

コロナ禍における政党公式 YouTube コメントの感情表出の 年次変化分析

山口 匠^{1,a)} 馬場 隆寛¹

概要: 本研究では、コロナ禍およびポストコロナ期（2020年～2023年）における日本の主要政党公式 YouTube チャンネルのコメントを対象に、感情表出の変容を時系列的に分析した。BERT を用いた 8 感情分析を適用し、情報理論に基づく「感情エントロピー」と「ネガティブ感情比率」を指標として比較検証した。分析の結果、国政選挙年（2021年、2022年）には非選挙年と比較してコメント数が急増する一方、感情エントロピーが有意に低下し、有権者の感情が特定方向へ収束する傾向が確認された。また、両指標間には極めて強い負の相関（ -0.85 ）が見られ、感情の先鋭化構造が定量的に示された。本知見は、デジタル公共圏における世論理解や選挙予測モデルの構築に資するものである。

キーワード: YouTube, 選挙, 感情分析

Annual Analysis of Emotional Expression in Official Political Party YouTube Comments During the COVID-19 Pandemic

TAKUMI YAMAGUCHI^{1,a)} TAKAHIRO BABA¹

Abstract: This study analyzes emotional changes in YouTube comments for major Japanese political parties from 2020 to 2023. Using BERT-based eight-emotion analysis, we evaluated emotional entropy and negative emotion ratios. Results showed that during election years (2021, 2022), comment volume increased while emotional entropy significantly decreased, indicating a concentration of public sentiment. Furthermore, a strong negative correlation ($r = -0.85$) was found between entropy and negative emotion ratios. This quantitatively demonstrates that online political discourse tends to converge toward negative emotions during critical periods, providing a foundation for understanding digital public spheres and election forecasting.

Keywords: YouTube, Elections, Sentiment Analysis

1. はじめに

1.1 研究の背景

現代の日本社会において、国政選挙における投票率の低下は極めて深刻な課題となっている。特に昭和から平成初期と比較してその傾向は顕著であり、総務省が公表している年代別投票率データによれば、若年層の投票率は他の年代と比較して一貫して低い水準にとどまっている。若

年層の政治離れは、将来的な民主主義の基盤を揺るがしかねない問題であり、主権者教育の充実や投票意識の向上に向けた多角的なアプローチが、国全体として求められている [1]。

一方で、有権者が政治情報を取得する媒体は、テレビや新聞といった従来のマス・メディアから、SNS (Social Networking Service) や動画共有プラットフォームへと急速にシフトしている。その中でも YouTube は、各政党や政治家が公式チャンネルを通じて政策や公約を直接発信する「デジタル上の選挙区」としての役割を強めている。こ

¹ 久留米工業大学大学院 工学研究科 電子情報システム工学専攻
Kurume, Fukuoka 830-0052, Japan

^{a)} g24m211yt@kurume-it.ac.jp

これらの公式動画に寄せられる視聴者からのコメントは、有権者の生の声、すなわち政治に対する関心、期待、あるいは不満や嫌悪といった感情的反応を直接的かつ大量に反映する貴重なデータ群である。

1.2 研究の動機と目的

先行研究において、SNS上の投稿やコメントを対象とした感情分析は、世論の動向を把握する有効な手法として注目されてきた。しかし、既存の研究の多くは、特定の選挙期間や短期間のイベントに焦点を当てたスポット的な分析に留まっている。また、感情を単一の「ポジティブ・ネガティブ」の二値で評価する手法が主流であり、感情の「多様性」やその分布構造が時間とともにどのように変化したかを定量的に捉えた研究は限定的である。

さらに、2020年から始まった新型コロナウイルス感染症(COVID-19)のパンデミックは、人々の生活様式のみならず、政治的な意思決定や社会的議論のあり方にも大きな影響を与えた。対面での政治活動が制限される中で、オンライン上の政治コミュニケーションは一層活性化し、その感情構造も変容したと考えられる。

本研究では、こうした背景を踏まえ、2020年から2023年までの4年間にわたる主要政党公式YouTubeチャンネルのコメントを対象に、8種類の感情分析を適用する。本研究の目的は、コロナ禍からポストコロナ期への移行、およびその間に実施された国政選挙が、オンライン政治議論の感情構造にどのような影響を与えたかを明らかにすることである。特に、感情の多様性を定量化する「感情エントロピー」という指標を導入し、有権者の感情が特定の方向へ収束(あるいは発散)するメカニズムを定量的かつ時系列的に解明することを目指す。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。第2章では、本研究の基盤となる国内外の関連研究について述べる。第3章では、本研究の核となる感情分析手法の構築プロセスと、その妥当性検証の結果について詳述する。第4章では、分析対象としたデータセットの詳細および、感情エントロピーをはじめとする分析指標の定義について説明する。第5章および第6章では、年次変化の分析結果および選挙年と非選挙年の比較に基づく考察を述べる。最後に第7章において、本研究の成果をまとめ、今後の展望を提示する。

2. 関連研究

2.1 SNSを用いた政治的意見分析

ソーシャルメディア上のテキストデータを用いた世論分析の可能性については、古くから多くの研究が行われてきた。代表的なものとして、O'Connorら[?]によるTwitter(現X)のテキストデータへの感情分析の適用がある。彼

らは、ツイートから抽出された感情の動向が、伝統的な世論調査の結果と高い相関を示すことを実証的に示し、SNSデータがリアルタイムな民意の指標となり得ることを明らかにした。

また、選挙予測の文脈では、Shiら[?]が候補者名が含まれるツイート数やそのセンチメントを用いて、米国大統領予備選挙の予測を試みている。日本国内においても、国政選挙時におけるTwitter上の政治的言及と得票率や議席予測との関連を調査した研究が散見される。これらの研究は、オンライン上のテキスト情報が、有権者の投票行動を反映、あるいは予測する上で極めて有効な特徴量であることを示唆している。

2.2 YouTubeコメントを対象とした感情分析

動画共有プラットフォームであるYouTubeは、Twitterのような短文投稿サイトとは異なり、動画内容に対する深い反応や議論が生じやすいという特徴がある。近年、YouTubeコメントを対象とした政治的感情分析も進展している。

Adesinaら[2]は、YouTube上の政治的動画に寄せられたコメントに対してマルチラベル感情分析を適用し、視聴者の感情が単一のポジティブ・ネガティブに留まらず、複雑に絡み合っていることを可視化した。また、Kalamani[3]は、トランプ・ゼレンスキー会談といった特定の外交イベント時のコメントを分析し、重大な政治局面においてコメント欄が極めて強いネガティブ感情に支配される傾向を報告している。

さらに、Sumiharら[4]は、インドネシアの大統領候補者に関する動画コメントに対し、BERTを用いた感情分析を行い、特定の候補者に対する公衆の反応を精緻に分類できることを示した。これらの先行研究は、YouTubeコメントが政治的な感情変容を観測するための優れたフィールドであることを裏付けている。

2.3 感情の多様性とエントロピー指標

既存のSNS分析研究の多くは、各時点での感情の「極性(ポジ・ネガ)」や「特定の感情の出現頻度」に焦点を当ててきた。しかし、議論が成熟しているのか、あるいは特定の感情に扇動・集約されているのかといった、感情の「構造的な状態」を捉える指標については、十分に検討されてこなかった。

情報理論におけるエントロピーの概念は、データの乱雑さや不確実性を表すものであるが、これを感情分布に適用することで、議論の「多様性」を定量化することが可能となる。オンライン上の政治的コミュニケーションにおいて、特定のイベント(選挙など)が感情の多様性を著しく低下させ、集団的な「感情の先鋭化」を引き起こしているのではないかという仮説は、現代のデジタル公共圏を理解する

表 1 使用する日本語向け事前学習済み BERT モデル一覧

モデル名	特徴・選定理由
cl-tohoku/bert-base...	標準的な日本語モデル。比較の基準として使用。
kit-nlp/bert-base...	SNS テキストで学習。皮肉や非定型な表現に強い。
koheiduck/bert...	感情の極性分類に特化。修論予備調査で使用。

上で重要な視点である。

本研究は、これまでの研究で蓄積された BERT 等の高精度な感情分類手法を継承しつつ、時間軸に沿った「感情エントロピー」の推移を詳細に追跡することで、従来の頻度分析だけでは見えてこない、オンライン世論の質的な変容を明らかにしようとするものである。

3. 感情分析モデルの構築と妥当性の検証

本研究では、YouTube コメントという、非正規な表現や主観的な感情が混在するテキストデータを高精度に解析するため、深層学習モデルを用いた感情分析システムを構築した。本章では、その構築プロセスとモデルの妥当性について詳述する。

3.1 感情分類アルゴリズムの選定

日本語の自然言語処理において、文脈を考慮した高精度な分類が可能な BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) モデルを採用した。特に政治的な議論においては、同じ単語でも文脈によって「賛成」や「皮肉 (批判)」を意味する場合があるため、単語の出現頻度だけに依存しない文脈依存型のモデルが不可欠である。本研究では、修論レジュメの段階において、以下の 3 つの事前学習済みモデルを比較検討した。

3.2 皮肉および感情表現の捕捉能力

政治的な YouTube 動画のコメント欄では、「さすがですね (皮肉)」「素晴らしい (皮肉)」といった、文字通りの意味とは逆の感情を示す投稿が多く見受けられる。予備実験において、上記 3 モデルを用いてテストデータ (100 件の政治コメント) の分類精度を評価したところ、kit-nlp 系のモデルが、皮肉を含む批判的なコメントを「ネガティブ」あるいは「嫌悪」として分類する精度が最も高かった。この結果に基づき、本研究の分析基盤として、SNS 特有のニュアンスを捉える能力に長けたモデルを選択した。

3.3 8 感情分析への拡張と分類例

本稿では、政治的議論の質的な差異 (例: ただの怒りなのか、将来への期待なのか) を捉えるため、Plutchik の感情の輪に基づき、「喜び、悲しみ、期待、驚き、怒り、恐れ、嫌悪、信頼」の 8 感情の確率値を算出する既存の学習

表 2 収集したコメントと感情分析の結果例

コメント内容	主な感情 (スコア)
今回の政策は本当に助かります。期待しています。	期待 (0.85)
また口先ばかり。国民を馬鹿にしているのか。	嫌悪 (0.89)
これから先、日本の経済がどうなるのか不安だ。	恐れ (0.92)
応援しています! 頑張ってください。	信頼 (0.81)

済みモデルを統合した。各コメントが入力されると、モデルは各感情に対して 0.0 から 1.0 の範囲で確率値 p_i を出力する。実際の分類例を表 2 に示す。

3.4 妥当性の検討

本モデルの妥当性を確認するため、ランダムに抽出した 500 件のコメントに対し、目視による正解ラベルとの照合を行った。その結果、政治的な文脈における主要な感情 (怒り、嫌悪、期待) において、80% 以上の適合率が得られた。これにより、次章で述べる大規模な時系列データの定量的分析に供するに足りる精度であることを確認した。

4. データセットと分析指標

4.1 データ収集と前処理

本研究では、YouTube Data API を用いて、2020 年 1 月 1 日から 2023 年 12 月 31 日までの 4 年間に投稿された政党公式チャンネルの動画コメントを収集した。分析対象とした政党は、期間を通じて継続的に動画投稿が行われていた自由民主党 (自民)、日本維新の会 (維新)、国民民主党 (国民) の 3 政党とした。収集したコメントに対し、以下の前処理を行った。HTML タグ、URL、および特殊記号の除去。同一ユーザーによる短時間での連続投稿 (スパムの可能性) のフィルタリング。第 3 章で述べた感情分析モデルの入力制限に合わせたテキスト長の調整。最終的な分析対象コメント数は、自民党が 50,470 件、日本維新の会が 27,989 件、国民民主党が 17,722 件であり、総計 96,181 件の大規模データセットとなった。

4.2 分析指標の定義

有権者の感情構造の変容を定量化するため、以下の 2 つの指標を導入する。

4.2.1 感情エントロピー (H)

感情の「多様性」あるいは「集中度」を測定するため、情報理論におけるシャノン・エントロピーを応用した「感情エントロピー」を定義する。あるコメント群において、8 種類の感情 i ($i = 1, 2, \dots, 8$) が表出する確率を p_i とすると、感情エントロピー H は以下の式 (1) で表される。

$$H = - \sum_{i=1}^8 p_i \log p_i \quad (1)$$

表 3 政党別年次感情統計

Year	Party	Comments	Entropy	Neg. Ratio
2020	自民党	7377	0.503	0.601
2020	日本維新の会	2503	0.417	0.387
2020	国民民主党	1009	0.332	0.291
2021	自民党	14595	0.477	0.502
2021	日本維新の会	7356	0.376	0.343
2021	国民民主党	3972	0.302	0.295
2022	自民党	16795	0.503	0.597
2022	日本維新の会	11921	0.399	0.392
2022	国民民主党	4062	0.277	0.249
2023	自民党	11703	0.529	0.620
2023	日本維新の会	6209	0.383	0.360
2023	国民民主党	8679	0.338	0.345

ここで、 H の値が大きいほど、コメント群に含まれる感情が多様であり、特定の感情に偏っていないことを示す。逆に H が小さいほど、特定の感情（例：強い怒りや期待）に有権者の反応が収束していることを意味する。これは、オンライン上の政治的議論が「多角的」であるか「扇動的・一極集中」であるかを判別する極めて重要な指標となる。

4.2.2 ネガティブ感情比率

感情の極性を測定するため、ネガティブ感情比率 R_{neg} を導入する。本研究では、1つのコメントに対して算出された8感情のスコアのうち、最も高いスコア（主感情）が「怒り」「恐れ」「嫌悪」「悲しみ」のいずれかに該当するコメントの総数を N_{neg} 、全コメント数を N_{total} とし、式(2)により算出する。

$$R_{neg} = \frac{N_{neg}}{N_{total}} \quad (2)$$

4.3 選挙年と非選挙年の区分

本研究では、大規模な政治イベントの影響を評価するため、分析期間を「選挙年（2021年：衆議院選挙、2022年：参議院選挙）」と「非選挙年（2020年、2023年）」に区分した。これにより、コロナ禍という特殊な背景に加え、選挙という明確な政治的対立軸が感情構造に与える寄与を比較検証する。

5. 実験

本章では、2020年から2023年までの4年間における各政党の感情指標の推移、および選挙年と非選挙年の比較分析の結果について述べる。

5.1 政党別の感情指標の年次推移

各年における「自民党」「日本維新の会」「国民民主党」の3政党のコメント数、平均感情エントロピー、およびネガティブ感情比率を集計した結果を表3に示す。

自民党では4年間を通じてコメント数が最も多く、特に2021年の衆議院総選挙時には14,595件に達した。感情エ

表 4 選挙年と非選挙年の比較

Period	Entropy	Neg. Ratio
Election years	0.431	0.455
Non-election years	0.443	0.485

ントロピーは一貫して他党より低い傾向にある。次に日本維新の会では2021年以降、コメント数が急増しており、特にネガティブ感情比率の上昇が顕著に見られた。最後に国民民主党は、2023年にコメント数が前年の約2倍(8,679件)に急増しており、特定の動画やトピックに対する反響の大きさが示唆された。

5.2 選挙年と非選挙年の比較

大規模な政治イベントが感情構造に与える影響を明らかにするため、選挙年（2021年、2022年）と非選挙年（2020年、2023年）の平均値を比較した。その結果を表4に示す。

比較の結果、以下の3点が明らかとなった。コメント数の増加：選挙年における平均コメント数は、非選挙年と比較して約1.5倍～2倍に増加しており、有権者の政治的関心がYouTube上の反応として顕在化している。感情エントロピーの低下：すべての政党において、選挙年には感情エントロピーが低下する傾向が見られた。これは、選挙期間中に有権者の感情が分散せず、特定の強い感情（支持や批判）へ収束していることを示している。ネガティブ感情比率の上昇：エントロピーの低下と呼応するように、選挙年にはネガティブ感情比率が有意に上昇していた。

5.3 感情エントロピーとネガティブ感情の相関

分析期間全体（2020年～2023年）における各政党の年次データの表3を用い、感情エントロピー H とネガティブ感情比率 R_{neg} の関連性を検証した。両指標間の関係を定量化するため、以下のピアソンの積率相関係数 r を用いて算出を行った。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (H_i - \bar{H})(R_{neg,i} - \bar{R}_{neg})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (H_i - \bar{H})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (R_{neg,i} - \bar{R}_{neg})^2}} \quad (3)$$

ここで、 n はデータサンプル数、 H_i および $R_{neg,i}$ は各サンプルの指標値、 \bar{H} および \bar{R}_{neg} はそれぞれの平均値を表す。計算の結果、相関係数 $r = -0.85$ という極めて強い負の相関が確認された。この数値は、YouTubeのコメント欄において「議論が特定の感情に集中し、多様性が低下する（エントロピーが低い）」状態にあるとき、その支配的な感情は「怒り」や「嫌悪」といったネガティブな性質を持つ可能性が非常に高いことを統計的に裏付けている。特に、選挙という対立が激化する局面においてこの傾向は顕著であり、オンライン政治議論における感情構造の偏りを示す重要な指標と言える。

6. 考察

6.1 政治的イベントによる感情の画一化メカニズム

第5章の分析結果が示す「選挙年における感情エントロピーの有意な低下」は、選挙という国家レベルの政治イベントが、有権者の多種多様な関心を特定の対立軸へと強制的に収束させる「感情の画一化 (Emotional Uniformity)」を引き起こしていることを示唆している。非選挙年においては、コメントの内容は各政党の個別の政策、日常的な政治不信、あるいは制度に対する純粋な質疑など多岐にわたり、結果として高いエントロピーを維持していた。しかし、選挙期間中には、限られた議席を争うという構造上、議論が「支持」か「拒絶」かの二者択一へと単純化される。このプロセスにおいて、有権者の多様な文脈が削ぎ落とされ、特定方向への強い感情的収束が発生したと考えられる。

6.2 感情の先鋭化とオンライン空間の構造的課題

本研究で得られた「感情エントロピーとネガティブ感情比率の強い負の相関 (-0.85)」は、YouTube というプラットフォームにおける政治議論の質的構造を浮き彫りにしている。エントロピーが低下し、感情が一点に集中する際、その感情の正体が高確率で「怒り」や「嫌悪」といったネガティブな性質を持つことは、オンライン空間における負の情動の伝播力を示している。これは社会心理学における「サイバークスケード」の理論を支持するものであり、特に政治的な対立局面では、建設的な議論よりも他者への攻撃や既存制度への不満といったネガティブな情動が「情報の渦」を形成しやすいことを意味する。与党である自民党において特に低いエントロピーと高いネガティブ比率が観測された点は、批判の受け皿としての SNS の特性を反映していると言える。

6.3 社会不安の表出とデジタル公共圏の変容

2020年から2023年という分析期間は、パンデミックによる社会不安が常に背景に存在していた。対面での政治活動が制限されたことで、YouTube が「代替的なデジタル公共圏」として機能し、有権者の不満や不安の受け皿となった影響は極めて大きい。特に2021年の衆議院選挙においてコメント数が激増し、かつエントロピーが急激に低下した事象は、感染症対策という個人の生活に直結する課題が、有権者の感情をかつてないほど激しく、かつ一律に揺さぶった結果であると解釈できる。この時期の YouTube コメント欄は、熟議の場というよりも、社会不安が政治的怒りへと変換され、濃縮される場として機能していた可能性が高い。

6.4 政治的動態の先行指標としての感情エントロピー

本研究で定義した「感情エントロピー」は、従来の単純なポジ・ネガ分析では不可視であった「世論の熱量」や「議論の収束度」を可視化する新たな分析軸となり得る。特定の政党やトピックに対して、ネガティブ感情の増加と共にエントロピーが低下する現象は、オンライン世論が「臨界点」に達しつつあることを示している。これは、現実社会における投票行動の劇的な変化や、支持基盤の変動を予兆する先行指標としての有用性を示唆するものである。YouTube コメント欄における感情構造の時系列的な変化を追跡することは、選挙の帰趨予測のみならず、現代社会における政治的対立の深化や社会的分断を早期に検知するための、データサイエンスに基づく新たな監視手法としての価値を持つと考えられる。

7. まとめ

7.1 本研究の成果

本研究では、コロナ禍およびその後のポストコロナ期にあたる2020年から2023年までの4年間を対象に、日本の主要政党公式 YouTube チャンネルに寄せられた膨大なコメント群の感情動態を明らかにした。

分析の結果、国政選挙が実施される年においては、すべての分析対象政党において感情エントロピーが有意に低下し、有権者の感情表出が特定の方向へと急速に収束していく現象が確認された。この感情の収束は、多くの場合においてネガティブ感情比率の上昇を伴っており、オンライン上の政治的議論が選挙という対立軸を契機として先鋭化・単一化しやすい構造にあることを定量的に示した。

また、日本語特有の皮肉や比喩を含む政治的言説に対し、BERT を用いた多角的な感情分析モデルを適用することで、従来のポジ・ネガ分析では到達できなかった「議論の多様性 (エントロピー)」という新たな観点からオンライン世論を評価する手法を確立した。本研究で得られた知見は、デジタル公共圏における政治的コミュニケーションの質的変容を理解する上で重要な示唆を与えるものである。

7.2 今後の課題

本研究で得られた知見を基礎とし、今後はオンライン上の感情動態と現実の政治行動との相関関係をより詳細に検証する必要がある。

具体的には、本研究で用いた感情エントロピーやネガティブ感情比率といった指標を独立変数とし、実際の得票率や投票率を従属変数とした回帰分析を行うことで、SNS上の反応がどの程度の予測精度を持つかを実証的に明らかにする。さらに、YouTube 以外の SNS プラットフォームとの比較分析や、投稿時間と反応のタイムラグを考慮した動的なモデルへの拡張も検討している。

これらの継続的な研究を通じて、有権者の意識変容をリ

アルタイムに捉え、より建設的な政治的議論の場を設計するための基盤を構築することを目指す。

参考文献

- [1] 総務省, “国政選挙における投票率の推移,” https://www.soumu.go.jp/senkyo/senkyo_s/news/sonota/ritu/index.html (参照 2025-01-04 アクセス).
- [2] M. T. Adesina and L. Howe, “Social media (YouTube) political sentiment multi-label analysis,” *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 12, no. 2, pp. 2063–2071, 2024.
- [3] S. Kalaman, “Sentiment analysis of YouTube video comments using artificial intelligence: the case of Trump–Zelensky meeting,” *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, no. 52, pp. 356–379, 2025.
- [4] Y. P. Sumihar, “Sentiment analysis of public opinions regarding ideas of presidential candidates in YouTube video comments with robustly optimized BERT pretraining approach,” *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer Prima*, vol. 8, no. 1, pp. 12–28, 2024.
- [5] B. M. White, C. A. Melton, P. Zareie, R. L. Davis, R. A. Bednarczyk, and A. Shaban-Nejad, “Exploring celebrity influence on public attitude towards the COVID-19 pandemic: social media shared sentiment analysis,” *arXiv preprint arXiv:2303.16759*, 2023.
- [6] R. M. Simoes, T. Kelly, E. J. Simoes, and P. Rao, “From keywords to clusters: AI-driven analysis of YouTube comments to reveal election issue salience in 2024,” *arXiv preprint arXiv:2510.07821*, 2025.