

# 成長ネットワークにおけるコミュニティ構造推移の観察

大和田 純<sup>†1</sup> 吉井 伸一郎<sup>†1</sup> 古川 正志<sup>†1</sup>

本研究では、これまで静的なネットワークを対象としてきたコミュニティ分割手法を成長する複雑ネットワークに対して適用し、得られる分割コミュニティの構造変化の様子から、既存手法がどのように作用するかを観察するための方法論を提案する。その際、2つの新たな指標を用いてコミュニティ分割手法の安定度、ならびに分割コミュニティに基づいたノードの安定度を定量化し、理論モデルから生成した成長ネットワークを対象とした実験を通してそれらの特徴を明らかにする。

## Observing Change of Community Structure on Evolving Networks

JUN OHWADA,<sup>†1</sup> SHINICHIRO YOSHII<sup>†1</sup> and MASASHI FURUKAWA<sup>†1</sup>

Recently, many studies have been made on complex networks and finding their community by means of dividing them based on their network topology. However these studies usually are interested in static networks rather than evolving one. In this paper, we propose how to evaluate stability of community structure and vertex in community for each existing dividing method. Then, we run a computer simulation and come out characteristics of that's evaluation score of stability.

### 1. はじめに

複雑なシステムをネットワーク的に解析し理解しようとする試みが活発に行われるようになり、システムを構成する要素としてのノードや要素間の関係を表すリンクの諸性質、システム全体として性質について多くのことが分かってきた。

複雑ネットワークの特徴を解析する方法の1つに、コミュニティ分割があげられる<sup>1)-3)</sup>。現実世界のネットワークにもコミュニティ構造を有するものが多く見受けられる。たとえば、Web ページ間のハイパーリンクで構成される WWW のネットワークや、人々の関係で構成される社会ネットワークなどでは、お互いに近い属性を持つノード間にリンクが張られ、堅牢なコミュニティ構造が形成されることが知られている<sup>1)</sup>。

これらのネットワークからコミュニティを抽出することで、ノードやリンクといった基本要素レベル、ネットワーク全体レベルでの解析では取り出せない中間の情報の発見が期待できる。

しかし、コミュニティ分割は静的なネットワークに対して行われるものであり、ノードやリンクの追加・削除によって時間変化するネットワークのある瞬間を

とらえることはできても、変化そのものについて知ることはできない。

そこで本研究では、数種類の成長するネットワークモデルを対象に、コミュニティ構造の時間変化を観察する方法論を提案する。まず、既存のコミュニティ分割手法を時間発展する複雑ネットワークに対して適用したとき得られるコミュニティの特徴と、その推移を観察する。そのあとで、各ノードが成長するネットワークの中でどの程度、共通のノードとコミュニティを形成しているかを数値化し、さらに、ネットワークに内在するコミュニティ構造そのものの安定性について検討する。

### 2. コミュニティ

関係ネットワークにおけるコミュニティとは、密なリンクでつながるノード集合を指す。

後述のコミュニティ分割手法は、ネットワークの構造からもっともらしいコミュニティを抽出するものであるが、本論文では、コミュニティ分割手法によって得られるコミュニティを「分割コミュニティ」と表記し、ネットワークに内在するコミュニティ構造と明確に区別して扱う。

#### 2.1 コミュニティ分割手法

本研究では、既存のネットワークのコミュニティ分割手法として、Newman らの手法<sup>1)</sup>、Clauset らの手

<sup>†1</sup> 北海道大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Technology,  
ogy, Hokkaido University

法<sup>2)</sup>, Radicchi らの手法<sup>3)</sup>を採用した.

Newman らの手法は, ネットワーク中の媒介中心性 (Betweenness Centrality<sup>4)</sup>) の高いリンクから順に除去し, コミュニティ構造の強度を評価するモジュール度 (Modularity<sup>5)</sup>) が最大となったところで1つの連結成分を1つのコミュニティとして抽出する. モジュール度は, 抽出されたコミュニティについて, コミュニティ内に存在するリンクとコミュニティ間に存在するリンクの割合から求められる値である. Clauset らの手法は, Newman らの手法と同様にモジュール度を最大化する手法だが, ネットワーク全体をだんだんと細かく分けていくのではなく, ノードどうしを結合させてコミュニティを大きくしていくアプローチをとる. Radicchi らの手法は, ノードのクラスタリング係数をリンクに拡張したリンククラスタリング係数をもとにリンクの除去を行い, 彼らの定義したコミュニティ定義を満たす範囲内で, できるだけ小さいコミュニティに分割する手法である.

### 2.2 特徴比較のための新手法

Radicchi らの提案手法はネットワークの局所的なパラメータを利用するため高速であり, また, 以下に示す2つの特徴を持つ.

- (1) ネットワーク中に次数1のノードがあると, 多くの場合で次数1のノードを1つのコミュニティとして抽出する.
- (2) 定量化したコミュニティの定義が厳しすぎるため, 手順の早い段階で分割がストップする.

特に複雑ネットワークにおいてはこれらの特徴は顕著に結果として現れる. 図1はノード数150のネットワークをRadicchi らの手法を用いて分割した結果である. 同じ明度で示されるノードは同一のコミュニティに属し, この例では白丸, 黒丸のノードからなる2つの分割コミュニティが抽出された. さらなる分割を行うと分割コミュニティがコミュニティ定義式を満たさなくなり, 図に示す時点で分割がストップする. より極端な例では, 分割がまったく行われずに, ネットワーク全体を1つの分割コミュニティとして結果を返す場合もある. このような結果は, 他の手法との分割コミュニティの比較は難しい.

そこで, Radicchi らの手法に変更を加え, 特徴比較のための新手法を提案し, 以降の文中・図表中ではこれを「Radicchi+」と表記する. 具体的な変更は下記の2つである.

変更1 次数1のノードに接続されたリンクのクラスタリング係数を1より大きい値とする.

変更2 分割コミュニティの評価に定量的な定義式を

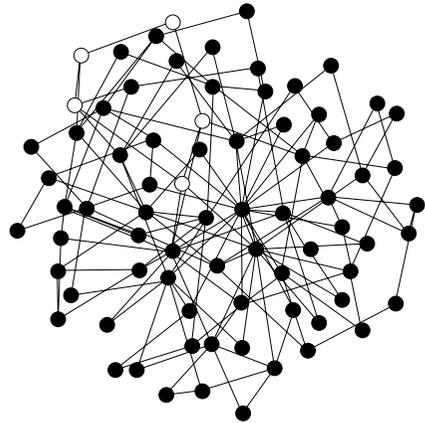


図1 手順の早い段階で分割がストップした例  
Fig.1 Example of stopping divide on early step.

表1 各コミュニティ分割手法の特徴  
Table 1 Characteristics of each dividing method.

分割手法	用いるパラメータ	アプローチ
Newman	大局的	トップダウン
Clauset	大局的	ボトムアップ
Radicchi	局所的	トップダウン
Radicchi+	局所的	トップダウン

用いず, モジュール度が最大となるところまで分割を進める.

ここまでに紹介した3つの既存のコミュニティ分割手法, および, 新手法によって得られる結果では, 1つのノードは必ず1つのコミュニティに属する. 手法によっては, 1つのノードが複数コミュニティに属したり, 逆にどのコミュニティにも属さないことを許すものがあるが, 本研究では扱わない. また, ネットワーク全体がいくつのコミュニティに分割されるかは, 分割アルゴリズムによって規定されるものを採用した. 指定した数のコミュニティに分割する手法では, 分割コミュニティ数の設定という別の問題が発生するため, これも扱わない. これらの制限を満たすもののみ実験に採用し, 容易な比較を可能とした.

最後に, 4つのコミュニティ分割手法の特徴を表1にまとめる.

### 3. コミュニティ分割手法の安定度評価指標の提案

ここでは, 既存のコミュニティ分割手法が, 成長する複雑ネットワークに対して適用されたときにどのような結果を返すかを観察するための一指標として, 分割手法の安定度 (Stability) を提案する.

図2は横軸に成長ステップをとり, 各点がコミュニ

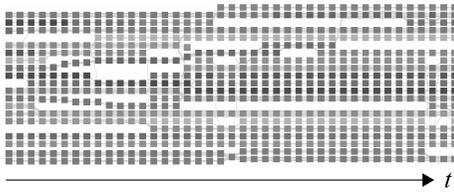


図2 コミュニティ構造推移の様子

Fig.2 Systematic chart of community structure on evolving network.

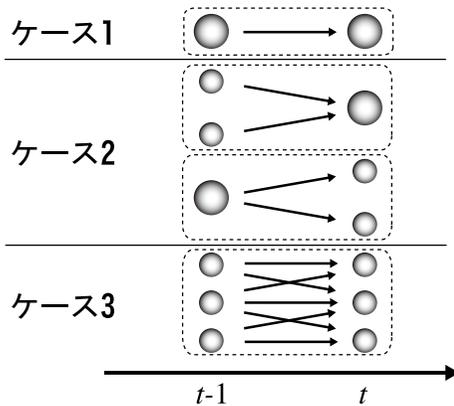


図3 コミュニティ構造の時間変化のパターン

Fig.3 3 patterns of alteration of community structure from moment to moment.

ティに対応する．あるコミュニティが前後のステップのコミュニティと共通のノードを持つ場合は隣り合い，線で結ばれる．この図から分かるように，コミュニティ構造はたえず変化している．また，コミュニティの色の変化は，それを構成するノードの変化を表す．

本研究で提案する安定度は，それぞれの分割コミュニティから見た時間変化のパターンを3ケースに分け，それらの評価を行う．

ケース1：保存 自身と等しいノード集合からなる分割コミュニティが維持される．

ケース2：分裂・統合 変化の前後で，自身を部分集合とするような分割コミュニティが存在する．

ケース3：崩壊 変化の前後で，自身を部分集合とするような分割コミュニティが存在しない．

それぞれのケースを図3を用いて説明する．ケース1では，主体となる分割コミュニティの形がそのまま維持されているので，これを「安定である」と評価する．続いてケース2では，主体となるコミュニティはより大きな分割コミュニティの一部となっており，とらえ方によっては分割コミュニティが形を失っているとも解釈できる．本研究では，主体となる分割コミュニティ内のノードどうしの関係性は維持されているも

のとし，このケースも「安定である」と評価する．最後にケース3を取り扱い，このときは主体となる分割コミュニティに含まれるノード間の関係が失われているので「安定ではない」と評価する．

以上をふまえ，あるステップにおけるコミュニティ分割手法の安定度  $S(t)$  を次のように定量化する．

$$S(t) = \frac{1}{m+n} \sum_{i=1}^m \max_{1 \leq j \leq n} f(C_{t-1}^i, C_t^j) + \frac{1}{m+n} \sum_{j=1}^n \max_{1 \leq i \leq m} f(C_t^j, C_{t-1}^i) \quad (1)$$

ここで，

$$f(C_1, C_2) = \begin{cases} 1 & : \text{if } C_1 \subseteq C_2 \\ -1 & : \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

とする．式(1)で， $t$ は時刻を示す単位ステップ数， $m$ はステップ  $t-1$ において抽出された分割コミュニティ数， $n$ はステップ  $t$ において抽出された分割コミュニティ数， $C_{t-1}^i$ はステップ  $t-1$ における  $i$ 番目の分割コミュニティ， $C_t^j$ はステップ  $t$ における  $j$ 番目の分割コミュニティをそれぞれ表す．ステップ  $t-1$ において抽出される分割コミュニティと，ネットワーク成長後のステップ  $t$ で抽出される分割コミュニティを比較して安定度を計測する．

安定度の算出時には，ステップ  $t-1$ において抽出される分割コミュニティを主体としてステップ  $t$ における分割コミュニティと比べる．また，同時にステップ  $t$ の分割コミュニティを主体としてステップ  $t-1$ での分割コミュニティと比較し，両方向の評価を計算に加えるようにした．ネットワークの変化の前後で，コミュニティに起きる分裂と統合は向きが逆の同じ変化である．したがって，変化の方向は安定を考えるうえで考慮すべきではない．両方向の評価を考えることで，変化の向きに依存しない議論ができる．今回の実験ではネットワークはノードとリンクの追加のみで成長させたが，ノードやリンクの除去による変化に対しても，ここで提案した式を適用できる．

#### 4. ノードのコミュニティ内安定度評価指標の提案

3章では，コミュニティ分割手法の安定度を評価する指標を導入した．本章では，ノードのコミュニティ内安定度 (Stability in Community) を評価する指標を提案する．

ノードのコミュニティ内安定度とは，あるノードがネットワークの変化の過程で，どれくらい特定のノー

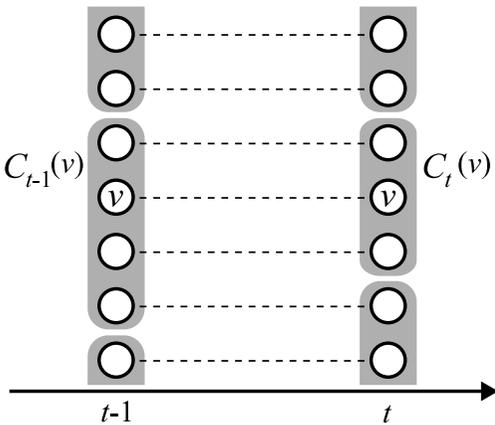


図4 ノード  $v$  が属する分割コミュニティの時間変化

Fig. 4 Time change of divided community includes vertex  $v$ .

ドと同じ分割コミュニティに含まれてきたかを表す値である。つねに特定のノードと同一の分割コミュニティに属してきたノードではこの値が高くなり、ネットワークが変化すると分割コミュニティをわたり歩いてきたようなノードでは低くなるとする。

図4を用いて具体的な算出方法を説明する。任意のノード  $v$  について、ステップ  $t-1$  で  $v$  が属する分割コミュニティ  $C_{t-1}(v)$  に含まれる  $v$  以外のノードで、ステップ  $t$  で  $v$  の属する分割コミュニティ  $C_t(v)$  に含まれる  $v$  以外のノードの割合を、ノード  $v$  のステップ  $t$  におけるコミュニティ内安定度  $s_c(v, t)$  とする。また、ノード  $v$  がネットワークに追加されたステップを  $t_v$  とし、ノード  $v$  のあるステップ  $T$  までの総計コミュニティ内安定度を  $S_c(v, T)$  とする。これを以下のように定量化する。

$$S_c(v, T) = \frac{1}{T - t_v} \sum_{t=t_v+1}^T s_c(v, t) \quad (3)$$

ここで

$$s_c(v, t) = \frac{|C_{t-1}(v) \cap C_t(v)| - 1}{|C_{t-1}(v)| - 1} \quad (4)$$

とする。ただし、 $|C_{t-1}(v)| = 1$  のとき、 $s_c(v, t) = 0$  とする。

## 5. 数値実験方法

コミュニティ分割手法を成長するネットワークの各ステップにおいて適用したときにどのような様相となるかについて、特に「コミュニティの安定」に着目し検討する。本章では3, 4章で提案した指標を用い、以下に記す2つの実験を行った。

実験1 各コミュニティ分割手法がどの程度安定なコ

表2 成長ネットワークモデルのパラメータ設定

Table 2 Active parameters of evolving networks.

パラメータ	値
BA モデルの $m_0$	2
BA モデルの $m$	2
CNN モデルの $u$	0.5
ランダム選択成長モデルの $m_0$	2
ランダム選択成長モデルの $m$	2

ミュニティを抽出できるかを、ステップごとの分割コミュニティの結合強度とともに評価する。  
 実験2 得られる分割コミュニティに基づいてネットワーク中のノードの安定について評価する。

### 5.1 実験設定と実験手順

本研究では、成長するネットワークモデルであるBAモデル<sup>6)</sup>、CNNモデル<sup>7)</sup>、BAモデルにおける優先的選択をランダム選択に置き換えたランダム選択成長モデルの3つのネットワークを対象に実験を行った。実験に設定した各成長ネットワークモデルのパラメータを表2に示す。これらのパラメータは、モデルごとの差異をなくすために、すべてのモデルの成長過程でノード数とリンク数の比がほぼ等しくなるように設定した。今回の設定では、ノード数とリンク数の比は約1:2である。

現実世界の多くのネットワークは、普遍的な性質としてスケールフリー性<sup>8)</sup> やスモールワールド性<sup>9)</sup> を持つことが分かっており、応用の範囲を広げるためにも、実験で用いるモデルにはこれらの性質を有するものを含めた。スモールワールド性とは、ネットワークのノード数に対して、任意の2ノード間の距離が短く、かつ、高度にクラスタ化されたネットワークの性質のことであり、また、スケールフリー性とは、ネットワーク中のノードの度数分布がべき乗則に従う特徴のことであり、BAモデルはスケールフリー性を持つネットワークを生成するモデル、CNNモデルはスケールフリー性とスモールワールド性をあわせ持つネットワークを生成するモデルとして知られている。ランダム選択成長モデルによって生成されるネットワークは、スケールフリー性とスモールワールド性のいずれの性質も持たない。しかしランダムといっても、Erdős-Rényiらの古典的ランダムグラフ<sup>10)</sup>とは異なり、成長ステップの早い時期にネットワークに追加されたノードと遅い時期に追加されたノードとではリンクを得る機会が同じにはならないので、度数分布は一様ではない。

実験の手順は以下のとおりである。

- (1) BAモデル、CNNモデル、ランダム選択成長モデルを用いて、 $t=0$ の初期状態となるネッ

トワークをそれぞれ生成する .

- (2) 各ネットワークを 4 つの手法でコミュニティ分割し, 分割結果から手法ごとにこのステップでの安定度  $S(t)$  とモジュール度  $Q(t)$  を計算する .
- (3) ネットワークを 1 ステップ成長させ,  $t \rightarrow t+1$  とする . 1 ステップの成長とは, 1 つのリンクの追加, もしくは 1 つのノードと 1 つのリンクの追加を指す .
- (4)  $t$  が終了ステップ  $T$  まで達したら, 各分割手法の累計安定度  $S = \sum_{t=1}^T S(t)$  および累計モジュール度  $Q = \sum_{t=0}^T Q(t)$ , ネットワーク中のすべてのノードについて  $S_c(v, T)$  を求める .  $t$  が終了ステップ  $T$  に達していなければ手順 (2) へ戻る .

上記の手順で終了ステップ  $T$  は 1,000 とした . 計算量の問題があるので, これより大きな  $T$  は試せていない .

### 6. 結果と検討

本研究で行った実験の結果を示し, その検討を行う .

#### 6.1 コミュニティ分割手法の安定度

各コミュニティ分割手法を成長するネットワークに対して適用したときの, 累積安定度と累積モジュール度の推移を図 5 ~ 7 に示す .

BA モデルネットワーク (図 5) では, Newman らの手法, および Clauset らの手法で高いモジュール度と低い安定度を示した . それとは逆に, Radicchi らの手法と Radicchi+の手法では低いモジュール度と高い安定度を示した . モジュール度と安定度の双方が高い理想的な手法は, 今回の実験では発見されなかった . ネットワークの大局的なパラメータを基に各ステップでモジュール度を最大化するために細かく分割を行ってしまうと, 成長の前後で得られる分割コミュニティは形が維持されず, 安定度は下がってしまう . 一方, 局所的なパラメータを用いて各ステップで大まかな分割を行うと, 安定度は高くなるがモジュール度は低くなる . BA モデルネットワークのようなスモールワールド性を持たないネットワークには潜在的に密なコミュニティ構造はないので, このような結果になると考えられる .

次に, CNN モデルネットワーク (図 6) では, Newman らの手法, Clauset らの手法, Radicchi+の手法でモジュール度・安定度がともに高い値を示した . Radicchi らの手法は安定度こそ他の 3 手法と並ぶほどに高くなるが, モジュール度はほぼ 0 のままで増加しない .

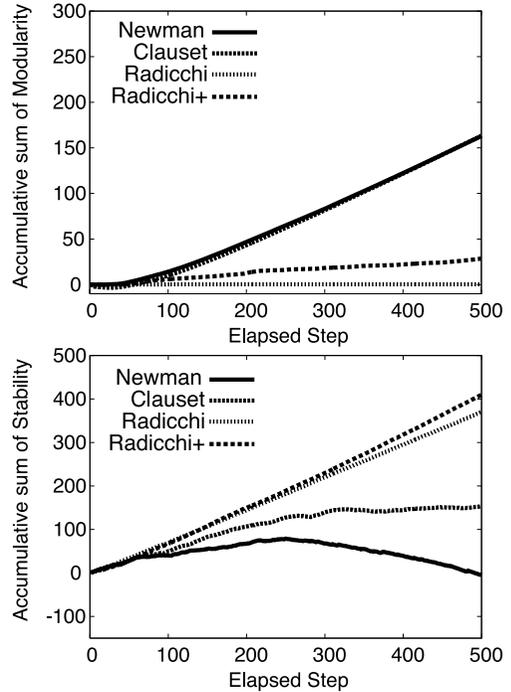


図 5 BA モデルでの結果  
Fig.5 Results on BA model network.

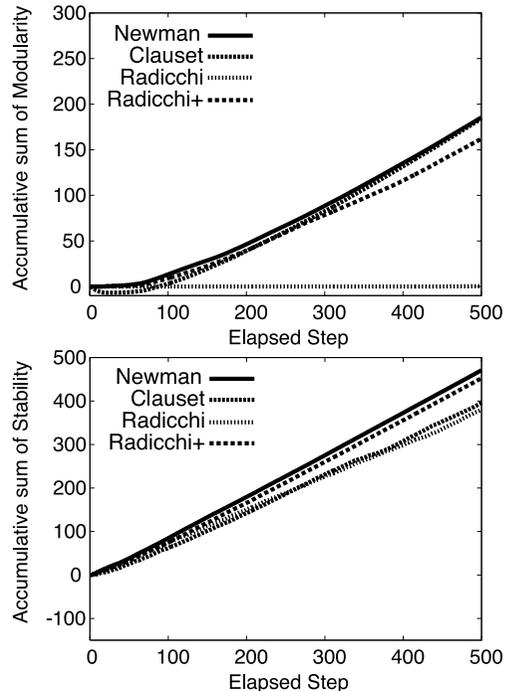


図 6 CNN モデルでの結果  
Fig.6 Results on CNN model network.

また, BA モデルネットワークとの結果と比較して, モジュール度と安定度の双方で高い値を示す分割手法

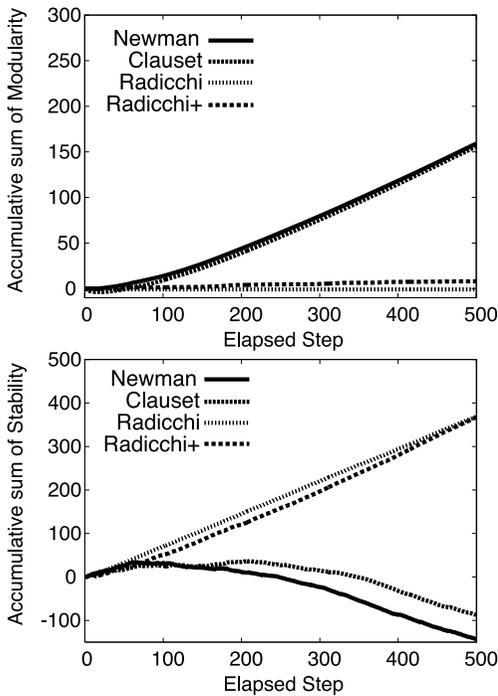


図 7 ランダム選択成長モデルでの結果

Fig. 7 Results on random evolving model network.

の存在が特徴的である。スモールワールド性を持つ CNN モデルネットワークは、密なリンク構造を有しているため、多くの分割手法で安定した分割コミュニティが現れやすい。

さらに、ランダム選択成長モデルネットワーク(図 7)では、Newman らの手法と Clauset らの手法で高いモジュール度と低い安定度、Radicchi らの手法と Radicchi+ の手法で低いモジュール度と高い安定度となった。この結果は BA モデルネットワークでの結果と一致している。

これまでの結果から以下が明らかとなった。

つねに高いモジュール度を示したコミュニティ分割手法は大局的なパラメータを用いたものであり、逆に高い安定度を保つ分割手法は局所的なパラメータを用いたものであった。分割のアプローチがトップダウンであるかボトムアップであるかは、今回の実験の結果に影響を与えなかった。

モジュール度と安定度の双方が高いコミュニティ分割が実現されるのは、分割手法によらず、対象とするネットワークがスモールワールド性を有する場合である。この理由は、コミュニティ分割においてネットワークのクラスタリング係数が大きな影響力を持つためである。非スモールワールドネットワークでは、モジュール度と安定度はトレードオフの関係にある。

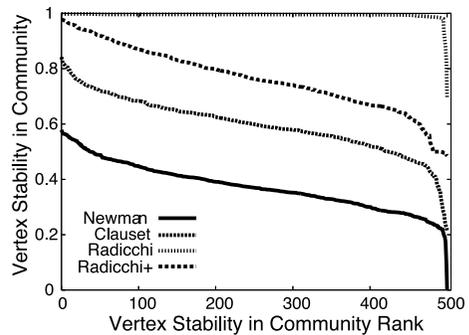


図 8 BA モデルでのコミュニティ内安定度の分布

Fig. 8 Distribution of vertex stability in divided community on BA model network.

## 6.2 ノードのコミュニティ内安定度

ネットワークを終了ステップ  $T$  まで成長させたときの、各ノードの総計コミュニティ内安定度  $S_c(v, T)$  の分布を図 8 ~ 10 に示す。これらの図の縦軸は総計コミュニティ内安定度を、横軸はその順位を表す。つまり、総計コミュニティ内安定度を降順にソートして左から右に並べたものである。

BA モデルネットワーク(図 8)では、4 つの分割手法でグラフはほぼ同様の形状をなしている。最も高い値を持つノードから下位のノードまで、コミュニティ内安定度は緩やかに減少し、グラフの右端の最下層で一気に低くなる。極端に低い値を持つノードは、ネットワークに追加されたばかりで回数も小さく、どの分割コミュニティに属するか定まっていないノードである。全体としてコミュニティ内安定度が高いのは分割をほとんど行わない Radicchi らの手法、次いで Radicchi+ の手法、Clauset らの手法、最後に Newman らの手法と続く。この結果は分割手法の安定度評価の結果にも一致する。ノード単位でコミュニティの安定について見ると、コミュニティ単位で見たときよりもはっきりとした数値の差が現れた。

CNN モデルネットワーク(図 9)では、Radicchi らの手法以外の 3 手法は近い分布となった。ほとんどのノードの総計コミュニティ内安定度が 0.8 ~ 1.0 の間に分布しており、残りの 1 割ほどのノードは 0.5 ~ 0.8 の値をとる。Radicchi らの手法で分割を行った場合は、BA モデルネットワークのときと同様の結果が見られた。

最後に、ランダム選択成長モデルネットワーク(図 10)では、BA モデルネットワークでの結果に似た分布の形状が得られた。また、コミュニティ分割手法による総計コミュニティ内安定度の順位は同じである。ごく一部の総計コミュニティ内安定度の高いノード

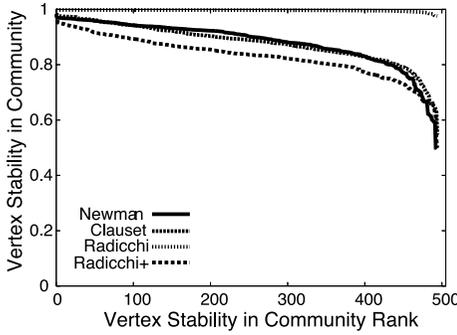


図 9 CNN モデルでのコミュニティ内安定度の分布  
Fig. 9 Distribution of vertex stability in divided community on CNN model network.

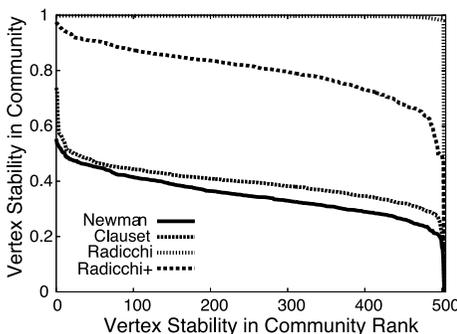


図 10 ランダム選択成長モデルでのコミュニティ内安定度の分布  
Fig. 10 Distribution of vertex stability in divided community on Random evolving model network.

ドと低いノードが存在し、その中間にほとんどのノードの持つ値が広く分布している。

続いて、終了ステップ  $T$  において、ノードの総計コミュニティ内安定度と、分割コミュニティから生成した元のネットワークのサブネットワーク内で算出したネットワーク中心性を比較する。コミュニティ分割前のネットワークにおける中心性ではなく、サブネットワークにおいて算出した中心性であることに注意がある。

ここではノードのネットワーク中心性として、近接中心性  $C_c$  (Closeness Centrality) と媒介中心性  $C_b$  (Betweenness Centrality<sup>4)</sup> を選んだ。これら 2 つの値は、あるノードがネットワークの構造の中でどれほど重要な位置にいるかを表す値である。これらを使用し、ノードの時系列変化の中でのコミュニティ内安定度と比較することで、空間における重要度と時間における重要度に相関があるかどうかを調べた。もしこれらの指標に強い相関があれば、ネットワークの時間発展をすべて観察しなくても、ある時点でのネットワークの構造から、コミュニティの時間変化の中でも安定

表 3 終了ステップ  $T$  でのノードのコミュニティ内安定度と中心性の相関係数

Table 3 Vertex stability-centrality correlation in community on step  $T$ .

ネットワーク	分割手法	$C_c$ との相関	$C_b$ との相関
BA	Newman	0.1776	0.2442
	Clauset	0.3461	0.1265
	Radicchi	-0.0374	-0.0622
	Radicchi+	-0.5597	0.1318
CNN	Newman	-0.6150	0.2059
	Clauset	-0.6225	0.1140
	Radicchi	-0.3715	-0.5261
	Radicchi+	-0.4991	0.2244
ランダム	Newman	0.2168	0.2192
	Clauset	0.1829	0.1561
	Radicchi	0.0081	-0.0113
	Radicchi+	-0.5307	0.2245

的なノードを発見できる。結果を表 3 に示す。

まずは  $C_c$  との相関について結果を見る。うまく分割が行われない Radicchi らの手法を例外とすれば、ある傾向がつかめる。BA モデルネットワークとランダム選択成長ネットワークでは、Newman らの手法、Clauset らの手法、Radicchi+ の手法において、近い結果となった。Newman らの手法と Clauset らの手法で弱い正の相関、Radicchi+ の手法ではやや強い負の相関が見られる。CNN モデルネットワークでは、4 種類のすべてのコミュニティ分割手法でやや強い負の相関が見られた。コミュニティ内で空間的に中心にいるようなノードは、コミュニティ構造の時間変化の中では 1 つのコミュニティにとどまらない不安定な位置にいる傾向がある。

次にもう一方の  $C_b$  との相関を見てみると、CNN モデルネットワークを Radicchi らの手法で分割したとき以外では、弱い正の相関しかないことが分かる。 $C_b$  の値からは、ネットワークの時間発展においてコミュニティの中心にいるようなノードを特定することはできない。

以上の結果をもとに、ノードのコミュニティ内安定度について以下が明らかとなる。

CNN モデルネットワークにおいてノードの総計コミュニティ内安定度が全体的に高くなったことから、コミュニティ分割手法の安定を評価したときと同様のことがいえる。つまり、クラスタリング係数の高いネットワークでは、潜在的に強いコミュニティ構造を持つので、各ノードも安定的なコミュニティに属する。クラスタリング係数とコミュニティ構造は、時系列で見ても密接な関係を持つ。

分割コミュニティをサブネットワークとして算出したネットワーク中心性との比較では、ノードの近接中

心性  $C_c$  とコミュニティ内安定度の間に負の相関があると分かった。この結果により、成長ネットワークのある時点において  $C_c$  の高いノードは、コミュニティ構造の遷移の中では不安定な位置にいる傾向があるといえる。

最後に、実験結果の総括を述べる。

Radicchiらの手法に2つの変更を加えたRadicchi+の手法は、元の手法の局所的なアプローチを受け継ぎつつ、本実験中で対象としたあらゆるネットワークにおいて、より高いモジュール度を保った分割を実現できることを示した。

ノード単位でコミュニティに属するか否かを判別する必要があるときには、大局的なパラメータを用いた厳密なコミュニティ分割を用いればよい。一方で、成長するネットワークにおいて、各コミュニティに属するノードが持つ共通の属性について知りたいときなど、おおまかな変化をとらえるためには、局所的なパラメータを用いた手法も有効である。さらに、ネットワークの成長過程で重要な位置づけにあるノードも、既存の特徴量を計算することで特定できる可能性を示した。特に、現実世界の多くのネットワークはスモールワールドネットワークであるので、分割のアプローチによらず、特徴把握に必要な情報が取り出せるだろう。

## 7. おわりに

本研究では、既存のコミュニティ分割手法を様々な特徴を持った成長する複雑ネットワークに適用し、得られる分割コミュニティの特徴や、その時間変化を観測するための方法論を示した。

コミュニティ分割手法そのものの安定度を評価する指標と、個々のノードがネットワークの成長過程でどれくらい安定的にコミュニティに属するかを評価する指標を提案し、理論モデルから生成される成長ネットワークを対象とした実験において、各指標がどのような値をとるか調査した。実験結果から、分割対象とするネットワークの持つ性質や、コミュニティ分割手法の用いるパラメータが、分割コミュニティの変化の様子に影響を与えることを確認した。さらに、提案した指標をネットワーク中心性と比較することにより、ネットワーク中のノードの空間的な中心性と時間的な安定性の関係を明らかにした。

今後は、ノードの安定度からコミュニティの安定度を定量化する方法を模索し、現実世界のデータに基づく成長ネットワークの特徴解析などの応用を目指したい。

## 参考文献

- 1) Girvan, M. and Newman, M.E.J.: Community structure in social and biological networks, *PNAS*, Vol.99, No.12, pp.7821–7826 (2002).
- 2) Clauset, A., Newman, M.E.J. and Moore, C.: Finding community structure in very large networks, *Physical Review E*, Vol.70, p.066111 (2004).
- 3) Radicchi, F., Castellano, C., Cecconi, F., Loreto, V. and Parisi, D.: Defining and identifying communities in networks, *PNAS*, Vol.101, No.9, pp.2658–2663 (2004).
- 4) Freeman, L.C.: Centrality in social networks Conceptual clarification, *Social Networks*, Vol.1, pp.215–239 (1979).
- 5) Newman, M.E.J. and Girvan, M.: Finding and evaluating community structure in networks, *Physical Review E*, Vol.69, p.023116 (2004).
- 6) Barabási, A.-L. and Albert, R.: Emergence of scaling in random networks, *Science*, Vol.286, No.5439, pp.509–512 (1999).
- 7) Vázquez, A.: Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations, *Physical Review E*, Vol.67, p.056104 (2003).
- 8) Albert, R. and Barabási, A.-L.: Statistical mechanics of complex networks, *Review of Modern Physics*, Vol.74, pp.47–97 (2002).
- 9) Watts, D.J.: *Small Worlds: The Dynamics of Networks Between Order and Randomness*, Princeton University Press (1999).
- 10) Erdős, P. and Rényi, A.: On random graphs, *Publicationes Mathematicae*, Vol.6, pp.290–297 (1959).

(平成19年5月19日受付)

(平成19年11月6日採録)



大和田 純

昭和58年生。平成16年国立釧路工業高等専門学校情報工学科卒業、平成18年北海道大学工学部情報工学科卒業。同年北海道大学大学院情報科学研究科複合情報学専攻修士課程に入学、現在に至る。複雑系工学、複雑ネットワーク等に関する研究に従事。学生向けプログラミングコンテスト Imagine Cup 2007 のソフトウェアデザイン部門に、日本代表として参加。



吉井伸一郎（正会員）

昭和 46 年生．平成 10 年北海道大学大学院工学研究科博士後期課程修了．日本学術振興会特別研究員（PD）として，進化的計算理論の研究に従事．平成 10 年英国リバプール大学客員研究員．平成 13 年現ソフトバンク BB 株式会社入社．Web サービスや DSL 等の通信技術に関する研究に従事．平成 16 年 4 月より，北海道大学大学院情報科学研究科助教授，複雑ネットワークに関する研究を行う．平成 19 年 4 月，北海道大学を退職して起業．現在は，イノベーションキッチン株式会社，サイジニア株式会社代表取締役として，研究シーズの事業化に取り組む．工学博士．IEEE，人工知能学会，精密工学会，観光情報学会各会員．

---



古川 正志（正会員）

昭和 48 年北海道大学大学院修士課程修了後，旭川高専を経て平成 18 年より北海道大学大学院情報科学研究科教授，現在に至る．旭川高専に在職中，コーネル大学 NSF 研究員，イーストアングリア大学客員教授等を経験し，複雑系工学特に自律系工学の研究に従事．機械学会，精密工学会，日本ロボット学会，計測制御学会等の会員，工学博士．