

# 機械学習を用いた災害時行動促進情報抽出手法の比較検討

米田 吉希<sup>1,a)</sup> 見塚 圭一<sup>1,b)</sup> 鈴木 優<sup>2,c)</sup> 灘本 明代<sup>1,d)</sup>

**概要** : Twitter 上には注意喚起やアドバイスのようなユーザに行動を促す情報である行動促進情報が多数ある。本研究では行動促進情報を含むツイートを行動促進ツイートと呼ぶ。これら行動促進情報は、人々の行動に影響を与えることから、行動促進ツイートに誤った行動促進情報が含まれている場合、ユーザが不利益を被る可能性がある。特に災害時はユーザは正常な判断ができず、ユーザは行動促進ツイートの内容を深く考えずに拡散したり、実際に行動を起こすことがあると考えられる。そこで、災害時の行動促進ツイートを抽出し、ユーザへの行動促進ツイートに対するアラートの提示を行う必要があると考えた。本論文では、「地震」、「大雨」、「台風」、「熱中症」を対象とし、災害時のツイートから SVM と LSTM の 2 つの手法を用いて行動促進ツイートの抽出を行い、その抽出精度を比較し、適した抽出手法を提案する。そして、抽出した災害時の行動促進ツイートの比較分析を行う。

**キーワード** : Twitter, 災害, 情報抽出, 機械学習

## 1. はじめに

Twitter 上にはある話題に関する投稿主の意見や感想、他人への注意喚起やアドバイス等の様々な情報が存在する。その中でも、注意喚起やアドバイスといった情報は人々の行動に影響を与える。例えば、「地震が発生したら、出口の確保をしましょう。」や「ダイエットや美肌には豆乳を積極的に飲もう！」といったツイートが挙げられる。本研究では、このようなユーザに行動を促す情報を行動促進情報と呼び、その行動促進情報を含むツイートを行動促進ツイートと呼ぶ [1]。行動促進ツイートには明示的に行動を促進するものと暗示的なものの 2 つのタイプがあるが、本研究では明示的な行動促進ツイートのみを対象とする。

行動促進ツイート内に誤った情報が含まれている場合、ユーザが不利益を被る場合がある。特に災害時は、冷静な判断が行えないため、ユーザがツイートの内容を実際に行動に移す可能性がある。実際に東日本大震災時のツイートを分析した研究 [2] によると、7,177 件のデマツイートのうち 53% の 3,773 件のツイートが行動促進ツイートとなっている。この結果から、災害時の行動促進ツイート内にデ

マ情報を含む可能性が高いことがわかる。これらのことから、我々は行動促進ツイートを抽出し、それをユーザに提示することはデマ情報への注意喚起の 1 つとして重要であると考えた。そこで、行動促進ツイートに対してアラートを示すシステムを提案する。本論文では、災害に関するツイートから行動促進ツイートを抽出する手法を提案する。

これまで我々は、地震時と平常時の行動促進ツイート抽出手法を提案し、行動促進ツイートの比較分析を行ってきた [1]。そして、地震時と平常時の行動促進ツイート抽出には Long short-term memory (LSTM) が最も適していることを示している。しかしながら、災害時の話題は地震のみで、他の災害に対して提案手法が適しているとは限らない。そこで本論文では、これまでの提案手法に基づき、Support Vector Machine (SVM) と LSTM の 2 つの手法を用い、「地震」、「大雨」、「台風」、「熱中症」の 4 種類の災害時の行動促進ツイート抽出手法の比較実験を行う。そして、最も適した手法で抽出した行動促進ツイートの比較分析を行う。

## 2. 関連研究

Twitter から災害時の有益な情報を抽出する研究は数多くされている。Ashktorab ら [3] は、災害時のツイートから実用的な情報をリアルタイムに抽出するための手法を提案している。Sakaki ら [4] は、災害時の Twitter 上でのユーザの相互作用について明らかにしている。鳥海ら [5] は、災害情報集約システム DIAS を用いて、災害時の SNS を

<sup>1</sup> 甲南大学大学院自然科学研究科, 神戸市

<sup>2</sup> 岐阜大学工学部, 岐阜市

a) m1824003@s.konan-u.ac.jp

b) mizuka000k1@gmail.com

c) ysuzuki@gifu-u.ac.jp

d) nadamoto@konan-u.ac.jp

表 1 SVM に用いる話題毎のハイパーパラメータ

話題	コストパラメータ $C$	カーネルパラメータ $g$
地震	8.0	0.03125
大雨	128.0	0.001953125
台風	2.0	0.03125
熱中症	2.0	0.03125

表 2 データセット

話題	教師データ			テストデータ		
	正例	負例	合計	正例	負例	合計
地震	1,935	1,913	3,848	470	492	962
大雨	940	940	1,880	234	234	468
台風	445	445	890	111	111	222
熱中症	1,849	1,763	3,612	465	439	904
合計	5,169	5,061	10,230	1,280	1,276	2,556

分析している。坂巻ら [6] は、災害時の Twitter 上のユーザに有益な情報を時系列と単語の出現頻度を組み合わせて抽出を行っている。Rudra ら [7] は、Twitter 上の災害状況の情報を要約する手法を提案している。Cameron ら [8] は、Twitter 上の危機管理のための情報を検出、評価、要約、報告を行うシステムを構築している。これらの研究は、Twitter 上から災害時の重要な情報を抽出するという点では本研究と類似しているが、本研究では災害時の行動促進ツイートに着目し、研究を行っているという点で異なる。

### 3. 行動促進ツイートの抽出

本論文では「地震」、「大雨」、「台風」、「熱中症」の4種類の災害時の行動促進ツイートを抽出する。予備実験として、これまで提案した [1] 地震時の最適なパラメータを大雨、台風、熱中症に適用した結果、F 値が 73% と良くなかったため、災害毎に最適なパラメータを決定する必要があることがわかった。そこで、新たなハイパーパラメータを用いた SVM と LSTM により行動促進ツイートを抽出する。

#### 3.1 SVM

行動促進ツイートの抽出は、行動促進ツイートで「あるか」「ないか」の2クラス分類のタスクであると考え、2クラス分類器としてよく用いられる SVM を用いる。SVM の実装には LIBSVM [9] を使用し、カーネルは RBF カーネルを用いる。各種ハイパーパラメータはグリッドサーチにより表 1 のように話題毎に決定する。そしてツイート中の全品詞の単語を特徴ベクトルとして学習を行う。各単語を fastText<sup>\*1</sup> を用いて分散表現に変換する。fastText の学習済みモデルデータとして、国立国語研究所の NWJC2Vec [10] を利用する。そしてツイート中の各単語の分散表現の平均値を算出し、ツイートの特徴ベクトルとする。

#### 3.2 LSTM

単語の順序を考慮することのできる方法の一つである

LSTM [11] を用いて行動促進ツイートの抽出を行う。LSTM の実装には機械学習ライブラリである Chainer<sup>\*2</sup> を使用する。特徴ベクトルは、ツイートに出現する全単語を fastText を用いて分散表現を行ったものを使用する。fastText のモデルは SVM で使用するモデルと同じモデルを用いる。LSTM の各種ハイパーパラメータは、隠れ層は 1、ユニット数は 300、バッチサイズは 500、エポック数は 300、学習率は 0.001、オプティマイザーは Adam [12] を使用する。LSTM モデルは 1 層で構成され、ユニット数はツイートに含まれる単語数である。最後の LSTM のユニットの出力は全結合層への入力となっている。全結合層は 2 つの値を出力し、SoftMax 層を用いて判別する。

## 4. 実験

災害時の行動促進ツイート抽出手法の比較実験を行い、その結果を用いて、災害時の行動促進ツイートの特徴分析を行う。

### 4.1 データセット

本論文で用いた話題は地震、大雨、台風、熱中症の4種類である。地震と熱中症は見塚ら [1] が使用したデータと同じデータを用いる。具体的には、地震のツイートでは、北海道胆振東部地震の発生後に「地震」のクエリを用いてランダムに収集した 10,000 件のツイートをを用いる。大雨のツイートは、平成 30 年 7 月豪雨の発生前から発生後に「大雨」と「豪雨」のクエリを用いてランダムに収集した 4,000 件のツイートをを用いる。台風のツイートは、2018 年の台風 (台風 21 号から 25 号を除く) のそれぞれの発生前から発生後に「台風」のクエリを用いてランダムに収集した 3,000 件のツイートをを用いる。熱中症のツイートは、「熱中症」のクエリを用いてランダムに収集した 10,000 件のツイートをを用いる。収集したツイートに対し、アンケートにより行動促進ツイートであるかどうかの判定を行う。アンケートはクラウドソーシングを用いた。判定の方法は、1 ツイートあたり 5 人の被験者が判定する。3 人以上が行動促進であると答えたツイートを正例とし、全被験者が行動促進でないと答えたツイートを負例とする。また、正例と負例の数を同程度の数にするために、アンダーサンプリングを行う。用いた実験データを表 2 に示す。

### 4.2 提案手法の比較実験

提案した SVM と LSTM のいずれが、災害時の行動促進ツイートの抽出に適しているかの実験を行う。

#### 実験方法

表 2 に示す正例、負例からそれぞれ 20% のツイートをランダムに抽出し、テストデータとする。残りの 80% のツ

\*1 fastText <https://fasttext.cc/>

\*2 Chainer <https://chainer.org/>

表 3 提案手法による行動促進ツイート抽出結果

話題	手法	Precision	Recall	F-measure	10 交差検定	AUC
地震	SVM	0.9367	0.9128	0.9246	0.9111	0.9773
	LSTM	0.9449	0.9128	0.9286	0.9062	0.9634
大雨	SVM	0.9135	0.8120	0.8597	0.9250	0.9045
	LSTM	0.8913	0.8761	0.8836	0.9101	0.9128
台風	SVM	0.9186	0.7117	0.8020	0.9258	0.9061
	LSTM	0.9176	0.7027	0.7959	0.8978	0.8937
熱中症	SVM	0.9140	0.9140	0.9140	0.9014	0.9681
	LSTM	0.8841	0.9355	0.9091	0.8938	0.9629

表 4 各手法における災害時の行動促進ツイートの抽出結果例

No.	正解	SVM	LSTM	災害	ツイート	単語数
1	○	×	○	台風	台風お昼から本格的にひどくなってきた…。ゆっくりだから長引きそう。なので、急遽午前中で仕事終わりになった。帰ってくる時、傘は壊れそうになるし私が飛ばされそうになるとは(笑) 台風接近の地域の方気をつけましょうね	69
2	○	○	×	熱中症	スポーツドリンク飲んだ方がいいですよ熱中症に気をつけてね!	18
3	○	×	×	地震	北海道で起きた地震の時の状況が西日本全域に存在しているということを伝えるものでもあったのです。本当のメカニズム云々は別にしても、以前から言っているように西日本においては足元に、直下型の地震に備える必要があります。恐れるのではなく、正しく備えるのです。	76

イートを教師データとし、提案した SVM と LSTM を用いて学習を行う。2つの学習したモデルを用いてテストデータを判定し、適合率、再現率、F 値、10 交差検定、Area Under the Curve(AUC) を求め、比較を行う。

#### 結果と考察

各話題における提案手法の適合率、再現率、F 値、10 交差検定、AUC の結果を表 3 に示す。全話題の SVM と LSTM の AUC は高い値を示しているため、災害時の行動促進ツイート抽出に適しているといえる。

次に表 4 の抽出結果の例を用いて、2つの提案手法を比較し考察する。No.1 は SVM のみが行動促進ツイートと判定できなかった例である。No.1 は文章が長く、ツイートに「貯めよう」や「しておく」と良い等の行動促進フレーズが含まれていても SVM は抽出できないことがわかった。これはツイートの分散表現を求める際に、出現単語の分散表現の平均値を用いているためだと考える。したがって、単語数が多い場合、行動を促進している単語を含んでいても、その単語が埋もれてしまうと考えられる。そのため、行動を促進している単語の重み付けや教師データの追加が必要であると考えられる。一方、No.2 は LSTM が誤って判断された例である。これは短い文章のツイートである。この場合、SVM では行動促進フレーズが含まれ、文章が短いため行動促進ツイートを抽出できている。しかしながら、LSTM ではそれらを抽出できなかった。短い文章の場合、ツイート内の単語の順序を考慮した LSTM では、行動促進ツイートを抽出できていない。

以上の結果より、災害時の話題において、LSTM を用いた行動促進ツイート抽出手法が適した手法であるといえる。

### 4.3 災害時の行動促進ツイートの比較分析

4.2 節の結果より LSTM を用いた場合の災害時の行動促

進ツイートの分析を行う。

まずは災害毎の行動促進ツイートの特徴分析を行う。地震は頻繁には発生せず、被害は大雨や台風等の災害よりも大きい。そのため、命令のような強い口調の行動促進ツイートが多く存在しており、行動促進の表現が多くないため、抽出精度は他の災害時よりも優れていると考えられる。大雨は、今回対象とした「平成 30 年 7 月豪雨」が前例のないとても強い大雨で大きな被害をもたらした。そのため、災害前はそんなにひどい災害になると思っていなかった人が多かったため、行動促進ツイートは少ないが、災害中と災害後は行動促進ツイートが多くなっている。また、大雨は災害前、災害中、災害後それぞれに投稿されるツイートの内容が異なるため、様々な行動促進ツイートの表現が存在する。台風は、毎年何度も発生するため、ある程度被害や対策を知っており、詳しい内容の行動促進ツイートは少ない傾向にあった。また、台風はあらかじめどの程度の被害が出るのか予測できるため、災害前に対策に関する行動促進ツイートが多く見られた。さらに、大雨同様で様々な行動促進ツイートの表現が存在する。熱中症は他の災害と異なり、熱中症にならないよう対策を自発的に行うものである。そのため、熱中症対策に関して提案を行うような緩やかな行動促進を行っているツイートが多く見受けられた。また、実際に熱中症になったユーザによる対策等の注意喚起を行うような行動促進が多い傾向にあった。

次に LSTM で抽出した 4 種類の災害時の行動促進ツイートを比較分析する。表 5 に LSTM で抽出した行動促進ツイートの例を示す。表 3 より、全ての災害に関して、適合率、再現率、F 値が高いことがわかる。しかしながら、大雨と台風に関しては、再現率が地震と熱中症に比べて低い値となっている。その理由として、地震に関しては No.1 のように、命令するような強い口調の行動促進ツイートが

表 5 LSTM による災害時の行動促進ツイートの抽出結果例

No.	正解	LSTM	話題	ツイート
1	○	○	地震	閉じ込められないように震災時にはドアをすぐに開ける!
2	○	×	台風	台風が来てるからって用水路の様子を見に行っちゃダメだよ〜
3	○	×	地震	地震→停電のときは復電時に火出るからブレーカー落とそう!
4	×	○	大雨	今回の豪雨って家の二階にすら避難できないお年寄りが犠牲になってるから、なんでも舐めてかかったらダメだなと思った大丈夫と思ううちに避難しないとなー
5	×	×	地震	北海道の地震のニュースにただただ驚き! 苦小牧の友達大丈夫かな? 八雲の友達大丈夫かな? 気になるけど連絡はしない方がよいよね…

多く存在している。また、熱中症に関しては、提案するような緩やかな口調の行動促進ツイートが多く存在している。それに対して大雨と台風は、災害前、災害中、災害後によって行動促進の表現が異なる。そのため、様々な表現の行動促進ツイートが存在しており、地震や熱中症に比べて行動促進の表現が複雑であるため、抽出できなかった。また、他の災害と比較して地震は、No.1のように、短い文章でも命令するような強い口調の行動促進ツイートは抽出できたが、No.3のような短い文章で緩やかな口調の行動促進ツイートは抽出できなかった。これらに対して、教師データの追加により、行動促進の表現を増やす必要がある。また、大雨と熱中症の適合率が他より低かった理由として、No.4のように他人に行動を促しておらず、投稿主の意志を記述しているツイートが誤抽出された。このことより、同じ表現でも行動促進とそうでないものが存在することがわかった。したがって、誰に対する行動促進を行っているかを考慮する必要がある。

## 5. まとめと今後の課題

本論文では、「地震」、「大雨」、「台風」、「熱中症」の4種類の災害時の行動促進ツイートの抽出手法として、SVMとLSTMの2つの手法を提案し、比較実験と分析を行った。実験により、災害時の行動促進ツイートはLSTMを用いた抽出手法が最も適していることが確認できた。抽出した災害時の行動促進ツイートの比較分析から、災害によって行動促進の表現や傾向が異なることが確認できた。

今後の課題として暗示的行動促進ツイートの抽出やデマを含む行動促進ツイートの抽出、行動促進ツイートに対してのアラート提示手法の提案が挙げられる。

謝辞 本論文の一部はJSPS 科研費 17K00430, 18H03342, 19H04221, 19H04218, 及び、私学助成金(大学間連携研究補助金)、内閣府 地方大学・地域産業創生交付金の助成によるものである。ここに記して謹んで感謝の意を表する。

## 参考文献

[1] 見塚 圭一, 米田 吉希, 鈴木 優, 灘本 明代, “災害時の行動促進ツイート抽出手法”, 第11回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2019), I7-4, 8 pages, 2019.

[2] A. Nadamoto, M. Miyabe and E. Aramaki, “Analysis of Microblog Rumors and Correction Texts for Disaster Situation”, Proc. of International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services, pp. 44-52, 2013.

[3] Z. Ashktorab, C. Brown, M. Nandi and A. Culotta, “Tweed: Mining twitter to inform disaster response.”, Proceedings of the 11th International ISCRAM Conference, 2014.

[4] T. Sakaki, F. Toriumi, K. Shinoda, K. Kazama, S. Kurihara, I. Noda, Y. Matsuo, “Regional Analysis of User Interactions on Social Media in Times of Disaster”, *WWW '13 Companion Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*, pages 235–236, 2013.

[5] 鳥海 不二夫, 吉田 光男, 榊 剛史, “災害情報支援に向けたソーシャルメディア情報の自動分類”, *The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2017.

[6] 坂巻 英一, 亀井 悦子, 鍛冶 伸裕, 吉永 直樹, 喜連川 優, “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/65 巻 (2014-2015) 1 号* pp39-50, 2014.

[7] K. Rudra, S. Ghosh, N. Ganguly, P. Goyal, and S. Ghosh, “Extracting situational information from microblogs during disaster events: a classification-summarization approach”, In *CIKM '15 Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management*, 2015, pp. 583–592.

[8] M. A. Cameron, R. Power, B. Robinson, and J. Yin, “Emergency situation awareness from twitter for crisis management”, In *WWW '12 Companion Proceedings of the 21st International Conference on World Wide Web*, pages 695–698, 2012.

[9] C-C. Chang and C-J. Lin, “LIBSVM : a library for support vector machines.” *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2:27:1–27:27, 2011. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

[10] M. Asahara, “NWJC2Vec: Word embedding dataset from ‘NINJAL Web Japanese Corpus’,” *Terminology: International Journal of Theoretical and Applied Issues in Specialized Communication*, vol. 24, no. 2, pp. 7–25, Feb. 2018.

[11] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-term Memory.”, In *Proceedings of the Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, pp.1735–1780, 1997.

[12] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization”, *International Conference on Learning Representations*, 2014.