

1 はじめに

近年、社会ネットワーク分析の研究が盛んに行われている。グラフ部分構造を詳細に分析するにはエゴセントリックネットワーク分析がある。本研究では、エゴセントリックネットワークの構造的特徴に基づいたクラスタリング手法を提案する。

2 エゴセントリックネットワーク

社会学では、行為者の 1 人 1 人に注目するときにこれをエゴと呼ぶ。それを中心としたローカルなネットワーク、つまり、エゴと直接つながる行為者（オルター）の集合から誘導される部分グラフをエゴセントリックネットワーク（以下エゴネット）という [2]。

3 クラスタリング手法の提案

重み無し無向グラフ上のエゴをクラスタリング [1] するため、任意の 2 頂点間の距離をエゴネットの構造的特徴から算出する。この算出手法には 2 つのアプローチを提案する。グラフ上の各エゴネットの構造的特徴を数値化したベクトルを対応したエゴに与えそれらを基に距離を算出する方法（構造ベクトル手法）と、各エゴネットの特定の構造的特徴に含まれるエゴの近傍頂点群同士の距離からすべての任意の 2 頂点間の距離が収束するまで再帰的に算出する方法（再帰手法）である。本研究では、閉路に着目した前者の手法と、極大クリークに着目した後者の手法を考える。

3.1 閉路ベクトル手法

ベクトル手法はエゴネットの構造的特徴のみから距離を設定するため、分類結果はユーザーの視覚的観点から直感的に近いものになりやすい。閉路ベクトル手法では、エゴ e のエゴネットを (v_1, v_2, \dots) に符号化する。ここで v_i はエゴを始点かつ終点とする長さ $i+1$ の閉路の数となる。これらのベクトル間のユークリッド距離を対応したエゴ間の距離とする。

3.2 極大クリーク再帰手法

各エゴ間の距離が与えられた時、別の 2 つのエゴ間の距離はそれらのエゴネットに含まれるオルター間の

距離に依存すると考えることができる。そこで極大クリーク再帰手法では各エゴネットの極大クリーク集合に含まれるオルター間の距離に基づいた 2 つのエゴ間の距離を算出する。エゴネットを極大クリーク集合に分け、2 つのエゴネットの極大クリークを対応付ける。対応するクリーク間の距離をそこに属するオルター間の距離に帰着させる。

4 実験と考察

3 節で与えた手法を Zachary's Karate Club Network(図 1) に適用した。このネットワークは社会ネットワーク分析によく用いられる人間関係ネットワークである。図 2、3 は階層的クラスタリング結果を表す樹形図(デンドログラム)である。前者の手法において近い距離でクラスタを形成しているエゴ群が、後者の手法では大きく分かれていることが分かる。これは各エゴネットの構造的特徴が他のエゴ間の距離に大きく影響を及ぼしているためである。

さらに距離がエゴの社会的属性と関連することを、確認するため学生の友人ネットワークを用い、学生の属性との関係を調べた。社交性などの属性が、再帰手法による距離と関連することが示唆された。

5 おわりに

本稿では、エゴネットの構造的特徴の観点からネットワーク上のエゴのクラスタリング手法を提案した。これを友人関係ネットワークに適用することで、社会的関係に重みをおいた社会ネットワーク分析を行った。

今後の課題としては、分類により適した構造的特徴の模索、及び距離とエゴの社会的属性の関連性の正当性に対するさらなる検証が考えられる。

参考文献

- [1] 神島敏弘 「データマイニング分野のクラスタリング手法」人工知能学会誌 18 巻 1 号,pp.59-65.2003.
- [2] 竹内農 犬塚信博 「エゴセントリックネットワークのパターンマイニング」情報処理学会 第 73 回全国大会講演論文集 2011,pp.653-655.2011.

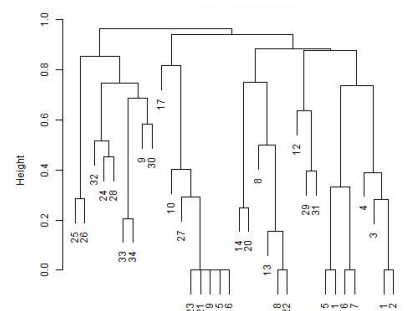
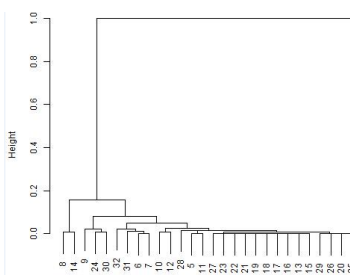
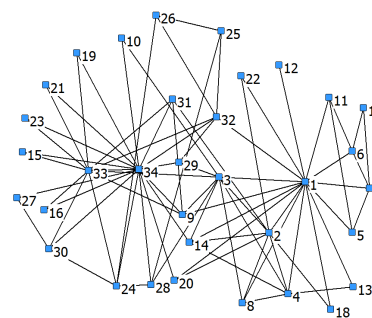


図 1: Zachary's Karate Club Network 図 2: 閉路ベクトル手法による分類結果 図 3: 極大クリーク再帰手法による分類結果