The 32nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018

# 意見の一貫性のなさによる圧力と沈黙を考慮した意見形成モデル

Opinion Formation Model Including Pressure and Silence Caused by Inconsistency

木村 苑子 *1　浅谷 公威 *2　菅原 俊治 *1
Sonoko Kimura　Kimitaka Asatani　Toshiharu Sugawara

*1早稲田大学　*2東京大学
Waseda University　The University of Tokyo

People often belong to multiple communities and accommodate themselves to majority opinion in each community. Thus, they sometimes express different and occasionally inconsistent opinions in the individual communities. When the inconsistency in opinion is uncovered, she/he may be criticized, and then, quit expressing opinions. Recently inconsistency in opinion is easily uncovered because of the growth of communication tools, e.g. SNS. Therefore, we investigate the mechanism of quitting expressing opinion because of the criticism of the inconsistency in opinions in social media. We modeled multiple communities as multiplex networks and investigate how opinions are formed and why users quit expressing opinions due to uncovered inconsistency. For this purpose, we first extended a conventional model whose opinion formation mechanism is based on the bounded confidence model. Then we also considered different opinion formation mechanisms and examined opinion formation in different types of multiplex complex networks, in order to adjust more realistic situations.

## 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 [Halu 13] 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 [浅谷 15] 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を行なった．その結果，現実世界の複数のコミュニティにおける意見形成において，意見の収束，コミュニティ間の意見の違い，サイレントマジョリティなどの現象が発生することを説明した．浅谷らのモデルでは，ネットワーク構造は Erdős-Rényi（ER）モデル [Erdős 59] に基づくランダムグラフであり，意見を表明しているエージェント同士がすべてのネットワークで Bounded Confidence Model（BCM）[Hegselmann 02] に基づき意見形成を行う．しかし，現実のネットワーク構造がランダムグラフではないことに加え，提案されたエージェントの意思決定のプロセスも必ずしも現実に即しているとはいえない．

連絡先: 木村 苑子，早稲田大学，s.kimura@isl.cs.waseda.ac.jp

本研究では，より現実に近い意見形成のプロセスを再現するため，浅谷らによるモデル [浅谷 15] に以下の変更を加えてその挙動を観察した．沈黙しているエージェントも意見を聞くことはできるため，提案モデルでは沈黙しているエージェントも意見形成を行う現象を取り入れた．また，意見形成の多様性を表すために，ネットワークごとに意見形成方法を BCM か多数決かをランダムに選択した．さらに，現実のネットワーク構造を取り入れるために，ネットワーク構造を Connecting Nearest Neighbor（CNN）モデル [Vázquez 03] とし，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た．

## 2. モデル

エージェントの集合を $A = \{1, \cdots, N_a\}$ 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 $L$ 層のネットワーク（$L$ 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（以下これを $NW(n)$ と表す）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，$i$ がネットワーク $NW(n)$ で時刻 $t$ での意見の表明を $V_i^n(t)$ と表す．この値は 2 値とし，1 のときは表明状態を，0 のときは沈黙を表す．

### 2.1 BCM に基づく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．意見形成のモデルである BCM は 2 つの意見の差異が $\varepsilon$ 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するものである．$\varepsilon$ 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 $NW(n)$ において隣接している．時刻 $t$ において，$NW(n)$ で $i$, $j$ が BCM で意見形成を行う場合，$i$, $j$ の $NW(n)$ での意見 $O_i^n(t)$, $O_j^n(t)$ の変化を，式 (1)，式 (2) で表す．

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

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

[それ以外の場合]

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

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 $\beta$ 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 $\beta$ 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，このネットワーク間での圧力と沈黙のプロセスはある確率 $\alpha$ で発生する．この $\alpha$ 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 $i$ のネットワーク $NW(n)$ での意見の表明 $V_i^n(t)$ の変化を式 (3)，式 (4) 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]

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

[それ以外の場合]

$$V_i^n(t+1) = V_i^n(t)\ (\forall n \in N_{ik}) \tag{4}$$

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

### 3.1 提案モデル 1：意見形成アルゴリズムを変更したモデル

浅谷らによるモデル [浅谷 15] では，意見を表明しているエージェント同士で意見形成をしていた．しかし実際には，沈黙したエージェントも意見を表明している隣接エージェントの意見を聞き，意見を変化させることがあると考えられる．この現象をモデルに取り入れる．

浅谷らによるモデル [浅谷 15] では意見形成を行うエージェント $i$, $j$ はどちらも意見を表明していたが，提案モデル 1 では $i$, $j$ のどちらか一方が意見を表明していればよい．沈黙しているエージェント $i$ と意見を表明しているエージェント $j$ で意見形成を行う場合，$i$ は $j$ の意見を観測することができるため意見を $j$ にすり合わせるが，$j$ は $i$ の意見を観測することができないため意見を $i$ に合わせることはない．このために BCM の式 (1)，式 (2) を修正し，時刻 $t$ において第 $n$ 層のネットワーク $NW(n)$ で，沈黙しているエージェント $i$ と意見を表明しているエージェント $j$ が意見形成を行う場合，$i$, $j$ の $NW(n)$ での意見 $O_i^n(t)$, $O_j^n(t)$ の変化を式 (5)，式 (6) で表すものとする．

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

$$\begin{aligned} O_i^n(t+1) &= O_i^n(t) \times (1-a) + O_j^n(t) \times a \\ O_j^n(t+1) &= O_j^n(t) \end{aligned} \tag{5}$$

[それ以外の場合]

$$\begin{aligned} O_i^n(t+1) &= O_i^n(t) \\ O_j^n(t+1) &= O_j^n(t) \end{aligned} \tag{6}$$

式 (5)，式 (6) で表される，BCM を修正した意見形成方法を modified BCM（mBCM）と呼ぶものとする．なお，意見を表明しているエージェント同士で意見形成を行う場合は通常の BCM の式 (1)，式 (2) に従う．

### 3.2 提案モデル 2：一部のネットワークで多数決で意見形成を行うモデル

浅谷らによるモデル [浅谷 15] では，すべてのネットワークで意見形成アルゴリズムが BCM と均一であった．しかし実際には，コミュニティごとに意見形成方法が異なる多様性が考えられる．これを表現するために，意見形成アルゴリズムをネットワークごとに変え，通常の BCM で意見形成を行うネットワークの他に多数決で意見形成を行うネットワークを加える．BCM は意見を互いにすり合わせるモデルであり，自然なコミュニティを表すが，多数決は意見を周囲に合わせるモデルであり，強制力の強いコミュニティを表す．

多数決の意見形成では，意見の値によってエージェントを $N_s$ 種類（$N_s$ は正の整数）のスペクトルに分類したものと仮定する．分類されたエージェントの集合を $A_m = \{i \in A \mid m = \lceil O_i \times N_s \rceil\}$ で表す（ただし $O_i = 0$ のとき $i \in A_1$ とする）．また，ここで $O_i$ はエージェント $i$ の持つ意見である．つまり，$A_1$ に所属するエージェントの意見は 0 に近く，$A_{N_s}$ に近付くにつれ所属するエージェントの意見は大きくなっていくというように，順序的になっている．エージェント $i$ は意見形成を行うネットワーク $NW(n)$ での隣接エージェントが表明している意見を観測し，自分と意見を表明している隣接エージェントを $A_1 \sim A_{N_s}$ に分類する．分類されたエージェントが最も多かった種類を多数派とし，自分の意見を多数派の意見に近付ける．ただし，自分が多数派に所属する場合と，票が割れ所属するエージェントが最も多い種類を決められない，つまり多数派が存在しない場合は意見を変化させない．

時刻 $t$ において第 $n$ 層のネットワーク $NW(n)$ で $i$ が多数決で意見形成を行う場合，$i$ の $NW(n)$ での意見 $O_i^n(t)$ の変化を式 (7)，式 (8) で表す．

[$A_m$ が多数派で $i \notin A_m$ のとき]

$$O_i^n(t+1) = O_i^n(t) \times (1 - a_{md}) + \left(\frac{m-1}{N_s} + \frac{1}{2N_s}\right) \times a_{md} \tag{7}$$

[$A_m$ が多数派で $i \in A_m$ のとき，多数派が存在しないとき]

$$O_i^n(t+1) = O_i^n(t) \tag{8}$$

ここで，$a_{md}$（$0 \leq a_{md} \leq 1$）は多数決での意見のすり合わせ度合いを表す定数である．

### 3.3 提案モデル 3：影響力の強いエージェントが存在するモデル

浅谷らによるモデル [浅谷 15] 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 モデルに拡張することで表現した．CNN モデル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 (2) における $a$ の値を小さく，式 (3)，式 (4) における $\beta$ の値を大きく設定した．なお，提案モデル 3 では意見形成方法として通常の BCM を用いた．

## 4. 実験

### 4.1 実験 1

#### 4.1.1 実験環境

実験 1 では，沈黙者の意見変化を想定した状況での意見形成を調査する．そのために，沈黙したエージェントは意見形成を行わない既存モデル [浅谷 15] と，沈黙したエージェントも意見形成を行う提案モデル 1 を比較した．実験 1 で用いたパラメータの値を表 1 に示す．実験 1 では，すべてのネットワーク構造を ER モデルに基づくランダムグラフとした．また，初期状態において各エージェントは各ネットワークで同じ意見を表明しており，意見に一貫性がある状態とした．各エージェントの意見はランダムに決定される．

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 | $\varepsilon$ | 0.4 |
| BCM すり合わせ係数 | $a$ | 0.5 |
| ネットワークの数 | $L$ | 8 |
| エージェントの数 | $N_a$ | 100 |
| 各ネットワーク間の接続性 | $\alpha$ | Variable $(0.0 \leq \alpha \leq 1.0)$ |
| 一貫性のなさへの許容度 | $\beta$ | Variable $(0.3, 0.5)$ |

#### 4.1.2 実験結果と考察

一貫性のなさへの許容度 $\beta$ が 0.3，0.5 の場合について，各ネットワーク間の接続性 $\alpha$ 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意見の標準偏差を図 1 に示す．

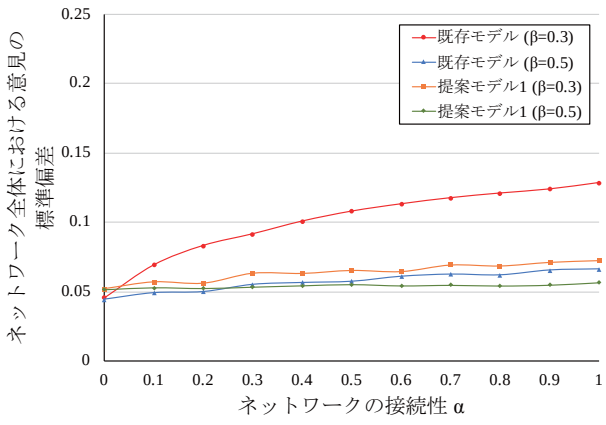


図 1: 実験 1 でのネットワーク全体における意見の標準偏差

図 1 より，既存モデルより提案モデル 1 の方がネットワーク全体の意見の標準偏差が小さく，意見の多様性が保たれなかった．これは，提案モデル 1 では沈黙したエージェントも意見形成を行い，発言しているエージェントに意見をすり寄せるので，一貫性のなさへの許容度 $\beta$ が小さく沈黙しやすい場合でも意見形成が行われるためである．また，提案モデル 1 でのネットワーク全体における意見の標準偏差は，既存モデルに比べて $\beta$ の違いによる差異が小さく，$\beta = 0.3$ の場合が $\beta = 0.5$ の場合に近付く結果となったが，これも同様の理由からである．

### 4.2 実験 2

#### 4.2.1 実験環境

実験 2 では，ネットワークごとに異なる意見形成方法を用いる状況での意見形成を調査する．そのために，すべてのネットワークの意見形成方法が BCM である既存モデル [浅谷 15] と，ネットワークごとに BCM と多数決という異なる意見形成方法を用いる提案モデル 2 を比較した．実験 2 で用いたパラメータのうち，実験 1 で用いたパラメータとの差分の値を表 2 に示す．実験 2 ではすべてのネットワーク構造を ER モデルに基づくランダムグラフとした．また，初期状態において各エージェントは各ネットワークで同じ意見を表明しており，意見に一貫性がある状態とした．各エージェントの意見はランダムに決定される．提案モデル 2 において，あるネットワークの意見形成方法が BCM である確率と多数決である確率はともに 0.5 とし，多数決の際には意見を 4 種類に分類した．

表 2: 実験 2 におけるパラメータの値

| パラメータ | | 値 |
|---|---|---|
| 意見形成方法が BCM の確率 | $P_{bcm}$ | 0.5 |
| 意見形成方法が多数決の確率 | $P_{md}$ | 0.5 |
| 多数決での意見の種類の数 | $N_s$ | 4 |
| 多数決でのすり合わせ係数 | $a_{md}$ | 0.5 |

#### 4.2.2 実験結果と考察

一貫性のなさへの許容度 $\beta$ 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 $\alpha$ 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 2 に示す．

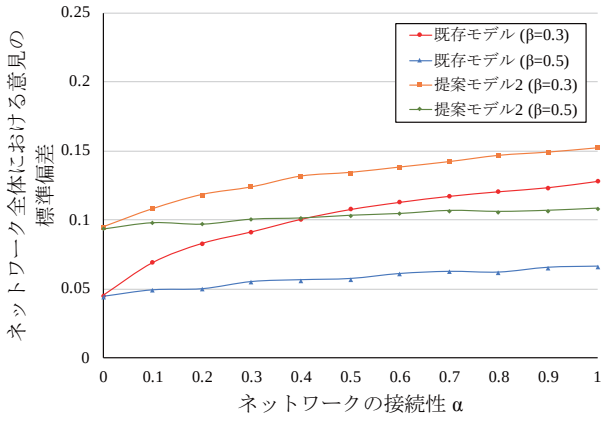


図 2: 実験 2 でのネットワーク全体における意見の標準偏差

図 2 から，$\beta$ が同じ場合同士で比較すると，既存モデルより提案モデル 2 の方がネットワーク全体における意見の標準偏差が大きく，意見の多様性が保たれた．既存モデルではすべてのネットワークで BCM で意見形成を行うが，提案モデル 2 では一部のネットワークでは BCM で，一部のネットワークで

は多数決で意見形成を行う．BCM では意見形成後の意見は意見形成を行う 2 つの意見の間の値になるため，BCM での意見形成を繰り返すとエージェントの意見は全体の意見の平均値に近付いていくと考えられる．一方，多数決では隣接エージェントの多数派意見に自分の意見を近付けるが，エージェントごとに隣接エージェントが異なるため，エージェントごとに多数派意見も異なる．したがって，すべてのエージェントが同じ意見に近付いていくわけではない．この違いのために，BCM で意見形成を行う既存モデルより，BCM と多数決の両方で意見形成を行う提案モデル 2 の方が全体の意見の標準偏差が大きくなったと考えられる．

### 4.3 実験 3

#### 4.3.1 実験環境

実験 3 では，影響力の強いエージェントが存在する状況での意見形成を調査する．そのために，ネットワーク構造をランダムグラフとした既存モデル [浅谷 15] と，ネットワーク構造を CNN モデルとした提案モデル 3 を比較した．実験 3 で用いたパラメータのうち，実験 1 で用いたパラメータとの差分の値を表 3 に示す．初期状態において各エージェントは各ネットワークで同じ意見を表明しており，意見に一貫性がある状態とした．各エージェントの意見はランダムに決定される．また，提案モデル 3 において，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 $\alpha$ 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 $\beta$ 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．

表 3: 実験 3 におけるパラメータの値

| パラメータ | | 値 |
|---|---|---|
| 影響力の強いエージェントの数 | $N_{as}$ | 0 or 10 |

#### 4.3.2 実験結果と考察

通常のエージェントの一貫性のなさへの許容度 $\beta$ 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 $\alpha$ 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 3 に示す．

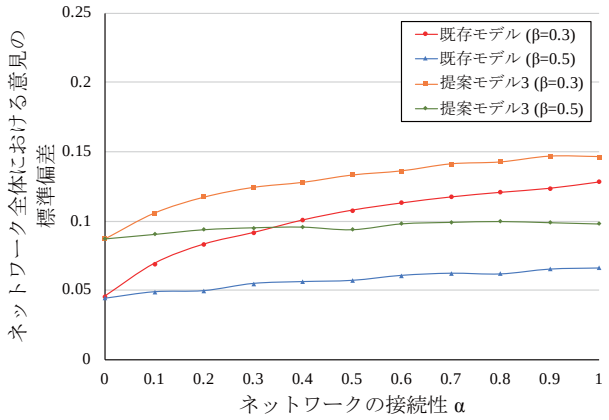


図 3: 実験 3 でのネットワーク全体における意見の標準偏差

図 3 より，$\beta$ が同じである場合同士で比較すると，既存モデルより提案モデル 3 の方がネットワーク全体における意見の標準偏差が大きく，意見の多様性が保たれた．提案モデル 3 ではネットワーク構造が CNN モデルであるため，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．このとき，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であると考えられる．

## 5. 結論

本研究では，沈黙したエージェントも意見形成をするモデル，意見形成方法をネットワークごとに BCM か多数決かランダムに決定するモデル，ネットワーク構造が CNN モデルであり影響力の強いエージェントが存在するモデルを提案し，各モデル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シミュレーションした．その結果，意見形成方法の違いや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．沈黙したエージェントも意見形成をする場合，沈黙するエージェントが多くなるときに意見の多様性が失われ意見が均一的になった．また多数決で意見形成を行うネットワークが存在する場合とネットワーク構造が CNN モデルである場合は，意見の多様性が保たれやすくなった．

本研究では既存のモデルに 3 種類の変更を加えたが，本モデルにはさらなる改良の余地がある．例えば沈黙したエージェントも意見形成をするモデルでは，意見に一貫性がなくなり圧力を受け沈黙したエージェントが，自分の意見の変化により意見の一貫性を取り戻し再び意見を表明する現象が考えられる．また，ネットワーク構造が CNN モデルである場合に，本研究では影響力の強いエージェントとそうでないエージェントを分類しパラメータを一律に変化させたが，エージェントの次数に応じた連続的な影響力を考え，影響力に応じてパラメータを連続的に変化させることが考えられる．本研究ではこれらの現象を考慮していないので，これらの現象を取り入れることが今後の課題である．

## 参考文献

[Erdős 59] Erdős, P. and Rényi, A.: On Random Graphs I., *Publicationes Mathematicae (Debrecen)*, Vol. 6, pp. 290–297 (1959)

[Halu 13] Halu, A., Zhao, K., Baronchelli, A., and Bianconi, G.: Connect and win: The role of social networks in political elections, *Europhysics Letters*, Vol. 102, No. 1, p. 16002 (2013)

[Hegselmann 02] Hegselmann, R. and Krause, U.: Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis and Simulation, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Vol. 5, No. 3, pp. 1–2 (2002)

[Vázquez 03] Vázquez, A.: Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations, *Phys. Rev. E*, Vol. 67, p. 056104 (2003)

[浅谷 15] 浅谷 公威, 鳥海 不二夫, 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)