

ESG 指数上場投資信託の投資パフォーマンス分析

京都大学大学院総合生存学館准教授 金 村 宗

目 次

1. イントロダクション
2. モデル
3. 実証分析
 - 3.1 データ
 - 3.2 分析結果
 - 3.3 リスク・リターン・投資パフォーマンス
4. ディスカッション
 - 4.1 分散効果の頑強性分析
 - 4.2 線形影響関数との比較
5. 結 論

概要：本研究の目的は、ESG 指数と株価指数との違いに着目し、上場投資信託 (ETF) の投資パフォーマンスにおける ESG の役割を詳らかにすることである。本研究では、株価指数 ETF の ESG 指数 ETF への非線形二次影響関数を用いた、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF との新たな資産価格相関 (APC) モデルを提案する。APC モデルの利点は、CAPM など通常の期待リターン型モデルに比べ、期待リターンに加え、価格変動リスク、パフォーマンス比率をモデル化できる点にある。モデルパラメーターの推定によって、ESG 指数 ETF・株価指数 ETF 共に価格下落時にボラティリティが上昇するレバレッジ効果が得られる。また、ESG 指数 ETF の価格リターンは株価指数 ETF の価格リターンよりも高い傾向にあるうえ、COVID-19 の危機時に ESG 指数 ETF リスクは株価指数 ETF リスクよりも低く、株価指数 ETF において ESG 要素はリスクとリターンの点で有益である。しかし、この正の投資パフォーマンスは時間と共に減じるため、ESG 価値は時間の経過と共に散逸することに注意が必要である。加えて、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF との価格相関は、通常の株価指数 ETF の下落局面に上昇し、株価指数 ETF の下落が ESG 指数 ETF に伝播する弱点もある。逆に、ESG 指数 ETF と株価指数の分析では、ESG 指数 ETF は株価指数に対して分散効果があることから、本研究のインプリケーションとして、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF との間の非分散効果、即ちコンテージョンは ESG の特性ではなく、ETF の特性に起因する可能性が高い。最後に、本研究で提案した ESG 指数 ETF への株価指数 ETF の非線形影響関数型 APC モデルを評価するため、線形影響関数を持つ APC モデルの推定結果と比較し、ESG 指数 ETF 取引に対する株価指数 ETF 取引への影響関数が線形の場合より二次非線形の場合、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF の価格相関がより正確に求められることを示す。即ち、その影響関数の精緻化が ESG 指数 ETF と株価指数 ETF の価格相関を捉える上で重要である。

キーワード：ESG、上場投資信託 (ETF)、COVID-19、コンテージョン、レバレッジ効果

JEL 分類番号：G12、Q01

1. イントロダクション

上場投資信託 (ETF) 市場のファイナンス研究としてこれまで、ETF とその原資産および金融市場との関係についての議論が活発に行われてきた。Lettau and Madhavan (2018) は、ETF の増加が投資家に予期せぬリスクを齎す可能性や金融市場の不安定性が高まる可能性への懸念を検証し、金融の脆弱性への懸念を真剣に検討する価値がある一方、金融の安定性について一般的な懸念の一部が誇張されていると主張している。Glosten, Nallareddy, and Zou (2020) は、ETF の活発化が原資産銘柄の短期的な情報効率の改善と関連していることを見出している。ベンチマーク・インデックス・ポートフォリオに連動する ETF のリターンはベンチマーク・インデックスのリターンを模倣するはずであるとの観点から、Alves and Reis (2020) は、NYSE Arca 上場148種のETFを用い、ETFのパフォーマンスにおける特異性と誘導的な季節性の証拠を示している。Lee and Chen (2020) は、2004年1月から2018年12月までの期間に米国で取引された38カ国の125のクロスボーダー国別ETFの大規模サンプルを用いて、自然災害と地政学的リスクがそれら国別ETFのリターンに与える影響を検証している。ETF市場の研究として、債券ETFにより一層焦点を当てた研究も行われている。Drenovak, Urösević, and Jelic (2014) は、4つの異なるトラッキング・エラー・モデルに基づき、2007年から2010年の31のユーロ圏ソブリン債ETFのトラッキング・パフォーマンスを調査し、これらのファンドが全体的にそれぞれのベンチマークをアンダーパフォームしていることを示している。Fulkerson, Jordan, and Riley (2014) は、債券ETFのプレミアムとディスカウントが最大30日間持続することから、債券ETFのリターンに予測可能性があるこ

とを示している。また、Fulkerson, Jordan, and Travis (2015) は、債券ETF投資家が購入と売却のタイミングの最適性を検証することで、投資家は月当たり30ベースポイントのアルファを獲得し、ETF売却のタイミングがスマートであることを発見している。さらに Fulkerson, Jordan, and Travis (2017) は、原債券とETF間の裁定取引が市場リターンに大きな影響を与えることを示唆している。Dannhauser (2017) は、社債ETFがシステム上重要な原債券に対して有意かつ長期的に正のバリュエーション・インパクトを与えることを見出している。これらの研究は金融資産という切り口でETFの効用について議論しているが、サステナビリティの観点からETFの効用を議論してはいない。

そこで近年サステナビリティの一つの切り口であるESGに着目し、それがETFに与える影響についての研究が始まっている。Kanamura (2021) はハイ・イールド・ボンド (HYB) ETFを用いてESGが金融商品に与える影響を研究し、(i) COVID-19感染拡大期においてESGファクターはHYBETFのダウンサイドリスクに対するヘッジ効果を持つ、(ii) ESGを持つHYBETFはESGを持たないHYBETFと比較してリスクを低減する、(iii) COVID-19感染拡大期においてESGを持つHYBETFのリターンは従来のもよりも大きい、という3つの実証結果を得た。この研究は債券ETFのパフォーマンスに対してESGの効用に関する重要な示唆を与えている。しかし、この研究はESGの構成要素が株式のETFに与える影響を調べていない。Pavlova and de Boyrie (2022) は、2019年11月14日から2020年5月29日の期間について、5ファクター・モデルによってESGETFのリスク調整後リターンを評価し、COVID-19の暴落時にESGETFが市場をアンダーパフォームしなかったことを示している。また、Dumitrescu, Järvinen, and Zakriya (2023) は、2010年1月から2020年

12月までの間、Carhart (1997) の4ファクター・モデルを用いて、パッシブSRI ETFがS&P500のETFで構成される非SRIベンチマークと比較してそのパフォーマンスを検証している。しかし、これらの研究ではリターンの分析に重きを置き、ESG指数ETFと株価指数ETFのリスクやパフォーマンス比率を検証してはいない。特に、これらの研究は、リスク分析のために価格リスクの情報を提供できる両者間の構造型モデルの開発を行ってはいない。加えて、ロシアのウクライナへの侵攻を含む最近のデータの分析も行われておらず、リサーチギャップがある。

ESG指数ETFの保有価値として、そのパフォーマンス向上に加え、オルタナティブ資産としての分散効果に期待する可能性がある。ESG構成銘柄ETFの分散効果に関連し、Reboredo (2018) は、いくつかのコピュラ関数を持つARMA-TGARCHモデルを用いて、グリーンボンドの分散効果が株式市場やエネルギー市場に対して大きいことを示している。Reboredo and Ugolini (2020) は、構造型ベクトル自己回帰モデルを用い、グリーンボンドが株式市場、エネルギー市場、ハイ・イールド社債市場との関連性が弱いことを報告している。Kanamura (2023) は、リターンの正規性とCVaR-リターンの最適化という2つの新しい観点から、クリーン・エネルギー・インデックス、ESGインデックス、グリーンボンドなどのサステナブル資産が、金融ポートフォリオとエネルギー・ポートフォリオに分散効果をもたらすことを見出している。Banerjee (2024) は、TVP-VARに基づく連関性手法によって、サステナブルなETF、グリーンETF、ブラウンETFの間の異質な相互連関性とスピルオーバーを探索し、環境的に持続可能なグリーンエネルギーETFが、従来型のブラウンETFに大きな影響を与えることを示している。これらの研究は、グリーンボンドを軸にサステナブル資産と他の金融市場やコモディティ市場との関係

を実証的に示したという意味で有意義であるが、我々の知る限り、ESG構成要素が株価指数ETFに与える直接的な影響を扱っていない。本研究の目的は、これらのリサーチギャップを埋めるため、従来型株価指数ETF取引がESG指数ETF取引に非線形な影響を与える、ESG指数ETFと従来型株価指数ETFとの資産価格相関(APC)モデルを新たに提案し、ESGインデックスETFと従来型株価指数ETFの投資パフォーマンスの違いを実証的に浮き彫りとしてすることである。

本稿の構成は以下の通りである。第2節ではESG指数ETFと通常の株価指数ETFとの新しい資産価格相関モデルを提案する。第3節では、ESG指数ETFと対応する株価指数ETFを用いた実証研究を行う。第4節では株価指数ETFを株価指数に置き換えたロバストネスチェックと、株価指数ETFがESG指数ETFに与える影響関数の非線形性について議論する。第5節で結論を述べ、今後の研究の方向性を示す。

2. モデル

ESG構成要素が株式ETFに与える影響を検証するうえで、ファンダメンタルズにフォーカスした需給関係を用い、価格の相関構造をモデル化することは有益である。Kanamura (2020) によれば、金融資産の場合、価格は下方漸減する需要曲線と非弾力的な供給曲線の交点によって決定される。そこで株式ETF価格 A_t は、式(1)の下向きの需要曲線と瞬間的に非弾力的な供給の交点に対応するボリュームが式(3)のとおり確率的に変動することで決定されるとする(Mann and Powers, 2007など参照)。またESG指数ETF価格 B_t は、式(2)の下向きの需要曲線と瞬間的に非弾力的な供給曲線の交点に対応するボリュームが式(4)のとおり確率的に変動することで決定されるとする。ここで、 V_t^A と V_t^B は供給量と需要量の差に対応するポリ

ューム変量であり、需給のマッチング度合いにより市場の流動性を定義するならば、 V_t^A と V_t^B は一種の市場の流動性を表す変量と想定される。ここでは両資産の連関性についてモデル化が行われている。ESG 指数 ETF 市場のような新しい資産市場に対して、既存の金融を含む資産市場が一般的に影響力を持つ、すなわち、既存の金融資産市場の流動性が関連する新市場の流動性に影響を与えると想定する。そこで、既存の株価指数 ETF の流動性に関わるボリューム変量 V_t^A が、ESG 指数 ETF の流動性に関わるボリューム変量⁽¹⁾ V_t^B に影響を与えるものの、その影響度合いは株式 ETF 価格によって特徴付けられるパラメーター $\alpha(A_t)$ によって決まるモデルを提案している。これにより、株式指数 ETF 価格が ESG 指数 ETF の取引に与える影響など、新たな資産市場の動向を調査することができる。

$$A_t = \left(1 + a_A \frac{\bar{V}_t^A - V_t^A}{c_A}\right)^{\frac{1}{\alpha_A}}, \quad (1)$$

$$B_t = \left(1 + a_B \frac{\bar{V}_t^B - V_t^B}{c_B}\right)^{\frac{1}{\alpha_B}}, \quad (2)$$

$$dV_t^A = \mu_{VA} dt + \sigma_{VA} dw_t, \quad (3)$$

$$dV_t^B = \alpha(A_t) dV_t^A + \sigma_{VB} dz_t, \quad (4)$$

ただし、 $E_t[dw_t dz_t] = \rho dt$ とする。ここで、 $\alpha(A_t)$ は A_t と B_t の間の時間変動型相関に寄与するため (式(14)を参照)、このモデルでの重要なファクターである。そこで $\alpha(A_t)$ の設定について検討する。Kanamura (2020) のように、既存のモデルでは単純な株式 ETF のような基本資産価格の線形関数が用いられているが、正確な価格相関を得るためには、株式 ETF の非線形関数を含む、より洗練された株式 ETF の関数を用いる必要がある。そこで、洗練された関数として株式 ETF の対数価格の二次関数で $\alpha(A_t)$ を表現する。

$$\alpha(A_t) = p + q \log A_t + r (\log A_t)^2 \quad (5)$$

伊藤の公式を用いると、以下のようになる。

$$\frac{dA_t}{A_t} = \mu_A dt + \sigma_A dw_t, \quad (6)$$

$$\sigma_A = \frac{A_t^{-\alpha_A}}{c_A} \sigma_{VA}, \quad (7)$$

$$\mu_A = -\frac{\mu_{VA}}{\sigma_{VA}} \sigma_A + \frac{1-\alpha_A}{2} \sigma_A^2, \quad (8)$$

$$\frac{dB_t}{B_t} = \mu_B dt + \sigma_B du_t, \quad (9)$$

$$\sigma_B = \frac{B_t^{-\alpha_B}}{c_B} \bar{\sigma}_B, \quad (10)$$

$$\bar{\sigma}_B = \sqrt{\alpha(A_t)^2 \sigma_{VA}^2 + \sigma_{VB}^2 + 2\rho \alpha(A_t) \sigma_{VA} \sigma_{VB}}, \quad (11)$$

$$\mu_B = -\alpha(A_t) \frac{\mu_{VA}}{\bar{\sigma}_B} \sigma_B + \frac{1-\alpha_B}{2} \sigma_B^2, \quad (12)$$

$$du_t = \frac{1}{\bar{\sigma}_B} (\alpha(A_t) \sigma_{VA} dw_t + \sigma_{VB} dz_t), \quad (13)$$

$$\rho_{AB} \equiv \frac{1}{dt} \text{corr}\left(\frac{dA_t}{A_t}, \frac{dB_t}{B_t}\right) = \frac{\alpha(A_t) \sigma_{VA} + \rho \sigma_{VB}}{\bar{\sigma}_B}. \quad (14)$$

これを“株価指数 ETF と ESG 指数 ETF の資産価格相関 (Asset Price Correlation: APC) モデル”と呼ぶ。この APC モデルの利点は、CAPM や Fama-French 3ファクター・モデルを含む通常の期待リターン・モデルと比較して、期待リターンだけでなく、価格変動リスク、ひいてはパフォーマンス比率もモデル化できることである。なお、

$$\frac{\partial \rho_{AB}}{\partial A} = \frac{\sigma_{VA} \sigma_{VB}^2}{\bar{\sigma}_B^3} (1 - \rho^2) \frac{\partial \alpha(A_t)}{\partial A} \quad (15)$$

$\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} > 0$ の場合、 ρ_{AB} は株価インデックス ETF 価格の増加関数となる。ただし、

$$\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = \frac{q + 2r \log A}{A} \quad (16)$$

株式指数 ETF と ESG 指数 ETF のボラティリティは、それぞれ式(7)と式(10)で表されるように、株式指数 ETF と ESG 指数 ETF の価格に依存する。 a_I ($I = A, B$) が 0 より大きい場合、ボラティリティは価格に連動

して低下し、レバレッジ効果が生じる。逆に、 a_I ($I = A, B$)が0より小さければ、ボラティリティは価格に連動して上昇し、逆レバレッジ効果が生じる。 a_I ($I = A, B$)が0に等しい場合、ボラティリティは対応する価格に対して一定となり、価格リターンは正規分布⁽²⁾となる。株価はレバレッジ効果を有することが知られており、それをトラックするETF価格においてもレバレッジ効果を有する、すなわち a_I ($I = A, B$)が0より大きい、あるいは0に近いことが実証分析を行う上で予測される。

ESG投資の時系列パフォーマンスを評価する。まず、ESGプレミアムとして、ESG指数ETFと従来型銘柄ETFの対数価格差を定義する。

$$ESGP_t = \log B_t - \log A_t \quad (17)$$

次に、ESGプレミアムの期待リターンとボラティリティのモデルを提案する。

命題 1

ESGプレミアムが式(17)で定義されるとする。その期待リターン μ_{ESGP} とボラティリティ σ_{ESGP} はそれぞれ次の式となる。

$$\mu_{ESGP} \equiv \frac{1}{dt} E_t[dESGP_t] = \mu_B - \mu_A \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{ESGP} &\equiv \sqrt{\frac{1}{dt} V_t[dESGP_t]} \\ &= \sqrt{\sigma_A^2 + \sigma_B^2 - 2\rho_{AB}\sigma_A\sigma_B} \end{aligned} \quad (19)$$

証明 伊藤の公式を式(17)に用いて命題を導く。||

また、ESGプレミアムの情報レシオモデルを以下のように提案する：

$$IR_{ESGP} = \frac{\mu_{ESGP}}{\sigma_{ESGP}} \quad (20)$$

ESGプレミアムの期待リターン、ボラティリティ、情報レシオの新しいモデルを“ESGプレミアム・モデル”と呼ぶ。本研究で使用するパフォーマンス・モデルは、ESGインデックスETFの買いポジションと株式イン

デックスETFの売りポジションを持つポートフォリオのパフォーマンスを表していると言える。

3. 実証分析

3.1 データ

まず、Xtrackers S&P 500 ESG ETF (SNPE) と SPDR S&P 500 ETF (SPY) の日次の終値をそれぞれ ESG 株価指数ETF と 株価指数ETF として使用する。次に、Vanguard ESG 米国株ETF (ESGV) と Vanguard S&P 500 ETF (VOO) の日次終値をそれぞれ ESG 株価指数ETF と 株価指数ETF する。また、iShares ESG MSCI 米国リーダーズETF (SUSL) と iShares MSCI 米国均等配分ETF (EUSA) の日次の終値をそれぞれ ESG 指数ETF と 株価指数ETF として使用する。最後に、Nuveen ESG Mid-Cap Growth ETF (NUMG) と iShares Russell Mid-Cap Growth ETF (IWP) の日次の終値をそれぞれ ESG 指数ETF と 株価指数ETF として使用する。なお NUMG に関連した MSCI US Mid-Cap Growth ETF のデータは入手不可であったため、IWP を代替として使用した。データの対象期間は2019年7月1日から2022年3月31日までとし、Investing.com から取得している。その時系列を図1に示す。ESG 指数連動型ETF と 株価指数連動型ETF の価格は、2020年3月のCOVID-19感染拡大時とロシアのウクライナ侵攻開始時の2022年2月に同時に下落している。それ以外の期間では、両者の価格は上昇するが、ESGV と VOO を除き、その程度は異なっている。各指数の対数データ列について ADF-Test を行なった表2の結果によれば、全てのデータについて、各データ数列が単位根を持つという帰無仮説が棄却されなかった。この分析結果は対数価格が平均回帰性を持たないことを主張しており、本研究で提案したモデルが平均回帰性を含んでいないこ

図1 ETF価格の時系列

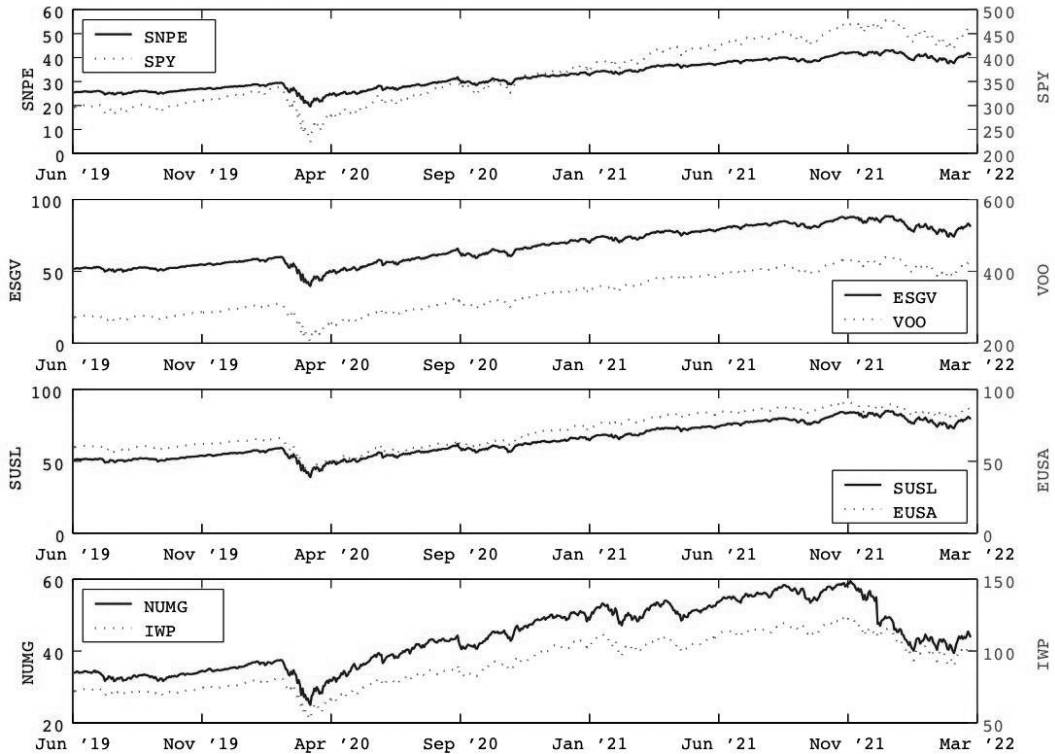


表1 基本統計量

	SNPE	SPY	ESGV	VOO	SUSL	EUSA	NUMG	IWP
Mean	32.349	366.792	67.005	337.183	64.093	70.630	43.777	92.051
Std. Dev.	5.970	63.880	12.818	58.849	11.611	12.597	8.732	17.500
Skewness	0.165	0.109	0.040	0.108	0.184	-0.010	0.036	-0.023
Kurtosis	1.683	1.670	1.601	1.670	1.677	1.704	1.732	1.703
Obs.	695	695	695	695	695	695	695	695

表2 ADFテスト

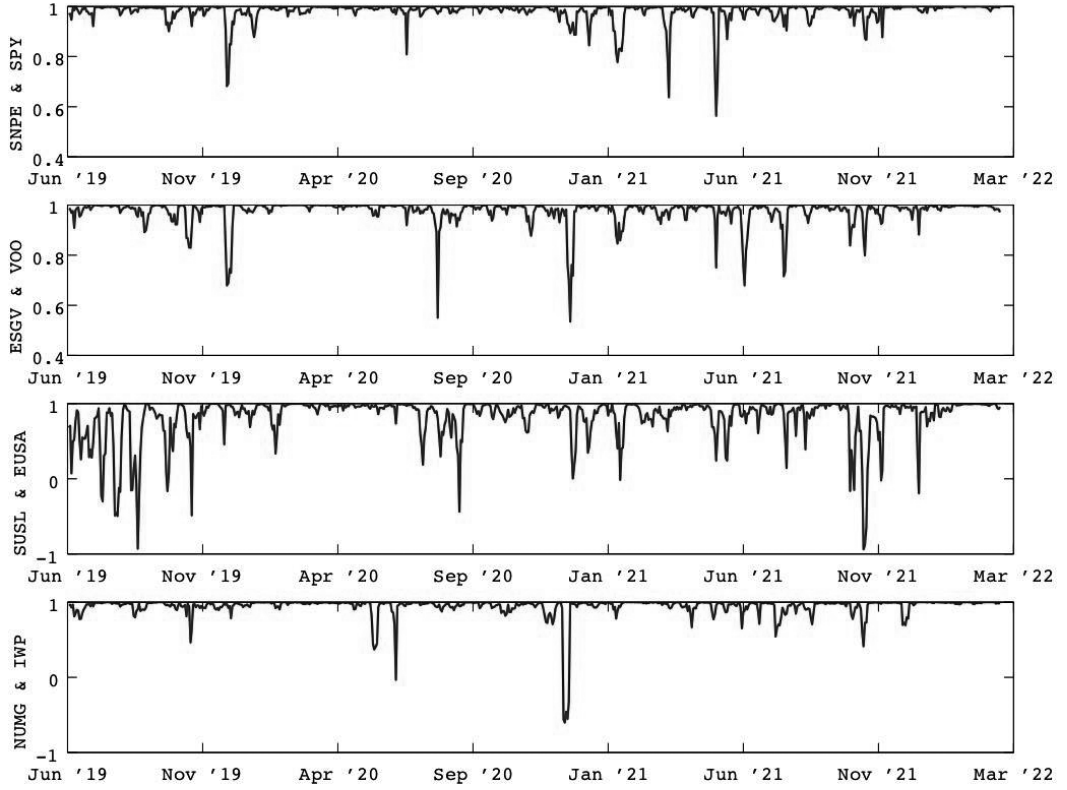
	LSNPE		LSPY		LESGV		LVOO		LSUSL		LEUSA		LNUMG		LIWP	
	t-Stat	Prob.*	t-Stat	Prob.*	t-Stat	Prob.*	t-Stat	Prob.*	t-Stat	Prob.*	t-Stat	Prob.*	t-Stat	Prob.*	t-Stat	Prob.*
ADF	-3.233	0.079	-3.076	0.113	-2.756	0.215	-3.087	0.110	-2.750	0.217	-2.623	0.270	-1.272	0.894	-2.110	0.539
CV1%	-3.972		-3.972		-3.972		-3.972		-3.971		-3.972		-3.971		-3.972	
5%	-3.416		-3.416		-3.416		-3.416		-3.416		-3.416		-3.416		-3.416	
10%	-3.131		-3.131		-3.131		-3.131		-3.130		-3.131		-3.130		-3.131	

とをこの分析結果がサポートしている。

図2のローリング相関(5日間)では、SNPEとSPYの相関、ESGVとVOOの相関、

SUSLとEUSAの相関、NUMGとIWPの相関いずれについても多少の違いはあれ、時間経過と共にCOVID-19の勃発した2020年3月

図2 ローリング相関 (5日間)



に向かって相関が上昇し、その後相関1を示す図の天井から相関が乖離し、平均的に見れば相関は減少している。そしてロシアのウクライナ侵攻の起こった2022年2月に向かって再び相関が上昇している傾向が見られた。

3.2 分析結果

本稿で提案する ESG 指数 ETF と対応する株式指数 ETF の間の資産価格相関モデル (APC モデル) のパラメーターを最尤推定法により推定する。モデルのパラメーターを推定するために、モデルを離散化する。

$$\Delta \log A_t = \left[-\frac{\mu_{VA}}{\sigma_{VA}} \sigma_A - \frac{a_A}{2} \sigma_A^2 \right] \Delta t + \sigma_A \varepsilon_t, \quad (21)$$

$$\sigma_A = \frac{A_t^{-a_A}}{c_A} \sigma_{VA}, \quad (22)$$

$$\Delta \log B_t = \left[-\alpha(A_t) \frac{\mu_{VA}}{\bar{\sigma}_B} \sigma_B - \frac{a_B}{2} \sigma_B^2 \right] \Delta t + \sigma_B \eta_t, \quad (23)$$

$$\sigma_B = \frac{B_t^{-a_B}}{c_B} \bar{\sigma}_B, \quad (24)$$

$$\bar{\sigma}_B = \sqrt{\alpha(A_t)^2 \sigma_{VA}^2 + \sigma_{VB}^2 + 2\rho\alpha(A_t)\sigma_{VA}\sigma_{VB}}, \quad (25)$$

$$\begin{pmatrix} \text{Var}(\varepsilon_t) & \text{Cov}(\varepsilon_t, \eta_t) \\ \text{Cov}(\varepsilon_t, \eta_t) & \text{Var}(\eta_t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta t & \rho_{AB}\Delta t \\ \rho_{AB}\Delta t & \Delta t \end{pmatrix}, \quad (26)$$

$$\rho_{PS} = \frac{\alpha(A_t)\sigma_{VA} + \rho\sigma_{VB}}{\bar{\sigma}_B}. \quad (27)$$

ここでは、 $\Delta t = \frac{1}{252}$ とする。また $\varepsilon_t \sim N(0, \Delta t)$, $\eta_t \sim N(0, \Delta t)$ である。

SNPE と SPY を用いたモデルパラメータ推定結果を表3に報告する。すべてのパラメータは標準誤差と比較して統計的に有意である。 q と r の推定値はそれぞれ $1.913E+00$ 、 $-5.583E-01$ という統計的に有意な値であるため、表1の平均値 $A = 366.792$ と仮定すると $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = -1.276E-02$ となり、式(15)と式(16)からSNPEとSPYの相関はSPYの反対方向に動くことが示唆される。SPYが下落すると、SNPEとSPYの相関は上昇し、平均的にコンテージョンが生じる。これは、特に危機的状況下でETFによる分散投資の利点が限定的であるという Neves, Fernandes, and Martins (2019) の結果と一致する。 a_A と a_B はともに正であり、ボラティリティは負の乗数を持つ価格によって特徴付けられ、式(7)と(10)からそれぞれSPYとSNPEの両方について、低価格領域における高ボラティリティを示唆している。すなわち、SPYとSNPEともにレバレッジ効果が観察された。

図3は、APCモデルとDCCモデルから得られたSNPEとSPYの相関である。なお、DCCモデルの推定結果を付録Aの表15に記す。APCモデルの相関はDCCモデルの相関とほぼ同レベルであり、APCモデルは相関モデルとしてうまく機能していると言える。詳細に図3を見ると、DCCから得られた

SNPEとSPYの相関は、時間の経過とともにほぼ一定の値を中心に一様に変動しているのに対し、APCから得られたSNPEとSPYの相関は、時間の経過とともにCOVID-19の勃発した2020年3月に向かって相関が上昇し、その後、相関1を示す図の天井から相関が乖離して、平均的に見れば相関は減少している。そしてロシアのウクライナ侵攻の起こった2022年2月に向かって再び相関が上昇している。この結果は、図2で観察されたローリング相関の傾向と一致している。図4は、APCモデルによるSNPEとSPYのボラティリティで、SNPEのボラティリティは全般的にSPYのボラティリティとほぼ同等の水準であるが、2020年3月のCOVID-19感染拡大時にSPYのボラティリティに比べ、SNPEのボラティリティは低く抑えられている。図5は、SNPEとSPYの期待リターンで、SNPEの期待リターンはSPYよりも高い。特に、2020年3月のCOVID-19による金融混乱の拡大期には、SNPEの方がSPYよりも高リターンと低リスクである。また、ロシアのウクライナ侵攻の起こった2022年2月の両者のボラティリティの高まりも捉えている。図6に示すSNPEとSPYの相関に対するSPYの感度は負で、この結果は、株価指数ETFの下落に伴ってESG指数ETFと株価ETFとの相関が強まるコンテージョンを

表3 SNPE と SPY の APC モデルパラメータ推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	4.688	-1.150E+01	4.574E+05	1.907E-06	3.161	2.199E+05
Standard errors	0.000	2.912E-07	1.451E-06	3.349E-10	0.000	4.288E-07
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	1.243E+02	-9.776E-03	1.200E+01	1.913E+00	-5.583E-01	
Standard errors	2.408E-08	1.632E-07	6.147E-08	3.277E-07	1.590E-07	
Log likelihood	6,541					
AIC	-13,061					
SIC	-13,011					

意味し、COVID-19感染拡大時の2020年3月における図1での価格下落及び図3のAPCモデルでの相関の増加と一致している。

次にESGVとVOOを用いたモデルパラメーター推定結果を表4に報告する。すべてのパラメーターは標準誤差と比較して統計的に有意である。 q と r 推定値はそれぞれ $-1.751E+00$ 、 $1.392E-01$ という統計的に有意な値であるため、表1のVOOの平均値 $A=337.183$ と仮定すると $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = -3.887E-04$ となり、式(15)と式(16)からESGVとVOOの相関はVOOの反対方向に動く。VOOが低下すると、ESGVとVOOの相関は上昇し、平均的にコンテージョンが生じる。これは、

SNPEとSPYの結果と同じである。 a_A と a_B はともに正の値であり、SNPEとSPYの結果と同様、ESGVとVOOの両方について、低価格地域における高ボラティリティを示唆している。すなわち、レバレッジ効果が観察された。

図7は、APCモデルとDCCモデルから得られたESGVとVOOの相関を示している。なお、DCCモデルによる推計結果は付録Aの表16に示す。APCモデルによる相関は、DCCモデルによる相関とほぼ同レベルで、APCモデルは相関モデルとしてうまく機能していると言ってよい。詳細には図7によると、DCCから得られたESGVとVOOの相

図3 APCとDCCによるSNPEとSPYの相関

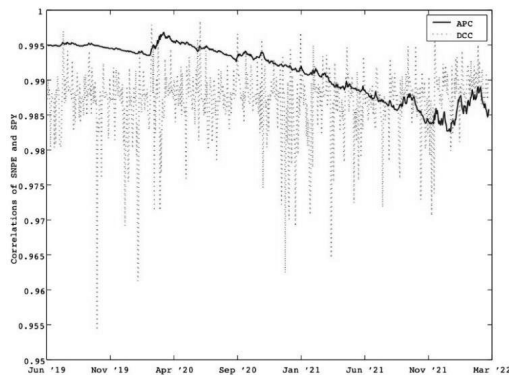


図5 SNPEとSPYの期待リターン

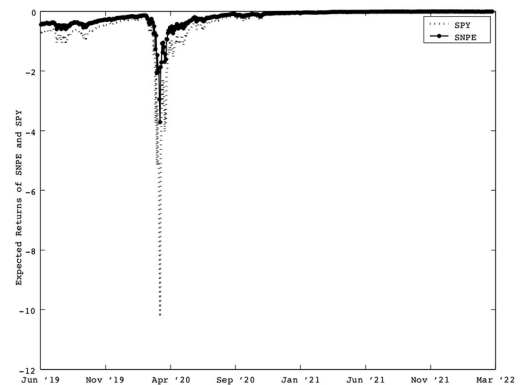


図4 SNPEとSPYのボラティリティ

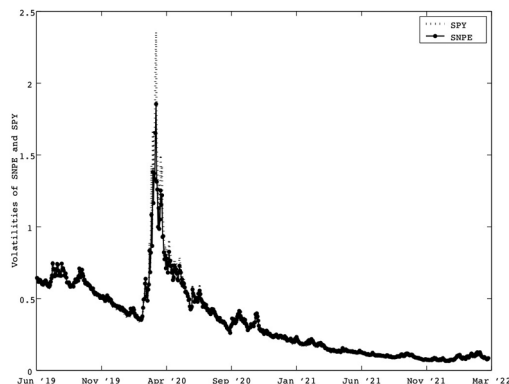


図6 SPYのSNPE-SPY相関への影響

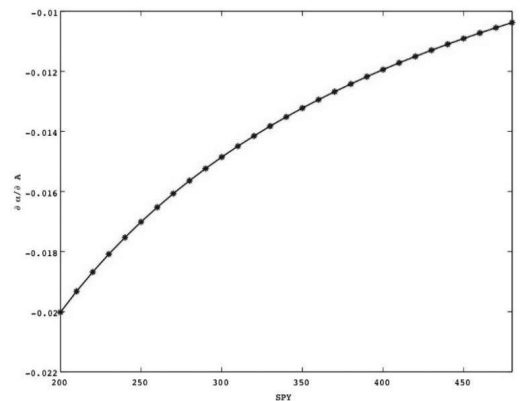


表4 ESGV と VOO の APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	3.711	-1.939E-01	1.564E+06	3.296E-03	1.222	1.257E+04
Standard errors	0.000	1.692E-08	8.794E-05	1.324E-07	0.000	1.232E-03
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	2.570E+03	-3.765E-03	5.537E+00	-1.751E+00	1.392E-01	
Standard errors	2.525E-06	7.092E-07	5.880E-08	5.618E-06	1.068E-08	
Log likelihood	6,146					
AIC	-12,270					
SIC	-12,220					

関は、時間の経過とともにほぼ一定の値を中心に均一に変動していることが観察される。他方 APC から得られた結果は、時間の経過とともに COVID-19 の勃発した 2020 年 3 月に向かって相関が上昇し、その後、相関 1 を示す図の天井から相関が乖離して、平均的に見れば相関は減少している。そしてロシアのウクライナ侵攻が起こった 2022 年 2 月に向かって再び相関が上昇している。図 2 で観察されたローリング相関と同じで、図 3 の APC モデルによる SNPE と SPY の相関とも同様の傾向となっている。図 8 は、APC モデルから得られた ESGV と VOO のボラティリティを示している。ESGV のボラティリティは VOO のボラティリティとほぼ同じ水準であるが、2020 年 3 月の COVID-19 による金融混乱期には ESGV のボラティリティは VOO のボラティリティに比べて限定的である。なお、ロシアのウクライナ侵攻の起こった 2022 年 2 月のボラティリティの高まりも捉えている。図 9 は ESGV と VOO の期待リターンを示している。ESGV の期待リターンは VOO よりも高い。特に 2020 年 3 月の COVID-19 の金融混乱期には、ESGV の方が VOO より高リターンと低リスクを示していることが確認できる。図 10 における ESGV と VOO の相関に対する VOO の感度は負である。この結果は、株価指数 ETF の下落に伴って ESG ETF と

株価 ETF との相関が強まるコンテージョンを意味しており、COVID-19 感染拡大時の 2020 年 3 月時点の図 1 での価格下落および図 7 の APC モデルで相関の増加と一致している。

さらに SUSL と EUSA を用いたモデルパラメーターの推定結果を表 5 に示す。すべてのパラメーターは標準誤差と比較して統計的に有意である。 q と r の推定値はそれぞれ $-1.984E+01$ 、 $2.328E+00$ という統計的に有意な値であるため、表 1 の EUSA の平均値 $A = 70.630$ と仮定すると $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = -2.505E-04$ となり、式 (15) と式 (16) から SUSL と EUSA の相関は EUSA の反対方向に動くことが示唆される。EUSA が低下すると、SUSL と EUSA の相関は上昇し、結果として平均的にコンテージョンが観察される。これは、SNPE と SPY および ESGV と VOO の結果と同様である。 a_A と a_B はともに正の値であり、SUSL と EUSA の両方についても、低価格地域における高ボラティリティを示唆している。上記の分析同様に、レバレッジ効果が観察された。

図 11 は、APC モデルと DCC モデルから得られた SUSL と EUSA の相関を示している。なお、DCC モデルによる推計結果を付録 A の表 17 に示す。APC モデルによる相関は、2019 年には若干の乖離が観察されるものの、

図7 APC と DCC による ESGV と VOO の相関

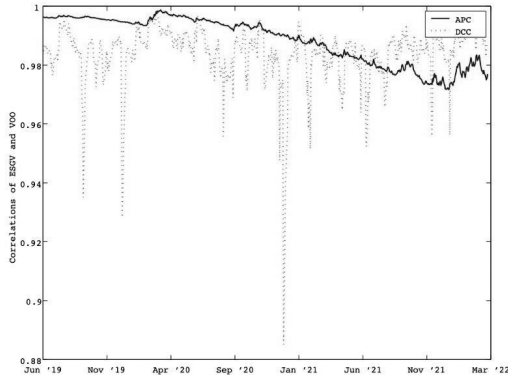


図9 ESGV と VOO の期待リターン

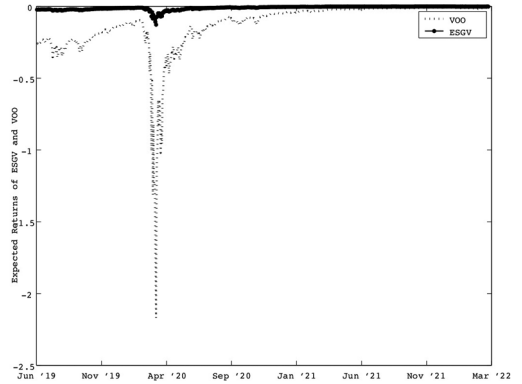


図8 ESGV と VOO のボラティリティ

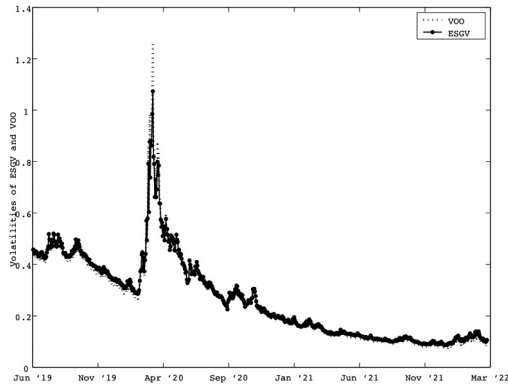
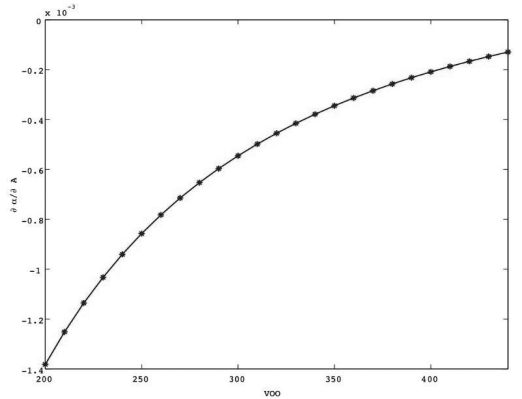


図10 VOO の ESGV-VOO 相関への影響



DCC モデルによる相関とほぼ同レベルであり、APC モデルは相関モデルとしてある程度うまく機能していると言える。図11によると、APC から得られる SUSL と EUSA の相関は、時間の経過とともに COVID-19 の勃発した 2020 年 3 月に向かって相関が上昇し、その後、相関 1 を示す天井から相関が乖離して、平均的に見れば相関は減少している。図 2 で観察されたローリング相関と同じ傾向であり、ロシアのウクライナ侵攻の起こった 2022 年 2 月の相関の高まりは得られなかったものの、図 3 の APC モデルによる SNPE と SPY の相関および図 7 の ESGV と VOO の相関とも同様の傾向となっている。図 12 は、APC モデルから得られた SUSL と EUSA のボラ

ティリティを示している。SUSL のボラティリティは全体的には EUSA のボラティリティとほぼ同じであるが、EUSA のボラティリティは、2020 年 3 月の COVID-19 による金融混乱の際に、そのピークを除いて平均的に SUSL のボラティリティに比べて高いボラティリティを示した。図 13 は SUSL と EUSA の期待リターンを示している。2020 年 3 月の COVID-19 の金融混乱時において、SUSL の期待リターンの最小値のみ僅かに EUSA の期待リターンの最小値より小さいものの、SUSL の期待リターンは EUSA の期待リターンよりも平均的に高いと言える。図 14 における SUSL と EUSA の相関に対する EUSA の感度は EUSA が約 70 付近以下の場合、負

表5 SUSL と EUSA の APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	6.041	-2.746E+01	2.503E+04	6.036E-07	5.696	9.711E+03
Standard errors	0.000	4.972E-09	2.975E-07	5.326E-12	0.000	1.185E-06
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	3.544E-06	4.368E-01	4.279E+01	-1.984E+01	2.328E+00	
Standard errors	2.104E-09	8.463E-09	7.420E-06	7.420E-06	7.418E-06	
Log likelihood	5,880					
AIC	-11,739					
SIC	-11,689					

の値であると言える。この結果は、株価指数 ETF の下落に伴って ESG 指数 ETF と株価指数 ETF との相関が強まるコンテージョンを意味しており、COVID-19感染拡大時の2020年3月における図1での価格下落および図11の APC モデルで相関の増加と一致している。

最後に NUMG と IWP を使用したモデルパラメーターの推定結果を表6に報告する。すべてのパラメーターは、標準誤差と比較して統計的に有意である。 q と r の推定値は、それぞれ $-2.549E-03$ と $2.351E-04$ という統計的に有意な値であり、表1の IWP の平均値 $A = 92.051$ と仮定すると、 $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = -4.586E-06$ となり、式(15)と(16)から、NUMG と IWP の相関は IWP と逆の方向に動くことを意味する。IWP が低下すると、NUMG と IWP の相関は低下し、その結果、平均的にコンテージョンが得られる。これは、上記の分析結果と同様である。 a_A は正の値であり、ボラティリティは負の乗数を持つ価格によって特徴付けられるため、式(7)から IWP について低価格地域における高ボラティリティを示唆している。他方、 a_B は負の値であり、ボラティリティは負の乗数を持つ価格によって特徴付けられるため、式(10)から NUMG について低価格地域における低ボラティリティを示唆している。従って、IWP

と NUMG はレバレッジ効果と逆レバレッジ効果を示した。ただし、その a_B の推定値は -0.366 と価格リターンの正規性を示す $a_B = 0$ の近傍で、NUMG の価格リターンは、そのボラティリティが近似的に NUMG の影響を受けないという意味で、正規分布に従っていると言える。

図15は、APC モデルと DCC モデルから得られた NUMG と IWP の相関を報告している。なお、DCC モデルによる推定結果を付録Aの表18に示す。APC モデルによる相関は、DCC モデルによる相関とほぼ同じレベルで、APC モデルは相関モデルとしてうまく機能していると言ってよい。より詳細には図15によると、DCC から得られる NUMG と IWP の相関が一定であるのに比べ、APC から得られる NUMG と IWP の相関は、時間の経過とともに COVID-19の勃発した2020年3月に向かって相関が上昇し、その後、相関1を示す天井から相関が乖離して、平均的に見れば相関は減少している。そしてロシアのウクライナ侵攻の起こった2022年2月に向かって再び相関が上昇している。図2で観察されたローリング相関と同じであり、図3の APC モデルによる SNPE と SPY の相関、図7の APC モデルによる ESGV と VOO の相関、および図11の APC モデルによる SUSL と EUSA の相関と同様の傾向となっている。

図11 APC と DCC による SUSL と EUSA の相関

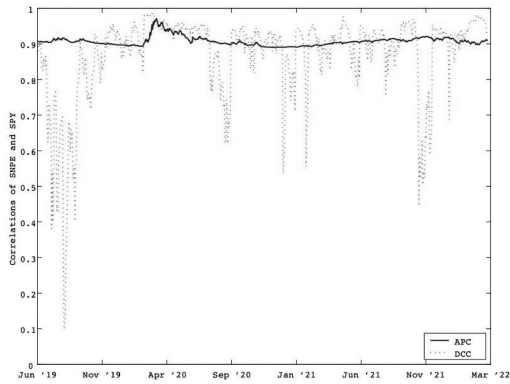


図13 SUSL と EUSA の期待リターン

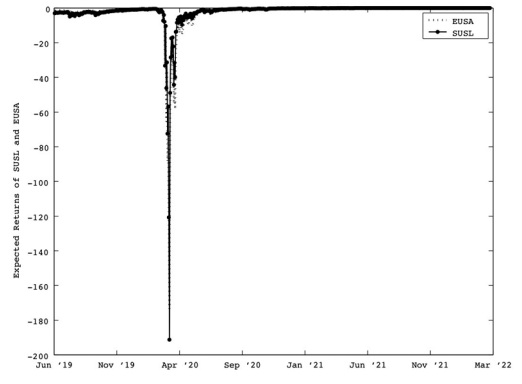


図12 SUSL と EUSA のボラティリティ

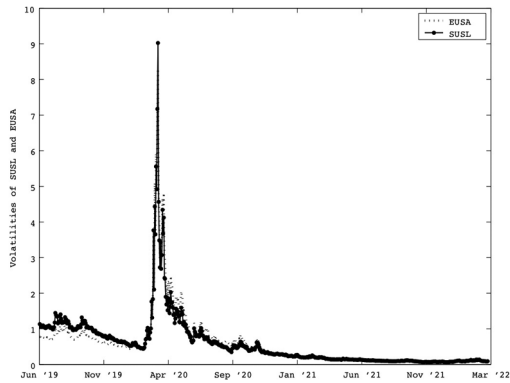


図14 EUSA の SUSL-EUSA 相関への影響

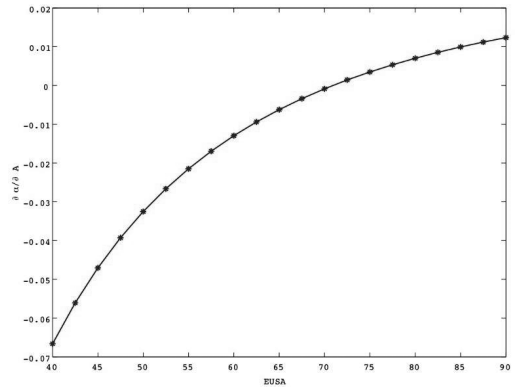


表6 NUMG と IWP の APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	1.374	-1.288E+00	3.369E+05	2.855E+03	-0.366	6.429E+03
Standard errors	0.000	9.337E-09	5.424E-06	2.277E-08	0.000	1.192E-04
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	1.665E+03	-1.000E+00	2.609E-02	-2.549E-03	2.351E-04	
Standard errors	2.108E-07	3.622E-07	4.450E-08	5.232E-07	1.684E-08	
Log likelihood	4,593					
AIC	-9,164					
SIC	-9,114					

図16は、APC モデルから求めた NUMG と IWP のボラティリティを示したものである。COVID-19前とその最中は IWP のボラティ

リティが NUMG のボラティリティより高く、COVID-19後はその逆となった。これまでの結果と同様の特徴として、2020年3月の

図15 APC と DCC による NUMG と IWP の相関

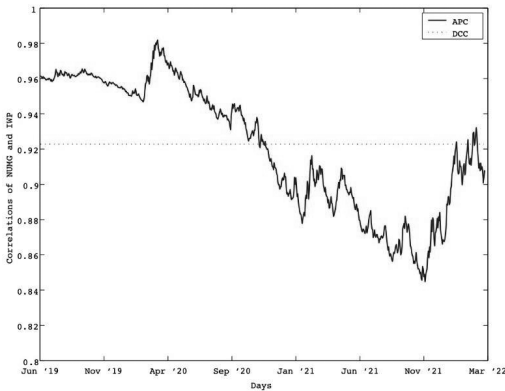


図17 NUMG と IWP の期待リターン

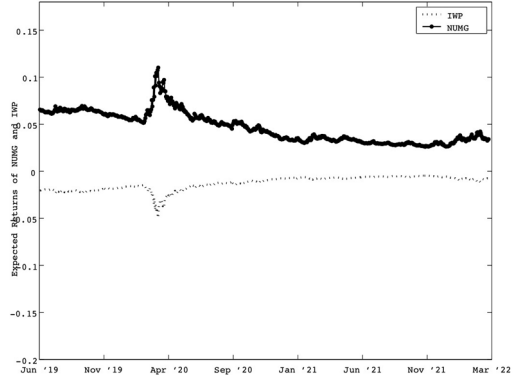


図16 NUMG と IWP のボラティリティ

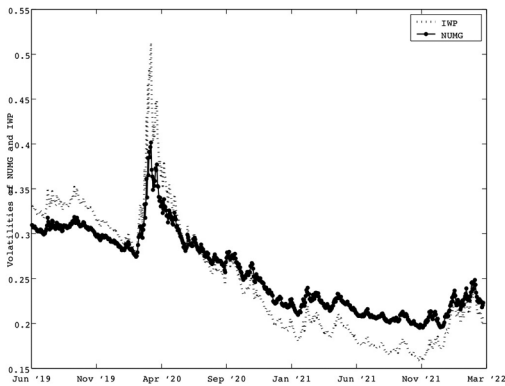
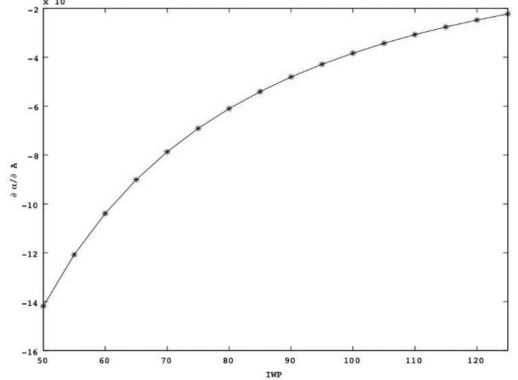


図18 IWP の NUMG-IWP 相関への影響



COVID-19による金融混乱の際に、IWPのボラティリティが高くなる一方で、NUMGのボラティリティへのCOVID-19の影響はIWPと比べると限定的であった。なお、ロシアのウクライナ侵攻の起こった2022年2月のボラティリティの高まりも明確に捉えている。図17は、NUMGとIWPの期待リターンを示している。NUMGの期待リターンはIWPよりも常に高い。特に2020年3月のCOVID-19の金融混乱期には、NUMGはIWPよりも高いリターンと低いリスクであることが確認できる。図18におけるNUMGとIWPの相関に対するIWPの感度は負である。この結果は、株価指数ETFの下落に伴ってESG指数ETFと株価指数ETFとの相関が強まるコンテキストを意味しており、COVID-19感染

拡大時の2020年3月における図1での価格下落および図15のAPCモデルで相関の増加と一致している。

本研究で提案したモデルのパラメーター推定の結果、ESG指数ETFのリターンは通常の株価指数ETFのリターンよりも高い傾向にあり、COVID-19のような危機時にはESG指数ETFのリスクは通常の株価指数ETFのリスクよりも低いことが分かった。このように、ESG要素は株価指数ETFにおいてリスクとリターンの面で有益であることが示された。しかし、ESG指数ETFと通常の株価指数ETFとの相関は、通常の株価指数ETFの下落局面において平均的に上昇することが示された。従って、通常の株価指数ETFが下落した場合、ESG指数ETFに下

落が伝播するリスクがある。また、SUSL と EUSA のペアは2019年のみ例外的であるものの、DCC モデルに比べ APC モデルの方がローリング相関をうまく表現できているようである。加えて、ボラティリティについては、NUMG の一例を除き、株価同様に ESG 指数 ETF 及び株価指数 ETF においてもボラティリティが価格と逆向きに動くレバレッジ効果を示すことが観察された。

3.3 リスク・リターン・投資パフォーマンス

ここでは、通常の株価指数 ETF に対する ESG 指数 ETF 投資のパフォーマンスを詳細に分析する。図19、図20、図21は、上記で推定したモデルパラメーターとヒストリカルデータを用いた ESG 指数 ETF と株価指数 ETF の差のリターン、リスク、パフォーマンス比率（情報レシオ）をそれぞれ示したものである。図19で分析した ESG 指数 ETF の株価指数 ETF に対する超過リターンを見ると、SUSL と EUSA の例では瞬間的に負の超過リターンが生じているものの、全てのケースにおいて COVID-19 の感染拡大時期である2020年3月頃には正の超過リターンが急増している。それ以外の期間を見ると、SUSL と EUSA の COVID-19 以前の期間を除いて、分析期間初期の2019年から正の超過リターンが存在し、その後、超過リターンはほぼ0に収束している。総じて、正の期待リターンが存在するが、時間とともに0に収束すること、COVID-19 の危機時に大きなアブノーマルリターンが存在することが確認された。次に、上記で分析した ESG 指数 ETF と株価指数 ETF のペアのリスクについては、図20に示すように、COVID-19 の感染が拡大する2020年3月頃にポートフォリオのリスクが上昇している。加えて、分析期間初期の2019年から分析期間の最後の2022年に向かってリスクは低減傾向にある。ただし、NUMG と IWP のペアについては、リスクが低減するのは2022年以降であった。さらに、ポートフォリオの

リスクは、2022年2月頃に若干ではあるものの増加し、これはロシアのウクライナ侵攻による地政学リスクと言える。総じて、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF 間の差のリスクは時間とともに減少するものの、COVID-19 によるパンデミックリスクやロシアのウクライナ侵攻による地政学リスクによって、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF の差のリスクは急増することが確認された。最後にリスクとリターンの両睨みで評価する、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF の差のパフォーマンス比率を図21に示すと、COVID-19 の感染拡大時期である2020年3月にポートフォリオのパフォーマンスが大幅に改善している。これは、COVID-19 時に観察されたリスク増加の効果を超過期待リターンの効果が上回っているためである。また、それ以外の期間を見ると、ほぼ横ばいである SUSL と EUSA ペアの COVID-19 前の期間を除いて、時間の経過とともに正の情報レシオが減少する傾向があることが観察された。以上纏めると、ESG プレミアムのリターンと ESG プレミアムのリスク、ならびに情報レシオは時間とともにゼロに収束する傾向にあり、ESG 価値が時間の経過とともに金融市場に織り込まれ、価値を逸していく傾向が観察された。加えて、COVID-19 のような危機発生時には、ESG 資産のレジリエンスのおかげで、超過投資パフォーマンスを得ることが出来る可能性が高い。投資家の観点からすれば、新たな裁定機会の発見とも言えるが、市場管理者の観点からすれば、過度な投機への警戒が必要である。

4. ディスカッション

4.1 分散効果の頑強性分析

上記分析から、ESG 指数 ETF はベンチマーク株価指数 ETF と比較してリターンが高い傾向にあり、特に COVID-19 期間にはリスクも低く、ESG の効用が観察されたものの、株価指数 ETF への ESG 指数 ETF の分

図19 ESGプレミアムの期待リターン

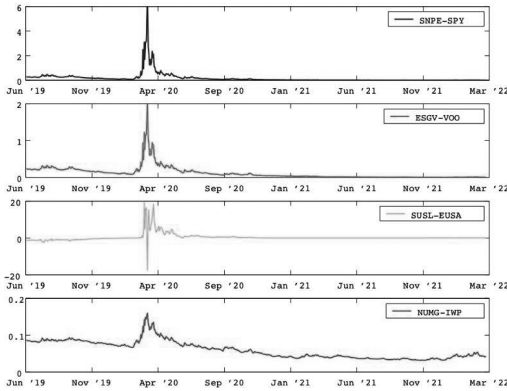


図21 ESGプレミアムの情報レシオ

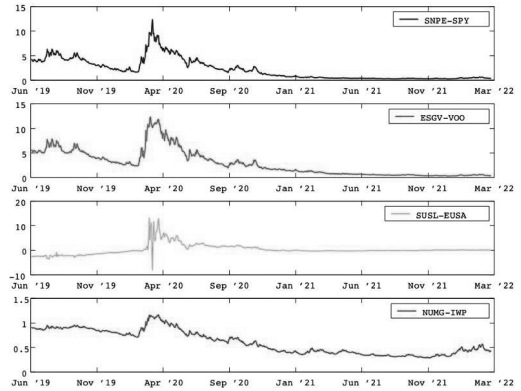


図20 ESGプレミアムのボラティリティ

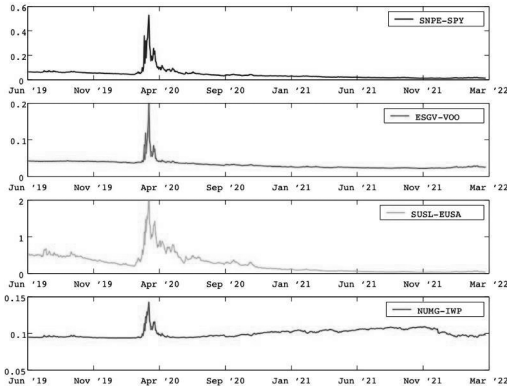
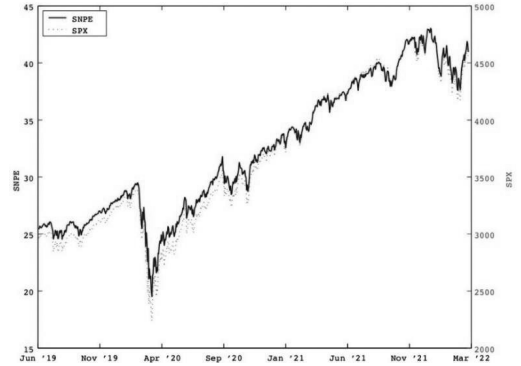


図22 SNPEとSPXの時系列



散効果は示さず、逆に下落が伝播するコンテ
 ーションが観察された。しかし、Reboredo
 (2018)、Reboredo and Ugolini (2020)、
 Kanamura (2023) によれば、ESG 指数を含
 むサステナビリティ資産は株価指数やエネ
 ルギー資産に分散効果を持っている。そこで、
 我々の結果は ESG の特性ではなく、ETF の
 特性が原因かもしれない。この仮説を検証す
 るため、頑強性分析として、株価指数 ETF
 の代わりに、株価指数に対する分散効果を分
 析する。図22のSNPEとS&P 500指数 (SPX)
 の時系列によれば、COVID-19発生時の2020
 年3月にはSNPE以上にSPXが下落している
 ように見える。

SNPEとSPXを用いたモデルパラメータ

の推定結果を表7に報告する。すべての
 パラメータは標準誤差と比較して統計的
 に有意である。 q と r の推定値は、それぞれ
 $1.119E+01$ 、 $-4.848E-01$ と統計的に有意
 な値で、SPXであるAの平均値 $=3675.362$
 と仮定すると $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = 8.798E-04$ となり、
 SNPEとSPXの相関は、式(15)および式(16)
 から、SPXと同じ方向に動く。SPXが下落
 すると、SNPEとSPXの相関は低下し、そ
 の結果、平均的に分散効果が得られる。こ
 れはSPNEとSPYの相関とは異なり、ESG
 指数ETFが対応する株価指数ETFではな
 く、SPX指数に対して分散効果を持つこと
 を示唆している。投資家がETFを購入する
 一つの動機は分散効果の可能性にあることか

表7 SNPE と SPX の APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	3.675	2.537E+02	3.779E+07	1.443E-05	3.441	3.752E+08
Standard errors	0.000	1.663E-06	1.191E-05	1.934E-09	0.000	1.584E-05
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	7.525E+04	2.182E-01	3.312E+00	1.119E+01	-4.848E-01	
Standard errors	3.287E-06	1.076E-07	7.504E-07	1.321E-06	2.869E-06	
Log likelihood	6,524					
AIC	-13,027					
SIC	-12,977					

ら、ここで結果として得られた SPX 指数への ESG 指数 ETF の分散効果は投資家の動機と整合的である。この SPY と SPX の違いは、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF との間の非分散効果、すなわちコンテージョンが、ESG の特性ではなく、両者がともに ETF である事実によるものであることを支持している。 a_A と a_B はともに正の値で、ボラティリティは負の乗数を持つ価格によって特徴付けられ、式(7)と式(10)からそれぞれ SPX と SNPE について低価格帯での高ボラティリティ、すなわちレバレッジ効果を示唆している。

図23は、APC モデルと DCC モデルによる SNPE と SPX の相関関係を示している。DCC モデルを用いた推計結果は付録 A の表19に示す。APC モデルによる相関は、DCC モデルによる相関とほぼ同レベルであり、APC モデルは相関モデルとして十分に機能している。図23によると、DCC による SNPE と SPX の相関は、時間の経過とともにほぼ一定の値を中心に大きく変動している。一方、APC による SNPE と SPX の相関は、DCC の結果に比べると非常に微小な変動で、グラフ上では隠れているが、拡大した結果に基づけば、COVID-19の発生した2020年3月に向けて減少し、その後上昇したのちに、ロシアのウクライナ侵攻の勃発した2022年2月に減少している現象を捉えている。こ

の結果は、図2で観察されたローリング相関と逆である。図24は、APC モデルによる SNPE と SPX のボラティリティを示したものである。SNPE のボラティリティは SPX のボラティリティとほぼ同じレベルであるものの、2020年3月の COVID-19の金融混乱時に SPX の高ボラティリティを APC モデルが捉えているのに対し、SNPE のボラティリティへの影響は SPX に比べて限定的である。したがって、COVID-19の危機時には、株価指数である SPX と比べて ESG を含む SNPE にリスク低減効果がある。図25は SNPE と SPX の期待リターンを示している。SNPE の期待リターンは特に COVID-19の発生時に SPX よりも高い。したがって、リスクとリターンの観点から特に COVID-19の危機時に ESG 指数 ETF は株価指数より優れていると言える。加えて、図26は SNPE-SPX 相関に対する SPX の正の感度を示している。これは COVID-19の影響で SPX が低下すると相関が低下するという図22および23の結果と一致し、ESG 指数 ETF の株価指数への分散効果を支持している。

他のペアとして第二に ESGV と SPX を用い、株価指数への ESG 指数 ETF の分散効果を分析する。ESGV と SPX の時系列を示す図27では、COVID-19時の下落の乖離が見られる。ESGV と SPX を用いたモデルパラ

メーターの推定結果を表8に報告する。すべてのパラメーターは標準誤差と比較して統計的に有意である。 q と r の推定値は、それぞれ $9.033E+00$ 、 $6.480E-01$ と統計的に有意な値であるため、SPXのAの平均値 $=3675.362$ と仮定すると $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = 5.353E-03$ となり、ESGVとSPXの相関は、式(15)および式(16)から、SPXと同じ方向に動くことを示唆している。SPXが下落すると、ESGVとSPXの相関は低下し、その結果、平均的に分散効果が得られる。これはSNPEとSPXのケースと同じであるが、ESGVとVOOの結果とは異なっており、ESG指数ETFが対応する株価指数ETFではなく、SPX指数に対して分散効果を持つことを示唆している。投資家がETFを購入する主要

な理由の一つは分散効果にあることを考慮すると、SPX指数へのESG指数ETFの分散効果は投資家のETF購入動機と整合的である。このVOOとSPXの違いも、ESG指数

図23 APCとDCCによるSNPEとSPXの相関

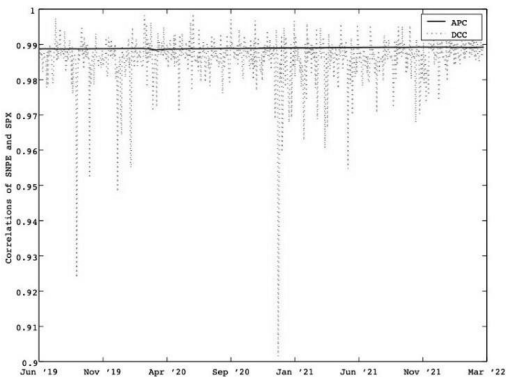


図24 SNPEとSPXのボラティリティ

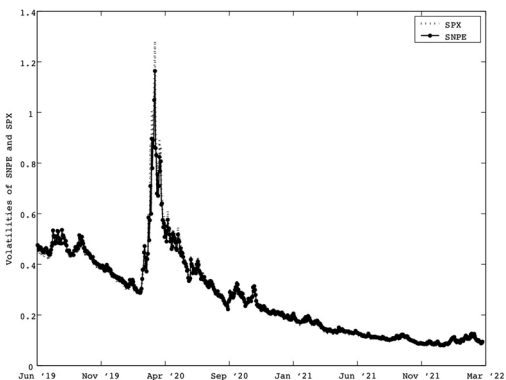


図25 SNPEとSPXの期待リターン

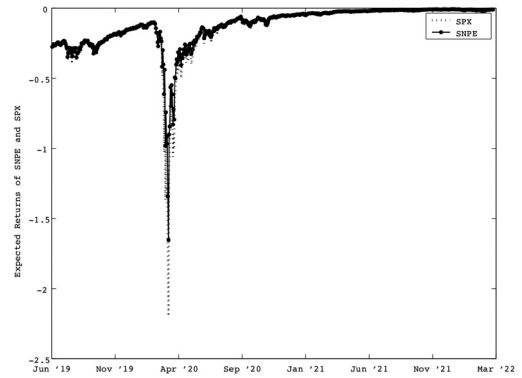


図26 SPXのSNPE-SPX相関への影響

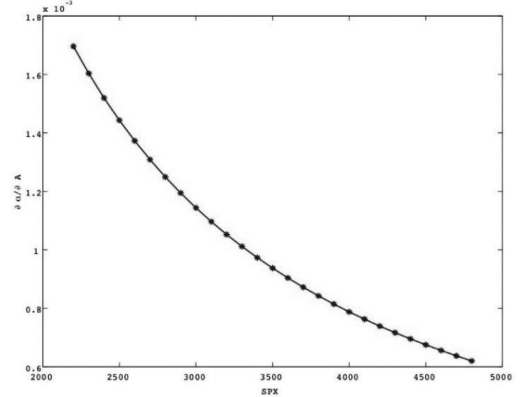


図27 ESGVとSPXの時系列

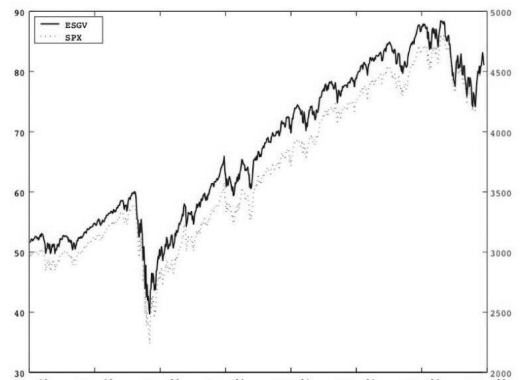


表8 ESGV と SPX の APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	3.100	1.511E+01	2.036E+05	9.123E-06	3.025	7.221E+06
Standard errors	0.000	9.379E-09	2.090E-07	6.091E-09	0.000	2.144E-04
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	2.176E+02	-9.476E-01	-1.110E+01	9.033E+00	6.480E-01	
Standard errors	1.087E-06	1.583E-05	3.372E-06	8.041E-08	6.690E-07	
Log likelihood	6,292					
AIC	-12,562					
SIC	-12,512					

ETF と株価指数 ETF との間の非分散効果、すなわちコンテージョンは ESG の特性というよりはむしろ、両者がともに ETF である事実によるものであることをサポートしている。 a_A と a_B はともに正の値で、ボラティリティは負の乗数を持つ価格によって特徴付けられ、式(7)と式(10)からそれぞれ SPX と ESGV の両方について低価格帯におけるボラティリティの高さ、すなわちレバレッジ効果を示唆している。

図28に APC モデルと DCC モデルによる ESGV と SPX の相関を示す。DCC モデルの推計結果を付録Aの表20に示す。APC モデルと DCC モデルによる相関とほぼ同レベルで APC モデルは相関モデルとしてうまく機能している。図28では DCC による ESGV と SPX の相関は時間の経過とともにほぼ一定値を中心に一様に変動しているが、APC による ESGV と SPX の相関は COVID-19 の発生した2020年3月に向けて減少し、その後上昇したのち、ロシアのウクライナ侵攻の勃発した2022年2月に減少している。この結果は図2で観察された ESGV と VOO のローリング相関と逆で、COVID-19 とロシアのウクライナ侵攻といった危機時の SPX 下落に対して ESGV は影響を免れている。すなわち、SNPE と SPX の分析同様に分散効果が観察された。図29は APC モデルによる

図28 APCとDCCによるESGVとSPXの相関

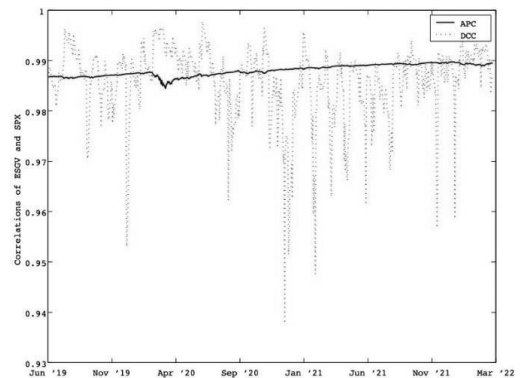
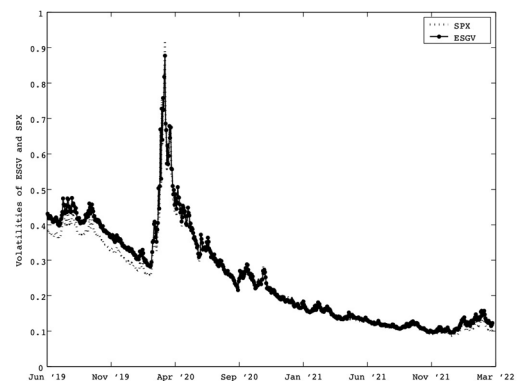


図29 ESGV と SPX のボラティリティ



ESGV と SPX のボラティリティで ESGV のボラティリティは SPX のボラティリティとほぼ同じ水準であるが、2020年3月に発生した COVID-19 の金融混乱時に SPX のボラテ

図30 ESGV と SPX の期待リターン

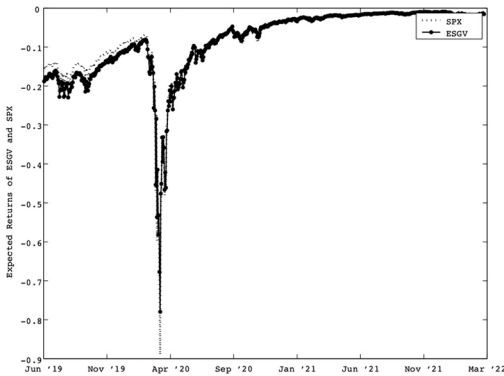


図31 SPX の ESGV-SPX 相関への影響

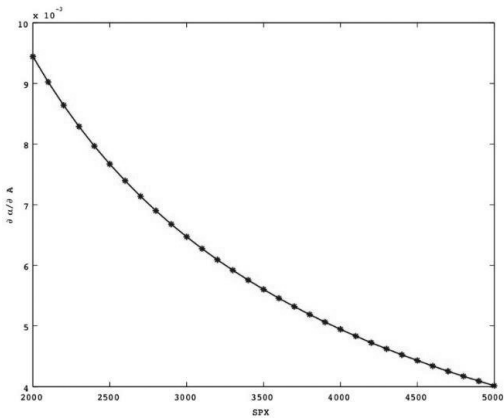


図32 SUSL と MSCIUSEW の時系列



イリティが高いのに対し、ESGV のボラティリティへの影響は比して限定的であった。従って、このペアについても危機時の、株価

指数に比して ESG 指数 ETF のリスク低減効果を得た。図30は ESGV と SPX の期待リターンで、COVID-19以前は ESGV の期待リターンは SPX よりも低い、COVID-19時に ESGV の期待リターンが SPX の期待リターンを上回った。従って、SNPE と SPX の分析同様に、COVID-19の危機時には ESG 指数 ETF のパフォーマンスが株価指数のパフォーマンスを上回る結果となった。図31は ESGV と SPX の相関に対する SPX の感応度が正であるがこれは相関が SPX 下落時に下落する図27および図28の結果と一致する。すなわち、ESGV の SPX に対する分散効果が確認された。

第三の例として、SUSL と MSCI US Equally Weighted Index (MSCIUSEW) を用い、ベンチマークに対する ESG 指数 ETF の分散効果を分析する⁽³⁾。SUSL と対応する株価指数である MSCIUSEW の時系列を示す図32から、同様に COVID-19時の乖離が窺える。

SUSL と MSCIUSEW を用いたモデルパラメーターの推定結果を表9に報告する。すべてのパラメーターは標準誤差と比較して統計的に有意である。 q と r の推定値は、それぞれ $-3.025E+01$ 、 $1.875E+00$ と統計的に有意な値であるため、MSCIUSEW である A の平均値 $=6,436.760$ と仮定すると $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = 4.105E-04$ となり、SUSL と MSCIUSEW の相関は、式(15)および式(16)から、MSCIUSEW と同じ方向に動くことを示唆している。MSCIUSEW が下落すると、SUSL と MSCIUSEW の相関は減少し、その結果、平均的に分散効果が得られる。これは SUSL と EUSA の相関とは逆であるが、SNPE と SPX および ESGV と SPX のペアと同じ結果である。 a_A と a_B はともに正の値であり、ボラティリティは負の乗数を持つ価格によって特徴付けられるため、MSCIUSEW と SUSL について低価格地域における高ボラティリティ、すなわちレバレッジ効果を示唆している。図33は、APC モデルと DCC モデルから

表9 SUSL と MSCIUSEW の APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	3.975	-1.822E-01	2.341E+08	7.672E-07	5.174	1.501E+09
Standard errors	0.000	6.536E-08	6.299E-07	3.834E-10	0.000	8.650E-06
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	9.994E-01	9.870E-01	1.166E+02	-3.025E+01	1.875E+00	
Standard errors	1.983E-07	1.419E-06	1.190E-06	1.467E-06	3.296E-08	
Log likelihood	5,854					
AIC	-11,687					
SIC	-11,637					

得られた SUSL と MSCIUSEW の相関を報告している。なお、DCC モデルによる推定結果を付録 A の表 21 に示す。APC モデルによる相関は、2019 年には乖離が見られるものの、全体的には DCC モデルから得られた相関とほぼ同じレベルで、APC モデルは相関モデルとしてうまく機能すると言ってよい。図 33 によると、DCC から得られた SUSL と MSCIUSEW の相関は、2019 年を除いて時間の経過とともにほぼ一定の値を中心に均等に変動しているのに対し、APC から得られた SUSL と MSCIUSEW の相関は、COVID-19 の発生した 2020 年 3 月に向けて下落し、その後上昇したのちに、ロシアのウクライナ侵攻の勃発した 2022 年 2 月に下落していることがわかる。この結果は、図 2 で観察された SUSL と EUSA とのローリング相関と異なっているものの、SNPE と SPX および ESGV と SPX の結果と同様で、分散効果が見られる。図 34 は、APC モデルから得られた SUSL と MSCIUSEW のボラティリティを報告している。SUSL のボラティリティは、MSCIUSEW のボラティリティとほぼ同じ水準である。しかし、詳細には、2020 年 3 月の COVID-19 の金融混乱時およびその前後には、MSCIUSEW のボラティリティが SUSL よりも高くなる一方、混乱前には逆の結果が観察された。このように、COVID-19 の期間

中は MSCIUSEW と比較して SUSL のリスク低減効果が認められた。図 35 は SUSL と

図 33 APC と DCC による SUSL と MSCIUSEW の相関

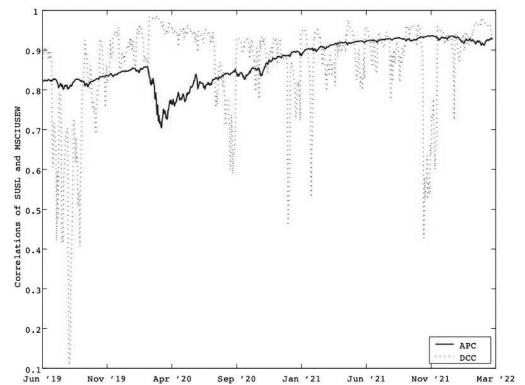


図 34 SUSL と MSCIUSEW のボラティリティ

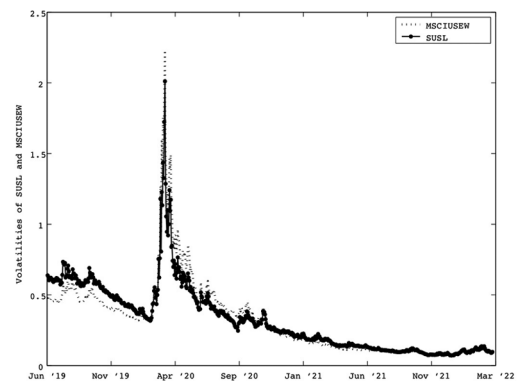


図35 SUSL と MSCIUSEW の期待リターン

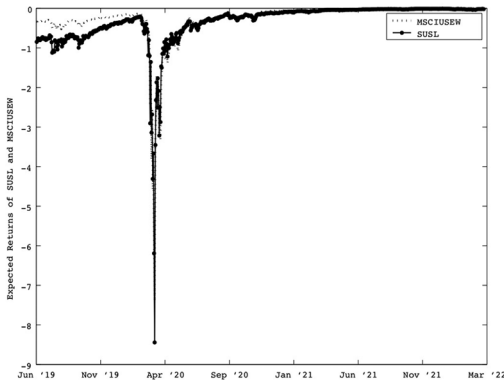
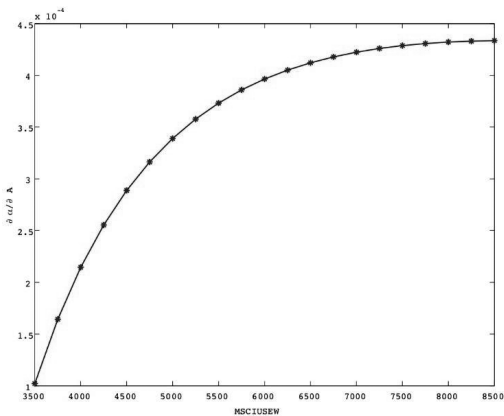


図36 MSCIUSEW の SUSL-MSCIUSEW 相関 への影響



MSCIUSEW の期待リターンを示している。2019年は MSCIUSEW のリターンが SUSL のリターンを上回っているものの、それ以降には SUSL の期待リターンは MSCIUSEW と同程度であった。従って、COVID-19の期間はリターンをリスクで除したパフォーマンスについて ESG 指数 ETF である SUSL が株価指数である MSCIUSEW を上回っている。図36によれば SUSL と MSCIUSEW の相関に対する MSCIUSEW の感応度が正である。これは図32・図33と一致しており、SNPE-SPX と ESGV-SPX の関係でも得られた分散効果を表している。

最後に、NUMG と対応する Russell Mid

Cap Growth Index (RMCCG) について、株価指数に対する ESG 指数 ETF の分散効果を分析する。NUMG と対応する株価指数である RMCCG の時系列を図37に示す。COVID-19時の乖離は限定的である。

NUMG と RMCCG を用いた結果を表10に報告する。すべてのパラメーターは標準誤差と比較して統計的に有意である。 q と r の推定値は、それぞれ $-7.413E-01$ 、 $4.857E-02$ と統計的に有意な値であるため、RMCCG である A の平均値 $= 1,483.681$ と仮定すると $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = -2.159E-05$ となり、NUMG と RMCCG の相関は、式(15)および式(16)から、RMCCG と逆の方向に動くことを示唆している。RMCCG が下落すると、NUMG と RMCCG の相関は増加し、その結果、平均的にコンテージョンが得られる。これは NUMG や IWP の結果と同じである。しかし、RMCCG である A の値を平均値より大きい $2,100$ と仮定すれば $\frac{\partial \alpha(A)}{\partial A} = 8.143E-07$ となって分散効果が確認された。従って、部分的ではあるものの NUMG と RMCCG の相関において分散効果があったと言える。 a_A は正の値であり、ボラティリティは負の乗数を持つ価格によって特徴付けられるため、式(7)から RMCCG について低価格地域における高ボラティリティを示唆している。他方、 a_B は負の値であり、ボラティリティは負の乗数を

図37 NUMG と RMCCG の時系列



表10 NUMG と RMCCG の APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B	σ_{VB}
Estimates	2.534	-5.852E+02	2.188E+03	8.124E-05	-0.480	5.915E+01
Standard errors	0.000	2.172E-07	1.291E-05	2.036E-07	0.000	4.303E-06
Parameters	c_B	ρ	p	q	r	
Estimates	6.088E+02	9.874E-01	2.808E+00	-7.413E-01	4.857E-02	
Standard errors	1.605E-06	1.979E-07	9.340E-09	2.763E-07	4.631E-07	
Log likelihood	4,642					
AIC	-9,262					
SIC	-9,212					

持つ価格によって特徴付けられるため、式(10)から NUMG について低価格地域における低ボラティリティを示唆している。従って、RMCCG にはレバレッジ効果が、NUMG については逆レバレッジ効果が得られた。ただし、 $a_B = -0.480$ と 0 近傍の値であり、NUMG ボラティリティが NUMG の影響を受けないという意味で、近似的に NUMG の価格リターンが正規分布によって表現される可能性がある。

図38は、APC モデルと DCC モデルから得られた NUMG と RMCCG の相関を報告している。なお、DCC モデルによる推定結果を付録 A の表22に示す。APC モデルによる相関は、DCC モデルから得られた相関とほぼ同じレベルで、APC モデルは相関モデルとしてうまく機能すると言ってよい。図38によると、DCC から得られた NUMG と RMCCG の相関は、時間の経過とともにほぼ一定値であるのに対し、APC から得られた NUMG と RMCCG の相関は、COVID-19 の発生した 2020 年 3 月に向けて上昇し、その後下落したのちに、ロシアのウクライナ侵攻の勃発した 2022 年 2 月に増加していることがわかる。この結果は、図 2 で観察された NUMG と IWP とのローリング相関と一致している。従って、SNPE と SPX、ESGV と SPX および SUSL と MSCIUSEW の結果とは異なっており、分

散効果ではなくコンテージョンが見られる。図39は、APC モデルから得られた NUMG

図38 APC と DCC による NUMG と RMCCG の相関



図39 NUMG と RMCCG のボラティリティ

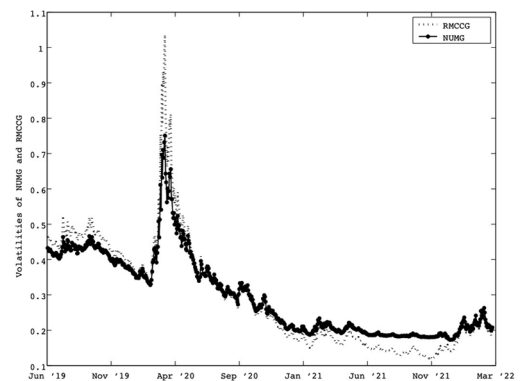


図40 NUMG と RMCCG の期待リターン

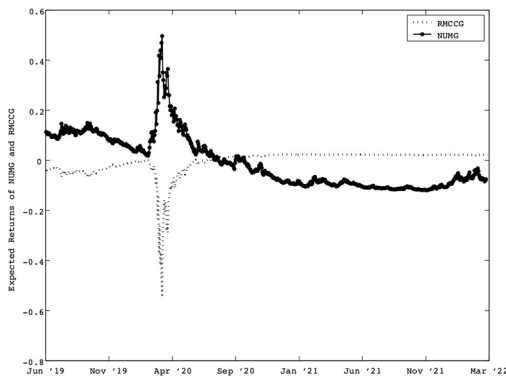
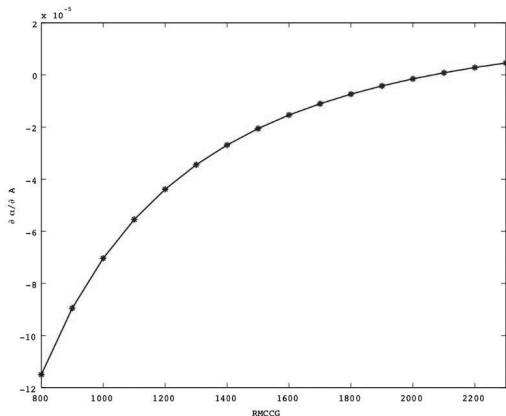


図41 RMCCG の NUMG-RMCCG 相関への影響



と SPY のボラティリティを報告している。NUMG のボラティリティは、COVID-19以前は RMCCG のボラティリティより大きいものの、COVID-19期間中の NUMG のボラティリティは、RMCCG のボラティリティよりも限定的である。図40は NUMG と RMCCG の期待リターンを示している。COVID-19の期間以前およびその期間中、NUMG の期待リターンは RMCCG よりも高いが、COVID-19の期間以降はその逆である。従って、COVID-19の期間に限定すると、リスクとリターンの観点から NUMG のパフォーマンスが RMCCG のパフォーマンスを上回っている。図41は、NUMG と RMCCG の相

関に対する RMCCG の感応度が負であることを示している。しかし、RMCCG が上昇し、例えば2,100になると感応度はプラスになり、これは SNEP-SPX、ESGV-SPX および SUSL-MSCIUSEW の関係によって得られる分散効果を表している。

以上纏めると、本研究の示唆として、ESG 指数 ETF は株式指数 ETF に対して分散効果を持たないが、ESG 指数 ETF は株価指数に対して分散効果を持つことから、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF との間の非分散効果、すなわちコンテージョンは ESG の特性というよりはむしろ、両者がともに ETF であることが原因であることが示された。加えて、株価指数についても価格下落時にボラティリティが上昇するレバレッジ効果が観察された。

4.2 線形影響関数との比較

ESG 指数 ETF に対する株価指数 ETF の影響関数として二次関数を用いた我々の提案する APC モデルを評価するため、ESG 指数 ETF に対する株価指数 ETF の影響関数として一次関数を用いた APC モデルを推定し、二次影響関数を用いた結果と比較する。SNPE と SPY のペアについて APC モデルのパラメーター推計結果を表11に、SNPE と SPY の相関結果を図42に示す。まず表11からすべてのパラメーターが統計的に有意であることがわかる。特に $q = -1.579E+00 < 0$ より、 $r = 0$ を考慮に入れると式(15)と式(16)より $\frac{\partial \rho_{AB}}{\partial A} < 0$ となって、二次影響関数の場合と同様にコンテージョンが観察された。AIC および SIC の値の比較から、表3の二次影響関数を用いた APC モデルのパラメーター推定結果ほどは一次影響関数による APC モデルの適合度は良くない。図42から、線形関数を用いた APC (LNR) 相関は、DCC モデルの結果に対して、二次関数を用いた APC (QUAD) 相関に比べて過変動している。したがって、影響関数に二次非線形

表11 SNPE と SPY の線形 APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B
Estimates	4.493	-4.240E+00	4.569E+05	6.513E-06	1.881
Standard errors	0.000	5.967E-07	2.268E-05	5.148E-09	0.000
Parameters	σ_{VB}	c_B	ρ	p	q
Estimates	4.474E+04	1.999E+03	1.909E-02	1.002E+01	-1.579E+00
Standard errors	2.261E-05	8.063E-07	8.673E-07	1.733E-06	1.790E-05
Log likelihood	6,227				
AIC	-12,433				
SIC	-12,388				

表12 ESGV と VOO の線形 APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B
Estimates	3.158	-1.093E+01	1.562E+06	8.274E-02	1.167
Standard errors	0.000	1.000E+00	8.499E-02	4.136E-04	0.000
Parameters	σ_{VB}	c_B	ρ	p	q
Estimates	2.401E+04	6.127E+03	-1.239E-03	1.252E+00	-1.952E-01
Standard errors	1.071E-01	3.209E-02	2.062E-03	1.114E-04	1.936E-05
Log likelihood	6,072				
AIC	-12,121				
SIC	-12,071				

表13 SUSL と EUSA の線形 APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B
Estimates	5.453	-2.816E+01	2.510E+04	8.160E-06	4.913
Standard errors	0.000	5.039E-07	7.870E-08	1.345E-08	0.000
Parameters	σ_{VB}	c_B	ρ	p	q
Estimates	1.143E+04	8.881E-05	7.812E-01	4.204E-01	-3.310E-02
Standard errors	2.532E-07	3.318E-06	1.490E-07	4.138E-05	9.630E-06
Log likelihood	5,861				
AIC	-11,700				
SIC	-11,650				

性を考慮することで、SNPE と SPY のより正確な相関を組み込むことが可能となった。SNPE と SPY と同様の結果は、表14と図45に示す NUMG と IWP の結果にも示されている。また、表12と表13に示す ESGV と

VOO、SUSL と EUSA の推定結果は、ESGV と VOO の ρ の推定結果が統計的に有意ではなかったことを除き、SNPE と SPY および NUMG と IWP の推定結果と同じである。相関を示した図43と図44のうち、特に図44では

表14 NUMG と IWP の線形 APC モデルパラメーター推定

Parameters	a_A	μ_{VA}	σ_{VA}	c_A	a_B
Estimates	1.429	-1.454E+00	3.369E+05	2.208E+03	-0.290
Standard errors	0.003	4.897E-07	9.793E-06	8.418E-07	0.000
Parameters	σ_{VB}	c_B	ρ	p	q
Estimates	5.630E+03	1.722E+03	-1.000E+00	2.000E-02	-6.372E-04
Standard errors	2.662E-05	1.897E-07	2.883E-06	7.557E-08	5.481E-07
Log likelihood	4,590				
AIC	-9,157				
SIC	-9,107				

図42 SNPE と SPY の相関

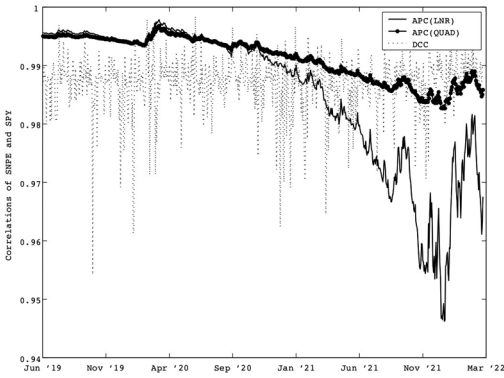


図44 SUSL と EUSA の相関

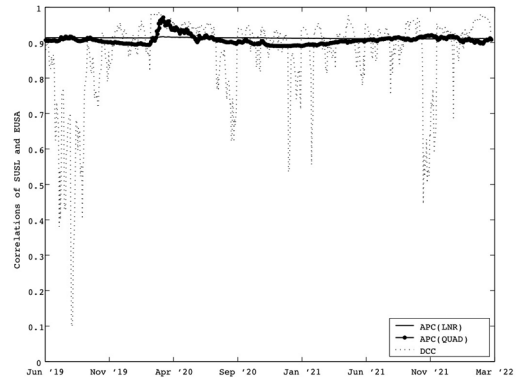


図43 ESGV と VOO の相関

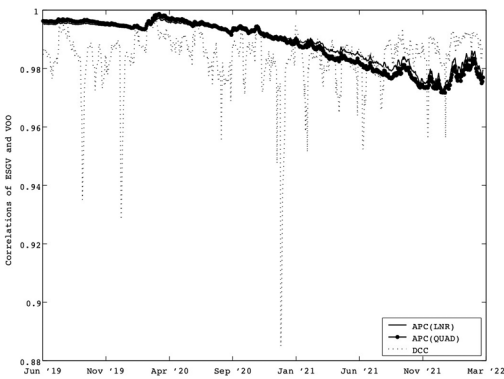
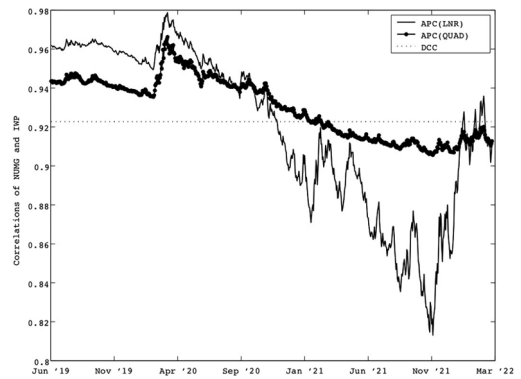


図45 NUMG と IWP の相関



DCC モデルの結果に対して、APC (LNR) の相関が APC (QUAD) の相関に比べて変動不足となっている。したがって、すべての

ケースにおいて、影響関数に二次非線形性を考慮することで、ESG 指数 ETF と株価指数 ETF の相関をより正確に組み込むことが可能

となった。

5. 結 論

本研究は、ESG 指数 ETF と従来型株価指数 ETF の投資パフォーマンスの違いを調査することを目的とした。ESG 指数 ETF に対する従来型株価指数 ETF の非線形二次影響関数を用いて、ESG 指数 ETF と従来型株価指数 ETF の資産価格相関 (APC) モデルを提案した。APC モデルの長所は、CAPM や Fama-French 3ファクター・モデルを含む通常の期待リターン・モデルと比較して、期待リターンだけでなく、価格リスクやパフォーマンス・レシオもモデル化できる点にある。本研究で提案したモデルのパラメータ推定の結果、ESG 指数 ETF・株価指数 ETF 共に価格下落時にボラティリティが上昇するレバレッジ効果が得られた。更に、ESG 指数 ETF のリターンは通常の株価指数 ETF のリターンよりも高い傾向があるうえ、COVID-19のような危機発生時には ESG 指数 ETF のリスクは通常の株価指数 ETF のリスクよりも低いことが示された。このように、ESG 要素は株価指数 ETF においてリスクとリターンの面で有益であることが示された。しかし、この投資パフォーマンスは時間とともに減少することから、ESG 価値は時間の経過とともに散逸することに注意が必要である。加えて、ESG 指数 ETF と通常の株価指数 ETF との相関は、通常の株価指数 ETF の下落局面において平均的に上昇することが示された。そのため、通常の株価指数 ETF が下落した場合、ESG 指数 ETF に下落が伝播するコンテージョンのリスクがある。ESG 指数 ETF と株価指数を用いた頑強分析では、両者の相関は株価指数からプラスの影響を受けることが示された。言い換えれば、ESG 指数 ETF は株価指数の下落の影響を緩和する分散効果がある。したがって、本研究のインプリケーションとして、ESG 指数 ETF と

株価指数 ETF との間の非分散効果、すなわちコンテージョンは ESG の特性というよりはむしろ、両者がともに ETF であることに起因する可能性が高いことが示された。

本研究ではデータの入手可能性のために 4 種類の ESG 指数 ETF と株価指数 ETF のペアを実証分析で用いた。その他の同種のデータを用いた分析への拡張が考えられるが、データの更なる蓄積が必要である。株価指数 ETF 価格の ESG 指数 ETF への影響関数として、本研究は株価指数 ETF の対数価格についての二次関数を用い、その精緻化の効果について確認したが、その他の関数を用いた影響関数の特徴づけも考えられる。これらの研究は今後の研究課題としたい。

Appendix A. DCC モデル

本論文では、提案する資産価格相関 (APC) モデルの妥当性を検討するために、Engle (2002) の動学的条件付き相関 (DCC) モデルを用いて、2つの時系列間の関係を検証する。Engle の DCC モデルを用いて、価格の対数リターン y_t を以下の通りモデル化する。

$$y_t = \varepsilon_t \sim N(0, H_t), \quad (\text{A-1})$$

$$\varepsilon_t = D_t \eta_t, \quad (\text{A-2})$$

$$D_t = \text{diag}[h_{1,t}^{\frac{1}{2}}, h_{2,t}^{\frac{1}{2}}], \quad (\text{A-3})$$

$$y_t = (y_{1,t}, y_{2,t})', \quad \varepsilon_t = (\varepsilon_{1,t}, \varepsilon_{2,t})', \quad \text{and} \\ \eta_t = (\eta_{1,t}, \eta_{2,t})'. \quad i = 1, 2 \text{ について}$$

$$h_{i,t} = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{i,t-1}, \quad (\text{A-4})$$

$$H_t = E[\varepsilon_t \varepsilon_t' | F_{t-1}] = D_t R_t D_t, \quad (\text{A-5})$$

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1}, \quad (\text{A-6})$$

$$Q_t = (1 - \theta_1 - \theta_2) Q + \theta_1 \eta_{t-1} + \theta_2 Q_{t-1}. \quad (\text{A-7})$$

Q_t^* は Q_t の対角要素の平方根を持つ対角行列、 F_{t-1} は時刻 $t-1$ におけるフィルトレーションである。SNPEとSPYのDCCモデルの推定結果を表15に示す。 θ_2 以外のパラメーターは統計的に有意である。ESGVとVOO、

SUSLとEUSA、NUMGとIWC、SNPEとSPX、ESGVとSPX、SUSLとMSCIUSEW、NUMGとRMCCGの間のDCCモデルパラメーター推定結果を、それぞれ表16、17、18、19、20、21、22に報告する。

表15 DCC model for SNPE and SPY

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.004E-06	0.228	0.748	6.906E-06	0.255	0.715	0.214	1.087E-01
Std Errors	2.179E-06	0.049	0.042	2.361E-06	0.055	0.046	0.070	2.679E-01
Loglikelihood	5.670E+03							
AIC	-1.132E+04							
SIC	-1.129E+04							

表16 DCC model for ESGV and VOO

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.291E-06	0.234	0.744	6.620E-06	0.261	0.712	0.129	7.600E-01
Std Errors	2.330E-06	0.052	0.048	2.268E-06	0.055	0.045	0.048	9.818E-02
Loglikelihood	5.607E+03							
AIC	-1.120E+04							
SIC	-1.116E+04							

表17 DCC model for SUSL and EUSA

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.413E-06	0.237	0.737	6.581E-06	0.263	0.712	0.154	8.095E-01
Std Errors	2.401E-06	0.052	0.047	2.205E-06	0.057	0.050	0.036	4.558E-02
Loglikelihood	4.974E+03							
AIC	-9.932E+03							
SIC	-9.896E+03							

表18 DCC model for NUMG and IWC

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.434E-06	0.247	0.753	6.757E-06	0.243	0.750	2.000E-06	2.176E-06
Std Errors	4.396E-06	0.049	0.047	2.717E-06	0.053	0.045	3.305E-04	1.756E+00
Loglikelihood	4.691E+03							
AIC	-9.367E+03							
SIC	-9.330E+03							

表19 DCC model for SNPE and SPX

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.004E-06	0.228	0.748	6.612E-06	0.257	0.717	0.271	4.919E-02
Std Errors	2.179E-06	0.049	0.042	2.316E-06	0.056	0.046	0.084	1.019E-01
Loglikelihood	5.645E+03							
AIC	-1.127E+04							
SIC	-1.124E+04							

表20 DCC model for ESGV and SPX

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.291E-06	0.234	0.744	6.612E-06	0.257	0.717	0.145	7.315E-01
Std Errors	2.330E-06	0.052	0.048	2.316E-06	0.056	0.046	0.050	1.034E-01
Loglikelihood	5.647E+03							
AIC	-1.128E+04							
SIC	-1.124E+04							

表21 DCC model for SUSL and MSCIUSEW

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.413E-06	0.237	0.737	7.213E-06	0.269	0.701	0.162	7.993E-01
Std Errors	2.401E-06	0.052	0.047	2.361E-06	0.059	0.052	0.040	5.337E-02
Loglikelihood	4.965E+03							
AIC	-9.915E+03							
SIC	-9.878E+03							

表22 DCC model for NUMG and RMCCG

Parameters	ω_1	α_1	β_1	ω_2	α_2	β_2	θ_1	θ_2
Estimates	6.434E-06	0.247	0.753	6.656E-06	0.245	0.750	2.000E-06	2.189E-06
Std Errors	4.396E-06	0.049	0.047	2.701E-06	0.055	0.047	7.337E-03	1.539E+00
Loglikelihood	4.686E+03							
AIC	-9.356E+03							
SIC	-9.320E+03							

【参考文献】

- Alves, C. F., and D. A. Reis, 2020, Exposition of evidence for idiosyncratic versus induced seasonality in ETF performance, *Applied Economics Letters* 27, 14-18.
- Banerjee, Ameet Kumar, 2024, Environmental sustainability and the time-varying changing dynamics of green and brown energy ETFs, *Finance Research Letters* 62, 105148.
- Carhart, M.M., 1997, On persistence in mutual fund performance, *Journal of Finance* 52, 57-82.
- Dannhauser, C. D., 2017, The impact of innovation: Evidence from corporate bond exchange-traded funds (ETFs), *Journal of Financial Economics* 125, 537-560.
- Drenovak, M., B. Urošević., and R. Jelic, 2014, European bond ETFs: Tracking errors and the sovereign debt crisis, *European Financial Management* 20, 958-994.
- Dumitrescu, Ariadna, Jesse Järvinen, and Mohammed Zakriya, 2023, Hidden Gem or Fool's Gold: Can passive ESG ETFs outperform the benchmarks? *International Review of Financial Analysis* 86, 102540.
- Engle, R.F., 2002, Dynamic conditional correlation: a new simple class of multivariate GARCH models, *Journal of Business and Economic Statistics* 20, 339-350.
- Fulkerson, J. A., S. D. Jordan, and T. B. Riley, 2014, Predictability in bond ETF returns, *The Journal of Fixed Income* 23, 50-63.
- Fulkerson, J. A., S. D. Jordan, and D. H. Travis, 2015, Are bond ETF investors smart? *The Journal of Fixed Income* 24, 60-83.
- Fulkerson, J. A., S. D. Jordan, and D. H. Travis, 2017, Bond ETF arbitrage strategies and daily cash flow, *The Journal of Fixed Income* 27, 49-65.
- Glosten, L., S. Nallareddy, and Y. Zou, 2020, ETF activity and informational efficiency of underlying securities, *Management Science* Published online in articles in advance.
- Kanamura, T., 2020, Are green bonds environmentally friendly and good performing assets? *Energy Economics* 88.
- Kanamura, T., 2021, Risk mitigation and return resilience for high yield bond ETFs with ESG components, *Financial Research Letters* 41.
- Kanamura, T., 2023, Portfolio diversification and sustainable assets from new perspectives, *Journal of Asset Management* 24, 581-600.
- Lee, C.-C., and M.-P. Chen, 2020, Do natural disasters and geopolitical risks matter for cross-border country exchange-traded fund returns? *The North American Journal of Economics and Finance* 51.
- Lettau, M., and A. Madhavan, 2018, Exchange-traded funds 101 for economists, *Journal of Economic Perspectives* 32, 135-54.
- Mann, S. V., and E. A. Powers, 2007, Determinants of bond tender premiums and the percentage tendered, *Journal of Banking & Finance* 31, 547-566.
- Neves, M. E. D., C. M. Fernandes, and P. C. Martins, 2019, Are ETFs good vehicles for diversification? New evidence for critical investment periods, *Borsa Istanbul Review* 19, 149-157.
- Pavlova, Ivelina, and Maria E. de Boyrie, 2022, ESG ETFs and the COVID-19 stock market crash of 2020: Did clean funds fare better? *Finance Research Letters* 44, 102051.
- Reboredo, J. C., 2018, Green bond and financial markets: Co-movement, diversification and price spillover effects,

Energy Economics 74, 38-50.

Reboredo, J. C., and A. Ugolini, 2020, Price connectedness between green bond and financial markets, *Economic Modelling* 88, 25-38.

【注】

- (*) 本研究は、一般社団法人信託協会から研究奨励金を受けている。本稿の見解は筆者のものである。
- (1) 取引高とも言えるかもしれない。
- (2) $\alpha(A)$ のボラティリティへの影響は限定的と仮定する。
- (3) データ入手の関係上、MSCIUSEW を対応する株価指数の一次近似値とみなす。MSCIUSEW のデータはMSCIのウェブサイトから得た。

(かなむら・たかし)