

# 生成 AI は Web 小説の文体に影響を及ぼしているのか？

三浦 唯華<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 学習院大学 文学部 日本語日本文学科  
yuika.miura3+nlp2026@gmail.com

久保山 哲二<sup>2</sup>

<sup>2</sup> 学習院大学 計算機センター  
ori-nlp2026@tk.cc.gakushuin.ac.jp

## 概要

生成 AI の普及により、その出力テキストが人間の文章に影響を及ぼす可能性が指摘されている。本研究では、Web 小説 187 作品を対象に、ChatGPT 公開前後での文体変化を分析した。漢字／ひらがな表記の選択と読点の前のひらがなの分布を指標とし、4 種の LLM に同じ物語の続きを生成させて比較したところ、2 つの指標が対照的な振る舞いを示した。表記選択では異なる LLM が同一の傾向に収束し、人間の作品もこの方向に変化していた。一方、読点の前のひらがなの分布では各 LLM が固有のクラスターを形成した。この対比は、均質化する指標で生成 AI の関与を検出し、差異が保持される指標で生成モデルを推定する枠組みの可能性を示している。

## 1 はじめに

大規模言語モデル (LLM) に基づく生成 AI は、ChatGPT の公開 (2022 年 11 月)[1]以降、文章作成の補助ツールとして広く利用されるようになった。LLM は大量のテキストから学習されており、その出力は学習データの平均的な文体に収束するのではないかと考えられている。Doshi & Hauser[2] は、LLM を用いた創作支援が生成されるコンテンツ全体の多様性を減少させることを示した。本稿ではこの現象を**文体的均質化**と呼ぶ。

ここで一つの問いが生じる。もし作家が LLM の出力を参照しながら執筆するようになれば、人間の文章もまた LLM の文体に近づいていくのではないか。この仮説を検証するには、同一の書き手による文章を ChatGPT 公開前後で比較し、変化の有無と方向を調べる必要がある。

本研究では、Web 小説投稿サイトの長期連載作品 187 作品 (総文字数約 5 億 4 千万字) を対象に、ChatGPT 公開前後での文体変化を探索的に検証する。漢字／ひらがな表記の選択や読点の前のひらがなの分布といった、書き手が意識しにくい文体指標

を用いて変化検出を行い、変化が見られた作品について複数の LLM に同じ物語の続きを生成させ、変化の方向が LLM の文体と一致するかを調べる。

本研究は探索的研究として、文体変化の存在とその方向性を記述することを目的とする。検出された変化が生成 AI 使用に起因するかどうかの検証は今後の課題である。

## 2 関連研究

生成 AI が人間の言語使用に与える影響については、近年複数の研究が報告されている。Doshi & Hauser[2] は、LLM を用いた創作支援が生成されるコンテンツ全体の多様性を減少させることを示した。Yakura ら [3] は LLM が人間の話し言葉にも影響を与えている可能性を、Galpin ら [4] は科学英語における LLM 特有の表現パターンの増加を報告している。日本語については、Zaitzu ら [5] が ChatGPT 生成テキストの計量文体論的特徴を分析しているが、Web 小説の文体変化を時系列的に分析した研究は存在しない。読点の使用パターンによる著者推定は、金 [6] によって有効性が示されている。

## 3 方法

### 3.1 データ

Web 小説投稿サイト「小説家になろう」および「カクヨム」から、ChatGPT 公開日 (2022 年 11 月 30 日) をまたいで連載が継続している長期連載作品を収集した。対象データの概要を表 1 に示す。

### 3.2 文体指標

本研究では、意識的な制御が困難な文体特徴として以下の 2 つの指標を用いる。

**表記ゆれ (漢字／ひらがな選択)** 「出来る／できる」「頂く／いただく」のように、同一の語に対して漢字表記とひらがな表記の両方が存在する場合、その選択比率は書き手の傾向を反映する。形態素解

表 1 対象データの概要

項目	値
作品数	187
小説家になろう	140
カクヨム	47
総章数	126,720
総文字数	約 5 億 4 千万字
連載期間の中央値	約 6 年
ChatGPT 公開前の章の割合	62.9%
ChatGPT 公開後の章の割合	37.1%

析器 MeCab[7] と解析用辞書 UniDic[8] を用いて各章を解析した。単語の同定には「語彙素 ID + 活用型」の組み合わせをキーとし、漢字／ひらがなの判定には書字形基本形を用いた。分析対象は動詞、形容詞、副詞、および形式名詞に限定した。一般名詞については、レトリックとして意図的に書き分けられる場合があるため除外した。

**読点の前のひらがなの分布** 読点 ( , ) の直前に出現するひらがな文字の分布は、文中の区切り方の癖を反映し、著者推定の特徴量として有効であることが知られている [6]。各セグメント内で読点の直前に出現するひらがな文字の頻度を集計し、正規化して確率分布を得た。各セグメントの分布に対して主成分分析 (PCA) を適用し、ChatGPT 公開前後での分布変化を可視化した。

### 3.3 セグメント分割

各作品のテキストを固定サイズ  $L$  のセグメントに分割し、各セグメントに代表日時を付与する。表記ゆれ指標では  $L = 100,000$  文字、読点の前のひらがなの分布では  $L = 15,000$  文字とした。

### 3.4 表記傾向の変化検出

語彙素  $l$  について、セグメント  $s_i$  におけるひらがな表記の比率を次のように定義する。

$$r_l^{(i)} = \frac{n_{\text{hira}}^{(i)}}{n_{\text{kanji}}^{(i)} + n_{\text{hira}}^{(i)}}$$

ここで  $n_{\text{kanji}}^{(i)}$ ,  $n_{\text{hira}}^{(i)}$  はそれぞれセグメント  $s_i$  における漢字表記、ひらがな表記の出現回数である。各セグメントの比率に対する 95% 信頼区間は、二項分布に基づくウィルソンの信頼区間により算出した。

この時系列に対し、ある時点を境にひらがな表記の比率が上昇（または下降）し、その後も維持される「持続的な変化」を検出する。具体的には、時系

列を任意の位置で前半と後半に分割し、それぞれの平均比率を計算する。前半と後半の平均比率の差が 0.3 以上かつ、後半の比率が安定している場合に変化ありと判定した。閾値 0.3 は、例えば漢字表記中心（比率 20%）からひらがな表記中心（比率 50%以上）への移行のような、表記傾向の顕著な変化を検出することを意図して設定した。分析対象は各作品で出現頻度の高い上位 50 語彙素とした。

## 3.5 LLM 比較実験

持続的な変化が検出された作品について、Claude 3 Haiku[9], GPT-4o mini[10], DeepSeek-V3[11], GPT-OSS-120B (reasoning\_effort=low)[12] の 4 種の LLM に小説の続きを生成させた。生成の手順は以下の通りである。まず、オリジナルの各章についてあらすじを抽出しておく。次に、LLM に対して (1) 作品全体の要約, (2) 直前 20,000 文字分の本文, (3) 当該章のあらすじを提示し、そのあらすじに沿った本文を生成させる。生成された本文は次の章の「直前の本文」として使用されるため、生成が進むにつれて参照テキスト中の LLM 生成文の割合が増加し、LLM 固有の文体パターンが現れやすくなる。生成テキストに対してオリジナルと同様の分析を行った。

## 4 結果

### 4.1 表記傾向の変化

分析対象 187 作品のうち、表記選択において持続的な変化が検出された作品は 136 作品 (72.7%) であった。検出された変化の多くは「出来る→できる」「無い→ない」「貰う→もらう」「頂く→いただく」「致す→いたす」のようにひらがな化の方向であった。

「公用文作成の考え方」[13] では、動詞・形容詞は原則として「常用漢字表」[14] に基づき漢字で書くとした上で、補助動詞として使われる場合は仮名表記を推奨している。「出来る」の「来る」は常用漢字表の表外訓、「貰」は表外字であり、これらを漢字で書くことは常用漢字表に基づいた表記の原則に反する。また、「出来る」「無い」は例外的に仮名で書くものとして明示されている。「頂く」「貰う」については補助動詞用法に限り仮名表記が推奨されているが、187 作品における「頂く」の出現数のうち 68.75% が、「貰う」の出現数のうち 81.78% が、テ形に接続した補助動詞用法であった。このことから、

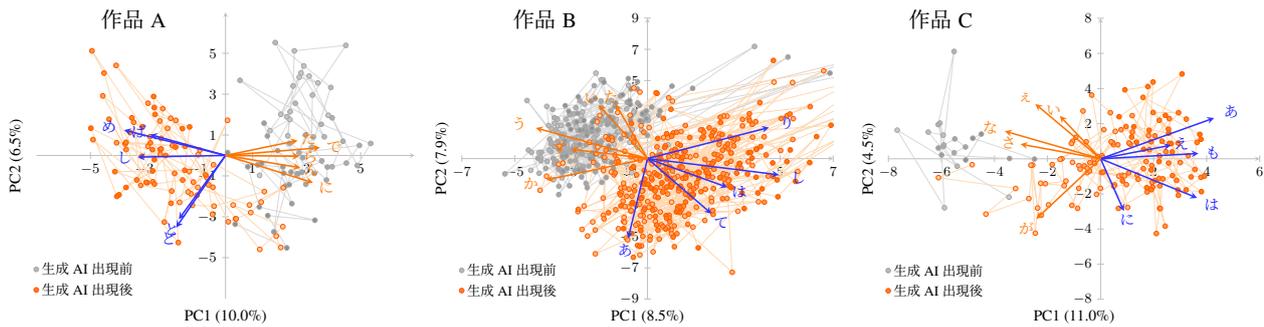


図1 読点の前のひらがなの分布のPCA結果(3作品). 各マーカーは15,000文字のセグメントを表す. 灰色系がChatGPT公開前, オレンジ系が公開後で, 色が濃いほど新しい. 線は時系列順の軌跡. 矢印は各ひらがな文字の主成分負荷量.

これらの語全体のひらがな化には補助動詞の表記変化が寄与している可能性がある.

ただし, 本研究では自立語用法と補助動詞用法の区別は行っておらず, 両者を含めた全体の傾向を示している.

## 4.2 読点の前のひらがなの分布の変化

図1に, ChatGPT公開前後で分布の変化が顕著であった3作品のPCA結果を示す. 各マーカーは15,000文字のセグメントを表し, 灰色系が公開前, オレンジ系が公開後である. いずれの作品においても, 公開前後のセグメント群がPCA空間上で異なるクラスターを形成しており, ChatGPT公開時期を境に軌跡の方向が変化している. 複数の独立した作品で同時期に類似の変化が観察されたが, 偶然の一致や他の要因の可能性も排除できない.

## 4.3 作品Aの詳細分析

### 4.3.1 表記ゆれの変化

図2に, 作品Aにおける「頂く」「致す」「出来る」の3語のひらがな表記の比率の時系列を示す. 青線がひらがな比率, シェードは95%信頼区間, 縦の破線はChatGPT公開日である. いずれの語も連載途中でひらがな比率が急上昇し, その後高い水準を維持している. 出現回数が少ないセグメントでは信頼区間が広がるが, 変化後は信頼区間が狭い状態で高い比率が持続しており, 変化が安定的であることが確認できる.

### 4.3.2 LLM生成テキストとの比較

図3に, 同じ3語について, オリジナルと4種のLLM生成テキストのひらがな比率を示す. 4種の

LLMはいずれも生成開始直後からほぼ100%のひらがな比率を示した. 学習データの異なる複数のモデルが同一の傾向を示していることから, 表記選択においてはLLM間で文体的均質化が生じている可能性がある. また, オリジナルの変化後の水準がLLM生成テキストと近似しており, 作者の表記選択がLLMの傾向と同じ方向に変化したことがわかる.

### 4.3.3 読点の前のひらがなの分布

図4に, 読点の前のひらがなの分布のPCA空間における各テキストの位置を示す. 表記選択とは対照的に, 各LLMが固有のクラスターを形成しており, 均質化は観察されなかった.

2つの指標が異なる振る舞いを示した理由として, 明示的な規範の有無が考えられる. 表記選択には公用文の基準や「常用漢字表」など明示的な規範が存在し, 「できる」「いただく」といった表記は正しい表記として広く共有されている. LLMの学習データにもこうした規範が反映されるため, モデル間で同一の傾向に収束しやすい. 一方, 読点の前のどのひらがなが出現しやすいかは, 文の区切り方や構文選択の癖を反映するものであり, 句読法に明示的な規範が存在しない[15]. そのため, 各モデルの学習データの違いがそのまま出力パターンの差異として現れたと考えられる.

## 5 おわりに

本研究では, Web小説187作品を対象に, ChatGPT公開前後での文体変化を探索的に検証した. 表記選択と読点の前のひらがなの分布という2つの指標を用いた結果, 複数の作品においてChatGPT公開時期と前後して文体の変化が観察された.

1作品について4種のLLMとの比較を行ったとこ

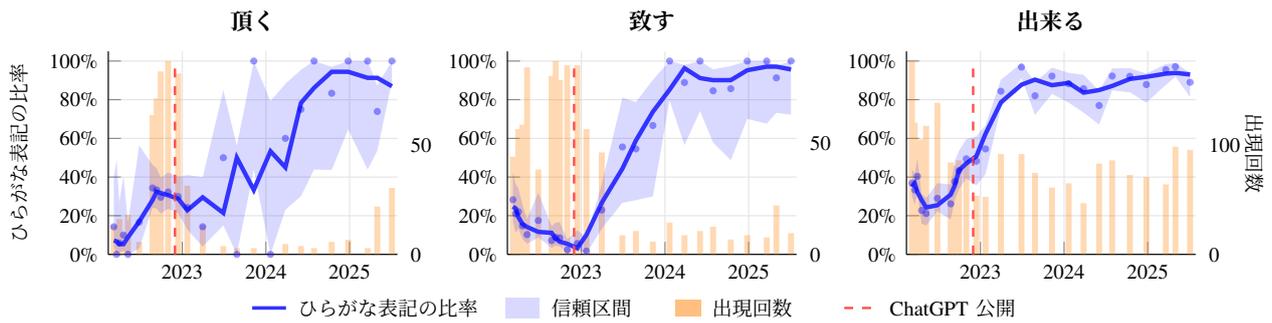


図2 作品 A における語彙素別のひらがな表記の比率の時系列。シェードは 95%信頼区間，赤破線は ChatGPT 公開日。

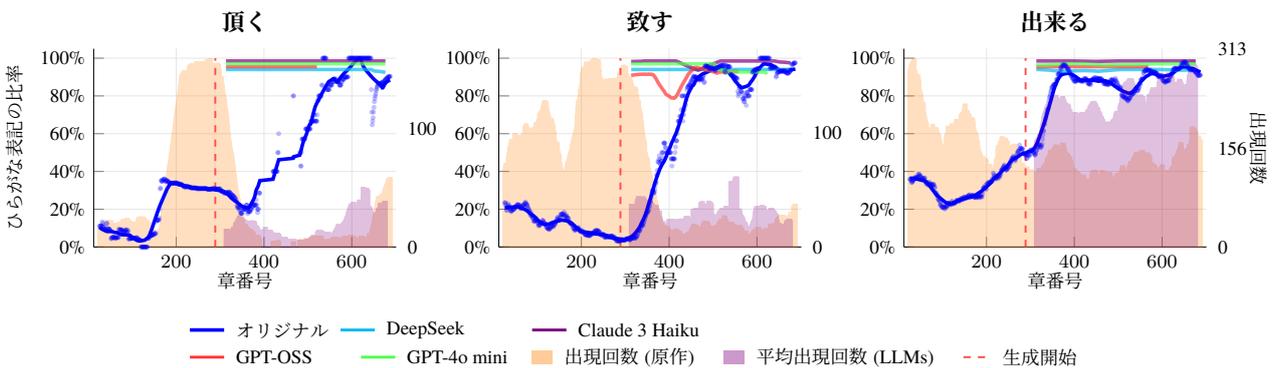


図3 作品 A におけるひらがな表記の比率の時系列比較。青線がオリジナル，他の色が各 LLM 生成テキスト。

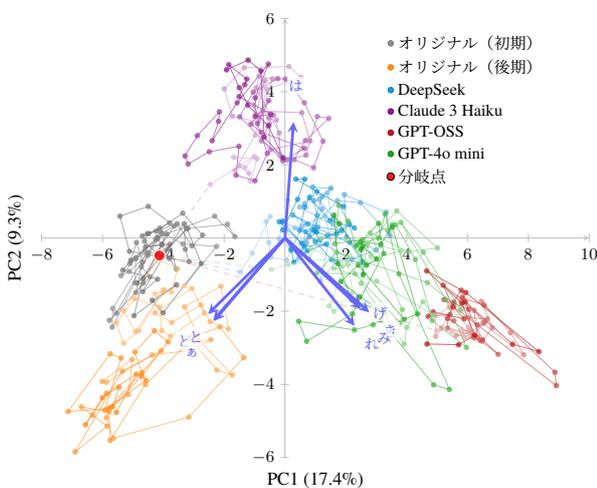


図4 作品 A の読点の前のひらがなの分布の PCA 空間における比較。各 LLM が固有のクラスターを形成している。

る、2つの指標が対照的な振る舞いを示した。表記選択では4種の LLM がいずれも同一の傾向に収束し、人間の作品もこの方向に変化していた。一方、読点の前のひらがなの分布では各 LLM が固有のクラスターを形成した。

この対比は、生成 AI が文章に与える影響の分析において実用的な意味を持つ。均質化が進む指標では生成 AI の使用を検出しやすく、差異が保持され

る指標では生成元のモデルを推定できる。両者を組み合わせることで、文体変化の検出から生成元のモデルの推定まで段階的に分析できる可能性がある。ただし、本研究での LLM 比較は1作品に限られており、生成元のモデルの推定に向けてはより多くの作品での検証が必要である。

今後の課題は因果関係の検証である。変化が検出された作品と検出されなかった作品の比較、および変化時点の分布の分析を通じて、文体変化と生成 AI 使用の関係を明らかにしたい。

## 謝辞

本研究のデータ収集には Narou.rb<sup>1)</sup>を使用した。前田直子氏には有益な議論をいただいた。本研究の一部は JSPS 科研費 23K21728 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] OpenAI. GPT-4 technical report, 2023. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>.
- [2] Anil R. Doshi and Oliver P. Hauser. Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. **Science Advances**, Vol. 10, No. 28, p. eadn5290, 2024.
- [3] Hiromu Yakura, Ezequiel Lopez-Lopez, Levin Brinkmann, Ignacio Serna, Prateek Gupta, Ivan Soraperra, and Iyad Rahwan. Empirical evidence of large language model's influence on human spoken communication, 2024.
- [4] Riley Galpin, Bryce Anderson, and Tom S Juzek. Exploring the structure of AI-induced language change in scientific english. In **The International FLAIRS Conference Proceedings**, Vol. 38. University of Florida George A Smathers Libraries, 2025.
- [5] Wataru Zaitu, Mingzhe Jin, Shunichi Ishihara, Satoru Tsuge, and Mitsuyuki Inaba. Can we spot fake public comments generated by ChatGPT(-3.5, -4)?: Japanese stylistometric analysis expose emulation created by one-shot learning. **PLOS ONE**, Vol. 19, No. 3, p. e0299031, 2024.
- [6] 金明哲. 読点から現代作家のクセを検証する. **統計数理**, Vol. 44, No. 1, pp. 121–125, 1996.
- [7] 工藤拓, 山本薫, 松本裕治. Conditional random fields を用いた日本語形態素解析. **情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL)**, 第 2004 巻, pp. 89–96, 2004.
- [8] 伝康晴, 小木曾智信, 小椋秀樹, 山田篤, 峯松信明, 内元清貴, 小磯花絵. コーパス日本語学のための言語資源: 形態素解析用電子化辞書の開発とその応用. **日本語科学**, Vol. 22, pp. 101–123, 2007.
- [9] Anthropic. The claude 3 model family: Opus, sonnet, haiku, 2024. [https://www-cdn.anthropic.com/de8ba9b01c9ab7cbabf5c33b80b7bbc618857627/Model\\_Card\\_Claude\\_3.pdf](https://www-cdn.anthropic.com/de8ba9b01c9ab7cbabf5c33b80b7bbc618857627/Model_Card_Claude_3.pdf).
- [10] OpenAI. GPT-4o mini: advancing cost-efficient intelligence, 2024. <https://openai.com/index/gpt-4o-mini-advancing-cost-efficient-intelligence/>.
- [11] DeepSeek-AI. Deepseek-v3 technical report, 2024. <https://arxiv.org/abs/2412.19437>.
- [12] OpenAI. gpt-oss-120b & gpt-oss-20b model card, 2025. <https://arxiv.org/abs/2508.10925>.
- [13] 文化庁. 公用文作成の考え方 (建議) (付)「公用文作成の考え方 (文化審議会建議)」解説, (2025-12 閲覧). [https://www.bunka.go.jp/seisaku/bunkashingikai/kokugo/hokoku/pdf/93651301\\_01.pdf](https://www.bunka.go.jp/seisaku/bunkashingikai/kokugo/hokoku/pdf/93651301_01.pdf).
- [14] 文化庁. 常用漢字表, (2025-12 閲覧). [https://www.bunka.go.jp/kokugo\\_nihongo/sisaku/joho/joho/kijun/naikaku/pdf/joyokanjihyo\\_20101130.pdf](https://www.bunka.go.jp/kokugo_nihongo/sisaku/joho/joho/kijun/naikaku/pdf/joyokanjihyo_20101130.pdf).
- [15] 岩崎拓也. 現代日本語における句読点の研究: 研究概観と使用傾向の定量的分析. **日本語教育学の新潮流** 32. ココ出版, 2023.

1) <https://github.com/whiteleaf7/narou>