

Twitterからの救助要請の抽出と検証 —2018年7月の西日本豪雨災害ツイートを対象として—

川崎 凌摩[†] 松下 光範[†] 宋 晨潔^{††} 藤代 裕之^{††}

[†] 関西大学総合情報学部 〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1

^{††} 法政大学社会学部メディア社会学科 〒194-0298 東京都町田市相原町 4342

E-mail: [†]{k244416,t080164}@kansai-u.ac.jp, ^{††}chenjie.song.4x@stu.hosei.ac.jp, ^{†††}fujisiro@hosei.ac.jp

あらまし 本研究は、災害時の情報トリアージを支援するシステムの実現を目指し、災害時におけるツイートの中から、救助を求めていると見られるツイートを特定することを目的とする。これまでに西日本豪雨においてNHKが行ったツイートデータの検証手法を分析して信頼性の高い救助要請の特徴を明らかにし、他のツイートデータに手動で適用して検証している。本研究では、このデータを教師データとし、災害に関連するキーワードで収集したツイート集合を災害で考慮すべきカテゴリに分類し、その識別可能性について検討する。さらに、この分類に組み合わせて信頼性の高い救助要請を持つ特徴を利用することで、災害時に至急に対処すべきデータを特定することを試みる。キーワード 救助要請, 情報トリアージ, ヒューリスティクス

1 はじめに

2018年は、大阪府北部地震(6月)や西日本豪雨(7月)、北海道胆振地震(9月)など、自然災害が多数発生し各地に甚大な被害をもたらした。現在、このような災害が発生した際にはSNS上で多くの情報が発信される。Twitterに注目すると、2016年4月に発生した熊本地震の際、地震発生から1週間で約2,610万件のツイートが投稿された。これは、2011年3月に発生した東日本大震災の際に投稿されたツイート数(115万件)の約23倍にも及ぶ¹。こういった災害時のSNS情報は、救助の要請や被害状況の共有にとどまらず様々な場面で役に立つ反面、その莫大な情報量ゆえに情報間の埋没や錯綜が避けられない[10]。Twitterの日本国内でのアクティブユーザ数は2017年10月には4,500万人を突破しており²、こうした災害時ツイートの増加やそれに伴う錯綜は今後も続く可能性が高い。災害時、Twitter上に増加する情報のひとつが救助要請に関するツイートである。救助要請ツイートとは、災害時にTwitter上で被災者が救助を求め投稿するツイートであり、人命に関わる情報のため一刻も早い情報の整理が必要になる。しかし、災害時Twitter上では実際に救助を求めているツイートが他のツイートに紛れてしまい、救助の遅れや看過につながる懸念がある。加えて、要救助者が救助要請ツイートを投稿したのちに救助されたあともRT(ReTweet)による拡散が続き、情報の錯綜につながる可能性がある。災害時の被災地での救助活動では、72時間の壁と呼ばれる言葉がある³。これは、災害発生から72時間が経過した後に要救助者の生存率が著しく低下するものである。例えば、1995年の阪神淡路大震災の際には、発災日(17日)に救助された場合

の生存率は80.5%であったが、翌18日では26.5%、19日には21.8%と低下し、災害発生から72時間が経過した20日の生存率は5.9%と大幅に下がったとの報告がある[6]。このような時間的切迫性が高い状況下では、こうした情報錯綜を排し、要救助者を効率的かつ迅速に特定・救助することが重要である。迅速な要救助者の特定を行うための一助として、信頼性の高い救助要請ツイートの抽出は有効的である。災害時のTwitter上から機械的に信頼性の高い救助要請ツイートを抽出することで、錯綜した情報の中に埋もれた救助要請ツイートを見落とすことなく救助活動に反映することが可能である。

こうした背景の下、本研究では災害時Twitter上の錯綜する情報の中から情報トリアージの観点から踏まえて、救助要請ツイートを抽出する方法について検討する。

2 情報トリアージとは

本章では情報トリアージについて述べる。災害医療現場には限られた医療資源を最大限活用し、可能な限り多数の負傷者を救命するトリアージという考え方がある。トリアージの考え方では負傷者を重症度、緊急度などによって分類し、治療の優先順位を決めることで、緊急で対処が必要な負傷者を優先的に治療を行う⁴。トリアージを情報に適用した考え方が、情報トリアージである。情報トリアージでは重要度の高い情報(救助要請)を分類し、優先的に伝達する⁵。優先的に伝達することで、迅速な救助活動を行うことが可能である。藤代ら[5]は大規模災害時にソーシャルメディア(主にTwitter)を情報伝達ツールとして活用する試みの課題である情報爆発とデマを解決するため、情報トリアージのTwitterへの適用性を検討している。Twitter情報と消防機関の指令システムを連携させる「情報

1 : <https://mainichi.jp/articles/20160519/k00/00m/040/059000c>

2 : <https://mainichi.jp/articles/20171027/k00/00e/040/370000c>

3 : <http://www.bousai.go.jp/kyoiku/chikubousai/pdf/160818.pdf>

4 : <http://www.yokosukashi-med.or.jp/topics/saigaimanual/3.htm>

5 : <http://www.fdma.go.jp/ugoki/h1911/191112-3.pdf>

トリアージシステム」の検討を行い、Twitter の情報爆発とデマを解決できる可能性を明らかにしている。「情報トリアージシステム」では、Twitter 情報の真偽確認を実際に消防機関に通報された救助要請のみを対象とするため、効率的に真偽確認を行うことが可能である。

これにより、情報トリアージの Twitter への適用性は示唆されている。

本研究では、この情報トリアージの観点をういて災害時の Twitter の情報から重要度の高い情報（救助要請）を抽出する方法を検討する。

3 先行研究

3.1 災害時のツイート利用の特徴

災害時に SNS を通じて発信される情報は、単なる意見や感想の共有を超えて救助や救援の一助となっている。特に Twitter を用いた情報発信は、鍵アカウントでなければフォロワー関係になくとも閲覧できるという特性やそのユーザ数の多さから、情報を広めたり共有したりする点において影響力が大きい。過去の災害時の Twitter の分析研究では、Adam らは日本の津波を対象に災害時の Twitter でのコミュニケーションを分析している [1]。Bruno らは、フィリピン中部で発災した平成 25 年台風 30 号について、災害時の Twitter でどのようなコミュニケーションが取られたかを分析している [11]。このように災害時の Twitter におけるツイートを利用した分析は行われている。

Twitter では「#（ハッシュタグ）救助」を用いることにより、被災者の救助活動への一助となることが期待されている⁶。ただし、その効果については必ずしも検証されているわけではない。NHK 政治マガジン⁷では、「#救助」ツイートが本当に救助の役に立ったのかについての調査を行った。その結果、Twitter の救助要請ツイートを閲覧して救助隊が出動した可能性はあるものの、実際に救助に繋がったかの検証は困難であるという結論に至った。その一方で、被災者が Twitter で救助要請ツイート本文に詳しい住所や人数などの具体的な情報を記載してツイートを行うことで安心感を得るといった事例が確認された。このことから、今後 Twitter 上の救助要請を活用するために、行政が Twitter での救助要請に対応できる人員体制を整えたり、それを支援するシステムを用意したりすることが必要であると提言している。

佐藤らは 2017 年 7 月九州北部豪雨災害を対象に、発災当時に投稿されていた「#救助」ツイートの現状を調査し、場所や人数などの具体的な状況を記述している救助要請ツイートが分析対象とした 1,058 件のうち 7.6% しかないことを明らかにしている [9]。これにより、本当に救助を求めているツイートが埋没し、「#救助」による検索が困難であった状況が確認されている。また、「#救助」がついたツイートのうち、具体的な救助要請でないツイートが 9 割以上を占めており、その内容は「#救助」の存在や注意点の紹介をするニュース記事とそのリンクや、

一般ユーザからの災害時に役に立つ情報の投稿であったことを明らかにしている。佐藤らは、この分析ののち「#救助」ツイートを投稿する際、支援を受ける側のユーザは具体的な内容を投稿すること、支援をする側のユーザは不要な投稿や無関係な発言を控えることが必要であると指摘している。

3.2 災害時ツイートからの情報抽出

災害時の効率的な情報収集を企図して、Twitter で発信される膨大なツイートデータの中から災害に関するツイートを収集する手法が検討されている。北島ら [7] は、ツイートデータの分類にニューラルネットワークを用いて、災害に関する情報を含むツイートとそうでないツイートに分類することを試みている。また湯沢ら [13] は、災害に関連する投稿の抽出を行うために、ツイート中の感動詞と共起する語、および災害語と共起する語の 2 つの共起関係を利用して手がかり集合を生成する手法を提案している。対象データとした 2016 年に北海道で発災した震度 6 弱の地震で実験を行い、有効性を確認している。

Twitter 上の情報を活用して災害時の情報取得を試みるシステムとしては、DISAANA⁸ や D-SUMM⁹ などが挙げられる [8]。DISAANA は東日本大震災の際に Twitter 上の情報を有効活用できなかったことを受けて作成された対災害用の SNS 情報分析システムである。入力された災害に関する質問に対して質問中の語句やその同義とみなせる表現で Twitter 情報を検索し、自動で回答候補を抽出する。また D-SUMM は災害状況要約システムであり、指定されたエリア及び時間の条件の下で、Twitter 上の情報から自動的に災害関連情報を抽出し、自動で要約を作成する。これら 2 つの災害情報システムは Twitter 情報をリアルタイムでの検索や分類を可能にしているが、取得された情報自体の真偽判断は行っていない。

システムによる自動化ではなく、利用者とのインタラクションを通じて問題を解決する手法についても研究が進められている。例えば相田ら [2] は、東日本大震災の際に Twitter の全情報から救助要請情報を一覧表示するサイトを開発し、Web 上に公開し、救助活動支援を試みている。宇津ら [12] は開発中の Twitter を使用した災害時安否システムに改良を施している。救助要請ツイートは、要請者の救助が完了したり、自力で避難したりして救助が不要になった場合、そのツイートを削除しないと救助後にも拡散や通報が続いて混乱を招く可能性がある。そこで災害時安否システムに安否情報の再登録機能を追加している。先に救助要請ツイートを投稿していても、救助が不要になり安否情報を再登録すると投稿していた救助要請ツイートが削除される機能である。

3.3 本研究の立ち位置

3.1 節の調査研究が示すように、災害時における Twitter の利用は、その期待に反してまだ確立されていないのが現状である。3.2 節の先行研究では、ツイートデータから災害情報を効率的に取得する点に力点が置かれており、取得される情報の真偽確

6 : <http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1808/30/news116.html>

7 : <https://www.nhk.or.jp/politics/articles/feature/10863.html>

8 : <https://disaana.jp/rtime/search4pc.jsp>

9 : <https://disaana.jp/d-summ/>

認や重要度については十分な考慮がなされていない。そこで本研究では、信頼性を考慮しつつ重要度の高いツイート（救助要請ツイート）を抽出する方法について検討する。

4 研究方針

本章では先行研究を踏まえ、信頼性を考慮しつつ重要度の高いツイートを特定する方法を検討する。

まず、本研究の対象データは、災害期間が長期で広い範囲で被害が発生した災害の Twitter のデータを用いる。これは、災害期間が長期であると災害発生からの時間経過によるデータの分析と分類を行うことが可能なためである。また、広い範囲で被害が発生した場合、要救助者が広範囲に及ぶため錯綜した Twitter からの救助要請抽出に関して優位性の検証を立てやすいからである。複数の地域の救助要請を抽出可能であれば、今後の災害において被害が広範囲であっても抽出できる可能性が示唆される。

次に、災害時の Twitter データを災害に関係のあるカテゴリに分類する。Twitter データをカテゴリに分類することで、その災害に対してどのような情報が分布しているか把握することが可能である。情報が把握可能であれば、災害対策の検討、時間経過による優先すべきカテゴリの検討が示唆される。カテゴリ分類には機械学習を用い、災害時ツイートの識別可能性も検討する。識別可能性が示唆されれば、信頼性の高い救助要請ツイートを特定する際に機械学習による予測を用いることが可能である。

最後に、信頼性を考慮した救助要請ツイートの抽出手法を検討する。情報トリアージの観点より、錯綜した情報の中から重要度の高いツイートを抽出することは優位である。先行研究により明らかにされている信頼性の高い救助要請ツイートの条件をもとに正解データを作成し、それを抽出する方法を検討することで信頼性の高い救助要請ツイートの特定を検証する。先行研究では人手による分析で信頼性の高い救助要請ツイートの条件を明らかにしたが、本稿ではその条件の機械的な適用を試み、検証を行う。機械的に信頼性の高い救助要請ツイートを特定することで、今後の災害において救助要請ツイート特定における人的コストと時間的コストの削減が示唆される。

以上より本研究では、災害期間が長期で広範囲に被害が発生した災害データをカテゴリに分類し機械的な識別可能性を検討し、先行研究により有効であると示唆された信頼性の高い救助要請ツイートを特定する条件を用い、機械的な抽出手法を検討し有効性を検証する。

5 発災時のツイートの特徴

西日本豪雨災害は、2018年6月28日から2018年7月8日にかけて発災し西日本を中心に広い範囲で記録された豪雨災害である¹⁰。主な被害地域は岡山県、愛媛県、広島県であり、降雨量が四国地方で1,800ミリ、東海地方で1,200ミリを超えた。

表1 23件のキーワードと各ツイート数

キーワード	ツイート数	キーワード	ツイート数
雨	53392	洪水	1750
救助	2109	孤立	770
救援	1149	義援金	764
土砂災害	1118	災害支援	327
水害	1195	助けて	3566
家屋倒壊	9	浸水	1845
災害ボランティア	119	倉敷	1849
ハザードマップ	210	台風7号	397
びしょ濡れ	621	氾濫	2783
予報	3970	避難	10289
運転見合わせ	682	募金	2677
拡散希望	10019		

豪雨による被害は、14府県で死者220人、3県で行方不明者11人であり、平成最悪の豪雨災害と呼ばれている¹¹。本研究では災害期間が長期で、広い範囲で被害をもたらしたこの西日本豪雨災害の際のツイートデータを対象とする。

5.1 ツイートデータの収集

1章で述べたように災害時の Twitter は情報錯綜の懸念があるため、緊急性の高いツイートを特定する前に、災害時の Twitter 上で頻出する情報を把握する必要がある。情報の把握を行うため、本稿では災害時のツイートデータに対して、災害に関連する情報にカテゴリ分類を行う。

西日本豪雨災害時のツイートデータを災害発生前後（2018年6月25日から2018年7月25日）の期間で、災害に関連するキーワードで取得した。災害期間のツイートは必ずしも災害に係るツイートだけではないため、期間内全てのツイートを収集することは、処理の観点からは現実的ではない。そこで、ツイートの収集は豪雨災害に関係すると考えられる語を23件選択し、それを用いたキーワード検索で行った。これにより、災害に関係のないツイートを省くことを試みた。使用したキーワードと、それらのキーワード毎の取得ツイート数を表1に示す。

こうしたツイートの収集では、ハッシュタグを用いた収集が用いられることが多い(e.g., [5], [9], [15])。例えば、救助依頼に関わるツイートの収集では、「#救助」や「#救援要請」など、ハッシュタグを用いることで、救助依頼に関係のないツイートを減らすことができる。2018年西日本豪雨災害でもこれらのハッシュタグが付与されたツイートが多数確認されている[15]。しかし、必ずしも全ての救助依頼ツイートに付与されているとは限らないため、ハッシュタグによる収集のみでは、抽出すべきツイートの取りこぼしが懸念される。そのため、今回はハッシュタグを用いたツイート収集に限定しなかった。

5.2 実際に得られたデータ

得られたツイートデータの総数は101,610件であった。災害期間のツイートから災害に無関係なツイートの取得を防ぐた

10: <http://www.bousai.go.jp/updates/h30typhoon7/index.html>

11: <https://www.yomiuri.co.jp/matome/20180706-OYT8T50006.html>

表2 各カテゴリの定義

カテゴリ	定義
(1) 被害状況	地域の被害状況, 被災地からの被害報告
(2) 天候情報	注意報や警報などの要請している情報
(3) 救助要請	被災者が救助を要請している情報
(4) 交通情報	運転取り止めなどの運行情報や通行止めなどの道路情報
(5) 救援物資	救援物資の受付状況やボランティアに関する情報
(6) その他	上記のカテゴリに当てはまらない情報

めにキーワードでの取得を行ったが、得られた 101,610 件のツイートデータの中にも災害に無関係なツイートが多数確認された。例えば、キーワード「雨」で収集した際に、アカウント名が「時雨」であった場合、ツイート本文に「雨」が入っていても取得してしまうことがある。その場合に取得したツイートも、ツイート本文がカテゴリに一致していれば使用するものとする。よって、取得したツイートデータからも災害時に重要性の高いツイートを探し出す必要があるため、その前処理として、収集したデータをカテゴリで分類することとした。

6 災害時のツイートのカテゴリ分類

6.1 カテゴリの定義

災害時に重要性の高いツイートのカテゴリとして、災害対策を目的とした 5 つのカテゴリを設定した。各カテゴリの定義を表 2 に、各カテゴリに分類されるツイートの例を表 3 に各々示す。5 つのカテゴリ設定の詳細は、(1) 被害がどこに分布しているのかを確認する、(2) 豪雨災害に関して災害要因の継続の程度を確認する、(3) 人命救助の必要の有無、どこにどのような状況で救助要請しているかを確認する、(4) 被災地と被災地以外の往復経路の状況を確認する、(5) 被災者への物的支援の必要性を確認する、である。また、5 つのカテゴリに当てはまらないツイートをその他とし、5 カテゴリ+その他の計 6 つで分類を行った。5 つのカテゴリは災害対策を目的とし、被災者を救助する側の人間が情報を得る手段として考案した。

6.2 カテゴリに分類

収集したデータ全てを人手でカテゴリに分類することは数量的に困難であるため、機械学習を用いて分類を試みる。機械学習を行うために人手で 1 カテゴリ 200 件ずつツイートを収集し、5 カテゴリ+その他で 1200 件を教師データとした。しかし、救助要請のツイートだけは、76 件のみしか取得できなかった。これは、救助要請ツイートが救助されたあとに投稿者によって削除された可能性と、人手分類による見落としの可能性が考えられる。この不足分を宋らが使用したデータ (122 件)[16] で補充し、Microsoft Excel の重複確認機能で重複確認処理を行って 198 件の救助要請ツイートを取得した。そのため、合計で 1198 件のツイートデータを教師データとして用意した。

6.3 パラメータの設定

手動で分類した教師データを Support Vector Machine [4] と Random Forest [3] で識別可能性の検証を行う。分類に適した機械学習手法の検証のために 2 値分類が得意な Support Vector

Machine (以下, SVM と記す) と多分類が得意な Random Forest (以下, RF と記す) を使用した。本稿で使用する SVM と RF のパラメータの生成は、宮本のプログラミングコードを参考にした [14]。分類を行うために教師データを各カテゴリで学習データ 7 割, テストデータ 3 割に分割し、ツイート本文に対し MeCab¹² を用いて形態素解析を行うことで、名詞、動詞、形容詞を抽出した。抽出された語を特徴量として Bag-of-Words 法によるベクトル化を行った。SVM は、1 対多分類を行う one-versus-the-rest 法を用いた。どちらの機械学習手法も 5 分割交差検定を行い、GridSearch によりベストパラメータを決定した。SVM のコストパラメータとガンマ値の候補を 0.01, 0.1, 1.0 とし、カーネルの候補に linear と rbf を用いた。RF では決定木の数の候補を 10, 30, 50, 70, 90, 110, 130, 150 とし、各決定木に用いる説明変数の数の候補を auto, sqrt, log2, None とした。各種パラメータの事前検討の結果、SVM ではコストパラメータに 1.0, ガンマ値に 0.1, カーネルに rbf を使用し、RF では決定木の数に 110, 各決定木に用いる説明変数の数に sqrt を使用することとした。GridSearch によるベストパラメータの結果、SVM ではコストパラメータに 1.0, ガンマ値に 0.01, カーネルに linear を使用した。RF では決定木の数を 150, 説明変数の数に sqrt を使用することとした。ベストパラメータによりテストデータを予測した際の SVM の精度を表 4 に、RF の精度を表 5 に示す。precision は適合率, recall は再現率, f1-score は適合率と再現率の調和平均である。交通情報に関して精度が 1 または 1 に限りなく近い状態であるのは、手動分類の際に「運転見合わせ」が記述されたツイートを多く収集した結果である。

6.4 カテゴリの時間経過による変化

また、ツイートの時間的な特徴を確認するため、教師データから各カテゴリ 100 件を時系列でグラフに表示した。それを図 6.3 に示す。グラフ作成に関して、プログラミング言語 Python のライブラリである matplotlib¹³ を使用した。グラフによると、災害期間 (2018 年 6 月 28 日から 2018 年 7 月 8 日) は被害状況, 天候情報, 救助要請, 交通情報が目立つ。災害期間後に救援物資のカテゴリが目立つ結果になった。これにより、災害期間内と災害期間外では増加するツイートが異なることが明らかになった。災害期間内はリアルタイムで被災しているため、被害状況, 天候情報, 救助要請, 交通情報が頻繁にツイートされる。災害期間外は豪雨が去り、被災地への支援のため救援物資のツイートが増加した。よって、災害期間内はツイート数の多さ, 人命優先の観点から救助要請が重要度の高いツイートであり、災害期間外は被災地支援の観点から救援物資が重要度の高いツイートであることが示唆された。また、救助要請は 2018 年 7 月 7 日前後が比較的ツイート数が多かった。これは、取得したデータの時系列的な偏りもあるが、豪雨災害の被害において豪雨発生から長期的な被害を被ることにより、河川の氾濫, 地盤の緩みによる土砂災害, 継続的な降雨による家屋への浸水が考えられ、災害期間の後半に救助要請が増加したことが示唆

12 : <http://taku910.github.io/mecab/>

13 : <https://matplotlib.org/>

表3 各カテゴリに分類されるツイートの例（住所部分は匿名処理を行った）

ツイート	カテゴリ
【拡散希望】テレビでは九州や広島ばかり報道がされていますが岡山県倉敷市真備町は川の氾濫により甚大な被害をうけています。現在も屋根の上に取り残されている方が多数います。停電しており雨も降り続けています。一刻も早く救助が必要です。皆様真備町の方々へのご支援をお願いします。	1
大雨警戒福岡県では昼前にかけて局地的に雷を伴って猛烈な雨が降り、夕方にかけて大雨のおそれがあります。土砂災害、河川の増水、氾濫に厳重警戒し、竜巻などの突風に注意してください。	2
倉敷市真備町 xxx-xx 男 80 歳、女 80 歳救助お願いします。	3
【山陽新幹線（岡山ー博多）終日 運転見合わせ】山陽新幹線は、大雨の影響で、岡山ー博多の上下線で終日運転を見合わせます。新大阪ー岡山で本数が非常に少なくなっています。	4
沢山の救援物資が集まっております！持ち寄って下さった皆さん、有難うございます！簡易トイレが不足しているようです。引き続き 松山 W studio RED で救援物資の受け入れをしておりますので、ご協力お願い致します！松山 W studio REDn 愛媛県松山市 町 4 xxx-x	5
『雨宿りにコーヒーを』がうまれるきっかけになった鉄工所をリノベーションしたカフェへ。雨の日に訪れて傘を畳んで入るのなんだか嬉しかった。	6

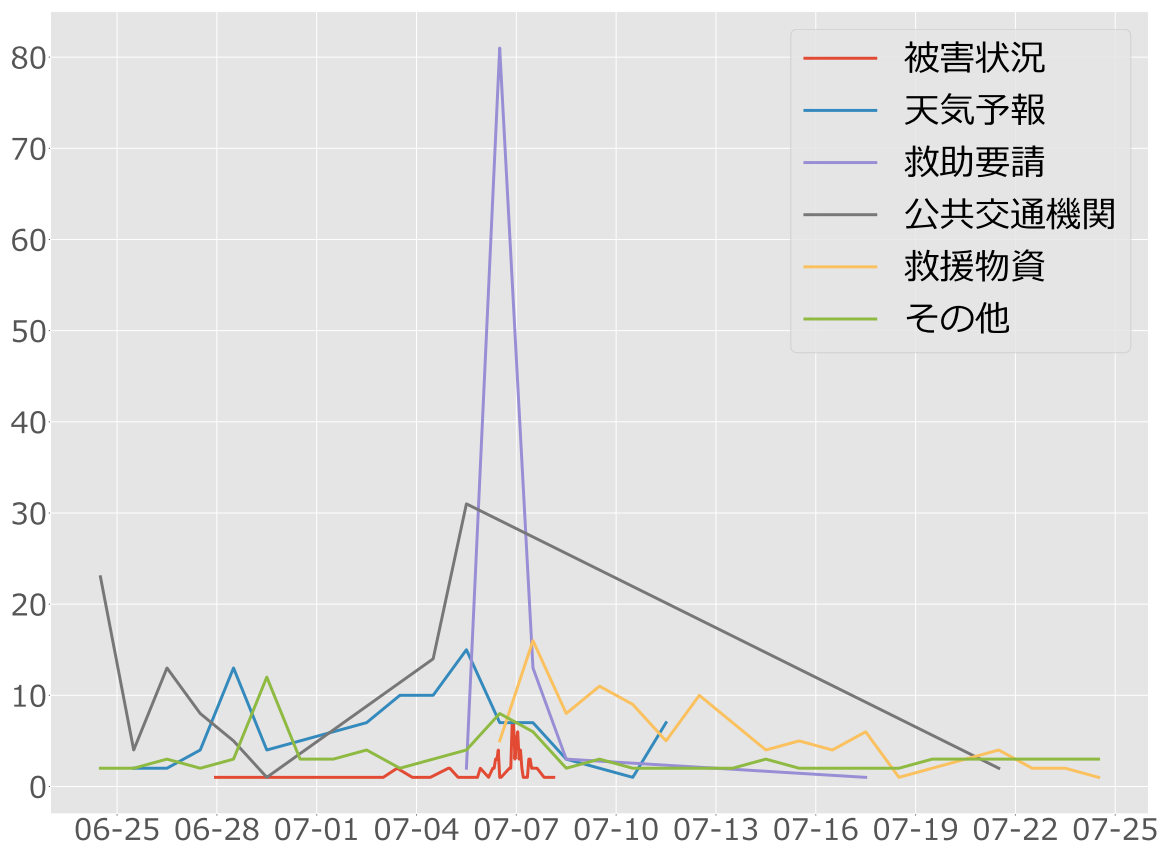


図1 災害に関するツイートの時系列情報

される。本稿では、重要度の高いツイートを救助要請ツイートとして扱う。

7 信頼性の高い救助要請ツイートの条件

本章では、信頼性の高い救助要請ツイートの特定のために、

先行研究で示唆された信頼性の高い救助要請ツイートを特定する条件を用いて正解データを作成する。先行研究は宋らの研究を用いる [16]。宋らは NHK が取材に用いたデータを分析し、(A) 住所が番地まで明記されている、もしくは (B) 町名までの住所に加え、団地名、施設名、建物名、要請対象のいずれかが

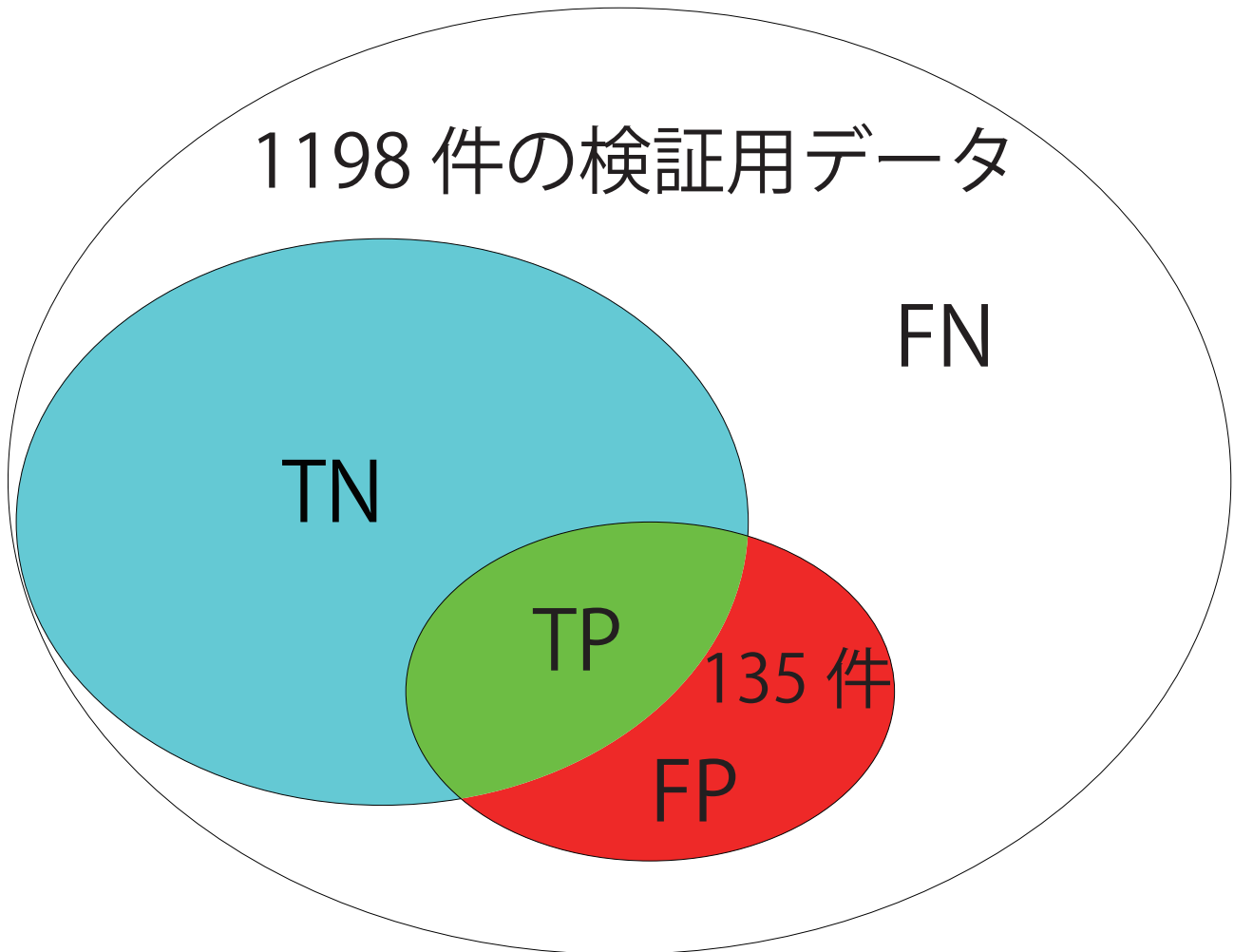


図2 住所判定法の図

表4 SVMの評価

	1	2	3	4	5	6
precision	0.866	0.700	0.850	0.983	0.933	0.816
recall	0.722	0.954	0.894	1.000	0.918	0.731
f1-score	0.787	0.807	0.871	0.991	0.925	0.771

表5 RFの評価

	1	2	3	4	5	6
precision	0.800	0.916	0.900	1.000	0.966	0.783
recall	0.827	0.948	0.830	1.000	0.892	0.870
f1-score	0.813	0.932	0.864	1.000	0.928	0.824

表6 住所判定法による再現率

	予測救助要請カテゴリ数	TP	TN	FP	recall
SVM	126	108	18	27	0.800

明記されていることが信頼性の高い救助要請ツイートの条件であることを明らかにしている。信頼性の高い救助要請ツイートの条件の分析にあたり、NHKは住所が明確に記載されていたツイートと、要請の投稿者自身が後日「救助された」と無事を報告していたツイートの取材を行っている。宋らはこのNHKの取材結果に基づき、ツイート内の詳細な住所情報と要請対象に着目して(A)と(B)の条件を検証している。検証は西日本豪雨災害時のツイートにおける岡山県真備町以外のツイートに適

応し、適応した44件のうち31件が信頼性の高い救助要請ツイートであり、この条件を用いることで信頼性の高い救助要請ツイートを高い確率で見つけ出せることを明らかにしている。宋らはこの検証を人手で行っているため、膨大な数のツイートから抽出する場合、人的コストと時間的コストがかかる。そこで本稿では宋らの結果を踏まえ、この条件に当てはまる信頼性の高い救助要請ツイートの機械的な抽出を試みる。

ツイートの機械的な抽出を行うにあたり、198件の救助要請ツイートからこの(A)と(B)の条件に当てはまるツイートを人手で判別する。その結果、条件に該当するツイートが135件あった。この135件のツイートを本稿で抽出したい正解データとする。

正規表現を用いてこれらを機械的に抽出する手法(以下、住所判定法と記す)を教師データに適用する。

8 住所判定法

8.1 住所判定法ルールの設定

住所判定法のルールとして、本稿では「市、区、町、村」のキーワードのいずれかが含まれている救助要請ツイートを正規表現により抽出した。これは、対象データがツイートであるため、**県市町**などの型にはまった住所の記載が成さ

表 7 機械学習+住所判定法における TP の例

ツイート		SVM	住所判定法
倉敷市真備町	xxxxxx で助けを求めている方がいらっしゃいます！救助。拡散をお願いします。	3	可能

表 8 機械学習+住所判定法における TN の例

ツイート		SVM	住所判定法
【拡散】まだまだ救援物資集めております明日昼、愛媛松山市から出発致します。一人一人何か出来ることを小さいことでもするそれが大きな力になる物資関係は松山市内なら取りに向かいますので DM 下さい 例水、缶詰、保存食品、オムツ、整理用品、ティッシュ、タオル、懐中電灯等		5	可能

表 9 機械学習+住所判定法における FP の例

ツイート			SVM	住所判定法
#救助要請 #	ダム #孤立 #満水	ダムすぐ下 原畑 2 家孤立 大人 5 名 避難できず 満水にて至急救助希望	3	不可能

れていない可能性がありこのような取得手法を試みた「都道府県」は該当する面積が広く、詳細な住所判定が困難であるためルールから除外した。また、被災地域の地名（例：真備，安芸群）での抽出は行わなかった。これは、被災地域すべての地名を設定する必要があり、設定から漏れた地名は取りこぼされる可能性があることと、ルールの汎用性を考慮した結果である。

宋らの条件において、団地名、施設名、建物名、要請対象があるが、本稿では住所から信頼性の高い救助要請ツイートを抽出することに重きを置いた。

8.2 住所判定法の適用

教師データに住所判定法を適用してその精度を検証した。その結果 TP(True Positive) が 128 件、FP(False Positive) が 7 件、TN(True Negative) が 354 件であり、正解データに対する再現率は 94.8%であった。TP とは救助要請であり住所判定法で抽出できたものである。FP とは救助要請であり住所判定法で抽出できなかったものである。TN とは救助要請ではなく住所判定法で抽出できたものである。行った住所判定法を図 6.4 に示す。正規表現を用いることにより、正解データ（135 件）のうち 128 件のツイートを取得することができた。この結果から、住所判定法を用いることで網羅的に信頼性が高い救助要請ツイートを収集できることが確認された。正解データのうち信頼性が高い救助要請として抽出できなかった 7 件では、「市，区，町，村」の表記が省略されており正規表現での抽出が失敗していた。また、正解データに対する適合率は 26.6%であった。この結果から、事前に救助要請ツイートを絞り込む必要性が示唆された。そこで、機械学習を用いて救助要請カテゴリに属するツイートのみをあらかじめ抽出し、それらに住所判定法を適用することでその改善を測る。

8.3 機械学習 + 住所判定法

SVM と RF を比較したところ、適合率と f1-score では RF が優位であったが、再現率において SVM が優位だった。本稿では、救助要請の取得漏れを防ぐ観点から、再現率が優位である SVM を採用し、得られた結果のうち救助要請カテゴリであると判断されたツイート集合に対して住所判定法を適用することとした。まず、1198 件の検証用データから SVM により救助要請カテゴリを抽出したところ、126 件のツイートが抽出された。126 件のツイートは正解が救助要請であり、SVM で救助要請

と判断されたツイートの数である。これに対して住所判定法を適用した結果、TP が 108 件、TN が 18 件、FP が 27 件であり、正解データに対する再現率は 80.0%であった（表 6）。TP の例を表 7、TN の例を表 8、FP の例を表 9 にそれぞれ示す。この結果より、あらかじめ SVM で救助要請を抽出したあとに住所判定法を用いることで、災害時の Twitter から救助要請を高い精度で抽出可能なことが示唆された。

9 考 察

本手法により、災害時の Twitter の分類可能性と救助要請ツイートの抽出可能性が示唆された。機械学習によるカテゴリ分類において SVM と RF の両方で高い精度の分類が可能である。これは、人手で教師データを作成した事により、同じカテゴリの特徴に偏りがある可能性がある。

SVM と住所判定法による TP のツイート（108 件）は、正解データ（135 件）の 80.0%のツイートであった。取得可能であった理由として、再現率の高い SVM を使用したこと、住所判定法で抽出可能な言葉が記述されていたことが考えられる。人手で用意した正解データのうち、SVM と住所判定法の 2 つの機械的な処理で抽出可能なツイートが 108 件で 80%で抽出できたことは、本稿の手法を用いることで機械的に信頼性が高い救助要請ツイートを抽出可能であることを示唆している。また、TN のツイート、FP のツイートに関して述べる。TN のツイート（18 件）は SVM で救助要請と判断されたが、住所判定法では抽出不可能であったツイートである。住所判定法で抽出不可能である理由は「市，区，町，村」の記述が省かれたツイートであると考えられる。これを住所判定法で抽出を行うには「市，区，町，村」以外に対象とする災害の被災地域の地名を加える必要がある。住所判定法では取得したいキーワードが含まれたツイートの抽出を行うので、対象災害に応じた柔軟なキーワードの設定で解決を試みたい。FP のツイート（27 件）は SVM で救助要請と判断されず、住所判定法で抽出可能であったツイートである。住所判定法で抽出可能なキーワードは含まれているが、SVM では救助要請と判断されなかった。これは、SVM の学習データの数量が少ないことが原因であると考えられる。今後、教師データを増やして学習と予測を行うことで SVM の予測精度を向上させる必要がある。

10 今後の展望

今後の展望として、(1) SVM と住所判定法の改善、(2) 災害時におけるツイートの時間経過に伴う優先度の変化を考慮した救助要請ツイートの抽出を行う。(1)に関して、9章で述べた解決手法を用いて信頼性の高い救助要請ツイートの抽出数を増加させる。(2)に関して、収集した全てのデータに機械学習で予測カテゴリを付与する必要がある。予測カテゴリを付与した時系列グラフを作成することで、災害発生からどのようなカテゴリのツイートが時間経過に伴いどのように変化していくかを確認することができる。グラフから救助要請ツイートが増加するタイミングを把握することで、今後の災害において Twitter で救助要請が増加する時間帯をある程度予測することが可能であると考えられる。また、本稿では豪雨災害について信頼性の高い救助要請ツイートの抽出を行ったが、地震などの別の災害時のツイートデータにこの手法を適用する必要がある。

11 おわりに

本研究では、住所判定法に基づき信頼性が高い救助要請ツイートを自動的に抽出する手法について検討した。西日本豪雨災害のツイートデータから SVM と RF を学習させたところ、SVM が再現率において優位だった。そこで住所判定法を用いて SVM の予測データと正解データから再現率を検証した。今後の展望として、災害時におけるツイートの時間経過に伴う優先度の変化を考慮した救助要請ツイートの抽出を行う。

謝 辞

本稿は科学技術研究補助金基盤研究(C特設)課題番号18KT0100の支援を受けて実施したものである。記して謝意を表す。

文 献

- [1] Acar, A. and Muraki, Y.: Twitter for crisis communication: lessons learned from Japan's tsunami disaster, *Int.J.Web Based Communities*, Vol. 7, No. 3, pp. 392–402 (2011).
- [2] 相田慎, 新堂安孝, 内山将夫: 「東日本大震災関連の救助要請情報抽出サイト」による救助活動支援, *自然言語処理*, Vol. 20, No. 3, pp. 405–422 (2013).
- [3] Breiman, L.: Random Forests, *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32 (2001).
- [4] Cortes, C. and Vapnik, V.: Support-vector networks, *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297 (1995).
- [5] 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).
- [6] 林春男: 阪神・淡路大震災における災害対応—社会科学的検討課題, *実験社会心理学研究*, Vol. 35, No. 2, pp. 194–206 (1995).
- [7] 北島良三, 上村龍太郎, 内田理, 鳥海不二夫: ニューラルネットワークを用いた Tweet データの分類に関する研究, 2015年度人工知能学会全国大会論文集, pp. 2B3NFC02a2–2B3NFC02a2 (2015).
- [8] 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, *Proc. 26th International Conference on Computational Linguistics*, pp. 263–267 (2016).
- [9] 佐藤翔輔, 今村文彦: 2017年7月九州北部豪雨災害における「#救助」ツイートの実態分析, *自然災害科学*, Vol. 37, No. 1, pp. 93–102 (2018).
- [10] 佐藤翔輔: 災害対応における SNS の有効性と限界: 東日本大震災の発生から7年をふりかえる, *災害情報*, No. 16-2, pp. 143–148 (2018).
- [11] Takahashi, B., Jr., E. C. T. and Carmichael, C.: Communicating on Twitter during a disaster: An analysis of tweets during Typhoon Haiyan in the Philippines, *Computers in Human Behavior*, pp. 392–398 (2015).
- [12] 宇津圭祐, 西川修史, 内田理: Twitter を用いた災害時安否確認システム T-@npi の救助要請機能の改良, *情報処理学会研究報告*, Vol. 2018-DC-109, No. 2, pp. 1–6 (2018).
- [13] 湯沢明夫, 小林亜樹: 感動詞の共起に着目した災害 tweet 抽出手法, *情報処理学会第80回全国大会*, Vol. 2018, No. 1, pp. 387–388 (2018).
- [14] 宮本華奈: 子どもの選考を考慮した類似絵本検索システムの基礎検討 絵本に関するレビュー文の構成分類, *信学技報*, Vol. 117, No. 420, pp. 119–24 (2018).
- [15] 西川修史, 田中希美, 大高凌, 佐藤宏樹, 近藤恵, 内田理, 宇津圭祐: 平成30年7月豪雨時の救助要請ツイートに関する分析, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 118, No. 244, pp. 43–48 (2018).
- [16] 宋晨潔, 藤代裕之: 災害時における信頼性の高い救助要請の見つけ方—西日本豪雨「救助」ツイートの検証—, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 118, No. 439, pp. 7–12 (2019).