

Graduate School of
Business Administration

KOBE
UNIVERSITY



ROKKO KOBE JAPAN

2026-07

ESG/サステナビリティ質問票対応における
AI支援ツール活用に関する調査結果

中尾 悠利子 中園 宏幸 石野 亜耶

Discussion Paper Series

ESG/サステナビリティ質問票対応における AI 支援ツール活用に関する調査結果

中尾悠利子（関西大学／神戸大学大学院経営学研究科 研究員）・中園宏幸（関西大学）・
石野亜耶（広島経済大学／神戸大学大学院経営学研究科特命准教授）

要旨

本稿は、ESG/サステナビリティ関連の質問票対応業務における AI 支援ツールの利用実態と効果認識についての集計結果を整理したものである。提出回答は 63 件であり、そのうち ESG/サステナビリティ質問票への対応経験がある回答は 50 件、AI 支援ツールを利用した回答は 30 件であった。本稿では、この AI 利用者 30 件を主分析対象とした。

記述統計の結果、AI 支援の主な用途は、翻訳 83.3%、設問の要点整理 63.3%、回答案の提案 60.0%であった。効果認識に関する合成指標の平均値は、学習・能力変化 3.55/5、社内議論の変化 2.13/3、総合貢献度 3.70/5 であった。これらの結果から、本サンプルでは、AI 支援ツールが翻訳、設問理解、回答案作成などの個人作業を中心に利用され、効率面および品質面で一定の貢献が認識されていることがうかがえる。

さらに、AI 利用のあり方と効果認識との関係を補足的に把握するため、相関分析および群間差の確認を行った。その結果、本サンプルでは、AI 利用頻度が高い回答者ほど学習平均が高く、AI 支援の種類が多い回答者ほど貢献平均が高い傾向がみられた。また、AI 利用を踏まえて実際の業務行動に移した回答者では、学習・議論・貢献の各指標が相対的に高かった。代表案件別では、外部評価機関向け質問票を主案件とする群で、貢献平均がやや高い傾向がみられた。

ただし、本分析は AI 利用者 30 件を対象とする小標本の探索的検討であり、因果関係を立証するものではない。したがって、本稿の結果は、AI 活用がどのような業務場面で学習や業務貢献と結びつきやすいかを検討するための基礎的位置づけとして解釈することに留意したい。

キーワード：ESG/サステナビリティ質問票、サステナビリティ情報、生成 AI、業務支援、探索的分析

はじめに

ESG/サステナビリティ情報は、任意のサステナビリティ報告だけでなく、制度開示、投資家説明、取引先からの要請への回答にも用いられるようになってきている。欧州では、企業サステナビリティ報告指令（Corporate Sustainability Reporting Directive：CSRD）の第 1 波対象企業が、2024 事業年度から欧州サステナビリティ報告基準（European Sustainability Reporting Standards：ESRS）に基づく開示を開始した。これを受けて、2025 年には対象企業の報告書公表が始まった。日本においても、サステナビリティ基準委員会（Sustainability Standards Board of Japan：SSBJ）が 2025 年 3 月に、日本企業への適用を想定したサステナビリティ開示基準を公表し、国際サステナビリティ基準審議会（International Sustainability Standards Board：ISSB）基準との整合性および国際的比較可能性を意識した制度化の準備が進んでいる（European Commission, n.d.; SSBJ, 2025）。

こうした動きは、法定開示への対応だけでなく、企業が受け取る ESG/サステナビリティ質問票への対応にも関係している。CDP の 2026 年開示サイクルでは、540 を超える金融機関が、110 兆米ドル超の資産を背景に、43,000 以上の組織に開示を要請している（CDP, 2026）。さらに、2025 年には 22,000 社を超える企業が CDP を通じて開示を行った。CDP の企業質問票は、ISSB、ESRS、自然関連財務情報開示

タスクフォース（TNFD）等との整合性を高めており、2026年にはTNFD、GRI（Global Reporting Initiative）、SBTN（Science Based Targets Network）、GHGプロトコル等との整合性をさらに強化する方針が示されている（CDP, 2026）。そのため、質問票対応は任意の事務作業ではなく、制度開示で使う情報と矛盾しない根拠や説明を整える業務になっている。

質問票対応では、回答文を書く前に多くの確認作業が必要である。担当者は、社内に分散する非財務データを集め、過年度回答や社内方針との整合性を点検し、必要に応じて説明を補う。ESG/サステナビリティ情報の実務では、任意開示だけでなく、保証対応を見据えた根拠資料の保存、社内照合、リスク情報の整理も求められるようになってきている。その結果、担当部門は、部門間調整、証跡管理、保証対応に多くの時間を割く必要が生じている（Fantini et al., 2026; KPMG, 2026）。KPMG（2026）が整理しているように、分散したデータの収集・管理はサステナビリティ報告上の主要な課題であり、AIによる支援や自動化は、手作業や反復的な作業を減らす手段として注目されている（Fantini et al., 2026; de Villiers et al., 2024）¹[1]。

ESG/サステナビリティ質問票対応にAIを用いる場合、効率化だけでなく、管理上の課題も見落とせない。AIは、回答案の作成、関連資料の探索・照合、過年度回答との比較などを支援できる。他方で、AIが作成した回答案は、根拠資料との整合性、社内方針との一貫性、設問意図との適合性を精査しなければならない。Ruscheimer and Hondrich（2024）およびCarlin（2026）が指摘するように、人間がAIの提案を過度に信頼すると、検証が形式化し、誤りを見逃すおそれがある。EUのAI法（Artificial Intelligence Act）第14条は、ハイリスクAIシステムについて人間による効果的な監督を求めており、この考え方は、AI支援ツールを業務に組み込む際の社内ルールを考えるうえでも参考になる（European Parliament & Council of the European Union, 2024）。加えて、人間による承認が形式的なものにとどまり、実質的な検証を伴わない場合、問題の原因がAIシステムの設計や組織的運用にあるとしても、最終承認者に責任が集中して帰着するおそれがある。この問題は、Elish（2019）が「責任のしわ寄せ（moral crumple zone）」として論じた、複雑な自動化システムにおける責任帰属の問題と近い。AIの利用は、ESG/サステナビリティ情報における新たなリスク要因としても指摘されており、ガバナンス上の対応が論じられている（Primec et al., 2026）。

他方で、質問票対応におけるAI支援には、効率化以外の意味もある。実務担当者は、AIの回答案をそのまま使うのではなく、設問の意味、用語の定義、過年度回答との違い、根拠資料の妥当性を確認する。この確認作業を繰り返すことで、担当者の理解が深まることが考えられる。AI支援は、短期的には作業負担を軽減する手段であるが、中長期的には担当者の学習や能力変化に関わる実務として捉えることもできる。

¹ 本研究に関連する既存サービスは、①ESGデータ管理・報告基盤、②質問票・開示書類作成支援、③排出量算定やサプライチェーンデータ管理を中心とする隣接サービスに分けられる。海外のESGデータ管理・報告基盤には、Microsoft Sustainability Manager、Salesforce Net Zero CloudおよびAgentforce、IBM Envizi、Workivaなどがある。これらは、環境・ESGデータの収集、報告、監査対応、基準対応、ドラフト作成を支援するサービスである（Microsoft, 2026; Salesforce, n.d.; IBM, n.d.; Workiva, n.d.）。国内では、ASUENE DISCLOSURE、Zeroboard ESG、boost Sustainability、Answer Ease by SmartESG、estomaなどが、質問票対応や開示書類作成に近い機能を提供している。たとえば、公開情報や過去回答をもとに回答案を作成する機能、サプライヤーデータを収集する機能、AIによって開示ドラフトや質問票回答を作成する機能が示されている（アスエネ株式会社, 2026; 株式会社ゼロボード, 2024; boost technologies株式会社, 2026; シェルバ・アンド・カンパニー株式会社, 2024, 2025; 株式会社estoma, 2025）。また、富士通Japan株式会社のEco Track、e-dash、株式会社NTTデータのC-Turtle、株式会社SustechのCARBONIXなどは、Scope 1・2・3排出量、サプライチェーン排出量、ESGデータの収集・開示対応を支援するサービスである。これらは、CDPや取引先質問票で求められる排出量データ、サプライヤー情報、削減施策の根拠を整えるうえで、質問票回答を支える役割を持つ（富士通Japan株式会社, 2023; e-dash株式会社, 2022; 株式会社NTTデータ, 2023; 株式会社Sustech, 2023）。

そこで本稿では、制度開示の進展と AI 活用の拡大を背景として、ESG/サステナビリティ質問票対応における AI 支援ツールの利用実態を、企業担当者向けアンケート調査に基づいて整理することを目的とする。具体的には、以下の3点を研究課題として設定する。第1に、AI 支援ツールの利用が実務上いかなる貢献として認識されているのか。第2に、その利用が実務担当者の学習・能力変化および社内議論の活性化にどのような影響をもたらすと考えられているのか。第3に、そこにどのような管理上の課題が残されているのか、の3点である。なお、本稿はディスカッション・ペーパーであり、まず質問票調査の結果に基づいて実態を整理して提示する。インタビュー調査による質的検証は別稿に委ね、AI 支援ツール利用の効果および実務的論点のさらなる考察は稿を改めて検討することとしたい。

1. 分析方法

本調査では、ESG 情報開示研究会（会員数 119 社・13 団体、2025 年 11 月 30 日時点）および国連グローバル・コンパクト・ネットワーク・ジャパン（GCNJ）（会員数 674 企業・団体、2026 年 4 月時点）、ならびに研究者等のネットワークを通じて、調査対象に該当する者に協力を依頼し、回答を得た。調査期間は 2026 年 3 月 9 日から 3 月 31 日である。

提出回答は 63 件であり、そのうち ESG/サステナビリティ質問票への対応経験がある回答は 50 件、AI 支援ツールを利用した回答は 30 件であった。本調査は回答数 30 件の小標本であり、主要変数の多くが順序尺度（5 段階尺度、3 カテゴリ、頻度区分）によって構成される。したがって、分布の正規性や線形性を前提としないノンパラメトリック手法を基本とし、以下の 4 種の手法を用いた。

(1) 記述統計。回答者属性、AI 利用実態、および効果認識の水準と分布を把握するため、件数、構成比、平均値、標本標準偏差を算出した。AI 支援の利用内容、修正理由、行動内容といった複数回答項目については、各選択肢の該当件数・構成比に加え、回答者 1 人あたりの平均選択数を算出した。これは、支援用途が単一であるか、複数機能の組み合わせであるかを定量的に示す指標として位置づけられる。

(2) クロンバックの α （内部一貫性係数）。学習・能力変化（7 項目）、社内議論の変化（3 項目）、総合貢献度（3 項目）の 3 尺度について、構成項目を単純平均して合成指標を作成するに先立ち、各尺度が同一概念を一貫して測定しているかを確認するために算出した。 α は、複数項目の回答がどの程度一致しているかを 0 から 1 の値で示す指標であり、1 に近いほど尺度としてのまとまりが強いと解釈される。構成項目は 3.1 節に示す。

(3) スピアマンの順位相関係数。AI 利用頻度、支援種類数、修正理由数、行動有無といった AI 利用側の変数と、学習平均、議論変化平均および貢献平均との関連を検討するために用いた。本係数は、観測値そのものではなく順位の並び方の一致度を評価する相関指標であり、外れ値の影響を受けにくく、かつ線形関係の仮定を必要としない。そのため、順序尺度が主な本調査データに適合する。

(4) クラスカル・ウォリス検定。代表案件（3 群）および回答者の立場（3 群）を要因とし、合成指標の水準に群間差が存在するかを検討した。本検定は、平均値そのものではなく群ごとの順位分布の偏りを比較するノンパラメトリック手法であり、各群の標本規模が小さく正規性を仮定しにくい本調査に適する。

なお、本節で用いる推測統計は、因果関係の検証ではなく、変数間の関連の方向と強さを把握するための探索的確認として位置づけられる。

2. 記述統計

2.1 組織属性

AI利用者 30 件の組織属性をみると、大企業の比率が高く、専任部署を置く体制が主であった。立場については、実務担当、取りまとめ、最終承認の各層から回答が得られており、本サンプル内では特定の役割に大きく偏っていない。

表1 AI利用者の組織属性 (n=30)

項目	カテゴリ	件数	構成比
立場	最終提出・承認	9	30.0%
	取りまとめ	10	33.3%
	実務担当	11	36.7%
企業規模	300 人以下	1	3.3%
	301~1,000 人	3	10.0%
	1,001~5,000 人	8	26.7%
	5,001 人以上	18	60.0%
推進体制	専任部署があり、経営戦略と統合した活動を行っている	19	63.3%
	専任部署があるが、情報開示対応が主な業務である	9	30.0%
	他部署との兼務で担当している	2	6.7%
経験年数	2 年未満	7	23.3%
	2~5 年	10	33.3%
	6 年以上	13	43.3%

注) 立場の構成比は、「実務担当」36.7%、「取りまとめ」33.3%、「最終提出・承認」30.0%であり、比較的均衡している。

2.2 AI利用の文脈と利用形態

利用場面としては、回答者が AI 支援ツールを主に利用した質問票の種類（以下、代表案件）では外部評価機関向け質問票が最も多く、主利用ツールは法人向け汎用 AI が中心であった。AI 利用頻度は「週に数回」以上が 73.3%を占めており、本サンプルでは AI 支援ツールが日常業務に一定程度組み込まれていることがうかがえる。

表2 AI利用の文脈と主利用ツール (n=30)

項目	カテゴリ	件数	構成比
AI 利用期間	6 か月未満	7	23.3%
	6 か月~1 年	12	40.0%
	1 年以上	11	36.7%
AI 利用頻度	月に数回以下	4	13.3%
	週に 1 回程度	4	13.3%

項目	カテゴリ	件数	構成比
	週に数回	14	46.7%
	ほぼ毎日	8	26.7%
代表案件	外部評価機関	21	70.0%
	取引先調査	7	23.3%
	その他	2	6.7%
主利用ツール	専用 ESG SaaS	4	13.3%
	法人向け汎用 AI	25	83.3%
	個人向け汎用 AI	1	3.3%

注) 「外部評価機関」は「外部 ESG/サステナビリティ関連評価機関の質問票」を指す。「専用 ESG SaaS」は、ESG/サステナビリティ質問票対応に特化したクラウド型の専用サービスである。

2.3 AI 支援の内容と修正の実態

AI 支援の内容では、翻訳（83.3%）が最も多く、これに設問の要点整理（63.3%）、回答案の提案（60.0%）が続いた。1人あたりの平均選択数は 3.03 種類であり、単一用途に限らず、複数の機能を組み合わせて利用する回答がみられた。

表 3 AI 支援の利用内容（複数回答、n=30）

利用内容	件数	構成比
回答案（文章）の提案	18	60.0%
設問の要点整理／要求事項の整理（ガイダンス）	19	63.3%
翻訳（設問または回答）	25	83.3%
社内資料・過去回答等の要約／検索の支援	14	46.7%
表現の調整（書き方・トーン等）	14	46.7%
その他	1	3.3%

注) 1人あたりの平均選択数は 3.03 である。

表 4 修正割合・修正負担・修正理由の分布

項目	カテゴリ	件数	構成比
修正割合	一部修正（10～30%程度）	9	30.0%
	中程度の修正（30～50%程度）	18	60.0%
	半分以上を修正（50%以上）	2	6.7%
	ほぼ全面的に修正した	1	3.3%
修正負担	やや少なかった	2	6.7%
	ちょうどよかった（確認や理解の助けになった）	19	63.3%

項目	カテゴリ	件数	構成比
	やや多かった	9	30.0%
修正理由	対象年度の誤り	1	3.3%
	集計範囲（連結／単体／拠点等）の誤り	4	13.3%
	数値や根拠（裏付け資料）の不整合	10	33.3%
	設問意図・要求事項の読み違い	11	36.7%
	自社固有の定義・ルールとの不整合	13	43.3%
	表現（書き方）が適切でない（言い過ぎ／足りない等）	22	73.3%
	翻訳のニュアンスが適切でない	10	33.3%
	その他	0	0.0%

注) 修正理由は複数回答である。修正割合は「30～50%程度」が60.0%と最も多く、理由では「表現が適切でない」が最多であった。

3. 効果認識

3.1 合成指標の平均値と内部一貫性

効果認識を3つの合成指標で整理すると、学習・能力変化の平均は3.55、社内議論の変化の平均は2.13、総合貢献度の平均は3.70であった。学習と貢献は5段階尺度の midpoint を上回った一方、社内議論の変化は「変化なし」を中心とする分布であった。

なお、各合成指標は、以下の項目を回答者ごとに単純平均して作成した。

- ・学習・能力変化：設問の要求事項を読み取る力、年度・範囲・定義を最初に確認する習慣、回答の整合性に気づく力、AIの提案を鵜呑みにせず検証する姿勢、根拠を選び説明する力、他部署への依頼・説明を具体的に言う力、次回以降の対応への手応え（自信）
- ・社内議論の変化：改善議論（「なぜこの数値か」「どう改善するか」）、データに基づいた議論、他部署を巻き込んだ議論
- ・総合貢献度：品質貢献（正確さ・根拠の妥当性・表現の適切さ）、効率貢献（時間・工数の削減）、連携貢献（情報共有・議論の活性化）

表5 合成指標の平均値と内部一貫性 (n=30)

尺度	項目数	平均	標準偏差	クロンバックの α
学習・能力変化	7	3.55	0.60	0.797
社内議論の変化	3	2.13	0.33	0.579
総合貢献度	3	3.70	0.56	0.502

注) クロンバックの α は内部一貫性を示す指標である。学習・能力変化の α は0.797で概ね適切であった。社内議論の変化および総合貢献度の α は0.579、0.502と高くないため、探索的指標として解釈する。

3.2 項目別の結果

学習項目では、「AIの提案を鵜呑みにせず検証する姿勢」が最も高く、次いで「設問の要求事項を正確に読み取る力」と「根拠を選び説明する力」が高かった。これに対し、「他部署への依頼・説明を具体的に行う力」は相対的に低い値にとどまった。この結果は、AI支援がまず個人作業における理解・確認を補助するものとして認識されており、部署横断的な行動変化には直ちに結びついていない可能性を示している。

表6 学習・能力変化の項目別結果

項目	平均	肯定比率（トップ2）
設問の要求事項を正確に読み取る力	3.67	63.3%
年度・範囲・定義を最初に確認する習慣	3.33	40.0%
回答の整合性に気づく力	3.40	40.0%
AIの提案を鵜呑みにせず検証する姿勢	4.03	66.7%
根拠を選び説明する力	3.67	60.0%
他部署への依頼・説明を具体的に行う力	3.17	33.3%
次回以降の対応への手応え（自信）	3.57	56.7%

注) 肯定比率（トップ2）は、5段階尺度で「やや当てはまる」または「よく当てはまる」を選択した比率である。

表7 社内議論の変化および総合貢献度の項目別結果

尺度	項目	平均	増加・肯定比率
社内議論の変化	改善議論	2.07	10.0%
社内議論の変化	データ議論	2.23	26.7%
社内議論の変化	他部署議論	2.10	16.7%
総合貢献度	品質貢献	3.77	83.3%
総合貢献度	効率貢献	4.17	93.3%
総合貢献度	連携貢献	3.17	40.0%

注) 社内議論の変化では「増加」を選んだ比率を、総合貢献度では5段階尺度のトップ2比率を示している。効率貢献の平均は4.17で、3項目のなかで最も高かった。

4. 補足的な探索的分析

前節までの分析では、AI支援ツールの利用実態と効果認識の水準を記述統計によって確認した。これに続いて本節では、利用頻度、支援種類数、修正理由数、実際の行動有無、代表案件および立場と、学習・議論・貢献の各指標との関連を補足的に検討する。

4.1 相関分析

相関分析では、AI利用の頻度や用途数、実際の行動有無と、学習・議論・貢献の各指標との関係を確認した。ここで、AI支援種類数は表3の複数回答項目において各回答者が選択したAI支援内容の数

を、修正理由数は表4の修正理由項目における選択数を指す。行動有無は、Q13「気づきをもとに行動を起こしたか」に対する回答を二値化した変数である。なお、Q14で「特に行動は起こしていない」を選択した3件は、Q13では「はい」と回答しているため、相関分析における行動有無はQ13回答に基づいて二値化し、Q14は行動内容の補足情報として扱った。スピアマン順位相関の結果、AI利用頻度と学習平均の間には正の相関がみられた。また、AI支援種類数と貢献平均の間にも正の相関がみられた。これらは、AIを高頻度または多用途に利用している回答者ほど、学習や業務貢献を高く評価する傾向を示すものである。さらに、AI利用を踏まえて実際の業務行動に移した回答者は、学習・議論・貢献の各指標で相対的に高い値を示した。一方、修正理由数が多い回答者では、議論変化平均が低い傾向がみられた。

表8 スピアマンの順位相関

組み合わせ	ρ	p 値	記号
AI利用頻度と学習平均	0.376	.040	*
AI支援種類数と貢献平均	0.535	.002	**
修正理由数と議論変化平均	-0.510	.004	**
Q13行動有無と学習平均	0.368	.045	*
Q13行動有無と議論変化平均	0.422	.020	*
Q13行動有無と貢献平均	0.479	.007	**

注) **は $p < .01$ 、*は $p < .05$ を示す。スピアマン順位相関は、順位の並び方の一致の程度をみる指標である。

4.2 群間差の検定と群別記述統計

群間差の確認では、代表案件および回答者の立場によって、学習・議論・貢献の各指標に違いがあるかを検討した。クラスカル・ウォリス検定の結果、代表案件別の貢献平均では $p = .052$ となり、通常の5%水準では有意ではなかったものの、群間差の可能性を示す結果であった。一方、立場別では、学習平均、議論変化平均、貢献平均のいずれについても群間差は確認されなかった。

表9 クラスカル・ウォリス検定による群間差

群	指標	H	p 値
代表案件	学習平均	4.455	.108
代表案件	議論変化平均	2.830	.243
代表案件	貢献平均	5.896	.052
立場	学習平均	3.055	.217
立場	議論変化平均	0.010	.995
立場	貢献平均	1.384	.501

注) 代表案件別の貢献平均については $p = .052$ であり、通常の5%水準には達していない。したがって、この結果は確定的な群間差ではなく、探索的に確認された傾向として扱う必要がある。クラスカル・ウォリス検定は、3群以上の順位分布の違いを確認する手法である。

表 10 代表案件別の記述統計

カテゴリ	n	学習	議論	貢献	行動あり
外部評価機関	21	3.71	2.17	3.86	66.7%
取引先調査	7	3.31	2.05	3.48	42.9%
その他	2	2.71	2.00	2.83	50.0%

注) 各指標列は平均値を示す。外部評価機関向け質問票を主案件とする群では、学習平均 3.71、貢献平均 3.86 であり、本サンプル内では相対的に高い値を示した。ただし、「その他」は n=2 と少数であるため、群間比較の解釈には留意が必要である。

表 11 主利用ツール別の記述統計

カテゴリ	n	学習	議論	貢献	行動あり
専用 ESG SaaS	4	3.14	1.75	3.58	50.0%
法人向け汎用 AI	25	3.63	2.20	3.71	60.0%
個人向け汎用 AI	1	3.14	2.00	4.00	100.0%

注) 各指標列は平均値を示す。法人向け汎用 AI の利用者が 25 件と大半を占めるため、ツール間の比較は参考値として扱う必要がある。

表 12 立場別の記述統計

カテゴリ	n	学習	議論	貢献	行動あり
最終提出・承認	9	3.40	2.15	3.56	44.4%
取りまとめ	10	3.43	2.13	3.63	50.0%
実務担当	11	3.78	2.12	3.88	81.8%

注) 各指標列は平均値を示す。実務担当は、学習平均 3.78、貢献平均 3.88、行動あり比率 81.8% であり、3 群のなかでは相対的に高い値を示した。

5. 自由回答

自由回答は 7 件記述された。具体的には、最終確認は人が担うべきだという認識、プロンプトの具体性が出力品質を左右するという認識、AI が新たな視点の獲得や要求の把握に役立つという認識が記されていた。

表 13 自由回答に基づく主要テーマ (n=7)

テーマ	件数
最終確認必須／依存回避	3
翻訳有用	1
要約・回答案の限界	2
プロンプト／入力具体性重要	3
ハルシネーション懸念	1

テーマ	件数
新視点・要求把握	3
外部情報収集	1
共通の過去回答や回答修正のためのナレッジとして活用	1
効率化	1

注) 1件の自由回答に複数のテーマを付与しているため、件数の合計は自由回答数7件を上回る。

以上の結果は、AI支援ツールがESG/サステナビリティ質問票対応において、翻訳、設問理解、回答案作成といった個人作業を中心に活用されていることを示している。他方で、社内議論や部門間連携への波及は限定的であり、AI出力の検証、根拠資料との照合、承認体制の明確化が今後の実務上の課題である。

付録. 記述統計の詳細

本付録は、本文の記述統計に含まれていない補足情報として、Q13・Q14の行動に関する集計、および学習・議論・貢献の各項目の詳細な回答分布を示している。対象はAI利用者30件であり、Q14の回答率はQ13で「はい」と回答した18件を分母として算出している。

付表1 気づきに基づく行動の詳細

Q13. 気づきをもとに行動を起こしたか				
選択肢	度数 (n)	割合 (%)	有効回答数	欠損数
はい	18	60.0	30	0
いいえ	12	40.0		
合計	30	100.0		
Q14. 起こした行動の内容 (複数回答、Q13「はい」 n=18)				
選択肢	回答数	回答率 (%)		
関連部署と協議・調整を行った	9	50.0		
経営層や上司に課題を報告した	7	38.9		
データ収集プロセスを見直した	5	27.8		
データ定義・算定方法を社内で明文化した	3	16.7		
特に行動は起こしていない	3	16.7		

注) Q14は複数回答である。Q14の回答率は、Q13で「はい」と回答した18件を分母として算出している。なお、「特に行動は起こしていない」を選択した3件はQ13との整合性に留意が必要であり、行動内容の解釈では矛盾回答として扱う。

付表2 学習変化7項目の詳細分布 (n=30)

項目	1	2	3	4	5	M	SD	Mdn	n
設問の要求事項を正確に読み取る力	0	3	8	15	4	3.67	0.84	4	30
年度・範囲・定義を最初に確認する習慣	0	4	14	10	2	3.33	0.80	3	30

項目	1	2	3	4	5	M	SD	Mdn	n
回答の整合性に気づく力	0	3	15	9	3	3.40	0.81	3	30
AIの提案を鵜呑みにせず検証する姿勢	1	0	9	7	13	4.03	1.03	4	30
根拠を選び説明する力	1	1	10	13	5	3.67	0.92	4	30
他部署への依頼・説明を具体的に行う力	1	6	13	7	3	3.17	0.99	3	30
次回以降の対応への手応え（自信）	1	1	11	14	3	3.57	0.86	4	30

注) 1=全く当てはまらない、2=あまり当てはまらない、3=どちらともいえない、4=やや当てはまる、5=よく当てはまる。Mは平均、SDは標本標準偏差、Mdnは中央値を示す。

付表3 議論の変化の詳細分布 (n=30)

項目	1	2	3	M	SD	n
「なぜこの数値か」「どう改善するか」という議論	1	26	3	2.07	0.37	30
データに基づいた議論	1	21	8	2.23	0.50	30
他部署を巻き込んだ議論	2	23	5	2.10	0.48	30

注) 1=やや減少した、2=変化なし、3=やや増加した。Mは平均、SDは標本標準偏差を示す。

付表4 AI支援の貢献度の詳細分布 (n=30)

項目	1	2	3	4	5	M	SD	Mdn	n
【品質】正確さ・根拠の妥当性・表現の適切さ	1	2	2	23	2	3.77	0.82	4	30
【効率】回答作成にかかる時間・工数の削減	0	1	1	20	8	4.17	0.65	4	30
【連携】他部署・上長との情報共有・議論の活性化	2	3	13	12	0	3.17	0.87	3	30

注) 1=貢献していない、2=あまり貢献していない、3=どちらともいえない、4=ある程度貢献している、5=大いに貢献している。Mは平均、SDは標本標準偏差、Mdnは中央値を示す。

参考資料

CDP. (2026). *Disclosure 2026*. <https://www.cdp.net/en/disclosure-2026> (accessed May 4, 2026)

Carlin, D. (2026, January 6). Keeping humans in the loop: Why AI needs oversight in ESG reporting. *Reuters*. <https://www.reuters.com/sustainability/sustainable-finance-reporting/keeping-humans-loop-why-ai-needs-oversight-esg-reporting--ecmii-2026-01-06/> (accessed May 4, 2026)

de Villiers, C., Dimes, R., & Molinari, M. (2024). How will AI text generation and processing impact sustainability reporting? Critical analysis, a conceptual framework and avenues for future research. *Sustainability Accounting, Management and Policy Journal*, 15(1), 96–118. <https://doi.org/10.1108/SAMPJ-02-2023-0097>

Elish, M. C. (2019). Moral crumple zones: Cautionary tales in human-robot interaction. *Engaging Science, Technology, and Society*, 5, 40–60. <https://doi.org/10.17351/ests2019.260>

European Commission. (2026). *Corporate sustainability reporting*. European Commission. https://finance.ec.europa.eu/capital-markets-union-and-financial-markets/company-reporting-and-auditing/company-reporting/corporate-sustainability-reporting_en (accessed May 4, 2026)

- European Parliament & Council of the European Union. (2024). *Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act), Article 14*. Official Journal of the European Union. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng> (accessed May 4, 2026)
- Fantini, L., Puetz, J., Trifkovic, V., Leiendecker, J., & Richenhagen, E. (2026, April). *AI-enabled ESG reporting: From regulatory complexity to strategic advantage*. Boston Consulting Group. <https://www.bcg.com/assets/2026/white-paper-ai-enabled-esg-reporting.pdf> (accessed May 4, 2026)
- IBM. (2025). *ESG reporting software | IBM Envizi*. <https://www.ibm.com/products/envizi/esg-reporting> (accessed May 4, 2026)
- KPMG. (2026). *Managing sustainability data in 2026: From fragmented to strategic*. <https://kpmg.com/us/en/articles/2026/managing-sustainability-data-fragmented-strategic.html> (accessed May 4, 2026)
- Microsoft. (2026, March 24). *Microsoft Sustainability Manager overview*. Microsoft Learn. <https://learn.microsoft.com/en-us/industry/sustainability/sustainability-manager-overview> (accessed May 4, 2026)
- Primec, A., Belak, J., & Ćufar, M. (2026). Artificial intelligence as an emerging risk dimension in corporate sustainability reporting: A legal and governance perspective. *Sustainability*, 18(5), Article 2278. <https://doi.org/10.3390/su18052278>
- Ruscheimer, H., & Hondrich, L. J. (2024). Automation bias in public administration: An interdisciplinary perspective from law and psychology. *Government Information Quarterly*, 41(3), Article 101953. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2024.101953>
- Salesforce. (2025). Agentforce for Net Zero Cloud. *Salesforce*. <https://www.salesforce.com/net-zero/artificial-intelligence/> (accessed May 4, 2026)
- SSBJ. (2025, March 5). *SSBJ issues Inaugural Sustainability Disclosure Standards to be applied in Japan*. Sustainability Standards Board of Japan. https://www.ssb-j.jp/en/ssbj_standards/2025-0305.html (accessed May 4, 2026)
- Workiva. (2025). Sustainability management software. *Workiva*. <https://www.workiva.com/solutions/sustainability-management> (accessed May 4, 2026)
- アスエネ株式会社 (2026) 「アスエネ、CO2 排出量の見える化・削減・報告クラウド『ASUENE』に、独立型の ESG レポート機能『ASUENE DISCLOSURE』を追加」『PR TIMES』2026 年 4 月 2 日。 <https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000667.000058538.html> (最終閲覧日：2026 年 5 月 4 日)
- e-dash 株式会社 (2022) 「Scope 3 の一次データ化支援 | サプライチェーンの CO2 排出量削減」 e-dash ウェブサイト。 <https://e-dash.io/> (最終閲覧日：2026 年 5 月 4 日)
- 株式会社 estoma (2025) 「ESG 情報統合管理クラウド estoma」 estoma ウェブサイト。 <https://estoma.world/> (最終閲覧日：2026 年 5 月 4 日)
- 株式会社 NTT データ (2023) 「C-Turtle®」 NTT データウェブサイト。 <https://www.nttdata.com/jp/ja/lineup/c-turtle/> (最終閲覧日：2026 年 5 月 4 日)
- 株式会社 Sustech (2023) 「CARBONIX | 脱炭素化支援プラットフォーム | GHG 排出量算定・可視化ツール」 Sustech ウェブサイト。 <https://sustech-inc.co.jp/carbonix/> (最終閲覧日：2026 年 5 月 4 日)
- 株式会社ゼロボード (2024) 「Zeroboard ESG」ゼロボードサービスサイト。 https://www.zeroboard.jp/service/zeroboard_esg (最終閲覧日：2026 年 5 月 4 日)

シェルパ・アンド・カンパニー株式会社（2024）「シェルパ、AI回答自動生成サービス『Answer Ease by SmartESG』を提供開始。サプライチェーンアンケートの回答案自動生成が可能に」『PR TIMES』2024年12月17日。<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000055.000100923.html>（最終閲覧日：2026年5月4日）

シェルパ・アンド・カンパニー株式会社（2025）「日油に、ESG AI エージェント『Answer Ease by SmartESG』を提供開始」『PR TIMES』2025年3月14日。<https://smartesg.jp/news/20250314>（最終閲覧日：2026年5月4日）

booost technologies 株式会社（2026）「Booost、SSBJ等のサステナビリティ情報開示を支援するAI機能を本格提供」『PR TIMES』2026年4月30日。
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000264.000056793.html>（最終閲覧日：2026年5月4日）

富士通 Japan 株式会社（2023）「FUJITSU Sustainability Solution Eco Track」富士通 Japan ウェブサイト。
<https://www.fujitsu.com/jp/group/fjj/solutions/industry/environment/ecotrack/>（最終閲覧日：2026年5月4日）

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 JP25K05326（基盤研究(C)、研究代表者：石野亜耶）および JP25K00687（基盤研究(B)、研究代表者：中尾悠利子）の助成を受けたものである。また、本調査の実施にあたり、ESG 情報開示研究会、国連グローバル・コンパクト・ネットワーク・ジャパン（GCNJ）、ならびに調査にご協力いただいた回答者各位に厚く御礼申し上げます。本稿で示した見解および残された誤りは、すべて筆者らに帰するものである。

[2026.5.7 1419]