

ツイート分析による災害時交通情報の抽出及びデマの判別

原田大樹¹ 吉村博幸²

概要: 近年、被災者の安全確認、災害状況の早期伝達、被災地の復旧・復興情報の共有等において、Twitter の活用に注目が集まっている。そこで、本研究では、Twitter を用いて災害時の道路の通行止め状況に関する情報を抽出し、公的機関から発信された情報と比較することでその信頼性を評価した。また、災害時にはデマ等の間違った情報が数多く発信されるため、感情認識 AI や形態素解析等を用いてデマとニュースの判別も同時に行った。

キーワード: Twitter, 災害, デマ判別

Extraction of disaster traffic information and discrimination of hoax by tweet analysis

HIROKI HARADA^{†1} HIROYUKI YOSHIMURA^{†2}

Abstract: In recent years, attention has been focused on the use of Twitter for safety confirmation of disaster victims, early communication of disaster situations, share of recovery and reconstruction information on disaster areas, and so on. Therefore, in this research, we used Twitter to extract information on road closures during a disaster and evaluated its reliability by comparing it with information issued by public institutions. In addition, since a lot of incorrect information such as hoaxes is transmitted during a disaster, we also discriminated between hoaxes and news by use of the emotion recognition AI and morphological analysis.

Keywords: Twitter, Disaster, Hoax discrimination.

1. はじめに

近年、地震や台風といった自然災害が活発化してきている。それに伴い、メディアやソーシャルネットワークサービス (SNS) を利用して災害時にリアルタイムで情報を収集する意識が高まっており、災害時に SNS を活用する地方公共団体も増加している。しかし、SNS の活用に注目が集まると同時に悪質なデマの拡散にも注目が集まっている。そのため、災害時に SNS を活用するためには、数多くの情報の中から適切な情報を抽出する必要がある。

災害時に Twitter を活用するための研究は数多く行われている。例えば、鈴木らによる研究では、災害時に重要度が高いと思われる語句を Twitter から抽出し、その投稿を地図上に表示するアプリケーションの開発を行っている[1]。また、湯沢らの研究では、被災地の現地状況について言及している情報を抽出する手法を提案している[2]。さらに、榎本らの研究では、Twitter に投稿された本文の文字数と URL のドメインに着目しデマの判別手法の評価を行っている[3]。しかし、これらの研究では、災害情報の具体的な

可視化やその情報自体の信頼性の評価が行われていない。また、文字数や URL といった本文の内容以外の情報によってデマの判別が行われている。

そこで、本研究では、Twitter 情報の信頼性を評価するため、Twitter から地震や台風といった災害時の高速道路の通行止め状況に関する情報を抽出し、公的機関から発信された情報との比較を行った。また、悪質なデマ情報の対策として、感情認識 AI や形態素解析等の指標を用いてデマとニュースの判別を行った。

2. 分析ツール

2.1 Twitter の概要

Twitter は 2006 年に利用開始された、個人や団体がそれぞれのアカウントからツイートと呼ばれる 140 文字以内の文字列を投稿するマイクロブログである。文字だけでなく、画像や動画の共有も行うことができる。他人のツイートを自らのアカウントでそのまま投稿するリツイートや、お気に入り、他人のツイートに返信するリプライ等、今までの一方向の発信であったブログとは異なり、双方向のコミュニケーションが可能となっている。

2.2 Twitter 分析アプリ

本研究では富士ソフト株式会社のアプリケーションであ

¹ 千葉大学大学院融合理工学府
Graduate School of Science and Engineering, Chiba University, Inage, Chiba
263-8522, Japan

² 千葉大学大学院工学研究センター
Graduate School of Engineering, Chiba University, Inage, Chiba 263-8522,
Japan

る「Twitter 分析アプリ」を利用する。このアプリは Excel があれば誰でも利用することができるアプリで、15 分毎に最大 18000 件までツイートを取得できる（ただし Twitter の性質上、約 10 日前までのツイートのみ取得可能である）。

2.3 感情認識 AI

感情認識 AI は、本研究でデマの判別を行う際に用いたツールである。株式会社ユーザーローカルが提供しているソフトウェアであり、数千万件以上のクチコミデータをディープラーニングで事前学習させたもので、文章を入力すると「喜び」、「好き」、「恐れ」、「悲しみ」、「怒り」の 5 つの感情に分類し数値化することができる[4]。また、文章だけでなく表情による感情認識等の機能も備わっているが、本研究では文章による感情認識の機能のみを使用した。

2.4 MeCab

MeCab は、本研究でデマの判別を行う際に用いた指標の 1 つである形態素解析を行うツールである。京都大学情報学研究科—日本電信電話株式会社コミュニケーション科学基礎研究所共同研究ユニットプロジェクトを通じて開発された形態素解析エンジンであり、自然言語で書かれた文章を言語上の最小単位である形態素に分割し、それぞれの品詞を割り出すことができる。本研究では、ツイートに載せられた文章を形態素解析の際に使用した。

3. 高速道路の通行止め状況に関する分析

3.1 分析手順

本研究では、まず災害時の高速道路の通行止めに関するツイートを取得する。そして、得られたツイートを基に通行止め区間を記したマップを作成する。次に、公的機関が発信した情報を基に同様にマップを作成する。これら 2 つのマップを比較して、信頼性の評価を行う。実際にツイートを基に作成したマップの例を図 1 に、公的機関が発信した情報を基に作成したマップの例を図 2 に示す。（なお、これらは平成 30 年北海道胆振東部地震における事例である。）図 1 において楕円で囲った部分は、両マップの違いを表している。

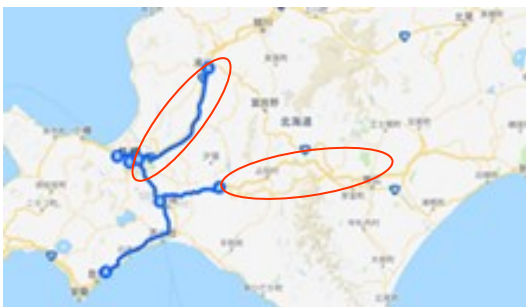


図 1 Twitter 情報から作成した通行止めマップ
 Figure 1 Road closure map produced from Twitter information.

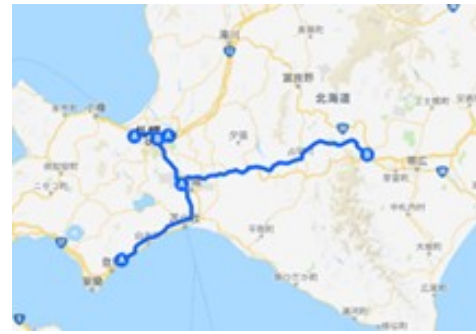


図 2 公的機関の情報から作成した通行止めマップ
 Figure 2 Road closure map produced from information of public institutions.

ツイートを基に作成したマップと公的機関の情報を基に作成したマップを定量的に比較し、また信頼性の評価を行うため、本研究では(1)、(2)式にて定義される一致率とカバー率を使用する。

$$\text{一致率} = 100 - \frac{\text{両者の情報の誤差}}{\text{公式機関の情報}} \times 100(\%) \quad (1)$$

$$\text{カバー率} = \frac{\text{Twitter の情報}}{\text{公的機関の情報}} \times 100(\%) \quad (2)$$

3.2 分析結果

分析対象とする災害を、2018 年 6 月 18 日に発生した大阪府北部地震および 2018 年 9 月 6 日に発生した平成 30 年北海道胆振東部地震の二つの地震と、2019 年 10 月に発生した令和元年東日本台風、および 2020 年 7 月に発生した令和 2 年 7 月豪雨とした。

3.2.1 大阪府北部地震

大阪府北部地震は、地震発生時刻午前 7 時 58 分、最大震度 6 弱の地震であった[5]。通行止めマップを作成するための有用なツイートを取得出来た時間毎の一致率とカバー率の推移を図 3 に示す。縦軸は一致率、カバー率の数値(%)を示し、横軸は地震発生からの経過時間を示す。

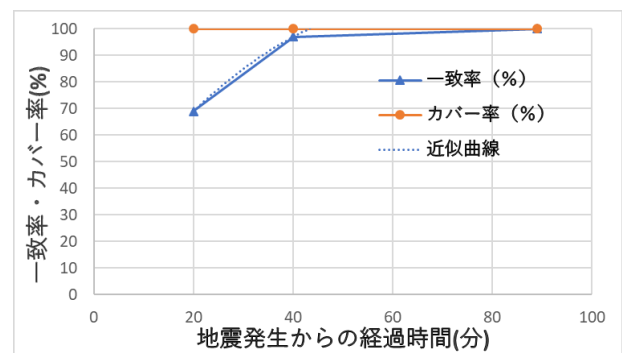


図 3 大阪府北部地震の一致率とカバー率の推移
 Figure 3 Changes in the coincidence rate and coverage rate of the earthquake in northern Osaka.

図 3 から、大阪府北部地震のカバー率は 100%を推移し、一致率は地震発生から 20 分後は 70%、40 分後には 90%を超える結果となった。このことから、地震発生直後は情報が拡散されにくいことが分かる。

3.2.2 平成 30 年北海道胆振東部地震

平成 30 年北海道胆振東部地震は、地震発生時刻午前 3 時 7 分、最大震度 7 の地震であった[6]。大阪府北部地震の場合(図 3)と同様、一致率とカバー率の推移を図 4 に示す。なお、図中の◆は補間データを示す。

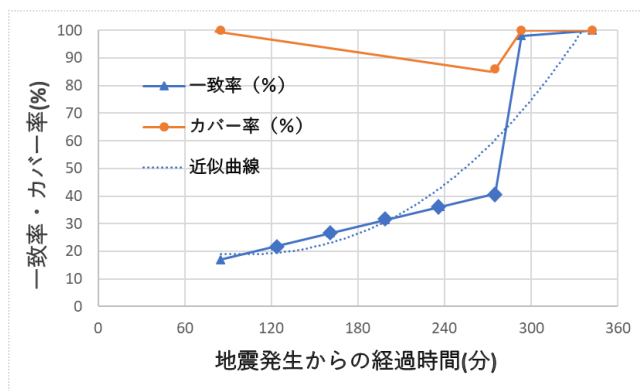


図 4 平成 30 年北海道胆振東部地震の一致率とカバー率の推移

Figure 4 Changes in the coincidence rate and coverage rate of the 2018 Hokkaido Eastern Iburu Earthquake.

図 4 から、平成 30 年北海道胆振東部地震のカバー率は約 280 分を除いて 100%と高い値を推移しているのに対して、一致率は地震発生から約 280 分後まで 40%以下と低い値を推移する結果となった。このことから、両地震間で情報の拡散速度は異なっているといえる。

3.2.3 令和元年東日本台風

令和元年東日本台風は、10 月 6 日午前 3 時に南鳥島近海で発生し、10 月 12 日午後 7 時頃伊豆半島に上陸した[7]。図 3 および図 4 と同様、一致率とカバー率の推移を図 5 に示す。

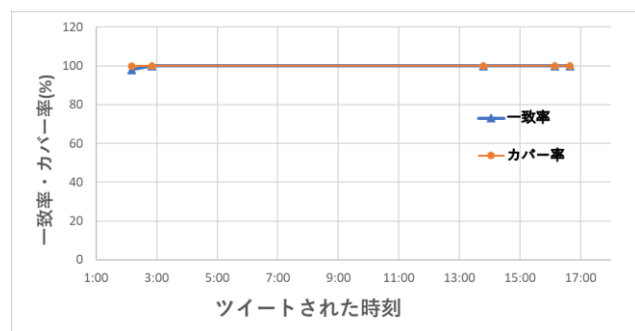


図 5 令和元年東日本台風の一致率とカバー率の推移
 Figure 5 Changes in the coincidence rate and coverage rate of the East Japan Typhoon in 2019.

図 5 から、令和元年東日本台風のカバー率は常に 100%を推移し、一致率も最初の情報を除いて全て 100%を推移する結果となった。また、最初に出た情報も一致率が 95%となっていることから、Twitter と公的機関の情報の差異が非常に小さい結果といえる。

3.2.4 令和 2 年 7 月豪雨

令和 2 年 7 月豪雨は、2020 年 7 月 3 日から 7 月 31 日にかけて熊本県を中心に九州や中部地方等で発生した集中豪雨である[8]。本研究では、7 月 7 日の高速道路の通行止め状況に関する情報を抽出した。図 6 に、一致率とカバー率の推移を示す。

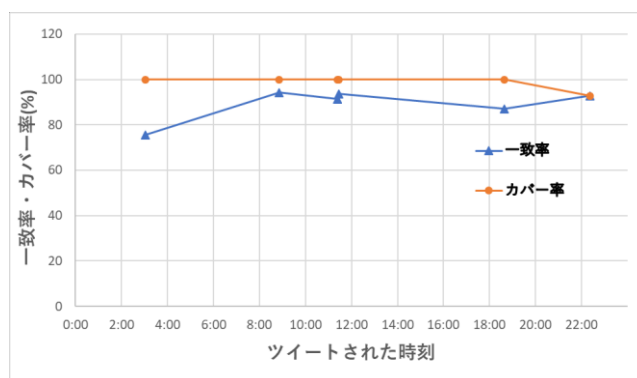


図 6 令和 2 年 7 月豪雨の一致率とカバー率の推移
 Figure 6 Changes in the coincidence rate and coverage rate of the Heavy rain of July 2020.

図 6 から、令和 2 年 7 月豪雨のカバー率は最後の情報を除き 100%を推移している。また、一致率も 90%前後を推移し、情報の信頼性は高い結果となった。しかし、他 3 件の災害では最終的に 100%になっていた一致率が一度も 100%にならない結果となった。このことから、長期間の災害では Twitter の情報と公的機関の情報との間に差異が生じ続けてしまうことがわかった。

3.3 考察

まず、大阪府北部地震と平成 30 年北海道胆振東部地震の 2 つの地震の分析結果(図 3 と図 4)を比較すると、地震発生時刻から最初の情報が取得できるまでの時間に差があることがわかる。また、横軸の時間間隔が大きく異なっていることが見て取れる。さらに、グラフ中の一致率の近似曲線にも違いがあることが確認できる。これらの原因として、両地震の発生時刻と発生地域の人口密度の違いが考えられる。大阪府北部地震が発生したのは午前 7 時 58 分、一致率が 90%に達するまでの所要時間は約 40 分であったのに対して、平成 30 年北海道胆振東部地震は午前 3 時 7 分に発生し、一致率が 90%に達するまでの所要時間は約 5 時間(300 分)であった。一致率が大きく上昇している時間が、起床もしくは通勤・通学の時間帯と重なるため、地震発生時刻と一致率は関係していると考えられる。また、大阪府

と北海道の人口密度はそれぞれ、4632(人/km²)と 67.4(人/km²)である[9]。これらの違いが情報量の違いと情報が拡散される早さの違いを生んでいると考えられる。

次に、令和元年東日本台風と令和2年7月豪雨の分析結果(図5と図6)を比較する。令和元年東日本台風は一致率とカバー率ともに100%近くを推移している。これは、地震の場合と異なり台風の情報が事前に出ており、予め台風に乗ることが出来ていたためだと考えられる。また、令和2年7月豪雨の一致率は90%近くを、カバー率も100%を推移している。これも令和元年東日本台風の場合と同様に事前に情報が出ていたことが2つの地震の場合よりも、一致率、カバー率がともに高くなった要因と考えられる。しかし、令和元年東日本台風と比較すると令和2年7月豪雨の一致率は、やや低いことが見て取れる。この原因として、通行止めが解除された情報を抽出できなかったことが考えられる。台風の場合に比べて集中的な豪雨が約一か月間続いたため、通行止めの情報と同時に通行止め解除の情報が公的機関より発信されており、これらの情報をTwitterでは完全に抽出することが困難であったことが、一致率が低下した原因だと考えられる。

4. デマの判別に関する分析

4.1 分析手順

本研究では、デマの文章とニュースの文章を感情認識AI、形態素解析、フォローフォロワー比の三つの指標を用いることで、デマの判別を行う。

分析対象として、デマの文章とニュースの文章をそれぞれ15件用意した。10件は閾値を決定するために使用し、残りの5件を実験用とした。なお、実験用のそれぞれ5件、計10件を用いて正答率を算出した。

4.1.1 感情認識AIによる判別の分析手順

感情認識AIは文章を入力することで、図7のように「喜び」、「好き」、「恐れ」、「悲しみ」、「怒り」の5つの感情を数値化する。本研究では、デマの文章はニュースの文章に比べて、感情の起伏とばらつき具合が大きくなる特徴があることに着目して、これら5つの感情の数値の平均値と標準偏差を用いて判別を行った。

まず、閾値を決定するために、デマの文章10件とニュースの文章10件を感情認識AIに入力し、5つの感情の数値の平均値と標準偏差を算出する。次に、算出した平均値と標準偏差より等誤り率(EER)を算出して、デマとニュースの閾値をそれぞれ決定する。その後、実験用の文章計10件を感情認識AIに入力して平均値と標準偏差を算出し、これらの値が閾値よりともに上回っていればデマと判定する。平均値と標準偏差どちらか片方、もしくは2つとも閾値を下回っていた場合はニュースと判定する。



図7 感情認識AIの入力結果の例

Figure 7 Example of input result of emotion recognition AI.

4.1.2 形態素解析による判別の分析手順

形態素解析により、文章を名詞や助詞等の品詞に分割することができる。デマの文章とニュースの文章では名詞、助詞、動詞の割合が異なることに着目し、形態素解析を行うことによってデマの判別を行う。まず、感情認識AIと同様に閾値の決定を行う。デマの文章10件とニュースの文章10件を形態素解析して、それぞれの名詞、助詞、動詞の割合を算出する。次に、算出した名詞、助詞、動詞の割合よりそれぞれのEERを算出して、それぞれの閾値を決定する。その後、実験用の文章計10件から閾値によってデマの判別を行う。

4.1.3 フォローフォロワー比による判別の分析手順

Twitterの各アカウントには、フォロー数とフォロワー数が明示されている。本研究では、デマを発するアカウントとニュースを発するアカウントのフォロー数とフォロワー数の比に着目した。感情認識AIおよび形態素解析の場合と同様、まず閾値を決定する。すなわち、デマの文章とニュースの文章を発しているアカウントのフォロー数とフォロワー数を調べ、フォロー数をフォロワー数で割った値を算出する。算出した値からEERを、また0を含むような特徴的な値を算出して閾値を決定する。次に、実験用の計10個のアカウントのフォロー数とフォロワー数も同様に調べ、フォロー数をフォロワー数で割った値を閾値と比較してデマの判別を行う。また、実験を行う上でアカウントを著名人アカウント、一般アカウント、デマアカウントの3つに分類した。著名人アカウントとは、テレビ局や新聞社、また芸能人等の著名な人達のアカウントである。一般アカウントとはデマ等を発さずにツイートを行うアカウントのこと、デマアカウントとはデマを発するアカウントと定義した。

4.2 分析結果

各指標の閾値を表1に、正答率を表2に示す。最も正答率が高くなったのは感情認識AIによる判別結果となった。

が、どの指標においてもニュースの文章は正しく判別された。また、デマの文章は感情認識 AI では 1 つ、形態素解析では 2 つ、フォローフォロワー比では 3 つ誤りが生じる結果となった。

表 1 実験に用いた各閾値

Table 1 Each threshold used in the experiment.

指標	閾値	
感情認識AI	5つの感情の平均値	≥ 0.30
	5つの感情の標準偏差	≥ 0.19
形態素解析	名詞の割合	≤ 0.42
	助詞の割合	≥ 0.24
	動詞の割合	≥ 0.11
フォローフォロワー比	著名人アカウント	$\neq 0.00$ and ≤ 0.10
	一般アカウント	$\neq 0.00$ and $0.10 \leq$ and ≤ 1.30
	デマアカウント	$=0.00$ or >1.30

表 2 各指標の正答率

Table 2 Correct answer rate for each index.

指標	正答率(%)
感情認識AI	90
形態素解析	80
フォローフォロワー比	70

4.3 考察

正答率は感情認識 AI が最も高くなったが、感情認識 AI で誤判別された文章と形態素解析、フォローフォロワー比で誤判別された文章は別の文章であった。一方、形態素解析とフォローフォロワー比では、形態素解析で誤判別された文章がどちらもフォローフォロワー比で誤判別された文章に含まれる結果となった。このことから、感情認識 AI と形態素解析とを組み合わせた指標を作ることによって、より高い正答率を導きだせると考えられる。

5. おわりに

高速道路の通行止め状況に関しては、それぞれの災害の種類、発生時刻、人口密度によって情報の拡散速度に違いが生じることが分かった。また、デマの判別に関しては、感情認識 AI による指標が最も正答率が高い結果となった。

今後の課題として、今回取り上げた災害データが 4 つしかないため、各種災害データの追加を行う必要がある。また、通行止め情報だけでなく通行止め解除の情報も抽出することで、より正確な通行止めマップを作成することが可能であると考えられる。一方、デマの判別については、ニュースの文章とデマの文章を追加し、感情認識 AI と形態素解析とを組み合わせた新たな指標を作成することによって、デマ判別の正答率の向上を目指す。

参考文献

- [1] 鈴木雄大, 小川和晃, 中嶋航大, 田村哲嗣, 速見悟. Twitter からの情報抽出による災害時の情報共有アプリケーションの開発, The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2017, pp.1-4.
- [2] 湯沢昭夫, 林亜樹. 災害時における現地情報 Tweet 抽出手法と評価, DEIM Forum 2017, D6-5. <https://support.office.com/ja-jp/>, (参照 2018-12-02).
- [3] 榎本光, 内田理, 鳥海不二夫. 大規模災害のツイート分析によるデマを含む話題の特徴抽出. 言語処理学会 第 20 回年次大会 発表論文集, 2014, pp.632-633.
- [4] “感情認識 AI—ユーザーローカル”. <https://emotion-ai.userlocal.jp/>, (参照 2020-10-28).
- [5] “気象庁：大阪府北部の地震の関連情報”. https://www.jma.go.jp/jma/menu/20180618_oosaka_jishin_menu.html, (参照 2020-10-28).
- [6] “気象庁：平成 30 年北海道胆振東部地震の関連情報”. https://www.jma.go.jp/jma/menu/20180906_iburi_jishin_menu.html, (参照 2020-10-28).
- [7] “気象庁：令和元年東日本台風による大雨、暴風等”. <https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/data/bosai/report/2019/20191012/20191012.html>, (参照 2020-10-28).
- [8] “気象庁：令和 2 年 7 月豪雨の関連情報”. <https://www.jma.go.jp/jma/menu/R2baiu.html>, (参照 2020-10-28).
- [9] “都道府県 人口・面積・人口密度ランキング”. https://uub.jp/rnk/p_j.html, (参照 2020-10-28).