

行きずりの WE と共棲の WE : ネットワークモデルから見た特性
Passersby WE and Coexistent WE: Characteristics from Network Model Perspective

加藤猛^{1*}・岡村太郎²
Takeshi Kato^{1*}, Taro Okamura²

¹ 京都大学 成長戦略本部 日立京大ラボ

Hitachi Kyoto University Laboratory, Institutional Advancement and Communications, Kyoto University

² 京都大学 文学研究科

Graduate School of Letters, Kyoto University

*責任著者

Corresponding author

Email: kato.takeshi.3u@kyoto-u.ac.jp

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6744-8606>

要 旨

JST-RISTEX「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（スマート WE プロジェクト）」では、コミュニティの貧困化と分断化という課題に対して、それぞれ「行きずりの WE」と「共棲の WE」の構築に取り組んでいる。本報告の目的は、ネットワークモデルの観点から両者それぞれの特性を明らかにし、WE 構築の指針を得ることにある。具体的に、「行きずりの WE」では、人流滞留の場における入場確率、関係確率、切断確率をパラメーターとしてネットワークの形成をモデル化する。その結果、人々のつながり度合いを表す平均クラスター係数がパラメーターの対数関数で表され、入場確率の二乗に依存することを示す。「共棲の WE」では、Self-as-WE をマルチエージェントネットワークモデルで表し、コミュニケーションの積み重ねによる Self-as-WE 間のブリッジネットワークの形成をモデル化する。パラメーターとしてコミュニケーションの深さ、ブリッジ形成の閾値、保持率を設定する。その結果、閾値と忘却の影響を超えてコミュニケーションを深める必要があり、Self-as-WE 間の平均グラフ距離が少数のブリッジによって WE 内部の距離と同等になることを示す。今後の課題は、本報告で得られた知見をプロジェクトの人流滞留支援ツール、合意形成支援ツールに活かすとともに、フィールド実験に反映させることである。

JST-RISTEX “Practical examination of ELSI on smartization of community through four-dimensional co-creation (Smart WE project)” addresses the challenges of community impoverishment and fragmentation by working to build the “Passersby WE” and the “Coexistent WE,” respectively. The purpose of this report is to clarify the characteristics of both from the perspective of a network model and to derive guidelines for building WE. Specifically, in the “Passersby WE,” we model network formation using parameters such as the entry probability, relationship probability, and disconnection probability in people-flow retention fields. As a result, the mean clustering coefficient representing the degree of people’s connections is expressed as a logarithmic function of these parameters and depends on the square of the entry probability. In the “Coexistent WE,” the Self-as-WE is represented as a multi-agent network model, and the formation of bridge networks between Self-as-WE entities through accumulated communication is modeled. Parameters include communication depth, bridge formation threshold, and retention rate. As a result, it is necessary to deepen communication beyond the influence of thresholds and forgetting, demonstrating that the mean graph distance between Self-as-WE entities becomes equivalent to the distance within WE through a small number of bridges. The next challenge is to apply the insights gained from this report to the project’s people-flow retention tool and consensus-building tool, while also incorporating them into field experiments.

KEYWORDS: Smart WE project, Self as WE, Passersby WE, Coexistent WE, network model, mean clustering coefficient, mean graph distance

1. 緒 言

(国研)科学技術振興機構 (JST) 社会技術研究開発センター (RISTEX) が推進する「科学技術の倫理的・法制度的・社会的課題 (ELSI) への包括的実践研究開発プログラム (RIInCA)」の一環として、われわれは「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 (スマート WE プロジェクト)」を進めている[1,2]。このプロジェクトでは、コミュニティの貧困化と分断化という社会問題の解決に向けて、それぞれ「行きずりの WE」と「共棲の WE」の構築に取り組んでいる。

「行きずりの WE」と「共棲の WE」は、プロジェクトの研究代表者である哲学者出口の WE ターン思想[3]に基づいている。WE ターンとは、個人としての「わたし」は「根源的できなさ」を抱えているため単独での身体行為が不可能であり、身体行為や責任や自由の主体が「わたし」を含むマルチエージェントシステムとしての「われわれ (Self as WE)」に転回するという主張である。WE ターンの下では、各個人が互いにできなさとは多様な価値観を認め合い、人間だけでなく自然や未来も含めて共冒険者として運命共同体を構成し、社会を連帯へ昇華させていくことになる。

WE ターン思想を踏まえて、「行きずりの WE」では、交通のスマート化に伴う行きずりの人間関係の貧困化に対して、人流滞留支援ツールによって元々関わりのない人々のつながりの構築を目指している。すなわち、人々のネットワークキングによる「われわれ」化である。人流滞留支援ツールとは、リアルな場において人間同士を媒介する情報ツールであり、例えば昔あった駅の伝言板を模したサイネージや、地域の交流情報を手渡すロボットである。プロジェクトでは、これらのツールを用いて、京都大学のコモンスペースや私鉄沿線のコミュニティスペースでのフィールド実験を進めている。

「共棲の WE」では、コミュニケーションのスマート化に伴う共棲的な人間関係の分断化に対して、合意形成支援ツールによって利害が異なる人々のつながりの構築を目指している。すなわち、人それぞれの「われわれ (Self as WE)」の間のネットワークキングによる相互の内包化である。合意形成支援ツールとは、利害関係者の誰もが拒むことのない合意に向けて、許容会議分析・妥協案探索・止揚案創生の情報処理から得られる候補選択肢を踏まえてファシリテーションを行なうツールである[4]。プロジェクトでは、公募一般人や越前市関係者を対象とする合意形成評価実験を進めている。

なお、これまでの実験を通じて、合意形成の課題として上記の情報処理に加えてさらに議論を深めるファシリテーションの必要性が浮かび上がっている。これには、U 理論[5]や変容型ファシリテーション[6]とともに、(一社)京都哲学研究所が提唱している ABC モデル[7]が参考になる。ABC モデルとは、価値観の対立 (分断) から再編 (変容) へ導くためのフレームワークであり、表層的・現実的な実践 (Action) と、深層にある価値観の根底 (Core) と、中間層にあつて実践と根底を媒介する機能 (Bridge) から成る。広義の合意形成は、価値観を構成する Self-as-WE 同士のブリッジネットワークと言える。

以上を踏まえて、本報告の目的は、「行きずりの WE」と「共棲の WE」をネットワークグラフでモデル化することによって、それぞれの特性を明らかにし、WE の構築に向けた指針を得ることにある。ここでは、グラフモデル自体の特性検証や測定データとのフィッティングが目的ではなく、WE の概括的な特性を把握することが目的であるため、単純なグラフモデルを用いる。具体的には、「行きずりの WE」を人流滞留の場における人々の間のネットワークとして、「共棲の WE」を Self-as-WE (マルチエージェントネットワーク) の間のブリッジネットワークとしてモデル化する。

本報告の残りの部分は次のように構成されている：第二章では「行きずりの WE」のモデルを立て、計算方法とその結果を示し、WE 構築に向けた指針を述べる。第三章では同様に「共棲の WE」について述べる。第四章では、得られた結果と指針を振り返り、今後の課題を述べる。

2. 行きずりの WE

2.1 ネットワークモデル

「行きずりの WE」では、図 1 に示すように、人流滞留の場における人々の間のネットワークをモデル化する。 n 人の人々（ノード）が、入場確率 ε で人流滞留の場に入り、場の中で人々の間につながり（エッジ）が関係確率 ρ でランダムに形成され、場を出た後につながり（エッジ）の一部が切断確率 α でランダムに切れる。これらのプロセスを t ステップ繰り返すとする。

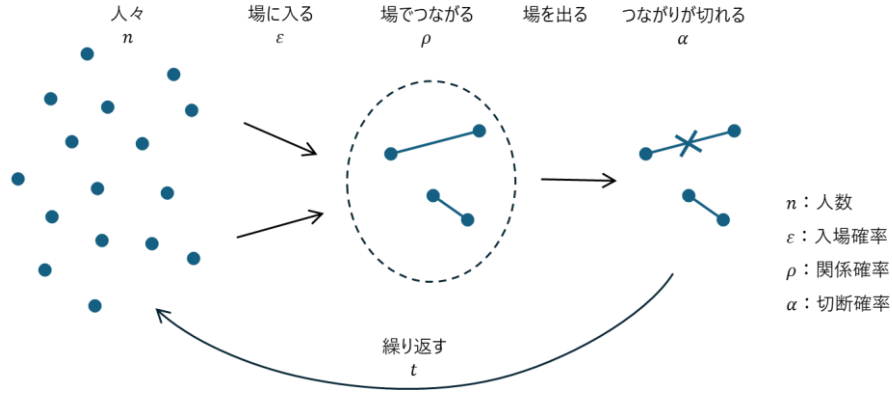


図 1 行きずりの WE のネットワークモデル

このモデルは、以下のように数式で表される。場に入る人数（ノード数）は式(1)、場でつながるエッジ数は式(2)、場の外で切れずに残るエッジ数は式(3)、ノード当たりのエッジ数は式(4)に示すように表される。

$$\varepsilon n \quad (1)$$

$$\rho \frac{\varepsilon n (\varepsilon n - 1)}{2} \quad (2)$$

$$\rho \frac{\varepsilon n (\varepsilon n - 1)}{2} (1 - \alpha) \quad (3)$$

$$\frac{2 \cdot \rho \frac{\varepsilon n (\varepsilon n - 1)}{2} (1 - \alpha)}{n} = \varepsilon \rho (\varepsilon n - 1) (1 - \alpha) \quad (4)$$

「行きずりの WE」における人々の関係性の評価には、グラフ特徴量の一つであるクラスター係数が適している。クラスター係数とは、或るノードの隣接ノード同士がつながっている比率であり、言い換えれば知人の知人同士も知人である確率である。 n 人のノードのうちノード i の局所クラスター係数 C_i は、ノード i の次数 k_i と隣接ノードの実際のリンク数 e_i を用いて、式(5)に示すように表される。グラフ全体の平均クラスター係数 C は、ノード数 n に対する局所クラスター係数 C_i の平均であり、式(6)に示すように表される。

$$C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (5)$$

$$C = \frac{1}{n} \sum_i^n C_i \quad (6)$$

ここで、局所クラスター係数 C_i がエッジ数（次数とリンク数）の比率であることから、ノード

当たりのエッジ数のグラフ全体のエッジ数に対する比率を式(7)に示すように求める。そして、仮説として、行きずりの WE のプロセスを t ステップ繰り返すことで、平均クラスター係数 C が式(8)に示すように式(7)の関数になると仮定する。

$$\frac{\varepsilon\rho(\varepsilon n - 1)(1 - \alpha)}{\frac{n(n - 1)}{2}} = \frac{2\varepsilon\rho\left(\varepsilon - \frac{1}{n}\right)(1 - \alpha)}{n - 1} \simeq \frac{2\varepsilon^2\rho(1 - \alpha)}{n} \quad \because n \gg 1 \quad (7)$$

$$C \sim f\left(\frac{2\varepsilon^2\rho(1 - \alpha)}{n}\right) \quad (8)$$

2.2 計算方法と結果

まず、計算に用いるパラメーターを設定する。「行きずりの WE」の人数すなわちノード数は、ダンバー数（集団が安定的な社会状態を維持できる上限人数）[8]を参考にして、 $n = 150$ とする。入場確率は $\varepsilon = 0.1 \sim 1$ 、関係確率は $\rho = 0.1 \sim 1$ 、切断確率は $\alpha = 0.01 \sim 0.1$ の範囲で振る。最大ステップ数は $t_{max} = 200$ とする。

計算では、図 1 に示したプロセスを最大ステップ数まで実行する。ステップごとに平均クラスター係数 C を計算し、その値が概ね収束している期間 $t = 101 \sim 200$ の平均を WE の関係性評価値 C_{mean} とする。計算の具体的なコーディングについては補足資料 S1 Code を参照されたい。

図 2 は「行きずりの WE」のネットワークモデルの計算結果を示す。図 2A1 は $n = 150, \varepsilon = 0.16, \rho = 0.16, \alpha = 0.1$ における平均クラスター係数 C の計算結果であり、図 2A2 は $t = 200$ におけるネットワークグラフと C の値を示す。図 3B1 は $n = 150, \varepsilon = 0.4, \rho = 0.25, \alpha = 0.1$ 、図 3B2 は $t = 200$ の場合である。ネットワークグラフはモジュラリティに基づいてコミュニティに分割されている[9]。

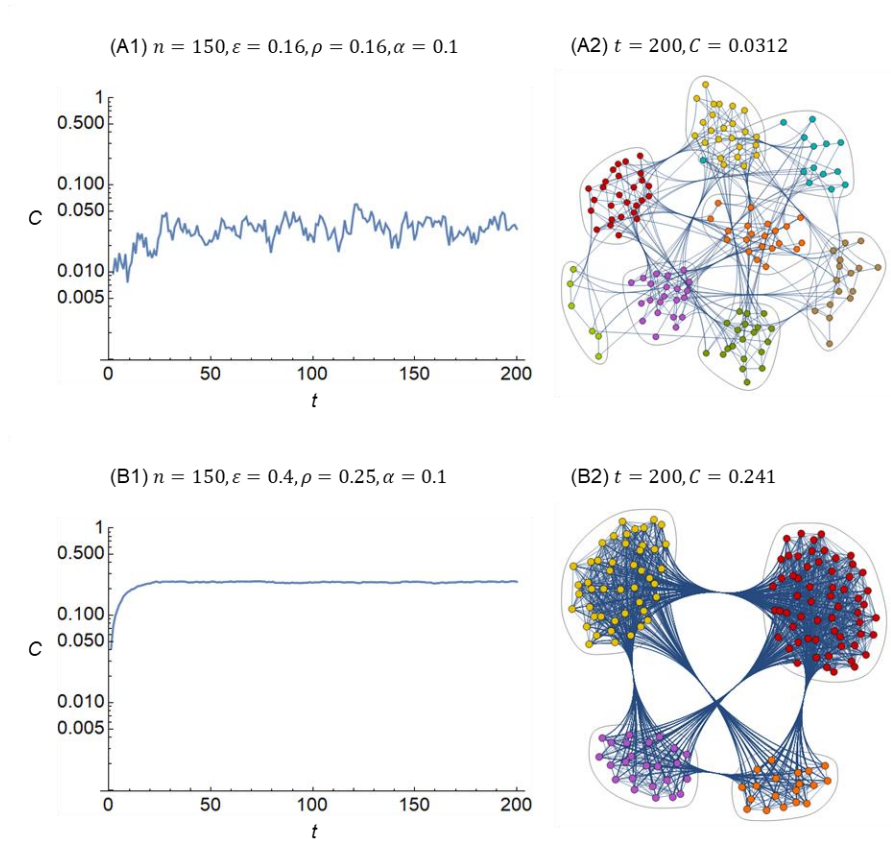


図 2 行きずりの WE の計算結果

図3は入場確率 ε 、関係確率 ρ 、切断確率 α を振り、 ε を横軸、 ρ を縦軸にとって C_{mean} の値を等高線で示した図である。図3Aから図3Fにかけて α が大きくなるに連れて C_{mean} が小さくなること、等高線の傾きから C_{mean} が ε の二乗と ρ に依存していることがわかる。詳細データはS2 Data 参照。

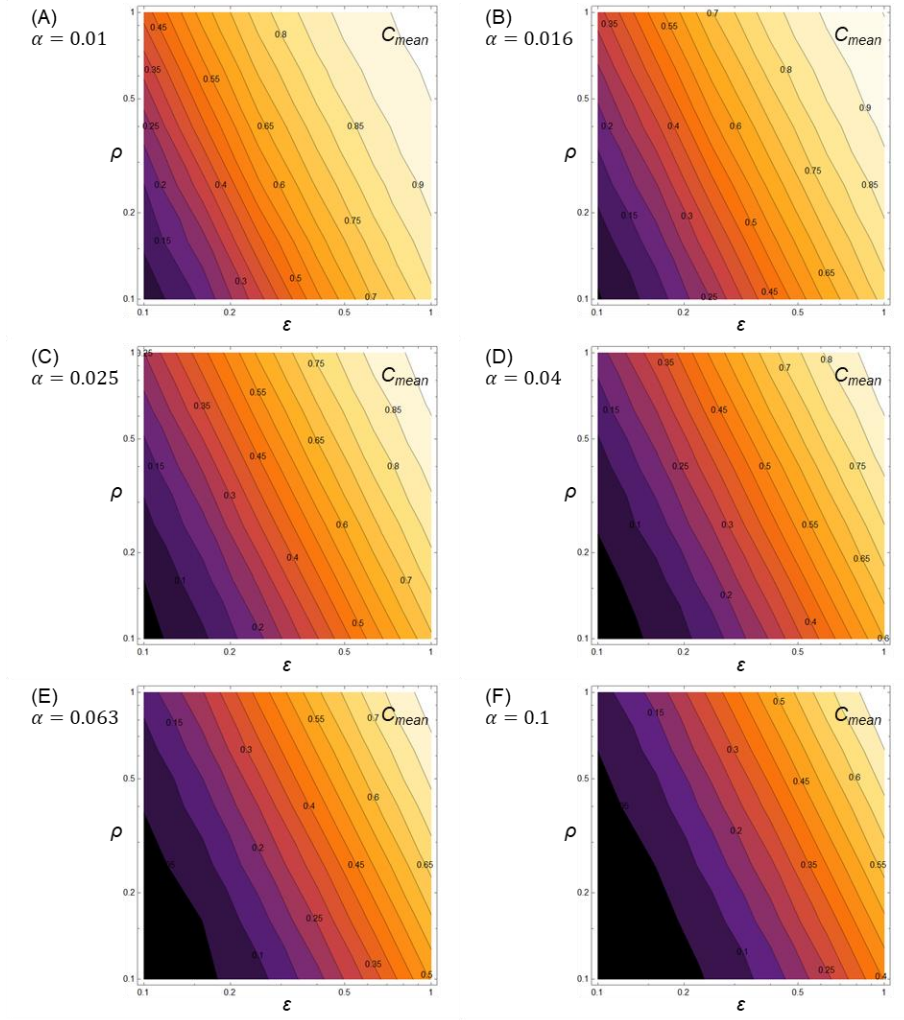


図3 行きずりのWEの計算結果

図3の計算結果に基づいて C_{mean} に対する近似式を式(9)に示す。分散 σ^2 と決定係数 R^2 の値から十分良い近似であることがわかり、式(8)に示した仮説が成り立つことが確かめられた。なお、今回の計算では $n = 150$ で固定していたが、 n 以外のパラメータの近似式から類推すると、式(10)に示すように n を含めた近似式が成り立つと推定される。

$$C_{mean} \sim \ln \varepsilon^{2 \cdot 0.148404} \rho^{0.148404} (1 - \alpha)^{0.148404} + 0.95702$$

$$\sim \ln \left(\frac{2\varepsilon^2 \rho (1 - \alpha)}{150} \right)^{0.148404} + 1.59775 \quad (9)$$

$$\sigma^2 = 0.015569, R^2 = 0.943556$$

$$C_{mean} \sim \ln \left(\frac{2\varepsilon^2 \rho (1 - \alpha)}{n} \right)^{0.148404} + 1.59775 \quad (10)$$

ここで、現実社会における平均クラスター係数を調べると、ソーシャルネットワークでは0.1～0.8 [10]、学术界では0.2～0.3 [11]、産業界では0.04～0.07 [12]である。一般的に、平均クラスター係数は、ネットワーク規模（ノード数）が大きくなるほど値が減少する傾向がある[12]。

これらの値を踏まえると、「行きずりの WE」が目標とする平均クラスター係数の値は 0.01 以上になり、0.1 レベルに届くことが望ましい。そこで、式(9)を変形して目標 C_{target} に対する入場確率 ε 、関係確率 ρ 、切断確率 α の条件式を導くと式(11)に示すように表される。

$$\varepsilon^2 \rho (1 - \alpha) \geq e^{\frac{C_{target} - 0.95702}{0.14840}} \quad (11)$$

図 4 は、式(11)に基いた計算結果であり、 ε を横軸、 ρ を縦軸にとって α の値を等高線で示した図である。図 4A は $C_{target} = 0.01$ 、図 4B は $C_{target} = 0.1$ の場合を示す。詳細データは S2 Data 参照。

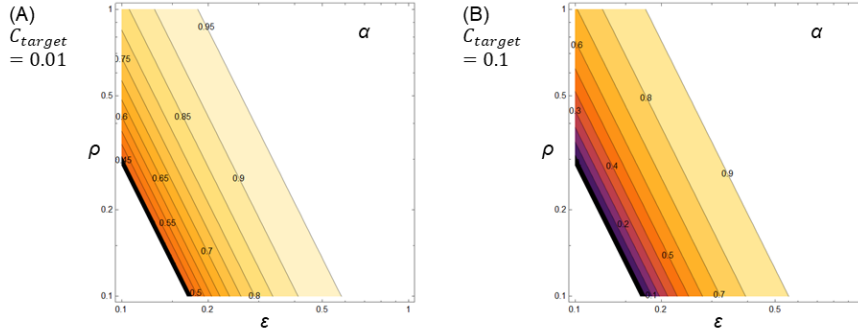


図 4 行きずりの WE の目標を満たす条件

図 4 から切断確率 $\alpha = 1$ では解が無く、 $\alpha = 0$ であっても入場確率 ε と関係確率 ρ が $C_{target} = 0.01$ と $C_{target} = 0.1$ に対してそれぞれ式(12)と式(13)に示す条件を満たす必要がある。

$$\varepsilon^2 \rho \geq 0.00169281 \quad (12)$$

$$\varepsilon^2 \rho \geq 0.00310447 \quad (13)$$

2.3 小括

「行きずりの WE」のネットワークモデルの計算結果から得られた指針を以下にまとめる。

- 「行きずりの WE」を構築するためには、人々が人流滞留の場に入るように仕向け、場の中でつながりを持たせ、場の外に出てもつながりを保たせる必要がある。
- 「行きずりの WE」の関係性を表す平均クラスター係数は入場確率の二乗の対数に依存するため、まず場の中に誘うことが重要である。
- 平均クラスター係数は関係確率と維持確率(= 1 - 切断確率)の対数に依存するため、場の中での関係性の促進とともに、場の外での関係性の維持も同様に必要である。
- プロジェクトで用いている人流滞留支援ツールは、場の中で人間関係を媒介するため、関係確率の向上に寄与すると考えられる。
- 現在、プロジェクトでは入場確率と切断確率に対してあまり配慮されていないが、これらに対する支援を行うことが望ましい。

今後の課題を以下に挙げる。

- 場を利用する可能性のある人数の推定、入場確率・関係確率・切断確率に関する測定、人流滞留支援ツールの効果の検証、およびこれらのフィードバックによるモデルの改善。
- 平均クラスター係数とアンケートで測る Self-as-WE 尺度との相関の把握。
- (個人情報問題のため難しいが) スマートフォンの入場パスアプリに同梱させた近接通信アプリによるネットワーク構造の把握。
- 一過性ではなく波及効果のある人流滞留支援ツールの考案。例えば、入場者が紹介し、被紹介者がさらに他者へ紹介するような連鎖的な仕組み。

3. 共棲の WE

3.1 ネットワークモデル

「共棲の WE」では、図 5 に示すように、Self-as-WE の間のブリッジネットワークをモデル化する。ここでは、単純化のため、2 人 (A と B) を対象とする。それぞれの「われわれ (Self as WE)」はマルチエージェントネットワークから成り、中心性の高い赤いノードは「わたし」を示す。Self A as WE と Self B as WE を構成するノードの間に深さ δ のコミュニケーションがランダムに行われ、それらが累積して閾値 θ を超えるとブリッジネットワーク (エッジ) が形成され、ブリッジの一部は忘却率 ($=1 - \text{保持率}\eta$) によって時間経過とともに閾値 θ を下回って消える。これらのプロセスを t ステップ繰り返すとする。

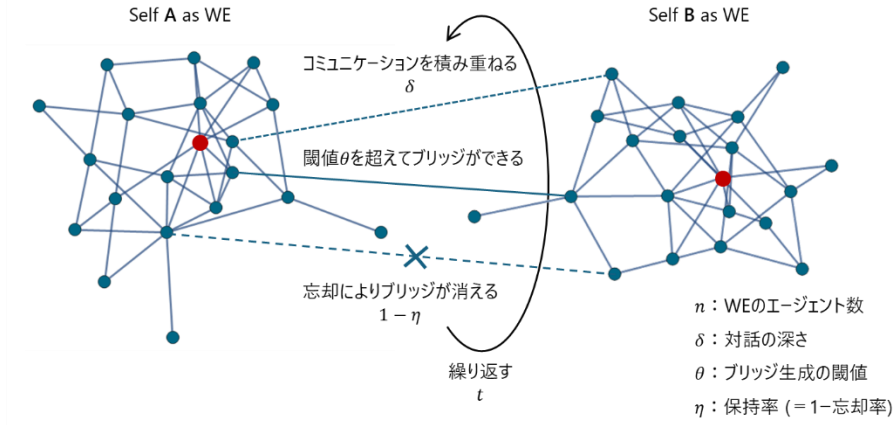


図 5 共棲の WE のネットワークモデル

このモデルでは、ブリッジネットワークの効果を評価するため、幾つかの主要なグラフ特徴量を導入する。Self A as WE と Self B as WE それぞれのノード数を n として、両者を合わせたネットワークグラフ G のノード数は $2n$ となる。このグラフにおけるノード i とノード j の間の最短経路の距離を l_{ij} として、平均グラフ距離 L は式(14)に示すように表される。

$$L = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq 2n} l_{ij}}{\frac{2n(2n-1)}{2}} \quad (14)$$

平均グラフ距離 L は G 全体を対象とするが、A と B の内部の経路を除いて A と B の間の経路 (ブリッジ) だけを対象とすると、それらの平均グラフ距離 L_{AB} は式(15)に示すように表される。

$$L_{AB} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=n+1}^{2n} l_{ij}}{n^2} \quad (15)$$

さらに、 G 全体の総エッジ数を m として、グラフ密度 D とリンク効率はそれぞれ式(16)と式(17)に示すように表される。

$$D = \frac{m}{2n(2n-1)} \quad (16)$$

$$LE = 1 - \frac{L}{m} \quad (17)$$

A と B における「わたし」ノードの局所クラスター係数 C_A と C_B 、 G の平均クラスター係数 C は、それぞれ式(5)と式(6)と同様に計算される。 G の大域クラスター係数は、 G 内に存在する三角形の数を u 、可能な三角形の総数を v として、式(18)に示すように表される。

$$C_G = \frac{u}{v} \quad (18)$$

3.2 計算方法と結果

まず、Self A as WE と Self B as WE のネットワークを形成する。Self-as-WE は或る種のコミュニティと捉えられるため、A と B それぞれのノード数は、ダンバー数[8]に基づいて $n = 100$ とする。A と B それぞれのネットワーク形成には、コミュニティの模擬によく用いられる Watts–Strogatz (WS) モデル[13]を用いる。WS モデルに設定する平均次数は、ソーシャルネットワークの次数[10]を参考にしつつ、単純化のため比較的小さい値である 4 とする。これにより、A と B それぞれのエッジ数は 200 ($=4 \times 100 \div 2$) となる。WS モデルのランダムな再配線確率は、ソーシャルネットワークの調査結果[10]に基づいて 0.7 とする。

図 6 は、WS モデルによって形成した A と B のネットワークグラフ、表 1 はグラフ特徴量を示す。A の赤いノード#38 と B の赤いノード#56 は、A と B それぞれのグラフの中で最も中心性が高い。グラフ特徴量のうち平均グラフ距離、グラフ密度、リンク効率に関しては、A と B にほぼ違いがない。クラスター係数に関しては、A より B の方が小さい値を示している。

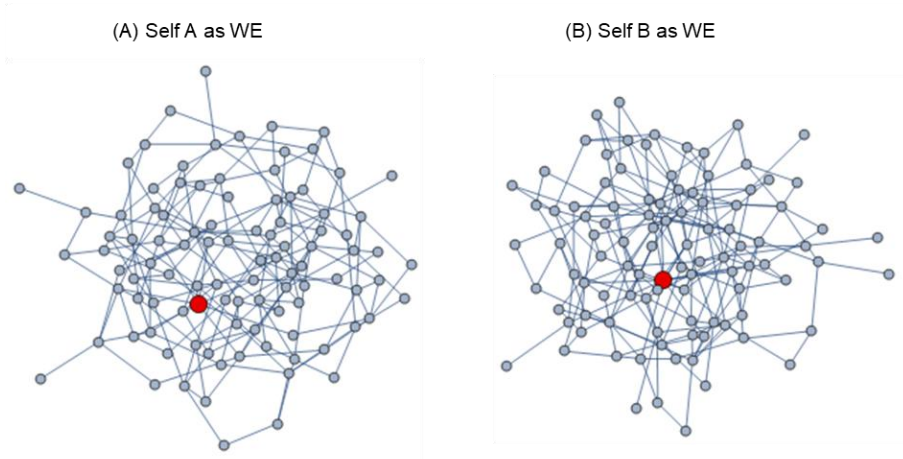


図 6 Self A as WE と Self B as WE のネットワークグラフ

表 1 Self A as WE と Self B as WE のグラフ特徴量

グラフ特徴量	Self A as WE	Self B as WE
ノード数	100	100
エッジ数	200	200
平均次数	4	4
平均グラフ距離	3.50	3.38
グラフ密度	0.0404	0.0404
リンク効率	0.982	0.983
局所クラスター係数	0.0714 (ノード#38)	0 (ノード#56)
平均クラスター係数	0.0480	0.0203
大域クラスター係数	0.0552	0.0202

図 5 に示したプロセスを計算するに当たって、コミュニケーションの深さは $\delta = 0.1 \sim 1$ 、ブリッジの閾値は $\theta = 0.1 \sim 1$ の範囲で振る。コミュニケーションに関しては深さ（または強度）や頻度による累積効果[14]が知られている。ブリッジに関しては行動変容の閾値[15]の考え方を参照し

ている。ブリッジの保持率は $\eta = 1, 0.995, 0.990, 0.985$ の四値とし、時間 t の経過に対して累積されたエッジの強度が η^t 倍になると考える[16]。A と B を合わせたノード数 200 の完全グラフのエッジ数が 19,900 ($=200 \times 199 \div 2$) であることから、最大ステップ数は $t_{max} = 20,000$ とする。計算の具体的なコーディングについては補足資料 S3 Code を参照されたい。

図 7 は、 $\eta = 1$ および $\delta > \theta$ の場合（ステップ毎にブリッジが生成される場合）に A と B の間にブリッジが形成されたグラフの一例である。ここでは、見やすくするためにブリッジが 7 本 ($t = 7$) の場合を示している。図 6 と比べると、A と B が互いに引き合っているように見える。



図 7 共棲の WE のブリッジネットワーク

図 8 は、図 7 と同じく $\eta = 1$ および $\delta > \theta$ の場合に $t = 1 \sim t_{max}$ までのグラフ特徴量を計算した結果の一例である。ステップ t が進んでブリッジが形成されるに連れて、平均グラフ距離 L と A-B 間平均グラフ距離 L_{AB} は急速に短くなることがわかる。図 8A から読み取れないが、 L は $t \sim 80$ 、 L_{AB} は $t \sim 30$ で、表 1 に示した A と B それぞれの平均グラフ距離 ~ 3.5 と同等になる。すなわち、A と B それぞれのエッジ数 200 よりもかなり少ないブリッジによって、A と B の間が A と B の WE 内部と同じほど近くなり、両者が相互に内包化されていることを示している。なお、ステップ t が進むに連れて、両者は完全グラフの平均グラフ距離 1（最小値）に漸近していく。

図 8B では、グラフ密度 D が緩やかに高くなり、リンク効率 LE がほとんど変化していない。後者はエッジの増加に対してグラフ距離が十分短くなることによる。局所クラスター係数 C_A と C_B 、平均クラスター係数 C 、大域クラスター係数 C_G は緩やかに大きくなっている。 C と C_G の間にはほぼ差がない。

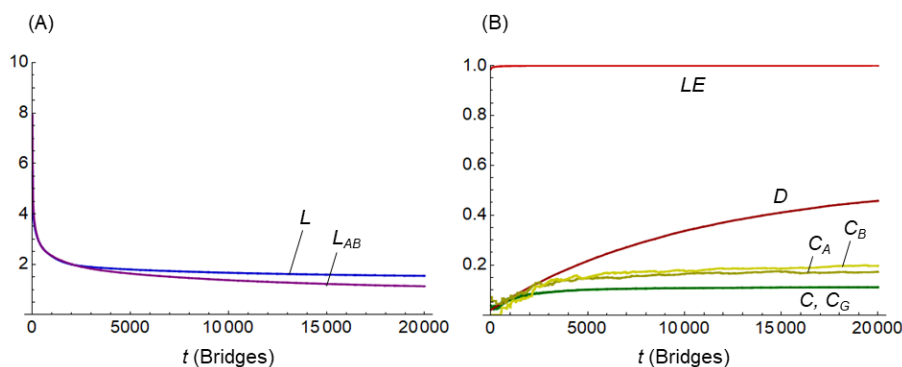


図 8 共棲の WE のグラフ特徴量の計算結果

図 9 は、図 8 の結果を $t = 1 \sim t_{max}$ までの期間中の最大値と最小値を用いて規格化したものである。図 9B は $t = 1 \sim 2,000$ までの期間を取り出した図である。なお、 $t = 1$ においてブリッジが無い状態では L_{AB} が ∞ であるため、 L_{AB} と L に関しては $t = 2 \sim t_{max}$ で計算した。図 9B から、ブリッジの形成に伴う変化は、 LE を除いて L_{AB} 、 L 、 C と C_G 、 C_A と C_B 、 D の順に速いことがわかる。図 9B を拡大すると、 L は $t \sim 80$ 、 L_{AB} は $t \sim 30$ で規格化値が半減している。これは、上述した A-B 間距離が A と B の内部距離と等しくなる時刻と同じであり、さらに完全グラフのエッジ数 19,900 よりもはるかに少ないブリッジによって、A と B の間が近接することを示している。

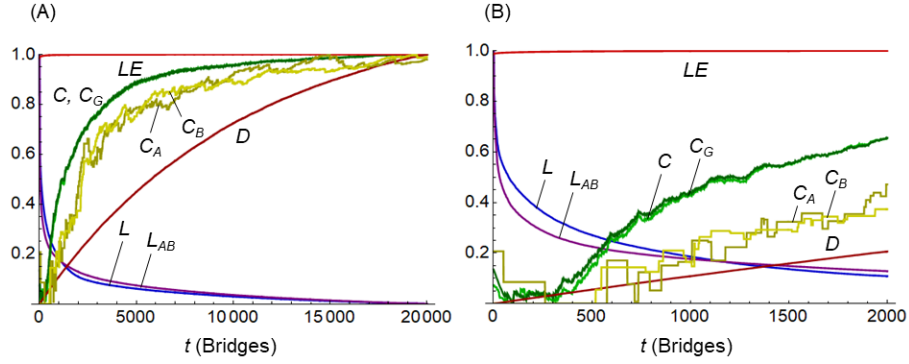


図 9 共棲の WE のグラフ特徴量の規格化

図 10 は、コミュニケーションの深さ δ 、ブリッジの閾値 θ 、ブリッジの保持率 η をパラメータとして、 δ を横軸、 θ を縦軸にとり L_{AB} の規格化値が半減する時刻 T_{AB} を等高線で示した図である。なお、今回のモデルでは、A と B の間でコミュニケーションが行われるノードがランダムに選択されるため、 T_{AB} の値がばらつく。このため、 δ と θ のパラメータ設定ごとに T_{AB} を 10 回計算し、それらの平均値を求めた。詳細データは S4 Data 参照。

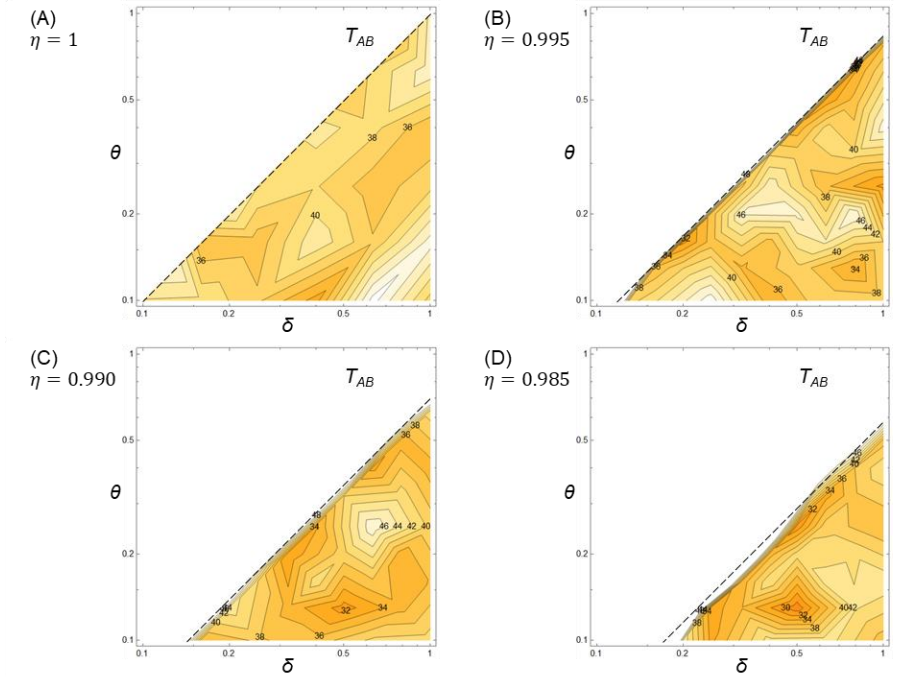


図 10 共棲の WE の計算結果

図 10 の左上の領域 ($\theta > \delta$) では、コミュニケーション δ が累積しても閾値 θ を超えられないため解が無い。右下の領域 ($\delta > \theta$) では、 δ が累積して θ を超えることでブリッジが形成され、 L_{AB} の規格化値が T_{AB} において半減する。図 10A から図 10D を通じて T_{AB} の平均値は 38.4、標準偏差は 4.3 であり、右下の領域では T_{AB} が一定の範囲内にあると言える。38.4 という値は、A と B それぞれのエッジ数 200 の約 2 割に相当する。なお、図 10A から図 10D へ保持率 η が小さくなるに連れて、解のある領域が狭まっている。領域の境界は $1/\eta^t$ に比例して右方へずれると考えられ、図 10 の点線が示すように概ね $1/\eta^{35}$ が当てはまる。したがって、 T_{AB} の値と δ 、 θ 、 η との間の条件式は、式(19)に示すように表される。

$$T_{AB} \sim \begin{cases} 38.4 & \text{if } \delta \cdot \eta^{35} \geq \theta \\ \emptyset & \text{if } \delta \cdot \eta^{35} < \theta \end{cases} \quad (19)$$

3.3 小括

「共棲の WE」のネットワークモデルの計算結果から得られた指針を以下にまとめる。

- 「共棲の WE」を構築するためには、コミュニケーションを深めて積み重ね、合意形成や価値観変容の閾値を超えて互いの Self-as-WE の間にブリッジを架ける必要がある。
- ABC モデルで言えば、深層にあって閾値が高い Core な課題に対しては、忘却の影響を抑えて閾値を超えるほどの深いコミュニケーションが重要である。
- Self-as-WE を構成するエッジ数よりも少なく、Self-as-WE 同士が完全に一体化するエッジ数よりも極めて少ないブリッジによって、Self-as-WE 同士が WE 内部と同程度に親近になることができる。
- プロジェクトで用いている合意形成支援ツールは、情報処理とファシリテーションによってコミュニケーションの強度や頻度を増すと考えられるが、U 理論、変容型ファシリテーション、ABC モデルが示唆するように、コミュニケーションをより深める方向へ改善することが望ましい。

今後の課題を以下に挙げる。

- 本報告で着目した Self-as-WE 間平均グラフ距離とアンケートで測る Self-as-WE 尺度との相関の把握。
- 合意形成や価値観変容において深いコミュニケーションを行うための AI の活用。例えば、対象者のペルソナに応じた AI ファシリテーション[17]や多様な論拠を提示する AI エージェント[18]のさらなる発展。
- 指数関数的な忘却の影響を抑制する仕組み。エビングハウスの忘却曲線の復習効果[19]で知られるように、追加的なコミュニケーション手段の提供によるブリッジの定着。

4. 考 察

本報告で示した計算結果によって当然の前提であったことを改めて明示的、定量的に再認識するとともに幾つかの新たな発見があった。「行きずりの WE」では、平均クラスター係数が入場確率、関係確率、切断確率を変数に含む対数関数で表されること、関係確率と切断確率に対して入場確率が二乗で効くことが新たにわかった。「共棲の WE」では、他者である Self-as-WE 同士が比較的少ないブリッジによって自己の WE 内部と同程度に近しくなれること、コミュニケーションの深さがブリッジ形成の閾値を超える必要があることを新たに認識した。

今回構築したネットワークモデルはプリミティブなものであり、複雑な事象を捨象して単純な変数で表しているが、それ故に大略的な指針を得ることができたと考えている。ただし、「行きずりの WE」モデルでは、入場確率での単なる使用と活用との間、関係確率での顔見知りと仲間と

の間、切断確率での断絶と希薄化との間の区別がなされていないという課題が残されている。「共棲の WE」モデルでは、コミュニケーションの深さとブリッジ形成の閾値を独立に扱ったが、実際には深さと閾値の間に相互作用があると考えられる。また、変容の閾値と深層の Core との関係の理解には心理学や行動科学の知見が求められる。コミュニケーションにおける強さ、頻度、深さの次元の分解能を上げ、WE の共同身体行為としての対面コミュニケーションを考慮する必要があるだろう。

さらに、「行きずりの WE」と「共棲の WE」のモデルでは、全てのノードを同等に扱って関係構築やコミュニケーションを行うエッジをランダムに選択したが、分布やバイアスを考慮することで新たな知見が得られる可能性がある。加えて、ノードやエッジの重み付けを考慮することも有用だろう。例えば、「行きずりの WE」では、人間関係のハブとなるノードをより選択されやすくなることで、クラスター性が高まりスモールワールド性のより高いネットワークが構築されやすくなる。「共棲の WE」では、コミュニケーションが深まることで Self-as-WE 内部の中心性がより高いノードがより選択されやすくなれば、さらに少ないブリッジによって Self-as-WE 同士が近しくなれるはずである。

補足資料

「行きずりの WE」

- S1 Code
- S2 Data

「共棲の WE」

- S3 Code
- S4 Data

謝 辞

京都大学文学研究科および京都哲学研究所の出口康夫教授には、RInCA プログラムの推進とともに、WE ターン思想と ABC モデルについて多くのご教示をいただいている。RInCA のサイトビジットでは、中川裕志プログラムアドバイザーから「行きずりの WE」のモデル化へのアドバイスをいただき、これが本報告の動機となった。この場を借りてこれらの方々に深く感謝申し上げます。本研究は、JST、RISTEX、JPMJRS22J5 の支援を受けたものです。

参考文献

1. RInCA. 「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」
<https://www.jst.go.jp/ristex/rinca/projects/jpmjrs22j5.html>.
2. Smart WE プロジェクト. 「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」
<https://www.smart-elsi.bun.kyoto-u.ac.jp/>.
3. Deguchi Y. “From incapability to WE-turn.” In: Zwitter A, Dome T, editors. Meta-science: Towards a science of meaning and complex solutions. Groningen: University of Groningen Press. 2023: 43–71.
<https://doi.org/10.21827/648c59a2087f2>.
4. 加藤猛, 大輪美沙, 宮越純一, 朝康博, 沼田崇志, 工藤泰幸, 松村忠幸, 江崎佳奈子, 嶺竜治,

- 安村透, 松中光, 堀聡美. 「サイバーと人間社会の協同システム: アプリケーションのデザインと実装」 京都大学学術情報リポジトリ. 2025. <http://hdl.handle.net/2433/297516>.
5. C・オットー・シャーマー. 「U 理論」 英治出版. 2017.
 6. アダム・カヘン. 「共に変容するファシリテーション」 英治出版. 2023.
 7. 出口康夫, 五十嵐涼介, Samuel Mortimer, 高木俊一, 辻麻衣子. 「京都哲学研究所 WHITE PAPER 2025」 https://k-phil.org/wp_kphil/wp-content/themes/theme/assets/pdf/white_paper_ja.pdf.
 8. 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).
 9. 紫藤佑介, 山本章博, 小林靖明, 久保山哲二. 「モジュラリティを基準とした関係データに対する特徴選択」 人工知能学会研究会資料. SIG-FPAI-B506-17. 2017; 103: 89–94. https://doi.org/10.11517/jsaifpai.103.0_17.
 10. 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>.
 11. 横谷謙次. 「【こころの測り方】 学術社会のネットワーク分析」 心理学ワールド. 2025; 108: 40–41. <https://psych.or.jp/publication/world108/pw20>.
 12. 坂田一郎, 梶川裕矢, 武田善行, 橋本正洋, 柴田尚樹, 松島克守. 「地域クラスターのネットワーク形成のダイナミクスー1 2 地域・分野のネットワーク・アーキテクチャの比較分析ー」 *RIETI Discussion Paper Series*. 2007; 07-J -023. <https://www.rieti.go.jp/jp/publications/summary/07050014.html>.
 13. Watts D, Strogatz SH. “Collective dynamics of ‘small-world’ networks.” *Nature*. 1998; 393: 440–442. <https://doi.org/10.1038/30918>.
 14. 川上直秋, 吉田富二雄. 「閾下単純接触の累積的效果とその長期持続性」 心理学研究. 2011; 82(4): 345–353. <https://doi.org/10.4992/jjpsy.82.345>.
 15. 青木一喜, 武藤敦子, 加藤昇平, 伊藤英則「集団コミュニケーションにおける意見同調の効果」 人工知能学会全国大会論文集. 2009; 2G2-4. <https://www.ai-gakkai.or.jp/jsai2009/webprogram/2009/pdf/444.pdf>.
 16. 乾敏郎. 「記憶の数理モデル」 心理学評論. 1982; 25(4): 333–358. https://doi.org/10.24602/sjpr.25.4_333.
 17. Matsumura T, Kato T, Asa Y, Esaki K, Mine R, Mizuno H. (2025). “AI-Facilitation for Consensus-Building by Virtual Discussion Using Large Language Models.” In: Hadfi R, Anthony P, Sharma A, Ito T, Ba, Q. (eds) *PRICAI 2024: Trends in Artificial Intelligence*. *PRICAI 2024. Lecture Notes in Computer Science*, 15282. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-96-0119-6_21.
 18. 伊藤孝行, 松尾徳朗, 大沼進, 白松俊. 「解説：ハイパデモクラシーを目指してーAIに基づくWeb 議論支援システムとその社会実装ー」 電子情報通信学会誌. 2023; 106(3): 230–237. https://app.journal.ieice.org/trial/106_3/k106_3_230/index.html.
 19. Wikipedia. 「忘却曲線」 [忘却曲線 - Wikipedia](https://ja.wikipedia.org/wiki/%E5%BF%82%E5%9D%B1%E7%BB%9C%E7%BA%BF).