

# 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

松本 和幸 任 福継

徳島大学大学院ソシオテクノサイエンス研究部

{matumoto, ren}@is.tokushima-u.ac.jp

## 1 はじめに

言語からの感情推定の研究において、単語、フレーズ、文型、文末表現などに着目した手法が提案されてきた [1],[2],[3],[4]。単語やフレーズに対する感情の付与のみでは、多種多様な感情の表現方法に対応させることは困難である。とくに、比喩表現や慣用表現などは、単語単位での解析が難しく、単語の入れ替えをおこなうことで新しい表現を作成できるため、表現すべてを辞書に登録することができない。慣用表現をより抽象的な文型パターンで表現する方法も考えられるが、入れ替える語の決定方法が難しく、すべての表現を文型パターン化できるわけではない。

提案手法では、感情を表現する慣用句を感情慣用句と定義し、慣用句感情表現辞書を構築する。感情慣用句の含まれるツイートを収集し、慣用句が表現する感情を付与することにより、感情コーパスを構築する。このコーパスには、慣用句以外の表現も含まれているため、慣用句を含まない文の感情推定にも有効であると考えられる。本稿では、構築したコーパスをもとに、発話文の感情推定モデルを作成し、評価実験をおこなうことで、慣用句を用いた感情コーパス構築の問題点を探る。また、構築した感情コーパスを用いて、慣用句感情表現辞書の拡張を検討する。

## 2 慣用句感情表現辞書

従来研究で研究・構築されている辞書の多くが、単語単位やフレーズ単位で分類・登録された評価表現辞書であった [5],[6],[7]。これらの多くは、慣用句のような表現に限定して収集されていないため、本研究では、「例解 慣用句辞典」 [8] に掲載されている慣用句の感情分類を用いて、慣用句感情表現辞書を作成する。対象となる慣用句は、「感覚・感情を表す慣用句」において 55 の小項目に分類されている。55 の小項目の見出しをもとに、感情カテゴリを決定する。

表 1: 感情カテゴリごとの登録慣用句数

感情	慣用句数	感情	慣用句数
喜	68	昂	28
怒	103	恐	179
哀	154	安	114
好	171	厭	136
驚	77	恥	44

従来、複数語表現の感情極性分類についての先行研究 [9] があるが、名詞と述語の組み合わせに限定しており、本研究で扱うような慣用句を対象としたものではない。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が、本研究では、感情を表す慣用句をひとつの単語のようにして扱うことで、構成単語の極性は考慮しない。

慣用句に付与する感情カテゴリの種類は、「感情表現辞典」で定義されている 10 種類を用いた。各感情カテゴリごとの慣用句数を、表 1 に示す。用言となる慣用句は、各活用を考慮した形式でカウントした。たとえば、「耳に障る」という慣用句であれば、「耳に障ら」、「耳に障り」などといった形でも登録する。

## 3 コーパスの構築

本節では、慣用句感情表現辞書に登録されている慣用句を含んでいるツイートを収集することで、人手による感情タグの付与をおこなわず、感情コーパスを構築する手法について説明する。従来、感情コーパスを構築する際は、人手によるアノテーションが必須であった。人手によるアノテーションの問題点として、標準化された仕様が存在せず、タグ付与基準がコーパス構築者に依存してしまうことがある。また、最大の問題点として、タグ付与作業のコストが高いことがあげられる。短文への感情タグの付与であっても、文の意図な

どを理解したうえで感情理解する必要があるため、品質を保ったまま大規模なコーパスを構築することは非常に困難である。

本研究では、大規模文書集合から感情を表現する慣用句が含まれた文を自動抽出し、その慣用句が表現している感情を、文の感情として付与することにより、大規模な感情コーパスの構築および、感情を表現する慣用句の辞書への追加登録を自動化することを目標とする。これには、対象となる文が短文である必要があるため、Twitter のツイート文のように比較的短い文を対象とする。

また、否定語による打消しの問題もある。否定表現が前後に出現するだけで、正反対の感情が表現されてしまう。さらに、慣用表現の使われ方によっては、慣用句の感情がそのまま文の感情とならない場合もある。しかし、本論文では、ノイズが多少含まれても、慣用句の用例を大量に収集したコーパスを構築し、慣用句感情表現辞書に登録されておらず、感情が付与されていない慣用句に対し、感情を付与することを目的とする。

## 4 慣用句の感情推定

つぎに、慣用句の感情を推定する手法について説明する。慣用句感情表現辞書に未登録の慣用句が含まれるツイートを、TwitterAPI を用いて収集し、前節で述べた手法により構築した慣用句感情コーパスに基づく感情推定モデルにより感情推定する。各慣用句において、複数のツイートを収集しておくことで、複数の感情推定結果が得られるが、それらを統合することで最終的な感情の種類を決定する。

多くの用例が存在し、文脈が異なっても、ある一定数以上、同じ感情が推定されるような慣用句は、慣用句そのものが感情を表現している可能性が高いため、慣用句感情表現辞書に追加で登録することが可能と思われる。追加登録の際には、慣用句とともに、最終的に決定された感情カテゴリに登録し、さらに、慣用句感情コーパスには、その感情カテゴリとして推定された例文のみを追加することで、品質の低下を防ぐ。

## 5 実験

### 5.1 予備実験

予備実験として、慣用句該当箇所を訓練データから除外した場合と除外しない場合との感情推定モデルの比較をおこなう。感情推定モデル構築には、機械学習

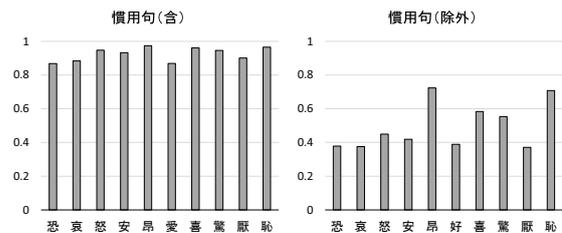


図 1: 予備実験結果 (F 値)

手法として、ロジスティック回帰を用いる。感情推定モデルの評価は、10 分割交差検定法を用い、各感情ごとの再現率、適合率を求め計算した F 値によりおこなう。用いたデータは、感情カテゴリによる差が出ないように、各テストセットにおいて、各感情カテゴリの文の数が 100 文ずつになるよう、ランダムで調整をおこない、各感情カテゴリごとに合計 1000 文を評価した。慣用句を残したままの場合の実験結果および慣用句を除外した場合の感情カテゴリごとの F 値を図 1 に示す。

実験結果から、慣用句をそのまま含んだ場合は、ほぼすべての感情カテゴリにおいて 9 割以上の再現率および適合率が得られたが、これは、各文に慣用句が必ず含まれていることから考えても妥当な結果といえる。「恐」、「哀」、「安」の正解率が低く、感情極性が異なる感情に推定されてしまっていることが多い。この原因として、慣用句の前後の否定表現による打消し、もしくは、1 ツイートが複数の文を含む場合に極性 positive/negative が反転してしまっている可能性がある。また、慣用句そのものが感情を表現している場合には、慣用句を除外した際、感情に関わる素性が抽出できないという問題が残されている。ここで、上述の、感情極性が反転する原因と考えられる、以下の点について分析をおこなった。

- 慣用句の前後の否定表現の出現数
- 慣用句以外の単語の感情極性の出現比率

否定表現を、「ない」、「無い」、「ぬ」、「ず」に限定し、慣用句の後方 3 語以内に含まれる場合のみをカウントした。この結果の一部を、表 2 に示す。  $f_{idiom}$ ,  $f_{neg}$  は、それぞれ当該慣用句の頻度、否定表現と共起した頻度を示す。

たとえば、「気にする」に後続する否定表現「ない」は、「気にする/こと/は/ない」のような形で出現しており、この場合は、「気にする」が表現する感情である「恐れ」が打ち消されてしまう。したがって、慣用句が

表 2: 慣用句と共起する否定表現の例

慣用句	$f_{idiom}$	$f_{neg}$	内訳	rate
不覚を取ら	34	34	ぬ:34	1
気に掛から	4	4	ない:4	1
魔が差さ	4	4	ない:4	1
肩が凝ら	324	322	ない:322	0.99
心を許さ	716	705	ぬ:676 ない:28 ず:1	0.98
気を落とさ	117	113	ない:82 ず:29 ぬ:2	0.97
心に掛ける	22	21	ず:21	0.95
気を許さ	87	78	ない:75 ず:3	0.90
青くなら	42	35	ない:35	0.83
後顧の憂い	339	43	ない:40 無い:3	0.13
気を落とす	79	9	ない:8 無い:1	0.11
気にする	13441	1421	ない:1264 無 い:154 ず:3	0.11
気を張る	219	22	ない:19 無い:3	0.10

後方に否定表現を伴う発話文は、文の感情が正しく付与されていない可能性が高い。

つぎに、慣用句以外の単語の感情極性の出現比率を調べた結果の一部を表 3 に示す。  $p_{total}, n_{total}$  は、慣用句と同一文に共起する感情極性 (positive/negative) を持つ単語数を表している。  $C_{match}$  は、慣用句の感情極性と感情極性が一致する共起語の数を示す。感情極性の判定には、高村らの感情極性対応表 [5] を用いた。

表 3: 共起する感情極性の集計結果 (positive)

慣用句	$p_{total}$	$n_{total}$	$C_{match}$
目がない	1372	2161	485
目の保養	906	929	450
血が騒ぐ	591	419	407
笑いが止まらない	741	2095	383
悠々自適	581	849	323
目が離せない	648	1216	256
気がある	802	2035	250
気を付ける	938	4098	235
心行くまで	604	782	214
気を配る	650	1206	199

$C_{match}$  が大きい値をとる慣用句ほど、付与されている文の感情の信頼性が高くなり、感情推定には有用な慣用句であることが考えられる。また、共起する単語

の感情極性値の合計値の符号が、慣用句の極性と異なる文を除外することで、信頼性の高い感情コーパスを構築できると考える。

## 5.2 評価実験

構築した慣用句感情コーパスを用いて学習した感情推定モデルを用いて、慣用句を含んだ文を感情推定し、慣用句感情表現辞書に未登録の慣用句を、辞書に登録する実験をおこなう。実験結果について、登録できた慣用句とその感情カテゴリを人手により確認し、妥当かどうかを 3 段階 (○: 妥当, △: 場合によっては妥当, ×: 妥当でない) で評価する。

以下、推定結果から各感情カテゴリごとの重みを計算する式 1 を示す。  $freq_{e_i^x}, freq_{e_j^x}$  は、ある慣用句  $x$  の用例に対する感情カテゴリ  $e_i^x, e_j^x$  の付与頻度を示す。  $N$  は感情カテゴリの種類数を示す。

$$weight_{e_i^x} = \frac{freq_{e_i^x}}{\sum_{j=1}^N freq_{e_j^x}} \quad (1)$$

今回、対象となるコーパスにおいて、用例数が 100 文以上の慣用句を対象とし、  $weight_{e_i^x}$  の値が 0.2 以上になる感情カテゴリのみを、その慣用句とともに辞書に登録する感情カテゴリとして出力し、評価した。全 29801 用例文 (慣用句種類数 791) のうち、上記の条件を満たす慣用句は、34 種類となった。慣用句に対する付与感情 (1 位~2 位) および評価結果を表 4 に示す。各感情カテゴリの後ろに、  $weight_{e_i^x}$  の値を付記する。

例文ごとに文脈に差異があっても、感情推定に必要な素性が共起することで、妥当な推定結果が得られた。しかし、ツイートの場合複数の文を含むこともあり、そうした場合に誤ってしまうことや、「息を吐く」のように、「息を吐く暇がない」という、否定表現とともに用いられやすい傾向があったり、「ため息を吐く」といったように、別の表現と部分一致する慣用句については誤推定された。また、評価結果が「△」となった慣用句は、慣用句が示す動作の主体が誰であるかによって異なった感情を表現するなど、曖昧性がある場合が多かった。

また、そもそも慣用句が感情を表現していない場合もあり、そのような慣用句は用例の感情カテゴリが分散しやすくなる。感情推定の対象とした慣用句は主に 3 形態素から成るものであったが、慣用句のみで感情が決定するような表現の場合、慣用句を構成する形態素数は、より多くなると考えられる。慣用句の前後関係を含めたものをひとまとめにして感情の推定をおこない、辞書に登録する手法を検討していく必要がある。

## 6 おわりに

本稿では、慣用句感情表現辞書と、それをを用いた感情コーパスの構築および辞書の拡張について述べた。評価実験では、慣用句の感情を推定する実験をおこない、用例文 100 以上、重みが 0.2 以上の感情カテゴリが付与されたもののみを評価した。結果として、評価対象とした約半数の慣用句については妥当な感情推定結果が得られることがわかった。一方で、慣用句単体での感情の付与は困難であり、前後関係を含めた辞書の構築が必要であることも分かった。今後は、ツイートにおける慣用句用例文のみならず、その他（ニュース記事や掲示板）における用例文を対象として調査を進めていく予定である。

## 謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金（基盤研究 (A) : 15H01712）の補助を受けて行った。

## 参考文献

- [1] F. Ren, K. Matsumoto, “Semi-automatic Creation of Youth Slang Corpus and Its Application to Affective Computing,” IEEE Transactions on Affective Computing, DOI: 10.1109/TAFFC.2015.2457915.
- [2] C. Quan, F. Ren. “Weighted high-order hidden Markov models for compound emotions recognition in text,” Information Sciences, doi:10.1016/j.ins.2015.09.050, Vol. 329, pp.581-596, 2015.
- [3] F. Ren, Y. Wu, “Predicting User-topic Opinions in Twitter with Social and Topical Context,” IEEE Transactions on Affective Computing, (10.1109/TAFFC.2013.22), Vol.4, No.4, pp.412-424, 2013.
- [4] F. Ren, C. Quan, K. Matsumoto, ENRICHING MENTAL ENGINEERING, International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol.9, No.8, pp.3271-3286, 2013.
- [5] 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 47(2), pp.627-637, 2006-02-15.
- [6] 中村明, “感情表現辞典”, 東京堂出版, 1993.
- [7] 佐野大樹: “日本語における評価表現の分類体系: アブレイザル理論をベースに”, 電子情報通信学会技術研究報告. NLC, 言語理解とコミュニケーション 110(400), pp.19-24, 2011-01-20.
- [8] 井上宗雄: “例解 慣用句辞典—言いたい内容から逆引きできる”, 創拓社, 1990.
- [9] 高村大也, 乾孝司, 奥村学, “隠れ変数モデルによる複数語表現の感情極性分類”, 情報処理学会論文誌 47(11), 3021-3031, 2006-11-15.

表 4: 慣用句感情推定結果と評価結果

慣用句	第 1 位	第 2 位	結果
手を合わせる	安 (0.209)	好 (0.203)	○
手が離れる	安 (0.219)		○
胸が詰まる	哀 (0.242)		○
手を広げる	恐 (0.211)		×
手を打つ	安 (0.203)		△
手に乗る	驚 (0.208)		×
意地を張る	恐 (0.217)		△
目を覚ます	安 (0.208)		△
後にする	哀 (0.208)		△
バトンを渡す	哀 (0.201)		△
頭を冷やす	哀 (0.231)		△
手が届く	安 (0.207)		○
穴埋めをする	哀 (0.208)		×
熱が冷める	恐 (0.228)		△
足が重い	哀 (0.221)		△
頭が低い	哀 (0.243)		△
足を入れる	哀 (0.205)		×
手がない	哀 (0.243)		○
息を吐く	哀 (0.228)		×
泥を塗る	恥 (0.288)		○
目を抜く	驚 (0.236)		○
目を覆う	驚 (0.309)		○
甘い汁を吸う	厭 (0.227)		○
目が覚める	安 (0.202)		△
息を入れる	安 (0.209)		○
色気より食い気	哀 (0.214)		×
息を抜く	恐 (0.220)		×
当てが外れる	恐 (0.236)		○
命の洗濯	哀 (0.256)		×
身に付ける	好 (0.292)	安 (0.260)	○
当てにする	恐 (0.208)		×
波に乗る	好 (0.226)		○
一巻の終わり	哀 (0.207)		○
跡形もない	哀 (0.258)		○