

MD&Aにおける将来志向情報の有用性：日本企業の データを用いた実証研究

姫， 艶彦

<https://hdl.handle.net/2324/7182289>

出版情報：Kyushu University, 2023, 博士（経済学），課程博士
バージョン：
権利関係：



博士学位請求論文

MD&A における将来志向情報の有用性
—日本企業のデータを用いた実証研究—

姫 艶彦

目次

序章 研究の背景と目的	4
第1節 研究の背景	4
第2節 研究の目的	7
第3節 本論文の構成	9
第1章 非財務情報の重要性	11
はじめに	11
第1節 非財務情報の定義	11
第2節 日本における非財務情報の内容と開示媒体	12
第3節 MD&A に関する制度	15
おわりに	29
第2章 先行研究レビュー	31
はじめに	31
第1節 非財務情報に関する研究レビュー	31
第2節 MD&A に関する研究レビュー	38
第3節 トーンに関する研究レビュー	42
おわりに	54
第3章 論点の整理と課題の設定	56
はじめに	56
第1節 論点の整理	56
第2節 課題の設定	58
おわりに	61
第4章 記述情報の分析方法	63
はじめに	63
第1節 テキストデータの分析手順	63
第2節 将来志向情報の抽出方法	64
第3節 トーンの計測方法	70
おわりに	73

第5章 MD&A における FLS の開示に関する分析	74
はじめに	74
第1節 先行研究との比較.....	74
第2節 機械学習を用いた業績 FLS の予測と分析.....	82
第3節 深層学習モデルを用いた業績 FLS および FLS の予測と分析.....	92
おわりに	101
第6章 MD&A における FLS のトーンに関する分析	104
はじめに	104
第1節 FLS および業績 FLS のトーンに影響を及ぼす要因.....	104
第2節 極性辞書によって計測した FLS と業績 FLS のトーンの分析.....	122
第3節 深層学習モデルを用いて計測した FLS と業績 FLS のトーンの分析.....	134
おわりに	144
終章 結論と今後の課題.....	146
第1節 総括.....	147
第2節 本研究の意義と貢献.....	150
第3節 今後の課題.....	151
補論 1. 企業開示の内容.....	153
補論 2. 深層学習アプローチを用いたトーンの予測	162
補論 3. 極性辞書.....	170
参考文献.....	174

主要略語一覧

略語	正式名称	訳
AI	Artificial Intelligence	人工知能
ASB	Accounting Standards Board	英国会計基準審議会
BOW	bag of words	単語の出現頻度
CICA	Canadian Institute of Chartered Accountants	カナダ勅許会計士協会
CSR	Corporate Social Responsibility	企業の社会的責任
DRSC	Deutsches Rechnungslegungs Standards Committee	ドイツ会計基準委員会
ESG	Environment, Social, Governance	環境・社会・ガバナンス
FASB	Financial Accounting Standards Board	財務会計基準審議会
FLS	Forward-Looking Statements	将来予想に関する記述情報
FRSB	Financial Reporting Standards Board	ニュージーランド財務報告 基準審議会
IASB	International Accounting Standards Board	国際会計基準審議会
IFRS	International Financial Reporting Standards	国際財務報告基準
IIRC	International Integrated Reporting Council	国際統合報告評議会
MC	Management Commentary	経営者の説明
MD&A	Management's Discussion and Analysis of Financial Condition and Results of Operation	経営者による財政状態、経 営成績及びキャッシュ・フ ローの状況の分析
LDA	latent dirichlet allocation	潜在的ディリクレ配分法
LM	Loughran and McDonald Sentiment Word Lists	LM 辞書
SEC	Securities and Exchange Commission	米国証券取引委員会
SVM	Support Vector Machine	サポート・ベクター・マシ ーン

序章 研究の背景と目的

第1節 研究の背景

企業の情報開示は、投資家の投資判断の基礎となる情報を提供することを通じて、資本市場における効率的な資源配分を実現するための基本的インフラとなっている。そうした企業情報開示の制度と実務は、特に近年、急速かつダイナミックに変化しつつある。従来、企業の情報開示は、財務的な過去情報が中心であったが、近年では定性的・将来志向的な情報の重要性も増してきている。

1990年代後半から2000年代初頭にかけての米国では、会計情報の有用性が年々低下していることを報告する研究が多くみられるようになった（例えば、Ely and Waymire, 1999; Lev and Zarowin, 1999; Brown et al., 1999）。これらの実証研究では、株価と純資産簿価との関連性、あるいは株式リターンと会計利益との関連性が従前よりも低下しているという結果が示されている。もちろん、企業に関する情報源が多様化し、しかもソーシャル・メディア（日本では Social Networking Service: SNS と呼ばれることが多い）を含む様々なチャネルから適時に情報が得られる現代において、伝統的な財務報告書が提供する情報の価値が相対的に低下するのは、ある意味で当然のことである。しかし、Lev and Zarowin (1999) が指摘するように、会計制度が事業環境の急速な変化とその影響に適切に対応できていないことも、確かにその要因の1つであろう。このような学術研究の結果、会計情報の投資意思決定における有用性の低下に対する危機感は、より強く認識されるようになった。

もっとも、そもそも会計情報とは、企業の活動が会計システムを通して測定・集約された結果であり、それゆえ、高度に抽象化された情報であるため、その測定・集約の過程で抜け落ちたり、結果に反映されなかったりする情報が当然にある。加えて、会計情報はあくまでも過去の活動の結果を示す情報であることから、投資家の関心事である将来予測のためには、それだけでは十分ではない。そうしたことから、会計情報を補完する定性的・将来志向的な情報が重要になるのである。

さらに、2000年代初頭に米国で起こった会計不祥事は、企業経営に対する市場規律の働きを支える会計情報の提供プロセスのあり方について再検討を迫るものとなった。例えば、2001年11月のエンロン社の破たんを契機に、ディスクロージャーの拡充、とりわけ「経営者による財政状態と経営成績に関する討議と分析（Management's Discussion and Analysis of Financial Condition and Results of Operation）」（一般に MD&A と呼ばれる）の開示の充実が財務報告制度改革における重点事項の1つとなった。なぜならば、エンロン社の会計不正の多くはオフバランス取引に関わるものであったからである。証券取引委員会（Securities

and Exchange Commission: SEC) は、失墜した証券市場への信頼性を取り戻すべく、そうした財務諸表に現れない項目についても、経営者が十分な説明を行い、自らの責任で投資家とコミュニケーションを取ることを求めたのである。

ただし、企業が積極的に記述情報を開示するようになったことに伴い、文書量も多くなり、かえって投資家は企業の内容を網羅的・精緻に把握することが困難になった面もある。そこで、投資者の理解を促すために、当期の業績や財政状態に関する記述のみならず、投資家が重要視している将来予想に関する記述情報（いわゆる将来志向情報、Forward-Looking Statements: FLS）の MD&A における経営者による開示も、SEC の指針によって推奨されている。

このように、SEC の 2003 年のガイダンスでは、MD&A で将来情報へ言及することが推奨されているが、一方で、記載された将来情報の内容が実現に至らなかった場合、虚偽記載として法的責任を問われるのではないかと不安視する向きもあった。そのため、MD&A では FLS が後から間違っているということが分かったとしても罰則は加えないという「セーフ・ハーバー・ルール」が定められた。さらに、2020 年 11 月 19 日に、SEC は財務諸表以外の定性的な情報についての開示規則であるレギュレーション S-K を改訂し、MD&A 制度をさらに近代化・簡素化・強化する方針を公表した（SEC, 2020）。こうして、現在の米国では MD&A が経営者の将来見通しを提供する主要な情報源となっている。

つまり、MD&A などの記述情報には、経営者と投資家との間の情報の非対称性を低減するとともに、定量情報を補完し、その評価に確度を与えるという役割を果たすことが期待されるのである。こうした考えを「増分情報理論（incremental information theory）」という（Merkl-Davies and Brennan, 2007）。一方で、投資家と経営者の間の情報の非対称性を前提とするならば、経営者は記述情報を提供するにあたって、虚偽報告にならない範囲で、意図的にネガティブな情報を省略したり、逆にポジティブな情報を強調したりする可能性があることも否定できない。こうした経営者の行動は、むしろ情報の信頼性を損ない、かえって情報の非対称性を増大させてしまうおそれがある。このように、経営者は機会主義的に記述内容や文章表現を操作するという考えは「印象管理理論（impression management theory）」と呼ばれる（Merkl-Davies and Brennan, 2007）。

一方、日本では、有価証券報告書における財政状態等に関する経営者の言葉による説明は、「財政状態及び経営成績の分析」として 2003 年 4 月から開示が義務づけられた（内閣

府, 2003)¹。この制度は、米国における MD&A を参考にして導入されたものであり、同じく MD&A と呼ばれる。MD&A は経営方針・経営戦略等に従って事業を営んだ結果である当期の経営成績等の状況について、経営者の視点による振り返りを行い、経営成績等の増減要因等についての分析・検討内容を説明するものである（金融庁, 2019）。自社の財務や経営について最も精通している経営者による分析、そして経営者が既に認識している重要な事象や不確定要素を示すことで、投資者が会社の将来の見通しを判断するのを支援することに MD&A の意義がある（田中, 2004）。

学術面に目を向ければ、前述の背景のもと、MD&A に含まれる FLS の有用性を検証する研究が近年増加している。例えば、Bryan (1997) は MD&A における FLS は短期の将来業績と関連があり、MD&A 情報は将来の株式リターンに対して増分説明力を持つことを示した。また、Li (2010) は機械学習の手法を用いて、1994 年から 2007 年までの 140,000 以上の 10-Q と 10-K から FLS を抽出し、トーン (tone) に影響する要因を検証した。ここで、機械学習とは人工知能の分類の 1 つで、効率的かつ効果的にコンピュータが学習を行うための理論体系を指し、適切な処理を行えば、入力されたデータをもとに数値を予測したり最適化したりできるため、さまざまな分野で活用されている（山口・松田, 2019, 16 頁）。トーンとは、何らかの評価軸に対する記述内容の傾向を、ポジティブ／ネガティブや楽観的／悲観的の度合いで示すものであり、センチメントや極性とも呼ばれている。例えば、MD&A の中で経営者が将来の業績見通しに関して何らかの記述をしているとき、その記述内容が将来業績に対して肯定的 (positive) なのか、否定的 (negative) なのか、あるいは中立的 (neutral) なのか、といった視点からトーンは分類される。

FLS のような文字による記述情報は非構造化データであり、そのままでは定量情報である株価などとの関連性を分析することはできない。つまり、そうした分析を行うには、文字情報を構造化データに変換する必要があるのである。近年、テキストマイニングや機械学習の技術の発展により、記述情報を分析することが可能になり、会計学の分野でも記述情報を分析する研究が増加している。その先駆的な研究が前述の Li (2010) であり、その後、追従する研究も増えている（Jegadeesh and Wu, 2013; Huang, Zang, and Zheng, 2014）。

同様に日本でも FLS に対する関心が高まっている。前述したように、米国では日本の有価証券報告書にあたるフォーム 10-K などの法定開示書類における MD&A の中で FLS を提供することが SEC の指針によって推奨されているが、そうした指針は日本の MD&A に関

¹ 現在の内閣府令では「経営者による財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析」と呼ばれている。

しては存在せず、米国のような「セーフ・ハーバー・ルール」の保証もない。そのため、日本企業は相対的に FLS の開示に積極的ではないと見込まれていた。しかし、制度開始当初に実施された財務会計基準機構（2005）の調査では、日本でも MD&A で FLS を開示している企業が一定数あることが明らかになった。この財務会計基準機構（2005）は 2004 年の MD&A だけの調査であったが、伊藤（2011）が 2004 年から 2009 年の MD&A の FLS の開示実態を調査した結果、同様の傾向にあることが分かった。それは、日本では多くの企業が有価証券報告書以外の媒体、例えば決算短信などですでに FLS を開示していたことも一因であったと考えられる。

もっとも、有価証券報告書における MD&A は法律によって義務づけられた情報開示である一方、決算短信はあくまでも証券取引所の規則によるものなので、公認会計士による監査の有無など、両者の性格は異なっている。また、FLS 開示後に間違いがある場合の訂正についても、決算短信と有価証券報告書では異なる。このような媒体の違いが、経営者が提供する情報の内容と量、および投資家にとっての情報の有用性に相違をもたらす可能性がある。そのため、詳しくは後述するが、このことを念頭に置きつつ、研究の出発点として、法的に開示が求められる MD&A に焦点を当てて本論文では分析を行う。

第2節 研究の目的

以上の背景から本研究は 2 つの問題意識がある。米国では MD&A で将来情報へ言及することが推奨されている。そして将来志向情報が後から間違っていると分かっても罰則は加えないという「セーフ・ハーバー・ルール」が定められている。一方で、日本では MD&A での FLS の開示が推奨されているわけではないし、そのようなルールもない。しかし、先行研究では、よりフォーマルな法定開示であり、それゆえ保守的になると見込まれる MD&A においても、日本企業は FLS を開示しているという結果が示されている。それでは、どのぐらいの企業が MD&A で FLS を開示しているのか、FLS の開示に影響する要因はどのようなものかを確かめる必要がある。これが本研究の第 1 の問題意識である。

次に、MD&A は法的に開示が強制されているが、開示内容については経営者に任せられている。つまり、経営者は MD&A を記述するにあたって、虚偽報告にならない範囲で、意図的にポジティブな情報を多用したり、ネガティブな情報を省略したりする可能性があることは否定できない。他方で、経営者は投資家との間の情報の非対称性を低減するとともに、定量情報を補完し、資本コストを低減させるために誠実に開示を行っているかもしれない。この場合、MD&A は増分情報を提供するであろう。しかしながら、これらの点を明らかにした先行研究は日本では皆無である。したがって、経営者はどのように FLS を記述

しているか、記述した情報は投資家の意思決定に役立っているのかを検証しなければならない。これが本研究の第2の問題意識である。

このような問題意識から、本研究ではまず、有価証券報告書の MD&A における FLS の開示実態を明らかにした上で、FLS を開示する企業の特徴を明らかにする。次に、FLS に トーン (tone) を付与し、トーンの意味決定有用性を検証する。その際、本研究で分析の対象とする FLS などの記述情報は、前述したように、そのままでは財務データとの関連性を分析することはできないので、テキストマイニングの手法を用いて非構造化データを数量的に扱うことができる構造化データへと変換する必要がある。

米国等の海外の先行研究では MD&A から FLS 抽出を行い、トーンを付与してその有用性を検証するものが多い。しかし、英語では助動詞や文法的特徴から比較的容易に将来に関する記述の文であるか否かを判断することができるのに対し、日本語の場合ではそう簡単ではない。とはいえ、情報科学の分野では日本語の文書から FLS を抽出する手法を提案する研究が近年みられるようになった。そこで、本論文では、FLS を機械学習の手法により体系的に抽出できるモデルを構築した日本の先行研究を参考にして、MD&A における FLS を抽出し、その開示実態を調査するとともに、FLS の開示行動に影響する要因を明らかにする。

また、企業の利害関係者に開示される企業情報には、多くの会計情報が含まれている。その中でも、株主や投資家といった利害関係者に重要視されている会計情報の1つとして、決算短信等における経営者の業績予想がある(内野, 2015, 79 頁; 伊藤, 2019, 26 頁)。しかし、有価証券報告書の MD&A においても、そのような業績に関わる将来見通しがどの程度開示されているのかは明らかではない。そうしたことから、本論文は次に、機械学習の手法を用いて、有価証券報告書の中から将来の業績見通しに関する記述情報(以下、「業績 FLS」という。)を自動的に抽出する手法を提案し、業績 FLS を積極的に開示する企業の特徴を明らかにする。ここでいう業績 FLS は、FLS の真部分集合である。つまり、FLS には事業環境についての見通しや想定されるリスクなど、利益数値等の業績予想には直接関わらない情報も含まれているが、その中から業績 FLS のみを抽出して、FLS 全般の開示行動と比較するのである。

最後に、MD&A に開示されている FLS や業績 FLS はどのように記述されているか、記述された情報は投資家の意思決定に役立っているのかを検証する。つまり、ポジティブ／ネガティブといった FLS や業績 FLS のトーンに影響する要因、およびトーンの意味決定有用性を検証する。トーンの計測の仕方はいくつかの方法があるが、代表的なものとしては、辞書アプローチ、機械学習アプローチ、および深層学習アプローチがある。辞書アプ

ローチとは、「極性辞書」と呼ばれる辞書を用いて、特定の単語の極性情報（ポジティブまたはネガティブ）を事前に定義し、文章に含まれるすべてのポジティブおよびネガティブな単語の数を数え上げる方法である。機械学習は、人間がこなすような様々な学習や知的作業を計算機に実行させるためのアプローチであり、「教師あり学習」「教師なし学習」「強化学習」などがある。深層学習は、機械学習の 1 つであるが、人間の思考により近い形で文章評価を行うニューラルネットワークを用いる。

日本の会計分野では、辞書アプローチが多く使用されている（加藤・五島, 2021; 矢澤・伊藤・金, 2021; 金・矢澤・伊藤, 2022; 黒木ほか, 2022）。ただし、トーンの計測方法としては、辞書アプローチよりも深層学習アプローチの方が優れていることを示す先行研究もある（例えば、平松ほか, 2021）。そこで、本論文は FLS や業績 FLS に対して、辞書アプローチと深層学習アプローチの手法を用いてトーンを計測し、トーンに影響する要因、およびトーンの有用性を明らかにする。その上で、FLS 全般のトーンと業績 FLS のトーンの有用性は同じであるのか否かを比較検証する。

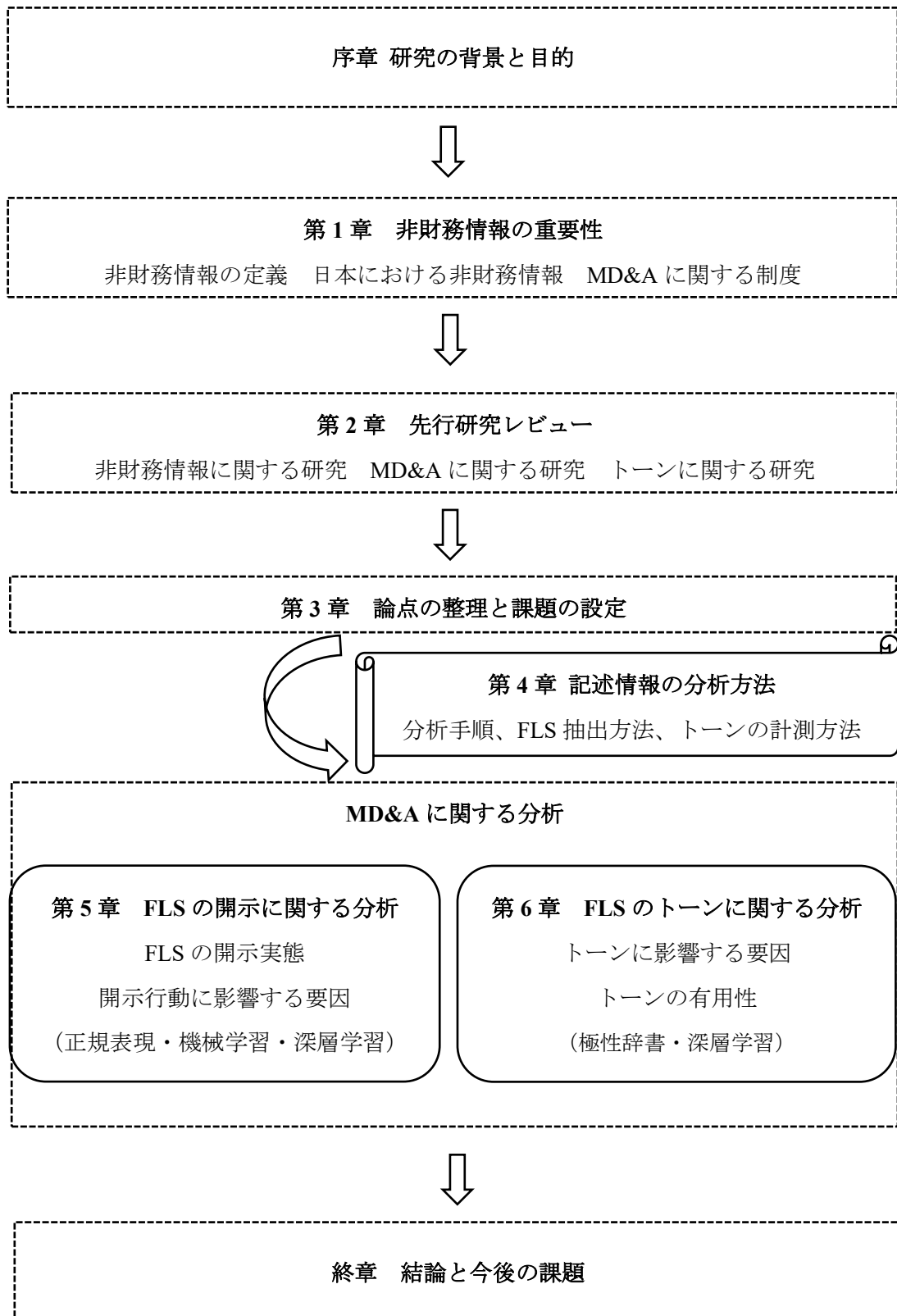
第3節 本論文の構成

本論文の章構成と各章の概要は以下の通りである。図表 0-1 に本論文の章構成図を示す。

序章では、本論文の研究の背景、目的、および分析手法について説明する。第 1 章では、非財務情報の定義、日本における非財務情報の内容と開示媒体、および MD&A に関する各国の制度を整理する。第 2 章では、非財務情報、MD&A、およびトーンに関する研究をレビューし、第 3 章で論点を整理した上で、本論文の研究課題を設定する。

第 4 章では、記述情報の分析方法について概説する。その際、特にテキスト分析と機械学習による FLS の抽出およびトーンの計測方法を中心に説明する。第 5 章から第 6 章においては、機械学習や深層学習などの手法による FLS の抽出とトーンの予測を行い、企業特性との関連性やトーンの有用性に関する実証分析を実施する。最後に、終章で本論文の結論と今後の課題を提示する。

図 0-1 本論文の構成



第1章 非財務情報の重要性

はじめに

国内外の企業内容等の開示に関する制度においては、財務諸表のみならず、それ以外の情報に係る開示規制も設けられている。それはいうまでもなく、財務諸表のみの開示では情報が不十分であり、企業外部の投資者等が適正に意思決定できないからである。また、企業価値を評価する上では、財務諸表には計上されない経営資源があるため、財務諸表が表示目的としている財政状態等について財務諸表との関係を含めた非財務情報の記述的な説明が必要になる。

そこで、本章では、まず、非財務情報の定義を明確化する。次いで、日本における非財務情報の内容および開示媒体を述べた後に、非財務情報の開示において重要な役割を果たしている MD&A 制度を概観する。

第1節 非財務情報の定義

欧米の学術研究において「非財務情報 (non-financial information)」という用語は多様な意味で用いられてきたが、Erkens et al. (2015) は、大きく分けて2つの定義があると指摘している。1 つは、伝統的な財務報告チャネル以外を通じて開示される情報はすべて非財務情報とするものであり、もう 1 つは、会計システムによって生み出されない情報を非財務情報とするものである。

前者の典型例は、非財務情報は「基本財務諸表には記載されていないインデックス・スコア、比率、数値および他の情報」であるという Upton (2001) の定義である。ここでの基本財務諸表は、貸借対照表、損益計算書、キャッシュ・フロー計算書、株主資本変動計算書、および注記のことを指す。したがって、この定義は、情報の位置（基本財務諸表の内部か、それとも外部か）に焦点を合わせている。その他に、同様の観点から、財務諸表や年次報告書のような伝統的な財務報告のチャネル以外で開示されるものを非財務情報に分類するものもある。Robb et al. (2001)、Amir et al. (2003)、および Flöstrand (2006) は実質的にこの定義を採用している。

他方、後者の典型例としては、非財務情報を非会計情報と定義する Amir and Lev (1996) が挙げられる。同様の観点から Barker and Imam (2008) は、財務諸表以外から引き出された情報を指すと定義している。この定義は、情報の性質に焦点を当てており、必ずしもその場所に焦点を当てているわけではない。こうした定義の相違は、具体的な情報を財務情報／非財務情報のいずれと見るかに違いをもたらす。例えば、アナリストが提供する利益予

測の情報は、Upton (2001) の定義では財務諸表の外部で公開されるため非財務情報とみなされるのに対し、Barker and Imam (2008) の定義では財務諸表から抽出される情報であるため財務情報とみなされる。

Erkens et al. (2015) は 1993 年から 2013 年までの非財務情報に関する主要な研究を取り上げ、それらの研究が採用している非財務情報の定義を主題・文脈との関連で整理している。Erkens et al. (2015) は、こうしたレビューをふまえ、非財務情報を「株主および債権者の視点から見た伝統的な財務業績以外の業績の評価に関して、組織の外部に開示される情報」と定義している (p.25)。この定義には、社会・環境会計、企業の社会的責任 (Corporate Social Responsibility: CSR)、および財務諸表外で開示される知的資本に関連する項目が含まれるが、必ずしもこれらに限定されるわけではない。ただし、財務諸表の内部と外部を区別することが重要であると Erkens et al. (2015) は強調している。

この Erkens et al. (2015) の定義は、情報の位置と情報の性質の両方を包含するものであり、より現状を反映した妥当なものであると考えられることから、本論文でもこの定義を採用することとしたい。ただし、企業が開示している情報の中でも、画像や映像ではなく文字やテキストによって記述されている情報を「記述情報」あるいは「テキスト情報」と呼ぶこともある。

第2節 日本における非財務情報の内容と開示媒体

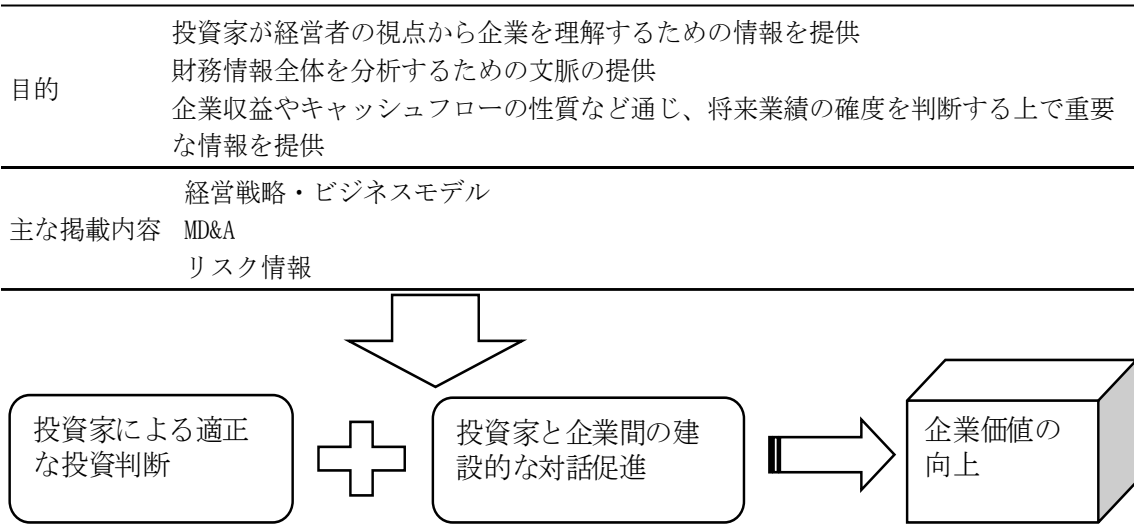
世界的に非財務情報開示に対する関心が近年急速に高まっている背景には、情報ネットワーク化により企業を取り巻く経済構造や経済環境が著しく変化する中で、現行の会計情報では投資家のニーズに十分対応できないことがあるとの指摘があり、その要点は、大きく 2 つに分けることができる (宮田, 2003)。1 つは、経済のソフト化に伴い、無形資産が主たるキャッシュ・フローの獲得源となっている企業が増加してきている中であって、有形資産を主たるキャッシュ・フローの獲得源とする企業を前提とした現行の会計情報は、こうした産業構造の変化に十分対応していないという点である。もう 1 つは、経済環境の急速な変化に伴い、将来に対する不確実性が高まる中、将来予測情報に対するニーズが以前にもまして高まっているにもかかわらず、実現概念を重視する現行の会計情報では、こうしたニーズに十分対応できないというものである。

日本では、2018 年 6 月 28 日、金融庁が「金融審議会ディスクロージャーワーキング・グループ報告―資本市場における好循環の実現に向けて―」を公表した。この報告書では、非財務情報は企業の財務状況とその変化、事業の結果を理解するために必要な情報であり、①投資家が経営者の視点から企業を理解するための情報を提供し、②財務情報全体を分析

するための文脈を提供するとともに、③企業収益やキャッシュ・フローの性質やそれらを生み出す基盤についての情報提供を通じ将来の業績の確度を判断する上で重要とされているため、投資判断に必要と考えられる記述情報が、有価証券報告書において、適切に開示されることが重要である、と指摘されている。こうした非財務情報の充実を通じ、企業に対する投資家の理解が深まることで、中長期的な企業価値向上に向けた投資家と企業との対話がより実効的なものとなっていくことが期待されるとしている（図 1-1 参照）。

また、経済産業省の報告書によれば、企業価値の説明要因に占める非財務情報の割合は 8 割に達するとされている（経済産業省, 2018）。したがって、非財務情報開示に関する要請は確実に高まっていると考えられる。一方で、同報告書では非財務情報開示において非財務情報を将来の企業価値と結び付けて開示・説明することが課題であると感じている企業の割合は 6 割以上にのぼることが示されている（経済産業省, 2018）。

図 1-1 非財務情報の目的



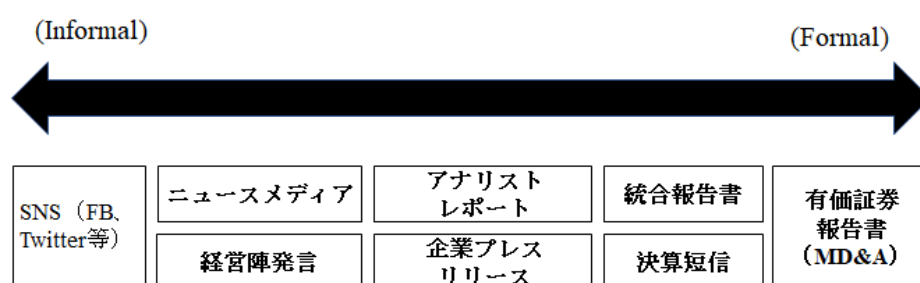
（出所）高平（2020）、27 頁。

ひとくちに非財務情報といっても、フォーマルなものからインフォーマルなものまで、様々な情報がある（図 1-2）。最もフォーマルなのは MD&A のような法定開示情報である。日本では金融商品取引法に基づいて提出される有価証券報告書において MD&A は開示される。米国では、日本の有価証券報告書にあたるフォーム 10-K と四半期報告書にあたるフォーム 10-Q に MD&A は記載される。証券取引所の規則により開示が求められる決算短信や、作成・開示にあたっては国際統合報告評議会（International Integrated Reporting Council: IIRC）などの国際的なフレームワークに準拠することが多い統合報告書などは、法定開示に次い

でフォーマルな情報だといえよう²。

これに対して、企業が任意で適時に発表するプレスリリースや、企業自身ではなく外部者であるアナリストのレポートは、よりインフォーマルな情報である。加えて、経営陣の談話やニュースメディアが独自に分析・取材した情報も、企業に関する非財務情報であるが、フォーマルの度合いは低い。さらに、Facebook や Twitter（現在は X に名称変更。以下では特段の断りがない限り Twitter の名称を用いる）のような SNS を通じて経営者が個人的に発信した情報や、それ以外の SNS 利用者が発信する多様な情報も非財務情報の範疇に含まれるが、それらは最もインフォーマルなものである。

図 1-2 非財務情報の開示媒体



（出所）三輪（2020）をもとに作成。

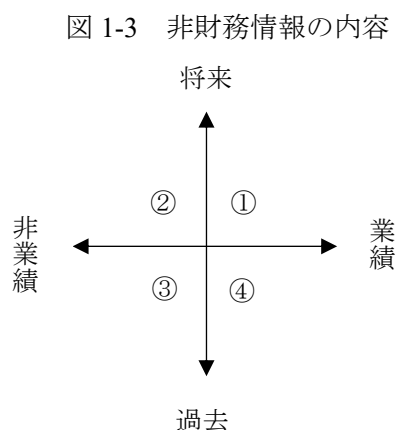
次に、非財務情報の内容については、「将来—過去」と「業績—非業績」という2つの軸で分類することができる（図 1-3）。米国では、SEC がその指針において、MD&A には当期およびそれ以前の業績の説明だけでなく、将来の見通しに関する記述（FLS）を含めることを推奨している。これに対して、日本ではそうした推奨はなされておらず、2019 年に公表された「記述情報の開示に関する原則」（金融庁, 2019）においても FLS への言及はない。

他方、「業績—非業績」については、日本では証券取引所が決算短信において主要な経営指標（例えば、売上高、利益、ROE など）の見込みを開示することを要請しているため、有価証券報告書の MD&A でも次期の業績予想に関連する記述を行う企業も少なくないと考えられるが、米国では未達リスクを考慮して、法定の MD&A だけでなくプレスリリースなどにおいても、自社の業績予想を開示することは非常にまれである。

図 1-3 の①と②が FLS であり、とりわけ①は将来の業績に直接関わる記述（業績 FLS）である。これに対して、③と④は過去の出来事や業績を記述した情報である。有価証券報

² 上記の開示媒体に基づく開示内容は補論 1 に記した。

告書やフォーム 10-K といった最もフォーマルな法定開示の MD&A においても、日米の制度環境の相違を反映して、情報の内容や分量は異なってくると予想される。すなわち、米国では SEC が FLS を推奨しているが業績予想を公表する企業は少ないことから、②の開示量が多くて①は少なく、日本では FLS の推奨はないため、①②はさほど多くないが、決算短信の存在から①は米国よりも多いと考えられる。



第3節 MD&A に関する制度

非財務情報が重要視されるようになってから、非財務情報の開示に関する取り組みも各国で順次なされてきている。世界ではじめて非財務情報に関する制度を施行したのは米国の MD&A においてである。日本においても、2004 年 3 月期より有価証券報告書の「第 2 事業の状況」における「事業等のリスク」、「財政状態及び経営成績の分析」、および「コーポレート・ガバナンスの状況」の開示が義務づけられている。さらに、国際的な会計基準設定主体である国際会計基準審議会（International Accounting Standards Board: IASB）も開示指針（フレームワーク）として「経営者の説明（Management Commentary: MC）」を公表している。

以下では、米国、日本、および IASB の制度について概観する。

1. 米国における MD&A 制度

MD&A について世界で最初に提案したのは米国である。現在の MD&A に相当するものは 1968 年より議論が開始された。それが 1974 年に制度化され、MD&A という用語が登場した。1980 年には MD&A 制度の基本的な枠組みが出来上がり、開示に係る規制が独立して、その開示項目が成文化された。

1989 年と 2001 年の SEC による財務報告リリースの公表および 2002 年の SOX 法

(Sarbanes-Oxley Act) の制定によって、MD&A の開示項目に関する規定はさらに詳細かつ精緻なものとなった。その後、2003 年に MD&A ガイダンスが公開されて以降は、大きな改正は行われていない。2020 年にレギュレーション S-K が改正されたが、それは、いわばマイナーチェンジである。したがって、以下では MD&A の動向に関して、(1) 1980 年以前、(2) 1980 年から 2002 年まで、(3) 2003 年、と 3 期に区分して概観する。なお、米国の場合、従来から MD&A に関する規制は規制当局である SEC 自身が行い、財務諸表の作成に関しては会計基準設定主体である財務会計基準審議会 (Financial Accounting Standards Board: FASB) が基準を公表するという役割分担がなされてきた (渡辺, 2012)。

(1) 1980 年以前の MD&A の動向

MD&A の端緒は、1968 年に SEC が公表した 1933 年証券法 (Securities Act of 1933) における「登録届出書の作成・提出に関する指針 (Guides for Preparation and Filing of Registration Statements)」の Item 22 「利益の要約 (Summary of Earnings)」にあるといわれている。同指針は以下の内容が示されている。

目論見書の記載が、「利益の要約」の対象とされる最終の年度以降の経営成果 (operating results subsequent to the latest period included in the Summary of Earnings) に関連する不利益な変化を示す要素の討議 (discussion) を含んでいる時は、当該「利益の要約」を記載する際に、その頭注または脚注において、当該「不利益な」変化に対して注意が喚起されるようにしなければならない、かつ、その討議がなされている目論見書の該当箇所についての言及がなされなければならない。

上記の内容における「討議」(discussion) が最初期の MD&A と理解されている。当時は MD&A という用語は存在せず、そして、「討議」の範囲は経営成績に関する不利益な変化に関するものであり、かなり限定的であった。その後、1973 年には「将来志向情報の開示」が容認された。続く 1974 年には 1933 年証券法の Item 22 が改正され、「経営成績の要約に関する経営者の討議と分析 (Management's Discussion and Analysis of the Summary of Operations)」の開示が求められることとなった。ここで、初めて MD&A という用語が登場した。さらに、1934 年証券取引所法 (Securities Exchange Act of 1934) に「報告書に関する指針」の Item 1 「営業活動の要約 (Summary of Operations)」も導入された。1933 年証券法の Item 22 改正と 1934 年証券取引所法の Item 1 は SEC からリリース (release) として公表された。

しかしながら、このような制度改正が相次いで行われたものの、MD&A の開示が始まった当初は記載自体が任意であり、さらに記載すべき内容や様式にも多様性があったと古庄・小林（2010, 68 頁）は指摘する。とはいえ、現行の MD&A 制度の基本的性格や枠組みはこの時点で出来上がった（尾崎, 2002, 22 頁）。

(2) 1980 年から 2002 年までの MD&A の動向

1980 年には MD&A 開示に係る規制を独立させるとともに、その開示項目が明示されることになった。それと同時に、1933 年法の Item 22 が改正され、1934 年の Item 1 が廃止された（尾崎, 2002, 25 頁）。廃止された理由については、「利益の要約」や「経営成績の要約」では開示が要求される範囲が狭く、SEC が当初意図した目的を実現していなかったためである（尾崎, 2002, 26 頁）。また、当時の米国ではインフレーションが進行しており、従来の財務情報がインフレーションの影響の度合いを十分に開示できていないことが問題とされ、これが 1980 年改正の原因の 1 つであったと尾崎（2002, 26 頁）は指摘している。そのため、SEC は MD&A を通じた「記述による表示（textual presentation）」によって、インフレーションの影響に関する情報の提供を実現することを意図したのである（尾崎, 2002, 26 頁）。

1982 年には、SEC が開示制度改革の一貫として、「財政状態及び経営成績に関する経営者による討議と分析（MD&A）」を、SEC 提出用企業内容財務情報であるフォーム 10-K に導入している。こうして MD&A 制度の基本的な枠組みが出来上がった後、Coopers & Lybrand 会計事務所および 7 つの会計事務所などの実務界から同制度に対するいくつかの改正提案が表明された。これらの会計事務所は、MD&A にリスク情報の開示と MD&A を監査の対象とする要求を SEC に提案した。SEC は実務界からの改正提案を受けて、同制度の見直しの意味を込めて意見照会を行った。その結果、SEC は 1987 年に概念リリース（Concept Release）として公表し、以下の内容を表明した。

当委員会は、長年にわたり、財務諸表についての記述による説明の必要性（the need for a narrative explanation of the financial statements）を認識してきた。数値による表示とこれに添えられた簡単な注記だけでは、投資者が収益の質と過去の成果が将来の経営活動の指標となりうる可能性と判断するには不十分であるからである。MD&A は、投資者に対して会社の事業についての長期と短期の分析を提供することで会社経営担当者の目を通して会社を見る機会を提供することを意図している。その開示要求項目は、経営者に対して、事業のダイナミックスを討議し、財務状況を分析することを求めて

いる（Securities Act Release No. 6711, April 24, 1987 [52 FR 13715]）。

上記の内容により、財務諸表の情報を単なる数値の繰り返しでない記述情報や、会社経営者の目を通した会社の短期および長期の動的な姿の議論・分析の成果を提供することが求められていることが分かる。

一方、SEC の企業金融局は、1988 年初頭から連続 3 回にわたり、毎回それぞれ別の 12 業種数百社を対象にして MD&A における開示内容を調査するプロジェクトを実施した。その調査結果および先のコメントの結果等をまとめて 1989 年 5 月に財務報告リリース

（Financial Reporting Release: FRR）第 36 号「SEC の期待する将来志向の MD&A の明示的な指針」を公表した。同指針においては、将来見通し情報（prospective information）の開示が強化されている。また、将来の財政状態あるいは経営成績に重要な影響を及ぼすことが合理的に予想可能である現時点で経営者にとって既知のトレンド、事象、不確実性に関する開示に加えて、それらが及ぼす経済的影響に関する開示も義務づけた。その中には、かかる事象や不確実性に関する事例として、自社製品市場価格の下落、市場占有率の低下、重要な契約の更新停止、保険適用範囲の変更、環境復元コストの発生等が含まれる（SEC, 1989）。

このように、MD&A 情報の開示に関して、SEC は会計士業界からの提案を踏まえ積極的に改正を行ってきた。

(3) 2003 年の MD&A の動向

2003 年に SEC は、MD&A の開示についてのガイダンス（Commission Guidance Regarding Management's Discussion and Analysis of Financial Condition and Results of Operation, Dec. 29, 2003）を公開した。その背景には、2001 年 11 月に起きたエンロン事件をはじめ、一連の不正会計事件がある。これを契機に、米国では制度改革が展開され、その中でも MD&A 開示は重点事項の 1 つとなった。2003 年 MD&A ガイダンスを公開する以前、SEC は 2001 年 12 月に FRR 第 60 号を公表した。これは基準の改正ではないが、会計上の見積もりに固有のリスクや不確実性等にかかる「極めて重要な会計方針（critical accounting policies）」の開示を強化することを目的として公表されたものである。また、2002 年には SOX 法が制定され、SEC は MD&A 開示要件を強化した（Bainbridge, 2007）。

2003 年 MD&A ガイダンスにおいて SEC は、情報量の大幅な増加と定型言語の削減を奨励した（SEC, 2003）。また、MD&A の全般的な開示の仕方と焦点となるべき点をガイダンスに含めている。これは、より有意義な情報開示を引き出すことを意図したものといわれ

ている（久保, 2004, 28 頁）。2003 年 MD&A ガイダンスによると、MD&A の目的は、企業の財政状態、その変動および経営成績の理解に必要な情報を提供することにある。MD&A の開示については、次の 3 つの主要な目的を満たすことを意図したものである。

第 1 に、利用者が経営者の目を通して企業を見ることができるような財務諸表における記述的説明を提供することである。第 2 に、財務報告の開示全体が改善されること、および分析の対象となる財務情報の状況を提供することである。第 3 に、過去の業績が将来予測に資するような、企業の稼得利益およびキャッシュ・フローの質ならびに潜在的な変動可能性についての情報を利用者に提供することである。企業の MD&A 開示の内容については、こうした 3 つの目的を踏まえて、レギュレーション S-K の Item 303 において規定されている

また、2003 年 MD&A ガイダンスでは、経営者が利用者とコミュニケーションを図ることは経営者の最も重要な責任であるとし、MD&A は経営者と利用者のコミュニケーションにとって、重要な構成要素であると位置づけている。MD&A の開示項目が、大きく以下の 4 つに区分されている。

① 流動性

流動性（企業の現在および将来の資金ニーズを満たすために必要な資金を生み出す能力）に関して、次の事項を開示する。

- A) 流動性の向上または悪化に重要な影響を及ぼすことが見込まれるあらゆる傾向、要因、コミットメント、事象、不確定要素
- B) 重要な流動性の不足が明らかである場合は、それに対する対応策
- C) その他の流動性の源泉、未使用の流動性資産（財務の柔軟性（financial flexibility））に関する事項

② 資本の源泉

資本の源泉に関しては、次の事項を開示する。

- A) 資本的支出に対する重要なコミットメントについて、その目的および所要の資金調達源泉
- B) 資本の源泉についての重要な傾向

③ 経営成績の開示

経営成績に関しては、次の事項を開示する。

- A) 継続的営業活動による損益に重大な影響を及ぼす非経常的な事象、取引または重大な経済環境の変化
- B) 継続的営業活動による売上高・営業収入、損益に重大な影響を及ぼすと見込まれる傾向、不確定要素、また、費用と収益との関係に重大な影響を及ぼすと認識している事項
- C) 重要な売上高・収入の増加について、価格効果と数量効果等の分析
- D) 継続的営業活動（最近 3 年間）による売上高・収入に対するインフレ、価格変動の影響

④ オフバランス取引

オフバランス取引、投資者にとって重要な当期または将来における財政状態、その変動、収益・費用、流動性、資金調達コスト、資本構成に影響を及ぼすまたは影響を及ぼすと合理的に見込まれるオフバランス取引について説明する。

- A) オフバランス取引の内容と事業上の目的
- B) 流動性、資本構成、市場リスク、クレジットリスクサポートその他のメリットという観点からの、オフバランス取引の重要性
- C) 当該オフバランス取引から生じる収益、費用、およびキャッシュ・フローの金額
- D) 登録会社に重要なベネフィットをもたらすオフバランス取引の終結、または重要な削減となる、またはそうすると合理的に見込まれる事象、請求、コミットメント、傾向、不確実性

⑤ 表形式による債務の開示

以下の表 1-1 の形式による債務の開示を行う。

表1-1 表形式による債務の開示

契約上の債務	合計	期限			
		1年未満	1年～3年未満	3年～5年未満	5年以上
長期債務					
キャピタルリース					
オペレーティングリース					
買取義務					
その他					

SEC のガイダンスでは、MD&A は単に財務諸表を文章に書き直したようなものではなく、経営者ならではの視点による討議と分析でなければならない、ということが強調されている。そして、そのために、経営者が早い段階から MD&A の作成作業に関与し、投資者に紹介すべき重要な事項を抽出することが奨励されている。

SEC は、経営者が最も重要だと考える情報を MD&A で分かり易く説明することが重要だとしている。そして、その表示方法について、下記の 4 点を指摘している（田中, 2004）。

- A) 財務情報の年度比較表を載せた上で、それらの数字の背景に関する分析を加えることで読み手の理解を深めることができる。
- B) 文章の見出しが読み手の理解を促すようなものになっているか、見出しを増やす必要性はないかといったことを検討すべきである。
- C) 重要な情報を先に提示して後から詳細を記述する手法（レイヤード・アプローチ）で MD&A を書くことを奨める。例えば、MD&A の書き出し部分に導入または概要の段落を設け、そこで、事業に関連する経済および産業の状況に対する考察、会社がどのように利益やキャッシュを創出しているのかという説明、経営者による討議・分析の前提として知っておくべき情報（事業ライン、拠点、主要な製品やサービス等）、および経営者が短期・長期に最も重要している事業機会や課題とそれに関する経営者の洞察を紹介することが望ましい。
- D) 投資者の理解を促すために、将来の見通しにも言及することを推奨する。

2. 日本における MD&A 制度

日本では、バブル経済崩壊後の 1990 年代初頭からの経済低迷を抜け出すために、内閣府は「今後の経済財政運営及び経済社会の構造改革に関する基本方針」（骨太の方針）を策定し（内閣府, 2001）、経済改革の一環として証券市場の構造改革を挙げた。内閣府は、と

りわけ個人投資家の市場参加が戦略的に重要であると指摘し、その拡大を図った。2001 年 8 月には、金融庁は個人投資家が主役の証券市場を構築する目的で、「証券市場の構造改革プログラム：個人投資家が主役の証券市場の構築に向けて」を公表した（金融庁, 2001）。

翌年、金融庁は、個人投資家の証券市場への信頼性向上のために重要な市場インフラの整備の 1 つとして、ディスクロージャーの充実・強化を指摘して、投資家の信頼が得られる市場の公正化や透明性を確保するため MD&A の開示に向けて検討を行った（金融庁, 2002）。その結果、2003 年 4 月から有価証券報告書に MD&A 項目が新設され、開示が義務づけられた（内閣府, 2003）。MD&A の記載内容に関しては、図 1-4 のように内閣府令第 28 号により規定されている（内閣府, 2003）。

図 1-4 企業内容等の開示に関する内閣府令 第二号様式 記載上の注意

34-2 財政状態及び経営成績の分析

- a 届出書に記載した事業の状況、経理の状況等に関して投資家が適正な判断を行うことができるよう、提出会社の代表者による財政状態及び経営成績に関する分析・検討内容（例えば、経営成績に重要な影響を与える要因についての分析、資本の財源の及び資金の流動性に係る情報）を具体的、かつ、わかりやすく記載すること。
- b 将来に関する事項を記載する場合には、当該事項は届出書提出日現在において判断したものである旨を記載すること。

MD&A は、財務諸表に写し出される財務成績と財務状況を解釈するための状況を明らかにし、投資家等の情報の利用者が、とりわけ企業の将来の見通しを評価し得るような重要な過去と将来の見通しの開示を文書として提供するものである。この MD&A の開示により、投資家は、企業が策定した経営方針・経営戦略等の適切性を確認することや、将来の経営成績の予想の確度をより高めることが可能となったとされる。

2004 年の制度化以降、開示規制に大きな変更は行われていないが、2009 年 3 月 24 日の内閣府令第 5 号により、「経営者による財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析」に名称が変更された。それとともに、将来にわたって事業活動を継続するとの前提に重要な疑義を生じさせるような事象または状況その他提出会社の経営に重要な影響を及ぼす事象等の開示についての条文が追加された（内閣府, 2009）。

その後、2018 年 6 月に公表された金融審議会ディスクロージャーワーキング・グループ報告では、企業が開示内容を充実するために、開示の考え方、望ましい開示の内容や取り組み方を、ルールへの形式的な対応にとどまらず、プリンシプル・ベースのガイダンスとして策定している（金融庁, 2018）。また、金融庁は 2018 年 1 月 26 日付けで開示府令を改

正し、2018 年 3 月期の有価証券報告書から、従来の【業績等の概要】【生産、受注及び販売の状況】【財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析】を【経営者による財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析】に統合した。

次いで 2019 年 3 月、金融庁は「記述情報の開示に関する原則」を公表した（金融庁、2019）。この原則は、企業情報の開示について、開示の考え方、望ましい開示の内容や取り組み等を示している。金融庁はその中で、MD&A は、「財務情報の単なる記述的記載ではない。企業が認識している重要な傾向、事象、需要、コミットメントや不確実性を分析するとともに、それらの理由、影響、関連性、重要性等を説明すべきである。例えば、前期と比較して、売上高が減少した場合、MD&A において、なぜ売上高が減少したかを分析すべきである。その分析においては、例えば、製造過程の問題や、商品の質の低下、競争力や市場シェアの喪失など、背景にある原因を明らかにすべきである」と SEC (2003) を引用している。

3. 国際財務報告基準における MD&A 制度

2010 年 12 月 18 日に IASB は「経営者の説明」(MC) の実務記述書を公表した。この実務記述書は、国際財務報告基準 (International Financial Reporting Standards: IFRS) に準拠して作成された財務諸表に付随する MC の表示に関する枠組みを示しており、企業の財政状態、経営成績、およびキャッシュ・フローについての歴史的な説明だけでなく、財務諸表に表示されていない企業の見通し、および他の情報に関する説明を提供するものである。これは、米国の「経営者による討議と分析 (MD&A)」や、英国の「営業・財務概況 (Management Report)」等の各法域 (jurisdictions) ですでに制度化されているナラティブな情報の開示を包含する (古庄, 2009, 1713 頁)。

この MC が制度化された経緯について概説する。IASB は、2002 年 10 月に当時のニュージーランド財務報告基準審議会 (Financial Reporting Standards Board: FRSB) が主導する MC に係る基準ないし指針の開発について検討するプロジェクト・チームを発足させた。当該チームは、FRSB の他に英国会計基準審議会 (Accounting Standards Board: ASB)、ドイツ会計基準委員会 (Deutsches Rechnungslegungs Standards Committee: DRSC)、およびカナダ勸許会計士協会 (Canadian Institute of Chartered Accountants: CICA) の各国基準設定主体のスタッフにより構成されている。当該チームの出発点は、報告書に何を含め、何を含めるべきではないかということに関して、拘束力のない指針と合わせたナラティブな報告書を作成する規定を IAS 第 1 号「財務諸表の表示」に含めることが支持されたことである。

その後、IASB は、これまで IFRS の範囲外とされてきた非財務諸表情報 (non-financial

statements information) に係る開示領域の質を改善するために、2005 年 10 月 27 日に討議文書「経営者による説明」(MC) を公表した (IASB, 2005)。討議文書は、MC を以下のように定義している。MC は「財務報告の一部として財務諸表に付属する情報である。MC には、財務諸表が対象とする期間における企業の事業の展開、業績、および状態の基礎にある主な趨勢や諸要因の説明が含まれる。また、企業の将来の事業展開、業績、状況に影響を与えるであろう主要な傾向や要因を説明するものである」 (IASB, 2005, para.19)。

IASB は MC が財務報告の透明性を改善することを通じて資本市場における投資家の信頼を高めうるものと位置づけ、IASB が MC に係る基準ないし指針の開発にその資源を投入することは極めて重要かつレリバントな領域であることを強く認識するものである。討議文書は、投資家を支援するために、以下のような情報を提供することを MC の目的として明示している (para.34)。

- ① 企業が活動する環境情況に照らして、財務諸表を解釈し、評価する。
- ② 企業が直面している最も重要な問題を経営者がどのように捉えて、またこれらの問題にいかに対応しようとしているのかを評価する。
- ③ 企業が選択した戦略および当該戦略が実現する可能性について評価する。

これらの目的を達成するために、MC にはいわゆるナラティブな説明とともに、IFRS の適用外の財務測度および非財務測度が含まれることになる (para.35)。

討議文書は、前述のように MC の定義、利用者の範囲、および MC の目的を明示した上で、次のステップとして、MC の作成・表示の基礎概念を検討している。討議文書は、原則主義アプローチ (principles-based approach) を採用し、以下の諸原則および質的特性に従って MC を作成・表示することを求めている。

- ① 「MC は財務諸表情報を補足するとともに、補完すべきである」 (paras.41-45)

財務諸表を補足する際、MC は財務諸表上の金額の追加的な説明を含み、また財務諸表上の情報に結果した情況や事象を説明する。一方、財務諸表を補完する際には、財務諸表には示されない事業とその業績に関する財務情報および非財務情報を MC が含むことになる。その意味で補足 (supplementing) と補完 (complementing) は同義ではなく、区別されるべきである。

また、財務諸表上の情報は MC において単純に繰り返されるべきではない。財務諸表上の情報と MC に開示される情報には首尾一貫性が求められる。

② 「MC は経営者の視点を通じた分析を提供すべきである」(paras.46-51)

当該原則は、経営者の事業に対する見解を MC に反映させるべきであり、事業を管理する際に経営者により用いられている情報の適切な要素および経営者による企業の評価に係る開示が求められるというものである。このことは、企業の内部で経営者が用いる情報は、投資家にとっても等しく重要であり、両者を区別するよりもその連携を支援することに重点がある。なお、ここで経営者とは「MC に反映される意思決定と監視に責任を負う人々であり、執行役員および統治主体の構成員が含まれる」ものと定義される。

③ 「MC は将来指向であるべきである」(paras.52-57)

前述のように MC の定義および目的はいずれも将来指向（forward-looking orientation）の上に構築されている。将来指向であることを原則の 1 つとして設定することは、MC の基本的な側面を補強することに繋がる。すなわち、将来の戦略および目標等を詳述することにより企業の方向性を経営者の視点を通じて伝達することが将来指向として求められる。この場合、MC が将来指向であるための方法と範囲は各国の法規環境によって影響を受ける。例えば、将来指向情報の開示を奨励する国ではセーフ・ハーバー規定（safe-harbor provisions）があり、追加的な説明が求められる場合がある。

MC において、開示すべき情報は以下の通りである（para.100）。

- A) 事業の性質
- B) 経営者の目的およびその達成のための戦略
- C) 企業の最も重要な資源、リスク、および諸関係
- D) 経営成績および見通し
- E) 目的を評価するために経営者が用いている重要な業績指標

以上のように、IASB は非財務的情報の積極的な開示を促しているが、結論としては MC に関する基準は、任意適用であるとしている（para.228）。

2009 年 6 月に公開草案（Exposure Draft）が公表された。討議文書と公開草案の違いは、公開草案において MC が強制力のない指針として位置づけられた点である。公開草案の冒

頭では以下のような記述がなされている。「このガイダンスは、IFRSs に従って作成された財務諸表に加えられる。意思決定有用性を向上させる MC を作成している経営者に資するために、その作成と表示のためのフレームワークを規定している」。この記述から分かるように、MC は米国における MD&A 情報の開示制度のように開示を義務づける規制ではなく、あくまでもフレームワークである。

その後、IASB は 2010 年 12 月に実務記述書「経営者の説明」を公表した。この実務記述書は拘束力のないものであるが、経営者が自社の財務状況や将来の経営目標などを情報利用者に説明する際の概括的なフレームワークを提供している。公開に際して IASB は、「持続可能性や環境に関する報告といったような非財務指標の報告の重要性はますます高まっている」と述べており、こうした非財務指標が「経営者の説明」の中で重要な地位を占めているとの認識を示している。

2010 年実務記述書の公表以来、多くの法域および機関が、MD&A もしくは類似した報告書の作成に関する要求事項やガイドラインを公表してきた。特に、近年では企業固有の記述情報である環境・社会・ガバナンス（Environment, Social, Governance: ESG）またはサステナビリティ事項の開示に関するガイドラインが公表された。その結果、IASB は 2010 年の実務記述書は必ずしも投資者および債権者が必要とする情報を満たしていないと認識するに至った。その理由として以下の点が挙げられている（IASB, 2021a, BC5）。

- A) 企業の見通しにとって重要な事項に焦点を当てていない。そうした事項に関する重要性がある情報を提供できていないこと、またはそうした情報が重要度の低い事項に関する重要性がない情報で覆い隠されていることによるものである。
- B) 内容に一般的な情報が多すぎ、企業固有の情報が十分でない。
- C) 短期的な事項に焦点を当てていて、企業の長期的な見通しに影響を与える可能性のある事項（システミック・リスクや戦略的課題など）について不十分な議論しか提供していない。
- D) 企業が価値を創出し、キャッシュ・フローを生み出す能力に、ますます多くの影響を与え、それゆえ投資者および債権者にとって関心が増大している事項（無形の資源および関係や ESG 事項など）に関して不十分な情報しか提供していない。
- E) 断片化されているか、または企業の財務諸表における情報や企業が公表している他の報告書における情報と調整することが困難である。
- F) 提供している情報が、企業が過去の期間において提供した情報や類似した活動を有する他の企業が提供している情報と比較することが困難である。

- G) 不完全である。それは例えば、企業の見通しにとって重要な事項の一部しか扱っていないこと、または投資者および債権者がこれらの事項の影響を十分に理解するために必要としている情報が欠けていることによるものである。
- H) バランスがとれていない。それは例えば、企業の業績の肯定的な側面を過度に強調していることによるものである。

そこで、IASB は記述的報告における動向について予備的なリサーチを行った後、2017 年 11 月にそれを改訂するプロジェクトを作業計画に追加した。その結果、実務記述書公開草案 (IFRS Practice Statement Exposure Draft: Management Commentary) が 2021 年 5 月に公表された。これに従って改訂がなされれば、2010 年の実務記述書は置き換えられることになる。2010 年実務記述書には、拘束力がない、強制力がないまたは任意であるという記述があったが、それが混乱を生じさせていたため、2021 年の公開草案ではそうした記述を含めていない。しかし、2021 年の公開草案は、企業の財務諸表が IFRS 基準に準拠する条件として、企業が 2021 年公開草案に準拠した経営者による説明を作成することを要求されないという意味で、実際には強制力がない (IASB, 2021a, BC22)。一方、もし企業が自社の経営者による説明が「2021 年の公開草案に完全に準拠している」と主張したいのならば、当該草案のすべての要求事項に準拠する義務があるので、その場合に限り、実質的に強制力がある (IASB, 2021a, BC22)。要するに、当該指針自体は強制適用ではないが、指針を任意適用する場合にはその要求事項にすべて準拠しなければならないということである。

2021 年の公開草案は次のような情報を提供すべきである旨を明確化している (IASB, 2021a, BC52)。

- A) 企業の財務諸表において報告されている企業の財務業績および財政状態についての投資者および債権者の理解を高める。
- B) すべての時間軸（長期を含む）にわたり企業が価値を創出しキャッシュ・フローを生み出す能力に影響を与える可能性のある諸要因についての洞察を提供する。

当該公開草案は、規範的アプローチ³ではなく、以下のことによって支えられる目的ベー

³ 規範的アプローチは大部分の状況で投資者および債権者の共通の情報ニーズの大半を満たすことを意図した開示要求の詳細で規範的なリストを提供する。

スのアプローチ⁴を提案している（IASB, 2021a, BC11; IASB, 2021b, IN13）。

- A) 経営者による説明が、投資者および債権者にとって重要がある情報を提供し、主要事項（すなわち、企業が価値を創出し、キャッシュ・フローを生み出す能力（長期を含む）に不可欠な事項）に焦点を当てるという要求である。
- B) 所定の開示目的を満たす情報を提供するという要求事項である。開示目的は投資者および債権者の情報ニーズから導き出されており、経営者による説明で提供される情報に依拠する評価の記述を含んでいる。
- C) 考えられる主要事項および経営者による説明が開示目的を満たすために提供することが必要となる可能性のある情報（指標を含む）の例を示すガイダンスである。
- D) 情報が所定の属性（例えば、完全性、バランス性および正確性）を有するという要求事項および経営者が当該属性を有する情報を識別するのに役立てるためのガイダンスである。

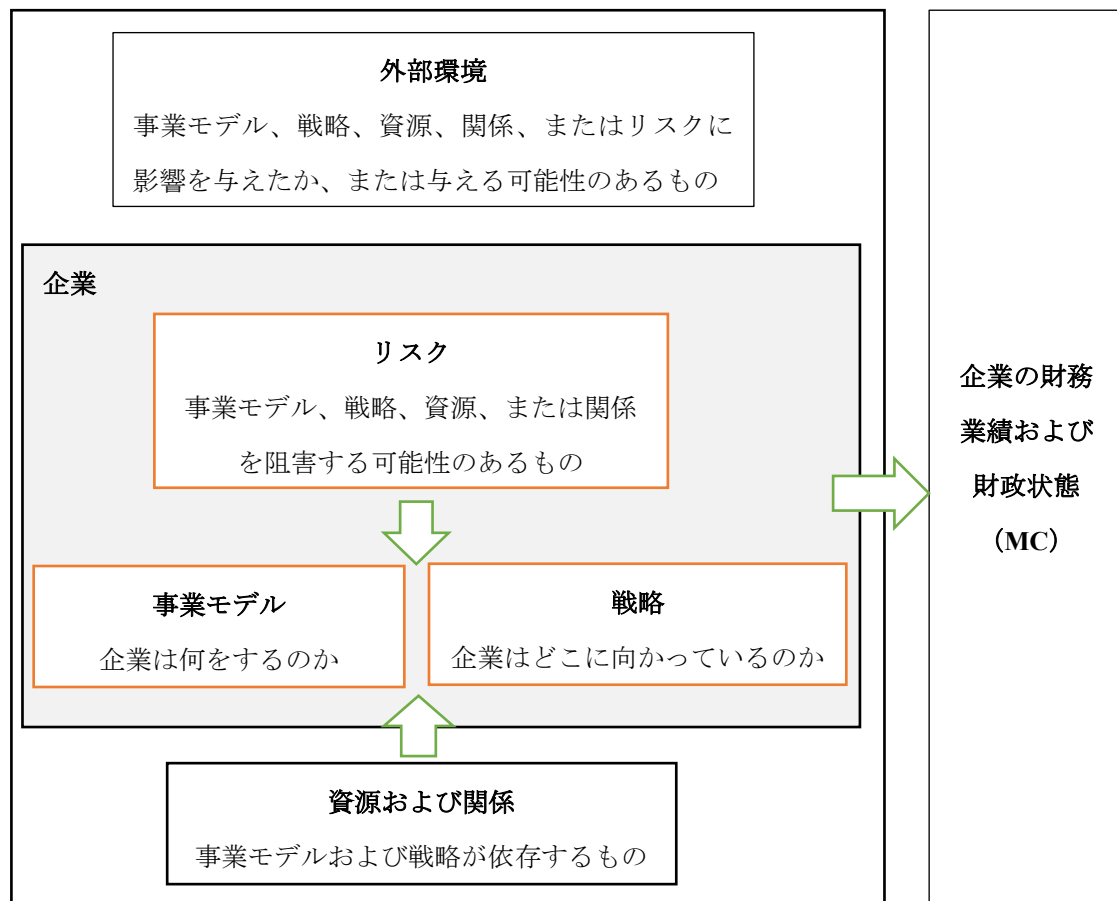
提案している開示目的は、次の 6 つの内容領域を扱っている（IASB, 2021b, IN14）。

- A) 企業の事業モデル—企業がどのようにして価値を創出し、キャッシュ・フローを生み出すか。
- B) 当該事業モデルを維持し発展させるための経営者の戦略（経営者が追求することを選択した機会を含む）。
- C) 事業モデルおよび戦略が依存する資源および関係（企業の財務諸表において資産として認識していない資源を含む）。
- D) 事業モデル、戦略、資源、または関係を阻害する可能性のあるリスク。
- E) 事業モデル、戦略、資源、関係、またはリスクに影響を与えたか、または与える可能性のある外部環境における諸要因およびトレンド。
- F) 企業の財務業績および財政状態—それらが他の内容領域について議論されている事項の影響をどのように受けたのか、または将来においてどのように影響を受ける可能性があるのかを含む。

⁴ 目的ベースのアプローチは提供する情報が満たすことを要求される開示目的を定め、企業が当該目的を満たすために何を開示する必要となる可能性があるのかについてガイダンスを提供する。

以下の図 1-5 は、上記 6 つの内容領域の間の関係を説明している（IASB, 2021b, IN15）。

図 1-5 経営者による説明における 6 つの内容領域の間の関係



（出所）IASB (2021b), IN15 をもとに作成。

以上のように、IASB も SEC の MD&A 制度に類似した制度を公表し、近年の記述情報の動向を踏まえて 2021 年公開草案を作成した。しかし、IASB はこの制度を強制開示ではなく、あくまでも任意適用のためのフレームワークとしている点が SEC や日本とは大きく異なる。

おわりに

近年、非財務情報がますます重要視されるようになってきた。そこで、本章では、非財務情報という用語が多様な意味で用いられてきたことから、まず非財務情報とは何かを明確化した。次いで、日本において非財務情報に対する関心が高まっている背景、および非財務情報の開示媒体と開示内容を説明し、非財務情報の中でも本論文の分析対象となる MD&A に関する制度を概観した。MD&A 制度を世界で最初に施行したのは米国であるこ

とから、米国における MD&A の動向に関して、1980 年以前、1980 年から 2002 年まで、2003 年以降、と 3 期に区分して概観した上で、米国の MD&A 制度を参考にして開示が義務づけられた日本における MD&A の開示内容などについて説明した。加えて、IFRS に準拠して作成される MC が制度化された経緯や開示すべき内容などについて概説した。

このような制度に関する理解をもとにして、次章では、本研究のリサーチ・クエスチョンを導出するために、非財務情報、MD&A 情報、およびトーンに関する先行研究のレビューを行う。

第2章 先行研究レビュー

はじめに

本章では、本論文の研究・クエスチョンを導出するために、非財務情報、MD&A、およびトーンに関する先行研究をレビューし、現在までに明らかになっていることと、未説明の問題を切り分ける。まず、非財務情報全般に関する研究をレビューし、次いで、その中でも MD&A に関する研究へと焦点を絞り込み、さらに記述情報のトーンに関する研究をレビューすることとしたい。

第1節 非財務情報に関する研究レビュー

非財務情報に関する研究は数多いが、まず本節では 1. 実態調査、2. トピックと研究方法、3. 価値関連性、4. 研究対象の広がり、に分けてレビューする。

1. 非財務情報開示の実態調査

Cohen et al. (2012) は米国の企業に関して、どの非財務情報がどの程度開示されているのかという実態面について調査した。同研究は、①業績の先行指標となる情報の開示実態、②先行指標情報の開示媒体、③企業の規模と先行指標に関する情報との関連、④業種と先行指標に関する情報との関連、について調査している。その結果、①開示項目としては、市場占有率とイノベーションについて詳細な開示が行われている、②開示媒体としては、強制開示書類や CSR 報告書のような公式報告書を通じて非財務情報が発信される傾向がある、③市場占有率以外は、企業規模の増加と開示頻度の増加に比例関係はない、ということが明らかになった。加えて、④食料雑貨とソフトウェアが最も情報の開示頻度が高く、石油業の開示頻度が最も少ないことも明らかになった。

では、日本企業における非財務情報の開示実態はどうなっているのだろうか。この点を調査した研究として中條（2013）がある。中條（2013）は Cohen et al. (2012) のフレームワークを利用し、60 社を対象に 2010 年 4 月から 2011 年 3 月までの開示を分析した。その結果、開示媒体は、会社 Web サイト、プレスリリース、強制開示資料、決算短信が中心で、開示頻度（量）はイノベーション、顧客満足に関する情報に重点が置かれていた。また、規模の大きな企業は各非財務情報についてまんべんなく開示する総合型開示であるのに対し、規模の小さな企業は焦点を絞った集中型開示という特徴がみられた。さらに、開示スコアで情報の量と質の両面から評価すると、業種ごとに開示される非財務情報に特徴があることが明らかになった。

2. 非財務情報の開示に関する研究のトピックと方法

表 2-1 は Erkens et al. (2015) をもとに、1993 年から 2014 年までの 53 のジャーナルに掲載された非財務情報に関する 787 本の研究論文を取り上げ、それらの研究が採用している非財務情報の定義を主題・文脈との関連で整理したものである。

表 2-1 非財務情報に関する主要な研究における定義と主題

Articles	Definitions (D) and/or Examples (E)	Theme/Context
Lim and McKinnon (1993)	D: 定義なし E: 非財務情報の開示項目 (例、取締役会メンバーの構成と詳細情報、業績指標)	非財務情報開示の決定要因
Rees and Sutcliffe (1994)	D: 定義なし E: 営業統計	非財務情報の量的測定と利益の関係 (長期契約の場合)
Amir and Lev (1996)	D: 実質的に定義はない E: 携帯電話情報 (人口規模の成長指標)、加入者数、普及率 (加入者数/人口規模)、セルサイトあたりの加入者数、従業員あたりの加入者数、会社の解約率	財務情報と非財務情報の価値関連性
Mouritsen (1998)	D: 定義なし E: 従業員、顧客、テクノロジー、プロセス	知的資本報告書の議論
Bartolomeo et al. (2000)	D: 定義なし E: オペレーショナルおよび戦略的領域でのパフォーマンスは非財務指標によって最もよく測定できる	環境管理会計における非財務情報の使用
Robb et al. (2001)	D: 「非財務情報開示とは、会社の年次報告書に含まれているが、財務 4 表 (貸借対照表、損益計算書、株主資本等変動計算書、キャッシュ・フロー計算書) および関連する注記以外の定性的な情報を指す」 E: 会社の環境、戦略と管理、企業の動向、生産、顧客	開示指数の決定要因
Upton (2001)	D: 「非財務情報および指標は、基本財務諸表に記載されていないインデックス・スコア、比率、数値およびその他の情報を含む」	FASB の報告書
Ferguson et al. (2002)	D: 定義なし E: 従業員情報、社会的責任、付加価値	非財務情報開示の決定要因
Amir et al. (2003)	D: 「財務報告を超えた情報」: 財務報告以外の情報 E: 収益予測 (資本市場およびアナリストのレポートへの直接対話)	非財務報告書の情報源は、財務諸表の無形資産関連の欠陥をどの程度補うか? 財務報告書に含まれる情報に対する利益予測の増分情報の貢献
Baines and Langfield-Smith (2003)	D: 定義なし E: 欠陥率、納期と機械の利用率、顧客満足度、原材料廃棄損、製品の欠陥、サプライヤーの評価、市場シェア、従業員の教育/トレーニング、チームのパフォーマンス、設立年、従業員の満足度、従業員の離職	管理会計変化における非財務情報の役割
Keating et al. (2003)	D: 定義なし E: Web へのアクセス	インターネット企業における非財務情報の価値関連性

Riley et al. (2003)	D：定義なし E：消費者の苦情、市場シェア、利用可能なトンマイル	航空業界における非財務情報価値の関連性
Said et al. (2003)	D：定義なし E：顧客満足度、従業員満足度または従業員の士気・モチベーション、品質、改善、リエンジニアリング、新製品開発、多様性、市場シェア、生産性または効率性、安全性、イノベーション、運用指標、運用パフォーマンス、戦略的目標	報酬契約（現在および将来のパフォーマンス）
Walden and Stagliano (2003)	D：年次報告書の非財務セクションでの環境情報開示 E：環境に関する非財務情報の開示（例：汚染削減）	年次報告書における環境開示の分析
Davila and Venkatachalam (2004)	D：定義なし E：乗客の搭乗係数	役員報酬における非財務パフォーマンス指標の役割
Bukh et al. (2005)	D：定義なし E：スタッフの離職率と職務満足度、勤務中のトレーニング、顧客満足、供給の精度	知的資本開示の決定要因の研究
Junttila et al. (2005)	D：定義なし。 E：フィンランドの調査で最も賞賛された企業のリスト（Fortune 雑誌が実施した米国の最も賞賛された調査と同様）	アナリストの認識
Flöstrand (2006)	D：定義なし E：人的資本、構造的資本、関係資本	セルサイドアナリストによる非財務情報の使用
Widener (2006)	D：定義なし E：人的資本	報酬契約における非財務情報の使用
Bhimani and Langfield-Smith (2007)	D：定義なし E：実際の例なし	戦略策定における非財務情報の役割
Lim et al. (2007)	D：定義はないが、将来的、戦略的、非財務的と歴史的な財務開示との違い E：戦略（一部を含む）（一般的な企業情報、企業の戦略またはビジョン、M&A、研究開発、将来の展望）、非財務情報（従業員情報、社会政策、付加価値情報）	取締役会の構成と自発的開示（非財務情報を含む）の関連性
Barker and Imam (2008)	D：「財務諸表外から引き出された情報」 E：選択した市場での会社のビジネスモデルの期待される効果、管理の品質の認識	セルサイドアナリストによる非財務情報の使用
Bebbington and LarrinagaGonzalez (2008)	D：定義なし E：炭素レポート	炭素取引のレポート
Cohen et al. (2008)	D：定義なし E：経済および業界のトレンドに関する情報と経営陣からの説明	ケーススタディ：監査計画プロセスにおける非財務情報の重要性
Wiersma (2008)	D：定義なし E：（労働者の）欠勤の頻度と予定どおりの配達	非財務情報が将来のパフォーマンスに与える影響
Wyatt (2008)	D：定義なし E：科学者の数、特許の数、R&D 資産の構成、顧客の取得コスト、顧客の保持、顧客の苦情、顧客がホテルにリピートする可能性、潜在的な加入者の数、無線利用ライセンス、	無形資産に対する非財務情報の価値関連性

	潜在的な顧客ベース、ウェブサイトのトラフィック、潜在的な加入者の人口に対する加入者の普及率	
Chen and Bouvain (2009)	D：暗黙の定義：「一部の企業 (...) は、非財務情報を報告する長い伝統を持ち、企業の責任と持続可能性のすべての側面を報告する」 E：労働者、顧客、サプライヤー、コミュニティ、環境、社会	国連グローバルコンパクト規格に関連する CSR レポートの分析
Espinosa et al. (2009)	D：定義なし E：特許、経営陣の異動、利益、株主資本、M&A、合併事業、会議と展示会、ライセンス契約、新製品の承認、公式の試験/テスト、知的財産、収益予測、契約に関するニュースワイヤーの開示	非財務情報は米国の規制の採用に代わることができる。
Holder-Webb et al. (2009)	D：定義なし E：コミュニティ、多様性と人材、環境、健康と安全、人権と供給、政治、その他	CSR レポートの内容分析
Cardinaels and van Veen-Dirks (2010)	D：定義なし E：顧客（例：顧客満足度）、内部ビジネスプロセス（例：サプライヤーへの返品）、学習と成長（例：従業員あたりの営業トレーニング時間）	パフォーマンス評価における非財務情報の使用
Johansen (2010)	D：持続可能性、社会的責任、倫理的報告などの非財務報告 E：従業員への非財務レポート	従業員向けの非財務レポート
Orens et al. (2010)	D：定義なし E：コーポレート・ガバナンス、顧客価値、人的/知的資本、生産効率、イノベーション、研究開発と成長、社会的責任	資本コストへのウェブベースの非財務開示の影響
Orens and Lybaert (2010)	D：Upton (2001) の定義を引用 E：経営陣による財務データと非財務データの分析、将来を見据えた情報、経営者と株主に関する情報、会社に関する背景情報、知的資本情報	セルサイドアナリストによる非財務情報の使用
Arvidsson (2011)	D：定義なし E：組織、人間、関係、R&D、CSR	年次報告書における非財務情報の開示に関する経営陣の見解の分析
Fernández et al. (2011)	D：定義なし E：企業の決定に関するメディアで発表された非財務情報：顧客、製品とサービス、プロモーションとマーケティング、利害関係者、提携、M&A、国際化、経営陣、処分、賞罰、企業の財務方針、その他の戦略的決定	非財務情報の価値関連性
Cinquini et al. (2012)	D：「金銭以外の数値/形式（例：時間、品質、パーセント、数量）で示された事実と主張」 E：人的資本、組織資本、関係資本	持続可能性レポートの内容分析
Alali and Romero (2012)	D：定義なし E：社会的責任の開示（環境情報、知的資本、企業戦略、企業の社会的責任）	インターネット上での非財務情報開示の決定要因
Bhimani et al. (2013)	D：定義なし E：パートナーからの財務サポート、管理の種類、資産の所有権、および管理スキル	銀行ローンのデフォルトのタイミング予測のための非財務情報の使用
Mio and Venturelli (2013)	D：定義なし E：環境、従業員	年次報告書における持続可能性開示の分析

Sievers et al. (2013)	D : 定義なし E : チーム構成、創設チームの規模、経営陣の規模、CEO の教育、チームの経験、参照顧客、特許の数	評価に対する非財務情報の関連性 (ベンチャーキャピタルのコンテキスト)
Abhayawansa (2014)	D : 定義なし E : (1) 環境情報、社会およびガバナンス (ESG)、または (2) 無形資産に関する情報	知的資本の報告に関するガイドラインの研究

(出所) Erkens et al. (2015) をもとに作成。

Erkens et al. (2015) は、表 2-2 のように、ジャーナルの種類別（会計学関係、経営学関係、専門誌）に掲載された論文のトピックを分類している。ここで、専門誌とは、例えば *Journal of Intellectual Capital* のような特定の非財務情報に焦点を当てた学術誌を指す。

表 2-2 から分かるように、各トピックは 3 つのタイプのジャーナルにまんべんなく掲載されているが、必ずしもランダムに掲載されているわけではなく、例えば CSR 報告は専門誌に有意に多く掲載されるといった傾向がある。なお、1 本の論文で複数のトピックを扱っているものもあるので、(2) の欄の合計は 787 を超える。

表2-2 トピック（ジャーナル別）

	N (total)	N	%	会計学	経営学	専門誌	カイ2乗p値
	(1)	(2)	(3) = (2) / (1)	(4)	(5)	(6)	(7)
監査	787	86	10.9	65	11	10	0.003
顧客関係	787	9	1.1	6	2	1	0.535
CSR報告	787	237	30.1	129	59	49	0.000
環境報告	787	238	30.2	157	41	40	0.000
人的・知的資本	787	166	21.1	64	5	97	0.000
管理会計・マネジメントコントロール	787	12	1.5	10	1	1	0.238
非財務情報	787	35	4.4	28	5	2	0.016
組織資本	787	3	0.4	0	0	3	0.014
社会報告書	787	139	17.7	102	18	19	0.001
持続可能性	787	81	10.3	34	21	26	0.001

(出所) Erkens et al. (2015), p.36.

次に研究方法については、表 2-3 に示しているようにアーカイバルな研究が過半数を占め、そのうち定量的な研究が全体の 30%以上である。次いで多いのがエッセイであるが、これは特定のトピックに関する議論、意見表明、批判などの論文である。また、研究目的については、非財務情報の開示・利用がもたらす影響を分析したものが 109 本、なぜある非財務情報を開示するのかという決定要因を分析したものが 178 本であった。

表2-3 研究方法と目的（ジャーナル別）

	合計	% (N=787)	会計学	経営学	専門誌
研究方法					
アナリティカル	3	0.4%	1	2	0
アーカイバル	406	51.6%	218	59	129
ケーススタディ	66	8.4%	45	10	11
エッセイ	199	25.3%	126	25	48
サーベイ/実験	113	14.4%	81	16	16
合計	787				
定量的アーカイバル	239	30.4%	149	31	59
定性的アーカイバル	167	21.2%	69	28	70
小計アーカイバル	406				
目的					
影響	109	13.9%	79	11	19
決定要因	178	22.6%	101	31	46

(出所) Erkens et al. (2015), p.39.

これらのレビューを通して Erkens et al. (2015) は、非財務情報に関する研究には、大きく分けて 2 つのアプローチがあることを発見した (pp.24-25)。1 つは、財務業績 (financial performance) との関連性・補完性を重視するアプローチであり、もう 1 つは、CSR や顧客満足など、非財務業績 (non-financial performance) としての独自の性質を強調するアプローチである。本論文では、投資家による企業価値評価や将来業績予測への非財務情報の役立ちに焦点を当てているため、以下では前者のアプローチによる研究を中心にレビューする。

3. 非財務情報の価値関連性に関する研究

資本市場における会計情報の有用性を検証する研究は、イベント・スタディ型の研究と価値関連性型の研究の 2 つに大きく分類することができる (太田, 2006)。イベント・スタディ型の研究とは、ある会計情報の公表というイベントの発生に対する株価や出来高の変化といった市場の反応を、イベント発生前後の比較的短い期間において調査することによって、その情報の有用性を検証するという手法を用いる研究のことである。イベント・スタディでは、もし市場がその会計情報の公表に反応していたら、その情報は新たな情報を市場に伝達したとして、その情報には有用なる情報内容が存在していると結論づける

(Beaver, 1998; Kothari, 2001)。一方、価値関連性型の研究とは、企業評価における様々な会計数値の有用性を検証する目的で、株式市場価値（またはその価値の変化）とそれらの数値との間の実証的関係を調査する研究のことである。従来はイベント・スタディ型の研究が多かったが、近年では価値関連性型の研究が主流となっている（太田, 2006）。

この傾向は会計情報だけでなく、非財務情報の有用性に関する実証研究でも同様である。例えば、非財務情報の価値関連性を扱った代表的な研究として、Amir and Lev (1996) がある。同研究は携帯電話事業に焦点を当て、1984 年から 1993 年までの四半期データをもとに、財務情報と非財務情報の価値関連性を検証した。その結果、財務情報（利益、簿価、キャッシュ・フロー）は単独では株価説明力がほとんどないが、成長機会や市場浸透度などの非財務指標は価格に対して増分説明力があること、すなわち非財務情報が財務情報に対して追加的な情報内容を有していることが示唆された。また、Banker et al. (2000) は、ホスピタリティ業界（ホテル）における顧客満足は将来の財務業績の先行指標となっていることを発見した。さらに、Riley et al. (2003) は、空運業界において顧客満足、有償座席利用率、市場占有率、トンマイルでの運送能力、といった非財務指標が伝統的な会計指標に対して増分説明力があることを明らかにした。以上の研究結果から、非財務情報が資本市場に浸透していることが分かる。

4. 非財務情報に関する研究対象の広がり

Facebook や Twitter をはじめとするソーシャル・メディア（SNS）が 2000 年代半ば以降に誕生して以来、日常的に不可欠なコミュニケーション・ツールになっており、その影響力は資本市場におけるディスクロージャー・システムにまで及んでいる。投資家が SNS を利用して会社の情報を取得する傾向は強まっており（Alden, 2013）、最も人気のある SNS 開示プラットフォームの 1 つは Twitter とされてきた（Miller and Skinner, 2015）。Twitter は、従来の開示プラットフォームにはない機能を有しているからである。1 つは、Twitter は投資家が情報をツイートしている人との社会的絆を築く機会を作ることである。もう 1 つは、Twitter は選択された内容の複数のツイートやリツイートを通じて情報を増やすことである。これらの機能は、ネガティブな情報の影響を緩和するのに役立ち、投資家の信頼を促進することができる（Miller and Skinner, 2015）。

近年では、伝統的な企業の開示資料（フォーム 10-K および決算プレスリリースなど）や情報仲介者による開示（新聞、ニュース、アナリストレポートなど）だけでなく、こうした SNS で発信される情報も会計研究の対象になってきている。例えば、Bartov et al. (2018) は、利益公表前の個人のツイートを集約した情報は企業の利益を予測する能力があり、株

価反応と正の関連性を有することを発見している。

第2節 MD&A に関する研究レビュー

近年、企業の開示資料の「数値」情報だけでなく「文字（テキスト）」情報にも関心が向けられているが、その理由としては、テキストマイニングや機械学習など、文書情報を分析する手法がめざましく発展し、それが会計学研究にも浸透してきたことが挙げられる（首藤, 2019a）。米国の会計研究における主な分析対象はフォーム 10-K やアニュアルレポートを中心とする企業の開示資料であるが、その中でも経営者が自社の経営分析を行う MD&A が対象となることが多い（首藤, 2019b）。

MD&A は会計情報では知り得ない経営方針等を知るための基礎となる情報であり、投資判断において重要な地位を占めると考えられている。特に、①文章・記述による方法という点で、数値の読解が苦手な情報利用者にとっても、会社のこれまでの成果や現状についての理解が容易になるという点、②将来志向情報の提供が可能となる点、③注記による方法と比べて、(i) 重要情報を強調しやすい、(ii) 財務諸表との対応関係が比較的自由である、(iii) 原因の説明や傾向の説明にとどまらず、それについて経営者はどう考えるかといった「討議と分析」に関する情報が提供されるという点で利点があるともいわれている（古市, 2003）。

会計学のテキスト分析では、テキスト情報の可読性（readability）とトーン（tone）に注目し、経済的影響を検証する研究が多く見られる（首藤, 2019b）。ここで、可読性とは文章の読みやすさのことであり、一般には「文章の難易度」と「文章の長さ」の 2 つを構成要素とする（Li, 2008）。そこで、以下では、MD&A の将来予測機能、MD&A 情報の可読性、およびトーンに関する研究をレビューする。

1. MD&A の将来予測機能

Bryan (1997) は 1990 年の米国企業 250 社を対象に、MD&A 情報における将来予測の情報は短期の将来業績と有意な関連があること、資本的支出の予測は現在と将来の株式リターンと有意な関連があることを明らかにした。Bryan (1997) は MD&A 情報の内容を 7 項目に分類し、記述されている内容が企業業績に関して肯定的な内容であれば「+1」、否定的な情報であれば「-1」、それ以外のものは「0」を割り当て、説明変数としている。

- (1) PRICE: 販売価格の変化に関する情報
- (2) VOLUME: 販売量の変化に関する情報

- (3) REVENUE : (1) および (2) 以外の売上変化の理由
- (4) COST : 原価の変化理由
- (5) LIQUIDITY : 将来の流動性の評価
- (6) CAPITAL : 計画的な資本的支出
- (7) FUTURE : (1) ~ (4) に影響を及ぼすと思われる情報

変数 PRICE、VOLUME、REVENUE、COST は、変化の理由が持続すると予想される範囲で、将来的に影響を与える可能性がある（将来の販売価格、販売量、収益、またはコストに関する明示的なステートメントはすべて、FUTURE 変数として測定される）。

また、コントロール変数として、当座比率・ROA・売上高総利益率・売上高営業利益率・資産の変化率などを用いている。売上高 (sales)、1 株あたり利益 (earnings per share: EPS)、1 年後の営業キャッシュ・フロー (operating cash flows)、および資本的支出 (capital expenditures) の 3 年間の変化それぞれを被説明変数として、ロジスティック回帰分析を行った結果、将来予測に関する情報を表す説明変数が 1 年後の売上高の変化と強い正の関係があることが示された。さらに、1 年後の EPS の変化と、1 年後の資本的支出の変化でも同様の傾向が見られた。この結果により、Bryan (1997) は MD&A 情報における将来予測の情報は短期の将来業績と関連があると結論づけ、MD&A 情報は将来の株式リターンに対して増分説明力を持つことを示した。

しかし、Bryan (1997) は、自身のマニュアルに基づいて定性的情報の定量化をはかっていたことや、サンプル数が少ないことから一般化が難しく、その再現可能性が低いとの批判もあった。その後、テキストマイニングなどの技術の進歩を背景に、比較的に大量の定性データを分析する手法が会計学にも浸透してきた。そのような研究の代表例である Li (2010) を次に取り上げる。

Li (2010) は、単純ベイズ機械学習アルゴリズムの手法を用いて、SEC が公式的に企業に作成を義務づけているフォーム 10-K およびフォーム 10-Q の MD&A に含まれる FLS のトーンと情報内容を検証した。FLS については、“will”, “should”, “can”, “could”, “may”, “might”, “expect”, “anticipate”, “believe”, “plan”, “hope”, “intend”, “seek”, “project”, “forecast”, “objective”, “goal”のいずれかを含む文として定義した。検証した結果、当期業績が高く、会計発生高が低く、企業規模が小さく、時価簿価比 (MTB) が低く、リターン変動幅が小さく、MD&A の可読性が低く、上場年数が長い企業ほど、MD&A の将来志向情報がよりポジティブな傾向にあることが示された。また、SEC による継続的な取り組みがなされ、SOX 法が制定されたにもかかわらず、時系列でみれば MD&A の有用性に体系的な変化がないこと

も明らかになった。

2. 可読性

次に可読性に関する研究をレビューする。Li (2008) はアニュアルレポートにおける MD&A の記述情報の可読性を Fog index と呼ばれる指標を利用して測定し、将来業績と利益の持続性との関係を検証した。Fog index は以下のように計算される。

$$\text{Fog index} = 0.4 \times (1 \text{ センテンスあたりの平均単語数} + 3 \text{ 音節以上の単語の割合})$$

この Li (2008) は、大規模サンプルをもとに検証した最初の研究である。検証の結果、業績が悪い企業のアニュアルレポートほど可読性が低い（読みにくい）ことが明らかになった。この結果は、悪い業績を隠すために経営者が意図的に記述情報を難解にしていると解釈できる。もっとも、可読性指標として多く使用されている Fog index はフォーム 10-K には適合していないという Loughran and McDonald (2014) の指摘もあるので、結果の解釈には慎重になる必要がある。

なお、この可読性を検証するにあたって、日本語の文を対象にするには工夫が必要である。英語と違って、日本語の文字は、漢字・平仮名・片仮名・アルファベットの 4 種類が混在しているからである。Fog index の日本版として、柴崎・玉岡 (2010) によって文章の難易度（学習する学年）の判定モデルが以下のように提示されている。Grade は「学年」

（小学 1 年生から中学 3 年生までの 9 段階）、 X_1 は「テキスト全体の平仮名の割合（単位は%）」、 X_2 は「1 文の平均述語数」を表している。

$$\text{Grade} = -0.145X_1 + 0.587X_2 + 14.016$$

広瀬・平井・新井 (2017) はこのモデルを用いて、日本企業の MD&A 情報の可読性について分析を行った。その結果、①期末時価総額が大きい企業と特別損益項目を計上している企業は文章の難易度が高いこと、②上場後の経過年数が長い企業は文章の難易度が低いこと、③地域別セグメントの数が多い企業は総文字数が多いこと、④上場後の経過年数が長い企業は総文字数が少ないということが明らかになった。さらに、文章の難易度と長さによる、将来業績への予測能力を分析した結果、黒字企業のサブサンプルでは、Li (2008) とは異なり、難易度や総文字数は利益の持続性に影響するという結果は得られなかった。しかし、総文字数が 1 期先や 2 期先の将来利益と負の関連性を持つことが示された。

以上の MD&A の将来予測機能および MD&A 情報の可読性に関する研究からは、企業が MD&A 等を通じて、将来の業績見通しを市場に伝達し、投資家はそのような情報に反応していることがうかがえる。

3. 日本における MD&A に関する研究

中野（2010）は、2004 年 3 月期から 2007 年 3 月期までの東証第一部上場企業の MD&A 情報の開示量と開示内容を分析している。分析の結果、開示量については、2005 年以降、平均的な開示量は増えておらず、記載すべき内容はすでに固まっている傾向があることが分かった。また、業種別に見た結果、開示に積極的な業種とそうではない業種に分かれていた。具体的には、事業リスクの高い企業、大規模企業、市場から注目度の高い企業および事業構造が複雑な企業ほど、積極的に開示する傾向がある。開示内容については、全般的に、同様の表記に従って記述しており、標準化されている。また、表題は標準化されているものの、その具体的記述内容には差異があると推測されるという結果が得られた。

伊藤（2016）は、MD&A 情報の開示が義務づけられた 2004 年 3 月期から 2013 年 3 月期までの 10 年間、米国基準を採用している企業かつ米国での株式公開を継続させている企業 22 社と米国基準採用企業と同業種・同規模の日本基準採用企業 22 社を分析対象として、会計基準の違いが MD&A 情報の内容に影響を与えるか否かを検証した。具体的には、文字数、文章数、および株式市場の反応について分析を行った。その結果、時間の経過とともに米国基準採用企業はより詳細な情報開示を志向し、日本企業採用企業は簡潔な情報開示を志向している可能性が示唆された。また、米国基準採用企業は MD&A 情報を積極的に修正する傾向にある一方で、日本基準採用企業は特定の時期にのみ修正をする傾向があることが示唆された。このことから、日本企業はより効率的な情報開示を志向している可能性が考えられる。そして MD&A 情報と株式市場の反応については、米国基準採用かつ MD&A 情報を積極的に修正する企業ほど市場のボラティリティが高い可能性が示唆された。MD&A は投資家の意思決定有用性向上のために設けられた情報ではあるが、米国基準採用企業の開示している情報の多さが、かえって投資家の混乱を招いている可能性がある」と伊藤（2016）は指摘している。

諸橋（2018）は、2014 年 3 月期から 2016 年 3 月期までの東証 1 部市場に上場している規模の大きい企業の上位 500 社を分析対象として、「利益の対前年変化が大きい企業ほど MD&A 情報の記載を変化させる」と、「損失（赤字）企業は MD&A 情報の記載を変化させる」という 2 つの仮説を検証した。その結果、①当期純利益の対前年変化が大きい企業ほど MD&A 情報の記載を変化させている、②当期損失企業は MD&A 情報の記載を変化させ

ている、③記載内容の変化が小さいMD&A情報は、説明される損益項目が多いが、説明内容の変化は小さい傾向がある、ということが分かった。

以上のように、日本企業のMD&A情報の開示量や可読性について検証した研究は一定数あるが、FLSの開示実態を調査した研究はさほど多くない。その中の1つである財務会計基準機構（2005）は2004年3月期の有価証券報告書への記載が新たに義務づけられた開示項目について、449社を対象に調査を行った。その結果、調査当時に新規開示項目の1つであったMD&Aの内容として、「業績についての説明」が最も多く開示されており、FLSとして、「戦略的現状と見通し」については19%、「経営者の問題意識と今後の方針」については15%の企業が開示していることが明らかになった。しかし、これは2004年3月期のみの調査であり、日本企業のMD&AでFLSがどの程度開示されているかという実態面の長期的な分析に関する蓄積はあまりない。そうした数少ない先行研究の1つに伊藤（2011）がある。

伊藤（2011）は2004年3月期から2009年3月期までの14,165社・年のサンプルを対象にキーワード「次期の見通し」「今後の戦略」「今後の見通し」を記載する企業を抽出した。その結果、全サンプルの約20%しかFLSを開示していないことが明らかになった。このように開示割合が小さい原因の一部は、上記のキーワードによらなくても、将来に関する情報を記載している企業も少なくないことにある。また、伊藤（2011）は、規模、多角化度、外国人持株比率（外部からの開示圧力の代理変数）、収益性、および採用会計基準という5つの企業特性とFLS開示との関連性を検証し、①規模はFLSの開示と関連がない、②多角化企業は積極的にFLSを開示する、③外国人持株比率が高い企業はFLSを積極的に開示しない、④収益性（ROA）が高い企業は積極的にFLSを開示しない、⑤米国基準採用企業は積極的にFLSを開示しない、という結果を報告している。

この検証結果は、FLSを開示している企業が適切に分類・抽出されていることが前提である。しかし、上述のように、伊藤（2011）で指定されたキーワードを記載していないにもかかわらずFLSを開示している企業が少なくないおそれがある。

第3節 トーンに関する研究レビュー

テキスト分析手法の発展にともない、テキスト情報の開示量や可読性に関する研究だけではなく、テキスト情報のトーンを計測し、その意思決定有用性（企業の業績との関連性や株価／リターンとの関連性）やトーンの決定要因などを検証するような研究も多くなった。そこで、本節ではまず、Luo and Zhou (2020) の整理を参考に、トーンの計測方法も念頭に置きつつ、トーンの有用性と決定要因について海外の先行研究をレビューする。その

後、数は多くないが、アナリストレポートを対象にしたものも含めて、日本の先行研究をレビューする。

1. 海外の先行研究

(1) トーンの有用性

まず、記述情報のトーンの有用性については、表 2-4 に示しているように、トーンは短期株式リターン、長期株式リターン、訴訟リスク、および監査リスクに関連していることを多くの研究が示している（Luo and Zhou, 2020, p.103）。開示媒体は、MD&A、企業プレスリリース、アナリストレポート、カンファレンスコールなど様々である。

多くの研究は、ポジティブなトーンが短期の株式リターンを増加させ、株式リターンのボラティリティを減少させることを示している。この傾向は開示媒体によって変わることはない。他方で、そうした株価反応は長期的には反転することを Huang, Teoh, and Zhang (2014) は明らかにした。全体として、様々な記述情報のトーンは、企業の経営成績や破綻リスクに関するシグナルとなっており、その結果、利害関係者の意思決定に影響を与えているといえる。

表2-4 トーンの有用性

	文献	開示媒体	重要な発見
短期株式リターン	Davis et al. (2012), Huang et al. (2014)	プレスリリース	企業が開示した情報のトーンがポジティブであれば、短期的に株価は上昇する。
	Feldman et al. (2010)	10-Kと10-QのMD&A	
	Loughran and McDonald (2011)	10-K	
	Doran et al. (2012)	カンファレンスコール	
	Abrahamson and Amir (1996), McConnell et al. (1986), Swales (1988)	社長から株主への手紙	
	Bowen et al. (2018)	アナリストとの会議記録	
	Kothari et al. (2009)	企業報告書、アナリストと経済紙の開示情報	
長期株式リターン	Huang, Teoh, and Zhang (2014)	プレスリリース	企業が開示した情報のトーンがポジティブであれば、短期的に株価は上昇するが、長期的には反転する。
訴訟リスク	Rogers et al. (2011)	プレスリリース	決算発表のトーンは、訴訟を受ける確率に関連している。
監査リスク	Bicudo de Castro et al. (2019)	アニュアルレポート	ポジティブなトーンは、監査手数料の低下に関連している。

（出所）Luo and Zhou (2020), p.103をもとに作成。

(2) トーンの決定要因

トーンの主要な決定要因は、企業特性（当期または将来の業績、成長性、企業規模、セグメント数、アナリストの利益予想値）、および経営者の機会主義（株式ベースの経営者報酬、M&A 等の主要イベント、経営者の権力）に大別できる（Luo and Zhou, 2020, pp.102-107）。表 2-5 は企業特性について整理したものであるが、まずは Li (2010) を簡単に見てみよう。

米国企業を対象にした Li (2010) は、単純ベイズ機械学習アルゴリズムを使用して、フォーム 10-K および 10-Q の MD&A に含まれる FLS を抽出し、トーンに影響する要因を検証した。分析の結果、以下の特性を持つ企業では、FLS のトーンがポジティブになる傾向があることが分かった。すなわち、当期業績が高い、会計発生高が小さい、企業規模が小さい、時価簿価比が低い、リターンのボラティリティが小さい、MD&A の可読性が低い、上場年数が長い。

さらに Li (2010) は、トーンと将来業績の間に正の相関があることを明らかにするとともに、トーンの計測について、機械学習アプローチと辞書アプローチを比較した結果、辞書アプローチが企業の財務報告ではうまく機能しないと指摘している。Diction、Harvard's General Inquirer (HGI)、Linguistic Inquiry and Word Count などの一般の極性辞書を使用してトーンを測定した場合、将来の業績と正の相関がみられなかったのである。

業績との関連では、利益ベンチマーク（例えばアナリスト予想値）をちょうど満たしているか、またはそれを若干上回っている企業は、ネガティブな言葉を使用する割合が低いことを示す研究もある。英国企業のアニュアルレポートのトーンを人手で計測した Schleicher and Walker (2010) が、初めてこの傾向を発見した。米国企業を対象にした Davis and Tama-Sweet (2012) や Huang, Teoh, and Zhang (2014) も、企業特性および利益ベンチマークについて、Li (2010) および Schleicher and Walker (2010) と同様の結果を報告している。

表2-5 トーンの決定要因：企業特性

	文献	開示媒体	重要な発見
当期業績	Li (2010)	10-Kと10-QのMD&A	業績が良い企業は情報を開示する際によりポジティブなトーンを使用する。
将来業績	Davis et al. (2012), Huang, Teoh, and Zhang (2014)	プレスリリース	ポジティブなトーンを開示している企業は将来業績が向上する。
	Li (2010), Davis and Tama-Sweet (2012)	10-Kと10-QのMD&A	
企業特性	Li (2010)	10-Kと10-QのMD&A	企業規模が小さく、時価簿価比が低く、上場年数が長い企業ほど、よりポジティブなトーンを使用する。
	Davis and Tama-Sweet (2012)	プレスリリース	高成長企業はよりポジティブなトーンを使用する。
	Huang, Teoh, and Zhang (2014)	プレスリリース	事業セグメントおよび地域セグメントの数は決算発表のトーンに影響を及ぼす。
	Schleicher and Walker (2010)	アニュアルレポート	利益ベンチマークを満たすか若干上回る企業は、よりポジティブなトーンを使用する。

(出所) Luo and Zhou (2020), p. 104をもとに作成。

次に、経営者の機会主義について検討しよう。序章の研究の背景で説明した「印象管理理論 (impression management theory)」に基づけば、経営者は戦略的にトーンを「インフレート」する動機を有している。先述の利益ベンチマークの達成は 1 つの典型例である。実際、経営者は定量的な会計数値よりも定性的な記述開示を操作する機会が多い。なぜならば、会計基準に従って計算される会計数値よりも、言葉の方が弾力性があるからである。定性的な情報開示については SEC の大まかな指針はあるものの、さほど明確なルールは適用されないと、Luo and Zhou (2020) は指摘している (p.105)。

表 2-6 は、経営者の機会主義について整理したものである。一見して明らかなように、経営者によるトーンの操作は、利益マネジメントの文脈でなされてきた多くの研究と同様の結果を示している。要するに、トーンに関するこれらの研究は、経営者は短期的に株価を上昇させるために、より楽観的なトーンを機会主義的に選択することによって、私的利益を増大させるインセンティブを持っていることを実証しているのである。

表2-6 トーンの決定要因：経営者の機会主義

	文献	開示媒体	重要な発見
株式ベースの 経営者報酬	Huang, Teoh, and Zhang (2014)	プレスリリース	CEOにストックオプションを付与する前に決算発表を行うとき、経営者は異常に悲観的なトーンを用いて、戦略的に市場の認識を下方へバイアスさせる。
	Arsilan-Ayaydin et al. (2016)	プレスリリース	経営者の株式報酬ポートフォリオ価値が株価変化に敏感な場合、経営者は決算発表でより楽観的なトーンを使用するが、株式報酬が株価のボラティリティに敏感な場合はトーンを過大にはインフレートさせない傾向がある。
新株発行	Huang, Teoh, and Zhang (2014)	プレスリリース	新株発行は決算発表で異常に楽観的なトーンが使用されることと関連している。
合併と買収	Huang, Teoh, and Zhang (2014)	プレスリリース	M&Aを行う企業ではプレスリリースにおける異常なトーンの使用度が高くなる傾向がある。
	Davis et al. (2015)	カンファレンスコール	M&Aは決算カンファレンスコールのトーンと有意に正の相関がある。
開示チャネル	Davis and Tama-Sweet (2012)	MD&Aとプレスリリース	市場はMD&Aよりも、プレスリリースで開示されている情報に強く反応するため、経営者はプレスリリースでより楽観的な言葉を使用する。
CEOの権力	DeBoskey et al. (2019)	プレスリリース	在職期間が長い、または社長と会長を兼務する、より権力があるCEOは、より楽観的なトーンを使用する。

(出所) Luo and Zhou (2020), p.104をもとに作成。

興味深いのは、経営者の機会主義的なトーンの選択は開示媒体によって異なるということを示す研究があることである。例えば、Davis and Tama-Sweet (2012) は、経営者がMD&A よりも決算プレスリリースにおいて楽観的な表現を用いることを明らかにした。その理由として、Davis and Tama-Sweet (2012) は、投資家が法定開示のMD&A よりも決算プレスリリースで開示された情報に強く反応するためであると指摘している。

2. 日本の先行研究

近年、日本でもトーンに関する研究が少しずつ行われるようになってきた。しかし、英語と違って日本語は、漢字・平仮名・片仮名・アルファベットを使い分け、さらに文法も異なることなどから、単に海外の研究をそのまま援用すればよいわけではない。それゆえ、トーンの付与・計測方法については様々な提案がなされている⁵。

⁵ 以下では先行研究のレビューの関係上、テキスト分析や機械学習の手法に関する専門用語が出てくるが、詳しくは第4章「記述情報の分析方法」で説明する。

(1) 日本における情報科学分野のトーンの計測

日本の情報科学の分野において、トーンの付与方法を提案した研究として以下のものがある。

酒井・増山（2008）は企業の業績発表記事からの業績要因を抽出し、共通頻出表現と手がかり表現の組み合わせを用いてトーンを付与する方法を提案した。ここで、手がかり表現を「業績要因を獲得のための手がかり的な形態素列」と定義し、共通頻出表現を「異なった業績要因に対して共通して頻出する形態素列」と定義した（酒井・増山, 2008, 1 頁）。例えば、「ソフト販売の収益が寄与する」では、手がかり表現が「が寄与する」であり、共通頻出表現は「ソフト販売」、「収益」である（酒井・増山, 2008, 1 頁）。トーンの付与に関しては、まず、業績発表記事を業績に対する極性で分類し（すなわち、業績が向上したなら「ポジティブ」、業績が悪化したなら「ネガティブ」に分類）、その情報を利用して業績発表記事に含まれる業績要因に対して極性を付与する（酒井・増山, 2008, 1 頁）。

これは、共通頻出表現「売上」と手がかり表現「が増加」の組合せは、業績が向上した内容の記事に多く含まれ、共通頻出表現「リストラ費用」と手がかり表現「が増加」の組合せは、業績が悪化した内容の記事に多く含まれるという仮定に基づいて、「売上」と「が増加」の組み合わせで構成される業績要因に対しては「ポジティブ」、「リストラ費用」と「が増加」の組み合わせで構成される業績要因に対しては「ネガティブ」が付与できる。この業績発表記事のトーン分類にはサポート・ベクター・マシーン（Support Vector Machine: SVM）⁶分類器を用いる。そして、トーンに基づき2つに分類された業績発表記事集合における共通頻出表現と手がかり表現の組合せの頻度分布を使用することで、業績要因へのトーンを付与する。業績要因に対してのトーン付与は、単純ベイズに基づいた手法で行った。

これに対して、谷口ほか（2011）は、景気動向予測のため、新聞記事から抽出した根拠表現に対して、機械学習を用いずにトーン付与を行う手法を提案した。景気動向記事を、記事を構成する段落に分割し、景気が回復することを示唆する内容の段落は「ポジティブ」に、景気が悪化することを示唆する内容の段落は「ネガティブ」に、景気動向に関係ない内容の段落は「その他」に分類した。また、記事全体、段落、文それぞれに対してトーンを付与したが、段落に分割した場合が最も精度よく分類することができることが示唆され

⁶ SVM とは、教師あり学習において回帰・分類・外れ値検出を行う方法の1つである（山口・松田, 2019, 108 頁）。サポート・ベクター（ベクトル）とは、境界にもっとも近いデータの点のことである。サポート・ベクターと境界との距離をマージンという。

た⁷。しかし、段落ごとのトーンの付与に対する評価の結果、精度は高くなかった。

次に、五島・高橋（2017）は、人手による判断を介さずに、ニュースデータと株式価格データから金融分野に特化した極性辞書を作成する方法を提示している。キーワードリストは、以下の手順より作成した。

- A) 株式価格情報からイベント・スタディ分析によって、各ニュース記事へ教師スコアを付与する。
- B) ニュースデータに付与されているキーワードをもとに、ニュース記事内容を単語の出現頻度（bag of words: BOW）によってベクトルで表現する。
- C) サポート・ベクター回帰によって教師あり学習を行ったのち、学習器から各キーワードの極性情報を取得する。

彼らは、キーワードリストを用いることで、ニュース記事配信日の株式リターンに関して、将来のニュース記事を分類できること、また、異なるメディアのニュース記事も分類できることを示した。また、経済・金融分野に特化していない一般的な極性辞書よりもうまく分類できていることから、金融分野に特化した辞書になっていることが示された。一方で、ニュース記事配信日から 2 営業日以上はなれると、ニュース記事分類が困難であることが示された。

一方、前述のように、業績発表記事から共通頻出表現と手掛かり表現を利用して業績要因の文を抽出し、日本語の係り受けやネガティブの否定に対応できる方法を考案したのが酒井・増山（2008）であり、これをアナリストレポートにおける「予想根拠文」の抽出に応用したのが酒井ほか（2016）である。ただし、酒井・増山（2008）はトーンの付与方法も提案しているのに対し、酒井ほか（2016）は「投資判断やアナリストレポートの内容を把握するうえで重要な、アナリスト予想の根拠情報を含む文」（25 頁）であるアナリスト予想根拠文を抽出する方法の提案に特化している。ただ、この酒井ほか（2016）の方法は比較的高い精度で予想根拠文を抽出できるが、再現率⁸はさほど高くないという難点を抱えていた。そこで、この方法と深層学習を組み合わせることで、さらに改良をはかったのが小林ほか（2017）である。

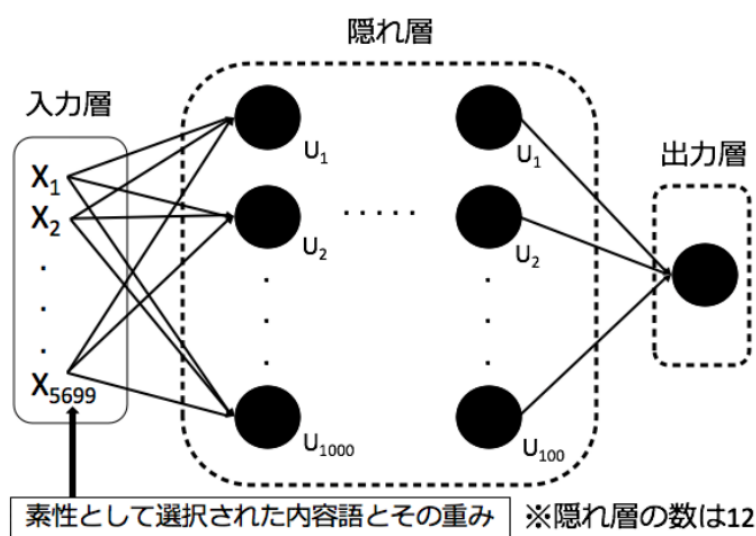
⁷ 詳しくは後の章で説明するが、精度（precision）とは、正（ここでは予想根拠文）と予測したデータのうち実際に正であるものの割合のことである。

⁸ 再現率とは、実際に正であるもののうち正であると予測されたものの割合のことである。

小林ほか（2017）は具体的には、まず酒井ほか（2016）の方法を用いて抽出した文をさらに厳しい条件で絞り込み、より高い精度のアナリスト予想根拠文の集合を作成する。次に、それを学習データとして利用した深層学習により抽出した結果と、酒井ほか（2016）の方法による結果との和集合をとったのである。こうすることで再現率は高まった。

入力 は 41,648 文の学習データから抽出された 5,699 語を要素、語 t における $W_p(t, Sp)$ 、もしくは、 $W_n(t, Sn)$ の大きいほうを要素値としたベクトルとする。モデルの入力層のノード数を入力ベクトルの次元数と同じ 5,699 とし、隠れ層⁹は、ノード数 1,000 が 3 層、ノード数 500 が 3 層、ノード数 200 が 3 層、ノード数 100 が 3 層の計 12 層とする。出力量は 1 要素である。またエポック数は 50 回、活性化関数として、ReLU を使用した。小林ほか（2017）が深層学習で用いたニューラルネットワークのモデルは図 2-1 の通りである¹⁰。

図 2-1 ニューラルネットワークのモデル



（出所）小林ほか（2017）、4 頁。

(2) トーンの将来業績予測能力

佐久間・田中（2018）は 2008 年 3 月期から 2016 年 3 月期までの TOPIX1000 採用銘柄（金融をのぞく）の中で 3 月期決算の企業かつ有価証券報告書を取得できた企業を分析対

⁹ 「隠れ層」とは第 4 章で説明する「中間層」のことである。中間層は学習モデルの中に隠れており、分析者から見えないため、隠れ層とも呼ばれる（生田・関・松林, 2021, 15 頁）。

¹⁰ 文章や文をベクトルとして表現する場合、ベクトルの各要素は単語に関連する数字であり、単語の存在の有無や単語の出現頻度を表すが、そうしたベクトルの要素ことを自然言語処理の分野では「素性（そせい）」と呼ぶ。他方、機械学習の分野では素性ではなく「特徴」と呼んでいる（生田・関・松林, 2021, 34 頁）。

象とした。有価証券報告書の「業績等の概要」に含まれる因果関係文を対象として、因果関係文の結果表現に着目して、ポジティブな表現が含まれる場合は正となるように極性を付与し、この極性が企業業績を実際に反映しているかを検証した。企業業績を表す財務指標として、売上高・営業利益・経常利益・当期利益の伸び率を用いた。

有価証券報告書の「業績等の概要」に対する極性付与の方法以下の通りに行われた。

- ① 因果関係文の抽出は、佐藤・佐久間・小寺（2017）を参考に、原因表現および結果表現を抽出した。因果関係文に含まれる結果表現に着目し、結果表現にポジティブ（ネガティブ）な単語が含まれている因果関係文はポジティブ（ネガティブ）と極性を付与した。ただし、結果表現にポジティブな単語とネガティブな単語の両方が含まれる場合は、より文の後ろに現れる単語の極性を採用した。また、1つの因果関係文に複数の因果関係が含まれる場合も、より後ろに現れる因果関係の結果表現の極性を用いた。なお、ポジティブな単語とネガティブな単語は計14個（増益、減益等）を選定し、また前に現れる単語によって極性が変わる単語については、極性を判定する辞書を作成して極性の付与を行った。増加を例にとると、売上の増加はポジティブ、コストの増加はネガティブとした。例えば、「営業利益は、コスト削減の効果などにより増益となった。」という文の場合、「コスト削減の効果」は原因表現、「増益となった」は結果表現であり、結果表現に「増加」という単語があるので、極性はポジティブになる。
- ② 各決算期の各社有価証券報告書について、「業績等の概要」に含まれるポジティブな因果関係文とネガティブな因果関係文の数を集計し、ポジティブの文数からネガティブの文数を引いた。そして、その差が正の場合はポジティブ、負の場合はネガティブ、0の場合はニュートラルの極性を付与し、その有価証券報告書の「業績等の概要」の極性とした。

検証の結果、極性と当該期における企業業績の関係は正の相関であり、各極性の企業業績の分布や中央値の推移を見てもその関係は確認された。一方、極性と翌期の企業業績の間に同様の関係は見られなかった。つまり、これは有価証券報告書の「業績等の概要」に含まれる因果関係文は、主に当該期の企業業績を反映していることを示唆している。

日本企業のMD&Aのトーンが業績予測能力を持つか否かを分析したもう1つの研究として、加藤・五島（2021）がある。加藤・五島（2021）は2014年から2019年にかけての延べ約2万本の有価証券報告書のMD&Aについてトーンを算出し、その決定要因や、将来の

企業業績に対する予測力の有無を分析している。トーンの算出にあたっては辞書アプローチを採り、極性辞書は Loughran and McDonald (2011) が作成した会計学やファイナンスの専門の極性辞書である Loughran and McDonald Sentiment Word Lists (以下、「LM 辞書」という。) を日本語に訳したものを使用した。彼らは、MD&A の記述全体のトーンを計測し、そこから現状において入手可能な情報によって説明される成分を控除して得られる残余部分を経営者による定性的な将来見通しに由来する成分とみなしている。この成分を補正済トーンと呼ぶ。分析の手順は以下の通りである。

まず、ある企業が時点 t において公表する MD&A のトーンは、時点 t において入手可能な情報と、経営者による将来見通しによって規定されると仮定する。前者は時点 t における企業業績を含む財務情報や企業の属性等の定量的な情報であり、後者は経営者だけが把握できる非公開情報や主観に基づく定性的な情報である。時点 t における補正済トーンは、同時点におけるトーン $TONE_{i,t}$ を時点 t に入手可能な定量的な指標 $X_{i,t}^{NOW}$ に回帰して得られる残差のことであり、次の式における $TONE_{i,t}^{ADJ}$ である。 X を構成する諸変数は、Li (2010) に倣って ROA や会計発生高のような財務変数を選択している。

$$TONE_{i,t} = \alpha + \beta X_{i,t}^{NOW} + \varepsilon_{i,t}$$

$$TONE_{i,t}^{ADJ} = TONE_{i,t} - T\hat{O}NE_{i,t}$$

ここで、 $T\hat{O}NE_{i,t}$ は上記回帰式で求められるトーンの推定値である。補正済トーンは、経営者による将来見通しの代理変数とみなされることから、翌期の ROA の決定要因の 1 つとなると加藤・五島 (2021) は予想する。すなわち、

$$ROA_{i,t+1} = \alpha^* + \beta^* X_{i,t}^{NOW} + \gamma^* TONE_{i,t}^{ADJ} + \epsilon_{i,t}^*$$

この式が成り立ち、 γ^* の値が大きいほど、補正済トーンが翌期 ROA 予測の手助けになるというのである。

分析の結果は、当期 ROA を含む企業の財務情報や属性などを調整した後においても補正済トーン項の係数は有意に正であった。これは、MD&A のトーンが翌期 ROA の予測力を持っていることを示しており、経営者は有価証券報告書の MD&A を通じて将来見通しのディスクロージャーを行っている可能性を示唆するものである。

このように、加藤・五島 (2021) は日本企業を対象にして、Li (2010) と整合的な結果を

得ているが、2つの点において分析の手順がLi (2010) と異なっている。第1に、機械学習アプローチではなく辞書アプローチ (LM 辞書) を用いていることである。これは、日本の先行研究がない中での第1次接近としては十分に意味があるが、辞書アプローチの限界、すなわち単純な単語の出現頻度に依存しているという問題をはらんでおり (この点については第4章で詳述する)、改善の余地があると言えよう。

第2に、FLS を直接的に抽出していない点である。その理由として加藤・五島 (2021) は、「将来見通しを述べた文章だけが、経営者による将来見通しを反映しているとは限らない。例えば、過去の業績を分析・評価する記述についても、経営者が将来業績に対して楽観的である場合と悲観的である場合では、その記述のトーンは異なる可能性が高い」と述べている (51 頁)。たしかに、現状において入手可能な情報によって説明される成分を控除して得られるトーンの残余部分を将来見通しに由来する成分とみなすことは論理的には正しいが、過去と現在に関するすべての情報を反映させてトーンを推計することは、現実にはほぼ不可能であり、重大な欠落変数がある可能性は否定できない。それゆえ、直接的に FLS を抽出する方法も試してみる必要があろう。

もっとも、Li (2010) が行ったように、英語では助動詞や文法的特徴から FLS かどうかを比較的容易に判断することができるが、日本語ではそれができない。そこで、自然言語処理に関する情報科学の分野の知見をもっと積極的に取り入れるべきである。例えば、第4章で検討するように、機械学習を用いて有価証券報告書から FLS を自動抽出する方法を考案した小寺ほか (2019) は大いに参考になる。

(3) トーンと企業属性

矢澤・伊藤・金 (2021) は、2004 年から 2018 年までの上場企業全社が開示している MD&A、リスク情報、ガバナンス情報の開示実態と、テキストマイニングの手法を用いて算出した分析指標を使って、企業の属性と記述情報の関連性を実証的に分析した。その結果、有価証券報告書の記述情報 (MD&A、リスク情報、ガバナンス情報) は、全体的に増加傾向にあり、近年では特に MD&A とガバナンス情報において顕著な増加傾向がみられた。また、MD&A、リスク情報、ガバナンス情報といったテキストデータの質を、数字表現、固有表現、可読性、トーン、定型性 (ボイラープレート)、粘着性 (スティッキネス) の6つの指標を用いて測定した。分析には LM 辞書を日本語に訳したものを使用し、ネガティブ単語とポジティブ単語の個数の合計を分母、ポジティブ単語の個数を分子として計測したトーンの変化値を取った。その結果、業績の良い企業ほど MD&A の記述情報がポジティブになっていたことが明らかになった。

金・矢澤・伊藤（2022）は、有価証券報告書における MD&A・事業等のリスク・対処すべき課題を対象とし、経営者交代が記述情報の変化に与える影響を実証的に分析した。記述情報がネガティブかポジティブかは、LM 辞書を用いて計測した。LM 辞書には同じ単語の語形変化や意味合いの近い単語があり、その翻訳の過程で 1 単語に集約したため、ポジティブ単語が 258 語、ネガティブ単語が 1,280 語となり、その数はオリジナルの LM 辞書より少ない。検証の結果、経営者交代後にはトーンがポジティブになることが指摘された。

(4) トーンと株価反応

次に、トーンと株価反応に関する研究をレビューする。本節の 2 (1) で取り上げた小林ほか（2017）は、アナリストレポートにはレーティングが付与されており、レーティングが上がっているレポートにはポジティブな内容が記述されていることに着目し、生成した学習データ利用して深層学習にてレーティングの変更のないアナリストレポートに対してもトーンを付与する方法を提示している。これを援用した平松ほか（2021）は、日本株を対象としたアナリストレポートのトーンと株価反応との関連を分析することで、トーンの情報価値を検証した。

具体的には、平松ほか（2021）は、2010 年から 2017 年までのアナリストレポート 127,901 本に対して小林ほか（2017）の方法でトーンを付与し、それがレポート発行時の株価に及ぼすインパクトのみならず、レポート発行後のリターンの変化も分析した。その結果、楽観的なトーンのレポートの方が、悲観的なトーンのレポートよりレポート発行時の株価リターンが有意に高くなることが分かった。これは、楽観的（悲観的）なトーンに対して株価はポジティブ（ネガティブ）に反応していることを意味する。さらに、レポート発行後に株価リターンが反転する傾向はみられなかった。したがって、トーンの株価インパクトは一時的なものではなく、レポートのトーンが独立した情報価値を有することを支持する。

このように、平松ほか（2021）は、アナリストレポートのトーンは中長期的な株価インパクトを与えており、株価に関して有益な情報を保持している可能性が高いことを示したのであるが、トーンの計測方法に関して興味深い結果も報告している。彼らは深層学習アプローチに加えて、Huang, Teoh, and Zhang (2014) に従って単純ベイズを利用した機械学習アプローチでもトーンを計測し、両者の株価インパクトを比較した。累積超過株式収益率を被説明変数とし、トーンを説明変数とする回帰分析の結果は、トーンの回帰係数はいずれの場合も有意に正の値であったが、統計的有意性は深層学習で計測したトーンの方がはるかに高かった。これは、トーンの計測方法としては、深層学習アプローチの方が優れて

いることを示唆している。

黒木ほか（2022）は、決算説明会のテキストデータに対して金融ドメインに特化した日本語極性辞書（Ito et al., 2018）を用いてトーンを計測し、その有用性を検証した。企業は決算短信を開示した後に機関投資家、市場関係者、およびマスコミなどに向けて決算説明会を開催する。決算説明会では、経営者による企業の業績や計画、戦略などといった自社の経営に関わる情報についての説明と参加者と経営者との質疑応答が行われる。決算説明会における経営者による説明と参加者と経営者との質疑応答はログミー株式会社が提供する金融イベントの書き起こしメディアであるログミーファイナンスが書き起こし、テキストデータとしてすべての投資家へ提供している。

そのテキストデータに対して、黒木ほか（2022）は、極性辞書を用いてイベント全体の感情極性、説明セクションの感情極性、質疑セクションの感情極性、質疑の超過極性（ギャップ指数）という 4 種類の感情極性を付与し、それぞれの極性の傾向に基づき、説明会が開催された後の異常超過リターンに影響があるか否かを、イベント・スタディを用いて分析した。その結果、特に質疑応答セクションの極性の低さがイベント（決算説明会）後の収益率と関連しており、極性が高い銘柄に比べて中期的な収益を獲得しやすいことが明らかになった。

おわりに

本章では、非財務情報、MD&A、およびトーンに関するこれまでの研究をレビューすることで、現時点で得られている知見を明らかにしてきた。

伝統的に、企業価値評価の際には財務諸表の会計数値が主に利用されていたが、近年では財務情報の有用性の低下や会計制度が投資家のニーズに十分に対応できないことが指摘されるようになり、非財務情報の重要性が一層高まっている。また、情報開示媒体についても、法的規制に基づく報告書、開示することが推奨されている報告書、Web サイトにおける自発的な開示情報などの企業自体が開示するものに加えて、アナリストによるレポートや雑誌記事などの企業に関する第三者から発信される情報媒体も、会計情報と一体となって利用されるため、会計研究の対象は拡大している。新聞や雑誌における企業に関する記事などの情報は適時性が高いため、それらをテキスト分析によって情報の内容を定量化し、利益予測への貢献や株価との関連を分析することは、研究の新たな地平を切り拓き、興味深い結果をもたらすはずである。

従来、テキスト分析を人力で行うには多大な時間と作業量が必要となるため、分析対象となるサンプル・サイズの大きさには限界があった。これに対して、機械学習やテキスト

マイニングなどの技術の進歩を背景に、近年では、非財務情報の定量的な研究が顕著に増加している。しかし、機械学習による分析では、大量の記述情報をサンプルとすることができる反面、用語の設定が不適切な場合には情報開示の程度をうまく測定できないこと、および、利用するソフトウェアの分析能力に結果が依存するということが分析上の欠点として指摘できる。研究を一層発展させるためには、こうした問題を克服する必要がある。

さらに、将来志向情報の開示拡大は、将来の成果の予測に関連する内容を含むことから、有用な情報の質的特性の 1 つである「意思決定との関連性」を高める効果があると期待されるが、その検証も未だ途上にある。そのため、MD&A 情報と将来財務情報の関係性および投資意思決定に対する有用性を検証することが重要な課題となる。

本章におけるトーンに関する先行研究のレビューの結果、海外において、記述情報のトーンが将来業績予測に役立ち、投資家等の情報利用者の行動に影響を与えていることを示す研究が多いことが分かった。日本でも、加藤・五島（2021）のように、MD&A のトーンが将来業績予測能力を持つことを示す研究も出てきている。他方で、経営者は機会主義的にトーンを操作し、自己の利益を増大させるように印象管理を行っている可能性があることも示唆された。情報利用者の行動がトーンに影響されているのは、そうした経営者の印象管理によってミスリードされているのか、それともそれを見抜いて有用な情報のみに反応しているのかについては、現時点では確たることはいえない。

いうまでもなく、これらの研究結果はトーンがうまく計測できていることが前提である。いわば、先行研究はトーンの計測方法の妥当性と本来のリサーチ・クエスチョンとの結合仮説になっているのである。そこで、先行研究におけるトーンの計測方法について検討した結果、辞書アプローチによる極性付与は問題が多く、さらに機械学習アプローチよりも深層学習アプローチの方が有効である可能性が高いことが明らかになった。

そこで次章では、本章における先行研究レビューの結果を踏まえて、研究上の論点を整理し、本論文における研究課題を示すこととしたい。

第3章 論点の整理と課題の設定

はじめに

本章では、前章での先行研究のレビューをふまえて、財務報告における記述情報の役割に関する研究上の論点を整理し、本論文における研究課題を設定する。なお、本論文では、これまで「非財務情報」と「記述情報」という用語を場合によっては互換的に使ってきたが、誤解や混乱を招きかねないことから、以下では文字による情報を「記述情報」と呼んで統一することにする。

第1節 論点の整理

ここで、記述情報に関する研究上の論点をおおまかに整理しておきたい。論点は、(1) 記述情報を開示する経営者側に関するもの、(2) 主要な情報利用者である投資家に関わるもの、および (3) 開示媒体に関わるもの、の3つに大別できる。

(1) 経営者は、いかなる情報を、どのように記述するのか、それはなぜか

まず、経営者がいつの情報を記述するのが論点となる。前述のように、米国とは異なり日本では FLS の開示が推奨されているわけではない。しかし、FLS の開示は任意であるにもかかわらず、フォーマルな有価証券報告書において FLS を開示する企業もあることが先行研究で示されている。それゆえ、その動機や、開示／非開示を分ける要因は何かを明らかにする必要がある。

第2の論点は、経営者は何を記述するのか、ということである。MD&A において当期や過去の業績、経営戦略、あるいは事業環境などについて記述するのは、その制度趣旨からして当然としても、一定数の企業は業績の将来見通しについても記述している。のちの章で示すように、2019 年の日本では 9.8% の企業が業績に関する FLS を開示しているが、逆に言えば、決算短信でほとんどの企業が業績予想値を公表しているにもかかわらず、その 90% 以上が有価証券報告書の MD&A ではその点に言及していないことになる。それがなぜなのかを明らかにすることは、重要な研究課題である。

第3に、経営者はどのように記述するのか、ということも大きな論点である。例えば、分かりやすい言葉で伝えることが求められる MD&A においても、前章でみたように、「可読性」すなわち文章の読みやすさが低い企業があることは、よく知られている（例えば、Li, 2008; 広瀬・平井・新井, 2017）。あるいは、ポジティブなトーンを多用して記述する企業もあれば、そうでない企業もある。どのような特性を持つ企業や経営者個人が、可読性

の高い（低い）記述をしたり、ポジティブ（ネガティブ）なトーンを多用したりするのか、それは経営者の機会主義によるものなのか（印象管理）、それとも情報の非対称性を緩和し、資本コストを低減させるためなのか（増分情報の提供）、といった点を明らかにしなければならない。

(2) 投資家にとって、記述情報は意思決定に役立っているのか

記述情報には、定量情報を補完する役割が期待される。投資家にとって有用な情報とは、企業の将来キャッシュ・フローを予測するのに役立つ情報である。そこで、第 1 に論点となるのが、記述情報は将来の業績との関連性を有しているのか、という点である。例えば、前期の MD&A の記述のトーンが全体としてポジティブであり、それに応じて当期の業績も向上したとすれば、トーンは将来業績と関連性を有していたことになる。これを「トーンの将来業績予測能力」という。たとえ業績予想値が企業自身によって公表されていたとしても、文章として改めて記述されることで、投資家の確信は高まり、情報リスクが低減すると考えられる。果たしてそのような関連性があるのか否かを検証する必要がある。

第 2 の論点は、投資家は記述情報のトーンに反応しているのか、という点である。投資家がトーンに反応しているとすれば、言い換えれば、投資家の意思決定に影響を及ぼしているとすれば、それは株価やリターンに現れるはずである。この点を検証した米国の先行研究は数多いが、日本ではほとんど行われていない。前述したように、日米の制度環境は異なっており、米国の研究成果がそのまま日本に当てはまるとは限らないことから、日本のデータで検証してみる価値はある。ただし、その際、多くの日本企業は業績予想を開示しているので、その情報を所与としてもなお、トーンに増分情報価値があるか否かが問われなければならない。付随して、投資家以外にも、例えば監査人やアナリストが企業の記述情報のトーンに反応するかどうか興味深い論点である。

(3) 開示媒体の違いがどのような影響を及ぼすか

一般に、開示媒体がよりフォーマルになるほど、情報の信頼性は高いが、経営者は記述にあたってより慎重（保守的）になると考えられる。一方、インフォーマルな媒体の方が、より経営者の本音が出やすいという側面もある（三輪, 2020）。その意味では、法定開示の MD&A のトーンには、それほど情報価値がないのかもしれない。しかしながら、フォーマルな情報であるがゆえに、投資家により大きな確信を与えているという見方もできる。だとすれば、翻って、媒体のフォーマル度の相違が、経営者の印象管理の手段としての有効性に違いをもたらす可能性もある。

こうした点を検証するにあたって、十分な研究蓄積がない日本においては、まずは最もフォーマルな法定開示の MD&A を出発点の分析対象として、それをベンチマークとしながら、対象をよりインフォーマルなものに拡大していくのは、研究戦略として理にかなっているといえよう。そこで、続く第 2 節では、この研究戦略を念頭に置いて、本論文の研究課題（リサーチ・クエスチョン：RQ）を設定する。

第2節 課題の設定

前節で整理したように、記述情報に関する研究上の論点は多岐にわたる。そうした論点のすべてに 1 つの研究で答えることは、当然のことながら不可能である。それゆえ、本論文では開示媒体と開示内容について、まずは焦点を絞り込む。

開示媒体については、前述の理由から最もフォーマルな法定開示の MD&A を対象とする。次に、開示内容については、FLS に照準を合わせる。それは、投資家にとって投資の際に重要なのは、企業の今後の見通しに関する情報を知ることだからである。

しかし、日本の MD&A における FLS の開示実態については、財務会計基準機構（2005）や伊藤（2011）の調査はあるものの、体系的な調査は行われていない。そこで、本論文における第 1 の課題として以下を設定する。

RQ1：日本の MD&A における FLS の開示実態はいかなるものか。

日本では米国とは異なり、FLS の開示が規制機関によって推奨されているわけではない。では、実際にどの程度の企業が FLS を開示しているのか、それはどのような内容なのかを明らかにすることが第 1 の課題である。

第 2 に、日本では FLS の開示が任意であるにもかかわらず、最も経営者が保守的になると考えられる法定の有価証券報告書における MD&A で開示している企業が一定数あるとすれば、それはどのような理由によるものなのかを明らかにする必要がある。もちろん、その全貌を明らかにするのは困難であるが、少なくとも FLS を開示する企業と開示しない企業とでは、その財務特性が異なっていると予想される。そこで、第 2 の課題として以下を設定する。

RQ2：どのような財務特性を持つ企業が FLS を積極的に開示するのか。

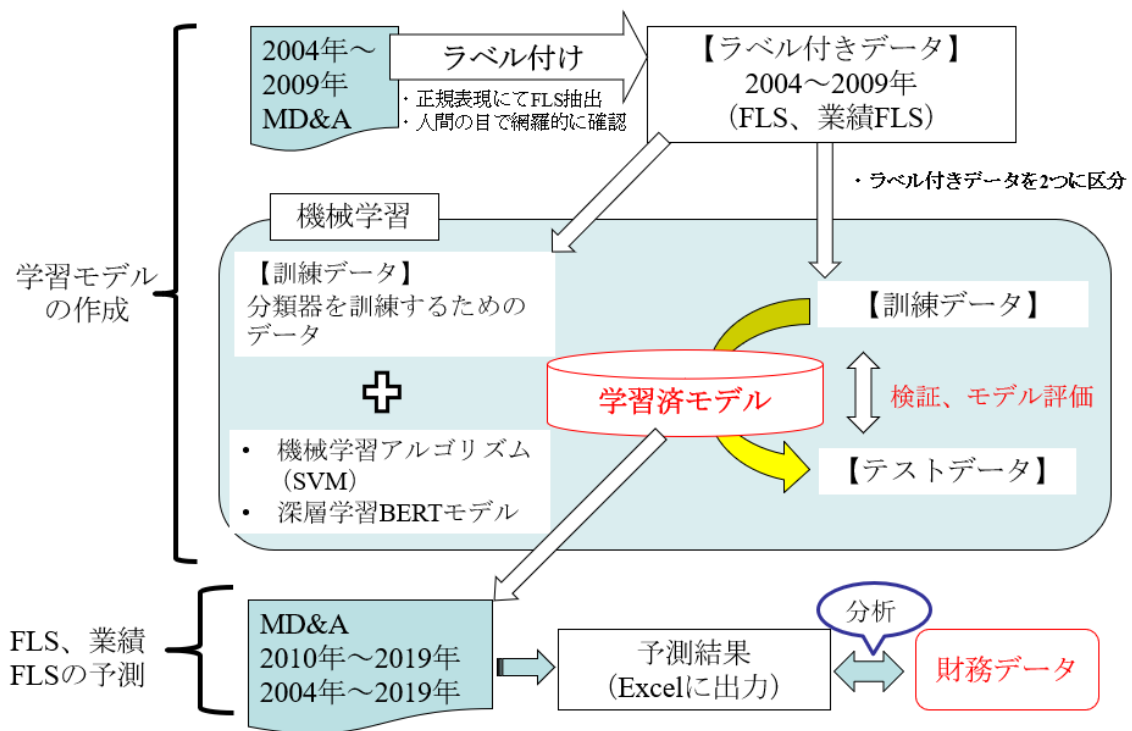
次に、FLS の内容をさらに絞り込む。企業の利害関係者に開示される企業情報には、多

くの会計情報が含まれている。その中でも、株主や投資家といった利害関係者に重要視されている会計情報の 1 つとして経営者の業績予想がある（内野, 2015, 79 頁）。日本では MD&A 自体の開示は義務づけられているが、業績予想に関する情報は任意開示となっている。それにもかかわらず、一定数の企業が将来業績に直接関わる FLS（業績 FLS）を開示するのはなぜだろうか。これを明らかにすることが第 3 の課題である。なお、ここでいう業績 FLS は FLS の一部分、すなわち真部分集合である。

RQ3：どのような財務特性を持つ企業が業績 FLS を開示するのか。

上記 3 つの課題については、まず、数少ない先行研究の 1 つである伊藤（2011）を比較のベンチマークとする。すなわち、伊藤（2011）と同じ年度（2004-2009 年）・同じサンプルを用いて、異なる方法（正規表現を用いて自動抽出する方法）で FLS を開示する企業を抽出し、結果を比較する。その上で、対象年度を拡大して比較分析を行う。具体的には、2004 年から 2009 年までのデータを機械学習の訓練データとして使用し、2010 年から 2019 年までのデータを用いて予測を行う。その上で、深層学習モデルを用いてフル・サンプル、すなわち 2004 年から 2019 年までの MD&A に対して業績 FLS および FLS を予測し、開示実態を調査するとともに、開示する企業の特性を明らかにする。FLS および業績 FLS の開示に関する分析の全体像のイメージは図 3-1 に示す通りである。

図 3-1 FLS および業績 FLS の開示に関する分析の全体像



第 4 から第 6 の課題は、トーンに関するものである。海外では辞書アプローチもしくは機械学習アプローチを用いて、MD&A のトーンを計測し、その有用性を検証したものが多い。一方、日本では MD&A のトーンを分析した研究としては加藤・五島（2021）があるが、彼らは英語の極性辞書を翻訳して、日本語の MD&A のトーンを計測している。しかし、英語の極性辞書（LM 辞書）は日本語に適しないおそれがあるため、本論文では LM 辞書と、金融ドメインに特化した日本語極性辞書の 2 つの極性辞書を用いて FLS のトーンを計測した上で、両者のトーンの将来業績予測能力を比較する。最終的に深層学習の手法を用いてトーンを予測することを試みる。その上で、以下の課題を設定し、トーンの有用性を検証する。

RQ4：FLS をポジティブまたはネガティブに記述する企業はどのような特徴があるのか。

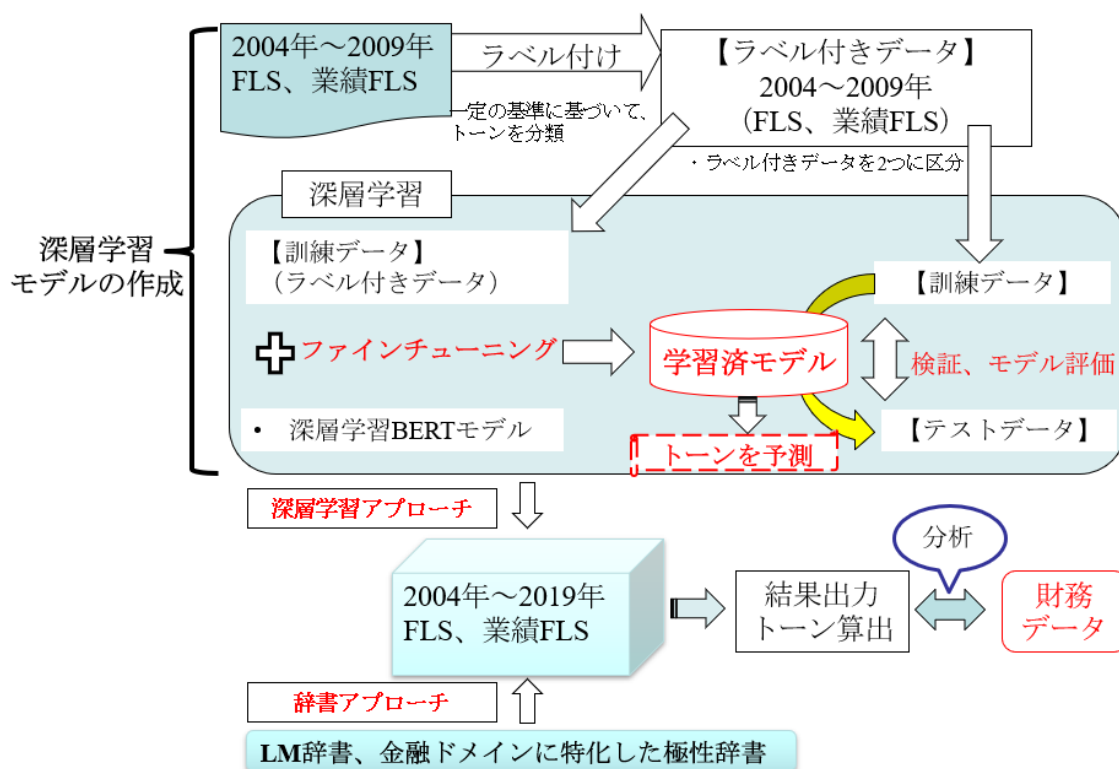
RQ5：業績 FLS をポジティブまたはネガティブに記述する企業はどのような特徴があるのか。

RQ6：FLS のトーンと業績 FLS のトーンは有用か。また、その有用性は同じであるのか。

なお、上記の課題 6 について、トーンの有用性は将来業績予測能力の有無、すなわち翌

期の ROA を説明できるか否かで判断し、トーンに対する投資家の反応（株価反応）の検証については本論文では行わない。その理由は、まずは FLS や業績 FLS のトーンに増分情報価値があるかどうかを確かめる必要があるからである。本論文ではこの点の検証に研究の焦点を絞ることにしたい。FLS および業績 FLS のトーンに関する分析の全体像のイメージは図 3-2 に示す通りである。

図 3-2 FLS および業績 FLS のトーンに関する分析の全体像



おわりに

本章では、前章における先行研究レビューの結果をふまえ、記述情報を開示する側、利用する側、および記述情報の開示媒体に関する論点を整理した上で、研究の対象とする開示媒体と開示内容を絞り込み、6つの課題（リサーチ・クエスチョン）を設定した。

本論文の分析対象となる開示媒体は、企業の財政状態や経営成績を経営者自身が分析し、文章として記述するもので、法定開示されている有価証券報告書における MD&A である。また、第 1 から第 3 の課題は「どのぐらいの企業が MD&A において FLS を開示しているのか、開示する行動に影響する要因は何か」に関するものであり、第 4 から第 6 の課題は「MD&A において開示されている FLS や業績 FLS のトーンに影響する要因は何か、そのトーンは将来業績の予測に役立つか」に関するものである。

以下では、本研究で設定した課題を第 5 章（RQ1～RQ3）と第 6 章（RQ4～RQ6）で検証していくことになるが、その前に、第 4 章において、その検証作業の前提となる記述情報の分析方法を説明する。

第4章 記述情報の分析方法

はじめに

記述情報はどのように投資家の意思決定に役に立っているのか、それはどのようにしてか。これは一見するとシンプルな問いではあるが、実は、この点を分析するのは容易ではない。定量情報の会計情報であれば、同じく定量情報である株価やリターン、あるいは将来業績との関係を計測することができる。例えば、利益数値と株価との関連性（価値関連性）を検証することで、利益情報の意思決定有用性の有無や程度を明らかにすることができるのである。一方、記述情報は非構造化データと呼ばれる名義尺度や順序尺度であり、演算不可能であるため、そのままでは定量情報である株価などとの関連性を分析することはできない。そこで、テキストマイニングの手法を用いて、テキストデータを数量的に扱うことができるデータである間隔尺度や比率尺度、すなわち構造化データへと変換する必要がある。

このテキストマイニングと機械学習や人工知能¹¹の技術の発展が組み合わさることにより、大量のテキストデータを分析することが可能になり、近年では会計学の分野でも記述情報の有用性を分析する研究が飛躍的に増加している。

そこで、本章では、まず記述情報（テキストデータ）の分析手順を説明する。その上で、本論文の焦点である FLS およびトーンについて、海外および日本における研究を概観し、FLS の抽出方法とトーンの計測方法を検討する。

第1節 テキストデータの分析手順

テキストデータを分析するにあたっては、1. 形態素解析、2. ベクトル化、3. 特徴量抽出、という作業を行うのが一般的であり、その手順は概略以下の通りである（生田・関・松林, 2020; 2021）。

1. 形態素解析

形態素とは、それ以上分割しては言語として意味を成さない最小単位のことである。文章を形態素に分解し、品詞を判別することを形態素解析という。日本語は英語などと違い、単語間に区切り（空白）が入らないことから、この作業がまず必要になる。形態素解析に

¹¹ 人工知能（Artificial Intelligence: AI）の定義は具体的には定まっていないのが現状であるが、山口・松田（2019）は「人間と同じような知的処理を行うことのできる技術や機械」と定義づけている。

より、文字列が品詞のタグ付きテキストになり、数量的な分析が可能になる。その際には MeCab などのソフトウェア（形態素解析器）を使うことが多い。

2. ベクトル化

次に文章をベクトル、すなわち数値の列に変換して空間上の座標で表現する。これにより、単語を多次元空間における 1 つの点と捉え、点と点の距離を定義することができるようになる。例えば、Word2Vec という手法を用いて単語を低次元ベクトル化すれば、

$$\text{王様} - \text{男性} + \text{女性} = \text{女王}$$

というように、単語と単語を類似度や関連性といった観点から演算することが可能になる。

3. 特徴量抽出

特徴量とは、対象の特徴が数値化されたものであり、データを特徴量に変換する作業を特徴抽出（feature extraction）と呼ぶ。例えば、「単語の出現頻度（BOW）」、単語の重要度に応じた「重み付け頻度（term frequency-inverse document frequency: tf-idf）」、意味的類似性を定量化する「単語の埋め込み（word embedding）」などが代表的な特徴抽出である。

第2節 将来志向情報の抽出方法

1. 海外の研究

Bryan (1997) は 1990 年の米国企業 250 社の MD&A 情報から人手によって、表 4-1 に示している英語の項目を将来予測の情報として分類した。

表4-1 将来予測の情報

1	sales increase or decrease	売上高の増減
2	net loss	純損失
3	backlog increase or decrease	受注残の増減
4	margins increase or decrease	利益率の増減
5	materials or labor prices increase or decrease	材料や労働力の価格の上昇または下落
6	demand increase or decrease	需要の増減
7	sell division or other assets	事業部またはその他の資産の売却
8	reduce persone	減員
9	selling price increase or decrease	販売価格の増減
10	inventory increase or decrease	在庫の増減
11	expansion of line of business	事業拡大
12	no dividends to be paid	無配当
13	international sales increase or decrease	海外売上高の増減
14	no earnings repatriation	利益の本国送金なし
15	environmental liability ("potentially responsible party")	環境責任（「潜在的責任当事者」）
16	remission of foreign cash flows to U.S.	海外から米国への送金キャッシュ・フロー
17	R&D spending increase or decrease	研究開発費の増減
18	competition increase or decrease	競争の増減
19	litigation with future positive or negative consequences	将来のプラスまたはマイナスの結果を伴う訴訟
20	legislation with future positive or negative consequences	将来のプラスまたはマイナスの結果を伴う法案
21	new orders down or up	新規受注の増減
22	pressure on earnings growth	利益成長への圧力
23	volume to increase or decrease	量の増減
24	interest income to increase or decrease	受取利息の増減
25	efficiency to improve	効率の改善

（出所） Bryan (1997) をもとに作成。

一方、前述のように Li (2010) は、Bryan (1997) と違って、FLS については、“will”, “should”, “can”, “could”, “may”, “might”, “expect”, “anticipate”, “believe”, “plan”, “hope”, “intend”, “seek”, “project”, “forecast”, “objective”, “goal” のいずれかを含む文として定義した。

2. 日本の研究

英語では助動詞や文法的特徴から比較的容易に将来の文を判断することができるが、日本語の場合ではそう簡単ではない。FLS の抽出に関しては、北森・酒井・坂地（2017）は

決算短信 PDF から企業の業績予測文を抽出する手法を検討した。その結果、業績予測文の文頭手がかりとなる表現としては、「予想につきましては」、「見通しにつきましては」という 2 つが最も頻出し、この 2 つの表現の直前に共通してよく出現する表現（例えば、「業績」）があることが分かった。また、業績予測文の集合に 3 回以上出現する文末文節は「見込みです」「見通しです」「予想されます」などであることも分かった。そこで、得られた文末文節から有効な文末手がかり表現を取得した。

具体的には、表 4-2 の文頭手がかり表現と表 4-3 の文末手がかり表現から業績予測文を抽出する手法である。例えば、表現 B の「今後の」と表現 A の「予想につきましては」を組み合わせ、「今後の予想につきましては」という手がかり表現を得る。

表4-2 文頭手がかり表現

表現A	予想につきましては、見通しにつきましては
表現B	業績、業績の、今後の、通期の、通期

（出所）北森・酒井・坂地（2017）、153頁。

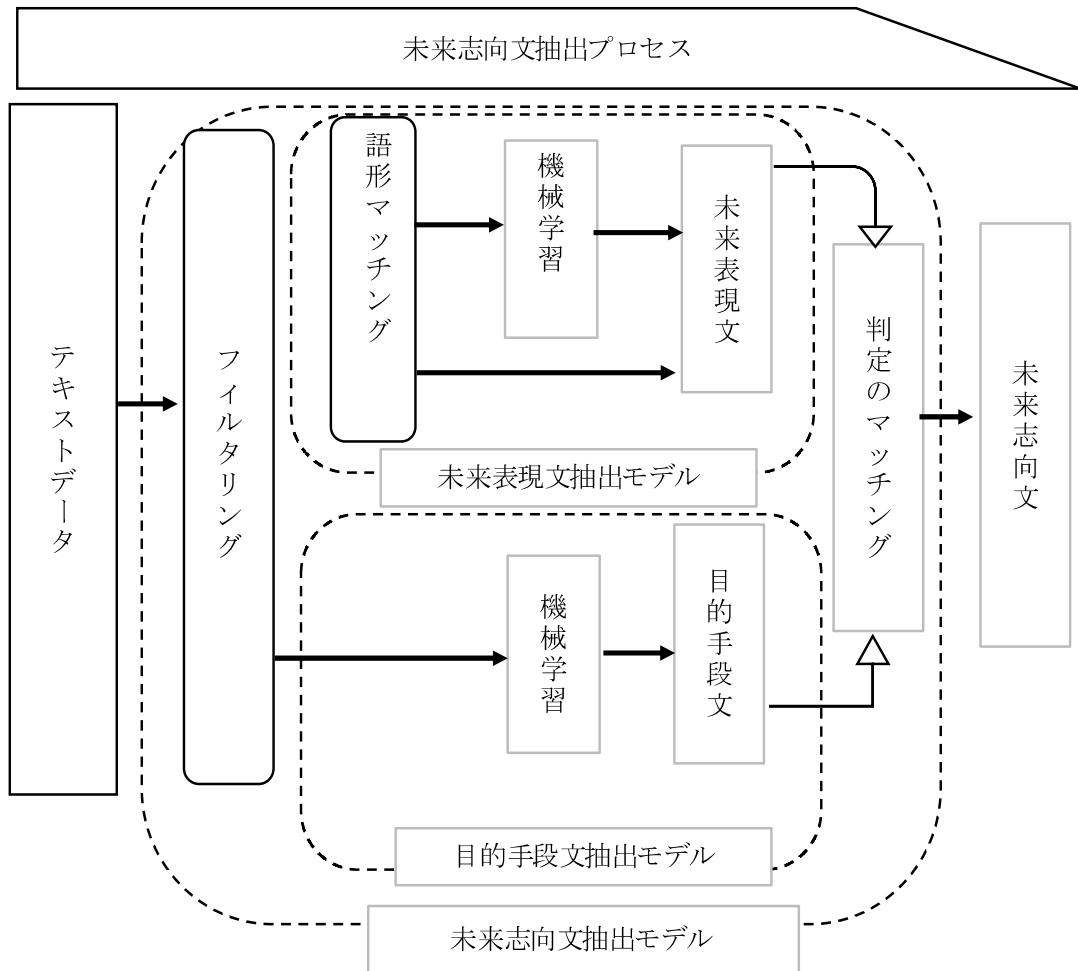
表4-3 文末手がかり表現

予想を上回る見込みとなりました、想定されます、厳しい状況で推移する と思われます、売上高は前回予想を下回る見通しです、懸念されます
--

（出所）北森・酒井・坂地（2017）、155頁。

また、小寺ほか（2019）は 2008 年から 2018 年までの有価証券報告書に開示されている「対処すべき課題」または「経営方針、経営環境および対処すべき課題等」から企業の今後の活動に関する記述文を抽出するモデルを開発した。有価証券報告書の「対処すべき課題」の項目から、未来に関する情報を含む特徴文（何らかの特徴を含む文を、以下「特徴文」と呼ぶ。）を「未来表現文」、企業の目的や手段に関する情報を含む特徴文を「目的手段文」、これらの 2 つの特徴を同時に持つ特徴文を「未来志向文」と定義し、これらの特徴文を自動的に抽出するモデルの開発とその評価を行った。未来志向文の抽出方法の全体像は図 4-1 に示している。

図 4-1 未来志向文抽出プロセス



(出所) 小寺ほか (2019)、4 頁。

まず、テキストデータから不要な部分を取り除くフィルタリング処理が実行される。次に、テキストデータは未来表現文抽出モデルと目的手段文抽出モデルにより各々の判定結果が付与される。それぞれのモデルの具体的な処理は後述する。最後に未来表現文と目的手段文の両方のモデルにおいて正例と判定されたものが未来志向文として抽出されることとなる。未来表現文、目的手段文、未来志向文それぞれにおいて当てはまるものを正例、当てはまらないものを負例とする。

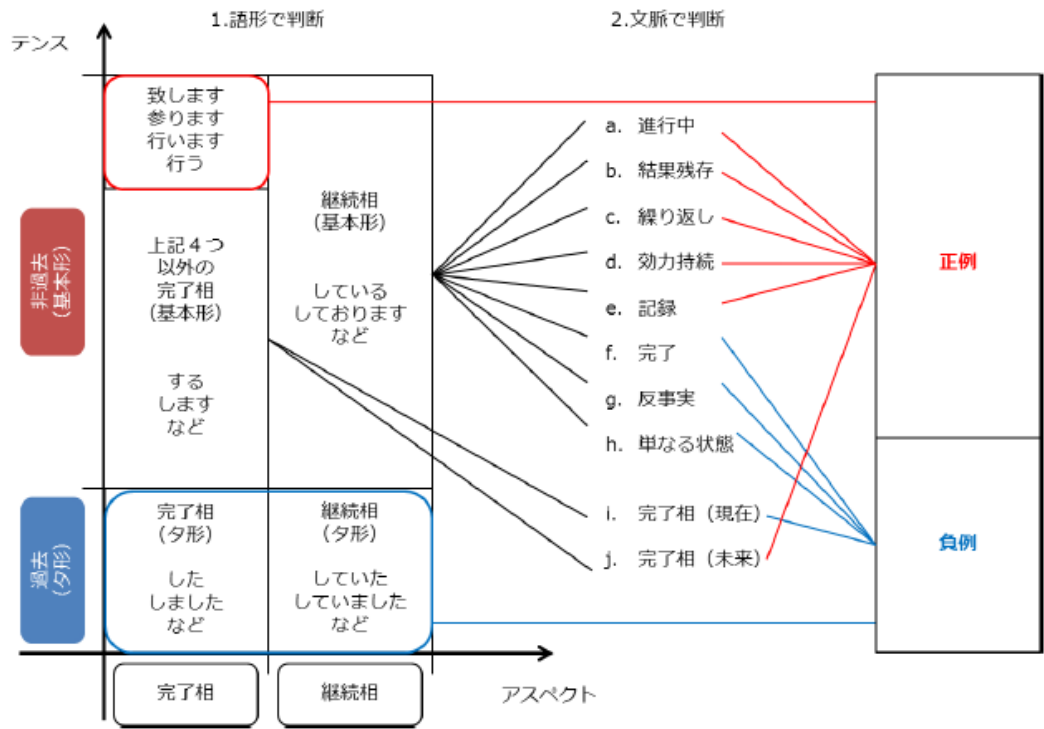
小寺ほか (2019) は教師あり学習¹²と呼ばれる機械学習の手法を用いて未来表現文を抽

¹² 教師あり学習 (supervised learning) とは、正解となる答えが含まれたデータをモデルに学習させる方法のことである。正解となる答えをラベルといい、答えが含まれたデータをラベル付きデータ (もしくは訓練データ) と呼ぶ。教師あり学習はモデルの学習にラベル付きデータを

出した。人手による未来表現文のラベル付与においては、文末が「た。」で終わるものであれば文脈にかかわらず過去を示す文と判断し、未来表現文における負例とした。「致します。」「参ります。」「行います。」「行う。」およびそれらの平仮名表現のものは、常に未来に行う内容を含む文であると判断し、文脈にかかわらず正例であるとした。未来表現文のラベル付与に関するルールは図 4-2 に示している。

正例と判定した 4 つの文末表現に類似した表現は、同様に正例として判別されることが想定されたため、それらの類似表現は機械学習に基づく日本語係り受け解析器 CaboCha を用いて、構文解析し、文節に区切り係り受けを作成した。類似の文末手がかり表現を自動獲得する手法のイメージは図 4-3 に示している。

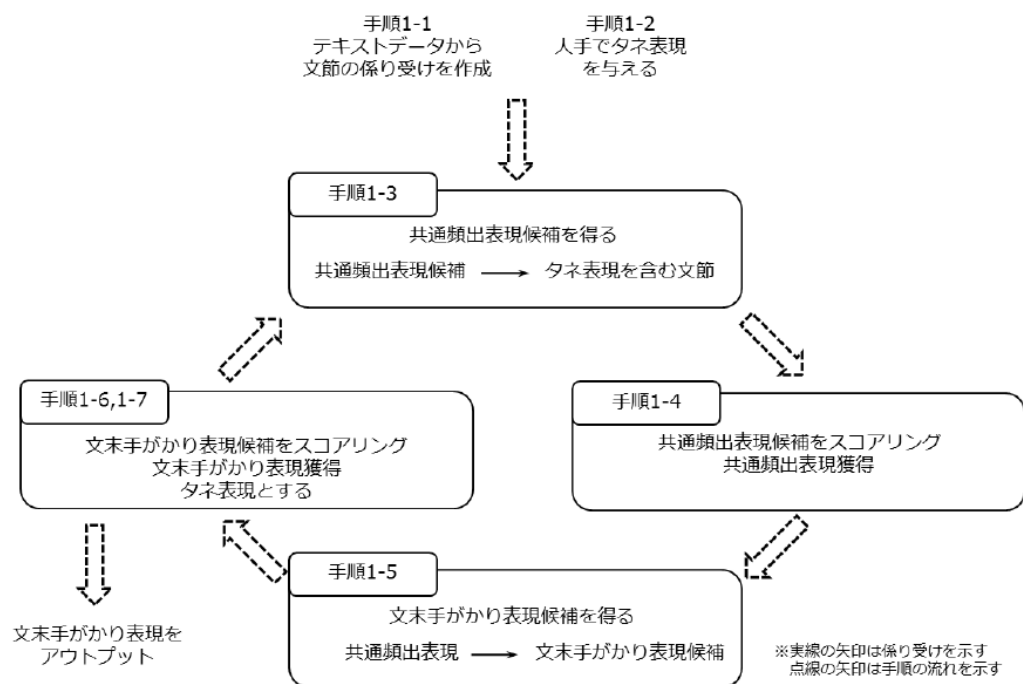
図 4-2 人手による未来表現文のラベル付与の判断基準



（出所）小寺ほか（2019）、7 頁。

用いるが、最終的な目標はラベルのないデータ（テストデータ）を正解させることである（山口・松田, 2019, 30 頁）。

図 4-3 文末手がかり表現自動獲得手法イメージ



(出所) 小寺ほか (2019)、9 頁。

その結果、74 個の文末手がかり表現と 215 個の共通頻出表現を獲得した。文末手がかり表現の一部を表 4-4 に、共通頻出表現の一部を表 4-5 に示している。

表4-4 文末手がかり表現例

獲得した文末手がかり表現の一部		
努める。	推進しております。	目指しております。
図っております。	計画しております。	所存です。
図っていく。	実施しております。	拡大します。

(出所) 小寺ほか (2019)、10頁。

表4-5 共通頻出表現例

獲得した共通頻出表現の一部		
事業展開を	再構築を	改善を
推進し、	向け、	よう、
目指し、	向けて	収益性を

(出所) 小寺ほか (2019)、10頁。

このような手がかり表現を用いれば、MD&A 情報から容易に FLS を抽出できると考えられる。

第3節 トーンの計測方法

前述したように、トーンとは、何らかの評価軸に対する記述内容の傾向を、楽観的（ポジティブ）または悲観的（ネガティブ）などの度合いで示すものである。会計学の文献で用いられるトーンの計測方法は、1. 辞書アプローチ、2. 機械学習アプローチ、3. 深層学習アプローチに大別できる。

1. 辞書アプローチ

辞書アプローチでは、まず「極性辞書」と呼ばれる辞書を用いて、特定の単語の極性情報（ポジティブまたはネガティブ）を事前に定義する。次に、文章に含まれるすべてのポジティブおよびネガティブな単語の数を数え上げ、以下の式のように文章の極性を計測する。

$$TONE = \frac{N_{posi} - N_{nega}}{N_{posi} + N_{nega}}$$

ここで、 N_{posi} と N_{nega} はそれぞれ、文章に含まれるポジティブ、ネガティブの単語数である。定義により、算出される $TONE$ の値は ± 1 の範囲に収まる。

極性辞書としては、Diction、HGI、あるいは Linguistic Inquiry and Word Count などが使われることもあるが、これらの一般用語の極性辞書を専門分野で使用するのは不適切であるとされる。例えば、Buchholz et al. (2018) は、tax、cost、liability などの単語は、財務報告においては否定的な意味を持たないが、HGI では否定的に分類されていると指摘している (Buchholz et al., 2018, p.540)。そこで、会計学やファイナンスの分野では Loughran and McDonald (2011) が作成した専門の極性辞書である LM 辞書がよく使われている。

しかし、単語の出現頻度のみに着目すると、BOW だと語順は考慮しないため、係り受け（単語どうしの位置関係）やネガティブの否定などに対処できないという問題が生じる。ポジティブを P、ネガティブを N と表記すると、例えば「利益」(P) が増加 (P) した」という文は $TONE = (2-0)/(2+0) = 1$ となり、ポジティブな内容と判断されて妥当な結果が得られるが、「費用 (N) が減少 (N) した」という文の場合だと、同じくポジティブな内容にもかかわらず、 $TONE = (0-2)/(0+2) = -1$ になってしまうのである。

この問題への対応策の 1 つは、前述した酒井・増山（2008）が提案した「共通頻出表現」と「手がかり表現」の係り受けを利用して、掛け算でトーンを付与することである。共通頻出表現「利益」と手がかり表現「が増加」の組合せであれば、 $P \times P = P$ で業績が向上した内容となり、共通頻出表現「費用」と手がかり表現「が増加」の組合せであれば、 $N \times P = N$ で業績が悪化した内容となる。

2. 機械学習アプローチ

特定の極性辞書は使わず、機械学習のアルゴリズムを用いてトーンを計測する方法を機械学習アプローチという。このアプローチは「教師なし学習」と「教師あり学習」とに分けられる。前者の会計学における代表的な適用例はトピックモデルの 1 つである潜在的ディリクレ配分法（latent dirichlet allocation: LDA）であり、文書中に出現している単語の種類と出現頻度に基づいてトピックを分類・推定する方法である。後者は一般に、まず記述情報のサンプルの一部に人手でラベルを付け、アルゴリズム（分類器）の訓練用とテスト用に分割する。次に、訓練データで分類器のパラメータ等を学習させた上で、テストデータを未知のデータと考えて分類を行わせ、交差検証で結果を評価する。高い分類率が得られたら、未知の大規模サンプルを対象に適用する。よく用いられる分類器は、単純ベイズ（Naïve Bayes）、サポート・ベクター・マシーン（SVM）、ランダムフォレスト（random forest）などである。

前述のように、会計学における機械学習アプローチの先駆的研究は Li (2010) であり、Jegadeesh and Wu (2013) や Huang, Zang, and Zheng (2014) など、追随する研究も徐々に増えている。長所としては、特定の極性辞書に頼ることなく大量の文書が分析できる点が挙げられるが、他方で手続きが煩雑であり、他の研究者による再現が難しいことが欠点である（Loughran and McDonald, 2016, p.1209）。

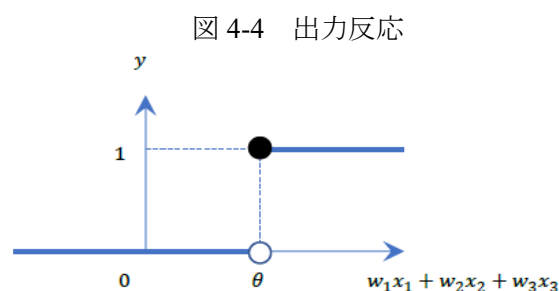
3. 深層学習アプローチ

深層学習（deep learning）は機械学習の 1 つであるが、人間の思考により近い形で文章評価を行うニューラルネットワークを用いる。ニューラルネットワークとは、人間の脳の構造を模した分析の枠組み（数学的には関数の一種）であり、入力値と出力値を関係付ける情報処理モデルのことである（生田・関・松林, 2021）。ここでの入力値は文章を構成する各単語であり、出力値は「将来の見通しは良い」「景気は悪い」などの判断である。

入力値を x_i 、それぞれの重みを w_i とすると、重み付けられた入力値の合計 $\sum w_i x_i$ が一定の閾値 θ を超えたときに出力するように関数を設定する。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{出力反応なし (} y=0 \text{)} : w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 < \theta \\ \text{出力反応あり (} y=1 \text{)} : w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 > \theta \end{array} \right.$$

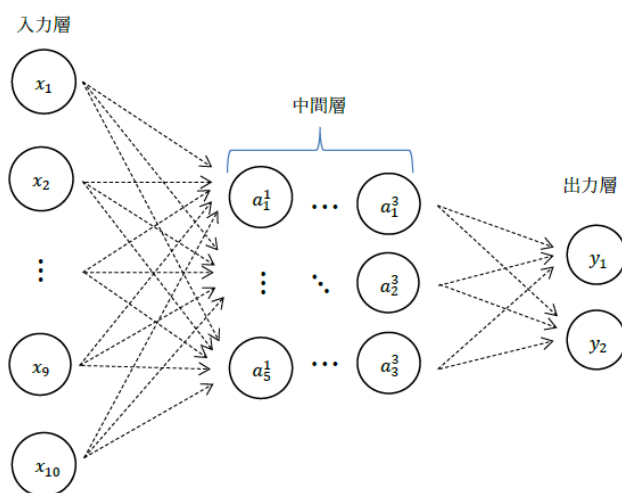
いわば「例題と模範解答のペア」である学習データを学ばせ、例題を入力すると模範解答を出力するようにパラメータ（ここでは重み w_i ）を推定するのである。こうした出力反応を表したものが図 4-4 である。



（出所）生田・関・松林（2021）、42 頁。

入力値が多くなる（つまり、単語が多く文章が長くなる）ほど、この「入力ー出力」を、最終出力に至るまで中間的に何層にもわたって行う（中間層を設ける）必要がある。このように入力層から出力層まで多重になったものを多層ニューラルネットワーク（ディープ・ニューラルネットワーク：DNN）といい、DNN を用いた機械学習の手法（図 4-5）を深層学習という。

図 4-5 ディープ・ニューラルネットワークを用いた学習



（出所）生田・関・松林（2021）、14 頁。

深層学習アプローチによってトーンの分析を行った研究には、情報科学の分野においては、企業の開示情報を対象にしたものとして Eachempati et al. (2021) があるが、会計学の分野では、少なくとも主要ジャーナルにはまだ掲載されていない。これに対して、景気判断の文書やアナリストレポートの分析には、比較的最近よく用いられている。それは、例題と模範解答が利用しやすい、つまり景気悪化やレーティング（推奨度）の変更の判断とその根拠が分かるので、学習データの作成に向いているからであろう。

おわりに

本章では、本論文の分析の基礎となる記述情報の分析方法について検討した。記述情報を分析するには、非構造化データである文字を、数量的に扱うことができる構造化データへと変換する必要がある。そこで、まず記述情報の分析手順を説明した。その上で、海外および日本における先行研究で用いられてきた FLS の抽出方法と、トーンの計測方法を概観した。

これらの先行研究によって提案されている方法を参考にして、次章以降で FLS 抽出とトーン計測を行い、本論文の課題を検証する。第 5 章では、本論文の 6 つの課題のうち、まず RQ1 から RQ3 までを検証する。

第5章 MD&A における FLS の開示に関する分析

はじめに

本章では、第3章で提示した3つの課題、すなわち「RQ1：日本のMD&AにおけるFLSの開示実態はいかなるものか。」、「RQ2：どのような財務特性を持つ企業がFLSを積極的に開示するのか。」、および「RQ3：どのような財務特性を持つ企業が業績FLSを開示するのか。」に答えるべく分析を行う。

まず、第1節では、関連する先行研究である伊藤（2011）と同じ対象期間で、同じ企業特性変数を用いて分析を行い、結果を比較する。その際、先行研究よりもFLS開示企業をさらに網羅的に抽出するために、伊藤（2011）におけるキーワードだけでなく、それに加えて、財務会計基準機構（2005）で例示された項目と北森・酒井・坂地（2017）の手がかり表現を活用し、Pythonを用いて条件に適合する文章を自動検出する。その上で、FLSの開示活動と企業特性との関連を検証する。

次いで、第2節では、2004年から2009年までのMD&A情報から第1節において抽出したpat2（業績FLSの文）を機械学習の訓練データとして、SVMを用いて、2010年以降の業績FLSを予測することを試みる。こうして抽出した業績FLSをもとに、2010年から2019年におけるその開示状況と企業特性を分析し、第1節の結果（2004年から2009年）と比較する。

続く第3節では、深層学習モデルを用いて、フル・サンプル、すなわち2004年から2019年までのMD&Aから業績FLSおよびFLSを予測し、それらの開示実態を調査するとともに、開示する企業の特性を明らかにする。

第1節 先行研究との比較

1. データ

伊藤（2011）と同様に、MD&A情報は総合企業情報データベースeolを用いて有価証券報告書の【事業の状況】の「財政状態及び経営成績の分析」から取得した。同じく、財務データはNEEDS Financial-QUESTより取得し、分析対象期間は伊藤（2011）と同様に2004年3月期から2009年3月期までの6年間である。サンプルは、全上場企業のうち、金融・証券・保険をのぞく一般事業会社である。また、決算月数が12ヶ月かつ決算期が3月末日であり、検証に必要な財務データおよびMD&A情報がすべて入手可能な企業を分析対象とした。ただし、全サンプルのうちROAが上下0.05%のサンプルは外れ値として除外した。その結果、サンプル・サイズは10,880社・年となった。

データの前処理は以下のように行った。

(1) HTML タグの削除

有価証券報告書の HTML ファイルの HTML タグを構文解析して、中身のテキストデータを抽出するために Python(3.8.10) とライブラリ BeautifulSoup(4.9.3) を利用した。本節の分析には本文内の各文だけが必要であり、セクションタイトルや表などは不要であるため、これらを機械的に削除できるのが望ましい。このような場合、HTML ファイルの中身を実際に確認し、セクションや表に使われているタグが決まっているようであれば、このタグの内容を自動的に削除できるが、有価証券報告書の MD&A の HTML ファイルでは、文字の大きさやフォントは指定してあるものの、文書内のセクションなどの構造は見栄えとして実現されており、機械的な削除処理はできなかった。そこで、セクションなどを含めて、本文でも使われているタグ (H1, H2, H3, div, span, p) を改行文字 (¥n) に置換え、セクションなどの削除したい要素は 1 行内にその要素だけが存在するようにした上で、次で述べる文への分割を行った。

(2) 文への分割

基本的には句点で囲まれた部分が文になるが、例えば次のように、1 つの文の中にカッコ等で文が挿入されている場合には、分割がうまくできないおそれがある。

彼は「これは例文です。」と述べた。

このような文の場合、単純に句点で区切ると、1 つの文が途中で分割されてしまうことになり、解析を行う際に都合が悪い。そこで、このような入れ子構造の文分割に対応したライブラリ `ja sentence segmenter(0.0.2)` を用いて文に分割した。入れ子構造とは、プログラムの構造が再帰的に繰り返されて記述されることであり、このような構造をネスト構造 (nested structure) という。ネストとは、あるものの中に、それと同じ形や種類のものが入っている状態や構造のことであり、IT の分野では、コンピュータプログラムやデータ構造において、ある構造の内部に同じ構造が含まれている状態のことを指す。

このとき、改行文字なども文の区切りとして用いることで、セクションや表などは、これらの要素だけで 1 つの行を占めることになる。このことを利用して、1 行が句点（全角の . や 。）で終わらない行は文ではないと判断し、削除した。このようにして抽出した文は 462,484 個で、平均文字数は 64.4 であった。この時点では、同じ文が重複してカウ

トしてある。

2. FLS の抽出

下記の 4 つのパターン (pat1~pat4) に適合する文章をそれぞれ検出することにより、FLS の文を抽出した。

pat1 は伊藤 (2011) の抽出条件と同一のものである。pat2 は北森・酒井・坂地 (2017) の文頭手がかり表現と文末手がかり表現を参考に、業績、売上または利益のいずれかに関する FLS を抽出するためのものである。pat3 と pat4 は財務会計基準機構 (2005) の調査項目を参考に設定したものであるが、同調査の結果ではそれぞれの開示割合が異なっているため、本節では区別して調査する。また pat3 については、企業の MD&A 情報を確認したところ、「戦略の現状と見通し」という見出しを開示する企業もあるため、それを pat3 に追加した。

具体的な定義には正規表現¹³を用いており、以下の通りである。

```
pat1 = "(次期の見通し|今後の戦略|今後の見通し) "  
pat2 = "(業績|売上|利益) .* (予想|見通し|見込) .* (。|。) "  
pat3 = "戦略の現状と見通し|戦略の現状と見通し"  
pat4 = "経営者の問題意識と今後の方針"
```

ここで、"A|B" は「A または B」に、"." は任意の 1 文字に一致し、"*" は直前の表現の 0 回以上の繰り返しを表す。例えば "(A|B).*C" という正規表現は「A または B の後に 0 個以上の任意の文字が続き、その次に C がくる」ことを表すので、"AxyzC" や "BC" という文に一致する。正規表現により、複雑なパターンを簡潔に表現できる。例えば、pat2 では「業績」「売上」「利益」のいずれかの後に、「予想」「見通し」「見込」のいずれかが続く場合を表現しており、組み合わせを自然に表現できている。

ただし、pat2 として抽出された文章をランダム・サンプリングしたところ、「当社の業績状況によりましては、繰延税金資産の回収見込がないと判断し、取崩しが必要となる可能性があります」といった、会計処理に関する一般的な注意事項であって FLS とは言えない文章が含まれていた (引当金や減損に関しても同様)。そこで、pat2 については全データの

¹³ 正規表現 (regular expressions) とは文字列の集合を 1 つの文字列で表現する方法であり、様々なプログラミング言語に組み込まれている。Python では re モジュールとして利用可能である。

個別確認を行い、以下のように分類した。

- (1) pat2 の正規表現に一致しない => 将来の見通し文ではない。(値が 0)
- (2) pat2 の正規表現に一致する => 将来の見通し文とそうでない文が混在。
 - (2-1) pat2 に一致し、かつ、将来の見通し文である。(値が 1)
 - (2-2) pat2 に一致するが、将来の見通し文ではない。(値が 0)
 - (2-3) pat2 に一致するが、将来の見通し文かどうか分からない。(値が 0)

分類にあたっては、まず姫が分類した。その上で、疑問がある文章については、九州大学の太石桂一教授と西南学院大学の原口健太郎准教授に再チェックをお願いし、明らかに業績に関する予想や見通しを記述している文章のみを選定した。その結果、1,191 センテンスを選定した。なお、1 社で複数の業績予測情報を開示する企業もある。

3. 企業特性変数

分析に用いる企業特性変数の定義は以下の通りであり、伊藤（2011）に従っている。

- ① 企業規模（SIZE）：株式時価総額の対数変換値。
- ② 多角化（NBSEG）： $\text{Log} \{1 + (\text{事業セグメント数})\}$ 。
- ③ 外国人持株比率（FOREIGN）：外国法人等所有株式数／期末発行済株式総数×100。
- ④ 収益性（ROA）：営業利益／負債・純資産合計×100。負債・純資産合計は前期と当期の平均の値を使用している。
- ⑤ 会計基準ダミー（SEC）：米国会計基準を採用していれば 1、日本会計基準であれば 0。なお、分析対象期間において IFRS 採用企業は存在しない。
- ⑥ 将来志向情報ダミー（FORECAST）：pat1 から pat4 のいずれかの FLS を開示していれば 1、開示していなければ 0。

4. 分析結果

(1) 記述統計量および相関表

本節で使用する変数の記述統計量を表 5-1 に、変数間の相関係数行列を表 5-2 にそれぞれ示す。表 5-1 の開示は、pat1 から pat4 までのいずれかに当てはまるということである。

表5-1 記述統計量

変数	グループ	平均	標準誤差	中央値	標準偏差	最小	最大
SIZE	開示(3,611)	10.262	0.012	10.206	0.716	7.927	13.062
	非開示(7,269)	10.337	0.009	9.349	0.762	7.924	12.992
NBSEG	開示(3,611)	2.620	0.027	2.000	1.621	1.000	14.000
	非開示(7,269)	2.562	0.018	2.000	1.503	1.000	12.000
FOREIGN	開示(3,611)	0.581	0.050	0.012	3.006	0.000	56.538
	非開示(7,269)	0.564	0.043	0.010	3.704	0.000	96.280
ROA	開示(3,611)	4.781	0.108	4.350	6.464	-54.610	43.780
	非開示(7,269)	4.895	0.070	4.270	6.003	-54.200	46.390
SEC	開示(3,611)	0.013	0.002	0.000	0.112	0.000	1.000
	非開示(7,269)	0.009	0.001	0.000	0.097	0.000	1.000

表5-2 相関係数

	SIZE	NBSEG	FOREIGN	ROA	SEC
SIZE	1.000				
NBSEG	0.256	1.000			
FOREIGN	0.090	0.004	1.000		
ROA	0.317	-0.058	0.104	1.000	
SEC	0.256	0.193	0.049	0.004	1.000

(2) FLS の開示実態

表 5-3 は分析対象期間 2004 年から 2009 年までのサンプル 10,880 社・年を対象に、パターンごとの FLS の開示企業数と割合を示している。「分析対象数」は各年の分析対象企業数（非開示企業含む）である。表 5-3 から、pat3 の FLS が最多であり、pat1 の FLS が最少であることが分かる。一方、pat1 から pat4 までのいずれかの FLS が含まれることを意味する FORECAST が 33.2%となっていることから、全体の 3 割以上の企業は FLS を何らかの形で開示しており、その数はおおむね年々増加する傾向にある。pat1・3・4 の割合はおおむね増加する傾向にあるが、pat2 だけは減少する傾向にある。

表5-3 FLSの開示実態

開示 年		2004	2005	2006	2007	2008	2009	合計
分析対象数	社	1,801	1,771	1,801	1,856	1,843	1,808	10,880
pat1	社	100	100	97	106	115	122	640
	(%)	5.6%	5.6%	5.4%	5.7%	6.2%	6.7%	5.9%
pat2	社	159	140	128	121	111	114	773
	(%)	8.8%	7.9%	7.1%	6.5%	6.0%	6.3%	7.1%
pat3	社	248	416	427	450	449	461	2,551
	(%)	13.8%	23.5%	23.7%	24.2%	24.4%	25.5%	22.5%
pat4	社	102	128	136	150	149	141	806
	(%)	5.7%	7.2%	7.6%	8.1%	8.1%	7.8%	7.4%
FORECAST	社	522	590	598	631	627	643	3,611
	(%)	29.0%	33.3%	33.2%	34.0%	34.0%	35.6%	33.2%

表 5-4 は、サンプルを pat1 から pat4 までのいずれかを開示している企業群（開示企業）といずれも開示していない企業群（非開示企業）とに区分した上で、5 つの企業特性変数に関してグループ間の平均差の検定を行った結果を示している。

表5-4 平均差の検定（FORECAST）

変数	開示企業				非開示企業				t値
	N	平均	標準偏差	標準誤差	N	平均	標準偏差	標準誤差	
SIZE	3,611	10.262	0.716	0.012	7,269	10.337	0.762	0.009	-4.922***
NBSEG	3,611	2.620	1.621	0.027	7,269	2.562	1.503	0.018	1.857*
FOREIGN	3,611	0.581	3.006	0.050	7,269	0.564	3.704	0.043	0.248
ROA	3,611	4.781	6.464	0.108	7,269	4.895	6.003	0.070	-0.909
SEC	3,611	0.013	0.112	0.002	7,269	0.009	0.097	0.001	1.559

*** : p<.01、** : p<.05、* : p<.1

この結果によると、非開示企業の SIZE と ROA は開示企業より大きい一方で、NBSEG、FOREIGN、SEC は開示企業よりも小さい。ただし平均差が 1%水準で有意となる変数は SIZE のみである。

表 5-5 は、開示企業の FLS を各パターンに区分した上で非開示企業と比較したものである。SIZE、NBSEG、および SEC の平均差は pat4 の NBSEG をのぞいて統計的に有意であるが、pat1・2 と pat3・4 とで t 値の符号が逆転している。すなわち、これら 3 つの変数に関して、pat1・2 では開示企業の方が大きいのに対し、pat3・4 では非開示企業の方が大きいのである。一方、FOREIGN と ROA に関してはいずれの pat でも統計的に有意な差は検出されなかった。

表5-5 平均差の検定 (pat別)

変数	グループ	pat1		pat2		pat3		pat4	
		平均	t値	平均	t値	平均	t値	平均	t値
SIZE	開示	10.393	2.831***	10.470	6.111***	10.191	-9.411***	10.203	-4.291***
	非開示	10.307		10.300		10.349		10.321	
NBSEG	開示	2.956	6.350***	2.898	5.929***	2.476	-3.921***	2.567	-0.269
	非開示	2.558		2.557		2.613		2.582	
FOREIGN	開示	0.369	-1.501	0.625	0.463	0.542	-0.459	0.623	0.450
	非開示	0.582		0.565		0.578		0.565	
ROA	開示	4.496	-1.528	4.939	0.384	4.853	-0.041	4.721	-0.654
	非開示	4.880		4.851		4.858		4.868	
SEC	開示	0.017	1.688*	0.047	10.203***	0.000	-5.753***	0.000	-3.050***
	非開示	0.010		0.008		0.014		0.011	

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

5. 考察

まず、表 5-3 から、開示の傾向について pat ごとに検討する。伊藤（2011）と同じ条件で抽出した pat1 の開示企業の割合はトータルで 5.9%であり、データの入手可能性や外れ値の除外でサンプル・サイズが異なることを考慮しても、約 20%という伊藤（2011）の結果より明らかに少ない。これは伊藤（2011）が指定のキーワード以外の何らかの条件を追加して抽出を行ったことを示唆する。

pat2 の結果からは、今後の業績見通しを開示している企業が 1 割以下にとどまっていることが分かる。ほとんどの上場企業が決算短信で業績予想を公表していることを考えると、極めて少ない数であるが、有価証券報告書という法定開示においては、企業はより慎重になるのだと推測できる。また、pat2 の割合はおおむね年々減少する傾向にあるが、当該傾向は、2007 年のいわゆるリーマン・ショックに端を発した世界金融危機により、各企業における業績見通しが困難になった等に起因する可能性がある。

pat3 は財務会計基準機構（2005）の調査結果よりも多く、pat4 は少ないが、これは本節とはサンプルが異なることが原因と考えられる。全体としては、3 割以上の企業が FLS を開示していることは、先行研究より多く FLS を抽出できたということを意味する。

次に、表 5-5 から、企業の FLS 開示活動に影響する要因を考察する。なお、pat1 の結果については、伊藤（2011）の検証結果とかなり異なっているが、上述のように抽出条件が同じではないと考えられるので、比較することにはあまり意味がないであろう。何よりも、ここでの重要なのは、pat2 すなわち業績に関する将来見通し（業績 FLS）を開示している

企業を抽出したことである。先行研究では、MD&A において業績 FLS を開示する企業の特性は明らかになっていない。そこで以下では、特に pat2 に注目して考察を行う。

ちなみに、pat2 については、平均差の検定に加えて、伊藤（2011）と同様に開示／非開示ダミーを被説明変数とするロジスティック回帰分析も行った。その結果は平均差の検定と同じであったため、ここでは結果の提示は割愛する。

外国人持株比率（FOREIGN）は、どのパターンでも有意な差とはならなかった。外部からのプレッシャーは、開示によって発生する訴訟リスクやプロプライエタリー・コストを上回るほど強いインセンティブとはなっていない可能性がある。収益性（ROA）もすべてのパターンにおいて有意な結果は得られなかった。伊藤（2011）は、収益性が低い企業は市場からの評価を低下させないように FLS を開示すると指摘しているが、本分析の結果からは、収益性の高低が業績 FLS の開示に影響を及ぼしているとは言えない。

一方、pat2 において、SIZE、NBSEG、および SEC は 1%水準で有意な差が見られた。規模（SIZE）が大きい企業が積極的に業績に関する FLS を開示する傾向が見られたことは、大企業ほど株式市場からの注目が高く、開示しない場合のレピュテーションの低下が懸念されるからだと解釈できる。事業セグメント数（NBSEG）が多い企業が積極的に業績見通しを開示する傾向は、米国における Li (2010) の結果とも整合的である。多角化企業は、情報の非対称性を緩和し、自社の将来性を積極的にアピールしてコングロマリット・ディスカウントを回避するために業績見通しを開示している可能性がある。米国基準採用企業（SEC）が積極的に業績に関する FLS を開示しているのは、すでに米国市場でも同様の開示を行っているからであろう。

なお、有意な差が見られたこれら 3 つの変数に関して pat2 と pat3・4 との間で正負が逆になっているのは、pat3・4 がいわゆるボイラープレート型（見出し+定型文）の開示を多く含んでおり、規模が比較的小さい企業がこの型を採用しているからだと考えられる。

6. 小括

本節では、日本において MD&A 情報の開示が義務づけられた 2004 年 3 月期から 2009 年 3 月期までの 10,880 社・年を対象に FLS の開示実態と開示企業の特性を明らかにした。その意義は、先行研究をふまえ、FLS をより網羅的に抽出するために、いくつかのパターンを追加し、FLS の開示実態と開示する企業の特性を検証した点にある。とりわけ、業績に関する将来見通しを開示する企業の特性を明らかにしたことは 1 つの貢献である。

先行研究との比較により、正規表現を用いた FLS 抽出の有効性は本節の分析から明らかになったと言えるので、以下では本節で抽出した業績 FLS を機械学習の訓練データとする。

第2節 機械学習を用いた業績 FLS の予測と分析

第1節では、先行研究と比較するために、2004年から2009年までの6年間の日本企業のMD&AにおけるFLSの開示実態と開示企業の特性を明らかにした。FLSの抽出に関しては、伊藤（2011）と同じキーワードの pat1（次期の見通し|今後の戦略|今後の見通し）、財務会計基準機構（2005）の調査項目 pat3（戦略の現状と見通し|戦略的現状と見通し）と pat4（経営者の問題意識と今後の方針）、および北森・酒井・坂地（2017）を参考に作成した pat2（（業績|売上|利益）.*（予想|見通し|見込）.*（。|。|。））を用いて抽出した。

こうして FLS の開示実態を調査した結果、pat1 が最少であり、pat3・4 ではボイラープレート型（見出し+定型文）の開示が多かった。そのため、本節ではまず、2004 年から 2009 年までの MD&A 情報から抽出した pat2 の文を機械学習の訓練データとして、SVM を用いて、2010 年から 2019 年までの業績 FLS を予測することを試みる。次いで、業績 FLS を開示する企業の特性を明らかにする。なお、前述のように、本節で 2010 年から 2019 年までを対象にするのは、第1節の結果と比較するためである。

1. データ

2010 年 3 月期から 2019 年 3 月期までに有価証券報告書における【業績等の概要】、【生産、受注及び販売の状況】、【対処すべき課題】、【財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析】（MD&A）を分析対象とする。

MD&A およびその他の情報は総合企業情報データベース eol を用いて有価証券報告書の【事業の状況】から取得した。分析に必要な財務データは eol と NEEDS Financial-QUEST より取得した。サンプルは、全上場企業のうち、金融・証券・保険をのぞく一般事業会社である。また、決算月数が 12 ヶ月かつ決算期が 3 月末日であり、検証に必要な財務データおよび MD&A 情報がすべて入手可能な企業を分析対象とした。その結果、サンプル・サイズは 20,050 社・年となった。

2. 業績 FLS の抽出

まず、2004 から 2009 年までのデータをもとに、Python を用いて下記の pat2 に合致する文を検出することにより、業績 FLS の候補文を抽出した。

pat2 = “（業績|売上|利益）.*（予想|見通し|見込）.*（。|。|。）”

3. 機械学習による業績 FLS の文の予測

業績 FLS かどうかを自動的に判断するため、教師あり機械学習を用いた。教師は、あらかじめ業績 FLS であるかどうかのラベルを付けた。ただし、すべての文を対象とするには、重複をのぞいても量が多いため、人手でラベルを付けるのは困難である。そこで、pat2 で定義したパターンを含む文を業績 FLS の候補として 2,493 個を抽出して、この候補のみを人手で確認した。候補以外はすべて負例（業績 FLS ではない）と仮定している。具体的な機械学習アルゴリズムとして、Python のライブラリ scikit-learn(0.24.2) 内の SVM を用いた。

SVM に限らず、機械学習を用いる場合は、文を数値の列（ベクトル）に変換し、ベクトル空間の 1 つの点として表現する必要がある。このために、文を単語に分割した上で、単語がデータ全体で何回出現するかという頻度の情報を用いてベクトル化する。具体的には、単語への分割は MeCab (0.996) Python へのインターフェイス mecab-python3(1.0.3) を用いた。MeCab の辞書には NEologd (0.5.1) を使い、形態素に分割した上で、品詞が記号および '*' と表示されたものを削除した。例えば、記号しかない文が存在するが、この場合、文としては空になってしまうので、このような文は削除した。また、ここで同じ文は 1 つにまとめたので、機械学習に与える訓練例としては、正例（業績 FLS）996 個、負例 435,444 個を得た。

SVM にはカーネルの種類を指定し、関連するパラメータの値を選ぶ必要があるが、代表的なカーネルをいくつかのパラメータの値で比較した上で RBF カーネル（パラメータは $C=100$, $\gamma=0.5$ ）を用いた。訓練例のうち 75%を使い機械学習アルゴリズムを訓練し、残り 25%を未知の文として扱い、訓練したアルゴリズムに予測させる交差検証で、予測の精度を評価した。訓練例の中の正例と負例の比率が非常に偏っているので、訓練に使う文と予測に使う文に分ける時に、正例と負例の比率に応じて選んでいる。

(1) 業績 FLS の抽出結果の評価値

まず、正例と負例ごとに予測した値が正しいかどうかを True か False で表した混合行列を導入する（表 5-6）。

表5-6 混合行列

		真のラベル	
		正	負
予測したラベル	正	True Positive (TP)	False Positive(FP)
	負	False Negative (FN)	True Negative(TN)

例えば、TP と FN は、それぞれ正しく正例と予測した個数と間違えて負例と予測した個数を表す。これらの要素を用いて精度（precision）、再現率（recall）は以下のように定義される。再現率と精度の調和平均である F 値を用いた。

$$\begin{aligned}\text{精度 (precision)} &= \frac{TP}{TP+FP} \quad (\text{正解と予測した中の正解の割合}) \\ \text{再現率 (recall)} &= \frac{TP}{TP+FN} \quad (\text{正解がどれだけ再現できたか}) \\ \text{F1-value (F 値)} &= \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (\text{再現率と精度の調和平均})\end{aligned}$$

両方のクラスの評価値の平均については、負例側も再現率などを求めることができ、2 つのクラスで評価値が計算できる。マクロ平均、つまり、各クラスの評価値の平均である。正例で評価値を求め、負例で評価値を求め、それらを単純に平均した。ミクロ平均は、TP 等を文ごとに集計して各評価値を計算した。クラスに関係なく、正しく正解と予測された文を TP として、他の FP 等も集計した後、上記の計算式で評価値を計算した。

(2) 交差検証

教師あり機械学習では、一般にラベル付きデータを訓練用とテスト用に分割して評価する。訓練用とテスト用の分割の仕方で結果が変化することがあるため、5 分割交差検証により、全データを 5 分割し、4 つを訓練データ、1 つをテストデータにした。

□□□□■：最初は 5 番目の分割部分■をテストデータとして利用

□□□■□：訓練データはテスト以外の 4 つの分割部分□

□□■□□：5 回の分割で出た評価値の平均値を結果として出力

□■□□□

■□□□□

交差検証した結果は表 5-7 の通りである。

表5-7 交差検証の結果

マクロ平均	F値	精度	再現率
	0.69	0.71	0.69
ミクロ平均	F値	精度	再現率
	0.74	0.74	0.74

業績 FLS 文（正例）の再現率が比較的に低いですが、負例が極端に多いため、ミクロ平均では負例の評価値が全体の評価値を上げている。

4. 分析モデル

次に、ロジスティック回帰分析を用いて分析する。諸変数の選択は、伊藤（2011）と加藤・五島（2021）を参考にした。機械学習で抽出した業績 FLS（P_FLS=1）を企業特性の諸変数によって説明する。

$$\begin{aligned} \text{Prob}(P_FLS=1) = & \alpha + \beta_1 EM + \beta_2 SEC/IFRS + \beta_3 AGE + \beta_4 ROA + \beta_5 FOREIGN \\ & + \beta_6 SI + \beta_7 NBSEG + \beta_8 SIZE + \beta_9 MTB + YEAR \\ & + INDUSTRY + \varepsilon \end{aligned}$$

分析に用いる企業変数の定義は表 5-8 の通りである。

表5-8 変数一覧

変数	定義
P_FLS	業績FLSを開示していれば1、そうでなければ0のダミー変数。
EM	上場市場（新興市場） 東証マザーズ、ジャスダック、大証ヘラクレス、名証セントレックス、札証アンビシャス、福証Q-Boardのいずれかに上場していれば1、そうでなければ0のダミー変数。
SEC/IFRS	採用会計基準 米国会計基準（SEC）または国際財務報告基準（IFRS）を採用していれば1、そうでなければ0のダミー変数。
AGE	上場年数
ROA	収益性 （事業利益）／（使用総資本の2期平均）× 100。
FOREIGN	外国人持株比率 （外国法人等所有株式数）／（期末発行済株式総数）× 100。
SI	特別利益・損失（純額絶対値） {(特別利益) + (特別損失)}／(総資産)。
NBSEG	Log {1 + (事業セグメント数)} 。
SIZE	企業規模 株式時価総額の対数変換値。
MTB	時価簿価比 {(株式時価総額) + (負債)}／(総資産) 。

5. 分析結果

(1) 記述統計量と相関表

分析に使用する変数の記述統計量を表 5-9 に、変数間の相関係数行列を表 5-10 にそれぞれ示す。

表5-9 記述統計量

	N	平均	標準偏差	中央	最小	最大
P_FLS	20,050	0.038	0.192	0.000	0.000	1.000
EM	20,050	0.207	0.405	0.000	0.000	1.000
SEC/IFRS	20,050	0.034	0.182	0.000	0.000	1.000
AGE	20,050	32.989	20.866	27.000	0.000	69.000
ROA	20,050	5.208	6.501	4.740	-159.740	80.650
FOREIGN	20,050	0.326	2.391	0.028	0.000	73.273
SI	20,050	0.018	0.117	0.006	0.000	10.916
NBSEG	20,050	0.522	0.172	0.477	0.301	1.114
SIZE	20,050	10.381	0.787	10.273	8.290	13.457
MTB	20,050	1.130	0.919	0.943	0.286	41.284

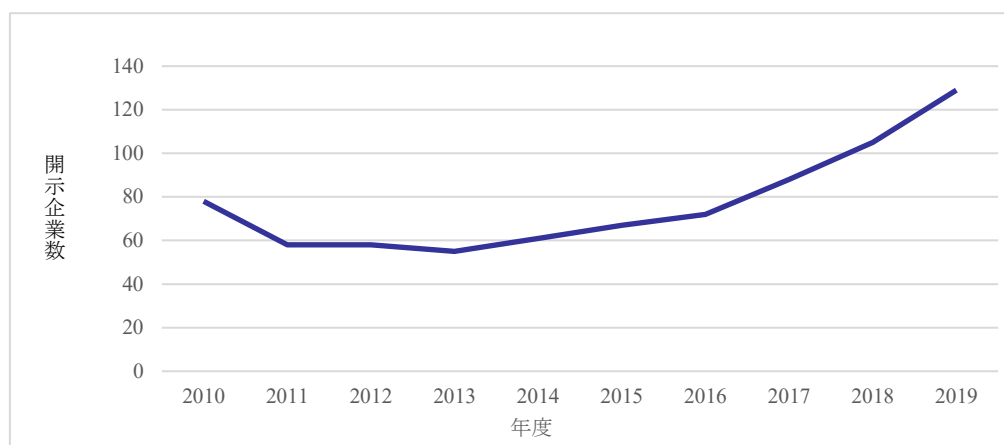
表5-10 相関係数

	EM	SEC/IFRS	AGE	ROA	FOREIGN	SI	NBSEG	SIZE	MTB
EM	1.000								
SEC/IFRS	-0.072	1.000							
AGE	-0.425	0.094	1.000						
ROA	-0.082	0.057	-0.088	1.000					
FOREIGN	0.043	0.013	-0.120	0.069	1.000				
SI	0.057	-0.027	-0.014	-0.215	0.017	1.000			
NBSEG	-0.085	-0.072	0.179	-0.065	-0.016	0.018	1.000		
SIZE	-0.439	0.338	0.323	0.288	0.055	-0.065	0.129	1.000	
MTB	0.087	0.083	-0.165	0.188	0.095	0.155	-0.068	0.171	1.000

(2) 業績 FLS の開示実態

業績 FLS の開示実態は図 5-1 に示している。業績 FLS を開示する企業は概ね年々増加しているが、全体的に業績 FLS を開示する企業は多くなかった。

図 5-1 業績 FLS の開示実態



年度	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	合計
分析対象数	2,082	2,041	2,009	2,020	2,003	1,994	1,965	1,990	1,980	1,966	20,050
P_FLS (社)	78	58	58	55	61	67	72	88	105	129	771
P_FLS (%)	3.7%	2.8%	2.9%	2.7%	3.0%	3.4%	3.7%	4.4%	5.3%	6.6%	3.8%

(3) 平均差の検定

表 5-11 は業績 FLS の開示企業と非開示企業とに区分した上で、企業特性変数に関して平均差の検定を行った結果を示している。この結果によると、非開示企業の ROA は開示企業より大きい一方で、EM、SEC/IFRS、AGE、FOREIGN、SI、NBSEG、SIZE、MTB は開示企業よりも小さい。ただし、1%水準で有意となる変数は、SEC/IFRS、ROA、NBSEG と SIZE である。

表5-11 平均差の検定

変数	開示企業 (N=771)			非開示企業 (N=19,279)			t値
	平均	標準偏差	標準誤差	平均	標準偏差	標準誤差	
EM	0.220	0.414	0.015	0.210	0.405	0.003	0.839
SEC/IFRS	0.100	0.303	0.011	0.030	0.175	0.001	6.447***
AGE	33.920	21.035	0.758	32.950	20.859	0.150	1.259
ROA	4.414	7.195	0.259	5.240	6.470	0.047	-3.461***
FOREIGN	0.335	1.702	0.061	0.326	2.414	0.017	0.109
SI	0.036	0.398	0.014	0.017	0.088	0.001	1.311
NBSEG	0.548	0.183	0.007	0.521	0.172	0.001	3.989***
SIZE	10.501	0.883	0.032	10.377	0.783	0.006	3.839***
MTB	1.179	0.664	0.024	1.128	0.928	0.007	1.501

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

(4) ロジスティック回帰分析

表 5-12 はロジスティック回帰分析の結果を示している。被説明変数を業績 FLS の開示／非開示ダミーとするロジスティック回帰分析の結果、1%水準で有意差があった項目は、SEC/IFRS、ROA、および NBSEG である。5%水準で有意差があった項目は SIZE で、10%水準で有意差があった項目は SI である。年度ダミーと業種ダミーの記載は省略している。結果として平均差の検定でマイナスとなっている項目（ROA）では、やはり負の関係が見られる。

表5-12 ロジスティック回帰分析

被説明変数：業績FLS			
	Estimate	Std. Error	z value
Constant	-4.907	0.675	-7.268***
EM	0.180	0.111	1.619
SEC/IFRS	1.195	0.158	7.567***
AGE	-0.001	0.002	-0.311
ROA	-0.018	0.005	-3.558***
FOREIGN	0.001	0.002	0.463
SI	0.293	0.156	1.882*
NBSEG	1.120	0.223	5.029***
SIZE	0.157	0.065	2.416**
MTB	-0.057	0.047	-1.219

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

6. 考察

(1) 業績 FLS の開示実態

業績 FLS を開示する企業は概ね年々増加しているが、全体的に業績 FLS を開示する企業は多くなかった。これは前節の結果と大差がない。一般に、企業は有価証券報告書のような法定開示資料よりも、決算短信や統合報告書で業績 FLS を開示する傾向があるとされるが、この結果は法定開示資料とそれ以外の開示資料という媒体の性格の違いが開示行動に影響を及ぼすことを示唆している。

(2) 企業の業績 FLS の開示行動に影響する要因

米国基準または IFRS を採用している企業が積極的に業績 FLS を開示していることは前節の結果と同様である（なお、2009 年までを対象とする前節のサンプルには IFRS 採用企業は含まれていない）。これは、前節でも述べたように、米国基準採用企業はすでに米国市場でも同様の開示を行っていたからだと考えられる。IFRS 採用企業については、米国基準から切り替えた企業が多いためだと推測できる。

収益性（ROA）の高い企業が低い企業よりも積極的に業績 FLS を開示しないことは、有意差が見られなかった前節の分析結果とは異なり、伊藤（2011）の結果と整合的である。これは、収益性が低い企業は市場からの評価を低下させないように業績 FLS を積極的に開示していることを示唆している。

事業セグメント数が多い企業が積極的に業績 FLS を開示する傾向が見られるのは、前節の分析結果と同様であり、米国における Li (2010) の結果とも整合的である。この結果は、多角化企業は、情報の非対称性を緩和し、コングロマリット・ディスカウントを回避するために業績 FLS を開示していると解釈するのが妥当であろう。

規模が大きい企業が積極的に業績 FLS を開示する傾向があることも、前節の分析結果と整合している。大企業は株式市場からの注目度が高く、業績 FLS を開示しない場合のレピュテーションの低下が懸念されるからだと解釈できる。

前節の分析モデルに付け加えた変数として、特別利益・損失の純額絶対値 (SI) がある。有意水準は 10% と低いものの、変数 SI の係数が正の値であることは、特別利益または特別損失が大きい企業は積極的に業績 FLS を開示することを弱く示唆する。そのような企業は一般に、特別利益または特別損失が大きい理由やそれが当期の業績に及ぼした影響を詳しく MD&A で説明する傾向がある。その流れで、将来の業績に及ぼす影響についても MD&A で説明している可能性がある。

7. 小括

ここまで、機械学習の手法を用いて業績 FLS を抽出し、2010 年 3 月期から 2019 年 3 月期までの 20,050 社・年を対象に業績 FLS の開示実態と開示企業の特性を明らかにしてきた。業績 FLS を開示する企業は概ね年々増加する傾向があり、2018 年と 2019 年は 100 社を超えていることが分かった。

企業の業績 FLS の開示行動に影響する要因は、採用している会計基準、収益性、特別損益、事業セグメント数、および企業規模である。米国基準/IFRS を採用している企業、収益性が低い企業、特別損益が大きい企業、事業セグメント数が多い企業、または規模が大きい企業は積極的に業績 FLS を開示する傾向がある。

8. 追加分析：米国基準と IFRS の相違を考慮した場合

本節の分析対象年度においては、前節とは異なり、米国基準採用企業と IFRS 採用企業が混在している。そこで、両者を区別した分析を追加的に行う。表 5-13 は本サンプルにおける採用会計基準の経年変化を示している。会計基準と FLS のクロス表は表 5-14 に示す。

表5-13 採用会計基準の経年変化

年度		2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	合計
会計基準	SEC	31	29	29	28	24	20	20	17	16	11	225
	IFRS	1	3	5	9	23	49	63	86	99	124	462
	日本	2,050	2,009	1,975	1,983	1,956	1,925	1,882	1,887	1,865	1,831	19,363
合計		2,082	2,041	2,009	2,020	2,003	1,994	1,965	1,990	1,980	1,966	20,050

表5-14 会計基準と業績FLSのクロス表

		業績FLS		合計
		非開示	開示	
会計基準	SEC	196	29	225
	IFRS	412	50	462
	日本	18,671	692	19,363
合計		19,279	771	20,050

平均差の検定の結果を示した表 5-15 から分かるように、IFRS 採用企業と米国基準採用企業では、業績 FLS の開示傾向および企業特性にかなり差異がある。ROA をのぞくすべての変数に関して、米国基準採用企業の方が有意に高い。

表5-15 平均差の検定

変数	SEC (N=225)			IFRS (N=462)			t値
	平均	標準偏差	標準誤差	平均	標準偏差	標準誤差	
P_FLS	0.13	0.336	0.023	0.05	0.213	0.01	3.273***
AGE	47.24	18.368	1.247	39.45	22.318	1.038	4.798***
ROA	6.423	4.027	0.273	6.116	6.025	0.28	0.682
FOREIGN	0.737	2.71	0.184	0.148	0.195	0.009	3.196***
NBSEG	0.69	0.193	0.013	0.512	0.188	0.009	11.434***
SIZE	12.135	0.56	0.038	10.675	0.82	0.038	27.094***
MTB	1.252	0.401	0.027	1.158	0.579	0.027	2.164***

表5-16 ロジスティック回帰分析

被説明変数: 業績FLS								
	モデル1				モデル2 (2010年を除く)			
	Estimate	Std.Error	Wald	Pr	Estimate	Std.Error	Wald	Pr
constant	-5.247	0.731	51.525	0.000	-5.161	0.774	44.431	0.000
EM	0.180	0.111	2.612	0.106	0.167	0.118	2.027	0.155
IFRS	1.086	0.187	33.844	0.000	1.111	0.190	34.377	0.000
SEC	1.336	0.239	31.141	0.000	1.248	0.266	21.985	0.000
AGE	-0.001	0.002	0.072	0.778	-0.001	0.002	0.051	0.822
ROA	-0.018	0.005	12.703	0.000	-0.021	0.005	15.586	0.000
FOREIGN	0.008	0.016	0.229	0.633	0.017	0.018	0.939	0.333
SI	0.290	0.155	3.478	0.062	0.021	0.273	0.006	0.938
NBSEG	1.117	0.233	22.927	0.000	1.089	0.247	19.378	0.000
SIZE	0.152	0.065	5.387	0.020	0.137	0.069	3.954	0.047
MTB	-0.053	0.046	1.321	0.250	-0.034	0.045	0.567	0.452
Observations	20,050				17,968			

一方、表 5-16 に示しているように、業績 FLS の開示／非開示ダミーを被説明変数とするロジスティック回帰分析においては、説明変数を IFRS と SEC に分けても結果は変わらない。つまり、IFRS 採用企業と米国基準採用企業のいずれも、業績 FLS を積極的に開示する傾向があるのである。また、本節の分析対象期間で最も金融危機の影響が大きい 2010 年を除外してみると、表 5-16 のモデル 2 のように SI が有意ではなくなる。この結果は、巨額の特別損益が生じたときには、その理由とそれが将来の業績に及ぼす影響を MD&A で記述するという解釈を補強するものである。なお、年度ダミーと業種ダミーの記載は省略している。

第3節 深層学習モデルを用いた業績 FLS および FLS の予測と分析

第 2 節では、機械学習アルゴリズムとして、Python のライブラリ scikit-learn (0.24.2) 内の SVM を用いて、業績 FLS を予測した。その上で、2010 年から 2019 年における業績 FLS の開示実態および開示に影響する要因を明らかにした。本節では機械学習の一種である深層学習を用いて、フル・サンプル、すなわち 2004 年から 2019 年の業績 FLS および FLS を予測することを試みる。次いで、それらの開示実態、および開示する企業の特性を分析する。

なお、分析に必要なデータは第 2 節と同様に取得し、分析モデルも同じである。ただし、全サンプルのうち FOREIGN が上下 0.5% のサンプルは外れ値として除外した。その結果、サンプル・サイズは 32,226 社・年となった。

1. 深層学習による業績 FLS および FLS の予測

本節では、2018 年に Google AI Language チームから提案された自然言語における深層学習のモデル BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)¹⁴ を用いて業績 FLS および FLS を予測する。BERT の特徴の 1 つは、文脈を考慮した分散表現を生成できることである (近江ほか, 2022, 5 頁)。例えば、BERT から得られる単語の分散表現は、同じ単語でも文脈 (周りの文章) が変わると、それに応じて異なる値をとる。このように文脈を考慮した分散表現を生成することは既存のモデルでも行われていたが、BERT では Attention という手法により、離れた位置にある情報も適切に取り入れることができるという特徴がある。

BERT には事前学習とファインチューニング (fine-tuning) と呼ばれる 2 つの学習の過程がある。事前学習とは、大規模なデータを用いて学習を行った結果得られる、学習済のモデルのことを指す (佐藤ほか, 2022)。一度大規模なデータでモデルを学習し、そのモデルの学習結果を再利用することで、少ない追加学習で特定のタスクの精度を高めるという手法が現在では主流になりつつある。

そのため、本節における事前学習は日本語のテキストで事前学習された BERT モデル `izumi-lab/bert-base-japanese-fin-additional`¹⁵ (以下、「Izumi-lab BERT モデル」という。)

(Suzuki et al., 2023) を使用する。12 層、埋め込み表現 (embedding) の次元が 768、Attention Heads が 12 となる。Izumi-lab BERT モデルのトレーニングデータは、Wikipedia で事前学習 (Tohoku University's BERT base Japanese model : `cl-tohoku/bert-base-japanese`) したデータと、金融テキスト (決算短信 2012/10/9~2020/12/31、有価証券報告書 2018/2/8~2020/12/31) となっている。金融コーパスファイルは約 2,700 万文からなる。

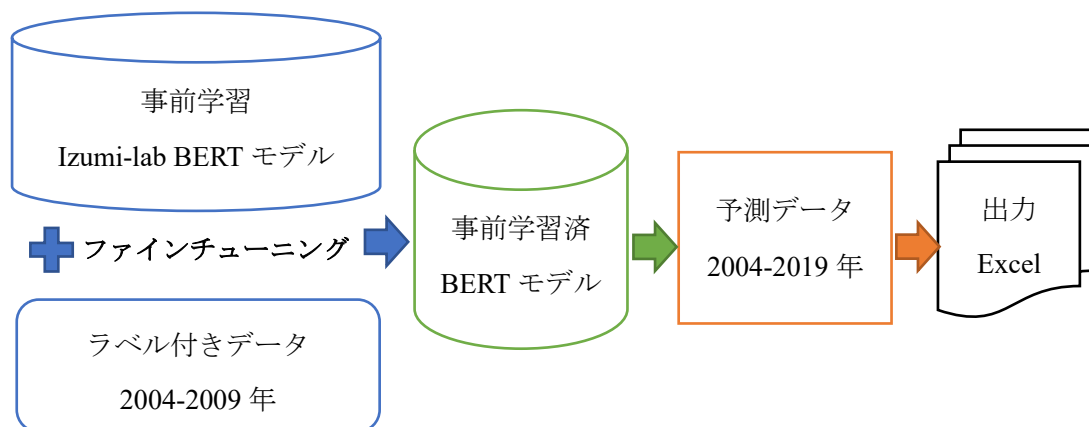
次に、BERT の事前学習済モデルに対して、タスク別の教師ラベル付き学習データを使用したファインチューニングを行う。ファインチューニングでは、比較的少数のラベル付きデータを用いて、BERT を特定のタスクに特化するように学習する (近江ほか, 2022, 5 頁)。近江ほか (2022) は少数のラベル付きデータからでも、個別のタスクで高い性能を発揮するモデルを得ることができると述べている (6 頁)。そこで、ファインチューニングには 2004 年から 2009 年までの MD&A から抽出した業績 FLS の 1,187 センテンスを使う。予測した結果、全部で 2,890,419 文あったが、業績 FLS センテンスは 2,534 文であった。

業績 FLS を予測するイメージは図 5-2 に示している。

¹⁴ BERT の詳細は補論 2 に記した。

¹⁵ <https://huggingface.co/izumi-lab/bert-base-japanese-fin-additional>

図 5-2 業績 FLS の予測



事前学習済 BERT モデルは訓練データとテストデータを用いて評価した。業績 FLS の評価結果において訓練データ（表 5-17）とテストデータ（表 5-18）の両方とも業績 FLS が正例「1」の精度（precision）は 0.84 以上ある。

表5-17 訓練データ

		precision	recall	f1-score	support
業績FLS	0	1.00	1.00	1.00	255,130
	1	0.84	0.91	0.87	606
accuracy				1.00	255,736
macro avg		0.92	0.95	0.94	255,736
weighted avg		1.00	1.00	1.00	255,736

表5-18 テストデータ

		precision	recall	f1-score	support
業績FLS	0	1.00	1.00	1.00	79,693
	1	0.89	0.88	0.89	225
accuracy				1.00	79,918
macro avg		0.95	0.94	0.94	79,918
weighted avg		1.00	1.00	1.00	79,918

なお、FLS も同じ方法で予測した。ただし、ラベル付きデータは 2004 年から 2009 年の

FLS センテンスである。予測した結果、全部で 2,890,419 文あったが、FLS センテンスは 22,225 文であった。

2. 分析結果

(1) 記述統計量と相関表

分析に使用する変数の記述統計量を表 5-19 に示している。業績 FLS (P_FLS) の平均は 0.048 である。一方、FLS の平均は 0.356 である。ただし、業績 FLS は FLS の真部分集合であるため、FLS の中では業績予測情報も含まれている。

表5-19 記述統計量

	N	平均	標準偏差	中央	最小	最大
P_FLS	32,226	0.048	0.215	0.000	0.000	1.000
FLS	32,226	0.356	0.479	0.000	0.000	1.000
EM	32,226	0.209	0.407	0.000	0.000	1.000
SEC/IFRS	32,226	0.027	0.162	0.000	0.000	1.000
AGE	32,226	31.200	20.530	26.000	0.000	69.000
ROA	32,226	5.151	6.668	4.700	-191.400	80.650
FOREIGN	32,226	0.273	1.484	0.019	0.000	20.940
SI	32,226	0.023	0.112	0.008	0.000	10.920
NBSEG	32,226	1.415	0.892	1.792	0.000	2.890
SIZE	32,226	10.370	0.775	10.270	7.924	13.460
MTB	32,226	1.137	0.865	0.967	0.249	41.280

変数間の相関係数行列を表 5-20 に示している。相関係数については、SIZE と FOREGIN の係数値が 0.555 と高くなっており、多重共線性が懸念される。そのため、分析モデルの式からそれらの変数のうち 1 つを除いた分析も予備的に行う。

表5-20 相関係数

	EM	SEC/IFRS	AGE	ROA	FOREIGN	SI	NBSEG	SIZE	MTB
EM	1.000								
SEC/IFRS	-0.069	1.000							
AGE	-0.445	0.099	1.000						
ROA	-0.045	0.058	-0.114	1.000					
FOREIGN	-0.125	0.180	-0.098	0.371	1.000				
SI	0.022	-0.261	-0.010	-0.196	-0.108	1.000			
NBSEG	-0.098	-0.024	0.194	-0.063	0.015	0.131	1.000		
SIZE	-0.469	0.238	0.327	0.356	0.555	-0.061	0.151	1.000	
MTB	-0.013	0.097	-0.097	0.401	0.270	0.052	0.036	0.395	1.000

(2) 開示実態

① 業績 FLS

表 5-21 は分析対象期間 2004 年から 2019 年までのサンプル 32,226 社・年を対象に、深層学習 BERT モデルによる予測した業績 FLS の開示実態を示している。表 5-21 から、全体的に業績 FLS を開示する企業は多くなかったが、2019 年では業績 FLS が最も多く開示されている。また、IFRS を適用している企業の 1 割以上が業績 FLS を開示している。

表5-21 業績FLSの開示実態

年度	会社数 (社)	P_FLS (社)	P_FLS (%)	日本基準			米国基準			IFRS		
				会社数	P_FLS	割合	会社数	P_FLS	割合	会社数	P_FLS	割合
2004	2,081	32	1.5%	2,053	32	1.6%	28	0	0	0	0	0
2005	2,045	47	2.3%	2,014	47	2.3%	31	0	0	0	0	0
2006	2,063	60	2.9%	2,031	59	2.9%	32	1	3.1%	0	0	0
2007	2,121	65	3.1%	2,089	63	3.0%	32	2	6.3%	0	0	0
2008	2,117	53	2.5%	2,086	50	2.4%	31	3	9.7%	0	0	0
2009	2,082	65	3.1%	2,050	62	3.0%	32	3	9.4%	0	0	0
2010	2,020	131	6.5%	1,988	125	6.3%	31	6	19.4%	1	0	0
2011	1,989	102	5.1%	1,957	95	4.9%	29	7	24.1%	3	0	0
2012	1,955	98	5.0%	1,922	93	4.8%	29	5	17.2%	4	0	0
2013	1,984	89	4.5%	1,947	83	4.3%	28	5	17.9%	9	1	11.1%
2014	1,979	100	5.1%	1,933	94	4.9%	24	1	4.2%	22	5	22.7%
2015	1,970	116	5.9%	1,901	107	5.6%	20	1	5.0%	49	8	16.3%
2016	1,943	107	5.5%	1,860	96	5.2%	19	1	5.3%	64	10	15.6%
2017	1,969	122	6.2%	1,866	111	5.9%	16	3	18.8%	87	8	9.2%
2018	1,960	181	9.2%	1,845	161	8.7%	16	3	18.8%	99	17	17.2%
2019	1,948	191	9.8%	1,813	174	9.6%	9	0	0.0%	126	17	13.5%
合計	32,226	1,559	4.8%	31,355	1,452	4.6%	407	41	10.1%	464	66	14.2%

② FLS

表 5-22 は分析対象期間 2004 年から 2019 年までのサンプル 32,226 社・年を対象に、深層学習 BERT モデルによる予測した FLS の開示実態を示している。表 5-22 から、3 割以上の企業が FLS を開示している。その中には 2008 年は最も少なかったが、2019 年は最も多かった。

表5-22 FLSの開示実態

年度	会社数 (社)	FLS (社)	FLS (%)	日本基準			米国基準			IFRS		
				会社数	FLS	割合	会社数	FLS	割合	会社数	FLS	割合
2004	2,081	611	29.4%	2,053	601	29.3%	28	10	35.7%	0	0	0
2005	2,045	562	27.5%	2,014	553	27.5%	31	9	29.0%	0	0	0
2006	2,063	596	28.9%	2,031	586	28.9%	32	10	31.3%	0	0	0
2007	2,121	611	28.8%	2,089	604	28.9%	32	7	21.9%	0	0	0
2008	2,117	529	25.0%	2,086	524	25.1%	31	5	16.1%	0	0	0
2009	2,082	577	27.7%	2,050	564	27.5%	32	13	40.6%	0	0	0
2010	2,020	817	40.4%	1,988	800	40.2%	31	16	51.6%	1	1	100.0%
2011	1,989	720	36.2%	1,957	702	35.9%	29	17	58.6%	3	1	33.3%
2012	1,955	746	38.2%	1,922	724	37.7%	29	19	65.5%	4	3	75.0%
2013	1,984	784	39.5%	1,947	762	39.1%	28	18	64.3%	9	4	44.4%
2014	1,979	783	39.6%	1,933	762	39.4%	24	10	41.7%	22	11	50.0%
2015	1,970	785	39.8%	1,901	751	39.5%	20	12	60.0%	49	22	44.9%
2016	1,943	711	36.6%	1,860	673	36.2%	19	14	73.7%	64	24	37.5%
2017	1,969	794	40.3%	1,866	750	40.2%	16	11	68.8%	87	33	37.9%
2018	1,960	914	46.6%	1,845	861	46.7%	16	9	56.3%	99	44	44.4%
2019	1,948	924	47.4%	1,813	852	47.0%	9	7	77.8%	126	65	51.6%
合計	32,226	11,464	35.6%	31,355	11,069	35.3%	407	187	45.9%	464	208	44.8%

(3) ロジスティック回帰分析

表 5-23 は業績 FLS (P_FLS) と FLS のロジスティック回帰分析の結果を示している。年度ダミーと業種ダミーの記載は省略している。全変数を含めた分析が model1 である。業績 FLS (P_FLS) のロジスティック回帰分析の結果、1%水準で有意差があった項目は、SEC/IFRS、ROA、および NBSEG である。10%水準で有意差があった項目は AGE である。EM、FOREIGN、SI、SIZE、および MTB は有意な結果が得られなかった。model2、model3 においても model1 と同様の推定結果となっていることから、変数間の多重共線性を懸念する必要はないと考えられる。

FLS のロジスティック回帰分析の結果、1%水準で有意差があった項目は、SEC/IFRS、ROA、および NBSEG である。5%水準で有意差があった項目は MTB である。EM、AGE、FOREIGN、SI、および SIZE は有意な結果が得られなかった。model2、model3 においても model1 との推定結果はほとんど同じであることから、変数間の多重共線性を懸念する必要はないと考えられる。

表5-23 ロジスティック回帰分析

被説明変数	P_FLS			FLS		
	model1	model2	model3	model1	model2	model3
Constant	-5.021***	-5.084***	-5.082***	-1.643***	-1.958***	-1.648***
	-0.894	-0.761	-0.893	-0.380	-0.320	-0.380
EM	0.087	0.091	0.090	-0.056	-0.038	-0.056
	-0.080	-0.074	-0.079	-0.036	-0.034	-0.036
SEC/IFRS	0.966***	0.959***	0.969***	0.367***	0.329***	0.367***
	-0.124	-0.115	-0.124	-0.076	-0.072	-0.076
AGE	0.003*	0.003*	0.003*	0.000	0.000	0.000
	-0.002	-0.002	-0.002	-0.001	-0.001	-0.001
ROA	-0.015***	-0.015***	-0.015***	-0.006***	-0.007***	-0.006***
	-0.003	-0.003	-0.003	-0.002	-0.002	-0.002
FOREIGN	0.026	0.026		0.003	0.001	
	-0.017	-0.017		-0.009	-0.009	
SI	-0.016	-0.016	-0.013	-0.015	-0.012	-0.015
	-0.108	-0.108	-0.106	-0.124	-0.124	-0.124
NBSEG	0.123***	0.123***	0.124***	0.0371***	0.0347**	0.0371***
	-0.033	-0.033	-0.033	-0.014	-0.014	-0.014
SIZE	-0.006		0.000	-0.032		-0.031
	-0.046		-0.045	-0.021		-0.021
MTB	-0.038	-0.039	-0.035	-0.0339**	-0.0389**	-0.0335**
	-0.031	-0.030	-0.031	-0.016	-0.016	-0.016

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

3. 考察

(1) 深層学習モデルを用いて予測した業績 FLS の開示実態

まず、2004 年から 2009 年までの MD&A を対象に正規表現を用いて抽出した業績 FLS を見ると、業績 FLS を開示する企業は全サンプルの 1 割未満となっている。また、機械学習の手法を用いて予測した 2010 年から 2019 年までの業績 FLS も 1 割に満たず、全体的に業績 FLS を開示する企業は多くなかった。深層学習モデルを用いて予測した業績 FLS は機械学習より多くなっているが、全体的に 1 割未満である。日本企業においては、一般に決算短信などの法定開示資料以外の媒体で業績予測情報を開示する傾向があるが、法定開示資料である有価証券報告書になると開示に慎重になることを、このことは示唆している。

しかしながら、2014 年以降は毎年 100 社以上の企業が業績 FLS を開示しており、特に 2019 年には 190 社以上の企業が業績 FLS を開示している。また、IFRS を適用している企業については、1 割以上の企業が業績 FLS を開示しており、日本基準適用企業よりもその

割合は高い。日本では IFRS を適用する企業が毎年増加しているため、今後業績 FLS を開示する企業も多くなると考えられる。

(2) 深層学習モデルを用いて予測した FLS の開示実態

2004 年から 2019 年までの日本企業が開示している MD&A を対象に、深層学習の手法を用いて予測した結果、全体的に 3 割以上の企業が将来に関する予測情報や経営計画など (FLS) を開示しており、上述した将来の業績に関する記述情報 (業績 FLS) より多くなっている。この結果は第 1 節の 2004 年から 2009 年までの調査結果と整合的である。つまり、日本企業は法定開示資料である MD&A では業績予測情報の開示は慎重になるが、経営計画などの将来情報の開示は一定数あることが明らかになった。

また、米国基準もしくは IFRS を適用している企業は、4 割以上が FLS を開示している。特に、IFRS を適用する企業については、FLS を開示する企業数は 2019 年で最も多く、半分以上が FLS を開示している。今後、IFRS を適用する企業が増えるにつれて、FLS を開示する企業も多くなると考えられる。

(3) 企業の業績 FLS の開示行動に影響する要因

前節の機械学習で予測した業績 FLS の分析結果において、企業規模 (SIZE)、事業セグメント (NBSEG)、収益性 (ROA) および、採用会計基準 (SEC/IFRS) は統計的に有意な差が見られたが、深層学習モデルで予測した業績 FLS の分析では、企業規模 (SIZE) は有意な結果が得られなかった。一方、事業セグメント (NBSEG) は前節と同様に有意な結果になっている。このことは、企業規模が大きい企業が業績 FLS を開示するのではなく、多角化企業が自社の状況を説明するために積極的に業績 FLS を開示している可能性があることを示唆する。つまり、多角化企業は、情報の非対称性を緩和し、コングロマリット・デイスカウントを回避するために業績見通しを開示している傾向があると考えられるのである。このように、事業セグメントが多い企業が積極的に業績見通しを開示する傾向は、米国における Li (2010) の結果とも整合的である。

前節までの分析結果と同様に、米国基準または IFRS を採用している企業が積極的に業績 FLS を開示している。これは、前節でも指摘したように、米国基準採用企業はすでに米国市場でも SEC のガイダンスに従って開示を行っており、また IFRS 採用企業は米国基準から切り替えた企業が多いからだと考えられる。

収益性 (ROA) の高い企業が低い企業よりも積極的に業績 FLS を開示しないことは、前節および伊藤 (2011) の分析結果と整合的であり、収益性が低い企業は市場からの評価を

低下させないように業績 FLS を積極的に開示していることを示唆している。

前節では上場年数（AGE）は有意な結果が得られなかったが、本節では 10%水準で統計的に有意な正の相関がみられた。上場年数が長い企業、つまりより成熟した日本企業が積極的に業績 FLS を開示することを弱く示唆する結果となっている。

(4) 企業の FLS の開示活動に影響する要因

企業の FLS の開示活動に影響する要因は、業績 FLS の結果とほぼ同様であるが、時価簿価比（MTB）が 5%水準で統計的に有意な負の相関が見られたことは業績 FLS の結果と異なっている。Li (2010) が指摘したように、高 MTB 企業は、投資機会や成長の可能性など、多くの点で低 MTB 企業とは異なる。つまり、この結果は成長機会が大きいほど、プロプライエタリー・コストも大きくなるためだと解釈できる。

4. 小括

本節では、2004 年 3 月期から 2019 年 3 月期までの 32,226 社・年を対象に、深層学習モデルを用いて予測した業績 FLS および FLS の開示実態と開示企業の特性を明らかにしてきた。全体としてみると業績 FLS を開示する企業は多くないが、近年では増加している。一方で、FLS を開示する企業数は業績 FLS より多く、同じく増加傾向にある。特に、IFRS を適用している企業が積極的に業績 FLS や FLS を開示している。

また、企業の業績 FLS や FLS の開示行動に影響する要因は、採用している会計基準、収益性、事業セグメント数であることが分かった。すなわち、米国基準/IFRS を採用している企業、収益性が低い企業、または事業セグメント数が多い企業は積極的業績 FLS や FLS を開示する傾向がある。加えて、上場年数が長い企業が積極的業績 FLS を開示し、時価簿価比が高い企業が FLS の開示に慎重になることが明らかになった。

おわりに

本章では、第 3 章で提示した 3 つの課題（RQ1～RQ3）に答えるべく、MD&A における FLS や業績 FLS の開示実態とその開示に影響を及ぼす要因について分析を行った。第 1 節ではまず、先行研究を参考に、4 つの正規表現を用いて、FLS および業績 FLS の抽出を試みた。その結果、2004 年から 2009 年までの 6 年間に於いて、3 割以上の企業が何らかの形で FLS を開示していた。これは、先行研究より多く FLS を抽出できたこと、すなわち本節で開発した抽出方法の有効性を意味する。

また、先行研究では、MD&A において業績 FLS を開示する企業の特性は明らかになって

いないため、本節では特に業績 FLS に注目して分析を行った結果、業績 FLS を開示している企業が 1 割以下にとどまっていることが分かった。ほとんどの上場企業が決算短信で業績予想を公表していることを考えると、極めて少ない数であるが、有価証券報告書という法定開示においては、企業はより慎重になるのだと推測できる。

次に、業績 FLS の開示活動に影響する要因を検証した結果、以下のことが明らかになった。①規模が大きい企業、②事業セグメント数が多い企業、および③米国基準採用企業が積極的に業績 FLS を開示する。①は、大企業ほど株式市場からの注目が高く、開示しない場合のレピュテーションの低下を避けるためだと解釈される。②は、多角化企業がコングロマリット・ディスカウントを回避するために、自社の将来性を積極的にアピールする可能性があることを示唆している。③は、すでに米国市場でも同様の開示を行っている企業が多いからだと考えられる。

第 2 節では機械学習の手法を用いて、第 1 節の結果と比較するために 2010 年から 2019 年までを対象に業績 FLS を抽出し、開示実態を明らかにするとともに、開示する企業の特性を明らかにした。具体的には、2004 年から 2009 年までの MD&A 情報から抽出した業績 FLS の文を機械学習の訓練データとして、機械学習アルゴリズムの SVM を用いて、2010 年から 2019 年までの業績 FLS を予測することを試みた。その結果、かなりの精度で予測できることが分かった。開示企業数については、前節の 2004 年から 2009 年までの調査結果と大差がないことが明らかになった。一般に、企業は有価証券報告書のような法定開示資料よりも、決算短信や統合報告書で業績 FLS を開示する傾向があるとされるが、この結果は法定開示資料とそれ以外の開示資料という媒体の性格の違いが開示に影響することを示唆している。

業績 FLS の開示活動に影響する要因を検証した結果、前節で発見された要因（企業規模、事業セグメント数、採用会計基準）に加えて、収益性（ROA）が影響していることが分かった。ただし、ROA については 1%水準で統計的に有意な負の相関が見られた。これは、収益性が低い企業は市場からの評価を低下させないように業績 FLS を積極的に開示していると解釈される。さらに、第 1 節の分析モデルに特別利益・損失の純額絶対値を変数に追加して分析を行った結果、特別利益または特別損失が大きい企業は積極的に業績 FLS を開示することを示す弱い証拠が得られた。これは、巨額の特別損益が生じたときには、その理由とそれが将来の業績に及ぼす影響を MD&A で記述するということを示唆している。

最後に、第 3 節では、より効果的に業績 FLS を抽出するために、機械学習の一種である深層学習を用いて 2004 年から 2019 年までの業績 FLS や FLS を予測した結果、深層学習モデルを用いて予測した業績 FLS は機械学習より多くなった。また、FLS を開示する企業は

業績 FLS より多かった。

それぞれの開示行動に影響する要因について分析を行った結果、米国基準/IFRS を採用している企業、収益性が低い企業、または事業セグメント数が多い企業は積極的に業績 FLS や FLS を開示することが明らかになった。また、上場年数が長い企業は積極的に業績 FLS を開示し、時価簿価比が高い企業は FLS の開示に慎重になることが明らかになった。

こうした本章での分析をふまえ、次章では、RQ4 から RQ6 に答えるべく、FLS および業績 FLS の有用性を検証する。

第6章 MD&A における FLS のトーンに関する分析

はじめに

前章では、RQ1 から RQ3 までを検証し、どのぐらいの企業が MD&A において FLS や業績 FLS を開示しているのか、開示する企業の財務特性は何かを明らかにした。本章では第 3 章で提示した「RQ4：FLS をポジティブまたはネガティブに記述する企業はどのような特徴があるのか。」「RQ5：業績 FLS をポジティブまたはネガティブに記述する企業はどのような特徴があるのか。」、および「RQ6：FLS のトーンと業績 FLS のトーンは有用か。また、その有用性は同じであるのか。」に答えるべく分析を行う。

まず、第 1 節では、深層学習アプローチ¹⁶を用いて、FLS と業績 FLS のトーンを計測する。その上で、そのトーンに影響する要因を明らかにする。次に、辞書アプローチ¹⁷と深層学習アプローチにより FLS と業績 FLS のトーンを計測し、その有用性、すなわちトーンが将来業績を予測する能力を持つか否かを検証する。なお、第 2 節では、極性辞書を用いて FLS と業績 FLS のトーンを計測し、その有用性について分析するが、その際には、比較のために、LM 辞書と、東京大学の和泉・坂地研究室が公開している金融ドメインに特化した日本語の極性辞書（Ito et al., 2018）の 2 つの極性辞書を使用して、それらの辞書はトーンをうまく捉えているのかを明らかにする。第 3 節では深層学習を用いて計測した FLS と業績 FLS のトーンの有用性を検証する。

なお、本章の分析に用いる FLS や業績 FLS は前章第 3 節の深層学習モデルで予測した FLS センテンスは 22,225 文、業績 FLS センテンスは 2,534 文である。

第1節 FLS および業績 FLS のトーンに影響を及ぼす要因

本節ではまず、深層学習アプローチによる FLS と業績 FLS のトーンの予測について説明する。次に、トーンに影響する要因を明らかにする。

1. 深層学習アプローチによる FLS と業績 FLS のトーンの予測

日本の情報科学の分野では、トーンを計測する方法が多く提案されている。例えば、機械学習アプローチを用いて業績発表記事のトーンを付与したものがある（酒井・増山、

¹⁶ 深層学習アプローチによりトーンを予測する手順の一部は補論 2 に記した。

¹⁷ 極性辞書の詳細は補論 3 に記した。

2008)。これに対して、谷口ほか（2011）は機械学習アプローチを用いずに共通頻出表現と手がかり表現の組み合わせにより景気動向記事のトーンを付与した。また、五島・高橋（2017）は極性辞書を作成する方法を提示し、それによりトーンを計測する方法を提案した。さらに、SVM と学習データによる深層学習アプローチを用いてトーンを付与する方法を提案した小林ほか（2017）では、評価結果において、深層学習の精度はSVM より高かった。

一方、日本の会計学分野では、MD&A のトーンに関する研究は多いとは言えないが、そのうち、ほとんどが海外の英語極性辞書である LM 辞書を日本語に訳して、トーンを計測している（加藤・五島, 2021; 矢澤・伊藤・金, 2021; 金・矢澤・伊藤, 2022）。MD&A 以外については、黒木ほか（2022）は決算説明会のテキストデータに対して、金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いてトーンを計測した。平松ほか（2021）はアナリストレポートのトーンを機械学習アプローチと深層学習アプローチを用いて予測し、後者の方が優れていることを示唆している。

そこで、本節では深層学習アプローチを用いて、FLS と業績 FLS のトーンを予測することを試みる。深層学習の手法を用いた FLS と業績 FLS の予測と同じように、教師あり学習を用いて、それぞれのトーンを予測する。教師あり学習では、深層学習用の訓練データを作る必要があるため、前章の第 3 節の深層学習モデルを用いて予測した 2004 年から 2009 年までの FLS と業績 FLS センテンスに対して、人手でトーンを付与した。一文（センテンス）がポジティブであれば「1」、ネガティブであれば「-1」、ニュートラルとその他は「0」を付与した。トーンの付与は最初に姫が行い、その後、九州大学の太石桂一教授がチェックして適宜修正した。

(1) 深層学習アプローチによる FLS のトーンの予測

深層学習に用いた訓練データは、2004 年から 2009 年までの MD&A から抽出した FLS の 5,544 センテンスを対象とした。5,544 センテンスを以下のように分けて、テストの 1,109 センテンスを用いて、深層学習モデルを評価した。

訓練：検証：テスト = 3,548 : 887 : 1,109

評価の結果は表 6-1 の通りである。

表6-1 FLSテストデータ

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.97	0.98	0.97	515
positive	0.98	0.97	0.97	570
neutral	0.62	0.42	0.50	24
accuracy			0.97	1,109
macro avg	0.86	0.79	0.82	1,109
weighted avg	0.96	0.97	0.96	1,109

ネガティブ (negative) とポジティブ (positive) の精度 (precision) は 0.97 以上であり、かなり正確に予測できている。他方、ニュートラル (neutral) の精度が高くないが、その理由としてはニュートラルのセンテンスが少ないことが考えられる。

そこで、2004 年から 2009 年までの 6 年間の訓練データと Izumi-lab BERT 事前学習モデルをファインチューニングし、取得した学習済み BERT モデルを用いて、2004 年から 2019 年までの 16 年間の FLS のトーンを予測した。その後、予測した結果を Excel に出力した。なお、1 社で複数の FLS センテンスを開示する企業があるので、FLS のトーンは、ポジティブなセンテンスを開示する数 (N_{posi})、ネガティブなセンテンスを開示する数 (N_{nega})、およびニュートラルなセンテンスを開示する数 (N_{neu}) を用いて以下の式によって算出した。

$$FLS_tone_{i,t} = \frac{N_{i,t}^{posi} - N_{i,t}^{nega}}{N_{i,t}^{posi} + N_{i,t}^{nega} + N_{i,t}^{neu}}$$

(2) 深層学習アプローチによる業績 FLS のトーンの予測

深層学習に用いた訓練データは、2004 年から 2009 年までの MD&A から抽出した業績 FLS の 1,030 センテンスを対象とした。1,030 センテンスを以下のように分けて、テストの 206 センテンスを用いて、深層学習モデルを評価した。

訓練：検証：テスト = 659：165：206

テスト用の 206 センテンスの評価結果は表 6-2 の通りである。

表6-2 業績FLSのテストデータ

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.86	0.95	0.90	38
positive	0.92	0.94	0.93	104
neutral	0.88	0.80	0.84	64
accuracy			0.90	206
macro avg	0.89	0.90	0.89	206
weighted avg	0.90	0.90	0.90	206

ネガティブ、ポジティブ、ニュートラルの精度は 0.86 以上である。正確度（accuracy）は 0.90 になっている。業績 FLS の訓練データは FLS より少ないが、かなり正確に予測できている。

そこで、2004 年から 2009 年までの 6 年間の訓練データと Izumi-lab BERT 事前学習モデルをファインチューニングし、取得した学習済み BERT モデルを用いて、2004 年から 2019 年までの 16 年間の業績 FLS のトーンを予測した。その後、予測した結果を Excel に出力した。なお、1 社で複数の業績 FLS センテンスを開示する企業があるので、業績 FLS のトーンは、FLS と同じ式で計算した。

2. FLS のトーンに影響する要因

(1) データ

第 5 章第 3 節の深層学習モデルの手法を用いて予測した 2004 年から 2019 年までの FLS を分析対象とする。したがって、FLS を直接に開示していない企業は分析の対象外になる。分析に必要な財務データは eol と NEEDS Financial-QUEST より取得した。サンプルは、全上場企業のうち、金融・証券・保険をのぞく一般事業会社である。また、決算月数が 12 ヶ月かつ決算期が 3 月末日であり、検証に必要な財務データがすべて入手可能な企業を対象とした。その結果、FLS の分析に用いるサンプル・サイズは 10,098 社・年となった。

(2) 分析モデル

Li (2010)と加藤・五島（2021）の分析モデルおよび変数を援用し、以下の回帰式を用いて、2004 年から 2019 年までの深層学習アプローチにより計測した FLS のトーンに影響する要因を検証する。また、あわせて、FLS のトーンが 0 より大きい場合に 1 となるダミー変数（FLS_tone_dummy_{i,t} = 1）を被説明変数として、ロジスティック回帰分析を行う。

$$\begin{aligned} \text{FLS_tone}_{i,t} &= \alpha + \beta_1 \text{ROA}_{i,t} + \beta_2 \text{ACC}_{i,t} + \beta_3 \text{SIZE}_{i,t} + \beta_4 \text{MTB}_{i,t} + \beta_5 \text{NBSEG}_{i,t} + \\ &\quad \beta_6 \text{NGSEG}_{i,t} + \beta_7 \text{AGE}_{i,t} + \beta_8 \text{SI}_{i,t} + \beta_9 \text{RET}_{i,t} + \beta_{10} \text{ROAVOL}_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \\ \text{Prob}(\text{FLS_tone_dummy}_{i,t} = 1) &= \alpha + \beta_1 \text{ROA}_{i,t} + \beta_2 \text{ACC}_{i,t} + \beta_3 \text{SIZE}_{i,t} + \beta_4 \text{MTB}_{i,t} + \\ &\quad \beta_5 \text{NBSEG}_{i,t} + \beta_6 \text{NGSEG}_{i,t} + \beta_7 \text{AGE}_{i,t} + \beta_8 \text{SI}_{i,t} + \beta_9 \text{RET}_{i,t} + \\ &\quad \beta_{10} \text{ROAVOL}_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

分析に用いる企業変数の定義は表 6-3 の通りである。

表6-3 変数一覧

変数	定義
FLS_tone	深層学習モデルを用いて予測したFLSのトーン。
FLS_tone_dummy	FLSのトーンが0より大きい場合に1となるダミー変数。
ROA	経常利益/総資産 SEC基準またはIFRSを採用している企業については、営業利益を用いた。
ACC	会計発生高 $\{(\text{経常利益}) - (\text{営業CF})\} / \text{総資産}$
SIZE	企業規模 株式時価総額の対数変換値
MTB	時価簿価比率 $(\text{株式時価総額} + \text{負債}) / \text{総資産}$
NBSEG	$\text{Log} \{1 + (\text{事業セグメント数})\}$
NGSEG	$\text{Log} \{1 + (\text{地域セグメント数})\}$
AGE	上場年数
SI	特別利益・損失（純額絶対値） $\{(\text{特別利益}) + (\text{特別損失})\} / (\text{総資産})$
RET	株式リターン 過去1年の株式リターン
ROAVOL	ROAボラティリティ 過去5年のROAの標準偏差

(3) 分析結果

① 記述統計量と相関表

分析に使用する変数の記述統計量を表 6-4 に、変数間の相関係数行列を表 6-5 にそれぞれ示す。

表6-4 FLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
ROA	0.045	-0.025	0.023	0.043	0.072	0.128	0.067
ACC	-0.022	-0.103	-0.039	-0.013	0.011	0.052	0.091
SIZE	10.430	9.323	9.874	10.330	10.910	11.860	0.772
MTB	1.086	0.625	0.810	0.952	1.149	1.938	0.669
NBSEG	1.457	0.000	0.000	1.946	2.079	2.197	0.872
NGSEG	0.401	0.000	0.000	0.000	0.000	2.079	0.804
AGE	34.880	7.000	16.000	34.000	53.000	65.000	19.770
SI	0.021	0.000	0.002	0.007	0.018	0.066	0.126
RET	0.160	-0.432	-0.115	0.085	0.328	0.955	0.502
ROAVOL	0.025	0.004	0.010	0.017	0.030	0.069	0.031

表6-5 FLSの相関係数

	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
ROA	1.000									
ACC	0.795	1.000								
SIZE	0.288	0.167	1.000							
MTB	0.083	-0.187	0.214	1.000						
NBSEG	-0.050	-0.012	0.095	-0.048	1.000					
NGSEG	0.011	-0.031	0.144	0.014	-0.242	1.000				
AGE	-0.047	0.029	0.325	-0.125	0.182	0.013	1.000			
SI	-0.395	-0.457	-0.072	0.096	0.024	0.016	-0.018	1.000		
RET	0.196	0.113	0.082	0.161	-0.007	-0.055	-0.040	-0.039	1.000	
ROAVOL	-0.261	-0.417	-0.141	0.330	-0.077	0.043	-0.147	0.124	0.033	1.000

② 平均差の検定

表 6-6 は FLS のトーンがポジティブな企業（FLS_tone > 0）とそれ以外の企業（FLS_tone ≤ 0）とに区分した上で、企業特性変数に関して平均差の検定を行った結果を示している。ポジティブなトーンの企業の ROA、SIZE、MTB、NBSEG、NGSEG、SI、RET、および ROAVOL はそれ以外のトーンの企業より大きい一方、ACC と AGE はそれ以外の企業よりも小さい。ただし、平均差が 1%水準で有意となる変数は ROA、SIZE、MTB、NGSEG、RET、および ROAVOL である。5%水準で有意となる変数は ACC であり、10%水準で有意となる変数は NBSEG、AGE、および SI である。

表6-6 FLSのトーン平均差の検定

変数	ポジティブな企業 (FLS_tone > 0)				それ以外の企業 (FLS_tone ≤ 0)				t値
	N	平均	標準誤差	標準偏差	N	平均	標準誤差	標準偏差	
ROA	5,382	0.047	0.001	0.079	4,716	0.043	0.001	0.051	2.664***
ACC	5,382	-0.024	0.002	0.112	4,716	-0.020	0.001	0.061	-1.998**
SIZE	5,382	10.545	0.011	0.807	4,716	10.296	0.010	0.708	16.387***
MTB	5,382	1.174	0.011	0.796	4,716	0.987	0.007	0.464	14.125***
NBSEG	5,382	1.473	0.012	0.871	4,716	1.440	0.013	0.872	1.860*
NGSEG	5,382	0.437	0.011	0.835	4,716	0.359	0.011	0.766	4.845***
AGE	5,382	34.557	0.279	20.436	4,716	35.246	0.276	18.968	-1.748*
SI	5,382	0.023	0.002	0.168	4,716	0.018	0.001	0.044	1.749*
RET	5,382	0.194	0.007	0.536	4,716	0.122	0.007	0.457	7.241***
ROAVOL	5,382	0.027	0.000	0.035	4,716	0.022	0.000	0.026	8.347***

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

③ 回帰分析

表 6-7 は深層学習アプローチを用いて計測した FLS のトーンに影響する要因についての分析結果を示している。まず、FLS のトーンを被説明変数とする Pooled OLS 推定と最小二乗ダミー変数 (Least Squares Dummy Variables: LSDV) 推定を行った。次に、FLS のトーンのダミー変数を被説明変数とするロジスティック回帰分析 (Logistic regression: logit) と固定効果モデルの条件付きロジスティック回帰分析 (Conditional fixed-effects logistic regression: clogit) を行った。***、**、*はそれぞれ、両側確率 1%、5%、10%で回帰係数が有意であることを示している。それぞれの結果を第 1、2、3、4 列に示している。

Pooled OLS 推定を行った結果においては、1%水準で有意差があった項目は、ROA、SIZE、MTB、NBSEG、NGSEG、AGE、RET、および ROAVOL である。5%水準で有意差があった項目は ACC と SI である。

LSDV 推定では、1%水準で有意差があった項目は、SIZE、AGE、および RET である。ROA、ACC、MTB、NBSEG、NGSEG、SI、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。

ロジスティック回帰分析の結果、1%水準で有意差があった項目は、ROA、SIZE、MTB、NBSEG、AGE、RET、および ROAVOL である。ACC と SI は有意な結果が得られなかった。

条件付きロジスティック回帰分析 (固定効果モデル) の結果、1%水準で有意差があった項目は、SIZE と AGE である。5%水準で有意差があった項目は RET である。ROA、ACC、

MTB、NBSEG、NGSEG、SI、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。なお、固定効果モデルでは個体の数だけ定数項があるので、表 6-7 の clogit には定数項は表示されない。

表6-7 FLSのトーンに影響する要因

被説明変数	FLS_tone		FLS_tone_dummy	
	Pooled OLS	LSDV	logit	clogit
Constant	-2.192*** (0.125)	-6.283*** (0.660)	-5.002*** (0.324)	
ROA	-0.633*** (0.241)	-0.504 (0.307)	-1.626*** (0.625)	-1.209 (1.048)
ACC	0.412** (0.179)	0.114 (0.189)	0.527 (0.530)	0.158 (0.721)
SIZE	0.212*** (0.013)	0.558*** (0.067)	0.449*** (0.035)	1.616*** (0.211)
MTB	0.099*** (0.018)	-0.013 (0.025)	0.407*** (0.077)	0.084 (0.120)
NBSEG	0.033*** (0.011)	0.031 (0.025)	0.067*** (0.025)	0.095 (0.065)
NGSEG	0.034*** (0.012)	-0.021 (0.025)	0.079*** (0.027)	-0.085 (0.060)
AGE	-0.003*** (0.000)	0.017*** (0.003)	-0.006*** (0.001)	0.049*** (0.008)
SI	0.0962** (0.043)	0.015 (0.036)	0.160 (0.288)	0.067 (0.607)
RET	0.091*** (0.019)	0.049*** (0.017)	0.207*** (0.051)	0.137** (0.061)
ROAVOL	2.628*** (0.360)	0.102 (0.608)	6.171*** (1.191)	-1.105 (1.493)
Observations	10,098	10,098	10,098	6,969
R-squared	0.054	0.041		
Pseudo R^2			0.039	0.046

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

3. 業績 FLS のトーンに影響する要因

業績 FLS の分析に必要なデータは FLS と同様に取得し、分析モデルも同じである。その結果、業績 FLS の分析に用いるサンプル・サイズは 1,375 社・年となった。

(1) 分析結果

① 記述統計量と相関表

分析に使用する変数の記述統計量を表 6-8 に、変数間の相関係数行列を表 6-9 にそれぞれ示す。

表6-8 業績FLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
ROA	0.041	-0.046	0.020	0.043	0.071	0.128	0.077
ACC	-0.027	-0.117	-0.041	-0.014	0.011	0.050	0.112
SIZE	10.450	9.198	9.854	10.310	10.950	12.130	0.855
MTB	1.122	0.628	0.829	0.970	1.177	2.133	0.672
NBSEG	1.526	0.000	1.792	1.946	2.079	2.303	0.859
NGSEG	0.329	0.000	0.000	0.000	0.000	2.079	0.744
AGE	34.880	8.000	16.000	31.000	55.000	67.000	20.470
SI	0.022	0.000	0.002	0.007	0.018	0.080	0.065
RET	0.144	-0.454	-0.104	0.082	0.302	0.895	0.475
ROAVOL	0.026	0.004	0.009	0.017	0.031	0.073	0.036

表6-9 業績FLSの相関係数

	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
ROA	1.000									
ACC	0.836	1.000								
SIZE	0.303	0.196	1.000							
MTB	0.119	-0.099	0.191	1.000						
NBSEG	-0.059	-0.031	0.043	-0.070	1.000					
NGSEG	0.034	-0.004	0.050	-0.015	-0.238	1.000				
AGE	-0.045	0.009	0.363	-0.146	0.123	0.042	1.000			
SI	-0.501	-0.499	-0.173	0.077	0.066	0.016	-0.029	1.000		
RET	0.145	0.122	0.077	0.181	-0.058	-0.061	-0.028	-0.067	1.000	
ROAVOL	-0.473	-0.601	-0.222	0.287	-0.012	0.003	-0.132	0.347	-0.033	1.000

② 平均差の検定

表 6-10 業績 FLS のトーンがポジティブな企業 ($P_FLS_tone > 0$) とそれ以外の企業 ($P_FLS_tone \leq 0$) とに区分した上で、企業特性変数に関して平均差の検定を行った結果を示している。ポジティブなトーンの企業の SIZE、MTB、NBSEG、NGSEG、AGE、SI、RET、および ROAVOL はそれ以外のトーンの企業より大きい一方、ROA と ACC はそれ以外の企業より小さい。ただし、平均差が 1%水準で有意となる変数は ROA と SIZE である。5%水準で有意となる変数は ACC と ROAVOL である。

表6-10 業績FLSのトーン平均差の検定

変数	ポジティブなトーンを開示する企業				それ以外のトーンを開示する企業				t値
	N	平均	標準誤差	標準偏差	N	平均	標準誤差	標準偏差	
ROA	640	0.035	0.004	0.091	735	0.046	0.002	0.061	-2.590***
ACC	640	-0.035	0.006	0.147	735	-0.020	0.002	0.067	-2.439**
SIZE	640	10.545	0.036	0.910	735	10.360	0.029	0.794	4.024***
MTB	640	1.167	0.024	0.603	735	1.082	0.027	0.724	2.353**
NBSEG	640	1.543	0.034	0.860	735	1.512	0.032	0.859	0.673
NGSEG	640	0.334	0.030	0.748	735	0.324	0.027	0.741	0.239
AGE	640	35.225	0.815	20.629	735	34.576	0.750	20.334	0.587
SI	640	0.024	0.003	0.074	735	0.021	0.002	0.057	0.614
RET	640	0.153	0.020	0.504	735	0.136	0.017	0.448	0.665
ROAVOL	640	0.029	0.002	0.042	735	0.024	0.001	0.028	2.382**

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

③ 回帰分析

表 6-11 は深層学習アプローチを用いて計測した業績 FLS のトーンに影響する要因についての分析結果を示している。まず、業績 FLS のトーンを被説明変数とする Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行った。次に、業績 FLS のトーンのダミー変数を被説明変数とするロジスティック回帰分析と条件付きロジスティック回帰分析（固定効果モデル）を行った。

Pooled OLS 推定を行った結果においては、1%水準で有意差があった項目は、ROA と SIZE である。5%水準で有意差があった項目は RET である。ACC、MTB、NBSEG、NGSEG、AGE、SI、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。

LSDV 推定では、5%水準で有意差があった項目は ROA である。10%水準で有意差があった項目は ACC である。SIZE、MTB、NBSEG、NGSEG、AGE、SI、RET、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。

ロジスティック回帰分析の結果、1%水準で有意差があった項目は ROA と SIZE である。ACC、MTB、NBSEG、NGSEG、AGE、SI、RET、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。

条件付きロジスティック回帰分析（固定効果モデル）の結果、1%水準で有意差があった項目は MTB である。5%水準で有意差があった項目は ROA である。ACC、SIZE、NBSEG、NGSEG、AGE、SI、RET、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。

表6-11 業績FLSのトーンに影響する要因

被説明変数	P_FLS_tone		P_FLS_tone_dummy	
	Pooled OLS	LSDV	logit	clogit
Constant	-1.214*** (0.268)	-1.161 (2.071)	-4.136*** (0.767)	
ROA	-1.904*** (0.594)	-2.039** (0.833)	-4.751*** (1.560)	-10.528** (4.354)
ACC	0.544 (0.423)	0.753* (0.401)	0.544 (1.227)	3.169 (3.166)
SIZE	0.130*** (0.027)	0.148 (0.215)	0.387*** (0.079)	-0.149 (0.877)
MTB	0.025 (0.042)	0.114 (0.086)	0.135 (0.111)	1.894*** (0.633)
NBSEG	0.012 (0.025)	-0.048 (0.061)	0.041 (0.066)	-0.141 (0.237)
NGSEG	0.010 (0.030)	-0.020 (0.058)	0.031 (0.077)	-0.290 (0.271)
AGE	0.001 (0.001)	-0.006 (0.011)	-0.004 (0.003)	-0.046 (0.037)
SI	-0.269 (0.411)	-0.270 (0.303)	-1.125 (1.236)	-2.779 (3.387)
RET	0.101** (0.046)	0.064 (0.052)	0.079 (0.129)	-0.255 (0.277)
ROAVOL	1.334 (0.936)	1.654 (1.709)	3.422 (2.363)	7.265 (8.373)
Observations	1,375	1,375	1,375	461
R-squared	0.035	0.020		
Pseudo R^2			0.023	0.066

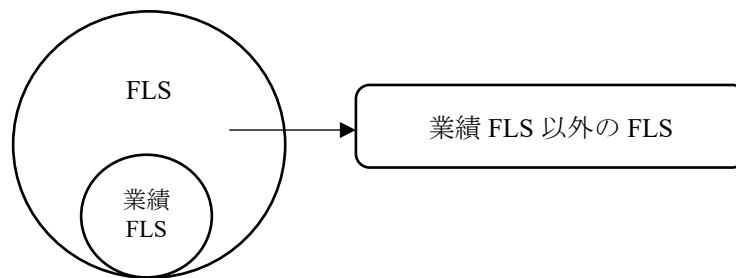
Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4. 追加分析

業績 FLS は FLS の真部分集合のため、図 6-1 のように、FLS の中には業績 FLS の情報も含まれている。

図 6-1 FLS と業績 FLS の関係



そこで、深層学習モデルで予測した FLSの中から深層学習モデルで予測した業績 FLSをのぞいて、業績 FLS 以外の FLS のトーン（OF_tone）に影響する要因を追加分析する。FLSと業績 FLS の分析と同じく OF_tone が 0 より大きい場合 1、そうでなければ 0 のダミー変数（OF_tone_dummy）を被説明変数として追加する。

(1) 分析結果

① 記述統計量と相関表

分析に使用する変数の記述統計量を表 6-12 に、変数間の相関係数行列を表 6-13 にそれぞれ示す。

表6-12 業績FLS以外のFLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
ROA	0.046	-0.022	0.023	0.043	0.072	0.128	0.065
ACC	-0.021	-0.100	-0.039	-0.013	0.011	0.052	0.088
SIZE	10.430	9.342	9.876	10.330	10.900	11.830	0.759
MTB	1.081	0.625	0.808	0.949	1.145	1.918	0.668
NBSEG	1.447	0.000	0.000	1.792	1.946	2.197	0.874
NGSEG	0.413	0.000	0.000	0.000	0.000	2.079	0.813
AGE	34.880	7.000	16.000	34.000	53.000	65.000	19.660
SI	0.021	0.000	0.002	0.007	0.018	0.064	0.133
RET	0.163	-0.426	-0.117	0.085	0.333	0.961	0.506
ROAVOL	0.025	0.004	0.010	0.017	0.029	0.068	0.031

表6-13 業績FLS以外のFLSの相関係数

	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
ROA	1.000									
ACC	0.817	1.000								
SIZE	0.273	0.171	1.000							
MTB	0.025	-0.137	0.119	1.000						
NBSEG	-0.021	0.015	0.217	-0.083	1.000					
NGSEG	0.018	-0.010	0.205	-0.020	-0.102	1.000				
AGE	-0.025	0.055	0.324	-0.136	0.189	0.019	1.000			
SI	-0.386	-0.438	-0.070	0.051	0.021	0.010	-0.028	1.000		
RET	0.192	0.097	0.093	0.156	0.001	-0.038	-0.033	-0.044	1.000	
ROAVOL	-0.229	-0.384	-0.119	0.306	-0.100	0.034	-0.145	0.110	0.045	1.000

表 6-14 は業績 FLS 以外の FLS のトーンに影響する要因を分析した結果を示している。

Pooled OLS 推定を行った結果においては、1%水準で有意差があった項目は SIZE、MTB、NBSEG、AGE、RET、および ROAVOL である。5%水準で有意差があった項目は NGSEG と SI である。ROA と ACC は有意な結果が得られなかった。

LSDV 推定では、1%水準で有意差があった項目は SIZE と AGE である。5%水準で有意差があった項目は RET である。10%水準で有意差があった項目 NBSEG である。ROA、ACC、MTB、NGSEG、SI、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。

ロジスティック回帰分析の結果、1%水準で有意差があった項目は SIZE、MTB、NBSEG、NGSEG、AGE、RET、および ROAVOL である。ROA、ACC、および SI は有意な結果が得られなかった。

条件付きロジスティック回帰分析（固定効果モデル）の結果、1%水準で有意差があった項目は、SIZE と AGE である。5%水準で有意差があった項目は NBSEG である。10%水準で有意差があった項目は RET である。ROA、ACC、MTB、NGSEG、SI、および ROAVOL は有意な結果が得られなかった。

表6-14 業績FLS以外のFLSのトーンに影響する要因

被説明変数	OF_tone		OF_tone_dummy	
	Pooled OLS	LSDV	logit	clogit
Constant	-2.288*** (0.141)	-6.836*** (0.745)	-4.806*** (0.353)	
ROA	-0.358 (0.266)	-0.239 (0.345)	-0.985 (0.673)	-0.387 (1.204)
ACC	0.326 (0.204)	0.110 (0.209)	0.452 (0.577)	0.557 (0.838)
SIZE	0.220*** (0.015)	0.609*** (0.075)	0.422*** (0.037)	1.786*** (0.233)
MTB	0.104*** (0.018)	-0.032 (0.026)	0.464*** (0.077)	-0.010 (0.133)
NBSEG	0.033*** (0.012)	0.048* (0.028)	0.073*** (0.027)	0.153** (0.072)
NGSEG	0.032** (0.013)	-0.030 (0.028)	0.093*** (0.029)	-0.079 (0.066)
AGE	-0.004*** (0.001)	0.017*** (0.003)	-0.007*** (0.001)	0.048*** (0.008)
SI	0.107** (0.044)	0.079 (0.050)	0.120 (0.219)	0.066 (0.694)
RET	0.093*** (0.021)	0.047** (0.019)	0.222*** (0.055)	0.125* (0.066)
ROAVOL	2.556*** (0.389)	0.124 (0.635)	5.849*** (1.276)	-0.766 (1.595)
Observations	8,730	8,730	8,730	5,655
R-squared	0.057	0.044		
Pseudo R^2			0.041	0.053

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

5. 考察

(1) 深層学習アプローチによる FLS と業績 FLS のトーンの予測

本節では、教師あり学習を用いて、2004 年から 2019 年までの FLS と業績 FLS のトーンを予測した。まず、深層学習アプローチによる FLS のトーンを予測した結果について考察

する。

2004年から2009年までのFLSの5,544センテンスに対して、人手でトーンを付与した。これを深層学習の訓練データとした。事前学習モデル（Izumi-lab BERT）とファインチューニングを行って、学習済みBERTモデルを取得した。学習済みBERTモデルはテストデータ（1,109センテンス）を用いて評価した。テストデータの1,109センテンスは、ネガティブ515センテンス、ポジティブ570センテンス、ニュートラル24センテンスに分かれ、評価の結果、ポジティブとネガティブの精度と再現率は0.97以上であったのに対して、ニュートラルの精度と再現率はそれぞれ0.62、0.42となり、ポジティブとネガティブに比べて低いものとなった。その原因はニュートラルのセンテンスが少ないことにあると考えられる。この点については改良の余地があるが、その数の少なさからして、この後の分析にとって致命的なものではない。

次に、業績FLSのトーンを予測した結果について考察する。深層学習を用いた訓練データは2004年から2009年までのMD&Aから抽出した業績FLSの1,030センテンスを対象として、人手でトーンを付与した。テストデータの206センテンスを用いて、業績FLSのトーンを予測する深層学習モデルを評価した。206センテンスは、ネガティブ38センテンス、ポジティブ104センテンス、ニュートラル64センテンスに分かれ、評価の結果、ネガティブの精度と再現率は0.86と0.95であり、ポジティブの精度と再現率は0.92と0.94であった。ニュートラルの精度と再現率は0.88と0.80であった。ネガティブのセンテンスはニュートラルより少なく、精度も低くなっている一方、再現率はニュートラルより高くなっている。精度は訓練データの数に影響されている可能性がある。

ただし、FLSと業績FLSのトーンを予測する深層学習モデルを評価した結果、正確度は0.90以上であった。この結果から、本章で作成した訓練データは教師あり学習の訓練データの数を満たし、また、分析に使用する上で十分な正確さでトーンを付与しているといえる。

(2) FLSのトーンに影響する要因

2004年から2019年までのMD&Aに開示されているFLSのトーンおよびそのダミーを被説明変数として、回帰分析を行った。表6-7のFLSのトーンに影響する要因に関する分析結果を見ると、Pooled OLS推定の結果とロジスティック回帰分析の結果、LSDV推定の結果と条件付きロジスティック回帰分析の結果がほとんど同じであり、それぞれ対応していることが分かる。そこで、対数尤度比を用いて通常のロジスティック回帰分析と条件付きロジスティック回帰分析のどちらの推定が信頼できるかを検証した結果、1%水準で条件付

きロジスティック回帰分析の結果の方が信頼できると判断された。したがって、以下では LSDV 推定の結果と条件付きロジスティック回帰分析の結果について解釈を行う。

企業規模 (SIZE)、上場年数 (AGE)、および過去 1 年の株式リターン (RET) は係数が有意に正となっている。つまり、企業規模が大きい、上場年数が長い、株式リターンが高い企業は、ポジティブなトーンを開示している。

規模が大きい企業がポジティブなトーンを開示していることは、米国における Li (2010) の結果と対照的である。確かに米国では、Li (2010) が説明したように、大企業ほど政治的・法的なリスクの懸念があるため、保守的に開示する傾向にあるとされている。これに対して、日本では逆の傾向が見られたことは興味深い結果である。AGE と SIZE との相関係数が比較的大きいことから、本節のサンプルにおいて、ポジティブなトーンで開示している上場年数の長い企業には、規模の大きな企業が多く含まれている。言い換えれば、規模が小さく上場年数が短い企業はネガティブなトーンで FLS を開示しているのである。それゆえ、この結果は、企業規模が小さい新興企業は多くの不確実性に直面しているため、FLS を記述する際により慎重（保守的）になると解釈できる。

一方、株式リターンが高い企業がポジティブなトーンを開示していることは、先行研究の結果と整合的である。株式リターンが高いとき、経営者は FLS についてより強気あるいは前向きなトーンで語ることを示唆している。

ここで留意すべきことは、ROA の係数が有意になっていないということである。詳しくは、このあと業績 FLS のトーンに影響する要因について考察した上で検討するが、当期の業績が FLS のトーンに影響していないという点は重要な意味を持っている。

(3) 業績 FLS のトーンに影響する要因

表 6-11 の業績 FLS のトーンに影響する要因に関する分析結果を見ると、ROA はいずれの推定においても係数が有意に負の値となっている。つまり、FLS の場合とは違い、当期の業績が低い企業はポジティブな業績 FLS のトーンを開示しているのである。一方、Li (2010) と加藤・五島 (2021) は当期業績が高い企業はポジティブなトーンを開示しているという結果を報告しており、本節の分析結果と対照的である。その理由としては、サンプル、分析対象期間、トーンの予測方法、および FLS の抽出方法の違いが挙げられる。なかでも、最も根本的な原因は、本節のサンプルの特性に系統的な偏りがあることだと考えられる。

第 2 章で見たように、加藤・五島 (2021) は、現状において入手可能な情報によって説明される成分を控除し、得られる残余部分を将来見通し (FLS) に由来する成分とみなし

て分析を行っている。つまり、FLS を直接的に抽出しておらず、結果として FLS を直接に開示しない企業もサンプルに含めているのである。これに対して、本節で分析対象としている業績 FLS は第 5 章の第 3 節の深層学習の手法を用いて抽出したものであり、サンプルは直接に業績 FLS を開示している企業に限定されている。前章での分析の結果、収益性（ROA）が高い企業は業績 FLS を積極的に開示しないことが明らかになっているので、本節のサンプルはそもそも、当期業績が低い企業なのである。

そうした偏りが先行研究と異なる結果をもたらしたと考えられるが、それでもなお、直接に業績 FLS を開示している本節のサンプルについて言えることは、当期業績が低い企業ほど、ポジティブなトーンで業績 FLS を記述しているということである。このことの意味を考察するために、次に、業績 FLS 以外の FLS のトーンに影響する要因に関する分析結果を検討する。

(4) 業績 FLS 以外の FLS のトーンに影響する要因

業績 FLS をのぞいた FLS のトーンに影響する要因分析した結果は、FLS の結果とほとんど同じであり、ROA はいずれの推定においても有意な結果とはならなかった¹⁸。この結果から、当期の ROA の高低は FLS のトーンと関係がないことが明らかである。これに対して、業績 FLS については、当期の ROA が低い企業ほどポジティブなトーンで開示していた。

以上のことから、売上や利益などの業績に直接関わる見通しについては、経営者は意図的にポジティブな面を強調して記述している可能性がある。つまり、当期業績が悪い企業の経営者は、ポジティブなトーンで業績 FLS を開示し、印象管理していることが示唆されるのである。一方、例えば設備投資計画や新規出店などの業績に直接的には関連しない FLS のトーンについては、当期の ROA は影響していないと言える。

6. 小括

本節では、2004 年から 2009 年までの 6 年間の FLS や業績 FLS を深層学習モデルの訓練データとして、2004 年から 2019 年までの 16 年間の FLS や業績 FLS のトーンを予測した。

¹⁸ 本節では LSDV と条件付きロジスティック回帰分析の結果が信頼できるものとして解釈を加えているが、仮に FLS のトーンに関する Pooled OLS や固定効果を加味しないロジスティック回帰分析の結果が信頼できるとしても、これが意味するのは、業績（ROA）の低い会社がポジティブな業績 FLS を開示する傾向にあるため、それを真部分集合として含む FLS 全体としても、業績の低い企業がポジティブに開示しているように見えているということである。

その上で、それぞれのトーンに影響する要因を明らかにしてきた。つまり、「RQ4：FLS をポジティブまたはネガティブに記述する企業はどのような特徴があるのか。」と「RQ5：業績 FLS をポジティブまたはネガティブに記述する企業はどのような特徴があるのか。」を検証した。

その結果、MD&A に開示されている FLS のトーンに影響する要因は、企業規模、上場年数、株式リターンであることが分かった。企業規模が大きい企業、上場年数が長い企業、株式リターンが高い企業はポジティブなトーンで FLS を開示しているのである。

業績 FLS のトーンに影響する要因については、いずれの推定においても ROA の係数が有意に負となっていた。つまり、収益性の低い企業はポジティブな業績 FLS を開示している。一方、FLS の真部分集合である業績 FLS をのぞいて分析した結果、ROA の係数は有意とはならなかった。この結果から、当期業績（ROA）は FLS のトーンに影響しないが、業績 FLS のトーンに大きく影響していることが明らかになった。つまり、収益性が低い企業は、ポジティブな業績 FLS のトーンを開示することで、印象管理を行っている可能性がある。

そこで、次の課題は FLS と業績 FLS のトーンの有用性を検証することである。まず、次節では先行研究で多く使われている辞書アプローチを用いてトーンを計測し、その将来業績予測能力を検証する。

第2節 極性辞書によって計測した FLS と業績 FLS のトーンの分析

第 2 章でみたように、米国では MD&A に含まれる FLS の意思決定有用性について、活発に研究がなされている（Bryan, 1997; Feldman et al., 2010; Li, 2010; Loughran and McDonald, 2011; Davis and Tama-Sweet, 2012 など）。例えば、Bryan (1997) は MD&A における FLS は短期の将来業績と関連があり、MD&A 情報は将来の株式リターンに対して増分説明力を持つことを示した。また、会計学における機械学習アプローチの先駆的研究である Li (2010) はトーンと将来業績の間に正の相関があることを明らかにした。

第 4 章ではトーンの計測方法の代表的なものとして、辞書アプローチ、機械学習アプローチ、および深層学習アプローチについて説明した。このうち、欧米の先行研究でよく用いられてきたのは辞書アプローチである。その際、Loughran and McDonald (2011) が作成した会計・ファイナンス分野の専門極性辞書である「LM 辞書」が多く利用されている。

日本でも近年、テキストマイニングや人工知能の技術の発展により、情報科学の分野において記述情報に関する研究、すなわち FLS の抽出手法や極性の付与方法に関する研究が顕著に増加している（酒井・増山, 2008; 谷本ほか, 2011; 酒井・小林・坂地, 2015; 酒井ほか, 2015; 坂地・酒井・増山, 2015; 酒井ほか, 2016; 五島・高橋, 2017; 北森・酒井・坂地,

2017; 小林ほか, 2017; 佐藤・佐久間・小寺, 2017; 小寺・佐藤・田中, 2018; 小寺ほか, 2019)。しかし、会計学の領域での研究はさほど多くなく、特に MD&A から FLS を抽出し、トーンの有用性を検証する研究は数少ない。日本で学術的な研究の蓄積が少ない原因の一部は、有価証券報告書などの日本語のテキストから FLS をうまく抽出できないことにある。中川・伊藤 (2023) は、テキストマイニング上の日本語と英語の最も大きな差異として、単語や文法の違い以外に、単語分割や主語の省略などを挙げ、その差異は文脈を考慮するテキストマイニングの結果に影響を与える可能性があると指摘している。

FLS や業績 FLS の抽出については、前章までの分析により、本論文で開発した方法の有効性は確かめられているといえる。そこで、本節は第 5 章第 3 節の深層学習モデルで予測した FLS および業績 FLS に対して、LM 辞書と、金融ドメインに特化した日本語の極性辞書 (Ito et al., 2018) の 2 つの極性辞書を用いてトーンを計測する。その上で、計測したトーンについて、加藤・五島 (2021) の分析モデルを援用して、FLS と業績 FLS の将来業績予測能力を検証する。

1. データ

2004 年 3 月期から 2019 年 3 月期までの有価証券報告書における【業績等の概要】、【生産、受注及び販売の状況】、【対処すべき課題】、【財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析】(MD&A) で開示されている FLS および業績 FLS を分析対象とする。FLS を直接に開示していない企業は分析の対象外になる。

MD&A およびその他の情報は総合企業情報データベース eol を用いて有価証券報告書の【事業の状況】から取得した。分析に必要な財務データは eol と NEEDS Financial-QUEST より取得した。サンプルは、全上場企業のうち、金融・証券・保険をのぞく一般事業会社である。また、決算月数が 12 ヶ月かつ決算期が 3 月末日であり、検証に必要な財務データおよび MD&A 情報がすべて入手可能な企業を対象とした。その結果、FLS の分析に用いるサンプル・サイズは 9,793 社・年となり、業績 FLS の分析に用いるサンプル・サイズは 1,570 社・年となった。

2. 極性辞書を用いたトーンの計測

(1) LM 辞書

まず、先行研究と同じく LM 辞書を日本語に訳したものをを用いて、MD&A において開示されている FLS や業績 FLS の将来予測能力を検証する。LM 辞書は 2018 年版である Loughran McDonald Sentiment Word Lists_2018 (<https://sraf.nd.edu/loughranmcdonald-master->

dictionary/) を使用する。LM 辞書 2018 年版では、ポジティブ単語 354 語とネガティブ単語 2,355 語が収録されているが、同じ単語の語形変化や意味合いの近い単語が多くあるため、翻訳する際に 1 つの単語にしたり、語形変化（得る、得られ、得て、得た）や単語の漢字と平仮名の書き方（儲かる、もうかる）を追加したりした。その結果、日本語訳では最終的にポジティブ単語 431 語、ネガティブ単語 1,538 語となり、オリジナルの LM 辞書よりポジティブ単語の数は多く、ネガティブ単語の数は少なくなっている。また、LM 辞書 2018 年版において、「ACCOMPLISHMENT」と「ACHIEVEMENT」はポジティブ単語であり、日本語の「業績」の意味があるため、ポジティブ単語リストに追加した。

ただし、本節では業績 FLS も分析対象としており、「業績」を含む文が多くあるため、「業績」という単語を削除してトーンを計測したものについても、回帰分析を行った。つまり、ポジティブ単語リストに「業績」あり、「業績」なしに分けてトーンを計測し、2 つのモデルで回帰分析を行ったのである。なお、辞書の翻訳は最初に姫が行い、その後九州大学の太石桂一教授がチェック・修正した。

上記のように作成した極性辞書を用いて、FLS や業績 FLS に含まれるすべてのポジティブおよびネガティブな単語の数を数え上げ、センテンスのトーンを算出する。ただし、日本語ではポジティブ単語リストにある単語に一文字を追加した場合、ネガティブ単語になるところがあることを考慮しなければならない。例えば、「効率」はポジティブ単語リストにあるが、「非効率」もネガティブ単語リストにある。それゆえ、センテンスの中に、「非効率」という単語があれば、ポジティブとネガティブに重複してカウントされる。そうした事態を回避するために、このような単語がセンテンスに含まれる場合、そのセンテンスを事後的に再確認し、ポジティブなのかネガティブなのかを手作業で修正した。その上で、以下の式によってトーン ($LM_tone_{i,t}$) を算出した。

$$LM_tone_{i,t} = \frac{N_{i,t}^{posi} - N_{i,t}^{nega}}{N_{i,t}^{posi} + N_{i,t}^{nega}}$$

ここで $N_{i,t}^{posi}$ 、 $N_{i,t}^{nega}$ はそれぞれ、t 年度における企業 i の FLS のセンテンスに含まれるポジティブおよびネガティブの単語数であり、算出される $LM_tone_{i,t}$ の値は ± 1 の範囲に収まる。

(2) 金融ドメインに特化した日本語の極性辞書 (Ito et al., 2018)

本節で用いるもう 1 つの辞書は、Ito et al. (2018) の金融ドメインに特化した日本語極性

辞書である。これは東京大学の和泉・坂地研究室 (<https://sites.google.com/socsim.org/izumi-lab/>) のサイトから入手した。この極性辞書は 19,630 個の単語とその単語の重み付けで構成されている。本節では、当該極性辞書を用いて計測したトーンを I_tone と表記するが、その値は LM_tone とは違い、 ± 1 の範囲に収まるわけではない。

以下では上記の 2 つの極性辞書を用いてトーンを計測する。なお、1 つの企業が複数の FLS 文を開示する場合、それぞれの方法によって計測したトーンを社・年単位で平均して、そのトーンの有用性を検証する。

3. 分析モデル

Li (2010) と加藤・五島 (2021) の分析モデルおよび変数を援用し、以下の回帰式を用いて、2004 年から 2019 年までの FLS や業績 FLS のトーンの将来の企業業績 ($ROA_{i,t+1}$) に対する予測力を検証する。

$$\begin{aligned}
 ROA_{i,t+1} = & \alpha + \beta_1 LM_tone_{i,t} + \beta_2 ROA_{i,t} + \beta_3 ACC_{i,t} + \beta_4 SIZE_{i,t} + \beta_5 MTB_{i,t} + \\
 & \beta_6 NBSEG_{i,t} + \beta_7 NGSEG_{i,t} + \beta_8 AGE_{i,t} + \beta_9 SI_{i,t} + \beta_{10} RET_{i,t} + \\
 & \beta_{11} ROAVOL_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \\
 ROA_{i,t+1} = & \alpha + \beta_1 LM_tone2_{i,t} + \beta_2 ROA_{i,t} + \beta_3 ACC_{i,t} + \beta_4 SIZE_{i,t} + \beta_5 MTB_{i,t} + \\
 & \beta_6 NBSEG_{i,t} + \beta_7 NGSEG_{i,t} + \beta_8 AGE_{i,t} + \beta_9 SI_{i,t} + \beta_{10} RET_{i,t} + \\
 & \beta_{11} ROAVOL_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \\
 ROA_{i,t+1} = & \alpha + \beta_1 I_tone_{i,t} + \beta_2 ROA_{i,t} + \beta_3 ACC_{i,t} + \beta_4 SIZE_{i,t} + \beta_5 MTB_{i,t} + \\
 & \beta_6 NBSEG_{i,t} + \beta_7 NGSEG_{i,t} + \beta_8 AGE_{i,t} + \beta_9 SI_{i,t} + \beta_{10} RET_{i,t} + \\
 & \beta_{11} ROAVOL_{i,t} + \varepsilon_{i,t}
 \end{aligned}$$

分析に用いる企業変数の定義は表 6-15 の通りである。

表6-15 変数一覧

変数	定義
LM_tone	LM辞書を用いて算出したFLSや業績FLSのトーン、「業績」単語あり
LM_tone2	LM辞書を用いて算出したFLSや業績FLSのトーン、「業績」単語なし
I_tone	金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いて算出したFLSや業績FLSのトーン
ROA	経常利益／総資産 SEC基準またはIFRSを採用している企業については、営業利益を用いた。
ACC	会計発生高 $\{(\text{経常利益}) - (\text{営業CF})\} / \text{総資産}$
SIZE	企業規模 株式時価総額の対数変換値。
MTB	時価簿価比 $(\text{株式時価総額} + \text{負債}) / \text{総資産}$
NBSEG	$\text{Log}\{1 + (\text{事業セグメント数})\}$
NGSEG	$\text{Log}\{1 + (\text{地域セグメント数})\}$
AGE	上場年数
SI	特別利益・損失（純額絶対値） $\{(\text{特別利益}) + (\text{特別損失})\} / (\text{総資産})$
RET	株式リターン 過去1年の株式リターン
ROAVOL	ROAボラティリティ 過去5年のROAの標準偏差

4. 分析結果

(1) FLS に関する分析

① FLS の記述統計量と相関表

まず、FLS について分析する。表 6-16 は FLS の分析に用いた変数の記述統計量を示している。LM 辞書のポジティブ単語リストに「業績」単語を含めて計測したトーンである LM_tone の平均は 0.145、「業績」単語を除外して計測したトーンである LM_tone2 の平均は 0.128 である。一方、金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いて計測したトーンである I_tone の平均は 0.707 である。

表6-16 FLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
LM_tone	0.145	-1.000	-0.273	0.040	0.600	1.000	0.611
LM_tone2	0.128	-1.000	-0.333	0.000	0.600	1.000	0.613
I_tone	0.707	-1.381	-0.092	0.554	1.428	3.264	1.591
ROA	0.046	-0.023	0.023	0.044	0.072	0.129	0.066
ACC	-0.021	-0.101	-0.038	-0.013	0.011	0.052	0.090
SIZE	10.450	9.347	9.893	10.350	10.920	11.870	0.767
MTB	1.093	0.628	0.813	0.955	1.154	1.952	0.680
NBSEG	1.463	0.000	0.000	1.946	2.079	2.197	0.869
NGSEG	0.403	0.000	0.000	0.000	0.000	2.079	0.806
AGE	35.070	7.000	17.000	34.000	54.000	65.000	19.770
SI	0.020	0.000	0.002	0.007	0.018	0.064	0.127
RET	0.169	-0.429	-0.111	0.089	0.337	0.989	0.512
ROAVOL	0.025	0.004	0.010	0.017	0.029	0.068	0.032

変数間の相関係数行列は表 6-17 に示している。

表6-17 FLSの相関係数

	LM_tone	LM_tone2	I_tone	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
LM_tone	1.000												
LM_tone2	0.990	1.000											
I_tone	0.361	0.372	1.000										
ROA	0.028	0.028	0.016	1.000									
ACC	-0.014	-0.016	0.013	0.790	1.000								
SIZE	0.083	0.082	0.082	0.282	0.163	1.000							
MTB	0.134	0.134	0.068	0.094	-0.184	0.212	1.000						
NBSEG	0.023	0.022	-0.010	-0.048	-0.009	0.094	-0.050	1.000					
NGSEG	0.015	0.017	0.060	0.006	-0.037	0.147	0.011	-0.242	1.000				
AGE	-0.027	-0.025	0.013	-0.055	0.024	0.320	-0.129	0.179	0.016	1.000			
SI	0.018	0.018	-0.016	-0.390	-0.459	-0.069	0.095	0.022	0.016	-0.015	1.000		
RET	0.067	0.067	0.046	0.201	0.114	0.074	0.168	-0.007	-0.059	-0.051	-0.037	1.000	
ROAVOL	0.078	0.078	0.027	-0.255	-0.417	-0.142	0.327	-0.078	0.040	-0.146	0.118	0.038	1.000

② 回帰分析

表 6-18 は Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行った結果を示している。被説明変数はいずれも翌期の ROA である。LM_tone は LM 辞書を用いて計測したもので、ポジティブ単語リストに「業績」があるもの、LM_tone2 は「業績」をポジティブ単語リストから削除したものである。I_tone は金融ドメインに特化した日本語の極性辞書を用いて計測したトーンである。

分析の結果、Pooled OLS 推定では、LM 辞書を用いて計測したトーンは有意な結果が得られなかったが、金融ドメインに特化した日本語極性辞書によって計測した I_tone は 1%水準で有意差があった。LSDV 推定では、I_tone は 5%水準で有意差があった。

表6-18 FLSの回帰分析

被説明変数 : ROA_{t+1}						
	Pooled OLS			LSDV		
Constant	-0.014 (0.012)	-0.014 (0.012)	-0.013 (0.012)	-0.087 (0.122)	-0.086 (0.122)	-0.084 (0.120)
LM_tone	0.001 (0.001)			0.001 (0.001)		
LM_tone2		0.001 (0.001)			0.001 (0.001)	
IS_tone			0.001*** (0.000)			0.001** (0.000)
ROA	0.742*** (0.075)	0.742*** (0.075)	0.744*** (0.075)	0.434*** (0.112)	0.434*** (0.112)	0.436*** (0.113)
ACC	0.009 (0.104)	0.009 (0.104)	0.007 (0.104)	-0.044 (0.054)	-0.044 (0.054)	-0.045 (0.054)
SIZE	0.003*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.009 (0.013)	0.009 (0.013)	0.009 (0.013)
MTB	0.008** (0.004)	0.008** (0.004)	0.008** (0.004)	0.0103* (0.006)	0.0103* (0.006)	0.0103* (0.006)
NBSEG	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
NGSEG	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.003** (0.001)	0.003** (0.001)	0.003** (0.001)
AGE	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
SI	0.059*** (0.022)	0.059*** (0.022)	0.059*** (0.022)	0.107*** (0.010)	0.107*** (0.010)	0.108*** (0.010)
RET	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)
ROAVOL	-0.297** (0.136)	-0.297** (0.136)	-0.297** (0.136)	-0.056 (0.162)	-0.056 (0.162)	-0.057 (0.163)
Observations	9,793	9,793	9,793	9,793	9,793	9,793
R-squared	0.450	0.450	0.451	0.129	0.129	0.129

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

(2) 業績 FLS に関する分析

表 6-19 は業績 FLS の分析に用いた変数の記述統計量、表 6-20 は変数間の相関係数行列を示している。業績 FLS のトーンについても Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行ったが、いずれも有意な結果が得られなかったため、その結果は割愛する。

表6-19 業績FLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
LM_tone	0.586	-0.333	0.333	0.750	1.000	1.000	0.492
LM_tone2	0.495	-1.000	0.091	0.667	1.000	1.000	0.585
I_tone	0.295	-1.321	-0.160	0.047	0.807	2.300	1.064
ROA	0.041	-0.044	0.020	0.043	0.071	0.128	0.077
ACC	-0.027	-0.114	-0.041	-0.014	0.011	0.051	0.113
SIZE	10.450	9.232	9.869	10.320	10.950	12.110	0.845
MTB	1.131	0.633	0.830	0.973	1.194	2.146	0.682
NBSEG	1.541	0.000	1.792	1.946	2.079	2.303	0.850
NGSEG	0.326	0.000	0.000	0.000	0.000	2.079	0.742
AGE	34.970	8.000	16.000	31.000	55.000	67.000	20.450
SI	0.022	0.000	0.002	0.007	0.019	0.080	0.066
RET	0.154	-0.453	-0.099	0.088	0.318	0.921	0.485
ROAVOL	0.026	0.004	0.009	0.017	0.031	0.073	0.036

表6-20 業績FLSの相関係数

	LM_tone	LM_tone2	I_tone	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
LM_tone	1.000												
LM_tone2		1.000											
I_tone			1.000										
ROA	0.105	0.090	0.031	1.000									
ACC	0.090	0.074	0.027	0.844	1.000								
SIZE	0.096	0.060	0.046	0.304	0.196	1.000							
MTB	0.034	0.035	0.063	0.110	-0.101	0.188	1.000						
NBSEG	0.044	0.040	-0.051	-0.058	-0.034	0.037	-0.070	1.000					
NGSEG	-0.052	-0.045	0.009	0.031	-0.005	0.054	-0.021	-0.235	1.000				
AGE	0.071	0.063	0.005	-0.035	0.013	0.367	-0.146	0.106	0.034	1.000			
SI	-0.047	-0.038	-0.050	-0.510	-0.510	-0.171	0.082	0.061	0.019	-0.025	1.000		
RET	0.082	0.084	0.089	0.147	0.119	0.063	0.196	-0.062	-0.064	-0.044	-0.062	1.000	
ROAVOL	-0.056	-0.055	-0.037	-0.500	-0.624	-0.216	0.295	-0.013	0.003	-0.137	0.357	-0.023	1.000

5. 考察

まず、LM 辞書と金融ドメインに特化した日本語極性辞書について考察する。表 6-17 の変数間の相関係数を見ると、LM_tone と LM_tone2 の相関が高いが、それは両方とも LM 辞書を用いて算出したためである。一方、LM_tone (LM_tone2) と I_tone はいずれも金融テキストをベースとして作成された辞書で計測したトーンであるが、LM_tone (LM_tone2) と I_tone の間の相関は必ずしも高くない。その原因の 1 つは、辞書の構成の相違にあると考えられる。LM 辞書はポジティブ単語 431 語、ネガティブ単語 1,538 語、合計 1,969 語となっている。これに対して、金融ドメインに特化した日本語極性辞書は 19,630 個の単語とその単語の重み付けで構成され、LM 辞書の約 10 倍の数となっている。このように、それぞれの辞書がカバーする単語の数が相違しているため、同じ文に対して異なるトーンを付与するケースが出てくる。

もっとも、単語の数の違いだけで相関が低くなっているわけではない。例えば「今後の見通しと致しましては、設備投資は企業業績の改善を背景として引き続き増加し、個人消費も力強さを回復していることから、景気の回復基調は継続すると予想されます。」のような文では、いずれの辞書でもポジティブと判断されている。この場合は、同じ文について同じ結果をもたらしているため、相関は高まる。他方、「利益面につきましては営業利益 110 億円（対前期比 21.1%減益）、経常利益 117 億円（対前期比 21.6%減益）、当期純利益 72 億円（対前期比 27.0%減益）をそれぞれ見込んでおります。」のような文は、金融ドメイ

ンに特化した日本語極性辞書で計測した I_tone は-4.056 になるが、 LM_tone は 1.000 になる。

このような異なる結果になったのは、「利益」は LM 辞書のポジティブ単語リストにある一方で「減益」はネガティブ単語リストにないのに対し、金融ドメインに特化した日本語極性辞書では「減益」はネガティブでそのスコアが-1.306 となっているからである。このように単語の数、単語の構成、および英単語を日本語に翻訳する際の微妙なニュアンスの違いが、この相関の低さをもたらしたと考えられるのである。

次に、FLS についての分析結果を考察する。日本のいくつかの先行研究は、LM 辞書を用いて計測した MD&A のトーンの有用性を主張している。例えば加藤・五島（2021）は、経営者によって開示された将来見通しのトーンを LM 辞書を用いて計測し、それが将来の企業業績に対する予測力を有するという結果を報告している。しかし、本節の分析結果においては、LM 辞書を用いて計測した FLS のトーンは翌期の ROA を予測する能力を持っていなかった。では、なぜそのような先行研究との違いが生じたのであろうか。その原因の 1 つは、FLS の抽出方法の違い、およびその結果としてのサンプルの相違にあると考えられる。

前述したように、加藤・五島（2021）は、現状において入手可能な情報によって説明される成分を控除し、得られる残余部分を将来見通し（FLS）に由来する成分とみなして分析を行っている。つまり、FLS を直接的に抽出していない。こうしたやり方は論理的には正しいものの、現実的な妥当性には疑問が残るため、本節では深層学習モデルにより直接的に FLS を抽出する方法を採用した。その結果、総文数 2,890,419 から 22,224 文の FLS が抽出された。MD&A のすべての文のうち、7.7%が将来の予測に関わる FLS であるという結果は、現実感覚にマッチするものだと言えよう。

これに対して、加藤・五島（2021）は直接に FLS を開示していない企業も何らかの将来見通しを MD&A において伝達していると仮定して、全企業をサンプルとしている。こうした FLS の抽出方法の相違が、本節と加藤・五島（2021）の分析結果に違いをもたらしたと考えられるのである。したがって、本節の分析が先行研究と異なる結果になったからといって、LM 辞書を用いて計測したトーンに有用性がないと結論づけるのは早計である。いずれの方法がより妥当なのかについては、今後さらなる検証が必要である。

一方、金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いて計測した FLS のトーンは、将来の業績を予測する能力を有していた。この結果が示しているのは、FLS のトーン自体にはやはり有用性があるということである。さらに、日本語の文章を対象とした場合には、本節の FLS 抽出方法を前提とする限り、LM 辞書を日本語に訳したものよりも、金融ドメイ

ンに特化した日本語極性辞書の方に優位性があることが明らかになった。

最後に、業績 FLS について考察する。LM 辞書および金融ドメインに特化した日本語極性辞書のいずれを用いても、計測された業績 FLS のトーンは翌期の ROA を説明することができなかった。その理由としては、さしあたり次の 2 つのことが考えられる。

1 つは、これらの辞書が業績 FLS のトーンを計測するには適していないという可能性である。LM 辞書については、業績 FLS だけでなく FLS でも有意な結果が得られなかったことから、英単語の微妙なポジティブ／ネガティブのニュアンスが、日本語に翻訳したときに失われている可能性は否定できない。これに対して、金融ドメインに特化した日本語極性辞書は、それがいかに金融関連の用語をカバーしようとも、MD&A に含まれる「業績」に関連する会計用語は専門性が高いため、FLS に比して、そうしたよりテクニカルな言葉のポジティブ／ネガティブの度合いをうまく捉えられていないのかもしれない。あるいは、業績に関する記述のトーンを単語の極性（あるいは重み付けされた単語の極性）だけで判断することに起因する限界を示唆しているとも考えることもできる。つまり、文意全体を捉えてポジティブ／ネガティブを判断すべきところを、個別の単語だけで判断しているのである。これは辞書アプローチの限界とも言える。

もう 1 つ考えられる理由は、業績 FLS のトーン自体に有用性がないという可能性である。この点については、深層学習モデルによって予測した業績 FLS のトーンを分析したあとで、改めて考察する。

結局のところ、従来の研究はトーンの計測方法の妥当性と、トーンの有用性とを、同時に検証していた。つまり、結合仮説の検証になっていたのである。本節の分析がこの問題に決着をつけたとは言えないが、少なくとも、本節の分析の結果、日本語環境で開発された金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いて計測された FLS のトーンは将来業績予測能力があることが明らかになったと言える。

他方、業績 FLS については、トーンの将来業績予測能力は検出できなかった。では、なぜ FLS と業績 FLS とで異なる結果になるのであろうか。ファイナンス分野の先行研究をふまえると（例えば、平松ほか, 2021）、この点を検討するには、深層学習によって計測したトーンの有用性と比較することが必要になる。これが次節の課題である。

6. 小括

本節では、深層学習モデルにより 2004 年から 2019 年までの MD&A 情報から FLS や業績 FLS を抽出し、2 種類の極性辞書を用いてトーンを計測した上で、翌期の業績（ROA）との関連を検証した。トーンの計測においてはまず、英語の学術論文で多く利用されてい

る会計・ファイナンス分野の専門極性辞書である LM 辞書を日本語に翻訳したものを用いた。なお、LM 辞書を訳した際に、ポジティブ単語リストに「業績」があるため、「業績」あり、「業績」なしに分けてトーンを計測して回帰分析を行った。次に、金融ドメインに特化した日本語の極性辞書を用いて FLS や業績 FLS のトーンを計測した。

計測したトーンと翌期の業績との関連を検証する際には、日本で唯一 MD&A に開示されている FLS のトーンの有用性を検証した加藤・五島（2021）の分析モデルを援用した。その結果、LM 辞書を用いて計測した FLS のトーンは翌期の業績を予測する能力を持たなかったのに対して、金融ドメインに特化した日本語極性辞書によって計測した FLS のトーンは有意な結果が得られた。そのことから、日本語環境で開発された金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いて計測された FLS のトーンは将来業績予測能力があると結論づけた。一方、業績 FLS については、いずれの辞書を用いても有意な結果は得られなかった。

このように、本節の分析から、経営者が MD&A において開示する将来に関する見通し、すなわち FLS のポジティブ／ネガティブのトーンは将来の業績を予測するのに役立つことが分かった。次の課題は、辞書アプローチよりも深層学習アプローチの方が精緻にトーンを計測できるか否かを検証するとともに、FLS と業績 FLS のトーンが意思決定に有用か、およびその有用性は同じかを確かめることである。

第3節 深層学習モデルを用いて計測した FLS と業績 FLS のトーン分析

1. パイロットテスト

まず、人手により分類した 2004 年から 2009 年までの FLS のトーンをパイロットテストとして、業績予測能力を検証する。検証に必要な財務データがすべて入手可能な企業を対象とした。その結果、FLS の分析に用いるサンプル・サイズは 2,783 社・年となった。

使用する変数の記述統計量は表 6-21 に、各変数の相関は表 6-22 に示している。なお、tone は人手により付与した FLS のトーンであり、 $(\text{positive} - \text{negative}) / (\text{positive} + \text{neutral} + \text{negative})$ を用いて計算した。それ以外の変数の定義は第 2 節と同じである。

表6-21 FLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
tone	0.047	-2.000	-1.000	0.000	1.000	2.000	1.261
ROA	0.043	-0.028	0.019	0.038	0.069	0.128	0.056
ACC	-0.020	-0.105	-0.040	-0.014	0.011	0.054	0.062
SIZE	10.400	9.346	9.859	10.310	10.820	11.780	0.740
MTB	1.094	0.651	0.852	0.992	1.183	1.861	0.522
NBSEG	1.329	0.000	0.000	1.792	1.946	2.303	0.947
NGSEG	0.683	0.000	0.000	0.000	1.946	2.079	0.946
AGE	32.150	6.000	14.000	36.000	46.000	58.000	18.180
SI	0.027	0.001	0.005	0.012	0.025	0.097	0.067
RET	0.166	-0.467	-0.194	0.048	0.379	1.156	0.594
ROAVOL	0.022	0.004	0.009	0.016	0.027	0.058	0.021

表6-22 FLSの相関係数

	tone	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
tone	1.000										
ROA	0.127	1.000									
ACC	0.035	0.699	1.000								
SIZE	0.188	0.341	0.214	1.000							
MTB	0.218	0.379	0.114	0.348	1.000						
NBSEG	0.027	-0.069	-0.038	0.171	0.010	1.000					
NGSEG	0.133	0.067	-0.017	0.283	0.059	-0.016	1.000				
AGE	-0.053	-0.066	0.002	0.342	-0.022	0.245	0.102	1.000			
SI	0.014	-0.345	-0.359	-0.116	0.058	0.056	-0.050	-0.018	1.000		
RET	0.129	0.243	0.143	0.160	0.255	0.010	-0.012	0.022	-0.051	1.000	
ROAVOL	0.157	0.053	-0.168	-0.078	0.245	-0.089	0.094	-0.142	0.157	0.023	1.000

表 6-23 は Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行った結果を示している。被説明変数はいずれも翌期の ROA である。表 6-23 から分かるように、tone の係数はいずれも 5%水準で有意である。このパイロットテストの結果は、FLS のトーンは翌期の業績を予測する上で有用であることを示唆している。そこで次に、フル・サンプルに対して深層学習の手法によって FLS、および業績 FLS のトーンを予測し、翌期の業績との関連を検証する。

表6-23 FLSの回帰分析

被説明変数 : ROA_{t+1}		
	Pooled OLS	LSDV
Constant	0.006 (0.019)	-0.101 (0.147)
tone	0.002** (0.001)	0.003** (0.001)
ROA	0.760*** (0.038)	0.231*** (0.067)
ACC	-0.051 (0.034)	-0.011 (0.056)
SIZE	0.002 (0.001)	0.010 (0.014)
MTB	0.012*** (0.003)	0.028*** (0.009)
NBSEG	-0.001 (0.001)	0.0181* (0.010)
NGSEG	-0.001 (0.001)	0.004 (0.005)
AGE	0.000 (0.000)	-0.001 (0.001)
SI	-0.039 (0.031)	-0.037 (0.038)
RET	-0.003 (0.003)	-0.002 (0.003)
ROAVOL	-0.133 (0.090)	0.354** (0.156)
Observations	2,783	2,783
R-squared	0.572	0.251

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

2. フル・サンプルを用いた実証

以下では深層学習モデルを用いて予測した 2004 年から 2019 年までの FLS と業績 FLS のトーンの有用性を検証する。

(1) データ

第5章第3節の深層学習モデルの手法を用いて予測した2004年から2019年までのFLSを分析対象とする。したがって、FLSを開示していない企業は分析の対象外になる。分析に必要な財務データはeolとNEEDS Financial-QUESTより取得した。サンプルは、全上場企業のうち、金融・証券・保険をのぞく一般事業会社である。また、決算月数が12ヶ月かつ決算期が3月末日であり、検証に必要な財務データがすべて入手可能な企業を対象とした。その結果、FLSの分析に用いるサンプル・サイズは9,884社・年となり、業績FLSの分析に用いるサンプル・サイズは1,349社・年となった。

(2) 分析モデル

Li (2010) と加藤・五島 (2021) の分析モデルおよび変数を援用し、以下の回帰式を用いて、2004年から2019年までのFLSのトーンの翌期の企業業績 ($ROA_{i,t+1}$) に対する予測力を検証する。

$$\begin{aligned} ROA_{i,t+1} = & \alpha + \beta_1 FLS_tone_{i,t} + \beta_2 ROA_{i,t} + \beta_3 ACC_{i,t} + \beta_4 SIZE_{i,t} + \beta_5 MTB_{i,t} + \\ & \beta_6 NBSEG_{i,t} + \beta_7 NGSEG_{i,t} + \beta_8 AGE_{i,t} + \beta_9 SI_{i,t} + \beta_{10} RET_{i,t} + \\ & \beta_{11} ROAVOL_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

なお、FLS_tone、P_FLS_tone は深層学習モデルを用いて予測した FLS のトーンと業績 FLS のトーンである。パイロットテストのトーン (tone) と同じ方法で計算した。それ以外の変数の定義は第2節と同じである。

(3) FLS のトーンに関する分析結果

① 記述統計量と相関表

表6-24はFLSの分析に用いた変数の記述統計量を示している。変数間の相関係数は表6-25に示している。

表6-24 FLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
FLS_tone	0.131	-1.000	-1.000	0.500	1.000	1.000	0.914
ROA	0.046	-0.023	0.023	0.043	0.072	0.128	0.066
ACC	-0.021	-0.101	-0.039	-0.013	0.011	0.052	0.089
SIZE	10.430	9.333	9.877	10.330	10.910	11.860	0.770
MTB	1.086	0.626	0.810	0.951	1.147	1.937	0.671
NBSEG	1.458	0.000	0.000	1.946	2.079	2.197	0.872
NGSEG	0.402	0.000	0.000	0.000	0.000	2.079	0.805
AGE	34.990	7.000	16.000	34.000	54.000	65.000	19.760
SI	0.020	0.000	0.002	0.007	0.018	0.064	0.126
RET	0.162	-0.430	-0.114	0.086	0.329	0.955	0.503
ROAVOL	0.025	0.004	0.010	0.017	0.029	0.068	0.031

表6-25 FLSの相関係数

	FLS_tone	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
FLS_tone	1.000										
ROA	0.089	1.000									
ACC	0.039	0.534	1.000								
SIZE	0.158	0.360	0.173	1.000							
MTB	0.190	0.346	0.116	0.403	1.000						
NBSEG	0.034	-0.075	-0.032	0.139	0.035	1.000					
NGSEG	0.053	0.045	-0.058	0.150	0.049	-0.169	1.000				
AGE	-0.027	-0.096	-0.042	0.319	-0.070	0.179	0.009	1.000			
SI	-0.048	-0.217	-0.178	-0.079	0.025	0.124	0.024	0.003	1.000		
RET	0.079	0.288	0.244	0.132	0.192	-0.009	-0.077	-0.003	-0.103	1.000	
ROAVOL	0.102	0.065	-0.072	-0.148	0.155	-0.139	0.113	-0.172	0.050	-0.037	1.000

② FLS トーンの回帰分析の結果

表 6-26 は、Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行った結果を示している。被説明変数はいずれも翌期の ROA である。分析の結果、Pooled OLS 推定では、深層学習モデルで予測した FLS のトーンは 5%水準で有意差があった。LSDV 推定では、1%水準で有意差があった。

表6-26 FLSのトーンの回帰分析

被説明変数： ROA_{t+1}		
	pooled OLS	LSDV
Constant	-0.011 (0.012)	-0.056 (0.115)
FLS_tone	0.001** (0.000)	0.002*** (0.001)
ROA	0.752*** (0.074)	0.451*** (0.111)
ACC	0.004 (0.103)	-0.042 (0.052)
SIZE	0.002** (0.001)	0.006 (0.013)
MTB	0.007* (0.004)	0.012** (0.005)
NBSEG	-0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
NGSEG	0.001 (0.001)	0.003** (0.001)
AGE	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
SI	0.059*** (0.022)	0.110*** (0.009)
RET	-0.001 (0.002)	0.002 (0.003)
ROAVOL	-0.305** (0.138)	-0.058 (0.162)
Observations	9,884	9,884
R-squared	0.452	0.137

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

(4) 業績 FLS のトーンに関する分析結果

① 記述統計量と相関表

表 6-27 は業績 FLS の分析に用いた変数の記述統計量を示している。変数間の相関係数は

表 6-28 に示している。

表6-27 業績FLSの記述統計量

変数名	平均値	p5	p25	中央値	p75	p95	標準偏差
P_FLS_tone	0.177	-1.000	-0.500	0.000	1.000	1.000	0.791
ROA	0.041	-0.045	0.020	0.043	0.071	0.128	0.077
ACC	-0.027	-0.114	-0.041	-0.014	0.011	0.050	0.112
SIZE	10.440	9.214	9.854	10.310	10.950	12.110	0.848
MTB	1.124	0.631	0.829	0.970	1.188	2.133	0.676
NBSEG	1.530	0.000	1.792	1.946	2.079	2.303	0.856
NGSEG	0.331	0.000	0.000	0.000	0.000	2.079	0.746
AGE	34.990	8.000	16.000	31.000	55.000	67.000	20.440
SI	0.023	0.000	0.002	0.007	0.019	0.080	0.066
RET	0.147	-0.452	-0.102	0.084	0.308	0.898	0.477
ROAVOL	0.026	0.004	0.009	0.017	0.031	0.073	0.036

表6-28 業績FLSの相関係数

	P_FLS_tone	ROA	ACC	SIZE	MTB	NBSEG	NGSEG	AGE	SI	RET	ROAVOL
P_FLS_tone	1.000										
ROA	-0.072	1.000									
ACC	-0.062	0.583	1.000								
SIZE	0.093	0.363	0.196	1.000							
MTB	0.081	0.301	0.100	0.346	1.000						
NBSEG	0.025	-0.080	-0.050	0.126	-0.021	1.000					
NGSEG	0.007	0.041	-0.046	0.076	0.006	-0.179	1.000				
AGE	0.049	-0.054	-0.001	0.363	-0.145	0.173	0.034	1.000			
SI	-0.038	-0.211	-0.201	-0.152	0.009	0.113	0.084	-0.002	1.000		
RET	0.048	0.251	0.286	0.140	0.122	-0.049	-0.063	0.035	-0.167	1.000	
ROAVOL	0.040	-0.031	-0.139	-0.207	0.193	-0.126	0.087	-0.188	0.121	-0.115	1.000

② 業績 FLS トーンの回帰分析の結果

表 6-29 は、Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行った結果を示している。被説明変数はいずれも翌期の ROA である。業績 FLS のトーンについて Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行ったが、いずれも有意な結果が得られなかった。

表6-29 業績FLSのトーンの回帰分析

被説明変数 : ROA_{t+1}		
	pooled OLS	LSDV
Constant	0.028 (0.040)	-0.372 (0.688)
P_FLS_tone	0.002 (0.002)	-0.006 (0.006)
ROA	0.591* (0.336)	-0.636 (0.820)
ACC	0.277 (0.393)	-0.376** (0.177)
SIZE	0.001 (0.003)	0.039 (0.070)
MTB	0.012 (0.010)	0.033 (0.021)
NBSEG	-0.002 (0.002)	0.005 (0.014)
NGSEG	0.005 (0.003)	-0.005 (0.013)
AGE	0.000 (0.000)	-0.001 (0.002)
SI	0.362* (0.215)	0.228 (0.180)
RET	-0.004 (0.007)	0.017 (0.011)
ROAVOL	-1.014 (0.668)	0.001 (0.586)
Observations	1,349	1,349
R-squared	0.423	0.241

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

(5) 追加分析

以下の説明変数を追加して、トーンの有用性を検証した。

- ① posi_tone_dummy は、業績 FLS のトーンが 0 より大きい場合に 1 となるダミー変数。

- ① `negatone_dummy` は、業績 FLS のトーンが 0 より小さい場合に 1 となるダミー変数。
- ② `OF_tone` は FLS と業績 FLS (P_{FLS}) のポジティブ・ネガティブ・ニュートラルのセンテンスを用いて以下の式によって算出した。

$$OF_tone = \frac{(N_{posi}^{FLS} - N_{posi}^{PFLS}) - (N_{nega}^{FLS} - N_{nega}^{PFLS})}{(N_{posi}^{FLS} - N_{posi}^{PFLS}) + (N_{nega}^{FLS} - N_{nega}^{PFLS}) + (N_{neu}^{FLS} - N_{neu}^{PFLS})}$$

- ③ `P_FLS_tone*OF_tone` は業績 FLS のトーンと `OF_tone` の交差項。
- ④ `posi_tone_dummy*OF_tone` はポジティブな業績 FLS のトーンのダミーと `OF_tone` の交差項。
- ⑤ `negatone_dummy*OF_tone` はネガティブな業績 FLS のトーンのダミーと `OF_tone` の交差項。

被説明変数はいずれも翌期の ROA である。Pooled OLS 推定と LSDV 推定を行った。その結果は表 6-30 に示している。業績 FLS のトーン、ダミー、および交差項目はいずれの推定においても有意な結果が得られなかった。しかも、それらの係数が負となっている。業績 FLS 以外の FLS のトーン (`OF_tone`) は Pooled 推定では 5%水準で有意差があり、LSDV 推定では 1%水準で有意差があった。

表6-30 業績FLSのトーンの追加分析

被説明変数 : ROA_{t+1}						
	Pooled			LSDV		
Constant	-0.012 (0.012)	-0.012 (0.011)	-0.011 (0.012)	-0.056 (0.115)	-0.056 (0.115)	-0.056 (0.115)
P_FLS_tone	-0.002 (0.003)			0.000 (0.003)		
posi_tone_dummy		-0.004 (0.004)			-0.001 (0.004)	
nega_tone_dummy			-0.003 (0.002)			-0.001 (0.004)
OF_tone	0.001** (0.000)	0.001** (0.001)	0.001** (0.000)	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)
P_FLS_tone*OF_tone	-0.005 (0.008)			-0.004 (0.005)		
posi_tone_dummy*OF_tone		-0.007 (0.010)			-0.006 (0.007)	
nega_tone_dummy*OF_tone			-0.002 (0.005)			-0.001 (0.006)
ROA	0.752*** (0.074)	0.751*** (0.074)	0.752*** (0.074)	0.451*** (0.111)	0.450*** (0.111)	0.450*** (0.111)
ACC	0.003 (0.103)	0.003 (0.102)	0.004 (0.103)	-0.042 (0.051)	-0.043 (0.051)	-0.042 (0.052)
SIZE	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.002** (0.001)	0.006 (0.013)	0.006 (0.013)	0.006 (0.013)
MTB	0.007* (0.004)	0.007* (0.004)	0.007* (0.004)	0.012** (0.005)	0.012** (0.005)	0.012** (0.005)
NBSEG	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
NGSEG	0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.003** (0.001)	0.003** (0.001)	0.003** (0.001)
AGE	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
SI	0.059*** (0.022)	0.058*** (0.022)	0.059*** (0.022)	0.110*** (0.009)	0.109*** (0.009)	0.110*** (0.009)
RET	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.003)
ROAVOL	-0.304** (0.136)	-0.303** (0.136)	-0.305** (0.138)	-0.059 (0.162)	-0.060 (0.162)	-0.059 (0.162)
Observations	9,884	9,884	9,884	9,884	9,884	9,884
R-squared	0.452	0.452	0.452	0.137	0.137	0.137

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

(6) 考察

まず、深層学習モデルを用いて予測した FLS のトーンの分析結果を考察する。深層学習モデルで予測したトーンを分析した結果、いずれの推定においても有意な結果が得られた。つまり、FLS のトーンは次期の ROA を予測する能力を持ち、FLS のトーンがポジティブなほど、翌期の ROA が高くなるということである。これを前節の結果と比較する。

前節では、英語の極性辞書 (LM 辞書) と金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いて FLS のトーンを計測し、翌期の業績との関連を検証した。LM 辞書を日本語に翻訳して FLS のトーンを計測した場合、それは将来業績能力を持たなかった。一方で、金融ドメインに特化した日本語極性辞書を用いて計測した FLS のトーンを分析した結果、LSDV 推定においては 5%水準で有意差があった。これに対して、本節において深層学習モデルで予測したトーンは、LSDV 推定において 1%水準で有意差があった。つまり、深層学習モデルで予測した FLS のトーンが将来業績予測能力を持つ可能性は、より高いのである。したがって、MD&A に含まれる将来に関する記述のトーンは妥当な方法で計測すれば、将来業績を予測するのに役立つといえる。そして、深層学習モデルは大量の記述情報を分析するのに有用であることが分かった。

次に、深層学習モデルを用いて予測した業績 FLS のトーンの分析結果を考察する。深層学習モデルを用いて予測した業績 FLS のトーンは、翌期の業績を説明することができなかった。さらに、追加分析を行ったが、業績 FLS のトーン、ダミー、および交差項目はいずれの推定においても有意な結果が得られなかった。この結果は、本章の第 2 節で述べたように、業績 FLS のトーン自体に有用性がないということを意味する。ただし、業績 FLS 以外の FLS のトーンは翌期の業績を予測する上で有用であることが明らかになった。

たしかに、総文数 2,890,419 のうち、業績 FLS は 2,534 文と、全体の 1%にも満たないことから、それが十分な情報内容を持っていなかったとしても不思議ではない。しかしながら、その最大の原因は、当期の業績が悪い企業ほど業績 FLS を積極的に開示し、しかもポジティブなトーンで記述している点にある。このことから、業績が悪いときには将来の業績に関する明るい見通しを強調する一方、暗い見通しには触れない傾向があると推測できる。

こうした印象管理により、業績 FLS のトーンは有用ではないが、業績 FLS 以外の FLS のトーンは翌期の業績を予測する上で有用であるという結果になったと考えられる。

おわりに

本章では、前章の深層学習モデルを用いて抽出した FLS および業績 FLS のトーンに影響

する要因とその有用性を検証した。

まず、深層学習アプローチを用いて前章で抽出した 2004 年から 2019 年までの FLS および業績 FLS のトーンを予測した。その上で、人手で付与した 2004 年から 2009 年までの 6 年間の FLS や業績 FLS のトーンを深層学習モデルの訓練データとして、予測した FLS および業績 FLS のトーンに影響する要因を分析した。その結果、企業規模が大きい、上場年数が長い、株式リターンが高い企業は、ポジティブな FLS のトーンを開示していることが分かった。これに対して、当期業績（ROA）が低い企業はポジティブな業績 FLS のトーンを開示していた。つまり、収益性が低い企業は、ポジティブな業績 FLS のトーンを開示する傾向があり、それは印象管理のためであることが示唆された。

次に、極性辞書アプローチを用いて、FLS や業績 FLS のトーンを計測した上で、翌期の業績（ROA）との関連を検証した。会計・ファイナンス分野の専門極性辞書である LM 辞書を日本語に訳したものと、金融ドメインに特化した日本語の極性辞書の 2 つの極性辞書を使用してトーンを計測し、比較を行った結果、LM 辞書を用いて計測した FLS のトーンは翌期の業績（ROA）を予測する能力を持たなかったのに対して、金融ドメインに特化した日本語極性辞書によって計測した FLS のトーンは予測能力を有していた。一方、業績 FLS については、いずれの辞書を用いても有意な結果が得られなかった。

最後に、2004 年から 2009 年までの FLS に対して人手でトーンを付与してパイロット分析を行い、FLS のトーンは翌期の業績を予測するのに有用であることを確認した上で、第 1 節の深層学習アプローチを用いて予測した 2004 年から 2019 年までの FLS および業績 FLS（フル・サンプル）の有用性を検証した。検証の結果、深層学習で計測した FLS のトーンは翌期の業績を予測する上で有用であり、それが予測能力を持つ可能性は辞書アプローチで計測したトーンのそれを上回っていた。一方、業績 FLS については、辞書アプローチで検証した結果と同様に、将来業績予測能力を持っていなかった。すなわち、FLS と業績 FLS の将来業績予測能力という点では、両者の有用性は同じではなかったのである。

以上の分析結果から、MD&A に含まれる FLS は将来の業績を予測するのに役立ち、財務情報を補完する役割を果たしていると結論づけることができる。つまり、FLS には増分情報価値があると言えるのである。しかし、その一方で、業績に直接関連する将来見通しについては、当期の業績が悪い企業ほど印象管理のためにポジティブな面を強調する傾向にあることから、むしろノイズとなっている可能性がある。そうした印象管理が経営者の特定の意図や動機に基づくものなのか、また、それによって投資家の意思決定が阻害されているのか否かは、今後検証すべき課題である。

次章では、本論文の成果を要約するとともに今後の展望について述べる。

終章 結論と今後の課題

1990年代以降の米国では、会計情報の有用性が年々低下することを報告する研究が多くみられるようになり、文字による記述情報の重要性が認識されるようになった。その後、2000年代初頭に米国で起ったエンロン事件をはじめとする会計不祥事を契機に、2002年にはSOX法が制定され、ディスクロージャー制度改革が急速に展開された。この改革においてMD&A開示は重点事項の1つとなった。なぜならば、エンロン社の会計不正の多くはオフバランス取引に関わるものであったからである。SECは、失墜した証券市場への信頼性を取り戻すべく、そうした財務諸表に現れない項目についても、経営者が十分な説明を行い、自らの責任で投資家とコミュニケーションを取ることを求めたのである。

しかし、こうしたディスクロージャー制度改革、とりわけMD&Aの拡充は情報量を大幅に増加させることになるが、それによって投資家は情報過多に陥り、重要な情報を見極めることが困難になることも懸念された。そこでSECは、投資家の理解を促し、彼らが重視する情報にアクセスしやすくするために、経営者が自ら将来予想に関する記述情報（FLS）をMD&Aにおいて開示することを推奨した。その結果、米国では経営者の将来見通しを提供する主要な情報源はMD&Aとなっている。それとともに、法的責任に対する経営者の不安を払拭するために、MD&AではFLSが後から間違っているということが分かったとしても罰則は加えないという「セーフ・ハーバー・ルール」が定められた。

一方、日本では米国のMD&Aを参考に、2003年4月から有価証券報告書に開示が義務づけられたが、日本ではMD&AでのFLSの開示が推奨されているわけではない。それにもかかわらず、日本の先行研究によれば、よりフォーマルな法定開示であり、それゆえ保守的になると見込まれるMD&Aにおいても、義務づけや推奨がなされていないFLSを日本企業は開示している。だとすると、どのぐらいの日本企業がMD&AでFLSを開示しているのか、FLSの開示に影響する要因はどのようなものかを確かめる必要がある。これが本論文の第1の問題意識であった。

次に、本論文の第2の問題意識は、経営者はMD&AにおいてFLSをどのように記述しているか、記述した情報は投資家の意思決定に役立っているのか、ということであった。MD&Aは法的に開示が強制されているが、開示内容については経営者に任せられている。つまり、経営者はMD&Aを記述するにあたって、虚偽報告にならない範囲で、意図的にポジティブな情報を多用したり、ネガティブな情報を省略したりする可能性があることは否定できない。他方で、経営者は投資家との間の情報の非対称性を低減するとともに、定量情報を補完し、資本コストを低減させるために誠実に開示を行っているかもしれない。こ

の場合、MD&A は増分情報を提供する。しかしながら、これらの点を明らかにした先行研究は日本では皆無である。したがって、こういった点を検証する必要がある。

このような問題意識から、本論文の研究目的を、MD&A における FLS や業績 FLS の開示実態とその開示に影響する要因を明らかにするとともに、FLS や業績 FLS のトーンの有用性を検証することに定めた。その際、本論文が対象とする記述情報は非構造化データであり、そのままでは財務データとの関連性を分析することはできないので、数量的に扱うことができる構造化データへと変換する必要がある。そこで、本論文ではテキストマイニングや機械学習の手法を駆使して分析を行った。

以下では、各章における研究の成果をまとめた上で、分析結果を説明するとともに、本論文の意義と貢献を示し、今後の課題を提示する。

第1節 総括

第 1 章では、MD&A を含む非財務情報という用語が多様な意味で用いられてきたことから、まず本論文における定義、すなわち非財務情報とは何かを明確化した。次いで、日本において非財務情報に対する関心が高まっている背景、および非財務情報の開示媒体と開示内容を説明し、非財務情報の中でも本論文の分析対象となる MD&A に関する制度を概観した。MD&A 制度を最初に施行したのは米国であることから、米国における MD&A の動向に関して、1980 年以前、1980 年から 2002 年まで、2003 年以降、と 3 期に区分して概観した上で、米国の MD&A 制度を参考にして導入された日本の MD&A の開示内容などについて説明した。加えて、IFRS に準拠して作成される「経営者による説明」が制度化された経緯や開示すべき内容などについて概説した。

第 2 章では、非財務情報、MD&A、およびトーンに関するこれまでの研究をレビューすることで、現時点で得られている知見を明らかにした。伝統的に、企業価値評価の際には財務諸表の会計数値が主に利用されていたが、近年では財務情報の有用性の低下や会計制度が投資家のニーズに十分に対応できないことが指摘されるようになり、非財務情報の重要性が一層高まっていることを論じた。また、将来志向情報の開示拡大は、将来の成果の予測に関連する内容を含むことから、有用な情報の質的特性の 1 つである「意思決定との関連性」を高める効果があると期待されるが、その検証も未だ途上にある。トーンに関する先行研究のレビューの結果、海外において、記述情報のトーンが将来業績予測に役立ち、投資家等の情報利用者の行動に影響を与えていることを示す研究が多いことが分かった。

しかし、いうまでもなく、これらの研究結果はトーンがうまく計測できていることが前提である。いわば、先行研究はトーンの計測方法の妥当性と本来のリサーチ・クエスチョ

ンとの結合仮説になっていたのである。そこで、先行研究におけるトーンの計測方法について検討した結果、辞書アプローチよりも機械学習アプローチが、さらに機械学習アプローチよりも深層学習アプローチの方が有効である可能性が高いことが示された。そうしたことから、本論文では、FLS の抽出およびトーンの計測にあたって、これらのアプローチを併用して、必要に応じてそれぞれの有効性を比較することにしたのである。

第 3 章では、先行研究レビューの結果をふまえ、記述情報を開示する側、利用する側、および記述情報の開示媒体に関する論点を整理した上で、本論文で分析対象とする開示媒体と開示内容を絞り込み、6 つの課題（リサーチ・クエスチョン：RQ）を設定した。第 1 から第 3 の課題は「どのぐらいの企業が MD&A において FLS や業績 FLS を開示しているのか、それらの開示行動に影響する要因は何か」に関するものであり、第 4 から第 6 の課題は「FLS と業績 FLS のトーンに影響する要因は何か、それらのトーンは将来業績の予測に役立つか」に関するものである。

第 4 章では、本論文の分析の基礎となる記述情報の分析方法について検討した。記述情報を分析するには、非構造化データである文字を、数量的に扱うことができる構造化データへと変換する必要がある。そこで、まず記述情報の一般的な分析手順を概観した。その上で、海外および日本における先行研究で用いられてきた FLS の抽出方法と、トーンの計測方法を説明し、本論文で用いる手法を明確化した。

第 5 章では、RQ1～RQ3 に答えるべく、MD&A に開示されている FLS や業績 FLS について、その開示実態と影響要因の分析を行った。まず、第 1 節では、先行研究を参考に 4 つの正規表現を用いて FLS および業績 FLS の抽出を試みた。その結果、2004 年から 2009 年までの 6 年間に、3 割以上の企業が何らかの形で FLS を開示していた。このことは、先行研究より多く FLS を抽出できたこと、すなわち本論文で開発した抽出方法の有効性を意味する。

先行研究では、MD&A において業績 FLS を開示する企業の特性は明らかになっていないため、特に業績 FLS に注目して分析を行った結果、2004 年から 2009 年に MD&A で開示している企業は 1 割以下にとどまっていた。ほとんどの上場企業が決算短信で業績予想を公表していることを考えると、極めて少ない数であるが、有価証券報告書という法定開示においては、企業はより慎重になるのだと解釈した。次いで、業績 FLS の開示活動に影響する要因を分析した結果、規模が大きい企業、事業セグメント数が多い企業、および米国基準を採用している企業が積極的に業績 FLS を開示することが明らかになった。

第 5 章第 2 節では機械学習の手法を用いて、2010 年から 2019 年までを対象に業績 FLS を抽出し、開示実態を明らかにするとともに、開示する企業の特性を明らかにした。具体

的には、2004 年から 2009 年までの MD&A 情報から抽出した業績 FLS の文を機械学習の訓練データとして、SVM を用いて 2010 年から 2019 年までの業績 FLS を予測することを試みた結果、かなりの精度で予測できることが分かった。開示企業数については、前節の 2004 年から 2009 年までの調査結果と大差がないことが明らかになった。一般に、企業は有価証券報告書のような法定開示資料よりも、決算短信や統合報告書で業績 FLS を開示する傾向があるとされるが、この結果は法定開示資料とそれ以外の開示資料という媒体の性格の違いを反映していると解釈した。業績 FLS の開示活動については、影響する要因を検証した結果、規模、事業セグメント数、および採用会計基準に加えて、収益性（ROA）の低さが影響していることが分かった。

第 5 章第 3 節では、より効果的に業績 FLS を抽出するために、深層学習を用いて 2004 年から 2019 年までの業績 FLS を予測した結果、深層学習モデルを用いて予測した業績 FLS は機械学習より多くなったが、全体的に 1 割未満であった。これに対して、深層学習モデルを用いて FLS を予測した結果、3 割以上の企業が FLS を開示していた。その後、FLS や業績 FLS の開示行動に影響する要因について分析を行った結果、米国基準/IFRS を採用している企業、収益性が低い企業、および事業セグメント数が多い企業は積極的に FLS や業績 FLS を開示することが明らかになった。また、上場年数が長い企業は積極的に業績 FLS を開示し、時価簿価比が高い企業は FLS の開示に慎重であることが分かった。

以上の分析により、日本では有価証券報告書において、FLS の開示が義務づけあるいは推奨がなされているわけでもないにもかかわらず、自発的に開示している企業が一定数あり、それは年々増加していること、さらには先行研究が示すよりも実際はその数は多いことが明らかになった。また、FLS の中でも直接に業績に関わる FLS については、最もフォーマルな MD&A のような法定開示媒体では、それを記述することには総じて慎重になることが分かった。一方、事業セグメント数が多かったり、収益性が低かったりする場合には、積極的に FLS や業績 FLS を開示する動機があることが示唆された。さらに、米国基準を採用する企業や、近年では IFRS を適用する企業は、日本基準採用企業に比べて積極的に FLS や業績 FLS を開示する傾向があった。今後は IFRS を適用する企業が増加するにつれて、FLS や業績 FLS を開示する企業の数も増えるものと思われる。

第 6 章では、RQ4～RQ6 に答えるべく、前章の深層学習の手法を用いて抽出した FLS や業績 FLS のトーンに影響する要因とその有用性を検証した。

まず、深層学習モデルにより、FLS や業績 FLS のトーンを予測し、トーンに影響する要因を明らかにした。モデルを評価した結果、正確度はいずれも 0.90 以上であり、深層学習アプローチは正確にトーンを予測できているといえる。また、トーンに影響する要因を分

析した結果、当期業績（ROA）の低さはFLSのトーンに影響しないが、業績FLSのトーンに大きく影響していることが明らかになった。つまり、収益性が低い企業は、印象管理のためにポジティブなトーンを多用して業績FLSを記述する傾向があったのである。

次いで、極性辞書アプローチの有効性を検証した。会計・ファイナンス分野の専門極性辞書であるLM辞書を日本語に訳したものと、金融ドメインに特化した日本語の極性辞書の2つの極性辞書を使用し、比較を行った結果、LM辞書を用いて計測したFLSのトーンは翌期の業績（ROA）を予測する能力を持たなかったのに対して、金融ドメインに特化した日本語極性辞書によって計測したFLSのトーンは予測能力を有していた。一方、業績FLSについては、いずれの辞書を用いても将来業績予測能力は持たなかった。

最後に、深層学習で計測した業績FLSとFLSのトーンの有用性を検証した。その結果、業績FLSには将来業績予測能力が見出せなかった。これは上述の印象管理に起因するものと解釈できる。他方、業績FLS以外のFLSのトーンは翌期の業績を予測する上で有用であり、それが予測能力を持つ可能性は辞書アプローチで計測したトーンのそれを上回っていた。以上の分析結果から、MD&Aに含まれるFLSは将来の業績を予測するのに役立ち、財務情報を補完する役割を果たしている、つまりFLSには増分情報価値があると結論づけた。

第2節 本研究の意義と貢献

本論文の意義は、大量の記述情報を分析できる機械学習および深層学習の手法を用いることによって、これまで研究されていない課題を追求し、いくつかの新たな事実を明らかにしたことにある。

従来の研究では、日本企業のMD&AにおけるFLS開示の実態は必ずしも明らかになっていなかった。そうした中、先行研究をふまえ、FLSをより網羅的に抽出するために、いくつかのパターンを追加し、FLSの開示実態と開示する企業の特性を体系的に検証したと、とりわけ業績FLSを開示する企業の特性を明らかにしたことは、本論文の第1の貢献である。

第2に、本論文で設定した業績FLSの抽出方法は、投資家にとって有益な情報源となるが法的には強制されない開示書類、具体的には決算短信や統合報告書にも応用できる点も、本論文の貢献と言える。つまり、決算短信や統合報告書から業績FLSを抽出しようとするならば、その場合、本論文で設定された抽出モデルをベースとすることができるのである。この方法面での進化は、後続の研究に有益な影響を与えるはずである。

第3に、近年注目を集めているテキストのトーンについて、日本の先行研究では、MD&AからFLSを網羅的に抽出し、トーンを付与した上で、その有用性や企業特性との関

連を分析したものは見当たらない。このギャップを埋めたことも本論文の貢献である。特に情報科学分野の機械学習の手法と会計学分野の知見との学際的融合により、大量の記述情報を定量化し、その情報価値を示すことができたことは、大きな意義があるといえよう。

最後に、MD&A の役割と記述情報の情報価値を理解する上で重要な示唆と新たな研究課題を得ることができた。本論文の分析結果から、当期業績が悪い企業は、売上や利益などの業績に直接関わる見通しについては、ポジティブな面を強調して記述する一方、設備投資計画や新規出店などの業績に直接に関連しない FLS のトーンは当期の業績の高低に関係なく、翌期の業績を予測するのに役立つことが分かった。業績 FLS に関するこうした印象管理が、本当に経営者が特定の意図を持って行ったものかどうかは確たることは言えず、また投資家の意思決定がそれによって影響を受けているのか（業績 FLS のトーンがノイズになっているのか）否かも明らかではない。しかしながら、いずれにしても、業績 FLS のトーンに有用性がないという、ある意味で意外な検証結果は、興味深い新たな研究課題へとつながるのであり、こうした点を析出できたことも、また本論文の貢献なのである。

第3節 今後の課題

本論文は、先行研究を参考にして正規表現を作成し、将来志向情報（FLS や業績 FLS）を抽出した。また、機械学習・深層学習の手法を用いて、大量の MD&A 情報に開示されている FLS および業績 FLS を予測した。その結果、先行研究より多く FLS を抽出できたのであるが、完全に網羅しているとまでは言えず、その抽出方法には依然として改良の余地がある。今後、より FLS や業績 FLS が抽出できるモデルの作成に努めたい。

また、本論文におけるトーンに関する分析は、FLS や業績 FLS を直接に開示する企業だけを対象にしていたため、サンプルに偏りがあった。加藤・五島（2021）の方法を参考に、直接 FLS を抽出しない方法で分析することで、サンプルの偏りは解消できるであろう。つまり、MD&A 記述全体のトーンを計測し、そこから現状において入手可能な情報によって説明される成分を控除して得られる残余部分を FLS とみなして分析し、本論文の分析結果と比較する必要がある。あわせて、MD&A 全体のトーン自体の有用性も検証することで、さらに興味深い結果が得られるであろう。

本論文は FLS や業績 FLS のトーンに影響する要因、およびそのトーンの将来業績予測能力を検証したが、そのトーンに対して投資家はどのように反応しているのかは分析の対象外とした。それは研究目的を絞らんだ結果であるが、今後は投資家の反応にも分析を拡大する必要がある。つまり、FLS のトーンが投資家の意思決定に影響を及ぼしているとなれば、それは株価やリターンに現れるはずなので、それを検証する必要がある。

最後に、第 3 章の第 1 節で述べたように、開示媒体のフォーマル度の相違が、経営者の印象管理の手段としての有効性に違いをもたらす可能性がある。本論文では最もフォーマルな法定開示の MD&A をベンチマークとして、よりインフォーマルな開示媒体に分析対象を拡張していくことが研究戦略として理にかなっていると指摘した。したがって、今後は決算説明会や決算短信などの開示媒体まで分析を拡張しなければならない。

補論 1. 企業開示の内容

1. 金融商品取引法に基づく開示の内容

(1) 概要

投資家が有価証券投資について合理的な判断をするためには、そのための十分な情報（有価証券と発行会社の経営状況に関する情報等）を有していることが必要である。有価証券の発行会社の大株主や主要取引銀行のように、その相対関係により発行会社から重要な情報を入手できる者にとっては、法律による情報開示の要請は特に必要ない。例えば、適格機関投資家私募は、この考え方に基づき開示義務が免除されている。

しかし、一般投資家は、有価証券投資に必要な情報を、発行会社等から直接入手することができない。そのため、金融商品取引法は、一般投資家が有価証券投資について合理的な判断をすることができるように、有価証券の発行会社に対し、有価証券投資に必要な重要な情報の開示を要求しているものである。

(2) 有価証券報告書

金融商品取引法に基づく代表的な開示書類は有価証券報告書である。その有価証券報告書（開示府令第3号様式）の記載事項は次のものからなっている。

第1 企業の概況（1 主要な経営指標等の推移、2 沿革、3 事業の内容、4 関係会社の状況、5 従業員の状況）

第2 事業の状況（1 業績等の概要、2 生産、受注及び販売の状況、3 対処すべき課題、4 事業等のリスク、5 経営上の重要な契約等、6 研究開発活動、7 財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析）

第3 設備の状況（1 設備投資等の概要、2 主要な設備の状況、3 設備の新設、除却等の計画）

第4 提出会社の状況（1 株式等の状況、2 自己株式の取得等の状況、3 配当政策 4 株価の推移、5 役員の状況、6 コーポレート・ガバナンスの状況等）

第5 経理の状況（1 連結財務諸表等、2 財務諸表等）

(3) 財務情報と非財務情報

有価証券報告書の記載事項を、財務情報と非財務情報に区別するとすれば、上記（2）の「第5 経理の状況」が財務情報に該当し、それ以外の「第1 企業の概況」から「第4 提出会社の状況」までが非財務情報ということになる。非財務情報のうち「第2 事業の状況」

の「4 事業等のリスク」や「7 財政状態、経営成績及びキャッシュ・フローの状況の分析」等は将来予測情報といわれている。これらの将来予測情報は、当初、東京証券取引所の決算短信において導入され、記載内容がある程度確立した段階において、有価証券報告書に導入されたものである。

2. 証券取引所の規則に基づく開示の内容

(1) 概要

適時開示とは、証券取引所が、その証券市場に上場している会社に対して、投資家の投資判断への影響が大きいと考えられる情報の開示を求めるものである。有価証券報告書、四半期報告書や臨時報告書などのように、金融商品取引法などの法律によって義務づけられた情報開示ではなく、あくまでも証券取引所の規則による点が特徴である。この適時開示は、投資家に対して最初に行われる重要情報の開示であることから、上場有価証券の価格形成に大きな影響を及ぼす。

適時開示で求められる情報は、決算情報、決定事実、発生事実の 3 種類に分けることができる。金融商品取引法の有価証券報告書や四半期報告書に相当するものが、決算情報の「決算短信」および「四半期決算短信」である。

(2) 決算短信

上場会社は、「事業年度若しくは四半期累計期間又は連結会計年度若しくは四半期連結累計期間に係る決算の内容が決まった場合」直ちにその内容を開示することが義務づけられている（上場規程 404 条¹⁹；東京証券取引所, 2020, 3 頁）。とりわけ、事業年度または連結会計年度に係る決算については、遅くとも決算期末後 45 日（45 日目が休日である場合は、翌営業日）以内に内容のとりまとめを行い、その開示を行うことが適当であり、決算期末後 30 日以内（期末が月末である場合は、翌月内）の開示が、より望ましい（東京証券取引所, 2020, 3 頁）。

東京証券取引所が上場会社に求めている決算短信は、サマリー情報と添付資料からなる。サマリー情報は、東京取引所所定の様式により開示する必要がある。そのサマリー情報には、当期の業績（経営成績、財政状態、キャッシュ・フローの状況）、配当の状況、業績予想などが記載される。

¹⁹ 東京証券取引所（2007）「有価証券上場規程」、第 404 条。（https://jpx-gr.info/rule/tosho_regu_201305070007001.html）

添付資料のうち、「東証が必須の内容として開示を要請する事項」は、東京証券取引所がすべての上場会社に対して開示を求めている次のものである。

添付書類の目次

① 経営成績、財政状態に関する分析

経営成績に関する分析：当期の経営成績、今後の見通し、中期経営計画等の進捗状況、目標とする経営指標の達成の状況

財政状態に関する分析：資産、負債、純資産およびキャッシュ・フローの状況に関する分析、キャッシュ・フロー関連指標の推移等

② 継続企業の前提に関する重要事象等

③ 経営方針

会社の経営の基本方針、目標とする経営指標、中長期的な会社の経営戦略、会社の対処すべき課題、その他会社の経営上重要事項

④ 連結財務諸表

これに対して、添付資料の「投資者のニーズを踏まえた開示が求められる事項」は、上場会社が投資者のニーズを踏まえて開示内容を選択することができる次のものである。

⑤ 連結財務諸表の注記事項（一部は上記④で必須）

⑥ 個別財務諸表および注記事項

⑦ 利益配分に関する基本方針および当期・次期の配当

⑧ 事業等のリスク

⑨ 企業集団の状況

⑩ 役員の状況

⑪ 連結財務諸表作成のための基本となる重要な事項

⑫ 経営管理上重要な指標

⑬ 生産、受注および販売の状況

⑭ 生産設備、減価償却、研究開発費の実績値・予想値

⑮ 主要な連結子会社の業績の概況 など

(3) 財務情報と非財務情報

決算短信の記載事項を、財務情報と非財務情報に区分するとすれば、上記の 2.(2) の④

連結財務諸表、⑤連結財務諸表の注記事項、⑥個別財務諸表のおよび注記事項、⑪連結財務諸表作成のための基本となる重要な事項が財務情報に該当し、それ以外の記載事項は非財務情報に分類することができる。また、将来予測情報には、サマリー情報の業績予想、添付資料の①経営成績、財政状態に関する分析や⑧事業等のリスク、⑭生産設備、減価償却、研究開発費の実績値・予想値等が該当し、その記載事項は有価証券報告書に比べて多い。

東京証券取引所は、上場会社各社の事業活動、経営成績および財政状態に関する適切な情報開示を通じ、投資家の的確な投資判断を促すため、1999 年以来、財務諸表等によって表示される数値情報だけでは読み取ることが困難な上場会社各社の経営実態について、上場会社自身の分析や判断に基づいた説明を文章情報（定性的情報）について、決算短信に記載することおよびその内容の充実を要請している。その結果、国際統合報告評議会（IIRC）のフレームワークとは必ずしも一致しないが、決算短信は財務情報と非財務情報が一体化された報告書であるといえる。

また、投資者の投資判断は、一般に、上場会社の将来の企業価値（株式価値）の予測に基づいて行われることとなるため、自社の状況および将来の経営方針に関して最も詳細かつ正確な情報を有する上場会社自身によって開示される将来予測情報は、証券アナリスト等の高い企業分析能力を有する専門家によっても、完全に代替生産することは困難であり、投資者にとって有用な投資判断情報であると位置づけられる（東京証券取引所, 2020, 5 頁）。

東京証券取引所では、上場会社と投資家との間の重要な情報格差を解消し、投資者との充実した対話を通じて証券市場における公正かつ円滑な価格形成を確保する観点から、上場会社が、それぞれの実情に応じて将来予測情報の積極的な開示に取り組むよう要請している。具体的な将来予測情報の開示方法については、実務上、事業年度の決算発表に際して、翌事業年度における「売上高」、「営業利益」、「経常利益」および「親会社株主に規則する当期純利益」の予想を開示する形式が広く採用されている。将来予測情報の開示方法はこれに限定されるものではない。

さらに、東京証券取引所が上場会社に対して求めている決算発表は、この決算短信だけではない。東京証券取引所では、決算短信以外にも、決算補足説明資料の作成や投資家への説明機会の確保など、投資家ニーズを踏まえた追加的かつ広範な対応を求めている（東京証券取引所, 2013）。上場企業は、これらの資料は任意開示のアニユアルレポートとして公表しているところである。

3. 統合報告書の開示の内容

IIRC は 2013 年 12 月 9 日、国際統合報告フレームワークを公表した（IIRC, 2013）。以下は、統合報告書の目的と利用者、報告媒体や記載内容などについて概観する（宝印刷総合ディスクロージャー研究所, 2014, 120-125 頁）。

(1) 統合報告書の目的と利用者

IIRC フレームワーク IC「統合報告書の目的と利用者」において、統合報告書の目的と利用者を次のように定めている。

統合報告書の目的は、財務資本の提供者に対して、企業がどのように将来にわたる価値創造を行うかを説明することであるとしている（1.7 項）。

ただし、統合報告書は、企業の将来にわたる価値創造に関心のある従業員、顧客、取引先、ビジネスパートナー、地域社会、立法当局、規制当局、政策立案者を含む利害関係者にとっても有益であるとしている（1.8 項）。

会社法に基づく事業報告・計算書類、金融商品取引法に基づく有価証券報告書、証券取引所の適時開示に基づく決算短信および任意開示のアニユアルリポートのそれぞれの開示目的は、株主等に企業の情報を提供するものであり、また、それらの情報は広く利害関係者も利用している。したがって、これらの開示書類の目的と利用者は、IIRC フレームワーク IC「統合報告書の目的と利用者」と齟齬するものではない。

(2) 統合報告書の報告媒体

① 独立した報告書または他の報告書の一部

IIRC フレームワーク 1E「報告の形式、他の情報との結合性」において、統合報告書とは、識別可能で特定可能なコミュニケーションで（1.12 項）、かつ、他のコミュニケーション（財務諸表、サステナビリティ報告書、アナリストコール、ウェブサイト）の情報の要約以上のものであって、将来にわたってどのように価値が想像されるかを伝えるために情報の結合性を明示するものとされている（1.13 項目）。また、統合報告書の報告媒体は特定されていないが、次の方法も考えられるとしている。

A) 現行規定に準拠して作成（1.14 項）

IIRC フレームワークの要件を満たしていれば、法定報告書等も統合報告書とみなされる。

B) 独立した報告書または他の報告書の一部（1.15 項）

既存の報告書とは別に新たに統合報告書を作成することを必ずしも求めているものではない。既存の報告書を発展させることで統合報告とすることができる。この場合、どの部分が統合報告書に該当するかを特定することができなければならない。

C) 他の報告書の詳細な情報へのリンク (1.16 項)

リンクなどの形式で、より詳細な情報への入り口を提供することができる。

上記 IIRC フレームワークによれば、統合報告書の報告媒体は、単独の報告書でなくともよい。有価証券報告書、決算短信、アニュアルレポートでの記載項目が IIRC フレームワークの要件を満たしていれば、統合報告型有価証券報告書、統合報告型決算短信、統合報告型アニュアルレポートとして統合報告書といえる。

ただし、会社法の事業報告と計算書類は別個の書類であることから、どちらかに他の情報を集約することはできない。このことから、事業報告・計算書類は、統合報告書の報告媒体にはなり得ないと思われる。したがって、統合報告書の事業報告・計算書類における活用方法の検討はここまでとする。

② わかりやすい報告媒体

統合報告書を独立した報告書にする場合と他の報告書の一部とする場合とでは、どちらが使い勝手のよい報告媒体だろうか。検討にあたって、2つのことを確認しておく。

1 つ目は、統合報告書に含まれる財務情報の内容である。統合報告書の財務情報には、経営活動の実績として示される量的データのうち、企業活動を金額的に集約する財務諸表そのものは含まれていない。

2 つ目は、前述の IIRC フレームワーク 1.13 項および 1.16 項を踏まえ、独立した統合報告書をイメージすると、統合報告書が主たる報告書として簡潔かつ明瞭に開示された上で、オンラインまたは紙媒体等により、各利害関係者の個別ニーズに応じた、より詳細な財務諸表や非財務情報、あるいはサステナビリティ報告書を提供することになる。

このような独立した統合報告書は、重要性の高い情報を簡潔に報告するものではあるが、当該報告書のみでは投資家等利害関係者の欲するすべての情報を提供することができない。利害関係者は、リンクされた情報に進まなければならない。そうであるならば、別途、単独の統合報告書を作成するのではなく、アニュアルレポートなり決算短信等を統合報告型アニュアルレポートあるいは統合報告型決算短信等として作成する方が、利害関係者の利便性が高い。したがって、以降の検討においては、統合報告型各種報告書について行うものとする。

(3) 統合報告書作成にあたっての基本原則と記載内容

① 基本原則

IIRC フレームワーク 3「基本原則」において、統合報告書の内容および情報の開示方法に関する情報を提供し、統合報告書の作成の基礎を提供するものとして、次の 7 の基本原則を示している（3.1 項）。統合報告型アニュアルリポートあるいは統合報告型決算短信等といわれるためには、情報の内容および開示方法がこの 7 の基本原則に沿ったものでなければならない。

A) 戦略的焦点と将来志向

統合報告書は、企業の戦略およびその戦略がどのように短・中・長期価値創造能力や資本の利用および資本への影響に関連するかについての情報を提供すること（3.3 項）。

B) 情報の結合性

統合報告書は、企業の長期にわたる価値創造能力に影響を与える構成要素間の組合せや相互の関連性および依存性についての全体像を示すこと（3.6 項）。

C) 利害関係者との関係性

統合報告書は、企業と主要な利害関係者との関係性の特性に関する情報および企業が利害関係者の正当なニーズと関心をどのように、またどの程度、理解し、考慮し、対応しているかについての情報を提供すること（3.10 項）。

D) 重要性

統合報告書は、企業の短・中・長期の価値創造能力に実質的に影響を与える事項に関する情報を提供すること（3.17 項）。

E) 簡潔性

統合報告書は簡潔であること（3.36 項）。

F) 信頼性と完全性

統合報告書は、ポジティブ面とネガティブ面の両方について、バランスよく、かつ重要な誤りがない形で、重要性のあるすべての事象を含んでいること（3.39 項）。

G) 一貫性と比較可能性

統合報告書の情報は、将来にわたって一貫し、また、企業の長期にわたる価値創造能力にとって重要性を有する範囲内で、他の企業と比較可能な方法で開示されること（3.54 項）。

② 統合報告書の記載内容

IIRC フレームワーク 4「内容項目」において、統合報告書は次の 8 つの内容項目について、各内容項目の質問に答える形式で記載しなければならないとしている（4.1 項）。したがって、統合報告型アニュアルレポートあるいは統合報告型決算短信等といわれるためには、これらの内容項目について、質問に答える形式で記載しなければならない。

A) 会社概要と外部環境（4A）

会社は何を行うのか。また、会社はどのような環境下において事業を営むのか（4.4 項）。

B) ガバナンス（4B）

会社のガバナンス構造は、どのように会社の短期・中期・長期の価値創造能力を支援するのか（4.8 項）。

C) ビジネスモデル（4C）

会社のビジネスモデルは何か（4.10 項）。

D) リスクと機会（4D）

会社の短期・中期・長期の価値創造能力に影響を及ぼす具体的なリスクと機会は何か。また、会社は、それらに対してどのように取り組んでいるのか（4.23 項）。

E) 戦略と資源配分（4E）

会社はどこに向かおうとしているのか。また、会社はどのようにしてそれを達成しようとしているのか（4.27 項）。

F) 業績（4F）

会社は当期に戦略目標をどの程度達成したのか。また、資本への影響に関する成果（アウトカム）は何か（4.30 項）。

G) 見通し（4G）

会社がその戦略を遂行するにあたり、どのように課題および不確実性に遭遇する可能性が高いか、そして、結果として生じるビジネスモデルおよび将来の実績への潜在的な影響は何か（4.34 項）。

H) 作成と開示にあたっての基礎（4H）

会社は、統合報告に含まれる事項をどのように決定するのか。また、どのようにその事項を定量化し、評価するのか（4.40 項）。

以上のように、有価証券報告書、決算短信や統合報告書に将来の見通しを記載内容の一項目として挙げられている。

補論 2. 深層学習アプローチを用いたトーン予測

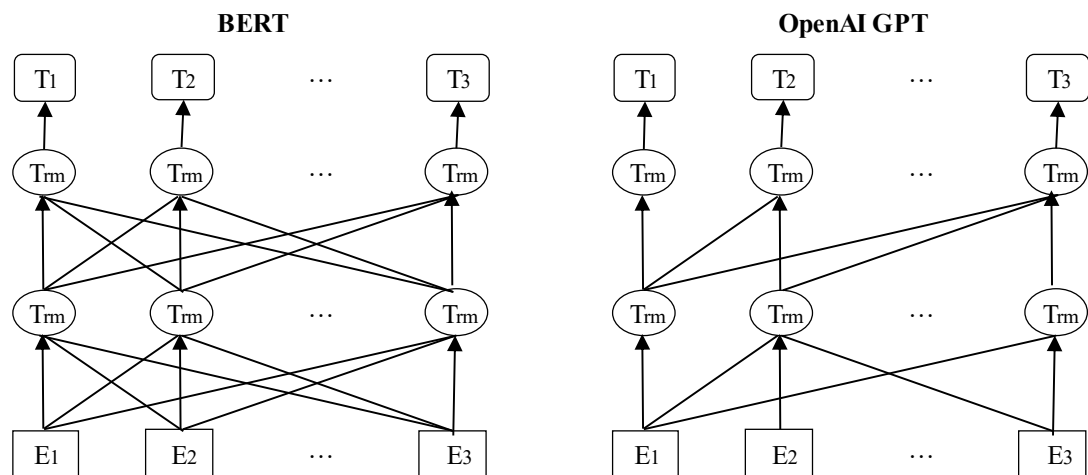
1. 深層学習モデル：BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) は 2018 年に Google AI Language チームから提案された自然言語における深層学習のモデルであり、Transformer²⁰ による双方向のエンコード表現という意味である（佐藤ほか, 2022, 54 頁）。Transformer による、大規模データを用いた事前学習の仕組みによって、様々なタスクにおいて少量データで高精度が得られるようにした汎用言語モデルである。Transformer は BERT モデルにおいて中核的な構成要素として用いられている。

(1) BERT の仕組み

Bidirectional（双方向）の意味

BERT モデルの内部構造は、基本的には Transformer のエンコーダー部分である。全ての単語が一度入力され、ある単語の Self-Attention を行うときには、文の中のすべての単語との関係性が考慮される。これは、「双方向 Transformer」と呼ばれている。一方、ある単語の左側のみや右側のみ「一方向の関係性」が考慮されるのは OpenAI GPT である。



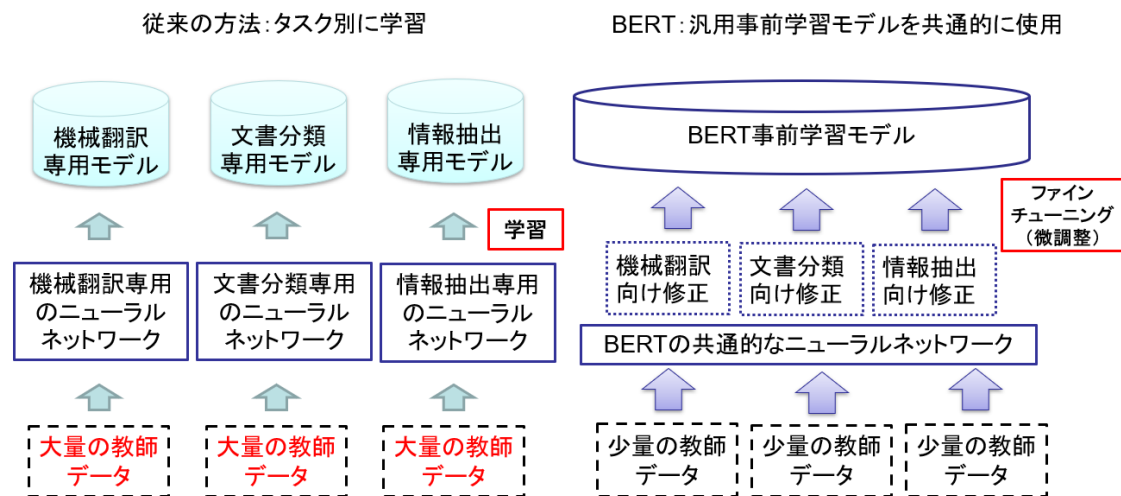
（出所）佐藤ほか（2022）、57頁。

²⁰ Transformer とは、高度化された Attention の仕組みだけを用いて、高精度かつ大規模並列化を実現したニューラルネットワークアーキテクチャである（佐藤ほか, 2022, 41 頁）。Attention は「注意機構」と翻訳される。深層学習モデルに入力されたデータのどの部分に注目するかを学習し、利用する仕組みのことである（佐藤ほか, 2022, 32 頁）。

BERT の特徴の 1 つは、文脈を考慮した分散表現を生成できることである（近江ほか, 2022, 5 頁）。例えば、BERT から得られる単語の分散表現は、同じ単語でも文脈（周りの文章）が変わると、それに応じて異なる値をとる。このように文脈を考慮した分散表現を生成することは既存のモデルでも行われていたが、BERT では Attention という手法により、離れた位置にある情報も適切に取り入れることができるという特徴がある。この性質により、BERT は文脈を深く考慮したような処理が可能になり、多くの言語タスクで性能が大きく向上した。

BERT には事前学習とファインチューニング（fine-tuning）と呼ばれる 2 つの学習の過程がある（近江ほか, 2022, 5 頁）。事前学習では、大量の文章のデータを用いて汎用的な言語のパターンを学習する。例えば、東北大学の研究グループは事前学習には日本語の Wikipedia のすべての記事のデータが使われている。訓練済日本語 BERT モデルが公開されている（<https://www.nlp.ecei.tohoku.ac.jp/news-release/3284/>）。ファインチューニングでは、比較的少数のラベル付きデータを用いて、BERT を特定のタスクに特化するように学習する（近江ほか, 2022, 5 頁）。ファインチューニングにより、BERT が抽出する特徴も問題に合わせて調整される。事前学習が行われた BERT は言語の特徴をよく捉えたよい特徴抽出器として機能するため、事前学習していない用いる場合と比較して、ファインチューニングにおいて BERT のパラメータを大きく変える必要がない。そのため、少数のデータからでも、個別のタスクで高い性能を発揮するモデルを得ることができる（近江ほか, 2022, 6 頁）。

BERT の登場以前、学習を行うには、機械翻訳、文書分類、固有表現抽出といったタスク別に、それぞれ異なる、高度に設定された固有のニューラルアーキテクチャを用いる必要があった。それが BERT の登場によって、一部を修正する必要があるものの、基本的にはすべて BERT のニューラルネットアーキテクチャを用いて、事前学習済モデルをファインチューニングする形で、以下の図のように学習が行えるようになったのである（佐藤ほか, 2022, 55 頁）。



(出所) 佐藤ほか (2022)、55 頁。

2. 深層学習を用いてトーンを予測する手順の一部

深層学習の手法を用い MD&A に開示されている FLS や業績 FLS のトーンを分析するには、一般的に以下の手順が必要である。

■ テキストデータ (FLS や業績 FLS) の整理

テキストデータの整理とは、深層学習に入力するためにテキストデータを整理することを指す。これには以下のような処理が含まれる。

- ① 前処理：日本語のテキストデータを形態素解析して、テキストデータに含まれる不要な情報（例えば特殊文字、ストップワードなど）を除去する。
- ② トークン化：テキストデータを単語やフレーズなどの単位に分割する。
- ③ 単語の埋め込み (word embedding)：単語を数値表現に変換することを指す。これは、単語を固有のベクトル表現に変換することが一般的である。
- ④ ラベル付け： FLS や業績 FLS の極性 (positive、negative、neutral) をラベルとして付与する。

これらの処理を経て整理されたテキストデータを基に、深層学習のモデルを構築して FLS や業績 FLS のトーンを予測する。

- 分類器の構築：文章のベクトルを入力として、深層学習のモデル BERT を構築する。
- 学習：トレーニングデータを使用して、構築したモデルを学習させる。
- 推論：学習させたモデルを使用して、新しい文章のトーンを予測する。
- モデルの評価：学習させたモデルが FLS や業績 FLS の極性を正確に分析できるかを評価する。これには、評価データを与えて予測させた結果と正解とを比較することが含まれる。
- モデルの改善：必要な場合は、モデルの構造や学習方法を改善して、より正確な結果を生成するようにする。

この手順を実装するためには、日本語のテキストデータセット、形態素解析のライブラリ、単語埋め込みのモデル、および深層学習のフレームワークが必要である。

このように、深層学習の手法を用いてテキストデータのトーンを分析するには、テキストデータの整理からモデルの構築・評価まで多段階のプロセスが必要となる。

以下は深層学習を用いてトーンを予測するコードの一部である。

- (1) 必要なライブラリをインストールする。

```
!pip install transformers
!pip install datasets
!pip install fugashi
!pip install ipadic
!pip install pytorch-lightning
!pip install scikit-learn
!pip install transformers
!pip install numpy
!pip install pandas
```

- (2) Google Drive に保存したデータを読み込む。

- ① Google Colaboratory 上で以下のコードを実行して Google Drive をマウントする。

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

- ② 実行すると、Google アカウントへの認証のリンクが表示されるので、リンクをクリックして Google アカウントに認証する。

③ 認証が完了すると、Google Drive が Colaboratory 上にマウントされる。これで、Google Drive 上のファイルを Colaboratory からアクセスすることができる。

④ 以下のようにして、Google Drive 上のファイルを読み込むことができる。

```
with open("/content/drive/MyDrive/dataframe.bin", 'rb') as f:
```

(3) 使用するライブラリをインポートする。

```
import os

import numpy as np

import pandas as pd

import pytorch_lightning as pl

import torch

import torch.optim as optim

from pytorch_lightning.callbacks import ModelCheckpoint

from pytorch_lightning.callbacks.early_stopping import EarlyStopping

from pytorch_lightning import loggers as pl_loggers

from sklearn.model_selection import train_test_split

from torch import nn

import torch.nn.functional as F

from torch.utils.data import DataLoader, Dataset

from transformers import BertModel

from transformers import BertJapaneseTokenizer

#from torchmetrics import F1, Accuracy, MetricCollection, Precision, Recall

from torchmetrics import Accuracy, MetricCollection, Precision, Recall

from collections import OrderedDict
```

(4) データセットを作成する

```
class CreateDataset(Dataset):

    def __init__(self, data, tokenizer, max_token_len):

        self.data = data

        self.tokenizer = tokenizer

        self.max_token_len = max_token_len
```



```

def __len__(self):
    return len(self.data)

def __getitem__(self, index):
    data_row = self.data.iloc[index]
    text = data_row[TEXT_COLUMN]
    labels = data_row[LABEL_COLUMN]

    encoding = self.tokenizer.encode_plus(
        text,
        add_special_tokens = True,
        max_length=self.max_token_len,
        padding = "max_length",
        truncation=True,
        return_attention_mask = True,
        return_tensors="pt",
    )

    return dict(
        text = text,
        input_ids = encoding["input_ids"].flatten(),
        attention_mask=encoding["attention_mask"].flatten(),
        labels = torch.tensor(labels))

```

```

class CreateDataModule(pl.LightningDataModule):

```

```

    def __init__(self, train_df, valid_df, test_df, batch_size=16, max_token_len = 512,
pretrained_model = "cl-tohoku/bert-base-japanese"):
        super().__init__()
        self.train_df = train_df
        self.valid_df = valid_df
        self.test_df = test_df

```

```

        self.batch_size = batch_size
        self.max_token_len = max_token_len
        self.tokenizer = BertJapaneseTokenizer.from_pretrained(pretrained_model)

    def setup(self, stage = None):

        self.train_dataset = CreateDataset(self.train_df, self.tokenizer,
self.max_token_len)
        self.valid_dataset = CreateDataset(self.valid_df, self.tokenizer,
self.max_token_len)
        self.test_dataset = CreateDataset(self.test_df, self.tokenizer, self.max_token_len)

    def train_dataloader(self):
        return DataLoader(self.train_dataset, batch_size = self.batch_size, shuffle=True)

    def val_dataloader(self):
        return DataLoader(self.valid_dataset, batch_size = self.batch_size, shuffle =
False)

    def test_dataloader(self):
        return DataLoader(self.test_dataset, batch_size = self.batch_size, shuffle=False)

    def predict_dataloader(self):

        return DataLoader(self.test_dataset, batch_size = self.batch_size, shuffle=False)

```

(5) 事前学習モデルの取得

```

class TextClassifier(pl.LightningModule):
    def __init__(self, n_classes: int, n_epochs=None,
        pretrained_model='izumi-lab/bert-base-japanese-fin-additional'):

```

(6) モデル構造

```
self.bert = BertModel.from_pretrained(  
    pretrained_model, return_dict=True)  
self.classifier = nn.Linear(self.bert.config.hidden_size, n_classes)  
self.n_epochs = n_epochs  
self.criterion = nn.CrossEntropyLoss()
```

(7) モデル保存

```
checkpoint_callback = ModelCheckpoint(  
    dirpath="./checkpoints",  
    filename='{epoch}',  
    verbose=True,  
    monitor='val_loss',  
    mode='min'
```

(8) 予測するデータを作成

(9) 予測結果を出力

```
df_predict.to_csv('predict_result.xlsx')
```

補論 3. 極性辞書

1. Loughran and McDonald Sentiment Word Lists (LM 辞書)

LM 辞書は、*The Journal of Finance* に掲載された論文 “When Is a Liability ot a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks” に関連して作成されたものである。

LM 辞書は <http://wordlist.sourceforge.net/12dicts-readme.html> で文書化されている 2of12inf 辞書のリリース 4.0 をベースにしている。2of12inf 辞書は単語の語形変化を含むが、略語、頭文字、および名前は含まない。そして、80,000 以上の単語が含まれている。

最初の LM を作成する際、フォーム 10-K をビジネス言語のベースとして、2of12inf 辞書を拡張した。すべての 10-K に含まれるトークン²¹、すなわちアルファベットの集合は、2of12inf 辞書の単語リストに現れないことが確認された。次に、出現頻度でソートし、頻度カウントが 50 以上の各トークン、またはより一般的な単語の語形変化であるトークンが LM 辞書に含まれるかどうかを評価した。その後 LM 辞書は継続して修正が行われている。2018 年版（2019 年 3 月公開）からは、既存の辞書にない決算説明会に出現する単語も収録されている。LM 辞書の具体的な改訂の推移は以下の通りである。

LM 辞書のカテゴリ別区分の追加・変更

年	追加・変更事項		
2008	追加	871 語	
2009	追加	14 語	
2010	追加	1,898 語	
2011	追加	11 語	
	再分類	ネガティブ (Negative) 追加	13 語 AVERSELY, DELISTS, MISCLASSIFICATION, MISCLASSIFIED, MISDATED, UNDERPERFORM, UNDERPERFORMED, UNDERREPORTING, UNFAVOURABLE, UNFORSEEN, UNMERCHANTABLE, UNPREDICTED, UNPROFITABILITY
		ポジティブ (Positive) 追加	1 語 INNOVATIVENESS

²¹ トークンナイザ (Tokenizer) ツールを用いて文 (センテンス) を適当な単位に分割し、それによって得られた文の構成要素をトークンと呼ぶ。

		不確実性 (Uncertainty) 追加	6 語	UNFORECASTED, UNFORSEEN, UNPREDICTED, UNQUANTIFIABLE, UNQUANTIFIED, UNRECONCILED
		訴訟 (Litigious) 追加	140 語	
		制約 (Constraining) 追加	28 語	
2012	追加	339 語(業界用語の追加)		
	再分類	ネガティブ (Negative) 削除	22 語	CASUALTIES, CASUALTY, CONSTRUE, CONSTRUED, CONSTRUES, CONSTRUING, DEEPENED, DEEPENING, DEEPENS, DEEPER, DEEPEST, FOREGOING, INAPPLICABLE, REFINANCE, REFINANCED, REFINANCES, REFINANCING, REFINANCINGS, SURRENDER, SURRENDERED, SURRENDERING, SURRENDERS
		ポジティブ (Positive) 削除	1 語	OUTSTANDING
		ポジティブ (Positive) 追加	1 語	BEST
		不確実性 (Uncertainty) 追加	6 語	VAGUE, VAGUELY, VAGUENESS, VAGUENESSES, VAGUER, VAGUEST
		訴訟 (Litigious) 追加	4 語	CONSTRUE, CONSTRUED, CONSTRUES, CONSTRUING
2014	追加	462 語		
	再分類	ネガティブ (Negative) 追加	26 語	CYBERATTACK, CYBERATTACKS, CYBERBULLYING, CYBERCRIME, CYBERCRIMES, CYBERCRIMINAL, CYBERCRIMINALS, MISCHARACTERIZATION, MISCLASSIFICATIONS, MISCLASSIFY, MISCOMMUNICATION, MISPRICE, MISPRICING, MISPRICINGS, REDEFAULT, REDEFAULTS, SPAM, SPAMMERS, SPAMMING, UNDERPERFORMS, UNFAVORABILITY, UNMERITORIOUS, UNRECEPTIVE, UNSELLABLE, UNSTABILIZED, UNTRUSTED

		訴訟 (Litigious) 追加	17 語	ANTICORRUPTION, BENEFICIATED, CLAIMHOLDER, CLAWBACKS, CONTESTABILITY, COUNTERSUITS, CRIMINALIZE, CRIMINALIZING, DEFEASEMENT, DEFEASES, DEFENDABLE, EXTRAJUDICIAL, HEREFOR, HEREWITHIN, PATENTEE, RECUSES, UNENCUMBER
2016	追加	85 語		
2018	追加	1,265 語 (決算説明会を含む)		

本論文では、LM 辞書 2018 年版を訳した。ポジティブ単語とネガティブ単語の一部は以下の表に示している。

ポジティブ (positive)					
明るい	安心	安定	一流	上回	得た
得て	得られ	円滑	大い	大き	多く
改革	改善	回復	完成	業績	効果
貢献	好調	好評	効率	好まれ	最強
最高	最大	最適	最良	実現	収益
ネガティブ (negative)					
赤字	あきらめ	悪影響	悪質	悪評	悪用
悪化	圧力	後回し	危な	誤って	争い
合わない	行き詰	異常	否	違反	違法
隠匿	隠ぺい	失い	訴え	売れ残	延期
延滞	延長	非効率	不採算	不十分	未改善

(出所) Loughran McDonald Sentiment Word Lists_2018 をもとに作成。

2. 和泉・坂地研究室の金融極性辞書

下記のリンクから金融極性辞書の使用を申請した。

<https://sites.google.com/socsim.org/izumi-lab/>

辞書の一部は以下の通りである。word は単語で、score はその単語の重み付けである。

word	score	word	score	word	score
絡む	-0.00501	期末	0.00262	絶対	0.00709
労働生産性	-0.00182	ダンス	0.00147	部屋	-0.01870
文行	-0.00875	気前	0.00000	デフレ	0.00141
表される	0.00000	熊谷組	0.00485	部局	-0.00160
園	-0.01977	坯	-0.00285	亜	0.04251
遂げる	0.00718	東京メトロ	0.00037	森	0.00611
恐怖症	0.02404	東武	-0.02631	マーケティング	-0.01434
上院	0.01704	中心	0.01309	断ち切る	-0.00876
下さない	0.00559	ユーティリティ	-0.01322	棒	-0.02970
高見	-0.00260	まん延する	-0.00827	飾られる	-0.00757
國	0.01434	俊輔	0.00379	亨	0.01081
全日本	0.00068	貨物	-0.00472	時期	0.02681
幸利	0.01657	集まるだろう	0.00138	ノース	-0.00211
圏	0.00203	整備新幹線	-0.00594	亭	-0.00773
上陸	0.00001	海産物	-0.00701	京	-0.02204
ソーラー	-0.01158	惜しまない	-0.00280	シカ	-0.00919
光学機器	0.01628	需給動向	0.03348	棟	-0.02558
変わらない	0.01917	互換性	0.00756	疲労	-0.01455
小田急	0.01423	音響機器	0.00376	ブレーク	0.02207
製鋼	-0.01462	組閣	0.00044	北朝鮮	0.00863
銅地金	-0.01698	ローズ	0.00809	設定	0.01622
イニシアチブ	0.01219	株価指数先物	0.00906	人	-0.01528
切り抜ける	0.01875	両論	-0.03108	アンバー	0.00950
無罪	-0.00740	井	-0.00485	通例	-0.01741

(出所) Ito et al. (2018).

参考文献

- 生田祐介・関和広・松林洋一「テキストデータを利用した新しい景況感指標の開発と応用
（上）―入門編：基礎的概念と分析手法の解説―」APIR Discussion Paper Series No.47、
2020 年。
- 生田祐介・関和広・松林洋一「テキストデータを利用した新しい景況感指標の開発と応用
（下）―応用編：深層学習を利用したテキスト分析―」APIR Discussion Paper Series
No.48、2021 年。
- 伊藤健顕「MD&A における将来志向情報開示の決定要因」『インベスター・リレーションズ』第 5 号、25-44 頁、2011 年。
- 伊藤健顕「SEC 基準採用企業の MD&A 情報と株式市場の反応」『年報経営ディスクロージャー研究』第 14 号、53-62 頁、2016 年。
- 伊藤正隆「企業情報（業績予想）の開示が経営者の管理活動に与える影響」『会計』第 195 巻、第 4 号、358-369 頁、2019 年。
- 内野里美「経営者業績予想に関する実証的研究の動向」『専修商学論集』第 100 号、79-92 頁、2015 年。
- 近江崇宏・金田健太郎・森長誠・江間見亜利『BERT による自然言語処理入門：Transformers を使った実践プログラミング』オーム社、2022 年。
- 太田浩司「経営者予想に関する日米の研究：文献サーベイ」『武蔵大学論集』第 54 巻、第 1 号、53-92 頁、2006 年。
- 尾崎安央「アメリカ連邦証券法規制における MD&A 制度の生成―経営者による財務状況と経営成果に関する討議・分析情報の開示―」『早稲田法学』第 77 巻、第 3 号、19-53 頁、2002 年。
- 加藤大輔・五島圭一「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の開示と将来業績」『金融研究』第 40 巻、第 3 号、45-75 頁、2021 年。
- 北森詩織・酒井浩之・坂地泰紀「決算短信 PDF からの業績予測文の抽出」『電子情報通信学会論文誌 D』第 100 巻、第 2 号、150-161 頁、2017 年。
- 金鉉玉・矢澤憲一・伊藤健顕「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』第 23 号、49-67 頁、2022 年。
- 金融庁「証券市場の構造改革プログラム：個人投資家が主役の証券市場の構築にむけて」、2001 年 8 月。
- 金融庁「証券市場の改革促進プログラム」（証券市場の構造改革第 2 弾）、2002 年 8 月。

金融庁「金融審議会ディスクロージャーワーキング・グループ報告―資本市場における好環境の実現に向けて―」、2018年6月。

金融庁「記述情報の開示に関する原則」、2019年3月。

久保幸年「米国のMD&A開示指針とわが国での開示上参考となるポイント」『旬刊経理情報』第1058号、26-30頁、2004年。

黒木裕鷹・真鍋友則・指田晋吾・中川慧「決算説明会テキストデータの感情極性と株式リターンの分析」人工知能学会第29回金融情報学研究会、47-53頁、2022年。

経済産業省「企業における非財務情報の開示のあり方に関する調査研究報告書」、2018年3月。

五島圭一・高橋大志「株式価格情報を用いた金融極性辞書作成」『自然言語処理』第24巻、第4号、547-577頁、2017年。

小寺俊哉・佐藤史仁・佐久間洋明・田中良典「テキストマイニングを用いた有価証券報告書からの未来志向文の抽出」『日興リサーチレビュー』2019年3月号、1-18頁、2019年。

小寺俊哉・佐藤史仁・田中良典「テキストマイニングによる有価証券報告書の因果関係文以外の特徴文の抽出」『日興リサーチレビュー』2018年1月号、1-15頁、2018年。

小林和正・酒井浩之・坂地泰紀・平松賢士「アナリストレポートからのアナリスト予想根拠情報の抽出と極性付与」人工知能学会第19回金融情報学研究会、65-70頁、2017年。

(<https://sigfin.org/019/>)

財務会計基準機構『有価証券報告書における「事業等のリスク」等の開示実態調査』財務会計基準機構、2005年。

酒井浩之・増山繁「企業の業績発表記事からの業績要因抽出と極性付与」人工知能学会第22回全国大会、1-4頁、2008年。

酒井浩之・小林義和・坂地泰紀「企業の決算短信PDFから抽出した業績要因への極性付与」人工知能学会第15回金融情報学研究会、7-12頁、2015年。

酒井浩之・西沢裕子・松並祥吾・坂地泰紀「企業の決算短信PDFからの業績要因の抽出」『人工知能学会論文誌』第30巻、第1号、172-182頁、2015年。

酒井浩之・柴田宏樹・平松賢士・坂地泰紀「アナリストレポートからのアナリスト予想根拠情報の抽出」人工知能学会第17回金融情報学研究会、25-30頁、2016年。

(<https://sigfin.org/SIG-FIN-017-06/>)

坂地泰紀・酒井浩之・増山繁「決算短信PDFからの原因・結果表現の抽出」『電子情報通信学会論文誌』第J98-D巻、第5号、811-822頁、2015年。

佐藤大輔・和知徳磨・湯浅晃・片岡紘平・野村雄司『BERT 入門：プロ集団に学ぶ新世代の自然言語処理』リックテレコム、2022 年。

佐藤史仁・佐久間洋明・小寺俊哉「テキストマイニングによる有価証券報告書の因果関係文の抽出」『日興リサーチレビュー』2017 年 10 月号、1-16 頁、2017 年。

佐久間洋明・田中良典「有価証券報告書に含まれるテキスト情報と企業業績の関係について」『日興リサーチレビュー』2018 年 3 月号、1-13 頁、2018 年。

柴崎秀子・玉岡賀津雄「国語教科書を基にした小・中学校の文章何学年判定式の構築」『日本教育工学会論文誌』第 33 巻、第 4 号、449-458 頁、2010 年。

首藤昭信「会計学研究の展開と非財務情報の重要性」『週刊経営財務』第 3392 号、10-21 頁、2019 年（2019a）。

首藤昭信「テキスト分析と会計学研究」『情報センサー』第 143 号、8-10 頁、2019 年（2019b）。

高平圭「2020 年 3 月期有価証券報告書の記述情報の開示における留意点」『情報センサー』第 150 号、26-31 頁、2020 年。

宝印刷総合ディスクロージャー研究所『統合報告書による情報開示の新潮流』同文館出版株式会社、2014 年。

田中那須加「米国 SEC の MD&A 開示に関する新ガイダンス」『資本市場クォーターリー』第 7 巻、第 4 号、26-30 頁、2004 年。

谷口将太・坂地泰紀・酒井浩之・増山繁「経済新聞記事から抽出した景気動向を示す根拠表現への極性付与手法の提案」『電子情報通信学会論文誌 D』第 94 巻、第 6 号、1039-1043 頁、2011 年。

東京証券取引所「有価証券上場規程」、2007 年。

(https://jpx-gr.info/rule/tosho_regu_201305070007001.html)

東京証券取引所「決算短信・四半期決算短信の作成要領等」、2013 年。

東京証券取引所「決算短信・四半期決算短信の作成要領等」、2020 年。

内閣府「今後の経済財政運営及び経済社会の構造改革に関する基本方針」、2001 年 6 月。

内閣府「企業内容等の開示に関する内閣府令」、2003 年 3 月。

内閣府「企業内容等の開示に関する内閣府令」、2009 年 3 月。

中川慧・伊藤友貴「機械が読む英文開示」『企業会計』第 75 巻、第 3 号、339-348 頁、2023 年。

中條祐介「日本企業における非財務情報の開示」『現代ディスクロージャー研究』第 13 号、153-166 頁、2013 年。

- 中野貴之「財務諸表外情報の開示実態—事業等のリスクおよび MD&A の分析—」山崎秀彦編著『財務諸表外情報の開示と保証—ナラティブ・リポーティングの保証—』第 7 章、同文館出版、2010 年。
- 平松賢士・三輪宏太郎・酒井浩之・坂地泰紀「アナリストレポートのトーンの情報価値」『証券アナリストジャーナル』第 59 巻、第 2 号、86-97 頁、2021 年。
- 広瀬喜貴・平井裕久・新井康平「MD&A 情報の可読性が将来業績に及ぼす影響：テキストマイニングによる分析」『経営分析研究』第 33 号、87-101 頁、2017 年。
- 古市峰子「非会計情報の開示の意義と開示規制のあり方」『金融研究』第 22 巻、第 1 号、41-75 頁、2003 年。
- 古庄修「IASB 公開草案『経営者による説明』の新局面」『企業会計』第 61 巻、第 11 号、1713-1723 頁、2009 年。
- 古庄修・小林直樹「米国における財務諸表外情報の開示と保証」山崎秀彦編『財務諸表情報の開示と保証—ナラティブ・リポーティングの保証—』第 4 章、同文館出版、2010 年。
- 宮田慶一「非会計情報にかかる開示規制のあり方：経営者の情報提供に関するインセンティブとの関係を中心に」『産研アカデミック・フォーラム』（早稲田大学産業経営研究）第 11 号、35-46 頁、2003 年。
- 三輪宏太郎「定性情報と企業価値」日本ファイナンス学会第 2 回秋季研究大会、招待講演資料、2020 年。（<https://nfa-net.jp/report/2111-2/>）
- 諸橋達也「MD&A 情報開示と業績変動の関連性」『インベスター・リレーションズ』第 12 号、19-40 頁、2018 年。
- 矢澤憲一・伊藤健頭・金鉉玉「テキストマイニングを用いた MD&A、リスク、ガバナンス情報の分析」『青山経営論集』第 56 巻、第 1 号、59-84 頁、2021 年。
- 山口達輝・松田洋之『機械学習&ディープラーニングのしくみと技術がこれ 1 冊でしっかりわかる教科書』技術評論社、2019 年。
- 渡辺剛「財務報告における記述情報開示の意義と課題」『福岡大学商学論叢』第 56 巻、第 4 号、353-276 頁、2012 年。
- Abhayawansa, S. A., “A Review of Guidelines and Frameworks on External Reporting of Intellectual Capital,” *Journal of Intellectual Capital*, Vol. 15, No. 1, pp. 100-141, 2014.
- Abrahamson, E. and E. Amir, “The Information Content of the President’s Letter to Shareholders,” *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 23, No. 8, pp. 1157-1182, 1996.
- Alali, F. and S. Romero, “The Use of the Internet for Corporate Reporting in the Mercosur (Southern

- Common Market): The Argentina Case,” *Advances in Accounting*, Vol. 28, No. 1, pp. 157-167, 2012.
- Alden, W., “Twitter Arrives on Wall Street, Via Bloomberg,” *The New York Times*, April 4, 2013.
- Amir, E. and B. Lev, “Value-Relevance of Nonfinancial Information: The Wireless Communications Industry,” *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 22, No. 1-3, pp. 3-30, 1996.
- Amir, E., B. Lev, and T. Sougiannis, “Do Financial Analysts Get Intangibles?” *European Accounting Review*, Vol. 12, No. 4, pp. 635-659, 2003.
- Arslan-Ayaydin, Ö., K. Boudt, and J. Thewissen, “Managers Set the Tone: Equity Incentives and the Tone of Earnings Press Releases,” *Journal of Banking & Finance*, No.72, pp. 132-147, 2016.
- Arvidsson, S., “Disclosure of Non-Financial Information in the Annual Report: A Management-Team Perspective,” *Journal of Intellectual Capital*, Vol. 12, No. 2, pp. 277-300, 2011.
- Bainbridge, S. M., *The Complete Guide to Sarbanes-Oxley: Understanding How Sarbanes-Oxley Affects your Business*, Simon and Schuster, 2007.
- Baines, A. and K. Langfield-Smith, “Antecedents to Management Accounting Change: A Structural Equation Approach,” *Accounting, Organizations and Society*, Vol. 28, No. 7-8, pp. 675-698, 2003.
- Banker, R. D., G. Potter, and D. Srinivasan, “An Empirical Investigation of An Incentive Plan that Includes Nonfinancial Performance Measures,” *The Accounting Review*, Vol. 75, No. 1, pp. 65-92, 2000.
- Barker, R. and S. Imam, “Analysts’ Perceptions of ‘Earnings Quality’,” *Accounting and Business Research*, Vol. 38, No. 4, pp. 313-329, 2008.
- Bartolomeo, M., M. Bennett, J. J. Bouma, P. Heydkamp, P. James, and T. Wolters, “Environmental Management Accounting in Europe: Current Practice and Future Potential,” *European Accounting Review*, Vol. 9, No. 1, pp. 31-52, 2000.
- Bartov, E., L. Faurel, and P. S. Mohanram, “Can Twitter Help Predict Firm-Level Earnings and Stock Returns?” *The Accounting Review*, Vol. 93, No. 3, pp. 25-57, 2018.
- Beaver, W. H., *Financial Reporting: An Accounting Revolution*, 3rd ed, Prentice Hall, 1988.
- Bebbington, J. and C. Larrinaga-Gonzalez, “Carbon Trading: Accounting and Reporting Issues,” *European Accounting Review*, Vol. 17, No. 4, pp. 697-717, 2008.
- Bhimani, A. and K. Langfield-Smith, “Structure, Formality and the Importance of Financial and Nonfinancial Information in Strategy Development and Implementation,” *Management Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 3-31, 2007.
- Bhimani, A., M. A. Gulamhussen, and S. D. R. Lopes, “The Role of Financial, Macroeconomic, and

- Non-Financial Information in Bank Loan Default Timing Prediction,” *European Accounting Review*, Vol. 22, No. 4, pp. 739-763, 2013.
- Bicudo de Castro, V., F. A. Gul, M. B. Muttakin, and D. G. Mihret, “Optimistic Tone and Audit Fees: Some Australian Evidence,” *International Journal of Auditing*, Vol. 23, No. 2, pp. 352-364, 2019.
- Bowen, R. M., S. Dutta, S. Tang, and P. Zhu, “Inside the ‘Black Box’ of Private in-house Meetings,” *Review of Accounting Studies*, Vol. 23, No. 2, pp. 487-527, 2018.
- Brown, S., K. Lo, and T. Lys, “Use of R^2 in Accounting Research: Measuring Changes in Value Relevance over the Last Four Decades,” *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 28, No. 2, pp. 83-115, 1999.
- Bryan, S. H., “Incremental Information Content of Required Disclosures Contained in Management Discussion and Analysis,” *The Accounting Review*, Vol. 72, No. 2, pp. 285-301, 1997.
- Buchholz, F., R. Jaeschke, K. Lopatta, and K. Maas, “The Use of Optimistic Tone by Narcissistic CEOs,” *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, Vol. 31, No. 2, pp. 531-562, 2018.
- Bukh, P. N., C. Nielsen, P. Gormsen, and J. Mouritsen, “Disclosure of Information on Intellectual Capital in Danish IPO Prospectuses,” *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, Vol. 18, No. 6, pp. 713-732, 2005.
- Cardinaels, E. and P. M. G. van Veen-Dirks, “Financial Versus Non-Financial Information: The Impact of Information Organization and Presentation in a Balanced Scorecard,” *Accounting, Organizations and Society*, Vol. 35, No. 6, pp. 565-578, 2010.
- Chen, S. and P. Bouvain, “Is Corporate Responsibility Converging? A Comparison of Corporate Responsibility Reporting in the USA, UK, Australia, and Germany,” *Journal of Business Ethics*, Vol. 87 (Supplement 1), pp. 299-317, 2009.
- Cinquini, L., E. Passetti, A. Tenucci, and M. Frey, “Analyzing Intellectual Capital Information in Sustainability Reports: Some Empirical Evidence,” *Journal of Intellectual Capital*, Vol. 13, No. 4, pp. 531-561, 2012.
- Cohen, J. R., L. L. Holder-Webb, L. Nath, and D. Wood, “Corporate Reporting of Nonfinancial Leading Indicators of Economic Performance and Sustainability,” *Accounting Horizons*, Vol. 26, No. 1, pp. 65-90, 2012.
- Cohen, J., G. Krishnamoorthy, and A. Wright, “Waste Is Our Business, Inc.: The Importance of Non-Financial Information in the Audit Planning Process,” *Journal of Accounting Education*, Vol. 26, No. 3, pp. 166-178, 2008.
- Davila, A. and M. Venkatachalam, “The Relevance of Non-Financial Performance Measures for CEO

- Compensation: Evidence from the Airline Industry,” *Review of Accounting Studies*, Vol. 9, No. 4, pp. 443-464, 2004.
- Davis, A. K. and I. Tama-Sweet, “Managers’ Use of Language Across Alternative Disclosure Outlets: Earnings Press Releases versus MD&A,” *Contemporary Accounting Research*, Vol. 29, No. 3, pp. 804-837, 2012.
- Davis, A. K., J. M. Piger, and L. M. Sedor, “Beyond the Numbers: Measuring the Information Content of Earnings Press release language,” *Contemporary Accounting Research*, Vol. 29, No. 3, pp. 845-868, 2012.
- Davis, A. K., W. Ge, D. Matsumoto, and J. L. Zhang, “The Effect of Manager-specific Optimism on the Tone of Earnings Conference Calls,” *Review of Accounting Studies*, Vol. 20, No. 2, pp. 639-673, 2015.
- DeBoskey, D., Y. Luo, and L. Zhou, “CEO Power, Board Oversight, and Earnings Announcement Tone,” *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol. 52, No. 2, pp. 657-680, 2019.
- Doran, J. S., D. R. Peterson, and S. M. Price, “Earnings Conference Call Content and Stock Price: The Case of REITs,” *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol. 45, No. 2, pp. 402-434, 2012.
- Eachempati, P., P. R. Srivastava, A. Kumar, K. H. Tan, and S. Gupta, S, “Validating the Impact of Accounting Disclosures on Stock Market: A Deep Neural Network Approach,” *Technological Forecasting & Social Change*, No. 170, pp. 1-14, 2021.
- Ely, K. and G. Waymire, “Accounting Standard-Setting Organizations and Earnings Relevance: Longitudinal Evidence from NYSE Common Stocks, 1927-93,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 37, No. 2, pp. 293-318, 1999.
- Erkens, M., L. Paugam, and H. Stolowy, “Non-Financial Information: State of the Art and Research Perspectives based on a Bibliometric Study,” *Comptabilité-Contrôle-Audit*, Vol. 21, No. 3, pp. 15-92, 2015.
- Espinosa, M., M. Gietzmann, and I. Raonic, “US Institutional Investors Response to the News Flow of Intangibles Intensive European Stocks: A Study of European Biotech and Pharma Stocks,” *European Accounting Review*, Vol. 18, No. 1, pp. 63-92, 2009.
- Feldman, R., S. Govindaraj, J. Livnat, and B. Segal, “Management’s Tone Change, Post Earnings Announcement Drift and Accruals,” *Review of Accounting Studies*, Vol. 15, No. 4, pp. 915-953, 2010.
- Ferguson, M. J., K. C. K. Lam, and G. M. Lee, “Voluntary Disclosure by State-Owned Enterprises

- Listed on the Stock Exchange of Hong Kong,” *Journal of International Financial Management & Accounting*, Vol. 13, No. 2, pp. 125-152, 2002.
- Fernández, B. C., Y. F. Callén, and J. A. L. Gadea, “Stock Price Reaction to Non-Financial News in European Technology Companies,” *European Accounting Review*, Vol. 20, No. 1, pp. 81-111, 2011.
- Flöstrand, P., “The Sell Side-Observations on Intellectual Capital Indicators,” *Journal of Intellectual Capital*, Vol. 7, No. 4, pp. 457-473, 2006.
- Holder-Webb, L., J. Cohen, L. Nath, and D. Wood, “The Supply of Corporate Social Responsibility Disclosures among U.S. Firms,” *Journal of Business Ethics*, Vol. 84, No. 4, pp. 497-527, 2009.
- Huang, A., A. Zang, and R. Zheng, “Evidence on the Information Content of Text in Analyst Reports,” *The Accounting Review*, Vol. 89, No. 6, pp. 2151-2180, 2014.
- Huang, X., S. H. Teoh, and Y. Zhang, “Tone Management,” *The Accounting Review*, Vol. 89, No. 3, pp. 1083-1113, 2014.
- IASB, *Discussion Paper: Management Commentary*, A Paper Prepared for the IASB by Staff of Its Partner Standard-setters and Others, International Accounting Standards Board, October 2005.
- IASB, *IFRS Practice Statement Exposure Draft Basis for Conclusionst: Management Commentary*, May 2021 (2021a). (<https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/project/management-commentary/ed-2021-6-bc-management-commentary.pdf>)
- IASB, *IFRS Practice Statement Exposure Draft: Management Commentary*, May 2021 (2021b). (<https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/project/management-commentary/ed-2021-6-management-commentary.pdf>)
- IIRC, *The International <IR> Framework*, The International Integrated Reporting Council, December 2013.
- Ito T., H. Sakaji, K. Tsubouchi, K. Izumi, and T. Yamashita, “Text-Visualizing Neural Network Model: Understanding Online Financial Textual Data,” In: Phung D., Tseng V., G. Webb, B. Ho, M. Ganji and L. Rashidi (eds), *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, Springer, pp. 247-259, 2018.
- Jegadeesh, N. and D. Wu, “Word Power: A New Approach for Content Analysis,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 110, No. 3, pp. 712-729, 2013.
- Johansen, T. R., “Employees, Non-Financial Reports and Institutional Arrangements: A Study of Accounts in the Workplace,” *European Accounting Review*, Vol. 19, No. 1, pp. 97-130, 2010.
- Junttila, J., J. P. Kallunki, A. Kärja, and M. Martikainen, “Stock Market Response to Analysts’

- Perceptions and Earnings in A Technology-Intensive Environment,” *International Review of Financial Analysis*, Vol. 14, No. 1, pp. 77-92, 2005.
- Keating, E. K., T. Z. Lys, and R. P. Magee, “Internet Downturn: Finding Valuation Factors in Spring 2000,” *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 34, No. 1-3, pp. 189-236, 2003.
- Kothari, S., “Capital Markets Research in Accounting,” *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 31, No. 1-3, pp. 105-231, 2001.
- Kothari, S. P., X. Li, and J. E. Short, “The Effect of Disclosures by Management, Analysts, and Business Press on Cost of Capital, Return Volatility, and Analyst Forecasts: A Study Using Content Analysis,” *The Accounting Review*, Vol. 84, No. 5, pp. 1639-1670, 2009.
- Lev, B. and P. Zarowin, “The Boundaries of Financial Reporting and How to Extend Them,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 37, No. 2, pp. 353-385, 1999.
- Li, F., “Annual Report Readability, Current Earnings, and Earnings Persistence,” *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 45, No. 2-3, pp. 221-247, 2008.
- Li, F., “The Information Content of Forward-Looking Statements in Corporate Filings: A Naïve Bayesian Machine Learning Approach,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 48, No. 5, pp. 1049-1102, 2010.
- Lim, S. and J. McKinnon, “Voluntary Disclosure by NSW Statutory Authorities: The Influence of Political Visibility,” *Journal of Accounting and Public Policy*, Vol. 12, No. 3, pp. 189-216, 1993.
- Lim, S., Z. Matolcsy, and D. Chow, “The Association between Board Composition and Different Types of Voluntary Disclosure,” *European Accounting Review*, Vol. 16, No. 3, pp. 555-583, 2007.
- Loughran, T. and B. McDonald, “When is a Liability not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks,” *The Journal of Finance*, Vol. 66, No. 1, pp. 35-65, 2011.
- Loughran, T. and B. McDonald, “Measuring Readability in Financial Disclosures,” *The Journal of Finance*, Vol. 69, No. 4, pp. 1643-1671, 2014.
- Loughran, T. and B. McDonald, “Textual Analysis in Accounting and Finance: A Survey,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 54, No. 4, pp. 1187-1230, 2016.
- Luo, Y. and L. Y. Zhou, “Textual Tone in Corporate Financial Disclosures: A Survey of the Literature,” *International Journal of Disclosure and Governance*, Vol. 17, No. 2-3, pp. 101-110, 2020.
- McConnell, D., J. A. Haslem, and V. R. Gibson, “The President’s Letter to Stockholders: A New Look,” *Financial Analysts Journal*, Vol. 42, No. 5, pp. 66-70, 1986.
- Merkel-Davies, D. M. and N. M. Brennan, “Discretionary Disclosure Strategies in Corporate Narratives: Incremental Information or Impression Management?” *Journal of Accounting*

- Literature*, No. 26, pp. 116-196, 2007.
- Miller, G. S. and D. J. Skinner, "The Evolving Disclosure Landscape: How Changes in Technology, the Media, and Capital Markets are Affecting Disclosure," *Journal of Accounting Research*, Vol. 53, No. 2, pp. 221-239, 2015.
- Mio, C. and A. Venturelli, "Non-Financial Information about Sustainable Development and Environmental Policy in the Annual Reports of Listed Companies: Evidence from Italy and the UK," *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, Vol. 20, No. 6, pp. 340-358, 2013.
- Mouritsen, J., "Driving Growth: Economic Value added Versus Intellectual Capital," *Management Accounting Research*, Vol. 9, No. 4, pp. 461-482, 1998.
- Orens, R. and N. Lybaert, "Determinants of Sell-Side Financial Analysts' Use of Non-Financial Information," *Accounting and Business Research*, Vol. 40, No. 1, pp. 39-53, 2010.
- Orens, R., W. Aerts, and D. Cormier, "Web-Based Non-Financial Disclosure and Cost of Finance," *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 37, No. 9-10, pp.1057-1093, 2010.
- Rees, W. and C. Sutcliffe, "Quantitative Nonfinancial Information and Income Measures: The Case of Long Term Contracts," *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 21, No. 3, pp. 331-347, 1994.
- Riley, R. A., T. A. Pearson, and G. Trompeter, "The Value Relevance of Non-Financial Performance Variables and Accounting Information: The Case of the Airline Industry," *Journal of Accounting and Public Policy*, Vol. 22, No. 3, pp. 231-254, 2003.
- Robb, S. W. G., L. E. Single, and M. T. Zarzeski, "Nonfinancial Disclosures across Anglo-American Countries," *Journal of International Accounting, Auditing & Taxation*, Vol. 10, No. 1, pp. 71-83, 2001.
- Rogers, J. L., A. Van Buskirk, and S. L. Zechman, "Disclosure Tone and Shareholder Litigation," *The Accounting Review*, Vol. 86, No. 6, pp. 2155-2183, 2011.
- Said, A. A., H. R. HassabElnaby, and B. Wier, "An Empirical Investigation of the Performance Consequences of Nonfinancial Measures," *Journal of Management Accounting Research*, Vol. 15, No. 1, pp. 193-223, 2003.
- Schleicher, T., and M. Walker, "Bias in the Tone of Forward-Looking Narratives," *Accounting and Business Research*, Vol. 40, No. 4, pp. 371-390, 2010.
- SEC, Accelerations of the Timing for Filing Forms 8-K Relating to Changes in Accountants and Resignations of Directors; Amendments to Regulation S-K Regarding Changes in Accountants,

- Financial Reporting Release No. 34 (33-6822, 34-26587), Securities and Exchange Commission, Government Printing Office, 1989.
- SEC, Commission Guidance Regarding Management's Discussion and Analysis of Financial Condition and Results of Operations: Interpretation, Securities and Exchange Commission, 2003.
- SEC, SEC Adopts Amendments to Modernize and Enhance Management's Discussion and Analysis and other Financial Disclosures, Securities and Exchange Commission, Nov. 19, 2020. (<https://www.sec.gov/news/press-release/2020-290>)
- Sievers, S., C. F. Mokwa, and G. Keienburg, "The Relevance of Financial Versus Non-Financial Information for the Valuation of Venture Capital-Backed Firms," *European Accounting Review*, Vol. 22, No. 3, pp. 467- 511, 2013.
- Suzuki, M., H. Sakaji, M. Hirano, and K. Izumi, "Constructing and Analyzing Domain-Specific Language Model for Financial Text Mining," *Information Processing & Management*, Vol.60, No. 2, pp. 1-16, 2023. (<https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103194>)
- Swales Jr., G. S., "Another Look at the President's Letter to stockholders," *Financial Analysts Journal*, Vol. 44, No. 2, pp. 71-73, 1988.
- Upton, W., *Special Report on Business and Financial Reporting, Challenges from the New Economy*, Financial Accounting Standards Board, 2001.
- Walden, W. D. and A. J. Stagliano, "An Assessment of the Quality of Environmental Disclosure Themes," *Advances in Environmental Accounting & Management*, No. 2, pp. 137-165, 2003.
- Widener, S. K., "Human Capital, Pay Structure, and the Use of Performance Measures in Bonus Compensation," *Management Accounting Research*, Vol. 17, No. 2, pp. 198-221, 2006.
- Wiersma, E., "An Exploratory Study of Relative and Incremental Information Content of Two Nonfinancial Performance Measures: Field Study Evidence on Absence Frequency and on-time Delivery," *Accounting, Organizations and Society*, Vol. 33, No. 2-3, pp. 249-265, 2008.
- Wyatt, A., "What Financial and Non-Financial Information on Intangibles is Value-Relevant? A Review of the Evidence," *Accounting and Business Research*, Vol. 38, No. 3, pp. 217-256, 2008.

謝辞

博士論文の執筆にあたり、多くの方々のご支援とご指導を賜りました。この場を借りて、深く感謝の意を表したいと思います。

はじめに、博士論文の執筆にあたって終始、熱心なご指導をいただいた私の指導教員である大石桂一先生に心から感謝申し上げます。大石先生は、私の研究の方向性を明確に示してくださり、絶えず研究の質を高めるための指導を与えてくださいました。外国人である筆者には日本語の記述情報を対象にして研究することは非常に多くの苦勞が伴いました。そのようなとき、ご多忙にもかかわらずアドバイスをくださり、加えて、機械学習の訓練データおよび極性辞書の作成などにも多大なご支援を賜りました。大石先生の専門知識と熱意は、私が研究を進める上で不可欠なものでした。研究につまずいたとき、いつも励まし、勇気付け、論文執筆に前向きに取り組むことができるよう心強く支えてくださいました。大石先生のおかげで博士論文を提出することができました。本当にありがとうございました。

また、小津稚加子先生ならびに潮崎智美先生には副指導教員として熱心なご指導とご助言をいただき、筆者の研究がより良いものになるよう導いていただきました。お忙しい中でも丁寧に筆者の論文を読み、貴重なコメントをくださいました。誠にありがとうございました。ここに深謝の意を表します。

九州大学システム情報科学研究院の池田大輔先生にも感謝の意を表します。本研究の機械学習の手法による FLS の抽出および深層学習モデルを用いたトーンの予測は池田先生のご指導のもとにできたものです。池田先生のご指導を仰ぎつつ、共同して研究を進めた結果、MD&A から FLS を機械学習により体系的に抽出するモデル、およびトーンを予測する深層学習モデルが構築できました。心より感謝申し上げます。

さらに、所属する大石ゼミの先輩方と後輩の皆様にも感謝の意を表します。いつもの確かな助言および激励をくださり、それらは私の研究を深める上で非常に有益でした。特に、西南学院大学の原口健太郎先生には、私の研究の分析をサポートしてくださったことに心よりお礼を申し上げます。ゼミの皆様の研究姿勢は筆者にとっても学ぶべきものでした。おかげで私の学術的な成長は促進され、私自身の研究の幅を広げることができました。非常にありがたく思っております。

研究を進める上で必要なデータや資料を提供してくれた九州大学附属図書館や所属機関である九州大学にも感謝の意を示します。貴重な情報源とサポートがなければ、この論文の完成は不可能でした。また、学会報告の機会を提供してくださった学会準備委員会の皆

様にお礼を申し上げます。加えて、私の学会報告で質問やコメントをくださった先生方、学会誌の編集委員会、および査読者の先生方にも感謝の意を表します。

大学院生時代に筆者を経済的に支えてくださった、公益財団法人ウシオ財団にも感謝いたします。また、九州大学の「次世代研究者挑戦的研究プログラム」からは研究面・生活面で多大な支援を受けるとともに、このプログラムを通じて、異分野の研究者と協働することの重要性を学びました。

最後に、この研究を支えてくれた家族と友人にも深く感謝いたします。彼らの応援と励ましのおかげで、私は研究に集中することができました。

お世話になったすべての方々のお名前を記すことはできませんが、皆様のおかげで、私はこの博士論文を完成させることができました。心から感謝しています。