媒介度に基づく道路ネットワークのコミュニティ抽出法

Community Extraction Method of Road Networks Based on Betweenness Contribution

伏見 卓恭
Takayasu Fushimi

東京工科大学
Tokyo University of Technology
fushimity@stf.teu.ac.jp

斉藤 和巳
Kazumi Saito

神奈川大学, 理化学研究所革新知能統合研究センター
Kanagawa University, Center for Advanced Intelligence Project, RIKEN
k-saito@kanagawa-u.ac.jp, kazumi.saito@riken.jp

池田 哲夫
Tetsuo Ikeda

静岡県立大学
University of Shizuoka
t-ikeda@u-shizuoka-ken.ac.jp

風間 一洋
Kazuhiro Kazama

和歌山大学
Wakayama University
kazama@wakayama-u.ac.jp

keywords: road network, group centrality, betweenness contribution, community extraction

Summary

In this study, we address the problem of detecting effective installation sites of signboards and identifying their influential zones for a given road network, under the setting that many residents can view them on their shortest paths to the destinations. To this end, based on a notion of group-betweenness centrality measure, we newly formalize this problem as a k -betweens problem and propose a community extraction method of road networks to identify the influential zones. In an existing method, the influential zone of each signboard is extracted by Voronoi tessellation against its installation site, which assumes that residents view the nearest signboard. In our proposed method, it is extracted by the proportion including the signboard on the shortest paths from the resident's departure point to various destinations. From experimental evaluations using artificial and real road networks, we confirmed that our method can extract effective installation sites of signboards such as intersection nodes near the entrance of the express highway, and their influential zones as communities according to the positional relationships with arterial roadways. Furthermore, by computing the degree of antagonism among communities using the entropy of betweenness contribution rates, we can quantify the effectiveness of installing the same signboards for residents of areas where the influential zones of multiple signboards overlap.

1. はじめに

家などの出発地から、通勤・通学、買い物、旅行で目的地に向かう際、人々は道路に沿って、かつ、可能な限り最短の経路で移動する。この移動の際、道路脇に設置されている野立て看板を目にすることがある。看板設置者の立場としては、多くの人の目に触れる場所に看板を設置することが望ましい。本研究では、道路網上を移動する多くの人が閲覧するような効果的な看板配置場所を求め、各看板の勢力圏を抽出することを試みる。

道路上あるいは地図上での看板配置に関する先行研究として、小山らはボロノイ分割に基づく手法を提案している [小山 15]。この研究では、地図上での人々の移動を考慮しユークリッド距離ではなくマンハッタン距離を採用し、看板配置場所を母点としたボロノイ分割を行うこ

とで各看板の勢力圏を抽出している。ボロノイ分割は最も近くにある看板を閲覧するという行動モデルを前提としているため、看板を見ることが目的となっているとも言える。すなわち、看板配置の文脈においては適切な行動モデルとは言えない。本研究では、目的地への最短経路上で看板を閲覧することをモデル化するために、道路ネットワークに対する媒介中心性の概念を導入する。提案手法では、媒介中心性を拡張した指標により抽出したノードを看板配置候補地とする。そして、各地域の住民が最短経路で移動する際に最も多く閲覧する看板を計算し、各看板を最も多く閲覧する地域を勢力圏（コミュニティ）として抽出する。

ネットワーク上のノードをいくつかのグループに分割する手法として、様々なコミュニティ抽出手法、あるいは

表 1 既存手法と提案手法の違い

	既存手法	提案手法
ノード間移動モデル	特定ノード集合への移動	任意ノードペア間の移動
対応する数理問題	k -medoids	k -betweens
応用問題の例	避難所設置問題	看板配置問題
抽出可能なコミュニティ	近接地域分割	幹線道路分割

は、クラスタリング手法が提案されている。ネットワークのリンク密度が比較的高い部分を抽出する手法 [Saito 09, Seidman 83] やリンクを切断していくつかの部分グラフに分割する手法 [Hagen 92, Shi 00] が代表的である。しかし、道路ネットワークは次数分布がべき乗則に従っていない、最大次数が 10 未満である、隣接行列やラプラシアン行列の固有値の差を表す Eigen-gap が極めて小さいなど、一般の複雑ネットワークとは異なる性質を有しているため、上述の手法を適用すると望ましい結果は得られない。一般的なデータに対するクラスタリング手法として、 k -means 法や k -medoids 法などが古くから用いられている。これらの手法をネットワークデータに適用し、各ノードを最近傍にある代表ノードのクラスタに割り振ることでコミュニティ抽出を実現できる。

著者らは、社会ネットワーク分析の一手法である近接中心性の概念を拡張し、集合近接中心性を提案した。集合近接中心性において K 個の代表ノードを抽出することは、ノード間距離をメトリックとした k -medoids 法におけるメドイド集合を抽出することと等価である。そして、各ノードを最も距離の近い代表ノードのコミュニティに割り当てれば、ネットワーク上の k -medoids クラスタリングを実現できる。特に、道路ネットワークに対して集合近接中心性の代表ノードを抽出することは、避難所やコンビニ、病院などの施設配置問題を考えることになり、実問題への応用にもつながる [武藤 11, 斉藤 10]。従来手法である k -medoids クラスタリングは、避難所やコンビニなどの施設の設置場所ノードを目的地とした移動をモデル化している。したがって、各ノードにとって最も距離の近い（近接度の高い）施設が目的地として選ばれるのが自然であり、近接地域分割によるコミュニティが抽出される。すなわち、各住民は自身から最も距離の近い看板を閲覧することを想定した勢力圏が抽出される。

一方、看板配置問題においては、看板設置場所ノードが移動の目的地になることは考えにくい。任意の出発地と目的地間の移動途中で、多く通過される（閲覧される）ノードが適切な看板設置場所と言える。本研究では、任意のノードペア間の移動において、より多く通過されるノードを抽出する k -betweens 問題という数理問題を提案する。 k -betweens 問題における適切なノード集合を抽出するために、著者らの既存研究である集合媒介中心性の概念、および、解法アルゴリズムを用いる [伏見 13]。集合媒介中心性により抽出した K 個の代表ノードを看板配置候補地とし、他のノードを最も媒介度の高い看板

（代表ノード）のクラスタに割り振ることで、各看板の勢力圏（コミュニティ）を抽出する手法を提案する。提案手法のベースとなる媒介中心性では、任意のノードペア間を最短経路で移動することを想定している。そのため、提案手法を道路ネットワークに適用した場合、高速道路の入り口や幹線道路上のノードが看板設置候補地として抽出されることが期待できる。すなわち、各住民は様々な目的地に向かう際に、最も多く通過する経路上の看板を閲覧することを想定した勢力圏が抽出される。表 1 に、従来手法と提案手法の違いをまとめた。本研究では、両手法を実験的に比較し、提案手法の性質を評価する。

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 章で提案手法の詳細について説明する。4 章で評価実験に使用する実データおよび比較手法について触れ、5 章で実験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

本章では、提案手法と既存手法の関連や相違点について整理する。

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 [Freeman 79]。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 [Dekker 05]。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 [Brandes 08]。これらの中心性指標を道路ネットワークに適用することで有用な知見が得られている。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 [Montis 07]。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ー構造の違いを評価している [Park 10]。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 [Crucitti 06]. 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. 既存研究で用いられる中心性指標は、ネットワーク全体に対する個々のノードの独立した性質を定量化したものである. 近隣ノードの影響の重複による過大評価を考慮していないため、近隣ノードの中心性スコアが類似した値となる傾向にある. よって、単純に既存中心性のスコアが高いノードに着目すると、ネットワーク上の一部に偏って位置するノードばかりが抽出され、本研究の目的である看板配置の候補地として適切でない. したがって、本研究ではノード同士の依存関係を考慮して、ノード集合の中心性スコアを定量化した集合中心性の概念を導入する. そして、抽出した代表ノードに基づいて、全ノードを各代表ノードが影響を及ぼす領域に分割する.

代表ノードとの距離による分割、すなわち、 k -medoids クラスタリングや提案手法における媒介度分割では、各ノードと K 個の代表ノードとの関係性により全ノードを分割する。最も関係が強い代表ノードのコミュニティに割り当てられるが、割り当てられなかった代表ノードとの関係が皆無というわけではない。したがって、関係の強さの比率を用いれば、重複コミュニティを抽出することもできる。ネットワークから重複コミュニティ (Overlapping Community) を抽出する手法として、Palla らの CP (Clique Percolation) 法、Kumpula らの SCP (Sequential Clique Percolation) 法、風間らの SR (Spectral Relaxation) 法がある [風間 07, Kumpula 08, Palla 05]。これらはいずれも、クリークなどの密な部分を繰り返し抽出する際に、各ノードが複数のコミュニティとして抽出されることを許容している。Xie らの SLPA (Speaker-listener Label Propagation Algorithm) 法では、半教師あり学習の手法である Label Propagation を拡張して、各ノードのラベルをベクトルとして学習することで、ベクトルの次元の値の比率によって重複コミュニティを抽出する [Xie 11]。比率に着目する点で提案手法と類似しているが、媒介度分割や近接度分割は代表ノードとの関係の強さの比率を用いているのに対し、SLPA では隣接ノード間で類似のラベルベクトルを有するように学習する点で大きく異なる。

道路網上への施設配置問題、看板配置問題に関する先行研究として、Tabata らの研究と小山らの研究がある [小山 15, Tabata 17]. Tabata らの手法では、近接中心性に基づくランキングで 1 位のノードを高速に計算し、そのノードを施設配置候補地としている。すなわち、 k -medoids クラスタリングの貪欲法における第 1 代表ノードを高速に求めている。一般的に、複数施設を設置することでより多くのノード（住民）の需要に応えることができ、それぞれの施設が影響を与える領域を抽出することで設置内容の戦略につながる。本研究では、1 つの候補地だけでなく、他の選定済み候補地の場所を考慮して複数の候補地を求め、さらにそれらの勢力圏を抽出する点で異な

図1 ノード u を起点とした DAG 構造

る。小山らの研究では、配置済みの看板の勢力圏をマンハッタン距離に基づくボロノイ分割により抽出している。これは、最短距離に位置する看板を閲覧することを前提としている。前述したように、看板設置場所が移動の目的地であることは稀であり、最短距離に位置する看板を閲覧するというモデルには限界がある。通常は、任意のノードペア間の移動途中で看板を閲覧するのが自然なモデルである。したがって、本研究では、出発地から目的地への最短経路において多くの人が通過する地点を看板配置候補地とし、その移動に基づき勢力圏を抽出する。

3. 提案手法

本研究では、道路ネットワーク上に K 個の看板を配置し、それぞれの看板が影響を与える領域を抽出する問題を扱う。ネットワーク上のあるノードを出発地、別のノードを目的地とした際、任意のノードペア（出発地、目的地）の最短経路に多数回含まれるノードは、多数の移動者に閲覧されることが見込まれる。しかし、同一経路上に多数の看板を設置すれば、一部の移動者のみに閲覧され、他の地域の移動者に閲覧される機会が少なくなる。本研究では、より多数の移動者に閲覧される看板配置場所を求めるために、任意のノードペア間の最短経路に多数回含まれるノードを抽出する問題を k -betweens 問題として定式化し、集合媒介中心性と媒介度分割により解を求める。

道路における交差点をノード，2つの交差点を結ぶ道をリンクとした道路ネットワークを対象とする．すなわち， N 個の交差点ノードの集合 $\mathcal{V}$ と L 個のリンクの集合 $\mathcal{E}$ からなる無向の道路ネットワーク $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ を入力とする．与えられた道路ネットワークから，媒介中心性を拡張した集合媒介中心性の貪欲解法により K 個の代表ノード $\mathcal{R} \subset \mathcal{V}$ を看板配置場所の候補地として抽出する．そして，あるノードから他のノードへの最短経路において，代表ノードを通過する割合を各代表ノードの媒介度

として定義し、各ノードを最も媒介度の高い代表ノードのコミュニティに分割する。以下では、集合媒介中心性の定義および計算法と媒介度分割について説明する。

3.1 集合媒介中心性

集合中心性は、 K 個のノードを選定する際、それらが互いに協調して寄与することを考慮した中心性である。 K 個のノードを選んだ場合、各ノードは互いに協調し影響を及ぼしているため、一般的には集合としての中心性スコアは、構成するノードの中心性スコアの単純な和とはならない。本研究では、集合 $\mathcal{R}$ の中心性スコアが高くなるようにノードを選定する。

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”という概念に基づく指標である。これを拡張した集合媒介中心性において、集合 $\mathcal{R}$ の媒介度は $\mathcal{R}$ 内のノードの媒介度の単純な和ではなく、集合 $\mathcal{R}$ を構成するノードのいずれかが媒介する割合（協調媒介度）の和により定義される。集合 $\mathcal{R}$ の集合媒介中心性 $\text{setBWC}(\mathcal{R})$ は以下のように定義される：

$$\text{setBWC}(\mathcal{R}) = \sum_{s \in \mathcal{V}} \sum_{t \in \mathcal{V}} \frac{\sigma_{s,t}(\mathcal{R})}{\sigma_{s,t}}. \quad (1)$$

ここで、 $\sigma_{s,t}$ はノード s から t への最短経路数であり、 $\sigma_{s,t}(\mathcal{R})$ は、ノード s からノード t への最短経路で、少なくとも 1 つの $r \in \mathcal{R}$ を通る最短経路の数を意味する。集合 $\mathcal{R}$ 内のノードのいずれかを通過するパス数により計算され、式 (1) を最大にするようなノード集合 $\mathcal{R}$ 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 $K = |\mathcal{R}| = 1$ 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、既存の媒介中心性上位のノードを選定しても、それらが s から t までの同一パス上に多く存在する場合、選定された個々のノードの貢献度は小さく、かならずしも協調媒介度を大きくするとは限らない。このような組み合わせ最適化問題は、一般に NP 完全クラスに属し、対象が大規模になれば妥当な計算時間で厳密解を求めることが困難となるが、式 (1) で定義される目的関数がサブモジュラ性を有する。すなわち、比較的高速な貪欲法による近似解が最悪ケースの解品質が保証されているため、貪欲法により代表ノードを抽出する。

3.2 媒介度分割

上述した集合媒介中心性により K 個の代表ノード $\mathcal{R} \subset \mathcal{V}$ を抽出し、以下で説明する媒介度により全ノードを K 個のコミュニティに分割する。ノード u を起点とした DAG (Directed Acyclic Graph) において、ノード u から他のノードへ向かう際に代表ノード $r_k \in \mathcal{R}$ を通過する回数を代表ノード r_k の媒介度 $z_k(u)$ として定義する。すなわち、DAG における自身を含めた子孫ノード数の合計で計算できる。そして、ノード u を最も媒介度が高い

図2 度数分布

代表ノードのコミュニティに割り当てる。代表ノード r_k に基づく媒介度分割によるコミュニティを以下のように定義する：

$$C_{bw}(k) = \{u \in \mathcal{V} \mid \arg \max_{1 \leq h \leq K} z_h(u) = k\}.$$

図1は、ノード u を起点とした DAG と、DAG 上の3つの代表ノード r_1, r_2, r_3 を表している。図1を見ると、 $z_1(u) = 8, z_2(u) = 3.5, z_3(u) = 3$ である。したがって、 $u \in C_{bw}(1)$ である。ここで、DAG における r_2 の子ノードは自分自身を含めて4ノードであるが、一番右側の子ノードは親ノードが2つ存在し、 r_2 を経由する確率は $1/2$ であるため、 $z_2(u) = 3.5$ となる。

4. 評価実験

評価実験では、道路網を模して構築した人工ネットワークと実際の道路網を用いて、適切な看板配置候補地と各看板の勢力圏を抽出できるかについて評価する。本研究の目的は、任意の出発地と目的地間を最短経路で移動する際、より多く通過されるようなノードを看板配置候補地として抽出し、各看板を多く通過する出発地ノード群をその看板の勢力圏として抽出することである。よって、高速道路の入り口や主要な幹線道路上のノードのように、多くの人が通過するノードが抽出されるか、そして、これらの幹線道路の利用地域により勢力圏に分割できるかという観点で評価する。

4.1 データセット

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をノード、道路を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。これらのネットワークは規模こそ異なるが先行研究 [Crucitti 06, Maulana 16] で用いられたものと共通の特性を有する一般的な道路ネットワークである。なお、本研究で用いる既存手法と提案手法は、対象ネットワークの規模に依存せず、使用したネットワークより小さな規模のデータに対しても類似の傾向の結果が得られている。

図2に両ネットワークの次数分布を示す。ただし、縦軸のみ対数スケールである。図2を見ると、次数分布がべき乗則に従っておらず、一般的な道路ネットワークの性質を有しているため、リンク密度に基づくコミュニティ抽出手法は適用が困難であることがわかる。

4.2 集合近接中心性と近接度分割

比較に用いる手法として、近接中心性を拡張した集合近接中心性により代表ノードを抽出し、近接度（距離）に基づき分割する手法を採用する。すなわち、文献[小山15]でも用いられている *k-medoids* 法である。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 $\mathcal{R}$ の近接度は $\mathcal{R}$ 内のノードの近接度の単純な和ではなく、集合 $\mathcal{R}$ 内の最も近いノードいずれかとの距離 $\min_{r \in \mathcal{R}} d(u, r)$ （協調近接度）を用いて定義される。集合 $\mathcal{R}$ の集合近接中心性スコア $\text{setCLC}(\mathcal{R})$ は以下のように定義される：

$$\text{setCLC}(\mathcal{R}) = \sum_{u \in \mathcal{V} \setminus \mathcal{R}} \min_{r \in \mathcal{R}} d(u, r). \quad (2)$$

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(2)を最小にするような集合 $\mathcal{R}$ を求める問題は、各ノードと K 個の代表ノードのうち最小の距離となる代表ノードとの距離の和を最小にする *k-medoids* 問題とみなすことができ、ネットワーク上での施設配置問題の解法に有用と考えられる[斉藤10]。また、求める集合の要素数 $K = 1$ 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。本研究では、提案手法と同様に、貪欲法により K 個の代表ノードを抽出する。集合近接中心性により K 個の代表ノード $\mathcal{R} \subset \mathcal{V}$ を抽出し、近接度により全ノードを K 個のコミュニティに分割する（ボロノイ分割）：

$$C_{cl}(k) = \{u \in \mathcal{V} \mid \arg \min_{1 \leq h \leq K} d(u, r_h) = k\}.$$

これは、最も距離の小さい、すなわち、近接度の高い代表ノードのコミュニティに割り当てている。

5. 実験結果

5.1 人工ネットワークによる評価

まず、媒介度分割と近接度分割の処理結果の違いを視覚的にとらえるために、図3に人工ネットワークに対して $K = 2$ で集合媒介中心性、集合近接中心性により代表ノード（看板設置候補地）を求め、それぞれのコミュニティ（看板の勢力圏）を求めた結果を示す。赤い星ノードが貪欲法により最初に選ばれたノード、緑の星ノードは2番目に選ばれたノードである。この人工ネットワークは、2つの都市間を3本の幹線道路でつないだ構造をしてい

図3 人工ネットワークに対する処理結果

る。3つの幹線道路を用いることで、高速道路のように短いステップで他地域にたどり着くことができる。図3(a)は、集合媒介中心性による代表ノードと媒介度分割によるコミュニティの結果である。抽出された代表ノードは、高速道路のインターチェンジ(IC)に相当するノードであると言える。ICは、最短経路で他ノードに向かう際に多く通過する地点であり、その付近に野立て看板を設置することで多くの住民が閲覧することが期待できる。各代表ノードのコミュニティは、移動に際して通過する度合いで分割されているため、異なる都市であっても同一コミュニティに割り当てられている。つまり、最短経路で他のノードへ向かう際、赤い地域の住民は緑の代表ノードと比較して赤い代表ノードをより多く利用することから、赤い代表ノードの勢力圏にあることを表している。

図3(b)は、集合近接中心性による代表ノードと近接度分割によるコミュニティの結果である。抽出された代表ノードは、各都市の中心街に相当するノードであると言える。中心街は、他ノードへ短いステップでたどり着くことができる地点である。各代表ノードのコミュニティは、代表ノードへ向かうに際してかかる距離の度合いで分割されているため、各都市がコミュニティとして抽出されている。このように、人工ネットワークに対する処理結果から、看板設置場所およびその勢力圏という観点で見ると、集合近接中心性と近接度分割による結果は望ましいものとは言えない。

5.2 可視化による定性評価

この節では、抽出したコミュニティを可視化結果から定性的に評価する。まず、対象ネットワークにおける主要道路を図4に示す。Shizuoka ネットワークでは、東名高速道路と新東名高速道路を利用することで、短いステップで他ノードへ移動することができる。Kanagawa ネットワークでは、横浜横須賀道路や小田原厚木道路などの有料道路や保土ヶ谷バイパスを含む無料の主要道路を利用することで、短いステップで他ノードへ移動することができる。

図5と図6に、Shizuoka ネットワークに対する処理結果を示す。各可視化結果において、星印のノードは集

(a) Shizuoka ネットワーク

(b) Kanagawa ネットワーク

図 4 対象ネットワークにおける主要道路

合中心性により抽出した代表ノードであり、同色のノードは同一のコミュニティに割り振られたことを意味する。図 5(a) と図 6 は、提案手法（集合媒介中心性・媒介度分割）の結果である。代表ノードは、貪欲解法により選ばれた順に、

- (1) 赤：新東名の藤枝岡部 IC 入口
- (2) 緑：東名の焼津 IC 入口
- (3) 青：新東名の静岡 IC 入口
- (4) 黄：東名の富士川スマート IC 入口
- (5) 桃：東名の袋井 IC 入口

である。人工ネットワークでの結果と同様に、主要道路である高速道路の IC 付近のノードが選ばれている。図 5(b) は、上記の代表ノードへのグラフ距離に基づき近接度分割した結果であり、代表ノードが各コミュニティの重心に位置している。図 5(a) の媒介度分割の結果は、代表ノードを重心としたコミュニティを形成する近接度分割の結果といくらか異なる。赤コミュニティに属する各ノードは、他のノードに最短経路で向かう際に、5 つの代表のうち赤の代表ノードを経由する割合が最も高いノードである。赤の代表ノードは Shizuoka ネットワークのほぼ中心に位置しており、かつ、高速道路の IC 入口付近のノードであるため、多くのノードペアを出発地・目的地とする最短経路において赤の代表ノードを経由する確率が高い。県西部と中部においては、新東名を利用する地域（赤）と東名を利用する地域（緑）の 2 つのコミュニティにおおよそ分割されている。県東部においては、新東名や東名を利用する地域（青）と国道 1 号バイパスおよび伊豆縦貫道を利用する地域（黄）におおよそ分割されている。また、人工ネットワークでの結果と同様に、青コミュニティのように離れた地域でも同一のコミュニティに割り当てられている部分がある。図 6 からわかるように、まず、東名と新東名を利用する地域に二分され、ついで県東部も東名と国道 1 号・伊豆縦貫を利用する地域に分割されていることがわかる。

図 5(c), (d) は、集合近接中心性に基づく結果である。代表ノードは、貪欲解法により選ばれた順に、

- (1) 赤：新東名の静岡 IC 入口
- (2) 緑：東名の浜松 IC 入口
- (3) 青：伊豆スカイラインの冷川 IC 入口
- (4) 黄：浜松市国道 1 号線付近の交差点
- (5) 桃：静岡市国道 150 号線付近の交差点

である。主要な道路上のノードが選択されているが、集合媒介中心性による代表ノードと異なる性質のノードが抽出された。特に、第 3, 4, 5 代表ノードのように、多くの人が通過するとは言い難いノードも含まれる。図 5(d) は、上記の代表ノードへのグラフ距離に基づき近接度分割した結果である。図 5(b) と同様に、代表ノードを重心としたコミュニティが形成されており、かつ、全体としてバランスよく分割されている。一方、図 5(c) は、上記の集合近接中心性による代表ノードに基づき媒介度分割した結果であるが、代表ノード抽出と分割の方針が異なるため、コミュニティのバランスが良くなく、解釈も困難である。

図 7 と図 8 に、Kanagawa ネットワークに対する処理結果を示す。図 7(a) と図 8 は、提案手法（集合媒介中心性・媒介度分割）の結果である。代表ノードは、貪欲解法により選ばれた順に、

- (1) 赤：第三京浜、横浜新道、首都高速（神奈川 3 号三ツ沢線）、国道 1 号線が交わる JCT 付近の交差点
- (2) 緑：新湘南バイパスと横浜新道をつなぐ国道 1 号線上の交差点
- (3) 青：東名の横浜町田 IC 入口付近、および、東京環状、保土ヶ谷バイパスの接続点付近の交差点
- (4) 黄：狩場（横浜横須賀道路が首都高速と分岐）IC 入口付近の交差点
- (5) 桃：圏央道の海老名 IC 入口

が抽出されている。主要道路が交わる要所が代表ノードとして抽出されている。図 7(a) は、首都高速神奈川や湾岸線、第三京浜を利用する地域（赤）、国道 1 号や横浜新道、小田原厚木道路を利用する地域（緑）、東名を利用する地域（青）、横浜横須賀道路を利用する地域（黄）、圏央道を利用する地域（桃）におおむね分割されている。

図5 Shizuoka ネットワークのコミュニティ抽出結果 ($K = 5$)

図6 提案手法におけるコミュニティ数の変化と抽出コミュニティ (Shizuoka)

さらに、図8を見ると、まず、東京方面へつながる主要道路が通過するエリア（赤）と横浜市内の主要道路が通過するエリア（緑）に分割している。つづいて、赤いエリアを横浜を通過するエリア（赤）と横浜を通過しないエリア（青）に二分している。そして、緑のエリアを三浦半島方面へ向かうエリア（黄）とその他のエリアに分割している。

このように、2つの実道路ネットワークに対する処理結果から、提案手法は対象ネットワークを主要道路の利用エリアにより分割し、従来の距離に基づく分割法とは顕著に異なるコミュニティを抽出することがわかった。近接度分割では代表ノードを中心としたコミュニティが抽出されるが、媒介度分割では代表ノードがコミュニティの端、あるいは、複数のコミュニティの間に位置してい

ることがわかる。媒介度分割は、DAGにおける下流（あるいは、上流）に位置する割合が多い代表ノードのコミュニティに割り当てられるためこのような結果となる。

5.3 媒介度分割と近接度分割の違い

この節では、同一の代表ノードに基づき媒介度分割と近接度分割をした際のコミュニティ抽出結果の差異について正規化相互情報量 (Normalized Mutual Information) を用いて定量的に評価する。媒介度分割により得られた K 個のコミュニティそれぞれに属するノード数の分布を $Q_{bw} = [q_{bw}(1), \dots, q_{bw}(K)]$, $q_{bw}(k) = |C_{bw}(k)|/N$, $\sum_{k=1}^K q_{bw}(k) = 1$ とする。同様に近接度分割によるノード数分布を Q_{cl} とする。さらに、両分割手法による各コミュニティのノード数分布を $q(k, h) = |C_{bw}(k) \cap C_{cl}(h)|/N$ とする。この

時, これらの分布のエントロピーを

$$H_{bw} = - \sum_{k=1}^K q_{bw}(k) \log q_{bw}(k),$$

$$H_{cl} = - \sum_{k=1}^K q_{cl}(k) \log q_{cl}(k),$$

$$H = - \sum_{k=1}^K \sum_{h=1}^K q(k, h) \log q(k, h)$$

とする. そして, NMI を以下のように計算する:

$$NMI(bw, cl) = \frac{H_{bw} + H_{cl} - H}{\sqrt{H_{bw} * H_{cl}}}.$$

この値が 1 に近いほど, コミュニティ抽出結果が似ていることを意味する. 図 9 は, 横軸がコミュニティ数 K ,

縦軸が媒介度分割と近接度分割によるコミュニティ抽出結果の NMI を表す. 図中の赤線は集合媒介中心性による代表ノード, 青線は集合近接中心性による代表ノードを与えた際の両分割結果の NMI を示す. 図 9 を見ると, どちらのネットワークでも, 集合媒介中心性による代表ノードに基づくコミュニティ抽出結果の方が, 両分割手法による結果が類似していることがわかる. さらに, コミュニティ数を大きくするにつれ, 結果が類似してくる傾向にあるが, いずれの結果も NMI は 0.5 前後であり, やや類似する程度である. これらの結果からも, 代表ノードへの距離に基づく分割と, 代表ノードを經由して辿り着けるノード数に基づく分割では, 異なる性質を持つことがわかった. 特に, 解釈可能なコミュニティを抽出できる提案手法 (集合媒介中心性・媒介度分割) は, 解釈

(a) Shizuoka

(b) Kanagawa

図9 コミュニティ抽出結果のNMI

(a) Shizuoka

(b) Kanagawa

図10 媒介寄与率のエントロピーヒートマップ

困難かつ不自然なコミュニティを抽出する集合近接中心性・媒介度分割とは大きく異なる結果となった。

5.4 媒介寄与率のエントロピー

提案手法における媒介度分割は、各ノードが他のノードへ最短経路で向かう際に経由する代表ノードを数え上げ、その割合（媒介度）が最も高い代表ノードのコミュニティに分割するものである。この節では、各ノードに対して、ある代表ノードの媒介度だけ突出して大きいのか、あるいは、複数の代表ノードの媒介度が拮抗しているのかについて、エントロピーにより評価する。いま、ノード u の代表ノード r_k に対する媒介寄与率（媒介度の割合）を $p_u(k) = z_k(u) / \sum_{h=1}^K z_h(u)$ とする。ノード u に関する K 個の代表ノードへの媒介寄与率分布を $P_u = [p_u(1), \dots, p_u(K)]$ とし、そのエントロピー $H_u = -\sum_{k=1}^K p_u(k) \log p_u(k)$ と計算する。

図10に、両ネットワークにおける各ノードのエントロピーヒートマップを示す。エントロピーの値を赤から青のグラデーションで表しており、赤いノードほどエントロピーが高く、複数の代表ノードに対する媒介寄与率が拮抗していることを意味する。青いノードほどエントロ

ピーが低く、単一の代表ノードに対する媒介寄与率が突出して高いことを意味する。Shizuoka ネットワークでは、東名と新東名の2本の高速道路の狭間に横長に位置する領域や静岡市清水区が赤くグラデーションされ、高いエントロピーを示している。この地域は、複数の代表ノードに対する媒介寄与率が拮抗しており、すなわち、複数の看板の勢力圏が重複している領域であると言える。特に、清水区には東名と新東名をつなぐジャンクションがあり、いずれの高速道路をも利用することが可能であり、それらのICにある代表ノードを同程度に通過すると考えられる。さらに、伊豆半島のエントロピーがやや高い値を示しているが、5つ代表ノードに対する媒介寄与率がいずれも低く拮抗している。逆に、山間部などの主要道路から離れた地域のノードは青にグラデーションされ、ある特定の代表ノードの媒介寄与率が高い、すなわち、特定の代表ノードに設置する看板のみを閲覧する確率が高いことを示している。Kanagawa ネットワークでは、東名と小田原厚木道路に挟まれている県西エリア、東名と第三京浜に挟まれている川崎市北西部および横浜北西部のエリアが赤くグラデーションされ、高いエントロピーを示している。特に横浜町田エリアのノードは、川崎方面へ

は第 1 代表ノード (図 7(a) で赤), 県西方面へは第 2 代表ノード (図 7(a) で緑), 東京方面へは第 3 代表ノード (図 7(a) で青), 横浜方面へは第 4 代表ノード (図 7(a) で黄), 相模原方面へは第 5 代表ノード (図 7(a) で桃) を経由するため, 複数の看板の勢力圏が重複している領域であり, 極めて高いエントロピーの値を示している. このように, 媒介寄与率のエントロピーを解析すると, 勢力圏の重複度を知ることができる. 候補地に同種の看板を配置した場合, 勢力圏が重複するエリアの住民は同種の看板を何度も閲覧することになり, 効率がよいとは言えない. すなわち, 媒介寄与率のエントロピーを用いて勢力圏の重複度を計算することによって, 設置看板の内容に関する戦略にもつながると期待できる.

6. お わ り に

本研究では, 道路ネットワーク上への効果的な野立て看板配置を目的に, 媒介中心性を拡張した集合媒介中心性により看板設置候補地を抽出し, 媒介度分割により設置した看板の勢力圏を表すコミュニティを抽出する手法を提案した. 実道路ネットワークを用いた評価実験により, 従来の距離に基づくボロノイ分割による手法と比較して, 異なる性質のコミュニティを抽出できることを確認した. 抽出したコミュニティは対象ネットワークにおける主要道路との位置関係に起因することを, 可視化と媒介寄与率のエントロピーにより確認した. すなわち, 人々が主要道路を利用した最短経路で目的地に向かう際に閲覧するような看板配置場所および勢力圏が抽出できることを確認した.

今後は, ネットワーク内の全ノードへの最短経路ではなく, ある程度の範囲内のノードを目的地とした場合の媒介度分割や住宅地エリアを出発地, 商業エリアを目的地とするような確率を導入したモデルを考慮する必要があると考えられる.

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 ◇

- [Brandes 08] Brandes, U.: On variants of shortest-path betweenness centrality and their generic computation, *Social Networks*, Vol. 30, No. 2, pp. 136–145 (2008)
- [Crucitti 06] 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)
- [Dekker 05] Dekker, A.: Conceptual distance in social network analysis, *Journal of Social Structure*, Vol. 6, (2005)
- [Freeman 79] Freeman, L.: Centrality in social networks: Conceptual clarification, *Social Networks*, Vol. 1, No. 3, pp. 215–239 (1979)
- [伏見 13] 伏見 卓恭, 齊藤 和巳, 池田 哲夫, 武藤 伸明: ノード群の協調的振舞いに着目した集合媒介中心性の提案と応用, 電子情報通信学会和文論文誌 D, Vol. J96-D, No. 5, pp. 1158–1165 (2013)

- [Hagen 92] Hagen, L. and Kahng, A. B.: New spectral methods for ratio cut partitioning and clustering, *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, Vol. 11, No. 9, pp. 1074–1085 (1992)
- [風間 07] 風間 一洋, 佐藤 進也, 齊藤 和巳, 山田 武士: 人間関係の重なりを持つコミュニティ構造の抽出 (特集ネットワークが創発する知能), コンピュータソフトウェア, Vol. 24, No. 1, pp. 81–90 (2007-01-26)
- [小山 15] 小山 雅明, 高橋 由樹, 椎塚 久雄: ボロノイ図を用いた野立て看板のなわばりモデルの基礎的考察, 日本感性工学会論文誌, Vol. 14, No. 1, pp. 239–247 (2015)
- [Kumpula 08] Kumpula, J. M., Kivelä, M., Kaski, K., and Saramäki, J.: A sequential algorithm for fast clique percolation, *Physical Review E*, Vol. 78, No. 2, p. 026109+ (2008)
- [Maulana 16] Maulana, A., Saito, K., Ikeda, T., Yuze, H., Watanabe, T., Okubo, S., and Mutoh, N.: Characterizing similarity structure of spatial networks based on degree mixing patterns, in *Proceedings of the 30th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications*, (AINA2016), pp. 9–16 (2016)
- [Montis 07] 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)
- [武藤 11] 武藤 伸明, 齊藤 和巳, 池田 哲夫, 永田 大, 伏見 卓恭: 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, Vol. 4, No. 1, pp. 1–10 (2011)
- [Palla 05] 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)
- [Park 10] Park, K. and Yilmaz, A.: A social network analysis approach to analyze road networks, in *Proceedings of the ASPRS Annual Conference 2010* (2010)
- [Saito 09] Saito, K., Yamada, T., and Kazama, K.: The k-dense method to extract communities from complex networks, in Zighed, T. S. R. Z., Djamel and Hacid, H. eds., *Mining Complex Data*, Vol. 165 of *Studies in Computational Intelligence*, pp. 243–257, Springer, Berlin / Heidelberg (2009)
- [齊藤 10] 齊藤 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, Vol. 3, No. 1, pp. 62–72 (2010)
- [Seidman 83] Seidman, S. B.: Network structure and minimum degree, *Social Networks*, Vol. 5, No. 3, pp. 269–287 (1983)
- [Shi 00] Shi, J. and Malik, J.: Normalized cuts and image segmentation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 8, pp. 888–905 (2000)
- [Tabata 17] 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 (2017)
- [Xie 11] Xie, J., Szymanski, B. K., and Liu, X.: SLPA: Uncovering overlapping communities in social networks via a speaker-listener interaction dynamic process, *CoRR*, Vol. abs/1109.5720, (2011)

[担当委員: 諏訪 博彦]

2019 年 1 月 7 日 受理

—— 著 者 紹 介 ——

伏見 卓恭 (正会員)

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イノベーション研究科客員研究員. 2015 年筑波大学図書館情報メディア系特別研究員. 2017 年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). 情報処理学会, 日本データベース学会各会員.

齊藤 和巳(正会員)

1985 年慶應義塾大学理工学部数理科学科卒業。同年、日本電信電話株式会社入社。2007 年静岡県立大学経営情報学部教授。2018 年神奈川大学理学部教授。機械学習、複雑ネットワーク等の研究に従事。博士（工学）。情報処理学会、電子情報通信学会、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 年同大学院理学系研究科情報科学専攻修了。同年、日本電信電話公社（現 NTT）入社。2002 年岩手県立大学ソフトウェア情報学部教授。2006 年静岡県立大学経営情報学部教授。データベース、情報検索等の研究に従事。博士（工学）。情報処理学会、電子情報通信学会、日本データベース学会、観光情報学会各会員。

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、日本電信電話株式会社入社。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）。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。