

マルチエージェント型情報拡散モデル (AIDM) の提案

Proposal of AIDM: Agent-based Information Diffusion Model

i 池田圭佑 *1 岡田佳之 *2 榑剛史 *3 鳥海不二夫 *3 風間洋一 *4
 Keisuke IKEDA Yoshiyuki OKADA Takeshi SAKAKI Fujio TORIUMI Youiti KAZAMA

野田五十樹 *5 篠田孝祐 *1 諏訪博彦 *1 栗原聡 *1
 Itsuki NODA Kosuke SHINODA Hirohiko SUWA Satoshi KURIHARA

*1電気通信大学 *2大阪大学 *3東京大学 *4和歌山大学
 The University of Electro-Communications Osaka University The University of Tokyo Wakayama University

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

During the 2011 East Japan Great Earthquake Disaster, some people used social media such as Twitter to get information important to their lives. Therefore, social media users pay attention to prevent wrong information from diffusing. In this paper, we propose a novel information diffusion model, the Agent-based Information Diffusion Model (AIDM). We have proposed information diffusion model which is based on SIR model until now. This model is represented by the stochastic state transition model for whether to propagate the information, and its transition probability is defined as the same value for all agents. People's thinking or actions are not the same. To solve this problem, we adopted three elements in our model: A new internal state switching model, user diversity and multiplexing of information paths.

1. はじめに

本稿では、白井らが提案した Twitter 情報拡散モデルをベースとする新しい情報拡散シミュレーションモデルである Agent-based Information Diffusion Model (AIDM) を構築する。本モデルは、ユーザをデマ情報に対する被曝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、さらに同一ユーザが再度つぶやくことを可能にするための内部状態遷移モデルを提案している。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 [1]。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。デマの定義は様々であるが、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 [2]。東日本大震災では、Twitter 上にデマ情報が流れ、その後訂正情報が拡散されるということが複数回確認され、大きな社会問題となった。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。Twitter 等の SNS 上で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。東日本大震災時のデマ拡散分析からは、デマの拡散ピークが一度だけのシングルバースト型と拡散ピークが複数回存在するマルチバースト型があることが明らかにされている。しかしながら、従来の情報拡散モデルでは、マルチバーストモデ

ルを扱っていない。そこで本稿では、提案モデルを用いて東日本大震災時に確認された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) 及び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) の両方を再現可能か議論する。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 上での情報拡散に関する研究は多数行われている。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イルスとみなし、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 [2]。

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、デマ拡散あるいはデマ訂正情報のピークが1度だけのもの (本稿では、このパターンをシングルバースト型と呼ぶ) とピークが複数あるもの (本稿では、このパターンをマルチバースト型と呼ぶ) が確認された。岡田らは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。しかし、岡田らの研究ではマルチバースト型の拡散については再現及び検証がなされていない [3]。

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

連絡先: 池田圭佑, 電気通信大学大学院 情報システム学専攻
 研究科社会知能情報学専攻, 東京都調布市調布ケ丘 1-5-1,
 042-443-5664, k-ikeda@ni.is.uec.ac.jp

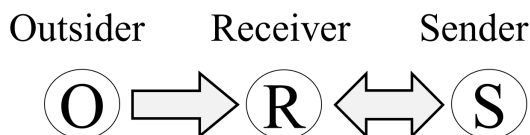


図 1: ORS モデル

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。

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 [4].

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 [5].

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。本稿では、白井らの研究及び岡田らの研究から得られた知見を基にシングルバースト型及びマルチバースト型双方を再現可能なモデルについて議論を行う。

3. マルチエージェント型情報拡散モデルの提案

我々は、白井らのモデルをベースとし、白井らのモデルの限界点を改善する新たな情報拡散モデルである Agent-based Information Diffusion Model(AIDM) を提案する。白井らのモデルは、エージェントの内部状態遷移のモデルとして、病気の感染モデルである SIR モデルを拡張したものを使用しており、SIR モデルでは同一のユーザが複数回つぶやくことを考慮していない。しかし、現実には似たようなトピックをつぶやくことが考えられるため、その点についても考慮する必要がある。新しい内部状態遷移モデルである ORS モデルを提案する。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

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

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

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 3 つの改善点である「ORS モデル」、「ユーザーの多様性の考慮」及び「情報経路の多重性の考慮」について説明していく。

3.1 ORS モデル

白井らのモデルでは、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。そこで、これらのことを考慮するため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。図 1 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、白井らのモデルの状態 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、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。

3.2 ユーザの多様性

ユーザの多様性を表現するため、遠藤ら [6] の口コミモデルの知見を用いる。遠藤らの研究では、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。

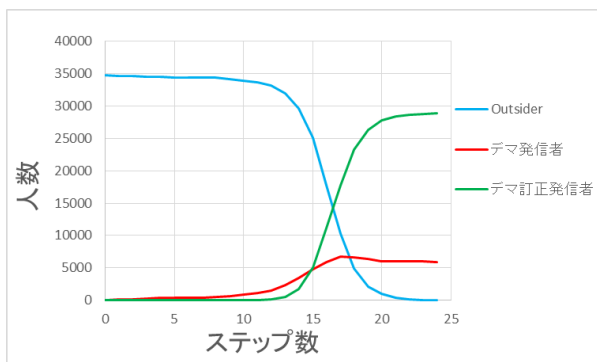


図 2: シングルバースト型デマのシミュレーション結果

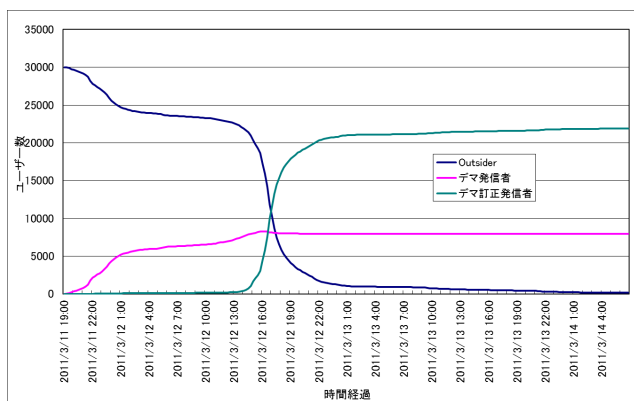


図 3: シングルバースト型デマの実際の拡散状況

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、フォロワー・フォロワー数が多いハブユーザが強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が大きくなる。

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。

提案モデルでは、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である。以下に、 MoT の計算式を式 (1) として示す。

表 4: 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_1 に変更する。

ステップ 3: $t = 10$ のとき、無作為に 1 つのノードを選択し、感染状態を I_2 に変更する。

ステップ 4: $t = 20$ のとき、無作為に 1 つのノードを選択し、感染状態を I_3 に変更する。

ステップ 5: $t = 25$ のとき、シミュレーションを終了する。

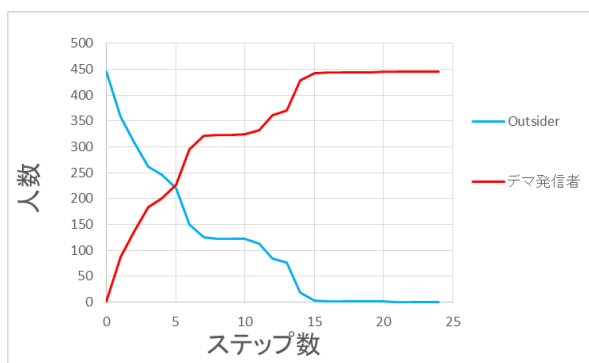


図 4: マルチバースト型デマのシミュレーション結果

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

なお、 β は情報を受取りつづ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。

3.3 情報経路の多重性

提案モデルでは、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ぶやかなくても、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ぶ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。

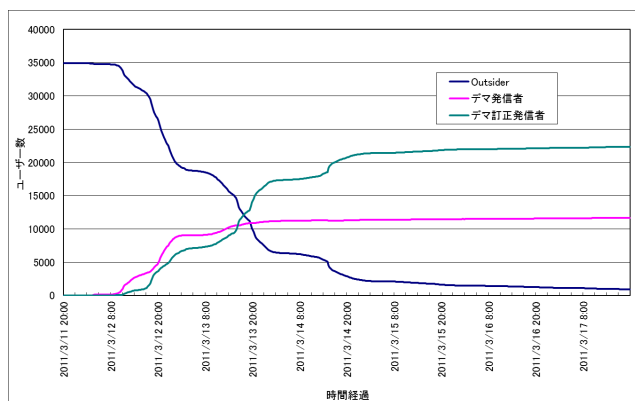


図 5: マルチバースト型デマの実際の拡散状況

4. 実験

提案モデルの妥当性を測るため、以下の実験を行った。

4.1 シングルバースト型デマの再現

提案モデルを使用して、シングルバースト型デマの再現を行う。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によって有害物質の含まれた雨が降るといふデマ情報である。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。

結果を図 2 に示す。実際のデマ拡散の様子は、図 3 の通りであり、このことからデマとデマ訂正情報の拡散の様子が似ていることが判る。

4.2 マルチバースト型デマの再現

提案モデルを使用して、マルチバースト型デマの再現を行う。今回、取り上げるデマは、東日本大震災時に流れた関西地方でも関東圏の電力を補うために節電をするほうが良いというデマである。以下の表 1 にシミュレーション手順を示す。但し、ネットワークの設定及びパラメータの設定はシングルバースト型デマの再現実験と同様である。

結果を図 4 に示す。実際のデマ拡散の様子は、図 5 の通りであり、階段状にデマ感染者が増えている様子を再現出来ていることが判る。

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、今回このようなデマ情報の早期収束のために白井らの研究をベースとした新たな情報拡散モデルを提案した。提案モデルでは、「新しい内部状態モデル」、「ユーザの多様性」、「情報経路の多重性」を考慮する構成になっている。

本稿では、提案モデルを用い実際のデマの再現可能性について述べたが、今後の課題として定量的な評価指標の導入及び更なるフィッティングを行うためのネットワークや各種パラメータの調整を行う必要がある。また、最終的な目標としてはデマの早期収束のための提言を行うため、どのノードにデマ訂正情報を渡せば良いのか、また、どのくらいの人數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する予定である。

参考文献

- [1] 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
- [2] Satoshi Kurihara, Takashi Shirai, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kosuke Shinoda, Kazuhiro Kazama, Itsuki Noda, "SIR-based Information Diffusion Model of False Rumor and its Diffusion Prevention Strategy for Twitter."
- [3] 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, 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
- [4] 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
- [5] 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
- [6] Hiroto ENDO, Masato NOTO, "A Word-of-Mouth Information Recommender System Considering Information Reliability and User Preferences," IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 2990 - 2995, vol. 3, 2003