

災害時の道路閉塞を想定した 道路ネットワークの空間分割

伏見 卓恭^{1,a)} 齊藤 和巳^{2,b)} 池田 哲夫^{3,c)} 風間 一洋^{4,d)}

概要: 本研究では、自然災害によって道路が塞がれている状況下でも多くの住民が到達できる避難施設の設置場所を推定、推薦することを目的とした新たな中心性指標を提案する。提案指標では、グラフのリンク切断により確率的に発生する道路閉塞をモデル化し、不確実な連結性の下での可到達ノード数の期待値を計算することで各ノードの連結度を定量化する。大規模ネットワークでは、切断リンクの組み合わせ数が膨大であるため、期待値を厳密に計算することは困難である。したがって、シミュレーションに基づいた効率的なアルゴリズムによって各ノードの連結度を推定する。さらに、複数の設置場所を推定するために、単一ノードに対する連結度を拡張しノードグループの連結度を定義して、連結度を最大にするノードグループを抽出する手法を提案する。このことから、抽出されたノードがカバーするノードの重複を排除することが可能となり、現実的な避難施設候補地を推定することが可能となる。実際の道路網を使用した評価実験では、ノード間距離に基づく手法、リンク密度に基づく手法と比較して、提案方法の有効性と効率性を評価する。

Space Division of Road Network Assuming Road Blockage in Case of Disaster

FUSHIMI TAKAYASU^{1,a)} KAZUMI SAITO^{2,b)} TETSUO IKEDA^{3,c)} KAZUHIRO KAZAMA^{4,d)}

1. はじめに

近年、日本をはじめ、世界各地で台風やハリケーン、河川の氾濫、崖崩れ、地震、火山噴火などの災害が多発している。災害発生時には、住民の速やかな避難により被害を減らすことができる。したがって、避難所の設置場所は近隣の住民からアクセスしやすい必要がある。さらに、災害時には、河川の氾濫や地割れ、家屋や電柱の倒壊により、

避難経路上の道が閉塞する可能性が高い。このような状況下であっても、避難施設は孤立せず、多くの住民が辿り着ける必要がある。本研究では、道路網のグラフ構造に着目して、確率的リンク切断により災害時の道路閉塞をモデル化し、適切な避難所設置場所を推定、推薦する手法を提案する。

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盛んにおこなわれている [1], [2], [3]。グラフ上での施設配置問題は k -median 問題として研究されており、効率的な近似解法も提案されている [4], [5]。また、災害による道路閉塞により分断され孤立する地域も存在する。これは、グラフのリンク切断による領域分割、すなわちコミュニティ抽出に対応する。エッジ媒介中心性が高いリンクを切断し、コミュニティを抽出する GN 法 [6] が有名である。他にも様々なコミュニティ抽出手法 [7], [8] が提案されているが、道路ネットワークでは次数分布がほとんど一様分布であり、一般のネットワー

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 神奈川大学 理学部
Faculty of Science, Kanagawa University
³ 静岡県立大学 経営情報学部
School of Management and Information, University of Shizuoka
⁴ 和歌山大学 システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University
a) fushimity@stf.teu.ac.jp
b) k-saito@kanagawa-u.ac.jp
c) t-ikeda@u-shizuoka-ken.ac.jp
d) kazama@sys.wakayama-u.ac.jp

クと比較して最大次数が高くないため、既存手法では適切な結果は得られない。

本研究では、確率的に発生するリンク切断によりグラフがいくつかのサブグラフに分断される状況において、多くのノードに到達可能なノード、すなわち、大きな連結成分に属するノードを抽出し、そのノードを避難所設置場所として提示する。具体的には、各ノードの連結度を、各リンク切断確率における可到達ノード数の期待値により定義した連結中心性 [9] を拡張する。

既存指標である近接中心性は、距離の観点からアクセシビリティを定量化するが、川の氾濫による橋の崩壊により川の向こう側に行くことができない状況は考慮していない。その結果、他のノードからアクセスできなくなる、あるいは、容易に分断されるノードが抽出される可能性がある。提案指標では、距離だけでなく経路数も考慮するため、そのようなノードは抽出されない。すなわち、他のノードへの経路数が多く孤立しにくいノードを抽出できることから、リンク密度やノード間距離に基づく既存指標と異なる特性を有している。

2. 関連研究

本研究の提案手法は、ネットワークにおいて確率的に発生するリンク切断の状況におけるノードの連結度を定量化し、連結度の高い代表ノードを抽出する。そして、代表ノードとの連結度にしたがって道路ネットワークからコミュニティを抽出する。抽出した代表ノードに避難所を設置することで、災害時における住民の避難所へのアクセシビリティを確保できる。この節では、関連する中心性指標、コミュニティ抽出法、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。上述したように、住民の避難所までの距離は減災において重要なファクターとなりうる。すなわち、他のノード（住民）からの平均距離が小さいノードを求めることは、適切な避難所設置場所の1つの候補地となりうる。

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。特に、リンク（エッジ）の媒介度を定量化したエッジ媒介中心性は、多くのノードペア間の最短経路上あらわれる重要リンクを抽出できる。すなわち、多くの始点ノード（住民）から終点ノード（避難所）への最短経路となりうるリンクを抽出する。媒介度の高いリンクが切断されると多くの住民の避難を妨げることになる。

各ノードの局所的な性質として、隣接ノード数に着目した次数中心性がある。次数中心性を拡張した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部分を抽出することができるため、本研究で扱う連結中心性と関連する。

2.2 コミュニティ抽出

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 [10]。文献 [10] では、コミュニティ間にノイズ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

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]。

3. 提案手法

本研究では、著者らの既存指標である連結中心性 [9] を拡張し、集合連結中心性を提案する。

3.1 連結中心性

提案手法では、確率的リンク切断下での可到達ノード数の期待値により各ノードの連結度を定義する。交差点をノード、2つの交差点間の道をリンクとし、 N 個のノードの集合 \mathcal{V} と L 本のリンク集合 \mathcal{E} からなる無向の道路ネットワークを $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ と表記する。いま、各リンク $e \in \mathcal{E}$ に対して、地理的性質などに基づく道路の閉塞モデルにしたがって決定されるリンク連結確率 $p(e; s)$ が与えられたとする。ここで $0 \leq s \leq 1$ は、災害の規模などの連結確率を制御するパラメータである。そして、ノード $v \in \mathcal{V}$ の連結度を以下のように定義する：

$$cnc_1(v) = \int_0^1 \sum_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^L} |c(v; G_{\mathbf{x}})| q(\mathbf{x}; s) r_1(s) ds. \quad (1)$$

ここで、 \mathbf{x} は全 L 本のリンクに対するリンクの状態を表わす確率変数の実現値ベクトルであり、リンク $e \in \mathcal{E}$ が切断されている状態では $x(e) = 0$ 、切断されていなければ

$x(e) = 1$ である。さらに、 $G_{\mathbf{x}} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}_{\mathbf{x}})$ は、 2^L パターンのうちの 1 つの実現値 \mathbf{x} におけるグラフ構造を表しており、 $\mathcal{E}_{\mathbf{x}} = \{e \in \mathcal{E} | x(e) = 1\}$ は切断されていないリンクの集合、 $c(v; G_{\mathbf{x}})$ はグラフ $G_{\mathbf{x}}$ におけるノード v の可到達ノード集合、すなわち、同一の連結成分に含まれるノードの集合を表す。

$$q(G_{\mathbf{x}} | s) = \prod_{e \in \mathcal{E}_{\mathbf{x}}} p(e; s) \prod_{e \notin \mathcal{E}_{\mathbf{x}}} (1 - p(e; s)) \quad (2)$$

は、全リンクに対する独立なベルヌーイ試行に基づき計算する $G_{\mathbf{x}}$ の発生確率である。

本研究では、すべてのリンクの連結確率を一様 $p(e; s) = p(s) = s$ と仮定し、計算の便宜上、 s の積分区間を H 個に分割し、 2^L パターンに関する和を J 回のモンテカルロシミュレーションにより計算する。 $G_{(h,j)} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}_{(h,j)})$ を連結確率 h/H における第 j 回目のシミュレーションにより生成したグラフ構造とし、以下のように計算する：

$$cnc_2(v) = \frac{1}{JH} \sum_{j=1}^J \sum_{h=1}^H |c(v; G_{(h,j)})| r_2(h). \quad (3)$$

ここで、 $r_2(h) = r_1(h/H) / \sum_{h'=1}^H r_1(h'/H)$ は、積分の離散化に伴い和が 1 になるように正規化している。明らかに、 H や J の値を大きく設定すれば、式 3 で定義した $cnc_2(v)$ は式 1 の $cnc_1(v)$ を精度良く推定できる。しかし、グラフ $G_{(h,j)}$ を連結成分分解するには計算量 $O(N + L)$ が必要であり、大きな H や J のもとでは計算量 $O(HJ(N + L))$ となり計算困難である。

そこで、リンク追加に基づく効率的なシミュレーションにより高速に推定する [9]。1 回のリンク追加シミュレーションでは、最初にすべてのリンクがない状態から始まり、リンク集合 \mathcal{E} からランダムに選んだリンクを 1 本ずつ追加していく。 $H = L$ と設定することにより、 h 番目のリンクを追加して構築したグラフ $G^{(h,j)} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}^{(h,j)})$ は連結確率 h/H によるグラフ構造と言える。したがって、

$$cnc_3(v) = \frac{1}{JH} \sum_{j=1}^J \sum_{h=1}^H |c(v; G^{(h,j)})| r_2(h) \quad (4)$$

により、各ノードの連結度を推定する。リンク追加シミュレーションにおいて、最初はすべてのノードが孤立ノードであるため、可到達ノード数は 1 である。そして、リンクが追加されるたびに可到達ノード数を更新する。この時、各連結成分の筆頭ノードを定め、筆頭ノードの可到達ノード数だけを記憶しておき、その他のノードは筆頭ノードの可到達ノード数との差分値を記憶しておく。1 本のリンク追加により 2 つの連結成分の合併が発生した際に、可到達ノードの多い筆頭ノードの方を新たな連結成分の筆頭ノードとし、小さい連結成分に所属するノードの筆頭ノード番号を更新する。これにより、1 本の追加リンクにおいて筆

頭ノード番号の更新が必要になるノード数は多くても $N/2$ であるため、1 回のシミュレーションにおける全リンク追加の計算量は $O(N \log N)$ である。最終的に、 J 回のシミュレーションにおける計算量は $O(J(N \log N))$ となる。このシミュレーションを多数回 (J 回) 実行すれば、様々なリンク追加順を実現でき、 2^L パターンのグラフ構造の一部を再現できる。

3.2 集合連結中心性

確率的リンク切断の状況下において、隣接するノードどうしは同一の連結成分に属する可能性が高く、連結度の値も近い値を示す。単に連結度の高いノードを避難所設置候補地とすると、ある特定の地域に偏って避難所を設置することになってしまう。そこで、他の設置場所との位置関係を考慮して候補地を推定するために、集合連結中心性と呼ぶ指標に拡張する。集合連結中心性では、ノード集合 $\mathcal{R} \subset \mathcal{V}$ の連結度を以下のように定義する：

$$cnc_1(\mathcal{R}) = \int_0^1 \sum_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^L} |c(\mathcal{R}; G_{\mathbf{x}})| q(\mathbf{x}; s) r_1(s) ds. \quad (5)$$

ここで、 $c(\mathcal{R}; G_{\mathbf{x}}) = \bigcup_{r \in \mathcal{R}} c(r; G_{\mathbf{x}})$ は集合 \mathcal{R} の少なくとも 1 つのノード $r \in \mathcal{R}$ へ到達可能なノードの集合を表す。避難所設置の観点では、より多くのノードから到達可能であることが望ましいため、 $cnc_1(\mathcal{R})$ を最大にするようにノード集合 \mathcal{R} を求める。以降、抽出したノードを代表ノードと呼び、代表ノードを避難所設置候補地とする。連結中心性と同様に、 J 回のシミュレーションに基づき効率的に近似値を求める。

$$cnc_3(\mathcal{R}) \simeq \frac{1}{JH} \sum_{j=1}^J \sum_{h=1}^H |c(\mathcal{R}; G^{(h,j)})| r_2(h). \quad (6)$$

本研究では、 $K = |\mathcal{R}|$ 個の設置候補地を貪欲法により抽出する。その後、残りのノードを最も連結度の高い代表ノードのコミュニティに割り当てる。以下、CNC と略記する。

4. 評価実験

4.1 シミュレーション回数に対する安定性

4.2 データセット

評価実験では、静岡県（ノード数：110925、リンク数：162322）、神奈川県（ノード数：295151、リンク数：402576）、東京都（ノード数：340919、リンク数：485858）、茨城県（ノード数：172892、リンク数：263075）の 4 つの道路網を対象とする。

4.3 比較に用いる手法

比較手法として、近接度とリンク密度に基づく手法を用いる。近接度に基づく手法として、グラフ距離を用いる指標である近接中心性を拡張した集合近接中心性により代表

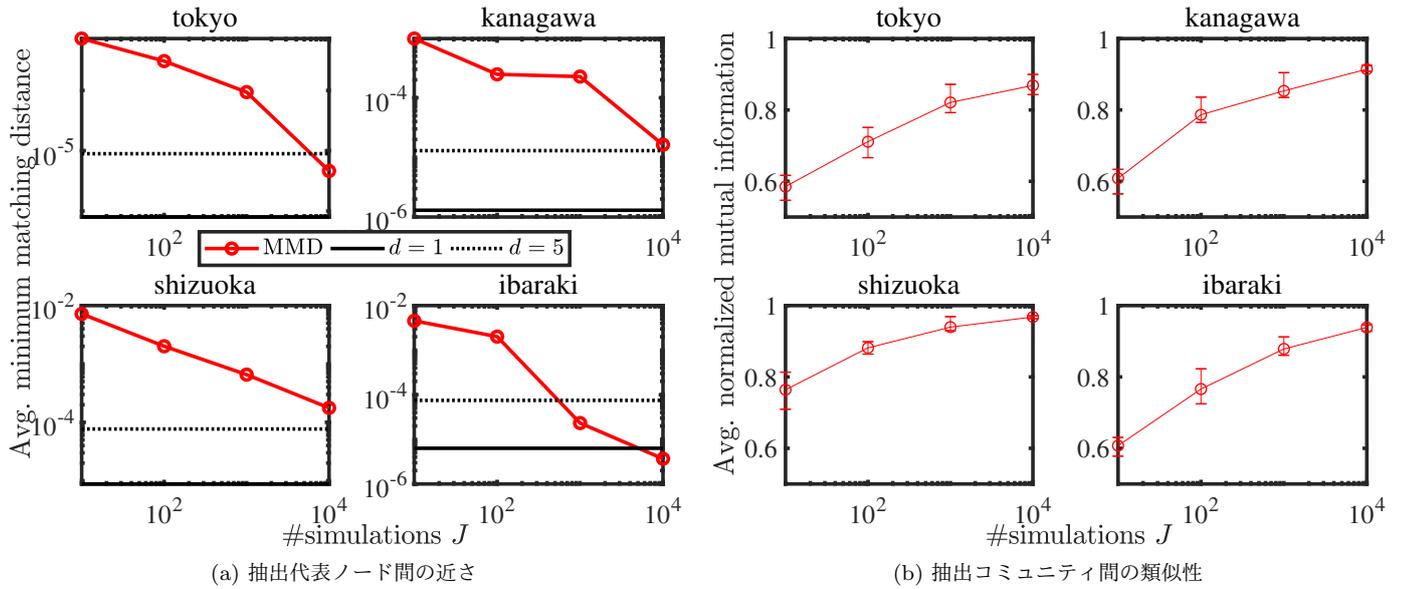


図 1 シミュレーション回数に対する安定性

ノードを抽出し、グラフ距離によりポロノイ分割することで各代表ノードのコミュニティを抽出する。ノード集合 \mathcal{R} に対する近接度を以下のように定義する：

$$clc(\mathcal{R}) = \sum_{v \in \mathcal{V}} \min_{r \in \mathcal{R}} d(v, r). \quad (7)$$

ここで、 $d(v, r)$ はノード v と代表ノード r 間のグラフ距離（最短パス長）を表す。提案指標である集合連結中心性と同様に、貪欲法により K 個の代表ノードの集合 \mathcal{R} を求める。以下、CLC と略記する。

リンク密度に基づく手法として、エッジ媒介中心性ランキング上位のリンクを切断する GN 法 [6] が本研究の目的に合致しているが、大規模な道路ネットワークに対して多大な計算時間が必要となるため、類似手法である CNM 法 [7] を用いる。この手法は代表ノードを抽出しないため、抽出コミュニティのみを比較する。以下、CNM と略記する。

5. 実験結果

集合連結中心性におけるスコアの値は、シミュレーション回数 J に大きく依存するため、その安定性について評価する。本実験では、 $J = 100,000$ における結果を真の結果とし、 $J = 10, 100, 1000, 10000$ での結果がどれだけ真の結果と類似するかという観点で評価する。まず、抽出した代表ノードが真の代表ノードとどれだけ類似するか、すなわち、距離的に近いノードが抽出できているかについて、以下のように計算する最小マッチング距離（Minimum Matching Distance）により評価する：

$$MMD(J) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \min_{1 \leq h \leq K} e(r(k), r(h; J)) + \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \min_{1 \leq h \leq K} e(r(k; J), r(h)). \quad (8)$$

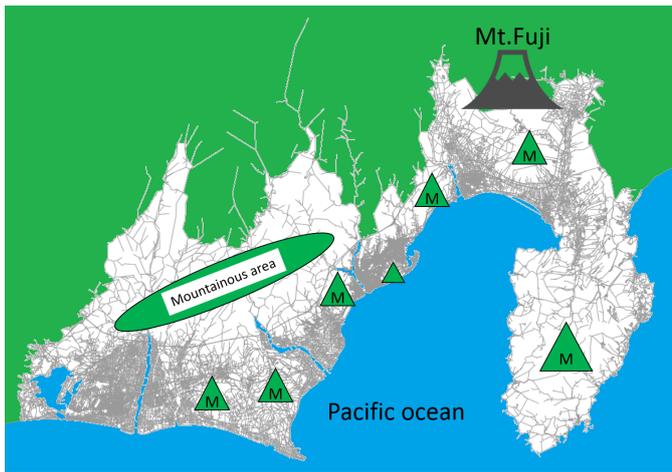
ここで、 $r(k)$ は真の第 k 代表ノード、 $r(k, J)$ はシミュレーション回数を J とした際の抽出された第 k 代表ノードを表す。 $e(a, b)$ はノード a, b 間のユークリッド距離である。

図 1(a) は、横軸にシミュレーション回数 J 、縦軸に赤線で $MMD(J)$ の値をプロットした。ただし、提案手法による代表ノード抽出を 10 回おこない、その平均値である。図中の黒実線は、グラフ距離が 1 であるノードペア $\{(u, v) \in \mathcal{V} \times \mathcal{V} | d(u, v) = 1\}$ 、黒点線はグラフ距離が 5 であるノードペア $\{(u, v) \in \mathcal{V} \times \mathcal{V} | d(u, v) = 5\}$ の平均ユークリッド距離である。図 1(a) では、すべてのネットワークにおいて、 $J = 10,000$ における MMD の平均値は非常に小さな値を示している。異なるノードが抽出されたとしても、グラフ距離が 1 から 5 程度にあるノードが抽出されたことがわかる。

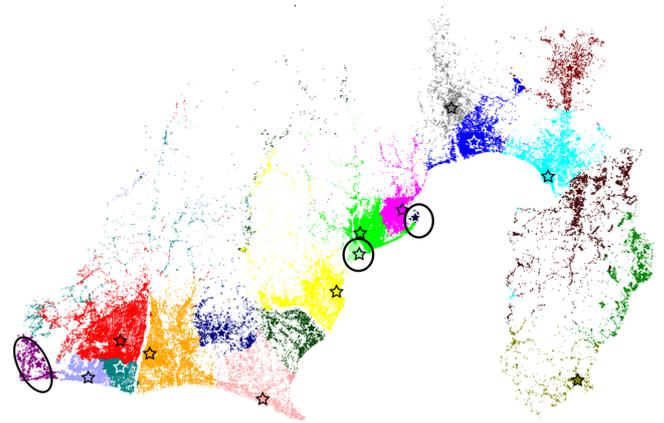
図 1(b) は、抽出したコミュニティ（クラスター）間の類似度を表す NMI（Normalized Mutual Information）の平均値をプロットした。図 1(b) では、すべてのネットワークにおいて、 $J = 10,000$ における NMI の平均値は大きな値を示しており、ほとんど同じコミュニティが抽出されたことがわかる。これらの結果から、ノード数 N やリンク数 L より小さなシミュレーション回数 $J = 10,000 \ll N, L$ で十分安定した結果が得られることが確認できた。したがって、本稿のこれ以降の実験では、 $J = 10,000$ の結果を示す。

5.1 代表ノードとクラスターの性質

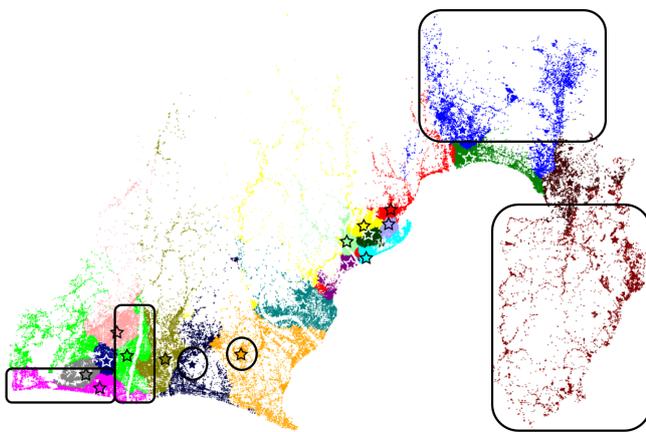
次に、抽出した代表ノードとコミュニティについて定性的に評価する。代表ノード数 $K = 20$ の結果を示す。図 2 は、静岡県道路網に対するコミュニティ抽出結果であり、星ノードは集合中心性により抽出した代表ノード（避難所



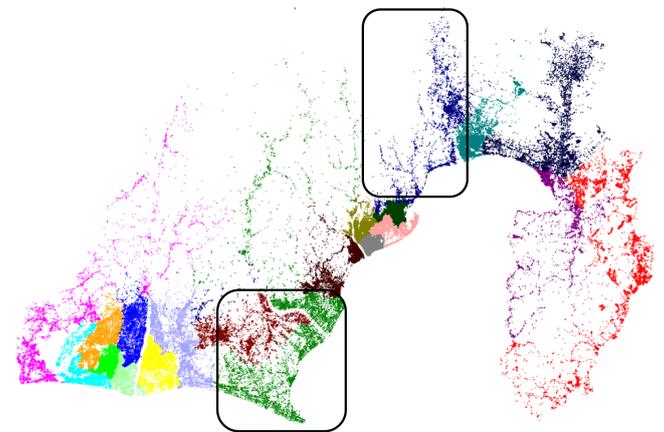
(a) Shizuoka ネットワークの周辺環境



(b) 提案手法：連結度に基づく手法 (CNC)

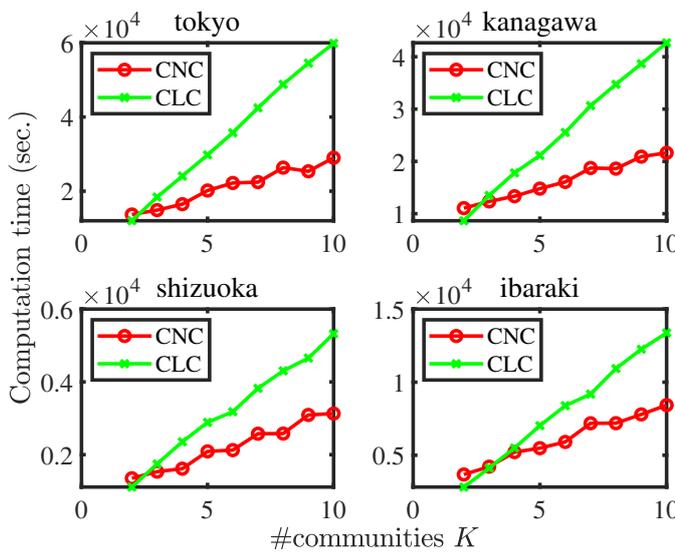


(c) 比較手法：近接度に基づく手法 (CLC)

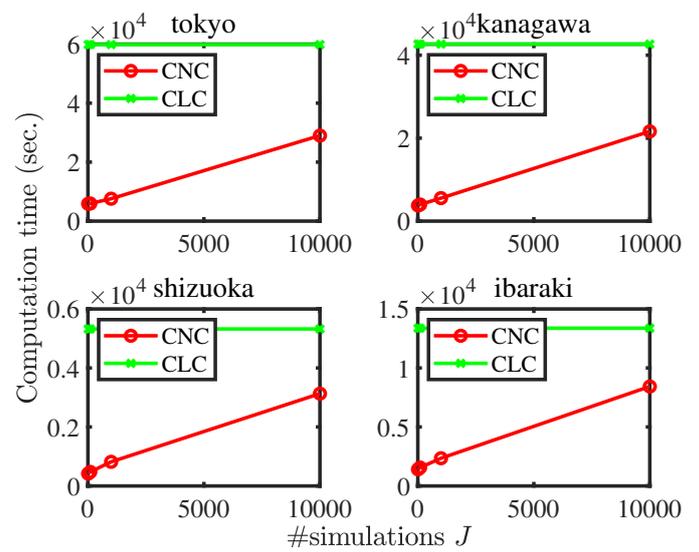


(d) 比較手法：リンク密度に基づく手法 (CNM)

図 2 避難所設置候補地と抽出領域 ($K = 20$)



(a) コミュニティ数に対する計算時間



(b) シミュレーション回数に対する計算時間

図 4 計算時間

設置候補地) を表しており、ノードの色はコミュニティを意味している。図 2(a) は、Shizuoka ネットワークの周辺環境を表しており、大きな山や川が存在していて避難の妨げになることがわかる。

図 2(b) の提案手法 (CNC) の結果を見ると、提案手法は山岳エリアを避けて代表ノードを抽出しており、おおよそ大きな川や山などの自然環境によりクラスタリングされている。丸で囲った代表ノードは湖畔や半島などに位置し

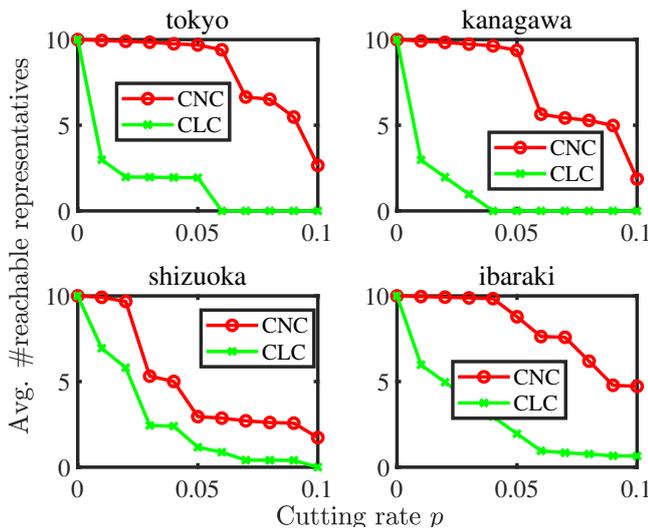


図 3 推定設置場所への可到達性

ており孤立しやすいが、近傍に多くのノードが存在しており、避難所が必要な領域である。

図 2(c), (d) の比較手法 (CLC, CNM) の結果を見ると、丸で囲った代表ノードは山の上に位置しており、災害時に避難しにくい場所が抽出されている。四角で囲ったコミュニティは河川や山にまたがって分布しており、災害時に閉塞しやすく避難所に到達できない可能性がある。

5.2 代表ノードへの可到達性

次に、エッジ媒介中心性ランキングにおいて上位 $p\%$ のエッジを切断した状況下で、避難所設置候補地への到達可能性を定量的に評価する。図 3 は、切断リンクの割合 p に対する各ノードからの平均可到達代表ノード数を表す。図 3 から、4 つのネットワークにおいて、近接度に基づく比較手法 (CLC) より連結度に基づく提案手法 (CNC) の方が平均可到達代表ノード数が高いことがわかる。特に、全リンクのうち 10% が閉塞しても住民は少なくとも 1 つの避難施設に辿り着ることが確認できる。

5.3 計算時間

最後に、提案手法の計算時間について評価する。図 4(a) は、横軸に代表ノード数 (コミュニティ数) K 、縦軸に計算時間 (秒) をプロットした。シミュレーション回数は $J = 10,000$ とした。図 4(a) から、比較手法 (CLC) より提案手法 (CNC) の方が高速に解を出力できることがわかる。特に、コミュニティ数 K が大きくなるにつれその差は顕著になる。

図 4(b) は、横軸にシミュレーション回数 J を対数で、縦軸に計算時間 (秒) をプロットした。コミュニティ数は $K = 10$ とした。図 4(b) から、 J を大きくすることで計算速度が遅くなるが、 J に対してほぼ線形に増加していることから、極端に遅くなることはないと予測できる。これら

の複数の実験結果より、提案手法は効率的に効果的な避難所の設置候補地を求めることができることを確認した。

6. おわりに

本研究では、災害における道路閉塞を確率的リンク切断によりモデル化し、可到達ノード数の期待値によりノードの連結度を定義した。連結度の高いノードを避難所設置候補地として抽出した結果、近接度に基づく手法と比較して、適切なノードを抽出できることを確認した。今後は、人口密度を考慮したモデルに拡張する予定である。

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] Jain, K., Mahdian, M. and Saberi, A.: A New Greedy Approach for Facility Location Problems, *Proceedings of the Thirty-fourth Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, STOC '02, New York, NY, USA, ACM, pp. 731–740 (online), DOI: 10.1145/509907.510012 (2002).
- [5] Tabata, K., Nakamura, A. and Kudo, M.: An Efficient Approximate Algorithm for the 1-Median Problem on a Graph, *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. E100.D, No. 5, pp. 994–1002 (online), DOI: 10.1587/transinf.2016EDP7398 (2017).
- [6] Girvan, M. and Newman, M. E. J.: Community structure in social and biological networks, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 99, No. 12, pp. 7821–7826 (online), DOI: 10.1073/pnas.122653799 (2002).
- [7] Clauset, A., Newman, M. E. J. and Moore, C.: Finding community structure in very large networks, *Physical Review E*, Vol. 70, No. 6, pp. 066111+ (online), DOI: 10.1103/PhysRevE.70.066111 (2004).
- [8] Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R. and Lefebvre, E.: Fast unfolding of communities in large networks, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, Vol. 2008, No. 10, p. P10008 (2008).
- [9] 伏見卓恭, 齊藤和巳, 池田哲夫, 風間一洋: リンク切断に頑健な連結中心性とその高速計算法, *情報処理学会論文誌数理モデル化と応用 (TOM)*, Vol. 11, No. 2, pp. 1–11 (2018).
- [10] Chen, P.-Y. and Hero, A. O.: Deep Community Detection, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 63, No. 21, pp. 5706–5719 (2015).