情報処理学会論文誌　数理モデル化と応用　Vol.11　No.2　1–11 (July 2018)

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)]　斉藤 和巳[2]　池田 哲夫[3]　風間 一洋[4]

受付日 2017年11月14日，再受付日 2018年1月4日，
採録日 2018年1月14日

概要：本論文では，リンク切断が発生する状況下でも，孤立したノードまたは小さな連結成分となりにくく，つねに多くのノードに到達可能なノードを抽出するために，連結中心性と呼ぶ新たな中心性指標を提案する．リンク切断は確率的な事象であり，考えられる切断リンクの組合せ数は膨大であり，各ノードの連結中心性スコアを厳密に計算しようとすると，多大な時間計算量が必要となるため，大規模ネットワークへの適用は困難になる．そこで，すべて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だけを計算することで，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．

キーワード：リンク切断モデル，中心性指標，頑健性，シミュレーション

Connectedness Centrality Robust to Link Cutting Equipped with its Fast Computation Method

Takayasu Fushimi[1,a)]　Kazumi Saito[2]　Tetsuo Ikeda[3]　Kazuhiro Kazama[4]

Received: November 14, 2017, Revised: January 4, 2018,
Accepted: January 14, 2018

Abstract: In this paper, in order to extract nodes that do not become isolated nodes but have many nodes that can be reached along the link even in the situation where link cutting occurs, we propose a new centrality measure called connectedness centrality. Since link cuttings are probabilistic and the number of combinations of which links are cutted is enormous, a great amount of computation time is required, when we strictly calculate the connected centrality score of each node. Therefore, we propose an efficient algorithm based on simulations where we add all the links one by one from the initial state where all nodes are isolated ones. In each simulation, by calculating the scores of a few representative nodes and holding only the difference value between each node and its representative node, we compute the connectedness centrality score quickly. By our experiments using real road networks, we evaluate the robustness and approximation accuracy of our proposed algorithm.

Keywords: link cutting model, centrality measure, robustness, simulation

[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, Hachioji, Tokyo 192–0982, Japan
[2] 神奈川大学理学部
Faculty of Science, Kanagawa University, Hiratsuka, Kanagawa 259–1293, Japan
[3] 静岡県立大学経営情報学部
School of Management and Information, University of Shizuoka, Shizuoka 422–8526, Japan
[4] 和歌山大学システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University, Wakayama 640–8510, Japan
[a)] fushimity@stf.teu.ac.jp

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ーなど，実ネットワークでは，しばしリンク切断という現象が生じる．本論文では，このようなリンク切断の多発的な発生によりネットワークの分断にまで至ってしまうような状況をモデル化し，その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

連結強度を定量化する．この連結強度を用いて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．

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さかんに行われている [1], [2], [3], [4]．従来の複雑ネットワーク分析の代表的な手法として，ネットワークの中から密結合した部分を抽出する手法 [5], [6], [7] があげられる．これらはノードの次数に着目し，リンク密度の高い部分を抽出する指標である．実際に評価実験で用いる道路ネットワークは，静岡県では最大次数が 6，次数 6 のノード数は 46，神奈川県では最大次数が 8，次数 6 以上のノード数が 104 である．いずれのネットワークも 10 万以上のノードで構成されているので，割合は 1%未満である．このようなネットワークに対して，上述した次数やリンク密度に着目する手法は適用困難である．

一方，本論文で提案する連結中心性では，可到達ノード数により連結強度を定量化するため，迂回路が複数ある，すなわち，他ノードへのパスが多くあるノードの連結強度が高くなる．道路ネットワークのような平面グラフに近い構造では，都市化による人口集中などにより他地域への到達性が良好な平野部などが抽出できる．この性質は，上述したリンク密度とは異なる連結強度を定量化しており，提案指標の特色の 1 つである．可到達ノード数により定量化するため，物理的な制約から全体の次数がとても低い道路ネットワークや次数の定義が一意でない多重ネットワークにも自然に適用できる．今回は，災害時の道路閉塞をリンク切断ととらえ，道路ネットワークを用いて説明する．たとえば，地震や台風などの大規模災害で同時多発的に道路閉塞が発生した状況下で，連結中心性が高い交差点群を検出できれば，その地域に避難所や物資補給所の設置や，孤立地域が発生しにくい道路整備により，より多くの被災者に対して迅速な支援を行う施策につながる．既存指標である近接中心性は，距離という観点からアクセシビリティを定量化しているが，たとえば道路閉塞が発生したときに他の地域に行けなくなるような単一障害点の存在については考慮していないので，孤立しやすい地点や多くの地点からアクセス不可能になりやすい地点が選ばれる可能性があり，避難所の設置場所選定などには利用できない．これに対して，連結中心性は距離だけではなく経路数という観点も加えてアクセシビリティを定量化している点が異なる．

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．そのため，すべてのリンク切断確率（実際には非切断確率を用いる）に関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，リンク非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（そのまま残っている）かの 2 状態を考慮する必要があるが，大規模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る．したがって，シミュレーションによる近似解法を用いる．ただし，安定した良い精度の解を得るためには，シミュレーション回数を増やすことが望ましい．本論文では，実行時間短縮と解の精度を両立できるような，高速なシミュレーション実行アルゴリズムを提案する．具体的には，すべてが孤立ノードの初期状態から，ランダムに選んだリンクを 1 本ずつ追加することで，0 から 1 の範囲の各リンク切断確率の状態を表現する．さらに，ランダムなリンク追加を独立に多数回繰り返すことで，多様な切断リンクの組合せを実現する．各確率値における可到達ノード数の差分値だけを用いる効率的なアルゴリズムを提案し，大規模ネットワークに対しても高速に結果を出力できるようにする．

連結中心性は，災害により道路閉塞が起きても，ある程度のサイズの連結成分となるノード群を抽出する指標である．中心性が構造変化に対して敏感な場合は，実際に道路閉塞などが発生した後の影響の推定に用いることができても，構造変化の発生箇所が確定する前に中心性がどのように変化するかは予測できない．避難所設置などの事前計画に用いるためには，どのような構造変化が発生しても安定して高い値を示すような地点を求められるような頑健性が必要となる．したがって，提案指標がリンク構造の微小な変化やノイズに対して頑健であることを，既存指標と比較して考察する．

本論文は以下に示す構成である．2 章で提案手法に関連する既存研究について整理し，3 章で提案指標の定義を説明する．4 章で提案指標の効率的な計算アルゴリズムについて解説し，5 章で実データを用いた評価実験およびその結果について議論する．最後に本論文のまとめと今後の課題について述べる．

2.　関連研究

この章では，提案手法と既存手法の関連や相違点について整理する．

2.1　中心性指標

社会的ネットワーク分析のために，いくつかの中心性指標が提案されている [8]．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 [9]．近隣に多くのノードが存在するほど近隣ノードへのパス数も増えるため，提案指標（連結中心性）では重要であると見なされる傾向にある．この点で近接中心性と連結中心性は類似の性質を有する．また，近接中心性は最短パスに着目するが，連結中心性は必ずしも最短パスである必要はなく，迂回路が多数存在するほど連結強度が高いと判断する点で異なる性質を有する．

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 [10]．各ノードの局所的な性質として次数に着目した次数中心性や，次数中心性を再帰的に拡張した固有ベクトル中心性も古くから用いられる有名な指標である [11], [12] 固有ベクトル中心性は，次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，リンク密度の高い部分を抽出することができる．そのため，次節で説明するコア抽出と類似の結果を得ることができる．

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 [5], [6], [7]．これらも固有ベクトル中心性と同様に，各ノードの次数に着目し，リンク密度に基づきノード間の連結強度を定義している．1 章で述べたように，連結中心性は可到達ノード数により連結強度を定量化するため，次数が物理的に制約されている道路ネットワークや次数の定義が一意でない多重ネットワークから，連結強度の高いノード群を抽出できる．

グラフラプラシアンに着目し，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 [13]．文献 [13] 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用いる [14]．この指標は，ノードおよび関連リンクを削除したときに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，影響が大きいノードを重要ノードとして抽出する．リンク削除によるネットワークの連結性変化に着目している点で本論文と関連するが，Chen らの Local Fiedler ベクトル中心性は，失われた場合にネットワークの分断や崩壊につながりやすいノードを抽出する．一方，我々の連結中心性は，ネットワークの分断や崩壊が発生しても，できる限り全体への到達性を確保できるノードを抽出するので，反対の観点に基づく指標である．

2.3　道路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]．次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，類似道路構造を持つ地域を分類している [1]．伏見らは，道路ネットワークにおけるノード間の距離として測地距離を用いた中心性指標である回遊中心性と利便中心性を提案し，重要観光スポット抽出という問題への適用可能性について評価している [4]．このように，道路ネットワークの分析に関する研究では中心性が重要な役割を果たしているが，本研究では災害などの危機的状況に適用可能なリンク切断モデルで求める連結中心性により，新たな視点からの分析を可能とする．

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，Albert らの文献 [15] が代表的である．文献 [15] 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あわ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 Albert 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次数中心性，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 [16]．本研究でも，次数中心性を除く 3 つの中心性指標と提案手法の頑健性について比較する．

Ng らは，隣接行列の固有ベクトルのみから計算される HITS ランキングがリンク構造の摂動に対して不安定である点を指摘した [17]．安定したランキング結果を得るために PageRank アルゴリズムに倣い，一様ジャンプ確率を備えた Randomized HITS と，複数の固有ベクトルの張る空間への射影値に基づく Subspace HITS の 2 つの頑健な指標を提案した．本論文の提案指標である連結中心性も，リンク切断に対して頑健な指標であることを目的に設計している点で関連する．しかし，Randomized HITS では，Web サーファなどのランダムジャンプをモデル化しているため，共著ネットワークや道路ネットワークなど，一部のネットワークへの適用は不自然である．Subspace HITS は複数の固有ベクトルを利用するため，非連結なネットワークでは初期値に対する解の一意性が保証されない．これらの理由により，本研究の目的にはふさわしくない．

2.5　災害時の道路閉塞

交通工学分野においては，大規模自然災害時の非常に小さい確率で生じるが，道路網への影響が大きい事象を脆弱性と呼ぶ [18]．脆弱性研究においては，道路閉塞によってリンク切断が生じると甚大な影響が生じるクリティカルな

リンクの発見などが課題となる．Taylor ら [19] は，オーストラリアの主要都市を結ぶ道路ネットワークにおいて，主要都市間の最短パスを構成するリンクを順次カットしてアクセスコストの変化を計算する方法を用いて，該当ネットワークにおけるクリティカルなリンクの発見を試みている．文献 [18] では，脆弱性の生起確率を正確に計測することは困難なことから，生起確率を陽に扱った交通工学の研究はなかったと中山は紹介している．一方，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 [20], [21]．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 [22]．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 [23]．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．本研究で提案する指標が想定するリンク切断モデルに対して，これらの分野における知見を組み込むことで，より現実問題に即した解が得られると期待できる．

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 $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ とし，リンク $e \in \mathcal{E}$ の非切断確率を $p_e(s)$ とする．ここで，s は災害の規模など非切断確率 $p_e(s)$ を制御するパラメータを表しており，便宜上 $0 \le s \le 1$ とする．いま，与えられた s において，リンク e が切断されれば $x_e(s) = 0$，さもなければ $x_e(s) = 1$ 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 $\mathbf{x}(s) = (\cdots, x_e(s), \cdots) \in \{0,1\}^{|\mathcal{E}|}$ とする．この場合，2 値の値をとる確率変数を並べた $\mathbf{x}(s)$ の組合せ数は $|\{0,1\}|^{|\mathcal{E}|} = 2^{|\mathcal{E}|}$ である．ある組合せ $\mathbf{x}(s)$ の実現確率は同時確率 $q(\mathbf{x}(s)) = \prod_{e \in \mathcal{E}} p_e(s)^{x_e(s)}(1-p_e(s))^{1-x_e(s)}$ となる．実現値ベクトル $\mathbf{x}(s)$ に対し，切断されなかったリンク集合 $\mathcal{E}_{\mathbf{x}(s)} = \{e \in \mathcal{E} \mid x_e(s) = 1\}$ 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るノード数を $c(v; G_{\mathbf{x}(s)})$ とする．当然，同じ連結成分に属するノード u と v に対して，$c(u; G_{\mathbf{x}(s)}) = c(v; G_{\mathbf{x}(s)})$ が成り立つ．

本研究では，リンク切断が発生した状況下での可到達ノード数，すなわち，同一の連結成分に属するノード数の期待値により各ノードと近傍ノードとの連結強度を定量化するため，次式のように提案連結中心性を定義する：

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

ここで，$r(s)$ はパラメータ s の分布であり，災害の規模に対する想定発生確率から決まるとする．たとえば，規模の小さい地震は高確率で発生するが，大震災は低い確率で起きる．式 (1) は，確率 $r(s)$ で発生する規模 s の災害によってリンク切断パターン $\mathbf{x}(s)$ が確率 $q(\mathbf{x}(s))$ で発生し，そのときのグラフ構造におけるノード u の可到達ノード数 $c(v; G_{\mathbf{x}(s)})$ を全切断パターンに関して和をとり，すべての災害規模 $0 \le s \le 1$ に関して確率 $r(s)$ を掛けながら積分した期待値である．

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，非切断確率を $p_e(s) = p(s)$，$r(s)$ を一様分布に設定し，連結中心性の式 (1) を次のように定義する：

$$rc_1(v) = \int_0^1 \sum_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^{|\mathcal{E}|}} c(v; G_{\mathbf{x}(s)}) q(\mathbf{x}(s)) ds. \qquad (2)$$

ここで，s での積分を H 等分した分割和で求める．さらに，$2^{|\mathcal{E}|}$ 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．すなわち，$s = h/H$ で $p(s) = h/H$ と設定される h 番目の分割区間において，$p(s)$ 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，連結中心性の式 (2) に対し，以下の推定式 $rc_2(v)$ を考えることができる：

$$rc_2(v) = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^{H} \frac{1}{J} \sum_{j=1}^{J} c(v; G_{(h,j)}). \qquad (3)$$

明らかに，H や J を十分に大きく設定すれば，式 (3) の推定値 $rc_2(v)$ は式 (2) 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，すべての $v \in \mathcal{V}$ に対して式 (3) 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 $O(J(L + N \log N))$ で式 (3) 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，すなわち，全リンクが切断された状態 $p(s) = 0$ の初期状態から，もとのネットワークの全リンク $\mathcal{E}$ が追加された状態 $p(s) = 1$ に至るまで順次リンクを 1 本ずつ追加していく際に，各確率値における連結ノード数（可到達ノード数）の差分のみを効率良く計算することで，計算量を減らす．まず，$H = L$ とする，すなわち，積分の分割数 H をリンク数 L 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，すべてのリンクをランダムにシャッフルし，1 から $H(= L)$ までの ID（$1 \le h \le H$）を付与する．ID h を付した各リンクを $e^{(h,j)}$ として，$h = 1$ から順にネットワークに追加する．いま，第 h 番目までのリンクが追加されたリンク集合を $\mathcal{E}^{(h,j)} = \{e^{(h',j)} \in \mathcal{E} \mid h' \le h\}$ 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 (2)

に対し，以下の推定式 $rc_3(v)$ を考えることができる：

$$rc_3(v) = \frac{1}{H}\sum_{h=1}^{H}\frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J}c(v;G^{(h,j)}). \tag{4}$$

ここで，グラフ構造 $G^{(h,j)}$ から求まる非切断確率 $p(s)$ の最尤推定値は h/H であり，各 j ごとに独立かつランダムに h 本のリンクが選定（$H-h$ 本のリンクが切断）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るとする．リンク $e^{(h,j)} = (x,y)^{(h,j)}$ が追加されるとき，ノード x と y が同じ連結成分に属するなら，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，可到達ノード数の小さい方のノード群を大きい方の連結成分番号に更新する．したがって，1 本のリンク追加で更新されるノード数の最大値はたかだか $N/2$，各ノードが更新される回数はたかだか $\log N$ より，第 j 回目の 1 回のシミュレーションにおける連結成分番号の更新回数はたかだか $O(N\log N)$ となる．

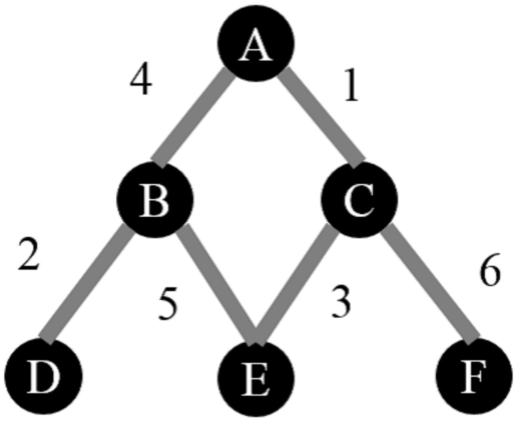
一方，第 h ステップで，ノード x と y が同じ連結成分に属するなら，この連結成分へのその後のノード追加は，この連結成分のすべてのノードに対し同等になされる（同一連結成分内のノードは可到達ノード数が等しい）ので，任意の $h' > h$ で $c(x;G^{(h',j)}) - c(y;G^{(h',j)}) = c(x;G^{(h,j)}) - c(y;G^{(h-1,j)})$ が成り立つ．よって，各連結成分において，1 つの代表ノードのみ可到達ノード数を更新し，他のノード群は差分値のみ保持し，最終ステップ H 終了後に各ノードの可到達ノード数を $O(N)$ で計算できる．一方，代表ノードに対する可到達ノード数の更新は，1 つのリンク追加でたかだか 1 つのノードなので，その計算量はたかだか $O(L)$ であり，連結成分の結合での差分値更新は，連結成分番号が更新される方のみで，その計算量はたかだか $O(N\log N)$ 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たかだか $O(L+N\log N)$ 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 $\mathcal{Q}$ 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 の可到達ノード集合 $\Gamma(x)$ 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．すべてのノード 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ステップ $x.last$ を 0 に初期化する．

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

アルゴリズム 9 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 $e = (x,y) \leftarrow \mathcal{Q}$ を 1 本ずつ抽出する．1 本のリンクを抽出するステップを変数 h 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．このとき，$p = h/H$ はリンクの非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，すでに同一の連結成分に属する場合，リンク追加のみを行い，次のリンクに対する処理に移る（12 から 15 行目）．16 行目で，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．20 行目と 24 行目で，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 の可到達ノードすべてに対して，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（26 行目），サイズの小さい方 $\Gamma(y)$ の代表ノード v を



(a) サンプルネットワーク

	$h=0$	$h=1$	$h=2$	$h=3$	$h=4$	$h=5$	$h=6$	計
A	1	2	2	3	5	5	6	24
B	1	1	2	2	5	5	6	22
C	1	2	2	3	5	5	6	24
D	1	1	2	2	5	5	6	22
E	1	1	1	3	5	5	6	22
F	1	1	1	1	1	1	6	12

(b) 可到達ノード数の推移

図 1　中心性スコアの差分値計算

Fig. 1　Efficient calculation of difference value.

代表ノード集合から除外する（27 行目）．最後に処理中のリンク $e=(x,y)$ を $\mathcal{E}^{(j)}$ に追加する（28 行目）．

全リンクの追加が終了した後，30 から 35 行目で，すべての代表ノード $x \in \mathcal{R}$ に対して j 回目の中心性スコア $x.score$ を計算し，x の可到達ノードすべてに対しても j 回目のスコアを計算する．J 回のシミュレーションの後，37 行目で，全ノードのスコアを平均し，中心性スコアを得る．

図 1 を用いて，中心性スコア差分値計算について説明する．図 1 (a) のネットワークに対して，各リンクに付された ID 順にリンクを追加する．連結中心性のスコアは，H 回の各ステップにおける可到達ノード数の平均値を計算し，それを J 回シミュレーションすることで得られる．したがって，図 1 (b) に示すような，各ステップの可到達ノード数をノードごとに累計する．

図 1 (b) において，$h=0$ ではリンクは 1 本も存在せず，各ノードは孤立ノードの状態なので，可到達ノード数は 1 である．$h=1$ で，$e=(A,C)$ が追加され，ノード A と C の可到達ノード数は 2 になる．ノード A と C は同一の連結成分に所属するようになったため，これ以降の可到達ノード数の推移はまったく同じである．よって，代表ノード（ここでは，ノード A）の可到達ノード数の推移のみを計算するだけで十分である．代表ノード A の可到達ノード数の累計値は，A が代表を務める連結成分に新たなノードが加わり，可到達ノード数に変化が生じるたびに計算するだけでよい．具体的には，更新前の可到達ノード数 $|\Gamma(A)|$ に，以前に可到達ノード数に変化が生じた最新ステップ $A.last$ と現在のステップ h の差 $(h - A.last)$ を乗じた値を加算し更新する（20 行目）．図 1 (b) のノード A の行を見ると，$h=1$ で可到達ノード数の変化が生じているので，更新前の可到達ノード数 $|\Gamma(A)|=1$ にステップ差 $h - A.last = 1-0$ を乗じた値 1 を $A.delta = 0$ に加算することで更新する $A.delta \leftarrow 1$．その後，$A.last = 1$ とする．続いて，$h=2$ では可到達ノード数に変化は生じていない．$h=3$ で再び変化が生じており，更新前の可到達ノード数 $|\Gamma(A)|=2$ に，ステップ差 $h - A.last = 3-1$ を乗じた値 4 を加算することで，$A.delta \leftarrow 5$ となり，更新前の累積可到達ノード数を得る（図 1 (b) の A 行の $h=0,1,2$ の累積値）．

次に，代表ノードと他ノードの累積値の差分値計算について説明する．$h=2$ で，$e=(B,D)$ が追加され，ノード B と D の可到達ノード数は 2 になる．ノード B と D に関するこれ以降の可到達ノード数の推移はまったく同じであるため，代表ノード B の推移のみを計算する．$h=3$ で，$e=(C,E)$ が追加され，ノード A，C，E の可到達ノード数は 3 となる．ノード A が代表を務める連結成分に新たに追加されたノード E について，これ以降の可到達ノード数の推移は，ノード A と C と同じである．これより前の推移は異なるが，代表ノードの累積値との差分値を計算し保持しておくだけで十分である．差分値 Δ は，連結成分併合前の代表ノード E の累積値を $E.delta \mathrel{+}= |\Gamma(E)| \times (h - E.last)$ と一時的に更新し，併合先の代表ノードの累積値 $A.delta$ との差 $E.delta - A.delta$ により計算できる（22 行目）．これを，併合される側の連結成分に含まれる全ノードに対して加算する（24 行目）．この例では，併合前代表ノード E の累積値 $E.delta = 3$（図 1 (b) の E 行の $h=0,1,2$ の累積値，あるいは，$1 \times (3-0)$）と代表ノード A の累積値 $A.delta = 5$ から，$\Delta = -2$ が算出される．今後，ノード E は代表でなくなるため，$E.delta \leftarrow -2$ を保持しておくだけでよく，代表ノード A の累積値のみを適宜更新する．

5.　評価実験

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

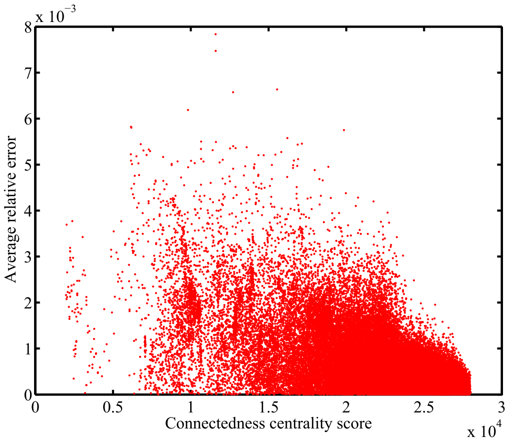
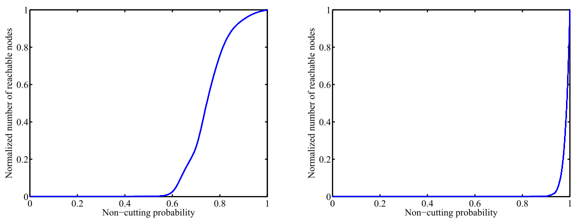


図 2　Shizuoka ネットワークの相対誤差
Fig. 2　Relative error for Shizuoka network.



(a) 上位ノード　　(b) 下位ノード

図 3　Shizuoka ネットワークにおける可到達ノード数の変化
Fig. 3　Number of reachable nodes in Shizuoka network.

は 805,152 である．

5.1　近似値の標準誤差

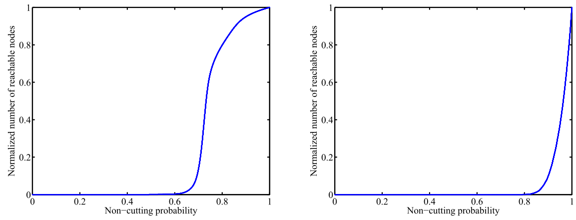
各ノード $v \in V$ に対して，$J = 10{,}000$ 回のシミュレーション結果の安定性を評価する．いま，$J = 100{,}000$ 回シミュレーションで求めた結果を $rc(v)$ とし，これを真と仮定し，$J = 10{,}000$ 回シミュレーションを M 回繰り返した際のそれぞれの結果を $rc(v; m)$ とすれば，これら M 回の試行による平均相対誤差を次式で求めることができる．

$$\mathrm{RE}(v) = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\frac{|rc(v;m) - rc(v)|}{rc(v)}.$$

実験では，$M = 100$ とした．**図 2** は，横軸に連結中心性スコア $rc(v)$，縦軸に平均相対誤差 $\mathrm{RE}(v)$ をプロットしたものである．図 2 を見ると，中心性スコアの高いノード（図中右）は相対誤差の値が小さく，より安定した解が得られていることが分かる．Kanagawa ネットワークでもほぼ同様の結果が得られた．

5.2　非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，各リンク非切断確率での可到達ノード数の推移について確認する．**図 3** と**図 4** は，上位ノードとしてランキング 1 位のノード，下位ノードとしてランキング N 位のノードを選び，横軸がリンク非切断確率 $p = h/H$，縦軸



(a) 上位ノード　　(b) 下位ノード

図 4　Kanagawa ネットワークにおける可到達ノード数の変化
Fig. 4　Number of reachable nodes in Kanagawa network.

が平均可到達ノード数 $rc_p(v)$ の全ノード数 N に対する割合をプロットした．ここで，リンク非切断確率 p 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 3 と図 4 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非切断確率が 0.6 程度から可到達ノードが存在する．すなわち，0.4 の確率でリンクが切断されても，上位ノードは孤立せずに近傍ノードと連結したままの状態であることが分かる．対して下位ノードは，リンク非切断確率 0.9 程度でも孤立ノードになることが分かる．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増加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．

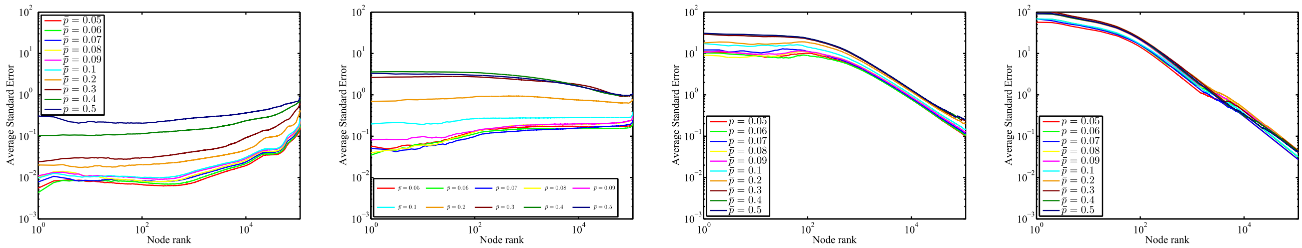
5.3　リンク切断に対する頑健性

実際に確率 $\bar{p} = 1 - p$ 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．中心性ランキング上位 K 個のノードを抽出した際，ノード集合として一致していなくても，オリジナルネットワークにおいて同程度の中心性スコアを持つノードを抽出できていれば頑健であるといえる．したがって，提案指標の頑健性を評価するために，リンク切断がない（$\bar{p} = 0$）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 $\bar{p}$ 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 $r(k; \bar{p})$ としたとき，上位 K 位までのノードの平均標準誤差（Average Standard Error）を以下のように計算する：

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

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．

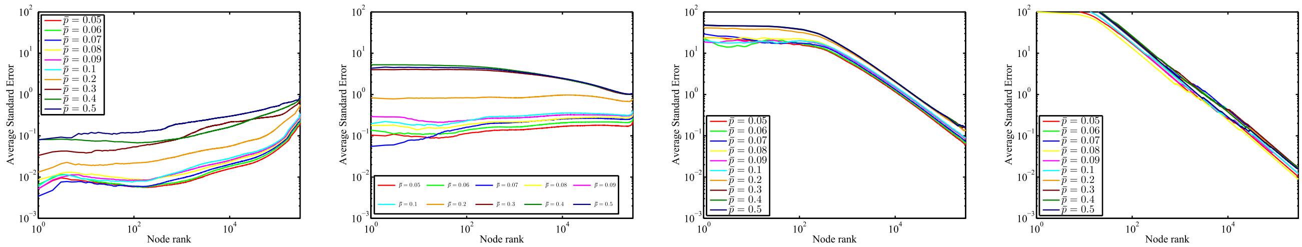
図 5 と**図 6** は，横軸がオリジナルネットワークにおける順位 K，縦軸が各確率 $\bar{p}$ における平均標準誤差 $ASE(K; \bar{p})$ をプロットした．比較として，近接中心性，媒介中心性，固有ベクトル中心性の結果も示す．近接中心性は，リンク切断による非連結性に対応できる調和中心性を採用する：



(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 5　Shizuoka ネットワークにおける各種中心性の頑健性

Fig. 5　Robustness of centrality measures in Shizuoka network.



(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 6　Kanagawa ネットワークにおける各種中心性の頑健性

Fig. 6　Robustness of centrality measures in Kanagawa network.

$$\mathrm{clc}(v) = \frac{1}{N-1} \sum_{u \in \mathcal{V} \setminus \{v\}} d(v,u)^{-1}.$$

ここで，$d(v,u)$ はノード v，u 間のグラフ距離を表す．媒介中心性は，以下に示す式で計算されるものを採用する：

$$\mathrm{bwc}(v) = \frac{1}{(N-1)(N-2)} \sum_{s \in \mathcal{V} \setminus \{v\}} \sum_{t \in \mathcal{V} \setminus \{v,s\}} \frac{\sigma_{s,t}(v)}{\sigma_{s,t}}.$$

ここで，$\sigma_{s,t}$ はノード s，t 間の最短パス数であり，そのうちノード v を通過する数が $\sigma_{s,t}(v)$ である．固有ベクトル中心性は，隣接行列の最大固有値に対応する固有ベクトルを求め，その要素の値でノードをランキングする指標である．非連結なネットワークに対しては，初期ベクトルに依存した解に収束することが知られている．したがって，オリジナルネットワーク，および，リンク切断後のネットワークそれぞれにおいて，初期ベクトルを全ノード一様な値 $1/\sqrt{N}$ で初期化して中心性を求める．

図 5 と図 6 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いえる．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分かる．

次に，リンク切断後のネットワークにおいて中心性上位 K 個のノード集合を抽出した際，それらがオリジナルネットワークにおける上位ノードと地理的に近いノードであれば，多少の誤差はあるもののランキング結果としては頑健であるといえる．したがって，提案指標の頑健性を評価するために，抽出ノード群間の最短マッチング距離 (Minimum Matching Distance) の平均値を以下のように計算する：

$$MMD(K;\bar{p}) = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} \min_{1 \le j \le K} euclid(r(k;0), r(j;\bar{p})) + \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} \min_{1 \le j \le K} euclid(r(k;\bar{p}), r(j;0)).$$

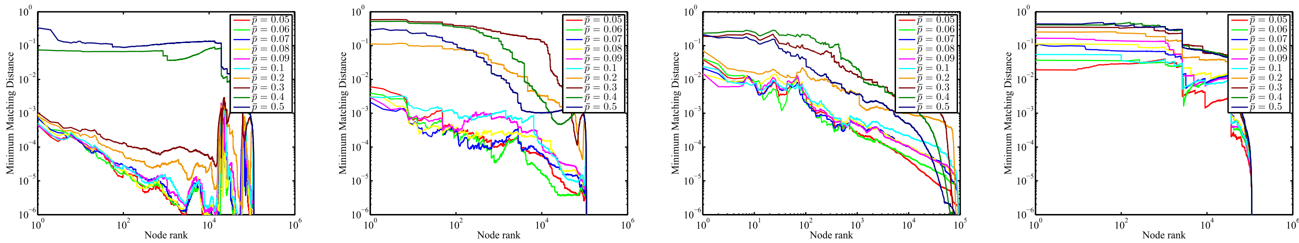
今回は，ノード u，v 間の地理的近さの指標として近似的に座標間のユークリッド距離 $euclid(u,v)$ を用いた．

図 7 と**図 8** は，横軸に上位ノード数 K，縦軸に各リンク切断確率 $\bar{p}$ における MMD の値をプロットしたものである．いずれのネットワークでも切断確率 $\bar{p} \le 0.3$，上位 $K = 100$ までで，連結中心性は 10^{-5} から 10^{-3} 程度，近接中心性は 10^{-4} から 10^{-1} 程度，媒介中心性は 10^{-2} から 10^{-1} 程度，固有ベクトル中心性は 10^{-2} から 10^{0} 程度の最短マッチング距離であり，この順番で頑健であることがいえる．

これらの上位ノード集合に対する中心性スコアの標準誤差と座標の最短マッチング距離による評価から，提案した連結中心性が最も頑健である，すなわち，ある程度のリンク切断が起きても，距離的に近いノードが上位として抽出されることを確認できた．

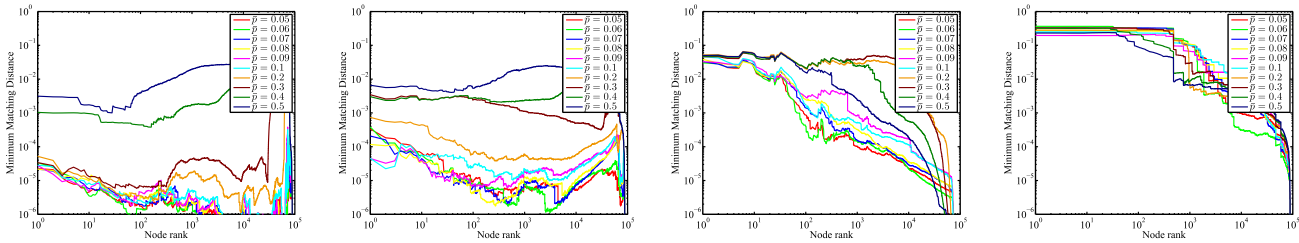
5.4　中心性スコア分布

図 9 と**図 10** に，Shizuoka のオリジナルネットワークと切断確率 $\bar{p} = 0.3$ 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，低いノードを青としたグラデーションでプ



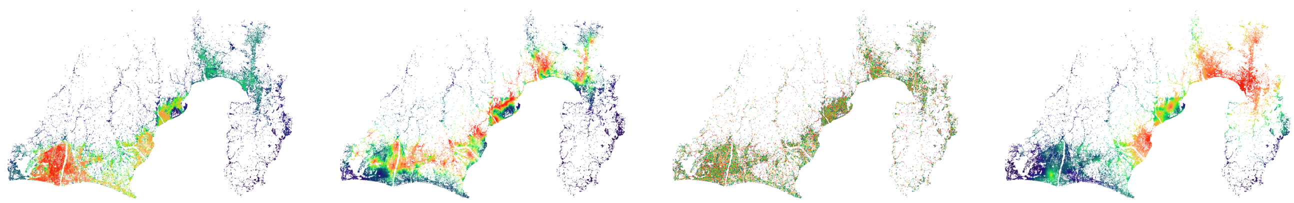
(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 7　Shizuoka ネットワークにおける各種中心性の頑健性
Fig. 7　Robustness of centrality measures in Shizuoka network.



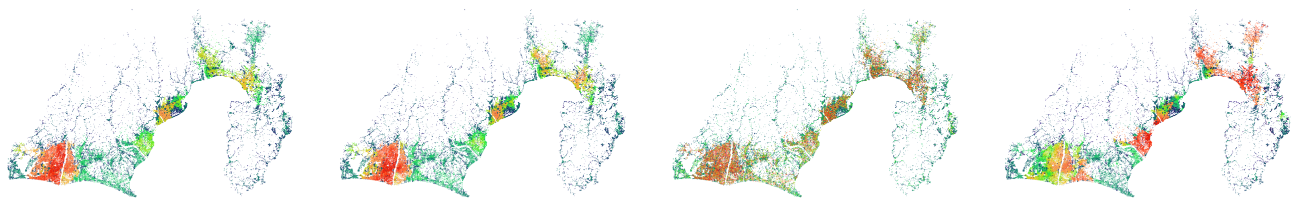
(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 8　Kanagawa ネットワークにおける各種中心性の頑健性
Fig. 8　Robustness of centrality measures in Kanagawa network.



(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 9　中心性ヒートマップ（Shizuoka ネットワーク，オリジナル）
Fig. 9　Heatmap of centrality scores (Shizuoka network, original).

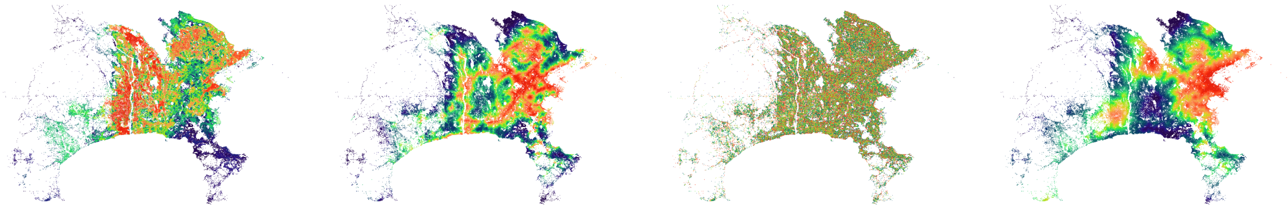


(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 10　中心性ヒートマップ（Shizuoka ネットワーク，$\bar{p}=0.3$）
Fig. 10　Heatmap of centrality scores (Shizuoka network, $\bar{p}=0.3$).

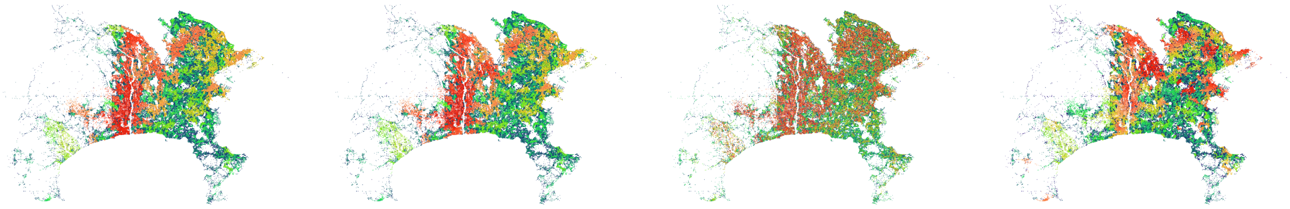
ロットした．図 9 と図 10 を見比べると，連結中心性上位ノードは浜松市周辺の遠州平野に分布しており，リンク切断後のネットワークにおいても分布はほとんど変わっていない．一方，近接中心性上位ノードは東名高速道路や国道 1 号線近辺に分布しているが，リンク切断後は浜松市周辺に分布しており，大きく変化している．媒介中心性上位ノードはネットワーク全体に分布しているが，リンク切断後は浜松市周辺，静岡市周辺，富士市，沼津市周辺に集まっており，大きく変化している．固有ベクトル中心性上位ノードは県中部と県東部に分布しているが，リンク切断後は浜松市を含む県西部にも分布しており，大きく変化している．

図 11 と**図 12** に，Kanagawa ネットワークの中心性ヒートマップを示す．図 11 と図 12 を見比べると，連結中心性上位ノードは相模原市，厚木市，海老名市などを含む相模平野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



(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 11 中心性ヒートマップ（Kanagawa ネットワーク，オリジナル）
Fig. 11 Heatmap of centrality scores (Kanagawa network, original).



(a) 連結中心性　(b) 近接中心性　(c) 媒介中心性　(d) 固有ベクトル中心性

図 12 中心性ヒートマップ（Kanagawa ネットワーク，$\bar{p} = 0.3$）
Fig. 12 Heatmap of centrality scores (Kanagawa network, $\bar{p} = 0.3$).

性上位ノードは東名高速道路や国道 1 号線，横浜横須賀道路，第三京浜道路近辺に分布しているが，リンク切断後は相模川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，リンク切断後は同じく相模川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横浜市，川崎市，相模原市の 3 政令指定都市に分布しているが，リンク切断後は相模川上流のあたりに分布しており，大きく変化している．

いずれのネットワークでも，連結中心性と固有ベクトル中心性は面で，近接中心性は線で，媒介中心性は点でノード群を抽出している．連結中心性と固有ベクトル中心性の大きな違いは，リンク切断前後の結果の差異である．対象ネットワークの隣接行列の固有値の差（eigen-gap）はきわめて小さく，小さな構造変化でも最大固有値と他の固有値が逆転する．それにともない，対応する固有ベクトルが変化するため，ベクトルの要素の値が大きく変動する結果となった．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切断に対して頑健であることが分かる．

6. おわりに

本研究では，実ネットワークでしばし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だけでなく，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, p.036125+ (2006).

[2] Montis, D.A., Barthelemy, 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, *Proc. ASPRS Annual Conference 2010* (2010).

[4] 伏見卓恭，斉藤和巳，武藤伸明，池田哲夫，風間一洋：実距離を考慮した中心性指標の提案と重要観光スポット抽出への応用，人工知能学会論文誌，Vol.30, No.6, pp.703–712 (2015).

[5] Seidman, S.B.: Network structure and minimum degree, *Social Networks*, Vol.5, No.3, pp.269–287 (1983).

[6] 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).

[7] Saito, K., Yamada, T. and Kazama, K.: The k-Dense Method to Extract Communities from Complex Networks, *Mining Complex Data*, Zighed, D.A., Tsumoto, S., Ras, Z.W. and Hacid, H. (Eds.), Studies in Computational Intelligence, Vol.165, pp.243–257, Springer Berlin/Heidelberg (2009).

[8] Freeman, L.: Centrality in social networks: Conceptual clarification, *Social Networks*, Vol.1, No.3, pp.215–239 (online), DOI: 10.1016/0378-8733(78)90021-7 (1979).

[9] Dekker, A.: Conceptual Distance in Social Network Analysis, *Journal of Social Structure*, Vol.6 (2005).

[10] Brandes, U.: On variants of shortest-path betweenness centrality and their generic computation, *Social Networks*, Vol.30, No.2, pp.136–145 (2008).

[11] Bonacich, P.: Power and Centrality: A Family of Measures, *The American Journal of Sociology*, Vol.92, No.5, pp.1170–1182 (online), DOI: 10.2307/2780000 (1987).

[12] Kleinberg, J.M.: Authoritative sources in a hyperlinked environment, *J. ACM*, Vol.46, pp.604–632 (1999).

[13] Chen, P.-Y. and Hero, A.O.: Deep Community Detection, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.63, No.21, pp.5706–5719 (2015).

[14] Chen, P.-Y. and Hero, A.O.: Local Fiedler vector centrality for detection of deep and overlapping communities in networks, *2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* (*ICASSP*), pp.1120–1124 (2014).

[15] Albert, R., Jeong, H. and Barabási, A.L.: Error and attack tolerance of complex networks, *Nature*, Vol.406, pp.378–382 (2000).

[16] 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: 10.1016/j.socnet.2005.05.001 (2006).

[17] Ng, A.Y., Zheng, A.X. and Jordan, M.I.: Stable algorithms for link analysis, *Proc. 24th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, *SIGIR '01*, New York, NY, USA, ACM, pp.258–266 (2001).

[18] 中山晶一朗ほか：道路交通の信頼性評価，コロナ社 (2014).

[19] Taylor, M.A.P., SekharGlen, V.C. and D'Este, M.: Application of Accessibility Based Methods for Vulnerability Analysis of Strategic Road Networks, *Networks and Spatial Economics*, Vol.6, pp.267–291 (2006).

[20] 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).

[21] 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).

[22] 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，入手先 ⟨http://www.bousai.go.jp/jishin/nankai/taisaku_wg/pdf/20130318_shiryo4.pdf⟩.

[23] 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，入手先 ⟨https://www.pref.shizuoka.jp/bousai/4higaisoutei/shiryou.html⟩.

伏見 卓恭　（正会員）

2011 年静岡県立大学大学院経営情報学研究科修士課程修了．2014 年静岡県立大学大学院経営情報イノベーション研究科博士後期課程修了．同年静岡県立大学大学院経営情報学部客員研究員．2015 年筑波大学図書館情報メディア系特別研究員（PD）．2017 年より，東京工科大学コンピュータサイエンス学部助教．複雑ネットワーク，可視化の研究に従事．博士（学術）．人工知能学会，日本データベース学会各会員．

斉藤 和巳　（正会員）

1985 年慶應義塾大学理工学部卒業．同年日本電信電話（株）入社．2007 年静岡県立大学経営情報学部教授．2018 年より，神奈川大学理学部教授．複雑ネットワークの研究に従事．博士（工学）．電子情報通信学会，人工知能学会，日本神経回路学会，日本応用数理学会，日本行動計量学会，日本データベース学会各会員．

池田 哲夫　（正会員）

1979 年東京大学理学部情報科学科卒業．1981 年東京大学大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了．同年日本電信電話公社（現，NTT）電気通信研究所入所．2002 年岩手県立大学ソフトウェア情報学部教授．2006 年より，静岡県立大学経営情報学部教授．データベース工学，情報検索，社会情報システムの研究に従事．博士（工学）．電子情報通信学会，日本データベース学会，ACM 各会員．本会シニア会員．

風間 一洋　（正会員）

1988 年京都大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了．同年日本電信電話（株）入社．2005 年京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻博士課程修了．2012 年より，和歌山大学システム工学部教授．Web 情報検索，Web マイニングの研究に従事．博士（情報学）．人工知能学会，日本ソフトウェア科学会，日本データベース学会，ACM 各会員．