

ノード集合に対する媒介中心性の提案

伏見 卓恭[†] 齊藤 和巳[†] 武藤 伸明[†] 池田 哲夫[†]

[†] 静岡県立大学経営情報イノベーション研究科 〒422-8526 静岡県静岡市駿河区谷田 52-1

E-mail: †{j11507,k-saito,muto,t-ikeda}@u-shizuoka-ken.ac.jp

あらまし ネットワークにおいて、個々のノードの独立した性質や統計量に着目し重要ノードを抽出する指標として中心性が提案されている．本研究では、これらの指標の概念に基づき、集合内のノードは互いに協調的に作用することを考慮し、ノード集合に対する指標（集合次数中心性、集合近接中心性、集合媒介中心性）を提案する．集合次数中心性を求める問題は K -Vertex Covering 問題に帰着し、集合近接中心性を求める問題は K -Median 問題に帰着できることを示す．さらに、集合媒介中心性を効率的に求める一解法を提案する．現実のネットワークおよび代表的な人工ネットワークに対する評価実験の結果より、集合媒介中心性が道路網上での看板配置問題などへの応用が期待できることを示す．

キーワード 媒介中心性、ノード集合、ネットワーク構造

Proposing a Betweenness Centrality for Node Set

Takayasu FUSHIMI[†], Kazumi SAITO[†], Nobuaki MUTOH[†], and Tetsuo IKEDA[†]

[†] Graduate School of Management and Information of Innovation, University of Shizuoka

52-1 Yada, Suruga-ku Shizuoka, Shizuoka, 422-8526 Japan

E-mail: †{j11507,k-saito,muto,t-ikeda}@u-shizuoka-ken.ac.jp

Abstract For the purpose of extracting important nodes, centrality measures are widely used, which focus on the individual node's feature or statistics. In this paper, we extend the concepts of these measures from individual node to node set, by taking into consideration the fact that nodes in a set act cooperatively. By this extension, degree centrality and closeness centrality can be regarded as K -Vertex Covering Problem and K -Median (Facility Location) Problem respectively. However betweenness centrality for a node set has not been proposed. In this paper, we propose a set betweenness centrality which focuses on betweenness-degree of the node set, and we evaluate the relations between our set betweenness centrality and network structures in comparison to other network centrality measures. As a results, the set betweenness centrality is promising for Sign Location Problem on road networks.

Key words betweenness centrality, node set, network structure

1. はじめに

近年、様々な分野において、大規模・複雑な対象をネットワークとして捉え、複雑ネットワーク分析によるアプローチが盛んにおこなわれている．Web 上でのハイパーリンクネットワークや、SNS 内でのユーザ関係ネットワークにとどまらず、電力網や道路網などをネットワークとして捉えることにより、現実の問題へ応用が期待されている [1]．現実ネットワークの多くはスケールフリー性 [2] やスモールワールド性 [3], [4] といった特徴的な構造を持つことが明らかとなり、こうした特徴や構造を模写した人工ネットワークモデルがいくつか提案されている．さらに、大規模なノード集合から重要ノードを抽出するための指標も多く提案されている．

ソーシャル・ネットワーク分析の分野では、個々のノードの性質に着目し、ノードをランキングすることで重要ノードを抽出する次数中心性 [5]、近接中心性 [6]、媒介中心性 [7] などが提案されており、広く用いられている．これらの中心性指標は、単一ノードの独立した性質・働き（中心性値）に着目する手法であるが、本来、ノード同士は相互依存しているため、ノード集合として考えるとき、中心性値に単純な加算性が成り立たない．

本研究では、ノード部分集合を対象とし、集合としての中心性値が高くなるノード群を抽出する．すなわち、抽出したノード同士が協調して働く点を考慮し、既存の中心性を拡張定義する．次数中心性の概念を拡張した集合次数中心性において、 K 個のノードを選定する問題は、 K -Vertex Covering（頂点被覆）問題 [8] と等価となる．また、近接中心性の概念を拡張し

た集合近接中心性において、 K 個のノードを選定する問題は、 K -Median (施設配置) 問題 [9] と等価となる。本稿では、集合としての媒介度を考慮し、ノードを抽出する集合媒介中心性を提案する。

これらの集合中心性の性質および有用性を評価するために、現実の複雑ネットワークおよび代表的な人工ネットワークを用いた実験を行う。実験の結果より、道路網などの物理制約を受けるネットワークに対して、集合媒介中心性により抽出されたノード集合は、既存中心性による上位ノード集合と幾分か異なることを示す。さらに、集合媒介中心性がネットワーク上での看板配置問題の解法への応用が期待できることも示す。

2. 既存中心性

以下に既存の中心性指標について簡単に説明する。

次数中心性

ノード v の次数とは、自身とつながっているノード数である。ノード v の次数を $\deg(v) = |\Gamma(v)|$ と記す。ここで、 $\Gamma(v)$ はノード v の隣接ノード集合である。次数中心性とは、次数が高いノードほど重要ノードであるという直観に基づいた中心性指標であり、各ノードの次数によりノードをランキングするものである。

$$\text{dgc}(v) = \deg(v) \quad (1)$$

近接中心性

ノード v の近接度とは、ネットワーク内の他のノードへの近さを表す指標である。近接中心性とは、他の多くのノードへ少ないステップで行ける、ネットワークの中心にいるようなノードは重要であるという直観に基づいた中心性指標であり、任意のノードから他のノードへの距離の和の逆数によりノードをランキングするものである。

$$\text{clc}(v) = \left(\sum_{u \in V, u \neq v} d(v, u) \right)^{-1} \quad (2)$$

ここで $d(v, u)$ は、ノード v とノード u 間のステップ数である。

媒介中心性

ノード v の媒介度とは、任意のノードペアを結ぶパスを、どの程度媒介しているかを示す指標である。媒介中心性とは、多くのノード間の橋渡しをしているノードは重要であるという直観に基づいた中心性であり、任意のノードペア間の最短パスのうち、媒介しているパスの割合によりノードをランキングするものである。

$$\text{bwc}(v) = \sum_{s \in V} \sum_{t \in V} \frac{\sigma_{s,t}(v)}{\sigma_{s,t}} \quad (3)$$

ここで、 $\sigma_{s,t}$ はノード s, t 間の最短パス数であり、 $\sigma_{s,t}(v)$ はノード v を通るノード s, t 間の最短パス数を表す。

3. 集合中心性

集合中心性とは、 K 個のノードを選定する際、選定したノードが互いに協調して働くことを考慮し拡張定義する中心性である。選定するノード集合 R の要素数を $K = |R|$ とする。

集合次数中心性

個々のノードの次数に注目する次数中心性の概念をノード集合に対する概念に拡張すると、集合内のいずれかのノードと隣接するノード数によって定義できる。

$$\text{SD}(R) = \left| \bigcup_{v \in R} \Gamma(v) \right| \quad (4)$$

個々のノードに対する次数中心性、すなわち“多くの隣接ノードを持つノードは重要である”という概念の自然な拡張となっており、式 4 を最大にするような集合 R を求める問題は、 K 個のノードで出来るだけ多くの隣接ノードを被覆する問題 K -Vertex Covering 問題とみなすことができる。また、求める集合の要素数 $K = 1$ のとき、集合次数中心性により選定されるノードは、次数中心性トップノードと等しくなる。

例として、集団内でメールによる非公式な連絡網を流す際、これらのノードを選定し連絡を流すことで効率的な連絡のやり取りができる。この例に関して、個々のノードに対する次数中心性では、高次数ノード同士が共通隣接ノードを多く含む際には不利となる。

集合近接中心性

個々のノードの近接度に注目する近接中心性の概念をノード集合に対する概念に拡張すると、集合内の最も近いノードいずれかとの距離によって定義できる。

$$\text{SC}(R) = \sum_{u \in V} \min_{v \in R} d(u, v) \quad (5)$$

個々のノードに対する近接中心性、すなわち“他のノードとの距離が小さいノードは重要である”という概念の自然な拡張となっている。式 5 を最小にするような集合 R を求める問題は、各ノードと K 個のノードうち最小の距離となるノードとの距離の和を最小にする問題 K -Median 問題とみなすことができる。また、求める集合の要素数 $|R| = 1$ のとき、集合近接中心性により選定されるノードは、近接中心性トップノードと等しくなる。

例として、ネットワーク構造上にコンビニなどのチェーン店を複数配置する際、住民の満足度を最大化（住民とコンビニ配置候補地のいずれかとの距離を最小化）するような場所を求めることができる。この例に関して、個々のノードに対する近接中心性では、ネットワーク内での近接度が高いノード同士が近接する場合などにおいて不利となる。

4. 集合媒介中心性

本章では、2. 章で説明した媒介中心性の概念を集合に対する概念に拡張した集合媒介中心性を提案する。媒介中心性は、“任意のノードペア間のパスを媒介する割合の高いノードは重要である”という直観に基づく指標である。提案する集合媒介中心性は、集合を構成するノードのいずれかが媒介する割合により定義する。

$$\text{SB}(R) = \sum_{s \in V} \sum_{t \in V} \frac{\sigma_{s,t}(R)}{\sigma_{s,t}} \quad (6)$$

ここで、 $\sigma_{s,t}(R)$ は、ノード s からノード t への経路で、 $\forall r \in R$ を通る最短パス数を意味する。集合 R 内のノードいずれかを通過するパス数により計算され、式 6 を最大にするようなノード集合 R が、集合としての媒介度が高いノード群である。明らかに、求める集合の要素数 $|R| = 1$ のとき、集合媒介中心性により選定されるノードは、媒介中心性トップノードと等しくなる。また、要素 $r_1, r_2 \in R$ が互いに近傍するような場合では、 r_1 が媒介するパス上に r_2 も媒介している確率が高く、集合としての媒介度は小さくなる。反対に、 r_1 と r_2 が互いに離れている場合では、 r_1 が媒介するパス集合と r_2 が媒介するパス集合の共通部分 (intersection) が小さくなる確率が高く、集合としての媒介度は高くなる。

目的関数 5 を最大にするような集合 R を求めるための具体的なアルゴリズムを以下に示す (貪欲法)。求める集合 R の要素数を $K = |R|$ とする。

- (i) 初期化: $R = \emptyset, k = 0$ とする;
- (ii) 選定: 追加した際の増分が最大となるノード $\hat{v} = \arg \max_{v \in V} \{SB(R \cup \{v\}) - SB(R)\}$ を求める;
- (iii) 更新: $R \leftarrow R \cup \{\hat{v}\}, k \leftarrow k + 1$ とする;
- (iv) 判定: $k = K$ なら終了、さもなければ (ii) へ;

ステップ (ii) では、以下のように展開することで効率的に計算する。 s から t までのパス中で、 v を通過し、 $\forall u \in R$ を通らないパス数を $\sigma_{s,t}(v; R)$ と表記し、 s をトップとし、 $\forall u \in R$ を通らない非巡回有向グラフ (DAG) における v の子ノード集合を $C_s(v; R) \subset \Gamma(v)$ と表記する。

$$\begin{aligned} & SB(R \cup \{v\}) - SB(R) \\ &= \sum_{s \in V} \sum_{t \in V} \frac{\sigma_{s,t}(v; R)}{\sigma_{s,t}} \\ &= \sum_{s \in V} \sum_{t \in V} \sum_{w \in C_s(v; R)} \frac{\sigma_{s,t}(v, (v, w); R)}{\sigma_{s,t}} \end{aligned}$$

ここで、 $\sigma_{s,t}(v, (v, w); R)$ は、 s から t のパスのうち $\forall u \in R$ を通らず、リンク (v, w) を通るパス数である。 $w = t$ の場合は、 $\forall u \in R$ を通らない s から v のパス数であり、それ以外の場合は、 s から t までで w を通り $\forall u \in R$ を通らない、かつ、 s から w までで v を通り $\forall u \in R$ を通らないパス数である。すなわち、

$$\frac{\sigma_{s,t}(v, (v, w); R)}{\sigma_{s,t}} = \begin{cases} \frac{\sigma_{s,v}(v; R)}{\sigma_{s,w}} & (\text{if } w = t) \\ \frac{\sigma_{s,v}(v; R)}{\sigma_{s,w}(w; R)} \cdot \frac{\sigma_{s,t}(w; R)}{\sigma_{s,t}} & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

である。よって、

$$\begin{aligned} & SB(R \cup \{v\}) - SB(R) \\ &= \sum_{s \in V} \sum_{w \in C_s(v; R)} \left\{ \frac{\sigma_{s,v}(v; R)}{\sigma_{s,w}} + \sum_{t \in V} \frac{\sigma_{s,v}(v; R)}{\sigma_{s,w}(w; R)} \frac{\sigma_{s,t}(w; R)}{\sigma_{s,t}} \right\} \\ &= \sum_{s \in V} \sum_{w \in C_s(v; R)} \left\{ \frac{\sigma_{s,v}(v; R)}{\sigma_{s,w}} + \frac{\sigma_{s,v}(v; R)}{\sigma_{s,w}(w; R)} \sum_{t \in V} \frac{\sigma_{s,t}(w; R)}{\sigma_{s,t}} \right\} \end{aligned}$$

となる。全てのノード v に対して $\frac{\sigma_{s,t}(v; R)}{\sigma_{s,t}}$ を計算する際、上記

式展開の最終行により得られた式から、子ノード $w \in C_s(v; R)$ の $\frac{\sigma_{s,t}(w; R)}{\sigma_{s,t}}$ を用いて効率的に計算できる。

5. 評価実験

本稿では、提案する集合媒介中心性とネットワーク構造がどのように関係するかを評価するために、複数の異なる構造を持つ実ネットワークおよび人工ネットワークを用いる。

5.1 評価方法

目的関数 6 を用いて、集合媒介中心性の性質を探究し、他の中心性およびランダム選択法 (RDS) と比較する。評価関数を以下のように定義する。

$$E(R) = \frac{1}{(|V| - 1)(|V| - 2)} \sum_{s \in V} \sum_{t \in V} \frac{\sigma_{s,t}(R)}{\sigma_{s,t}} \quad (7)$$

既存の次数中心性 (DGC) については、 $R = \{r_{\text{dgc}}(1), \dots, r_{\text{dgc}}(K)\}$ とする。ここで $r_{\text{dgc}}(1)$ は、次数中心性ランキング 1 位のノードを示す。近接中心性 (CLC)、媒介中心性 (BWC) も同様とする。本稿では、集合次数中心性 (SetDGC)、集合近接中心性 (SetCLC) は貪欲法により計算する。

5.2 ネットワークデータ

スケールフリー性やスモールワールド性、コミュニティ構造など、異なるネットワーク構造を持つネットワークを採用する。

1 目のネットワークは、ブログのトラックバックネットワークである。あるブロガーから他のブロガーへトラックバックを通して情報が拡散していく。“goo”^(注1)というサイトの「JR 福知山線脱線事故」というテーマからトラックバックを 10 段迎えることにより 2005 年 5 月に収集した。収集したネットワークを無向化し、ノード数は 12,047、リンク数は 39,960 である。以下このネットワークを TrackBack ネットワークと呼ぶ。このネットワークの次数分布はべき則分布に従いスケールフリー性を有する。また、平均クラスタ係数・平均ノード間距離からスモールワールド性も有し、かつ、コミュニティ構造も顕著であり所謂ソーシャル・ネットワークである [10]。

2 目のネットワークは、日本の「ウィキペディア」内の「人名一覧」に登場する人物において、ウィキペディア内の記事中に 6 回以上共起する 2 人の人物をリンクで結ぶことによってネットワークを構築した、共起人名ネットワークである。ノード数は 9,481、リンク数は 122,522 である。以下このネットワークを Wiki ネットワークと呼ぶ。TrackBack ネットワークと同様に、スケールフリー性及びスモールワールド性、コミュニティ構造を有する所謂ソーシャル・ネットワークである。

3 目のネットワークは、CNN モデル [11] によって生成した、スケールフリー性とクラスタ性を有する人工ネットワークである。ノード数は 14,977、リンク数は 29,848 である。以下このネットワークを CNN ネットワークと呼ぶ。スケールフリー性とスモールワールド性を有する。

4 目のネットワークは、WS モデルによって生成した、スモールワールドネットワークである。ノード数は 10,000、リンク数は 30,000 である。以下このネットワークを SW ネット

(注1): <http://blog.goo.ne.jp/usertheme/>

ワークと呼ぶ。スケールフリー性は有しないが、スモールワールド性を有する。

5 目目のネットワークは、全国デジタル道路地図データベース静岡市版 [12] をもとに作成した静岡市の道路網データであり、交差点をノード、交差点間の道路をリンクとしたネットワークである。ノード数は 31,963、リンク数は 44,467 である。以下のこのネットワークを ShizuokaR ネットワークと呼ぶ。ShizuokaR ネットワークは、SW ネットワークと似た構造をしており、正方格子上にバイパスや高速道路のようなパスを付与したものと近い性質を有しているため、本稿ではスモールワールド性を持つネットワークとして分類する。度数分布はポアソン分布に従い、スケールフリー性を有しない。

6 目目のネットワークは、全国デジタル道路地図データベース浜松市版 [13] をもとに作成した浜松市の道路網データであり、交差点をノード、交差点間の道路をリンクとしたネットワークである。ノード数は 26,208、リンク数は 39,323 である。以下このネットワークを HamamatsuR ネットワークと呼ぶ。ShizuokaR ネットワークと同様に、スモールワールド性は有するが、スケールフリー性は有しないネットワークとして分類する。

7 目目のネットワークは、BA モデル [2] によって生成した、スケールフリー性を有する人工ネットワークである。ノード数は 10,000、リンク数は 39,990 である。以下このネットワークを BA ネットワークと呼ぶ。スケールフリー性を有するが、リンク構造はほぼランダムであり平均クラスタ係数は極めて小さい。

8 目目のネットワークは、WS モデル [3] によって生成した、ランダムネットワークである。ノード数は 10,000、リンク数は 30,000 である。以下このネットワークを Random ネットワークと呼ぶ。平均クラスタ係数は極めて小さく、平均ノード間距離も小さいランダムネットワークである。スケールフリー性・スモールワールド性共に有しない。

5.3 結果と考察

以下に、横軸に $K = |R|$ 、縦軸に評価関数値 $E(R)$ をプロットしたものを示す。

TrackBack ネットワークの結果を図 1 に示す。図 1 より、集合媒介中心性の評価関数値が高いことが見て取れる。選ばれた 100 ノード程度で評価関数値が 9 割を達成している。一方、既存の媒介中心性の評価関数値も非常に高く、集合媒介中心性との差は顕著でないこともわかる。

Wiki ネットワークの結果を図 2 に示す。図 2 より、TrackBack ネットワーク同様、集合媒介中心性の評価関数値が高いが、既存の媒介中心性の評価関数値との差があまりないことがわかる。

CNN ネットワークの結果を図 3 に示す。図 3 より、ソーシャル・ネットワーク同様、スケールフリー性を有する CNN ネットワークは、評価関数値が高くなっている。さらにスモールワールド性も有しているため、ノード間に次数以外の性質で差があり、指標間の差も幾分か見受けられる。これらソーシャル・ネットワークは顕著なコミュニティ構造を有するため、コミュ

ニティ間の橋渡しをするノード（高媒介度ノード）が分散する確率が高くなる。従って、集合媒介中心性との差が顕著でないと考えられる。

SW ネットワークの結果を図 4 に示す。図 4 より、スモールワールド性を有しているため、ノード間に次数以外の性質で差があり、指標間の差も幾分か見受けられる。

ShizuokaR ネットワークの結果を図 5 に示す。図 5 より、提案手法である集合媒介中心性の評価関数値が高いことが見て取れる。言い換えれば、選ばれた 10 交差点に看板を配置した場合、任意の出発地 s から目的地 t への最短経路上で、7 割程度の人々が看板を閲覧している。一方、既存の媒介中心性による結果は、集合媒介中心性ほど評価関数値（看板閲覧確率）が高くなく、幾分か差が見受けられる。

HamamatsuR ネットワークの結果を図 6 に示す。図 6 より、ShizuokaR の結果と同様に、集合媒介中心性の評価関数値が高く、かつ、媒介中心性との顕著な差が見受けられる。道路網のようなネットワークでは、高媒介度ノードがバイパス沿いや橋の両端など、近傍する傾向にある。同一の最短パス上に看板が配置されていても、そのパス上を通過する人は何度も看板を閲覧することになるが、その他のパスを通過する人は閲覧する確率が小さくなる。集合媒介中心性はこのような点を考慮し、“1 度でもいいが、できるだけ多くの人に閲覧される”ように目的関数 6 を最大にするようなノード集合 R を求めている。そのため、より多くの人に看板が閲覧されるような交差点を選定できる。この結果より、集合媒介中心性は看板配置への応用が期待できることが示唆される。

BA ネットワークの結果を図 7 に示す。図 7 より、どの指標も評価関数値がある程度高いが、指標間の差が小さいことが見てとれる。BA ネットワークはスケールフリー性を有しているため、各ノードが次数の点で均質ではなくなるため、高次数ノードを選択すれば、そうでないノードを選択した場合と比較して評価関数値が高くなる。すなわち、高次数ノードの方が任意の最短パス上に登場する確率が高くなる。また、次数以外の性質において他のノードとの差が顕著でないため、高次数ノードが他の指標においても上位ノードとなる確率が高く、指標間の差があまりないと考えられる。

Random ネットワークの結果を図 8 に示す。図 8 より、どの指標も評価関数値が極めて小さく、指標間に差がないことがわかる。ランダムなネットワーク構造上、どのノードもほぼ均等な性質を有しており、どの中心性概念で抽出してもランダムにノードを抽出した場合とさして変わらないことが理由としてあげられる。

上記の事実を表 1 にまとめる。

表 1 ネットワーク構造の分類			
		スモールワールド性	
		有	無
スケールフリー性	有	(1)	(3)
	無	(2)	(4)

(1) はスケールフリー性・スモールワールド性ともに有する

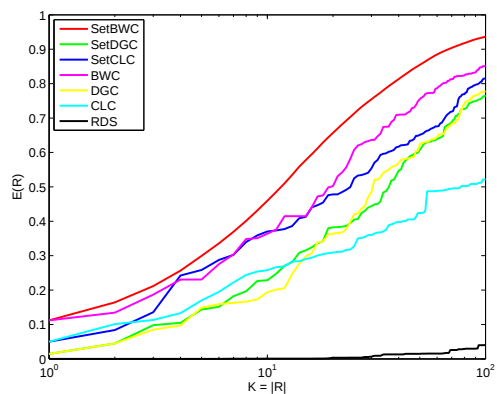


図 1 TrackBack ネットワーク SF・SW

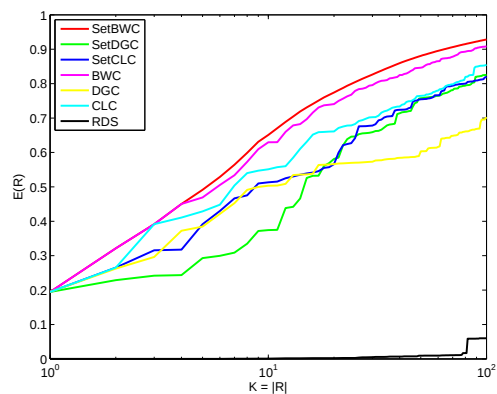


図 2 Wiki ネットワーク SF・SW

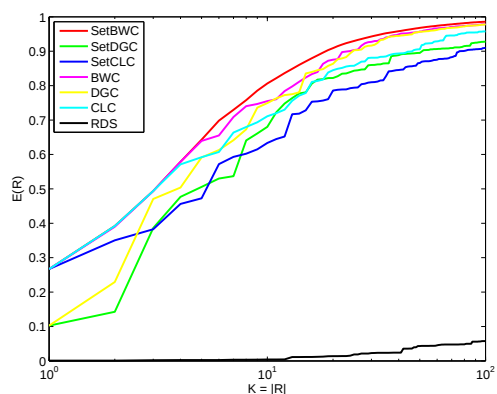


図 3 CNN ネットワーク SF・SW

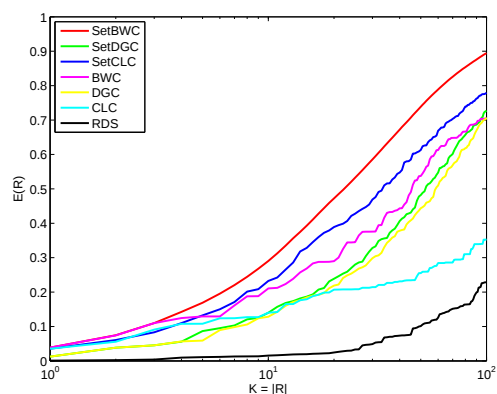


図 4 SW ネットワーク SW

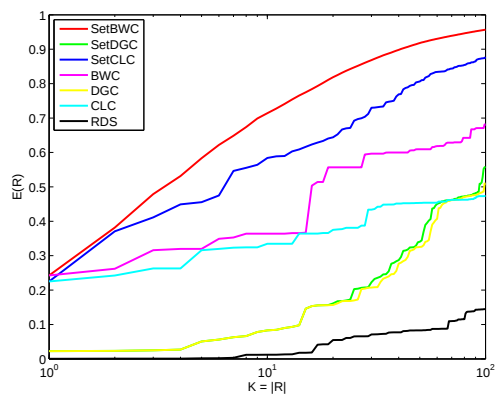


図 5 ShizuokaR ネットワーク SW

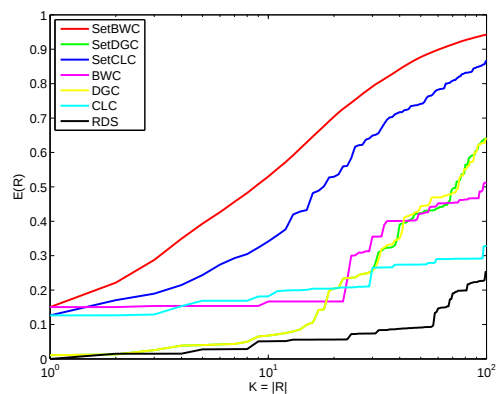


図 6 HamamatsuR ネットワーク SW

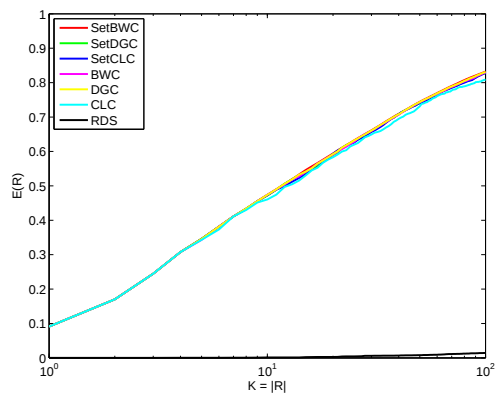


図 7 BA ネットワーク SF

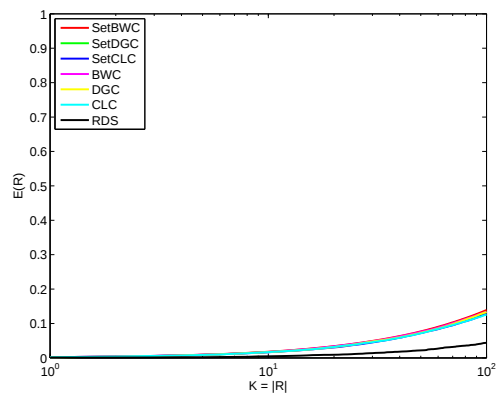


図 8 Random ネットワーク

ネットワークカテゴリである．本稿では，TrackBack ネットワーク，Wiki ネットワーク，CNN ネットワークが該当する．スケールフリー性及びスモールワールド性により，ノード間に差があり，指標間に幾分か差がある．また，ランダムなネットワークと比較して木構造に近い構造をしているため，最短パス数はそれほど多くなく（式 7 の分母が小），評価関数値が高くなる．

(2) はスケールフリー性は有しないが，スモールワールド性を有するネットワークカテゴリである．本稿では，ShizuokaR ネットワーク，HamamatsuR ネットワーク，SW ネットワークが該当する．スモールワールド性を有しスケールフリー性を有しないため，各ノードは次数以外の点で均質でなく，指標間の差が大きくなる．一部のバイパスのようなパスを除き，ランダムなネットワークと比較して平面グラフに近い構造をしており，最短パス数はそれほど多くないため，評価関数値が高くなる．

(3) はスモールワールド性は有しないが，スケールフリー性を有するネットワークカテゴリである．本稿では，BA ネットワークが該当する．各ノードは次数の点で均質でなく，かつ高次数ノードが多くのパス上に点在する確率が高くなり（式 7 の分子が大），評価関数値が高くなる．また，高次数ノードが他の指標の上位ノードとなるため，指標間の差は小さい．

(4) はスケールフリー性・スモールワールド性ともに有しないネットワークカテゴリである．本稿では，Random ネットワークが該当する．ネットワークとして意味のある構造はなく，各ノードはほぼ均等な性質を有しているため，指標間の差が小さく，各指標の評価関数値も小さい．また，リンクがランダムに張られているため，高次元な構造をしており，最短パス数も多く，評価関数値が低くなると考えられる．

また，コミュニティ構造が顕著な場合，媒介度の高いノードがコミュニティ間などに分散するため，集合媒介中心性と既存媒介中心性の評価値の差は小さくなる．一方，平面グラフに近い構造を持つネットワークでは，媒介中心性上位ノード同士が近傍し，集合媒介中心性により選定されるノード群との差が大きくなる．

6. おわりに

本稿では，個々のノードの独立した性質に着目する既存中心性を基に，ノード同士が集合内で協調することを考慮し拡張定義した集合中心性の概念を提案した．各中心性指標を自然に拡張することにより，ノード集合に対する次数中心性が K -Vertex Covering 問題と，近接中心性が K -Median 問題とみなすことができることを示した．そして，集合としての媒介度に焦点を当て，既存の媒介中心性の概念を拡張した集合媒介中心性を提案した．提案指標は，個々のノードの媒介度ではなく，集合に含まれるいずれかのノードの媒介度の和（目的関数）を最大にするようにノードを選択するものである．そのため，選択されたノードは互いの影響を考慮され，ノード集合全体としての媒介度を上げることができる．厳密解を得るには全ノードの組み合わせの中から最適な組み合わせを探索しなければならないが，提案法では貪欲法による近似解によりノード集合を求める．さ

らに，目的関数を展開することにより導かれる漸化式を用いて，効率的な計算を行うことを示した．このような提案指標を様々な構造を持つネットワークを用いて，提案指標の性質を評価した．評価実験の結果，道路網のような次数分布が物理制約を受け，かつスモールワールド性を有するネットワークにおいて，提案指標は他の中心性指標と差が顕著にあることを示した．また，提案指標の性質上，道路網上の看板配置問題の解法に応用できることが示唆された．

今後は，さらに多様なネットワークデータを用いて，ネットワークの DAG 構造やボトルネック度などに着目し，提案指標の性質や利点，応用例を検討していきたい．また，交差点周辺の人口比率などを考慮に入れ，現実の看板配置問題への応用を視野に入れ分析するつもりである．

謝辞 本研究は，科学研究費補助金基盤研究 (C) (No. 22500133) の補助を受けた．静岡市道路データならびに浜松市道路データの作成においては，日本デジタル道路地図協会から提供，貸与いただいた全国デジタル道路地図データベース静岡市版 [12]，浜松市版 [13] を用いた．

文 献

- [1] 池田哲夫，斉藤和巳，武藤伸明，伏見卓恭，“複雑ネットワーク分析手法による道路網の分析”，地理情報システム学会 第 20 回研究発表大会 (GISA2011)，2011．
- [2] A. L. Barabasi, R. Albert, “Emergence of Scaling in Random Networks” Proc. of Science, Vol.286, No.5439, pp. 509-512, 1999.
- [3] D. J. Watts, S. H. Strogatz, “Collective dynamics of ‘small-world’ networks.”, Proc. of Nature, Vol.393, No.6684, pp. 440-442, 1998.
- [4] J. Kleinberg, “The Small-World Phenomenon: An Algorithmic Perspective” Proc. of the 32th ACM Symposium on Theory of Computing, pp. 163-170, 2000.
- [5] L. Freeman, “Centrality in social networks: Conceptual clarification”, Proc. of Social Networks, Vol.1, No.3, pp.215-239, 1979．
- [6] G. Sabidussi, “The centrality index of a graph”, Proc. of Psychometrika, 31 (4), pp. 581-603, 1966.
- [7] U. Brandes, “A Faster Algorithm for Betweenness Centrality”, Proc. of Journal of Mathematical Sociology, 25, pp. 163-177, 2001．
- [8] V. V. Vazirani, 近似アルゴリズム，シュブリンガー・ファアラーク東京，2002．
- [9] 斉藤和巳，武藤伸明，池田哲夫，入月卓也，永田大，伊藤かの子，“遅延評価導入による局所改善クラスタリング法の高速度化”，情報処理学会論文誌．数理モデル化と応用 3(1), pp. 62-72, 2010.
- [10] M. E. J. Newman, J. Park, “Why social networks are different from other types of networks”, Proc. of Phys. Rev. E Vol.68, 036122, 2003.
- [11] A. Vazquez, “Growing networks with local rules: preferential attachment, clustering hierarchy and degree correlations”, Proc. of Phys. Rev. E Vol.67, 056104, 2003.
- [12] 日本デジタル道路地図協会，“全国デジタル道路地図データベース静岡市版”，2011．
- [13] 日本デジタル道路地図協会，“全国デジタル道路地図データベース浜松市版”，2011．