

統合報告書における トップメッセージのトピック分析

Research Report
2023年9月投資工学研究所
川崎 正勝
社会システム研究所
杉浦 康之

要 約

本稿では、2020～2022年度の統合報告書に記載のトップメッセージから、経営者が投資家に対しどのような情報発信をしているのかをトピックモデルを用いて分析を行った。主に、財務分析や株主還元といった財務面に関連するトピック、事業戦略やDXといった経営戦略に関連するトピック、サステナビリティや脱炭素といったESGに関連するトピックなどが確認された。

分析結果の一つの特徴として、業種によってトピックの記載比率が異なることが挙げられる。例えばCO₂排出量の多い業種では脱炭素に触れることが多く、小売業では自社の理念や考え方などを示す傾向が確認された。

さらに、トップメッセージは企業の財務状況にも依存する傾向にある。例えば、中長期的な事業戦略や財務分析に関する記載は、ROEやPBRといった企業パフォーマンスにより記載割合が異なる。特に、高ROE企業や高PBRの企業の経営者は、事業戦略などの将来に向けたメッセージを発信しているのに対し、低ROE企業や低PBR企業では、そうしたメッセージに躊躇する傾向がある。

目次

- はじめに
- 企業報告書のテキストデータを用いた先行研究について
- データについて
- モデルについて
 - LDAモデルについて
 - 評価指標について
 - モデル比較による入力文書とトピックスの特定
- 分析結果
 - 各トピックの特徴語
 - 各トピックの記載順
 - 文字数によるトピックの記載傾向の分析
 - 業種ごとのトピックの記載傾向の分析
 - 各種財務指標による分析
- おわりに

1. はじめに

我が国における資本市場改革はアベノミクス以降、急速に進んだ。2014年のスチュワードシップ・コードと2015年のコーポレートガバナンス・コードの策定を契機にして、投資家と企業との建設的な対話が行われている。日本投資顧問業協会(2022)によれば、運用会社などの投資家は企業との長期的な対話のテーマとして、ガバナンスの体制や企業戦略、企業業績、長期見通し、気候変動など、中長期的な企業の実績を取り上げている。

企業のこうした中長期的な取組みを開示する手段の一つとして統合報告書が挙げられる。統合報告書のガイドラインである、統合報告フレームワーク(Integrated Reporting Framework)では、トップメッセージの記述について触れていない。だが、多くの統合報告書で、企業の考え方や課題など様々なテーマについて経営者自らが言及している。経営者が経営等についてどのように考えているのかを把握する機会、通常、投資家との面談や決算発表、株主総会といった直接的な対話の場面に限られており、統合報告書におけるトップメッセージは、既存の株主や潜在的な株主となる投資家が経営者の考えを知り得る機会となる。また、そうしたメッセージを解析することによって、経営者の信念や行動を把握することができるのではないかと考える¹。

本稿では、統合報告書におけるトップメッセージについて、テキスト解析を通じて、経営者がどのようなことに言及しているのかトピックモデルを用いて分類を行う。さらに、セクターや財務状況によって言及するトピックに違いがあるのかを確認する。

以降、2章で企業が公表する文書情報などを活用した先行研究について紹介し、3章では利用するデータについて触れ、4章では解析に用いたモデルとトピック数を決定する際に用いる指標について説明する。5章ではモデルによって分類された結果について言及し、6章で考察や今後の方向性について述べる。

2. 企業報告書のテキストデータを用いた先行研究について

近年、ファイナンスや経済学において、経済指標や財務諸表などの数値データ以外のテキストや音声、画像データといった、いわゆるオルタナティブデータを活用した研究が行われている。例えば、年次報告書におけるMD&Aの記述に着目し、その記述の変化が株式市場や利益予想などに与えることが確認されている(Brown et al.(2010)、Feldman et al.(2010))。このほかにも、Lopez-Lira(2023)は、米国上場企業の年次報告書内のリスクに関する記述内容をトピックモデルによって分類し、市場への影響のあるリスクを特定している。このようにテキストデータについて分類器などを用いて情報を分析し、市場への影響を確認している。

こうした市場や投資家の考え方への影響という視点だけでなく、経営者の行動や考え方などを把握し、そのことが企業価値やリスクテイクなどにどのように影響するのかという視点からも分析が行われて

¹ 経営者の信念や行動には、投資行動に消極的である行動(Bertrand and Mullainathan(2003)、Ikeda et al.(2017))や、過信(Heaton(2002)、Malmendier and Tate(2005))、あるいは経営者のタイプ(Bandiera et al.(2020))などが含まれる。

いる。金ら(2022)は経営者の交代が有価証券報告書の記述情報の変化に与える影響を分析し、経営者交代によって記述情報のスティッキネス(過年度の記述情報の再利用度合い)が低下するとともにその可読性が向上すること、さらに記述情報のトーンがポジティブになることを明らかにした。Choudhury et al.(2019)は、CEO の態度をテキストデータや音声、画像データによって推定し、彼らまたは彼女らの態度が企業行動にどのような影響があるのかを分析している。

ところで、Value Reporting Foundation が提唱する統合報告フレームワークでは、統合報告書を「価値創造についてのコミュニケーション」と位置付けており、中長期的な企業価値創造に関連するような情報を求めている。こうした、投資家に有用となりうる統合報告書のテキストデータを用いた研究も進んでいる。若月ら(2022)は、テキストマイニングを通じて統合報告書の機械的な評価を行った。具体的には、word2vec によって獲得した文ベクトルと評価基準となる概念ベクトルとの類似度を集計して統合報告書のスコアを算出し、そのスコアが日本企業を代表するような統合報告書の評価と整合性を持つことを確認した。また、河村ら(2023)は、統合報告書の自動評価を行うモデルを提案し、評価の際にどの情報が重視されるのかを可視化した。同提案モデルの注目した情報は、機関投資家の評価基準と一致しており、同分析により、トップメッセージやビジネスモデルの記述が重視されていることが確認された。

統合報告書における経営者のトップメッセージに関して、司ら(2023)は、「経営者が自らの言葉で経営哲学や長期ビジョン、自社の将来像や成長戦略・経営課題などを明確に説明し、経営者の思いや人柄などが伝わる内容」となることで、投資家の関心を惹起させるとの見解を示している。こうした内容になり得るからこそ、投資家がトップメッセージに注目している可能性がある。他方で、すべての統合報告書が投資家の求めるような記述になっているとは限らない。投資家に対するコミットメントの程度の違いや業種、財務状況などによって、トップメッセージの内容が異なる可能性がある。

そこで、統合報告書におけるトップメッセージの記載内容に着目し、どのようなことが記述されているのかを分類する。以下、その分類をもとに、業種や財務状況などによって、その記述がどのように変わるのかを分析する。

3. データについて

分析対象データについては、図表 1 の基準を下に、2023 年 3 月～5 月にかけて統合報告書を収集した。次に、収集した統合報告書から、社長や CEO、会長などの経営トップのメッセージに該当すると思われる箇所を抽出した。その際、見出しや改行などの段落情報を保持したまま取得した。なお、図表や注釈の箇所は形式的に抽出することが困難であるため、収集していない。また、編集不可の資料も対象外としている。

図表 1 統合報告書の収集基準

対象企業	東証17業種のうち「銀行」及び「金融(除く銀行)」を除いた東証プライム企業
対象書類	統合報告書、アニュアルレポート、コーポレートレポート
時点	2023年2月以前の直近3年分
取得元	各企業のウェブサイト

(出所)日興リサーチセンター作成

統合報告書の多くは、読み手が読みやすいよう見出しや改行が行われている。一般的に、一つの見出しや段落に対しては一つのテーマやトピックが割り当てられることが多く、見出しや段落の情報はテキストを分析する上で有用な情報となり得る。

後述のトピックモデルによる分析を行う前に、入力文書に対して、Sudachi²による分かち書きを行い、分かち書きされた単語のうち、「普通名詞」と「固有名詞」を抽出した。その結果、延べ 1,337 個の PDF から経営者のトップメッセージのテキストデータを収集した。

図表 2 は、経営者のトップメッセージに関する単位当たりの記述統計量である。1 文書当たり文数(文の数)は平均 82 文であり、最大 291 文ある。また 1 文書当たりの段落数は平均 8 段落であった。

図表 2 テキストデータの記述統計量

	サンプル数	平均	標準偏差	最小値	25%点	中央値	75%点	最大値
1文書当たり文数	1,337	82	37	6	59	79	100	291
1文当たり文字数	109,157	64	34	1	39	60	84	415
1文書当たり段落数	1,337	8	4	1	6	8	10	36
1段落当たり文字数	10,776	654	446	11	357	584	872	6,257

(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

図表 3 は、東証 17 業種別の 1 文書当たりの文字数に関する記述統計量である。統合報告書からテキストを抽出可能であった企業のサンプル数は、業種間でばらつきが見られる。また、業種間の平均文字数(図表中の平均)を見ると、小売や建設・資材などは比較的字数が少ないのに対し、不動産や鉄鋼・非鉄などは比較的字数が多い傾向にある。

² Sudachi は日本語形態素解析器ツールの一つであり、株式会社ワークスアプリケーションズのワークス徳島人工知能 NLP 研究所が開発している。

図表 3 1 文書当たりの文字数に関する記述統計量(東証 17 業種分類別)

東証17業種	サンプル数	平均	標準偏差	最小値	25%点	中央値	75%点	最大値
エネルギー資源	12	5,956	1,928	2,504	5,053	5,859	6,729	9,220
不動産	29	6,774	2,941	1,782	4,798	6,164	7,958	13,723
医薬品	66	5,488	1,995	611	3,713	5,587	6,939	9,098
商社・卸売	99	5,089	2,017	709	3,937	4,885	6,169	10,764
小売	85	4,726	2,256	560	3,317	4,363	6,240	12,798
建設・資材	124	4,995	1,842	530	3,735	4,990	6,334	10,409
情報通信・サービスその他	211	5,169	2,540	408	3,634	4,855	6,714	13,829
機械	100	5,022	2,053	846	3,830	4,878	6,094	11,169
素材・化学	156	5,692	2,355	481	4,554	5,654	6,886	15,179
自動車・輸送機	82	5,052	2,040	1,486	3,812	5,024	6,171	12,210
運輸・物流	67	5,119	2,346	992	3,900	5,072	6,351	14,451
鉄鋼・非鉄	38	5,972	3,095	796	4,041	5,927	7,473	12,911
電機・精密	173	5,177	2,018	675	3,917	4,920	6,249	13,726
電気・ガス	28	4,895	1,893	864	3,965	4,713	6,084	8,466
食品	67	5,831	2,762	912	4,238	5,532	7,028	14,790
全体	1,337	5,268	2,284	408	3,858	5,064	6,594	15,179

(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

4. モデルについて

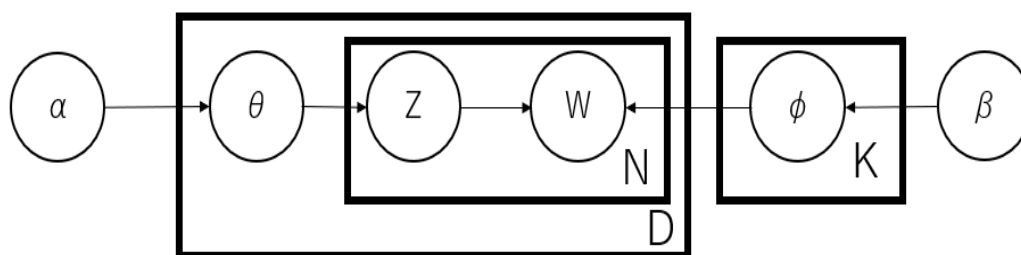
4.1 LDA モデルについて

トップメッセージの分類には2つの方法が考えられる。一つは事前にトピックを設けて教師データを作成し、教師データを学習することでトピックを峻別する「教師あり学習」である。もう一つは、トピックモデルなどに代表される入力されたデータからトピック分類を推定する「教師なし学習」である。前者は意図した分類や高い精度が期待できるものの、教師データの作成にはトピック選定に恣意性があり、また作成の手間がかかる。そのため、本稿では教師なし学習のトピックモデルによる分類を採用し、モデルには、代表的なトピックモデルの一つである LDA(Latent Dirichlet Allocation)を用いる(Blei et al.(2003))。

LDA では、一つの文書に複数の潜在トピックが存在するという仮定のもと、入力文書から文書におけるトピック分布のパラメータ(θ)とトピックにおける単語分布のパラメータ(ϕ)を推定する(図表 4 参照)。これにより、トピック分布から文書ごとにトピックの出現比率を推定し、単語分布から各トピックの単語の構成を推定する。つまり、LDA によって、各トピックの主要な単語から、各トピックがどのようなテーマを意味しているのかを解釈し、そのトピックの(単位文書当たりの)構成比率を把握することが可能となる。

なお、LDA モデルの作成には入力文書とトピック数が必要であるため、次節ではこれらの入力要素を決定する手法を紹介する。

図表4 LDAのグラフィカルモデル



α 、 β …ディリクレ分布のパラメータ

θ …文書内のトピック割合を示すトピック分布からなるパラメータ

Z … θ に従って決められた文書内のトピック

ϕ …トピックに対応する単語分布からなるパラメータ

D 、 K 、 N 、 W …文書、トピック数、文書内単語数、単語

(出所)佐藤(2015)などから日興リサーチセンター作成

4.2 評価指標について

トピックモデルでは、あるトピックの個数を与えた上で、各トピックのテーマを類推する。それには、各トピックの精度が重要となる。本稿ではトピックモデルの精度を表す代表的な指標として、PerplexityとCoherenceを用いる³。

Perplexityはモデルの分類精度を表す指標であり、推定されたモデルによる確からしさを示している。Perplexityの値が低いとき、単語を予測するときの選択肢が絞り込めていることを意味する。つまり、Perplexityが低いということは、単語の予測精度が高いことを意味し、モデルの性能が良いことを示している(岩田(2015)、佐藤(2015))。

一方、Coherenceは分類されたトピックの品質を測る指標で、各トピック内の単語間の共起率が計算され、値が高いほど良いモデルであることを意味する(Mimno et al.(2011))。Coherenceが高いトピックは、トピック内の単語の意味が近く、トピックの解釈がしやすいことから、トピックの品質が高いことを示すが、Coherenceが低いトピックは、トピック内の単語の意味にバラつきがあり、トピックの解釈が難しい傾向にある。トピック数を特定する際、Coherenceの指標からは、全トピックのCoherenceの平均(以下、平均Coherence)とCoherenceの高いトピックの個数(以下、高品質トピック数)を用いる。なお、高品質なトピックの個数をカウントする際、Coherenceの閾値は-3以上とする。

³ なお、本研究では、Pythonのライブラリーであるgensim 4.3.0を用いてperplexityとcoherenceを推定している。

4.3 モデル比較による入力文書とトピック数の特定

ここでは、各モデルの比較からトピック数を特定する。まず、分析で利用する入力文書として、2種類の情報を利用している。

- ① 句点や改行などで一文ごとに分割したテキストデータ(以下、入力文書①)
- ② 見出しごとで段落ごとに分割したテキストデータ(以下、入力文書②)

上記2つの入力文書に対し、所与のトピック数ごとに各トピックのパラメーター(θ)と各トピックにおける単語のパラメータ(ϕ)をLDAにより推定し、同時に Perplexity、平均 Coherence、高品質トピック数を算出する。最適なトピック数を決定するにあたって、トピック数の範囲として1から25までの整数⁴を与える。

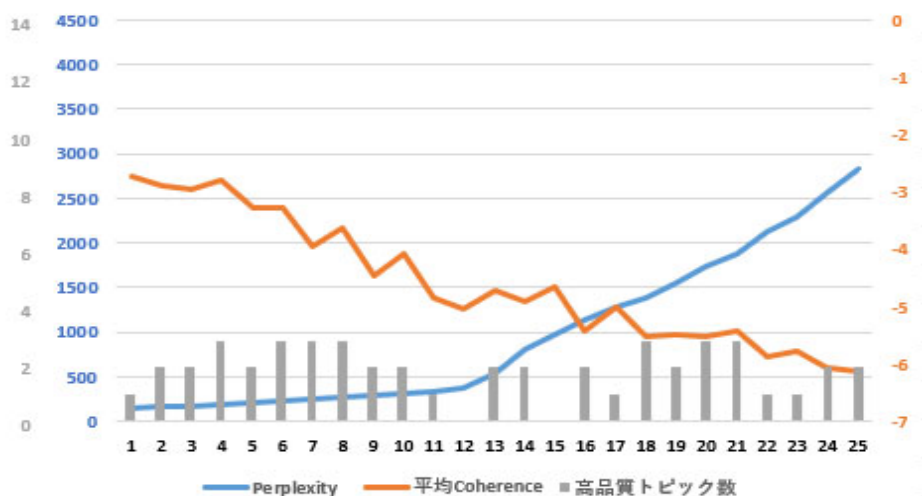
図表5は入力文書①を用いたときのトピックごとの Perplexity と平均 Coherence、高品質トピック数の推移、図表6は入力文書②における同指標の推移である。Perplexityを比較すると、トピック数が10になるまでは大きな差異はないが、その後、入力文書①の Perplexity の乖離が大きくなり、分類精度が急激に悪化していることが窺える。

さらに、平均 Coherence を比較すると、入力文書②の方が入力文書①に比べ高い。また、高品質トピック数についても、入力文書②の高品質トピック数は10個程度で落ち着いているのに対し、入力文書①では1~3個程度と少ない。

Perplexity と平均 Coherence と高品質トピック数の多さなどから総合的に判断し、入力文書②のトピック数11を採用する。

図表5 入力文書①の評価指標の推移

(左単位：高品質トピック数、Perplexity、右単位：平均 Coherence)

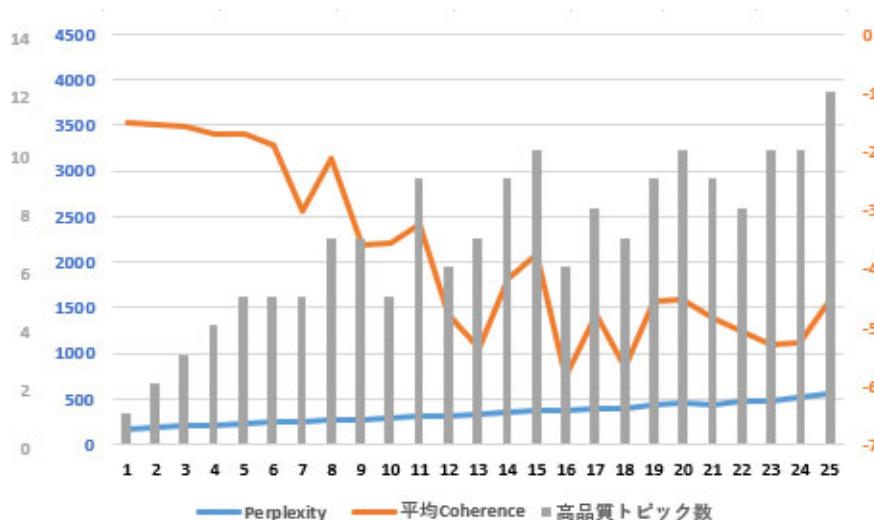


(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

⁴ Lopez-Lira(2023)は、LDAによりトピックを推定する際、25トピックを採用している。本稿でも、先行研究で採用されているトピック数を用いる。

図表6 入力文書②の評価指標の推移

(左単位：高品質トピック数、Perplexity、右単位：平均 Coherence)



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

5. 分析結果

5.1 各トピックの特徴語

前節 4.3 で特定した入力文書とトピック数を基に LDA により作成されたトピックの特徴語を図表 7 に示す。図中の 2 行目(テーマ)は、特徴語をもとに筆者が解釈し決定した各トピックのテーマであり、3 行目は各トピックの Coherence である。なおテーマについては、高品質なトピック(Coherence の閾値が-3 以上)に限定し付与した。4 行目以降は、各トピックの特徴量の大きい(各トピックの寄与率の高い)単語を昇順で記載している。

Coherence の閾値である-3 を上回っているトピックは 11 項目中 9 項目となった。これらのトピックでは、テーマの近い単語が抽出されており、トピックの品質が高いことがわかる。逆に、トピック 9 は Coherence が-13.665 と低く、トピック内の単語もテーマが異なるものが多く、解釈の難しいトピックとなっている。以下では、トピック 7 とトピック 9 については意味を与えないこととする。

高品質なトピックのテーマとしては、「事業戦略」、「DX」の経営戦略に関するものや、「財務分析」、「株主還元」などの財務戦略、さらには「ガバナンス」や「理念」などが抽出されている。また、「脱炭素」や「サステナビリティ」、「TCFD」など、近年重要となっている気候変動やサステナビリティにも言及しており、まさしく統合思考(integrated thinking)が表れている。

図表7 特徴語一覧

トピック番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
テーマ	財務分析	脱炭素	事業戦略	サステナビリティ	TCFD	ガバナンス	トピック7	DX	トピック9	理念	株主還元
Coherence	-1.298	-1.848	-1.713	-1.535	-2.949	-1.757	-5.783	-1.819	-13.665	-1.706	-1.502
1	円	エネルギー	店舗	サステナビリティ	開示	取締役会	ゲーム	デジタル	普遍的	皆	配当
2	年度	電力	サービス	ESG	電源	ガバナンス	コンテンツ	DX	マンション	変化	還元
3	期	カーボニュートラル	商品	SDGs	九州	社外取締役	IP	サービス	完遂	ステークホルダー	株主
4	営業	CO2	領域	貢献	気候	人材	中堅	コンサルティング	トラック	私たち	性向
5	利益	ガス	ブランド	持続	TCFD	委員会	エンターテインメント	活用	回帰	時代	円
6	%	発電	展開	推進	フリー	女性	タイトル	お客様	医療費	未来	資本
7	中期経営計画	電気	お客様	取り組み	CO2	取締役	ユーザー	データ	マレーシア	お客様	投資
8	影響	供給	販売	活動	排出	名	スポーツ	技術	地消	人	株
9	投資	脱炭素	開発	持続的	削減	社員	様式	システム	地産	挑戦	キャッシュ
10	計画	火力	クルマ	マテリアリティ	賛同	体制	配信	IT	国内市場	お客さま	株式
11	業績	燃料	提供	解決	変動	報酬	ユニット	ビジネス	物流センター	人々	配当金
12	売上高	水素	市場	向上	タスクフォース	執行	イベント	ソリューション	飲料	理念	安定的
13	需要	再生	強み	リステナブル	主流	社長	メディア	業務	相当	創業	財務
14	回復	排出	地域	企業価値	提言	人財	動画	物流	新築	心	皆
15	収益	発電所	海外	社員	情報	会社	公開	AI	住まい	創造	自己
16	目標	削減	戦略	ビジョン	量	組織	ファン	生産性	形態	社員	%
17	状況	エネ	日本	目標	バーチャル	監査	映像	推進	アナログ	世界	政策
18	市場	安定	技術	人財	財務	議論	テレビ	G	事業継続計画	ビジョン	増配
19	前期	量	出店	地球	表明	制度	依存	開発	反応	地域	年間
20	達成	石炭	ビジネス	創造	目標	育成	突破	通信	アジア	存在	利益

(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

5.2 各トピックの記載順

次に、各トピックの内容を特定したことの確からしさを確認するため、それぞれのトピックがトップメッセージのどの位置に記載されているかを確認する。これまでの筆者の経験から、統合報告書のトップメッセージの記載順の傾向として、以下の順となっていることが多い。

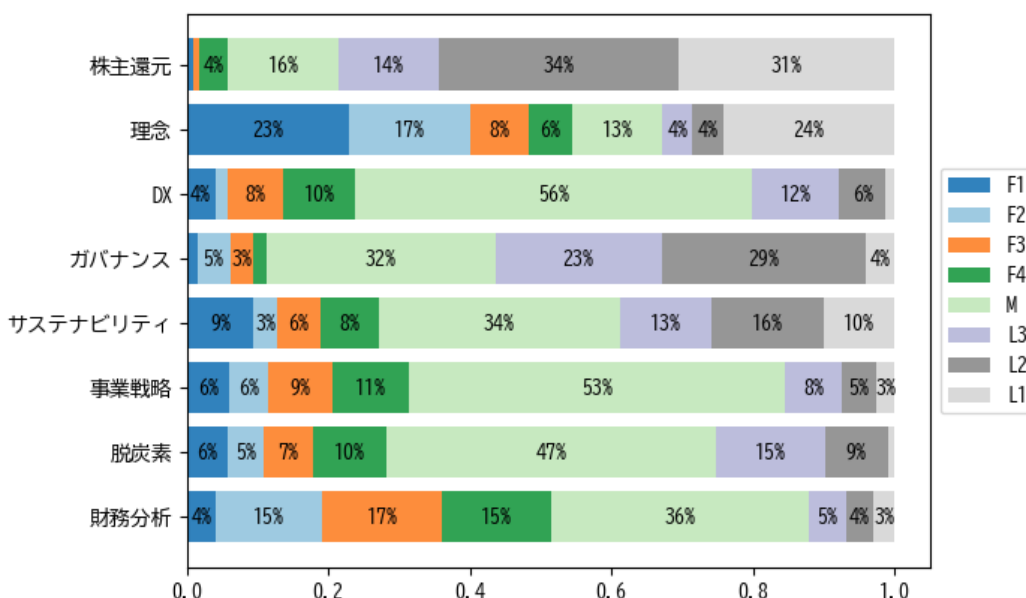
- ① あいさつ(経営者の一言)
- ② 前期の振り返り
- ③ 今期以降の計画
- ④ サステナビリティ
- ⑤ ガバナンス
- ⑥ 株主還元(配当政策)
- ⑦ あいさつ

推定したトピックが上記のような順番で記載されていれば、トピックで掲げたテーマと合致するものとする。そこで、各トピックの記載位置の比率を算出し、各トピックがどの段落にあるのかを把握する。

各トピックの記載位置の比率を計算する手順は以下のとおりである。まず、ある年のある企業のトップメッセージのある段落について、11個のトピックの中でウェイト(4.1節のグラフィカルモデルにおけるθに相当)が最大であるトピックを、その段落のトピックと定義する。

次に、その段落が文書内のどの位置で記載されているのかを特定する。ある年のある企業の文書内の段落の位置を、1段落目から4段落目までをF1、F2、F3、F4、最後の段落から3段落目までをL3、L2、L1とし、これらに該当しない段落をMと区分する。このとき、段落数が少なくとも8段落以上ある文書を対象とする。最後に、トピックごとに、上記で区分した段落の数を集計し、各区分の比率を算出する。なお、出現頻度の少ないトピックの「TCFD」、「トピック7」、「トピック9」は算出しない。

図表8 トピック別に見た記載位置の構成比率



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

図表8は各トピックの区分した段落ごとの記載比率である。一つ目の特徴として、「理念」、「財務分析」は、記述の冒頭(F1~F4)のウェイトが高い。これは、上述の①「あいさつ」や②「前期振り返り」と一致する。

二つ目の特徴として、中盤で、「事業戦略」、「脱炭素」、「DX」などの記述が多い。この点についても、上述の③「今期以降の計画」や④「サステナビリティ」などの位置と整合的である。

最後に、後半に多いトピックとして、「サステナビリティ」、「ガバナンス」、「理念」、「株主還元」などが挙げられ、この結果も想定される位置と整合的である。

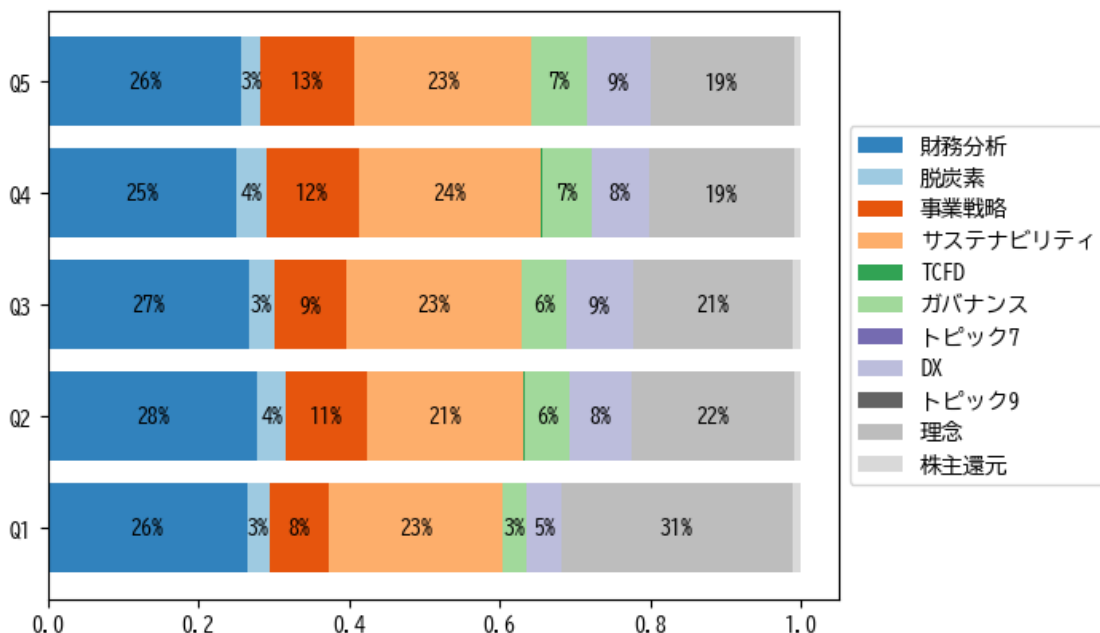
以上の結果から、今回抽出されたトピックは統合報告書の一般的な記載順と一致しており、妥当な分類が出来ているものと考えられる。

5.3 文字数によるトピックの記載傾向の分析

トピックの記載割合は、文字数の大小が影響する可能性がある。例えば、文字数が少ないとき、すべてのことに触れることは難しく、ある一定のテーマに絞って記載することが考えられる。そこで、文字数によって企業を分類し、トピックの占める割合に偏りがあるのかを確認する。

まず、ある年のある企業のある段落において、ウェイトが最大であるトピックをその段落のトピックと特定する(以降、このことを「特定されたトピック」とする)。次に、特定されたトピックごとに段落の文字数を合計し、文書内の文字数の総和で割ることにより、ある年のある企業の記載割合を算出する。最後に各キーメッセージを文字数で5分位に分割し、記載割合の平均を算出する。図表9は、文字数により5分位に分割した企業群ごとの記載割合の平均である。

図表9 文字数から5分位に分類した記載割合の平均



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

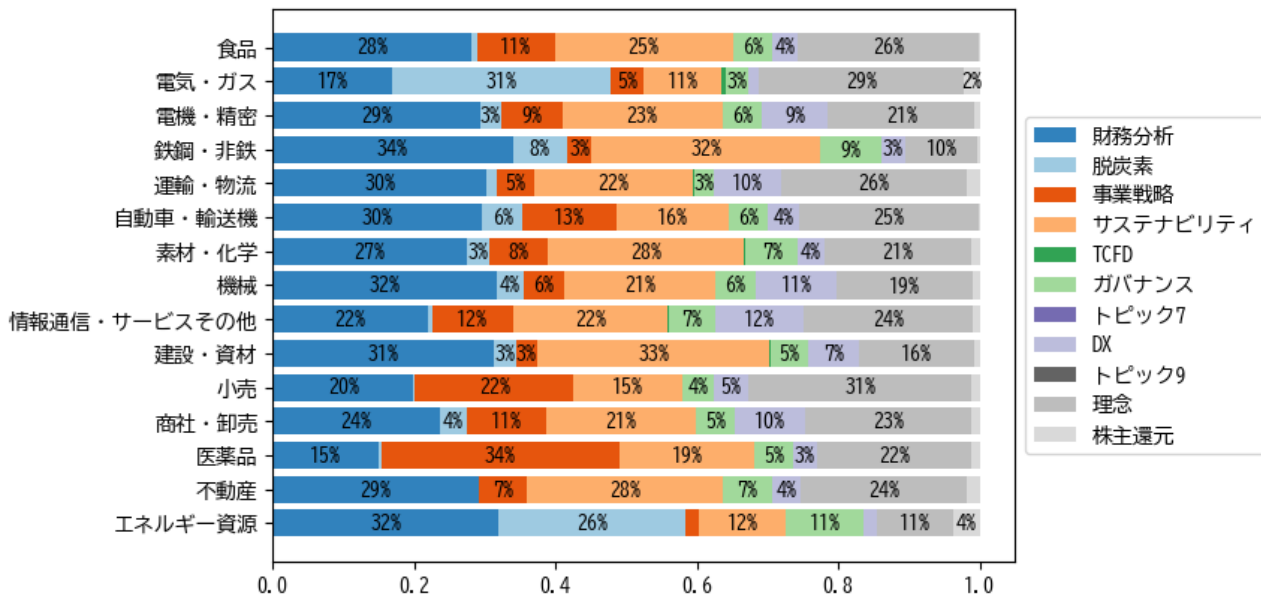
図表9から、文字数が最も少ない企業群(Q1)とそれ以外の企業群(Q2~Q5)で傾向が異なることがわかる。Q1では「理念」の記載割合(31%)が最も大きく、「事業戦略」(8%)、「ガバナンス」(3%)、「DX」(5%)などの記載割合が小さい。他方、それ以外の企業群では「理念」(19~22%)の記載がQ1に比べ小さく、「事業戦略」(9~13%)、「ガバナンス」(6~7%)、「DX」(8~9%)の記載割合が大きい傾向にある。

したがって、記載量が少ないと、挨拶や理念などに関する記述のウェイトが多くなるが、一定以上の記載量となると、記載割合に大きな差がなくなる。

5.4 業種ごとのトピックの記載傾向の分析

ここでは、東証 17 業種ごとにトピックの記載割合にどのような傾向があるかを確認する。5.3 節で示した方法と同様に、ある年のある企業のトピックごとの記載割合を算出し、東証 17 業種ごとに記載割合を平均した(図表 10 参照)。

図表 10 業種別の記載傾向

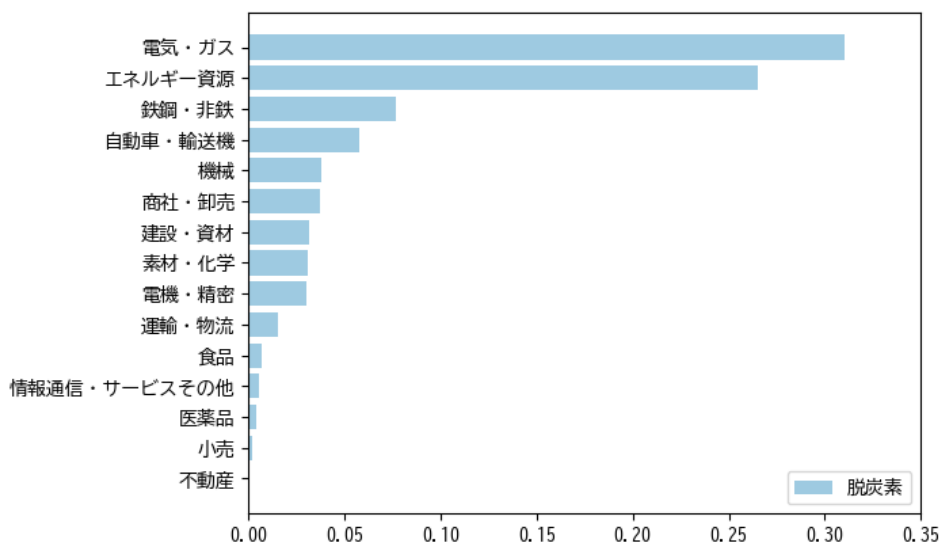


(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

図表 10 から業種ごとに傾向が異なっていることがわかる。特に、「脱炭素」、「事業戦略」、「理念」などの記載割合にばらつきがある。一方で、「財務分析」や「サステナビリティ」の記載割合は業種によらず大きいことが確認される。

次に記載割合のばらつきが大きいトピックが業種ごとにどの程度異なるのかを示す。図表 11 は「脱炭素」のトピックにおける業種別の記載割合を降順にした結果である。この結果からもわかるように、「電気・ガス」と「エネルギー資源」の記載割合が突出して大きい。いずれの業種も「脱炭素」は重要な課題(マテリアリティ)とする業種である。さらに、鉄鋼・非鉄、自動車・輸送機などの製造業がそれらに続き記載割合が高い。したがって、CO₂排出量の多い業種で、「脱炭素」の記載割合が大きく、経営者としても重要なテーマと位置付けていることが窺える。

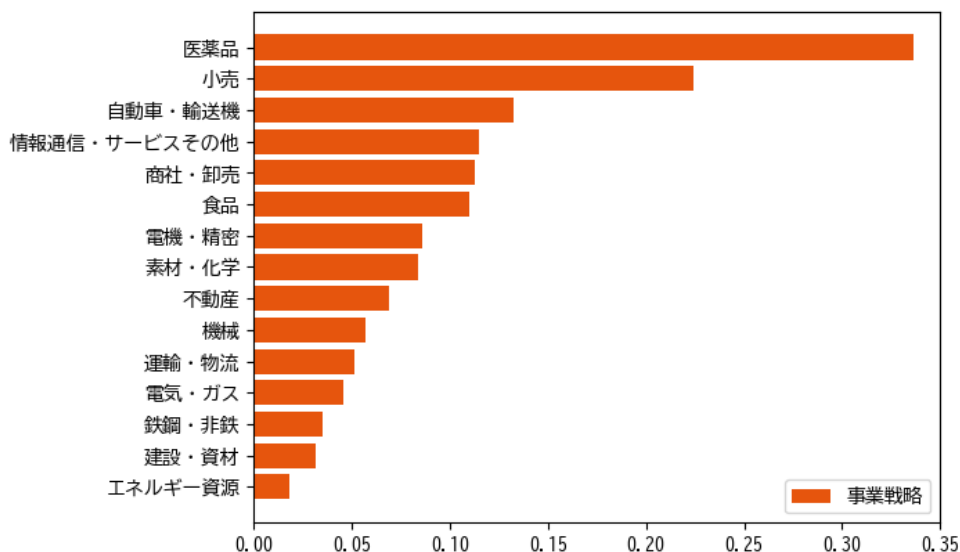
図表 11 「脱炭素」に関する業種別の記載割合



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

次に、「事業戦略」に関する業種別の記載割合(図表 12)を見ると、医薬品の記載割合が最も大きいことがわかる。特に医薬品セクターに属する企業の統合報告書では、研究開発に関連した記述が多くなる傾向があるため、経営者のコメントにおいても、その記載割合が大きくなったと推察される。また、小売や自動車・輸送機の記載割合も大きく、図表 7 で示した特徴語として「店舗」や「出店」、「クルマ」などの関連語が上位にあることにも表れている(図表 7 参照)。

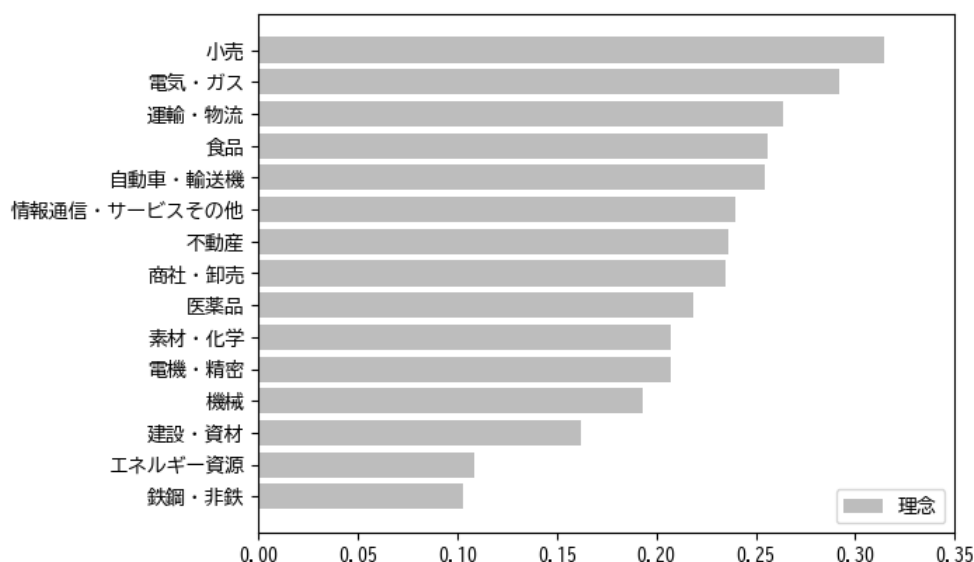
図表 12 「事業戦略」に関する業種別の記載割合



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

最後に「理念」に関する記載割合(図表 13)を確認すると、小売や食品、自動車・輸送機といった、いわゆる BtoC 業種で記載割合が大きい傾向にある。このことは、個人顧客に対するブランドイメージを重視していることが、経営者のトップメッセージにも表れているものと推察される。

図表 13 「理念」に関する業種別の記載割合



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

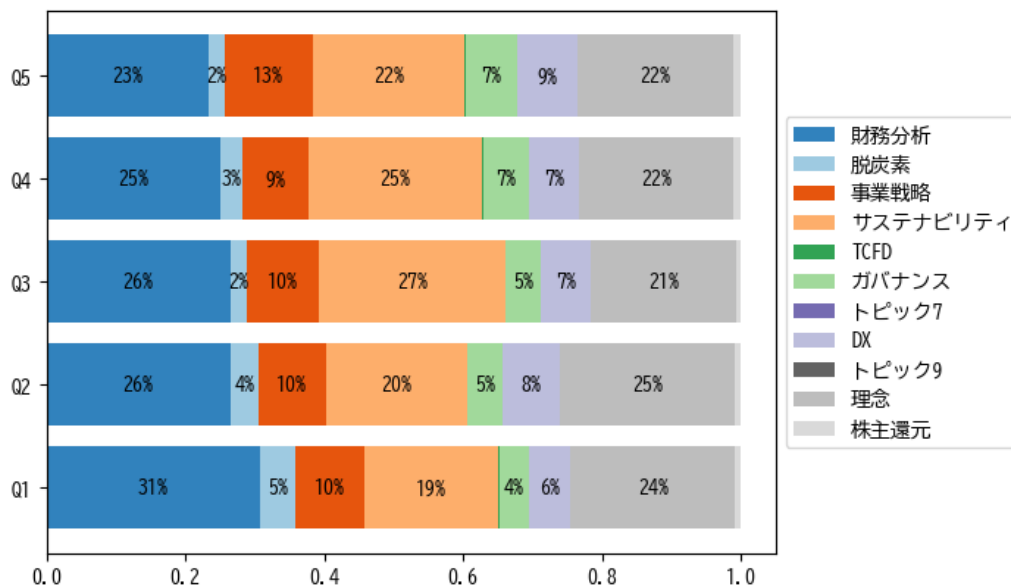
5.5 各種財務指標による分析

最後に、経営者によるキーメッセージが企業の財務状況などによってどのような違いが生じるのかを確認する。これまでと同様の方法により、文書におけるトピックの記載割合を算出し、財務指標を基準に 5 分位に分割し、分割した企業群ごとに記載割合を平均した。なお、財務指標には ROE(自己資本利益率)、PBR(株価純資産倍率)、固定資産構成比率、時価総額を採用し、統合報告書の対象決算期の財務指標を対象とした。

図表 14 は、ROE で分類した各トピックの記載割合の平均である。ROE が高い企業群では「財務分析」、「脱炭素」の記載割合が小さく、「事業戦略」、「ガバナンス」、「DX」の記載割合が大きい特徴が確認される。すなわち、資本効率性の高い企業の経営者は、「事業戦略」や「ガバナンス」といった中長期的な課題を記載する傾向にある。一方、ROE の低い企業は、「財務分析」や「理念」の記載割合が高くなる傾向にある。効率性の低い企業ほど、前期の振り返りなどに重点が置かれているものと推察される。

このことから、高 ROE 企業の経営者は将来に向けたメッセージを発信しているのに対し、低 ROE 企業の経営者は、将来に向けたメッセージに躊躇している可能性がある

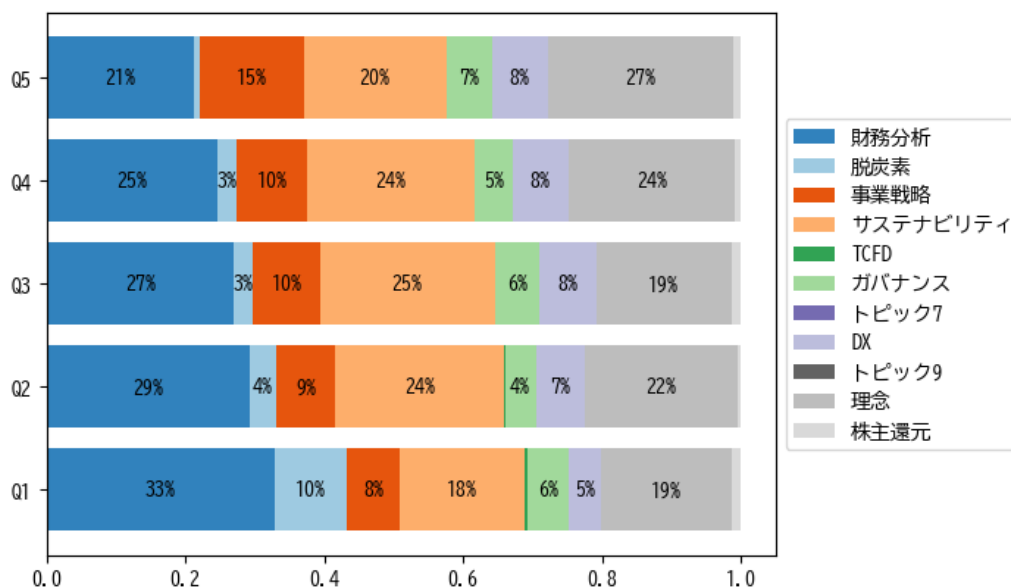
図表 14 ROE 別の記載割合



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

図表 15 は PBR の結果である。高 PBR 企業群ほど「財務分析」の記載割合が小さく、「事業戦略」の記載割合が大きく、低 PBR 企業群では、その逆の傾向(「財務分析」の割合が大きく、「事業戦略」の割合低い)が確認される。その他に、低 PBR 企業群では「脱炭素」の割合が大きく、「DX」の割合が小さい傾向にある。また、高 PBR 企業群では「理念」の記載割合が大きく、上述の ROE の結果とは逆の結果となった。このことから、企業価値が高い企業の経営者は、中長期的な将来に対するメッセージと自社のブランドイメージや企業理念を意識しているのに対し、企業価値の低い企業では、中長期的な価値創造の視点が欠けている可能性がある。

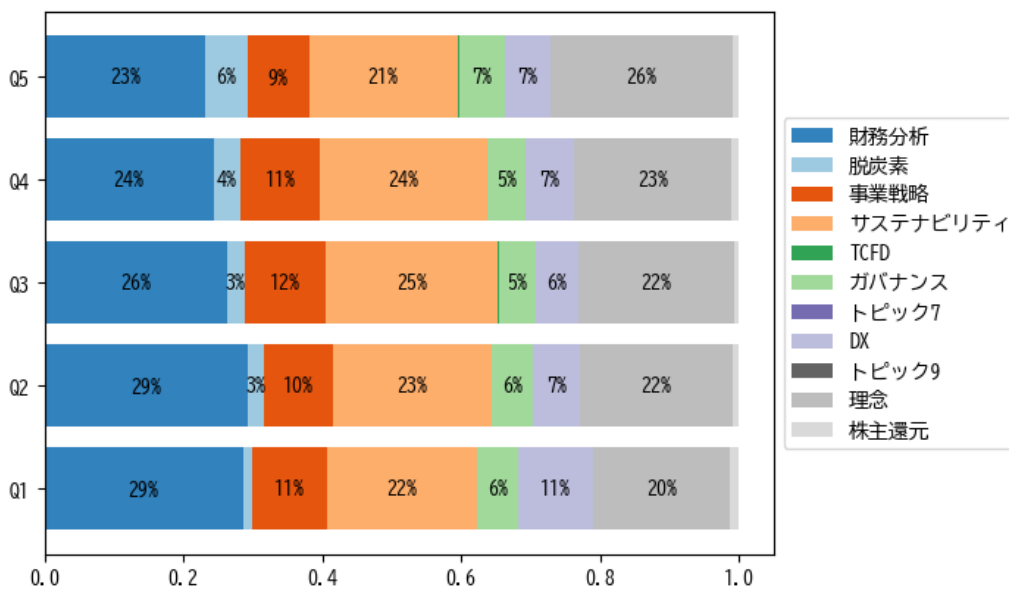
図表 15 PBR 別の記載割合



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

図表 16 は固定資産構成比率の結果である。固定資産構成比率の高い企業群では、「財務分析」と「DX」の記載割合が小さく、「脱炭素」と「理念」の記載割合が大きい。この結果は、固定資産比率の高い企業が相対的に排出量の多いことや資産効率が低いことなどが寄与している可能性が考えられる。

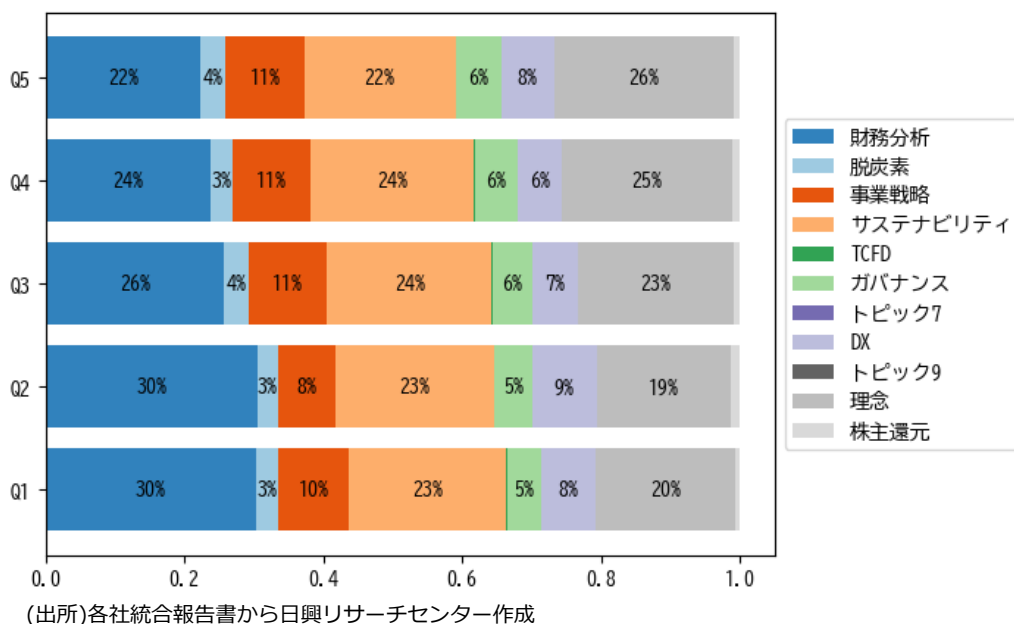
図表 16 固定資産構成比率別の記載割合



(出所)各社統合報告書から日興リサーチセンター作成

最後に、図表 17 は時価総額の結果である。図表から、時価総額の大きい企業ほど「財務分析」の記載割合が小さく、「理念」の記載割合が大きいことがわかる。その他のトピックでは記載割合に傾向は確認できなかった。つまり、時価総額規模の大きい企業群では、自社のブランドイメージや企業理念に重きを置く一方、規模の小さい企業群ほど、財務の振り返りについて言及する傾向にある。また、規模によらず「サステナビリティ」に2割程度割いていることも興味深い結果である。

図表 17 時価総額別の記載割合



6. おわりに

本稿では、統合報告書のトップメッセージから、経営者が投資家に対しどのような情報発信をしているのかをトピックモデルを用いて分析を行った。トピックとしては、財務分析や株主還元といった財務面に関連するトピック、事業戦略やDXといった経営戦略に関連するトピック、コーポレートガバナンスやサステナビリティ、脱炭素といったESGに関連するトピックなど、経営者は様々なことについて投資家に向けてメッセージを発信している。

さらに、業種などによってもトピックとして記載する量は異なり、例えばCO₂排出量の多い事業では、脱炭素に触れ、小売などの消費財などを対象にした事業の場合、自社の理念や考え方などを示す傾向にある。

また、経営者のメッセージは企業の財務状況にも依存する傾向にある。例えば、中長期的な経営戦略や財務分析に関する記載は、ROEやPBRといった企業パフォーマンスにより記述割合が変わる。特に、資本効率性が高い企業や企業価値の高い企業の経営者は、投資家に対し、具体的な事業計画など将来について言及するが、他方でパフォーマンスの低い企業は、過去の業績について言及するなど将来に対する言及に躊躇している可能性がある。さらに固定資産比率にみられるようにCO₂排出量が多い企業の経営者は、脱炭素に紙面を割く傾向にある。

経営者のメッセージは、企業業績や重要課題を踏まえ記述した可能性が示唆される。当然、経営者は自社の状況を正しく認識しているはずであるが、もしそうではない場合、ガバナンスなどがどのような効果をもたらすのか、あるいは経営者の実際の行動やその後の企業業績などにどのような影響をもたらすのかは興味深い点である。

本稿では、簡易的に LDA によるトピックの記載傾向を計算し、財務指標との関係を示した。統合報告書を基に経営者の意識を把握することを試みたが、記載内容の読みやすさや使いまわし(ボイラープレート)などを十分にコントロールできてない。こうした点にも配慮する必要があると考える。

参考文献

- Bandiera, O., Prat, A., Hansen, S. & Sadun, R. (2020). CEO Behavior and Firm Performance., *Journal of Political Economy*, 128(4).
- Bertrand, M., & Mullainathan, S., (2003). Enjoying the Quiet Life? Corporate Governance and Managerial Preferences. *Journal of Political Economy*, 111(5), pp.1043–1075.
- Blei, D., Andrew, M., Ng, Y., & Jordan, M.I. (2003). Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, pp.993-1022.
- Brown, S.V., & Tucker, S.V. (2010). Large-sample evidence on firms' year-over-year MD&A modifications. *Journal of Accounting Research*. Volume49, Issue2, May 2011, pp.309-346.
- Choudhury, P., Wang, D., Carlson, N.A. & Khanna, T. (2019). Machine Learning Approaches to Facial and Text Analysis: Discovering CEO Oral Communication Styles. *Strategic Management Journal*, 40(11), pp.1705-1732
- Feldman, R.S., Govindaraj S., & Livnat, J. (2010). Management's tone change, post earnings announcement drift and accruals. *Review of Accounting Studies*, 15, pp.915-953.
- Heaton, J.B., 2002, Managerial optimism and corporate finance, *Financial Management*, 31, pp.33–45
- Malmendier, U., & Tate, G, (2005). CEO Overconfidence and Corporate Investment., *Journal of Finance*, 60, 2661-2700.
- Wallach, H.M., Murray, I., Salakhutdinov, R., & Mimno, D. (2009). Evaluation methods for topic models. *In Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning*, pp.1105–1112
- Ikeda, N., Inoue, K., & Watanabe, S. (2017). Enjoying The Quiet Life: Corporate Decision-Making by Entrenched Managers. *NBER Working Paper*, pp.1–14.
- Lopez-Lira, A. (2023). Risk Factors That Matter: Textual Analysis of Risk Disclosures for the Cross-Section of Returns. *SSRN Electronic Journal*, pp.1–89.
- 岩田具治 (2015) 「トピックモデル」、講談社
- 河村康平・酒井浩之・永並健吾・高野海斗・中川慧 (2023) 「解釈性を考慮した統合報告書の自動評価」第 30 回人工知能学会金融情報学研究会 , pp.114-119, 2023

金鉉玉・矢澤憲一・伊藤健顕（2022）「経営者交代が記述情報の変化に与える影響—有価証券報告書における記述情報を用いて—」会計プロGRESS, vol.2022, no.23, 49-67

佐藤一誠（2015）「トピックモデルによる統計的潜在意味解析」奥村学監修、コロナ社

司淳・小原萌香・杉浦康之（2023）「投資家視点での統合報告書の評価結果～2022年度～」、日興リサーチレビュー—2023年6月号

日本投資顧問業協会（2022）「日本版ステュワードシップ・コードへの対応等に関するアンケート（第9回）の結果について」、https://www.jiaa.or.jp/osirase/pdf/steward_enq2022.pdf

若月哲郎・南聖治・河合裕二郎・松原稔・花城輝樹（2022）「テキストマイニングを利用した統合報告書評価の試み」第28回人工知能学会金融情報学研究会，pp.138-143, 2022

(END)