

マルチエージェント型情報拡散モデル (AIDM) の妥当性の検証

The Validity of The AIDM: Agent-based Information Diffusion Model

池田圭佑^{*1} 岡田佳之^{*2} 烏海不二夫^{*3} 榊剛史^{*3} 風間一洋^{*4}
 Keisuke IKEDA Yoshiyuki OKADA Fujio TORIUMI Takeshi SAKAKI Kazuhiro KAZAMA
 野田五十樹^{*5} 諏訪博彦^{*6} 篠田孝祐^{*1} 栗原聡^{*1}
 Itsuki NODA Hirohiko SUWA Kosuke SHINODA 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 ^{*6}奈良先端科学技術大学院大学
 National Institute of Advanced Industrial Science and Technology Nara Institute of 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 has some weak points. To solve these problems, we adopted three elements in our model: A new internal state switching model, user diversity and multiplexing of information paths. Furthermore, we try reappearance of multi-burst type information diffusion, and evaluate our proposal model by comparing real data. However, the validity couldn't be measured by this time simulation. We inspected a result.

1. はじめに

本稿では、Twitter 上での情報拡散を表現する Agent-based Information Diffusion Model (AIDM) の妥当性を検証する。AIDM は、Twitter ユーザを趣味嗜好の概念を持つエージェントとして定義し、複数のエージェントが相互作用することで情報拡散現象をシミュレートする。また、エージェントは複数回デマ情報をつぶやくことや情報経路の多重性を考慮する。

東日本大震災の際、ソーシャルメディア、特に Twitter を通じて避難や救援要請などの情報が発信され重要な情報源の一つとして用いられた。また、自治体やテレビ局なども積極的に Twitter を通じて情報を提供したことが報告されている [4, 6]。しかし、Twitter が有用な情報源であったという報告とともにデマ情報のような有害な情報も Twitter を通じて拡散したことも報告されている。Twitter のデメリットとしては、一度デマ情報が拡散されてしまうと、その情報が瞬く間に広まってしまふことである。デマ情報の定義は様々であるが、本稿では文献 [2] の定義より、デマ情報を「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。大規模な災害においては、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、デマ情報によって深刻な被害が出てしまう恐れがある。Twitter 等のソーシャルメディア上での情報伝播メカニズムを理解することは、それらデマ情報による被害を抑制するために重要である。

そこで、本稿では提案する AIDM を用いて実際に東日本大震災時に拡散されたデマ情報及びデマ訂正情報の再現を行い、モデルの妥当性を検証する。2 節では関連研究を紹介し、3 節では拡張 SIR モデルの課題を指摘し、それらの課題を改善するための手法を提案する。5 節で提案手法の妥当性を示すために行った実験について述べ、最後に 6 節でまとめを述べる。

連絡先: 池田 圭佑, 電気通信大学,
 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1,
 042-443-5664, k-ikeda@ni.is.uec.ac.jp

2. 関連研究

Twitter 上の情報拡散に関する研究や、情報拡散モデルの構築に関する研究は様々な角度から行われている。三浦 [5] は、東日本大震災時にツイート数が増加した理由を東日本大震災時のツイート内容の分析により明らかにした。この研究によると、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は、ストレスに対処するための行動であり、この行動が流言の増加する要因であると述べている。また、Twitter のユーザー毎にコミュニケーションが行われている場 (ユーザー毎にタイムラインに表示される内容) 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。

我々の研究グループは、東日本大震災時に拡散したデマ情報を分析し、東日本大震災で拡散したデマ情報は拡散が 1 回だけのシングルバースト型デマ拡散と拡散ピークが複数回存在するマルチバースト型デマ拡散の 2 種類が存在することを明らかにした [3]。また、我々は感染モデルとして有名な SIR モデルを拡張した拡張 SIR モデル [2] を提案している。本モデルは、デマ情報及びデマ訂正情報をウイルスとみなし、Twitter 上での情報拡散をモデル化している。その後、実際にデマ情報が拡散した際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、提案したモデルを用いて実際の情報拡散現象を再現可能であると述べている。しかし、言及されているのはシングルバースト型デマ拡散についてのみであり、マルチバースト型デマ拡散については再現及び検証がなされていない。

3. AIDM: Agent-based Information Diffusion Model

AIDM は、従来手法である拡張 SIR モデルをベースとし、拡張 SIR モデルの持つ課題を改善することによって、マルチバースト型デマ拡散を表現するモデルである。そこで、まず拡張 SIR モデルの課題を整理し、それらの課題を改善する手法

について述べる。

3.1 拡張 SIR モデルの課題

拡張 SIR モデルの課題は、以下に記す 3 つである。

1. エージェント毎の差異がない: 拡張 SIR モデルにおける状態遷移では、全エージェントが同一の遷移確率によって行われている。従って、実際の人間の持つ多様性を表現できていない。
2. ユーザがつぶやく回数が制限されている: 人間は、複数回に渡って同じトピックスをつぶやくことが考えられるが、従来モデルは SIR モデルを基にしているためつぶやく回数が制限されている。
3. 情報経路の多重性が考慮されていない: 拡張 SIR モデルではデマ情報又はデマ訂正情報を受け取った時点で状態遷移が行われ、それ以降情報を受け取ったとしても反映されなかった。しかし、実際には周囲のユーザが次々つぶやくことにより影響を受け、その情報を拡散させることが考えられる。

3.2 提案手法

先に述べた課題を改善するため、AIDM の提案を行う。

3.2.1 ユーザ毎の多様性の表現

ユーザ毎の多様性を表現するため、クチコミ伝播の研究 [1] の知見を用いる。この研究では、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情報を受け取ったユーザの知識や経験により判断されると述べられている。情報の価値とは、情報の鮮度と、その情報がユーザの趣味趣向に合致しているかによって決まるものである。提案モデルでは、エージェントが上記のことを考慮するため 3 つのパラメータを導入する。

- 影響度 a : 情報源となるユーザが持つパラメータであり、情報発信者がどの程度他者に影響度を与えるかを表す。
- 興味度 i : 情報を受け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
- 感度 s : 情報を受け取ったユーザがどの程度情報を信じやすいかを表す

提案モデルは、これらの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く情報が拡散される仕組みとなっている。MoT の計算式は、

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

と、表される。

なお、 β は情報を受け取りつぶやくかどうか迷っているユーザ、 t は現在の時刻、 a_n は時刻 t においてユーザ β の情報元となるユーザの集合、 λ は忘却率、 k は受取った情報のトピックス、 FG は最初にデマ情報を受け取った時刻を表す。

3.2.2 状態遷移モデル

複数回つぶやくことを考慮するため、エージェントの状態遷移モデルとして ORS モデルを導入する。ORS モデルの状態遷移を図 1 に示す。

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る。次に、Receiver はデマ情報・デマ訂正情報の

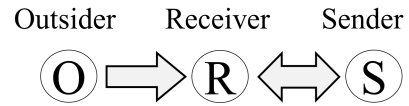


図 1: ORS モデル

表 1: ネットワークの設定

ノード数	100,000
リンク数 (次数) の期待値	最大値 = 3,000 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

どちらかあるいは両方を受取った状態である。最後に、Sender はデマ情報やデマ訂正情報を拡散させた状態である。なお、一度 Sender となっても、新たに情報を受取ると Receiver に再遷移することで、複数回つぶやくことが可能となる。

3.2.3 情報経路の多重性の表現

提案モデルでは、情報経路の多重性を考慮し、各ユーザが複数回に渡って情報を受け取ることとする。これにより情報を一度受取っただけではつぶやかなかなくても、複数回情報を受け取ることによって、関心の無かった情報や信頼していなかった情報に関してもつぶやくことを表現可能である。

4. 実験

東日本大震災時に実際に拡散したマルチバースト型デマ拡散の再現を行うことにより、AIDM の妥当性を評価する。

4.1 実験手法

今回行う実験は、提案モデルを搭載したシミュレータを使用して行う。ネットワークの設定及びモデル内で用いるパラメータの設定をそれぞれ表 1, 2 に示す。なお、これらの設定は文献 [2] を参考とする。また、シミュレーションを 5000 回ずつ行い、その中から最も類似していたものを結果とした。

今回対象とするマルチバースト型デマ拡散は、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情報である。実際の拡散の様子を可視化したものを図 2 に示す。この図より、デマ情報及びデマ訂正情報はそれぞれ 3 回拡散したと考えられる。よって、今回取り上げるデマ情報拡散は、計 6 回に渡り拡散が発生したとして、表 3 に実験手順を示す。また、実際の各拡散ピークとシミュレーションの対応づけを表 4 に示す。

4.2 評価手法

AIDM により現実のデマ情報拡散を再現可能か確かめるため、以下に記す 3 つの評価指標を用い、評価を行う。

- 類似度: 本実験でシミュレータから得られる結果は、各シミュレーションステップにおける各状態の人数である。各ステップの対応する点間のユークリッド距離から計算する類似度により評価する。

表 4: 対象とする期間の設定

デマ情報	実データ	シミュレーション	デマ訂正情報	実データ	シミュレーション
第1期間	2011年3月12日0時00分00秒～ 2011年3月12日14時59分59秒	Step0～Step5	第1期間	2011年3月12日9時30分00秒～ 2011年3月13日5時59分59秒	Step3～Step11
第2期間	2011年3月12日15時00分00秒～ 2011年3月13日5時59分59秒	Step6～Step11	第2期間	2011年3月13日6時00分00秒～ 2011年3月13日5時59分59秒	Step12～Step17
第3期間	2011年3月13日6時00分00秒～ 2011年3月13日23時59分59秒	Step11～Step24	第3期間	2011年3月14日6時00分00秒～ 2011年3月15日23時59分59秒	Step18～Step24

表 2: 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
忘却率 λ	1/8
しきい値	0.0001

表 3: マルチバースト型デマ拡散の実験手順

ステップ1: 表1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 $t=0$ 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: シミュレーション実行ステップ $t=3$ のとき、無作為に1つのノードを選択し、感染状態を R_1 に変更する。

ステップ4: シミュレーション実行ステップ $t=6$ 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5: $t=12$ のとき、無作為に2つのノードを選択し、それぞれ感染状態を I_3, R_2 に変更する。

ステップ6: $t=18$ のとき、無作為に1つのノードを選択し、感染状態を R_3 に変更する。

ステップ7: $t=24$ のとき、シミュレーションを終了する。

- 感染率: 実データから、そのデマ情報がどれ程の確率で広まったかという感染率を求めることが可能である。実データの感染率と我々の実験での感染率を比較し、評価する。
- 重複率: マルチバースト型デマ拡散は、拡散ピークが複数回に渡るものであり、各拡散ピークにおいて重複するユーザが存在する。そこで各バースト期間の組み合わせ(表4)において、重複するユーザの割合を実データと比較し、評価する。

4.3 実験結果

今回行った再現シミュレーションの結果を図3に示す。この図より、デマ発信者の増加の様子は実データの様に階段状になっていることが分かる。しかし、デマ訂正発信者の増加の様子は、階段状ではあるが実データと乖離している。

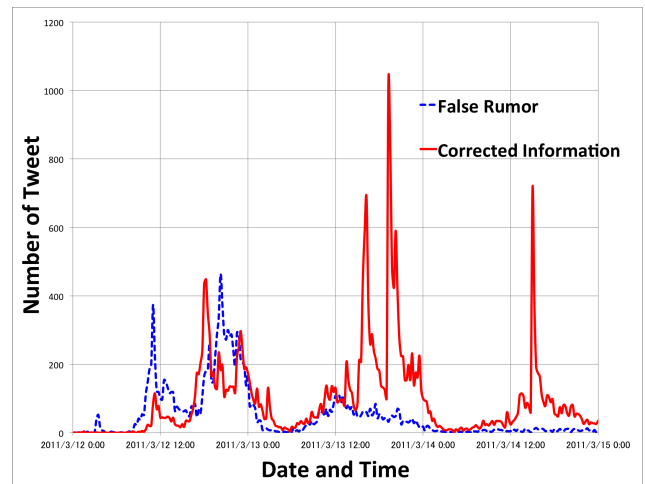


図 2: 実際の拡散の様子(節電に関するデマ情報)

表 6: 実際の拡散現象での感染率及び実験での感染率

デマ情報	実際の感染率	感染率	分散	標準偏差
節電	0.05	0.0000333	0.0000311	0.00558
デマ訂正情報				
節電	0.355	0.00009	0.0000850	0.00922

類似度の計算結果を表5に示す。この表5からもデマ情報発信者の類似度は高く、シミュレーション結果と実データが類似していることが分かる。しかし、デマ訂正情報発信者の類似度は低く、デマ訂正情報の発信者の増加の様子は現実に即していないことが分かる。

感染率を表6に示す。この表から、シミュレーションでの感染率が実データから得た感染率より低い事が分かる。しかし、これは今回用いたネットワーク規模が小さいことから感染率が実データより低くなったと推察される。そのため、今回行った実験設定によりシミュレーション環境が、不当に感染を発生させやすい環境ではないことを示せた。

また、重複率を表7に示す。この表から、実データでは重複が起きているが、本実験ではデマ及びデマ訂正情報の発信者それぞれにおいて重複が起きなかったことが分かる。

これらの結果より、マルチバースト型デマ拡散の特徴である階段状にデマ発信者が増加するというを示すことはできたが、マルチバースト型デマ拡散の再現には至らなかったことが分かった。

表 5: 各デマ情報拡散の類似度

	Outsider の類似度	デマ情報発信者の類似度	デマ訂正情報発信者の類似度	相乗平均
節電	0.371	0.544	0.403	0.433

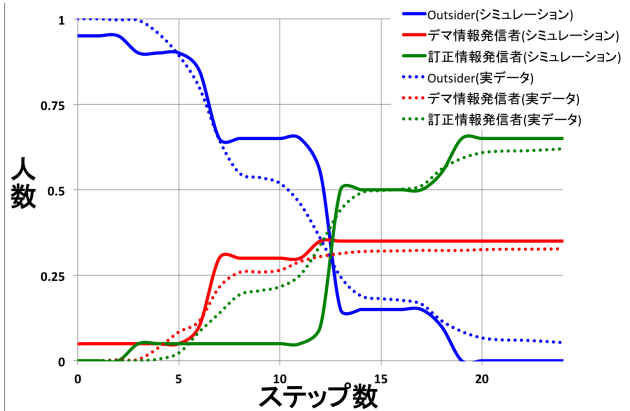


図 3: マルチバースト型デマ拡散の再現結果

表 7: ユーザの重複率

実データ	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
デマ情報	1.96	1.09	1.78
デマ訂正情報	5.84	2.40	3.20
シミュレーション	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
デマ情報	0	0	0
デマ訂正情報	0	0	0

5. 今後の展開

このような結果になった原因としては、ネットワークの設定に問題があると考えられる。鳥海らの研究 [7] より、実際の Twitter ネットワークの平均次数は 7.2、クラスタ係数は 0.089 であった。しかし、シミュレーションで用いたネットワークの平均次数は 209.1、クラスタ係数は 0.015 となっており、実際のネットワークとシミュレーションで用いたネットワークの特徴が大きく異なっていることが分かる。

よって、今後はマルチバースト型デマ拡散の実データ分析を行い、各拡散ピーク毎のユーザ及び共通なユーザの特徴を明らかにする。そして、実データの分析により明らかにした特徴を元にネットワークの再構築を行う等し、AIDM の妥当性の再評価を行い研究を進めていく必要がある。

6. おわりに

本稿では、Twitter における情報拡散メカニズムを探るため、拡張 SIR モデルをベースとする新たな情報拡散モデルである AIDM を提案した。AIDM は、Twitter ユーザを趣味嗜好の概念を持つエージェントとして定義し、情報拡散現象を複数のエージェントが相互作用することで表現した。また、エージェントは複数回デマ情報をつぶやくことや情報経路の多重性を考慮している。

提案モデルを用い、実際に拡散されたデマ情報拡散の再現を行った。また、「類似度」、「感染率」、「重複率」という 3 つの評

価指標により AIDM の妥当性の評価を行った。この結果、デマ拡散の一部の特徴については確認できたが、再現には至らなかった。これは、今回実際の Twitter ネットワークの持つ構造特徴を考慮していなかったためであると考えられる。

今後の課題として、実際の Twitter ネットワークの構造特徴を詳しく分析し、再度 AIDM の妥当性の検証を行う。最終的には、モデルの持つパラメータを分析して情報拡散メカニズムを明らかにすることで、デマ情報の早期収束方法を確立する。

参考文献

- [1] 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
- [2] Yoshiyuki Okada, Keisuke Ikeda, Masayuki Numao, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kousuke Shinoda, Kazuhiro Kazama, Itsuki Noda, and Satoshi Okada, "SIR-Extended Information Diffusion Model of False Rumor and its Prevention Strategy for Twitter", Journal of Advanced Computational Intelligence & Intelligent Informatics, vol.18No.4, pp. 598 - 607, 2014
- [3] 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
- [4] 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)
- [5] 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
- [6] 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
- [7] 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 栗原聡, 榊剛史, 風間一洋, 野田五十樹, "震災がもたらしたソーシャルメディアの変化", ネットワークが創発する知能研究会 (JWEIN'11) & 数理社会学会第 52 回大会 (JAMS52) 合同ワークショップ, 2011