

大規模災害時に対応可能なネットワーク制御のための Twitter 情報の解析システムの構築

丸 千尋¹ 榎 美紀^{1,2} 中尾 彰宏³ 山本 周³ 山口 実靖⁴ 小口 正人¹

概要：東日本大震災では、被害情報の把握に必要な通信回線の混雑および故障に関する情報が膨大になっていったため、ネットワーク全体の状況を迅速に把握することが困難であった。また、震災時には、電話やメールが使えないユーザが多い中、Twitter は利用可能な地域が多かった。震災のような緊急時では、ユーザがネットワークの状況に強い関心を寄せ、その情報を積極的に発信すると考えられる。そのため、Twitter による集合知は、従来のネットワーク監視の相互補完的な情報取得手段として最適であると言えることができる。そこで本研究では、Twitter による集合知を利用したネットワーク障害検知を迅速かつ高精度に行うシステムの提案を行う。このシステムを用いることで、ネットワーク制御に役立つ、より詳細な情報の抽出が可能になる。

Construction of the Analysis System using Twitter Information for Network Control in Large-Scale Disasters

CHIIHIRO MARU¹ MIKI ENOKI^{1,2} AKIHIRO NAKAO³ SHU YAMAMOTO³
SANEYASU YAMAGUCHI⁴ MASATO OGUCHI¹

1. はじめに

地震や台風などの大規模災害が発生すると基地局やネットワーク設備が損壊する可能性に加え、多数のユーザが同時にネットワークを利用することなどにより、電話やインターネットが繋がりにくくなるといった問題が生じる。このような緊急時に、電話やインターネットが利用可能であることは重要である。従って、大規模災害時における障害検知の必要性は高い。通常、ネットワークの状態はセンサを使って管理されている。しかし東日本大震災が発生した際には、被害情報の把握に必要な故障および輻輳制御状態に関する情報が膨大になっており、センサのみでネットワーク全体の状況を迅速に把握することは困難であった [1]。

被災地住民に対する調査 [2] によると、東日本大震災の被災地では電話やメールが使えない人が多い中、Twitter[3] は使用可能で、震災直後に利用していたサービスとして Twitter を挙げる人が多かった。Twitter は様々な通信媒体からアクセス可能なため、一部のネットワークが使えなくても利用できる可能性が高い。また、Twitter は多くのユーザから情報をリアルタイムに得ることができるという特徴がある。震災のような緊急時では、ユーザがネットワークの状況に強い関心を寄せ、その情報を積極的に発信すると考えられる。従って Twitter を用いることで、ネットワーク障害が発生している地域や原因、ユーザへの影響の度合いなど、センサだけでは把握することができない情報を得ることができる可能性がある。そのため、Twitter による集合知は、従来の監視の相互補完的な情報取得手段として最適であると言えることができる。このような背景を踏まえて、本研究では、Twitter による集合知を利用したネットワーク障害検知を迅速かつ高精度に行うシステムの提案を行う。

2014 年度に発生した地震に関しては、提案システムを

¹ お茶の水女子大学
Ochanomizu University, Bunkyo, Tokyo 112-8610, Japan

² 日本アイ・ビー・エム株式会社
IBM Research - Tokyo, Koto, Tokyo, 135-8511, Japan

³ 東京大学
Tokyo University, Bunkyo, Tokyo, 113-8654, Japan

⁴ 工学院大学
Kogakuin University, Shinjuku, Tokyo, 163-8677, Japan

用いて、電話が繋がらないなどの障害を高い精度で検出することができた [4]。しかし、2011 年度に発生した東日本大震災のような大規模な地震の際には、ネットワーク制御に役立つ、より深い情報が必要になる。例えば、電話が繋がらないという障害が検出された際には、抽出された地名に電話が繋がらないのか、それとも、その地名から他の地域に電話が繋がらないのか、ということと同時に判定したい。そのため、本稿では、東日本大震災のツイートを利用して、抽出された地名がどちらに属するのかを、機械学習を用いて判定する手法を提案する。

本稿の構成は以下のとおりである。2. 章で関連研究について述べ、3. 章で提案システムの概要を紹介し、4. 章と 5. 章で候補データ抽出処理と地名分類処理それぞれの概要を説明する。6. 章で地名分類処理を行った結果と外部情報の可視化を行い、提案システムの有効性を確認する。最後に、7. 章で本稿をまとめる。

2. 関連研究

SNS でのデータを解析することで、地震や土砂災害や火災など、実世界で発生する出来事を検知する手法が数多く存在する [5][6][7][8][9]。Sakaki ら [5] は、Twitter のユーザをソーシャルセンサとすることで、地震を早期に発見し、発生場所の推測をする手法を提案している。国土交通省国土技術政策総合研究所 [6] は、災害が発生する可能性のある地域の住民等のツイートを元に、土砂災害の予兆や発生の早期把握を行っている。これらの研究は、出来事の発生の有無に焦点を当てており、大きな出来事が発生した際により詳細な情報の抽出はなされていないため、大規模災害が原因で起こるネットワーク障害を検知することを目標としている本研究とは異なる。また、これらの研究は、公式な機関から発行される外部情報を使わずに、ソーシャル情報のみを解析して特定の出来事の実検知を行っている点において、外部情報も同時に取得して精度を上げている本研究とは異なる。その一方、本研究は、ツイートの「位置情報による」検知と「時間変化のフィルターによる」検知を行うことで、集合知によるネットワーク障害検知の精度を上げ、ネットワーク管理に活かすことのできる情報の抽出を行っている点で新規性がある。

また、我々はネットワーク管理を行うために、SNS を利用する。Tongqing[10] らは、モバイルネットワーク機能に問題があった場合、ユーザはサービスセンタに電話するよりも早く Twitter に問題を投稿することを示した。Takeshita ら [11][12] は、ネットワークの故障状況を把握するために、Twitter 上に投稿されたネットワーク問題に言及したツイートを利用している点で本研究と動機が似ている。しかしながら、Takeshita らは自然災害を対象にしている点および Twitter のメッセージの情報のみを用いて障害を判断している点で本研究と異なる。

3. 提案システムの概要

本研究では以下の「ネットワーク障害検知システム」を提案する。提案システムの概要を図 1 に示す。

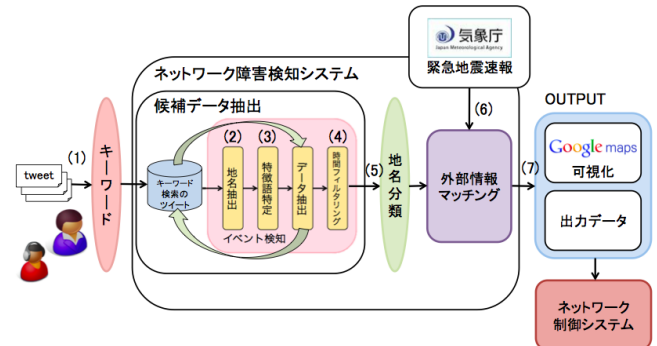


図 1 ネットワーク障害検知システム

- (1) 特定のキーワードを設定して、キーワードを含むツイートを取得する。
- (2) キーワード検索で取得したツイートを同じ地名名詞が含まれるツイートごとにまとめる。
- (3) (2) だけでは、同じ障害について言及したツイートであるが地名名詞を含んでいないツイートを全て捨ててしまうことになる。そこで、地名名詞ごとにまとめたツイートの中から特徴語を特定し、特徴語を含み地名名詞を含まないツイートを、キーワード検索で取得したツイートの中から抽出して加える。
- (4) 関係のないツイートを排除するために、ツイートされた時間を考慮し、時間フィルタリングを行う。
- (5) 機械学習を用いて、候補データ抽出処理によって抽出されたツイートに出現する地名を、「その地名で災害が発生しているのか」、「その他の場合であるのか」に分類する。
- (6) 緊急地震速報などの外部情報を取得し、(5) で抽出された地域や障害情報とマッチングを行う。
- (7) (6) で得られた情報を、Google マップ上に可視化する。

この障害検知は、ネットワーク障害を即座に検知できることが重要であるので、ネットワーク障害検知システムのリアルタイム処理を行う。リアルタイム化にあたり、キーワード検索で取得したツイートのサンプリング間隔を 1 分とし、現在のツイートから 60 分遡った時刻までのツイートを障害検知対象のツイートとして扱う。このシステムにより、得られた候補地ごとにまとめた障害情報が、出力データとして出力される。

4. 候補データ抽出処理の詳細

本章では、候補データ抽出処理の概要について述べる。

4.1 キーワード検索

Twitter 社の Search API[13] を使って取得したツイートを、特定のキーワードを用いてキーワード検索を行う。キーワードは、「電話 and 繋がらない」や「ネット and 繋がらない」など、ネットワーク障害に関連するものに設定する。

4.2 地名抽出

キーワード検索で取得したツイートの本文とユーザのプロファイルと GEO タグを MeCab[14] を使ってそれぞれ品詞分解し、地名名詞を抽出する。GEO タグの緯度・経度は、Yahoo!社が提供する Yahoo!リバースジオコード API[15] を使って市区町村に変換する。抽出した地名名詞の出現回数をカウントし、一定回数以上出現した地名名詞ごとに、キーワード検索で取得したツイートをまとめる。ここでは出現回数の閾値を 5 回とする。

4.3 特徴語特定

地名名詞ごとにまとめたツイートだけでは、同じ障害について言及したツイートであるが地名名詞を含んでいないツイートを全て捨ててしまうことになる。そのため、地名名詞ごとにまとめたツイートの中に出現する特徴的な単語を抽出し、抽出した特徴語を含み地名名詞を含まないツイートを、キーワード検索で取得したツイートの中から加えることを考える。

特徴語は、地名名詞ごとにまとめたツイートの中から、MeCab を使って名詞のみを抽出することで見つける。その際、ノイズを排除するために、正規表現を用いて半角記号と半角数字は取り除く。抽出した名詞それぞれに対して tf-idf 値を求める。そして、tf-idf 値が 0.2 以上となった名詞を特徴語と定義する。tf 値と idf 値の計算式を以下に示す。ここで、抽出した名詞を N 、実験対象ツイートを TW_e 、Twitter 社が提供する Streaming API[16] を利用して取得した約 10 万件のツイートを TW_{10} とする。 TW_{10} は、idf 値を計算する際に用いる。

$$tf \text{ 値} = \frac{TW_e \text{ 中に } N \text{ が出現する回数}}{TW_e \text{ 中に出現する総単語数}}$$

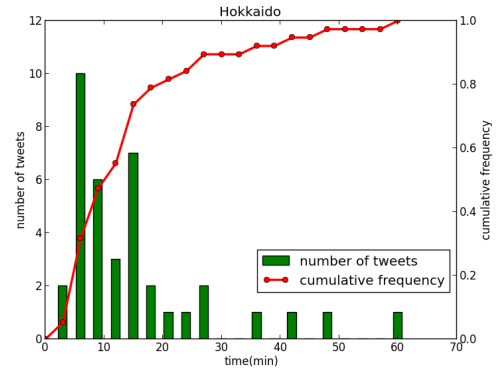
$$idf \text{ 値} = \frac{TW_e \text{ と } TW_{10} \text{ のツイート数の和}}{TW_e \text{ と } TW_{10} \text{ の中で } N \text{ を含む数}}$$

4.4 時間フィルタリング

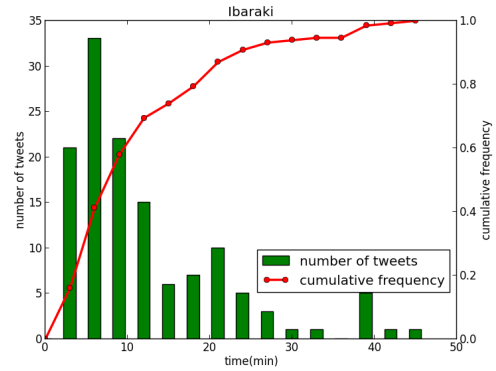
地名名詞でまとめたツイートの中には、内容の異なるツイートが多く混じっている。そのため、ツイートされた時刻を考慮して関係のないツイートを排除することを考える。大規模災害が発生した際には、Twitter 上の複数のユーザが特定の時間に似たような内容のツイートをする [5]。本研究では、その点に着目して、ツイートを排除する時間の閾値を決定する。閾値を決定するために、ネットワーク障

害に言及するツイート数の時間変化を調べ、一般化する。

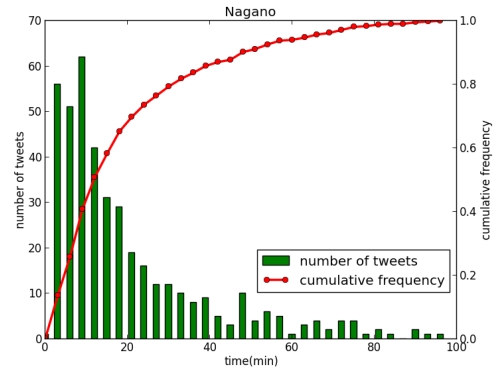
2014 年 7 月 8 日に北海道で発生した地震、2014 年 9 月 16 日に茨城県南部で発生した地震、2014 年 11 月 22 日に長野県北部で発生した地震の際のネットワーク障害等に言及するツイート数の時間変化を図 2 の緑の棒グラフに示す。



(a) 北海道での地震



(b) 茨城での地震



(c) 長野での地震

図 2 ネットワーク障害に言及するツイート数の時間変化

図 2 より、地震が発生した直後にツイート数が急速に増えて、その後収束していることがわかるので、地震の場合はツイート数の時間変化が特徴的な形になると考えられる。本研究ではサンプル数が少ないため、累積度数を考える。累積度数の実データを図 2 の赤線で示す。累積度数の時間変化を見ると、指数分布の累積分布関数に似た形になって

いる。そのため、指数分布の累積分布関数を用意し、最小二乗法を使ってフィッティングを行う。指数分布の累積分布関数を以下に示す。

$$f(x) = 1 - e^{-\lambda x}$$

北海道、茨城、長野で発生した地震をフィッティングした結果を図3に示す。パラメータ λ はそれぞれ0.07372231, 0.09200698, 0.0536034とした。

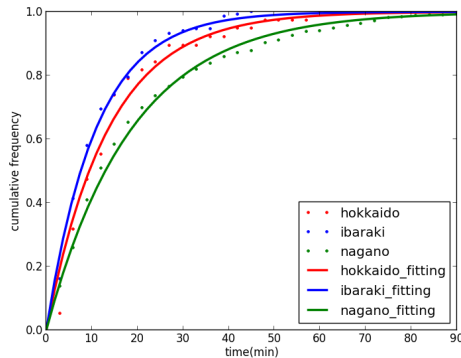


図3 指数分布の累積分布関数にフィッティングした結果

どの実験対象ツイートも指数分布の累積分布関数にフィッティングさせることができるという結果が得られた。このことから、地震の場合のツイート数の時間変化は指数分布で近似ができることが分かる。また、指数分布であることから、閾値が60分で8割の事象を捉えることができるという結論が得られる。

5. 機械学習を用いた地名分類処理の詳細

4章で説明した候補データ抽出処理により、2014年度に発生した地震のTwitterデータから、電話が繋がらないなどの障害を高い精度で検出することができた。しかし、2011年度に発生した東日本大震災のような大規模な地震の際には、抽出した情報をネットワーク制御に役立てるために、より詳細な情報が必要であると考えられる。例えば、候補データ抽出処理によって電話が繋がらないという障害が取得された際には、抽出された地名に電話が繋がらないのか、それとも、その地名から他の地域に電話が繋がらないのか、ということと同時に判定する必要がある。そのため、本章では、東日本大震災におけるツイートを利用して、抽出された地名がどちらに属するのかを判定する手法を紹介する。候補データ抽出処理によって抽出されたツイートの例を表1に示す。

表1 候補データ抽出処理のツイートの例

A. 「宮城へ電話繋がらないよ…被害どれくらいだ。心配だ」
B. 「渋谷なう 電話繋がらない」

Aのツイートは、抽出された地名(宮城)に電話が繋がらないことを示している。一方、Bのツイートは、抽出された地名(渋谷)に電話が繋がらないのではなく、抽出された地名(渋谷)から他の地域に電話が繋がらないことを示している。よってAのツイートとBのツイートは異なる種類のツイートであると言える。このようなツイートの種類の分類を正確に行うことによって、ネットワーク制御に役立てる、より深い情報を取得することができると考えられる。そのため、候補データ抽出処理によって抽出された候補データの分類を行う。抽出したツイートを見ると、以下の三種類に分類できることがわかる。

- (1) 抽出した地名名詞に電話が繋がらないツイート
- (2) 抽出した地名名詞から電話が繋がらないツイート
- (3) 判定不能なツイート

実際に障害が発生している場所は、(1)に分類されるツイートである可能性が高い。そこで、我々は、(1)の「地名名詞に電話が繋がらない」ツイートに注目する。そのため、本稿では、(1)の「地名名詞に電話が繋がらない」ツイートと(2)と(3)をまとめた「その他」のツイートの分類を行う。手法として、ルールベースの手法によるツイート抽出と機械学習によるツイート分類を提案する。

5.1 ルールベースの手法によるツイート抽出

ルールベースの手法によるツイート抽出の流れを図4に示す。

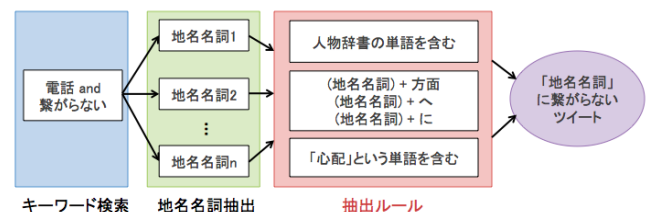


図4 ルールベースの手法によるツイート抽出の流れ

まず、候補データ抽出処理を行い、キーワード検索で取得したツイートを地名名詞ごとにまとめる。その後、地名名詞ごとに、ツイートそれぞれが作成した抽出ルールを満たすかどうか判定する。我々は、地名名詞に電話が繋がらないという内容のツイートに共通するパターンをルール化した。抽出ルールは以下の通りである。

- (1) ツイートに、人手で作成した人物辞書(例：家族、息子、姉)の単語が出現する
- (2) ツイートに、(地名名詞) 方面, (地名名詞) へ, (地名名詞) に, のいずれかの正規表現が出現する
- (3) ツイートに、「心配」という単語が出現する

そして、いずれかの抽出ルールを満たした場合、そのツイートを「地名名詞に電話が繋がらない」ツイートと決定する。

5.2 機械学習による地名分類

候補データ抽出処理によって抽出されたツイートが、「地名名詞に電話が繋がらない」ツイートであるか、「その他」のツイートであるかを判別するために、二値分類課題において高い性能を持つ教師あり学習アルゴリズムであるSVM(Support Vector Machine)を利用して分類器を作成する。分類器にはSVM-lightを使用する。機械学習による分類では、素性として、BoW(Bag of Words)のみを利用した場合と、5.1節のルールベースの手法によるツイート抽出で利用したルールを追加した場合を考える。ルールを素性として追加した場合は、BoWの対象を名詞、動詞、形容詞にする。

5.3 評価

ルールベースによるツイート抽出と機械学習による地名分類の評価の結果を表2に示す。評価データには、2011年3月11日に発生した東日本大震災時のツイートの中から、候補データ抽出処理によって抽出されたツイートを用いる。このデータは、「地名名詞に電話が繋がらない」ツイート726件と、「その他」のツイート330件、計1056件から構成される。また、機械学習による分類の検定方法には、Leave-One-Out-cross-Validation法を用いる。

表2 候補データの分類の評価

手法	適合率	再現率	F 値
ルールによる抽出	0.8170	0.8058	0.8114
機械学習による分類 (BoWのみ)	0.8166	0.9752	0.8889
機械学習による分類 (ルールを追加)	0.8606	0.9862	0.9191

表2より、機械学習による分類では、ルールによる抽出で利用したルールの内容を素性として加えることによって、BoWのみの場合よりもF値を上げることができた。このことは、追加したルールが上手く作用していることを示している。また、機械学習による分類でルールを追加した結果、F値はルールによる抽出に比べて約10ポイント向上し、最終的に高い評価値を得ることができた。

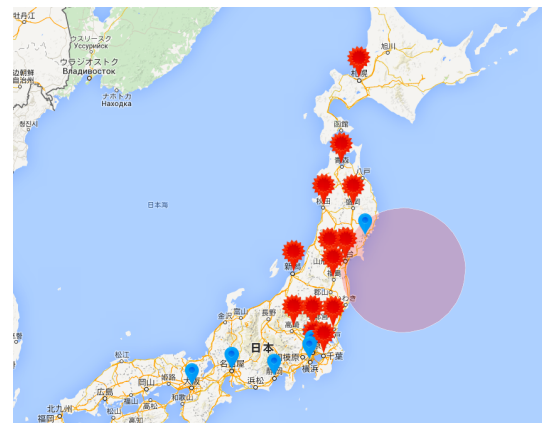
6. 検知した障害の可視化出力

本システムで検出された障害の原因や場所を特定するために、公的機関から発行される外部情報を取得してマッチングを行う。本研究ではTwitter経由で発信される緊急地震速報の公式ツイートを外部情報として利用する。

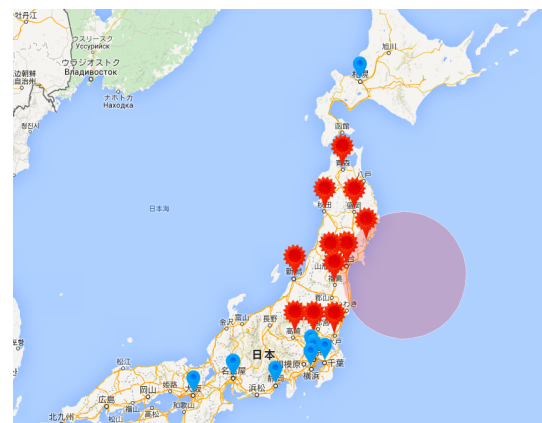
緊急地震速報は、法人が財団法人気象業務センターと契約することで受信ができる。そのため本研究では、Twitter社が提供するStreaming APIを使って、Twitter上で発表される緊急地震速報のツイートを解析して間接的に利用し、地震の発生時刻や震源地やマグニチュードを取得する。

5章の実験データに対して、候補データ抽出処理と機械

学習による地名分類処理を行った結果と、緊急地震速報から取得した情報とのマッチングを行い、Googleマップ上に表示する。また、提案手法の有効性を確認するために、機械学習による地名分類の代わりに、人手でデータを分類した正解結果の可視化も行う。提案手法を用いた結果を図5(a)、人手で分類を行った結果を図5(b)に示す。



(a) 提案手法を用いた結果



(b) 人手で分類を行った結果

図5 東日本大震災時の可視化の結果

ピンの色は、ピンが刺さっている地域での状況を表しており、赤いピンはその地域に電話が繋がらないことを、青いピンはその他の状況(その地域から他の地域に電話が繋がらないなど)であることを示している。一方、外部情報から特定した震源地を円の中心に設定し、マグニチュードに応じて円の半径が決まる。

図5(a)を見ると、円に近い場所ほど赤いピンが刺さっており、その地域に電話が繋がっていないことがわかる。このことは、その地域で何か大きな障害が起きていることを示している。また、震源地から離れるとピンの色は青になっており、その地域では障害は起きていないが、震源地付近の人に電話をかけても、電話が繋がっていないことがわかる。

また、図5(b)と比較してみると、大きな違いは見られないことから、提案手法が上手く作動していることを示すことができた。

7. まとめと今後の課題

東日本大震災が発生した際には、従来の監視では、ネットワーク全体の状態を迅速に把握することが困難であった。また、震災時はメールや電話が使えないユーザが多い中、Twitter は利用可能な地域が多かった。Twitter は多くのユーザから情報をリアルタイムに得ることができるという特徴がある。従って、震災のような緊急時では、ユーザがネットワークの状況に強い関心を寄せ、情報を積極的に発信すると考えられる。そこで、本研究では、Twitter による集合知を利用したネットワーク障害検知を迅速かつ高精度に行うシステムの提案を行った。

2014 年度に発生した地震に関しては、これまでの研究において、提案システムを用いて、電話が繋がらないなどの障害を高い精度で検出することができた。しかし、2011 年度に発生した東日本大震災のような大規模な地震の際には、ネットワーク制御に役立つ、より深い情報の抽出が必要になる。そのため、本稿では、機械学習を用いて、候補データ抽出処理によって抽出されたツイートに出現する地名の分類を行った。そして、東日本大震災のツイートと緊急地震速報の情報を用いて Google マップ上に可視化を行うことにより、機械学習による地名分類処理の有効性を示すことができた。

今後の課題としては、実際にネットワーク制御に繋げる部分の設計を行い、提案システムから抽出した情報を使ったシステムの構築を行いたい。

謝辞

本研究は一部、総務省戦略的情報通信研究開発推進事業 (SCOPE) 先進的通信アプリケーション開発推進型研究開発によるものである。

参考文献

- [1] NTT ドコモ, "大規模災害時におけるオペレーションシステムの信頼性向上", https://www.nttdocomo.co.jp/binary/pdf/corporate/technology/rd/technical_journal/bn/vol20_4/vol20_4_026jp.pdf
- [2] NHK, "震災と携帯電話・調査結果をまとめました", <http://www9.nhk.or.jp/kabun-blog/300/83973.html>
- [3] Twitter, <http://twitter.com/>
- [4] 丸千尋, 榎美紀, 中尾彰宏, 山本周, 山口実靖, 小口正人: 大規模災害時における Twitter を用いたネットワークシステム制御に有用な情報の抽出, DEIM2015, C7-3, 2015 年 3 月
- [5] Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, and Yutaka Matsuo. "Earthquake shakes Twitter users: real-time event detection by social sensors." Proceedings of the 19th international conference on World wide web. ACM, pp. 851-860, 2010.
- [6] 国土交通省: ソーシャルメディア分析によるリアルタイム災害発生情報検知手法の確立に関する研究, 2014
- [7] 斎藤翔太, 伊川洋平, and 鈴木秀幸. "Twitter を用いた災害情報の早期発見 (言語理解とコミュニケーション)." 電

- 子情報通信学会技術研究報告= IEICE technical report: 信学技報 114.81 (2014): 7-12.
- [8] Sadilek, Adam, Henry A. Kautz, and Vincent Silenzio. "Predicting Disease Transmission from Geo-Tagged Micro-Blog Data." AAAI. pp.136-142, 2012.
- [9] Metaxas, Panagiotis Takis, Eni Mustafaraj, and Daniel Gayo-Avello. "How (not) to predict elections." Privacy, security, risk and trust (PASSAT), 2011 IEEE third international conference on and 2011 IEEE third international conference on http://social computing (Social-Com). IEEE, pp. 165-171, 2011.
- [10] Qiu, Tongqing, et al. "Listen to me if you can: tracking user experience of mobile network on social media." Proceedings of the 10th ACM SIGCOMM conference on Internet measurement. ACM, pp. 288-293, 2010.
- [11] 竹下恵, 横田将裕, 西松研, 長谷川治久, "SNS データを用いた NW 故障情報の抽出法," 電子情報通信学会 2012 年 ソサイエティ大会, B-7-35, Sep. 2012.
- [12] 竹下恵, 横田将裕, 西松研, 長谷川治久, "SNS データを用いた NW 故障情報の抽出法の評価," 電子情報通信学会 2013 総合大会, B-7-44, Mar. 2013.
- [13] Twitter Serch API, <https://dev.twitter.com/rest/public/search>
- [14] MeCab, <http://mecab.sourceforge.net/>
- [15] Yahoo!リバースジオコード API, <http://developer.yahoo.co.jp/webapi/map/openlocalplatform/v1/reversegeocoder.html>
- [16] Twitter Streaming API, <https://dev.twitter.com/streaming/overview>