The 32nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018

議論スキームを用いた議論対話における論拠の自動生成

Premise generation based on argumentation schemes for dialogue systems

光田 航 Koh Mitsuda　東中 竜一郎 Ryuichiro Higashinaka　片山 太一 Taichi Katayama　富田 準二 Junji Tomita

日本電信電話株式会社 NTT メディアインテリジェンス研究所
NTT Media Intelligence Laboratories, Nippon Telegraph and Telephone Corporation

Towards creating an argumentative dialogue system, this paper proposes a method to create premises from a given utterance representing a conclusion. The proposed method utilizes Walton's argumentation schemes for generating premises from various inputs. The generated premises were evaluated by human subjects, and the results showed the validity of our method.

1. はじめに

自分の意見を述べたり，相手の意見に対する支持や不支持の論拠を述べる議論は，合意形成や意見交換を行うための重要な対話の一種である．近年，テキストに含まれる議論を構造化する argumentation mining と呼ばれる分野の研究が盛んに報告されており，議論が含まれるテキストから命題を抽出したり，抽出された命題間の支持や不支持の関係を推定する手法が提案されている [Lippi 16]．

argumentation mining の分野とは対照的に，ユーザと議論を行う議論対話システムの構築を試みた研究はまだ少ない [Rakshit 17, Higashinaka 17, Sakai 18]．議論対話システムが実現できれば，ユーザはシステムとの議論を通じて考えを整理したり，新たな気付きを得るといった有益な対話が可能になる．議論において，任意のユーザ発話に対して支持や不支持を表すシステム発話を生成するのは挑戦的な課題である．そのため，既存の議論対話システムは，特定の議論のテーマに関する議論の発話（結論を表す発話とその前提となる論拠を表す発話のペア）をあらかじめ人手で用意し，ユーザ発話に応じて適切な発話を選択することで応答を返す用例ベースの手法を採用している．

既存の議論対話システムの課題として，議論のテーマごとに人手であらゆる発話を網羅的に用意することは困難であるため，議論のテーマを増やしたり，一つのテーマで様々な話題に適切に答えられるようにするには限界がある．この課題を解決するためには，自動で議論に関する発話を用意できることが望ましい．argumentation mining の技術を用いて，特定のテーマに関する議論が含まれる Web テキストなどから命題を発話として獲得する抽出ベースのアプローチが考えられるが，Web テキストに頻出するテーマや命題以外には対応することができないため，獲得できる発話のカバレッジが十分とは限らない．

そこで，本稿では，argumentation mining で扱われる抽出ベースの手法ではなく，生成ベースの手法を用いて，結論となる命題の支持や不支持の論拠を表す命題を自動的に獲得する手法を提案する．生成する命題のカバレッジを高めるために，命題間の典型的な論理関係を整理した Walton の議論スキーム [Walton 13] を利用し，議論スキームごとに用意した生成用テンプレートと言語リソースを用いて命題の生成を行う．手法の有効性を確認するために，抽出ベースの手法との比較評価を実施した結果，提案手法はより幅広い命題に対して有効な命題を獲得できたことを報告する．

連絡先: 光田航，日本電信電話株式会社 NTT メディアインテリジェンス研究所，神奈川県横須賀市光の丘 1-1，239-0847，mitsuda.ko@lab.ntt.co.jp

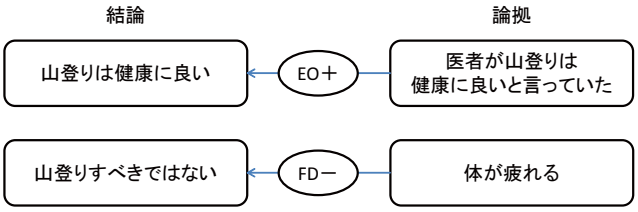

図 1: 議論スキームの例

2. 議論スキームを用いた論拠の生成

図 1 に議論スキームの例を示す．議論スキームとは，結論とその論拠の間に成り立つ典型的な支持（‘＋’），不支持（‘－’）の関係を 35 種類に分類したものである．例えば，図 1 の “EO ＋” は “Expert Opinion” というスキームを用いた支持関係を表し，“FD －” は “Fear and Danger Appeal” というスキームを用いた不支持の関係を表す．提案手法では，結論を表す命題を入力として受け取り，適切な議論スキームを適用することで，その論拠となる命題を出力する．議論スキームには，特殊な命題を結論とする 4 種類を除いた 31 種類を利用する．

図 2 に提案手法の処理の流れを示す．まず，入力命題に対して述語構造解析 [Imamura 14] を適用し，格要素，述語，モダリティ表現（当為や否定表現など）を抽出する．次に，抽出した情報を用いて，あらかじめ議論スキームごとに定義したルール（例えば，当為と否定表現が含まれていれば “FD －” が使用可能と判定するルール）に基づいて，使用するスキームを決定する．その後，使用可能スキームごとに用意した論拠の生成用テンプレートと言語リソースを用いて論拠の候補を生成する．最後に，言語モデルを用いて閾値未満の候補を除外し，スキームごとの Top 1 の候補を論拠として出力する．

表 1 に各議論スキームの生成手法を示す．提案手法では，議論スキームを大きく 6 種類に分類し，“具体例” でオントロジー，“因果関係” と “情報源” でパタン抽出，“決めつけ”，“一般論”，“その他” で固定表現を利用して生成を行う．以降，各生成手法について述べる．

表 1: 議論スキームを用いた論拠の生成手法と具体例．具体例の列に示される入力の角括弧で囲まれたテキストは，論拠の生成に利用するテキストを表し，論拠の角括弧で囲まれたテキストは，各議論スキームごとに用意された生成用テンプレートに設けられたブランクに埋められたテキストを表す．

生成手法	分類	スキーム	概要	具体例 （入力 → 生成される論拠）
オントロジー	具体例	AA +	類推	田舎は [商店] が遠い → 同じように田舎は [バス発着場] も遠い
		AD +	分割	朝食なら [パン] がよい → [手で食べられるもの] がよい
		CO +	合成	パンは [和食] と合わない → [うどん] がパンと合わない
		EX −	例外	パンは [柔らかい] → パンは [固い] 場合もある
パタン抽出	因果関係	PR +/−	推論	[都市に永住す] べきではない → [体に悪い]
		AC +	結果+	[北海道に旅行に行く] べきだ → [思い出を作る]
		FD −	結果−	[沖縄に旅行に行く] べきではない → [天気が崩れる]
		CE +	原因	[沖縄に旅行に行く] べきではない → [お金がない]
		EC +	結果	[沖縄は平地が多い] → 沖縄は [自転車に乗る]
		EH +	証拠	[ご飯を食べる] べきだ → [ご飯が健康に良い] ならば [ご飯を食べる] べきだ
		SIG +	兆候	[沖縄は平地が多い] → 沖縄は [自転車に乗る] のは [平地が多い] ことの兆候だ
	情報源	EO +	専門家	[ジャンクフードにご飯は合わない] → [食] の専門家がそう言っていた
		PK +	事情通	[都会には 100 円ショップが多い] → [東京] の人が言っていた
		PH +	援助	[田舎に永住する] べきだ → [田舎] の人が喜ぶ
固定表現	決めつけ	BI +	先入観	沖縄は物価が安い → それは [沖縄] に対する先入観だ
		EA +/−	善人悪人	ご飯を食べるべきだ → あなたは良い人なのでその通りだ
		GA +	立場	ご飯を食べるべきだ → あなたはそう言わざるを得ない立場だ
		PA +	個人攻撃	ご飯を食べるべきだ → あなたは悪いことをしたので信じられない
	一般論	PO +	世論	田舎には店がない → みんながそう思っている
		LK −	認知不足	ホットドックは主食にならない → その考えは一般的とは言えない
		ER +	ルール	[ご飯を食べる] べきではない → [ご飯を食べる] のを避けるのはルールだ
		PER +	印象	[田舎は老人が多い] → [田舎は老人が多い] という印象を持たれている
	その他	AP +	前例	[ご飯を食べる] べきだ → [ご飯を食べる] ことで後悔したことがあるはずだ
		SUN +	費用	朝食で [パンを食べる] べきだ → 過去に [パンを食べる] ことがあったはずだ
		AO +	選択	沖縄に旅行に行くべきだ → 他の選択肢よりも良い
		SS +	滑り坂	[ご飯を食べる] べきではない → 一度 [ご飯を食べる] と歯止めがきかない
		IN +	矛盾	都市に永住するべきだ → あなたの過去の行動と矛盾している
		AR +	仮説	パンは手軽に食べれるので需要は大きい → 他によい仮説が思いつかない
		CC +	相関	パンは手軽に食べれるので需要は大きい → これらの間には相関がある
		VAL +	価値	都会は人口が多いため [景気も良い] → [景気がよい] ことは重要だ
		CM +	言動	北海道に旅行に行くべきだ → 過去にそういう言動をしていた

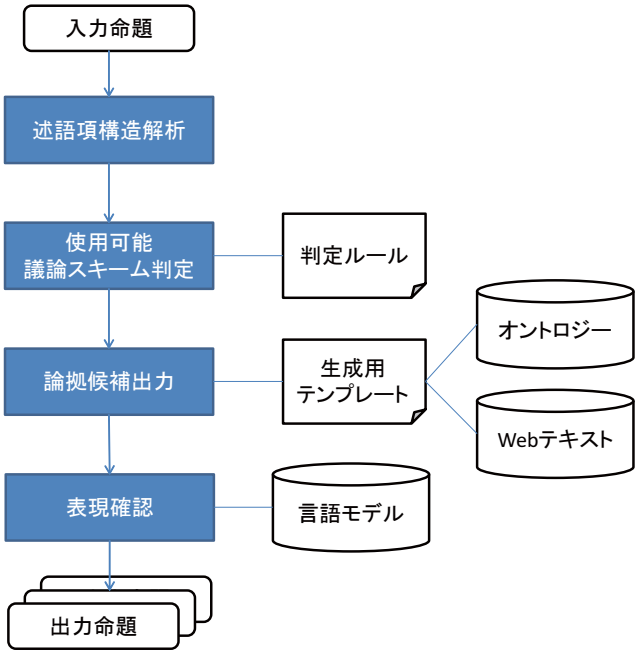

図 2: 議論スキームを用いた論拠の生成の流れ

オントロジーを用いた生成 オントロジーを用いた生成では，入力された命題中の単語をオントロジーに基づいて置換することで，論拠を生成する．オントロジーとして，“AA +” では日本語 WordNet [Isahara 08] の “synonym”，“AD +”，および，“CO +” では ConceptNet [Speer 12] の “IsA”，および，“MadeOf”，“EX −” では我々が独自に作成した反義語辞書を利用する．

パタン抽出を用いた生成 パタン抽出を用いた生成では，Web テキストからパタンを用いて抽出した表現の中から，入力された命題に適切な表現を選択し，論拠を生成する．“因果関係” に分類される議論スキームのパタンとしては “述語項構造，接続表現，述語項構造” を使用し，獲得された述語項構造のペアを利用して論拠を生成する．“情報源” に分類される議論スキームのパタンとしては，“（）の専門家”，および，“（）の人” を使用し，括弧内の表現を利用して論拠を生成する．使用する表現を選択する際には，“因果関係” と “情報源” のいずれも，入力された命題に含まれる格要素となる単語と表現の間の word2vec [Mikolov 13] における類似度を用いる．例えば，表 1 の “PR +” の例であれば，“都市に永住する” に含まれる単語の平均ベクトルを用いて，“都会に住む” という述語項構造をマッチさせ，そのペアとなる “体に悪い” という述語項構造を論拠として出力する．

固定表現を用いた生成 固定表現を用いた生成では，同一の表現，または，入力の一部をテンプレートに当てはめることで論拠を生成する．

表 2: 論拠を生成するモデル．出力される論拠の例の列は，入力された命題が「田舎は空気が良い」の場合に出力される論拠の例を表す．

モデル名	概要	出力される論拠の例
提案手法	議論スキームに基づいたテンプレートをもとに生成を行う手法（支持または不支持）	支持：田舎は自然が良い 不支持：田舎は空気が悪い場合もある
雑談ベース	雑談対話システムを用いて，入力に対する応答発話を出力する手法（支持のみ）	支持：田舎に行くのです
抽出ベース	検索エンジンを用いて，入力にヒットしたテキストを出力する手法（支持のみ）	支持：空気が綺麗で健康になるとの理由から，田舎に住む人が増えていることが〇〇の調査から明らかになりました（作例）
人手ベース	入力に対する論拠を人手で記述する手法（支持または不支持）	支持：田舎は自然が豊かだ 不支持：田舎は車が多いので空気が綺麗とは限らない

3. 評価実験

表 2 に示す手法を用いて，提案手法の有効性を調査するために，入力された命題に対して論拠を出力し，その論拠の評価を行った．以降，その詳細について述べる．

3.1 比較手法

雑談ベース 本手法は，結論となる命題に対する既存雑談対話システム [Higashinaka 14] の応答発話を論拠として出力する手法である．例えば，雑談対話において出力される同意を表す発話を支持の論拠とみなすことができるように，一部の発話は支持の論拠としてそのまま使用できる可能性がある．出力される論拠は支持のみを表すものとする．

抽出ベース 本手法は，Web などの大規模テキストから結論となる命題の論拠となる命題を抽出する手法に対応する．本稿では，抽出型の手法の代替システムとして,「なぜ？」などの検索が可能な NICT の WISDOM X *1 を用いて，入力命題をクエリとした際の検索結果を論拠として利用する．出力される論拠は支持のみを表すものとする．

人手ベース 本手法は， 結論となる命題の論拠を人手で記述したものをそのまま利用する手法である． 結論とその論拠が記述されたデータとして，酒井ら [Sakai 18] に述べられているデータを利用する．酒井らのデータには支持と不支持の論拠が含まれているため，出力される論拠にも支持と不支持の両方が含まれる．

3.2 評価用の入力データと評価方法

評価用のデータとして前述の酒井ら [Sakai 18] で述べられているデータを利用し，条件節や複数の述語項構造を含むものを除いた命題（1 文の自然文で表されたもの）を入力として使用する．入力を選定する際には，議論スキーム全体の有効性を評価するため，提案手法の各議論スキームの出力数が同数になるようにサンプリングを行い，サンプリングされた命題に対して 3 種類に比較手法を適用することで全 4 種類の出力を得るようにした．評価用の入力として，各スキームごとに 3 事例を選択し，3 事例 × 31 スキーム = 93 事例を用意した．出力に必要なパタン抽出，word2vec の学習，および，言語モデルの学習には我々が独自に収集したブログテキスト約 2 億文書を用いた．

評価方法として，入力された命題（結論）と各モデルが出力した命題（論拠）を作業者に提示し，3 種類のラベル（出力の自然さ，命題間の関係性，出力の説得性）を付与した．論拠の自然さは，出力された命題を単体の発話として見たとき，どの程度自然かどうかを表す（1 点：かなり不自然〜5 点：とても自然の 5 段階）．命題間の関係性は，出力された命題が入力に対して正しく論拠になっているかを表す（支持，不支持，無関係の 3 種類）．付与された関係性は，出力が意図した通り支持または不支持になっているかを判定するために使用され，意図した通りの関係が付与されれば正解，それ以外は不正解となる．出力の説得性は命題間の関係性が支持または不支持と判定された場合にのみ付与し，その説得性を表す（1 点：ほとんど説得性がない〜5 点：かなり説得性がある）．2 名の作業者が作業を行った．作業の前に，付与される関係性が支持と不支持に偏らないよう，発話間の関係を付与する課題であると教示を与えた．また，提示する評価用の事例の順番はシャッフルしておき，どの手法で生成された論拠かは作業者にわからないようにした．

*1 http://wisdom-nict.jp/#top

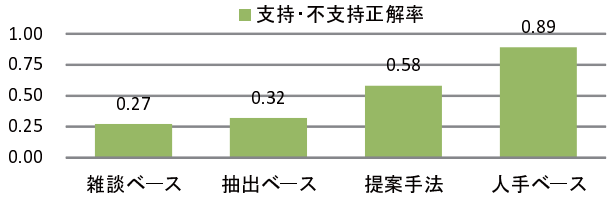

図 3: 出力した命題の支持・不支持が正しく判定された割合

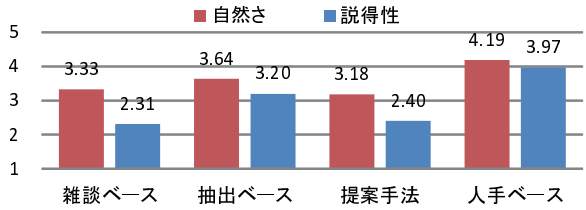

図 4: 出力の自然さと説得性（支持・不支持が正しく判定されたもののみ）

3.3 評価結果

図 3 に，付与された命題間の関係性に基づく，各手法の出力した命題の正解率を示す．図 3 から，**人手ベース**には高い適合率で正しく支持または不支持が付与されたことがわかる．**提案手法**は，**人手ベース**よりは低いものの，**雑談ベース**や**抽出ベース**と比較して，より多くの命題に対して適切な支持または不支持の論拠を生成できていることがわかる．

図 4 に，生成された命題の良さを調査するため，命題間の関係性が正しく判定された出力における命題の自然さと論拠としての説得性を示す．図 4 から，**人手ベース**は自然さ，お

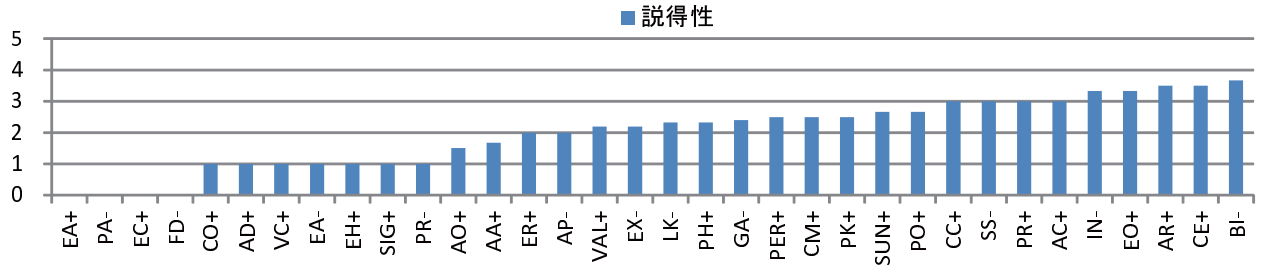

図 5: 議論スキームごとの説得性（支持・不支持が正しく判定されたもののみ）．説得性の値が 0 の議論スキームは，支持・不支持が正しく判定された出力がなかったものを表す．

表 3: 説得性が高い議論スキームのみに限定した場合の説得性の変化（支持・不支持が正しく判定されたもののみ）

使用する議論スキーム	説得性
上位 20%（CC ＋まで 6 種類）	3.38
上位 40%（PER ＋まで 12 種類）	3.12
上位 60%（VAL ＋まで 18 種類）	2.83
上位 80%（PR －まで 24 種類）	2.56
全スキーム（CO ＋まで 30 種類）	2.40

よび，説得性の両方で高い評価値が付与されていることがわかる．**提案手法**と**抽出ベース**を比較すると，自然さは共に 3 点以上であるものの，説得性に大きな差があることがわかる．この結果から，**抽出ベース**では，論拠が適切に抽出できれば，人手に近い高い説得性の論拠を出力することが可能であるとわかる．また，**提案手法**では，出力された全ての命題が論拠として説得性のあるものであるとは限らないということがわかる．

図 5 に，**提案手法**において，論拠の生成に利用した議論スキームごとの説得性の違いを調査するために，議論スキームごとの説得性の平均値を示す．図 5 から，説得性が高く判定された議論スキーム（“BI －” など）と，説得性が低く判定された議論スキーム（“EA －”）があることがわかる．説得性が低く判定された議論スキームの出力を調査したところ，論拠の出力が難しい議論スキーム（因果関係を用いる “PR ＋” や “CO ＋” など）では，不自然な命題が出力されており，説得性が低くなっている傾向がわかった．また，一般的な対話において使用されにくい議論スキーム（根拠なく相手を攻撃する “EA －” など）も含まれていることがわかった．

表 3 に，議論スキームごとの論拠の説得性の違いの傾向の調査結果をもとに，説得性が高い上位のスキームのみを使用した場合の説得性の平均を示す．表 4 から，生成に利用するスキームを上位 40%（12 種類）までに限定することで，**提案手法**でも，**抽出ベース**と同程度の説得性を持つ命題を出力可能なことがわかる．

表 4 に，提案手法の出力の例を示す．不自然な表現も一部含まれているものの，入力に対して様々な支持と不支持の論拠を出力できていることがわかる．

4. おわりに

本稿では，議論対話システムの実現に向けて，与えられた命題の論拠となる命題を議論スキームに基づき生成する生成ベースの手法を提案した．既存の抽出ベースとの比較を行う評価実験を行い，抽出ベースと比較してよりさまざまな入力に対して論拠を生成できることを確認した．今後は生成した論拠を用いた議論対話システムの構築や，生成した論拠を入力としてさらに論拠を推定する問題に取り組み，議論対話システムの実現を目指す．

表 4: 提案手法の出力例（入力が「田舎は空気が良い」の場合）

スキーム	生成された論拠
AA ＋	同じように田舎は雰囲気も良い
AD ＋	田舎は自然が良い
CO ＋	例えば田舎は葉が良い
EX －	田舎は空気が悪い場合もある
CE ＋	田舎は天気が良い
EC ＋	田舎は風に当たる
EH ＋	田舎は天気が良いならば空気が良い
SIG ＋	田舎は天気が良いのは空気が良いことの兆候だ
LK －	その考えは一般的とは言えない
BI －	それは田舎に対する先入観だ

参考文献

[Higashinaka 14] Higashinaka, R., Imamura, K., Meguro, T., Miyazaki, C., Kobayashi, N., Sugiyama, H., Hirano, T., Makino, T., and Matsuo, Y.: Towards an open domain conversational system fully based on natural language processing, in *Proc. COLING*, pp. 928–939 (2014)

[Higashinaka 17] Higashinaka, R., Sakai, K., Sugiyama, H., Narimatsu, H., Arimoto, T., Fukutomi, T., KiyoakiMatsui, , Ijima, Y., Ito, H., Araki, S., Yoshikawa, Y., Ishiguro, H., and Matsuo, Y.: Argumentative dialogue system based on argumentation structures, in *Proc. SemDial* (2017)

[Imamura 14] Imamura, K., Higashinaka, R., and Izumi, T.: Predicate-argument structure analysis with zero-anaphora resolution for dialogue systems, in *Proc. COLING* (2014)

[Isahara 08] Isahara, H., Bond, F., Uchimoto, K., Utiyama, M., and Kanzaki, K.: Development of Japanese WordNet, in *Proc. LREC* (2008)

[Lippi 16] Lippi, M. and Torroni, P.: Argumentation mining: State of the art and emerging trends, *ACM Transactions on Internet Technology*, Vol. 16, No. 10 (2016)

[Mikolov 13] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., and Dean, J.: Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, in *Proc. CoRR* (2013)

[Rakshit 17] Rakshit, G., Bowden, K. K., Reed, L., Misra, A., and Walker, M.: Debbie, the Debate Bot of the Future, in *Proc. IWSDS* (2017)

[Sakai 18] Sakai, K., Inago, A., Higashinaka, R., Yoshikawa, Y., Ishiguro, H., and Tomita, J.: Creating Large-Scale Argumentation Structures for Dialogue Systems, in *Proc. LREC (appeared)* (2018)

[Speer 12] Speer, R. and Catherine, H.: Representing General Relational Knowledge in ConceptNet5, in *Proc. LREC* (2012)

[Walton 13] Walton, D.: *Methods of argumentation*, Cambridge University Press (2013)