

MD&A における将来志向情報のトーンの有用性 : 極性辞書を用いた分析

姫, 艶彦
九州大学大学院経済学研究院 : 助教

池田, 大輔
九州大学大学院システム情報科学研究院 : 准教授

<https://doi.org/10.15017/7183247>

出版情報 : 経済学研究. 90 (2/3/4), pp.35-51, 2023-12-25. Society of Political Economy, Kyushu University
バージョン :
権利関係 :



MD&A における将来志向情報のトーンの有用性： 極性辞書を用いた分析*

姫 艶 彦
池 田 大 輔

1. はじめに

日本では、有価証券報告書における「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」¹⁾は、2003年4月から開示が義務づけられた（内閣府，2003）。この制度は、米国における「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）」を参考にして導入されたものであり、一般にMD&Aと呼ばれる。

1990年代後半から2000年代初頭にかけての米国では、伝統的な財務報告書で提供される情報の有用性・価値関連性の低下が指摘されるようになり、さらに一連の会計不祥事が大きな社会問題となったことなどから、開示の充実、とりわけMD&Aの拡充は財務報告制度改革における重点事項の1つとなった。また、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、証券取引委員会（Securities and Exchange Commission: SEC）の指針によって推奨されている。一方、日本ではそうした公的な指針はないにもかかわらず、有価証券報告書のMD&Aにおいて自発的にFLSを開示している日本企業は少なくない（財務会計基準機構，2005；伊藤，2011；姫・池田，2021）。

学術面に目を向ければ、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）。特に先行研究ではMD&AからFLS抽出を行い、トーンを付与してその意思決定有用性を検証するものが多い。ここでトーンとは、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／悲観的の度合で示すものである。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

* 極性辞書の作成および本稿の執筆にあたって、熱心なご指導を頂いた九州大学の石桂一教授に深謝する。

1) 当初は「財政状態及び経営成績の分析」と呼ばれていたが、名称が何度か変更され、現在の名称となるに至った。また、金融庁は2018年1月26日付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。

(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。なお、トーンは「極性」や「センチメント」と呼ばれることもある。

トーンの計測の仕方に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。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 Loughran and McDonald Sentiment Word Lists（以下、「LM 辞書」という）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, 2010；坂地ほか, 2015；酒井ほか, 2015a, b；酒井ほか, 2016；五島・高橋, 2017；北森ほか, 2017；小林ほか, 2017；佐藤ほか, 2017；小寺ほか, 2018）。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。姫・池田 (2021) が指摘しているように、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して指摘している。

そこで、本稿は情報科学の分野の知見を活用して、機械学習の手法により2004年から2019年までの日本企業の MD&A から FLS を体系的に抽出し、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 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。なお、本稿では将来に関する見通しや経営計画といった FLS 情報だけでなく、FLS の中でも特に将来の「業績」に関して記述した情報（以下、「業績 FLS」という）も分析対象とする。ここでいう業績 FLS は、つまり FLS の真部分集合である。

我々の研究の最終目標は、深層学習を用いて予測したトーンの有用性を検証することであるが、本稿ではその過程の重要なステップとして、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、機械学習の手法により抽出した FLS や業績 FLS のトーンの有用性、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。つまり、本稿の目的は、経営者が MD&A で開示する FLS のトーンは将来業績を予測する上で有用な情報となっているのか、そして上記2つの極性辞書はトーンをうまく捉えているのかを明らかにすることである。

2. 先行研究

(1) MD&A で開示されている FLS を抽出する研究

財務会計基準機構（2005）は、2004年のMD&Aの開示項目を調査し、「戦略の現状と見通し」と「経営者の問題意識と今後の方針」が多く開示されている項目であることを明らかにした。伊藤（2011）は、2004年3月期から2009年3月期までの14,165社・年のMD&A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」を記載する企業のFLSを抽出し、およそ20%の企業がFLSを開示しているということを明らかにした。

しかし、上記のキーワードがFLSを網羅しているわけではなく、それらによらなくてもFLSを記載している企業は少なくない。そうしたことから、姫・池田（2021）は2004年から2009年までの10,880社・年を対象に、財務会計基準機構（2005）、伊藤（2011）、および北森・酒井・坂地（2017）を参考にして、MD&Aから将来に関する予測情報や業績に関するFLSの抽出を行った。具体的に以下の正規表現²⁾を用いてFLSの抽出を試みている。

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 | 戦略的現状と見通し”

pat4 = “経営者の問題意識と今後の方針”

その結果、pat1からpat4までのいずれかのFLSを含む社・年の割合は、全サンプルの33.2%であることが明らかとなった。これは、ほぼ同じサンプルを用いた伊藤（2011）の約20%という結果よりも多く、この方法はうまくFLSを抽出できていることを意味している。

(2) 日本におけるトーンの有用性を検証する研究

トーンの計測方法や海外におけるトーンの有用性に関する研究レビューは、大石・姫（2022）で詳細に行われている。それによると、多くの研究は、ポジティブなトーンが短期的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（Swales, 1988; Abrahamson and Amir, 1996; Kothari et al., 2009; Feldman et al., 2010; Loughran and McDonald, 2011; Davis et al., 2012; Doran et al., 2012; Huang et al., 2014; Bowen et al., 2018）。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。これをふまえ、ここで

2) 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。例えば、pat2の“(業績 | 売上 | 利益).*”の部分は「業績、売上、見込」のいずれかの後に、任意の文字 (.) が0個以上続く (*) 文字列を意味する。

は日本におけるトーンに関する研究に焦点を絞り、先行研究をレビューする。

① LM 辞書

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、将来の企業業績に対する予測力の有無を分析した結果、トーンが将来業績（翌期のROA）の予測力を持っていることを示した。彼らは、直接FLSを抽出するのではなく、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。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LM辞書を日本語に訳したものを使用した。日本語訳した辞書に含まれる単語数はポジティブ255語、ネガティブ1,374語の合計1,629語となった。

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。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）、粘性（スティッキネス）の6つの指標を用いて測定した。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。

②金融ドメインに特化した日本語極性辞書

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、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、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。

③深層学習アプローチ

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、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）で使われている深層学習を用いたニューラルネットワークモデルでトーンを付与し、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、レポートのトーンに独立した情報価値があることを支持する。加えて、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も示した。

④小括

日本の先行研究では、平松ほか（2021）のように深層学習アプローチを用いるものも最近出てきているが、多くの場合、LM辞書を日本語に訳したものが使用されている。たしかにLM辞書は欧米の研究でよく用いられ、その有効性もおおむね認められている。しかしながら、それが日本語環境にも適しているのか否かは定かではなく、そもそも他の極性辞書と比較した研究は日本では見当たらない。つまり、LM辞書における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る可能性は否定できないのであるが、この点は検証されていないのである。

そこで本稿では、LM辞書と、金融ドメインに特化した日本語極性辞書（Ito et al., 2018）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。

3. リサーチ・デザイン

本稿では、「教師あり機械学習」を用いてFLSや業績FLSを予測した。教師（すなわち筆者）は、あらかじめ見通し文であるかどうかのラベルをつけた。姫・池田（2021）の手法により2004年から2009年までの6年分のMD&Aから抽出したFLSおよび業績FLSを機械学習の訓練データとして使用している。ここでの業績FLSは姫・池田（2021）のpat2に合致した文、人間の目で網羅の確認し、真に業績FLSとなるものに正例のラベルを付けた文である。実際の分析に用いる2004年から2019年までの16

年分のMD&Aデータを機械学習により予測する。FLSとなる文は、訓練データを用いて訓練した深層学習モデルで予測した文である。業績FLSとなる文は、機械学習で正例と予測され、かつpat2にマッチする文のみである。次に、予測したFLSと業績FLSに対して、LM辞書と金融ドメインに特化した日本語極性辞書(Ito et al., 2018)の2つを用いてトーンを計測する。計測したトーンは加藤・五島(2021)の分析モデルを援用し、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および業績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及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) 機械学習によるFLSと業績FLSの予測

FLSや業績FLSかどうかを自動的に判断するために、「教師あり機械学習」を用いた。具体的な機械学習アルゴリズムとしては、Pythonのライブラリscikit-learn(0.24.2)内のSupport Vector Machine(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(ベクトルと呼ばれる)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)と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)を用い、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、MD&Aには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(見通し文)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%を使って機械学習アルゴリズムを訓練して、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ため、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 FLS と業績 FLS の抽出結果の評価

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（表1）を導入する。

表1 抽出した結果の混合行列

		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）と再現率（recall）を以下のように定義し、再現率と精度の調和平均である F 値を用いて評価した。

$$\text{精度 (precision)} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (\text{正解と予測した中の正解の割合})$$

$$\text{再現率 (recall)} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (\text{正解がどれだけ再現できたか})$$

$$\text{F1-value (F 値)} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (\text{再現率と精度の調和平均})$$

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、正解で正解と予想された文を 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が、訓練用とテスト用の分割の仕方によって結果が変化することがあるので、5分割交差検証により、全データを5分割し、4つを訓練、1つをテストにした。

□□□□■：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

□■□□□

■□□□□

③検証結果

FLS や業績 FLS の抽出については、機械学習の手法を用いて予測し、予測した結果を Excel に出力した。全部で2,890,419文あったが、FLS センテンスは22,225文、業績 FLS センテンスは2,534文であった。機械学習は訓練データとテストデータを用いて評価した。例えば、業績 FLS の評価結果において訓練データ（表2）とテストデータ（表3）の両方とも業績 FLS が正例「1」の精度（precision）は84%以上ある。

表2 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3 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

(3) トーンの計測

① LM 辞書

本稿ではまず、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。

本稿では業績 FLS も分析対象としており、「業績」という語を含む文が多くあるため、「業績」を削除してトーンを計測したものについても分析を行った。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、会計学が専門の九州大学の大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、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き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 や業績 FLS のセンテンスに含まれるポジティブ・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極性辞書 (Ito et al., 2018)

本稿で用いるもう 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。以下では、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①②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。

(4) 分析モデル

本稿は加藤・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。

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

分析に用いる企業変数の定義は表 4 の通りである。

表4 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 企業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	事業セグメント数 $\text{Log}\{1 + (\text{事業セグメント数})\}$
NGSEG	地域セグメント数 $\text{Log}\{1 + (\text{地域セグメント数})\}$
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5は FLS の分析に用いた変数の記述統計を示している。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。

変数間の相関係数行列は表6に示している。LM_tone と LM_tone2、LM_tone と I_tone、LM_tone2

表5 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

と I_tone の相関を表示している。

表6 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回帰分析の結果

表7は 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

表7 FLS の回帰分析

被説明変数：ROA _{t+1}						
	Pooled OLS			LSDV		
Constant	-0.014	-0.014	-0.013	-0.087	-0.086	-0.084
LM_tone	0.001			0.001		
LM_tone2		0.001			0.001	
I_tone			0.001***			0.001**
ROA	0.742***	0.742***	0.744***	0.434***	0.434***	0.436***
ACC	0.009	0.009	0.007	-0.044	-0.044	-0.045
SIZE	0.003***	0.003***	0.003***	0.009	0.009	0.009
MTB	0.008**	0.008**	0.008**	0.010*	0.010*	0.010*
NBSEG	-0.001	-0.001	-0.001	0.001	0.001	0.001
NGSEG	0.001	0.001	0.000	0.003**	0.003**	0.003**
AGE	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
SI	0.059***	0.059***	0.059***	0.107***	0.107***	0.108***
RET	-0.001	-0.001	-0.001	0.002	0.002	0.002
ROAVOL	-0.297**	-0.297**	-0.297**	-0.056	-0.056	-0.057
Observations				9,793		
R-squared	0.450			0.129		

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

トーンである。***、**、*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。

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。

(2) 業績 FLS に関する分析

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。

5. 考察

前節までにおいて、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 および業績 FLS のトーンを計測し、翌期の業績との関連を検証してきた。以下では分析結果について考察を行う。

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、本稿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。

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正しいが、過去と現在に関するすべての情報を反映する変数を推計することは、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。そのため、本稿では機械学習により直接的に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、本稿と加藤・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、本稿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、今後さらなる検証を行いたい。その際には、まず加藤・五島（2021）と同じやり方に従いつつ、2種類の極性辞書を用いてFLSのトーンを計測する必要がある。

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、本稿の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。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。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、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考えられることもできる。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。

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。本稿の分析がこの問題に決着をつけたとは言えないし、FLS 抽出方法の妥当性についても依然として明確な結論を得るには至っていない。しかし、少なくとも、本稿の分析の結果、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。

これに対して、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ろう。

6. おわりに

本稿では、教師あり機械学習の手法により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、英語の学術論文に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付けた。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。

このように本稿の分析から、経営者は MD&A において将来に関する見通し、すなわち FLS を開示

しており、そのポジティブ／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わかった。次の課題は、本稿の手法を用いて FLS を抽出したサンプルをもとに、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、それが業績 FLS にも適用できるかどうかを確かめることである。また、加藤・五島（2021）と同じ方法に従って、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計測したトーンの有用性を比較することで、2つの極性辞書の相対的優位性を検証する必要がある。

参考文献

- 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。
- 大石桂一・姫艶彦「財務報告における記述情報研究の意義—トーンに関する研究レビューを中心に」『佐賀大学経済論集』第54巻第4号、101-125頁、2022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。
- 金鉸玉・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。
- 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』、1-7頁、2022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予稿集』、65-70頁、2017年。
- 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」『人工知能学会全国大会論文集 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」『金融情報学研究会 第15回』、7-12頁、2015年 a。
- 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 b。

- 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予稿集』、25-30頁、2016年。
- 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。
- 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。
- 姫艶彦・池田大輔「MD&Aにおける将来志向情報の開示に関する分析」『九州経済学会年報』第59集、27-32頁、2021年。
- 内閣府「企業内容等の開示に関する内閣府令」、2003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。
- 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。
- 矢澤憲一・伊藤健顕・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、61-84頁、2021年。
- 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.
- 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.
- 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.
- 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. 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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: PAKDD 2018 (Lecture Notes in Computer Science)*, Springer, Vol. 10939, pp. 247-259, 2018.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- Swales Jr., G. S., “Another Look at the President’s Letter to stockholders,” *Financial Analysts Journal*, Vol. 44, No. 2, pp. 71-73, 1988.

姫 艶彦〔九州大学大学院経済学研究院 助教〕
池田 大輔〔九州大学大学院システム情報科学研究院 准教授〕