

BERT を用いた有価証券報告書からの ESG 関連文抽出

ESG-related sentences extraction from securities reports using BERT

土橋 諒太^{1*} 中田 和秀¹
Ryota Dobashi¹ Kazuhide Nakata¹

¹ 東京工業大学工学院経営工学系

¹ School of Engineering, Department of Industrial Engineering and Economics,
Tokyo Institute of Technology

Abstract: 資産運用分野において、従来から考慮されてきた財務情報に加えて ESG 課題を考慮して投資を行う「ESG 投資」が世界的な潮流となっている。ESG 投資において、企業による ESG 情報開示は重要な情報源となるが、日本において多くの投資家が企業の ESG 情報開示は十分ではないと考えているという調査結果がある。本研究では、上場企業に法的に義務付けられた開示書類である有価証券報告書を使用して、ESG 関連文を抽出するモデルを作成する。具体的には、有価証券報告書の経営方針項目及び事業等のリスク項目の文に対しアノテーションを行うことで ESG 関連文データセットを作成し、その ESG 関連文データセットを利用して BERT のファインチューニングを行って、ESG に関連する情報を抽出する。更に、ファインチューニングした BERT を使用して、ESG 情報開示の動向を可視化した。

1 はじめに

資産運用分野において、従来から考慮されてきた財務情報に加えて ESG 課題を考慮して投資を行う「ESG 投資」が世界的な潮流となっている。ESG は、Environment（環境）・Social（社会）・Governance（ガバナンス）のイニシャルを合わせた言葉である。

ESG 投資に対する関心は世界全体で高まっており、Global Sustainable Investment Alliance の調査 [1] によると、世界全体でのサステナブル投資運用資産残高は 2016 年時点で 22.8 兆米ドルだったが、2018 年には 30.6 兆米ドルを超えた。日本においても、サステナブル投資運用資産残高は、2016 年には 0.5 兆米ドルから 2018 年の約 2.2 兆米ドルに増加している。

ESG 投資が資産運用分野で拡大している一方で、ESG 情報開示には課題が存在している。企業は温暖化防止対策やダイバーシティに関する取り組みなど自社の ESG に関する様々な情報を開示して、ステークホルダーに対して説明責任を果たすことが求められている。しかしながら 2019 年の一般社団法人生命保険協会の調査 [2] により、企業と投資家の ESG 情報開示の現状に関する認識にはギャップが存在し、投資家は現在の企業の開示を十分ではないと考えていることが分かった。調査 [2] によると、「ESG への取組に関する情報開示は十分と

考えるか」という質問に対して、「十分開示している」と開示した企業は 28 %であった一方で、「十分開示している」と回答した投資家は 1 %に留まっている。

企業が ESG 情報を開示する手段として、統合報告書、CSR・サステナビリティレポート、有価証券報告書などが用いられているが、これらの開示手段にはそれぞれ課題が存在する。CSR・サステナビリティレポートと統合報告書は ESG に関する開示手段として豊富な ESG 開示情報を含むが、課題が 3 つ存在する。1 つ目に開示に関する統一的な基準が存在しないため開示内容が企業によって異なっていることがある。開示形式についても、有価証券報告書のような共通した開示形式は存在せず、独自の図表を多用したデザインや pdf フォーマットの使用などから、統計分析や機械学習を行うことが困難である。2 つ目に CSR・サステナビリティレポートと統合報告書は企業の自主的な開示書類であるため発行企業数が全上場企業ではないことがある。KPMG の調査 [3] によれば、統合報告書を発行する企業数は上場・非上場を併せて 2019 年で 512 社に留まり、上場企業における発行企業の割合は少ない。3 つ目に共通の開示プラットフォームが存在しないため、各企業のホームページなどから個別に書類を取得する必要がある。以上 3 つの理由から、投資家が CSR・サステナビリティレポートと統合報告書に対して統計分析や機械学習を行って ESG 情報を活用することは困難であると言える。

*E-mail: dobashi.r.ab@m.titech.ac.jp

一方で、有価証券報告書は、統一的な開示内容・形式が存在し、上場企業に法的に義務付けられた開示書類であり、EDINET という共通の開示プラットフォームが存在するため、統計分析や機械学習に用いるデータとして適している。しかしながら、有価証券報告書は財務情報の記述がメインであり ESG に関する記述は一部であるため、ESG に関する情報を効率的に入手するためには ESG 情報を抽出する必要がある。従って、本研究では、投資家・企業間の ESG に関するコミュニケーションギャップの減少を目的として、有価証券報告書に対して言語モデルを適用することで、有価証券報告書から ESG に関する記述を抽出すると共に ESG 情報開示動向の可視化を行う。

2 関連研究

有価証券報告書、決算短信、経済ニュースから投資判断に有用な情報を抽出する手法の研究が行われている。因果関係に注目した研究として、Sakaji et al.[4]、坂地他 [5]、佐藤他 [6] があり、手がかり表現と機械学習により、企業の業績などに対する因果関係文を新聞の記事・決算短信・有価証券報告書から抽出する手法を提案している。因果関係文とは、結果と原因のペアから構成される文を指し、手がかり表現は、因果関係文を判定する上で重要な手がかりとなる文を指す。佐藤他 [6] では因果関係文の例文として、「猛暑日が連続したため、飲料水の売り上げが伸びた」という文が挙げられており、「ため、」が手がかり表現となる。これらの研究では、手がかり表現を利用して素性を作成し、サポートベクターマシンなどの機械学習により、因果関係文の判別を行った。

業績に注目した研究として、酒井他 [7] や Kitamori et al.[8] がある。酒井他 [7] は決算短信から手がかり表現を用いて業績要因を含む文を抽出し、Kitamori et al.[8] は決算短信から手がかり表現を用いて業績予測を含む文を抽出した。

リスクに注目した研究として、Masson&Montariol[9]、藤井他 [10] がある。Masson&Montariol[9] は、有価証券報告書において重要なリスク要因を企業が省略する場合を検出するため、BERT を使用して有価証券報告書からリスク文を抽出した上で、抽出したリスク要因のクラスタリングを行った。藤井他 [10] は、有価証券報告書からサポートベクターマシン、ロジスティック回帰、ランダムフォレスト、双方向 LSTM、BERT など様々な機械学習手法によるリスク文の抽出を行い、その結果を比較した。リスク文の抽出において、双方向 LSTM、BERT によるリスク文抽出の精度が良いという結果を報告した。

本研究では、ESG に注目し、有価証券報告書から機械

学習を用いて ESG に関連した文を抽出する。手法として、ESG 関連文の抽出においては、因果関係文などの抽出で用いられる手がかり表現の使用は有効ではないと考えられる。本研究では、有価証券報告書の、経営方針、経営環境及び対処すべき課題等及び事業等のリスクの文に対しアノテーションを行うことで ESG 関連文データセットを作成し、その ESG 関連文データセットを利用して BERT のファインチューニングを行い、ESG に関連する情報を抽出した。更にファインチューニングした BERT を使用して ESG 情報開示の動向を可視化を行った。

3 ESG 関連文抽出タスク

3.1 ESG 関連文データセット

有価証券報告書から ESG 関連文を抽出するモデルの作成・検証を行うため、有価証券報告書からサンプルした文のアノテーションを行い、ESG 関連文データセットを作成した。データセットを作成する際に、モデルが年度・企業の差異に頑強であるかを検証するため、異なる企業・年度の有価証券報告書から表 1 のように文のサンプリングを行った。企業群 A は 60 企業、企業群 B は 10 企業を上場企業からランダムに選択した。

表 1: ESG 関連文データセット

	企業群 A	企業群 B
2017 年	1200 文	300 文
2018 年	233 文	205 文

抽出した有価証券報告書の経営方針経営環境及び対処すべき課題等、事業等のリスク項目に含まれる文に対してアノテーションを行い、E・S・G・ESG 非関連の 4 項目にラベリングした。ラベリングは世界で広く採用されているサステナビリティ報告の枠組みである GRI スタンドアード [11] に従った。

3.2 GRI スタンドアードに基づくラベリング

サンプルした有価証券報告書の文をラベリングするにあたって、E・S・G・ESG 非関連を定義する必要がある。E・S・G・ESG 非関連を定義は、世界で広く利用されているサステナビリティ報告書のガイドラインである GRI スタンドアード [11] に従った。GRI が定めた開示項目について E・S・G の分類を行い、E・S・G のいずれかの項目にあてはまるものをそれぞれ E・S・G、あてはまらないものを ESG 非関連と定義してラベリングを行った。

3.3 言語モデルによる ESG 関連文抽出

ESG 関連文データセットに含まれる文章は E・S・G・ESG 非関連の 4 カテゴリであるため、4 クラスの文章分類である ESG 関連文抽出タスクを設定する。ESG 関連文抽出タスクの目的は、ESG 関連文抽出タスクで精度良く ESG 関連文を抽出できるモデルを開発し、そのモデルを任意の有価証券報告書に適用して ESG 関連文を精度良く抽出することである。

ESG 関連文抽出タスクに対して、事前学習済みの言語モデルを利用する。言語モデルには単語レベルの埋め込みを行うモデルと文レベルの埋め込みを行うモデルが存在する。単語レベル・文レベルでの言語モデルの代表的なものとして Word2vec[12] と BERT[13] がある。

Word2vec[12] は単語レベルの言語モデルであり、各単語に対して単一の埋め込みベクトルを生成する。BERT[13] は文レベルの言語モデルであり、入力文に依存した埋め込み表現を生成する。BERT のアーキテクチャは Transformer のエンコーダーを積層したものであり、Masked LM という事前学習のタスクを新たに導入することで、事前学習において双方向で学習することが可能となった。その結果、GLUE など自然言語処理のタスクの精度が大幅に向上した。

本研究では文レベルの言語モデルである BERT が ESG 関連文抽出タスクにおいても有効であると考え、ESG 関連文抽出タスクにおける BERT のファインチューニングの有効性を検証する。ESG 関連文抽出タスクで検証する以下の 3 つのモデルを表したものが図 1 である。

1. Word2vec
2. ファインチューニング無し BERT
3. ファインチューニング有り BERT

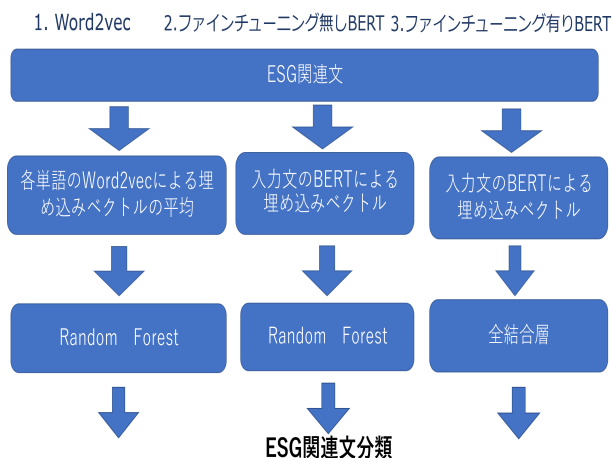


図 1: ESG 関連文抽出手法

Word2vec を用いたモデルについて、入力文の各単語

の Word2Vec による埋め込みベクトルを取得し、全単語の Word2Vec による埋め込みベクトルの平均ベクトルを算出して、Random Forest の入力とした。Random Forest を使用した理由として、ロジスティック回帰やサポートベクターマシンなどと比較して ESG 関連文抽出タスクにおける精度が高かったためである。

ファインチューニング無しの BERT を用いたモデルについて、入力文の BERT による埋め込みベクトルである BERT 最終層の出力を取得して、Random Forest の入力とした。

ファインチューニング有りの BERT を用いたモデルについて、BERT の追加的なアーキテクチャとして、BERT の最終層に 1 層の全結合層を連結することで、文章分類に対応した。全結合層を通して誤差逆伝播により、BERT のパラメーターをファインチューニングすることが出来る。

4 数値実験

4.1 実験設定

ESG 関連文抽出タスクを用いて、有価証券報告書から ESG 関連文を抽出するモデルの作成・検証を行う。年度・企業が異なるデータに対するモデルの汎化性能を検証するため、以下のように、年度・企業が訓練・検証データで同じデータセットと、年度・企業が訓練・検証データで異なるデータセットを使用した。但し、訓練・検証データで年度・企業が重複していたとしても、訓練・検証データに含まれる文は重複していないため、リークは発生していない。

実験 1 2017 年訓練データ, 2017 年検証データ
訓練・検証データの企業重複がある

実験 2 2017 年訓練データ, 2017 年検証データ
訓練・検証データの企業重複がない

実験 3 2017 年訓練データ, 2018 年検証データ
訓練・検証データの企業重複がある

実験 4 2017 年訓練データ, 2018 年検証データ
訓練・検証データの企業重複がない

予測ラベルは E・S・G・ESG 非関連の 4 クラスである。評価指標は、ESG 非関連のラベルが多いという不均衡性を考慮して、F 値を使用する。

比較手法は以下の 3 通りである。

1. Word2vec

入力文を Mecab で分かち書きし、Word2vec による単語ベクトルを文章に含まれる単語数で標準化したものを特徴量として、Random Forest で予測を行った。

2. ファインチューニング無し BERT

日本語 Wikipedia で事前学習済み Bert を訓練データで学習せずに検証データでの文章埋め込みを行い、Random Forest で予測を行った。

3. ファインチューニング有り BERT

日本語 Wikipedia で事前学習済み BERT を訓練データで訓練し、検証データでの予測を行った。

実装について、Word2vec は東北大学乾・鈴木研究室が公開した日本語 Wikipedia エンティティベクトル [14] 及び Gensim を利用した。BERT は東北大学乾・鈴木研究室が公開した日本語 Wikipedia から学習したモデルを利用した [15]。ファインチューニング有り BERT では、訓練データにおける誤差の減少から判断して、9 エポックの学習を行った。

4.2 実験結果

以下の表の値は全て F 値である。Weighted Avg は各クラスの F 値をクラスのデータ数で重みをつけた加重平均である。表の値は小数点 3 桁目を四捨五入した値とした。表 2 は実験 1 の結果をまとめた表であるが、実験 2~4 については、実験 1 と同様の結果であったため、実験 2~4 の結果については省略する。

表 2 において、Word2vec と比較してファインチューニング有り BERT の F 値が全てのクラスで高いことから、文レベルでの言語モデルを使用することが、ESG 関連文の分類に有効であると判断できる。ファインチューニング無し BERT と比較してファインチューニング有り BERT の F 値が全てのクラスで高いことから、ESG 文分類タスクで良い精度を出すためには BERT のファインチューニングが必要であると判断できる。

以上の結果は実験 2~4 についても同様であり、ファインチューニング有り BERT の F 値が全てのクラスで高いという結果であった。従って、ファインチューニングした BERT は企業と年度の差異の両方に頑強であり、

表 2: 実験 1, 2017 年訓練・2017 年検証データ, 訓練・検証データの企業重複がある

	Word2vec	ファイン チューニング 無し BERT	ファイン チューニング 有り BERT
E	0.32	0.28	0.84
S	0.41	0.29	0.88
G	0.72	0.64	0.9
ESG 非関連	0.82	0.74	0.94
Weighted Avg	0.71	0.64	0.91

年度・企業が異なるデータに対しても汎化し、精度良く ESG 関連文を抽出できることが分かった。

4.3 考察

実験 1 の検証データにおいて、抽出が適切に行われなかった文について考察する。表 3 は、ファインチューニングした BERT による予測が不正解であった文である。予測が不正解であった文の特徴としては、赤字の部分が判断の根拠となるが、赤字の部分が 1 つの単語など根拠箇所が少なく、予測が難しい文であったと言える。訓練したモデルを用いて有価証券報告書から ESG 関連文を抽出する場合、ESG に関する言及が少ない文を抽出する必要があるかは、投資家のニーズに依存している。このような ESG に関する言及が少ない文まで抽出する必要がある場合は、アノテーションにより、訓練データにおいて ESG に関する言及が少ない文を増やすことなどが必要であると考えられる。

4.4 BERT による ESG 情報開示の可視化

ESG 関連文抽出データセットによりファインチューニングした BERT を用いて、有価証券報告書の各文の予測 ESG ラベルを算出した。経営方針、経営環境及び対処すべき課題と、事業等のリスクのそれぞれの項目において、E・S・G と予測された文の数をカウントし、売上高別にその平均値を算出した。使用した有価証券報告書は、2014 年は 3213 企業、2015 年は 3340 企業、2016 年は 2880 企業、2017 年は 3350 企業、2018 年は 3672 企業である。

図 2~7 の縦軸は予測された ESG 関連文数の平均値を示し、横軸は売上高を示している。横軸において、~1000 億円は売上高 1000 億円未満、1000 億円~5000 億円は売上高 1000 億円以上 5000 億円未満、5000~は売上高 5000 億円以上を表している。

表 3: BERT 不正解例

入力文	正解ラベル	ファインチューニング 有り BERT 予測ラベル	Word2vec 予測ラベル
同プライスを経済性評価に織り込むことで、 CO2 排出量を投資判断の材料としています	E	非関連	S
また、2018 年 3 月には、当社が女性活躍推進 に優れた上場企業として経済産業省と 株式会社東京証券取引所が共同で選定する 「なでしこ銘柄」に初めて選定されました	S	非関連	G
■ポートフォリオ経営の推進 ■資本効率を重視 した経営指標に基づく事業運営と現場への展開 ■コーポレートガバナンスの変革なお、成長戦略 を織り込んだ新中期経営計画は、構造改革終了後 の 2019 年 4 月のスタートを目指して、改めて発表 する予定です	G	非関連	非関連

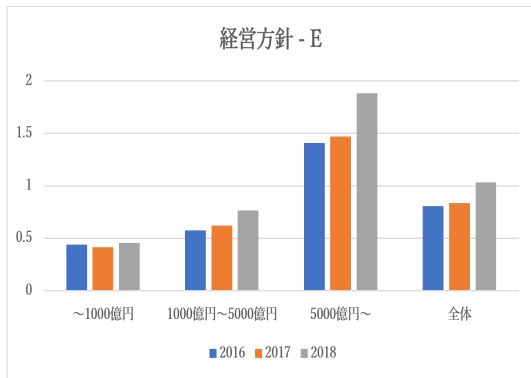


図 2: 経営方針, 経営環境及び対処すべき課題における, 売上高別の予測 E 関連文数の平均値

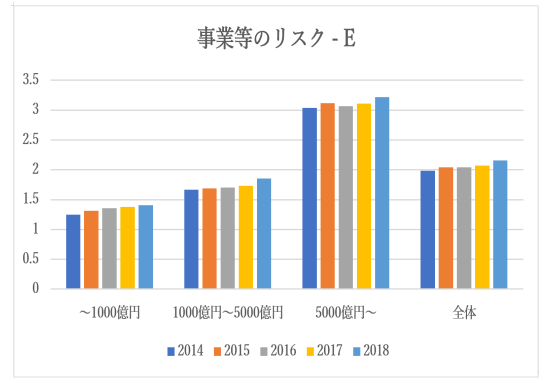


図 3: 事業等のリスクにおける, 売上高別の予測 E 関連文数の平均値

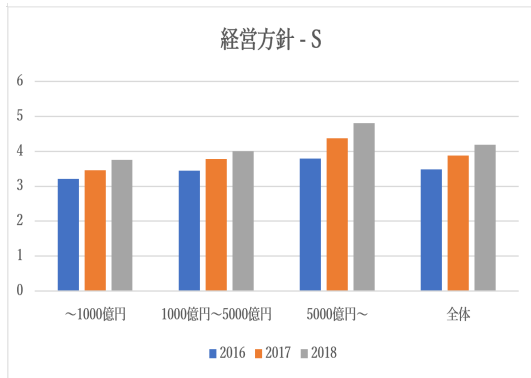


図 4: 経営方針, 経営環境及び対処すべき課題における, 売上高別の予測 S 関連文数の平均値

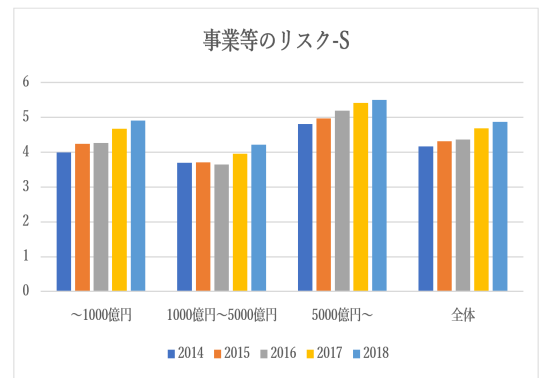


図 5: 事業等のリスクにおける, 売上高別の予測 S 関連文数の平均値

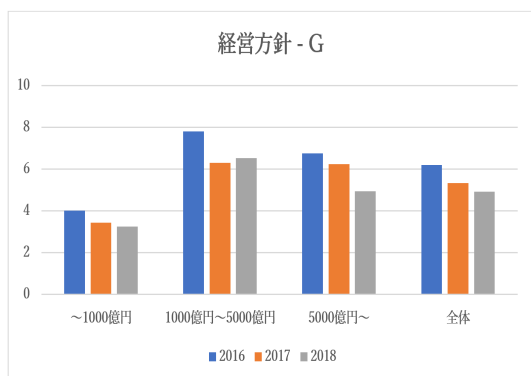


図 6: 経営方針, 経営環境及び対処すべき課題における, 売上高別の予測 G 関連文数の平均値

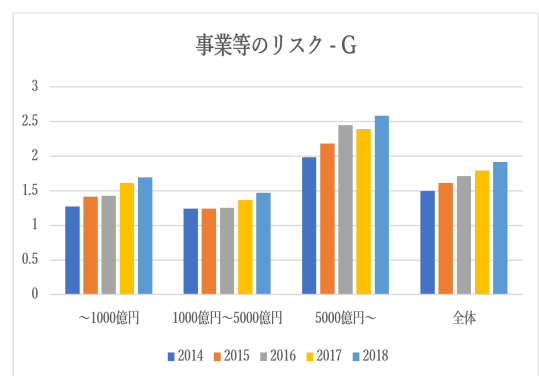


図 7: 事業等のリスクにおける, 売上高別の予測 G 関連文数の平均値

図2・図3は、それぞれ経営方針、経営環境及び対処すべき課題項目・事業等のリスク項目における、予測E関連文数の平均値を表すグラフである。図4・図5は、それぞれ経営方針、経営環境及び対処すべき課題項目・事業等のリスク項目における、予測S関連文数の平均値を表すグラフである。図6・図7は、それぞれ経営方針、経営環境及び対処すべき課題項目・事業等のリスク項目における、予測G関連文数の平均値を表すグラフである。

図2～7により、2つの知見が得られる。1つ目に年度の経過につれて予測ESG関連文数の平均値は増加しているが、経営方針、経営環境及び対処すべき課題項目においては予測G関連文数の平均値が減少傾向にあることが分かる。その要因として、経営方針、経営環境及び対処すべき課題項目におけるG関連文には大量買付・買収防衛策に関する記述が多いが、買収防衛策を廃止・非継続する企業が増加しており、大量買付・買収防衛策に関する記述が減少したことが推測できる。大和総研のレポート[16]によれば、上場企業の内買収防衛策を導入している企業数は2016年度末の450企業から2018年度末の386企業に減少している。2つ目に予測E・G関連文数は売上高5000億円以上の企業で多い傾向にあるが、予測S関連文数は売上高による大きな差は見られない。その要因として、環境報告ガイドラインやコーポレートガバナンスコードなどにより近年積極的な情報開示が求められている環境情報とガバナンス情報について、売上高5000億円以上の大企業がより積極的な開示を行い、投資家と社会のニーズに対応していると考えられる。

5 まとめと今後の課題

本研究の研究課題は、有価証券報告書からESGに関する情報を抽出するモデルを作成することであった。研究課題に対する提案手法として、有価証券報告書の経営方針項目及び事業等のリスク項目の文に対しアノテーションを行うことでESG関連文データセットを作成し、そのESG関連文データセットを利用してBERTのファインチューニングを行い、ESGに関連する情報を抽出した。

ESG関連文抽出の数値実験では、年度・企業が異なる検証データを使って検証を行った結果、BERTをESG関連文抽出タスクでファインチューニングすることで、年度・企業が異なるデータに対しても精度良く汎化し、ESG関連文を抽出できることが分かった。BERTによる予測が失敗したサンプルを分析した結果、予測が失敗した例は、ESGに関する記述量が少なかったことから、本研究で開発したBERTは、有価証券報告書からESGに関する記述が多い文を自動的に収集し、分析し

たいという投資家のニーズに答えることが出来ると言える。本研究では、個別企業レベルでESG関連文を抽出すると共に、複数企業のESG関連文に関して集計することで、ESG情報開示の動向を可視化した。以上をまとめると、本研究の貢献はESG情報の抽出のための精度の良いモデルを開発することで、個別企業レベルでのESG関連文の抽出を可能とすると共にESG情報開示の動向を可視化したことである。

本研究に対する今後の課題として、次の事項が挙げられる。本研究では、機械学習で扱いやすいデータとして有価証券報告書を扱ったが、ESG情報の豊富さという点で、CSR・サステナビリティ報告書、統合報告書などからのESG情報抽出に対する投資家のニーズは高いと考えられる。本研究で得られたBERTモデルをCSR・サステナビリティ報告書、統合報告書、ニュースなどのデータに適用できるかを検証し、投資家にとってより有効なモデルを開発していく必要がある。

謝辞

本研究はみずほ第一フィナンシャルテクノロジー株式会社様のご協力の下に行われました。惜しみないご協力とアドバイスをして下さったみずほ第一フィナンシャルテクノロジー株式会社の皆様に心より感謝を申し上げます。

参考文献

- [1] Global Sustainable Investment Alliance, “Global Sustainable Investment Review,” 2018, http://www.gsi-alliance.org/wp-content/uploads/2019/06/GSIR_Review2018F.pdf, (参照 2021-01-15).
- [2] 一般社団法人生命保険協会, 生命保険会社の資産運用を通じた「株式市場の活性化」と「持続可能な社会の実現」に向けた取組について, 2019, https://www.seiho.or.jp/info/news/2020/pdf/20200417_4-all.pdf, (参照 2021-01-15).
- [3] KPMG ジャパン統合報告センター・オブエクセレンス, 日本企業の統合報告に関する調査 2019, 2020, <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/jp/pdf/2020/jp-integrated-reporting.pdf>, (参照 2021-01-15).
- [4] Hiroki Sakaji, Satoshi Sekine, Shigeru Masuyama, “Extracting Causal Knowledge Using

- Clue Phrases and Syntactic Patterns,” 7th International Conference on Practical Aspects of Knowledge Management, pp.111-122, 2008.
- [5] 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 D, J98-D(5), pp.811-822, 2015.
- [6] 佐藤史仁, 佐久間洋明, 小寺俊哉, 田中良典, 坂地泰紀, 和泉潔, 有価証券報告書からの因果関係文の抽出, 第 32 回人工知能学会全国大会, pp.1518-1521, 2018.
- [7] 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, 30(1), pp.172-182, 2015.
- [8] Shiori Kitamori, Hiroyuki Sakai, Hiroki Sakaji, “Extraction of Sentences Concerning Business Performance Forecast and Economic Forecast from Summaries of Financial Statements by Deep Learning,” IEEE Symposium on Computational Intelligence for Financial Engineering & Economics, pp.67-73, 2017.
- [9] Corentin Masson, Syrielle Montariol “Detecting Omissions of Risk Factors in Company Annual Reports,” The 2nd Workshop on Financial Technology and Natural Language Processing at the 29th International Joint Conference on Artificial Intelligence and the 17th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, pp.15-21, 2020.
- [10] 藤井元雅, 坂地泰紀, 佐々木一, 増山繁, 有価証券報告書からのリスク文抽出の試み, 25 回 人工知能学会 金融情報学研究会, pp.44-48, 2020
- [11] Global Reporting Initiative, GRI サステナビリティ・レポート・スタンダード 2016(完本版), 2016, <https://www.globalreporting.org/how-to-use-the-gri-standards/gri-standards-japanese-translations/>, (参照 2021-01-15).
- [12] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean, “Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality,” In Advances in Neural Information Processing Systems, pp.3111-3119, 2013.
- [13] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding,” In Proceedings of Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, pp.4171-4186, 2019.
- [14] 鈴木正敏, 松田耕史, 関根聡, 岡崎直観, 乾健太郎, 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, 2016.
- [15] 東北大学 乾・鈴木研究室, Pretrained Japanese BERT models, <https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese>, (参照 2021-01-15).
- [16] 吉川英徳, 2019 年 6 月株主総会シーズンの総括と示唆, 2019, https://www.dir.co.jp/report/consulting/governance/20190821_020969.pdf, (参照 2021-01-15).