

ソーシャルメディア上での情報の受け手の不確かさが意見形成にもたらす影響

○堀しのぶ Ivan Tanev 下原勝憲 (同志社大学)

The effect of uncertainty about receivers on forming an opinion in social media

* S. Hori, I. Tanev and K. Shimohara (Doshisha University)

Abstract— This paper analyzes the effect of uncertainties about receivers on forming an opinion in social media. We think that such uncertainty seems to affect the communication in social media, which was not taken into account in previous studies. Therefore, we introduced such uncertainty into the opinion dynamics model by introducing an opinion checker, which enables us to categorize potential receivers into two types: being against the sender's opinion or not. Then, we analyzed how it affects the evolution of group opinion. Our simulated experiments indicate that controlling uncertainties about receivers might be a powerful tool to regulate opinion dynamics taking place on social media.

Key Words: Opinion dynamics, Social media, Multi-agent simulation

1. はじめに

ソーシャルメディアは、「新しいつながりの創出」「既存のつながり強化」「情報の収集」「暇つぶし」など、多様な価値を利用者に提供している¹⁾。そこでは利用者同士のやりとりによってコンテンツが絶え間なく生成されるため、実際に何を利用者の画面に表示するかを決定するフィルタリング機能の性能が、ソーシャルメディアから利用者が受け取る価値の大きさを左右すると考えられる。しかし、フィルタリング機能がソーシャルメディアにもたらす影響の詳細は十分に理解されていない。

その影響を明らかにする研究として、Perra ら²⁾はマルチエージェントシミュレーションを行い、フィルタリングアルゴリズムがソーシャルメディア上での意見形成にもたらす差異を分析した。しかしこの研究では、情報のやりとりは固定された友人間でのみ行われており、情報の送り手と受け手の関係性の「不確かさ」は考慮されていない。一方、Kietzmann ら³⁾はソーシャルメディアを分類する7つの基準の1つとして、「共有：どの利用者がコンテンツをやりとりし、拡散し、受け取るか」を挙げている。

本研究では、ソーシャルメディア上での情報の受け手の「不確かさ」を「情報の送り手と受け手の間における意見の一致・不一致が分からない状態」として表現する。つまり情報発信時にその情報の受け手がどのような意見を持っているかが分からない状態を、情報の受け手が不確かであると解釈する。そして、その不確かさの有無を変更できる意見形成モデルを提案し、不確かさの有無がネットワーク全体における意見の割合の時系列変化にもたらす影響を分析する。このとき、不確かさの有無と適用されるフィルタの種類をパラメータとし複数条件下でのシミュレーション結果を比較することで、フィルタリング機能がソーシャルメディアにもたらす影響の詳細な理解を目指す。

2. 提案モデル

本研究ではソーシャルメディア上での意見形成の様子を各利用者のタイムラインに適用されるフィルタリングアルゴリズムに着目しながらシミュレートできるPerra らの意見形成モデル²⁾を拡張し、各利用者が自身の意見を情報発信する時のその情報の受け手の不確かさが意見形成に与える影響を分析する。その中で、情報の受け手の不確かさの有無を情報の送り手との意見の一致・不一致チェックの有無で表現した。提案モデルに含まれる新たな要素は次の2つである。

1. 情報の受け手の拡大
2. 意見チェッカーの導入

提案したモデルを用いて行うシミュレーションの詳細を本章で述べる。

2.1. 情報の受け手の拡大

先行研究では、あるエージェントに隣接するエージェントのことを友人と定義している。本稿では、あるエージェントに隣接するエージェントのことを「友人エージェント」と呼び、友人でないエージェントを「無関係エージェント」と呼ぶ。たとえば、Fig. 1 に示すように、エージェント1から見て2, 3, 4 は友人エージェント、5, 6, 7, 8, 9 は無関係エージェントである。

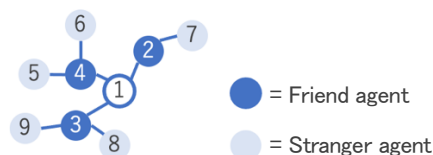


Fig. 1: An example of friends and strangers

先行研究では、あるエージェントが発信する情報は、その友人エージェントのみに届けられた。つまり情報の受け手は友人エージェントのみであった。それに対

本研究では、情報の受け手を拡大する。具体的には、情報の送り手以外の各エージェントを毎回 P_s の確率で情報の受け手の候補者として選出する。これにより、友人エージェントだけでなく無関係エージェントも、シミュレーション条件に応じて情報の受け手になることが可能となる。なお、本研究では $P_s = 0.01$ とした。

2.2. 意見チェッカーの導入

本研究では、情報の受け手の不確かさを「情報の送り手と受け手の間における意見の一致・不一致が分からない状態」として表現した。そして、その不確かさの有無をシミュレーション条件に応じて調節するため、意見チェッカーを導入した。意見チェッカーと既存のフィルタリング機能の位置関係を Fig. 2 に示す。

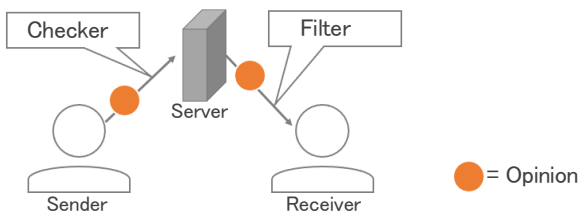


Fig. 2 Relationship between opinion checker and filter

意見チェッカーは、情報発信時に送り手側で受け手候補との意見の一致・不一致を事前に調べることができる。意見チェッカーを用いて情報の受け手の候補から受け手を選出することで、送り手と同じ意見（または異なる意見）を持つエージェントのみが受け手となる。このように意見チェッカーを用いて情報発信を行う場合を、情報の受け手の不確かさが無い状態と解釈する。

2.3. 提案モデルを用いたシミュレーション

本研究では、先行研究の実験でのエージェントの持つパラメータやエージェントを配置するネットワークの設定を、本研究の目的に応じて変更した。本節では、この設定とエージェントの行動ルールの詳細を述べる。

2.3.1. エージェント

ソーシャルメディアの利用者をエージェントと考え、エージェントの集合を A とする。また、エージェントを配置するネットワークは A をノードとし、 E をグラフ上のノード間のエッジの集合として無向グラフ $G = (A, E)$ として表現する。

エージェント i は意見 A または意見 B のどちらかを O_i として持つ。また、タイムライン $R_i(t)$ と、そのタイムラインを作成するために必要な可変長の仮想リスト $L_i(t)$ を持つ。ただし、 t はステップ数である。なお、本研究では $R_i(t)$ を大きさ $Q = 20$ の配列とした。

エージェントは連続する 2 つのステップを 1 サイクルとして行動する。あるステップにおいて確率 p_i で活

性化したエージェントはそのステップ中に情報発信を行い、次のステップで自身の意見を更新する。なお、本研究では $p_i = 0.1$ とした。活性化状態のエージェントの行動の詳細は 2.3.3 で後述する。

2.3.2. ネットワーク構造

現実世界のソーシャルネットワークを構成する 2 頂点間の距離は、ネットワーク全体の規模に比べて非常に短い距離でつながっている傾向にあることが知られており、この性質をスモールワールド性という。そして、Watts-Strogatz モデル⁴⁾を利用すると、スモールワールド性を持つネットワーク（スモールワールド・ネットワーク）を構築できる。

本研究では、各エージェントをスモールワールド・ネットワーク上に配置するため、Watts-Strogatz モデルを使用した。

2.3.3. 提案モデルを用いたシミュレーション中のエージェントの行動ルール

以上の設定を踏まえた提案モデルを用いたシミュレーションでは、エージェント i は t が実行ステップ数の上限に達するまでの間に以下の行動を繰り返す。

1. 活性化：
エージェント i は確率 p_i で活性化状態となる。
2. 意見の発信：
活性化状態のエージェント i は自身の意見 O_i を他のエージェントに向けて情報発信する。
(このとき、その情報の受け手となったエージェントの持つ仮想リスト L には O_i と同じ値が追加される。)
3. タイムラインの更新：
意見の発信を終えたエージェント i は、その次のステップで、自身のタイムライン $R_i(t)$ を更新する。更新時には、ランダムフィルタまたは個人化フィルタのいずれかが適用される。具体的には、仮想リスト $L_i(t)$ に格納されている複数個の意見 O を、フィルタリングによって最大 Q 個までになるように減らす。そして、フィルタリング後の $L_i(t)$ を $R_i(t)$ にコピーする。
4. 意見の更新：
タイムライン $R_i(t)$ の更新を終えたエージェント i は、 $R_i(t)$ の意見分布を自身の意見 O_i に反映する。例えば、 $R_i(t)$ には合計 N 個の意見が格納されており、そのうち意見 A は N_A 個、意見 B は N_B 個であるとする。このとき、更新後の意見が A となる確率は N_A/N 、B となる確率は N_B/N である。
5. 活性化終了：
意見の更新を終えたエージェント i は、非活

性化される。

なお、「3. タイムラインの更新」で適用される2種類のフィルタの詳細を以下に示す。

- ・ランダムフィルタ (Random filter) : $R_A(t)$ からランダムに意見を選出。
- ・個人化フィルタ (Personalized filter) : $R_A(t)$ から自分の意見と同じ意見を優先的に選出。

3. 実験

3.1. 実験設定

前節で提案したモデルを用いてシミュレーションを行い、情報の受け手の不確かさがネットワーク全体における意見 A の割合の時系列変化 $P_A(t)$ に与える影響を分析する。また、情報の送り手側の意見チェッカーと情報の受け手側の個人化フィルタがそれぞれ $P_A(t)$ に与える影響の差異も分析する。

3.1.1. 情報の受け手に関する設定項目

情報の受け手をその候補者の中から選出するための条件を以下に列挙する。

- (友人エージェントに適用する条件,
無関係エージェントに適用する条件)
= (*friends, strangers*)
= (*All, None*), (*Same, None*), (*Different, None*),
(*All, All*), (*All, Same*), (*All, Different*)

ただし、*All* 条件では全てのエージェントを選出し、*None* 条件では0人のエージェントを選出し、*Same* 条件では送り手と同じ意見を持つエージェント全てを選出し、*Different* 条件では送り手と異なる意見を持つエージェント全てを選出する。

意見チェッカーは、*Same* 条件と *Different* 条件を適用する際にのみ用いられる。つまり、*Same* 条件または *Different* 条件が友人エージェントにも無関係エージェントにも適用されない場合、情報の受け手は不確かさを持たない。それ以外の場合には、情報の受け手は不確かさを持つ。

ここで、(*friends, strangers*)が(*Same, None*)である場合、同じ意見を持つエージェント間でしか意見交換が行われず、 $P_A(t)$ は一度も変化しない。その状況を回避するため、仮想リスト $L(t)$ の要素数が Q 個以下の場合、(*Same, None*)から(*All, None*)へ条件を一時的に変更するようにした。

3.1.2. その他の設定項目

初期状態において意見分布に偏りが無い場合と偏りがある場合の両方を分析するため、以下に示すように、1000人のエージェントから構成される2種類のネットワークを用意した。

- ・ $P_A(0) = 0.5$, $P_B(0) = 0.5$ のネットワーク
- ・ $P_A(0) = 0.2$, $P_B(0) = 0.8$ のネットワーク

実験中には $P_A(t)$ を観察し、各ステップでその値を出力した。なお、実験の試行数は各条件につき10回であり、1回あたりの実行ステップ数は500である。

3.2. モデル実装

提案モデルの実装には、プログラミング言語 Python で書かれたエージェントベースモデリング用のフレームワークである Mesa⁵⁾⁶⁾を用いた。

また、ネットワーク分析用パッケージである NetworkX⁷⁾の `watts_strogatz_graph()`メソッドを用いてシミュレーションの初期設定時にエージェントを配置した。なお、このとき用いたパラメータを Table 1 に示す。

Table 1: Parameters of `watts_strogatz_graph()`

Parameter	Value	Description
n	1000	The number of nodes.
k	6	Each node is connected to k nearest neighbors in ring topology.
p	1	The probability of rewiring each edge.

3.3. 実験結果

実験結果を Fig. 3~Fig. 8 に示す。なお、各グラフの青色線は10回分の試行結果の平均値、水色の領域は標準偏差を表している。また、Fig.タイトル中の X は以下に等しい。

$$X = \{All, Same, Different\}$$

$P_A(0) = 0.5$ の場合、条件 D, G の $P_A(t)$ の標準偏差は時間経過に伴って増加する傾向があるものの、条件 A~H の $P_A(t)$ の平均値は初期状態からほとんど変化しなかった。

$P_A(0) = 0.2$ の場合、 $P_A(t)$ の平均値には時間経過に伴って主に3通りの傾向がみられた。まず、条件 K, N では $P_A(t)$ の平均値は初期状態からほとんど変化しなかった。次に、条件 I, J, L, O では $P_A(t)$ の平均値は時間経過に伴って減少する傾向があった。なお、減少する速度は L, O, I, J の順に大きいといえる。最後に、条件 M, P では $P_A(t)$ の平均値は時間経過に伴って増加する傾向があった。

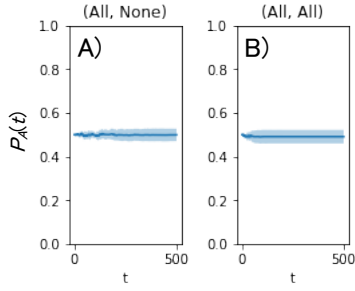


Fig. 3: Personalized filter, $P_A(0) = 0.5$,
 $(\text{friends}, \text{strangers}) = (\text{All}, \text{None}), (\text{All}, \text{All})$

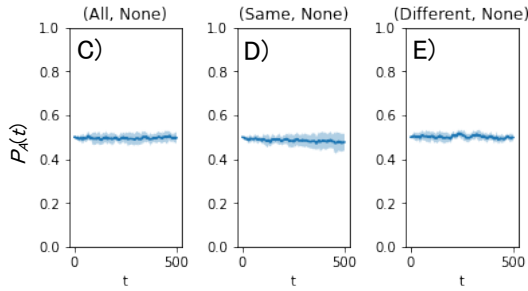


Fig. 4: Random filter, $P_A(0) = 0.5$,
 $(\text{friends}, \text{strangers}) = (\text{X}, \text{None})$

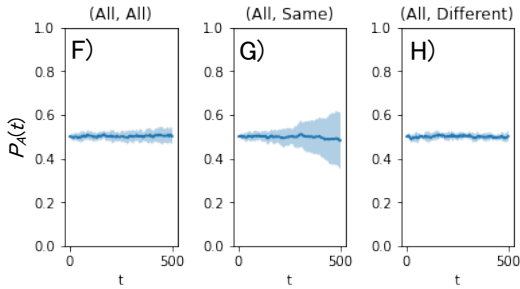


Fig. 5: Random filter, $P_A(0) = 0.5$,
 $(\text{friends}, \text{strangers}) = (\text{All}, \text{X})$

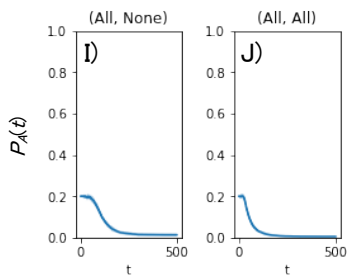


Fig. 6: Personalized filter, $P_A(0) = 0.2$,

$(\text{friends}, \text{strangers}) = (\text{All}, \text{None}), (\text{All}, \text{All})$

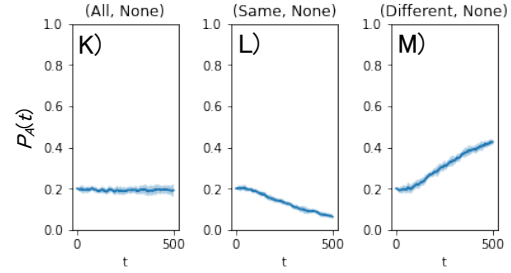


Fig. 7: Random filter, $P_A(0) = 0.2$,
 $(\text{friends}, \text{strangers}) = (\text{X}, \text{None})$

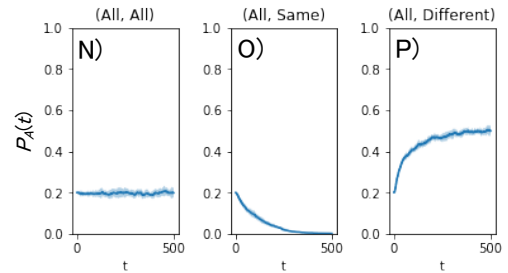


Fig. 8: Random filter, $P_A(0) = 0.2$,
 $(\text{friends}, \text{strangers}) = (\text{All}, \text{X})$

4. 考察

ソーシャルメディア上での情報の受け手の不確かさを「情報の送り手と受け手の間における意見の一致・不一致が分からない状態」として表現した場合、ネットワーク全体における意見Aの割合が初期状態において意見Bの割合と等しい場合と、意見Bの割合に比べて小さい場合とで、その不確かさが意見形成にもたらす影響が異なることが分かった。

初期状態において意見Aの割合が意見Bの割合と等しい場合、すなわち $P_A(0) = 0.5$, $P_B(0) = 0.5$ である場合、情報の受け手の不確かさはネットワーク全体での意見形成にほとんど影響を与えないことが分かった。ただし、条件D, Gでのみ $P_A(t)$ の標準偏差が時間経過に伴って増加する傾向が見られることから、情報の受け手が不確かさを持たない場合のうち、受け手が送り手と同じ意見のみを持つことが保証されている場合と、受け手が送り手と異なる意見のみを持つことが保証されている場合との間で、意見形成に何らかの差異が生じていると考えられる。

初期状態において意見Aの割合が意見Bの割合よりも小さい場合、すなわち $P_A(0) = 0.2$, $P_B(0) = 0.8$ である場合、情報の受け手の不確かさはネットワーク全体での意見形成に影響を与えることが分かった。条件K, Nと条件L, Oとの比較より、情報の受け手が不確かさを持つことが、少数派の意見の減少を防ぐ効果があると考えられる。また、条件K, Nと条件M, Pとの

比較より、情報の受け手が送り手と異なる意見のみを持つことを保証することが、ネットワーク全体において少数派の意見の存在感を高める可能性がある。

そして、条件 I, J の結果は、条件 K~P の結果の中では条件 O に最も似ていることから、初期状態において意見 A の割合が意見 B の割合よりも小さい場合、自分の意見と同じ意見を優先的に選出する個人化フィルタは、友人からの全ての意見と、友人ではない人からの自分と同じ意見を受け取ることと、よく似た働きを持つのではないかと考える。

5. おわりに

本研究では、ソーシャルメディア上での情報の受け手の不確かさを「情報の送り手と受け手の間における意見の一致・不一致が分からない状態」として表現し、その不確かさの有無を変更できる意見形成モデルを提案して、ソーシャルメディア上での情報の受け手の不確かさがネットワーク全体における意見の割合の時系列変化にもたらす影響を分析した。

本研究の結果からは、条件 D, G でのみ $P_A(t)$ の標準偏差が時間経過に伴って増加する理由が不明であり、この理由を分析する必要があると考える。

また、条件 I, J, L, O での $P_A(t)$ の平均値の減少速度が L, O, I, J の順に大きいことから、ネットワーク上でやりとりされる意見の量が増えるほど $P_A(t)$ の変化が大きくなっている可能性がある。これは、エージェントの持つタイムラインが固定長であることが原因であると考えられるため、より有用な結果を得るためには提案モデルにおいてタイムラインの仕組みを見直す必要があると考える。

今後の研究として、提案モデルで表現した情報の受け手の不確かさを実世界のソーシャルメディア上での不確かさの性質により近づけるために提案モデルに追加すべき要素を理解する必要があるだろう。

参考文献

- 1) 総務省：ICTによるインクルージョンの実現に関する調査研究（2018）
- 2) Perra, N., & Rocha, L. E. : Modelling opinion dynamics in the age of algorithmic personalization, Scientific reports, **9-1**, 1/11 (2019)
- 3) Kietzmann, Jan H., et al. : Social media? Get serious! Understanding the functional building blocks of social media, Business horizons, **54-3**, 241/251 (2011)
- 4) Watts, D. J., & Strogatz, S. H. : Collective dynamics of 'small-world' networks, nature, **393-6684**, 440/442 (1998)
- 5) <https://github.com/projectmesa/mesa/>
- 6) Kazil, J., et al. : Utilizing Python for Agent-Based Modeling: The Mesa Framework. In International Conference on Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction and Behavior Representation

in Modeling and Simulation, Springer, 308/317 (2020)
7) <https://networkx.org/>