

震災時におけるデマの拡散と制御に関するデータ解析とシミュレーション

佐藤和也^A, 佐野幸恵^B, 山田健太^C, 渡辺隼史^D, 三浦航^A, 高安秀樹^E, 高安美佐子^A
東京工業大学^A, 日本大学^B, 早稲田大学^C, ホットリンク社^D, ソニー CSL^E

Data Analysis and Simulation on the spread and control of false rumors in the Great East Japan Earthquake

*K.Sato^A, Y.Sano^B, K.Yamada^C, H.Watanabe^D, W.Miura^A, H.Takayasu^E, M.Takayasu^A
Tokyo Institute of Technology^A, Nihon University^B, Waseda University^C, Hottolink Inc.^D,
Sony CSL^E

Abstract— In the Great East Japan Earthquake, many false rumors were spread on Twitter, and we analyze one of them. We observe the time series of the number of tweet per a minute about false rumors and simulate by an agent-based model, extended SIR model. In addition, we show a simulation result under the assumption that the corrected information was released two hour earlier than the real case. Finally, we discuss the way of controlling spread of false rumors based on the diffusion on a re-tweet network and external inputs by news media.

Key Words: SIR model, the Great East Japan Earthquake, Twitter, rumor spread

1 はじめに

高度情報化社会の今日においては、多くの人インターネットを利用しており、膨大な量の情報がやり取りされている。実際、平成18年度から平成21年度にかけて、流通情報量（各メディア媒体の情報流通の量 [bit]）の前年度伸び率が常に5[%]以上であると総務省は報告している¹⁾。しかし、その情報が常に正しいものとは言えない。恐怖や不安がある場合に、噂が伝播しやすくなることは研究がされており²⁾、情報の真偽は関係ないためである。

本発表では、東日本大震災時に起きたコスモ石油の爆発に伴う「有害物質が混じった黒い雨が降る」というデマ情報の拡散に関して、その解析結果やシミュレーション結果を示す。この例を通して、デマの数理的評価を行い、デマが広まる理由やその背景について理解を深めることを目的とする。

2 データ解析

2.1 データの概要

Google 社主催のワークショップ「Project311」で Twitter Japan 株式会社より提供された tweet データ1週間分を使用する³⁾。

データ期間は2012/3/11~2012/3/18の日本語データであり、ユーザーID、投稿日時、投稿内容が含まれている。

以下の解析では、データを1分間隔で区切り、tweet数について解析を行う。同一ユーザーが1分間で複数回 tweet をしている場合はそれらをまとめて1[tweet]とする。

2.2 単語出現頻度について

時刻 t [min] において、単語 k を含む tweet 数を $w^{(k)}(t)$ とすると、この時系列は全数 $w(t)$ の影響を強く受けることがこれまでの研究からわかっている⁴⁾。そこで、 $w^{(k)}(t)$ を $w(t)$ で除することにより曜日や時間帯の影響を補正

することを考える。この値を $R^{(k)}(t)$ とし、単語出現頻度と呼ぶ。

$$R^{(k)}(t) = \frac{w^{(k)}(t)}{w(t)} \quad (1)$$

ここで、考慮する単語 k の具体的な内容は2.4節で説明する。

2.3 IPP(Individual Posting Plot) について

どのユーザがいつ単語 k を投稿したかを図示したグラフを IPP(Individual Posting Plot) と呼ぶ。ユーザー番号 y のユーザーが時刻 t [min] に単語 k を投稿したとき、グラフの点 (t, y) にプロットする。つまり、横軸に沿ってみるとユーザー番号 y のユーザーがいつ単語 k を投稿したかがわかり、縦軸に点数を足し合わせると1分毎の書き込み数 $w^{(k)}(t)$ になる。

ユーザー番号 y については、単語出現頻度と同様の規格化をする。例えば $(t-1)$ [min] までに振り分けられたユーザー番号が $y^{(k)}(t-1)$ であるとする。このとき、 t [min] に初めて単語 k を投稿したユーザーのユーザー番号は $y^{(k)}(t-1) + \frac{1}{w(t)}, y^{(k)}(t-1) + \frac{2}{w(t)}, \dots$ のように、全数 $w(t)$ で除した値を足すことで定義する。ここで、ユーザー番号 y は単語 k を書き込んだのが早い順にソートしておく。

2.4 デマとデマ訂正情報の分類

コスモ石油の「黒い雨」のデマに関する単語を Table.1 のように(1)と(2)を基準に分類した。まず、(1)に分類された単語を選び、それらの単語を含む tweet を数えたところ約100,000[件]あった。そこで我々は、その約50[%]を実際に読み、(2)デマ訂正語の定義を定めた。本発表では、(1)を満たし(2)を満たさない tweet を「デマ情報(約40,000件)」、(1)(2)をとともに満たす tweet を「デマ訂正情報(約65,000件)」と呼ぶ。これらの出現頻度と IPP を Fig.1, Fig.2 に示す。

Table 1: 「黒い雨」に関する tweet の分類

「コスモ石油」を含む tweet		
(1) 関連語を含む	傘 カップ	レインコート 有害物質
(2) デマ訂正語を含む	訂正 ガセ 嘘 (ウソ) 虚偽 LP ガス 誤報 デマ (デマ/デマ) ないそうです (not 危ないそうです) チェーンメール (チェーンメール) 間違 (not 間違いない)	無害 誤情報 否定 事実無根 発生しない 事実はありません

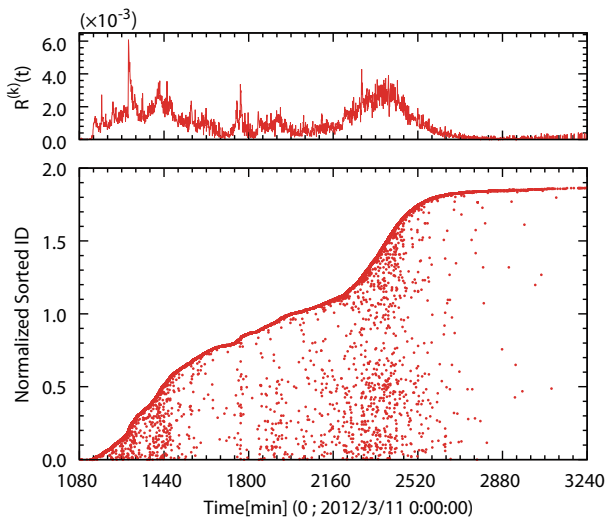


Fig. 1: デマ情報の出現頻度と IPP

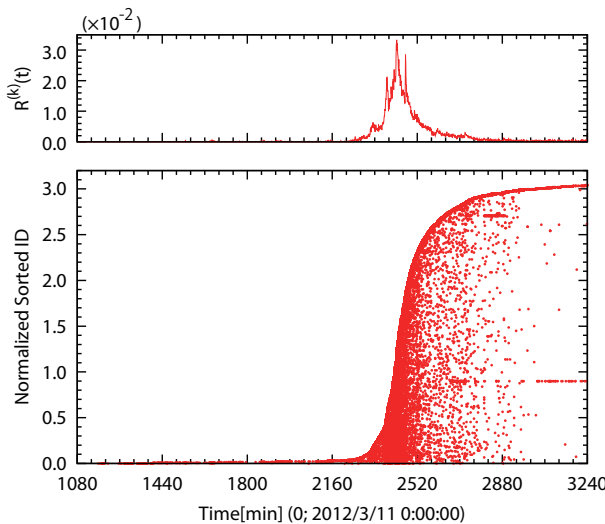


Fig. 2: デマ情訂正情報の出現頻度と IPP

3 エージェントベースモデル

本発表で使用するエージェントベースモデルは、感染症の数理モデルである SIR(Susceptible-Infectious-

Recovered) モデル⁵⁾を拡張したものである。このモデルでは、各ユーザーが情報への信頼度に応じて、3つの状態を遷移するものと仮定する。つまり、時刻 $t[\text{min}]$ において $G(t)$ をデマを知らなかったユーザーの総数 (Ground), $E(t)$ をデマを信じているユーザーの総数 (Excited), $F(t)$ をデマだと気づいたユーザーの総数 (Final) とし、 N を総ユーザー数とする。

SIR モデルでは各状態の人数のみを考慮しているが、tweet の投稿行為にはコストがあり、投稿された tweet にデマに関する情報が含まれているとは限らない。そこで、まず、各ユーザーが tweet を投稿する確率を p とする。解析の結果から $p = 0.015$ と推定された。次に、投稿された tweet にデマに関する情報が含まれている確率を q とする。これはユーザーの状態に依存し、各状態において q_G, q_E, q_F とする。

次に、状態遷移の確率を定義する。デマを知らなかった状態 (Ground) からデマを信じる (Excited) 確率を α 、デマを信じていた状態 (Excited) からデマだと気づく (Final) 確率を β 、デマを知らなかった状態から (Ground) からデマだと気づく (Final) 確率を ρ とする。これらをまとめたダイアグラムが Fig.3 である。

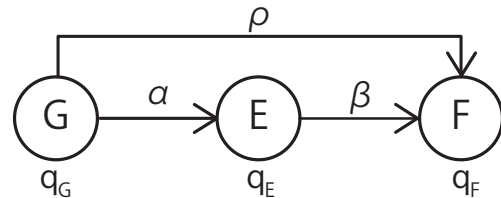


Fig. 3: エージェントベースモデルのダイアグラム

本発表では、6つのパラメータ ($q_G, q_E, q_F, \alpha, \beta, \rho$) を設定することで、デマ情報のグラフを再現する。デマが嘘だと気づく確率 (β, ρ) については、デマ訂正情報の出現頻度に依存した定義をしているため、デマ訂正情報の出現頻度を早めた場合のシミュレーションなどが可能である。そこで、本発表ではさらに、デマ訂正情報 (つまりデマが嘘だと気づく確率) を2時間早めた場合のシミュレーション結果を示し、デマがどの程度、抑制できたかについて議論する。

4 まとめ

本発表では、大規模 Twitter データから、「黒い雨」のデマに関する情報を分類し、それを確率的なエージェントベースモデルを用いて再現する。また、その再現パラメータを使用することにより、デマ訂正情報を流すのに適切なタイミングを考察する。

参考文献

- 1) <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/pdf/23siryou.pdf>
- 2) C.J.Walker, C.A.Beckerle "The effect of state anxiety on rumor transmission" Journal of Social Behavior & Personality 2(3):353-360,1987
- 3) <https://sites.google.com/site/prj311/>
- 4) 高安美佐子編著, "ソーシャルメディアの経済物理学-ウェブから読み解く人間行動-", 日本評論社, 2012
- 5) W.O.Kermack, A.G.McKendrick "A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics" Proc. Roy. Soc. Lond. A 115,700-721,1927.