

都市内道路網の空間分割手法の 実証比較分析

平林 新¹・壇辻 貴生²・福田 大輔³・葛 乾⁴

¹学生会員 東京工業大学修士課程 環境・社会理工学院 土木・環境工学系 都市・環境学コース
(〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-M1-11)

E-mail: hirabayashi.s.ab@m.titech.ac.jp

²正会員 東京工業大学博士課程 環境・社会理工学院 (〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-M1-11)

E-mail: t.dantsuji@plan.cv.titech.ac.jp

³正会員 東京工業大学准教授 環境・社会理工学院 (〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-M1-11)

E-mail: fukuda@plan.cv.titech.ac.jp

⁴非会員 東京工業大学研究員 環境・社会理工学院 (〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-M1-11)

E-mail: ge.qian@plan.cv.titech.ac.jp

Macroscopic Fundamental Diagram (MFD) を中心に、エリアレベルでの交通状態を取り扱うマクロ交通流理論の発展が近年著しいが、well-defined な MFD を構成するための適切なエリア分割の手法はまだ十分に確立していない。本研究では、Ji and Geroliminis (2012)及び Ge et al. (2016)による二つの異なるエリア分割手法の特性について比較した。前者がサブネットワーク数を恣意的に決定できるのに対し、後者はサブネットワーク数は自動的に求まるという相違がある。東京都心部に設置された路上感知器から得られたデータを用いて実証的な比較を行ったところ、サブネットワーク数とサブネットワーク形状のいずれでも、両分割手法の結果が類似していることが判明した。また、推定された MFD が well-defined であるかについて統計的に確認したところ、両手法の差は殆ど見られず、適合度の観点からも同等であることが確認された。

Key Words: Macroscopic fundamental diagram, spatial partitioning, community detection

1. はじめに

都市部における深刻な渋滞は、多大な経済損失につながる。混雑を緩和するための施策として、ロードプライシングや流入制御などの交通需要マネジメント (TDM) が検討されている。エリアレベルの TDM を検討するにあたり、Daganzo (2007) によって提案された Macroscopic Fundamental Diagram (MFD) に基づいたエリアレベルの交通制御手法が検討されている。エリアレベルで集計された交通量と交通密度の関係を表す MFD は、(1) 交通需要の情報を必要としない、(2) MFD の形状は交通需要などに依らず、ネットワーク構造などの供給側の情報に依存する、などの特性をもつため、エリアレベルの制御手法を検討する際に有用な概念である。しかし、プロットのばらつきが少ない well-defined MFD が存在するためには、ネットワークの状態が均質であることが必要である。実際に計測された MFD の多くで、観測データの大きなばらつきやヒステリシスループの存在が確認されている (Buisson and Ladier, 2009; Wang et al., 2017)。これらはネッ

トワーク内の混雑度が異なるという異質性に起因する。

この異質なネットワークを均質な少数のサブネットワークに分割する手法が幾つか提案されている。Ji and Geroliminis (2012)は、ある時間帯の交通密度に着目し混雑の空間的な特性に基づいたクラスタリング手法を提案した。この手法は (1)対象のネットワークを、類似した交通密度を持つリンクで構成されるサブネットワーク (以降サブネットワークと呼ぶ) に、適当な数のサブネットワークまで分割する、(2)サブネットワークが再び一つになるまで、サブネットワーク間の平均交通密度が近いサブネットワークをつなげる、(3)サブネットワーク間の境界線の調整を行う、という三段階で構成されている。一方、Ge et al. (2016)は、ネットワーク性 (グラフ指標)、すなわち、モジュラリティに基いた分割手法を提案した。この手法は、(1)リンクの自由流速度と容量を考慮し、リンクの重みを計算する、(2)この重みに基づいてモジュラリティを計算し、エリアを分割する、という二段階で構成されている。また、一般化されたリンクの重みを設定するにあたり、Ge et al. (2016)は供給側の情報しか利

用していない。これは、需要側のデータはその時どきの交通状態に依存するという理由に依るものである。

このように都市内道路網の空間分割手法の研究は幾つか行われているものの、複数の手法同士を実データを用いて比較している研究は見られない。そこで本研究では、実際の道路ネットワークで収集された観測データを用いて、Ji and Geroliminis (2012) の提案した手法と、Ge et al. (2016) の提案した手法の実証比較分析を行い、両手法の類似点や相違点を明らかにすることを目的とする。

2. エリア分割手法

(1) Ji and Geroliminis (2012) のアプローチ

Ji and Geroliminis (2012) の手法は、Shi and Malik (2000) によって提案された Normalized Cut アルゴリズムを用いたグラフ理論に基いたエリア分割のアルゴリズムである。この手法において、道路ネットワークのリンクをノードとして定義するグラフ $G = (V, E)$ を考える。ただし、 V はノードの集合であり、 E は G におけるエッジの集合である。グラフ G のリンクの重みは、特定の時間帯における交通密度 d_i に基づいて以下のように計算される。

$$w(i, j) = \begin{cases} \exp\left(-\left(d_i - d_j\right)^2\right) & \text{if } r(i, j) = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ただし $r(i, j)$ はリンク i とリンク j の間の最短経路長を表し、もしリンク i とリンク j が隣接していれば $r(i, j) = 1$ となる。

次に、グラフ $G = (V, E)$ をサブネットワークに分割することを考える。二つのサブネットワーク (サブネットワーク A とサブネットワーク B とする) の類似性を定めるにあたり、サブネットワーク間の非類似性の指標 $cut(A, B)$ 、分割された 2 つのサブネットワーク間の $Ncut(A, B)$ 、分割された各ネットワークを含めた総合的な類似性指標 $Nassoc(A, B)$ をそれぞれ定義する。

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v) \quad (2)$$

$$Ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{cut(A, V)} + \frac{cut(A, B)}{cut(A, V)} \quad (3)$$

$$Nassoc(A, B) = \frac{cut(A, A)}{cut(A, V)} + \frac{cut(B, B)}{cut(B, V)} \quad (4)$$

$$Ncut(A, B) = 2 - Nassoc(A, B) \quad (5)$$

(5)式が成り立つことは明らかなので、 $Ncut(A, B)$ を最小化することは、 $Nassoc(A, B)$ を最大化することと同値である。 $Ncut(A, B)$ を最小化する問題は NP 完全であるが、離散的な解法により近似的に求めることができる (Shi and Malik, 2000)。これは、等価の固有値問題に帰着することができ、第 2 最小固有値に対する固有ベクトルを用いて、グラフを分割する。分割されたグラフに対

して、更に固有値問題を解くことで新たにグラフを分割し、適当なクラスター数まで繰り返す。

$Ncut(A, B) = 2 - Nassoc(A, B)$ 第 2 段階では、サブネットワーク数が一つになるまで、各サブネットワーク内でのリンクの密度の平均が、最も近い 2 つのサブネットワーク同士を結合させる。

第 3 段階では、リンクの密度のばらつきを減らすために、サブネットワークの境界線を最適化する。まず、サブネットワーク A とサブネットワーク B の境界に位置するリンク k について考える。リンク k はサブネットワーク B に属すると仮定し、以下の式(6)で定義される基準が満たされた場合、リンク k はサブネットワーク A に移動させる。その移動によって、双方のサブネットワーク内の密度のばらつきが小さくなる。

$$\begin{cases} \frac{(d_i - u_A)^2}{Var(A)} < \frac{N_A + 1}{N_A} \\ \frac{(d_i - u_{B \setminus k})^2}{Var(B \setminus k)} < \frac{N_B}{N_B - 1} \end{cases} \quad (6)$$

ただし $Var(\cdot)$ 、 u 、 N はそれぞれ、分散、平均、サブネットワーク内のリンク数である。また $B \setminus k$ は、リンク k を除いたサブネットワーク B に含まれるリンクの集合である。Ji and Geroliminis (2012) はさらに、空間的なサブネットワークの形状をコンパクトに保つため、以下のような指標を導入した。

$$\begin{cases} \frac{(u_A - u_Y)^2}{Var(A) - Var(Y)} < \frac{N_A + N_Y}{N_A} \\ \frac{(u_{B \setminus k} - u_Y)^2}{Var(B \setminus k) - Var(Y)} < \frac{N_{B \setminus k}}{N_B - 1} \end{cases} \quad (7)$$

ただし Y はサブネットワーク B とサブネットワーク A の両者に繋がっているリンクの集合である。

境界の最適化アルゴリズムは以下の通りとなる：

- (1) 境界に存在する全てのリンクを抽出し、またそのリンクの繋がりを特定する；
- (2) 式(7)を満たす全てのリンクを抽出する；
- (3) 各当該リンクに対し、トータルのばらつきを最小化するサブネットワークに属させて、分割を更新する；
- (4) 収束するまでこれを繰り返す。

Ji and Geroliminis (2012) では、異なる分割をされたネットワークを評価し、最適な数のサブネットワーク数を見つけるために 3 つの評価指標が利用されている。1 つ目の指標は $NcutSilhouette (NS)$ であり、サブネットワーク間で明確に性質が異なっているか評価する指標である。サブネットワーク間の平均密度の差が大きく、隣接するサブネットワークに対し相対的に内部の密度のばらつきが小さいか、すなわち周囲と異なりかつ内部の密度にまとまりがあるかを表しており、以下のように定義される。

$$NS_k = \frac{\sum_{A \in C} NS_k(A)}{k} \quad (8)$$

$$NS_k(A) = \frac{2Var(A)}{\{Var(A) + Var(B) + (u_A - u_B)^2\}} \quad (9)$$

ただし C はサブネットワークであり, k は総サブネットワーク数である. また, サブネットワーク B はサブネットワーク A と隣接するサブネットワークのうち, サブネットワーク A に最も類似する (エリア内の平均密度の差が最も小さい) サブネットワークである.

2 つ目の評価指標は各サブネットワーク内の交通状態の非均質性を全てのサブネットワークで総合的に評価するためのもので, 各サブネットワークの分散の合計により与えられる.

$$TV = \sum_{A \in C} N_A \text{Var}(A) \quad (10)$$

3 つ目の評価指標は, 各サブネットワークの形状を評価するものである. サブネットワーク同士の境界に含まれるノードに対して, 時計回りの順に...ノード $(i-1)$, ノード i , ノード $(i+1)$...と定義する. すると, サブネットワーク境界の滑らかさ度は次のように定量化できる.

$$\text{BoundaryAngle}(i) = \angle(i-1)i(i+1) \quad (11)$$

ただしノード i における角度は π ラジアンよりも小さい. すると, 次のようなことが言える. もし境界での角度 $\text{BoundaryAngle}(i)$ が前もって設定していた角度 (例えば $\pi/2$ ラジアン) よりも大きかった場合, これは滑らかであると言える. 一方でスムーズではないノードに対しては, ノード $(i-1)$, i , $(i+1)$ によって作られる三角形の面積を計算し, エリア R における歪さを推定するのにその値を用いる. 以下のように算出される.

$$\text{NonSmoothness}(R) = \sum_i A(i)/A(R) \quad (12)$$

ただし $A(i)$ はスムーズではない境界ノードの面積であり, 先述の $\text{BoundaryAngle}(i)$ を用いて求める. また, $A(R)$ はサブネットワーク全体の面積である.

(2) Ge et al.(2016) のアプローチ

Ge et al. (2016) によって提案された手法では, Newman and Girvan (2004) によって提案されたモジュラリティの概念を用いて評価している. モジュラリティは以下のように定義される.

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} (A_{ij} - P_{ij}) \delta(C_i, C_j) \quad (13)$$

ただし m はネットワークにおけるリンクの重みの合計 (ネットワークにおける各リンクの重みに関する議論は後述), A_{ij} はリンクの隣接行列, P_{ij} はランダムに作られたネットワークにおけるリンク i とリンク j の間に存在するリンク数の期待値, $\delta(C_i, C_j)$ はリンク i とリンク j が同じサブネットワークに属しているとき 1, それ以外るとき 0 となるダミー変数である.

モジュラリティ Q を最大化する問題は一般に NP 困難であり, Louvain Method による近似手法が広く用いられている (Blondel et al., 2008). この方法では, リンク数の期待値 P_{ij} が $P_{ij} = k_i k_j / 2m$ によって明示的に与えられる. ただし k_i と k_j はそれぞれノード i とノード j を端点に

持つリンクの重みの合計である. Louvain Method による計算アルゴリズムは次のとおりである:

- (1) ネットワークを初期化し, 各ノードを個々のサブネットワークに属させる;
- (2) 各ノードを隣接するサブネットワークに再び割り当て, モジュラリティを最大化する;
- (3) 新しいサブネットワークを大きなノードと見做し, ネットワークを粗くする;
- (4) 収束するまでこれを繰り返す.

一般化されたリンクの重みに関して, Ge et al. (2016) は供給側の情報のみを用いて重みを定めている. これは, 需要側の情報 (交通密度など) は, 時間や交通状態に依存して変化するためである. 他方 Ji and Geroliminis (2012) では, 需要側の情報に基づいた分割がなされている.

Ge et al. (2016) では, 一般化されたリンクの重みは以下のように定義される.

$$u_{ij} = d_{ij} + w_1 v_{ij}^f + w_2 f_{ij}^c \quad (14)$$

ただし d_{ij} はリンク ij の長さを, v_{ij}^f はリンク ij における自由流速度を, f_{ij}^c はリンク ij の交通容量をそれぞれ表す. 自由流速度と交通容量はリンクの特性によって大きく変化するため, Ge et al (2016) はそれぞれの最大値を用いて v_{ij}^f と f_{ij}^c を予め正規化した上で式(14)に適用している.

3. 実証比較分析

(1) データの概要

分析対象は東京都心部の皇居を中心とした面積約 40km^2 のエリアである (図-1). 道路車線数は 1~6 の範囲であり, 道路ネットワークは 409 のリンクと 260 のノードから構成されている (幹線道路のみを考慮).

本研究では, 2,158 個の感知器から収集した定点観測データを用いる. 設置されている感知器種類は, 主に超音波型, 光学型, 画像型であり, およそ $60\text{m} \sim 100\text{m}$ の間隔で幹線道路沿いに設置されている. 車両台数をカウントしたデータと時間占有率のデータが, 2.5 分毎に 31 日間 (2017 年 7 月) 計測されている. ただし, 感知器が設置されていない幹線道路もあるため, 当該リンクの交通状態は周囲のリンクの平均を取ることによって推定している. 実際には, 異なるタイプのデータ (例えばタクシーのプローブデータなど) と感知器のデータを結びつけることができれば, より正確な交通状態の推定が可能である. また, Eom et al. (2006) や Bae et al. (2018) など, 欠損した交通データの補完に関する研究も多く存在する. これらの手法を援用することで, 交通状態の推定の正確性を向上させることができると考えられるが, それらについては, 今後の課題としたい.



図-1 対象エリアと道路ネットワーク

図-2 は全ての感知器データから推定した MFD である。最大フローは、車両密度が 25 台/km のときで約 700 台時となっている。また、渋滞域は明示的に確認できないが、考えられる要因として、あるエリアは混雑している一方で、他のエリアは混雑していないことが挙げられる。これは図-3 の交通密度のヒストグラム（7月5日の9時15分のもの）からも推察される。混雑状態はエリア内で一様に分布しておらず、その分布は右裾が長く、ばらつきが大きくなっている。

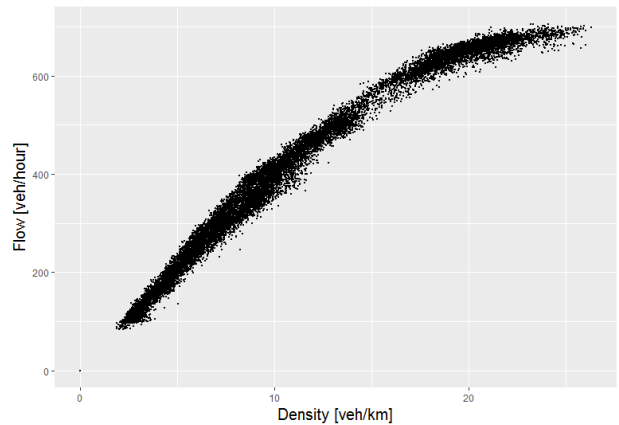


図-2 全データを用いて描いた MFD

(2) エリア分割手法の実証的比較

Ji and Geroliminis (2012)の手法でリンクの重みに用いられる交通密度としては、比較的混雑が見られる7月5日9時15分のデータを採用する。一方、Ge et al.(2016)の手法のリンクの重みの指標として、リンク長と各リンクの交通容量を用いる。ここで交通容量は、データの収集期間中の最大流量によって与えることとする。自由流速度については、データの収集が困難だったため、本研究では重みの計算はリンク長と交通容量のみで与えることとする。また、これに伴いリンク長も正規化している。そして、Ji and Geroliminis (2012)の手法における第3段階のサブネットワーク境界線の調整を行うと、サブネットワークの形状を評価しない Ge et al. (2016)の手法とでの比較ができなくなってしまうため、本研究では Ji and Geroliminis (2012)の手法は第2段階まで適用することとする。

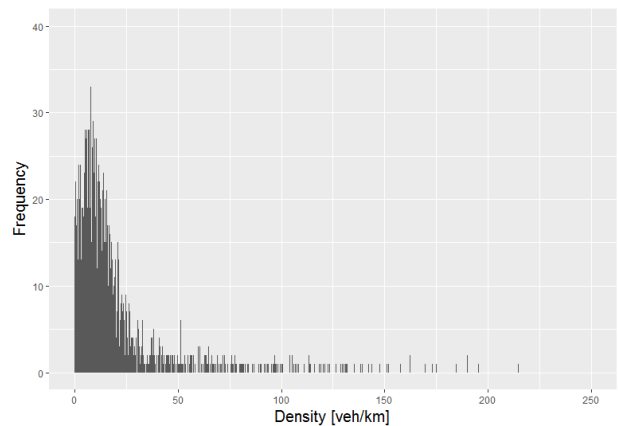


図-3 交通密度のヒストグラム

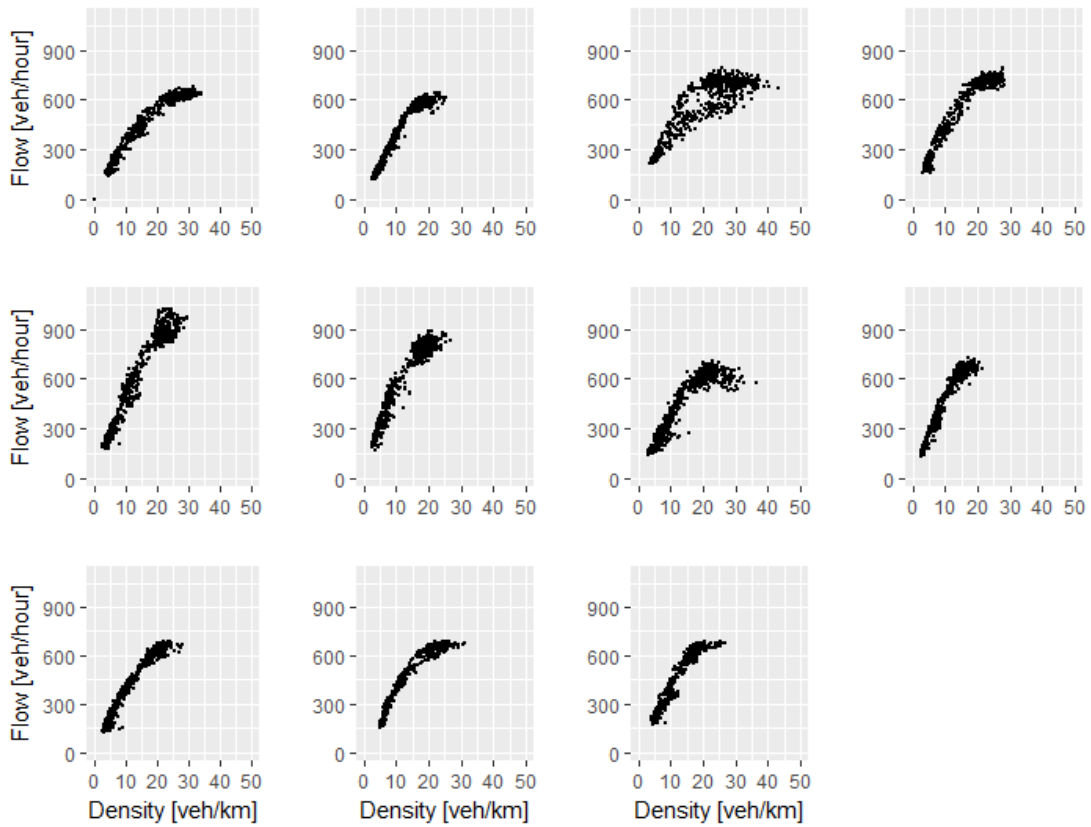


図-4 Ge et al. (2016) によるエリア分割後の MFD (左上から順にサブネットワーク ID=1,2,3,...,11)

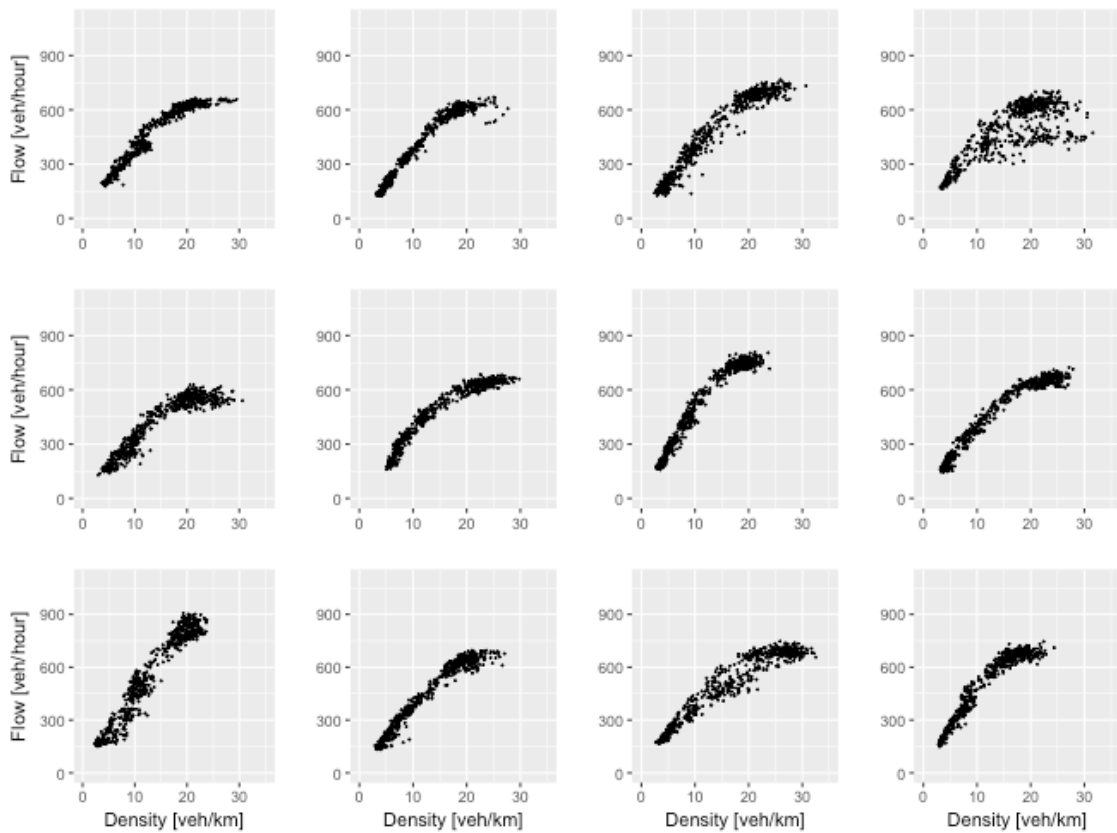


図-5 Ji and Geroliminis (2012) によるエリア分割後の MFD (左上から順にサブネットワーク ID=1,2,3,...,12)

表-1 Ge et al. (2016) によるリンクの重み毎のエリア分割結果

重み	0.01 (参考)	1.0	1.2	9.0	50.0
サブネットワーク数	16	13	13	11	11
モジュラリティ	0.8151	0.7338	0.7849	0.7820	0.7845
平均 NS 値	0.9252	1.0315	1.0210	1.0290	0.9527

表-2 Ji and Geroliminis (2012) によるエリア分割結果

サブネットワーク数	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
平均 NS 値	0.9762	1.0182	0.9985	1.0219	0.9936	1.0329	0.9403	0.9180	0.8736	0.8888
サブネットワーク数	12	13	14	15	14	13	12	11		
平均 NS 値	0.8599	0.9087	0.8985	0.9778	0.9501	0.9568	0.9466	0.9637		

(3) 結果の比較

本研究では、最初に Ge et al. (2016) のアプローチを適用した。交通容量の重みを 0.01 から 50 まで段階的に変化させてこの手法を適用した結果を表-1 に示す（ここまでの記述は Ji and Geroliminis (2012) から順に行っていたが、以降は図表番号は逆の順に割り当てる）。なお、距離の項に対して交通容量の重みを非常に小さく与えた重み 0.01 の場合の結果も参考までに併記する。この表より重みが 50 の場合にモジュラリティが比較的高い値になると共に、平均 NS 値も最小となった。また、その時のサブネットワークの個数は 11 個となった。

以上の結果を踏まえつつ、次に Ji and Geroliminis (2012) のアプローチを適用する。ここでは、サブネットワーク数が 11 を超えるように分割の上限を定めた。その上で手法を適用した結果を表-2 に示す。ここでサブネットワーク数が 15 に達して以降は、交通状態が類似するサブネットワーク同士の結合（第2段階）を適用した。その結果、サブネットワーク数が 12 のときに NS の平均値は最小となった。

すなわち、Ge et al. (2016)、Ji and Geroliminis (2012) のアプローチにおいて、最適なエリア分割数はそれぞれ 11 と 12 という結果が得られた。この得られた各サブネットワーク内において密度と交通量の散布図を描いた結果が図-4、図-5 である。両手法ともいくつかのサブネットワークにおいてばらつきが大きいことがわかる。一方で、well-defined な MFD を描けているサブネットワークも複数存在ことが確認される。

また、各手法を用いて実際にエリア分割された結果を図-6、図-7 に示す。これらの結果より、両手法の分割結果は概ね類似していることが確認される。

さらに、近似曲線に対し交通状態のプロットがどれほどばらついているか算出した。3つのパラメータを持つ定数項なしの3次関数により MFD を特定化し、図-4、図-5 に示されている各サブネットワークの観測データを用いて密度とフローに回帰させた。紙面の都合上、自由度調整済み決定変数 Adjust R² のみを表-3 と表-4 に示す。いずれの手法ともに、幾つかのサブネットワー

クで R² は 0.9 を下回っている。また、Adjust R² の平均はそれぞれは 0.948, 0.954 となっており、適合度の面における差異は小さいことが分かった。

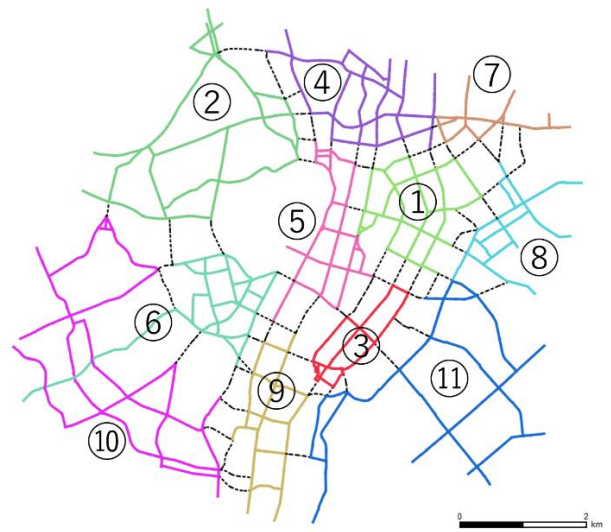


図-6 Ge et al. (2016) の提案手法を用いた分割結果



図-7 Ji and Geroliminis (2012) の手法を用いた分割結果

表-3 Ge et al. (2016)の提案手法を用いた分割結果のもとでの観測データと MFD 近似曲線とのずれの度合い

サブネットワーク ID	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	平均
Adjusted R ²	0.978	0.981	0.832	0.977	0.957	0.958	0.933	0.973	0.976	0.974	0.959	0.954

表-4 Ji and Gerolimimis (2012)の提案手法を用いた分割結果のもとでの観測データと MFD 近似曲線とのずれの度合い

サブネットワーク ID	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	平均
Adjusted R ²	0.968	0.985	0.964	0.746	0.945	0.971	0.980	0.982	0.947	0.976	0.941	0.975	0.948

4. 考察

まず、全体的な分割数や分割の境界線について考察する。分割数は Ji and Gerolimimis (2012)では 12、Ge et al. (2016)では 11 と、近い結果となった。両手法とも最適化問題の根幹にはラプラシアン行列の固有値問題が共通に存在することも、その理由として考えられるかもしれない。また、構築された各サブネットワーク間の境界線に関しても、二つの手法間で、特に、東京都心部の業務中心地区においては類似した空間分割結果が得られた。ただし、Ge et al. (2016)の結果における ID が 5 と 6 のサブネットワークは、Ji and Gerolimimis (2012)の結果において大きく分断されているなど、両者で分割結果が大きく異なる状況も併せて確認された。しかし Ge et al. (2016)の結果を見ると、両サブネットワークにおいて R² はいずれも 0.95 を上回っており、同質性に配慮した適切なエリア分割が行われている蓋然性は高いと考えられる。

一方、Ge et al. (2016)の手法によって分割された、ID が 3 のサブネットワークにおいて、Adjusted R² は 0.832 と相対的に低く、MFD も非常にばらついていることが分かった。当該エリアの結果を Ji and Gerolimimis (2012)の結果でも確認すると、ID が 4 のエリアで Adjusted R² が 0.746、ID が 11 のエリアで 0.941 と、12 個のサブネットワークの中で最も低い値であり、観測データのちらばりも実際に大きかった。すなわちいずれの手法を適用しても、当該エリア（銀座駅、新橋駅周辺）は分割手法に関係なくばらつきが発生していることとなり、分割による同質性の確保が十分にできていないことが示唆される。これに対し、Ge et al. (2016)に関しては、新しい変数を導入することによって分割後の同質性を向上させることができるかもしれない。例えば、自由流速度、道路の舗装状態、安全性等の指標の導入が考えられる。

なお、エリア分割の基本的な考え方として、Ji and Gerolimimis (2012)はリンクを分けているのに対し、Ge et al. (2016)はノードを分けているという点において両者は大きく異なる。特に後者では、いずれのサブネットワークにも属さないリンクが生じる可能性があり、より適切な方法への拡張が今後必要になると考えられる。

5. おわりに

本研究では、Ji and Gerolimimis (2012)及び Ge et al. (2016)による二つの異なるエリア分割手法の特性について比較した。前者がサブネットワーク数を恣意的に決定できるのに対し、後者はサブネットワーク数は自動的に求まるという相違がある。東京都心部に設置された路上感知器から得られたデータを用いて実証的な比較を行ったところ、サブネットワーク数とサブネットワーク形状のいずれでも、両分割手法の結果が類似していることが判明した。また、推定された MFD が well-defined であるかについて統計的に確認したところ、両手法の差は殆ど見られず、適合度の観点からも同等であることが確認された。

謝辞

本研究は、国土交通省・道路政策の質の向上に資する技術研究開発「ETC2.0 プローブ情報等を活用した“データ駆動型”交通需要・空間マネジメントに関する研究開発」からの支援を受けて行われた。また、分析データは、警視庁交通部交通管制課よりご提供いただいた。この場をお借りして感謝の意を表します。

参考文献

- 1) Bae, B., Kim, H., Lim, H., Liu, Y., Han, L.D. and Freeze, P.B., 2018. Missing data imputation for traffic flow speed using spatio-temporal cokriging. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 88, pp.124-139.
- 2) Buisson, C. and Ladier, C., 2009. Exploring the impact of homogeneity of traffic measurements on the existence of macroscopic fundamental diagrams. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2124, pp.127-136.
- 3) Daganzo, C.F., 2007. Urban gridlock: Macroscopic modeling and mitigation approaches. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 41(1), pp.49-62.
- 4) Eom, J., Park, M., Heo, T.Y. and Huntsinger, L., 2006. Improving the prediction of annual average daily traffic for nonfreeway facilities by applying a spatial statistical method. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 1968, pp.20-29.
- 5) Ge, Q., Wang, P., and Fukuda, D., 2016. A community detection for identifying neighborhoods. *Proceedings of the 21st HKSTS (Hong Kong Society for Transportation*

- Studies) Conference.
- 6) Geroliminis, N. and Daganzo, C.F., 2008. Existence of urban-scale macroscopic fundamental diagrams: Some experimental findings. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 42(9), pp.759-770.
- 7) Ji, Y. and Geroliminis, N., 2012. On the spatial partitioning of urban transportation networks. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 46(10), pp.1639-1656.
- 8) Wang, P., Wada, K. and Akamatsu, T., 2017. An empirical analysis on macroscopic fundamental diagram for urban street networks based on long-term detectors data: Characteristics and its mechanism. *Transportation Research Board 96th Annual Meeting*, No. 17-03715.

(2018年4月27日受付)

CROSS COMPARISON OF SPATIAL PARTITIONING METHODS FOR URBAN TRANSPORTATION NETWORK

Shin HIRABAYASHI, Takao DANTSUJI, Qian GE and Daisuke FUKUDA

Although macroscopic traffic flow theory has been developed these days, partitioning method based for well-defined macroscopic fundamental diagram (MFD) has not been well explored yet. Thus, we compare two specific partitioning methods proposed by Ji and Geroliminis (2012) and Ge et al. (2016), respectively. With the former method the number of partitions is arbitrary, but the latter method can determine the number of partition automatically. Actual traffic data from detectors distributed in the central business district of Tokyo has been used for empirical comparison. It is found that the results of these two partitioning methods are similar in terms of the number of partitions and the shapes of neighbors. For the well-definedness of the estimated MFDs for each community, both of two approaches are similar.