



Title	コミュニティ構造の視認性を高めるネットワーク可視化手法に関する一考察
Author(s)	岩田, 泰士; 鈴木, 育男; 山本, 雅人; 古川, 正志
Citation	情報処理北海道シンポジウム2008講演論文集, B-05
Issue Date	2008-09-19
Doc URL	<a href="http://hdl.handle.net/2115/51356">http://hdl.handle.net/2115/51356</a>
Rights	ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。
Type	article
File Information	2008B05.pdf



[Instructions for use](#)

# コミュニティ構造の視認性を高める ネットワーク可視化手法に関する一考察

岩田泰士\* 鈴木育男 山本雅人 古川正志

(北海道大学大学院情報科学研究科)<sup>†</sup>

## 1 はじめに

ネットワークの可視化は最適なノード配置を探索するグラフィックレイアウト問題である。主に見易さを重視した審美的基準に沿った解法が求められるが、交差するエッジの最小化、最大のエッジ長の最小化などの単純な制約をもつレイアウト問題でさえ NP 完全問題であることが知られている。審美的基準はいくつか存在し、一般的なネットワーク構造に対してはノード間の関連性に着目し隣接関係のあるノードを近い位置に配置する手法が多く考案されている。本研究では隣接ノードに加えコミュニティを形成するノード同士をより近い位置に配置することを目的とする。可視化手法には ISOM を改良した DSSOM を用いる。今回の実験ではコミュニティ分割に利用されるモジュラリティの増分  $\Delta Q$  が高いノードペアを近い位置に配置する手法を提案し、検証する。

## 2 ネットワーク可視化手法

### 2.1 ISOM

ISOM (inverted self-organizing map) は Bernd Meyer によって提案されたグラフィックレイアウト手法の一種である [1]。この手法は SOM (self-organizing map) の自己組織化戦略を拡張した競合学習アルゴリズムに基づいている。また、ISOM ではノード配置を計算する際にノードの隣接関係と配置座標のベクトルを保持する必要がある。しかし、これらの情報は大規模ネットワークであっても比較的計算機リソースを圧迫することはない。また、力学的可視化手法に比べ、目的関数の度重なる評価を必要としないため高速な可視化を行うことが可能である。ISOM のアルゴリズムは自己組織化マップと同様であるが、本来の自己組織化マップが方形や六角形のグリッド状トポロジを用いるのに対して、可視化対象となるネットワークのトポロジをそのまま利用する。そして、入力信号は可視化領域からランダムに選択された座標ベクトルを用いることが特徴である (Fig.1)。

### 2.2 DSSOM

本研究では、ISOM を改良した DSSOM (Dynamically-Signaling Self-Organizing Map) [3] をベースとしてネットワークの可視化を行う。DSSOM の特徴は学習過程に於いて信号領域を動的に変化させていくことにある。具体的には、信号領域を各ノードの周囲に円形に発生させることでノード配置を更新する毎に信号領域も変化させ

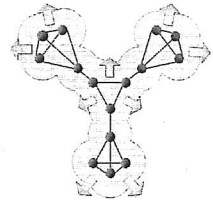
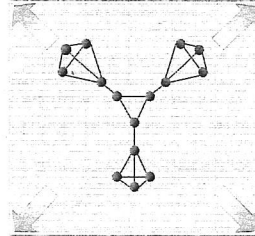


Fig. 1 ISOM signal region Fig. 2 DSSOM signal region

る (Fig.2)。これにより ISOM の欠点である可視化したネットワークの形状が可視化領域 (信号領域) に依存して変形してしまう影響を軽減させ、ネットワークの形状を無理に歪めることなく可視化を行うことができる。

## 3 提案手法

### 3.1 DSSOM のアルゴリズム

1. 全ノードにランダムに座標ベクトルを与える。
2. 可視化領域の範囲から座標ベクトルを選択し、入力値  $x$  とする、このとき可視化領域 (信号領域) は各ノードの周囲に半径  $r_s$  の円形に設定されている。
3. 全ノード集合から、入力値とのユークリッド距離が最も近い座標ベクトル  $w_c$  を持つ勝者ノード  $n_{wc}$  を見つけ出す。

$$n_{wc} = \arg \min_i |x - w_i| \quad (1)$$

4. 式 (1) により決定された勝者ノードの周りに近傍領域  $N_s$  が定義される。
5. 座標ベクトルを式 (2) で更新する。ただし、このとき近傍  $N_s$  以外のノードの座標は変化させない。

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - w_i(t)] \quad (2)$$

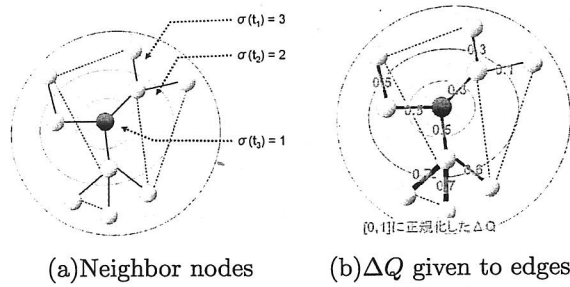
$$\text{where } h_{ci}(t) = \alpha(t) \cdot \exp\left(-\frac{d(n_{wc}, n_{w_i})^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (3)$$

6. 指定したループ回数なら終了、そうでなければ 2. に戻る。

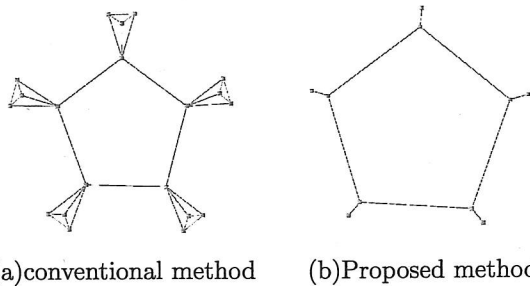
DSSOM に於いて学習の各ステップでノードの更新度合い  $h_{ci}(t)$  は式 (3) で表される。ここで、 $d(n_{wc}, n_{w_i})$  は勝者ノード  $n_{wc}$  から近傍ノード  $n_{w_i}$  へのグラフ距離を意味し、 $\sigma(t)$  は近傍半径を表す。 $\sigma(t)$  はステップ  $t$  が進むにつれて減少する減少関数である。 $h_{ci}(t)$  は、勝者ノードにグラフ距離が近いノードほど信号に強く反応することを意味する。言い換えれば、信号ベクトルへ引き寄せる引力に相当する (Fig.3(a))

\*twata@complex.eng.hokudai.ac.jp

<sup>†</sup>札幌市北区北 14 条西 9 丁目北海道大学 大学院情報科学研究科



(a)Neighbor nodes (b) $\Delta Q$  given to edges  
Fig. 3 Normalized  $\Delta Q$  given to edges as a weight



(a)conventional method (b)Proposed method  
Fig. 4 Caveman Model

### 3.2 モジュラリティの近傍関数への応用

提案手法では、この引力に相当する力にグラフの距離ではなくコミュニティ分割に利用されるモジュラリティの増分  $\Delta Q$  を利用することを試みる。各エッジに割り振られる  $\Delta Q$  は、その両端に位置するノードがコミュニティを形成した場合のコミュニティの質を数値化したものである [2]。つまり、この  $\Delta Q$  値が高いノード同士を近い座標に配置することでコミュニティの視認性は高まると考えられる。 $\Delta Q$  値は範囲  $[0,1]$  の数値として算出されるが、ネットワークの構造によってはその分散は非常に小さくなるため、今回の実験では最大値を 1、最小値を 0 とするように正規化を行った (Fig.3(b))。そして、近傍関数を以下のように変更した。

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) \cdot \exp\left(-\frac{q(n_{wc}, n_{wi})^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (4)$$

$$\text{where } q(n_{wc}, n_{wi}) = \sum_{\text{shortestpath}} (1 - \Delta Q_{ij}) \quad (5)$$

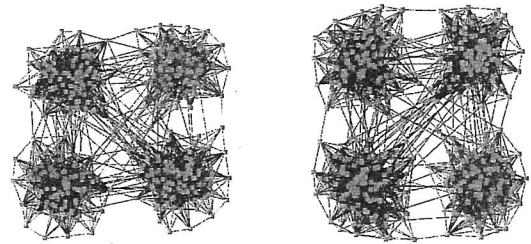
ここで、 $q(n_{wc}, n_{wi})$  は勝者ノード  $n_{wc}$  から近傍ノード  $n_{wi}$  への最短経路となるエッジ  $e_{ij}$  に割り振られた  $\Delta Q_{ij}$  値を  $1 - \Delta Q_{ij}$  として積和を取ったものである。つまり、この  $q(n_{wc}, n_{wi})$  が小さい値を取る場合にノードの移動度合いを大きくすることで  $\Delta Q$  値の大きなノード間の引力を強くすることが出来る。

## 4 数値計算実験

### 4.1 実験1 穴居人モデル

#### 4.1.1 実験条件

コミュニティが明確な穴居人モデルを用いて、提案手法の有効性を検証する。穴居人モデルは完全グラフ  $K_4$  の部分グラフを環状に結合したものを用意した。



(a)conventional method (b)Proposed method  
Fig. 5 Community Structure Model

### 4.1.2 結果

出力結果 (Fig.4) は  $\Delta Q$  値が高いエッジほど赤く、低いエッジほど青く表示している (Fig.4)。従来の DSSOM での出力結果 (Fig.4(a)) と比較して、提案手法では  $\Delta Q$  値が高いエッジが短く表示され、 $\Delta Q$  値が低いエッジほど長く表示されていることがわかる (Fig.4(b))。

## 4.2 実験2 コミュニティ構造モデル

### 4.2.1 実験条件

穴居人モデルに比べノード数が多く複雑なコミュニティ構造モデル (CS Model) を用いて同様の検証を行った。CS Model は意図的にコミュニティ構造を形成させたネットワークモデルである。

### 4.2.2 結果

従来の DSSOM での出力結果 (Fig.5(a)) と、提案手法 (Fig.5(b)) では明確な差異を確認することはできなかった。これはコミュニティ間を結ぶエッジよりもコミュニティ内部に  $\Delta Q$  値の低いエッジがみられることが原因だと考えられる。そもそも  $\Delta Q$  値はコミュニティ分割を行う際に段階的に更新していく値であるため、初期の値のみを使う今回の手法では不十分な指標である可能性がある。

## 5 おわりに

今回の実験では、 $\Delta Q$  値を指標にコミュニティ構造の視認性を高める手法を試みた。結果としては、単純な構造のグラフでは  $\Delta Q$  値は有用な指標として機能するが、複雑なネットワーク構造の可視化に適用するには不十分であることが判明した。今後は、近傍関数の更なる改良、もしくは  $\Delta Q$  値に代わる新たな指標の作成が必要である。

## 参考文献

- [1] Bernd Meyer, Self-Organizing Graphs - A Neural Network Perspective of Graph Layout. Graph Drawing, 246-262,1998.
- [2] A. Clauset, M. E. J. Newman, and C. Moore, Finding community structure in very large networks. Phys. Rev. E 70, 066111 (2004).
- [3] 岩田泰士, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, "自己組織化を利用したネットワークの三次元可視化" 情報処理学会第 70 回全国大会. pp.1-215-216,2008.