

SNS 投稿日時及びイベントの時間的変遷による感情変動のテキスト解析

○丹波莉瑚 赤木茅 江草遼平 (千葉商科大学)

Text Analysis of Emotional Fluctuations Based on SNS Posting Dates and Temporal Progression of Events

* R. Tamba, K. Akagi and R. Egusa (Chiba University of Commerce)

概要—SNS 上の感情が周期性に影響されることが指摘されている一方、政治イベント時の感情変動を周期性とトレンドの両面から分析した研究は少ない。本研究では参議院議員選挙期間中の日本語 X 投稿を対象に、BERT による感情スコア算出と STL 分解を用いて感情変動を分析し、ワードクラウドおよび LDA により時間帯や政党別の投稿傾向を検討した。その結果、政治イベント期間中においても日内周期性が維持される一方で、選挙進行に対応したトレンド変動が観測され、感情変動が周期成分を基盤としてトレンド成分が重なる形で形成されていることが示唆された。

キーワード: 感情分析, 選挙, BERT, 時系列解析, STL 分解

1 はじめに

「月曜日は憂鬱」「深夜はネガティブになりやすい」といった表現にみられるように、人間の感情は時間帯や生活リズムと密接に関係していること、気分が概日リズムと覚醒時間の相互作用によって変動することが知られている¹⁾。このような感情の周期性は、SNS 投稿を大規模に分析した研究においても確認されており、日内や週単位で投稿に現れる感情が変動する傾向が報告されている²⁾。

一方で、SNS 上の感情変動は周期性のみで説明できるものではなく、選挙、EC の大型セールなど社会的出来事や外部環境の変化によって、一定方向へ推移するトレンドとして現れる場合もある。消費イベントを対象とした研究では、イベント発生前後で感情や話題の傾向が変化することが示されている³⁾。このような点は政治イベントにおいて特に重要であると推察される。

政治イベントは報道や結果公表といった外部要因の影響が大きく、SNS 上の感情が短時間で変化しやすい。米国選挙を対象とした研究では、Twitter 投稿を用いて感情の時間的・地理的变化を分析し、イベント発生時に感情が急激に変化する現象が捉えられている⁴⁾。

政治イベントと SNS 感情を対象とした研究の中には、感情データを用いて世論動向を推定・予測する研究や、政治イベントに関する SNS 感情と株価指数や為替レートとの関係を分析し、短期的な市場変動の予測や因果関係の検討を行った研究も存在する⁵⁾⁶⁾。しかし、これらの研究はいずれも予測性能や外部指標との関係性に主眼が置かれており、政治イベントにおける感情変動そのものを周期性とトレンドの関係性という観点から捉え、その時間的特性を明らかにすることを目的としたものではない。

また、これらの研究の多くは英語圏データを対象としている。政治イベントに関する SNS を利用した自然言語処理においては、利用者層の偏りや言語・文化的制約を考慮する必要があると指摘されており⁷⁾、日本の政治イベントについて SNS に同様の反応が見られるかは明らかでない。

そこで本研究では、日本語の X(旧 Twitter)の投稿を対

象とし、第 27 回参議院議員通常選挙(以下参院選)期間中の一部政党に関する投稿を分析する。投稿日時およびイベントの時間的進行に着目し、感情の時系列的変化を定性的および定量的に分析することを目的とする。また、事前学習済みニューラルネットワークを用いた感情ラベリングを導入し、感情変動の数量化を試みる。

本研究では、予測ではなく現象の理解に焦点を当て、日本語 SNS における政治イベント時の感情変動の特徴を明らかにすることを目的とする。

2 方法

2.1 データ

本研究では、X API v2 の Recent Search Endpoint を用いて投稿データを収集した。対象期間は参院選 1 週間前から選挙日翌日の 2025 年 7 月 15 日から 2025 年 7 月 21 日までの 1 週間とし、1 時間毎に検索語を含む投稿 40 件を取得した。検索語には、参院選に関連する語句（「参議院選挙 2025」「参議院議員選挙」「参院選」「参議院」）に加え、特定政党名のバリエーション(例:「国民民主」「国民民主党」)を設定した。本稿では予算制約上の X API v2 の取得制限(月 15,000 件)から、政党を国民民主党と公明党の 2 つに限定した。

政党の選択にあたっては事前調査を実施した結果を参考とした。事前調査の結果、与党である自由民主党及び最大野党である立憲民主党は関連する投稿にスパム、広告等のノイズが多く、また支持者と否定派が混在するため分析結果の解釈が困難であることが明らかになった。対して、選択された 2 党は支持者による投稿が多数派であり、また 1 時間毎という時定数において安定的な投稿数を確保できることから分析目的に適していると判断された。

なお、各政党の参院選の結果は以下の通りである。国民民主党は 17 議席を獲得し、改選 4 議席から大きく躍進を果たす結果となった。対して公明党は改選 14 議席から 8 議席のみの獲得と議席を失う結果となった。まとめると、国民民主党は好調、公明党は不調な選挙結果であった。

得られたデータから分析対象外となる投稿を除外するため、「プレゼント」「無料」などのキャンペーンやスパム関連語や、他政党名を除外語として設定した。各投稿には、検索語、投稿文、リツイート有無、投稿時刻、投稿日、政党名といった情報を付与した。収集した投稿約 11,000 件に対してアカウント名や URL、記号、絵文字の削除、重複投稿の除去といったデータクリーニングを行った。その結果、分析対象として約 5,600 件の投稿を得た。

2.2 自然言語解析

本研究では、投稿に含まれる感情表現の特徴および時間的変動を多角的に分析するため、定性的分析と定量的分析を組み合わせた手法を用いた。

定量的な分析を行うため、Amazon のコメントデータ 20000 でファインチューニングされた Transformers 4.27.4 による日本語 BERT 感情分析モデル⁸⁾を用いて各投稿のネガポジ判定を実施した。テストデータにおける Accuracy は 0.81 である。各投稿に対して、Positive, Neutral, Negative の 3 クラスのうち 1 つの感情ラベルと、その信頼度スコア (0~1) を出力した。得られた感情ラベルを数値化し、Positive を +1, Neutral を 0, Negative を -1 と定義した。これに信頼度スコアを乗算することで、各投稿に対する連続値の感情スコアを算出した。投稿日時を基に 1 時間単位で感情スコアの平均値を集計し、時系列データを作成した。

この時系列データに対して、感情変動をトレンド成分、季節成分、および残差成分に分離するため STL 分解 (Seasonal and Trend decomposition using Loess) を適用した。STL 分解は、時系列データを下方向的に分解し、それぞれの成分を個別に分析可能とする手法である。本研究では、日内変動をとらえるため周期を 24 時間とした。これにより政治

イベントにおける感情変動が周期性とトレンドのいずれによって特徴づけられるかを検討した。

また、時間帯や政党毎にどのような感情語が用いられているか把握することを目的として、定性的な分析を実施した。形態素解析を用いて投稿文を単語単位に分割した上で、感情や評価を直接的に表す形容詞に着目し、出現頻度に基づくワードクラウドを作成した。時間帯については 0 時から 5 時を「深夜」、6 時から 11 時を「朝」、12 時から 17 時を「昼」、18 時から 23 時を「夜」と定義し、時間帯別および政党別に可視化を行った。

次に、投稿内容の背景にある話題構造を把握するため、Latent Dirichlet Allocation (以下 LDA) によるトピック解析を実施した。LDA は、文書集合を複数の潜在的なトピックの混合として表現し、各トピックを特徴づける語の分布を推定する手法である。本研究では各分析対象について上位 3 トピックを抽出した。このとき、「オモウ」「イル」などの一般動詞や「選挙」「参議」「議員」という分析対象である政治イベント全体に高頻度で出現する語を除外している。また、ワードクラウドで違いが顕著に見られた昼と夜に着目し、時間帯による話題の違いを分析した。

3 結果

Error! Reference source not found. は、BERT によって得られた感情スコアの時系列に対して STL 分解を行った結果であり、上段から順に原系列、トレンド成分、周期成分、残差成分を表している。また、縦軸は感情スコア (正がポジティブ、負がネガティブ)、横軸は日付である。

Error! Reference source not found. のトレンド成分 (上 2 段目) を見ると、選挙期間の開始がポジティブな投稿のピークであり、徐々に低減した後、投開票日前日 (19 日) にかけて再び上昇、投開票後に急激にネガティブに推移

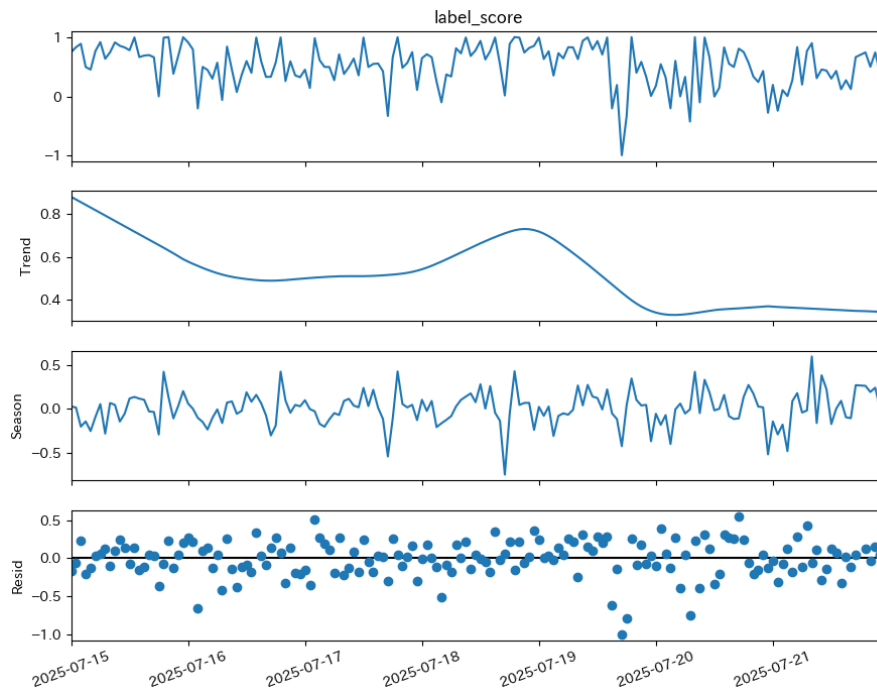


Fig. 1: 感情スコアの STL 分解推移

するトレンドの変化が観測された。Error! Reference source not found.の周期成分(下2段目)を見ると、24時間周期で昼から夕方ごろにポジティブ傾向になり朝方に急激に下がり朝に回復する一定の周期が確認される。

Fig.2はSTL分解によって得られた周期成分のコログラムである。Fig.2からも24時間、48時間周期での自己相関係数が高く、日別の周期性が観測されている。なお、24時間における自己相関係数は0.721であった。

また、全体の残差成分に対する周期成分、トレンド成分寄与度はそれぞれ、29.50%、16.69%となり周期成分の寄与度が大きいことが明らかになった。

Fig.3~5は順に、国民民主党の時間(昼/夜)別、政党別、公明党の時期(15/20日)別、国民民主党の時期別の投稿を可視化するワードクラウドである。

Fig.3に示すように昼の時間帯のワードクラウドには「嬉しい」「良い」「素晴らしい」などポジティブな形容詞が多く出現し、夜には「無い」「厳しい」などネガティブな語が増加する傾向が確認された。

また、政党毎の傾向を比較すると、Fig.4に示すように国民民主党に関する投稿は「良い」、「新しい」、「嬉しい」など公明党に関する投稿に見られる「厳しい」「無い」などのワードと比較して、全体的にポジティブな感情表現が多い傾向がみられ、政党毎に現れる語彙が異なることが確認された。

さらに、選挙結果の公表前後に着目すると、政党ごとの結果の違いに対応した感情変化が観測された。Fig.5に示

すように、議席を減らす結果となった公明党は投票日前にもネガティブな語彙が多く含まれるが、投票日後に「険しい」「厳しく」などのネガティブな語の出現が増加している。

一方 Fig.6では、選挙結果が比較的好調であった国民民主党に関する投稿では、「おめでとう」「良い」など選挙速報から開票にかけてポジティブな語が増加する傾向が確認された。この結果は Fig.1で示されたトレンド成分の変遷とも整合性が見られ、選挙期間の進行に伴う感情の変化が投稿内容に含まれる語の出現傾向としても反映されることを示している。

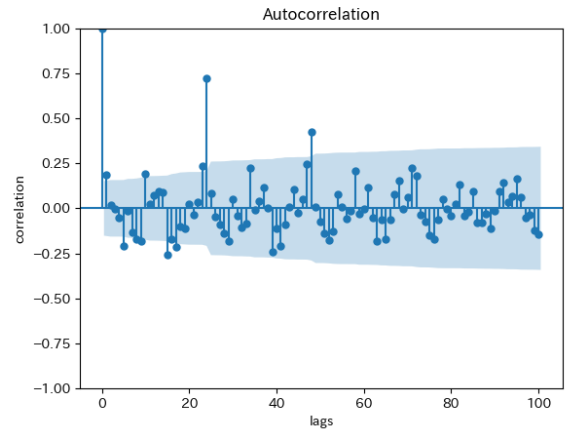


Fig.2 周期成分のコログラム



Fig.3: 国民民主党昼(左)夜(右)



Fig.4: 公明党(左),国民民主党(右)



Fig. 5: 公明党 15 日(左)20 日(右)



Fig. 6: 国民民主党 15 日(左)20 日(右)

Fig. 7 は LDA トピック解析により,国民民主党の全期間における夜と昼の投稿に含まれるトピックを抽出した結果である. Fig. 7 から, 時間帯によって,投稿内容に話題傾向の違いが見られた. 国民民主党における Topic1 において昼の時間帯には「投票」「支持」「デキル」「ホシイ」「当選」などが確認でき, 個人が投票行動を検討する,支持を表明, 呼びかける文脈が中心となっている.これらの語は期待や前向きな評価を含む表現と結びつきやすく,ワードクラウドの結果とも整合性がとれる.

一方夜の時間帯では一方夜の時間帯では「日本」「手取り」「フヤス」などが確認でき,政策内容などの話題が見られる.これらは具体的な政策評価が反映されたと言え,昼よりも分析的な言葉が増加している可能性がある.

4 考察及びまとめ

本研究では,日本語の SNS 上での政治イベントに関する投稿を BERT によってポジティブ/ネガティブの感情スコアに変換し,トレンド, 周期性などの時系列推移を分析した. その結果, 本研究で対象とした政治イベントに対する投稿は日常的な感情表出とは異なり,選挙期間の推移に伴う明確なトレンドの変化を示した. STL 分解の結果,選挙公示日をポジティブな意見のピークとして,一度ネガティブに転じ, 投票日前日から再びポジティブに転じる.そして開票によってネガティブに転じるという動きが観測された. これは, 選挙活動に伴う候補者への応援や投票の呼びかけなどの活動全般がポジティブな語

彙を含むものであること, 投票後は応援していた候補の落選などネガティブな結果が生じること, 応援活動が停止することなどを鑑みれば自然な結果である. これらの傾向は, ワードクラウドによる分析においても現れており, 選挙前後/選挙の結果に応じて投稿に含まれる語彙の傾向が変化していることが確認された.

また,先行研究²⁾において確認された日常的な投稿における日毎の周期性が,政治イベントに関連する投稿においても確認された. STL 分解および自己相関分析の結果から,24 時間および 48 時間周期に対応する日内周期性が確認された. 特に24 時間周期における自己相関係数は 0.721 と高く,政治イベントという非日常的状況下であっても,SNS 投稿における感情表出は SNS 投稿者の生活リズム等の影響を強く受けていることが示唆される.また, 残差成分に対する寄与度を比較すると周期成分のほうが高い寄与度を有しており,本研究対象期間においては周期成分が感情変動に対して大きな影響を持っていることが明らかとなった. この結果は,日常的な SNS 投稿を対象とした先行研究において報告されている日内周期性が,政治イベントという非日常的状況下においても維持されていることを示すものである.

本稿のワードクラウド及び LDA トピック解析の結果では,昼の時間帯には選挙に伴う応援の投稿が目立つ一方で,夜の時間帯には昼と比較して投稿内容がより分析的・批判的な性質を帯びる傾向が確認された.

時間帯による投稿内容や言語使用の違いは,SNS 上の

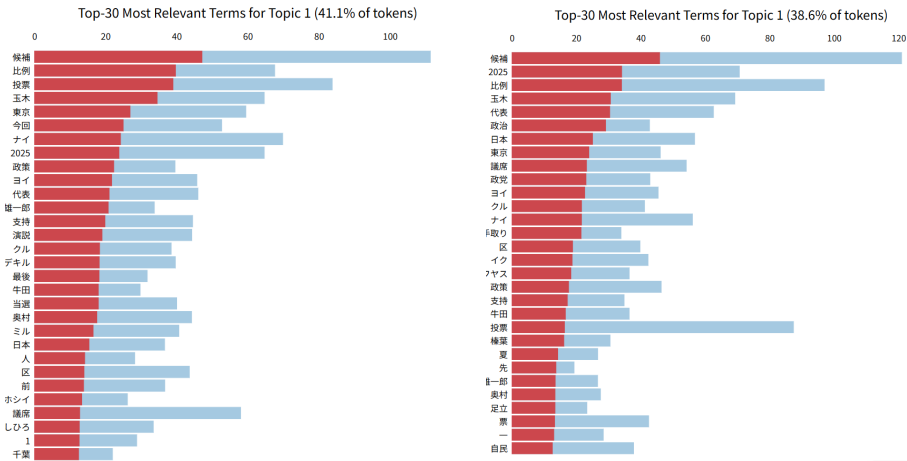


Fig. 7 国民民主党・全期間 (左:昼,右:夜) の LDA (赤線 選択された話題の頻度, 全話題の頻度)

言語表現が日内周期に沿って変化することを示した研究においてもいくつかの報告があり⁹⁾, 本稿でも選挙活動においても時間帯による投稿内容の変化が確認されたとと言える。

本研究の結果は, 世論調査やアンケート調査において, 調査時期や進行段階によって評価や感情的傾向が変動することを示唆している。世論調査を対象とした研究では, 調査時点の違いによる結果の変動が必ずしも測定誤差のみに起因するものではないことが示されており¹⁰⁾, 主観的指標が測定される時点そのものが結果に影響を及ぼしうるということが指摘されている。したがって, 調査結果の解釈においては, 単一時点の数値のみではなく, 調査時期や進行段階といった時期的文脈を考慮することが重要である。

以上の結果から, 政治イベント時の SNS の感情変動は, 日内周期性に基づく周期成分が基盤として存在し, その上に選挙という外部イベントに対応したトレンド成分が加わることで形成されていると捉えることができる。すなわち, 周期成分は利用者の生活リズムや時間帯別の話題傾向に対応した安定的な感情変動を反映し, トレンド成分は政治イベントの進行に伴う集団的な感情反応を表していると解釈できる。

本研究では, 単一の政治イベントを対象に感情変動の特徴を分析したが, 今後は複数の政治イベントを対象として行うことで, イベントに共通する感情変動のパターンや相違点をより体系的に抽出することが求められる。さらに, 本研究で用いた分析手法を発展させ, 具体的な政治動向の把握や世論の変化をより捉えるための分析手法の開発へとつなげていくことが想定されている。

謝辞

本研究は千葉商科大学・数理データサイエンスプログラムの一環として, 千葉商科大学基盤教育機構より助成を受けて実施された。ここに感謝の意を表する。

参考文献

- 1) Diane B. Boivin, Charles A. Czeisler, Derk-Jan Dijk, Jeanne F. Duffy, Simon Folkard, David S. Minors, Peter Totterdell, James M. Waterhouse: Complex Interaction of the Sleep-Wake Cycle and Circadian Phase Modulates Mood in Healthy Subjects, *Archives of General Psychiatry*, **54**, 145–152 (1997)
- 2) Scott A. Golder, Michael W. Macy: Diurnal and Seasonal Mood Vary with Work, Sleep, and Daylength Across Diverse Cultures, *Science*, **333**, 1878–1881 (2011)
- 3) Noor Farizah Ibrahim, Xiaojun Wang: Decoding the Sentiment Dynamics of Online Retailing Customers: Time Series Analysis of Social Media, *Computers in Human Behavior*, **96**, 32–45 (2019)
- 4) Debjyoti Paul, Feifei Li, Murali Krishna Teja, Xin Yu, Richie Frost: Compass: Spatio Temporal Sentiment Analysis of US Election What Twitter Says!, *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1585–1594 (2017)
- 5) Nicholas Beauchamp: Predicting and Interpolating State-Level Polls Using Twitter Textual Data, *American Journal of Political Science*, **61**, 490–503 (2017)
- 6) James Usher, Pierpaolo Dondio, Lucia Morales: The Political Power of Twitter, *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*, 326–331 (2019)
- 7) Michalis Korakakis, Evaggelos Spyrou, Phivos Mylonas: A survey on political event analysis in Twitter, *2017 12th International Workshop on Semantic and Social Media Adaptation and Personalization (SMAP)*, 14–19 (2017)
- 8) Christian-Phu: Bert-Finetuned-Japanese-Sentiment, [Online]. Available: <https://huggingface.co/christian-phu/bert-finetuned-japanese-sentiment> (2023)
- 9) Dzogang F, Lightman S, Cristianini N: Diurnal variations of psychometric indicators in Twitter content, *PLOS ONE*, **13-6**, e0197002 (2018)
- 10) Andrew Gelman, Gary King: Why Are American Presidential Election Campaign Polls So Variable When Votes Are So Predictable?, *Br. J. Polit. Sci.*, **23**, 409–451 (1993)