

リンク旅行時間の観測値を活用した動的交通流動把握モデルの構築

小野 剛史¹・倉内 文孝²・杉浦 聡志³

¹正会員 一般社団法人 システム科学研究所

E-mail: ono@issr-kyoto.or.jp

²正会員 岐阜大学教授 工学部社会基盤工学科

E-mail: kurauchi@gifu-u.ac.jp

³正会員 岐阜大学助教 工学部社会基盤工学科

E-mail: sugi_s@gifu-u.ac.jp

本研究では、動的なOD交通量推定モデルの実務への適用を目指し、プローブカーから得られる所要時間データを活用することを想定した動的OD交通量推定モデルの構築を行う。具体的には、所要時間データを用いてマルコフSUE型動的交通量配分を行うことでOD別リンク利用率を計算し、それをインプット情報としてOD交通量を推定するというものである。そして、仮想ネットワークに適用し、入力データの誤差や観測地点数が推定精度に与える影響について検証を行った。その結果、観測地点数の変化に関しては、リンク交通量、所要時間ともに観測値点数が減少することで推定精度が低下することが確認された。観測誤差に関しては、入力データのOD交通量に対して依存性が強く、所要時間、リンク交通量の誤差に関しては、観測精度が10%以内であれば、推定精度にほとんど影響なく推定を行うことができることが明らかとなった。

Key Words : Dynamic OD Estimation, Least Square Method, Stochastic User Equilibrium

1. はじめに

OD 交通量は、将来の交通需要予測や交通管制などの重要な基礎データとなり、詳細な施策の検討には時間帯別の OD 交通量のデータが必要となる。既存の OD 調査は道路交通センサスの起終点調査などのアンケート調査によって把握されるが、一日の集計値であることが多く、動的な OD 交通量の把握が困難であり、また回答者の負担が大きい。また、データの質に問題があることや、回収率が高くないことから、正確な OD 交通量の把握が課題となっている¹⁾。そのため、観測されている道路の区間交通量から OD 交通量を推定する研究が数多く提案されている。このような、OD 交通量の推定はリンク交通量の推定値を観測値にできるだけ近づけるように OD 交通量を推定するため、配分後の交通量との誤差が少ない点や、この手法を用いれば、時間帯別の区間交通量のデータがあれば、時間帯別で OD 交通量の推定が可能でとなる。しかし、実ネットワークにおいて現実のデータを適用し妥当性の検証が十分にされていないため、実務ではあまり活用されていないのが現状である。

一方で、近年情報通信技術の進展により、高精度で大量のデータの入手が可能となってきている。その中の 1 つに、プローブカーデータがある。プローブカー²⁾により、車両をセンサーとしてとらえ、走行速度情報や位置情報等を収集することで交通流動等の交通情報を取得できる。プローブカーデータを用いることで、OD 交通量推定の事前データである、目的地選択確率、経路選択率を外生的に与えることができるだろう。プローブデータを用いた OD 交通量推定の既往研究として、立石³⁾らは、携帯電話のアプリケーションの利用者データから得られた発生交通量比率、目的地選択確率、道路区間利用率を用いて OD 交通量推定行い再現性の検証を行った。堀場⁴⁾らは、プローブカーの経路情報を用いて、同時生起確率最大化により経路交通量推定モデルの定式化を行った。しかし、これらの研究は OD ごとに経路利用率を求めるためサンプル数が少ない場合には、経路情報は利用者のサンプルの偏りにも影響を受けやすく精度が低下することが懸念されている。また、適用計算においてプローブの普及率を現実よりも高いことを想定していることが多く、現実により近い想定での計算が必要といった課題がある。

一方で、プローブカーから得られるリンク旅行時

間は、経路選択に大きく影響するデータであり、かつリアルタイムに利用可能な情報である。また、サンプルデータの偏りに影響を受けづらいデータでもある。本研究では、プローブカーのリンク旅行時間情報を用いた動的 OD 交通量の推定可能性を検討するために、プローブカーから道路の区間旅行時間データが得られることを想定し、所要時間データから経路利用率を算出し、時間帯別 OD 経路交通量を推定するモデルの構築を行う。そして、仮想ネットワークにモデルを適用し、その挙動を確認する。

2. OD 交通量推定モデル

2.1. 最小二乗推定モデル⁵⁾

本研究では、計算が比較的容易で、広域なネットワークに適用可能である最小二乗推定法を用いて OD 交通量の推定を行う。最小二乗推定法は、OD 調査によって得られた OD 交通量を道路区間交通量により修正する手法であり、道路の区間交通量の推定値と観測値の残差平方和が最小化となるような OD 交通量を推定するものである。最小二乗推定法には、目的関数と制約条件の組み合わせにより、1) 道路区間交通量の推定値と観測値の残差を最小化する「リンク交通量モデル」、2) 道路区間交通量を制約条件として、発生交通量の残差平方和を最小化する「発生交通量モデル」、3) 道路区間交通量と発生交通量のそれぞれの残差平方和を最小化する「結合モデル」がある。リンク交通量モデルは、観測リンク数が極端に少ないと推定が不能となる場合がある。発生交通量モデルは、推定されるリンク交通量が観測交通量と一致しなければならないため、観測地点の数が多くなり、また、観測交通量との誤差が大きくなると OD 交通量が負になる場合がある。しかし、結合モデルでは、選択リンク数が多くても、少なくとも推定が可能であり、リンク交通量と発生交通量の残差平方和を相対的に係数で重みづけすることもできる。そのため、本研究では「結合モデル」(式(1))を用いて OD 交通量推定を行う。

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \sum_{s \in S} \left(\sum_{a \in A_s} (\hat{v}_{as} - v_{as})^2 \right. \\ & \left. + \sum_{(i,j) \in W} \beta \left(f_{ijs} \sum_{(i',j') \in W} t_{i'j's} - t_{ijs} \right)^2 \right) \quad (1) \\ \text{s.t} \quad & t_{ijs} \geq 0 \quad \forall i, j, s \end{aligned}$$

ここで、 β : OD 交通量の重みパラメータ、 t_{ijs} : 時間帯 s における OD(i,j)交通量、 f_{ijs} : 時間帯 s における OD(i,j)発生比率、 \hat{v}_{as} : 時間帯 s におけるリンク a の観測交通量、 v_{as} : 時間帯 s におけるリンク a の交通

量の推定値。

OD 交通量の重みパラメータは、リンク交通量の残差項と発生交通量の残差項の相対的な重みである。本研究では、誤差論の考え方から観測誤差(分散)の逆数の比として式(2)のように設定する⁶⁾。

$$\beta = \frac{1/(0.2/1.96 \sum_{s \in S} \sum_{(i',j') \in W} t_{ijs})^2}{1/(0.05/1.96 \sum_{s \in S} \sum_{a \in A_s} v_{as})^2} \quad (2)$$

本研究で用いるモデルに必要な入力データとして、観測リンク交通量、目的地選択確率、OD 別リンク利用率がある。実ネットワークへの適用を考えたとき、観測リンク交通量は車両感知器、目的地選択確率は道路交通センサスの OD データ、リンク利用率はプローブカーの所要時間データから求めることとする。通常、リンク所要時間はリンク交通量によって変化するため、配分交通量に応じて変化するフロー従属な関係を持つ。そのため、交通量の推定と所要時間の更新の繰り返し計算が必要となり、本モデルでも交通量配分を用いて繰り返し計算を行いリンク所要時間とリンク交通量の整合をとる。そのために、OD 交通量推定の制約条件に交通量配分から得られるリンク利用率を定義する。

2.2. 動的交通量配分

所要時間と交通量の整合をとるための一般的手法として、均衡配分がある。本研究では、ドライバーの選択行動に対して誤差を考慮し、現実に近い選択行動を表現している SUE 配分を時間帯別に拡張したモデルを用いる。時間帯別配分では、1 日の連続した時間のなかの交通量を 1 時間程度の時間単位で区切って扱うため、各時間帯の終わりには残留交通量が発生し、現時間帯だけでなく次の時間帯の配分結果にまで影響を与える。本研究では、時間帯 s における意思決定は、時間帯 s における各リンクの所要時間により行われ、その時間帯において SUE 配分が実現しているものとする。時間遅れは、本来であれば、ある時間帯 s に出発した車両が目的地に向かう途中に次の時間帯に跨ぐケースについて厳密に表現する必要がある。しかし、ここでは便宜上、各リンク上に遅れが残ることを想定し、その遅れのみだけが残留交通量があるという形で表現する。よって、リンク容量制約は、リンク容量制約と残留交通量の有無の相補性条件として式 (3), (4), (5) のように記述できる。

$$C a_a - v_{as}^* - q_{a(s-1)}^* + q_{as}^* \geq 0 \quad (3)$$

$$q_{as}^* \geq 0 \quad (4)$$

$$q_{as}^*(Ca_a - v_{as}^* - q_{a(s-1)}^* + q_{as}^*) = 0 \quad (5)$$

ここで、 Ca_a : リンク a の交通容量, v_{as}^* : 均衡時の時間帯 s のリンク a の交通量, q_{as}^* : 均衡時の時間帯 s のリンク a での残留交通量. ただし, 残留交通量の考え方は厳密には経路フロー条件を満たすわけではなく, 遅れを簡便的に表現していることになる.

2.3. 所要時間の設定

所要時間データはプローブカーから取得することを想定しているが, データが取得することができないリンクがある. 所要時間が観測されているリンクは観測値も使用し(式(6)), 観測されていないリンクは, 直角コスト関数⁷⁾を用いて自由走行速度を定義し, 容量を超える交通量が流れている際に, 容量を超える交通量に応じた遅れが生じるものとし, 式(7)に示す.

$$c_{as} = \hat{c}_{as} \quad (6)$$

$$c_{as}^* = g_a + q_{as}^*/Ca_a \quad (7)$$

ここで, c_{as} : 時間帯 s のリンク a の所要時間, \hat{c}_{as} : 時間帯 s のリンク a の観測所要時間, c_{as}^* : 均衡時の時間帯 s のリンク a の観測所要時間, g_a : リンク a の非渋滞時所要時間.

2.4. リンク利用率の算定方法⁸⁾

リンク利用率の算定時にはマルコフ連鎖配分を用いる. この配分手法は, 簡単な行列計算で解を求めることができ, 経路を限定しないため, 柔軟な経路選択が可能だが, 循環経路や遠回りとなる経路を配分対象として考えることに注意が必要となる.

リンク利用率は, 循環経路を含むマルコフ型ロジット選択の結果により得られるものとする. 設定された所要時間を用いて, 式(8), (9), (10)の手順で OD 別リンク利用率を算出する. リンク交通量は時間帯 s の交通需要を表現するために式(11)の条件が成立している.

$$\psi_{kals} = \begin{cases} \exp(-\theta t_{as}) & \text{if link } a \text{ connects node } k \text{ to } l \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$\Xi_s = (\mathbf{E} - \Psi_s)^{-1} - \mathbf{E} \quad (9)$$

$$p_{ijas} = \xi_{ika} \exp(-\theta t_{as}) \xi_{laj} / \xi_{ij} \quad (10)$$

$$v_{as} = q_{a(s-1)}^* + \sum_{(i,j) \in \mathbf{W}} p_{ijas} t_{ijs} \quad (11)$$

ここで, $\psi_{kals} (\Psi_s)$: 時間帯 s のリンク $a(k_a, l_a)$ の重み, $\xi_{kls} (\Xi_s)$: 時間帯 s のリンク利用率行列, \mathbf{E} : 単位行列, p_{ijas} : 時間帯 s に出発した OD ペア (i,j) の交通量がリンク a を利用する比率.

3. 仮想ネットワークでの検証

構築したモデルの挙動確認のために, 交通研究においてベンチマークテストにしばしば使用される Sioux falls ネットワーク⁹⁾にて OD 交通量の推定を行う. Sioux falls は, ノード数 24, リンク数 76, OD 数 528 から構成されており, 図 1 に示す.

モデルの検証を行う際には, 推定結果と比較するための真値が必要となる. しかし, OD 交通量は真値が計測できないため推定精度の検証は不可能である. そのため, 本研究では図 2 に示す手順でモデルの検証を行う. OD 交通量は, Sioux falls ネットワークの既存データがあり, それを真値とする. リンク交通量, リンク所要時間は, 交通配分を行い, 配分の結果から得られる値を真値とする. そして, 真値である OD 交通量, リンク交通量, 所要時間に誤差付与や, 観測地点数を変化させて, 入力データを作成す

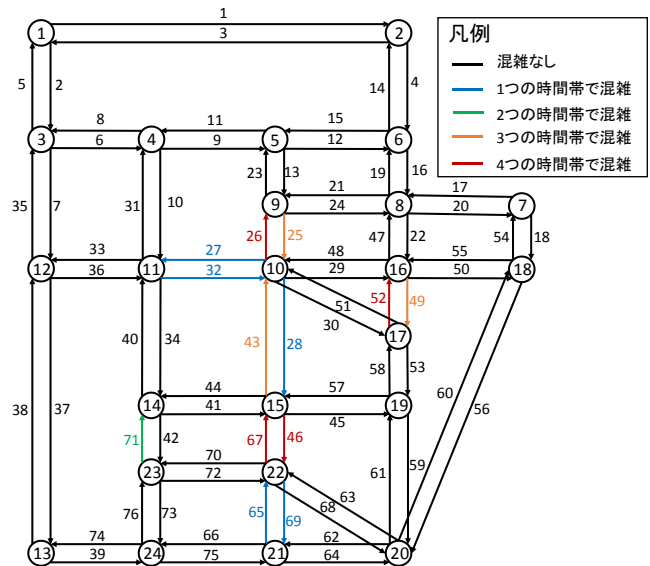
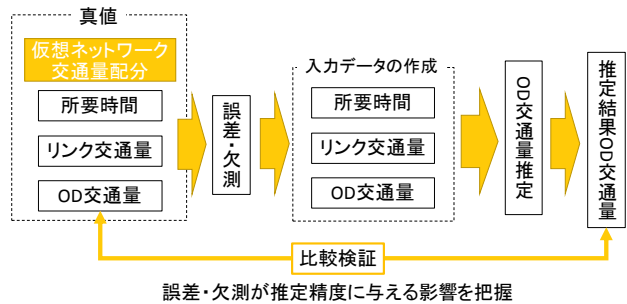


図 1 Sioux falls のネットワーク

表 1 混雑リンク

混雑の発生時間帯数	混雑発生リンク
1	27, 28, 32, 65, 69
2	71
3	25, 43, 49
4	26, 46, 52, 67
5 (全時間帯)	なし



誤差・欠測が推定精度に与える影響を把握

図 2 挙動確認の方法

る。作成した入力データを用いて OD 交通量を推定し、推定結果の OD 交通量と真値である OD 交通量の値を比較する。OD 交通量の推定値が真値とどの程度違うかを検証することで、付与した誤差や、データの欠測が推定精度に与える影響について把握を行う。

3.1. 入力データの作成

交通量配分を行い真値となる入力データ作成を行う。ここでは、マルコフ型 SUE が成立していると仮定し、リンクパフォーマンス関数は BPR 関数を使用する。さらに、配分された交通量がリンク交通容量を超える場合に、超えた分の交通量だけが残留交通量として次の時間帯に持ち越されるものとする。計算は 5 時間帯について実施した。分散パラメータの値がネットワークの規模に対して小さい場合には循環経路が多くなり解が求められない可能性があるため、分散パラメータを 1 とした。配分の結果、混雑が発生しているリンクを表 1 に示す。また、図 1 に混雑の発生している時間帯数別で色を分け示している。

3.2. 再現性の検証

真値の入力データ値を用いて OD 交通量の推定を行った。図 3 の左に OD 交通量の推定値と真値の関係を示し、図 3 の右にリンク交通量の推定値と真値の関係を示している。このとき、式(2)より OD 交通量の重みパラメータは $\beta=0.704$ である。推定結果より、OD 交通量、リンク交通量ともに設定値と推定値がほぼ一致し、モデルの再現性を確認することができた。

3.3. 観測値の誤差の検証

(1) リンク交通量の観測誤差

リンクの交通量に観測値に誤差がある場合に推定精度に与える影響を把握する。正規乱数によって、誤差率 5%、10%、20% の 3 つパターンをリンク交通量に付与する。各誤差率に対して 20 ケースずつ推定を行う。リンク交通量の観測値の誤差と OD 交通量の推定誤差の関係を図 4 に示す。これより、リンク交通量の観測誤差は 10% 以下であれば推定精度に影響がないことがわかった。車両感知器の要求精度は 5% 以内であるため、本モデルにおいては、ほとんど推定精度に影響はないと考えられる。

(2) 所要時間の観測誤差

所要時間の観測値に誤差がある場合に推定精度に与える影響を把握する。リンク交通量の誤差付与とどのように正規乱数により、5%、10%、20% の 3 パターンを所要時間に付与する。各誤差率に対して 20

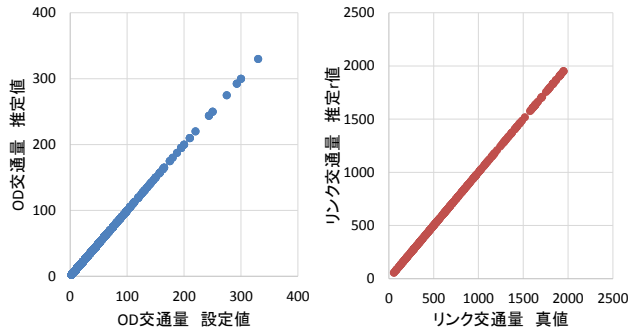


図 3 再現性の検証

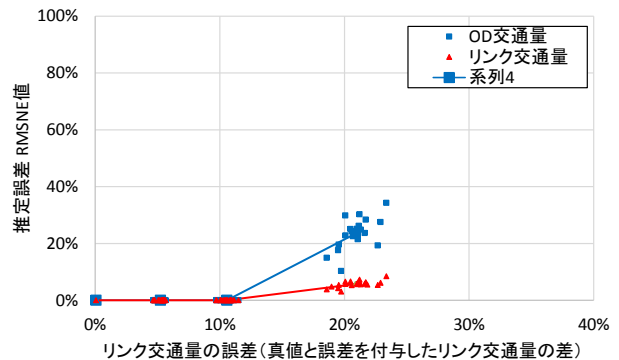


図 4 リンク交通量の観測値の誤差の影響

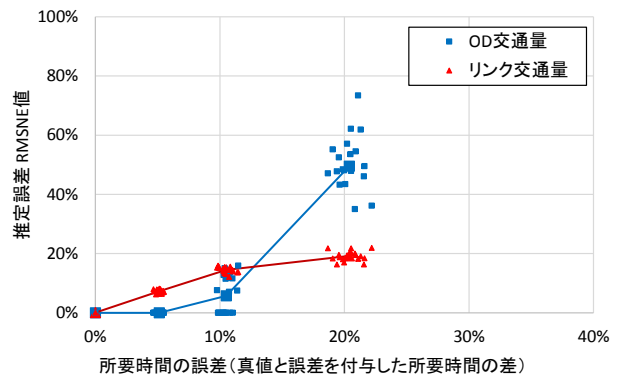


図 5 所要時間の観測値の誤差の影響

ケースずつ推定を行う。所要時間の観測値の誤差と OD 交通量の推定誤差の関係を図 5 に示す。これより、所要時間の観測誤差の増加に伴い OD 交通量の推定誤差が大きくなるという結果となった。一方で、観測誤差が 5% 以内であれば推定精度にほとんど影響はないことがわかった。本モデルでは、プローブカーの所要時間データを用いることを想定しており、プローブカーの所要時間データの精度は、横田¹⁰⁾らや王¹¹⁾らの研究から約 16% 程度であるといわれており、現時点の観測精度では推定精度に影響を及ぼす可能性がある。

3.4. 観測地点数による影響

(1) リンク交通量の観測地点数の変化

観測地点数/全リンクを観測地点のカバー率と定義し、リンク交通量の観測地点のカバー率の変化に伴う推定値への影響を把握する。カバー率は 100% から 10% ずつ減少させる。観測地点により影響が異なることが考えられるため観測地点はランダムに設定し、各カバー率に対して 10 ケースずつ推定を行う。このとき、往復のリンクをペアとして扱う。図 6 にリンク交通量の観測地点のカバー率と OD 交通量の推定誤差の関係を示す。リンク交通量の観測地点のカバー率の減少に伴い推定精度が低下の度合いが大きくなるのがわかる。また、このときカバー率の低下に伴い OD 交通量の重みパラメータは小さくなり、リンク交通量を重視するようになるが観測値点数が少ないために推定精度は良くならないと考えられる。

(2) 所要時間の観測地点数の変化

リンク交通量と同様に、所要時間の観測地点のカバー率の変化に伴う推定値への影響を把握する。カバー率は 100% から 10% ずつ減少させる。観測地点はランダムに設定し、各カバー率に対して 10 ケースずつ推定を行う。このとき、往復のリンクをペアとして扱う。図 7 に所要時間の観測地点のカバー率と OD 交通量の推定誤差の関係を示す。所要時間は、カバー率が 30% までは観測地点のカバー率の減少に伴い推定精度が低下する。しかし、カバー率 30% 以下では、ほとんど推定精度が変わらない。

観測地点数の変化の検証では、同じカバー率でも推定結果にバラつきがあり、特定のリンクが観測されていないときに推定精度が低下している可能性がある。そこで、各リンクの交通量、所要時間のデータをそれぞれ 1 箇所ずつ欠測させて、推定精度に与える影響を把握する。各リンクのデータを欠測させたときの推定誤差を表 2 に示す。リンク番号が赤くなっているリンクは、設定値の作成の際に、混雑が生じているリンクである。推定の結果、リンク交通量を欠測させて誤差が生じているリンクは、全て混雑リンクであり、混雑リンクのリンク交通量観測に欠測が生じると誤差が大きくなる傾向にある。所要時間を欠測させて誤差が生じるリンクは、ほとんどが混雑リンクであるが、混雑リンクであっても誤差が生じないリンクもある。所要時間に関しては、設定値の作成では BPR 関数を用いているが、推定モデルでは直角コスト関数を用いているので、混雑リンクのように自由走行時間と観測値の乖離が大きい場合には推定精度が低下する恐れがある。

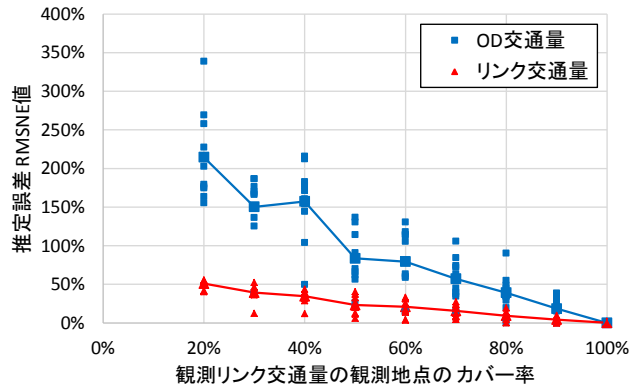


図 6 リンク交通量の観測箇所数の変化による影響

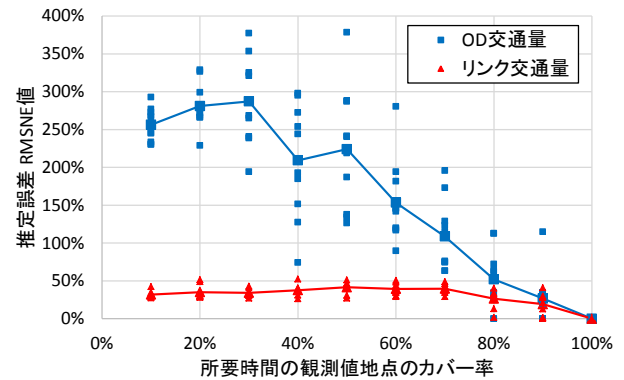


図 7 所要時間の観測箇所数の変化による影響

表 2 各リンクの欠測による推定誤差

リンク	リンク交通量欠測	所要時間欠測	リンク	リンク交通量欠測	所要時間欠測	リンク	リンク交通量欠測	所要時間欠測
1	0%	0%	27	0%	20%	52	11%	12%
2	0%	0%	28	13%	24%	53	0%	0%
3	0%	0%	29	0%	0%	54	0%	0%
4	0%	0%	30	0%	0%	55	0%	0%
5	0%	0%	31	0%	0%	56	0%	0%
6	0%	0%	32	0%	0%	57	0%	0%
7	0%	0%	33	0%	0%	58	0%	0%
8	0%	0%	34	0%	0%	59	0%	0%
9	0%	0%	35	0%	0%	60	0%	0%
10	0%	0%	36	0%	0%	61	0%	0%
11	0%	0%	37	0%	0%	62	0%	0%
12	0%	0%	38	0%	0%	63	0%	0%
13	0%	0%	39	0%	0%	64	0%	0%
14	0%	0%	40	0%	0%	65	0%	0%
15	0%	0%	41	0%	0%	66	0%	0%
16	0%	0%	42	0%	34%	67	12%	25%
17	0%	0%	43	13%	11%	68	0%	0%
18	0%	0%	44	0%	0%	69	0%	0%
19	0%	0%	45	0%	0%	70	0%	0%
20	0%	0%	46	14%	0%	71	12%	40%
21	0%	0%	47	0%	0%	72	0%	0%
22	0%	0%	48	0%	0%	73	0%	0%
23	0%	0%	49	12%	0%	74	0%	0%
24	0%	0%	50	0%	0%	75	0%	0%
25	13%	29%	51	0%	0%	76	0%	29%
26	0%	18%						

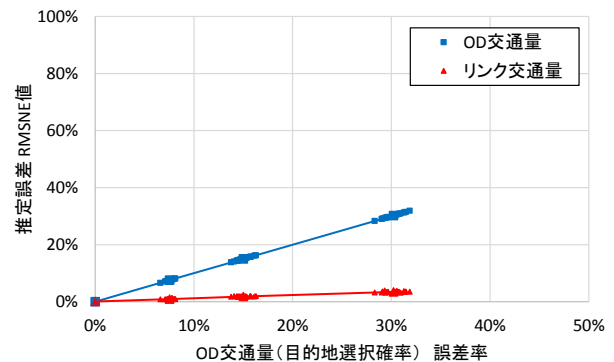


図 8 OD 交通量の誤差の影響

3.5. OD 交通量（目的地選択確率）の誤差の検証

既存の OD 調査等のデータから得られる OD 交通量（目的地選択確率）の誤差が推定精度に与える影響を把握する。ここでは、正規乱数を発生させ、5%、10%、20%の3つの誤差率を OD 交通量に付与する。各誤差率に対して 20 ケースずつ推定を行う。OD 交通量に付与した誤差率と推定誤差の関係を図 8 に示す。OD 交通量に付与した誤差と推定値の誤差を比較すると、同じ値となり、OD 交通量の改善は見られなかった。これは、入力データの OD 交通量に依存しているためだと考えられる。このときの OD 交通量の重みパラメータは 0.704 でリンク交通量の項の方を重視しているが、それでも OD 交通量に依存してしまい、誤差の修正が行われなかったと考えられる。

4. まとめ

本研究では、所要時間データを用いて経路利用率を算出し時間帯別 OD 経路交通量を推定するモデルの提案を行った。そして、Sioux Falls ネットワークにモデルを適用し、挙動確認を行った。その結果、観測値の誤差の検証では、リンク交通量よりも所要時間の観測誤差の方が推定精度に影響を与えることがわかった。また、リンク交通量は車両感知器の精度要求以内の誤差であれば、推定精度にほとんど影響がないが、所要時間はプローブカーの所要時間データの精度では推定精度に影響を与える可能性があることが明らかとなった。観測地点数の変化の検証では、リンク交通量よりも所要時間の方の影響が大きく、混雑リンクが観測されているかどうか推定精度に影響している。リンク交通量は、混雑する道路が幹線道路のような大きな道路であれば、車両感知器で観測されている可能性は高い。所要時間も混雑している道路ではプローブカーが混入している可能性が高いと考えられる。入力データの OD 交通量の誤差の影響は、入力データとなる OD 交通量に依存してしまい、インプットデータからの誤差の改善はみられなかった。これは、OD 交通量の重みパラメータの設定方法の問題も考えられるが、今回のモデルでは、未知変数が OD 数であり、観測地点数に比べて多くなっていることより、リンク交通量の残差項が安定しないため、OD パターンの残差項に依存してしまい入力値の OD 交通量に依存した可能性も考えられる。

今後の課題として、観測地点数の変化の検証の際に推定精度が大きく低下しているため、その解決策として、OD 交通量の推定値に上下限値を設定する

というものである。インプットに用いる OD データは、ある程度の精度は確保されていると考えられるため、インプットの OD 交通量からの変動量の上下限を設定することで推定精度の向上が期待される。また、今回の検証では、交通量配分の結果を真値として挙動確認を行ったが、交通流シミュレーションの結果を入力値としてモデルの検証を行うことで、本研究で構築したモデルの適用可能性の検討を進めて行きたい。

謝辞

本研究は、本研究は、科学研究費補助金基盤研究(B)「料金コントロールによる都市高速道路の動的交通マネジメントに関する研究（課題番号 15H04057, H27~29. 研究代表者：倉内文孝）」の一部として遂行された。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 飯田恭敬, 交通計画のための新パラダイム—交通ネットワーク信頼性と OD 交通量逆推定—, 技術書院
- 2) 三輪富生: プローブカーデータを用いた道路ネットワーク上の交通行動分析, 名古屋大学博士学位論文, 2005
- 3) 立石亮祐, 鈴木清, 船本洋司: OD 逆推定による民間プローブデータからの交通量推計手法, 日本都市学会年報, VOL.47, 2014
- 4) 堀場庸介, 松本幸正, 松井寛, 高橋政稔: プローブデータに基づく推定経路交通量への観測誤差の影響分析と推定経路交通量の更新手法, 土木計画学研究・論文集 Vol.22, No.3, pp495-505, 2005
- 5) 土木学会, 交通ネットワークの均衡分析 - 最新の理論と解法 -, 1998
- 6) 橋本浩良, 高宮進, 倉内文孝, 飯田恭敬: OD 交通量逆推定法を利用した OD 交通量の補正方法, 第 50 回 土木計画学研究・講演集, 2014
- 7) Bell, MGH and Iida, Y.: Transportation Network Analysis, 5 deterministic user equilibrium assignment, p83-111, 1997
- 8) Bell, MGH: Alternatives to Dial's logit assignment algorithm, Transpn. Res.,-B, Vol.29B, No.4, pp.287-295, 1995
- 9) Transportation Network Test Problems, <http://www.bgu.ac.il/~bargera/tntp/> (アクセス 2016/04)
- 10) 横田孝義, 尾田至, 王文佳, 水田博明, 高田治: プローブカー情報を基にした道路交通情報の生成, 日立評論 88(8), 日立評論社, 2006
- 11) 王立暁, 姜美蘭, 山本俊行, 森川高行: プローブカーデータと VICS データの融合による旅行時間推定に関する研究, 土木計画学研究・論文集, No.23, p1011-1081, 2006

DEVELOPMENT OF DYNAMIC OD ESTIMATION MODEL USING OBSERVED LINK
TRAVEL TIME

Tsuyoshi ONO, Fumitaka KURAUCHI, Satoshi SUGIURA