

## “えもにゅ”における短文の感情推定について

小川 拓貴<sup>†1</sup>      松本 和幸<sup>†2</sup>      任 福 継<sup>†2</sup>

本研究では、Web サービス“えもにゅ”の投稿文をコーパスとして用い、単語 1-gram を素性とした SVM によるつぶやきや一言を対象とした感情推定手法を提案する。

“えもにゅ”とは一言メモに感情マークを付加して投稿できる Web サービスで、この投稿文をコーパスとして用いることで書き手の感情をコーパスに直接反映でき、また感情タグ付け作業を削減できる。単語 1-gram を素性とした理由としては、つぶやきや一言のような短文において書き手が感情表現する際に単語や記号の言語的意味を用いて感情を表現することが多いと考えられる事、1 文あたりに含まれる素性の数が少ないつぶやきや一言から十分な素性の出現頻度を得るためには素性数を抑えることで 1 素性あたりの出現頻度を上げる必要がある事が挙げられる。評価実験として、単語 1-gram を素性とした場合と単語 2-gram を素性とした場合で比較をしたところ、F 値を評価基準とすると単語 1-gram を素性とした場合の方が全ての感情において高い値を示した。

## About emotion estimation of “Emonyu” short sentence

TAKUKI OGAWA,<sup>†1</sup> KAZUYUKI MATSUMOTO<sup>†2</sup>  
and FUJI REN<sup>†2</sup>

This paper proposes a SVM-based emotion estimation method from a short message or a word by using word 1-gram as feature and use contribution of “Emonyu” as a corpus.

“Emonyu” is a web service to which users contribute a short message or a word with a emotion mark. Therefore, the corpus using “Emonyu” contribution enables reflect writer’s emotion directly, and reduce work of adding emotion tags to sentences of corpus. We use word 1-gram as feature is, in short sentences like a short message or a word including a few features, a writer generally express emotion using a linguistic meaning of a word or a mark and it is necessary to reduce a number of kinds of feature to get exact appear frequency of features. The result of experiments show that the F-measure of proposed method is higher than the F-measure of method using word 2-gram as a feature in all emotions.

### 1. はじめに

従来対話エージェントは、人間どうしの対話と比べて味気なく機械的で冷たい印象を与えるものであった。そのため近年、ユーザとの親和性の高い対話の出来るエージェントの実現に向けて研究が行われている<sup>1)2)</sup>。

ユーザとの親和性の高い対話システムを実現するにはユーザの情緒面を考慮に入れて対応をする必要があるため、従来対話エージェントに加えてユーザの感情推定、システムの感情表出といった感情処理が必要となってくる。<sup>3)</sup>

また、HAI(Human-Agent Interaction) 研究の観点から、エージェントはユーザとのインタラクションを積極的かつ有効に利用することが求められており<sup>4)</sup>、対話エージェントにおいてはエージェントの方から能動的に対話を始め、進める必要があると考える。しかし、ユーザの状態を考慮に入れずにやみくもに話しかけることはユーザにとって迷惑となり、また使用を敬遠する要因となりうる。そこで、ユーザのつぶやきや一言からユーザの感情を推定し、また対話を始めるきっかけとすることでユーザの状態を考慮した自然な対話を行うことができると考える。

しかし、つぶやきや一言は単語数が少なく、含まれる情報が少ないため感情推定は難しい。またこれまでつぶやきや一言のような短文に特化した感情推定手法の研究はあまり行われていない。

そこで、本研究では短文に含まれる単語や記号の持つ言語的意味と文章に表れる感情との関係に着目し、単語 1-gram を素性として統計的手法により感情推定を行う。コーパスに一言メモと感情マークをセットにして投稿出来る Web サービス“えもにゅ”<sup>\*1</sup>を利用し、単語 1-gram を素性として学習データを作成し、SVM を用いて学習を行い、感情モデルを構成して、短文を対象とした感情推定システムの構築を試みる。以下、第 2 節では関連研究を述べ、第 3 節では本研究で提案する短文の感情推定手法の詳細を説明する。第 4 節で推定実験と実験結果を報告し、第 5 節では考察、そして第 6 節でまとめと今後の課題を述べる。

<sup>†1</sup> 徳島大学  
Tokushima University

<sup>†2</sup> 徳島大学大学院ソシオテクノサイエンス研究部

\*1 <http://emonyu.jp/>

## 2. 関連研究

感情推定の先行研究として、江村ら<sup>5)</sup>はモブログの文末に現れる絵文字を感情タグとして SVM を用いて学習、感情モデルを構築し、感情抽出を行っている。目良ら<sup>6)</sup>は複数の格フレームと、それぞれに対応した情緒生起式を用意しておき、入力文に合う格フレームを選択し情緒計算をすることで快か不快かを判断している。三品ら<sup>7)</sup>は各感情コーパスと入力文との類似度を計算し、最も類似度の高いコーパスの感情を入力文の感情として判断している。

しかしこれらの研究は格フレームや比較のための情報を多く含む長文に対しては、ある程度有効であるが短文に対してはあまり適切ではない。著者らの調査の範囲では短文に限定し感情推定を行う研究はあまり存在しない。

## 3. 提案手法

### 3.1 提案手法の流れ

本研究では一言メモと感情マークをセットにして投稿できる Web サービス“えもにゅ”をコーパスとして短文を“楽しい”、“嬉しい”、“悲しい”、“辛い”の4つの感情に分類し投稿者の感情を推定する。感情の選定は、えもにゅで採用されている感情のうち投稿数の多かった4感情を採用した。感情マークには「ちょっと」や「かなり」など感情の程度を表す情報も含まれているが、今回は感情の種類のみを推定する。

文章の文字数が少ない短文において、書き手は「嬉しい」「悲しい」などの感情語や「」などの記号、「晴れ」「休み」など人々が特定の感情を抱きやすい語を用いることで自身の感情を表現することが多いと考えられる。

そこで、本研究では短文に含まれる単語や記号の持つ言語的意味を重要視し、単語 1-gram を素性として感情推定を行う。コーパス中に出現した素性を特徴量として用いるため、分類器には高次元の特徴量を効率よく処理できる SVM を採用する。

### 3.2 使用コーパス

“えもにゅ”の Web サイト\*1から投稿文 3820 文とそれらに付与されている感情マークを収集し、各感情ごとに投稿文を分類し、コーパスとして使用した。“えもにゅ”とは図 1 のように一言メモと感情マークをセットにして投稿する Web サービスである。この投稿記事を



図 1 えもにゅの記事例

コーパスとして用いることで短文の書き手自身が適切だと判断した感情を直接コーパスに反映させることができ、また感情タグ付けのコストを削減することが出来る。

### 3.3 使用素性

文章を分割する際の素性の種類には単語 N-gram や文字 N-gram などがある。単語 N-gram を素性として使用すると、単語という言語的意味を持つ単位で分割できるので感情を表しやすい単語や単語の並びから感情推定が可能というメリットがある。また、文字 N-gram は形態素解析のように単語辞書を使用しないため辞書に含まれないような人名や新語、略語に強く日常言葉や口語的な文章にも対応できるメリットがある、また N が大きいほど単語や文字の並びを素性に反映できる。

ここで、文章の文字数が少ない短文のための素性について以下のようなことが考えられる。

- 文章の文字数が少ない短文において、書き手は「嬉しい」「悲しい」などの感情語や「」などの記号、「晴れ」「休み」など、人々が特定の感情を抱きやすい単語や記号の言語的意味を用いることで自身の感情を表現することが多いと考えられる。

\*1 <http://emonyu.jp/>

- 素性の種類は N の値によって指数的に増加するが、素性の種類に対しコーパスの量が少ないと全ての素性について十分な出現頻度を得ることができず各素性の出現頻度を正しく把握できない。そのため、短文から素性の出現頻度を得るためには素性数を抑えることで 1 素性あたりの出現頻度を上げる必要がある。

以上の 2 点から、本研究では短文に含まれる単語や記号の持つ言語的意味を重要視し、また素性の数を抑えられる単語 1-gram を素性として採用した。

### 3.4 文からの特徴ベクトル作成方法

SVM を用いて学習、分類するためにコーパスを特徴ベクトルに変換する必要がある。特徴ベクトルの次元には素性の種類を使用するため、まずコーパス中に出現した素性全種類に対して通し番号を振り、コーパス中での各素性の出現頻度を素性出現頻度データベースに格納した。その後、図 2 の流れで文から特徴ベクトルを作成した。

特徴ベクトルの次元の値の計算方法について、ある感情コーパス A の文 s に含まれる素性  $\alpha$  に対応した次元の値は以下の式によって計算される。

$$\text{感情 A での素性 } \alpha \text{ に対応した次元の値} = \frac{\text{感情 A での素性 } \alpha \text{ の出現頻度}}{\text{全感情での素性 } \alpha \text{ の出現頻度}} \quad (1)$$

次元の値として正規化した出現頻度を採用することで、出現頻度を採用する場合に比べてある感情でのみ多く用いられる、感情の特徴となりやすい素性に対応する次元の値をその他の次元より大きく付けることが出来る。各感情での出現頻度を表 1 に示した助詞「の」と記号「」を例として説明すると、感情“嬉しい”での出現頻度は助詞「の」が多いが各感情での出現頻度の偏りの大きい方は記号「」である。感情を推定する際には各感情での偏りの大きいものの方が特徴となりやすいが、出現頻度を次元の値とした場合、感情“嬉しい”での値は助詞「の」の方が大きくなってしまう。

しかし、正規化した値を使うことで助詞「の」の次元の値が 0.35 に対し、記号「」の次元の値は 0.64 となり記号「」に、より大きな値を与えることができる。

例として、「爽やかな朝です」という文を“嬉しい”の感情について特徴ベクトル  $v$  に変換する。文中に現れる素性と各感情コーパスでの出現頻度を表 2 に、感情“嬉しい”について正規化した各素性の出現頻度を表 3 に示す。

特徴ベクトル  $v$  は表 3 の素性番号を次元とし、正規化した素性の出現頻度を対応する次元の値としたベクトルとなる。

### 3.5 感情クラス分類モデルの構築方法

本研究では SVM<sup>(8)</sup> を分類器として使用するが、SVM は positive か negative かを判断す

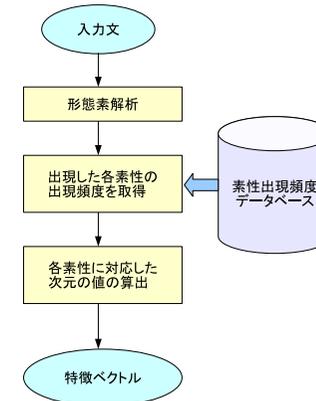


図 2 特徴ベクトル作成の流れ

表 1 素性の出現頻度と正規化した出現頻度の例

素性	悲しい	楽しい	辛い	嬉しい	感情“嬉しい”での正規化した出現頻度
の</助詞-連体化>	120	122	167	221	0.35
</記号-一般>	4	11	5	37	0.64

表 2 「爽やかな朝です」に含まれる素性と各感情での出現頻度

素性番号	素性	悲しい	楽しい	辛い	嬉しい
2795	爽やか</名詞-形容動詞語幹>	0	0	0	2
102	な</助動詞>	63	49	82	55
1070	朝</名詞-副詞可能>	8	6	20	13
293	です</助動詞>	19	27	37	45
81	</記号-一般>	4	11	5	37

る 2 値分類であるためそのままでは本研究で対象とする 4 種類の感情に分類することが出来ない。そこで SVM を多クラス分類に拡張する必要がある。

多クラス分類の方法としては、以下の 3 手法が挙げられる。

- pairwise 法
- one vs rest 法

表 3 「爽やかな朝です」に含まれる素性を感情“嬉しい”について正規化した出現頻度

素性番号	感情“嬉しい”について正規化した出現頻度
2795	1
102	0.22
1070	0.27
293	0.35
81	0.65

表 4 各感情ごとのコーパス数

種類	コーパス数
悲しい	955
つらい	964
たのしい	955
うれしい	955
合計	3,829

• SBT 法

pairwise 法は、k 個のクラスから任意の 2 クラスについての 2 値分類器を  ${}_k C_2$  個構築し、構築した各分類器で事例  $x$  を分類し、クラス判定をする。各分類器が判定した結果の集計をとり、最も多くの判定が出されたクラスを事例  $x$  のクラスとする方法である。

one vs rest 法は、k 個のクラスに対し、あるクラスか、それ以外のクラスかを判定する 2 値分類器  $f_c(x)$  を k 個作成し、事例  $x'$  に対しそれぞれの分類器を用いて  $f_c(x')$  を計算、 $f_c(x')$  の値が最も大きくなるクラスを事例  $x'$  のクラスと判定する方法である。

SBT 法<sup>9)</sup> は固有表現抽出のような、事例の頻度分布がクラスによって偏りのある場合に有効な方法である。分類すべきクラスに順序を定義しノードをもった二分木を構築する。そして分類する事例に対し、ルートノードから葉ノードに到達するまで、そのノードに対応するクラスかどうかを分類していく。そして、最終的に行き当たった葉ノードに対応するクラスをその事例のクラスと判定する方法である。

本研究では、推定精度が最も高い<sup>9)</sup>one vs rest 法を用いる。例えば感情クラス“ A ”に対応する分類モデルを作成する場合、全ての感情コーパスに含まれる各文章から作成した特徴ベクトルを以下のような基準で positive クラスと negative クラスに設定して分類モデルを構築する。

- positive クラス  
感情コーパス“ A ”に含まれる文から作成した特徴ベクトル
- negative クラス  
感情コーパス“ A ”以外のコーパスに含まれる文から作成した特徴ベクトル

4. 推定実験

提案手法の有効性を確認するために、単語 1-gram を素性として感情推定実験を行い、比較のために単語 2-gram を素性とした感情推定実験も合わせて行った。

4.1 実験方法

Web サービス“えもにゅ”から“悲しい”、“楽しい”、“辛い”、“嬉しい”の 4 感情いずれかの感情マークが付いた投稿文 3820 文を収集してコーパスとし、各コーパスをそれぞれ 10 分割して 9 割を学習コーパス、1 割をテストコーパスとした。各感情ごとのコーパス数を表 4 に示す。そして、単語 1-gram を素性として各感情コーパスを特徴ベクトルに変換し、SVM により one vs rest 法で学習、感情モデルを構築した。その後テストコーパスを特徴ベクトルに変換し、学習コーパスから構築した感情モデルを使用する SVM へ入力し、再現率、適合率、F 値から評価を行った。実験は学習コーパス、テストコーパスに含まれる文章を逐次変更して 10 回行い、その平均を結果とした。提案手法の比較実験として、素性を単語 2-gram に変更して単語 1-gram と同様の方法で評価を行った。コーパス中の文を単語 N-gram に分割するために用いる形態素解析器には MeCab<sup>10)</sup> を Java に移植した Sen<sup>11)</sup> を利用し、SVM の実装として TinySVM<sup>12)</sup> を使用した。

4.2 実験結果

推定精度の評価基準には再現率 (Recall) と適合率 (Precision) の調和平均を取った F 値を用いる。表 5 に各素性での実験で得られた F 値、再現率、適合率を示す。ここで再現率、適合率、F 値は以下の式で表される。

$$\text{再現率} = \frac{\text{positive クラスと推定されたデータ数}}{\text{positive クラスのデータ数}} * 100 \quad (2)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{推定が正解した positive クラスのデータ数}}{\text{positive クラスと推定したデータ数}} * 100 \quad (3)$$

$$\text{F 値} = \frac{2 * (\text{再現率}) * (\text{適合率})}{(\text{再現率}) + (\text{適合率})} * 100 \quad (4)$$

さらに、出現した素性の種類数を表 6 に、素性 1 つあたりの出現頻度の平均を表 7 に示す。

表 5 素性別, 感情毎の再現率, 適合率, F 値

素性の種類	単語 1-gram			単語 2-gram		
	再現率	適合率	F 値	再現率	適合率	F 値
楽しい	10.2	43.2	16.4	5.8	46.7	10.2
悲しい	41.6	71.3	52.4	24.0	74.7	36.3
嬉しい	15.1	51.8	23.2	8.9	57.4	15.1
辛い	31.6	62.6	41.8	15.8	66.6	25.4

表 6 素性の種類数

素性	種類数
単語 1-gram	6,773
単語 2-gram	22,108

表 7 1 素性あたりの出現頻度の平均

素性	1 素性あたりの 出現頻度の平均
単語 1-gram	5.4
単語 2-gram	1.7

## 5. 考 察

F 値を用いて比較した場合, 単語 1-gram を素性とした場合の方が全ての感情において単語 2-gram を素性とした場合より「楽しい」で 6.2「悲しい」で 16.2, 「うれしい」で 8.1, 「辛い」で 16.4 高い値を示している。

表 5 より F 値を決定する要素別に調べると, 再現率は単語 1-gram を素性とした場合の方が単語 2-gram を素性とした場合に比べ 2 倍近く高い結果が出ている。逆に適合率は単語 2-gram を素性とした場合の方が高い結果となっている。

この結果より, 単語 1-gram を素性とした場合, 単語 2-gram に比べて再現率が大きいので短文の表現している感情をより高確率で検出することができ, また適合率が低いので誤推定をする率が高いと解釈できる。

また, 再現率と適合率はトレードオフの関係にあるので, これら 2 つの調和平均である F 値で総合的に判断すると, 単語 1-gram を素性とした場合の方が短文からの感情推定においては優位と言える。素性の種類数は表 6 より単語 1-gram を素性とした場合の方が抑えられ

ており, そのため 1 素性あたりの出現頻度も表 7 より単語 1-gram を素性とした場合の方が大きくなっている。このことから単語 1-gram を素性とした場合の方がより素性の頻度差が明確で, 推定の特徴となりやすい素性が得られていることが分かる。

また, 特定の感情で 3 回より多く出現しており, かつ出現頻度を正規化した値が 0.8 以上の素性を 5 種類ずつ感情別に表 8 に示す, これらの素性は推定の際の特徴となりやすい素性で, 人が見ても特定の感情を連想しやすい単語が多いことから, 短文においては単語の持つ言語的意味を用いて感情を表現していると言える。

単語 1-gram を素性とした感情推定実験の誤り分析をしたところ, クラスが negative であるデータを positive と判断した原因は出現頻度の正規化の計算方法に問題があったためである。出現頻度 1 回の素性について出現頻度を正規化すると, 正規化した値が計算上取りうる最大値 1 となる。そのため出現頻度 1 回の信頼性が低い素性が推定する際の大きな特徴となってしまう推定誤りを引き起こしていた。またクラスが positive であるデータを negative と判断した原因は推定を誤った文に含まれる素性の正規化した出現頻度が一律に低く推定の特徴となるような値を持つものが無かったためコーパスの数を増やし素性の出現頻度を上げることで推定の特徴となるような素性を増やせば誤りの数を減少させることができると考える。

## 6. ま と め

本研究では, Web サービス“えもにゅ”をコーパスとして用い, 単語 1-gram を素性として SVM を使用して短文からの感情推定を行った。“えもにゅ”をコーパスとして用いることで書き手自身が適切だと判断した感情を直接コーパスに反映させ, テキストコーパスへの感情タグ付けのコストを削減した。単語 1-gram を素性として用いることで単語の言語的意味を推定の特徴として用い, また素性の種類数を抑え素性 1 種類あたりの出現頻度を上げることができた。そのため, 推定の際に特徴となる素性を単語 2-gram を素性とした場合よりも多く得られ, 結果として単語 1-gram を素性とした場合に全ての感情において単語 2-gram の約 2 倍の再現率が得られた。

実際の推定実験を行った結果, F 値を評価基準とすると単語 1-gram を素性とした場合, 単語 2-gram を素性とした場合より「楽しい」で 6.2「悲しい」で 16.2, 「うれしい」で 8.1, 「辛い」で 16.4 高い値を出すことができ, 本手法の有効性を示すことが出来た。しかし, 推定精度は十分高いと言えず, 今後更なる改良が必要だと考えている。具体的には素性に対応した次元の値の計算方法の改良, コーパスを増やして素性の出現頻度を上げて推定の特徴とな

表 8 出現頻度を正規化した値が 0.8 以上の素性 (出現頻度 3 回より多い)

感情	素性の文字列	正規化した出現頻度
楽しい	映画</名詞-一般>	1.0
	おもろい</形容詞-自立>	1.0
	たのしい</形容詞-自立>	1.0
	さあ</感動詞>	1.0
	よん</動詞-自立>	1.0
悲しい	降り</動詞-自立>	1.0
	全然</副詞-助詞類接続>	0.86
	・</未知語>	0.8
	悲しい</形容詞-自立>	0.8
	負け</名詞-一般>	0.8
うれしい	おいしかっ</形容詞-自立>	1.0
	ひと</名詞-一般>	1.0
	スッキリ</副詞-助詞類接続>	1.0
	晩</名詞-一般>	1.0
	すき</名詞-形容動詞語幹>	1.0
辛い	寝不足</名詞-サ変接続>	1.0
	ねむ</形容詞-自立>	1.0
	咳</名詞-一般>	1.0
	かゆい</形容詞-自立>	1.0
	ダル</名詞-一般>	1.0

る素性を増やしたいと考えている。

### 参 考 文 献

- 1) 徳久良子, 徳久雅人, 乾健太郎, 岡田直之. 相手の情緒を理解する対話システムの構築に向けて: 情緒タグつき対話コーパスの構築. 電子情報通信学会技術研究報告. TL, 思考と言語, Vol.99, No. 237, pp. 13-20, 1999.
- 2) 原文雄. 人工感情: 人とロボットとの心の通うコミュニケーションの実現に向けて. 日本機械学会誌, Vol.95, No. 883, pp. 508-512, 1992.
- 3) 徳久良子, 乾健太郎, 徳久雅人 [他]. 言語コーパスにおける感情生起要因と感情クラス の注釈づけ (テーマ: コーパスを利用した談話・対話研究). 言語・音声理解と対話処理研究会, Vol.31, pp. 9-14, 2001.
- 4) 山田誠二. HAI 研究のオリジナリティ. 人工知能学会誌, Vol.24, No.6, pp. 810-817, 2009.
- 5) 江村恒一, 安木慎, 宮崎誠也, 久保山哲二, 青木輝勝, 安田浩. SVM を用いたモブログ テキストからの感情抽出 (情報抽出, 特集「web 情報処理」及び一般). 電子情報通信学

- 会技術研究報告. KBSE, 知能ソフトウェア工学, Vol. 106, No. 473, pp. 61-66, 2007.
- 6) 目良和也, 市村匠, 相沢輝昭, 山下利之. 語の好感度に基づく自然言語発話からの情緒 生起手法. 人工知能学会論文誌 = Transactions of the Japanese Society for Artificial Intelligence : AI, Vol.17, pp. 186-195, 2002.
  - 7) 三品賢一, 土屋誠司, 黒岩眞吾, 任福継. N-gram 出現頻度を用いた感情類似度計算. 情報処理学会研究報告. 自然言語処理研究会報告, Vol. 2007, No.76, pp. 37-42, 2007.
  - 8) 前田英作. 痛快! サポートベクトルマシン-古くて新しいパターン認識手法. 情報処理学会誌, Vol.42, No.7, pp. 676-683, 2001.
  - 9) 山田寛康, 松本裕治. Support vector machine の多値分類問題への適用法について. 情報処理学会研究報告. 自然言語処理研究会報告, Vol. 2001, No. 112, pp. 33-38, 2001.
  - 10) 工藤拓. Mecab : Yet another part-of-speech and morphological analyzer. <http://mecab.sourceforge.net/>, 2007.
  - 11) Sen Project. 形態素解析ライブラリ Sen. <https://sen.dev.java.net/>.
  - 12) TakuKudo. Tiny-svm. <http://cl.aist-nara.ac.jp/taku-ku/software/TinySVM/>, 2001.