

## ESG ファクターが J-REIT 個別銘柄パフォーマンスに与える影響

2026 年 7 月 8 日

株式会社三井住友トラスト基礎研究所

REIT 投資顧問部 主任研究員 小西勝也

- **分析データと分析手法**：決算説明会資料や ESG レポート、投資法人 WEB サイトなどの ESG 開示テキストを月次で収集し、開示量と前月からの変化が翌月の投資口価格パフォーマンスに与える影響を定量的に検証した。ESG 開示を 4 カテゴリ 26 項目に分類し、市場・金利・バリュエーションなどのコア要因をコントロール変数として並べて影響度を比較することで、追加的説明力を測定した。
- **主な分析結果**：ESG 開示は投資口価格パフォーマンスを一定程度説明するが、影響度はコア要因を大きく下回る。ESG 開示は価格形成を左右する主役ではなく、コア要因に対する補完的な選別材料として位置づけられていることが確認できた。市場が評価する ESG 項目には偏りがあり、定量的な環境指標項目（GHG 排出量等）よりも、ガバナンス項目（利益相反・報酬体系・コンプライアンス）や社会・人的資本項目（ワークライフバランス・ダイバーシティ）の開示が相対的に大きな影響を持ち、開示量の増減よりも、水準（情報量）が評価されやすい傾向も確認された。
- **用途セクター・金利局面別の違い**：ESG 開示の効果は用途セクターや金利局面により異なり、分析では物流施設銘柄においてのみ統計的に有意なプラス寄与を示した。利上げ局面では ESG ファクターがよりプラスに寄与する可能性が示唆された。
- **今後の展開**：分析に使用できる ESG テキストデータの量や期間には制約があり、本分析結果の確かさにも一定の留意が必要である。今後、開示テキストの蓄積進展により自然言語処理手法の有効性が高まり、ESG 開示が量から質へ深化するなかで大規模言語モデル等の活用により開示の質的な分析が可能となることで、本稿のような分析が投資家と発行体双方にとってさらに有用な判断材料になると考えられる。

### 1 はじめに

GPIF が責任投資原則 (PRI) に署名し、J-REIT 各銘柄が ESG 情報の開示を始めてから 10 年以上が経過する。この間、ESG 開示の情報量や取り組みの種類は格段に増加し、ESG 開示・評価はもはや通常業務として定着している。当初は GRESB 評価や環境認証取得といった形式的な取り組みが中心であったが、近年は気候変動対応のシナリオ分析や KPI の設定など内容が深化している。一方、投資口価格の下落トレンドが長期化した 2022 年頃からは、決算説明会における ESG 関連の説明時間の短縮なども見られ、開示情報量の増加ペースも鈍化しつつある。その背景には、投資家の評価軸が開示の有無や量から内容の質・戦略との整合性へと移行してきたことにある。加えて、インフレと金利上昇を背景に J-REIT の運営コストが増加するなか、収益への貢献が見えにくい ESG 活動に追加コストをかける意義を疑問視する声が生じていることも一因と考えられる。筆者は前稿（【参考文献】[1]）で、自然言語処理技術を用いて ESG 開示内容の時系列変化を定量的に分析したが、その変化が投資口価格にどのように反映されているかは未検証であった。本稿は、各銘柄の ESG 開示テキストの量や前月からの変化と翌月の投資口価格パフォーマンスとの関連を検証することで、市場が実際に評価している ESG 開示のパターンを明らかにすることを目的とする。従来の定性的な評価や外部スコアに依拠した分析とは異なり、ESG 開示テキストそのものが投資口価格パフォーマンスに与える影響を直接検証する点に本分析の独自性がある。これにより、ESG 開

示が成熟・深化するなか、投資家と発行体の双方に有用な評価尺度を提示できると考えている。

本分析では、J-REIT 各銘柄の決算説明会資料や ESG レポート等の開示テキストを月次で収集し、投資口価格パフォーマンスとの関係を定量的に検証した。まず、テキスト情報に対して表記揺れの吸収など前処理を行った上で、独自のキーワード辞書を用いて ESG 情報を ESG 体制(A)・環境(E)・社会(S)・ガバナンス(G)の4カテゴリ・26サブファクターに分類し、各サブファクターの出現頻度を作成した。目的変数は東証 REIT 指数に対する各銘柄の翌月の投資口価格の超過リターン(配当込み)とし、ESG ファクターに市場・金利・バリュエーション等のコントロール変数を加えた上で予測モデルを構築し、その予測精度を検証した。次に、モデルへの各特徴量の寄与度を定量化し、ESG ファクターと市場・金利、バリュエーション要因の影響度を比較した。加えて、セクター別および金利局面別にモデル精度を測定し、ESG 開示が持つ追加的な説明力がセクターや金利局面によってどの程度異なるかについても検証した。

## 2 分析手法と使用するデータ

本分析において使用する分析手法の概要は以下の通りである。なお、分析に使用する J-REIT の ESG テキストデータのソースやデータ期間、前処理の方法等については本稿末尾の参照 1 に詳細を記載している。

### 2.1 目的変数と特徴量の設計

本分析における目的変数は、各銘柄の翌月の東証 REIT 指数に対する超過リターン(配当込み)とした。説明変数(特徴量)は、図表 1 に記載の通り、ESG 開示テキストから抽出した ESG 関連の特徴量(ESG ファクター)と、コントロール変数として採用したマーケット・金利・バリュエーション指標などの二層構造で構成している。前者はテキスト統計量や、キーワード単位の出現頻度とそれを ESG カテゴリ・テーマ単位の統合することで作成している。後者は、TOPIX 月次リターン、日本 10 年国債利回り、P/NAV、LTV、ROE、会社予想年間分配金の変化率、時価総額等のマーケット・金利やバリュエーション指標、および保有物件の物件用途に基づいて分類した用途セクターのダミー変数である。なお、ESG ファクターではその「開示量の水準」と「前月との差分(変化量)」の両系列を特徴量として採用している。ESG 開示の効果をマーケット要因等と同列で評価するため、両者を同一のモデルに投入し、モデルの予測精度を確認後に、各特徴量の予測モデルへの影響度を比較することとした。

なお、特徴量の設計段階で、前稿で採用した意味解析系の自然言語処理手法等を用いた特徴量作成も行ったものの、シンプルな単語頻度を特徴量として用いたモデルを予測精度で上回ることができず、また統計的に有意な結果も得られなかったため、当該手法の分析結果は、本稿末尾の参照 2 に記載するのみに留めた。

【図表1】 特徴量グループ概要

カテゴリ	説明
ESGサブファクター	ESG取り組みを4カテゴリ、26テーマに分類したテーマ別のサブファクター頻度。各サブファクターのキーワード出現頻度を合算したもの(水準+前月差分)。
ESGキーワード頻度	ESGキーワードの出現頻度(水準+前月差分)。複数テーマにまたがる重要語を個別の特徴量として捉える目的で追加。
テキスト統計量	ESG開示情報の分量と数値記述の豊富さを表すテキスト統計量。文字数、数値記述量、形態素解析後語数
マーケット指数	TOPIX月次リターン(前月末比)。市場全体の影響を除去するコントロール変数として使用
金利	日本10年国債利回り(月末値)
バリュエーション	P/NAV、LTV、ROE、会社予想年間分配金変化率、時価総額(月末値)
用途セクター	物件タイプ(セクター)別のダミー変数

(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

## 2.2 ESG サブファクター特徴量の生成

ESG サブファクターの特徴量は、開示テキストに対する独自キーワード辞書ベースの単語頻度集計により作成した。ESG ファクターは、図表 2 に示す ESG 体制(A)・環境(E)・社会(S)・ガバナンス(G)の 4 カテゴリ、26 のサブファクターに分解した。各サブファクターには代表的なキーワード(例:環境の GHG 排出量には「温室効果ガス」「脱炭素」「スコープ 1」等)10~20 語程度を割り当てており、サブファクターの頻度は割り当てられたキーワードの出現頻度の合計として算出した。

【図表2】 ESGサブファクター定義詳細

カテゴリ	サブファクター名	代表キーワード (主要3語)
A: ESG体制	イニシアティブ	TCFD / PRI / GRI
A: ESG体制	マテリアリティ	マテリアリティ / KPI / 数値目標
A: ESG体制	ESG方針・委員会	サステナビリティ方針 / ESG委員会 / ESG推進体制
E: 環境	生物多様性	生物多様性 / 生態系 / 自然資本
E: 環境	環境認証(CASBEE等)	CASBEE / BELS / 環境認証
E: 環境	エネルギー消費	省エネ / エネルギー効率 / ZEB
E: 環境	ESGファイナンス	ESGファイナンス / グリーンファイナンス残高 / グリーンエクイティ
E: 環境	GHG排出量	温室効果ガス / 脱炭素 / スコープ1
E: 環境	再生可能エネルギー	再生可能エネルギー / 再エネ / 太陽光発電
E: 環境	サプライチェーン	サプライチェーン / 調達方針 / サプライヤー
E: 環境	廃棄物管理	廃棄物削減 / リサイクル / 3R
E: 環境	水使用量	水使用量 / 節水 / 水消費
S: 社会	地域貢献	地域貢献 / 地域活性化 / 地域イベント
S: 社会	防災	防災 / BCP / レジリエンス
S: 社会	ダイバーシティ	ダイバーシティ / 人権 / 女性活躍
S: 社会	人材育成	従業員満足 / 離職率 / 人材育成
S: 社会	労務管理	安全衛生 / 労働安全 / 労働時間管理
S: 社会	テナント満足度	テナント満足 / テナントアンケート / 入居者満足
S: 社会	福利厚生	福利厚生 / 従業員支援 / 健康保険
S: 社会	ワークライフバランス	ワークライフバランス / テレワーク / 有給取得率
G: ガバナンス	取締役会	取締役会 / 監査役 / 指名委員会
G: ガバナンス	報酬体系	役員報酬 / インセンティブ報酬 / 業績連動報酬
G: ガバナンス	コンプライアンス	コンプライアンス / 内部統制 / 贈収賄
G: ガバナンス	利益相反	利益相反 / スポンサー / 外部委員
G: ガバナンス	情報開示(IR)	情報開示 / 透明性 / ディスクロージャー
G: ガバナンス	運用報酬体系	運用報酬 / 利益連動報酬 / DPU

(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

### 2.3 予測モデルと評価指標

予測モデルには、複数の予測ルールを組み合わせて精度を高める非線形の機械学習手法であるLightGBMを採用した。2019年4月から2025年3月までの6年間でモデルの学習・検証期間とし、その後の2025年4月から2026年3月までの1年間でモデル構築時に一切使用しないテスト期間として設定した。テスト期間のデータは、モデルが未知のデータに対してどの程度の予測力を持つかの確認に用いている。

なお、予測精度の指標にはIC<sup>1</sup>を用いた。ICは、モデルが予測した銘柄のパフォーマンス順位と実際の順位がどの程度一致しているかを示す指標(スピアマン順位相関係数)であり、実務上は0.03以上であれば一定の予測力があるとされる。

図表3は、ESGファクター特徴量の有無やその組み合わせを変えた4つのモデルの精度を比較したものである。spread\_muは予測上位銘柄と下位銘柄の月次リターン差の平均値、spread\_tはその統計的有意性を示すt値であり、これらの値が大きいほど予測の信頼性が高いことを示す。図表3をみると、検証期間ではESGファクターを特徴量から除外したモデルが最も高い値(0.0716)を示しているが、テスト期間では、ESGサブファクター頻度とキーワード頻度の両方を加えたモデルが0.0703と最も高く、ESGファクター特徴量を除外したモデル(0.0347)を上回った。spread\_muは0.0033、t値は1.44と4モデル中で最高であり、ESGファクター特徴量の追加がモデルの予測力の改善に寄与することが示唆される。

なお、ESGサブファクターとESGキーワード頻度のいずれか一方のみを加えたモデルでは、ICが検証期間とテスト期間ともに両系列を採用したモデルを下回っており、両系列を組み合わせることで精度改善の効果がより現れることが確認された。ESGの開示の「テーマ」(ESGサブファクター)と「具体的な取り組み」(ESGワード頻度)の両面から情報を捉えることが重要であると考えられる。

【図表3】 ESGファクターなど特徴量パターンによるモデルの精度比較

特徴量構成	検証期間 IC	テスト期間 IC	spread_mu	spread_t
ESGサブファクター+ キーワード頻度 + ESG以外の特徴量	0.0445	0.0703	0.0033	1.44
キーワード頻度 + ESG以外の特徴量	0.0204	0.0427	0.0019	0.82
ESGサブファクター + ESG以外の特徴量	0.0044	-0.0002	0.0017	1.03
ESG以外の特徴量	0.0716	0.0347	0.0029	1.02

注) IC、t値等の背景色は予測力の強さと統計的有意性を総合的に示し、緑・黄・赤の順に高い。

(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

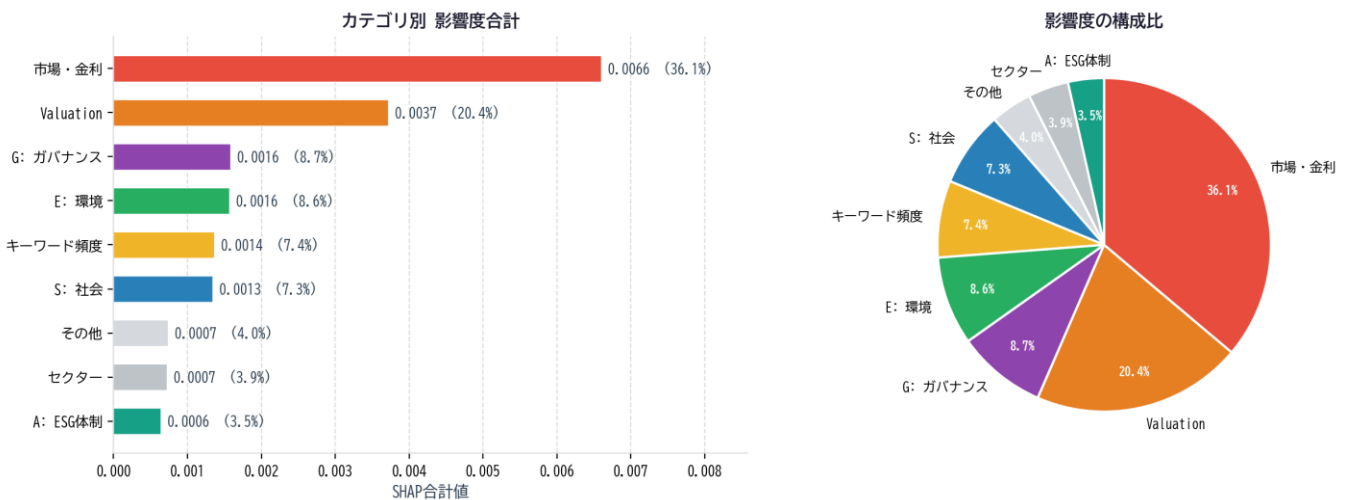
<sup>1</sup> IC(Information Coefficient):モデルが予測した銘柄の順位と実際のパフォーマンスの順位がどの程度一致しているかを示す指標で、予測値と実現値の順位相関係数(スピアマン相関係数)。+1に近いほど予測が正確で、0に近いほど予測力がないことを意味する。実務上は概ね0.03以上で有意とされることが多い。

### 3. <分析結果>ESG ファクターの投資口価格パフォーマンスへの影響度

#### 3.1 カテゴリ別にみた影響度の全体像

図表4は、各特微量カテゴリがモデルの予測にどの程度影響しているかを SHAP<sup>2</sup>値の合計で比較したものである。最も影響度が大きいのは市場・金利要因(0.0066、全体の36.1%)であり、バリュエーション要因(0.0037、20.4%)がこれに次ぐ。ESGの各カテゴリはガバナンス(G:0.0016、8.7%)、環境(E:0.0016、8.6%)、社会(S:0.0013、7.3%)、ESG体制(A:0.0006、3.5%)の順であり、いずれも市場・バリュエーション要因を大きく下回っている。このことから、ESGファクターは価格形成における主役ではなく、市場・金利などコア要因に対する補完的な選別材料として位置づけられていることが確認できる。なお、本分析はESGファクターがパフォーマンス予測に寄与するか否かを検証することを主眼とするため、ESGファクター以外の特微量は基本的なものに絞っている。実際の運用環境では市場・バリュエーション要因の説明力はさらに高くなる、ESGファクターの相対的な影響度は本分析の結果よりも小さくなる可能性がある点には留意が必要である。

【図表4】 特微量カテゴリ別の影響度比較 (SHAP値)



(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

#### 3.2 特微量別での影響度比較

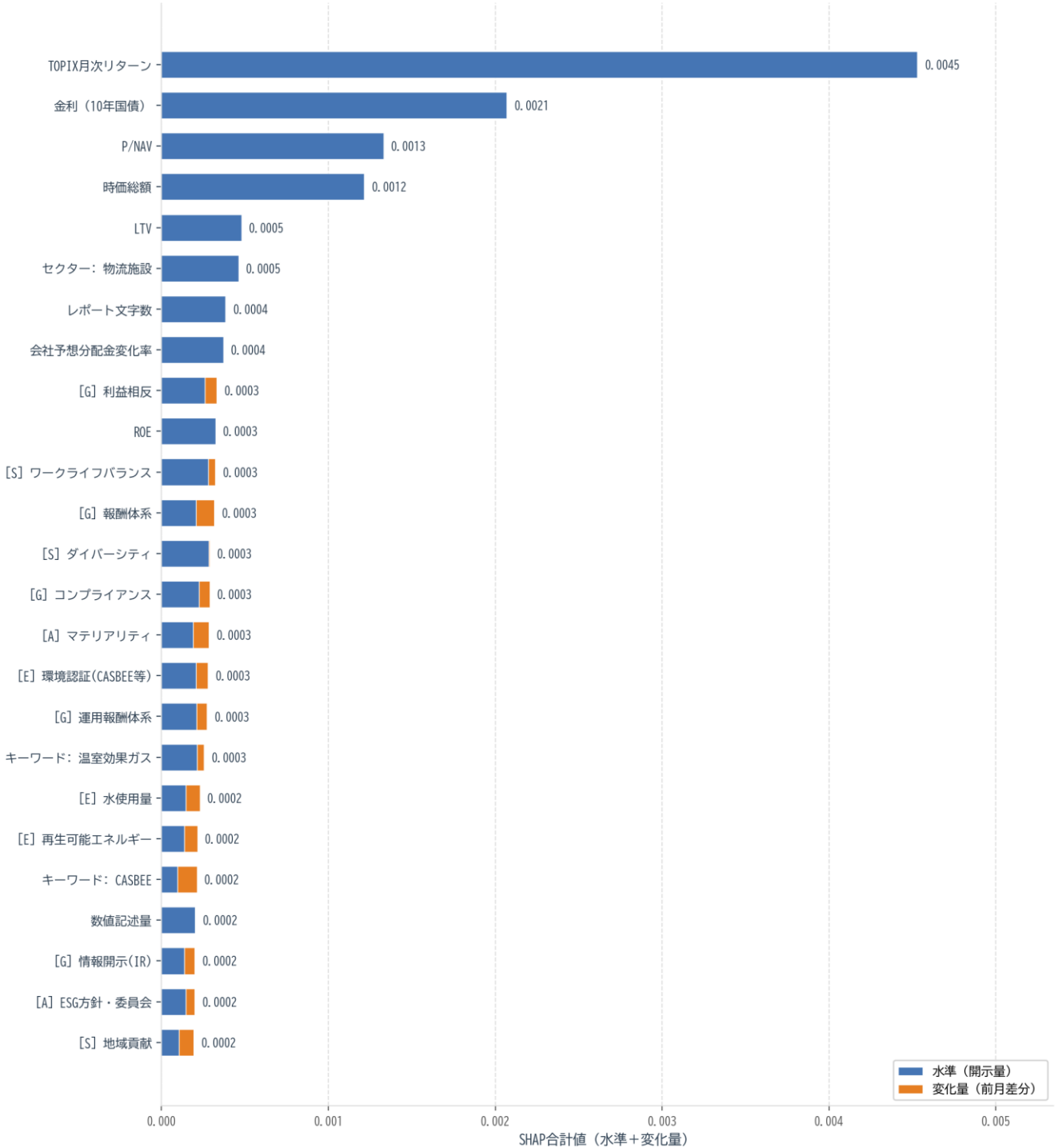
図表5で、各ESGファクターの影響度を市場・バリュエーションなどコア要因と並べて比較すると、影響度上位はTOPIX月次リターン(0.0045)、10年国債利回り(0.0021)、P/NAV(0.0013)、時価総額(0.0012)などESGファクター以外のコア要因が占めていることが分かる。一方、ESGファクターの寄与はこれらの数分の一の水準にとどまる。また、ESGサブファクターでは「水準」の寄与が「変化量」を上回る傾向が確認できることから、開示量の月次変化よりも、開示量そのものが投資口価格パフォーマンスにより強い影響を及ぼしていると考えられる。

図表6では、ESGサブファクター内での影響度の大小関係に注目し影響度を比較している。各ESGサブファクターの影響度を確認すると、上位には[G]利益相反、[S]ワークライフバランス、[G]報酬体系、[S]ダイバーシティ、[G]コンプライアンス等が並び、いずれも0.0003前後の水準となった。投資口価格パフォーマンスの説明力という観点では、定量的な環境指標項目(GHG排出量・エネルギー消費等)よりも、定性的なガバナンスや人的資本に関する開示が上位を占めている点が特徴的である。ガバナンスや人的資本は、物件の取得譲渡価格や運用報酬、人件

<sup>2</sup> SHAP(SHapley Additive exPlanations):機械学習モデルの予測に対する各特微量の貢献度を定量化する手法。ゲーム理論のシャープレイ値に基づき、特微量ごとの平均絶対SHAP値が大きいほど予測への影響度が高いことを示す。

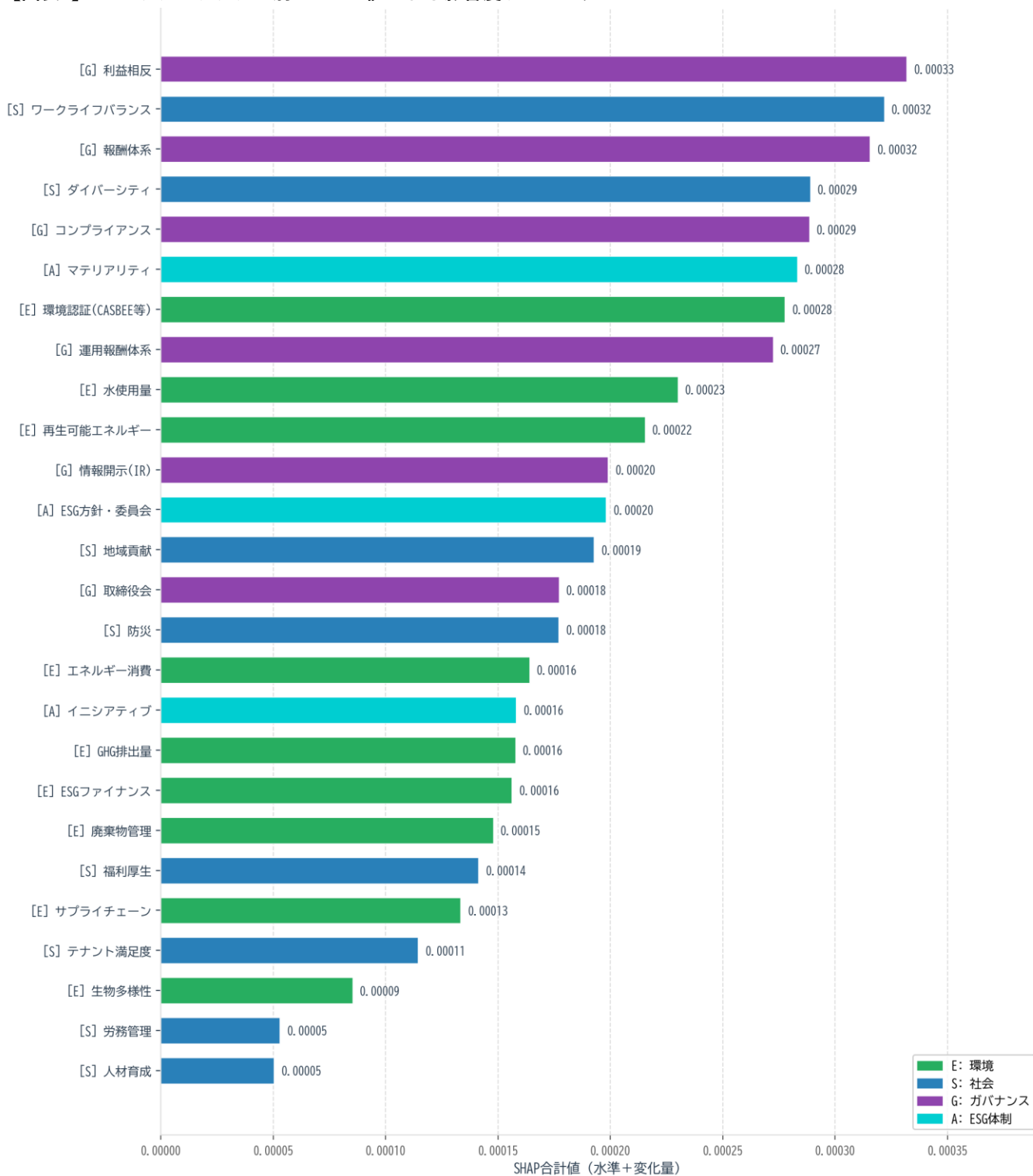
費などコスト面や投資法人の運営能力に対する影響が大きい項目であり、ESG 以外の観点からも重視される項目である。一方で、定量的な環境指標項目（GHG 排出量等）は収益貢献との関係が不明確で、社会的責任の遂行以外の観点からその意義を説明することが難しいことが本結果に繋がったと考えられる。また、全体（A）に関する取り組みでは「マテリアリティ」、「ESG 方針・委員会」、「イニシアティブ」の順に影響度が大きい結果となった。環境（E）では、「環境認証」「水使用量」「再生可能エネルギー」の影響度が相対的に大きく、環境認証のようにカバー率などで定量的に他銘柄と比較しやすい項目や再生可能エネルギーなど開示がまだ一部の ESG 先進銘柄に限られている項目の影響度が高い結果となった。

【図表5】 各特微量（コア+ESG）のSHAP値による影響度ランキング（上位25件）



(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

【図表6】 ESGサブファクター別 SHAP値による影響度ランキング



(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

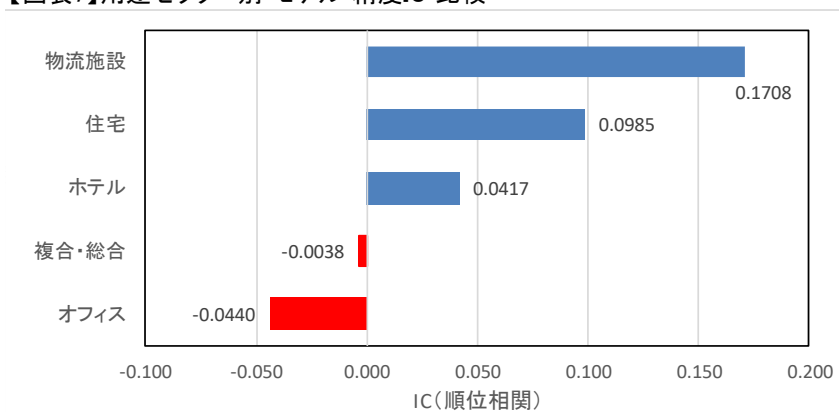
### 3.3 用途セクター・金利局面による ESG ファクター寄与の違い

本章では、J-REIT 投資法人が運用する物件用途セクターや低金利・利上げ局面など金利局面による ESG ファクターの投資口価格パフォーマンスへの寄与の違いを検証した。

用途セクター別の分析では、各用途セクターに属する銘柄のデータのみでモデルを構築し、検証期間の精度指標 IC を図表 7 で比較している。なお、そのセクターに属する銘柄数の少ない「商業」と「ヘルスケア」は十分なデータを確保することができないため除外した。図表 7 でセクター別 IC を見ると、物流施設(0.1708)、住宅(0.0985)、ホテル(0.0417)が相対的に高い一方で複合・総合(-0.0038)、オフィス(-0.0440)はマイナスとなった。テナントと一体となって ESG 取り組みを進めやすいオフィスや、複数の用途物件を運用するため取り組みが多岐にわたる複合・総合で ESG ファクターの寄与がマイナスになる結果は意外であるが、セクター別モデルの統計量 t 値を確認すると、結果が統計的に有意なのは物流施設のみであることがわかる。物流施設セクターにおいて ESG が評価された要因としては、保有物件の建物仕様が均質で ESG スコアの銘柄間・物件間での比較が他の用途セクターに比べ容易であること、また、固定賃料での長期契約が多いことから大手 EC などテナントからの環境基準要求などに基づく ESG 開示の内容が、賃料やテナント維持に直結しやすい構造にあることが考えられる。加えて、外資系スポンサーの銘柄も多く、ESG 開示に敏感な海外投資家層から評価されやすかった可能性も推察される。

また、セクター別にデータを分割したことで、各グループのサンプル数が減少したことが、多くのセクター別モデルで統計的有意性が得られなかった要因の一つと考えられる。

【図表7】用途セクター別 モデル 精度IC 比較

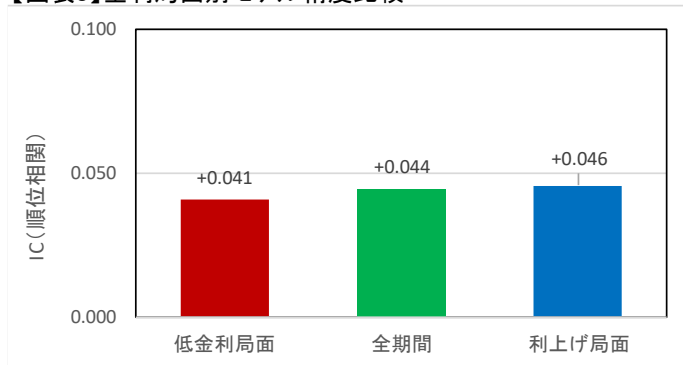


セクター	LightGBM IC	spread_t
物流施設	0.1708	2.53
住宅	0.0985	1.02
ホテル	0.0417	0.30
複合・総合	-0.0038	-0.10
オフィス	-0.0440	-0.43

(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

次に、金利局面別の分析では、全データ期間を「低金利局面」と「利上げ局面」の2期間に分割して IC を算定し、図表 8 で比較している。図表 8 によると、利上げ局面の IC(+0.046)は、低金利局面(+0.041)をやや上回っている。この背景には、利上げ局面では金利上昇による選別圧力の高まりから、財務規律やガバナンス開示が充実した銘柄に資金が集中しやすい構造が考えられる。一方、低金利局面では利回り追求の資金が J-REIT 全体に流入するため、ESG 開示の差異が投資口価格に反映されにくい。ただし、両局面の IC の差は 0.005 と僅かである。統計量 t 値を見ても利上げ局面が 1.23、低金利局面が 0.31 といずれも十分に有意とまでは言えず、特に低金利局面の結果については統計的な有意性は認められない。したがって、本分析の結果は、あくまでも ESG ファクターは利上げ局面においてよりプラスに寄与する可能性があるという示唆に留まる。

【図表8】金利局面別モデル精度比較



(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

#### 4. おわりに

本稿では、J-REIT 各銘柄の ESG 開示テキストの量や前月からの変化を機械的に定量化し、それらが翌月の投資口価格パフォーマンスにどのように影響しているかを、機械学習モデル(LightGBM)を用いて、モデル精度(IC)や各特徴量のモデル寄与度(SHAP 値)から検証した。検証の結果、ESG 開示は投資口価格パフォーマンスを一定程度説明するものの、特徴量カテゴリ別の SHAP 値でみると、市場・金利やバリュエーション要因が予測モデルの影響度の大部分を占め、ESG 各カテゴリの影響度を大きく上回っている。ESG ファクターは投資口価格の形成を単独で主導する材料ではなく、市場・金利やバリュエーションなどのコア要因と比べて補完的な評価材料として市場に位置づけられていることが確認された。

ESG 開示の影響について詳細に分析すると、市場が評価する開示には一定のパターンがあることが確認できた。ESG サブファクター別の影響度では、利益相反・報酬体系・コンプライアンスといったガバナンス系や、ワークライフバランス・ダイバーシティといった社会、人的資本系の項目が上位を占め、GHG 排出量やエネルギー消費といった環境関連の項目よりも高い影響度を示した。これらはコストや収益への影響が大きく、ESG 以外の観点からも投資判断に織り込まれやすい項目であることが要因の一つと考えられる。また、開示の「変化量」よりも「水準」が効きやすい傾向もみられ、継続的な開示による情報量の蓄積が市場の評価に繋がっている可能性が示唆される。

ただし、本分析には分析に使用できる ESG 開示テキスト量が限られることによる限界もある。J-REIT の銘柄数や入手可能な ESG 開示テキスト情報の期間には制約があり、用途セクターや金利局面など期間別にデータを分割するとデータ量がさらに減少する。このため、ESG 情報のセクター別の有効性を統計的に確認できたのは物流施設セクターのみに留まり、金利局面別の分析でも利上げ局面でよりプラスに寄与する可能性が示唆されるにとどまった。加えて、テキストの意味的・構造的な特徴を捉える意味解析系の手法(Sentence-BERT・BERTopic・DTM)についても、必要とするデータ量が十分に確保できないことで、過去のデータを過学習<sup>3</sup>する結果となり、予測モデルとして有効に機能しなかったため、ESG 開示内容の質的な特徴を折込んだ分析を行うことはできなかった。

実務上、ESG の開示情報は市場・金利やバリュエーションといったコア要因を評価の主軸とした上で、セクターや市場局面などに応じて補完的に活用することが現実的であると考えられる。今後は、開示テキストの蓄積がより進むことで意味解析系の自然言語処理手法の有効性が高まることが期待されるほか、近年精度向上が著しい大規模言語モデル等を活用することで、単なる開示量を超えた開示の質的な分析が可能になると考えられる。ESG 開示が量から質へと深化するなかで、その影響変化を客観的かつ的確に捉える分析手法は、投資家と発行体の双方にとって有用な評価尺度の提供に繋がるものであり、本手法の更なる発展の意義は大きいと考えている。

<sup>3</sup> 過学習とは、モデルが学習に用いた過去データの細かな特徴やノイズまで学習してしまい、未知のデータに対する予測力がかえって低下する現象をいう。

## &lt;参照&gt;

## ■ 参照1 使用した ESG テキストデータ詳細

## 【データソース・収集期間】

1. 投資法人決算説明会資料の ESG 情報記載ページ(2019年4月～2026年4月の各月末時点での最新資料)
2. 投資法人及び資産運用会社 WEB サイトの ESG 情報記載ページ(2019年4月～2026年4月の各月末時点)
3. 投資法人が開示する ESG レポート(2019年4月～2026年4月の各月末時点での最新版レポート)

## 【前処理の概要】

テキストマイニングの分析精度向上のために行う前処理(テキストの表記を一定の規則に基づいて統一する処理等)、J-REIT や ESG 関連用語のキーワード登録、表記揺れの吸収(例:「再エネ」と「再生可能エネルギー」を同じ語として認識するなど)を行っている。なお、投資法人名や地名・人名といった文書の特徴を直接表さない単語や ESG 取り組みとの関連性が低い単語については分析対象から除外している。

## ■ 参照2 テキスト意味解析系の自然言語処理手法を用いた補足的検討(BERTopic、Sentence-BERT、DTM)

キーワード頻度ベースのサブファクター特徴量に加え、テキストの意味的・構造的な情報を捉える 3 手法(BERTopic・Sentence-BERT・DTM)の有用性を検証した。しかし、いずれも単語頻度のみを使用したモデルを予測精度で上回ることができず、統計的に有意な結果も確認できなかったため、本稿の特徴量には採用していない。

図表 9 に示す通り、これら高度な手法を加えたパターンが多くで、検証期間の IC は本稿で採用したモデルと同水準以上を示す一方、テスト期間 IC はすべてマイナスに転じており、学習に用いた過去データへの過学習が生じていることが確認された。J-REIT の ESG テキストは銘柄数・期間ともに限られており、意味解析系の手法が必要とするサンプル量に対してデータが不足している可能性が高い。現時点では単語頻度ベースの特徴量を用いたシンプルなモデルが汎化性能の面で優れており、高度な手法の活用には更なるデータの蓄積が必要と考えられる。

## 【各意味解析系の自然言語処理手法の説明】

**BERTopic:** 文書のベクトル化・クラスタリング・トピックキーワード抽出を組み合わせたトピックモデリング手法である。ESG 開示の論点構造を把握し、銘柄間の差別化要因を特定することを目的として適用を試みた。

**Sentence-BERT(文書埋め込み):** 多言語対応モデルを用いて各文書をベクトル化し、PCA(主成分分析)で圧縮した上で特徴量として投入した。

**DTM(Dynamic Topic Model):** トピックの時系列変化を捉えることを目的とした動的トピックモデルである。前稿でも採用した手法であり、ESG 開示内容の時系列変化を特徴量化することを試みた。

【図表9】 意味解析系の自然言語処理手法を用いたモデルの精度比較

特徴量構成	検証期間 IC	テスト期間 IC	spread_mu	spread_t
ESGサブファクター+ キーワード頻度 + ESG以外の特徴量+BERTopic	0.0556	-0.0076	0.0043	2.4403
ESGサブファクター+ キーワード頻度 + ESG以外の特徴量+ Sentence-BERT	0.0265	-0.0092	0.0017	0.8107
ESGサブファクター+ キーワード頻度 + ESG以外の特徴量+ DTM	0.0603	-0.0536	0.0028	1.3914
キーワード頻度 + ESG以外の特徴量+ BERTopic	0.0627	-0.0189	0.0047	2.8189
キーワード頻度 + ESG以外の特徴量+ Sentence-BERT	0.0357	-0.0375	0.0027	1.4121
キーワード頻度 + ESG以外の特徴量+ DTM	0.0305	-0.0377	0.0025	1.4963

(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

**【参考文献】**

- [1]三井住友トラスト基礎研究所 小西勝也 2025「自然言語処理を用いた J-REIT の ESG 開示内容の時系列分析」(三井住友トラスト基礎研究所 WEB サイト)
- [2]三井住友トラスト基礎研究所 小西勝也 2025「J-REIT 市場の分析におけるテクニカル指標の有効性の検証<機械学習モデルを用いた市場パフォーマンス予測>」(三井住友トラスト基礎研究所 WEB サイト)
- [3]三井住友トラスト基礎研究所 小西勝也 2020「深層学習を用いた J-REIT 個別銘柄パフォーマンス要因の分析」(三井住友トラスト基礎研究所 WEB サイト)
- [4]三井住友トラスト基礎研究所 小西勝也 2020「機械学習を用いた J-REIT 市場のパフォーマンス要因分析」(三井住友トラスト基礎研究所 WEB サイト)
- [5]伊藤正晴 2016「ESG ファクターと株式リターンとの関係」『証券アナリストジャーナル』54(7)、39-48
- [6]湯山智教・白須洋子・森平爽一郎 2019「ESG 開示スコアとパフォーマンス」『証券アナリストジャーナル』57(10)、72-83
- [7]年金積立金管理運用独立行政法人(GPIF)2025「ESG 要素と企業価値に関する効果検証」報告書
- [8] Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q. and Liu, T. 2017 "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree" Advances in Neural Information Processing Systems 30, pp. 3149-3157
- [9] Lundberg, S. M. and Lee, S. 2017 "A Unified Approach to Interpreting Model Predictions" Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017)

**【お問い合わせ】REIT 投資顧問部**

<https://fofa.jp/smtri/a.p/115/>

1. この書類を含め、当社が提供する資料類は、情報の提供を唯一の目的としたものであり、不動産および金融商品を含む商品、サービスまたは権利の販売その他の取引の申込み、勧誘、あっ旋、媒介等を目的としたものではありません。銘柄等の選択、投資判断の最終決定、またはこの書類のご利用に際しては、お客さまご自身でご判断くださいますようお願いいたします。
2. この書類を含め、当社が提供する資料類は、信頼できると考えられる情報に基づいて作成していますが、当社はその正確性および完全性に関して責任を負うものではありません。また、本資料は作成時点または調査時点において入手可能な情報等に基づいて作成されたものであり、ここに示したすべての内容は、作成日における判断を示したものです。また、今後の見通し、予測、推計等は将来を保証するものではありません。本資料の内容は、予告なく変更される場合があります。
3. この資料の権利は当社に帰属しております。当社の事前の了承なく、その目的や方法の如何を問わず、本資料の全部または一部を複製・転載・改変等してご使用されないようお願いいたします。
4. 当社は不動産鑑定業者ではなく、不動産等について鑑定評価書を作成、交付することはありません。当社は不動産投資顧問業者または金融商品取引業者として、投資対象商品の価値または価値の分析に基づく投資判断に関する助言業務を行います。当社は助言業務を遂行する過程で、不動産等について資産価値を算出する場合があります。しかし、この資産価値の算出は、当社の助言業務遂行上の必要に応じて行うものであり、ひとつの金額表示は行わず、複数、幅、分布等により表示いたします。