

# 震災による情報伝播ネットワークの変化

臼井 翔平\*<sup>1</sup>  
Shohei Uusui

鳥海 不二夫\*<sup>2</sup>  
Fujio TORIUMI

石井 健一郎\*<sup>1</sup>  
Kenichiro Ishii

間瀬 健二\*<sup>1</sup>  
Kenji Mase

\*<sup>1</sup>名古屋大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science, Nagoya University

\*<sup>2</sup> 東京大学 大学院工学系研究科  
School of Engineering The University of Tokyo

As a steady new network communication tools, Social Media has been expanded. This phenomenon gave impact on societies of all over the world. As the increasing interests in Social Media, its network structures drew the attention. Social Media has been changed by The 2011 off the Pacific coast of Tohoku Earthquake at 2011. Particularly, the property of Twitter has been changed. And Twitter greatly contributed to diffusion of information. For that reason, Social Media is expected as information sources in disasters.

In this paper, we analyze “How the diffusion of information on Twitter has been influenced by structural change of network which is made by communication among users.”

As the result, after The 2011 off the Pacific coast of Tohoku Earthquake the network has become easier to diffuse than before by Twitter.

## 1. はじめに

近年ソーシャルメディアと呼ばれる WEB 上のサービスが増加している。中でも、Twitter を始めとするマイクロブログは近況をつぶやくというこれまでにない情報共有の形を示しており、注目され様々な研究が行なわれている [1, 2].

そのような中、2011 年 3 月 11 日に発生した東日本大震災ではソーシャルメディアは情報の流通に大きく貢献したと言われている。しかし、同時に多くのデマ情報が拡散され、混乱を招いた。デマ情報の拡散を抑える事ができれば、無用な混乱を避け、安全に情報を伝播することができる。

震災時にソーシャルメディアが情報の流通に貢献したのは、震災によって情報が伝播しやすい環境へと変化したためであると考えられる。また、ユーザ間のコミュニケーションによって結ばれるネットワークが震災によって変化した事が報告されている [3]. そこで本研究では、ユーザ間のコミュニケーションによって結ばれるネットワークの変化が、情報の伝播にどのような影響を与えたかを分析する。さらに、デマ情報の拡散にどのように影響したかを検討する。

## 2. モデル化対象

本研究では、震災時に特に活発に利用された Twitter を対象とし、情報伝播シミュレーションを行う。ユーザが発信した情報がどの様に拡散されるかを、シミュレーションによって明らかにする。その際の友人ネットワークとしてユーザ間のコミュニケーションによるネットワークを用いる。Twitter 上でのコミュニケーションは、関連 Tweet によってとられる。ここで、Twitter 上に @user 名を指定して投稿することを関連 Tweet と呼ぶ。関連 Tweet によってコミュニケーションをとったユーザ同士をリンクで結ぶことによって形成されたネットワークを関連ネットワークと呼ぶ。この関連ネットワークは Twitter 上でのコミュニケーションによって結ばれるネットワークである。

Twitter 上に日本語で投稿された以下の 2 つの期間の関連 Tweet を収集する。

- 震災前 (2011 年 3 月 7 日から 2011 年 3 月 10 日)
- 震災後 (2011 年 3 月 12 日から 2011 年 3 月 15 日)

収集した関連 Tweet から関連ネットワークを作る。

震災前と震災後のそれぞれの関連ネットワークを用いてシミュレーションし、比較することによって、ネットワークの性質が震災によって変化したことが、情報の拡散にどのような影響を与えたかを分析する。

## 3. 情報伝播モデル

### 3.1 概要

本章では、情報の伝播シミュレーションを行う。本研究で扱う情報伝播モデルは、近年情報伝播の研究で広く使われている IC モデル [4] を拡張した AsIC モデル [5] を、Twitter における情報の伝播を取り扱うためにさらに拡張したものをを用いる。

本章では、まず本研究で用いる情報伝播モデルの説明を行う。次に、情報伝播モデルを用いて、震災前後の関連ネットワークにおけるシミュレーションを行い、震災によるネットワークの変化が、情報の拡散にどのように影響するかを分析する。

### 3.2 モデルのパラメータ

本研究で使用するモデルでは、ユーザに特徴を持たせるために 3 つのパラメータを設定する。本モデルではパラメータとして、信頼度  $C$  を追加した。

- 発信頻度  $S[0.1]$   
情報を受け取ったユーザがその情報を発信する確率を表す。
- 信頼度  $C[0.1]$   
送信ユーザが情報を送った際に、その情報が受信ユーザに信じられる確率を表す。
- 遅延時間  $t$   
送信ユーザから情報が発信されて、受信ユーザが情報を受け取るまでの時間を表す。

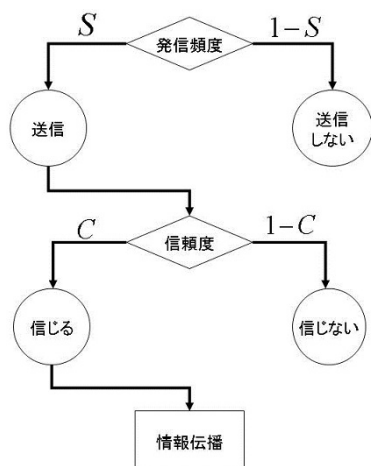


図 1: 情報伝播フローチャート

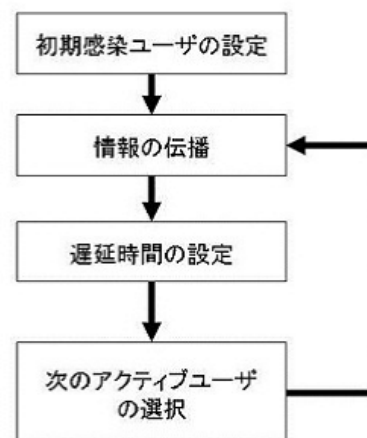


図 2: モデルの手順

以上の 3 つのパラメータをユーザ毎に設定することによって、ユーザの個性を表現する。

### 3.3 情報の伝播

本モデルではユーザが情報を発信する際、送信者の発信頻度と信頼度に応じて行われる。この際、情報の伝播の手順を図 1 に則して以下のように行う。受信ユーザが情報を受け取った時、情報伝播がなされたとする。

1. 送信ユーザは、発信頻度  $S$  に応じてリンクしているユーザに情報発信する。
2. 受信ユーザは、送信者の信頼度  $C$  に応じて情報を受信する。

### 3.4 モデルの詳細

本モデルでは、情報発信はリンクしている全てのユーザに対して行う。これは、Twitter では Tweet を投稿すると、リンクしているユーザが全員見ることが出来るためである。また、ユーザは情報を受け取った時に 1 度だけ情報を発信する機会が与えられる。これは、Twitter では同じ Tweet を何度も投稿できないため、通常 1 度だけ情報を発信するためである。また、この情報を発信する機会が与えられたユーザをアクティブユーザと呼ぶ。

本モデルでの手順を図 2 に示す。以下ではそれぞれの手順を図 2 と対応させて解説を行う。

- (A) 初期情報発信ユーザの設定  
ランダムで 1 人のユーザを選択する。選択したユーザをアクティブユーザにする。
- (B) 情報の伝播  
アクティブユーザは第 3.3 節に従って情報の伝播を行う。
- (C) 遅延時間の設定  
情報伝播が行われた後、ユーザ毎に受信ユーザの遅延時間を設定する。
- (D) 次のアクティブユーザの選択  
遅延時間が経過して情報を受け取ったユーザの状態を”情報あり”に遷移させ、アクティブユーザにする。

(B) から (D) を 1 ステップとし、これを繰り返す行う。

### 3.5 シミュレーション設定

- 送信頻度  $S$   
実際にユーザが何回関連 Tweet を行なったかを収集して得られた関連 Tweet 回数 1 から 10 回のユーザの割合分布に従って送信頻度を設定した。
- 信頼度  $C$   
信頼度は、一様分布とした。
- 遅延時間  $t$   
遅延時間は、1 から 30 までの整数を割り当てる。これは、1 ステップを 10 分と考えた際に遅延時間が 0 分から 6 時間の遅延に相当する。この際、遅延時間  $t$  を持つユーザの存在確率  $y$  は以下の式に従う。

$$y = \frac{1}{t} \quad (1)$$

ユーザのネットワークは震災前後の関連ネットワークと同様の性質を持ち、ユーザ数とリンク数を一定にしたネットワークを用いる。ここで、ユーザ数を 10000、リンク数を 40000 とする。試行は 200 ステップを 200 回行い、その平均をとる。

### 3.6 震災前と震災後の比較

震災前の関連ネットワークと震災後の関連ネットワークについてそれぞれ情報伝播シミュレーションを行い、震災によって変化したネットワークが情報の伝播にどのような影響を与えたのかを示す。

震災前後での情報を受け取ったユーザの割合を図 3 に示す。図 3 から、震災前の関連ネットワークによるシミュレーションよりも、震災後の関連ネットワークによるシミュレーションの方が、素早く情報が伝播し、最終的に情報を受け取るユーザの割合も高いという事が分かる。ここから震災後では、ユーザ間の関連ネットワークそのものが情報を伝播しやすい性質へと変化した事が示唆される。

しかし、震災後は震災前よりも情報を受け取ったユーザが多いが、その割合は 0.0289 と非常に低い。これは震災後であっても情報を受け取れなかったユーザが多く存在することを示唆している。

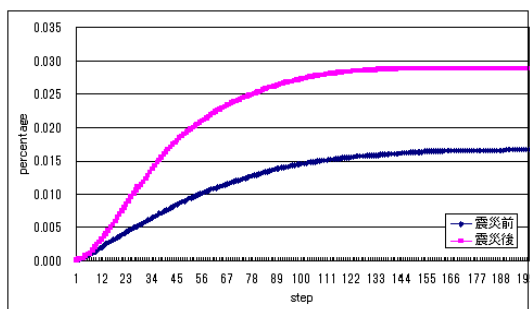


図 3: 情報を受け取ったユーザの割合

## 4. デマ感染モデル

### 4.1 概要

第 3 章において、震災後の関連ネットワークは情報を伝播させやすい事がわかった。しかし、これは同時にデマ情報が多く拡散されてしまう可能性が示唆される。実際に、東日本大震災時の Twitter ではデマ情報が拡散され、多くのユーザを混乱させた。

デマ情報が拡散される際、デマ情報をデマだと理解しているユーザが必ず存在し、デマ情報を否定する情報を流す事が考えられる。そこで本章では、第 3 章で用いた情報伝播モデルをデマ情報とデマを否定する情報が拡散されるように拡張する。まず、拡張する内容を説明し、次に震災前と震災後でそれぞれシミュレーションを行ない、比較を行う。

また、例として実際に拡散されてしまった「コスモ石油」に関するデマ情報を挙げ、シミュレーション結果と比較する。

### 4.2 情報伝播モデルの拡張

デマ情報に対応させるため、ユーザの持つパラメータを 1 つ追加する。

- 専門性  $E[true, false]$   
デマ情報がデマ情報であると認識できるか否かを表す。

また、第 3 章ではユーザの状態を情報を持っているか否かの 2 通りの状態で分けたが、ここでは以下の 3 つの状態に分ける。

- 未感染状態  
ユーザが情報を受け取っていない状態を表す。
- デマ感染状態  
ユーザがデマ情報を信じている状態を表す。
- デマ否定状態  
ユーザがデマ情報がデマ情報だと理解している状態を表す。

専門性が *false* の場合、図 4 に従って状態遷移をする。また、専門性が *true* である場合、図 5 に従って状態遷移をする。

デマ感染状態のユーザはデマ情報を送信し、デマ否定状態のユーザはデマを否定する情報を送信する。初期では、ランダムにデマ感染ユーザを 1 体選び、情報の伝播を行う。そして、専門性が *true* のユーザに情報が伝播されるとデマ否定情報が流れ出す。これによって、デマ情報とデマを否定する情報の 2 種類の情報が拡散されることになる。

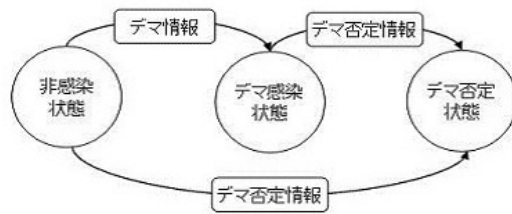


図 4: 専門性 false の場合の状態遷移

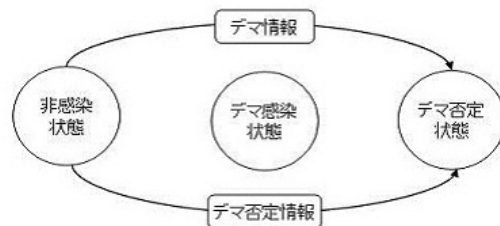


図 5: 専門性 true の場合の状態遷移

### 4.3 シミュレーション結果

ここでは、専門性が *true* である専門家ユーザを 10% とし、シミュレーションを行う。他の設定は全て第 3 章と同じ設定とする。震災前のシミュレーション結果を図 6 に、震災後のシミュレーション結果を図 7 に示す。

表 1 にデマを否定する情報がある場合とない場合での 200 ステップ経過後のデマ感染ユーザの割合を示す。デマを否定する情報が伝播されることによって、デマ情報の伝播を抑える事ができることがわかった。

デマを否定する情報が拡散すると、デマ感染ユーザはデマ否定状態に遷移するので、デマ感染ユーザの数は減少する事が予想される。しかし、図 6 及び図 7 よりデマ感染状態のユーザはあまり減少していないことが分かる。ここで、デマを否定する情報を受け取ったユーザの中でデマ情報を先に受け取っていたユーザは震災前で 14.4%、震災後で 13.0% であった。従ってデマ情報を受け取る前に、デマを否定する情報を受け取るユーザが多いという事が分かる。また、全体としてはデマ情報の拡散は抑えられているため、デマを否定する情報はデマ情報を訂正する役割より、デマ情報の拡散を予防する役割を持っていると考えられる。

また、震災前と震災後のどちらの場合も、最終的にデマ感染状態のままであるユーザが存在している事がわかる。このこと

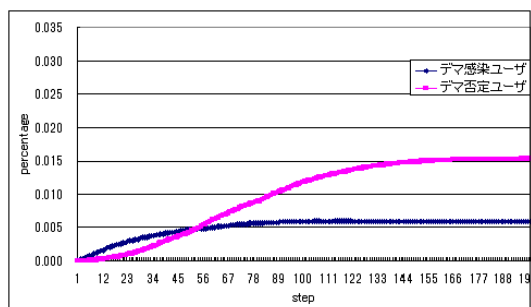


図 6: 震災前のシミュレーション結果

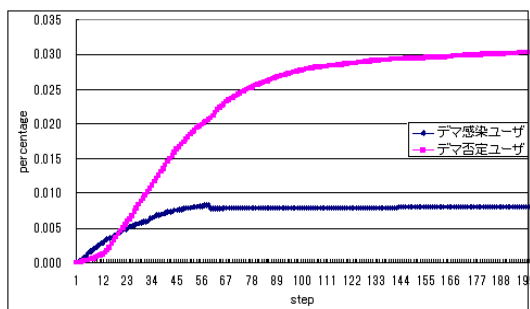


図 7: 震災後のシミュレーション結果

表 1: 200 ステップ経過後のデマ感染ユーザの割合

	震災前	震災後
デマ否定情報なし	0.0167	0.0289
デマ否定情報あり	0.00589	0.00801

から、デマ情報を信じた状態のままのユーザの存在が示唆された。

#### 4.4 実際の Twitter データ

シミュレーション結果と実際に Twitter 上でデマ情報が拡散した様子との比較を行った。実際のデマ情報としては「コスモ石油」に関するデマ情報を扱う。これは、東日本大震災直後、コスモ石油の千葉製油所にて発生した火災に関連して、「有害物質が雲などに付着し、雨などと一緒に降る」といった内容のデマ情報が拡散されたというものである。このデマ情報は多くのユーザによって投稿され、多くのユーザが惑わされた [6]。

2011 年 3 月 11 日 17 時 00 分から 2011 年 3 月 13 日 17 時 00 分までの Tweet データから、1 時間毎にデマ情報及びデマ否定情報が何回 Tweet されたかを図 8 に示す。

図 8 より、デマを否定する情報が拡散された後はデマ情報の Tweet が少なくなっている事が分かる。ここから、実際の Twitter においてもデマを否定する情報の拡散が、デマ情報の拡散を抑制していることがわかる。

また、デマを否定する情報を Tweet したユーザの中でデマ情報を先に Tweet していたユーザは 14.7% と少ない。これより、実際の Twitter においても、デマ情報が拡散されている事を知らずに、デマを否定する情報を受け取ったユーザが多いと考えられる。

最後に、デマを否定する情報が拡散された後も少数のユーザがデマ情報を Tweet している。このことから、デマ情報を信じたままの状態になっているユーザがいるということが示唆された。

## 5. 結論

### 5.1 まとめ

本研究では、AsIC モデルを Twitter を模した情報伝播モデルへと拡張を行った。本モデルを用いたシミュレーションによって、震災後の関連ネットワークは震災前の関連ネットワークよりも、情報伝播しやすい性質に変化していた事が分かった。しかし、実際の Twitter 上では震災後にはデマ情報が拡散されてしまった可能性が示唆された。そのため、情報伝播モデルをデマ情報を扱えるように拡張した。拡張したモデルを用いたシミュレーションによって、デマを否定する情報が流れる事によってデマ情報の拡散が抑えられている事が分かった。し

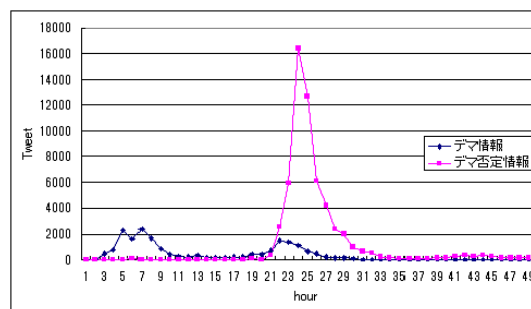


図 8: 実際のデマ情報とデマ否定情報が Tweet された数

かし、デマ情報に惑わされたままのユーザが存在したままであることが示唆された。

### 5.2 今後の課題

本研究の結果から、震災後のネットワークではデマを否定する情報は多く拡散されているが、デマを信じているユーザの割合は減少していないことが示唆されている。すなわち、現実でも最終的にデマを信じているユーザが存在していると考えられる。

今後の課題としては、この最終的なデマを信じているユーザを減らすことが出来るユーザネットワークや環境を提案することを挙げる。また、デマをいち早く否定することのできるネットワークや環境を提案していくことを挙げる。

## 参考文献

- [1] A. Java, X. Song, T. Finin, and B. Tseng. Why we twitter: understanding microblogging usage and communities. In Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web mining and social network analysis, pp. 56-65. ACM, 2007.
- [2] H. Kwak, C. Lee, H. Park, and S. Moon. What is Twitter, a social network or a news media? In Proceedings of the 19th international conference on World wide web, pp. 591-600. ACM, 2010.
- [3] 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 栗原聡, 榎剛史, 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, JWEIN11, pp.41-46, 2011.
- [4] Kempe, D., Kleinberg, J., Tardos, E., “Maximizing the spread of influence through a social network”, Proceedings of the 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2003), 137–146, (2003).
- [5] 吉川友也, 齊藤和巳, 元田浩, 大原剛三, 木村昌弘, “情報拡散モデルに基づくソーシャルネットワーク上でのノードの期待影響度曲線推定法” 信学会 (D), Vol. J94–D No. 11, pp. 1899–1908.
- [6] 白井富士, 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”, 人工知能学会研究会資料, SIG-DOCMAS-B102-6, 2012.