

空間浪費度と画面乱雑度にもとづく階層型グラフ可視化の数値評価

伊藤 貴之^o (お茶の水女子大学)

Numeric Evaluation of Hierarchical Graphs Based on Sprawl and Cluttering

Takayuki Itoh

ABSTRACT

Hierarchical graph visualization is effective especially for overview of large-scale graphs that contain thousands of nodes. Layout of sets of nodes (so called meta-nodes) is a key technique for hierarchical graph visualization. Evaluation of hierarchical graph visualization is still an open problem since there have been just a small number of existing studies. Our group has presented a new metric, “Sprawler,” for evaluation of hierarchical graph visualization. The metric is the multiple of “Sprawl” (sparseness of the display space) and “Cluttering” (low visual comprehensibility). This paper presents the mathematical definition and implementation details of this metric, and discusses the limitation and future issues of this study.

Keywords: Numeric evaluation, Hierarchical graph, Sprawl, Cluttering.

1. 序 論

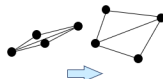
グラフやネットワークの可視化の研究において、可読性や視認性を数値評価する試みが長年続けられてきた、その中でも古典的な指標として、Fig. 1に示す以下の3つの指標は数値評価の重要な基準とされてきた。

NN(ノード=ノード間指標): 例えば2ノード間の距離、近すぎることで可読性が失われる。

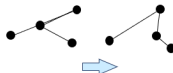
NE(ノード=エッジ間指標): 例えばエッジの両端点以外のノードとエッジの距離、近すぎることで可読性が失われる。

EE(エッジ=エッジ間指標): 例えば2エッジの交差点でのなす角、小さすぎることで可読性が失われる。

[条件1] 近隣ノードが
一定以上の距離を保つ



[条件2] エッジが端点以外
の場所で別のノードと重ならないようにする



[条件3] エッジの交差を
減らす



Fig.1 Three metrics for evaluation of graph visualization.

数千、数万といった多数のノードを有する大規模なグラフを可視化するために、メタノードを導入した階層型グラフ可視化が近年多用されている。この可視化ではFig. 2に示すように、ノードを多数のクラスタに分類し、各クラスタに対してノード数に比例した面積の円（これをメタノードと呼ぶ）を生成し、その円の内部にノードを描く。

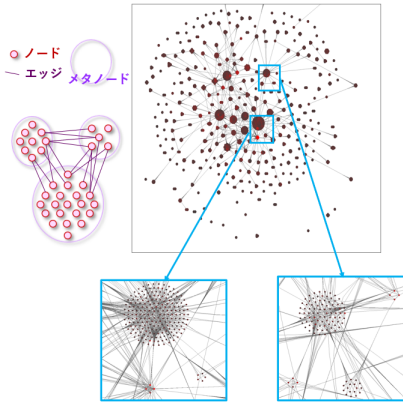


Fig.2 Example of hierarchical graph visualization.

メタノードを適用した階層型グラフ可視化の事例は増加しているにもかかわらず、この可視化に特化した数値評価手法の研究は非常に少ない。本研究[1]はこの点に着目し、階層型グラフ可視化のための数値評価を「空間の浪費(Sprawl)」と「配置の乱雑度(Clutter)」の2つの観点から提唱している。本報告ではこの数値評価に対する数学的定義と実装について論じるとともに、本手法の制約と展望について論じる。

2. 階層型グラフ可視化の数値評価

提案手法では「空間の浪費」「配置の乱雑度」の2つの数値指標からペナルティを算出することで、階層型グラフ可視化結果を数値評価する。なおいずれの数値指標も、数値が小さいほど好ましいグラフ可視化結果であるとする。

2.1 空間の浪費

グラフを構成するノードが疎な状態で画面空間に配置されていると、何も描かれていない領域が画面空間の大部分を占めると同時に、全ノードを囲む長方形領域の面積が大きくなり、この全体を表示しようと思ったら大幅なズームアウトが必要になる。このような状態を本論文では「空間の浪費(Sprawl)」と称する。提案手法ではグラフGに対して、以下の式により空間の浪費の指標値 $S(G)$ を算出する。

なお全ノードを囲む長方形領域の面積、はノード面積の総計である。

2.2 配置の乱雑度

一般的に情報可視化では、描画物体が画面上で干渉することが可視化の乱雑度の高さにつながり、ひいては可読性の低下につながると言われている。本論文では階層型グラフ可視化の配置の乱雑度を、Fig. 3に示す以下の3つの指標で算出する。

NN(メタノード=メタノード間指標): 本研究では2つのメタノード間の重なり部分の面積 x_{NN} を指標値とする。

NE(メタノード=エッジ間指標): 本研究ではメタノード内部をエッジが通過する部分の長さ x_{NE} を指標値とする。

EE(エッジ=エッジ間指標): 本研究では2本のエッジの交差点でのなす角の内積 x_{EE} を指標値とする。

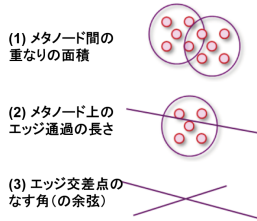


Fig.3 Three metrics on cluttering for evaluation of hierarchical graph visualization.

2.3 ペナルティの算出

提案手法では、NN, NE, EEの3種類の各々について、以下の式によってペナルティ $T_{NN}(G)$, $T_{NE}(G)$, $T_{EE}(G)$ を算出する。

例として、NNの指標値 x_{NN} から $T_{NN}(G)$ を算出する式を以下に示す。NE, EEも同様である。

なお、関数 f_{NN} については次節にて後述する。

2.4 配置の乱雑度の指標値からの変換関数

前述の x_{NN} , x_{NE} , x_{EE} の値がそのまま視覚認知上の可読度低下の度合に比例するとは限らない。そこで提案手法では以下の4つの方針にもとづいて、指標値の変換関数 f_{NN} , f_{NE} , f_{EE} を定義する。

方針1: 指数関数を採用し、その係数を心理学実験にもとづいて採用する。

方針2: ペナルティの最小値を正の実数とする。

[方針3:] ペナルティの最大値をノードのサイズから算出した定数とする。

[方針4:] 入力値の中央にてペナルティを1.0とする。

具体的には、提案手法ではFig. 4に示す以下の式によって変換関数を定義する。

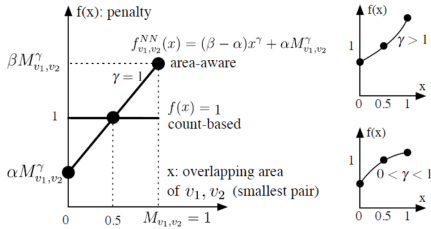


Fig.4 Transformation from the metrics of cluttering [1].

ここでStevens[3]の心理実験を参考にして、NNにおいて、NEにおいてを採用している。さらにHuangら[4]の実験を参考にして、EEにおいてを採用している。また[方針4]を導入することで、からを削除することが可能である。以上により本研究では、NN, NE, EEの各々におけるを以下のように実装している。

つまり、指標値の変換関数 f_{NN}^* , f_{NE}^* , f_{EE}^* はパラメータをユーザに調節させる形で使用することになる。例としての調節に対する f_{NN}^* の特性をFig. 5に示す。が大きくなるほど、メタノード間のわずかな重なりが大きなペナルティとして扱われることになる。

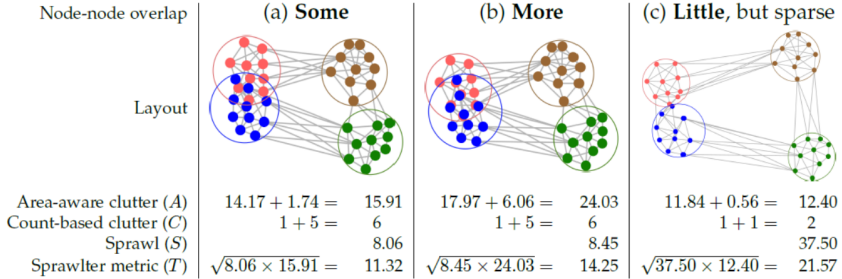


Fig.6 Example [1].

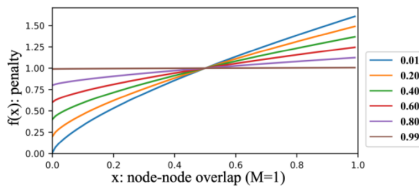


Fig.5 Effect of for the penalty function f_{NN} .

3. 実行例

Fig. 6は我々の論文[1]にて実行例として示した数値評価結果である。Fig. 5(a)に比べてFig. 5(b)のほうがメタノード間の重なりが大きいため、ペナルティ値Tは大きくなる。一方で、Fig. 5(a)に比べてFig. 5(c)はメタノード間の重なりは小さいものの、画面の浪費が大きいため、結果としてペナルティ値Tは大きくなる。

当該論文では他にも多くの実行例を示している。具体的にはNN, NE, EEの各基準について簡単なグラフで数値評価結果の変化を示すとともに、NNとSprawlとのトレードオフについても数値評価結果を示している。この実行例では、Tulipというオープンソースに実装された各種の可視化手法を適用したのに加えてに、講演者が過去に提案した階層型グラフ可視化手法[2]についても評価している。

4. 制約と展望

本研究は「階層型グラフ可視化の定量評価」という新しい課題について1つのコンセプトを提唱したに過ぎず、多くの制約と課題を残している。

少なくとも、このコンセプトの妥当性を検証するには一定のプロセスが必要である。例えば、提案手法による定量評価

結果の妥当性を、被験者主観評価によって検証することが必要である。いわば「評価の評価」というプロセスが必要である。また、現時点での本研究は、「空間の浪費(Sprawl)」「配置の乱雑度(Clutter)」以外の視覚要因を考慮していない。他にどのような要因が可視化結果の評価につながる可能性があるかを検証する必要がある。

一方で、提案手法による定量評価結果が階層型グラフ可視化にどのように貢献できるかを検証したい。具体的には、この定量評価結果を最適化するような階層型グラフ可視化結果を生成する手法を開発し、実際に良好な可視化結果が得られるかを検証したい。

提案手法には大きく2つの拡張の可能性が考えられる。1点目は可視化空間上ではなく画像上での評価である。グラフ可視化のように「点」「線」といった本来なら面積・体積を有さない視覚要素を用いた可視化において、可視化空間での評価と画像上での評価に食い違う可能性は否定できない。このことから、ラスタ画像として離散化された後の評価手段についても議論が必要である。2点目はメタエッジの導入である。近年の階層型グラフ可視化ではEdge Bundling[5]が導入されていることが多い。これによって束となったエッジの集合をメタエッジと解釈することで、評価の精度を向上できる可能性があると考えられる。

5. 関連研究

階層型グラフに限定しない一般的なグラフ可視化の数値評価手法は非常に多く報告されているが、その大半は空間の浪費(Sprawl)、配置の乱雑度(Clutter)、またはそれ以外の数値指標のいずれか1つを最適化する「単目的な」評価手法である。グラフ可視化に関する複数の評価手法を統合する研究としてHuangら[6]の事例があげられるが、この研究にはメタノードの概念は導入されていない。また階層型グラフ可視化に特化した数値評価手法もいくつか提案されている[7]が⁵、本研究のように「空間の浪費」「配置の乱雑度」の2基準をベースにした階層型グラフ可視化の評価手法は見当たらない。

6. まとめ・今後の課題

本報告では階層型グラフ可視化に特化した数値評価手法として、「空間の浪費(Sprawl)」「配置の乱雑度(Clutter)」の2基準を採用した手法を提案するとともに、その数学的定義と実装について詳細を論じた。

現在の課題として我々は、提案手法によって高い数値評価結果を得られた可視化結果を集めて、深層学習の生成モデル[8]に訓練データとして供給することにより、より満足度の高い可視化結果を得られるかを検証する研究を進めている。この結果に沿って本研究を拡張していきたい。

参考文献

- 1) Z. Liu, T. Itoh, J. Q. Dawson, T. Munzner, The Sprawlter Graph Readability Metric: Combining Sprawl and Area-aware Clutter, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol. 26, No. 6, pp. 2180-2191, 2020.
- 2) T. Itoh, K. Klein, Key-node-Separated Graph Clustering and Layout for Human Relationship Graph Visualization, IEEE Computer Graphics and Applications, Vol. 35, No. 6, pp. 30-40, 2015.
- 3) S. S. Stevens, On the Psychophysical Law, Psychological review, Vol. 64, No. 3, p.153, 1957.
- 4) W. Huang, S.-H. Hong, P. Eades, Effects of Crossing Angles, IEEE Pacific Visualization Symposium, pp. 41-46, 2008.
- 5) S.-J. Luo, C.-L. Liu, B.-Y. Chen, K.-L. Ma, Ambiguity-free Edge-bundling for Interactive Graph Visualization, IEEE Trans. Visualization & Computer Graphics, Vol. 18, No. 5, pp. 810-821, 2012.
- 6) W. Huang, M.-L. Huang, C.-C. Lin, Evaluating Overall Quality of Graph Visualizations based on Aesthetics Aggregation, Information Sciences, Vol. 330, pp. 444-454, 2016.
- 7) Y. Wang, Q. Shen, D. Archambault, Z. Zhou, M. Zhu, S. Yang, H. Qu, AmbiguityVis: Visualization of Ambiguity in Graph Layouts, IEEE Trans. Visualization & Computer Graphics, Vol. 22, No. 1, pp. 359-368, 2016.
- 8) Y. Wang, Z. Jin, Q. Wang, W. Cui, T. Ma, H. Qu, DeepDrawing: A Deep Learning Approach to Graph Drawing, IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics, Vol. 26, No. 1, pp. 676-686, 2020.