

リンク切断に頑健な連結中心性とその高速計算法

伏見 卓恭^{1,a)} 齊藤 和巳² 池田 哲夫² 風間 一洋³

概要: 本研究では、連結中心性と呼ぶ新たな中心性指標を提案する。連結中心性は、ノード間の連結性に着目するため、実ネットワークなどでしばしば観測されるリンク切断についても頑健である。しかし、厳密に各ノードの中心性スコアを計算しようとする、多大な時間計算量が必要となり、大規模ネットワークへの適用は困難になる。そこで、全ノードを孤立ノードとした初期状態から1本ずつリンクを追加した際の差分値のみを保持することで、高速に連結中心性スコアを求めるアルゴリズムを提案する。現実の道路ネットワークを用いた実験により、近似計算の精度と頑健性について評価する。

Connectedness centrality robust to link disconnection equipped with its fast computation method

FUSHIMI TAKAYASU^{1,a)} SAITO KAZUMI² IKEDA TETSUO² KAZAMA KAZUHIRO³

1. はじめに

道路ネットワークにおける道路閉塞、ハイパーリンクネットワークにおけるリンク切れ、ソーシャルメディアのユーザネットワークにおけるアンフォロワーなど、実ネットワークでは、しばしばリンク切断という現象が生じる。本研究では、このようにリンク切断が発生しネットワークが分断される状況下で、到達可能なノード数、すなわち、属する連結成分のサイズの期待値により、各ノードの近傍ノードとの連結強度を定量化、モデル化する。そして、連結性に着目した連結中心性と呼ぶ新たな重要ノード抽出指標を提案する。たとえば、災害により道路ネットワークに道路閉塞が発生した状況下で、大きな連結成分となる交差点ノード群を検出できれば、その連結成分のエリアに相当数の人数を収容できる避難所を設置するという施策につながる。

近年では、道路ネットワークに対して、複雑ネットワーク分析のアプローチをとる研究が盛んにおこなわれている

る [1], [2], [3]。従来の複雑ネットワーク分析のアプローチでは、ネットワークの中から密結合した部分をコアとして抽出する手法 [4], [5] が提案されているが、これらはノードの度数に着目する指標である。本研究で提案する連結中心性は、連結成分のサイズ、すなわち、分断された際の可到達ノード数により定量化するため、度数が物理的に制約されている道路ネットワークや度数の定義が一意的でない多重ネットワークに自然に適用できる。今回は、災害時の道路閉塞をリンク切断として捉え、道路ネットワークを用いて説明する。

リンク切断が発生する確率は、起因する事象で大きく異なるため、すべてのリンク切断確率に対する期待値により各ノードの連結強度を定量化する。さらに、リンク切断確率が与えられたとき、ネットワーク上のすべてのリンクに対して、リンクが切断されたか否か（そのまま残っているか）の2値パターンを考慮する必要がある。大規模なネットワークにおいてはリンク数が非常に大きいため組合せ爆発が起き、厳密に計算することは困難となり、シミュレーションによる近似解法が求められる。より良い近似解を得るには、すべてのリンク切断確率に対する期待値を計算するシミュレーションを多数回実行しなければならない。そこで本研究では、効率的なシミュレーションにより、精度良く近似解を得るためのアルゴリズムを提案する。

¹ 東京工科大学 コンピュータサイエンス学部
School of Computer Science, Tokyo University of Technology

² 静岡県立大学 経営情報学部
School of Management and Information, University of Shizuoka

³ 和歌山大学 システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

a) takayasu.fushimi@gmail.com

2. 関連研究

本研究では、ネットワークにおけるリンク切断に着目し、ノードの連結性に関する新たな中心性を提案する。関連する中心性指標、連結性に着目したコア抽出手法、リンク切断などのエラーに対する頑健性に関する既存研究について整理する。

2.1 中心性指標

社会的ネットワーク分析のために、幾つかの中心性指標が提案されている。他ノードへの距離に着目し、平均ノード間距離が小さいノードは重要であるとする近接中心性や、非連結なネットワークに対応するために、他ノードへの距離の逆数を用いた調和中心性も提案されている [6]。任意のノードペア間を仲介する度合いに着目した媒介中心性や、それから派生した中心性も多く提案されている [7]。これらは、ネットワーク全体に対する各ノードの大域的な性質を定量化したものである。各ノードの局所的な性質として、度数に着目した度数中心性がある。度数中心性を拡張した固有ベクトル中心性は、度数の高いノードと多く隣接しているノードは重要であるとし、高次数ノードが連結しあう部分を抽出することができるため、本研究で提案する連結中心性と関連する。

2.2 コア抽出・コミュニティ抽出

ネットワークから密結合する部分を抽出する手法として、 K -core 法などのコア抽出法がある [4], [5]。これらも固有ベクトル中心性と同様に、各ノードの度数に着目するため、道路ネットワークや多重ネットワークへの適用が困難な場合がある。

グラフラプシアンに着目し、コミュニティ構造の深い部分を抽出する手法として、Deep Community Detection がある [8]。文献 [8] では、コミュニティ間にノイジーなリンクがあると仮定し、それらを削除することで密なコミュニティを発見する手法を提案している。削除すべきリンクを検出するために、Local Fiedler ベクトル中心性という指標を提案している。この指標は、リンク削除がネットワークの代数的連結度へ与える影響を定量化したもので、リンク削除によるネットワークの連結性に着目している点で本研究と関連する。

2.3 空間ネットワークに対するネットワーク分析

ネットワーク分析のアプローチにより道路網を分析した研究が多く存在する。Montis らは、自治体をノード、自治体間の通勤者トラフィックを重み付きリンクとした多重無向ネットワークを分析している [2]。度数とクラスタ係数の関係から自治体に階層性が存在すること、中心性指標と人口・富などに正の相関があることを示している。Park ら

は、道路ネットワークに対して中心性指標を適用し、そのエントロピーを計算することにより、住宅街と繁華街などのトポロジ構造の違いを評価している [3]。Crucitti らは、交差点間の距離重みを考慮した道路ネットワークを対象に 4 つの中心性指標の分布を分析している。中心性値分布のフィッティングパラメータやジニ係数により、類似道路構造をもつ地域を分類している [1]。

2.4 エラーに対する耐性と頑健性

ネットワークのトレランスに関する研究として、Barabasi らの文献 [9] が代表的である。文献 [9] では、スケールフリー性を有するネットワークは、ランダムに発生するノードの機能不全というエラーに対する耐性はあるが、高次数ノードを狙った攻撃に対する脆弱性も併せ持つことについて、指数関数的ネットワークと比較して議論している。本研究では、ランダムに発生するリンク切断というエラーに着目する点で Barabasi らの研究と関連がある。

Borgatti らは、ノード追加・削除、リンク追加・削除の 4 つのエラーに対する度数中心性、近接中心性、媒介中心性、固有ベクトル中心性の頑健性について、エラー混入率を変化させ、中心性ランキング上位のノードの一致率により評価した [10]。エラー混入率を高くするほど一致率は減少するが、いずれの中心性指標にも減少の傾向には法則性があり、エラー混入率がある程度わかっているデータに対して、中心性ランキングの精度を予測できることを発見した。

2.5 災害時の道路閉塞

地震工学分野においては、個々の道路の閉塞確率に関する研究が多くみられる [11], [12]。広域の道路ネットワークにおける分断推定としては、代表的なものに内閣府が実施した南海トラフ巨大地震の被害想定がある [13]。閉塞確率の計算には従来研究の代表的な方法に、東日本大震災の知見をもとに修正を加えた方法を用いている。内閣府と同じあるいは類似の方法を用いて独自の被害想定を導いている自治体もある [14]。しかしながら、内閣府や自治体の被害想定は、一定の前提条件（震度）のもとでの被害想定であり、多様な前提条件の下での道路ネットワークの分断推定を行ったものではない。

3. 提案指標：連結中心性

提案する連結中心性について説明する。与えられた無向グラフ構造を $G = (V, E)$ とし、リンク $e \in E$ の切断確率を $p_e(s)$ とする。ここで、 s は災害の規模などにより切断確率 $p_e(s)$ を制御するパラメータを表し、便宜上 $0 \leq s \leq 1$ とする。いま、与えられた s において、リンク e が切断すれば $x_e(s) = 1$ とし、さもなければ $x_e(s) = 0$ となる確率変数を導入し、これら確率変数の実現値を並べて構成するベクトルを $\mathbf{x}(s) = (\dots, x_e(s), \dots) \in \{0, 1\}^{|E|}$ とすれば、その実現

確率は $q(\mathbf{x}(s)) = \prod_{e \in \mathcal{E}} p_e(s)^{x_e(s)} (1-p_e(s))^{1-x_e(s)}$ となる。実現値ベクトル $\mathbf{x}(s)$ に対し、 $\mathcal{E}_{\mathbf{x}(s)} = \{e \in \mathcal{E} \mid x_e(s) = 0\}$ とし、そのグラフ構造を $G_{\mathbf{x}(s)} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}_{\mathbf{x}(s)})$ とする。 $G_{\mathbf{x}(s)}$ においてノード $v \in \mathcal{V}$ と同じ連結成分に属すノード数を $c(v; G_{\mathbf{x}(s)})$ とする。連結中心性の一般式 $rc_0(v)$ を次のように期待値として定義する。

$$rc_0(v) = \int_0^1 \sum_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^{|\mathcal{E}|}} c(v; G_{\mathbf{x}(s)}) q(\mathbf{x}(s)) r(s) ds$$

ここで、 $r(s)$ はパラメータ s の分布であり、どの程度規模の災害が起きるかの想定確率などから決まるとする。

4. 解法アルゴリズム

本論文では、最も基本的な問題設定として、切断確率を $p_e(s) = p(s) = s$ とし、 $r(s)$ を一様分布に設定し、連結中心性の基本式 $rc_1(v)$ を次のように定義する。

$$rc_1(v) = \int_0^1 \sum_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^{|\mathcal{E}|}} c(v; G_{\mathbf{x}(s)}) q(\mathbf{x}(s)) ds$$

また、 s での積分を H 等分した分割和で求め、 $|\{0,1\}^{|\mathcal{E}|}| = 2^{|\mathcal{E}|}$ の和を厳密に求めることは困難なため、その和を J 回のシミュレーションで求めるとする。すなわち、 $p(s) = s = h/H$ と設定される h 番目の分割において、 $p(s)$ に基づくシミュレーションの第 j 番目で得られるグラフ構造を $G_{(h,j)} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}_{(h,j)})$ とすれば、連結中心性の基本式 $rc_1(v)$ に対し、以下の推定式 $rc_2(v)$ を考えることができる。

$$rc_2(v) = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J c(v; G_{(h,j)})$$

明らかに、 H や J を十分に大きく設定すれば、推定値 $rc_2(v)$ は基本式 $rc_1(v)$ の十分精度の高い近似となる。しかしながら、与えられたネットワークのノードとリンクの総数をそれぞれ $N = |\mathcal{V}|$ と $L = |\mathcal{E}|$ とすれば、全ての $v \in \mathcal{V}$ に対して $rc_2(v)$ を求める計算量は $O(HJLN)$ となり大規模ネットワークへの適用は困難になる。

以下では、計算量 $O(J(L + N \log N))$ で $rc_2(v)$ と同等な精度の推定値を $rc_3(v)$ として求めるアルゴリズムを提案する。基本アイデアは、全ノードが孤立ノードである初期状態から順次リンクを1本ずつ追加することで、各確率値における連結ノード数(可到達ノード数)の差分のみを効率よく計算する点にある。まず、 $H = L$ と H をリンク数に設定し、 J 回繰り返すシミュレーションの第 j 番目では、まず、全てのリンクをシャッフルしランダムに1から $H(=L)$ までのIDを付与し、それぞれを $e^{(h,j)}$ とし、 $h=1$ から順にネットワークに追加することを考える。いま、第 h 番目までのリンクが追加されたリンク集合を $\mathcal{E}^{(h,j)} = \{e^{(h',j)} \in \mathcal{E} \mid h' \leq h\}$ とし、そのグラフ構造を

$G^{(h,j)} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}^{(h,j)})$ とすれば、連結中心性の基本式 $rc_1(v)$ に対し、以下の推定式 $rc_3(v)$ を考えることができる。

$$rc_3(v) = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J c(v; G^{(h,j)})$$

ここで、グラフ構造 $G^{(h,j)}$ から求まる切断確率 $p(s)$ の最尤推定値は $h/H(=h/L)$ であり、各 j 毎に独立かつランダムに h 本のリンクが選定されていることより、十分大きな J に対し、 $\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J c(v; G^{(h,j)})$ と $\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J c(v; G^{(h',j)})$ は同等な精度の推定値を与えることが分かる。したがって、与えられた J に対し、これらの総和として求まる $rc_2(v)$ と $rc_3(v)$ も同等な精度の推定値となることが分かる。

以下には、第 j シミュレーションでのリンク追加アルゴリズムの計算量を示す。まず、リンク数0の初期状態では、各ノードは、それぞれ異なる連結成分に属すとする。リンク $e^{(h,j)} = (x,y)$ が追加される時、ノード x と y が同じ連結成分に属すなら、何もせず次のリンク追加に進む。さもなければ、 $c(x; G^{(h-1,j)})$ と $c(y; G^{(h-1,j)})$ を比較し、連結ノード数の小さい方のノード群を大きい方の成分番号に更新する。したがって、一度に更新されるノード数の最大値は高々 $N/2$ 、各ノードが更新される回数は高々 $\log N$ より、成分番号の更新回数は高々 $O(N \log N)$ となる。一方、第 h ステップで、ノード x と y が同じ連結成分に属すなら、この連結成分へのその後のノード群追加は、この成分の全てのノードに対し同等になされるので、任意の $h' > h$ で $c(x; G^{(h',j)}) - c(y; G^{(h',j)}) = c(x; G^{(h,j)}) - c(y; G^{(h-1,j)})$ が成り立つ。よって、各連結成分において、1つの代表ノードのみ連結成分数を更新し、他のノード群は差分のみ保持し、最終ステップ H 終了後に全てのノードの連結成分数を $O(N)$ で計算できる。一方、代表ノードに対する連結成分数の更新は、1つのリンク追加で高々1つのノードなので、その計算量は高々 $O(L)$ であり、連結成分の結合での差分値更新は、成分番号が更新される方のみで、その計算量は高々 $O(N \log N)$ となる。したがって、第 j シミュレーションでのリンク追加アルゴリズムの計算量は高々 $O(L + N \log N)$ となる。

提案アルゴリズムの擬似コードを Algorithm 1 に示す。Algorithm 1 において第 j 回目のシミュレーションでは、まず、リンク集合 $\mathcal{E}^{(j)}$ を空にし、与えられたリンク集合をシャッフルしキュー Q に格納する。各連結成分の代表ノードの集合 \mathcal{R} を \mathcal{V} とする。同時に、 x の連結ノード集合 $\Gamma(x)$ を x のみからなる集合とする、すなわち、全ノードが自身のみからなる連結成分の代表ノードとなる。全てのノード x に対して、差分値 $x.delta$ を0に、 x の属する連結成分にリンク追加が発生した最新時刻 $x.last$ を0に初期化する。

8行目のfor文により、シャッフルしキューに格納したリンク $e = (x,y) \leftarrow Q$ を1本ずつ抽出する。1本のリンクを

抽出する単位ステップ時間を変数 t で表し, 1 から $H = L$ のリンク, すなわち, 全リンクを 1 本ずつ処理する. この時, $p = (H - t)/H$ はリンク切断確率を表している. 抽出したリンクの両端ノード x と y が, 既に同一の連結成分に属する場合, リンク追加のみを行い, 次のリンク処理に移る. 計算の便宜上, 大きな連結成分に含まれるノードの方を x とするために, x と y をスワップする. x が属する連結成分の代表ノードを u , y が属する連結成分の代表ノードを v とする. 代表ノード u の差分値 $u.delta$ および, 代表ノード v を含むノード y の連結ノード全てに対して, 差分値を更新する. そして, 2つの連結成分 $\Gamma(x)$ と $\Gamma(y)$ のうち, サイズの大きい方 $\Gamma(x)$ に $\Gamma(y)$ を併合し, サイズの小さい方 $\Gamma(y)$ の代表ノード v を代表ノード集合から除外する. 最後に処理中のリンク $e = (x, y)$ を $\mathcal{E}^{(j)}$ に追加する. 全リンクの追加が終了した後, 全ての代表ノード $x \in \mathcal{R}$ に対して j 回目の中心性スコア $x.score$ を計算し, x の連結ノード全てに対しても j 回目の中心性スコアを計算する. J 回のシミュレーションの後, 全ノードの中心性スコアを平均する.

5. 評価実験

5.1 ネットワークデータ

評価実験では, デジタル道路地図データ静岡県版と神奈川県版より抽出した交差点と道路をノード, リンクとみなし構築したネットワークを用いる. Shizuoka ネットワークのノード数は 110,925, リンク数は 324,644 である. Kanagawa ネットワークのノード数は 259,151, リンク数は 805,152 である.

5.2 近似値の標準誤差

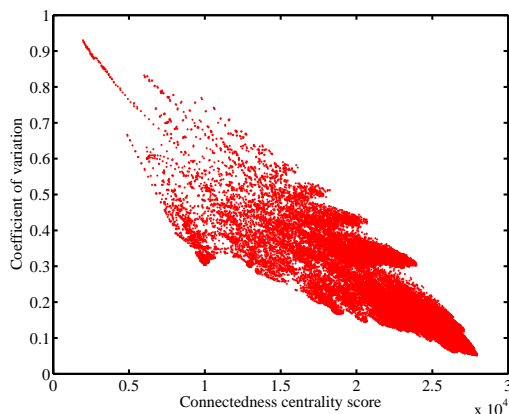


図 1 Shizuoka ネットワークの変動係数

提案アルゴリズムによる近似解が安定して得られることを確認するために, $J = 10000$ 回の各シミュレーションにおける各ノード $v \in \mathcal{V}$ の連結中心性スコア

Algorithm 1 提案アルゴリズム

```

1: Input:  $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 
2: Output:  $x \in \mathcal{V}$ ,  $x.score$ 
3: for  $j = 1$  to  $J$  do
4:   Initialize:  $\mathcal{E}^{(j)} \leftarrow \emptyset$ 
5:   Initialize:  $\mathcal{Q} \leftarrow \text{Shuffle}(\mathcal{E})$ 
6:   Initialize:  $\mathcal{R} \leftarrow \mathcal{V}$ ,  $\forall x \in \mathcal{V}$ ,  $\Gamma(x) \leftarrow \{x\}$ 
7:   Initialize:  $\forall x \in \mathcal{V}$ ,  $x.delta \leftarrow 0$ ,  $x.last \leftarrow 0$ 
8:   for  $t = 1$  to  $H$  do
9:      $h = H - t$ ,  $p = h/H$ 
10:    dequeue  $e = (x, y) \leftarrow \mathcal{Q}$ 
11:    if  $\Gamma(x) = \Gamma(y)$  then
12:       $\mathcal{E}^{(j)} \leftarrow \mathcal{E}^{(j)} \cup \{e\}$ 
13:      continue
14:    end if
15:    if  $|\Gamma(x)| < |\Gamma(y)|$  then Swap( $x, y$ )
16:    end if
17:     $u \leftarrow \Gamma(x).represent$ 
18:     $v \leftarrow \Gamma(y).represent$ 
19:     $u.delta \leftarrow |\Gamma(x)| \times (t - u.last)$ 
20:     $u.last \leftarrow t$ 
21:     $\Delta \leftarrow v.delta + \{|\Gamma(y)| \times (t - v.last)\} - u.delta$ 
22:     $v.delta \leftarrow 0$ 
23:    for  $z \in \Gamma(y)$  do  $z.delta \leftarrow z.delta + \Delta$ 
24:    end for
25:     $\Gamma(x) \leftarrow \Gamma(x) \cup \Gamma(y)$ 
26:     $\mathcal{R} \leftarrow \mathcal{R} \setminus \{v\}$ 
27:     $\mathcal{E}^{(j)} \leftarrow \mathcal{E}^{(j)} \cup \{e\}$ 
28:  end for
29:  for  $x \in \mathcal{R}$  do
30:     $x.delta \leftarrow |\Gamma(x)| \times (H - x.last)$ 
31:     $x.score \leftarrow x.delta/H$ 
32:    for  $z \in \Gamma(x)$  do  $z.score \leftarrow (x.delta + z.delta)/H$ 
33:    end for
34:  end for
35: end for
36: for  $x \in \mathcal{V}$  do  $x.score \leftarrow x.score/J$ 
37: end for

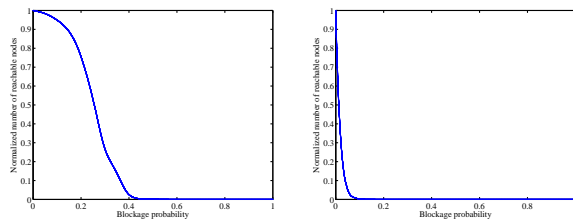
```

$$rc(v)^{(j)} = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H c(v; G^{(h,j)})$$

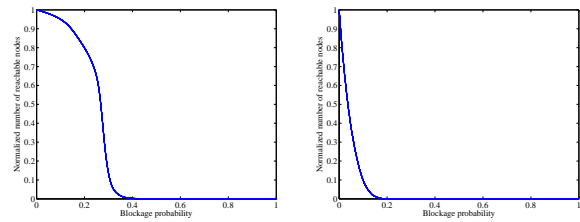
とその平均 $rc(v)$, 標準偏差 $\sigma(v)$ を用いて, 変動係数 $CV(v) = \sigma(v)/rc(v)$ を求めて評価する. 図 1 は, 横軸に連結中心性スコア $rc(v)$, 縦軸にその変動係数 $CV(v)$ をプロットしたものである. 図 1 をみると, 中心性スコアの高いノードほど変動係数の値が小さく, より安定した解が得られていることがわかる. J 回シミュレーション結果の平均の標準偏差は $1/\sqrt{J}$ 倍になるので, J を大きくすれば, より安定した解が得られることがわかる. Kanagawa ネットワークでもほぼ同様の結果が得られた.

5.3 切断確率と可到達ノード数

連結中心性ランキング上位のノードと下位のノードに対して, 各リンク切断確率での連結ノード数 (= 可到達ノード数) の推移について確認する. 図 2 と図 3 は, 横軸がリンク切断確率 p , 縦軸が平均可到達ノード数 $rc_p(v)$ の全



(a) 上位ノード (b) 下位ノード
図 2 Shizuoka ネットワークにおける可到達ノード数の変化



(a) 上位ノード (b) 下位ノード
図 3 Kanagawa ネットワークにおける可到達ノード数の変化

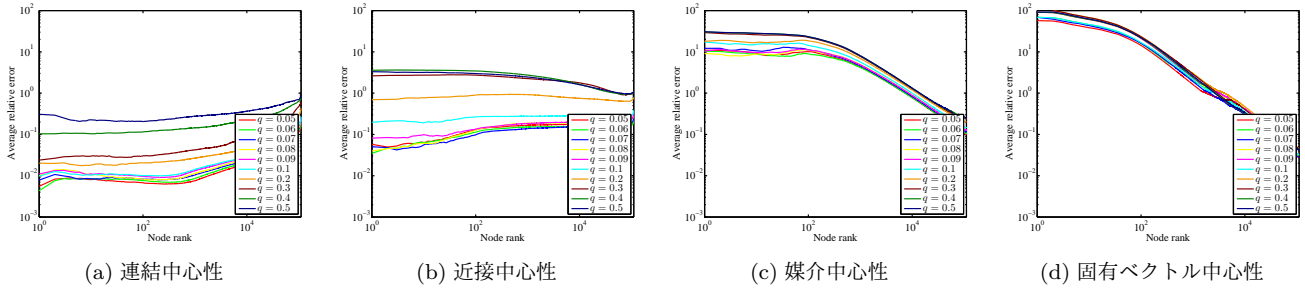


図 4 Shizuoka ネットワークにおける各種中心性の頑健性

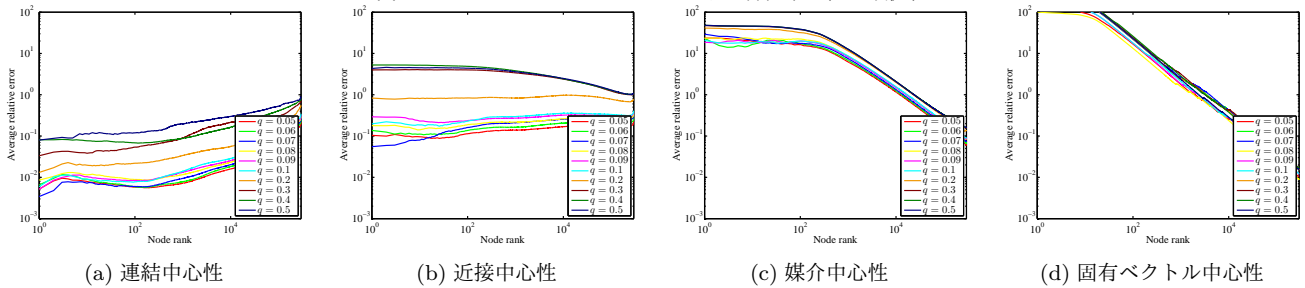


図 5 Kanagawa ネットワークにおける各種中心性の頑健性

ノード数 N に対する割合をプロットした。ここで、リンク切断確率 $p = h/H$ におけるノード v の平均可到達ノード数 $rc_p(v)$ は、

$$rc_{h/H}(v) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J c(v; G^{(h,j)})$$

で求まる。図 2 と図 3 を見ると、いずれのネットワークでも、上位ノードはリンク切断確率が 0.3 から 0.4 程度まで可到達ノードが存在する。すなわち、 $p = 0.4$ 程度では孤立ノードにならず、近傍ノードとの連結度が強いことがわかる。対して下位ノードは、リンク切断確率 0.1 程度で孤立ノードになることがわかる。両ネットワークで、孤立ノードになる確率や可到達ノード数の減少カーブが異なるのは、道路構造の違いによるものだと考えられる。

5.4 リンク切断に対する頑健性

実際に確率 q でリンク切断をした際の中心性スコアの頑健性について評価する。本研究では、中心性ランキング上位 K 個のノードを選んだ時、集合として一致していなくても、同程度の中心性スコアをもつノードを抽出できていれば頑健であると考え。具体的には、リンク切断がない ($q = 0$) オリジナルのネットワークにおけるノード v の中心性スコアを $c(v)$ とし、確率 q でリンク切断をした

ネットワークにおける中心性ランキング k 位のノードを $r(k; q)$ としたとき、上位 K 位までのノードの平均標準誤差 (ASE) を以下のように計算する：

$$ASE(K; q) = \frac{1}{K\sigma} \sum_{k=1}^K |c(r(k; 0)) - c(r(k; q))|$$

ここで、 σ は、全ノードの中心性スコア $c(v)$ の標準偏差を表す。

図 4 と図 5 は、横軸がオリジナルネットワークにおける順位 K 、縦軸が各確率 q における平均標準誤差 $ASE(K; q)$ をプロットした。比較として、近接中心性、媒介中心性、固有ベクトル中心性の結果も示す。図 4 と図 5 を見ると、いずれのネットワークでも、連結中心性は 10^{-3} から 10^{-1} 程度、近接中心性は 10^{-1} から 10^1 程度、媒介中心性は 10^1 から 10^2 程度、固有ベクトル中心性は 10^2 以上程度の標準誤差であり、この順番で頑健であることが言える。特に、連結中心性と近接中心性では、上位ノードほど標準誤差が小さいことがわかる。

5.5 中心性スコア分布

図 6 と図 7 に、オリジナルネットワークと確率 $q = 0.3$ でリンク切断をしたネットワークにおける各種中心性スコアのヒートマップを示す。スコアが高いノードを赤、低い

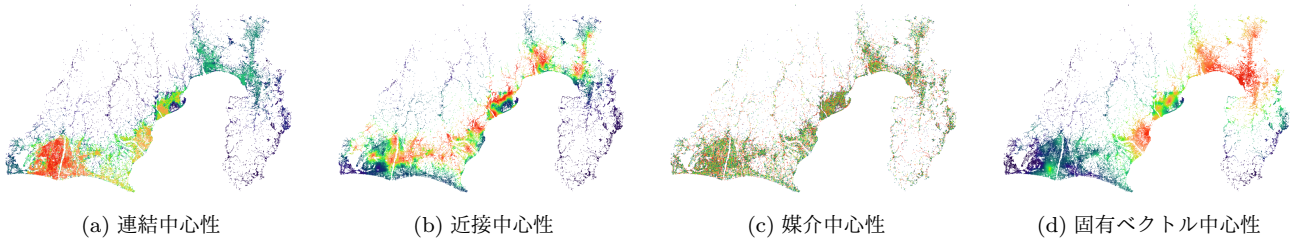


図 6 中心性ヒートマップ (Shizuoka ネットワーク, オリジナル)

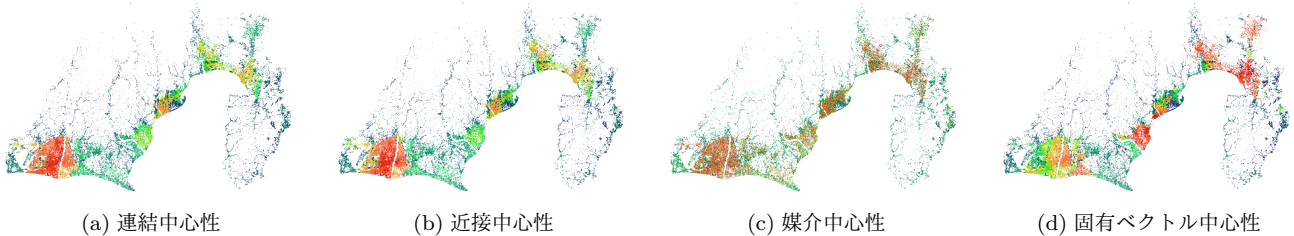


図 7 中心性ヒートマップ (Shizuoka ネットワーク, $q = 0.3$)

ノードを青としたグラデーションでプロットした。図 6 と図 7 を見比べると、連結中心性上位ノードは浜松市周辺に分布しており、リンク切断後のネットワークにおいても分布はほとんど変わっていない。一方、近接中心性上位ノードは東名高速道路や国道 1 号線近辺に分布しているが、リンク切断後は浜松市周辺に分布しており、大きく変化している。媒介中心性上位ノードはネットワーク全体に分布しているが、リンク切断後は浜松市周辺、静岡市周辺、富士市、沼津市周辺に集まっており、大きく変化している。固有ベクトル中心性上位ノードは県中部と県東部に分布しているが、リンク切断後は浜松市を含む県西部にも分布しており、大きく変化している。このように、実際のヒートマップを見比べても、連結中心性がリンク削除に対して頑健であることがわかる。

6. おわりに

本研究では、実ネットワークでしばしば観測されるリンク切断に対して頑健な連結中心性と呼ぶ新たな中心性指標、および、その高速近似解法を提案した。道路ネットワークを用いた評価実験により、指標の解の安定性や頑健性を確認した。今後は道路ネットワークのみならず、多様なネットワークでの適用可否を検証していく。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費 (No.17H01826) の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Crucitti, P., Latora, V. and Porta, S.: Centrality Measures in Spatial Networks of Urban Streets, *Physical Review E*, Vol. 73, No. 3, pp. 036125+ (2006).
- [2] Montis, D. A., Barthélemy, M., Chessa, A. and Vespignani, A.: The Structure of Interurban Traffic: A Weighted Network Analysis, *Environment and Planning B: Planning and Design*, Vol. 34, No. 5, pp. 905–924 (2007).
- [3] Park, K. and Yilmaz, A.: A Social Network Analysis Approach to Analyze Road Networks, *Proceedings of the ASPRS Annual Conference 2010* (2010).
- [4] Seidman, S. B.: Network structure and minimum degree, *Social Networks*, Vol. 5, No. 3, pp. 269 – 287 (1983).
- [5] Palla, G., Derényi, I., Farkas, I. and Vicsek, T.: Uncovering the Overlapping Community Structure of Complex Networks in Nature and Society, *Nature*, Vol. 435, pp. 814–818 (2005).
- [6] Dekker, A.: Conceptual Distance in Social Network Analysis, *Journal of Social Structure*, Vol. 6 (2005).
- [7] Brandes, U.: On variants of shortest-path betweenness centrality and their generic computation, *Social Networks*, Vol. 30, No. 2, pp. 136 – 145 (2008).
- [8] Chen, P.-Y. and Hero, A. O.: Deep Community Detection, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 63, No. 21, pp. 5706–5719 (2015).
- [9] Albert, R., Jeong, H. and Barabási, A. L.: Error and attack tolerance of complex networks, *Nature*, Vol. 406, pp. 378–382 (2000).
- [10] Borgatti, S. P., Carley, K. M. and Krackhardt, D.: On the robustness of centrality measures under conditions of imperfect data, *Social Networks*, Vol. 28, No. 2, pp. 124 – 136 (online), DOI: DOI: 10.1016/j.socnet.2005.05.001 (2006).
- [11] 家田 仁, 上西周子, 猪股隆行, 鈴木忠徳: 阪神・淡路大震災における「街路閉塞現象」に着目した街路網の機能的障害その影響, 土木学会論文集 576, pp. 69–82 (1997).
- [12] 翠川三郎, 伊東佑記, 三浦弘之: 兵庫県南部地震以降の被害地震データに基づく建物被害関数の検討, 日本地震工学会論文集, Vol. 11, No. 4, pp. 34–47 (2011).
- [13] 内閣府: 南海トラフ巨大地震の被害想定について (第二次報告) 資料 4 被害想定項目及び手法の概要. http://www.bousai.go.jp/jishin/nankai/taisaku_wg/pdf/20130318_shiryu4.pdf.
- [14] 静岡県危機管理部危機政策課: 静岡県第 4 次地震被害想定関連資料. <https://www.pref.shizuoka.jp/bousai/4higaisoutei/shiryu.html>.