

Twitter ユーザの COVID-19 ワクチン接種に対するスタンスおよびその分極化の推移に関する分析

久光 祥平[†] 豊田 正史^{††} 吉永 直樹^{††} 張 翔[†]

[†] 東京大学大学院情報理工学系研究科 〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1

^{††} 東京大学生産技術研究所 〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1

E-mail: †{hisamits,toyoda,ynaga,cs}@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし COVID-19 の予防ワクチンは感染予防、症状の軽減の観点から接種が推奨されており、パンデミック収束のためにもできるだけ多くの人がワクチンを打つことが重要である。しかし、様々な理由からワクチン接種を拒否する人々もおり、接種が思うように進まない国も出てきている。日本においても、反ワクチン派によるワクチン接種拒否が問題になると予想されていたが、2022年2月6日現在ワクチン接種は比較的順調に進み、全人口の79.3%が二回目の接種を完了している。そこで本研究では、日本においてワクチンを接種をするかどうか決めていなかった人が接種の是非を決断するに至った要因となる情報源を、Twitter データ分析を用いて明らかにすることを目的とする。本研究ではまず、人手で構築した少量のラベル付きデータをもとに日本語ワクチン関連ツイートをワクチン接種スタンスに分類する分類器を学習した。次に、学習した分類器をワクチンを含む全登校に対して適用した。最終的に、投稿に付与された接種スタンスを用いて、Twitter ユーザのワクチン接種を巡る議論の分極化の推移と、意見の変化に寄与した可能性のある人物、外部サイトの分析を行った。

キーワード COVID-19, ワクチン接種, Twitter, SNS, データ分析

1 はじめに

ワクチン接種は感染症の予防に最も有効な対策の一つとされており、現代においては麻疹やインフルエンザなどの感染症の予防として複数のワクチンを接種することが推奨されている。特にパンデミック発生時においては、感染予防と症状軽減の両方の観点から、高いワクチン接種率が求められる。

しかし、近年ワクチン忌避者の増加が問題となっており、COVID-19 のワクチン接種の遅延は世界各国で問題になっている。例えばアメリカでは1回目接種割合が64.5%(2021年2月6日現在)¹にとどまり、感染による死者数が一日に2000人を超える日もある。日本はワクチンに対する不信感が低いといわれており [1], COVID-19 の予防ワクチンにおいても接種の遅延が懸念されていた。実際、2021年3月30日~4月1日に日本全国の4000人を対象に行われた調査によると、20~30代で「たぶん接種しない」と「接種しない」と答えた人は合わせて20%、「接種するかどうかきめていない」と答えた人はと合わせると全体の36%人にのぼった [2]。

しかし、日本の2022年2月7日現在における二回接種率は、20代で78.87%、30代で79.26%と、8割近くを達成している²。これは事前調査における「接種するかどうかきめていない」にあたる人のほとんどが結果として接種をしたことに相当してお

り、日本におけるワクチン接種キャンペーンは比較的順調に進んだといえる。

そこで本研究では、日本においてワクチンを接種をするかどうか決めていなかった人が、接種の是非を決断するに至った要因となる情報を明らかにすることを目的とする。分析の対象としては、日本国内でメジャーな SNS の一つである Twitter を用い、ユーザの接種スタンス、興味の推移を、投稿、RT したユーザ、シェアしたリンクなどに基づいて分析する。具体的な分析手順は以下の通りである。まず、少量のラベル付きツイートを元に、接種スタンスの分類器を学習し、得られた分類器を全ワクチン関連投稿に適用して一定期間ごとのユーザの接種スタンスを明らかにする。次に、ユーザのリツイート関係を表すリツイートグラフに対してコミュニティ検出を行い、その結果とスタンスとの関係から、スタンス間の情報分断の有無を明らかにした。その後、スタンスが変化したユーザに着目し、 χ^2 乗検定による独立性の検定により、スタンス変化の要因となった人・情報をスタンス毎に分析した。

本稿の残りでは、まず2章で過去のワクチン接種議論の分極化を扱った関連研究と、COVID-19 ワクチン接種やソーシャルネットワーク分析手法に関する関連研究を説明する。次に3章でデータセットの構築方法を、4章でワクチン接種に対するスタンス分類器の構築、5章でスタンス及び分極化の推移に関する分析を行う。最後に6章でまとめと今後の展望を述べる。

2 関連研究

本章ではまず、ワクチン接種を巡るソーシャルメディア上で

1 : <https://www3.nhk.or.jp/news/special/coronavirus/vaccine/world-progress/>

2 : https://www.kantei.go.jp/jp/content/nenreikaikyubetsu-vaccination_data.pdf

の論争を扱った研究を紹介し、ユーザのスタンス推定手法を紹介する。その後、COVID-19に関連するトピックのTwitter上での分極化を扱った研究を紹介する。

2015年にアメリカで発生した麻疹に対するワクチン接種を題材として、Yuanら[3]はTwitter上でのワクチン接種に関する議論の分極化の分析を行った。Yuanらは、麻疹発生後のワクチン関連ツイートを収集し、一部に手動でアノテーションを行った。TF-IDFを用いてツイートから特徴ベクトルを作成し、これを用いて線形SVM(support vector machine)に基づく教師あり学習でスタンス分類器を作成し、全ツイートにラベルを付与した。このデータを用いて、ワクチン接種に対する議論の分極化を分析し、接種スタンスの異なるコミュニティ間で情報の分断が起きていることを示した。本研究の前半では、Yuanらの研究に倣い、教師あり機械学習によるスタンスラベルの付与を行う。

COVID-19パンデミック中にTwitter上で論争を巻き起こしたトピックを自動抽出するフレームワークを構築した研究もある。宮崎ら[4]は2021年2月から8月のコロナ関係のツイートで特に出現頻度が高かった単語に対し、リツイートネットワークの分極化具合をRWC(Random Walk Controversy)[5]を用いて評価して論争を巻き起こすトピックを自動で抽出するフレームワークを作成した。結果、この期間においてワクチン接種に関するトピックの分極化のピークは7月であった。この研究から、COVID-19の予防ワクチンにおいてもTwitter上で論争が発生していたことがわかるが、議論の中心的トピックや、分極化解消の理由などに関しては触れられていない。

日本において二度目のコロナワクチン接種がある程度進んだ今、接種の初期、中期、後期の各段階におけるソーシャルメディア上での接種スタンスの分極化の時系列推移を分析し、各段階において派閥ごとに参照される情報源に違いがあるか、接種スタンスを変更したユーザが参考にした情報源は何かを分析することは、パンデミック発生時のワクチン接種拡大のための知見として重要である。そこで本研究では、これらの課題に取り組むこととする。

3 データセット構築

本研究では、2021年6月1日から2021年10月31日までの日本語の全量ツイート³から、「ワクチン」を含むツイートデータ、ユーザ間アクションデータ(リツイート、引用リツイート、メンション)、その他のデータ(フォロワー数、フォロー数、職業、年齢、シェアしたURLなど)の3種類のデータを取得した。本章では、それぞれについて取得したデータの詳細と数を説明した後、スタンス分類器の教師あり学習に利用したラベルの付与方法に関して述べる。

3.1 ツイートデータ

期間内の日本語ツイートのうち「ワクチン」という語を含むツイート(リツイート、引用リツイート、メンションを含まな



図1 収集されたツイート数の推移。

い)を抽出したものに、後述するデータクレンジングを施したものである。クレンジング後のデータセットに含まれるツイートは、7,912,014ツイート、ユニークユーザ数は1,213,747人である。

データクレンジングで削除した投稿は、以下の二種類である。

- 外部サイトからの単なるシェア投稿
- 「Shindannmaker」からの投稿

前者は外部サイトで「Twitterでシェア」ボタンを押してシェアされただけの投稿である。単なる記事のシェアだけでは、ユーザがどのような意図でシェアした投稿か判断することができない。そこで、投稿からハッシュタグを除去した後、ツイートのシェア時に付与される見出しの文字列と投稿の文章が一致するものを除去した。これは、多くの場合外部サイトで記事などをシェアすると、見出しが投稿にそのまま含まれるように設定されていることに基づく。その後、いくつか固有の表現(例えば、見出しの文字列に加えて、サイト名などが記載されているもの)を含むものを追加で除去した。

二つ目は、様々な診断や占いなどを提供し、結果をTwitterにシェアする外部アプリケーションである「診断メーカー」からの投稿である。今回のデータ収集期間には、「ワクチン」を含む言葉遊びが一部で流行し、分析に影響がでる頻度で投稿が確認されたため、urlに、「shindannmaker」が含まれる投稿を除去した。

図1に、収集されたツイート数の推移を示す。1回目接種完了率が国民の55%となった2021年8月26日がツイート数のピークで、そこから、接種の進行とともにツイート数が減っていく様子が伺える。

3.2 ユーザ間アクションデータ

Twitterでは、任意の公開ツイートに対して、ユーザーはリツイート(RT)、引用リツイート、メンションの3種類のアクションを行うことができる。リツイートは、ある投稿を自分のタイムラインでそのまま投稿するアクション、引用リツイートとは、ある投稿にコメントを付帯して自分のタイムラインに投稿するアクション、メンションとは、ユーザ名を指定し、そのユーザに対してなんらかのコメントを投稿することである。いずれもユーザがその投稿に関心を持つことを示すといわれている。今回我々は、「ワクチン」を含む投稿をしたユーザ間の、期間内に発生したすべてのアクションデータを収集した。

3: Twitter データは NTT データより提供を受けたものである。

3.3 ユーザ・URL データ

ユーザの属性やシェアした外部サイトを用いた分析のために、全ユーザのプロフィール文と、シェアした外部サイトの URL、シェア時に表示される見出しを収集した。

4 ワクチン接種に対するスタンス分類器

ユーザのコロナワクチンに対する接種スタンスに基づく分析を行うためには、収集したすべてのユーザに対してワクチン接種に対するスタンスのラベルを付与することが必要である。そこで、本研究ではまず各ツイートをワクチン接種スタンスに分類し、それをユーザ毎に集計することでユーザのスタンスとした。本章ではツイートをワクチン接種に対するスタンスに分類する分類器を構築し、収集した全データに機械的にラベルを付与す手法を述べる。

4.1 ツイートデータのアノテーション

ツイートをワクチン接種に対するスタンスに分類する分類器を学習するための教師データを作成するために、自身を含む4人の注釈者による手動でのアノテーションを行った。接種スタンスは「親ワクチン」「中立」「反ワクチン」の3クラスとした。

表1にアノテーション基準の概要を示す。アノテーション基準は、できるだけ多くの人々がワクチン接種をすることが望ましいという前提のもと、ワクチン接種の拡大に寄与するようなツイートを親ワクチン派、接種の拡大の妨げになるようなツイートを反ワクチン派、接種の拡大に関係しないようなツイートを中立派と設定した。ここで、「中立派」は必ずしも接種に中立的であることを示すわけでないことに注意されたい。ここには、接種状況などの事実を述べているだけのものやワクチンの接種方針に関して政府を批判するツイートなど、直接的に接種の是非や意思を表明していないものが含まれている。

まず、筆者が作成したアノテーションガイドラインに従い、各アノテーターが500件ずつ同じサンプルデータに対してアノテートを行い、アノテーション一致率を測定した。結果、複数注釈者のアノテーション一致率を示す Fleiss' kappa 係数は0.74となった。このスコアは Fleiss' kappa 係数の解釈に慣例的に用いられる基準 [6] によれば、“Substantial agreement”に相当し、アノテーションの安定性が確認された。続いて各アノテーターが1500件ずつツイートデータからランダムに抽出されたデータに対してアノテーションを行い、合計で7254件のツイートに対してラベルを付与した。

4.2 RT ベクトルを併用した BERT に基づくスタンス分類

上でアノテーションしたデータを用いて、個々のツイートを「親ワクチン派」「中立派」「反ワクチン派」に分類するための分類器を構築した。分類には、事前学習済み BERT を転移学習して得られた言語特徴量を用い、性能向上のために後述の RT ベクトルを併用した。本モデルの概要を図2に示す。

4.2.1 RT ベクトル

Yuan ら [3] は、テキスト情報のみを用いてツイートのスタンスを分類した。しかし、同様の手法を用いた予備実験におい

表1 アノテーション基準の概要.

クラス名	基準 (概要)
親ワクチン派	自己の接種報告/他者への接種推奨/ 反ワクチン派を批判
反ワクチン派	打たない意思の表明/他者が打たないように注意喚起/ 親ワクチン派を批判
中立派	客観的事実 (接種者数など)/公的機関の報道の紹介/ 接種の是非が直接的な話題の中心にないもの (接種後マスクをせずに散歩人への批判など)

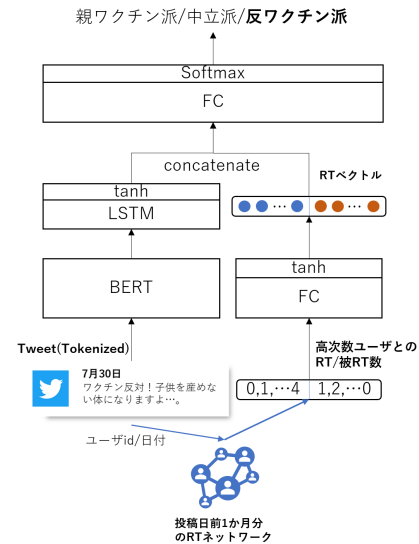


図2 スタンス分類器の概要.

て、言語的情報のみによる分類では、反対の接種スタンスの投稿を引用して批判するようなツイート (i.e. 「ワクチン打ったら5Gにつながるとか言ってるやつはバカなの?」) をうまく分類できないという問題点があることが分かった。そこで、あるツイートを分類する際に、そのツイートをしたユーザの直近のリツイート情報を言語情報と共に利用することを考えた。これはすなわちリツイートネットワークの情報をスタンス推定に用いることを意味する。

グラフ情報を特徴量として用いる手法としては、DeepWalk [7] や Node2vec [8] などのグラフ埋め込み手法を用いることも考えられるが、本研究においては、リツイートネットワークにおいて次数の大きいユーザとの間のリツイート、被リツイート関係をベクトルにしたものを利用した。これは、ユーザごとの次数の分布に偏りがあり、多くのユーザは数回のエンゲージメントのみに収まるからである。次数の高いユーザとのリツイート、被リツイート関係に限定することは、計算コストの削減、次数の高い重要なユーザのスタンス推定の精度を高めるという意味からも望ましい。

具体的には、6~10月の各月の、リツイート数 TOP10,000人 (以後、情報拡散者) と、被リツイート数 TOP10,000人 (以後、情報発信者) を収集し、重複を除去することで情報拡散者 38,315人と情報発信者 56,701人の計 95,016人を抽出した。なお、情報発信者、情報拡散者の両方に含まれるユーザもいる。

次に、ツイートの投稿日の直近 30 日間に、情報発信者のツイートをリツイートした、もしくは情報拡散者にリツイートされた場合その回数を要素とする 95,016 次元のベクトルを作成した。以後、これを RT ベクトルと呼ぶこととする。

4.3 スタンス分類器の学習

本節では、スタンス分類器の各種設定と、学習後のモデルの分類精度の評価について述べる。

4.3.1 設定

今回使用した BERT の事前学習モデルは、国立研究開発法人情報通信研究機構 (NICT) の公開する日本語 BERT 事前学習モデル (Base モデル, BPE なし)⁴である。各ツイートは、全角半角変換、大文字小文字変換、各種記号の除去など基本的な前処理をした後、BERT 用にトークナイズしたものを用意する。なお、ツイートの文字数制限を考慮し、ハイパーパラメータの一つである最大トークン数は 160 とした。BERT の出力はそのまま LSTM に入力した。一方リツイートベクトルは、二層の全結合層を通し 500 次元とした。なお、全結合層の活性化関数には GeLU 関数 [9] を用いた。こうして得られた文章由来のベクトルとリツイート情報由来のベクトルをそれぞれ tanh 関数に通した後単純に結合し、二層の FC 層に入力することで、出力を得る。前述のように、本データセットはクラス不均衡であるため、損失関数には、クラスインバランスなデータに効果を発揮する focal loss [10] を用いた。学習時には、BERT の各隠れ層を含めすべての重み更新を行った。

テスト時にはモデルの出力を softmax 関数に通した出力を用い、これに閾値処理を施すことで所属クラスを決定する。閾値処理は、まず、softmax 関数の出力が最大になったクラスが反ワクチン派であった場合、その確率が 78% を超えていれば反ワクチン派に分類、超えていなければ 2 番目に確率が大きいクラスに分類するというものである。閾値をもうけない場合検証データにおける反ワクチン派の precision が低くなる傾向から、反ワクチンクラスの閾値を変更したときの反ワクチンクラスの F1 スコアが最大になるよう閾値を選択した。

データセットの分割は、学習データ 64%、検証データ 16%、テストデータ 20%とし、各クラスの割合が等しくなるようにした。具体的には学習データは 4,189 ツイートで、接種肯定派が 2,903 件、接種否定派が 186 件、中立派が 1,100 件含まれる。

4.3.2 分類精度の評価

本モデルの有効性を確認するために、2 つのモデルとの比較を行った。ベースモデルは、RT ベクトルを用いないモデル (BERT[LSTM])、LSTM を用いずに BERT の CTL トークンをそのまま用いて、全結合層に入力するモデル (BERT[CTL]+RTvec) の二つとした。図 2 に、各モデルによる分類結果の macro F1 スコアと、各クラスの F1 スコア、テストデータのうち、RT、被 RT の合計が多い 200 人に対する macro F1 スコア (macro F1 for top 200) を示す。

結果は、どちらの評価指標においても提案手法

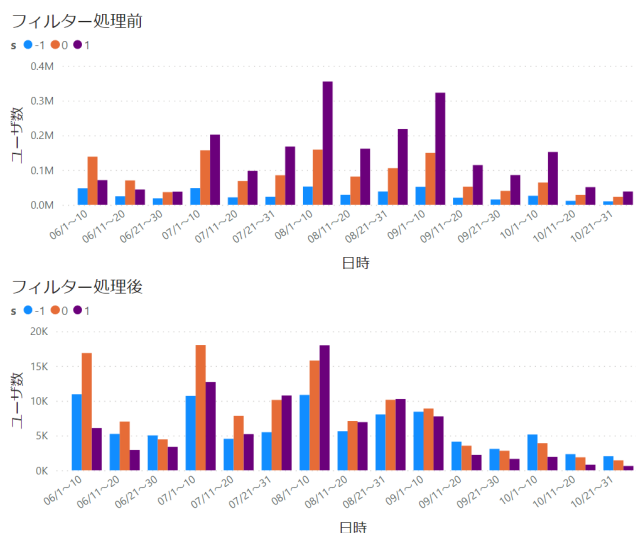


図 3 回数フィルタリングによるスタンス間ユーザー数分布の変化。

(BERT[LSTM]+RTvec) が最も高いスコアとなった。ベースモデルと提案手法の比較により、次の三つの事実がわかる。一つ目は、BERT[LSTM]+RTvec と BERT[CTL]+RTvec との macro F1 スコアの比較から、BERT の header として、LSTM を用いることが分類精度の向上に寄与していること。二つ目は、提案手法と BERT[LSTM] との macro F1 for top 200 スコアの比較から、RT ベクトルが予測精度の向上に寄与していること。三つめは、BERT[CTL]+RTvec と BERT[LSTM]+RTvec の、macro F1 と TOP200macro の比較から、RT ベクトルが特に RT、被 RT の多いユーザーに対して効果を示すことである。

また、RTvec を使わない場合、macro F1 for top 20 が、macro F1 よりも低くなっているが、これには次のような理由が考えられる。情報共有行動が活発なユーザーのツイートには、しばしば自分と反対の接種スタンスのユーザーのツイートを紹介して、それに対する批判や訂正などを行うという内容のものが見られる。このようなツイートを投稿内容のみで分類しようとすると、反対の接種スタンスのツイートの内容に引っ張られ、分類を誤ることがある。RT ベクトルの導入は、このような誤分類を是正する効果があったため、TOP200 のユーザーに対する F1 スコアに改善が見られたと考えられる。

5 接種スタンス及び分極化の推移に関する分析

本章では、前章で説明した分類器を用いてすべてのツイートに機械的にラベルを振った結果を用いて行った分析として、1. 分極化の推移の分析、2. スタンス変化の要因となったユーザー・外部サイトの分析の 2 つの分析結果を示す。

5.1 分極化の時系列分析

オンライン上のワクチン接種を巡る議論では、スタンス間で情報が分断され、自分のスタンスと同じスタンスの情報のみに触れるようになる現象 (エコーチェンバー現象) が発生する傾向にあることが知られている [3,4,11,12]。そこで、Yuan ら [3] の

4 : <https://alaginrc.nict.go.jp/nict-bert/index.html>

表 2 提案モデルとベースモデルとの比較.

model	macro F1	macro F1 for top 200	F1 for -1	F1 for 0	F1 for 1
BERT[CTL]+RTvec	0.616	0.623	0.355	0.610	0.884
BERT[LSTM]	0.616	0.608	0.346	0.620	0.883
BERT[LSTM]+RTvec	0.640	0.647	0.403	0.646	0.871

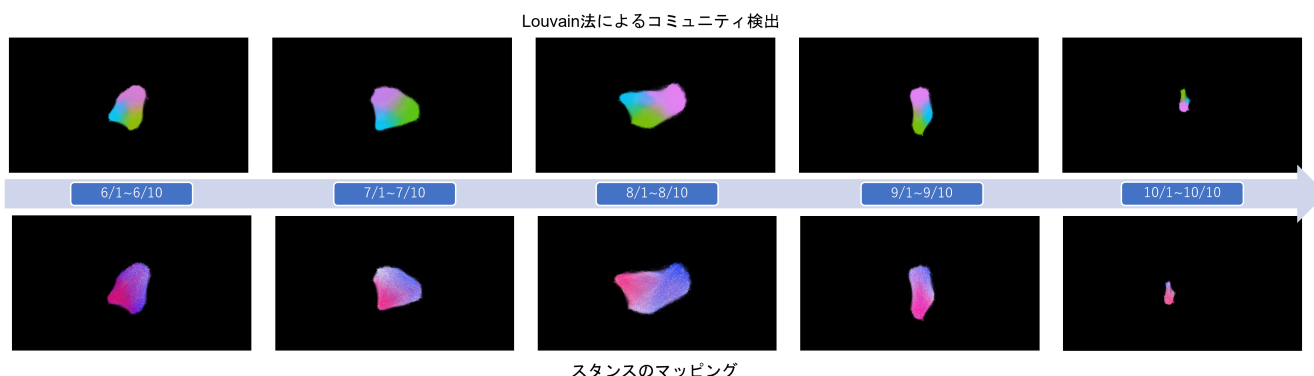


図 4 分極化の時系列変化.

研究に倣い、リツイートグラフに対してユーザスタンスをマッピングすることでスタンス間の情報分断の様子を可視化した。ここでリツイートグラフとは、各ユーザをノードとし、ユーザ A がユーザ B の投稿に対して、リツイートをした場合、ユーザ A とユーザ B との間にエッジを張った重み付き無向グラフのことである。なお、エッジの重みはリツイートの回数を表す。

今回、ワクチンに関する議論が活発化した 2021 年 6 月からの分極化の有無と推移を時系列で確認するために、期間毎にデータの分割を行った。具体的には、各月を 1~10 日, 11~20 日, 21~30 (31) 日の三区間に分け、それぞれに対してリツイートグラフを作成した。グラフの描画には gephi⁵を用いた。なお描画にあたっては、次数が 30 以上のノードのみを描画した。これは描画処理の軽量化であると同時に、次数の大きいノードは活発に情報をシェアするユーザを示しており、分極化の分析においてはこのようなユーザの振る舞いが重要になるからである。

ただし、次数によるフィルタリングにより、スタンスの分布が変化することに注意されたい。そこで、フィルタリングによる影響を確かめるために、図 3 に、フィルタリング前とフィルタリング後のスタンスの分布を示す。なお-1 は反ワクチン派を、0 は中立派・その他を、1 は親ワクチン派を表す。フィルタリングにより親ワクチン派のノードが大きく減少していることがわかる。これは親ワクチン派は数が多いが次数が少ないノードが多いことを示している。理由としては、親ワクチン派は接種報告などのツイートをするにとどまるユーザが多く、そういったツイートはリツイートされにくい傾向にあることが考えられる。

図 4 に、各期間でのエンゲージメントグラフに対して、Louvain 法 [13] を用いたコミュニティ検出の結果検出された、サ

イズ上位 3 つのクラスをマッピングしたグラフと、各ユーザのスタンスをマッピングしたグラフを示す。なお、見やすさのため各月最初の 10 日間のみを示す。Louvain 法はコミュニティ内のエッジが密に、コミュニティ間のエッジが粗になるような一般的なコミュニティ検出手法であり、検出されるクラスタのサイズに影響するパラメータである Resolution は 2 とした。

各期間において、グラフ構造によるコミュニティ検出の結果と、スタンスの分布が一致しているのが見てとれる。これは、スタンスの違うコミュニティ間のリンクが疎、すなわち情報のやり取りが少ないことを示しており、分極化が発生していることを示す。また、グラフ全体のサイズは 8 月がピークとなっており、9 月以降サイズが小さくなっている。これは主に、ワクチン接種が進んだことで活発に議論をする親ワクチン派が減ったことにより、次数が 30 以上の新ワクチンユーザが減ったことに起因すると考えられる。

図 5 に、RWC (Random Walk Controversy) を用いた分極化推移の定量的分析を示す。RWC は 2 つにクラスタリングしたグラフを引数としたときに、各パーティションを横断するランダムウォークがどの程度起こりやすいかを評価するもので、以下のように計算される。

$$RWC = P_{XX}P_{YY} - P_{YX}P_{XY} \quad (1)$$

ここで P_{XY} はランダムウォークの始点と終点に関する条件付き確率であり、 X と Y をグラフの各パーティションとして次のように定義される。

$$P_{XY} = P(X \text{ から開始} | Y \text{ で終了}) \quad (2)$$

RWC は 1 に近いほどグラフの分断が起きているとされ、Garimella ら [5] によると、分極化が発生するような話題においては RWC が 0.7 前後になり、逆に分極化が発生しないような話題では 0.3 程度になるとされる。なお、今回は 3 つのク

5 : <https://gephi.org/>

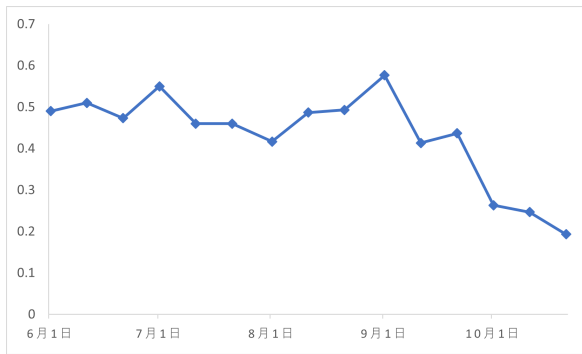


図 5 RWC の推移.

ラストに対する分極化の度合いを調べたいため、任意の2つのクラスタ間のRWCの平均を3つのクラスタのRWCとして利用した。図5を見ると、分極化のピークが7月の頭と9月の頭にきていることがわかる。7月は特にワクチンによる不妊論が最も議論を呼んだ時期であると同時に、東京五輪開催を前にして、ワクチン接種の必要性が強く訴えられた時期でもある。また、接種後に野球選手が死亡したニュース⁶も重なったことで議論が過熱したと考えられる。9月の頭は、感染者が過去にない規模で急増し、いわゆる第四波に突入した時期であり、再びワクチンの必要性が強く訴えられたため分極化が大きくなっていると考えられる。その後分極化が減少していくのは、接種を終えた親ワクチン派がワクチン接種自体への興味を失い、対立構造が解消されたためと考えられる。これは、図3において親ワクチン派が減っていくことからもうかがえる。

5.2 ワクチン接種スタンスの変化とその要因

前節ではユーザ全体のスタンス分布と分極化の推移を分析したが、一人一人のユーザの接種スタンスの推移には触れなかった。そこで、本節ではスタンスが変化したユーザに着目し、その変化の要因となったユーザ・情報を明らかにする。

まず、継続的に投稿をしているユーザを抽出するために、データ収集期間を15期間に分け、10期間以上で1件以上の投稿をしているユーザ135,784人を抽出した。投稿がなかった期間に関しては、直前の期間のスタンスと同じスタンスとした。

図6に、スタンス分布の推移を示す。x軸は一番左が6月1日から6月10日、一番右が10月19日から10月28日で、10日を1期間としている。-1は反ワクチン派を、0は中立派を、1は親ワクチン派を示す。全体として、反ワクチン派の数はほとんど変化せず、中立派が親ワクチン派に変化している様子が見て取れる。実際にははじめ中立派だったユーザで、スタンスが1度のみ変化したのは16,800ユーザで、そのうち親ワクチン派に変化したユーザが16,044ユーザ、反ワクチン派に変化したユーザが756ユーザであった。また、一度親ワクチン派または反ワクチン派になった場合、スタンスが逆転するユーザは全体の0.5%にとどまった。これらのことから、中立派は親ワクチン派に変化する傾向にあり、一度親ワクチンまたは反ワクチンにスタンスが決定したら逆のスタンスに変化することはほとんど

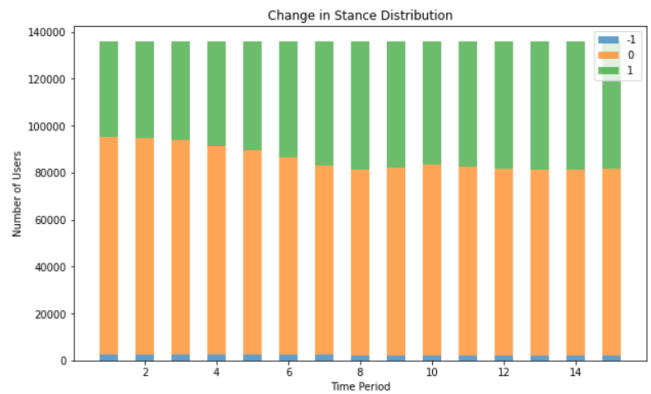


図 6 スタンス分布の推移.

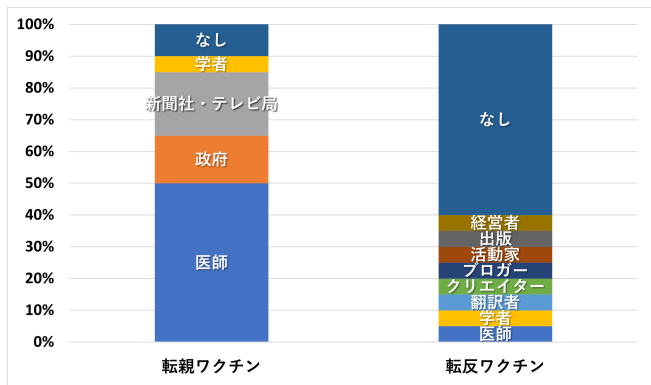


図 7 中立派から親ワクチン派へ変化したユーザからシェアされたユーザの属性.

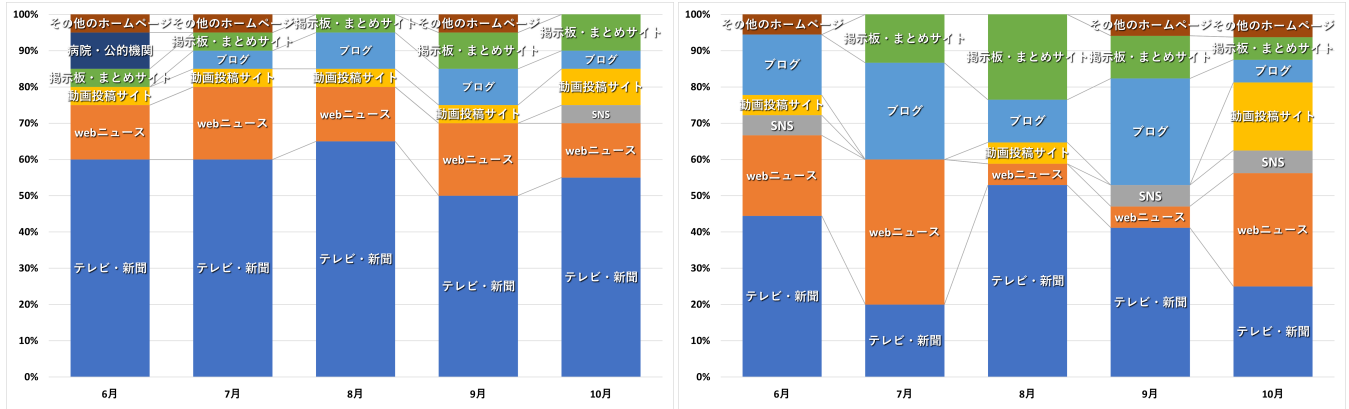
くないということがわかった。これは、はじめは接種を迷っていた人が結果的に接種をしたことを示唆する。

5.2.1 接種スタンス変化に寄与した可能性のあるユーザ

上に示したように、親ワクチン派から反ワクチン派、またはその逆の変化はほとんど起きないことから、本節では中立派から親ワクチン派、もしくは反ワクチン派にスタンスが変化したユーザに着目し、スタンス変化に寄与したユーザを特定する。そこで、はじめのスタンスが中立派で、接種スタンスが一度のみ変化した、または変化しなかった43,990ユーザに関して、接種スタンスが変化した次点を含む期間と、一つ前の期間の計20日間分のリツイート、引用リツイート、メンションのデータを取得した。これらのアクションのターゲットとなったユーザを、変化後のスタンス毎に集計し、有意水準1%の χ 二乗検定において独立性が認められたものについて、その特徴を調べた。

図7に、親ワクチン派に変化したユーザ(転親ユーザ)と、反ワクチン派に変化したユーザ(転反ユーザ)が、接種スタンスが変わる前後の期間でリツイート、引用リツイート、メンションをしていたユーザの属性を示す。なお、ユーザの属性はユーザのプロフィール文から取得したものである。二つのグラフを比較すると、中立派から親ワクチン派に変化したユーザに参照されたユーザには、医師やメディアや国の公式アカウントが多く含まれている一方で、中立派から反ワクチン派へ変化したユーザから参照されたユーザには、そのようなユーザがほとんど見

6 : <https://www.tokyo-np.co.jp/article/122365>



(a) 転親ユーザがシェアした外部サイトの推移。

(b) 転反ユーザがシェアした外部サイトの推移。

図 8 中立派から接種スタンスが変化したユーザがシェアした外部サイトの推移。



図 9 接種スタンスが変化したユーザからシェアされた外部サイトのタイトルの推移。

受けられないことがわかる。このことは、国の公式見解や医師による専門的な解説等が、中立派の意思決定に役立った可能性を示唆している。また、別途確認したところ、転親ユーザに参照されたユーザの45%はTwitter社に認定された公式アカウントであったのに対し、転反ユーザに参照されたユーザには公式アカウントはいなかった。

5.2.2 接種スタンス変化に寄与した可能性のある外部サイト

前節では、接種スタンスの変化したユーザがどのようなユーザを参照していたかを分析した。しかしユーザは外部サイトから情報を獲得する場合もある。そこで、スタンスの変化に寄与した可能性のある外部サイトの特徴を明らかにする。

スタンスの変化が一回以下で、変化前のスタンスが中立派である43,990ユーザに関して、接種スタンスが変化した次点を含む期間と、一つ前の期間の計20日間にシェアした外部サイトのデータを取得した。これらのリンクを、変化後のスタンス毎に集計し、有意水準1%のχ²乗検定において独立性が認められたものを抽出した。なお、一つのユーザが同じリンクを複数回シェアしているものに関しては、一度のみカウントした。

転親ユーザから特にシェアされたサイト上位20サイトの推移を図8aに、転反ユーザから特にシェアされたサイト上位20サイトの推移を図8にそれぞれ示す。まず、転親ユーザがシェアした外部サイトでは、テレビ局や新聞社のweb版記事のシェアがどの月でも半数以上を占め、webニュースサイトも含める

と常に7割を超えることから、最新の情報に敏感に反応していることがわかる。一方で転反ユーザがシェアした外部サイトでは、テレビ・新聞は比較的少なく、ブログや掲示板・まとめサイトの割合が多くなっていることがわかる。8月にテレビ・新聞の割合が増えているが、実際にシェアされた記事を分析したところ、モデルナ製ワクチンに異物が混入していた⁷ことが一斉に報じられたことが原因であるとわかった。

シェアされた内容の概要を確認するために、シェアされたリンクのタイトルを用いてワードクラウドを作成した結果を図9に示す。なお、タイトルとは外部サイトからtwitterにシェアした際に表示される見出しのことで、APIから取得可能である。

転親ユーザのワードクラウドに「予約」が必ず含まれているのは、親ワクチンに変化後ワクチン接種予約をするために予約の情報を調べたりシェアするためである。また、7月に「病院」「看護師」「拒否」「感染」という単語が含まれているが、これは7月に、ワクチン接種を拒否していた看護師が病院でクラスターを発生させたというニュースが報じられたためである。このニュースは、接種拒否のリスクを示す事例として拡散された。また、9月には「河野」や「割完了」という単語が出現している。前者は河野太郎氏の公式ホームページ上の、ワクチンデマに関して皮肉を交えながら批判するブログ記事が拡散されたことによるもので、ワクチン担当大臣によるワクチンデマ

7 : <https://www3.nhk.or.jp/news/html/20210826/k10013224361000.html>

批判が接種スタンス変化に寄与した可能性を示唆している。また、後者はワクチン接種が進行していることを報じるニュース記事によるもので、接種者の増加が接種の拡大を後押ししたことを示唆している。このように、転親ユーザは、ニュースや、公人の意見を参照していることがわかる。

一方、転反ユーザのワードクラウドは、一貫して「死亡」という単語が含まれており、転反ユーザはワクチン接種後に死亡した事例に特に注目していることがわかる。6月には「自閉症」という単語が含まれているが、これは1998年に発表された、ワクチンと自閉症の関連性を指摘する論文を発端とする、ワクチン接種が自閉症を引き起こすという論調を踏襲するものである。なお、この論文は検証の結果2010年に撤回されている。10月には「免疫」「破壊」という単語が大きく表れているが、これは、ブースター接種の繰り返しが免疫系に悪影響を及ぼす可能性が指摘され始めたことの現れと考えられる。「医者」や「厚生労働省」「博士」などの公的機関や専門家を想起させる単語が出現しているのも特徴で、公的機関や専門家の意見を大きく取り上げたり、中には拡大解釈するようなブログ等が転反ユーザに影響を与えている可能性がある。

以上から、転親ユーザはニュースや公的な機関などからの最新情報を参考にしている一方で、転反ユーザはすでに否定されている過去の主張や、議論が不十分な報告などを大きく取り上げる傾向にあることが分かった。

6 おわりに

本研究では、Twitter ユーザの COVID-19 ワクチン接種に対するスタンス分類のためのデータセットを構築し、接種スタンス分類器を学習した。また、これを用いてワクチンに関するツイート全てを機械的に分類し、スタンス分極化の時系列変化と、スタンス変化の要因に関する分析を行った。

分極化の分析では、COVID-19 のワクチン接種を巡って日本の Twitter ユーザの議論は分極化しており、相反するスタンス間の情報のやり取りが少なくなっていることが分かった。

接種スタンスの変化したユーザに注目した分析では、中立から親ワクチン派に変化したユーザはスタンス変化の前後に医師や政府系公式アカウントなどのツイートをリツイートする傾向にある一方、反ワクチン派に変化するユーザは、医師や政府系アカウントではない個人アカウントのツイートをリツイートする傾向にあることがわかった。また、意見が変化する前後の外部リンクのシェア行動の比較では、親ワクチン派に変化したユーザは公的機関からの情報やニュースなどに敏感に反応する一方、反ワクチン派に変化したユーザは個人ブログやネット掲示板などに投稿された、極端な表現を含む記事などを参照する傾向にあることがわかった。

今後の展望としては二つ考えらえる。まず、親ワクチン派をワクチン接種を積極的に推進する人とワクチン接種をすることを表明した人に分けるなど、分類をより細かく行う。これにより詳細な分類を行うことができる。次に、ワクチン接種が順調に進んでいない国と日本との比較を行うことにより、日本に特

有の接種拡大要因が存在するのかを明らかにすることができると思われる。

謝 辞

本研究は、三菱総合研究所が内閣官房の委託を受けて推進している「ポストコロナ時代の実現に向けた主要技術の実証・導入に向けた調査研究業務」の一環として、実施したものです。本研究で使用している分析手法は、JST CREST JPMJCR19A4、および、JSPS 科研費 JP21H03445 の支援を受けて開発したものです。本研究を進めるにあたり、アノテーション作業に協力していただいた3名のアノテーターに謝辞を表します。

文 献

- [1] A. De Figueiredo, C. Simas, E. Karafillakis, P. Paterson, and H. J. Larson, “Mapping global trends in vaccine confidence and investigating barriers to vaccine uptake: a large-scale retrospective temporal modelling study,” *The Lancet*, vol. 396, no. 10255, pp. 898–908, 2020.
- [2] 福長秀彦, “新型コロナワクチン接種をめぐる社会心理と報道インターネット調査から考える,” *放送研究と調査*, vol. 71, no. 7, pp. 2–27, 2021.
- [3] X. Yuan, R. J. Schuchard, and A. T. Crooks, “Examining emergent communities and social bots within the polarized online vaccination debate in twitter,” *Social media+ society*, vol. 5, no. 3, p. 2056305119865465, 2019.
- [4] K. Miyazaki, T. Uchiba, F. Toriumi, K. Tanaka, and T. Sakaki, “Retrospective analysis of controversial topics on covid-19 in japan,” in *Proceedings of the 2021 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, pp. 510–517, 2021.
- [5] K. Garimella, G. D. F. Morales, A. Gionis, and M. Mathioudakis, “Quantifying controversy on social media,” *ACM Transactions on Social Computing*, vol. 1, no. 1, pp. 1–27, 2018.
- [6] J. R. Landis and G. G. Koch, “The measurement of observer agreement for categorical data,” *biometrics*, pp. 159–174, 1977.
- [7] B. Perozzi, R. Al-Rfou, and S. Skiena, “Deepwalk: Online learning of social representations,” in *Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 701–710, 2014.
- [8] A. Grover and J. Leskovec, “node2vec: Scalable feature learning for networks,” in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 855–864, 2016.
- [9] D. Hendrycks and K. Gimpel, “Gaussian error linear units (gelus),” *arXiv preprint arXiv:1606.08415*, 2016.
- [10] T.-Y. Lin, P. Goyal, R. Girshick, K. He, and P. Dollár, “Focal loss for dense object detection,” in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 2980–2988, 2017.
- [11] A. L. Schmidt, F. Zollo, A. Scala, C. Betsch, and W. Quattrociochi, “Polarization of the vaccination debate on facebook,” *Vaccine*, vol. 36, no. 25, pp. 3606–3612, 2018.
- [12] A. Cossard, G. D. F. Morales, K. Kalimeri, Y. Mejova, D. Paolotti, and M. Starnini, “Falling into the echo chamber: the italian vaccination debate on twitter,” in *Proceedings of the International AAAI conference on web and social media*, vol. 14, pp. 130–140, 2020.
- [13] V. D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte, and E. Lefebvre, “Fast unfolding of communities in large networks,” *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, vol. 2008, no. 10, p. P10008, 2008.