

日米間における Twitter ユーザの COVID-19 ワクチンに対する 接種スタンス形成過程の比較

張 翔[†] 久光 祥平[†] 金 洪善^{††} 豊田 正史^{††} 吉永 直樹^{††}

[†] 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: †{cs,hisamits,jhs,toyoda}@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp, ††ynaga@iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし ワクチンは伝染病に対する有効な施策の一つであり、COVID-19 に対しても日本では 2021 年 6 月に、アメリカでは 2020 年 12 月に大規模ワクチン接種が開始され、いずれも高い接種率を達成している。一方で、いずれにおいても一定数の人数がワクチンに対して忌避感を抱いており、広範なワクチン接種に対する障壁となるなど、ワクチン忌避は一つの社会問題になっている。本研究ではワクチン接種に対して肯定的あるいは否定的なスタンスを持つに至った人々がそのスタンスに至るまでの間に共有した情報を分析することで、それぞれのスタンスに人々を誘導するような特徴的な情報源を調査する。特に、日本在住 Twitter ユーザの日本語投稿データと米国在住ユーザの英語投稿データとを用いた時系列分析を行い、各国に特有の特徴や、国家を横断した特徴を調査する。

キーワード マイクロブログ、SNS、テキスト分類、新型コロナウイルス、自然言語処理

1 はじめに

2019 年末の新型コロナウイルス流行以降、各国でワクチン接種が有効な施策として実施されている。日本では 2021 年 6 月から一般にワクチン接種が開始され、同年の 12 月末には 80% を超える 2 回目接種率を達成している [1]。このように、80% の 2 回目接種率を達成するのに要した期間が 6 か月というのは他国と比較しても短期間であり、例えば米国は 2020 年の 12 月にワクチン接種が開始されたものの、2021 年 12 月末の時点で 2 回目接種率は 63% ほどである。米国とほぼ同時期に一般接種を開始したドイツ、フランスでも同時期の 2 回目接種率は 70% ほどであり、日本の接種活動はかなり順調に進んだと言える。

日本でワクチン接種がこのように順調に進んだ理由としては、医療従事者や政府機関のウェブ上での盛んな情報発信が役立った可能性が報告されている [2]。しかし、ワクチンに対するスタンス形成に影響を及ぼした情報共有行動について 2 か国を比較した分析研究は我々の知る限り存在せず、これらの研究で報告されている要因が成り立った要因の詳しい分析はまだ調査されていない。

今回我々は日本および米国のワクチンに関する Twitter 投稿データを比較し、日本の順調なワクチン接種活動の要因を特定することを目指す。具体的には、日米ユーザのワクチンに関する投稿を比較分析を行うことによって、ワクチン接種を後押しした日本特有の特徴を特定することを目指す。分析の準備として、ワクチン関連 Twitter 投稿データセットの構築を行ったので、本稿ではその手順について記述する。また Twitter 投稿を用いたワクチンに対するスタンス形成過程、およびその過程に影響を及ぼした情報共有行動について日米それぞれのデータでの分析を行い、その結果を比較した結果を示す。

2 関連研究

ワクチン接種に対する世論を分析した研究の多くは SNS データを活用してきた [3]。特に SNS が出現して以降初めての世界的パンデミックであったことから COVID-19 ワクチンの文脈においてこの傾向は強い。SNS データの利用は従来の調査ベースの方法と比較して多くのメリットを有する。例えば、一般の人々の意見をタイムリーに観察することが可能であり、予防接種の意図や進行中の予防接種キャンペーンに関する態度をよりよく理解することにつながる [4]。本稿では我々は日本、および米国で最も人気の SNS の一つである X(旧 Twitter) を対象とした分析を行う。

我々は以前に日本語 Twitter データを用いてワクチン接種が順調に進んだ分析を実施しており、本研究もその成果を一部利用する [2]。この研究では、順調に進んだ要因の一つとして医療従事者や政府によるウェブや SNS 上での盛んな *garcia2021topic* 報活動が功を奏した可能性を提示した。本稿では、より進んだ分析として、同じ枠組みに基づいて他国のワクチン接種に対する世論分析も行い、その結果を比較することを目指す。

2 か国間の比較を行った研究として Klaifer ら [5] は COVID-19 に関する人気の話題についてブラジルのデータと米国のデータとでそれぞれ調査を行った。彼らは Twitter データを使用し、ブラジルと米国それぞれの Twitter ユーザが COVID-19 に関してどのような話題について話しているか調査し、感染拡大予防や感染者数、死亡者数の統計報告、経済への影響や防疫政策などについてどちらの国でも盛んに話題にされていることを報告した。彼らの報告は国家間の比較という点では我々の調査と同じだが、彼らは世論全体での話題の調査を主としている一方

表 1: アノテーションデータセット (日本) [2]

	訓練	開発	テスト
Pro	5237	392	276
Neutral	3063	96	154
Anti	450	12	66

表 2: アノテーションデータセット (米国) [6].

	投稿件数			定義
	訓練	テスト		
Pro	735	173		親ワクチン
Anti	531	75		反ワクチン
Hesitant	262	18		ワクチンを受けようか迷っている、あるいは接種しないと述べている
Irrelevant	864	144		ワクチンとは無関係な投稿
合計	2392	410		

で、我々は人々のワクチンに対するスタンス形成に影響を及ぼす要因についての調査を行っており、彼らの研究と我々の研究は異なる領域の調査を相補的に行っている関係にあると言える。

3 データセット

本節では、日米両国におけるワクチンに対する Twitter の投稿データセットの構築方法について説明する。なお、本研究で使用する Twitter データは NTT データより提供を受けたものである。

まず、日米それぞれについてワクチンに関連する投稿のデータセットを作成する。日本語データセットについては、我々が以前に日本のワクチン分析に使用した [2] ものを使用する。具体的には、全量 Twitter データのうち投稿本文に「ワクチン」という単語を含む投稿のみを抽出し、情報共有行動の分析に寄与しないと考えられる投稿やユーザーを取り除くことで、日本語データセットを構築した。情報共有行動の分析に寄与しない投稿の例として、例えば、ニュースサイトなどで見られる「Twitter で共有」機能によってなされた投稿と、診断メーカーによって作成された投稿は、その投稿を行ったユーザーの意図の推定に有用な情報を含んでいないと考えられるため取り除いた。また、本稿ではユーザーが実施する情報共有行動に主な関心があるため、データ期間中に全く情報共有行動を行わなかったユーザー（リツイート、メンション、引用リツイートのいずれも 1 回も行わなかったユーザー）もデータセットから取り除いた。自動でワクチン関連投稿を行うボットアカウントについては、データセット内の全ユーザーの 93.9% は 4 種類のクライアント (iPhone, Android, iPad, Web ブラウザ) からなされていたことを確認し、クライアント名に "bot" という語を含むユーザーは約 1% ほどしか存在しなかったことを確認したため、本データセットには明白に bot と見なせるユーザーは非常に少数であり、その分析結果に与える影響も小さいと考え、特に処理は行わなかった。以上の処理の結果、1,213,747 ユーザー、7,912,014

件のツイートを持つ日本語ワクチン関連投稿データセットを構築した。

英語データセットの期間は、米国のワクチン接種開始時期をカバーし、かつ我々の以前の分析と比較可能な機関とした。米国では 2020 年の 12 月から一般へのワクチン接種が開始したのでこの月をデータセットの収集開始期間とした。また、以前の我々の分析では 2021 年 6 月から 10 月の間を分析対象と設定したため、収集の終了期間は最低でも 2021 年の 10 月以降である必要がある。今回は、後述するユーザーのスタンス分類器の訓練に用いるデータセットが 2020 年 12 月から 2022 年 4 月までをデータ期間として設定しているため、我々もこれに合わせて 2022 年 4 月を収集終了機関として設定する。今回、この 2020 年 12 月から 2022 年 4 月までの 17 か月の間の投稿から、以下のいずれかの単語を含む全投稿 50,413,744 件 (8,378,484 ユーザー) を抽出した。

- vacc
- Vacc
- VACC
- vax
- Vax
- VAX

更に、日本の場合と異なり英語投稿を行っているユーザーであっても必ずしも米国在住であるとは限らないため、ユーザーのプロフィール情報を用いて米国に在住しているユーザーの投稿のみを抽出した。具体的には、Twitter データの location フィールド中に「USA」「United States」を含む場合、あるいは location 欄がいずれかの州名に完全一致する場合にそのユーザーの投稿のみを抽出した。これにより戦術した英語投稿の 20.1% にあたる 10,419,223 件 (1,500,174 ユーザー) の投稿を含む英語ワクチン関連投稿データセットを構築した。以降の分析ではこれらの投稿を使用する。

4 スタンス分類

本節ではスタンス分類器の詳細について説明する。本研究では日米の Twitter ユーザーがワクチンに対して抱くスタンスを元に分析を実施するが、それにあたって前節で収集したワクチン Twitter データセット中の各投稿に対して、その投稿をしたユーザーがワクチンに対して抱いているスタンスのラベルを付与する。ただし、全投稿に対して人手でラベル付けを行うのは現実的ではないため人手でラベル付けされた少量のデータを使用して分類器を訓練し、その分類器を使って全データにラベル付けを行う。

ツイートへのスタンスアノテーション

本研究ではユーザーは親ワクチン派 (Pro-vaccine; ワクチン接種を予定している、接種をしたことを報告している)、中立派 (Neutral; スタンスを有しない)、反ワクチン派 (Anti-vaccine; ワクチン接種を避けている) のいずれかに分類される。分類器の予測精度を上げるために、我々は日本データに対してはデー

表 3: 各スタンス分類器の精度.

国	モデル	親ワクチン			中立			反ワクチン			Macro
		Prec.	Rec.	F ₁	Prec.	Rec.	F ₁	Prec.	Rec.	F ₁	F ₁
日本 [2]	BERT	0.875	0.837	0.856	0.698	0.766	0.731	0.462	0.375	0.414	0.667
	+DAPT	0.929	0.851	0.888	0.738	0.825	0.779	0.524	0.688	0.595	0.754
米国	COVID-BERT	0.780	0.833	0.806	0.719	0.531	0.611	0.622	0.803	0.701	0.706
	+DAPT	0.818	0.776	0.796	0.619	0.662	0.639	0.724	0.724	0.724	0.720

タセット中の一部の投稿を用いて人手でのアノテーションを行い、米国データに対しては既存のアノテーション済データセットを使用した。表 1 と表 2 に日米それぞれの各ラベルの内訳を示す。

日本アノテーションデータを作成するにあたって我々は 9250 件の投稿を用いて訓練用、開発用、テスト用のデータセットを構築した。我々は 4 名のアノテータを雇い、総計 9750 件の投稿に対してスタンスラベルを付与した。ただしこれらのアノテータがアノテーションした投稿の数は均等ではなく、そのまま開発データやテストデータを構築すれば多くアノテーションを行ったアノテータの判断基準が過度に反映されてしまう可能性がある。そこで、開発データ構築の際は各アノテータのアノテーションした投稿を 125 件ずつ抽出し 500 件の開発データを構築した。また、テストデータ構築の際は全アノテータに同じ内容の 500 件のツイートにアノテーションを行ってもらい、集計したラベルの多数決（同率の場合は協議によって解決）によってテストデータとした。最後に、残った 8750 件の投稿を訓練データとした。

一方、米国アノテーションデータには Mu ら [6] の構築したデータセットを用いた。彼らは訓練用に 2392 件、テスト用に 410 件の投稿に対して Pro, Anti, Hesitant,あるいは Irrelevant の 4 種類のラベル付けを行った。表 2 に各ラベルの定義とこれらのラベルのついた投稿の件数を示す。ただし、Mu らはワクチンを接種しないと述べたユーザは Hesitant として扱っているが、我々が日本語データ用にを行ったアノテーションガイドラインに則るとそのようなユーザは Anti ラベルが付与される。そのため、訓練データ中の Hesitant ラベルがつけられた投稿は筆者が再確認し適切なラベルを再度付与している。

テキスト情報とリアクション情報を用いたスタンス分類

今回我々は日米それぞれのデータに対し同じアーキテクチャを持つ異なる分類器を訓練した。これらのモデルは投稿本文を入力として受け取る部分とあるユーザのリアクショングラフ上での情報を入力として受け取る部分を持ち、出力として受け取った投稿を行ったユーザが親ワクチン、中立、反ワクチンのそれぞれに該当する確率を返す。日米それぞれのモデルで異なるのは投稿本文を入力として受け取る部分の事前訓練済みモデルであり、日本語モデルでは NICT が公開している大規模事前訓練済 BERT モデル¹を使用した。英語モデルについて

は Mu ら [6] が訓練した VaxxBERT モデルを使用した。これは Müller [7] らが公開している Twitter 上の COVID-19 関連投稿データを使用して事前訓練を行ったモデルを更に Twitter 上のワクチン関連投稿上で事前訓練 (DAPT [8]) したモデルである。

また、既存のワクチンスタンス研究では主としてテキスト情報のみを用いて SNS ユーザのスタンスを分類しようと試み、結果として正反対の情報に皮肉の目的などで参照した投稿を誤分類してしまうという問題があった。そこで本研究ではあるユーザが行った投稿のスタンスを推定するとき、そのスタンスを行う以前に誰に対してリアクション（リツイート、引用リツイート、メンション）を取っていたのかというリアクションの履歴情報もスタンスの予測に用いる。このために我々は各ユーザに、そのユーザがそれまでの一定期間内にリアクションを取った相手、リアクションを取られた相手を示すリアクションベクトル (RA ベクトル) を使用する。計算コストを軽減するために、最も影響力のあるユーザのみをリアクションベクトルに記録させることとした。具体的には分析期間中の各月を 1 日から 10 日、11 日から 20 日、21 日から月末までの 3 期間に分割し、各期間において最もリツイートしたユーザ、リツイートされたユーザを上位から 1 万人抽出し、影響力のあるユーザとして扱う。前者は盛んに情報発信を行う点で、後者はその影響力が拡散されやすいという点で影響力を有すると判断した。今回日米それぞれについてそのようなユーザを抽出し、各期間中複数回上位に出現するユーザの重複を取り除くと、日本で 95,016 人、米国で 249,194 人のユーザが獲得された。そのため、これらの 95,016 人 (249,194 人) のユーザそれぞれに 1 つの次元を対応させた Onehot ベクトルを作成し、ある投稿に対してスタンス推定を行う場合、その投稿を行ったユーザが過去 3 期間中にこれら影響力の大きいユーザに対してリアクションを取っていた場合、そのユーザに対応する次元の値を 1 にすることで、あるユーザの過去のリアクション情報を記録させたベクトルを作成した。このリアクションベクトルは次元削減のために全結合層に入力され、tanh 関数を経由する。結局、我々の分類器は入力として投稿本文とその投稿を行ったユーザのリアクションベクトルを受け取り、その出力を softmax 関数に与えることで、その投稿を行ったユーザが新ワクチン派、中立派、反ワクチンのそれぞれに属する確率を計算することでスタンス推定を行う。

分類精度

本節で説明した分類器の精度を確認するために、我々は BERT

¹: <https://alaginrc.nict.go.jp/nict-bert>

と DAPT を行った場合の BERT とを比較する。特定タスクのドメインのデータセット中での事前学習 (DAPT) はそのタスクの精度を上昇させることが報告されている [8]。表 3 に日米それぞれの分類器の精度を示す。日本データでは DAPT を用いることで全ての予測精度が上昇しており、DAPT の有効性が確認された。一方、米国データでは Macro-F1 値は DAPT を行った方が良い結果を示しているものの、親ワクチンクラスの Recall, F_1 や中立クラスの Precision, 反ワクチンクラスの Recall などで DAPT を行う前よりも精度が悪化していた。このことから、DAPT を行うことは必ずしも全ての面で予測精度を上昇させる訳ではないということが確認された。一方予測したスタンスに基づいた分析を行うことを考慮すると、親ワクチン、反ワクチンクラスの Precision が高いことが重要になり、どちらのクラスにおいても Precision の上昇をもたらしたという点で DAPT の導入は一定の有効性を示したと言える。

5 分析

我々は前述のスタンス分類器を用いて日米それぞれのワクチン関連投稿にスタンスラベルの付与を行った。これらのラベルを用いて、Twitter ユーザのワクチンに対するスタンス形成過程やその過程に影響を与えた情報共有行動の中に日米間でどのような差異が存在したのかを調査する。以下の全ての分析において X 社 (旧 Twitter 社) の規約²順守に細心の注意を払っている。また本研究の分析手法は我々が以前に実施した研究と共通している [9]。

5.1 ユーザスタンスの遷移

分類器によって全ての投稿にラベルを付与した後、特定期間中に同一ユーザによって行われた投稿をスタンスごとに集約することによって、そのユーザのワクチンに対するスタンスを決定した。具体的には、短期間ではスタンスは変化しないという仮定の下で、分析期間中の各月を影響力のあるユーザを決定するときと同様に 3 期間に分割し、あるユーザがあるスタンスの投稿を他のスタンスよりも多く行っていた場合に、そのユーザはその期間中そのスタンスを持つものとして決定した。特に、異なるスタンスラベルを持つ投稿が同数同じユーザによってなされていた場合、予測精度の順に、親ワクチン派、中立派、反ワクチン派として取り扱う。図 1, 図 2 に日米での各スタンスのユーザ分布を示す。

図 1 から、日本では親ワクチン派の数が最初の数期間においては中立派と同程度であったが、ワクチン推進キャンペーンが進むにつれて徐々に親ワクチン派が徐々に増加し、2021 年の 9 月になると急激に減少したことがわかる。この急激な減少の理由として、2021 年の 9 月は日本国民の 2 回目ワクチン接種率が 50% を達成した時期で、そのために親ワクチン派の人々がワクチンに対する関心を失ったという可能性が考えられる。また反ワクチンユーザの数は他スタンスと比較して期間中一貫して

少なく、ワクチンキャンペーンなどは反ワクチン派の人々に訴求できていなかった可能性が示唆される。

一方図 2 を見てみると、米国では親ワクチン派の数は 2020 年 12 月半ば、2021 年 3 月半ば、2021 年 8 月初めと増減を繰り返しつつも複数回ピークに達していることがわかる。この増減傾向は中立派についても同様である。2020 年 12 月はファイザー社のワクチンが緊急承認され³、2021 年 2 月末日には接種が 1 回で済むとされるワクチンが緊急使用許可を獲得⁴するなどワクチンに対する肯定的なニュースが多く報道されたことが反映されたものと考えられる。一方反ワクチン派のユーザ数は部分的に親ワクチン派と一致しているものの、2021 年 10 月初めなど、親ワクチン派の数が減少しているにも関わらず反ワクチン派が増加している時期も存在するなど、日本のほぼ変動の無い日本の反ワクチン派の推移と比べてかなりの増減傾向が見られる。

5.2 ユーザのスタンス形成

我々はワクチンに関する情報投稿を継続的に行っているユーザの分析を行うために、全期間の内、投稿を行った期間が 10 以上であるユーザのみを抽出し、それらのユーザのスタンス分布の推移を調査した。図 3, 図 4 に日米それぞれのユーザのスタンス分布推移を示す。

図 3 から、日本では接種開始初期の 2021 年 6 月から中期の 2021 年 8 月にかけて中立派が徐々に減り、その分親ワクチン派が増えていることがわかる。この傾向は 2021 年 8 月頃には収まり、以降は各スタンスの割合はほぼ一定である。また日本では反ワクチン派は非常に少数で、その数もほぼ変動していなかったこともわかる。

一方で、図 4 によると米国では異なる推移が見られる。米国においても分析期間の初期である 2020 年 12 月から中期である 2021 年の 8 月頃にかけて中立派の割合が減り、その分親ワクチン派の割合が増加している点は同じであるが、その後再び親ワクチン派の割合が減少し中立派の割合が増加し直している点は日本の傾向と異なっている。特に、日米両国で 2021 年の 8 月までの期間で中立派の割合が減少し、その分親ワクチン派の割合が増加している点は特筆に値する。また、反ワクチン派についてもその割合がほぼ変動しない点は日本と同じであるものの、日本よりもかなり大きな割合のユーザが反ワクチン派となっていることが確認された。

6 おわりに

本稿では日本でワクチン接種が順調に進んだ要因を特定することを目的として、日米それぞれのワクチン関連投稿データセットを構築し、分類器を用いてスタンスの付与を実施した後に、既存の分析フレームワークに則り日米それぞれの Twitter データを分析した。結果として、日本の親ワクチン派のユーザ数は一時的に増加しピークを迎えたあとに減少することや反ワ

² : <https://developer.twitter.com/en/developer-terms/more-on-restricted-use-cases>
³ : <https://www3.nhk.or.jp/news/html/20201213/k10012761401000.html>
⁴ : <https://www3.nhk.or.jp/news/html/20210228/k10012889731000.html>

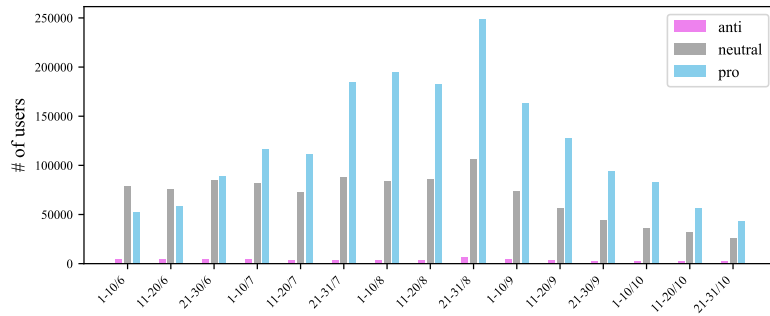


図 1: 各スタンスのユーザ数 (日).

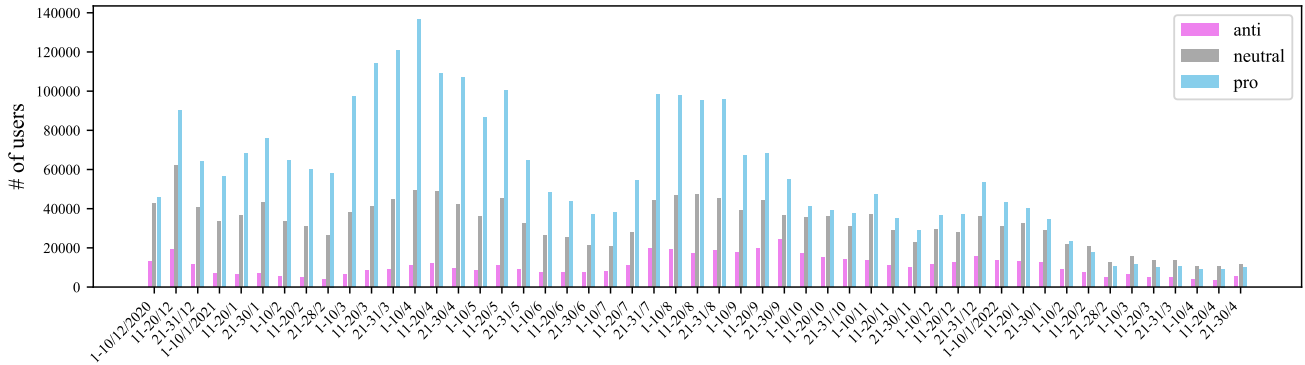


図 2: 各スタンスのユーザ数 (米).

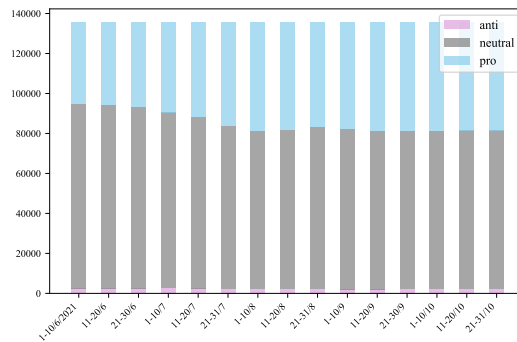


図 3: 継続的にワクチン関連投稿を行っているユーザのスタンス分布の推移 (日).

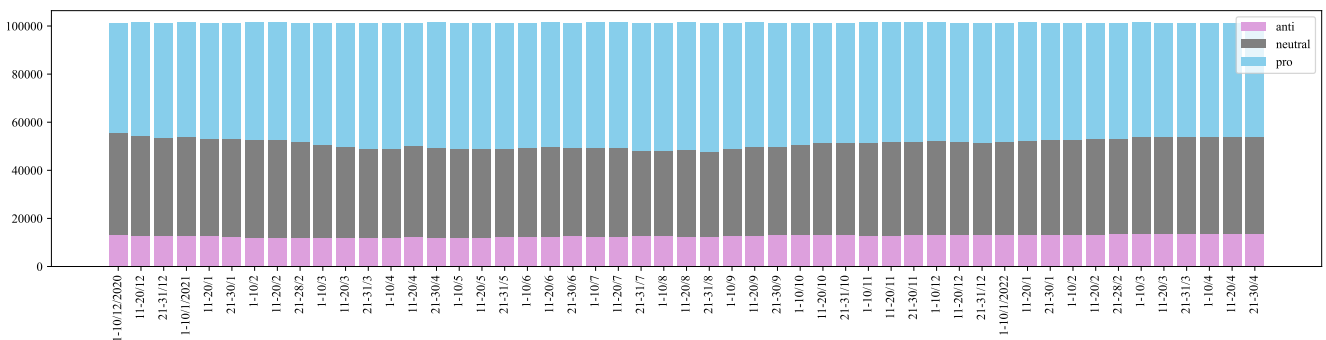


図 4: 継続的にワクチン関連投稿を行っているユーザのスタンス分布の推移 (米).

クチン派のユーザ数は非常に少ない数で安定している一方、米国の親ワクチン派のユーザ数は何度も増減しピークを迎えることや反ワクチン派のユーザの数も比較的多くその数も日本より

は激しく増減していることが確認された。これは、特に米国が全世界でもかなり早期にワクチン接種を開始したために、どのスタンスであってもワクチンに関するニュースに鋭敏に反

応する土壤があったためだと考えられる。またワクチンに関して継続的に投稿を行っているユーザの投稿を比較すると、日本では中立派の割合が減った分親ワクチン派の割合が増加し、途中からは割合にほぼ変化がなくなった一方で、米国では一度中立派が親ワクチン派に徐々に変化していった後、逆に親ワクチン派が中立派に戻っていることが確認された、中立派が親ワクチンに徐々に変化していく傾向は日米どちらでも 2021 年 8 月までに継続していることからこの時期の出来事に中立派の人々が親ワクチン派に変化する傾向を抑制するニュースなどが発信されたと考えられる。

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 COVID-19 AI・シミュレーションプロジェクト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。

文 献

- [1] E. Mathieu, H. Ritchie, E. Ortiz-Ospina, M. Roser, J. Hasell, C. Appel, C. Giattino, and L. Rodés-Guirao. A global database of covid-19 vaccinations. *Nature human behaviour*, Vol. 5, No. 7, pp. 947–953, 2021.
- [2] S. Hisamitsu, S. Cho, H. Jin, M. Toyoda, and N. Yoshinaga. Diachronic analysis of users’ stances on covid-19 vaccination in japan using twitter. In *2022 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*, pp. 237–241, 2022.
- [3] F. Cascini, A. Pantovic, Y. A. Al-Ajlouni, G. Failla, V. Puleo, A. Melnyk, A. Lontano, and W. Ricciardi. Social media and attitudes towards a COVID-19 vaccination: A systematic review of the literature. *EClinicalMedicine*, Vol. 48, , 2022.
- [4] J. S. Brownstein, C. C. Freifeld, B. Y. Reis, and K. D. Mandl. Surveillance sans frontieres: Internet-based emerging infectious disease intelligence and the healthmap project. *PLoS medicine*, Vol. 5, No. 7, p. e151, 2008.
- [5] K. Garcia and L. Berton. Topic detection and sentiment analysis in twitter content related to covid-19 from brazil and the usa. *Applied soft computing*, Vol. 101, p. 107057, 2021.
- [6] Y. Mu, M. Jin, C. Grimshaw, C. Scarton, K. Bontcheva, and X. Song. Vaxxhesitancy: A dataset for studying hesitancy towards covid-19 vaccination on twitter. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, Vol. 17, pp. 1052–1062, 2023.
- [7] M. Müller, M. Salathé, and P. E. Kummervold. Covid-twitter-bert: A natural language processing model to analyse covid-19 content on twitter. *Frontiers in Artificial Intelligence*, Vol. 6, p. 1023281, 2023.
- [8] S. Gururangan, A. Marasović, S. Swayamdipta, K. Lo, I. Beltagy, D. Downey, and N. A. Smith. Don’t stop pre-training: Adapt language models to domains and tasks. In D. Jurafsky, J. Chai, N. Schlueter, and J. Tetreault, editors, *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 8342–8360, Online, July 2020. Association for Computational Linguistics.
- [9] 久光祥平, 豊田正史, 吉永直樹, 張翔. 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. 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2022), オンライン, 2022.