

マイクロブログにおけるユーザの感情をアバタで表現する コミュニケーション促進システムの提案

Proposal of Communication Promotion System via Avatar Expressing User Sentiment in Microblog

梅本 美月[†] 吉野 孝[†]
Mizuki Umemoto Takashi Yoshino

1. はじめに

近年, Twitter や Facebook, Instagram といった SNS (Social Networking Service) の普及により, オンラインコミュニケーションをより容易に行うことができるようになった. 特に Twitter は 1 つのツイート¹⁾において入力可能な文字数が 140 字と少なく, 気軽に投稿や閲覧が可能である. また, 知人や家族といった面識のある人だけでなく, 面識のない同好の士などもフォローできることにより, 幅広い情報を得て, 様々な人とのコミュニケーションをとることが可能である.

しかし, 実際に顔を合わせてとるコミュニケーションと違い, SNS におけるコミュニケーションは相手の現在の状況や感情がわかり辛いことが特徴として挙げられる. 特に Twitter においては, フォローしている人が増えるとタイムラインが頻繁に更新され, 特定の 1 人の現在の状況や感情を把握することは容易でない. また, 直接相手に言葉を投げかける投稿 (リプライ) だけでなく, ツイートをお気に入り (いいね) することができ, お気に入りされた相手に通知が届くという, 間接的なコミュニケーションも存在する.

そこで我々は, 特定のユーザのツイートから感情を判定し, アバタを用いて可視化することにより, 現在の状況や感情を判断する手助けとなるシステムを提案する. また, このシステムにおいて, フォロワーのアバタにユーザが何らかの行動を起こすことにより, アバタの状態や様子に変化を与える. これにより, 新しい間接的なコミュニケーションが生まれることを目指す.

このシステムは, アバタに反映するためにユーザの感情を Twitter から判定する必要がある. 本稿では, 本システムの概要とツイートの感情判定手法について述べる.

2. 関連研究

Twitter 上の語句の属性を可視化する研究として, 村上らの Twitter 上で任意の検索語句に対するネガポジ度を判定し可視化するアプリケーションがある [1]. この研究では, 評価情報とシンプルなキャラクターの, 棒グラフ状の可視化を組み合わせることにより, 情報可視化とエンタテイメント性を融合した手法を提案し, 見やすく親しみやすい評判分析ツールを開発することを目指している. 本研究では, 検索ワードでなく 1 人のユーザのツイートを判定し, ネガポジの二極ではなくより多くの感情を可視化する.

また, 岩熊らはフィードバックをかわいく可視化するインターフェースを持つ Twitter アプリケーション「ふ*らいふ」を提案した [2]. このアプリケーションは, ガーデニングの世界観をインターフェースに取り入れ, Twitter 上での

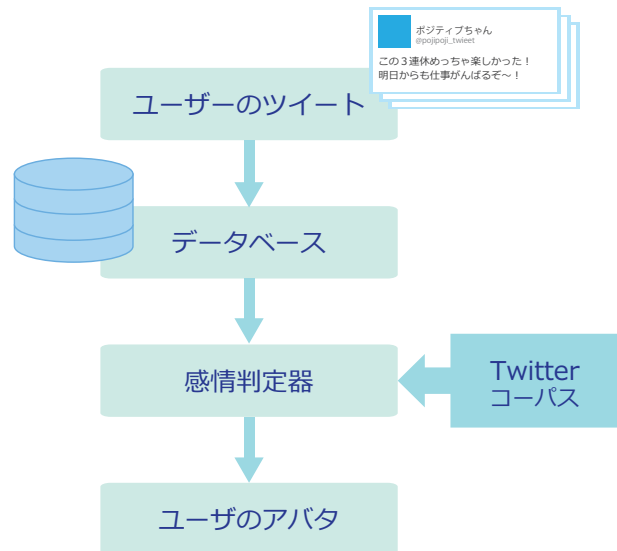


図 1: システム構成

ユーザの行動に対し, 「行動内容に応じた花の成長とエフェクト」というフィードバックで “かわいさ” を付与し, 若年層の女性ユーザのニーズにこたえるシステムを開発した. 本研究では, Twitter 上での行動でなくツイートの内容から感情を判定し, アバタに影響を与える.

3. マイクロブログにおけるユーザの感情をアバタで表現するコミュニケーション促進システム

3.1 概要

図 1 にシステムの構成を示す. 本システムは Twitter のツイートからユーザの感情を判断し, 該当した感情をアバタを用いて可視化する. また, 他ユーザのアバタに特定の行動 (励ます, 共感するなど) を行えるようにし, コミュニケーションを促進することを目指す. 本システムは (1) ツイートの感情判定部, (2) アバタによるコミュニケーション促進部, の大きく二つに分かれる. 3.2 節で (1) について, 3.3 節で (2) について述べる.

3.2 ツイートの感情判定部

Twitter では, ユーザが自由にツイートしているため様々な感情が混在している. 松林らは感情表現辞典 [3] で定義されている 10 個の感情を 4 つ (「喜」「怒」「哀」「楽」) に分類し, Twitter 上に投稿された文章に基づいて感情推定を行う方法を検討している [4]. しかし, アバタへ感情を反映することを考慮すると, 4 つの分類では不十分である可能性がある. そこで我々は, 本システムでの感情の基本的な

[†]和歌山大学システム工学部, Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

¹⁾Twitter 上での投稿内容を示す.

表 1: 感情カテゴリの定義 [5]

基礎感情カテゴリ	詳細感情カテゴリ
喜	嬉しい, めでたい, 快い, 楽しい, 満足
怒	怒り
哀	悲しい, 残念, 悔しい, 寂しい
恥	恥ずかしい
怖	怖い, 不安
好	好き, 憧れ
厭	嫌い, 困る, 不快, 憂鬱, 苦しい, 疲れ
昂	感動, 興奮, 期待, 焦り
安	安らぎ
驚	驚き

定義として感情表現辞典 [3] の 10 種類の感情 (「喜」「怒」「哀」「恥」「怖」「好」「厭」「昂」「安」「驚」) 全てを用いる。また、表 1 に示す江村らの研究 [5] の詳細感情カテゴリに基づいて、ツイートの語句とその詳細感情カテゴリの類似度から感情を判定する。類似度の計算は、単語の定義によって語句を低次元にベクトル化し演算することが可能な word2vec を用いる。以下にその具体的な手順を示す。

(1) モデルを生成するためのツイートを収集

word2vec の学習モデルを生成するために、2016 年 12 月 23 日から 2017 年 5 月 15 日までに収集した約 1 億ツイートを利用する。これらのツイートは、Twitter Streaming API を用いて Twitter からリアルタイムに収集したものであるが、期間中に収集の停止や二重収集といった不具合が起きたため、一部不完全である。

(2) word2vec による学習

(1) で収集したツイートを MeCab を用いて基本形で分かち書きにし、word2vec の学習モデルを作成する。

(3) ユーザのツイート内単語との類似度を計算

初めに、ユーザのツイートを形態素解析し、「助詞」や「接頭辞」など単語単体では感情の判断が難しい品詞を除いた 5 つの品詞 (「動詞」「名詞」「形容詞」「副詞」「連体詞」) を基本形で抽出する。次に、抽出された単語と詳細感情カテゴリの各単語 (表 1) とのコサイン類似度を word2vec により計算し、最も類似度が高いものを基礎感情カテゴリにあてはめ、それを抽出された単語の感情とする。ただし、最も高い類似度の値が閾値²に満たなかった場合、どの感情カテゴリにも属しないと判断し、感情は「無」と判定される。

(4) 1 つのツイートの感情を判定

(3) に従って算出された、1 つのツイートにおける各単語の類似度の値の和を出し、最も大きいものをツイートの感情として判定する。

²学習モデルの特性により適宜決定する。今回は正答率が最も高くなったものを閾値として選択した。

表 2: Twitter モデルの精度

	喜	哀	怖	厭	安	無
適合率	0.284	0.111	0.167	0.140	0.125	0.126
再現率	0.088	0.023	0.060	0.233	0.067	0.481
F 値	0.135	0.038	0.088	0.175	0.087	0.200

表 3: Wikipedia モデルの精度

	喜	怒	哀	怖	厭	昂	無
適合率	0.232	0.182	0.135	0.250	0.194	0.214	0.136
再現率	0.432	0.034	0.061	0.060	0.045	0.021	0.414
F 値	0.302	0.057	0.084	0.096	0.073	0.038	0.204

3.3 アバタによるコミュニケーション促進部

3.2 節で述べた手法によって算出されたツイートの感情傾向から、ユーザのアバタの状態を変化させる。例えば、「喜」の感情として判定されたツイートが多いユーザのアバタは明るく楽しそうな見た目をしており、「哀」の感情として判定されたツイートが多いユーザは暗く悲しそうな見た目をしている、といった変化である。

また、他者からユーザのアバタに影響を与えられるようにする。例えば、「哀」や「厭」などのネガティブな状態の見た目をしているアバタに、他のユーザからの「励まし」の行動を起こすと、ネガティブな状態が緩和される、といった影響である。アバタに、「励まし」など他者からの行動があったユーザには、その相手に対しての「感謝」の行動など、適切な応答を行えるようにする。

このような変化とフィードバックを持たせ、他のユーザからの接触 (行動) とそれに対する応答が行われることにより、新たな間接的なコミュニケーションが生まれることが期待される。

4. word2vec を用いた感情判定の評価実験

4.1 実験概要

本実験では、3.2 節で提案したツイートの感情判定手法が有用であるかを検証する。本実験で利用する学習済みモデルは、3.2 節で述べた Twitter のツイートをを用いて作成した word2vec の学習モデル (以下、Twitter モデル) と、白ヤギコーポレーション³が配布している日本語版 Wikipedia の全文を学習させた word2vec の学習モデル⁴ (以下、Wikipedia モデル) である。

実験データは、和歌山大学の学部生 10 名 (うち男性 1 名、女性 9 名) に依頼し、表 1 を提示したうえで、協力者本人のツイート 100 件が基礎感情カテゴリのいずれかに該当する場合はその基礎感情カテゴリを記述する。特に感情を持ったツイートでないため該当しない場合は「無」という結果を記述する。また、基礎感情カテゴリのどれにも該当しないが、他に意図や感情がある場合は、その旨を自由記述できる備考欄を設けた。以上のデータセット (元ツイート、該当する基礎感情カテゴリ、備考) 計 1000 件を用いた。この回答データに対し、提案手法で判定した感情がどれだけ一

³<https://shiroyagi.co.jp/>

⁴<http://public.shiroyagi.s3.amazonaws.com/latest-ja-word2vec-gensim-model.zip>

表 4: 各感情判定結果の合計

	喜	怒	哀	恥	怖	好	厭	昂	安	驚	無
Twitter モデル	74	15	27	103	24	1	222	17	8	1	508
Wikipedia モデル	444	11	59	1	16	0	31	14	13	6	405
正しい判定結果	238	59	131	15	67	43	133	142	15	24	133

表 5: 正解が「昂」判定であるツイート例

ツイート文
フォトショいじりひさびさだなぁ
明日先生に研究の相談をしようしよう
B3 が来週には配属されるんだったら、歓迎会を開かねばならないのでは…??

致しているかを評価する。感情の有無を判定する閾値としては、0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 の中で最も高い正答率を出した値を用いた。

4.2 実験結果と考察

Twitter モデルと Wikipedia モデルの基礎感情カテゴリの適合率・再現率・F 値を、それぞれ表 2 と表 3 に示す (F 値が 0 になったものは省いている)。この実験において設定した閾値はそれぞれ Twitter モデルが 0.2, Wikipedia モデルが 0.4 である。

Twitter モデル, Wikipedia モデル, 正しい各判定結果 (実験協力者が実際に回答した感情) の合計を表 4 に示す。正しい判定結果を見ると、「喜」が最も多く、続く形で「昂」「厭」「無」「哀」がそれぞれ該当ツイートが 100 件を超えており、それぞれ全体のツイートの 10 分の 1 以上を占めている。よってこの 5 つの感情は Twitter ユーザがツイートする感情として頻度が高く、正しく判定する必要があると考えられる。しかし、総合的な指標である F 値を表 2 から参照すると、Twitter モデルと Wikipedia モデルともに、そのいずれの感情も精度が良くない。

システムで Twitter モデルを利用すると仮定し、今回は Twitter モデルの実験結果について考察する。Twitter モデルにおいて 5 つの感情の中で最も F 値が低いのは「昂」で、正答率は 0 % であった。ここで、正しい判定結果が「昂」であるものの例を表 5 に示す。例に示す「明日先生に研究の相談をしようしよう」というツイートを見ると、「～しよう」から「期待」のニュアンスが受けてとれる。しかし、今回の手法である、単語の基本形を出して類似度から判定する手法では、「しよう」は動詞の原形「する」となってしまう、判定が困難である。よって「昂」判定を正しく出すためには、接尾辞や文脈も判定に取り入れた別の方法で判定しなければならない可能性がある。

また、表 1 に示す「昂」判定を出す詳細感情カテゴリは「感動」「興奮」「期待」「焦り」の 4 つである。しかし「焦り」は他の 3 つと異なり、ネガティブなニュアンスを含んでいるため、この 4 つの感情をアバタで表現するとき、「昂」というひとくくりの感情として可視化することは望ましくない。加えて、正しい判定結果が極端に少ない「恥」「驚」「好」は、そもそもツイートの出現率が低いため、判定の重要度が低いと考えられる。また、実験回答時の備考

表 6: ツイートの判定例 1

	判定語句	詳細感情カテゴリ	判定結果
Twitter モデル	今日	疲れ (厭)	厭
	眠い	憂鬱 (厭)	
Wikipedia モデル	眠い	悲しい (哀)	哀
	待ち	疲れ (厭)	

表 7: ツイートの判定例 2

	判定語句	詳細感情カテゴリ	判定結果
Twitter モデル	にこにこ	興奮 (昂)	厭
	立つ	苦しい (厭)	
Wikipedia モデル	にこにこ	めでたい (喜)	喜
	立つ	寂しい (哀)	

欄に、今回設定した感情カテゴリ以外の感情の記述があった。したがって、システムの運用とツイートに現れる感情の特性から、本システム向けに基礎感情カテゴリと詳細感情カテゴリを設定する必要性がある。

次に、Twitter モデルの (「無」判定を除く) 再現率が最も高い「厭」判定に注目する。再現率が高くなった理由は、表 4 を参照するとわかるように、そもそも「厭」判定が出された数が多いからである。ここで、この「厭」判定が出たツイートについて詳しく見てみる。

まず、表 6 に Twitter モデルにおいて正しく判定された例である「今日なんかめつつちゃくちや眠いから寝落ち待ち」というツイートの判定例 (判定対象となる語句、最も類似度が高い詳細感情カテゴリ、各モデルの判定結果) を示す。これを見ると概ね正しく判定されているように見えるが、「今日」という単語はそれだけを見ると感情を持たないニュートラルな単語であると考えられる。しかし結果的には閾値を超える値で感情のある言葉にカテゴリ化されていることになり、こういった「感情のある言葉」と「感情のない言葉」の境目が、閾値だけでは設定しきれないことが今回の手法の問題点として挙げられる。

次に、表 7 に Twitter モデルにおいて間違っ判定された例である「オープンラボではにこにこして立ってますね」というツイートの判定例を示す。正しい判定結果は「昂」である。このツイートにおいて着目すべきは「にこにこ」という語句であり、Twitter モデルの判定として「興奮」という詳細感情カテゴリとの類似性があると示されている。しかし、ツイートの感情判定結果は「厭」であり、これは「にこにこ」という語句と「興奮」カテゴリの類似度よりも、「立つ」という語句と「憂鬱」カテゴリの類似度のほうが高かったためである。この例のように、着目すべきだと考えられる語句よりも、ツイートの感情とは関係がないと考えられる語句の類似度のほうが目立ってしまうケースが発生する。

5. おわりに

本研究では、ユーザのツイートから感情を判断し、アバタを用いて可視化することで、現在の状況や感情の判断を助け、新たなコミュニケーションを促進するシステムの構築を目指している。本稿では、システムの概要とツイートの感情判定手法について述べ、評価実験を行った。実験の結果、感情判定の精度が良くなかったため、提案した感情判定手法を改善する必要があることがわかった。今後は、精度が悪い原因について詳細な調査を行う。また、アバタに感情を反映させたシステムを実装して、提案システムの有用性についての評価実験を行う。

参考文献

- [1] 村上奈緒, 尼岡利崇: Twitter 上で任意の検索語句に対するネガポジ度を判定し可視化するアプリケーションの開発と研究, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2014 論文集, pp. 261–265 (2014).
- [2] 岩熊美希子, 太田智美, 吉牟田陽平, 奥出直人, 稲蔭正彦, 砂原秀樹: ふ*らいふ: フィードバックをかわいく可視化するインターフェースを持つ Twitter クライアントアプリケーション, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集, pp. 2–8 (2011).
- [3] 中村明: 感情表現辞典, 東京堂出版 (1993).
- [4] 松林圭, 五味京祐, 古川和祈, 松尾祐佳, 松原 良和, 日諸マルセロ優次, 中村拓哉, 山下晃弘, 松林勝志: Twitter 上に投稿された文章に基づく感情推定法とその応用に関する検討, 第 78 回全国大会講演論文集, 5W-06, pp. 79–80 (2016).
- [5] 江村優花, 関洋平: マイクロブログにおける感情・コミュニケーション・動作タイプの推定に基づく顔文字の推薦, 自然言語処理, Vol. 19, No. 5, pp. 401–418 (2012).