

# 没入型 VR を用いた情報伝播の可視化システムの試作

栗原 衆太<sup>†</sup> 尾崎 知伸<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 日本大学 文理学部

## 1. はじめに

近年, Twitter<sup>\*1</sup>や Facebook<sup>\*2</sup>に代表されるソーシャルメディアの進展は著しく, 若い世代を中心に, 情報の発信・取得に関する重要なインフラとなっている. その一方で, コミュニケーションの容易さに起因した多くのネット問題も社会的な問題となっている. 例えば, 不特定多数が閲覧できるということを考えずに安易に投稿した内容が, 本人の意に反して爆発的に拡散され, 批判的な意見が殺到するという「炎上」もその一つである. 炎上を起こしてしまうユーザは, フォロワーの多い著名人に限定されるわけではなく, 特にネット経験の浅い児童や生徒, 学生などもその対象となる. また炎上は必ずしも対処が容易ではなく, 一度炎上が起きると, 当該の投稿を取り消しても事態が収まるとは限らない. 加えて, 投稿に対する批判から個人への攻撃へと内容が変質することも多く, アカウントを停止せざるを得ない状況になることも珍しくない.

本研究では, SNS 利用に関する教育の一助として, 情報伝播や炎上現象の体験を目的としたシステムの試作を行った. 具体的には, 現実の炎上現象から得られる知見を反映したパラメータを用いて情報伝播モデルを構成し, 実在する Twitter のフォロワーネットワーク上で情報が伝播する様子を没入型 VR システム Oculus<sup>\*3</sup>を用いて可視化する. また予備的な段階ではあるが, 試作したシステムをアンケートによって定性的に評価した.

## 2. 情報伝播シミュレーション

### 2.1 独立カスケードモデル

本研究では, 基本的な情報伝播モデルとして独立カスケード (Independent Cascade; IC) モデル<sup>1),2)</sup>を採用する.

IC モデルでは, 時刻  $t$  において利用者  $a$  が感染する, すなわち情報を受け取る確率を以下のようにモデル化する.

$$p_a(t) = 1 - (1 - \alpha(t))(1 - \beta(t))^{j_a(t)}$$

ここで,  $\alpha(t)$  は時刻  $t$  における外的要因による感染確率,  $\beta(t)$  は時刻  $t$  における隣人 (1 人) からの感染確率,  $j_a(t)$  は時刻  $t$  における  $a$  の感染済み隣人数である. モデルでは, 外的要因及び各隣人からの感染は独立であると仮定した上で, 感染しない確率, すなわち外的要因による感染はしない確率  $(1 - \alpha(t))$  と  $j_a(t)$  名の隣人から感染しない確率  $((1 - \beta(t))^{j_a(t)})$  の積を 1 から引くことで, 感染する確率を求めている.

Development of Visualization System for Information Propagation using Immersive VR by Syuuta Kurihara and Tomonobu Ozaki (College of Humanities and Sciences, Nihon University)

<sup>\*1</sup> <https://twitter.com>

<sup>\*2</sup> <https://www.facebook.com/>

<sup>\*3</sup> <https://www.oculus.com/>

### 2.2 炎上時の行動を考慮した情報伝播

単純な IC モデルでは, 各隣人からの影響を一つの値でモデル化する. これに対し本論文では, 炎上参加者の特徴を反映させるため, 各ユーザが持つ情報に応じて影響度を切り替えるモデルを準備した.

ネットワーク  $G = (V, E)$  を, 利用者 (頂点) の集合  $V$  とその繋がり (辺) の集合  $E \subseteq V \times V$  の対で表現する. また  $G$  中において, 利用者  $v \in V$  の隣人の集合を  $n_v = \{u \mid (u, v) \in E\}$  と表記する. 時刻  $t$  において, 情報を保有している (感染している) 利用者の集合を  $V(t) \subseteq V$ , またその中で情報を発信する (炎上に参加する) 利用者集合を  $V'(t) \subseteq V(t)$  とそれぞれ表記する. なお, 時刻  $t$  において, 利用者  $v$  が炎上に参加する確率を  $\gamma_v(t)$  と表記する. 以上の準備のもと, 時刻  $t$  において頂点  $v$  が感染する (情報を受け取る) 確率を, 下式のようにモデル化する.

$$p_v(t) = 1 - (1 - \alpha(t)) \prod_{u \in n_v \cap V'(t)} (1 - \beta(t)\gamma_u(t))$$

本研究では, 実際の炎上現象から得られた知見<sup>3),4)</sup>を反映し, 外部要因からの感染確率を  $\alpha = 0.074$ , ベースとなる隣人からの情報伝播確率を  $\beta = 0.011$ , 炎上参加確率を

$$\gamma_u(t) = \begin{cases} 1 & (Act(u, t) = 0) \\ 0.074 & (Act(u, t) = 1) \\ 0.0002 & (Act(u, t) \geq 2) \end{cases}$$

と設定した. ここで  $Act(u, t)$  は, 時刻  $t$  までにおける  $v$  の炎上参加回数を表す.

### 2.3 ネットワーク

ネットワークデータとして, Stanford Network Analysis Project が提供している Social circles: Twitter<sup>5)</sup> <sup>\*4</sup> を利用した. このネットワークは, Twitter を対象としたものであり, 全体では約 8 万頂点と約 177 万の有向辺からなる. 今回ここから, 表 1 に示す約 600 頂点, 1200 辺からなる 10 ネットワークを抽出し, それらを組み合わせて利用する.

図 1 に, 情報伝播のシミュレーションの流れを示す. 図中

表 1 使用したネットワーク

No.	ノード数	エッジ数	平均次数	最大次数	次数分散
1	637	1,206	1.89	11	3.62
2	653	1,209	1.85	17	3.89
3	650	1,202	1.85	11	3.82
4	189	502	2.66	10	4.30
5	646	1,194	1.84	10	4.04
6	670	1,208	1.80	13	3.79
7	652	1,233	1.89	12	4.01
8	661	1,188	1.79	14	3.94
9	627	1,150	1.83	10	3.90
10	678	1,269	1.87	12	4.05

<sup>\*4</sup> <https://snap.stanford.edu/data/egonets-Twitter.html>

```

1 ノード  $v \in V$  を1つ乱択し, 感染状態へ
2  $t := 1$ 
3 while  $t < N$ 
4    $V'(t) := \emptyset$ 
4   for each  $u \in V$ 
5     if  $u$  は感染状態
6       確率  $\gamma_u(t)$  で  $V'(t) := V'(t) \cup \{u\}$ 
7   for each  $v \in V$ 
8     確率  $p_v(t)$  で  $v$  を感染状態にする
9    $t := t + 1$ 

```

図1 シミュレーションの流れ

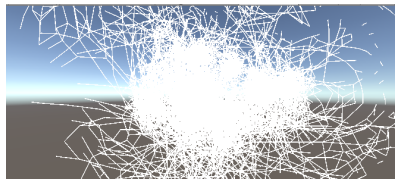


図2 視覚化の例1: 情報伝播開始前

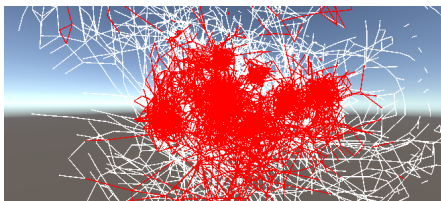


図3 視覚化の例2: 情報伝播開始後

において  $N$  は繰り返しの上限である。また、実際には、時刻  $t$  を共有しながら、10個のネットワークでそれぞれ情報伝播を行う形となる。

### 3. 可視化システムの試作と評価

#### 3.1 試作したシステムの概要

試作したシステムは、オフラインにより情報伝播シミュレーションを行い、その結果を没入型 VR システム Oculus を用いて視覚化するという構成を採用している。

VR 空間上でのネットワークの配置に関しては、

- (1) 奥行方向 ( $z$  軸方向) に対して、10 のネットワークを重畳するように配置する
- (2) 利用者を取り囲むように、上下・前後・左右それぞれにネットワークを配置する

の2種類を準備した。また情報伝播に関しては、一定期間、辺の色を変化させることでその様子を表現する。具体的には、頂点  $v$  に情報が伝播した際、 $v$  と  $v$  の隣人 ( $v$  がフォローしている人) 間の辺の色を赤く変化させる。図2と図3に、視覚化の例を示す。

#### 3.2 評価

炎上の際限度やモデルの正確さをあらわすため定量的な評価として、各時間ごとの感染した人数と RT した人数、最終的に RT した回数の平均値を図4、図5それぞれに表す。

結果より炎上特有の RT により情報が爆発的に伝播する、炎上の情報は得るが実際に参加する (RT する・拡散させる)

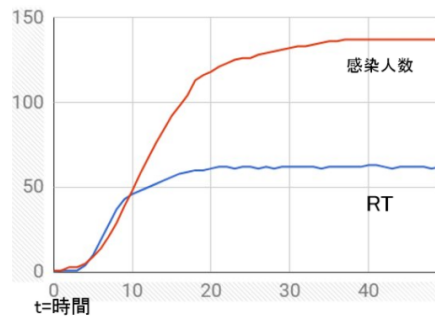


図4 各時間における感染者と RT した人数

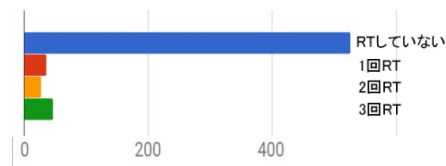


図5 最終的な RT した人数と回数

のはごく一部という現象は再現できているが、3回以上炎上に参加するユーザーが多くなりすぎているためモデルのパラメーターをより正確な値に直す必要があると考えられる。

一方、定性的な評価として、大学1年生10名を対象に、簡単なアンケートを行った。アンケートでは、体験における恐怖心への影響を調べるため、描画スピードを2種類準備した。加えて、VRを利用する有用性を検証するため、情報伝播をVRと通常のディスプレイの両方で体験してもらった。アンケート結果より通常のディスプレイよりもVRを用いた方が、情報の伝播や炎上をより感じられるという結果を得ることが出来た。また伝播速度を早くすることで、より恐怖心が増すことが確認できた。

### 4. おわりに

本研究では、炎上を意識した情報伝播モデルを構築し、伝播の様子をVR空間上で視覚化・体験するシステムの試作を行った。今後の課題として、より精緻な伝播モデル<sup>6)</sup>の利用や新たなモデルの設計、大規模なネットワークの利用、情報伝播以外でのSNS情報量の体験システムの試作などが挙げられる。

### 参考文献

- 1) Jacob G, Barak L and Eitan M: Talk of the Network: A Complex Systems Look at the Underlying Process of Word-of-Mouth, *Marketing Letters*, Vol.12, No.3, pp.211-223 (2001)
- 2) Seth M and Jure L: On the convexity of latent social network inference, In *Proc. of the 23rd International Conference on Neural Information Processing Systems*, Vol.2, pp.1741-1749 (2010)
- 3) 山口 真一: 実証分析による炎上の実態と炎上加担者属性の検証, *情報通信学会誌*, Vol.33, No.2, pp.53-65 (2015)
- 4) 田中 辰雄, 山口 真一: 『ネット炎上の研究』, 勁草書房 (2016)
- 5) Julian M and Jure L: Learning to Discover Social Circles in Ego Networks, In *Proc. of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Vol.1, pp.539-547 (2012)
- 6) 池田 圭佑, 他: マルチエージェント型情報拡散モデルの提案, *人工知能学会論文誌*, Vol.31, No.1, pp.NFC-C-1-13 (2016)