

October 31, 2019

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

渡辺 健太

富山県立大学 電子・情報工学科

October 31, 2019

- 1 はじめに
- 2 関連研究
- 3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル
- 4 ツイートの収集
と分析
- 5 シミュレーション
による検証
- 5 シミュレーション
による検証
- 6 まとめ

1 はじめに

2/19

背景

SNS はユーザーが多いことなどから、しばしばデマ情報が拡散してしまい、社会問題になることがある。

2011 年 3 月 11 日に発生した東日本大震災時に緊急の情報を発信する手段として活躍した Twitter であるが、大震災直後の混乱した状況とも相まって、非常に多くのデマ情報が広がってしまうこととなった。

目的

SNS にて拡散するデマ情報・訂正情報の拡散の様子のモデル化と、拡散を収束させるための方策の検討を行う。

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーション
による検証

5 シミュレーション
による検証

6 まとめ

Twitter を対象とした研究が数多く行われている。

情報拡散の研究は行われているものの、情報の収束を対象とした研究は行われていない。

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーション
による検証

5 シミュレーション
による検証

6 まとめ

3.1 SIR モデル

4/19

デマ情報とそのデマの訂正情報を病気とみなし，感染症疾患の伝染モデル（SIR モデル）を拡張しデマ情報・訂正情報の拡散モデルを構築する．

SIR モデル： ある集団に属する人を，以下の 3 種類に分類する．

- ・ S : Suseptible（まだ病気にかかっていない人）
- ・ I : Infectious（病気にかかった人）
- ・ R : Recovered（病気が治って免疫を得た人）

時間の経過による S, I, R の人数の変化は式 1 で表される．

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dS(t)}{dt} = -\rho_{(S \rightarrow I)} I(t) S(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow I)} I(t) S(t) - \rho_{(I \rightarrow R)} I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \rho_{(I \rightarrow R)} I(t) \end{array} \right. \quad (1)$$

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーショ
ンによる検証

5 シミュレーショ
ンによる検証

6 まとめ

3.2 病気と情報の伝播の違い

5/19

デマ情報と病気にはいくつかの違いがあり，単純に「デマ情報＝病気」とするだけでは不十分であると考えられる．

(1) R になる条件

病気は時間経過とともに自然に収束するが，デマ情報は自然に収束することは無い．

(2) 訂正情報の拡散

訂正情報も SIR モデルにおける病気とみなすことができる．また，このことから S から I を経ずに R に変化する人も存在する．

(3) S, I, R 以外の状態

情報を知っているだけの状態 I_{get} , R_{get} があり，それぞれの状態で，他の状態に変化する感染率が異なると考えられる．

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーション
による検証

5 シミュレーション
による検証

6 まとめ

3.2.1 デマ情報・訂正情報拡散モデルの構築

6/19

デマ情報と訂正情報の2種類の情報が拡散する様子を記述する。
ユーザーのデマに対する感染状態を、次のように定める。

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.

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーショ
ンによる検証

5 シミュレーショ
ンによる検証

6 まとめ

3.2.1 デマ情報・訂正情報拡散モデルの構築

7/19

感染状態は式2のように記述できる．デマ情報と訂正情報の両方が拡散している場合は式3のように記述できる．

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

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

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーショ
ンによる検証

5 シミュレーショ
ンによる検証

6 まとめ

3.2.2 情報拡散モデルのシミュレーション

8/19

式 3 に示したモデルを用いてシミュレーションを行った (表 1,2).
ノードはユーザー, リンク数は Twitter におけるフォロー数に相当する. ノード i がノード j とつながるかどうかは, ノード i のリンク数の期待値と, ノード j のリンクされやすさによって決定される.

表 1: シミュレーション手順

Step1: 表 2 のネットワークを読み込む.

Step2: 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.

Step3: $t = 11$ 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.

Step4: $t = 35$ のとき, シミュレーションを終了する.

表 2: シミュレーション: ネットワークのパラメータ

ノード数	50,000
リンク数 (度数) の期待値	上限 = 30,00 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
感染確率	$\rho(S \rightarrow I) = 0.05$ $\rho(I_{get} \rightarrow I) = 0.05$ $\rho(S \rightarrow R) = 0.1$ $\rho(I_{get} \rightarrow R) = 0.1$ $\rho(I \rightarrow R) = 0.15$ $\rho(R_{get} \rightarrow R) = 0$

3.2.2 情報拡散モデルのシミュレーション

9/19

シミュレーションを 100 回行ったときの結果の平均を図 1 に示す。

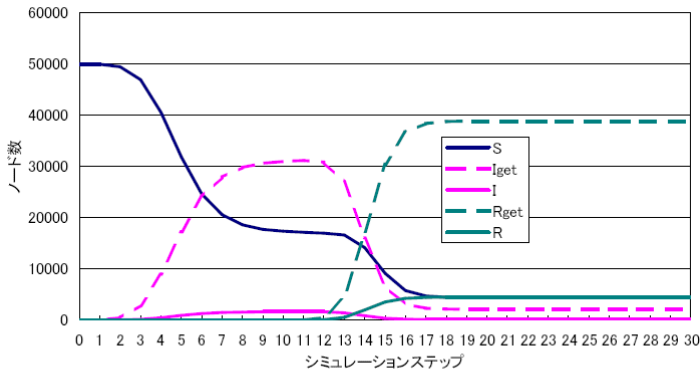


図 1: シミュレーション：ノードの感染状態

4.1 ツイート収集手順

10/19

デマ情報・訂正情報拡散モデルによって実際に発生した情報の拡散の様子を再現できるかどうかを確かめた。2011年3月11日～24日の間に投稿されたツイートの中から、以下の手順でツイートの抽出を行った。

- 1 実際に拡散したデマをひとつ選択。
- 2 デマの内容から「必須キーワード」を設定。
- 3 「必須キーワード」でツイートを検索、「候補ツイートデータ」を全て抽出。
- 4 RT 数が多いツイートを複数選択。
- 5 選択したツイートから、「ネガティブキーワード」,「ポジティブキーワード」を設定。
- 6 必須, ネガティブ, ポジティブ 全てを用いて検索,「デマ・訂正ツイートデータ」を抽出。
- 7 必須, ポジティブ を用いて検索,「デマツイートデータ」と「訂正ツイートデータ」に分離。

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーション
による検証

5 シミュレーション
による検証

6 まとめ

4.2 コスモ石油に関するデマ

11/19

デマ情報

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

訂正情報

火災が発生したタンクに貯蔵されていたものはLP（液化石油）ガスであり、人体へ及ぼす影響は非常に少ない

必須キーワード

コスモ石油、有害物質

ネガティブキーワード

傘、カッパ、レインコート

ポジティブキーワード

デマ、ガセ、嘘、誤、偽、否定、無害、チェーンメール、チェンメ、事実、ない、ありません

- 1 はじめに
- 2 関連研究
- 3 デマ情報・訂正情報拡散モデル
- 4 ツイートの収集と分析
- 5 シミュレーションによる検証
- 5 シミュレーションによる検証
- 6 まとめ

4.2 コスモ石油に関するデマ

12/19

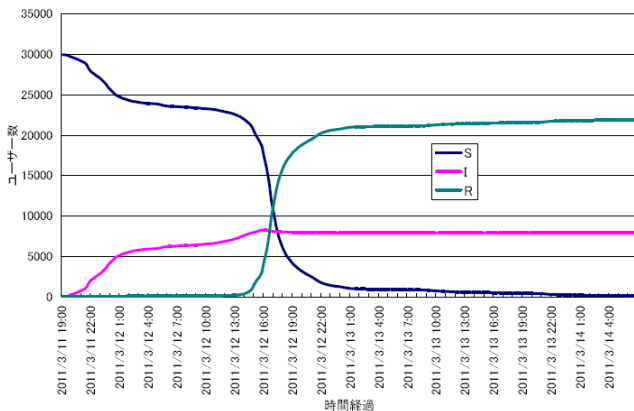


図 3: コスモ石油に関するデマ : ユーザーの感染状態

- 1 はじめに
- 2 関連研究
- 3 デマ情報・訂正情報拡散モデル
- 4 ツイートの収集と分析
- 5 シミュレーションによる検証
- 5 シミュレーションによる検証
- 6 まとめ

4.3 ツイートの分析

13/19

シミュレーションにて各種パラメータの設定を行うため、取得したツイートの特徴の分析を行った。

実データにおけるユーザーの感染状態の解析

- 1 デマツイート、訂正ツイートを投稿したユーザーのリストをそれぞれ作成。
- 2 リストを照会、重複したユーザーのリストを作成。

表 6: デマツイートおよび訂正ツイート投稿ユーザーの数

N_I (人)	N_R (人)	$N_{(I \rightarrow R)}$ (人)	$N_{(I \rightarrow R)} / N_I$
9,275	17,080	1,364	0.147

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル4 ツイートの収集
と分析5 シミュレーショ
ンによる検証5 シミュレーショ
ンによる検証

6 まとめ

デマツイート・訂正ツイートのリツイートのされやすさ

デマ/訂正ツイートのリツイートされやすさの取得

- 1 デマツイート，デマ訂正ツイートの両方を投稿したユーザーのリストを作成.
- 2 フォローネットワークデータから，両ツイート投稿ユーザーのフォロワーリストを作成.
- 3 フォロワーリストと，デマツイートデータ，訂正ツイートデータを照らし合わせ，デマツイートを投稿したことがあるフォロワー（I のフォロワー）または訂正ツイートを投稿したことがあるフォロワー（R のフォロワー）の数を取得する.

表 8: デマツイートおよび訂正ツイート投稿ユーザーの数

平均 F_I (人)	平均 F_R (人)	平均 F_R /平均 F_I
2.64	5.39	2.04

5.1 情報拡散モデルと実データの比較

15/19

今回は、情報を見ただけという状態 I_{get} , R_{get} は考慮せずに表 1 と同様のシミュレーションを行う。

シミュレーションにて用いたネットワークは、情報拡散モデルのシミュレーションで用いたものと同様であるが、感染確率は実データの分析結果を反映し、表 9 のように設定した。

表 9: シミュレーション：実データを反映した感染率の設定

感染確率	$\rho(S \rightarrow I) = 0.05$ $\rho(I_{get} \rightarrow I) = 0$ $\rho(S \rightarrow R) = 2.04 \times \rho(S \rightarrow I)$ $\rho(I_{get} \rightarrow R) = 0$ $\rho(I \rightarrow R) = 0.147$ $\rho(R_{get} \rightarrow R) = 0$
------	---

5.1 情報拡散モデルと実データの比較

16/19

実データの S, I, R のユーザー数と、シミュレーションの S, I, R のノード数の時間経過による推移は、おおむね一致していると考えられる。よって、デマ情報・訂正情報拡散モデルにより、デマツイートや訂正ツイートの実際の拡散の様子が説明できたと考えられる。

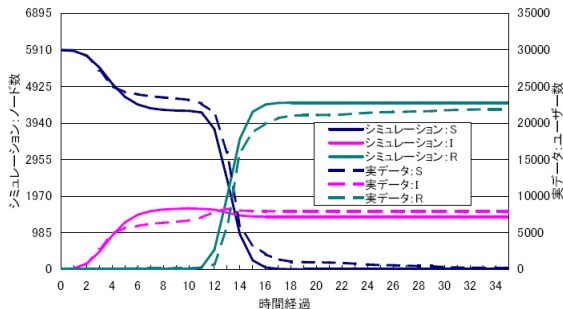


図 5: シミュレーションと実データの感染状態別人数の比較

5.2 デマ拡散の早期収束に向けた検討

17/19

訂正情報の拡散によりデマが収束することから、より早く訂正情報を拡散させる方法に着目。

→より訂正ツイートを拡散させるには、どのユーザーを起点にすればよいか

起点ユーザー選択ルール

- 1 デマツイート拡散の起点となったユーザー。
- 2 ユーザー全員のうち、ネットワークのハブとなっているユーザー。
- 3 デマツイート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。

1 はじめに

2 関連研究

3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル

4 ツイートの収集
と分析

5 シミュレーション
による検証

5 シミュレーション
による検証

6 まとめ

5.2 デマ拡散の早期収束に向けた検討

18/19

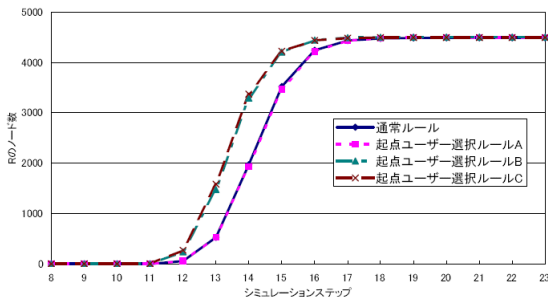


図 6: デマ拡散早期収束シミュレーション:R ノード数

- 1 はじめに
- 2 関連研究
- 3 デマ情報・訂正
情報拡散モデル
- 4 ツイートの収集
と分析
- 5 シミュレーショ
ンによる検証
- 5 シミュレーショ
ンによる検証
- 6 まとめ

まとめ

- 1 SNS でのデマ情報の拡散の様子を、SIR モデルを拡張することでモデル化した。
- 2 実際のツイートから得たパラメータを設定してシミュレーションを行い、情報拡散モデルが実際のツイートの拡散を再現できることを確かめた。
- 3 訂正ツイートを拡散する起点ユーザーの選び方により、通常よりも早く訂正ツイートが広まることが確認できた。

今後の課題

- 1 複数回のデマ・訂正情報の拡散が起こる場合のモデルの構築
- 2 Twitter 以外の SNS 情報について、拡散の様子を再現