

混生社会指標：生命システムとしてのコミュニティのウェルゴーイングの評価  
Mixbiotic society measures: Assessment of community well-going as living system

加藤 猛<sup>1\*</sup>・宮越 純一<sup>1</sup>・松村 忠幸<sup>2</sup>・嶺 竜治<sup>1</sup>・水野 弘之<sup>2</sup>・出口 康夫<sup>3</sup>

Takeshi Kato<sup>1\*</sup>, Jyunichi Miyakoshi<sup>1</sup>, Tadayuki Matsumura<sup>2</sup>, Ryuji Mine<sup>1</sup>,  
Hiroyuki Mizuno<sup>2</sup>, Yasuo Deguchi<sup>3</sup>

- <sup>1</sup> 京都大学 オープンイノベーション機構 日立京大ラボ  
Hitachi Kyoto University Laboratory, Open Innovation Institute, Kyoto University, Kyoto, Japan
- <sup>2</sup> 日立製作所 研究開発グループ 基礎研究センタ 日立京大ラボ  
Hitachi Kyoto University Laboratory, Center for Exploratory Research, Research & Development Group,  
Hitachi, Ltd., Tokyo, Japan
- <sup>3</sup> 京都大学 文学研究科 哲学専修  
Department of Philosophy, Graduate School of Letters, Kyoto University, Kyoto, Japan

\* 責任著者  
Corresponding author  
E-mail: kato.takeshi.3u@kyoto-u.ac.jp (TK)

## 要 旨

社会的な孤立はコミュニティの貧困化（個人の原子化：アトミズム）、分断は内集団の肥大化（群衆化：モビズム）に起因し、両者はコミュニケーションに関する社会問題として捉えられる。これらの解決に向けて、哲学界では混生社会（多様な価値観を持つ自遊な個人が混ざって混むことで互いを認め合い連帯へ昇華していく社会）という概念が提案されている。本研究では、この概念に基づいて、従来の静的なソーシャルネットワーク分析に代わり、生命現象を模したセルラオートマトンや粒子反応拡散におけるクラシフィケーションを参考にして、動的なコミュニケーションパターンを評価するための混生社会指標を新たに提案する。具体的には、4つのクラスに対応する指標の仮説を立て、コミュニケーションの生成と消滅をシミュレーションすることにより仮説を検証した。その結果、コミュニケーションパターンを多次元ベクトルとして捉え、モビズムに対してユークリッド距離の平均、アトミズムに対して距離の相対変化の分散、混生社会のウェルゴーイングに対応するミキシズムに対してコサイン類似度の平均と分散を掛け合わせた複合指標、ニヒリズムに対してほぼゼロの指標が適していることがわかった。そして、これらの指標を用いて7つの実社会のデータセットを評価した結果、ミキシズム指標がコミュニケーションの生命性の判断にとって有用であること、複数の指標に基づいてコミュニティの類型化が可能であることを示した。今回設定した指標は、動的パターンを評価できる点、計算が簡便である点、意味を解釈しやすい点で従来の分析より優れている。将来の展開として、様々なデータセットによる追加検証と合わせて、混生社会指標は、望ましい社会に向けて、孤立や分断の問題分析や、デジタル民主主義やプラットフォーム協同組合主義のフィールドに活用されていくだろう。

Social isolation is caused by the impoverishment of community (atomism) and fragmentation is caused by the enlargement of in-group (mobism), both of which can be viewed as social problems related to communication. To solve these problems, the philosophical world has proposed the concept of “mixbiotic society,” in which individuals with freedom and diverse values mix and mingle to recognize their respective “fundamental incapability” each other and sublimate into solidarity. Based on this concept, this study proposes new mixbiotic society measures to evaluate dynamic communication patterns, replacing the conventional static social network analysis, with reference to classification in cellular automata and particle reaction–diffusion that simulate living phenomena. Specifically, the hypothesis of measures corresponding to the four classes was formulated, and the hypothesis was validated by simulating the generation and disappearance of communication. As a result, considering communication patterns as multidimensional vectors, it found that the mean of Euclidean distance for “mobism,” the variance of the relative change in distance for “atomism,” the composite measure that multiplies the mean and variance of cosine similarity for “mixism,” which corresponds to the well-going of mixbiotic society, and the almost zero measures for “nihilism,” are suitable. Then, evaluating seven real-society datasets using these measures, we showed that the mixism measure is useful for assessing the livingness of communication, and that it is possible to typify communities based on plural measures. The measures established in this study are superior to conventional analysis in that they can evaluate dynamic patterns, they are simple to calculate, and their meanings are easy to interpret. As a future development, in conjunction with additional validation with various data sets, the mixbiotic society measures will be used to analyze issues of isolation and fragmentation, as well as in the fields of digital democracy and platform cooperativism, toward a desirable society.

# 1. 緒言

社会的な孤立や分断が世界的な問題になっている。孤立や孤独は、健康とウェルビーイングに悪影響を及ぼすため、対象者への適切な介入や支援が求められている[1, 2]。分断や分極化は、社会に妨害や紛争をもたらすため、グループ間関係を媒介する有効なファシリテーションが求められている[3, 4]。社会的な孤立と分断は、概してコミュニケーションに関する社会課題であり、それぞれコミュニティの貧困化（個人の原子化：アトミズム）と肥大化（内集団の群衆化：モビズム）の問題として捉えられる[5, 6]。

これらの社会課題の解決に向けて、哲学者の出口は、共生社会をさらに推し進めた「混生社会」の概念を提案している[7-9]。「混生社会」とは、多様な価値観を認め合う自遊な他者同士が混ざって、身体的近接性を伴って混むことで、各自の「根源的できなさ」を互いに認め合い、それを連帯へと昇華させていく社会である。「根源的できなさ」とは、個人の「I」は単独ではいかなる身体行動もできず、他者を完全に制御することもできないということである。混生社会の主体は、「Iとしての自己」ではなく、互いに委ね合う「WEとしての自己」である。そして、「WEとしての自己」には、分断を避けるための開放性（自遊）と、孤立を避けるためのフェロウシップ（連帯）の双方が要請される。また、出口は、静的な在り方としてのウェルビーイングに対して、動的な生としてのウェルゴーイングを提案している。

混生社会と同様に、人類学者のグレーバーと哲学者の柄谷も、多様な個人の自由とコミュニティの連帯が矛盾せずに両立し得る社会像を提示している。グレーバーは、主要な原理として、非中心化、平等、自発的な連帯、相互扶助を掲げている[10, 11]。柄谷は、交換様式として、贈与経済における返礼義務の負の側面を排除しつつ、個人の自由とコミュニティの相互扶助が両立するシステムを示している[12, 13]。コミュニティないしコミュニケーションの観点から見ると、出口、グレーバー、柄谷が示す自由と連帯が両立する混生社会では、二項対立を超えて、アトミズムとモビズムの中庸、いわばウェルゴーイングなミキシズムを目指すことになる。

社会学者のルーマンによると、社会システムとは、コミュニケーションの生成と消滅のプロセスのネットワークによって創発的秩序を形成するオートポイエーシスのシステムである[14, 15]。オートポイエーシスとは、生物学者のマトゥラーナとバレーラが提唱した生命システム論であり、構成要素が相互作用を通じて構成要素を産出するプロセスの回帰的ネットワークから成る自己組織化システムである[16, 17]。オートポイエーシスの観点から、自由と連帯が調和する生き生きとした社会システムを目指すためには、コミュニケーションの生成や消滅と、それらのネットワークを評価し、ウェルゴーイングなミキシズムに向けてアトミズムやモビズムを防ぐ対策を講じる必要がある。

社会システムにおける社会的関係の構造や意味を評価する方法として、ソーシャルネットワーク分析がよく知られている[18, 19]。ソーシャルネットワーク分析では、ネットワークをノード（頂点）とリンク（辺）から成るグラフで表し[20, 21]、グラフをノードレベルやネットワークレベルの統計指標を用いて分析する。グラフの種類には有向グラフ、無向グラフ、リンクの結びつきの強さを表す重み付きグラフ[22]がある。

ノードレベルの統計指標には、主に、次数、中心性、媒介性、近接性[23]、固有ベクトル[24]、局所クラスター係数[25]などがある。ネットワークレベルの統計指標には、主に、直径、平均距離、平均次数、密度、グローバルクラスター係数[25]、有向グラフの互惠性[20]などがある。また、社会的分断に関係するクラスター検出方法には、類似性による階層的クラスタリング[26]、媒介性による Girvan-Newman アルゴリズム[27]、モジュラリティ最適化[28]がある。ただし、これらの分析方法は静的であり、生命的なオートポイエーシスの観点から見ると、十分ではない。

動的な評価方法としては、進化的ネットワーク分析と時間的ネットワーク分析がある[19]。進化

的ネットワーク分析では、ネットワークの成長や進化を見るために、次数分布[29]や、平均次数やクラスター係数の変化[30]を調べる。時間的ネットワーク分析では、病気の伝染や情報の拡散を見るために、グラフを時間順序を持ったノードとリンクで表し、接触シーケンスグラフやインターバルグラフを用いる[31]。時間尊重パス[32]や強連結性[33]を導入することで、到達可能性、待ち時間、持続時間などを分析する。また、静的指標を拡張することで、中心性、媒介性、近接性、隣接相関係数（時間相関係数）[34]、モチーフ（サブグラフ）[35]、バースト性[36]などを分析する。

ネットワーク科学者のホームとサラマキによると、時間的ネットワーク分析の課題として、実世界に対応する時間的ネットワーク生成モデルの確立、駆動メカニズムの解明（なぜそのときに接触が起こるか）、特性を簡単に説明する時間的ネットワーク構造の指標の開発が挙げられている[31]。このうち、一番めと二番めは、社会システムの対象やコミュニケーションの目的を絞り込む必要があり、コミュニケーションネットワークを一般的に評価しようとする本報告の目論見から外れる。三番めは、既存の指標がほとんど静的なソーシャルネットワーク分析の指標の拡張であることに因る。コミュニケーションネットワークを生命システムとして分析するためには、より動的な観点が必要である。

そこで、ネットワーク分析から一旦離れて、生命現象を模した数理モデルであるセルラオートマトン（CA）に着目する。CAでは、空間に格子状に敷き詰められた多数のセルが、近隣のセルと相互作用をする中で、更新規則にしたがって自らの状態を時間的に変化させていく[37, 38]。ウルフラムは、CAの振る舞いに4つのクラスがあることを示した[39]。クラス1は均一な状態、クラス2は周期的な状態、クラス3はランダムなカオス状態、クラス4は秩序とランダムさが混在する状態である。

ラングトンは、クラス4を「カオスの縁」と名付け、 $\lambda$ パラメータと呼ばれる複雑性の指標を導入し、クラス1から2へ複雑性が増し、クラス4で最大となり、クラス3で減ることを示した[40]。カウフマンは、生命は、秩序とカオスの間、すなわち「カオスの縁」に存在するという仮説を立てている[41]。群司は、セルの更新規則の受動性と能動性、同期性と非同期性を調整することで「カオスの縁」が拡大すること[42]、そしてセルの状態のエントロピーの大きさと変化量の分散が、 $\lambda$ パラメータほど明確ではないものの、「カオスの縁」の指標に成り得ることを示している[43, 44]。

CAの振る舞いは、見方を変えると、格子ネットワークにおけるノード間相互作用によるノード状態の生成と消滅のパターンである。宮越は、二次元格子ネットワークのノード間で2種類の粒子を反応拡散方程式に基づいて伝搬させる粒子反応拡散（PRD）の数理モデルで、CAと同様に4つのクラスが生じることを示している[45]。4つのクラスは、計算時間を通じた相互情報量の平均とレンジ、および粒子量の標準偏差の交流成分から成る判定式に基づいて、粒子の伝搬速度と量を2軸にとった相図にマッピングされている。交流成分は、群司が示したエントロピーの変化の分散に対応している。クラス4では、秩序とランダムの間で、2種類の粒子が成すパターンが生命的に変化している。

CAとPRDのパターン形成を参照すると、われわれが対象とするコミュニケーションネットワークにおいてコミュニケーションの生成と消滅の動的パターンを評価するためには、何らかの変化量、変化前後の相互量、そしてそれらの分散または標準偏差に着目することがよいと推察される。相互情報量は情報エントロピーに基づくこと、標準偏差は分散と平方の関係にあること、交流成分は変化量の大きさを表すことを考慮すると、混生社会の指標として、コミュニケーションパターンの何らかの時間変化量の分散が有用であることが示唆される。

以上を踏まえて、本研究は、個人の自由とコミュニティの連帯が両立する混生社会を目指して、コミュニケーションネットワークを動的に評価する新規な指標を開発することを目的とする。そして、この指標に基づいて、生命的なオートポイエーシス、すなわちカオスの縁であるクラス4に向

けて社会システムを導くための指針を新たに得ることを目指す。新指標は、静的なソーシャルネットワーク分析や、主に病気の伝染や情報の拡散を対象とする進化的ネットワーク分析や時間的ネットワーク分析に比べて、現実社会を対象として生命的なオートポイエシスの観点、すなわちウェルゴーイングを反映したものとなる。また、主に規則的な格子ネットワークを対象とする CA と PRD と比べて、現実社会の不規則なコミュニケーションネットワークに適したものとなる。

上記の目的に向けて、本研究では、まず、現実のコミュニティを模したネットワークにおいて、コミュニケーションの生成と消滅をシミュレーションする簡単な数理モデルを立てる。次に、このモデルの計算結果に対して、コミュニケーションパターンの時間変化を表す幾つかの新指標を立て、ネットワーク分析と比べて、どのような指標が混生社会指標として適しているか、言い換えればアトミズム、モビズム、ミキシズムを評価することができるかを検討する。続いて、現実のコミュニケーションのデータセットに対して新指標を適用し、その妥当性を評価する。

本報告の残りの部分は、次のように構成される。方法セクションでは、コミュニケーションの数理モデルと混生社会指標の仮説の計算方法を示す。結果セクションの前半では、数理モデルに基づいてシミュレーションを行い、仮説の計算結果と合わせてクラスに言及し、混生社会指標を改めて設定する。後半では、幾つかの代表的な現実のデータセットに対して、新指標による評価結果を示す。考察セクションでは、新指標の妥当性と課題について検証し、ソーシャルネットワーク分析、CA と PRD と比較して有用性を議論する。最後に、結論セクションでは、全体を総じた結論と将来への展望を提示する。

## 2. 方法

### 2.1 ネットワークモデル

このセクションでは、まず、現実のコミュニティを模したネットワークを形成し、コミュニケーションの生成と消滅の簡単な数理モデルを立て、次に、仮説としてコミュニケーションネットワークを動的に評価する混生社会指標を幾つか考案し、それらの計算方法を示す。

現実社会のネットワークは複雑ネットワークであるが、スモールワールド性、スケールフリー性などの共通の性質を持つことが知られている[46]。スモールワールド性を模擬するネットワークモデルとして Watts–Strogatz (WS) モデル[47]、スケールフリー性に対しては Barabási–Albert モデル (BA) [48]が著名である。WS モデルでは、初めに $n$ 個の頂点のそれぞれに対して等しい次数 $k$ を持つ正則グラフを形成し、次に正則グラフの辺を再配線確率 $p$ でランダムに張り替える。BA モデルでは、初めに $n_a$ 個の頂点が互いに全て結合された完全グラフを形成し、次に $k$ 本の辺を持つ1個の頂点をステップごとに追加し、これを頂点数が $n$ 個になるまで繰り返す。各ステップにおいて、 $k$ 本の辺は既存の頂点を持つ次数に比例して配線する。

WS モデルおよび BA モデルによって形成された $n$ 個の頂点を持つネットワークグラフ $G$ は、式(1)に示す頂点の集合 $V$ および式(2)に示す辺の集合 $E$ 、または式(3)に示す隣接行列 $A$ によって表される。ここでは、グラフ $G$ は無向の重み無しグラフとし、隣接行列 $A$ は対角成分が0の対称行列、成分 $a_{ij}$  ( $1 \leq i, j \leq n$ )は0または1である。

$$V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}. \quad (1)$$

$$E = \{(v_1, v_2), (v_1, v_3), \dots, (v_{n-1}, v_n)\}. \quad (2)$$

$$A = \begin{pmatrix} 0 & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & 0 & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ a_{31} & a_{32} & 0 & \dots & a_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \dots & 0 \end{pmatrix}. \quad (3)$$

## 2.2 コミュニケーションモデル

本報告におけるコミュニケーションモデルの役割は、混生社会指標の仮説案を検証するための計算結果を提供することにある。このため、数理モデルとして、社会システムのオートポイエーシスを模擬し、コミュニケーションの生成と消滅のプロセスのネットワークを簡単にモデル化することを目的とする。

$n$ 個の頂点を持つグラフ $G$ におけるコミュニケーションの生成と消滅の計算は、図 1 に示すフローにしたがって行う。このフローでは、概して、頂点の中から生成率に応じてランダムに送信元と送信先が選ばれ、送信元から送信先へ情報が送られると共に、頂点の中から消滅率に応じてランダムに情報が消去される。緒言セクションで述べた孤立（アトミズム）や分断（モビズム）、その中庸であるミキシズムという状態が、生成率と消滅率の設定に応じて再現されると予想される。

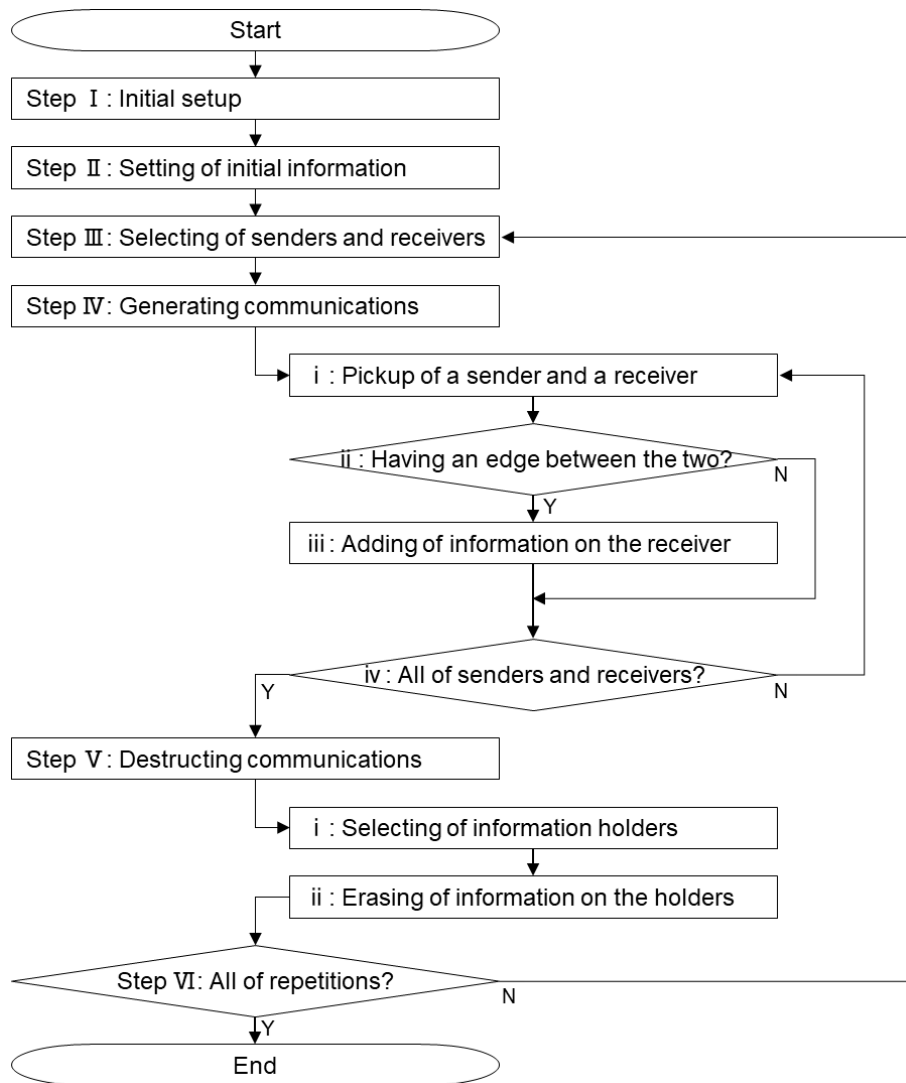


図 1 コミュニケーションモデルの計算フロー

Fig 1. Computational flow of communication model.

まず、ステップ I（初期設定）として、コミュニケーションの生成率 $g$ と消滅率 $d$ 、コミュニケーションにおける情報単位 $u$ 、計算繰返し回数 $t_{max}$ 、式(4)に示すように頂点を持つ情報の集合 $Q$ を設定する。ここでは、零集合 $Q = 0$ とする。また、情報集合 $Q$ に対応して、情報を持つ（要素が0ではない）頂点の集合を $V_\theta$ とする。ここでは、 $V_\theta = 0$ である。

$$Q = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_n\}, \quad (4)$$

$$V_\theta = \{v_i \in V \mid q_i \neq 0\}.$$

次に、ステップ II（時刻 $t = 0$ ）として、頂点集合 $V$ から $n_0$ 個の頂点をランダムに選択し、操作 $f_0(n_0, u)$ によって $n_0$ 個の頂点に情報 $u$ を与え、それ以外の頂点の要素は0のままとして、式(5)に示すように情報集合 $Q$ と頂点集合 $V_\theta$ を書き換える。

$$Q \xrightarrow{f_0(n_0, u)} Q, \quad (5)$$

$$V_\theta \rightarrow V_\theta = \{v_i \in V \mid q_i \neq 0\}.$$

ステップ IIIでは、時刻 $t$ において情報集合 $Q$ に対して情報が0ではない頂点の数 $n_\theta$ をカウントし、式(6)に示すように生成率 $g$ に応じて送信元と成り得る頂点の数 $n_s$ を計算し、操作 $f_s(n_s)$ によって頂点集合 $V_\theta$ から送信元と成り得る頂点の集合 $V_s$ をランダムに選択する。同様に、式(7)に示すように生成率 $g$ に応じて送信先に成り得る頂点の数 $n_r$ を計算し、操作 $f_r(n_r)$ によって頂点集合 $V$ から送信先に成り得る頂点の集合 $V_r$ をランダムに選択する。 $Round$ は四捨五入する関数である。

$$n_s = Round[g \cdot n_\theta], \quad (6)$$

$$V_\theta \xrightarrow{f_s(n_s)} V_s.$$

$$n_r = Round[g \cdot n], \quad (7)$$

$$V \xrightarrow{f_r(n_r)} V_r.$$

ステップ IVでは、集合 $V_s$ と $V_r$ からそれぞれ1個ずつ頂点 $v_i$ と $v_j$ を取り出し、式(8)に示すように、隣接行列 $A$ の成分 $a_{ij}$ が1であれば送信先の頂点 $v_j$ に情報 $u$ を加える操作を行い、情報集合 $Q$ の要素 $q_j$ と頂点集合 $V_\theta$ を書き換える。ステップ IVは、頂点 $v_i$ と $v_j$ の全ての組合せに対して行われる。

$$\forall (v_i \in V_s, v_j \in V_r),$$

$$\text{if } a_{ij} = 1:$$

$$\text{then } Q \xrightarrow{q_j = q_j + u} Q, \quad (8)$$

$$V_\theta \rightarrow V_\theta = \{v_i \in V \mid q_i \neq 0\}.$$

$$\text{else } Q = Q,$$

$$V_\theta = V_\theta.$$

ステップ Vでは、ステップ IVによって書き換えられた情報集合 $Q$ に対して再び情報が0ではない頂点の数 $n_\theta$ をカウントし、式(9)に示すように消滅率 $d$ に応じて頂点集合 $V_\theta$ から情報を消去する頂点

の数 $n_d$ を計算し、操作 $f_d(n_d, 0)$ によって頂点集合 $V_\emptyset$ から情報を消去する頂点の集合 $V_d$ をランダムに選択し、情報集合 $Q$ と頂点集合 $V_\emptyset$ を書き換える。

$$n_d = d \cdot n_\emptyset,$$

$$Q \xrightarrow{f_d(n_d, 0)} Q, \quad (9)$$

$$V_\emptyset \rightarrow V_\emptyset = \{v_i \in V \mid q_i \neq 0\}.$$

ステップVIでは、時刻 $t = t_{max}$ であれば終了し、そうでなければステップIIIへ戻って計算を繰り返す。終了時には、時刻0から $t_{max}$ までの各時刻 $t$ における情報集合 $Q(t)$ と頂点集合 $V_\emptyset(t)$ の計算結果が得られる。

### 2.3 混生社会指標の仮説

緒言セクションで述べたように、混生社会指標には、オートポイエシスの生命性や、カオスの縁の観点が求められる。CA と PRD におけるクラスの評価を参考にすると、コミュニケーションの動的パターンに対して何らかの時間変化量やその分散を計算することが有望である。一方で、現実社会は、CA と PRD のような規則的なネットワークや規則的な相互作用ではなく、複雑ネットワークや不規則な相互作用であり、さらに両者のように十分なデータが得られるとは限らない。したがって、両者のように特定の数理モデルに特化したクラスの複雑な判定式を導入するよりも、ホームとサラマキが述べているように、なるべく簡単に計算を行えて解釈しやすい指標であることが望ましい。

これらを踏まえて、混生社会指標の仮説として、時刻 $t$ と時刻 $t + 1$ との間の情報集合 $Q$ の変化に焦点を当て、情報集合 $Q$ における $n$ 個の頂点から成るネットワーク上のコミュニケーションパターンを $n$ 次元ベクトルと見なすことにする。そして、比較的簡単に計算しやすく、且つ意味を解釈しやすい指標として、 $n$ 次元ベクトルの総情報量（要素の和）、ユークリッド距離[49]、コサイン類似度[50]を取り上げる。これらの指標は、文書解析や画像解析の分野で馴染み深い。ネットワーク分析に用いられることもあるが、ユークリッド距離はネットワーク履歴の空間的表現の用途（例えば[51, 52]）、コサイン類似度はネットワーク構造のクラスタリングやコミュニティ検出ための用途が主である（例えば[53, 54]）。本報告のように、ネットワークの空間構造ではなく、CA や PRD を参照して、ネットワーク上のコミュニケーションパターンの時間変化に着目する観点は新規である。

表1に混生社会指標の仮説を示す。まず、CA と PRD では、クラス3の特徴として大きいエントロピーや相互情報量を取り上げている。そこで、混生社会指標では、これらに対応するモビズムの特徴として、大きい総情報量の変化または距離に着目する。次に、クラス2の特徴である小さいエントロピーにおける大きい相互情報量の差に対して、混生社会指標では、アトミズムの特徴として大きい距離の相対差に着目する。続いて、クラス4（カオスの縁）の特徴である大きいエントロピーの分散や交流成分に対して、混生社会指標では、ミキシズムと見なして大きい類似度の分散に着目する。静的なクラス1に関しては、混生社会指標では、コミュニケーションがほぼ存在しないニヒリズムと見なすことにする。



表 1 混生社会指標の仮説

Table 1. Hypotheses for mixbiotic society measures.

	CA [42–44]	PRD [45]	Mixbiotic society measures	
Class 1 Static	Small entropy	All small value	All small value	Nihilism
Class 2 Sporadic		Large difference of mutual information	Large relative difference of distance	Atomism
Class 4 Edge of chaos	Large entropy variance	Large AC component	Large similarity variance	Mixism
Class 3 Chaotic	Large entropy	Large mutual information	Large amount change or distance	Mobism

総情報量は、情報集合 $Q(t)$ の要素 $q_i(t)$ の総和であり、時刻 $t$ と時刻 $t + 1$ との間の変化量 $I(t + 1)$ は式(10)から計算される。分母では、全ての $n$ 個の頂点が情報単位 $u$ を持つ場合を基準にとった。この指標では、コミュニケーションを通じて全体の情報がどのように増えたか減ったかを見る。

$$I(t + 1) = \frac{|\sum_{i=1}^n q_i(t + 1) - \sum_{i=1}^n q_i(t)|}{n \cdot u} \quad (10)$$

ユークリッド距離 $L(t + 1)$ は、時刻 $t$ の情報集合 $Q(t)$ のベクトルと時刻 $t + 1$ の $Q(t + 1)$ のベクトルとの間の距離であり、式(11) から計算される。分母では、 $n$ 次元単位ベクトルの大きさを基準とした。ユークリッド距離の相対変化 $L_R(t + 1)$ は、式(12)から計算される。分母は、 $Q(t + 1)$ のベクトルの大きさである。これらの指標では、コミュニケーションの状態がどのくらい離れているかを見る。

$$L(t + 1) = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i(t + 1) - q_i(t))^2}}{\sqrt{n} \cdot u} \quad (11)$$

$$L_R(t + 1) = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i(t + 1) - q_i(t))^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n q_i(t + 1)^2}} \quad (12)$$

コサイン類似度 $S(t + 1)$ は、時刻 $t$ の $Q(t)$ のベクトルと時刻 $t + 1$ の $Q(t + 1)$ のベクトルとの間の類似度であり、式(13)から計算される。コサイン類似度は、一般的に $-1$ 以上 $1$ 以下の値を取るが、ここでは $q_i(t + 1) \cdot q_i(t) \geq 0$ であるため $0$ 以上 $1$ 以下の値に規格化される。この指標では、コミュニケーションの状態がどのくらい似ているかを見る。コサイン類似度 $S(t + 1)$ は2つのベクトルの方向(角度)に関する指標であり、ユークリッド距離 $L(t + 1)$ と補完的である。また、コサイン類似度は相関係数とも関連が深い。

$$S(t + 1) = \frac{\sum_{i=1}^n q_i(t + 1) \cdot q_i(t)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n q_i(t + 1)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n q_i(t)^2}} \quad (13)$$

総情報量の変化 $I(t)$ の平均 $\mu_I$ と分散 $\sigma_I^2$ 、ユークリッド距離 $L(t)$ の平均 $\mu_L$ と分散 $\sigma_L^2$ 、その相対変化 $L_R(t+1)$ の平均 $\mu_{LR}$ と分散 $\sigma_{LR}^2$ 、コサイン類似度 $S(t)$ の平均 $\mu_S$ と分散 $\sigma_S^2$ は、それぞれ、一般的な計算式と同様に式(14)、(15)、(16)、(17)から計算される。分散には、不偏分散を用いた。これらの平均と分散を求める理由は、CA や PRD のクラス判定において変化量の平均や分散(または交流成分)が用いられていることに倣ったからである。

$$\mu_I = \sum_{t=1}^{t_{max}} I(t), \quad (14)$$

$$\sigma_I^2 = \frac{1}{t_{max} - 1} \sum_{t=1}^{t_{max}} (I(t) - \mu_I)^2.$$

$$\mu_L = \sum_{t=1}^{t_{max}} L(t), \quad (15)$$

$$\sigma_L^2 = \frac{1}{t_{max} - 1} \sum_{t=1}^{t_{max}} (L(t) - \mu_L)^2.$$

$$\mu_{LR} = \sum_{t=1}^{t_{max}} L_R(t), \quad (16)$$

$$\sigma_{LR}^2 = \frac{1}{t_{max} - 1} \sum_{t=1}^{t_{max}} (L_R(t) - \mu_{LR})^2.$$

$$\mu_S = \sum_{t=1}^{t_{max}} S(t), \quad (17)$$

$$\sigma_S^2 = \frac{1}{t_{max} - 1} \sum_{t=1}^{t_{max}} (S(t) - \mu_S)^2.$$

### 3. 結果

#### 3.1 ネットワーク形成

まず、WS[47]モデルと BA モデル[48]を用いて、コミュニティを模したネットワークを形成する。両者のネットワークの頂点数 $n$ 、すなわちコミュニティを構成する人数は、ダンパー数(集団が安定的な社会状態を維持できる上限人数 100~230 [55, 56])を参考にして、100に設定した。

スモールワールド性を持つ WS モデルでは、頂点数 $n = 100$ 、頂点当たりの次数 $k = 4$ の正則グラフから始めて、辺を再配線確率 $p = 0.7$ で張り替えることでネットワークを形成した。再配線確率 $p = 0.7$ は、実際様々なネットワークに関する調査結果が全て概ね 0.7 であったことによる[57]。 $k = 4$ は調査結果の中でも比較的小さい値である。これは、 $k$ を大きくすると孤立(アトミズム)の状態を再現しにくくなると思ったからである。スケールフリー性を持つ BA モデルでは、頂点数 $n_a = 3$

の完全グラフから始めて、頂点数  $n = 100$  になるまで  $k = 2$  本の辺を追加することでネットワークを形成した。 $n_a = 3$  から始めた理由は、WS モデルの総次数  $n \cdot k/2 = 200$  に概ね揃えるためである。

図 2 に WS モデルと BA モデルのネットワークグラフの形成結果、表 2 にグラフ特徴量を示す。図 2 の次数分布に関して、WS モデルは対称分布的、BA モデルのべき乗的分布であるという違いがある。グラフ特徴量に関して、WS モデルは、BA モデルに比べて、直径と平均距離が長く、平均クラスター係数が小さい。

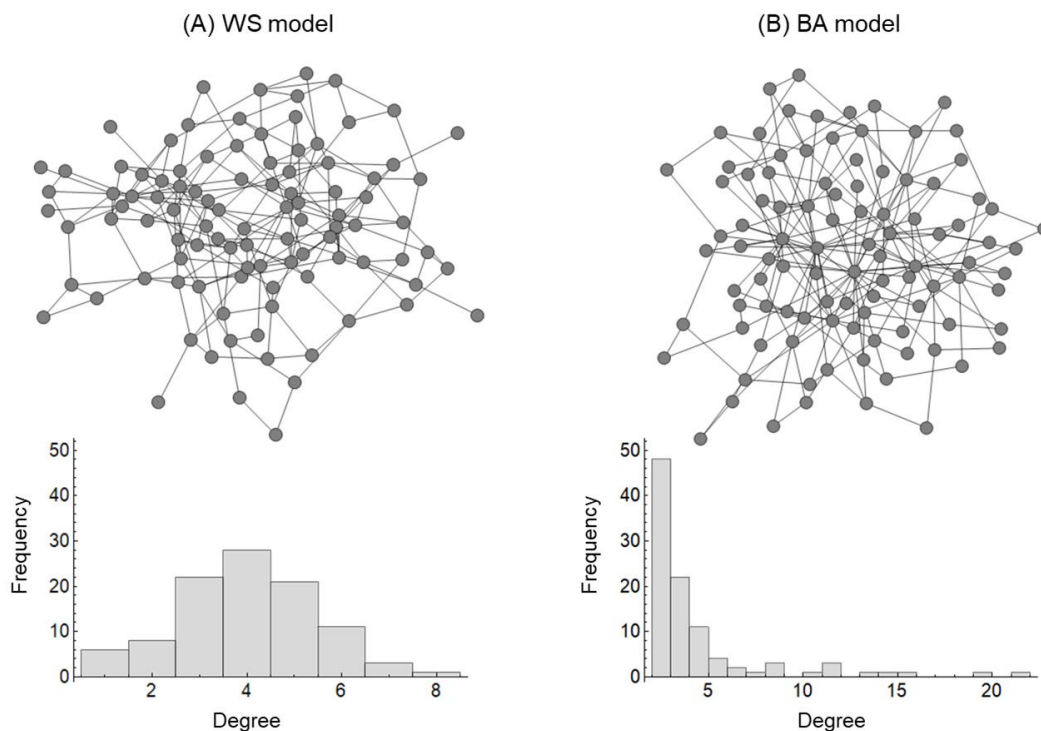


図 2 ネットワークの形成結果 (A) WS モデル (B) BA モデル

Fig 2. Network formation results. (A) WS model. (B) BA model.

表 2 WS モデルと BA モデルのグラフ特徴量

Table 2. Network graph features of WS model and BA model.

	WS model	BA model
Vertex count	100	100
Edge count	200	197
Diameter	7	5
Mean distance	3.62	3.00
Density	0.0404	0.0398
Mean Clustering Coefficient	0.059	0.118

### 3.2 コミュニケーションシミュレーション

コミュニケーションモデルでは、WS モデルと BA モデルそれぞれのネットワークに対して、コミュニケーションの生成率 $g$ と消滅率 $d$ をパラメータとして計算を行った。具体的には、 $g, d = 0 \sim 1$ の間で0.1刻みで振った $11 \times 11 = 121$ 点に、 $g \sim d$ 近傍で19点を追加し、合計 140 点のメッシュを構成した。メッシュの各点に対して、時刻 $t = 0 \sim t_{max}$ まで1刻みで図 1 で示した計算フローを流し、方法セクションで仮説として立てた混生社会指標の時間平均を求めた。さらに、このフローの試行を100回繰り返して、その回数平均を求めた。ステップ I と II の初期設定として、WS モデルと BA モデルで共通に、情報単位 $u = 1$ 、計算繰返し回数 $t_{max} = 100$ 、頂点数 $n_0 = 10$ とした。

図 3 に WS モデルと BA モデルのコミュニケーションパターンの例を示す。図 3A~3D のそれぞれで、図 1 の計算フローにおける情報集合 $Q(t)$ の要素 $q_i(t)$ の値をネットワーク上の頂点の赤色の濃さで表している。図 3A と 3B は WS モデルで $g = 0.4, d = 0.3$ とした場合の時刻 $t = 30$ と $31$ のパターンの例、図 3C と 3D は BA モデルで $g = 0.8, d = 0.6$ とした場合の時刻 $t = 70$ と $71$ のパターンの例である。各計算フローにおいてこのようなパターンに対して式(10)~(13)を用いて時刻 $t$ と時刻 $t + 1$ との間の指標の値を計算し、式(14)~(17)を用いて時刻 $t = 0 \sim t_{max}$ までの時間平均と分散を求め、さらに計算フローを繰り返して試行回数平均を求める。

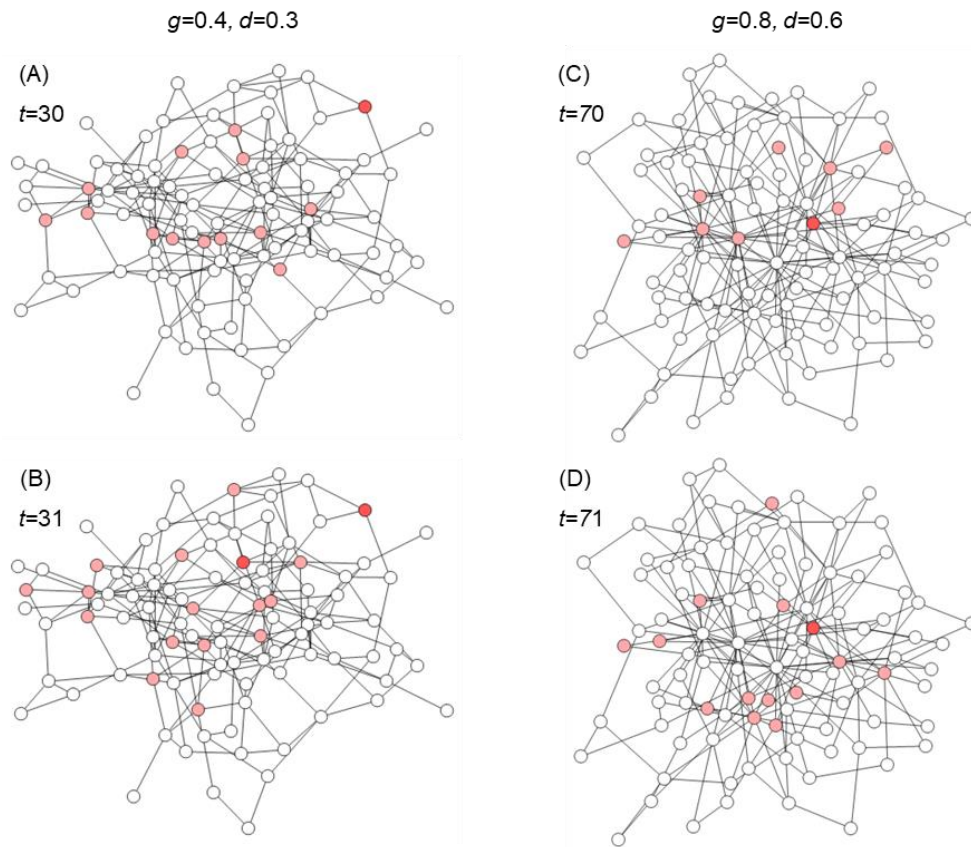


図 3 コミュニケーションパターンの例 (A) WS モデル (B) BA モデル

Fig 3. Examples of communication patterns. (A) WS model:  $g = 0.4, d = 0.3, t = 30$ . (B)  $t = 31$ . (C) BA model:  $g = 0.8, d = 0.6, t = 70$ . (D)  $t = 71$ .

図4と図5にそれぞれWSモデルとBAモデルの混生社会指標の仮説の計算結果を示す。図4Aと5Aが総情報量の変化の平均 $\mu_I$ 、4Bと5Bが分散 $\sigma_I^2$ 、4Cと5Cがユークリッド距離の平均 $\mu_L$ 、4Dと5Dが分散 $\sigma_L^2$ 、4Eと5Eがユークリッド距離の相対変化の平均 $\mu_{LR}$ 、4Fと5Fが分散 $\sigma_{LR}^2$ 、4Gと5Gがコサイン類似度の平均 $\mu_S$ 、4Hと5Hが分散 $\sigma_S^2$ を示す。図4A~4Hと5A~5Hのそれぞれにおいて、 $x$ 軸がコミュニケーションの生成率 $g$ 、 $y$ 軸が消滅率 $d$ 、 $z$ 軸が混生社会指標の値である。

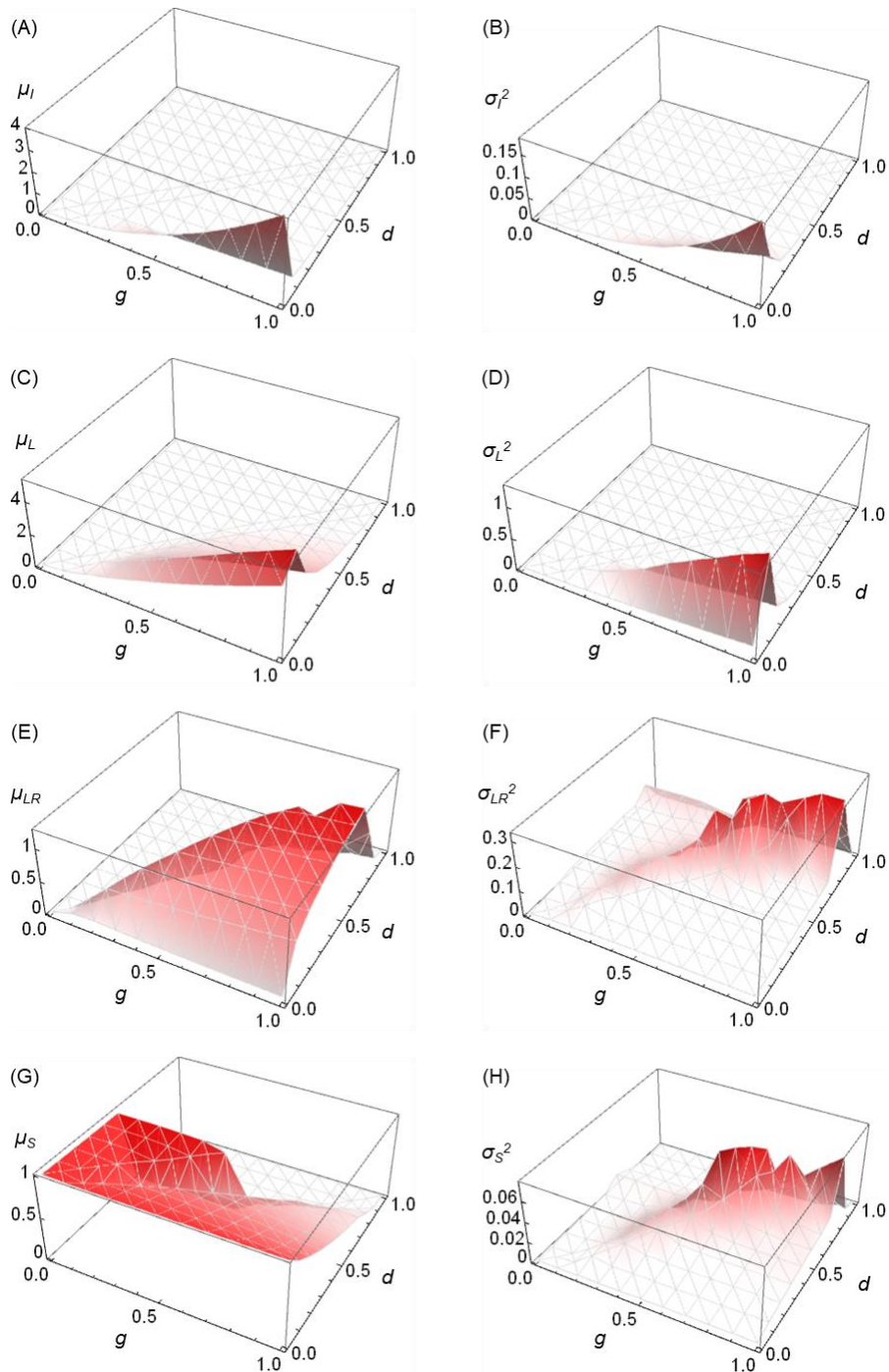


図4 WSモデルでの混生社会指標の仮説の計算結果

Fig 4. Calculation results on WS model for hypotheses of mixbiotic society measures. (A) Mean  $\mu_I$  of change in total information amount. (B) Variance  $\sigma_I^2$ . (C) Mean  $\mu_L$  of Euclidean distance. (D) Variance  $\sigma_L^2$ . (E) Mean  $\mu_{LR}$  of relative change in Euclidean distance. (F) Variance  $\sigma_{LR}^2$ . (G) Mean  $\mu_S$  of cosine similarity. (H) Variance  $\sigma_S^2$ .

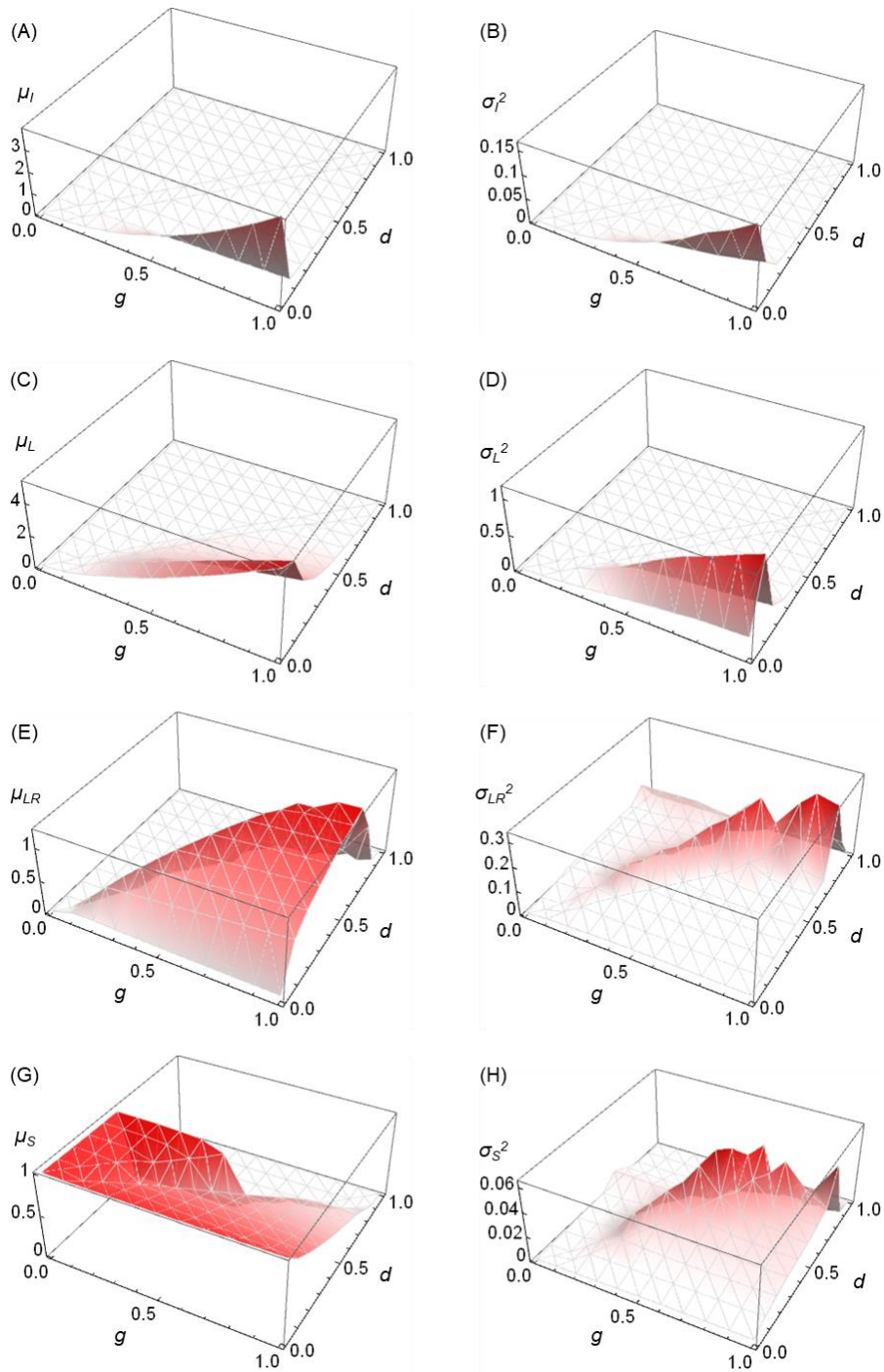


図5 BAモデルでの混生社会指標の仮説の計算結果

Fig 5. Calculation results on BA model for hypotheses of mixbiotic society measures. (A) Mean  $\mu_I$  of change in total information amount. (B) Variance  $\sigma_I^2$ . (C) Mean  $\mu_L$  of Euclidean distance. (D) Variance  $\sigma_L^2$ . (E) Mean  $\mu_{LR}$  of relative change in Euclidean distance. (F) Variance  $\sigma_{LR}^2$ . (G) Mean  $\mu_S$  of cosine similarity. (H) Variance  $\sigma_S^2$ .

まず、図4のWSモデルの計算結果から見ることにする。図4Aと4Bを見ると、総情報量の変化の平均 $\mu_I$ と分散 $\sigma_I^2$ が、生成率 $g$ が大きくなるほど、生滅率 $d$ が小さくなるほど、大きくなることがわかる。その傾向は、特に $g > 0.6$ 、 $d < 0.3$ の範囲で顕著である。

図4Cと4Dを見ると、ユークリッド距離の平均 $\mu_L$ と分散 $\sigma_L^2$ は、図4Aと4Bと同様に、 $g$ が大きくなるほど、 $d$ が小さくなるほど、大きくなる。 $\mu_L$ の傾向は、 $\mu_I$ と $\sigma_I^2$ の傾向ほど極端ではない。 $g$ と

$d$ に対するモビズム（内集団の肥大化、群衆化）が次第に生じていく傾向を表す指標  $M_{mob}$  として、 $\mu_L$ の方が $\mu_I$ と $\sigma_I^2$ に比べて適していると考えられる。 $\sigma_L^2$ は $d \sim 0.1$ 近傍でピークが生じている。その理由は、 $d = 0$ では、全ての送信元が常に情報を発信し、全ての送信元が消滅することがないため、コミュニケーションの状態の変動が乏しいからである。

図 4E と 4F を見ると、ユークリッド距離の相対変化の平均 $\mu_{LR}$ と分散 $\sigma_{LR}^2$ は、 $g \sim d$ である対角線に近づくほど、大きくなるが、 $\mu_{LR}$ の変化は $\sigma_{LR}^2$ の変化に比べてなだらかである。 $\sigma_{LR}^2$ が特に大きい  $d > 0.7$ の領域は、図 4G のコサイン類似度 $\mu_S$ が小さい領域であり、コミュニケーションが生じてても単発的であることを示している。したがって、アトミズム（コミュニティの貧困化、個人の孤立化）を表す指標  $M_{atom}$  として、 $\sigma_{LR}^2$ の方が $\mu_{LR}$ に比べて適していると考えられる。

図 4G と 4H では、コサイン類似度の平均 $\mu_S$ が、 $d < 0.5$ の領域で大きい。特に  $g < 0.5$ 、 $d < 0.5$ の領域で $\mu_S$ が大きい理由は、コミュニケーションの生成と消滅が少ないために初期状態が比較的維持されやすいからである。分散 $\sigma_S^2$ は、図 4F の分散 $\sigma_{LR}^2$ と傾向が似ている。表 2 に示した混生社会指標の仮説では、分散 $\sigma_S^2$ がアトミズム（単発的）とモビズム（カオスの）の間にあるミキシズム（カオスの縁的）の特徴を表すことが期待されたが、図 4H から判断すると十分とは言えない。

なお、図 4F や 4H では、三次元グラフが鋸歯状になっている。この傾向は、計算をやり直しても変わらなかった。鋸歯状になる理由は、メッシュ分割の影響に加えて、ネットワーク構造の不規則性、頂点数や情報単位や計算方法の離散性によると推察されるが、計算の緻密化は本報告の主旨ではないため、これ以上立ち入らないことにする。

次に、図 5 の BA モデルの計算結果を図 4 の WS モデルと比較する。BA モデルと WS モデルでは、ネットワークの構造や次数分布、直径や平均距離、クラスター係数に違いがあるが、両者の計算結果はほぼ同じである。このことは、図 4 の説明で述べたように、モビズムを表す指標  $M_{mob}$  として $\mu_L$ 、アトミズムを表す指標  $M_{atom}$  として $\sigma_{LR}^2$ が適していることを示している。なお、図 5F と 5H を比較すると、コサイン類似度の分散 $\sigma_S^2$ はアトミズムとの違いを表さず、やはりミキシズムを表す指標として不十分であり、表 2 に示した仮説を見直す必要がある。

そこで、図 4H と 5H の結果を踏まえて、ミキシズムを表す混生社会指標を再考する。ミキシズムでは、コミュニケーションパターンが、アトミズム（単発）とモビズム（カオス）の間にあって、類似性と非類似性のバランスをとって生命的に揺れ動いていると考えられる。そのため、表 2 で着目した非類似性を示す分散 $\sigma_S^2$ に、類似性を示す平均 $\mu_S$ を掛け合わせた複合指標 $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ を改めて設定することにする。

図 6 に WS モデルと BA モデルにおける複合指標 $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ の計算結果を示す。 $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ は、 $g \sim d$ である対角線上の、 $g \sim 0.5$ 、 $d \sim 0.5$ の近傍の領域で大きい。この領域では、コミュニケーションの生成と消滅が中庸にあり、両者のバランスが取れている。これは、コミュニケーションが、孤立化でも群衆化でもなく、適度に持続すること、すなわちウェルゴーイングであることを表している。したがって、表 2 に示した仮説 $\sigma_S^2$ に代わって、ミキシズムを表す指標  $M_{mix}$  として $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ の方が適していると考えられる。

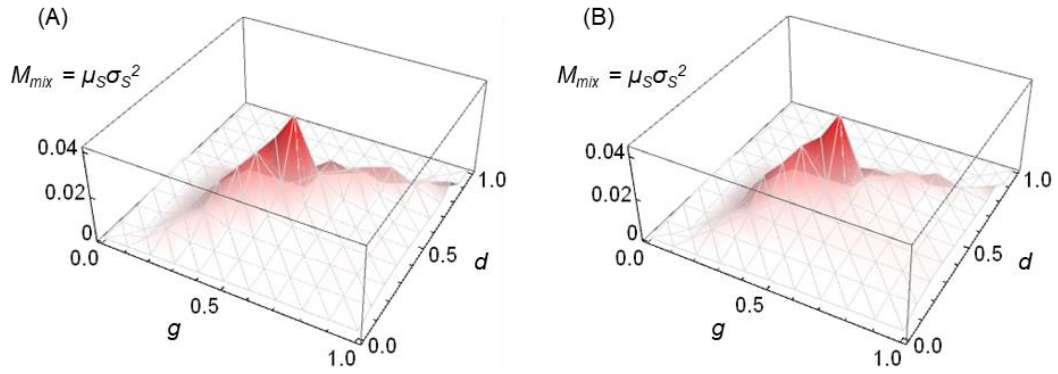


図6 ミキシズムを表す複合指標 $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ の計算結果 (A) WS モデル (B) BA モデル

Fig. 6. Calculation results for composite measure  $\mu_S \cdot \sigma_S^2$  of mixism. (A) WS model. (B) BA model.

図4から図6の結果を踏まえて、図7にWSモデルとBAモデルにおけるアトミズム $M_{atom} = \sigma_{LR}^2$ 、ミキシズム $M_{mix} = \mu_S \cdot \sigma_S^2$ 、モビズム $M_{mob} = \mu_L$ の結果を総合した相図を示す。それぞれの値を最大値で規格化したうえで3つの三次元グラフを重ね合わせて、それらをz軸の無限遠方から見ることで相図として表した。 $g \sim d$ の対角線に対して $d > g$ の領域では、コミュニケーションが持続せずにはぼ消滅するため( $M_{atom, mix, mob} \approx 0$ )、これをニヒリズムとして示した。

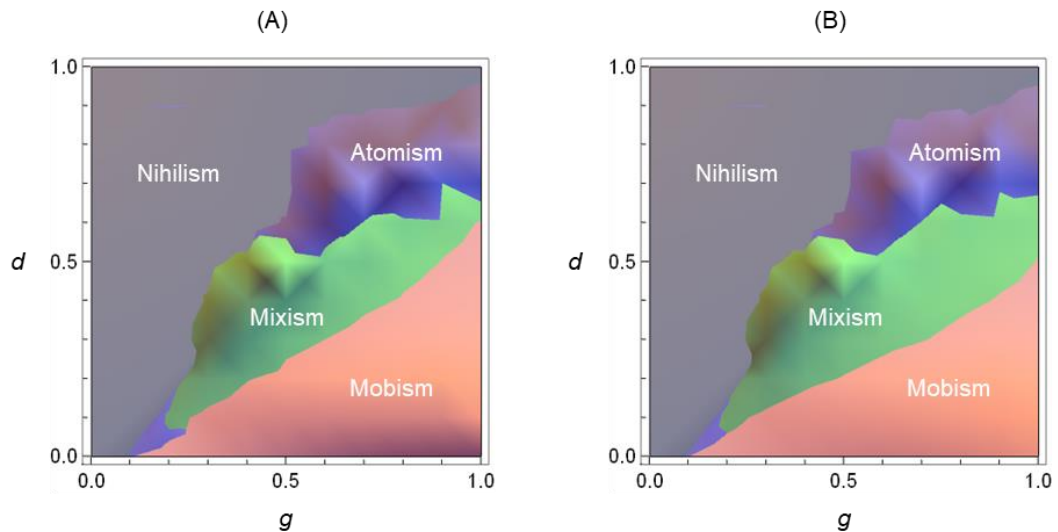


図7 混生社会指標の相図 (A) WS モデル (B) BA モデル

Fig. 7. Phase diagram of mixbiotic society measures. (A) WS model. (B) BA model.

図7を見ると、アトミズム $M_{atom} = \sigma_{LR}^2$ 、ミキシズム $M_{mix} = \mu_S \cdot \sigma_S^2$ 、モビズム $M_{mob} = \mu_L$ の指標が示す領域とニヒリズム $M_{atom, mix, mob} \approx 0$ の領域が互いによく棲み分けていることがわかる。したがって、これらを混生社会指標として用いることが有用であると考えられる。ミキシズムの領域は、モビズムの辺縁にあり、且つアトミズムやニヒリズムに陥らない領域である。これは、カオスの縁に生命性が宿ることに通じている。なお、図7Aのミキシズムの領域に比べて図7Bの領域の方が広いが、広がった部分は $M_{atom}$ 、 $M_{mix}$ 、 $M_{mob}$ の三者の数値が小さい領域であり、顕著な違いではない。



傍証として、図 8 にニヒリズム、アトミズム、ミキシズム、モビズムの 4 つの相におけるコミュニケーションの軌道の典型例を示す。図 8A～8D が WS モデル、図 8E～8H が BA モデルの例である。極座標系において、動径 $r$ として式(18)に示すように情報集合 $Q(t)$ の $n$ 次元ベクトルの大きさをとり、偏角 $\theta$ として式(19)に示すように $n$ 次元ベクトルと単位ベクトル $\mathbf{1}$ が成す角度をとった。軌道は、 $t = 0 \sim t_{max}$ の各時刻の点を順番につなぐことで描いた。

$$r = \sqrt{\sum_{i=1}^n q_i(t)^2}. \quad (18)$$

$$\theta = \text{Arccos} \left( \frac{\sum_{i=1}^n q_i(t) \cdot 1}{\sqrt{\sum_{i=1}^n q_i(t)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n 1^2}} \right). \quad (19)$$

図 8A と 8E のニヒリズムの例 ( $g = 0.4, d = 0.8$ ) では、コミュニケーションが持続せず、すぐに消滅している。これは、静かな虚無であり、動的な生命性がない死の状態と言える。

図 8B と 8F のアトミズムの例 ( $g = 0.8, d = 0.6$ ) では、一見すると軌道がつながって持続しているようであるが、図 4F と 5F において類似性の分散が大ききことを考え合わせると、単発的にコミュニケーションが発生しているに過ぎず、孤立している。また、アトミズムでは多くの頂点が送信元になっては多くの情報が消滅することを繰り返すため、 $\sigma_{LR}^2$ が大きいことに対応して、特定の方向で軌道が大きく振動している。これは、まとまりのない不調和な状況を示している。

図 8C と 8G のミキシズムの例 ( $g = 0.4, d = 0.3$ ) では、 $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ が大きいことに対応して、類似性ととも非類似性を兼ね備えているため、軌道の偏角 $\theta$ がアトミズムやモビズムに比べて大きいことが特徴である。そして、軌道が特定の方向に留まらず、円環状に巡っている。この状況は、コミュニケーションがウェルゴーイングの状態にあり、混生していることを示している。ミキシズムの軌道は、カオスの縁におけるアトラクターの軌道ほど明確ではないが、ミキシズムがクラス 4 に対応することを示唆していると思われる。今回のコミュニケーションモデルでは、生成と消滅をランダムに行ったが、何らかの規則を導入することでアトラクターのような軌道に近づくのではないかと予想される。

図 8D と 8H のモビズムの例 ( $g = 0.8, d = 0.1$ ) では、多くの頂点が送信元となって情報を常に送信し続け、各頂点に情報が蓄えられていくため、 $\mu_L$ が大きいことに対応して、概ね単位ベクトルの偏角 $\theta$ の方向に軌道が伸びていく。或る程度伸びると、軌道が一定の領域に留まるのは消滅が起るためである(ちなみに、 $d = 0$ にすると軌道が伸び続ける)。なお、軌道が特定の方向に伸びる状況には、2 つの意味があると考えられる。今回のコミュニケーションモデルではコミュニケーションの内容に踏み込んでいないが、その内容が類似している場合(図 4G と 5G で示したパターンの類似性ではない)は内集団の肥大化、群衆化を意味し、その内容が分散して異なっている場合はカオス、混乱を意味する。どちらもコミュニケーションとして望ましい状況とは言えない。

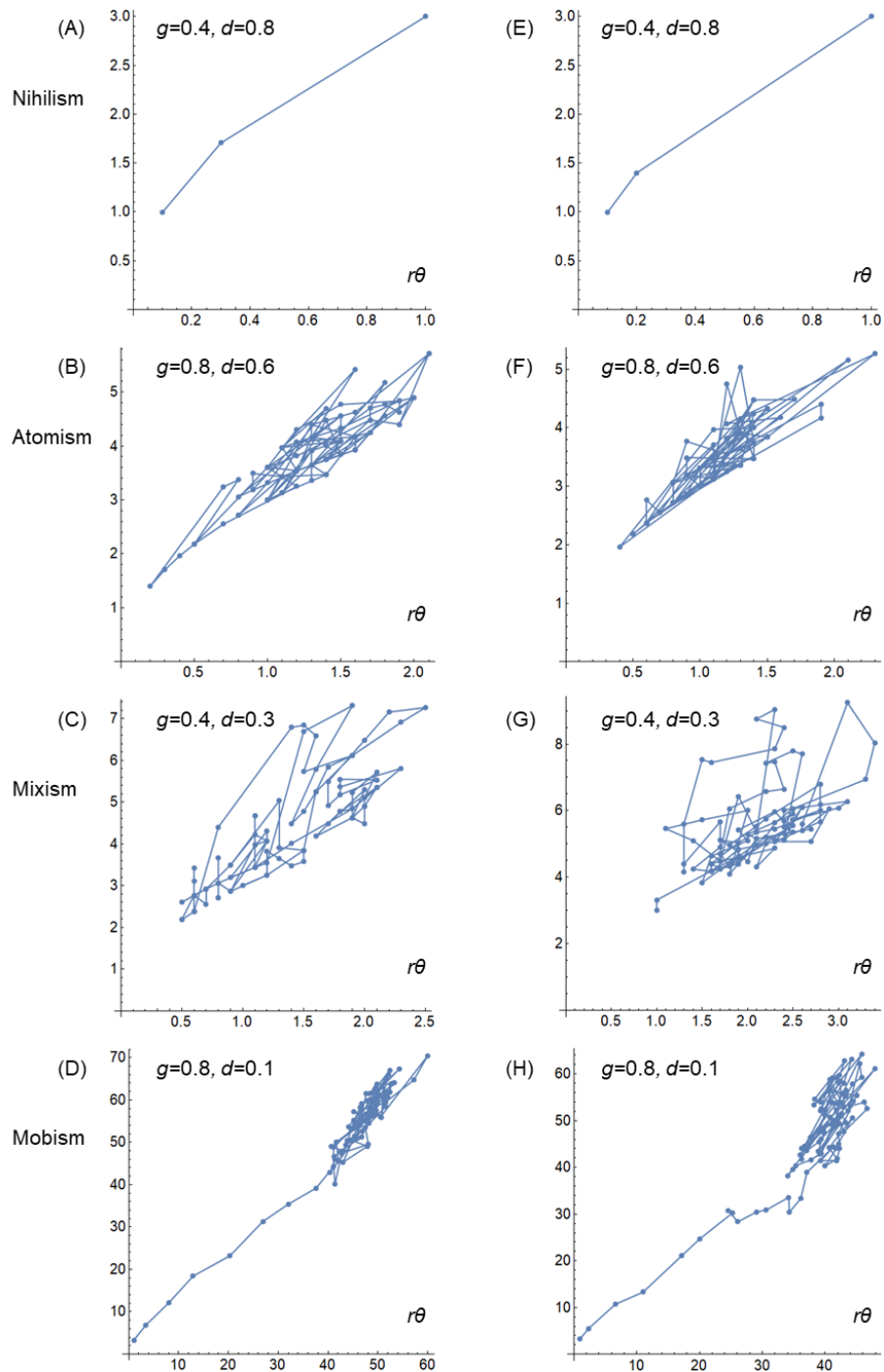


図 8 4つの相におけるコミュニケーションの軌道 (A)~(D) WS モデル (E)~(H) BA モデル

Fig 8. Communication trajectories in four phases: nihilism, atomism, mixism, and mobism. (A)–(D) WS model. (E)–(H) BA model.

なお、極座標を用いたネットワーク上のコミュニケーションパターンの軌道の図示は、混生社会指標の結果を視覚的に捉えるものとして有用であると考えられる。以上の図4から図8までの結果を踏まえて、表2に示した仮説を見直し、改めて設定した混生社会指標を表3にまとめておく。

表 3 コミュニケーションのシミュレーションに基づいて再設定された混生社会指標

Table 3. Mixbiotic society measures reset based on communication simulations.

Phase/class	Meaning	Formula	Feature
Nihilism	All small value	$M_{atom,mix,mob} \approx 0$	Static and silent
Atomism	Large relative difference of distance	$M_{atom} = \sigma_{LR}^2$	Sporadic and isolate
Mixism	Balance of similarity and dissimilarity	$M_{mix} = \mu_S \cdot \sigma_S^2$	Living and cyclic
Mobism	Large distance	$M_{mob} = \mu_L$	Chaotic or uniform

### 3.3 現実社会のデータセットによる検証

混生社会指標を検証するため、ここではコミュニケーションパターンの特徴が異なると思われる時間的ネットワークの7つのデータセットに対して計算を行った。データセットとして、ロッシとアメッドが収集したネットワークデータリポジトリ[58]と、ISI ファウンデーションと CNRS (Centre national de la recherche scientifique) と Bitmanufactory が共同収集した対面接触のデータセット[59]を参照した。

ここで用いた7つのデータセットのうち、1つめは、RFID センサーを用いて計測されたフランスの高校における生徒間の接触データである[60, 61]。接触データは、対面コミュニケーションを近似すると考えられている[62]。2つめは、フランスの小学校における子供達および先生間の接触データである[63, 64]。3つめは、フランスのオフィスビルの仕事場における個人間の接触データである[65, 66]。4つめは、マラウイの農村における成人、青年、子供を含む個人間の接触データである[67, 68]。5つめは、Hypertext 2009 カンファレンスにおいてラジオバッジを用いて計測された参加者間の接触データである[69, 70]。6つめは、カリフォルニア大学アーバイン校の学生向けオンラインコミュニティにおけるメッセージの送受信データである[71, 72]。7つめは、米国の民主党全国委員会の電子メールの送受信データである[73, 74]。

表 4 に7つのデータセットにおける全時間を通じたネットワークのグラフ特徴量を示す。 $t_{count}$  は各データセットに記録された時刻のデータ数、 $t_{max}$  は同一時刻を1として数えたデータ数であり、式(10)から(17)に示した $t_{max}$ と同じ用法である。表中の $\infty$ は、全時間を通じて接続されなかった頂点があったことを示す。表 4 から、オンラインコミュニティと電子メールは、他の5つに比べて、グラフ密度と平均クラスター係数が小さいこと、 $t_{count}$  と $t_{max}$ の比が1に近く共時的なコミュニケーションがあまり行われていないことがわかる。なお、農村以外のネットワークグラフの図は、それぞれ文献[60][63][65][69][71][73]で確認できる。

表 4 7つのデータセットのグラフ特徴量

Table 2. Network graph features of seven datasets.

	High school [60, 61]	Primary school [63, 64]	Workplace [65, 66]	Village [67, 68]	Conference [69, 70]	Online community [71, 72]	Email [73, 74]
Vertex count	327	242	217	86	113	1,899	1,891
Edge count	5,818	8,317	4,274	347	2,498	22,195	5,598
Diameter	4	3	5	$\infty$	3	$\infty$	$\infty$
Mean distance	2.159	1.732	1.882	$\infty$	1.656	$\infty$	$\infty$
Density	0.1092	0.2852	0.1824	0.0949	0.3470	0.0077	0.0025
Mean Clustering Coefficient	0.504	0.526	0.381	0.527	0.535	0.109	0.209
$t_{count}$	188,508	125,773	78,439	102,293	20,818	61,734	39,264
$t_{max}$	7,375	3,100	18,488	43,438	5,246	60,774	21,751

表 5 と図 9 に、式(10)から(17)に示した方法にしたがって指標を計算した結果を示す。表 5 には、比較のため、WS モデルと BA モデルのミキシズムの値(図 8C と 8G と同じ  $g = 0.4, d = 0.3$  の場合)を載せた。図 9 では、分かりやすさのため、典型的なものとして、WS モデルと高校(濃いと薄い緑)、仕事場と農村(濃いと薄い橙)、オンラインコミュニティと電子メール(濃いと薄い青)の 6 つを取り上げて、レーダーチャートを描いた。このチャートでは、見やすさのため、各項目の値を最大値を用いて規格化している。

表 5 7つのデータセットでの指標の計算結果

Table 5. Calculation results on seven datasets for mixbiotic society measures.

	WS model mixism	BA model mixism	High school	Primary school	Workplace	Village	Conference	Online community	Email
$\mu_l$	0.0152	0.0253	0.0213	0.0546	0.0118	0.0176	0.0234	0.0000	0.0014
$\sigma_l^2$	0.0002	0.0004	0.0004	0.0021	0.0002	0.0004	0.0009	0.0000	0.0000
$\mu_L$ ( $M_{mob}$ )	0.3300	0.4253	0.3266	0.6673	0.1560	0.1506	0.2171	0.0411	0.0750
$\sigma_L^2$	0.0113	0.0164	0.0133	0.0254	0.0091	0.0130	0.0235	0.0002	0.0109
$\mu_{LR}$	0.7682	0.7916	0.7394	0.9128	0.8151	0.6463	0.7954	1.2431	1.6112
$\sigma_{LR}^2$ ( $M_{atom}$ )	0.0672	0.0515	0.0253	0.0236	0.2070	0.2652	0.2648	0.1716	4.1790
$\mu_S$	0.7032	0.6865	0.7287	0.5933	0.6439	0.7158	0.6431	0.1594	0.1573
$\sigma_S^2$	0.0210	0.0187	0.0108	0.0114	0.0722	0.0864	0.0860	0.0931	0.0636
$\mu_S \cdot \sigma_S^2$ ( $M_{mix}$ )	0.0149	0.0130	0.0078	0.0067	0.0465	0.0619	0.0553	0.0148	0.0100

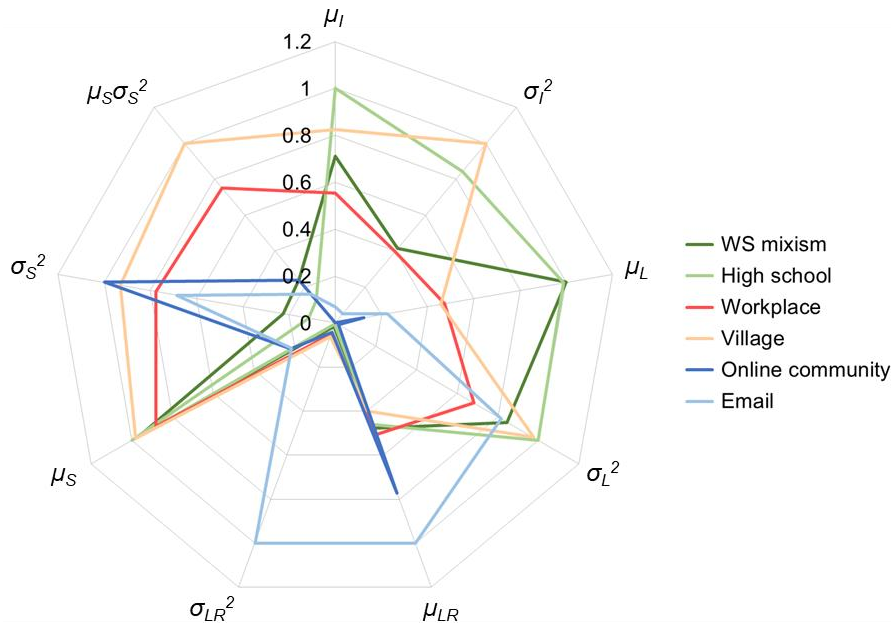


図9 混生社会指標の計算結果のレーダーチャート

Fig 9. Rader chart of calculation results for mixbiotic society measures.

図9において、WSモデルのミキジズムと高校は、他の4つに比べて似ている。これは、今回のコミュニケーションモデルではコミュニケーションを継続するようにモデル化したことと、高校では比較的いつも同様のメンバーが同じ場所に集まってコミュニケーションを行っていることが、似たコミュニケーションパターンを生じさせるからである。これら2つと、BAモデルや小学校も同じ傾向にある。ただし、高校や小学校ではメンバーが比較的固定されているため、類似度の分散 $\sigma_S^2$ とミキジズムの指標 $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ が小さいと考えられる。なお、 $\mu_L$ が相対的に大きく見えているが、図8Dや8Hに示したようなモビズムの状況ではない。

仕事場と農村では、類似度 $\mu_S$ とその分散 $\sigma_S^2$ が共に大きく、そのためミキジズムの指標 $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ が他の4つに比べて大きいのが特徴である。WSモデルやBAモデルのミキジズムは今回行ったシミュレーションの中では $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ が大きかったが、仕事場と農村はそれを相対的に上回り、さらにミキジズム的かつ混生社会的である。この理由は、今回のモデルではコミュニケーションの生成と消滅をランダムに行ったことに対して、仕事場と農村では時間帯に応じて同じメンバーが集まるとは時間帯が変わると他のメンバーと集まるため、 $\mu_S$ と $\sigma_S^2$ の双方が大きくなったと推察される（農村での時間的活動の傾向については[68]参照）。なお、カンファレンスも、参加者が集まるとは入れ替わるため、仕事場や農村と同じ傾向にある。コミュニケーションを重んじる仕事場、農村、カンファレンスにおいて、コミュニケーションの生成と消滅のバランスを取る $\mu_S \cdot \sigma_S^2$ が大きいことは、ミキジズムの複合指標として $M_{mix} = \mu_S \cdot \sigma_S^2$ が有用であることを示唆している。

オンラインコミュニティと電子メールは、他の4つに比べて特異な形状を持っている。類似性 $\mu_S$ が小さく、距離の相対変化 $\mu_{LR}$ や類似度の分散 $\sigma_S^2$ が大きいことは、コミュニケーションパターンの瞬時的な変化が大きいこと、すなわち表4で述べたようにコミュニケーションが単発的であることを示し、アトミズム的である。電子メールの方が特に分散 $\sigma_{LR}^2$ が大きい理由は、オンラインコミュニティに比べてさらにコミュニケーションの経時的な文脈が少なく、アトミズム的な傾向がより強くなるからであると考えられる。なお、表3ではアトミズムの指標として $\sigma_{LR}^2$ を設定したが、図9を見ると $\mu_{LR}$ の方が適しているかもしれない。アトミズムの追加検証は今後の検討課題である。

図 10 に、図 8 と同様の方法を用いて描いたコミュニケーションの軌道を示す。図 10A~10F は、それぞれ、高校、小学校、仕事場、農村、オンラインコミュニティ、電子メールである。

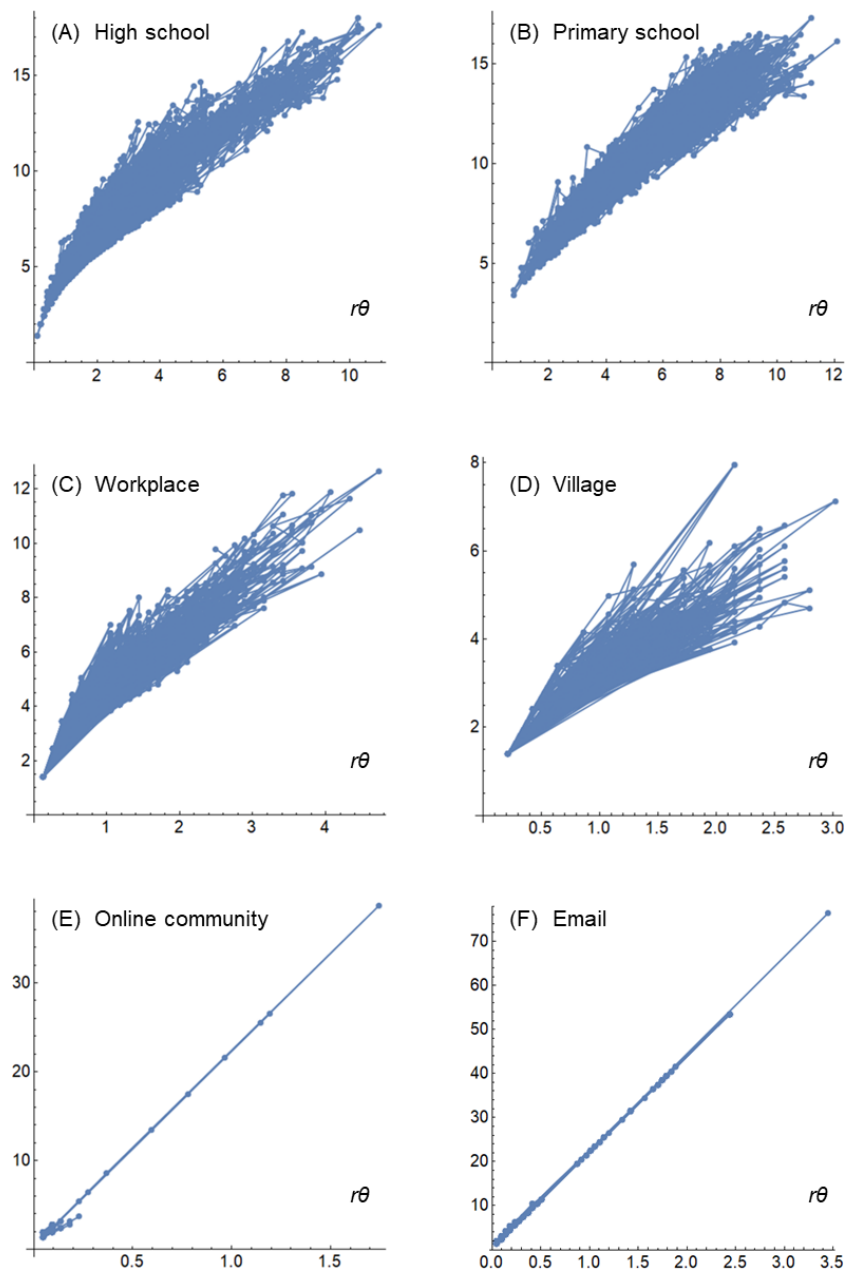


図 10 コミュニケーションの軌道 (A) 高校 (B) 小学校 (C) 仕事場 (D) 農村 (E) オンラインコミュニティ (F) 電子メール

Fig 10. Communication trajectories. (A) High school. (B) Primary school. (C) Workplace. (D) Village. (E) Online community. (F) Email.

全ての時刻に対して軌道を描いたため重なって分かりにくいですが、図 10C の仕事場と図 10D の農村では、図 8C と 8G で示したような循環的な軌道がところどころに見られ、ミキシズムの様相を示している。図 10A の高校や図 10B が小学校は、ミキシズムと異なり、集団行動を行う特殊な環境と言えよう。

図 10E のオンラインコミュニティと図 10F の電子メールでは、一斉送信のような事象によって図の右上に延びる軌道が時折見られるが、大半は図の左下で単発的なコミュニケーションを繰り返す

ている。これらの軌道は、図 8D と 8H で示したような情報が蓄積していくモビズムではなく、図 8B と 8F で示したアトミズムをさらに極端にしたものと言える。

こうして、式(10)から(17)に示した指標や表 3 に示した指標に基づいて、コミュニケーションパターンの動的变化を類型化できることが示された。なお、今回探したデータセットでは、情報が増大し続けてコミュニティが肥大化または混乱するモビズムの状況を明らかに示すものが見つからなかった。これは、データセットの収集目的がネットワーク分析にあったため、ネットワーク構造が変わらずに情報が増大していくモビズムが対象になっていなかったからと思われる。このため、今回は表 3 で設定したモビズムの指標  $M_{mob} = \mu_L$  の妥当性を明らかにすることができなかった。

## 4. 考 察

従来の時間的ネットワーク分析のようなネットワーク構造の時間変化ではなく、今回のようにネットワーク上のコミュニケーションパターンの時間変化を捉えることにより、コミュニケーションの特徴を把握し、コミュニティを類型化することができる。高校や小学校のような特殊な環境や、オンラインコミュニティや電子メールのようなバーチャルなコミュニティに対して、仕事場、農村、カンファレンスなどのリアルなコミュニティにおいて、類似性と非類似性のバランスを取るミキシズムの指標  $M_{mix} = \mu_S \cdot \sigma_S^2$  が大きいことは幾つかの示唆を与えてくれる。

類似性とは人間同士が身体的近接性を伴って「混む」ことであり、非類似性とは多様な人間が「混じる」ことである。これらは、哲学者の出口が言う「混生社会」を指し示している[7]。また、ミキシズムであることは、コミュニケーションの生成と消滅のバランスが取れていること、すなわち、コミュニティが動的で生命的なウェルゴーイングの状態にあることを示している。

今回の指標に基づいてリアルコミュニティとバーチャルコミュニティの間に明らかな違いがあったことは、改めて身体的近接性、対面接触の重要性を認識させられる。双方向性、マルチモーダルな対面接触によるコミュニケーションは、一方向性、一過性のバーチャルコミュニケーションに比べて、混生社会やウェルゴーイングにとって重要である。

また、CA の知見[42]によると受動性と能動性、同期性と非同期性のバランスが、PRD の知見[45]によると混み具合（粒子量）と混じり具合（粒子速度）のバランスが生命性（カオスの縁）にとって鍵であることがわかっている。これらは、混生社会におけるコミュニケーションの習慣性と不確実性、類似性と非類似性のバランスの重要性を示唆していると言えよう。このことは、ソーシャルキャピタルの議論において、結合型と橋渡し型の双方が重要である（例えば[75]）との認識とも通じている。今後、様々なリアルコミュニティに対してミキシズムの指標  $M_{mix} = \mu_S \cdot \sigma_S^2$  を測定することで、そのコミュニティの特徴や改善施策を明らかにすることができるだろう。

バーチャルコミュニティに関して、今回はショートメッセージや写真によるソーシャルネットワークサービス（SNS）を評価していないが、オンラインコミュニティや電子メールの結果を踏まえるとアトミズムの傾向が一層強まるのが容易に想像できる。また、SNS の炎上に見られるようなモビズム的な事象が現れることも予想される。バーチャルコミュニケーションが対面コミュニケーションの役割を完全に置き換えることはできないと考えられるが、その健全化に向けて、一方向性や一過性ではない双方向で継続的なコミュニケーションの実装、マルチモーダルなコミュニケーションの技術、リアルコミュニケーションと組み合わせるサービスの発展が期待される。

なお、今回はオンラインコミュニティや電子メールの送受信時刻のデータを用いたが、同じメッセージへのリプライがある場合には、コミュニケーションが継続し、情報が蓄積しているとも考えられる。送受信時刻に加えてリプライのデータを収集できれば、今回とは違った指標や軌道の計算

結果が得られるかもしれない。SNSにおけるリプライやスレッドの継続についても同じことが言える。オンライン会議や多人数ビデオチャットは比較的リアルコミュニケーションに近いと考えられるが、通信時間のうちどの範囲を実質的なコミュニケーションとして測定するかが課題である。対面接触における場の共有と異なり、単に会議やチャットの画面を開いているだけの場合があるからである。加えて、仮想空間におけるアバターやAIとのコミュニケーションの動的パターンがリアルコミュニケーションと似ている場合、それが混生社会として望ましいかどうかは今回設定した指標だけでは判断できず、他の心理的測定やエスノメソドロジーなどと組み合わせる必要が出てくるだろう。

## 5. 結 言

社会学およびネットワーク科学への貢献として、コミュニケーションパターンの動的変化を示す混生社会指標を新たに提案した。具体的には、まず、コミュニケーションの数理シミュレーションに基づいてミキシズム（生命、カオスの縁）、アトミズム（貧困、孤立）、モビズム（肥大またはカオス）、ニヒリズム（死）という4つの相に対応する指標を設定した。次に、現実社会のデータセットによる評価を通じて、ミキシズムを表す複合指標  $M_{mix} = \mu_S \cdot \sigma_S^2$  の有用性と、指標に基づくコミュニティの類型化の可能性を示した。

混生社会指標は、従来のソーシャルネットワーク分析に比べてネットワーク上のコミュニケーションの時間変化を簡便に計算できる点、CAやPRDのクラス判定に比べて特定の数理モデルに依らずに計算できる点、そしてそれらよりも指標の意味を解釈しやすい点で優れている。ミキシズム指標は、望ましい混生社会に向けて、類似性と非類似性、混むと混ざるのバランスが取れたウェルゴーイングを示すものとして活用されると信じる。

今後の課題として、実際にアトミズムやモビズムが起きているデータセットや、SNSやソーシャルメディアに関するデータセットを用いて、アトミズムやモビズムの指標の妥当性の検証と見直しを行う必要がある。さらにデータセットが増えていけば、コミュニティの特性との相関分析や、類型化に対する主成分分析が可能になるだろう。ただし、指標設定の観点として、計算の簡便さ、意味の解釈しやすさ、異なるコミュニティ間の比較しやすさが挙げられる。精度や分解能を上げるために複雑な指標を導入することは、一方で汎用性を損なうことになるため、多面的に検討することにしたい。

なお、混生社会指標では、時刻ごとにネットワーク構造を分析するのではなく、ネットワーク上のコミュニケーションパターンを分析するため、予め全期間を通じたネットワーク情報を必要とする制約があり、一見するとリアルタイム分析には適していない。ただし、実際には、開始からの時間経過に伴って情報集合の多次元ベクトルの要素を追加しながら、開始から現時点までの指標を随時計算すればよく、計算負荷も重くないため、準リアルタイムに分析することが可能である。また、今回の指標の計算では時刻を回数としてカウントしたが、例えばコミュニケーションの継続時間によって多次元ベクトルに重みづけを行う方法を採用してもよい。

将来の展開として、データセットによる検証に続き、フィールドワークによる実証的研究が求められる。混生社会指標はコミュニケーションのダイナミクスや生命性を表す客観指標と言えるが、社会やコミュニティをウェルゴーイングに導くために、例えば混生社会に適した Self-as-WE 尺度[76]や一般的なウェルビーイング尺度[77]などの主観指標と組み合わせ、フィールドで総合的に活用することを勧める。フィールドの候補として、社会的な孤立や分断が問題となっている現場に加えて、コミュニケーションが重要となるデジタル民主主義[78]やプラットフォーム協同組合主義[79]のリアルとバーチャルにまたがる現場を対象とすることは興味深いと思われる。



## 謝 辞

科学技術振興機構「コミュニティのスマート化がもたらす ELSI と四次元共創モデルの実践的検討」プロジェクトのコミュニティ評価パラメータグループの担当者としてご意見をいただいた日立京大ラボの皆様には感謝の意を表します。本研究は、JST、RISTEX、JPMJRS22J5 の支援を受けたものです。

## 参考文献

1. Courtin E, Knapp M. Social isolation, loneliness and health in old age: a scoping review. *Health & Social Care in the Community*. 2017; 25(3): 799–1286. <https://doi.org/10.1111/hsc.12311>
2. Leigh-Hunt N, Bagguley D, Bash K, Turner V, Turnbull S, Valtorta N, Caan W. An overview of systematic reviews on the public health consequences of social isolation and loneliness. *Public Health*. 2017; 152: 157–177. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2017.07.035>
3. Kovacheff C, Schwartz S, Inbar Y, Feinberg M. The problem with morality: Impeding progress and increasing divides. *Social Issues and Policy Review*. 2018; 12(1): 218–257. <https://doi.org/10.1111/sipr.12045>
4. Feinberg M, Willer R. Moral reframing: A technique for effective and persuasive communication across political divides. *Social and Personality Psychology Compass*. 2019; 13(12): e12501. <https://doi.org/10.1111/spc3.12501>
5. Smart WE project. About. In: Toward Better “Smart WE” [Internet]. n.d. [cited 2023 July 1]. Available from: <https://www.smart-we.bun.kyoto-u.ac.jp/index.php/en/about/>
6. Smart WE project. About. In: Practical examination of ELSI on smartization of community through four-dimensional co-creation [Internet]. n.d. [cited 2023 July 1]. Available from: <https://www.smart-elsi.bun.kyoto-u.ac.jp/index.php/en/about/04>.
7. Deguchi, Y. After corona seen from “Self-as-We.” In: Hitachi Kyoto University Laboratory, editors. *Beyond smart life*, Japanese ed. Tokyo, Japan: Nikkei Business Publications; 2020.
8. Deguchi, Y. Entrustment and distribution of agency: Toward philosophical reactivation of East Asian true self. *Proceedings of Selfhood, Otherness, and Cultivation: Phenomenology and Chinese Philosophy International Conference*; 2019 March 18–20; Nat'l Chengchi Univ, Taiwan. Available from: <http://andy2.ccstw.nccu.edu.tw/wp-content/uploads/2022/03/0318.pdf>
9. Deguchi Y. Self-as-We & its ethical implications [Internet]. [cited 2019 Nov 10]; Maison des Sciences Humaines of the Université libre de Bruxelles. Available from: <https://msh.ulb.ac.be/en/video/self-as-we-its-ethical-implications-yasuo-deguchi>
10. Grubacic A, Graeber D. Anarchism, or the Revolutionary Movement of the Twenty-First Century [Internet]. 2004 [cited 2009 May 14]. In: *The Anarchist Library* [Internet]. Available from: <https://theanarchistlibrary.org/library/andrej-grubacic-david-graeber-anarchism-or-the-revolutionary-movement-of-the-twenty-first-centu>
11. Graeber D. *La démocratie aux marges*. In: *Le Bord de l'eau*, col. Lormont, France: La Bibliothèque du Mauss; 2014. Available from: <https://theanarchistlibrary.org/library/david-graeber-there-never-was-a-west>
12. Karatani K. *The structure of world history: From modes of production to modes of exchange*. Durham: Duke University Press; 2014.

13. Yamada H. Possible anarchism: Marcel Mauss and the moral of gift. Japanese ed. Tokyo, Japan: Inscript; 2020.
14. Luhmann N. Social Systems. Redwood City: Stanford University Press; 1996.
15. Kneer G, Nassehi A. Niklas Luhmanns Theorie sozialer Systeme. München, Germany: Wilhelm Fink Verlag; 1993.
16. Varela F, Maturana H, Uribe R. Autopoiesis: The organization of living systems, its characterization and a model. *Biosystems*. 1974; 5: 187–196. [https://doi.org/10.1016/0303-2647\(74\)90031-8](https://doi.org/10.1016/0303-2647(74)90031-8)
17. Kawamoto H. Autopoiesis: The third Stage of systems theory. Japanese ed. Tokyo, Japan: Seidosha; 1995.
18. Oliveira M, Gama J. An overview of social network analysis. *WIREs Data Mining Knowl Discov*. 2012; 2: 99–115. <https://doi.org/10.1002/widm.1048>
19. Tabassum S, Fabiola S. F. Pereira FSF, Fernandes S, Gama J. Social network analysis: An overview. *WIREs Data Mining Knowl Discov*. 2018; 5: e1256. <https://doi.org/10.1002/widm.1256>
20. Wasserman S, Faust K. Social network analysis: Methods and applications. Cambridge, UK: Cambridge University Press; 1994.
21. Diestel R. Graph theory. 3rd ed. New York: Springer-Verlag Heidelberg; 2005.
22. Granovetter, MS. The strength of weak ties. *Am J Sociol*. 1973; 78: 1360–1380. <https://doi.org/10.1086/225469>
23. Freeman LC. Centrality in social networks: conceptual clarification. *Soc Netw*. 1979; 1:215–239. [https://doi.org/10.1016/0378-8733\(78\)90021-7](https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90021-7)
24. Bonacich P. Power and centrality: a family of measures. *Am J Sociol*. 1987; 92:1170–1182. <https://doi.org/10.1086/228631>
25. Watts DJ, Strogatz SH. Collective dynamics of ‘small world’ networks. *Nature*. 1998, 393:440–442. <https://doi.org/10.1038/30918>
26. Newman MEJ, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks. *Phys Rev E*. 2004; 69: 026113. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.69.026113>
27. Girvan M, Newman MEJ. Community structure in social and biological networks. *Proc Natl Acad Sci USA*. 2002; 99: 7821–7826. <https://doi.org/10.1073/pnas.122653799>
28. Newman MEJ. Modularity and community structure in networks. *Proc Natl Acad Sci USA*. 2006; 103: 8577–8582. <https://doi.org/10.1073/pnas.0601602103>
29. Albert R, Barabási, AL. Topology of evolving networks: local events and universality. *Physical review letters*. 2000; 85: 5234–5337. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.85.5234>
30. Barabási AL, Jeong H, Nédá Z, Ravasz E, Schubert A, Vicsek T. Evolution of the social network of scientific collaborations. *Physica A: Statistical mechanics and its applications*. 2002; 311: 590–614. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)00736-7](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)00736-7)
31. Holme P, Saramaki J. Temporal networks. *Physics Reports*. 2012; 519: 97–125. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2012.03.001>
32. Kempe D, Kleinberg J, Kumar A. Connectivity and inference problems for temporal networks. *Journal of Computer and System Sciences*. 2002; 64: 820–842. <https://doi.org/10.1006/jcss.2002.1829>
33. Nicosia V, Tang J, Musolesi M, Russo G, Mascolo C, Latora V. Components in time-varying graphs. *Chaos* 2012; 22: 023101. <https://doi.org/10.1063/1.3697996>
34. Newman NEJ. Networks: An introduction. Oxford, UK: Oxford University Press; 2010.
35. Alon U. Network motifs: Theory and experimental approaches. *Nature Review Genetics*. 2007; 8: 450–

461. <https://doi.org/10.1038/nrg2102>
36. Barabasi AL. The origin of bursts and heavy tails in human dynamics. *Nature*. 2005; 435: 207–211. <https://doi.org/10.1038/nature03459>
37. Neumann JV. Theory of self-reproducing automata. Burks AW, editor. Urbana: University of Illinois Press; 1966.
38. Wolfram S. Statistical mechanics of cellular automata. *Rev. Mod. Phys.* 1983; 55: 601–644. <https://doi.org/10.1103/RevModPhys.55.601>
39. Wolfram S. A new kind of science. Champaign: Wolfram Media Inc.; 2002. Available from: <https://www.wolframscience.com/nks/>
40. Langton CG. Computation at the edge of chaos: Phase transitions and emergent computation. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1990; 42(1–3): 12–37. [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(90\)90064-V](https://doi.org/10.1016/0167-2789(90)90064-V)
41. Kauffman, S. At home in the universe: The search for the laws of self-organization and complexity. Oxford: Oxford University Press; 1995.
42. Gunji YP, Urugami D. Computational power of asynchronously tuned automata enhancing the unfolded edge of chaos. *Entropy*. 2021; 23(11): 1376. <https://doi.org/10.3390/e23111376>
43. Haruna T, Gunji YP. Local Cellular Automata as an abstract model of self—Organizing process. *AIP Conference Proceedings*. 2006; 839, 371–38. <https://doi.org/10.1063/1.2216647>
44. Urugami D, Gunji YP. Intelligent simulation with cellular automata: Implementing natural intelligence, Japanese ed. Tokyo, Japan: Ohmsha; 2021.
45. Miyakoshi J. Modeling pattern formation in communities by using information particles. arXiv:2307.10270 [Preprint]. 2023 [cited 2023 July 18]: [12 p]. Available from: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.10270>
46. Wang XF, Chen G. Complex networks: Small-world, scale-free and beyond. *IEEE Circuits and Systems Magazine*. 2003; 3(1): 6–20. <https://doi.org/10.1109/MCAS.2003.1228503>
47. Watts D, Strogatz SH. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*. 1998; 393: 440–442. <https://doi.org/10.1038/30918>
48. Barabási AL, Albert R. Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*. 286(5439): 509–512. <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
49. Wikipedia [Internet]. Euclidean distance [cited 2023 May 8]. Available from: [https://en.wikipedia.org/wiki/Euclidean\\_distance](https://en.wikipedia.org/wiki/Euclidean_distance)
50. Wikipedia [Internet]. Cosine similarity [cited 2023 June 27]. Available from: [https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine\\_similarity](https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine_similarity)
51. Hoff PD, Raftery AE, Handcock MS. Latent Space Approaches to Social Network Analysis. *Journal of the American Statistical Association*. 2002; 97(460): 1090–1098. <https://doi.org/10.1198/016214502388618906>
52. Sarkar P, Moore AW. Dynamic social network analysis using latent space models. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*. 2005; 7(2): 31–40. <https://doi.org/10.1145/1117454.1117459>
53. Pham MC, Cao Y, Klamka R, Jarke M. A clustering approach for collaborative filtering recommendation using social network analysis. *Journal of Universal Computer Science*. 2021; 17(4): 583–604. <https://doi.org/10.3217/jucs-017-04-0583>
54. Ruan Y, Fuhry D, Parthasarathy S. Efficient community detection in large networks using content and links. *WWW '13: Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web*; 2013 May 13–17; Rio de Janeiro, Brazil. New York: Association for Computing Machinery; 2013. 1089–1098. <https://doi.org/10.1145/2488388.2488483>

55. Dunbar RIM. Neocortex size as a constraint on group size in primates. *Journal of Human Evolution*. 1992; 22(6): 469-493. [https://doi.org/10.1016/0047-2484\(92\)90081-J](https://doi.org/10.1016/0047-2484(92)90081-J)
56. Hernando A, Villuendas D, Vesperinas C, Abad M, Plastino A. Unravelling the size distribution of social groups with information theory in complex networks. *The Eur. Phys. J. B*. 2010; 76: 87–97. <https://doi.org/10.1140/epjb/e2010-00216-1>
57. Humphries MD, Gurney K. Network ‘Small-World-Ness’: A Quantitative Method for Determining Canonical Network Equivalence. *PLoS ONE*. 2008; 3(4): e0002051. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0002051>
58. Rossi RA, Ahmed NK [Internet]. Network Repository: An Interactive Scientific Network Data Repository. Available from: <https://networkrepository.com/index.php>
59. sociopatterns.org [Internet]. SocioPatterns. Available from: <http://www.sociopatterns.org/>
60. Rossi RA, Ahmed NK. Contacts-prox-high-school-2013 [dataset]. The network data repository with interactive graph analytics and visualization. Available from: <https://networkrepository.com/contacts-prox-high-school-2013.php>
61. Cattuto C, Barrat A. High school contact and friendship networks [dataset]. [cited 2015 July 15]. SocioPatterns. Available from: <http://www.sociopatterns.org/datasets/high-school-contact-and-friendship-networks/>
62. Génois M, Barrat A. Can co-location be used as a proxy for face-to-face contacts? *EPJ Data Sci*. 2018; 7, 11. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-018-0140-1>
63. Rossi RA, Ahmed NK. Ia-primary-school-proximity [dataset]. The network data repository with interactive graph analytics and visualization. Available from: <https://networkrepository.com/ia-primary-school-proximity.php>
64. Cattuto C, Barrat A. Primary school temporal network data [dataset]. [cited 2015 Sep 30]. SocioPatterns. Available from: <http://www.sociopatterns.org/datasets/primary-school-temporal-network-data/>
65. Rossi RA, Ahmed NK. Copresence-InVS15 [dataset]. The network data repository with interactive graph analytics and visualization. Available from: <https://networkrepository.com/copresence-InVS15.php>
66. Cattuto C, Barrat A. Contacts in a workplace, 2nd deployment [dataset]. [cited 2018 Dec 3]. SocioPatterns. Available from: <http://www.sociopatterns.org/datasets/test/>
67. Cattuto C, Barrat A. Contact patterns in a village in rural Malawi [dataset]. [cited 2021 Sep 11]. SocioPatterns. Available from: <http://www.sociopatterns.org/datasets/contact-patterns-in-a-village-in-rural-malawi/>
68. Ozella L, Paolotti D, Lichand G, Rodríguez JP, Haenni S, Phuka J, et al. Using wearable proximity sensors to characterize social contact patterns in a village of rural Malawi. *EPJ Data Sci*. 2021; 10, 46. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-021-00302-w>
69. Rossi RA, Ahmed NK. Ia-contacts-hypertext2009 [dataset]. The network data repository with interactive graph analytics and visualization. Available from: <https://networkrepository.com/ia-contacts-hypertext2009.php>
70. Cattuto C, Barrat A. Hypertext 2009 dynamic contact network [dataset]. [cited 2018 Dec 3]. SocioPatterns. Available from: <http://www.sociopatterns.org/datasets/hypertext-2009-dynamic-contact-network/>
71. Rossi RA, Ahmed NK. Fb-messages [dataset]. The network data repository with interactive graph analytics and visualization. Available from: <https://networkrepository.com/fb-messages.php>
72. Opsahl T, Panzarasa P. Clustering in weighted networks. *Social Networks*. 2009; 31(2): 155–163. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2009.02.002>
73. Rossi RA, Ahmed NK. Email-dnc [dataset]. The network data repository with interactive graph analytics

and visualization. Available from: <https://networkrepository.com/email-dnc.php>

74. Kunegis J. KONECT: the Koblenz network collection. WWW '13 Companion: Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web; 2013 May 13–17; Rio de Janeiro, Brazil. New York: Association for Computing Machinery; 2013. p. 1343–1350. <https://doi.org/10.1145/2487788.2488173>
75. Patulny R, Svendsen GLH. Exploring the social capital grid: Bonding, Bridging, qualitative, quantitative. *International Journal of Sociology and Social Policy*. 2007; 2(1/2): 32–51. <https://doi.org/10.1108/01443330710722742>
76. Murata A, Watanabe J, Gen N, Deguchi Y. Measuring individual differences of Self-as-We: Reliability and validity of revised version of the Self-as-We scale. *Prospectus*. 2022; 21: 17–29. <http://hdl.handle.net/2433/275648>
77. Lee Kum Sheung Center for Health and Happiness [Internet]. Repository of positive psychological well-being scales. [cited 2022 June]. Available from: <https://www.hsph.harvard.edu/health-happiness/repository-of-positive-psychological-well-being-scales/>
78. Congge U, Guillamón MD, Nurmandi A, Salahudin, Sihidi IT. Digital democracy: A systematic literature review. *Front. Polit. Sci.* 2023; 5: 972802. <https://doi.org/10.3389/fpos.2023.972802>
79. Scholz T. Platform cooperativism. Ehmsen S, Scharenberg A, editors. New York: Rosa Luxemburg Stiftung; 2016. Available from: [https://rosalux.nyc/wp-content/uploads/2020/11/RLS-NYC\\_platformcoop.pdf](https://rosalux.nyc/wp-content/uploads/2020/11/RLS-NYC_platformcoop.pdf)