

エージェントの初期特性が役割分化に与える影響： イノベーター理論とネーミングゲームの統合的分析

大阪公立大学 情報学研究科 松本 隼人
大阪公立大学 情報学研究科 北條 仁志

Hayato Matsumoto
Hitoshi Hohjo
Graduate School of Informatics, Osaka Metropolitan University

1 はじめに

1.1 研究の背景

新しい言葉や製品、あるいはアイデアといった「社会的情報」は、どのようにして集団全体へと広まっていくのか。この問いは、社会学、経済学、情報学など多岐にわたる分野で重要なテーマとなっている。社会科学の分野では、普及プロセスをマクロな視点から記述する標準的なモデルとして、1962年にRogersによって提唱された「イノベーター理論」[1]が広く知られている。一方で、複雑系科学や人工生命の分野では、個々のエージェントのミクロな相互作用から、集団全体の秩序や合意が創発するメカニズムを解明するために「ネーミングゲーム (Naming Game)」と呼ばれる数理モデルが用いられてきた。1995年にSteels [2]が提唱したこのモデルは、言語進化の構成論的アプローチとして重要視されている。

これら二つのアプローチは、対象とする現象は共通しているものの、着眼点が異なる。イノベーター理論は普及の「結果」としての人々の分類に主眼を置き、ネーミングゲームは合意形成に至る「プロセス」の動的なメカニズムに主眼を置く。本研究では、これら二つの理論を統合的に分析することで、個人の内的な特性がいかんして社会的な役割分化（イノベーターやラガードなど）を引き起こすのかを解明することを目的とする。

1.2 イノベーター理論：普及の社会学的モデル

イノベーター理論とは、新しい技術や概念が社会システムへ普及する時間的プロセスを説明する理論である。Rogersは、人々がイノベーションを採用するタイミングの早さに応じて、構成員を以下の5つのカテゴリーに分類した。

- イノベーター (Innovator)**：全体の約2.5%を占める。冒険的で、新しいものを誰よりも早く採用する層である。リスクを恐れず、社会の外部から新しい情報を持ち込むゲートキーパーの役割を果たす。
- アーリーアダプター (Early Adopter)**：全体の約13.5%を占める。流行に敏感で、自ら情報収集を行い判断する。集団内での社会的地位が高く、オピニオンリーダーとして後続の層に影響を与える。
- アーリーマジョリティ (Early Majority)**：全体の約34.0%を占める。慎重派であり、アーリーアダプターの動向を見てから採用を決定する。「みんなが使っているなら安心」と考え、平均的な人々よりも少し早く採用する層である。
- レイトマジョリティ (Late Majority)**：全体の約34.0%を占める。懐疑的であり、周囲の大多数が採用したという社会的圧力を感じてから採用する層である。

5. **ラガード (Laggard)** : 全体の約 16.0%を占める。最も保守的で、伝統を重んじる。変化を好まず、「昔からの方法が一番」と考え、最後までイノベーションを拒む傾向がある。

この理論において、累積採用者数は時間の経過とともにS字カーブ（ロジスティック曲線）を描くことが知られている。しかし、この理論はあくまで採用時期に基づいた「事後的な分類」であり、個人のどのような心理的・行動的特性が、これらの役割決定に寄与しているのかという発生メカニズムまでは十分に説明されていない。

1.3 ネーミングゲーム：合意形成の数理モデル

ネーミングゲームは、言語の起源や進化を理解するためのマルチエージェントモデルである。このモデルは、中央集権的な制御なしに、エージェント同士の局所的なコミュニケーションのみを通じて、集団全体で一つの「名前」への合意が形成される過程をシミュレーションする。

特に、ルールを極限まで単純化した「最小ネーミングゲーム (Minimal Naming Game)」は、社会ネットワーク上での合意形成プロセスの分析に広く用いられている [3-7]。その基本的な相互作用は以下の手順で行われる。

1. **役割の決定**: 集団からランダムに2体のエージェントを選び、一方を「スピーカー (Speaker)」、もう一方を「ヒアラー (Hearer)」とする。
2. **発話**: スピーカーは、対象物を指す「単語」を自身のメモリ（語彙リスト）から一つ選んで発話する。もしメモリが空であれば、新しい単語を生成（発明）する。
3. **聴取と判定**:
 - **成功 (Success)** : ヒアラーが、スピーカーの発した単語を既にメモリに持っていた場合、コミュニケーションは「成功」とみなされる。この時、両者は合意形成に寄与したその単語だけを残し、他の競合する単語をすべてメモリから削除する。
 - **失敗 (Failure)** : ヒアラーがその単語を持っていなかった場合、コミュニケーションは「失敗」となる。この時、ヒアラーはその新しい単語を学習し、自身のメモリに追加する。

この単純なルールの繰り返しにより、初期状態ではバラバラだったエージェントの語彙が、時間の経過とともに淘汰され、最終的には集団全体で一つの単語のみが共有される「グローバルコンセンサス」の状態に至る。ネーミングゲームのプレイヤーは、最適解を計算するような合理的振る舞いではなく、ランダム性を含んだ行動をとる。この性質は、人間の認識や推論能力の限界を考慮した社会現象の分析に適しているとされる。

1.4 本研究の目的

先行研究におけるネーミングゲームでは、エージェントは基本的に「対等」であり、均質な特性を持つと仮定されることが多い。あるいは、特定の意見に固執する少数派 (Committed Minorities) を初期条件として固定的に配置する研究 [8] もあるが、それらは「なぜそのエージェントがそのような役割を担うようになったのか」という発生機序を問うものではない。

本研究では、イノベーター理論で語られる「役割」が、あらかじめ決められたものではなく、個人の初期特性から創発するものであるという仮説に立つ。具体的には、ネーミングゲームのエージェントに対し、「新しいものを生み出す傾向 (新規性選好度)」と「他者の影響を受け入れる傾向 (社会的影響感受性)」という2つのパラメータを導入する。シミュレーションを通じて、これらの微視的な特性が、普及プロセス全体の中でどのように作用し、結果として誰がイノベーターとなり、誰がラガードとなるのかという巨視的な役割分化を導くのかを明らかにすることを目的とする。

2 モデル

本研究では、従来のネーミングゲームを拡張した「動的役割付与型ネーミングゲーム」を提案する。

2.1 エージェントとパラメータ

N 体のエージェントからなる集団 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ を定義する。各エージェントは以下の2つの静的な初期パラメータを持ち、これらはシミュレーションを通じて不変である。

- 新規性選好度 ($P_N \in [0, 1]$): まだ知られていない新しい単語（イノベーション）を自ら生成する確率を表す。 $[0, 1]$ 上の一様分布に従って割り当てられる。
- 社会的影響感受性 ($S_I \in [0, 1]$): 他者から聞いた単語を採用する際の「受け入れやすさ」を表す。値が大きいほど、社会的な普及率が低い段階でも採用する傾向がある。 $[0, 1]$ 上の一様分布に従って割り当てられる。

また、各エージェントは語彙メモリを持ち、単語 w ごとに関連度 $R_w (\geq 0)$ を保持・更新する。

2.2 シミュレーションの実行手順

モデルの全体的な流れを Figure1 に示す。本モデルのシミュレーションは以下の手順で実行される。

1. **初期化:** N 体のエージェントを生成し、各エージェントに対してパラメータ P_N, S_I をランダムに割り当てる。全エージェントの語彙メモリは空とする。
2. **ネットワーク構築:** エージェント間の接続関係を構築する（実験条件により完全グラフまたは不均質グラフを利用する）。
3. **相互作用の反復:** 以下のステップを最大ステップ数 T_{max} に達するまで繰り返す。
 - (a) ネットワーク上からランダムにスピーカーとなるエージェント1体を選択し、その隣接エージェントからヒアラー1体を選択する。
 - (b) 2.3節に後述する相互作用プロセスを実行し、語彙および関連度を更新する。
4. **集計:** T_{max} ステップ終了後、普及した単語ごとの採用時刻履歴に基づき、各エージェントの役割（イノベーター等）を決定する。

2.3 相互作用の詳細プロセス

各タイムステップにおいて選択されたスピーカーとヒアラーのペアは、以下の手順で相互作用を行う。

1. **単語の選択・生成 (Speaker)** スピーカーは確率 P_N で、有限のサイズを持つ外部語彙リストから新しい単語を選択する。このとき、その単語に初期関連度 R_{init} を与えて自身のメモリに追加した上で発話する。一方、確率 $1 - P_N$ で、自身のメモリにある既存の単語から発話する単語を選択する。ただし、メモリが空の場合 ($V = \emptyset$) は、例外的に新しい単語を生成して発話する。ここで、スピーカーが保持する語彙集合を V とし、そこに含まれる単語 $w \in V$ の現在の関連度を R_w とする。単語 w が選択される確率 $P(w)$ は、温度パラメータ τ を用いた以下のソフトマックス関数によって決定される。

$$P(w) = \frac{\exp(R_w/\tau)}{\sum_{w' \in V} \exp(R_{w'}/\tau)} \quad (1)$$

2. 採用の判断 (Hearer) ヒアラーは未知の単語 w を受信すると、その単語の現在の集団内普及率 $Pop(w)$ に基づいて採用判定を行う。採用条件は以下の通りである。

$$Pop(w) \geq Th_{base} \cdot (1 - S_I) \quad (2)$$

ここで、 Th_{base} は基準閾値である。 S_I が高いエージェントほど右辺の閾値が下がり、普及率が低い段階でも採用しやすくなる。

3. 学習と関連度の更新 相互作用の結果に基づき、エージェントは単語の関連度 R_w を更新する。ここで、 $\delta_{success}$ および δ_{fail} は学習の強度（学習率）に相当するパラメータである。

- 成功時: ヒアラーが単語を採用済み（または新規採用）の場合、双方のエージェントは $R_w \leftarrow R_w + \delta_{success}$ と更新する。
- 失敗時: ヒアラーが採用しなかった場合、スピーカーは $R_w \leftarrow \max(0, R_w - \delta_{fail})$ と更新し、その単語の使用優先度を下げる。

2.4 役割の事後定義

シミュレーション終了後、ある単語 w を採用した全エージェントを採用時刻（ステップ数）順にソートし、Rogers の普及モデルの構成比に従って役割ラベルを付与する。

- 上位 2.5% : イノベーター
- 次の 13.5% : アーリーアダプター
- 次の 34.0% : アーリーマジョリティ
- 次の 34.0% : レイトマジョリティ
- 残り 16.0% : ラガード

3 数値実験 1: 完全グラフにおける特性分析

まず、社会構造の影響を排除し、個人の初期特性が役割に与える純粋な影響を調査するため、完全グラフ（全結合ネットワーク）を用いたシミュレーションを行った。

3.1 実験設定

以下のパラメータを設定した。

- エージェント数 N : 20,000
- シミュレーションステップ T_{max} : 1,000,000
- ソフトマックス温度 τ : 1.0
- 採用閾値基準 Th_{base} : 1.0
- 初期関連度 R_{init} : 1.0
- 関連度更新幅 $\delta_{success}, \delta_{fail}$: 0.1

完全グラフ上では、任意の2者がランダムに選択され相互作用を行う。

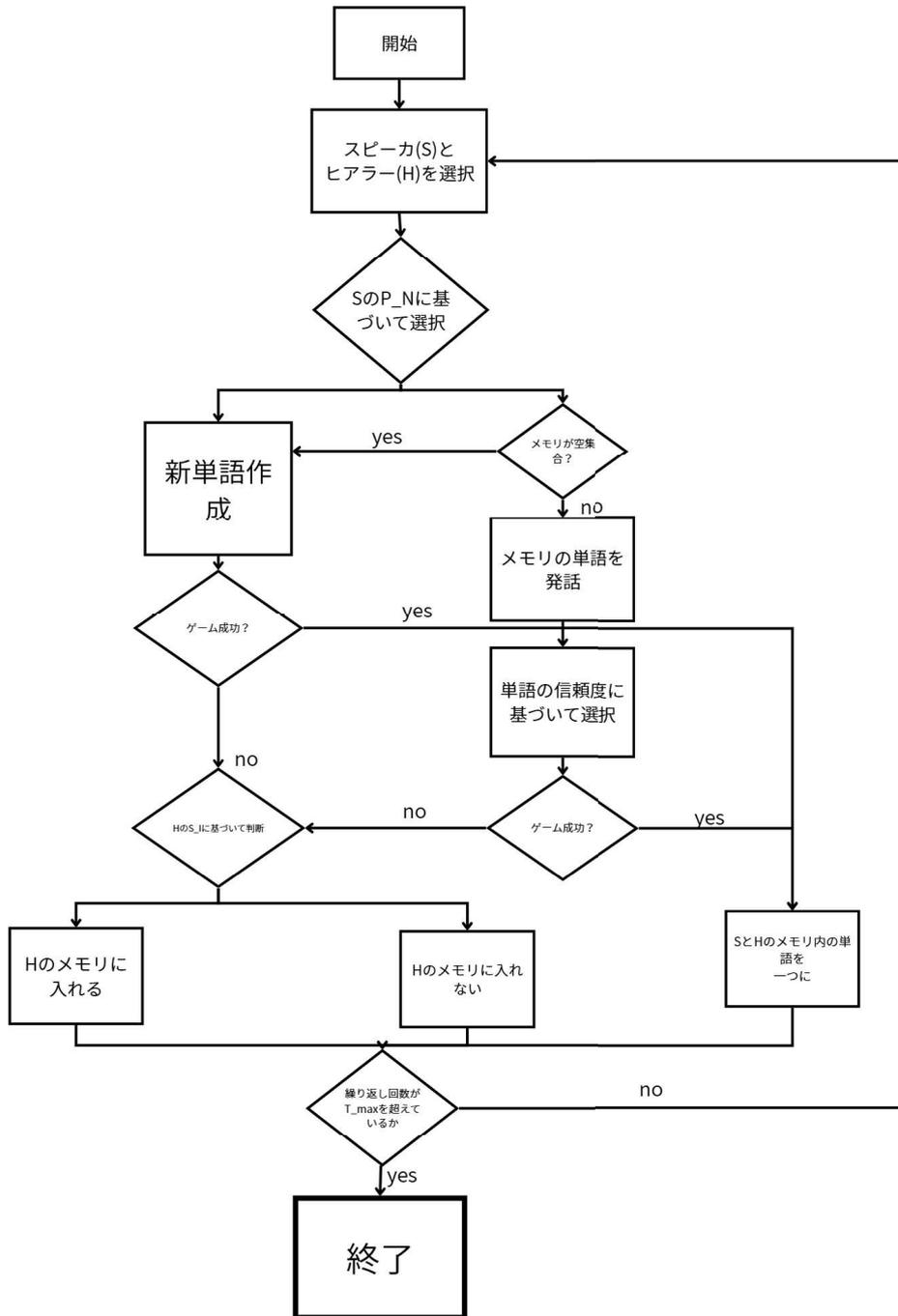


Figure 1: モデルの概要図

3.2 結果

普及に成功した上位の単語について、役割ごとにエージェントのパラメータ分布を集計した結果を Figure 2 に示す。

1. イノベーター: P_N (新規性選好度) の平均値が約 0.62 と、他の層 (0.5 前後) と比較して顕著に高い値を示した。これは、新しいものを「生み出す」確率が高い個体が、必然的に普及の起点となっていることを示す。
2. アーリーアダプター: S_I (社会的影響感受性) が全層の中で最も高く、平均して約 0.68 の値を示した。完全グラフにおいては情報伝達の物理的な制約がないため、純粋に「採用閾値が低い (= 感度が高い)」個体が真っ先に追随者となることが確認された。
3. ラガード: S_I の平均値が 0.31 と著しく低く、保守的な傾向が見られた。

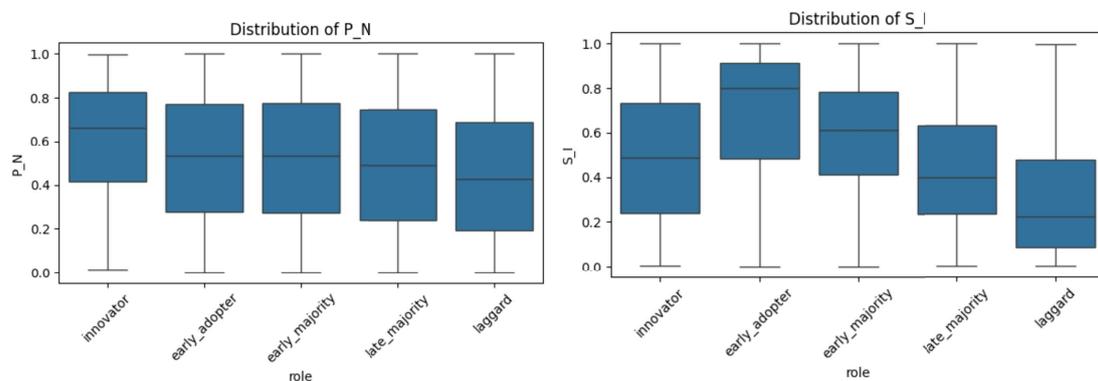


Figure 2: 完全グラフにおける役割ごとのパラメータ分布

4 数値実験 2: ネットワーク構造の影響

現実の社会ネットワークは均質ではなく、接続次数 (知り合いの数) に大きな偏りがある。そこで、接続次数に分散を持たせた不均質ネットワーク上での実験を追加し、役割分化への影響を分析した。

4.1 ネットワークモデル

エージェント間の接続構造として、次数分布の分散を調整可能なモデル (Tunable Variance Model) を採用した。平均次数を維持しつつ分散を大きく設定するために、負の二項分布 (Negative Binomial Distribution) から次数列を生成し、構成法 (Configuration Model) によりネットワークを構築した。

- 平均次数: 10,000
- 次数の分散係数: 10,000 (高分散設定)

相互作用は接続された隣接エージェント間でのみ発生するよう制限される。

4.2 結果

不均質ネットワークにおける分析では、初期特性 (P_N, S_I) に加え、エージェントの接続次数 (Degree) を評価指標に加えた。結果を Figure3 に示す。

1. イノベーター: 前回の実験同様、 P_N が最も高い特性は維持された。ネットワーク上の位置に関わらず、自発的に生成する能力が役割を決定づけている。
2. アーリーアダプターの特徴: S_I が高い傾向は維持されたが、Figure3 に示すように、接続次数が全層の中で最も高い (平均値以上の) ハブ・エージェントがこの役割を占める結果となった。
3. ラガード: 接続次数も最も低い孤立気味のエージェントが分類された。

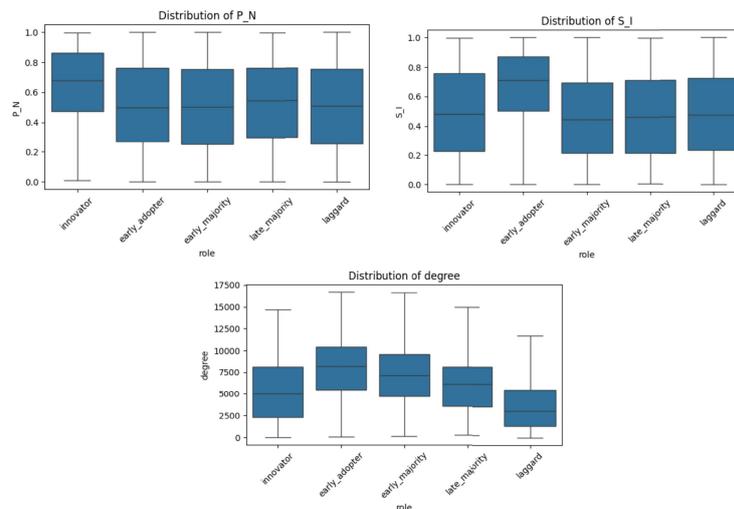


Figure 3: 不均質ネットワークにおける役割ごとのパラメータ分布

5 考察

本研究では、エージェントの初期特性 (P_N, S_I) と社会ネットワーク構造が、イノベーション普及における「役割分化」に与える影響をシミュレーションにより分析した。以下に、各実験結果から得られた知見と、それらが示唆するマーケティング等の実社会への応用可能性について論じる。

5.1 個人の初期特性による役割の決定 (完全グラフにおける考察)

実験1 (完全グラフ) の結果は、社会的な接続構造に偏りが無い「フラットな世界」においては、個人の内的な心理特性がそのまま社会的役割を決定づけることを示している。

第一に、イノベーターとなるための決定的な要因は「新規性選好度 (P_N)」の高さである。これは、周囲の状況に関わらず自発的に新しいものを生み出す、あるいは外部から持ち込む能力が、普及の起点としての役割に直結していることを意味する。

第二に、アーリーアダプターやマジョリティを分ける要因は「社会的影響感受性 (S_I)」である。高い S_I を持つ個体は、他者の動向に敏感であり、普及率が低い段階でも受容する「感度の良さ」を持っている。逆に、ラガードは S_I が著しく低く、社会的な流行から独立して判断する (あるいは鈍感である) という特性が、普及の障壁として機能していることが確認された。

つまり、情報伝達のコストが均一な環境下では、「生み出す力 (P_N)」と「受け入れる力 (S_I)」という2つの単純な変数だけで、イノベーター理論の複雑な役割分化を説明可能であることが示唆された。

5.2 社会構造がもたらす役割の変化（不均質ネットワークにおける考察）

実験2（不均質ネットワーク）において接続次数の偏りを導入した結果、役割の決定要因に構造的な変化が生じた。特に注目すべきは「アーリーアダプター」の性質の変化である。

完全グラフでは単に「感度が高い（高 S_I ）」だけであったアーリーアダプターは、現実的なネットワーク構造においては、さらに「接続次数（Degree）が高い」という特性を併せ持つことが明らかになった。これは、不均質な社会においてアーリーアダプターが果たすべき機能が、以下の二重構造になっていることを示唆している。

1. **アンテナとしての機能（個人特性）**：高い S_I を活かして、無数に生まれるノイズの中から、イノベーターが生み出した有望な「新しいもの」をいち早く発見する能力。
2. **ハブとしての機能（社会構造）**：自らが持つ広範な人的ネットワーク（高い接続次数）を通じて、キャッチした情報をマジョリティ層へと効率的に拡散させる能力。

一方で、イノベーターに関しては、ネットワーク構造が変わっても一貫して P_N が高い層が担っていた。これは、イノベーションの「発生」は個人の資質に依存するが、その「普及」は社会構造に依存するという対比を明確に示している。

5.3 総括：個人特性対社会構造とマーケティングへの示唆

以上の分析から導かれる最も重要な結論は、イノベーション普及の後半フェーズ（マジョリティへの浸透）において、個人の心理的特性よりも「社会構造上の位置（誰とどれだけ繋がっているか）」の方が、役割決定に対してより強力な影響力を持つという点である。

実験2の結果は、ラガードが単に保守的（低 S_I ）なだけでなく、「社会的に孤立している」ために情報が届いていない可能性を示唆している。逆に、普及を加速させる鍵となるのは、個人の性格以上に「ハブ」という構造的なポジションである。

この知見は、マーケティング戦略に対して重要な示唆を与える。従来、「イノベーター理論」に基づくマーケティングでは、「新しもの好き」や「流行に敏感」といった個人の心理特性（サイコグラフィックス）をターゲットにすることが多かった。しかし、本研究の結果は、情報の爆発的な拡散（キャズム超え）を狙うのであれば、単に感度が高い個人を探すだけでは不十分であることを示している。

効果的な戦略は、ネットワーク理論的アプローチを取り入れ、社会構造上の「ハブ」を特定し、そこにリソースを集中することである。高い接続次数を持つハブ・エージェントが情報を採用すれば、その個人の感受性が多少低かったとしても、構造的な強制力によって情報はマジョリティへと波及していく。つまり、マーケティングの対象を「どのような性格の人か」から「ネットワークのどこにいる人か」へとシフトさせることで、より効率的な普及が可能になると考えられる。

References

- [1] E.M. Rogers, *Diffusion of Innovations*, 1st ed., Free Press, New York, 1962.
- [2] L. Steels, “A self-organizing spatial vocabulary,” *Artificial Life*, vol. 2, no. 3, pp. 319–332, 1995.
- [3] A. Baronchelli, M. Felici, E. Caglioti, V. Loreto, and L. Steels, “Sharp transition towards shared vocabularies in multi-agent systems,” *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, P06014, 2006.
- [4] L. Dall’Asta, A. Baronchelli, A. Barrat, and V. Loreto, “Nonequilibrium dynamics of language games on complex networks,” *Physical Review E*, vol. 74, 036105, 2006.

- [5] V. Loreto, A. Baronchelli, A. Mukherjee, A. Puglisi, and F. Tria, “Statistical physics of language dynamics,” *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, P04006, 2011.
- [6] Q. Lu, G. Korniss, and B. K. Szymanski, “The naming game in social networks: community formation and consensus engineering,” *Journal of Economic Interaction and Coordination*, vol. 4, no. 2, pp. 221–235, 2009.
- [7] X. Niu, C. Doyle, G. Korniss, and B. K. Szymanski, “The impact of variable commitment in the naming game on consensus formation,” *Scientific Reports*, vol. 7, no. 1, 41750, 2017.
- [8] J. Xie, S. Sreenivasan, G. Korniss, W. Zhang, C. Lim, and B. K. Szymanski, “Social consensus through the influence of committed minorities,” *Physical Review E*, vol. 84, 011130, 2011.
- [9] A. Waagen, G. Verma, K. Chan, A. Swami, and R. D’Souza, “The Naming Game on Networks: The Role of Committed Agents,” *Physical Review E*, vol. 91, 022811, 2015.
- [10] C. Candia and R. Jara-Díaz, “Innovation diffusion as a coordination game on networks,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 443, pp. 508–517, 2016.
- [11] J. Goldenberg, B. Libai, and E. Muller, “Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of innovation diffusion,” *Marketing Letters*, vol. 12, pp. 211–223, 2001.