

AIDMによるマルチバースト型デマ拡散の再現と考察

池田 圭佑^{1*} 岡田 佳之² 榊 剛史³ 鳥海 不二夫³ 風間 一洋⁴
野田 五十樹⁵ 篠田 孝祐¹ 諏訪 博彦¹ 栗原 聡¹
Keisuke IKEDA¹, Yoshiyuki OKADA², Fujio TORIUMI³,
Takeshi SAKAKI³, Kazuhiro KAZAMA⁴, Itsuki NODA⁵,
Kosuke SHINODA¹, Hirohiko SUWA¹, Satoshi KURIHARA¹

¹ 電気通信大学

¹ The University of Electro-Communications

² 大阪大学

² Osaka University

³ 東京大学

³ The University of Tokyo

⁴ 和歌山大学

⁴ Wakayama University

⁵ 産業技術総合研究所

⁵ National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

Abstract: 2011年3月11日に発生した東日本大震災後、Twitter等ソーシャルメディアの果たした役割はとても大きく、今後起こるであろう各種災害においても重要な役割を担うことが予想される。しかし、誤った情報（流言・デマ）が広がったことも事実であり、大きな社会問題となった。災害時には、必要な情報をいち早く拡散させるだけでなく、誤った情報の拡散を早期に収束させることが重要である。これまで、我々は情報拡散モデルとして、人の情報に対する興味度や情報発信元の信頼性等のユーザーの多様性、また情報経路の多重性を考慮したモデルを提案し、定量的な評価手法を用いて評価を行った。しかし、これまでに再現したデマはデマ拡散とデマ訂正情報拡散のピークが共に1度だけのものである。現実には、デマ拡散のピークが複数あるものが確認されており、そのようなデマ拡散にも対応できるようモデルを拡張する必要がある。本研究では、従来までのモデルをベースとし状態遷移の仕組みを改良することで、デマ拡散のピークが複数あるものにも対応できる新たな情報拡散モデルである Agent-based Information Diffusion Model(AIDM)の提案を行う。

1 はじめに

ソーシャルメディアの登場により、従来までの情報流通の仕組みや人と人との繋がり・絆といった関係性の概念が大きく変わった [1]。例えば、Twitterは友人と手軽にやり取りするなど身近なコミュニケーションツールとしての役割を果たしている。さらに Twitterでの交友関係を表すフォロー・フォロワーネットワークは、現実の友人だけでなく、現実に顔を合わせたことのない人同士のコミュニケーション（著名人と一般人の直接的なやり取り等）を可能としている。

また 2011年3月11日に発生した東日本大震災の際

に、ソーシャルメディア、特に Twitterが避難や救援要請のための重要な情報源の一つとして用いられ、自治体やテレビ局なども積極的に Twitterを通じた情報提供を行っている [2]。Twitterは、今後起こりうる各種災害時にも被災者への有用な情報源となることが予想されている。しかし、Twitterが身近で重要な情報源になる場合には、メリットのみではなくデメリットも存在しており、その一つがデマ情報の拡散である（本稿では、白井らの定義を用い、デマを「根拠が無く、後に誤りを指摘する内容の情報が発表された情報」とする [3]）。例えば、震災時に原子力発電所も被害を受けてしまい放射能汚染に対する深刻な問題の発生や電力不足などが懸念された。この時、Twitter上では、放射性物質を取り込まないためにうがい薬や昆布などを摂取すると良いという情報や、関東地域において不足

*連絡先：電気通信大学 大学院情報システム学研究所
社会知能情報学専攻
〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1
E-mail: k-iked@ni.is,uec.ac.jp

する電力は他地域における節電により補うことができるといった情報がまことしやかに広まってしまった。これらの情報は後にデマであることがわかり、それらの情報がデマであり信用してはならないという訂正情報が Twitter 上に流された。このように大規模な災害の場合には、被災者らは情報の真偽を確認する術がないことが予想され、デマによって深刻な被害が出てしまう恐れがある。デマや訂正情報の情報伝播メカニズムを理解することは、それらの被害を抑制するために重要である。

我々は、これまでユーザをデマ情報に対する被曝露回数や趣味嗜好の概念を持つエージェントとして定義し、白井らが提案した Twitter 情報拡散モデルを拡張した Agent-based Information Diffusion Model(AIDM) を提案した。このモデルを用いることで、デマ拡散及びデマ訂正拡散のピークが 1 度ずつであるデマ (シングルバースト型デマ) を再現した。本研究では、震災時に確認されたデマ拡散のピークが複数存在する場合 (マルチバースト型デマ) を取り上げ、デマ情報拡散の再現方法について議論する。

2 章では関連研究を紹介し、3 章では従来手法を整理し問題点を指摘する。4 章では、その問題点を改善するための手法を提案し、5 章でこれからの展望について記す。最後に 6 章でまとめを述べる。

2 関連研究

近年、Twitter に関する研究は盛んに行われている。白井らは、病気の感染モデルとして知られている SIR モデルを情報拡散モデルとして拡張し研究を行っている。このモデルは、デマ情報及びデマ訂正情報を病気を媒介するウィルスとみなし、Twitter 上での情報拡散の様子のモデル化している。その後、実際にデマが拡散した時の様子とモデルを組み込んだシミュレーションとの比較・検証を行い、提案しているモデルを用いて現実のツイート拡散が再現可能としている [3]。

岡田らは、東日本大震災時に Twitter 上に拡散した複数のデマを分析し、拡散過程をモデル化することでデマ拡散及びデマ訂正拡散のピークが 1 度ずつのデマが再現できることを確認した。また、この研究によりデマ拡散の過程が 4 種類に分類可能であることがわかった。[4]

石原らは、震災前後のツイートを用い、情報拡散の起点となるアカウントや情報の仲介役となるアカウントを分析している。この研究では、重要なアカウントを次数中心性と媒介中心性を各アカウント毎に求めることで特定している [5]。

三浦は、東日本大震災のツイート内容を分析し、震災時のコミュニケーション及びネガティブ表現増加の理

由を、ストレスに対処するための行動であると共に、流言の増加の要因であると言及している。また、Twitter のユーザ毎にコミュニケーションが行われている場 (他者とタイムラインが同一にならない) が異なる事により、とるべきアプローチが異なると述べている [6]。

Sakaki らは、地震などのイベント発生時に Twitter 上で情報発信が行われることに着目し、ツイートを監視しながらキーワード抽出を行うことで、リアルタイムに災害を発見・報告するシステムの開発と評価を行っている。開発したシステムを用いることにより、テレビ等の地震情報より早く地震発生をユーザに知らせることが可能としている [7]。

以上のように、災害と Twitter を扱った研究は多く行われている。災害以外の Twitter を用いた研究として、Stefan らは、選挙期間中に Twitter 上で行われた政治的コミュニケーションについて、情報発信源となるアカウントやどのような内容が含まれるのツイートがより拡散されやすいのか分析を行っている。その結果、多くのフォロワーを持つユーザが情報源となることや、感情を含むツイートの方がより拡散しやすいことを紹介している [8]。

このように Twitter による情報伝搬に関する研究は様々な角度から行われているおり、シングルバースト型デマの拡散については、白井らや岡田らの研究及び我々の研究により再現できていると考える。本稿では、我々の従来までの研究をベースとし、震災時に確認されたデマ拡散のピークが複数存在する場合 (マルチバースト型デマ) のデマ情報拡散の再現方法について提案を行う。

3 従来までの情報拡散モデル

3.1 マルチエージェント型拡張 SIR モデル

我々は、これまで白井らのモデルをベースとし、エージェントの考えを導入した情報拡散モデルを提案してきた。白井らのモデルは、 S から I 、 I から R といった状態遷移を確率的に決めており、これは実際の人間について考えた場合、全ユーザが同じ趣味嗜好を持っていることになり、ユーザ毎の多様性の違いを再現できていなかった。また、白井らのモデルは一度デマ情報あるいはデマ訂正情報を受け取ってしまった場合、もし状態変化しなければそれ以降何度デマ情報やデマ訂正情報を受け取っても状態が変わらなかった。しかし、実際には、一度情報を受け取るだけではデマの拡散に寄与しなかった場合でも、周りの人々が信じているからその情報を信じてしまうということが考えられ、情報経路の多重性を考慮する必要がある。これら 2 つの改善点である「ユーザーの多様性の考慮」及び「情報経路

の多重性の考慮」について、文献 [11] 等において新たに人間の趣味嗜好などのパラメータを持つエージェントで Twitter ネットワークを再現したマルチエージェント型拡張 SIR モデルを提案した。

マルチエージェント型拡張 SIR モデルは、デマ拡散の状態が白井らが提案した以下の 5 種類の状態により表現できると考え、取り入れた。

- S : デマ情報、訂正情報の両方を見たことがない状態。
- I_{get} : デマ情報のみを見たことがある状態。訂正情報はまだ見ていない。
- I : デマ情報を投稿した状態。訂正情報はまだ見ていない。
- R_{get} : 訂正情報を見たことがある状態。
- R : 訂正情報を投稿した状態。

さらに、口コミの伝播についてモデル化した遠藤ら [12] の口コミモデルでは、情報源の信頼性及び情報の価値が重要な要素であり、その情報を信じるかどうかは受け手が持つ知識や経験により判断されることが述べられていた。ここで、情報の価値とは、情報の鮮度(新しさ)や情報を受取ったユーザの趣味趣向にあっているかによって評価されるものである。マルチエージェント型拡張 SIR モデルでは、これらを考慮した情報拡散の要素となる以下のパラメータを定義した。

3.2 情報拡散のパラメータ

口コミの伝播についてモデル化した遠藤ら [12] の口コミモデルでは、情報源の信頼性及び情報の価値が重要な要素であり、その情報を信じるかどうかは受け手が持つ知識や経験により判断されると述べられている。ここで、情報の価値とは、情報の鮮度(新しさ)や情報を受取ったユーザの趣味趣向にあっているかによって評価されるものである。本モデルでは、これらを考慮した情報拡散の要素となる新たなパラメータを定義する。

影響度: a

影響度 a は、情報源となるユーザが、どの程度の他者に影響度を与えるかを表すパラメータである。実際の例として、一般人よりも著名人(芸能人、政治家等)の方が信頼されやすく影響を与えやすいと考えられる。また同時にこれら著名人ユーザは情報を仲介するハブユーザと見なすことが可能である。本稿では、この値をインターネットにおけるウェブページの重要度を表す PageRank アルゴリズムを用いて定義する。これにより、フォロー・フォロワー数が多いハブユーザが強

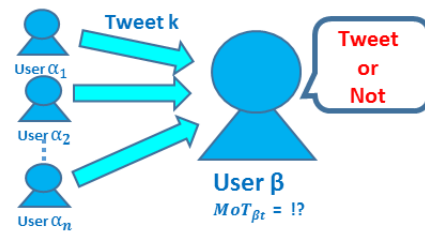


図 1: マルチエージェント型拡張 SIR モデルのイメージ

い影響を与えることを表せ、影響力の強いユーザほど値が大きくなる。

興味度: i

興味度 i は、情報を受取ったユーザがそのツイート内容を表すトピックスにどの程度興味を持っているかを表すパラメータである。これにより、各ユーザの趣味嗜好違いを表現することが可能となる。興味関心が強いほど値は大きくなる。

感度: s

感度 s は、情報を受取ったユーザがどれほど情報を信じやすいかを表すパラメータである。遠藤らの知見より、情報の真偽判断基準はユーザの知識と経験によるということから、ユーザ毎に考慮する必要がある。情報に感化されやすいユーザほど値が大きくなる。

従来までのモデルは、前述したパラメータを基にユーザのツイートしたいという欲求を表す指標である MoT (Motivation of Tweet) を計算し、その値がしきい値(本稿では、特に拡散閾値と呼ぶこととする。)を越えるとユーザがつぶやき情報が拡散されるというものがある。以下に、 MoT の計算式を式 (1) として示す。

$$MoT_{\beta t} = MoT_{\beta t-1} e^{-\lambda(FG-t)} + i_{k\beta} s_{\beta} \sum_n a_n (1)$$

なお、 β は情報を受取りつぶやくかどうか迷っているユーザ、 α_n はユーザ β の情報元となるユーザの集合、 λ は忘却率、 t は現在の時刻、 FG は最初にデマ情報を受取った時刻を表すものとする。

本モデルのイメージを図 1 に示し、簡単な感染状態の遷移の概要を説明する。ユーザ β が、デマ情報を複数のフォローしているユーザ α_n から受取った場合を考える。式 (1) を用いて、ユーザ β 自身のツイート欲求 " $MoT_{\beta t}$ " を計算し、その値が拡散閾値を超えていればユーザ β 自身の感染状態は " I " となる。またしきい値

を超えていない場合は、ユーザ β の感染状態は I_{get} となる。デマ訂正情報に関しても同様に考え、 $MoT_{\beta t}$ を計算し、その値が拡散閾値を超えていれば、感染状態は R とし、超えていなければ状態は R_{get} とする。ただし、状態が R または R_{get} の場合は、 I_{get} または I になることは無いものとする。

従来までのモデルでは、各ユーザが複数回に渡って情報を受け取ることを可能にしている。これにより最初の情報ではつづやかなくても、複数回情報を受け取ることで、関心の無い情報や信頼していなかった情報に関してもつづやいてしまうということを再現可能としている。

また、式 (1) の右辺第 1 項から、時間の経過とともにツイートしたいという欲求が減少することが判る。例えば、地震が起こった直後に津波に注意を促すツイートが来た場合、そのツイートを拡散させたいという欲求が強いと考えられる。しかし、地震発生から数日後にそのツイートを見た場合では情報を広めたいという欲求は弱いと考えられ、ツイートをしない可能性があることを表している。つまり、この項は遠藤らが指摘している情報の鮮度について、提案モデルが扱っていることを示す。

このモデルを用いて、以下の条件で実際のデマ拡散を再現を行った。なお、今回取り上げたデマは、東日本大震災直後に発生した千葉県市原市のコスモ石油の千葉製油所での火災時に流れたデマ情報である。この際、チェーンメールとして出回っていた「コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などといったしよに降る」といった内容のデマが Twitter にも投稿され、多数のユーザーに情報が拡散した。

この実験でで使用した具体的なシミュレーション条件は文献 [3] を参考に同様の条件で行うものであり、シミュレーションの試行回数は 100 回である。以下の表 1 にシミュレーション手順を、表 2 にシミュレーションで用いるネットワークの設定を、表 3 にモデル内で用いているパラメータの設定を記す。

マルチエージェント型拡張 SIR モデルを用いたシミュレータの特性を評価するために、シミュレーション結果の各ステップ・各状態毎の平均と実際のデータとの比較結果を、図 2 に示す。まず図 2 より、状態 S であるユーザの減少割合の様子や状態 R の増加の様子は、実際のデマ拡散の様子を再現していることが確認できる。また、状態 I のユーザの割合は実データよりも少ないものの、状態遷移の様子としては実データと同様の動き方をしていると考えられる。

このように、文献 [3] のモデルの 2 つの問題点である、「ユーザの多様性の考慮」と「情報経路の多重性」について改善したと考えられる。

表 1: シミュレーション手順

ステップ 1: 表 2 のネットワークを読み込む。

ステップ 2: シミュレーション実行ステップ $t=1$ のとき、無作為に 1 つのノードを選択し、感染状態を I に変更する。

ステップ 3: $t=11$ のとき、無作為に 1 つのノードを選択し、感染状態を R に変更する。

ステップ 4: $t=25$ のとき、シミュレーションを終了する。

表 2: ネットワークの設定

ノード数	50,000
リンク数 (次数) の期待値	最大値 = 340 下限 = 10 パレート指数 = 0.5
リンクされやすさ	上限 = 15.0 下限 = 0.05 パレート指数 = 0.5

3.3 マルチエージェント型拡張 SIR モデルの更なる拡張

マルチエージェント型拡張 SIR モデルにより、現実にも似た再現を可能にすることができた。また、白井らのモデルを使用した場合よりもマルチエージェント型拡張 SIR モデルを用いた方が再現性が高いことがわかった。しかし、実際のデマ情報の拡散についてみると、デマ情報の拡散が複数回起こった事例がいくつか確認されている。例えば、福島第一原子力発電所の事故により、東京電力管轄において電力不足が懸念される事態となった。この際に流れたのが、「関東地区に電力の融通を行うため、他の地域でも節電をするのがよい」といった内容のデマであった。このように、実際のデマ情報はネットワーク上に一度で拡がるとは限らず、デマの発生と訂正の波が複数回断続的に発生することがわかっているが、この点についても考慮する必要があると言える。

4 提案モデル

前節で述べた問題点を改善するための新たな情報拡散モデルである AIDM を提案する。

表 3: 各パラメータの設定

興味度 i	0~1 の範囲のランダム値
感度 s	0~1 の範囲のランダム値
影響度 a	ノード毎の PageRank 値

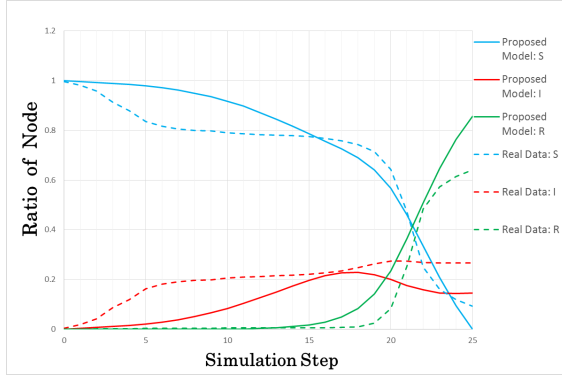


図 2: マルチバースト型拡張 SIR モデルを用いたシミュレーション結果の平均と実データとの比較

4.1 シングルバースト型デマとマルチバースト型デマの違い

岡田らの研究より、デマ拡散の種類は複数存在することが明らかになった。そこで、岡田らの研究で取り上げられたシングルバースト型デマとマルチバースト型デマをそれぞれ以下の図 3, 4 に示す。今回取り扱ったシングルバースト型デマは、前述したコスモ石油に関するデマである。また、マルチバースト型デマは、前節で述べた節電に関するデマである。2 つデマの違いを考慮することにより、シングルバースト型デマだけでなくマルチバースト型デマにも対応する情報拡散モデルの構築を目指す。

これらの図及び岡田らの研究から判ることとして、マルチバースト型デマの拡散は 3 回確認されており、それぞれ 1 日おきにデマのピークが現れている。また、シングルバースト型デマの場合はデマ拡散のが始まった後にデマ訂正情報の拡散が起きている。しかし、マルチバースト型デマの場合は 1 回目のデマ拡散が起きた後すぐに訂正情報が拡散され、2 回目や 3 回目の時にはデマ訂正情報があまり流れていないことがわかる。

以上のことから、我々は同一ユーザーが複数回デマ情報あるいはデマ訂正情報を拡散させることを考慮しなければならないと考える。ただし、Twitter の制約により同一ユーザーの同一ツイートに公式リツイートできるのは 1 回のみである。また、デマ情報発信が行われるタイミング及びデマ訂正情報の発信タイミングについても取扱うデマに応じて考慮してやる必要がある

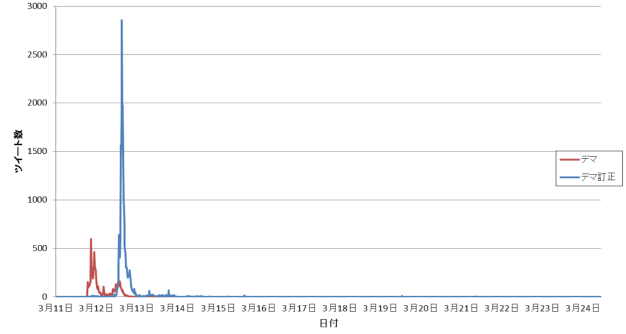


図 3: シングルバースト型デマ
文献 [4] より引用

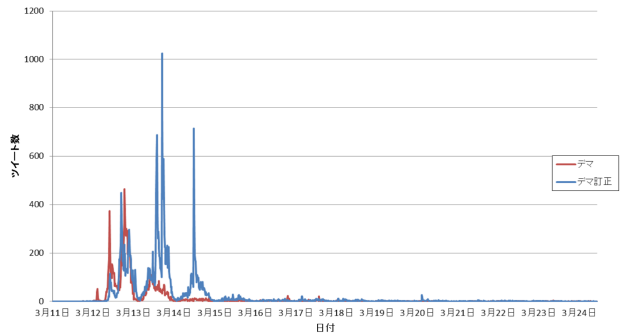


図 4: マルチバースト型デマ
文献 [4] より引用

と考える。

4.2 AIDM : Agent-based Information Diffusion Model

本稿では、我々がこれまでに提案してきたマルチエージェント型拡張 SIR モデルをベースとし、先に述べた同一ユーザーが複数回デマ情報あるいはデマ訂正情報の発信を再現するモデルである Agent-based Information Diffusion Model(AIDM) を提案する。

従来のモデルでは、一度ユーザーの状態が I になると次に遷移できるのは状態 R_{get} または状態 R であった。また、一度でも状態が R_{get} または R に遷移してしまうと、二度と状態 I または I_{get} に遷移することはできなかった。しかし、人間は「以前、つぶやいたことを忘れてしまう」、「大事な情報なので何度も拡散させたい」等の理由により複数回同じトピックをつぶやくことが考えられる。また、デマ情報とデマ訂正情報の両方が同時に拡散されている場合等では、どちらの情報を信じるかは受取ったユーザーの判断による。そこで、これらのことを考慮するため我々の従来研究で

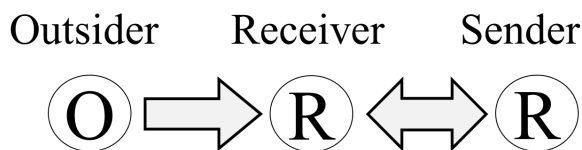


図 5: ORS モデル

用いてきたエージェントの状態遷移を基に新たなエージェントの内部状態モデルである ORS モデルを導入する。AIDM は、この ORS モデルを内部に含むマルチエージェントシミュレーションモデルである。図 5 に ORS モデルの状態遷移を示す。

まず、図中の Outsider はまだデマ情報もデマ訂正情報も知らない状態であり、従来までのモデルの状態 S に相当する。次に、Receiver はデマ状態・デマ訂正情報のどちらかあるいは両方を受取った状態であり、従来モデルの状態 I_{get} , R_{get} に相当する。最後に、Sender はデマ情報やデマ訂正情報を受け取ることでユーザーのツイートしたい欲求である MoT (Motivation of Tweet) が閾値を超えることで遷移する。この時、そのユーザーがデマ情報をつぶやくかデマ訂正情報をつぶやくかは受取った情報量によるものであり、この部分が従来モデルの状態 I , R に相当する。さらに、一度 MoT が閾値を越えると MoT の値がリセットされ状態が状態 C に遷移する。こうすることにより、新たに情報を受取ることで MoT が閾値を超えれば再度つぶやくことが可能となる。

今後、AIDM を用い、シングルバースト型デマ及びマルチバースト型デマを再現することで有効性を確認する予定である。

5 おわりに

東日本大震災において重要な情報源であった Twitter では、その有用性と共に誤った情報である流言やデマの拡散が問題となっていた。我々は、これまでこのようなデマ情報の早期収束のための、病気の感染モデルである SIR モデルの考え方を用いて情報拡散モデルを提案・検証してきた。しかし、これまで扱ってきたデマ情報の拡散のピークが一度しかないシングルバースト型デマであったが、東日本大震災時にはデマ情報の拡散のピークは複数回あるマルチバースト型デマもいくつか確認された。そのため、このようなタイプの情報拡散に対応するためのモデルづくりが急務である。今回、本稿ではシングルバースト型デマとマルチバースト型デマの違いを考慮することにより、ユーザーが

複数回情報を拡散可能なモデルを提案した。

今後の課題としては、5 章でも述べたように提案モデルを組み込んだシミュレータを用い、実際のマルチバースト型デマの再現と検証を行うつもりである。また、最終的には具体的なデマ拡散を早期収束させるための方法についても検討する予定である。そのために、どのノードにデマ訂正情報を渡せば良いのか、また、どのくらいの人数にデマ訂正情報を渡すのが効果的なのかについても検討したいと考えている。

謝辞

本稿を執筆するに当たり、研究に対する助言、議論をして頂いた白井嵩士氏に感謝致します。

参考文献

- [1] 総務省：平成 23 年度情報通信白書，
<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/pdf/index.html>, 2011
- [2] 吉次由美，東日本大震災に見る大災害時のソーシャルメディアの役割：ツイッターを中心に，NHK 放送文化研究所，放送研究と調査 61(7), 16-23, 2011
- [3] 白井嵩士，榊 剛史，鳥海 不二夫，篠田 孝祐，風間一洋，野田 五十樹，沼尾 正行，栗原 聡，Twitter ネットワークにおけるデマ拡散とデマ拡散防止モデルの推定，データ指向構成マイニングとシミュレーション研究会，2012
- [4] 岡田佳之，榊 剛史，鳥海 不二夫，篠田 孝祐，風間一洋，野田 五十樹，沼尾 正行，栗原 聡，マイクロブログにおけるデマの拡散過程の分類と拡張 SIR モデルに基づく解析，社会システムと情報技術研究ウィーク，2013
- [5] 石原裕規，諏訪博彦，鳥海不二夫，太田敏澄，震災前後における中心性に基づく Twitter ネットワーク分析，信学技報，vol. 112, no. 346, DE2012-29, pp. 87-92, 2012
- [6] 三浦麻子，東日本大震災とオンラインコミュニケーションの社会心理学—そのときツイッターでは何が起こったか—，電子情報通信学会誌，Vol.95 No.3, pp.219-223, 2012
- [7] Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, Yutaka Matsuo, "Earthquake Shakes Twitter Users: Real-time Event Detection by Social Sensors", WWW'10 Proceedings of the 19th international

conference on World wide web, Pages 851-860, 2010

- [8] Stefan Stieglitz, Linh Dang-Xuan, "Political Communication and Influence through Microblogging-An Empirical Analysis of Sentiment in Twitter Messages and Retweet Behavior", 45th Hawaii International Conference on System Sciences, 2012
- [9] W. O. Kermack, A. G. McKendrick: A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics, *Proceedings of the Royal Society 115A*, pp.700-721, 1927.
- [10] 増田直紀, 今野紀雄: 複雑ネットワークの科学, 産業図書, 2005.
- [11] 池田圭佑, 岡田佳之, 榎 剛史, 鳥海 不二夫, 篠田 孝祐, 風間 一洋, 野田 五十樹, 諏訪博彦, 栗原 聡, マルチエージェント型拡張 SIR モデルを用いた情報拡散シミュレーションの評価, 第 173 回 情報処理学会 知能システム研究会, 2014
- [12] 遠藤博人, 能登正人, 口コミモデルによる情報推薦システム, 電子情報通信学会技術研究報告.SITE, 技術と社会・倫理 103(78), pp.13-18, 2003