

Word2Vecを用いた顔文字の感情分類

黒崎 優太

高木 友博

明治大学理工学部情報科学科 〒 214-8571 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1

{kurosaki, takagi}@cs.meiji.ac.jp

1 はじめに

近年, Twitter, LINE に代表されるようなコミュニケーションツールが世界的に普及している. これらのツールに共通する特徴は, スマートフォンから利用でき, ユーザが気軽に短いテキストを投稿し, 他のユーザとコミュニケーションを取れることである. 日本国内でも, 755¹ というテキストベースのスマートフォン向けトークアプリが 2015 年に 10 日間で 200 万ダウンロードを記録するなど, これからも短文のコミュニケーション機能を持ったツールが増え, より普及していくと考えられる.

しかし, これらの短いテキストによるコミュニケーションでは, 文章の量や 1 文あたりの文の長さが短くなり, また, ユーザの投稿の文体も, 気軽に投稿できるという特徴から, くだけた表現や口語が用いられることが多いため, これを処理するための技術は, 不自然言語処理と呼ばれることもある. 分析を行うには, 重要語や特徴語を抽出した後, それらに対し, ユーザはどのような感情を持ったのかを考慮しなければならない. 感情を抽出するためには, 感情を表す表現や単語が含まれているかどうかで判断する方法があるが, 短いテキストにおいては, 文章量が少ないため, 単語だけで抽出するには限界がある.

そこで, 本研究では文章中に含まれる顔文字に注目した. 短いテキストによるコミュニケーションでは, ユーザは読み手に自分の感情を伝えるために, 顔文字を多用する. そのため, 顔文字の感情が推定できればそれがその投稿におけるユーザの感情と考えることができる.

2 関連研究

顔文字を使用した感情分析に関する既存研究として, 以下のものが挙げられる.

¹<http://7gogo.jp/>

山口の研究 [1] では, メールや Twitter などインフォーマルなコミュニケーションや使用できる文字数に制限がある媒体では, 顔文字が感情表現として頻りに利用されるという特徴に注目し, 感情の分析を行っている. 顔文字を目・口・頬といった要素に分解し, 決定木による顔文字の感情推定を行っている. 教師データでは良い分類精度を示したが, Twitter から取得した検証データでは, 一部の感情ラベルの分類精度が悪い結果となった. その原因として十分な教師データを用意することができず, 人手で正解ラベルを付与することには限界があると報告している.

野畑らの研究 [2] では, ヤフージャパンのサービスをより充実させるために, ユーザによって生成されたコンテンツに感情分析を適用するためのツイートデータの感情分析システムを実装し, 評価実験を行っている. ラベル付きデータと語彙・顔文字リストをシードとし, ラベルなしデータとの間でリスト上の単語・顔文字を用いた情報伝播を行い, ラベルなしデータへの擬似ラベル付与と感情分析のための新たな語彙を作成している.

一方本研究では, 顔文字の感情分類を手動によるラベル付けをし教師あり学習で行うのではなく, 教師なし学習で機械的に分類する. 短いテキストによるコミュニケーションが普及するに従って顔文字の種類も豊富になってきており, 約 6 万種類が確認されている². この規模の量になると, 人手による事前のラベル付けだけでは対応することができないため, 機械的に分類をすることが重要である.

3 顔文字の感情分類

3.1 概要

従来手法のように, 事前に教師データを用意する手法では限界があるため, 本研究では教師なし学習を用

²<http://www.kaomoji.sakura.ne.jp/>

いて顔文字の感情分類を行う。

後述する Word2Vec を用い、単語だけでなく、これを顔文字にも適用させ、顔文字のベクトル表現を獲得する。感情を表す単語のベクトルと顔文字のベクトルの距離を測定することで顔文字の感情分類を行う。

3.2 Word2Vec

Word2Vec とは Tomas Mikolov らによって提案されたニューラルネットワークである Skip-gram[3] のオープンソース実装³のことを指す。分かち書きされたテキストを入力とし、テキストに含まれる単語の前後関係を利用して学習し、単語に対応するベクトル表現を得ることができる。

Tomas Mikolov らは、意味的に関連が強い単語はベクトルが近くなると主張しており [4]、本研究では、この特徴に注目し、顔文字と単語の意味の近さを測定する。

Word2Vec 実行時のパラメータとして、ウィンドウ・サイズを 10、出力層には階層的ソフトマックス、中間層の次元数は 200 とした。

3.3 感情の定義

感情の種類を定義するにあたり Plutchik の感情の輪 [5] を参考にした。Plutchik の感情の輪では、基本感情は joy-sadness, trust-disgust, fear-anger, surprise-anticipation の 4 つの軸からなっていると定義されており、図 1 のようになる。本研究では、感情を、喜び、悲しみ、落胆、安心、驚き、怒りの 6 種類とした。

3.4 顔文字の抽出、置換

顔文字は記号から構成されているために、通常の文と同様に形態素解析器にかけると、適切な位置で区切られない。そのため、事前に顔文字を抽出し、形態素解析に影響がない表現に置換する必要がある。

本研究では、三好らの研究 [6] で用いられた、正規表現によって顔文字を抽出する手法を用い、正規表現に一致した顔文字をランダムなアルファベット 8 文字からなる記号に置換する。具体的な置換するための正規表現を表 1 に示す。

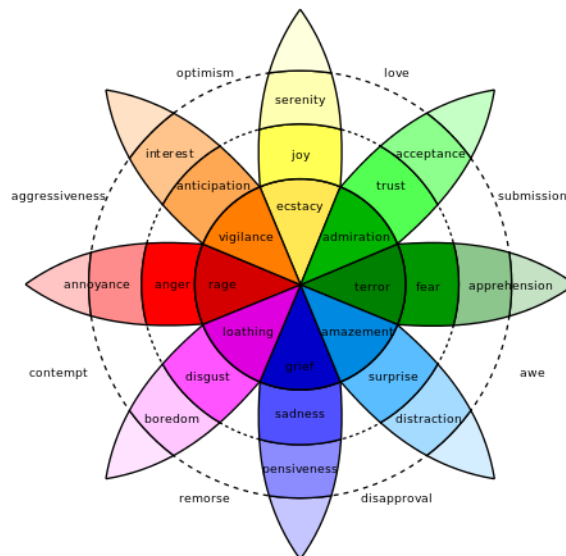


図 1: Plutchik の感情の輪

3.5 感情分類

入力テキストを Word2Vec で処理し、単語のベクトルを得る。顔文字と各感情を表す語との距離をそれぞれ測り最も距離に近い感情をその顔文字が表す感情とする。

感情を表す語は、喜び、悲しみ、落胆、安心、驚き、怒りのそれぞれについて、うれしい、かなしい、がっかり、落ち着く、びっくり、怒る、とした。

4 顔文字の感情分類に関する実験

提案手法の感情分類性能を評価するために、マイクロプログサーブスである Twitter のツイート（投稿）タイムラインを用いた感情分類実験を行った。具体的には、Twitter Streaming API⁴ を使用し、日本語のタイムラインのツイート 200 万件（うち、顔文字を含むツイート約 30 万件）を入力データとし、出現回数順で上位 2,000 個を実験対象とした。

収集したツイートに対しては、前処理として、ツイート中に出現する Twitter 特有の表現（リツイート記号、メンション記号、ハッシュタグ）および URL を取り除いている。

³<https://code.google.com/p/word2vec/>

⁴<https://dev.twitter.com/streaming/>

表 1: 顔文字の正規表現

名前	正規表現
文字	[0-9A-Za-z あ-けー-齋]
記号	[^0-9A-Za-z あ-けー-齋]
許可する文字	[ov っつ° ニノ三二]
ひらがな	[7-°]
左側	[\ ((]
右側	[\))]
顔周辺	(?:' + 記号 + ' ' + 許可する文字 + ')*
顔	(?!(?:' + テキスト + ' ' + ひらがな + ')){3,}. {3,}
顔文字	顔周辺 + 左側 + 顔 + 右側 + 顔周辺

4.1 評価方法

分類された顔文字を、顔文字を紹介しているウェブサイト上での分類と比較し、等しければ正解、異なれば不正解と判定し、適合率、再現率、F 値を求める。また、ウェブサイトで見つけられなかったものに関しては、除外している。また、比較対象として、顔文字をランダムに分類したものを追加する。

4.2 実験結果

結果として得られた顔文字の感情の分類精度を表 2 に示す。全体での F 値は 74.57%であった。ランダムに分類した場合の F 値は、 $\frac{1}{6}$ の確率で各感情に分類されるため、16.67%であった。これより、ある感情を表す語のベクトルと、それに対応する感情の顔文字のベクトルは、距離が近くなることが多いことがわかる。

特に、喜び、悲しみの分類精度が特に高く、それらの出現回数は全体での出現回数が他に比べて多いため、精度が高くなったと考えられる。また、安心を除き、出現回数が多いほど、分類精度が高くなっているため、全体としても出現回数が多いほど精度が高い傾向があると言える。

驚き、怒りの分類精度に注目すると、その他の感情よりも精度が低くなっていることがわかる。実際には驚き、怒りに分類されるべき顔文字で、分類が不正解だったものがどの感情であると予測されていたのかいくつか見てみると、喜び、悲しみがほとんどであった。

5 まとめと今後の課題

本研究では、人手による訓練データを利用しない感情解析として顔文字に注目し、Word2Vec を利用して

顔文字のベクトル表現を構築することを試み、有用性があることが確認できた。

特に、喜び、悲しみといった感情に対しては高い精度で分類することに成功している。逆に、驚きや怒りの分類精度が低くなっているが、これは、驚き、怒りの出現回数が、喜び、悲しみの出現回数の $\frac{1}{12}$ 以下であり、驚き、怒りの特徴がベクトルにうまく反映されていないためであると考えられる。人間のコミュニケーション中に、各感情が同程度の確率で出現することはなく、学習データに含まれる各感情の出現頻度の偏りに対応する必要があると考えられる。

形態素解析器が顔文字を識別できないことに対処するために顔文字を記号に置換したが、本提案手法は短文コミュニケーションの中で顔文字と同様に扱われる絵文字やスタンプ等にも適用できると考えられる。

本研究では Twitter をコーパスとして用いたが、Twitter ではユーザの環境によっては絵文字の入力や表示ができない都合から絵文字はあまり普及していないため、絵文字の場合の検証をすることができなかった。

評価においては、顔文字サイトの用例を正解としたが、実験に用いたツイートデータを見る限り顔文字サイトで例示されている感情と異なる感情の場面で用いられているように見受けられるものもあり、このような場合を不正解にしてよいのかといった疑問も残った。

加藤の研究 [7] では、顔文字の解釈には多様性があることが示されているが、本研究では文脈によって顔文字が表す意味が異なる場合を考慮していないため、本来これについても検討する必要がある。

今後の課題としては、前述の検討のほかにアンケート調査をし評価するなど、より人間の受け取り方を考慮すべきことが挙げられる。

表 2: 実験結果

感情	再現率	適合率	F 値
喜び	88.14% (513/582)	81.43% (513/630)	84.65%
悲しみ	71.43% (240/336)	81.08% (240/296)	75.95%
落胆	59.26% (32/54)	76.19% (32/42)	66.67%
安心	56.11% (101/180)	77.69% (101/130)	65.16%
驚き	41.67% (30/72)	48.39% (30/62)	44.78%
怒り	3.13% (2/64)	14.29% (2/14)	5.13%
全体	71.27% (918/1288)	78.19% (918/1174)	74.57%
ランダム	16.67%	16.67%	16.67%

参考文献

- [1] 山口和宏. 顔文字から見る sns 上の感情と社会トレンドについての研究. Master's thesis, 北陸先端科学技術大学院大学, March 2013.
- [2] 野畑周, 内藤弘朗, 清水徹. ヤフージャパンのリアルタイム検索における感情分析. 第 5 回 テキストマイニング・シンポジウム, September 2014.
- [3] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In *NIPS*, March 2014.
- [4] 西尾泰和. word2vec による自然言語処理. オライリー・ジャパン, 2014.
- [5] Robert Plutchik. *The Emotions*. University Press of America, 1991.
- [6] 三好辰明, 太田学. ツイートに出現する顔文字等の文字と記号に着目した感情分類. *DEIM Forum*, March 2013.
- [7] 加藤尚吾, 加藤由樹, 小林まゆ, 柳沢昌義. 電子メールで使用される顔文字から解釈される感情の種類に関する分析. 日本教育情報学会学会誌, 22 (4), Mar 2007.