

# 日本，英国，米国の株価指数先物の 同時点依存関係の検証\*

山 崎 邦 利

## 要旨

本稿では，日本，英国，米国の3カ国の株価指数先物の同時点取引における依存関係を，コピュラ DCC-EGARCH およびベクトル自己回帰（VAR）モデルを使って検証した。日本においては，自国の現物株式取引時間帯で他国との連動が低い一方，米国の現物株式取引時間帯で高まること，英国においても同様の傾向がみられること，一方，米国においては，米国の現物株式取引時間帯で他国との連動が高まることが示された。ボラティリティは，各国共に自国の現物株式取引時間帯が最も高く，ボラティリティショック発生後に，各国の連動が上昇し，その水準がしばらく継続することが示された。

## 1 はじめに

世界的に金融市場の統合が進展している中，各国の株式市場間において，連動（co-movement），連関（contagion）が高まっており，近年，その分析が重要視されている。その理由として，Albulescu *et al.* (2017) が指摘するように，以下の3点が挙げられる。第1に，国際的なポートフォリオ構築における重要性である。各国の株式市場が同調的に動き，高い相関関係を示すならば，国際分散投資のメリットは減少する。また，ある国で発生したショックが，他国に影響を与えるのか，その場合，ポジティブなのかネガティブなのか，また，短期的なのか長期的のかを分析することは，国際分散投資を行う上で，重要な情報を与えると期待される。第2に，国際金融機関や各国の金融当局の金融危機への対応における重要性である。国家間における経済的な相互依存関係が緊密となっている今日においては，ある国で発生した何らかのショックが他国へと容易に伝播し，これがグローバルリスクへと発展する可能性が高まっている。このため，ある国で発生したショックが，どのように他国に伝播するかを分析することは，安定的な金融システムを構築する上で，重要な情報を与えると期待される。第3に，資産価格のモデル構築における重要性である。各国の株価が同調的に動く場合，各国の株価に影響を与える共通の要因が存在するか，または，ある国の株価を決定するファンダメンタルズが他国の株価の決定要因になっていることが考えられる。このため，各

\* 本稿は，2022年5月に成城大学において開催された日本金融学会春季大会で報告した論文を加筆修正したものである。本稿の作成にあたり，大野早苗教授（武蔵大学），熊本方雄教授（一橋大学）より数多くの貴重なコメントを頂いた。また，2022年5月に一橋大学において開催された金融研究会や，本紙の匿名レフェリー2名に賜ったコメント，および，指導は，大変有益であった。改めて感謝の意を表したい。言うまでもなく，有り得べき誤謬の一切の責は筆者に帰するものである。

国の株式市場がどのような連動、連関を持っているかを分析することは、資産価格モデルを構築する上で、重要な情報を与えると期待される。

連動と連関は、類似した概念として使われることもあるが、多くの先行研究にて、連動は、2つ以上の市場が同時点で同調して動く事象として定義されるのに対し、連関は、ある市場におけるショックが他の市場に伝播する事象として定義されている。このため、連動は、同時点の相関係数で計測され、連関は、インパルス応答関数で計測されることが多い。また、各国の株式市場間における連動や連関の程度は、各国経済間の相互依存度や国際資本移動の自由度、地政学的リスクなどの要因によって異なることが指摘されている。本稿では、各国間の連動を、同時点の動的相関係数とボラティリティ、および、時系列モデルを用いたインパルス応答関数にて計測する。

これまで、各国株式市場間の連関に関して、多くの研究が行われてきた。例えば、Forbes and Rigobon (2002) は、国際的な危機発生時において各国市場間の連関が高まる傾向にあること、Lyócsa and Horváth (2018) は、平時においても各国市場間の連関は存在するが、自国のファンダメンタルズなどに関するニュースが乏しい時に、他国の値動きに追随する連関が生じやすいことを示している。

また、米国市場の変動が次のアジア市場にどのように影響を及ぼし、そのアジア市場の変動が次の欧州市場にどのように影響するのか、大陸間における取引時間帯の推移に着目した研究も多く行われている。その際、現物株取引は、各国の日中の時間帯に行われるため、アジア圏、欧州圏、米国圏など時差を伴う市場間においては、同時点取引が存在しないか、存在しても短時間である。このことから、現物株式市場間の連関の分析においては、各国の日次の変化率を用いた検証が多く行われていた。しかし、日次の変化率を前日と当日の終値比とする場合、24時間中に世界で発生したすべてのショックを内包した変化率となっているため、各国独自のショックが他の市場にどのような影響を与えるかの実証分析としては問題も多い。このため、始値と終値の変化率を用いた研究も行われている (Pan and Hsueh (1998))。しかし、自国の現物株取引が行われている時間帯においても他国の株価指数先物が同時点で取引されていることを考えれば、始値と終値の変化率を用いたとしても同様の問題は残る。例えば、日本の現物株取引時間では、米国株価指数先物も取引されている。もし、米国株価指数先物が日本の現物株取引時間中に大きく変動し、日本の株式市場にその影響を受けた場合には、日本の現物株価の始値と終値の変化率は、日本市場ではなく米国市場のショックを表すことになる。

これらの背景から、各国株式市場間の連関や連動を検証する際には、株価指数先物の存在を考慮して分析することが有効になると考えられる。これまで、国際連動に関する研究の多くは、現物株式市場のデータを用いているため、欧州諸国の株式市場間や、米国のS&PとNYダウ間など、時差のない市場間での検証に留まっている。これに対し、本稿では、株価指数先物を用いることで、時差のある国間の先物取引における同時点の連動を検証する。

株価指数先物は、現物株価指数の始値の重要な決定要因である。例えば、ある日の米国市場でNYダウ指数が急変動して終了すると、これを受けて、米国時間帯で取引された日経平均先物も急変動する。その後開く日本市場では、日経平均現物株価指数が先物の価格に鞘寄せする形で始値が形成される。また、Alsayed and McGroarty (2014) で示された通り、現物株と先物が同時点で取引される場合、裁定取引によってその価格差は瞬時に解消されることから、先物と現物指数の価格は同時点取引において、ほぼ一致しているとみなすことができる。すなわち、先物は、現物株式市場が開いていない時間においては他市場の影響を受けながら変動する変数として、一方、現物株式市場が開いている時間は現物と同調的に動く変数として機能している。

以上を背景として、本稿では、日本、英国、米国の3カ国の株価指数先物を用い、各国間の連動を分析することにした。

本稿の特徴は、第1に、高頻度かつ大規模のデータを使用したことである。本稿では、極短時間で発生する変動を捉えるため、1分毎の高頻度データを用い、また、時間を通じた変化を確認するため、2012年から2020年までの長期間のデータを用いた。これは、1変数あたり270万を超える大きな標本数である。現物株式市場の取引時間が日本から英国、米国に移る中で、各国の株価指数先物のイントラデイにおける連動の変化を確認するためには、高頻度データを用いた分析が有効となる。第2に、コピュラ(copula)を用いることで、周辺分布を考慮した分析を行ったことである。多くの先行研究で指摘されている通り、株価収益率は正規分布に従っておらず、また、Forbes and Rigobon (2002)で示された通り、危機時において各国株式市場間における連関が高まることから、裾領域の依存性が高いことが報告されている。この裾領域における相互依存を捉える上で、コピュラは有用となる。このため、Engle (2002)によって提案された動的条件付き相関(Dynamic Conditional Correlation, 以下DCC)モデルにコピュラを組み合わせることで、多変量正規性を前提としたDCCモデルの欠点を補い、Nelson (1991)によって提案されたEGARCH(Exponential-GARCH)モデルを用いることで、株価変動の非対称性を考慮している。

本稿の結論は、以下の通りである。第1に、標本期間において、日本と米国、英国と米国の連動は上昇傾向にあり、英国と米国の連動は下降傾向にあること、第2に、2016年のBrexitの国民投票以降、英国と米国の連動が弱まった一方、相対的に日本と米国の連動が高くなったこと、第3に、イントラデイの他国との連動は、日本、英国においては、自国の現物株式取引時間帯では低い一方、米国の現物株式取引時間帯において高くなること、米国においては、自国の現物株式取引時間帯で最も高いこと、第4に、イントラデイのボラティリティについては、各国とも、自国の現物株式取引時間帯のボラティリティが高い傾向にあること、また、現物株式市場の開始時のボラティリティが最も高く、その後、徐々に低下し、引けにかけて再度高まる傾向であることが示された。さらに、ベクトル自己回帰(VAR)モデルによるインパルス応答分析の結果、ボラティリティショックに対し、動的相関係数が有意に上昇すること、各国間のボラティリティは相互に影響を及ぼすこと、また、日本、英国よりも米国のボラティリティショックが、動的相関係数と他国のボラティリティに与える影響が強く、残存時間が長いことが示された。

本稿の構成は、以下の通りである。2節では先行研究を概観する。3節でデータと分析手法を説明し、4節で分析結果を示す。5節は結論である。

## 2 先行研究

本節では、各国の現物株価指数間の関係、現物株価指数と株価指数先物の関係、および、各国の株価指数先物間の関係という3つの観点より、先行研究を概観する。

まず、各国の現物株価指数間の関係について考察する。Forbes and Rigobon (2002)は、世界29カ国の日次データに対し、各国市場間の株価収益率の相関係数を、ボラティリティに起因するバイアスを調整した上で比較し、金融危機などにより、金融市場の不安が高まる際は、各国市場間での相関が有意に高まる傾向にあるが、全市場間で連関が発生しているわけではなく、一部は相互依存による連動であることを示している。Samarakoon (2011)は、米国と新興市場国62カ国の日次データに対し、ベクトル自己回帰(VAR)モデルを用い、金融危機時の米国と新興市場国の市場間の連動と連関について分析し、連動は米国ショックによって、連関は新興市場国ショックによってより強く引き起こされることを示した。Ahmad *et al.* (2013)は、欧州金融危機時の日次データに対

し、DCC-GARCH モデルを用い、GIPSI（ギリシャ、アイルランド、ポルトガル、スペイン、イタリア）および、米国、英国、日本の市場から BRIICKS（ブラジル、ロシア、インド、インドネシア、中国、韓国、南アフリカ）市場へのショックの伝播状況を調査し、インドネシア、韓国は相互の連関があり、その他 BRIICKS 市場は一方向への連関があることを示した。Hemche *et al.* (2016) は、先進国と発展途上国を含む10カ国に対し、日次データと DCC-GARCH モデルを用い、サブプライム・ローン危機後に、各国と米国の動的相関係数が高まっていることを示した。Lyócsa and Horváth (2018) は、先進国6カ国のデータに対し、日次データと分位点回帰法を用い、先進国間の連関は金融危機時のみならず全期間において観察されることを示した。BenMim and BenSaida (2019) は、先進5カ国の日次データに対し、コピュラを用いた GARCH モデルにて検証し、金融危機時は各国間の連関が高まる傾向にあり、その伝達経路は危機時と平時において異なることを示した。Tilfani and Ferreira (2021) は、米国と先進8カ国の日次データに対し、DCCA (Detrended Cross-Correlation Analysis) モデルを用い、金融危機後に各国株式市場間の連関が高まることを示した。Abuzayed *et al.* (2021) は、MSCI に採用される北米、欧州、アジア地域の14カ国の日次データに対し、CoVaR の観点から DCC-GARCH モデルを用い、テールリスクのスピルオーバーは、アジアの株式市場よりも、北米と欧州の先進国市場間で顕著であることを示した。Aloui *et al.* (2022) は、中国と G 7 諸国の日次データに対し、コピュラの組み合わせモデルと CoVaR を用い、COVID-19 パンデミック以前からすべての国間において依存関係が存在し、COVID-19 の流行期には、その依存度がより高まることを示した。Baba (2024) は、米国とアジア新興6カ国の日次データに対しウェーブレット分析を用い、テールリスクの運動は、経済的、政治的混乱期において短期的に高まり、長期的には不安定な相関関係にあることを示した。

これらの先行研究では、各国の株式市場は平時より連関しており、危機時にはより強まり、その後、維持される傾向にあること、また、ある国におけるショックが他国へ伝播するのは一方向ではなく、相互であることが示されている。

次に、現物株価指数と株価指数先物に関する研究を考察する。この分野の研究は主に、裁定取引に関するものであり、現物株価指数と株価指数先物の価格差がどの程度の期間存続するかを検証したものが多く、Jong and Donders (1998) は、1992年から1993年までのデータを使って、AMEX 市場の現物と先物、オプションに関する検証を行い、先物の変動が現物、オプションに反映されるまでの時間はおよそ10分であることを示した。一方、近年では、Alsayed and McGroarty (2014) が、S&P500、FTSE100およびDAXの株価指数先物と現物株価指数の価格差調整に要する時間について検証し、流動性の高い株価指数先物と現物株価指数の価格差は裁定取引によって瞬時に埋められ、そのタイムラグは300ミリ秒以下であることを示した。以上より、技術の進歩により、現物株価指数と株価指数先物間の裁定取引は、かつての分単位のラグから、ミリ秒単位まで高速化されたことが示されている。この結果は、株価指数先物と現物株価指数の価格は同時点において、ほぼ一致していることを意味する。

最後に、株価指数先物間に関する研究を考察する。Becker *et al.* (1993) は、米国、日本、英国3カ国における株価指数先物の日次データに対し、それらの連関に関する分析を行い、米国は日本と英国双方への影響が強いこと、英国は日本に対しての影響を持たないこと、また、日本は米国に微弱な影響をもたらすことを示した。Booth *et al.* (1996) は、米国と日本の現物株式市場における始値の決定方式の違いに注目し、現物株価指数と株価指数先物の始値の差分を分析することで、両国間の株価指数先物の関係を分析し、日本の市場は必ずしも米国市場の変動の影響を受けるものではないとしている。Pan and Hsueh (1998) は、日本と米国の株価指数先物の日次データに対し、

2段階 GARCH モデルを用い、2 国間の連関を分析した。その際、各国間で同時点で市場が開いている時間帯の影響を除外するため、終値終値、始値終値、終値始値の3パターンのデータセットを使って分析している。分析の結果、米国から日本への影響が強く、その強さは株価収益率において約4倍であるとしている。Albulescu *et al.* (2017) は、オーストラリア、フランス、ドイツ、英国、日本、および、米国の6カ国の株価指数先物の日次データに対し、ウェーブレット手法を用い、各国先物市場間の連動および連関を分析し、分析期間の2009年から2013年において、各国間の連動が長期的に存在すること、また、特に欧州先物市場間においては地政学的距離が近いこと、より高い連動があることを示している。

かつては、各国株価指数先物市場の取引時間は短く、現物株式市場と同様に時差取引に近い存在であった。しかし、近年では、米国の株価指数先物のように、ほぼ24時間取引がなされるものもあり、同時点で動く指数が常に存在していることから、この株価指数先物のデータを用いることで、同時点における各国間の連動を詳細に検証することが可能になると考えられる。

### 3 データと分析手法

#### 3.1 データ

本項では分析に使用するデータと分析手法について説明する。データの出処は GMO クリック証券の CFD ヒストリカルデータである。<sup>1)</sup> 表3-1に示すように、CFD の価格は、参照原資産である各取引所の気配値をトレースした価格となっている。実際の株価指数先物の板取引では、Bid (売) と Ask (買) の2本の最良気配値が存在し、このどちらかで約定した価格が成立値として記録されていく。CFD では、この各取引所の原資産価格に証券会社の設定するスプレッドを含めた Bid (売) と Ask (買) の2本の値が存在しており、この値段の差がマイクロストラクチャーノイズとして認識されている。渡部・中島 (2022) は、これを Bid-Ask bounce によるノイズと位置づけ、これを、最適な時間間隔の選択によって軽減している。本稿では、松本 (2019) でも紹介されている、各時間の終値で記録された Bid 値と Ask 値の中間値を採用する手法を採用し、このマイクロストラクチャーノイズを除去した。

対象となる株価指数先物は、日経225先物 (日本)、FTSE100先物 (英国)、NY ダウ先物 (米国) の2012年1月から2020年12月までの9年分の1分毎終値データを使用した。なお、取得可能データ領域に関しては、表3-1中の取引時間に準ずる。

#### 3.2 各国の現物株式市場および株価指数先物市場の取引時間

各国の現物株式市場および株価指数先物市場の取引時間を概観する。ここで注意すべき点は、各国の市況の違いと、夏時間 (サマータイム) の有無である。各国の市況の違いとは、同一銘柄が複数の市場に跨って上場している場合、この銘柄の取引は各国の取引ルールに従うため、取引の時間や値付けの方法に違いが発生することを意味する。例えば、日経平均先物は、シンガポール取引所 (SGX)、大阪証券取引所 (OSE)、および、シカゴ商品取引所 (CME) の3つの市場に上場しており、メインの日本市場外でも取引されている。夏時間の取り扱いについても、日本と英国、米国で違いが生じる。日本には夏時間は存在しないが、英国、米国では夏時間が設定されるため、市場の開始と終了の時間が1時間前後する。これにより、日本から見た英国と米国の定点 (始値終値など) が季節によって異なるため、データの取り扱いに注意が必要となる。図3-1は、各国の現物株式市場と株価指数先物市場の取引時間を示したものである。なお、図中において、日経平均先物を

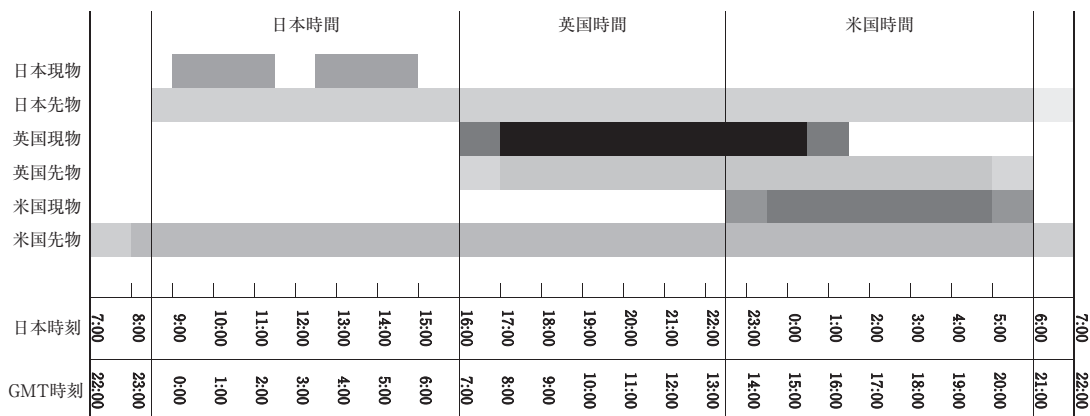
1) CFD とは Contract For Difference の略称で、日本語では差金決済取引を意味する。

表3-1 各国の株価指数先物参照原資産明細

国	参照原資産	取引所	呼値	通貨	取引時間(日本時間基準)
日本	日経225先物	SGX/CME	1円	JPY	月曜～金曜の8:30～翌7:00(米国夏時間8:30～翌6:00)
英国	FTSE100先物	ICE	0.1ポンド	GBP	月曜～金曜の17:00～翌6:00(欧州夏時間16:00～翌5:00)
米国	NY ダウ先物	CME	1ドル	USD	月曜～金曜の8:00～翌6:15(米国夏時間7:00～翌5:15)

(出所) GMOクリック証券。

図3-1 各国の現物株式市場および株価指数先物市場の取引時間



(注) 英国、米国の色の濃淡は、夏時間、冬時間で前後1時間の差があることを表している。

日本先物、FTSE100先物を英国先物、NY ダウ先物を米国先物と表記している。

あわせて、図3-1における各時間帯の呼び方を定義する。まず、日本の現物取引時間を含む日本時間8:30から16:00までを日本時間と呼ぶ。この時間帯は、主に日本の現物株式市場が開いており、先物は日本と米国の2点取引である。次に、日本時間16:00から22:30までを英国時間と呼ぶ。この時間帯は主に英国の現物株式市場が開いており、先物は日本と英国、米国の3点取引である。最後に、日本時間22:30から翌6:00までを米国時間と呼ぶ。この時間帯は米国の現物株式市場が開いており、先物は日本と英国、米国の3点取引の時間帯である。

最も取引時間が長いのが米国株価指数先物である。1時間の休憩を挟んで23時間取引が行われているため、日本と英国の先物は、どの時間帯においても米国先物との同時点取引が発生している。以降、これら同時点取引のデータを使って分析を進める。

### 3.3 分析

#### 3.3.1 データの調整

本分析においては、2つのデータセットを用いる。1つは、日本と米国の2カ国間の分析に用いるものである。前項の図3-1の通り、日本と米国の先物は共に長時間取引されているため、同時点で取引されるサンプル数を多く取得できる。このデータセットの時間範囲を日本時間8:45～翌5:00で準備した。もう1つは、日本、英国、米国の3カ国の分析に用いるものである。このデータセットの時間範囲を日本時間16:00～翌5:00で準備した。標本期間は2012年から2020年の9年間であり、これらの全データを連結し、1分毎の収益率を算出した。なお、各国の祝休日にかかわるマイクロストラクチャーノイズを除去する目的から、各国の同時点の数値が存在するものだけをデータ連結すると同時に、データを連結する前日終値と当日始値は特異値となるため削除している。収益率計算は以下の通りである。

表3-2 各変数の記述統計量（全期間）

	RJP	RUK	RUS
平均値	0.00005	-0.00001	0.00004
中央値	0.00000	0.00000	0.00000
最大値	2.21816	0.89395	2.99603
最小値	-2.79920	-2.34997	-2.21713
分散	0.00141	0.00103	0.00085
標準偏差	0.03757	0.03210	0.02908
歪度	-0.15740	-0.19549	0.54732
尖度	19.7018	46.0721	293.2614
サンプル数	2,749,766	1,582,219	2,749,766
Jarque-Bera 検定値	$p < 2.2e - 16$	$p < 2.2e - 16$	$p < 2.2e - 16$

(注) 表中の  $p$  は  $p$  値を示す。

$$R_{i,t} = \{\log(P_{i,t}) - \log(P_{i,t-1})\} \times 100$$

上式の、 $P_{i,t}$  は第  $i$  国 ( $i$  = 日本、英国、米国) の価格、 $R_{i,t}$  は各国の収益率を意味し、 $t$  は当分、 $t-1$  は当分より 1 分前を示す。以降、日本の収益率を RJP、英国の収益率を RUK、米国の収益率を RUS と記載する。

表3-2は、各変数の記述統計量を示したものである。表3-2の最下段は、Jarque-Bera 検定の結果を示しており、正規分布に従わないことがわかる。

### 3.3.2 コピュラの特定

株式市場を分析するにおいて、裾領域の考慮は重要である。特に、VaR (Value at Risk) の推定において資産間の依存構造に関する研究が多くなされており、資産が共に大きく動く局面において、依存構造が強まる傾向にあることが報告されている。Zhou and Qin (2021) は、コピュラと DCC モデルを使って分析した結果、資産が共に動く際は、上昇局面よりも下落局面において依存構造が強まる傾向があると報告している。裾領域の依存構造を定量化する指標として、裾依存係数の活用も考えられる。裾依存係数は、分布の裾領域の依存構造の度合いを把握する手段としては有用であるが、ポートフォリオの運用やリスク管理には直接応用できない難点があると報告している (夷藤 (2023))。一方、コピュラを使うことで関数としての応用が利き、様々な分析モデルに適用できることから、株式市場分析においてはコピュラの採用が多くなされてきた (新谷・山田・吉羽 (2010)、森平 (2014)、<sup>2)</sup> 夷藤 (2023))。このことから、本稿においても、裾領域の考慮にコピュラを採用した。

まず、本データセットにおける最適コピュラの特定を行った。候補は、正規コピュラ、 $t$ コピュラ、クレイトンコピュラ、および、グンベルコピュラの 4 種類である。正規コピュラと  $t$ コピュラは左右対称分布であり、それぞれ、正規分布関数、 $t$ 分布関数を用いて表現される。この 2 つのコピュラは、依存構造に相関行列を含むパラメータで捕捉する点が特徴である。クレイトンコピュラは下側裾依存性、グンベルコピュラは上側裾依存性を表現する特徴があり、株価変動に対する上下裾依存性の適合性を測る上で有用である。

各変数の累積密度関数を推定し、その密度関数に各候補の周辺分布を用いて変換した場合の赤池情報量規準 (AIC) に基づき算定した結果、いずれも  $t$ コピュラが推奨された。

表3-3はコピュラの特定値であり、図3-2は、各国の組み合わせ時のコピュラをグラフ化したもの

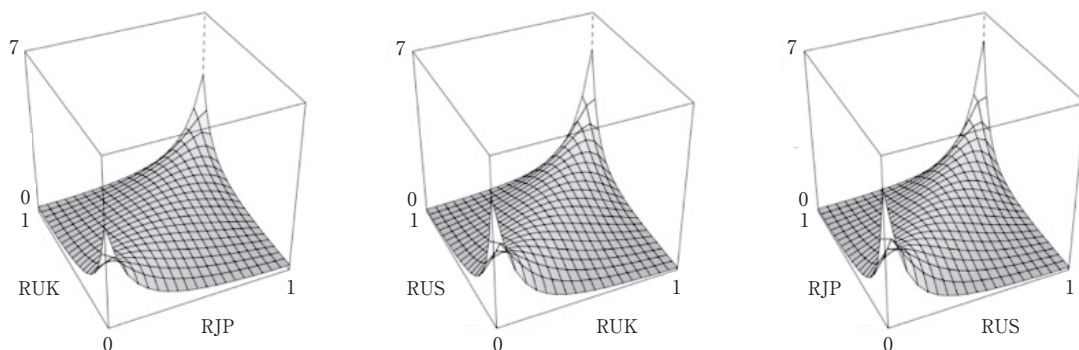
2) コピュラは、依存領域の分布想定を誤ると十分な精度が得られないデメリットがあり、実際の金融業務への適用には慎重を期するとの報告も上がっている (森平 (2014))。

表3-3 コピュラ特定値

	RJP vs. RUK	RUK vs. RUS	RUS vs. RJP
推奨コピュラ	$t$	$t$	$t$
相関パラメーター	0.58	0.69	0.64
自由度	4.18	4.4	4.74
Kendall's tau	0.39***	0.48***	0.44***
上側裾依存度	0.29	0.36	0.31
下側裾依存度	0.29	0.36	0.31

(注) \*\*\*は $p < 0.01$ の意味。

図3-2 各国組み合わせ時のコピュラ



である。縦軸は相関パラメーターで、横軸は各変数の分布区間（0～1範囲）を示している。3カ国どの組み合わせも、総じて相関が高く、裾領域における依存度が高いことが示された。以上より、本稿では $t$ コピュラを適用した。

### 3.3.3 日中周期性の調整

次に、日中周期性の調整を行う。株式市場のボラティリティ分析においては、日中に安定的に発生する周期パターンが存在することから、この影響を取り除く必要がある。森本・川崎（2006）は、株式市場における「寄り」と「引け」において取引が集中するため、日中ボラティリティは、世界共通でU字型のパターンを形成する傾向があるとし、低次のモデルしか現実的でないGARCH系モデルにおいては、ラグモデルでない方法による日中周期性の調整が必要であると報告している。本稿でも、以下の式にて新しい収益率 $R_i^*$ 系列を算出し、日中周期性の調整を行った。

$$R_i^* = \frac{R_i}{\sqrt{\varphi_i}}$$

ここで、 $\varphi_i$ は、各時間の収益率 $R_i$ の2乗系列をスプライン平滑化して求めた時間関数である。スプライン平滑化の手法はいくつか存在するが、本稿ではFriedman's Super Smoother（Friedman（1984a, 1984b））を採用している。

このスプライン平滑化過程において、時間に起因するマイクロストラクチャーノイズの除去も行っている。実取引においては、昼休みや主要マーケットの切り替わり時など、取引がなされない時間が存在することで、時間に起因するマイクロストラクチャーノイズが発生する。本稿では、日次の切り替わり時に加え、日本時間と英米国時間を分けて、それぞれにスプライン平滑化を施すことで、この、マイクロストラクチャーノイズを除去している。以降は、この新しい収益率系列を使って分析を進める。

### 3.3.4 分析手法

まず、動的相関係数の推定方法を説明する。Engle (2002) は、相関係数が時間と共に変化する DCC モデルを提案している。このモデルと、Nelson (1991) が提案する、ボラティリティ変動の非対称性を考慮した EGARCH モデルを組み合わせ、そこにコピュラを組み込み、裾領域分布と動的相関および株価変動の非対称性の 3 要素を考慮した分析を行う。<sup>3)</sup>

以下では、日本、英国、米国の 3 カ国の収益率を用いた分析方法を説明する。2 カ国の場合も同様である。

まず、 $Y_t = [RJP_t, RUK_t, RUS_t]'$  ( $3 \times 1$ ) による以下のベクトル自己回帰 (VAR) モデルを推定する。VAR のラグ次数は赤池情報量規準 (AIC) をもとに算出した  $p=4$  を採用した。

$$Y_t = A_0 + \sum_{i=1}^p A_i Y_{t-i} + u_t = A_0 + \sum_{i=1}^p A_i Y_{t-i} + H_t^{1/2} \varepsilon_t \quad (1)$$

ここで、 $H_t^{1/2}$  は正定値行列 ( $3 \times 3$ ) であり、 $H_t$  は  $Y_t$  の条件付き共分散行列である。 $\varepsilon_t$  はランダムベクトル ( $3 \times 1$ ) であり、 $E[\varepsilon_t] = 0$ ,  $Var[\varepsilon_t] = I_3$  を満たす。 $Y_t$  の条件付き期待値は以下の (2) 式で与えられ、 $Y_t$  の条件付き共分散行列は以下の (3) 式で与えられる。ただし、 $\Omega_{t-1}$  は  $t-1$  時点における情報集合である。

$$E[Y_t | \Omega_{t-1}] = A_0 + \sum_{i=1}^p A_i Y_{t-i} \quad (2)$$

$$Var[Y_t | \Omega_{t-1}] = Var[u_t | \Omega_{t-1}] = H_t^{1/2} Var_{t-1}[\varepsilon_t | \Omega_{t-1}] (H_t^{1/2})' = H_t \quad (3)$$

ここで、 $H_t$  を分解すると以下の式 (4) となる。

$$\begin{aligned} H_t &= D_t R_t D_t \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{h_{jj,t}} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{kk,t}} & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{h_{ll,t}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho_{jk,t} & \rho_{jl,t} \\ \rho_{jk,t} & 1 & \rho_{kl,t} \\ \rho_{jl,t} & \rho_{kl,t} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{h_{jj,t}} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{kk,t}} & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{h_{ll,t}} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} h_{jj,t} & \rho_{jk,t} \sqrt{h_{jj,t} h_{kk,t}} & \rho_{jl,t} \sqrt{h_{jj,t} h_{ll,t}} \\ \rho_{jk,t} \sqrt{h_{jj,t} h_{kk,t}} & h_{kk,t} & \rho_{kl,t} \sqrt{h_{kk,t} h_{ll,t}} \\ \rho_{jl,t} \sqrt{h_{jj,t} h_{ll,t}} & \rho_{kl,t} \sqrt{h_{kk,t} h_{ll,t}} & h_{ll,t} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

なお、 $j, k, l$  は、それぞれ RJP, RUK, RUS に対応する記号である。ここで、 $D_t$  は対角要素が時間変化する標準偏差行列であり、例として、 $j$  の条件付き共分散  $h_{jj,t}$  が以下の (5) 式で表される EGARCH(1, 1) モデルに従うと想定する。 $k, l$  も同様である

$$\log h_{jj,t} = \omega_j + \beta_j \log h_{jj,t-1} + \alpha_j \varepsilon_{j,t-1} + \delta_j (|\varepsilon_{j,t-1}| - E|\varepsilon_{j,t-1}|) \quad (5)$$

ここでは、 $\varepsilon_{j,t}$  の分布に分散を 1 に規格化した  $t$  分布を採用し疑似最尤法を用いて計算した。なお、 $t$  分布を採用した理由として、西埜・大津留 (2011) の EGARCH モデルの分布想定と比較において  $t$  分布の適合性が最も高かったことがある。

3) ボラティリティ変動の非対称性を考慮するモデルとして、他に GJR モデル等があるが、Asai and McAleer (2012) によると、DCC モデルにおいての適合性は EGARCH モデルが高いという結論であったため、本稿でも EGARCH モデルを採用した。

次に、相関係数行列  $R_t$  の変動を次のように定式化して求める。

$$R_t = \text{diag}(Q_t)^{-\frac{1}{2}} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-\frac{1}{2}} \quad (6)$$

(6)式の  $Q_t$  は、条件付き分散共分散行列であり、以下の指数平滑式 (exponential smoother equation) を解くことで求められる。なお、 $z_t = D_t^{-1} u_t$  である。

$$Q_t = (1 - a - b) \bar{Q} + a z_{t-1} z'_{t-1} + b Q_{t-1} \quad (7)$$

$\bar{Q}$  は標準化された残差  $z_t$  の無条件共分散行列を表す。<sup>4)</sup> なお、 $a > 0, b > 0, a + b < 1$  であり、 $a$  と  $b$  は疑似最尤法を用いて、単変量の EGARCH を推定した後に、その残差を用いて DCC の対数尤度を最大化する 2 段階で推定した。

次に、例として、2カ国間 ( $j, k$ ) の動的相関係数の推定について、前述の(6)式の成分  $\rho_{jk,t}$  と(7)式の成分  $q_{jk,t}$  を用いて説明する。

まず、 $q_{jk,t}$  は以下の式となる。

$$\begin{aligned} q_{jk,t} &= \bar{\rho}_{jk} + a(z_{j,t-1} z_{k,t-1} - \bar{\rho}_{jk}) + b(q_{jk,t-1} - \bar{\rho}_{jk}) \\ &= (1 - a - b) \bar{\rho}_{jk} + a z_{j,t-1} z_{k,t-1} + b q_{jk,t-1} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで、 $\bar{\rho}_{jk}$  は  $z_{j,t}$  と  $z_{k,t}$  の無条件相関係数である。なお、(8)式においては、 $q_{jk,t}$  の平均の分散が 1 であることから、 $\bar{q}_{jk} \cong \bar{\rho}_{jk}$  を用いている。次に、(8)式を解くと、以下の式となる。

$$q_{jk,t} = \bar{\rho}_{jk} \left( \frac{1 - a - b}{1 - \beta} \right) + a \sum_{s=1}^{\infty} b^{s-1} z_{j,t-s} z_{k,t-s} \quad (9)$$

ただし、本推定においては、データの制約上、(9)式の、 $\sum_{s=1}^{\infty} b^{s-1} z_{j,t-s} z_{k,t-s}$  を、 $\sum_{s=1}^{t-1} b^{s-1} z_{j,t-s} z_{k,t-s}$  で近似した。

したがって、 $\rho_{jk,t}$  は、以下の(10)式に(9)式を代入することで得られる。

$$\rho_{jk,t} = \frac{q_{jk,t}}{\sqrt{q_{jj,t} q_{kk,t}}} \quad (10)$$

最後に、ここまで推定された動的相関係数と各国のボラティリティに対し、ベクトル自己回帰 (VAR) モデルを推定し、一般化インパルス応答分析を行った。2カ国間 ( $j, k$ ) のモデル式は以下の通りである。ここでも、赤池情報量規準 (AIC) をもとに算出した最適ラグ次数  $p=4$  を採用している。

$$X_t = B_0 + \sum_{i=1}^p B_i X_{t-i} + v_t \quad (11)$$

$$X_t = [\rho_{jk,t}, h_{jj,t}, h_{kk,t}]' \quad (12)$$

ここで、(12)式の  $\rho_{jk,t}$  は  $j$  国と  $k$  国間の動的相関係数を表し、 $h_{jj,t}, h_{kk,t}$  は、それぞれ、 $j$  国と  $k$  国のボラティリティを表す。なお、 $j$  国と  $l$  国、 $k$  国と  $l$  国の組み合わせも同様である。

次節以降、2カ国間の動的相関係数を  $\_cor$ 、各国のボラティリティを  $\_vola$  で表記し、上記分析モデルの結果を報告する。

4) 残差ベクトル  $z_t$  の結合分布を前述のコピュラによって定式化している。

## 4 分析結果

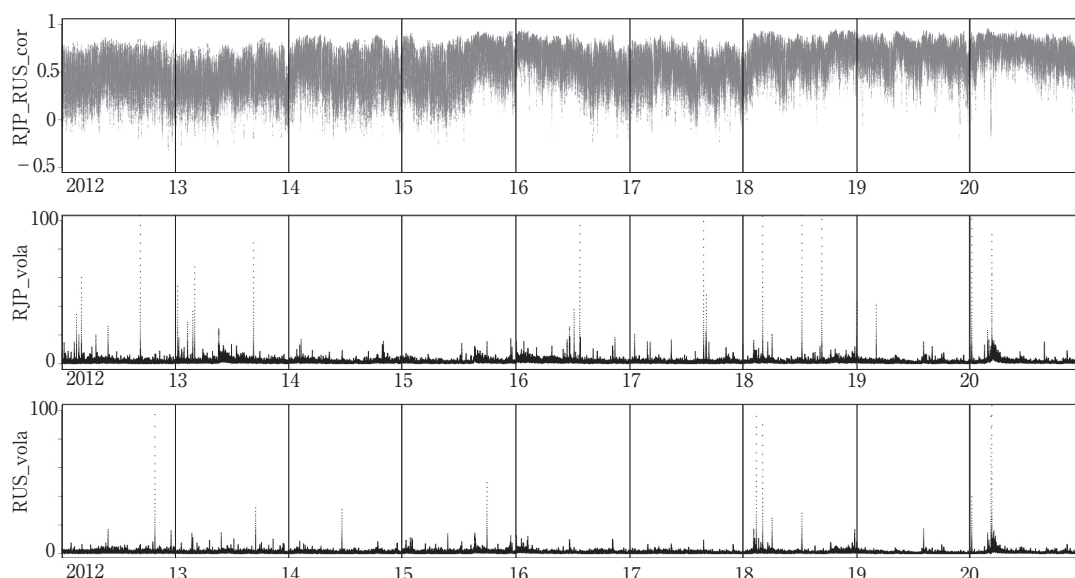
### 4.1 時系列における動的相関係数とボラティリティの検証（2012～2020年）

まず、日本と米国の2カ国の分析結果を示す。図4-1(a)は、動的相関係数と日本、米国のボラティリティの推移を示したものである。図上段（RJP\_RUS\_cor）から、日本と米国の動的相関係数は総じて高い値を示しており、さらに、2012年から2020年にかけて上昇傾向であることがわかる。特に、2020年の前半は「コロナショック」によって相関係数が高まっている。図中段（RJP\_vola）と下段（RUS\_vola）は、それぞれ、EGARCHモデルで推定された日本と米国のボラティリティの推移を示している。日本と米国でボラティリティが高まるタイミングが一致する傾向があり、ボラティリティが高まると、動的相関係数が上昇し、その後、しばらくは高い相関が持続される傾向にある。例えば、2015年半ばに両国のボラティリティが高まり始めるタイミングでは、「チャイナショック」が発生しており、その後、2016年半ばまで世界的に株価が低迷した。この期間においては、動的相関係数は徐々に高まっていき、しばらくは、その高い水準を維持していることが確認できる。また、2018年には2月と10月に2回の株価暴落が発生した。そのタイミングで各国のボラティリティは上昇し、動的相関係数も高まっている。さらに、2020年に「コロナショック」が発生したタイミングでも、各国のボラティリティは上昇し、動的相関係数の高まりも確認できる。

図4-1(b)は、日本、英国、米国の3カ国による分析結果を示したものである。先述の通り、この分析においては、英国時間と米国時間のみのデータを用いている。

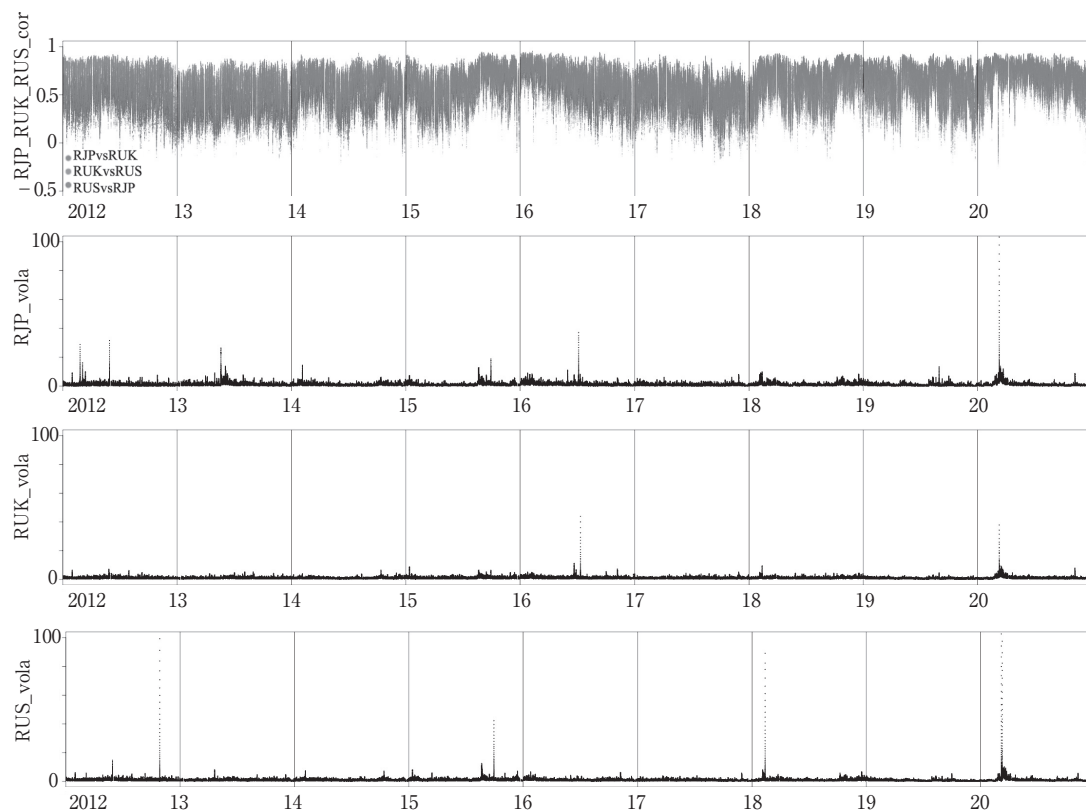
英国を加えた3カ国の分析結果においても、先の日本と米国2カ国の分析結果と同様の傾向がみられた。図上段（RJP\_RUK\_RUS\_cor）から、3カ国の組み合わせにおいて、それぞれ高い相関係数にあること、図中段（RJP\_vola, RUK\_vola, RUS\_vola）から、3カ国においてボラティリティが高まるタイミングは、ほぼ同時期であること、また、ボラティリティが高まると動的相関係数が高まり、その後しばらくは高い水準が持続する傾向があることが示された。

図4-1(a) 日本と米国の動的条件付き相関係数とボラティリティの散布図



(注) 横軸は時間を示し、上段縦軸は相関係数を示し、中下段縦軸はボラティリティを示す。なお、ボラティリティの値は、各国の標準偏差の2倍までをグラフ化したものである。

図4-1(b) 日本、英国、米国の動的条件付き相関係数とボラティリティの散布図



(注) 横軸は時間を示し、上段縦軸は相関係数を示し、中下段縦軸はボラティリティを示す。なお、ボラティリティの値は、各国の標準偏差の2倍までをグラフ化したものである。

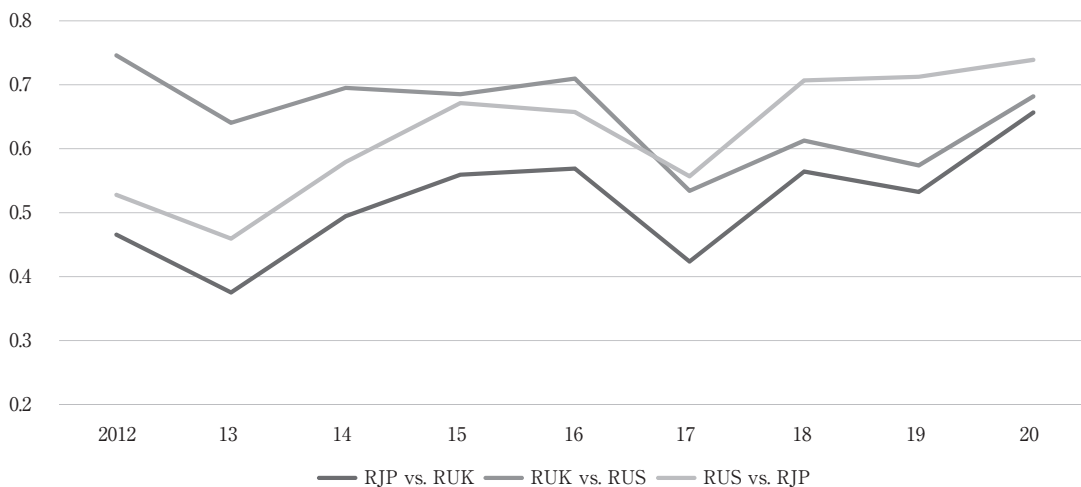
図4-2は、各国の動的相関係数の年次平均値を示したものである。日本と英国の相関係数が3カ国の組み合わせにおいて最も低いこと、英国と米国の相関係数は2012年には0.7を超える高い値であったが、2016年のBrexitの国民投票以降に低下し、2017年においては、日本と米国の相関係数を下回っていることがわかる。これは、英国のEU離脱決定は、英国と欧州における地域固有のショックであり、その結果、他国との相関関係が低下した一方、日本と米国においては相関関係が上昇したものと考えられる。

以上より、第1に、標本期間中の日本と米国の相関は上昇傾向にあること、英国と米国の相関は下降傾向にあること、第2に、日本と英国の相関は3カ国の組み合わせで最も低いこと、第3に、英国と米国の相関関係は2016年のBrexitの国民投票の翌年2017年に大きく低下したこと、第4に、各国のボラティリティは同時期に高まる傾向にあること、第5に、ボラティリティが高まる時は相関も高まる傾向にあること、第6に、ボラティリティが高まった後、しばらくは高い相関が維持される傾向にあることが示された。次項では、イントラデイにおける動的相関係数とボラティリティの関係について検証する。

#### 4.2 動的相関係数とボラティリティの検証（イントラデイ）

まず、イントラデイの動的相関係数に関して説明する。図4-3(a)は、日本と米国の各時間の動的相関係数を各年毎に平均化し、その推移を示したものである。第1に、日本時間においては、日本

図4-2 日本、英国、米国の年平均相関係数推移



(注) 横軸は時間（年）を示し、縦軸は相関係数を示す。

の現物株式市場が開いた後、日本時間11時付近まで相関係数は上昇するが、その後は低下し、引け間際にやや上昇する傾向が示された。これは、日本の現物株式市場が開いて2時間ほどは、投資家が活発に日本と米国の先物の取引を行い、引け間際には、保有ポジションを整理するため、再び、活発に取引が行われることを反映している。同様の傾向は英国時間や米国時間においても観察され、それぞれの現物株式市場が始まってしばらくは相関が高まり、その後、緩やかに低下し、引けにかけて再度上昇している。第2に、日本と米国の相関は日本時間で最も低く、その後、英国時間で上昇した後、米国時間で最も高くなることが示された。第3に、2012年以降、2020年にかけて、相関係数が上昇傾向を示し、日本と米国間の連動が時間を通じて高まっていることが示された。<sup>5)</sup>

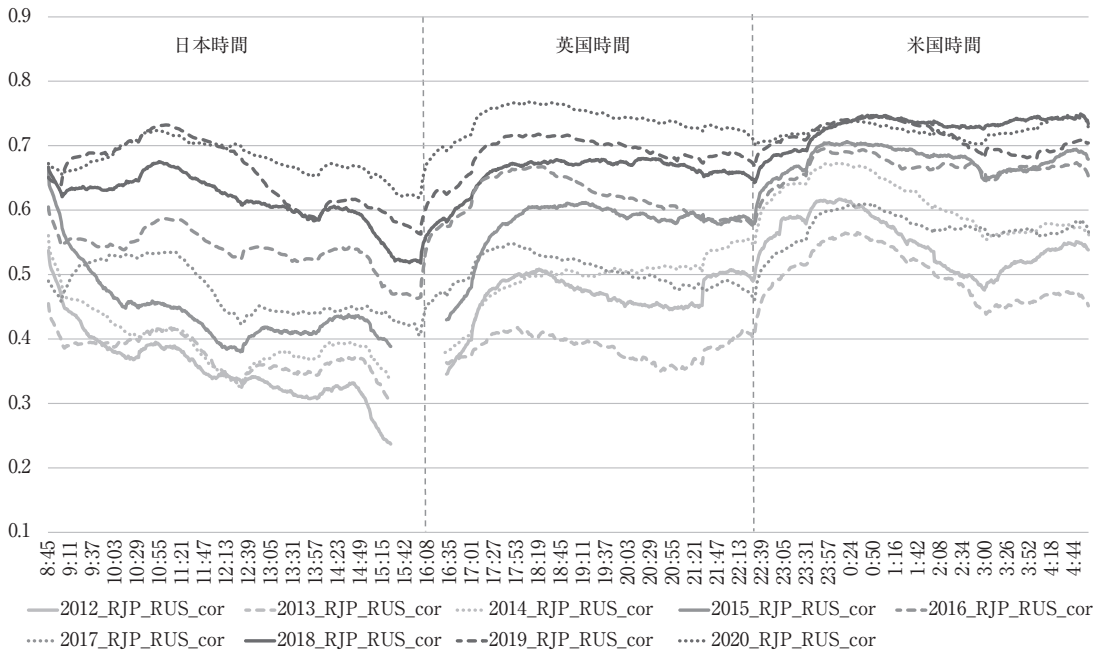
図4-3(b)は、各年毎の日本と英国のイントラデイの動的相関係数の推移を示したものである。第1に、英国の現物株式市場の開始付近で最も相関が高く、その後、緩やかな低下傾向となり、英国の現物株式市場の引けと、米国の現物株式市場の開始に向けて上昇する傾向が示された。第2に、相関の程度は、英国時間よりも米国時間の方が高い位置にあることが示された。第3に、相関の変化については、2012年以降2020年にかけて上昇傾向がみられるが、2016年にBrexitの国民投票がなされた翌年の2017年には、相関が低下していることが示された。

図4-3(c)は、各年毎の英国と米国のイントラデイの動的相関係数の推移を示したものである。第1に、英国の現物株式市場の開始時点で相関が高く、その後、緩やかに低下した後、米国の現物株式市場の開始に向けて再度上昇する傾向がみられ、米国現物株式市場の開始後は、一時的に低下するものの、引けにかけては、再度上昇することが示された。第2に、英国時間と米国時間において、相関の程度に大きな差がないことが示された。これは、英国、米国の先物のクロス取引が英国時間、米国時間で同様に実施されていることを示唆していると考えられる。第3に、英国と米国の相関は、2012年において最も高く、2016年のBrexitの国民投票の翌年である2017年で最も低い水準にあることが示された。

次に、イントラデイのボラティリティに関して説明する。図4-4(a)は、EGARCHモデルで推定

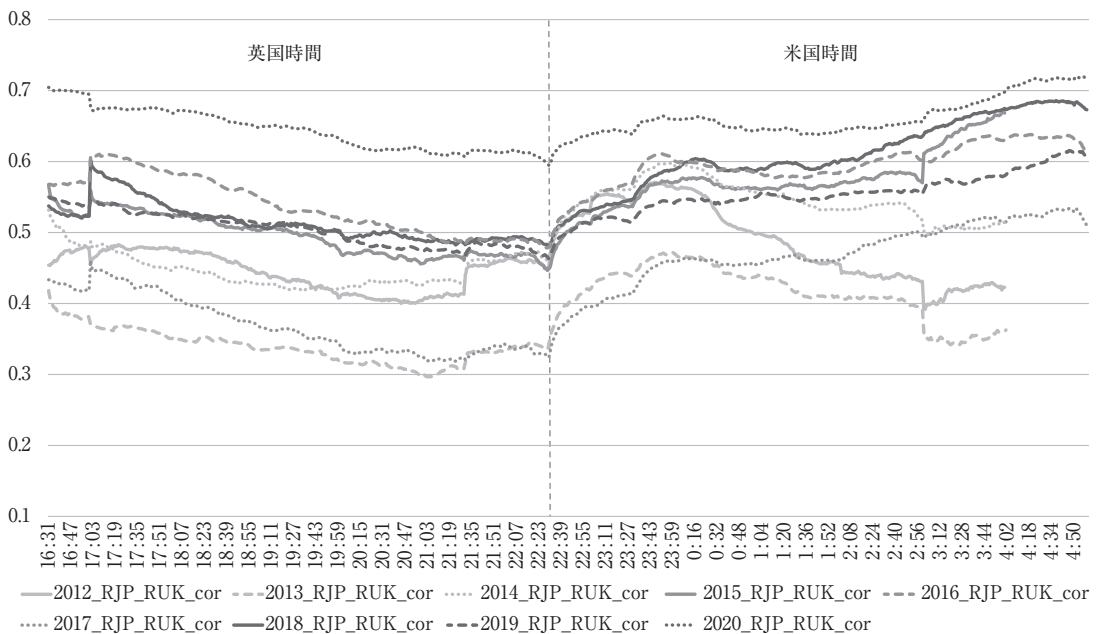
5) 日本時間の終了時刻付近で確認すると、2017年以外は、毎年、相関係数が上昇している。

図4-3(a) 日本と米国のイントラデイ動的相関係数推移



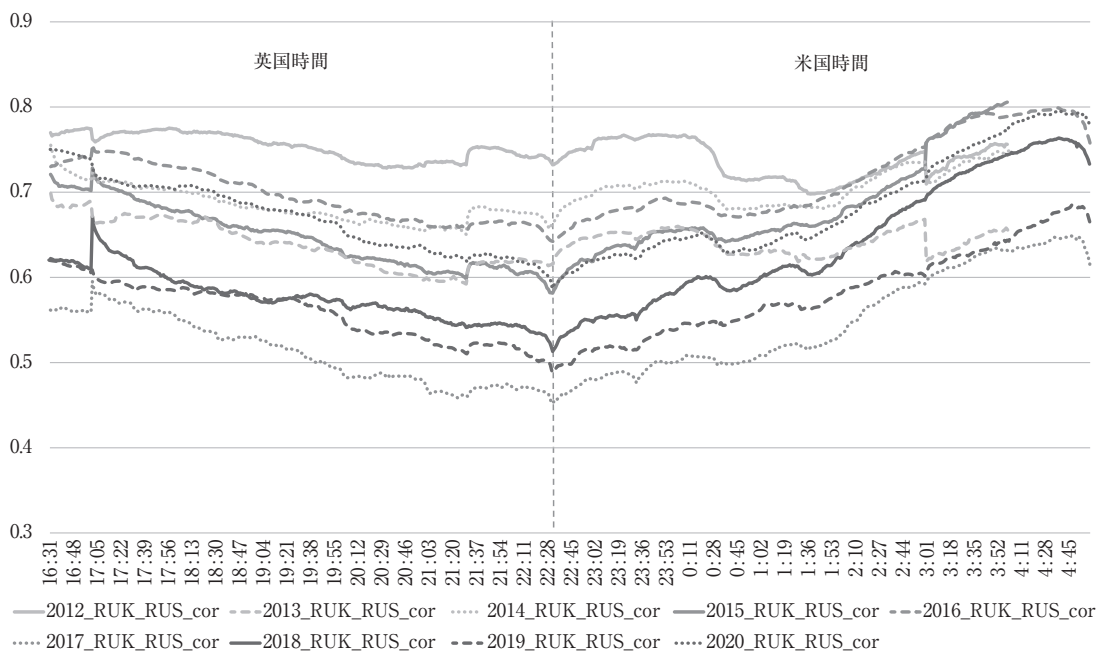
(注) 横軸は日本時刻を示し、縦軸は相関係数を示す。

図4-3(b) 日本と英国のイントラデイ動的相関係数推移



(注) 横軸は日本時刻を示し、縦軸は相関係数を示す。

図4-3(c) 英国と米国のイントラデイ動的相関係数推移



(注) 横軸は日本時刻を示し、縦軸は相関係数を示す。

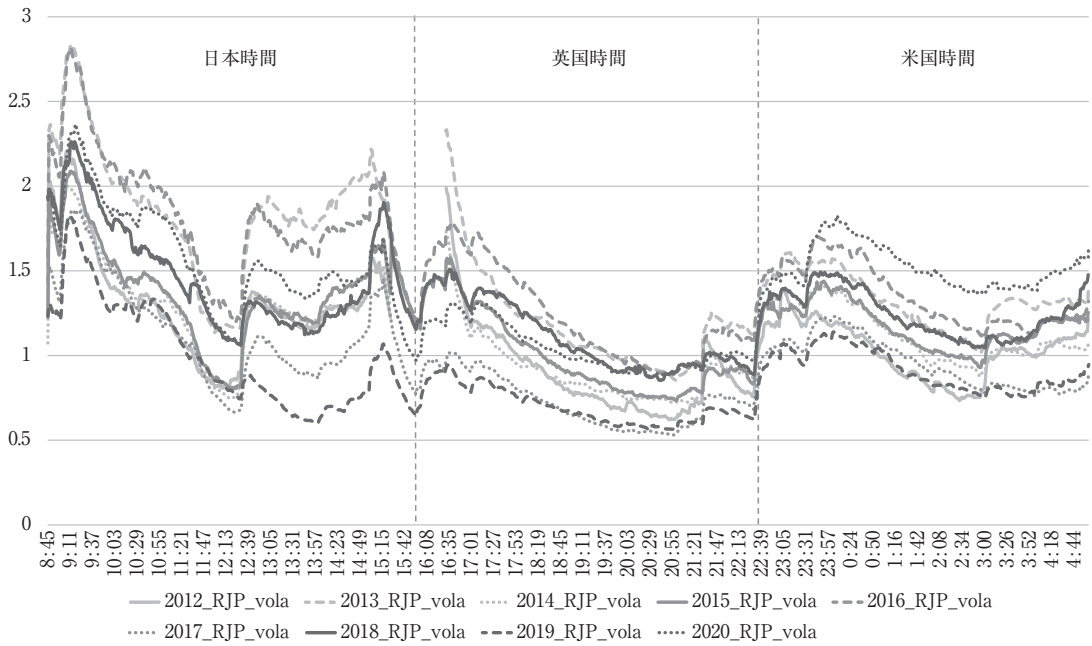
した日本の各時間のボラティリティを各年毎に平均化し、その推移を示したものである。日本時間においては、日本の現物株式市場の開始後が最も高く、その後、昼休みにかけて低下し、引けにかけて再び上昇する傾向がみられる。英国時間と米国時間においても同様の傾向がみられ、それぞれの現物株式市場の開始後にボラティリティは上昇し、その後、緩やかに低下しながら、現物株式市場の引けにかけて再び上昇する傾向がみられる。また、時間帯別でみると、日本時間におけるボラティリティが最も高く、その次に、米国時間帯において高くなる。

図4-4(b)は、米国のイントラデイのボラティリティの推移を示したものである。米国のイントラデイのボラティリティ推移も、日本と同様の傾向がみられ、現物株式市場の開始後に高く、その後、低下傾向を示し、引けにかけて再び上昇している。時間帯別では、米国時間のボラティリティが最も高い。

図4-4(c)は、英国のイントラデイのボラティリティの推移を示したものである。英国のイントラデイのボラティリティ推移も、日本、米国と同様、現物株式市場の開始後に高く、その後、低下傾向を示し、引けにかけて再び上昇している。また、時間帯別にみると、英国時間において最も高く、その次に、米国時間において高い。

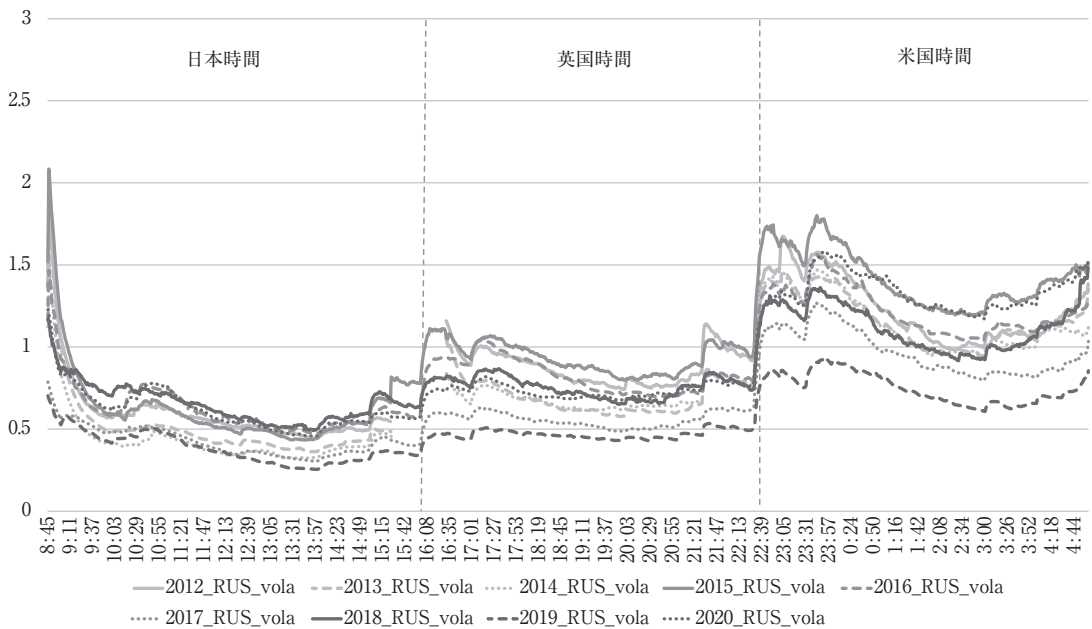
以上より、イントラデイのボラティリティに関して、第1に、各国現物株式市場の開始後のボラティリティは高く、その後、低下傾向を示しながら、引けにかけて再び上昇すること、第2に、ボラティリティは各国とも自国の現物株式市場が開いている日中時間帯で最も高く、その次に、日本と英国は、米国時間で高いことが示された。この結果は、以下の投資家の行動を反映していると解釈できる。投資家は、取引開始時に、前日からの持ち越し分の整理や新規ポジションの獲得、現物との裁定取引など、多くの取引を実行するためボラティリティが高まる。それらの取引が終わった後しばらくは、相場の推移を観察する時間帯であるため、次第にボラティリティは低下していく。

図4-4(a) 日本のイントラデイボラティリティ推移



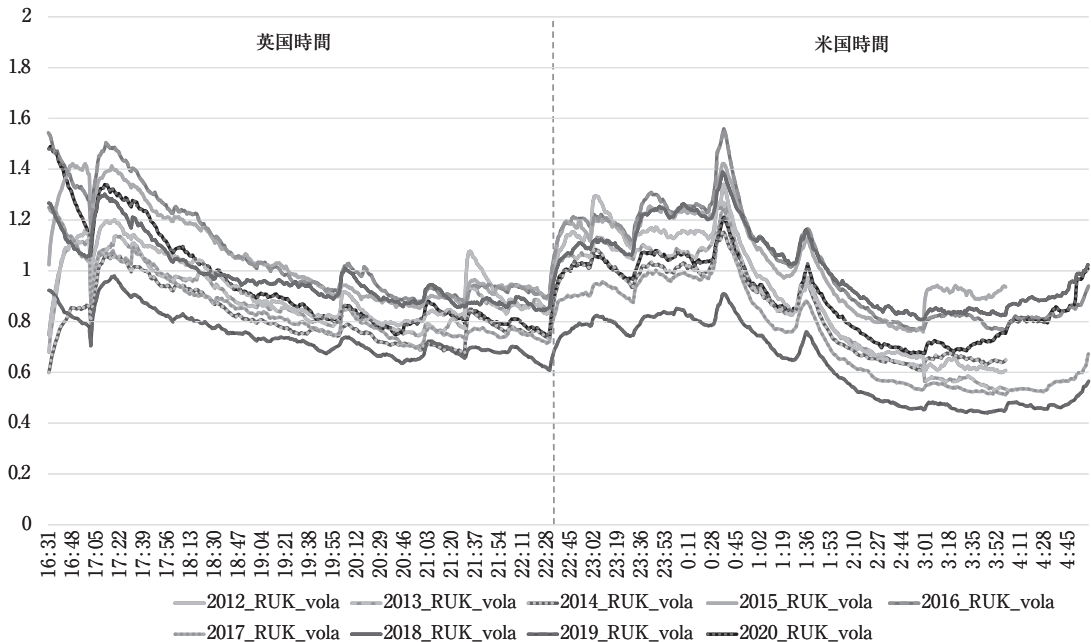
(注) 横軸は日本時刻を示し、縦軸はボラティリティ値を示す。

図4-4(b) 米国のイントラデイボラティリティ推移



(注) 横軸は日本時刻を示し、縦軸はボラティリティ値を示す。

図4-4(c) 英国のイントラデイボラティリティ推移



(注) 横軸は日本時刻を示し、縦軸はボラティリティ値を示す。

その後、引けにかけては、ポジションの整理に伴う反対売買や、オーバーナイトポジションの獲得などの取引が実行されることで、再び、ボラティリティが高まると考えられる。

また、各国のボラティリティが、当該国の現物株式市場が開いている時間帯において高い理由は、その時間帯における当該国の投資家の参加者数が多いことと、当該国の現物株式市場の変動を、その代理変数である先物市場が即座に反映するからだと解釈できる。

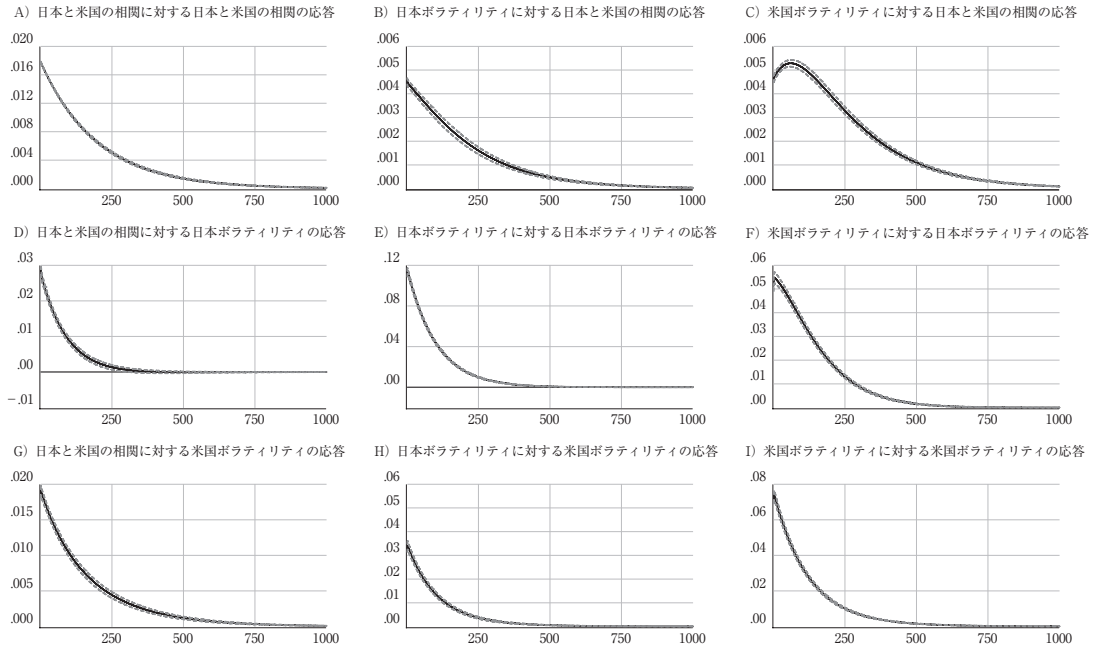
#### 4.3 動的相関係数とボラティリティのインパルス応答分析

本項では、(11)式で定式化されたベクトル自己回帰 (VAR) モデルを用いて、動的相関係数とボラティリティの関係について検証する。図4-5、および、図4-6(a)~(c)は、各1標準偏差のショックに対する一般化インパルス応答と、その95%信頼区間を示したものである。なお、信頼区間の算出にはブートストラップ法を用いた。

図4-5は、日本、米国の2カ国ベクトル自己回帰 (VAR) モデルにおけるインパルス応答を示したものである。図中B)とC)から、動的相関係数は、日本と米国のボラティリティショックの両方に応答していること、その応答の大きさは、日本より米国のボラティリティショックに対し、より大きく応答すること、また、米国のボラティリティショック後、1時間程度は応答が大きくなることわかる。図中F)とH)から、ボラティリティは、日本と米国が相互に応答しており、米国が日本に及ぼす影響が相対的に強いことがわかる。

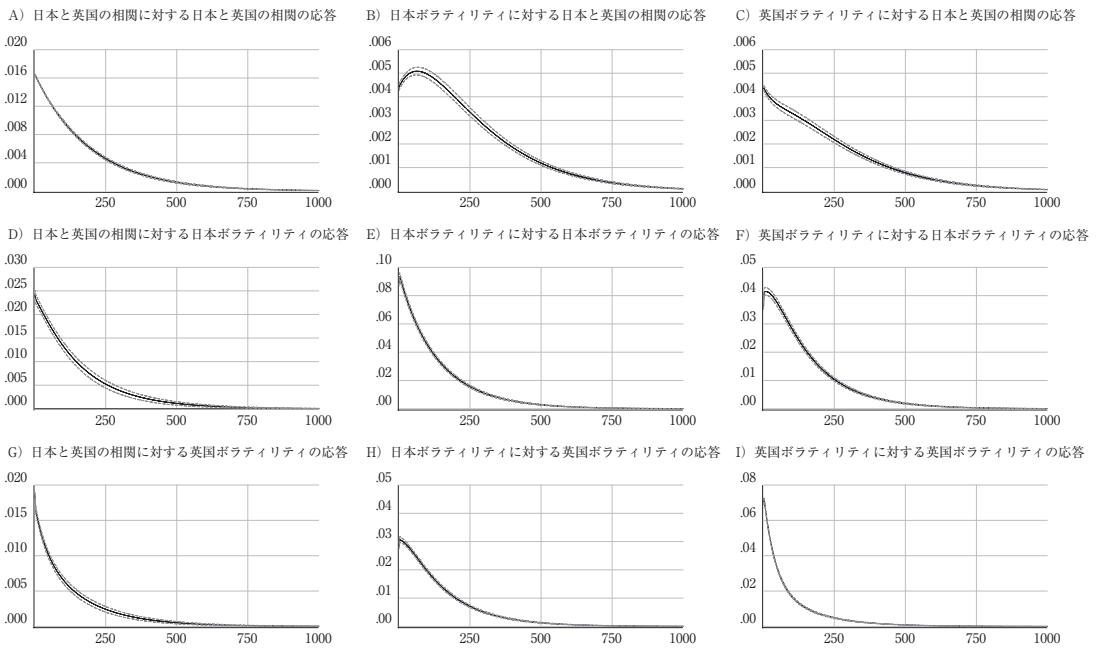
図4-6(a)は、日本、英国、米国の3カ国ベクトル自己回帰 (VAR) モデルにおける日本と英国のインパルス応答を示したものである。図中B)とC)から、動的相関係数は、日本と英国のボラティリティショックの両方に応答していること、その応答の大きさは、英国より日本のボラティリティショックに対し、より大きく応答すること、日本のボラティリティショック後、1時間程度は応答が大きくなることわかる。図中F)とH)から、ボラティリティは、日本と英国が相互に応答し

図4-5 日本と米国のインパルス応答分析の結果



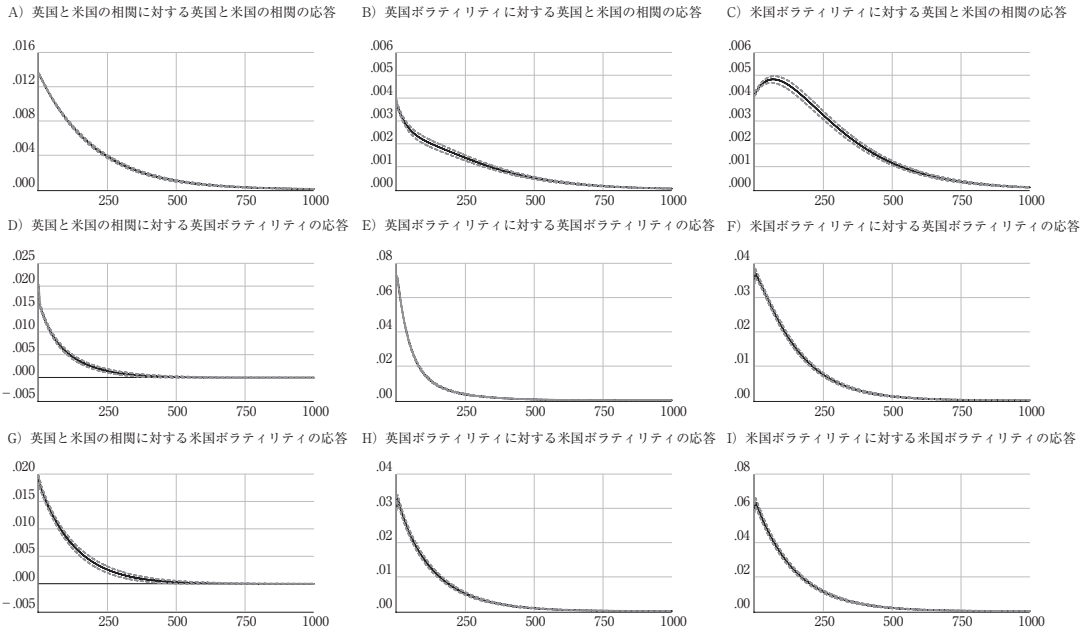
(注) 横軸は時間(ラグ)を示し、縦軸は1標準偏差のショックに対する応答レベルである。なお、比較となるグラフの縦スケールを合わせてある。ここではB)とC)、F)とH)である。

図4-6(a) 日本と英国のインパルス応答分析の結果



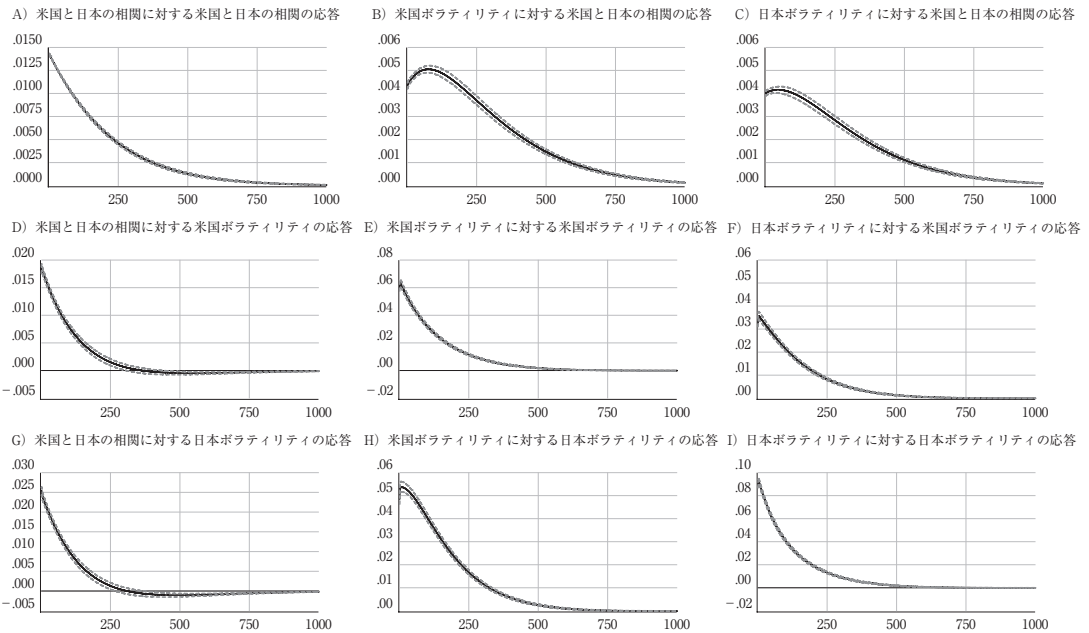
(注) 横軸は時間(ラグ)を示し、縦軸は1標準偏差のショックに対する応答レベルである。なお、比較となるグラフの縦スケールを合わせてある。ここではB)とC)、F)とH)である。

図4-6(b) 英国と米国のインパルス応答分析の結果



(注) 横軸は時間(ラグ)を示し、縦軸は1標準偏差のショックに対する応答レベルである。なお、比較となるグラフの縦スケールを合わせてある。ここではB)とC)、F)とH)である。

図4-6(c) 米国と日本のインパルス応答分析の結果



(注) 横軸は時間(ラグ)を示し、縦軸は1標準偏差のショックに対する応答レベルである。なお、比較となるグラフの縦スケールを合わせてある。ここではB)とC)、F)とH)である。

ており、英国が日本に及ぼす影響が相対的に強いことがわかる。

図4-6(b)は、日本、英国、米国の3カ国ベクトル自己回帰（VAR）モデルにおける、英国と米国のインパルス応答を示したものである。図中B)とC)から、動的相関係数は、英国と米国のボラティリティ両方に応答していること、その応答の大きさは、英国より米国のボラティリティショックに対し、より大きく応答すること、また、米国のボラティリティショック後、1時間程度は応答が大きくなること（図中F)とH)から、ボラティリティは、英国と米国が相互に応答しており、米国が英国に及ぼす影響が相対的に強いことがわかる。

最後に、図4-6(c)は、日本、英国、米国の3カ国ベクトル自己回帰（VAR）モデルにおける、米国と日本のインパルス応答を示したものである。図中B)とC)から、動的相関係数は、日本と米国のボラティリティショックの両方に応答していること、その応答の大きさは、日本より米国のボラティリティショックに対し、より大きく応答する傾向があること、また、米国のボラティリティショック後、1時間程度は応答が大きくなること（図中F)とH)から、ボラティリティは、日本と米国が相互に応答しており、米国が日本に及ぼす影響が相対的に強いことがわかる。

以上の分析結果より、第1に、各国のボラティリティは相互に影響を与えていることから、各国のボラティリティは同時期に高まること、第2に、動的相関係数が各国のボラティリティショックに対し、有意なインパルス応答を示していることから、ボラティリティが高まる際は相関も高まること、また、米国から他国に対するボラティリティショックの影響が最も大きいこと、第3に、ボラティリティが上昇した後、しばらくは高い相関が維持されることが示された。

## 5 結 論

本稿では、2012年から2020年までの日本、英国、米国の3カ国の株価指数先物の1分毎の高頻度データを用い、3カ国間における連動を動的相関係数、ボラティリティ、および、インパルス応答を用いて実証分析した。

分析の結果、第1に、標本期間中、日本と米国、日本と英国の連動は上昇傾向であり、英国と米国の連動は下降傾向であったこと、第2に、2016年のBrexitの国民投票以降、英国と米国の連動が弱まった一方で、相対的に日本と米国の連動が高くなったこと、第3に、イントラデイの他国との連動は、日本と英国においては自国の現物株式取引時間帯で低い一方、米国の現物株式取引時間帯において高まること、一方、米国においては、自国である米国の現物株式取引時間帯で最も高くなること、第4に、イントラデイのボラティリティについては、自国の現物株式取引時間帯のボラティリティが高い傾向にあること、また、現物株式市場の開始時のボラティリティが最も高く、その後、徐々に低下し、引けにかけて再度高まる傾向があることが示された。

さらに、ベクトル自己回帰（VAR）モデルによるインパルス応答分析の結果、ボラティリティショックに対し、動的相関係数が有意に上昇すること、各国間のボラティリティは相互に影響を及ぼすこと、また、日本、英国よりも米国のボラティリティショックが、動的相関係数と他国のボラティリティに与える影響が強く、残存時間が長いことが示された。

これらの結果は、各国の株式市場の連動におけるマイクロストラクチャーの分析や、国際ポートフォリオを構築する上で、有用な示唆を与えるものと期待される。複数の連動の高い銘柄をポートフォリオに組み込むことは、もはや分散投資とはならず、リスクヘッジの観点からも有効でない。ただ、現物株式への株価指数先物を使ったリスクヘッジに関しては、イントラデイの現物株の取引時間外においては有効な手段と考える。その理由は、現物株のポートフォリオが動かさない時間帯において、他国でショックが発生した際の株価変動に対応するため、株価指数先物で反対ポジショ

ンを取り、ヘッジを施したに等しい効果を得ることが可能だからである。イントラデイにおいては、各国ともボラティリティの小さい時間帯があり、その間は、他国株価指数先物との連動が低いことも確認できた。このことは、関係当局が危機対応を取るタイミングを計るにおいて、重要な情報であると考えられる。

本稿における貢献は、日本、英国、米国の3カ国の株価指数先物の連動が、各国の現物株式市場の時間帯によって変化することを示したことにある。株価指数先物は、現物株式市場が開いている間は、その代理変数としての性質を持ち、現物株式市場が閉じている間に形成される価格は、翌日の現物株式市場の始値を決定する上での最重要ファクターとしての性質を持つ。このような、株価指数先物の連動の変化を示したことは、本分野における1つの貢献であると考えられる。

本稿では、イントラデイにおけるボラティリティの推移を、投資家行動との関係から解釈した。しかし、この解釈の正当性を示すためには、ボラティリティと、出来高やオーダー数量との関係を分析することが有効であると考えられる。また、本稿では、日本、英国、米国の3カ国を分析対象としたが、金融市場の自由度が高い他の先進国を対象とするのであれば、本稿の結論は一般化できる可能性があると考えられる。これらについては、今後の課題としたい。

（一橋大学大学院経営管理研究科博士課程後期）

投稿受付2023年9月28日、最終稿受理2025年8月20日

#### 【参考文献】

- 夷藤翔(2023)「コンピュータによる金融市場の依存構造の定量化と資産運用実務への応用」筑波大学大学院人文社会ビジネス科学学術院博士論文。
- 新谷幸平・山田哲也・吉羽要直(2010)「金融危機時における資産価格変動の相互依存関係——コンピュータに基づく評価」『金融研究』第29巻第3号 pp. 89-122.
- 西埜晴久・大津留峻(2011)「EGARCHモデルについて」『経済研究』第26巻第3号 pp. 129-152.
- 松本宗谷(2019)「マーケット・マイクロストラクチャーと証券市場の効率性——日本の株式市場を対象とした流動性・価格発見力の分析」同志社大学大学院商学研究科博士論文。
- 森平爽一郎(2014)「コンピュータ——信用リスク管理の新たな視点」『証券アナリストジャーナル』3月。
- 森本孝之・川崎能典(2006)「イントラデイ VaR による GARCH モデルの比較実証」『統計数理』第54巻第1号 pp. 5-21.
- 渡部敏明・中島上智(2022)「実現ボラティリティ (Realized Volatility) ——サーベイと日経225 株価指数への応用」『経済研究』第73巻第3号 pp. 254-280.
- Abuzayed, B., E. Bouri, N. Al-Fayoumi, and N. Jalkh (2021) "Systemic risk spillover across global and country stock markets during the COVID-19 pandemic," *Economic Analysis and Policy*, Vol. 71, pp. 180-197.
- Ahmad, W., S. Sehgal and N. R. Bhanumurthy (2013) "Eurozone crisis and BRIICKS stock markets: Contagion or market interdependence?" *Economic Modelling*, Vol. 33, pp. 209-225.
- Albulescu, C., D. Goyeau and A. Tiwari (2017) "Co-Movements and Contagion between International Stock Index Futures Markets," *Empirical Economics*, Vol. 52, pp. 1529-1568.
- Aloui, R., S. B. Jabeur and S. Mefteh-Wali (2022) "Tail-risk spillovers from China to G7 stock market returns during the COVID-19 outbreak: A market and sectoral analysis," *Research in International Business and Finance*, Vol. 62, 101709.
- Alsayed, H. and F. McGroarty (2014) "Ultra-High-Frequency Algorithmic Arbitrage Across International Index Futures," *Journal of Forecasting*, Vol. 33, pp. 391-408.
- Asai, M. and M. McAleer (2012) "Dynamic Conditional Correlations for Asymmetric Processes," *Journal of the Japan Statistical Society*, Vol. 41, Issue 2, pp. 143-157.
- Baba, B. (2024) "The comovements of tail risks in time and frequency domains: evidence from US and

- emerging Asian stock markets," *Future Business Journal*, Vol. 10, Article number 64.
- Becker, K. G., J. E. Finnerty and A. L. Tucker (1993) "The overnight and daily transmission of stock index futures prices between major international markets," *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 20, pp. 699-710.
- BenMim, I. and A. BenSaida (2019) "Financial contagion across major stock markets: A study during crisis episodes," *North American Journal of Economics and Finance*, Vol. 48, pp. 187-201.
- Booth, G. G., M. Chowdhury and T. Martikainen (1996) "Common volatility in major stock index futures markets," *European Journal of Operational Research*, Vol. 95(3), pp. 623-630.
- Engle, R. (2002) "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models," *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), pp. 339-350.
- Forbes, K. J. and R. Rigobon (2002) "No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements," *The Journal of Finance*, Vol. 57, No. 5, pp. 2223-2261.
- Friedman, J. H. (1984a) "A variable span scatterplot smoother," *Technical Report, No.5, Laboratory for Computational Statistics*, Stanford University, California.
- Friedman, J. H. (1984b) "SMART user's guide," *Technical Report, No.1, Laboratory for Computational Statistics*, Stanford University, California.
- Hemche, O., F. Jawadi, S. B. Maliki and A. I. Cheffou (2016) "On the study of contagion in the context of the subprime crisis: A dynamic conditional correlation-multivariate GARCH approach," *Economic Modelling*, Vol. 52, pp. 292-299.
- Jong, F. D. and M. W. M. Donders (1998) "Intraday Lead-Lag Relationships Between the Futures, Options and Stock Market," *Review of Finance*, Vol. 1, pp. 337-359.
- Lyócsa, Š. and R. Horváth (2018) "Stock Market Contagion: a New Approach," *Open Economics Review*, Vol. 29, pp. 547-577.
- Nelson, D. B. (1991) "Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach," *Econometrica*, Vol. 59, No. 2, pp. 347-370.
- Pan, M. S. and L. P. Hsueh (1998) "Transmission of Stock Returns and Volatility between the U. S. and Japan: Evidence from the Stock Index Futures Markets," *Asia-Pacific Financial Markets*, Vol. 5, pp. 211-225.
- Samarakoon, L. P. (2011) "Stock market interdependence, contagion, and the U. S. financial crisis: The case of emerging and frontier markets," *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, Vol. 21, pp. 724-742.
- Tilfani, O., P. Ferreira and EI Boukfaoui, M.Y. (2021) "Dynamic cross-correlation and dynamic contagion of stock markets: a sliding windows approach with the DCCA correlation coefficient," *Empirical Economics*, Vol. 60, pp. 1127-1156.
- Zhou, C. and X. Qin (2021) "Time-Varying Asymmetric Tail Dependence of International Equities Markets," *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol. 68, 101589.

## 《SUMMARY》

CONTEMPORANEOUS DEPENDENCE AMONG STOCK INDEX  
FUTURES IN JAPAN, U. K. AND U. S.*By* KUNITOSHI YAMASAKI

This paper examines the dependence of contemporaneous trading of stock index futures in Japan, U. K., and the U. S. using the copula DCC-EGARCH and VAR models. In Japan, the comovement with other countries is low during the home country's cash equity trading hours, while it increases during the U. S. cash equity trading hours, and a similar trend is observed in the U. K. On the other hand, in the U. S., the comovement with other countries increases during the U. S. cash equity trading hours. Volatility was highest in the cash equity trading hours of the home country of each country, indicating that after a volatility shock occurs, the comovement of each country increases and remains at that level for some time.

(Hitotsubashi University)