

バリューモデルを活用したサステナビリティ情報抽出： LLM における未抽出情報の検証

中尾悠利子¹ 石野 亜耶^{2,3} 國部克彦³ 須貝フィリップ⁴

¹関西大学総合情報学部, ²広島経済大学メディアビジネス学部, ³神戸大学大学院経営学研究科, ⁴同志社大学ビジネス研究科

¹y-nakao@kansai-u.ac.jp ^{2,3}ay-ishino@hue.ac.jp ³kokubu@kobe-u.ac.jp ⁴psugai@mail.doshisha.ac.jp

概要

近年、拡大する ESG 投資に対し、従来の評価基準における開示の有無だけでは不十分という課題を解決すべく、バリューモデルは 81 の明確な目標を設定し企業のサステナビリティ活動を評価する枠組みを提示している。本稿では、バリューモデルの 168 のサブゴールうち従業員向け 42 サブゴールを対象に、大規模言語モデル (LLM) を用いた情報抽出を検証した。具体的には、企業のサステナビリティレポートに対し「従業員のメンタルヘルス施策」などの定量および定性情報を抽出するプロンプトを設計し、LLM のツールのひとつである ChatPDF からの回答を人手で検証したところ、報告書の表のレイアウトや類義語の違いなどに起因して未抽出情報率が企業ごとに 20~40% 台と大きく異なることが示された。この結果は、LLM 活用の際、レポート側のレイアウトや抽出に適した類義語のプロンプト設計が重要であることを示している。

1 はじめに

近年、企業活動の環境・社会課題への影響が拡大する中、企業の ESG (環境・社会・ガバナンス) のリスクと機会を捉えた ESG 投資が拡大している。それに伴い、企業の ESG の側面を評価し、ESG 投資に活用する動きが広がっている。しかし、従来の ESG 評価には、いくつかの課題が指摘されている。まず、ESG 情報を客観的に評価する統一的な基準がないこと、アナリストによる評価バイアス、評価機関同士の評価結果の不一致、そして企業のグリーンウォッシングの可能性などの問題が指摘されている (Berg et al., 2022; Boiral et al., 2021; IOSCO, 2021)。

これらの課題に対し、近年、AI 技術の急速な進展により、機械学習や自然言語処理などの AI 技術を ESG 評価に活用する画期的な取り組みが見られる

ようになった (Macpherson et al., 2021; Nakao et al., 2023)。たとえば、AI による大量のサステナビリティ情報のテキスト分析は、ESG 評価結果の整合性に貢献している (Macpherson et al., 2021; 中尾他, 2023)。また、AI 技術の発展により、大規模言語モデル (LLM) を活用した企業のサステナビリティ情報分析も展開されている (Zou et al., 2023; Mishra, 2023)。これにより、企業が発行している非構造化テキストからの情報抽出と、産業・地域横断的なサステナビリティ活動の分析が可能となってきている (Zou et al., 2023; Mishra, 2023)。しかしながら、これらの研究は既存の ESG 評価やサステナビリティ開示基準に依拠しており、ESG 評価の根本的な課題解決には至っていない (Nakao, 2024)。このような状況に対し、同志社大学社会価値研究センターが開発したバリューモデルは、方針や開示基準の遵守にとどまらず、明確に定義された目標設定を重視する評価枠組みを提示している (Sugai et al., 2021, 2022, 2023)。例えば、人権に関する取り組みでは、人権侵害の発生件数ゼロといった具体的な数値目標の設定を求めることで、グリーンウォッシングのような表面的な対応を防ぎ、実質的なサステナビリティ活動を促進する (Sugai et al., 2021, 2022, 2023)。しかし、バリューモデルは具体的な数値目標設定を重視することで従来の ESG 評価の課題解決を図っているが、非構造データであるサステナビリティ情報から関連する目標や実績を効率的に抽出することが課題となっている (Sugai et al., 2023)。

そこで、本稿では、バリューモデルに基づく ESG 評価の実現を目指し、LLM (大規模言語モデル) を活用することで、サステナビリティ情報からのバリューモデルの評価に必要な情報の抽出に取り組む。具体的には、バリューモデルの ESG 評価に必要な情報抽出を行う LLM のプロンプトを作成し、LLM が情報抽出可能なケースと情報抽出が困難なケースを検

証する。本稿での対象は、バリューモデルの特に、従業員の健康やウェルビーイングへの取り組みである42の目標を抽出する。なお、企業の従業員の取り組みは、従業員の定着率や生産性、また企業価値向上につながる内容であるが、企業によってはその取り組みに差が見られるものと指摘されている。

本稿ではバリューモデルに基づく目標に対して、LLMのプロンプト工夫を活用し、従業員向けのサステナビリティ情報に関する情報抽出を効率化し、定量的かつ定性的に情報抽出する手法を検討し、その情報抽出の課題を検討する。

2 バリューモデルの概要

本節では、バリューモデルの特徴を説明する。バリューモデルの特徴は、明確に定義された81項目の目標を基礎としていることである。これらの目標は、さまざまな環境問題や社会的課題を網羅的に取り込んでいる。その基盤となっているのは、世界的に認められた452のサステナビリティに関する各種基準やフレームワーク、指針から集められた1,234の指標である。広く採用されているGRIやSDGsといった基準はもちろん、B Impact AssessmentやCradle to Cradle Certified, GIIN IRIS+など、特定の社会・環境分野に特化したガイドラインも取り入れている。このような多様な環境・社会基準を取り入れることで、バリューモデルは企業のサステナビリティへの取り組みを、より総合的で実践的な視点から評価できるフレームワークとなっている。

次に、バリューモデルの構成を説明する。バリューモデルは、ステークホルダー、テーマ、ゴール、サブゴールという構成である(Sugai et al., 2021, 2022, 2023)。バリューモデルでは、企業に関わる7つのステークホルダー(Employee, Nature, Society, Firm, Customer, Partner, Shareholder)が設定されている(Sugai et al., 2021, 2022, 2023)。ステークホルダーには、細分化したテーマが設定されている。7つのステークホルダーには合計27つのテーマが設定されている。

さらに、テーマに関わる81のゴールが設定されている(Sugai et al., 2021, 2022, 2023)。ゴールには段階的な要素が含まれているため、168のサブゴールが設定されている(Sugai et al., 2023)。なお、Sugai et al. (2023)は、バリューモデルの目標を達成するためには、それを小さく具体的なサブゴールに分解することが有効であると示している。また、サブゴールは測

定可能で具体的な目標が設定されているため、進捗状況の把握やパフォーマンスの評価が容易であるとしている。

本稿で取り扱うバリューモデルの一つのテーマ「Diversity & Equity」のゴールとサブゴールを表1に示す。なお、本稿でバリューモデルの27のテーマの中から「Diversity & Equity」を選定した理由は、企業のサステナビリティ情報をもとに調査した研究(Dhiyan & Sugai, 2024; Jung & Sugai, 2024)において、企業がバリューモデルの「Diversity & Equity」のサブゴールに関する情報を開示している割合が高いことからLLMにサブゴールに関連する定量情報を抽出する上で、正解用データの確保が可能であると判断したためである。表1のサブゴールE1-B#1には、「Organization's workforce matches 100% with ethnicity of surrounding population (従業員の民族構成は、事業展開地域の民族構成と100%一致している)」が記載されている。このサブゴールにおける経営層の民族構成を、事業展開地域の民族構成と100%一致させるという目標についてみてみよう。例えば、米国での事業展開の場合、2020年の米国国勢調査によれば、人口構成は非ヒスパニック系白人が57.8%、ヒスパニック・ラテン系が18.5%、アフリカ系アメリカ人が12.2%、アジア系アメリカ人が5.6%となっている。バリューモデルのサブゴールが求めているのは、米国で事業を展開する企業の従業員において、この人口構成比を反映した人種・民族的多様性を実現することである。

さらに、バリューモデルでは、企業のサステナビリティ情報を対象に、情報開示スコアという基準を設定し、サブゴールに関連している情報の質を0~3点で評価している。バリューモデルにおけるサブゴールの情報開示スコアは、バリューモデルのサブゴールに対する達成度をサステナビリティ情報をもとに客観的に評価する基準である。

情報開示スコアの基準は次のとおりである。

3点: サブゴールを十分に満たす(バリューモデルが定義した目標が定量および具体的な施策として開示されている)

2点: バリューモデルの目標とは違うが、サブゴールに関連する定量データを開示している

1点: バリューモデルの目標に関連する定性情報のみ

0点: 言及なし

3 LLM 研究におけるサステナビリティ

イ 情報抽出の課題

昨今、より高度でさまざまなタスクをこなす大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) による AI 技術の発展は、ESG 領域の研究分野においても展開されている (Xu, 2024; Zhao et al., 2024) .LLM を活用した ESG 評価研究では、企業のサステナビリティ情報を対象に、GRI スタandardや SASB, TCFD などの既存のガイドラインをもとに情報を抽出している。ESG のニュース記事からは、財務パフォーマンスに関連するリスクや機会に関する情報が抽出されており、LLM の活用により人手による作業と比較して圧倒的に効率的な情報収集が実現されている。しかしながら、これらの LLM による ESG 評価には課題が存在する。既存のサステナビリティガイドラインに基づいてモデルが構築されているため、それらのガイドライン自体が持つ限界を継承してしまうのである。特に、従来のガイドラインにおける評価基準は開示の有無にとどまっており、具体的な目標設定や進捗測定が不可能であるという課題を抱えている。この課題に対し、Sugai et al. (2021, 2022, 2023) が提唱するバリューモデルは、81 の具体的な目標と 7 つのステークホルダー価値を包括的に提示している点において、既存のサステナビリティガイドラインや ESG 評価とは根本的に異なる特徴を有している。バリューモデルは、定量的かつ具体的な目標が定義されていることにより、従来の単なる情報開示の有無による評価という限界を克服し、企業のサステナビリティ活動の実質的な進捗を測定可能とする。本稿では、バリューモデルが提示する明確な目標と評価基準に基づいた LLM によるサステナビリティ情報抽出の検証を行う。

4 バリューモデルの目標にそったプ

ロンプト設計

本稿では、バリューモデルステークホルダーのひとつである従業員のサブゴール 42 のプロンプトを設計した。そのうちの 1 つとして「従業員のメンタルヘルスの支援」がある。具体的には、本稿で例示している以下のようなプロンプトを作成した。

“Please analyze the attached PDF (...). Identify any

mention, statement, or data—whether in text, tables, charts, or images—regarding:

1. Mental health services or programs for employees
2. Quantitative data on these services
3. Qualitative data on these services

If no relevant information is found, please respond with “No information found.””

ここでは「カウンセリング」「社員支援プログラム(EAP)」といったキーワードを含む記述を探すだけでなく、それが「定量的データが含まれているか」「定性的記述のみか」を切り分けるようにしている。さらに、それらの内容が実際に企業の方針や施策として有効に機能しているかを評価するために、回答の有無や具体度に応じて次の 4 段階のスコアリングを実施した。

3 点サブゴールを十分に満たす(明確な定量情報+具体的な施策が開示されている)

2 点サブゴールは未達だが、定量データを開示

1 点: 定性的情報のみ

0 点:言及なし

本稿では、9 社それぞれが公表するサステナビリティレポートや統合報告の PDF を用い、LLM のひとつである ChatPDF ツールを用いて、上記プロンプトを与えた。その結果、ツールから返された回答内容(引用箇所、ページ番号、テキスト)を手で検証し、報告書内に存在する情報と合致するかを確認した。本稿では、人手で回答があるにも関わらず、ChatPDF で回答されなかった情報を検証した。

5 実験および考察

本稿では、人手で検証した ESG 評価ランキングの高い 9 社を対象とし、42 サブゴール、計 378 件の質問を投げかけ、ChatPDF から返ってきた回答と、人手の正答回答を比較し、評価した。本稿では特に、「No information found.」をもとに、人手で回答があるにも関わらず、ChatPDF で回答されなかった情報を「未抽出情報率」とし、該当箇所があるにもかかわらず、ChatPDF が抽出されなかった率を企業別に算出した。なぜ、情報が抽出されなかったのかについて、サステナビリティレポートや統合報告書のレイアウトの影響なのか、それとも、テキストの配置関連なのか、もしくは該当するレポートの用語が他の企業と異なるかを検証することが可能となる。

実験結果は表のとおりである。企業によっては 20%台から 40%台後半にまで開きがあり、平均では

約 31.9%となった.Reckitt Benckiser Group plc のように高い未抽出情報率(約 47.1%)が示される企業は、報告書自体がレイアウトが複雑などの要因により、ツールがうまくテキストを解析できないことが考えられる。一方、Indra Sistemas, S.A.のように比較的低い値(18.2%)の結果は、報告書の構成が整理されている、またはChatPDFが抽出しやすいキーワードを用いているなど、何らかの整合性が高い要因が考えられる。本稿の実験によりこうした未抽出情報率の分析は、レポートの構成や記載内容が LLM に適しているや、サステナビリティ情報に適した類義語や同義語を含めたプロンプト設計が適切かを検討するうえで有用である。

(実験に使用したレポート)

- Coca-Cola HBC AG: Integrated Annual Report 2022
- Deutsche Telekom AG: Annual Report 2022
- Indra Sistemas, S.A.: Indra Sustainability Report 2022
- LG H&H Co., Ltd.: Global Manage Download
- PTT Global Chemical Public Company Limited: Integrated Sustainability Report 2022
- Reckitt Benckiser Group plc: 2022 Annual Report and Sustainability Insights
- Hitachi Sustainability Report 2022 Fiscal 2021 Results
- Natura &Co Latin America Integrated Report 2021, Natura &Co Annual Report 2021, Natura &Co - Global Supplier Code of Conduct
- SK chemicals Sustainability Report 2021

表 1 実験結果

企業名	人手で回答があるのに抽出できなかったサブゴール数	人手でもサブゴールの意義の抽出がないサブゴール数	ChatPDFがNoと回答したサブゴール数	未抽出情報率
Coca-Cola HBC AG	5	17	22	22.7%
Deutsche Telekom	4	10	14	28.6%
Indra Sistemas,	2	9	11	18.2%
LG H&H	6	13	13	31.8%

PTT Global	12	15	15	44.4%
Reckitt Benckiser	5	17	17	29.4%
Hitachi	4	9	13	17.4%
Natura &Co	4	9	13	30.8%
SK chemicals	4	9	13	30.8%
合計 / 平均	52	111	163	31.9%

参考文献

- 1) Aggregate confusion: The divergence of ESG ratings. BergF, KölblJF, RigobonR. 1, : Review of Finance, 2022 年, Article rfac033.
- 2) Cheap talk and cherry-picking: What ClimateBert has to say on corporate climate risk disclosures. BinglerJA, KrausM, LeippoldM, WebersinkeN. 1, : Finance Research Letters, 2022 年, 第 47 巻, Article 102776.
- 3) Sustainability rating & moral factionalism: Opening the black box of nonfinancial agencies. BoiralO, TalbotD, BrothertonMC, Heras-SaizarbitoriaI. 1, : Accounting, Auditing and Accountability Journal, 2021 年, 第 34 巻(8 号), pp.1740-1768.
- 4) CFA Institute. An exploration of greenwashing risks in investment fund disclosures: an investor perspective. : <https://rpc.cfainstitute.org/-/media/documents/article/industry-research/greenwashing-report.pdf>, 2024 年 10 月 20 日閲覧.
- 5) International Organization of Securities Commissions. Environmental, social, and governance (ESG) ratings and data products providers final report. : <https://www.iosco.org/library/pubdocs/pdf/IOSCOPD690.pdf>, 2021 年.
- 6) JungJ, SugaiP. SK Chemicals - Value Model Assessment. : White Paper, 2024 年.
- 7) ESG impact type classification: Leveraging strategic prompt engineering and LLM fine-tuning. MishraS. : Proceedings of the Sixth Workshop on Financial Technology and Natural Language Processing, 2023 年, pp.72-78.
- 8) AI による ESG 評価.中尾悠利子, 石野亜耶, 國部克彦. : 同文館出版, 2023 年.

- 9) The Role of ESG Evaluation: A Value Creation Perspective. NakaoY. : 14th Interdisciplinary Perspectives on Accounting Conference, 2024 年.
- 10) CHATREPORT: Democratizing sustainability disclosure analysis through LLM-based tools. NiJ, BinglerJ, Colesanti-SenniC, KrausM, GostlowG, SchimanskiT, JanoschekO, ShuJ, WälchliN, WickD, SchellerN, ThouveninF, LeippoldM. : arXiv, 2023 年.
- 11) Enhancing PDF interaction for a more engaging user experience in library: Introducing ChatPDF. PandaS. 1, : IP Indian Journal of Library Science and Information Technology, 2023, 8 (1), pp.20-25.
- 12) The next generation of machine learning for tracking adaptation texts. SietsmaAJ, FordJD, MinxJC. 1, : Nature Climate Change, 2024, 14 (1), pp.31-39.
- 13) Value Model and Doshisha University SDGs Research Project. SugaiP, AriniD, OmarN. : European Financial Reporting Advisory Group, 2022.
- 14) SugaiP, PhattanaprayoonvongS, PhetharnJ, YamazakiM. Valuing value - A synthesis of global sustainability frameworks to establish objective and transparent goals to measure value for a firm, its shareholders, customers, employees, partners, society and the planet. : Discussion Paper, No: DBS-21-01, Doshisha Business School, 2021
- 15) Impact and value measurement - A way forward. SugaiP, WongWK, AriniD. : Value Research Center, Doshisha University, 2023 年.
- 16) How good are large language models for automated data extraction from randomized trials?. SunZ, ZhangR, DoiSA, Furuya-KanamoriL, YuT, LinL, XuC. : medRxiv, 2024.
- 17) AI in ESG for financial institutions: An industrial survey. XuJ. : arXiv, 2024.
- 18) Revolutionizing finance with LLMs: An overview of applications and insights. ZhaoH, LiuZ, WuZ, LiY, YangT, ShuP, CaoJ, LiuT, WangY, WuH. : arXiv, 2024.
- 29) ESGReveal: An LLM-based approach for extracting structured data from ESG reports. ZouY, ShiM, ChenZ, DengZ, LeiZ, ZengZ, ZhouW. : arXiv, 2023.