

オンライン議論からの Issue-Based Information System 構造の抽出

鈴木 祥太^{1,a)} 山口 直子^{1,b)} 西田 智裕^{1,c)} 柴田 大地^{1,d)} 芳野 魁^{1,e)} 平石 健太郎^{1,f)}
伊藤 孝行^{1,g)}

概要: 本稿では、オンライン議論から Issue-Based Information System (IBIS) 構造を抽出する手法を提案する。著者らの最終的な目標は、オンライン議論のファシリテーションを行う自動ファシリテーションエージェントの開発である。自動ファシリテーションエージェントがオンライン議論のファシリテーションを行うことを可能にするため、議論構造を抽出する機能を実現する。その議論構造として、議論を構造化する手法である IBIS を採用する。本稿では、IBIS に基づく議論構造である IBIS 構造を抽出するというタスクを、IBIS 構造におけるノード抽出とリンク抽出という 2 つのサブタスクに分ける。これら 2 つのサブタスクを処理するために、深層学習を用いる手法を提案する。D-Agree というオンライン議論支援システムで行われた議論データを用いた実験結果は、提案手法が効率的にオンライン議論から IBIS 構造を抽出することを示す。

Extracting Issue-Based Information System Structures from Online discussions

Abstract: In this paper, we propose an approach that aims to extract issue-based information system (IBIS) structures. The ultimate goal is to develop an automated facilitation agent facilitating online discussions. Towards this end, we implement a function of extracting discussion structures. We adopt the IBIS as a suitable format for structuring online discussions. In this context, we model the task of extracting IBIS structures as two subtasks of node extraction and link extraction. In order to perform these two subtasks, a deep neural network based approach is employed. The results of a set of experiments on a dataset collected from the discussions in the online discussion support system called D-Agree showed the proposed approach is efficient for extracting IBIS structures from online discussions.

1. はじめに

次世代の熟議民主主義の礎である、オンライン議論支援システムの開発を目的とした研究がなされている [5], [6], [17], [22]。[5] において、ファシリテータを支援する機能を持つオンライン議論支援システムが開発され、実世界に展開された。ファシリテータはオンライン議論を

より合意形成に近付けるために、議論を適切に調整、誘導、統合、若しくは要約する人物を指す。[5] ではオンライン議論支援システムを評価するための実験が行われ、実験結果はオンライン議論支援システムがより多くの意見を集めることを示した。また、オンライン議論の参加者がファシリテータの重要性を受容することを示した。

オンライン議論支援システムやファシリテータの分野における著者らの最終的な目標は、オンライン議論支援システムの上でオンライン議論のファシリテーションを行う自動ファシリテーションエージェントの開発である。自動ファシリテーションエージェントは人間のファシリテータに比べて、いくつかのメリットがある。例えば、オンライン議論は 24 時間投稿が可能であるためファシリテータは 24 時間議論の状況を把握していなければならないが、人間

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology, Gokiso-cho, Showa-ku,
Nagoya city, Aichi 466-8555, Japan
a) suzuki.shota@itolab.nitech.ac.jp
b) yamaguchi.naoko@nitech.ac.jp
c) nishida.tomohiro@nitech.ac.jp
d) shibata.daichi@itolab.nitech.ac.jp
e) yoshino.kai@itolab.nitech.ac.jp
f) hiraiishi.kentaro@itolab.nitech.ac.jp
g) ito.takayuki@nitech.ac.jp

のファシリテータが1人で24時間議論の状況を把握するのは非常に困難である。対して、自動ファシリテーションエージェントは24時間議論の状況を把握することが可能である。加えて、人間のファシリテータでは見逃してしまうような意見でさえ、自動ファシリテーションエージェントは見逃すことがない。

自動ファシリテーションエージェントの開発において課題となるのが、議論構造の抽出である。自動ファシリテーションエージェントはオンライン議論のファシリテーションを行う際、議論の状況を把握するためにオンライン議論から議論構造を抽出する機能が必要である。自動ファシリテーションエージェントはオンライン議論から議論構造を抽出することで、オンライン議論においてどの話題について投稿が多いか、どの単語が注目されているか、またどの単語が重要であるか理解することが可能となる。オンライン議論支援システムはファシリテータを支援する機能を持つため、人間のファシリテータはそれらの機能を使用して議論の状況を把握することができるが、自動ファシリテーションエージェントはそれらの機能を使用することができない。そのため、自動ファシリテーションエージェントが議論の状況を把握するための機能である、議論構造の抽出機能が必要である。

Issue-Based Information System (IBIS)[10]は、解決の難しい複雑な問題に対して論点に基づいて取り組むために、議論を構造化する手法である。IBISの要素はissues, ideas, pros, consであり、それぞれ答える必要がある問い、問いに対する回答、回答を支持する意見、回答に反対する意見である。図1はIBISの各要素間の関係を示す。本稿ではIBISの要素であるissues, ideas, pros, consをノード、またノード間の関係をリンクと呼ぶ。また、IBISにより構造化された議論の構造をIBIS構造と呼ぶ。自動ファシリテーションエージェントはIBISに基づくファシリテーションを行うため、本稿ではオンライン議論からIBIS構造を抽出することを目的とする。

自動ファシリテーションエージェントがオンライン議論からIBIS構造を抽出する機能を実現するため、IBIS構造におけるノード抽出とリンク抽出から成る手法を提案する。IBIS構造におけるノード抽出はオンライン議論の投稿中の文をIBISの要素に分類することを意味する。一方、IBIS構造におけるリンク抽出は抽出したノード間の関係を抽出することを意味する。IBIS構造におけるノード抽出とリンク抽出により、最終的に分類された文であるノードとそれらのノード間の関係から成る木のようなIBIS構造が構成される。IBIS構造におけるノード抽出とリンク抽出では、時系列データの処理に特化したモデルの1つであるBidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)[4], [16]を用いる手法を提案する。

提案手法を評価するために、D-Agreeというオンライン

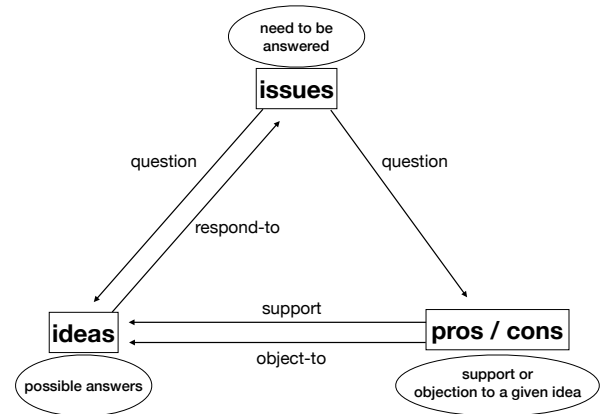


図1 IBISの各要素間の関係

議論支援システムで行われた議論データを用いて実験を行った。実験結果は、提案手法が効率的にオンライン議論からIBIS構造を抽出することを示した。特にIBIS構造におけるリンク抽出の精度は非常に高い値を示した。実験結果から、Bi-LSTMを用いる提案手法により、オンライン議論からIBIS構造を抽出する自動ファシリテーションエージェントの機能が実現可能であると結論づける。

本稿の構成を以下に示す。2章で関連研究を述べる。3章で提案手法であるIBIS構造におけるノード抽出とリンク抽出を示す。4章で実験に使用する議論データと設定を述べる。5章で実験結果を示し、考察を論じる。最後に6章でまとめる。

2. 関連研究

Argumentation miningは自然言語のテキストから構造を識別することを目的とする分野であり、本稿に最も関連がある分野である。例えば、Argumentation miningにおける多くの研究はエッセイ[12], [18]、評論[8]、また法律文[13]から構造を抽出する。これらの関連研究と同様に、本稿はオンライン議論から構造を抽出する。Argumentation miningにおける研究の中でも、component classificationとstructure identification[20]といったタスクが、それぞれ本稿のタスクであるノード抽出とリンク抽出に関連する。

2.1 Component Classification

component classificationは、argument componentsをclaimとpremiseのような異なるタイプへ分類することを目的とする[20]。Mochales-PalauとMoensは、テキストの文をpremiseとconclusionに分類するために、最大エントロピーモデルとサポートベクターマシンを用いる手法を提案した[13]。European Court of Human Rightsという法律文から抽出されたデータセットを用いた実験の結果は、0.6812と0.7407というF値を、それぞれ前提と結論の分類にて示した。また、Stabらは、argument componentsを

major claim, claim, premise, 若しくは non-argumentative に分類するために、多くの種類の特徴量を用いた。エッセイのコーパス [18] を用いた実験の結果は、サポートベクターマシンを用いる手法で 0.726 という F 値を示した。Kim は、畳み込みニューラルネットワークをいくつかの sentence classification タスクに適用し、優れた結果を示した [8]。Wang らは、Stanford Twitter Sentiment コーパスに LSTM を適用した [23]。上記の関連研究は argument components をエッセイ、評論、法律文、若しくはツイートの要素に分類するが、提案手法はオンライン議論の投稿中の文を IBIS の要素に分類する。

2.2 Structure Identification

structure identification は、support と attack のような異なるタイプの argumentative relations を識別することを目的とする [20]。Mochales-Palau と Moens は、argumentative propositions を発見し、分類するために文脈自由文法を用いる手法を提案した [13]。また、Stab らは、argumentative relations を識別するタスクを argument component のペアの分類タスクとみなした [19]。実験の結果はサポートベクターマシンを用いる手法で 0.722 という F 値を示した。Peldszus と Stede は、structure identification を relation identification, central claim identification, role classification, そして function classification というタスクに分け、MST アルゴリズムを用いる手法を提案した [15]。arg-microtext コーパス [14] を用いた実験の結果は、0.720 という F 値を示した。Nguyen と Litman は、文脈に注目し、語彙、語法、そして共起単語から抽出された特徴量を用いて argumentative relations を識別した [12]。エッセイのコーパス [18] を用いた実験の結果は、support か non-support へ分類するタスクで 0.753 という F 値を、support か attack へ分類するタスクで 0.670 という F 値を示した。上記の関連研究は argumentative relations を support か attack, 若しくは support か non-support へ分類するが、提案手法は IBIS の要素間の関係を抽出する。さらに、上記の関連研究は structure identification を分類により処理するのに対し、提案手法は回帰によりリンク抽出を処理する。

3. IBIS 構造の抽出

3.1 IBIS 構造におけるノード抽出

IBIS 構造におけるノード抽出は次に示すように定式化される。オンライン議論支援システムはスレッド構造を持ち [5]、オンライン議論におけるスレッド X は議論参加者の投稿 x_i から成る $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ [5]。また、それぞれの投稿 x_i は文 x_{ij} から成る $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 。提案手法は文 x_{ij} を IBIS の要素である issues, ideas, pros, cons へ分類する。図 2 は「IoT や AI による都市開発について議論しよう」という文が issue, 「私は情報を提供するサインについて議論しよう」という文が idea, 「サインはわかりやすいアイデアですね」という文が pros

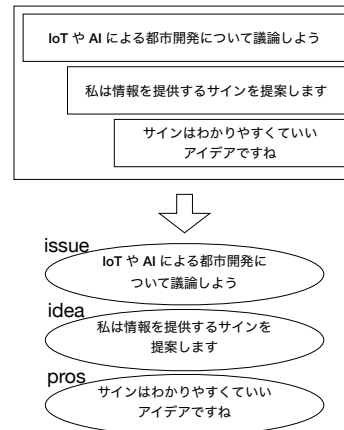


図 2 ノード抽出の例

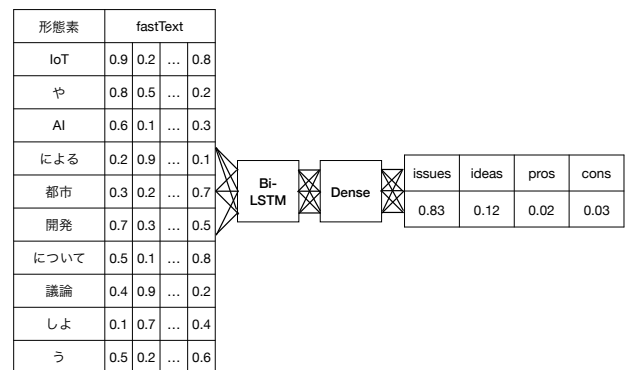


図 3 ノード抽出を処理する提案手法の機構

「サインを提案します」という文が idea, 「サインはわかりやすいアイデアですね」という文が pros に分類されることを示す。スレッド中の投稿ではなく、投稿中の文を分類する理由は、1つの投稿が複数のタイプの文を含むことがあるためである。

IBIS 構造におけるノード抽出を処理するために、時系列データの扱いに特化した Recurrent Neural Network (RNN) モデルの 1 種である Bi-LSTM を提案手法に用いる。入力には文に含まれる各形態素の fastText [1], [7] による埋め込み、出力は正規化された確率である。日本語の議論データは分かち書きされていないため、形態素解析器である MeCab [9] により入力の文の形態素解析を行った後に、fastText を用いて各形態素に対して 400 次元の埋め込みを行う。また、入力のサイズを統一するために、ゼロパディングを行う。提案手法は出力において最も高い確率を示したタイプへ文を分類する。図 3 は IBIS 構造におけるノード抽出を処理するための提案手法の機構を示す。

3.2 IBIS 構造におけるリンク抽出

一方、IBIS 構造におけるリンク抽出は次に示すように

定式化される。IBIS 構造におけるノード抽出により抽出されたリンク元ノードの集合とリンク先ノードの集合を、それぞれ $S_1, S_2, \dots, S_n, T_1, T_2, \dots, T_m$ とする。リンク元ノード $S_k (1 \leq k \leq n)$ はオンライン議論支援システムにおいて同スレッドの同じ投稿、もしくは過去の投稿から適切なリンク先ノード $T_l (l \in \{1, 2, \dots, m\})$ にリンクを張ることに注意されたい。また、IBIS において idea ノードは issue ノードへ、pros ノードは idea ノードへ、cons ノードは idea ノードへ、issue ノードは idea ノードへ、それぞれリンクを張ることに注意されたい。例えば「私は情報を提供するサインを提案します」という idea ノードは「IoT や AI による都市開発について議論しよう」という issue ノードにリンクを張る。

IBIS 構造におけるリンク抽出を処理するために、提案手法はリンク元ノードのリンク先ノードを予測する。提案手法がリンク先ノードを予測する際、Argumentation mining における研究 [12], [19] で用いられる分類と異なり、回帰を用いることに注意されたい。入力にはノードに含まれる形態素の fastText による埋め込み、出力はリンク先の予測値である。ノード抽出と同様、MeCab により入力ノードの形態素解析を行った後に、fastText を用いて各形態素に対して 400 次元の埋め込みを行い、ゼロパディングを行う。提案手法はリンク先ノードの候補からリンク元ノードのリンク先ノードを決定するために、出力とリンク先ノードの候補のコサイン類似度を計算する。出力とのコサイン類似度が最も高いリンク先ノードの候補を、リンク元ノードのリンク先ノードとする。加えて、提案手法はオンライン議論支援システムのスレッド構造を用いてリンク先ノードの候補を限定する。IBIS 構造におけるリンク抽出を処理するために、IBIS 構造におけるノード抽出と同様に Bi-LSTM を提案手法に用いる。図 4 は IBIS 構造におけるリンク抽出を処理するための提案手法の機構を示す。

4. 実験

4.1 データ

D-Agree は名古屋工業大学の AI 研究センターにより開発されたオンライン議論支援システムである。著者らは D-Agree で行われた 19 のオンライン議論を実験データとして集めた。オンライン議論のテーマは、名古屋市、AI、IoT、または都市開発に関する話題のうち、オンライン議論の参加者が考えやすい話題から選ばれた。オンライン議論には 5~21 人が参加した。D-Agree でオンライン議論が行われている間、人間のファシリテータが IBIS に基づきファシリテーションを行った。

オンライン議論が行われている間にファシリテーションを行った人間が、議論のアノテーションも行った。アノテータは、ノード抽出のために議論中の文を IBIS の要素である issues, ideas, pros, cons に分類する。そして、リン

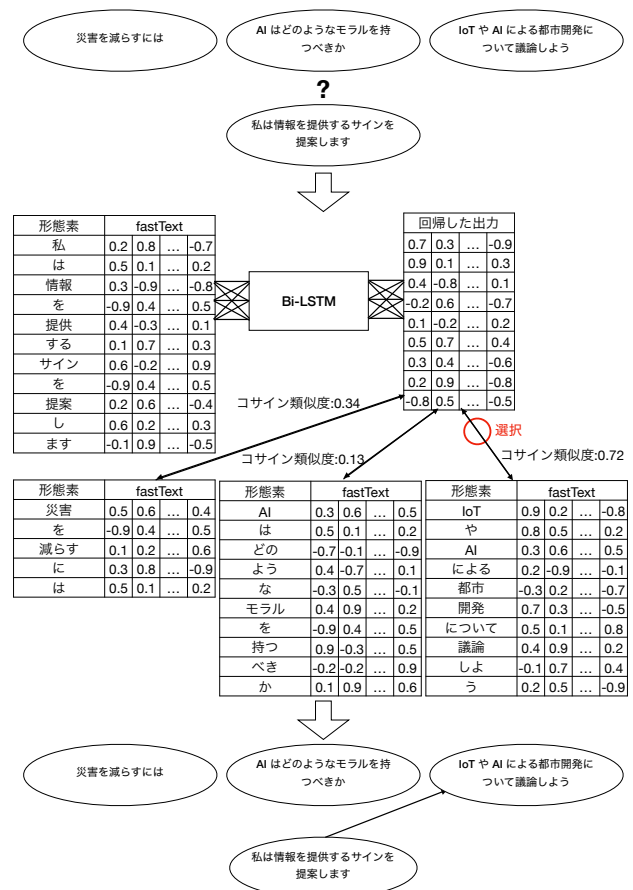


図 4 リンク抽出を処理する提案手法の機構

ク抽出のために分類した文であるノード間の関係、すなわち各 ideas ノードのリンク先の issues ノード、各 pros ノードのリンク先の ideas ノード、各 cons ノードのリンク先の ideas ノード、各 issues ノードの先の ideas ノードを示す。議論中の文を IBIS の要素に分類するタスクに対するアノテータ間の一致度を、Fleiss の κ [2] により評価した。議論データから 1 議論を選び、3 人のアノテータが議論のアノテーションを行った。議論データに含まれる全ての議論に対して、3 人のアノテータがそれぞれアノテーションを行うのは困難であるためだ。評価の結果、 κ は 0.667 であり、「相当の合意」[11] を示した。結果から、本稿の IBIS に基づく分類タスクは妥当であり、またデータセットの質が高いことが示される。一方、ノード間の関係を示すタスクに対するアノテータ間の一致度は、 κ により評価ができなかった。ノード間の関係を示すタスクは分類ではなく、矢印元ノードに対する矢印先ノードの予測であるためだ。

データに含まれる各タイプのノードの数を以下に示す。issues ノードが 150 個、ideas ノードが 776 個、pros ノードが 405 個、cons ノードが 402 個である。一方、データに含まれる各タイプのリンクの数を以下に示す。ideas ノードから issues ノードへのリンクが 488 個、pros ノードから ideas ノードへのリンクが 392 個、cons ノードから ideas

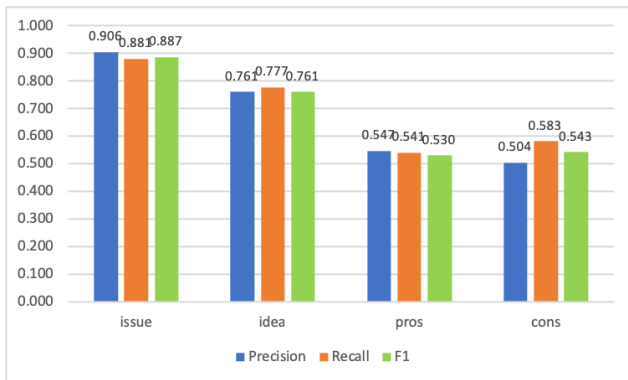


図 5 ノード抽出の実験結果

ノードへのリンクが 366 個, issues ノードから ideas ノードへのリンクが 47 個である。

4.2 設定

本稿ではノード抽出とリンク抽出を行うため, 提案手法を Python により実装する. また, 提案手法の性能を評価するために, 実験では一個抜き交差検証 [3], [21] を適用する. 要するに, テストデータとして 1 つの議論データを使用し, 学習データとしてそれ以外の議論データを使用することを 19 回繰り返す. 一個抜き交差検証による評価は, 自動ファシリテーションエージェントがオンライン議論から IBIS 構造を抽出するときの再現である. 自動ファシリテーションエージェントは, オンライン議論のテーマに関する事前知識を持たずにファシリテーションを行う必要がある. もし自動ファシリテーションエージェントがオンライン議論のテーマに関する事前知識を必要とするなら, 人間のファシリテータがファシリテーションしながら同じテーマのオンライン議論を行い, アノテーションを行い, 自動ファシリテーションエージェントを学習させなければならない. これでは自動ファシリテーションエージェントを開発する意味がない. 加えて, モデルの学習に使用したハイパーパラメータを以下に示す. ノード抽出の実験ではバッチサイズ 32, エポック 30, 一方リンク抽出の実験ではバッチサイズ 64, エポック 50 である.

5. 結果・考察

5.1 結果

著者らは Bi-LSTM を用いる提案手法の IBIS 構造におけるノード抽出に対する性能を評価するために実験を行った. 図 5 は IBIS 構造におけるノード抽出の実験結果を示す. 図 5 は文の分類の precision, recall, F 値を示す. 図 5 の各値は一個抜き交差検証の平均値であることに注意されたい. 図 5 は, 提案手法が issues ノードへの分類, ideas ノードへの分類, pros ノードへの分類, cons ノードへの分類において, それぞれ 0.887, 0.761, 0.530, 0.543 の F 値を獲得したことを示す.

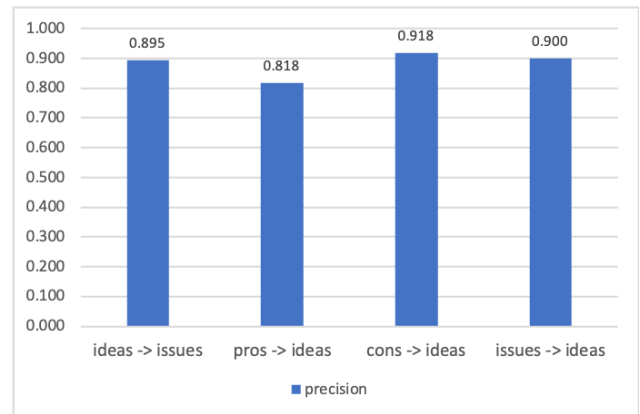


図 6 リンク抽出の実験結果

加えて, 著者らは Bi-LSTM を用いる提案手法の IBIS 構造におけるリンク抽出に対する性能を評価するために実験を行った. 図 6 は IBIS 構造におけるリンク抽出の実験結果を示す. 図 6 はリンク先ノードの予測の precision を示す. ノード抽出の実験結果と同様に, 図 6 の各値は一個抜き交差検証の平均値であることに注意されたい. また, 著者らは, 提案手法がリンク先ノードの予測を分類ではなく回帰により行うため, recall と F 値は計算していないことに注意されたい. 4.2 節で, ノード間の関係を示すタスクに対するアノテーション間の一致度が κ により評価できなかったことと同様である. 図 6 は, 提案手法が ideas ノードから issues ノードへ張るリンクの予測, pros ノードから ideas ノードへ張るリンクの予測, cons ノードから ideas ノードへ張るリンクの予測, issues ノードから ideas ノードへ張るリンクの予測において, それぞれ 0.895, 0.818, 0.918, 0.900 の precision を獲得したことを示す.

5.2 考察

概括すれば, 実験結果は, 提案手法がオンライン議論から効率的に IBIS 構造を抽出することを示した. IBIS 構造におけるノード抽出の実験結果は issues と ideas ノードへの分類について高い F 値を示した. 本稿の分野に最も近い Argumentation mining における関連研究 [19] で報告されている F 値と比べ, 高い F 値を示した. Bi-LSTM を用いる提案手法により, 文の issues と ideas への分類をよく行うことが可能であることが示された. しかし, IBIS 構造におけるノード抽出の実験結果は pros ノードと cons ノードへの分類において低い F 値を示した. この結果は分類において文脈に依存する文の存在を所以とする. 一定数の文は, 文脈により時には pros ノードへ分類され, 時には cons ノードへ分類される. そのため, 文脈を特徴量として使用しない提案手法は pros ノードと cons ノードへの分類を高い精度で行うことは不可能と結論づける. 分類に当たり文脈を特徴量とする手法は結果を改善することが想定される.

一方、IBIS 構造におけるリンク抽出の実験結果は全てのタイプのリンクの予測において高い precision を示した。本稿の分野に最も近い Argumentation mining における関連研究 [19] で報告されている precision と比べ、高い precision を示した。また、結果の中でも、pros ノードから ideas ノードへ張るリンクの予測における precision が、他のタイプのリンクの予測における precision よりやや低い値を示したについて言及する価値がある。この結果は実験に使用した議論データに対して IBIS 構造におけるノード抽出により抽出された ideas ノードの範囲は狭いことを所以とする。言い換えれば、似たような ideas ノードが抽出されたことを所以とする。提案手法は IBIS 構造におけるリンク抽出を行う際に、オンライン議論支援システムにおけるスレッド構造を用いてリンク先ノードの候補を限定したが、これ以上候補を限定することは不可能であるため、ノード抽出と同様に文脈を特徴量とする手法を用いる手法が考えられる。

6. まとめ

本稿では、自動ファシリテーションを促進するためにオンライン議論から IBIS 構造を抽出する手法を提案する。提案手法はオンライン議論から IBIS 構造を抽出するために深層学習を用いる。提案手法は IBIS 構造におけるノード抽出とリンク抽出により、IBIS 構造の抽出を実現する。提案手法を評価するために、D-Agree で行われたオンライン議論を実験データとして用いる実験が行われる。実験結果は提案手法がオンライン議論から効率的に IBIS 構造を抽出することを示す。

今後は IBIS 構造の抽出の精度を向上することを予定している。別の方向としてはオンライン議論を合意形成により合意形成に近付ける自動ファシリテーションエージェントの開発を予定している。自動ファシリテーションエージェントはオンライン議論をファシリテーションするために問いかける機能を必要とする。

謝辞 本論文で紹介した研究内容は、JST CREST「エージェント技術に基づく大規模合意形成支援システムの創成：代表伊藤孝行」（ Grant 番号 JPMJCR15E1 ）に支援を受けている研究の一部である。

参考文献

- [1] Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A. and Mikolov, T.: *Enriching word vectors with subword information*, arXiv preprint arXiv:1607.04606 (2016).
- [2] Fleiss, J. L.: *Measuring nominal scale agreement among many raters.*, Psychological bulletin, American Psychological Association, vol. 76, no. 5, pp. 378 (1971).
- [3] Geisser, S.: *The predictive sample reuse method with applications*, Journal of the American statistical Association, Taylor & Francis Group, vol. 70, no. 350, pp. 320–328 (1975).
- [4] Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: *Long short-term memory*, Neural computation, MIT Press, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780 (1997).
- [5] Ito, T., Imi, Y., Ito, T. and Hideshima, E.: *COLLAGREE: A facilitator-mediated large-scale consensus support system*, Collective Intelligence 2014 (2014).
- [6] Ito, T., Imi, Y., Sato, M., Ito, T. and Hideshima, E.: *Incentive mechanism for managing large-scale internet-based discussions on collagree*, Collective Intelligence, vol. 2015 (2015).
- [7] Joulin, A., Grave, E., Bojanowski, P. and Mikolov, T.: *Bag of tricks for efficient text classification*, arXiv preprint arXiv:1607.01759 (2016).
- [8] Kim, Y.: *Convolutional neural networks for sentence classification*, arXiv preprint arXiv:1408.5882 (2014).
- [9] Kudo, T., Yamamoto, K. and Matsumoto, Y.: *Applying conditional random fields to Japanese morphological analysis*, Proceedings of the 2004 conference on empirical methods in natural language processing (2004).
- [10] Kunz, W. and Rittel, H. W.: *Issues as elements of information systems*, CiteSeer, vol. 131 (1970).
- [11] Landis, J. R. and Koch, G. G.: *The measurement of observer agreement for categorical data*, biometrics, JSTOR, pp. 159–174 (1977).
- [12] Nguyen, H. and Litman, D.: *Context-aware Argumentative Relation Mining*, Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), vol. 1, pp. 1127–1137 (2016).
- [13] Palau, R. M. and Moens, M. F.: *Argumentation mining: the detection, classification and structure of arguments in text*, Proceedings of the 12th international conference on artificial intelligence and law, ACM, pp. 98–107 (2009).
- [14] Peldszus, A. and Stede, M.: *An annotated corpus of argumentative microtexts*, Proceedings of the First Conference on Argumentation, Lisbon, Portugal, June. to appear (2015).
- [15] Peldszus, A. and Stede, M.: *Joint prediction in MST-style discourse parsing for argumentation mining*, Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 938–948 (2015).
- [16] Schuster, M. and Paliwal, K. K.: *Bidirectional recurrent neural networks*, IEEE Transactions on Signal Processing, IEEE, vol. 45, no. 11, pp. 2673–2681 (1997).
- [17] Sengoku, A., Ito, T., Takahashi, K., Shiramatsu, S., Ito, T., Hideshima, E. and Fujita, K.: *Discussion tree for managing large-scale internet-based discussions*, Collective Intelligence, vol. 2016 (2016).
- [18] Stab, C. and Gurevych, I.: *Annotating argument components and relations in persuasive essays*, Proceedings of COLING 2014, the 25th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers”, pp. 1501–1510 (2014).
- [19] Stab, C. and Gurevych, I.: *Identifying argumentative discourse structures in persuasive essays*, Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pp. 46–56 (2014).
- [20] Stab, C. and Gurevych, I.: *Parsing argumentation structures in persuasive essays*, Computational Linguistics, MIT Press, vol. 43, no. 3, pp. 619–659 (2017).
- [21] Stone, M.: *Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions*, Journal of the royal statistical society. Series B (Methodological), JSTOR, pp. 111–147 (1974).

- [22] Takahashi, K., Ito, T., Ito, T., Hideshima, E., Shimatsu, S., Sengoku, A. and Fujita, K.: *Incentive mechanism based on quality of opinion for Large-Scale discussion support*, Collective Intelligence, vol. 2016, pp. 16 (2016).
- [23] Wang, X., Liu, Y., Chengjie, S., Wang, B. and Wang, X.: *Predicting polarities of tweets by composing word embeddings with long short-term memory*, Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers), vol. 1, pp. 1343–1353 (2015).