

AIDMを用いたデマ情報拡散再現への試みと検討

池田 圭佑^{1,a)} 岡田 佳之² 榊 剛史³ 鳥海 不二夫³ 風間 一洋⁴ 野田 五十樹⁵
諏訪 博彦⁶ 篠田 孝祐¹ 栗原 聡¹

概要: 2011年3月11日に発生した東日本大震災において、Twitterを利用して避難情報や被災地の情報が発信され、重要な情報源となった。しかし、Twitterで発信された情報は、急速に不特定多数の人に広まることから、誤った情報が発信されると瞬時に広がるというデメリットも存在する。そのため、デマ情報を早期収束させる方法を確立する必要がある。そこで、我々はTwitterにおける情報拡散メカニズムを探るため、新たな情報拡散モデルを提案する。提案モデルは、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するさらに、同一ユーザが複数回つぶやくことと、情報経路の多重性を考慮する。提案モデルを用い、東日本大震災時に確認されたデマ情報拡散の再現実験をし、実際のデマ拡散の再現性について検討を行う。

1. はじめに

本稿では、我々が先行研究 [5], [6] で提案した拡張 SIR モデルをベースとする新しい情報拡散モデルである Agent-based Information Diffusion Model(AIDM) を提案し、評価を行う。今回提案するモデルは、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する。さらに同一ユーザが再度つぶやくことや、情報経路の多重性を考慮する。

2011年3月11日に発生した東日本大震災の際、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た [7], [10], [12]。これは、Twitterの持つ相互に情報交換可能であること及び、それらの情報がリアルタイムかつ多くのTwitterユーザに拡散されるといった特徴によるものだと考えられる。このような背景から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して利用されることが予想されている。しかし、Twitter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いうというデメリットを持つ。デマ情報の定義は様々であるが、本稿では文献 [5] 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。実際に東日本大震災では、Twitter上にデマ情報が流れ、その後デマ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、東日本大震災時に確認されたデマ情報及びデマ訂正情報の拡散を再現可能な新しい情報拡散モデルを提案し、評価を行う。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する。4節では、その限界点を改善するための手法を提案し、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る。最後に6節でまとめを述べる。

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。東日本大震災時にツイート数が増加した理由に対して、三浦 [8] は東日本大震災時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、流言が増加する要因であると述べている。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(ユーザ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。

¹ 電気通信大学
182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1
² 大阪大学
³ 東京大学
⁴ 和歌山大学
⁵ 産業技術総合研究所
⁶ 奈良先端科学技術大学院大学
a) k-iked@ni.is.uec.ac.jp

情報拡散モデルに関する研究として、Takeuchi ら [3] 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。

我々の研究グループでは、これまでの先行研究 [6] で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が明らかにした。また、我々 [5] は感染モデルとして有名な SIR モデル [1] を拡張した拡張 SIR モデルを提案している。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時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現実のツイート拡散を再現可能であると報告した。しかし、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。

災害以外の Twitter を用いた研究として、Stefan ら [4] 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、どのようなツイート内容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。

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、Okada ら [5] の研究及び岡田ら [6] の研究から得られた知見を基に、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の再現とその評価を行う。

3. 拡張 SIR モデルの課題

本節では従来手法である拡張 SIR モデルが持つ3つの課題について整理する。

1つ目は、エージェント毎に差異がなく、実際の人間の様な多様性が表現されていないということである。拡張 SIR モデルでは、エージェントの状態遷移は全エージェントが同じ状態遷移確率によって行われている。これを実際の人間に置き換えて考えた場合、全ユーザの趣味嗜好が同じであるということであり、一律な判断基準に従っているということである。しかし、人間は多様な趣味嗜好を持ち、拡散させたいと思う情報はユーザ毎に異なるはずである。そのため、情報拡散メカニズムを解明するためには、現実のようにユーザ毎の趣味嗜好に差異を持たせてシミュレーションを行う必要がある。また、Okada らはデマ情報とデマ訂正情報を分けて状態遷移を考えていたが、デマ訂正情

報はデマ情報を否定する情報であり、全く異なる情報ではないため両方の情報に関してユーザの興味関心の度合いが異なることはない。そもそもデマ情報の定義は、「後に誤りが指摘された情報」である。つまり、デマ訂正情報を受け取っていないならば、その情報は真実であり、デマ情報とデマ訂正情報は全く異なるものではなく、この点についても考慮する必要がある。

2つ目は、一人のユーザがデマ情報あるいはデマ訂正情報を複数回つぶやくことを考慮していないことである。人は「以前、つぶやいたことを忘れてしまう」、「大事な情報なので多くの人に知って欲しい」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。しかし、SIR モデルがベースとなっている従来手法では再度つぶやくことはできないため、この点においても新たな状態遷移を考慮する必要がある。

3つ目は、一度デマ情報またはデマ訂正情報を受け取ってしまった場合、もしその時情報を拡散させなければ、それ以降何度デマ情報やデマ訂正情報を受け取ってもその情報を拡散させないことである。しかし、実際には、一度情報を受け取るだけではデマ情報の拡散に寄与しなかったユーザも、周囲のユーザが次々にデマ情報をつぶやく、影響を受けることによりそのデマ情報を拡散させることが考えられる。そこで、複数のルートから情報を受取ることができるように情報経路の多重性を考慮する必要がある。

4. 提案手法

前節で述べた限界点を改善するため、我々は新たな情報拡散モデルである Agent-based Information Diffusion Model(AIDM) を提案する。

4.1 ユーザの多様性

本研究では、ユーザの多様性を表現するため、Endo[2] らの口コミに関する研究から得られた知見を用いる。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。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に新たな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 : 情報を受取ったユーザがどれほど情報を信じやすいかを表す

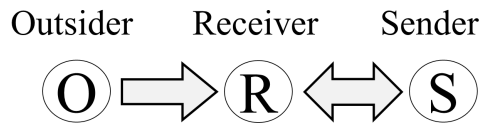


図 1 ORS モデル

4.1.1 MoT: Motivation of Tweet

提案モデルは、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しきい値モデルとなっている。以下に、MoT の計算式を 1 として示す。

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

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ものとする。

4.2 内部状態遷移モデル

人間は、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、新たなエージェントの内部状態遷移モデルである ORS モデルを導入する。ORS モデルの状態遷移のイメージを図 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り、拡張 SIR モデルの状態 S に相当する。次に、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拡散させた状態であり、状態 I 、 R に相当する。さらに、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。

4.3 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、情報経路の多重性を考慮している。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。

4.4 各エージェントの振舞い

ここで、具体的にデマ情報を受取った場合の各ユーザ

Algorithm 1 エージェントの振舞い

```

1: if 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
    新たにデマ情報を受取ったら、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 = 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

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

エージェントの振舞いを擬似コード (Algorithm1) に示す。また、この擬似コードを、ユーザ β がデマツイートを受取った場合を用いて説明する。まず、ユーザ β がデマを受取ると、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 β はデマ情報をリツイートし、デマ情報が拡散する。もし、MoT がしきい値を超えていなければ、ユーザ β はそのデマをリツイートしない。その後、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エージェントがリツイートし、情報が拡散する。なお、ユーザ 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、これと同様である。

5. 実験

提案モデルの妥当性を示すため、東日本大震災時に実際に拡散した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 2 種類の再現実験を行う。また、実データとの比較により、実験結果の評価も行う。

表 3 シングル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 $t = 1$ 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: $t = 24$ のとき、シミュレーションを終了する。

表 4 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。

5.1 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。以下に、2 種類の実験で共通している条件を記す。なお、これらの設定は文献 [5] を参考とする。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。また、今回は各再現実験を 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。

5.1.1 シングルバースト型デマ拡散の再現

今回、提案モデルを用いて再現を行うシングルバースト型デマ拡散は、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ったデマ情報である。表 3 に実験手順を示す。なお、この実験手順は文献 [5] を参考とする。

5.1.2 マルチバースト型デマ拡散の再現

今回、提案モデルを用いて再現を行う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

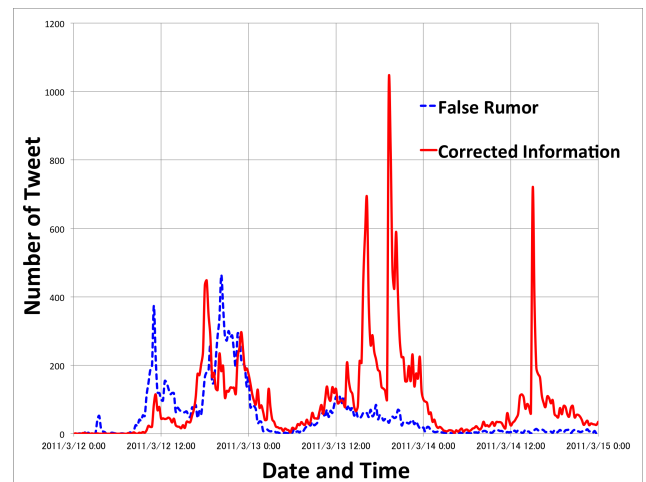


図 2 実際の拡散の様子 (節電に関するデマ情報)

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 4 に実験手順を示す。

5.2 評価手法

提案モデルが現実のデマ情報の拡散の再現性を確かめるため、以下に記す 3 つの評価手法を用いる。

- 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。
- 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 [9]。そこで各バースト期間の組み合わせ (表 5) 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。

5.3 実験結果

実験手法に基づいて得られた結果をそれぞれ以下で記す。

5.3.1 シングルバースト型デマ拡散の再現結果

今回行ったシングルバースト型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 3 に示す。この図より、デマ情報を拡散したエージェントの増加の仕方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仕方は実データより遅い事が分かる。しかし、全体的な状態の変化の様子は概ね実データに則していること

表 5 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 6 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
コスモ石油	0.412	0.548	0.593	0.512
節電	0.371	0.544	0.403	0.433

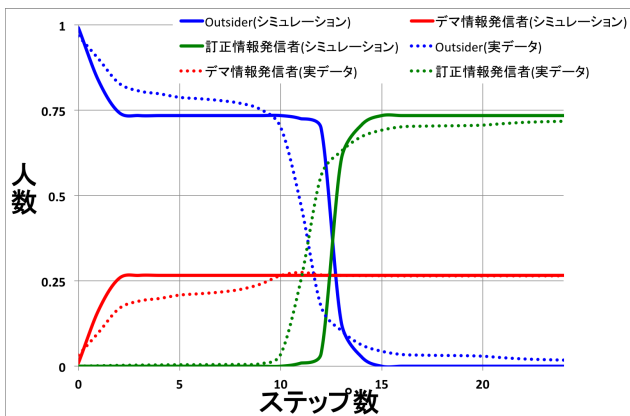


図 3 コスモ石油に関するデマ情報の実験結果

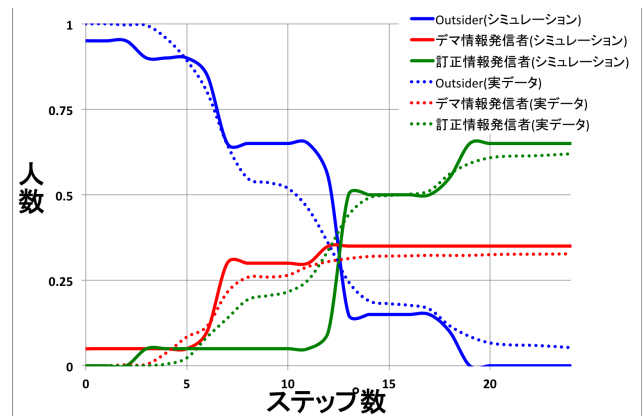


図 4 マルチバースト型デマ拡散の再現結果

表 7 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
コスモ石油	0.05	0.00121	0.0000542	0.00736
節電	0.05	0.0000333	0.0000311	0.00558
デマ訂正情報				
コスモ石油	0.347	0.000648	0.000581	0.0241
節電	0.355	0.00009	0.0000850	0.00922

表 8 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

が分かる。

類似度の計算結果を表 6 に示す。この表より、類似度の相乗平均は 50%以上である。従って、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。

また、本実験で得た感染率と実データから得た感染率を表 7 に示す。この表から、シミュレーションにおける感染率が実データから得た感染率より低いことが分かる。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。

これらの結果より、提案モデルを用いてシングルバースト型デマ拡散を再現できることが分かった。

5.3.2 マルチバースト型デマ拡散の再現結果

今回行ったマルチバースト型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 4 に示す。この図より、

デマ情報が拡散される様子は実データの様に階段状にデマ発信者が増加していることが分かる。しかし、デマ訂正情報が拡散する様子は、シングルバーストの結果と比べると実データとの増加の様子とは乖離している。類似度の計算結果を表 6 に示す。この表 6 からデマ情報発信者の類似度が高く、類似していることが分かる。

本実験で得た感染率を表 7 に示す。この表から、シミュレーション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。これは、シングルバースト型デマ拡散と同様に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。

また、重複率を表 8 に示す。この表から、実データでは重複が起きているが、本実験では再現できていないことが分かる。

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

表 9 実際の Twitter ネットワークとシミュレーション
ネットワークの分析結果

	平均次数	クラスタ係数
Twitter ネットワーク	7.2	0.089
シミュレーションネットワーク	209.1	0.015

とはできたが、マルチバースト型デマ拡散の再現はできなかったことが分かった。

6. 議論

このような結果となった原因として、シミュレーションに用いたネットワークの生成に問題があると考えられる。表 9 に実際の Twitter ネットワークの分析から得られた指標と、今回の実験で使用したネットワークの分析から得られた指標を示す。実際の Twitter ネットワークから得られた指標は、鳥海ら [11] によって行われた 2011 年 3 月 7 日から 3 月 23 日の間に投稿された分析結果である。ただし、各指標は各日ごとに算出されているが、今回は震災時のデマ情報拡散を再現するという目的から、3 月 11 日から 23 日の各値の平均を算出している。また、文献 [11] では、平均次数、クラスタ係数以外の指標も計算されているが、本稿では平均次数とクラスタ係数のみで比較を行う。この表から、実際の Twitter ネットワークが持つ特徴と、今回シミュレーションで用いたネットワークの特徴が全く異なっている。このことから、今回シミュレーションに用いたネットワークの関係の密度が低いことが分かる。このため、今回マルチバースト型デマ拡散の再現ができなかったと考えられる。そこで、今後はネットワークの生成方法にも着目し、研究を進める必要があると考える。

7. まとめ

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を提案した。提案モデルは、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、さらに同一ユーザが再度つぶやくことや、情報経路の多重性を考慮している。

提案モデルを用い、東日本大震災時に確認されたデマ情報拡散の再現実験を行った。また、提案モデルの評価として、「類似度」、「感染率」、「重複率」による評価手法を用いた。この結果、提案モデルを用いてシングルバースト型デマ拡散を再現できたが、マルチバースト型デマ拡散については、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持つネットワークを用いて拡散現象の再現を行う。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。

謝辞 本稿を執筆するに当たり、研究に対する助言、議論をして頂いた白井嵩士氏に感謝致します。

参考文献

- [1] W. O. Kermack, A. G. McKendrick, "A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics," Proceedings of the Royal Society 115A, pp. 700 - 721, 1927
- [2] 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
- [3] Takeuchi, S, Kamahara, J, Shimojo, S, Miyahara, H, "Human-Network-based Filtering: The Information Propagation Model based on Word-of-Mouth Communication," Proceedings of the 2003 Symposium on Applications and the Internet (SAINT' 03), 2003
- [4] 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
- [5] 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
- [6] 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
- [7] 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)
- [8] 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
- [9] 池田圭佑, 岡田佳之, 榊剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, "マルチエージェントによるマルチバースト型デマ拡散モデルの構築", 人工知能学会合同研究会 2014 データ指向構成マイニングとシミュレーション, 神奈川, 2014
- [10] 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
- [11] 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
- [12] 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—", NHK 放送文化研究所『放送研究と調査』, 2011 月号, pp.18-30,2011