

# 短文投稿感情分析とユーザ感情状態のパラメータ取得方法の検討

胡 曉茜<sup>1</sup> 岡田 佑一<sup>1</sup> 米澤 朋子<sup>2</sup>

XiaoXi Hu Yuichi Okada Tomoko Yonezawa

## 1. はじめに

近年、Twitterなどのソーシャルメディアはこれまでのコミュニケーション形態を変え、人々の生活に大きな影響を与えている。これらのSNS (social networking service) プラットフォームでは、自己表現をしやすいことが指摘されてきた [6] [9]。特に匿名の環境では、ユーザは極端な思想をより自由に表現し、その結果、中傷や非難の投稿が多数届く炎上やエコーチェンバー現象 (似た思想の人が集まり意見が肯定されることでそれが正解と思ひ込み易くなること) をもたらす可能性がある [4]。このような SNS 社会独特の問題を改善しつつ、コミュニケーションから得られる恩恵を受けるには、SNS における人間関係や発言の応酬を分析する必要がある。そのためにまず、ソーシャルメディア上での短文投稿の感情分析に基づくユーザ感情状態の解析が必要だと考えた。

既存の研究では、キーワードに基づくツイートの感情分析が主流であった [5] [1]。短文投稿感情分析に関する研究として、大澤 [7] がテキストマイニングツール KH Coder と感情分析ツール ML-Ask を用いて「いじめ自殺の事例」という社会問題に関連するツイートの感情分析を行った例がある [7]。ML-Ask [2] は、「喜 (joy)」、「昂 (excitement)」、「好 (liking)」、「安 (relief)」、「厭 (dislike)」、「驚 (surprise)」、「恥 (shame)」、「怒 (anger)」、「怖 (fear)」、「哀 (sorrow)」の 10 種類の感情を推定が可能であり、大澤が分析対象としたツイートには「哀」「喜」「厭」「怒」の感情語が主に含まれていたが、ユーザの感情強度について論議されなかった。

Twitter では 1 つのツイートにつき 140 字までの制限があるため、1 つのツイート単位での感情分析は可能であっても、ユーザの個人特性まで明らかにすることは困難である。個人特性を明らかにするために複数のツイート群に対して時系列に沿って分析し、ユーザの感情状態変化を明らかにした研究があるが、その数は少ない。新型コロナに関する単語を含んだ投稿を収集し、ユーザの偏り、関心、感情がどのように変化するかを分析した先行研究がある [8]。鳥海らの研究では、大澤らの研究 [7] と同様に、特定のコミュニティ内の多数の Twitter ユーザを対象に感情分析ツール ML-Ask を用いて 10 種類の感情を推定し、各感情の割合についての 7 日間の単純移

動平均を算出している。しかし、これらの研究では個々のユーザの感情状態の詳細な解析は行われておらず、全体としての感情の動向を示すのみである。

このように、現在のツイート感情分析には既存のアプローチが存在するが、それらは主にキーワードや一部の感情に注目しており、個々のユーザの感情状態の変化に対する詳細な分析は行われていない。

本研究では、特定のツイートユーザの感情状態に焦点を当てるため、Russell の円環モデル [3] に基づいた感情分析ツール ML-Ask を用いて、ユーザのツイートテキストを処理するアプローチを採用した。これを用いてツイート感情をネガティブ・ポジティブと不活性・活性の度合いを求める。また、各感情の強度の取得も行う。さらにこれらの方法を用いて、ユーザ感情状態の毎日のパラメータやその遷移の過程の取得方法を検討した。そして取得したユーザの感情パラメータの時系列変化を可視化した。

## 2. 提案手法

### 2.1 手法概要

本提案では、ユーザの状態解析をするための、短文投稿感情分析とユーザ感情状態のパラメータの取得方法を提案する。Twitter API\*を用いてユーザの 10 日間のツイートを収集する。その後、ML-Ask を使用して、各ツイートの感情の強度とネガティブ/ポジティブ度から、1 日ごとのユーザの感情状態を取得する。そしてユーザの 10 日間の感情状態変化を可視化する。以下にその詳細を記述する。

### 2.2 短文の取得

本研究での短文とは、Twitter に投稿される一つのツイートを指す。ツイートの取得は Twitter API を用いて行った。本稿で分析過程を示すために対象としたユーザは、Twitter 上のトレンドワードについて言及しているユーザ群の中から無作為に選定した 1 名である。本提案手法では、ユーザの 10 日間にわたるツイートを収集し、それらのツイートに含まれる投稿時間と内容をデータとして保持する。

### 2.3 ML-Ask による感情パラメータ取得

ML-Ask は、Russell の感情円環モデルに基づき、すべての感情を、ポジティブ・ネガティブと覚醒・非覚醒の 2 軸

<sup>1</sup> 関西大学大学院総合情報学研究所

<sup>2</sup> 関西大学総合情報学部

\*<https://developer.twitter.com/ja/docs/twitter-api>

で表現する。また、Contextual Valence Shifters (CVS) という概念に基づいて、文脈を考慮した感情推定を行う。単語ごとの分析だけでは文脈を捉えられず、実際の感情と乖離してしまう可能性がある。そのため、CVS では単語の分析だけでなく、否定語（「ない」など）によってポジティブ・ネガティブを変化させる。例えば、「好きと言う」という文の場合、「好」の感情と推定される。一方で、「好きとは言えない」という文の場合、「好き」が否定されているとし、「好き」の逆の感情である「厭」だと推定する。ML-Ask では、まず、文章からポジティブ・ネガティブ (Orientation)、活性・不活性 (Activation) の2つ属性と、Intension (感情の強さ) を出力する。その推定された Orientation を基に文章を {Positive, Neutral, Negative} の3種類に分類し、Activation を基に文章を {Active, Neutral, Passive} の3種類に分類する。感情カテゴリは、その種類を組み合わせることで、「Positive-Active」、「Negative-Active」、「Positive-Passive」、「Negative-Passive」、「Neutral-Passive」、「Neutral-Active」、「Positive-Neutral」、「Negative-Neutral」となる。また、その分類された感情カテゴリの強さ (Intension) は、{1, 2, 3, 4, 5}とした。

本提案では、Python の ML-Ask を用いて、ツイートテキストをポジティブ・ネガティブ (Orientation)、活性・不活性 (Activation)、強度 (Intension) の3つの属性で出力し、感情分析を行う。そして、各ツイートに対して、得られた Orientation と Activation を2軸にプロットし、感情の強さと方向を表すベクトルとして偏角  $\theta$  と大きさ  $r$  を持つ二次元ベクトルを生成する。Orientation と Activation の出力が「Neutral-Neutral」の場合は、偏角  $\theta$  が計算できないので、Intension の値を0とみなし感情強度の値に影響しないようにした。ユーザの感情状態を推定するベクトルを図1に示す。

## 2.4 ユーザの長期的感情特徴

本稿では、例として特定ユーザの10日間のツイートを取得し、その結果63件のデータが得られた。この中からリツイート、URL、画像を含むツイートをデータクレンジング処理として除外したところ、42件のデータが最終的な分析対象として残った。

ML-Ask 感情分析ツールを使用し、1日の発言に対するポジティブ・ネガティブ (Orientation)、活性・不活性 (Activation)、強度 (Intension) を求める。各ツイートにおける感情は感情円環上の角度  $\theta$  と距離  $r$  として扱われ、これらのパラメータは個々の特性を抽出する際に用いられる。また、抽出するパラメータは1つだけではなく、感情の分布や変化の経路などの特徴も考慮に入れる。

具体的には、以下の2つの指標を導出し、ユーザの10日間の感情状態の変化を評価する：

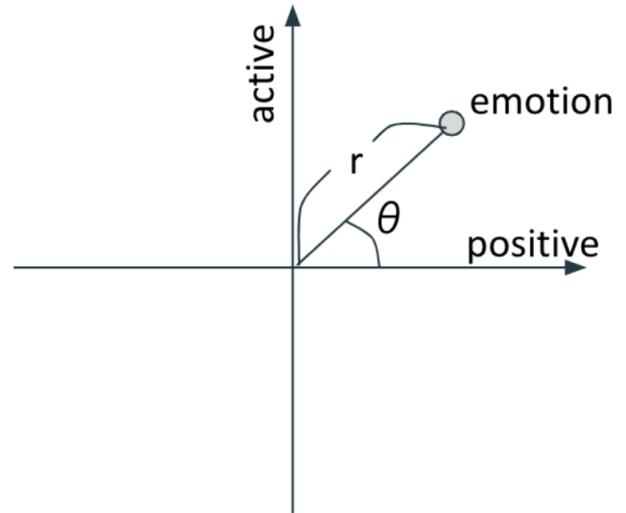


図1: Russell の感情円環の2軸からの偏角  $\theta$  とベクトル長  $r$  への変換

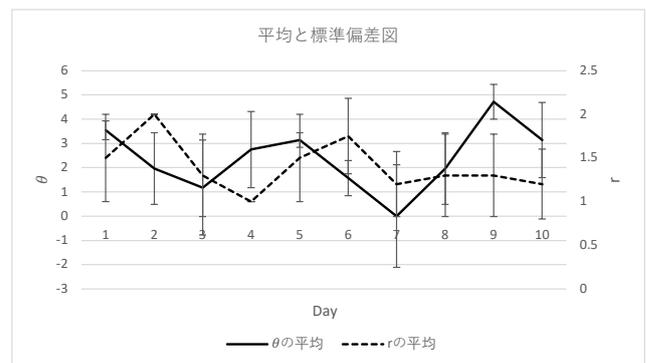


図2: 平均と標準偏差図

- 1日の発言強度平均：ML-Ask を用いてユーザの各発言の強さ (Intension) は、{1, 2, 3, 4, 5}を推定した。そして一日発言強度の平均を求める。
- 1日の発言感情ベクトルの多様性 (角度の分散と分布)：まず  $\theta$  の平均を求め、次に  $\theta$  の標準偏差を求める。 $\theta$  を使い、ラジアン値によって  $r$  の平均を求め、最後に  $r$  の標準偏差を求める。

$\theta$  と  $r$  の平均と標準偏差を図2に示す。

## 3. おわりに

本研究では、SNS でのユーザの人間関係をとらえる枠組みとして、ユーザとユーザ以外の感情状態の変化を分析していくことを目指す。まず本稿では、ML-Ask により、ユーザのツイートの感情パラメータを取得して、ユーザの10日間の感情の変化を特徴として得るためのパラメータを選択し算出する手法を検討した。ML-Ask

の感情分析ツールを用いて、1日の発言に対する感情強度を求める。各ツイートにおける感情は感情円環上の角度  $\theta$  と距離  $r$  として扱われ、ユーザの感情状態を推定する。

今後は、Twitter API の制約を考慮し、他のソーシャルメディアプラットフォームやデータソースの検討が必要である。例えば、Yahoo!ニュース、Bluesky、Threads などの異なるソーシャルメディアを利用することで、より広範なデータ収集が可能となる場合がある。

本研究で導入した感情の分類と集約方法について、さらなる精度向上を図ることが求められる。感情は多面的で複雑な現象であり、それを適切に数値化・クラス化するためには、感情クラスの数やその定義の検討はさらに行う必要がある。また、感情クラスと感情強度 (intensity) をどのように集約するかという問題も存在する。現在、平均と分散という基本的な統計量を用いているが、それは感情の変動の一部を捉えるに過ぎず、必ずしも全ての情報を捉えるわけではない。感情の変化の速度、周期性、パターン、振幅などの観点も重要であり、それらを捉えるための新たな指標の開発が求められる。

## 謝辞

本研究は一部、科研費 21K11968, 19K12090, 22K19792, 21K03082, 23K11202, 23K11278, および 2022 年度関西大学若手研究者育成経費における研究課題「エージェントを用いた共感的音楽体験共有の価値創造に関する研究」の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] K. Priya Iyer and S. Kumaresh. Twitter sentiment analysis on coronavirus outbreak using machine learning algorithms. *European Journal of Molecular and Clinical Medicine*, pp. 2663–2676, 2020.
- [2] M. Ptaszynski, P. Dybala, W. Shi, R. Rzepka, and K. Araki. A system for affect analysis of utterances in japanese supported with web mining. *Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics*, 21(2):194–213, 2009.
- [3] J. A. Russell. A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, 39(6):1161, 1980.
- [4] 石原, 芳賀他. 実感を伴う匿名性の学習に関する教育方法の研究: 「学級チャット」と「名前当てゲーム」の比較より. 岐阜聖徳学園大学紀要. 教育学部編, 56:61–68, 2017.

- [5] 福田, 難波, 庄司他. コロナ禍におけるワクチンに対する人々の感情変化とその要因の分析. 研究報告情報基礎とアクセス技術 (IFAT), 2022(2):1–6, 2022.
- [6] 金. インターネット利用に関する日韓大学生比較研究: 利用動機・効用の分析を中心に. マス・コミュニケーション研究, 63:112–129, 2003.
- [7] 大澤. 「いじめ自殺」の社会問題に対するツイッター上の感情分析. 立命館産業社会論集= Ritsumeikan social sciences review, 56(4):85–104, 2021.
- [8] 鳥海, 榎, 吉田. ソーシャルメディアを用いた新型コロナ禍における感情変化の分析. 人工知能学会論文誌, 35(4):F–K45\_1, 2020.
- [9] 三浦他. ネットコミュニティでの自己表現と他者との交流. 電子情報通信学会誌, 91(2):137–141, 2008.