

日経平均株価指数と日経平均ボラティリティ・インデックス（日経 VI）の因果関係の分析

法政大学 経営学部 経営学科 4年 磯部 夏碧
指導教員 山崎 輝

〈要旨〉

本論文では、日経平均株価指数と日経平均ボラティリティ・インデックス（日経 VI）の関係に着目し、グレンジャー因果性検定を用いて検証を行った。全期間分析の結果、日経 VI が上昇すると翌日の日経平均株価指数が下落するという一面的な因果関係のみ確認された。また、市場環境や金融政策の違いを考慮したサブサンプル分析では、いずれの区分においても、最も現在に近い分析期間においてのみ同様の因果関係が有意に確認された。その結果、日経 VI の先行性は恒常的なものではなく、市場環境に依存して発現する可能性が示唆される。

目次

- 1.はじめに
 - 2.VIX とは
 - 3.レバレッジ効果
 - 4.分析手法
 - 4-1.AR モデル
 - 4-2.グレンジャー因果性検定
 - 4-3.分析手法
 - 4-4.分析データ
 - 5.結果と考察
 - 5-1.全期間における分析結果
 - 5-2.期間別の分析結果
 - 5-2-1.外生的・突発的ショックによる市場環境変化の分析結果
 - 5-2-2.金融政策局面別の分析結果
 - 5-3.考察
 - 6.おわりに
- 参考文献
補論

1 はじめに

近年、金融市場においては、価格変動の不確実性や投資家心理を捉える指標として、ボラティリティ指数への関心が高まっている。代表的なものとして、米国株式市場では VIX (Volatility Index) が広く知られており、一般に「恐怖指数」とも呼ばれている。

[Adrangi et.al.](#) (2019) によると、VIX は世界の株式市場との間に因果性や強い負の関係を持つことが確認されており、特に株価下落局面においてその関連性が強く観察されることが報告されている。また、VIX が将来の市場変動を予測する情報を一定程度含んでいる可能性についても指摘されてきた。一方で、VIX と株価の関係は常に安定して観察されるわけではなく、市場環境や金融政策、突発的な外生ショックの有無によって、その関係性が変化しうることも示唆されている。日本株式市場においても、日経平均株価指数を対象としたボラティリティ指数として、日経平均ボラティリティ・インデックス (以下、日経 VI) が存在する。日経 VI は、日本市場における不確実性や投資家のリスク認識を反映する指標として位置付けられているが、株価変動との関係については、分析の視点や市場局面の違いによって多様な解釈が成り立つ可能性がある。

そこで本研究では、日経平均株価指数と日経 VI の関係に着目し、両者の間に因果関係が存在するかを検証することを目的とする。具体的には、グレンジャー因果性検定を用いて、日経 VI が日経平均株価指数の将来の変動に先行する情報を有しているかを検証する。さらに、コロナ禍に代表される突発的ショックや金融政策の変化といった市場環境の違いを考慮し、分析期間を複数の区分に分けたサブサンプル分析を行うことで、因果関係の安定性や局面ごとの特徴についても検討する。本稿の公正は以下のとおりである。2 章では、VIX (Volatility Index) の概要およびその算出方法や市場における役割について整理する。3 章では、株価変動とボラティリティの関係を説明する理論として、レバレッジ効果を説明する。4 章では、本研究で用いるデータおよび分析手法について説明する。5 章では、実証分析の結果を示し、その結果に基づく考察を行う。6 章では、本研究の結論をまとめ、今後の課題について述べる。なお、補論ではグレンジャー因果性検定における検定統計量である F 値の算出過程について説明する。

2 VIX とは

VIX (Volatility Index) とは、S&P500 指数オプションの価格をもとに算出される、今後約 1 か月間の将来の実現ボラティリティに対する市場の期待値を表す指標である。一般に「恐怖指数」とも呼ばれ、市場参加者の不確実性やリスクを反映するとされている。この理由については、3 章にて説明する。

ボラティリティには複数の概念が存在するが、本研究ではヒストリカルボラティリティ

イと実現ボラティリティとの比較を通じて VIX について説明する。ヒストリカルボラティリティ(Historical Volatility)とは、過去の一定期間における価格変動データから事後的に算出されるボラティリティであり、一定期間 N におけるリターンの分散から、次式のように定義される。

$$HV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (r_t - \bar{r})^2}. \quad (1)$$

ここで r_t は時点 t におけるリターン、 \bar{r} はその平均値を表す。ヒストリカルボラティリティは、過去の価格変動の実績に基づく指標であり、将来の価格変動を直接的に予測するものではない。

一方、実現ボラティリティ (Realized Volatility) とは、将来の一定期間において実際に観測される価格変動の大きさを指す概念であり、事前に観測することはできず、対象期間終了後に初めて計測される。実現ボラティリティは、期間 T のリターンを用いて、次式のように定義する。

$$RV_{t,T} = \sqrt{\sum_{i=t}^T r_i^2}. \quad (2)$$

ここで r_i は期間内の各時点におけるリターンを表す。ヒストリカルボラティリティと実現ボラティリティはいずれも事後的に算出される指標であるが、前者が「過去の一定期間の変動」を対象とするのに対し、後者は「将来の一定期間に実際に生じた変動」を対象とする点で異なる。この違いを踏まえると、実現ボラティリティは将来の価格変動を評価するための基準となる概念であることが分かる。しかし、実現ボラティリティは対象期間が終了するまで確定せず、事前にその値を直接観測することはできない。そのため、市場参加者は将来の実現ボラティリティについて、オプション市場における価格情報を通じて期待を形成している。VIX は、このようなオプション市場において形成された将来の実現ボラティリティに対する市場の期待を数値化した指標であり、S&P500 指数オプションの価格を基に算出される。すなわち VIX は、将来の一定期間にどの程度の価格変動が生じると市場参加者が予想しているかを表すボラティリティ指数として位置づけられる。

このような将来の実現ボラティリティの予測に際しては、リスク中立確率 Q が用いられる。リスク中立確率とは、リスク中立的、すなわちすべてのリスク資産の期待リターンが安全資産のリターンと一致すると仮定する、架空の投資家が考える仮想的な確率である。オプション理論価格はこのリスク中立確率下の期待値で決定されるため、オプション価格をもとに決定する VIX においても、リスク中立確率の下で形成された将来の

価格変動に対する期待を反映した指標であるといえる。VIX は次式のように定義される。

$$VIX = \sqrt{E_t^Q[RV_{t,t+30}^2]}. \quad (3)$$

ここで $E_t^Q[\]$ はリスク中立確率 Q の下での期待値を表し、 $RV_{t,t+30}$ は時点 t から時点 $t+30$ までの実現ボラティリティを表す。この式は、VIX が将来一定期間における実現バリエーション(Realized Volatility)の二乗の期待値を、リスク中立確率の下で評価したものであることを示している。したがって VIX は、将来の実現ボラティリティそのものを示す指標ではなく、オプション市場を通じて形成された、将来の価格変動に対する事前的な期待を表す指標である。

3 レバレッジ効果

VIX は将来の実現ボラティリティに対する市場の期待を表す指標であり、一般に「恐怖指数」とも呼ばれている。このように VIX が市場参加者の不確実性やリスクへの姿勢を反映する指標として用いられる背景には、株価の変動とボラティリティの間に負の相関が存在することが挙げられる。特に、株価が下落する局面においてボラティリティが上昇する傾向は金融市場において繰り返し観察されており、VIX がリスク指標として機能する重要な理由の一つとなっている。この株価下落とボラティリティ上昇の関係を説明する概念がレバレッジ効果であり、本章では VIX と株価の関係を理解するために、レバレッジ効果について説明する。

レバレッジ効果とは、株価の下落が将来のボラティリティを上昇させる効果を指す現象である。つまり、株価リターンとボラティリティには負の相関が存在することを意味している。レバレッジ効果には2つの考え方が存在する。1つ目が企業価値評価モデルである割引キャッシュフロー法（以下、DCF 法）の視点から、ビジネスリスクの変化に着目した考え方である。DCF 法では将来発生するキャッシュフローの期待値を、ビジネスリスクを反映した割引率を用いて現在価値に割り引くことで、企業価値を算出する。DCF 法による企業価値 V_f は次式で計算する。

$$V_f = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{CF_n}{(1+k_f)^n}. \quad (4)$$

ここで CF_n は n 期後に発生する将来キャッシュフロー、 k_f は企業のビジネスリスクを反映した割引率を表す。企業の事業価値自体のボラティリティであるビジネスリスクが上

昇すると、割引率も上昇し、将来キャッシュフローの期待値が同じであっても、割引後の企業価値は低下する。そのため、ボラティリティの上昇と企業価値の下落が同時に起こり、レバレッジ効果が説明される。

もう一つの考え方は、株価の急落による資本構成の変化、すなわち財務レバレッジの上昇に着目するものである。この時、財務レバレッジ V/E は次式のように表される。

$$\frac{V}{E} = 1 + \frac{D}{E}. \quad (5)$$

ここで、 V は企業価値、 D は負債価値、 E は自己資本価値を表す。株価が下落すると自己資本価値 E は低下する一方で、負債価値 D は短期的には大きく変化しないため、財務レバレッジ V/E は上昇する。この財務レバレッジの変化が株主のリスクへどのように影響するかを確認するため、自己資本に対するリターンと企業全体のリターンとの関係を整理する。まず、自己資本利益率 r_E は次式で表される。

$$r_E = \frac{X - rD}{E}. \quad (6)$$

ここで、 X は企業が生み出す総資本に対する利益、 r は負債利子率を表す。また、総資本利益率 r_V は次式で定義される。

$$r_V = \frac{X}{D + E}. \quad (7)$$

これらの関係式を用いて各リターンのボラティリティを標準偏差 σ として定義すると、自己資本利益率のボラティリティは、総資本利益率のボラティリティに対して次式のように表される。

$$\sigma(r_E) = \left(1 + \frac{D}{E}\right) \sigma(r_V). \quad (8)$$

さらに、財務レバレッジの関係を示す(5)式を用いて変形すると、

$$\sigma(r_E) = \frac{V}{E} \sigma(r_V), \quad (9)$$

となる。この式は、自己資本利益にかかる株主リスク $\sigma(r_E)$ が、総資本利益リスク $\sigma(r_V)$ の V/E 倍となることを示している。したがって、総資本利益リスクが一定である場合でも、株価下落によって自己資本価値が低下すると財務レバレッジが上昇し、その結果として自己資本利益率のボラティリティは上昇する。このように、株価下落を起点として財務レバレッジが上昇し、株主が負うリスクが増大することによりボラティリティが高

まる現象が、資本構成の変化に着目したレバレッジ効果の説明である。

4 分析手法

4-1 AR モデル

本研究では、日経平均株価指数および日経 VI といった時系列データを分析対象とするため、過去の情報が現在の値に与える影響を考慮できる分析手法が必要となる。そこで、本研究では自己回帰モデル (Autoregressive model : 以下、AR モデル) を用いて分析を行う。

AR モデルとは、現在の変数が過去の自身の値によってどの程度説明されるのかを考える時系列モデルである。現在の値を被説明変数、過去の値を説明変数として回帰することで、過去の情報が現在の値に与える影響を分析することを目的とするモデルである。現在の値を、1 期前の値のみを用いて回帰する場合、このモデルは AR(1)モデルと呼ばれ、次式のように表される。

$$y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (10)$$

さらに一般に、現在の値を m 期前までの過去の情報を用いて回帰する場合、AR(m)モデルとなり、次式のように表される。

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_m y_{t-m} + \varepsilon_t. \quad (11)$$

ここで、 y_t は時点 t における変数、 α は定数項、 β_m は自己回帰係数、 ε_t は誤差項を表す。AR モデルでは、これらの自己回帰係数を推定することにより、過去の値が現在の値にどの程度影響を与えているかを評価することが可能となる。AR モデルを用いる際には、対象とする時系列データが定常性を満たしていることが前提となる。定常性とは、時系列データの平均や分散などの統計的性質が時間によらず一定であるという性質を指す。AR(1)モデルでは、自己回帰係数が $|\beta| < 1$ を満たすとき、時系列は定常過程となることが知られている。本研究では、AR モデルおよびグレンジャー因果性検定を適応する前提としてこの条件が成立しているかを確認したうえで分析を進める。

4-2 グレンジャー因果性検定

グレンジャー因果性検定とは、時系列データを用いて、ある変数の過去の情報が別の変数の将来の予測に有用であるかを検証する手法である。具体的には、ある変数の過去

の情報を追加することで、別の変数の予測精度が向上するかどうかを比較することにより、グレンジャー因果性の有無を判断する。本研究では、この検定を用いて、日経 VI と日経平均株価指数の間に予測上の因果関係が存在するかを検証する。まず、被説明変数 y_t が自身の過去の値のみによって説明される場合を考える。このときのモデルをモデル (a) とし、次式で表す。

$$y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \varepsilon_t^{(a)}. \quad (12)$$

次に、被説明変数 y_t が自身の過去の値に加え、別の変数 z_t の過去の値によっても説明される場合を考える。このときのモデルをモデル (b) とし、次式で表す。

$$y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \gamma z_{t-1} + \varepsilon_t^{(b)}. \quad (13)$$

ここで、 $\varepsilon_t^{(a)}$ 、 $\varepsilon_t^{(b)}$ はそれぞれのモデルにおける予測誤差を表す。グレンジャー因果性検定では、これら二つのモデルの予測誤差を比較することで、変数 z_t の過去の情報が y_t の予測に影響を与えているかを判断する。具体的には、変数 z_t を含むモデル (b) の方が予測誤差を小さくできる場合、 z_t の過去の情報は、 y_t の予測に有意であると判断される。本検定における帰無仮説および対立仮説は以下のように設定される。

- ・ 帰無仮説 H_0 : 過去のデータ z_{t-1} は y_t に影響を与えない
- ・ 対立仮説 H_1 : 過去のデータ z_{t-1} は y_t に影響を与える

これらの仮説の検定にあたっては、両モデルの誤差分散から構成される F 値を用いて、F 検定を行う。F 検定は、複数のグループ間における分散が統計的に等しいかどうかを調べる検定手法である。具体的には、次式で与えられる F 値を用いる。

$$F = \frac{(\sigma_a^2 - \sigma_b^2)/(k_b - k_a)}{\sigma_b^2/(N - k_b)}. \quad (14)$$

ここで、 σ_a^2 、 σ_b^2 はそれぞれモデル (a)、モデル (b) の誤差分散、 k_a 、 k_b は各モデルの推定パラメータ数、 N はサンプル数を表す。なお、この統計量の導出過程に関する詳細については補論に示す。F 値は、モデル (a) に比べてモデル (b) の予測誤差がどの程度小さいかを評価する指標となり、F 値が 1 を上回る場合、モデル (b) の方がモデル (a) よりも当てはまりが良いことを意味する。本研究では、算出された F 値が 1 を上回るか否かに加え、F 分布に基づく臨界値と比較することにより、グレンジャー因果性の有無を判定する。具体的には、有意水準 5% における臨界値を基準とし、算出された F 値が当該臨界値を上回る場合には帰無仮説が棄却され、下回る場合には棄却されないものとする。なお、有意水準 5% における臨界値を F 値が大きく上回る場合は、より厳しい有意水準でも検証する。

また、参考指標として p 値を算出する。本論における p 値とは、帰無仮説が正しいと仮定した場合に、観測された F 値以上の値が得られる確率を、 F 分布に基づいて求めた値であり、その値が小さいほど、観測された F 値が偶然によるものである可能性が低いことを示す。本研究では、 F 値に対応する p 値の算出にあたり、Microsoft Excel の F.DIST.RT 関数を用いる。

4-3.分析手法

まず、①2015年4月1日から2025年8月31日までの期間について、日経平均株価指数および日経VIの日次データを収集する。次に、②両データにおいて共通する取引日のみを抽出し、抽出後の各系列について対数収益率を算出する。本研究では、日経平均株価指数の対数収益率を y_t 、日経VIの対数変化率を z_t とする。次に、③ARモデルおよびグレンジャー因果性検定を適用する前提として、各時系列が定常性を満たしているかを確認する。具体的には、4-1節で述べたAR(1)モデルにおける定常性条件である $|\beta| < 1$ が成立しているかを確認する。続いて、④ $t-1$ 時点の日経VIが t 時点の日経平均株価指数に影響を与えるかを検証するため、4-2節で示したモデル(a)の(12)式およびモデル(b)の(13)式を用いて、両モデルの誤差を算出する。すなわち、日経VIから日経平均株価指数への因果関係の方向に着目した分析を行う。さらに、⑤4-2節で設定した帰無仮説および対立仮説のもと、④で得られた誤差分散を用いて F 値を計算し、 F 検定を行う。 F 検定による判定は、4-2節で示した有意水準に基づいて行う。なお、 F 検定による判定に加え、参考指標として p 値を算出する。

同様の手順を、 $t-1$ 時点の日経平均株価指数が t 時点の日経VIに影響を与える場合についても考え、被説明変数を z_t 、説明変数を y_t として分析を行い、逆方向の因果関係を検証する。

また、分析期間全体に加え、市場環境の違いが因果性に与える影響を確認するため、分析期間を複数のサブサンプルに分割し、各期間について同様の検定を実施する。サブサンプルは、市場環境および金融政策の変化に基づいて複数の期間に分割して設定する。具体的な区分方法および各期間の開始日・終了日については表4-1、表4-2に示す。各サブサンプルについて、全期間と同様の手順で日経VIから日経平均株価指数へのグレンジャー因果性検定を実施し、市場環境ごとの影響の違いを比較する。

表 4-1 コロナショックによる市場環境の変化に基づく分析期間区分

区分	開始日	終了日	期間の内容
全期間	2015/4/1	2025/8/29	
第 1 期	2015/4/1	2020/1/31	コロナ前。
第 2 期	2020/2/3	2020/6/30	2020/2/1 ダイヤモンドプリンセス号でのコロナ感染者報道から日経 VI が 30 を切るまで。
第 3 期	2020/7/1	2023/4/28	WHO 非常事態宣言解除まで。
第 4 期	2023/5/1	2025/8/29	コロナ後。WHO 非常事態宣言解除後。

表 4-2 金融政策の変化に基づく分析期間区分

区分	開始日	終了日	期間の内容
全期間	2015/4/1	2025/8/29	
第 1 期	2015/4/1	2016/1/28	緩和政策導入前。マイナス金利導入前まで。
第 2 期	2016/1/29	2022/12/19	緩和政策導入後。マイナス金利・YCC 固定期。
第 3 期	2022/12/20	2024/3/18	YCC 柔軟化・利上げ期待期。
第 4 期	2024/3/19	2025/8/29	マイナス金利解除後。

4-4.分析データ

本研究では、日経平均株価指数終値の日次データ、日経 VI 終値の日次データを使用する。日経平均株価指数は Yahoo!ファイナンスから、日経 VI は investig.com から取得した。

5.結果と考察

5-1.全期間における分析結果

本研究では、2015年4月1日から2025年8月31日までの期間において、日経平均株価指数と日経 VI の両データに共通する取引日のみを抽出した結果、分析対象となるデータは合計 2536 個となった。

グレンジャー因果性検定に先立ち、AR モデルによる推定を行った結果、日経平均株価指数および日経 VI の自己回帰係数はいずれも $|\beta| < 1$ を満たし、統計的に有意であった。このことから、両時系列データは定常性の前提を満たしていると判断した。

表 5-1 AR 分析における各データの β

変数	β
日経平均株価指数	-0.0460
日経 VI	-0.1005

次に、全分析期間を対象としたグレンジャー因果性検定の結果を示す。表 5-2 は、日経平均株価指数と日経 VI の間の因果関係について、両方向から検証した結果をまとめたものである。

表 5-2 全期間におけるグレンジャー因果性検定結果

因果の方向	F 値	p 値	判定
日経 VI→日経平均株価指数	7.38	0.66%	棄却(1%)
日経平均株価指数→日経 VI	3.53	6.03%	非棄却(5%)

(注) 判定は、F 分布の臨界値に基づき、有意水準 1%および 5%で行っている。

検定の結果、日経 VI から日経平均株価指数への因果関係については、算出された F 値が有意水準 1%における臨界値 (6.64) を上回り、「帰無仮説 H_0 : 過去のデータ z_{t-1} は y_t に影響を与えない」が棄却された。一方で、日経平均株価指数から日経 VI への因果関係については、算出された F 値が有意水準 5%における臨界値 (3.85) を下回り、このことから、全期間においては、日経 VI から日経平均株価指数への一方向的な因果関係が確認された。

5-2. 期間別の分析結果

前節では、全分析期間を対象としたグレンジャー因果性検定の結果、日経 VI から日経平均株価指数への一方向的な因果関係が確認された。本節では、この因果関係が市場環境や金融政策局面の違いによってどのように変化するかを検証するため、期間別のサブサンプル分析を行った。

5-2-1 外生的・突発的ショックによる市場環境変化の分析結果

本節では、コロナウイルスの感染拡大による突発的なショックに着目し、分析期間を 4 つの期間に分割したサブサンプル分析を行った。各期間の区分および分析対象期間は表 4-1 に示す通りである。表 5-3 は、各期間における日経 VI から日経平均株価指数へのグレンジャー因果性検定の結果を示している。

表 5-3 突発的ショックによる市場環区分でのグレンジャー因果性検定結果

区分	サンプル数	F 値	P 値	判定
全期間	2534	7.38	0.66%	棄却(1%)
第 1 期	1179	1.07	30.07%	非棄却(5%)
第 2 期	100	0.40	52.82%	非棄却(5%)
第 3 期	692	1.92	16.61%	非棄却(5%)
第 4 期	563	7.67	0.58%	棄却(1%)

(資料) 著者作成

第 1 期、第 2 期および第 3 期においては、算出された F 値はいずれも有意水準 5%における臨界（第 1 期：3.85、第 2 期：3.39、第 3 期：3.86）を下回り、帰無仮説は棄却されなかった。これに対し、第 4 期においては、算出された F 値が有意水準 1%における臨界値（3.86）を上回り、帰無仮説が棄却された。

5-2-2 金融政策局面別の分析結果

本節では、金融政策による市場環境の変化に着目し、分析期間を 4 つの期間に分割したサブサンプル分析を行った。各期間の区分および分析対象期間は表 4-2 に示す通りである。表 5-4 は、各期間における日経 VI から日経平均株価指数へのグレンジャー因果性検定の結果を示している。

表 5-4 金融政策局面別の市場環区分でのグレンジャー因果性検定結果

区分	サンプル数	F 値	P 値	判定
全期間	2534	7.38	0.66%	棄却(1%)
第 1 期	200	0.00	94.38%	非棄却(5%)
第 2 期	1682	1.68	19.52%	非棄却(5%)
第 3 期	305	1.62	20.36%	非棄却(5%)
第 4 期	347	4.20	4.13%	棄却(5%)

第 1 期、第 2 期および第 3 期においては、算出された F 値はいずれも有意水準 5%における臨界（第 1 期：3.89、第 2 期：3.85、第 3 期：3.87）を下回り、帰無仮説は棄却されなかった。これに対し、第 4 期においては、算出された F 値が有意水準 5%における臨界値（3.87）を上回り、帰無仮説が棄却された。表 5-3 における第 4 期の判定は有意水準 1%に対しても、臨界値を上回る結果となったが、表 5-4 における第 4 期の結果は、有意水準 5%が棄却できる限界値であった。

5-3. 考察

本研究では、日経平均株価指数と日経 VI の関係について、全期間および市場環境・金融政策に基づく期間区分を用いてグレンジャー因果性検定を行った。その結果、全期間を対象とした分析においては、日経 VI から日経平均株価指数への因果関係が有意水準 1% で確認された一方、逆方向の因果関係は確認されなかった。この結果から、日経 VI は翌日の日経平均株価指数の将来の株価変動を予測するうえで有意な情報を含んでいる可能性があると考えられる。

一方で、突発的ショックや金融政策の局面ごとに区分したサブサンプル分析では、いずれの区分においても、第 4 期のみで日経 VI から日経平均株価指数への有意なグレンジャー因果性が確認され、それ以前の期間では統計的に有意な結果は得られなかった。これについて区分ごとの特徴について考える。まず、コロナウイルスの感染拡大による突発的なショックに基づく区分における第 2 期は、新型コロナウイルス感染拡大という単一かつ極端なショックが市場に急激な影響を与えた期間である。この期間では、日経 VI が急騰し、集計期間である半年間にわたって高水準を維持した。日経 VI が高水準の期間のみを計測した第 2 期では、通常期に成立していた価格形成や期待形成の構造が崩れ、日経 VI は翌日の株価変動を予測する先行指標として機能しなかった可能性が高い。このことから、コロナ禍による影響は主として第 2 期に集約されていると解釈できる。金融政策局面別の第 2 期には、このコロナショック期も含まれているため、ここでも因果性が見られなかった理由として含まれると考える。

また、両区分における第 1 期および第 3 期では、金融政策の変更や経済環境の変化は存在したものの、それらは比較的緩やかに進行し、市場参加者に一定程度織り込まれていたと考えられる。第 1 期では、マイナス金利政策の導入や地政学的リスクなどにより不確実性の高い状態が継続していた一方で、その状況が長期化していたため、日経 VI の変動が新たな情報として認識されにくかった可能性がある。また、第 3 期はコロナ禍収束後の比較的安定した市場環境であり、日経 VI は低位かつ狭いレンジで推移していた。このように、日経 VI の変動幅が小さい期間では、投資家心理の変化を十分に捉えることができず、翌日の株価変動に対する説明力が弱まったと考えられる。

最期に、両区分における第 4 期では、金融政策の修正や海外要因など複数の不確実性要因が重なり合う中で、短期間の急激な市場ショックが断続的に発生した。特に、2024 年 8 月の日経平均株価指数の大幅な下落や、2025 年 4 月の米国の関税政策を巡る問題では、いずれも 2~3 週間という比較的短期間において、コロナショック時を上回る水準まで日経 VI が急上昇している。このような局面では、日経 VI の上昇が一時的な市場の警戒感を明確に反映し、翌日の株価形成に影響を与える先行的な情報として機能しや

すかっただと考えられる。なお、グレンジャー因果性検定は一般にサンプル数が多いほど統計的に有意な結果が得られやすい傾向を持つ点には留意が必要である。

6.おわりに

本研究では、日経平均株価指数と日経 VI の関係について、グレンジャー因果性検定を用いて検証を行った。その結果、全期間を対象とした分析においては、日経 VI から日経平均株価指数への一方向的な因果関係のみ確認され、日経 VI が翌日の日経平均株価指数の値動きに先行する情報を一定程度含んでいる可能性を確認することができた。

一方で、サブサンプル分析の結果からは、日経 VI が常に日経平均株価指数に対して先行的に機能するわけではなく、市場環境に依存していることが示唆された。いずれの区分においても、第 4 期においてのみ日経 VI から日経平均株価指数への有意なグレンジャー因果性が確認され、それ以前の期間では明確な因果関係は観測されなかった。これは、ショックが長期化した局面や、市場環境が比較的安定している局面では、不確実性が市場に織り込まれることで日経 VI が翌日の日経平均株価指数の値動きに先行する情報を持ちにくくなったためであると考えられる。これに対し、第 4 期では、短期的な大規模ショックが発生したことにより、投資家心理の変化が株価変動に反映されやすい環境が形成されていた可能性がある。日経 VI の日経 VI が翌日の日経平均株価指数の値動きに先行する情報は恒常的ではなく、市場におけるショックの現れ方によって左右される条件付きの関係であると考えられる。

しかし、サブサンプル分析においては、期間ごとのサンプル数に大きな差が生じており、有意性の有無にばらつきが見られる結果となった。そのため、今後は分析期間の拡張や、より高度な回帰分析手法の導入を行うことで、より安定的で信頼性の高い結果を得る必要があると考える。今後も、ボラティリティ指標と株価指数の関係に注目した分析を進めていきたい。

参考文献

- ・ Adrangi, B., Chatrath, A., Macri, J., and Raffiee, K., “Dynamic Responses of Major Equity Markets to the US Fear Index,” *Journal of Risk and Financial Management*, Vol.12, No.1, pp.28, 2019.
- ・ 高岡和佳子. “株価急落とボラティリティ上昇”. ニッセイ基礎研究所 . 2021 . https://www.nli-research.co.jp/files/topics/66459_ext_18_0.pdf?site=nli . (参照 2025-10-13) .
- ・ 渡邊信一 . “ヘッジ・ファンド規制と市場流動性”. 日本取引所グループ . 2017 . <https://www.jpx.co.jp/derivatives/market-report/futures-options->

report/archives/tvdivq0000002fid-att/rerk0506.pdf. (参照 2025-10-13) .

- Yahoo!ファイナンス <https://finance.yahoo.co.jp/>
- investing.com <https://jp.investing.com/>

補論

本補論では、4-2 節で用いたグレンジャー因果性検定における検定統計量である F 値が、(14)式の形で定義される理由について説明する。なお、モデル(a)およびモデル(b)の具体的な定式化については、4-2 節の(12)式および(13)式のとおりである。

グレンジャー因果性検定では、被説明変数の予測において、説明変数として新たな変数を追加することで予測精度が改善するかどうかを検証する。そのため、モデル(a)と、説明変数を追加したモデル(b)の予測誤差を比較することで検証する。

ここで、 $\varepsilon_t^{(a)}$ 、 $\varepsilon_t^{(b)}$ をそれぞれモデル(a)、モデル(b)における時点 t の予測誤差とすると、各モデルの予測誤差の大きさは、その二乗和、すなわち誤差分散によって評価される。この時、モデル(a)の誤差分散を σ_a^2 、モデル(b)の誤差分散を σ_b^2 と表す。まず、両モデルの予測力に差がない場合、すなわち帰無仮説が成立する場合には、モデル(a)およびモデル(b)の誤差分散は等しくなると考えられる。このとき、誤差分散は次の関係を満たす。

$$\sigma_a^2 = \sigma_b^2. \quad (15)$$

一方で、モデル(b)の方が予測力に優れている場合、すなわち対立仮説が成立する場合には、モデル(b)の誤差分散はモデル(a)のそれよりも小さくなるため、

$$\sigma_a^2 > \sigma_b^2, \quad (16)$$

が成り立つ。この関係は、次のように変形することができる。

$$\frac{\sigma_a^2}{\sigma_b^2} > 1. \quad (17)$$

したがって、単純に誤差分散の比が 1 を上回る場合、帰無仮説を棄却できるように見える。

しかし、モデル(b)はモデル(a)に説明変数を追加した拡張モデルであるため、説明変数の数が多いモデルほど誤差分散が小さくなるという性質を持つ。そのため、単純に誤差分散の大小関係を比較するだけでは、説明変数の増加による当てはまりの改善を過大に評価してしまう可能性がある。そこで、追加された説明変数の数およびサンプル数を考慮したうえで、誤差分散の改善度合いを評価する必要がある。この点を踏まえ、(16)式

の修正を行うと次式のように表される。

$$\frac{\sigma_a^2 - \sigma_b^2}{k_b - k_a} > \frac{\sigma_b^2}{N - k_b}, \quad (18)$$

ここで、 k_a 、 k_b はそれぞれモデル(a)、モデル(b)の推定パラメータ数、 N はサンプル数を表す。この不等式を整理することで、グレンジャー因果性検定における検定統計量であるF値は(14)式と同じように定義され、これが、1を上回る場合、モデル(b)の方がモデル(a)よりも当てはまりが良いことを意味する。