

例文提示と修正箇所の指摘による 説得性の高い文章執筆のためのインタフェース

庵谷 拓輝[†] 山本 祐輔[†]

[†] 静岡大学大学院総合科学技術研究科 〒 432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: [†]ihoriya@design.inf.shizuoka.ac.jp, ^{††}yamamoto@inf.shizuoka.ac.jp

あらまし 本稿では、書き手による説得性の高い文章執筆を支援するインタフェースの設計方法を提案する。レポートや論文をはじめとし、意見や提案を主張する際には、文章の説得性が重要である。提案するインタフェースは、説得性の高い文章執筆を支援するために、GPT-2 による例文提示と BERT の Self-Attention による修正箇所の指摘を行う。提案するインタフェースの有効性を検証するためのユーザ実験を行う予定である。

キーワード 自然言語処理, 文章執筆, ユーザ支援インタフェース

1 はじめに

自らの意見や主張を展開する意見文や論述文には、高い説得性が求められる。説得力のある文章を書く能力は、学校教育において獲得が望まれる重要な能力の一つとされている [1]。説得的な意見文とは、自分の主張において、有利な賛成論のみを示すのではなく、主張に対する反対論を提示し、それに対して再反論を行っている文だとされている [2]。意見文や論述文の書き手には、読み手に何らかの行動を喚起できるような説得性の高い文章を執筆できる能力が求められている。

一方、説得性の高い文章執筆スキルを習得することは容易ではない。一般的に、スキル獲得・改善には、学習者個人がフィードバックを得ることが重要である [3]。このフィードバックは、説得性の高い文章執筆スキル向上のためにも有用と考えられる。しかし、Jonassen らは、論述スキル習得のための主要な課題の一つに「教師に教育スキルがないこと」を挙げている [4]。これは学習者が、説得性の高い文章執筆能力を含むような論述スキルを習得するためのフィードバックを得られる環境が乏しいことを意味する。加えて、大学などにおいての大規模・遠隔講義が一般的となった現在、学習者への個別のフィードバックの実施は、時間と労力の観点から限界がある。このような背景より、学習者が説得性の高い文章執筆スキルを身につけることは容易ではないといえる。したがって、書き手となる学習者が、自身の文章を客観的に見つめ、文章の説得性を高められる環境が必要とされている。

本稿では、個人の説得性の高い文章執筆を支援するインタフェースを提案する。具体的には、執筆中の文章において修正の必要な箇所の指摘を行う。また執筆文章の内容に応じた例文の提示を行う。

我々の提案するインタラクションを実現するために、言語資源学会より提供された日本語小論文データを用いる。修正箇所の指摘のため、BERT による回帰モデルを構築し、Attention による文章中の修正箇所の可視化を行う。例文提示のために、

GPT-2 の学習データとして小論文データを用いて、文章生成モデルを作成する。これらの提案するインタフェースのふるまいによって、書き手の文章の説得性についての執筆態度の変容を狙う。

2 関連研究

2.1 文章執筆と説得性

これまで文章執筆と説得性に関する研究はいくつか行われてきた。Nippold らは、小児期から成人期にあたる人々にエッセイを書いてもらい、説得力のある文章執筆について統語的、意味的、語用論的発達の側面に焦点を当てて調査した [5]。その結果、年齢に関連した変化として、作文の長さ、相対句の生成、副詞的接続詞、抽象名詞などの文語の利用の増加が見られた。また、年齢が高いほど主張に対してより多くの理由を書き、多様な視点を認める傾向が確認された。論証モデルとして、論証を主張・データ・論拠・論拠の裏付け・限定・論駁の6つに分類し、形式化した Toulmin モデルがある [6]。鈴木らは、この Toulmin モデルを用いて、生徒の文章執筆スキルを向上させるためのオンラインおよびオフラインで仲間と交流する共同学習環境を設計している [7]。論述において、反論を排除し、賛成立場にある意見を積極的に提示する傾向であるマイサイドバイアスの存在が確認されている。小野田らは、意見文の議論の構造（アーギュメント構造）に着目し、それが意見文の説得力評価に与える影響について検証している [8]。また小野田らは、反論を想定し、なおかつその反論に対して再反論している意見文を「マイサイドバイアスを克服した意見文」として、児童を対象としたマイサイドバイアスの低減のための調査を行っている [9]。児童の反論への再反論を促すために設定した目標提示・方略提示・目標達成を義務とする役割付与の3つ効果の影響を検証した。結果として、方略提示によって再反論の産出数が増加し、役割付与が方略提示の効果を促進することが分かった。Hacker は、文章執筆をメタ認知のプロセスとして再認識し、メタ認知理論を用いてモデル化を行った [10]。文章執筆をメタ認

知活動として捉えると、Object-Level（外部刺激・内部生成刺激に関する認知）と Meta-Level（Object-Level に関する認知）によって構成されることを示した。Object-Level には、思考を生み出すためのプロセス（コントロール）と思考が生み出される様子を観察するプロセス（モニタリング）がある。

本稿で提案するインタフェースは、Hacker のメタ認知モデルにおける Object-Level のプロセスであるコントロールとモニタリングの一要素を支援する。修正箇所の指摘は、執筆した文章の修正箇所を伝えることによって、書き手のモニタリングを支援する。例文提示は、執筆する文章の参考となるアイデア（例文）を提示し、書き手のコントロールを支援する。また、本稿で想定する説得性の高い文章とは、以下の要素を含んで組み立てられた文章である。

- 論理性
- 妥当性
- トピックに関する理解力
- 文章力

書き手が、上記の要素を意識して文章執筆が可能になるために、提案するインタフェースにて修正箇所の指摘と例文提示を行う、

2.2 文章執筆インタフェースの設計

文章執筆インタフェースの設計に関する研究について述べる。Arnold らは、テキスト入力文章内容に与える影響についてタッチスクリーンキーボードのフレーズ提案について調査している [11]。調査の結果、フレーズ提案は、単一の単語の表示よりも強く文章内容に影響を与えることが分かった。また、Arnold らは、テキストの予測入力システムが人々の執筆内容にどのような影響を及ぼすかを調査している [12]。実験の結果、予測入力システムを利用することは、文章の内容をより簡潔にし、予測されたテキストに影響された文章を執筆する可能性を高める効果が確認された。Fiannaca らは、執筆者の過去の文章や会話相手からの提案を用いて、予測をカスタマイズするデバイスを実装している [13]。

2.3 自然言語処理による文章執筆支援

自然言語処理を用いた、ユーザの文章執筆支援に関する研究について述べる。Wambsganss らは、学生の論証に対する個別のフィードバックが、より説得力のある文章を書くのに有用かどうかを検証した [14]。その検証のために与えられた文章の論証構造に対するフィードバックを提供する適応的なシステムを開発している。提案システムの利用効果を検証する実験の結果、参加学生は提案システムを利用した場合に、より説得力のある文章を書けるようになったと報告されている。また Wambsganss らは、学生による論理的な文章の執筆を支援するためのボット形式のチュータリングシステムを提案している [15]。Chen らは、Gmail において入力可能性の高いフレーズの続きを表示することで、ユーザのメール文章の執筆支援を行う Gmail Smart Compose を開発している [16]。

多くの研究者らが、自然言語処理技術を用いた文章執筆の効

率性、執筆内容の論理性の向上などを狙ったシステムを提案している。書き手が説得性の高い文章を執筆できるようになるためには、文章を書く段階で、文章中のどこを修正すればよいか、説得性の高い文章とはどういうものか、というフィードバックとヒントが必要だと考えられる。本稿では、提案するインタフェースにて、修正箇所の指摘と例文提示によって、説得的な文章執筆の促進を狙う。

3 説得性の高い文章執筆を支援するインタフェース

本章では、提案するインタフェース（以下、提案インタフェース）を実現するための機能およびモデル構築に必要なデータについて述べる。

3.1 修正箇所の指摘

提案インタフェースは、ユーザが執筆している文章中にて、説得性を低下させている文章を修正箇所として指摘する。修正箇所の指摘を行う際は、指摘の理由を伝える。指摘の理由をユーザが理解することは、説得力のある文章を書くためのスキルが身につく、納得感を持って文章改善に取り組むことができると考えられる。

我々は、修正箇所の指摘を行うために、BERT による言語モデルを構築する [17]。訓練済みモデルとして、東北大学の乾・鈴木研究室の訓練済み日本語 BERT モデルを使用する¹。この訓練済みモデルは、日本語版 Wikipedia を用いた事前学習が行われている。本稿では、以下の手順に基づいて、修正箇所の指摘を実現する。

（1）事前学習済みモデルを用いて、文章全体を入力として受け取り、評価基準ごとにスコアを出力する回帰モデルを作成する

（2）回帰モデルの推論時に、BERT の Self-Attention の重みを出力させる

（3）出力された Self-Attention の重みを用いて、修正箇所の指摘のためのインタフェースを実現する

前述した事前学習済みモデルを用いて、入力として受け取る文章に対して、説得性を構成する要素のスコア（1.0 から 5.0 をとる数値）を出力する回帰モデルを作成する。説得性を構成する要素には、3.3 節にて後述するデータセットに含まれる、論理性・妥当性・理解力・文章力の 4 つの評価基準を用いた。ここで、各評価基準に対してそれぞれ回帰モデルを作成した。

作成した回帰モデルを用いて各評価基準のスコア（以下、評価スコア）を推論する際に、同時に Self-Attention の重みを出力させる。Attention とは、画像や文章などのデータを扱う際に、特定の箇所に注意を向けて学習させる機構である。回帰モデルは推論の際に、評価スコアと同時に Self-Attention の重みを算出する。例えば、与えられた文章の評価スコア（論理性）を推論する回帰モデルは、評価スコア（論理性）および、その推論時にモデルが着目した箇所を可視化するための Self-Attention の重みを算出する。

1 : <https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese>

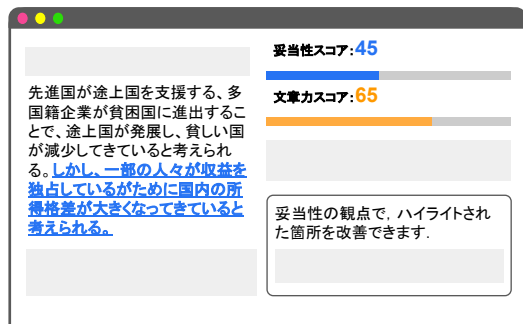


図 1 修正箇所の指摘（ハイライト）のための UI イメージ。左カラムのユーザが執筆した文章に対してハイライトを行う。右カラムには現在の文章全体の各評価スコアとハイライトに関する情報を表示する。

提案インタフェースは、執筆中の文章に一定の変更が加えられたタイミングで、評価スコアの更新およびユーザの文章中で修正すべき文の指摘を行う。修正箇所の指摘処理において、作成したモデルへの入力ユーザが執筆した文章全体であり、出力は前述した回帰モデルが算出する評価スコアと Self-Attention の重みである。

執筆された文章から推論された評価スコアが、訓練データに用いたデータの評価スコア平均よりも低い場合を考える。このとき、推論結果として同時に出力される Self-Attention の重みは、評価スコアを一定よりも低下させている文章の箇所を可視化できると考えられる。Self-Attention の重みは、各単語に対して得られる。推論結果として得られた各単語への Self-Attention の重みの合計値が、単語数に対して最も大きい値となる文章をハイライト対象の文章とする。文章中で評価スコアを低下させている箇所をハイライトによって可視化することで、ユーザに説得性向上のために修正可能な箇所を提示できる。図 1 に、修正箇所指摘のためのインタフェースを示す。インタフェースには、左カラムにユーザが文章を執筆するためのテキスト入力エリアを用意する。各基準に設定された色を背景色として、修正すべき箇所のハイライトを行う。右カラムには、ユーザが執筆している文章への各基準の評価スコアと修正箇所の指摘結果を提示する。ハイライトと同時に、文章に対する評価スコアに基づいて、ユーザに修正箇所の指摘理由を表示する。修正箇所の指摘理由は、ユーザが執筆した文章全体で特定の評価スコアがデータセット内の平均値よりも低下していることとする。図 1 の例では、ユーザの書いた文章全体の妥当性の評価スコアが、データセット内の平均値よりも低いと仮定する。この場合、指摘理由として「ハイライトした箇所が原因となり、文章全体の妥当性が低下していること」を伝える。同時に、ユーザに次に取るべき行動を示すため、各評価基準に対して手動で用意した改善案を指摘理由に追加して表示する。これらの手順によって、説得的な文章執筆スキルの習得を目的とした修正箇所の指摘を行い、ユーザの説得的な文章を執筆する意識の向上を狙う。

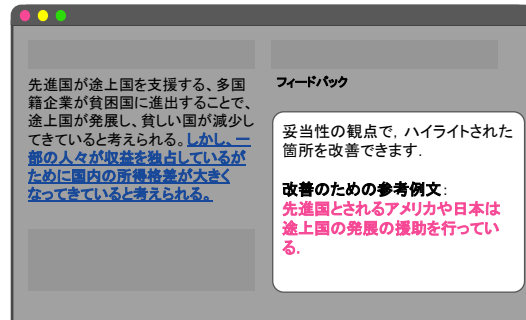


図 2 例文提示のための UI イメージ。修正箇所を改善するためのヒントとなる例文を右カラムに表示する。

3.2 例文提示

提案インタフェースは、ユーザの文章執筆中に、より説得的な文章を書く意識を高めることを目的として、説得性を向上させるヒントとなる例文を提示する。単純に入力として予測される文章を表示するのみでは、ユーザは慎重な考えを伴わず、ただ模倣するのみとなる可能性がある。効果的に例文を提示するためには、その内容と提示タイミングが重要となる。インタフェースが提示する例文の内容は、3.1 節に述べた修正箇所の指摘結果を改善するための文章とする。したがって、例文提示は修正箇所の指摘と同様のタイミングで実施する。

提示する例文の生成には、GPT-2 を利用する [18]。GPT-2 とは、ウェブ上の数十 GB の文章を学習データとして用いた Transformer をベースとした文章生成モデルである。本稿では、日本語用のインタフェース構築を行うため、rinnna 社の日本語 GPT-2 モデルを利用する²。rinnna 社の日本語 GPT-2 モデルに対して、3.3 で述べる小論文データのファインチューニングを実施した [19]。例文を生成する際の入力データは、修正箇所として指摘された文章までの前文とする。ユーザに説得性の高い例文を提示するために、ファインチューニングの対象とする小論文データは、論理性など各基準の評価スコアが最大（5）である小論文とする。また、ユーザが例文を過度に模倣することを抑制するため、表示する例文の数は 3 文以内とする。

図 2 に、インタフェースによる例文提示のイメージを示す。提案インタフェースが、ユーザの文章を妥当性の観点で修正箇所を指摘したとする。このとき、指摘理由に加えて、妥当性を改善するためのヒントとなる文章を例文として提示する。以上のふりまによって、ユーザが書く文章全体の説得性の向上を狙う。

3.3 データセット

提案インタフェースを実現するためには、ユーザの執筆した文章を評価する手法が必要とされる。そのために、我々は言語資源協会から提供されている日本語小論文データセット（以下、小論文データ）を利用した [20]。この小論文データは、9 つのテーマに対して 1 から 3 件の小論文課題を行う模擬試験を実施

2: <https://github.com/rinnakk/japanese-pretrained-models>

し、受講者（大学生、大学院生）が作成した小論文とそれに対する採点を電子化したものである。受講者の小論文に対する評価は、(1) 設問に対する理解力、(2) 文章の論理性（論述の展開の良さ）、(3) 妥当性（論述の内容が妥当で説得力があるか）、(4) 文章力（言葉の使い方、誤字脱字）の4つの基準にて行われている。これらの4つの基準に対して、評価スコアが1から5の五段階の数値評価として与えられている。我々は、この小論文データ内で用いられている4つの基準に対する評価スコアを3.1節、3.2節で述べたように、インタフェース実現のために利用する。

4 おわりに

本稿では、例文提示と修正箇所の指摘による説得性の高い文章執筆を支援するインタフェースを提案した。今後は、提案インタフェースの有効性検証のために、ユーザ実験を実施する予定である。また、ユーザ実験の結果の分析と考察を行う。

謝 辞

本研究はJSPS科研費JP18H03244, 21H03554, 21H03775の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

文 献

- [1] Ralph P Ferretti, William E Lewis, and Scott Andrews-Weckerly. Do goals affect the structure of students' argumentative writing strategies? *Journal of Educational Psychology*, Vol. 101, No. 3, p. 577, 2009.
- [2] Christopher R Wolfe, M Anne Britt, and Jodie A Butler. Argumentation schema and the myside bias in written argumentation. *Written Communication*, Vol. 26, No. 2, pp. 183–209, 2009.
- [3] John Hattie and Helen Timperley. The power of feedback. *Review of educational research*, Vol. 77, No. 1, pp. 81–112, 2007.
- [4] David H Jonassen and Bosung Kim. Arguing to learn and learning to argue: Design justifications and guidelines. *Educational Technology Research and Development*, Vol. 58, No. 4, pp. 439–457, 2010.
- [5] Marilyn A Nippold, Jeannene M Ward-Lonergan, and Jessica L Fanning. Persuasive writing in children, adolescents, and adults. 2005.
- [6] Stephen E Toulmin. *The uses of argument*. Cambridge university press, 2003.
- [7] 鈴木宏昭, 館野泰一, 杉谷祐美子, 長田尚子, 小田光宏. Toulminモデルに準拠したレポートライティングのための協調学習環境. *京都大学高等教育研究*, Vol. 13, pp. 13–24, 2007.
- [8] 小野田亮介, 鈴木雅之. アーギュメント構造が説得力評価に与える影響. *教育心理学研究*, Vol. 65, No. 4, pp. 433–450, 2017.
- [9] 小野田亮介. 児童の意見文産出におけるマイサイドバイアスの低減—目標提示に伴う方略提示と役割付与の効果に着目して—. *教育心理学研究*, Vol. 63, No. 2, pp. 121–137, 2015.
- [10] Douglas J Hacker. A metacognitive model of writing: An update from a developmental perspective. *Educational Psychologist*, Vol. 53, No. 4, pp. 220–237, 2018.
- [11] Kenneth C Arnold, Krzysztof Z Gajos, and Adam T Kalai. On suggesting phrases vs. predicting words for mobile text composition. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 603–608, 2016.
- [12] Kenneth C Arnold, Krysta Chauncey, and Krzysztof Z

- Gajos. Predictive text encourages predictable writing. In *Proceedings of the 25th International Conference on Intelligent User Interfaces*, pp. 128–138, 2020.
- [13] Alexander Fiannaca, Ann Paradiso, Mira Shah, and Meredith Ringel Morris. Acrobat: Using mobile devices to lower communication barriers and provide autonomy with gaze-based aac. In *Proceedings of the 2017 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing*, pp. 683–695, 2017.
- [14] Thiemo Wambsganss, Christina Niklaus, Matthias Cetto, Matthias Söllner, Siegfried Handschuh, and Jan Marco Leimeister. Al: An adaptive learning support system for argumentation skills. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–14, 2020.
- [15] Thiemo Wambsganss, Tobias Kueng, Matthias Soellner, and Jan Marco Leimeister. Arguetutor: an adaptive dialog-based learning system for argumentation skills. In *Proceedings of the 2021 CHI conference on human factors in computing systems*, pp. 1–13, 2021.
- [16] Mia Xu Chen, Benjamin N Lee, Gagan Bansal, Yuan Cao, Shuyuan Zhang, Justin Lu, Jackie Tsay, Yinan Wang, Andrew M Dai, Zhifeng Chen, et al. Gmail smart compose: Real-time assisted writing. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp. 2287–2295, 2019.
- [17] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, 2019.
- [18] Alec Radford, Jeffrey Wu, Rewon Child, David Luan, Dario Amodei, Ilya Sutskever, et al. Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI blog*, Vol. 1, No. 8, p. 9, 2019.
- [19] 趙天雨, 沢田慶. 日本語自然言語処理における事前学習モデルの公開. *人工知能学会研究会資料 言語・音声理解と対話処理研究会* 93 回 (2021/11), pp. 169–170. 一般社団法人 人工知能学会, 2021.
- [20] 竹内孔一, 大野雅幸, 泉仁宏太, 田口雅弘, 稲田佳彦, 飯塚誠也, 阿保達彦, 上田均ほか. 研究利用可能な小論文データに基づく参照文書を利用した小論文採点手法の開発. *情報処理学会論文誌*, Vol. 62, No. 9, pp. 1586–1604, 2021.