

COVID-19（新型コロナウイルス）危機が主要国の信用リスクに与えた影響の検証[☆]

明治大学 商学部 伊藤隆康

[☆] 本稿はゆうちょ財団から提供された研究助成の成果である。記して謝辞を述べたい。

要 旨

本稿では、COVID-19 パンデミック前後の CDS スプレッド（プレミアム）を比較分析することにより、ドイツ、日本、英国、米国の主要 4 カ国の信用リスクの連動性と伝播に焦点を当てた。2020 年 2 月末にイタリア北部でパンデミックが拡大した後、4 カ国の CDS スプレッドは急騰した。ドイツ、日本、英国、および米国での CDS スプレッドは、COVID-19 のパンデミックの前には共変動したが、相互の因果性は少なかった。しかし、パンデミック後において、CDS スプレッドは共変動することはなかったが、パンデミック前に比べると、相互の因果性が多く見出された。

ドイツ、日本、英国、米国の信用リスクは、パンデミック前は比較的安定していたため、連動して推移した。一方、COVID-19 パンデミック後、景気対策としての財政支出レベルは国によって異なったため、CDS スプレッドは連動して推移しなかった。CDS 市場は各国の信用リスクに対してより敏感になり、その結果、4 カ国間で信用リスクが独立して推移したと考えられる。

伊藤（2000）の結果は、本論文の結果とは異なる。伊藤（2020）はユーロ圏 5 カ国（ドイツ、フランス、イタリア、ポルトガル、スペイン）の CDS スプレッドは、COVID-19 パンデミック危機以前には連動していなかった。CDS スプレッドは個別に値付けされ、ユーロ圏全体のソブリン リスクは織り込まれていなかった。しかし、パンデミック後、CDS スプレッドは 5 か国で連動していた。

キーワード: COVID-19、 共和分、 信用リスクの伝播、 CDS（クレジット・デフォルト・スワップ

1. はじめに

COVID-19（新型コロナウイルス）パンデミックの発生は、2020 年 1 月末頃に中国で顕在化し、2020 年 2 月末にイタリア北部でも確認され、そこからヨーロッパ諸国やアジア、アメリカの国々に急速に広がった。パンデミックが激化するにつれ、世界の金融市場は暴落した。例えば、株価は下落し、国債の利回りは上昇した。クレジット・デフォルト・スワップ（CDS）のスプレッド（プレミアム）が急上昇したのは、金融市場の参加者が各国国債の信用リスクが悪化することを懸念したためである¹。多くの国が COVID-19 パンデミックによって引き起こされた停滞した経済を支援するために、より多くの国債を発行することを決定したことが主な要因である。

Tokic (2020) は、COVID-19 パンデミックは脱グローバル化と脱ドル化の傾向を加速させ、より持続可能なグローバル化を構築する機会を生み出す可能性が高いと結論付けている。COVID-19 パンデミックに伴い、金融市場に構造的な変化が生じていたことが想定される。本稿では、CDS 市場を分析することにより、ドイツ、日本、英国、米国の 4 つの主要国における信用リスクの連動性と伝播に焦点を当てている。この研究は COVID-19 パンデミックが世界的に発生した時期で、標本期間を 2 つに分けて比較分析を行う。

CDS とはクレジット イベントが発生した場合に売り手が買い手に補償する金融スワップ契約を指す。伊藤 (2020) で言及されているように、CDS の買い手は売り手に一連の支払いを行い、代わりにデフォルトが発生した場合は補償金を受け取り、売り手はデフォルトの債券またはローンの所有権を得ることになる。ある国で信用リスクが増加すると、その国の国債を対象にした CDS スプレッドが増加する。したがって、金融システムにおける信用リスクを測定するために CDS スプレッドを使用することは適切である。

これまでのところ COVID-19 パンデミックにおけるドイツ、日本、英国、米国の CDS 市場間の連動性と伝播を分析した先行研究はないため、本研究は独自性が強い。

¹ CDS のプレミアムに関しては、市場ではスプレッドと表現される。

2. 先行研究

2.1 CDS とユーロ圏の財政危機

Alter and Beyer (2014) は、ユーロ圏のソブリン信用市場と銀行間の波及効果を定量化している。スピルオーバーは、CDS スプレッドの日次変化の VAR (Vector Autoregressive) モデルから再帰的に推定され、外因性の共通要因が適用される。Beirne and Fratzscher (2013) は、欧州のソブリン債務危機における 31 の先進国および新興国のソブリンリスクの要因を分析している。彼らの研究は、各国のファンダメンタルズの悪化と、ファンダメンタルズに対する金融市場の感度の急激な上昇が、国債利回りと CDS スプレッドの上昇の主な説明であることを示している。

Calice et al. (2013) による研究の主要な結論は以下の通りである。ギリシャ、アイルランド、ポルトガルを含むいくつかの国では、ソブリン CDS 市場の流動性が、国債のクレジットスプレッドの変化に影響を与える。Gorea and Radev (2014) は、2007 年から 2011 年までのユーロ圏諸国の共通するデフォルトリスクの決定要因を調べ、個々の CDS 契約から共通のデフォルト確率を推定した。これまでの理論的研究とは対照的に、彼らは財政問題を抱えた周辺のユーロ圏経済の場合にのみ、金融市場の連動性が伝染経路の共通要因であるとの結論を導いた。

Grammatikos and Vermeulen (2012) はリーマンブラザーズの崩壊後、リーマンショック以前のサブ期間と比較して、金融システムはギリシャとドイツの CDS スプレッドの差の変化に大きく依存するようになったことを示している。Kalbaskaa and Gatkowski (2012) は、ポルトガルが最も脆弱な国であったのに対し、英国はショックの影響を最も受けにくいと分析する。

Ito (2015) はユーロ圏のソブリン危機の時期に、PIIGS (ポルトガル、アイルランド、イタリア、ギリシャ、スペイン) の 5 か国のソブリン CDS スプレッドが共変動したと結論付けている。ギリシャはソブリン CDS 市場を大きな影響を与えた。一方、他の PIIGS 諸国からのギリシャへの影響は見出されなかった。伊藤 (2015) の詳細については補論 1 を参照。

2.2 CDS と COVID-19

Andries et al. (2021) は、GDP に対する債務の比率が増加すると、CDS スプレッドの累積的な異常な変化が大幅に増加することを示している。これは投資家が債務の多いことを背景に、財政刺激策と緊急財政を提供する能力が限られている国を懸念して

いることを示唆する。

Daehle et al. (2021) によれば、パンデミックの悪化によるロックダウンの長期化と GDP 成長率回復の鈍化見通しは、国債市場への信頼を低下させる可能性があるとの結論付ける。Haddad et al. (2021) は次に述べる結論を導く。投資適格社債は CDS よりも割安で取引されている。また、上場投資信託は純資産価値よりも割安で取引されており、より安全な債券についても COVID-19 危機下において価格が正当な水準よりも下落している。

伊藤 (2020) は CDS スプレッドが COVID-19 パンデミックの前に、ユーロ圏 5 か国（ドイツ、フランス、イタリア、ポルトガル、スペイン）で個別にプライシングされており、ユーロ圏全体のソブリンリスクを織り込んでいない。しかし、パンデミック危機の期間中、信用リスクは 5 カ国で連動していた。伊藤 (2020) の詳細については補論 2 を参照。

Ivanov et al. (2020) は過去 10 年間にわたる中央清算機構の発達、COVID-19 危機間の CDS 市場の金融安定に大きく貢献し、市場の透明性、資本効率、および堅牢なリスク管理サービスの向上に大きく貢献したと指摘する。

Jinjarak et al. (2021) によれば、2020 年 3 月における国債市場の変化は従来の決定要因ではなく、COVID-19 固有のリスクと関連するポリシー、死亡率の結果、およびポリシーの発表によって十分に説明される。また、欧州中央銀行がパンデミック緊急購入プログラムを発表した直後に、CDS スプレッドの拡大は止まったが、実際の変化とモデルが示唆する変化との乖離は継続していた。

Liu et al. (2021) は COVID-19 ショックが CDS スプレッドを大幅に拡大させ、より高い債務ロールオーバーリスクに直面している企業の株主価値を低下させたと結論づける。さらにこの影響は、非金融企業、財政的に制約のある企業、および非常に不安定な企業にとってより強力であった。Wei and Han (2021) は、パンデミックの発生後のサンプル期間中、従来型または非従来型の金融政策のいずれも、国債、株式、為替レート、および CDS 市場に大きな影響を与えなかったと示唆する。

2. データ

日次ベースの CDS スプレッド（ドイツ、日本、英国、および米国）を信用リスク指標として利用する。5 年物 CDS は他の満期の CDS と比較して流動性が高いため、

満期は 5 年物を用いる。データは Datastream によって提供されたものである。サンプル期間全体は、パンデミックが北イタリアで拡大する前と後の 2 つの部分に分けられる。第 1 期間（標本 A）は 2018 年 3 月 23 日から 2020 年 2 月 21 日までである。第 2 期間（標本 B）は 2020 年 2 月 24 日から 2022 年 1 月 24 日までである。データの動きを図 1 に示した。データの記述統計を表 1 に示した。

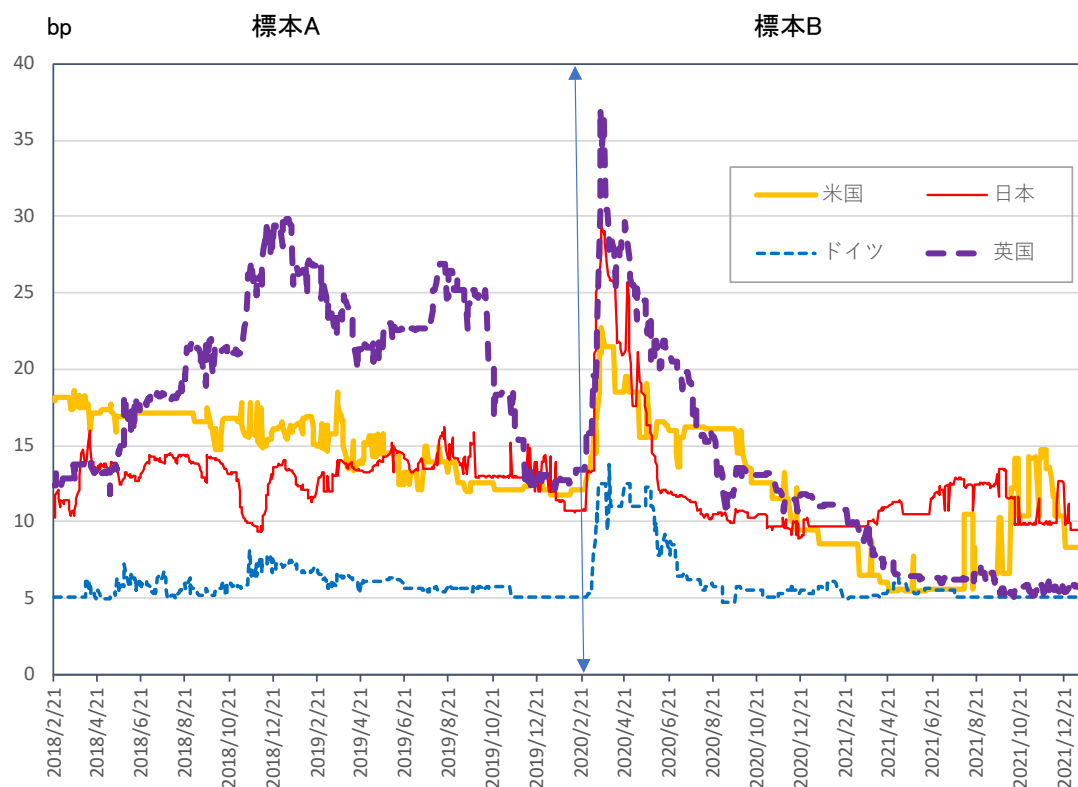


図 1 CDSスプレッドの推移

注：標本Aは2018年3月23日から2020年2月21日。

標本Bは2020年2月24日から2022年 1 月 24日。

データソースはDatastream。

表1 記述統計

変数	平均	標準偏差	最小値	最大値	中央値
標本 A					
日本	14.91	1.99	11.81	18.47	15.13
米国	13.21	1.24	9.31	16.20	13.40
ドイツ	5.84	0.66	5.00	8.17	5.71
英国	20.59	4.92	11.84	30.29	21.35
標本B					
日本	11.30	4.51	5.53	22.76	10.39
米国	12.10	3.96	8.96	29.41	10.59
ドイツ	6.25	2.08	4.78	13.78	5.52
英国	12.04	7.05	5.04	37.11	10.78

注：標本Aは2018年3月23日から2020年2月21日。

標本Bは2020年2月24日から2022年1月24日。

3. 分析手法

3.1 見せかけの回帰

一般に、変数間に存在する関係を分析するには変数相互の回帰分析が利用される。しかし、非定常な確率変数が含まれている場合には、決定係数や t 値等の統計量が単純な分布に従わなくなるため、通常の検定は誤った結果を導く可能性がある。Granger and Newbold (1974)はこれを「見せかけの回帰」(Spurious Regression)の問題と呼んだ。さらに、Phillips(1986)は非定常なデータ分析に関して(1)決定係数が変数間の関係を示す目安とはならないことがある、(2)ダービン・ワトソン比の低い推計式は見せかけの関係の可能性がある—の2点を指摘している。Nelson and Plosser(1982)は米国の主要マクロ変数がトレンド回りに定常であるか、単位根を持つ非定常過程であるかを検定し、単位根の存在が棄却されないとの結果を示した。

3.2 非定常過程と定常過程

AR プロセスで表わされる時系列データは、(1)トレンドまわり、あるいは、一定の値を規則的に変動する定常過程、(2)トレンドまわり、あるいは、一定の値を不規則に変動する非定常過程—の2種類に分類できる。

以下に簡単な1次の自己回帰モデル AR(1)を用いる。

$$y_t = \theta y_{t-1} + u_t \quad (1)$$

この AR(1)は、次式のように書き直せる。

$$(1 - \theta L)y_t = u_t \quad (2)$$

L はラグオペレーターと呼ばれ、時系列変数に掛けると 1 期遡る操作 ($Ly_t = y_{t-1}$) を行うものである。 $(1 - \theta L) = 0$ を特性方程式と呼び、その根は $L = 1/\theta$ である。自己回帰モデルでは特性方程式の根 L の絶対値が 1 より大きい時に定常過程となり、1 以下の場合に非定常過程となる。非定常過程は、根が 1 未満の場合と 1 である場合で発散過程と単位根過程に分けられる。副島 (1994) によれば、発散過程はその形状から容易に判別でき、また、金融経済データでは発散していくものは珍しい。したがって、ここの分析では発散過程を考慮せずに非定常過程を根が 1 である単位根のケースに限る。

p 次自己回帰モデル AR(p) は次のように表現可能である。

$$(1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_p L^p)y_t = u_t \quad (3)$$

特性方程式 $(1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_p L^p)y_t$ は p 個の根を持つ。2 次以上の自己回帰モデルの場合には虚数解も存在しうる。特性方程式の解 $L = \alpha + \beta i$ が複素平面の単位円 ($\alpha^2 + \beta^2 = 1$) 上にあるとき、単位根と定義される。

3.3 単位根検定

本稿では Augmented Dickey-Fuller (ADF) 検定と Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) 検定を利用する。原データをチェックして、単位根が含まれているかどうかを検証する。続いて、一次差分のデータを分析して単位根かどうかを調べ、I(1)過程であることを確認する。以下に ADF 検定と KPSS 検定について述べる。

(1)DF (Dickey/Fuller) 検定と ADF (Augmented Dickey/Fuller) 検定

ADF 検定は帰無仮説を「単位根が存在する」、対立仮説を「単位根が存在せず定常である」とする。Fuller(1976)や Dickey and Fuller(1979)、Dickey and Fuller(1981)による単位根の有無に関する検定の研究では、時系列が AR(1)に従っている単純な場合を考えている。

$$y_t = \theta y_{t-1} + u_t \quad (4)$$

このような自己回帰モデルに最小二乗法を適用した θ の推計値を Λ とすると $|\theta| < 1$ のとき $T^{1/2}(\theta_{OLS} - \theta)$ が正規分布に漸近するため、 $t = (\theta_{OLS} - \theta)/SE(\theta_{OLS})$ は漸

近的に標準正規分布に法則収束し、通常の t 値に基づく検定が可能である。ところが $\theta=1$ の場合、 $T(\theta_{OLS}-1)$ が漸近的にウィナー過程を用いて表現される確率変数の分布に従うことがわかっているが、小標本で解析的にこの分布型を求めることは困難である。そこで、いくつかの有限な標本数について、Dickey はモンテカルロ・シミュレーションで求めた $T(\theta_{OLS}-1)$ と t 値の分布表を用いて検定を可能にした。これを Dickey/Fuller 検定 (DF 検定) と呼び、最小二乗法を適用するだけの簡便な方法であるためよく利用されている。

現実のデータを AR(1) で推計した場合、誤差項に強い正の相関が残る場合が多く、 u_t に関する独立性の仮定を満たしていない。1 次の自己回帰モデルで説明できる場合は比較的まれであるため、前節の手法より一般的な p 次のモデルに対応するよう拡張が必要である。 p 次の自己回帰モデル

$$(1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_p L^p) y_t = u_t \quad (5)$$

は以下の形に変形できる。

$$y_t = \rho y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \rho_i \Delta y_{t-i} + u_t \quad (6)$$

これは(5)式に階差のラグを加えた形であり、(6)式が単位根を持つとき $\rho=1$ となるため、(6)式を最小二乗法で回帰すれば、 t 値や $T(\theta_{OLS}-1)$ について漸近的には、DF 検定と同じ漸近分布を用いて検定できることが Dickey と Fuller によって示された。これを Augmented Dickey/Fuller 検定という。自己回帰モデルに定数項やトレンド項が入った場合も同じように検定でき、DF 検定と同様に簡単に検定できるため頻繁に利用される。ADF 検定のラグの決定方法に関しては、AIC 基準、SBC 基準が代表的である。

(2) KPSS (Kwiatkowski/Phillips/Schmidt/Shin) 検定

帰無仮説を「単位根が存在する」、対立仮説を「単位根が存在せず定常である」とする ADF 検定とは異なり、Kwiatkowski et al.(1992) によれば、KPSS 検定は ADF 検定と逆に、帰無仮説を「単位根が存在せず定常である」、対立仮説を「単位根が存在する」とする。ある変数がトレンド変数 t 、ランダムウォーク変数 $x_t \sim I(1)$ 、定常的な誤差項 $u_t \sim I(0)$ の 3 つの和として以下のように表す。

$$y_t = \xi t + x_t + u_t \quad (7)$$

$$(x_t = x_{t-1} + u_t)$$

y_t がトレンド回りに定常的であるとの帰無仮説が成立するためには、 u_t の分散が 0

となる必要がある。というのは、このとき $x_t - x_{t-1}$ は一定となり、 x_t はトレンド回りで定常となって、 $I(1)$ の変数がなくなるためである。(7)式で回帰の残差 $\hat{u}_t$ のラグ付き値を用いて、以下のラグランジュ乗数型の検定統計量を計算する。

$$\eta_\tau = T^{-2} \sum_{t=1}^T S_t^2 / s^2(k) \quad (8)$$

ここで

$$S_t = \sum_{i=1}^T \hat{u}_i$$

$$s^2(k) = T^{-1} \sum_{t=1}^T u_t^2 + 2T^{-1} \sum_{s=1}^k w(s,k) \sum_{t=s+1}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-s} \quad (9)$$

であり

$$w(s,k) = 1 - s/(k+1)$$

は Bartlett の window である。検定統計量が棄却値より大なら、帰無仮説は棄却される。 $\xi = 0$ の時、 x_t は一定となり、 y_t がレベル回りで定常的であるとの帰無仮説が棄却されない。この場合の検定統計量 η_u も同様に得られる。

3.4 共和分検定

本稿では、データが非定常 $I(1)$ 変数であることを確認した上で、Johansen(1988)による共和分検定を行う。Johansen は k 次 VAR モデルを使用した分析を提案している。まず、 p 変量のベクトル X_t に対して、次のような k 次のラグ項を持つ VAR モデルについて想定する。

$$X_t = \Pi_1 X_{t-1} + \dots + \Pi_k X_{t-k} + \lambda + u_t \quad (10)$$

ここで、 X_t の p 個の要素すべてが $I(1)$ 変数とする。また、 u_t は平均 0、分散 Λ の独立同一分布に従う誤差項であり、さらに λ は定数項である。上式を以下のように階差表現することができる。

$$\Delta X_t = \Gamma_1 \Delta X_{t-1} + \dots + \Gamma_{k-1} \Delta X_{t-k+1} + \Pi \Delta X_{t-k} + \lambda + u_t \quad (11)$$

ここで、

$$\Gamma_i = -I + \Pi_1 + \dots + \Pi_i, \quad (i=1, \dots, k-1)$$

$$\Pi = -I + \Pi_1 + \dots + \Pi_k$$

である。

X_t のすべての要素が $I(1)$ 変数であるという仮定の下では、(10)式の ΠX_{t-1} は $I(0)$ とな

る必要がある。このことは行列 Π のランクが

$$0 \leq \text{rank}(\Pi) < p$$

を満たすことと同値である。ここで、 X_t の要素が共和分の関係に有る場合には、

$$0 < \text{rank}(\Pi) < p$$

となり、行列 Π は PXr (r は $\text{rank}(\Pi)$) の行列の α と β を用いて

$$\Pi = \alpha\beta'$$

と表現が可能となることに Johansen は注目した。これを用いると最終的に(11)式は

$$\Delta X_t = \Gamma_1 \Delta X_{t-1} \dots + \Gamma_{t-k} \Delta X_{t-k+1} + \alpha\beta' \Delta X_{t-k} + \lambda + u_t \quad (12)$$

と書き直される。ここで β' は共和分ベクトルを表わしており、 $\beta' X_{t-k}$ は誤差修正項であり、 $I(0)$ を満たす。

Johansen の尤度比検定では、(12)式のように ECM 表現された VAR モデルに対して、共和分が r 個存在する（行列 Π のランクは r ）という帰無仮説のもとで推定されたモデルの尤度と対立仮説の下でのモデルの尤度との比によって、逐次的に r が検定される。この際の対立仮説には、

- ① 共和分の数を考慮しない（ $\text{rank}(\Pi) \leq p$ ）タイプ（トレース検定）
- ② モデルの冗長性を問うために共和分の数を 1 つ増やした（ $\text{rank}(\Pi) \leq r+1$ ）タイプ（最大固有値検定）

がある。

Johansen 共和分検定は、CDS スプレッド（ドイツ、日本、英国、および米国）に適用される。共和分関係を検証するために、最大固有値検定とトレース 検定が実行される。共和分関係が見出された場合、ドイツ、日本、英国、および米国の CDS 市場は長期均衡で動いていると結論付けられる。言い換えれば、4 カ国の CDS は共変動していたことになる。

3.3 グレンジャー因果性検定

Granger 因果性の検定とは、変数 x と y の間で、 x が y を説明するのか、 y が x を説明するのか、あるいは相互に説明しあっているのかを知るための検定である。 x と y が定常性をもつ時系列変数であるとき、以下の (13) 式と(14)式を最小二乗法で推計して、誤差の二乗和を求めて F 検定を行う。その結果、(13)式の帰無仮説 H_0 が棄却されれば、 y の過去の動きが x を説明していることになる。同じく、F 検定を用いて(14)式の帰無仮説 H_0 が棄却されれば、 x の過去の動きが y を説明していることになる。

$$x_t = \kappa_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_i y_{t-i} + u_t \quad (13)$$

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{いずれかの } \beta_i \neq 0 \quad (i=1,2,\dots,p)$$

$$y_t = \varsigma_0 + \sum_{i=1}^p \gamma_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^p \delta_i y_{t-i} + v_t \quad (14)$$

$$H_0 : \gamma_1 = \gamma_2 = \cdots \gamma_p = 0$$

$$H_1 : \text{いずれかの } \gamma_i \neq 0 \quad (i=1,2,\dots,p)$$

通常の時系列分析では、非定常性の問題を回避するために、変化率に転換したデータを用いて Granger 因果性の検定が行われる。しかし、変化間に共和分の関係がある場合には、変化率を用いた検定は定式化に誤りがあることが指摘されている。Toda and Yamamoto(1995)は、単位根をもつかもしい自己回帰モデル (VAR) における Granger 因果性の検定方法を開発した。

彼らによれば、 y から x 、 x から y への影響について、帰無仮説 H_0 がそれぞれ検定される。ただし、 x と y について、本来のラグ期 p にもう 1 つのラグ項を加えた $p+1$ をとり、トレンド項 t を加えて推計する。

$$x_t = \kappa_0 + \lambda t + \sum_{i=1}^{p+1} \alpha_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^{p+1} \beta_i y_{t-i} + u_t \quad (15)$$

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{いずれかの } \beta_i \neq 0 \quad (i=1,2,\dots,p)$$

$$y_t = \varsigma_0 + \eta t + \sum_{i=1}^{p+1} \gamma_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^{p+1} \delta_i y_{t-i} + v_t \quad (16)$$

$$H_0 : \gamma_1 = \gamma_2 = \cdots \gamma_p = 0$$

$$H_1 : \text{いずれかの } \gamma_i \neq 0 \quad (i=1,2,\dots,p)$$

(15) 式と(16)式を最小二乗法で推計して、誤差の二乗和を求めて F 検定を行う。その結果、(15)式の帰無仮説 H_0 が棄却されれば、 y の過去の動きが x を説明していることになる。同じく、 F 検定を用いて(16)式の帰無仮説 H_0 が棄却されれば、 x の過去の動

きが y を説明していることになる。

上記の理論を本論文に適用すると次に述べる通りとなる。(17)式は日本、英国、米国の CDS スプレッドがドイツの CDS スプレッドに影響を与えているのかどうかを示す。元のラグ数には、赤池情報量基準 (AIC) 標準を用いる。

$$\begin{aligned} Germany = & \kappa_0 + \lambda t + \sum_{i=1}^{p+1} \alpha_i Japan_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \beta_i UK_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \chi_i US_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \varepsilon_i Germany_{t-1} \\ & + u_t \quad (17) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Japan = & \kappa_0 + \lambda t + \sum_{i=1}^{p+1} \alpha_i Germany_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \beta_i UK_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \chi_i US_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \varepsilon_i Japan_{t-1} \\ & + u_t \quad (18) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} UK = & \kappa_0 + \lambda t + \sum_{i=1}^{p+1} \alpha_i Japan_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \beta_i Germany_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \chi_i US_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \varepsilon_i UK_{t-1} \\ & + u_t \quad (19) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} US = & \kappa_0 + \lambda t + \sum_{i=1}^{p+1} \alpha_i Japan_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \beta_i UK_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \chi_i Germany_{t-1} + \sum_{i=1}^{p+1} \varepsilon_i US_{t-1} \\ & + u_t \quad (20) \end{aligned}$$

4. 分析結果

4.1. 単位根検定

原データに対する ADF および KPSS 検定の結果は、分析に使用されたすべての元のデータが非定常であることを示している。結果は表 2 および 3 に示した。

原データから差分をとったデータに対する ADF および KPSS 検定の結果は、すべての差分データが定常であることを示している。分析に使用されるすべてのデータは非定常 I (1) であると結論付けることができる。したがって、非定常時系列モデルを使用するのが適当である。結は表 4 および 5 に示した。

表 2 ADF検定(原系列)

変数	トレンドなし	トレンドあり
標本 A		
日本	-0.668	2.935
米国	-1.183	-5.817
ドイツ	-0.410	-2.073
英国	-0.295	-1.208
標本B		
日本	-1.745	-2.862
米国	-0.903	-1.728
ドイツ	-0.639	-2.401
英国	-1.046	-2.993

注: *は5%水準で有意であることを示す。

5% 棄却値は-2.86(トレンドなし)、-3.41(トレンドあり)。

標本Aは2018年3月23日から2020年2月21日。

標本Bは2020年2月24日から2022年1月24日。

表3 KPSS検定(原系列)

Variable	Lag=0		Lag=12	
	η_{μ}	η_{τ}	η_{μ}	η_{τ}
標本 A				
日本	2.418*	2.244*	0.239	0.222*
米国	44.418*	2.008*	3.718*	0.288*
ドイツ	8.209*	6.627*	0.799*	0.606*
英国	9.570*	9.569*	0.771*	0.771*
標本B				
日本	7.338*	5.923*	1.205*	0.504*
米国	30.729*	7.647*	2.490*	0.658*
ドイツ	23.136*	5.365*	1.902*	0.474*
英国	40.361*	5.613*	3.214*	0.520*

注: * は5%水準で有意であることを示す。

5% 棄却値は0.463(レベル定常性)、0.146(トレンド定常性)である。

η_{μ} はレベル定常性。

η_{τ} はトレンド定常性。

標本Aは2018年3月23日から2020年2月21日。

標本Bは2020年2月24日から2022年1月24日。

表4 ADF検定(一次差分)

変数	トレンドなし	トレンドあり
標本 A		
△日本	-9.156*	-9.093*
△米国	-10.840*	-10.821*
△ドイツ	-8.137*	-8.147*
△英国	-27.422*	-27.318*
標本B		
△日本	-7.854*	-7.819*
△米国	-9.578*	-9.714*
△ドイツ	-7.904*	-8.354*
△英国	-5.987*	-6.013*

注: *は5%水準で有意であることを示す。

5%棄却値は-2.86(トレンドなし)、-3.41(トレンドあり)。

標本Aは2018年3月23日から2020年2月21日。

標本Bは2020年2月24日から2022年1月24日。

表5 KPSS検定(一次差分)

Variable	Lag=0		Lag=12	
	η_{μ}	η_{τ}	η_{μ}	η_{τ}
標本 A				
△日本	0.042	0.016	0.095	0.036
△米国	0.005	0.005	0.017	0.017
△ドイツ	0.032	0.008	0.102	0.027
△英国	0.352	0.032	0.473	0.048
標本B				
△日本	0.081	0.084	0.061	0.063
△米国	0.046	0.084	0.092	0.086
△ドイツ	0.084	0.082	0.084	0.086
△英国	0.142	0.142	0.090	0.090

注: *は5%水準で有意であることを示す。

5%棄却値は0.463(レベル定常性)、0.146(トレンド定常性)である。

η_{μ} はレベル定常性。

η_{τ} はトレンド定常性。

標本Aは2018年3月23日から2020年2月21日。

標本Bは2020年2月24日から2022年1月24日。

4.2 共和分検定

Johansen 共和分検定(最大固有値検定とトレース検定の両方)の結果は、標本Aには

1 つの共和分関係があることを示しているが、標本 B には共和分関係は見出されなかった。パンデミック前において CDS スプレッドはドイツ、日本、イギリスアメリカで共変動していた。言い換えれば、信用リスクは連動していた。一方、パンデミック後においては、4 カ国の CDS スプレッドは共変動を示さなかった。言い換えれば、信用リスクは連動していなかった。結果は表 6 に示した。

表6 Johansen 共和分検定

帰無仮説	対立仮説	検定統計量	5% 棄却値	検定統計量	5% 棄却値
標本 A		最大固有値検定		トレース検定	
$r = 0$	$r = 1$	40.77*	28.14	64.96*	53.12
$r \leq 1$	$r = 2$	15.97	22.00	24.19	34.91
$r \leq 2$	$r = 3$	6.63	15.67	8.22	19.96
$r \leq 3$	$r = 4$	1.59	9.24	1.60	9.24
標本 B					
$r = 0$	$r = 1$	18.79	28.14	39.64	53.12
$r \leq 1$	$r = 2$	10.88	22.00	20.85	34.91
$r \leq 2$	$r = 3$	7.64	15.67	9.97	19.96
$r \leq 3$	$r = 4$	2.33	9.24	2.33	9.24

注: * は 5 % 水準で有意であることを示す。

棄却値は Osterwald-Lenum (1992) からの引用である。

標本 A は 2018 年 3 月 23 日から 2020 年 2 月 21 日。

標本 B は 2020 年 2 月 24 日から 2022 年 1 月 24 日。

4.3 Granger 因果性検定

Granger 因果性検定の結果、標本 A では、ドイツから日本、米国、英国への因果関係と、米国から英国への因果性が確認された。標本 B では、英国から日本、アメリカ、ドイツへの因果性と日本からドイツとイギリスへの因果性が確認できた。結果は表 7 に示した。

表7 Granger因果性検定

変数	検定統計量	変数	検定統計量
標本 A		標本 B	
日本 → 米国	0.047	日本 → 米国	1.984
日本 → ドイツ	0.631	日本 → ドイツ	7.313*
日本 → 英国	0.952	日本 → 英国	3.578*
米国 → 日本	0.915	米国 → 日本	0.584
日本 → ドイツ	0.961	日本 → ドイツ	0.867
米国 → 英国	3.131*	米国 → 英国	2.157
ドイツ → 日本	4.607*	ドイツ → 日本	7.224*
ドイツ → 米国	2.308*	ドイツ → 米国	0.890
ドイツ → 英国	7.350*	ドイツ → 英国	4.080*
英国 → 日本	2.079	英国 → 日本	4.297*
英国 → 米国	1.727	英国 → 米国	5.954*
英国 → ドイツ	0.414	英国 → ドイツ	9.742*

注: * は5% 水準で有意であることを示す。

標本Aは2018年3月23日から2020年2月21日。

標本Bは2020年2月24日から2022年1月24日。

5. まとめ

本稿では、COVID-19 パンデミック前後の CDS スプレッドを比較分析することにより、ドイツ、日本、英国、米国の主要 4 カ国の信用リスクの連動性と伝播に焦点を当てた。2020 年 2 月末にイタリア北部でパンデミックが拡大した後、CDS スプレッドは急騰した。ドイツ、日本、英国、および米国の CDS スプレッドは、COVID-19 のパンデミック前には共変動したが、相互の因果性は少なかった。しかし、パンデミックの後、CDS スプレッドは共変動することはなかったが、パンデミック前に比べると、相互の因果性が多く見出された。

ドイツ、日本、英国、米国の信用リスクは、パンデミック前は比較的安定していたため、連動して推移した。一方、COVID-19 パンデミック後、財政支出のレベルは国によって異なったため、CDS スプレッドは連動して推移しなかった。CDS 市場は各国の信用リスクに対してより敏感になり、その結果、4 か国間で信用リスクが独立して推移したと考えられる。

伊藤（2000）の結果は、本論文の結果とは異なる。伊藤（2020）によれば、ユーロ圏

5 カ国（ドイツ、フランス、イタリア、ポルトガル、スペイン）の CDS スプレッドは、COVID-19 パンデミック危機以前には関連していなかった。CDS スプレッドは個別に値付けされ、ユーロ圏全体のソブリン リスクは織り込まれていなかった。しかし、パンデミック後、CDS スプレッドは 5 か国で連動していた。

補論 1 CDS とユーロ圏の財政危機

Ito (2015) は、2009 年 1 月 29 日から 2011 年 9 月 16 日までの期間について、2 つの視点から分析している。最初に、PIIGS（ポルトガル、アイルランド、イタリア、ギリシャ、スペイン）諸国におけるソブリン CDS スプレッドの共変動を検証する。次に、PIIGS 諸国間の CDS スプレッドの伝播を分析する。この方法でこれらの国々で信用危機が共有されたかどうか、特に PIIGS 諸国でどの国がユーロ圏のソブリン危機を悪化させたのかを検証できる。分析には 5 年物 CDS スプレッドの日次データを用いた。CDS スプレッドを図 A1 に示した。また、記述統計量を表 A1 に示した。

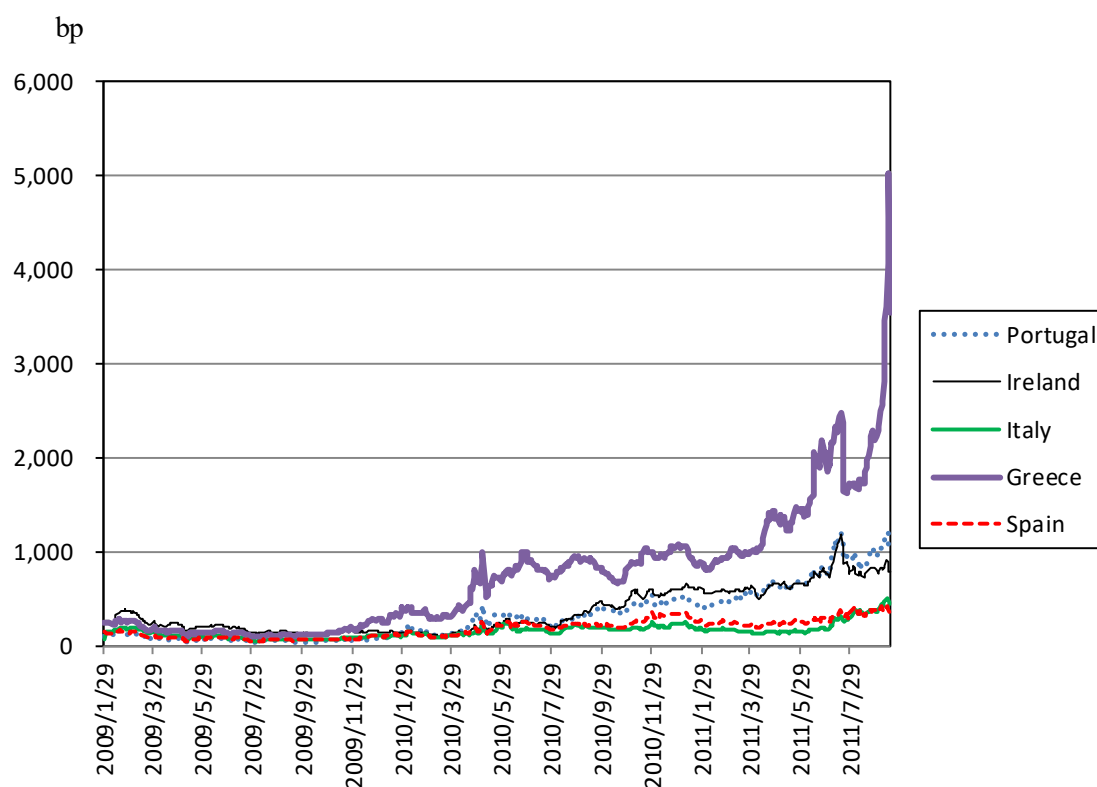


Figure A1 Movement of CDS

Notes : CDS prices of PIIGS (Portugal, Ireland, Italy, Greece, and Spain) are shown.
The sample period is from January 29, 2009 to September 16, 2011.
The data source is Bloomberg.

Table A1 Descriptive statistics

Variable	Average	SD	Min	Max	Median
Italy	327.278	280.621	43.134	1214.856	274.575
Spain	371.393	238.748	110.297	1180.500	257.302
Portugal	159.395	76.074	57.718	504.000	154.888
France	736.511	662.711	100.500	5034.450	720.662
Germany	185.455	94.848	53.233	429.652	197.010

Note: The sample period is from January 29, 2009 to September 16, 2011.

5 つの PIIGS 諸国のソブリン CDS スプレッド は、ユーロ圏のソブリン危機の時期に共変動した。ギリシャは、他の PIIGS 諸国のソブリン CDS 市場に影響を与えた。一方、他の PIIGS 諸国からのギリシャへの影響は見出されなかった。実証分析から、ユーロ圏のソブリン危機時において、PIIGS 諸国の信用リスクは共変動していたといえる。また、ギリシャが他の PIIGS 諸国の信用リスクの悪化要因であった。

補論 2 CDS と COVID-19

Ito (2020) は COVID-19 パンデミック危機におけるユーロ圏 5 か国（ドイツ、フランス、イタリア、ポルトガル、スペイン）におけるソブリン CDS スプレッドの連動性を分析してる。サンプル期間は、2020 年 12 月 6 日から 2020 年 5 月 5 日までである。この分析では、EU の 5 か国（ドイツ、フランス、イタリア、ポルトガル、スペイン）が選択した。5 年物 CDS スプレッドの日次データは Datastream が提供しているものである。イタリア北部でのパンデミック危機の発生が発見された時点で、標本全体を 2 つに分割している。最初の期間（標本 A）は、2019 年 12 月 6 日から 2020 年 2 月 21 日である。2 番目の期間（標本 B）は、2020 年 2 月 24 日から 2020 年 5 月 5 日までである。CDS スプレッドは 5 カ国すべてで上昇したが、イタリア、スペイン、ポルトガルでの上げが目立った。CDS の動きを図 A2 に示した。また、データの記述統計量を表 A2 に示した。

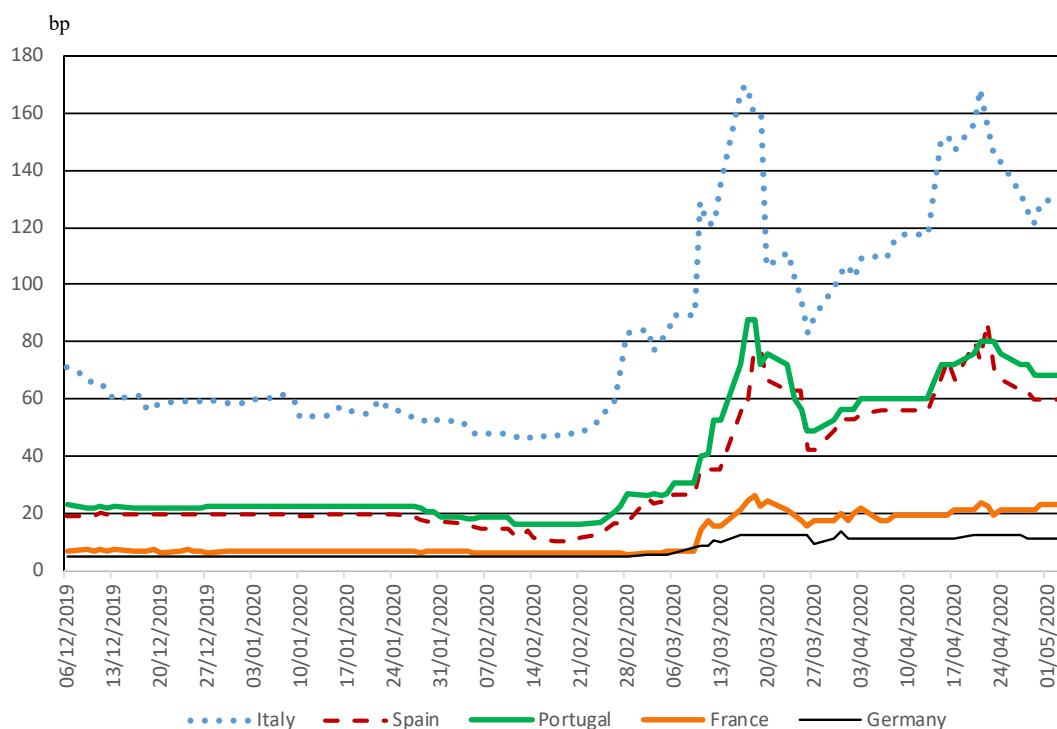


Figure A2 CDS Premium

Notes: Data source is Datastream.

Sample A is from December 6, 2019 to February 21, 2020.

Sample B is from February 24, 2020 to May 5, 2020.

金融システムのストレスは、COVID-19 パンデミック危機以前において連動性はなかった。CDS スプレッドは個別に価格設定され、ユーロ圏全体のソブリンリスクは組み込まれなかった。しかし、パンデミック危機が強まった期間で、ストレスは 5 カ国で連動していた。金融市場は、パンデミック危機における大規模な支出によって引き起こされた財政赤字の増加に敏感であり、赤字に伴う国債増発がユーロ圏の金融システム全体にストレスを増大させる可能性があることを警戒していた。パンデミックの勃発後、金融システムにおけるストレスが増大する形で、金融危機の初期的な症状が生じたと結論付けることができる。

Table A2 Descriptive statistics

Variable	Average	SD	Min	Max	Median
Sample A					
Italy	55.37	6.09	45.98	70.89	55.90
Spain	17.43	3.21	10.44	19.98	19.34
Portugal	20.68	2.42	16.33	22.85	22.09
France	6.57	0.35	6.07	7.09	6.58
Germany	5.07	0.00	5.07	5.08	5.07
Sample B					
Italy	115.65	30.17	53.02	169.35	117.59
Spain	50.67	19.35	12.45	86.72	56.20
Portugal	56.36	19.75	16.54	87.92	60.28
France	17.04	6.16	5.59	26.14	19.22
Germany	10.16	2.69	5.07	13.78	10.99

Notes: Sample A is from December 6, 2019 to February 21, 2020.

Sample B is from February 24, 2020 to May 5, 2020.

参考文献

- 副島豊(1994), 「日本のマクロ変数の単位根検定」『金融研究』, 第13巻 第4号, 97-129.
- Alter, A. and Beyer, A. (2014). The dynamics of spillover effects during the European sovereign debt turmoil. *Journal of Banking and Finance*, 42(5), 134-153.
- Andries, A.M., Ongena, S., and Sprincean, N. (2021). The COVID-19 pandemic and sovereign bond risk, *North American Journal of Economics and Finance*, 58, 101527.
- Beirne, J. and Fratzscher, M.(2014). The pricing of sovereign risk and contagion during the European sovereign debt crisis. *Journal of International Money and Finance*, 34, 64-80.
- Calice, G. et al (2013). Liquidity spillovers in sovereign bond and CDS markets: An analysis of the Eurozone sovereign debt crisis. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 85, 122-143.
- Daehler, T.B., Aizenman, J., and Jinjara, Y. (2021). Emerging markets sovereign CDS spreads during COVID-19: Economics versus epidemiology news, *Economic Modelling*, 100, 105504
- Dickey, D.A. and Fuller, W.A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root, *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431.
- Dickey, D.A. and Fuller, W.A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root, *Econometrica*, 49(4), 1057-1072.
- Daehler, T.B., Aizenman, J., and Jinjara, Y. (2021). Emerging markets sovereign CDS spreads during COVID-19: Economics versus epidemiology news, *Economic Modelling*, 100, 105504.
- Fuller, W.A. (1976). *Introduction to statistical time series*. John Wiley & Sons, Inc.
- Haddad, V., Moreira, A., and Muir, T., (2021). When selling becomes viral: Disruptions in debt markets in the COVID-19 crisis and the Fed's response, *Review of Financial Studies*, (34),11, 5309-5351.
- Gorea, D. and Radev, D.(2014). The euro area sovereign debt crisis: Can contagion spread from the periphery to the core? *International Review of Economics & Finance*, 32(2), 271-284.
- Grammatikos, T. and Vermeulen, R. (2012). Transmission of the financial and sovereign debt crises to the EMU: Stock prices, CDS spreads and exchange rates. *Journal of International Money and Finance*,31(3), 517-533.

- Granger, C.W.J. (1980). Testing for causality : A personal viewpoint, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2, pp.329-352.
- Granger, C.W.J. and Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics, *Journal of Econometrics*, pp.111-120.
- Ito, T. (2015). Analysis of sovereign CDSs in the PIIGS countries - co-movement and transmission during the eurozone crisis period, *Macrotheme Review*, 4(3), 117-125.
- Ito, T. (2020). Impact of the coronavirus pandemic crisis on the financial system in the eurozone, *Journal of Corporate Accounting and Finance*, 31(4), 15-20.
- Jinjarak, Y., Ahmed, R., Nair-Desai, S. Xin, W.N. and Aizenman, J. (2021). Pandemic shocks and fiscal-monetary policies in the Eurozone: COVID-19 dominance during January-June 2020, *Oxford Economic Papers*, Oxford University Press, vol. 73(4), 1557-1580.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegrated vectors, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2-3), 231-254.
- Kalbaska, A. and Gatkowski, M. (2012). Eurozone sovereign contagion: Evidence from the CDS market (2005–2010) . *Journal of Economic Behavior & Organization*, 83(3), 657-673.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P.C.B., Schmidt, P., and Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root, *Journal of Econometrics*, 54(1-3), 159-178.
- Liu, Y., Qiu, B.H., and Wang, T. (2021). Debt rollover risk, credit default swap spread and stock returns: Evidence from the COVID-19 crisis, *Journal of Financial Stability*, 53, 100855
- Ivanov, S., Jordan, R., and Springle, I. (2020). Credit default swap market retrospective: observations from the 2008-9 financial crisis and the onset of the Covid-19 pandemic, *Journal of Financial Market Structures*, 9(3), 53-72.
- Osterwald-Lenum, M. (1992). Practitioners' corner: A note with quantiles of the asymptotic distribution of the maximum likelihood cointegration rank test statistics, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 54(3), 169-210.
- Phillips, P.C.B. (1986). Understanding spurious regressions in econometrics, *Journal of Econometrics*, 33(3), 311-340.
- Tokic, D. (2020). Long-term consequences of the 2020 coronavirus pandemics: Historical global-macro context, *Journal of Corporate Accounting and Finance*, 31(3), 9-14.
- Toda, H.Y. and Yamamoto, T. (1995). Statistical inference in vector autoregressions with possibly

integrated processes. *Journal of Econometrics*, 66(1-2), 225-250.

Wei, X.Y. and Han, L.Y. (2021). The impact of COVID-19 pandemic on transmission of monetary policy to financial markets, *International Review of Financial Analysis*, 74, 101705