

ニューラルネットワークによるサステナビリティ情報のテキスト分析

—経営トップメッセージの環境・社会記述分析への適用

中尾悠利子

公立鳥取環境大学経営学部准教授

石野 亜耶

広島経済大学メディアビジネス学部准教授

岡田 齋

広島経済大学経営学部教授

キーワード：機械学習, ニューラルネットワーク, テキスト分析, 教師あり学習, テキストマイニング, 解釈的テキスト分析, サステナビリティ情報

【要旨】

本稿の目的は、サステナビリティ情報における経営トップメッセージのテキストを対象とし、機械学習の一手法であるニューラルネットワークモデルを構築し、その有用性を検討することにある。このモデルの特徴は、サステナビリティ情報を研究者によって判定したデータを利用して訓練する点にある。本稿では、このモデルの有用性の評価として、既存のテキストマイニングソフトを用いた手法との比較を行う。その結果、本稿で構築したモデルは、既存のテキストマイニングソフトを用いた手法よりも自動判定の面で有用であることが示された。この結果から、本稿で構築したニューラルネットワークモデルは、文脈を考慮したテキスト分析の可能性を示した。加えて本稿では、このニューラルネットワークモデルを、「環境報告書」、「サステナビリティ報告書」および「統合報告書」の918レポート、29,669文章に適用し、3つの媒体の違いによる環境および社会情報開示の記述量の傾向を分析した。この分析結果により、ニューラルネットワークモデルの特性を活かしたサステナビリティ情報への実用性を示した。サステナビリティ情報を対象とした従来のテキストマイニング研究は、単語単位の分析のため、「二重の『意味の喪失』」が生じていることが課題であり、他方、文脈を考慮して分析する解釈的テキスト分析は、その対象となる観測数が少ないことが課題であった。本稿の貢献は、従来のテキスト研究の課題を克服し、新たな方法論を提示した点にある。

1. はじめに

わが国の企業は、市場や社会からの要求が高

まる (e.g., Amel-Zadeh and Serafeim, 2017) 中、環境活動や社会活動への取り組み内容を、投資

査読付き論文 (2019. 1. 31 受付/2019. 5. 20 受理)

家や取引先、消費者などのステークホルダーに対し、自主的ではあるもののサステナビリティ情報として開示している (e.g., 環境省, 2018; KPMG, 2017)。これらのサステナビリティ情報 (本稿では環境報告書やサステナビリティ報告書, 統合報告書などにおける環境および社会情報の開示を「サステナビリティ情報」と以下, 呼称する) は, 定量情報とテキスト情報で構成されている。定量情報には自主的な基準とはいえ, 各種ガイドラインが存在し, 算出方法や指標が示されている。他方, テキスト情報は裁量的であるため, その記述内容は各企業の意図により異なる。加えて, サステナビリティ情報の定量情報では, ROE, ROA などの財務指標とは異なり, 温室効果ガス排出量などの環境情報や女性管理職比率などの社会情報の評価基準が明確ではない。そのため, それら定量情報を説明するテキストの記述が重要になる。このようなサステナビリティ情報のテキストを分析し, その傾向を明らかにすることは, サステナビリティ情報をもとに投資を行う ESG 投資を促進する上でも重要になると考えられる。このようなテキストを対象とした分析は「テキスト分析 (textual analyses)」と呼ばれ, これには主にコンテンツ分析と解釈的テキスト分析の2つの方法がある (Merkl-Davies et al., 2011; Pollach, 2012)。

サステナビリティ情報のテキスト分析として, わが国では, コンテンツ分析の一つであるテキストマイニングを利用した研究が蓄積されている (樋口, 2004; 喜田, 2018)。テキストマイニングとは, 自然言語のテキストを対象とし, テキストの意味的最小単位である「形態素」(本稿では以下, 「単語単位」と呼称する) に分け, これを定量データとして扱うことが可能な分析手法である。しかしながら, テキストマイニングによって生じる単語単位には「二重の『意味の喪失』」が本質的に生じていると指摘さ

れている (大森, 2014; 菰田・那須川編, 2014)。すなわち, テキストマイニングはテキストを単語単位に分解することから, 文脈と切り離すことによる意味の喪失 (= 脱コンテクスト化) とともに, 単語単位のバラバラ化による意味の喪失 (= 脱テキスト化) がある点で, 意味解釈が困難になるとの指摘がある (大森, 2014; 菰田・那須川編, 2014)。これらが「二重の『意味の喪失』」といわれるものである。

他方, 英語文献では, サステナビリティ情報の文脈を含めて分析を行う解釈的テキストアプローチを採用した研究がいくつか存在する。解釈的テキスト分析は, 研究者自身が測定機器の役割を担う分析である (Merkl-Davies et al., 2011)。加えて, サステナビリティ情報は, 国際的な環境政策や社会課題への対応などの変化が大きい領域を対象としている。そのため, その制度的な変化に応じてその記述内容は変化する。つまり, サステナビリティ情報のテキスト分析には, 国際的な環境・社会課題の文脈を解釈する能力を有する研究者の判断が重要となる。しかしながら, 解釈的テキスト分析は, テキストを分析する研究者の判断をもとに文脈を含めたテキストを解釈するため対象となる観測数は少ない (Merkl-Davies et al., 2011)。

このようにテキストマイニングは, 単語単位の分析のため, 「二重の『意味の喪失』」が生じる課題が存在し, 解釈的テキスト分析では, 文脈は考慮されるが, 観測数は少ないという課題があげられる。本稿の目的は, サステナビリティ情報を研究者の判定によって作成した教師データを利用する機械学習の一手法であるニューラルネットワークのモデル (以下, ニューラルネットワークモデルと呼称する) を構築し, その有用性を評価することにある。このニューラルネットワークモデルは, 上記に述べた2つのテキスト分析の課題を克服することが可能で

あると考えられる。

本稿の構成は次のとおりである。2節ではサステナビリティ情報におけるテキスト研究を取り上げ、本稿の位置づけを示す。3節では本稿の方法を説明する。4節では構築したニューラルネットワークモデルの有用性の評価を示す。加えて、サステナビリティ情報の文章に、本稿のニューラルネットワークモデルを適用した分析結果を示す。5節では結論を述べる。

2. サステナビリティ情報におけるテキスト研究

本稿の対象とするサステナビリティ情報のテキスト研究は、企業情報開示におけるテキスト研究と比較するとその数は少ないものの、わが国ではテキストマイニングを利用した研究が行われ、海外では解釈的テキスト分析の研究が蓄積されつつある。本節では、これらの先行研究における方法論上の課題を明らかにする。次に、これらの課題を克服することを目的に、本稿でニューラルネットワークモデルを構築する根拠を述べる。

2-1. サステナビリティ情報のテキストマイニング研究

サステナビリティ情報のテキストマイニング研究は、「サステナビリティ情報で使用される単語の頻度傾向」を扱った研究と、「サステナビリティ情報で使用される単語とその他の属性情報との関連」を示した研究に分類できる。

まず、「サステナビリティ情報で使用される単語頻度」を扱った研究には、村井他(2011)や川上他(2013)、大坪・黄(2014)、中邨他(2015)、野崎・霧生(2018)、川名(2019)があげられる。村井他(2011)では、2009年に発行された環境報告書に記載されたトップメッセージに対してテキストマイニングを行い、環境保

全コスト率の高さと頻出するキーワードとの関係を視覚的に検証している。彼らの分析結果では、環境コストを多く支出する企業は、環境関連のキーワードが多く頻出していることを示している。川上他(2013)は、村井他(2011)の研究手法に倣い対象範囲を拡大させ、東証1部上場企業の2000年度から2011年度の環境報告書に記載されているトップメッセージの内容をもとに分析を行い、時系列によるキーワードの傾向を示している。大坪・黄(2014)は、報告書作成者が強調する重要課題の変化を探索することを目的に、テキストマイニングを用いている。彼らの結果では、頻度が増加傾向にある単語は将来的志向の「リスク管理」や「戦略」、「経営ビジョン」であるとの発見事項を示している。中邨他(2015)は、2010年から2012年の環境報告書を対象とし、それらの使用単語の傾向分析を行っている。その分析結果は、東日本大震災の発生やISO26000、GRI 3.1の発行の出来事などに関連し、単語の増減変化を示している。

野崎・霧生(2018)は、1999年から2016年までのCSRレポートのテキストを対象とし、ESG(環境、社会、ガバナンス)のテキストデータのビジュアル化を試みている。彼らの研究は、単語をベクトル(数値の列)に変換し単語間の距離を計算する、機械学習の一手法のWord2Vecというモデルを用いている。さらに、Word2Vecでベクトル表現した単語の中で、出現頻度の高い単語群に「E」、「S」、「G」のいずれかのラベルを手手で付与し、教師データを作成している。これらの教師データをもとに、各単語が「E」、「S」、「G」のどのラベルに属するべきかをディープラーニングの手法によって機械に学習している。彼らの研究は、テキストマイニングソフトではなく、人手の教師データをもとに機械学習を採用している点に特

徴がある。川名 (2019) は、原子力事業を展開する重電メーカー3社を対象とし、CSRの実践がいかなるものかを目的に、東日本大震災の前後との比較を通してサステナビリティ情報のテキストマイニングを行っている。彼の研究からの発見事項は、震災前の原子力事業は三社同様の位置づけで記述されているが、震災後は、三社様に原子力事業に対する説明責任の果たし方の変化を単語の言及変化により示している。

次に、「サステナビリティ情報で使用される単語とその他の属性情報との関連」を分析した研究に、記虎・奥田 (2009) や大坪・黄 (2017)、梁本他 (2017) があげられる。記虎・奥田 (2009) は、東洋経済新報社の「CSR企業調査」で各社がアンケート調査で回答する「CSR基本方針」のテキストの類型化を目的に、テキストマイニングを採用している。「CSR基本方針」のテキストを、言葉の意味的最小単位である形態素により「主要語一係り先主要語」のペアのデータをもとにクラスター分析を行い、4つのクラスター群に分けている。記虎・奥田 (2009) の研究は、この類型化のデータをもとに作成したものを「CSRの変数」と捉え、コーポレートガバナンスとの関係を検証している。

大坪・黄 (2017) は、報告書内の使用単語の出現頻度をもとにクラスター分析を行い、それらのグルーピングと非財務情報(統合報告書、サステナビリティ報告書等)の類型との関連をプロット図として作成している。彼らの分析は、非財務情報の種類の違いによる報告書の単語傾向を視覚化している。梁本他 (2017) は、売上高営業利益率の財務パフォーマンスを被説明変数とし、説明変数にCSRレポートを対象としたテキストデータをもとにテキストマイニングを行い、CSR活動の指標を作成している。彼らの分析結果では、取引先へのCSR活動を重

視する企業は財務パフォーマンスに対し、CSR活動の取り組み向上への影響が小さい可能性を示している。

これらのテキストマイニング研究の分析結果は、時系列の単語傾向や、統計的検証を用いて「単語」と財務パフォーマンスなどの属性情報との関連を示している。しかしながらこれらの研究は、テキストの分析単位は「単語単位」であるため、これが前述したテキストマイニング研究で指摘されている「二重の『意味の喪失』」(大森, 2014; 菰田・那須川編, 2014)の課題である。

2-2. サステナビリティ情報の解釈的テキスト分析

研究者が文章全体の文脈を含めて分析する解釈的テキスト分析を行ったサステナビリティ情報の研究に、Laine (2009) や Laine (2010)、Milne et al. (2009)、Castelló and Lozano (2011) があげられる。これらの解釈的テキスト分析は、研究者自身によってテキストを解釈するアプローチである。

Laine (2009) は、制度社会学の視点から社会的な変化とテキストの変化に着目している。彼女は、フィンランドの大手化学ケミア社における環境情報のテキストを対象に、社会的な変化によってどのように環境情報開示が変化しているのかを検討している。彼女の分析結果では、フィンランドのメディアやビジネスの国際的な動向の変化によって、ケミア社の環境情報は5つの時期に分類されると解釈している。加えて、5つのそれぞれの時期において自社の環境問題への対応はテキストのレトリック変化が適応していることを示している。

Laine (2010) は、環境情報開示におけるサステナビリティに関連する概念はどのように構築されてきたかに着目し、フィンランドの主要

な3社の1987年から2005年の期間を対象に解釈的テキスト分析を行っている。彼女の分析結果は、初期の頃は3社それぞれのサステナビリティの記述であったが、時間が経つにつれて3社における「サステナビリティ」の概念が収束していることを示している。さらに、サステナビリティの概念はビジネス上の重要な位置づけへと時間の経過とともに変化が見られることを示している。

Milne et al. (2009) は、社会的政治的文脈において企業におけるサステナビリティの位置づけを検討している。彼らは、持続可能な開発のためのニュージーランド経済人会議 (NZBCSD) の創設メンバー8社における初期のトリプルボトムラインレポートのテキストを対象に、解釈的テキスト分析を行っている。この分析結果では、ビジネス上におけるサステナビリティの概念は経済発展を行う中で妥協的な位置づけを探っていることを示している。

Castelló and Lozano (2011) は、サステナビリティ報告のCEOステートメントの言葉を対象に、先進企業と後進企業の違いによる、言葉の正統化の違いを分析している。彼らは解釈的テキスト分析を用いて、サステナビリティ報告の言葉を、戦略的、制度的、弁証法的の3つのCSRレトリックに分類している。この分析結果では、先進企業には道徳的正統性を特徴とする弁証法的CSRレトリックが使用され、後進企業には認知的正統性を意図する制度的CSRレトリックの使用傾向を示している。

これらの解釈的テキスト分析結果では、研究者によってサステナビリティ情報のテキストを解釈しており、時代や企業特性の異なることによるテキスト使用の違いを示している。しかしながら、解釈的テキスト分析は研究者自身によってテキストの解釈を行うため、その観測数が少ない点が課題である。

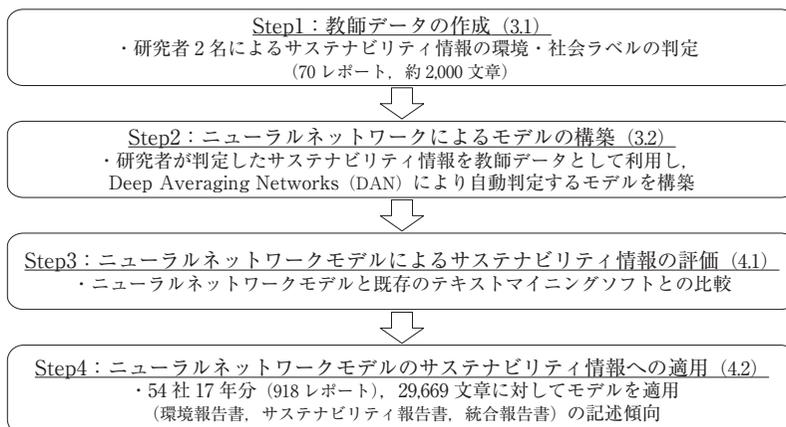
2-3. サステナビリティ情報のテキスト分析におけるニューラルネットワークモデルの提案

前述したテキストマイニング研究では、テキストを定量化し、統計分析によって、サステナビリティ情報研究における新しい発見事項を提供している。ただし、テキストマイニングはデータ自体に解釈の幅があるという曖昧さがあり、「原文に帰り、その意味するところを常に意識しなければならない」と指摘されている(藤井他編, 2005, 27頁)。つまり、テキストマイニングは、単語単位で分析する点に限界が存在する。他方で、研究者によって文脈を解釈する解釈的テキスト分析は、テキスト全体の文脈からの言葉を解釈するため、その言葉の意味解釈は分析結果から導き出されている。そして、研究者によるテキストデータの解釈を行うため、対象となる観測数は、テキストマイニング研究と比較すると少ない。つまり、解釈的テキスト分析は「観測数が少ない点」がテキスト分析を行う上での方法論上の課題である。

本稿で構築するニューラルネットワークモデルは、「単語の意味はその単語が使われた周囲の文脈によって決まる」という分布仮説に基づき、単語の出現文脈の統計量から単語の意味を実数ベクトルで表現する手法である。また、周囲の文脈も考慮した分析が可能であり、テキストデータの量を増やすことによりモデルの性能を向上させることが可能である。

本稿で提案するニューラルネットワークやディープラーニングを採用したサステナビリティ情報の研究は、筆者らの知る限り、海外研究ではSukthomya and Laosiritaworn (2018) が、わが国では野崎・霧生 (2018) に限られる。ただし、Sukthomya and Laosiritaworn (2018) の研究はCSRの取り組みと株価との関係のモデル構築を目的としており、サステナビ

図1 ニューラルネットワークモデルの構築および
サステナビリティ情報への適用に関するプロセス



リティ情報のテキストは対象としていない。野崎・霧生(2018)はサステナビリティ情報のテキストを対象としているが、そのテキストは名詞のみであるため、文章を分析単位としていない。

そこで本稿では、サステナビリティ情報の「文章」を対象にニューラルネットワークモデルを提案する。

3. 方法

図1は、ニューラルネットワークモデルの構築およびサステナビリティ情報への適用に関するプロセスを示している。Step1では、サステナビリティ情報の経営トップメッセージを対象に、教師データを作成する。教師データとは、機械学習において、モデルを訓練するためのデータを指す。本稿では、研究者が経営トップメッセージの内容を判定することで教師データを作成する(3-1)。Step2では、研究者によって判定したデータを教師データとし、自動判定を行うためのニューラルネットワークモデルを構築する(3-2)。Step3では、本稿で構築した

ニューラルネットワークモデルと、テキストマイニングソフトとの比較を行うことで、本稿で構築したモデルの有用性を検証する(4-1)。最後に、Step4では、本稿で構築したニューラルネットワークモデルを、54社17年分(918レポート)の29,669文章に適用する(4-2)。

3-1. 教師データの作成

本稿では、サステナビリティ情報の1文章に対し、その文章が環境について述べている文章か、社会について述べている文章かを、ニューラルネットワークにより自動判定するモデルを構築する。最初に、教師データを作成する。教師データの作成では、人手によって、環境について述べている文章には環境ラベルを、社会について述べている文章には社会ラベルを付与する。環境かつ社会について述べている文章には、環境ラベルと社会ラベルの両方を付与する。サステナビリティ情報の1文章に対し、人手でラベルを付与したイメージを表1に示す。人手で付与したラベルを、正解ラベルと呼ぶ。

教師データの作成には、2001年から2017年に発行された日本企業約70レポート(約2,000

表1 研究者判定によるサステナビリティ情報の環境ラベルおよび社会ラベル付与イメージ

文章	ラベル
2010年、お蔭様で日立製作所は、創業100周年を迎えました。	なし
一方、ここ数年は日立にとって非常に厳しい経営環境が続きました。	なし
今や環境への対応は、すべての分野において必要不可欠なプラットフォームです。	環境
そのなかで、日立は、発電・送電にかかわる電力事業や鉄道車両・運行管理などの交通事業、水処理事業などさまざまな分野で、関連する機器やシステムを構築する技術を持っており、社会インフラ全体を総合的にソリューションとして提供できる力を有しています。	社会
経済成長を果たしつつ、地球環境や人々の健康な生活を守っていくという国や自治体が果たすべき使命の一翼を担う機会が大きく広がっている。	環境, 社会

出所：日立製作所「サステナビリティ報告書2010」。

表2 教師データの作成：サステナビリティ情報に対し研究者が正解ラベルを付与したラベルの数

環境ラベル	社会ラベル
987	984

文章)のサステナビリティ情報を利用した。正解ラベルの判定は2名の研究者⁽¹⁾により行った。研究者が正解ラベルを判定した結果を表2に示す。

3-2. ニューラルネットワークによる環境・社会ラベルの自動判定モデル構築

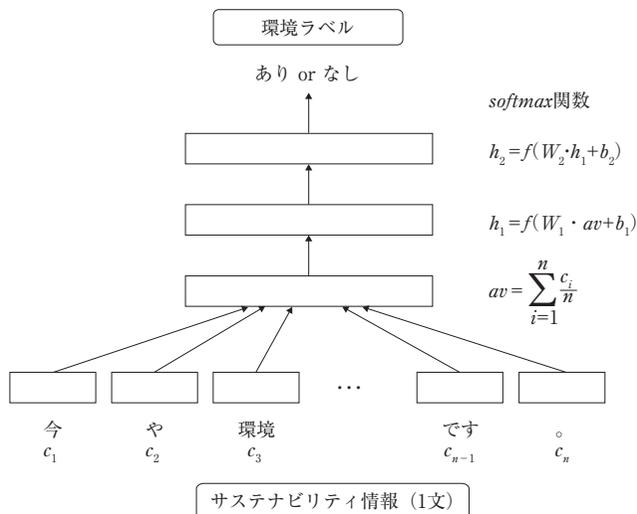
機械学習には、ニューラルネットワークの一

手法である Deep Averaging Networks (DAN) (Iyyer et al., 2015) を採用する。DANによる環境ラベルの自動判定手法のイメージ図を図2に示す。図2の横長の長方形は、DANの入出力となる特徴ベクトルを模式的に表したものである。

図2のとおり、DANへの入力は、サステナビリティ情報の1文章である。その1文章を単語に分割し、各単語を300次元の分散表現ベクトル c_i に変換する。本稿ではテキスト情報の利用に、日本語の Wikipedia から作成された分散表現ベクトルを用いている (鈴木他, 2016)。

図2の c_i を平均しベクトル av とする。 av に対

図2 DANによる環境ラベルの自動判定手法のイメージ



して線形関数および活性化関数を適用し、300次元の特徴ベクトル h_1 へ変換する。さらに、 h_1 に対して線形関数を適用し、2次元のベクトル h_2 へ変換する。最後の出力では、softmax関数を適用し、最も値の大きい次元に対応するラベルを予測ラベルとする。社会ラベルの自動判定も、環境ラベルの判定と同様の流れである。

以上のように、本稿では、研究者によって環境ラベルおよび社会ラベルを判定したデータを教師データとして利用し、ニューラルネットワークの一手法である DAN を訓練し、サステナビリティ情報の1文章に対して環境・社会ラベルを自動判定するモデルを構築した。

4. ニューラルネットワークモデルによるサステナビリティ情報の評価

4-1. ニューラルネットワークモデルとテキストマイニングソフトとの比較

本項では、前節で構築したニューラルネットワークモデルを、既存のテキストマイニングソフト⁽²⁾と比較することで、その有用性を検証する。なお、サステナビリティ情報1文章を、3.2節で訓練したニューラルネットワークモデルに入力し、モデルの出力を判定結果としたものを、ニューラルネットワークを用いた手法と呼ぶ。他方、テキストマイニングソフトは、サステナビリティ情報をソフトにインポートし、言葉の意味的最小単位である形態素の「自立語」と「非自立語」の中で、「自立語」のみが抽出される。その「自立語」で抽出された単語は7,931語あり、環境に関連する単語（例えば、「リサイクル」）を「環境ラベル」とし、社会に関連する単語（例えば、「人権」）を「社会ラベル」に分類⁽³⁾した。これらテキストマイニングソフトによるサステナビリティ情報の1文章

に対する判定結果を、本稿ではテキストマイニングソフトを用いた手法と呼ぶ。

ニューラルネットワークを用いた手法と、テキストマイニングソフトを用いた手法の評価尺度には、以下の式(1)、(2)、(3)で示す精度、再現率、F値を用いる。精度は、計算機によりラベルが付与された件数のうち、それが正解である割合を示している。再現率は、正解のうち、計算機によりラベルが正しく付与された割合を示している。F値は、精度と再現率の調和平均であり、総合的な指標である。一般的に、総合的な指標であるF値が高ければ、性能がよいことを意味する。また、評価は、5分割交差検定を用いた。

$$\text{精度} = \frac{\text{計算機によりラベルが正しく付与された件数}}{\text{計算機によりラベルが付与された件数}} \quad (1)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{計算機によりラベルが正しく付与された件数}}{\text{人手によりラベルが付与された件数}} \quad (2)$$

$$\text{F値} = \frac{2 \times \text{精度} \times \text{再現率}}{\text{精度} + \text{再現率}} \quad (3)$$

3-1節で人手により正解ラベルを付与した日本企業約70レポート（約2,000文章）のサステナビリティ情報に対し、ラベルの自動判定を行った結果を評価尺度により評価した結果は、表3のとおりである。環境ラベルでは、テキストマイニングソフトを用いた手法の精度は0.824であり、ニューラルネットワークを用いた手法よりも0.101ポイント高い結果となった。しかし、再現率では、ニューラルネットワークを用いた手法の方が、テキストマイニングを用いた手法よりも0.274ポイントも高い結果となった。この結果は、ニューラルネットワークを用いた手法の方が、環境ラベルの付与に漏れが少ないことを意味している。ニューラ

表3 環境ラベルおよび社会ラベルの文章単位での評価：
テキストマイニングソフトおよびニューラルネットワークの比較

手法	環境ラベル			社会ラベル		
	精度	再現率	F 値	精度	再現率	F 値
テキストマイニングソフト	0.824	0.428	0.563	0.715	0.483	0.576
ニューラルネットワーク	0.723	<u>0.702</u>	<u>0.713</u>	<u>0.723</u>	<u>0.691</u>	<u>0.706</u>

ルネットワークを用いた手法により再現率を改善させることができたため、総合的な評価である F 値を 0.150 ポイント改善することができている。

社会ラベルでは、精度、再現率、F 値とすべての評価指標において、テキストマイニングを用いた手法よりも、ニューラルネットワークを用いた手法の方が高い値を示した。F 値では、ニューラルネットワークを用いた手法により 0.130 ポイント改善することができた。つまり、サステナビリティ情報への環境ラベルおよび社会ラベルの自動判定は、単語単位のテキストマイニングソフトを用いた手法よりも、研究者の判定によって構築したニューラルネットワークを用いた手法の方が有用性は高いといえる。

表4は、本稿のニューラルネットワークの特徴を考察するために、テキストマイニングを用いた手法では正しくラベルを付与できなかった

が、ニューラルネットワークを用いた手法では正しくラベルを付与できたサステナビリティ情報のテキストを示している（文章 (a)~(e)）。また、ニューラルネットワークを用いた手法で正しくラベルを付与できなかったテキストを示し、ニューラルネットワークの課題を示している（文章 (f)~(g)）。

最初に、(a) の文章は「全員参加の活動」の文脈が環境活動の文脈であるため、人手は「環境ラベル」と判定し、ニューラルネットワークを用いた手法でも「環境ラベル」と判定した。しかしながら、この文章には環境活動の単語がないため、テキストマイニングソフトを用いた手法は「環境ラベル」とは判定されなかった。

同様に、(b) の文章は、人手とニューラルネットワークを用いた手法では「環境ラベル」と判定した。この文章の「トラックの活躍」が何の活躍かは、文脈上でしか環境活動によるものとはしか判定できない。したがって、人手では

表4 ニューラルネットワークおよびテキストマイニングを用いた手法の判定内容の比較⁽⁴⁾

文章 (各文章に (a)~(g) を付与している。)	人手	ニューラル ネットワーク	テキストマイ ニングソフト
(a) ですから、私たちはつねに「全員参加の活動」を意図しています。	環境	環境	なし
(b) トラックの活躍によって人々の豊かな生活が支えられているといっても決して過言ではないと思います。	環境	環境	なし
(c) 少し口幅った言い方ですが、世の中から愛される会社になることこそ現代の企業にとって最も重要な責務だと考えています。	社会	社会	なし
(d) 日本の鉄道システムはその意味でも世界一だと思っています。	社会	社会	なし
(e) グローバルな展開をするためには、一方で相互の違いを尊重し合いながら、統一的な取り組みを進めていくことが必要です。	社会	社会	なし
(f) 私たちには、こうして脈々と受け継がれてきた良き DNA があります。	社会	なし	なし
(g) それが伝統や社風やブランドをつくりあげてきたのです。	社会	なし	なし

「環境ラベル」と判定した。ニューラルネットワークを用いた手法の判定は、このような正解ラベルを学習した結果として、「環境ラベル」と判定された。(c), (d), (e) の文章においても、その文章内に消費者課題や労働などの具体的な「社会」活動に関連する単語はない。しかしながら、前後の文脈において社会活動の記述があることから、「人手」は「社会ラベル」と判定し、ニューラルネットワークを用いた手法も「社会ラベル」と判定した。しかしながら、テキストマイニングソフトを用いた手法は、消費者課題や労働などの具体的な社会活動に関連する単語はないため、「社会ラベル」とは判定されなかった。

このように、サステナビリティ情報は環境活動や社会活動に関連する単語が文章中に含まれていなくても、環境活動や社会活動の内容を示す文章の場合がある。ニューラルネットワークを用いた手法は、人手の正解ラベルの「文章」を機械が学習した結果、「環境ラベル」や「社会ラベル」と判定している。つまり、表4の(a)~(e)の文章によるテキストマイニングを用いた手法の判定とニューラルネットワークを用いた手法の判定の比較により、ニューラルネットワークを用いた手法がテキストマイニングソフトを用いた手法より「再現率」や「F値」の値が高かった。

最後に、表4の(f)および(g)の文章は、人手で社会ラベルと判定したにも関わらず、ニューラルネットワークおよびテキストマイニングソフトを用いた手法では社会ラベルと判定されなかった文章である。(f)は、「こうして」の指す内容が社会活動であるため、人手での社会ラベルは「社会ラベル」と判定した。(g)は、「それが」の指す内容が社会活動の内容であるため、人手は、「社会ラベル」と判定した。このように指示語が含まれており、その指

示語が社会活動を指している場合に、ニューラルネットワークを用いた手法では正しく「社会ラベル」を付与することができなかった。これは、ニューラルネットワークを用いた手法では、1文章単位を入力としているため、指示語の内容を正しく理解することができなかったためである。これらの問題は、前後の文章も入力に加えたり、照応解析という代名詞や指示語の対象を推定する技術を利用したりすることで解決できると考えられる。

次節では、以上で挙げたニューラルネットワークの特性を活かし、918レポート、29,669文章へモデルを適用し、環境ラベルおよび社会ラベルの付与の自動判定を行う。なお、教師データに利用した70レポート、約2,000文章に、研究者が正解ラベルを付与するには、1日1時間~2時間、2週間ほどの労力を要した。しかしながら、ニューラルネットワークを用いた手法による自動判定は数分で行うことができ、従来の人手での分析と比較すると、圧倒的にスピード面で有利といえる。

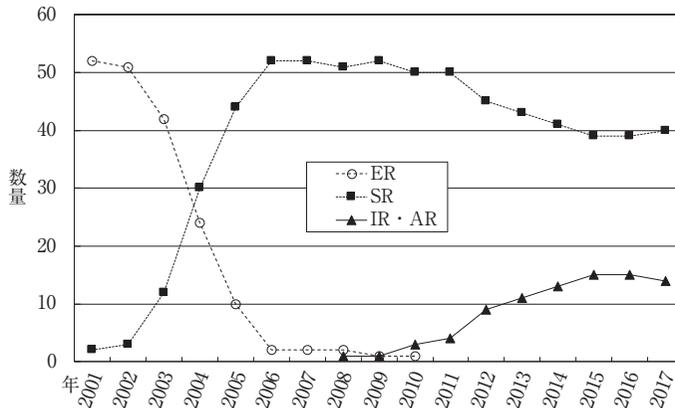
4-2. ニューラルネットワークの手法によるサステナビリティ情報への適用：開示媒体別の環境および社会記述

(1) 開示媒体の文章数の変化

本稿では、サステナビリティ情報開示媒体を、次の3つに分類している。

- ①環境報告書（以下、ER）：2000年代前後に公表された環境省「環境報告ガイドライン」の影響を受けた、社会性報告を含めない報告書
- ②サステナビリティ報告書（以下、SR）：国際的なGRIガイドラインの影響を受けた企業の労働や人権、消費者課題を含めた社会性報告を含めた報告書
- ③統合報告書（以下、IR・AR）：国際統合フ

図3 情報開示媒体の経年変化



レームワークの影響を受け、財務報告と環境、社会、およびガバナンスの非財務報告を統合した報告書に、アニュアルレポート (AR) を含めた報告書

本稿で対象とした54社の報告書を対象に、これら3種類の情報開示媒体別に2001年から2017年までの経年変化として図3に示した。また、2001年から2017年までの報告書の総数は、ERが187、SRが645、およびIR・ARが86で、報告書の総合計は918である。

図3より、ERは2001年には情報開示媒体として大部分を占めていたが、年とともに減少し2011年には発行されていない。次に、ERの減少に伴って、SRは、2001年から増加傾向にある。この頃から、情報開示媒体をERからSRへ移行する企業の増加が認められた。SRは、2006年には発行数がピークを迎え2012年頃から減少傾向にある。一方、IR・ARは、

2008年から登場し、2012年からSRに減少に伴い、年とともにほぼ増加傾向にあるが発行数はSRに及ばない。また、ERの減少の程度に比べSRの減少の程度は小さく、IR・ARの増加の程度は緩やかである。このことから、情報開示媒体をSRからIR・ARへの移行する企業の増加が認められるが、その程度は小さい。

(2) 開示媒体別の環境・社会文章数

2001年から2017年のサステナビリティ情報の経営トップメッセージ、54社、合計918、29,669文章に、本稿で構築したニューラルネットワークを用いた手法を適用して、環境・社会に関する文章の自動判定を行い、ニューラルネットワークを用いた手法の実用性を評価した。

表5に、ER、SRおよびIR・ARのトップメッセージにおける文章数の平均値、環境および社会の文章数とそれらの割合を示す。なお、

表5 ER、SR および IR・AR のトップメッセージにおける文章数の平均値、環境および社会の文章数とそれらの割合

情報開示媒体	文章数の平均	環境の文章数の平均	社会の文章数の平均	環境の文章数の割合	社会の文章数の割合
EA	20.07	11.40	5.16	0.59	0.23
SR	32.73	13.66	15.22	0.43	0.47
IR・AR	55.83	10.40	16.73	0.22	0.35

図4 ERの環境割合および社会割合 (2001年~2017年)

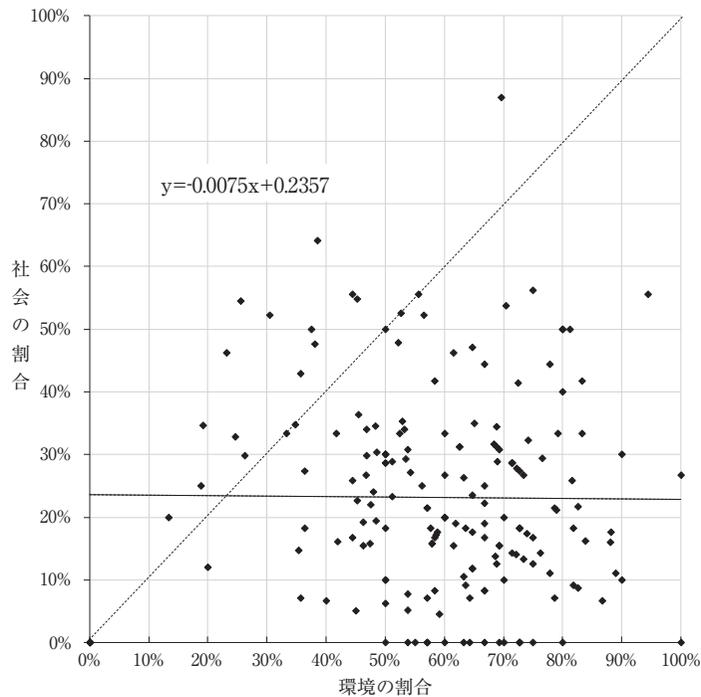


表5の2列目にある「文章数」とは、分析対象となる経営トップメッセージのテキストの文章数である。その文章のうち、ニューラルネットワークを用いた手法で自動判定した環境の文章数、社会の文章数と、1企業ごとの文章数を分母とした環境の文章数および社会の文章数における割合の平均値を示している。

表5より、ER、SRおよびIR・ARのトップメッセージにおける文章数の平均値は、それぞれ20.07、32.73および55.83に増加している。特に、IR・ARはERの2.5倍以上に増加している。従来の環境・社会に加え財務報告を含むという報告書の位置づけ上、文章量の増加につながったものと考えられる。

環境および社会の文章数を比較すると、ERの環境の文書数の平均が11.40に対し社会の文章数は5.16であり、ERでは社会よりも環境の文章数が多い。SRでは、環境の文書数の平均が13.66に対し社会の文章数は15.22であり、

社会と環境の文章数は同程度である。IR・ARでは、環境の文書数の平均が10.40に対し社会の文章数は16.73であり、環境よりも社会の文章数が多い。これらの傾向は、環境・社会の文章数の割合にも顕著に反映されている。

次に、図4~図6に、それぞれER、SRおよびIR・ARのトップメッセージにおける環境および社会の割合の分布を散布図でその傾向を示す。それぞれの図には、データの回帰式と、原点から45度の破線を併せて記載している。

図4より、ERでは、データのばらつきは大きいのが、全体として環境に関する文章割合が多いことが認められる。次に、図5より、SRでは、環境・社会の文章割合が大きくばらついてはいるものの、ERと比較すると多くのデータは中央に集まっている。これは、環境・社会のいずれかに重点を置いて記述している企業も多いが、環境・社会両方をバランスよく記述している企業も多いことを示している。また、図6よ

図5 SRの環境割合および社会割合 (2001年~2017年)

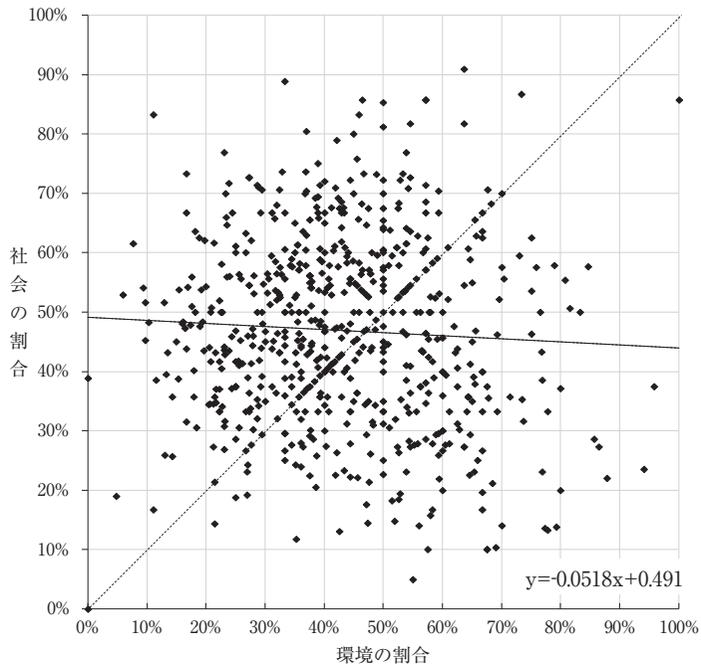
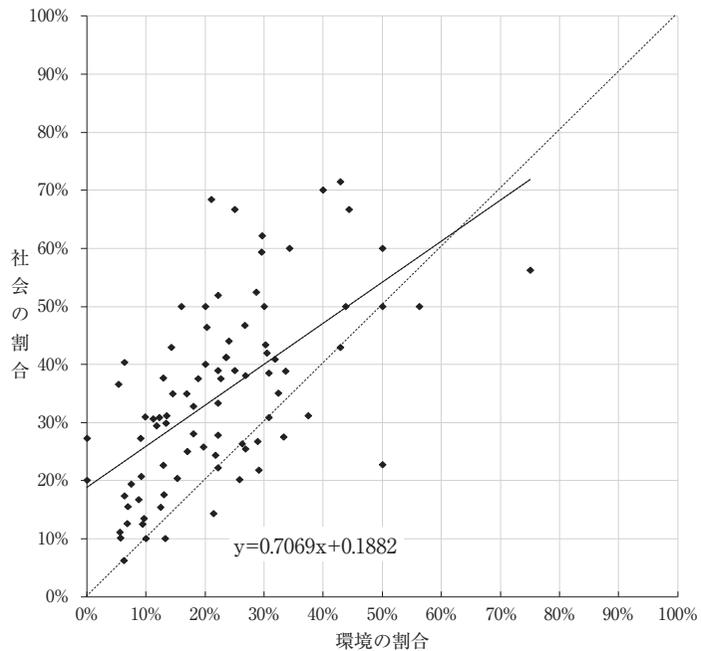


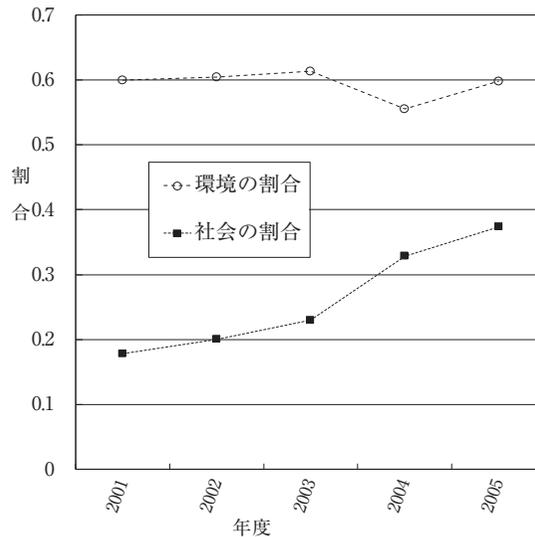
図6 IR・ARの環境割合および社会割合 (2001年~2017年)



り、IR・ARでは、やはりデータのばらつきが認められるが、全体的に社会の記述割合が多い。

次に、ERにおける環境・社会の文章割合の経年変化を一例として見てみよう。ERは図4に示したごとく、2006年から発行企業数が急

図7 ERの環境文章（平均）および社会文章（平均）の経年変化（2001年～2005年）



激に減少している。そこで、データ数が多い2001年から2005年までのERにおける環境・社会の文章数の割合の経年変化を図7に示す。

図7より、ERでは、環境の文章の割合はほぼ60%であるが、社会の文章の割合17%から37%へと増加している。これは、「環境報告ガイドライン」の2003年の改訂により社会に関する記述要求が増加したことや、GRIのガイドラインの普及により、社会に関する記述が増加したものと考えられる。図7はERの一例であるが、SRやIR・ARについても同様に経年変化を容易に分析することができる。

このように、本稿で構築したニューラルネットワークを用いた手法を適用すれば、トップメッセージにおける環境・社会文章の割合が容易に算出され、報告書の違いによる環境・社会文章の割合の特徴や経年変化を示すことができる。このことから、構築したニューラルネットワークを用いた手法の実用性は高いと評価できる。

5. 結論

本稿では、サステナビリティ情報における経営トップメッセージのテキストを対象とし、ニューラルネットワークを採用して研究者によって評価したデータを教師データとして利用して構築したモデルと、既存のテキストマイニングソフトを用いた手法との比較を行い、本稿で構築したモデルの有用性を明らかにした。

テキストマイニングと比較すると、このモデルの有用性は、単語単位ではない文脈を考慮してサステナビリティ情報の文章を判定している点である。本稿で構築したニューラルネットワークを用いた手法では、モデルの性能の良さを示すF値において、テキストマイニングを用いた手法よりも高いことが示された。

また、ニューラルネットワークによって構築したモデルを2001年から2017年の918のレポートに適用した。そして、3つの開示媒体である「環境報告書」、「サステナビリティ報告

書」, 「統合報告書」の開示媒体の違いによる環境および社会の記述量の自動判定を行い, 本稿で構築したニューラルネットワークを用いた手法の実用性を検討した。その結果, 本稿のモデルを適用した分析と, 人手による分析とを比較すると, その処理速度の点において本稿のモデルを適用した分析が圧倒的に有利であり, 実用性が明らかになった。

サステナビリティ情報のテキストマイニング研究では, 単語単位の分析のため, 「二重の『意味の喪失』」が生じていることが課題であり, 他方, 文脈を考慮した解釈的テキスト分析は, その対象となる観測数が少ない点が課題であった。本稿は, これらの課題を克服する新たな方法論を提示し, その評価および実用性を示した点に大きな貢献がある。また筆者らが知る限り, ニューラルネットワークを採用したサステナビリティ情報の研究は限られている。そのため, サステナビリティ情報のテキスト分析だけでなく, サステナビリティ情報を人手によって判断を行う研究に対しても, 本稿で構築したニューラルネットワークを用いた手法は, 新しい方法論の可能性を示唆したものといえるだろう。

謝辞: 査読をご担当頂きました先生方には, 拙稿の改善に貴重なコメントを賜りました。心より感謝申し上げます。また, 本稿は JSPS 科研費 19K01991 および公立鳥取環境大学特別研究費の助成を受けたものです。

- (1) 研究者は本研究の従事者 2 名で実施した。従事者の一人は, サステナビリティ情報のコンサルティング経験を 10 年以上有し, その他のサステナビリティ情報のテキスト研究を多く行っている。従事者の一人は, サステナビリティ情報の第三者意見を実施するなど, 多くの企業へのアドバイス経験を有している。
- (2) 本研究では学術領域で多く利用されている IBM SPSS Text Analytics for Surveys 4.0 のソフトを採用した。

- (3) テキストマイニングソフトから抽出された単語のうち, 環境ラベルの単語は 534 で, 社会ラベルの単語は 116 となる。なお, 環境および社会の両方に該当する単語は 117 となった。
- (4) (a)~(h) の文章は次の出所となる。(a) リコーグループ「社会的責任経営報告書 2006」, (b) いすゞ自動車株式会社「環境報告書 2003」, (c) 日本通運株式会社「環境・社会報告書 2006 “美しい地球”を未来へ」, (d) JR 東日本グループ「社会環境報告書 2003」, (e) リコーグループ「社会的責任経営報告書 2006」, (f) および (g) 鹿島株式会社「CSR 報告書 2008 年版」

〈参考文献〉

- Amel-Zadeh, A. and Serafeim, G. (2017) 'Why and How Investors Use ESG Information: Evidence from a Global Survey', *Financial Analysis Journal*, Vol.74, Issue 3, pp.87-103.
- Castelló, I. and Lozano, J.M. (2011) 'Searching for New Forms of Legitimacy Through Corporate Responsibility Rhetoric', *Journal of Business Ethics*, Vol. 100, No. 1, pp.11-29.
- Iyyer, M., Manjunatha, V., Boyd-Graber, J. and Daumé, H. (2015) 'Deep Unordered Composition Rivals Syntactic Methods for Text Classification', *Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing*, pp.1681-1691.
- KPMG (2017) 'The KPMG Survey of Corporate Responsibility Reporting 2017'.
- Laine, M. (2009) 'Ensuring Legitimacy Through Rhetorical Change?: A Longitudinal Interpretation of the Environmental Disclosures of a Leading Finnish Chemical Company', *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, Vol. 22, Issue 7, pp.1029-1054.
- (2010) 'Towards Sustaining the Status Quo: Business Talk of Sustainability in Finnish Corporate Disclosures 1987-2005', *European Accounting Review*, Vol. 19, Issue 2, pp.247-274
- Merkel-Davies, D., Brennan, N. and Vourvachis, P. (2011) 'Text Analysis Methodologies in Corporate Narrative Reporting Research', *23rd CSEAR International Colloquium, St Andrews*.
- Milne, M.J., Tregidga, H. and Walton, S. (2009) 'Words Not Actions! The Ideological Role of Sustainable Development Reporting', *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, Vol. 22, Issue 8,

- pp.1211-1257.
- Pollach, I. (2012) 'Taming Textual Data: the Contribution of Corpus Linguistics to Computer-Aided Text Analysis', *Organizational Research Methods*, No. 15, Issue 2, pp.263-287.
- Sukthomya, D. and Laosiritaworn, W. (2018) 'Modeling of the Relationship Between Corporate Social Responsibility and Stock Price with Artificial Neural Network', *2018 7th International Conference on Industrial Technology and Management (ICITM)*.
- 大坪史治・黄海湘 (2014) 「CSR 報告書等の変遷と重要課題の探索—単語に着目した属性分析—」『社会関連会計研究』第 26 卷, pp.13-25。
- ・黄海湘 (2017) 「非財務報告書の類型化の試み」『獨協経済』第 100 号, pp.93-99。
- 大森寛文 (2014) 「企業・組織における知識発見の実践手法に関する研究：テキストマイニングと知識の構造化論の融合による知識の発見」埼玉大学, 博士論文甲第 94 号, 2014-03-24。
- 川上直也・中條良美・朴恩芝・前田利之 (2013) 「テキストマイニングによる環境コスト支出要因の時系列分析」『経営情報学会全国研究発表大会要旨集』, pp.173-176。
- 川名喜之 (2019) 「原子力事業をめぐる企業の社会的責任：サステナビリティレポートを対象としたテキストマイニング分析を通じて」『日本経営倫理学会誌』第 26 卷, pp.135-150。
- 環境省 (2018) 『平成 28 年度環境にやさしい企業行動調査』。
- 喜田昌樹 (2018) 『新テキストマイニング入門：経営研究での「非構造化データ」の扱い方』白桃書房。
- 記虎優子・奥田真也 (2009) 「企業の社会的責任 (CSR) に対する基本方針とコーポレート・ガバナンスの関係—テキストマイニングを利用して」『一橋ビジネスレビュー』, 夏号, pp.152-163。
- 菰田文男・那須川哲哉編 (2014) 『ビッグデータを活かす技術戦略としてのテキストマイニング』中央経済社。
- 鈴木正敏・松田耕史・関根聡・岡崎直観・乾健太郎 (2016) 「Wikipedia 記事に対する拡張固有表現ラベルの多重付与」『言語処理学会第 22 回年次大会 (NLP2016)』, March 2016』
- 中邨良樹・高林直樹・大場允晶・山本久志・丸山友希夫 (2015) 「テキストマイニングを用いた企業・業種分析の一指標—2010 年と 2012 年の環境報告書の場合」『横幹』第 9 巻第 2 号, pp.95-103。
- 野崎真利・霧生拓也 (2018) 「環境・社会・ガバナンス評価のためのテキストマイニング」三菱 UFJ トラスト投資工学研究所編『実践 金融データサイエンス：隠れた構造をあぶり出す 6 つのアプローチ』日本経済新聞出版社。
- 梁本昇吾・上野修平・大内紀知 (2017) 「テキストマイニングによる CSR 活動の定量分析に基づく CSR 活動と財務パフォーマンスの関係分析」『経営情報学会全国研究発表大会要旨集』, pp.131-134。
- 樋口耕一 (2004) 「テキスト型データの計量的分析—2 つのアプローチの峻別と統合—」, 『理論と方法』第 19 巻第 1 号, pp.101-115。
- 藤井美和・李政元・小杉考司編 (2005) 『福祉・心理・看護のテキストマイニング入門』中央法規出版。
- 村井孝行・中條良美・朴恩芝・前田利之 (2011) 「テキストマイニングによる環境コスト支出の要因分析」『経営情報学会 全国研究発表大会要旨集』 p. 76。