

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

福田悟志¹ 難波英嗣¹ 庄司裕子¹

概要: 新型コロナウイルスワクチンの開発会社や政府は、人々にワクチン接種への安心感を与えるために、ワクチンの効果や接種状況といった情報を日々発信している。しかし、ワクチンに対する関心やワクチン接種状況は国や地域によって異なるため、必ずしも人々に安心に感じてもらえないことがある。本稿では、人々がワクチンに対して持つ安心感や不安感のその要因を解明するために、係り受け解析およびバースト検知手法を用いて Twitter 上におけるワクチンに対する人々の感情とその要因を、日本、米国、英国、インドの4か国を対象に分析を行う。

キーワード: Twitter, 感情分析, COVID-19 ワクチン

An Analysis of People's Emotional Change toward Vaccines and Its Factors in Coronary Disasters

SATOSHI FUKUDA^{†1} HIDETSUGU NANBA^{†1}
HIROKO SHOJI^{†1}

Abstract: The developers of new coronavirus vaccines and the government provide information on vaccine effectiveness and vaccination status on a daily basis to reassure people about vaccination. However, because interest in vaccines and vaccination status vary by country and region, people do not always feel reassured. In this paper, we analyze people's emotions toward vaccines on Twitter and the factors that contribute to their emotions of security and anxiety, using the entailment analysis and burst detection methods in six countries: Japan, the United States, the United Kingdom, and India.

Keywords: Twitter, Sentiment Analysis, COVID-19 Vaccine

1. はじめに

2019年12月に発生が確認された新型コロナウイルス感染症は、2022年現在においても世界中で拡大しており、人々の生活に大きな影響を与えている。これまで、新型コロナウイルスの拡大を抑制するための政策として、マスク着用の推奨やロックダウンなどが実施されてきた。その中において、ワクチンの接種は人々が最も関心を持つ対策のひとつであり、ファイザー社やモデルナ社といった製薬会社によるワクチン開発や政府によるワクチンの普及が進められている。一方で、人々の間では、新型コロナウイルス感染症のワクチンに対する有効性や有用性に関する議論が行われていることが SNS 上でしばしば見られる。これは、新型コロナウイルスワクチンは、2021年から開発された新しい技術であり、実際の効果や将来的なリスクといった要素がまだ明らかになっていないためと考えられる。また、国や地域によってワクチンを接種できる環境の整備が異なっており、ワクチン接種ができた、あるいはまだできていないといった報告が SNS 上で行われている。

ワクチンの開発会社や政府は、人々に安心感を与えるために、ワクチンの効果や接種状況、環境整備といった情報

を日々発信している。しかし、ワクチン接種に対する関心や、ワクチンの実際の効果やリスクに対する知見や認識、実際のワクチン接種環境は国や地域によって異なるため、必ずしも人々に安心に感じてもらえないことがある。そのため、人々がどのようなことに対して安心や不安を感じるのか、また、その要因を解明することは、今後のワクチンに関する情報発信が人々にとって安心感を与えるものとなり、社会受容性を高めるために重要となる。

本研究では、Twitter 上に投稿されたツイートを対象に、新型コロナウイルスワクチンに対して人々が何に対してどのような安心感や不安感を持つのか、その要因を分析する。具体的には、まず、感情分類器を用いてワクチンに関するツイートを分類する。次に、特定の感情に分類されたツイート集合に対して係り受け解析を行う。最後に、バースト検知手法を用いて、ある期間において急激に増加した係り受け関係を抽出する。このような方法により、特定の期間で感情が増加した要因を分析できると考えられる。また、係り受け解析を用いることで、特定の感情が盛り上がったときの対象とその要因といった、単語単位では捉えられない意味的な情報を提示できる。また、日本だけではなく、米国、英国、インドを対象に、各国におけるワクチンに対する感情の違いや安心感や不安感の違いを分析する。

¹ 中央大学
Chuo University

2. 関連研究

2.1 感情分析手法

感情分析の初期の研究では、テキストや文を分類するために、感情語辞書を作成しておき、辞書中の語の有無により感情を推定する手法が一般的であった。例えば、EmoSenticNet[1]では、Ekman の 6 感情[2]を 13,175 語の英語に付与している。WordNet-Affect は、WordNet のサブセットで、感情に関する単語 4,787 語を選定したものである。NRC Word-Emotion Association Lexicon[3]は、14,182 語に評価極性 (Positive or Negative) が付与され、さらに 8 種類の感情タイプに分類されている。また、14,182 語を 105 言語に翻訳している。また、「ない」などの否定語が出現する場合には極性を反転させるルールを導入した手法もある。例えば、入力されたテキストを 10 種類の感情カテゴリ (哀, 恥, 怒, 厭, 怖, 驚, 好, 昂, 安, 喜) に分類する日本語用感情分析システム ML-Ask[4][5]では、システム内部で計 2,100 語の感情語と、「～とは言えない」などの 108 種類の否定構文が収録されている。このような辞書ベースの手法は単純であるにも関わらず、テキスト集合全体の大まかな反応を知る上では有効である。しかし、テキスト中に感情語が含まれていても、必ずしもそのテキストと感情カテゴリが一致するわけではない、感情語は含まれていないが、文またはテキスト全体を見ると特定の感情カテゴリに分類できる、テキスト中に含まれる単語が同じでも語順によってカテゴリが変化する場合があるといった問題がある。

上記の問題は、BERT[6]をはじめとする transformer[7]を用いた言語モデルを用いることで解消されつつある。これは、transformer における自己注意機構と呼ばれる仕組みを用いて、文の構造を様々な側面から捉えることが可能になったためと言える。また、近年では、テキストや文に対して感情カテゴリを付与したデータセットが公開されており[8][9][10][11]、機械学習による感情分析器を構築することが容易になっている。本研究では、BERT およびラベル付きデータセットを用いて感情分析器を構築し、日本語ツイートおよび海外ツイートを自動的に分類する。

2.2 感情変化の要因分析

感情分析結果を用いて、感情の変化を時系列に分析した研究はこれまでに数多くある。近年では、新型コロナウイルスおよびそのワクチンに対する人々の感情が変化した要因を分析した事例が多く報告されている。

鳥海ら[12]は、Twitter 上に投稿されたツイートから、新型コロナウイルスに関するツイートを収集し、人々の関心や感情がどのように変化したのかを、日本国内で実際に起こった新型コロナウイルスに関する出来事と関連付けることで分析を行った。感情分類手法には、ML-Ask を用いた。Hussain ら[13]は、米国および英国における Covid-19 ワクチンに対する国民の懸念や心情を明らかにするために、

Twitter および Facebook 上の投稿に対して、BERT および 2 種類の語彙ベース手法 (VADER[14], TextBlob[15]) を用いて、Positive, Neutral, Negative の 3 軸の感情で分類を行った。そして、世界で起こった出来事と時系列上における各感情を持つ投稿の増減との関係や米国や英国における州・地域レベルで感情強度を分析した。Yousefinaghani ら[16]は、Covid-19 ワクチンに関するツイート集合に対して、VADER により Positive または Negative の判定を行い、各感情に出現するキーワードの抽出を行った。また、ワクチンに関する意見に対して "anti-vaccine", "hesitant", "pro-vaccine" というカテゴリと各カテゴリに関連するキーワードを定義し、米国や英国などにおいて、各カテゴリに含まれるツイート量を解析した。Hu ら[17]は、米国におけるワクチンへの世論を調査することを目的として、2020 年 3 月 1 日から 2021 年 2 月 28 日の期間に発生したワクチンに関する 2 つの出来事 (モデルナの臨床実験、米国における Covid-19 ワクチンの最初の接種) で時間軸を分割し、ワクチンに対する感情や意見がどのように変化したのかを分析した。感情分析には、VADER による Positive, Neutral, Negative の 3 種類の感情および感情連想辞書 NRCLex[18]による 8 種類の感情タイプを用い、意見の分析には LDA[19]および word cloud mapping を用いた。Wang ら[20]は、LDA を用いて、米国におけるマスク着用とワクチン接種の意見に対して議論となっているトピックを解析した。また、トピックに対する関心がどのように変化しているのかを、TextBlob により算出される感情スコアを用いて分析した。そして、Covid-19 に関する実際の出来事と照らし合わせ、感情スコアが変動した要因を推察した。本研究では、ワクチンに対する特定の感情が盛り上がったとき、その要因を分析するために、パースト検知手法、および係り受け解析によるテキスト解析を行う。

3. 分析手法

3.1 ツイートデータの収集

日本語ツイートの収集には Twitter Search API を用いた。検索クエリとして「ワクチン」を用い、2021 年 6 月 13 日から 2021 年 11 月 30 日の期間で収集した。日本語以外のツイートは、DeVerna ら[21]が公開しているデータセットから収集を行った。このデータセットでは、ワクチンに関連する 76 種類の英語キーワードを検索クエリとして収集したツイートの ID が日付ごとに分割して収録されている。本研究では、2021 年 6 月 13 日から 2021 年 10 月 11 日までのツイート ID 集合を対象としてツイートの収集を行った。そして、ツイートに付与されている国コードに基づいてツイートを分類した。本研究では、総ツイート数が 30,000 件以上ある国から米国、英国、インドを分析対象とした。各国におけるツイート数の総数を表 1 に示す。

a) <https://zenodo.org/record/5563154>

表 1 各国のツイート数

国名	ツイート数
日本 (JA)	24,292,412
米国 (US)	325,743
英国 (GB)	58,462
インド (IN)	32,337

3.2 感情分類モデル

データセット

日本語ツイートに対する感情分類には、Kajiwara ら[9]の日本語感情分析データセット^{b)}を用いた。このデータセットには、SNS 上に投稿された 43,200 件のテキストに対して、Plutchik の 8 感情（喜び・悲しみ・期待・驚き・怒り・恐れ・嫌悪・信頼）を 4 段階の感情強度（無・弱・中・強）でラベル付けされたものが含まれている。また、ラベルには、そのテキストの書き手によるもの、3 人のテキストの読み手によるもの、および 3 人の読み手により付与された感情強度を平均して 4 段階の感情強度に修正したものという 5 パターンのものが含まれている。本研究では、40,000 件を訓練用データ、1,200 件を検証用データ、2,000 件を評価用データとして用いた。また、3 人の読み手による感情強度を平均して表したラベルを使用し、感情強度が弱、中、強を正例、無を負例とした。

海外ツイートに対する感情分類には、SemEval 2018 Task 1: Affect in Tweets[10]で配布されたデータセットに収録されている Emotion Classification (E-c) task の英語感情分析データセットを用いた。このデータセットには、SNS 上に投稿されたテキストに対して、11 種類の感情をそれぞれ持つかどうかというラベルが付与されており、訓練用データ、検証用データ、評価用データとしてそれぞれ 6,838 件、886 件、3259 件が収録されている。本研究では、Kajiwara らのデータセットで用いられている感情と統一するために、11 種類の感情から怒り、期待、嫌悪、恐れ、喜び、悲しみ、驚き、信頼の 8 感情を対象とした。

パラメータ設定

分類モデルには BERT を用いた。パラメータは、バッチサイズを 32、エポック数を 5、学習率を $1e-5$ 、トークン数を 128 と設定し、最適化には Adam[22]を使用した。

日本語感情分類器の構築における学習モデルには、日本語 BERT モデルに追加学習した言語モデルを用いた。具体的には、bert-base-japanese-whole-word-masking^{c)}に対して、2021 年 6 月 13 日から 2021 年 11 月 30 日までのツイート集合からランダムに選択した 3,000,000 件のツイートを訓練用データ、300,000 件のツイートを検証用データとして用いて学習を行った。また、英語感情分類器の構築における学習モデルには、英語 BERT に追加学習した言語モデルを

用いた。具体的には、bert-base-uncased^{d)}に対して、2021 年 6 月 13 日から 2021 年 11 月 30 日までのツイート集合からランダムに選択した 3,000,000 件のツイートを訓練用データ、300,000 件のツイートを検証用データとして用いて学習を行った。なお、日本語および英語の言語モデルの構築において、エポック数は 5、バッチサイズを 4 とした。

分類性能

表 2 に、日本語および英語における各感情に対する分類性能を示す。これらの分類器を用いて、3.1 節で収集したツイート集合の分類を行う。

3.3 テキスト解析

本研究では、ワクチンに関する人々の感情が変化する要因を解析するためのアプローチとして、「係り受け解析およびバースト検出によるテキスト分析」という方法を試みる。以下に、アプローチの詳細を述べる。

まず、ツイート集合に対して係り受け解析を行い、各ツイートから係り受け関係を抽出する。係り受け解析ツールには spacy^{e)}を用い、日本語モデルには ja_ginza^{f)}を使用し、英語モデルには en_core_web_sm^{g)}を用いた。次に、ある感情を持つツイートが増加した要因を分析するために、その感情が増加した期間におけるツイート集合から抽出された係り受け関係を対象としてバースト検出を行う。バースト手法には、Kleinberg の手法[23]を用いた。なお、日本語および海外ツイートに対する Kleinberg のバースト検出のパラメータは人手で設定を行い、それぞれ $\gamma = 20$, $s = 2$ および $\gamma = 2$, $s = 2$ とした。また、バースト検出に対する分析対象期間は、3.1 節で述べたツイートの収集期間とし、各日ごとで、ある感情に分類されたツイート集合に対する、ある係り受け関係が抽出されたツイート数で検出した。

4. 分析結果

4.1 日本における分析結果

日本における、1 日分のツイート数に対する、特定の感情が付与されたツイート割合の 1 週間平均の推移を図 1 に示す。図 1 を見ると、「恐怖」が全体的に高いことが分かる。また、特定の期間に区切って感情の推移に注目すると、6 月 13 日から 7 月 31 日の間で「喜び」「悲しみ」「恐怖」が増加している。これら 3 感情を持つツイートが増加した要因を分析するため、まず、新型コロナウイルスに関連する外部データとの関係を調査した。具体的には、6 月 13 日から 7 月 31 日の期間において、各感情における各日ごとのツイート割合と新規陽性者数^{h)}、入院治療を要する人数^{h)}、1 回目と 2 回目のワクチン接種人数ⁱ⁾との相関関係を調べた。

d) <https://huggingface.co/bert-base-uncased>

e) <https://spacy.io/>

f) <https://megagonlabs.github.io/ginza/>

g) <https://spacy.io/models/en>

h) <https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/open-data.html>

i) https://cio.go.jp/c19vaccine_dashboard

b) <https://github.com/ids-cv/wrime>

c) <https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking>

表 2 感情タイプの分類性能

Table 2 Classification performances of the emotional types.

	日本語		英語	
	再現率	精度	再現率	精度
喜び	0.773	0.784	0.751	0.903
悲しみ	0.652	0.661	0.531	0.802
期待	0.758	0.843	0.169	0.447
驚き	0.623	0.508	0.159	0.403
怒り	0.417	0.435	0.787	0.781
恐怖	0.400	0.688	0.709	0.793
嫌悪	0.457	0.608	0.737	0.766
信頼	0.147	0.579	0.007	0.200

相関関係の算出には、ピアソンの積率相関係数を用いた。その結果を表 3 に示す。表 3 を見ると、「喜び」と「悲しみ」は、2 回目のワクチン接種人数と最も相関が高く、「恐怖」は、新規陽性者数と最も相関が高い。しかし全体的な結果を見ると、これら 3 感情と 1 回目のワクチン接種人数以外のデータと正の相関があると考えられる。

次に、6 月 13 日から 7 月 31 日の間で「喜び」「悲しみ」「恐怖」に分類された各ツイート集合における係り受け関係を対象に、バースト検出を行った結果を表 4 に示す。括弧内の数値は、各感情において、バーストが検出された係り受けの数を表す。ここで、各感情における、バースト検出された係り受け集合から Jaccard 係数を算出したところ、「喜び-悲しみ」「喜び-恐怖」「悲しみ-恐怖」で 0.052, 0.014, 0.260 という値が算出された。この結果から、「悲しみ」と「恐怖」の間では共通した係り受け関係が比較的多い一方で、「喜び」と「悲しみ」「恐怖」とは共通した係り受け関係が少ないと言える。

各感情に注目していくと、「喜び」では、(ワクチン接種、お疲れ様)や(2 回目、お疲れ様)といった、2 回目のワクチン接種に対する労いに関する係り受け関係が抽出されていた。このような抽出結果と、表 3 で示した 2 回目のワクチン接種人数との相関関係から、「喜び」の増加は、2 回目のワクチン接種には高い関係があると考えられる。また、「悲しみ」および「恐れ」で検出された係り受け関係を見ると、(雄介、投手)や(東京五輪、中止)といった関係がそれぞれの感情で抽出されていた。これは、7 月末に中日の木下投手がワクチン接種後に重篤危機となったニュースが報道されたことや、東京五輪を開催するべきか否かを議論されていたことが関連していると考えられる。また、「悲しみ」と「恐怖」において、(モデルナ、ワクチン)が抽出されており、「恐怖」において、(ファイザー、ワクチン)や(アストラ、ゼネカ)というワクチン名が抽出されていた。それぞれ 2 感情において、(ワクチン、効果)、(ワクチン、副反応)、(コロナ、感染)といった関係が抽出されており、また、ワクチン接種が進むにつれて、各ワクチン製品の効果や副反応に関する議論が盛んになっていると考えられる。

表 3 日本における各感情のツイート割合の変化と新型コロナウイルス関連の外部データとの相関関係

(2021 年 6 月 13 日 - 2021 年 7 月 31 日)

Table 3 Correlation between changes in the ratio of tweets for each emotion and external data related to the COVID-19 in JA. (June 13 - July 31, 2021)

	新規陽性者数	入院治療人数	ワクチン接種(1回目)	ワクチン接種(2回目)
喜び	0.447	0.336	-0.065	0.614
悲しみ	0.663	0.499	-0.049	0.692
恐怖	0.739	0.614	-0.166	0.689

表 4 日本におけるバーストが検出された係り受け関係 (2021 年 6 月 13 日-2021 年 7 月 31 日)

Table 4 Coordination relationships where bursts were detected in Japan. (Jun. 13, 2021 - Jul. 31, 2021)

感情	係り受け (例)
喜び (22)	(ワクチン、予約) (予約、取れ) (ワクチン、副反応) (ワクチン接種、予約) (ワクチン接種券、届い) (接種券、届い) (ワクチン2回目、打つ) (ワクチン予約、取れ) (ワクチン接種、お疲れ様) (Yahoo、ニュース) (お熱、出) (2 回目、お疲れ様)
悲しみ (159)	(ワクチン、副反応) (熱、出) (ワクチン、打ち) (ワクチン、副作用) (ワクチン、予約) (Yahoo、ニュース) (木下、雄介) (コロナ、感染) (ワクチン、届か) (雄介、投手) (ワクチン接種後、忌避) (東京五輪、自己申告) (東京五輪、中止) (モデルナ、ワクチン)
恐怖 (496)	(熱、出) (ワクチン、副反応) (Yahoo、ニュース) (ワクチン、副作用) (腕、痛い) (ワクチン接種、進ん) (コロナ、感染) (ワクチン、効果) (コロナワクチン、接種) (感染者、増え) (ワクチン、予約) (ワクチン2回目、打つ) (予約、取れ) (雄介、投手) (ワクチン、効か) (中日、雄介) (ワクチン接種券、届い) (ワクチン接種後、死亡) (モデルナ、ワクチン) (アストラ、ゼネカ) (ファイザー、ワクチン) (ワクチン、足り) (東京五輪、中止)

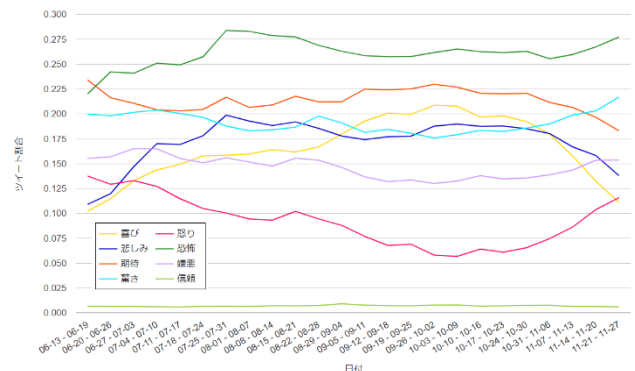


図 1 各感情ラベルが付与されたツイート割合 (日本)
 Figure 1 Ratio of tweets with each emotion label in JA

4.2 海外における分析結果

米国、英国、インドにおける、各感情ラベルが付与されたツイート割合の 1 週間平均の推移を図 2、図 3、図 4 に示す。各図から、米国と英国では「怒り」と「嫌悪」が、インドでは「喜び」が全体的に高く推移していると言える。

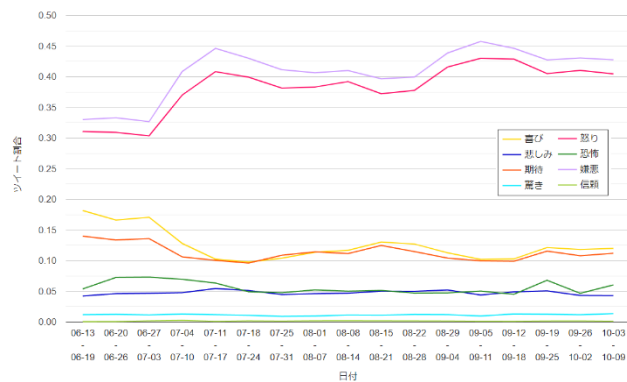


図 2 各感情ラベルが付与されたツイート割合 (米国)
 Figure 2 Ratio of tweets with each emotion label in US.

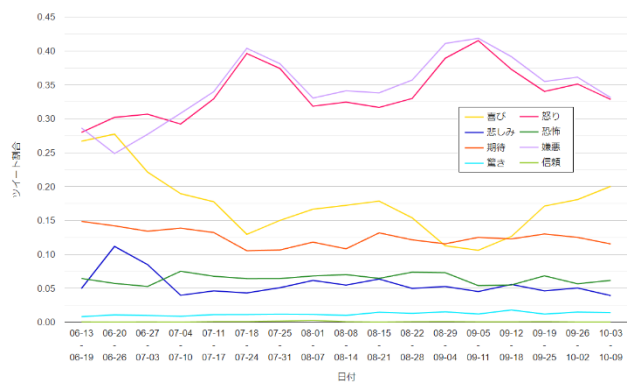


図 3 各感情ラベルが付与されたツイート割合 (英国)
 Figure 3 Ratio of tweets with each emotion label in GB.

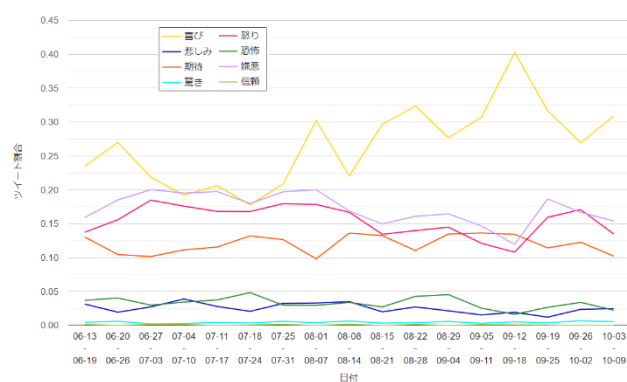


図 4 各感情ラベルが付与されたツイート割合 (インド)
 Figure 4 Ratio of tweets with each emotion label in IN.

まず、インドにおいて「喜び」が増加したときにバースト検知により抽出された係り受け関係に注目する。ここでは、「喜び」のツイート割合が増加している7月18日から8月7日、8月8日から8月28日、8月29日から9月18日の3つの期間のツイート集合から得られる係り受け関係をそれぞれ対象とした。その結果を表5に示す。表5を見ると、ワクチン接種状況に関する情報がよくツイートされていると考えられる。例えば、7月18日から8月7日の期間で検出された(Over 10.2 crore people, vaccinated)は、ワクチン関連のニュースにおける"Over 10.2 crore people in the country are fully vaccinated now."という文から係り受け解析

表 5 インドにおいて「喜び」と分類されたツイート集合内でバーストが検出された係り受け関係

Table 5 Coordination relationships where bursts were detected in the set of tweets classified as "joy" in India.

期間	係り受け (例)
7月18日 - 8月7日 (18)	(NaMo App, via) (India, crossed) (the second highest country, becomes) (the masses, vaccinate) (the total number, crossed) (Over 10.2 crore people, vaccinated) (its vaccination programme, started) (India, achieved) (India's vaccination drive, keeps)
8月8日 - 8月28日 (16)	(NaMo App, via) (at least one dose, got) (50%, got) (Vaccine milestone, reached) (India's vaccination drive, keeps) (India, crossed)
8月29日 - 9月18日 (44)	(NaMo App, via) (India, sets) (India, administered) (new record, sets) (the world's largest vaccination drive, running) (Modi, leading) (India's doors, opened) (India's vaccination drive, keeps)

により得られたものである。なお、表5のすべての期間で出現している NaMo App とは、ナレンドラ・モディ首相公式の配信系アプリであり、首相や政府の最新情報が配信されている。このアプリを用いてワクチン接種に関する情報が積極的に発信されており、その情報を NaMo App を利用しているユーザがツイートしていると考えられる。

次に、インド以外の国において、「怒り」と「嫌悪」が急増したときに検知される係り受け関係に注目する。ここでは、6月27日から7月17日の期間における米国の結果、および6月20日から7月24日の期間における英国の結果を示す。表6および表7に、米国と英国におけるバースト検知された係り受け関係をそれぞれ示す。表6と表7を見ると、各国における「怒り」と「嫌悪」に分類されたツイート集合から抽出される係り受け解析は類似している一方で、国家間で「怒り」や「嫌悪」の対象がそれぞれ異なると言える。例えば、表6では、(FDA, approved)という係り受け関係が検知されている。FDAは、アメリカ合衆国保健福祉省配下の政府機関であるアメリカ食品医薬品局を指しており、FDAによるワクチン承認に関する意見や議論が投稿されていると考えられる。また、(legal immunity, forfeit)や(The vaccine manufacturers, forfeit)という係り受け関係が検知されており、ワクチン接種に対する刑事免責について議論されていると考えられる。英国においては、表7のように、(my AZ jab, gave)や(brain tissue damage, gave)という係り受け関係が検知された。ただしこれは、"126 days since my AZ jab gave me brain tissue damage as a direct result."という、アストラゼネカ(AZ)の接種で脳組織を損傷してから126日目というツイートを複数投稿していたユーザによるものと考えられる。上記のツイートに対する科学的根拠は必ずしも無い。このような不確かな情報の伝搬を解消するためには、専門家や製薬会社あるいは政府間でのリスクコミュニケーションが重要な課題となる。本研究で開発した分析ツールは、このような問題を明確にするのに有用であると言える。

表 6 米国におけるバーストが検出された係り受け関係
 (2021年6月27日-2021年7月17日)

Table 6 Coordination relationships where bursts were detected in US. (Jun. 27, 2021 - Jul. 17, 2021)

感情	係り受け (例)
怒り (64)	(the vaccine, get) (the vaccine, take) (a vaccine, get) (a mask, wear) (people, killing) (the vaccine, got) (FDA, approved) (my choice, body)
嫌悪 (86)	(the vaccine, get) (a mask, wear) (the vaccine, take) (people, killing) (FDA, approved) (the vaccine, refuse) (legal immunity, forfeit) (liability, forfeit) (vaccination rates, raise) (their capital gains, value) (The vaccine manufacturers, forfeit) (my choice, body)

表 7 英国におけるバーストが検出された係り受け関係
 (2021年6月20日 - 2021年7月24日)

Table 7 Coordination relationships where bursts were detected in GB. (Jun. 20, 2021 - Jul. 24, 2021)

感情	係り受け (例)
怒り (40)	(MSM, government) (brain tissue damage, gave) (the government, warn) (my AZ jab, gave) (a Covid-19 vaccination, get) (Outlaw discrimination, Petition) (government, wait) (the unlock, delaying) (mask, keeping) (vaccine Sensible herd immunity, had)
嫌悪 (24)	(vaccine Sensible herd immunity, had) (the unlock, delaying) (government, wait)

5. おわりに

本研究では、Twitter 上におけるツイートを対象として、新型コロナウイルスワクチンに対する人々の感情がどのように変化し、特定の感情が盛り上がった要因を、バースト検知手法および係り受け解析を用いて分析した。そして、日本だけでなく、米国、英国、インドにおいても分析を行い、国ごとにおける感情変化にどのような違いがあるのかを分析した。また、分析結果から、ワクチンに対して必ずしも科学的根拠が無いものを発見した。このような不正確な情報が伝搬することを抑制するためには、専門家、製薬会社、政府による情報発信やリスクコミュニケーションをどのように行うのが課題となる。本研究の分析アプローチは、このような問題を明確にすることに有用と言える。

本研究で用いたツイートデータにおいて、日本と海外でツイートの収集方法が異なっており、ツイート量も日本と海外で大きく異なっている。また、海外のツイートにおいて、本研究では、その国の原言語ではなく英語で記述されたもののみを分析対象としている。そのため、海外各国に対して、より精巧な分析結果を得るためのツイートの収集方法を検討する必要があると言える。

参考文献

[1] Poria, S., Gelbukh, A., Cambria, E., Hussain, A., and Huang, G. EmoSentSpace: A Novel Framework for Affective Common-Sense Reasoning. Knowledge-Based Systems. 2014, vol. 69, p. 108-123.
 [2] Ekman, P. Expression and the Nature of Emotion. Approaches to emotion. Scherer, K., Ekman, P. eds, 1984, p. 319-344.

[3] Mohammad, S.. Word Affect Intensities. Proc. of LREC. 2018, p. 174-181.
 [4] Ptaszynski, M., Dybala, P., Shi, W., Rzepka, R., and Araki, K. A System for Affect Analysis of Utterances in Japanese Supported with Web Mining. Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics. 2009, vol. 21, p. 194-213.
 [5] Ptaszynski, M., Dybala, P., Rzepka, R., Araki, K., and Masui, F.. ML-Ask: Open Source Affect Analysis Software for Textual Input in Japanese. Open Research Software. 2017, vol.5, p. 16.
 [6] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K.. BERT: Pre-Training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. Proc. of NAACL. 2019, p. 4171-4186.
 [7] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A.N., Kaiser, L., and Polosukhin, I. Attention Is All You Need. Proc. of NIPS. 2017, p. 6000-6010.
 [8] Demszky, D., Movshovitz-Attias, D., Ko, J.-W., Cowen, A., Nemade, G., and Ravi, S.. GoEmotions: A Dataset of Fine-Grained Emotions. Proc. of ACL. 2020, p. 4040-4054.
 [9] Kajiwar, T., Chu, C., Takemura, N., Nakashima, Y., and Nagahara, H.. WRIME: A New Dataset for Emotional Intensity Estimation with Subjective and Objective Annotations. Proc. of NAACL. 2021, p. 2095-2104.
 [10] Mohammad, S., Bravo-Marquez, F., Salameh, M., and Kiritchenko, S.. Semeval-2018 Task 1: Affect in Tweets. Proc. of SemEval. 2018, p. 1-17.
 [11] Tafreshi, S., Clercq, O.D., Barriere, V., Buechel, S., Sedoc, J., and Balahur, A.. WASSA 2021 Shared Task: Predicting Empathy and Emotion in Reaction to News Stories. Proc. of WASSA. 2021, p. 92-104.
 [12] 鳥海不二夫, 榑剛史, 吉田光男. ソーシャルメディアを用いた新型コロナウイルス禍における感情変化の分析. 人工知能学会論文誌速報論文. 2020, vol. 35, no. 4, p.1-7.
 [13] Hussain, A., Tahir, A., Hussain, Z., Sheikh, Z., Gogate, M., Dashtipour, K., Ali, A., and Sheikh, A.. Artificial Intelligence-Enabled Analysis of UK and US Public Attitudes on Facebook and Twitter towards COVID-19 Vaccinations. Medical Internet Research. 2021.
 [14] Hutto, C.J. and Gilbert, E.. VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. Proc. of ICWSM. 2014, p. 216-225.
 [15] Loria, S.. TextBlob Documentation, 2020: <https://buildmedia.readthedocs.org/media/pdf/textblob/latest/textblob.pdf> [accessed Jan. 31, 2022]
 [16] Yousefinaghani, S., Dara, R., Mubareka, S., Papadopoulos, A., and Sharif, S.. An Analysis of COVID-19 Vaccine Sentiments and Opinions on Twitter. Infectious Diseases. 2021, vol. 108, p. 256-262.
 [17] Hu, T., Wang, S., Luo, W., Zhang, M., Huang, X., Yan, Y., Liu, R., Ly, K., Kacker, V., She, B., and Li, Z.. Revealing Public Opinion Towards COVID-19 Vaccines with Twitter Data in the United States: A Spatiotemporal Perspective. Medical Internet Research. 2021, vol. 23, no. 9.
 [18] Mohammad, S. and Turney, P.D.. NRC Emotion Lexicon. National Research Council, 2013.
 [19] Blei, D.M., Ng, A.Y., and Jordan, M.I. Latent Dirichlet Allocation. Machine Learning Research. 2003, vol. 3, p. 993-1022.
 [20] Wang, Y., Shi, M., and Zhang, J.. What Public Health Campaigns can Learn from People's Twitter Reactions on Mask-Wearing and COVID-19 Vaccines: a Topic Modeling Approach. Cogent Social Sciences. 2021, vol.7, no.1.
 [21] DeVerna, M.R., Pierri, F., Truong, B.T., Bollenbacher, J., Axelrod, D., Loynes, N., Torres-Lugo, C., Yang, K.C., Menczer, F., and Bryden, J.. CoVaxxy: A Collection of English-Language Twitter Posts about COVID-19 Vaccines. Proc. of ICWSM. 2021, p. 992-999.
 [22] Kingma, D.P. and Ba, J.. Adam: A Method for Stochastic Optimization. Proc. of ICLR. 2015.
 [23] Kleinberg, J. Bursty and Hierarchical Structure in Streams. Proc. of KDD. 2002, p. 91-101.