

SNS 上の会話文における対象ユーザに合致した口調表現推薦方式

高舛峻成¹ 岡田龍太郎¹ 中西崇文¹

概要：本稿では、SNS 上の会話文における対象ユーザに合致した口調表現推薦方式の実現について示す。本方式は、コミュニケーションの対象となっている対象ユーザの SNS 上の発信メッセージを収集し、そのメッセージ群からその対象ユーザの特徴をよく表す口調表現を抽出し、実際その対象ユーザにメッセージを発信する際に、その対象ユーザの口調表現に変換されたメッセージを提示することを可能とする。コミュニケーションにおいて、対象となるユーザの癖や仕草、話し方、口癖を模倣する行為のことをミラーリングと呼ばれる。ミラーリング効果を応用し、SNS 上において対象となるユーザにメッセージを送信する際に、その対象となるユーザの口調表現を真似て、メッセージを発することができれば、SNS 上におけるコミュニケーションロスを減らす一助になると考えられる。

Expression Recommendation Corresponding to Features for Target User in SNS Conversations

RYOSEI TAKAU¹ RYOTARO OKADA¹ TAKAFUMI NAKANISHI¹

1. はじめに

近年、様々な種類の SNS が普及し、SNS 上で多様なユーザとのコミュニケーションが活発に行われるようになってきた。SNS 上での多様なユーザとのコミュニケーションの機会が増大し、多様な人間関係を形成し、膨大な情報交換を行うことができるようになった一方で、些細なコミュニケーションロスで SNS 上においての炎上をはじめとする問題を引き起こすことが増大している。

一方、コミュニケーションにおいて、対象となるユーザの癖や仕草、話し方、口癖を模倣する行為のことをミラーリング[1]と呼ばれる。ミラーリングを行うことによって、対象となるユーザに親近感や好意を潜在的に与えることが可能であると言われている。ミラーリング効果を応用し、SNS 上において対象となるユーザにメッセージを送信する際に、その対象となるユーザの口調表現を真似て、メッセージを発することができれば、SNS 上におけるコミュニケーションロスを減らす一助になると考えられる。

SNS 上において、ミラーリングを実現するためには、対象とするユーザのアカウントの発信メッセージから、そのユーザの特色と考えられる固有表現を抽出し、これから発信しようとするメッセージに対し、その固有表現が当てはめられると推定される表現に置き換えることで実現できると考えられる。ユーザの特色と考えられ得る固有表現として、助詞・助動詞・感動詞・記号に着目し、対象とするユーザのアカウントの発信メッセージから抽出することが有効と考えられる。これは、その中でも、未だ根強く残る方言や音節の都合といった形で、特徴的な口調表現が助詞や助動詞、感動詞、記号に表現されていると考える。

本稿では、SNS 上の会話文における対象ユーザに合致した口調表現推薦方式の実現について示す。本方式は、コミュニケーションの対象となっている対象ユーザの SNS 上の発信メッセージを収集し、そのメッセージ群からその対象ユーザの特徴をよく表す口調表現を抽出し、実際その対象ユーザにメッセージを発信する際に、その対象ユーザの口調表現に変換されたメッセージを提示することを可能とする。本方式は、メッセージを送信する対象ユーザごとに最適な口調表現に変換することで、ミラーリング効果を誘発させ、親近感や好意を持ち合わせたコミュニケーションを醸成することが可能となり、コミュニケーションロスを抑えることが期待される。

本方式の特徴は下記にまとめられる。

- 対象ユーザの SNS 上のメッセージを収集し、その中から助詞・助動詞・感動詞を抽出し、頻出割合指標を定義し、それぞれの助詞・助動詞・感動詞について導出することにより、その対象ユーザの特徴を表す口調表現を抽出できる点
- 助詞・助動詞・感動詞・記号の用途を明確にしてより適切な口調表現を推薦するために、日本語評価極性辞書[2][3]を用いて、極性判定をし、適切な助詞・助動

¹ 武蔵野大学データサイエンス学部データサイエンス学科

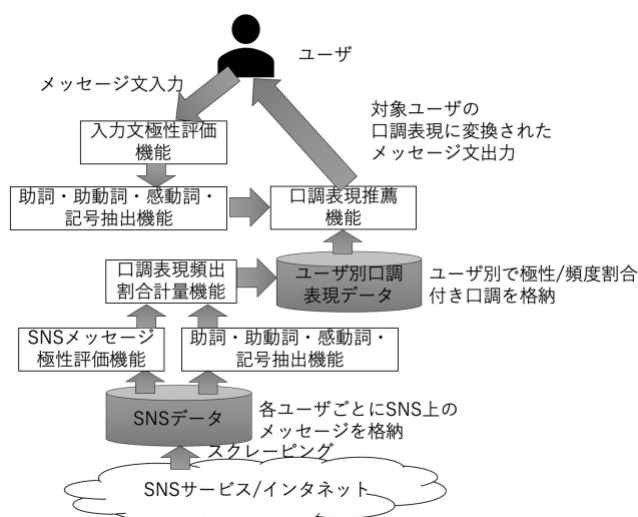


図1. 提案方式の全体像

詞・感動詞・記号を推薦することができる点

本稿は次のように構成される。2節はSNS上の会話文における対象ユーザーに合致した口調表現推薦方式の実現について示す。3節では、その実装および考察について示される。最後に4節は本稿をまとめる。

2. 関連研究

江村ら[4]は、SNSにおいて非言語情報の代わりとなる顔文字に着目し、極性評価と独自に作成した感情カテゴリを用いた顔文字の推薦システムを提案している。この研究では、文章の極性と、「喜」「怒」などの感情を計10種類に分類した感情カテゴリから、使用されている顔文字をデータベース化し、それを元に入力文の感情推定結果に応じて、顔文字の推薦を実現している。本方式では、極性評価と感情カテゴリによる感情推定を行い、感情により微々たる差が生まれる顔文字の推薦を実現している。本方式では、SNSデータの極性評価を五段階に定義し直しクラスタリングすることで、同じ状況もとい感情を分類し、そこで使用されている口調表現を統計的に推薦している。

植田ら[5]は、特定のTwitterアカウントのSNSメッセージから、アカウントの要約情報を作成し、要約情報内の口調を変化させることで、心理的距離感を表現する要約システムを提案している。本方式では、TwitterアカウントのSNSデータを基に、心理的距離感を縮めるための口調表現の推薦を行う。

守谷[6]は、聴覚障がい者の文章の不自然さに着目し、聴覚障がい者と聴者のSNSで交わされる文章の助詞の使用率について分析している。SNSメッセージの助詞の使用率を分析した結果、文章全体での使用率に差は見られなかったものの、一つ一つの助詞の使用率に有意な差があると判明している。本方式では、SNSメッセージの助詞の使用率を統計的に算出し、ユーザー別口調表現データに格納する

表1. 極性評価済みSNSデータの一部結果例

Large N	Small N	Neutral	Small P	Large P
0	0	2	0	0
0	0	1	0	1
0	0	3	0	0
0	0	2	0	0
1	0	0	0	1

ことで、ユーザーに最適化された口調表現の推薦を可能としている。

勝木ら[7]は、近年のメディアで見られる表記揺れや連濁、長音化といった、言語処理システムにおいてエラーを起こす原因となりうる口語的表現などに着目し、多彩な言語表現バリエーションに対応した形態素解析を提案している。この研究では、前述した長音化などのエラー原因に対して、それぞれ独自のルールを課し自動認識を行い、口語的表現の対応を試みている。本方式では、口語的な表現として特徴が現れやすい助詞・助動詞・感動詞・記号（顔文字や句読点など）を抽出し、ユーザー別口調表現データを作成している。長音や連濁に関わらず、推薦対象であれば多彩な口調表現の推薦が可能である。

3. 提案方式

3.1 全体像

本節では、SNS上の会話文における対象ユーザーに合致した口調表現推薦方式について示す。本方式の全体像は、図1に示す。本方式では、ユーザーがSNSに投稿しようとしているメッセージを入力として、そのメッセージの宛先となる対象ユーザーの口調表現に変換されたメッセージ文を出力する。本方式は、SNSメッセージ極性評価機能、口調表現頻出割合計量機能、助詞・助動詞・感動詞抽出機能、入力文極性評価機能、口調表現推薦機能からなる。

3.2 SNSメッセージ極性評価機能

本節では、SNSメッセージの内容がポジティブな内容であるのか、ネガティブな内容であるのかを判定するSNSメッセージ極性評価機能について述べる。SNSにおける口調表現において、伝えたい内容がポジティブな内容であるのか、ネガティブな内容であるのかによって、大きく変化すると考えた。例えば、SNS上において、自身が嬉しく、もしくは楽しく感じるモノ、コトについてのメッセージを投稿する際には、その気持ちを率直に伝えるために、よりフランクな表現を使うのに対し、自身が他者に対して謝りたい旨を投稿する際には、その気持ちを表現によって伝達するために、フランクな表現を避け、丁寧な言葉遣いになることがあると考える。このようなことから、我々は、伝えたい内容がポジティブであるか、ネガティブであるかによって推薦すべき表現が異なると考えた。これらの経緯か

表 2. ユーザ別口調表現データの一部例 クラスター(0)

終助詞	(%)	副助詞	(%)	感動詞	(%)
な	1.283	だけ	2.329	げっ	2.940
なあ	0.252	くらい	0.146	あれ	2.014
ね	0.209	だけの	0.116	よっしゃ	1.721
わ	0.183	まで	0.082	いや	0.150
よなあ	0.181	かも	0.070	まあ	0.133

表 3. ユーザ別口調表現データの一部例 クラスター(1)

終助詞	(%)	副助詞	(%)	感動詞	(%)
ん	3.282	じゃ	2.581	そら	0.574
ねん	2.551	ばかり	0.460	おお	0.235
よね	2.496	なんて	0.250	ありがと	0.198
な	0.847	でも	0.186	すまん	0.170
ね	0.780	まで	0.135	え	0.148

ら、本機能では、対象となる SNS に投稿されるメッセージについて、その内容がポジティブであるか、ネガティブであるかを判定するために、SNS メッセージ極性評価機能を導入する。各メッセージを日本語評価極性辞書[2][3]を用いて導出した値を、 $\text{Large N}(-1 \sim -0.5) \cdot \text{Small N}(-0.5 \sim 0) \cdot \text{Neutral}(0) \cdot \text{Small P}(0 \sim 0.5) \cdot \text{Large P}(0.5 \sim 1)$ の五段階で、分類した後計上し、クラスタリングを行う、五段階に分類し計上した SNS データの一部を表 1 に示す。表 1 では、SNS メッセージに含まれる極性値の数を、五段階に定義し直した範囲内でカウントしている。これにより、極性構成の特徴をより細かく捉えることが可能となる。

3.3 助詞・助動詞・感動詞・記号抽出機能

本節では、口調または文章表現として特徴が現れやすい助詞や助動詞、感動詞または絵文字などの記号を取り出す抽出機能について述べる。ここ数十年、標準語に統一されつつある日本語であるが、現在においても、一部の表現については、地方で方言が残存している。その中でも、特徴的な口調表現が、助詞や助動詞、感動詞に表現されていると考える。また、近年、スマートフォンの流行とともに顔文字や絵文字など、自身の感情を表す方法が開拓されてきた。顔文字や絵文字は、対面して会話する際のジェスチャーや仕草にとって代わる存在であると考えられる。このようなことから、文章中に口調表現として特徴が現れやすい、助詞、助動詞、感動詞、記号を形態素解析を用いて抽出する助詞・助動詞・感動詞・記号抽出機能を導入する。使用されている口調表現をそのまま抽出するべく、助詞+助詞、助動詞+助詞といった付属語が連結している場合は、単語ごとに分割せず、連結したものを特徴フレーズとして抽出する。

3.4 口調表現頻出割合計量機能

本節では、SNS データからユーザが普段どのような口調

を使用しているかのデータを格納した、ユーザ別口調表現データを形作る口調表現頻出割合計量機能について述べる。SNS メッセージ極性評価機能において、SNS メッセージを五段階で定義し直し、各 SNS メッセージごとにどのような極性構成になっているかを割り出した。本方式では、一つの文章ではなく、一つの SNS メッセージで一つの状況を表していると仮定し、類似したケースの SNS メッセージをクラスタリングによる分類を行うことで状況別に口調表現の割合を算出できると考えた。そこで口調表現の割合を、各ユーザアカウントで、前記、助詞・助動詞・感動詞・記号抽出機能において抽出された特徴フレーズを特徴として、クラスタリングを行い、その各クラスター内で使用されている全ての単語と各助詞の割合とする。この手法を用いて、ユーザに使用されている各助詞が、文章中どの程度の割合で使用されているかを数値化するべく、口調表現頻出割合計量機能を導入する。まず、前述した助詞・助動詞・感動詞・記号抽出機能を用いて抽出した、特徴フレーズの TF 値を算出する。口調表現推薦機能を円滑するため、助詞を接続助詞、副助詞、係助詞、終助詞の四種に分類する。最後に、クラスター別に TF 値を降順にソートし、百分率化する。これをユーザ別口調表現データとして扱う。表 2、3 では、関西出身の大学生のユーザ別口調表現データの一部例を示している。表 2 と表 3 を比較してみると、クラスターが異なるだけで、終助詞、副助詞、感動詞ともに上位の助詞が全く異なることが確認できる。

3.5 入力文極性評価機能

本節では、状況別に分類されたユーザ別口調表現データのクラスター群の中から、最も類似性の高いクラスターを判別する入力極性評価機能について述べる。本研究の目的は、表情や仕草などの非言語化情報の見えない SNS において、対象ユーザに対しての会話文のミラーリング効果を高

表 4. 提案方式の実験結果

入力語	極性なし	極性あり
すいません、少し遅れます！(-)	すみません、少し遅れますな！	すみません、少し遅れますぞ！

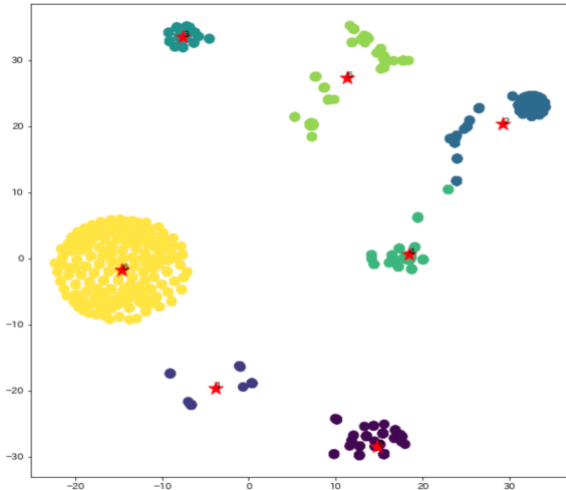


図 2：SNS メッセージクラスタリング結果

めることである。よって、入力文の状況に最も近いユーザ別口調特徴データを選定する必要がある。これらを踏まえ、入力文の状況に最も類似したユーザ別口調表現データを判別するべく、入力文極性評価機能を導入する。本機能は、SNS メッセージ極性評価機能と同様、ラージネガティブ・スモールネガティブ・ニュートラル・スモールポジティブ・ラージポジティブの五段階で、極性評価し分類する。全クラスターとの距離を計算し、最も距離が近いクラスターのユーザ別口調表現データを参照する。

3.6 口調表現推薦機能

本節では、入力文に対し、状況に対応した助詞・助動詞・感動詞・記号のレコメンドを行う口調表現推薦機能について述べる。本方式は、入力された文章に対し、口調表現の付加、差し替えを行う。そのため、単語の意味を損なうことなく、既に文章として構成されている単語を付け加える、または差し替えることが必要である。よって、推薦前と推薦後の意味を変化させず、ミラーリング効果を高める文章を推薦するべく、口調表現推薦機能を導入する。まず、推薦対象となる単語を指定するため、入力文を形態素解析する。その後、入力文内の助詞・助動詞・感動詞・記号を、入力文極性評価機能で定めたクラスターのユーザ別口調表現データから確率に従って一つに絞り、入力文で使用されているものと差し替える。なお、差し替える際のルールはそれぞれ異なり、以下にまとめて示す。

- 終助詞・助動詞・記号は、ユーザ別口調表現データに則り確率をもとに差し替える。
- 副助詞・接続助詞・感動詞は、入力文とユーザ別口調表現データとの誤差が二文字以内の場合差し替える。

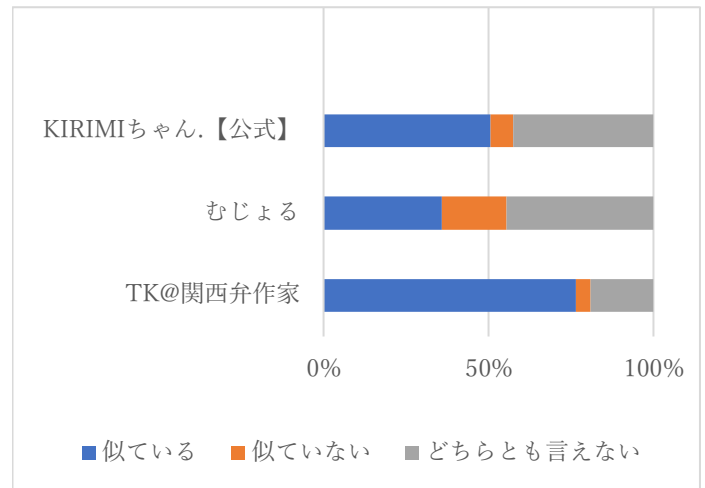


図 3：口調表現の再現性を問うアンケート結果

4. 実験

4.1 実験環境

本手法を検証するにあたり、本方式を通して特定ユーザの口調表現を真似た結果のアンケートの実施、本方式を用いてユーザと実際に会話をするという2つの方法をTwitterで試す。アンケート対象に、むじよる(@mujol_sv), KIRIMIちゃん.(@kirimi_sanrio), TK 工房@関西弁作家(@TKTKfactory)のツイートデータをスクレイピングし収集した。極性評価スコアの抽出に、日本語評価極性辞書を用いて単語や用言をもとに、文のネガポジ判定を行う oseti というライブラリを使用している。

4.2 実験1(極性評価の提案方式への有効性)

提案方式の極性評価による有効性を実験により確認する。

4.2.1 実験方法

本手法は、入力文に対して本方式の極性評価機能なし、ありの2パターンを比較するというもの。今回は、極性評価にて入力文がネガティブ値、ポジティブ値のもので検証を行った。

4.2.2 実験結果

本手法の実験結果は以下の表4と図2に示す。表4では、SNS メッセージ極性評価機能および入力文極性評価機能の実装の有無によって、本方式の推薦結果がどの程度変化するかを示している。この実験結果一列目の入力語の本意は、謝罪である。提案方式によって変化した箇所は、「すいません」と文末である。極性なしに比べ、極性ありのほうが入力文の本意である謝罪の意を汲み取った推薦結果となっている。なお入力文極性評価機能による極性値の判定をネガティブなら(-), ポジティブなら(+)と表記する。図2では、高次元かつ非線形な極性評価済み SNS データを、二次元に次元圧縮(t-SNE)した後、k-means(k=7)を使用してクラスタリングを行った結果を示している。このクラスタリングによって、SNS データが状況別に処理できることを表してい

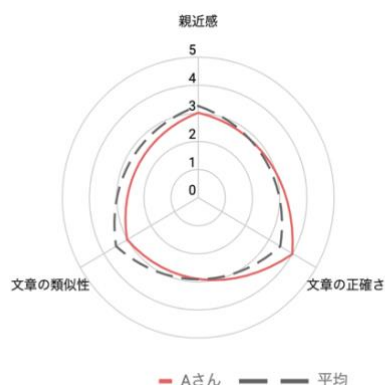


図 4: A さんのレーダーチャート

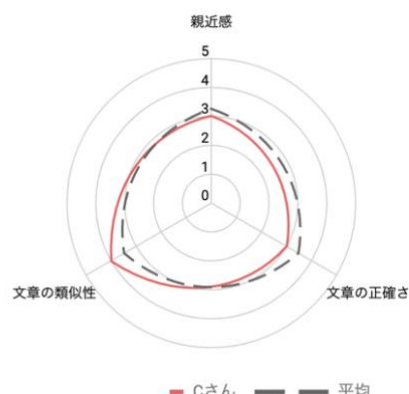


図 6. C さんのレーダーチャート

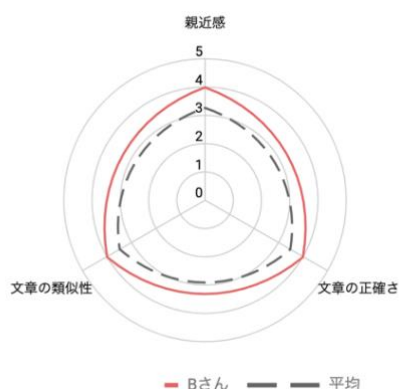


図 5. B さんのレーダーチャート

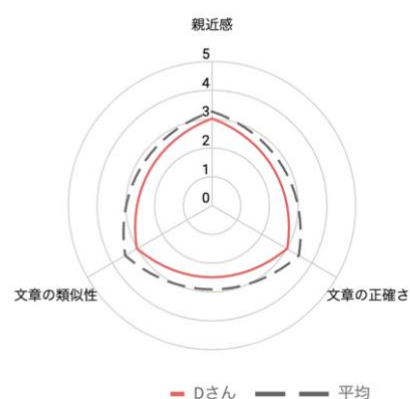


図 7. D さんのレーダーチャート

る。

4.3 本方式による口調表現の再現性

本方式による口調表現の再現性を確認するべく、三項目のアンケートにより確認する。

4.3.1 実験方法

本手法では、本方式によって再現された対象ユーザの口調表現を 3 パターン用意し、対象ユーザを認知しているユーザに向けて、ハッシュタグを利用しアンケート調査を行った。対象 SNS を Twitter にしたため、Twitter 内機能のアンケートを使用した。アンケート項目は、似ている・似ていない・どちらとも言えないの 3 項目に設定し、調査を行った。今回は、知名度のあり特徴がそれぞれ異なる 3 人のユーザをピックアップした。3 人のユーザの特徴は下記にまとめられる。

1. 「KIRIMI ちゃん.【公式】」は、サンリオアカウントキャラクターで設定された口調表現を使用していた。故意に平仮名を使用するのが特徴。
2. 「むじよる」は、配信者で癖の少ない口調表現を使用していた。
3. 「TK 工房@関西弁作家」特徴は、関西弁を使用することである。

4.3.2 実験結果

本手法のアンケート結果は以下の図 3 に示す。図 3 では、

三つの Twitter アカウントを対象に、本方式を用いた口調表現の推薦機能による再現を行い、「似ている」「似ていない」「どちらとも言えない」の三項目でアンケートを実施した結果である。図 3 によると、「KIRIMI ちゃん.【公式】」で、口調表現が「似ている」と捉えた人が 50% 超となっている。「似ている」と「似ていない」では、30% 以上も差のある再現性の高い推薦結果であると確認できる。対「むじよる」で似ていると答えた人は 40% にも満たない結果となった。「似ていない」と「どちらとも言えない」の結果を合わせると 60% を超え、再現性が高いとは言えない推薦結果と確認できる。一方、「TK@関西弁作家」は、「似ている」と答えた人は 75% を超え、再現性の高い推薦結果だと確認できる。

4.4 ミラーリング効果への有効性

本方式によるミラーリング効果への有効性を、会話を通じて確認する。

4.4.1 実験方法

本手法では、Twitter 機能のダイレクトメッセージ機能を用いて実際に会話を行う。やり取りにして約 50 回メッセージを送信した段階の、対象ユーザが抱く印象を五段階評価で表現する。今回は、「親近感」「文章の正確さ（本方式による文章の違和感のなさ）」「文章の類似性」の三項目を評価項目としレーダーチャートで可視化する。また感想に

関してもレビューを行ってもらおう。

4.4.2 実験結果

本手法の実験結果は図 4~7 の通りである。

- A さん
図 4 から、文章の正確さの再現性は平均よりも高く、親近感や類似性は平均以下と確認できる。親近感と文章の類似性が平均以下であるものの、その差は小さいものである。以下に対象ユーザからのレビューを記載する。
＜レビュー＞
初対面の人から自分の普段からの口調表現を真似されても馴れ馴れしく感じる。
- B さん
図 5 から、親近感、文章の正確さ、文章の類似性ともに平均以上の結果となっており、口調表現の推薦と本方式が及ぼすミラーリング効果への影響を確認できた。以下に対象ユーザからのレビューを示す。
＜レビュー＞
よく使う口癖が同じだと感じ、親近感が湧いた。
- C さん
図 6 から、文章の類似性のみが平均を上回っていることと確認できる。図 4 とは対照的な結果となっている。以下に対象ユーザからのレビューを記載する。
＜レビュー＞
親近感は湧くものの、興味までは湧かない。
- D さん
図 7 では、すべての値が平均値を下回っている。以下に対象ユーザからのレビューを記載する。
＜レビュー＞
親近感も何も感じなかった。

4.4 考察

本節では、三通りの手法で行った実験結果について、それぞれ考察を述べる。実験 1 では、極性評価の提案方式への有効性を確認した。表 4 のように、口語的ではなく敬語的な本意を崩さず口調表現を推薦できているのは、極性ありだと考えられる。よって、極性評価を導入することにより、入力文の本意を状況別に判断できることから、極性評価が提案方式へ有効であると考えられる。実験 2 では、本方式による口調表現の再現性についてアンケート調査を行った。「KIRIMI ちゃん。【公式】」のアカウントの特徴として、漢字で表現される部分が意図的にひらがなで表現されている場合が見られ、その部分に関しては本方式では対応しきれない部分があったため、50%超止まりになったと考えられる。「むじよる」は、時折特徴的な口調表現が見られるものの、普段は標準語を使用しているというアカウントであったため、「似ている」と評価する基準が明確化されていなかったと考えられる。そのため、本方式による推薦機能が機

能していると判断されず、「似ている」と答えた人が 35.9% と少ない数値になったと考える。この結果は、口調表現が特徴的でない人に対しても、対応しきれていると考えられる。「TK 工房@関西弁作家」は、方言の関西弁が特徴的に見られるアカウントで、本方式の推薦機能が現れやすいものであり、「似ている」と答えた人は 75%超を記録した。これら 3 種類の実験を踏まえ、本方式の口調表現の再現性を確認出来たと考えられる。実験 3 では、ミラーリング効果への有効性を確認するべく、本方式を使用し対象ユーザと会話を行い、評価とレビューを収集した。図 4~7 を見る限り、文章の正確性、類似性は評価されたものの、それらの数値を親近感の数値が下回っていることがわかる。誤差の範囲内ではあるとは考えられるものの、ミラーリング効果への還元率は芳しくない。これは、本方式の構成上、入力文とユーザ別口調表現データのみで状況の判別を行っているため、入力文自体がミラーリング効果の低いものであった場合、有効性は低いままであるためと考えられる。よって、実際の会話文中の流れや状況を加味できるよう、時系列的に会話文を処理できるマルコフ連鎖の導入が必要であると考えられる。また、本手法のレビューを見る限り、ミラーリング効果を求めた口調表現が先走り、関係性が追いついてこないという現象が起こっている。この解決案として、前述したマルコフ連鎖を用いた対象ユーザが自分とどの程度ミラーしているかという「関係値指数」を導入したいと考える。これは「関係値指数」の数値に従い、特徴的な口調表現を推薦するのではなく、標準語の推薦も行うといったものである。「関係値指数」の数値によって、口調表現が推薦されやすいまたは推薦されにくいよう、ユーザ口調表現データの推薦確率に倍率をかけることで、より様々な状況に対応したミラーリング効果を誘発する口調表現の推薦が可能になると考える。

5. おわりに

本稿では、SNS 上の会話文における対象ユーザに合致した口調表現推薦方式の実現について示した。

また、本稿では、本方式を実現するための実験システムを実装し、任意の文において、対象ユーザの口調表現を真似た正しい文章が出力されることを確かめた。

今後の課題として、本方式を実現する簡便なユーザインタフェースの実装、本方式の被験者調査による有効性の検証、本方式を用いた対象ユーザに扮するチャットボットの実現が挙げられる。

今後の展望として、対象ユーザとの会話文から会話全体の状況を判別するべくマルコフ連鎖の導入を予定している。このマルコフ連鎖の導入により、リアルタイムな会話への対応が可能になり、極性評価機能による最適なクラスターの選定が精密になり、ミラーリング効果の高い会話が可能となると考えられる。

参考文献

- [1] Iacoboni, Marco. Mirroring people: The new science of how we connect with others. Farrar, Straus and Giroux, 2009.
- [2] 江村優花, 関洋平, テキストに現れる感情, コミュニケーション, 動作タイプの推定に基づく顔文字の推薦, 情報処理学会研究報告, Vol. 2012-IFAT-106, No. 1, pp. 1-7, 2012
- [3] 植田浩章, 孟曉順, 吉田直人, 米澤朋子, エージェントの伝聞口調による SNS 発言伝達手法における相手抽象化と代理効果の検証, 情報処理学会研究報告, Vol. 2016-ICS-183, No. 3, pp. 1-9, 2016
- [4] 守谷真一, 聴覚障がい者と聴者の SNS で交わされる文章表現における助詞の使用率の比較, 横浜国立大学学術情報リポジトリ, 教育デザイン研究 No. 7, pp. 1-5, 2016
- [5] 勝木健太, 笹野遼平, 河原大輔, 黒橋禎夫, Web 上の多彩な言語表現バリエーションに対応した頑健な形態素解析, 言語処理学会第 17 回年次大会論文集, pp. 1003-1006, 2011
- [6] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一. 意見抽出のための評価表現の収集. 自然言語処理, Vol. 12, No. 3, pp. 203-222, 2005.
- [7] 東山昌彦, 乾健太郎, 松本裕治, 述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得, 言語処理学会第 14 回年次大会論文集, pp. 584-587, 2008.