

# LLMによる生成コメントがもたらすニュースの印象変化分析

茂木奈々瀬<sup>†</sup> 畑 玲音<sup>††</sup> 安尾 萌<sup>†††</sup> 松下 光範<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 関西大学総合情報学部 〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1

<sup>††</sup> 関西大学大学院総合情報学研究科 〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1

<sup>†††</sup> 立命館大学立命館グローバル・イノベーション研究機構 〒567-8570 大阪府茨木市岩倉町 2-150

E-mail: †{k069832,k223167,t080164}@kansai-u.ac.jp, ††yasuo-ri@fc.ritsumeit.ac.jp

あらまし 本研究の目的は、LLMによって生成されたSNSコメントやニュースコメントに対する閲覧者の受容態度を調査することである。近年、LLMにより生成された文を閲覧する機会が増えており、ニュースサイトやECサイトにおいても、ユーザのコメントからLLMが要約文を呈示する例も少なくない。すでに人が書いた文章とほとんど見分けのつかない文章がLLMによって生成されつつある現在、生成された文章の受容は、その文章の体裁や内容自体ではなく閲覧者のLLMに対する評価や印象によって影響され、人が投稿した文章の受容とは異なる可能性が考えられる。こうした観点の下、本稿では、生成コメントがもたらす印象について、閲覧者がLLMをどのように捉えているかについて、LLMであることの開示の有無を操作しつつ4つの観点（e.g., 親しみやすさ、信頼度、共感度、参考度）から調査する。

キーワード 情報の信頼性、大規模言語モデル、ニュース記事

## 1 はじめに

近年、大規模言語モデル（Large Language Model, 以下、LLMと記す）の発展が目覚ましく、生成された文章が人間の手によるものかLLMによって生成されたものであるか、殆ど区別がつかないまでに進化している。高品質な文章を手軽に生成できる技術は多種多様な場面での利用が期待されており、実用化も進みつつある（e.g., [9], [10]）。LLMでの文書作成の利点は、要約や推敲の手軽さに加えてユーザの意図通りに口調を操作できる点にも存在する。口調により得られる印象に変化が起きる事例を鑑みれば、他言語話者との会話において適度な“フランクさ”を持たせることも可能であり、言語障壁を低減させより親密なコミュニケーションの促進にも繋がる。

その一方で、安易な文章生成が問題として認識されるようになってきている。例えば、LLMに代筆させた記事が剽窃問題に発展した事例が存在する<sup>1</sup>。これは文章の不自然さではなく、文章の内容が既存記事と部分的に一致していたために発覚したものである。また、XなどのSNSでも、LLMによって自然なポストを行う事例が多く見られる。現在はインプレッションを多く得ることによって広告収益を得ることを目的とした生成AI活用の事例が報告されている<sup>2</sup>。LLMの性能向上に伴い、LLMが一般ユーザの発言を装って文章を作成することは今後さらに増加する可能性があるが、発言が学習データに依拠するLLMでは、問題であると認識されず見過ごされる傾向のあるトピックが存在するなどの理由により、客観性や公平性の

担保が難しくなる。その結果、情報の獲得の際に特定の価値観に偏らない多角的な視点を得ることが困難になり、対象トピックに対する知識を持たないユーザのみならず、十分な背景知識を持つユーザにとってもより慎重な判断を迫られるようになることは言を俟たない。加えて、SNSのフォロー構造により取得する情報に多様性が失われるエコーチェンバー現象[3]や、アルゴリズムに基づく個人適応により生じるフィルターバブル現象[5]はこれを加速させる懸念がある。

また、発言内容でなく、発言の皮相的情報（語調や言い回し）や発言者情報（社会的立場や属性）といった発言内容以外の要素が情報の信頼性に影響することが指摘されており[8]、閲覧者の受容態度にも影響すると考えられる。仮に「発言者がLLMである」ことが受容態度に影響を及ぼすのであれば、LLMの主張観点を偏向させたうえでそれがLLMの発言であると開示することで、閲覧者を特定の観点到誘導できてしまうという危険性も内包している。

こうした背景の下、本稿ではLLMによって生成された文章であることがユーザの受容に影響を及ぼすという仮説を立てて調査を行った。調査対象としてWebニュースプラットフォームのコメントセクションを選定し、投稿されたコメントがLLMによって生成されたコメントであることを開示した場合と開示しない場合における評価の違いを分析することで、生成された文章がもたらす影響を明らかにする。

## 2 関連研究

本章では、LLMによって生成されたテキストが人の認識に与える影響に関する研究、および文章表現とその需要に関する研究について述べ、本研究の位置付けを明確にする。

1: <https://www.asahi.com/articles/ASR9Z5RDR9SUTIL00D.html> (2024/2/12 確認)。

2: [https://japan.zdnet.com/article/35216436/\(2024/2/12 確認\)](https://japan.zdnet.com/article/35216436/(2024/2/12 確認))。

表 1 実験で用いたニュース記事

実施	記事名	出典
1	田崎史郎氏, 「モーニングショー」で「103万円の壁」見直し協議で「国民民主党」税調会長の「退席」に見解「勇み足…いかがなものか」 <a href="https://hochi.news/articles/20241223-OHT1T51024.html">https://hochi.news/articles/20241223-OHT1T51024.html</a>	スポーツ報知
2	韓国当局, 尹大統領の拘束失敗 令状執行へ公邸進入も「不許可」 <a href="https://www.tokyo-np.co.jp/article/377101">https://www.tokyo-np.co.jp/article/377101</a>	共同通信
	2024 年出生数は 70 万人割れ, 過去最少更新見通し 朝日新聞推計 <a href="https://www.asahi.com/articles/DA3S16113715.html">https://www.asahi.com/articles/DA3S16113715.html</a>	朝日新聞デジタル
	与党案なら減税幅 5000~2 万円 玉木雄一郎氏, 年収の壁で分析「支出増補えない」 <a href="https://www.sankei.com/article/20241221-A7ZTQPZRJJAVFKQU5EAN52GEMY/">https://www.sankei.com/article/20241221-A7ZTQPZRJJAVFKQU5EAN52GEMY/</a>	産経新聞

## 2.1 LLM が生成したテキストが人の認識に与える影響に関する先行研究

大規模言語モデルによって生成されたテキストの量は、2020 年代以降急激に web 空間上で増大している。それに伴って、AI 生成テキストの受容のされ方に着目した複数の研究が実施されている [2] [4] [6]。AI 生成テキストと人間が直接記述したテキストを人が識別するタスクを課す先行研究では、2021 年の時点で、AI 生成テキストで構築された記事の 78.5% を人間が記述したテキストであると誤認したことが報告されている [6]。LLM の急速な普及とその性能の向上を考慮すると、2025 年現在におけるテキストの識別を人が正確に行うことはより困難になっていると考えられる。

一方で、AI による文章表現にはいくつかの特徴が観察されることも報告されている。Matsui は、OpenAI 社製のテキスト生成 AI を用いたサービス「ChatGPT」のサービス開始前後で、web 空間上で使用される語彙がどのように変遷しているかを調査した [4]。その結果、医学系領域のテキストを ChatGPT で生成するケースにおいて、“delve,” “underscore,” “meticulous,” “commendable” などの単語がより頻繁に出力されることを報告している。この結果は、LLM によって生成された文章には、少なくとも使用される単語のレベルにおいて特徴が存在することを示している。

## 2.2 文章表現とその受容に関する先行研究

文章表現が人に与える影響に着目した研究は、LLM の出現以前から計量国語学などの学問分野や、自然言語処理技術を扱う分野で実施されている [1] [7] [12]。例えば井関らは、読者が文章を読んで抱く印象と文体特徴を計量化する指標である MVR (Modifier-Verb Ratio) との関係を明らかにするための調査を行っている [7]。また、横山らは、web 上の質問回答サービスにおいて最も適切な回答であると判断された「ベストアンサー」となる回答文にどのような特徴があるのかを明らかにするため、各品詞や語の種類を文章特徴量として採用し、その出現回数や比率等から因子を推定している [12]。これらの先行研究に共通する思想として、使用される単語やその使われ方は、人が文章を評価する際の判断基準となりうる、というものがある。この点を考慮すると、前節の AI 生成テキストにおける特徴的な単語使用はこれらの文章評価に深く関わる可能性がある。

## 2.3 本研究の位置付け

本研究の着眼点は、生成されたテキストが AI 製であることを読者に情報として与えた場合、そのテキストの評価がいかに変化するか、という点である。先述した既存研究からは、テキスト内で使用される語彙やその頻度が人の評価に影響を与えることが示されているが、それらが AI によって生成されているという外部情報による影響については調査がされていない。この点を明らかにすることで、AI 製テキストを AI 製であると明記することによる読者の影響を推測することが可能になる。

## 3 実験

発言者が LLM であることがコメントにもたらす印象の違いを評価するため、印象に関わる 4 つの観点の下でコメントの順位づけを行うユーザ実験を実施した。web ニュースサイトから収集したコメント群に、LLM による生成コメント（以下、生成コメントと表記）を混在させてユーザに提示し、ユーザに提示したコメントの順位づけを行わせた。

### 3.1 提示するコメントの準備

実験に際し、Yahoo! ニュース<sup>3</sup>に掲載されたニュース記事およびコメントを収集した。調査対象とするニュース記事のトピックは、(1) 賛成意見と反対意見が混在する、(2) 議論が紛糾しているトピックでありユーザにとって身近である、(3) 多様な観点から言及している、の 3 点を鑑み、表 1 に示す 4 記事を選定した。コメントの長さが意見形成に影響を与える [11] ことから、サイトで上位に掲載されたコメントのうち 220 文字 ~ 280 文字程度のコメントを収集した。

次に、chatGPT-4o<sup>4</sup>を用いてコメントを生成した。実験で使用するコメント群の中に違和感なく混在させるため、Yahoo! ニュースにおけるコメント環境の再現を企図してコメント生成を実施した。まず、記事ごとに 2,000 字程度のコメントを読み込ませて事前に語調の調整を行い、人が書いたコメントに見えるようプロンプトを調整した。

また、コメントの印象に大きく関わる外部情報の影響を考慮して、「エキスパート」「多様性 AI」に採用されうる特徴を持たせることを企図したコメントを生成した。Yahoo! ニュースでは

3 : <https://news.yahoo.co.jp/> (2024/2/12 確認)。

4 : <https://chatgpt.com/> (2024/2/12 確認)。

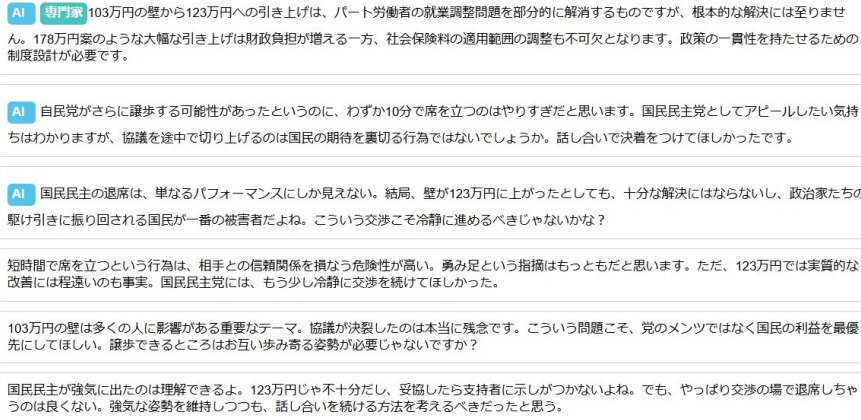


図 1 実験で用いた評価用インタフェース (B 群に提示したもの)

運営によって認定された「エキスパート」による解説コメントや、コメント欄に偏りが生まれないように上位に表示するものを AI が選出する「多様性 AI」などの機能により、多様な観点からニュースを閲覧できるようになっている。実験では通常のコメントに加え、「エキスパート」「多様性 AI」に準ずるコメントを想定してコメントの生成を行った。実際にコメント生成で使用したプロンプトを以下に示す。各プロンプト内で使用するエキスパートの概要、および多様性 AI の概要についての説明は、Yahoo!ニュースでの公式説明<sup>5</sup>を引用した。

① これはヤフーニュースのコメントです。ヤフーニュースには、#エキスパート という属性を持つユーザーのコメントが投稿されることがあります。エキスパートに採用されたものとしてこのニュースに対する見を述べてください。生成する意見は柔らかく丁寧な口調です。

#エキスパートの概要：Yahoo!ニュース エキスパートでは、各エキスパートの持つ独自の視点による解説記事や体験レビューなどのコンテンツを提供します。利用者に新たな発見や気づきを与え、社会やユーザーの日々の課題解決につなげることを目的としています。

② これはヤフーニュースのコメントです。ヤフーニュースには、多様性 AI という機能があります。#多様性 AI に採用された意見としてこのニュースに対する意見を述べてください。生成する意見は投稿コメントらしいフランクな口調で話します。

#### #多様性 AI の概要：

コメント多様化モデルとは、コメント欄を「おすすめ順」で閲覧した際に、AI が多様な内容や切り口のコメントを上位へ優先的に表示する機能です。コメント一覧の上位には、似た内容の投稿が並んでしまうケースがありますが、AI の導入によって多様な意見が上位に表示されやすくなり、新たな視点を得るきっかけをつくることができるとともに、特定の意見が増幅される「エコーチェンバー現象」の軽減効果も期待されます。

## 3.2 実験手続き

前節で収集、生成したコメント群を用いてユーザ実験を実施した。生成コメントと Yahoo!ニュースから収集したコメントの混在したリストを提示し、いくつかの観点から各コメントの順位づけを行わせ、生成コメントであることの開示・非開示による順位の変動を観察した。

実験にあたって、コメントの提示と並べ替えが可能な実験用インタフェースを実装した。実際に実装したインタフェースを図 1 に示す。記事本文の下にコメントをリスト形式で並べ、動的な制御を行うことでユーザが直感的にリストの並び順を入れ替えられるようにした。提示するコメントの左部には各コメントの指標として、専門家のコメントには「専門家」、生成コメントには「AI」のタグを提示し識別可能にした。並び替えの指標には「親しみやすさ」「信頼度」「共感度」「参考度」の 4 つを設け、指標ごとに降順に並べ替えるよう指示した (図 2 参照)。例えば「親しみやすさ」の指標であれば、ユーザは最も親しみやすいと感じるコメントをリストの一番上に移動させる。参加者は各コメントを 4 つの指標ごとに並び替えた後、次の記事に移行し、同様の工程を繰り返す。指標は図 1 上部のタブで切り替えられるようになっている。

実験は二度に分けて実施し、参加者は yahoo!クラウドソーシングで募集した。一方の群の参加者は、もう一方の群の実験に参加しないよう統制を行った。実験の際、コメント群に含まれる生成コメントについて、生成コメントであることを開示しない群を A 群、開示する群を B 群とする。記事は 4 つ使用し、記事 1 には生成コメント 2 件 (うち 1 件が専門家属性のコメント)、記事 2 には生成コメント 2 件、記事 3 および 4 には生成コメント 3 件 (うち各 1 件が専門家属性のコメント) の構成とした。また、記事 2 のコメントには実際に掲載された人間の専門家のコメント 1 件を含めた。専門家属性が付与されたコメントは 3.1 で述べた手続きにより生成した。B 群の実験協力者に提示したインタフェース上には「コメントには AI が生成したものが含まれます。専門家の発言を学習した AI には専門家タ

5 : [https://news.yahoo.co.jp/newshack/inside/news\\_comment2023diversity.html](https://news.yahoo.co.jp/newshack/inside/news_comment2023diversity.html) (2024/2/12 確認)。

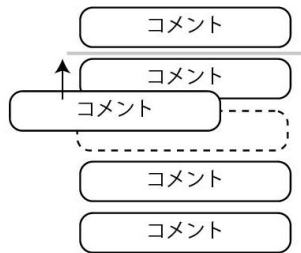


図2 コメントの順位操作

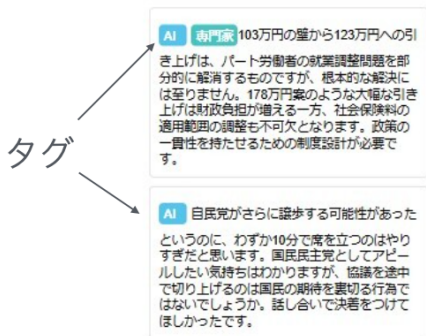


図3 AI コメント、専門家コメントに付与されたタグ

グをつけています」と表示し、該当するコメントには「AI」「専門家」の2つのタグを付与して提示した(図3参照)。

### 3.3 結果

提示したコメントが獲得した順位の平均値を各指標ごとに算出し、群間の生成コメントの順位の変動を比較した。その結果、いずれの指標においてもA群、B群ともに平均順位は5位前後であった。人によって書かれたコメントの平均順位も同様の傾向が見られた。指標ごとに生成コメントの平均順位の群間比較を行った結果、いずれの指標においても有意差は確認されなかった(有意水準5%, Mann-Whitney U testによる)。コメントごとに平均順位の群間比較を行ったところ、信頼度指標では4件、参考度指標では2件、親しみやすさと共感度では各々1件ずつ、計8件のコメントで有意な順位の上昇が観察された。

有意差が見られたコメントについて確認したところ、有意差の見られた8件のコメントのうち7件に「専門家」タグが付与されていた。「専門家」タグが付与された生成コメントの各群の平均順位を表3に、有意差の見られたコメントの抜粋を表4に各々示す。

## 4 議論

前章で得られた実験結果を踏まえ、生成コメントの開示による印象への影響、および情報開示による影響を受けるコメントの傾向について議論する。

### 4.1 生成コメントの開示による印象への影響

前章の実験における群ごとの平均順位の検定結果からは、AIであることの開示による影響は観察されなかったものの、個別のコメントを対象とした検定結果からは、特に「専門家」タグ

表2 開示の有無による生成コメント全体の平均順位の変化

	A 群平均	B 群平均	p 値
親しみやすさ	5.021	5.187	0.399
信頼度	5.477	5.358	0.513
共感度	5.226	5.504	0.112
参考度	5.563	5.284	0.097

表3 「専門家」タグが付与された生成コメントにおける開示の有無による平均順位の変化

	A 群平均	B 群平均	p 値
親しみやすさ	5.163	4.894	0.321
信頼度	5.254	3.666	$2.97 \times 10^{-7}$
共感度	4.975	4.883	0.543
参考度	5.206	4.044	$6.08 \times 10^{-5}$

を付与したコメントについて、順位が有意に上昇する傾向が観察された。実験に使用したコメント群において、人によって書かれたコメントと生成コメントとの間に有意な順位差がなかったことから、生成コメントについて「AIで生成している」と明確に開示するという状況自体がユーザの信頼を獲得し、結果的に順位を上昇させた可能性が考えられる。近年のLLMを用いた情報収集においては、出典情報を尋ねることで生成された回答の論拠となる情報源を得ることが可能であり、ユーザの情報の判断材料として利用可能である。これらの例に代表されるような、回答の透明性を確保する試みがユーザの生成コメントに対する受容に貢献する可能性が示唆されている。

各生成コメント別の検定結果からは、信頼度に関しては4項目、参考度に関しては2項目で上昇が見られたものの、親しみやすさ、および共感度の順位については各1項目ずつの上昇にとどまった。作成コメントには砕けた口調のものも存在し、「ヤバすぎる」などSNSで見られる自然な表現も含まれていたが、これらの語調の違いによって有意差が生じることはなかった。親しみやすさと共感度はともに感情に起因する判断基準であり、開示・非開示にかかわらずユーザの主観に基づいて決定することが可能な指標であるため、有意差が見られなかった可能性が考えられる。

### 4.2 専門家属性による印象への影響

群間で有意差の見られたコメントに対する観察の結果、生成コメントの中でも「専門家」タグの付与されたコメントが、生成AIであることの開示によって有意に順位を上昇させることが観察された。この結果は、コメントがAIによって生成されていたとしても、専門家由来の情報源を学習しているという情報が信頼性を上昇させる効果があることを示唆しており、情報の価値判断に対して影響を与えている可能性がある。該当するコメントの特徴として、口語表現をより頻繁に使うコメントは、より丁寧な文調のコメントよりも順位の上昇率が低い傾向が見られた。生成コメント以外のコメント群については文調による順位への差が見られなかったことから、この結果は「専門家」タグの付与されたコメントに見られる特徴であり、コメントの説得力を維持するために語調を安定させる効果があると考え

表 4 有意差が生じた「専門家」タグの付与されている生成コメントの例 (指標「信頼度」)

記事	コメント	A 群	B 群
1	【専門家】田崎氏、やっぱり自民寄りの視点が強すぎるな。そもそも自民が再び 123 万を提案したこと自体が問題だろう。国民民主の提案を無視して、強硬策ばかり取るから話し合いが進まないんだよ。協議で席を立つのが悪いという前提も疑問だよね。自民党がもっと柔軟に対応していれば、協議はスムーズに進んだはず。どうしても、自民党の思惑通りに進めたいのが見え見え。	5.872	4.392
3	【専門家】少子化が進行する現状において、政策の再考が急務です。特に、若い世代の「結婚しやすさ」と「子育てのしやすさ」を同時に実現するための環境整備が鍵となります。例えば、婚姻数を増やすための出会いの機会創出や、子育て世代の住環境支援を具体化することが挙げられます。また、子どもを持つ選択が経済的負担ではなく希望となる社会を作るために、教育費の負担軽減や長期的な税制優遇を検討すべきです。こうした視点を持って行動を起こせる社会が求められています。	5.237	3.338
4	【専門家】減税政策を語る際、「壁」の引き上げ幅だけでなく、政策全体のバランスが問われます。与党案の 123 万円は控除額の構成が課題であり、給与所得者だけが恩恵を受ける形では公平性に欠けます。一方、国民民主案の 178 万円は大胆な提案ですが、財源の持続性や効果測定が不可欠です。大切なのは、減税が生活の実感として届き、経済活性化につながること。減税による消費刺激を軸に、社会全体を活性化する方策を期待しています。	4.779	3.338

ことができる。

ただし「専門家」タグの付与された実験結果については、「専門家」タグの影響と、コメント生成段階で入力されたプロンプトによるコメントの専門性の両方の影響が考えられる。実際、記事 2 に含めた人の専門家のコメントについても、有意な平均順位の上昇が確認された (A 群: 6.276, B 群: 4.375)。今後は、これらの条件について統制した追加実験を実施し、各要因の影響についてより深く考察する必要がある。

#### 4.3 実験参加者の属性による印象への影響

本実験の参加者はクラウドソーシングによる募集であるが、30 代以下が 10%未満であり、30 代は 13%、40 50 代で 65%、60 歳以上で 16%となっている。また LLM を使用する頻度が週 1 以下またはまったく使用しないユーザが 85.2%、週に 2~3 回使用するユーザが 7.1%、毎日使用するユーザが 7.6%の割合で構成されていた。そのため、本実験の結果は LLM を日常的に利用する参加者から得られる結果とは異なる可能性を考慮する必要がある。LLM の利用率は世代間格差が顕著であり、若年層、とりわけ学生の利用率が高い一方で、中高年層になるにつれて利用率が低下することが考えられる。日頃から LLM を利用しているか否かは受容態度に大きく影響することが考えられるため、同実験を若年世代に絞った場合と比較することで、異なる結果が見られるか検証する必要がある。

## 5 おわりに

本稿では、ニュースサイトのコメントにおける生成コメントの混在から、人の受容態度にどのような変化が見られるかを調査した。実験では LLM による生成コメントであることを開示しない群と開示した群に分け、「親しみやすさ」「信頼度」「参考度」「共感度」の 4 つの観点からその差に関する調査を行った。結果から、今回の調査においては、(1) 専門家を模した生成コメントは、生成 AI であることの開示によって有意に順位を上昇させること、(2) 各指標の中でも、「信頼度」および「参考度」は情報の開示・非開示の影響を受けやすく、「親しみやすさ」「共感度」は影響を受けにくいことが示唆された。今後は、生成コメントの受容に対する世代間比較、および「専門家」タグをはじめとした外部情報の提示による影響についての統制を

とった追加実験を実施する。

## 謝 辞

本研究の一部は JST RISTEX (課題番号 JPMJRS23L2) の支援を受けた。記して謝意を表す。

## 文 献

- [1] Agichtein, E., Castillo, C., Donato, D., Gionis, A. and Mishne, G.: Finding High-Quality Content in Social Media, *Proceedings of the International Conference on Web Search and Web Data Mining*, pp. 183–194 (2008).
- [2] Casal, J. E. and Kessler, M.: Can linguists distinguish between ChatGPT/AI and human writing?: A study of research ethics and academic publishing, *Research Methods in Applied Linguistics*, Vol. 2, No. 3, p. 100068 (2023).
- [3] Cinelli, M., De Francisci Morales, G., Galeazzi, A., Quattrociocchi, W. and Starnini, M.: The echo chamber effect on social media, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 118, No. 9, p. e2023301118 (2021).
- [4] Matsui, K.: Delving into PubMed Records: Some Terms in Medical Writing Have Drastically Changed after the Arrival of ChatGPT, *medRxiv* (2024). <https://doi.org/10.1101/2024.05.14.24307373>.
- [5] Nguyen, T. T., Hui, P.-M., Harper, F. M., Terveen, L. and Konstan, J. A.: Exploring the filter bubble: the effect of using recommender systems on content diversity, *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web*, pp. 677–686 (2014).
- [6] Ranade, P., Piplai, A., Mittal, S., Joshi, A. and Finin, T.: Generating Fake Cyber Threat Intelligence Using Transformer-Based Models, *2021 International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1–9 (2021).
- [7] 井関龍太, 菊池理紗, 望月正哉, 福田由紀, 石黒圭: 品詞構成に基づく文体指標は読者の印象とどのように関わるか, *計量国語学*, Vol. 33, No. 7, pp. 493–509 (2022).
- [8] 加藤義清, 黒橋禎夫, 江本浩: 情報コンテンツの信頼性とその評価技術, *人工知能学会第二種研究会資料*, No. SWO-014-01, pp. 1–10 (2006).
- [9] 酒井淳嗣: 生成 AI 技術への取り組み ~基盤から応用, ルール作りまで~, *NEC 技報*, Vol. 75, No. 2, pp. 10–12 (2024).
- [10] 杉山義治: 社内業務への生成 AI 適用事例, *BIPROGY 技報*, Vol. 43, No. 4, pp. 263–278 (2024).
- [11] 安尾萌, 林沙也加, 松下光範: ニュースに対するコメントが閲覧者の意見形成に与える影響に関する予備調査, *人工知能学会第 32 回インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会予稿集*, pp. 44–49 (2024).
- [12] 横山友也, 宝珍輝尚, 野宮浩揮, 佐藤哲司: 文章の特徴量を用いた質問回答文の印象の因子得点の推定, *日本感性工学会論文誌*, Vol. 12, No. 1, pp. 15–24 (2013).