

令和元年房総半島台風における SNS情報を用いた関東都市圏の停電状況把握

Grasping Power Outage Situation of Tokyo Metropolitan Area Using SNS Information
in the 2019 Boso Peninsula Typhoon

崔 青林¹, 庄山 紀久子¹, 佐野 浩彬¹, 半田 信之¹, 花島 誠人¹, 臼田 裕一郎¹

Qinglin CUI¹, Kikuko SHOYAMA¹, Hiroaki SANO¹, Nobuyuki HANDA¹,
Makoto HANASHIMA¹, and Yuichiro USUDA¹

¹防災科学技術研究所

National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience

There were heavy rainfall and storms in the Izu Islands and the Kanto region by the 2019 Boso Peninsula Typhoon No.15, and the TEPCO's power outages covered a wide range of metropolitan areas particularly Ibaraki, Chiba, Kanagawa, and Shizuoka prefectures. Because of wide area damage, it took time to understand the damage situations. This study is trying to grasp the power outage situation in the above 4 prefectures and Tokyo in the Typhoon No.15 using Twitter information. As a result, according to Twitter information analysis it is revealed that a total of 154 municipalities in Chiba (47), Kanagawa (43), Tokyo (28), Shizuoka (19), and Ibaraki (17) may had a power outage.

Keywords: power outage, natural language processing, GIS, Twitter, the 2019 Boso Peninsula Typhoon.

1. はじめに

自然災害発生後、より迅速かつ効果的な災害対応や復旧・復興を実施していくためには、自然災害による被害の把握が必要である。被害の把握は、自然現象だけではなく地域社会の実状も含まれる。災害対応現場のニーズとして被災者からのリアルタイム性のあるダイレクトな災害情報が求められている。しかし、従来型の実態調査による被害の把握は確かな情報を得られるが、被害の全貌を捉えるのに時間がかかってしまう。また、電話等音声による通報が災害時の輻輳により、つながりにくくなる¹⁾。一方で、近年では、スマートフォンの利用率が8割以上でその内の7割以上がソーシャル・ネットワーキング・サービス (Social Networking Service, SNS) を利用していること²⁾、また、東日本大震災でもパケット通信に対する規制がほとんどかけられなかったこと³⁾、したがって、今後の自然災害による被害の把握を考えれば、SNSを介した情報 (SNS情報) の利活用は、災害対応現場のニーズにフィットしており、解決策の1つといえる。

一般的に使われるSNS情報のなかでは、特定の災害情報システムを必要とせず、地震や台風を中心とした先行研究が多いSNS情報はTwitter⁴⁾である (以降、Twitter情報)。災害時におけるTwitter情報の利活用の主な課題がいくつか指摘されている。例えば、2011年東日本大震災では、Twitterの投稿 (以降、Tweet) を発信する際に位置

情報を付与するユーザーは極めて少なかった。また、位置情報に関する記述から宮城県内で発信されたハッシュタグ (#をつける形のラベル) 付きのTweetと判断できるが、有用な情報が含まれる数が非常に少なかったという指摘があった⁵⁾。2015年関東・東北豪雨では、SNSを発信する主体が被災地域の住民だけでなく、地方自治体からも情報の発信が行われるようになった⁶⁾。2017年7月九州北部豪雨では、「#救助」というハッシュタグが付与されたTweetの発信や拡散が盛んに行われたが、場所や人数等の具体的な状況を記述している「救助要請」のニーズ発信は、「#救助」全体の7.6%と極わずかであり、「#救助」による検索が困難な状況であった⁷⁾。

災害時におけるTwitter情報の利活用は、Twitterの信頼性⁸⁾や利用傾向についての分析⁹⁾に関する研究がある。また、災害時におけるTwitterのネットワーク分析から、被災地域の行政やNGO等のアカウントが情報伝達において大きな影響を与えていたことが示されている¹⁰⁾。特定のハッシュタグ付きのTweetを対象に分析した結果、リアルタイム性と拡散力を活かし、災害直後のリスクコミュニケーションに効果を発揮した事例もある¹¹⁾。被災者は、マスメディアでは発信されない局所・具体的な情報をソーシャルメディアから入手していたことがアンケート調査より確認された¹²⁾。

SNS情報のリアルタイム性が、自然災害に限らず地域社会の情報収集に変容をもたらしている。SNS情報には

有用な情報が含まれているが、それを利活用するためには、下記の3つの課題がある。第1に、SNS情報の情報量が膨大で投稿の内容をすべて把握することは不可能である。第2に、SNS情報は、人間の投稿であり、投稿内容の信頼性や信ぴょう性の課題がある。第3に、位置情報が特定できない課題がある。上記の課題をクリアするために、実世界の物理現象や社会現象を対象とした研究は、とりわけTwitter情報の利活用が加速されている^{13), 14)}。特に災害時のデマ判定やデマ拡散防止はメインの研究テーマの1つといえる^{15), 16), 17), 18)}。Twitter情報の特徴が活用されている共通点として、時間情報、空間情報と著者属性情報の利活用もしくはそのための技術開発が挙げられる。また、利用者が特定のシステム（災害情報ツイートシステムDRTSや災害情報マッピングシステムDIMS）を活用することで、利用者の所在地の位置情報が自動付与され、地図にマッピングされる研究もある¹⁹⁾。

Twitter情報の利活用には、賛否両論があるなかで、デマの拡散といった負の効果を考慮したとしても、Twitter情報は全体像を把握しづらい災害初期の段階において、災害情報としての有用性があると指摘されている²⁰⁾。また、Tweetの分析から地震の震源値を推定したり、インフルエンザの流行をイベントとして検知したりするなど、ソーシャルセンサとしての可能性を探る研究も進められている^{e.g.: 13), 14)}。榊らの研究¹⁴⁾では、地震の震源地をTwitter情報から検出し、地図上に可視化している。また、災害時に投稿されたTweetを元に、投稿者の感情や心理を推定する研究などが行われている^{e.g.: 21)}。これにより、適切なキーワードが抽出されれば、あらかじめ観測するイベントを特定しなくても、その事象（自然現象や人間の心理状態など）についてある時間帯・ある地域で時系列の変化を観測・推測する可能性が示された。

2011年3月11日東日本大震災を機に、Twitter情報（日本語）を対象とした自然言語処理技術の研究開発が行われるようになった。その1例として、DISAANA（Disaster Information Analyzer, 2015年4月より試験公開中）²²⁾とD-SUMM（Disaster Information Summarizer, 2016年4月より試験公開中）²³⁾が挙げられる。東日本大震災での教訓を生かし、広域大規模災害に備えて、ソーシャルメディア上の大量の情報を整理し、必要な情報の俯瞰的把握を助ける質問応答システム（QA System）が開発された²⁴⁾。また、その研究成果が、対災害に限定せずにWeb情報を用いて様々な質問に回答するシステムWISDOM Xに機能拡張された²⁵⁾。一般化されたQA Systemの技術を応用することで、対災害SNS解析システムであるDISAANAと災害情報要約システムのD-SUMMが構築された。

これらの先行研究で共通しているのは、Twitter情報を通じて実世界を観測する場合において、各Twitterユーザーは、物理センサと同様の機能を持つ一種のセンサとして活用することを目指していることである。自然災害を対象とした場合、SNS情報の膨大な情報量の中から有用な情報を抽出・特定することは極めて困難と言わざるを得ないが、自然言語処理技術等を活用することで大量のTweetを解析し、テキスト文に含まれる言語・言語的特徴をTwitter情報として抽出・分類できるようになる²⁶⁾。Twitter情報の利活用は、特定の観測対象に関連するTweetの収集だけでなく、ユーザーの登録情報を活用すれば、時間的分析もしくは空間的分析が可能となる²⁷⁾。また、自然言語処理技術を活用することで、観測可能な事象やその発生地域についてユーザー（人間）が認識可能であれば、すべて対応できる柔軟性がある。一方で

様々な事象について事象ごとにその利活用の方法を提案し、効果の検証を行う必要がある。特に社会現象への観測として、災害時において被災者の困りことを対象とした研究を具体的に進める必要がある。

そこで、本研究では、自然災害の被害状況をリアルタイムに把握するため、汎用的なSNS情報の解析方法を提案する。また、令和元年房総半島台風（2019年台風15号、以降、台風15号）による関東都市圏の停電状況の把握を解析方法の適用例とした。そのため、まずSNS情報を災害情報として導入するため、Twitter情報の解析フローを整理する。また、Twitter情報の解析フローを自動処理するプロトタイプ（機能スクリプト）を試作する。それから、Twitter情報に基づく停電状況の空間分析を行い、停電状況の評価結果を可視化する。最後に、停電状況に関する電力会社の公開情報とのクロス評価を行い、本研究の評価結果を検証する。加えて、本研究の提案方法が、電力会社への情報源の依存を解消し、多角的な災害情報を活用することで、災害情報の空白や不足を改善する可能性を考察する。

2. 方法

(1) 対象

2019年9月5日に発生した台風15号は日本列島への接近・通過に伴い、伊豆諸島や関東甲信地方を中心に猛烈な風、雨をもたらした²⁸⁾。台風15号は小笠原近海を北西に進みながら徐々に発達し、9月9日5:00前には千葉県千葉市に上陸し、茨城県水戸市付近で海上に出た（図1）²⁹⁾。この台風は、関東都市圏の広い範囲に被害をもたらしたほか、台風が上陸してから10日後であっても被害のが把握できていない地域・エリアが多かった。なお、気象庁は大きな被害をもたらした2019年9月の台風15号を、「令和元年房総半島台風」と命名している³⁰⁾。

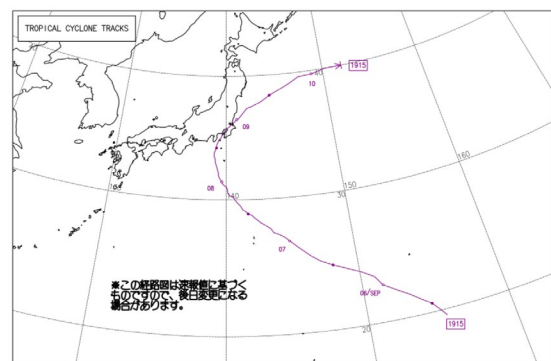


図1 2019年台風15号台風経路図（JMA）²⁹⁾

台風15号に伴う停電被害が、関東都市圏の広域で発生した。停電が発生した原因は、送電塔2本と電柱84本が倒壊したほか、約2000本の電柱が損傷したことによるものである。東京電力管内の停電戸数は約930,900軒（経済産業省報告、9月9日7:45時点）であり、その内訳は千葉県（637,700軒）、神奈川県（141,400軒）、茨城県（93,400軒）、静岡県（40,200軒）、東京都（12,800軒）となっており、関東地方に集中している³¹⁾。

特に千葉県内では、9月9日0:00時前後から停電が発生し、同8:00時頃の約64万軒がピークで、15:00時点でも52市区町村で停電が継続している状況との報道があっ

た³²⁾。その後も被害状況の把握と復旧に時間を要したことで、停電は長期に及んでいる。9月13日には、台風15号の影響による停電に伴い、多数の者が生命又は身体に危害を受け、または受ける恐れが生じていることから、千葉県は25市15町1村に災害救助法が適用された³³⁾。

本研究では、台風が上陸する前の2019年9月8日12:00から9月10日10:00現在までの期間において東京電力の管内で特に停電の被害が集中した千葉県、神奈川県、茨城県、静岡県、東京都の1都4県を対象とする。

(2) 対応すべき課題と本研究の狙い

被災地域の停電状況は、その地域を管轄する電力会社はその情報を収集・開示する。停電の起因は、1) 需給のアンバランスからくる「系統崩壊」(2018年9月北海道胆振東部地震のブラックアウト)、2) 電気を送る設備(送配電線)が途絶すること、の2種類がある。台風15号による停電は後者にあたる。電気は、鉄塔や電柱に張られる送電線を通して、利用者に送られる。停電が発生した場合、まずは変電所に近い地域から順番に電気を流していき、どこで問題が発生しているのかを突き止める。停電の原因が取り除かれるまでは原因エリアは停電中となるが、それ以外のエリアは電気が供給される。広範囲にわたる停電状況の把握等は、基本的に電力会社の情報公開に依存する形となっている。

広範囲の停電状況をリアルタイムに把握することが重要と考える。台風15号の停電復旧では、千葉県全域に及ぶ広範囲の被害発生や、倒木による山道の寸断などで、東京電力の被害状況の把握に遅れが生じたとされている³⁴⁾。ただし、これらはすべて千葉県だけの問題ではない。東京電力は同管内の他の都県にも同時に対応する必要がある。適切な初動における巡視などの効率化を図るためには、広域災害を想定した情報収集が望ましい。例えば、網羅的な情報収集が困難な場合でも、現場情報の不足を補完することにより、復旧見通しを策定できる技術の開発が必要と事後検証報告より提案されている³⁵⁾。

先行研究では、SNS情報の特徴と課題を踏まえ、災害時における被害状況の把握やそのための災害情報の可視化等に有効な自然言語処理技術を導入し、2018年西日本豪雨におけるTwitter情報の解析に適用した³⁶⁾。その成果の一環として、災害時におけるSNS情報を解析するための自然言語処理プラットフォーム(Natural Language

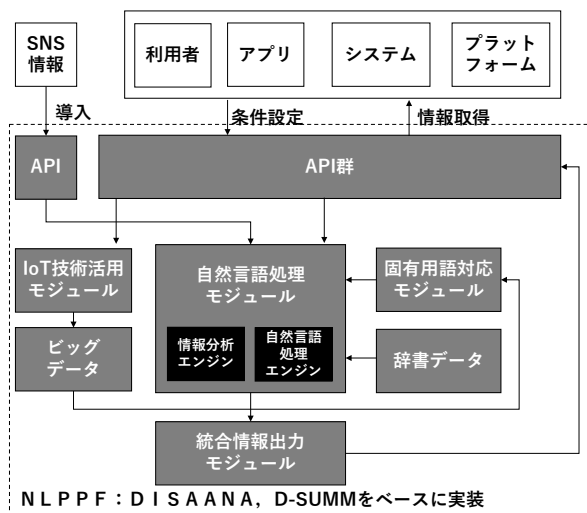


図2 NLPPFの解析フロー³⁶⁾

Processing Platform以降、NLPPF)³⁷⁾を構築し、一般公開している。NLPPFは、DISAANAとD-SUMMの自然言語処理技術をベースとし、災害時における自然言語情報の解析機能や解析機能を含めたサービスの安定供給を目標としている。NLPPFに構築されたオントロジーとその解析エンジンを活用すれば、TwitterなどSNS情報に含まれるテキスト文の内容から、「事象」と「場所」の情報が抽出され、投稿の「時間」とともに解析結果としてAPIを介して出力できるようになっている³⁸⁾。NLPPFは、リアルタイムにTwitter情報を解析し、その解析結果をデータベースに格納・提供する機能が実装されている(図2)。

災害対応現場における実働を想定すれば、Twitter情報をリアルタイムに解析する必要がある。NLPPFを活用した事例研究³⁹⁾では、2018年北海道胆振東部地震の災害状況の把握を想定した災害対応業務を実践した。事後検証の成果として、北海道全域のブラックアウトにおいて、北海道の7割程度の市区町村から停電に関するTwitter情報を抽出していることが評価結果として確認できた。一方でその解析フローは事後検証であれば問題ないが、災害対応現場におけるTwitter情報のリアルタイムな情報処理と情報共有に向けた自動化を図る必要がある。また、自動化を図るために、Tweetデータの取得からTwitter情報の評価結果の可視化にいたるまでのTwitter情報の解析技術を提案する必要がある。先行研究では、2019年台風15号停電状況の把握を試みた⁴⁰⁾。また、NLPPFの解析結果を活用し時効雨量と組み合わせた豪雨災害の異常探知の可能性を検討した⁴¹⁾。

以上の課題を踏まえて、Twitter情報を用いた解析技術が対策の1つと考える。停電状況をリアルタイムに解析するため、1) 解析技術の自動化と、2) 解析で得られた

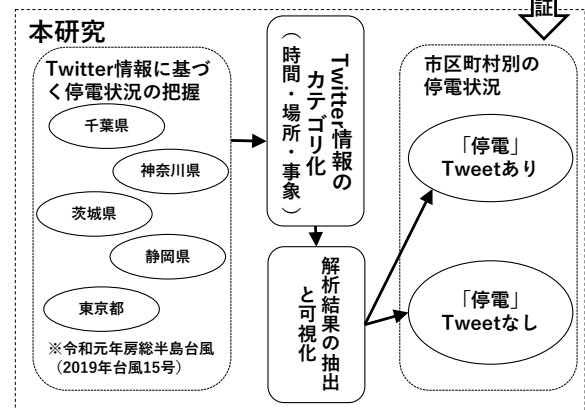
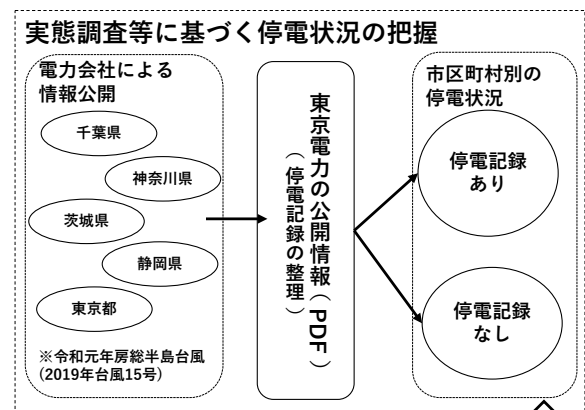


図3 本研究のアプローチ

評価結果を分かりやすく可視化することが求められる。そこで、本研究では、Twitter 情報の解析技術を図 3 の通りに検証する。具体的に、1) 先行研究⁴⁰⁾において解析作業をベースに整理した解析フローの自動化（プロトタイプとして機能スクリプトを試作）とその解析結果、2) 解析結果に基づく Twitter 情報の評価結果、の有効性について、解析結果と評価結果の空間分布とその時系列変化において公的情報と比較し評価することで、エビデンスを得ることを狙いとす。

(3) NLPPF を用いた自然言語処理の概要

本研究では、先行研究³⁶⁾において実装された NLPPF を用いる。NLPPF の主な機能は、Tweet の本文に対して自然言語処理を行うことで、Twitter 情報として、1) 「事象」を示す事象オントロジー、2) 「場所」を示す位置情報、を抽出することである。

事象オントロジーの抽出とは、Tweet の本文から抽出した事象の意味を仕分けるカテゴリが付与されることである。NLPPF では、網羅的に社会諸相をカバーするように、76 の事象オントロジー大分類（上位カテゴリ）、909 の事象オントロジー中分類（下位カテゴリ）のオントロジーの構造を設定している³⁸⁾。例えば、上位カテゴリの「ライフライン」に「電気」、「電気トラブル」、「ガス」、「ガストラブル」、「水道」、「水道トラブル」、「通信」、「通信機器」、「通信トラブル」、「ライフライン」、「ライフライン問題」、「未分類（上記以外）」の 12 のカテゴリが含まれている。事象オントロジーの抽出は、事前に定義されるオントロジー構造に引っかかるカテゴリがすべて抽出される。

位置情報の抽出とは、Tweet の本文に含まれる「場所」の記述に対し自然言語処理によるジオコーディングを行い、緯度、経度の情報と場所情報の住所表現が付与されることである。ただし、自然言語処理によるジオコーディングは辞書の構造と「場所」の記述の構文によってそのジオコーディング結果の精度が都道府県から町丁目までの幅を持つ。例えば、都道府県のレベルで位置情報を抽出した場合、場所情報の住所表示が都道府県名で、緯度、経度は都道府県庁所在地として付与される。市区町村のレベルで位置情報を抽出した場合、場所情報の住所表現が都道府県名と市区町村名で、市区町村役所所在地が付与される。その他、山や駅など固有名詞として辞書に登録されている場所については、登録された位置情報が付与される。また、郵便番号や住所表記が含まれる場合、住所表現と緯度、経度が特定されるようにジオコーディングが行われる。ジオコーディングについては、緯度、経度が付与できない場合は、位置情報が抽出されないものとして処理される。

Tweet から、「事象」と「場所」がセットで抽出されたもののみ、解析結果としてデータベースに登録される。その場合、「時間」については、Tweet の投稿時刻が付与される。また、上記の解析結果の情報ステータスを示すフラグ情報が該当する解析結果に付与される。例えば、「同じ地域エリアに、「停電した」、「停電していない」の抽出結果があった場合、そのいずれも、矛盾している解析結果があることを示す矛盾フラグが付けられる。このようなフラグ情報も、解析結果を取得するための条件設定にも用いられる。

NLPPF から取得する解析結果は、そのデータベースが表 1 の通りで³⁸⁾、NLPPF 解析情報の基本情報と解析結果、評価フラグから構成される。

表 1 取得した NLPPF の解析結果のデータ構成³⁸⁾

No	論理名	フィールド名	データ型	最大長(文字)
1	オブジェクトID	OBJECTID	Object ID	-
2	都道府県	prefName	TEXT	255
3	市区町村名	cityName	TEXT	255
4	オントロジー (大分類)	ontologyLevel1	TEXT	255
5	短文記事ID	articleID	TEXT	255
6	分野	bunya	TEXT	255
7	システムID	systemID	TEXT	255
8	システム名称	systemName	TEXT	255
9	本文の主語	who	TEXT	255
10	時刻	When_	DATA	-
11	場所名	placename	TEXT	255
12	経度	lng	DOUBLE	-
13	緯度	lat	DOUBLE	-
14	本文	bodytext	TEXT	255
15	オリジナルデータ	originalData	TEXT	255
16	信頼度	isReliable	SHORT INTEGER	-
17	推量	isInfer	SHORT INTEGER	-
18	予報	isForecast	SHORT INTEGER	-
19	矛盾	isCont	SHORT INTEGER	-
20	対策	isMeasures	SHORT INTEGER	-
21	デマフラグ	isDema	SHORT INTEGER	-
22	深刻フラグ	isShinkoku	SHORT INTEGER	-
23	過去災害フラグ	isKakoSaigai	SHORT INTEGER	-
24	過去フラグ	isKako	SHORT INTEGER	-
25	冗談フラグ	isJodan	SHORT INTEGER	-
26	顔文字フラグ	isKaomoji	SHORT INTEGER	-
27	広告フラグ	isKokoku	SHORT INTEGER	-
28	タグ大分類	taglevel1	TEXT	255
29	タグ中分類	taglevel2	TEXT	255
30	タグ小分類	taglevel3	TEXT	255
31	事象オントロジー大分類	ontologylevel1	TEXT	255
32	事象オントロジー中分類	ontologylevel2	TEXT	255
33	事象オントロジー小分類	ontologylevel3	TEXT	255
34	要約	description	TEXT	255
35	ネガポジ	negaPosi	TEXT	255
36	アラート事象	isAlert	SHORT INTEGER	-
37	関連する短文記事	kanrenIds	TEXT	255

(4) 解析フロー

台風 15 号における停電状況の把握を目的に実施する Twitter 情報の解析フローは図 4 の通りである。具体的には、第 1 に、すでに実装した NLPPF より、Twitter 情報の解析結果（「事象」、「場所」、「時間」など）を取得する。第 2 に、Twitter 情報の解析結果から、設定条件でデータの抽出を行う。第 3 に Twitter 情報の解析結果に基づく停電状況の評価結果の可視化を行う。

a) NLPPF の解析結果の取得

災害時における Tweet の投稿件数は 1 日で 1000 万件を超える。Twitter 情報の収集は、一般的に 1) キーワード検索、2) 位置情報の指定、3) ランダムサンプリングの三つの方法が挙げられる。リアルタイムの災害状況把握を目的とした場合、「事象」と「場所」を事前に設定することはできない。また、すべてのデータを入手することも不可能である。NLPPF を用いた Twitter 情報の解析では、予算の都合上、日本全国の実 Tweet から、ランダムに抽出した 10% の Tweet を購入し NLPPF に導入している。

本研究では、被災地域や時間の条件設定による解析結果のデータベースの取得を行うため、NLPPF の「要約モード」API 機能を用いた。「要約モード」は、指定された地域や時間などの条件設定に基づき、Twitter 情報の解析結果を取得するモードである。Twitter の解析結果を取得するために、Twitter 情報の解析結果を取得するために、

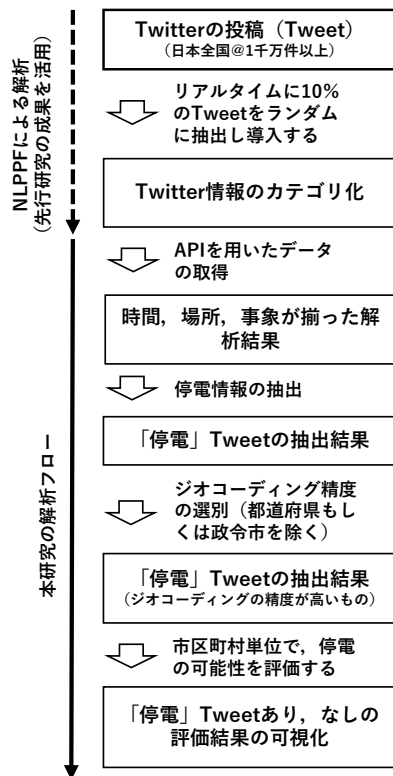


図4 TWITTER情報の解析フロー

「gettime」（取得期間の設定）, 「pref」（都道府県の設定）, 「getOntology」（全事象オントロジーの設定）, のパラメータを指定し NLPFF で Twitter 情報の解析結果を取得する。また, 事象オントロジーの分類（カテゴリ）

だけでは事象を具体的に示せないため, 「getSummary」（要約文）のパラメータを用いて「事象」の要約情報も同時に取得する。また, NLPFF から, 解析用データベースとして取得した1都4県別のTwitter情報の解析結果を図5に示した。

b) データの抽出

本研究では, Twitter 情報の解析結果に含まれる「事象」, 「場所」, 「時間」の項目を用いて, Twitter 情報のデータを抽出する。本研究の狙いは, 広域にわたる停電状況を俯瞰的に把握することである。停電状況の把握を行うため, 下位カテゴリの「電気トラブル」を用いる。ただし, 「電気トラブル」は, オントロジーの構成からすると, 停電のみを扱うものではない。そのため, 「電気トラブル」で抽出したデータから, 事象の要約文を用いて停電に関係しない解析結果を確認・除外する作業を行う。「場所」については, 市区町村単位で「停電」Tweetの投稿実態を捉える必要がある。仮に, 都道府県や政令市までのジオコーディングの結果を用いた場合, 「停電」Tweetの投稿実態を市区町村単位で評価できないため, 自然言語処理によるジオコーディングの精度を考慮する。したがって, 今回は, 取得した解析結果のデータベースから, 市区町村もしくは市区町村より精度が高いデータから「停電」Tweetを抽出する。

c) 可視化

評価結果の可視化は下記の通りである。まず, 1) 取得したデータの件数グラフ（1分間隔）を出力する。これは NLPFF の API を介し取得したデータを確認し, その時系列の変化特性を分析するためである。また, 2) データの抽出結果を ArcGIS 上で可視化する。これは, データの抽出機能を用いて実施した Twitter 情報の解析結果を示すためである。最後に, 3) データの抽出結果に基づく停電状況の評価結果を ArcGIS 上で可視化する。

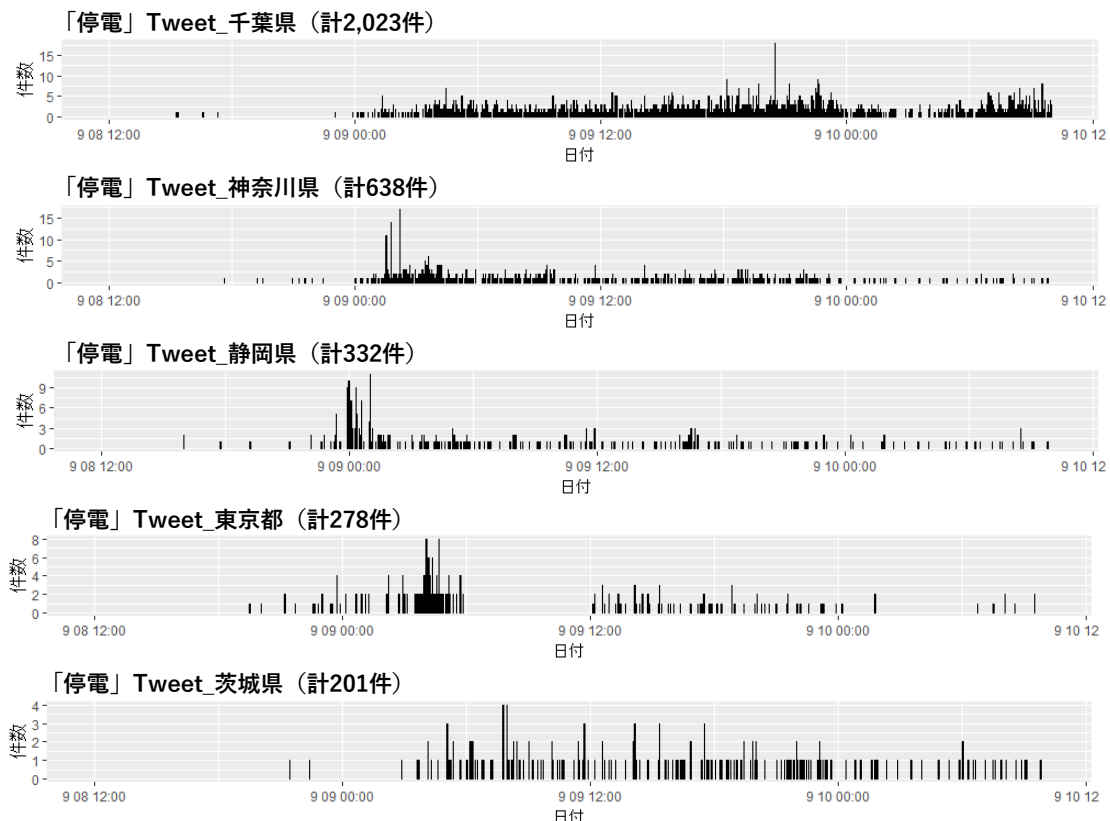


図5 1都4県の解析結果の時系列変化（NLPFFより取得したデータ）

停電状況の評価は、「停電」Tweetの抽出結果を用いる。具体的に、「停電」Tweetの抽出結果から、各市区町村の「停電」Tweetありと「停電」Tweetなしを評価する。各市区町村において、それぞれが「停電」Tweetなしと「停電」Tweetありの評価結果で市区町村単位での停電状況(T_i)を可視化する(式[1])。

$$T_i = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases} \quad [1]$$

ただし、 T_i : i市区町村の停電 Tweet の評価
(1: Tweetあり, 0: Tweetなし)

なお、停電 Tweet の評価結果の可視化は、時刻指定の累積結果と期間指定の集計結果を示す。

(5) 解析フローの自動化

Twitter情報の解析フローは、先行研究の実践³⁹⁾をベースに検討した。その結果を踏まえ、(A)データの取得、(B)データの抽出、(C)データの可視化、の3つの機能を検討し、それぞれの機能スクリプトをPythonで試作した(図6)。

機能(A)では、NLPPFのAPIを介して、Twitter情報の解析結果を取得し、解析用データベースとして保存する自動接続機能を構築した。そのために、①ログファイルのオープン、②設定ファイルの読み込み、③NLPPFへのリクエスト、④データの取得、⑤データの保存の5つの処理が含まれる機能スクリプトを試作した。機能スクリプトは、NLPPFから最新のデータを定期的に取得し、PostgreSQL上に作成されたファイルジオデータベースのフィーチャクラスにデータを格納・挿入する。

機能(B)では、機能(A)において取得した解析結果のデータベースから、「時間」、「場所」、「事象」を用いて必要なデータを抽出する機能を構築した。そのために、①データ形式の変換、②データ抽出条件の読み込み、③データの抽出、④データのグラフ化、⑤抽出結果の出力

の出力の5つの処理が含まれる機能スクリプトを試作した。データの抽出には、「場所」の項目として、表1のNo.2, 3, 11, 12, 13、「時間」の項目として、同No.10、「事象」の項目として同No.31, 32を用いる。また、解析結果を評価する参考情報として、要約情報(同No.34)、矛盾フラグ(同No.19)を用いる。

機能(C)では、機能(B)において抽出したデータをGISで可視化する機能を構築した。そのために、①ArcGIS Onlineに接続、②フォルダーの作成、③レイヤーの作成、④Webマップの作成、⑤Webアプリの作成、5つの処理が含まれる機能スクリプトを試作した。可視化のために構築したArcGIS Serverが機能(A)のファイルジオデータベースのフィーチャクラスをGISサービスとして参照する。スクリプトを用いれば、初期設定ファイルに設定された内容に従って、ArcGIS Onlineに接続し、可視化するためのArcGIS Serverにレイヤー、Webマップ、Webアプリケーションを作成する。ただし、可視化の自動化は、Twitter情報の解析結果をポイントとして登録するまでとなるため、空間解析等を必要とする際、別途ArcGISの機能を用いる。

(6) 検証用データ

検証用データは東京電力の公開情報を用いて整理する。東京電力による情報公開は、Webサイト⁴²⁾にて2種類のコンテンツで公開されている。1つは、現時点の停電情報を市区町村単位で示す地図コンテンツである。もう1つは、停電記録等を日付別に整理した情報をPDF形式で公開するファイルである。なお、公開されているコンテンツやファイルは、いずれも直前の公開時点において更新されている情報となる(差し替える情報)。

本研究では、停電状況の実績として整理しやすい停電記録を用いる。停電記録には、停電発生時刻、対応終了時刻、情報の更新日(最終のみ)、発生個所の詳細情報(地区単位)が含まれる。停電記録は、その更新が過去に遡って適用されるが、完了していないものについては

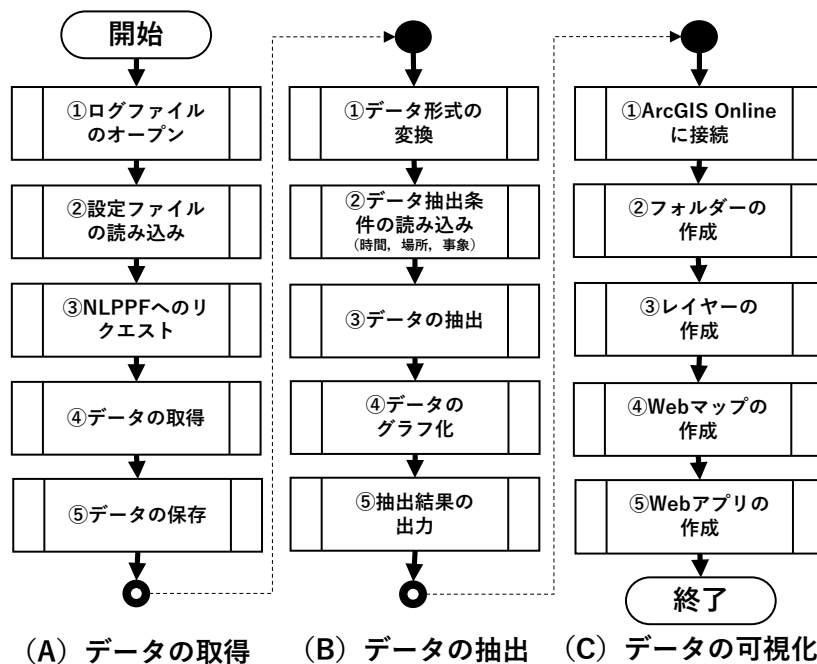


図6 解析フローの自動化(機能スクリプトの構成)

含まれない。検証用データの整備は、情報の更新日ではなく、停電発生時刻を用い、また市区町村単位で発生場所の整理を行う。2019年9月9日10:00現在において、市区町村別の累積値をベースに停電記録なし（累積値=0）と停電記録あり（累積値>0）を判定し可視化した結果を停電の実績とする（式[2]）。なお、本研究において入手した検証用データの情報更新日は、2019年9月14日である。

$$E_i = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases} \quad [2]$$

ただし、 E_i : i市区町村の停電記録の評価
(1: 記録あり, 0: 記録なし)

本研究の検証は、東京電力が公開した停電記録の評価結果と「停電」Tweetの評価結果とのクロス評価を行う。そのために、まず、1都4県の計267市区町村において上記の2種類のデータを式[3]の通りに重ね合わせた。

$$Y_i = (E_i, T_i) \quad [3]$$

ただし、 Y_i : i市区町村のクロス評価の結果

E_i : 停電記録の評価 (1: 記録あり, 0: 記録なし)

T_i : 「停電」Tweetの評価 (1: Tweetあり, 0: Tweetなし)

それから、式[3]で重ね合わせた評価結果 Y_i を、(0, 0), (0, 1), (1, 0), (1, 1)の4つの区分で可視化した。また、4つの区分の市区町村数をそれぞれ M_0, M_1, M_2, M_3 と集計した。検証結果を見ると、東京電力が公開する停電記録の評価結果を基準とすれば、 M_0 と M_3 の2つの区分は「停電」Tweetの評価が停電記録の評価に合致しているという結果であると解釈できる。したがって、停電記録の評価結果(E_i)と、「停電」Tweetの評価結果(T_i)がどれだけ合致しているかを検証するため、正解率(k)を式[4]で計算する。

$$k = \frac{M_0 + M_3}{M_0 + M_1 + M_2 + M_3} \times 100\% \quad [4]$$

ただし、k: 合致率(%)

M_0 : $Y_i = (0, 0)$ の市区町村の数

M_1 : $Y_i = (0, 1)$ の市区町村の数

M_2 : $Y_i = (1, 0)$ の市区町村の数

M_3 : $Y_i = (1, 1)$ の市区町村の数

3. 結果

本節では、台風15号における停電状況の把握について、1) データの取得 (NLPPFの解析結果)、2) データの抽出と可視化、3) 検証、の結果を述べる。

(1) NLPPFの解析結果

Twitter情報の解析結果は、NLPPFのAPIを介して、最短で5分刻みで取得できる。本研究におけるデータ取得は60分間隔とした。図5は、NLPPFより取得したTwitter情報の解析結果に含まれる「停電」Tweetの件数を1分刻みで示したものである。「停電」Tweetの件数は対象期間において1都4県の合計で3,472件である。中でも千葉県が2,023件で最も多く、全体の58%を占めている。神奈川県が638件で2番目に多く、静岡県、東京都、茨城県はそれぞれ、332件、278件、201件である。

「停電」Tweetの件数グラフ(図5)から、1都4県別

に件数のピークのタイミングを読み取れた。件数のピークが現れるタイミングを早い順で並べると、静岡県、神奈川県、東京都、茨城県、千葉県となる。また、千葉県以外の1都3県はそのピークが概ね台風15号の上陸や通過(図1)と一致しており、また、ピークを過ぎてから比較的早く件数が落ち着くを見て取れる。千葉県のピークは9月9日夕方に現れたが、9月10日でも、9月9日のピークに近い件数が確認されていることが特徴的といえる。本研究の対象期間中において、千葉県の「停電」Tweetの件数は他の1都3県と比べて、台風上陸前後から終始比較的高いレベルを維持していることが分かった。

(2) データの抽出と可視化

「停電」Tweetの抽出と可視化は、千葉県の解析結果を例示した(図7)。千葉県では、NLPPFより取得したTwitter情報の解析結果(全カテゴリ)は合計で13,277件である。それから、停電状況を把握するために、「停電」Tweet(計2,023件)を抽出した。最後に、都道府県もしくは政令市レベルのデータを除外することで、ジオコーディングの精度が高い「停電」Tweet(計699件)を抽出した。これらの抽出結果を活用することで、「停電」Tweetの抽出結果を「停電」Tweetの評価結果として市区町村単位の空間分布に可視化できる。

「停電」Tweetの時刻別の累積結果を用いた評価結果の可視化を行った。累積結果を用いることで、発災からの「停電」Tweetの評価結果を確認できる。例えば、2019年9月10日10:00現在において、千葉県下の47市区町村が「停電」Tweetありと示された。また、「停電」Tweetの評価結果についてその時系列の変化を確認するため、台風15号が上陸・通過した9月9日の0:00現在、6:00現在、12:00現在、18:00現在、24:00現在の「停電」Tweetの抽出結果の累積結果についてその評価結果の空間分布を可視化した。

「停電」Tweetの期間別の集計結果を用いた評価結果の可視化を行った。期間別の集計結果を用いることで、「停電」Tweetの期間別の評価結果を確認できる。その空間分布および空間分布の時系列変化を示すため、9月9日の0:00~6:00、6:00~12:00、12:00~18:00、18:00~24:00の期間指定で「停電」Tweetの抽出結果の期間別集計結果についてその空間分布を可視化した。

(3) 検証

クロス評価の結果は図8の通りである。停電記録の評価結果(E_i)と「停電」Tweetの評価結果(T_i)を、それぞれ図8の(a)と、図8の(b)に示した。合わせて、1都4県の267市区町村について、2種類の評価のクロス評価の結果(Y_i)を、図8の(c)に示した。本研究において提案した方法で評価した停電状況の正解率(k)は、式4に代入した結果が73.1%となる。停電記録の評価結果(E_i)と「停電」Tweetの評価結果(T_i)が一致しない M_1 と M_2 の2つの区分は、全体の26.9%である。1都4県別の正解率は、千葉県が86.4%で最も高く、ついで神奈川県(77.6%)、静岡県(76.7%)、東京都(68.3%)、茨城県(52.3%)となる。

ちなみに、 M_1 (「停電」Tweetのみ)の23市区町村に着目すると、神奈川県(3市区町村)、東京都(13市区町村)、静岡県(7市区町村)である。また、 M_2 (「停電」Tweetのみ)の49市区町村は、茨城県(21市区町村)、神奈川県(10市区町村)、千葉県(8市区町村)、東京都(7市区町村)、静岡県(3市区町村)である。

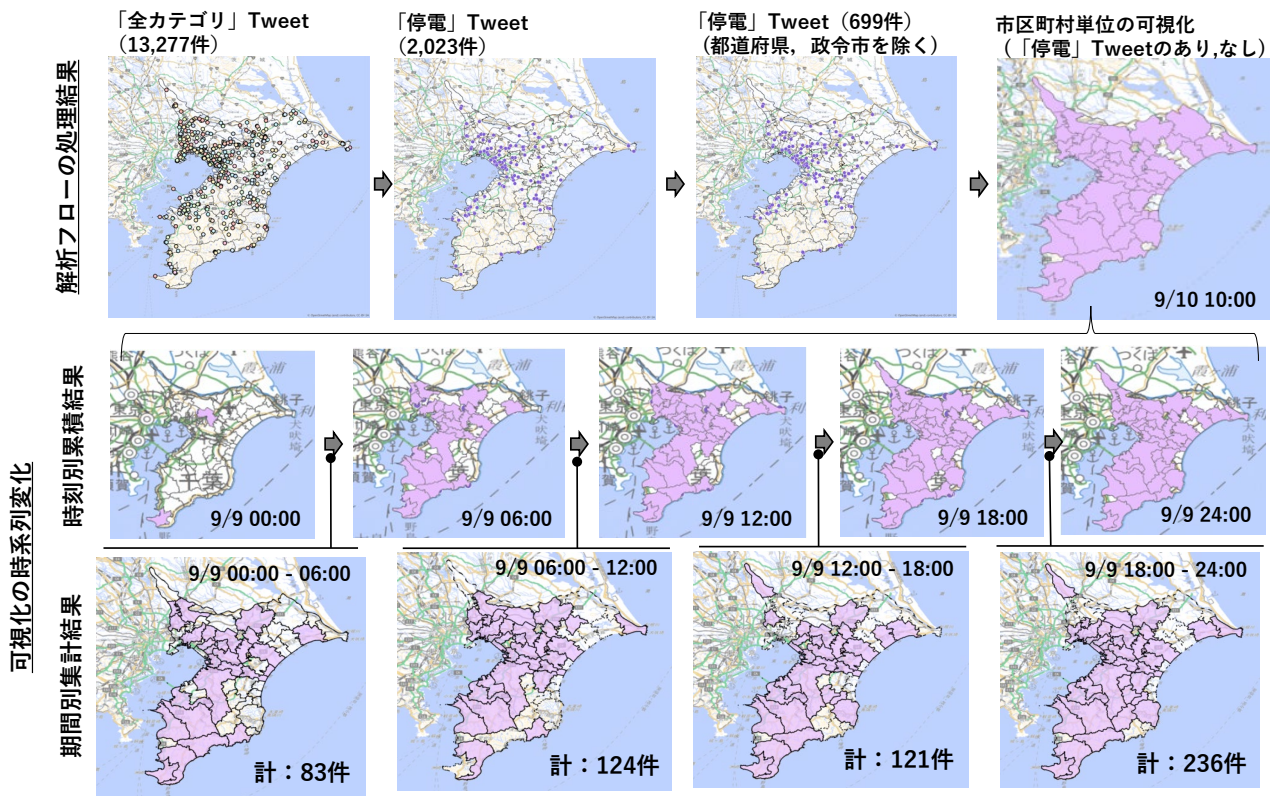


図7 解析結果の抽出と可視化（千葉県の例）
背景地図：地理院地図 淡色地図

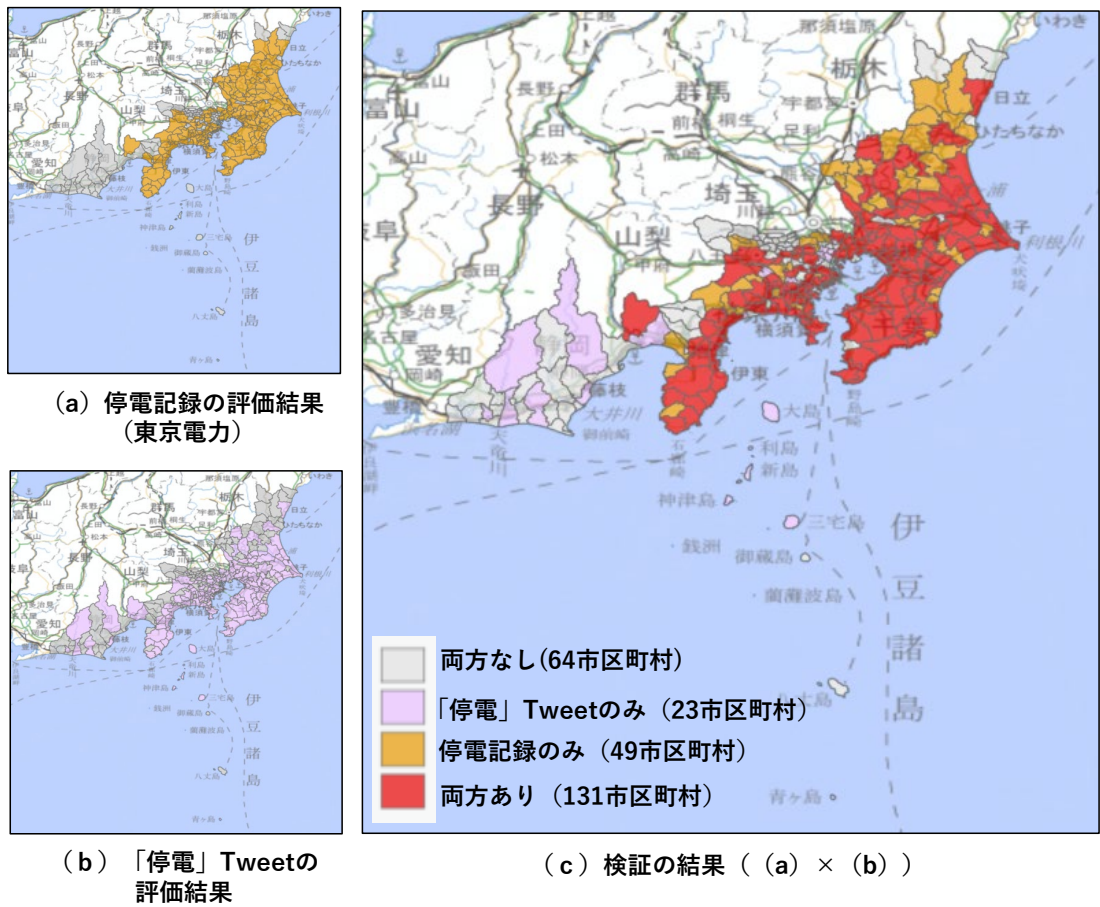


図8 解析結果のクロス評価（1都4県，2019年9月10日10:00現在）
背景地図：地理院地図 淡色地図

4. 考察

本研究では、自然災害による停電状況について、SNS 情報を用いたリアルタイム状況把握の評価方法を提案した。被災地域における停電状況は、一般的に被災地域を管轄する電力会社が停電の実態を調査し、災害情報を開示・公開する。しかし、電力会社の開示・公開だけでは不十分と考える。電力会社の社員が停電の原因を突き止めるために直接現地へ出向き、1本1本電柱を確認しながら復旧作業を行う。大規模災害ほどその作業が長引くため、情報の空白もしくは不足につながる。また、その作業は、主に高圧線を対象とする。高圧線が復旧されたとしても、変電所の損傷や低圧線および引き込み線の断線や建物内の設置の不具合などの場合は、被災者にとって停電が継続していることとなる。さらに、電力会社側の原因（例えば、情報を管理するサーバーの問題）で情報開示できなくなるケースも想定する必要がある。電力会社と異なる情報源である本研究の提案方法を用いれば、Twitter 情報を用いた停電状況のリアルタイム状況把握が可能と考えられる。

本研究の成果として、広域災害であっても停電状況の評価ができることが挙げられる。2019年台風15号による停電被害が、関東都市圏の広域（1都4県）になっている。NLPPFより取得したTwitter情報の解析結果を用いて、1都4県別に「停電」Tweetの解析結果の時系列変化を確認することができる。特に、千葉県は、ほかの1都3県と比べて、異なるグラフの特徴を示していることが分かった。例えば、「停電」Tweetの抽出結果の集中や、そのピークの兆候が明確ではないことが、停電被害の凄さを示している可能性がある。また、千葉県以外の1都3県では、比較的早いタイミングで「停電」Tweetの件数のピークが来て、すぐに収束に向かう動きが読み取れた。このように、1つ以上の都道府県（市区町村）であろうと、異なる電力会社の管轄エリアであろうと、同様の方法で解析できることがメリットの1つと考えられる。

本研究では、「停電」Tweetの評価結果を可視化する際、「停電」Tweetあり、「停電」Tweetなしというシンプルな表現に可視化した。それは、Twitter情報を監視する点では評価結果がわかりやすいからである。また、千葉県（637,700軒）、神奈川県（141,400軒）、茨城県（93,400軒）、静岡県（40,200軒）、東京都（12,800軒）の停電軒数を鑑みると、「停電」Tweetの解析結果（抽出件数）が、単純に軒数だけを表現しているわけではない。考えられる要因がいくつかあるが、例えば、Twitterの利用人口の違いでバイアスがかかった可能性がある。また、停電が5分を超えれば、機械的に停電軒数にカウントされるが、定常の調査停電程度ならTwitterで取り上げるほどではないと考えられる。上記の要因が、1都4県の抽出結果の正解率の違い（特に、茨城県と東京都の正解率の低さ）にも同様に影響を与える可能性があると考えられる。一方で、千葉県の抽出結果の正解率を考えれば、被害が甚大の場合、Twitter情報の解析結果も一定の説明力を持つ可能性がある。これはソーシャルセンサと物理センサとの特徴の違いであり、SNS情報の利活用においては慎重に扱う必要がある。従って、Twitter情報の解析結果である抽出件数に意味を持たせることが今後の課題と考える。課題解決に向けて、提案方法の解析結果だけでなく、実Tweetの収集とセットで実態調査を実施する必要がある。

本研究では、「停電」Tweetの評価結果と東京電力の停電記録を用いたクロス評価で検証した。検証の結果から、実Tweetを用いた2019年台風15号による停電状況の把握について、1都4県全体で73.1%の正解率を確認した。発災からの評価結果の空間分布を確認するためには、指定時刻の「停電」Tweetの累積値が有効である。また、特定の期間の評価結果の共通点や特異点の空間分布を確認するためには指定期間の「停電」Tweetの集計値が有効である。ただし、「停電」Tweetの解析結果がリアルタイムに得られたとしても、最終的に、実態調査等に基づく停電記録情報等とすり合わせる必要がある。Twitter情報の解析結果に限らず停電に関係する災害情報が持つ情報の空白や不足を効率的に取り除くことで、停電状況の把握は結果的には段々に実態に近づく災害情報の解析フローといえる。そのため、フィーズごとにリアルタイム性や確実性など特徴を持つ異なる情報源から停電状況の把握を行うことが重要である。特に、災害対応や復旧・復興の意思決定においても実態調査に基づく確実な災害情報が必要である。したがって、広域・激甚災害において、実Tweetを用いた停電状況の把握と実態調査に基づく停電状況の把握を組み合わせた運用が望ましい。その際、リアルタイム性がある「停電」Tweetの解析結果が実態調査や適切な初動における巡視などの効率化を図るための参考情報となりうる。また、双方の情報を活用することで、情報の空白もしくは不足を解消・緩和することが期待できる。

Twitter情報が、災害情報として注目されるようになって久しい。にもかかわらず、その利活用が思ったほど進んでいないように見受けられる。その要因としては、やはり膨大な情報量と利用者のリテラシーの課題が挙げられる。本研究の成果である解析技術の自動化の検討は、特に膨大なTwitter情報から、「停電」Tweetの解析結果（「事象」と「場所」のセット）を効率よく自動抽出する効果につながる。この効果を得るために、データの取得から、データの抽出さらにデータの可視化にいたる主な機能について、Twitter情報の自動解析を志向する機能スクリプトを試作した。自動解析スクリプトを用いることで、例えば、NLPPFの解析結果をダイレクトにポイントデータとして登録する場合、最短5分刻みでデータの更新ができるようになった。また、GIS上の空間解析やTwitter解析結果の概要文の確認による解析結果の精査など、一部の自動化できていない作業を考慮しても、2019年台風15号による関東都市圏の停電状況の把握を対象に、1時間の間隔での定期更新に対応可能な状態と判断した。この解析技術を利用すれば、例え、利用者側のリテラシーの課題があるとしても「停電」に限らず、ほかの「事象」についても災害対応現場で使える参考情報を効率よく抽出することができる。また、災害時におけるSNS情報の有効利用に向けた合意形成が、とりわけ利用者側のリテラシーの向上がさらに進めば、抽出できる有用な情報の質と量が飛躍的に改善される可能性がある。また、投稿情報の質を担保する研究成果¹⁹⁾と組み合わせることも有効な対策であると考えられる。

本研究において試作した機能スクリプトはあくまでも自動解析のプロトタイプである。本研究の事例検証と先行研究^{39),40)}を総合的に評価した結果、提案の方法が災害対応現場における災害情報の集約、とりわけ、Twitterのような膨大な情報量を有するSNS情報から参考となる事象の特定やその空間分布の可視化を効率的に行えると判断した。また、Twitter情報のリアルタイム解析が常時行

われれば、日本全国を対象とする停電状況の異常探知機能や被害状況のリアルタイム監視仕組みにつながる。しかし、Twitter 情報のリアルタイム解析を実現するためには、災害対応に資する災害情報の基盤プラットフォームに解析機能として実装されることが望ましい。また、Twitter 情報に限らずほかのテキスト文から構成される SNS 情報にも横展開できる。例えば、LINE のようなテキストチャットを機械的にこなせるチャットボット機能によって収集したテキストデータに適用することで、災害情報の収集だけでなく、災害情報の確認・再確認、災害情報の更新等も技術的に可能になる。ただし、その場合、Twitter 情報の解析に用いたデータの抽出・可視化を自動的に処理できるように解析技術を実装することが望ましい。

5. 終わりに

本研究では、2019 年台風 15 号による関東都市圏の停電状況の把握を対象に、実 Tweet を用いたリアルタイム状況把握を試みた。得られた知見は下記の通りである。

- Twitter 情報の解析結果から、2019 年 9 月 10 日 10:00 の時点において、千葉県 (47)、神奈川県 (43)、東京都 (28)、静岡県 (19)、茨城県 (17) の計 154 市区町村から「停電」Tweet ありと評価した。また、Twitter 情報の解析フローの自動化を図るため、(A) データの取得、(B) データの抽出、(C) データの可視化、の 3 つの機能スクリプトを試作した。
- 東京電力が公開する停電記録情報を基準とすれば、「停電」Tweet の評価結果の正解率は 73.1%でその有効性が示唆されている。また、発災からの評価結果の空間分布を確認するためには、指定時刻の「停電」Tweet の累積値が有効で、特定の期間ごとの評価結果の共通点や特異点の空間分布を確認するためには指定期間の「停電」Tweet の集計値が有効である。特に広域・激甚災害において、実 Tweet を用いた停電状況の把握と実態調査に基づく停電状況の把握を組み合わせた運用が望ましい。
- 提案した方法を用いれば、日本全国を対象とする異常の探知やリアルタイムの停電状況の監視仕組みにつながる。ただし、Twitter 情報のリアルタイム性を生かすため、Twitter 情報のデータの抽出・可視化を自動的に処理できるように解析技術を災害情報の基盤プラットフォームに実装することが望ましい。

今後の課題として、1) 「停電」に限らずほかの「事象」への適用範囲の拡大とその検証、2) 災害時における SNS 情報の有効利用に向けた利用者側のリテラシーを向上させる施策、3) Twitter 以外の SNS 情報 (ほかのテキスト文から構成されるもの) への適用とその検証が挙げられる。

謝辞

本研究は、総合科学技術・イノベーション会議の SIP (戦略的イノベーション創造プログラム) 「レジリエントな防災・減災機能の強化」(管理法人: JST (国立研究開発法人科学技術振興

機構))、総務省「IoT/BD/AI 情報通信プラットフォーム」社会実装推進事業の予算を用いて実施した。2名の匿名査読者から適切なコメントをお受けした。記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 中村功: 災害と携帯電話, 電気設備学会誌, 26 巻 4 号, p. 256-259, 2006.
- 2) 総務省: スマートフォン経済の現在と将来 情報通信白書平成 29 年版, 2017.
- 3) 総務省: 情報通信白書 平成 23 年版, 平成 23 年, <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/h23.html>
- 4) Twitter: <https://twitter.com/>
- 5) Shosuke Sato, Kazumasa Hanaoka, Makoto Okumura, Shunichi Koshimura: Grasp of Disaster Situation and Support Need inside Affected Area with Social Sensing - An Analysis of Twitter Data before and after the 2011 Great East Japan Earthquake Disaster Occurring -, Journal of Disaster Research, Vol.11 No.2, pp. 198-206, 2016.3
- 6) Shosuke Sato, Shuichi Kure, Shuji Moriguchi, Keiko Udo, Fumihiko Imamura: Online Information as Real-Time Big Data About Heavy Rain Disaster and its Limitations: Case Study of Miyagi Prefecture, Japan, During Typhoons 17 and 18 on 2015, Journal of Disaster Research, Vol. 12, No.2, pp. 335-346, 2017.
- 7) 佐藤翔輔・今村文彦: 2017 年 7 月九州北部豪雨災害における「#救助」ツイートの実態分析, 自然災害科学, 37-1, p. 93-102, 2018.
- 8) 梅島彩奈・宮部真衣・荒牧英治・灘本明代: 災害時 Twitter におけるデマとデマ訂正 RT の傾向, 情報処理学会研究報告, 2011-IFAT-103(4), pp.1-6, 2011
- 9) 宮部真衣・荒牧英治・三浦麻子: 東日本大震災における Twitter の利用傾向の分析, 情報処理学会研究報告, EIP, [電子化知的財産・社会基盤] 2011-EIP-53(17), pp.1-7, 2011.
- 10) France, C. Christopher, C.: Social Media Data Mining: A Social Network Analysis Of Tweets During The 2010-2011 Australian Floods, PACTS 2011 Proceedings. Paper 46
- 11) 石川哲也・川崎昭如・目黒公郎: 山陰地方豪雪災害時の Twitter ユーザーによる情報発信行動に関する分析と考察, 地域安全学会論文集 No. 17 p. 1-9 2012
- 12) 執行文子: 東日本大震災・被災者はメディアをどのように利用したのか, 放送研究と調査, pp.18-30, 2011.
- 13) Zhao, Q., Liu, T.-Y., Bhowmick, S. S. and Ma, W.-Y.: Event detection from evolution of click-through data, Proc. 12th ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data mining (KDD' 06), p. 484, New York, USA, ACM Press, 2006.
- 14) Sakaki, T., Okazaki, M. and Matsuo, Y.: Earthquake shakes twitter users: Real-time event detection by social sensors, Proc. 19th Int. Conf. on World Wide Web, pp. 851-860, 2010.
- 15) 鍋島啓太・渡邊研斗・水野淳太・岡崎直観・乾健太郎: 訂正パターンに基づく誤情報の収集と拡散状況の分析, 自然言語処理, vol.20, no.3, pp.461-484, June 2013
- 16) Y. Tanaka, Y. Sakamoto, and H. Honda: The impact of posting urls in disaster-related tweets on rumor spreading behavior, Proc. 2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences, pp.520-529, Waikoloa, USA, Jan. 2014.
- 17) 宮部真衣・灘本明代・荒牧英治: 人間による訂正情報に着目した流言拡散防止サービスの構築, 情報学論, vol.55, no.1, pp.563-573, Jan. 2014.

- 18) 柿本大輔・宮部真衣・荒牧英治・吉野孝：流言拡散防止のための情報確認行動促進システムの構築，ヒューマンインタフェース学会論文誌，vol.20, no.1, pp.1-12, Feb. 2018.
- 19) 内田理・宇津圭祐：災害時のソーシャルメディア活用，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.
- 20) 谷口慎一郎：災害時における Twitter の有効性について-2011年9月の台風12号による豪雨災害を例に-，災害情報 No.10, pp. 56-67, 2012
- 21) 三浦麻子・小森政嗣・松村真宏・前田和甫：東日本大震災時のネガティブ感情反応表出-大規模データによる検討-，心理学研究，vol.86, no.2, pp.102-111, 2015.
- 22) DISAANA web: <https://disaana.jp/rtime/search4pc.jsp>
- 23) D-SUMM web: <https://disaana.jp/d-summ/>
- 24) Jun Goto, Kiyonori Ohtake, Stijn De Saeger, Chikara Hashimoto, Julien Kloetzer, Takuya Kawada, and Kentaro Torisawa: A Disaster Information Analysis System Based on Question Answering, Journal of Natural Language Processing Volume 20 No.3 367-404, 2013.
- 25) Junta Mizuno, Masahiro Tanaka, Kiyonori Ohtake Jong-Hoon Oh, Julien Kloetzer, Chikara Hashimoto, Kentaro Torisawa: WISDOM X, NISAANA and D-SUMM: Large-scale NLP Systems for Analyzing Textual Big Data, Proceedings of COLING 2016, the 26th International Computational Linguistics: System Demonstrations, p. 263-267, 2016
- 26) M. Imran, C. Castillo, F. Diaz, and S. Vieweg: Processing social media messages in mass emergency: a Survey, ACM Computing Surveys, vol.47, no.4, Article 67, June 2015.
- 27) 榊剛史・松尾豊：ソーシャルセンサとしての Twitter - ソーシャルセンサは物理センサを凌駕するか? -，人工知能誌，vol.27, no.1, pp.67-74, Jan. 2012.
- 28) 気象庁：台風15号の今後の見通しについて，2019.9.8.
<https://www.jma.go.jp/jma/press/1909/08a/201909081100.html>
- 29) 気象庁：台風経路図（第15号）2019.
https://www.data.jma.go.jp/fcd/yoho/typhoon/route_map/bstv2019.html
- 30) 気象庁：2019年台風15号，台風19号の命名について，2020.2.19.
- 31) 経済産業省：2019年台風第15号による被害・対応状況について（9月9日7時45分時点）2019.09.09.
<https://www.meti.go.jp/press/2019/09/20190909002/20190909002.html>
- 32) 千葉日報：【台風15号】千葉県内なお61万軒停電 南部はきょう復旧めど立たず 2019.09.09
- 33) 内閣府（防災担当）：2019年台風15号の影響による停電に伴う災害救助法の適用について【第1報】2019.9.12.
http://www.bousai.go.jp/pdf/r1typhoon15_teiden_01.pdf
- 34) 経済産業省：台風15号に伴う停電復旧プロセス等に係る検証について，2019.10.3.
- 35) 東京電力：台風15号対応検証委員会報告書（最終報告），2020.1.16.
<https://www.tepco.co.jp/press/release/2020/pdf/200116j0101.pdf>
- 36) 崔青林・花島誠人・阿部健太・瓶子正人・白田裕一郎：SNS情報の解析技術の開発と2018年に西日本豪雨におけるTwitter情報の解析への適用，第38回日本自然災害学会学術講演会講演概要集，pp.35-36, 2019.
- 37) 高度自然言語処理プラットフォーム web：
<https://www.nlppf.net/portal/>
- 38) 高度自然言語処理プラットフォーム API仕様書 Ver.2.0：
<https://www.nlppf.net/portal/apispec.html>
- 39) Qinglin Cui, Makoto Hanashima, Hiroaki Sano, Masaki Ikeda, Nobuyuki Handa, Hitoshi Taguchi, and Yuichiro Usuda: An Attempt to Grasp the Disaster Situation of "The 2018 Hokkaido Eastern Iwate Earthquake " Using SNS Information, Journal of Disaster Research, Vol.14, No.9, pp.1170-1184, 2019.
- 40) 崔青林・庄山紀久子・佐野浩彬・半田信之・花島誠人・白田裕一郎：2019年台風15号におけるSNS情報を用いた関東都市圏の停電状況把握（速報），2019年地域安全学会梗概集 No.45, pp.35-38, 2019.11.
- 41) Kikuko Shoyama, Qinglin Cui, Makoto Hanashima, Hiroaki Sano, and Yuichiro Usuda: Emergency Flood Detection Using Multiple Information Sources: Integrated Analysis of Natural Hazard Monitoring and Social Media Data, Science of the Total Environment, 2021 (in press)
- 42) 東京電力パワーグリッド（停電情報）web：
<https://teideninfo.tepco.co.jp/>

(原稿受付 2020.8.23)
(登載決定 2021.1.9)