

# 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

## Classification of Social Media Data for Disaster Information Support

鳥海 不二夫<sup>\*1</sup>    吉田 光男<sup>\*2</sup>    榎 剛史<sup>\*3</sup>

Fuji Toriumi    Mitsuo Yoshida    Takeshi Sakaki

<sup>\*1</sup>東京大学 大学院工学系研究科    <sup>\*2</sup>豊橋技術科学大学 情報・知能工学系

The University of Tokyo    Toyohashi University of Technology

<sup>\*3</sup>株式会社 ホットリンク

Hotto Link

During a disaster, appropriate information must be collected. For example, residents along the coast require information about tsunamis and those who have lost their houses need information about shelters. Twitter can attract more attention than other forms of mass media under these circumstances because it can provide such information. Since Twitter has an enormous amount of tweets, they must be classified to provide users with the information they need. By assuming that users who retweet the same tweet are interested in the same topic, we can classify tweets that are required by users with similar interests based on retweets. In this paper, we analyze three twitter dataset under the disaster situation by the disaster information support system.

### 1. はじめに

災害発生時には、WEB上に様々な情報が投稿される。特に、ソーシャルメディアの一つであるTwitterには多くの情報が投稿され、重要と思われる情報はリツイートされることによって情報が共有される。[Mendoza 10][Sakaki 10][平塚 12]。そのため、災害時にはソーシャルメディアを災害情報支援に利用されることが期待されている。一方で、Twitter上には大量のツイート（投稿）が存在しており、この中からユーザー個人のニーズに応えた情報だけを取り出すことは困難である。特に災害時には落ち着いて情報を処理するための環境が整っていないと考えられる。そこで、ユーザが震災時に効率的に情報を取得するのを支援する新たなシステムの構築が求められている。

災害時にTwitter上で流れた情報を分類する研究は現在までも多数存在する。Imranらは、LDAを用いて、災害時にTwitter上で新たに表出するカテゴリの抽出を行った[Imran 15]。北田らは、LDAを用いて、Twitter上で東日本大震災の際に各期間毎に議論されたトピックの抽出を行い、時間毎の議論の変遷を明らかにした[北田 15]。Coboらは、2010年のチリ地震の際のツイートデータに対して、RandomForestを用いて、震災関連情報と非震災関連情報に分ける2クラス分類を行った[Cobo 15]。しかしながらこれらの研究は、Twitter上で流れた情報を分類するのみで、実際に分類された情報を提供するシステムの構築にまでは至っていない。

一方で、我々は、これまでに災害情報支援のためのTwitterを用いた災害情報集約システムDIAS<sup>\*1</sup>を構築し、すでにその運用を行っている。本研究では災害時にDIASで用いている分類手法によって、どのように災害情報が集約されるかを過去の災害データから明らかにする。本論文では3つの災害を対象として分析を行い、どのような情報がどのようなタイミングで共有されたのかを明らかにする。

### 2. 分類手法

#### 2.1 ツイートの収集

まず、災害時の情報のみを集約対象とするため、災害関連単語を含むツイートの収集を行った。災害関連単語とは、地震、津波といった、災害に関連すると考えられる単語である。以下は収集に用いられた災害関連単語の一覧である。

##### 災害関連単語

地震、揺れ、震度、マグニチュード、活断層、余震、震源、断層、津波、台風、大雨、集中豪雨、ゲリラ豪雨、浸水、洪水、竜巻、突風、大雪、豪雪、雪崩、寒前線、噴火、火山、火砕流、噴石、溶岩、震災、警報、注意報、避難、仮設住宅、帰宅困難、減災、ハザードマップ、防災、災害、停電、被災

#### 2.2 類似ツイートネットワークを用いた情報集約手法

ツイートを分類する手法は、Babaらが提案した分類手法[Baba 15]に基いている。Babaらは、リツイートの共起関係に注目することで、情報共有行動ネットワークを構築し、構築されたネットワークにネットワーククラスタリングの手法を適用することで、ツイートの分類を達成した。

ある二つのツイートを同時にリツイートしたユーザが複数人いた場合、二つのツイートは共通した内容を有していると考えられる。そこで、リツイートしたユーザの重複度から類似したツイートを見つけることが可能である。このように、ツイート関係のみを利用してクラスタリングを行うことで、言語的なクラスタリングでは得られない「興味を示したユーザの類似性」によってツイートを分類する。

**ツイート間類似度の算出** ネットワークを構築するにあたり、2つのツイート間の類似度を定義する。前述のとおり、2つのツイートをリツイートしたユーザの重複度を類似度として用いる。

連絡先: 鳥海不二夫, 東京大学, 東京都文京区本郷7-3-

1, tori@sys.t.u-tokyo.ac.jp

\*1 <http://torilab.sakura.ne.jp/disasterInfo/>

まず、ツイートとユーザ間の関係性を行列  $R$  を構築する。

$$R = [r_{l,m}]$$
$$r_{l,m} = \begin{cases} 1(\text{ユーザ } m \text{ がツイート } l \text{ を RT した}) \\ 0(\text{ユーザ } m \text{ がツイート } l \text{ を RT していない}) \end{cases}$$

$R$  において、ツイート  $i$  に対応する行ベクトルをツイートの特徴ベクトル  $\mathbf{t}_i$  とする。なお、 $U$  はデータセット内における全ユーザ集合を表す。

$$\mathbf{t}_i = (r_{i,0}, r_{i,1}, \dots, r_{i,|U|})$$

このとき 2 つのツイート  $t_i, t_j$  の類似度を Simpson 係数を用いて式 1 のように定義する

$$Sim(t_i, t_j) = \frac{|\mathbf{t}_i \cdot \mathbf{t}_j|}{\min(|\mathbf{t}_i|, |\mathbf{t}_j|)} \quad (1)$$

なお、このような類似度を計る指標としては、Simpson 係数のほかに Jaccard 係数、Dice 係数などがあるが、共起を用いた関係性の強さを表現するための指標としては Simpson 係数が適切であるとされている [松尾 05]。

**ネットワークの構築** データセットに含まれるツイート集合からネットワークを構築する。ここでは、前述の類似度を手掛かりに、類似度の上位  $N_{th}$  件にあたるツイートペアの間にリンクを張り、重みあり無向ネットワークを構築する。

ある人物が二つのツイートを拡散した場合、その二つのツイートにはなんらかの共通性があると言えよう。ただし、一人だけが同時にリツイートしただけでは、その共通性は極めて個人的なものかも知れない。しかし、もしそれが複数の人物によってなされたのであれば、一般性のある共通性があると考えられる。そのため、類似度が高い、つまりユーザの重複率が十分高ければ、二つのツイートには何らかの意味で共通性があると判断できる。

このようにして、共通性のあるツイート同士にリンクを張ることによってネットワークを構築すれば、共通性に基づくネットワークを構築することが出来る。ネットワークを構築する手順は下記の通り。

1. ツイート集合  $T$  から、二つのツイート  $t_i, t_j$  を取り出し、類似度  $Sim(t_i, t_j)$  を算出する。これをすべてのツイートペアについて行う。
2. 得られた全ペアのうち、類似度が上位  $N_{th}$  件に含まれるツイートペアを抽出する。
3. 抽出したツイートペアの間にリンクを張る

**ネットワーククラスタリング** 得られたネットワークについて、コミュニティ抽出を行い、関係性の深いツイートの集合を獲得する。類似度  $Sim(t_i, t_j)$  を重みとしてツイートの類似性を示すネットワークを構築し、得られたネットワークに対して、モジュラリティ [Clauset 04]  $Q$  を基準とする Louvain 法 [Blondel 08] を用いてコミュニティ抽出を行った。

ところで、リンク作成のためには 類似度の上位  $N_{th}$  件を設定する必要がある。本稿では、 $10 \leq N_{th} \leq 100000$  の範囲で  $t_{h_j}$  を動かし、 $Q$  値が最大となるような  $N_{th}$  を用いるものとする。

### 3. 災害時の情報集約

#### 3.1 利用データ

本システムの効果を確認するために、複数の震災時のデータからどのような情報が集約されたかを分析した。分析対象として、御嶽山の噴火 (2014 年)、熊本地震 (2016 年)、鳥取地震 (2016 年) を用いる。それぞれのデータ詳細を表 1 に示す。

#### 3.2 クラスタリング結果

得られたクラスタのうち、総リツイート数が多い順にトップ 10 を表 2,3,4 に示す。なお、表中の概要は筆者がツイート内容から名付けた物である。

これを見ると、御嶽山の噴火 (表 2) においては、被災者の安否や関連情報が多く見られる。これは、御嶽山の噴火は局地的な災害であり被災者の数も多くなかったことから、被災者へ情報を共有すると言うよりも興味の対象として情報を共有していたのでは無いかと推測される。

一方で、熊本地震 (表 3) においては、災害時に有用な情報や応援メッセージと言った被災者に向けた情報が多く共有されたことが分かった。熊本地震は東日本大震災ほどでは無いにしても大規模な地震であり、多くの被災者が存在したため、被災者向けの情報を提供しようという動きが多かったのだと考えられる。

最後に、鳥取地震 (表 4) では、南海トラフ地震の前兆では無いかといった情報や単純な震度情報が多く、被災者向けの情報や地震に関する情報があまり共有されていないことが分かる。これは、もともと鳥取を含む山陰地方にはツイッターの利用者が少なく、ツイッターで情報を共有することの意義があまり多くないためではないかと推測される。

### 4. 時間によるトピックの変化

次に、得られたトピックがどのようなタイミングで共有されていたのかを分析することで、災害後どのようなタイミングでどのような情報が求められるのかを明らかにする。図 1-3 に 1 時間ごとに各トピックの情報が災害関連ツイート全体に占める割合を示す。

#### 4.1 御嶽山噴火のトピックの変化

御嶽山噴火 (図 1) では、当初 C6, C0 という被災者の状況に関するツイートが数多く共有されていた事が分かる。また、C5 が、続いて C1 が多く共有され、この災害の状況そのものに興味に移ったと推測される。数日後には C7 が増加し防災や災害予防について興味が多くなったことが分かる。その後、10 日ほどすると緊急性の無い C3 が災害情報の大部分を占めるようになった。

#### 4.2 熊本地震のトピックの変化

熊本地震 (図 2) では、他の二つの災害に比べ 10 倍の情報が共有されており、トップ 10 クラスタに含まれないツイートが多く共有されていた。当初良く共有されていた情報は、C0→C6→C2 と変化している。震災発生直後は Line 株式会社が自社サービスを被災者向けに無料提供するという被災者向けの情報が多く出回り、その後支援物資をどのように送るべきかといった支援者向けの情報が共有されるようになった。C8,9 といった被災者向けの支援情報もこの頃共有されている。

表 1: 災害情報データ

災害名	発生日時	データ期間	ツイート数
御嶽山噴火	2014年9月27日11時52分	2014年09月20日 - 2014年10月09日	1,097,091
熊本地震	2016年4月14日21時26分	2016年04月14日 - 2016年05月01日	19,642,997
鳥取県中部地震	2016年10月21日14時7分	2016年10月21日 - 2016年10月29日	1,107,543

表 2: トップ 10 クラスタ (御嶽山噴火)

ID	Topics	TWs	RTs
C0	被災者の安否	7	28205
C1	災害救助と科学技術	5	16335
C2	被災者の報告	12	12847
C3	噴火と歴史	2	12262
C4	ニュースとネタ	3	11874
C5	写真と火山情報	19	9326
C6	被災者の報告	3	7587
C7	防災・災害予知	32	7329
C8	自衛隊の活動	4	7077
C9	オカルト	7	7011

表 3: トップ 10 クラスタ (熊本地震)

ID	Topics	Tws	RTs
C0	「LINE Out」機能の紹介	1	83002
C1	漫画家からのメッセージ	1	77284
C2	不足物資情報	1	71339
C3	声優からのメッセージ	1	65678
C4	特定物資の必要性の啓蒙	1	48641
C5	個人的な親切への感謝	1	43318
C6	援助物資の送付についての注意	1	43278
C7	子供と震災	2	39316
C8	被災地の情報	2	35116
C9	火事場泥棒への注意喚起	1	35058

表 4: トップ 10 クラスタ (鳥取県中部地震)

ID	Topics	Tws	RTs
C0	南海トラフ地震の前兆説	2	28963
C1	火災への注意喚起	6	20981
C2	東日本大震災時の記事 (無関係)	1	12160
C3	梨農園へのメッセージ (ネタ)	1	10879
C4	マスコミによる報道ミスの指摘	1	7944
C5	南海トラフについて (ネタ)	1	7880
C6	震度情報	1	7515
C7	震度情報	1	6463
C8	地震情報	1	6421
C9	ゲーム関連情報 (無関係)	2	6100

さらに、震災から5日ほど経過すると、C1,3,5といった被災者への応援メッセージや被災者からの感謝といった緊急では無いが精神的安定をもたらすようなツイートが多く共有されるようになった。

#### 4.3 鳥取県中部地震のトピックの変化

鳥取地震 (図3) においては、直後には、C1が多く共有され、被災者向けに火災への注意喚起が行われた。その後はC0が多く共有されている。C0は南海トラフに対する不安であり、被災者向けと言うよりは一般向けのツイートである。さらに、数日後からはC3は梨園関係者に向けたネタ的なツイートが多く共有されており、一週間程度のちにはもう鳥取地震とは無関係なツイートが多く共有されるようになっていた。

このことから、鳥取地震においてはソーシャルメディアの活用はあまり多くなかったことがうかがえる。

#### 4.4 災害情報と時間変化

以上、各災害時においてどのような情報がどのタイミングで注目されたかを分析した。その結果、熊本地震のような広範囲に広がる災害では、まず被災者向けが、次に支援者向けの情報が共有されていることが分かる。さらに、ある程度落ち着いてくると応援メッセージなどが増加しており、災害に直接関連する情報が多く共有されていることが分かる。

一方、鳥取地震では当初からあまり被災者向けの情報は火災への注意喚起や震度情報程度しかなく、あまり情報が共有されたとは言えない。これは、鳥取地震の被害が熊本地震などに比べると大きくなかったため、注目度が低かったことが影響していると思われる。

御嶽山の噴火については、当初被害者のツイートが注目されたが、支援が必要な種類の災害では無かった。そのため、噴火についての情報などが共有され、災害支援に関するツイートが行われるような物では無かった。

## 5. おわりに

本研究では、リツイート行動に基づく情報分類手法を用いて、様々な災害時にどのような情報がいつソーシャルメディア上で共有されたのかを分析し、災害時に求められる情報がどのようなものかを明らかにした。

その結果 2016年に発生した熊本地震のような大規模な災害では、まず被災者への情報が多く共有され、その後支援者への情報が共有されたことが明らかとなった。これによって、Twitterが災害情報支援ツールとして利用されていることが分かる。

一方で、被災者への支援が必要の無い災害の際には、災害に関する情報が多く共有され、災害支援ツールというよりは、関連情報を共有するツールとして利用されていることが明らかとなった。

以上より、Twitterは災害の種類によって利用のされ方が異なり、特に災害情報支援ツールとして有効に使われるのは、広

範囲にわたり被災者の多い大規模災害が発生した場合であるということが示唆された。

これらの基礎技術についての研究は、人工知能学会近未来チャレンジ「異種協調型災害情報支援システム実現に向けた基盤技術の構築 (CHIDRI)」プロジェクトで行われた。

## 参考文献

- [Baba 15] Baba, S., Toriumi, F., Sakaki, T., Shinoda, K., Kurihara, S., Kazama, K., and Noda, I.: Classification Method for Shared Information on Twitter Without Text Data, in *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web, WWW '15 Companion*, pp. 1173–1178, Republic and Canton of Geneva, Switzerland (2015), International World Wide Web Conferences Steering Committee
- [Blondel 08] Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., and Lefebvre, E.: Fast unfolding of communities in large networks, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, Vol. 2008, No. 10 (2008)
- [Clauset 04] Clauset, A., Newman, M. E., and Moore, C.: Finding community structure in very large networks, *Physical review E*, Vol. 70, No. 6, p. 066111 (2004)
- [Cobo 15] Cobo, A., Parra, D., and Navón, J.: Identifying Relevant Messages in a Twitter-based Citizen Channel for Natural Disaster Situations, in *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web, WWW '15 Companion*, pp. 1189–1194, Republic and Canton of Geneva, Switzerland (2015), International World Wide Web Conferences Steering Committee
- [Imran 15] Imran, M. and Castillo, C.: Towards a Data-driven Approach to Identify Crisis-Related Topics in Social Media Streams, in *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web, WWW '15 Companion*, pp. 1205–1210, Republic and Canton of Geneva, Switzerland (2015), International World Wide Web Conferences Steering Committee
- [Mendoza 10] Mendoza, M. and Poblete, B.: Twitter Under Crisis: Can we trust what we RT?, in *Proceedings of Social Media Analytics, KDD '10 Workshops, Washington, USA* (2010)
- [Sakaki 10] Sakaki, T., Okazaki, M., and Matsuo, Y.: Earthquake Shakes Twitter Users: Real-time Event Detection by Social Sensors, in *In Proceedings of the Nineteenth International WWW Conference (WWW2010)*. ACM (2010)
- [松尾 05] 松尾豊, 友部博教, 橋田浩一, 中島秀之, 石塚満: Web上の情報から人間関係ネットワークの抽出, 人工知能学会論文誌, Vol. 20, pp. 46–56 (2005)
- [平塚 12] 平塚 千尋: 新版 災害情報とメディア, リベルタ出版 (2012)
- [北田 15] 北田剛士, 風間一洋, 榎剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, 篠田孝祐, 野田五十樹, 斉藤和己: ”東日本大震災時のツイートのトピック系列の可視化と分析”, 人工知能学会 (2015)

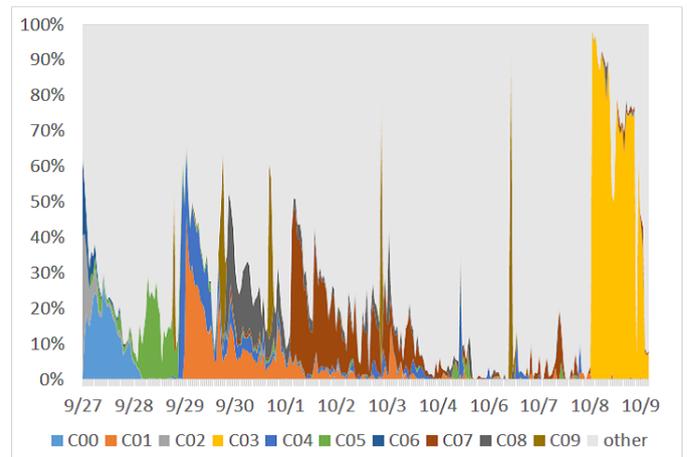


図 1: トピックの時間変化 (御嶽山噴火)

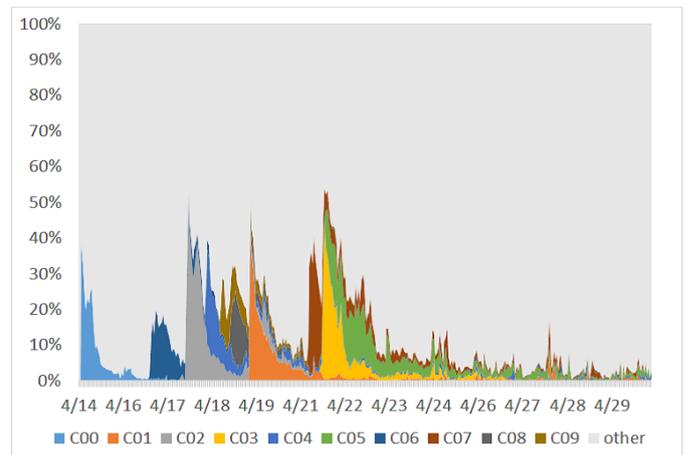


図 2: トピックの時間変化 (熊本地震)

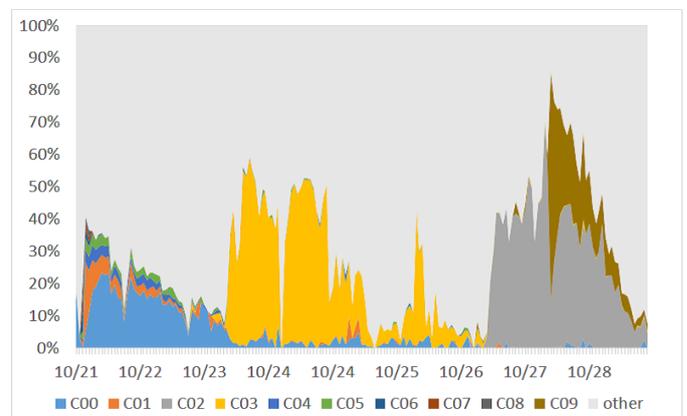


図 3: トピックの時間変化 (鳥取県中部地震)