

Web 議論における BERT を用いた 関連情報推薦手法の試作

内藤勝太¹ 白松俊¹

概要：多様な参加者による Web 議論では、相互理解や合意形成を中立の立場でサポートするファシリテータが重要である。このような Web 議論では、議論を行う上で必要な背景知識を持っていない参加者が発言しにくい場面が想定されるため、議論背景の理解促進につながる情報が議論進行に役立つのではないかと考える。本研究では、WEB 上のテキストから議論に関連した情報を抽出する手法を試作した。まず、実際に Web 上で行われた議論に IBIS 構造をアノテーションし、関係があるとされた文のペアを訓練データとして BERT で分類器を構成した。扱った関係の種類は、Idea-Merit, Idea-Demerit などの 5 種類である。Web 議論の投稿内容に関連する Web ページを検索・収集し、そのテキスト中で BERT 出力スコアの高いものを関連情報として提示する評価実験を行った。その結果、扱った 5 種類の関連情報で Solution と Example については比較的高い評価を得たが、Demerit については適切な情報提示が難しいという知見を得た。

A Prototype of Information Recommendation Method using BERT for Web-based Discussion

SHOTA NAITO^{†1} SHUN SHIRAMATSU^{†1}

1. はじめに

多様な市民が参加する Web 議論では、建設的な合意形成を促進するファシリテーションが非常に重要である。ファシリテーションを行う人をファシリテータと呼ぶ。2013 年 11 月に行われた Web 議論システム COLLAGREE を用いて実施された大規模社会実験[1]では、名古屋市時期総合計画に関して 266 人による議論が行われた。実験結果および、議論参加者にアンケートからは、ファシリテータの役割である「炎上のような不適切な状態の回避」、「議論の発散・集約への適切な進行」がなされていたといったファシリテータの有用性を示す結果を得られた。

Web 議論およびファシリテータについて、池田ら[2]は自律的なファシリテータエージェントの研究を行っており、IBIS (Issue-based Information System) [4]と呼ばれる議論構造を「課題とアイデア」といった形として構造化したものを事前知識として用いたファシリテータの質問生成手法を提案した。

Web 議論における課題として、議論中の内容について背景知識を持っていない参加者が発言しにくいといった場面があると考えられる。そこで、議論内容に関連した理解促進につながる情報を議論参加者に提示することで、議論内容の理解や意見創出に繋がり、ファシリテータの議論進行の役に立つのではないかと考えた。そこで本研究では、議

論内容についての情報を Web ページ検索することで収集し、ページ中のテキストから情報を抽出し、議論参加者に推薦する手法の試作を行い、評価実験を行った。関連情報をテキストから抽出する際には、さまざまなタスクで高い精度を達成している言語表現モデルである BERT[3]を用いることにした。

2. BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [3]は、2018 年に Google が発表した自然言語処理のための汎用言語表現モデルである。BERT の特徴として挙げられるのは、Wikipedia などから得られる大量の文章データから事前学習しておいたモデルを、転移学習により文章理解や翻訳など様々なタスクに応用できる点である。事前学習したモデルに対し、任意のタスクを対応させることを Fine-tuning, 転移学習と呼ぶ。また、転移学習する際に少ないデータを学習するのみでモデルを構成できるのも特徴の一つである。

本研究では、事前学習モデルとして日本語 Wikipedia を学習した公開モデル (<https://github.com/yoheikikuta/bert-japanese>) を使用した。

関連研究として、テレビドラマ視聴者がドラマ視聴後にウェブ上で行うドラマ関連関心动向などの情報探索過程を支援することを目的とした、BERT を利用した Web ページ

¹ 名古屋工業大学大学院 情報工学専攻
CS. Nagoya Institute of Technology.

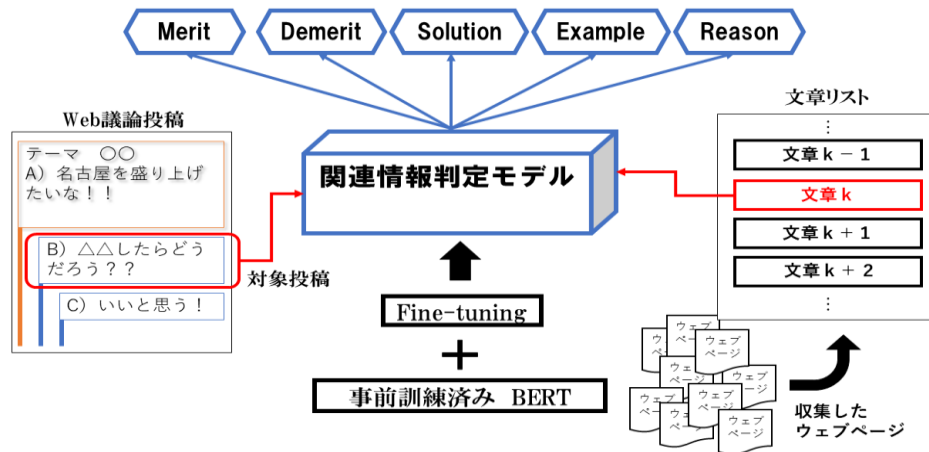


図2 関連情報判定モデル

からの情報収集・集約を行うもの[5]が挙げられる。この研究では Wikipedia および Web ページ中の文章を Fine-tuning に用いたドラマ関連判定モデルを提案している。

3. 提案手法

3.1 IBIS 構造

IBIS (Issue-Based Information System) [4]とはある問題に対する要素の相互関係をわかりやすく構造化したものである。IBIS 構造は大きく分けて以下の三つの要素に分類することができる。

- ① Issue: IBIS 構造のメインとなる要素。議論における問題点を質問形式で記述してある。
- ② Idea: Issue の解決に役立つとされる Issue への回答となる要素。
- ③ Argument: 特定の Idea に対してメリット/デメリットおよびその他のステータスを持つ要素。メリット, デメリットを含め7種類存する。

それぞれについて、「Issue - Idea」「Idea - Argument」「Issue - Argument」という構造をとることができる。

本研究では、「ある投稿発言 - それに対する関連情報」の構造に近い「Idea - Argument」の構造について扱う。Argument のステータスについては Merit(メリット), Demerit(デメリット), Solution(解決策), Example(事例), Reason(理由)の5つの種類を扱う。IBIS 構造の構成例を図1に示す。

3.2 関連情報

ここでは、関連情報の種類について述べる。前節で述べたが、本研究において関連情報を5種類扱うこととする。

- ① Merit(メリット): 利点, 価値を含む情報
- ② Demerit(デメリット): 欠点, 短所を含む情報
- ③ Solution(解決策): 問題を解決へと導く方法, 手段が含まれている情報
- ④ Example(事例): 他の国や都市での事例が含まれている情報
- ⑤ Reason(理由): 問題となった原因を含む情報

3.3 BERT を用いた関連情報判定

関連情報推薦の対象となる投稿についての関連情報を抽出するにあたり、議論投稿について検索エンジンを用いて収集されたウェブページ中のテキストが議論投稿に関連するか否かを判定する関連情報判定モデルを図2に示す。

BERT の Fine-tuning には、2013 年に行われた Web 議論システム COLLAGREE で得られた投稿データに対し、IBIS 構造をアノテーションしたデータを用いる。このデータの中から「Idea - Argument」の関係となっている文のペアを抜き出し、BERT の Fine-tuning を行い、関連情報判定を行うタスクに対応させる。用いたペアの総数は2560ペアで、3.1節で述べた5種類の他に Answer, Opinion の二種類も含まれる。

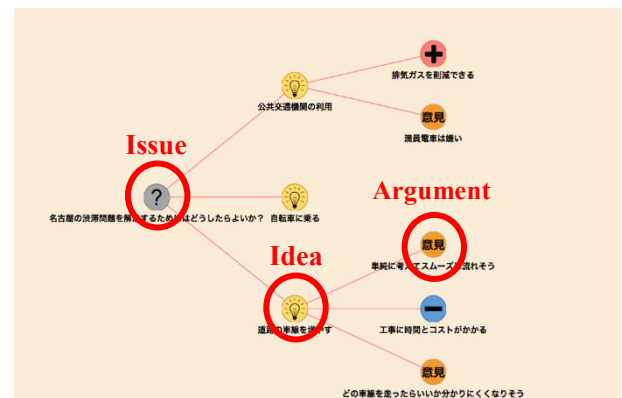


図1 IBIS 構造

4. 評価・考察

4.1 評価実験

実験では、2018 年に行われた Web 議論システム HAMAagree を利用した社会実験で得られた議論データを用いる。複数ある議論タイトルの中から4つ選び出し、それぞれ議論内容について Web ページを検索・収集する。Web ページを収集する際のクエリは議論投稿中の単語から選び出し、収集する内容を幅広くするために補助的クエリとし

て「現状、事例、世界、市、メリット、デメリット」を含めた検索を行った。そして収集した Web ページ中のテキストを抜き出し、4 文ずつのまとまりを文章として関連情報判定に用いる。議論タイトルは、「1. 屋上庭園の推奨」「2. 子育て支援」「3. 防災のための準備」「4. 自転車レーンの増設」の4つである。Merit, Demerit, Solution, Example, Reason の5種類それぞれについて、関連情報判定モデルからの出力スコアが高い5文章を被験者10名に評価してもらう実験を行った。例えば、Merit の場合は対象議論投稿についての Merit 情報らしさを7段階のリッカート尺度で評価してもらった。被験者に見せたアンケート画面を図3に示す。

4.2 実験結果

4つのタイトルそれぞれについて5種類の属性の平均値を表1に示す。値が4以上の場合は赤字となっている。

4.2.1, 4.2.2 節では評価が高かった事例、低かった事例を示す。

4.2.1 評価の高い事例

- タイトル2「防災のための準備」
- 提示対象の文脈
 - 2つ前の発言「まちの視点から考える防災対策に基づいて、準備する必要があります。例えば、災害の発生を予想し、対策を用意します。」
 - 直前の発言「特に、まちで発生しやすい災害に対して、準備に力を入れます」
- 提示する Solution 情報「地図はダウンロードすることができます。小平市防災マップ夏休みに家族で防災計画を立てよう。家族で防災計画を立てていますか。備蓄品の準備や避難場所の確認など、災害に備え、夏休みに家族で話し合ってみてはいかがですか。」
 - 評価値: 7段階中 6.2

4.2.2 評価の低い事例

- タイトル1「屋上庭園の推奨」
- 提示対象の文脈
 - 2つ前の発言「屋上に庭園を設置することを推奨して頂きたいです。職場の屋上に庭園があったら休憩時間に息抜きに訪れたいです。」
 - 直前の発言「賛成する人にとっていいと思いますが、反対する人も出て来ると思います。例えば、虫が苦手な人にとって厳しいと思います。」
- 提示する Merit 情報「花が咲くと実が付き、種ができる。そして、その種が芽吹き、大きく成長していく。また、花を付け、実がなる。これを繰り返しています。」
 - 評価値: 7段階中 1.7

4.3 考察

結果としては、評価が高い文章、低い文章、および評価にばらつきのある文章が存在していた。また、Solution,

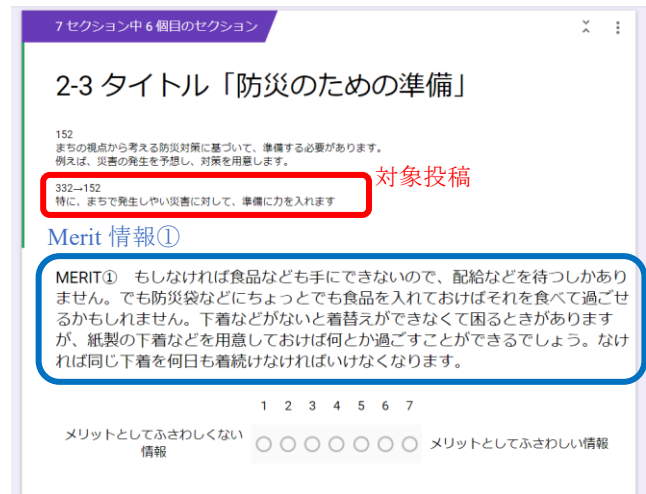


表 1 7段階評価の平均値

	Merit	Demerit	Solution	Example	Reason	全平均
タイトル1 「屋上庭園の推奨」	1.20	2.78	3.24	2.82	3.52	2.71
タイトル2 「子育て支援」	5.34	2.52	4.72	4.50	3.96	4.21
タイトル3 「防災のための準備」	5.32	3.72	5.92	5.26	4.28	4.90
タイトル4 「自転車レーンの増設」	2.86	4.38	3.08	3.68	3.58	3.52
全平均	3.68	3.35	4.24	4.07	3.84	

Example が比較的良好な評価であった。タイトル1「屋上庭園の推奨」では、5種類の関連情報それぞれ低い値となっていた。そこで、Web ページから抽出したテキストリストを目視で確認したところ関連情報としてふさわしいテキストがあまり含まれていなかった。より議論投稿に沿った関連情報を集めるために、Web ページを収集する際のクエリをより適切なものに変更することが考えられる。以下では評価実験で提示した関連情報について考察する。

4.2.1 節で述べた評価の高い例では、「街での防災準備に力を入れる」という投稿に対する Solution 情報の推薦例となっている。家族で防災計画を見直してみるという内容が含まれており、具体的な解決策についての情報推薦ができています。

4.2.2 節で述べた評価の低い例では、「屋上庭園の設置には虫の苦手な人が反対するだろう」という投稿に対する Merit 情報の推薦例となっているが、花の一生についての内容が含まれており、Merit という観点としてはプラスの情報として捉えることができるが、望ましくない文章が関連情報として提示されてしまっている。

5. おわりに

本稿では、Web 議論において議論参加者の議論背景の理解促進による議論進行の補助を目的とし、Web ページから議論に関連する情報を抽出する方法の試作および評価を行った。具体的には、学習データとして実際の議論データにアノテーションしたものをを用い、BERT で関連情報判定モ

デルを構築した。また、実験によるモデルの評価を行った。
関連情報の評価結果からは、Merit, Demerit, Solution, Example, Reason の5種類のうち Solution, Example の2種類が比較的高い評価で、Demeritが一番低い評価となった。

今後の課題としては、事前学習したモデルを Fine-tuning する際のデータ数が少ない点と Argument の種類によってデータ数の偏りがあるため、アンダーサンプリングやオーバーサンプリングをすることで不均衡データに対応させてモデルの学習を再度行う必要があると考えられる。また、学習データを増やすために、Web 上の質問掲示板などの投稿データを「Idea - Argument」の構造に対応させて用いることを試みる。さらに、推薦する文章が不適切である原因として、関連情報として収集したテキストの中に適切な文章が含まれない場合があることが今回の評価実験から分かった。そういった場合を回避するために、Web ページを検索する際のクエリを工夫する必要があると考えられる。そこで、BERT の注意機構から得られる重みを利用し、対象投稿中の単語同士の関係性を明らかにすることで、Web ページ検索時の適切なクエリを決定する手法を検討したい。本稿における実験では手動で検索クエリを決定したが、この手法により議論内容を集める際のクエリ決定の自動化も検討したい。

参考文献

- [1] 伊美裕麻, 伊藤孝行, 伊藤孝紀, & 秀島栄三. (2015). オンラインファシリテーション支援機構に基づく大規模意見集約システム COLLAGREE—名古屋市次期総合計画のための市民議論に向けた社会実装. 情報処理学会論文誌, 56(10), 1996-2010.
- [2] 池田雄斗, 白松俊, 伊藤孝行, 神谷晃, 内藤勝太, 芳野魁, & 鈴木祥太. (2018). Web 議論の自動ファシリテーションのための事前知識を用いた質問生成手法. SIG-SLUD, 5(01), 25-30..
- [3] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.
- [4] Ebadi, Toktam, Maryam Purvis and Martin K. Purvis. "A collaborative Web-based issue based information system (IBIS) framework." (2009).
- [5] 川口輝太, 久保遼馬, 藤田拓也, 前田竜治, 宇津呂武仁, 小林彰夫, ... & 河田容英. (2019). BERT を用いたテレビドラマに関する関心動向・感想のウェブマイニング. 研究報告自然言語処理 (NL), 2019(22), 1-9.