

災害時におけるデマ拡散のモデル化から得られた知見の報告

Report of findings obtained from modeling of false rumor diffusion in case of disaster

池田 圭佑^{*1,*2}
Keisuke IKEDA

榊 剛史^{*2}
Takeshi SAKAKI

鳥海 不二夫^{*4}
Fujio TORIUMI

栗原 聡^{*1}
Satoshi KURIHARA

^{*1}電気通信大学

The University of Electro-Communications

^{*2}日本学術振興会特別研究員 (DC)

Research Fellow of Japan Society for the Promotion of Science

^{*3}株式会社ホットリンク
Hotto Link Inc.

^{*4}東京大学
The University of Tokyo

During the Great East Japan Earthquake disaster and the Kumamoto Earthquake, social media(e.g. Twitter) was used as a useful information source. However, spreading false rumor has become a major social problem. We need a diffusion control method to "converge the false rumor information at an early stage" and "spread the important information faster". As a preliminary step of constructing the diffusion control method, we are constructing an information diffusion model to estimate information diffusion mechanism. In this paper, we introduce the proposed information diffusion model and describe experiments conducted using our model. We describe the findings obtained from experimental results and also describe future prospects.

1. はじめに

多くのユーザーが友人知人とのコミュニケーションや情報収集・発信のために Twitter などのソーシャルメディアを利用している。また、Twitter は日常生活だけでなく、震災などの災害時にも有用な情報源として利用された [4]。2011 年 3 月に発生した東日本大震災や 2016 年 4 月に発生した熊本地震の際に Twitter などが活発に利用されており、今後の災害発生時にも Twitter などが利用されると予想される。しかし、Twitter には、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おうという大きな問題も存在する。特に災害時のような混乱した状況では被災者らは受け取った情報が正しいかを確かめることは困難であり、デマ情報によりさらなる混乱の発生や深刻な被害を出してしまう可能性がある。そのため、デマ情報は早期に収束させ、重要な情報はより早く拡散させるための拡散制御手法が必要とされている。Twitter 等のソーシャルメディア上での情報拡散メカニズムを同定することは、デマ情報による被害を抑制するために重要である。

我々は、Twitter ユーザー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表現する情報拡散モデルである AIDM (Agent-based Information Diffusion Model) を提案している。本稿では、AIDM の特徴を紹介し、モデルの妥当性検証のために行った実験について述べる。また、シミュレーション結果から得られることについて整理し、我々の最終目標である拡散制御手法構築に向けた今後の展望について述べる。

本研究に関連する研究として以下の研究を紹介する。Takeuchi ら [1] は、コンピューターネットワーク上において、人が情報をフィルタリングしているということを考慮した情報拡散モデルを提案した。このモデルは、情報を拡散させるかの判断は、ユーザの持つ情報に対する価値によって決まるとされている。また、情報の持つ価値にはどのようなルートで情報を得たかも含まれると述べられている。Takeuchi らの研究で

は、現実の人同士で構成された小規模の友人ネットワークを用いて、検証実験を行った。しかし、本研究と比べて被験者の数は 22 人と極めて小規模であり、目的も人間が情報のフィルタリングを行うということを検証するためのものであった。

本稿の構成について述べる。2 節では我々が提案している情報拡散モデルについて述べ、3 節で提案モデルの妥当性評価のために行った実験とその結果から得られた知見及び今後の展望について述べる。そして、最後に 4 節でまとめを述べる。

2. 提案する情報拡散モデル

我々は、Twitter ユーザーや Twitter ネットワークの特徴に着目し、情報拡散現象を再現するためのモデルである AIDM (Agent-based Information Diffusion Model) を提案する。本節では AIDM の特徴及び AIDM におけるエージェントの振るまいについて述べる。

2.1 AIDM の特徴

AIDM は、以下 4 つの要素を考慮することにより、現実のユーザーの情報拡散行動を模すモデルである。

2.1.1 エージェントの多様性の表現

口コミ伝播の研究知見 [3] からユーザーが情報を伝播させる際の重要な要素が判った。この知見によると情報を拡散させる際、ユーザーがその情報にどのような価値を見出すかや、情報源の信頼性が重要な要素であるとされている。ここで「情報の価値」とは、情報の鮮度とその情報に対するユーザーの興味関心の度合いである。ユーザーが興味をもつ情報はユーザー毎に異なっており、拡散させる情報も異なると考えられる。そこで、我々はエージェント毎に異なる興味関心を持たせたり、情報源の信頼性を表現したりすることで上記のことを表現した。具体的には、エージェント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) を導入し、その MoT がしきい値を超えるとエージェントがつぶやき、情報が拡散する。MoT の計算式は以下の式の通りである。

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 東 2 号館 417 栗原研究室,
042-443-5664, k-ikeda@ni.is.ucc.ac.jp

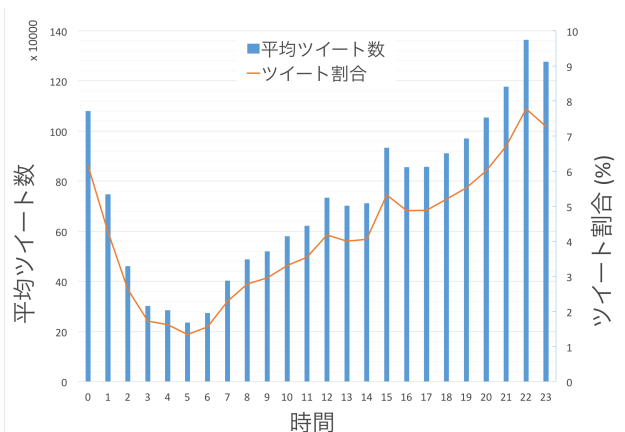


図 1: 各時間における平均投稿数と投稿数の割合

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

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

2.1.2 複数回つぶやくことの表現

Twitter では同一のユーザーが複数回つぶやくことが可能である。また、人間は同じトピックに対してもその情報が重要であったり、以前つぶやくたことを忘れていたりした場合は再度つぶやくことも考えられる。そこで、同一のデマ情報であっても複数回つぶやくことができるエージェントの状態遷移モデルである ORS モデル (Outsider-Receiver-Sender モデル) を提案・導入した。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。Receiver はデマ情報・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る。Sender はデマ情報やデマ訂正情報を拡散させた状態である。一度状態が Sender となっても、再度 Receiver に遷移することにより、新たに情報を受取ることで再度つぶやくことが可能となる。

2.1.3 情報経路の多重性の表現

実際の Twitter では、ユーザーは様々な人をフォローしたり、フォローされたりしている。そのため、ユーザー毎にタイムラインに表示される情報は異なっている。フォローしているユーザーが一斉に同じ内容をつぶやくことは考えにくく、その時々で様々な情報が表示される。そのため、フォローしている人物によって各ユーザーが受け取る情報は様々であり、同じ内容でも受け取るタイミングが異なると考えられる。このように、Twitter には様々な情報経路が存在するため、AIDM ではそれらを考慮している。これにより情報を一度受取っただけではつぶやくなくても、複数回情報を受け取ることで、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再現可能である。

2.1.4 生活パタンの考慮

Shahzad ら [2] の研究により、Twitter がよく利用されている時間帯には偏りがあることがわかっている。図 1 は、我々が 2011 年 3 月 11 日から 3 月 17 日までの 7 日間の各時間帯における平均ツイート数と投稿割合を調査した結果である。この図 1 より、日中では 12 時頃や 15 時頃に投稿数が多くなっている

Algorithm 1 エージェントの振舞い

- 1: **if** 現在時刻における Twitter への実際の投稿割合に応じてエージェントがデマ情報を受取る かつ
同じデマを拡散していない場合 **then**
- 2: 式 1 に従い、MoT を計算
- 3: **if** MoT > しきい値 **then**
- 4: 状態を S に遷移し、そのユーザーのフォロワーにデマ情報を拡散
- 5: **else**
- 6: 状態を R に遷移
- 7: **end if**
- 8: **end if**
- 9: **if** 状態が S **then**
- 10: 状態を R に遷移
- 11: **end if**
新たにデマ情報が流れてきたら、同様に繰り返す

ことが分かる。これは、昼食や休憩の時間にあたり、投稿数が増えたと考えられる。また、17 時頃から再びツイート数が増えはじめ、22 時頃に 1 日の最大投稿数を数えている。これは、この時間帯が終業後からの余暇の時間帯であるためだと考えられる。23 時頃からは投稿数が減少しはじめ、早朝 5 時頃には投稿数が 1 日の最小投稿数となっている。これは、23 時から 5 時というのは多くのユーザーが睡眠をとるための時間帯であると考えられる。このように、震災時であっても Twitter の投稿数はユーザーの生活パターンにより時間帯毎に異なっていることが明らかになった。そこで、AIDM では、時間帯別の Twitter 投稿割合をもとにエージェントが情報を確認するか否かを決定する。つまり、時間帯毎に Twitter を利用するエージェント数を変化させることで、人間の生活パターンを考慮可能である。

2.1.5 複数の情報ソースからの情報発信

我々が東日本大震災時のデマ情報の拡散について詳しく分析したところ、デマ情報の拡散はリツイート (以降、RT と表記) による拡散と、通常ツイートによる拡散がにより行われていたことが明らかになった。また、同一のデマ情報であっても複数の情報ソースから情報が発信されていたことも明らかになった。例えば、コスモ石油に関するデマ情報におけるデマ情報のソース数は 2820 件、訂正情報のソース数は 3850 件存在しており、節電に関するデマ情報におけるデマ情報のソース数は 6215 件、訂正情報のソース数は 8301 件存在した。よって、AIDM において、複数情報ソースからの情報発信を考慮する必要がある。そこで、AIDM では各シミュレーションステップ時に無作為にノードを選択し、新規のデマ情報の発信源とする。その際、生活パターンを考慮し、時間帯によってデマ情報を発信するノード数を変化させる。なお、シミュレーションの全ステップにおけるデマ情報の最大投入数は実際のデマ情報のソース数と実際のユーザー数及びシミュレーションで使用するノード数をもとに決定する。また、訂正情報の発信に関しても同様に行う。

2.2 AIDM におけるエージェントの振るまい

AIDM は、エージェントが情報を受け取ると MoT が計算され、MoT がしきい値を超えるとそのエージェントがつぶやく情報が拡散するというモデルである。情報を受け取る際、受け取る時刻に応じて情報を受け取るかどうかを決定することとした。これにより、実世界のように Twitter を利用する時間と

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 = 3000 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

利用しない時間を表現可能となる。ここで、エージェントがデマ情報を受け取った際の振るまいを擬似コード (Algorithm1) として示す。この擬似コードを、ユーザー β がデマ情報を受取った場合を用いて説明する。まず、ユーザー β は現在の時刻 Twitter への実際の投稿割合に応じてデマ情報を受取るかが決定される。なお、Twitter への実際の投稿割合は実データ (図 1) に示した各時間帯ごとのツイート投稿割合を基に作成した。ユーザー β がデマ情報を受け取った場合は、式 (1) に従い MoT を計算する。もし、MoT がしきい値を超えていれば、ユーザー β はデマ情報をリツイートし、デマ情報をユーザー β のフォロワーへと情報が伝播する。もし、MoT がしきい値を超えていなければ、ユーザー β はそのデマ情報をリツイートしない。その後、ユーザー β が新たなデマ情報を受取ると再度 MoT を計算し、しきい値以上であればその情報がリツイートされ、情報が伝播する。なお、ユーザー β が一度デマ情報を拡散していたとしても、異なるデマ情報を受取った場合であれば同様に振舞う。デマ訂正情報を受取った場合も、同様に振る舞う。

また、これとは別にシミュレーションステップ毎に無作為にエージェントを選択し、新たな情報の発信源とする。その際、Twitter への実際の投稿割合に応じて情報の発信を行うかを決定することにより、新しい情報発信においても生活パターンを考慮する。

3. AIDM によるデマ拡散の再現

本節では、AIDM を用いて行う実際のデマ拡散の再現実験について述べる。デマ情報の拡散メカニズム同定のためには、普遍的な情報拡散モデルを基に拡散メカニズムを推定する必要がある。そのため、同一のモデルを用いてシングルバースト型デマ拡散^{*1} とマルチバースト型デマ拡散^{*2} 両方の再現性を確認しなければならない。そこで、本稿ではシングルバースト型デマ拡散の再現としてコスモ石油に関するデマ情報^{*3} とマルチバースト型デマ拡散として節電に関するデマ情報^{*4} の再現を行う。

3.1 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。今回対象とするコスモ石油に関するデマ拡散は、実データ分析をもとに 192 ステップのシミュレーションを行い、節電に関するデマ拡散では 402 ステップのシミュレーションを行う。なお、本シミュレーションでは、シミュレーション

*1 我々はデマ情報及び訂正情報の拡散ピークが 1 度だけのものとシングルバースト型デマ拡散と定義している。

*2 我々はデマ情報及び訂正情報の拡散ピークが複数回存在するものをマルチバースト型デマ拡散と定義している。

*3 東日本大震災直後に発生したコスモ石油の千葉製油所の火災により有害物質の含まれた雨が降るといったデマ情報

*4 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

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	0.0005

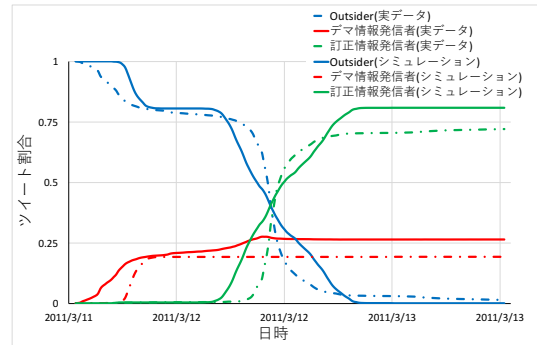


図 2: コスモ石油に関するデマ情報の再現結果

1 ステップを実時間の 15 分として実験を行う。以下に、実験時の各設定を記す。表 1 にはシミュレーションで用いるネットワークの設定を、表 2 にモデル内で用いているパラメータの設定を示している。全ユーザーのうち各時刻において情報に接触することのできるユーザー割合は Twitter への実際の投稿割合の通りとする。また、新たなデマ及び訂正情報を投入するかどうかの選択も、Twitter への実際の投稿割合にて行い、1 ステップの最大情報ソース数はデマ情報、訂正情報それぞれ 3 件までとする。さらにシミュレーション全体での最大情報ソース数では、コスモ席に関するデマ拡散の再現ではデマ情報 315 件、訂正情報 430 件までとし、節電に関するデマ情報の再現ではデマ情報 694 件、訂正情報 926 件とする。この最大値は、実際のユーザー数 896,775 とシミュレーション規模におけるノード数との比から算出したものである。なお、今回は再現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。これは、我々がデマ情報の投稿は日常的に行われており、大規模な拡散は偶然であるという考えからである。

3.2 実験結果

図 2 にコスモ石油に関するデマ情報の再現で得られた結果を示す。この図からデマ情報発信者の増加の様子は実データに比べて早く、ツイート数も多いが概ね同じように増加していることがわかる。訂正情報発信者の増加の様子はデマ情報発信者と同様に実データに比べ、早くツイート数が多いが概ね同じ様に増加している。

図 3 に節電に関するデマ情報の再現で得られた結果を示す。この図から、訂正情報発信者の増加の様子は概ね実データに即していることが分かる。しかし、デマ情報発信者の増加の様子は実データと乖離が存在する。この図 3 は今回のシミュレーション全試行の内、最も類似度が高かったものだが、その次に類似度が高かった結果を図 4 に示す。図 4 では、訂正情報発信者の増加の様子は図 3 と比べて実データとの乖離が大きくなっているが、デマ情報発信者の増加の様子は図 3 よりも実

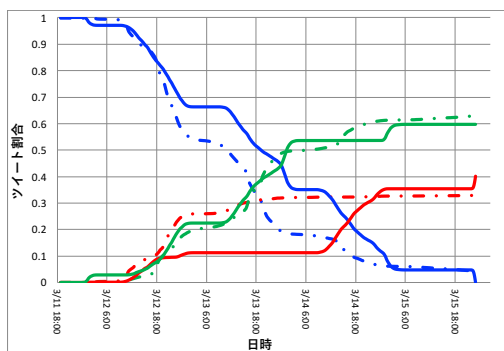


図 3: 節電に関するデマ情報の再現結果 1

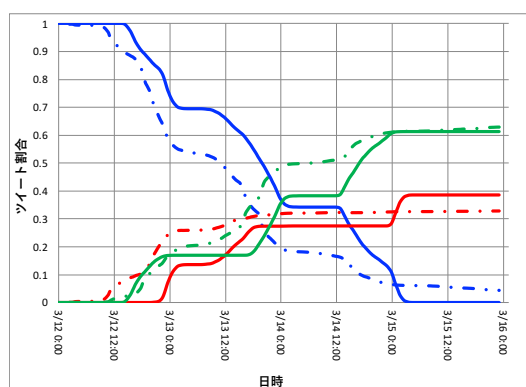


図 4: 節電に関するデマ情報の再現結果 2

データに即していることがわかる。以上のことから、1回の試行で得られた結果ではないものの AIDM がマルチバースト型デマ拡散の再現の可能性があるを持つモデルであることが分かった。

3.3 得られた知見と今後の展望

我々が提案した AIDM を用いて、シングルバースト型デマ拡散及びマルチバースト型デマ拡散両方の再現の可能性を確認することができた。しかし、今回の実験では検証できていないが、マルチバースト型デマ拡散では各バースト期間において重複するユーザーがいることが分かっている。今後、この重複したユーザーの割合をシミュレーション結果と実データとで比較することで、多様な角度から再現性を確認する。

シミュレーションでの各ユーザーの振る舞いは全て記録されている。今後はより詳しく実際の拡散現象との比較を行い、情報の拡散メカニズムの同定に取り組む。具体的には、拡散のキーとなったユーザーや拡散しやすい時間帯などがシミュレーションの結果から明らかになると予想される。そして、最終的にはこれらの結果の解析から得られた知見をもとに情報拡散制御手法の構築・検証を行う予定である。

4. おわりに

東日本大震災や熊本地震の際、Twitter などのソーシャルメディアを通してデマ情報が拡散し、大きな社会問題となった。我々は、この問題を解決するためデマ情報などの有害な情報は抑制し、有用な情報は早期に拡散させるための情報拡散制御手法構築に向け、研究を行っている。しかし、情報拡散制御手法構築のためには、情報の拡散メカニズムを明らかにする必要がある。

ある。本稿では、我々がメカニズム同定のために提案した情報拡散モデルである AIDM を紹介し、再現実験の結果を報告した。我々が提案した情報拡散モデルは、“エージェントの多様性”、“複数回のつぶやき”、“情報経路の多重性”、“生活パタンの考慮”、“複数の情報ソースからの情報ソース”を考慮することにより、人の情報拡散行動に即したモデルである。本モデルを用いてシングルバースト型デマ拡散及びマルチバースト型デマ拡散の再現可能性を確認することができた。今後は、シミュレーション結果と実際の拡散現象との比較を行い、情報の拡散メカニズムの同定に取り組む。そして、最終的には情報拡散制御手法構築・検証を行う予定である。

4.1 防災・減災に向けて

日本は有数の地震大国である。今後も首都直下型地震や南海トラフ地震の発生などが予想されており、防災・減災に向けた様々な取り組みがなされている。本研究は直接的に災害を防いだり、災害による直接的な被害を軽減させるための研究ではない。しかし、災害時の混乱した状況では、人々は生き残るために様々な情報を必要としている。そのような状況では、正しい情報をより早く周知することなどが求められ、本研究がその一助になれば幸いである。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP16J04396 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Susumu Takeuchi, Junzo Kamahara, Shinji Shimojo, and Hideo Miyahara. “Human-network-based filtering: the information propagation model based on word-of-mouth communication.” Applications and the Internet, 2003. Proceedings. 2003 Symposium on. IEEE, 2003.
- [2] Shahzad, Basit, and Esam Alwagait. “Best and the Worst Times to Tweet: An Experimental Study.” WSEAS, 15th International Conference on Mathematics and Computers in Business and Economics (MCBE'14), Proceedings of 15th International Conference on Mathematics and Computers in Business and Economics. 2014.
- [3] Hiroto Endo, and Masato Noto. “A word-of-mouth information recommender system considering information reliability and user preferences.” Systems, Man and Cybernetics, 2003. IEEE International Conference on. Vol. 3. IEEE, 2003.
- [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