

口コミに着目した情報拡散モデルの提案及び デマ情報拡散抑制手法の検証

池田 圭佑^{2,3,a)} 榊 剛史^{4,5} 鳥海 不二夫⁵ 栗原 聡²

概要：東日本大震災や熊本地震において、Twitter等のソーシャルメディアが重要な情報源として利用された。一方、デマ情報のような誤った情報の拡散も確認されており、デマ情報の抑制手法の確立は災害大国日本において急務である。しかし、デマ情報がどのように拡散するかは明らかになっておらず、そのため有効な抑制手法も確立されていない。本稿では、これまでに提案した口コミに着目した情報拡散モデルを「人の生活パターン」及び「複数の情報源からの情報発信」を考慮した新たな情報拡散モデルを提案する。本モデルを用いて、これまで再現性に課題のあった実際のデマ情報を再現し、本モデルの妥当性を確認した。また、本モデルの特徴を元に、デマ情報の抑制手法の検討及び評価を行った。その結果、デマ情報を否定する訂正情報をより多く拡散させる手法が明らかになった。

Proposal of information diffusion model focusing on word-of-mouth propagation and validation of suppressing methods

KEISUKE IKEDA^{2,3,a)} TAKESHI SAKAKI^{4,5} FUJIO TORIUMI⁵ SATOSHI KURIHARA²

1. はじめに

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・発信のために利用している。また、平常時以外の災害時にも重要な情報源として利用されている。2011年3月に発生した東日本大震災時には、ライフライン情報や、家族・友人知人の安否情報、震災の規模などの情報がTwitterを通してやり取りされた[7]。また、2016年4月に発生した熊本地震の際にもTwitterなどのソーシャルメディアが活発に利用されており、今後も災害時における重要な情報源として利用されることが予想される。しかし、Twitter

には、一度デマ情報^{*1}のような誤った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うというデメリットも存在する。

災害時は情報が錯綜しており、被災者らは受け取った情報が正しいかを確認することは大変困難である。そのため、デマ情報の拡散によりさらなる混乱の発生や深刻な被害が発生する可能性がある。デマ情報の拡散は大きな社会問題であり、災害大国である日本ではデマ情報の拡散を早期に収束させる手法の確立は急務である。抑制手法提案のためには、デマ情報がどのように拡散するかという情報拡散メカニズムを明らかにし、そのメカニズムに基づいたデマ情報の抑制手法を構築する必要がある。東日本大震災では大きく分けてデマ情報及び訂正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と、デマ情報及び訂正情報の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という2種類のデマ情報が存在する。これら2種類の

¹ 情報処理学会
IPSSJ, Chiyoda, Tokyo 101-0062, Japan

² 電気通信大学
185-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1 東 2 号館 417 号室

³ 日本学術振興会特別研究員 (DC)

⁴ 株式会社ホットリンク

⁵ 東京大学

a) k-ikeda@ni.is.uec.ac.jp

^{*1} 本研究では、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。

デマ情報は拡散する様子が大きく異なっており、情報拡散メカニズムを同定するために両者を再現可能な普遍的な情報拡散モデルが必要である。

これまで 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) の提案・検証した [9]。本モデルは、東日本大震災時に拡散が確認されたシングルバースト型デマ拡散の再現性を有することが明らかになっている。しかし、マルチバースト型デマ拡散の再現において課題があり、情報拡散メカニズムの同定には至っていない。本稿では、実データ分析より得られた「人の生活パターン」・「複数の情報源からの情報発信」という2つの知見を導入し、より精緻な情報拡散モデルを提案する。併せて、デマ情報の拡散を抑制する手法について検証を行う。

2. 関連研究

本研究に関連する研究を紹介する。まず、情報拡散のモデル化に関する研究としては、以下の研究が挙げられる。Takeuchi ら [4] 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、ユーザー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。実験設定として、複数の情報源からの情報発信は可能であった。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。そのため、複数情報源からの情報発信が大規模な拡散現象となるかに対する検証はなされていない。

Serrano ら [3] 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、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。本モデルでは Twitter 以外の外部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。一度デマ情報をつぶやいた人はデマ情報を否定するツイートをしないとしてモデル化をしている。しかし、ユーザー毎に多様性を持たせたモデル作りは行われていない。また、初期値として、複数のユーザーからの情報発信を行うことは可能であるが、本研究のように時間毎に新たな情報発信者が増えていくことは考慮されていない。

小松ら [8] は、人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、人の生活パターンとして睡

眠時間を考慮し、情報を取得する時間に偏りを持たせていた。しかし、状態遷移に関しては一人ひとりのユーザーの違いに着目したものではなかった。また、妥当性の検証として、実際の情報拡散現象との比較は行われていない。

このように、情報拡散のモデル化では本稿で提案するモデルの各特徴を持ったモデルが多数存在するが、それら複数の特徴を併せ持つモデル化は行われていない。本稿では、複数の特徴を持つ普遍的な情報拡散モデルを構築する。

デマ情報の抑制に関する研究として、宮部ら [5] の研究が挙げられる。この研究では、流言の拡散を防ぐための流言情報クラウドを提案している。本システムは流言情報を収集し、ユーザーがつぶやこうとしている情報がこのシステム上に登録されていればその旨をユーザーに伝えることにより流言の拡散を防止しようとするものである。しかし、多くのユーザーに使用してもらうためには本システムの存在を十分に周知し、ユーザーに導入してもらう必要がある。実運用までのハードルが高いと考えられる。本稿で用いる抑制手法は、多くのユーザーに本手法を導入してもらうためのコストがかからない。

3. 本稿で取り扱うデマ情報

本研究では、東日本大震災で拡散が確認された2種類のデマ情報を対象とする。以下に各デマ情報の概要を記す。

一つはシングルバースト型デマ拡散である「コスモ石油に関するデマ情報」である。東日本大震災直後、千葉県市原市のコスモ石油地千葉製油所で火災が発生した。この際、「コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などと一緒に降る」という内容のチェーンメールが拡散し、一部のユーザーがこのメールの内容を Twitter にも投稿したことにより、Twitter 上でも拡散が起きた。その後、コスモ石油の公式ホームページに、「火災が発生したタンクに貯蔵されていたものは LP(液化天然) ガスであり、人体に及ぼす影響は非常に少ない」と発表され、デマ情報であることが分かった。このデマ情報に関するツイートをキーワードマッチングにより抽出した結果、デマ情報は 9,652 件、デマ訂正情報は 25,883 件の拡散が確認した。

二つ目は、マルチバースト型デマ拡散である「節電に関するデマ情報」である。福島第一原子力発電所の事故により、東京電力管内の電力不足が懸念された。この際、「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情報が拡散した。特に「関西電力の社員からの情報である」といった内容のチェーンメールが広まったことにより、Twitter においても関西地区での節電が呼びかけられた。このデマ情報の場合、関東地区に電力を融通するという情報は正しいが、関東と関西では電力の周波数が異なるため、融通できる電力には上限があり、特別な節電は必要なかった。このデマ情報を抽出した結果、デマ情報は 15,373 件、デマ訂正情報は 29,819

件確認した。

4. 従来型 AIDM の特徴

これまでに提案した AIDM(以下, 従来型 AIDM) は, 「エージェントの多様性」, 「複数回をつぶやく」, 「情報経路の多重性」という 3 つの特徴を有する [9]. 本節では, これら 3 つの特徴について述べる。

4.1 エージェントの多様性

口コミ伝播の研究知見 [1] からユーザーが情報を伝播させる際の重要な要素が明らかになった。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, 上記のことを表現するため, 影響度 a ・興味度 i ・感度 s という 3 つのパラメータを定義した。

各エージェントは, 各パラメータにより計算される「ツイートしたい」という欲求を表す MoT (Motivation of Tweet) を持ち, MoT がしきい値を超えるとエージェントがつぶやく, 情報が拡散する。MoT の計算式は以下の式の通りである。

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

ここで, β は情報を受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, FG は最初にデマ情報を受取った時刻を表す。

4.2 複数回をつぶやく

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。人は同じトピックに対してもその情報が重要な場合や, 以前つぶやいたことを忘れた場合は再びつぶやくことが考えられる。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可能な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である。

4.3 情報経路の多重性

Twitter では, ユーザーは様々な人物をフォローしたり, 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る [6]. 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, タイムラインには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, これを考慮する。

5. 従来型 AIDM の課題の整理と改善

これまでの研究により, 従来型 AIDM がシングルバースト型デマ拡散の再現性を有することを確認した。また, マルチバースト型デマ拡散の再現においても重要な特徴であるデマ情報・訂正情報発信者の数が階段状に増える現象を確認した。しかし, マルチバースト型デマ拡散のもう一つの重要な特徴である「デマ情報や訂正情報をつぶやいたユーザーに一定の割合で重複してつぶやいたユーザーが存在する」という現象の再現には至っていない。本節では, 従来型 AIDM の持つ課題を整理し, それらを改善する新たな情報拡散モデル (以下, 新型 AIDM) を提案する。

5.1 人の生活パターン

従来型 AIDM の持つ課題として, 「人の生活パターン」を考慮していない点が挙げられる。人は 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, あるサラリーマンの一日の活動を考えてみる。朝起きて, 朝食を食べ, 出社の準備をする。会社に出社すると, 日中は仕事をする。仕事が終われば自宅に帰宅し, 夕食を食べる。時には, 終業後に友人と遊びに行ったりもする。そして, 夜は睡眠をとる。このように, 人は様々な活動を行っている。そこで, 本研究では時間帯毎の Twitter への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, 人の生活パターンを考慮する。

5.2 複数情報源からの情報発信

従来型 AIDM のもう一つの課題は, 「複数情報源からの情報発信」を考慮していないことである。これまで, 筆者らはデマ情報拡散はリツイート*2による伝播現象であると考え, 同じデマ情報であれば情報源となるツイートの種類は数種類程度と仮定していた。しかし, 実際のデマ情報の拡散では, 通常ツイート*3による拡散や情報源が複数存在

*2 リツイートとは, 他者の投稿を引用してツイートすることで, 自身のフォロワーにも情報を伝える方法である。

*3 通常ツイートは単に Twitter にテキストを投稿することである。

Algorithm 1 新型 AIDM におけるエージェントの振る舞い

```

1: if 現在時刻における表 4 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, そのエージェント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け取る then
10:  状態を Receiver に遷移
11: end if
    新たにデマ情報を受け取ったら, 同様に繰り返す

```

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

した. そこで, 本稿では複数の情報源からデマ及び訂正情報の発信が行われるものとする. 複数情報源からの情報発信を考慮するため, 各シミュレーションステップで一定の条件 (ノードが持つフォロワー数が 100 以上) を満たしたノードを無作為に選択し, 新規のデマ情報の発信源とする. その際, 人の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. 訂正情報の発信に関しても同様に行う.

5.3 新型 AIDM における各エージェントの振る舞い

新型 AIDM における各エージェントの振るまいを擬似コード (Algorithm1) として示す. デマ訂正情報を受取った場合も, 同様に振る舞う.

6. 新型 AIDM の妥当性検証実験

本節では, 新型 AIDM の妥当性を検証するための実験について述べる. 今回, 新型 AIDM を用いてこれまでの研究で再現に課題があったマルチバースト型デマ拡散である節電に関するデマ情報の再現を行い, 妥当性を評価する.

6.1 実験手順及び評価手法

実験手順を表 3 に記す. この手順は実データ分析により明らかとなった実際の拡散の様子に基づく. 本実験で使用

なお, Twitter で投稿できる文字数は最大 140 字という字数制限が存在する.

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	0.00003

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 “デマ情報発信者” に変更する.
その後, 表 4 の割合に応じ, 新たなデマ情報を投入する
ステップ 3:  $t = 0$  の時, 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.
その後, 表 4 の割合に応じ, 新たなデマ情報を投入する
ステップ 4:  $t = 404$  のとき, シミュレーションを終了する.

```

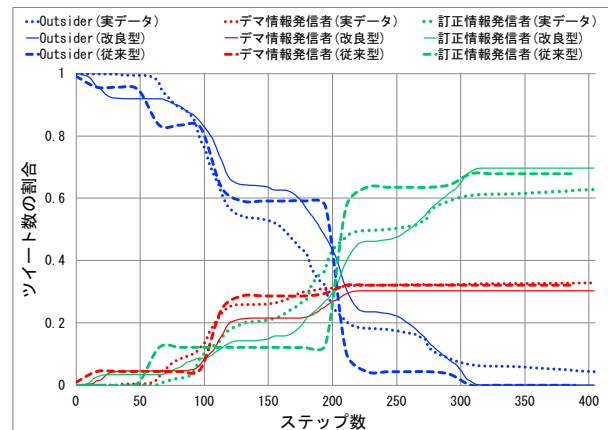


図 1 節電に関するデマ情報の再現結果

するネットワーク及び各エージェントのパラメータ設定をそれぞれ表 1,2 に記す. 人の生活パターンを考慮するため, 各時刻においてタイムラインを読むことのできるユーザーは表 4 の割合とする. また, シミュレーションの 1 ステップは実時間の 15 分とする. 本実験での複数情報源からの情報発信の最大数は, デマ情報 200 件, 訂正情報 200 件までとする. また, 1 ステップに投入できる情報数は 10 件までとする. シミュレーション回数は 5000 回とし, その中から最も類似するものを結果とする.

実験結果の評価は, 実データとシミュレーション結果とのユークリッド距離による類似度により評価を行う. また, マルチバースト型デマ拡散の評価では, 各バースト期間 (表 5) の組み合わせにおいて重複するユーザーが存在している. そこで, 重複の割合を実データと比較することによる評価も行う.

6.2 実験結果

実験結果を図 1 に示す. この図から, デマ情報発信者,

表 4 時刻毎の Twitter 投稿割合

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

表 5 対象とする期間の設定

デマ情報	実データ (2011年3月)	従来型モデル	新型 AIDM
第1期間	12日0時00分～ 12日14時59分	Step0～Step5	Step21～Step80
第2期間	12日15時00分～ 13日5時59分	Step6～Step11	Step81～Step140
第3期間	13日6時00分00秒～ 13日23時59分	Step11～Step24	Step141～Step212
デマ訂正情報	実データ (2011年3月)	従来型 AIDM	新型 AIDM
第1期間	12日9時30分～ 13日5時59分	Step3～Step11	Step57～Step140
第2期間	13日6時00分～ 14日5時59分	Step12～Step17	Step141～Step237
第3期間	14日6時00分～ 15日23時59分	Step18～Step24	Step238～Step404

表 6 類似度

節電	Outsider	デマ情報発信者	訂正情報発信者	平均
新型 AIDM	0.00400	0.00190	0.00296	0.00295
従来型 AIDM	0.0190	0.00491	0.0189	0.0143

表 7 各期間の組み合わせにおけるユーザーの重複率

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
従来型 AIDM	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
新型 AIDM	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 (%)	8.39	7.39	16.54
デマ訂正情報 (%)	22.8	21.8	35.0

訂正情報発信者の増加の様子は実データと乖離している部分もあるが、概ね再現できている。また、マルチバースト型デマ拡散の重要な特徴である階段状に情報発信者が増える現象を再現できた。表 6 に記した類似度の比較では、訂正情報発信者の距離が従来型 AIDM よりも離れている。しかし、Outsider やデマ情報発信者は距離が短くなっており、平均的にはより類似している。

各期間における重複率を表 7 に記す。この表から、新型 AIDM による再現では、各期間において重複が発生したことがわかる。実データと比較すると、重複率は大きい。これは実ネットワークよりも実験で使用したネットワークが遙かに小さく、同一のユーザーに情報が伝播しやすいことが原因として考えられる。しかし、従来型 AIDM では、重複が一切発生しなかったが、「人の生活パタン」と「複数の情報源からの情報発信」を考慮することにより実際の現象と同様の現象を再現できた。よって、新型 AIDM はマ

ルチバースト型デマ拡散の再現性を有することが明らかになった。

7. 抑制手法の検討

本節では、デマ情報抑制手法の有効性を検証する。筆者らは、これまでに訂正情報の拡散起点となるユーザーに焦点を当て、あるユーザーに訂正情報を投稿するように依頼するという仮定のもと次に記す 3 種類の抑制手法を提案した [2]。

- 制御手法 A: デマ情報拡散の起点となったユーザーに、訂正情報拡散の起点になってもらう。
- 制御手法 B: 全ユーザーのうち、ネットワークのハブ*4となっているユーザー 1 人に、訂正情報拡散の起点になってもらう。
- 制御手法 C: デマ情報を投稿したユーザーのうち、もっともフォロワーが多いユーザーに、訂正情報拡散の起点になってもらう。

しかし、これらの手法の検証はシングルバースト型デマ拡散でしか行っておらず、マルチバースト型デマ拡散に対する有効性は検証していない。本稿では、これらの手法がシングル・マルチバースト型デマ拡散の両方に有効であるかを検証する。

実験の設定及び手順は、第 6 節で述べたものと同様である。但し、訂正情報の起点の選択では、実際のデマ情報の拡散でデマに関する注意を促す公式アナウンスがあった日時に各抑制手法の選択基準により訂正情報の投稿を依頼するものとする。訂正情報は、コスモ石油に関するデマ情報であれば公式アナウンスは 3 月 12 日 14 時頃のためシミュレーションの 76 ステップ目に投入し、節電に関するデマ情報であれば 3 月 15 日 15 時頃のためシミュレーションの 177 ステップ目に投入する。また、実データ分析により公式アナウンス以前にも訂正情報の発信が確認されている。そこで、各エージェントの自発的な訂正情報の発信はそのまま続ける。各抑制手法と比較するため、公式情報の投入タイミングで無作為にユーザー (但し、フォロワーが 100 人以上) を選び、訂正情報をつぶやいてもらう (通常とする)。シミュレーションは 100 回行い、平均の訂正情報発信者の増加を比較する。

7.1 抑制手法の有効性検証実験

図 2 にコスモ石油に関するデマ情報における各抑制手法

*4 本研究では 2000 人以上のフォロワーをもつユーザーとする。

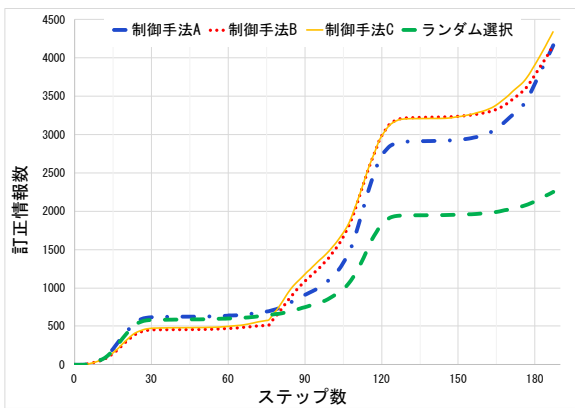


図 2 各制御手法毎の訂正情報発信者数
(コスモ石油に関するデマ情報)

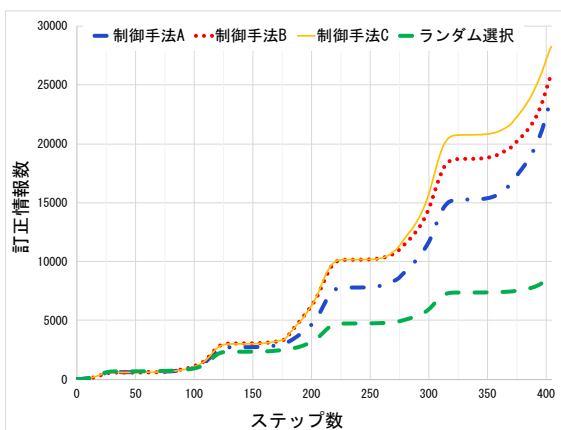


図 3 各制御手法毎の訂正情報発信者数
(節電に関するデマ情報)

の実験結果を記す。この図より、通常よりも各抑制手法の方がより多くの訂正情報を発信可能であることが分かった。また、手法 A よりも手法 B・C の方が訂正情報発信者はより増加しており、ハブユーザーや多くのフォロワーをもつユーザーに協力してもらう方が効果的であることが実験により示せた。

節電に関するデマ情報における各抑制手法の実験結果を図 3 に示す。この図より、シングルバースト型デマ拡散と同様に各抑制手法が通常の方法より多く訂正情報を発信可能であることが分かる。しかし、マルチバースト型デマ拡散では、手法 B よりも手法 C の方がやや訂正情報の発信者数が多く、単なるハブユーザーではなくデマ情報を知っているユーザーに依頼する方が効果的であることが明らかになった。

8. おわりに

東日本大震災や熊本地震において、Twitter 等のソーシャルメディアが有用な情報源として積極的に利用された。一方、ソーシャルメディアではデマ情報の拡散が大きな社会問題となった。そのため、デマ情報の拡散を抑制する手法を確立することは急務である。しかし、ソーシャルメ

ディア上で情報が拡散するメカニズムは明らかになっていない。

筆者らは、これまで Twitter ユーザーの多様性や Twitter ネットワークの持つ特徴を考慮した情報拡散モデル (従来型 AIDM) を構築したが、情報拡散メカニズム同定には至っていなかった。本稿では、従来型 AIDM の持つ課題を明らかにし、それらの課題を解決した新型 AIDM を提案した。本モデルを用いて限定的にしか再現できていなかったマルチバースト型デマ拡散の再現を行い、新型 AIDM の妥当性を検証した。また、提案モデルを用いて、抑制手法の検証を行い、効果的な拡散の抑制方法を明らかにした。

今後の課題としては、東日本大震災以外のデマ拡散にも新型 AIDM が適応可能かを検証する。また、複数のデマ情報の再現結果を詳しく分析することで、詳細な拡散メカニズムを同定する。

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] Endo, H. and Noto, M.: 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, pp. 2990–2995 (2003).
- [2] Okada, Y., Ikeda, K., Shinoda, K., Toriumi, F., Sakaki, T., Kazama, K., Numao, M., Noda, I. and Kurihara, S.: SIR-extended information diffusion model of false rumor and its prevention strategy for Twitter, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol. 18, No. 4, pp. 598–607 (2014).
- [3] Serrano, E., Iglesias, C. Á. and Garijo, M.: A Novel agent-based rumor spreading model in Twitter, *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web*, ACM, pp. 811–814 (2015).
- [4] Takeuchi, S., Kamahara, J., Shimojo, S. and Miyahara, H.: Human-network-based filtering: the information propagation model based on word-of-mouth communication, *Applications and the Internet, 2003. Proceedings. 2003 Symposium on*, IEEE, pp. 40–47 (2003).
- [5] 宮部真衣, 灘本明代, 荒牧英治ほか: 人間による訂正情報に着目した流言拡散防止サービスの構築, *情報処理学会論文誌*, Vol. 55, No. 1, pp. 563–573 (2014).
- [6] 三浦麻子ほか: 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] 執行文子: 東日本大震災・被災者はメディアをどのように利用したのか: ネットユーザーに対するオンライングループインタビュー調査から, *放送研究と調査*, Vol. 61, No. 9, pp. 18–30 (2011).
- [8] 小松琢也, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志: 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 年度精密工学会春季大会*, 公益社団法人 精密工学会, pp. 285–286 (2013).
- [9] 池田圭佑, 榊剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 諏訪博彦, 篠田孝祐, 栗原聡: マルチエージェント型情報拡散モデルの提案, *人工知能学会論文誌*, Vol. 31, No. 1, pp. NFC-C.1 (2016).