

信憑性の高い救助要請ツイートを抽出するための ノイズ除去手法の検討

Examination of noise sweeping methods for extracting rescue
request tweets with high reliability

森野 穰* 藤代 裕之** 松下 光範***

要 旨

本研究は、災害時における X (Twitter) に投稿された情報の、迅速かつ効果的な情報共有を実現するための基盤を提供することを目指している。膨大な情報の中から重要な情報を効率的に抽出することが求められている。しかし、災害時における SNS を利用した情報収集では、信頼性を担保しつつ、特に救助要請ツイートの取りこぼしをしないことが大きな課題となる。信頼性を担保するためには、人手による判断を行うほかなく、計算機科学の分野で広く行われているようなテキストマイニングによるピンポイントな情報抽出では重要な情報の取りこぼしが発生する懸念がある。そこで本研究は、ノイズとなる情報のみを除去することで、重要な情報を取りこぼすことなく残し、その後残った情報を人手で精査するという、人と計算機の協調による情報収集を試みる。このアプローチを用いることで、人手による検証コストを軽減しつつ取りこぼしのない情報抽出が可能になると期待される。本稿では、実際に残すべき情報とノイズとなる情報の整理を、投稿画像と投稿文章の両方の観点から行った。その結果、人的判断の必要性が高い情報として、機械的に収集した投稿のうち 0.564% の投稿まで絞り込むことが可能であることを確認した。

ABSTRACT

This research aims to provide a platform for rapid and effective information sharing on X (Twitter) during disasters. It seeks to efficiently extract vital information from the overwhelming volume of data available. A significant challenge in utilizing social media for disaster response is ensuring the reliability of the information and preventing important information from being overlooked. Ensuring reliability requires human judgment, raising concerns that pinpoint information extraction with conventional text-mining based approach might miss critical information. To address this, our study proposes a method to minimize human verification costs by sweeping out irrelevant (noise) information while retaining essential data. This approach fosters cooperative information collection between humans and computers. In this paper sorted out information that should actually be retained from the perspective of both posted images and posted text, and information that is noise. Our proposal approaches succeeded to narrow down the posts that highly required for human judgement is only 0.564% of posts we have gathered.

* Yutaka MORINO ** Hiroyuki FUJISHIRO *** Mitsunori MATSUSHITA

1. はじめに

本研究は災害時にソーシャルネットワーク上で流通する災害情報、特に救助要請ツイートを、人の負担を低減させつつ取りこぼしなく収集するための人—計算機系の協調方法を提案することを目的として

いる。

ソーシャルメディアはこの 10 年あまりの間に大きく普及し、様々なサービスが日常的に利用されるようになってきている。中でも X (判読性を考慮し、以下 Twitter と記す) は (1) 投稿できるメッセージ

(ツイート) が 140 文字に制限されているため長文を書かなくてもよい、(2) 不特定多数を対象とした即時的な情報発信が可能である、(3) 画像や動画、音声ファイルを添付することも容易にできる、といった特徴から手軽な情報発信手段として認知されている。総務省によると、2012 年に 15.7% だった Twitter の利用率は、2024 年には 45.3% にまで上昇しており^{[19][30]}、代表的なソーシャルメディアサービスと言えよう。

Twitter は、発信の容易さや情報流通の広範さ、即時的な情報流通が可能といった特徴から、単なるコミュニケーション手段としてだけではなく、救助の呼びかけや物資支援依頼など災害時の情報共有・流通手段としても認知され、積極的に活用されるようになってきている。2016 年に発生した熊本地震の際には、2011 年の東日本大震災に比べて 23 倍の地震関連ツイートが発信されネット上で流通していたことが報告されている^[21]。このような Twitter を始めとしたソーシャルメディアの隆盛にともない、自治体もソーシャルメディアの防災活用を進めている。内閣官房情報通信技術総合戦略室によると、2014 年には 672 の自治体がソーシャルメディアを発災時の情報発信手段として活用していたのに対し、2018 年には 1090 の自治体が活用するまでになっている^[28]。

こうした情報発信への活用が進む一方で、情報収集手段としてのソーシャルメディアの活用は進んでいない^{[28][29]}。Twitter はその特性ゆえに災害時の「現在」の情報を収集するのに適している。特に、被害情報に関するツイートや被災状況の画像・動画は災害状況の確認や支援策の策定に資する有用な情報として期待される。それにもかかわらず、情報収集手段としての利用が進んでいない背景には、(1) 多種多様で膨大な情報が重複して流通しているため自治体が必要とする情報のみを整理・選別して取り出すことが難しいこと^[27]、(2) 投稿されている情報の中には十分に検証されておらず信憑性の乏しい情報が多く含まれていること^[33]、が挙げられる^[28]。2024 年に起きた能登半島地震では救助要請ツイートのコピーが大量に発生し、オリジナルの投稿を見極めるのは一層難しくなった。偽の救助要請に基づいて消防が出動したケースが少なくとも 2 件あり、被災者の対応に支障が生じた恐れがある^[22]。加えて、Twitter 上では被害情報や救助情報といった被災者

支援につながる貴重な情報が発信される一方で、災害とは関係のない一般的な投稿や、被災者に共感するといった投稿も多いと指摘されている^{[31][32]}。災害情報収集では「情報の取りこぼしがあってはならない」ということが大前提であるため、その検証に相当な人的コストが求められることになる。

このような問題を解消するために、現在、ハッシュタグを補完して情報収集しやすくしたり、自然言語処理技術を活用して自動収集・分類したりすることが試みられている (e.g.,^{[21][30]})。しかし、玉石混交の投稿から確度の高い災害関連情報をとりこぼすことなく効率的に収集できるまでには至っていない。加えて、システムによる確度の高い情報の自動抽出には限界がある。例えば、TV で災害ニュースを放映しているテレビ画面を撮影した画像や、ウェブメディアによる災害ニュースの記事などが投稿され、そういった情報が混在することで、災害被害情報の効率的な自動収集および分析の妨げとなっている^[6]。また、熊本地震の際に「動物園のライオンが逃げた」というデマが、実際にライオンが道路上に佇んでいる画像付きで Twitter 上で拡散され、社会に混乱を生じさせる一因となったが、これらのデマは機械的に除去できるものではなく、発信元の把握や現場への問い合わせなど、さまざまな情報を確認してその真偽を確かめる必要があり、現状では人手による検証が不可欠である。

こうした SNS における災害情報の構造 (図 1) を鑑みると、従来の情報抽出手法では、抽出する情報の質を上げようとすると、漏れが増加する。一方で、漏れを少なくすると、抽出される情報の質が低下しノイズが多く含まれることで、その後の人手検証の負担が増加する。つまり、一定の信憑性が担保され

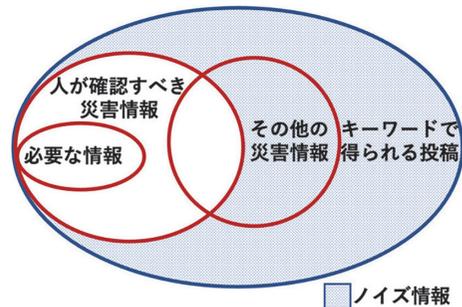


図 1 SNS における災害情報構造

る「実際に被災者が救助を求めている可能性が高い投稿」を漏れなく効率的に収集するために、関連情報を絞り込み計算機の情報抽出精度の向上を追求する従来手法では、災害時に重要な救助要請の抽出に漏れが発生することから、人と計算機の各々の長所を活かした協調が欠かせない。システムが精度の高い情報を抽出するとともに無関係な情報のみを除外し、その上で人がグレーゾーンの情報や人手で判断すべき情報を処理するというシステム—人の連携が、人的負担を軽減させつつ効率を上げる選択肢となるだろう（図2参照）。

こうした視点の下、本研究では災害時に現地で撮影された災害画像・動画の効率的な収集を目的として、対象ツイートに含まれる災害とは無関係な投稿（＝ノイズ情報）を機械的に低減し、絞り込まれた情報を人手で検証するシステム—人連携の枠組みの実現を目指す。その端緒として、本稿では（1）どのような情報が災害時に流通しているか、（2）取りこぼしをしないという条件下でどの程度、人手処理の負担軽減のための機械的処理が可能か、について明らかにする。

本論文は、以下のように構成されている。1章では、本研究の背景とノイズ処理の重要性について述べた。2章では関連研究について述べる。3章では、本論で扱う対象災害とTwitterの投稿に関する調査方針について述べる。4章では、Twitterの投稿におけるノイズ情報の調査結果について述べる。5章では、実被害の投稿が存在する可能性の高いクラスについてより詳細な調査を行い、その結果を述べる。6章では、調査結果を踏まえた分析と考察について

述べる。最後に、本論文の結論を述べる。

2. 関連研究（これまでの試み：課題解決のアプローチ）

発災時には、救助要請、被害状況、避難所情報など、災害に関する大量のツイートが流通するが、発災時においても災害に無関係なツイートが大量に流通したままであるため、その中から災害情報のみを取得することは容易ではない。この問題に対して、（1）発信者が適切なハッシュタグを付与することで、自身の投稿の露出を図る。（2）システムにより自動収集を図る、といった対策が行われている。また、収集された情報の信頼性の担保についても研究が進められている。本章ではそれらを概観し、本研究の課題を位置づける。

2.1. ハッシュタグによる災害情報の収集

Twitterには、特定のトピックやテーマに関する投稿をカテゴリ分けし、効率よくアクセスできるようにしたハッシュタグが機能として用意されており、災害情報収集においてもその活用が図られている。Twitter Japanは、災害時の救助要請ツイートについて、「救援要請ツイートを投稿する際には「#救助」ハッシュタグとともに要請内容、写真、住所または位置情報など、具体的かつ正確な情報を付けること、及び救助が完了したら報告ツイートをする」とともに救助要請ツイートを削除すること」という呼びかけをサイト上でやっている¹⁾。これは、膨大なツイートの中から無関係なツイートを排除して救援要請に関する情報のみを、自治体や消防といった救援者が効率的に取得できるようにするための指針である。

藤代らは、熊本地震時に投稿された「#救助」「#救助要請」のハッシュタグが付与されたツイートを分析し、運行情報や注意喚起など直接救助に関係のない情報が混じっていること、複数のアカウントから同一のツイートがコピーされて投稿されているように、ノイズ情報の多さを一因とした投稿真偽確認の困難さを指摘している¹²⁾。また、佐藤らは、2019年7月の九州北部豪雨災害時の「#救助」というハッシュタグが付与されたツイートを分析し、実際に救助要請を行っていたツイートはわずか7.6%であり、ニュース記事や被災者以外からの善意による投稿が多くを占めていたことを明らかにしている¹⁷⁾。

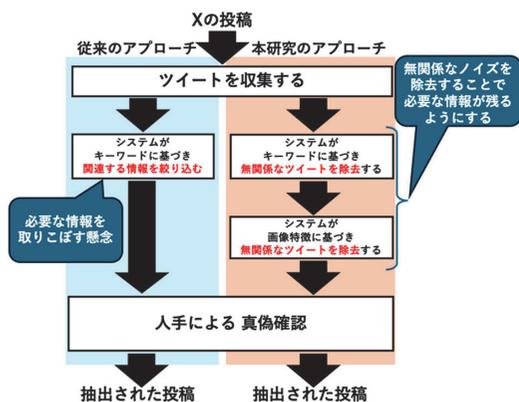


図2 本研究で提案する情報抽出のアプローチ

そのような中でも、NHKは2019年の台風19号の際に、長野県が救助要請ツイートを独自に収集して消防や自衛隊につなげることで約50件が実際に救助されたことを報じている^[13]。ノイズ情報の多い投稿から救助要請ツイートを収集するにあたり、その信憑性を担保するためには、専属職員6人による検証を必要としていた。その際に収集した対象ハッシュタグはTwitter Japanが指定しているものではなく、「#台風19号長野県被害」と独自に設定されたものであった。この事例が示すように、信憑性のある災害情報の収集には人手による検証が不可欠であり、そのための体制をあらかじめ整えておく必要がある。

上述の事例のように、サービス提供者や自治体などがあらかじめハッシュタグなどの識別子を定めておくことは、ノイズ情報の多いメディアから検証すべき情報を効率よく取り出す上で有効ではあるものの、発災時には、多くのユーザーが短時間の間に災害に関するツイートを行うため、統制されたハッシュタグではなく、語長や粒度、文脈説明力の異なる類似したハッシュタグが乱雑に利用される傾向にあることが指摘されている^[8]。例えば2010年にChrist Church (New Zealand)で起きた地震の際は地震を表すハッシュタグだけでも#earthquake, #eqnz, #quakenz, #nzquake, #christchurchquakeなどが混在して利用されていた。また、災害時にはハッシュタグが付けられていないツイートや、詳細が分かりにくい一般的なハッシュタグ(#hurricaneなど)、一度しか使われていないハッシュタグが付与されることも多かった^[7]。情報が蓄積されたあとに分類してより詳細なハッシュタグを付与する試みはあるが^[2]、災害発生中の漸次的・継続的な情報収集には適用することができないため、ハッシュタグを前提とせず、本文の記述や付随する画像・動画を元に情報を収集する必要がある。このように、ソーシャルメディアの情報流通はその伝達の広範さと即時性から災害直後の救助への活用が期待されているものの、実際の情報収集には人手による検証が不可欠であり、自治体には負担が大きいといえる。上述したNHKの報道^[13]でも、同じような取り組みを各地の自治体で行うには、多くの職員数が必要になることが課題として指摘されている。

これらの事例が示すように、Twitter Japanの指定する「#救助」は機能不全となっている。サービ

ス運営者が、情報収集の効率化・容易化を図るために特定のハッシュタグの活用指針を発信しても、その利用方法は必ずしも適切に浸透しているとは言い難く、多くの無関係投稿であるノイズが混じり、問題解決をより困難にしているという現状がある。

2.2. ツイート内容からの災害情報の収集

大規模災害発生時のTwitterでは、常時の投稿に加え災害に関する情報共有や拡散が行われることで情報のバースト現象が発生することが指摘されている^{[14][11]}。例えば、インフルエンザのパンデミック^[1]、や地震の発生^[9]といった社会的影響の大きな事象が生じた場合、通常時の投稿に加えそれに関連する投稿も急激に増加する。即時性・広域性というソーシャルメディアの特性を活かすことで、あたかも実世界を観測するセンサのように情報収集手段として利用することが可能である。例えば、榊らは、ソーシャルメディアで情報収集することの意義として、ユーザーが非常に多く、観測可能な事象に対する柔軟性が高いこと、センサ自体が人間のため高度な知的処理が可能であることを挙げている。その一方で、信頼性を得ることが難しいという点についても指摘している^[16]。この信頼性に関する問題を解決するためには、イベントやユーザーの状態をモデル化し、必要なツイートを選択的に抽出するなど工夫するなどユーザーの投稿する文章や画像を分析することが必要不可欠となる。

テキストマイニング技術を用いて災害に関する情報をTwitterから計算機により自動的に収集することで人の活動をサポートする取り組みも行われている。国立研究開発法人情報通信研究機構(NICT)による災害情報収集システムDISAANAは、ツイートをリアルタイムで分析し、火災などの被害や物資不足などの情報を提示する^{[5][14]}。このシステムは、内容的に矛盾する投稿がある場合にそれを不確実な情報として表示することで、真偽判断を手助けしている。他にも、救助要請ツイートの特徴を使って救助要請ツイートを抽出するという試みもある。宋らは、西日本豪雨に関するNHKの取材を参考に救助要請ツイートの特徴を明らかにした。この特徴を別の救助要請ツイートに適用して有効性を検証したところ、信頼性が高い救助要請が71%を占めており、膨大なツイートから救助要請を高い確率で見つけ出せることを明らかにしている^[18]。坂巻らは、統計的

手法により東日本大震災時に必要とされていたものを明らかにしたうえで、同じ「水」という単語でも「飲み水」としての意味を持たない投稿が多く存在していることを指摘し、単純ベイズ分類器や Support Vector Machine (SVM) を用いて、災害と関係があった投稿かどうか（「飲み水」の意味をもつ投稿かどうか）を機械的に分類する手法を提案している^[25]。その結果、70%の精度で災害に関係する投稿かどうか判定できることを示した。

Twitterは、位置情報を追加してツイートすることができるため、地理情報が重要な災害時においては特に有効であるとされている。しかし、メディアリテラシーの観点などからユーザーが自らの位置情報付与を拒否している場合も多く、災害時における位置情報付きツイートはわずか0.18%にとどまっている。そこで森國らはツイートの投稿位置を、位置情報を利用せずに推定するため、ツイート中のノイズとなる単語のフィルタリング手法を提案している^[23]。この手法では、位置情報が付与されていたツイートを対象にエリア別での単語出現頻度を学習し、位置情報が付与されていないツイートの投稿位置の推定を行っている。

これらの例が示すように、情報収集自動化の試みは、人手による処理の負担軽減を期待させるものの、計算機に過度な期待を寄せることが可能なまでの精度には至っていない。特に災害救助の場面においては過度な精度の追求は、真の救助情報に対し False Negative 判定してしまう第二種の過誤による救助情報の見落としにつながりかねず、実際の運用には大きな不安が残る。

2.3. 本研究のアプローチの特徴とその意義

上述したアプローチはいずれも「災害に関する情報をいかに効率よく取得するか」という点に視座が置かれている。これはもちろん重要な観点であるが、災害情報収集の課題は「取りこぼしをしない」ことが至上命題になる課題であるという点で、一般的な情報検索・抽出の課題とは異なる。膨大なツイート群から災害情報のみを抽出する点に主眼をおいた手法では、第二種の過誤が発生する懸念が拭えない。また、ツイートの自動収集に関する研究は、主としてテキスト情報を対象とし、画像・動画については想定していない。

加えて、収集されたツイートが災害情報に關係す

るものであったとしても、その信憑性については必ずしも保証されない。発災時のソーシャルメディアの利用において最も問題視されるのが「デマ」情報であり^{[31][24]}、匿名性の高いTwitterではその問題が無視できない。この問題について、鳥海らは「デマ」を否定する情報が拡散していることを利用すれば「デマ」を看破できるとしている^[32]。また、ユーザーのデモグラフィック属性の推定^[15]や過去ツイートに基づくユーザー特徴の把握^[26]により真実ではない情報や不確実な情報の伝播経路を構築し、デマのような不確実な情報の早期発見を試みた研究もある。しかし、信憑性の機械的な判断は精度の点からまだ発展途上といえ、現状では完全に自動化することは難しい。

従って、確実にノイズ情報（＝災害情報とは無関係な情報）であるツイートを特定し、それらを除外してユーザーに提示することで、その信憑性を人手で確認すべきツイート総量を削減し、災害対応に関わる人々の負担を軽減する、という人一計算機の協調的アプローチがこの課題には適切だと考える。NHKの報道^[13]や藤代らの調査^[20]からも、ツイートからの救助要請発見において、消防機関などの担当者が目視により情報を確認することが明らかにされているように、現状の災害対応における目視の重要性は言を俟たない。特に、災害の現状を知るための画像・動画の収集においては、機械的な処理の精度の点からも人が目視する必要性は高い。そのため、無関係なツイートの削減により確認すべき総量が減ることは、少人数で対応できるようになるなど現場の負担軽減につながるため、社会的な意義が大きい。

3. 調査方針と対象災害

ノイズを取り除くアプローチを採る場合、災害時に投稿されるツイートにどのようなものがあるのかは十分に明らかになっていない。「救助」や「避難」といったキーワードやそれを意味するハッシュタグで検索しても、災害や被害には無関係な情報が多く含まれる。本研究ではこうした無関係な情報を判断する手がかりとしてツイートに添付される画像に着目した。ツイートの収集は災害に関するキーワードマッチング方式で行い、それらのツイートに添付されている画像の種類を分類した上で、それに伴うツイートテキストの傾向分析することで、どのような情報が災害時に流通しているか調査を行う。

本研究では、収集したツイートにどのような画像が添付されているかの調査を行い、その特徴を明らかにする。その上で、それらの画像がどのような文章と同時に投稿されているかを調査し、残すべき情報・取り除くべき情報の各投稿の文章特徴を明らかにすることで、災害や被害とは無関係な情報を機械的に抽出して除外する方法を検討する。

Twitterには画像や映像、音声、テキストなど複数のモダリティの情報が含まれている。常時であれば、こういった複数のモダリティが存在することで、ユーザ間のコミュニケーションが促され SNS の発展につながるが、災害時においてはこれらの膨大な情報がノイズとして認識される場合がある。これらのツイートデータを災害情報の収集源として扱うためには、文章トピックやユーザ属性、画像の分類や位置情報などを多面的に考慮していく必要がある。本研究は、複数のモダリティを含む情報を対象に、モダリティごとの特性を相補的に利用することで、効率的に救助情報や被害情報を抽出することを志向している。そのためには、多面的な情報を入力とし、組み合わせて処理するマルチモーダルな技術が必要になってくる²。マルチモーダルな技術を扱うためには、それぞれのモダリティを含む情報を各々定量的に特徴化する必要がある。Twitter に投稿された画像の特徴とテキストの特徴を定量的に特徴量化するためには、各モダリティの情報が分類されている必要がある。前提として、Twitter には災害や被害とは無関係の画像が多く投稿されていることが想定される。そのため、収集したツイートにどのような画像が添付されているかの調査を行い分類することで、災害と関係するの否か、災害とは関係するが不必要な情報なのか、二次的・三次的に発信されたものなのか、一見災害に関連する情報であるが実際に関連するものか、といった、判断材料として活用できるか検証する。具体的には、ツイート中で供出する画像と文章を調査対象とし、各投稿の内容特徴を明らかにすることで、どのような情報として扱うべきか考察する。

3.1. 調査方針

上述のように、人手による迅速な災害情報トリアージを実現するためには、適切なノイズ情報の排除を経る必要がある（図1・2参照）。これらの無関係投稿の排除するためには各段階でノイズとなる

情報の特徴を明らかにする必要がある。

まず、災害時の Twitter に投稿された画像および動画の調査を行う。全ての画像・動画を人手で参照し、どのようなものが写っている画像か調査し分類する。次に、先で行った画像の分類をもとに、画像が添付された投稿の文章特徴の調査を行う。画像分類調査では、抽出すべき災害被害に関する情報がどの程度存在するか、不必要な情報がどの程度存在するかを明らかにする。文章特徴調査では、分類した画像が添付された投稿の排除可能性を明らかにする。

調査は以下の手順で行う。まず、人手によって画像の分類を行う。その後、テキスト特徴を算出し抽出することで、被害に関連する投稿や、ノイズとなる投稿の抽出が可能になるか調査を行う（ステップ1）。次に、ステップ1では分類しきれない画像に対し人手でツイート本文と画像を確認することで、さらに細分化された分類が可能になるか調査を行う（ステップ2）。ステップ1については4章で、ステップ2については5章で各々述べる。

3.2. 対象の災害と収集データ

本研究では令和2年7月3日から31日にかけて発生した「令和2年7月豪雨」を分析対象とする。気象庁の発表によると、この豪雨により九州地方や岐阜県周辺で記録的な大雨となり、球磨川や筑後川、最上川といった大河川での氾濫が相次ぎ、土砂災害によって甚大な被害がもたらされた³。

対象災害のツイートデータは、Twitter API⁴を用い、災害に関するキーワードをクエリとして収集した。キーワードは「救助」および「避難」を設定した。データ収集対象期間は令和2年7月1日から15日までとした。全国を通して最も降水量の多い期間が令和2年7月4日から7日であったため、その後一週間を目処に収集を行った。

本研究で収集したツイートの総数は476,827件であった。そのうち、キーワード「救助」で得られたツイートは110,261件、「避難」で得られたツイートは370,531件、「救助」と「避難」両方のキーワードが含まれ重複したツイートは3,965件であった。このツイートの中から何らかの画像・動画が含まれているツイートは、キーワード「救助」で得られたツイートには18,197件、キーワード「避難」で得られたツイートには34,777件、「救助」と「避難」両

方のキーワードが含まれ重複したツイートは、5,540件となり、合計で47,434件のツイートであった。これらのツイートの中から画像および動画を抽出した結果、合計94,111枚の画像・動画が得られた。なお、画像・動画はツイートのIDと紐付いている。

4. ノイズとなる投稿の調査

まず、Twitterで発信される情報の特徴を明らかにするため、ツイートに含まれる画像の分析を行う。

4.1. 投稿画像の分類

Twitterではひとつの投稿につき4枚までの画像を添付することが可能であり、投稿によってはそれぞれの画像が異なる内容を示すケースがある。その際は、それぞれ異なる画像クラスとして個別に分類を行った。分類にあたっての観点は以下の通りである。

- ・そもそも災害に関連するか (Yes/No)
- ・メインに写っているものが何か (e.g., 人なのか、建物なのか、道具なのか)
- ・ニュース報道に関連するか (Yes/No)

本研究では、災害時にソーシャルメディアから収集すべき情報は、実際に被災地にいる人が災害状況や被害に関して発信したツイートであり、新聞やTVなどの報道機関の発信や被災地以外の人々が被災地を心配したり共感したりする発信ではない。そのため、本研究で一次災害情報として収集したい画像は、投稿者自身が被災地で自ら撮影した写真である。その写真が撮れることは、「実際に被災地にいる」、「被害を実際に確認した」、ことを含意しており、被災地において実際に問題に直面している証拠として確度が高いと考えられる。

以下に分類の手順を述べる。分類は情報系学部に通う大学生4名に依頼した(以下、分類担当者)。はじめに、分類の基準を統制するために、分類担当者に対してニュース報道に関連する画像例、および事前のサンプリングにより多数観測できたゲームに関連する画像例として、以下の4つのクラスを例示した。各クラスに分類すべき画像の例を図3から図5に示す。これらの例に挙げた画像は計算機による画像認識を行った場合、被害画像として認識される可能性があるため、ノイズとして扱う必要がある。

- ・逆L字(災害被害情報の速報などが提示されるL字型の帯)が映り込んでいる画像(図3)⁵

- ・テレビのニュースをカメラで撮影した画像(図4)⁶

- ・メディア媒体を問わずニュースに関する画像(図5)⁷

- ・ゲーム画面やアニメ・漫画などの画像

ここで、ある画像が複数の分類クラスに該当すると判断した際は、その画像を該当するすべての分類クラスに割り当て、その際は画像を複製することとした。その結果、分類担当者が実際に分類した画像・動画の複製を含めた総数は292,466となった。その後、クラスの名称に表記揺れが起きたクラスや同一

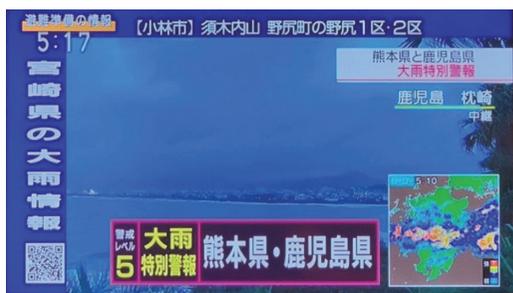


図3 逆L字画像例⁵



図4 テレビ報道をカメラで撮影した画像の例⁶



図5 ニュース関連画像の例⁷

概念のクラスが複数作成される可能性を考慮し、分類担当者に聴取を行った上で、同一の分類クラスであると判断できるものを著者の判断により統合した。その分類結果の一部を表1に記す。3.2節の手順で収集したツイートおよび画像収集時にリツイートを排除していなかったため、同一のツイートIDを持つ画像が多く確認できた（重複ツイート）。また、同一の画像でも異なるツイートIDを持つ画像も確認できた（他者による再投稿）。これらの画像を人手で分類した結果、分類担当者によっては同一の画像を異なるクラスに分類するケースが多く存在した。

最も多くの画像が分類されたクラスは“ゲーム”であった。“ゲーム”に分類される画像群では「Identity V 第五人格」というゲームに関する画像や動画が多く確認できた。これは、ゲーム内で一般的に利用される「救助」という語が、検索結果として収集されたためだと考えられる。次点で多かったのは“被害”のクラスに分類された画像であった。“被害”に分類された画像には、個人が撮影したと思われる被災画像の他に、メディアの報道で流れた被災画像、ウェブニュースのサムネイルに設定された被災画像、日本各地に設置されたライブカメラからの被災画像などが確認できた。

分類を行った結果、被災したことを示唆する画像を添付したツイートは4,135件となり、全体の0.867%となった。

4.2. 投稿画像に付随するツイートテキストの処理

前節で上げた災害情報の収集に当たっては、精度の点から画像自体を画像処理で解析してその内容を理解するのではなく、その画像に付随するテキストに着目して収集することが現時点で適切だと考えている。そこで本節では、収集すべき災害画像に付随するツイート文章の特徴について調査する。この調査にあたり、本稿では文章の特徴把握の手段として Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) 値を用いる。TF-IDF 値を算出することで、分類別の画像群を代表する特徴的な単語の抽出が可能になる。

ツイートテキストの傾向分析を行うため、3節で得られた各画像クラスを一群として TF-IDF 値を算出する。はじめに、3.2節で取得したツイートデータから、他者のツイートを再発信するリツイートと呼ばれるものを排除した。また、ツイート本文に含

まれる URL を排除した。その後、全角英数字を全て半角英数字に変換した。次に、形態素解析器 MeCab (ver. 0.966.2)⁸ を用いて形態素解析を行い、単語ごとに分割した。最後に、それらの単語から名詞のみを抽出した。その際、ツイート取得の際に設定したキーワードである救助・避難をストップワードとして設定した。Term Frequency (TF) は、ひとつの文章中におけるある単語の出現頻度を示し、以下のように算出される。

$$TF_{i,j} = \frac{N_{i,j}}{X}$$

X はある文章 j に出現する単語の総出現回数であり、 $N_{i,j}$ はある文章 j における単語 i の出現回数を示している。Inverse Document Frequency (IDF) は、ある単語が、いくつの文章で出現したかを示す指標であり、特定の文章でしか出現しない場合に数値は大きくなる。算出方法は以下の通りである。

$$IDF_i = \log_e \frac{N}{df_i} + 1$$

N は総文章数を示す。df_i は単語 i を含む文章数である。以上の TF 値、IDF 値をもとに TF-IDF 値を算出する。算出方法は以下の通りである。

$$TFIDF_{i,j} = TF_{i,j} \times IDF_i$$

本稿では、表1のクラス23種類をもとに、以上の式から算出した。算出の際、各画像分類クラスのツイートテキストに出現する単語を Term、各画像分類クラスのツイートテキスト群を Document と

表1 人手による画像分類クラス抜粋

クラス	基となったツイート数
Any ニュース	1546
Twitter	1538
ゲーム	6855
テレビのニュース	1202
二次元画像	1671
人	2389
地図	1205
救助	641
被害	4135
避難	3826
風景	3168
飲食物	1445
天気	842
防災グッズ	618
自衛隊	439
逆L字	324

表2 TF-IDF 上位5単語抜粋

ゲーム	TF-IDF	テレビニュース	TF-IDF	救助	TF-IDF	被害	TF-IDF	逆し字	TF-IDF	防災グッズ	TF-IDF
チェイス	0.3242	前代未聞	0.1966	師団	0.4122	坂本	0.2052	早め	0.5147	セット	0.6452
傭兵	0.3007	安倍	0.1903	派遣	0.3264	八	0.1825	岐阜	0.3666	グッズ	0.3340
解説	0.2681	府県	0.1640	陸上	0.2264	筑後川	0.1754	放流	0.1693	楽天	0.3184
祭司	0.2384	東洋	0.1640	神瀬	0.2065	ダム	0.1611	ダム	0.1585	袋	0.2343
即死	0.1950	八	0.1575	実施	0.1883	増水	0.1414	日田	0.1580	用品	0.2254

して扱う。算出の際、全ての文章のうち8割を超えるクラスで出現した単語はクラスの特徴として不適であるため、それらの語を除外した。算出したTF-IDFの結果の一部を表2に示す。この分析によって、各画像分類クラスのツイートテキストの傾向から、画像を特徴づける単語の傾向が確認できる。TF-IDF値算出の際、全てのクラスのうち8割を超えるクラスで出現した単語を除外したことで、各々のクラスで固有の単語が上位に算出された。“ゲーム”でTF-IDF値が高く上位に算出された単語は、前節で挙げたゲーム固有の表現であった。“TVニュース”で上位に算出された単語は、“【2018年7月】避難勧告対象101万4930世帯・232万1947人。大雨特別警報が11府県にわたって発令される前代未聞の状況のなか宴会を楽しむ安倍さん/東洋経済オンライン”というツイートが大部分を占め、繰り返しツイートされていたことが確認できた。このツイートはBotに依るもので、付随した画像は“News23”で報道されたニュースの切り抜き画像であった。この原因として、基となるツイートから画像を保存した他者が、自身のツイートとして繰り返しツイートしたためと考えられる。“被害”で上位に算出された単語である“坂本”および“八”は熊本県にある八代市坂本町の一部であった。“逆し字”では7月8日に岐阜県で大雨特別警報が発表された際のツイートが収集されており、早めの避難を呼びかけるツイートが確認できた。

5. 被害投稿の特徴に関する調査

“被害”に分類された画像について、筆者によるランダムサンプリングを行った結果、“被害”画像には他の分類クラスの画像が混交していることが確認された。Twitter社は、救助を求める場合、自身が置かれている状況を説明するために、その状況を示す写真を投稿することを推奨している。“被害”には実際に被災者が投稿した画像が含まれている可能性が高い。そのため、再度人手による画像分類を行う

ことでより詳細な細分化に関する調査を行う。この混交を、画像を参照することのみで分類することの限界点とみなし、テキスト情報を加えた分類を行う。まず、“被害”に分類された画像を再度確認する。何を意図した画像か判断が難しいため、画像の元となったツイートを参照することで、その画像の出典やツイートの意図まで確認する。それにより、画像を見ただけでは判断が難しい分類を行うことが可能になる。その後、分類担当者は各自の判断で被害画像のみを細分化して分類を行う。最後に、細分化した“被害”に分類されたツイート文同士を4.2節と同様の手順でTF-IDF値の算出を行う。被害に関する画像を細分化し、各クラスの持つ文章的な特徴を明らかにする。

5.1. 被害画像の分類と細分化

“被害”に分類されたツイートには、明らかに被害と無関係であった（ヒューマンエラーを起こしていた）画像を除くと“テレビのニュースで報道された被害の画像”（66ツイート）、“ネットニュースで報道された被害の画像”（204ツイート）、“ユーザが撮影した被害の画像”（2,689ツイート）、“ライブカメラで撮影された被害の画像”（209ツイート）、“自治体が発信した被害の画像”（95ツイート）、“分類不可能だった被害の画像”（153ツイート）、“元ツイートが消されていた被害の画像”（101ツイート）に分類された。“分類不可能だった被害の画像”は、中文や英文でツイートされていた場合、日本国以外で発生した災害について言及されている場合（e.g., 2019年9月28日韓国南東部での石油タンカーの爆発、2020年7月6日に始まった中国江西省での洪水災害）、元ツイートを辿っても画像の撮影状況や画像の出典が不明な場合に分類されている。“自治体が発信した被害の画像”は地方自治体によって運営されているアカウントや政治家のアカウントから投稿された被害の画像が分類されている。再分類の結果

と再分類されたツイートのみで算出した TF-IDF 値の上位 5 単語を表 3 に示す。

5.2. 細分化された分類のテキスト特徴

“テレビのニュースで報道された被害の画像”で上位に算出された単語である“園”、“寿”、“千寿”はいずれも熊本県球磨郡の特別養護老人ホーム“千寿園”に関するニュースであった。また、TF-IDF 値の第 6 位は“取材”(0.1565)であったが、その他の分類において“取材”の TF-IDF 値は最高で 0.0233 となった。“ライブカメラで撮影された被害の画像”で上位に算出された単語はいずれも、河川の氾濫に関連する単語であった。これはライブカメラの設置場所が主に河川の観測所にあるためだと考えられる。“自治体が発信した被害の画像”の最上位に算出された“災害”は、“ネットニュースで報道された被害の画像”では第 5 位に確認できたものの、その他の分類における TF-IDF 値は比較的低い傾向が確認できた。自治体や政治家によって投稿されるツイートには“豪雨”や“雨”などによる被害であることに加えて、“災害”による被害であることをより強調している。また、“災害”に伴う自衛隊の“派遣”状況を伝える投稿が多く確認された。“分類不可能だった被害の画像”で上位に算出された“峡”、および“ダム”は中国の長江中流にある“三峡ダム”を指していた。分類不可能とする判断基準の一つが中国語による投稿であった。“元ツイートが消されていた被害の画像”で上位に算出された“お願い”は、“救助を”お願いします”などといった救助を要請する場合に多く使われていた。救助要請ツイートは具体的な地名を入れるという特徴があり¹¹⁸⁾、“地区”や“坂本”といった単語はその救助要請ツイートの特徴を反映したものだと考えられる。一方で、被災者の救助要請や被害の状況報告が最も反映されていると想定される“ユーザが撮影した被害の画像”の TF-IDF において、特出した値や単語は認められなかった。

5.3. 細分化により得られた知見

5.2 節で得られた結果から、キーワードによるツイート抽出には、共通の文字を扱う中国語のツイートも抽出されるため、こうした無関係な中文によるツイートを除去する必要がある。“元ツイートが消されていた被害の画像”には、具体的な地名が書かれており、Twitter Japan 社が想定している救助要請の形式を保ったツイートや、実際に救助されたケースなどが確認できる可能性が高い。この 101 件のツイートは今後定性的に調査する必要がある。“被害”に分類されたツイートの細分化が可能であった一方で、被災者の救助要請や被害の状況報告が最も反映されていると想定される“ユーザが撮影した被害の画像”の TF-IDF において、特出した値や単語は認められなかった。つまり、“被害”に関する投稿には特徴となる単語は見受けられず、投稿された文章のみを用いた被害投稿の抽出は困難である。ユーザが撮影した被害画像の投稿を抽出するためには、テキスト特徴に加えて画像特徴といった異なるモダリティの特徴を考慮したモデルを構築することで、抽出精度向上に繋がるか、今後確認する。

これまでの結果から、収集したツイートからノイズとなるツイートを排除した場合の結果として、関連する各ツイート数を表 4 に示す。“救助”および“避難”でツイート検索を行った場合、そのツイート数は 476,827 件となる。それらのツイートから、災害時の実被害に該当する、ユーザ自身によって撮影されたと想定される“ユーザ撮影”ツイートに絞っ

表 4 “被害”ツイート数とその割合（一部抜粋）

	ツイート数	被害画像ツイート (%)	画像ツイート (%)	ツイート総数 (%)
被害-自治体発信	95	2.297%	0.200%	0.020%
被害-分類不可能	153	3.700%	0.323%	0.032%
被害-元ツイート消去	101	2.443%	0.213%	0.021%
被害-テレビニュース	66	1.596%	0.139%	0.014%
被害-ネットニュース	204	4.933%	0.430%	0.043%
被害-ユーザ撮影	2689	65.030%	5.669%	0.564%
被害-ライブカメラ撮影	209	5.054%	0.441%	0.044%
“被害”画像ツイート総数	4135	100.000%	8.717%	0.867%
画像ツイート総数	47434		100.000%	9.948%
ツイート総数	476827			100.000%

表 3 細分化した“被害”ツイートにおける TF-IDF 上位 5 単語抜粋

被害-テレビニュース	TF-IDF	被害-ネットニュース	TF-IDF	被害-ユーザが撮影	TF-IDF	被害-ライブカメラ撮影	TF-IDF	被害-自治体発信	TF-IDF	被害-分類不可能	TF-IDF	被害-元ツイート消去	TF-IDF
熊本	0.361	熊本	0.395	川	0.291	氾濫	0.3950	災害	0.4000	峡	0.2617	熊本	0.2230
当時	0.311	豪雨	0.28	雨	0.271	水位	0.3402	駐屯	0.2539	ダム	0.2580	お願い	0.2088
園	0.285	大雨	0.202	氾濫	0.248	カメラ	0.3112	豪雨	0.2461	洪水	0.2051	地区	0.2036
寿	0.199	指示	0.182	熊本	0.235	ライブ	0.2847	派遣	0.2377	大雨	0.1864	坂本	0.1998
千寿	0.163	災害	0.179	大雨	0.223	川	0.2581	熊本	0.2256	中国	0.1764	連絡	0.1978

た場合、2,689件となり、全体の0.564%となった。この結果は、画像とテキストの両方を参照することで得られる、災害の被害を訴える投稿の理想数であると考えられる。

6. 議論

本稿では、令和2年7月豪雨の期間に投稿されたツイートを収集し、投稿された画像を人手で分類した分類クラス基にツイートテキストの特徴を調査した。4章で行った画像分類の結果、投稿される画像の傾向や、誤分類が発生しやすい分類クラスが明らかになった。その画像分類クラスを一つの文書とみなしてツイートテキスト群を作成し、分類クラスの文書間のTF-IDF値を算出した結果、各分類クラスで特徴的な単語が確認できた。つまり、画像特徴のみに着目した分類クラス別のTF-IDFという単純なテキスト特徴抽出によって“被害”に関する画像以外ではある一定の特徴抽出が可能であった。しかし、ある一定のツイートがノイズとして混合し、それらが大きく数値に影響したケースも確認できた。5章で行った、災害時に必要になるであろう“被害”に分類された画像に対して元ツイートのテキストを参照することで、画像とツイートの詳細な状況などを確認するといった質的調査を行った結果、“被害”画像をさらに細分化して分類できることが確認できた。“被害”を細分化したクラスの一つである“ユーザが被害を報告するツイート”は、ユーザが実際に被災した状況を伝えている可能性が特に高く、災害時においてこのような投稿を迅速に抽出することが必要になる。本当に必要な被害情報に関する投稿数を示せたことは、本研究の成果であると考えられる。一方で、“ユーザが被害を報告するツイート”には特徴的な単語は見られなかった。つまり、被災者自身が投稿した画像をピンポイントで抽出することは困難である。そのため、被災者自身の被害投稿をピンポイントで抽出するのではなく、無関係な投稿や情報をノイズとして扱い除去し、人が確認すべき情報の総数を減らすことで、災害時における迅速な情報収集を目指す必要がある。

特に災害時には、信頼できる情報の可視化は、自治体など支援や助ける求めるユーザとの信頼関係の基礎となる。ノイズが低減された情報には、ニュースやSNS情報の可視性と信頼性を高めることが期待される。これは、迅速な判断が求められる災害下

において、タイムリーでより正確な情報が効果的な意思決定支援のために重要であると考えられる。

7. おわりに

本稿では、複数のモダリティを考慮した情報抽出およびノイズの除去を目的として、SNS上の災害情報に関する調査を行い、画像特徴とテキスト特徴の双方のモダリティを考慮することで、災害被害情報の分類細分化が可能であることを明らかにした。実被害とは無関係な投稿をノイズとして扱うことが可能になれば、情報廃棄のアプローチを取ることで、より必要な情報へのアクセシビリティ向上が期待される。被害に関する投稿画像の分類モデルを構築しピンポイントな抽出を行うためには、マルチモーダルなアプローチが必要になると考えられる。テキスト特徴と画像特徴の複数モダリティを考慮したモデル構築が求められる。また、今現在ではTwitter社のAPI利用の方針が大きく変更され、研究者によるデータ取得が困難となっている。しかし、ThreadsやMUSTODON、Blueskyといった分散型SNSも徐々に台頭してきており、それらを対象とした分析研究も行われるようになってきている^[34]。今後、本研究で提案するノイズ処理のアプローチを他のビッグデータへの適用していくことで、その有効性を調査していく必要があると考える。

謝辞：本研究はJST RISTEX（課題番号JPMJRS23L2）の支援を受け実施された。

注

- 1 Twitter Japan「災害に備えるためのTwitter活用法」
https://blog.twitter.com/ja_jp/topics/company/2019/how-to-utilize-twitter-during-naturaldisaster
- 2 NTTデータ「マルチモーダル AI 技術が拓く未来」を参照。
<https://www.nttdata.com/jp/ja/data-insight/2019/1024/>
- 3 国土交通省気象庁「令和2年7月豪雨令和2年(2020年)7月3日～7月31日(速報)」を参照。
<https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/data/bosai/report/2020/20200811/20200811.html>
- 4 XのAPIについて：TwitterはWebスクレピングによるツイートデータの取得を禁止している。そのため、ツイートデータを収集する場合は、予めプログラミングコードなどを提出の上APIの利

用申請する必要がある点を留意しなければならない。また、イロンマスク氏の CEO 就任に伴い、Twitter Academic API が廃止されたため、現在は研究者による Twitter 情報の収集は困難となっている。

<https://help.twitter.com/ja/rules-and-policies/twitter-api>

- 5 Tweet 例：図 1 逆 L 字
<https://twitter.com/KANKAI79/status/1279148724766167041> (現在は投稿削除済み)
- 6 Tweet 例：図 4 テレビ報道をカメラで撮影した画像例
<https://twitter.com/TAKAYA05378399/status/1279181014711930880>
- 7 Tweet 例：図 5 何らかのメディアのニュース画像例
<https://twitter.com/amashimika147/status/1150073316863959041>
- 8 MeCab：形態素解析器
<https://taku910.github.io/mecab/>

参考文献

- [1] Aramaki, E., Maskawa, S. and Morita, M.: Twitter catches the flu: detecting influenza epidemics using Twitter, Proceedings of the 2011 Conference on empirical methods in natural language processing, pp. 1568-1576 (2011).
- [2] Chowdhury, J.R., Caragea, C. and Caragea, D.: On identifying hashtags in disaster twitter data, Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol. 34, No. 01, pp. 498-506 (2020).
- [3] Goswami, S., Chakraborty, S., Ghosh, S., Chakraborti, A. and Chakraborty, B.: A review on application of data mining techniques to combat natural disasters, Ain Shams Engineering Journal, Vol. 9, No. 3, pp. 365-378 (2018).
- [4] Kleinberg, J.: Bursty and hierarchical structure in streams, Data mining and knowledge discovery, Vol. 7, No. 4, pp. 373-397 (2003).
- [5] Mizuno, J., Tanaka, M., Ohtake, K., Oh, J.-H., Kloetzer, J., Hashimoto, C. and Torisawa, K.: WISDOM X, DISAANA and D-SUMM: Large-scale NLP systems for analyzing textual big data, Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: System Demonstrations, pp. 263-267 (2016).
- [6] Morino, Y., Megumi, Y., Matsushita, M. and Fujishiro, H.: Investigating the influence of Web-Media in disaster situations by analyzing diffusion of tweets, The 34th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, The Japanese Society for Artificial Intelligence, pp. 3G5ES103-3G5ES103 (2020).
- [7] Murzintcev, N. and Cheng, C.: Disaster hashtags in social media, ISPRS International Journal of Geo-Information, Vol. 6, No. 7, p. 204 (2017).
- [8] Potts, L., Seitzinger, J., Jones, D. and Harrison, A.: Tweeting disaster: hash-tag constructions and collisions, Proceedings of the 29th ACM international conference on Design of communication, pp. 235-240 (2011).
- [9] Sakaki, T., Okazaki, M. and Matsuo, Y.: Earthquake shakes twitter users: real-time event detection by social sensors, Proceedings of the 19th international conference on World wide web, pp. 851-860 (2010).
- [10] Shimauchi, T., Taguchi, N., Nambo, H. and Kimura, H.: A study on extracting disaster information from tweets, Journal of Global Tourism Research, Vol. 2, No. 2, pp. 93-98 (2017).
- [11] Toriumi, F., Sakaki, T., Shinoda, K., Kazama, K., Kurihara, S. and Noda, I.: Information sharing on Twitter during the 2011 catastrophic earthquake, Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web, pp. 1025-1028 (2013).
- [12] Verma, S., Vieweg, S., Corvey, W., Palen, L., Martin, J., Palmer, M., Schram, A. and Anderson, K.: Natural language processing to the rescue? extracting "situational awareness" tweets during mass emergency, Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media, Vol. 5, No. 1, pp. 385-392 (2011).
- [13] NHK：長野県 ツイッターの救助要請収集で約 50 件救助に (2019). <https://www.nhk.or.jp/politics/articles/lastweek/25652.html>.
- [14] 大竹清敬：災害時における DISAANA, D-SUMM の活用～DISAANA・D-SUMM と防災チャットボット SOCDA～ (2020). https://www.soumu.go.jp/main_content/000672984.pdf.
- [15] 蔵内雄貴, 内山俊郎, 内山匡：マルコフ確率場を用いたソーシャルネットワークからのユーザ属性推定, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 96, No. 6, pp. 1503-1512 (2013).
- [16] 榊剛史, 松尾豊：ソーシャルセンサとしての Twitter：ソーシャルセンサは物理センサを凌駕するか?, 人工知能学会誌, Vol. 27, No. 1, pp. 67-74 (2012).
- [17] 佐藤翔輔, 今村文彦：2018 年西日本豪雨災害における「#救助」ツイートの実態：2017 年 7 月九州北部豪雨災害との比較分析, 自然災害科学, Vol. 37, No. 4, pp. 383-396 (2019).

- [18] 宋晨潔, 藤代裕之: 救助要請ツイートの特徴の検証—令和2年7月豪雨を対象に—, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 120, No. 166, pp. 18-23 (2020).
- [19] 総務省消防庁: 大規模災害時におけるソーシャル・ネットワーク・サービスによる緊急通報の活用可能性に関する検討会報告書(案)(2013). https://www.fdma.go.jp/singi_kento/kento/items/sns04/shiryo02.pdf.
- [20] 藤代裕之, 松下光範, 小笠原盛浩: 大規模災害時におけるソーシャルメディアの活用—情報トリアージの適用可能性, 社会情報学, Vol. 6, No. 2, pp. 49-63 (2018).
- [21] 毎日新聞: ツイッター投稿, 1週間で2610万件(2016). <https://mainichi.jp/articles/20160519/k00/00m/040/059000c>.
- [22] 一般社団法人共同通信社: 能登地震直後, 偽情報で消防出動 SNSで虚偽の救助要請(2024). <https://nordot.app/1128295158484008985>.
- [23] 森國泰平, 吉田光男, 岡部正幸, 梅村恭司: ツイート投稿位置推定のための単語フィルタリング手法, 情報処理学会論文誌データベース(TOD), Vol. 8, No. 4, pp. 16-26 (2015).
- [24] 榎本光, 内田理, 鳥海不二夫: 東日本大震災時のツイート分析によるデマ判別に有用な特徴抽出, 第12回情報科学技術フォーラム講演論文集, pp. 649-650 (2013).
- [25] 坂巻英一, 亀井悦子: Twitter上のつぶやきに関するテキストマイニングの事例研究—大規模災害発生時の被災地における現状把握への応用—, 日本経営工学会論文誌, Vol. 65, No. 1, pp. 39-50 (2014).
- [26] 小林鼓, 藤田桂英: ユーザの過去ツイートをを用いた噂の早期検出, 情報処理学会研究報告, Vol. 2020-ICS-199, No. 9, pp. 1-8 (2020).
- [27] 森野穰, 松下光範: 災害情報収集におけるエンタテインメントコンテンツによるコンタミネーションの調査, 情報処理学会研究報告, Vol. 2022-EC-65, No. 33, pp. 1-2 (2022).
- [28] 杉山正平: 地方公共団体の災害対応におけるSNS活用, 電子情報通信学会通信ソサイエティマガジン, Vol. 13, No. 4, pp. 289-295 (2020).
- [29] 川村壮, 佐々木優二, 戸松誠: 大規模災害発生時の自治体によるSNSを利用した情報収集・情報発信に関する研究, 技術報告43, 地方独立行政法人北海道立総合研究機構(2023).
- [30] 総務省情報通信政策研究所: 令和4年度情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書〈概要〉, 総務省消防庁(2024).
- [31] 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 兼山元太: ソーシャルメディアを用いたデマ判定システムの判定精度評価, 情報処理学会デジタルプラクティス, Vol. 3, No. 3, pp. 201-208 (2012).
- [32] 鳥海不二夫: ソーシャルメディアにおける災害情報, 災害情報, Vol. 16, No. 2, pp. 139-142 (2018).
- [33] 白井翔平, 鳥海不二夫, 平山高嗣, 榎堀優, 間瀬健二: なぜ震災後デマが拡散したのか, 電気学会論文誌C, Vol. 133, No. 9, pp. 1796-1805 (2013).
- [34] 廣中詩織, 林駆, 吉田光男, 首藤一幸: XとMastodonへ投稿されるトピックの比較, 第16回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, T3-A-2-01 (2024).



森野 穰 (もりの ゆたか)

2020年関西大学総合情報学部卒業、2022年関西大学大学院総合情報学研究科博士課程前期課程修了、関西大学大学院総合情報学研究科博士課程後期課程入学。災害時のTwitterを対象にした、人—計算機間の協調に関する研究に従事。



藤代 裕之 (ふじしろ ひろゆき)

1996年広島大学文学部哲学科卒業。2007年立教大学21世紀社会デザイン研究科博士前期課程修了。徳島新聞、NTTレゾナントを経て、2013年法政大学社会学部准教授、2020年同教授。フェイクニュースなどソーシャルメディア研究に従事。



松下 光範 (まつした みつり)

1995年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻制御工学分野博士前期課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。2008年関西大学総合情報学部准教授。2010年同教授。現在に至る。インタラクションデザインに関する研究に従事。博士(工学)。2003年情報処理学会論文賞、2007年バーチャルリアリティ学会論文賞、2013年Laval Virtual Awardほか各賞受賞。電子情報通信学会、情報処理学会、人工知能学会、芸術科学会、ACM各会員。