

マルチプレックスネットワーク上での意見の一貫性のなさが意見形成に与える影響

木村 苑子† 浅谷 公威‡ 菅原 俊治†

†早稲田大学基幹理工学部

‡東京大学大学院工学系研究科

1 序論

人は様々なコミュニティに所属し、それぞれのコミュニティの環境に適応しながら意見形成をしている。周囲への適応の結果、自分の所属するコミュニティ間で異なる意見を表明し、意見に一貫性のなさが生じる場合がある。このような意見の一貫性のなさが発覚すると炎上や二枚舌として批判され、その圧力により意見の表明をやめ沈黙することがある。SNSの発達により、以前に比べ意見の一貫性のなさが他人に発覚しやすくなった。したがって複数のコミュニティでの意見形成について考えるとき、意見の一貫性のなさへの圧力を感じて意見の表明を躊躇したり、意見の表明をやめ沈黙したりするメカニズムを考慮する必要性が生じている。

複数のネットワークでの意見形成についての研究の1つにHaluらの選挙のモデル[1]がある。Haluらは2つの対立する政党を2つのネットワークで表現し、意見伝播の条件との衝突を解消しながら意見を収束させる様子をシミュレーションした。その結果、政党内での結びつきの強い政党が選挙に勝利しやすいことを示した。

情報科学の観点から意見の一貫性のなさへの圧力を考慮したモデルに浅谷らによるモデル[2]がある。浅谷らはマルチプレックスネットワーク上でのネットワーク内での適応とネットワーク間でのコンフリクトをモデル化し、シミュレーション実験から現実世界の複数コミュニティで起きる現象について説明した。しかしネットワーク構造がランダムグラフであるなど、現実とは異なる部分がある。本研究は[2]を先行研究として、ネットワーク構造をConnecting Nearest Neighbor (CNN)[3]に変更し、特に次数の高いエージェントは影響力が強いとしてモデル化し、より現実に即したモデルに拡張した。

2 モデル

エージェントの集合を $A = \{1, \dots, N_a\}$ とし、本論文ではネットワークはノードをエージェントとするグラフと考える。本モデルは、独立に生成された N_n 層のネットワーク (N_n は正の整数) によって構成され、エージェントはこれらすべてのネットワークに所属する。エー

ジェント $i \in A$ は、それぞれのネットワークで意見を持つものとし、 i が所属する第 n 層のネットワークにおける時刻 t の意見を $O_i^n(t)$ と表す。ここで、 $0 \leq O_i^n(t) \leq 1$ とし、0 と 1 はそれぞれある意見の対極を意味する。エージェントは各ネットワークごとに異なる意見を持つことができる。また、 i が第 n 層のネットワークで時刻 t での意見の表明を $V_i^n(t)$ と表し、この値が1のときは表明状態を、0のときは沈黙を表す。

2.1 ネットワーク内での意見形成

上記のモデルで、全エージェントに対してネットワーク内での意見形成とネットワーク間での圧力と沈黙を行う。意見形成を行うエージェントと圧力と沈黙を行うエージェントはランダムに選ばれる。選ばれたエージェントは、各ネットワーク内で周囲に適応しながら意見形成を行い、意見を変化させる。意見形成の方法には Bounded Confidence Model (BCM)[4]を用いる。BCMは2つの意見の差異が ε 以内であれば互いの意見をすり合わせ、そうでなければ双方とも意見を変化させないという意見形成方法である。 ε は BCM での意見のすり合わせ許容度を表し、 $0 \leq \varepsilon \leq 1$ である。

意見形成を行うエージェント i, j は意見を表明しており、意見形成を行うネットワーク n において隣接している。時刻 t において、 n 層目のネットワークで i, j が BCM で意見形成を行う場合、 i, j のネットワーク n での意見 $O_i^n(t), O_j^n(t)$ の変化を、式1で表す。

$$[|O_i^n(t) - O_j^n(t)| < \varepsilon \text{ の場合}]$$

$$O_i^n(t+1) = O_i^n(t) \times (1-a) + O_j^n(t) \times a \quad (1)$$

$$O_j^n(t+1) = O_j^n(t) \times (1-a) + O_i^n(t) \times a$$

ここで a は BCM での意見のすり合わせ度合いを表し、 $0 \leq a \leq 1$ である。

2.2 ネットワーク間での圧力と沈黙

エージェントはネットワーク間で表明している自分の意見に一貫性がなくなった場合、周囲のエージェントから圧力を感じて意見の表明をやめ沈黙するものとする。圧力を受けるエージェント i 、圧力を与えるエージェント k はどこかのネットワークで隣接している。 k と隣接している複数のネットワークでの i の意見の最大値と最小値の差異が β 以上のとき、 i は k から圧力を感じ、 k と隣接しているネットワークで意見の表明をやめ沈黙する。ここで β は意見の一貫性のなさへの許容度を表し、 $0 \leq \beta \leq 1$ である。なお、このネットワーク

Influence of inconsistency in opinion on opinion formation on multiplex networks

†Sonoko KIMURA ‡Kimitaka ASATANI †Toshiharu SUGAWARA

†School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University

‡Department of Engineering, The University of Tokyo

表 1: 実験 1 におけるパラメータの値

パラメータ	値
BCM Conformity Bias	ε 0.4
BCM すり合わせ係数	a 0.5 or 0.1
ネットワーク層の数	N_n 8
エージェントの数	N_a 100
影響力の強いエージェントの数	N_{as} 0 or 10
各ネットワーク間の接続性	α Variable (0.0 \leq α \leq 1.0)
一貫性のなさへの許容度	β Variable (0.3, 0.5 or 0.6, 0.8)

間での圧力と沈黙のプロセスはある確率 α で発生する。この α をネットワーク間の接続性とする。時刻 t において、 i が k から圧力を受けて沈黙する際の i の第 n 層での意見の表明 $V_i^n(t)$ の変化を式 2 で表す。

[$\max\{O_i^n(t), n \in N_{ik}\} - \min\{O_i^n(t), n \in N_{ik}\} > \beta$ の場合]

$$V_i^n(t+1) = 0 \quad (\forall n \in N_{ik}) \quad (2)$$

ここで、 N_{ik} は i, k が隣接しているネットワークの集合を表す。

3 提案モデル

文献 [2] では各ネットワークの構造にランダムグラフを用いており、各エージェントの次数は正規分布で均一的であった。しかし実際には影響力の強いエージェントが部分的に存在する。これをネットワーク構造を CNN に拡張することで表現した。CNN ではエージェントの次数はべき分布に従う。高い次数のエージェントは影響力が強いと考え、逆に他のエージェントからの影響を受けにくいとした。つまり、影響力の強いエージェントは意見をあまり変化させず、また周囲からの圧力を感じづらい。これを表現するために、影響力の強いエージェントについては、式 1、式 ?? における a の値を小さく、式 2 における β の値を大きく設定した。

4 実験

4.1 実験環境

実験環境を表 1 に示す。ネットワーク構造が CNN のとき、次数が高い順に 10 個のエージェントを影響力の強いエージェントとした。BCM での意見のすり合わせ度合い a は通常のエージェントでは 0.5、影響力の強いエージェントでは 0.1 とした。また意見の一貫性のなさへの許容度 β は通常のエージェントでは 0.3 または 0.5、影響力の強いエージェントでは 0.6 または 0.8 と 0.3 だけ大きくした。

4.2 実験結果と考察

本実験では、ネットワーク構造をランダムグラフにした場合の予備実験と、ネットワーク構造を CNN にし

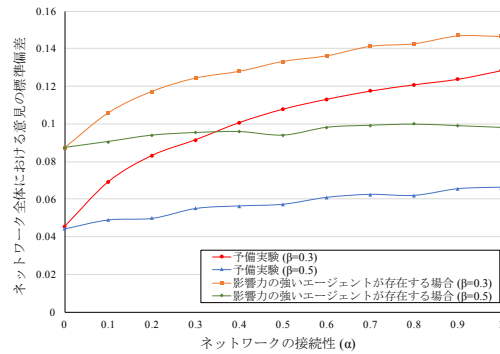


図 1: ネットワーク内の全意見の標準偏差

た場合の提案モデルを比較した。通常のエージェントの一貫性のなさへの許容度 β が 0.3 または 0.5 の場合について、ネットワーク間の接続性 α を変化させて実験を行なった。ネットワーク全体における全エージェントの意見の標準偏差を図 1 に示す。

影響力の強いエージェントが存在する場合は、エージェントが均一的な予備実験に比べてネットワーク全体における全エージェントの意見の標準偏差が大きくなった。影響力が強く意見のすり合わせ度合いは小さいが許容度が大きいエージェントがハブとして存在する場合、隣接エージェントの影響力の弱いエージェントが多く、そのようなエージェントは意見形成を行う回数が少ないため、意見の多様性が保たれたと考えられる。

5 結論

本研究では複数の CNN ネットワークでの意見形成の様子をシミュレーションで調査した。その結果、ネットワーク構造の違いが意見形成の結果に影響を及ぼすことがわかった。現実では圧力を受け沈黙したエージェントが再び意見を表明することが考えられるが、本研究では考慮していない。この現象を取り入れることが今後の課題である。

参考文献

- [1] A. Halu, K. Zhao, A. Baronchelli, and G. Bianconi, "Connect and win: The role of social networks in political elections," *Europhysics Letters*, Vol. 102, No. 1, p. 16002, 2013.
- [2] 浅谷 公威, 鳥海 不二夫, and 大橋 弘忠, "コミュニティ間における多面性と意見形成," *人工知能学会論文誌*, Vol. 30, No. 5, pp. 658–666, 2015.
- [3] A. Vázquez, "Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations," *Phys. Rev. E*, Vol. 67, p. 056104, 2003.
- [4] R. Hegselmann and U. Krause, "Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis and Simulation," *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Vol. 5, No. 3, pp. 1–2, 2002.