

局所エネルギー最小可視化によるネットワークの大域的可視化

茂尾 亮太†

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

1 序論

オブジェクト間の関係性をノードとエッジで表現するネットワーク構造は多くの分野で存在する。道路網や電力網などの現実世界に存在するものから、神経細胞や WWW のようなオブジェクト同士を仮想的なリンクで結び付けられたものまで一種のネットワークとして扱えられるためである。ネットワークの特徴の把握は特徴量という数値データを導出することで行われている。これは、ネットワーク規模の大規模化と構造の複雑化によるところが大きい。しかし、数値データのみでネットワークの特徴の全てを表現することは不可能であることも事実である。ネットワークの可視化はネットワークの構造から人間の高い認識能力を利用し、新たな知的発見を導く重要な技術として考えられている。

ネットワークの複雑化、大規模化によって可視化対象のネットワークを高速に可視化することが要求されている。本研究では、力学的手法 (Force-directed Method) を用いた可視化の高速化を目的とする。力学的手法は広く一般的に用いられている可視化手法である。この手法は実装と拡張が容易だが、規模が大きくなると計算量が極端に増大する問題点が存在する。しかし、力学的手法はネットワークの規模が小さいと比較的高速に可視化が可能である。提案手法では可視化対象のネットワークのある範囲内のノード群の局所的最適配置を導出することで計算量を減少させ高速化を図る。更に、繰り返し局所最適化を行うことでネットワーク全体の大域的な最適配置を導出する。また、提案手法と既存の可視化手法の比較を行い、提案手法の有用性を検証する。

2 関連研究

力学的手法は P.Eades[1] により提案された Spring Embedder (ばねモデル) が基礎となっている。この手法はノード間を接続するエッジを仮想的なばねとみなし、可視化対象とするネットワークの系全体のエネルギーが最小となるようなノード配置 (系の安定状態) を導出す

Global visualization of the Complex Network by use of Local elastic Energy Minimization

†Ryota SHIGEO †Ikuo SUZUKI †Masahito YAMAMOTO
†Masashi FURUKAWA

†Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

る。しかし、この手法は各ノードの計算式が非常に簡略されているため (1) 綺麗なレイアウトが得られない、(2) 解が収束しない可能性がある、などの問題点が存在する。ばねモデルを改良した手法として Kamada & Kawai Model (KK 法) [2] がある。この手法は力学的手法の中で最も一般的に使用される手法である。各ノードに掛かる力を厳密に定義しているため、ばねモデルの問題点を改善しているが、計算量が大きいため大規模なグラフには適用することが難しい。力学的手法以外のグラフィックレイアウト手法も提案されている。代表的な可視化手法としては自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Map) を応用した ISOM[3] (Inverted Self-Organizing Maps) や、ノード間のパス長や隣接行列を用いて類似度を導き出しレイアウトを行う MDS (Multi-Dimensional Scaling) などが存在する。

3 提案手法

3.1 可視化アルゴリズム

ネットワークのノードの集合とそのエッジの集合 (結合関係) $V = \{i\}$ が与えられたときの提案手法のアルゴリズムを以下に示す。

- (1) 各ノードにランダムな座標を与える
- (2) ランダムにノード n_i を選択する
- (3) n_i の m 次近傍までの各ノードに対して働く力を導出
- (4) n_i の m 次近傍までの各ノードの $x_i(t+1)$ の座標値の計算
- (5) $t=t+1$ とし時刻 t の更新
- (6) $t=T_{END}$ ならば終了、そうでなければ (2) へ戻る

3.2 力の定義

グラフィックレイアウトにおいて隣接ノードは非隣接ノードよりも空間的に近い位置に存在するほうが良い。力学的手法では、各ノードに働く力によってレイアウトを行う。ノード i に働く引力は式 (1) に従う。ノード間に働く引力は隣接ノード同士を可視化空間において近い位置に配置させる働きを持つ。

$$F_{i,\alpha}(t) = \frac{1}{\alpha} \sum_{j \neq i}^{E_i} |x_{ij}| \cdot x_{ij} \quad (1)$$

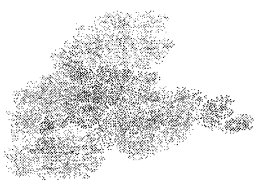


図 1: Proposal Method

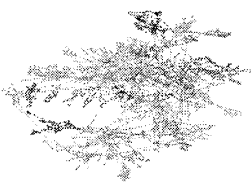


図 2: FR

ここで, α は任意定数, $x_{ij} = |x_i - x_j|$ である. ノード i に働く斥力を式 (2)~(3) に示す. 斥力はノード同士の重なりを防ぎ, 非隣接ノード同士を可視化空間において遠ざける働きを持つ.

$$F_{i,r}(t) = \alpha^2 \sum_{j=1}^N F_r(i, j) \quad (2)$$

$$F_r(i, j) = \begin{cases} x_{ij} / |x_{ij} + \epsilon|^2 & \text{if } |x_{ij}| \leq R \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

ここで, ϵ は $|x_{ij}| = 0$ のとき $F_r(i, j) = \infty$ になることを防ぐための制御定数である.

ノード i の移動はその近傍ノードの座標に従う. 従って, ノードの配置は自身の隣接ノードである 1 次近傍の配置の影響を受けることになる. また, 1 次近傍ノードはその近傍ノードの影響を受けるため, ノードは 2 次近傍の影響も 1 次近傍よりは少ない範囲で受けることになる. 従って, 提案手法ではノードに近傍の回数に応じた力を与えることにより, エネルギー最小化問題における解の収束を高速化する. ノード i の m 次近傍までに属するノードに働く力 F_s は以下の式で定義する.

$$F_{i,s}(t) = \sum_j^{m-n} \frac{m-n-j}{(m-n) \cdot (m-1-n)} F_s(i, j) \quad (4)$$

$$F_s(i, j) = \frac{1}{\#\Gamma_i^{j+1}} \sum_{k,l \neq k} |x_{kl}| \cdot x_{kl} \quad (5)$$

$$\{k \mid x_k \in \Gamma_i^j, \quad l \mid x_l \in \Gamma_i^{j+1}\}$$

n はノード i の n 次近傍目を表し, Γ_i^j はノード i の j 次近傍ノードの集合, $\#\Gamma_i^j$ はそのノード数である.

3.3 座標の更新式

力学的手法において座標の移動はノードに働く力の合力によって決まる. 式 (6)~(7) に座標の更新式を示す.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + F_i(t) \cdot \Delta t \quad (6)$$

$$F_i(t) = F_{i,a}(t) + F_{i,r}(t) + F_{i,s}(t) \quad (7)$$

Δt は時間の変化量で本研究では $\Delta t = 1$ を使用する.

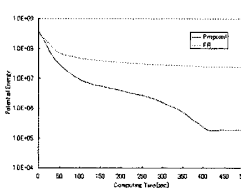


図 3: Potential Energy

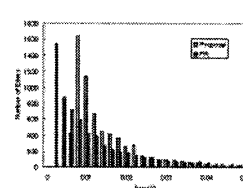


図 4: エッジ長の度数分布

4 数値計算実験

4.1 実験データ

本研究ではアメリカ西部の電力網データを実験に用いる. このデータを使用する理由としては, ノード数 4941, エッジ数 6591 の比較的大規模なネットワークデータであり手法による違いが表れやすいことと, 地理的關係という 2 次元関係データのため 2 次元空間上に可視化を行った際に構造が理解しやすく評価を行い易いことがあげられる.

4.2 考察

提案手法と FR のポテンシャルエネルギーの変化を比較すると, 提案手法が FR に比べ急激にエネルギーが落ちていることがわかる (図 3). 提案手法は, 可視化対象のネットワークに対して局所的にエネルギーが最小化になるように処理を行っている. 従って, 大規模な 1 つのネットワークを, 無数の小規模なネットワークの集まりとして扱うことができる. 従って, データの規模を小さく抑えることができ, 提案手法は FR よりもかなり高速にエネルギーを減少させることができたと考えられる.

5 結論

本研究では, 可視化対象のネットワークに対し, 局所的にエネルギーが最小となる配置を導出することによって大域的なネットワークの可視化を高速に行えることを示した. 今後は, 並列計算による可視化の高速化を行う予定である.

参考文献

- [1] Eades, A Heuristic for Graph Drawing, 1984
- [2] Kamada, Kawai, An algorithm for drawing general undirected graphs, 1989
- [3] Bernd Meyer, Competitive learning of network diagram lay-out, In Visual Languages, pp. 56.63, 1998