

災害ツイートを対象にした場所参照表現の抽出

六瀬聡宏¹ 内田理¹

概要：大規模災害時の被害を最小限に抑えるためには、迅速かつ確かな情報の収集と伝達が重要である。そのため、災害時にこれらの役割を担う政府や自治体でも、Twitterをはじめとする即時性の高いソーシャルメディア上で情報の収集や発信を行うなど、積極的に利活用する動きが見られる。一方で、大規模災害時にはソーシャルメディア上を流通する情報量が急激に上昇するため、重要度や有益性の高い情報を膨大なツイート群から、迅速に選別する必要がある。また、災害対応者が意思決定を行う上で、各ツイートの内容がどの場所を対象としたものであるかを特定する（場所を参照する表現を抽出する）ことも重要である。このような背景から、災害時に投稿されたツイートを対象としたジャンル分類や有益情報の抽出、場所・地点の特定などに機械学習の活用が試みられている。しかし、災害発生と同時に学習データを用意しモデルを構築することは困難であるから、過去の災害時ツイートデータを利用してモデルを構築することが検討されている。本研究では国内で発生した3つの豪雨災害に焦点を当て、他の災害時の投稿で学習したモデルを利用した場所参照表現抽出について検証する。

Location Mention Recognition from Disaster-related Tweets

TOSHIHIRO ROKUSE¹ OSAMU UCHIDA¹

1. はじめに

大規模災害時の被害を最小限に抑えるためには、迅速かつ確かな情報の収集と伝達が重要である。そのため、Twitterを始めとする即時性が高く利用者の多いソーシャルメディアプラットフォームの利活用に関心が寄せられている。災害の発生時には停電や通信障害などの被災状況の報告などがリアルタイムに投稿され、初動対応に有益な情報が含まれていることが報告されている[1]。また、実際に国内外で発生した大規模な災害時にも、被害状況の発信、収集、共有にTwitterが活用されているとの調査もある[2]。近年では、災害時にこれらの役割を担う政府や自治体でもソーシャルメディア上で情報の収集と発信を行い、利活用する動きが見られる[3]。

しかし、大規模災害時にはソーシャルメディア上を流通する情報量が急激に上昇することから、さらなる利活用に向けて課題も残されている。例えば、2018年6月に発生した大阪府北部を震源とする地震の際には、地震発生直後の午前8時から10分間の間に「地震」という単語を含むツイート（リツイートを含む）が少なくとも27万件以上投稿されていたことが明らかになっている[4]。また、2017年8月にアメリカ・テキサス州に上陸したハリケーンの際には、ソーシャルメディア上で発信された5,200以上の救助要請が見逃されたとの指摘もある[5]。

以上より、膨大なツイート群から、重要度、もしくは有

益性の高い情報を迅速に選別する必要があるといえる。また、災害対応者が意思決定を行う上で、各ツイートの内容がどの場所を対象としたものであるかを特定する（場所を参照する表現を抽出する）ことも重要である（場所参照表現を含むツイート例を表1に示す）。

このような背景から、災害時に投稿されたツイートを対象としたジャンル分類や有益情報の抽出、場所・地点の特定などに機械学習の活用が試みられている。しかし、災害発生と同時に学習データを用意しモデルを構築することは困難である。そこで、過去の災害発生時のツイートデータを利用してモデルを構築する（図1）ことが検討されている。例えばSuwailehら[6]は、過去の災害時のツイートにより学習したモデルを利用して2016年にアメリカ・ヒューストン州で発生した洪水時のツイートを対象に、場所参照表現の抽出を試みている。一方で、日本国内で発生した災害時に投稿された日本語ツイートを対象とした同様の検証は進んでいない。

そこで、本研究では国内で発生した3つの豪雨災害に焦点を当て、他の災害時の投稿で学習したモデルを利用した場所参照表現抽出について検証する。今回は平成30年7月豪雨、令和2年7月豪雨、令和3年8月豪雨の発生時に投稿されたツイートを対象とした。

¹ 東海大学
Tokai University

表 1 場所参照表現を含む災害ツイートの例

Tweet 1	大雨の影響で安芸矢口駅付近の道路が冠水・浸水 現地の様子 <URL>
Tweet 2	大雨で飯山線止まって北陸新幹線でしか長野に戻れなくなった👉 <URL>
Tweet 3	現在町内の河川はまだ大丈夫ですが、突然の増水に注意しましょう #九度山町



図 1 過去の災害を利用したモデルの例

2. 関連研究

2.1 Twitter に流通する情報のフィルタリング

災害時にソーシャルメディアを利活用する試みは多数存在している．特に膨大な数のツイートの中から重要な情報をフィルタリングするため，ツイートを自然文の分類問題として解く手法が盛んに研究されている．例えば，Kayi [7]らは災害時の対応に優先度をつけるため，緊急度を推定する方法を提案した．また，状況に応じて必要な情報をフィルタリングするため，“被害状況”や“注意喚起”など4つのジャンルへの分類する手法も提案されている[8]．

また，ツイート中から特定の情報を抽出する試みも進められている．Chowdhury [9]らは，ツイートから状況認識に重要なフレーズを抽出する際，ソーシャルメディア特有の“you”を“u”と表現するような砕けた表現を考慮した手法を提案している．他には，特定の場所を参照するような表現のツイートからの抽出についても検討が進められており，公共施設や観光施設などのランドマークがリスト化されたオープンデータを利用する手法が提案されている[10]．

これらの研究は災害が発生した際に，即時にツイートへのアノテーションを行い，機械学習モデルを構築して推論が可能であることが前提になっている．Medina [11]らは，実際の災害発生時にこのようなことを前提とすることは実用的でないとし，過去の災害時に流通したツイートの利用可能性について検証している．前述のように，場所参照表現に関しても Suwaileh [6]らが検証を試みている．

以上で挙げた研究はそのほとんどが，海外で発生した災害に対して英語で投稿された事例が大部分を占めている．しかし，日本とは災害の発生頻度やその規模が異なる．例えば，山火事が日本で発生することは少ないが，反面，地震は比較的発生頻度が高く，規模も大きい．そのため，情報抽出の中でも特に場所参照表現に注力し，過去の災害を利用した知見が日本の災害で適用できるかは検証の余地が残されている．

なお，日本国内においても DISAANA[12]や D-SUMM[13]など，災害時に Twitter 利活用に関する研究が活発に進められており，分類や分析に関する研究も様々なものが存在する ([14][15]など)．ただし，本研究は過去の災害データを利用した情報抽出を主たる目的としており，既存研究の多くとは目的が異なる．

2.2 Twitter における位置情報処理

短時間で大量の情報が流通する災害時の Twitter では，状況に応じた情報のフィルタリングが重要であるのと同時に，これらのツイートが示す位置の情報もまた重要である．Twitter を対象にした位置情報の抽出に関する研究は大きく分けて3つに分類される．ひとつは，ジオタグを利用する方法が挙げられる．ツイートにはジオタグと呼ばれる，緯度経度情報を付与することができるが，実際にジオタグが付与されたツイート数は極めて少ないことが報告されている[16]．また，プロフィールを利用する方法もある[17]．ユーザの自己紹介文（プロフィール）には生活エリアや所属を記入されていることが多いことに着目している手法である．しかし，この手法はユーザの生活エリアや興味のあるランドマークを特定することに重きをおいている．最後は場所参照表現に注目した手法を紹介する．これはツイート内に記載された場所参照表現を抽出し，それをヒントに住所を推測する考え方である[18]．ただし，“日本橋”や“第一小学校”のような同じ表記で複数の場所を示す場合があるため，一意に特定することは一般に困難である．したがって，どの手法にも一長一短があり，複数を組み合わせて利用することが望ましい．例えば，ジオタグが付与されていない場合，ツイートの場所参照表現を抽出し，複数の候補がある場合はユーザのプロフィールを基に一意に解決する，などである．災害時における同様のアプローチではすでに検証が進んでおり，本研究では，ツイート中のランドマーク名に着目する．

3. 問題設定

本研究における場所参照表現の抽出とは，ツイートに含まれる全ての場所参照表現を特定することである．問題設定の概要を図2に示す． L 個の単語 w_i ($i = 1, \dots, L$) から構成されるツイート $t = \{w_1, w_2, \dots, w_L\}$ が与えられたとき， t に

真備	の	地域	交流	センター	が	停電
U	O	B	I	L	O	O

図2 問題設定の概要

含まれる場所を参照している単語 w_i をすべて特定することを指す。場所参照表現は複数の単語にまたがる可能性があるため、ツイートを単語の系列とみなし、各単語のクラスを予測する系列ラベリング問題として定義する。クラスの定義はYangら[19]を参考にBILOUの5クラスを利用する。“B”は場所参照表現の先頭となる単語を示し、次の単語も場所参照表現の場合は“P”を割り当てる。末端まで到達した場合に“L”を割り当てることにより、“B”から“L”までが場所参照表現であるということを表現する。場所参照表現ではない単語は“O”を割り当て、1単語からなる場所参照表現は“U”を割り当てることで表現する。本研究ではこの定義に従い、ツイートを構成する単語列に対してマルチクラス分類を試みる。

4. データセット

4.1 ツイートの収集

近年日本国内で発生した3つの大雨災害に焦点を当て、Twitter Search APIを利用して我々自身が収集したツイートデータを対象にアノテーションを実施する。本研究で利用するデータは、気象庁から大雨特別警報が発報された時刻を起点として、24時間以内に流通したツイートとする。災害に関係ないツイートを除外するため、文献[20]などを参考に、事前の予備実験に基づいて決定したクエリを指定する。詳細は表2に示す。

4.2 災害に言及したツイートの絞り込み

Paul[20]らの調査によると、災害に関係するクエリを含むツイートでも実際に災害について言及しているツイートは非常に少ないことが知られている。本研究では更に以下の条件を満たすオリジナルツイート（リツイート以外のツイート）のみに絞り込みを行う。

- (1) 日本語で記述されている
- (2) 1回以上リツイートされている
- (3) Twitter公式クライアントを利用した投稿
- (4) 1つ以上の場所参照表現を含む

これらの条件は、一度でも拡散されたツイートは有益な情報を含み、かつ、現地からの投稿はBOTや特定のWebサービスと異なり、特別なTwitterクライアントを利用していないという仮説に基づいて設定した。条件(4)に関しては文献[10]などを参考にしてオープンデータを利用した辞書を構築し、最長一致で文字列マッチングを行うことにより条

表2 収集条件

災害	開始時刻	クエリ
平成30年 7月豪雨	2018/07/06 17:10	大雨 OR 冠水 OR 氾濫 OR 水没 OR 増水 OR 浸水 OR 洪水 OR 断水 OR 渋滞 OR 停電 OR 避難所 OR 避難場所
令和2年 7月豪雨	2020/07/04 04:50	OR 救助 OR 通行止 OR 通行規制 OR 通行不 OR 土砂崩れ
令和3年 8月豪雨	2021/08/13 08:45	OR 溢れ OR 浸かつ OR 倒木 OR 孤立 OR 陥没 OR 落石 OR 崖崩れ OR がけ崩れ

表3 各工程でのツイート数の集計結果

災害	収集	絞り込み	アノテーション
平成30年 7月豪雨	1,107,378	26,780	1,000
令和2年 7月豪雨	561,311	12,890	1,000
令和3年 8月豪雨	441,930	16,186	1,000

件の充足を判断した。それ以外の条件に関しては、ツイートに付与されているメタデータを参照して機械的に判断した。

4.3 アノテーション

前節で絞り込まれたツイート群に対して、含まれる地名参照表現についてアノテーションを行う。作業時にはMatsudaら[21]の研究で提案されているアノテーションスキームを参考に実施した。作業の過程で“球磨川”の様な場所ではなく人名を指している場合や、実際の被害状況ではなく被災地の状況を心配するようなツイートを除外し、各災害で1,000ツイートが得られるまで作業を繰り返す。本来は、条件を指定することで何らかの偏りが発生する可能性が考えられるため、絞り込みをせずにランダムサンプリングした結果に対しアノテーションすることが望ましい。しかし、表3に示すように、災害関連クエリを含むツイートだけでも膨大な数のツイートが流通しているため、前述の条件で絞り込みを行った。

5. 実験

5.1 実験設定

本研究では過去の災害時に流通したツイートの利用可能性を検証するため、学習と推論時で別々の災害のデータを利用する。今回は、令和3年8月豪雨のツイートに対し、過去の2つの災害の一方か両方を均等に混合したツイートを利用する。これは、学習時に未来のツイートを利用して

しまうことを避けながら、単一の災害を利用した場合と組み合わせた場合の影響を調査することを目的としている。

場所参照表現の抽出には BERT[22]を利用する。近年、系列ラベリングの問題ではベースラインとして一般的に広く用いられており、比較的少量のデータでも良好な結果が得られる事が知られている。BERT の学習をスクラッチで実施する場合、非常に計算コストが高くなることから、今回は bert-base-japanese-v2 (<https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-v2>) を基に、前章で準備したデータを利用して追加で学習を行うこととした。学習時のハイパーパラメータはオリジナルの論文[18]に従い、単語への分割には形態素解析器 MeCab (<https://taku910.github.io/mecab/>) を利用した。辞書には unidic-lite (<https://github.com/polm/unidic-lite>) を選択した。

データは以下の2つ手順を踏んで準備した。まず前処理として、ツイート中の URL やユーザー名は、<URL>と<UESRNAME>にそれぞれ置換した。学習、開発、テストの3つにそれぞれ、0.8 / 0.1 / 0.1 の割合で分割して実験を行う。

5.2 実験結果

実験結果を表4に示す。(1)は災害の発生から即時にデータが準備できた理想的な場合であり、(2)-(4)は過去の災害を利用した場合となる。

(2)と(3)の結果を比較することで、単一の災害を利用した場合、ケースによって性能に差が生じるかがわかる。今回は(3)の方が良好な結果を示している。(3)で大雨特別警報が発令された時刻は午後5時台であり、比較的多くのユーザーが帰宅や通勤で移動していたタイミングと重なった。そのため、現地から被災状況を伝えるツイートが含まれていた。一方、(2)は午前5時前と早朝であったため、現地からの投稿は限定的でバリエーションが少なかった。そのため、モデルが汎化性能を獲得できなかったと考えられる。

また、すべての指標で最も良い性能を示しているのは(4)である。(2)、(3)よりも良好な結果を示しており、お互いに補完関係にあることを示唆している。つまり、特定の災害のみで学習するのではなく、複数の災害を組み合わせることで汎化性能の向上が期待できることがわかった。

しかし、(1)と(4)との比較ではどの指標でも10ポイント近い開きがあり、これは即時利用可能なケースとの比較ではまだ課題が残されていることもわかった。

6. まとめと今後の展望

本研究では、災害対応者が意思決定を行う上で、各ツイートの内容がどの場所を対象としたものであるかを特定するために、国内で発生した3つの豪雨災害に焦点を当て、他の災害時の投稿で学習したモデルを利用した場所参照表現

表4 実験結果

	学習	推論	適合率	再現率	F 値
(1)	令和3年 8月豪雨	令和3年 8月豪雨	0.789	0.827	0.808
(2)	令和2年 7月豪雨		0.577	0.625	0.600
(3)	平成30年 7月豪雨		0.626	0.692	0.657
(4)	(2)+(3)		0.666	0.731	0.697

抽出について検証した。過去の災害を利用した場合、複数の災害を組み合わせることで、最も良い性能を得られることがわかった。複数の災害時のツイートを利用することで多様性が生まれた結果、モデルが汎化性能を獲得できたのではないかという考察を得た。我々は今後、他の豪雨災害でも同じ結果が得られるかの検証を進めると共に、地震や台風などの別の災害を組み合わせた場合の性能の変化についても検証をすすめる予定である。

謝辞

本研究は、科研費基盤研究(C)18K11553の助成を受けて実施した。

参考文献

- [1] Saleem, H., Zamal, F., Ruths, D.: Tackling the Challenges of Situational Awareness Extraction in Twitter with an Adaptive Approach, *Procedia Engineering*, Vol.107, pp. 301–311 (2015).
- [2] Meier, P.: Digital Humanitarians: How Big Data Is Changing the Face of Humanitarian Response, CRC Press (2015).
- [3] 内田理, 宇津圭祐: 災害時のソーシャルメディア 利活用, 電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ Fundamentals Review, Vol.13, No.4, pp.301-311 (2020).
- [4] Yamada, S., Utsu, K., Uchida, O.: An Analysis of Tweets During the 2018 Osaka North Earthquake in Japan - A Brief Report, *Proc. 5th International Conference on Information and Communication Technologies for Disaster Management* (2018).
- [5] Villegas, C., Martinez, M., Krause, M.: Lessons from Harvey: Crisis informatics for urban resilience, Rice University Kinder Institute for Urban Research (2018).
- [6] Suwaileh, R., Imran, M., Elsayed, T., Sajjad, H.: Are We Ready for this Disaster? Towards Location Mention Recognition from Crisis Tweets.” *Proc. 28th International Conference on Computational Linguistics*, pp.6252–6263 (2020).
- [7] Sarioglu Kayi, E., Nan, L., Qu, B., Diab, M., McKeown, K.: Detecting Urgency Status of Crisis Tweets: A Transfer Learning Approach for Low Resource Languages, *Proc. 28th International Conference on Computational Linguistics*, pp.4693–4703 (2020).
- [8] Ray Chowdhury, J., Caragea, C., Caragea, D.: Cross-Lingual Disaster-Related Multi-Label Tweet Classification with Manifold Mixup, *Proc. 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp.292–298 (2020).
- [9] Chowdhury, J. R., Caragea, C., Caragea, D.: Keyphrase Extraction from Disaster-Related Tweets, *Proc. World Wide Web Conference 2019*, pp. 1555–1566 (2019).
- [10] Al-Olimat, H., Thirunarayan, K., Shalin, V., Sheth, A.: Location

- Name Extraction from Targeted Text Streams Using Gazetteer-Based Statistical Language Models, *Proc. 27th International Conference on Computational Linguistics*, pp.1986–1997 (2018).
- [11] Medina Maza, S., Spiliopoulou, E., Hovy, E., Hauptmann, A.: Event-Related Bias Removal for Real-Time Disaster Events, *Findings of the Association for Computational Linguistics*, pp. 3858–3868 (2020).
- [12]DISAANA 対災害 SNS 情報分析システム:
入手先 (<http://disaana.jp/>) (参照 2022-05-20).
- [13]D-SUMM 災害情報要約システム:
入手先 (<http://disaana.jp/d-summ/>) (参照 2022-05-20).
- [14]山本楓登, 鈴木優, 灘本明代: 被災者にとって有用な SNS 上の口コミ情報の分類と分析, *DEIM Forum 2022* (2022).
- [15]加藤大貴, 藤代裕之: 災害時の「避難」ツイートからみる情報欲求の分析, *ARG 第 17 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会* (2021).
- [16]Cheng, Z., Caverlee, J., and Lee, K.: You Are Where You Tweet: A Content-Based Approach to Geo-Locating Twitter Users, *Proc. 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, pp.759–768 (2010).
- [17]榊剛史, 松野省吾, 檜野安弘: SNS マーケティング応用に向けた Twitter 上のプライベートグラフにおける地理的な偏りの検証, *電子情報通信学会 言語理解とコミュニケーション研究会* (2021).
- [18]Gelernter, J. and Balaji, S.: An Algorithm for Local Geoparsing of Microtext, *GeoInformatica*, Vol.17, No.4, pp. 635–667 (2013).
- [19]Yang, J., Liang, S., Zhang, Y.: Design Challenges and Misconceptions in Neural Sequence Labeling, *Proc. 27th International Conference on Computational Linguistics*, pp.3879–3889 (2018).
- [20]Paul, U., Ermakov, A., Nekrasov, M., Adarsh, V., Belding, E.: # Outage: Detecting Power and Communication Outages from Social Networks, *Proc. Web Conference 2020*, pp.1819–1829 (2020).
- [21]Matsuda, K., Sasaki, A., Okazaki, N., Inui, K.: Annotating Geographical Entities on Microblog Text, *Proc. 9th Linguistic Annotation Workshop*, pp. 85–94 (2015).
- [22]Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., Toutanova, K.: BERT: Pre-Training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, *Proc. 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, pp.4171–4186 (2019).