

1. はじめに

東日本大震災では、災害情報の交換手段として Twitter などのソーシャルメディアが広く活用された。今後は防災上の重要なインフラとして機能することが期待されるものの、デマの拡散といった脆弱性も存在する。本研究では、そういったソーシャルメディアを通じた社会的学習を考慮し、情報の拡散速度と信頼性との間にあるトレードオフ構造を明らかにする。

2. モデル

(1) モデルの概要

ソーシャルメディアの利用者が n 人存在し、災害発生後に災害に関する情報交換を行う。情報はソーシャルメディアにおいてリンクを持つ利用者間のみで行われることとする。利用者はあらかじめ被災状況に関する初期信念(主観確率)を持ち、各時点で受信する災害情報に関する信号(private information)に基づいて信念を更新する。また、更新前後の信念の変化がある閾値を超えた利用者に関しては、そのとき受信した信号を発信(twitter における tweet を想定)する。利用者は繋がりを持つ別の利用者がツイートした信号を受信し、それらに基づいてさらに信念を更新する。

(2) 被災状況に関する不確実性と信号

災害時には利用者は本質的な被災状況を知ることは出来ない。そのため被災状況には不確実性が存在する。本モデル中では潜在的な被災状況 θ を、被害が小さいとき($\theta = 0$)と被害が大きいとき($\theta = 1$)で表す。ただし、真の被災状況 θ は観測不可能である。利用者 i が受信する被災状況に関する信号 S_k^i は真の被災状況 θ の条件付き確率分布 $f_\theta(S_k^i)$ に従う(図1)。

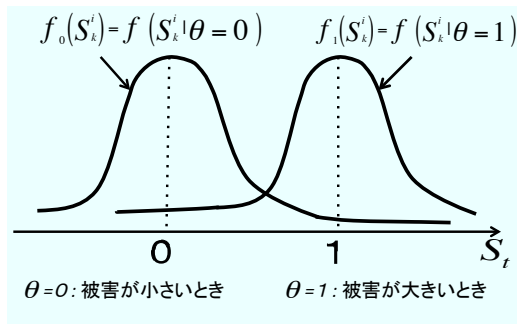


図-1 被災状況に関する不確実性と信号

(3) 信念の更新プロセス

各時点の期首において利用者 i は自らが受信した信号(private information)に基づき信念を更新する。その上、他の利用者のリツイートの状況によってさらに複数回(k 回)信号を受信し、信念を更新する。

更新回数が k 回目における θ に対する利用者 i の信念を μ_k^i とし、ベイズの定理を用いて(1)式のように表す。

$$\mu_k^i = \frac{\mu_{k-1}^i * f_\theta(s_k^i)}{\mu_{k-1}^i * f_\theta(s_k^i) + (1 - \mu_{k-1}^i) * f_{1-\theta}(s_k^i)} \quad (1)$$

その際(2)式のように更新後の信念と更新前の信念との変化がある閾値 α を超えた利用者 i に関しては、そのとき受信した信号を発信する。

$$|\mu_k^i - \mu_{k-1}^i| > \alpha \quad (2)$$

また、モデル中では図2における1から4のような一連のプロセスをツイート過程、3と4の繰り返しをリツイート過程と呼ぶこととする。

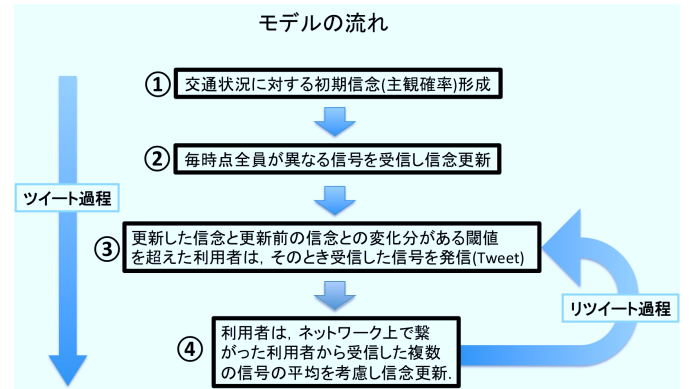


図-2 ツイート・リツイート過程

3. 数値シミュレーション

数値シミュレーションを行うにあたり本研究の分析の焦点として、まずリツイート過程をモデル中に設けることにより、1時点の間に可能な学習回数に制限を設け、1時点毎の学習速度の変化を見る。また、信号の発信に関わる信念に対する閾値を設け、送受信する情報に含まれるバイアス(偏り)の有無を考慮することにより、デマなどを含む誤った情報に影響されやすい状況における利用者の信念の形成過程の変化を見る。

以下に分析を行うにあたり考慮する詳細な条件を示す。
なお、グラフは縦軸に 100 人分の平均信念、横軸に

表-1 外生的パラメータの設定

信号の標準偏差: $\sigma=3$		
潜在的な被災状況: $\theta = 1$ (被害が大きいとき)		
信念 (主観確率): μ_k^i $\theta = 1$ に対する信念		
リツイート過程: R	閾値	想定する状況
$R=0$ (ツイート 1 回)	(0,0)	完全情報下
	(1,1)	情報交換なし
	(0.05,0.05)	送受信する情報にバイアスを含む
$R=2$ (ツイート 1 回)	(0.1,0.01)	送受信する情報にバイアスを含まない
	(0.05,0.05)	送受信する情報にバイアスを含む
	(0.1,0.01)	送受信する情報にバイアスを含まない

時点数 t をとり、中央と両側の曲線はそれぞれ 10 回の試行より得られた平均信念のパスの平均と分散の 1 シグマ (σ) 分の幅を表し、学習の平均速度とばらつきを示した。

図 3 を見ると、情報の送受信がないときでも、利用者は各時点に受信する信号だけで状況を認識し、学習が緩やかに進んでいる。また、各時点に抱えている信念に関わらず、受信した信号は必ず発信する完全情報であるときには、情報の送受信がないときと比較し、利用者の信念の収束速度は速いことが分かる。従って、利用者間で交換される情報量が多いほど利用者の学習速度は向上することが考えられる。

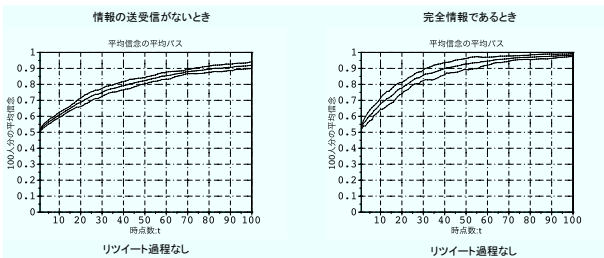


図-3 社会的学習の収束過程—リツイート過程なし—
(情報の送受信がないとき、完全情報であるとき)

図 4 に関しては、送受信される情報に含まれるバイアスの有無に関わらず、リツイート過程を設けると、信念の収束速度はわずかに増加し、学習速度のばらつき (標準偏差) は大きくなった。またリツイート過程が 2 回のときの学習速度のばらつきの変化に着目すると、送受信される情報にバイアスを含む場合ほどばらつきが大きく現れた。

このことよりリツイート過程が社会的学習の平均速度を高める一方で、情報の信頼性を低下させ人々の社会的学習を妨げる要因となる可能性があり、デマなどを含む誤った情報に影響されやすい状況 (送受信され

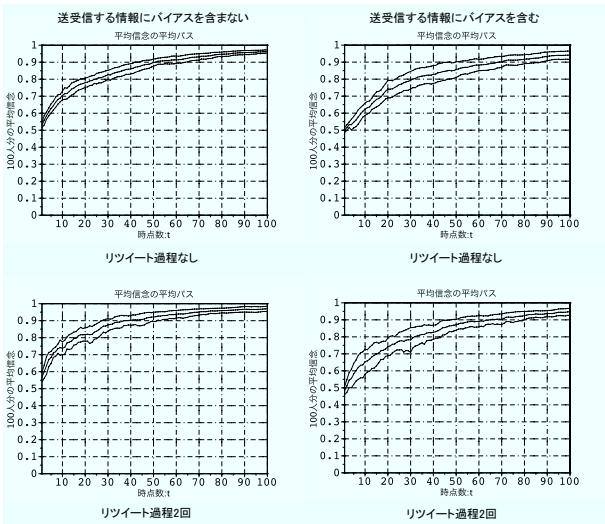


図-4 社会的学習の収束過程—リツイート過程を考慮—
(バイアスなし、バイアスあり)

る情報にバイアスを含むとき) においては、それが特に顕著に現れていることが分かる。

	バイアスなし	バイアスあり
リツイート過程なし	0.0280	0.0344
リツイート過程 2 回	0.0362	0.0529

図-5 50 時点までの学習速度のばらつき (標準偏差) の平均

4. 結論

本研究では災害時のような被災状況に不確実性が存在する状況において、人々が災害に関する情報をソーシャルメディアを通じて交換し、社会的学習により被災状況を認識することを想定したモデルを構築した。その上で、twitter におけるリツイート機能や送受信される情報に含まれるバイアス (偏り) の有無に着目した数値シミュレーションを行うことにより、ソーシャルメディアの持つ情報の拡散速度と信頼性とのトレードオフ構造を明らかにした。今後の課題としては、ネットワーク上の中心性が高い利用者が周囲へ与える影響や異なる社会的ネットワークにおける利用者の社会的学習の比較などが挙げられる。

参考文献

- 1) 植田 綱基, 織田澤 利守:情報のノイズに着目した都市災害時の帰宅時刻選択モデル—交通混雑下での情報伝播と経済厚生—,2012
- 2) Gale, D. and Kariv S. , " Bayesian learning in social networks ", Games and Economic Behavior, Vol. 45, No. 2, pp. 329-346, 2003.
- 3) Venkatesh Bala, Sanjeev Goyal, " Learning from neighbours ", Review of Economic Studies, Vol. 65, No.3, pp. 595-621, 1998.