

対話文に表出する話者の感情の推定

田中 稔之 白井 清昭

北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科

{s1710116,kshirai}@jaist.ac.jp

1 はじめに

人間らしい振舞いをする自由対話システムを構築するためには、対話する相手の感情を正しく認識する必要がある。自由対話システムが、相手が喜んでいれば同調し、悲しんでいれば慰めてくれるようになれば、ユーザの満足度は高くなるだろう。本研究は、自由対話を対象に、発話によって表出されている感情を自動的に推定することを目的とする。ただし、自由対話システムでの応用を前提としているため、推定する感情は話者のものに限るとする。例えば、「コンサートが中止になって妹が悲しんでいるんだ」という発話は、悲しみの感情を含むが、話者の感情ではない。本研究では、発話の感情を推定すること、その感情が話者のものであるかを判定することを目的とし、これを実現する方法を提案する [8]。

2 関連研究

人間の感情を計算機で処理する研究には様々なものがあるが、対話を対象に話者の感情を認識する研究はそれほど盛んに行われていない。Matsumotoらは、感情語辞書を用いたキーワードベースの手法を用いて対話文の感情を推定している [3]。Hasegawaらは、手がかり表現を用いてマイクロブログから感情タグ付き対話コーパスを自動構築し、それを訓練データとして感情を判定する分類器を機械学習している [1]。下岡らは、傾聴システムにおけるモジュールのひとつとして、感情表現を手掛かりとしてウェブコーパスから感情生起要因コーパスを自動的に獲得し、そのコーパスを利用して感情を推定するSVMを学習している [7]。

これらの研究は対話文の感情の分類を主な目的としているのに対し、本研究は対話文の感情が話者のものであるかを正確に判定することに重点を置いている。Matsumotoらの研究 [3] では話者の感情の有無も判定しているが、代名詞を手がかりとした比較的単純な手法を用いており、ゼロ代名詞を含む対話文に対しては正確な判定ができないという問題点がある。本研究では、ゼロ代名詞を含む文、特に主語が省略された文に対して感情が話者のものであるかを判定する手法を提

案する。

3 提案手法

3.1 概要

本研究では、「喜」「怒」「哀」「怖」「好」「厭」「驚」「中立」を感情カテゴリと定義し、対話中の発話に表出する感情をこのカテゴリのいずれかに分類する。これは、感情表現辞典 [4] で定義されている感情カテゴリに「中立」を加えたものである¹。

提案手法は、発話を入力とし、それに含まれる感情を推定する。感情ありと推定されたとき、さらにその感情の保有者が話者であるか否かを判定する。

なお、本論文では発話に感情語が含まれている文のみを解析の対象とする。感情表現辞典 [4] では、10個の感情カテゴリのそれぞれに対しておよそ75~550語の感情語が定義されている。本論文ではこれを「感情語リスト」と呼び、このリストに含まれる感情語が出現する発話のみを解析の対象とする。感情語を含まない発話も暗黙的に話者の感情を表すことがあるが、これに対する感情分析は今後の課題とする。

3.2 感情の分類

まず、8つの感情カテゴリが付与されたコーパスを構築する。Twitterに投稿されたツイートのうち、感情を表す絵文字を含むものを取得し、その絵文字によって正解の感情カテゴリを決める。感情タグ付きコーパスの構築手順を以下に示す。

1. 喜, 怒, 哀, 怖, 好, 厭, 驚の7つの感情カテゴリについて、絵文字のウェブページ²に掲載されている絵文字から、それぞれの感情を表す絵文字を選別する。
2. 上記の絵文字を検索キーワードとしてツイートを検索し、絵文字を含むツイートを収集する。
3. 以下の条件を全て満たすツイートを選別し、感情Eを正解タグとする。
 - (a) 感情Eの絵文字を含む。

¹感情表現辞典では、「恥」「昂」「安」も感情カテゴリとしているが、対話ではあまり出現しないと考えられるため、除外する。

²<http://www.shurey.com/memo/emoji.html>

- (b) 感情 E を表す感情語 (3.1 項で述べた感情語リストの語) を含む。
- (c) 複数の絵文字が使われ、かつそれらの絵文字が異なる感情を表さない。

予備調査では、絵文字のみでツイート感情を判定すると誤りが多かったため、(b) の感情語を含むという条件を加えた。

4. 適当なキーワードで検索して得られたツイートのうち、感情語を含まないものを「中立」の文として収集する。
5. 上記の手続きで収集したツイートのうち、一つの感情カテゴリについて 3000 件をランダムに (3000 件に満たない場合は全て) 選ぶ。これらのツイートから絵文字を除き、感情タグ付きコーパスとする。表 1 に感情タグ付きコーパスにおけるカテゴリ毎の文数ならびに収集に使用した絵文字の数を示す。

表 1: 感情タグ付きコーパス

文			絵文字		
喜	3000	15	好	3000	4
怒	1691	6	厭	3000	10
哀	1425	2	驚	564	5
怖	3000	2	中立	3000	-
合計			18680	44	

感情タグ付きコーパスを訓練データとし、感情カテゴリを判定する Support Vector Machine(SVM) を学習する。学習素性として単語 uni-gram, bi-gram, tri-gram を使用する。ただし、単語 uni-gram は自立語のみを素性とする。SVM の学習には LIBSVM³ を用いる。カーネルは線形カーネルとし、学習パラメタはデフォルト値とする。

3.3 感情の保有者の判定

感情ありと判定された発話に対し、その感情の保有者が「話者」か「話者以外」かを判定する。提案手法の処理の流れを図 1 に示す。まず、発話の主語が人物であるかを判定する。主語が人物のときは SVM によって感情の保有者を判定する。そうでない場合 (主語が省略されている、あるいは人物ではない場合)、まずルールベースの手法によって感情の保有者を判定する。ルールベースの手法によって感情の保有者を決めることができないとき、省略されている発話の主語を補完し、(主語を含む) 発話に対して SVM によって感情の保有者を判定する。

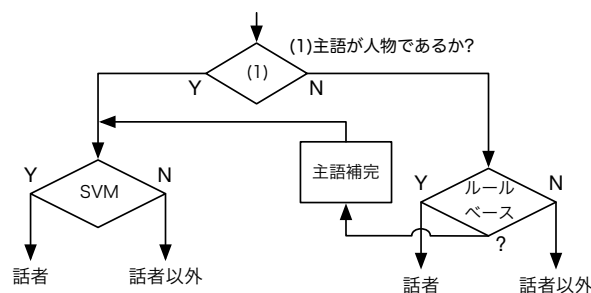


図 1: 話者の感情の有無の判定手法

3.3.1 人名が主語であるかの判定

助詞「が」「は」「も」の前に人称代名詞あるいは人名があるとき、主語が人物であると判定する。人名の判定については、日本語語彙大系 [2] における「人名」「人」のカテゴリに登録されている語を人名とみなす。

3.3.2 SVM による感情の保有者の判定

感情の保有者が話者かそれ以外かを判定する SVM を学習する。SVM の学習データは以下のように作成する。3.2 項で作成した感情タグ付きコーパスのうち、「中立」以外の感情タグを持ち、かつ主語が人称代名詞もしくは人名であるツイートを選択する。これらのうち、一人称の代名詞 (「私」「僕」など) が感情語に係るツイートを正例 (感情の保有者が話者である例)、一人称以外の人称代名詞もしくは人名が感情語に係るツイートを負例として収集する。その結果、正例数 2,014, 負例数 8,891 の訓練データを作成した。

SVM を学習する際には単語 n-gram ($n \leq 3$, 単語 uni-gram は自立語のみ) を素性とする。さらに、人物を表現する単語と感情語の係り受け関係を含むか否かを表す 1 次元の素性も加える。例えば「彼は喜んでいたよ」という文では、人物『彼』と感情語『喜ぶ』に係り受け関係があるので、この素性の重みを 1 とする。

3.3.3 ルールによる感情の保有者の判定

主語が人物ではない発話に対し、まずルールベースの手法によって感情の保有者を判定する。ルールは以下のようなパターンマッチに基づく。

1. 感情の保有者を「話者」とするパターン
 - (a) (感情語動詞) (非自立語)* (句点) (文末)
2. 感情の保有者を「話者以外」とするパターン
 - (a) (感情語) (助詞) 言う (助詞)⁴
 - (b) (感情語) (助詞) 言う (受身の助動詞)
 - (c) (感情語) (助詞 | 助動詞) (推量の助動詞)

³<https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

⁴過去を表す「た」以外の助詞

(d) (感情語形容詞) が

上記のパターンにおいて、(感情語)、(感情語動詞)、(感情語形容詞)は、それぞれ、感情表現辞典から作成した感情語リストの単語、その中の動詞、その中の形容詞を表す。例えば、「めちゃくちゃ気に入ったとか言って」という文はパターン2-(a)にマッチし、感情の保有者を「話者以外」と判定する。

3.3.4 主語の補完

前述のルールにマッチしない発話は、主語を補完し、SVMによって感情の保有者を判定する。本研究における主語の補完はNariyamaの省略解析手法[5]を基本とする。この手法を概略を以下に示す(詳細は文献[5]を参照していただきたい)。

1. 文を節に分割する。
2. 節内の動詞について、主語と目的語があるか、またはこれらが省略されているかを判定する。
3. ステップ2で見つけた主語、目的語をSRL⁵に格納する。
4. linguistic deviceを用いて省略を補完する。補完できれば次の文の処理(ステップ1)に進む。
5. SRLの先頭にある要素を補完する。

さらに、本研究ではステップ4のlinguistic deviceに以下の独自のルールを追加する。

R1. 省略された主語が一人称であると決定するルール

- 受動態の助動詞(「れる」「られる」)が文中に存在する。
- 願望表現(「たい」「ほしい」など)が文中に存在する。
- 思考を表す動詞(「思う」「考える」「疑う」など)が文中に存在する。
- 知覚動詞(「感じる」「臭う」「聞こえる」など)が文中に存在する。
- 感情を表す形容詞(「嬉しい」「楽しい」「怖い」など)が文中に存在し、かつ疑問文ではない。

R2. 省略された主語が一人称以外であると決定するルール

- 疑問文である。
- 非断定表現(「かも」「だろう」など)が文末に存在する。

ルールR1に該当するときは主語として「私は」を動詞または感情語形容詞の直前に埋め、R2のときは「他人は」を埋める。

⁵Salient Referent List. 参照先となる名詞の候補を格納するためのリスト。

4 評価実験

4.1 感情分類の評価

テストデータとして、JAISTタグ付き自由対話コーパス[6]を利用する。同コーパスでは、2名の自由対話を書き起こした発話が収録されている。感情語リストに含まれる感情語を含む発話をランダムに選択し、感情タグと感情の保有者のタグ(話者か話者以外か)を第1著者が付与した。テストデータの詳細を表2に示す。

表2: テストデータ

	a	b	a+b		a	b	a+b
喜	71	25	96	好	28	19	47
怒	47	13	60	厭	130	55	185
哀	29	13	42	驚	11	6	17
怖	49	18	67	中立	-	-	203
				合計	365	149	717

(a=話者, b=話者以外)

表3に感情カテゴリ毎の精度(P)、再現率(R)、F値(F)を示す。「怒」「怖」「厭」「驚」は比較的良好な結果が得られているのに対し、「哀」「中立」についてはF値が0.5を下回っている。感情カテゴリによってF値にばらつきが見られる要因の分析は今後の課題である。なお、テストデータ全体に対する感情分類の正解率は0.662であった。最も多い感情カテゴリ(中立)を常に選択するベースラインの正解率は0.284であり、提案手法の正解率はこれを上回る。

表3: 感情分類の実験結果

	P	R	F		P	R	F
喜	.690	.719	.704	好	.556	.851	.672
怒	.839	.867	.852	厭	.681	.784	.729
哀	.531	.405	.459	驚	.917	.647	.759
怖	.941	.955	.934	中立	.494	.379	.429

4.2 感情の保有者の判定の評価

本論文における感情の保有者の判定手法は、主語が人名である発話とそうでない発話で処理を分けている。そのため、前者および後者の発話から構成されるテストデータをT-subjおよびT-otherとし、別々に評価する。それぞれのテストデータの発話数を表4に示す。以下の手法を比較する。

SVM 3.3.2で述べたSVMによる判定手法。学習素性として単語n-gramのみを用いる。

表 4: 2つのテストデータの発話数

	話者	話者以外	合計
T-subj	77	78	155
T-other	286	73	359

SVM+ 学習素性として、単語 n-gram に加え人物と感情語の係り受け関係も使用した SVM による判定手法.

RULE 3.3.3 で述べたルールによる判定手法.

ER&SVM+ Nariyama の手法で主語を補完した後、**SVM+**で判定する手法. ただし、linguistic device としては敬語によるルールのみを実装した.

ER+&SVM+ Nariyama の手法に加え、本研究で提案する独自のルール (3.3.4 で述べた R1,R2) も用いて主語を補完した後、**SVM+**で判定する手法.

PRO 提案手法. **SVM+**, **RULE**, **ER+&SVM+** を組み合わせた手法.

SVM と **SVM+** は主語が人物である発話を対象とした手法であるので、2つのテストデータのうち T-subj に対して評価し、**RULE**, **ER&SVM+**, **ER+&SVM+** は主語が人物ではない発話を対象にした手法であるので T-other に対して評価する. 各手法の精度を表 5 に示す. テストデータ全体 (T-subj と T-other) に対する提案手法による感情の保有者の判定の正解率は 0.611 であった.

表 5: 感情の保有者の判定結果

手法	テストデータ	精度
SVM	T-subj	0.745 (116/155)
SVM+	T-subj	0.800 (124/155)
RULE	T-other	0.93 (40/43)
ER&SVM+	T-other	0.339 (107/316)
ER+&SVM+	T-other	0.475 (150/316)
PRO	両方	0.611 (314/514)

SVM による感情の保有者の判定は、主語が人名の発話に対しては比較的良好な成績を取っているが、そうでない発話に対しては主語を省略解析で補った後でも精度が低い. 感情の保有者が話者か否かを判定するためには主語が重要な手がかりである一方、これが省略されると判定が著しく難しくなることがわかる. また、**SVM** と **SVM+** の比較により、人名と感情語の係り受け関係が有効な素性であることがわかる.

RULE は、適用できる発話は少ない (全体の 12% 程度) もの、正解率は十分に高いことがわかる. ま

た、**ER+&SVM+** は **ER&SVM+** よりも正解率が 0.13 ほどポイント高いことから、本研究で提案する主語の補完ルールは有効であると言える.

5 おわりに

本論文では、ユーザの感情を把握し適切な応答を返す自由対話システムの構築を目標とし、対話中の発話に表出する話者の感情を推定する手法を提案した. 実験の結果、感情の分類は良好な結果が得られたが、感情の保有者の判定については、主語が人名ではない発話の判定が難しいことがわかった. 今後の課題として、主語の省略解析手法を改善することにより感情の保有者の判定の精度を向上させることが挙げられる. また、本論文では感情語を含む発話のみを解析の対象としたが、感情語を使わずに暗黙的に感情を表す発話の解析も重要な課題である.

参考文献

- [1] Takayuki Hasegawa, Nobuhiro Kaji, Naoki Yoshinaga, and Masashi Toyoda. Predicting and eliciting addressee's emotion in online dialogue. In *Proceedings of ACL*, pp. 964–972, 2013.
- [2] 池原悟, 宮崎正弘, 白井諭, 横尾昭男, 中岩浩巳, 小倉健太郎, 大山芳史, 林良彦. 日本語語彙大系 CD-ROM 版. 岩波書店, 1999.
- [3] Kazuyuki Matsumoto, Fuji Ren, Shingo Kuroiwa, and Seiji Tsuchiya. Emotion estimation algorithm based on interpersonal emotion included in emotional dialogue sentences. In *Proceedings of the Mexican International Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1035–1045, 2007.
- [4] 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, 1993.
- [5] Shigeko Nariyama. Grammar for ellipsis resolution in Japanese. In *Proceedings of the 9th International Conference on Theoretical and Methodological Issues in Machine Translation*, pp. 135–145, 2002.
- [6] Kiyooki Shirai and Tomotaka Fukuoka. JAIST annotated corpus of free conversation. In *Proceedings of LREC*, pp. 741–748, 2018.
- [7] 下岡和也, 徳久良子, 吉村貴克, 星野博之, 渡部生聖. 音声対話ロボットのための傾聴システムの開発. 自然言語処理, Vol. 24, No. 1, pp. 3–47, 2017.
- [8] 田中稔之. 対話文に表出する感情とその保有者の推定. 修士論文, 北陸先端科学技術大学院大学, 3 2019.