

論文

Word2Vec を用いた会計 測定強度の研究

矢澤 憲一

キーワード

Word2Vec

機械学習

見積り

測定

テキストマイニング

MD&A

目次

1. 目的と背景

2. リサーチデザイン

2.1 先行研究

2.2 Word2Vec による AMI スコア

3. 実証分析

3.1 分析モデル

3.2 データ

3.3 分析結果

4. 結論と今後の課題

注

参考文献

1. 目的と背景

本研究の目的は、Word2Vec を用いて会計情報に含まれる見積りの程度を可視化することにある。

会計基準における「見積り (estimation)」の拡大は、会計情報の有用性を低下させ、企業に対する投資家の理解を困難にさせることが懸念されている (Lev and Gu 2016)。これを補足するものとして、記述情報¹による開示がある。IFRS/IAS では重要な会計上の見積り及び当該見積りに用いた仮定の開示が財務諸表の注記 (footnote) に記載され、また、米国 SEC 規則でも MD&A (management discussion and analysis) における記載が求められている (藤岡等 2019)。日本でも開示府令 (2019 年改正) により 2020 年 3 月期から「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 (以下、MD&A) における重要な見積りおよび仮定の記載、企業会計基準 31 号により 2021 年 3 月期から財務諸表注記における同様の記載が求められている。

では、会計情報に含まれる見積りの程度をこうした記述情報からどのように可視化すればよいだろうか、そして、見積りの程度の大きい会計情報はどのような特性をもっているのだろうか。先行研究では、会計情報に含まれる見積りの程度が年々増加しつつあり (Lev and Gu 2016)、それが将来利益の予想誤差を大きくさせる (Chen, Chen and Li, 2020) 等が指摘されているものの、研究蓄積はそれほど多くない。原因の一つには、会計情報に含まれる見積りの程度を記述情報からどのようにシステムティックに抽出するかに関する知見の不足がある。

本研究では、Word2Vec という機械学習を用いたアプローチによって、財務諸表の記述情報から会計上の見積りの程度を測定する方法を検討する。

2. リサーチデザイン

2.1 先行研究

Lev and Gu (2016) は、S&P500 社から代表企業 50 社を抽出し、1995 年から 5 年ごとに見積りに関連するトピックワードの出現頻度をカウントしている。その結果、見積りに関する用語が経年的に増加していること、トピックワードの出現頻度が高い企業ほど、ROE 予想誤差が大きい (利益の持続可能性が低い) ことを観察している。

Chen, Chen and Li (2020) は、1993 年から 2016 年までの Form10-K 52,138 社・年の注記を対象に、見積りの個数を調査した。その結果、見積りの個数が多い企業ほど、利益の予想誤差が大きい (利益の持続可能性が低い)、アナリストのコンセンサス予想をビートまたはミートする可能性が高い、利益をアクルーアルとキャッシュフローに分けた場合に、見積りの個数はアクルーアル (キャッシュ・フロー) の持続性と関連する (しない) ことを発見し

た。ただし、見積りの個数とアクルーアルアノマリーとの関連性は見られなかった。

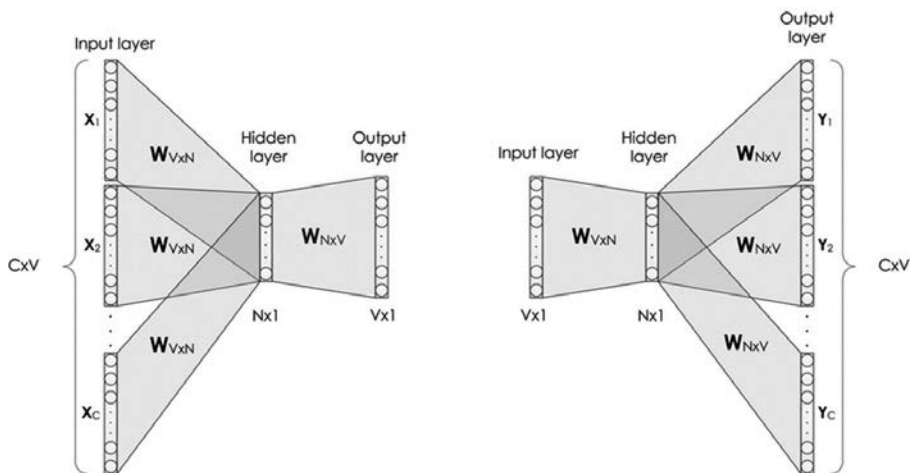
Andreicovici, Lent, Nikolaev and Zhang (2020) は、経済実態を会計数値に写像するとき
に発生する測定問題²を示す概念を会計測定強度 (accounting measurement intensity、以下、
AMI) と呼称して議論している。彼らは、AMI を会計基準書に特有のバイグラム³として
操作化し、2000年から2018年の米国企業のAMIスコアを測定した。その結果、AMIの特
徴として、経年的にスコアが上昇していること、また、金融サービス、建設、そしていくつ
かの製造業（製紙、繊維）のスコアが高いことを観察している。また、AMIが高いほど、
監査報酬が高く、資本支出、無形資産投資、従業員成長、TobinのQ、アナリストカバレッ
ジが低い。また、AMIは債務契約、報酬契約とも関連していることを報告している。

これらの研究では、テキストマイニング技術を用いて記述情報から会計上の見積りの程度
を指標化している。それぞれの手法の特徴および課題は下記のとおりに整理できる。Lev
and Gu (2016) は、期待した (expected)、見積もった (estimated)、計画した (projected)、
予想した (anticipated)、可能性のある (likely)、想定した (assumed) など、見積りや予
測という言葉の類義語をまとめた「辞書」を用いて、それらトピックワードの出現頻度を計
算している。彼らのアプローチは、20年間という長期的な期間のトレンドを明らかにでき
る一方、類義語の選択が主観的である点、また、出現頻度を機械ではなく不確実な目視によ
りカウントしている点が課題として指摘できる。Chen, Chen and Li (2020) は、Stanford
Natural Language Processing Group⁴によって提供されているオープンソースの統計パー
サーを使用して、対象となる文章を構文解析し、見積りの対象となる項目数を抽出している。
例えば、「我々は、将来利益と割引率を見積もった。(We estimated future gains and dis
count rates.）」という文章であれば、「将来利益 (future gains)」「割引率 (discount rates)」
という2つの目的語を見積もっていることを検出できる。彼らの手法はシステムティックに
見積りの個数を算出できる点でLev and Gu (2016) の手法に比して有意性をもつ。その一
方で、当該手法を日本語に適用する場合に、どのようなパーサーを使えば適切な係り受け関
係を解析できるかについて検討しなければならない点が課題となる。Andreicovici, Lent,
Nikolaev and Zhang (2020) は、見積りに関するトピックワードではなく、FASB 会計基準
書⁵から抽出されたバイグラムから一般書籍から抽出したバイグラムを控除して会計辞書を
作成している。彼らの手法では、膨大な会計基準書から会計特有のトピックワードを抽出し
ている点で網羅性がある一方、妥当性と汎用性に問題がある。第一に、彼らが作成した会計
辞書は490,397語を含んでおり、その中には測定問題を反映しているとは必ずしもいえない
ものも含まれている⁶。第二に、当該アプローチは、1973年から2019年までにFASBによ
って作成された膨大な基準書 (70.2MB のドキュメント、470万語のバイグラムが含まれる)
によって可能となるものであり、十分かつ適切な量のテキストデータが存在しない限り、こ

のアプローチをとることは難しいと考えられる⁷。

2.2 Word2Vec による AMI スコア

以上の考察を踏まえ、本研究では、先行研究とは異なり、Word2Vec という手法を用いて AMI を計算する。Word2Vec とは、推論ベースの手法により単語の分散表現⁸を得る手法であり、図 1 で示されるシンプルな 2 層のニューラルネットワーク⁹で構成される（斎藤 2018）。Word2Vec を用いることで、単語の分散表現（ベクトル表現）が得られ、この結果、単語同士の類似度や単語間の足し算や掛け算など数学的な計算が可能となる。当該手法は、財務報告を対象とした領域では実施例が見られないものの、企業ニューステキストを用いた ESG スコアと株価リターン（秋山・江口・鈴木 2020）¹⁰、株式ストラテジストリポートを用いた感情スコアと株式リターン（吉野 2021）などファイナンス研究領域において実践例がみられる。



左図が CBOW、右図が Skip-gram のニューラルネットワークの構造。入力層、隠れ層、出力層の 2 層構造になっている。

出所) Demographic Prediction Based on User Reviews about Medications

図 1 Word2Vec の仕組み

本研究では、Word2Vec を用いて有価証券報告書に含まれる単語の分散表現（単語ベクトル）を獲得する。続いて、各単語同士のコサイン類似度を計算し、「見積み」という単語と最も類似度の高い上位 100 語をピックアップして AMI トピックワードとする。さらに、AMI トピックワードの出現頻度を企業ごとに計算することによって AMI スコアを算出する。

具体的な解析プロセスは下記のとおりである。まず 2012 年から 2018 年の日本の上場企業全社の有価証券報告書をプロネクサス社の提供する eol データベースから PDF 形式で入手

する。続いて、PDF形式の有価証券報告書をテキストデータに変換し、前処理（数字、句読点およびストップワードの除去、その他整形）を実施する。前処理されたテキストデータを1社ずつ読み込み、形態素解析を実施し、名詞、動詞、形容詞を抽出して個社ワードリストを作成する。個社ごとのワードリストは年度ごとに統合され、全社ワードリストが作成される。この結果、2012年から2018年まで7年分のワードリストが作成される。ワードリストのデータ量は、年度により多少ばらつきがあるものの、概ね500から550MBである。

このワードリストをインプットデータとして、Word2Vecによりリストの単語をベクトル化する。本研究では、pythonのgensimライブラリを用いてベクトル解析を実施する。gensimによるモデルの設定はCBOW、次元数は100次元、最低出現頻度10回、ウィンドウ5語、イテレーション5回である。この作業により、有価証券報告書に現れる単語がベクトルとして計算される。

次のステップとして、「見積み」の単語ベクトルとコサイン類似度が高い上位100単語を抽出し、それをAMIトピックワードとする。なお、コサイン類似度は、次式で算出される。ここで v_a と v_b は、Word2Vecによって得られた単語aと単語bのベクトル表現である。

$$\cos(v_a, v_b) = \frac{v_a \cdot v_b}{\|v_a\| \|v_b\|}$$

表1はこのようにして計算された類似度を用いて「見積み」と類似度の高い上位30単語を指示している。「見積み」と最も類似度の高い単語は「見積額」であり、「スケジューリング」「予測」と続いている。その他にも特徴的な単語として「発生可能性」「実現可能性」「回収可能性」「偶発事象」「減損テスト」「主観的」「不確実性」「見込額」「仮定」などがリスト

表1 AMIトピックワード（2018年、トップ30）

単語	類似度	単語	類似度	単語	類似度
1 見積額	0.56	11 実現可能性	0.42	21 繰り入れ	0.39
2 スケジューリング	0.49	12 見込額	0.42	22 事業計画	0.38
3 予測	0.48	13 修正	0.42	23 每期	0.38
4 発生可能性	0.44	14 仮定	0.41	24 個別財務諸表	0.37
5 偶発事象	0.44	15 税務調査	0.40	25 過去	0.37
6 減損テスト	0.44	16 見込み	0.40	26 減損	0.37
7 主観	0.44	17 デフォルトリスク	0.40	27 運用実績	0.37
8 将来	0.44	18 主観的	0.40	28 引当	0.37
9 確実性	0.44	19 回収可能性	0.40	29 測定	0.37
10 不確実性	0.42	20 事象	0.39	30 過年度	0.36

アップされている。

続いて、見積りトピックワード上位 100 語を用いて AMI スコアを計算する。AMI スコアの計算方法は次のとおりである。ここで $b = 0, 1, \dots, \text{Bit}$ は、 i 企業の t 年度有価証券報告書に含まれる単語であり、 $1[b \in w_E]$ は、単語 b が見積トピックワードの集合 (w_E) に含まれていれば 1 をとる関数である。なお、次節では、当該スコアに加えて、全体の単語数による規模調整、およびコサイン類似度による加重調整を行ったスコアも含めて、計 4 タイプのスコアを用いて分析する。

$$AMI\ Score = \sum_b^{B_{it}} (1[b \in w_E])$$

AMI スコアの経年推移は表 2 の通りである。2013 年から 2015 年は概ね平均 50 語前後であるのに対して、2016 年から 2018 年までは 100 単語超と見積りトピックワードの出現回数が増加傾向にあることがわかる。表 3 は、AMI スコアの産業別個数を示したものである。銀行が 183 語と突出して多く、金融（除く銀行）144 個、医薬品 132 個、と続いている。反対に、AMI スコアの低い産業としては、運輸・物流 69 個、建設・資材、鉄鋼・非鉄、不動産が 71 個となっている。近年、AMI スコアが高まっている点、金融セクターの AMI スコアが高い点など、Andreicovici, Lent, Nikolaev and Zhang (2020) と異なるアプローチをとりつつ、彼らのスコアと特徴の似たスコアが算出されている点は興味深い。

以上から、AMI スコアは、会計数値に含まれる見積りの程度をある程度適切にとらえているものと考えられる。

表 2 AMI トピックワード数（個／社）の経年推移

	平均値	中央値	N
2012	97.4	85	3,576
2013	58.5	44	3,566
2014	63.1	48	3,624
2015	57.4	41	3,632
2016	109.0	88	3,594
2017	97.3	74	3,628
2018	117.4	88	3,681
Total	85.8	68	25,301

表 3 AMI トピックワード数 (個/社) の産業別平均値

産業名	AMI	N	産業名	AMI	N
食品	76.9	929	情報通信・サービス	80.6	5,669
エネルギー資源	87.9	114	電気・ガス	95.5	157
建設・資材	71.8	2,107	運輸・物流	69.5	666
素材・化学	74.7	1,982	商社・卸売	77.8	2,138
医薬品	132.4	411	小売	74.6	2,170
自動車・輸送機	99.0	761	銀行	183.4	550
鉄鋼・非鉄	71.2	535	金融 (除く銀行)	144.8	499
機械	77.1	1,563	不動産	71.8	746
電機・精密	102.6	2,006	Total	84.7	23,003

3. 実証分析

3.1 分析モデル

AMI スコアが会計情報に含まれる見積の程度を適切に反映しているならば、それに最もセンシティブに反応する場面の一つは、監査報酬 (コスト) の算定であると考えられる。そこで本節では、監査報酬評価モデルを用いて、AMI スコアと監査報酬の関連性を検証する。検証モデルは下記の通りである。

$$\begin{aligned}
 \ln af &= \alpha + \beta_1 AMI_{SCORE} + \beta_2 \ln assets + \beta_3 \ln sub + \beta_4 leverage + \beta_5 ros + \beta_6 loss + \beta_7 big4 \\
 &\quad + \beta_8 njgaap + \varepsilon
 \end{aligned}$$

表 4 は変数の定義である。本節では 4 種類の AMI スコアを用いる。それぞれ、AMI トピックワードの個数 (ami_n)、AMI トピックワードをコサイン類似度により重みづけしたもの (ami_sim)、およびこれらを総単語数で除したもの (ami_nrate および ami_srate) である。AMI スコアと監査報酬の関連性については 2 つの関係が考えられる。第一は、AMI スコアが会計数値に含まれる見積りの程度を代理するとすれば、AMI スコアが高いほどより多くの監査手続および工数が必要となり、その分監査報酬が高くなる。第二は、同様に AMI スコアが会計数値に含まれる見積りの程度を代理するとすれば、AMI スコアが高いほど、不正リスクが高まると考えられ、その分リスクプレミアムを上乗せして監査報酬が決められる。いずれにせよ、AMI スコアと監査報酬には正の関連性が想定される。

監査報酬は、直接コストと間接コストに業務利益を加算して算定される。直接コストは、顧客企業 (クライアント) の規模、複雑性、リスクから必要な監査手続および工数を見積もり、それに作業単価をかけることで算出される (矢澤 2016)。規模は総資産 (lnassets)、複雑性は連結子会社数 (lnsub)、リスクはレバレッジ (leverage)、売上高営業利益率 (ros)、

表 4 変数定義

変数名	定義
ami_n	AMI トピックワードの個数
ami_sim	AMI トピックワードの個数（コサイン類似度による加重）
ami_nrate	AMI トピックワードの個数／総単語数
ami_srate	AMI トピックワードの個数（コサイン類似度による加重）／総単語数
lnassets	総資産の自然対数
lnsub	連結子会社数（+1）の自然対数
leverage	総資産／純資産
ros	営業利益／売上高
loss	当期純損失を計上していれば 1、それ以外は 0
big4	大手監査法人による監査を受けていれば 1、それ以外は 0
njgaap	IFRS あるいは米国会計基準を採用していれば 1、それ以外は 0

損失ダミー（loss）、監査関連変数として大手監査人ダミー（big4）、非日本基準ダミー（njgaap）である。規模が大きいほど、複雑性とリスクが高いほど、大手監査人による監査ほど、そして非日本基準を用いているほど、監査報酬が高くなると考えられる。

なお、分析にあたり、異常値が推計結果に与える影響を緩和するためにすべての連続変数については上下 1% でウィンソライズする。また、推定においては欠落変数バイアスに対処するため企業固定効果を、マクロ経済的要因をコントロールするために年度の固定効果を加える。

3.2 データ

本節のデータは 2012 年から 2018 年の上場企業（3 月期決算、連結、金融（銀行保険証券その他金融）除く、分析データ入手可能）13,122 社・年である。

表 5 はサンプルの記述統計を示している。AMI スコア（個数）は 84 個（平均、以下同様）、AMI スコア（加重）は 30、それぞれを総単語数で除した数値は 0.006 と 0.002 となる。監査報酬は 4,700 万円、総資産は 545 億円、連結子会社数は 10 社、レバレッジは 2.3 倍、ROS は 5.8%、損失企業は 9.4%、大手監査人による監査は 74%、非日本会計基準は 4.2% となっている。

表 6 は変数の相関係数を示している。AMI スコア（個数）は監査報酬（lnaf）と 0.49 であり、ここから 2 変数間の関係で捉えた場合に、AMI スコアと監査報酬が正の関係にあることがわかる。また、AMI スコア（個数）は総資産（lnassets）、連結子会社数（lnsub）、そして非日本基準（njgaap）と比較的高い相関関係にあることから、規模が大きいほど、子

表 5 記述統計

		N	mean	sd	min	p50	max
1	ami_n	13,122	84.4	73.7	21.0	70.0	517.0
2	ami_sim	13,122	30.1	26.4	7.7	24.7	186.0
3	ami_nrate	13,122	0.006	0.003	0.002	0.005	0.021
4	ami_srate	13,122	0.002	0.001	0.001	0.002	0.008
5	lnaf	13,122	3.853	0.875	2.565	3.638	7.062
6	lnassets	13,122	10.926	1.684	7.294	10.759	15.527
7	lnsub	13,122	2.350	1.134	0.693	2.197	5.666
8	leverage	13,122	2.329	1.269	1.107	1.927	8.328
9	ros	13,122	0.058	0.062	-0.141	0.048	0.311
10	loss	13,122	0.094	0.292	0	0	1
11	big4	13,122	0.740	0.439	0	1	1
12	njgaap	13,122	0.042	0.201	0	0	1

表 6 相関係数

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1 ami_n	1.00											
2 ami_sim	1.00	1.00										
3 ami_nrate	0.90	0.89	1.00									
4 ami_srate	0.91	0.90	1.00	1.00								
5 lnaf	0.49	0.50	0.27	0.28	1.00							
6 lnassets	0.39	0.39	0.18	0.19	0.86	1.00						
7 lnsub	0.39	0.39	0.19	0.20	0.76	0.75	1.00					
8 leverage	0.07	0.07	0.06	0.06	0.15	0.08	0.09	1.00				
9 ros	0.06	0.06	0.03	0.03	0.06	0.15	0.03	-0.26	1.00			
10 loss	0.03	0.03	0.05	0.05	-0.07	-0.14	-0.07	0.18	-0.42	1.00		
11 big4	0.09	0.10	0.03	0.03	0.31	0.26	0.19	-0.03	0.08	-0.07	1.00	
12 njgaap	0.79	0.80	0.66	0.68	0.38	0.30	0.19	0.00	0.09	-0.01	0.09	1.00

会社数が多いほど、そして非日本会計基準ほど AMI スコアが高いという関係性も見取れる。なお特に AMI スコア（個数、加重）と非日本基準は約 0.8 と高い相関関係にあるが、総単語数で除した場合には 0.66 に緩和される。

3.3 分析結果

表 7 は分析結果を示している。AMI スコアは 4 つのタイプすべてにおいて監査報酬と 1% 水準で有意な正の相関を示している。この結果は、企業の規模、複雑性、リスクをコントロー

表 7 回帰結果

VARIABLES	(1) lnaf	(2) lnaf	(3) lnaf	(4) lnaf
1. ami_n	0.000288*** (8.424)			
2. ami_sim		0.000871*** (8.633)		
3. ami_nrate			4.255*** (7.140)	
4. ami_srate				13.12*** (7.320)
5. lnassets	0.225*** (33.74)	0.225*** (33.73)	0.224*** (33.52)	0.223*** (33.49)
6. lnsub	0.0227*** (6.658)	0.0215*** (6.231)	0.0286*** (8.969)	0.0277*** (8.622)
7. leverage	0.0119*** (5.457)	0.0119*** (5.478)	0.0120*** (5.512)	0.0121*** (5.535)
8. ros	-0.298*** (-6.999)	-0.298*** (-6.989)	-0.300*** (-7.022)	-0.300*** (-7.024)
9. loss	-0.00578 (-1.128)	-0.00572 (-1.117)	-0.00595 (-1.161)	-0.00592 (-1.156)
10. big4	0.184*** (15.26)	0.184*** (15.28)	0.184*** (15.25)	0.184*** (15.26)
11. njgaap	0.121*** (8.141)	0.115*** (7.540)	0.154*** (11.66)	0.149*** (11.09)
Constant	1.167*** (16.48)	1.168*** (16.51)	1.165*** (16.45)	1.168*** (16.48)
Observations	13,122	13,122	13,122	13,122
Adj.R ²	0.185	0.185	0.183	0.183
Number of firm	2,061	2,061	2,061	2,061
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

t-statistics in parentheses

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

ami_n = AMI トピックワードの個数、ami_sim = AMI トピックワードの個数（コサイン類似度による加重）、ami_nrate = AMI トピックワードの個数／総単語数、ami_srate = AMI トピックワードの個数（コサイン類似度による加重）／総単語数、lnassets = 総資産の自然対数、lnsub = 連結子会社数（+1）の自然対数、leverage = 総資産／純資産、ros = 営業利益／売上高、loss = 当期純損失を計上していれば 1、それ以外は 0、big4 = 大手監査法人による監査を受けていれば 1、それ以外は 0、njgaap = IFRS あるいは米国会計基準を採用していれば 1、それ以外は 0
連続変数はすべて上下 1% でウィンソライズしている

ルしたうえで、AMIスコアは会計数値に含まれる見積りの程度を表わしている可能性を示唆している。なお、コントロール変数では、総資産が大きいほど、連結子会社数が多いほど、レバレッジが高いほど、ROSが低いほど、大手監査人に監査されているほど、非日本会計基準を使用しているほど、監査報酬が高い。

4. 結論と今後の課題

本研究では、Word2Vecを用いて、有価証券報告書の記述情報に含まれる見積りの程度を測定するAMIスコアを検討し、その有効性の一部をアーカイバルデータを用いて実証した。その結果、AMIスコアは、時系列的に増加傾向にある、金融業など特定業種において高い、AMIスコアが高い企業ほど監査報酬も高いことがわかり、一定程度、有価証券報告書の記述情報に含まれる見積りの程度をとらえている可能性が示唆された。

今後の課題として、先行研究で用いられていたその他代替指標との関係性、アクルールなど財務情報を用いた利益の質指標との関係性、将来利益や資本市場との関係性などが挙げられる。また、冒頭で述べたように、2020年以降、日本では、MD&Aや財務諸表注記で重要な会計上の見積りおよびその仮定についての開示が要求されている。こうした制度上の変化を踏まえた研究も今後の課題として挙げられる。さらに近年ではTransformers¹¹に代表されるように自然言語処理技術が急速に発展しつつある。こうした新たな技術を会計研究に応用することにより新たな地平が拓けるかもしれない。

注

- 1 記述情報とは、法定開示書類において提供される情報のうち、金融商品取引法第193条の2が規定する「財務計算に関する書類」において提供される財務情報以外の情報をいう（金融庁2019）。
- 2 測定問題（metering problem）は、企業が経済取引を財務諸表にマッピングするために一般に公正妥当と認められた会計原則（Generally Accepted Accounting Principles, GAAP）を適用する強度に反映されている。
- 3 バイグラム（bigram）とは、2つの単語から構成されるフレーズをいう。
- 4 <https://nlp.stanford.edu/> を参照。
- 5 FASB 会計基準書は、the Financial Accounting Standards Original Pronouncements and Updates (“as amended” and “as issued”), the FASB Interpretations (as amended and as issued), FASB staff position papers, および the Emerging Issues Task Force Abstracts (including Other Technical Matters) から構成される。
- 6 例えば、“management estimate”、“measure fair”、“company determine”など測定問題を反映しているものがある一方、“officer principal”、“director officer”、“stockholder equity”、“expense increase”、“property equipment”、“employee director”、“net asset”、“sarbanes oxley”、“security holder”、“total asset”など、測定問題との結び付きが必ずしも直接的でなく、単なる会計専門用語も含まれている。
- 7 日本会計基準委員会（ASBJ）によって作成された会計基準書（会計基準1-31号、適用指針

- 1-31 号、実務対応報告 1-41 号) からバイグラムを取り出した辞書を作成したところ、データ量はわずか 2.4MB にしかなかった。
- 8 分散表現とは、単語を高次元の実数ベクトルで表現する技術をいう。
 - 9 入力層と出力層の間に 1 層の中間層がある。
 - 10 秋山・江口・鈴木 (2020) は Word2Vec を用いて各単語をベクトル化し、「環境」「社会」「ガバナンス」に類する ESG ワードを抽出する。そして、各企業に関連するニューステキスト内にとどの程度 ESG トピックワードに類似する単語が含まれるかを算出する。このスコアの高低に基づいて全企業を 3 グループに分け、リターンを抽出する。5 ファクターモデルのリターンと当該スコアのリターンを比較したところ、「環境」ファクターモデルにおいて、5 ファクターモデルでは説明できない追加的なリターンがあることが観察された。
 - 11 Transformers とは、Google Brain の研究者である Vaswani 氏らによって 2017 年に発表された深層学習モデルである。その後、Transformers の技術を基盤として、BERT や GPT といった大規模言語モデル (Large Language Model: LLM) が急速に発展しつつある。

参考文献

- Andreicovici, I., L. v. Lent, V. Nikolaev, R. Zhang, (2020) Accounting measurement intensity. The University of Chicago Booth School of Business, Working paper No. 20-17.
- Chen, H., J. V. Chen., and F., Li, (2020) The Number of Estimates in Footnotes and Accruals, Working paper Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2738842>
- Lev, B. and F. Gu. (2016). The End of Accounting and the Path Forward for Investors and Managers. Wiley. (バルーク・レブ、フェン・グー著、伊藤邦雄監訳 『会計の再生』中央経済社 2018 年)
- 秋山祥伍・江口潤一・鈴木智也. (2020) 「Word2Vec を用いたニューステキストの ESG ファクター運用」 The 34th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2020.
- 金融庁 (2019) 「記述情報の開示に関する原則」2019 年 3 月.
- 斎藤康毅 (2018) 『ゼロから作る Deep Learning2—自然言語処理編』オライリー・ジャパン
- 藤岡由佳子・前田和哉・國分優子・池田祐樹 (2019) 「「記述情報に関する原則」及び「記述情報の開示の好事例集」の解説」『経営財務』No.3436, 12-29.
- 矢澤憲一 (2016) 「監査報酬の国際実証研究：なぜ日本企業の監査報酬は低いのか?」『青山経営論集』51 (3), 221-247.
- 吉野貴晶 (2021) 「ストラテジストレポートの感情分析と株式リターンに関する研究」『国際マネジメント研究』(10), 17-31.