

ABMに基づく情報拡散シミュレーション

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

概要:

2011年3月11日に発生した東日本大震災後、Twitter等ソーシャルメディアの果たした役割はとて大きく、今後起こるであろう各種災害においても重要な役割を担うことが予想される。しかし、誤った情報(流言・デマ)が広がったことも事実であり、大きな社会問題となった。必要な情報をいち早く拡散させるだけでなく、誤った情報の拡散を早期に収束させることが重要である。これまで、我々は情報拡散モデルとして、感染症の拡散モデルとして有名なSIRモデルを拡張させたモデルを提案しているが、この手法では情報を伝搬させるかどうかを確率で表現している。しかし、実際には人は情報に対する興味度や、情報発信元の信頼、また日常生活パターン等に基づいて情報を伝搬させるかどうかの判断を決定していると考えられる。そこで、本研究では人の情報伝搬の仕方を反映させた、マルチエージェント型の拡張SIRモデルを提案する。

1. はじめに

ソーシャルメディアの登場により、従来までの情報流通の仕組みや人と人との繋がり・絆といった関係性の概念が大きく変わった[1]。例えば、Twitterは友人と手軽にやり取りするなど身近なコミュニケーションツールとしての役割を果たしている。さらにTwitterでの交友関係を表すフォロー・フォロワーネットワークは、現実の友人だけでなく、現実に顔を合わせたことのない人同士のコミュニケーション(著名人と一般人の直接的なやり取り等)を可能としている。

また2011年3月11日に発生した東日本大震災の際に、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

ている[2]。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なることが予想されている。しかし、Twitterが身近で重要な情報源になる場合には、メリットのみではなくデメリットも存在しており、その一つがデマ情報の拡散である(本稿では、白井らの定義を用い、デマを「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[3])。例えば、震災時に原子力発電所も被害を受けてしまい放射能汚染に対する深刻な問題の発生や電力不足などが懸念された。この時、Twitter上では、放射性物質を取り込まないためにうがい薬や昆布などを摂取すると良いという情報や、関東地域において不足する電力は他地域における節電により補うことができるというデマがまことしやかに広まってしまった。これらの情報は後にデマであることがわかり、それらの情報がデマであり信用してはならないという訂正情報がTwitter上に流された。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、デマによって深刻な被害が出てしまう恐れがある。デマや訂正情報の情報伝播メカニズムを理解することは、それらの被害を抑制するために重要である。

本稿では、ユーザをデマ情報に対する被曝回数や興味嗜好の概念を持つエージェントとして定義することで白井らが提案したTwitter情報拡散モデルをAgent Based Model (ABM)に拡張し、現実のデマ情報拡散が再現可能か検証を行う。

2章では関連研究を紹介し、3章では従来手法を整理し

¹ 電気通信大学
The University of Electro-Communications
² 東京大学
The University of Tokyo
³ 大阪大学
Osaka University
⁴ 慶應義塾大学
Keio University
⁵ 和歌山大学
Wakayama University
⁶ 産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology
a) k-ikeda@ni.is.uec.ac.jp
b) kuri@ni.is.uec.ac.jp

問題点を指摘する。4章では、その問題点を改善するための手法を提案し、5章でその有効性について検証する。6章で、まとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

近年、Twitterに関する研究は盛んに行われている。白井らは、病気の感染モデルとして知られている SIR モデルを情報拡散モデルとして拡張し研究を行っている。このモデルは、デマ情報及びデマ訂正情報を病気を媒介するウイルスとみなし、Twitter 上での情報拡散の様子のモデル化している。その後、実際にデマ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、提案しているモデルを用いて現実のツイート拡散が再現可能としている [3]。

石原らは、震災前後のツイートを用い、情報拡散の起点となるアカウントや情報の仲介役となるアカウントを分析している。この研究では、重要なアカウントを次数中心性と媒介中心性を各アカウント毎に求めることで特定している [4]。

三浦は、東日本大震災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、流言の増加の要因であると言及している。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（他者とタイムラインが同一にならない）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 [5]。

Sakaki らは、地震などのイベント発生時に Twitter 上で情報発信が行われることに着目し、ツイートを監視しながらキーワード抽出を行うことで、リアルタイムに災害を発見・報告するシステムの開発と評価を行っている。開発したシステムを用いることにより、テレビ等の地震情報より早く地震発生をユーザに知らせることが可能としている [6]。

以上のように、災害と Twitter を扱った研究は多く行われている。災害以外の Twitter を用いた研究として、Stefan らは、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内容が含まれるのツイート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 [7]。

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、白井らの手法を拡張し、デマ情報への被曝回数やユーザ毎の趣味嗜好を考慮したモデルを用いることで、Twitter 上における情報拡散の再現性を改善することを目的とする。

3. 従来手法

3.1 従来モデルの概要

3.1.1 SIR モデル

白井らは SIR モデルをベースとした情報拡散モデルを提案している。SIR モデルは Kermack らによって提案された伝染病が広まっていく様子を記述する数理モデルの一種である [8][9]。

SIR モデルではある集団を構成する人を、まだ健康な人 (S : Susceptible), 病気感染し発病した人 (I : Infectious), 病気が完治した人または死亡した人 (R : Recovered) の 3 種類に分類する。このモデルでは、 S の人が I の人と接触した場合、感染率 $\rho_{(S \rightarrow I)}$ に従い病気に感染・発病することで、 I に変化する。 I の人は治癒速度 $\rho_{(I \rightarrow R)}$ に従い、病気を治癒し免疫を獲得するか死亡することにより、 R に変化する。時間の経過による S , I , R の人数の変化は以下の式 1 で表される。ここで時間 t における S の人数を $S(t)$, I の人数を $I(t)$, R の人数を $R(t)$ とすると、

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\rho_{(S \rightarrow I)} I(t) S(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow I)} I(t) S(t) - \rho_{(I \rightarrow R)} I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \rho_{(I \rightarrow R)} I(t) \end{cases} \quad (1)$$

となる。また集団内の人数を N とすると、 $N = S(t) + I(t) + R(t)$ となり、常に一定である。

3.1.2 白井モデル

白井らは、この SIR モデルを情報拡散モデルとして拡張している。デマも人のネットワークの中で広まるという点では病気と同様であると考えられるが、デマと病気の拡散にはいくつかの違いがある。まず、病気のから回復という点である。実際の病気であれば、時間経過とともに自然治癒または死亡ということで状態が R に変化するが、デマの場合は他者から訂正情報を受け取らない限り状態が R に変化しないという点である。次に、情報拡散の場合、 $S \cdot I \cdot R$ という 3 状態のみでは不十分だということである。これはデマ情報（あるいはデマ訂正情報の場合も）を知覚した時、その情報を更に広めるかそれともそのままにしておくかで状態が違ふということである。そこで本来の 3 種類の状態に、新たに情報を保持しているだけの 2 種類の状態を加えた以下の 5 種類の状態を定義している。

- S : デマ情報、訂正情報の両方を見たことがない状態。
- I_{get} : デマ情報のみを見たことがある状態。訂正情報はまだ見ていない。
- I : デマ情報を投稿した状態。訂正情報はまだ見ていない。
- R_{get} : 訂正情報を見たことがある状態。
- R : 訂正情報を投稿した状態。

モデルを構成するために以下のような条件付けが行われている。ネットワーク上の全ユーザ数を N 、全ユーザの平均フォロワー数を F とする。さらに、ユーザが投稿した情報を、全てのフォロワーが見たと仮定する。SNS でのデマ拡散の場合も、デマ情報の感染速度は SIR モデル同様 S の人数に比例する。しかし Twitter では、あるユーザが投稿した文章は、基本的にそのユーザをフォローしている人しか見ることはない。このため、デマの感染速度は、各ユーザの I 以外の状態であるフォロワー数に比例する。時間 t の時点での、ユーザ 1 人あたりの S であるフォロワー数の期待値は $\frac{FS(t)}{N}$ となる。 I_{get} であるフォロワー数の期待値も同様に $\frac{FI_{get}(t)}{N}$ である。以上から、デマ訂正情報が投稿されていない状況では、感染状態は式 2 のように記述される。なお、各感染状態における感染率を $\rho_{(S \rightarrow I)}$ (S のユーザがデマ情報を見たときに、 I となる確率)、 $\rho_{(I_{get} \rightarrow I)}$ 、 $\rho_{(S \rightarrow R)}$ 、 $\rho_{(I_{get} \rightarrow R)}$ 、 $\rho_{(I \rightarrow R)}$ 、 $\rho_{(R_{get} \rightarrow R)}$ とする。またデマ訂正情報をすでに見た R_{get} や R のユーザは、 S 、 I_{get} 、 I に変化しないとしている。

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dS(t)}{dt} = -\frac{F}{N}I(t)S(t) \\ \frac{dI_{get}(t)}{dt} = (1 - \rho_{(S \rightarrow I)})\frac{F}{N}I(t)S(t) \\ \quad - \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) \\ \\ \frac{dI(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow I)}\frac{F}{N}I(t)S(t) \\ \quad + \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) \end{array} \right. \quad (2)$$

次に、デマ情報と訂正情報の両方が拡散している場合は、式 3 のように記述される。

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dS(t)}{dt} = -\frac{F}{N}I(t)S(t) - \frac{F}{N}R(t)S(t) \\ \frac{dI_{get}(t)}{dt} = (1 - \rho_{(S \rightarrow I)})\frac{F}{N}I(t)S(t) \\ \quad - \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) \\ \quad - \frac{F}{N}I_{get}(t)R(t) \\ \\ \frac{dI(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow I)}\frac{F}{N}I(t)S(t) \\ \quad + \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) \\ \quad - \frac{F}{N}I(t)R(t) \\ \\ \frac{dR_{get}(t)}{dt} = (1 - \rho_{(S \rightarrow R)})\frac{F}{N}R(t)S(t) \\ \quad + (1 - \rho_{(I_{get} \rightarrow R)})\frac{F}{N}I_{get}(t)R(t) \\ \quad + (1 - \rho_{(I \rightarrow R)})\frac{F}{N}I(t)R(t) \\ \quad - \rho_{(R_{get} \rightarrow R)}\frac{F}{N}R_{get}(t)R(t) \\ \\ \frac{dR(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow R)}\frac{F}{N}R(t)S(t) \\ \quad + \rho_{(I_{get} \rightarrow R)}\frac{F}{N}I_{get}(t)R(t) \\ \quad + \rho_{(I \rightarrow R)}\frac{F}{N}I(t)R(t) \\ \quad + \rho_{(R_{get} \rightarrow R)}\frac{F}{N}R_{get}(t)R(t) \end{array} \right. \quad (3)$$

3.2 従来モデルの改良点

前述した白井モデルにおいては、改良すべき点をいくつか挙げる事ができる。まず、 S から I 、 I から R といった状態遷移は確率的に決まっており、これは実際の人間について考えた場合、全ユーザが同じ趣味嗜好を持っていることになり、ユーザ毎の違いを再現できていない。そのため、ユーザ毎の趣味嗜好を考慮してやる必要があると考えられる。

次に、一度デマ情報あるいはデマ訂正情報を受け取ってしまった場合、もし状態変化し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状態が変わらないという点である。実際には、一度情報を受け取るだけではデマの拡散に寄与しなかった場合でも、複数回情報を受け取ることで情報を信じてしまうことがあると考えられるため、各ユーザの情報への被曝回数数を考慮する必要がある。

最後に、実際のデマ情報の拡散についてみると、デマ情報の拡散が複数回起こった事例がいくつか確認されている。例えば、福島第一原子力発電所の事故により、東京電力管轄において電力不足が懸念される事態となった。この際に流れたのが、「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であった。このデマ情報の拡散は 3 回確認されており、それぞれ別の日に別のユーザーの間で情報が流れた。このように、実際のデマ情報はネットワーク上に一度で拡がるとは限らず、複数回に渡り拡がる事がわかっているが、この点についても考慮する必要があると言える。

本稿では、これら3つの改良点について、新たなモデルの提案・検証を行う。

4. 提案手法

本稿では白井らのモデルをベースとし、エージェントの多様性と情報価値の変化を考慮した「マルチエージェント型拡張 SIR モデル」を提案する。

4.1 情報拡散のパラメータ

口コミの伝播についてモデル化した遠藤ら [10] の口コミモデルでは、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。本モデルでは、これらを考慮した情報拡散の要素となる新たなパラメータを定義する。

影響度: a

影響度 a は、情報源となるユーザが、どの程度の他者に影響度を与えるかを表すパラメータである。実際の例として、一般人よりも著名人（芸能人、政治家等）の方が信頼されやすく影響を与えやすいと考えられる。また同時にこれら著名人ユーザは情報を仲介するハブユーザと見なすことが可能である。本稿では、この値をインターネットにおけるウェブページの重要度を表す PageRank アルゴリズムを用いて定義する。これにより、フォロー・フォロー数が多いハブユーザが強い影響を与えることを表せ、影響力の強いユーザほど値が大きくなる。

興味度: i

興味度 i は、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パラメータである。これにより、各ユーザの趣味嗜好の違いを表現することが可能となる。興味関心が強いほど値が大きくなる。

感度: s

感度 s は、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パラメータである。遠藤らの知見より、情報の真偽判断基準はユーザの知識と経験によることから、ユーザ毎に考慮する必要がある。情報に感化されやすいユーザほど値が大きくなる。

4.2 提案モデル

本モデルは、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 MoT (Motivation of Tweet) を計算し、その値がしきい値（本稿では、特に拡散閾値と呼ぶこととする。）を越えるとユーザがつぶやき情報が拡散されるというものである。以下に、 MoT の計算式を式 (4) として示す。

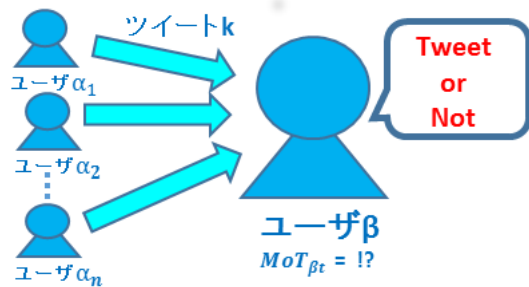


図 1 提案モデルのイメージ

$$MoT_{\beta t} = MoT_{\beta t-1}e^{-(FG-t)} + i_{k\beta}s_{\beta} \sum_n a_n \quad (4)$$

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、 α_n はユーザ β の情報元となるユーザの集合、 t は現在の時刻、 FG は最初にデマ情報を受取った時刻を表すものとする。

本モデルのイメージを図 1 に示し、簡単な感染状態の遷移の概要を説明する。ユーザ β が、デマ情報を複数のフォロワーしているユーザ α_n から受取った場合を考える。式 (4) を用いて、ユーザ β 自身のツイート欲求 $MoT_{\beta t}$ を計算し、その値が拡散閾値を超えていればユーザ β 自身の感染状態は I となる。またしきい値を超えていない場合は、ユーザ β の感染状態は I_{get} となる。デマ訂正情報に関しても同様に考え、 $MoT_{\beta t}$ を計算し、その値が拡散閾値を超えていれば、感染状態は R とし、超えていなければ状態は R_{get} とする。ただし、状態が R または R_{get} の場合は、 I_{get} または I になることは無いものとする。

今回の提案モデルでは、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ている。これにより最初の情報ではつぶやかなくても、複数回情報を受け取ることで、関心の無い情報や信頼していなかった情報に関してもつぶやいてしまうということを再現可能としている。

また、式 (4) の右辺第 1 項から、時間の経過とともにツイートしたいという欲求が減少することが判る。例えば、地震が起こった直後に津波に注意を促すツイートが来た場合、そのツイートを拡散させたいという欲求が強いと考えられる。しかし、地震発生から数日後にそのツイートを見た場合では情報を広めたいという欲求は弱いと考えられ、ツイートをしない可能性があることを表している。つまり、この項は遠藤らが指摘している情報の鮮度について、提案モデルが扱っていることを示す。

このように、前節で指摘した白井モデルの 3 つの問題点の内、ユーザの趣味嗜好の考慮とユーザの情報への被曝回数という 2 点について改善されると考えられる。更にもう一つの問題点である複数回に分かれて拡がる点についても、ユーザの趣味嗜好の考慮と時間経過によるツイートし

表 1 シミュレーション手順

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 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: $t = 25$ のとき、シミュレーションを終了する。

表 2 ネットワークの設定

ノード数	50,000
リンク数 (次数) の期待値	上限 = 3,000 下限 = 10 パレト指数 = 0.5
リンクされやすさ	上限 = 15.0 下限 = 0.05 パレト指数 = 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

たいという欲求の減少により再現可能だと考えられる。

これらの点について、次章の本モデルを組み込んだシミュレータを用いた実験で検証を行う。

5. 実験

提案モデルの有効性を検証するため実験を行う。

5.1 拡散割合の検証

5.1.1 実験概要

本モデルによる再現性を検証するため、本モデルと白井モデル及び実際のツイートデータとの拡散割合の比較を行う。なお、今回取り扱ったデマは、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時に流れたデマ情報である。この際、チェーンメールとして出回っていた「コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などといっしょに降る」といった内容のデマが Twitter にも投稿され、多数のユーザーに情報が拡散した。なお、本稿で扱う実際のデマ情報のデータは白井の研究で用いられたものと同様である。また本実験においては、情報を受取っただけでリツイートをしていない状態である "Iget" 及び "Rget" については考慮しないものとする。理由は、収集したデータからはデマ情報あるいはデマ訂正状を拡散 (リツイート) させたユーザー数は測定可能であるが、ツイートを read だけのユーザー数を測定することは困難であるからである。式 (4) を用いて構築した本モデルを用い、シミュレーションを行う。

具体的なシミュレーション条件は文献 [3]) を参考に同様の条件で行うものとする。以下の表 1 にシミュレーション手順を、表 3 に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記す。

5.1.2 実験結果

前述の設定を用いシミュレーションを 100 回行い、平均を計算した結果を図 2 に示す。この結果より、ノードの感染状態を表現可能であることが分かる。

白井モデルと実際のツイートデータの比較について述べ

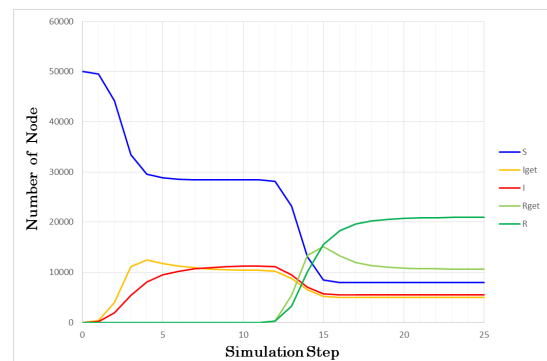


図 2 シミュレーション結果

表 4 白井モデルの感染確率

感染確率	$\rho(S \rightarrow I) = 0.05$
	$\rho(I_{get} \rightarrow I) = 0.05$
	$\rho(S \rightarrow R) = 0.1$
	$\rho(I_{get} \rightarrow R) = 0.1$
	$\rho(I \rightarrow R) = 0.15$
	$\rho(R_{get} \rightarrow R) = 0$

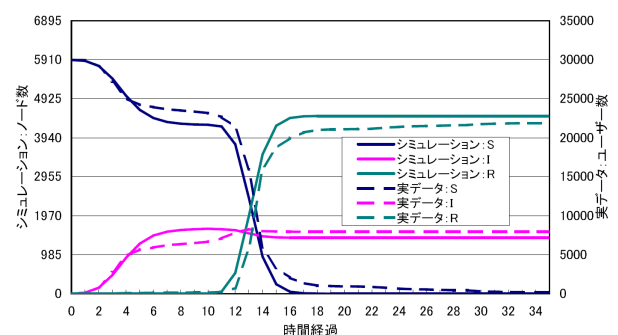


図 3 白井らのシミュレーション結果と実データとの比較 (白井ら [3] より引用)

る。白井モデルでは、各状態からの感染確率を表 4 の通り設定している。比較結果を、図 3 に示す。白井モデルは多少の違いがあるものの、各状態のノード数の変化は実際のデータの変化に即しており、現実のデマ情報の拡散を再現可能であることが分かる。

次に、本モデルを用いた場合のシミュレーション結果と

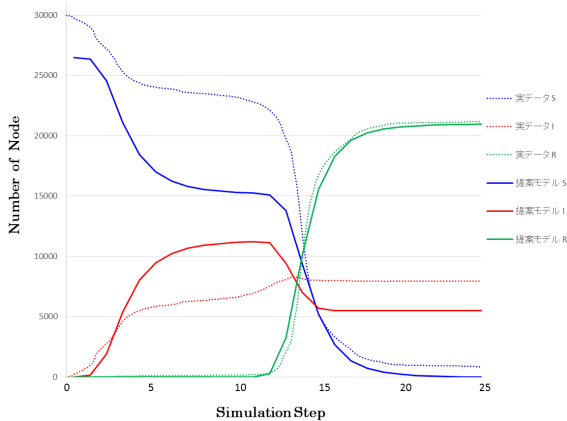


図 4 提案モデルと実データとの比較

実際のデータとの比較結果を、図 4 に示す。この時、各状態から状態“*I*”に遷移するための閾値を 0.000035、同様に状態“*R*”に遷移するための閾値を 0.00002 として実験を行っている。この結果より、状態“*R*”への変化や、Simulation Step が 0 から 3 辺りまでの状態“*I*”の増加の仕方は、実際のデータに即していることが分かる。しかし、状態“*S*”や Simulation Step 3 以降の状態“*I*”の変化の仕方は、実際のデータと大きく異なっている。これは、閾値や各パラメータのフィッティングがまだうまくできていないことが原因であると考えられる。今後、白井モデルのように各状態に応じて閾値の組合せを考慮することや、人間の情報拡散に関する潜在的なパラメータを追加する必要があると考える。

5.2 拡散範囲の検証

5.2.1 実験概要

デマ情報がネットワーク上のどの範囲まで到達するのか調べるための実験を行う。今回は、表 1 の Step3 においてデマ訂正情報は流れないとし、無作為に選択したデマ発生源から何ホップ目まで拡散が起こるのか検証する。なお、簡単のためネットワークの設定及び手順を一部変更しているので改めて、表 5・6 に記す。この設定を用い、拡散閾値は 0.002 とし、シミュレーションを行った。また無作為に選んだデマ情報の拡散源（以後、感染源と記す。）を用いた。

5.2.2 実験結果

結果を図 5 に示す。この図は中心のノードが感染源を表しており、感染源を取り巻く 1 目目の円は感染源をフォローしているユーザであり、感染源からの 1 hop の隔りがある。同様に 2 目目の円は 1hop ユーザをフォローしているユーザであり、感染源から 2 hop 離れている。一番外側の円は、2 hop のユーザをフォローしているユーザで、感染源から最低 3hop 以上離れている。また、Step4 以降

表 5 拡散範囲検証のためのシミュレーション手順
ステップ 1: 表 6 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: $t = 25$ のとき、シミュレーションを終了する。

表 6 拡散範囲検証のためのネットワーク設定

ノード数	1,500
リンク数 (次数) の期待値	上限 = 500 下限 = 1 パレート指数 = 0.1
リンクされやすさ	上限 = 15.0 下限 = 0.05 パレート指数 = 0.5

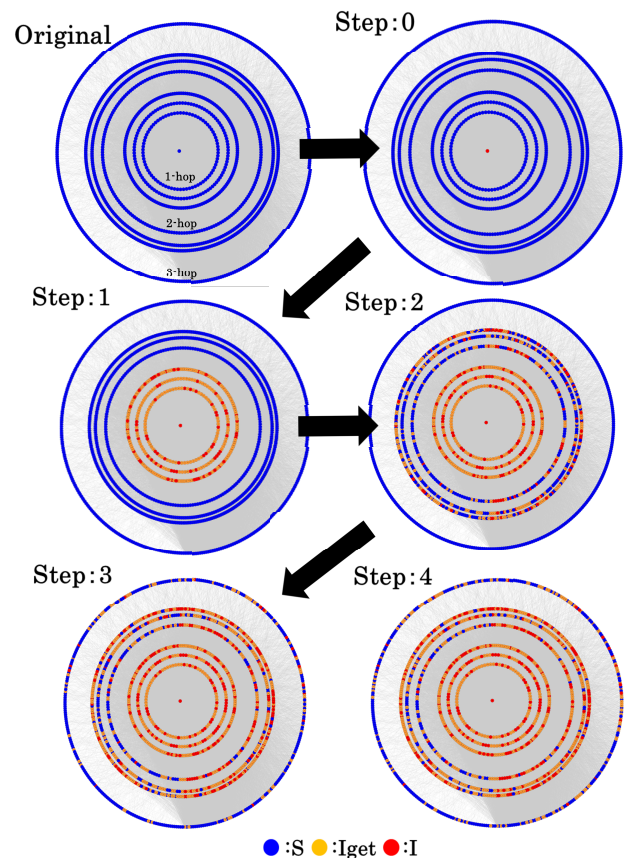


図 5 デマ拡散の様子
拡散閾値 : 0.002

感染状態に変化は見られなかったため、それ以降の Step は割愛している。

図 5 の Step1 と Step2 を見比べると、Step1 ではオレンジ色で示されているユーザが Step4 で赤色に変わっているのが確認できる。つまり、情報を受取っただけでリツイートしていなかったユーザが、次のステップでは複数のユーザ

から新たに情報を受け取ることでツイートしたいという欲求が閾値を超え、さらなる情報拡散が起こったということである。よって、白井モデルでは考慮されていなかったユーザの情報の被暴露回数の概念を導入することにより、一度情報を受け取るだけでは拡散に寄与しなかったユーザが拡散に関わることが表現できていると考える。これにより、実際の Twitter で起こった複数回デマ発生ピークの確認できる事例に対しても、今後さらに研究を進めることで適応可能であると考えられる。

6. おわりに

東日本大震災において重要な情報源であった Twitter では、その有用性と共に誤った情報である流言やデマの拡散が問題となっていた。

本稿では、このようなデマ情報の早期収束のための、病気の感染モデルである SIR モデル基に行った白井らの研究をさらにエージェントベースに拡張した新たな情報拡散モデルを提案した。情報拡散に寄与する要素として、人間の趣味嗜好を考慮し、情報に対する興味、情報の信じやすさ、情報源の信頼性といったパラメータを定義し、モデル式に組み込んだ。

また、白井モデルでは情報に触れる回数は一度だけという制約があったが、現実では複数回情報を受け取ることが想定されるためこの点についても改良を行った。

しかし、提案モデルを組み込みシミュレーションを行った際には、一部実際のツイートデータのような感染状態の変化が起きなかったことも事実である。

これらの点を踏まえた今後の課題としては、デマ情報の拡散が実際のデマ拡散と同様な変化になるように、ノードの状態に応じた閾値を設定変更または人間の心理状態を表す新たなパラメータを導入の検討や、デマ発生ピークが複数回あるようなタイプの情報拡散も再現することが挙げられる。さらに、情報拡散の様子を再現後は、どのノードにデマ訂正情報を渡せば良いのか、また、どのくらいの人數にデマ訂正情報を渡すのが効果的なのかという具体的なデマ情報の収束方法についても検討したいと考えている。

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] 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] 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
- [3] 白井嵩士, 榎 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, Twitter ネットワークにおけるデマ拡散とデマ拡散防止モデルの推定, データ指向構成マイニングとシミュレーション研究会, 2012
- [4] 石原裕規, 諏訪博彦, 鳥海不二夫, 太田敏澄, 震災前後における中心性に基づく Twitter ネットワーク分析, 信学技報, vol. 112, no. 346, DE2012-29, pp. 87-92, 2012
 - [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] Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, Yutaka Matsuo, "Earthquake Shakes Twitter Users:Real-time Event Detection by Social Sensors", WWW'10 Proceedings of the 19th international conference on World wide web, Pages 851-860, 2010
 - [7] 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
 - [8] W. O. Kermack, A. G. McKendrick : A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics, *Proceedings of the Royal Society 115A*, pp.700-721, 1927.
 - [9] 増田直紀, 今野紀雄: 複雑ネットワークの科学, 産業図書, 2005.
 - [10] 遠藤博人, 能登正人, 口コミモデルによる情報推薦システム, 電子情報通信学会技術研究報告.SITE, 技術と社会・倫理 103(78), pp.13-18, 2003