

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*

徳久良子^{†‡} 乾健太郎[‡]

[†] 豊田中央研究所 [‡] 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

[†] tokuhisa@mosk.tytlabs.co.jp [‡] {ryoko-t,inui}@is.naist.jp

1 はじめに

Web 上の大量の文章から評判や意見を抽出することを目的として、単語や文の感情極性（ポジティブ/ネガティブ/ニュートラル）を推定する研究が盛んに行われている [11]。しかし、感情音声合成や対話への応用を考えると、感情極性を推定するだけでは必ずしも十分ではない。以下に具体例で説明する。雑談対話システムに以下の3つの発話が入力されたとする。

- a) 遠くのレストランに行ったら定休日だった
- b) 大切にしていたハムスターが死んでしまった
- c) 家の鍵を掛け忘れたかもしれない

上記の発話の感情極性は全てネガティブである。したがって、a)~c) の全てに対して対話システムは「それは嫌な気持ちですね」と応答できる。しかし、話者の感情をより適切に表現するためには、a に対しては「それは残念でしたね」、b に対しては「それは寂しいでしょう」、c に対しては「それは心配ですね」と応答するのが望ましい。このように話者の感情を適切に表現する応答を生成するためには、発話の意味する感情を感情極性より粒度の細かい感情クラスで推定する必要がある。

近年、感情極性より細かい粒度で感情を推定する研究がいくつか報告されている [1, 2, 4, 5, 6]。しかし、いずれの研究も萌芽的な状態にあり十分な成果が得られているとは言えない。そこで本稿では、文の意味する感情を推定する手法を提案する。

2 感情推定手法

2.1 基本的なアプローチ

文の感情極性の推定に関しては、Positive/Negative を表す代表的な単語との共起確率を利用したり、単語や係り受けの情報を利用するといったさまざまな方法が提案されている [8, 13]。また一般に、多クラスの分類問題では、上位クラスを分類した後に下位クラスを分類する方が分類精度が良いことが知られている。そこで我々は、1) 入力文の感情極性を推定した上で、2) コーパスに基づいて感情を推定する感情推定手法を提案する。図 1 に、我々の提案する感情推定の基本的な流れを示す。

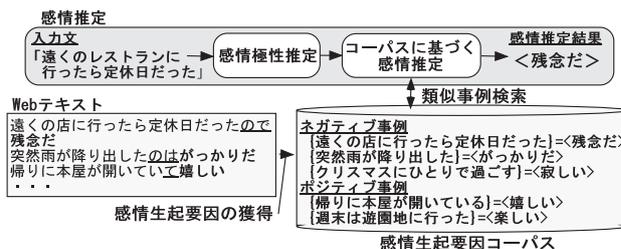


図 1: 感情推定の基本的なアプローチ

まず、Web 上のテキストから、感情が生起する要因となる事態を獲得する。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」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（この事態の集合を感情生起要因コーパスと呼ぶ）。次に、入力文と類似する事例を感情生起要因コーパスから検索する。このとき、入力文の感情極性はあらかじめ推定しておき、入力文と感情極性が同一の事例のみを対象として類似事例を検索する。具体的には、「遠くのレストランに行ったら定休日だった」という入力の感情極性推定結果が「ネガティブ」の場合は、感情生起要因コーパスのネガティブの事例から類似事例を検索する。類似事例として「遠くの店に行ったら定休日だった」が検索された場合には、当該事例「遠くの店に行ったら定休日だった」に対応する感情「残念だ」を感情推定結果として出力する。

以降、2.2 節では感情生起要因コーパスの構築方法と評価結果を述べ、2.3 節では感情極性の推定手法と評価結果を述べる。さらに 2.4 節では、感情生起要因コーパスに基づく感情推定手法について述べる。

2.2 感情生起要因コーパスの構築と評価

2.2.1 感情生起要因コーパスの構築

図 1 に示す通り、感情生起要因コーパスは、{感情が生起する要因となる事態} と {感情} とで構成される。まず、獲得対象の感情表現を定義する。我々は、寺村の定義 [12] を参考にして、感情を表現する語を以下のように定義した。

X = 感情主, Y = 対象, Z = 当該語のとき、「X は Y を Z」「X は Y に Z」「X は Y が Z」のいずれかの表現ができれば、Z は感情表現である。一方、

*Emotion Classification using Massive Examples Extracted from the Web

表 1: 獲得対象とする感情表現の例

楽しい, 楽しむ, 安心, 喜ぶ, 嬉しい, ウキウキ, 悲しい, 残念, がっかり, がっくり, つらい, ヒヤヒヤ, 呆れる, 寂しい, 恐い, 嫌, しょんぼり, むかつく

表 2: 感情生起要因コーパスの評価結果

	感情極性	感情
正例	1140(57.5%)	1025(51.7%)
文脈依存	678(34.2%)	489(24.6%)
負例	166(8.4%)	470(23.7%)
評価対象外	16(対象外)	16(対象外)

Y = 対象, Z = 当該語のとき「Y は Z」と表現できれば Z は評価表現である。

上記の定義に従い, 小林らの評価値表現辞書 [10]¹ から感情表現を抽出した結果, 374 語の感情表現を得た。表 1 に一部を示す。これらの感情表現には, 「楽しい/楽しむ」「残念/がっかり/がっくり」のように類似する概念を別の言い回しで表現した語も含まれる。

次に, 8 種類の手がかり表現 (ので, から, ため, て, のは, のが, ことは, ことが) を介して感情表現に係る節を {感情を生起する要因} として獲得する。例えば「突然雨が降り出したのはがっかりだ」という文は, 「のは」を介して {突然雨が降り出した} が (がっかりだ) を修飾している。したがって, (がっかりだ) を生起する要因として {突然雨が降り出した} を獲得する。

上記の方法で, 河原らの Web5 億文コーパス [3] から感情生起の要因を獲得した結果, ポジティブの感情を生起する事態 716,651 件, ネガティブの感情を生起する事態 680,083 件からなる感情生起要因コーパスを構築した。

2.2.2 感情生起要因コーパスの評価

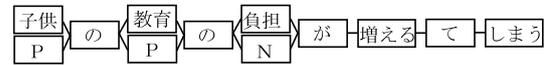
感情生起要因コーパスの評価結果を表 2 と表 3 に示す。評価は, 感情生起要因コーパスの構築に関わっていない作業者が 1 名で行なった。評価対象は, コーパスからランダムに抽出した 2000 事例とした。

表 2 および表 3 の「感情極性」は獲得した事態と感情との感情極性が一致するかどうかを評価した結果で, 「感情」は獲得した事態が当該感情の生起要因かどうかを評価した結果を示す。また, 「正例」は「正例」, 「文脈依存」は「文脈によっては正例である事例」, 「負例」は「負例」を示す。なお, 「評価対象外」は獲得した事態が性的な内容だったため評価から外した事態を示す。例えば, 表 3 の「敵が多い」については, 「敵が多い = ネガティブ」は成立するので「感情極性」は正例, 「敵が多い = 飽きる」が成立するかどうかは文脈に依存するので「感情」は文脈依存となる。

表 2 に示す通り, 感情極性の評価については, 57.5% が正例, さらに, 文脈によって正例となる事態を加えると 91.7% の事態が正例であった。一方, 感情の成立性に関しては 51.7% が正例, 文脈によって正例となる

表 3: 感情生起要因コーパスの評価の例

感情生起要因コーパス		評価結果	
事態	感情表現 (P/N)	感情極性	感情
花持ちが悪い	残念だ (N)	正例	正例
敵が多い	飽きる (N)	正例	文脈依存
ちんげん菜が多い	嬉しい (P)	文脈依存	文脈依存
会社員になる	嫌だ (N)	文脈依存	文脈依存
ジュースが飲みたい	大変だ (N)	負例	負例



P...ポジティブ, N...ネガティブ

図 2: 感情極性つきのラティスの例

事態を加えると 76.3% が正例であった。以上の結果から, 感情が生起する条件を加えるなど文脈を限定する必要はあるものの, 感情推定に十分適用可能な感情生起要因コーパスが構築できたと考える。

2.3 感情極性の推定手法と評価

感情極性の推定に関しては多くの手法が提案されている [8, 11, 13]。これらを参考に, 単語および単語自身の感情極性を用いて文の感情極性を推定する。図 2 に「子供の教育の負担が増えるてしまう」という文を, 単語の感情極性つきで記述した例を示す。ここでは「子供, 教育」はポジティブ, 「負担」はネガティブの感情極性を持つものとする。図 2 のラティスに対して, 3gram 以下の列を展開すると, 「子供, P, 子供の, P の, 子供の教育, P の教育, …」などが得られる。これらを素性として SVM² で学習し感情極性推定モデルを構築する。

表 4 に感情極性推定の評価結果を示す。評価には, 豊田中央研究所の所員 6 名が雑談対話システムへの入力を想定して作成した 65 文³と, 表 2 で感情極性が正例の 1140 文を用いた。また, 学習には, 2.2 節で構築した感情生起要因コーパス全体の 10 分の 1 を用いた。なお, 学習データには表 2 のデータは含まない。

表 4 の「単語」は単語の 1/2/3gram を素性とした精度を, 「単語 + 感情極性」は単語および単語自身の感情極性からなるラティス (e.g. 図 2) の 1/2/3gram を素性とした精度を示す。なお, 単語の感情極性は, Web 上で出現頻度の高い単語 5 万語に対して人手で感情極性を付与した単語感情極性辞書を用いた。この単語感情極性辞書にはポジティブの単語 1880 エントリ, ネガティブの単語 2490 エントリが登録されている。表 5 に辞書の一部を示す。

表 4 が示す通り, 単語のみを素性として構築した感情極性推定モデルも, 単語および単語自身の感情極性を素性として構築した感情極性推定モデルも, 十分な推定精度であった。今回我々は, 感情生起要因コーパスを用いて感情極性推定モデルを構築したが, このように質の高い大量の学習データを用いることで, 単語の情報だけでも感情極性の推定に必要な特徴が十分

¹ http://www.syncha.org/evaluative_expressions.html

² TinySVM を使用した。 <http://chasen.org/~taku/software/TinySVM/>

³ 作成者自身が感情極性 (ポジティブ/ネガティブ) を付与した。

表 4: 感情極性推定の評価結果

	豊田中研 65 文	Web1140 文
単語	84.62%	82.11%
単語+感情極性	84.62%	82.02%

表 5: 感情極性単語辞書の例

ポジティブ	子供, 夏休み, ゆとり, 役立つ, 成功する
ネガティブ	負担, 死, トラブル, 難しい, 失敗する

学習されたと考えられる⁴. 以降の実験では, 単語のみを素性として構築した感情極性推定モデルを用いる.

2.4 感情生起要因コーパスに基づく感情推定

2.1 節で述べた通り, 我々の提案する感情推定手法では, 入力文と類似する事態を感情生起要因コーパスから検索することで入力文の感情を推定する.

まず, 入力文と類似する事態の検索方法について述べる. ふたつの文の類似度の計算方法に関しては, これまでさまざまな提案がされている [7, 9, 14]. どのような方法で類似度を求めるべきかは議論の余地があるが, 今回は, 入力文 I と事態 S とに含まれる単語のコサイン類似度により両者の類似度を求める.

$$\begin{aligned} \cos(I, S) &= \frac{I \cdot S}{|I||S|} \\ &= \frac{i_1 * s_1 + i_2 * s_2 + \dots + i_n * s_n}{\sqrt{i_1^2 + i_2^2 + \dots + i_n^2} * \sqrt{s_1^2 + s_2^2 + \dots + s_n^2}} \\ &= \frac{I \text{ と } S \text{ の一致する単語数}}{\sqrt{I \text{ の単語数}} * \sqrt{S \text{ の単語数}}} \end{aligned}$$

次に, 入力文 I の感情の推定方法について述べる. まず, 上記で検索された類似事例の上位 N 個の事態を抽出し, 感情ごとに類似度の和を求める. ここで, もっともスコアの高い感情を入力文の感情として出力する. 以下に感情 E のスコアの算出式を示す. 式中の $S_i \Rightarrow E$ は, 事態 S_i の感情が E であることを示す.

$$Score(E) = \sum_{k=1}^N \cos(I, S_i | S_i \Rightarrow E)$$

例えば, ある入力文 I に類似する事態を検索した結果, 図 3 が得られたとする. 図 3 の例では入力文ともっとも類似する事態の感情は〈残念〉, 次に類似する事態の感情は, 同率で〈嫌〉および〈寂しい〉である. ここで, それぞれの感情について類似度の和を求め, もっともスコアが高い感情を入力文の感情として出力する. 例えば, 図 3 の例では〈寂しい〉のスコアがもっとも高いので, 入力文 I の感情推定結果は〈寂しい〉である.

3 感情推定実験

3.1 感情クラスの定義

2.2.1 節で述べた通り, 我々は, 374 語の感情表現を手がかりとして感情生起要因コーパスを構築した. しかし, これらの感情表現には表記のゆれ (e.g. がっく

⁴係り受けや述語項構造の情報を用いた感情極性推定実験も行なったが, 単語の情報を用いた場合と比べて差が見られなかった.

検索された類似事例

順位	事態	感情	類似度
1.	{事態1}	=<残念>	0.75
2.	{事態2}	=<嫌>	0.70
2.	{事態3}	=<寂しい>	0.70
3.	{事態4}	=<寂しい>	0.67
4.	{事態5}	=<寂しい>	0.63
...			
N.	{事態N}	=<感情N>	scoreN

感情推定結果		
順位	感情	スコア
1.	<寂しい>	14.23
2.	<嫌>	8.31
3.	<残念>	5.70

図 3: 上位 N 位の類似事例からの感情推定

表 6: 感情表現の集約例

	感情生起要因コーパス構築に利用した感情表現
楽しい	楽しい, たのしい, 楽しむ, 楽しめる, ...
嬉しい	嬉しい, 狂喜, 喜ぶ, 歓ぶ, ...
幸せ	幸せ, 仕合せ, 仕合わせ, ハッピー, ...
感動	感動, 感慨無量, 感無量
がっかり	がっかり, がっくり, ガックリ, 肩を落とす, ...
恐い	恐い, 怖い, びびる, 恐ろしい, ...

り, ガックリ) や, 品詞は違うが類似する概念を表す語 (e.g. 楽しい, 楽しむ) が含まれたため, 人手により同じ概念の感情表現を集約した. その結果, 374 語の感情表現が 44 種類に集約された (表 6). さらに, これら 44 種類の感情表現を 10 種類の感情クラス (嬉しい, 楽しい, 安心, 恐い, 悲しい, 残念, 嫌, 寂しい, 不安, 腹立たしい) に分類した (表 7). 対話に応用する際, どの程度の粒度の感情クラスが必要かは検討する必要があるが, 今回は上記の 10 種類の感情クラスを感情推定実験に用いる. なお, 感情表現 44 語のうち 6 語 (感動, 動揺, 呆れる, など) については 10 種類の感情クラスのいずれにも該当しなかった. そこで, 今回の実験では, これらの感情に対応する事態は感情生起要因コーパスから除外する.

3.2 感情推定実験方法

下記の 3 種類のデータを用いて感情推定実験を行なう.

1) 豊田中研 65 文に 2 名がひとつの感情を付与

雑談対話システムへの入力想定して作成した 65 文に, 作業員 2 名が 10 種類の感情クラスを独立に付与した. なお, ある文に複数の感情が該当する場合には, もっとも適切な感情クラスをひとつ選択した. 作業員の付与した感情の一致率は $\kappa = 0.76$ であった. 評価では, 作業員のどちらか一方が付与した感情を正解とする (表 8 に例を示す).

2) 豊田中研 65 文に 1 名が複数の感情を付与

上述の 65 文に対して作業員 1 名が 10 種類の感情クラスを付与した. ある文に複数の感情が該当する場合は, 該当する感情クラスを全て付与した. その結果, ポジティブの文に対しては平均 1.48 個, ネガティブの文に対しては平均 2.47 個の感情クラスが付与された (表 9 に例を示す).

3) Web988 文データ

表 2 で「感情」が正例であった 1025 事例から, 10 種類の感情クラスに分類できない感情表現 6 語の事例を除いた 988 事例を評価データとする.

表 7: 感情表現と感情クラスの対応 (一部)

	感情表現
楽しい	楽しい
嬉しい	嬉しい, 幸せ, 満足, いい気持ち, ...
悲しい	悲しい, 嘆かわしい, 切ない
嫌	嫌, うんざり, 困る, 大変, 悩ましい, ...

表 8: 2名の作業員による感情付与の例

豊田中研 65 文	作業員 1	作業員 2
クリスマスにプレゼントをもらった	嬉しい	嬉しい
友達の家遊びに行く	楽しい	楽しい
花見に行ったら突然雨が降り出した	悲しい	悲しい
渋滞でほとんど動かない	嫌	腹立たしい
買い物に行ったら定休日だった	悲しい	残念

表 9: 1名の作業員による感情付与の例

豊田中研 65 文	感情クラス
クリスマスにプレゼントをもらった	嬉しい
友達の家遊びに行く	楽しい, 嬉しい
花見に行ったら突然雨が降り出した	悲しい, 嫌, 残念, 腹立たしい
渋滞でほとんど動かない	嫌, 腹立たしい
買い物に行ったら定休日だった	悲しい, 残念, 嫌

3.3 感情推定実験結果

感情推定実験の結果を図 4 に示す. 図 4 の「感情推定のみ」は入力文と類似する事例を感情生起要因コーパス全体から検索した精度を, 「感情極性推定+感情推定」は入力文の感情極性を推定した後で, 入力文と感情極性が一致する事例のみを対象として感情生起要因コーパスから類似事例を検索した精度を示す. なお, 図 4 の「上位 1 位, 上位 3 位, 上位 10 位」は, 感情ごとのスコアを求める際 (図 3) に上位何個の類似事例を用いたかを示す. なお, 入力文と事象との類似度は自立語のコサイン類似度により求めた. 図 4 の結果, 入力文に対してあらかじめ感情極性を推定することで, 感情推定精度が最大 12.3%(60.0%→72.3%), 平均 9.6%向上した. また, もっとも類似する事例 (上位 1 位) のみを用いるより上位 N 個のスコアの和から感情を推定した方が高い精度が得られることが分かった.

4 まとめと今後の課題

本稿では, あらかじめ感情極性を推定した上で, コーパスから類似事例を検索して 10 クラスの感情を推定する手法を提案した. 具体的には, まず, Web 上のテキストから約 139 万件の感情生起の要因を獲得し, 感情生起要因コーパスを構築した. 次に, 入力された文と類似する事例を感情生起要因コーパスから検索することで感情を推定した. 実験の結果, あらかじめ感情極性を推定することで感情推定精度が向上すること, 複数の類似事例を用いることで感情推定精度が向上することを明らかにした.

今後は, 感情極性を持たない文が入力された場合のニュートラルの認識, および, 感情推定精度の向上を行なう. さらに, 今回提案した感情推定手法を対話に応用する.

参考文献

[1] Cecilia Ovesdotter Alm, Dan Roth, and Richard Sproat. Emotions from text: machine learning for text-based emotion prediction. *HLT/EMNLP*, 2005.
 [2] Francois-Regis Chaumartin. A knowledge-based system for headline sentiment tagging. *4th International Workshop on Semantic Evaluations*, 2007.
 [3] Daisuke Kawahara and Sadao Kurohashi. Case frame compilation from the web using high-performance

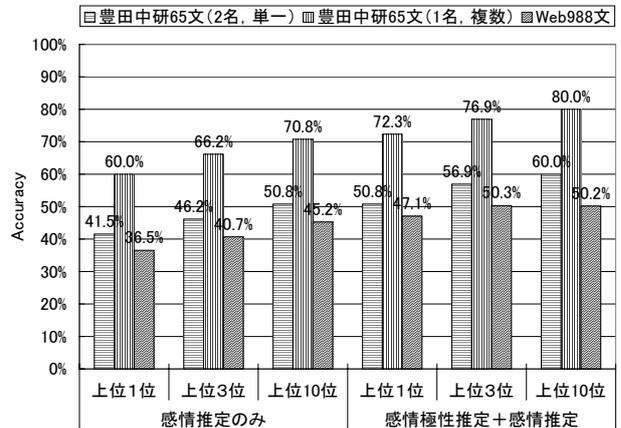


図 4: 感情極性推定の利用

computing. *In Proceedings of the 5th International Conference on Language Resources and Evaluation*, 2006.
 [4] Zornitsa Kozareva, Borja Navarro, Sonia Vazquez, and Andres Montoyo. A headline emotion classification through web information. *4th International Workshop on Semantic Evaluations*, 2007.
 [5] Rada Mihalcea and Hugo Liu. A corpus-based approach to finding happiness. *Proceedings of AAAI 2006 Spring Symposium on Computational Approaches to Analyzing Weblogs*, 2006.
 [6] Shaikh Mostafa, Helmut Prendinger, and Mitsuru Ishizuka. Emotion sensitive news agent: An approach towards user centric emotion sensing from the news. *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*, 2007.
 [7] Kuo-Chung Tai. The tree-to-tree correction problem. *Journal of the ACM*, Vol. 26, No. 3, pp. 422-433, 1979.
 [8] P.D. Turney. Thumbs up? thumbs down? semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 417-424, 2002.
 [9] Kaizhong Zhang and Dennis Shasha. Simple fast algorithms for the editing distance between trees and related problems. *SIAM Journal on Computing*, Vol. 18, No. 6, pp. 1245-1262, 1989.
 [10] 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. 2, pp. 203-222, 2005.
 [11] 乾孝司, 奥村学. テキストを対象とした評価情報の分析に関する研究動向. *自然言語処理*, Vol. 13, No. 3, pp. 201-241, 2006.
 [12] 寺村秀夫. 日本語のシンタクスと意味. くろしお出版, 1982.
 [13] 工藤拓, 松本裕治. 半構造化テキストの分類のためのブーティングアルゴリズム. *情報処理学会論文誌*, 2004.
 [14] 下岡和也, 徳久良子, 寺島立太. 雑談対話システム構築に向けた事象間の因果関係知識を用いた応答生成. *SIG-SLUD-A701-13*, 2007.