

動的ネットワークの時空間探索的可視化

武田 一起^{1,a)} 脇田 建¹ 阿部 圭佑¹

概要: 動的ネットワークの可視化の研究には、構造の変化をわかりやすく描くことと、各ステップのレイアウトを忠実に描くことの二つの課題が存在し、これらはトレードオフの関係にある。既存の動的ネットワーク可視化では、前者に対処するために後者が犠牲になっている研究が多い。また、時間変更等の時間探索的な対話は既存の動的ネットワーク可視化手法に広く導入されているが、これらはレイアウト変更等の空間探索的な対話に乏しい。本研究では、高次元配置と射影を用いた複雑ネットワークの対話的可視化手法を動的ネットワークに応用することで、トレードオフの課題に対処した時空間探索的可視化を提案する。また、動的ネットワークの分析における提案手法の有効性を調べるため、二つの生成モデルを用いて可視化実験を行なった。

キーワード: 動的ネットワーク, 対話的可視化, 高次元配置, メンタルマップ, プロクラステス解析

1. はじめに

SNS 上の人間関係や Web ページのリンク関係など、現実世界のネットワークデータは時間ともに構造が変化する動的ネットワークの特徴を持つ。この 10 年の間に動的な大規模ネットワーク解析の基礎となる動的グラフおよび動的ネットワークの可視化技術が数多く提案されている [1]。既存の提案手法の多くは、グラフ構造のうち頂点を点、辺を線で表すノードリンクダイアグラムという技法を用いて描画している。時間変化については、アニメーションまたはタイムラインを用いて表現するのが一般的である。

動的ネットワークの可視化の研究には、二つの課題が存在する [2]。一つ目の課題は、各ステップのレイアウトを忠実に描くことである。動的ネットワーク可視化の研究は、既存の静的ネットワーク可視化手法をベースに行われており、静的ネットワーク可視化においては、ネットワークの特徴を忠実に描くためのレイアウト手法が広く検討されている。二つ目の課題は、ステップ間の構造の変化をわかりやすく描くことである。動的ネットワークの可視化においては、構造が変化している部分のみ可視化結果も変化させ、不用意な視覚的攪乱を防ぐことが求められる。この課題はしばしば、メンタルマップの保持 [2], [3], [4] と呼ばれる。これらの課題はトレードオフの関係にある。なぜなら、時間変化のない部分を可視化結果で変化させないためには、

レイアウトの忠実性を崩して修正する必要があるからである。既存の動的ネットワーク可視化では、メンタルマップの保持に対処するために各ステップのレイアウトの忠実性が犠牲になっている研究が多い。

一般的に、分析を目的とした可視化システムには対話操作が必要とされる。対話操作を用いたデータセットの探索的分析によって、ユーザーは本当に知りたかった知見に到達することが可能になる。動的ネットワークの可視化に求められる対話操作は、大きく二つに分けられる。一つ目は、動的ネットワークの空間的特徴を分析するための対話操作である。これは各ステップのネットワークの構造がどのような特徴を持っているのか調べるための操作である。レイアウト変更などの空間的対話操作は静的ネットワークの可視化の研究にて広く研究されている [5], [6], [7], [8], [9]。一方で、動的ネットワークの可視化の研究においては、全ステップのレイアウトを変更する計算コストの肥大化、メンタルマップの保持の観点から敬遠される部分である。二つ目は、動的ネットワークの時間的特徴を分析するための対話操作である。これはネットワークの構造が時間経過とともにどのように変化していくのか調べるための操作である。構造が変化していない部分は可視化結果も変化させべきでないことから、メンタルマップの保持と密接な関係がある [2], [4]。表示するステップを切り替えや、アニメーションの再生、一時停止、巻き戻しが一般的な対話操作である [1]。

本研究では、動的ネットワークを可視化するにあたって、各ステップのレイアウトを忠実に描くことと、メンタ

¹ 東京工業大学
Tokyo Institute of Technology
^{a)} ikkiy.takeda@gmail.com

ルマップの保持の二つの課題のトレードオフを解消する方法を提案する。本研究は、高次元配置と射影を用いたグラフの対話的可視化手法を動的ネットワークに応用することで、各ステップ間のメンタルマップの保持にはプロクラステス解析 [10] を用いている。各ステップの忠実なレイアウトである高次元配置を様々な角度から観察する仕組みを用いることで、上記のトレードオフを解消する。また、全ステップのレイアウトを横断的に変更することが可能な対話操作を導入し、時間方向と空間方向に関して自由自在に操作することが可能な動的ネットワークの可視化を行う手法を提案する。加えて、二種類の生成モデルを用いて作成した動的ネットワークによる提案手法の可視化実験を行い、提案手法が動的ネットワークの可視化分析に有効であることを示す。

本研究の貢献は以下の四つである。一つ目に、高次元配置と射影を用いたグラフの対話的可視化手法を動的ネットワークに応用することで、時間横断的なレイアウト変更の対話操作を可能にした。二つ目に、各ステップ間のレイアウトの調整にプロクラステス解析を使用し、各ステップの高次元配置を回転・反転させる操作のみでメンタルマップの保持を図った。三つ目に、既存のネットワーク可視化手法とプロクラステス解析を組み合わせることで、時間方向と空間方向の対話操作を提供する探索的な動的ネットワーク可視化手法を提案した。四つ目に、二種類の生成モデルを用いて提案手法の可視化実験を行い、提案手法が動的ネットワークの可視化に有効であることを示した。

本論文の構成は以下の通りである。2節では本研究に関連する複雑ネットワークの空間探索的可視化、動的ネットワークの時間探索的可視化の研究をまとめる。3節では、提案手法のベースとなるグラフの対話的可視化手法 AGI について説明する。4節では、提案する動的ネットワークの時空間探索的可視化手法について説明する。5節では、提案手法を使用した可視化例を述べる。6節でまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

2.1 複雑ネットワークの空間探索的可視化

複雑ネットワークの可視化は、ユーザーの関心に沿った分析行動が可能な対話操作について、広く研究がなされている。Munzner は三次元双曲空間上に頂点をレイアウトすることで、ユーザーの関心のある範囲を観察する際の視覚的負荷を軽減させた [5]。Gansner らは関心のある部分を拡大していくことで、詳細な構造が見えてくる幾何学的な拡大手法を提案した [6]。Zinsmaier らは、拡大の度合いに合わせたカーネル密度推定を行うことで、ネットワーク全体の構造と部分的な構造を直感的に捉えることを可能にしている。Wang らは、全体の構造の可読性を維持しつつクリックした付近の構造を観察しやすくする魚眼レンズを提

案した [7]。Social Viewpoint Finder [8], [9] は、ネットワークの構造を高次元に配置し、様々な角度から観察することで、部分構造を発見していく対話的可視化システムである。

2.2 動的ネットワークの時間探索的可視化

動的ネットワークの可視化では、各ステップのレイアウトを忠実に描くこととメンタルマップの保持の二つの課題がある [2]。このトレードオフの関係にある二つの課題に対して、これまで多くの研究者が解決を試みている。Brandes は、力学モデルにメンタルマップの保存を取り入れる手法を提案した [11]。Leydesdorff らはメンタルマップの保存の問題を距離に基づくコストモデルに変換し、距離スケールリングを用いて解決した [12]。

力学モデルに基づいた動的ネットワーク可視化は、直感的な実装が可能であり、調整が容易であるため、広く研究がなされている [1]。Huang らは、時間方向の制約として新たにばねの力を用いた [13]。GraphAEL [14] は Fruchterman-Reingold の手法 [15] と Kamada-Kawai の手法 [16] に基づく手法を実装し、アニメーション形式で動的グラフの可視化を行うシステムである。他の動的グラフ分析システムの多くについても、力学モデルに基づいた方法が使用されている。しかし、力学モデルはグラフの各ノードに仮想的な力を割り当て、安定するまで力の計算とノードの移動を繰り返すことから、計算コストが大きい。その上、動的ネットワークの可視化に用いる場合はメンタルマップの保持を行うために各ステップ間についても仮想的な力を与える等の処理を行う必要があるため、計算コストの肥大化は避けられない問題である。

次元削減に基づいた動的ネットワーク可視化についてもいくつか提案されている。Visone [17] では構造と時間の両方の制約を表すストレス関数に対し、ストレス最適化を適用している。Pupyrev はこのアイデアについて詳しく説明している [18]。Dwyer らは、動的な多次元データを主成分分析とグラフ作成によって可視化する手法を提案している [19]。次元削減による静的グラフ可視化手法である Torgerson-Kruskal-Seery の手法 (TKS 法) [20] や高次元埋め込み (HDE) [21] は、大規模なグラフも扱うことが可能な高速なレイアウトアルゴリズムであるが、動的ネットワーク可視化には使用されていないようである。

3. 対話的高次元可視化手法

通常の静的グラフ可視化システムは与えられたグラフの頂点を二次元平面に配置し、それらを辺で結ぶことで可視化する。それに対し、Social Viewpoint Finder [8], [9] のグラフレイアウトを作成するのに用いられる **Active Graph Interface (AGI)** [22] は、グラフを高次元空間に配置するという点に特徴がある。しかし、人間には高次元空間を直接観察することができない。そこで、グラフの高次元配置

を様々な角度から二次元平面に射影させることによって、対話的な可視化を可能にする枠組みが AGI である。

本節では、本研究で動的ネットワーク可視化に拡張する対象とする静的グラフ可視化手法の AGI について詳しく説明する。まず最初に多次元尺度構成法に基づいてグラフ構造を高次元空間に埋め込む手法を述べる。続いて、デフォルトの二次元平面への射影方法と対話操作による射影の更新方法について説明する。

3.1 TKS 法

頂点数 n の静的グラフ $G = (V, E)$ を可視化する手法として、Torgerson-Kruskal-Seery の手法 (TKS 法) [20] が知られる。可視化の対象となるグラフは、連結な無向グラフである。TKS 法は各頂点間のグラフ理論距離 $d(i, j)$ が高次元ユークリッド空間におけるユークリッド距離 $\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|$ に一致するような高次元配置 \mathbf{X}_H を導出する手法である。 G の距離行列を $\mathbf{D} = (d(i, j))$ とする。まず、 $\mathbf{D}^{(2)} = (d(i, j)^2)$ に対しハウスホルダー変換 [23] を適用することで、グラフの重心を高次元空間の原点にあわせる。

$$\bar{\mathbf{D}}^{(2)} = -\mathbf{H}^T \mathbf{D}^{(2)} \mathbf{H} / 2$$

ただし、 $\mathbf{H} = \mathbf{I} - \mathbf{1}\mathbf{1}^T/n$ は二重中心化行列、 \mathbf{I} は $n \times n$ 型の単位行列、 $\mathbf{1} = (1, 1, \dots)^T$ は n 個の 1 を並べた $n \times 1$ 型のベクトルである。グラフの高次元配置は $\bar{\mathbf{D}}^{(2)}$ の固有値分解を行うことで求まる。

$$\bar{\mathbf{D}}^{(2)} = \mathbf{E} \mathbf{\Lambda} \mathbf{E}^T = \mathbf{E} \mathbf{\Lambda}^{1/2} (\mathbf{E} \mathbf{\Lambda}^{1/2})^T \quad (1)$$

ただし、 $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots)$ は $\bar{\mathbf{D}}^{(2)}$ の正の固有値を行列の対角成分に降順に並べた行列、 $\mathbf{E} = (\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots)$ は各固有値に対応する正規直交な固有ベクトルを順に並べた行列である。(1) 式は、グラフの頂点を $\mathbf{E} \mathbf{\Lambda}^{1/2}$ に配置すれば、グラフ理論距離の二乗とユークリッド距離の二乗が一致することを示している。

可視化は一般的に二次元のディスプレイ上で行われるため、高次元配置を二次元に落とし込む必要がある。Kruskal と Seery は $\bar{\mathbf{D}}^{(2)}$ の正の固有値のうち、 λ_1 と λ_2 をそれぞれ X, Y 軸に対応させ、残りの固有値を無視する近似的手法を提案している、このとき、グラフの二次元配置は以下で表される。

$$\mathbf{X}_D = (\mathbf{e}_1 \sqrt{\lambda_1}, \mathbf{e}_2 \sqrt{\lambda_2})$$

3.2 AGI

Active Graph Interface (AGI) [22] は、TKS 法を拡張し、高次元配置のうち正の固有値に対応する全ての座標を用いて二次元配置を作成する静的グラフの高次元可視化手法である。正の固有値が d_H 個存在するとき、高次元配置は d_H 次元空間上に構成されることになる。射影行列 \mathbf{P} を用いて d_H 次元配置 $\mathbf{X}_H = \mathbf{E} \mathbf{\Lambda}^{1/2}$ を二次元平面に射影する

ことで二次元配置 \mathbf{X}_D を求める。頂点のドラッグ操作に応じて射影行列を更新することで、二次元配置を対話的に変更できるという特徴がある。

初期の射影行列 \mathbf{P} および二次元配置 \mathbf{X}_D は以下で与えられる。

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_1 &= (\sqrt{\lambda_1}, 0, \sqrt{\lambda_3}, 0, \dots)^T \\ \mathbf{p}_2 &= (0, \sqrt{\lambda_2}, 0, \sqrt{\lambda_4}, \dots)^T \\ \mathbf{P} &= (\mathbf{p}_1 / \|\mathbf{p}_1\|, \mathbf{p}_2 / \|\mathbf{p}_2\|) \\ \mathbf{X}_D &= \mathbf{X}_H \cdot \mathbf{P} \end{aligned} \quad (2)$$

射影行列の構成要素である λ_i は、高次元配置の各次元の寄与度を表す。高次元配置のうち奇数番目の次元を X 軸、偶数番目の次元を Y 軸に割り当てるように二次元平面に射影することで、初期の二次元配置を求めている。

続いて、AGI の対話操作について説明する。AGI では二次元平面上の頂点をドラッグすることで、射影行列の高次元回転を引き起こし、任意の位置に頂点を移動させることができる。このとき、高次元配置自体は変化せず、(2) 式に基づいて射影行列と二次元配置のみが逐次的に更新されることに注意しておく。

対話操作の仕組みの理論的概要は以下の通りである。画面に表示された座標 \mathbf{p}_D の頂点をドラッグして画面上の座標 \mathbf{p}_D' まで動かす場合を考える。 \mathbf{p}_D も \mathbf{p}_D' も高次元座標 \mathbf{p}_H を射影したものである、それぞれの射影行列を \mathbf{P}, \mathbf{P}' とすると、 $\mathbf{p}_D = \mathbf{p}_H \mathbf{P}$ 、 $\mathbf{p}_D' = \mathbf{p}_H \mathbf{P}'$ と表される。この対話機能は、既知のドラッグ前後の座標 $\mathbf{p}_D, \mathbf{p}_D'$ 、それら頂点の高次元座標 \mathbf{p}_H 、ドラッグ前の射影行列 \mathbf{P} より、新たな射影行列 \mathbf{P}' を探す問題とみなせる。

高見らは、解が無数に存在するこの問題に対し以下の制約を与えることで、解が高々一意に定まるようにした [8]。

- 射影行列 \mathbf{P}, \mathbf{P}' を構成する縦ベクトルは正規直交である： $\mathbf{P}^T \mathbf{P} = \mathbf{P}'^T \mathbf{P}' = \mathbf{I}$
- 高次元回転の軸 \mathbf{A} は $d_H \times 2$ 型行列で表現でき、 \mathbf{A} を構成する縦ベクトルは正規直交である： $\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}$
- 射影行列を構成する縦ベクトルと回転軸のなす角は変化しない： $\mathbf{A}^T \mathbf{P} = \mathbf{A}^T \mathbf{P}'$

これらの制約について高見らは非線形最適化問題として形式化した上で、L-BFGS 法 [24] によって解いている。

4. AGI を用いた動的ネットワークの対話的可視化

AGI のグラフィックアウトアルゴリズムは、Social Viewpoint Finder でコミュニティ構造をもつ社会ネットワークの空間探索的分析に役立てられている。特にドラッグによってグラフの二次元配置を変更する対話操作は、絡み合ったネットワークの毛玉を効果的に紐解くことができ、コミュニティ構造の発見に役立つということがわかってい

る。AGIは、可視化結果の拡大・縮小あるいはレンズ効果による部分構造の強調といった従来のものと一線を画する対話操作であるといえる。本研究では、AGIを動的ネットワークに拡張することで、ネットワークのコミュニティ構造の変化を探索的に観察する手法を提案する。

4.1 入力データ

動的ネットワーク Γ は、各ステップに対応する静的グラフ $G_\tau = (V_\tau, E_\tau)$ を並べた列とみなすことができる。

$$\Gamma = (G_0, G_1, G_2, \dots)$$

また、TKS法やAGIは連結グラフを可視化の対象としているため、本研究では入力の動的ネットワークに以下の制約を設ける。

- ステップ間で頂点の増減は起こらない。
- ステップ間の辺の張り替えによってグラフが非連結にならない。

これらの制約を満たす動的ネットワークを入力データとする。

4.2 各ステップの高次元配置候補の導出

各ステップのグラフに対しTKS法を適用し、それぞれのステップの高次元配置の候補を求める。

$$\text{TKS}(G_\tau) = \mathbf{X}_H(\tau) = \mathbf{E}_\tau \mathbf{\Lambda}_\tau^{1/2}$$

一見すると、この各ステップの高次元配置を射影行列を用いて二次元平面に射影することで、満足のいく可視化結果が得られるかのように思われる。しかしながら、実際にそのような可視化を行うと各ステップでグラフの向きが大きく変わり、メンタルマップが保持されない(図1)。3.1項で説明したTKS法は、グラフの重心が高次元空間の原点と一致し、かつグラフのトポロジーが高次元空間でも維持されているならば、グラフの向きに関して制約を課さない可視化手法である。各ステップの高次元配置には回転・反転の自由度があるため、二次元平面に射影した可視化結果もまた、攪乱するのである。

4.3 プロクラステス解析

TKS法などの多次元尺度構成法(MDS)を二つ以上のデータセットに適用し、可視化結果を比較する場合には、プロクラステス解析[10]が用いられることがある。プロクラステス解析は、アフィン変換(回転, 反転, 拡大縮小, 移動)を適用することで複数のデータセット間の形状を近づける手法である。複数データセットのMDSの適用結果に対しプロクラステス解析を行う事で、構造の類似性を見出すことができる。

本研究では、各ステップのグラフのTKS法の適用結果に対しプロクラステス解析を試みる。TKS法では各ステッ

プの高次元配置の重心が原点に固定され、かつ高次元配置を構成する固有ベクトルが正規化されているため、プロクラステス解析のうち、回転と反転のみを扱う直交プロクラステス解析を用いる。直交プロクラステス解析では2つのデータセット $\mathbf{X}_0, \mathbf{X}_1$ に関して、 $\mathbf{X}_0 \approx \mathbf{X}_1 \mathbf{R}_{01}$ となるような直交行列 \mathbf{R}_{01} を導出する。まず、 \mathbf{X}_0 と \mathbf{X}_1 の積に対し特異値分解を用いる。

$$\mathbf{X}_0^T \mathbf{X}_1 = \mathbf{U}_0 \mathbf{\Sigma} \mathbf{U}_1^T$$

ただし、 $\mathbf{U}_0, \mathbf{U}_1$ は直交行列、 $\mathbf{\Sigma}$ は対角成分に特異値を持つ行列である。これらの結果を用いて、求める直交行列は、

$$\mathbf{R}_{01} = \mathbf{U}_1 \mathbf{U}_0^T$$

と表すことができる。この \mathbf{R}_{01} を用いて \mathbf{X}_1 の高次元的な向きを \mathbf{X}_0 と揃えることができ、 $\bar{\mathbf{X}}_1 = \mathbf{X}_1 \cdot \mathbf{R}_{01}$ とした時、 $\mathbf{X}_0 \approx \bar{\mathbf{X}}_1$ が成り立つ。

4.4 動的ネットワークの対話的高次元可視化法

AGIを動的ネットワーク可視化に応用する手法について説明する。まず、 $\tau = 0$ の高次元配置 $\mathbf{X}_H(0)$ を基準に項で説明した直交プロクラステス解析を用いて他のステップの高次元配置の向きを逐次的に揃えるという操作を行う。すなわち、 $\mathbf{X}_H(\tau)$ の高次元配置の向きを整えたものを $\bar{\mathbf{X}}_H(\tau)$ とすると、 $\tau = 0$ のときは

$$\bar{\mathbf{X}}_H(0) = \mathbf{X}_H(0)$$

$\tau \neq 0$ のときは、

$$\mathbf{R}_{\tau-1, \tau} = \text{Procrustes}(\bar{\mathbf{X}}_H(\tau-1), \mathbf{X}_H(\tau))$$

$$\bar{\mathbf{X}}_H(\tau) = \mathbf{X}_H(\tau) \cdot \mathbf{R}_{\tau-1, \tau}$$

となる。

続いて射影行列については、各ステップの射影の仕方を揃えるため、一つの射影行列 \mathbf{P} を全てのステップで共有する。初期レイアウトの導出には $\tau = 0$ に対しAGIを適用した場合の初期射影行列 $\mathbf{P}(0)$ を用いる。すなわち、

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}(0)$$

$$\mathbf{X}_D(\tau) = \bar{\mathbf{X}}_H(\tau) \cdot \mathbf{P} \quad (3)$$

全てのステップで一つの射影行列を共有することには、時間横断的な対話操作が可能になるという利点がある。まず、任意のステップ τ で頂点のドラッグを行なった場合、ドラッグ前後の座標と高次元配置 $\bar{\mathbf{X}}_H(\tau)$ 、ドラッグ前の射影行列 \mathbf{P} より新しい射影行列 \mathbf{P}' を導出する。各ステップの二次元配置を導出するための(3)式にこの射影行列 \mathbf{P}' を代入する。この簡単な操作を行うだけで全てのステップの二次元配置を更新することが可能である。

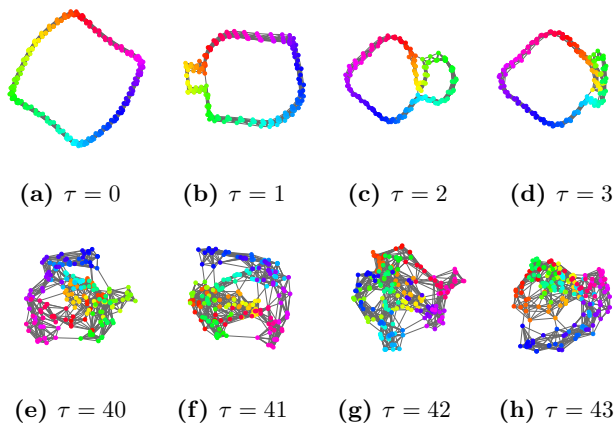


図 1: 高次元配置の向きを調整せずに WS を可視化した結果

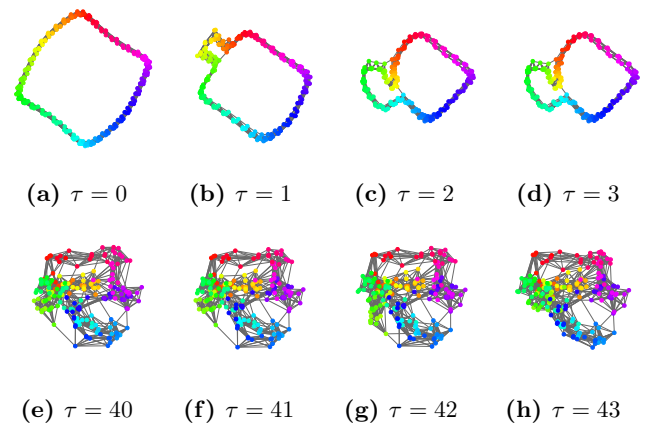


図 2: 直交プロクラステス解析を各ステップに適用し、高次元配置の向きを調整した WS の可視化結果

5. 適用事例

本節では適用事例として、提案手法を用いて WS モデルおよび $C_{4 \rightarrow 3}$ の二種類のデータセットを可視化した事例を示す。

5.1 WS モデル

Watts-Strogatz (WS) モデル [25] は、 n 個の各頂点が近傍の k 個と接続したリング状格子を作成し、そこから複数回の辺の張り替えを適用することで静的なグラフデータを得るグラフ生成モデルである。本論文では、1 本の辺の張り替えを 1 ステップとして扱い、全体で 101 ステップからなる動的ネットワークを作成した。

提案手法との比較のため、まず各ステップに関して通常の AGI を用いて可視化した。説明のため、各ステップ間で対応する頂点が同じ色になるように HSV の色相環の色を用いて頂点を配色している。

図 1 は WS モデルのステップごとに AGI を適用し、そのまま可視化した結果である。高次元配置の攪乱に対処していないため、可視化結果もまた大きく攪乱している。詳しく見ると、 $WS_{(1 \rightarrow 2)}$ 、 $WS_{(40 \rightarrow 41)}$ では左右反転、 $WS_{(41 \rightarrow 43)}$ では上下反転のような移動が起こっている。 $WS_{(42)}$ に関しては、前後と大きく形状が異なっており、メンタルマップが保持されていない。本データセットでは、ステップごとにエッジの張り替えが 1 回ずつしか行われていないため、図 1 のように可視化結果が大きく変化することは不本意である。

次に、WS モデルを提案手法を用いて可視化した結果が図 2 である。直交プロクラステス解析を用いて各ステップ間の高次元配置の攪乱に対処している。図 1 で確認された反転が改善されただけでなく、 $WS_{(1)}$ や $WS_{(42)}$ についても前のステップの向きに近けるように回転が施されたことがわかる。この結果より、TKS 法で求めた各ステップの高次元配置の向きを調整することで、動的ネットワークのメンタルマップを保持できることがわかった。また、直交プ

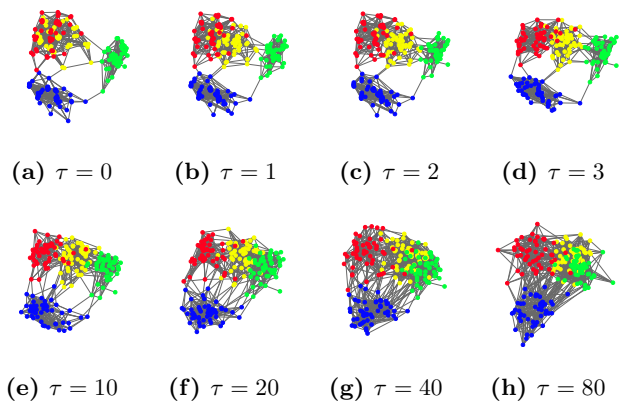


図 3: $C_{4 \rightarrow 3}$ を D-AGI を用いて可視化した結果

ロクラステス解析が、TKS 法によって導出された高次元配置の向きの調整を行う手法として適切であることを確認できる。

5.2 $C_{4 \rightarrow 3}$ データセット

$C_{4 \rightarrow 3}$ データセットはコミュニティ同士が結合していく様子を表したグラフ生成モデルである。まず、Erdős-Rényi モデル [26] を用いて作成した 4 つのコミュニティ構造の間に疎に辺を張り、時間経過とともに内の 2 つのコミュニティが 1 つに結合するように各コミュニティ間の辺を増やしていく。辺の追加のプロセスを 1 ステップとして扱い、全体で 101 ステップからなる動的ネットワークを作成した。説明のため、初期の 4 つのコミュニティを赤、青、緑、黄色で塗り分けている。そのうち緑と黄色のコミュニティが、時間経過とともに結合するコミュニティである。

$C_{4 \rightarrow 3}$ を提案手法を用いて可視化した初期レイアウトが図 3 である。 $C_{4 \rightarrow 3(0)}$ では赤と黄色のコミュニティが重なり、全部で 3 つのコミュニティが存在しているように見える。ステップが進むにつれて、赤と黄色のコミュニティが分裂し、緑と黄色のコミュニティが結合していくように見える。

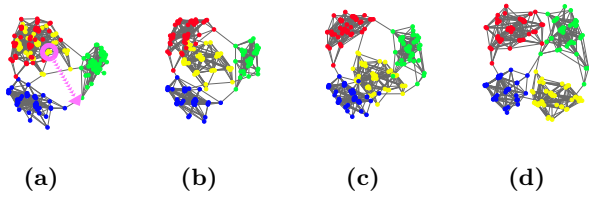


図 4: $C_{4 \rightarrow 3(0)}$ のノードをドラッグし、レイアウトを変化させている様子。

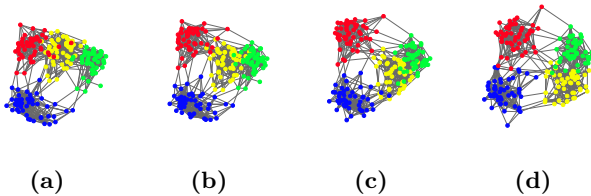


図 5: $C_{4 \rightarrow 3(0)}$ のドラッグ操作と連動して $C_{4 \rightarrow 3(10)}$ のレイアウトが更新されていく様子。

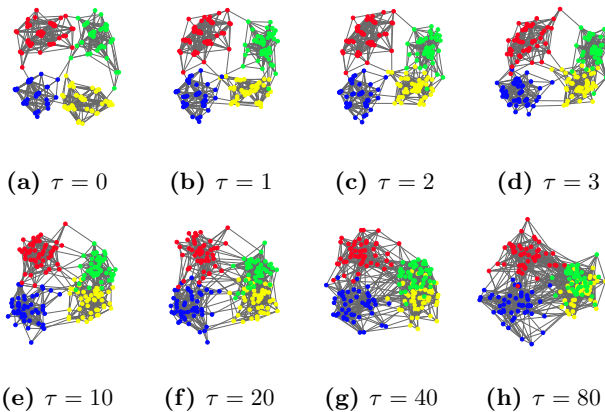


図 6: $C_{4 \rightarrow 3(0)}$ のドラッグ操作後の各ステップの可視化結果

図 4 は $C_{4 \rightarrow 3(0)}$ の黄色のコミュニティのうちの一つの頂点をドラッグし、レイアウトを変化させている様子である。赤と黄色のコミュニティの重なりが解け、 $\tau = 0$ では 4 つのコミュニティが存在していたことが確認できる。このドラッグ操作によるレイアウト更新と連動して $C_{4 \rightarrow 3(10)}$ のレイアウトが更新されていく様子を描いたのが図 5 である。 $C_{4 \rightarrow 3(0)}$ のレイアウト更新と同様に黄色のコミュニティが右下の方向へ移動していることがわかる。このことから、提案手法によって、初期のレイアウトだけでなく、レイアウト更新後もステップ間のメンタルマップを保持することが可能であるといえる。

$C_{4 \rightarrow 3(0)}$ のドラッグ操作をもとに、全ステップのレイアウトを横断的に更新した結果が、図 6 である。 $C_{4 \rightarrow 3(0)}$ の赤と黄色のコミュニティの重なりが取れたことで、 $\tau = 0$ で 4 つのコミュニティが存在し、そのうち緑と黄色のコミュニティが結合していくというデータが持つ本来の特徴を視覚的に読み取ることができるようになった。このことから、時間横断的なレイアウト変更の操作が、各ステップ

の構造およびステップ間の構造の変化を理解するのに役に立つことを確認することができる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、静的グラフの対話的可視化手法である AGI を動的ネットワークに応用することで、時間横断的なレイアウト変更の対話操作を可能にした。これによって、動的ネットワークの各ステップの空間的特徴を分析することができるようになった。続いて、各ステップ間のレイアウトの調整にプロクラステス解析を使用することでメンタルマップの保持を図り、動的ネットワークの時間的特徴を分析する上での視覚的負荷を軽減した。最後に、提案手法による可視化実験を行い、時間方向と空間方向の対話操作が、動的ネットワークの可視化分析に有効であることを示した。

今後の課題として、現実世界のデータを扱えるような手法を構築することが挙げられる。今回、入力動的ネットワークに、ステップ間で頂点の増減は起こらない、ステップ間の辺の張り替えによってグラフが非連結にならない、という 2 つの制約を設けた。しかし現実世界のデータを扱うためには頂点の増減や孤立点、非連結な状態にも対処する必要がある。これらに対処し、実用的な動的ネットワーク可視化ツールを作成したいと考えている。

参考文献

- [1] Beck, F., Burch, M., Diehl, S. and Weiskopf, D.: A Taxonomy and Survey of Dynamic Graph Visualization, *Computer Graphics Forum*, Vol. 36, No. 1, Wiley Online Library, pp. 133–159 (2017).
- [2] Purchase, H. C. and Samra, A.: Extremes Are Better: Investigating Mental Map Preservation in Dynamic Graphs, *Diagrammatic Representation and Inference* (Stapleton, G., Howse, J. and Lee, J., eds.), Springer Berlin Heidelberg, pp. 60–73 (2008).
- [3] Misue, K., Eades, P., Lai, W. and Sugiyama, K.: Layout Adjustment and the Mental Map, *Journal of Visual Languages & Computing*, Vol. 6, No. 2, pp. 183–210 (online), DOI: 10.1006/jvlc.1995.1010 (1995).
- [4] Archambault, D. and Purchase, H. C.: Mental map preservation helps user orientation in dynamic graphs, *Graph Drawing, GD*, Springer, pp. 475–486 (online), DOI: 10.1007/978-3-642-36763-2_42 (2013).
- [5] Munzner, T.: H3: laying out large directed graphs in 3D hyperbolic space, *Proceedings of VIZ '97: Visualization Conference, Information Visualization Symposium and Parallel Rendering Symposium*, pp. 2–10 (online), DOI: 10.1109/INFVIS.1997.636718 (1997).
- [6] Gansner, E. R., Koren, Y. and North, S. C.: Topological fisheye views for visualizing large graphs, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 11, No. 4, pp. 457–468 (online), DOI: 10.1109/TVCG.2005.66 (2005).
- [7] Wang, Y., Wang, Y., Sun, Y., Zhang, H., Fu, C.-W., Sedlmair, M., Chen, B. and Deussen, O.: Structure-aware Fisheye Views for Efficient Large Graph Exploration (InfoVis Paper), *Proceedings of IEEE VIS 2018*

- (2018).
- [8] Wakita, K., Takami, M. and Hosobe, H.: Interactive high-dimensional visualization of social graphs, *2015 IEEE Pacific Visualization Symposium (PacificVis)*, IEEE, pp. 303–310 (2015).
- [9] Takano, R. and Wakita, K.: Fluid UI for HIGH-dimensional Analysis of Social Networks, *Proceedings of the 23rd International Conference on Intelligent User Interfaces Companion, IUI '18 Companion*, New York, NY, USA, ACM, pp. 28:1–28:2 (online), DOI: 10.1145/3180308.3180336 (2018).
- [10] Borg, I. and Groenen, P. J.: *Modern multidimensional scaling: Theory and applications*, Springer Science & Business Media (2005).
- [11] Brandes, U. and Wagner, D.: A Bayesian Paradigm for Dynamic Graph Layout, *Graph Drawing* (DiBattista, G., ed.), Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg, pp. 236–247 (1997).
- [12] Leydesdorff, L., Schank, T., Scharnhorst, A. and De Nooy, W.: Animating the development of Social Networks over time using a dynamic extension of multidimensional scaling, *arXiv preprint arXiv:0809.4655* (2008).
- [13] Huang, M. L., Eades, P. and Wang, J.: On-line animated visualization of huge graphs using a modified spring algorithm, *Journal of Visual Languages & Computing*, Vol. 9, No. 6, pp. 623–645 (online), DOI: 10.1006/jvlc.1998.0094 (1998).
- [14] Erten, C., Harding, P. J., Kobourov, S. G., Wampler, K. and Yee, G. V.: GraphAEL: Graph Animations with Evolving Layouts Graph Drawing, *Graph Drawing*, GD, Springer, pp. 98–110 (online), DOI: 10.1007/978-3-540-24595-7_9 (2004).
- [15] Fruchterman, T. M. and Reingold, E. M.: Graph drawing by force-directed placement, *Software: Practice and experience*, Vol. 21, No. 11, pp. 1129–1164 (1991).
- [16] Kamada, T., Kawai, S. et al.: An algorithm for drawing general undirected graphs, *Information processing letters*, Vol. 31, No. 1, pp. 7–15 (1989).
- [17] Baur, M. and Schank, T.: Dynamic Graph Drawing in Visone, Technical report, Fakultät für Informatik, Universität Karlsruhe (2008).
- [18] Pupyrev, S. and Tikhonov, A.: Analyzing Conversations with Dynamic Graph Visualization, *Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, ISDA, IEEE, pp. 748–753 (online), DOI: 10.1109/ISDA.2010.5687175 (2010).
- [19] Dwyer, T. and Gallagher, D. R.: Visualising changes in fund manager holdings in two and a half-dimensions, *Information Visualization*, Vol. 3, No. 4, pp. 227–244 (online), DOI: 10.1057/palgrave.ivs.9500081 (2004).
- [20] Kruskal, J. B. and Seery, J. B.: Designing network diagrams, *Proc. First General Conf. on Social Graphics*, pp. 22–50 (1980).
- [21] Harel, D. and Koren, Y.: Graph Drawing by High-Dimensional Embedding, *Graph Drawing* (Goodrich, M. T. and Kobourov, S. G., eds.), Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg, pp. 207–219 (2002).
- [22] Hosobe, H.: A High-Dimensional Approach to Interactive Graph Visualization, *Proceedings of the 2004 ACM symposium on Applied computing*, ACM, pp. 1253–1257 (2004).
- [23] Young, G. and Householder, A. S.: Discussion of a set of points in terms of their mutual distances, *Psychometrika*, Vol. 3, No. 1, pp. 19–22 (1938).
- [24] Liu, D. C. and Nocedal, J.: On the limited memory BFGS method for large scale optimization, *Mathematical Programming*, Vol. 45, No. 1, pp. 503–528 (online), DOI: 10.1007/BF01589116 (1989).
- [25] Watts, D. J. and Strogatz, S. H.: Collective dynamics of ‘small-world’ networks, *nature*, Vol. 393, No. 6684, p. 440 (1998).
- [26] Erdős, P. and Rényi, A.: On random graphs, I, *Publicationes Mathematicae (Debrecen)*, Vol. 6, pp. 290–297 (1959).