The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	インドにおける株価動向と生産増加の因果性検定
Author(s)	井上, 武
Citation	国際公共政策研究. 2011, 16(1), p. 23-34
Version Type	VoR
URL	https://hdl.handle.net/11094/23032
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

インドにおける株価動向と生産増加の因果性検定

The Causal Relationships between Stock Returns and Output Growth in India

井上　武*

Takeshi INOUE*

Abstract

This paper examines the causalities in mean and variance between stock returns and output growth in India. The analysis in this paper applies the cross-correlation function (CCF) approach from Cheung and Ng (1996), and uses monthly data from January 2003 to December 2010. Empirical results showed that there are bi-directional causalities both in mean and variance between these two variables in India, suggesting that real activity affects stock movement and that the stock market becomes a leading economic indicator.

キーワード：因果性検定、インド、株価収益、CCF アプローチ、生産増加

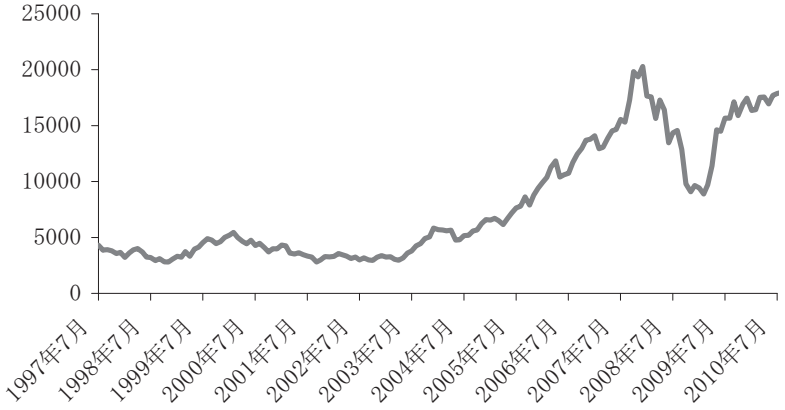
Keywords：Causality, CCF, India, Output growth, Stock returns

JEL Classification Numbers：E44

* 日本貿易振興機構アジア経済研究所研究員

はじめに

近年、経済成長著しい新興市場として注目を集めているインドでは株価も顕著な上昇傾向を示している。図１はインドの代表的な証券取引所であるムンバイ証券取引所における主要株価指数SENSEX 30の動向を表している。この図から1990年代まで明確な傾向が見られなかったインドの株価は2003年から2007年にかけてほぼ一貫した上昇トレンドに転じ、４年間で約４倍の水準になったことが分かる。一方、インドの実質GDPは2003/04年から５年連続して、7.5％から9.0％を超える成長率を達成し、前例のない高い経済成長が続いた。2008年から2009年にかけては国際商品価格の急騰や世界的な景気後退などの影響を受けて、インドの株価と経済成長は一時的な調整過程に入ったが、いずれも2009年中葉以降、再び回復傾向を示している。



出所：Yahoo! Finance（http://finance.yahoo.com/q/hp?s=%5EBSESN+Historical+Prices）（2011年5月10日アクセス）のデータに基づき作成。

図１　株価の推移

このように近年のインドにおける株価と経済成長の動向には類似の傾向が見られる。先行研究は、株価と実体経済の間に双方向の因果性が存在し得ることを理論的に指摘しており、また実証分析では主に先進国に関して、対象国やサンプル期間の相違により、様々な因果性のパターンが提示されている。本稿では、このような株価と生産の因果性について、インドの月次データを用いて計量的に分析することを目的としている。関連する実証研究の多くはベクトル自己回帰（Vector Autoregression：VAR）モデルやベクトル誤差修正（Vector Error Correction：VEC）モデルに基づくGranger因果性検定を適用して、変数間の関連性を検定している。本稿はこうした研究とは異なり、推定残差の標本時差相関（Cross Correlation Function：CCF）に基づく検定手法を用いることで、インドにおける株価と鉱工業生産の間の平均と分散の双方の因果関係を検証する。

本稿の構成は、以下のとおりである。まず第１節では株価と生産の因果関係について関連する先

行研究を概観する。次に、第２節では本稿の分析手法であるCCFアプローチについて説明し、第３節でデータの定義とサンプル期間について述べる。そして第４節では検定結果を示し、最後に本稿の結論を述べる。

１．先行研究の概要と本研究の特徴

株価と実体経済の関係については、これまで多くの研究が取り上げており、双方向の因果関係が存在し得ることが明らかにされている。例えば、株価決定の理論である配当割引モデルでは、株価は株式からの将来配当の割引現在価値の合計に等しくなり、株式の将来配当に対する投資家の予想が過去と現在の企業収益実績、そして総体としての鉱工業生産に依存する場合、過去と現在の経済動向が現在の株価に影響を与えると考えられる（羽森・本多、1996、pp. 338-339）。他方、株式からの将来配当の割引現在価値が実体経済のファンダメンタルズを反映し、株価が経済動向に対する予想に基づき形成される場合、株価は実体経済の先行指標になると考えられる。

このように株価と実体経済の間には双方向の因果関係の存在が想定されるが、これを計量的に検証しようとする試みはこれまで主に先進諸国を対象に行われてきた。例えば、Fama（1990）は1953年から1987年までのアメリカのデータを用いて最小自乗法による回帰分析を行い、過去の株価収益率は現在の生産増加率を有意に説明し、将来の生産増加率は現在の株価収益率を有意に説明すること、そしてデータの期種が月次から四半期、そして年次へと長期化する程、株価収益率と将来の生産増加率との相関が強くなることを明らかにしている。

また、Choi et al.（1999）は1957年１月から1996年３月までの先進７ヶ国における実質株価収益率と鉱工業生産増加率の因果関係を検証し、VECモデルに基づくGranger因果性検定の結果、イタリアを除く６ヶ国で株価は生産に対して短期的な因果性を持つことを明らかにしている[1)]。このほかにも表１のとおり計量手法を用いた既存研究の多くは実体経済から株価というより、むしろ株価から実体経済への因果性を指摘する傾向にあるが、Binswanger（2000, 2004）のようにアメリカ、日本、欧州などの先進国・地域では1980年代初頭以降、株価は実体経済の先行指標としての役割を果たしていないという指摘もある。

以上のように、株価と実体経済の関係については、双方向の因果関係の存在が理論的に想定されており、実証分析では主に先進国・地域を対象に、回帰分析、VAR・VECモデル、そして共和分検定を用いて計量分析が行われてきた。本稿ではこうしたこれまでの実証分析とは異なり、Cheung and Ng（1996）のCross Correlation Function（CCF）アプローチを適用して、インドにおける株価と鉱工業生産の間の平均と分散の因果関係をそれぞれ明らかにする[2)]。従来の分析手法、

1）Choi et al.（1999）は、Granger因果性検定の他、外挿予測も行い、先進７ヶ国中、アメリカ、日本、ドイツ、カナダの４ヶ国では実質株価収益率がこれを考慮しない場合に比べて、鉱工業生産増加率のサンプル外予測を改善することも指摘している。

2）Hamori（2003）の他にも、Giannellis et al.（2010）などのように、CCFアプローチを用いて、株価と生産の間の平均と分散の意味での因果性を検定する研究は、近年、数は少ないものの行われている。

とりわけVAR･VECモデルに基づく因果性検定は、平均の意味での因果関係のみを検証しているが、本稿が用いるCCFアプローチは推定残差の標本時差相関に基づき、２変数間の平均と分散の因果関係をそれぞれ検定することができるという特徴を持っている。次節では、このCCFアプローチについて概要を説明する。

表１　株価と生産の因果性に関する先行研究

研究	対象国	①　変数 ②　サンプル期間 ③　期種	主な分析手法	主要な分析結果
Fama (1990)	アメリカ	①　実質株価収益率、鉱工業生産増加率 ②　1953年から1987年 ③　月次・四半期・年次	回帰分析	過去の株価収益率は現在の生産増加率を有意に説明し、将来の生産増加率は現在の株価収益率を有意に説明する。
Malliaris and Urrutia (1991)	アメリカ	①　株価指数、鉱工業生産指数、貨幣量（M1） ②　1970年1月から1989年6月 ③　月次	Granger因果性検定	株価はGrangerの意味で生産に因果関係を持っている。また同時点を考慮すると株価の生産に対する先行性とともに、株価とM1の双方向の因果関係も検出される。
Lee (1992)	アメリカ	①　実質株価収益率、鉱工業生産増加率、インフレ率、実質短期利子率 ②　1947年1月から1987年12月 ③　月次	インパルス応答関数 予測誤差分散分解	株価収益率は生産増加率の分散の多くを説明するが、インフレ率の分散をほとんど説明せず、またインフレ率は生産増加率の分散をほとんど説明しない。
羽森・本多（1996）	日本	①　株価指数、GDP（名目・実質）貨幣量（M2+CD）、短期利子率 ②　1970年第1四半期から1993年第1四半期 ③　四半期	インパルス応答関数 予測誤差分散分解（いずれもVECモデル）	GDPから株価への影響は認められないが、株価はGDPに対して直接的及び貨幣量を通じて間接的に正の影響を与える。
Apte (1997)	インド	①　株価指数、鉱工業生産指数、貨幣量（M1・M3）、卸売物価指数、短期利子率 ②　1980年1月から1995年7月 ③　月次	共和分検定（トレース/最大固有値検定） Granger因果性検定（VECモデル）	貨幣量がM1の場合、株価と生産，そして貨幣量と生産の間に双方向の因果性があるが、M3の場合、株価は生産と貨幣量に対して因果性を持たない。
Choi, Hauser and Kopecky (1999)	アメリカ、日本、イギリス、ドイツ、フランス、イタリア、カナダ	①　実質株価指数、鉱工業生産指数 ②　1957年1月から1996年3月 ③　月次・四半期・年次	共和分検定（Engle-Granger検定） Granger因果性検定（VECモデル）	すべての国で株価と生産に共和分関係がある。また因果性検定についてはイタリアを除くすべての国で株価は生産に対して短期的な因果性を持っている。

２．推定方法

Cheung and Ng（1996）により展開されたCCFアプローチは、２変数間の平均と分散の意味での因果性検定を可能にする分析手法であり、次の２つの段階から構成される。すなわち、第１段階は分析対象の変数を一般化自己回帰条件付き分散不均一（Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity: GARCH）モデルを用いて定式化し、変数ごとに推定残差を導出する。そして、第２段階で基準化された各推定残差の標本相関係数に基づいて平均の因果性を検定し、基準化された各推定残差の自乗の標本相関係数に基づいて分散の因果性を検定する。以下ではこの分析手法について、Cheung and Ng（1996）、Hong（2001）、そしてHamori（2003）に沿って説明する。

２．１　CCFアプローチの概念

初めに、X_tとY_tは２つの定常な時系列であると仮定し、情報集合I_{1t}、I_{2t}、I_tをそれぞれ$I_{1t}=\{X_{t-j};j\geq 0\}$、$I_{2t}=\{Y_{t-j};j\geq 0\}$、$I_t=\{X_{t-j},Y_{t-j};j\geq 0\}$と定義する。ここでもし

$$E\{X_t \mid I_{1t-1}\} \neq E\{X_t \mid I_{t-1}\} \tag{1}$$

が成り立てば、Y_tはX_tに対して平均の因果性を持ち、

$$E\{Y_t \mid I_{2t-1}\} \neq E\{Y_t \mid I_{t-1}\} \tag{2}$$

が成り立つ場合、X_tはY_tに対して平均の因果性を持つと考える。次に、

$$E\{(X_t-\mu_{x,t})^2 \mid I_{1t-1}\} \neq E\{(X_t-\mu_{x,t})^2 \mid I_{t-1}\} \tag{3}$$

が成り立てば、Y_tはX_tに対して分散の因果性を持ち（但し、$\mu_{x,t}$はI_{1t-1}という条件付きのX_tの平均である）、

$$E\{(Y_t-\mu_{y,t})^2 \mid I_{2t-1}\} \neq E\{(Y_t-\mu_{y,t})^2 \mid I_{t-1}\} \tag{4}$$

が成り立つ場合、X_tはY_tに対して分散の因果性を持つと考える（但し、$\mu_{y,t}$はI_{2t-1}という条件付きのY_tの平均である）。

しかし、(1)式から(4)式で定義される概念は非常に一般的であるため、実際の仮説検定に適用することはできない。そこで実証分析への応用に際して、以下の組み立てを行う。まずX_tとY_tを次のように表す。

$$X_t = \mu_{x,t} + h_{x,t}^{0.5}\varepsilon_t \tag{5}$$

$$Y_t = \mu_{y,t} + h_{y,t}^{0.5}\xi_t \tag{6}$$

但し、$\{\varepsilon_t\}$と$\{\xi_t\}$は平均０、分散１の２つの独立したホワイトノイズ過程であり、$h_{x,t}$と$h_{y,t}$はそれぞれX_tとY_tの条件付き分散と仮定する。

ここで平均の因果性検定のために、(5)式と(6)式に関して次のような基準化されたイノベーションを用いる。

$$\varepsilon_t = \left(X_t - \mu_{x,t}\right) h_{x,t}^{-0.5} \tag{7}$$

$$\xi_t = \left(Y_t - \mu_{y,t}\right) h_{y,t}^{-0.5} \tag{8}$$

上記のε_tとξ_tはいずれも実際には観測不能であるため、「平均の意味で因果関係がない」という仮説検定に際しては基準化された推定残差$\hat{\varepsilon}_t$と$\hat{\xi}_t$を用いる。そしてラグ次数iの標本時差相関係数を次の$\hat{r}_{\varepsilon\xi}(i)$のように表す。

$$\hat{r}_{\varepsilon\xi}(i) = C_{\varepsilon\xi}(i)\left(C_{\varepsilon\varepsilon}(0)C_{\xi\xi}(0)\right)^{-0.5} \tag{9}$$

$$C_{\varepsilon\xi}(i) = T^{-1}\sum\left(\hat{\varepsilon}_t - \bar{\hat{\varepsilon}}\right)\left(\hat{\xi}_{t-i} - \bar{\hat{\xi}}\right), \qquad i = 0, \pm1, \pm2, ...$$

但し、$C_{\varepsilon\xi}(i)$はラグ次数iの標本時差共分散であり、Tは標本数、そして$C_{\varepsilon\varepsilon}(0)$と$C_{\xi\xi}(0)$はそれぞれ$\varepsilon_t$と$\xi_t$の標本分散を示す。$X_t$と$Y_t$の平均の因果関係は(9)式の基準化残差の時差相関係数を検定することで検出され、そのパターンを特定化することができる。すなわち$\{\varepsilon_t\}$と$\{\xi_t\}$は独立しているため、その１次のモーメントの存在は

$$\begin{pmatrix} \sqrt{T}\hat{r}_{\varepsilon\xi}(i) \\ \sqrt{T}\hat{r}_{\varepsilon\xi}(i') \end{pmatrix} \rightarrow AN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\right), \quad i \neq i'$$

を意味する。つまり、$\sqrt{T}\hat{r}_{\varepsilon\xi}(i)$は漸近的に標準正規分布に従うため、ある特定のラグ次数iにおいて、「平均の意味で因果関係がない」という帰無仮説は検定統計量$\sqrt{T}\hat{r}_{\varepsilon\xi}(i)$を標準正規分布の臨界値と比較することで検定することができる。検定統計量が標準正規分布の臨界値より大きい場合、帰無仮説は棄却される。

次に、分散の因果性検定については、(5)式と(6)式について基準化されたイノベーションの自乗をそれぞれU_tとV_tと置く。

$$U_t = \left(X_t - \mu_{x,t}\right)^2 / h_{x,t} = \varepsilon_t^2 \tag{10}$$

$$V_t = \left(Y_t - \mu_{y,t}\right)^2 / h_{y,t} = \xi_t^2 \tag{11}$$

しかし、ここでもU_tとV_tは実際には観測不能であるため、「分散の意味で因果関係がない」という仮説検定に際しては基準化された推定残差$\hat{U}_t$と$\hat{V}_t$を用いる。そしてラグ次数iの標本時差相関係数

を次の$\hat{r}_{UV}(i)$のように表す。

$$\hat{r}_{UV}(i) = C_{UV}(i)\left(C_{UU}(0)C_{VV}(0)\right)^{-0.5} \tag{12}$$

$$C_{UV}(i) = T^{-1}\sum\left(\hat{U}_t - \bar{\hat{U}}\right)\left(\hat{V}_{t-i} - \bar{\hat{V}}\right), \quad i = 0, \pm1, \pm2, ...$$

但し、$C_{UV}(i)$はラグ次数iの標本時差共分散であり、$C_{UU}(0)$と$C_{VV}(0)$はそれぞれU_tとV_tの標本分散を示す。

X_tとY_tの分散の因果関係は、(12)式の基準化残差の自乗の時差相関係数を検定することで検出され、そのパターンを特定化することができる。すなわち$\{U_t\}$と$\{V_t\}$は独立しているため、その２次のモーメントの存在は

$$\begin{pmatrix} \sqrt{T}\hat{r}_{UV}(i) \\ \sqrt{T}\hat{r}_{UV}(i') \end{pmatrix} \rightarrow AN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\right), \quad i \neq i'$$

を意味する。つまり、$\sqrt{T}\hat{r}_{UV}(i)$は漸近的に標準正規分布に従うため、ある特定のラグ次数iにおいて「分散の意味で因果関係がない」という帰無仮説は検定統計量$\sqrt{T}\hat{r}_{UV}(i)$を標準正規分布の臨界値と比較することで検定することができる。検定統計量が標準正規分布の臨界値より大きい場合、帰無仮説は棄却される。

２．２　基準化残差の導出

上記のとおりCCFアプローチでは標本相関係数に基づいて変数間の因果性を検定するが、標本相関係数を算出するための基準化残差は観測不能であるため、実際には条件付きの平均と分散の推定値から基準化推定残差を導出し、これに基づき標本相関係数を算出することになる。

Cheung and Ng（1996）は日本とアメリカの株価指数の因果性に関するCCFアプローチの応用としてGARCHモデルやGARCH-Mモデルを適用し、基準化推定残差を導出しているが、本稿ではGARCHモデルに比べて多くの利点が指摘されているNelson（1991）のExponential GARCH（EGARCH）モデルを適用する[3)]。具体的には、推定モデルは次のAR (k)-EGARCH (p,q) モデルとして表わされ、(13)式のARモデルから条件付き平均、そして(14)式のEGARCHモデルから条件付き分散を導出する。

$$y_t = \pi_0 + \sum_{i=1}^{k}\pi_i y_{t-i} + \varepsilon_t, \qquad \varepsilon_t \mid I_{t-1} \sim N\left(0, \delta_t^2\right) \tag{13}$$

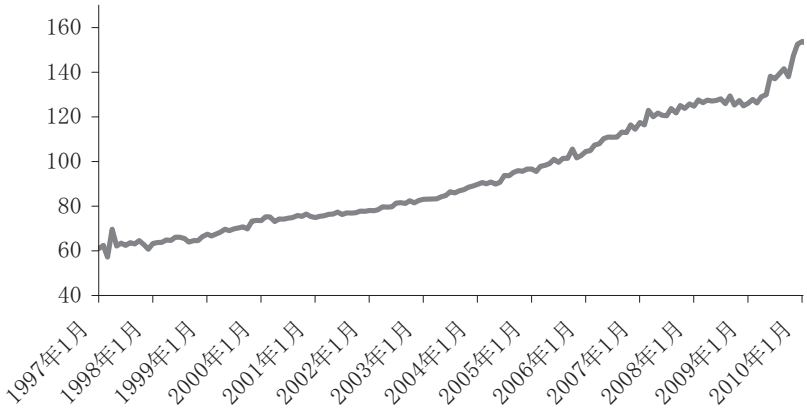
$$\log\delta_t^2 = \varphi + \sum_{i=1}^{p}\left(\alpha_i\left|z_{t-i}\right| + \gamma_i z_{t-i}\right) + \sum_{i=1}^{q}\beta_i \log\delta_{t-i}^2 \tag{14}$$

3）Hamori（2003）は、GARCHモデルと比較して、EGARCHモデルの主な利点を４つ挙げている。

但し、y_tは分析対象の変数、π_0とφは定数項、ε_tは誤差項、I_{t-1}は t-1 期に利用可能な情報、そしてδ_t^2はε_tの条件付き分散を示し、z_tは平均０、分散１のi.i.d.で、z_tとδ_tは統計的に独立であり、$z_t = \varepsilon_t / \delta_t$とする。

3. データの定義とサンプル期間

因果性検定で用いるのは、株価指数と鉱工業生産指数の２変数である。株価指数は卸売物価指数で実質化している。また､鉱工業生産指数は原数値をCensus X-12で季節調整している（図２参照）。分析で用いるすべての変数のデータはIMF（2011）から入手しており、サンプル期間は株価と経済成長が拡大期に入った2003年１月から直近の2010年12月までとしている。



出所：IMF（2011）のデータに基づき作成。
注：原数値をCensus X-12で季節調節している。

図２　鉱工業生産の動向（2005＝100）

CCF検定に先立ち、データの特性を確認するために単位根検定を行った。Augmented Dickey-Fuller（ADF）検定の結果、株価と生産のいずれについてもレベルでは単位根があるという帰無仮説は棄却されないが、一次階差では帰無仮説は棄却されることが分かった（表２参照）[4)]。前述のとおり、CCFアプローチで用いられる変数は定常過程であるため、各変数とも自然対数に変換し、一次差分を取った。従って、本稿における株価と生産の因果性検定は、厳密には実質株価収益率と鉱工業生産増加率の因果性検定ということになる。

4） ADF検定の最適ラグ次数はSICを基準に決定した。この際、最大ラグ次数（$p_{\max}$）はHayashi（2000）に従い、$p_{\max} = [12(T/100)^{0.25}]$（但し、$T$はサンプル数）から計算し、12としている。また、ADF検定以外にもPhillips-Perron検定を行い、ADF検定と同じ結果になることを確認している。

表２　ADF検定の結果

レベル	タイムトレンドなし			タイムトレンドあり		
	ラグ	統計量	P値	ラグ	統計量	P値
実質株価	1	-1.818	0.369	1	-1.886	0.654
鉱工業生産	1	-0.413	0.901	1	-2.546	0.305

一次階差	タイムトレンドなし			タイムトレンドあり		
	ラグ	統計量	P値	ラグ	統計量	P値
実質株価	0	-6.442	0.000	0	-6.492	0.000
鉱工業生産	0	-15.502	0.000	0	-15.419	0.000

4.　推定結果

初めに、CCFアプローチの第１段階として実質株価収益率と鉱工業生産増加率の各変数についてAR (k)-EGARCH (p,q) モデルを推定した。推定に際しては最尤法を用い、ARモデルの次数kとEGARCHモデルの次数pとqはシュワルツ情報基準（Schwarz information criteria：SIC）と残差の診断検定に基づき決定した。すなわち、ラグ次数kは最大12次、そしてラグ次数pとqはそれぞれ最大２次からSICが最も小さくなるように選択し、Ljung-Box検定から残差と残差の自乗にそれぞれ系列相関がないことを確認して最終的に決定した。表３は各変数についてのAR-EGARCHモデルの係数の推定値と標準誤差を表しており、株価と生産ともにAR (1)-EGARCH (1,1)が選択されたことを示している。

表３　AR-EGARCHモデルの推定結果

	実質株価収益率		鉱工業生産増加率	
AR(k)-EGARCH(p,q)	AR(1)-EGARCH(1,1)		AR(1)-EGARCH(1,1)	
説明変数	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差
AR式				
π_0	0.012 ***	0.004	0.008 ***	0.001
π_1	0.490 ***	0.065	-0.518 ***	0.079
分散方程式				
φ	-10.505 ***	0.333	0.026	0.061
α	0.581 ***	0.149	-0.119	0.133
γ	-0.323 **	0.135	-0.108	0.099
β	-0.735 ***	0.051	0.986 ***	0.011
Log Likelihood	137.897		268.723	
Q (12)（P値）	11.128（0.518）		4.563（0.971）	
Q^2 (12)（P値）	7.971（0.787）		3.626（0.989）	

注１）***は１％、**は５％、*は10％水準で統計的に有意であることを示している。
注２）Q(12)とQ^2(12)はLjung-Box検定統計量を示しており、それぞれ基準化残差と基準化残差の自乗には12次まで系列相関がないという帰無仮説を検定するために用いられる。
注３）標準誤差は正規性からの乖離に頑健的なBollerslev-Wooldrige robust standard errorである。

この推定結果から変数ごとに基準化された推定残差とその自乗を求め、残差の標本時差相関に基づき変数間の平均の因果性を検定し、残差の自乗の標本時差相関係数に基づき変数間の分散の因果性を検定する。表４の１列目と２列目では「変数間に平均の因果性はない」という帰無仮説を検定するための検定統計量$\sqrt{T}\hat{r}_{\varepsilon\xi}(i)$を示しており、３列目と４列目では「変数間に分散の因果関係がない」という帰無仮説を検定するための検定統計量$\sqrt{T}\hat{r}_{UV}(i)$を示している。表中の「ラグ」は株価が鉱工業生産に遅行する期間であり、「リード」は株価が鉱工業生産に先行する期間を表している。従って、任意の「ラグ」時点iで有意な検定統計量は、鉱工業生産がその時点で株価に影響を与えていることを示し、任意の「リード」時点iで有意な検定統計量は、株価がその時点で鉱工業生産に影響を与えることを意味している。

初めに、平均の因果性検定の結果について見ると、株価は１期、４期、５期で先行して生産に影響を及ぼす一方、生産は２期で先行して株価に影響を及ぼしていることが分かる。次に、分散の因果性検定の結果を見ると、株価は３期、４期、９期で先行して生産に影響を及ぼす一方、生産は７期で先行して株価に影響を及ぼしていることが分かる。従って、以上から、株価と生産の間には平均と分散のいずれにおいても双方向の因果性が検出され、両変数には密接な関係があることが明らかになった。

表４　CCF検定の結果

i	平均		分散	
	ラグ 株価と生産（- i） （生産→株価）	リード 株価と生産（＋ i） （株価→生産）	ラグ 株価と生産（- i） （生産→株価）	リード 株価と生産（＋ i） （株価→生産）
0	-0.693	-0.693	0.285	0.285
1	0.034	2.764 ***	-1.168	-0.408
2	1.669 *	-0.212	-1.000	-0.462
3	-0.447	0.616	-1.557	-1.661 *
4	-1.212	1.750 *	-1.083	-1.976 **
5	-1.303	-1.756 *	0.015	-0.136
6	1.303	0.104	0.003	-0.945
7	0.055	1.014	2.237 **	0.345
8	-0.302	0.679	0.457	-0.824
9	-0.146	-0.710	-0.591	1.776 *
10	0.463	0.055	0.125	-0.808
11	0.019	1.134	-0.112	-0.738
12	-0.608	-0.524	-1.471	-0.559

注）***は１％、**は５％、*は10％水準で統計的に有意であることをそれぞれ示している。

5．結論

インドでは、1990年代を通じて明確な傾向が見られなかった株価が2003年以降、急速な上昇傾向を示し、実体経済も2003年度から高い経済成長率を持続的に達成した。2008年から2009年にかけては主に国際商品価格の急騰や世界的な景気後退などの外部要因により、インドの株価上昇と経済成長はいずれも一時的な調整過程に入ったが、2009年中葉以降、再び回復する傾向を示している。

本稿ではCheung and Ng（1996）の残差の標本時差相関（Cross Correlation Function：CCF）に基づく因果性検定を適用して、インドにおける実質株価収益率と鉱工業生産増加率について、平均と分散の意味での因果性検定を行った。2003年１月から2010年12月までの月次データを用いて検定した結果、インドの株価と鉱工業生産の間には平均と分散の意味においてそれぞれ双方向の因果性があることが明らかになった。従って、株価と実体経済は互いに密接な関係を持っており、過去の経済動向が現在の株価に対して影響を与えるとともに、株価は実体経済の先行指標になり得るものと考えられる。

こうした結果は、関連する経済主体に対して様々な含意を持っている。例えば、インドの株式市場への投資家にとっては、生産から株式に対する因果性の存在は実体経済に関する情報が将来の株価動向を予測する上で有益であることを示唆しており、生産動向が投資判断に際して重要な役割を果たし得ることを示している。また、政策当局にとっては、特にインドの中央銀行は物価水準の安定とともに経済成長の促進を主要な政策目標としており、この政策目標を達成するために、株価動向を含む複数の情報変数をモニターする政策フレームワークを導入している。このため、株価から生産に対する因果性という検定結果は、こうした金融政策フレームワークの妥当性を支持するものと考えられる。

参考文献

Apte, P. G. (1997) “Money, Stock Prices and Industrial Activity in India Long-Run Relationships and Causality,” *Indian Economic Review*, Vol. 32, Issue. 2, pp. 179-198.

Binswanger, M. (2000) “Stock Market Booms and Real Economic Activity: Is This Time Different?,” *International Review of Economics & Finance*, Vol. 9, Issue 4, pp. 387-415.

Binswanger, M. (2004) “Stock Returns and Real Activity in the G-7 Countries: Did the Relationship Change during the 1980s?,” *The Quarterly Review of Economics and Finance*, Vol. 44, Issue 2, pp. 237-252.

Cheung, Y-W, and L. K. Ng (1996) “A Causality-in-Variance Test and its Application to Financial Market Prices,” *Journal of Econometrics*, Vol. 72, Issues 1-2, pp. 33-48.

Choi, J. J., S. Hauser, and K. J. Kopecky (1999) “Does the Stock Market Predict Real Activity? Time Series Evidence from G-7 Countries,” *Journal of Banking & Finance*, Vol. 23, Issue 12, pp. 1771-1792.

Fama, E. F. (1990) “Stock Returns, Expected Returns, and Real Activity,” *Journal of Finance*, Vol. 45, Issue 4, pp. 1089-

1108.

Giannellis, N., A. Kanas, and A. P. Papadopoulos (2010) “Asymmetric Volatility Spillovers between Stock Market and Real Activity: Evidence from the UK and the US,” *Panoeconomicus*, Vol. 57, Issue 4, pp. 429-445.

羽森茂之・本多佑三（1996）「資本市場と実物経済」橘木俊詔・筒井義郎編著『日本の資本市場』、日本評論社、pp. 337-363.

Hamori, S. (2003) *An Empirical Investigation of Stock Markets: The CCF Approach*, Boston: Kluwer Academic.

Hayashi, F. (2000) *Econometrics*, Princeton, N. J. : Princeton University Press.

Hong, Y. (2001) “A Test for Volatility Spillover with Application to Exchange Rates,” *Journal of Econometrics*, Vol. 103, Issues 1-2, pp. 183-224.

International Monetary Fund (2011) *International Financial Statistics*, Washington, D.C.: IMF, May.

Lee, B. S. (1992) “Causal Relations among Stock Returns, Interest Rates, Real Activity, and Inflation,” *Journal of Finance*, Vol. 47, Issue 4, pp. 1591-1603.

Malliaris, A. G., and J. L. Urrutia (1991) “An Empirical Investigation among Real, Monetary and Financial Variables,” *Economics Letters*, Vol. 37, Issue 2, pp. 151-158.

Nelson, D. B. (1991) “Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach,” *Econometrica*, Vol. 59, Issue 2, pp. 347-370.