

複数人対話における話題を蒸し返す話者の推定

米満 駿甫^{1,a)} 嶋田 和孝^{2,b)}

概要: 本論文では、過去の会議で決定された事項を否定する行為を蒸し返しと定義し、そのような行為をする人(蒸し返し話者と呼ぶ)を推定する手法について提案する。まず、蒸し返し話者とそうでない話者から構成される対話環境を用意し、蒸し返し発話を含むコーパスを構築する。蒸し返し話者を推定するために9つの素性を作成し、SVMで分類モデルを構築する。n-gram素性が最も有効であることが実験結果から示された。

Don't beat a dead horse: Predicting a person that returns to a done-deal in a multi-party conversation

SHUNSUKE YONEMITSU^{1,a)} KAZUTAKA SHIMADA^{2,b)}

Abstract: In this paper, we propose a method for predicting fruitless arguments in a conversation. For the purpose, we construct a corpus that contains a person who returns to a done-deal in a multi-party conversation. We call the person "BDH (Beat a Dead Horse) participant." Each conversation in the corpus consists of utterances about a topic with three participants. We prepare two topics for the corpus and one of three in participants is the BDH participant. For detecting a BDH participant in a conversation, we apply nine features into Support Vector Machines. The n-gram feature in them was the most effective feature in the experiment.

1. はじめに

実社会において、様々な問題を解決するために頻繁に会議が行われている。一般に、一度の会議に割くことのできる時間は限られている場合が多い。限られた時間の中で会議を有意義なものにするためには、議論が円滑に進むことが望ましいが、停滞することもしばしばある。議論の進行を円滑にするための支援システムにはリアルタイムで行うものと議論終了後に行うものの2つが考えられる。議論をリアルタイムで支援することを目的とした研究としては二瓶ら [1] の研究や Kirikihira [2] らの研究があげられる。議論中で支援をするメリットとしては、その場での合意形成

の手助けになることや、議論にとって悪影響となる言動を即座に警告することができるようになることなどがあげられる。しかし、リアルタイムでの支援システムに依存してしまうと、そのシステムが使えないような環境において十分に円滑な議論を行えなくなることが考えられる。議論終了後に行う支援としては岡本ら [3] の研究があげられる。議論終了後に支援を行う場合、リアルタイムの場合と比べると議論中にシステムの介入がないため、その場の議論が円滑に進むような支援をすることはできない。しかし、合意形成に至った過程や参加者の振る舞いの良かった点や改善すべき点を客観的に確認することができるというメリットがある。本研究では後者の議論終了後に行う支援に着目し、会議終了後、会議の中で停滞の原因となった参加者へ振る舞いの改善策をフィードバックすることを目指している。

小谷ら [4] は明確な反対の立場を表明する発言が議論を停滞させるとしている。また、水上ら [5] は意見が出尽くしたにも関わらず結論に至る案が提示されずくすぶっている。

¹ 九州工業大学 情報工学部 知能情報工学科
Department of Artificial Intelligence, Kyushu Institute of Technology, Iizuka, Fukuoka 680-4, Japan

² 九州工業大学 大学院情報工学研究院 知能情報工学研究系
Department of Artificial Intelligence, Kyushu Institute of Technology, Iizuka, Fukuoka 680-4, Japan

a) s_yonemitsu@pluto.ai.kyuteh.ac.jp

b) shimada@pluto.ai.kyuteh.ac.jp

る状態を議論の停滞としている。このように、議論が停滞している状況は複数考えられるが、本論文では議論の停滞として完結した話題が蒸し返され再び議論されている状態に焦点を当てる。話題を蒸し返すことは、会議を不要に長引かせたり本来議論すべきであった内容から話題が大幅に逸れたりする原因となる。本論文では、話題を蒸し返す行為を“過去の会議で決定された事項を後から否定する行為”と定義する。また、このような行為をする話者を“蒸し返し話者”と定義する。蒸し返し話者に対して振る舞いの改善策をフィードバックするためには、議論中に存在する蒸し返し話者を推定する必要がある。

蒸し返し話者の特徴を分析するためには、複数人での議論のデータが必要である。複数人での議論を収録したコーパスは複数存在する [6][7]。これらのコーパスはなんらかの意思決定タスクに取り組む対話を収録したものであり、対話参加者は設定されたタスクの達成のために整然とした議論を行う場合が多い。そのため、これらのコーパスに収録されている対話において話題が蒸し返されることは少ない。よって、既存のコーパスは本研究の目的には適していない。

そこで、本研究ではまず過去の会議で決定された事項をもとに議論を行う設定で、蒸し返し話者の存在を明示した複数人対話コーパスの収録を行う。そして、収録したコーパスを用いて蒸し返し話者の特徴の分析および推定に取り組む。

2. 関連研究

Benne ら [8] は議論をはじめとしたグループワークにおける参加者の役割として Functional Roles を定義している。その役割には大別して、Task Roles (タスク遂行のための役割)、Social/Maintenance Roles (場を調整するための役割)、Dysfunctional Roles (機能しない役割) の3つがある。さらに3つの役割それぞれに細分された役割が定義されており、計26種類の役割が定義されている。Li ら [9] は会議の音声データを用いて、会議の中で最も発言権のある話者を推定する研究を行っている。また、Hung ら [10] は議論において強い影響力を持っていた話者を推定する研究を、Sanchez-Cortes ら [11] は音声やビデオデータを用いて少人数での議論においてリーダーとしてふるまった話者を推定する研究を行っている。Rienks ら [12] は参加者が協調的な議論を保てるような支援を目的として、各参加者がどの程度議論を支配していたかを推定する研究を行っている。Shiota ら [13] は議論の取りまとめ役を推定し、その特徴の分析を行っている。このように、議論中での話者の役割や影響力を推定する研究は数多く行われている。これらの研究の多くは議論にとって良い影響を与える側面に着目しており、Benne らの定義した Functional Roles における Dysfunctional Roles のように議論にとってマイナスな

側面に着目した研究は少ない。

Zhang ら [14] はグループディスカッションにおける各参加者の役割とその変遷を分析する研究を行っている。この研究はコミュニケーション能力の向上につながる支援を目的としており、ある瞬間におけるディスカッションの流れに対する貢献から各参加者の役割を定義し、その推定を行っている。Zhang らの研究では Benne らの定義した Dysfunctional Roles を基にして、ほとんど発言を行わない“消極的な参加者”を定義している。本研究で取り扱う蒸し返し話者は議論を長引かせ、停滞させる振る舞いをする事から、議論に対して非協力的な役割を担うと考えられる。しかし、既に決定されている事項を再び議論しようとしたり、否定したりする際には発言が伴うと考えられるため、蒸し返し話者は消極的な参加者とは言えない。一方で、Dysfunctional Roles の中にはアイデアを拒否することでタスク進行を妨げる Blocker や、主題から逸れた話題に誘導する Deserter といった役割も定義されている。蒸し返し話者はこれらの役割を担っていると考えられる。

3. 対話の収録

本節では、収録した複数人対話コーパスについて述べる。まず3.1節で対話の設定について述べ、3.2節では蒸し返し話者について述べる。3.3節では対話の収録手順および収録した対話データについて述べる。

3.1 対話設定

対話は3人1組で行い、収録時間は1対話当たり15分とする。議題は以下の2つを使用する。各組はこの議題のいずれかに対して対話を行う。どちらの議題も決定すべき事項のいくつかは過去の議論で既に決定されていると仮定し、その情報は対話前に“決定事項”として参加者に与える。

議題1：無人島生活に必要な持ち物

無人島で5日間生活するという設定で、無人島へ持っていく持ち物を決定する。決定事項として、3つの持ち物が既に決定されている。無人島の気候や地形、食料になり得る動植物の情報と、追加の持ち物候補およびそれぞれの適当な用途が7つ書かれた資料を参加者に与える。参加者は決定事項および与えられた資料を基に、追加の持ち物候補の中から1つ、追加の持ち物を決めるために議論を行う。

議題2：学園祭の模擬店の出店計画

参加者は同じサークルのメンバーであるという設定で、学園祭においてそのサークルが出店する模擬店の出店計画を行う。決定事項として、出店内容と価格、模擬店に常駐するスタッフの人数が決定されている。出店可能な場所3箇所の情報と、各場所ごとの来場者の傾向が書かれた資料を参加者に与える。参加者は決定事

項および与えられた資料を基に、模擬店を出店する場所を決定するために議論を行う。

3.2 対話中における参加者の役割

対話参加者にそれぞれ役割を与え、対話中での振る舞いを指定する。参加者のうちランダムに1名を蒸し返し話者に、残りの2名を非蒸し返し話者に指定する。それぞれの役割について説明する。参加者は自分自身の役割のみ知ることができ、他の参加者の役割を直接知ることができない。

- 蒸し返し話者

任意の決定事項に対して否定的な立場で対話に参加する。対話中で決定事項を否定する発言をし、決定事項について再び議論しようとする。

- 非蒸し返し話者

全ての決定事項に対して肯定的な立場で対話に参加する。対話中で決定事項を否定された場合でも否定的な立場に移ることは無い。

3.3 収録方法および収録データ

対話の収録方法について述べる。web上での議論を想定し、対話にはテキストチャットシステムを用いる。収録は以下の手順で行う。

(1) 資料の確認

議題および決定実行が書かれた資料および対話中における役割について書かれた資料を各参加者に配布する。約5分を目安に、全員が資料を読み終わるまで行う。

(2) 対話

配布された資料の情報をもとに議論を行う。対話は15分間行い、3.2節で述べたように、蒸し返し話者は対話中の任意のタイミングで決定事項に対して否定的な発言をする。

収録した対話データについて述べる。収録した対話数は議題1のものが14対話、議題2のものが3対話で合計17対話である。1対話当たりの平均発言数は議題1のみで49.5発言、議題2のみで53発言であり、全対話平均で50.1発言である。収録した対話の一部を表1に示す。この対話は議題1を使用したものであり、話者Bが蒸し返し話者で、話者A、Cが非蒸し返し話者である。この対話において、決定事項として防寒用コート、ナイフ、テントを持っていくことが決定されていた。話者Bは蒸し返しとして表1中の下線の発言で決定事項であるコートに対して否定的な発言をしている。

4. 蒸し返し話者の推定手法

本節では、機械学習による分類モデルおよび使用する素性について説明する。分類器にはSVMを使用し、素性は以下の9個の素性f1~f9を使用する。

f1 : 対話全体における自身の発言数の割合

議論に積極的に参加している話者は発言が多くなるが、蒸し返し話者も決定事項を否定するために多く発言すると考えられる。そこで、対話中における自身の総発言数の割合を算出し素性とする。

f2 : 自身の発言間の時間差の標準偏差

蒸し返し話者は、本来議論すべき話題に対してはあまり議論に参加せず、決定事項を否定する際に多くの発言をすると考えられる。つまり、蒸し返し話者は自身の発言間の時間差にばらつきが出る。そこで、自身の発言間の時間差を算出し、その標準偏差を素性とする。

f3 : 自身の発言のうち連続して発言を行った割合

同一の話者から連続して発言があった場合、それらをまとめて“発言ブロック”と呼ぶ。たとえば、表1の発言ID23~25における話者Bの発言を1つの発言ブロックとする。

素性f2で述べたように、蒸し返し話者は短時間で多くの発言をする場合があり、発言が連続する場合も多くなると考えられる。一方で、非蒸し返し話者は他の参加者の発言を聞いた上で発言することが多く、あまり連続して発言をしないと考えられる。そこで、自身の総発言数に対する総発言ブロック数の割合を算出し、素性とする。

f4 : 連続する自身の発言をまとめた時の発言の割合

蒸し返し話者は連続して発言することが多くなり、その結果総発言ブロック数は多くなる傾向にあると考えられる。そこで、対話中における総発言ブロック数に対する自身の総発言ブロック数の割合を算出し、素性とする。

f5 : 対話中で頻出した5単語の使用回数の標準偏差

蒸し返し話者は決定事項を否定することを優先すると考えられる。本来議論すべき話題についての言及が少なくなることから、各話題に対する言及回数には偏りが生じると考えられる。

対話中で頻出する単語はその対話における話題を特徴づけていると考えられるため、対話中で出現頻度の高い単語のうち上位5単語を抽出する。各話者の全ての発言においてこの抽出した5単語の使用回数を算出し、その標準偏差を素性とする。

f6 : 対話中で頻出した5単語のうち使用した単語数

素性f5と同様に、蒸し返し話者は言及した話題に偏りが出ると考えられる。頻出する単語でも使用しないものがあると考えられる。そこで、対話中で頻出した単語上位5件のうち各話者が使用した種類の数を算出し、素性とする。

f7 : 自身の全発言での使用語彙数

参加者は配布された資料を参考に議論を行う。そのため、議論中では決定事項や議論すべき内容に関する様々な単語が出現する。蒸し返し話者の発言は決定事

表 1 対話例 (議題 1・決定事項: コート, テント, ナイフ)

発話 ID	話者	発話内容
...
14	B	食べ物を探すよりも素直に持っていきたいけどな
15	A	非常食を持っていくってこと?
16	B	そういうこと
17	A	割とありかも
18	A	食料はこれ 1 つで解決できそう
19	B	水も確保したいし、気温もかなりあつみただしコート持って行くのやめて水の確保がしたい
20	A	でも雨が降ったりしたら意外と寒いと思うよ
21	A	コートはあった方がいいと思う
22	C	コートは布団代わりに使いたい
23	B	一か月に 3, 4 日しか降らないしテントもあるじゃん?
24	B	むしろ外に出ていくほうがリスク高いと思うんだよね
25	B	なんならナイフもいらぬまでである
26	A	そもそもあと 1 つ何持っていかかの議論だし、現状は他の持ち物を削らない方向で考えよう
27	B	でもコートとか気候的に完全に無駄じゃん?
28	A	取り敢えず持っていきたいものの候補を絞ろう
...

項に関する話題に集中するため、使用語彙数は非蒸し返し話者に比べ少なくなると考えられる。そこで、各話者の全発話において使用された単語の種類数を算出し、素性とする。

f8 : 自身の全発話における各 N-gram 表現の使用頻度
蒸し返し話者は、決定事項を否定したり、決定事項に対して話題を変えるための表現を多く用いると考えられる。そこで、対話中から単語 N-gram 表現を抽出する。そして、各話者の全発話において抽出した各 N-gram の使用回数を算出し、素性とする。N-gram は以下の基準で unigram, bigram, trigram を抽出する。

- unigram
対話中に出現した単語のうち、名詞、動詞、形容詞、副詞を抽出する。
- bigram
蒸し返し話者の発話に頻出するもののうち、上位 5 件を抽出する。
- trigram
蒸し返し話者の発話に頻出するもののうち、上位 10 件を抽出する。

f9 : 単語の極性値の和が負となる自身の発話の割合
蒸し返し話者は決定事項を否定することにこだわり、ネガティブな発話が多くなると考えられる。そのため、蒸し返し話者は非蒸し返し話者と比べてネガティブな発話の割合は高くなる。そこで、各話者の全発話のうちネガティブな発言の割合を求め、割合の高かった順に各話者に 1, 0, -1 の値割り当て、素性とする。

発話がネガティブかどうかの判定には単語感情極性対応表 [15] を用いる。単語感情極性対応表には様々な

単語に対して極性値として [-1, +1] の値が付与されており、ポジティブな単語ほど +1 に、ネガティブな単語ほど -1 に近い値となる。発話内に含まれる各単語の極性値の和が負であればその発話はネガティブであると判定する。

5. 分類実験

本節では、蒸し返し話者の分類実験を行った結果について述べる。分類モデルは特定の議題に依存せず、様々な議題のデータに対して適用できることが望ましい。そこで、単一の議題のデータを対象にした場合の分類結果と複数の議題のデータを対象にした場合の分類結果を比較する。また、各素性の分類結果への影響を確認し、有効な素性の組み合わせについて考察を行う。最後に、有効であった素性の組を用いて議題 1 のデータで学習し議題 2 のデータで評価することで、異なる議題に対する分類結果を確認する。

まず議題 1 の 42 名分 (14 対話 × 3 名) の話者データを対象に分類実験を行った。さらに、すべての議題の 51 名分 (17 対話 × 3 名) の話者データを対象に分類実験を行った。また、各素性の影響を確認するため、素性 **f1** から素性 **f9** (以後、素性群 **ALL**) のうち 1 つの素性を抜いて同様に分類実験を行った。SVM は線形カーネルを使用し、コストパラメータは 1.0 とした。

議題 1 のみを対象にした 14 対話交差検証で得た分類結果の評価値を表 2 に、すべての議題を対象にした 17 対話交差検証で得た分類結果の評価値を表 3 に示す。また、素性を 1 つずつ抜いて分類実験を行った結果を表 4 に示す。表 2 および表 3 の結果を見ると、蒸し返し話者分類の F 値は単一の議題のデータを利用した場合が 0.609 であったの

表 2 議題 1 の分類実験結果

	精度	再現率	F 値
蒸し返し話者	0.778	0.500	0.609
非蒸し返し話者	0.788	0.929	0.852

表 3 議題 1+2 の分類実験結果

	精度	再現率	F 値
蒸し返し話者	0.667	0.353	0.462
非蒸し返し話者	0.738	0.912	0.816

表 4 各素性を抜いた場合の実験結果

素性	F 値	
	議題 1	議題 1+2
ALL	0.609	0.462
f1 無し	0.609	0.462
f2 無し	0.609	0.462
f3 無し	0.609	0.462
f4 無し	0.609	0.462
f5 無し	0.609	0.519
f6 無し	0.609	0.417
f7 無し	0.609	0.571
f8 無し	0.095	0.414
f9 無し	0.609	0.480

に対し、複数の議題のデータを利用した場合は 0.462 と下がっていることが分かる。このことから、本手法の素性は議題に依存している傾向があるといえる。

表 4 の結果を見ると、素性 **f8** を抜いた場合に蒸し返し話者分類の F 値が大きく低下すること、素性群 **ALL** の時のように複数の議題を用いた場合に蒸し返し話者分類の F 値が低下しないことが分かる。このことから、素性 **f8** は議題の違いの影響を受けているものの、分類結果に大きく貢献していると考えられる。そこで、素性 **f8** を有効に使用方法を検討する。素性 **f8** は unigram, bigram, trigram の情報を利用している。unigram の場合、議題に関する単語が多く抽出されることが考えられる。一方で、bigram や trigram であれば話題を蒸し返し際に使われる長い表現も抽出することができると考えられる。つまり、長い系列を見た場合の方が、議題の違いによる影響を受けにくいと考えられる。そこで、素性 **f8** を各 N-gram 表現ごとに分割し実験を行った。具体的には、unigram の使用頻度を素性 **f8uni**, bigram の使用頻度を素性 **f8bi**, trigram の使用頻度を素性 **f8tri** と分割し、それぞれの素性の有無による分類結果を確認した。

分類実験の結果を表 5 に示す。素性 **f8uni** を抜いた場合、どちらも F 値が大きく向上しており、議題 1 の場合と比較して議題 1+2 での F 値の差も小さくなっている。実際に実験に利用された表現を確認するために、抽出した各 N-gram 表現を表 6 に示す。unigram については抽出した数が非常に多いため、対話中で出現頻度の高かった 10 件を抜粋している。unigram の場合「火」、「テント」など議

表 5 各 N-gram 素性を抜いた場合の実験結果

素性	F 値	
	議題 1	議題 1+2
ALL	0.609	0.462
f8 無し	0.095	0.414
f8uni 無し	0.769	0.743
f8bi 無し	0.545	0.480
f8tri 無し	0.640	0.593

表 6 頻出した N-gram 表現

	頻出した表現
unigram	そう, 思う, いい, 火, する, ある 持つ, 水, ナイフ, テント
bigram	と思う, 持って, ほうが, かな, だと
trigram	のほうが, 持っていく, ないと思う, と思うん, ほうがいい, だよな, かね?, いいと思う, 思うんです, ですかね

題 1 (無人島生活に必要な持ち物) でのみ使用され、議題 2 (学園祭の模擬店の出店計画) では使用されないような単語が多く出現していることが分かる。一方で、bigram, trigram では「ほうが」、「ほうがいい」のように何かを比較するような表現や、「ないと思う」のように何かを否定するような表現が抽出されている。これらの表現はどちらの議題においても出現しているため、unigram と比べて議題の違いによる影響は小さいと考えられる。以上の結果から、素性 **f8** は unigram 表現の情報を利用しないことで、議題の違いの影響を抑えつつ蒸し返し話者分類の F 値の向上に貢献していることがわかる。

そこで、また、素性群 **ALL** および素性群 **ALL** から素性 **f8uni** を抜いた素性 (素性群 **BEST** とする) を用いて異なる議題に対する分類結果を確認した。議題 1 のデータを学習データ、議題 2 のデータをテストデータとして分類実験を行った。SVM は同様に線形カーネル使用し、コストパラメータは 1.0 とした。素性群 **ALL** による実験結果を表 7 に、素性群 **BEST** による実験結果を表 8 に示す。素性群 **ALL** の場合すべての話者を非蒸し返し話者と分類しているのに対し、素性群 **BEST** であれば蒸し返し話者を分類できるようになっていることが分かる。

6. 分析

4 節で述べた素性のいくつかについて分析した結果について述べる。収録した全ての対話における話者ごとの素性の値を算出した。各素性について、蒸し返し話者と非蒸し返し話者の値に有意差があるか検証した。優位水準は 5% とし、検証には両側 t 検定を用いた。その結果、素性 **f1** (対話全体における自身の発話数の割合)、**f2** (自身の発話間の時間差の標準偏差)、**f3** (身の発話のうち連続して発話を行った割合)、**f4** (連続する自身の発話をまとめた時の

表 7 異なる議題に対する分類結果 (素性群 ALL)

	精度	再現率	F 値
蒸し返し話者	NaN	0.000	NaN
非蒸し返し話者	0.667	1.000	0.800

表 8 異なる議題に対する分類結果 (素性群 BEST)

	精度	再現率	F 値
蒸し返し話者	0.500	0.667	0.571
非蒸し返し話者	0.800	0.667	0.800

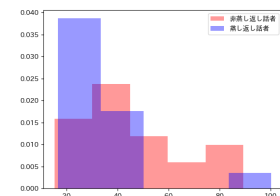
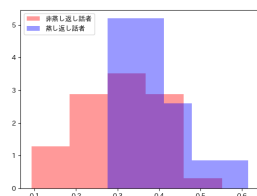


図 1 素性 f1 のヒストグラム 図 2 素性 f2 のヒストグラム

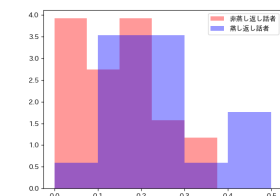
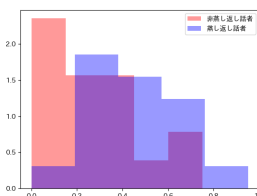


図 3 素性 f3 のヒストグラム 図 4 素性 f4 のヒストグラム

発話の割合)に有意差が確認された*1。これらの素性のヒストグラムを図 1 から図 4 に示す。各図において青のヒストグラムが蒸し返し話者を、赤のヒストグラムが非蒸し返し話者を表している。これらの結果から、蒸し返し話者は対話全体を通して発言が多く、決定事項を否定するために畳みかけるように連続して発言する傾向があると考えられる。しかし、表 4 で示したように、これらの素性はそれぞれ素性群 ALL から抜いても分類結果は変化しなかった。これらの傾向が有効に働くような素性の考察が今後の課題としてあげられる。

7. おわりに

本論文では、議論の停滞となった話者へ改善策をフィードバックすることを目的に、蒸し返し話者を設定した対話の収録と、その対話データを利用した蒸し返し話者の推定を行った。発言の頻度や内容の偏り、言及した話題や否定的発言に関する素性を用いて分類実験を行った。単語の表層情報を利用した素性の中でも bigram や trigram のように長い系列の情報を利用することで議題の違いの影響を抑えつつ F 値を向上させることができることを確認した。しかしながら、蒸し返し話者の推定精度は高いとはいえ、素性の改良は最も重要な今後の課題である。さらに、複数

*1 素性値についてであり、精度についてはない点に注意。

人の蒸し返し話者が存在する場合など、より複雑な対話環境における実験を経て、提案手法の有効性について検証する必要がある。

参考文献

- [1] 二瓶美巳雄, 林佑樹, 中野有紀子. グループディスカッションにおける議論状態の変化の検出. 2014 年度人工知能学会全国大会, 2014.
- [2] R. Kirikihira and K. Shimada. Discussion map with an assistant function for decision-making: A tool for supporting consensus-building. In *International Conference on Collaboration Technologies*, pp. 3–18, 2018.
- [3] 岡本康佑, 松原茂樹, 長尾確. 会議における発言の音響的特徴と言語的特徴に基づく自動評価. 第 78 回全国大会講演論文集, No. 1, pp. 521–522, 2016.
- [4] 小谷哲郎, 関一也, 松居辰則, 岡本敏雄. 好意的発言影響度を取り入れた議論支援システムの開発. 人工知能学会論文誌, 第 19 巻, pp. 95–104, 2004.
- [5] 水上悦雄, 劉礪岩, 森本郁代. 話し合いの停滞期境界における参加者の振舞いの分析～話し合いの相移行期の考察 (2)～. *SIG-SLUD*, Vol. B5, No. 03, pp. 50–55, 2018.
- [6] T. Yamamura, K. Shimada, and S. Kawahara. The Kyutech corpus and topic segmentation using a combined method. In *The 12th Workshop on Asian Language Resources (ALR12)*, pp. 95–104, 2016.
- [7] F. Pianesi, M. Zancanaro, B. Lepri, and A. Cappelletti. A multimodal annotated corpus of consensus decision making meetings. In *Language Resources and Evaluation*, Vol. 41, pp. 409–429, 2007.
- [8] KD. Benne and P. Sheats. Functional roles of group members. In *Journal of social issues*, Vol. 4, pp. 41–49, 1948.
- [9] W. Li, Y. Li, and Q. He. Estimating key speaker in meeting speech based on multiple features optimization. In *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol. 8, pp. 31–40, 2015.
- [10] H. Hung, Y. Huang, G. Friedland, and D. Gatica-Perez. Estimating the dominant person in multi-party conversations using speaker diarization strategies. In *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 2197–2200, 2008.
- [11] D. Sanchez-Cortes, O. Aran, MS. Mast, and D. Gatica-Perez. A nonverbal behavior approach to identify emergent leaders in small groups. In *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 14, pp. 816–832, 2011.
- [12] R. Rienks and D. Heylen. Dominance detection in meetings using easily obtainable features. In *International Workshop on Machine Learning for Multimodal Interaction*, pp. 76–86, 2005.
- [13] T. Shiota, T. Yamamura, and K. Shimada. Analysis of facilitators' behaviors in multi-party conversations for constructing a digital facilitator system. In *International Conference on Collaboration Technologies*, pp. 145–158, 2018.
- [14] Q. Zhang, H. Hung-Hsuan, S. Kimura, S. Okada, N. Ohata, and K. Kuwahara. グループディスカッション参加者の機能的役割とその変遷の分析. ヒューマンインタフェース学会論文誌, 第 20 巻, pp. 31–44, 2018.
- [15] H. Takamura, T. Inui, and M. Okumura. Extracting semantic orientations of words using spin model. In *The 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 133–140, 2005.