

ソーシャルメディアを用いた災害検知及び被災地推定手法の提案

Disaster Detection and Location Estimation of Suffered Areas Using Social Media

榊 剛史*1 松尾 豊*1 鳥海 不二夫*1 篠田 孝祐*2 栗原 聡*3 風間 一洋*4
 Takeshi Sakaki Yutaka Matsuo Fujio Toriumi Kosuke Shinoda Satoshi Kurihara Kazuhiro Kazama

野田 五十樹*5
 Itsuki Noda

*1 東京大学 *2 理化学研究所 *3 大阪大学 *4 日本電信電話株式会社
 The University of Tokyo RIKEN Osaka University Nippon Telegraph and Telephone Corporation

*5 産業技術総合研究所
 Advanced Industrial Science and Technology

迅速に災害の発生を検知し、被災地域を特定することは災害支援において大きな意味を持つ。そのために様々な社会インフラが整備されているが、災害時にはインフラ自体が故障し正常に動作しないことも多い。他方、東日本大震災においては、情報共有・流通のインフラとしてソーシャルメディアが活用されたと言われている。本研究では、ソーシャルメディアを活用し、ロバストな災害検知システムへの新たなアプローチ方法を提案する。

1. はじめに

大規模災害発生時において、迅速な被災地域の特定は、人命救助及び適正な災害支援計画立案において、非常に重要なタスクであると言える。先の東日本大地震においては、災害を把握すべき地方自治体の行政機能が地震によって停止し、正確な被害状況の把握及び災害復旧の初動が遅れたとされている*1。また、2011年秋に日本列島を縦断した台風15号によって、名古屋市内に大きな被害をもたらされたが、この際も避難勧告・指示の遅延が発生したと言われている*2。このように、迅速な災害検知及び被災地域の特定は、災害支援において大きな役割を担っていると言える。

一方、先に挙げた東日本大地震、平成23年台風第15号による大規模災害において、ソーシャルメディアが有効に活用されたと言われている [Sakaki 11]。特に Facebook、Twitter には避難所情報や安否情報が多く発信・伝播され、災害直後の効率的な情報流通の一助を担ったと言える。実際、災害時におけるソーシャルメディアの有用性・活用方法についてはいくつもの研究において言及されている [Mendoza 10, Heverin 10]。

図1は東日本大地震前後の都府県別の1時間毎のユーザ推移を表したグラフである。ユーザ数は各地域の3月7日0時代のユーザ数で正規化されている。図1より、まず震災前は時間帯毎の増減はあるものの、安定したユーザ数が存在していることが分かる。次に、震災直後、被害の大きかった地域ではユーザ数が大幅に減少していることが分かる。これより、平常時のユーザ数やツイート数からの大幅な増減を検知することで、各地域において何らかの異常事態の発生を検知できる可能性があると言える。

本研究では、以下のような Twitter の特性及び災害時における人の特性を利用して、Twitter から災害を検知する手法について提案する。

- 既存のテキストデータと異なり、Text Stream として常時一定のデータ量が投稿されている。
- 災害時、被害が大きい地域からは情報が入りにくい。

そこで本研究では、ソーシャルメディアの一つである Twitter を利用して、大規模災害の検知及び被災地域の特定を行う手法について提案する。まず、東日本大地震の前後に投稿されたツイートを分析することで、Twitter を監視することによる大規模災害検知の可能性を示す。次に、地域毎にツイートの投稿数を分析することで、大規模災害を検知し、さらに被災地域を特定する手法についての提案を行う。さらに精度を検証し、実用性について言及する。

2. データセット及びユーザの地域判定

本節では、本研究で用いたデータセット及びデータに対するプリプロセスについて述べる

2.1 データセット

本研究では、震災前後に投稿された日本語のツイートを収集した。収集手順は、以下の通りである。

1. 日本語 Twitter ユーザのリストを作成
 2. 1. のリストのユーザが震災前後に投稿したツイートを収集
- 収集したデータセットの詳細は以下の通り。
- ユーザリストに含まれるユーザ数: 130万ユーザ
 - ツイート数: 356,118,522 ツイート
 - 収集期間: 3月7日～3月24日

2.2 定常的ユーザの抽出

本研究では、「平常時からの乖離」を検出することにより、異常を検知することを目標としている。その特徴をより強化するために、準備したデータセットの中から、毎日定常的に投稿しているユーザによる投稿のみを抽出する。

連絡先: 榊 剛史, 東京大学大学院工学系研究科, 東京都文京区弥生 2-11-16 工学部 9 号館

*1 <http://www.keieiken.co.jp/monthly/2011/1109-05/index.html>

*2 <http://www.j-cast.com/tv/2011/10/14110007.html>

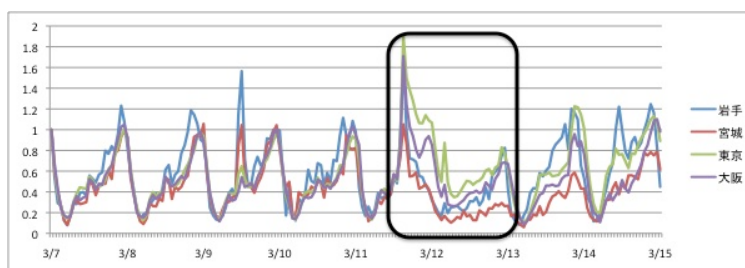


図 1: 都府県別 1 時間毎のユーザ数推移 (3 月 9 日～3 月 14 日). 被害の少ない地域, 無かった地域と比べて, 被災地域は震災後にユーザ数が大幅に激減 (黒四角枠内).

表 1: Twitter ユーザの居住地推定可能な割合

全ユーザ数	市町村まで	都道府県まで	判定不能
218,860	0.190(41,483)	0.124(27,157)	0.688(150,520)

本データセットにおいては, 地震前のは 3 月 7 日～3 月 10 日の 4 日間のみであるので, この間, 常に投稿しているユーザを抽出する. 抽出条件は以下の通り.

「3 月 7～10 日において, 毎日 5 回以上投稿しているユーザ」

これにより, 218,860 ユーザを抽出した.

2.3 ユーザ居住地の推定

本研究では, 地域別に投稿数, 投稿ユーザ数を計測するために, 各ユーザの居住地推定を行った.

実際 Twitter のユーザプロフィールにはユーザの居住地を入力する項目がある. ただし, ユーザ毎に正確性や具体性が異なる. 例えば, 「東京都北区王子」のように大字まで入力しているユーザもいれば, 「東京都」や「日本」のように大ざっぱな記入をしているユーザ, さらに「夢の中」「この世のどこか」など実際の居住地とは無関係の情報を入力しているユーザもある.

そこで, 本研究では推定可能なユーザのみ居住地を推定し, それを場所情報として利用した. 判定手順は以下の通りである.

1. 全国の都道府県名, 市町村名リストを用意する (漢字, アルファベット, 英語, カタカナ表記を含む).
2. 各ユーザプロフィールの位置情報の記述に全国いずれかの市町村名が含まれているかを調べる. 含まれていた場合, 市町村名及びその市町村が存在する都道府県名をユーザの居住地と推定する
3. 市町村名が含まれていない場合, 位置情報に全国いずれかの都道府県名が含まれているかを調べる. 含まれていた場合, その都道府県名をユーザの居住地とする.

全 130 万ユーザに対し, 居住地の判定結果は表 1 の通りである.

3. 災害検知手法の提案

本節では Twitter データを用いた災害検知手法について提案する.

3.1 災害検知手法の概要

本論文で提案する手法では, 以下の仮定に基づいて災害検知を行う.

「災害時, 被害が大きい地域からは情報発信が困難である」

そこで, 本研究では, 非アクティブ率と連続沈黙時間に注目する. それぞれの定義は以下の通り.

非アクティブ率 定常ユーザの何割が各時間帯に投稿していないか, の割合.

連続沈黙時間 ユーザが最後に投稿を行ってから, 何時間投稿していないか, の累計時間.

実際には, 以下のプロセスにより災害検知を行う

非アクティブ率による検出

1. (事前) 監視対象となる地域毎に定常ユーザリストを作成する.
2. (事前) 平常時における, 定常ユーザの非アクティブ率を時間帯別に算出する.
3. 常時, 地域毎に定常ユーザの非アクティブ率を算出し, 平常時の値と比較する.
4. 非アクティブ率が平常時の非アクティブ率から大きく乖離した場合に警報を発する.

連続沈黙時間による検出

1. 常時, 地域毎に定常ユーザの連続沈黙時間の平均値を監視する
2. 連続沈黙時間の平均値が閾値を超えた場合, に警報を発する.

3.2 災害検知手法の詳細

提案手法の詳細な説明に辿り, まず下記の様に基本数量を以下の様に定義する.

- $L \in (l_1, l_2, l_3, \dots)$: 地域集合 L 及び各地域 l_i
- $N_{user_{l_i}}$: 地域 l_i における定常ユーザ数
- $N_{tw_{l_i}}(t, d)$: 日付 d , 時刻 t , 地域 l_i に 1 回以上投稿したユーザ数
- $Ts_{user_{l_i}}$: 地域 l_i における定常ユーザの連続沈黙時間の合計

すると日付 d , 時刻 t , 地域 l_i の非アクティブ率 $Rs_{l_i}(t, d)$ は以下の式で定義される.

$$Rs_{l_i}(t, d) = 1 - \frac{N_{tw_{l_i}}(t, d)}{N_{user_{l_i}}} \quad (1)$$

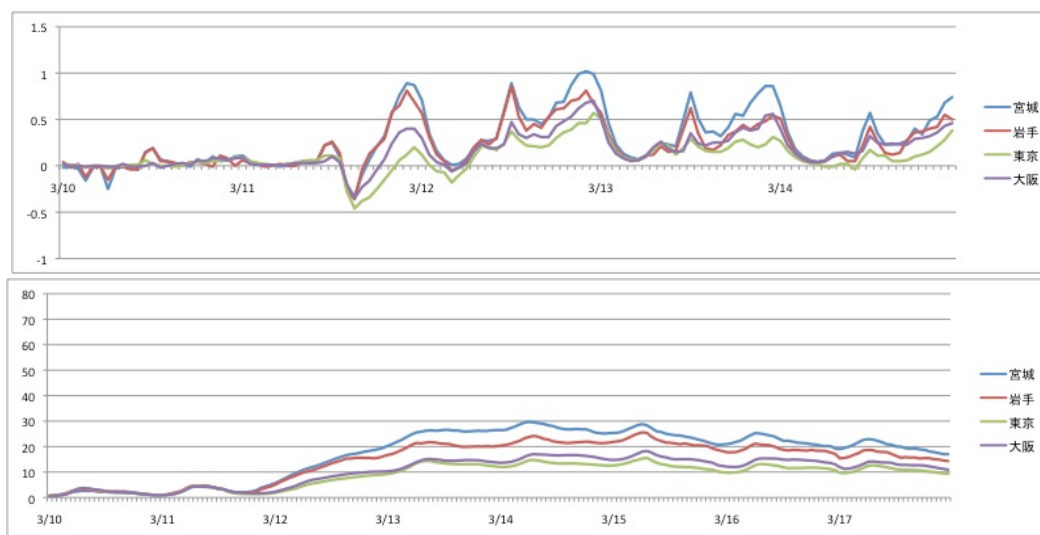


図 2: 都府県別 1 時間毎の非アクティブ率上昇割合 (上段) 及び平均累計沈黙時間 (下段) の推移

また, 検出の基準となる平常時の地域 l_i , 時間帯 t の非アクティブ率 $baseR_{s_i}(t)$ (定数) は以下の式で定義される.

$$baseR_{s_i}(t) = 1 - \frac{1}{k} \sum_{d=d_1 \dots d_k} \left(\frac{N_{tw_{l_i}}(t, d)}{N_{user_{l_i}}} \right) \quad (2)$$

そこで, 下記の様に地域 l_i の非アクティブ率 $R_{s_i}(t, d)$ の $baseR_{s_i}(t)$ に対する上昇割合 $Up_{R_{s_i}}(t, d)$ を非アクティブ率上昇割合と呼ぶ.

$$Up_{R_{s_i}}(t, d) = \frac{R_{s_i}(t, d)}{baseR_{s_i}(t)} - 1$$

また地域 l_i の平均連続沈黙時間 $AvgT_{s_i}$ を以下の様に定義する.

$$AvgT_{s_i} = \frac{T_{s_i}}{N_{user_{l_i}}}$$

4. 実験

提案した災害検知手法に基づき, 東日本大地震前後のデータを用いて災害検知の実験を行った.

4.1 準備

まず地域セット L として, 都道府県単位となる地域セット L_{pref} と市町村単位となる地域セット L_{detail} を用意し, それぞれについて実験を行う.

事前準備として, 基準となる非アクティブ率 $baseR_{s_i}(t)$ を算出する. 実際には式 (2) に対して, 3月 7, 8, 9 日のデータを用いて, 各地域, 時間帯の $baseR_{s_i}(t)$ を算出した.

4.2 都道府県単位での実験

地域セット L_{pref} を用いて, 都道府県別に非アクティブ率上昇割合 $Up_{R_{s_i}}$, 平均連続沈黙時間 $AvgT_{s_i}$ を算出した. 代表的な都府県の $Up_{R_{s_i}}$, $AvgT_{s_i}$ の推移は図 2 に示す通り.

まず, 非アクティブ率上昇割合に着目する. 全体傾向として, 地震発生当日の夕方から深夜にかけて被害が大きかった地域である岩手, 宮城の非アクティブ率上昇割合が 60% から 80% と非常に大きくなっている. これは, 平常時の同じ時間帯と比較して, 1 回も投稿を行っていないユーザの割合が大きくなって

いると言える. 東京や大阪でも地震当日の夜は非アクティブ率上昇割合が高くなっているものの上昇割合は 50% を下回っており, 岩手, 宮城と比べると小さい値となっている. 震災翌日, 翌々日の 12, 13 日においては, 宮城, 岩手のみならず東京や大阪でも非アクティブ率上昇割合が高くなっている. これは日本全国で自粛ムードが高まっていた点, 基準とした非アクティブ率が平日の値であったのに対し, 12, 13 日は休日であった点などが要因として考えられる. 上記結果より, $Up_{R_{s_i}}$ の値が閾値 th_{Up} を超えたときに, 非常に被害が大きき地域を検出できる可能性があると考えられる. 今回のデータにおいては $th_{Up} = 0.4 \sim 0.5$ が適切であると考えられる.

次に平均連続沈黙時間に着目する. 全体の傾向としてやはり宮城, 岩手の被災地での値が大きくなっている. ただし, 東京, 大阪でも値は被災地より低いものの, 震災前よりも非常に値が大きくなっている. これは日本全体の自粛ムードにより Twitter の利用を控えるユーザが全国的に多かったためと考えられる. しかし, それでも東京, 大阪では平均連続沈黙時間が 20 時間を超えなかったのに対し, 宮城ではほぼ 30 時間にまで達している. 平均値が 24 時間を超えるということは, 1 日以上投稿を行っていないユーザが多数いると考えられるため, 宮城, 岩手県は物理的に投稿が困難であったユーザが多数いたと考えられる. 上記結果より, $AvgT_{s_i}$ の値が閾値 th_{T_s} を超えたときに, 非常に被害が大きき地域を検出できる可能性があると考えられる. 今回のデータにおいては $th_{T_s} = 20 \sim 24$ が適切であると考えられる.

4.3 市町村単位での実験

次に, 地域セット L_{detail} を用いて, 市町村別に非アクティブ率上昇割合 $Up_{R_{s_i}}$, 平均連続沈黙時間 $AvgT_{s_i}$ を算出した. 宮城県内の市町村の非アクティブ率上昇割合は図 3 に示す通り.

まず, 非アクティブ率上昇割合に着目する. 全体の傾向としていずれの市町村でも震災当日夜の非アクティブ率上昇割合が 0.5 を超えており, 被害が大きかったことが分かる. 特に多賀城での非アクティブ率上昇割合が 1.5 を超えている. 多賀城, 気仙沼, 石巻は沿岸部であり, 実際に被害が非常に大きかった地域である. しかし, 宮城県内においては比較的被害の少なかった仙台と気仙沼, 石巻の値が近い値となっている. これは, 震災当日は宮城県内で停電が発生していた影響ではないかと推測される. また気仙沼, 石巻については「気仙沼出身」のように現在気仙沼に住んでいないユーザも居住地が気仙沼と判断されていたために, 実際よりも数値が低くなっている傾向がある.

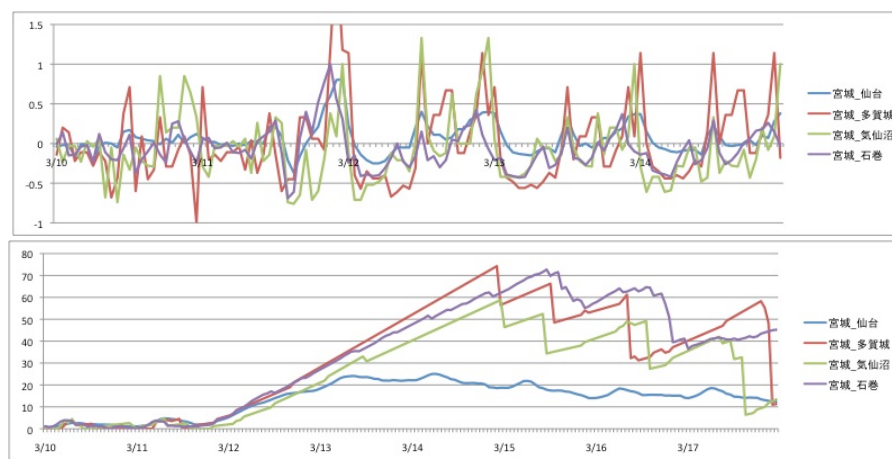


図 3: 宮城県内 1 時間毎の非アクティブ率上昇割合の推移 (上段) 及び平均累計沈黙時間 (下段) の推移

これより, 今後精度を向上させるために以下のような方策が考えられる.

- 居住地判定の高精度化
- 市町村毎に十分なユーザの確保 (もしくは十分なユーザが得られない地域の監視対象からの除外)

上記結果より, 市町村別の分析においても Up_{Rs} の値が閾値 th_{Up} を超えたときに, 非常に被害が大きい地域を検出できる可能性があると考えられる. 今回のデータにおいても $th_{Up} = 0.4$ 0.5 が適切であると考えられる.

次に平均連続沈黙時間に注目する. 震災当日以後, 多賀城, 気仙沼, 石巻いずれにおいても 3 月 14 日夜まで平均連続沈黙時間の値が上昇し続けている. これはつまり, 震災発生後, Twitter に 1 回も投稿できないユーザが多数いたためと思われる. それに対し, 仙台の値は 3 月 13 日以降値が下降し始めている. これは仙台市内で停電が回復し, Twitter に投稿できるユーザが増加したためと推定される.

上記結果より, 市町村別の分析において, Avg_{Ts} の値が閾値 th_{Ts} を超えたときに, 非常に明確に被害が大きい地域を検出できる可能性があると考えられる. 今回のデータにおいては $th_{Ts} = 20$ 24 が適切であると考えられる.

以上の結果より, 平均連続沈黙時間に注目すれば, 市町村別に分析を行った場合, 被害の大きかった地域, 小さかった地域を明確に判別出来ることが分かる. ただし, 判別可能になるまでに 2,3 日程度時間がかかってしまう欠点がある. また, 都道府県別に見た場合, 被害の少なかった地域により傾向が薄れてしまう欠点がある. 非アクティブ率上昇割合に注目すれば, 都道府県別, 市町村別に分析を行った場合において, いずれも数時間でという短い時間で異常が検出できる. ただし, 他の影響による誤りも多く, 精度が低くなってしまうと考えられる.

5. まとめ

本研究では, ソーシャルメディアを常時監視することによる災害検知の手法を提案した. また実験段階の研究であり高い精度は得られていないが, 災害検知の可能性を検証し, 十分な手応えが得られたと言える. 今後は精度を向上させ, 実用的なシステムを開発していきたいと考えている.

6. 謝辞

本研究のデータ収集に際して, 株式会社ホットリンク及びクックパッド株式会社兼山元太様に感謝いたします. また市町村データの整備について東京大学丸井淳己様にお礼申し上げます.

参考文献

- [Heverin 10] Heverin, T. and Zach, L.: Microblogging for Crisis Communication: Examination of Twitter Use in Response to a 2009 Violent Crisis in Seattle-Tacoma, Washington Area, in *Proceedings of the 7th International ISCRAM Conference*, Seattle, Washington (2010)
- [Mendoza 10] Mendoza, M., Poblete, B., and Castillo, C.: Twitter under crisis: can we trust what we RT?, in *Proceedings of the First Workshop on Social Media Analytics - SOMA '10*, pp. 71–79, New York, New York, USA (2010), ACM Press
- [Sakaki 11] Sakaki, T., Toriumi, F., and Matsuo, Y.: Tweet trend analysis in an emergency situation, in *Proceedings of the Special Workshop on Internet and Disasters*, pp. 3:1–3:8, New York, NY, USA (2011), ACM