

# 語彙抽象度を用いた発散・収束的発話の推定手法の提案

西村 龍之介<sup>1</sup> 村岡 泰成<sup>2</sup> 居原田 梨佐<sup>2</sup> 江木 啓訓<sup>2,a)</sup>

**概要:** 本研究では、発話に含まれる単語の語彙抽象度によって、発散・収束的発話を推定する手法を提案する。議論の振り返りにおいて、発言が発散と収束のどちらに貢献したかを把握することは重要である。発散・収束的発話を把握することによって、概念化や一般化を促すことができる。しかし、学習者にとって、発言内容と発言が議論に与えた影響とを同時に認識することは困難である。また、初出の単語数を用いた推定手法が用いられているが、収束的発話で必ずしも初出の単語数が減少するとは限らない。そこで、発話の相対的な抽象度の高低によって、発散・収束的発話を推定するシステムを開発し、システムによる推定結果と人間による発散・収束的発話の認識結果との間に、どのような関係があるのかを調査した。その結果、発散的発話の抽象度と収束的発話の抽象度との間に有意な差があることが明らかになった。また、有意な差がみられた議論での推定結果と人間の認識結果との一致率は、それぞれ 69.2%、87.9%であった。

## A Method to Estimate Divergent/Convergent Utterance in Discussion based on Abstractness of Words

RYUNOSUKE NISHIMURA<sup>1</sup> TAISEI MURAOKA<sup>2</sup> RISA IHARADA<sup>2</sup> HIRONORI EGI<sup>2,a)</sup>

### 1. はじめに

近年、21世紀型スキルとしてメタ認知が注目されている [1]。メタ認知とは認知についての認知のことであり、課題の要件に適合した解決策を立案する際に必要になる能力である。

メタ認知は一般に、自身の認知についての知識や、課題・方略についての知識からなるメタ認知的知識と、自身の経験や、その経験から導かれた経験則からなるメタ認知的活動に分類される [2]。メタ認知的活動はメタ認知的知識に基づいて行われるため、これらは相補的な関係にあるといえる。しかし、メタ認知的知識を教授しても、適切なメタ認知的活動が行われるとは限らない [3]。

このようなメタ認知能力を養うための手段として、議論の振り返りが注目されている。議論参加者の発言が議論に

与えた影響を批判的に振り返ることで、Kolb の経験学習モデルにおける内省的観察や抽象的概念化が促されると考えられる [4]。

しかし、このような振り返りを行うことは容易ではない。一般に、議論の振り返りは、議論の録画や学習者の記憶に基づいて行われる。このとき、学習者はそれまでの議論の展開を踏まえ、自身の発言が議論に与えた影響を客観的に振り返る。しかし、記憶や録画には議論の展開が明示されていない。そのため、学習者は記憶や録画を頼りに議論の展開を思い出しながら、自身の発言の影響を振り返らなければならない [5]。これにより、議論の振り返りが十分に行えていないという問題がある。

このような問題に対して、議論の発散・収束をシステムによって推定する研究が行われている。議論の発散はアイデアをひろげる状態を指し、議論の収束はアイデアをまとめる状態を指す。この定義は、Guilford の提唱した発散的思考と収束的思考の考えに基づいている [6]。

この2つの状態のうち、議論参加者の発言がどちらに貢献しているかを振り返ることで、発散した議論を収束させるための方略や、議論を収束させるための方略を習得でき

<sup>1</sup> 電気通信大学 情報理工学域  
School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

<sup>2</sup> 電気通信大学 大学院情報理工学研究科 情報学専攻  
Department of Informatics, Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

a) hiro.egi@uec.ac.jp

ると考えられる。これにより、議論の生産性を高めることが可能である。

そこで、本研究では、発話に含まれる単語の抽象度に基づいて発散・収束的発話を推定する手法を提案する。また、提案手法の有効性を検証する。

## 2. 関連研究

本研究に関連するものとして、アイデアの発散・収束と抽象度との関連性の研究、および発散・収束的発話を推定する研究について検討する。

### 2.1 アイデアの発散・収束と抽象度

テーマの抽象度によって、アイデア創出の仕方が変化することを検証したのものとして、範ら [7] の研究がある。この研究では、「街のイス」と「イスのある街」という2つのテーマでデザインを創出させた際の結果を比較している。その結果、「街のイス」というテーマを与えると作品にベンチの基本的な特徴が備わり、「イスのある街」というテーマを与えると「街のイス」では見られなかったイスのアイデアが生まれることが明らかにされた。したがって、抽象度の高いテーマを与えることで、アイデアの発散が促されると考えられる。

また、Gonçalves ら [8] は、抽象度の高いテキストを与えた際の、アイデア創出の質を定量的に調査している。この研究では、未来の交通機関に関するアイデアを創出させる場面において、Straddling bus(近未来の交通機関の例)に関するテキストを提示したグループよりも、オズの魔法使いの主人公がサイクロンに襲われている場面を抜き出したテキストを提示したグループの方が、アイデアのカテゴリ数や他の人物と重複していないアイデアの数が多かったことが明らかにされた。このことは、物体の移動に着目した抽象化によって、アイデアの発散が促されることを示唆している。

以上より、抽象度の高い単語が提示されると、具体的なアイデアの創出が促されると考えられる。したがって、アイデアの発散は、アイデアの抽象度が高い部分から低い部分へと切り替わる状態であると考えられる。

また、KJ法 [9] のようなアイデア収束技法では、テーマと関連するアイデアをカードに書き、それらをグループにまとめ、見出しをつけることでアイデアを収束させる。この見出しはグループ化されたカードの内容を簡潔にまとめたものでなければならない。そのため、見出しの単語の抽象性は、カードに記載されたアイデアの抽象性より高くなると考えられる。

したがって、アイデアの収束は、アイデアの抽象度が低い部分から高い部分へと切り替わる状態であると考えられる。

これらの研究から、議論の場面でも同様の関係が成り

立っていると仮定すれば、発話に含まれる単語の抽象度が高い(低い)状態から低い(高い)状態へと切り替わる部分を算出することによって、発散(収束)的発話を推定できると考えられる。

### 2.2 発散・収束的発話の推定

非言語情報によって議論の発散・収束を推定している研究として、市野ら [10] の発言の時系列的パターンに基づくものがある。この研究では、発散・収束の両方の面から会議を支援するシステムへの応用を目的として、発話の頻度、発話がオーバーラップした時間の割合、発話の長さ、発話が交替するまでの時間、話者が移行した回数の5つを特徴量とした教師あり学習によって、議論の発散・収束を推定している。その結果、3名の評定者の判断との一致率は77%から85%であった。しかし、この研究は出題者の思い浮かべている単語を、最大20問のyes/noで解答できる質問によって当てるTwenty-questionsゲームを基にした議論を対象としている。したがって、形式を指定しない議論への導入は困難であると考えられる。

また、岡田ら [11] は、初出の単語の数と主要語の単語の数に基づいて、議論状態を4段階に分類している。この研究では、会議の生産性を高めることを目的として、発散の尺度である鮮度と、収束の尺度である代表度を用いて、議論を停滞、合意形成、探索、深堀りに分類している。このシステムでは、会議全体のテキストデータを一定の時間間隔で分割し、そのセグメントごとに鮮度と代表度を算出している。鮮度とは、それまでの議論に登場しなかった単語数であり、代表度とは、会議全体から見て、そのセグメントでどれだけ主要語が話されていたかを表す値である。これらの値を用いて、議論の状態を鮮度が低く代表度も低い停滞、鮮度が低く代表度が高い合意形成、鮮度が高く代表度が低い探索、鮮度が高く代表度も高い深堀りに分類し、それらの状態遷移を可視化している。しかし、このシステムを評価した人物は、プロジェクトの監督を担当した1名のみである。そのため、このシステムの有効性は十分に検証されていないといえる。

いずれの研究でも、発話に含まれる単語の抽象度と発散・収束的発話との関連が明らかになっていない。また、これらの研究では、少数の人間による発散・収束の判断を正解としている。そのため、議論の発散・収束の定義が抽象的であることをふまえると、システムの有効性を検証する段階で、個人の主観による影響を受けていると考えられる。

## 3. 抽象度に基づいた発散・収束の推定

キーワードが含まれている発話を議論の収束に貢献した発話として推定した場合、キーワード設定の際に労力が必要になると考えられる。その他に、振り返りの方向性がキーワードによって固定される可能性もある。また、議論

の収束とは、それまでのアイデアをまとめて、新しいアイデアを生成する状態であると考えられる。そのため、初出の単語の割合を基に議論の発散・収束の推定を行うと、議論の収束を正確に推定できない可能性がある。そこで、事前の設定が必要なく、発散・収束的発話との関連が考えられる定量的な指標として、抽象度に着目した。これにより、発話単位での発散・収束の推定が行えると考えた。

抽象度は辞書を用いて計算することが可能であるため、キーワードの設定を必要とせずに推定を行うことができる。また、初出の単語の割合によらずに、議論の収束を推定することができると考えられる。

そこで、発話に含まれる単語の相対的な抽象度の高低を計算することで、発散・収束的発話を推定する手法を提案する。先行研究より、議論の発散は抽象度の低い状態であり、議論の収束は抽象度の高い状態であることが示唆されている。したがって、発話に含まれる単語の抽象度が相対的に低い場合は発散、発話に含まれる単語の抽象度が相対的に高い場合は収束と推定することで、発散・収束的発話を推定できると考えられる。また、本研究では、抽象的な議題の議論を対象とする。そのため、デザインを制作するための話し合いや、議題に対する答えが1つに定まるような議論は対象としない。

提案手法により発散・収束的発話を推定し、その結果を人間の認識と比較することで、推定手法の妥当性について検討する。また、比較結果から、発散・収束的発話と、発話に含まれる単語の抽象度との関連性を検証する。

#### 4. 発散・収束的発話の推定方法

発散・収束的発話の推定手順を1に示す。

まず、議論音声を録音し、その後に自然言語処理とクリーニングを行うことによって、音声をテキストデータに変換する。次に、得られたテキストデータを発話単位に分割し、各発話について形態素解析を行うことで、名詞を抽出する。その後、機能語などの議論との関連性が薄い名詞を取り除くことで、各発話に含まれる名詞からなるリストを作成する。このようにして得られたリストに対して、各発話に含まれる名詞の抽象度の平均値を取ることで、発話単位の抽象度である発話抽象度を算出する。次に、直前の発話との発話抽象度の差分を取ることで、相対的な抽象度の変動を表す差分抽象度を算出する。

本研究では、相対的に抽象度の低い発話は発散、相対的に抽象度の高い発話は収束に貢献していると仮定している。そのため、差分抽象度が負であるような発話を発散、差分抽象度が正であるような発話を収束として、発散・収束的発話の推定を行う。なお、発散・収束・その他のように三値以上の分類を行わなかったのは、人間がラベル付けを行う際に、「その他」といった中間的なカテゴリに判定が集中し、適切な推定精度の評価が行えなくなると考えたためである。

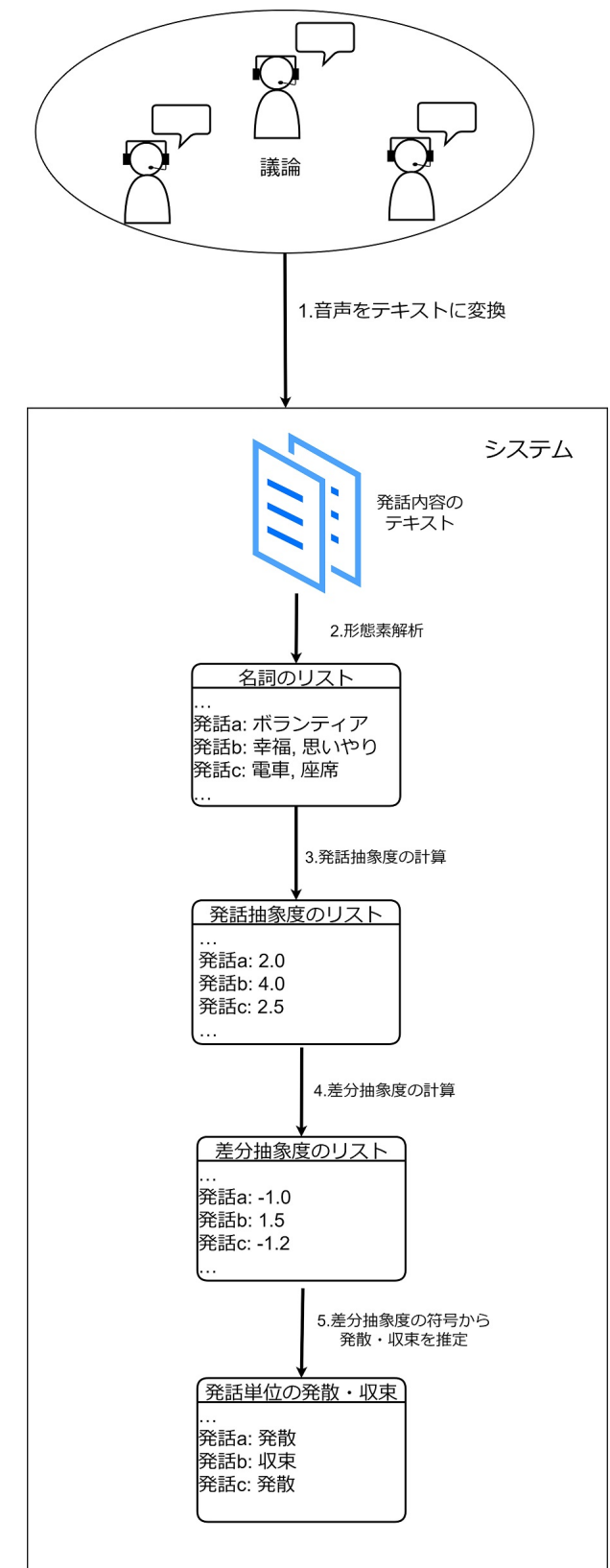


図 1 発散・収束的発話の推定手順

めである。

以下では、発散・収束的発話の推定に用いた3つの抽象度の算出方法について述べる。

#### 4.1 語彙抽象度

語彙抽象度とは、単語レベルでの抽象度を数値化したものである。語彙抽象度の数値は、日本語抽象度辞書 [12] を用いる。語彙抽象度は 1 から 5 の範囲の実数で表される。語彙抽象度が低いほどその単語が具体的であることを表し、語彙抽象度が高いほどその単語が抽象的であることを表す。

#### 4.2 発話抽象度

発話抽象度とは、発話単位での抽象度を数値化したものであり、発話に含まれる単語の語彙抽象度の平均値として定義する。例えば、語彙抽象度が 1.0, 2.0, 3.0 の 3 つの名詞を持つ発話の場合、発話抽象度は  $(1.0+2.0+3.0)/3 = 2.0$  となる。なお、日本語抽象度辞書に記載されていない単語は語彙抽象度を持たないため、計算から除外した。また、発話に語彙抽象度を持つ単語が含まれない場合、その発話は発話抽象度を持たないものとする。

#### 4.3 差分抽象度

差分抽象度とは、発話の相対的な抽象度を数値化したものであり、発話抽象度を持つ直前 4 発話の発話抽象度の平均値との差で得られるものと定義する。

例えば、発話 A の発話抽象度が 1.5 であり、直前 4 発話の発話抽象度が 1.0, 2.0, 2.0, 2.0 の場合、発話 A の差分抽象度は  $1.5-(1.0+2.0+2.0+2.0)/4 = -0.25$  となる。また、発話抽象度を持たない発話が直前 4 発話に含まれている場合は、計算の対象外とした。例えば、発話 B の発話抽象度が 2.0 であり、直前 5 発話の発話抽象度が 2.0, 1.0, null(発話抽象度なし), 2.0, 2.0 の場合、発話 B の差分抽象度は発話抽象度が null である発話を除いて計算を行うため、 $2.0-(2.0+1.0+2.0+2.0)/4 = 0.25$  となる。また、最初の 1 から 4 番目の発話は直前に 4 つの発話を持たないため、差分抽象度を持たないものとする。

なお、直前 4 発話の発話抽象度を用いたのは、リーディングスパンテストの結果に基づいている。リーディングスパンテストとは、意味的なつながりのない複数の文章を音読しながら文章中に示されたキーワードを記憶し、最終的に何文分のキーワードを覚えていたかを計測するテストである。このテストを行った大学生の平均値は 3.45 である [13]。このことは、意味的なつながりがない場合において、平均 3.45 文のキーワードを読みながら保持できることを示唆している。

しかし、実際の議論の場合、リーディングスパンテストの条件とは異なり、意味的なつながりのある発話を聞きながら、その発話に含まれるキーワードを記憶すると考えられる。また、リーディングスパンテストで高得点だった被験者は、単語間に意味的な関連性を持たせて記憶していることが報告されている [14]。そのため、3.45 よりも大きな

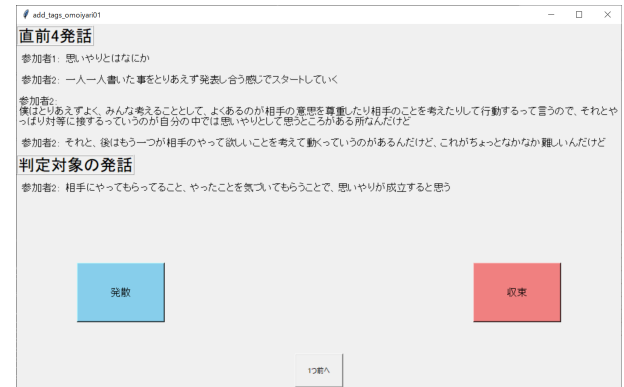


図 2 ラベル付けに用いた入力画面

値である直前 4 発話を差分抽象度の算出対象とした。

## 5. 評価実験

差分抽象度による推定結果と人間の認識との一致率を評価するために、議論へのラベル付けを目的として実験を行った。実験には、「思いやりとは何か」の議題で行われた 2 つの議論データと、「なぜ若者の投票率は低いのか」の議題で行われた 1 つの議論データを用いた。議論データを作成した議論には理工系大学の大学生・大学院生が参加し、各議論の参加者は 3 名、議論時間は 30 分であった。

この議論に参加していない理工系大学の大学生・大学院生を対象に、発散・収束的発話に関する説明を行ったあと、発話単位でのラベル付けを行わせた。人間の認識する発散・収束のデータを収集した。被験者は理工系大学の大学生であり、「思いやりとは何か」のテーマについては 31 名、「なぜ若者の投票率は低いのか」については 30 名がラベル付けを行った。

被験者はモニターの前に着席した状態で、入力画面に表示された直前 4 発話のテキストを読みながら、発話単位での発散・収束のラベル付けを行った。実験に用いた入力画面を図 2 に示す。人間が発話を読む範囲を直前 4 発話に制限したのは、システムと人間の認識との一致率を測る上で、発散・収束の認識 (推定) に用いる情報を統一する必要があると考えたためである。

例えば、直前 4 発話の制限を設けない場合、被験者の議論内容の理解度や価値基準によって、重点を置いて読む箇所が異なると予想される。加えて、飛ばし読みなどにより、正確な結果が得られない可能性がある。そのため、被験者が読む発話の範囲に制限を設けない場合、被験者間での認識結果の信頼性を担保できない。こうした理由から、システムの推定基準と同じ直前 4 発話を文脈として発散・収束のラベル付けを行うこととした。

また、被験者には発散・収束的発話に関するプリントを配布し、いつでも発散・収束の定義を確認できるようにした。加えて、ある発話について、発散・収束のどちらにラベル付けするか迷った場合、その発話がより貢献している

と判断した方にラベル付けを行うことを伝えた。なお、被験者は、実験中いつでも休憩や、発散・収束の定義に関する質問が可能な状態にあった。実験の手順を表1に示す。

表1 発散・収束のラベル付けの実験手順

時間	手順
10分	実験書類の記入
10分	実験の説明
5分	性格特性アンケートへの回答
(時間制限なし)	「思いやりとは何か」についての議論(2グループ分)「なぜ若者の投票率は低いのか」についての議論(1グループ分)へのラベル付け
(時間制限なし)	振り返りアンケートの記入

## 6. 実験結果

本実験における発散・収束的発話の定義は絶対的なものではない。ラベル付けの結果は被験者の主観に依存すると考えられる。そのため、全被験者のうち80%以上(「思いやりとは何か」の議論は25名、「なぜ若者の投票率は低いのか」の議論は24名)の判定が一致した発話を対象として、ラベル付けの結果と、差分抽象度によって算出された推定結果との一致率を比較した。

以下では、2つの「思いやりとは何か」の議論をそれぞれ思いやり1, 思いやり2, 「なぜ若者の投票率は低いのか」の議論を投票率1とする。

### 6.1 ラベル付け結果と推定結果との一致率

思いやり1, 思いやり2, 投票率1における発散・収束両方、発散のみ、収束のみの一致率をそれぞれ表2, 表3, 表4に示す。

表2 差分抽象度による推定結果と発散・収束のラベル付け結果との一致率

グループ	被験者の認識結果	全被験者のうち	一致率 (%)	全発話数
	と一致していた推定結果の数	80%が発散・収束と認識した発話数		
思いやり1	36	52	69.2	178
思いやり2	58	66	87.9	158
投票率1	19	35	54.3	102

表3 差分抽象度による推定結果と発散のラベル付け結果との一致率

グループ	被験者の認識結果	全被験者のうち	一致率 (%)	全発話数
	と一致していた推定結果の数	80%が発散と認識した発話数		
思いやり1	21	27	77.8	178
思いやり2	40	47	85.1	158
投票率1	13	20	65.0	102

表4 差分抽象度による推定結果と収束のラベル付け結果との一致率

グループ	被験者の認識結果	全被験者のうち	一致率 (%)	全発話数
	と一致していた推定結果の数	80%が収束と認識した発話数		
思いやり1	15	25	60.0	178
思いやり2	18	19	94.7	158
投票率1	6	15	40.0	102

### 6.2 発話抽象度と発散・収束的発話との関係

本研究の提案手法は、議論の発散では具体的な言葉が用いられやすく、議論の収束では抽象的な言葉が用いられやすいという仮説に基づいている。そのため、多くの人間が発散とラベル付けした発話と、多くの人間が収束とラベル付けした発話とで発話抽象度にどのような差があるのかを統計検定により調べる。以下では、全被験者のうち8割が発散とラベル付けした発話の群を発散群、全被験者のうち8割が収束とラベル付けした発話の群を収束群とする。

統計検定の手法にはBrunner-Munzel検定を用いた[15]。これは、抽象度の分布は正規分布のような形ではなく、二つの峰が現れる形になるからである[16]。そのため、特定の分布を仮定しない、ノンパラメトリックな統計手法である必要があると考えた。また、発散群と収束群のサンプルサイズは等しくない。そのため、Wilcoxonの符号順位検定のような二群間の対応を仮定した手法ではなく、そうした対応を仮定しない統計手法が妥当であると考えた。

このような条件を満たす統計手法としては、Mann-WhitneyのU検定も考えられるが、この検定は母集団の等分散性を仮定している[17]。今回は2群の等分散性が保証できないため、Mann-WhitneyのU検定は用いなかった。なお、算出には統計解析ソフトであるRを用いた。思いやり1, 思いやり2, 投票率1の発散群, 収束群に対して、Brunner-Munzel検定を行った結果を表5に示す。

表5 発散群・収束群間のBrunner-Munzel検定の結果

グループ	p値	$P(X_1 < X_2) + 0.5P(X_1 = X_2)$ の推定値
思いやり1	$3.924 \times 10^{-5}$	0.783
思いやり2	$2.754 \times 10^{-9}$	0.853
投票率1	0.3351	0.598

表5より、「思いやりとは何か」の議論において、発散群と収束群の発話抽象度の平均順位は1%水準で有意な差があることが示された。このことから、「思いやりとは何か」の議論では、発散的発話の発話抽象度が低く、収束的発話の発話抽象度が高いことが明らかにされた。なお、 $P(X_1 < X_2) + 0.5P(X_1 = X_2)$ の推定値の95%信頼区間は思いやり1が0.657-0.909, 思いやり2が0.757-0.950, 投票率1が0.393-0.803であった。



## 7. 考察

### 7.1 ラベル付け結果と推定結果との一致率

実験結果から、発散と収束を合わせた時の一致率は思いやり1が69.2%、思いやり2が87.9%、投票率1が54.3%であった。二値推定をランダムに行ったときの一致率が50%であることをふまえると、「思いやりとは何か」を議題とした議論において、本研究で提案した手法によって発散・収束的発話の推定が可能であると考えられる。

一方で、投票率1は、思いやり1や思いやり2よりも一致率が低かった。この差を生んでいる要因としては、総発話数の違いが挙げられる。投票率1は、思いやり1,2と同じ時間議論を行っているにも関わらず、総発話数が70発話ほど少ない。したがって、投票率1は議論が停滞することが多かったために、発散・収束的発話の一致率に有意な差が見られなかった可能性がある。

また、思いやり1と思いやり2は、同じ議題であるにも関わらず一致率に20%程度の差があった。この差を生んでいる要因としては、思いやり1の発話の形が挙げられる。以下では、思いやり1において、被験者が発散と認識し、推定結果が収束であった6発話を高抽象度発散群、被験者が収束と認識し、推定結果が発散であった10発話を低抽象度発散群とする。この2群の発話を調べたところ、相手に伝えるために冗長な言い回しをしている発話が見られた。

例えば、思いやり1の低抽象度収束群には

- 要は他人の困っている物に対して自分は施すけど見返りは求めないっていうのが思いやりなんじゃないかなっていう風に思いますね

という発話がある。この発話には、「他人の困っているものに対して自分は施すけど」という具体的な仮定が含まれている。これにより、「見返りを求めないことが思いやりである」という趣旨の発話よりも発話抽象度が低下し、その結果として差分抽象度の推定結果に影響を及ぼした可能性がある。

また、思いやり1の高抽象度発散群には、

- 認識されないことが続くと、それが普通になるわけよという発話がある。この発話は、含まれている名詞数が少ないため、「認識」や「普通」といったやや抽象的な単語の抽象度の影響が大きくなり、その結果として発話抽象度が相対的に高くなったと考えられる。

### 7.2 発話抽象度と発散・収束的発話との関係

実験結果から、思いやり1と思いやり2は、発散的発話の発話抽象度が相対的に低く、収束的発話の発話抽象度が相対的に高いことが明らかにされた。しかし、「なぜ若者の投票率は低いのか」の議論では有意な差は見られなかった。このことは、「思いやりとは何か」の議論において、発散の場面では、身近な例や体験といった具体的な発話によって

アイデアをひろげ、収束の場面では、それらを一般化・抽象化することによって「思いやりとは何か」の答えに迫っていることを示唆している。

## 8. おわりに

本研究では、議論の振り返りを支援するシステムへの応用を目的として、語彙抽象度を用いた発散・収束的発話の推定と評価を行った。語彙抽象度をもとに、相対的な発話の抽象度を表す差分抽象度を用いることで、発散・収束的発話を推定する。また、提案手法の推定結果を評価するために、大学生を対象に、議論に対して発話単位でのラベル付けを行わせる実験を実施した。

その結果、差分抽象度によって、「思いやりとは何か」の発散・収束的発話が推定可能であるが、停滞した議論については推定精度が低下する可能性があることが分かった。また、多くの被験者が発散と認識した発話の発話抽象度と、収束と認識した発話の発話抽象度との間には有意な差があることが明らかになった。

今後の課題としては、発散・収束的発話の推定手法の改良が挙げられる。差分抽象度による推定では結果にばらつきがある。そのため、絶対的な抽象度である語彙抽象度や発話抽象度を加味した推定を行う必要がある。また、議論の停滞や議題による推定結果への影響を検証するため、引き続き実験を行いデータを集める必要がある。

**謝辞** 本研究の一部は、JSPS 科研費 19K03175, 21K02752, 21K18527 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] ATC21S, ASSESSMENT & TEACHING OF 21st CENTURY SKILLS, <http://www.atc21s.org/>, 2022.2.17 閲覧.
- [2] 三宮真智子, メタ認知: 学習力を支える高次認知機能, 北大路書房, 2008.
- [3] 植木理恵, 自己モニタリング方略の定着にはどのような指導が必要か 学習観と方略知識に着目して, 教育心理学研究, Vol.52, No.3, pp.277-286, 2004.
- [4] D.A. Kolb, Experiential learning: experience as the source of learning and development, Prentice Hall, 1984
- [5] 平嶋宗, メタ認知の活性化支援, 人工知能, Vol.21, No.1, pp.58-64, 2006.
- [6] Guilford, Joan P, Characteristics of Creativity., ERIC, 1973
- [7] 範聖璽, 野口尚孝: デザイン思考におけるカテゴリー拡張と独創性の関係: イスのデザインにおける事例を通じて, デザイン学研究, Vol.53, No.5, pp.61-68, 2007.
- [8] Goncalves, Milene., Cardoso, Carlos., Badke-Schaub, Petra: Find your inspiration: exploring different levels of abstraction in textual stimuli, DS 73-1 Proceedings of the 2nd International Conference on Design Creativity Volume 1, 2012
- [9] 川喜田二郎, 発想法, 中公新書, 1984.
- [10] 市野順子, 田野俊一: 発言の時系列的パターンを用いた会議における発散/収束の判別の可能性, 人工知能学会論文誌, Vol.25, No.3, pp.504-513, 2010.

- [11] Okada, Ryotaro., Nakanishi, Takafumi., Tanaka, Yuichi., Ogasawara, Yutaka., Ohashi, Kazuhiro: A Time Series Structure Analysis Method of a Meeting Using Text Data and a Visualization Method of State Transitions, *New Generation Computing*, Vol.37, No.1, pp.113–137, 2019.
- [12] 奈良先端科学技術大学院大学ソーシャル・コンピューティング研究室, 日本語抽象度辞書「AWD-J: Abstractness of Word Database for Japanese common words」, <http://sociocom.jp/~data/2019-AWD-J/>, 2022.2.17 閲覧.
- [13] 荻阪満里子, 荻阪直行: 読みとワーキングメモリ容量 日本語版リーディングスパンテストによる測定, *心理学研究*, Vol.65, No.5, pp.339–345, 1994.
- [14] 近藤洋史, 荻阪直行: 読みのワーキングメモリに及ぼす単語の具体性の効果 日本語版リーディングスパンテストによる検討, *心理学研究*, Vol.71, No.1, pp.51–56, 2000.
- [15] Brunner, Edgar., Munzel, Ullrich.: The nonparametric Behrens-Fisher problem: Asymptotic theory and a small-sample approximation, *Biometrical Journal: Journal of Mathematical Methods in Biosciences*, Vol.42, No.1, pp.17–25, 2000.
- [16] Brysbaert, Marc., Warriner, Amy Beth., Kuperman, Victor.: Concreteness ratings for 40 thousand generally known English word lemmas, *Behavior research methods*, Vol.46, No.3, pp.904–911, 2014.
- [17] 寺尾敦: 教育研究における統計的手法の適切な利用—『コンピュータ & エデュケーション』掲載論文をてがかりに一, *コンピュータ & エデュケーション*, Vol.47, pp.31–336, 2019.