

災害情報支援に向けた大規模データ分析

-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-

Big Data Analysis for Information Assistance under the Disaster Situation

- Collaborative Heterogeneous Integration of Disaster and Rescue Information -

鳥海不二夫^{1*} 篠田 孝祐² 榊 剛史¹
栗原 聡³ 風間 一洋⁴ 野田 五十樹⁵ 松尾真人⁶

¹ 東京大学 (The University of Tokyo), ² 理化学研究所 (RIKEN)

³ 大阪大学 (Osaka University), ⁴ 和歌山大学 (Wakayama University)

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

⁶ NTT 未来ねっと研究所 (NTT Network Innovation Laboratories)

Abstract: In this paper, we analyzed the 400 millions of Tweet data which posted around the Great East Japan Earthquake to find how the twitter used and how Twitter was influenced by the disaster. We modeled the time series data of retweet by Log Normal Mixture Model. By using Log Normal Mixture Model, we estimate the diffusion ability of each user. We simulated the information diffusion to validate the estimate method. From the result of the simulation, we clarify that the correlation between true diffusion ability and estimated diffusion ability is higher than the correlation between true diffusion ability and degree of each agent. By using proposed method, we can estimate influencer from information diffusion with higher accuracy than using degree.

1 はじめに

インターネットの普及とともに、WEB 上で社会的インタラクションに基づいて設計されたソーシャルメディアが増加している。その中でも、Twitter を始めとするマイクロブログは近況をつぶやくというこれまでにない情報共有の形を示しており、新しいコミュニケーションツールとして注目されている。Java ら [3] は Twitter のソーシャルネットワークを分析し、Twitter の利用目的は日常的な会話と情報の共有であることを明らかにしている。また、Kwak ら [4] は 4000 万人分のユーザデータと 14.7 億の社会的関係性に基づいて、Twitter における社会的ネットワークの分析を行い、その特徴を明らかにするとともに、リツイートの構造を分析しリツイートが広まっていく様子を分析している。

すでに、Facebook は利用者が 10 億人を突破し、Twitter もユーザ数が 5 億人を突破し、社会インフラとしての役割を持ちつつある。そのため、社会的にインパクトの強いイベントが発生した際に、社会インフラとし

てのソーシャルメディアがどのように利用されたかを分析することは、重要な課題といえる。これまでに行われた震災など緊急時の Twitter 利用に関する研究としては、2010 年チリで発生した地震の際にどのように Twitter が使われたかを分析した Mendoza らの研究 [6] などがある。また、Heverin ら [1] は、2009 年にワシントン州シアトルで発生した警官 4 人殺人事件の際に Twitter がどのように利用されたのかを分析している。

このような中、2011 年 3 月 11 日に発生した東日本大震災はソーシャルメディアがさまざまな目的で広く活用された。特に、Twitter は震災時に大きくクローズアップされ、情報の流通に大きな影響を与えた [14]。震災地域とその他地域で時間別のツイート数に大きな変化があり [7]、被災地とその他の地域で Twitter の利用に差があったことが示されている。また、災害の大きい地域では直接的なコミュニケーションが増加した一方で、そのほかの地域では情報の拡散が積極的に行われ [13]、リンクによる情報共有も数多く行われる [2] など、Twitter が情報共有ツールとして使われていた可能性が示唆されている。

その一方で、震災時にはデマが拡散する [10] など不

*連絡先：東京大学工学系研究科システム創成学専攻
〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1
E-mail: tori@sys.t.u-tokyo.ac.jp

正確な情報の拡散が社会問題ともなった。そのため、情報がソーシャルメディア上でどのように伝播したかを分析することは、今後の災害発生時にソーシャルメディアを情報インフラとして利用する上で重要な課題である。特にデマなどの情報がどのような経路で伝播したのか、どのような人物が情報伝播に貢献したのかを分析することでどのような人物に注目すべきかが明らかになり、今後の震災発生時に情報伝播によって生じるリスク回避が可能になると期待される。しかしながら、実際に情報がどのような経路を通して伝播したのかを直接ソーシャルメディア上から取得することは難しいことが多い。

そこで、本研究では情報伝播経路を直接計測することなく、各ユーザの情報伝播力を推定する手法について述べる。特に、ユーザのツイートやリツイートなどの行動に関する統計的情報の時系列変化に着目し、震災前後で Twitter 上でのユーザの情報共有行動がどのように変化したかを明らかにする。

2 ソーシャルメディアによる災害情報支援

2.1 災害時における ICT の利用

従来、災害時における支援とは、自衛隊や消防・警察などによる救助活動、医療、物資の運輸などハード中心のものであった。一方で、先の東日本大震災においては、震災発生直後から Google や Yahoo に代表される企業エンジニア集団によって ICT の活用を中心とした支援システムが開発・提供された。作成された支援システムの代表的なものとして、Google の自動車通行実績情報マップやパーソンファインダー、助け合いジャパンによるボランティア情報の提供、などがある [12, 11, 16]。自動車通行実績情報マップでは、ホンダをはじめとした自動車メーカーなどが所有していた車両の位置情報を地図に重ねて表示することで通行可能な道路を知り得るアイデアを、Google をはじめとした地図ポータルサイトが情報を得て運用することで交通情報の一助となった。助け合いジャパンでは、ボランティア情報を電子化して様々なポータルへと提供することで、より多くの人へボランティアの必要性を訴え震災復興へと参画する機会を作った。

これらは、様々なところに遍在した情報を、“震災支援に” 役立つようにと考えられ集め、そして多くの人々が自分ができることを一つでも震災からの復興の一助とする機会を ICT を用いて作り出そうとした結果であるといえる。つまり、今回の震災は、情報通信が生活を支える重要なインフラであり、震災の現場において

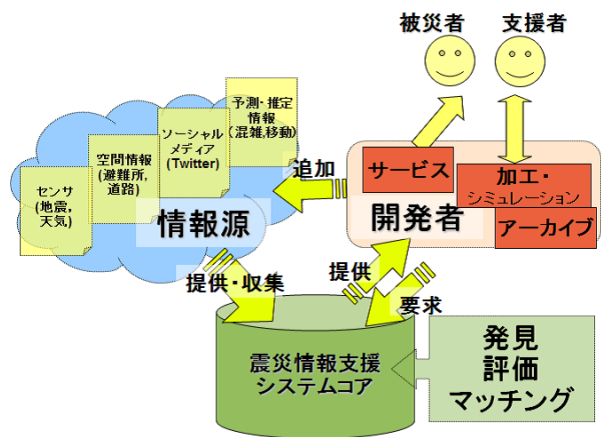


図 1: System of Information Assistance under the Disaster Situation

減災活動としてはもちろん、震災後の活動を支える重要な技術となり始めていることを示した機会といえる。

このような ICT を用いた災害支援を容易に実現できるようになった理由の一つが、我々の日常生活において Web などの情報インフラの活用が一般的になり、情報を収集・提供・共有する意識を普段から持つようになったことがあげられる。従来は、情報に限らずあらゆる災害救助活動が、政府や行政などトップダウンに行われてきた。一方で、「情報」という側面からボトムアップに支援システムを構築可能な環境を整えることで、今後も日本で発生するであろう様々な災害において災害救助支援の「現場」に多くの市民の参画を促すことが期待できる。

このような状況下で、我々は人工知能学会近未来チャレンジに、「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 (Collaborative Heterogeneous Integration of Disaster and Rescue Information: CHIDRI)」の提案を第 26 回人工知能学会全国大会にて行った [15]。これは、主として災害時を想定した異種協調型支援システム (図 1 参照) のための基盤技術を開発し、想定される今後の災害時に、我々の AI 技術が支援に活用されることを最終的な目的とするプロジェクトである。

本研究は当該プロジェクトの一環として行われたものである。

2.2 災害環境下のツイートデータ

CHIDRI プロジェクトでは、3 月 5 日～3 月 24 日までの日本語で投稿されたツイートの収集を行った。収集には TwitterAPI を用いた。収集の方法は以下のとおりである。

1. 当該期間までに 200 件以上ツイートを行ったユーザを列挙する。

2. 各ユーザについて 200 件ずつツイートを収集する
3. 全ユーザの収集が終了した時点で、はじめのユーザに戻り改めて未収集のツイートを最大 200 件収集する

これによって、対象となるユーザのツイートに関しては、概ね網羅的に収集が可能となる。ただし、リストが一周する間に 200 件以上ツイートしているヘビーユーザについては全ツイートを集めてきてはいない。また、東日本大震災直後の 3 月 12 日以降、計画停電などの影響により一部データの収集に失敗している。

そこで、それらのデータについては後日当該期間にツイートが収集できていないことが明らかとなったユーザに関して、再収集を試みた。ただし、TwitterAPI の制限により最大で 3200 ツイートまでしかさかのぼることができないため、震災時から収集時までにはそれ以上のツイートをを行ったユーザについては一部データが欠落している。また、3 月 5,6,24 日についてはデータが完全ではないことが分かっている。そこで、本論文では収集した 3 月 7 日 00:00:00 から 3 月 23 日 23:59:59 までの計 362,435,649 ツイートを利用し分析を行う。

3 リツイートの基本分析

3.1 リツイート利用率の変化

本論文で扱うリツイートは、Twitter に含まれる機能の一つであり、他のユーザが投稿したツイートを自分のフォロワーに伝達するための手段である。リツイートには、公式のリツイート機能を利用したものと、他のユーザの投稿をコピーすることでリツイートと同様の記述を行う非公式リツイートが存在する。本論文では、公式リツイートをリツイートとして扱うこととする。ただし、今回用いたデータには「どのツイートに対するリツイートか」という情報が含まれていないため、得られたリツイートと思われるツイートについて、過去のツイート群から元となるツイートを推定し、リツイート関係を構築した。

東日本大震災時にリツイートがどのように行われたのか、その基本的な情報について述べる。まず、全体のツイートに占めるリツイートの割合および、リツイートされたツイートにおける、1 ツイートあたりの平均リツイート数を図 2 に示す。まず、Rate of Retweet は全ツイートに対するリツイートの割合を示している。これより、震災直後からリツイートの割合が、1.8% 程度から 18% 程度にまで増加したことが分かる。一方、Avg. Retweet はリツイートされた全ツイートの 1 ツイートあたりの平均リツイート数を示している。震災直後から、リツイート率が増加するとともに、1 ツイートがリツイートされる数も増加していることが分かる。

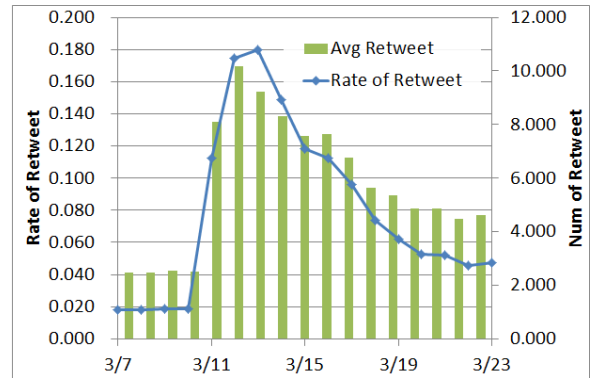


図 2: Rate of Retweet for All Tweets and Average Number of Retweet for each Retweeted Tweets

以上より、震災直後はリツイート機能が積極的に利用されていたことが分かる。

3.2 公式リツイート利用の呼びかけの効果

リツイート数が増加した原因の一つに、Twitter 上で公式リツイートを利用するよう呼びかける動きがあった¹ことの影響が考えられる。すなわち、それまでほとんどリツイートが行われていなかったのは、リツイートの存在をユーザが知らなかったためであり、震災をきっかけにリツイートの存在を知り、リツイートを積極的に利用するようになった可能性がある。

そこで、Twitter 上で行われたこのような呼びかけが、リツイートの増加に効果的であったかどうかを確認するため、分析を行った。ここでは、ツイート内に「公式 RT」または「非公式 RT」が含まれるツイートは呼びかけに使われていた可能性が高いと考え、これらの単語を含むツイート数と公式 RT 数の関係を分析した。

「公式 RT」または「非公式 RT」が含まれるツイート数とリツイート数とを一時間単位でプロットしたものを図 3 に示す。これを見ると、公式 RT、非公式 RT を含むツイートのピークは 3 月 11 日 23 時に存在している。一方、リツイートのピークは 3 月 11 日 16 時である。

したがって、呼びかけに効果がなかったとはいえないものの、少なくとも呼びかけが RT の増加をうながしたわけではないことが分かった。各ユーザはもともと RT 機能自体の存在は知っており、震災で必要であると感じたから RT を行ったと考えるのが妥当である。

¹ITmedia ニュース
<http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1103/12/news013.html>
 など

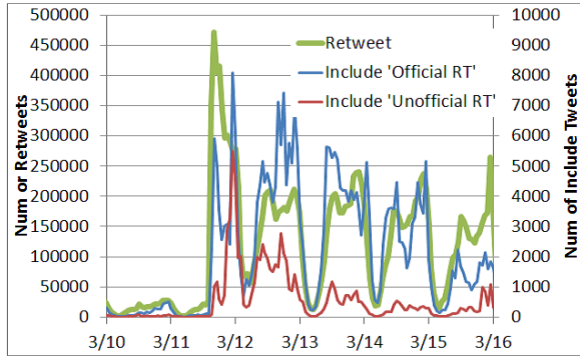


図 3: Number of Retweet and Tweets which include 'Official RT' or 'Unofficial RT'

4 ツイートに基づく情報伝播力の推定

4.1 情報伝播力の推定

リツイートは情報を拡散する上で重要な機能である。特に東日本大震災時には、リツイートによって多くの情報がユーザに伝達されていた。3月11日の震災直後から一週間後の17日までに250万を超えるツイートがリツイートされている。一方で、リツイートの中にはデマや不正確な情報が拡散されることが問題となった。このようなときに情報の拡散において重要な役割を果たすユーザをあらかじめ発見しておくことが出来れば、問題のあるツイートを食い止めることや、重要な情報をより早く拡散することが可能になると考えられる。そこで、本章では情報伝播力の高いユーザを見つける手法について述べる。

情報伝播の完全な経路が分かれば、その経路から重要となるユーザを探し出すことは比較的簡単に実現できる。しかしながら、一般に情報伝播の経路を完全に把握することは難しい。特に、リツイートは間接リツイート、すなわち「誰かのリツイートをリツイート」した場合、誰のリツイートを見て元のツイートをリツイートしたのかは不明である。そのため、特定のユーザがリツイートすることによって爆発的に情報が拡散した場合は、どのユーザが情報拡散に最も寄与したのかが分からない。そこで、本論文ではリツイートの時間分布に基づいて情報伝播力の高いユーザを推定する手法を提案する。

4.2 リツイートの時間分布

図4に、東日本大震災時にリツイート回数が多かった上位5ツイートについて、リツイートのタイミングを示す。これは、横軸に時間、縦軸に各間隔内に行わ

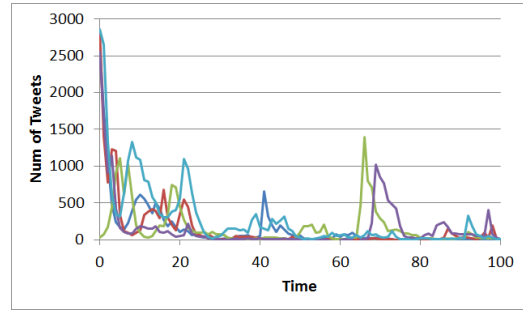


図 4: Time Distribution of Retweet

れたツイート数を示したものである。ここから、リツイートはツイートが行われた直後に最も多く行われるが、その後も単調減少するのではなく、複数のピークをもってリツイートが行われていることが分かる。

このようにピークをもってリツイートが発生する原因の一つに、各ピークがいくつかのコミュニティに伝播し、そのコミュニティの中で拡散したことが考えられる。すなわち、複数のコミュニティにおけるリツイート伝播が混合した結果としてリツイートの時間分布が現れている可能性が高い。

そこで、一連のリツイートについて混合対数正規分布の形で表すことを考える。

ここでは、観測値 x をオリジナルのツイートからリツイートが行われるまでの時間とし、その分布は対数正規分布、

$$P_k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k x} e^{-\frac{(\ln x - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}} \quad (1)$$

によって決定されるものとする。

実際に行われるリツイートは、いくつかの分布が組み合わさってできる混合モデルによって出現すると考え、あるリツイートが行われる時間 x は、

$$p(x) = \sum_{k=1}^K w_k P_k(x_i | \mu_k, \sigma_k^2) \quad (2)$$

によって表される混合対数正規モデルによって得られると仮定する。ただし、 w_k は各対数正規分布に掛かる重みを、 μ_k, σ_k^2 は対数正規分布のパラメータである。このようなリツイートの分布について、EM アルゴリズムを用いて混合対数正規分布を推定することで、各リツイートの時間分布をモデル化する。

図5に実際のリツイートとこの混合正規分布モデルによるリツイート数の時系列変化を示す。この図では、もっともリツイートが多かったツイートについて混合正規分布モデルを推定し、モデルに基づいて点をプロットしたものを元のデータと比較している。これより、概ね実データを表現できるモデルが構築されていることが分かる。

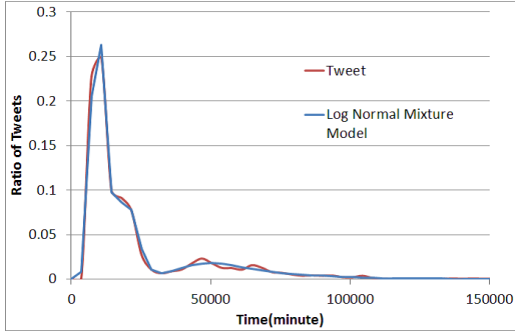


図 5: Modeling Retweet Time Distribution by Log Normal Mixture Model

4.3 情報伝播力の推定

混合対数正規分布によってモデル化されたリツイートの時間分布を、それぞれの対数正規分布に分割して考える。このとき、分布の前半部分でリツイートを行ったユーザは当該分布のピークを発生させた原因である可能性が高く、情報伝播力が高いユーザである可能性が高い。

そこで、以下のような手順でユーザの情報伝播力を推定する。

あるユーザ i の情報伝播力 η_i を以下のように推定する。ユーザ i のある分布 $P_k(x|\mu_k, \sigma_k^2)$ への尤度 λ_i^k を考える。このとき、ユーザ i のリツイートがある分布 P_k 上に所属する確率 z_i^k は、その時点での確率密度分布 $\lambda_i^l (l = 1, \dots, k, \dots)$ から、

$$z_i^k = \frac{\lambda_i^k}{\sum_l \lambda_i^l} \quad (3)$$

である。また、ユーザ i がリツイートを行った時刻を t_i とすると、当該ユーザが分布にもたらす影響は $P_k(X > x_i | \mu_k, \sigma_k^2)$ である。

これより、分布 P_k 上であるユーザ i が当該分布に与える影響の総和は、

$$\eta_i^k = z_i^k \sum_j z_j^k \quad (4)$$

となる。

これより、すべての分布を考慮した上でのユーザ i の情報伝播力は、

$$\eta_i = \sum_k \sum_j z_i^k z_j^k \quad (5)$$

と表される。

5 伝播力推定手法の妥当性検証シミュレーション

5.1 シミュレーションの目的

真の伝播力を実データから分析することは難しい。そこで、本研究ではエージェントベースシミュレーションによって提案伝播力推定手法によって伝播力を推定できていることを確認する。

まず、伝播経路となる仮想的なネットワークを構築し、SIR モデル [5] に基づくリツイートをモデル化した情報伝播シミュレーションを行い、その結果得られたリツイートデータに対し提案手法を適用した際に、伝播力を推定できているかどうかを確認する。

本シミュレーションでは、各エージェントは一定確率で Twitter に接続し、情報伝播ネットワーク上で接続しているエージェントから情報を取得する。このとき、新しい情報を受け取った場合リツイートを行うかどうかを選択する。このようにして一定期間リツイート行動を繰り返した場合に、リツイートがどのようなタイミングで行われたかを確認し、そこから真の伝播力を推定可能かどうかを確認する。

5.2 エージェントの設計

本シミュレーションにおける、エージェントは Twitter 上の 1 ユーザを表し、対象とする情報に対して、以下の 3 状態を持つ。

1. 未接触状態 (S:Susceptible)
2. 伝播状態 (I:Information Transmitting)
3. 取得済状態 (R:Received)

ここで、情報未接触状態 (S) とはまだ情報を獲得していない状態であり、情報伝播状態 (I) はリツイートによって周囲に情報を伝播している状態である。また、情報取得済状態 (R) はすでに情報を受け取っているが、リツイートを行っていない状態である。

各エージェントは S 状態から開始され、隣接エージェントの状態が I になった場合一定確率で状態 I または状態 R となる。なお、初期状態として一体のエージェント (初期エージェント) がシミュレーション開始時点で状態 I となるものとする。

エージェント a_i はパラメータとして、

- 情報取得力 b_i
- 活動頻度 v_i
- 情報伝播頻度 r_i

の3つを持つ.

情報取得力 p_i は初期エージェントへのなりやすさを示す. あるエージェント a_i が初期ノードになる確率 Pf_i は,

$$Pf_i = \frac{b_i}{\sum_j b_j} \quad (6)$$

である.

活動頻度 v_i は当該ステップに活動するかどうかを決定するパラメータであり, 現実社会においては Twitter の利用頻度に当たる. 各エージェントは確率 v_i で活動を行う.

情報伝播頻度 r_i は, 隣接エージェントが情報伝播状態 (I) だった場合に, エージェント a_i も情報伝播状態 (I) になる確率を示す. なお, エージェントは情報伝播状態 (I) にならない場合は取得済状態 (R) となる.

5.3 シミュレーションの流れ

シミュレーションの手順は以下の通りである.

1. 情報を参照しあう関係をリンクとして, エージェント間にネットワークを構築する
2. 初期エージェント a_0 を決定し, エージェントの状態を情報伝播状態 (I) に変更する
3. すべてのエージェント $a_i (i = 1, \dots, N - 1)$ について以下の処理を行う
 - (a) エージェント a_i が状態 (I) または (R) の場合, 次のエージェントの処理に移る
 - (b) 隣接エージェントに状態 (R) のエージェントがない場合, 次のエージェントの処理に移る
 - (c) 確率 r_i でエージェント a_i の状態を (R) とし, そうでなければ状態を (I) にする.
4. 規定ステップに達するまで3を繰り返す

このようにして指定ステップが経過するまでシミュレーションを行い, リツイートが行われる様子を分析する.

5.4 真の伝播力の定義

本シミュレーションでは, 真の伝播力を「当該エージェントを経由して情報を獲得したエージェントがどの程度いるか」と定義する. すなわち, 情報の伝播ツリー構造と考えると, 子孫ノードの数が当該エージェントの真の伝播力となる.

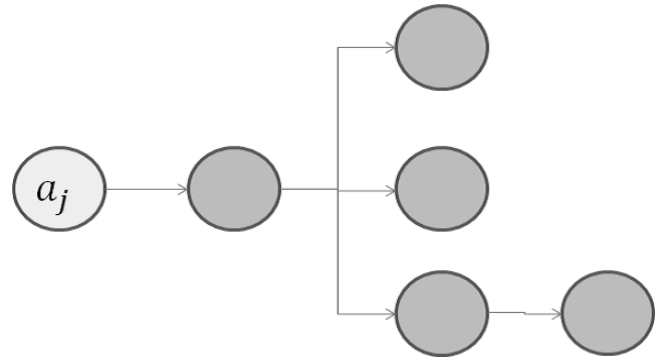


図 6: Sample of Information Diffusion

図 6 のようにエージェント a_j から情報が広まっていったとすると, (直接・間接を含め) 情報を受け取ったエージェント数は 5 体存在することから, エージェント a_j の真の伝播力は 5 となる.

本シミュレーションでは, 複数回の情報伝播シミュレーションを行いそれらの合計を当該エージェントが持つ真の伝播力とする.

5.5 シミュレーション結果

表 1 に示した条件でシミュレーションを行い, 各シミュレーションで得られたリツイート分布から提案手法によって各エージェントの伝播力を推定し, 真の伝播力との比較を行う. 具体的には, 各エージェントの推定伝播力と真の伝播力との相関を確認する. また, 比較のため伝播力と関係が深いと考えられるエージェントの次数と真の伝播力との相関を求めた. 一般に次数が高いほど情報伝播力が高ければ, 次数と真の伝播力には高い相関が存在すると考えられる. そこで提案手法によって推定した伝播力が, 単純な次数による推定よりも高い精度で伝播力を推定可能かどうかを確認する.

シミュレーションは, 異なるネットワークで 100 回ずつ行った. なお, ネットワークの構築には大規模な SNS を表現するのに適している [9]CNN モデル [8] を用いた. それぞれの相関を求めた結果を図 7 に示す. 横軸はシミュレーション番号, 縦軸は相関係数である. この図より, 提案手法では各エージェントが持つ真の伝播力を次数よりも高い精度で推定出来ていることが分かる. 提案手法によって推定した伝播力と真の伝播力との相関係数の平均が 0.504 であり, 次数と真の伝播力との相関係数の平均が 0.382 であった.

以上より, 提案手法により得られた推定情報伝播力は, 真の情報伝播力を高い精度で推定可能なことが明らかとなった.

Twitter 上の情報の伝播について, 実際にどのような経路をたどって伝播したのかは分析できないが, 本

表 1: Simulation Settings

Name	Value
No. Agents	1000
Network Generate Model	CNN-Model
Simulation Step	1000
No. of Simulation	1000
First Agent Probability b_i	0-1(uniform distribution)
Active Frequency v_i	0-1(uniform distribution)
Retweet Probability r_i	0-1(uniform distribution)

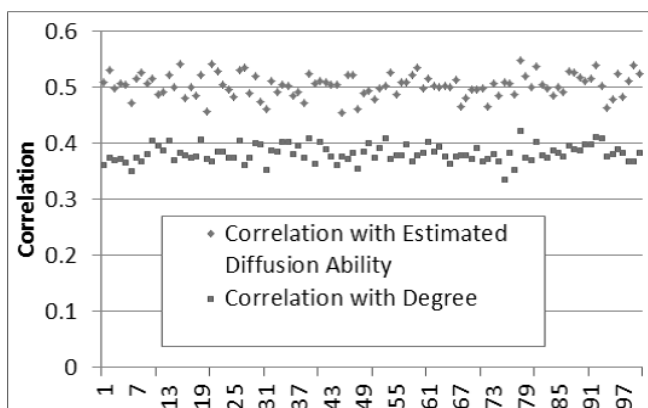


図 7: Correlation with True Diffusion Ability

手法を用いることで伝播に大きく寄与したユーザを高い精度で推定することができる。特に単に次数を確認するよりも高い精度で伝播に寄与したユーザを推定できることは、震災時などでいち早く情報を獲得する上で有用であると考えられる。たとえば、デマのような不正確な情報が伝播しようとしたとき、影響力の高いユーザに先に注意喚起を行っておくことで、そのような情報の拡散を防ぐことが出来、また逆に重要な情報をそれらのユーザに優先的に知らせることで、より早い拡散が実現できるのではないかと期待される。

6 終わりに

本論文では、東日本大震災前後の Twitter 上に日本語で投稿されたツイートを取得し、情報伝播行動であるリツイートについて分析を行った。また、情報の伝播を混合対数正規分布モデルで表現することで、各ユーザの持つ情報伝播力を推定する手法を提案した。シミュレーションによって真の情報伝播力との比較から、次数を基準とした情報伝播力の推定よりも高い精度でユーザの持つ情報伝播力を推定できることを確認した。

情報伝播力の高いユーザは、災害時など混乱時には正しい情報を多くのユーザに拡散できる一方で、不正確な情報を流した場合に多くの混乱をもたらすことになる可能性がある。そこで、本研究で提案した影響力の高いユーザの推定し、あらかじめ注目すべきユーザを明らかにしておくことによって、情報の拡散性、正確性を確保することが可能になるのではないかと期待される。

今後は、実ツイートデータを分析し、情報伝播力が高いと推定されたユーザについて分析する必要がある。特に、それらのユーザが実際に情報伝播力が高いのかどうかを確認し、本手法の実データでの有効性を明らかにする必要がある。

本手法は災害情報に対してのみ使えるものではなく、マーケティングなどにおいて流行の伝播などの分析にも利用できると期待できる。さらに、このような Twitter をはじめとするソーシャルメディアを分析し、口コミで情報がどのように伝わるかを予測しておくことによって、新しい災害救助支援方法を構築していくことが重要な課題である。

謝辞

本研究で用いたデータの収集にご協力いただいたクックパッド株式会社の兼山元太氏に感謝する。本研究は科研費(24300064)の助成、およびNTT未来ねっと研究所との共同研究による助成を受けて行われたものである。

参考文献

- [1] Thomas Heverin and Lisl Zach. 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.
- [2] Takeru Inoue, Fujio Toriumi, Yasuyuki Shirai, and Shin-ichi Minato. Great east japan earthquake viewed from a url shortener. In *Proceedings of the Special Workshop on Internet and Disasters*, SWID '11, pp. 8:1–8:8, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [3] A. Java, X. Song, T. Finin, and B. Tseng. Why we twitter: understanding microblogging usage and communities. In *Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web*

- mining and social network analysis*, pp. 56–65. ACM, 2007.
- [4] H. Kwak, C. Lee, H. Park, and S. Moon. What is Twitter, a social network or a news media? In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pp. 591–600. ACM, 2010.
- [5] H.G. Landau and A. Rapoport. Contribution to the mathematical theory of contagion and spread of information: I. spread through a thoroughly mixed population. *The bulletin of mathematical biophysics*, Vol. 15, pp. 173–183, 1953.
- [6] Marcelo Mendoza, Barbara Poblete, and Carlos Castillo. 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, July 2010. ACM Press.
- [7] Takeshi Sakaki, Fujio Toriumi, and Yutaka Matsuo. Tweet trend analysis in an emergency situation. In *Proceedings of the Special Workshop on Internet and Disasters, SWID '11*, pp. 3:1–3:8, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [8] A. Vázquez. Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations. *Physical Review E*, Vol. 67, No. 5, p. 56104, 2003.
- [9] K. Yuta, N. Ono, and Y. Fujiwara. A Gap in the Community-Size Distribution of a Large-Scale Social Networking Site. *Arxiv preprint physics/0701168*, 2007.
- [10] 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. 第 152 回 データベースシステム・第 103 回 情報基礎とアクセス技術合同研究発表会, 2011.
- [11] 関治之. 東日本大震災復興支援プラットフォーム *sinsai.info* の成り立ちと今後の課題. *デジタルプラクティス*, Vol. 2, No. 4, pp. 237–241, 2011.
- [12] 賀沢秀人. Google person finder 最初の一週間-非常時におけるサービス開発の一記録および考察-. *デジタルプラクティス*, Vol. 2, No. 3, pp. 152–158, 2011.
- [13] 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. 第 148 回マルチメディア通信と分散処理・第 81 回グループウェアとネットワークサービス・第 53 回電子化知的財産・社会基盤合同研究発表会, 2011.
- [14] 総務省情報通信国際戦略局情報通信政策課情報通信経済室. 平成 23 年版情報通信白書の概要. *CIAJ journal*, Vol. 51, No. 10, pp. 10–15, 2011.
- [15] 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 榊剛史, 栗原聡, 風間一洋, 野田五十樹. 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. 2012 年度人工知能学会全国大会 (第 26 回) , 2012.
- [16] 八木浩一, 林昌仙. 災害時における its 分野での取り組み事例-乗用車・トラック通行実績・道路規制情報-. *デジタルプラクティス*, Vol. 3, No. 1, pp. 3–8, 2012.