

2025 年度冬期  
グラデュエーションペーパー  
予稿

| 題 目                                     |          |
|-----------------------------------------|----------|
| 語られた未来の構造的検証——統合報告書と有価証券報告書のテキスト分析による実証 |          |
| 技術経営論文                                  | ビジネス企画提案 |

|      |         |    |       |
|------|---------|----|-------|
| 学籍番号 | 8824209 | 氏名 | 柏木 恒浩 |
|------|---------|----|-------|

| 教 員                       |          |
|---------------------------|----------|
| 主査                        | 田村 浩道 教授 |
| 審査委員<br><small>担当</small> | 岡田 将稔 教授 |

東京理科大学大学院 経営学研究科 技術経営専攻

# 「語られた未来の構造的検証——統合報告書と有価証券報告書のテキスト分析による実証」

目次

## 第 1 章 序論

1.1. 研究の背景と問題提起

1.2. 本研究の独自性と貢献

## 第 2 章 先行研究と推論構築

2.1. 企業開示におけるナラティブ情報の役割

2.2. テキスト分析を用いた開示研究の蓄積と限界

2.3. 統合報告書研究の動向と本研究の位置付け

2.4. 推論

## 第 3 章 分析設計

3.1. 分析パイプラインの全体像

3.2. 分析対象とデータソース

3.2.1. 分析対象

3.2.2. 統合報告書

3.2.3. 有価証券報告書

3.2.4. 財務データ

3.3. テキスト前処理と文分割

3.3.1. 統合報告書の統合・正規化

3.3.2. 有価証券報告書の抽出・正規化

### 3.4. 埋め込み生成

### 3.5. テキスト特徴量の構築

#### 3.5.1. 課題集合と特徴量の種類

#### 3.5.2. 分布形状・上位選択 (Top-q/Margin)

### 3.6. 予測対象 (次年度 ROA) との結合とデータセット化

### 3.7. 統計的検証手法

#### 3.7.1. 相関分析 (特徴量ごとの関連)

#### 3.7.2. 予測分析 (時系列検証と Proxy Training)

#### 3.7.3. 変数・記号の整理

### 3.8. 評価指標

#### 3.8.1. 順位の整合性 (Spearman $\rho$ )

#### 3.8.2. 方向の意思決定 ( $\Delta$ ROA の二値分類: 混同行列)

#### 3.8.3. 量的誤差 (RMSE)

#### 3.8.4. 指標の役割分担

## 第 4 章 実証分析の結果

### 4.1. データセットの概要と記述統計

#### 4.1.1. 分析対象とサンプル構造

#### 4.1.2. 特徴量と将来 ROA の単純相関

### 4.2. 開示整合性の検証: 文書特徴による将来 ROA の予測

#### 4.2.1. LOYO 交差検証による予測精度 (XGBoost vs Ridge)

#### 4.2.2. 予測射程の検証 (翌々期・3 期先)

### 4.3. 第二の評価軸: $\Delta$ ROA の方向 (上昇/低下)

#### 4.3.1. 算出方法と全体結果

#### 4.3.2. 業界別の方向予測 (F1) ヒートマップ

#### 4.3.3. 予測射程 ( $h=1/h=2/h=3$ ) での方向分類 (F1)

## 第 5 章 考察

### 5.1. 主要結果の要約と解釈

- 5.1.1. 順位評価 (Spearman)
- 5.1.2. 方向評価 (F1)
- 5.1.3. 予測射程と時間差
- 5.1.4. 補助分析 (RMSE)
- 5.1.5. 補助分析 (Ridge : 係数による解釈)

### 5.2. 方向予測 (混同行列/F1) を主軸とした解釈

- 5.2.1. 順位 (Spearman) の位置づけ (ベースライン)
- 5.2.2. 方向 (混同行列/F1) の位置づけ (主張)

### 5.3. 統合報告書と戦略的語り

### 5.4. 実務的含意

### 5.5. 限界と今後の課題

## 第 6 章 結論

## 参考文献

## 第 1 章 序論

### 1.1. 研究の背景と問題提起

企業開示に含まれるナラティブは、企業が現在進行形で実行している戦略や重点領域を反映し得る。一方で、財務指標は遅行性が高い。本研究は、任意開示である統合報告書と、法定開示である有価証券報告書を統合し、開示文章が将来業績とどのように結びつくかを検証する。

統合報告書の発行企業数は近年増加しており、2024 年 12 月末時点では 1,150 社（狭義の統合報告書は 1,122 社）と報告されている [2]。ただし、統合報告書は任意開示であるため、すべての企業で継続的に発行・公開されるとは限らず、分析対象の母集団や利用可能な年度範囲を定める際には、発行・公開の継続性と収集可能性を別途確認する必要がある。

表：統合報告書の発行企業数（2016–2024 年、12 月末時点）

| 年    | 統合報告書発行企業数 | 狭義の統合報告書発行企業数 |
|------|------------|---------------|
| 2016 | 334        | 172           |
| 2017 | 411        | 225           |
| 2018 | 465        | 319           |
| 2019 | 536        | 426           |
| 2020 | 591        | 505           |
| 2021 | 718        | 648           |
| 2022 | 872        | 823           |
| 2023 | 1,019      | 982           |
| 2024 | 1,150      | 1,122         |

出典：(株)ディスクロージャー & IR 総合研究所 ESG/統合報告研究室「統合報告書発行状況調査 2024」最終報告（2025.2.26、[2]）

## 1.2. 本研究の独自性と貢献

本研究の貢献は次の 3 点にある。第一に、PDF 中心で機械可読性が低い統合報告書を AI-OCR でテキスト化し、有価証券報告書と統合した分析基盤を構築した。第二に、文埋め込みにより文章の意味情報を数値化し、経営課題 20 項目を共通軸として語りを写像し、企業間で比較可能な座標系を導入した。第三に、評価を将来 ROA の順位と翌期 ROA の変動方向に分け、課題軸へ写像した語りが両評価軸の双方で予見的信息を含むことを示した。

## 第 2 章 先行研究と推論構築

### 2.1. 企業開示におけるナラティブ情報の役割

企業開示は、規制に基づく比較可能性と、任意開示としての戦略的語りを併せ持つ。ナラティブは投資家の不確実性を低減し、将来見通しやリスク認識、重点領域の変化を伝達する役割を担う。

## 2.2. テキスト分析を用いた開示研究の蓄積と限界

有価証券報告書を対象とした辞書型・トーン型の分析は蓄積があるが、文脈を保持した比較や、非構造 PDF の大規模処理には技術的制約が残る。近年は埋め込みに基づく表現学習が進展し、文脈を含む意味比較が可能になっている。

## 2.3. 統合報告書研究の動向と本研究の位置付け

統合報告書は中長期の価値創造ストーリーや重点領域を語る点で有用だが、研究上は入手・正規化・比較可能性の確保が課題となる。本研究は統合報告書を分析対象に含め、制度開示と統合して扱う枠組みを提示する。

## 2.4. 推論

多種多様な戦略記述を直接分類する代わりに、外部で定義された経営課題軸へ写像することで、企業間で比較可能な「戦略の語り」の表現が得られる。語りを共通座標で定量化できれば、将来 ROA の企業間順位や翌期の変動方向と整合する情報が抽出されると推論される。

# 第 3 章 分析設計

## 3.1. 分析パイプラインの全体像

統合報告書と有価証券報告書の文章を収集・整備し、文単位に分割して埋め込みを生成する。経営課題 20 項目の課題文も同一空間に埋め込み、文と課題文の意味的類似度を集約して企業 × 年の特徴量を構築し、将来 ROA の予測・評価に用いる。

## 3.2. 分析対象とデータソース

### 3.2.1. 分析対象

統合報告書を継続的に発行する企業を中心に企業 × 年の観測を構成し、主に 2021–2024 年の報告書テキストと、翌期以降の ROA を結合して検証する。

### 3.2.2. 統合報告書

統合報告書は PDF を主とするため、AI-OCR によりテキスト化し、改行・ノイズの正規化を行う。

### 3.2.3. 有価証券報告書

有価証券報告書は EDINET 由来のテキストを抽出し、章・段落構造を保ちながら正規化する。

### **3.2.4. 財務データ**

財務データは企業 × 年で整合した ROA を用い、予測対象を次年度 ROA として定義する。

## **3.3. テキスト前処理と文分割**

### **3.3.1. 統合報告書の統合・正規化**

OCR 後のテキストに対し、不要な記号・表記揺れを抑制し、分析に適した形へ整える。

### **3.3.2. 有価証券報告書の抽出・正規化**

抽出したテキストを文単位に分割し、媒体間で比較可能な単位に揃える。

## **3.4. 埋め込み生成**

文埋め込みモデルを用いて、統合報告書・有価証券報告書の各文、および経営課題 20 項目の課題文を同一空間に写像する。意味的類似度はベクトル間の距離として定義される。

## **3.5. テキスト特徴量の構築**

### **3.5.1. 課題集合と特徴量の種類**

課題別に文の類似度を集約し、言及の比率・集中度・分布形状を表す統計量を特徴量とする。これにより、どの課題をどの程度・どの偏りで語っているかを企業間で比較可能にする。

### **3.5.2. 分布形状・上位選択 (Top-q/Margin)**

文書内の語りは一様ではないため、分布の要約や上位文の選択により、強く関連する文脈を捉える。

## **3.6. 予測対象 (次年度 ROA) との結合とデータセット化**

各企業 × 年の特徴量を次年度 ROA に結合し、学習・評価用のデータセットを構成する。

## **3.7. 統計的検証手法**

### **3.7.1. 相関分析 (特徴量ごとの関連)**

特徴量と将来 ROA の単変量での関連を確認し、語りが将来業績と整合する方向性を把握する。

### 3.7.2. 予測分析（時系列検証と Proxy Training）

未来情報の混入を避けるため、年単位の時系列検証を用いる。初期年は学習用の過去年が不足するため、参考として Proxy Training を許容する設定も併用する。Proxy Training は、過去年が存在しない年に限り、当該年の他企業データで擬似的に学習・評価を行う設定である。

### 3.7.3. 変数・記号の整理

将来 ROA を  $roa\_next$ 、当期 ROA を  $roa\_current$  とし、差分  $\Delta ROA$  を  $\Delta ROA = roa\_next - roa\_current$  と定義する。方向予測では、この  $\Delta ROA$  の変動方向を判別する。

## 3.8. 評価指標

### 3.8.1. 順位の整合性（Spearman $\rho$ ）

将来 ROA の企業間順位がどの程度一致するかを Spearman 順位相関で評価する。

### 3.8.2. 方向の意思決定（ $\Delta ROA$ の二値分類：混同行列）

翌期 ROA の変動方向を二値分類とみなし、F1 を中心に評価する。微小変化は評価を不安定にするため、据え置き帯として除外する設定を用いる。

### 3.8.3. 量的誤差（RMSE）

連続値としての予測誤差を RMSE で確認する。

### 3.8.4. 指標の役割分担

順位評価は企業間の相対比較、方向評価は意思決定に近い二値判断として位置付ける。

## 第 4 章 実証分析の結果

### 4.1. データセットの概要と記述統計

#### 4.1.1. 分析対象とサンプル構造

統合報告書と有価証券報告書を企業  $\times$  年で統合し、将来 ROA を結合した観測を構成した。

#### 4.1.2. 特徴量と将来 ROA の単純相関

課題軸で構造化した特徴量の一部は、将来 ROA と整合的な相関を示し、語りに予見的情報が含まれることを示唆した。

## 4.2. 開示整合性の検証：文書特徴による将来 ROA の予測

### 4.2.1. LOYO 交差検証による予測精度 (XGBoost vs Ridge)

非線形モデルと線形モデルを併用し、将来 ROA の順位評価でモデル性能を比較した。語りの特徴は、将来 ROA の順位と整合する情報を含むことが確認された。

表：roa\_next の年別分布（テスト年ごとの有効観測）

| year_target | n   | 最小      | 中央値    | 最大     |
|-------------|-----|---------|--------|--------|
| 2022        | 504 | -0.2820 | 0.0366 | 0.4079 |
| 2023        | 504 | -0.1503 | 0.0327 | 0.3385 |
| 2024        | 499 | -0.1419 | 0.0355 | 0.2052 |
| 2025        | 430 | -0.1625 | 0.0356 | 0.2072 |

各モデル・各条件における Spearman 順位相関の結果を示す。

表：LOYO 予測精度 (Spearman 順位相関および平均 RMSE) の比較

| データセット          | モデル   | 2022<br>(Proxy) | 2023  | 2024  | 2025  | 平均<br>(23-25) | Avg RMSE |
|-----------------|-------|-----------------|-------|-------|-------|---------------|----------|
| Filings Only    | XGB   | 0.449           | 0.466 | 0.357 | 0.286 | 0.370         | 0.041    |
| Filings Only    | Ridge | 0.365           | 0.218 | 0.200 | 0.077 | 0.165         | 0.217    |
| Integrated Only | XGB   | 0.398           | 0.416 | 0.443 | 0.338 | 0.399         | 0.039    |
| Integrated Only | Ridge | 0.339           | 0.347 | 0.226 | 0.277 | 0.283         | 0.225    |
| Fil+Int         | XGB   | 0.468           | 0.504 | 0.471 | 0.363 | <b>0.446</b>  | 0.038    |
| Fil+Int         | Ridge | 0.315           | 0.290 | 0.184 | 0.240 | 0.238         | 0.301    |
| Fil+Int+ROA     | XGB   | 0.756           | 0.747 | 0.736 | 0.752 | 0.745         | 0.030    |
| Fil+Int+ROA     | Ridge | 0.759           | 0.633 | 0.526 | 0.458 | 0.539         | 0.394    |
| ROA-only        | —     | 0.758           | 0.792 | 0.778 | 0.814 | <b>0.795</b>  | 0.031    |

### 4.2.2. 予測射程の検証（翌々期・3 期先）

翌期に限らず、中期の射程でも語りが予測情報を持つかを確認した。

表：射程別の Spearman (ROA-only と XGBoost (Fil+Int))

| horizon | year_target | Spearman<br>(ROA-only) | Spearman<br>(XGB, Fil+Int) |
|---------|-------------|------------------------|----------------------------|
|---------|-------------|------------------------|----------------------------|

|     |      |        |        |
|-----|------|--------|--------|
| h=1 | 2023 | 0.7917 | 0.5041 |
| h=1 | 2024 | 0.7781 | 0.4707 |
| h=1 | 2025 | 0.8138 | 0.3634 |
| h=2 | 2024 | 0.6846 | 0.4424 |
| h=2 | 2025 | 0.6991 | 0.4815 |
| h=3 | 2025 | 0.6336 | 0.4921 |

#### 4.3. 第二の評価軸： $\Delta ROA$ の方向（上昇/低下）

##### 4.3.1. 算出方法と全体結果

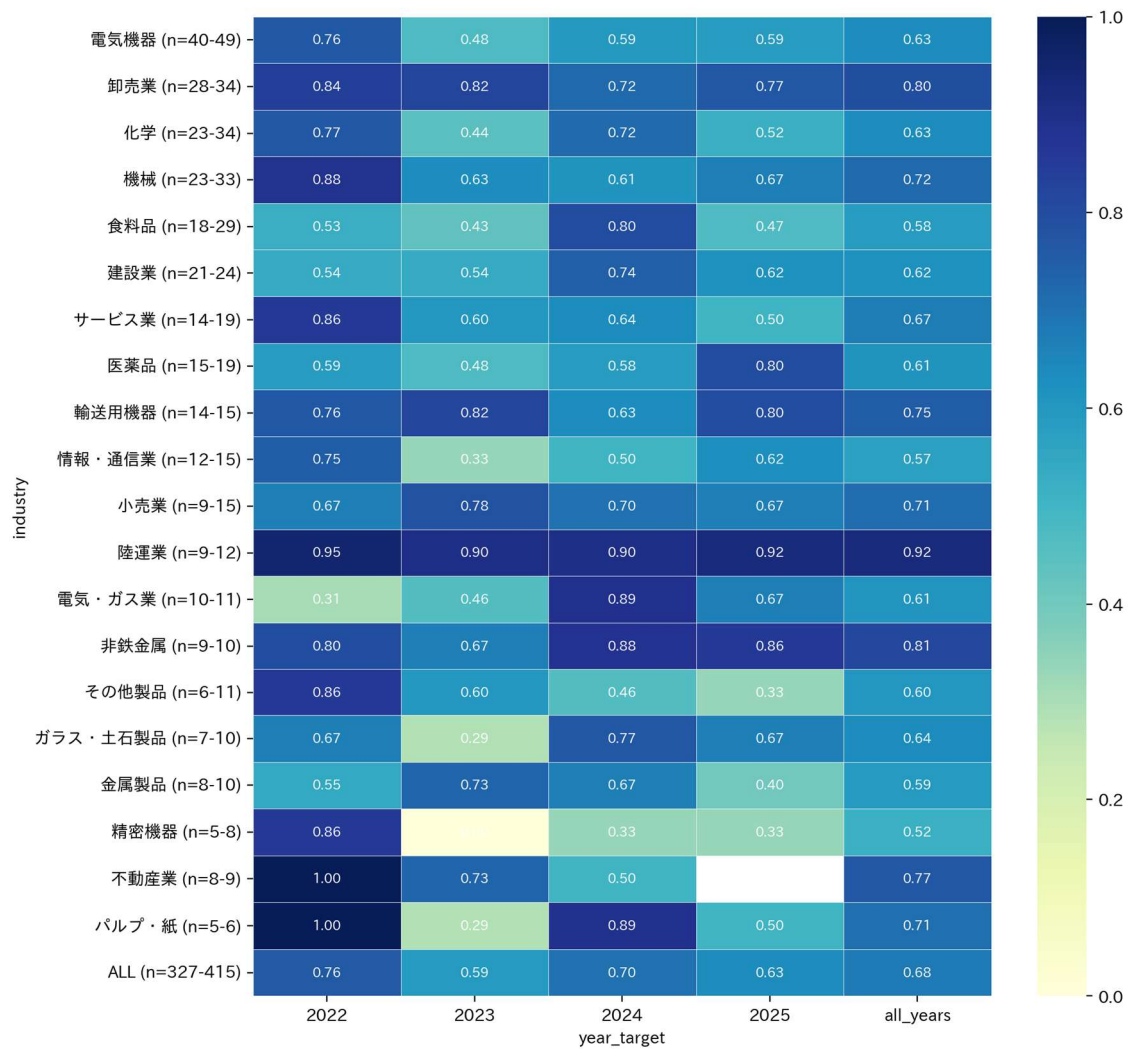
翌期の変動方向（二値）で評価すると、テキストのみでも高い F1 を示す年があり、方向予測として有用な情報を含むことが確認された。例として、h=1 の expanding 設定では全体 F1 が、Text-only で 0.66、ROA-only で 0.68 となった。

表： $\Delta ROA$  の方向（二値）による F1 評価（expanding、 $q=0.2$  の分位点で  $\varepsilon$  を推定）

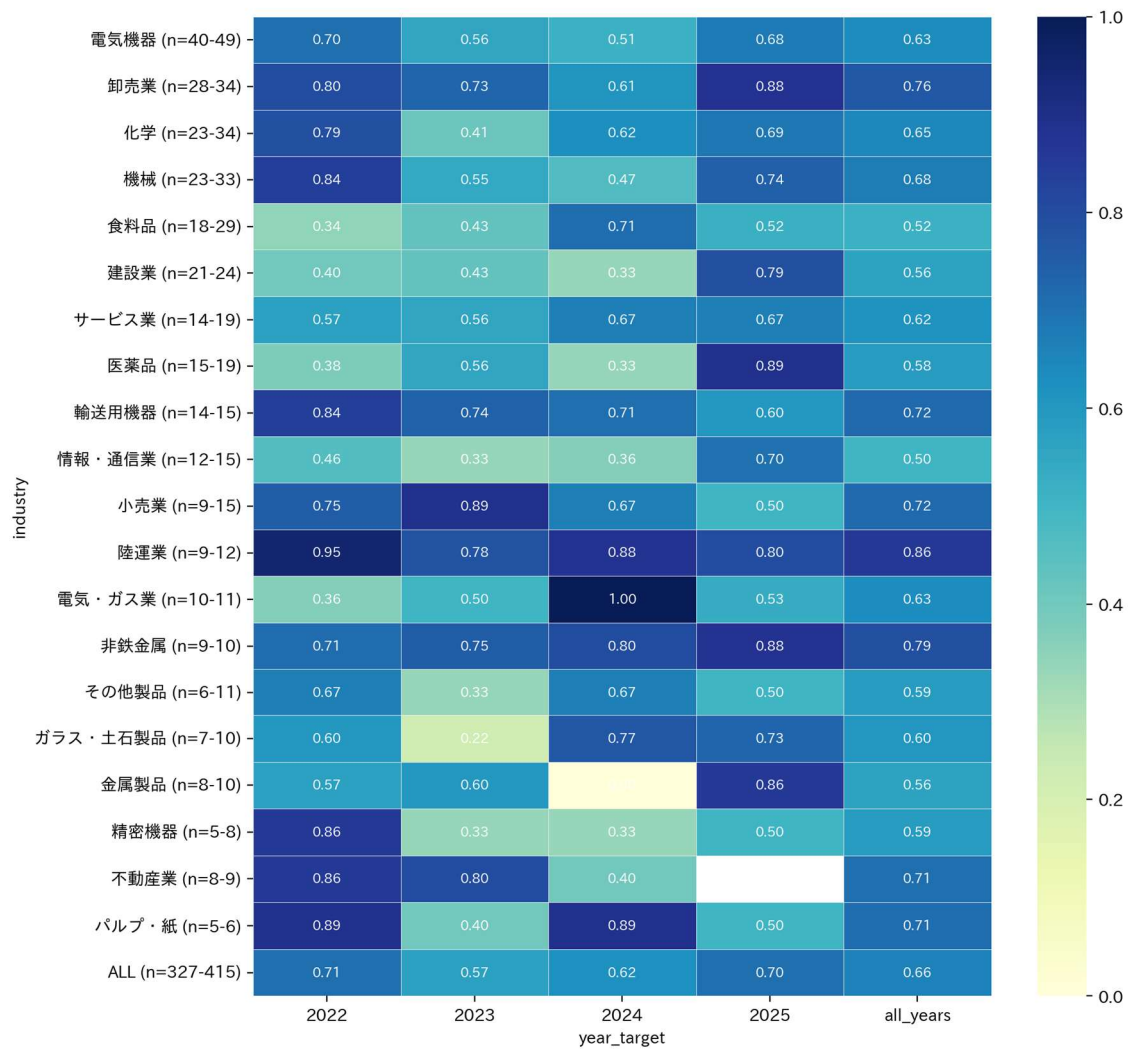
| year_target | n   | ROA-only | 有価証券報告書 | 統合報告書  | 両媒体併用  |
|-------------|-----|----------|---------|--------|--------|
| 2022        | 409 | 0.7616   | 0.7097  | 0.7198 | 0.7061 |
| 2023        | 393 | 0.5915   | 0.5942  | 0.5497 | 0.5722 |
| 2024        | 415 | 0.7028   | 0.6095  | 0.6208 | 0.6233 |
| 2025        | 327 | 0.6349   | 0.7049  | 0.6770 | 0.7037 |
| mean        | —   | 0.6810   | 0.6611  | 0.6481 | 0.6572 |

##### 4.3.2. 業界別の方向予測（F1）ヒートマップ

業界 × 年で方向予測の F1 を可視化すると、業界により難易度が異なることが確認できる。



図：業界別の方向予測 F1 ヒートマップ (ROA-only,  $h=1$ , expanding,  $q=0.2$ ,  $n \geq 5$ )



図：業界別の方向予測  $F1$  ヒートマップ (テキストのみ、 $h=1$ 、 $expanding$ 、 $q=0.2$ 、 $n \geq 5$ )

#### 4.3.3. 予測射程 ( $h=1/h=2/h=3$ ) での方向分類 ( $F1$ )

方向評価は射程により難易度が変化するため、 $h$  ごとに比較して語りの射程を整理した。

## 第 5 章 考察

### 5.1. 主要結果の要約と解釈

#### 5.1.1. 順位評価 (Spearman)

語りの特徴は将来 ROA の順位と整合し、企業間の相対差を捉える基盤として機能する。

### 5.1.2. 方向評価 (F1)

方向評価では、語りが高い F1 を示す年があり、財務の遅行性を補う可能性が示された。Precision/Recall が年度で揺れる点は、文章内の課題への言及が見通しの良否に一義的に対応するとは限らないことを示唆している。

### 5.1.3. 予測射程と時間差

中期の射程でも方向評価が維持される場合があり、戦略の語りが中期の変化と結びつく可能性を示す。

### 5.1.4. 補助分析 (RMSE)

連続値誤差を補助的に確認し、方向・順位とは異なる観点から性能を整理した。

### 5.1.5. 補助分析 (Ridge : 係数による解釈)

線形モデルの係数を用いて、どの種類の特徴が安定的に寄与しやすいかを概観し、解釈可能性を補完した。

## 5.2. 方向予測 (混同行列/F1) を主軸とした解釈

### 5.2.1. 順位 (Spearman) の位置づけ (ベースライン)

順位評価は相対比較として安定であり、語りが将来 ROA と整合するかの基礎的検証となる。

### 5.2.2. 方向 (混同行列/F1) の位置づけ (主張)

方向評価は意思決定に近い形であり、語りの予見的情報を最も直接的に表す評価軸として位置付けられる。

## 5.3. 統合報告書と戦略的語り

統合報告書は中長期の価値創造ストーリーや重点領域を語る媒体であり、制度開示である有価証券報告書と統合して扱うことで、戦略的語りの比較可能性が高まる。

## 5.4. 実務的含意

課題軸に写像した語りは、企業の重点領域の把握や翌期の変動方向に関するスクリーニング指標として活用可能性がある。任意開示と法定開示を統合して扱う枠組みは、IR・投資判断・競合分析における情報整理に資する。

## 5.5. 限界と今後の課題

対象が統合報告書発行企業に限定される点、OCR 由来のノイズ、評価設計が年方向の一般化に主眼である点などに留意が必要である。今後は、写像の解像度向上や高次元表現の直接利用により、進行形の戦略をより精緻に捉える研究が期待される。

## 第 6 章 結論

統合報告書と有価証券報告書の語りを文埋め込みで定量化し、経営課題軸へ写像して構造化することで、将来 ROA の順位と翌期の変動方向に関して有用な予見的情報を抽出できることが示された。制度開示と任意開示を統合して扱う分析枠組みは、統合報告書の発行企業が増加していることに加え、AI の進展により統合報告書を大規模に分析可能となったため、研究・実務の双方で重要性が高まる。

## 参考文献

- [1] KPMG ジャパン (2025). *日本の企業報告に関する調査 2024*.
- [2] 株式会社ディスクロージャー & IR 総合研究所 ESG/統合報告研究室 (2021–2024). 統合報告書発行状況調査 (最終報告) .
- [3] 経済産業省 (2024). 第 1-A/B 回 企業情報開示のあり方に関する懇談会:日本の企業情報開示の特徴と課題 (公表資料) .
- [4] Berners-Lee, T. (2010). Linked Data: 5 Star Open Data.  
<https://www.w3.org/DesignIssues/LinkedData.html> (2025 年 12 月 25 日閲覧) .
- [5] 金融庁. EDINET (電子開示システム) . <https://disclosure2.edinet-fsa.go.jp/> (2025 年 12 月 25 日閲覧) .
- [6] 日本能率協会 (JMA) (2021–2024). 日本企業の経営課題.
- [7] Merkl-Davies, D. M., & Brennan, N. M. (2007). Discretionary disclosure strategies in corporate narratives: Incremental information or impression management? *Journal of Accounting Literature*, 26, 116–196.
- [8] 加藤大輔・五島圭一 (2021). 有価証券報告書のテキスト分析：経営者による将来見通し (日本銀行金融研究所) .
- [9] 岡田克彦 (2024). Bag of Words から LLM へ——金融市場における高度センチメント分析の可能性. *証券アナリストジャーナル*.
- [10] Reimers, N., & Gurevych, I. (2019). Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks. *Proceedings of EMNLP-IJCNLP 2019*.

- [11] 鹿子木亨紀・森山治紀 (2023). LLM を用いた統合報告書からの ESG 情報抽出. 人工知能学会研究会資料 SIG-FIN-033-08.
- [12] J-Quants API. <https://jpx-jquants.com> (2025 年 12 月 25 日閲覧) .
- [13] yomitoku. <https://github.com/kotaro-kinoshita/yomitoku> (2025 年 12 月 25 日閲覧) .
- [14] Qwen Team. (2025). Qwen3 Embedding: Unified Embedding Model for Japanese and Multi-lingual Text. arXiv preprint arXiv:2506.05176.
- [15] 崎濱栄治 (2025). 人工知能 (AI) による統合報告書の自動審査—日経統合報告書アワード 2023 : 大規模言語モデルと深層学習によるアプローチ—. *証券アナリストジャーナル*, 2025 年 1 月号, 97–107.