【スタディグループ最終報告】

SDGs時代の社会的評価指標開発への挑戦

－AI活用とESG評価の視点より－
（要約）

中尾　悠利子，石野　亜耶，岡田　斎
越智　信仁，國部　克彦，中久保　菜穂
梨岡　英理子，増子　和起，牟禮　恵美子

要旨

日本社会関連会計学会スタディグループ「SDGs時代の社会的評価指標開発への挑戦－AI活用とESG評価の視点より－」は，2018年と2019年の2年間にわたって研究活動を実施した。本スタディグループでは，AIとESG評価に関して研究するとともに，ESG情報をいかにAIに適用し，社会実装可能なのかを検討した。その内容を社会関連会計学会第32回全国大会では中間報告，第33回全国大会では最終報告を行った。本稿は，最終報告書の各章の要約を掲載している。

1　はじめに

近年，ESG（Environment, Social, Governance）投資が重要性をますます増しており，ESG情報開示に関する研究の必要性が高まっている。この傾向は，SDGsの世界的高まりとも連動し，今後の発展が期待されている。ESGという普及したのは，2006年，当時国連事務総長のコフィー・アナン氏が，PRI（Principles for Responsible Investment: 責任投資原則）を立ち上げ，機関投資家の投資意思決定プロセスに，ESGを考慮することが盛り込まれたのがきっかけと言われている。また，ESG投資の拡大機運も背景に，PRIに，年金積立金管理運用独立行政法人（GPIF）が，2015年に署名し，日本におけるESG投資への大きな後押しとなっている。

ESG投資のためのESG評価では，定性的なESG情報を取り扱うことが多い。そのため，AI（人工知能）でESG評価する試みが，Arabesque S-RayやTruValue Labsなどで見られる。AIがESG評価することで，評価の自動化とともに，外部情報ソースとしてニュースやSNSの投稿など，日々

キーワード：キーワード：人工知能（Artificial Intelligence），ニューラルネットワーク（Neural Network），ESG評価（ESG rating），ESG投資（ESG Investment），持続可能性（Sustainability）

更新されるデータも取り入れることが可能となる。AIのアルゴリズムは，あらかじめ人間が事前に設定したインプットとアウトプットの関係を推定するものである。たとえば，AIが人間の判断の代わりに，猫の写真を与える（インプット）と，「猫」と出力（アウトプット）するのである。したがって，ESG情報と株価の関係にAIを適用すれば，株価に関連するESG情報がAIによって特定できるかもしれない。しかし，それはESG情報と株価の間に関係があると人間が最初に考えるからであって，そのロジックはAIとは別の次元で探究されなければならない。

国連が発表したSDGsのアジェンダでは，世界全体の普遍的な目標とターゲットが掲げられ，持続可能な開発の三側面（経済，環境，社会）のバランスの重要性が述べられている。本スタディグループでは，SDGs時代に求められるESG評価の課題やAIの可能性を検討し，スタディグループの最終報告書を提出した。本稿は，最終報告書の各章の要約を取りまとめている。なお，最終報告書の章立ての詳細は，巻末の付録に記載している。

第2節　ESG評価とAIの可能性（國部克彦）
第3節　AIの利用とアカウンタビリティ（増子和起）
第4節　２つのサステナビリティと環境会計（牟禮恵美子）
第5節　ESG評価の多様性と比較可能性（越智信仁）
第6節　ESG評価の課題とAI（中久保菜穂）
第7節　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
（中尾悠利子・石野亜耶・岡田斎）
第8節　ダイバーシティ指標の開発に向けて（梨岡英理子）
第9節　ESG 情報のビジュアル分析（中尾悠利子・石野亜耶・岡田斎・國部克彦）

2　ESG評価とAIの可能性

経済的利益を追求する企業にとって，環境（E），社会（S），ガバナンス（G）は，長年，社会に存在するための条件的な課題であった。しかし，21世紀に入り，ESGは企業経営の中心的な課題とし，ESG経営を標榜する企業も増加しつつある。

このような状況に呼応して，ESG評価への社会的な関心も高まっている。ESG投資は，PRI原則の公表以降，急速に世界に浸透した。日本でもGPIFがESG投資を取り入れるなど，メインストリームの機関投資家もESG投資に対応せざるを得なくなっている。その反動で，ESG評価機関によって評価結果が変わることを問題視する風潮も出てきている。

ESG評価は，対象範囲が大きくしかも定性的な要因が多いため，格段に複雑になる。したがって，この面ですでにAIは実務に応用されている。しかし，ESG評価にAIを採用することはどうい

うことなのかは，まだあまり検討されていない。本章では，この点を検討することを目的とする。

ESG投資は，日本では20年程度の歴史しか持たないが，社会的責任投資としては100年以上の歴史を持つ。社会的責任投資は，社会問題に関心を持つ特殊な投資家もしくはファンドによる行動という側面が強かった。当時の社会的責任投資の活動は，ネガティブスクリーンと株主として企業に直接改善を要求する株主行動が中心であった。その後，KLDなどの社会的責任投資のための評価機関も登場し，ポジティブスクリーンによる投資活動も増加してきた（水口他，1998）。

しかし，PRI原則の公表以降は，メインストリームの機関投資家がESG投資に参入するようになり，社会的責任投資は大きく様相を変えることになる（水口a，2017）。

メインストリームの機関投資家は，受託者から預かった資金が契約の範囲で利益を最大になるように運用する責任がある。そこにESGを考慮して投資するほうが，収益が上がるか，リスクが回避できるというロジックが必要になる。このような投資を可能にする手法が，ESGインテグレーションと呼ばれる方法で，通常の財務評価にESG要素を取り入れるものである。

したがって，ネガティブスクリーンとポジティブスクリーンを中心とする伝統的な社会的責任投資と，ESGインテグレーションによる最近のESG投資は，ともにESG投資と分類されるが，性質のかなり異なるものである。そのためのESG評価も本質を異にすることになる。ポジティブスクリーンやネガティブスクリーンのためのESG評価であれば，その目的は社会を良くすることで，どのようにすれば社会が良くなるかは人によって多様であるから，その多様性が社会的な正義を形成していくと考えられる。一方，ESGインテグレーションのためのESG評価であれば，それは，投資パフォーマンスの向上に資するものでなければならない。そのときにESG要因は，企業にとっての収益増加要因かリスク回避要因でなければならない。

したがって，ESG評価機関の評価が異なることは，ポジティブスクリーンやネガティブスクリーンとして活用する場合は当然のことで，それがなければファンドそのものを差別化できないが，ESGインテグレーションでは逆に差異があれば使用しにくくなってしまう。このような正確の違うESG評価にAIを使用するということはどういうことを意味するのであろうか。

AIは，人工知能とも訳されるが，そこで想定されている知能とは，人間は何らかの情報をもとに行動を決定している。情報をインプット，行動をアウトプットとすれば，インプットとアウトプットをつなぐものが知能である。

しかし，われわれ人間は脳の中でどのような変換が行われて，情報から行動に結びつけているかを分かっているわけではない。一般人にとって脳の中身はブラックボックスである。それでも判断して行動することができるようになっている。それが知能の本質であろう。

AIは，このような知能を人工的に作り出すものであるから，その回路はやはりブラックボックスのままである。大量のインプットとアウトプットのデータを与えれば，コンピュータが自ら学習して，関数を作り出すことができる。大量のデータから，よりよい関数を作り上げていくことがAIの本質である。したがって，現実に適用可能なAIが開発されれば，その処理速度は人間をは

るかに上回るものになりで，人間社会には大いに役に立つことになる。

インプットとアウトプットの機械学習の結果，構築されたAIの関数であっても，未知の状況に対して何らかの判断をして，それを人間が採用すると，これまでの世界とは異なる世界が出現する可能性はあるし，すでにそれは現実化している。これは技術一般に言えることではあるが，AIはその傾向を加速度的に早める可能性があるので，この点を十分に踏まえなければならない。この問題をESG評価の文脈で考えるとどうなるであろうか。

ESG評価には，企業の社会性を評価するための評価と，財務評価に統合される評価に分けることができる。その両者にAIを適用することはどのような意味があるのであろうか。なお，以下では，前者を社会性評価，後者を財務統合型評価と呼ぶことにしたい。

社会性評価にAIを利用すれば，多様な企業の社会性評価が可能になる可能性が拡大するであろう。社会性評価は非常に手間のかかる作業であった。このプロセスにAIを導入すれば，評価のガイダンスが明確で，学習するための情報が十分に与えられるのであれば，AIは大いに活用可能性がある。

一方，財務統合型評価の場合は，ESG情報の財務パフォーマンスへの影響が重視されることになる。先にも述べたように，ESGインテグレーションの場合，ESG要因が株価にどのような影響を与えるのかが重要なポイントになるが，この点についてのメカニズムについては解明されていない。

したがって，他の要因がコントールできるとして，インプットであるESG要因とアウトプットである株価のデータから，両者の関係を推定することができる。ESG要因を幅広く収集して，どのような要因が株価に影響を及ぼすのかを，学習しながら両者の関数関係を改善していくのは，AIが得意とするところである。

ESGインテグレーション投資の目的からすれば，株価に影響を与えるESG要因が標準化されることが望ましく，その方向へAIの活用が進んでいくことは間違いないであろう。しかし，これがESG評価として「正しい」かどうかは議論の余地が残るところであろう（水口，2017b）。

このように社会性評価と財務統合型評価では，同じESG評価へのAIの利用とはいえ，多様性と標準化という全く逆の方向を指向しているのである。それでは，この2つのESG評価の関係はどのようにとらえればよいのか？

社会性評価としてのESG評価は個別化を指向し，財務統合型評価のESG評価は標準化を指向している。これは全く逆方向の評価であるように見えるかもしれないが，財務統合型評価は本来個々の社会性評価の総体として形成されるものである。社会性評価が財務統合型評価の前提として存在していなければならない。

しかし，AIを導入して，財務統合型評価としてのESG評価が標準化されればどうなるであろうか。機関投資家は，AIによる財務統合型評価を採用して，投資活動を行うことになるであろう。そうすると，AIによって推定されたESG要因が実際に社会的に機能することとなり，今度はそれ

をAIが学習して自ら手法を改善していくことになるであろう。しかも，機関投資家の資金量は，社会問題に関心のある投資家の資金量をはるかに上回っているので，市場におけるAIによるAI行動の「自己学習」はより強化されていくことであろう。

このような現象は，何もESG評価の世界にだけ見られるのではなく，人間社会一般にみられる現象である。しかし，AIはそのような傾向を格段に強めてしまう可能性を持っているため，注意が必要である。

したがって，ESG評価にAIが利用される場合，ESG評価において，そのためにAIが活用されることは人間作業の効率化のために，必要なことであるが，その帰結がESG投資の本質を損ねることはないのか，企業の社会性に関心のある個人は常に考える必要がある。

本来のESG評価，つまり企業の社会的責任の追及の精神を失わないためには，個別の社会性評価の拡充と多様化が不可欠である。AIが，ESG評価の多様化と標準化の両方に貢献する強力な技術であるとすれば，当然，一方に偏らない開発が期待される。

3　AIの利用とアカウンタビリティ

AIは，今後，社会の様々な場面において利用されるようになる。AIという技術が社会のなかで利用されるようになることは，社会やそのなかで生きる人間に対してどのような変化をもたらすのか，誰にもわからない。AIの利用は，人々に何らかの便益をもたらす正の側面が期待されている一方で，なぜAIがそのように判断したのか，その理由は人間にはわからないという負の側面が問題とされるようになってきている。

本節では，AIの利用がアカウンタビリティの履行にどのような影響を与えるかについて議論を展開する。アカウンタビリティの履行は，AIの利用に際して不可避的に生じる負の側面を制御するための一つの手段であるが，どのような説明が必要であるかを検討することが本章の目的である。

AIの流行を牽引している技術である深層学習（ディープラーニング）は，膨大なデータをアルゴリズムが統計的に処理する技術である。統計処理する際，従来はAIが何らかの入力に対して「判断」にあたる出力を返す。出力（判断）の意味は，人間が解釈できるものであるとは限らない。AIの判断は，基本的に人間には解釈することができないという意味で「ブラックボックス」である。

近年では，AIの判断が「ブラックボックス」となる傾向にあることが問題とされるようになってきた。そのため，AIの開発に関する法律や倫理ガイドラインについて，様々な議論がなされている[1)]。

日本では2017年に総務省が「AI開発ガイドライン案」を公表している[2)]。このAI開発ガイドラ

インは，9つの原則によって構成されるものであるが，このうち「透明性の原則」と「アカウンタビリティの原則」は，AIの判断がブラックボックスとなることに対して一定の留保を加えることを目的としたものである。

「透明性の原則」とは，AIの「開発者は，AIシステムの入出力の検証可能性および判断結果の説明可能性に留意する」というものであり，「アカウンタビリティの原則」とは，AIの「開発者は利用者を含むステークホルダーに対しアカウンタビリティを果たすように努める」[3] というものである。

多種多様な原則について毎年のように世界各国で議論がなされているが，こうした議論はAIの判断がブラックボックスとなっていることに対する根強い懸念から生じているという意味で軌を一としたものである。一方，AIに関する議論の基本的な方向性は，AIを利用することで，できるだけ多くの人がその恩恵を受けられるようにすべきである。

こうした議論を受けて「説明可能なAI（Explainable Artificial Intelligence：XAI）」[4] が議論されるようになってきた。XAIの議論の目的は，不信感を払拭することにあり，AIの判断について人間による説明可能性（explainability）や解釈性（interpretability）を担保する。（Adadi, A. and Berrada, M., 2018；原, 2018；原, 2019）。

もともと，XAIというアイデアは，アメリカの国防高等研究計画局（Defense Advanced Research Projects Agency：DARPA）によって提起されたものである。XAIの開発する目的について，利用者がAIという新しいパートナーの出現を理解し，適切に信頼し，効果的に管理することを可能にすると述べている[5]。

今後AIの利用が進み様々に利用されていくなかで人間が行っている判断や意思決定の領域をどれだけAIに代替させても良いかということであり，AIの判断をどのように説明したらよいかが問題となっている。もちろん，AIがブラックボックスでも困らないような事例にまで説明を求める必要はない（原, 2018, 4頁）。だからこそ，AIの判断を人間によって説明可能としなければならないというXAIの議論が生じてくる。

重要な判断や意思決定を下した結果として相手に大きな影響を与える場面においてこそ，アカウンタビリティの履行はより強く求められるし，アカウンタビリティの履行のためには，なぜそのように判断したのか，どうしてそのような判断が行われたのか，説明の受け手が納得する説明がなされなければならない。

本節では，AIの利用がアカウンタビリティの履行にどのような影響を与えるかについて議論を展開してきた。AIの判断が社会や人間に対して重大な影響を与えるとき，AIの判断を信頼して人間は行動しても良いのだろうか。AIの判断にもとづいて行動した結果として何らかの問題が起きた際に，人間はどのようにしてそれを説明し，あるいは正当化することができるだろうか。こうした懸念を一部でも払拭すべくXAIの開発は進められている。

AIの判断に対する説明可能性や解釈可能性を担保するための技術の開発は今後も進められて

いくと考えられるが，ESG評価にAIを適用することを，説明可能なものとする技術を開発するという技術的課題に取り組む以上に，何をもって良い説明とするのか，その説明を支える倫理的・道徳的な価値を提起していくことが，社会科学者には求められているだろう。

4　2つのサステナビリティと環境会計

環境会計は，1970年代に社会関連会計として発生したものが，1990年代には理論・実践の両面において確立したとされている（國部他，2009）。この背景には，地球環境問題の深刻化とサステナビリティ（環境の持続可能性）の要請がある。

他方で，近年，多様な主体から，環境会計情報の開示を求める動きが活発化している。特にESGに関心を持つ投資セクターや，金融セクターからの要請が顕著となっている。これらの主体はサステナビリティを主張しているが，その内容は環境のサステナビリティというよりも，企業のサステナビリティであることが多い。そこで，本稿では，環境のサステナビリティと企業のサステナビリティという2つの軸から環境会計の内容を検討するとともに，現行のフレームワークを用いてこれらの点を確認する。最後に，AIを活用した環境会計研究の方向性についての私見をのべる。

環境会計をここでは，「環境にかかわる活動及び影響を認識して，測定・評価し，情報を伝達する行為」と定義する。環境会計の目的について，大きくは，環境のサステナビリティに関心のある者に対する開示と企業のサステナビリティに関心のある者に対する開示に大別して考えることができる。本章では，この２つのサステナビリティの内容とそこから導かれる環境会計の構造について考察する。

サステナビリティ（持続可能性）の概念は，一般的には，1987年のブルントラント委員会の，持続可能な開発（発展）の定義「将来の世代のニーズを充足する能力を損なうことなく，今日の世代のニーズを満たしうるような発展」から派生したものと考えられている。サステナビリティには弱いサステナビリティと，強いサステナビリティの考え方がある。弱いサステナビリティについては，生態学的に批判がなされており，真に環境のサステナビリティを考えるときには強いサステナビリティの観点からその具体的内容を検討することが必要となる。そこで，強いサステナビリティの意味内容について，エコロジカル・フットプリントとプラネタリー・バウンダリーをもとにその内容を具体化する。結果として，環境のサステナビリティを目的とした場合，企業活動が地球環境のサステナビリティにどのように影響を及ぼしているのかを判断できる情報が環境会計に求められる。強いサステナビリティの観点からは，企業活動に起因する環境負荷が自然資本を毀損していないかどうかを判断することができる情報ということになる。

他方で，企業は持続的に事業活動を行っていくことが大前提であり，企業会計においても，一般的に企業が将来にわたって事業活動を継続するとの前提（継続企業の前提）をもとにして，会

計基準等が設定されている。企業の継続性に影響を及ぼすような状況は企業価値を毀損するため，これに影響するような環境課題は企業のサステナビリティに影響することになる。従って企業のサステナビリティ評価の目的からは，環境課題に起因する将来の規制，社会の選好，物理的影響などが企業の財務諸表項目へ影響するかどうかが重要となり，発生可能性の高い事象に関して，当該企業の財務面にどのように影響を及ぼすのかについての予測に資する環境会計情報が必要となってくる。

ここでは，2つのサステナビリティの視点を代表する現行のフレームワーク，環境サステナビリティの評価―GRIスタンダードと企業のサステナビリティの評価―SASB「サステナビリティ会計基準」をとりあげ，その内容を分析する。

GRIスタンダードは，組織とステークホルダーが経済，環境，社会に対するインパクトをコミュニケーションし，理解するための共通言語となるものである。GRIスタンダードでは一般開示事項と，特定したマテリアルな項目についてのマネジメント手法の開示事項，項目別の開示事項（個別の基準を適用）の開示を求めている。開示の原則となるマテリアリティの原則，網羅性の原則では，組織の与えるインパクトをどのように捉えるのかを示しており，短期的インパクトは非常に小さいが，長期的には回避不能か不可逆的となりかねないような著しくかつ合理的に予測可能な累積作用を持つ活動（生物濃縮や残留汚染物質など）についての報告なども含まれている。

SASBのサステナビリティ会計の開示は，財務諸表への補完として，長期価値を創造する能力に影響する重要な要因についての企業の業績について，より完全な概観を提供することを助けるものである。SASB基準の目的にとってのサステナビリティとは，長期にわたる企業の価値創造の能力を維持，強化するような企業活動に関係するものとしている。（SASB，2017）SASB会計基準では，合理的に投資家が関心を持つトピックスを考慮している。SASB会計基準は，業種別に基準を設定しており，業種別にトピックに含まれる課題について重要性があるかどうかが決定されている。

結果的にいずれのフレームワークも，その目的に合わせた内容が設定されているといえる。

最後に，環境会計の研究におけるAIの可能性について，若干の私見をのべる。AIを活用することの長所は，ビッグデータの活用から，これまで明らかとはならなかった関係性を導き出してくれることではないかと思われる。また，企業のサステナビリティの観点からESG評価が高い企業と，環境のサステナビリティの観点からESG評価が高い企業とでは，同じようなESG評価を得ていても，その行動内容は異なることが想定され，このような違いを分析できるのではないかと考える。さらには，企業行動の内容について，多様なメディアからの情報をインプットとして用いることで，これまでに見えてこなかった要因をつかむことができるのではないかと思われる。

5　ESG評価の多様性と比較可能性

近年では将来の企業価値ないし将来キャッシュフローの判断材料として，ESG（環境，社会，ガバナンス）といった非財務情報の情報開示も重視されてきている。投資家によるESG投資は，企業を評価する際に財務情報だけでなく非財務情報である多様なESG情報も考慮することで，中長期的な運用パフォーマンスを向上させようとするものである。

そもそもESG情報には多様で断片的な「モザイク情報」にとどまる場合も少なくないとみられるので，そうした情報の咀嚼に際しては，情報の比較可能性を高めることが投資家の相対的価値評価に資すると考えられる（越智, 2019a, 35頁）。こうした問題意識から本節ではESG情報が本来有する多様な性格を踏まえつつも，比較可能なESG評価の可能性と課題を探ることを目的としている。そこでは，ESG情報の比較可能性による企業活動への市場規律向上を基本的視座として，AI（人工知能）による統一指標や信用格付への統合，SASB（2018）の活用可能性等を巡り，ESG評価・格付等の発展可能性を論じるとともに，開示の画一化・短期化，財務偏重への懸念など今後の課題を考察する[6)]。

ESG投資において，環境，社会，ガバナンスの多様な要素を，投資の分析，選択，管理に組み込むに際し，明確なリストや透明なフレームワークは今のところ存在しない。ESG評価・格付機関は大小含め数多く設立されてきており，乱立する評価・格付商品の透明性・品質を高める目的でGISR（Global Initiative for Sustainability Ratings）が2011年に設立された。

現状のESGインデックスは，評価データ・手法等の相違から同一対象に対しても機関によって評価のばらつきが大きいことが実証的に示されている（Chatterji et al., 2016, pp.1602-1607）。

従来の評価・格付機関による一般的なESG評価手法は，先述したように，①企業が公表した情報を基に評価する方法，②企業への調査票に対して任意に回答した内容を基に評価する情報が主流であったが，近年では，これに③AIを使ったESG評価が登場してきている。従来のESGインデックスでは同一企業の評価に対するばらつき，一貫性のなさが問題視される中にあって（藤田, 2018, 5頁），Arabesque（2013年設立）が2017年に公表したAIによるESG評価ツール（S-Ray）が注目される。S-Rayの最大の特徴として，各種情報源の中に多くのESG評価機関が提供するインデックスも統合されており，比較可能性が担保された統一尺度となり得る点が挙げられる[7)]。

PRI（2018）では，一本建ての信用格付にESG評価を織り込むモデルは難易度が高く，従来の格付けとは別にESGに特化した格付けを提案する意見も紹介されていたが，S&P Global Ratingsは2019年1月，企業の信用格付レポートにESG要因が信用格付に及ぼす影響度を投資家に分かり易く開示するため，ESG評価専用の表記（発行体格付）を盛り込むことを決定した。ESGの取り組みに限定した格付けのみならず，将来的にはESGを統合した信用格付も実現すれば，同様に市場メカニズムを作動させる比較可能な要因となり得よう[8)]。

SASB（2018）は財務的な重要性（マテリアリティ）に照準を合わせ，業種毎に関連性の強い

サステナビリティに関するリスクと機会の評価から，各企業の財政状態または経営成績に具体的な影響を及ぼしそうなトピックスを特定することにより，業種毎のESG要素に係る重要性の高い非財務要因の開示項目等を整理している。

SASBの基準がSECの制度開示に採用されるか否かは未知数であるものの，業種毎の開示クライテリア化という面ではSASBの取り組みは国際的にも一歩先行しており，グローバル標準化も展望しているのではないか（藤井, 2016）との見方もある。

ESG評価の比較可能性を高めることで投資家の利便性を高め，資本市場の市場規律を活用して企業サイドに負の外部性を制御する取り組みを促すに際し，今後に残された課題も少なくない。まずAIの利用に関しては，水口（2017b）（2018）でも指摘しているように，スコアリング・モデル（アルゴリズム）がブラックボックス化する中で，情報収集のアルゴリズムがバイアスを含み意図せざる偏向を生む懸念を現状では排除し切れないほか，高いスコアを得ようと近視眼的で形式的な企業行動を助長する場合には，短期的・機会主義的行動によって画一化が横行し[9]，本来的に望ましいESG活動の多様性を歪めてしまう懸念もある。

信用格付やSASB基準は勿論のこと，AIを活用したESG評価も企業活動への財務的重要性に焦点を合わせている。現下の資本市場におけるESG投資という枠組みの下で，財務報告の重要性（マテリアリティ）の考え方においては，人間に対して害を及ぼすリスクは，ビジネスにとってのリスクと機会を通して考慮されることになる。

ただ，人間の目線からはビジネスの論理を超えた人間にとっての重要性に別途の考慮が必要になる。人間にとっての重要性は，本来的にSDGsやGRIが目指すマルチステークホルダーへの考慮において達成されるべき事柄となるが，そうした分野においても従来のレポーティングに依存した情報収集や評価の限界を克服すべく，AIを活用した評価・分析フレームワークが構築できないであろうか。

ESG投資では，タイムスパンの差こそあれ，究極的には企業価値（株価）向上のためのESG評価が求められる。ESG情報が財務価値に関係せず，さらには運用パフォーマンスの劣後を招来する場合に，社会的価値の重要性のみに焦点を当てた倫理的・社会的投資判断が，（特定のSRIファンド等は別にして）一般的なファンドの受託者に法的に是認される状況には目下のところ至っていない。

現状のAI活用のESG評価は，資本市場における商業ベースでのサービス提供として発展してきているが，今後は社会的価値の実現にも一層循環し得るよう，より幅広いステークホルダーからの評価も交えた多面的な切り口による比較可能なESG指標に向け，政府やNGO等非営利組織によるAI活用の進展も期待される。

6　ESG評価の課題とAI

本節では，はじめに代表的なESG格付評価機関が採用しているESG評価の方法について概観する。その上でESG評価の課題をESG格付評価機関・投資家・企業の観点から整理する[10)]。最後に，AIによるESG評価の代表例を紹介し，その可能性とリスクに関して考察を行う。

ESG評価が持つ課題を関して整理する。まず，ESG格付評価機関の観点からは，ESG評価にかかるリソースが問題となる。企業のESG評価の大半はアナリストの手作業で行われているが，昨今企業においては統合報告書をはじめ，有価証券報告書，アニュアルレポート，サステナビリティレポート，ESGデータ集，Webサイト等，様々な媒体でESGに関する情報の開示を行っているため，これらの媒体を確認することに多くの時間を要する。また，世界中の企業が評価対象であるため，様々な言語に対応する必要があるが，すべての評価機関が十分な数の言語話者を確保できているわけではない。加えて，膨大で複雑なデータの分析過程においては，アナリストによる見落としやミス，バイアスが生じるため，評価を誰が担当するかによって評価結果に違いが生じることもあり得る。

次に投資家の観点からは，ESG格付評価機関ごとの評価結果のばらつきが指摘されている（Chatterji et al., 2016, pp.1602-1607）ことから，どの格付評価を参考にして投資判断を行うべきかが課題であると思われる。しかし，投資家へのアンケート・インタビュー結果によれば，意外にも評価結果のばらつきは問題ではないという意見が多かった（SustainAbility, 2020, p.14）。実のところ多くの投資家は，ESG評価をそのまま活用するということはなく，様々なESG格付機関が提供するデータや方法論をインハウスのアナリストが分析の一部に使用し，投資判断に役立てているということである。よって，評価結果のばらつきという問題は，専門知識を有さない個人投資家やその他ステークホルダー，そして評価される企業自体にとっての問題なのかもしれない。一方，多くの投資家が共通して挙げたESG評価の課題とは，データに不正確性や古さがみられることであった。また，方法論の質・透明性，ESGアナリストの質，カバレージ（評価されている企業数のことで，ユニバースとも呼ばれる）の大きさ，マテリアル（重要）な課題の網羅，リアルタイムのデータを組み込んだレポートの発行などを求める声もあった（SustainAbility, 2020, pp.13-15）。この点DJSIは，定性・定量・公開・非公開情報など，様々な要素について分野・目的に応じて柔軟に評価していることからバランスが良く，質が高いと評価された可能性が高い（SustainAbility, 2020, p.36）。また，DJSIは方法論について他の格付評価機関に比べてかなり細かく開示をおこなっているため，投資家が活用しやすいのではないだろうか。一方FTSEは，投資家からの評価が低くとどまっている。この理由については開示されていないが，方法論に関する情報が少ない点が一因ではないだろうか。また，公開情報のみによって評価を行うことにより，企業の実態をうまく反映できていないのではないかという投資家の懸念もあるかもしれない。なお，MSCIやSustainalyticsは比較的高評価を得ており，これはカバレージ

によるところが大きいとのことである（SustainAbility, 2020, p.14）。

最後に，評価される側の企業にとっては，各種ESG格付評価機関対策が大きな課題になっている。DJSIやV.E[11]（Moody's傘下）などから送られてくる膨大な質問に回答することだけでも一苦労であるが（加えて気候変動等の環境格付を提供するCDPへの回答等も存在する），FTSEなど公開情報ベースで評価している機関対策としても，どのような情報を公開すれば得点につながるのかということを検討する必要がある。また，上述のようにアナリストによる見落とし等が存在すると認められる場合には，ESG格付評価機関に連絡することもある（評価機関によっては一定の期間内であれば仮評価結果に対してフィードバックを送付することができる場合もある）。本来，企業のESGパフォーマンスの実態は，ESG評価によって自動的に反映されるのが理想であるが，実務においては，このように企業がESG評価対策を取らなければならない事態になっている。日本においては，依然としてCSR・ESG担当者の数が少ない現状で，彼らの時間がESG評価対策に奪われ，実質的にESG関連の施策推進に割くべき時間が犠牲になるようなことがあれば本末転倒である。また，対策にかけることのできるリソースが潤沢な会社ほど良い点数を取ることができるとなると，公平性の観点からも懸念が生じる。

続いて，S-Rayに代表されるようなAIによるESG評価が，既存のESG評価が抱える問題解決につながるかを述べる。まず，ESG格付評価機関の観点からは，資料の収集・関連するデータの抽出にかかる労力が大幅に削減される。また，トレンドの算出，マテリアリティの評価など膨大なデータを同時に分析し，様々な要素を総合考慮する必要がある作業を自動化できるメリットは大きい。また，分析・評価だけでなく，方法論の開発自体についてもAIに任せられる部分があると推察できるので，これにかかるリソースも節約できる（たとえば，Arabesque S-Rayでは静的・動的マテリアリティの評価をAIが行っているが，この作業が実質的に「産業ごとの重み付け」を行っていると考えられるので，既存のESG評価方法論のように，別途産業ごとの各ESGテーマ配点比率などを用意しておく必要はないと考えられる）。加えて，言語面においても，各国の言語を扱うことのできるアナリストを採用する必要はない。以上のようにAIの導入によりESG評価にかかるリソースを大幅に縮小することができると考えられ，これは同時に，評価対象企業のカバレージを広げることが比較的容易であることを意味する。

次に投資家の観点からは，データの正確性向上がメリットとなりうる。AIによるESG評価では，データのインプット部分において依然人の知識が関与しているにしても，処理の部分においては，アナリストが起こすような見落とし，ミス，およびバイアスが存在しない。この点については，アナリストによるバイアスを懸念事項として挙げていた投資家も，AIに期待を寄せているようである（SustainAbility, 2020, p. 39）。

最後に企業の観点からは，AIによるESG評価の方法論については不明である領域が多いため，評価改善に向けた対策が取りづらくなる（そもそも方法論自体も日々進化していると言える）。しかし，このことは別途AIによるESG評価対策に時間を割かなくてもよいことを意味する可能性

がある。仮にAIによるESG評価が，どの企業も試験攻略的な対策を講じないESG評価になり得るとしたら，対策にかけることのできるリソースに基づく不平等が改善されるのではないだろうか[12]。

なお注意点として，今後AIによるESG評価を発展させる場合にはAIのアルゴリズムやインプットデータの偏りから生じるバイアスの発生を抑えるためにも，AIによるESG評価自体にESGの観点からの管理手法を組み込むことが重要であると思われる。AIが用いられるすべての場面においてESGの要素は考慮されるべきであるが，AIによるESG評価という分野においては既にESG専門家によるAIの監督が行われており[13]，先駆的な試みができるのではないかと期待している。

7　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[14]

本研究の目的は，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。

本研究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。

本研究では，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。

本研究では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，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。

本研究では，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，社会情報を含めていない報告書
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，消費者課題などの社会情報を含めた報告書
③ 統合報告書（以下，IR・AR）：国際統合フ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

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。それらをもとに，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，本研究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1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1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1　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
ER	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

表1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。

このように，本研究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。

8　ダイバーシティ指標の開発に向けて

企業が競争力を維持し繁栄し続けるためには，優秀な人材を確保しその能力を最大限活用することが重要であり，また就職は就職活動を行う者にとって，その後の人生を左右する重要なイベントである。企業の採用活動も，就職活動を行う者の就職活動も，当事者にとって非常に重要な活動であると位置づけられる。ではその意思決定に活用できる情報は，どのように開示されているだろうかを検討する。

同時に，ESG評価のために必要な指標の一つに，従業員についての情報がある。大きく分けて，働く環境が整備されているかという「働きやすさ」（物理的項目）と，働くことのモチベーションに関わる「働き甲斐」（心理的項目）に分けることができる。どちらも企業において働く際に重要になる項目であり，就職をする際には重視される項目である。これらがどのように企業外部に開示され，企業の状況を適切に開示しているかについて，指標という形で測ることができないかを検討した。

将来求められる項目と見通し

働きやすさ指標の構築のためには，AIに学習させるためのモデルが必要である。インプット情報として働きやすさを示す項目は，有給休暇や育児・介護休暇などの取得しやすさなど休暇関係，総労働時間・残業時間ならびに柔軟な勤務体系など労働時間の関係，給与や諸手当等とその支払いにかかる公正な人事評価，ハラスメントへの対応など人権関係，教育訓練など人材育成に関する制度など，多くの項目が挙がる。関連する記述情報に加えて，これらの情報をインプット情報として考える。

一方，これらの情報のアウトプットとしては，上記指標（女性活躍指数，健康経営優良法人ホワイト500）など企業全体の評価，さらに企業個別の情報として従業員満足度，離職率などが考えられる。これらの情報をAIを使ってモデル化できれば，企業の労働状況に関する評価が可能となる。

労働に関する指標として，労働環境に関する「働きやすさ」に関連する項目だけではなく，モチベーションを高く持ち，能力を生かして自己実現をしていくために働く「働き甲斐」に関する項目も必要になると考えられる。先に紹介した「東洋経済CSR調査」では，従業員のインセンティブを高めるための諸制度に関する設問があり，そこで挙げられている項目は下記のとおりである。

- 資格・技能検定の取得奨励制度
- 社内公募制度
- ＦＡ制度
- 企業内ベンチャー制度

- 国内留学制度
- 海外留学制度
- 特別な成果に対する表彰・報奨制度
- キャリアアップ支援制度
- ストックオプション制度

上記のような制度があり，実際に有効に運用されているのであれば，働くことに対するモチベーションが高くなる可能性が高いと思われる。

情報開示について

就職活動をしている学生が主に情報を取得する媒体として，新聞社などが提供する就職情報サイトや会社四季報などのほか，転職サイトや企業に関する掲示板，SNSなどインターネットが主流である。これらの就職活動サイトにおいては，財務情報の他に労働情報なども書かれているが，CSRレポートに記載されているほどの情報量はない。またこれらの公的なサイトより，口コミサイトや個人のSNSのほうが信用できると考えている学生も多い。非公式な媒体にこそ，企業が隠したい情報も掲載され，企業の本当の姿が現れると考える人が多いからだ。これら非公式の媒体でやり取りされる情報を分析することで，就職活動をする学生が求める情報項目がわかるのではないかという意見もあった。しかしながら，口コミサイトの情報は匿名であり，当該企業の社員や企業の依頼を受けてアルバイトとして情報を書き込む可能性を排除できないため，分析結果もまた信頼性に欠けるため，今回は対象外とした。将来的には，これらインターネット上にある膨大な記述情報を含めた企業情報の分析を可能とする，AIを使った手法が研究されることを期待する。

就職活動をする学生が企業に求める情報を，信頼性が高く比較可能な形で開示するための指標が必要であることは，確実である。現状ではまだ企業が開示する情報から，どのような指標が構築できるかを模索することが第一であり。開示と評価の実務の積み重ねから，指標が収斂していくための分析をしていくことが求められる。

9　ESG情報のビジュアル分析

本研究の目的は，裁量的な開示であるESG情報のビジュアルとしての写真を対象に，そこに映し出されている企業の読者への意図は何かという洞察を提供するために，それら写真を探索的に分析することである。本研究では，先行研究では対象とされていないESG情報のすべての写真を研究対象とする。そのため，本研究では，AI（artificial intelligence）手法のひとつである写真に映し出されている画像を自動判定可能なAmazon Rekognitionを分析に使用する。Amazon

Rekognition を使用すると，数分間で数百万の写真や動画を分析することが可能で，先行研究の人の手による内容分析と比べ，大量の写真を短時間で処理することが可能となる。つまり，Amazon Rekognitionを採用することにより，ESG情報の写真の種類や使用枚数などを解析できるとともに，写真で示される人の表情判定も可能となる。このAI手法を適用することで，ESG情報における写真傾向を包括的に明らかにできる可能性がある。

本研究の対象とする企業は，ESG評価を継続的に，かつ，グローバルに行っているRobecoSAM（2019）の格付け2,700社のうち，ESG情報開示を行っている企業1,025社とした。それら企業のESG情報に含まれる写真のうち，顔認識112,643写真，物体とシーンの検出207,684写真を分析対象とし，これらにAmazon Rekognitionを用いて写真分析を行った。表2にAmazon Rekognitionの顔の属性検知（face detection）の記述統計量を示す。表2に示しているとおり，顔の属性検知では，男性よりも女性が最も多く，年代別では，中高年が多い。笑顔も37,213判定され，比較的，笑顔の写真が多い傾向が分かる。

表2　Amazon Rekognitionの
顔の属性検知（face detection）による写真分類とその判定数

変　数	n	合　計	平　均	標準偏差	中央値
Male	1025	65,104	63.516	94.807	29
Female	1025	47,879	46.711	66.485	23
Children	1025	6,305	6.151	11.571	2
Young	1025	47,650	46.488	69.873	19
Middleaged	1025	57,452	56.051	79.691	27
Elderly	1025	1,576	1.538	2.864	0
Smile	1025	37,213	36.305	50.350	18
Beard	1025	12,233	11.935	17.640	6

表3は，最も多く判定された順に，物体とシーン（Detecting Objects and Scenes）の写真数の結果を示している。なお，写真はAmazon Rekognitionで判定されたものをすべて含めているため，写真画像内の中にある「Text」や色の「Gray」なども判定結果として挙げている。最も多い判定数は人「Person」の138,598判定で，次に人の着る衣類「Clothing」は70,273，アウトドアを表す「Outdoors」の53,860，植物「Plant」の51,519，建物「Building」の41,570の判定結果となる。これら写真判定結果は，最も多い人「Person」を中心としてその背景情報であるアウトドアや建物が写真に掲載されている。

表3　Amazon Rekognitionによる物及びシーンの写真分類とその判定数

変　数	n	合　計	平　均	標準偏差	中央値
Person	1025	138,598	135.218	133.155	98
Text	1025	107,945	105.312	644.181	23
Texture	1025	97,916	95.528	776.281	1
Clothing	1025	70,273	68.559	150.541	41
Symbol	1025	60,388	58.915	298.751	18
Outdoors	1025	53,860	52.546	218.774	17
Plant	1025	51,519	50.262	268.715	13
Gray	1025	45,492	44.382	366.424	0
Building	1025	41,570	40.556	84.017	20
Food	1025	34,027	33.197	211.324	4
Human	1025	33,729	32.906	31.008	25
Apparel	1025	33,493	32.676	119.179	15
Electronics	1025	32,987	32.182	174.586	11
Nature	1025	28,341	27.650	138.139	8
Transportation	1025	24,811	24.206	57.684	10
White Board	1025	23,713	23.135	155.709	1
Accessories	1025	22,004	21.467	65.937	9
Green	1025	18,296	17.850	215.899	0
Word	1025	17,321	16.899	108.891	3
Home Decor	1025	17,157	16.739	129.350	1
Indoors	1025	16,026	15.635	21.564	8
Furniture	1025	15,688	15.305	44.356	7
Wood	1025	14,863	14.500	112.290	1
Face	1025	14,837	14.475	78.653	3
Advertisement	1025	14,367	14.017	20.516	6
Animal	1025	12,915	12.600	61.336	4

本節では，AIを採用することで写真の判定において客観的にかつ顔の表情や年齢，男女の違いなども含めて34種類，約20万写真，約100万判定を分析対象とすることが可能となった。

9　おわりに

SDGsの実現のためには，経済価値だけでなく，社会価値，環境価値を創出する企業を誰もが評価可能な市場の実現が期待される。そのために活用されるAIとは何か。そして，ESG情報やESG評価にAIを活用するために検討すべき論点を本スタディグループでは検討した。

本研究では，ESG情報をもとにAIモデルを構築し，ESG情報にAIモデルを適用した。これまでのESG情報研究では，その評価を人の判断で行っていたため，ESG情報の対象数が限定されていた。AIモデルを適用することにより，人ではなく機械により自動的にESG情報の判定が可能となった。ただし，本研究で対象としたESG情報はテキストや画像などのESG情報の一部になる。しかし，ESG情報はその多面的な側面をいかに多くの人に理解し，評価することが重要になる。本スタディグループが発足した当時よりもESG評価やAIへの期待は高まっている。これからのAIとESG評価研究では，ESG情報の限られた側面だけでない，多様な側面を誰でもアクセス可能な評価基盤の構築が望まれる。

注

1）どのような組織や会議などが存在しているのかについては，久木田（2017）にそのリストと概要が示されている。また，平野（2019）の第7章でも整理されている。

2）AIの研究開発に関する原則・指針及び日本の「AI開発ガイドライン案」については，成原（2017）によって解説されている。

3）「ステークホルダ」という用語は原文を踏襲したものである。

4）XAIという用語は論者によって定義が異なる。議論の便宜上，以下では原（2018）及び原（2019）にもとづいて，「XAIを機械学習モデルの出力に加えて，その出力を補助する追加の情報（モデルの解釈，判断根拠の説明，など）を出力する技術一般および研究分野全体を指す用語」と定義して使用している。

5）DARPAが主導しているXAIのプロジェクト，研究の概要については https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligenceにおいて公表されている。

6）本節は越智（2019b）を基礎とし，その後の動向も考慮して加筆・修正したものである。

7）アラベスク社日本代表へのインタビュー記事であるCSRコミュニケート（2017）によれば，創業者セリムは英バークレイズ銀行でESG投資戦略を立案するに際し，ESG調査機関の評価に一貫性がなく（ばらつきが大きく）利用を断念していたが，各機関が資金と労力を投入して下した評価結果には一定の価値を内包すると考えるに至り，AIを用いて異なる価値の最適な値を運用に役立てるべく2013年に独立し，2017年のS-Ray開発に至った由。

8）同様に市場メカニズムに働き掛ける取り組みとして，UNEP FIとGFN（Global Footprint Network）による国債の信用リスクに生態系リスクを反映させるプロジェクト（E-risk：Environmental Risk

Integration in Sovereign Credit Analysis）のほか，UNEP FIは，自然資本に配慮した企業への投融資に関し銀行の自己資本比率を有利にカウントするよう規制当局に提案するなどの動きもみられている。

9）なお，本稿で論じている比較可能性は，多様なものの中から共通項を抽出しようとする取り組みであり，会計・開示目的を考慮ないし重視せずに1つの会計処理・開示方法に一様に揃えてしまう画一性と厳密には区別される。一般に画一性という用語は，異なる経済的な実質に対しても形式主義に基づいて一律に画一的な会計処理を求めることを意味している一方，例えばSASBにおいて業種毎のESG要素に係る重要性の高い非財務要因の開示項目等を整理しているのは，業種内では同様のビジネスモデルを持ち同様の方法で資源を使用する傾向を基礎としており（SASB（2017）p.7），定量的価値評価が難しくとも重要性判断の業種別ガイダンスを通じて業種内で有用な（画一的ではない）横比較情報が得られるからである（越智, 2019a, 35頁）。

10）本節ではESGそれぞれの領域についてカバーしている，総合型のESG格付評価機関を対象に検討を行う。気候変動等環境項目に特化したCDPなど，個別のテーマに関するESG評価を提供する団体も存在する。

11）ESG格付評価機関のVigeo Eirisは2020年10月，V.Eへと社名変更した。

12）この点，企業側がAIを開発し，ESG格付評価機関のAIを攻略しようとするかもしれないという指摘が存在することは興味深い（水口, 2017）。

13）例えばArabesqueのボードは国連グローバル・コンパクトのExecutive DirectorであるGeorg Kellを会長とし，人権分野で著名なJohn Ruggie教授やWWF Internationalの前代表であるYolanda Kakabadseなど，ESG分野において知識と経験が豊富な人物により構成されている（Arabesque,2020a）。しかしAIによるESG評価開発の現場で，ESG専門家による監督がどの程度及んでいるのかは不明であり，今後の課題であると思われる。

14）本節は中尾他（2019）の内容の一部を加筆・修正したものである。

参考文献

Adadi, A. and Berrada, M.（2018）“Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI),” *IEEE Access*, Vol. 6, pp. 52138-52160.

Arabesque（2020a）“Arabesque S-ray Introduction”
https://arabesque.com/docs/sray/Introducing%20Arabesque%20S-Ray.pdf（アクセス　2021/6/21）

Chatterji, A., Durand, R., Levine, D. and Touboul, S.（2016）“Do Ratings of Firms Converge? : Implications for Managers, Investors and Strategy Researchers,” *Strategic Management Journal,* Vol,37, No.8, pp. 1597–1614.

DJSI (2020a) “CSA Companion 2020”
https://portal.csa.spglobal.com/survey/documents/CSA_Companion.pdf（アクセス　2021/6/21）

DJSI (2020b) “MSA Methodology Guidebook”
https://portal.csa.spglobal.com/survey/documents/MSA_Methodology_Guidebook.pdf（アクセス　2021/6/21）

DJSI（2020c）“Invited Companies”
https://www.spglobal.com/esg/csa/invited-companies（アクセス　2021/6/21）

FTSE Russell（2018）*ESG ratings, Methodology Enhancements, 2018-2019 Research Cycle*.

Global Reporting Initiative (GRI) (2016) Introducing the GRI Standards，GRI.

MSCI（2019a）“ESG ratings Methodology”

https://www.msci.com/documents/1296102/14524248/MSCI+ESG+Ratings+Methodology+-+Exec+Summary+2019.pdf（アクセス　2021/6/21）
MSCI (2020) “MCSI ESG Ratings”
https://www.investopedia.com/msci-esg-ratings-5111990（アクセス　2021/6/21）
SASB（2017）SASB Conceptual Framework.
SASB（2018）The 77 industry-specific standards.
SustainAbility（2020）“Rate the Raters 2020”
https://www.sustainability.com/thinking/rate-the-raters-2020/（アクセス　2021/6/21）
Sustainalytics（2018）“Overview of Sustainalytics” ESG Risk Ratings”
https://www.sustainalytics.com/esg-data（アクセス　2021/6/21）
Sustainalytics（2020）“ESG Risk Ratings”
https://www.sustainalytics.com/corporate-solutions/esg-risk-ratings（アクセス　2021/6/21）
S&P Global（2020）“How can AI help ESG investing?”
https://www.spglobal.com/en/research-insights/articles/how-can-ai-help-esg-investing（アクセス 2021/6/21）
PRI（2018）Shifting perceptions: ESG, credit risk and ratings- part 2: exploring the disconnects.
UNEP FI and Mercer（2007）Demystifying Responsible Investment Performance: A Review of Key Academic and Broker Research on ESG Factors.
越智信仁（2019a）「財務・非財務情報の弾力性と比較可能性を巡る考察」『経営分析研究』第35号, 27-40頁。
越智信仁（2019b）「比較可能なESG評価の可能性と課題」『インベスター・リレーションズ』第13号, 17-31頁。
久木田水生（2017）「人工知能の倫理：何が問題なのか」『AIネットワーク社会推進会議資料』。
國部克彦・大西　靖・東田　明・堀口真司（2009）「環境会計文献調査-20年の軌跡」『日本会計研究学会特別委員会　環境経営意思決定と会計システムに関する研究　中間報告書』, 205-250頁。
CSRコミュニケート（2017）「ESG情報 開示の最前線『S-Ray』」『こちらCSR革新室』12月19日。
東洋経済CSRオンライン「第16回CSR調査（2020）」のアンケート用紙
http://www.toyokeizai.net/csr/research/No16-2020.html#5（アクセス　2021/7/30）
中尾悠利子・石野亜耶・岡田斎（2019）「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」『企業と社会フォーラム学会誌』第8号, 57-72頁。
原　　聡（2018）「私のブックマーク機械学習における解釈性」『人工知能』第33巻, 第3号, 366-369頁。
原　　聡（2019）「私のブックマーク：説明可能AI」『人工知能』第34巻, 第4号, 577-582頁。
平野　晋（2019）『ロボット法　—AIとヒトの共生に向けて—[増補版]』弘文堂。
藤井良広（2016）「非財務情報開示の実効性—SASBのアプローチを踏まえ」サステナビリティ情報審査協会コラム第6回。
水口　剛・國部克彦・柴田武男・後藤敏彦(1998)『ソーシャル・インベストメントとは何かー投資と社会の新しい関係ー』日本経済評論社。
水口　剛（2017a）『ESG投資　—新しい資本主義のかたち—』日本経済新聞出版社。
水口　剛（2017b）「AIとESG評価」『水口教授のヨーロッパ通信』QUICK ESG研究所。
水口　剛（2018）「テクノロジー産業とESG投資—その光と影」『水口教授のヨーロッパ通信』QUICK ESG研究所。

付録

本スタディグループは第33回全国大会において最終報告書を提出した。その構成員および章立ての詳細は以下の通りである。研究代表者：中尾 悠利子（公立鳥取環境大学），研究分担者：岡田 斎（広島経済大学），越智 信仁（関東学院大学），國部 克彦（神戸大学大学院），梨岡 英理子（環境管理会計研究所）増子 和起（就実大学），牟禮 恵美子（青山学院大学大学院），研究協力者，石野 亜耶（広島経済大学），野口 豊嗣（神戸大学研究員），中久保 菜穂（有限責任監査法人トーマツ），夫馬 賢治（株式会社ニューラル）

第1章　ESG評価とAIの可能性（担当：國部　克彦）
1. はじめに
2. ESG評価とは何か
3. AIとは何か
4. ESG評価にAI を適用すること
5. 社会性評価と財務統合型評価の関係：むすびにかえて

第2章　AIの利用とアカウンタビリティ（担当：増子　和起）
1. はじめに
2. AIの利用とそれに対する懸念
3. AIを説明可能にすること
4. AIの利用とアカウンタビリティ：むすびにかえて

第3章　２つのサステナビリティと環境会計（担当：牟禮　恵美子）
1. はじめに
2. 環境会計の目的と機能
3. 環境のサステナビリティ
    - 3.1. サステナビリティとは
    - 3.2. 強いサステナビリティ実現のためのツール
    - 3.3. 環境会計の内容
4. 企業のサステナビリティ
    - 4.1. 企業のサステナビリティの内容
    - 4.2. 環境会計の内容
5. 現行のフレームワークの分析
    - 5.1. 環境サステナビリティの評価：GRIスタンダード
    - 5.2. 企業のサステナビリティの評価：SASB「サステナビリティ会計基準」
6. 考察

第4章　ESG評価の多様性と比較可能性（担当：越智　信仁）
1. はじめに
2. ESG評価の現状と分析視角
    - 2.1. ESG評価・格付機関の動向
    - 2.2. 比較可能性による市場規律の向上
3. 比較可能なESG評価の可能性
    - 3.1. AIによる統一指標の可能性
    - 3.2. 信用格付への統合の可能性
    - 3.3. SASB基準の活用可能性
4. 今後の課題を巡る考察
    - 4.1. 短期化・画一化・情報偏向の懸念
    - 4.2. 人間にとってのESG再考
5. おわりに

第5章　ESG評価の課題とAI（担当：中久保　菜穂）
1. はじめに
2. ESG評価の概要
2.1. ESG評価とインデックスへの選出
2.2. ESG評価の方法論
2.3. ESG評価の抱える課題ーESG 格付評価機関・投資家・企業の観点から
3. AIとESG評価
3.1. AIを活用したESG評価
3.2. AIを活用したESG評価の可能性
3.3. AIを活用したESG評価のリスク
4. おわりに
第6章　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（担当：中尾　悠利子・石野　亜耶・岡田　斎）
1. はじめに
2. サステナビリティ情報におけるテキスト研究
2.1. サステナビリティ情報のテキストマイニング研究
2.2. サステナビリティ情報の解釈的テキスト分析
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
3. 方法
3.1. 教師データの作成
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
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
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
4.2.1. 開示媒体の文章数の変化
4.2.2. 開示媒体別の環境・社会文章数
5. 結論
第7章　ダイバーシティ指標の開発に向けて（担当：梨岡　英理子）
1. はじめに
2. 就職活動をする際に重視される項目
2.1. 求職者が求める情報
2.2. 企業に開示が要求される項目
2.2.1. GRIスタンダード
2.2.2. 東洋経済 第16回CSR調査（2020年）調査項目
2.2.3. 有価証券報告書
3. 働きやすさ指標について
3.1. 考えられる項目
3.2. 指数の事例「MSCI日本株女性活躍指数（WIN）」
3.3. 健康経営優良法人認定制度
3.4. 将来求められる項目と見通し
4. 働き甲斐指標について
4.1. 働き甲斐とは
4.1.1. オムロンTOGA
4.1.2. 丸井グループ公認プロジェクト活動
4.2. 情報開示について

5. おわりに

第8章　ESG情報のビジュアル分析（担当：中尾　悠利子・石野　亜耶・岡田　斎・國部　克彦）

1. はじめに
2. ESG情報とビジュアル研究
3. リサーチデザイン
    3.1. 機械学習による写真画像の判定
    3.2. 変数
4. 分析結果
5. 結論

中尾　悠利子（公立鳥取環境大学経営学部）

石野　亜耶（広島経済大学メディアビジネス学部）

岡田　斎（広島経済大学経営学部）

越智　信仁（関東学院大学経営学部）

國部　克彦（神戸大学大学院経営学研究科）

中久保　菜穂（有限責任監査法人トーマツ）

梨岡　英理子（環境管理会計研究所）

増子　和起（就実大学経営学部）

牟禮　恵美子（青山学院大学大学院会計プロフェッション研究科）