

## 原著論文

# 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<sup>†</sup>

福田 悟志\*・難波 英嗣\*・庄司 裕子\*

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の接種状況は国や地域によって様々であるため、必ずしも人々に安心を感じてもらえないことがある。本稿では、Twitter上に投稿されたツイートを解析し、人々が新型コロナウイルスワクチンに対して持つ感情とその感情が表れる要因を分析した。日本、米国、英国、カナダ、オーストラリア、インドの6カ国を対象とし、プルチックの感情の輪で定義されている8種類の感情に基づいた機械学習による感情分類、および係り受け解析とパースト検知手法によるテキスト解析アプローチを適用した。感情分類の結果において、人々が持つ一般的な感情として、日本では恐れ、米国、英国、カナダ、オーストラリアでは怒りと嫌悪、インドでは喜びが表れていた。また、感情の時系列的変化において、パースト検出された係り受け関係に基づいて、特定の感情が盛り上がった期間におけるツイートを分析したところ、多くのユーザによりワクチン関連のニュースが投稿されたこと、1人のユーザにより同一内容のツイートが大量に投稿されたこと、ワクチンに関する同一の出来事でも個人の状況に応じて複数の感情が盛り上がる場合があるといったいくつかの特徴を発見した。

キーワード：感情分析、新型コロナウイルスワクチン、Twitter

## 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世界の人々がどのような感情を持っているのか、また、その感情を持った要因を分析する。分析アプローチとして、まず、感情分析器を用いて、ワクチンに関するツイートの分類を行う。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。その後、パースト検知手法を用いて、係り受け関係のパースト検出を行う。最後に、特定の感情において、係り受け関係を抽出したツイートの数およびそれらのツイートを投稿したユーザ数を調べる。このアプローチは、例えば、一定の期間で感情が増加した要因を推察することに有効といえる。また、係り受け解析を用いることで、単語単位では捉えられない意味的な情報を提示できる。そして、このようなアプローチを用いて、本研究では、日本、米国、英国、カナダ、オーストラリア、インドの6カ国における、国ごとの感情変化の違いを明らかにした。また、感情が盛り上がったときに見られる、いくつかの国で共通した特徴や特定の国で見られた特徴を発見した。

## 2. 関連研究

本節では、「感情分析手法」と「感情変化の要因分析」について述べる。

### 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（悲しみ、喜び、嫌悪、驚き、怒り、恐れ）[2]を

<sup>†</sup> An Analysis of People's Emotional Change toward Vaccines and Its Factors in Coronary Disasters  
Satoshi Fukuda, Hidetsugu NANBA, Hiroko SHOJI

\* 中央大学 理工学部  
Faculty of Science and Engineering, Chuo University

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種類の感情カテゴリに分類されている。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慶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、日本語および英語ツイート进行分类する。

## 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感情の変化を、実社会で起こった出来事やニュースと照らし合わせて分析するといった研究が盛んに行われている。

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投稿を収集し、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。感情タイプには、哀、恥、怒、厭、怖、驚、好、昂、安、喜の10種類の感情を用い、ML-Askによって自動分類を行った。Hussainら[13]は、米国および英国における新型コロナウイルス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、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、英国、カナダなどにおいて、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つの感情タイプ（joy、sadness、anger、fear、disgust、trust、surprise、anticipation）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、新型コロナウイルス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、バースト検知および係り受け解析によるテキスト分析を行う。

## 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、日本において新規陽性者の第5波を迎え、新型コロナウイルスワクチンの接種が世界中で進み始めた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<sup>1</sup>から収集を行った。このデータセットでは、2021年1月4日から2021年10月11日の期間で、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が日付ごとに収録されている。本研究では、日本の分析結果と比較するために、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を収集した。そして、ツイートの付与されている国コードに基づいてツイートを分類し、総ツイート数が30,000件以上である米国、英国、カナダ、オーストラリア、インドを分析対象とした。各国におけるツイートの総数を表1に示す。なお、ユーザ発信における感情分析に焦点を当てるために、リツイートは除いている。また、ツイートに含まれるURLおよび@から始まるユーザ名は削除した。

### 3.2. 感情分類モデル

#### 3.2.1. 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<sup>2</sup>を用いた。このデータセットには、

<sup>1</sup> <https://zenodo.org/record/5563154>

<sup>2</sup> <https://github.com/ids-cv/wrime>

表1 各国のツイート数

国名	ツイート数
日本	24,292,412
米国	325,743
英国	58,462
カナダ	47,097
オーストラリア	35,274
インド	32,337

SNS上に投稿された43,200件のテキストに対して、プルチックの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(anger, anticipation, disgust, fear, joy, love, optimism, pessimism, sadness, surprise, trust)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(anger)、期待(anticipation)、嫌悪(disgust)、恐れ(fear)、喜び(joy)、悲しみ(sadness)、驚き(surprise)信頼(trust)の8種類の感情を対象とした。

### 3.2.2. 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対して、本研究では、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<sup>3</sup>に対して、2021年6月13日から2021年11月30日までの日本語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<sup>4</sup>に対して、2021年6月13日から2021年10月11日までの英語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。

### 3.2.3. 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、表1で示したツイートの分類を行う。なお、2値分類を行うため、1つのツイートが複数の感情に分類されることがあることに注意する。

## 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。次に、特定の感情において、その感情に分類されたツイートを1日ごとに分割する。そして、ツイートの収集期間における、各日のツイート集合から抽出された各係り受け関係に対して、ツイート数と係り受け関係が抽出されたツイート数の1日ごとの推移に基づいてバースト検出を行う。最後に、各感情において、係り受け関係を抽出したツイートの数とそれらのツイートを投稿したユーザ数を1日ごとに求める。このアプローチにより、特定の感情が盛り上がった要因を単語ベースによる分析と比べて容易に捉えることができる。また、係り受け関係が抽出されたツイートの数とそれらのツイートを投稿したユーザの数を比較することで、バーストに一般性があるかどうかを検証することができる。例えば、ツイート数とユーザ数がほぼ同等であればそのバーストには一般性があり、ユーザ数がごく少数であれば、そのバーストは特定の人物または層により引き起こされたものと推測される。

係り受け解析ツールにはspacy<sup>5</sup>を用い、日本語モデルにはja\_ginza<sup>6</sup>を、英語モデルにはen\_core\_web\_sm<sup>7</sup>を使用した。また、バースト検出手法には、Kleinbergの手法[23]を用いた。なお、日本および日本以外の国のツイートに対する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。

## 4. 分析結果

### 4.1. 感情分類結果

各国における、1日分のツイート数に対して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から図6にそれぞれ示す。日本では、図1のように、「恐れ」が全体的に高い推移を示した。ここで、「恐れ」に対する分類器の精度を見ると、表2のように0.688と比較的高い値を示している。このことから、図1の結果に対する妥当性、および「恐れ」に分類されたツイート集合から検出される係り受け関係に対して一定の信頼性はあると考えられる。また、0.400という再現率から、実際には

<sup>3</sup> <https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking>

<sup>4</sup> <https://huggingface.co/bert-base-uncased>

<sup>5</sup> <https://spacy.io/>

<sup>6</sup> <https://megagonlabs.github.io/ginza/>

<sup>7</sup> <https://spacy.io/models/en>

表2 感情タイプの分類性能

	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
恐れ	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

「恐れ」を持つツイートは図1の結果より多いと考えられるため、ワクチンに関して日本では「恐れ」が一般的な感情として持っていると考えられる。米国、英国、カナダ、オーストラリアでは、図2から図5のように、「怒り」と「嫌悪」が全体的に高いことが分かる。一方でインドでは、図6のように、他の5カ国とは異なり、「喜び」が全体的に高く推移している。ここで、表2における「喜び」「怒り」「嫌悪」の分類性能を比較すると、それぞれ0.700を超える再現率と精度を示しているため、図2から図6におけるこれら3感情の推移および各感情に分類されたツイート集合から検出される係り受け関係には一定の信頼性があると考えられる。

## 4.2. テキスト分析結果

本節では、ワクチンに関する感情変化の推移において、特定の感情を持つツイート割合が増加した要因を、係り受け解析およびバースト検出から分析した事例を述べる。日本では、6月13日から7月31日の期間でツイート割合が増加した「喜び」「悲しみ」「恐れ」のツイート集合を分析対象とした。なお、「喜び」と「悲しみ」において、それぞれの分類器の精度は、表2のように、0.773, 0.661と比較的高い値を示しているため、「恐れ」と同様に、これらの感情に分類されたツイート集合に対する分析結果にも一定の信頼性はあると考えられる。海外では、米国における6月27日から7月17日の期間でツイート割合が増加した「怒り」と「嫌悪」のツイート集合、英国における6月20日から7月24日の期間でツイート割合が増加した「怒り」と「嫌悪」のツイート集合、およびインドにおける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日の期間でツイート割合が増加した「喜び」のツイート集合を分析対象とした。各国における、バースト検出された係り受け関係を表3から表6に示す。各表におけるツイート数は、各期間の中で係り受け関係が抽出されたツイートの総数を表しており、各表では、総ツイート数上位20件における係り受け関係の一部を示している。ユーザ数は、それらのツイートを投稿したユーザの総数を表す。括弧内の数値は、検出された係り受け関係の数を表す。以下では、表3から表6で示している係り受け関係を抽出したツイート集合を分析することで発見したいくつかの特徴を述べる。

まず、多くのユーザがワクチンに関するニュースを引用したことによるバーストの発生を確認した。例えば、表3の「悲しみ」と「恐れ」における(コロナ, 感染)および(木下, 雄介)のバーストはそれぞれ、「コロナに感染し死亡2回目のワクチン接種を受ける前」、「中日・木下雄介投手がワクチン接種後に「重

篤」危機」というニュースタイトルを引用したツイートの投稿によるものであった。また、表6の7月18日から8月7日の期間における(India, crossed), (the country, in), (vaccine doses, of)は、多くのユーザがNaMo Appというアプリを介して投稿したツイートにおける"India crossed the total number of vaccine doses administered in the country"という文から抽出されたものである。NaMo App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。NaMo Appを介してワクチン接種に関するニュースがツイートされるケースは、上記の他にも、8月8日から8月28日の期間における(at least one dose, got), (50%, got)および8月29日から9月18日の期間における(healthcare workers, with)でも確認された。日本では、表3でも出現しているyahooニュースを介してニュースタイトルを引用しているケースが多く見られ、(コロナ, 感染)や(木下, 雄介)を抽出したツイートのいくつかに「#Yahooニュース」というハッシュタグが含まれていた。これらのことから、ユーザが一般的に利用するニュースサイトまたはアプリを介したワクチンに関するニュースへの国民の注目が、特定の感情を盛り上げる要因の一つになったと考えられる。

また、1人のユーザがほぼ同一内容のツイートを大量に投稿したことによるバーストの発生も見られた。例えば、表3の「悲しみ」における(国民, 命)のバーストは、1人のユーザが「#都民の国民の命が第一」というハッシュタグを含む、ほぼ同一内容のツイートを投稿したことによるものであった。また、表4の「怒り」と「嫌悪」における(Trump, is)を抽出したツイート集合を調べたところ、1人のユーザが"the vaccine that Trump is responsible for getting developed is now being rejected by Trump supporters?"という、ドナルド・トランプ氏の責任で開発させたワクチンをトランプ支持者が拒否しているということですか?という内容のツイートをいくつも投稿しており、表5の「怒り」における(brain tissue damage, gave)は、"126 days since my AZ jab gave me brain tissue damage as a direct result and I haven't been able to work since."という、アストラゼネカ(AZ)製ワクチンで脳を損傷してから126日、私はそれ以来働くことができないというツイートを大量に投稿していた。このようなバーストは、社会全体における感情の盛り上がりに対して一般性があるものとはいえない。一方で、(brain tissue damage, gave)のような科学的根拠が必ずしも無い記述でも、社会全体が持つワクチンに対する不安感や不信感によって、様々な人に伝搬していく可能性がある。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。

このほかに、表6を見ると、8月8日から8月28日、8月29日から9月18日の期間で(a single day, in)が検出されていた。各期間でバーストした日のツイートを調べたところ、1日でワクチン接種が行われた人数がそれぞれ1億人、2億人を達成したことを述べたツイートが多く投稿されており、それぞれ異なる要因でバーストが発生していた。このように、本手法を通じて、同一の係り受け関係が複数のタイミングでバーストするケースがあること、およびそれぞれのバーストは異なる要因で発生して

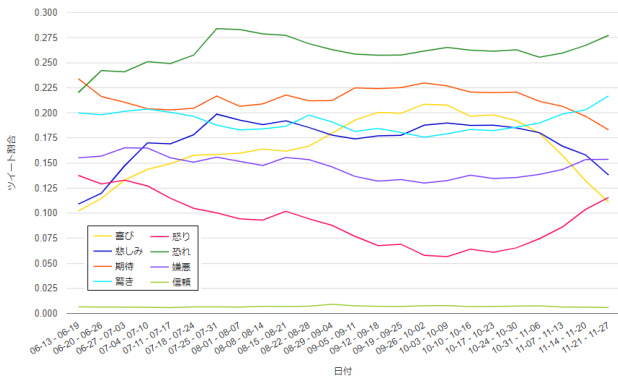


図1 感情ラベルが付与されたツイート割合 (日本)

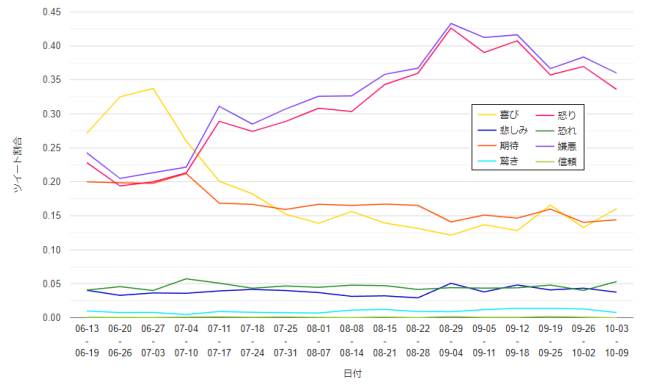


図4 感情ラベルが付与されたツイート割合 (カナダ)

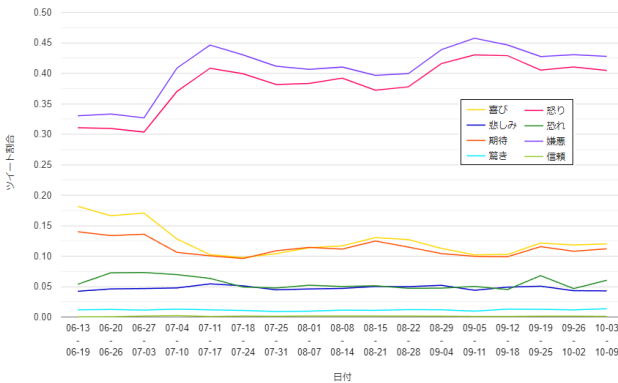


図2 感情ラベルが付与されたツイート割合 (米国)

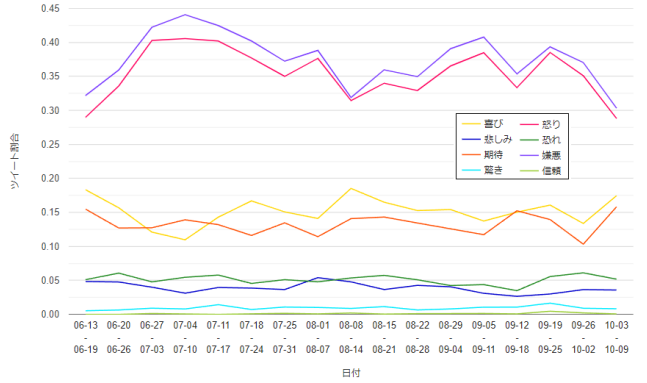


図5 感情ラベルが付与されたツイート割合 (オーストラリア)

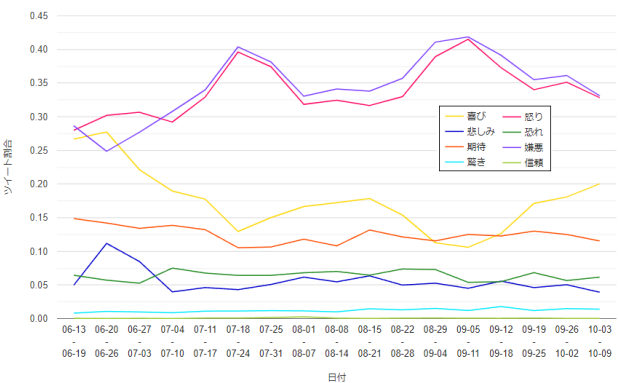


図3 感情ラベルが付与されたツイート割合 (英国)

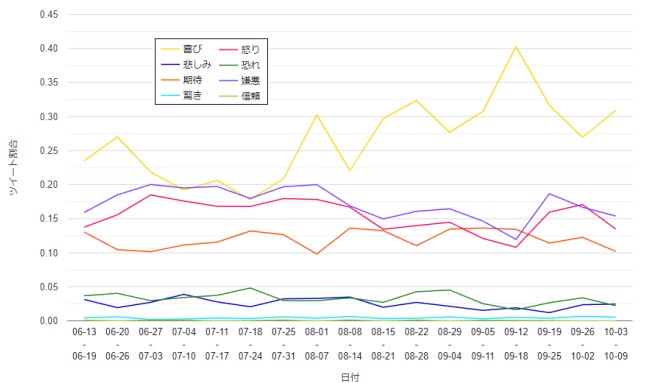


図6 各感情ラベルが付与されたツイート割合 (インド)

いたことを確認した。

さらに、複数の感情において同一の係り受け関係が出現するケースも発見した。なおこの場合、1つのツイートが複数の感情に分類されていた場合と、感情間で分類されたツイート集合がそれぞれ独立している場合の2種類が見られた。前者の場合、表3における(コロナ, 感染)や(木下, 雄介)が「悲しみ」と「恐れ」にそれぞれ出現しているケースが該当する。これは、上記で述べたように、それぞれの係り受け関係が抽出されたニュースタイトルにより各ツイートが両方の感情に分類されたためである。また、表4の「怒り」と「嫌悪」で出現している(door, to)および(people, killing)では、6月27日から7月17日の期間で各係り受け関係が抽出されたツイート集合に対する分類結果に基づいた感情間の類似度をダイス係数で測定し、それぞれ0.886, 0.979と高い値を示したため、前者のケースに該当するといえる。一方で、表3の「喜び」と「悲しみ」で出現している

(ワクチン接種券, 届い), (ワクチン, 券), (接種券, 届い)において、上記と同様の手順で感情間の類似度を測定したところ、それぞれ0.017, 0.019, 0.022という非常に低い値を示した。この場合、後者のケースに該当するといえる。そして、「喜び」および「悲しみ」に分類されたツイート集合を調べたところ、「喜び」では、ワクチン接種券が届いたことを報告していたものが多く見られ、「悲しみ」では、ワクチン接種券がまだ届かない、接種券は届いたが予約が取れないといったツイートが多く見られた。日本では、国民にワクチン接種を効率的かつ円滑に行うことを目的として、2021年4月ごろから65歳以上の人々に新型コロナウイルスワクチンの接種券を発送しており、その後、6月頃から64歳の人々に向けて接種券が配布された。このような出来事から、ワクチン接種券に対する個人の状況に応じて、「喜び」と「悲しみ」が同時に盛り上がったと考えられる。

**表3** 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)

感情	係り受け関係	ツイート数	ユーザ数
喜び (14)	(ワクチン接種, 予約)	7,278	7,121
	(ワクチン接種券, 届い)	6,448	6,389
	(ワクチン, 券)	5,277	5,242
	(接種券, 届い)	4,604	4,556
	(ワクチン接種, お疲れ様)	988	910
	(2回目, お疲れ様)	438	377
悲しみ (138)	(ワクチン, 打ち)	15,045	14,524
	(Yahoo, ニュース)	7,654	5,843
	(接種券, 届い)	6,187	6,044
	(ワクチン, 券)	5,193	5,129
	(ワクチン接種券, 届い)	5,106	5,058
	(ワクチン, 足り)	3,350	3,201
	(コロナ, 感染)	2,734	2,640
	(木下, 雄介)	2,333	2,266
	(国民, 命)	2,303	552
恐れ (409)	(Yahoo, ニュース)	20,262	13,283
	(ワクチン接種, 進ん)	11,412	9,335
	(コロナ, 感染)	9,701	8,432
	(ワクチン, 効果)	9,575	8,202
	(コロナワクチン, 接種)	7,218	6,713
	(感染者, 増え)	6,889	6,352
	(接種券, 届い)	4,623	4,534
	(木下, 雄介)	4,192	4,016
	(コロナ, 怖い)	3,709	3,387
	(ワクチン接種券, 届い)	3,490	3,471

**表4** 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)

感情	係り受け関係	ツイート数	ユーザ数
怒り (6)	(This, is)	436	409
	(door, to)	150	133
	(people, killing)	70	66
	(Trump, is)	23	11
嫌悪 (19)	(This, is)	466	436
	(door, to)	184	157
	(people, killing)	73	69
	(Tennessee, in)	28	22
	(Trump, is)	25	13
	(legal immunity, forfeit)	18	1

政府は日々、ワクチン接種人数や新規陽性者数といった新型コロナウイルスに関する概況を発表している。このような情報とワクチンに関する感情の増加にどのような関係があるのかを、日本を分析事例として、オープンデータ<sup>8)</sup>とバースト検出された係り受け関係を用いて分析した。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、入院治療を要する人数、1回目と2回目のワクチン接種人数との相関関係を調べた。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7に示す。表7から、「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、「恐れ」は、新規陽性者数と最も相関が高いといえる。しかし全体的な結果として、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には正の相関があると考えられる。次に、バースト検出された係り受け関係から、各感情における正の相関に対してどのような解釈ができるかと

<sup>8)</sup> <https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/open-data.html>

**表5** 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)

感情	係り受け関係	ツイート数	ユーザ数
怒り (35)	(brain tissue damage, gave)	374	1
	(who, get)	49	48
	(a Covid-19 vaccination, get)	45	44
	(Outlaw discrimination, Petition)	42	42
嫌悪 (20)	(government, wait)	24	1
	(#BorisJohnson, embarrass)	24	1
	(You Played)	17	1
	(/ 0.1%, SteveBannon)	17	1

**表6** 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

期間	係り受け関係	ツイート数	ユーザ数
7月18日 - 8月7日 (12)	(NaMo App, via)	102	55
	(the country, in)	43	33
	(vaccine doses, of)	22	22
8月8日 - 8月28日 (12)	(India, crossed)	21	21
	(NaMo App, via)	78	56
	(a single day, in)	27	27
	(at least one dose, got)	26	25
8月29日 - 9月18日 (35)	(50%, got)	24	23
	(NaMo App, via)	214	98
	(a single day, in)	48	48
	(healthcare workers with)	46	32
	(India, sets)	36	28

**表7** 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に関する国内の状況との相関関係  
(6月13日 - 7月31日)

	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	-0.053	0.616
悲しみ	0.663	0.499	-0.036	0.697
恐れ	0.739	0.614	-0.160	0.692

いう分析を行った。「喜び」では、表3で示しているように、主にワクチン接種に関する話題が検出されていた。特に、(2回目, お疲れ様), (ワクチン接種, お疲れ様)という係り受け関係から、2回目を含むワクチン接種が進んでいることが推察される。この結果から、6月13日から7月31日の期間における「喜び」の増加と2回目のワクチン接種人数との間には本質的な関係があると考えられる。次に、「悲しみ」における係り受け関係を調べると、上記で述べた(ワクチン接種券, 届い)を抽出したツイートから見られるように、ワクチン接種券がまだ届かない、接種券は届いたが予約が取れないといった内容に加えて、表3における(ワクチン, 足り)は、ワクチンが足りていない状況を嘆いたツイートが多く、(ワクチン, 打ち)は、ワクチンを打ちたくないという心情やワクチンを打ちたいが副作用や注射が痛そうといった懸念、ワクチンを打ったが痛みが辛いといった

<sup>9)</sup> <https://info.vrs.digital.go.jp/dashboard/>

様々なツイートが見られた。これらのツイートおよび2回目のワクチン接種人数との正の相関性から、ワクチン接種が進むにつれてワクチンに関して個人で不安や不満を感じる出来事や状況が明らかになっていき、その結果、「悲しみ」が増加したと考えられる。また、「恐れ」における係り受け関係を調べるところ、表3における(感染者, 増え)では、感染者(新規陽性者)が増えていることに関するツイートが多く投稿されていた。また、(ワクチン接種, 進ん)、(コロナワクチン, 接種)、(ワクチン, 効果)、(木下, 雄介)といった係り受け関係はいずれも、ワクチンに関するニュースタイトルがツイート内で記載されていたことによりバーストが発生していたものである。これらの分析結果と表7における新規陽性者数および2回目のワクチン接種人数との正の関係から、ワクチン接種が進むにつれてワクチン接種のリスクやワクチン接種に対する問題点等が話題となっていること、およびワクチン接種が進んでいるにも関わらず感染者数が増えていることへの不安が「恐れ」の増加に大きく関わっていると考えられる。

## 5. おわりに

本研究では、日本、米国、英国、カナダ、オーストラリア、インドの6カ国を対象に、Twitter上に投稿されたツイートを用いて、新型コロナウイルスワクチンに対する人々の感情の変化および特定の感情が盛り上がった要因を、機械学習による感情分類、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。感情分類結果において、日本では恐れが、米国、英国、カナダ、オーストラリアでは怒りと嫌悪が、インドでは喜びが一般的な感情として表れていた。また、感情が盛り上がった要因の分析において、いくつかの国で共通して、ニュースタイトルがよく引用されることや1人のユーザが同一内容のツイートを大量に投稿していたこと、複数の感情に同一の係り受け関係が出現したことを発見した。また、本研究の分析アプローチを用いることで、同一の係り受け関係が複数のタイミングでバーストしていた場合にその要因の違いを効率的に分析できることを示した。さらに、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。本手法は、このような問題を明確にすることにも有用である。

本研究で用いた海外ツイートは、その国の原言語ではなく英語で記述されたもののみを対象とした。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いえる。

## 謝辞

本研究は、2021年度中央大学研究クラスター形成支援制度および科研費JP22K18152の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] S. Poria, A. Gelbukh, E. Cambria, A. Hussain, and G. Huang: "EmoSenticSpace: A Novel Framework for Affective Common-Sense Reasoning," *J. of Knowledge-Based Systems*, Vol.69, pp. 108-123, 2014.
- [2] P. Ekman: "Expression and the Nature of Emotion," in *Approaches to emotion*, K. Scherer, P. Ekman eds., pp. 319-344, 1984.
- [3] S. Mohammad: "Word Affect Intensities," *Proc. of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp. 174-181, 2018.
- [4] M. Ptaszynski, P. Dybala, W. Shi, R. Rzepka, and K. Araki: "A System for Affect Analysis of Utterances in Japanese Supported with Web Mining," *J. of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics*, Vol.21, pp. 194-213, 2009.
- [5] M. Ptaszynski, P. Dybala, R. Rzepka, K. Araki, and F. Masui: "ML-Ask: Open Source Affect Analysis Software for Textual Input in Japanese," *J. of Open Research Software*, Vol.5, pp. 16, 2017.
- [6] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova: "BERT: Pre-Training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding," *Proc. of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 4171-4186, 2019.
- [7] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A.N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin: "Attention Is All You Need," *Proc. of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, pp. 6000-6010, 2017.
- [8] D. Demszky, D. Movshovitz-Attias, J.-W. Ko, A. Cowen, G. Nemade, and S. Ravi: "GoEmotions: A Dataset of Fine-Grained Emotions," *Proc. of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 4040-4054, 2020.
- [9] T. Kajiwara, C. Chu, N. Takemura, Y. Nakashima, and H. Nagahara: "WRIME: A New Dataset for Emotional Intensity Estimation with Subjective and Objective Annotations," *Proc. of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 2095-2104, 2021.
- [10] S. Mohammad, F. Bravo-Marquez, M. Salameh, and S. Kiritchenko: "Semeval-2018 Task 1: Affect in Tweets," *Proc. of The 12th International Workshop on Semantic Evaluation*, pp. 1-17, 2018.
- [11] S. Tafreshi, O.D. Clercq, V. Barriere, S. Buechel, J. Sedoc, and A. Balahur: "WASSA 2021 Shared Task: Predicting Empathy and Emotion in Reaction to News Stories," *Proc. of the Eleventh Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*, pp. 92-104, 2021.
- [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*, Vol.35, No.4, pp.1-7, 2020.
- [13] A. Hussain, A. Tahir, Z. Hussain, Z. Sheikh, M. Gogate, K. Dastipour, A. Ali, and A. Sheikh: "Artificial Intelligence-Enabled Analysis of UK and US Public Attitudes on Facebook and Twitter towards COVID-19 Vaccinations," *J. of Med. Internet Res*, 2021.
- [14] C.J. Hutto and E. Gilbert: "VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text," *Proc. of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, pp. 216-225, 2014.
- [15] S. Lorla: TextBlob Documentation, 2020: <https://buildmedia.readthedocs.org/media/pdf/textblob/latest/textblob.pdf> [accessed Jan. 31, 2022]
- [16] S. Yousefinaghani, R. Dara, S. Mubareka, A. Papadopoulos, and S. Sharif: "An Analysis of COVID-19 Vaccine Sentiments and Opinions on Twitter," *Int. J. Infect.* Vol.108, pp. 256-262, 2021.
- [17] T. Hu, S. Wang, W. Luo, M. Zhang, X. Huang, Y. Yan, R. Liu, K. Ly, V. Kacker, B. She, and Z. Li: "Revealing Public Opinion Towards COVID-19 Vaccines with Twitter Data in the United States: A Spatiotemporal Perspective," *J. of Med. Internet Res*, Vol.23, No.9, 2021.
- [18] S.M. Mohammad and P.D. Turney: "NRC Emotion Lexicon," *National Research Council*, 2013.
- [19] D.M. Blei, A.Y. Ng, and M.I. Jordan: "Latent Dirichlet allocation," *J. of Machine Learning Research*, Vol.3, pp. 993-1022, 2003.
- [20] Y. Wang, M. Shi, and J. Zhang: "What Public Health Campaigns can Learn from People's Twitter Reactions on Mask-Wearing and COVID-19 Vaccines: a Topic Modeling Approach," *J. of Cogent Social Sciences*, Vol.7, No.1, 2021.
- [21] M.R. DeVerna, F. Pierri, B.T. Truong, J. Bollenbacher, D. Axelrod, N. Loynes, C. Torres-Lugo, K.C. Yang, F. Menczer, and J. Bryden: "CoVaxxy: A Collection of English-Language Twitter Posts about COVID-19 Vaccines," *Proc. of the Fifteenth International AAAI Conference on Web and Social Media*, pp. 992-999, 2021.

- [22] D.P. Kingma and J. Ba: "Adam: A Method for Stochastic Optimization," *Proc. of the 3rd International Conference on Learning Representations*, 2015.
- [23] J. Kleinberg: "Bursty and Hierarchical Structure in Streams," *Proc. of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 91-101, 2002.

[問い合わせ先]

〒112-8551 東京都文京区春日1丁目13-27

中央大学理工学部

福田 悟志

TEL: 03-3817-1715

E-mail: fukuda.satoshi.3238@kc.chuo-u.ac.jp

著者紹介



ふくだ さとし  
福田 悟志 [非会員]

2011年 広島市立大学情報科学部知能工学科 卒業。2016年広島市立大学大学院情報科学 研究科情報学専攻修了。博士（情報科学）。九州大学大学院システム情報科学研究科助教を経て、2021年より中央大学理工学部助教、現在に至る。情報処理学会、言語処理学会、日本図書館情報学会各会員。



なんば ひでつぐ  
難波 英嗣 [非会員]

1996年 東京理科大学理工学部電気工学科卒業。2001年 北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。博士（情報科学）。日本学術振興会特別研究員（PD）、東京工業大学精密工学研究所助手、広島市立大学情報科学部講師、准教授を経て、2019年より中央大学理工学部教授。現在に至る。情報処理学会、言語処理学会、人工知能学会など各会員。



しょうじ ひろこ  
庄司 裕子 [非会員]

1989年 東京大学工学部卒業、1991年 同大学院工学系研究科修士課程修了、2002年 同大学院工学系研究科博士課程修了。メーカー研究所勤務、川村学園女子大学教育学部助教授などを経て、2004年より中央大学理工学部経営システム工学科助教授。2007年 准教授、2011年 教授、現在に至る。あいまいさを含む思考プロセスの理解と支援、動的な感性モデルの構築と工学的応用などに関する研究をおこなっている。現在、日本感性工学会会長、日本学術会議第25期連携会員、日本工学アカデミー会員。博士（工学）。



## **An Analysis of People's Emotional Change toward Vaccines and Its Factors in Corona Disaster**

by

**Satoshi Fukuda, Hidetsugu Nanba, Hiroko Shoji**

### **Abstract:**

The developers of new vaccines against SARS-CoV-2 and governments have provided information on vaccine effectiveness and status on a daily basis to reassure people about vaccination against COVID-19. However, because the interest in vaccines and vaccination status varies by country and region, people do not always feel reassured. In this paper, we analyzed tweets posted on Twitter to elucidate the emotions people have toward COVID-19 vaccines and factors that cause such emotions to be expressed. We selected six countries for our analysis: Japan, the United States, the Great Britain, Canada, Australia, and India, and applied an emotion classification method using machine learning based on the eight types of emotions defined in Plutchik's wheel of emotions. We also used a text analysis approach using dependency analysis and burst detection methods. The results of our emotion classification showed that fear was the most common emotion in Japan whereas anger and disgust were most common in the United States, Great Britain, Canada, and Australia; joy was most common in India. We also analyzed tweets during the period when a particular emotion was increased in the changes of the emotions represented as a time series based on the burst-detected dependency relations, and found several characteristics: many users posted vaccine-related news, one user would often post a large number of tweets with the same content, and the same event related to vaccines could arouse different emotions depending on the individual's situation.

**Keywords:** Sentiment Analysis, COVID-19 Vaccine, Twitter

Contact Address: Satoshi Fukuda

**Faculty of Science and Engineering, Chuo University**

1-13-27, Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo, 112-8551, Japan

Phone: +81-3-3817-1715

E-mail: fukuda.satoshi.3238@kc.chuo-u.ac.jp