

## 投資主体別における株式需要の分析\*

得 津 康 義\*\*

### 1. はじめに

2008年にリーマン・ショックが発生後、わずかに回復を見せた日経平均株価は、しばらく横ばいの状態が続いた。しかし、2012年を境に多少の上下変動は存在するが、全体としては上昇トレンドが見られるようになってきた。また、2013年に日本銀行の金融政策の転換が行われ、2016年にはマイナス金利政策を導入した結果、その影響により市中銀行の金利が低下し、家計部門においても資産形成の一つに資本市場での運用を選択肢として考える必要性が出てきた。「貯蓄から投資へ」のスローガンのもと、NISA（少額投資非課税制度）やiDeCo（個人型確定拠出年金制度）といった制度の拡充により、家計部門が資本市場へ参加できる環境が整いつつある。

わが国の代表的な資本市場である東京証券取引所における売買に目を向けると、2006年以降の売買代金の内訳は自己売買よりも委託売買の比率が圧倒的に高い状況が続いている。さらに委託売買における投資主体の内訳は、外国人投資家の割合が最も多く、その次に個人投資家、法人、証券会社の順になっており、外国人投資家と個人投資家のシェアは全体の約8割を占めている。

投資主体別の売買行動に関しては、これまでも様々なアプローチで分析が行われている。浅子・江口（1989）、浅子・江口（1992）、楠美・川北（1998）では、投資主体別の株式需給について、株式需要関数の定式化したうえで回帰分析を行い、各投資主体の特徴を挙げている。亀坂（2006）は、投資家別の売買データを用いて分析を行い、投資家の取引パターンやパフォーマンスの分析を行っている。岩澤・内山（2011）では、行動ファイナンスの知見から株価変動いわゆるボラティリティと海外投資家と個人投資家の取引行動の関連性について分析を行っている。

近年ではボラティリティと株式需要との関連性について、石丸（2013）で外国人投資家と個人投資の株式需要関数に関してリスクの限界効果の検証と需要関数の構造変化の検証を行っている。さらに塚原（2016）は株価変動が個人投資家の株式や投資信託の需要に及ぼす影響について同時方程式体系を用いた検証を行っている。これら二つの研究はヒストリカル・ボラティリティを推定式の説明変数に組み込んでいる。しかし、株式需要とボラティリティには相互関係も見られるため連立方程式体系での推定が望ましいと考えられ、さらに、ボラティリティ以外の変数も組み込んだモデルを同時推計する必要がある。また浅子・江口（1989）が示しているように株式需要には履歴効果が認められ、他の変数に関しても同様の効果は考えられる。そこで、本稿では多変量自己回帰型（VAR）モデルでの推計を試みる。VARモデルは変数間の動的関係性を分析するために利用されるモデ

\* 本稿は文部科学省科学研究費補助金「非ガウス型構造 VAR モデルの統計理論と応用」（研究代表者：前川功一、課題番号：26380279、研究期間：2018年～2020年）の補助を受けている。また、本稿を作成するにあたり前川功一教授、新垣繁秀教授、さらに計量経済学研究会の参加者から有益な助言を頂いた。

\*\* 広島経済大学経済学部教授

ルで説明変数がそれぞれの変数の過去の値となっているが、本稿の分析では同時点における変数間の影響を考慮した構造 VAR モデルで推計を行う。

構造 VAR モデルを推定する際に問題となるのが識別性である。一般的に構造 VAR モデルは同時点の変数間の関係を表す行列を VAR モデルの左辺の変数に左からかけることによって表現している。推定は左辺の行列の逆行列を両辺に左からかけることにより、誘導形と呼ばれる VAR モデルに変形し推定を行う。しかし、誘導形の誤差項について非特異行列を使って分解し、分解された行列を使って新たに表現された VAR の式と元々の誘導形の式を移動平均の形に変換すると両者は区別がつかない。これが識別性の問題である。これまでも構造 VAR モデルを使って推定を行う際には、モデルについて経済的な意味などから制約を課して推定が行われてきた。代表的な仮定に再帰的構造があり、これは誤差項にかかる行列（構造行列）に下三角行列とすることである。この仮定は明確な変数間の因果序列が分かっている場合は有効な仮定であるが、一般的な経済変数間において明確な因果序列が事前に分かっているケースはまれである。そこで近年では誤差項に非ガウス分布を利用することにより、最初からした下三角行列を仮定することなく識別性の問題を解決する研究が行われている。独立成分分析（ICA）の時系列分析への応用がこれに当たると言える。LiNGAM という手法を構造 VAR モデルへ適用したのが Hyvarinen, et al (2010) の VAR-LiNGAM である。Moneta, et al (2013) では VAR-LiNGAM を経済時系列データに応用している<sup>1)</sup>。しかしながら VAR-LiNGAM では ICA の仮定から構造行列に下三角行列とした再帰的構造 VAR モデルになっている。Lanne, et al (2017) ではこの再帰的構造の仮定を緩めたより一般的なモデルを提案して、その推定手順や

推定量の特性を導いている<sup>2)</sup>。本稿で利用するデータは各投資主体の購入金額や金融市場に関わるものであり、事前に明確な因果序列を想定した再帰的構造よりも一般的な構造を想定した方が適当に思われるため推定に関しては Lanne, et al (2017) に従う。

本稿の概要は以下の通りである。第2節では分析で用いている構造 VAR について説明する。第3節では本稿で利用したデータについての特徴や変数の説明を述べた後、実証分析の結果を示す。最後に得られた結果の整理と今後の研究課題を述べる。

## 2. 構造 VAR モデル

多変量自己回帰モデル (VAR) は、経済やファイナンスデータの分析に数多く利用されてきた。特にわが国では日本銀行の金融政策が変更されたことに伴い、その効果を調べるために VAR を使った数多くの研究がある<sup>3)</sup>。またファイナンスの実証分析においても利用されてきている<sup>4)</sup>。本節では実証分析に必要な箇所を中心に構造 VAR モデルについて述べる<sup>5)</sup>。VAR モデルは変数間の動的関係を分析することが可能であり、さらに推定に関しても通常の OLS が利用できるという利点が挙げられる。一般的な  $n$  個の変数で次数が  $q$  の VAR( $q$ ) モデルは以下のように記述される。

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_t &= \mathbf{c} + \phi_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \phi_2 \mathbf{Y}_{t-2} + \dots + \phi_q \mathbf{Y}_{t-q} + \epsilon_t \\ \epsilon_t &\sim W.N.(0, \Sigma_{\epsilon_t}) \end{aligned} \quad (1)$$

ここで  $\mathbf{c}$  は  $n \times 1$  の定数項ベクトル、 $\phi_1 \dots \phi_q$  は  $n \times n$  の係数行列、攪乱項  $\epsilon_t$  は平均 0、分散  $\sigma_i$  を持つホワイトノイズである。攪乱項の分散共分散行列  $\Sigma_{\epsilon_t}$  は  $n \times n$  の対角行列である。この式では各変数は各々の過去の値に依存するが、現時点の影響に関しては影響がないモデルとなっている。そこで変数間の現時点における互いの影響を考慮したモデルが、以下のように

定式化された構造 VAR モデルである。

$$\begin{aligned} \Gamma_0 \mathbf{Y}_t &= \mathbf{C} + \Gamma_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \dots + \Gamma_p \mathbf{Y}_{t-p} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \\ \boldsymbol{\varepsilon}_t &\sim W.N.(0, \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\varepsilon}_t}) \end{aligned} \quad (2)$$

ここで  $\mathbf{C}$  は  $n \times 1$  の定数項ベクトル、 $\Gamma_0$  は対角行列が 1 の  $n \times n$  行列、 $\Gamma_1 \dots \Gamma_p$  は  $n \times n$  の係数行列である。攪乱項  $\boldsymbol{\varepsilon}_t$  は平均 0、分散  $\sigma_i$  を持つホワイトノイズであり、 $\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\varepsilon}_t}$  は  $n \times n$  の対角行列である。この式は同時方程式体系であるため、通常の OLS で推定すると推定結果にバイアスが生じる。そこで以下のような変形をする。

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_t &= \Gamma_0^{-1} \mathbf{C} + \Gamma_0^{-1} \Gamma_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \dots \\ &\quad + \Gamma_0^{-1} \mathbf{A}_p \mathbf{Y}_{t-p} + \Gamma_0^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t \end{aligned} \quad (3)$$

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{A}_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \dots + \mathbf{A}_p \mathbf{Y}_{t-p} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (4)$$

ここで  $\boldsymbol{\alpha} = \Gamma_0^{-1} \mathbf{C}$ 、 $\mathbf{A}_i = \Gamma_0^{-1} \Gamma_i$ 、 $\mathbf{B} = \Gamma_0^{-1}$  である。(4) 式は SVAR モデルの誘導形と呼ばれている。誘導形の式は通常の VAR(p) モデルの形をしているため OLS によって推定可能である。しかし、誘導形の式には識別性の問題が発生する。これは攪乱項  $\mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon}_t$  を非特異行列  $\mathbf{C}$  を用いて、 $\mathbf{BCC}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t$  として  $\mathbf{B}^* = \mathbf{BC}$ 、 $\boldsymbol{\varepsilon}_t^* = \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t$  と置き換えて誘導形の (4) 式を作る。

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{A}_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \dots + \mathbf{A}_p \mathbf{Y}_{t-p} + \mathbf{B}^* \boldsymbol{\varepsilon}_t^* \quad (5)$$

この (4) 式と (5) 式をそれぞれベクトル移動平均 (VMA) 表現すると以下の式となる

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\alpha} + \sum_{j=0}^{\infty} \boldsymbol{\Psi}_j \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon}_{t-j} \quad (6)$$

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\alpha}^* + \sum_{j=0}^{\infty} \boldsymbol{\Psi}_j^* \mathbf{B}^* \boldsymbol{\varepsilon}_t^* \quad (7)$$

この場合、観測された  $\mathbf{Y}_t$  からは (6) 式から発生したのか (7) 式から発生したかは一般的に識別できない。そこで識別を可能にするために従来では係数に何らかの制約が必要となる。この識別性の問題に対して Lanne, et al (2017) では非ガウス型分布を仮定することによって解決している。金融データの分布は正規分布に比

べて裾が厚く、また分散不均一性もしばしば観測されることから非ガウス型分布を仮定することは何ら不自然な仮定ではない。Lanne, et al (2017) は (4) 式で表される構造 VAR モデルは定常で、次の 3 つの仮定を満たすとき識別可能であるとしている。(1) 誤差過程は定常な確率ベクトルで平均 0、分散  $\sigma_i$  を持つ、(2) 誤差項の各要素は互いに独立で、周辺分布のうち正規分布に従うものは高々 1 つしかない、(3) 誤差項には自己相関がない。この場合の識別可能というのは行列  $\mathbf{B}$  の列の置換とサイズ以外には識別可能という意味で部分的識別可能性と呼んでいる。また完全識別可能性については Identification Scheme として述べられている。Lanne, et al (2017) ではパラメーターの推定方法として最尤推定と 3 段階推定法を提案しているが、ここでは 3 段階推定方法について述べる。 $\boldsymbol{\pi}$  を自己回帰に関するパラメーター、 $\boldsymbol{\gamma}$  を  $\mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon}_t$  に関するパラメーターとする。第 1 段階として VAR モデルを最小二乗法で推定し  $\hat{\boldsymbol{\pi}}$  を得る。第 2 段階として得られた  $\hat{\boldsymbol{\pi}}$  と最小二乗残差を使って誤差項のパラメーター  $\boldsymbol{\gamma}$  を最尤法によって推定し  $\hat{\boldsymbol{\gamma}}$  を得る。最後に  $\hat{\boldsymbol{\gamma}}$  を使って自己回帰パラメーター  $\boldsymbol{\pi}$  を最尤推定する。誤差項の分布の左右対称の条件を満たすならば、3 段階推定をして得られた  $\hat{\boldsymbol{\pi}}$ 、 $\hat{\boldsymbol{\gamma}}$  は漸近的に以下のことが成立する

$$\begin{aligned} T^{-1} \left( \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\pi}}_T \\ \hat{\boldsymbol{\gamma}}_T \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \boldsymbol{\pi}_0 \\ \boldsymbol{\gamma}_0 \end{bmatrix} \right) &\xrightarrow{d} \\ N \left( 0, \begin{bmatrix} l_{\pi\pi}(\boldsymbol{\theta}_0)^{-1} & 0 \\ 0 & l_{\gamma\gamma}(\boldsymbol{\theta}_0)^{-1} \end{bmatrix} \right) \\ \boldsymbol{\theta}_0 &= (\boldsymbol{\pi}_0, \boldsymbol{\gamma}_0) \end{aligned}$$

以上が構造 VAR モデルと Lanne, et al (2007) による推定方法の概要である。以下の実証分析ではここで述べたことを利用して推定を行っている。

### 3. 実証分析

各投資主体の株式需要の分析のために次の変数を採用した。まず株式需要を表す変数として、日本取引所グループが公表している投資部門別売買状況における売買代金から買いの金額から売りの金額を差し引いて株式需要とした。次に将来の市場の変動を表す変数は VIX とし、大阪大学数理・データ科学教育研究センター (MMDS) が公表している Volatility Index Japan<sup>6)</sup> (VXJ) を利用している。さらに TOPIX の収益率、為替レートの収益率、そして市場の変動を表す変数として TOPIX の Realized Volatility (RV)<sup>7)</sup> を採用している。これらの変数の中で VIX と RV について以下で簡単に触れる。

#### 3.1 Volatility Index (VIX)

オプション価格からインプライド・ボラティリティの計算方法としては、ブラック・ショールズの公式を利用する方法が知られている。しかし、この公式は原資産価格のボラティリティは一定という仮定に基づいているが、実際に観察される原資産価格のデータではボラティリティは変動しており、実データと公式の仮定との間に乖離が生じている。そこで考え出されたのが特定のモデルを仮定することなく計算されるモデル・フリー・インプライド・ボラティリティ (MFIV) である。シカゴ・ボード・オプション取引所 (CBOE) で計算されている MFIV は VIX と呼ばれ、日本でも日本経済新聞社が同様の計算を行い日経 VI として公表している。これらは株価指数と負の相関を持つため恐怖指数とも呼ばれている。具体的に VIX は以下の式によって近似計算される。

$$\sigma_{VIX}^2 = \frac{2}{(T-t)B(t,T)} \left[ \sum_{i \leq 0} \frac{P(\tau, K_i)}{K_i^2} \Delta K_i + \sum_{i > 0} \frac{C(\tau, K_i)}{K_i^2} \Delta K_i \right] + \frac{1}{T-t} \left( \frac{F(t,T)}{K_0} - 1 \right)^2$$

ここで  $B(t,T)$  は無リスク・ゼロクーポン債の価格、 $P(\tau, K_i), C(\tau, K_i)$  は権利行使価格  $K_i$  のヨーロピアン・プット、ヨーロピアン・コールの価格、 $\Delta K_i$  は市場で取引可能な権利行使価格の間隔である。この式の第 2 項は誤差を修正する項である。この式では市場で取引されている権利行使価格のみを用いるために誤差が大きくなるため、MMDS では権利行使価格とそのオプション価格を補間、補外した VXJ を計算している。MMDS のデータは年率化されたボラティリティが日次で公開されているため、本稿では各週の平均を計算し  $\sqrt{52}$  で割った数値を VIX として用いる。

#### 3.2 Realized Volatility

Realized Volatility とは原資産がドリフトと瞬時ボラティリティの和に従う拡散過程の原資産価格変化率の分散 Integrated Volatility ( $\sigma_t^2$ ) の推定量の一つであり、次のように計算される。

$$RV_t = \sum_{i=1}^n r_{t,i}^2$$

ここで、 $r_{t,i}$  は第  $t$  日の日中の収益率であり、第  $t$  日の RV は各収益率の値の 2 乗和として定義される。 $RV_t$  は  $n \rightarrow \infty$  のときに

$$\text{plim}_{n \rightarrow \infty} RV_t = \sigma_t^2$$

が成立する。さらに高頻度データを使って RV を計算するときには、休憩時間や夜間といった市場が閉じて取引が行われていないときを調整するために Hansen and Lunde (2005) によって提案された、以下の修正が一般的に行われて

いる。

$$RV_t = \hat{c} \cdot RV_t^*$$

$$\hat{c} = \frac{n^{-1} \sum_{t=1}^n (r_t - \hat{\mu})^2}{n^{-1} \sum_{t=1}^n RV_t^*}$$

このように計算された日次 RV を各週の平均を計算し数値を週次 RV として、以下の実証分析では用いる。

### 3.3 データ

本稿では株価指数が上昇トレンドを持ち始めた2012年1月の第1週から2018年12月の最終週を分析期間とした。この間の時系列の標本数は

365である。図 3.1 は委託売買の合計における各投資主体別の比率の推移である。

図 3.1 は下から法人、個人、海外投資家、証券会社の順になっており、図から分かるように東証1部の取引金額ベースでは、圧倒的に海外投資家の割合が高く、その比率は約50%から約80%を占めている。次に多いのが個人投資家で約13%から約36%であり、分析期間を通じて両者の合計は約80%で推移している。この図から海外投資家と個人投資家が東証1部では主な投資主体であることが分かる。表 3.1 は分析データの基本統計量、表 3.2 は相関係数である。分析期間においては、個人投資家は海外投資

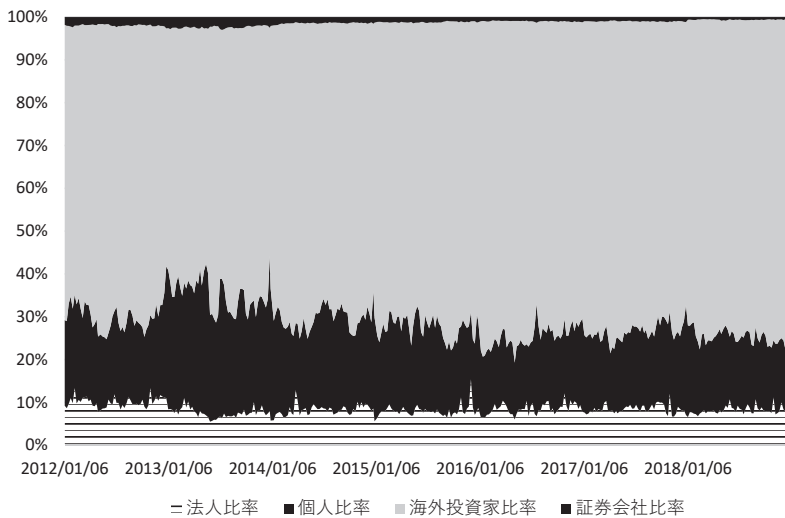


図 3.1 投資主体別の売買比率の推移

表 3.1 各変数の基本統計量

	平均	標準偏差	中央値	最大値	最小値
RV	1.71	2.10	1.10	15.50	0.18
TOPIX の収益率 (%)	0.20	2.78	0.47	9.63	-10.85
VIX	3.06	0.78	2.89	5.85	1.75
法人 (百万円)	26,202.25	174,819.6	27,509.92	686,119.9	-442,964
個人 (百万円)	-76,729.1	256,859.3	-63,927.2	746,691.8	-1,124,510
海外投資家 (百万円)	29,002.34	304,332.7	11,092.26	1,535,618	-1,193,504
証券会社 (百万円)	-4,602.44	14,772.11	-2,838.06	40,083.02	-63,704.3
為替レートの収益率 (%)	0.10	1.29	0.09	5.60	-4.08



表 3.2 各変数間の相関係数

	RV	TOPIX	VIX	法人	個人	海外投資家	証券会社	為替レート
RV	1	<u>-0.2</u>	<u>0.84</u>	0.01	0	0.07	0.02	<u>-0.14</u>
TOPIX	<u>-0.2</u>	1	<u>-0.12</u>	-0.03	0.03	-0.01	0.02	<u>0.64</u>
VIX	<u>0.84</u>	<u>-0.12</u>	1	0	0	<u>0.12</u>	0	<u>-0.12</u>
法人	0.01	-0.03	0	1	<u>0.34</u>	<u>-0.52</u>	<u>0.32</u>	-0.03
個人	0	0.03	0	<u>0.34</u>	1	<u>-0.76</u>	<u>0.89</u>	0.03
海外投資家	0.07	-0.01	<u>0.12</u>	<u>-0.52</u>	<u>-0.76</u>	1	<u>-0.73</u>	-0.03
証券会社	0.02	0.02	0	<u>0.32</u>	<u>0.89</u>	<u>-0.73</u>	1	0.02
為替レート	<u>-0.14</u>	<u>0.64</u>	<u>-0.12</u>	-0.03	0.03	-0.03	0.02	1

(下線は5%の有意水準で相関がゼロでないことを表している)

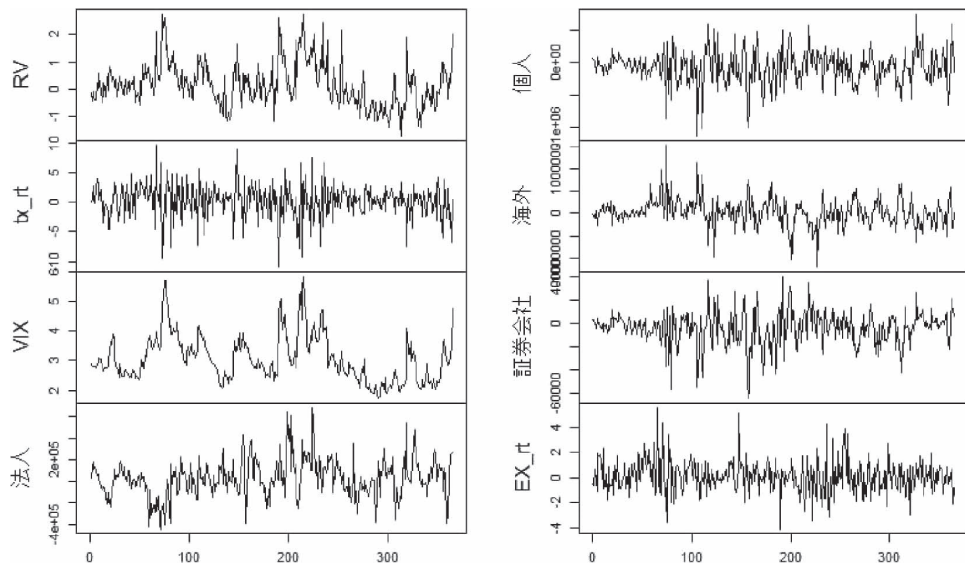


図 3.2 各変数の時系列プロット

家と負の高い相関があり、証券会社とは正の高い相関が観察され、海外投資家は法人と証券会社と負の高い相関が観察された。また金融市場に関する変数では、現在の市場のボラティリティ変数であるRVと将来のボラティリティ予測値であるVIXに高い正の相関、その他にTOPIXの収益率と為替レートの収益率の間にも高い正の相関が観察されている。各変数の時系列プロットが図3.2である。

各変数の定常性を確認するためにLag = 8までのADF検定、および誤差項に自己相関や分

散不均一性を認めるPP検定を行った結果、いずれの検定においても有意水準5%で単位根は認められなかった。

### 3.4 モデルの推定<sup>8)</sup>

塚原(2016)では、個人投資家に焦点を当てて株式需要と投信需要に関する同時方程式体系のモデルを構築し、GMMで月次データを利用し推定を行っている。株式需要は他の金融市場変数の影響も受けると考えられ、さらに互いの現在の値のみならず過去の値にも影響を及ぼす

可能性もあるため、本節では構造 VAR モデルを使った推定を行う。はじめに投資主体間での分析を行い、その後各投資主体と金融市場変数との影響を考察する。

3.4.1 投資主体間での分析

投資主体間で互いに影響を及ぼすかどうかについて、先に述べた以下の構造 VAR モデルを推定した。Lanne (2017) では、まず VAR モデルを推定して得られた残差から **B** 行列の推定するため、VAR モデルの次数を決める必要があるが、ここでは AIC に従って VAR(2) とした。

$$Y_t = v + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + B \epsilon_t \quad \epsilon_t \sim t(\lambda)$$

ここで **B**, **A**<sub>1</sub>, **A**<sub>2</sub> は  $n \times n$  行列、**v** は  $n \times 1$  ベクトル、攪乱項  $\epsilon_t$  は  $n \times 1$  ベクトルで平均 0 分散  $\sigma^2$  の独立同一分布である。また **Y**<sub>t</sub> は各投資主体のネットの購入金額、 $\lambda$  は t 分布の自由度である。

$$Y_t = \begin{Bmatrix} \text{法人}_t \\ \text{個人}_t \\ \text{海外投資家}_t \\ \text{証券会社}_t \end{Bmatrix}$$

OLS により VAR を推定し各系列の誘導形残差

に対して Jarque-Bera 検定および Ljung-Box 検定を行った結果、いずれの系列についても 1% の有意水準で正規性は棄却され、自己相関がないことが分かった。その後、得られた推定値を用いて最尤法により他のパラメーター推定した結果が表 3.3, 表 3.4 である。表 3.3 に推定された B 行列、表 3.4 に誤差項の自由度  $\lambda$  ならびに標準偏差  $\sigma$  の推定値が示してある。

表 3.3 から推定された B 行列の値と標準誤差から見て、各投資主体の株式需要はお互いに同時点間で影響があり、表 3.4 から推定された t 分布の自由度の値はどの系列も小さく、明らかに誤差項の分布は正規分布よりも裾が厚い分布となる。

本稿の分析は変数間の因果序列を検証するのではなく、各変数が及ぼす影響の分析を主眼に置いており、その判断をインパルス応答関数のグラフによって分析する<sup>9)</sup>。図 3.3 は各変数間の 12期までのインパルス応答関数のグラフである。

図 3.3 より各主体別の考察は以下の通りである。

1. 法人：個人、海外投資家のショックが最初の 3 期間程は正の需要を増加させるが、

表 3.3 B 行列の推定値

法人 (標準誤差)	1	0.159 (0.00003)	0.095 (0.00003)	0.074 (0.00011)
個人 (標準誤差)	0.266 (0.00004)	1	0.049 (0.00006)	-0.046 (0.00047)
海外投資家 (標準誤差)	-0.566 (0.00229)	1.368 (0.00001)	1	-0.125 (0.00034)
証券会社 (標準誤差)	0.021 (0.00045)	0.053 (0.00002)	0.039 (0.00011)	1

表 3.4 自由度の推定値

	法人	個人	海外投資家	証券会社
自由度 (標準誤差)	2.0663 (0.0036)	2.1198 (0.0065)	2.0781 (0.0042)	2.9338 (0.0888)
$\sigma$ (標準誤差)	2.5167 (0.0920)	2.5149 (0.0910)	2.5167 (0.0918)	2.5225 (0.1087)

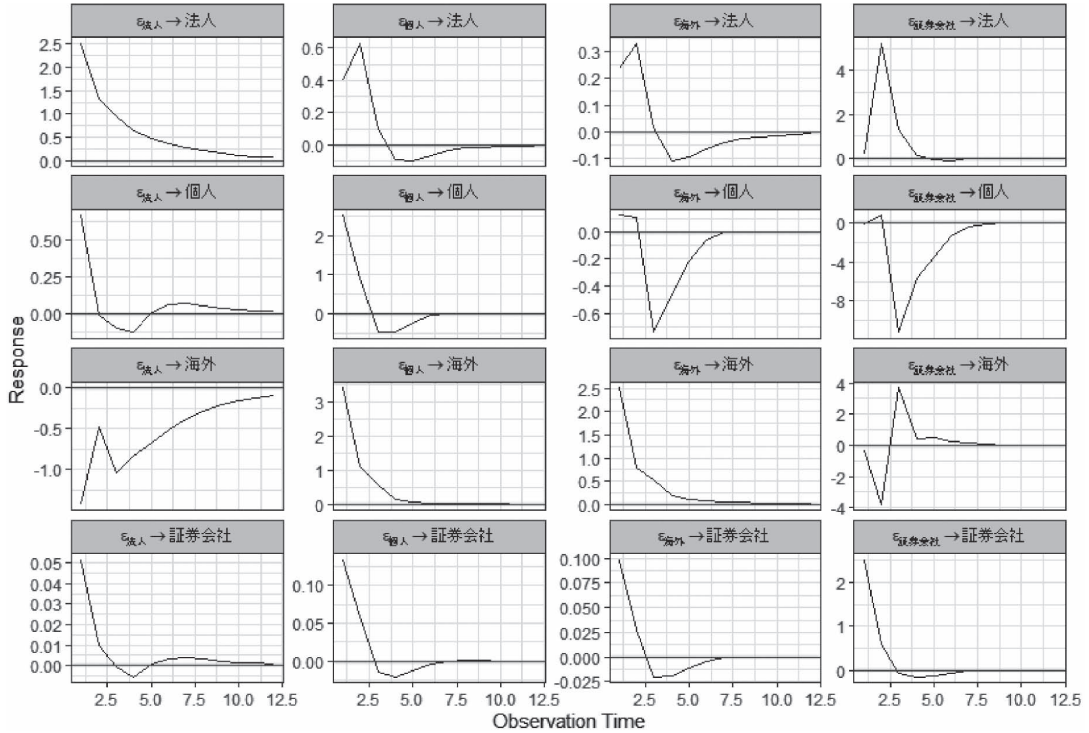


図 3.3 インパルス応答関数

その後は逆に負の需要（売却の方が購入よりも多い）となる。証券会社からのショックは2期間目に需要のピークを迎えその後は減少する。

2. 個人投資家：法人からのショックは1期間のみ需要を増加させるがその後は0付近に落ち着く。海外投資家からの影響は最初の2期間程度は需要を増加させるが、その後は一転して負の需要となり7期間ぐらいで影響がなくなる。証券会社からの影響は2期間後に需要を増加させるが、その後は8期間まで負の需要となる。
3. 海外投資家：法人からの影響は12期までは負の影響が残ることが分かる<sup>10)</sup>。個人からの正の影響は5期間ぐらいで収まる。証券会社からの影響は初めの2期間は負の影響があるが、その後は正に変わり9期間後には収まる。
4. 証券会社：他の投資主体からほぼ同じよ

うに最初に正の影響を受けるが、その影響は3期後には収まっている。

### 3.4.2 投資主体別の分析

前項では投資主体間での影響を見たが、本項では市場の変数が各投資主体にどのように影響を与えるかについての考察を行う。推定モデルは前項と同じ構造 VAR モデルであるが変数を次のように上から TOPIX の RV, TOPIX の収益率, VIX, 投資主体の需要金額, 為替レートの収益率としている。

$$Y_t = \begin{Bmatrix} RV_t \\ txr_t \\ VIX_t \\ B_{***}_t \\ SPR_t \end{Bmatrix}$$

以下で各投資主体の推定結果を取引比率の多い海外投資家 ( $B_{Fog_t}$ ), 個人投資家 ( $B_{Ind_t}$ ), 法人 ( $B_{Ins_t}$ ), 証券会社 ( $B_{Sec_t}$ ) の順に示す。すべての主体で共通しているのは、残差系



列に関して推定された t 分布の自由度の値は小さく正規分布よりも裾が厚い、正規性は棄却され、自己相関も存在しないことである。インパルス応答関数による分析は、金融市場変数の投資主体に対する影響を考察する。26期までのインパルス応答関数を描いているが、分析データが週次データであることを考慮すると期間は半年となり、すべての主体でショックの影響が長期間続くという共通性がある。

### 1. 海外投資家

AIC に従い VAR の次数は 1 とし誘導形を推定した。推定された B 行列、誤差項の自由度  $\lambda$  ならびに標準偏差  $\sigma$  の推定値が表 3.5、表 3.5a である。

推定された B 行列の値と標準偏差をみると  $\pm 2\sigma$  間に 0 を含むものがある。それを考慮すると同時点で海外投資家の株式需要と影響があるのは TOPIX の収益率と VIX のみの可能性がある。

RV の影響は 3 期までは需要が減少し、6 期をピークに上昇した後に減少に転じる。

TOPIX の収益率は負の需要が 2 期まで続

き、その後 5 期まで需要が上昇した後に需要が減少する。VIX に関しては初めに需要の上昇がかなり高くなり、その後需要が減少するが、その割合はかなり緩やかである。為替レートの収益率の影響は、負の需要が 3 期まで続き、その後は上昇に転じるが 5 期を境に需要が減少する。

### 2. 個人投資家

誘導形 VAR の次数は 2 とした<sup>11)</sup>。推定された B 行列、誤差項の自由度  $\lambda$  ならびに標準偏差  $\sigma$  の推定値が表 3.6、表 3.6a である。

先ほどと同様に B 行列を見ると為替レートの収益率は同時点で個人投資家の株式需要に影響がない可能性がある。

個人投資家については、RV、VIX、TOPIX の収益率の影響は、ほぼ同じような形状を示し、負の需要が 2 期まで続き、その後 5 期まで需要が上昇した後に需要が減少する。為替レートの収益率は 2 期後に需要が増加し、その後は負の需要がとなり再び需要が増加する。

表 3.5 B 行列の推定値

RV (標準誤差)	1	0.0962 (0.01993)	0.1859 (0.06987)	-0.3614 (0.15106)	0.0203 (0.07151)
txr (標準誤差)	-2.4055 (0.29588)	1	0.0521 (0.05002)	0.0638 (0.13833)	0.0481 (0.15921)
VIX (標準誤差)	0.4683 (0.18198)	0.1389 (0.03702)	1	-2.0151 (0.18300)	0.0016 (0.23993)
海外投資家 (標準誤差)	1.20E+04 (2.47E+04)	-3.63E+03 (4.09E+01)	8.21E+04 (4.14E+03)	1	0.0000 (37.92018)
SPR (標準誤差)	-0.4406 (0.36787)	0.3159 (0.08688)	0.1755 (0.17201)	-0.3218 (0.33527)	1

表 3.5a 自由度の推定値

	RV	txr	VIX	海外投資家	SPR
自由度 (標準誤差)	4.98 (0.61)	4.99 (0.53)	4.99 (0.65)	4.96 (0.86)	5.01 (1.07)
$\sigma$ (標準誤差)	0.496 (0.010)	1.646 (0.016)	2.779 (0.171)	1.881 (0.162)	1.086 (0.027)

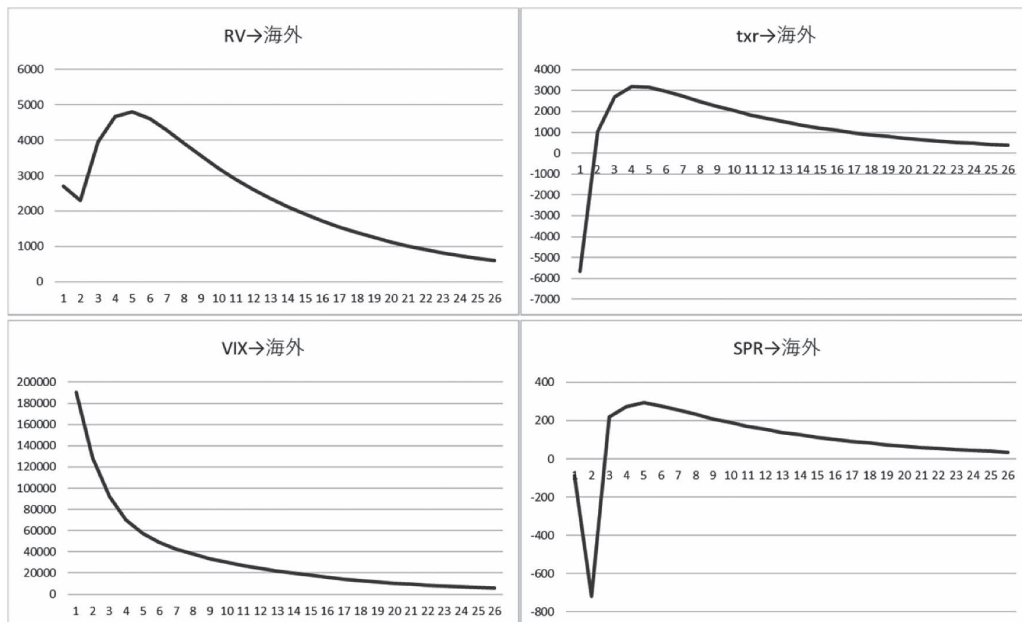


図 3.4 各変数からの海外投資家へのインパルス応答関数

表 3.6 B 行列の推定値

RV (標準誤差)	1	2.7742 (0.1316)	0.2743 (0.0058)	-3.9054 (0.2243)	0.1916 (0.2598)
txr (標準誤差)	-6.4143 (0.3337)	1	-0.9384 (0.0472)	-6.2214 (0.9027)	-0.0259 (0.6928)
VIX (標準誤差)	3.6701 (0.0144)	7.8991 (0.2607)	1	2.0753 (0.0736)	0.0371 (0.1847)
個人投資家 (標準誤差)	-1,033.8323 (14.3659)	3,764.3770 (3,555.0757)	-8,537.9700 (2.8335)	1	0.0000 (26.0014)
SPR (標準誤差)	-1.2545 (0.0348)	0.0004 (0.1178)	-0.1898 (0.0057)	-2.9683 (0.1360)	1

表 3.6a 自由度の推定値

	RV	txr	VIX	個人投資家	SPR
自由度 (標準誤差)	3.031 (0.110)	2.006 (0.000)	3.354 (0.116)	3.668 (0.147)	4.995 (0.708)
$\sigma$ (標準誤差)	7.992 (0.442)	9.685 (0.479)	9.520 (0.319)	2.695 (0.147)	1.263 (0.103)

## 3. 法人

誘導形 VAR の次数は 3 とした<sup>12)</sup>。推定された B 行列, 誤差項の自由度  $\lambda$  ならびに標準偏差  $\sigma$  の推定値が表 3.7, 表 3.7a である。

推定された B 行列のパラメーターから法人に関しては, TOPIX の収益率と VIX が同時点で株式需要に影響があると考えられる。

RV, TOPIX の収益率の影響は, 4 期目に

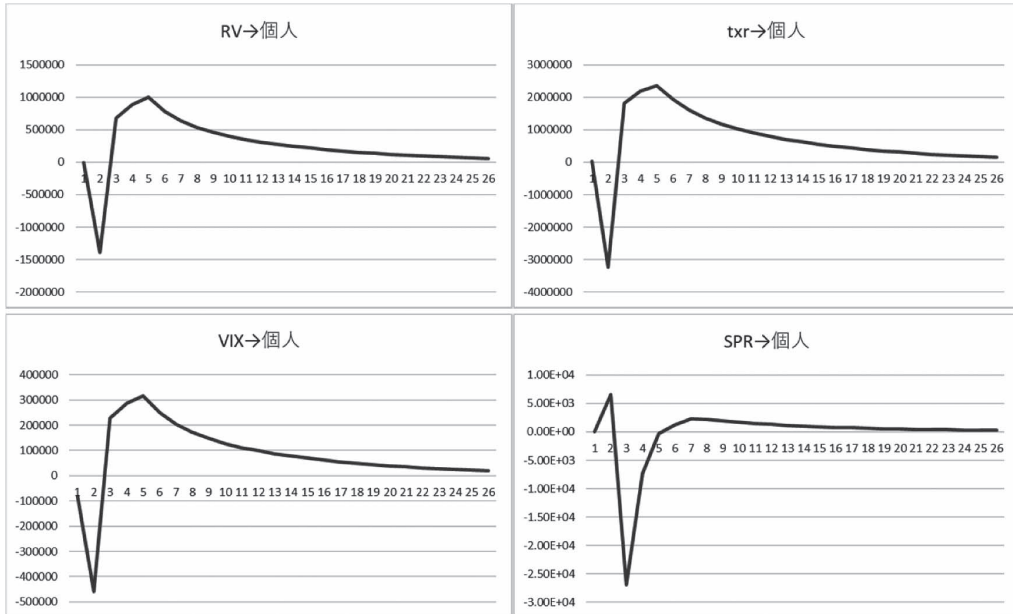


図 3.5 各変数からの個人投資家へのインパルス応答関数

表 3.7 B 行列の推定値

RV (標準誤差)	1	0.120 (0.091)	-0.231 (0.045)	-0.976 (0.194)	-0.094 (0.099)
txr (標準誤差)	-2.752 (1.227)	1	0.160 (0.398)	0.760 (1.726)	-0.109 (0.355)
VIX (標準誤差)	0.033 (0.157)	-0.317 (0.320)	1	4.243 (0.195)	0.345 (0.227)
法人 (標準誤差)	209.071 (15,559.130)	-1,718.378 (108.896)	-13,340.540 (94.520)	1	0.000 (31.609)
SPR (標準誤差)	-0.523 (0.291)	0.367 (0.125)	-0.088 (0.037)	-0.338 (0.188)	1

表 3.7a 自由度の推定値

	RV	txr	VIX	法人	SPR
自由度 (標準誤差)	4.976 (1.767)	4.985 (0.989)	4.223 (0.338)	4.892 (0.436)	4.936 (0.606)
$\sigma$ (標準誤差)	0.560 (0.065)	2.062 (0.160)	7.320 (0.288)	3.787 (0.171)	0.866 (0.080)

大きな負の需要を生じさせ、また、為替レートの収益率に関しても3期目に大きな負の需要を生じさせる。VIXの影響は他の変数とは反対に需要を増加させる。

#### 4. 証券会社

AICにより誘導形VARの次数は1とした。推定されたB行列、誤差項の自由度 $\lambda$ ならびに標準偏差 $\sigma$ の推定値が表3.8、表3.8aである。

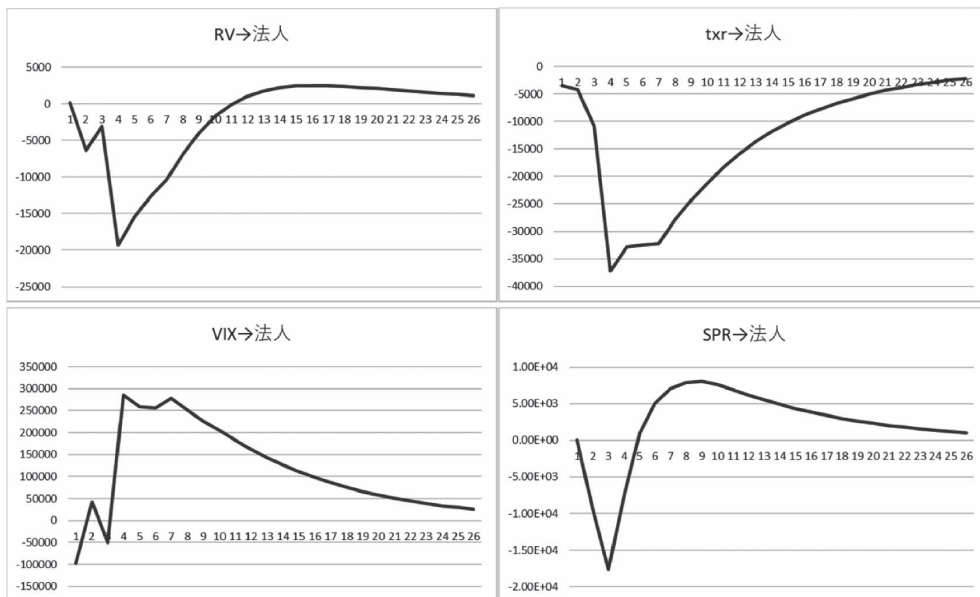


図 3.6 各変数からの法人へのインパルス応答関数

表 3.8 B 行列の推定値

RV (標準誤差)	1	1.326 (0.180)	0.391 (0.034)	-7.392 (18.822)	0.036 (0.080)
txr (標準誤差)	-0.530 (0.056)	1	0.061 (0.007)	-1.654 (6.464)	0.083 (0.275)
VIX (標準誤差)	2.441 (0.207)	3.487 (0.237)	1	5.852 (30.554)	-0.040 (0.041)
証券会社 (標準誤差)	532.533 (48.937)	233.233 (59.364)	-1,148.661 (20.450)	1	0.000 (57.426)
SPR (標準誤差)	-0.516 (0.157)	-0.285 (0.193)	-0.143 (0.054)	0.459 (4.464)	1

表 3.8a 自由度の推定値

	RV	txr	VIX	証券会社	SPR
自由度 (標準誤差)	4.794 (0.593)	4.353 (0.971)	4.415 (0.358)	4.878 (1.019)	5.012 (0.730)
(標準誤差)	2.621 (0.150)	2.625 (0.206)	7.572 (0.288)	0.045 (0.039)	1.022 (0.052)

個人投資家と同様に為替レートの収益率は同時点で証券会社の株式需要に影響がない可能性がある。

証券会社は、他の投資主体とはインパルス応答関数の形状が異なっている。RV、TOPIX の収益率の影響は、ほぼ同じよう

な形状を示し、需要の増加が2期まで続き、その後は一貫して需要が減少する。VIX の影響は3期まで需要が増加するがそれ以降は需要が減少する。為替レートの収益率の影響はショックが発生した時点で高い需要をもたらすが、その影響は急激に減少し6

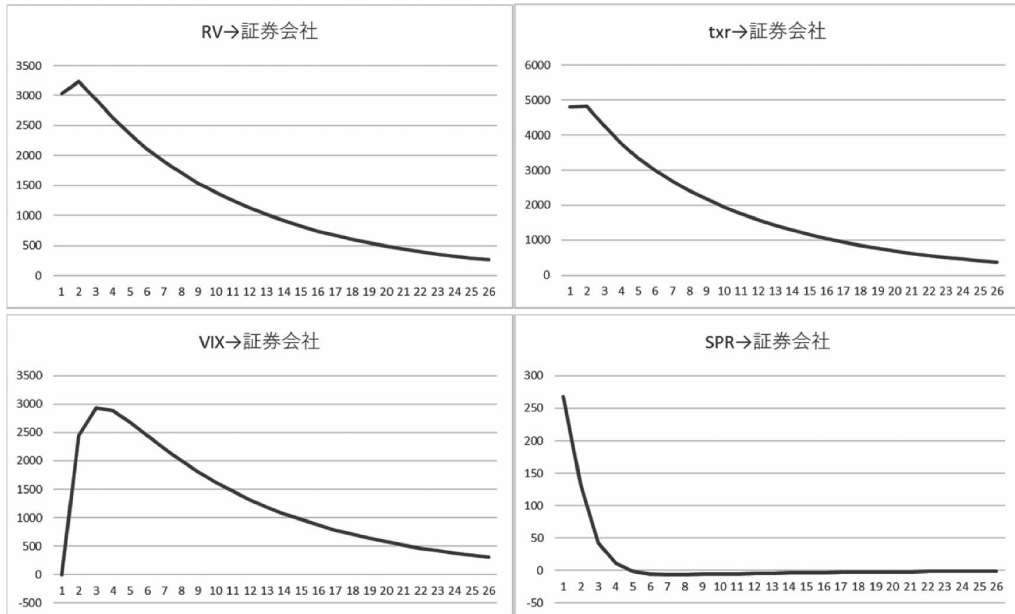


図 3.7 各変数からの証券会社へのインパルス応答関数

期までにはほぼ収まる。

各投資主体のインパルス応答関数を見ると、同じ市場変数からのショックの影響が主体ごとに異なることから、市場変数の情報の解釈やその後の行動の違いを読み解くことが可能になる。しかし、今回の考察はインパルス応答関数の形状からの判断しかしておらず、信頼区間を使ったより正確な考察は今後の課題である。

#### 4. おわりに

本稿では投資主体別に株式需要の要因について非ガウス型構造 VAR モデルを用いて分析を行った。各主体の株式需要に関しては購入金額から売却金額の差で定義し、需要に及ぼす可能性のある変数として、TOPIX や為替レートの収益率などの一般的な金融市場データのほかに、近年恐怖指数として知られている VIX、さらにボラティリティについては高頻度データから計算される Realized Volatility を用いた。これまで株式需要に関する要因分析は行われてきたが、動学的関係の分析のために通常の変量自

己回帰モデル (VAR) が利用されるか、もしくは同時方程式体系で推定がされていた。しかし、金融市場データは現在の値のみならず過去の値も相互に影響を及ぼす可能性があるため、両者の特徴を捉えることができる構造 VAR モデルによる分析が適当だと考えられる。これまで構造 VAR モデルを推定する際には何らかの制約を課す必要があったが、近年では誤差項に非ガウス型分布を仮定することによりその制約を緩めることができるようになった。本稿ではこの非ガウス型構造 VAR モデルを利用することにより実証分析を行っている。

実証分析では、はじめに投資主体間での影響を構造 VAR モデルによって分析した。構造行列の推定結果とその標準誤差から互いの主体間で影響があると判断できる。また、誘導形 VAR の残差の分布は正規分布よりも裾が厚く自己相関も観察されなかった。法人に関しては他の変数にショックが生じると 2 期間後までは需要が増加するがその後は需要が減少する結果がとなった。個人投資家は法人からの影響は需



要の増加をもたらすが海外投資家、証券会社からの影響は逆に売却の方向になる。海外投資家は法人からの影響は売却、個人からの影響は需要がいったんは増加するがその後は減少、証券会社からの影響は売却から需要の増加に転じる。証券会社は他の投資主体からの影響が需要を減少させる結果となった。

つぎに金融市場変数が各投資主体にもたらす影響について分析を行った。すべての投資主体に共通していることは、残差系列の分布は正規分布よりも裾が厚く、正規性は棄却される。ショックの影響はかなり長く持続するということである。投資主体別の結果は次の通りである。海外投資家について、構造行列の推定値と標準誤差から判断すると TOPIX の収益率と VIX が同時点での影響が存在すると考えられる。この結果は石丸 (2013) と同様になった。個人投資家は RV, VIX に関して同時点で影響があると考えられる。塚原 (2016) でも個人投資家の株式需要はボラティリティに対してマイナスの影響があるとしているので、結果は整合的でありさらに将来のボラティリティの予測に対しても影響があることが分かった。法人では TOPIX の収益率, VIX が同時点で影響があると考えられ、証券会社については RV, TOPIX の収益率と VIX に影響があると考えられる。特に TOPIX の収益率は楠美・川北 (1998) の株式投資収益は正に効いているという結果とも整合的である。

今後の課題は大きく3つに分けることができる。一つ目は変数の選択に関するもので、今回の分析では法人を一括りにしているが、その内訳は投資信託、事業法人、その他法人等、生保・損保、都銀・地銀等、信託銀行、その他金融機関となっておりこれらの法人を使ったより詳細な分析である。またボラティリティの変数は RV と VIX を用いたが、VIX と RV の差は分散リスクプレミアム (VRP) と呼ばれており、

この VRP が経済変数の予測に役立つという研究もある。そこで VRP をボラティリティの変数として利用したモデルの推定である。つぎに構造 VAR モデルに関するものである。インパルス応答関数の信頼区間を moving block ブートストラップ法により計算した場合、精度がかなり悪いので、他の方法を用いた信頼区間の構築の必要性がある。一つの方法としては推定されたパラメーターを使ってパスを発生させ、発生させたデータで再推定を繰り返して、その都度インパルス応答関数を計算する方法が考えられる。構造行列の推定値と標準誤差から推定されたパラメーターが0の可能性も否定できないため、0の可能性のある要素に0制約を置いた場合の推定結果の比較、また0制約の検定を行う必要もある。

最後に分析期間の問題である。サンプル期間は日経平均株価が上昇トレンドを持ち始めた2012年～2018年としたが、その間には消費税増税などの経済環境の変化も含まれるため構造変化の検定なども今後の方向性の一つである。

## 注

- 1) ICA の経済時系列への応用については前川 (2017) に解説がある。
- 2) 永田 (2016) は Lanne (2017) のリサーチペーパー版に関して、推定量に関してその特徴を述べている。
- 3) 本田 (2014)、前川他 (2015) などを参照。
- 4) Hatrick, et al (2011) では、ボラティリティと取引高、取引回数との動的関係について分析をしている。
- 5) Lanne (2017) に関する詳しい解説は前川 (2017) を参照。
- 6) VIX および VXJ に関しては杉原 (2010)、Fukasawa, et al (2011)、渡部 (2013) を参照。
- 7) RV についての詳しい解説は渡部 (2007)、森棟 (2007) を参照。
- 8) 推定に関しては R3.6.1 と svvars1.3.2 を用いている。
- 9) 通常インパルス応答関数は信頼区間を用いて判断をするが、信頼区間の計算にはブートストラップ法を用いる。しかし、永田 (2017) が指摘しているように精度が良くない。今回の分析で90%信頼区間を計算したが、やはり制度が悪かったため

グラフの形状で判断する。

- 10) この影響は18期まで続いている。
- 11) AIC では次数は1が選ばれたが、構造 VAR の推定において最適化の計算に問題が生じたため次数を2としている。
- 12) 個人投資家の場合と同様に AIC では次数は1が選ばれたが、最適化の計算に問題が生じたため次数を3としている。

## 参 考 文 献

- [1] Epps, T. W. and Epps, M. L. (1976) "The stochastic dependence of security price change and transaction volumes; Implication for the Mixture-of-Distribution Hypothesis," *Econometrica*, 44, 305-321.
- [2] E. Fama (1970) "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work," *Journal of Finance*, 25, No. 2, 383-417.
- [3] M. Fukasawa, I. Ishida, N. Maghrebi, K. Oya, M. Ubukata and K. Yamazaki (2011) "Model-Free implied volatility: from surface to index," *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 14, No. 4, 433-463.
- [4] Hansen, P. R. and Lunde, A. (2005) "A Realized variance for the Whole Day Based Intermittent High-frequency Data," *Journal of Econometrics*, 131, No. 1-2, 97-121.
- [5] Hatrick, K., So, M. K. P., Chung, S. W. HKUST and Deng, R. (2011) "Dynamic Relationship among Intraday Realized Volatility, Volume and Number of Trades," *Asia-Pacific financial markets*, 18, No. 3, 291-3171.
- [6] Hyvärinen, A., K. Zhang, S. Shimizu and P. O. Hoyer (2010) "Estimation of a structural vector autoregression model using non-Gaussianity," *Journal of Machine Learning Research*, 11, 1709-1731.
- [7] J. M. Karpoff (1987) "The relation between price change and trading volume: A surv0y," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 22, 109-126.
- [8] Lanne, M., Meitz, M. and P. Saikkonen (2017) "Identification and estimation of non-Gaussian structural vector autoregressions," *Journal of Econometrics*, 196, 288-304.
- [9] Lütkepohl, H. (2013) "Identifying structural vector autoregressions via changes in volatility," *Advances in Econometrics*, 32, 169-203.
- [10] Lütkepohl, H. and A. Velinov (2016) "Structural Vector Autoregressions: Checking Identifying Long-Run Restrictions via Heteroskedasticity," *Journal of Economic Surveys*, 30, No. 2, 377-392.
- [11] Moneta, A., Entner, D., Hoyer, P. O. and A. Coad (2013) "Causal inference by independent component analysis: theory and applications," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75, 705-730.
- [12] 浅子和美, 江口武久 (1989) 「日本の株式市場における主体別行動」『ファイナンシャル・レビュー』第14号, 43-68.
- [13] 浅子和美, 江口武久 (1992) 「日本の株式市場における主体別行動: 再論」『ファイナンシャル・レビュー』第22巻, 1-13.
- [14] 石丸裕康 (2013) 「投資家の株式需要関数におけるボラティリティの限界効果と構造変化」『広島大学経済学研究』29, 1-19.
- [15] 岩壺健太郎, 外木好美 (2007) 「外国人投資家の株式所有と企業価値の因果関係—分散不均一性による同時方程式の識別—」『経済研究』58-1, 47-60.
- [16] 岩澤誠一郎, 内山朋規 (2011) 「海外投資家・個人投資家の投資行動と日本株の「ボラティリティ・アノマリー」」, 『行動経済学』第4巻, 75-80.
- [17] 大屋幸輔 (2017) 「ボラティリティ・スプレッド」, 『先物オプションレポート』29(12).
- [18] 大屋幸輔 (2019) 「インプライド・モーメントがもたらす情報: VIXは何を伝えているのか」, 『現代経済学の潮流2019』東洋経済新報社, 99-125.
- [19] 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.
- [20] 亀坂安紀子 (2006) 「外国人投資家, 国内機関投資家, 個人投資家の株式売買に関する月次アノマリーの分析」『ファイナンシャル・プランニング研究』6, 6-14.
- [21] 楠美将彦, 川北英隆 (1998) 「株式市場における主体別投資行動分析」, 『証券アナリストジャーナル』, 第36巻第8号, 50-62.
- [22] 小林孝雄 (2006) 「市場の効率性: ファーマから35年」, 『証券アナリストジャーナル』第44巻第10, 60-71.
- [23] 杉原慶彦 (2010) 「我が国株式市場のモデル・フリー・インプライド・ボラティリティ」『金融研究』29(2), 73-120.
- [24] 塚原一郎 (2016) 「株価変動が個人投資家の株式需要に与える影響」『県立広島大学経営情報学部論集』第9巻, 115-121.
- [25] 永田修一 (2016) 「非ガウス型構造 VAR モデルの最尤推定: モンテカルロ実験による有限標本パフォーマンスの評価」『商学研究』第64巻第1号, 97-115.
- [26] 永田修一 (2017) 「非ガウス型構造 VAR モデルを用いた実証分析: 我が国の金政策の効果」『商学研究』第64巻第5号, 211-226.
- [27] 本田祐三 (2014) 「非伝統的金融政策の効果: 日本の場合」, 『現代経済学の潮流 2014』東洋経済新報社.
- [28] 前川功一, 小村衆一, 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—」『広島大学経済研究論集』第38巻第2号.
- [29] 前川功一 (2017) 「非ガウス型構造 VAR による

- 因果序列の探索—日本の量的金融緩和政策の分析を事例として—『広島経済大学創立五十周年記念論文集 上巻』25-62.
- [30] 森棟公夫 (2007) 「実現ボラティリティ」『現代経済学の潮流2007』東洋経済新報社.
- [31] 渡部敏明 (2007) 「Realized Volatility —サーベイと日本の株式市場への応用—」, 『経済研究』58-4, 352-373.
- [32] 渡部敏明 (2013) 「モデル・フリー・インプライド・ボラティリティの計算方法について」『先物オプションレポート』25(7).
- [33] 渡部敏明 (2014) 「分散リスク・プレミアム」『先物オプションレポート』26(9).