

生活パターンを導入した情報拡散モデルにおける拡散再現性の考察

Consideration of Life Pattern in Agent-based Information Diffusion Model(AIDM)

池田 圭佑*¹
Keisuke IKEDA榊 剛史*²
Takeshi SAKAKI鳥海 不二夫*²
Fujio TORIUMI栗原 聡*¹
Satoshi KURIHARA*¹電気通信大学

The University of Electro-Communications

*²東京大学

The University of Tokyo

In the east Japan great earthquake disaster, Twitter was one of the important information sources. People got refuse and rescue information via Twitter. However, Twitter has a big problem which is diffusion of false rumor. People must be careful when use of Twitter We aim to propose suppression scheme of false rumor. For this purpose, it is necessary to understand the diffusion mechanism. We've proposed the information diffusion model that Agent-based Information Diffusion Model(AIDM) in order to understand the diffusion mechanism. However, AIDM has some problems, we have to solve these problems to understand the diffusion mechanism. In this paper, we take into account "Life Pattern" to solve one of those problems. We evaluate the validity of our improved model.

1. はじめに

本稿では、これまでに我々が提案した Twitter 上での情報拡散モデル (AIDM: Agent-based Information Diffusion Model) に人間の生活パターンを導入し、デマ拡散の再現性及び考察を行う。AIDM 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モデルである。これまで AIDM を用い、デマ情報の拡散ピークが 1 度だけのシングルバースト型デマ拡散の再現性を確認した。しかし、拡散が複数回にわたるマルチバースト型デマ拡散の再現には至っておらず、AIDM には課題が存在する。

Twitter は人気のあるマイクロブログサービスであり、多くのユーザーが使用している。2011 年 3 月 11 日に発生した東日本大震災の際、Twitter は混乱した状況の中重要な情報源として使用された。一般ユーザーだけでなく自治体やテレビ局などの公共機関も積極的に Twitter を通して情報を提供したことが報告されている [1]。しかし、デマ情報のような有害な情報も Twitter を通して拡散したことも報告されており、利用には注意が必要である。

Twitter のデメリットは、一度デマ情報が拡散されてしまうと、その情報が瞬間に広まってしまうことである。東日本大震災の際にも複数のデマ情報が Twitter 上で拡散したことがわかっている。なお、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。大規模な災害時、被災者らは情報の真偽を確かめることが難しく、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拡散メカニズムを理解することは、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、実際のデマ拡散現象を再現可能なモデルの提案を行い、そのモデルを元に情報拡散メカニズムの推定を目指している。詳細な拡散メカニズム推定のためには、複数のデマ拡散を再現できる普遍的な情報拡散モデルが必要である。そこで、本稿では AIDM を改良し、実際に東日本大震災時に拡散が確認されたデマ情報及びデマ訂正情報の再現を

行う。

本稿の構成を述べる。2 節では、関連する研究を紹介する。3 節では、これまで我々が提案してきた情報拡散モデルの問題点を整理し、4 節でその問題点を解決するための手法を紹介する。5 節では、提案モデルの妥当性を評価するための実験について述べる。そして、最後に 6 節でまとめを述べる。

2. 関連研究

情報拡散に関連する研究は多数行われている。

Serrano ら [3] は、病気の感染モデルとして有名な SIR モデルを用いて情報拡散モデルの構築を行った。この研究では、デマ情報をつぶやいたユーザー、デマ情報であると知っているユーザー、デマ情報を否定する情報を拡散したユーザーを設定している。それらのユーザーの状態遷移を、遷移確率を用いて遷移させることにより情報拡散現象を表現した。我々の提案しているモデルとの相違点としては、以下の 2 点が挙げられる。Serrano らのモデルでは Twitter 以外からの情報の流入を考慮し、情報拡散現象を表現している。また、一度デマ情報をつぶやいたユーザーはデマ情報を否定するツイートをしないとモデル化をしている。しかし、AIDM の特徴である各ユーザーに着目したモデル作りは行われていない。

AIDM は、各ユーザーに着目してモデルの構築を行っているが、その理由について説明する。三浦 [4] によつて、東日本大震災時に Twitter 上でデマ情報の拡散が増えた理由の分析が行われた。震災時にツイート数が増加した理由は、ストレスに対処するためであり、ネガティブ表現の増加が流言の増加要因であると報告している。また、Twitter ではユーザー毎にフォローしている人物が異なるため、タイムラインに表示される内容が異なる。よつて、ユーザー毎にコミュニケーションが行われる場が異なると報告している。この研究によりマクロ的な情報拡散のモデル化ではなく、個々のユーザーに着目したミクロな視点から情報拡散モデルを構築する必要があることが明らかになった。

個々のユーザーに着目した情報拡散に関する研究として、Takeuchi ら [5] の研究が挙げられる。Takeuchi らは、コンピュータネットワーク上において、人が情報をフィルタリングする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させないかの判断は、ユーザーの持つ

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.uec.ac.jp

情報に対する価値によって決まるとされている。また、どのようなルートで情報を得たかということも考慮する必要があるとされている。

小松ら [6] は、本稿で取り組む人間の生活パターンを考慮した情報拡散モデルを提案した。このモデルでは、人間の生活時間として睡眠時間を考慮し、情報を取得する時間に偏りを持たせた。しかし、状態遷移に関しては個々のユーザーに着目しておらず、実際の情報拡散現象との比較・検討なども行われていない。

情報拡散の詳細なメカニズムを推定するためには、三浦や Takeuchi らが指摘しているように、ユーザー毎の価値観や情報を受け取ったルートを考慮するミクロな視点から研究を行う必要がある。本研究では、これまで我々が提案した AIDM に人間の生活パターンを考慮させることでより精緻なモデル化を目指す。

3. AIDM の持つ課題の整理

本節では、これまでに提案した AIDM の特徴を述べ、課題を整理する。

3.1 AIDM の特徴

AIDM は、現実のユーザーの情報拡散行動を模したモデルであり、以下 3 つの特徴を持つ。

エージェントの多様性の表現

口コミ伝播の知見 [7] からユーザーが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であることがわかっている。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とした。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) を定義し、MoT が閾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。

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

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。

複数回つぶやくことの表現

Twitter では同一ユーザーが複数回つぶやくことが可能であり、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、以前つぶやいたことを忘れていたりした場合には再度つぶやくことが考えられる。エージェントが複数回つぶやくことができるように、ORS モデル (Outsider-Receiver-Sender モデル) と呼ぶ状態遷移モデルを提案・導入した。なお、Outsider はデマ情報もデマ訂正情報も知らない状態を表し、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を表す。最後に、Sender はデマ情報やデマ訂正情報を拡散させた状態を表す。一度状態が Sender となっても、再度 Receiver に遷移することが可能である。

情報経路の多重性の表現

実際の Twitter では、ユーザーは様々なユーザーをフォ

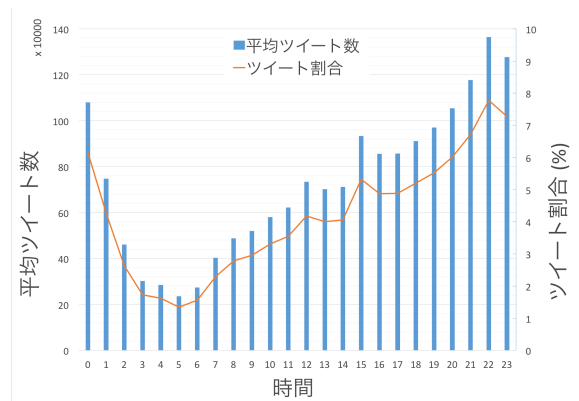


図 1: 各時間における平均投稿数と投稿数の割合

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、フォローする人物によって各ユーザーが受け取る情報は異なり、同じトピックでも受け取るタイミングが異なる。このように、Twitter には様々な情報経路が存在しており、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かなくても、複数回情報を受け取ることで、関心の無かった情報をつぶやくことを表現する。

3.2 AIDM の課題

我々は、AIDM を用いて東日本大震災で実際に拡散したデマ拡散の再現を行い、妥当性を検証した。しかし、現状のモデルではシングルバースト型デマ拡散の再現性しか確認できず、マルチバースト型デマ拡散の再現には至っていない。そこで、AIDM が持つ課題を検討したところ、以下 3 つの課題が考えられる。

- 人間の生活パターンを未考慮
- 外部メディアの影響を未考慮
- 拡散ネットワークの検討が必要

今回、我々は「人間の生活パターンが未考慮」であるという課題に取り組む。人間は 1 日中 Twitter だけを利用しているわけではなく、時間帯やその日の予定などに応じて様々な活動を行う。例えば、日中仕事をするサラリーマンであれば、Twitter を利用できる時間は、昼食時や休憩時間、終業後の時間に限られる。また、夜は睡眠をとるため、Twitter が利用できない。このように、時間帯によって Twitter への投稿状況が変化する。しかし、現状の AIDM ではこのような人間の生活パターンを考慮できておらず、AIDM を改良する必要がある。

4. 提案手法

本稿では、従来の AIDM に人間の生活パターンを導入した改良型 AIDM を提案する。

4.1 人間の生活パターン

Shahzad ら [8] の研究により、Twitter が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。しかし、この研究は海外での通常時における Twitter の利用についての研究である。今回我々が対象としているのは震災という非常時の Twitter 利

Algorithm 1 エージェントの振舞い

```

1: if 現在時刻における表 1 の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 Sender に遷移し, そのユーザのフォロワーに
     デマ情報を拡散
5:   else
6:     状態を Receiver に遷移
7:   end if
8: end if
9: if 状態が Sender かつ 新たなデマ情報を受取る then
10:  状態を Receiver 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

```

表 1: Twitter 利用割合の設定

時刻	0	1	2	3	4	5
Tweet を 読む確率 (%)	6.15	4.26	2.67	1.72	1.62	1.34
6	7	8	9	10	11	12
1.56	2.29	2.78	2.96	3.31	3.55	4.18
13	14	15	16	17	18	19
4.00	4.06	5.32	4.87	4.89	5.20	5.53
20	21	22	23			
6.01	6.71	7.78	7.28			

用についてである。そこで、我々は、震災時の Twitter の利用状況を調査した。図 1 は、2011 年 3 月 11 日から 3 月 17 日までの 7 日間の各時間における平均ツイート数と投稿割合を示している。図 1 より、日中の投稿数は 12 時頃や 15 時頃が多く、17 時頃からツイート数が増加し、22 時頃に 1 日の最大投稿数を数えている。これらの時間帯は、昼食や休憩、終業後の余暇の時間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、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。これらの時間帯は、多くのユーザーが睡眠をとるためであると考えられる。このように、震災時においても Twitter へ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。

4.2 改良型 AIDM

改良型 AIDM では、前述した人間の生活パターンを考慮するため、エージェントはその時間帯の Twitter 投稿割合に応じて情報を受け取るかどうかを決定することとする。これにより、実世界のように Twitter を利用する時間と利用しない時間を表現可能となる。具体的なエージェントの振るまいを擬似コード (Algorithm1) に示す。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 は現在時刻における表 1 に応じてデマ情報を受取るかを決定する^{*1}。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 が閾値を超えていれば、ユーザー β はデマ情報をリツイートする。もし、MoT が閾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。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、閾値以上であればその情報をリツイートする。な

*1 なお、この表は実データ (図 1) から取得した時間帯毎の Twitter 投稿割合を基に作成した。

表 2: 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

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
忘却率 λ	1/8
しきい値	5×10^{-7}

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。また、デマ訂正情報を受取った場合も、同様である。

5. 実験

本節では、改良型 AIDM の妥当性を検証するために行う実験について述べる。デマ拡散のメカニズム推定のためには、普遍的な情報拡散モデルを基に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とマルチバースト型デマ拡散両方の再現性を確認しなければならない。そこで、本稿ではこれまで我々の研究で再現性を確認したシングルバースト型デマ拡散の再現を行う。また、改良型 AIDM と従来の AIDM との比較も行う。

今回、再現を行うシングルバースト型デマ拡散は、東日本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うデマ情報である。

5.1 実験及び評価手法

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。本シミュレーションでは、人間の生活パターンを考慮するため、シミュレーション 1 ステップを実時間の 1 時間とする。デマ情報の拡散は、実データより 2011 年 3 月 11 日 18 時頃から拡散しはじめたとし、デマ訂正情報の拡散は 3 月 12 日 10 時頃であるとする。また、シミュレーションの総ステップ数は 48 ステップとする。表 2 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 3 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表 1 の通りとする。

実験手順は、表 4 に示す。また、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する。

次に、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、以下の指標を用いて実験結果の評価を行う。

- ユークリッド距離による類似性: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を用いて評価を行う。
- 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。

表 4: シングルバースト型デマ拡散の実験手順

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、感染状態をデマ情報発信者に変更する。
 ステップ 3: $t = 16$ のとき、無作為に 1 つのノードを選択し、感染状態を訂正情報発信者に変更する。
 ステップ 4: $t = 48$ のとき、シミュレーションを終了する。

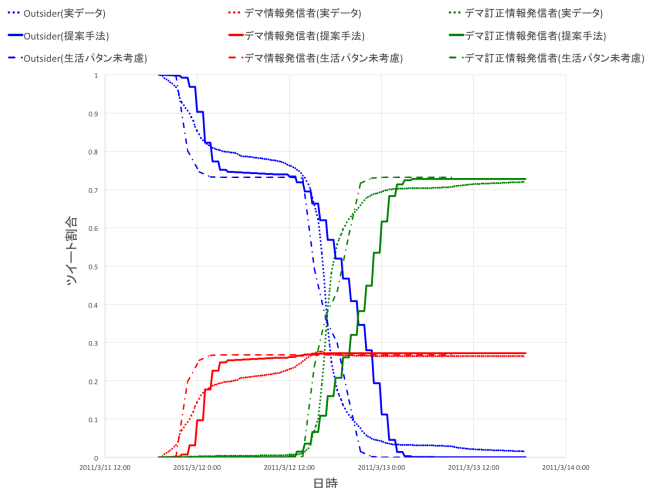


図 2: シミュレーション結果と実データの比較

5.2 実験結果

今回行ったコスモ石油に関するデマ拡散の再現シミュレーションによって得られた結果を図 2 に示す。この図より、提案手法ではデマ情報を拡散したエージェントの増加の様子は実データよりも早く、デマ訂正情報を拡散したエージェントの増加の様子は実データより遅い事が分かるが、全体的な変化の様子は概ね実データに則している。しかし、生活ボタンを考慮していなかった従来の AIDM と比べると、提案手法よりも従来モデルの方がより類似していることが分かる。この際のユークリッド距離を表 5 に示す。ユークリッド距離に関してもやはり従来手法である生活ボタンを考慮していない AIDM の方がより小さい値となっている。

次に、感染率を表 6 に示す。この表から、提案手法ではデマ情報への感染率は実データと近い値であったことがわかる。デマ訂正情報の感染率は、実データよりも低い値となった。生活ボタンを考慮していなかった従来の AIDM では、どちらの値も著しく低くなっており、提案手法の方がよく再現できていることが分かる。

これらの結果より、類似性に関しては従来の手法の方がよいことが分かった。しかし、感染率をみみると提案手法の方がより近い値である。よって、従来手法との比較では、一長一短があるものの提案手法を用いて実データの再現はできていると考えられる。今後、従来手法を用いて再現できなかったマルチバースト型デマ拡散の再現を試み、提案手法が妥当であるか検証する。

6. おわりに

東日本大震災時、デマ情報の拡散が大きな問題となっており、拡散メカニズムを同定し、有害情報の拡散を抑制する手法が必要とされる。これまで我々は、「ユーザーの多様性」、「情報経路の多重性」、「複数回のつぶやき」を考慮した情報拡散モ

表 5: ユークリッド距離

	Outsider	デマ情報発信者
提案手法	1.613	0.408
生活ボタン未考慮	0.327	0.229
	訂正情報発信者	平均
提案手法	1.585	1.202
生活ボタン未考慮	0.242	0.266

表 6: 感染率

	実データ	提案手法	生活ボタン未考慮
デマ情報	0.05	0.031	0.00090
訂正情報	0.347	0.076	0.0011

デルである AIDM を提案していた。しかし、AIDM には「人間の生活ボタンを考慮できていない」等の課題が存在しており、本稿では課題を解決する方法を提案した。我々は、課題解決のため各時刻における実際のツイート割合を基に人間の生活ボタンに応じ、情報拡散を表現できるように AIDM の改良を行った。提案手法を用い、シングルバーストデマ拡散の再現を行った。従来の AIDM でも再現できていたデマ拡散を再現することで、改良型 AIDM の妥当性検証の第 1 段階とした。その結果、従来の AIDM の方がシングルバースト型デマ拡散再現をよりよく行えていることが分かった。しかし、改良型 AIDM を用いてシングルバースト型デマ拡散の再現が可能であることは確認できた。

今後の課題としては、今回取り上げたデマ拡散以外のシングルバースト型デマ拡散にも本モデルが適応可能かを検証する。さらに、従来手法では再現できなかったマルチバースト型デマ拡散の再現を行い、提案手法の妥当性を確かめる。そして、最終的には拡散制御手法の提案を行う。

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] 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] Serrano, Emilio, Carlos Ángel Iglesias, and Mercedes Garijo. "A Novel Agent-Based Rumor Spreading Model in Twitter." *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web Companion. International World Wide Web Conferences Steering Committee*, 2015.
- [4] 三浦麻子. "3-1 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 (3. 災害情報流通手段の多様化; 特集: 東日本大震災からの復興の取組みと震災から得た教訓)." *電子情報通信学会誌* 95.3 (2012): 219-223.
- [5] 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.
- [6] 小松琢也, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志. (2013). "時間遅れを考慮した情報伝播におけるトポロジーの影響について." *精密工学会学術講演会講演論文集*, 2013(0), 285-286.
- [7] 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.
- [8] 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.