

# 日本語の呼びかけ・応答・挨拶・独言・間投表現レキシコンと感情情報抽出について

田辺利文<sup>†1</sup> 田中省作<sup>†2</sup> 高橋雅仁<sup>†3</sup> 首藤公昭<sup>†4</sup>

**概要：** 本論文では、最初に日本語呼びかけ・応答・挨拶・独言・間投表現レキシコンについて紹介する。このレキシコンは約 1,100 の見出しを持ち、それぞれの見出しには 27 次元の感情カテゴリで構成される感情ベクトルが付与されている。後半では簡単な実験を通して、このレキシコンを用いた感情情報抽出の可能性などについて考察する。

**キーワード：** 自然言語処理, 複単語表現, レキシコン, 感情カテゴリ, 感情情報解析

## A Japanese MWE Lexicon of Call, Response, Greeting, Monologue, Interjection, and Extraction of Emotional Information

TOSHIFUMI TANABE<sup>†1</sup> SHOSAKU TANAKA<sup>†2</sup>  
MASAHITO TAKAHASHI<sup>†3</sup> KOSHO SHUDO<sup>†4</sup>

**Abstract:** In this paper, first, we introduce a Japanese MWE lexicon of call, response, greeting, monologue, interjection. The feature of this lexicon is that it contains about 1,100 header entries, and each entry has an emotion vector. It is a vector of ten levels of 27-dimensional emotional categories. Second, we discuss the possibility of extracting emotional information using this lexicon through results of simple experiments.

**Keywords:** Natural Language Processing (NLP), Multiword Expression (MWE), Lexicon, Emotional Categories, Sentiment Analysis.

### 1. はじめに

構成性に基づいて意味を扱うことが難しいイディオムや語の強い結合によって成り立つ決まり文句など特異性のある複数の単語からなる表現が, Sag らの論文[14]がきっかけとなり複単語表現(Multi-Word Expression: MWE)と言われるようになり, 重要性が広く認識されるようになった。このような表現を著者の 1 人が日本語複単語表現レキシコン(JMWEL)としてまとめ研究用に公開している[15][20]。JMWEL は, 現時点では 19 のサブレキシコンで構成されている。本研究では, JMWEL に含まれる, 『参ったなあ』『今に見てろ』等の表現に発話者の感情情報等が与えられた, JMWEL のサブレキシコンの 1 つである日本語呼びかけ・応答・挨拶・独言・間投表現レキシコン(以降, 本レキシコンと呼ぶ)について, 前半で関連研究とともに触れる。本レキシコンに関しては統計的性質を中心にこれまで[22][23]等で発表してきたが, 本論文の後半では本レキシコンを用いた簡単な感情推定実験について述べ, 今後の課題等について考察する。

### 2. 本レキシコンの特徴

JMWEL のサブレキシコンには構造情報ははじめとした共通の記載項目が複数定義されているが[a], 本レキシコンは, 共通の記載項目に加えて種別情報(以降カテゴリと呼ぶ), および感情情報が記載されていることが特徴である。カテゴリには, 《呼びかけ》, 《応答》, 《独言》, 《笑い》, 《挨拶》, 《間投表現》, 《叫び》の 7 種が, 感情情報としては, 27 種の感情タグ (<疑問>, <驚き>, <理解>, <感謝>, <肯定>, <否定・拒否>, <納得・了解>, <同情>, <詫び・謝罪>, <合槌・単純応答>, <困惑>, <不満>, <喜び・満足>, <共感>, <寂しさ>, <つらさ・痛さ・苦しさ>, <感動>, <鬱陶しさ>, <悲しさ>, <羨ましさ>, <面白さ>, <失敗>, <怒り・不快>, <恨み>, <怖さ>, <依頼>, <応援>) が定義されている。それぞれの感情タグには, 見出しが取り得る感情の最大値を 0 から 9 までの 10 レベルのうちのいずれかの値で与えている。それぞれの見出しには, 上に定義された 7 種のカテゴリのうちのいずれか 1 つ, および 27 種の感情タグの値を要素とみなした感情ベクトルが与えられている。

<sup>†1</sup> 福岡大学

Fukuoka University

<sup>†2</sup> 立命館大学

Ritsumeikan University

<sup>†3</sup> 久留米工業大学

Kurume Institute of Technology

<sup>†4</sup> 福岡大学名誉教授

Emeritus, Fukuoka University

a) 記載項目の詳細は[15]や[20]を参照されたい。

### 3. 関連研究

ここでは関連研究として、感情モデル、公開されている感情辞書、および感情推定手法について簡単に取り上げる。

#### 3.1 感情モデルについて

本研究でとりあげる感情は 27 種類であるが、感情の種類の研究は数多く行われており唯一の感情モデルは現時点でも存在せず複数の感情モデルが存在する。よく知られているものとしては Russell の円環モデル[13]や、Plutchik の感情の輪[12]などがある。Russell の円環モデルは、「すべての感情は、感情のポジネガ (valence) (快 (pleasure) ⇔ 不快 (unpleasure)) と 覚醒度 (arousal) (覚醒 (arousing) ⇔ 眠気 (sleepy)) を 2 軸とする平面に円環上に並んで存在する」というもので、すべての感情は 2 次元ベクトルとして表現できることを示しており、28 種類の感情が円環状にどのように配置されるかが示されている。Plutchik の感情の輪は、<喜び>、<信頼>、<恐れ>、<驚き>、<悲しみ>、<嫌悪>、<怒り>、<期待>の 8 種の基本感情をベースにしており、互いに反対の感情である基本感情とのペアにした 4 組、<喜び>-<悲しみ>、<信頼>-<嫌悪>、<恐れ>-<怒り>、<驚き>-<期待>でまとめることができる。この 4 組を軸として適切に円形に配置した場合、隣り合う軸の組み合わせにより基本感情の間にはさらに複雑な感情、例えば<喜び>と<信頼>の間は<愛>を意味する感情が存在するという考え方を図示したものである。

日本語を扱ったものとしては、表現と感情との対応関係が示されているものとして中村の感情表現辞典[10]がある。感情表現辞典は、<喜>、<怒>、<哀>、<怖>、<恥>、<好>、<厭>、<昂>、<安>、<驚>の 10 種類の感情を表した意味タグ(感情タグ)を定義し、感情を持つ表現(複単語表現を含む)がどの感情タグをもつかの対応関係が示されている。

#### 3.2 感情辞書について

本研究でとりあげるレキシコンの他に、感情情報が含まれる辞書がいくつか存在するが、インターネット上で公開されているもののいくつかを紹介する。まず、高村らによる単語感情極性対応表[17]では、単語ごとに、1 に近いほど良い印象(ポジティブ)、-1 に近いほど悪い印象(ネガティブ)を持つことを表した数値が付与されている。見出し数は 55,125 語であり、内訳はポジティブが 5,242 語、ネガティブが 49,983 語となっている。新しいものでは上脇の日本語感情辞書[5]がある。日本語感情辞書は見出し数約 2,000 であり、特徴としては独自に定義された 48 種と複数の感情体系を用いていること、見出しには 1 つ以上の感情を 3 名の作業で与えていること、また人手による構築を行っているなど、辞書の開発コンセプトは本レキシコンと類似している点も少なくないと考えられる[b]。

b) 上脇の日本語感情辞書には『当たり散らす』『我を忘れる』などの MWE も含んでいるが、本レキシコンでは口語表現を中心として収集されており、これらの MWE は JMWEL のサブレキシコン、例えば日本語慣用句の機械処理用レキシコン[21]などに格納されている。ただし現時点では本レキシコ

#### 3.3 感情推定手法について

感情抽出方法は、大きく分けてルールベース主体のものと統計主体のものに分けられる。まず、ルールベース主体のものとして、土屋らの研究[26]では、話者の感情判断手法を提案しており、取り上げられている感情体系としては、基本感情 10 種類 (<喜び>、<悲しみ>、<怒り>、<安心>、<恐れ>、<落胆>、<恥>、<後悔>、<罪悪感>、<感情なし>)、補足感情 24 種類 (<愛>、<哀しみ>、<怨>、<恩>、<怪しい>、<悔しい>、<懐かしい>、<楽しい>、<希望>、<驚き>、<苦>、<誇り>、<寂しい>、<心配>、<親しみ>、<憎>、<妬み>、<美>、<満足>、<不安>、<不満>、<蔑み>、<憐み>、<なし>)を定義し、「概念ベース」などを組み込んだ感情判断システムを構築している。このシステムでは高い精度(正答率 76.5%)が得られているが、適切に感情を出力するために必要なものとして、少なくとも、名詞や形容詞や動詞などのそれぞれの単語の意味分類、単語に応じた変換ルールのほか、複数の電子化辞書を用いて構築された概念ベースなどの大規模なリソース群が要求されることが避けられない。

また土屋らの[25]では、人が普段会話で利用している口語にも対応できるように[26]を改良したことが報告されている。[25]では感情の種類が 7 種類(Ekman[2]が提唱した<喜び>、<悲しみ>、<怒り>、<恐れ>、<嫌悪>、<驚き>の 6 種類に、<感情なし>を加えた 7 種類)としている。しかし[25]も、概念ベースや知識ベースなどの大規模なリソースを用いなければならないことは変わっておらず、「ありがとうございます」のような典型的な表現には対応できているが口語表現として追加した表現が 157 種類と、MWE を幅広く考慮したものであるかが明記されていないように見受けられる。

他方、近年では、統計主体のアプローチを採用しているものが多く見られる。統計主体のアプローチとして、まず徳久らの研究[24]では、対話に応用することを目的として、ユーザ発話の内容から感情を推定する方法を提案しており、感情推定のためのリソースとして Web テキストから感情生起の要因となりうる文をまとめて、感情生起要因コーパスを構築している。この研究で取り上げられている感情体系は、plutchik や中村などの感情体系をもとに、<嬉しい>、<楽しい>、<安心>、<怖い>、<悲しい>、<残念>、<嫌>、<寂しい>、<心配>、<腹立たしい>及び<感情なし>の 11 種類が定義されている。次に感情生起要因コーパスの構築であるが、まず Kawahara らの Web5 億文コーパス[6]から、例えば、感情表現「がっかり」、接続表現「のは」を含む文「突然雨が降り出した のは がっかりだ」が入っている場合には、「突然雨が降り出した」を「がっかり」の感情生起要因として収集し、約 130 万事例の感情生起要因コーパスを構築した。[24]で徳久らは、感情生起要因コーパスを用いて、2 段階で感情を推定する枠組みを述べており、前段では、入力発話の

ンの他のサブレキシコンには感情情報は記載されていない。

感情極性（感情が positive か negative か、または感情なし、のいずれか）を推定し、後段では、感情極性の結果に基づき具体的な感情を決定する流れである。この2段階での決定のアプローチは、分類精度がよいと言われていること、対話システムにおいては致命的な誤応答を避けられること、がメリットである。感情推定の具体的な方法について述べる。まず前段の感情極性推定法であるが、positive / negative の2分類では、positive の評価データ、negative の評価データ、いずれも80%の精度が得られ、後段の感情推定では66%の精度が得られている。Web からテキストを取得することで、多量で多様なデータが得られることが1番のメリットであるが、統計主体のアプローチにはデータスパースネスの問題、つまりレアデータは無視される傾向にあるが[c]、そのいっぽうで Web 特有の言語現象は多くみられることから、それらの扱いには注意が必要である。

感情情報抽出の研究トレンドとしては、Web テキストをベースにした大規模コーパスを構築することを最初のステップとして掲げている傾向があるように見受けられる。特に感情情報推定を目的とする大規模コーパスの構築には、感情情報の付与のために甚大なコストがかかるのは避けられず、これをどのようにしてクリアするかが大きな問題となっているようであり、大規模コーパスへの感情情報の付与も、大別すると人手によるアプローチと機械的なアプローチに2分される。

まず、機械的なアプローチで感情情報をコーパスに付与した研究である[3]では、対話における、聞き手の感情予測および聞き手の感情を喚起する発話応答生成を目的としたタスクの訓練データとして、twitter 上の対話データをもとに感情タグ付き対話コーパスを作成している。感情の種類は Plutchik の定義した基本感情8種類をもとにしている。コーパスの作成順序は次の通りである。まず Twitter REST API を用いて取得した55億の発話を含むデータに対し、対話部分を残すためのクリーニングを施し、対話数約3億、発話数約10億の対話データを得た。この次のプロセスである発話者の感情をタグ付けするため、感情8種すべてに対し、独自に「手がかり表現」を定義している。手がかり表現としては、例えば、「怒り」の感情であれば「イライラ」「ふざけるな」「(-\_-メ)」などが、「期待」であれば「ワクワク」「楽しみ」など、「驚き」であれば「驚き」「びっくり」など、合せて53種類が定義されている。基本的には、得られた対話データに対し、手がかり表現を含んでいる発話にその感情のタグを自動的に付与するアプローチをとっている。この感情タグ付き対話コーパスを用いて機械学習を行い感情予測実験を行ったところ、感情ごとの推定精度は異なるが、8種類の感情の平均としてF値が0.57という値が

得られていることが報告されている。

他方、感情情報を人手によって付与するアプローチとして、仲村らによる[11]では、特徴変化情報付き日本語対話コーパス(JDCFC: Japanese Dialogue Corpus with Feature Changes)を構築し、対話の自然さを推定するタスクにおいてコーパスの有効性が報告されている。このコーパスにおける感情の種類としては、11種類(感情特徴である<喜び>、<信頼感>、<驚き>、<嫌悪感>、<恐れ>、<悲しみ>、<怒り>、<期待感>の8種類、および感覚特徴である<痛み>、<眠気>、<疲れ>の3種類を合せた11種類)としており、感情変化が大きいと予想される文を集中的にコーパスに収集している。しかし文に含まれる格はガ格、ヲ格、二格の3種類に限定されており、例えば後述する研究[9]に取り上げられている「心行くまで～」のような慣用句は含まれていないと思われる。

そのほか、慣用表現については、単語の入れ替えなどの言語現象の存在等のため、辞書に表現すべてを登録することができない問題を述べた松本らの研究[9]があり、慣用句感情表現辞書、および、感情推定のため慣用句感情コーパスを構築している。慣用句感情表現辞書は、「例解 慣用句辞典」[4]に掲載されている「感覚・感情を表す慣用句」において、55の小項目に分類された慣用句と中村の[10]で定義された10種の感情カテゴリをもとに、少なくとも1個の感情カテゴリが付与された慣用句が、(最大で)1,074個登録されている。また、慣用句感情コーパスは、大規模文書集合(Twitter のツイート文による集合)から、慣用句感情表現辞書に含まれる慣用句を含む文と、その慣用句に付与されている感情カテゴリを自動抽出しペアにしたものの集合である。ここでは慣用句感情コーパスを用いた、慣用句を含むツイート文に限定したクロズドテストを行っており感情推定の精度がF値で約0.9の値が得られている。また、[9]で松本らは、慣用表現において、『複数語表現の場合には、構成単語の極性の単純な和では感情極性の決定ができないことが問題である』と、MWE のもつ非構成性が意味にとどまらず感情にもあてあまるとしており、非常に興味深い。しかしながら、MWE を扱うものの口語表現には対応しておらず、対話処理等への応用には他のリソースとの併用が必要であると考えている。

基本的にこれらの感情推定手法に共通することは、概念ベースや Web テキスト等の大規模なリソースの使用を前提としていることである。いっぽう本研究の立場としては、(1) MWE を積極的に取り入れたものになっていること、(2) 比較的ライトウェイトなレキシコンを用いていること、(3) 口語表現を中心に対応したものになっていること、に重点を置いている点でこれらの関連研究とは一線を画している。

c) [19]では大規模データによる実験を行っており、JMWEL に含まれる『轢き逃げを働く』は大規模データ中には存在せず、いっぽう、JMWEL に含まれていない『轢き逃げを告白する』が存在していたこと等が示されている。

## 4. 実験

### 4.1 概要

本論文で紹介した本レキシコンだけを用いて、文に含まれる感情がどの程度正しく推定できるかを確認し、感情抽出を適切に行うための問題点を整理することが実験の1つの目的である。ここで実験の題材として何らかのコーパスが必要となり、本研究では、多様な感情が含まれると思われる対話形式のコーパスを用いることにする。選定されたコーパスには正解となる感情を手で付与し、シンプルなマッチングにより文の感情を推定する。以降、実験の詳細を述べる。

### 4.2 コーパスの選定

実験を行うためには感情推定の題材となるコーパスが必要となるが、実験対象となりえるコーパスとして望まれる性質として、(1)著作権を意識する必要がないもの、(2)適度なテキストサイズであること、および、(3)できるだけ多様な感情を含むと考えられるもの、などが考えられる。

本研究では、これらの性質を満たすものとしてインターネット上にフリーで公開されているものを検索対象とした。検索の結果、劇などに使用できる台本がまとまった web サイトなどが確認され、子供が主人公のアニメ(天空の城ラピュタ、ちびまる子ちゃんなど)のセリフのほか、落語などの作品が収集されている。

これらの作品では全体のボリュームが大きいものが多く、人手で正解となる感情タグを付与する作業コストを考えるとボリュームが大きいものは現実的ではないと判断した。また、感情が多く含むと思われる作品を選定するため、実験の題材にするコーパスはマッチ率をもとに選定した。ここでのマッチ率とは、展開したレキシコンの見出しが、作品の1文あたり何個含まれているかを示す割合としている。ただしここでの文とは、読点(。), 疑問符(?), 感嘆符(!)のいずれかで1つの発話が区切られたものとする。その結果、作品の中で、適度なテキストサイズであり、かつ、マッチ率の高かった落語作品である「まんじゅうこわい」「天災」「千早振る」の3つを実験対象のコーパスとして選定した。ここでそれぞれの作品の文数、およびマッチ率は「まんじゅうこわい」が 474(マッチ率:253/474=53.4%), 「天災」が 550(254/550=46.2%), 「千早振る」が 331(150/331=45.3%)であった[d]。それぞれの内容の概略は、「まんじゅうこわい」は、主人公が大好きなまんじゅうを怖いといって周りの人からいろいろなまんじゅうをせしめるといふもの、「天災」は、喧嘩好きで短気な主人公が、心学の先生から感化され、別件で説得内容を元に同じように仲裁しようとしたがまったくんちんかんだったというも

の、「千早振る」は、在原業平の「千早ふる神代も聞かず竜田川から紅に水くくるとは」という歌の解釈を聞かれ、主人公である隠居が全くデタラメな解釈をしたというものである。

### 4.3 コーパスへの感情タグ付け

選定したコーパスには、テキストのみであり感情タグが付与されておらず、そのままでは感情推定実験の対象としては使うことができないため、適切な感情タグを文に与えておく必要がある。今回は、作業員3人で、それぞれの作品に含まれているすべての文に27種類の感情タグを手で付与する。ここで1文に対して複数の感情タグを付与してもよいものとする[e]。その一方で感情タグが全く付与されないような文もありうる。また、感情タグ付与の結果、「まんじゅうこわい」は623個、「天災」は643個、「千早振る」は325個の感情タグが付与された。いっぽう、文に感情タグが1つも付与されなかった文はそれぞれ106個、131個、108個であった。したがって、それぞれの作品において、1つ以上感情タグが付与された、1文あたりに付与された正解の感情タグの個数は、「まんじゅうこわい」は  $1.69(=623/(474-106))$  個、「天災」は  $1.53(=643/(550-131))$  個、「千早振る」は  $1.46(=325/(331-108))$  個と算出される。コーパスのそれぞれの文に0個以上の感情タグが付与された文の集合を正解(感情タグ)付きコーパスと呼ぶことにする。

### 4.4 実験手順

感情推定の方法は、3つの落語作品を題材にして、落語に含まれる文を対象に、レキシコンに含まれる見出しとのマッチングを行い、レキシコンの見出しに割り当てられた感情タグを出力するという単純な方法で行った。入力文はmecab[8]で形態素解析を行って単語列としたうえで、レキシコンの見出しと単語列レベルでのマッチングを行った。1文に複数の見出しがマッチングできた場合にはそれぞれの見出しに対応する感情タグをすべて出力するものとする。ただし複数の見出しが文中の文字列に完全に重なってマッチングした場合には、文字列が長い見出しを優先してマッチングを行い対応する感情タグを出力している。

また、感情推定とは独立して感情極性の推定を行った。ここでは、定義している27種類の感情タグそれぞれに対し、<ポジティブ>(p: positive), <ネガティブ>(n: negative), <極性なし>のいずれかを割り当てた。この割り当ての際には、作業員3人で、27種類の感情タグそれぞれに対して{p, n, 極性なし}のいずれかを割り当て、それらの多数決をとったものを、感情タグに対する感情極性と定義した[f]。表1にそれぞれの感情タグに対して定義された感情極性を示す。

d) 他の作品では、アニメでは「天空の城ラピュタ」は1,470(マッチ率: 214/1,470=14.6%), 「ちびまる子ちゃん」は223(51/223=22.9%), 落語では「桃太郎」が417(83/417=19.9%), 「厩火事」は592(162/592=27.4%), 「つる」が588(156/588=26.5%)などとなった。

e) 文への感情タグの付与は、特定の単語や単語列の存在とは関係なく、基本的に対象となる文のみとなるよう指示したが、作品の先頭から感情タグ付与を行っているため、対象となる文の前方の文脈の影響も少なからず混入していると思われる。

f) 作業員間でpとnが混在したものについては、<感情なし>を割り当てている。

ここで「無」は極性なしを表す。感情極性の推定においても、感情推定の実験と同様のマッチングを行った。

**感情推定：**本論文における感情推定システムは、文を入力し、先に定義した 27 種類の感情タグのうち、マッチングのとれた見出しに対応する 0 個以上の感情タグを出力するものとする。

ここで、入力された文に対して、システムが出力した複数の感情タグのうち少なくとも 1 つが、正解タグ付きコーパスの感情タグに含まれていた場合に、その文が正解したと定義する。

**感情極性推定：**感情極性の正解判定のため、前節で説明した正解付きコーパスのそれぞれの文に対して、あらかじめ感情極性を与えておく必要がある(正解感情極性付きコーパスの作成)。厳密にはそれぞれの文に人手で感情極性を与えるべきではあるが、本研究では、感情極性付与のコストを極力減らすため、正解付きコーパスのそれぞれの文に既に与えられている感情タグに対し、感情タグに対応した感情極性におきかえるアプローチを採用した。そのため、1 文に複数の感情タグが付与されているときには、それらに対応する感情極性が異なることもある。文に割り当てられた感情極性の集合に異なる極性が含まれる場合、基本的にはその集合において頻度が 1 番多かった極性を文の正解の感情極性とする。ただし  $p$  と  $n$  が混在する場合には極性なしを与えるものとする。例えば文に与えられた感情極性が「 $p$ , 極性なし, 極性なし」になった場合には、極性なしが最終的な文の正解の感情極性となる。文に対する感情極性の正解タグ付きコーパスの感情極性は、 $p$  または  $n$  または極性なし、の 3 つのうちの 1 つとなる。

本論文における感情極性推定システムは、文を入力し、先に定義した 27 種類の感情タグに対応する感情極性( $p$ ,  $n$  または極性なし、のいずれか)による集合を出力するものとする[g]。ここで、システムからの感情極性の出力がなかった場合には感情極性は<極性なし>が出力されたものとした。システムから出力される感情極性は、{極性なし}, { $p$ }, { $n$ }, { $p$ , 極性なし}, { $n$ , 極性なし}, { $p$ ,  $n$ }, { $p$ ,  $n$ , 極性なし}の 7 通りのいずれかになる。感情極性の正解判定は、入力された文に対して、システムが出力した感情極性の集合の要素のうち少なくとも 1 つが、正解タグ付きコーパスの感情極性タグと一致した場合に、その文の感情極性推定結果は正解したと定義する。

#### 4.5 考察

表 2 に感情と感情極性の推定結果を示す。まず感情推定結果であるが、それぞれの作品において約 30%前後の正解率となった。ただし、感情推定システムが 1 個も感情タグを出力しなかった文の個数と割合は「まんじゅうこわい」が 245 個(245/474=51.7%), 「天災」が 311 個(311/550=56.5%),

「千早振る」が 196 個(196/331=59.2%)となっておりいずれの作品も 50%を超えた結果となった。また今回、文に対し、システムが出力した感情タグ、およびコーパスに付与された感情タグが共に 1 つも無かった場合にはその文の感情推定結果を正解とみなしている。そのような文の数は、「まんじゅうこわい」が 78 個、「天災」が 88 個、「千早振る」が 75 個であり、これらの文を除外した場合を考慮した正解率を算出すると、「まんじゅうこわい」が 19.4% $(=(155-78)/(474-78))$  , 「天災」が 12.8% $(=(147-88)/(550-88))$  , 「千早振る」が 16.4% $(=(117-75)/(331-75))$ と算出される。ここで感情推定システムが出力した感情タグの総数は、「まんじゅうこわい」が 506 個、「天災」が 439 個、「千早振る」が 284 個であり、感情推定システムが 1 個以上の感情タグを出力した文における、1 文あたりに出力された感情タグの個数は、それぞれ、「まんじゅうこわい」が 2.21 個 $(=506/(474-245))$ , 「天災」が 1.84 個 $(=439/(550-311))$ , 「千早振る」が 2.10 個 $(=284/(331-196))$ と算出される。つまり、1 文あたり約 2 個の感情タグが推定結果として出力されていることになる[h]。

システムが出力した 1 文あたりの平均の感情タグの個数とコーパスに付与された 1 文あたりの感情タグの個数をもとにそれぞれの作品のベースラインとなる正解率を求めると、「まんじゅうこわい」は 13.8% $(=1.69*2.21/27)$ , 「天災」が 10.4% $(=1.53*1.84/27)$ , 「千早振る」が 11.4% $(=1.46*2.10/27)$ となり、それぞれの作品の正解率はかろうじてベースラインを上回った結果となっている。しかしこの数値はあくまで「何らかの感情がある」と思われる文だけを考慮したものである。この割合は分野によって大きく変わることが想定されるため、いろいろな分野において感情を含まない文の割合を予め求めておく必要がある。

表 1 感情タグに対する感情極性の定義

Table 1 Definition of emotional polarity of each emotional category.

| 感情タグ    | 極性 | 感情タグ       | 極性 | 感情タグ  | 極性 |
|---------|----|------------|----|-------|----|
| 疑問      | n  | 合槌・単純応答    | 無  | 悲しさ   | n  |
| 驚き      | 無  | 困惑         | n  | 羨ましさ  | n  |
| 理解      | p  | 不満         | n  | 面白さ   | p  |
| 感謝      | p  | 喜び・満足      | p  | 失敗    | n  |
| 肯定      | p  | 共感         | p  | 怒り・不快 | n  |
| 否定・拒否   | n  | 寂しさ        | n  | 恨み    | n  |
| 同情・いたわり | 無  | つらさ・痛さ・苦しさ | n  | 怖さ    | n  |
| 納得・了解   | p  | 感動         | p  | 依頼    | 無  |
| 詫び・謝罪   | 無  | 鬱陶しさ       | n  | 応援    | p  |

g) ここでのシステムの出力に  $p$  と  $n$  が混在した場合は、 $p$  と  $n$  はそのまま残し<感情なし>には変換しない。

h) つまり、感情推定システムはやみくもに感情タグを出力していないことを示している。

表 2 感情と感情極性の推定結果

Table 2 Result of emotional category and emotional polarity estimation.

| 作品名      | 文数  | 感情正解文数 | 感情推定正解率(%) | 感情極性正解文数 | 感情極性正解率(%) |
|----------|-----|--------|------------|----------|------------|
| まんじゅうこわい | 474 | 155    | 32.7       | 262      | 55.3       |
| 天災       | 550 | 147    | 26.7       | 308      | 56.0       |
| 千早振る     | 331 | 117    | 35.3       | 197      | 59.5       |

次に感情推定の実験結果をもとに考察する。感情推定システムは<驚き>や<疑問>の感情タグを多く出力していた。特に<驚き>については、3 作品をあわせた、正解付きコーパスに付与された文の総数が 113 個、システム出力に含まれていた文の総数が 434 個、正解と判定された文が 48 個であり、再現率が  $0.43(=48/113)$ 、適合率が  $0.11(=48/434)$ であることから、傾向としては過剰なマッチングが考えられる。その原因として本レキシコンには、<驚き>の感情を持っている見出しが多いこと(176 個)、ならびに<驚き>の感情を持つ見出しは単語数が短いものを多く含んでいることなどが推測される。このような場合には再現率を上げつつも適合率を上げるために何らかの方法で感情の絞り込みが必要となる。

いっぽう、<驚き>や<疑問>のような感情タグとは逆の結果となったものも存在した。例えば<怒り・不快>は、3 作品をあわせた、正解付きコーパスに付与された文の総数が 108 個であったにもかかわらず、システム出力に含まれていた文の総数は 7 個、正解と判定された文が 2 個であり、同様に<困惑>はそれぞれ 214 個、7 個、正解にいたっては 0 個であった。しかし見出し数は<怒り・不快>が 109 個、<困惑>は 138 個と少ないわけではない。この原因としては、見出しがまだ不足していることのほか、マッチングには単語列一致を条件としているため、見出しを構成する単語数が多い場合には単語境界が不一致となりマッチングに失敗する傾向となること、また、このような感情はそもそも単語列として表現しにくいことなどが考えられる。そのため、例えばマッチングを行う際には、単語数が少ない見出しには単語列一致で、単語数が多いものは文字列一致で行うようにマッチングポリシーを分けるが必要になると思われる。

また感情極性推定の結果では、それぞれの作品において正解率は 55%を超えた値となった。ここで p と n が共にシステム出力に含まれていた文の数は 3 作品あわせて 46 文と全体(1,355 文)の 3.4%足らずと出現確率は低いが、この 3.4%という値は、システム出力であり正解タグ付きコーパスではないものの、文に positive な要素と negative な要素とが混在しているような文が存在する可能性を示している。

また感情推定の場合と類似して、文に対し、システムが

出力した感情極性と、コーパスに付与された感情極性が共に「極性なし」である場合にはその文を正解とみなしている。そのような文の数は、「まんじゅうこわい」が 111 個、「天災」が 164 個、「千早振る」が 94 個であり、3 作品の合計で 369 文で、感情推定の場合に比べて大幅に増えている。これらの文を除外した場合の正解率は 40.5%となった。

ところで「極性なし」には 3 つの種類が混在している。今回は、正解タグ付きコーパスの 1 文の感情極性を決定する際に「p と n が混在する場合には「極性なし」と定義しており、これは文の感情極性が p か n が曖昧であるものに対して「極性なし」が与えられることを意味している。3 つの種類とは、1 つ目は文に p と n の曖昧さがあるもの、2 つ目は文に 1 つも感情タグが与えられていないため「極性なし」となったもの、3 つ目は「極性なし」と定義された感情タグが文中に多数を占めたもの、これら 3 種がいずれも「極性なし」に縮退したものとなっている。システム出力には上の 2 つ目と 3 つ目に相当する場合が「極性なし」に縮退している。ここで、極性タグの集合を{ p, n, 極性なし}だけでなく、p と n の曖昧さがあるものを意味する「pn」のようなタグの追加も考えられる。ここで pn のタグがついたものに対しては、文脈などの他の情報を用いた別処理を設けることによって曖昧さを解消するアプローチなどが必要となる。

感情極性推定において致命的なエラーとしては、p と n の極性間違いが考えられる。例えば、『彼女にふられてつらいよ』という negative な発言に対して誤って positive であると解釈してしまい『それは良かったね!』と応答するとすれば不要なトラブルを引き起こしかねない。このような p と n の極性間違いをそれぞれの作品で求めた結果、「まんじゅうこわい」は 45 個( $45/474=9.4\%$ )、「天災」は 15 個( $15/550=2.7\%$ )、「千早振る」は 14 個( $14/331=4.2\%$ )となり、いずれも 10%未満の間違いにとどまった[i]。また、システム出力が p または n のどちらか 1 つを必ず含むもの、言い換えるとシステム出力に p と n の曖昧さがないもののみ、つまり{p}, {p, 極性なし}, {n}, {n, 極性なし}に限れば、442 文中 356 文が正解となり正解率 80.5%となった。ここで 80.5%の正解率について考察すると、前にも述べたよう

i) 具体的には、システム出力-正解、のペアが、{p}-n, {p, 極性なし}-n, {n}-p, {n, 極性なし}-p となったものの個数である。

にシステムは<驚き>や<疑問>の感情タグを多く出力しており、<驚き>は極性なし、<疑問>はnの感情極性と定義されている。システムによる感情極性出力のうち{n, 極性なし}であるものは324個、そのうち正解は286個であり、この部分の正解率が88.3%(=286/324)と高くなっている。落語には<驚き>や<疑問>が多いと考えられることから、落語を題材として実験対象と選定したことが一因と考えられる。

今回の感情極性推定の際には、正解感情極性付きコーパスとして、既に作成された正解感情付きコーパスのそれぞれの文に対して既に与えられている感情タグに対応する感情極性におきかえたものを使うというアプローチを採用しているが、それぞれの文に直接人手で感情極性を与えることができれば、良質な感情極性推定が行えるだけでなく、既に作成された正解感情付きコーパスに付与された感情タグ情報と合わせることで、感情タグに対する感情極性を確率的に算出できるようになる(例えば、<羨ましさ>ではpositiveが30%, negativeが70%, 等)。この考え方を拡張すると、例えば<依頼>では0, <疑問>では-0.3などのように、[17]の考え方に類似した、感情タグごとに感情極性の「程度」を数値で与えることができるようになる[j]。

今回、システム出力の中に正解である感情または極性が含まれていれば正解とする方針は、再現率を重視するアプローチである。再現率を高めていけば他の処理によって適切な絞り込みを行うことで無理なくシステム全体の精度を高めることができる。また、レキシコンの見出しの充足性やマッチングの適合度を測るための指標にもなりえるため、レキシコンの強化のために重要であると考えた。

また、今回題材として落語である3作品を取り上げたが、落語全体に見られる特徴として、いわゆる「ボケ」の表現が多く、文字面と感情が一致しない場合も少なくなかった。特に「まんじゅうこわい」では、「怖い」と言いつつも実際は感情が正反対である発話が多いことなど、感情情報抽出のための対象としてはいささか難解であったかもしれない。

## 5. まとめ

本論文では、日本語呼びかけ・応答・挨拶・独言・間投表現レキシコンを用いて、27種の感情の推定実験を通して、感情情報の抽出の可能性について考察した。日本語呼びかけ・応答・挨拶・独言・間投表現レキシコンは見出し数が現時点で約1,100の複単語表現を中心としたレキシコンである。本研究での簡単な感情推定および感情極性実験を通し検討したい項目が明確になった。今後の課題としては次にあげることなどが考えられる。

**レキシコンの検証：**人手での作成による記載漏れや誤記載の可能性については、自動エラー検出機能を有するスクリ

プトなどでの対応が考えられるが、誤記載の種類によっては、実験等を行うことによって発見される例もある。

エラー解析の結果等をもとに、レキシコンの見出しの網羅性や感情タグの問題の解決が必要である。見出し数については現時点で約1,100と決して少なくはないものの、不足している見出しや本来付与すべき感情タグをどのようにして追加するかも課題である。

**感情タグ体系について：**本論文で取り上げている27種類の感情には、他の感情モデルに含まれることが多い、<嫌>の感情が含まれていない。また27種に含まれる<怒り・不快>には、さらなる細分化が必要であると考えられる。具体的に「まんじゅうこわい」では、「毛虫をブラシがわりにして歯を磨く」等の記述があるが、これは感情的には気持ち悪さを想起するが、これは<怒り・不快>に分類されてしまう。この例では<怒り・不快>を<怒り>と<不快>に細分化したほうが都合がよいと思われる。しかしながら感情タグの種類が多ければよいとはいいきれず、一般的に感情タグの種類が多くなるほど感情推定の精度が低下する、いわゆるトレードオフが存在するため、詳細で、かつ推定精度が保てるような手法の検討が必要である。

また、感情極性推定においては、27種の感情タグのうち5種類が「極性なし」と定義されたが、はたして、極性がないとみなしたのも感情の1つとしてとらえるべきであるかについて再考の余地が残されている。

**推定手法の再検討：**まず感情極性推定では、極性なしをどのように扱うかが重要となる。1文に対して見出しが複数マッチングした場合には基本的にそれぞれの見出しに対応する感情タグの和集合を感情推定結果としているが、感情推定の正確さ、いわゆる適合率を高めるには出力される感情タグをできるだけ絞り込むことが必要となる。このとき、文の構造や文脈情報などを併用するなどが考えられる。

**レキシコン中の他の情報の使用：**実験では、見出しの感情タグに結びついた数値である「感情の強さ」を用いていない。例えばしきい値以上の強さの感情を持つ見出しのみをマッチングの対象とするなど、再現率や適合率がどのように推移するかを確認する必要もある。また《呼びかけ》や《応答》などのカテゴリも用いておらず、例えば、応答であるものが分かっているときには、カテゴリが《応答》であるもののみをマッチングの対象とすることが考えられる。

**各種レキシコンとの併用：**他のデータベースやレキシコンと組み合わせることで感情推定精度が向上することが期待できる。ここでJMWELの他のレキシコンとしては、日本語慣用句レキシコン[21](JMWEL\_idiom, 見出し数約5,000)や日本語文末MWE表現レキシコン[15](JMWEL\_post-predicative, 見出し数約5,000)等がある。日本語文末MWE表現レキシコンの見出しが文に含まれるものとして、例えば「飲んでばかりいる」には<鬱陶しさ>、「また食べてしまった」には<失敗>などの割り当てが可能

j) 文に与える感情極性も程度を数値x(例えば $-1 \leq x \leq 1$ )で与えることができれば良いかもしれない。

である。また「飲まなければならなかつた」には<不満>のように、文末表現(MWE を含む)の組み合わせの中には、文字通りの意味とは異なるニュアンスを持ちうるものの存在が確認されており[18][1]、これらについてもどのような組み合わせがどのような感情を生起しうるかの調査が必要となる。さらに「しかしながら」「とは言うものの」等のような、文頭の接続詞の機能をもつ MWE を主に収集している談話指標・文副詞的複単語表現レキシコン[16](JMWEL\_DM/SA, 見出し数約 1,400)に収録されている見出しに、前文との感情の関係(例えば感情反転等)を文脈情報として与えることができれば、感情の曖昧さの絞り込みにも有用であると考えている。これらの MWE レキシコンのみを用いてどこまで適切に感情情報抽出が可能であるかについても興味あるところである。

**感情遷移モデルの作成**：kim ら[7]は、ツイートとその返事のペアによる大規模データを用いて、{期待、喜び、怒り、驚き、恐れ、悲しみ、嫌悪、許容}の 8 種の感情のそれぞれを状態をみなした感情遷移モデルを構築している。感情遷移モデルには遷移確率が付与されており、発話によりどのように感情が遷移するかの例も示されている。本研究で作成した正解感情タグ付きコーパスを用いることで、感情状態の種類が豊富な感情推移モデルの構築が可能となる。応用としては、相手を怒らせないなど、発話をコントロールすることで聞き手の感情をある程度コントロールすることも可能になるかもしれない。しかしながら、どのようにして大規模な正解感情タグ付きコーパスを構築するかも大きな課題となる。

## 謝辞

本論文における実験を行った福岡大学工学部電子情報工学科 西拓実氏、下津浦諒氏に心より感謝する。

## 参考文献

- [1] 雨崎翔悟, 田辺利文, 首藤公昭. 推論ルールを用いた日本語文末表現の言い換え. 情報処理学会自然言語処理研究会 NL205, 2012.
- [2] Ekman, Paul. An argument for basic emotions, *Cognition and emotion*. Vol.6, pp.169-200, 1992.
- [3] 長谷川貴之, 鍛冶伸裕, 吉永直樹, 豊田正史. オンライン上の対話における聞き手の感情の予測と喚起. 人工知能学会誌 29 卷 1 号 SP1-J, pp.90-99, 2014.
- [4] 井上宗雄. 例解 慣用句辞典 一言いたい内容から逆引きできる. 創拓社, 1990.
- [5] 上脇優人. 日本語感情辞書. <http://www.jnlp.org/kamiwaki/gan-qing-ci-shu>. 2018.
- [6] Kawahara, D. and Kurohashi, S. Case Frame Compilation from the Web using High-Performance Computing. *Proc. 5th International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp.1344-1347, 2006.
- [7] Kim, S., Bak, J. and Oh, A. Do You Feel What I Feel? Social Aspects of Emotions in Twitter Conversations. *Proceedings of the 6th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, pp.495-498, 2012.
- [8] 工藤拓. mecab. <http://taku910.github.io/mecab/>.
- [9] 松本和幸, 任福継. 慣用句感情コーパスの構築および慣用句感情表現辞書の拡張. 言語処理学会第 22 回年次大会 発表論文集, pp.20-23, 2016.
- [10] 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版. 1993.
- [11] 仲村哲明, 河原大輔. 感情を含む特徴変化情報付き対話コーパスの構築とそれを用いた対話の自然さ推定. 言語処理学会第 24 回年次大会 発表論文集, pp.654-657, 2018.
- [12] R. Plutchik. The Nature of Emotions. *American Scientist*, Vol.89, No.4, pp.344-350, 2001.
- [13] J.A.Russell. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.36, pp.1161-1178, 1980.
- [14] I.A.Sag, T. Baldwin, F. Bond, A. Copestake, D. Flickinger. A Pain in the Neck for NLP. *Proc. of the 3rd CICLING*, 2002.
- [15] 首藤公昭. 日本語処理研究工房 ことばの森. <http://jefi.info>, 2011 開設.
- [16] 首藤公昭, 田辺利文, 高橋雅仁. 日本語処理のための談話指標・文副詞的複単語表現レキシコン: JMWEL\_DM/SA. 火の国シンポジウム, 2019(to appear).
- [17] 高村大也, 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 Vol.47, No.2, pp.627-637, 2006.
- [18] 田辺利文, 首藤公昭. 日本語文末表現による推論について. NLP 若手の会 第 5 回シンポジウム, 2010.
- [19] 田辺利文, 高橋雅仁, 首藤公昭. 日本語表現辞書 JDMWE の統計的性質. 情報処理学会自然言語処理研究会 NL205, 2012.
- [20] T. Tanabe, M. Takahashi, K. Shudo. A lexicon of multiword expressions for linguistically precise, wide-coverage natural language processing. *Computer Speech and Language*, 28-6, 2014.
- [21] 田辺利文, 高橋雅仁, 首藤公昭. 日本語慣用句の機械処理用レキシコン: JMWEL\_idiom. 第 17 回情報科学技術フォーラム, pp.191-195, 2018.
- [22] 田辺利文, 高橋雅仁, 首藤公昭. 日本語呼びかけ・応答・挨拶・独言・間投表現レキシコンの性質と応用. 言語処理学会第 24 回年次大会, 2018.
- [23] 田辺利文, 田中省作, 高橋雅仁, 首藤公昭. 日本語の呼びかけ・応答・挨拶・独言・間投表現機械辞書の概要. 第 71 回電気・情報関係学会九州支部連合大会, 2018.
- [24] 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. 情報処理学会論文誌 Vol.50, No.4, pp.1365-1374, 2009.
- [25] 土屋誠司, 鈴木基之, 荻野美紗子, 吉村枝里子, 渡辺広一. 口語表現に対応した知識ベースと連想メカニズムによる感情判断手法. 人工知能学会論文誌 29 卷 1 号 SP1-B, pp.11-20, 2014.
- [26] 土屋誠司, 吉村枝里子, 渡辺広一, 河岡司. 連想メカニズムを用いた話者の感情判断手法の提案. 自然言語処理 Vol.14, No.3, pp.219-238, 2007.