

多面性を考慮した意見形成モデル

浅谷公威 鳥海不二夫 大橋弘忠 (東京大学)

Conflict and Opinion Dynamics on Multiplex Networks

*K. Asatani, F. Toriumi and H. Ohashi (University of Tokyo)

概要- 複数のコミュニティに所属する人が、所属するそれぞれのコミュニティで異なる意見を表明することは、各コミュニティ内での適応の結果である。しかし、コミュニティ間での一貫性の欠如は批判の対象となる。近年では、SNSの発展により各コミュニティが接続しつづあり、また、SNS上の些細な発言でも違和感があれば叩くといった、一貫性のなさへの過度な反応も見受けられる。この変化が形成される意見に与える影響を考察するため、人のコミュニティ内・間における適応行動をシミュレートし形成される意見を観察した。その結果、一貫性のなさへの許容度及びネットワーク間の接続性の度合いによって、形成される意見の性質が全く異なることが分かった。

キーワード: 意見形成, マルチプレックスネットワーク

1 Introduction

人は様々なコミュニティに所属し、それぞれにおいて周囲へ適応しながら意見を形成している。その結果、コミュニティ間で一貫性がない意見や嘘をつくことが起こりうる。このような一貫性のなさは人間の本能的な適応行動の結果であるが¹⁾、社会的に忌避され罰せられる。例えば、政治家の二枚舌や、特定の対象/コミュニティへのダブルスタンダードといったコミュニティ間での一貫性のなさは、しばしば発覚し強い批判にさらされる。従って、基本的には人は一貫性のなさを忌避する行動を取る。このように、人はコミュニティ内で周囲への適応し、コミュニティ間で一貫性のなさを忌避しながら意見形成を行っている。

インターネットによるコミュニケーションが広まる以前では、所属するそれぞれのコミュニティは相互に接続しておらず、このような一貫性のなさが発覚することは少なかった。誰もが、職場や友人コミュニティや家庭でそれぞれ違う意見を述べることを経験しているだろう。しかし、近年では、SNSや情報技術の発展により、その一貫性のなさが発覚する可能性が高まった。その理由は第一に、多くの人は複数の現実コミュニティ/オンラインコミュニティに所属しており、複数コミュニティで共通の友人がいる可能性が高まっているからである。また、オンラインコミュニティにおけるオープンで実名制のあるコミュニケーションが一般的になったこと、さらに、情報技術は発言の過去ログを保存・参照することを可能となったことも、一貫性のない発言が発覚する確率を高める要因となっている。このようにインターネット上でのコミュニケーションが普及しつつある現在では、現実コミュニティとSNSを含めたオンライン上のコミュニティが強く接続するようになりつつあり、コミュニケーションのあり方が変わりつつある。さらに、SNS上の些細な発言でも違和感があれば叩くといった、一貫性のなさへの過度に反応する場合も見受けられる。

このネットワーク間の関係性の強さと一貫性のなさへの忌避は、ネットの「炎上」で見られるような懲罰的な行為が蔓延していく原因である。例えば、政治家のオンライン上での不用意な発言は、それはすぐに「炎上」して周囲から罰せられる。これは、本人が所属する政党などのコミュニティにおける意見とオンライン上での発言が異なることが発覚するからである。また、有名にならない事例においても、仕事に関する不満をSNS上に投稿し、それが上司に見つかり注意されるといったことが起こりうる。

このような炎上・発覚といった事例だけでなく、ネットワーク間の相互作用は人を沈黙に向かわせると考えられる。なぜなら沈黙するというのが軋轢を生まないための賢く現実的な選択だからである。例えば、Facebookは現実のコミュニティとの相関が高いコミュニティであるため、発言に対する社会的圧力が強くなることでユーザーが発言を控えていると言われている²⁾。また、一方で、圧力が強まると過激な意見を持つ集団の意見に全体が沈黙してサイレントマジョリティ³⁾となり、過激な意見が広がるメカニズムも考えられる。

このようにオンライン/現実コミュニティ間のつながりが強いことでユーザーが発言を控えていることは、長期的なコミュニティの変化と関係があるだろう。その代表的な例として、Facebookの衰退と⁴⁾、YelpやWhat upやLine等の閉鎖されたSNSの隆盛があげられる。このような長期的な傾向自体は分析するに値する事象である。しかし、人がコミュニティのリンクを張替えたり、コミュニティ自体を乗り換えるという行動は、短期的な意見形成が起きる早さに比べて短い。というのは現実には、SNSの流行り廃りは数年周期であるが、話題は毎日のように変化していくからだ。また、長期的なコミュニティ構造の変化は短期的な意見形成の積み上げからなるものである。よって、この短期的な意見形成のプロセスを解明することは、長期的なコミュニティ構造の変化を解き明かす第一歩となるはずである。

本論文ではネットワーク構造を固定した上で、ネットワーク内のみならずネットワーク間の相互作用を考慮したモデルをもとにシミュレートすることで、どのように意見が形成されていくかを観察する。さらに、近年のインターネットの進化によるコミュニケーションの方法の変化を踏まえ、各ネットワーク間の接続性及び一貫性のなさへの許容度が全体の意見に与える影響を考察する。その上で、ネットワーク内・ネットワーク間における意見形成の様子をシミュレートすることで、形成される意見にどのような影響をあたえるかを考察する。そして、全体としてコンセンサスをとるために必要な、ネットワーク構造を明らかにする。

2 先行研究

コミュニティ内での意見形成のメカニズムはBounded Confidence Mode (BCM)⁵⁾を代表される様々なモデルとその拡張により数理的に解明されつつある。また、複数のコミュニティ内での意見形成に関する研究は、その多くが意見の伝播の観点から行われている。一方で、複数のコミュニティ間での意見の相違によるコンフリク

トに関しては十分に解明されているとは言えない．このような先行研究と本研究の位置づけについて以下に記載する．

2.1 意見形成モデル

意見形成のメカニズムは Voter Model⁶⁾ や BCM⁵⁾ 等の多くのモデルが存在する．これらのモデルは基本的には周囲への適応をメカニズムとしている．Voter Model は周囲の人に意見を合わせていくという単純で扱いやすいモデルであるが，連続値を扱うことができないのと，かけ離れた意見を持つ人に対しても意見をすり合わせるなど，現実の事象とは遠いメカニズムが内包されている．

Bounded Confidence モデルは，意見のすり合わせのメカニズムに Conformity bias を取り入れることで現実に近づけたモデルである．⁵⁾ Conformity bias とは，あまりにも意見がかけ離れた人とは意見をすりあわせないバイアスのことである．Hegselmann らはこのモデルを使い，ランダムネットワーク上でのエージェントの相互作用をシミュレートすることで意見形成の様子を観察した．その後，現実に近いネットワークにおけるモデルの挙動の検証するために，スケールフリー性をもつネットワークへ拡張⁷⁾ などが行われている．BCM モデルは単純なメカニズムのみで記述されているため，近年においても，ソーシャルネットワークの上での合意形成のメカニズムの解明^{8,9)}，情報の発信者と一般人の相互作用による意見形成メカニズムの解明¹⁰⁾，等の多くの研究に使われている．このように，BCM モデルを現実に近づけるべく，そのメカニズムやネットワーク構造等に様々な拡張が行われている．しかし，それらのモデルは現実に近い一方で複雑であるため，シミュレーション結果を考察を複雑にしてしまう．本研究では，各ネットワーク間の接続性による意見形成のメカニズムの変化について解明するため，Hegselmann が提唱した BCM を基本的なモデルとして採用する．

2.2 マルチプレックスネットワーク上での意見形成

マルチプレックスネットワークとは，ノードが複数のネットワークに所属している多層のネットワークである．マルチプレックスネットワークにおける意見形成のモデルの多くは，レイヤー間で意見がどう伝達されるかに焦点を当てたものである．それらのモデルの基本的な考え方は，マルチプレックスネットワーク上の意見形成に，パーコレーション¹¹⁾ や SIR モデル¹²⁾ に代表される情報伝播のメカニズムを適応したものである．

例えば，SIR モデルのマルチプレックスネットワークへの拡張¹³⁾ やその数理的解明¹⁴⁾ に代表されるようなモデルによりマルチプレックスネットワークの各レイヤー間にまたがって意見が広がる際の枠組みが作られつつある．また Cozzo¹⁵⁾ らは，ネットワーク行列の最大固有値が大きいレイヤーにおける意見が他に伝わりやすい構造を持つことを明らかにし，Bogoeska¹⁶⁾ らは，ネットワーク内よりもネットワーク間の意見の伝達スピードが，全体の意見のコンバージェンスに強い影響を与えることを示した．

しかし，現実には人は所属するレイヤー毎に異なる意見をもつことがありうる．そのことを考慮した数少ないモデルのうちの一つは，Halu らの選挙のモデル¹⁷⁾ である．Halu らは，レイヤー間のコンフリクトを避けていく中で意見を収束させるメカニズムをシミュレートすることにより，密なネットワークをもつ政党が勝利することをシミュレーションにより示した．こ

のモデルは我々の研究にそのまま応用できそうに思えるが，意見を 2 値で表しているため意見の過激さを表現できないこと，沈黙するというプロセスが考慮されていないということ，コンフリクトの解消のメカニズムが複雑であり直感的な議論に落とし込みにくいことを考慮し，我々はさらに単純な方法を用いてマルチレイヤー間の意見形成をモデリングする．

以上のように，意見形成を様々なコミュニティで行うモデルは存在するが，レイヤー間のコンフリクトに焦点を当てたモデルは少ない．我々はコミュニティ間の意見の一貫性のなさがおこすコンフリクトを考慮に入れた上で，マルチプレックスネットワーク上での意見形成の様子を BCM をもとにモデリングする．本研究ではレイヤー間のコンフリクトを扱うため，既存の BCM を用いた意見形成モデルと異なりエージェントはレイヤー毎に異なる意見を持つことが可能である．

3 モデル

エージェントが複数のネットワーク内/間で周囲に適応しながら意見を形成していく様子を以下のようにモデリングした．モデルにおいて，エージェントはネットワーク内で意見形成を行いつつ，ネットワーク間で意見の一貫性のなさへの圧力を感じる．この 2 つの行動をステップごとに 1 回ずつ行う．

モデルの概要は Fig. 1 のようになる．エージェント達は n 層のネットワーク内で意見を擦り合わせていく (図では簡単のため 2 層を表示)．この意見のすり合わせは Bounded Confidence Model (BCM) に基づいて行われる．各レイヤーにおける意見のすり合わせの結果，各レイヤーにおける意見が差異が一定の閾値を超えた場合，隣接エージェントからの圧力を感じ沈黙する．例えば，Fig. 1 におけるエージェント A はネットワーク 1, 2 双方に共通の友人がいないため，ネットワーク間で意見の違いが起こっても気にすることはない．一方で，エージェント B はネットワーク 1, 2 双方に所属する友人がいるため，ネットワーク間での意見の違いが起こった場合は沈黙する．

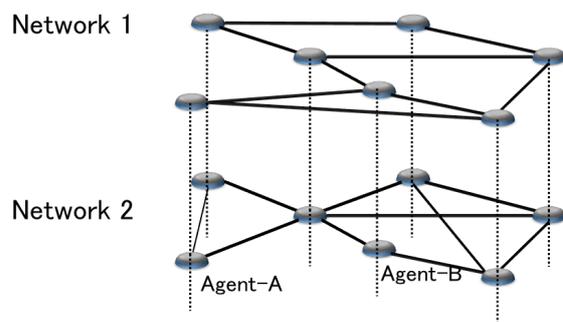


Fig. 1: モデルの概要

3.1 詳細

モデルの詳細は Table. 1 のような流れになる．初めに，ネットワークの生成とエージェントにはランダムな意見が割り当てられる．その後，各ステップにおいて各エージェントは，ネットワーク内での意見形成及びネットワーク間での圧力と沈黙を行う．そして，全体の意見が変化しなくなるまでシミュレーションを行う．

エージェントは $0 < O < 1$ の範囲で定義される意見 O をもつ．エージェントは各ネットワーク間で異なる意見を持ちうる．また，もう一つの変数は「意見の表明」 V であり意見を表明する ($V = 1$) か沈黙する ($V = 0$) かを表している．

Table 1 モデルの流れ

```

{ 初期化 } ネットワークの生成とランダムな意見
while 意見が変化するまで do
  for 全エージェントに対して do
    {Step 1} ネットワーク内での意見形成
    {Step 2} ネットワーク間での圧力と沈黙
  end for
end while

```

3.1.1 Step1: ネットワーク内での意見形成

各エージェントのネットワーク内における意見形成は Bundled Confidence Model (BCM) にしたがって行われる。BCM の基本的な考えは、許容度 ϵ 以内であれば意見をすりあわせ、そうでない場合は意見を全くすり合わせない。BCM では、意見のすり合わせの際に、単一のネットワーク内の隣接ノードからランダムに 1 つのノードを選んで相互作用を行っている。本研究のモデルでは、各ステップにおいて、すべての所属しているコミュニティのエッジから接続先のエージェントが意見を表明している ($V = 1$) エッジを 1 つランダムに選び、その接続先のエージェントと意見のすり合わせを行う。ネットワーク n において、エージェント i がエージェント j と相互作用した場合、エージェント i の意見 O_i^n およびエージェント j の意見 O_j^n は以下の式 1, 式 2 ようになる。

[$\|O_i^n(t) - O_j^n(t)\| < \epsilon$ の場合]

$$\begin{aligned} O_i^n(t+1) &= O_i^n(t) \times (1-a) + O_j^n(t) \times a \\ O_j^n(t+1) &= O_j^n(t) \times (1-a) + O_i^n(t) \times a \end{aligned} \quad (1)$$

[それ以外の場合]

$$\begin{aligned} O_i^n(t+1) &= O_i^n(t) \\ O_j^n(t+1) &= O_j^n(t) \end{aligned} \quad (2)$$

ϵ は他の人の意見の許容度である。他の人の意見との差異が ϵ 以下であればすり合わせを行う。a は意見をすり合わせる度合いである。今回は Hegselmann⁵⁾ らに従い、 $a = 0.5$ と定義した。各ステップごとに全エージェントがネットワークの隣接エージェントからランダムに人を選び、意見をすり合わせる。

Hegselmann らによる先行研究より、シグマが大きい場合には意見が擦り合わされるが、小さい場合には多数の少数派が存在するという結果となっている。さらに、その後の研究の結果から、ネットワーク構造の変化に対し形成される意見はロバストであることが分かっている⁷⁾。

3.1.2 Step2: ネットワーク間での圧力と沈黙

初期にエージェントは全ネットワークで同じ 1 つの意見を持ち、各ネットワーク内ですり合わせていく。その結果、エージェントが所属する各ネットワーク間でエージェントが持つ意見が異なってくる場合がある。そうなった場合、ネットワーク間での圧力を感じるようになる。各ネットワーク間で一貫性がなくなった場合、周囲から圧力を感じて発言を控える。

この様子を数理的に表現すると以下ようになる。あるエージェントは、全ネットワークにおけるエッジから 1 つ選択する。あるエージェントと選択したエージェントの双方が隣接しているネットワークにおいて、あるエージェントの意見の最大と最小の差異が許容度 β

を超えた場合に圧力を感じ、その話題に関する発言をエージェントと選択したエージェントの双方が所属するネットワークにおいて控えるようになる。この圧力と沈黙のプロセスは各ステップにおいて確率 α で発生する。

[エージェント i, j 双方が所属するネットワークの集合 N_{ij} において、 $\max\{\|O_i^n - O_j^n\|, n \in N_{ij}\} < \beta$ である場合]

$$V_i^n(t+1) = 0 (\forall n \in N_{ij}) \quad (3)$$

パラメータ β は、一貫性の欠如への許容度を表す。政治的な話題のような意見の相違を認めないという厳しい風潮がある場合は β は小さい値を取り、個人の趣味のような少しの許容なら許される場合は β は大きい値をとる。

もう一つのパラメータは、ネットワーク間の圧力が発生する確率 α である。 α は各ネットワーク間の繋がりの深さ (=各ネットワーク間の接続性) を示している。この値が大きい場合、あるネットワーク間の一貫性の欠如は発覚しやすくなる。 α が示すエージェント同士のがネットワーク間の接続性は、エージェントが所属する N 個のネットワークの形状を操作することで表現できるが、本論文では簡単のため、ここで定義したパラメータ α を使用する。

3.2 シミュレーション条件

以下の様な条件でシミュレーションを行った。また、各々のパラメータ設定において、100 回のシミュレーションを施行しその平均値を分析に使用した。

3.2.1 初期化

初期条件として N 個の、ノード数 N_a 個のランダムネットワークを作成する。エージェントはこのランダムネットワークの各ノードに割り当てられる。すべてのエージェントは N 個のネットワークに所属することになる。

エージェントは 0-1 の範囲で定義される意見 O を、0-1 の間でランダムに割り当てられる。初期において、各ネットワークにおける意見 O は同一の値である。その後、エージェントはネットワーク内での意見形成を通じて異なる意見を持ちうるようになる設計としている。また、全エージェントが意見を表明する「意見の表明」 $V = 1$ という設定としてシミュレーションを開始する。

3.2.2 パラメータと観察項目

以上で説明したパラメータをまとめると Table. 2 のようになる。BCM における Conformity Bias (ϵ) は単一ネットワークであれば意見が収束しやすい 0.4 とした。これは明らかに好みに影響され収束しない話題ではなく、ネットワーク形状によっては全員のコセンサスが取られることが起こりえる話題についてシミュレーションするためである。また、シミュレーションリソースの制約からネットワーク数を $N = 8$ 、エージェント数 $N_a = 100$ とした。

操作するパラメータは、各ネットワーク間の接続性 α と、一貫性のなさへの許容度 β である。一貫性のなさへの許容度 β は、BCM Conformity Bias ϵ と同等の $\beta = 0.4$ 以外に、それより小さい場合 ($\beta = 0.3$) と大きい場合 ($\beta = 0.5$) においてシミュレーションを行った。 β が小さい場合は、周囲が一貫性のなさへ過度に反応して圧力を受けることを意味しており、大きい場合は一貫性のなさへ寛容であるが極端な行動に対しては圧力がかかることを意味している。

Table 2: Fixed Parameters and Variables of Simulation

Parameter	Value	
ϵ	BCM Conformity Bias	0.4
a	BCM すり合わせ係数	0.5
N_n	Number of Networks	8
N_a	Number of Agents	100
α	各ネットワーク間の接続性	Variable(0.0 - 1.0)
β	一貫性のなさへの許容度	Variable(0.3 0.4 0.5)

4 シミュレーション結果

以下にシミュレーション結果を記載する．まず，各ネットワーク間の接続性 α と，一貫性の欠如への許容度 β を変化させた場合のネットワーク全体における意見の分散および形成される意見のネットワーク間の乖離 (Fig. 4.1) について分析した．その結果，ネットワーク間の意見の一貫性のなさへの許容度 β により，形成される意見の分散の度合いが変化する様子が全く異なることがわかった．そのメカニズムの違いを考察するために，Fig. 4.2 にて一貫性のなさへの圧力が各エージェントの行動にどのような影響を与えるかを分析した．

4.1 ネットワーク全体における意見の分散 / 形成される意見のネットワーク間の乖離

各ネットワーク間の接続性 α ，一貫性のなさへの許容度 β を変更しながらシミュレーションを行い，意見のばらつきを観察した．Fig. 2 の縦軸は全エージェント全ネットワークにおける意見の値の分散を示しており，横軸は各ネットワーク間の接続性 $\alpha(0.0 < \alpha < 1.0)$ を，各ラインは一貫性のなさへの許容度を $\beta = 0.3, 0.4, 0.5$ とした時の結果を表している．

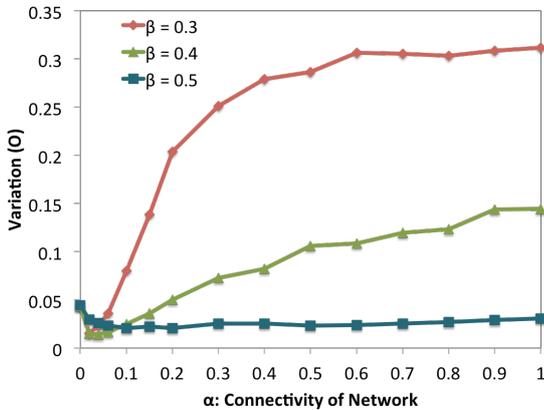


Fig. 2: ネットワーク全体における意見の分散

Fig. 3 より，各ネットワーク間の接続性 α が小さい場合 ($\alpha < 0.05$)，一貫性のなさへの許容度 β によらず，ネットワーク全体における意見の分散が小さくなるのが分かる．しかし， α が大きくなると，一貫性のなさへの許容度 β の値 (0.3, 0.4, 0.5) にり，ネットワーク全体における意見の分散は大きく異なることがわかった．一貫性のなさへの許容度 β が大きい (=0.5) 場合，各ネットワーク間の接続性が高くなると，意見が収束しコンセンサスを得られやすくなる．対照的に，一貫性のなさへの許容度 β が小さい (=0.3) 場合，各ネットワーク間の接続性が高くなると意見が発散していくことがわかった． β が中間的な値の場合 ($\beta = 0.4$)，全体の意見の分散は $\beta = 0.3$ と同様に変化している．

また，ネットワーク内で形成される意見のネットワーク間の乖離を調べるため，各ネットワーク内の意見の

平均値の最大と最小値の差異を計測した (Fig. 3)．Fig. 3 の横軸と各ラインは Fig. 2 と同様に，横軸は各ネットワーク間の接続性 $\alpha(0.0 < \alpha < 1.0)$ を，各ラインは一貫性のなさへの許容度を $\beta = 0.3, 0.4, 0.5$ とした時の結果を表している．

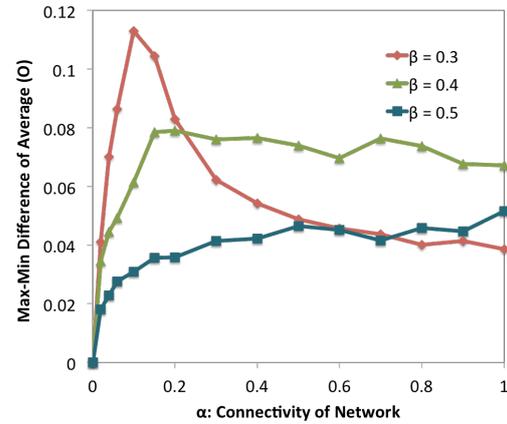


Fig. 3: 形成される意見のネットワーク間の乖離

形成される意見のネットワーク間の乖離についても，一貫性のなさへの許容度 β の値によって異なる傾向が観察された． β が大きい (=0.5) 場合，各ネットワーク間の接続性 α の上昇にしたがってネットワーク間の乖離が大きくなり， α が 0.2 あたりからは大きな変化がない．また β が小さい (=0.3) 場合， α が 0.1-0.15 ぐらいまではネットワーク間での乖離が大きくなっているが，それより β が小さくなる場合は各ネットワーク間の乖離は小さくなるのがわかった．

以上の結果より，許容度 β が大きい (=0.5) 場合は，全体における意見が小さくなるにつれて意見が収束していき，ネットワーク間の多様性も増していくと言える．また α が 0.2 をこえるあたりで， α の値が上昇してもそれぞれの指標の変化は少なくなっており，そのことは各ネットワーク間の接続性が過度に高くなっても全体の傾向に与える影響は少ないことを意味している．

このネットワーク間の多様性の差異は，概ね $\max(O_i) - \min(O_i) = 0.04$ と小さい値ではあるものの，全くランダムな状況から差異が創出することは注目すべき現象である．本シミュレーションは 1 度限りの意見形成を扱っているものの，それだけで，ネットワーク間の圧力が各ネットワークで形成される意見を分極化させる方向にあることを示している．

一方，許容度 β が小さい (=0.3) 場合，各ネットワーク間の接続性がある程度存在すると ($\alpha > 0.05$) 全体の意見が発散する (Fig. 2)．また， $\alpha \approx 0.15$ 程の各ネットワーク間の接続性がそれほど高くない場合，ネットワーク間で形成される意見のばらつきが最も大きい (Fig. 3)．しかし，それ以上に接続性 α が高くなるにつれてネットワーク間の意見のばらつきは小さくなっている．

許容度 β が小さい場合は大きい場合とは逆に全体の意見の分散が大きくなる原因は何だろうか．また，許容度 β が小さい場合，各ネットワーク間の接続性 α が高くなるにつれて形成される意見のネットワーク間の乖離が大きくなり，さらに各ネットワーク間の接続性が高い場合にはその乖離が小さくなるのは，どのようなメカニズムの結果だろうか．各ネットワーク間の接続性 α が小さい場合 ($\alpha < 0.05$) は概ね，一貫性のなさへの圧力が意見の収束に作用している．しかし， α が

それよりも大きい場合、一貫性のなさへの圧力が意見形成に与える影響が異なることが示唆される。次節で、一貫性のなさへの圧力が各エージェントの行動に与える影響について分析する。

4.2 一貫性のなさへの圧力の効果

本節では、前節の結果を説明するために、一貫性のなさへの圧力の効果を考察する。はじめに、一貫性のないエージェントへの圧力により、意見の表明を行っているエージェントの割合がどれくらい変化するかという、圧力の効果の「量」について分析する。次に、一貫性のないエージェントへの圧力が、ネットワーク全体におけるコンセンサスがとれている関係性の割合にどれくらい影響をあたえるかという、圧力の効果の「質」について分析する。

4.2.1 意見を表明しているエージェントの割合

意見を表明しているエージェントとは、ネットワーク全体において、式 3 で定義した、意見の表明している状態 ($V = 1$) であるエージェントが全体に占めるの割合である。その割合を Fig. 4 にプロットした。Fig. 4 の横軸は各ネットワーク間の接続性 α ($0.0 < \alpha < 1.0$) を、各ラインは一貫性のなさへの許容度を $\beta = 0.3, 0.4, 0.5$ とした時の結果を表している。

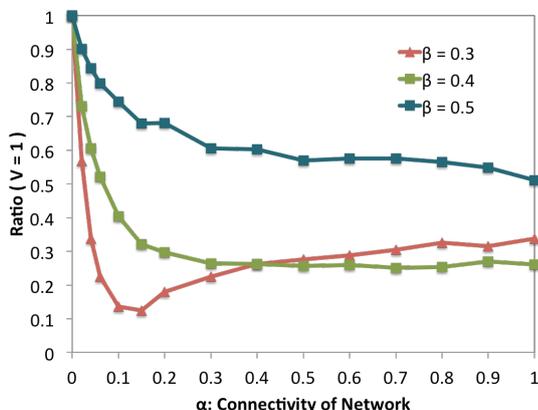


Fig. 4: 意見を表明しているエージェント ($V = 1$) の割合

許容度 β が小さい ($\beta = 0.3$) 場合、各ネットワーク間の接続性 α が少しでも大きな値をとると、多くのエージェントが意見の表明を行わない状態になることがわかる。これは、Fig. 2 における意見の分散に影響したといえる。なぜならば、過度な圧力がありエージェントが沈黙している状態になることで全体の意見の収束が起きづらくなり、ステップを追う毎にこの傾向が加速したと考えられるからである。

しかし、各ネットワーク間の接続性が高い場合 ($\alpha > 0.5$)、一貫性のなさへの許容度が小さい場合 ($\beta = 0.3$) は大きい場合 ($\beta = 0.5$) に比べて意見を表明している ($V = 1$) エージェントは少ないが (Fig. 4)、ネットワーク間の意見の相違はほとんど同じ値となった (Fig. 3)。従って、必ずしもネットワーク間の圧力によってどれくらいの割合のエージェントが沈黙するのかが、そのままネットワーク間の意見の相違の大きさに結びつくわけではない。つまり、エージェントの沈黙にも、質が異なるパターンが有るとということが示唆される。

4.2.2 コンセンサスのとれている割合

全ネットワークにおけるエージェント間のエッジのうち、エッジの両端のエージェントの意見の差異が ϵ (式 2) 以上のエッジをコンセンサスが取れていないと定義した。 ϵ は BCM における Conformity Bias がかかる閾値であり、ネットワーク内でそれ以上の乖離があると意見

のすり合わせを行わない。そのコンセンサスが取れているエッジが全体のエッジに占める割合をコンセンサスが取れている割合とし、Fig. 5 にプロットした。Fig. 5 の横軸は各ネットワーク間の接続性 α ($0.0 < \alpha < 1.0$) を、各ラインは一貫性のなさへの許容度を $\beta = 0.3, 0.4, 0.5$ とした時の結果を表している。

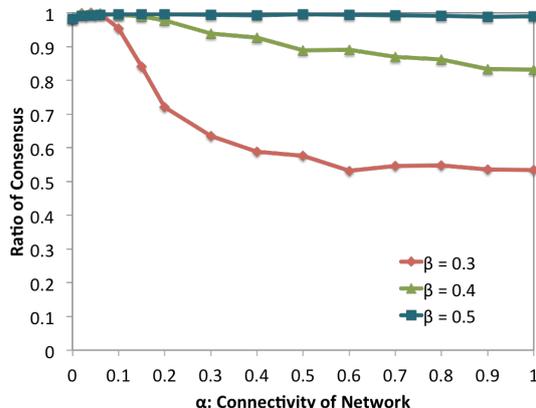


Fig. 5: コンセンサスがとれている割合

Fig. 5 より、各ネットワーク間の接続性 α が大きくなるにつれて、コンセンサスが取れているエッジの割合が低くなっていることが分かる。特に、許容度 β が小さい場合 ($\beta = 0.3$) にはその傾向が強い。

一貫性のなさへの許容度 β が小さい場合でも、各ネットワーク間の接続性がそれほど大きくない場合 ($\alpha = 0.15$)、80%以上のエージェント間のエッジがコンセンサスのとれた状態である。その一方で、Fig. 4 より、意見を表明しているエージェントの割合がかなり少ないことがわかる。つまり、沈黙への圧力がかかった結果、沈黙するエージェントの量は劇的に増えたが、エージェント間のコンセンサスが保たれている状態である。その結果、全体を観察すると、 α が 0.1-0.15 あたりでは、全体の多様性が高く (Fig. 2) ネットワーク間の違いも大きい (Fig. 3) 状態になったといえる。また、各ネットワーク間の接続性が大きい場合 ($\alpha > 0.15$)、コンセンサスが保たれていない状態となる。

対照的に、許容度が高い場合 ($\beta = 0.5$)、沈黙への圧力により一定の割合でエージェントが意見を表明しなくなっているが (Fig. 4)、エージェント間の関係性はコンセンサスがとれている状態である (Fig. 5)。一貫性のなさへの圧力はネットワーク内でのコンフリクトを起こさずに、エージェントの一部を沈黙させたといえる。その結果、各ネットワーク内では意見のすり合わせが行われるようになり、全ネットワークにおける意見の分散が少ない状態となったと考えられる。

以上の分析により、許容度 β の大小によって、一貫性のなさへの圧力が全体に及ぼす質と量が異なっていく、この2つは必ずしも連動しないことが分かった。そのことが原因で、許容度 β の大小によって、ネットワーク全体の意見の分散や形成される意見のネットワーク間の乖離の様子が異なってくるということが分かった。

5 結果のまとめ、考察

以上のシミュレーションの結果、エージェントが一貫性のなさへの過度に敏感になる場合、各ネットワーク間の接続性が高くなると、各ネットワーク間での意見の差異が大きくなり、接続性が高くなるとコミュニティ内が分裂することが分かった。しかし、一貫性のなさへの許容度が高い場合、接続性が高まるにつれて全体の意見が収束していくことが分かった。

このような違いは、一貫性のなさへの許容度が異な

ると、エージェントが圧力によって沈黙する量と質がことなることによって生ずることが分かった。

一貫性のなさへの許容度が低い場合 ($\beta = 0.3$)、少しでも各ネットワーク間の接続性がある場合 ($\alpha < 0.2$) には圧力によって沈黙するエージェントの量は多いが (Fig. 4)、周りとのコンセンサスは概ね維持されている (Fig. 5)。この状態では、全体の意見の分散が低く (Fig. 2)、各ネットワーク間の意見の平均の差異が大きい (Fig. 3)。しかし、各ネットワーク間の接続性が高まると ($\alpha > 0.2$)、コンセンサスは維持されなくなり (Fig. 5)、全体の意見の分散が大きくなる (Fig. 2)。

現代の SNS の一部のユーザーは他人の言動のあら探しを行っており、そのユーザーに多くの人々が追従している。シミュレーション結果から言えることは、このような行動はエージェントの沈黙を生み、各ネットワーク内で形成される意見を乖離させている。本シミュレーションは1度の意見形成のみを扱ったが、意見形成が繰り返されることで、各ネットワーク間の乖離はさらに大きくなるだろう。また、各ネットワーク間の接続性がさらに高まるとネットワーク内のコンセンサスが小さくなり荒れた状態となることは、シミュレーション結果から説明可能である。

一方で、一貫性のなさへの許容度が高い場合 ($\beta = 0.5$)、各ネットワーク間の接続性が高まるにつれ、全体での意見の多様性が減少 (Fig. 2) し、各コミュニティ内のコンセンサスも高い割合で維持されることが分かった (Fig. 5)。

現実社会における合意形成は、震災からの復興や政策の議論などは、オンラインコミュニティを含めた複数の場で行われつつある。そこでの合意形成を目的とした場合、一貫性のない発言に過度に反応しないことが重要であることが、本研究の結果より数理的に裏付けられた。

6 結論

本研究において我々は、人が所属する各ネットワーク内で適応とそれによるネットワーク間でのコンフリクトという新しい考え方を意見形成モデルに導入した。これまでの研究の多くは意見形成のメカニズムを単一のネットワークで扱うか、複数のコミュニティを考慮した場合でもその間の意見の伝播に着目していた。このような複数のネットワーク間のコンフリクトを単純なメカニズムで数理的にモデリングしたことは、これまでにない取り組みである。

提案したモデルによるシミュレーションにより、どのような場合にネットワーク全体で意見が収束するか、各ネットワーク間で形成される意見の乖離が発生するのかを数理的に実証することが出来た。一貫性のなさへの許容度が高い場合と低い場合で、各ネットワーク間の接続性が高まることが意見形成のメカニズムに真逆の影響を与えることは、特に着目すべき結果である。

本研究では単純な条件でシミュレーションを行ったが、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考慮した本モデルの応用先は幅広く存在する。例えば、あるネットワークに属するエージェントのみ周囲に圧力を与えるという拡張により、特定の原理主義的な集団が全体に及ぼす効果を測定できる。また、ネットワークの構造にスケールフリー性を導入することにより現実に近づけることも考えられる。

参考文献

1) Bowers, W. J., Vandiver, M. and Dugan, P. H.: New look at public opinion on capital punishment: What

citizens and legislators prefer, *Am. J. Crim. L.*, **22**, 77 (1994)

- 2) Coviello, L., Sohn, Y., Kramer, A. D., Marlow, C., Franceschetti, M., Christakis, N. A. and Fowler, J. H.: Detecting Emotional Contagion in Massive Social Networks, *PLoS one*, **9**-3, e90315 (2014)
- 3) Lassiter, M. D.: *The silent majority: Suburban politics in the sunbelt south*, Princeton University Press (2013)
- 4) Cannarella, J. and Spechler, J. A.: Epidemiological modeling of online social network dynamics, *arXiv preprint arXiv:1401.4208* (2014)
- 5) Hegselmann, R. and Krause, U.: Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, **5**-3 (2002)
- 6) Castellano, C., Fortunato, S. and Loreto, V.: Statistical physics of social dynamics, *Reviews of modern physics*, **81**-2, 591 (2009)
- 7) Weisbuch, G.: Bounded confidence and social networks, *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, **38**-2, 339/343 (2004)
- 8) Varshney, K. R.: Bounded Confidence Opinion Dynamics in a Social Network of Bayesian Decision Makers, *arXiv preprint arXiv:1309.3959* (2013)
- 9) Gargiulo, F. and Huet, S.: Opinion dynamics in a group-based society, *EPL (Europhysics Letters)*, **91**-5, 58004 (2010)
- 10) Quattrociochi, W., Caldarelli, G. and Scala, A.: Opinion dynamics on interacting networks: media competition and social influence, *Scientific reports*, **4** (2014)
- 11) Cellai, D., Lopez, E., Zhou, J., Gleeson, J. P. and Bianconi, G.: Percolation in multiplex networks with overlap, *Physical Review E*, **88**-5, 052811 (2013)
- 12) Gomez, S., Diaz-Guilera, A., Gomez-Gardenes, J., Perez-Vicente, C. J., Moreno, Y. and Arenas, A.: Diffusion dynamics on multiplex networks, *Physical review letters*, **110**-2, 028701 (2013)
- 13) Nguyen, D. T., Zhang, H., Das, S., Thai, M. T. and Dinh, T. N.: Least Cost Influence in Multiplex Social Networks: Model Representation and Analysis, *Data Mining (ICDM), 2013 IEEE 13th International Conference on, IEEE*, 567/576 (2013)
- 14) Trpevski, I., Stanoev, A., Koseska, A. and Kocarev, L.: Discrete-time distributed consensus on multiplex networks, *New Journal of Physics*, **16**-11, 113063 (2014)
- 15) Cozzo, E., Banos, R. A., Meloni, S. and Moreno, Y.: Contact-based social contagion in multiplex networks, *Physical Review E*, **88**-5, 050801 (2013)
- 16) Bogojeska, A., Filiposka, S., Mishkovski, I. and Kocarev, L.: On opinion formation and synchronization in multiplex networks, *Telecommunications Forum (TELFOR), 2013 21st, IEEE*, 172/175 (2013)
- 17) Halu, A., Zhao, K., Baronchelli, A. and Bianconi, G.: Connect and win The role of social networks in political elections, *EPL Europhysics Letters*, **102**-1, 16002 (2013)