

## BERT を利用した協調学習の多人数会話分析

福田 治輝 綱川 隆司 大島 純 大島 律子 西田 昌史 西村 雅史

静岡大学大学院 総合科学技術研究科

## 1. はじめに

協調学習において、多人数の発話内容が記録された対話ログは学習効果の分析に活用されることが期待されている。しかし全ての対話ログに目を通して分析を行うのは現実的ではないため、対話内容の分析の自動化が求められる。その際語彙などの統計情報を用いた手法では内容についての詳細な分析は難しく、砕けた言い回しや言い間違いが含まれる特性上、談話構造解析の適用も難しいとされている[1]。本研究では、多くの自然言語処理タスクで高い性能を示している事前学習済みの汎用言語表現モデルである BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)[2]を利用し、トピック分析を行うことで対話ログにおける話題遷移を可視化する手法を提案する。

## 2. 関連研究

## 2.1. 対話内容の可視化

多人数で行われる対話内容を可視化する研究は多く行われている。ドキュメントコーパスとして Wikipedia を用いた明示的意味解析 (ESA) を行うことで、近い意味を持つ代表的な単語をリアルタイムにクラスターとして可視化することができるシステム[3]や、あらかじめ定義された対話のドメインと関連性の高い名詞のみを抽出し、単語同士の関連性の強さを可視化するシステム[4]が提案されている。

## 2.2. BERTopic

BERTopic[5]は Sentence-BERT[6]で得られた文ベクトルをもとにトピック分析を行う手法である。UMAP[7]により文ベクトルの次元を下げ、HDBSCAN[8]でクラスタリングを行うことで、意味的に類似した文書のクラスターを作成することができる。

## 3. 提案手法

概要を図 1 に示す。発話全体を一定発話数  $n$  のブロックによって分割し、各ブロックを 1 文書として扱う。得られた文書それぞれを Sentence-BERT に入力し、文書ベクトルを得る。ここで得られた文書ベクトルを BERTopic に入力し文書ベクトルをクラスタリングすることで、それぞれの文書に割り当てられたクラスターを取得する。得られたクラスター

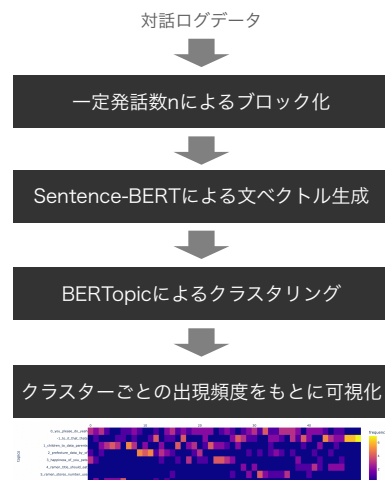


図 1 提案手法の概要

の出現頻度をヒートマップにプロットすることで話題遷移を可視化する。

## 4. 実験

グループワークが主となる大学の演習系の講義において、1 グループ 3 ないし 4 人で実施した計 20 グループのグループワークの録音データを用いる。20 グループのうち、アイデアの適切性や考察の妥当性などから算出された学習成果[9]の比較的高いグループと低いグループを対象として、計約 30 時間分 (=4 グループ分、合計発話数 13,667) の発話を録音データから全て人手で書き起こしてテキスト化したものを発話ログとして用意した。この授業では都道府県ごとの独自の幸福度指標の提案を行うことを目的とし、対象とする講義では提案内容の検討活動を行っている。

この発話ログには検討活動の中で行われた検討活動とは関係のない雑談も含まれている。提案手法で得られたクラスターの有用性を評価するため、3 名により検討活動とは関係のない雑談の発話に対してアノテーションを行う。その際、2 名以上によって雑談とアノテーションされた発話と、提案手法で得られたクラスターのうち雑談が最も多く抽出されているクラスターが割り当てられている発話の一致率を算出する。またクラスター同士を比較する際、クラスターごとに TF-IDF を適用しクラスター内の単語の重要度スコアを取得し、重要度スコアが高い単語を確認する。

一定発話数  $n$  は 5 とし、ヒートマップでは発話全体を 50 個に分割した上で、各分割に含まれる発話ブロックが付与されたクラスターの出現頻度を表示した。一般的に公開されている日本語 Sentence-

BERT-based multi-party conversation analysis in collaborative learning scenes

Haruki Fukuda, Takashi Tsunakawa, Jun Oshima, Ritsuko Oshima, Masafumi Nishida, Masafumi Nishimura

Graduate School of Integrated Science and Technology, Shizuoka University

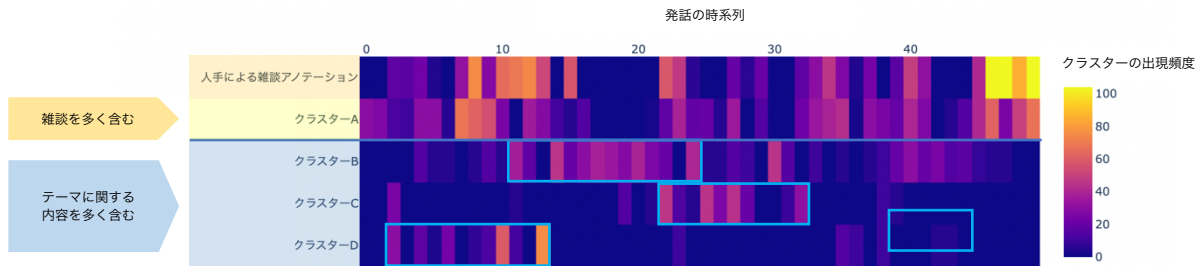


図2 グループ1のクラスターごとの発言頻度を可視化したヒートマップ  
(視認性を高めるため一部のクラスターの結果のみプロットし、出現頻度が高い部分を青枠で図示)

BERT モデルがないことから、英語のデータセットで学習された all-MiniLM-L6-v2 モデル<sup>1</sup>で文ベクトルを生成する。その際、発言を DeepL 翻訳<sup>2</sup>により日本語から英語に機械翻訳したものを用いた。グループ間で出力されるクラスター数に大きなばらつきが出ないようにするため、出力クラスター数を8に設定した。

### 5. 結果と考察

学習成果が比較的高いと評定されているグループ1の結果を図2及び表1に示す。このグループが最終的に決定した幸福度指標の対象は「インドア派とアウトドア派」である。クラスターBの重要度スコアが高い単語に“indoor”が含まれることから直接的にテーマに関係するような単語が多く含まれる発言がクラスタリングされていることがわかる。一方で検討活動とは関係のない雑談の発言はクラスターAに分類されており、クラスターAの発言と人手で雑談とアノテーションされた発言の一致率は約75%となっている。クラスターCでは「インターネット環境」、クラスターDでは「ペットの飼育」について議論していることが重要度スコアの高い単語から読み取れる。図2のヒートマップより、議論のメインのクラスターであるクラスターBと交互に出現しており、それぞれの話題に対して単独のクラスターが形成されるほど深く議論が行われていた可能性が示唆されている。

次に学習成果が比較的低く評定されているグループ2について述べる。検討活動とは関係のない雑談の発言はある2つのクラスターに分類されており、それらのクラスターの発言と人手で雑談とアノテーションされた発言の一致率は約72%となっている。このグループではクラスターに分類されている発言

表1 グループ1のクラスターごとに算出した重要度スコアが高い上位4単語

クラスター	重要度スコアが高い単語
A	it, to, do, write
B	indoor, people, the, person
C	communication, speed, line, wifi
D	pet, pets, dogs, cats

<sup>1</sup> <https://huggingface.co/sentence-transformers/all-MiniLM-L6-v2>

<sup>2</sup> <https://www.deepl.com/translator>

の出現数が非常に少ない特徴が見られ、特定の話題に関して深く議論が行われていない可能性が示唆されている。

### 6. おわりに

協調学習におけるグループワークの対話ログの活用を目的として、BERTを利用した話題遷移の可視化方法の検討を行った。今回の検証では一部の話題については効果的に可視化によって話題遷移の特徴を把握することができたが、クラスターに含まれない発言が多い場合話題遷移の把握が難しいという課題が見られた。今後はトピック分析の性能向上とともに、発言者ごとの分析や話題転換点の検出など、更なる分析支援を検討していく。

### 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP19H01714 の助成を受けたものである。

### 参考文献

[1]三浦寛也ら, “議事録生成技術に関するサーベイ,” 人工知能学会 言語・音声理解と対話処理研究会, vol. 80, pp. 34-38, 2017.  
 [2]J. Devlin et al., “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding,” arXiv:1810.04805, 2018.  
 [3]T. Bergstrom et al., “Conversation clusters: grouping conversation topics through human-computer dialog,” in Proceedings of the 27th ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 2349-2352, 2009.  
 [4]J. Ziegler et al., “Generating Semantic Contexts from Spoken Conversation in Meetings,” in Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent User Interfaces, pp. 290-292, 2005.  
 [5]M. Grootendorst, “BERTopic: Leveraging BERT and c-TF-IDF to create easily interpretable topics.” Zenodo, 2020.  
 [6]N. Reimers et al., “Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks,” in Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP), pp. 3982-3992, Nov. 2019.  
 [7]L. McInnes et al., “UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction,” arXiv, 2020.  
 [8]Campello R.J.G.B et al., “Density-Based Clustering Based on Hierarchical Density Estimates,” in Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 160-172, 2013.  
 [9]川久保アンソニージェイ太稀ら, “知識構築活動におけるアイデア向上プロセス分析に基づく学習成果を向上させる条件,” 日本教育工学会論文誌, vol. 45, no. 1, pp. 31-41, 2021.