

チャット対話における
ユーザ間の関係性抽出に関する研究

筑波大学

図書館情報メディア研究科

2017年3月

星川 祐人

目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	本研究の目的	2
1.3	本稿の構成	2
第2章	関連研究	4
2.1	会話の分類に関する研究	4
2.2	人間関係の把握に関する研究	5
第3章	仲の良さスコア	6
3.1	発話文の抽出	6
3.2	発話役割ベクトルの生成	7
3.3	仲の良さスコアの定義	8
3.4	仲の良さスコアの問題点	8
第4章	発話タイプ推定	10
4.1	SWBD-DAMSL タグ	10
4.2	ナイーブベイズ分類器	10
4.3	事後確率ベクトルの生成	11
第5章	議論スコア	13
5.1	議論に対応する発話タイプ	13
5.2	発話役割ベクトルを用いる手法	13
5.2.1	発話役割の種類数を乗算する手法	14
5.2.2	ベクトル成分の総和を乗算する手法	14
5.3	事後確率ベクトルを用いる手法	15
第6章	実験	16
6.1	データセット	16
6.2	予備実験	16
6.2.1	実験結果	16
6.2.2	考察	17
6.3	実験	18

6.3.1	実験結果	18
6.3.2	考察	18
6.4	クラスタリング	19
第7章	結論	29
	謝辞	31
	参考文献	32

目 次

3.1	発話文抽出の流れ	7
6.1	<i>Score1</i> の閾値と相関係数の変化	17
6.2	<i>Score3</i> の閾値と相関係数の変化	17

表目次

1.1	雑談のような会話	2
1.2	議論のような会話	3
2.1	会話の形式	4
3.1	発話役割と助詞助動詞の意味の対応表	9
4.1	DAMSL タグ一覧	12
5.1	議論に対応する発話タイプ	14
6.1	実験結果	18
6.2	クラスタと事後確率	21
6.3	クラスタ0の会話．クラスタ0は，行動などの命令や提案を表す「ad_A」「ad_B」や，申し出を表す「co_A」が高い特徴を持つ	22
6.4	クラスタ3の会話．クラスタ3は，開始の挨拶を表す「fp_A」が高い特徴を持つ	23
6.5	クラスタ12の会話．クラスタ12は，締め挨拶を表す「fc_A」「fc_B」や，感謝を表す「ft_A」が高い特徴を持つ	24
6.6	クラスタ17の会話．クラスタ17は，感嘆を表す「fe_A」が高い特徴を持つ	25
6.7	クラスタ18の会話．クラスタ18は，感謝を表す「ft_A」「ft_B」や，お礼の返答を表す「fw_A」が高い特徴を持つ	26
6.8	クラスタ19の会話．クラスタ19は，意見のある発話を表す「sv_A」が高い特徴を持つ	27
6.9	クラスタ5の会話．クラスタ5は，Yes/No 質問を表す「qy_A」や，Wh 質問を表す「qw_A」が高い特徴を持つ	28

第1章 序論

1.1 研究背景

一人でやるのが困難だったり、複数の人間の意見を取り入れたものを完成させるとき、チームやグループを組んでやることもある。このような行為はグループワークと呼ばれ、グループ内の人間関係が作業効率やパフォーマンスに影響を与えることがわかっている。このため、仲の悪い二者や極端に上下関係のある二者を同じチームに入れないようにするなど、プロジェクトマネージャはプロジェクトを成功させるため、チーム内の人間関係の把握や人間関係を考慮したチームづくりが求められる。しかし、人間の集合から人間関係を把握できる上限は7人前後といわれており、それ以上の集合の場合には何らかの支援が必要となる。プロジェクトを管理するプロジェクトマネージャの立場から見ると、議論をしている関係はグループワークや共同作業、協調学習を行う上で重要な関係であり、この関係の把握こそがプロジェクトを成功に導くために把握したい関係といえる [4]。このため、本研究は議論をしている関係の抽出を目指す。

また、近年ソーシャルメディアを利用するユーザが急増しており、即時性に優れている点や、時間や場所を問わず気軽にインタラクションを持つことができることから、多くの会話が存在する。Twitterのユーザは、他者のツイートに対してリプライという機能を用いてツイートすることにより、他のユーザとインタラクションを持つことができる。人間関係は会話内容に表れ [9]、会話から人間関係を把握するときは約4割が会話内容といわれている [3]。初対面同士の会話には「初めまして」のような言葉を発しやすいことや、発話に態度が表出することから、会話内容から関係性を推定することができると考えられる。また、議論には会話の目的や話者の持つ知識が表れるため、ソーシャルメディアにおける会話から議論を抽出することは、ユーザ推薦やユーザの人間関係の把握に有用である。ソーシャルメディアの分析にグラフを用いることがあり、グラフにはユーザをノード、会話の関係をエッジとしたネットワークが存在する。しかしソーシャルメディアでは、ユーザは自由に他のユーザと関わりを持つため、エッジが膨大となり、グラフは複雑となる。また、エッジに対し、会話の回数などの定量的な要素では特徴付けることは難しいため、会話内容に着目し、どのような会話か推定することで、この問題を解決する。

表 1.1: 雑談のような会話

話者	ツイート
A_1	皆さん おはようございます 今日でうちのピッチ U ^ E ^ U が 1 歳になりました やったあ そして息子の高校入学式です今日は忙しい一日になりそうです
B_1	@ A_1 ピッチさん おはよー 息子くんご入学式おめでとうございます そしてピッチちゃんお誕生日おめでとう (* *)今日は素敵な 1 日になりそうですね 今週もよろしくね (* ^ ^ *)
A_1	@ B_1 いーちゃん おはよう♡ うん♡ ありがとう 今日はダブルで良い記念日になりそう 入学式午後からなので行ってくるネ 今日も楽しい一日をすごしてネ (^ ^)ノ

1.2 本研究の目的

以上の背景から、本研究ではソーシャルメディアにおける会話を連想型会話の「雑談」と目的指向型会話の「議論」の 2 種類に分類し、「議論」の会話を抽出する手法を提案する。会話の目的が決まっている程度を「議論スコア」と呼ぶこととする。また、本研究において、会話の目的を「他者から情報を得る目的」と考える。表 1.1 と表 1.2 に雑談と議論の例を示す。表 1.1 では、話者 A_1 が話者 B_1 に対し、一日の予定を報告し、 B_1 はそれに応じる形で発話している。対照的に表 1.2 では、話者 A_2 は話者 B_2 に対してお店の味や場所について話者 B_2 の持つ情報を要求している。本研究は表 1.2 のような会話を抽出することを目指す。Twitter における会話を抽出し、人手による議論らしさの評価と議論スコアの相関を調査することで、本研究が提案する議論スコアの有用性を示す。

1.3 本稿の構成

本稿の構成は以下のとおりである。2 章で関連研究として、会話の分類に関する研究と人間関係の把握に関する研究を紹介し、3 章で西原らが提案する会話内容を用いた二者の親密度推定手法である仲の良さスコアについて詳しく説明する。4 章では仲の良さスコアとは異なり、機械学習を用いて発話の役割を推定する手法を述べる。5 章で、本研究が提案する仲の良さスコアをもとにした議論の抽出手法と、機械学習を用いたときの議論の抽出手法を論じる。6 章で実験から考察をし、7 章でまとめとする。

表 1.2: 議論のような会話

話者	ツイート
A ₂	どうよ、似てるやろ？
B ₂	@A ₂ 帯広はトンタがオススメです♡でも一時間並びます...(´ ; ;´)
A ₂	@B ₂ トンタってとこ明日なちゅみのお母さんが連れてってくれるらしい(((o(* *)o))) おいしい？
B ₂	@A ₂ 美味しいですよ♡ゆきなのおうち近かったです(// //) 豚井のお店です本当に美味しいですよ(^ ^) 夏とか一時間待ちですもん
A ₂	@B ₂ ちかかったんだ！ てか、そんなに待つほど美味しいのね!!! 明日楽しみㇿ(@ - @)ノ
B ₂	@A ₂ 美味しいですよかなり(・・)♡ダチョウのとことか面白いですよ(*´ `*)
A ₂	@B ₂ ダチョウのとこU・x・U？ なんぞやそれは(´´´)
B ₂	@A ₂ ダチョウの牧場みたいなとこです(^o^)
A ₂	@B ₂ そんなとこあるんだね-@´エ´@!
B ₂	@A ₂ ありますよ あとどこいくんですか？
A ₂	@B ₂ なんかよくわかんないけど、スイートポテトのおいしいとこ？ とかいる いるだつてさU・x・U
B ₂	@A ₂ クランベリーですね？
A ₂	@B ₂ そうそう！ そこだよ(^o^)

第2章 関連研究

2.1 会話の分類に関する研究

小磯ら [5] は、我々が普段どのような会話を行っているのかを明らかにした。その結果、会話の形式を「雑談」、「用談・相談」、「会議・会合」、「授業・レッスン・講演」の4つに分類している。会話の形式と内容は、表 2.1 のとおりである。ソーシャルメディアにおいては、ユーザが分散しており、いつでも投稿ができるため、時間や場所が定められている会話である「会議・会合」が存在しないといえる。また、文字数の制限があり、マイクロブログには長文が適さないことや、Twitter の会話では交互にリプライを送り合うため、先生や講演者がいることは少ない。このため、「授業・レッスン・講演」が存在しないといえる。

また、仮屋園ら [6] は会話の種類を目標指向型会話と連想型会話の2種類としている。他者に対する要求や説得を目標とする会話、他者から知識を得るための会話、課題解決のための会話などが目標指向型会話にあたる。直前の発言に対する思いつきなどで継続され、続けること自体を目的とする会話が連想型会話である。

対話システム分野においては、特定のタスクを達成することを目的としたタスク指向型と、雑談を目的とした非タスク指向型の対話システムに大別されることが多い。特定のタスクとは、経路の検索やチケットの予約など様々であるが、こうした対話はユーザの質問や要求などに対して指定された情報を提供することを目的としており、人間同士の対話にも同様の目的を持つ会話が存在する。このため、仮屋園らの言葉を借りると、タスク指向型の対話は目標指向型会話に相当し、他者から知識を得るための会話が特に重要だと考えられる。

以上から、本研究では「用談・相談」を「議論」と呼び、会話の目的がある程度決まっていることを「議論」の定義とする。会話の目的とは、他者から知識を得る目的とする。すなわち、議論スコアは他者から知識を得ようとする程度を示す数値である。

表 2.1: 会話の形式

「雑談」	会話の目的や話題などがあらかじめ定められていない会話
「用談・相談」	会話の目的はある程度決まっているが、時間や場所などは定められていない会話
「会議・会合」	時間や場所などが定められている会話
「授業・レッスン・講演」	先生や講演者など会話の流れを導く人物がいる場での会話

2.2 人間関係の把握に関する研究

西原ら [1] は、会話内容から推定される仲の良さスコアという親密度の指標を提案し、これを求めることがプロジェクトマネージャにとっての人間関係の把握につながると考えた。この指標は高い値ほど親密であり、評価実験からメール、掲示板、チャット、音声会話に対して有効であることを確認している。しかし、Twitter における仲の良さスコアが高い二者は、リプライを数多く行い、発話量が多いため、それに伴って様々な態度を示しているような二者も含まれる。このため、仲の良さスコアでは多様な人間関係の把握は難しく、会話の区別がつかないと考えられ、仲の良さスコアからグループワークに適した関係を見出すことはできない。すなわち親密度という指標では Twitter における人間関係の把握は難しいと考えられる。そこで本研究は、会話の種類に着目し、議論を行う関係こそがプロジェクトに必要な関係であるとみなし、その関係の抽出を目指す。

第3章 仲の良さスコア

本研究は他者から知識を得ようとする会話の抽出を目指しているが、仲の良さスコアの推定に用いられる発話役割ベクトルが議論スコアの推定にも有用であると考えられる。このため、本章では仲の良さスコアの推定手法を説明する。

西原ら [1] は発話文の内容から、二者の仲の良さを推定する手法を提案している。初対面のときは話者は控えめだが、親密になると話者の態度の種類が増えると考えられる。そこで、「仲が良い」を聞き手に対して話者が様々な態度をとれる状態とし、「仲の良さスコア」は親密な程度を示す数値とする。また、一方が発話し続けるよりは交互に発話する方が親密であるため、話者の態度（以下、発話役割とする）の種類数が多く、発話の回数が同じ程度であるほど親密とし、仲の良さスコアを推定する。提案手法は二者に限ったものであり、三者以上の会話においては推定が難しいことから、本研究においても二者に限った推定を行う。

二者の発話テキストが入力されると、文末に助詞・助動詞が含まれる発話文を抽出する。発話役割と助詞・助動詞の意味の対応表を用いて、発話に含まれる助詞・助動詞の意味から発話文の発話役割ベクトルを作成し、仲の良さスコアを推定する。以下、各処理について説明する。

3.1 発話文の抽出

まず、二者による会話を収集する。収集期間に含まれる同一の二者のユーザが行う会話すべてを対象とし、ユーザごとのツイートに分類する。その後、ツイートごとに発話に分割する。Twitter のおける 1 つのツイートには複数の発話を含んでいることがある。発話はそれぞれに別の意味を持っていると考えられるため、これを明示的に分割することが望ましい。本研究では、特定の記号が出現している箇所を発話の区切りとみなして、ツイートを発話単位に分割する。ここでは、この特定の記号の集合をセパレータと呼ぶ。セパレータは以下の記号とスペース、(笑) のような 1 文字を括弧で括ったもの、顔文字で構成される。

W W ... 。 . ! ? * ♡

リプライマーク、URL を除去した上で、セパレータによって分割されたものを発話とみなし、形態素解析を行う。顔文字は三好ら [11] が提案する定義を用いた。また、顔文字等の除去がうまくいかず、記号が残る場合も考慮し、形態素解析の結果、末尾の形態素が記号であればその直前の形態素を末尾の形態素として扱う。この操作は末尾の形態素が記号でなくなるま

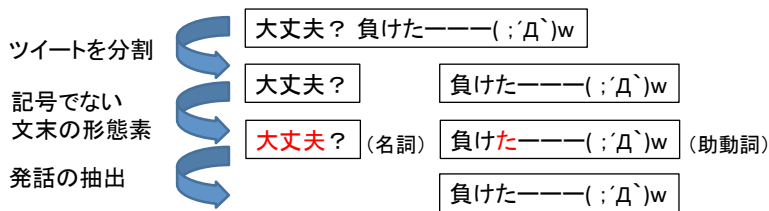


図 3.1: 発話文抽出の流れ

で繰り返す．末尾の形態素が助詞・助動詞であればその発話を抽出し，後述の発話役割ベクトル生成に用いる．

図 3.1 に発話文抽出の流れを示す．対象のツイートを「大丈夫? 負けた---(;´Д`w)w」とすると，発話に分割した結果，「大丈夫?」と「負けた---(;´Д`w)w」の2つとなる．発話の記号以外の文末の形態素はそれぞれ名詞の「大丈夫」と助動詞の「た」のため，助動詞である「負けた---(;´Д`w)w」を発話役割ベクトル生成に用いる発話として抽出する．

3.2 発話役割ベクトルの生成

話者の態度は文末に用いられる助詞・助動詞の組み合わせで表されると考える．西原らが用意した発話役割と助詞・助動詞の意味の対応表を用いることで，発話から話者の態度を推定する．対応表とは大辞林 [12] に掲載される副助詞・終助詞・係助詞・助動詞の意味を西原らが独自にまとめたものである．詳細は [1] を参照されたい．

表 3.1 の対応表を用いて，発話役割ベクトルを求める．発話役割と意味は多対多の関係になるため，発話文 d の発話役割をベクトル $V_d = (x_1, x_2, \dots, x_R)$ と表す． x_1, x_2, \dots, x_R は表 3.1 の発話役割を表し， $R = 23$ である．ベクトル V_d の値は，発話文に含まれる助詞・助動詞の意味の数と，意味に対応する発話役割の重みから与えられる．発話文 d に含まれる助詞・助動詞の集合を P_d ， P_d 内の助詞・助動詞 p_i の意味を $m_{p_i}^j$ とし，式 (3.1) によって発話役割ベクトル V_d の要素の値 $x_{l,d}$ を求める．

$$x_{l,d} = \left(\sum_{p_i \in P_d} h(x_l, m_{p_i}^j) \right) \times w(x_l) \quad (3.1)$$

式 (3.1) において， $h(x, m)$ は表 3.1 の中で発話役割 x と意味 m の対応があり，意味 m が文末に存在する助詞・助動詞ならば 1，それ以外なら 0.5 を返す関数とする．発話役割は，主に文末に含まれる助詞・助動詞によって決定されるが，文中に含まれる助詞・助動詞も発話役割を表すとする． $w(x)$ は発話役割 x の重みを返す関数である．西原らの論文では， w を 1.0 とし発話役割を同定し，正解と比較した適合率を再び w としているが，予備実験の結果が論文からは明らかでない．このため，本研究では w を一律で平均の 0.35 として与える．

3.3 仲の良さスコアの定義

話者の態度の種類数と発話文の数から二者の仲の良さスコアを推定する．はじめに，話者の態度の種類数として，発話役割の種類数を求める．話者 s のすべての発話文における発話役割の種類数 $k(s)$ は，式 (3.2) によって求められる．

$$k(s) = \sum_{l=1}^R \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{d \in D_s} x_{l,d} \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.2)$$

式 3.2 は，話者 s の発話文の集合 D_s の中の発話役割ベクトルの各要素 $x_{l,d}$ を合計し，その値が閾値 T を超える要素数を求めている．[1] では， $T = 1.0$ としている． $k(s)$ と入力発話テキストに含まれる話者の発話文の数 $l(s)$ から，話者 s_a, s_b の仲の良さスコア $F(s_a, s_b)$ を式 (3.3) によって求める．

$$F(s_a, s_b) = \frac{k(s_a) \times k(s_b)}{l(s_a) \times l(s_b)} \quad (3.3)$$

F の値は大きいほど親密とされる．

3.4 仲の良さスコアの問題点

仲の良さスコアは親密度を定量的に表すことができるが，一言に親密といっても親密さには雑談をする親密さと，議論のように意見を交わす親密さのようにいくつか種類がある．すなわち仲の良さスコアでは，多様な会話の違いを表すことができないといえる．仲の良さスコアでは，ユーザ間の親密さの度合いであるため，会話の切れ目を考慮せず，会話をすべてまとめてユーザごとの発話群にしている．しかし，議論スコアの場合，会話の違いを明らかにするため，会話ごとに議論スコアを推定する必要がある．また，仲の良さスコアでは「発話数が同程度ほど親密」という仮定のため，(3.3) 式では発話数で除算しているが，ツイート数が多すぎるほど値が低くなってしまふことがある．しかし，Twitter ではツイートごとに区切られており，交互にリプライが連鎖しなければ会話が成立しないため，「発話数が同程度」を考慮する必要がないと考えられる．このため，議論スコアではツイート数に影響されない工夫が必要となる．

表 3.1: 発話役割と助詞助動詞の意味の対応表

	発話役割	助詞助動詞の意味
x_1	心情	感動・意志・自発・可能・不可能・希望・詠嘆・強調
x_2	事実	打消・確認・質問・添加・並立・選択・不確定・列挙・反語・程度・限定・軽視
x_3	補足	他との区別・添加・並立・選択・不確定・列挙・強調
x_4	価値判断	打消当然・不確かな気持ち・理由
x_5	知識獲得	確認・疑問・質問・希望・願望・不確かな気持ち・問掛
x_6	知識提供	強調
x_7	教える	類推・推量・打消推量・推定・婉曲・打消・強調
x_8	教えられる	確認・疑問・質問・願望・依頼・不確かな気持ち・問掛
x_9	依頼	疑問・質問・希望・願望・依頼・不確かな気持ち
x_{10}	確認	不確かな気持ち・確認
x_{11}	行動要求	意志・希望・願望・依頼・呼びかけ・禁止・同意要求・勧誘・不確かな気持ち・命令・許可・原因
x_{12}	発言要求	婉曲・確認・疑問・質問・意志・念押・呼びかけ・同意要求・勧誘・命令・問掛・許可
x_{13}	提案	他との区別・反語・意志・希望・強調
x_{14}	礼	尊敬・自発
x_{15}	謝罪	尊敬・意志・自発
x_{16}	賛成	詠嘆・適当・当然・全面否定・全面肯定
x_{17}	反対	打消・打消意志・打消強調・非難・全面否定・全面肯定・反対
x_{18}	行動要求受入	打消・打消当然・確認・質問・意志・自発・可能・不可能・打消意志・念押・願望・依頼・過去
x_{19}	発言要求受入	比例・様態・伝聞・例・例示・類推・推量・打消推量・推定・婉曲・打消・打消当然・確認・質問
x_{20}	納得	婉曲・確認・断定・不確かな断定・過去
x_{21}	理由陳述	理由・価値判断
x_{22}	保持	不確かな気持ち・確認・列挙
x_{23}	話題転換	依頼・意志・質問

第4章 発話タイプ推定

本章では機械学習を用いた発話タイプ推定手法を説明する．仲の良さスコアでは発話に含まれる助詞・助動詞から辞書をもとにして意味を割り当て，発話役割ベクトルに変換していた．しかし，ソーシャルメディアにおける会話では助詞・助動詞が含まれない発話も多く存在する．そこで，本研究では，一部の発話タイプ付き会話を学習データとした教師あり学習によって発話タイプ推定を行うことで，議論スコアを算出するためのベクトルを生成する．発話タイプの特徴は，語尾に現れることが指摘されていることから，以下に示す発話タイプ推定手法では，特徴量として発話の語尾の3形態素を抽出して用いる．

4.1 SWBD-DAMSL タグ

本研究で発話に対し推定する発話タイプには，SWBD-DAMSL タグ [17] (以後，DAMSL タグとする) を用いる．DAMSL タグは対話システムの研究等で広く一般的に用いられるタグであり，発話の浅い構造，すなわち発話間の隣接を近似できるという特徴を持つ．600 会話，5661 発話に対して同研究室に属する学生 3 名で重複なくアノテーションを行い，学習データとした．実際に付与したタグの一覧を表 4.1 に示す．

4.2 ナイーブベイズ分類器

ナイーブベイズ分類器は確率モデルに基づいた分類器であり，ここでは多項モデルと呼ばれるナイーブベイズ分類器を用いる [15]．多項モデルにおいては文書中の各位置についてどんな単語が起こるかをモデル化する． d を特徴量のベクトル， c を発話タイプとすると事例 d に対して $P(c|d)$ が最大となるクラス c を出力する．特徴量ベクトル d の次元を $|d|$ で表すとすると，多項モデルでは語彙 V の中から一つ単語を選ぶ操作を $|d|$ 回繰り返すことで文書を生成する．クラス c において，次元 i に単語 w が選ばれる確率を $p_{w,i,c}$ で表す．よって多項モデルのナイーブベイズ分類器は

$$P(c)P(d|c) = p_c \prod_{i=1}^{|d|} \prod_{w \in V} p_{w,i,c}^{n_{w,i,d}} \quad (4.1)$$

を最大化するような c を出力する． p_c はクラス c であるような文書が生成する確率である．求めるべきパラメータは $p_{w,i,c}$ と p_c である．単語が出現しなかった場合を考慮し，MAP 推定

より,

$$p_{w,i,c} = \frac{n_{w,i,c} + \alpha}{\sum_w n_{w,i,c} + \alpha|W|}, p_c = \frac{N_c + \alpha}{\prod_c N_c + \alpha|C|} \quad (4.2)$$

が得られる．この推定式の $n_{w,i,c}$ はクラス c に属する訓練文書全体での w の出現回数， $\sum_w n_{w,i,c}$ はクラス c に属する訓練文書全体での全単語の出現回数を求めることに対応する．本研究では $\alpha = 0.1$ とする．

4.3 事後確率ベクトルの生成

機械学習を用いて発話タイプを推定した場合は，事後確率を用いて事後確率ベクトルを生成する．発話文 d に対し，ナイーブベイズ分類器による発話タイプの事後確率をベクトル $V_d = (P(c_1), P(c_2), \dots, P(c_R))$ と表す． c_1, c_2, \dots, c_R は表 4.1 の発話タイプを表し， $R = 33$ である．ベクトル V_d の値は，前節より，クラス c であるような発話タイプを生成する確率から与えられる．

表 4.1: DAMSL タグ一覧

	タグ	意味
c ₁	t1	Self-talk
c ₂	t3	3rd-party-talk
c ₃	sd	Statement-non-opinion
c ₄	sv	Statement-opinion
c ₅	oo	Open-option
c ₆	qy	Yes-No-question
c ₇	qw	Wh-Question
c ₈	qo	Open-Question
c ₉	qr	Or-Question
c ₁₀	ad	Action-directive
c ₁₁	co	Offer
c ₁₂	fp	Conventional-opening
c ₁₃	fc	Conventional-closing
c ₁₄	fe	Exclamation
c ₁₅	fo	Other-forward-function
c ₁₆	ft	Thanks
c ₁₇	fw	Welcome
c ₁₈	fa	Apology
c ₁₉	aa	Accept
c ₂₀	aap	Accept-part
c ₂₁	am	Maybe
c ₂₂	ar	Reject
c ₂₃	bk	Acknowledge-answer
c ₂₄	ba	Assessment/appreciation
c ₂₅	bd	Downplayer
c ₂₆	bh	Rhetorical question continuer
c ₂₇	b	default agreement or continuer
c ₂₈	ny	Yes answers
c ₂₉	nn	No answers
c ₃₀	na	Affirmative non-yes answers
c ₃₁	ng	Negative non-no answers
c ₃₂	no	A response to a question that is neither affirmative nor negative
c ₃₃	x	Nonspeech

第5章 議論スコア

本章では議論を抽出するため、西原らの仲の良さスコアをもとにした発話役割ベクトルを用いる手法、機械学習による発話タイプ推定で得られた事後確率ベクトルを用いる手法を提案する。仲の良さスコアが二者間の会話すべてを用いて推定していたのに対し、議論スコアは会話ごとに求める指標となる。発話文の抽出は、複数の会話をまとめるのではなく、会話ごとに発話群を生成する以外は仲の良さスコアと同様であるため、3.1 節以降の説明をする。

5.1 議論に対応する発話タイプ

次に、3.2 節と 4.3 節にあたる発話役割ベクトル、事後確率ベクトルの生成であるが、仲の良さスコアに用いた発話役割、DAMSL タグには議論に必要なものも含まれていると考えられる。このため、議論に必要な発話タイプを絞り込んだ上で議論スコアの推定を行う。小島ら [4] は、実際に行われた議論に対して発言意図を推定し、議論の状態を把握することで議論の支援を行った。その際推定される発言意図とは、議論に存在する発言意図であるといえる。そこで、本研究では西原らが用いた 23 種類の発話役割とアノテーションに用いた 33 種類の中で、議論に関係する発話タイプのみを議論スコアの推定に用いることとする。表 5.1 に [4] で付与されていた発言意図とその意味、それぞれに対応する発話役割と DAMSL タグを示す。表 5.1 より、議論スコアに用いる発話役割を 9 種類、DAMSL タグを 18 種類に限定する。発話文 d の発話役割をベクトル $V_d = (x_1, x_2, \dots, x_R)$ で表すため、本研究では $R = 9$ となる。DAMSL タグの場合、事後確率ベクトルは $V_d = (P(c_1), P(c_2), \dots, P(c_R))$ であり、 $R = 18$ となる。ベクトルの成分の強さは 3.2 節、4.3 節と同様に求める。

5.2 発話役割ベクトルを用いる手法

議論に対応する発話役割を用いて議論スコアを求める。また 3.4 節より、「発話数が同程度ほど親密」という西原らの仮定を考慮せず、ツイート数に影響を受けないようにするため、ツイート数で除算する。本研究では仲の良さスコアのように発話役割ベクトルを種類数に変換して乗算する手法と、ベクトルの成分をそのまま利用し、総和を乗算する手法の 2 種類のスコアを提案する。議論スコアの値は大きいほど議論らしく、目的が決まっているとされる。

表 5.1: 議論に対応する発話タイプ

発言意図	意味	対応する発話役割	対応する DAMSL タグ
提起	問題・話題の提案等, 新しい話題の提示	提案, 話題転換	qo, t3, ad
確認	yes・no で答えられる質問	確認	qy
説明	現在の話題に関する付加情報や詳細情報の提示	知識提供	sd, sv, co
同意	賛成の立場表明	賛成	aa, aap, bk
非同意	反対の立場表明	反対	ar
質問	他者に対する質問	発言要求	qy, qw, qo, qr
補足	直前の発言に対する付加情報	補足	sd, sv
回答	質問に対する答え	教える, 知識提供	ny, nn, na, ng, no
その他	上記のいずれにも分類不可能な発言	該当なし	該当なし

5.2.1 発話役割の種類数を乗算する手法

本手法は仲の良さスコア同様に, 閾値を超えるベクトルの要素の数を発話役割の種類数として議論スコアを推定する. 3.3 節と同じく話者 s のすべての発話文における発話役割の種類数 $k(s)$ は, 式 (3.2) によって求められる. $k(s)$ と会話のツイート数 t から, 会話 c の議論スコア $Score1(s_a, s_b)$ を式 (5.1) によって求める.

$$Score1(s_a, s_b) = \frac{k(s_a) \times k(s_b)}{t} \quad (5.1)$$

5.2.2 ベクトル成分の総和を乗算する手法

仲の良さスコアでは, 話者がいろんな態度を示すほど親密であるという仮定があったため, 閾値で発話役割の種類数を求めた. しかし, 議論スコアにおいては, 発話役割の成分の強さが重要とも考えられるため, 本節では発話役割ベクトルの成分をそのまま利用する手法を提案する. 発話役割ベクトル V_d の各要素 $x_{l,d}$ を全て足しあわせたものを $x_{sum}(s)$ とすると, 式 (5.2) で計算することができる.

$$x_{sum}(s) = \sum_{l=1}^R \sum_{d \in D_s} x_{l,d} \quad (5.2)$$

$x_{sum}(s)$ と, 会話のツイート数 t から会話 c の議論スコア $Score2(s_a, s_b)$ を式 (5.3) によって求める.

$$Score2(s_a, s_b) = \frac{x_{sum}(s_a) \times x_{sum}(s_b)}{t} \quad (5.3)$$

5.3 事後確率ベクトルを用いる手法

事後確率ベクトルを用いる場合も仲の良さスコア同様に，閾値を超えるベクトルの要素の数を DAMSL タグの種類数として議論スコアを推定する．3.3 節と同じく，話者 s のすべての発話文における DAMSL タグの種類数 $k(s)$ は，式 (5.4) によって求められる．

$$k(s) = \sum_{l=1}^R \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{d \in D_s} P(l_d) \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.4)$$

$k(s)$ と会話のツイート数 t から，会話 c の議論スコア $Score3(s_a, s_b)$ を式 (5.5) によって求める．

$$Score3(s_a, s_b) = \frac{k(s_a) \times k(s_b)}{t} \quad (5.5)$$

この値も大きいほど議論らしく，目的が決まっているとする．

第6章 実験

本章では，5章で提案した手法の有効性を確かめる実験を行う．その上で，用いるデータセットの詳細を説明し，提案手法の最適な閾値を求める予備実験を行う．提案手法の有効性を確かめたのち，事後確率ベクトルを用いて会話のクラスタリングを行うことで，ユーザの関係性に関するさらなる考察をする．

6.1 データセット

Twitterにおける2013年4月1日～2013年4月30日の期間に存在する会話からサンプリングした100会話を本研究で用いるデータセットとする．ここでは，二者による往復するリプライを行う行為をTwitterにおける会話とする．起点となるツイートからリプライの連鎖が終了するまでが1つの会話である．会話の最後のツイートの投稿時刻が2013年4月中に存在していれば，会話のどのツイートの投稿時刻が期間外であっても，そのツイートを含めた会話をコーパスとして用いる．各会話に対し，人手により他者から知識を得る目的が存在するかを1～5の5段階で評価し，正解データとして扱う．なお，アノテータは第一著者1名とする．

6.2 予備実験

本節では予備実験として， $Score1$ と $Score3$ を算出する際に閾値を設定する必要があったが，最適な閾値が明らかでないため，値を変化させたときに最も高い相関係数を求める実験を行う．最も高かった相関係数を本実験で比較するための手法の相関係数とする．閾値は発話役割ベクトルから発話役割の種類数，事後確率ベクトルからDAMSLタグの種類数を求める際に必要であり，ベクトルの成分の強さが閾値を超えた数を種類数として扱う．閾値は $T = 0.1$ から $T = 2.0$ まで0.1ずつ変化させた．

6.2.1 実験結果

$Score1$ における相関係数の変化を図6.1， $Score3$ における相関係数の変化を図6.2に示す．図6.1より， $Score1$ は $T = 0.6$ 及び $T = 0.7$ のときに最も高い相関係数の0.593を示した．同様に図6.2より， $Score3$ は $T = 0.8$ のときに最も高い相関係数の0.595を示した．いずれの手法においても，西原らが用いた閾値 $T = 1.0$ よりも低く設定した方が相関係数は高いことを確認した．

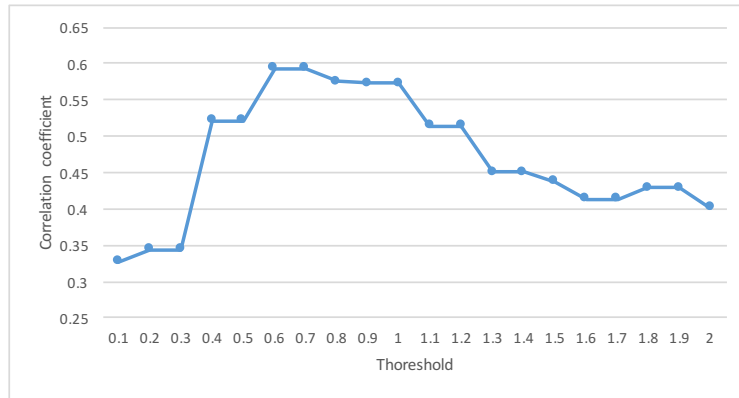


図 6.1: *Score1* の閾値と相関係数の変化

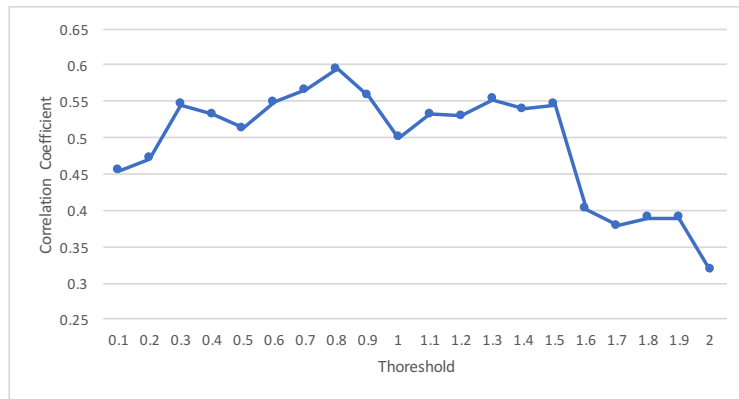


図 6.2: *Score3* の閾値と相関係数の変化

6.2.2 考察

西原らが用いた閾値より低い値の方が相関係数が高いのは、仲の良さスコアが同じユーザ対の全ての会話をまとめて発話群にしていたのに対し、議論スコアでは会話ごとの指標であることが関係している。発話量が仲の良さスコアを求めるときよりも少ないことが多く、ベクトルの成分は発話全ての成分を足して求められるため、発話量が少ないと平均的に低下してしまうためと考えられる。しかし、閾値を低くしすぎると、どの発話タイプも種類数とみなされてしまい、人が感じる議論らしさとは離れてしまうことがわかる。逆に高くしすぎると種類数とみなされる発話タイプも限られてしまい、相関係数は低下してしまうことが確認できた。このため、ノイズをある程度除去できる閾値を設定することで、最も相関のあるスコアとなった。

表 6.1: 実験結果

<i>Score1</i>	<i>Score2</i>	<i>Score3</i>	ツイート数	平均文字数	仲の良さスコア
0.593	0.555	0.595	0.185	0.498	0.447
($p < 0.001$)	($p < 0.001$)	($p < 0.001$)	($p < 0.01$)	($p < 0.001$)	($p < 0.001$)

6.3 実験

本節では、前章にて提案した手法の有効性を検証するため、各手法における相関係数を比較する実験を行い、その結果から考察を行う。

提案手法と比較する手法は、ツイート数、ツイートあたりの平均文字数、仲の良さスコアとした。ツイート数が多い場合、またツイートの文字数が多い場合に議論だと感じることも考えられるため、これらのスコアと比較する。仲の良さスコアは3.4節で指摘した、仲の良さスコアでは議論か雑談かの違いを表すことができないという問題を改善できているかの確認のため比較手法とした。

6.3.1 実験結果

各手法の人手による評価との相関係数を表 6.1 に示す。実験結果から提案手法のいずれもどの比較手法より高い値を示していることにより、提案手法の有効性を確認できる。最も高い手法は *Score3* であり、その値は 0.595 であった。

6.3.2 考察

提案手法は比較手法より高い相関係数を示した。その理由は、仲の良さスコアよりも相関係数が高いことから、議論に合わせた発話タイプを選択していることが考えられる。また、発話役割ベクトルを用いる手法の場合には、仲の良さスコアと異なりツイート数で除算することで、ツイート数の長さに影響されず、各ツイートが議論らしいかを計算することができる。

最も相関係数が高かった *Score3* では、機械学習を用いて発話タイプの推定を行った。この点に関して、さらに改良の余地があると思われる。まず機械学習に用いた特徴量であるが、本研究では発話の語尾の 3 形態素とした。これは特徴が語尾に表れることから発話の役割を考慮したためであるが、抽出したい「他者から知識を得るための会話」にはこれでは不十分であるともいえる。話者は知識を得るために、何かしらの名詞や特徴語を用いると考えられるからである。ソーシャルメディアやチャット対話においては、会話例からも見て取れるように顔文字や記号も多用され、これらはチャット対話独自の特徴であるため、これらの活用に期待できる。このため、機械学習に用いる特徴量をさらに検討し、改良することで、さらなる相関係数の上昇が見込まれる。

学習データに関連すると, Harper ら [18] は, Q&A サイトに存在する質問を機械学習を用いて自動的に Informational question と Conversational question に分類する手法を提案している. その際, 学習データとなるのは文書そのものであり, 本研究のように発話に明示的に分割していない. 本研究ではツイートに複数の発話が含まれていることを考慮し, それぞれの役割を特徴ベクトルに変換することで, どのような発話タイプに特徴を持つ会話なのかを表そうとした. しかし, 他者から知識を得るための会話を取り出すという目的のみであれば, [18] のように他者から知識を得るための会話すべてを学習データとして用いることで, 精度の高い結果が出る可能性もある.

また, 議論の研究には議論をモデル化し, 議論を円滑に進める支援をする研究や, 議論をするエージェントを開発する研究, 議論から参加者の領域知識を明らかにする研究などが存在するが, いずれの研究においても対象となる議論が最初に必要となる. これまでの研究では, 実際に課題を与えて被験者にグループワークを課して収集するため, コストがかかることが問題であった. 本研究により意図的に会話から議論を抽出できるため, 容易に議論を行うコーパスを獲得するという応用も期待できる.

6.4 クラスタリング

本節では, 最も相関係数が高かった手法である *Score3* にて生成された DAMSL タグの事後確率ベクトルを用いて, 会話のクラスタリングを行う. 会話をクラスタリングすることで, 似たような会話と同じクラスタに集合し, チャット対話をするユーザの関係性が明らかになると考えられる. クラスタリングには K-means 法を用い, クラスタ数を 20 とした. データ数を 6.1 節で説明した期間と同様に収集した 1000 会話とし, 事後確率ベクトルもクラスタリングを行う際には全ての DAMSL タグを用いた. 話者ごとに DAMSL タグが存在するため, 1 つの会話は 66 次元の事後確率ベクトルとなる. 話者を A と B とし, 会話の開始となるツイートを行う話者を A とする. ベクトルの成分は DAMSL タグにアンダーバーと話者を追加して「t1_A」, 「t3_B」のように区別する. なお, 事後確率ベクトルの成分は発話の量に伴い増加するため, ベクトルの各成分の値をそのベクトルの大きさで除算することで, 正規化を行った. 同じクラスタに含まれる会話の正規化された事後確率ベクトルから, DAMSL タグごとの平均の成分を求める. クラスタリングの結果として, 特徴のあった DAMSL タグのクラスタに含まれる会話を定性的に評価し, 考察する.

表 6.2 に各クラスタに所属する会話数と特徴のあった DAMSL タグの事後確率の値を, 表 6.3~6.9 にそれぞれのクラスタの会話例を示す. 事後確率は小数第 4 位で四捨五入した値を表記した. また, 会話例のリプライ先のユーザを表す「@」から始まるユーザ名は除去しており, 話者である A と B のユーザ対は全て異なることに注意されたい.

クラスタ 0 では, 「ad_A」が他のクラスタより最も高く, 「ad_B」, 「co_A」が 2 番目に高いという特徴を持つクラスタであることが確認できる. ad は行動などの命令や提案を表し, co は申し出を表す. 表 6.3 の発話を見ると, 「~してください」や「~ましょう」といった依頼に近い命令や提案をしていることがわかる.

クラスタ3は「fp_A」が最も高いクラスタである。fpは開始の挨拶だが、表6.4において、Aはどの会話でも「ただいま」と発話しており、これが会話の起点となることも多い。さらにクラスタ3の事後確率ベクトルは他に高いDAMSLタグが存在せず、その結果会話の流れとして似た会話がまとまった。「fp_A」のみが高いことで、挨拶をするだけの長続きしない会話が集まっていることが確認できる。

クラスタ12も同様に、締めの挨拶である「fc_A」が2番目に高く、「fc_B」が最も高い。感謝を表す「ft_A」も2番目に高い。クラスタ9は「fc_A」が最も高く、「fc_B」が2番目に高いため、クラスタ12と似ていることがわかる。しかし、「fc_B」の値にクラスタ12の値と差があること、クラスタ12は「ft_A」にも特徴があることから、クラスタ12に着目する。表6.5より、両話者のfcが高いため、どちらの話者も「おやすみ」という発話を持っている。そして、AはBに「おやすみ」と返してくれたことに対してお礼をする。クラスタ12はこのような流れの会話が集まっていることが確認できる。

クラスタ17は「fe_A」が最も高く、Aの感嘆が多いと予想される。表6.6のクラスタ17の会話を見ると、Aは「え？」や「おお！」のような感嘆を示す発話を多く行っていることがわかる。

クラスタ18は「ft_A」、「ft_B」、「fw_A」が最も高いクラスタである。表6.7からわかるように、感謝を伝える「ありがとう」の発話が多い。特にAの感謝が多く、「ft_B」より「ft_A」の方が成分が高いことと一致している。Bが感謝を伝えるときは初対面の関係で、Aの感謝に対してBも感謝していることが多い。Bが感謝するとき「どういたしまして」という意味の「fw_A」を伴うことが多いこともわかった。

クラスタ19は「sv_A」が最も高かった。Aの意見のある発話が多く、表6.8の例からはAの感想などを伝える発話が多い結果となった。

このように、DAMSLタグの事後確率ベクトルを用いてクラスタリングをすることで、似たような役割を持つ発話をする会話をまとめることができた。一方で、特徴がありそうなクラスタで、会話がうまくまとまらなかったクラスタも存在する。クラスタ5は「qy_A」、「qw_A」の成分が最も高いため、Aが質問する発話が多いと予想できる。しかし、表6.9を確認すると、特にAが質問を多用しているということはない。これは、質問には「？」のような疑問符が発話の末尾に付くことが多く、発話タイプ推定に用いるテストデータとして記号を除去してしまっていることが原因であると考えられる。6.3.2節で考察したように、特徴量の検討をさらに行い、より適した特徴量を用いることで、発話タイプ推定の精度も上昇する可能性がある。このため、事後確率ベクトルを用いるクラスタリング結果にも影響し、さらなる会話やユーザの分類が期待できる。

また、クラスタリングでうまくまとまった会話は何か突出しているベクトルを持つ会話であり、挨拶をするだけのような単純で会話であった。短い会話は、そこにしか特徴がでないため、他の発話に表れる発話タイプの事後確率が低く、同じ特徴を持つ会話同士まとめることができたと思われる。ある程度長い会話になると、様々な発話を行うことから、会話としての特徴が表れにくくなるため、クラスタリングをしてもうまくまとまらないことがわかった。

表 6.2: クラスタと事後確率
事後確率

番号	会話数	sv_A	qy_A	qw_A	ad_A	ad_B	co_A	fp_A	fc_A	fc_B	fe_A	ft_A	ft_B	fw_A
0	35	0.484	0.05	0.056	0.099	0.074	0.028	0.031	0.013	0.011	0.021	0.182	0.101	0.057
1	71	0.61	0.073	0.04	0.015	0.026	0.02	0.016	0.026	0.011	0.047	0.031	0.023	0.014
2	82	0.538	0.068	0.036	0.03	0.028	0.014	0.019	0.017	0.024	0.044	0.021	0.018	0.021
3	16	0.424	0.048	0.055	0.028	0.012	0.001	0.075	0.022	0.005	0.019	0.15	0.006	0.008
4	20	0.138	0.043	0.035	0.004	0.046	0.009	0.053	0.009	0.012	0.029	0.023	0.021	0.01
5	28	0.174	0.153	0.07	0.078	0.01	0.013	0.027	0.027	0.009	0.038	0.032	0.004	0.028
6	55	0.347	0.058	0.031	0.031	0.034	0.033	0.026	0.02	0.012	0.042	0.022	0.032	0.025
7	89	0.674	0.054	0.032	0.014	0.028	0.022	0.022	0.018	0.017	0.062	0.026	0.019	0.026
8	45	0.15	0.054	0.052	0.02	0.045	0.018	0.029	0.035	0.016	0.055	0.032	0.023	0.021
9	14	0.379	0.061	0.067	0.007	0.007	0.023	0.019	0.493	0.085	0.012	0.007	0.004	0.016
10	88	0.777	0.072	0.019	0.023	0.018	0.009	0.006	0.006	0.011	0.034	0.025	0.01	0.01
11	45	0.301	0.063	0.033	0.024	0.007	0.015	0.035	0.015	0.019	0.014	0.033	0.008	0.011
12	11	0.11	0.009	0.026	0.004	0.001	0.001	0.021	0.378	0.437	0.075	0.411	0.001	0.04
13	52	0.123	0.078	0.063	0.024	0.017	0.027	0.042	0.022	0.007	0.041	0.037	0.024	0.021
14	65	0.113	0.027	0.024	0.031	0.031	0.023	0.015	0.023	0.017	0.059	0.017	0.045	0.028
15	131	0.462	0.059	0.03	0.02	0.02	0.014	0.012	0.015	0.017	0.025	0.041	0.016	0.019
16	24	0.116	0.034	0.039	0.071	0.083	0.009	0.064	0.061	0.031	0.127	0.068	0.019	0.046
17	25	0.241	0.1	0.031	0.015	0.023	0.023	0.024	0.041	0.008	0.486	0.011	0.019	0.021
18	37	0.191	0.04	0.029	0.049	0.011	0.023	0.025	0.021	0.04	0.052	0.632	0.109	0.066
19	67	0.807	0.043	0.019	0.031	0.043	0.014	0.022	0.011	0.019	0.033	0.061	0.064	0.019

表 6.3: クラスタ 0 の会話。クラスタ 0 は、行動などの命令や提案を表す「ad_A」「ad_B」や、申し出を表す「co_A」が高い特徴を持つ。

話者 A ₀	話者 B ₀
<p>タグリツイありがとうございました(´ ‘) ぼろしました たくさん絡んで仲良 くなってください(´ ‘)</p>	<p>ありがとうございます(° 0°) 96line ミヨンスペンですよろしくお願ひします～ ～っ!</p>
<p>ぼろばありがとうございました(..´v´..) 92(91)line のそんじょんぺんです なん てよんだらいいですか?</p>	<p>すずって呼んでください～！ なんて呼んだ らいいですか</p>
<p>すず！ まいまいとかすきによんでください 丶(;@.@) よかったらお互いため 口にしましょう @ はい！ まいまい！ じゃあタメにする～っ！</p>	<p>うん(´///_>///`) いっぱい絡もうね</p>
<p>たくさん絡みに行くよーよろしくね～っ ！！</p>	
<p>アイコン作成依頼です。 モンスターはチョコ キメタとチョコギルの 2 体を斜めに配置し てほしいです。 属性は光メインの闇副属性 でお願ひします。 背景は出来れば添付のも のでお願ひします。 難しければお任せしま す # http://t.co/zpDnRUmDwn</p>	<p>どうでしょう？ http://t.co/ceEzZnAOZW</p>
<p>配置の変更きついですか？</p>	<p>僕が作ったアイコン勝手に加工しないでも らえます？</p>
<p>帰宅</p>	<p>おかえりなさい～～(´ ‘)、今日はあり がとうございました(#^.^#)</p>
<p>ただいもー また飲みましょう</p>	<p>は～い！ よろしくお願ひします～</p>

表 6.4: クラスタ 3 の会話 . クラスタ 3 は , 開始の挨拶を表す「fp_A」が高い特徴を持つ .

話者 A ₃	話者 B ₃
ただいまです!	おかえり!
ただいま!	
ふい~帰宅ったー	おかえり()
ただいまん~	
た だ い ま	おかえり~
えりあり	
ただいま	おかえりなさい!
おかありでしたー!	
ただいま、	おかえり。今日は良い一日だったか?
ううん、辛いことばっかだ。	...また破廉恥な事を...
無事お家着きました(´ p ` q `)いろいろ大変だったけどすごく楽しかったですお世話になりました!!	おかえり”((´ ~ ´))”
さっちゃんただいま(*人)	
仕事からただいまです!今日はケータイ忘れて出てしまった(´・`・`)	おかえりなさい(´ `*)お疲れ様です!
おかおつありです()	

表 6.5: クラスタ 12 の会話 . クラスタ 12 は , 締め挨拶を表す 「fc_A」「fc_B」や , 感謝を表す 「ft_A」が高い特徴を持つ .

話者 A ₁₂	話者 B ₁₂
(*´JW)人(° __>°) <おやすみー !	おやすみ (^-^)
(*´JW) <しゆう@ビックマグナム愛(° __>°)おやすみ!	
寝ますーおやすみ～	おやすみー!
おやありー \ (´ `)/	
おやすみー	おやすみい
おやすみありです (^ ^)	
おやすみー (- -)zzz	おやすみ～ん (´ ` ´)
おやあり	
先に失礼する。おやすみ	おやすみ
ゆっくり休め	
お休み()	おやすみなさい(*´ ` *)
お休みです (´ ` ´)	
おやすみーっ (:3 」)-	おやすみ (σ σ)”
おやありー ((*´ `))	
おやすみー	(=´ `)おやすみだよ
おやすみありです (^ ^)	

表 6.6: クラスタ 17 の会話 . クラスタ 17 は , 感嘆を表す「fe_A」が高い特徴を持つ .

話者 A ₁₇	話者 B ₁₇
え、絶対寝たでしょ、おーい、起きてー、約束ー	起きてるよー
まどかじゃない。爆笑	え？ 違うの？
え？ 石田さん？	どうした!?
ん？ なんか RT で回ってきた画像が...	RT 頼む!!
ちょっと前に RT したけどあるかな？	
埼玉あらしくが盛り上がってるだと！ ガ タッ	さいたまだよー！
うああああ！！ 埼玉あらしく！ すい ません、フォローしちゃいました (^o^) 三	やだやだ大歓迎だよおお 埼玉あらしく繋 がるうう
やなな引退なの？	引退だよ・・・(´ ; ;)
そ、そっか...	ついに会えなかった
「梅珠」【意味】 (1) 清純な (2) 親切的な (3) 神様 http://t.co/9V6rzej0TG 神様きた あああああああ	がち神様じゃんか ww
ふい？何の？	んとね？ 掃除の女神的な？ ww
へ？へ??	
これは強いのかな？ http://t.co/J9dz4X6ypR	ドロップ変換スキルもちは単色パーティー には必須！
おお！ あざす！ 水単色組めそうです！	

表 6.7: クラスト 18 の会話 . クラスト 18 は , 感謝を表す「ft_A」「ft_B」や , お礼の返答を表す「fw_A」が高い特徴を持つ .

話者 A ₁₈	話者 B ₁₈
妹の結婚式。泣けた。	
	おめでとさん
ありがとう	
さて、おはようございます	
	この時間に起きてくるやつ大好き
あ、ありがとです///	
ううううそみたい新田ちゃんきたあああ ああ！！！！	
	おめでとうございます！！
ありがとうございます！！	
落ち着くまでにかなりの時間がかかった！ テヘペロ 今、帰りのねぎジェット 号だよ！ 市役所のお兄さんに安全運転を お願いしたの 疲れて寝ちゃうかなあ？ Y(o0 0o)Y	
	もう、着いた頃かな？ お疲れ様！
ありがとねえ Y(o0 0o)Y	
#もし俺に彼女居たらどうしますか	
	応援する
おっ、まあ、いないがな、今の僕を応援し てくれ！ ありがとう！	
	おう！
RTありがとうございますっ！！ フォロー させてもらいました	
	フォローありがとうございます！ フォロバ しましたー o(^ ^)o
こちらこそありがとうございますっ！！ 仲 良くしてください(* ^ ^*)	
	はい！！！！ もちろんです！ (((o(* *)o)))
ありがとうございます！！ よろしくですっ っ！！	

表 6.8: クラスタ 19 の会話 . クラスタ 19 は , 意見のある発話を表す「sv_A」が高い特徴を持つ .

話者 A ₁₉	話者 B ₁₉
<p>いいイベントだった、よすぎた、それだけに悔しさもある。とりあえず sunbit の皆おつかれかっこよかったよ、間宮もこれまでおつかれさま、いつもよりかっこよく見えました。</p>	<p>まさかそんな言葉が出るとは...笑 ありがとう！</p>
<p>貴重だぞ、家宝にするべし ウォークマン F 買った！ http://t.co/uvT7KRp0J0</p>	<p>あほやる笑</p>
<p>体操の大会のご褒美とか言って買ってくれた。笑</p>	<p>、、ウォークマンも iPhone も持っているのになぜになん w</p>
<p>それやったら、金の方がよかった。笑 コインランドリー行った帰りの暗い道でおじいさんに声かけられて死ぬほどビビった何言ってるのかまったく分からなかったし</p>	<p>気を付けてえええ！！！！</p>
<p>びっくりした～～音楽聞きながら夜道歩くのはいかんね</p>	<p>ほんと危ないよ！！暗くなってから出歩くときは周りを警戒して小走りで！！笑</p>
<p>生協の払込受領証なかった！笑そこで考えたんだけどわたし ATM で払ったのね！んで切り取るの忘れてそのまま一緒にあの機械の中につっこんじやったパターン！！！！</p>	<p>うわあ.....ドンマイ orz きっときちんと理由話せばなんとかなるよ！</p>
<p>明日あたりにでも生協に電話してみようと思います...なんとかなるといいんだけど (笑)</p>	

表 6.9: クラスタ 5 の会話 . クラスタ 5 は , Yes/No 質問を表す 「 qy_A 」 や , Wh 質問を表す 「 qw_A 」 が高い特徴を持つ .

話者 A ₅	話者 B ₅
あ、男子来たよとかなるのかしら	かわしまいるよ
かわしま強し	
この寒さの中知多半田から歩きだと (´ `)	常滑なうです (´ `) /
常滑にはいきまへん笑	
再来週には戦国竜らしいね	倒せそうです
お疲れ様です。暦龍はどっかの女神みたい にリザなんとかしたり、機械龍みたいにオート トなんとかしないから楽なほうだったね w	オートなんとかも回復系？
HP の半分回復	ちょーど一時間位で倒しきれたわ w
お疲れ w	
JK おわっちゃー	おさらば JK (´ `) なんかんだ楽しかったねジョイ勉も www
またしたいなジョイ勉 ww	
なんで、どうしてこんな形に？ 知ってしま った二人はどうなる？ どうするんだ	今日の写真です (´ `) http://t.co/SDRHLrqs
結婚して下さい！！！！	
早く寝ないと明日の実技講習でへばっちま う。おやすみ～	おやすみ、アフィン_bot @ PSO2。ゆっくり 休め。
おやすみキャス男 bot。また明日な！	

第7章 結論

本研究では Twitter で行われた会話から議論を抽出する手法を提案した．本研究はソーシャルメディアにおけるユーザの推薦や，エッジに対する特徴付け，人間関係の把握に対して有用だと考えられる．このため，Twitter における会話を雑談と議論の2種類に分類し，議論の抽出を目指した．議論を他者から知識を得るための会話と定義し，その程度を表す指標を議論スコアとした．

議論スコアは発話に含まれる助詞・助動詞から発話役割ベクトルを生成し，これとツイート数を用いて推定される．仲の良さスコアと同様に，発話役割の種類数を用いる手法と，発話役割ベクトルの成分の総和を用いる手法の2種類を提案した．また，ソーシャルメディアにおいては助詞助動詞が使われない発話が多いことを考慮し，末尾の3形態素を特徴量とした機械学習によって得られる事後確率を用いる手法も提案した．ナイーブベイズ分類器による SWBD-DAMSL タグ推定の結果，出力される事後確率をベクトルとみなし，発話役割ベクトルと同様にして議論スコアを推定する．

実験において，いずれの手法もツイート数，平均文字数，仲の良さスコアの比較手法より，相関係数が高いことから，提案手法の有効性を確認した．特に，事後確率ベクトルの種類数を用いた場合が最も高く，閾値を仲の良さスコアのときより少し低くした場合に，さらに相関係数が上昇することも確認した．機械学種を用いているため，特徴量を変えることができ，ソーシャルメディアの特徴をさらに踏まえた特徴量を検討することで，より高い相関係数となることも期待できる．

事後確率ベクトルを用いたクラスタリングでは，挨拶をする会話などがうまく集まり，まとまりを感じられるクラスタが得られた．しかし，特徴がありそうでも，会話の内容が伴わないクラスタも存在することや，単純で短い会話でしかまとまらなかったことから，発話タイプ推定の精度を上昇させる必要があることがわかった．

今後の展望として，本研究で提案した議論スコアの推定手法は，人間関係の把握やユーザの分析に役立てると期待できる．議論スコアを推定することで，他者から知識を得るための会話を抽出することができ，議論をしている関係も明らかになる．他者から知識を得るための会話には，話者の興味や知りたいことが含まれているため，話者に関する情報が入った会話として用いることができる．得ようとしているということは，その人にとって足りない情報であり，知りたい情報である．どんな情報を持っているかではなく，どんな情報を必要としているかが内容に表出している．それは単に話者のツイートを分析するだけでは理解するのに難しく，会話によって他者から得ようとしていることで明確になると考えられる．話者にとって必要な情報を提供するときには，話者のツイートから興味を推定し，情報を提供す

るよりも、足りない情報から知りたいであろう情報を推定して提供する方が満足できる可能性がある。また、もう一方の話者が回答を行っている場合には、その話者がどのような知識を持っているかを理解することができると考えられる。さらに、ソーシャルメディアにおいて形成されるネットワークは複雑であり、リプライや会話の回数などの要素でしか特徴付けることができなかった。しかし、本研究は、会話内容を用いた事後確率ベクトルを提案し、このベクトルでクラスタリングを行った結果、事後確率ベクトルと会話の中身に関連があることを確認した。このため、事後確率ベクトルを用いることで、エッジに対し、会話内容に即した特徴を付けることができると考えられる。すなわち、本研究は、内容を考慮した二者の関係性を推測するための手がかりとして有用であるといえる。

謝辞

本研究の着手および方針について多くの御指導，御助言を頂いた若林助教，佐藤教授に心より感謝致します．若林研究室の同期の皆様，後輩の方々には様々な面で協力して頂きました．どうもありがとうございました．皆様に深く感謝致します．

参考文献

- [1] 西原陽子, 砂山渡, 谷内田正彦: 発話テキストからの人間の仲の良さと上下関係の推定. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J91-DNo. 1, pp. 78-88, 2008.
- [2] 綱倉久永, 岡田正大, 内田恭彦, 日本企業のトップマネジメント・チーム-デモグラフィー・コミュニケーション・意思決定: 上智大学経済学会ディスカッション・ペーパー・シリーズ, No. 3, 2007.
- [3] 木村昌紀, 大坊郁夫, 余語真夫: 社会的スキルとしての対人コミュニケーション認知メカニズムの解明. 日本心理学会第47回大会, pp. 122-123, 2006.
- [4] 小島圭一, 岡本敏雄: CSCW の対話における発言意図の推定に関する研究 (3). 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. AI95-53, pp. 87-94, 1996.
- [5] 小磯花絵, 土屋智行, 渡部涼子, 横森大輔, 相澤正夫, 伝康晴: 均衡会話コーパス設計のための一日の会話行動に関する基礎調査. 国立国語研究論集, Vol. 10, pp. 85-106, 2016.
- [6] 飯屋園昭彦, 伊藤克浩, 廣瀬等: 会話の種類が会話の記憶に及ぼす影響. 心理学研究, Vol. 64, No. 5, pp. 389-395, 1993.
- [7] 小寺暁久, 横山昌平, 山田文康: Twitter におけるユーザ同士の会話に基づいた親密度の評価と時系列的变化の可視化, DEIM Forum 2015, 2015.
- [8] 岡本大輝, 豊田正史, 喜連川優: マイクロブログにおける対話ネットワークと投稿内容を併用したユーザ推薦に関する一考察. 研究報告データベースシステム (DBS), Vol. 157, No. 30, pp. 1-5, 2013.
- [9] K.Matsumoto, J.Minato, F.Ren, S.Kuroiwa: Estimating human emotions using wording and sentence patterns, IEEE Conference on Information Acquisition, Vol. 2005, No. 1, pp. 421-426, 2005.
- [10] J.Y.Bak, C.Y.Lin, A.Oh: Self-disclosure topic model for classifying and analyzing Twitter conversations. ACL 2014, 2014.
- [11] 三好辰明, 太田学: ツイートに出現する顔文字等の文字と記号に着目した感情分類. DEIM Forum 2013, 2013.

- [12] 大辞林 . <http://dictionary.infoseek.ne.jp/>
- [13] Twitter . <http://twitter.com/>
- [14] 筒井佐代：雑談の構造分析 . くろしお出版 , 354p , 2012 .
- [15] 高村大也：言語処理のための機械学習入門 , コロナ社 , 2010 , 211p ,(自然言語処理シリーズ , 1) .
- [16] 島津明：話し言葉対話の計算モデル , コロナ社 , 210p , 2014 .
- [17] D. Jurafsky, E. Shriberg, and D. Biasca: Switchboard SWBD-DAMSL Shallow-Discourse-Function Annotation Coders Manual, Draft 13, University of Colorado, Institute of Cognitive Science, Tech. Rep, pp. 97-101, 1997.
- [18] Harper, F. Maxwell and Moy, Daniel and Konstan, Joseph A: Facts or Friends? Distinguishing Informational and Conversational Questions in Social Q&A Sites, Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '09, pp. 759-768, 2009.