

ESG格付のネットワーク構造が示す新しい企業戦略 一進化する、定性データの定量化技術—

饗場行洋CMA伊藤健井辺洋平

目 次

1. はじめに

- 2. ESG格付機関の評価体系
- 3. 非財務情報の構造化

- 4. 自然言語処理による開示情報の紐付け
- 5. 情報開示ファクターとESGスコア
- 6. 終わりに

環境(E)、社会(S)、ガバナンス(G)の観点から企業を評価するESG格付は、基本的に定性データと格付アナリストの判断に基づく。したがって、評価基準を定量的に推測したり、格付けを上げるために企業が注力すべき活動を特定することは難しいと考えられてきた。本稿では、企業の開示情報を機械的に収集し、人工知能技術を用いて処理することで、FTSE及びMSCIが提供するESG格付を定量的に予測するモデルを構築した。本モデルにより、広くESGに関わる膨大な開示項目群の中から、各企業が戦略的に注力し積極的に開示していくべき内容を、定量的に明らかにすることができる。こうした研究により、企業のESGに関する具体的な取組みと適切な情報開示が促されていくことを期待する。



饗場 行洋(あいば ゆきひろ)

野村證券㈱ 金融工学研究センター クオンツ・ソリューション・リサーチ部 シニアクオンツアナリスト。2006年東京大学大学院理学系研究科物理学専攻修了。博士(理学)。同年4月、野村證券入社。インデックス開発業務などを経て17年7月よりAI・ソリューション・リサーチグループ所属。



伊藤 健(いとう たけし)

野村證券㈱ 金融工学研究センター クオンツ・ソリューション・リサーチ部 エグゼクティブ・ディレクター。2008年東京大学大学院理学系研究科物理学専攻修了。博士(理学)。同年4月、野村證券入社。09年よりインスティネット社(NY)でグローバル・トレーディング・アルゴリズム担当シニアクオンツアナリスト。18年4月よりAI・ソリューション・リサーチグループ・リーダー。



井辺 洋平(いべ ようへい)

野村證券㈱ 金融工学研究センター クオンツ・ソリューション・リサーチ部。2018年京都大学大学院理学研究科物理学・宇宙物理学専攻修了。同年4月、野村證券入社。AI・ソリューション・リサーチグループ所属。

1. はじめに

ニュースやツイッターなどのテキスト、あるいは衛星画像や音声データなどを人工知能(AI)を用いて分析し、企業業績やマクロ経済の予測を行う試みが、近年多く報告されている。例えば、画像認識AIを用いて衛星画像から駐車場の利用率を測定し、小売店の売り上げ予想を行った事例や、自然言語解析AIを用いてSNSへの書き込みからマクロ経済の動向を推定した事例などが挙げられる(水門ほか[2015]、山本・松尾[2016]、経済産業省[2017]、といのetal.[2017]、饗場・山本[2018]、小寺ほか[2018]、内閣府[2018]など)。

財務情報や株価等、金融業で伝統的に用いられてきた定量データに対し、テキストや画像データは、オルタナティブ・データと呼ばれる。伝統的データが企業の現在の状況を知るための基礎となる一方、オルタナティブ・データは、伝統的データには必ずしも反映されない企業情報を捉えていると考えられ、事業の成長力や持続可能性を推し量る上で、欠かすことができない。情報技術の飛躍的な進展とともに、オルタナティブ・データはその蓄積量・質ともに増加の一途をたどっており、AI技術の進歩と汎用化も併せて、金融サービス業における利活用に大きな注目が集まっている。

ESGスコアは、オルタナティブ・データから導き出される企業評価の典型的な例である。ホームページでの公開情報、消費者や従業員のレビュー、及びニュースなどを総合的に分析することによって、企業のESGへの取組みを推し量ることができる。したがって、MSCIやFTSE Russell(以下、FTSE)などの大手ESG格付機関では、調査担当者が膨大な文書などを調査・分析してESGスコアを算定している。

こうした人手による評価には、三つの課題が存在する。第一に、格付データが比較的高価格である(高コスト)。第二に、格付けが評価機関によって大きく異なる(恣意性)。第三に、評価プロセスが不透明になりがちで、事業会社はどのような取組みや情報開示をすれば評価が上がるのか分からない(不透明性)。

ESGに関連する文書などを機械的に収集・分析し、一貫した枠組みに則ってESGに関する評価を行うことができれば、これら三つの課題を解決できる可能性がある。われわれは、大量のオルタナティブ・データの収集と、画像認識や自然言語処理AI技術の活用を通して、上記三つの課題の解決を試みた。

本稿では、FTSEとMSCIのESG格付を例にとり、 投資家と事業会社のエンゲージメントを通じて社 会的責任投資を促進するという立場から、ESGに 関する膨大な項目の中で、各企業が戦略的に注力 し、また積極的に開示していくべきESG項目を明 らかにする。

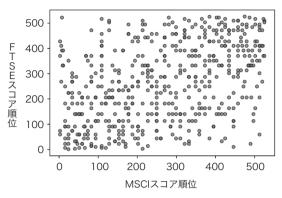
2 ESG格付機関の評価体系

本稿では、ESG評価機関としてFTSE Russell [2017] のESG RatingsとMSCI [2017] のESG 格付を対象とする。両格付機関の評価は年金積立金管理運用独立行政法人(以下、GPIF)が採用するESG指数の銘柄選定にも用いられており(GPIF [2017])、日本国内では最も参照されているESG格付といえよう。

FTSEとMSCIで評価結果は異なる

FTSEとMSCIが提供するESGスコアについては、両格付機関のスコアが大きく異なることが指摘されている(GPIF[2017])。図表1に2019年

図表 1 FTSEとMSCIのスコアの関係



(出所) FTSE及びMSCIのデータベースより筆者作成

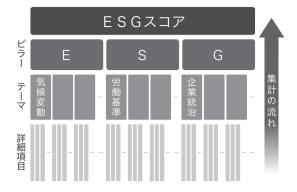
2月末時点の両社のESGスコアの順位相関を示す。対象は両機関からデータを取得できた日本企業526社である。FTSEで最高水準と評価された企業が、MSCIでの評価は最低水準であったり、その逆の場合も見られたりと、格付機関によってESGスコアが大きく異なり得る様子が見て取れる。

ESG評価方法は大枠で類似

評価結果が大きく異なる一方、両格付機関の ESGスコアの算出過程は、大枠で類似しており、 下記にまとめられる。

- 1. ESGスコアをE/S/Gのピラースコアに分解
- 2. 各ピラーにテーマ(複数)を設定
- さらに各テーマに詳細項目(複数) (注1) を 設定
- 4. 詳細項目ごとに、調査に基づいて評点を割り 当て
- 5. 業種や個別企業に対して定められたウェイト などを考慮して評点を足し上げ、総合的な

図表2 ESGスコア評価体系の概念図



(出所) 筆者作成

ESGスコアを算出

図表2は、ピラー、テーマ、詳細項目の概念図である。スコア算出の基礎となる詳細項目の評価においては、企業から開示された情報が最も重要な判断材料となる。詳細項目に対する評価を推定できれば、各機関のルールに則って集計することで、ESG総合スコアを推計できると考えられる。

われわれは、FTSEおよびMSCIの詳細項目に対する評価を、個別企業の情報開示状況から推定し、情報開示がESGスコアに与える影響について分析した。

3. 非財務情報の構造化

企業のESGへの取組みは、CSRレポートや統合報告書、サステナビリティレポートを通して公表される。レポートの発表場所や形式は企業ごとに異なるため、通常、調査担当者が企業ごとに重要と思われるレポートを探し出し、内容を分析する必要がある。この作業には多大な時間と労力が必

⁽注1) FTSEでは「指標」、MSCIでは「キー・イシュー」と呼ばれる。

要とされ、また分析するレポート及び評価結果が、 田当者の主観によって左右される。

われわれは、GRI (Global Reporting Initiative) という情報開示フレームワークに着目し、機械的にレポートを収集・構造化することで、恣意性を排除し、企業を系統的に比較可能なデータベースを独自に構築した。

情報開示フレームワークGRI

GRIとは、「1,000社以上の企業と数千の関連ステークホルダーが参加して、企業の経済的・環境的・社会的業績を報告するサステナビリティ報告書(持続可能性報告書)の枠組み作りを行う国際NGO」である(日本CFA協会 [2010])。KPMG [2017] の調査によると、サステナビリティ報告書に用いられるガイドラインのうち、GRIが世界で最も広く利用されている。

GRIは、企業が開示すべき情報を数百の項目として明示的に定めており、企業が各項目についての取組み内容をGRI対照表と呼ばれる報告書に記載することを推奨している。GRI対照表を分析することで、各開示項目に対する企業の情報公開状況が分かるため、多数の企業を系統的に比較・評価できる。

GRI対照表の収集と構造化

概念的には整理された情報源であるものの、実際のGRI対照表は、企業によって様々なファイル形式や表形式で提供されており、収集さえすれば簡単に分析できるという代物ではない。

図表3はGRI対照表の一例である。左列にGRI の定める項目番号と項目名、右列に対応する情報 開示の場所(報告書中のページ番号)が示されている。一見すると整然とした表であるが、よく見ると開示項目番号102-3から102-6にかけて、複

図表3 GRI対照表の例

GRI 項目番号	開示事項名	関連掲載場所
102-1	組織の名称	企業情報 有価証券報告書:第一部【企業情報】
102-2	活動、ブランド、 製品、サービス	有価証券報告書:第一部【企業情報】 リスク管理体制 危機管理体制 サプライヤーに対する取組み 製品情報>総合サポート 重要なお知らせ
102-3	本社の所在地	有価証券報告書:第一部【企業情報】
102-4	事業所の所在地	リスク管理体制
102-5	所有形態及び 法人格	危機管理体制
102-6	参入市場	サプライヤーに対する取組み
102-7	組織の規模	有価証券報告書:第一部【企業情報】
102-8	従業員及び その他の労働者 に関する情報	人員情報
102-9	サプライチェーン	有価証券報告書:第一部【企業情報】 サプライチェーンマネジメント
102-10	組織及びそのサプ ライチェーンに関 する重大な変化	有価証券報告書:第一部【企業情報】
102-11	予防原則または 予防的アプローチ	環境
102-12	外部 イニシアティブ	企業倫理とコンプライアンス サステナビリティの考え方

(出所) 大手電気機器メーカー公表資料より筆者作成

数項目に対して一つに結合されたセルが紐付いている。企業によっては、反対に一つの項目に対して複数のセルが紐付いている場合や、セルの中に表構造がある場合もある。あるいはそもそも表の枠線がなく、通常の画像認識技術では表であると認識することすら難しい対照表もある。

様々な形式の表が、各企業のウェブサイトの異なったツリー構造の下に配置され、さらにファイル形式もPDFであったりHTMLであったりするなど、一貫していない。数百ページに及ぶCSRレポートなどの一部にGRI対照表が埋め込まれている場合も多い。GRI対照表を分析可能な構造化された状態に整備するには、最新の技術を用いたとしても、様々な工夫が必要になる。

われわれは、GRI対照表を自動的に収集し、

穩鎮

PDF解析エンジンやHTML解析ライブラリを独自 に統合したシステムを用いて、構造化されたデー タに変換した。このようにして構築した、世界の 企業の情報開示データベースを用いて、次章以降 の分析を行った。

4. 自然言語処理による開示情報の紐 付け

第2章で見たように、ESG評価の詳細項目のスコアを推定できれば、それを積み上げることでESGスコアを推計できる。われわれは、ESG詳細項目のスコアが、その項目に関連する情報の開示度合いで説明できると考えた。これを検証するためには、ESG評価の詳細項目とGRIの開示項目とを紐付ける必要がある。

紐付け作業を人間が行う場合には、GRIの開示項目の説明文章と、ESG評価の詳細項目の説明文章とを読み比べ、最も関連する項目群を選択するのが自然であろう。しかし、作業には大きな労力が必要な上、客観的で再現性のある結果を得るのは難しい。

われわれは、自然言語処理技術を用いて文章の類似度を機械的に計算し、類似度が高いと判定された上位10個のGRI開示項目を、FTSE、MSCIそれぞれの詳細項目に割り当てた。

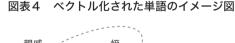
二つの文章の類似度を測る自然言語処理技術として、文章をベクトルに変換し、二つのベクトルの向きの近さを類似度とする方法がある。文章をベクトル化する手法は、広く用いられているものでも複数存在するが、本稿ではその中から二つを用いた。一つ目は、文章を単語に分割して各単語をベクトル化した上で、単語の重要性で重みを付けて足し合わせることで、文章全体をベクトル化する方法である。二つ目は、文章中の各文を文の

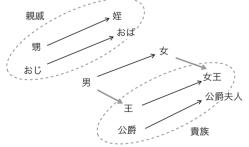
ままベクトル化し、文章内で足し合わせる方法である。複数の手法を用いたのは、ベクトル化手法 の違いによって最終的な結論が大きく変わらないかという、われわれの手法全体の頑健性を確認するためである。

(1) 単語レベルでベクトル化する方法

単語をベクトル化するアルゴリズムとして、GloVe (Pennington et al. [2014])を用いた。単語のベクトル化では、おそらくWord2vec (Mikolov et al. [2013])が最も有名であるが、公開されている学習済みモデルの語彙にESG関連用語が豊富である点を重視し、GloVeを採用した。

図表4に単語のベクトル化の概念図を示す。単語をベクトル化することで、例えば「男」ベクトルと「女」ベクトルの相対的な関係が「王」と「女王」の関係に近いことが分かる。また「女王 = 王 - 男 + 女」のように、単語同士の演算ができる。注目すべきは、男女に関する単語群の中でも、甥や姪、おじやおばのような親戚関係を表す言葉や、王や女王、公爵のように貴族に関する言葉が、それぞれかたまりを作っている点である。図表4は概念図ではあるが、実際に計算しても、近しい意味を持った単語群は、向きの近いベクト





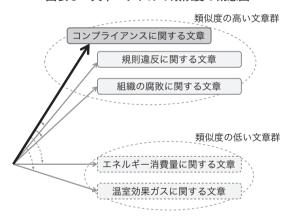
(出所) 筆者作成

ルとして表現される。

ベクトル化した単語を足し合わせれば、文章をベクトル化することができる。ただし、文章に含まれる全ての単語ベクトルを単純に足し合わせてしまうと、文章の特徴をうまく表現できない。なぜなら、例えば英語の場合、"a"や"the"といった、どの文章にも頻繁に現れる単語の影響が大きくなってしまうからである。そのため、ある単語がどれだけ文章を特徴付けるかという単語の「重要度」を計算し、それによって重み付けして足し合わせる手法が一般的である。

本稿では単語の重要度として、広く用いられる TF-IDF(Jurafsky and Martin [2000])を用いた。 ある文章の中で出現頻度の多い単語のTF-IDF値 が大きくなる一方、他の文章でも頻繁に出現する一般的な単語のTF-IDFは小さくなる。これにより、その文章をより特徴付ける単語が、より大きな重みを持つ。

図表5 文章ベクトルの類似度の概念図



(図表注)「コンプライアンスに関する文章」に対して、類 似度の高い文章、及び低い文章の概念図。似た 意味の文章は向きの近いベクトルに変換され、 ベクトル同士のなす角が小さくなる。なす角が 小さい文章ほど、類似度が高いと考える。

(出所) 筆者作成

文章を構成する全単語のベクトルをTF-IDFで加重平均したものを、文章のベクトル表現とする。 文章間の類似度は、ベクトルの向きの近さとして 定義する。図表5に概念図を示す。

(2) 文レベルでベクトル化する方法

文章に含まれる文をベクトル化し、それらを足し合わせることで、文章をベクトル化するのが二つ目の方法である。文のベクトル化にはBERT (Devlin et al. [2018]) を用いた。BERTは2018年10月にGoogleから発表された技術であり、複数の自然言語処理のタスクにおいて、これまでの最高精度を上回ったとして注目を集めている。

BERTでは、文中の単語をランダムに隠したデータを用いて、隠された単語を予測させる学習と、文と文が隣接するかどうかを判定させる学習とを組み合わせることで、文脈の深い理解を実現しているとされる(図表6)。単語の意味を前後の文脈から推測する点も特長である。

ここではBERTの学習済みモデルを用いて文章 をベクトル化し、先と同様に文章同士の類似度を 測った。

図表6 BERTの学習のイメージ

タスク1: 穴埋め問題 前後の文脈から、空欄に入る単語を予測

- (1) The man went to ? store. →答: the
- (2) He bought a gallon ? milk. →答: of

タスク2:後継文判定 2文の関係性から、隣接するかを判定

- (1) The man went to the store.
- (2) He bought a gallon of milk. →答:○(隣接する)
- (2') Penguins are flightless birds. →答: X (隣接しない)
- (出所) Devlin et al. [2018] を基に筆者作成

類似項目の選定

上記二つの手法それぞれで、FTSEおよびMSCI のESG評価の詳細項目と、GRIの開示項目の類似 度を計算した。図表7に前述の手法(1)で実際に計算した、ESGテーマと類似するGRI項目の例を示す。FTSEのガバナンス関連テーマ「コンプライアンス違反に対する全社的なアプローチ」に対しては、「違反事例」や「腐敗防止」に関するGRI項目の類似度が高い。MSCIの環境関連テーマ「二酸化炭素排出」に対しては、「温室効果ガス」関連のGRI項目の類似度が高い。機械的な文章類似度の計算により、適切な関連項目を決定できていると考えられる。

FTSEとMSCIの各詳細項目について、類似度の高いGRI開示項目10個を紐付けた。本稿の方法で抽出できた各評価機関の評価方法を樹形ネットワークの形で図示したのが図表8である。GRIの各

図表7 ESG格付の詳細項目に対して、類似度が高 いGRI項目

a) FTSEの詳細項目「コンプライアンス違反に対する全社的なアプローチ」と類似度が高いGRI項目

類似度 順位	GRI項目	内容
1	416-2	製品およびサービスの安全衛生インパクト に関する違反事例
2	205-2	腐敗防止の方針や手順に関するコミュニケ ーションと研修
3	417-3	マーケティング・コミュニケーションに関 する違反事例

b) MSCIの詳細項目「二酸化炭素排出」と類似度が高いGRI項目

類似度 順位	GRI項目	内容
1	305-1	直接的な温室効果ガス(GHG)排出量(スコープ1)
2	305-3	その他の間接的な温室効果ガス (GHG) 排出量 (スコープ3)
3	305-2	間接的な温室効果ガス(GHG)排出量(スコープ2)

(出所) FTSE及びMSCIのデータベース、並びにGRI[2016] を基に筆者作成

項目に対応する丸の大きさは、結び付く詳細項目の数に比例しており、丸が大きければ大きいほど、ESG評価に影響が大きい開示項目と考えられる。このように、本稿の方法でモデルの構造化を行えば、従来あいまいにとらえられがちだった定性判断を可視化することができる。

5. 情報開示ファクターとESGスコア

前章までで得られた、ESG評価の詳細項目と GRI開示項目の関連付けを利用して、企業が実際 に開示している項目の割合を計算し、「情報開示 ファクター」とする。また下記の手順に従って、 詳細項目の開示ファクターから総合開示ファクタ ーを計算する。

- 1. 詳細項目の情報開示ファクターを計算
- 2. テーマごとに情報開示ファクターを集計
- 3. 更にピラーごとに集計
- 4. 全ピラーを集計し、総合開示ファクターとする

総合開示ファクターとESGスコアの回帰分析結果を、文章の類似度を単語レベル、文レベルのそれぞれで計算した場合について、図表9に示す。日米欧のデータを取得できたFTSEの場合、文レベル・日本企業を除き、5%有意となっている。日本企業のみのMSCIでは、両手法で5%有意となっている。ESGスコアを推定するために有効なファクターが、企業の情報開示状況から特定できたといえよう。

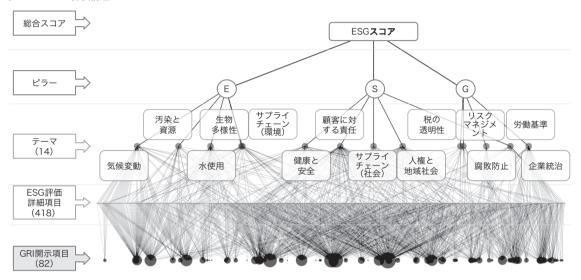
注目すべきは、回帰係数の有意性がESG評価機関、文章類似度の計算手法、及び企業の国籍のいずれにもよらない点である。ESG評価の詳細項目について適切な情報開示項目を割り当てて情報開示の度合いを測るという、本手法の堅牢性を示し

ていよう。

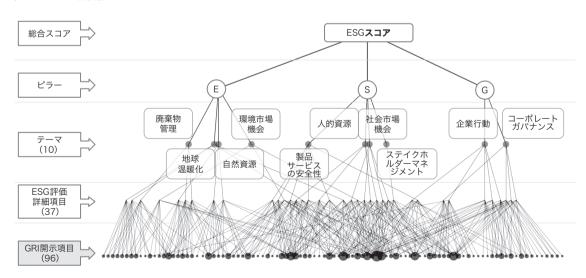
また、日本企業について見てみると、MSCIに 比べてFTSEの方が同帰係数の水準が高い。この ことは、FTSEの方が企業の情報開示の有無について、より重視することを示唆している。実際、MSCIは情報開示の有無そのものよりも、リスク

図表8 各評価機関の評価方法の樹形ネットワーク

a) FTSEのESG評価構造



b) MSCIのESG評価構造



(図表注)本稿の方法で構築した各評価機関の評価方法の樹形ネットワーク。ESG評価の階層構造とGRI開示項目の関係を示す。GRI開示項目の丸の大きさは、関連する詳細項目の数に比例し、評価機関ごとにどのような項目に注目しているかを推定できる。

(出所) FFTSE及びMSCIのデータベース、並びにGRI [2016] を基に筆者作成

図表9 ESGスコアの回帰分析結果

a) FTSE

4, 1.52				
地域 (企業数)	回帰係数			
地域 (正耒奴)	単語レベル	文レベル		
日本 (24)	0.52 **	0.43 *		
米国 (21)	0.58 ***	0.58 ***		
欧州 (43)	0.40 ***	0.37 **		
全体 (115)	0.47 ***	0.48 ***		

b) MSCI

₩₩ (◇業粉)	回帰係数		
地域(企業数)	単語レベル	文レベル	
日本 (24)	0.19 **	0.21 **	

(図表注) 日本はTOPIX Core 30、米国はダウ・ジョーンズ工業株化平均、欧州はユーロ・ストックス50指数の採用企業のうち、GRI対照表を開示している企業を分析対象とした。MSCIは、ESGスコア入手の関係上、日本企業のみ。***、**、*はそれぞれ1%、5%、10%有意。企業の開示情報は2018年7月末時点、ESGスコアは19年2月末時点のデータを使用。

(出所) 各企業のウェブサイトでの公開情報、FTSE及び MSCIのデータベース、並びにGRI [2016] に基 づき筆者作成

の特定とそのマネジメントを重視する。評価に関する定性的な傾向が、テキストデータを用いた分析から浮き彫りになった点が興味深い。

ESG評価機関がスコアの集計に用いるウェイトなどは、企業や所属する業種によって異なる。言い換えれば、図表8で示した樹形ネットワークは、ESG評価機関と評価対象企業の組み合わせの数だけ、それぞれ別の構造を持って存在する。本手法では、その個別性を反映させた上で、評価機関ごと、企業ごとに開示項目のESGスコアへの影響度を予測できる。

本稿の方法でモデル化を行えば、どの企業であればどの項目を優先的に開示することが有効かを、系統的に見積もることが可能となる。ESG評価機関ごとの評価傾向を捉え、戦略的に情報開示していく上で指針となるだろう。

6 終わりに

無形資産が企業価値の大半を占めるといわれる 今日(経済産業省[2014])、企業の継続性や成 長力を推し量るためには、伝統的な金融定量デー タのみならず、オルタナティブ・データを分析す ることが必須である(加藤 [2018])。

ESGは、機関投資家の意思決定プロセスに責任 投資原則を反映させ、事業の継続性と社会課題の 解決を両立させようとする理念から生み出され た。一方、実際にESGの評価をするためには、大 量のオルタナティブ・データを処理、分析するこ とが求められる。そのため大手評価機関のESGス コアは、高額で恣意的になる可能性があったり、 また評価プロセスが不透明であったりといった課 題をはらむ。

本稿では、近年発達の著しいAIなどの情報処理技術を、大量データの分析に応用することで、低コストで一貫したESG評価を行うことを試みた。特に、広くESGに関わる膨大な数のGRI開示項目群の中から、各企業が戦略的に注力し、開示していくべき項目群を明らかにした。

AIなどを用いたデータ分析技術やその金融サービス業への応用は、その進展を加速させていくだろう。今後も、投資家及び事業会社に資するESG評価を研究することで、企業のESGに関する具体的な取組みと適切な情報開示が促されていくことを期待したい。

(参考文献)

饗場行洋・山本裕樹 [2018]「データサイエンスと新しい金融工学」、『財界観測』2018年春号.

加藤康之(編著)[2018]『ESG投資の研究:理論と 実践の最前線』、一灯社.

経済産業省 [2014] 『持続定期成長への競争力とインセンティブ〜企業と投資家の望ましい関係構築〜』.

- —— [2017] 『平成 28 年度 IoT 推進のための新産業モデル創出基盤整備事業 (ビッグデータを活用した新指標開発事業) 報告書』、経済産業省大臣官房調査統計グループ調査分析支援室委託調査.
- 小寺信也・藤田隼平・井上祐介・新田尭之 [2018] 「POS・テキストデータを用いた消費分析―機械学 習を活用して一」、経済財政分析ディスカッション・ペーパー・シリーズ.
- 水門善之・木下智夫・山本裕樹 [2015]「人工知能で 政府・日銀の景況感を指数化する」、NOMURA マ クロ・エコノミック・インサイト.
- 内閣府 [2018] 『平成30年度 年次経済財政報告(経済白書)』.
- 日本CFA協会 [2010]『上場企業のESG(環境・社会・ガバナンス)要因 投資家のためのマニュアル (Environmental, Social, and Governance Factors at Listed Companies A Manual for Investors 2008)』.
- 年金積立金管理運用独立行政法人 (GPIF) [2017] 「ESG指数選定結果について」.
- 山本裕樹・松尾豊[2016]「景気ウォッチャー調査の ディープラーニングを用いた金融レポートの指数 化」人工知能学会全国大会.
- GRI [2016]「GRIサステナビリティ・レポーティング・ スタンダード 2016 (完本版)」
- Buono, D., G. L. Mazzi, G. Kapetanios, M. Marcellino and F. Pappailias [2017] "Big data

- types for macroeconomic nowcasting," *EURONA Eurostat Review on National Accounts and Macroeconomic Indicators*, pp. 93-145.
- Devlin, J., M. W. Chang, K. Lee and K. Toutanova [2018] "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding," *arXiv: 1810.04805 [cs.CL]*.
- FTSE Russell [2017] "ESG Data Model: 4th Research Cycle (2017/18)."
- Jurafsky, D. and J. H. Martin [2000] "Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics and Speech Recognition (Prentice Hall Series in Artificial Intelligence)," Prentice Hall.
- KPMG [2017] "The road ahead: The KPMG Survey of Corporate Responsibility Reporting 2017."
- Mikolov, T., K. Chen, G. Corrado and J. Dean [2013] "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space," *arXiv: 1301. 3781 [cs.CL]*.
- MSCI [2017] "MSCI ESG Ratings Methodology."
- Pennington, J., R. Socher and C.D. Manning [2014] "GloVe: Global Vectors for Word Representation," *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1532-1543.