

Twitter に投稿された画像の分類に基づくツイート文の傾向分析

—令和2年7月豪雨のツイートデータを対象に—

森野 穰[†] 安尾 萌[†] 松下 光範[†] 藤代 裕之^{††}

[†] 関西大学大学院総合情報学研究科 〒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: [†]{k790414,k290993,t080164}@kansai-u.ac.jp, ^{††}fujisiro@hosei.ac.jp

あらまし 本研究の目的は、災害時における Twitter の投稿から救援要請情報を抽出することを目指し、ツイートテキストとそれに付随する画像の関連性を明らかにすることである。東日本大震災を機に、Twitter を利用した災害救助が行われるようになった。しかし、ツイートにはテレビやデマなどに反応したツイートがノイズとして確認されている。迅速な救援を行うためには、それらのノイズを除去し、より正確な情報を抽出する必要がある。そういった社会的課題に対し、ツイートのテキスト情報に加え、画像の特徴を考慮することで救援情報の抽出精度の向上を試みる。その端緒として本稿では、令和2年7月豪雨時の「救援/救助」を含むツイートにおける、テキストと画像を対象とした調査を行う。ツイート画像に付随したテキストの特徴は、他の類似ツイート画像のテキスト特徴と類似するという仮定のもと、人手で分類したツイート画像とそれに対応したツイートテキストの傾向を分析する。

キーワード Twitter, 情報の信頼性, 災害情報, 文章特徴

1 はじめに

災害時において、Twitter¹を利用した情報共有、救助活動、被害状況を把握する動きが活発になっている。消防庁によると、投稿された救助要請ツイートや孤立情報を各都道府県の災害対策本部と連携することで実際に救助や支援に繋がった事例が報告されている [2]。災害時は、個人による災害情報や救援情報の情報発信が盛んに行われる一方で、デマの拡散やその他のオンライン・ソーシャル・ネットワーキング・サービス（以下、SNS と記す）の影響を原因とする情報の肥大化も問題視されている [3]。時間的、資源的制約下において、これらの莫大な情報を全て吟味することは現実的ではない。そのため、これらの情報を活用した救助活動を行うためには、情報選別を機械的に行う仕組みが必要である [4] [2]。

本研究では、災害時の情報選別システムの実現に向け、マスメディアの報道を起点とした投稿に着目した。災害時の Twitter には、ウェブメディアやテレビのニュースによって報道された情報が多く投稿されることが明らかとなっている [5]。こうした投稿には、スマホカメラを用いてテレビ画面を撮影したものや、ニュース映像の切り抜きなどが添付され、メディアの報道の総括や感想が述べられるケースが多い。この情報の構成は、被災したユーザが個人の被災状況の発信や救援を求めるツイートをする際、しばしば信頼性を担保するためにカメラで状況を撮影したものを同時に投稿するものと類似している。その結果、被災者の救助要請を抽出することを目的として機械的な情報選別を行う場合、すでにメディアで報道されている情報をユーザ

個人の被害状況だと誤認する懸念がある。本稿では、災害時に Twitter に投稿された画像付きツイートを対象に、添付された画像と文章の関係性を分析することで、その双方の特徴を考慮した相補的な情報の抽出を試みる。災害時に投稿される救援情報の特徴を明らかにすることで、災害情報に関連しない画像や、メディア報道に関連する画像を排除することが可能になる。

2 関連研究

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、効率的に救援情報を抽出することを志向している。本稿では、一般的な災害情報の利活用について述べた後、現在の災害情報の抽出に関する研究、および複数のモダリティを含む情報抽出に関する研究について述べる。

災害情報の活用に関する事例として、総務省は「DISAANA」という収集システムを開発している [6]。このシステムは、5W1H に対応したキーワード検索機能、および地点をクエリとした情報収集機能を提供している。このシステムの特徴として、災害発生時の情報ソースとして SNS を活用していることが挙げられる。この特徴は時々刻々と変化する状況に対して速報性の高い情報を提供することが可能である一方、ファクトチェックのなされていない情報や誤った情報、古い情報をしばしば提示してしまうという問題がある。現行のシステムはこの問題に対して、提示する情報と反対の趣旨の情報を提示することで、利用者のファクトチェックを促している。

上述した通り、SNS 上の情報を利用した災害情報システムは、速報性が高い一方で、検索する上でノイズとなる情報が大量に

1: [https://twitter.com\(2020/12/18](https://twitter.com(2020/12/18) 確認)

含まれている。佐藤は、2種類の大規模災害発生時に「#救助」というハッシュタグを付与したツイートを対象に、内容の比較分析を行っている[7]。分析の結果、被災地から発信された名前や要救助者数、災害の状況を記載したツイートは、対象となった2171件のツイートのうち16.5%であった。またハッシュタグをつけて発信されたツイートのほとんどが、被害地域の外から発信されたものや、タイトルや記事内容にハッシュタグを含むニュース記事であった。この結果からも、より効率的な情報の選別を自動で行う仕組みが、SNS上の情報を利用する上で必要とされているといえる。

本研究では、画像とそれに対応したテキストを併用することで、救援情報の抽出精度を向上させることを目指している。このような、異なるモダリティのデータを併用する試みの類例として、石橋は病理情報を対象としたデータ検索システムを提案している[8]。このシステムは、テキストとそれに付随する画像を紐付け、紐付けられた画像の特徴量を利用することで、画像をクエリとした病理情報の検索を可能にしている。

3 西日本豪雨を対象としたツイートデータの収集および分類

本稿では、令和2年7月3日から31日にかけて発生した「西日本豪雨²⁾」を対象に、災害に関するツイートデータの収集を試みた。令和2年7月1日～15日に投稿されたツイートをTwitterRestAPIを用いてキーワードをクエリとした収集を行った。キーワードは「救助」および「避難」を設定した。これらのツイートの中から画像および動画が添付されている投稿を抽出し、計292,466枚の画像および動画の収集を行った。次に、収集した画像・動画データの分類を人手で行った。分類の際、画像および動画をツイートIDと紐づけた。Twitterでは一投稿あたり4枚まで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。

- (1) 災害に関連するか
- (2) メインに写っているものが何か
- (3) ニュースに関連するか

以下に分類の手順を述べる。はじめに、4人の大学生（以下、分類担当者）に対して、以下の4つのクラスを提示した。想定する画像を図3から図1^{3,4,5)}に示す。

- (1) 逆L字と呼ばれる災害被害発生中のニュース速報などが放送される際に付けられるようなものが映り込んでいる画像
- (2) テレビのニュースをカメラで撮影した画像
- (3) メディア媒体を問わず、ニュースに関する画像
- (4) アニメや漫画などの画像

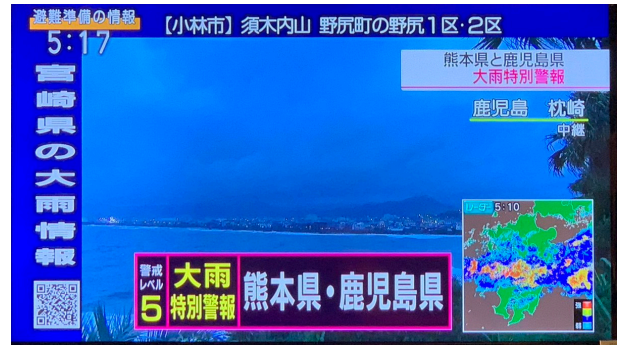


図1 逆L時が確認できる画像例⁵⁾



図2 テレビの報道をカメラで撮影した画像例⁴⁾



図3 ニュースに関する画像例³⁾

次に分類担当者は、各人の判断のもと、上記以外のクラスを作成して分類を行った。その後、分類担当者に聴取を行い、同一の分類クラスであると判断できるものを統合した。分類結果の一部を表1に記す。

4 ツイートテキストの傾向

ツイートテキストの傾向を分析するため、3章で得られた各画像クラスを一群としてTF-IDF (Term Frequency-Inverted Document Frequency) [1]を算出する。

4.1 テキストの前処理

はじめに、3章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

2 : <https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/data/bosai/report/2020/20200814/20200811.html> (2020/12/18 確認)

3 : <https://twitter.com/amasehimika147/status/1150073316863959041>

4 : <https://twitter.com/TAKAYA05378399/status/1279181014711930880>

5 : <https://twitter.com/KANKAI79/status/1279148724766167041>

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	8230
テレビのニュース	1471
二次元画像	2115
人	2389
地図	1205
救助	691
被害	4293
避難	3826
風景	3168
飲食物	1445

(ver.0.966.2)⁶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、SlothLib [9] に含まれる単語と、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。

4.2 TF-IDF の算出

各画像クラスの TF 値の算出を行う。TF 値の算出は以下の式 (1) を用いた。

$$TF_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{X} \quad (1)$$

X は文章 j に出現する単語の総出現回数である。 $n_{i,j}$ は文章 j における単語 i を示し、 X は文章 j に出現する単語の総出現回数である。

また、IDF 値の算出式には式 (2) を用いた。

$$IDF_i = \log_e \frac{N}{df_i} + 1 \quad (2)$$

N は総文章を示す。 df_i は単語 i を含む文書数である。これらを用いて式 (3) のように TF-IDF を算出した。

$$TF-IDF_{i,j} = TF_{i,j} \cdot IDF_i \quad (3)$$

本稿では、表 1 のクラス 23 種類を基に、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を見つけることを企図している。

5 考 察

前章の分類および TF-IDF の算出に基づき、調査結果の考察を行った。

5.1 人手による画像分類結果に関する考察

3 章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。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。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には、「Identity V 第五人格」⁷と呼ばれるゲームに関する画像や動画が多く確認できた。この原因として、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ことが考えられる。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。

5.2 テキスト群の特徴に関する考察

TF-IDF 値算出の際、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 に寄るもので、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、本来、同一クラス内であればツイート ID の重複により、同内容のツイートは排除されるが、繰り返しツイートされることで異なるツイート ID が付与されていたため重複したと考えられる。“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であった。“逆 L 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。

5.3 クラス間の類似に関する考察

本稿の分類手法では、複数のクラスに対して同一 ID のツイートが分類されるケースがある。これは、同一画像が複数のクラスに分類される場合、同一ツイート内で複数の画像が添付され各々が違うクラスへの分類が見込まれる場合に発生する。これらの同一 ID が TF-IDF 算出の際に影響を与えている可能性を考慮し、ツイート群間の類似性について、コサイン類似度を用いて分析した。類似度が高く算出される傾向の高かったクラスを表 3 に示す。類似度が高かった語群として、「“救助”-“自衛隊”」、「“地図”や“天気図”、“天気”」などがあつた。また、「“テレビニュース”」は「“被害”」「“避難”」と類似度が高く、

6 : <https://taku910.github.io/mecab/> (2020/12/17 確認)

7 : <https://www.identityv.jp/> (2010/12/20 確認)

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L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	0.3462	八	0.1825	岐阜	0.3666	グッズ	0.3340
解読	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

表3 コサイン類似度が高い傾向のあるクラス 抜粋

テレビニュース	Cos 類似度	人	Cos 類似度	地図	Cos 類似度	天気	Cos 類似度	救助	Cos 類似度	被害	Cos 類似度	避難	Cos 類似度	風景	Cos 類似度
被害	0.4728	避難	0.4206	被害	0.5291	天気図	0.9031	自衛隊	0.7939	風景	0.5341	地図	0.4818	被害	0.5341
避難	0.4519	風景	0.3697	天気	0.5234	地図	0.5234	被害	0.3499	地図	0.5291	テレビニュース	0.4519	避難	0.3759
地図	0.4254	テレビニュース	0.3173	天気図	0.5183	避難	0.3455	テレビニュース	0.3141	テレビニュース	0.4728	被害	0.4499	地図	0.3728
人	0.3173	被害	0.2904	避難	0.4818	風景	0.3294	SNS	0.2139	避難	0.4499	人	0.4206	人	0.3697

一般的な報道と被害情報や避難情報が混交する可能性が考えられる。「被害」では複数のクラスと類似度が高く算出され、災害情報全体を象徴する語である可能性が示された。

また、同一IDのツイートが他クラス間で存在している場合、クラス間のコサイン類似度が高く算出される傾向にあった。分類担当者への聴取から、一画像を分類するクラスの判断が困難だった場合、分類担当者によって類似度が高い他のクラスに割り振ったケースを確認した。この結果から、類似度が高く算出されるクラス同士は、人手による画像分類において、ヒューマンエラーを起こす可能性が高いことが示唆された。

5.4 被害に分類されたツイートに関する考察

「被害」では複数のクラスと類似度が高く算出され、他の分類クラスのツイートが比較的多く混交している可能性を考慮し、再度人手による画像分類を行なった。その際、画像を見ただけでは分類先を判断できない場合は、元となるツイートから本文およびアカウント情報を参照した。その結果、「被害」に分類されたツイートには、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」(2689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の上位5単語を表4に示す。

「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」では第五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り、キーワードによるツイートの抽出が原因である。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」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る[10]、「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。ユーザが撮影した画像の投稿を抽出するためには、TF-IDFによるテキスト特徴だけでなく、異なる特徴を考慮する必要がある。

6 今後の展望

本研究では、Twitterに投稿された画像を人手で分類し、それを基にテキストの特徴を調査した。また、ニュースやメディアの影響が見受けられる情報の抽出や、被害情報の分類を試みた。また、画像の分類結果を基に、それらの画像が投稿されたツイートのテキストから特徴を算出した。分類の結果、「救助」と「避難」というキーワードで抽出したツイートから、以上二つのキーワードでは「ゲーム」に関する画像や動画が最も投稿されることが明らかになった。一方で、分類が困難な画像が

表 4 再分類した被害ツイート 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	0.3606	熊本	0.3952	川	0.2912	氾濫	0.3950	災害	0.4000	映	0.2617	熊本	0.2230
当時	0.3114	豪雨	0.2803	雨	0.2708	水位	0.3402	駐屯	0.2539	ダム	0.2580	お願い	0.2088
園	0.2854	大雨	0.2021	氾濫	0.2482	カメラ	0.3112	豪雨	0.2461	洪水	0.2051	地区	0.2036
寿	0.1986	指示	0.1823	熊本	0.2354	ライブ	0.2847	派遣	0.2377	大雨	0.1864	坂本	0.1998
千寿	0.1631	災害	0.1792	大雨	0.2232	川	0.2581	熊本	0.2256	中国	0.1764	連絡	0.1978

ヒューマンエラーの原因となったことから、画像の分類基準を分類担当者間で統一する必要性が明らかになった。今後は、テキストの特徴を基にツイートの抽出を試み、救助情報の抽出精度について調査する。また、ユーザアカウント情報やその他のツイート情報から、ノイズとなるツイートを排除する方法について検討する。

7 おわりに

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、投稿された画像を手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。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 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。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。TF-IDF を基に文書間のコサイン類似度を算出した結果、誤分類を起こしやすいクラス間が明らかになり、同一ツイートを複数クラスへ分類する可能性が示唆された。さらに、“被害”に分類された画像を再分類した結果、被害を報告するツイートも細分化できることが明らかとなった。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。今後、これらのテキストの傾向や画像の分類を基に実ツイートの抽出を試みる。

謝 辞

本研究は科研費基盤研究 (c) 特設 (科研番号: JP18KT0100) の支援を受けた。記して謝意を表す。

文 献

- [1] Jones, K.S.: Index Term Weighting, Information Storage and Retrieval, Vol. 9, No. 11, pp.619–633 (1973)
- [2] 総務省消防庁: 大規模災害時におけるソーシャル・ネットワークワーキング・サービシによる緊急通報の活用可能性に関する検討会報告書 (案), https://www.fdma.go.jp/singi_kento/kento/items/sns04/shiryo02.pdf, 参照 12/17, (2020)
- [3] 梅島彩奈, 宮部真衣, 荒牧英治, 灘本明代: 災害時 Twitter におけるデマとデマ訂正 RT 傾向, 情報処理学会研究報告, Vol.2011-DBS-152, No.4, pp.1–6, (2011).
- [4] 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).
- [5] 森野穰, 安尾萌, 松下光範, 藤代裕之: ウェブメディアが SNS に与える影響の調査—2019 年台風 19 号のツイートデータを対象に一, 第 12 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, C8-4 (2020)
- [6] 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

- ～, https://www.soumu.go.jp/main_content/000672984.pdf, 参照 12/24(2020)
- [7] 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 J.JSND, Vol. 37, No. 4, pp.383-396 (2019)
 - [8] 石橋雄一, 原敦子, 岡安勲, 栗原孝次: 画像特徴量とテキスト情報による画像検索可能な病情報データベースの構築, 計算機統計学, Vol. 24, No. 2, pp.3-21 (2011)
 - [9] 大島裕明, 中村聡史, 田中克己: SlothLib: Web サーチ研究のためのプログラミングライブラリ, 日本データベース学会 Letters, Vol. 6, No. 1, pp.113–116 (2007)
 - [10] 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 月豪雨を対象に一, 電子情報通信学会技術研究報告 (Web) (IEICE Technical Report (Web)), Vol. 120, No. 166, pp.18-23 (2020)