

## 感情極性の確率推定を用いたテキストからのマルチラベル感情認識

## Multi-label emotion classification from text using probability estimates of emotion polarity

村松嶺佑<sup>†</sup>

Ryosuke Muramatsu

堂坂浩二<sup>†</sup>

Kohji Dohsaka

## 1. はじめに

言葉や身振りを使って人と会話する会話ロボットは、親しみやすいインターフェースで人間の様々な活動を支援できるという利点があり、盛んに研究が進められている[1, 2, 3]. 人間同士の会話においては、情報のやり取りだけでなく、感情のやり取りが重要な役割を果たす. 人・ロボット間の会話においても、ロボットによる共感的な言語表現が人・ロボット間の多人数会話を活性化することが報告されている[3]. 現在、我々は、会話ロボットが絵から感情を認識し、人間に適切に働きかけることにより、人間同士の感情コミュニケーションを活性化させることを狙いとして研究を進めている[4].

本研究の目的は、日本語で書かれた文から複数の感情を認識するマルチラベル感情認識手法を開発することにある. 文によって表される感情は一つとは限らない. ロボットがそのような文から複数の感情を認識し、認識した複数の感情に基づいて発話することができれば、会話の場に対してより豊富な話題を提供できる. そのことにより人間の発話が促進され、コミュニケーションの活性化につながることが期待される.

## 2. 関連研究

ここでは、感情分類方法と感情認識方法の観点から関連研究について整理する. まず、感情分類方法には感情極性分類と複数感情分類がある. 感情極性分類とは、感情をポジティブとネガティブの 2 種類に分類する方法である. そこにニュートラルを加えて 3 種類に分類する場合もある. これに対して、複数感情分類とは、感情極性よりも細かい粒度で感情を分類する方法である. 例えば、Plutchik は心理学的観点から {joy, sad, anger, fear, acceptance, disgust, surprise, anticipation} の 8 種類の基本感情に分類した[5]. 中村は言語表現の観点から {喜, 好, 安, 哀, 怒, 哀, 怖, 厭, 恥, 昂, 驚} の 10 種類の感情に分類した[6]. 本研究では Plutchik による 8 種類の複数感情分類を採用する.

次に、感情認識方法にはシングルラベル認識とマルチラベル認識の 2 種類の方法がある. シングルラベル認識とは 1 つの文に対して 1 つの感情ラベルを割り当てる方法である. 感情極性分類とシングルラベル認識を採用する場合は、1 つの文に対して、ポジティブ/ネガティブ/ニュートラルの中から 1 つのラベルを割り当てる. 複数感情分類とシングルラベル認識を採用する場合は、1 つの文に対して、複数種類の感情のうち 1 つの感情ラベルを割り当てる. これに対して、マルチラベル認識は、1 つの文に対して、同時に複数の感情ラベルを割り当てる方法である. 複数感情

表 1 感情認識の関連研究

		分類方法	
		感情極性分類	複数感情分類
認識方法	シングルラベル	Turney 2002	徳久 2009
	マルチラベル		本研究 江崎 2013

分類とマルチラベル感情認識を採用する場合は、1 つの文に対して同時に複数の感情ラベルを割り当てる. 本研究では文からのマルチラベル感情認識を行う.

表 1 に関連研究を示す. 感情極性分類を採用し、シングルラベル認識を行う研究として、Turney らの研究が挙げられる[7]. 複数感情分類を採用し、シングルラベル認識を使って感情認識を行った研究としては、徳久らの研究が挙げられる[8]. 徳久らの手法の特徴は、感情が生じる要因となった事態を収集した感情生起要因コーパスを利用して、感情を認識する点にある. 例えば、「遠くの店に行ったら定休日だったので残念だ」という文から、残念だという感情が生起する要因として「遠くの店に行ったら定休日だった」という事態を獲得することができる. 徳久らの手法は 2 段階による感情認識を行う. 第 1 段階としてユーザ発話の感情極性を認識した後で、第 2 段階として、ポジティブおよびネガティブと推定されたユーザ発話に対して感情を推定する. このとき、推定された感情極性と同一の感情極性をもつ類似事例を感情生起要因コーパスから検索し、感情推定に利用する. 本研究も、徳久らの手法と同様に、2 段階による感情認識を行うが、本研究では、感情極性の認識結果そのものを使うのではなく、感情極性の認識結果の確率分布を利用する点が異なる. さらに、本研究では、シングルラベル感情認識ではなくマルチラベル感情認識を行う.

本研究と同様に、複数感情分類を採用し、マルチラベル認識を行う研究として、江崎らの研究がある[9]. 江崎らの手法の特徴は、感情対モデルと、感情極性の情報を用いた制約を利用する点にある. 感情対モデルとは、Plutchik の 8 感情[5]を中村が提案した日本語における感情[6]に置き換え、(喜, 哀), (怒, 怖), (好, 厭), (安, 驚) という 4 つの感情対を形成し、各対の間にはどちらも生起しない無という状態を用意して、4 つの軸としたものである. これにより、1 つの文から喜と驚のような Plutchik のモデルでは考慮できない複合感情を認識することが可能となる.

さらに、江崎らは、感情極性の情報を用いた制約を利用する方法を提案している. この方法では、2 段階による感情認識を行う. 第 1 段階において文の感情極性を認識した後、第 2 段階では、認識された感情極性の情報を用いて、生起し得ない感情を推定対象から外すように制約をかけて

<sup>†</sup> 秋田県立大学電子情報システム学科

The Department of Electronics and Information Systems, Akita Prefectural University



図 1 Plutchik の感情の輪

感情を認識する。感情極性の情報を利用した制約には 3 種類あり、感情極性をそのまま制約に用いる極制約、1 軸ずつ推定を行い、その軸で生じた感情が属している感情極性を用いて制約をかける軸制約、その両方を組み合わせて制約を課す全制約の 3 つの方法がある。極制約は、文の感情極性の認識結果がポジティブならば、ネガティブな感情が認識されても無と出力し、感情極性の認識結果がネガティブならば、ポジティブな感情が認識されても無と出力する。感情極性がニュートラルの場合は制約をかけない。軸制約とは、1 つの軸の推定が終わった段階でその結果を他の軸の推定に用いる方法である。感情極性の推定を行った後、感情極性の認識結果を利用して、最初の軸の感情を推定する。次の軸の推定時には、感情極性と最初の軸の推定結果を用いて制約をかける。3 つ目の軸では、感情極性と前 2 つの軸の結果を用い、最後の軸では感情極性と残り 3 つの軸の推定結果を用いて制約をかける。

本研究でも、江崎らの方法に即して感情対モデルを利用する。江崎らは、Plutchik の 8 感情を中村が提案した日本語における感情に置き換えたものに基づいて感情軸を生成しているが、本研究では、Plutchik による 8 種類の基本感情に対応する{喜び, 悲しみ, 怒り, 恐れ, 受容, 嫌悪, 驚き, 予期}の 8 種類の感情から感情軸を生成する。この差異に伴い、江崎らのモデルではニュートラルな感情は「驚」のみだが、本手法ではニュートラルな感情は「驚き」と「予期」の 2 種類ある。また、江崎らの方法と同様に、本研究でも 2 段階による感情認識を行う。しかし、江崎からの手法は感情極性の認識結果を直接利用しているのに対して、本研究では感情極性の認識結果の確率分布を利用する点が異なる。江崎らの手法では認識された感情極性と合致しない感情は出力されないが、本研究では感情極性の確率分布を特徴量として使って、感情分類を行うので、より柔軟な感情認識が可能になることが期待される。

### 3. 研究方法

#### 3.1 感情軸の生成

本研究では、図 1 に示す Plutchik の感情の輪を利用して、喜び-悲しみ軸、怒り-怖れ軸、受容-嫌悪軸、驚き-予期軸の 4 つの感情軸を使用した。また、感情極性の認識結果の確率分布を出すために、4 軸とは別に感情極性軸（ポジティブ-ネガティブ軸）も使用した。

#### 3.2 文の収集と感情ラベル付与

研究で使用する文は、京大ウェブ文書リードコーパスと京大 NTT ブログコーパスから収集した[10,11]。二つのコーパスから、単語感情極性対応表[12]を使って、ポジティブとネガティブな感情の文がほぼ均等になるように 3000 文を抽出した。単語感情極性対応表とは、単語に対して-1

表 2 感情ラベル付与例

本文	ラベル	値
孫が生まれて、祖父も祖母も大変喜んでいます。	ポジティブ(1)-感情無し(0)-ネガティブ(-1)-両感情(2)	1
	喜び(1)-感情無し(0)-悲しみ(-1)-両感情(2)	1
	怒り(1)-感情無し(0)-恐れ(-1)-両感情(2)	0
	受容(1)-感情無し(0)-嫌悪(-1)-両感情(2)	1
	驚き(1)-感情無し(0)-予期(-1)-両感情(2)	0

から 1 までの実数値を割り振ったものである。

次に、3000 文に対して、一人のアノテーターが感情ラベルを付与した。感情ラベルとは、感情軸に対して、どちらか一方の感情があるか、どちらの感情も無いか、もしくは両感情が同程度あるのかを判別するために付与したラベルのことである。本研究では、軸上の二つの感情が文中に同程度ある場合も考慮して、従来研究には無かった両感情のラベルも追加した[9]。表 2 に感情ラベルの付与例を示す。例文「孫が生まれて、祖父も祖母も大変喜んでいます。」に対して、感情極性軸の感情ラベル付与と、4 つの感情軸に対して感情ラベル付与を施している。

#### 3.3 素性

機械学習に使用する素性として、本研究では単語ユニグラム、感情極性の認識結果の確率分布、単語感情極性の 3 種類を使用する。それぞれの素性について説明する。

- 単語ユニグラム

文から単語ユニグラムを抽出するには Mecab[13]を使用した。Mecab を使って文の形態素解析を行い、3000 文から 7820 個の単語ユニグラムを抽出した。そこから、カイ 2 乗値によって 1000 個を選択した。単語ユニグラムの数を減らした理由は、素性が多いことで発生する過学習を防ぐためである。

- 感情極性の認識結果の確率分布

感情極性軸の感情ラベル付与結果から、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルで分類する感情極性認識器を学習する。学習した感情極性認識器の認識結果の確率分布を算出し、使用した。

- 単語感情極性

単語感情極性表[12]で極性値が 0.98 以上か -0.98 以下として定義されている単語が文中にいくつ出現したかを数え上げ、ポジティブな単語の和とネガティブな単語のそれぞれの和を素性とした。

#### 3.4 感情認識器の学習方法

本研究では、2 段階での機械学習を行った。第 1 段階として、文から感情極性の機械学習を行い、感情極性認識器を学習し、認識結果の確率分布を算出した。第 2 段階として、第 1 段階で算出した確率分布、素性選択した単語ユニグラム、単語感情極性対応表の値の 3 種類を使って、4 つの感情軸に対して機械学習を行い、4 つの感情認識器を学習した。学習にはサポートベクトルマシンにより行い、実装は scikit-learn の SVC を用い、線形カーネルを使った。

#### 3.5 感情認識器の評価方法

学習した感情認識器を評価するための比較対象として、ベースラインと、江崎らの方法の一部を実装した従来法の 2 つの感情認識モデルを用意した。ベースラインは、特徴

表 3 感情ラベル付与結果

	喜び	悲しみ	感情無し	両感情
喜び-悲しみ	476	217	2262	45
	怒り	怖れ	感情無し	両感情
怒り-怖れ	54	348	2585	13
	受容	嫌悪	感情無し	両感情
受容-嫌悪	848	80	2066	6
	驚き	予期	感情無し	両感情
驚き-予期	221	322	2452	5

量として単語ユニグラムと単語感情極性をを用い、1 段階による感情認識を行う。従来法とは、江崎らの研究で使用された制約のうち、極制約を利用して、2 段階による感情認識を行う。軸制約を利用した場合との比較は今後の課題である。従来法の素性はベースラインと同様である。3 つの感情認識器の認識正解率を算出し、t 検定を用いて比較した。

## 4. 研究結果

### 4.1 学習データ収集結果

3000 文に対する感情ラベル付与結果は、表 3 に示す。表 3 を見ると、各感情軸でどちらかの感情に感情ラベルのデータ数に偏りが生じていることが分かった。データ数が偏った状態で機械学習を行うと、学習が上手くいかず認識正解率が下がるため、データ数が多い感情を少ない感情にデータ数を揃えるサンプリングを行った。サンプリング後の結果は、表 4 に示す。

### 4.2 認識器の認識結果と評価

感情軸ごとにデータを 3 分割し、そのうちの 2 つを訓練データ、もう 1 つをテストデータとして 3 分割交差検定を 4 回行い、計 12 回の認識正解率を算出した。ベースラインと従来法と本研究の感情認識器の認識正解率は表 5 に示す。表 5 から、ベースラインと従来法よりも本研究の認識正解率が高い値になった。

本研究で開発した感情認識器の認識正解率が、ベースラインと従来法の結果より有意に高いかを確かめるために t 検定を行い、結果は、図 2~5 のようになった。図 2~5 より、驚き-予期軸以外の 3 軸で本研究が、ベースラインと従来法よりも有意に高い認識正解率となった。

### 4.3 考察

表 5 を見ると、怒り-恐れ軸は、ベースライン、従来法の感情認識器の認識正解率よりも本研究の感情認識器の認識正解率が 8% 以上上回る結果となった。しかし、他の 3 軸と比べて、ベースラインの認識正解率が著しく低かった。理由としては、怒りの感情を持つ文の数が少なく、他の軸よりも学習が上手くいかなかったと考えられる。また、驚き-予期軸は本研究の認識正解率がベースラインの認識正解率よりも僅かに高い結果となったが、t 検定では有意に高い値とは確認できなかった。理由として、本研究のみが素性として用いた感情極性の認識結果で算出した確率分布の影響を、他の 3 軸ほど大きく受けなかったのではないかと考えられる。

従来法の感情認識器の認識正解率が良くなかった理由と

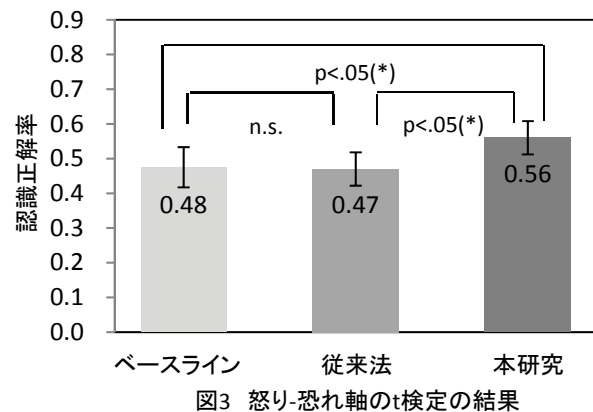
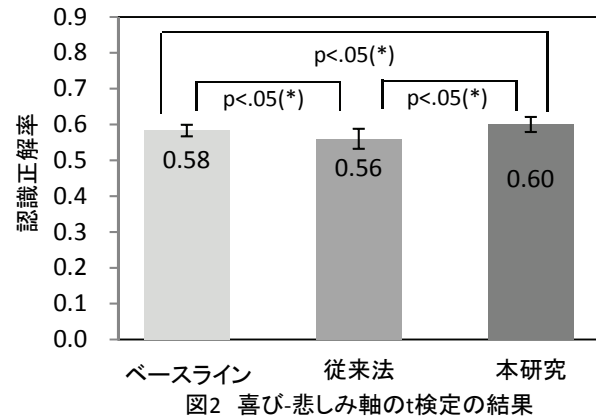
表 4 サンプリング後の学習データ

	喜び	悲しみ	感情無し
喜び-悲しみ	262	262	262
	怒り	怖れ	感情無し
怒り-怖れ	67	67	67
	受容	嫌悪	感情無し
受容-嫌悪	86	86	86
	驚き	予期	感情無し
驚き-予期	226	226	226

表 5 感情認識器の認識正解率の平均

	喜び-悲しみ	怒り-恐れ	受容-嫌悪	驚き-予期
ベースライン	57.6%	45.9%	53.1%	59.9%
従来法	54.9%	46.5%	52.1%	59.9%
本研究	59.4%	54.0%	58.6%	60.2%

しては、従来法の実装環境を完全に再現できていなかったからだと考えている。本研究で実装した極制約のみでは、認識正解率がベースラインよりも下がる場合があることも江崎らの研究で示されていた[9]。また、江崎らの研究は、本研究とは異なるコーパスを使用しており、文の収集方法も単語感情極性対応表を使用せずに収集している。さらに素性として、感情表現辞典[6]で各感情の感情語とされている単語が文中に何度出現したかも教えていた。以上の点から、本研究で実装した従来法が、正常に感情認識ができなかったと考えられる。



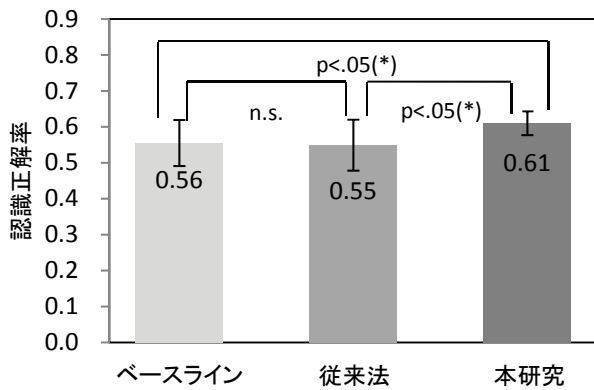


図4 受容-嫌悪軸のt検定の結果

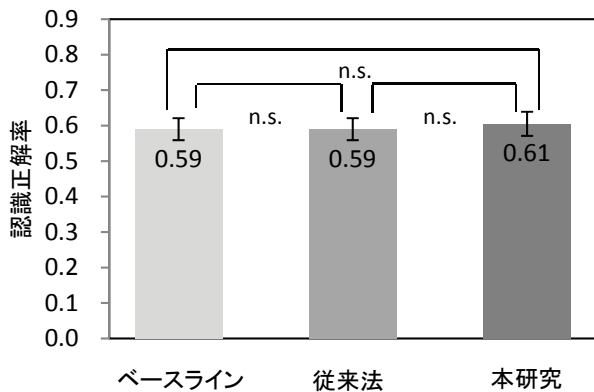


図5 驚き-予期軸のt検定の結果

## 5. おわりに

本研究では、書き手が感情を表した文から複数の感情を認識するマルチラベル感情認識手法を提案した。感情分類には Plutchik の基本感情から構成した4つの感情軸(喜び-悲しみ軸, 怒り-恐れ軸, 受容-嫌悪軸, 驚き-予期軸)と感情極性軸(ポジティブ-ネガティブ軸)を使用した。

本研究で提案した感情認識器を評価するために、ベースラインと従来法との間で分類正解率を比較した。収集したデータからサンプリングをしたものを使って、3つの感情認識器に対して3分割交差検定を4回行った。結果として、ベースラインと従来法の認識正解率よりも本研究の認識正解率の方が高い値となった。t検定の結果、驚き-予期軸以外の3軸では本研究の分類正解率がベースラインや従来法に比べて有意に高いことが示された。

今後の方針としては、否定詞を含んだ文の処理と一文から感情を認識するだけでなく複数の文からなる文章からも感情認識をすることに取り組んでいく。また、新たな素性として文中における主要な感情の提示を目指していく。

## 謝辞

本研究は科研費(16K00355)の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] Justine Cassell, Joseph Sullivan, Scott Prevost and Elizabeth F. Churchill, Embodied Conversational Agents, MIT Press, 2000.
- [2] Kohji Dohsaka, Ryouta Asai, Ryuichiro Higashinaka, Yasuhiro Minami, and Eisaku Maeda, Effects of

Conversational Agents on Human Communication Agents on Human Communication in Thought-Evoking Multi-Party Dialogues, Vol.E97-D, No.8, pp.2147-2156, 2009.

- [3] 井口翔仁, 竹ノ内宏, 徳丸正孝, 多人数コミュニケーションにおける傍観するロボットの共感表出モデル, 日本知能情報ファジィ学会 第30回ファジィシステムシンポジウム, TA1-2, pp.330-335, 2015.
- [4] 鈴木哲司, 村松嶺佑, 堂坂浩二, 感情コミュニケーション支援のための絵からの感情認識一, 2017年度人工知能学会大会, 4Q1-8in2, 2017.
- [5] Robert Plutchik, The nature of emotions, American Scientist, Vol.89, Iss.4, pp.344-350, 2001.
- [6] 中村明, 感情表現辞典, 東京堂出版, 1993.
- [7] Peter D. Turney, Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews, Proc.ACL-2002, pp.417-424, 2002.
- [8] 徳久良子, 乾健太郎, 松本裕治, Webから獲得した感情生起要因コーパスに基づく感情推定, pp.1365-1374, 2009.
- [9] 江崎大嗣, 小町守, 松本裕治, 感情軸における感情極性と複数軸を考慮したマルチラベル感情推定, pp.244-247, 2013.
- [10] 萩行正嗣, 河原大輔, 黒橋禎夫, 多様な文書の書き始めに対する意味関係タグ付きコーパスの構築とその分, 自然言語処理, Vol.21, No.2, pp.213-248, 2014.
- [11] 橋本力, 黒橋禎夫, 河原大輔, 新里圭司, 永田昌明, 構文・照応・評判情報つきブログコーパスの構築, 自然言語処理 Vol.18, No.2, pp.175-201, 2011.
- [12] 高村大地, 乾孝司, 奥村学, スピンモデルによる単語の感情極性抽出, 情報処理学会論文誌ジャーナル, Vol.47, No.02, 2006, pp.627-637.
- [13] Taku Kudo, Kaoru Yamamoto, Yuji Matsumoto, Applying conditional random fields to Japanese morphological analysis, In Proc. of EMNLP, 2004.