 1 行 2 列のマネタリーベースのプラスの独立ショック(金融緩和政策)の鉱工業生産指数への効果は、中央値はプラスだが信頼区間はプラスとマイナスの領域に位置している。このことは、第 4 章での結果と比べて、マネタリーベースの効果が総じて明瞭ではないことを意味する。同じく、図 6.2 の 2 行 2 列のマネタリーベースのプラスの独立ショックの株価への影響は、15 期ほどまではプラス効果が得られている。これはほぼ第 4 章の結果と同じである。図 6.2 の 3 行 2 列のマネタリーベースの消費者物価指数への影響は、中央値はマイナスで「物価パズル」の問題を反映しているが、信頼区間を考慮すると、明瞭な結果は得られていない。

図 6.1 インパルス応答分析の結果  
(鉱工業生産指数、株価の独立ショックの各変数の応答)

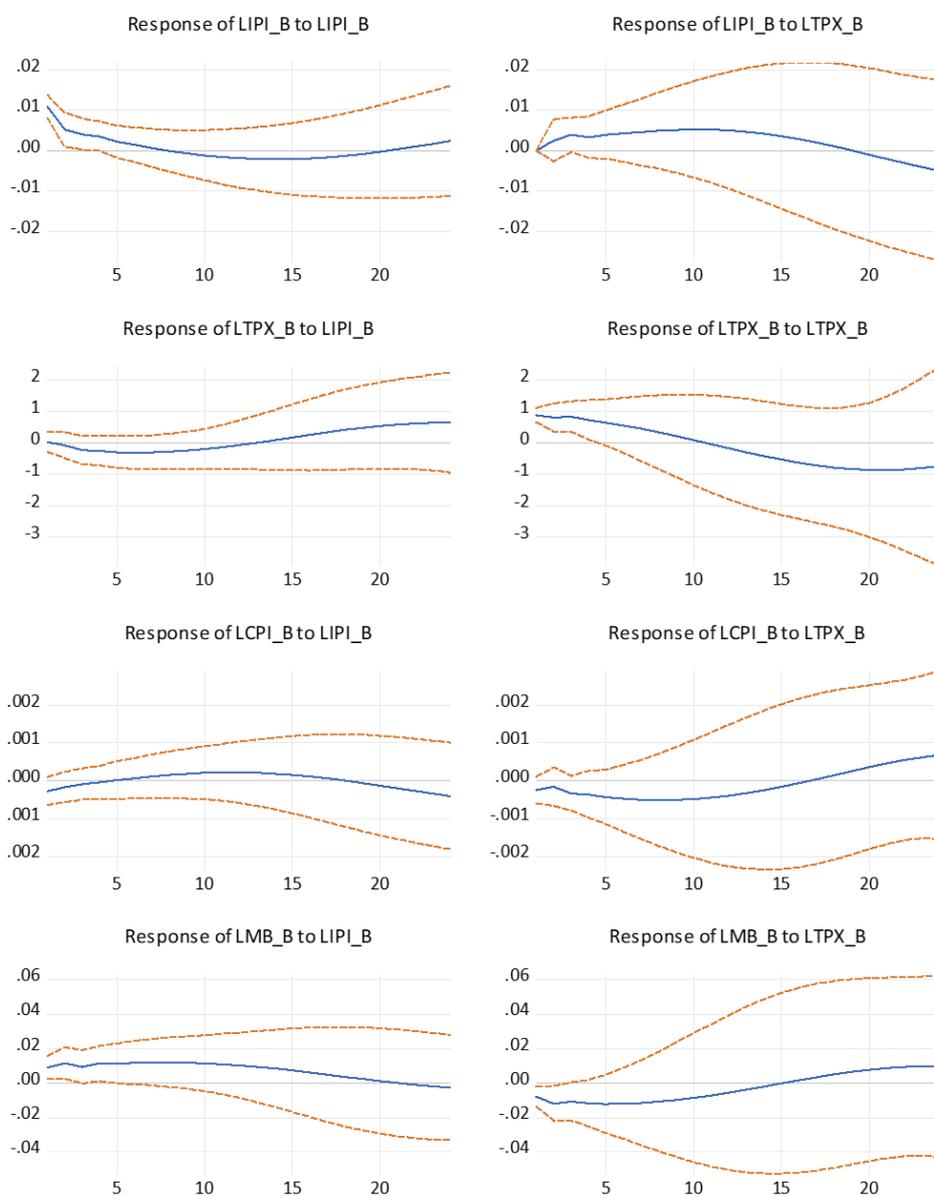
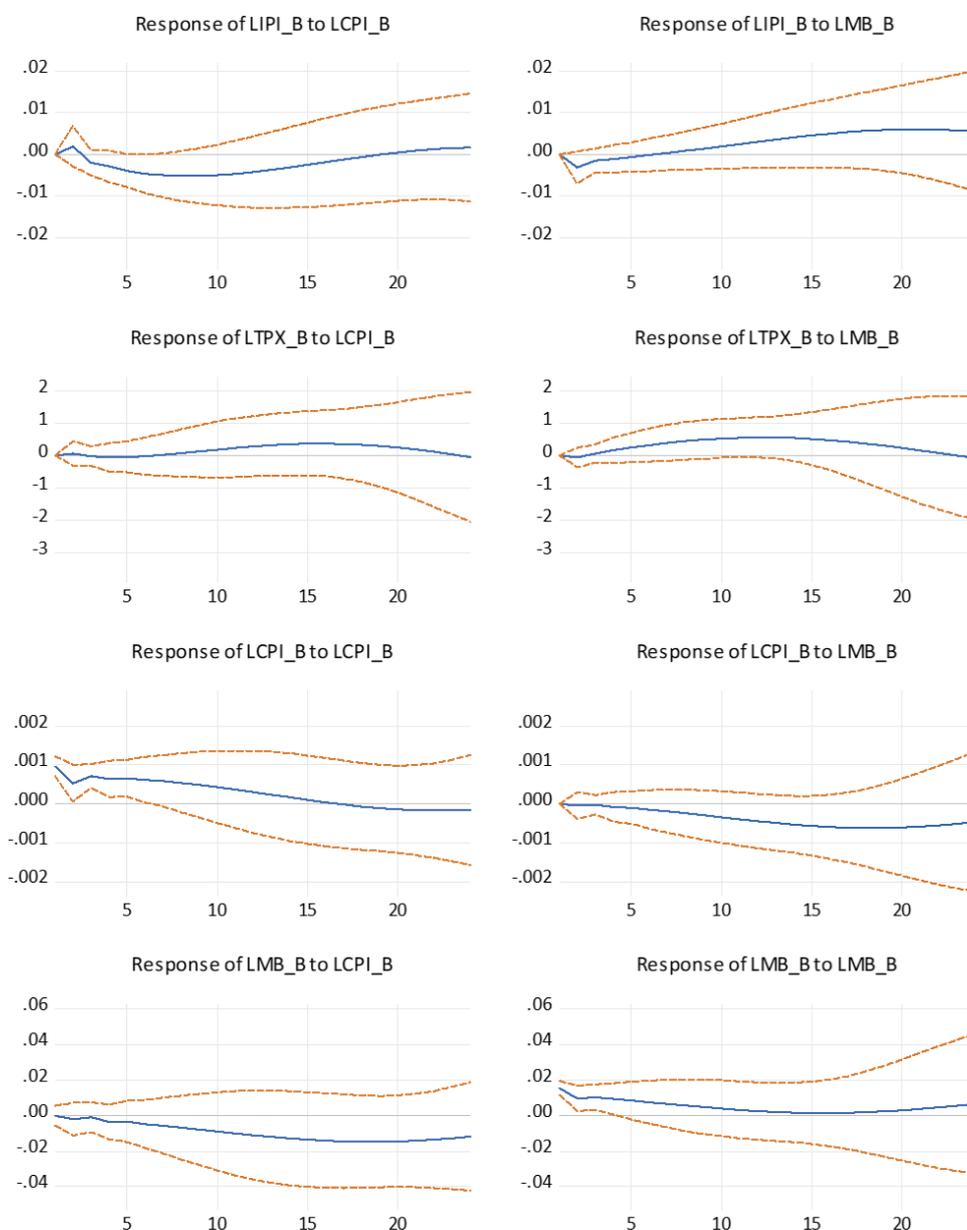


図 6.2 インパルス応答分析の結果  
 (消費者物価指数、マネタリーベースの独立ショックの各変数の応答)

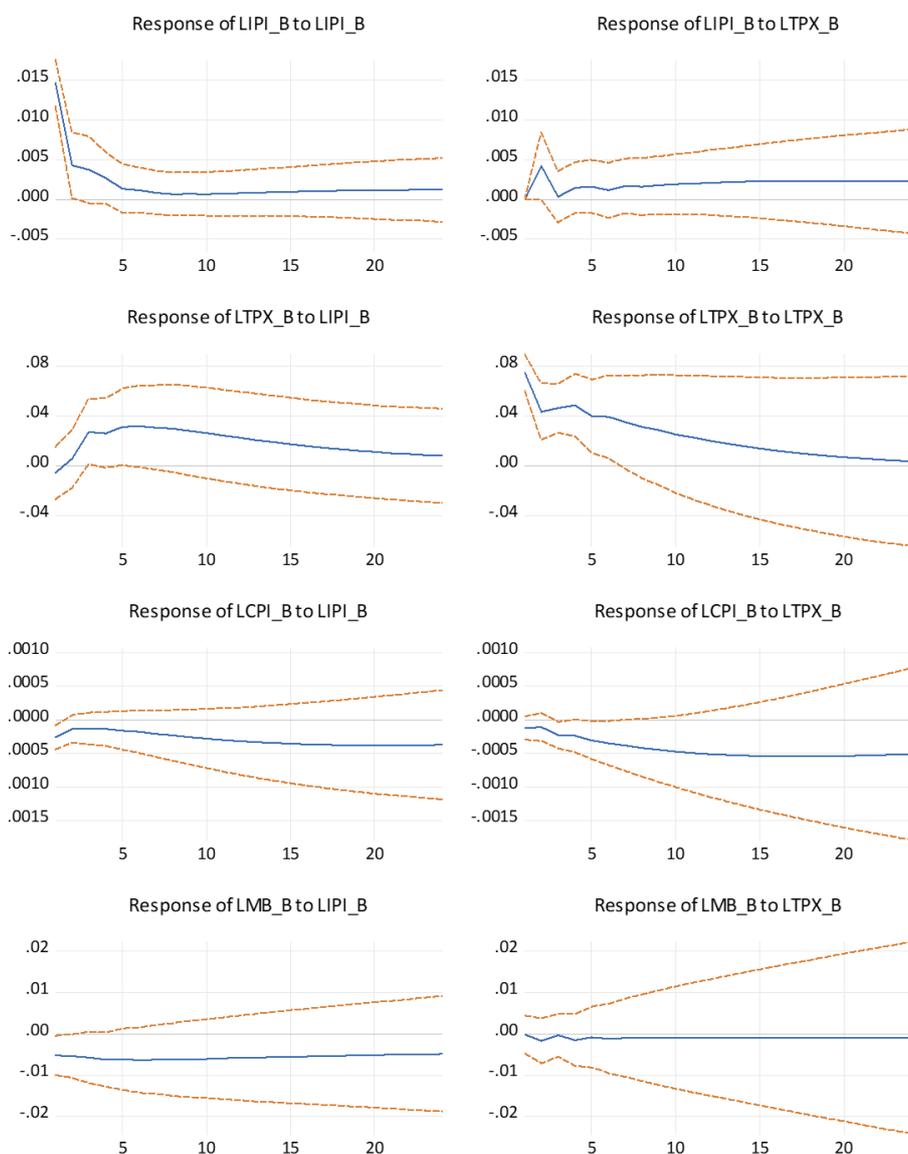


次に金融政策反応を見る。図 6.1 の 4 行 1 列の鉱工業生産指数のプラスの独立ショックに対するマネタリーベースの反応は、10 期ほどまではプラスである。これは金融政策が counter-cyclical に対応しているのではなく、accommodative に対応していることを意味する。この点は第 4 章の結果と異なる。図 6.2 の 4 行 1 列の消費者物価指数のプラスの独立ショックに関しては明確な反応は見られない。

## 6.5.2 第2期の量的金融緩和期

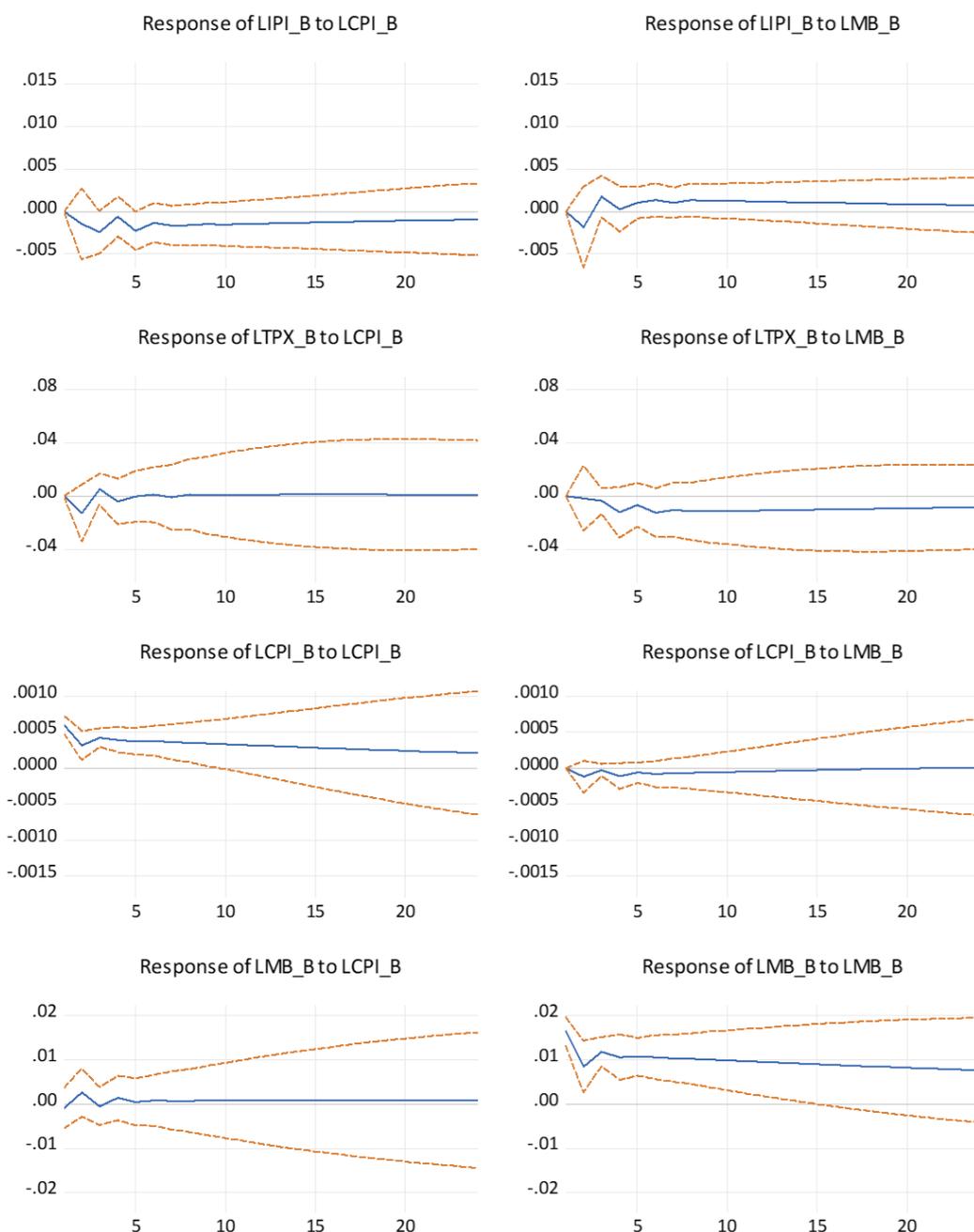
第2期の量的緩和政策期のマネタリーベースの効果は、図6.3、図6.4で与えられる。最初に、マネタリーベースの効果を見る。図6.4の1行2列から、マネタリーベースのプラスの独立ショック(金融緩和)は鉱工業生産指数にはほとんど影響を与えないことがわかる。図6.4の2行2列から、マネタリーベースのプラスの独立ショックの株価への影響も明確ではない。図6.4の3行2列から、マネタリーベースのプラスの独立ショックの消費者物価指数への効果に関して、信頼区間を併せて評価すると、効果は明瞭ではない。総じて、第2期の量的金融緩和政策に関しては、明瞭な効果は見られないと結論付けることができる。

図6.3 インパルス応答分析の結果  
(鉱工業生産指数、株価の独立ショックの各変数の応答)



次に金融政策反応を見る。図 6.3 の 4 行 1 列の鉱工業生産指数のプラスの独立ショックに対するマネタリーベースの反応は、第 1 期と異なり 4 期までは counter-cyclical な反応を見せている。しかし、その後は明確な効果は見られない。図 6.4 の 3 行 1 列の消費者物価指数のプラスの独立ショックに関しては明確な反応は見られない。この点は第 1 期の量的金融緩和期と同じである。

図 6.4 インパルス応答分析の結果  
(消費者物価指数、マネタリーベースの独立ショックの各変数の応答)



## 6.6 結語

本章では、VAR モデルによるインパルス応答分析の信頼区間を求めるために、ブートストラップ法を用いた。本章での VAR モデルは、鉱工業生産指数、消費者物価指数、株価、マネタリーベースの 4 変数から構成される。事前の ADF 検定では 4 変数ともに単位根を有するが、VAR モデルは変数の階差ではなくレベル(水準)のまま構成される。

インパルス応答の信頼区間の導出にブートストラップ法を用いる理由は、量的緩和政策の実施時期が短く、VAR モデルの推定に用いられるサンプル数が少ないためである。本稿でのブートストラップ法で求めた信頼区間に基づいて、マネタリーベースの鉱工業生産指数、消費者物価指数、株価への効果を以下の通りに要約できる。

第 1 期では、第 4 章及び本多・黒木・立花(2010)などの既存研究の結果と異なり、マネタリーベースの鉱工業生産指数への明瞭な効果は認められなかった。しかし、マネタリーベースの株価への効果は認められた。消費者物価指数への効果は認められなかった。第 2 期では、マネタリーベースの鉱工業生産指数、消費者物価指数、株価への効果は、いずれも明瞭な効果は認められない。総じて、第 1 期の量的金融緩和は株価への効果は見られたものの、それ以外の変数への効果は認められない。第 2 期の量的緩和政策に関しては、まったく効果が認められない。

本章での信頼区間を含むブートストラップ法を使った第 1 期、第 2 期の量的緩和政策に関しては、以上のように結論付けることができる。

金融政策反応に関しては、鉱工業生産指数に対して第 1 期では accommodative な反応が、第 2 期では初期段階で counter-cyclical な結果が得られた。消費者物価指数に対しては、第 1 期、第 2 期とも金融政策反応は認められなかった。

もっとも、第 2 期目に関しては、サンプル期間を直近まで延長すると、結果は変わったものになる可能性がある。第 2 期目のサンプル期間の延長は、今後の課題としたい。また、第 4 章の図 4.3 からわかるように、第 2 期の量的緩和政策でのマネタリーベースは、第 1 期の量的緩和政策の時期とは比較できないほど大きい。こうしたマネタリーベースの格段に大きな変化は、はたして VAR モデルで捉えられるのかどうか疑問な点もある。この点の考察も今後の課題としたい。

## 参考文献

### 【日本語文献】

- 明石衛（2014）『プルーデンス政策と中央銀行：信用秩序維持と中央銀行』三菱経済研究所。
- 浅井学（2000）「VAR モデルにおける共和分、ECM、因果関係の分析」『立命館経済学』立命館大学、第48巻第6号、pp.1001-1019。
- 伊藤隆俊（2013）『インフレ目標政策』日本経済新聞出版社。
- 岩田一政（2014）『量的・質的金融緩和：政策の効果とリスクを検証する』日本経済研究センター編 日本経済新聞出版社。
- 岩田一政・左三川郁子（2016）『マイナス金利政策：3次元金融緩和の効果と限界』日本経済研究センター編著 日本経済新聞出版社。
- 岩田一政・左三川郁子（2018）『金融正常化へのジレンマ』日本経済研究センター編著 日本経済新聞出版社。
- 岩田規久男・原田泰（2013）「金融政策と生産：予想インフレ率の経路」『現代政治経済研究所ワーキングペーパー』早稲田大学 No.1202。
- 岩田規久男（2018）『日銀日記：五年間のデフレとの闘い』筑摩書房。
- 植田和男（2006）『ゼロ金利との闘い』日本経済新聞社。
- 植田和男（2012）「非伝統的金融政策の有効性：日本銀行の経験」『CARF ワーキングペーパー』東京大学金融教育研究センター CARF-J-079。
- 鶴飼博史（2006）「量的緩和政策の効果・実証研究のサーベイ」『日本銀行ワーキングペーパーシリーズ』日本銀行 No.06-J-14。
- 梅田雅信（2011）『日銀の政策形成：「議事録」にみる、政策判断の動機と整合性』東洋経済新報社。
- 翁邦雄（2011）『ポスト・マネタリズムの金融政策』日本経済新聞出版社。
- 汪金芳・桜井裕仁（2011）『ブートストラップ入門』共立出版。
- 太田英明（2008）「日銀金融緩和政策の中国・香港市場／経済への影響」日本金融学会秋季大会報告論文。
- 沖本竜義（2010）『経済・ファイナンスデータの計量時系列分析』朝倉書店。
- 川崎能典（1991）「Bayesian Vector Regression：その手法の整理と予測能力の検証」『金融研究』日本銀行金融研究所 第10巻第1号、pp.79-101。
- 木内登英（2017）『異次元緩和の真実』日本経済新聞出版社。
- 木内登秀（2018）『金融政策の全論点：日銀審議委員5年間の記録』東洋経済新報社。

- 木村武・中島上智（2013）「伝統的・非伝統的金融政策ショックの識別：潜在閾値モデルを用いた実証分析」『日本銀行ワーキングペーパーシリーズ』日本銀行 No.13-J-5。
- 北岡孝義・高橋青天・為川健一・矢野順治（2013）『EViews で学ぶ実証分析の方法』日本評論社
- 北岡孝義（2019）「レベル VAR モデルとインパルス応答の小標本特性」『同志社商学』同志社大学, 第 70 巻 第 6 号, pp.727-746。
- 北岡孝義（2019）「単位根、共和分の関係にある VAR モデルのインパルス応答関数の特性」『明大商学論叢』明治大学, 第 101 巻 第 2 号, pp.225-243。
- 黒田暁生（2019）『日本の金融政策（1970～2008 年）：歴代日銀総裁のパフォーマンス評価』日本評論社。
- 熊倉修一（2013）『中央銀行と金融政策』晃洋書房。
- 玄錫元（2004）「金融変数と企業の設備投資との因果性検定（2）」『経済論叢』京都大学, 第 173 巻第 3 号, pp.73-82。
- 白井さゆり（2016）『超金融緩和からの脱却』日本経済新聞社。
- 白川方明（2018）『中央銀行』東洋経済新報社。
- 竹田陽介・矢嶋康次（2013）『非伝統的金融政策の経済分析：資産価格からみた効果の検証』日本経済新聞出版社。
- 田中勝人（2006）『現代時系列分析』岩波書店。
- 立花実・井上仁・本多佑三（2017）「量的緩和策の銀行貸出への効果」『経済分析』内閣府経済社会総合研究所 第 193 号, pp.161-195。
- 辻裕行（2010）「非定常時系列データの VAR モデル推定について」第 2 回「光石賞」準光石賞受賞論文 ライトストーン社。
- 照山博司（2001）「VAR による金融政策の分析：展望」『フィナンシャル・レビュー』No.59, pp.74-140。
- 得田雅章（2007）「構造 VAR モデルによる金融政策効果の一考察」『研究年報』滋賀大学経済学部 Vol.14, pp.103-119。
- 得田雅章（2016）「QQE(量的・質的金融緩和)と実体経済に関する時系列分析」『CRR Discussion Paper Series』滋賀大学経済学部附属リスク研究センター J-59。
- 日本銀行 「調査月報」（2004 年 5 月）日本銀行ホームページ,  
([http://www.boj.or.jp/research/past\\_release/chosa2004.htm/](http://www.boj.or.jp/research/past_release/chosa2004.htm/))。
- 日本銀行 「金融政策決定会合議事録」（2001.1.19～2008.12.18/19 開催分）日本銀行ホームページ ([http://www.boj.or.jp/mopo/mpmsche\\_minu/record\\_2008/index.htm/](http://www.boj.or.jp/mopo/mpmsche_minu/record_2008/index.htm/)) 等。
- 日本銀行 「金融政策に関する決定事項等」（1998.1.16～2019.12.26）日本銀行ホームページ ([https://www.boj.or.jp/mopo/mpmdeci/mpr\\_2019/index.htm/](https://www.boj.or.jp/mopo/mpmdeci/mpr_2019/index.htm/)) 等。
- 野口悠紀雄（2013）『金融緩和で日本は破たんする』ダイヤモンド社。

- 早川英男 (2016a) 『金融政策の「誤解」: “壮大な実験、の成果と限界”』慶應義塾大学出版会。
- 早川英男 (2016b) 「実験的金融政策の評価と課題」『激論マイナス金利政策』 第9章 (269-328 ページ) 日本経済研究センター編 日本経済新聞出版社。
- 早川英男 (2018) 「「短期決戦」から「持久戦」へ: 日銀緩和の軌跡と課題」日本経済新聞社編 『黒田日銀超緩和の経済分析』日本経済新聞社。
- 原田泰・増島稔 (2008) 「金融の量的緩和はどの経路で改善したのか」『ESRI Discussion Paper Series』内閣府経済社会総合研究所 No.204。
- 原田泰・石橋英宣 (2018) 「量的・質的金融緩和、予想インフレ率、生産」 第1章 (15-44 ページ) 安達誠司・飯田泰之編著 『デフレと戦う—金融政策の有効性: レジーム転換の実証分析』日本経済新聞出版社。
- 廣川毅・浪花貞夫・高岡慎 (2016) 『経済時系列分析』(数量経済分析シリーズ 第5巻) 多賀出版。
- 本多佑三・黒木祥弘・立花実 (2010) 「量的緩和政策: 2001年から2006年にかけての日本の経験に基づく実証分析」『ファイナンシャル・レビュー』No.1, pp.59-81。
- 本多佑三 (2014) 「非伝統的金融政策の効果: 日本の場合」岩本康志・神取道宏・塩路悦朗・照山博司編 『現代経済学の潮流 2014』 第1章 (3-38 ページ) 東洋経済新報社。
- 前川功一・小村衆統・永田修一 (2015) 「VAR モデルによる日本の金融緩和政策効果の検証: 2009年~2014年の期間について」『広島経済大学経済研究論集』広島経済大学, 第38巻第2号, pp.1-20。
- 宮尾龍蔵 (2006) 『マクロ金融政策の時系列分析: 政策効果の理論と実証』日本経済新聞社。
- 宮尾龍蔵 (2016) 「非伝統的金融政策の効果はあるのか(II) 実証的な証拠」『非伝統的金融政策』 第3章 (89-120 ページ) 有斐閣。
- 宮本弘暁 (2016) 「量的緩和政策と労働市場」『日本銀行ワーキングペーパーシリーズ』日本銀行 No.16-J-3。
- 藻谷浩介・河野龍太郎・小野善康・萱野稔人 (2013) 『金融緩和の罨』集英社新書。
- 森川泰 (2018a) 「複数 VAR モデルによる量的緩和政策の総合評価」『商学研究論集』明治大学大学院商学研究科 第48号, pp.1-20。
- 森川泰 (2018b) 「ブートストラップ信頼区間を用いた VAR モデルによる量的金融緩和政策の評価」『商学研究論集』明治大学大学院商学研究科 第49号, pp.1-14。
- 森川泰 (2019a) 「小標本のもとでの VAR モデルによるインパルス反応分析: レベル VAR モデルと VEC モデル」『商学研究論集』明治大学大学院商学研究科 第50号, pp.1-15。
- 森川泰 (2019b) 「非定常時系列データと VAR モデルによるインパルス応答の予測誤差: ブートストラップ法によるシミュレーション分析」『商学研究論集』明治大学大学院商学研究科 第51号, pp.1-14。

- 森棟公夫 (1999) 『計量経済学』 (プログレッシブ経済学シリーズ) 東洋経済新報社。
- 山本拓(1988) 『経済の時系列分析』 創文社。
- 湯本雅史 (2011) 『デフレ下の金融・財政・為替政策：中央銀行に出来ることは何か』 岩波書店。

### 【英語文献】

- Abadir,K.M., K.Hadri and E.Tzavalis (1999) “The Influence of VAR Dimensions on Estimation Biases”, *Econometrica*, Vol.67, pp.163-181.
- Anderson,T.W. (2003) *An Introduction to Multivariate Statistical Analysis, third edition*, Wiley
- Baba, N., M. Nakashima, Y. Shigemi and K. Ueda (2006) “The Bank of Japan’s Monetary Policy and Bank Risk Premiums in the Money Market”, *International Journal of Central Banking*, Vol.2, No.1, pp.105-135.
- Baba,N., S. Nishioka, N. Oda, M. Shirakawa, K. Ueda and H. Ugai (2005) “Japan’s Deflation, Problems in the Financial System and Monetary Policy”, *Monetary and Economic Studies*, Vol.23, No.1, Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan, pp.47-111.  
(Understanding Low Inflation and Deflation: A Conference Organized by the Bank for International Settlements on 18-19 June 2004)
- Choi,In (2015) *Almost All about Unit Roots:Foundations,Developments,and Applications*, Cambridge University Press
- Christiano, L.J. (2012) “Christopher A. Sims and Vector Autoregressions”, *The Scandinavian Journal of Economics*, Vol.114, No.4, pp.1082-1104.
- Coenen, G., and V. Wieland (2003) “The Zero-Interest-Rate Bound and the Role of the Exchange Rate for Monetary Policy in Japan”, *Journal of Monetary Economics*, Vol.50. No.5, pp.1071-1101.
- DeJong, David N. and Chetan Dave (2011) *Structural Macroeconometrics, second edition*, Princeton University Press
- Doan,T., R.Litterman and C.Sims (1984) “Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distribution,” *Econometric Review* Vol.3 pp.1-144.
- Efron,B. (1979) “Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife” *The Annals of Statistics*, Vol.7 No.1, pp.1–26.
- Efron,B. and Tibshirani.R.J. (1993) *An Introduction to the Bootstrap*, Chapman & HALL/CRC.
- Eggertsson, G. and M. Woodford (2003) “The Zero Bound on Interest Rates and Optimal Monetary Policy” *Brookings Papers on Economic Activity*, Vol.2003, No.1, pp.139-211.

- Enders, Walter (2014) *Applied Econometric Time Series, 4th edition*, Wiley.
- Fox, John (2002) *Bootstrapping Regression Models*, Technical Report, Stanford University.
- Gospodinov, Herrera and Pesavento (2013) "Unit Roots, Cointegration, and Pretesting in VAR Models", *Advances in Econometrics*, Vol.32, pp81-115.
- Griffiths and Lutkepohl (1990) "Confidence Intervals for Impulse Responses from VAR Models: Comparison of Asymptotic Theory and Simulation Approach," manuscript, University of New England.
- Hamilton, James D. (1994) *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- Hamilton, J.D. and Herrera, A. (2004) "Oil Shocks and Aggregate Macroeconomic Behavior: The Role of Monetary Policy," *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol.36, p.265-286.
- Hayashi, F. and J. Koeda (2014) "Exiting from QE," *NBER Working Paper No. 19938*.
- Ho, Steven Wei, Ji Zhang and Hao Zhou (2018) "Hot Money and Quantitative Easing: The Spillover Effects of US Monetary Policy on the Chinese Economy," *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol.50, pp.1543-1569.
- Honda, Yuzo (2014) "The Effectiveness of Nontraditional Monetary Policy: The Case of Japan," *Japanese Economic Review*, Vol. 65, Issue 1, pp.1-23.
- Honda, Yuzo and Y. Kuroki. and M. Tachibana (2007) "An Injection of Base Money at Zero Interest Rates: Empirical Evidence from the Japanese Experience 2001-2006," *Osaka University, Discussion Papers in Economics and Business*, No.07-08.
- Karim, Abdir, Hadri and Tzavalis (1999) "The Influence of VAR Dimensions on Estimator Biases," *Econometrica*, Vol.66, No.1 pp.163-181.
- Kilian, Lutz (1998) "Small-Sample Confidence Intervals of Impulse Response Functions," *Review of Economics and Statistics*, Vol.80, No.2, pp.218-230.
- Kilian, L and P.L. Chang (2000) "How Accurate are Confidence Intervals for Impulse Response in Large VAR models," *Economic Letters*, vol.69, Issue 3, p.299-307.
- Koop, G., D. Korobilis (2010) "Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics", *Rimini Centre for Economic Analysis, Working Paper 47\_09*
- Krugman, P. (1998) "It's Baaack! Japan's Slump and the Return of the Liquidity Trap", *Brookings Papers on Economic Activity* No.2, pp.137-187.
- Kuttner, N. and Patricia C. Mosser (2002) "The Monetary Transmission Mechanism: Some Answers and Further Questions", *FRBNY Economic Policy Review*, May 2002.
- Lawford, S. and M.P. Stamatogiannis (2009) "The Finite-Sample Effects of VAR Dimensions on OLS Bias, OLS Variance, and Minimum MSE Estimators," *Journal of Econometrics*, Vol. 148, pp.124-130.

- Lütkepohl, Helmut (1993) *Introduction to Multiple Time Series Analysis, second edition*, Springer-Verlag
- Lütkepohl, Helmut (2004) "Vector Autoregressive and Vector Error Correction Models", ed. by Lütkepohl, Helmut and Markus Krätzig, Applied Time Series Econometrics, Cambridge University Press
- Lutz, Kilian and Lütkepohl, Helmut (2017) *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge University Press
- Mitchell, J. (2009) "Importance of Long-run Structure for Impulse Response Analysis in VAR Models" *National Institute of Economic and Social Research*, Discussion Paper, No.172
- Miyao, R and T, Okimoto (2017) "The Macroeconomic Effects of Japan's Unconventional Monetary Policies," RIETI, Discussion Paper, 17-E-065.
- Okina, Kunio. and S. Shiratsuka (2004) Policy Commitment and Expectation Formation: Japan's Experience under Zero Interest Rates, *North American Journal of Economics and Finance*, Vol. 15, No.1, pp.75-100.
- Park, John Y. and Peter C.B. Phillips (1988) "Statistical Inference in Regressions with Integrated process: Part 1," *Econometric Theory* 4, pp.468-497.
- Park, John Y. and Peter C.B. Phillips (1989) "Statistical Inference in Regressions with Integrated process: Part 2," *Econometric Theory* 5, pp.95-131.
- Renault, Eric (2010) "Simulation-Based Estimation" ed. By Steven N. Durlauf and Lawrence E. Blume, *Microeconometrics*, Palgrave Macmillan
- Phillips, P.C.B. (1998) "Impulse Response and Forecast Error Variance Asymptotics in Nonstationary VARs," *Journal of Econometrics*, Vol.83, pp.21-56.
- Sims, Christopher A., J.H. Stock and M.W. Watson (1990) "Inference in Linear Time Series Models with Some Unit Roots" *Econometrica*, Vol.58, pp.113-144.
- Sims, Christopher A. and Thao Zha (1998) "Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models," *International Economic Review*, Vol.39, No. 4, pp.949-968.
- Stefano, F and L. Bravetti (1996) "Asymptotic Normal Bootstrap Inference in Structural VAR Analysis," *Journal of Forecasting*, No.15, pp.329-341.
- Stock, J.H. and M.W. Watson (2001) "Vector Autoregressions," *Journal of Economic Perspectives*, Vol.15, No.4, pp.101-115.
- Susanto, F., H.O. Zapata and G.L. Cramer (2005) "Bootstrapping in Vector Autoregressions: An Application to the Pork Sector" *Econpapers*, 2004 Annual Meeting, Denver Co., No.20051
- Teruyama, Hiroshi (2001) "Analysis on Monetary Policy based on VAR model", *Financial Review*, Policy Research Institute, Ministry of Finance, Vol.59.
- Woodford, M. (2012) "Methods of Policy Accommodation at the Interest-Rate Lower Bound" Presented at The Changing Policy Landscape, 2012 FRB Kansas City Economic Policy

Symposium, Jackson Hole, WY, September 2012.