

論文 断面交通量に基づくOD交通量推計モデルの比較分析

一駅構内におけるOD交通量自動推計の実現に向けて一

柴田 宗典¹・石突 光隆²・対馬 銀河²

¹正会員 公益財団法人鉄道総合技術研究所 構造物技術研究部 建築研究室
(〒185-8540 東京都国分寺市光町2-8-38)

E-mail:shibata.munenori.51@rtri.or.jp

²非会員 公益財団法人鉄道総合技術研究所 構造物技術研究部 建築研究室

本研究では、駅構内のOD交通量自動推計システムの重要な構成要素である断面交通量等からOD交通量を推計するモデルについて、エントロピー最大化モデルと吸収マルコフ連鎖モデルを用いて、駅構内の旅客流動への適用を念頭においた条件下で推計性能を検証した。その結果、いずれのモデルも駅構内のOD交通量推計モデルとしての適用可能性を有することが示唆された。また、エントロピー最大化モデルのOD交通量の推計性能は、ネットワークトポロジーの拡大や数値最適化問題における断面交通量の制約条件の設定に影響を受けることや、吸収マルコフ連鎖モデルにおいて右左折直進比率を内生的な決定変数とする場合、解の探索能力を高めることにより実用に耐え得る精度でのOD推計が可能となり得る等の知見を得た。

Key Words : railway station, passenger flow, OD flow estimation, mathematical optimization

1. はじめに

従来より既存駅の改良計画や新駅計画の策定において、駅構内旅客流動シミュレーションによる計画の妥当性の検証が行われてきている¹⁾。「東京圏における今後の都市鉄道のあり方について（交通政策審議会答申第198号、2018年4月）」²⁾では、多様な主体が協働して駅空間の質的進化を図る「駅まちマネジメント（駅マネ）」の推進が謳われており、将来的に、駅構内旅客流動シミュレーションは多種多様な主体が協働するためのツールとしても重要性が高まるものと考えられる。

ここで、駅構内における旅客のOD交通量（起終点交通量）は、駅構内旅客流動シミュレーションにおける基本的な入力データである。例えばマルチエージェントベースのシミュレーションでは、時間帯別OD交通量から特定時間帯にOD交通量分のエージェントを発生させ、エージェントにはODに従って駅構内を歩行させる。

このように重要な役割を果たすOD交通量であるが、一般的には、駅構内でのアンケート調査等によって個人のODや歩行経路を補足することで、ODパターンを観測する。このODパターンを、特定の断面において計測

された断面交通量に整合するように調整することで、OD交通量を推計する。しかしながら、駅構内でのアンケート調査等には多くの手間や費用がかかるため、年に1回程度あるいは駅改良プロジェクトの事前検討等の必要に応じて、ある1日に実施する等の小頻度・短期間で実施されることが多く、実際の旅客数に対するサンプリング率は数%にも満たない。小規模かつ特定時期に限定されるサンプリング調査に依存する従来手法では、日変動・時間変動が大きなことで知られる駅構内の旅客流動について、適切にOD交通量が推計できていないケースもあると考えられる。一方、道路交通分野では、道路に設置されたトラフィックカウンタ等により特定地点で自動的に計測された断面交通量データ等から動的に変化するOD交通量を推計する手法の研究が蓄積されている。

そこで筆者らは、道路交通分野等における既往研究³⁾⁴⁾を参考にしつつ、駅構内において既設の防犯カメラ、自動改札機、仮設したビデオカメラ、人流センサーにより断面交通量等の情報を自動的に取得し、数値最適化モデル等を用いてOD交通量を推計するシステムの構築を進めている（図-1）。本研究では、OD交通量自動推計システムの主要な構成要素であるOD交通量推計モデル

について、駅構内の旅客流動への適用を想定した推計精度の検証方法を提案し、OD交通量推計モデルの駅構内旅客流動への適用可能性を検討することを目的とする。

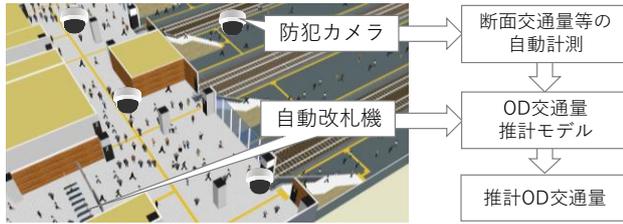


図-1 駅構内のOD交通量自動推計システム概念図

2. 断面交通量等に基づくOD交通量推計モデル

前述の通り道路交通分野では、計測された断面交通量データ等からOD交通量を推計する手法の研究が進んでいる。主な手法として、エントロピー最大化による推計モデル（以降、「エントロピー最大化モデル」と称する）、吸収マルコフ連鎖による推計モデル（以降、「吸収マルコフ連鎖モデル」と称する）がある。なお、筆者らの知る限り、エントロピー最大化モデルと吸収マルコフ連鎖モデルの推計性能を比較した研究は見当たらない。

(1) エントロピー最大化モデル^{3,6)}

個々の交通主体（自動車一台や歩行者一人など）が移動する時に、あるODが発生する確率を、全ての交通主体について乗じた同時発生確率は、OD表の発生確率と捉えられる。エントロピー最大化モデルは、実際に計測されるOD交通量は、この同時発生確率が最大となる時のものであるとの考え方に基づいた数理最適化モデルで、Henkらにより提唱された。ここで*i*は出発ノード番号、*j*は到着ノード番号、*c*はリンク番号、*O_i*はノード*i*の発生交通量、*D_j*はノード*j*の集中交通量、*T_{ij}*はノード*i-j*間のOD交通量、*M_{ij^c}*はノード*i-j*間の交通がリンク*c*を通過する場合に1、通過しない場合に0をとる変数とする。エントロピー最大化モデルは、式(1)~(4)の数理最適化問題として定式化される。

$$\underset{T_{ij}}{\text{minimize}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (T_{ij} \ln T_{ij} - T_{ij}) \quad (1)$$

$$\text{Subject to } O_i = \sum_{j=1}^m T_{ij} \quad (2)$$

$$D_j = \sum_{i=1}^n T_{ij} \quad (3)$$

$$V_c = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m T_{ij} M_{ij}^c \quad (4)$$

最適化問題における決定変数はOD交通量そのものであり、推計されたOD交通量から算出した発生交通量・

集中交通量が計測値と一致することと、推計される断面交通量と計測されている断面交通量が一致することを制約条件として、目的関数（式(1)）を最小化する数理最適化問題となる。ここで、ラグランジュ乗数 λ_i 、 γ_j 、 β_c によって制約条件を目的関数に組み込んだラグランジュ関数*L*を導出する（式(5)）。

$$\begin{aligned} L = & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (T_{ij} \ln T_{ij} - T_{ij}) \\ & + \sum_{i=1}^n \lambda_i (O_i - \sum_{j=1}^m T_{ij}) \\ & + \sum_{j=1}^m \gamma_j (D_j - \sum_{i=1}^n T_{ij}) \\ & + \sum_{c=1}^k \beta_c (V_c - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m T_{ij} M_{ij}^c) \end{aligned} \quad (5)$$

このラグランジュ関数*L*を決定変数*T_{ij}*で偏微分したものが0になる時に最適値を得ることができる（式(6)、式(7)）。

$$\frac{\partial L}{\partial T_{ij}} = \ln T_{ij} - \lambda_i - \gamma_j - \sum_{c=1}^k \beta_c M_{ij}^c = 0 \quad (6)$$

$$T_{ij} = \exp \left(\lambda_i + \gamma_j + \sum_{c=1}^k \beta_c M_{ij}^c \right) \quad (7)$$

本研究では、GRG法（Generalized Reduced Gradient method, 一般化簡約勾配法）を用いてラグランジュ乗数を求解することで最適解の近似解を得る。

(2) 吸収マルコフ連鎖モデル^{4,5)}

ネットワーク上の交通は、分岐点において、ある確率に従って方向を変えて次の分岐点に向かう。そして次の分岐点においても、ある確率に従って方向を変えてその次の分岐点に向かう。吸収マルコフ連鎖モデルは、交通を分岐点で確率的に方向を選択することの繰り返しであると捉え、確率の連鎖として交通を表現したモデルである。ここで、交通が発生するノード（発生源）、交通を吸収するノード（吸収源）がそれぞれ*r*個存在し、過渡状態（交通の発生・吸収がないリンク）の数を*s*個とすると、遷移確率行列*P*は式(8)、式(9)のように表現される。

$$P = \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} \text{吸収源} & \text{発生源} & \text{過渡状態} \\ 1 \cdots r & r+1 \cdots r+r & 2r+1 \cdots 2r+s \end{array} \\ \left(\begin{array}{ccc|ccc} I & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ \hline & & & Q & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ R & & & & & \end{array} \right) \begin{array}{l} 1 \cdots r \text{ 吸収源} \\ r+1 \cdots r+r \text{ 発生源} \\ 2r+1 \cdots 2r+s \text{ 過渡状態} \end{array} \end{array} \quad (8)$$

$$Q = \begin{pmatrix} 0 & Q_1 \\ 0 & Q_2 \end{pmatrix} \begin{matrix} \text{発生源} \\ \text{過渡状態} \end{matrix} \quad (9)$$

行列 R の成分は発生源、過渡状態から吸収源に遷移する確率、行列 Q の成分は、発生源、過渡状態から発生源、過渡状態に遷移する確率となる。ここで発生源における発生交通量を V とすると、リンクの断面交通量の推計値 EX は式(10)で、OD交通量 U は式(11)で推計される。

$$EX = VQ_1[I - Q_2]^{-1} \quad (10)$$

$$U = V[I - Q]^{-1}R \quad (11)$$

リンク i における断面交通量の計測値 RX_i と推計値 EX_i とすると、この問題は全ての計測リンクにおける誤差の二乗和が最小となる発生交通量 V を求める数理最適化問題となる (式(12))。

$$\text{Minimize } \sum_i (RX_i - EX_i)^2 \quad (12)$$

本研究では先行研究⁵⁾に倣い、GA (Genetic Algorithm, 遺伝的アルゴリズム) で最適解の近似解を探索する。本モデルでは交通ネットワークが分岐する箇所における右左折直進比率 (右折する交通量と直進する交通量と左折する交通量の比率) が重要なパラメータとなる。右左折直進比率が何らかの方法で計測されていれば、外生的に計測値を与えることができる。一方で、右左折直進比率が計測されていない、あるいは計測されているが、その精度が低い場合は、最適化計算における決定変数として内生的に推定する。

3. 駅構内の旅客流動への適用に向けた推計性能の検証方法の提案

本研究では、駅構内の歩行者ネットワークを対象とした数値実験により、各モデルのOD交通量の推計性能を検証することを提案する。検証方法のフローを図-2に示す。ここで、2つの出入口 (北口、南口)、1つの改札口、2つのホームを有する駅構内の歩行者ネットワーク (図-3) を例にとると、各出発ノード・到着ノードにおいて、発生交通量と集中交通量が防犯カメラ等により計測され、リンク1,2では自動改札機により断面交通量が計測されていると想定する。更に、分岐ノードA, Bでは、右左折直進比率が防犯カメラ等により計測されるケースも考慮する。

その後、設定した歩行者ネットワークに基づき、出発ノード、到着ノード間のOD交通量を乱数により作成し

て、これを正解値とする。このOD交通量の正解値を積算することで、各出発ノード・到着ノードの発生交通量と集中交通量、各リンクの断面交通量、分岐ノードにおける右左折直進比率が求められる。これらを計測値と見做してOD交通量推計モデルへ入力し、OD交通量を推計する。モデルから出力されたOD交通量の推計値と正解

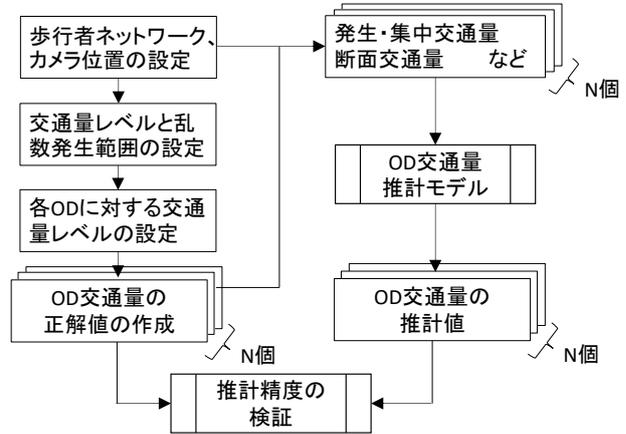


図-2 検証方法のフロー

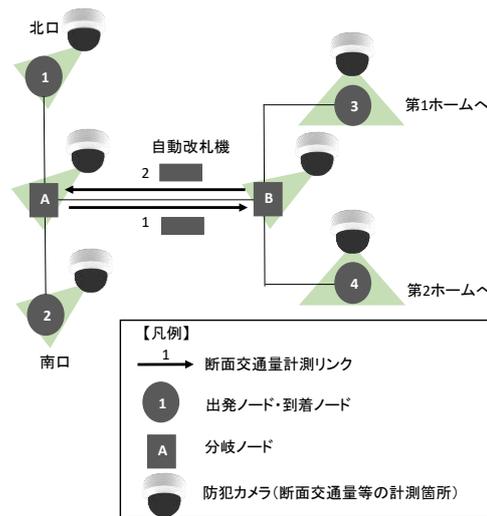


図-3 駅構内の歩行者ネットワークの例

表-1 交通量レベルと乱数発生範囲の設定例

単位:人	最小	最大
極大	101	200
大	51	100
中	31	50
小	11	30
極小	1	10

表-2 各ODに対する交通量レベルの設定例

O \ D	1	2	3	4
1		小	極大	小
2	小		極大	小
3	中	大		極小
4	中	大	極小	

値とを比較し、モデルの推計精度を検証する。本研究では、推計値と正解値の相関係数とRMSE（Root Mean Squared Error, 二乗平均平方根誤差）で評価する。なお、RMSEは低い数値であるほど、誤差が少ないことを示す。

ここで、実駅でのOD交通量はラッシュ方向のホームへの到着が極端に多くなったり、上りホームから下りホーム（あるいはその逆）への移動は極端に少ない等、OD交通量が偏るという特徴を持つ。そこで、OD交通量の正解値の作成に当たっては極小～極大の5段階のレベルに分け（表-1）、各ODに交通量レベルを設定する（表-2）。各ODに設定した交通量レベルに対応する最小値、最大値の範囲で整数の乱数を発生させ、OD交通量の正解値とする。予め定めた試行回数N回分のOD交通量の正解値を作成し、N回の数値実験を行う。本研究では、試行回数N=10として検証を進める。

実際に駅構内において断面交通量等を計測し、OD交通量を推計する際には、予め、ネットワークトポロジ（ネットワーク形状）や計測される断面交通量の計測誤差、数理最適化問題における制約条件等を変更して数値実験による検証を行う。これにより、断面交通量の計測が必要な箇所や適切なOD交通量推計モデル等を選定できる。また、断面交通量等の計測作業やOD交通量の推計作業を行う前に、OD交通量の推計精度が要求される精度を満足するかを確認することもできる。

4. 数値実験

本章では、エントロピー最大化モデルと吸収マルコフ連鎖モデルを用いて、いくつかの条件で数値実験を行い、駅構内のOD交通量推計モデルとしての適用可能性や、条件の相違が推計精度に与える影響を考察する。

(1) エントロピー最大化モデルと吸収マルコフ連鎖モデルの比較

まず、エントロピー最大化モデルと吸収マルコフ連鎖モデルについて、OD推計性能の比較を行う。対象は図-3に示す歩行者ネットワークとし、朝ラッシュにおいて上り線（第1ホーム）、下り線（第2ホーム）ともに降車旅客と比べて乗車旅客が極めて多い、中核駅間に存在する駅を想定する。OD交通量レベルは、想定する駅で10分程度の間に発生する交通量のレベルとして、表-3、表-4の通りに設定する。

ここでは、表-5に示すケース1（エントロピー最大化モデル）、ケース2（吸収マルコフ連鎖モデル）について、10個のOD交通量の正解値により各ケースの試行を行う。ケース1については、断面交通量に関する制約条件の有無がOD推計精度に与える影響を考察するために、

リンク1,2の断面交通量を最適化問題の制約条件とする場合をケース1-1、リンク1,2の断面交通量を制約条件としない場合をケース1-2とする。一方ケース2では、断面交通量は制約条件ではなく目的関数として扱われる。

ここで、分岐ノードにおける右左折直進比率を観測して外生的にモデルに与えるケースをケース2-1、右左折直進比率を数理最適化問題の決定変数として内生的に推定する場合をケース2-2とする。なお、試行錯誤により決定したケース2におけるGAパラメータは表-6の通りである。

試行結果を表-7（相関係数 r ）、表-8（RMSE）に示す。また、推計値と正解値の比較の例（試行No.4）を図-4、図-5に示す。本試行の範囲においては、リンク1,2の断面交通量を最適化問題の制約条件とするエントロピー最大化モデル（ケース1-1）では相関係数の平均が $r=0.99$ 以上で他のケースと比較してRMSEが最も小さく、吸収マルコフ連鎖モデル（ケース2）よりも安定的に高い推計精度を期待できると言える。一方、断面交通量を制約条件として組み込んでいないケース1-2はケース1-1に比べてRMSEが大きく、推計の安定性は低下する傾向にある。また、交通量が少ないODの推計精度が低い傾向が見られる。

一方、吸収マルコフ連鎖モデル（ケース2）については、右左折直進比率が計測されているケース2-1の相関係数の平均は $r=0.95$ 程度で、RMSEもケース1-2、ケース

表-3 交通量レベルと乱数発生範囲の設定

単位:人	最小	最大
極大	501	1,000
大	101	500
中	51	100
小	11	50
極小	1	10

表-4 各ODに対する交通量レベルの設定

O \ D	1	2	3	4
1		小	極大	極大
2	小		極大	極大
3	中	大		極小
4	中	大	極小	

表-5 試行条件（ケース1, ケース2）

	ケース1		ケース2	
	ケース1-1	ケース1-2	ケース2-1	ケース2-2
OD交通量推計モデル	エントロピー最大化モデル		吸収マルコフ連鎖モデル	
断面交通量の制約条件	リンク1,2	なし	なし (目的関数として扱う)	
右左折直進比率の計測	なし		あり	なし

2-2に比べて小さく、一定程度の推計性能を持つと考えられる。右左折直進比率の計測がない場合（ケース2-2）は、相関係数の平均は $r=0.75$ 程度と比較的低く、他のケースに比べてRMSEが大きいことから、安定して良好な推計精度を確保することは難しいと考えられる。また、ケース2-2もケース1-2と同様に、交通量が少ないODの推計精度が低い傾向が見られる。これは、吸収マルコフ連鎖モデルにおいて、右左折直進比率を計測できない場合は、0~1の実数をとる右左折直進比率がGAで推定する決定変数となるため、GAの実行可能解の探索範囲が爆発的に拡大することが理由と考えられる。

表-6 ケース2におけるGAパラメータの設定

個体数	500
突然変異遺伝子数	10
交叉確率	0.8
変異率	0.8
最大世代数	50,000
進化なし打ち切り条件	10,000
エリート保存数	1

表-7 試行結果（ケース1，ケース2：相関係数 r ）

	ケース1		ケース2	
	ケース1-1	ケース1-2	ケース2-1	ケース2-2
OD交通量推計モデル	エントロピー最大化		吸収マルコフ連鎖	
右左折直進比率	なし		あり	なし
断面交通量制約	リンク1,2	なし	なし (目的関数として扱う)	
試行No.	相関係数 r	相関係数 r	相関係数 r	相関係数 r
1	0.9962	0.8717	0.9631	0.5206
2	0.9995	0.8371	0.9162	0.7735
3	0.9807	0.7914	0.9807	0.8032
4	0.9927	0.8802	0.9828	0.8694
5	0.9886	0.7857	0.9593	0.8487
6	0.9749	0.7245	0.9538	0.5836
7	0.9986	0.8447	0.9547	0.4673
8	0.9990	0.8451	0.9998	0.8939
9	0.9874	0.8481	0.8255	0.9085
10	0.9968	0.9579	0.9964	0.8723
平均	0.9914	0.8386	0.9532	0.7541
標準偏差	0.0080	0.0594	0.0485	0.1576

表-8 試行結果（ケース1，ケース2：RMSE）

	ケース1		ケース2	
	ケース1-1	ケース1-2	ケース2-1	ケース2-2
OD交通量推計モデル	エントロピー最大化		吸収マルコフ連鎖	
右左折直進比率	なし		あり	なし
断面交通量制約	リンク1,2	なし	なし (目的関数として扱う)	
試行No.	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
1	31.252	177.034	96.996	352.762
2	10.815	182.850	145.566	247.226
3	62.188	196.451	62.174	210.443
4	42.611	168.503	65.302	184.158
5	48.365	199.234	93.717	180.780
6	65.085	201.994	88.360	269.714
7	18.287	185.404	107.563	367.756
8	18.392	217.888	8.111	189.865
9	49.067	165.463	194.030	140.518
10	27.392	103.692	28.859	182.057
平均	37.345	179.851	89.068	232.528
標準偏差	17.988	29.618	51.091	72.581

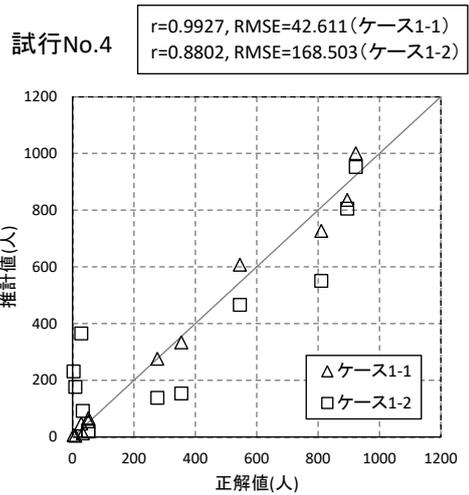


図-4 正解値と推計値の関係（ケース1，試行No.4）

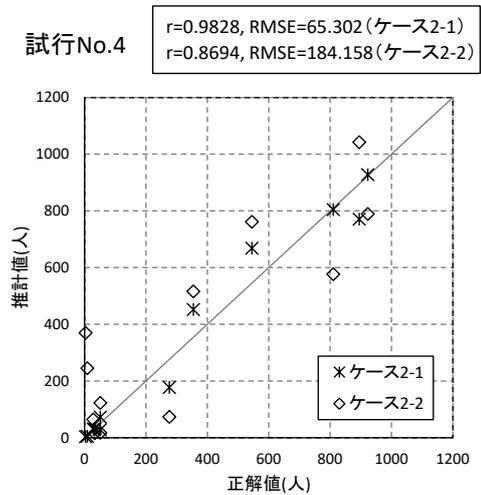


図-5 正解値と推計値の関係（ケース2，試行No.4）

以上より、本研究の試行の範囲において、エントロピー最大モデル、吸収マルコフ連鎖モデルともに、計測条件によっては駅構内のOD交通量の推計に適用できる可能性が示唆された。

(2) エントロピー最大モデルのOD交通量推計特性

ここでは、前節で推計精度が比較的に優れていることが示されたエントロピー最大モデルについて、ネットワークポロジの変化がOD交通量の推計性能に与える影響を検証する。

分析対象とする歩行者ネットワークは、前節で分析対象とした歩行者ネットワーク（図-3）をベースにノードとリンクを増設した歩行者ネットワークとする（図-6）。これは2つの出入口、1つの改札口、4つのホームを有する駅を想定した歩行者ネットワークである。ここで、各出発ノード・到着ノードでは、発生交通量と集中交通量が防犯カメラ等により計測される。本節の試行をケース3とし、10個のOD交通量の正解値により5つのケース

について試行を行う。各ケースの試行条件を表-9に示す。断面交通量の制約条件がない場合をケース 3-0, リンク 1,2 において自動改札機により断面交通量が計測されていると想定し, これを最適化問題の制約条件に組み込む場合をケース 3-1 とする。更に, 断面交通量の制約条件の付加が推計精度に与える影響を検討するため, ビデオカメラ/人流センサーの仮設でリンク 3,4 の断面交通量が計測され, リンク 1,2 に加えて, リンク 3,4 のいずれか, もしくは両者の断面交通量を最適化問題の制約条件に組み込む場合をケース 3-2, ケース 3-3, ケース 3-4 とする。なおOD交通量レベルは, 表-3, 表-10の通りに設定する。

試行結果を表-11 (相関係数 r), 表-12 (RMSE) に示す。また, 推計値と正確値の比較の例 (試行No.8, ケース 3-0, ケース 3-1, ケース 3-4) を図-7 に示す。前節での分析と同様に, 出発ノード・到着ノード間に存在するリンクの断面交通量が何らかの方法で計測でき, その断面交通量を制約条件として最適化問題に組み込む場合

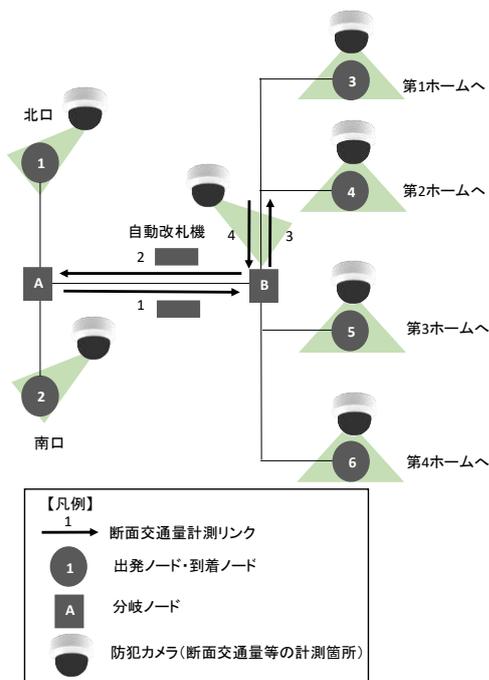


図-6 分析対象の歩行者ネットワーク (ケース3)

表-9 試行条件 (ケース3)

ケース	3-0	3-1	3-2	3-3	3-4
断面交通量の制約条件	なし	リンク 1,2	リンク 1,2,3	リンク 1,2,4	リンク 1,2,3,4

表-10 各ODに対する交通量レベルの設定

O \ D	1	2	3	4	5	6
1		小	極大	極大	中	中
2	小		極大	極大	中	中
3	中	大		極小	大	極小
4	中	大	極小		極小	中
5	大	大	大	極小		極小
6	極大	極大	極小	中	極小	

(ケース 3-1~3-4) では, 相関係数の平均が0.9程度で, RMSE はケース 3-0 に比べて低く, 比較的良好な精度で OD 交通量の推計が期待できる。一方, ケース 3-1~3-4 はケース 1 と比べて, RMSE が増加している。歩行者ネットワークの拡大に伴い, 決定変数 (ラグランジュ乗数) の数が多くなり, 目的関数が複雑化して局所最適解に陥りやすくなるのが原因と考えられる。

RMSE からケース 3-0~3-4 を比較すると, 断面交通量の制約条件が組み込まれていないケース 3-0 の推計精度

表-11 試行結果 (ケース3: 相関係数 r)

試行No.	ケース3-0 相関係数 r	ケース3-1 相関係数 r	ケース3-2 相関係数 r	ケース3-3 相関係数 r	ケース3-4 相関係数 r
1	0.5212	0.9352	0.9345	0.9327	0.9319
2	0.3520	0.8235	0.8265	0.8248	0.8251
3	0.4282	0.8453	0.8463	0.8463	0.8469
4	0.4860	0.9103	0.9083	0.9001	0.8471
5	0.3884	0.8849	0.8816	0.8813	0.8766
6	0.5713	0.9087	0.9085	0.9085	0.9008
7	0.7172	0.9325	0.9333	0.9333	0.9336
8	0.6922	0.9618	0.9608	0.9608	0.9597
9	0.5081	0.8762	0.8768	0.8783	0.8769
10	0.5242	0.9384	0.9377	0.9403	0.9392
平均	0.5189	0.9017	0.9014	0.9006	0.8938
標準偏差	0.1124	0.0417	0.0409	0.0411	0.0438

表-12 試行結果 (ケース3: RMSE)

試行No.	ケース3-0 RMSE	ケース3-1 RMSE	ケース3-2 RMSE	ケース3-3 RMSE	ケース3-4 RMSE
1	427.523	188.215	186.929	197.132	195.358
2	400.991	246.732	242.042	253.426	248.850
3	406.163	242.166	239.337	245.123	241.738
4	419.714	212.510	210.309	228.808	241.592
5	403.676	213.223	212.451	222.946	221.846
6	409.042	218.964	215.177	215.172	227.398
7	328.663	175.329	169.197	169.197	170.587
8	342.502	142.600	140.404	148.564	145.689
9	363.071	209.566	205.098	213.891	209.056
10	388.661	169.918	167.383	174.345	171.316
平均	389.001	201.922	198.833	206.860	207.343
標準偏差	31.556	31.072	30.910	32.342	33.598

試行No.8

$r=0.6922$, RMSE=342.502 (ケース3-0)
 $r=0.9618$, RMSE=142.600 (ケース3-1)
 $r=0.9597$, RMSE=145.689 (ケース3-4)

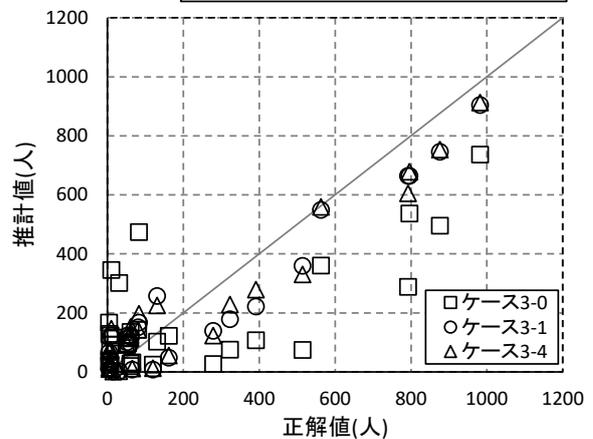


図-7 正確値と推計値の関係 (ケース3-0,3-1,3-4, 試行No.8)

は明らかに低いが、断面交通量の制約条件が組み込まれているケースでも、ケース 3-1、ケース 3-3、ケース 3-4 に比べて、ケース 3-2 の推計精度が高いことが分かる。分析対象の歩行者ネットワーク (図-6) では、リンク 3 の断面交通量により分岐ノード B における右左折率の情報が付加される。一方、リンク 4 の断面交通量は出発ノード 3,4 の発生交通量の合計であるため、リンク 4 の断面交通量からは新たな情報は付加されない。加えて、制約条件の付加により決定変数 (ラグランジュ乗数) の数が増加するためケース 3-3、ケース 3-4 の推計精度が低下していると考えられる。以上より、複数の断面交通量の制約条件を付加しても、必ずしも推計精度が高まるとは限らず、新たな情報を持つ制約条件が付加されると、推計精度を高めることができる可能性が示唆される。

(3) 吸収マルコフ連鎖モデルのOD交通量推計特性

吸収マルコフ連鎖モデルについては、解の探索能力を高め、最適解の近似解を精度よく求解できるようになれば、右左折直進比率を計測することなく最適解の近似解を求めることができ、モデルの利点となり得る。その可能性を検証するために、右左折直進比率を内生的な決定変数としたケース 2-2 について、GA における解の探索時間と推計精度の関係を検証する。具体的には、計算の打ち切り条件である「最大世代数」「進化なし打ち切り条件」を段階的に大きくし、解の探索時間を長くした場合の推計精度の変化を検証する (表-13)。実験はケース 2-2 の試行 No.1 で行うこととし、「最大世代数」「進化なし打ち切り条件」以外の GA パラメータは表-6 と同じとする。また解の探索時間の比較のため、全てのケー

表-13 計算の打ち切り条件の設定

		test1	test2	test3	test4
設定	最大世代数	5,000	10,000	30,000	50,000
	進化なし打ち切り条件	2,500	5,000	15,000	25,000

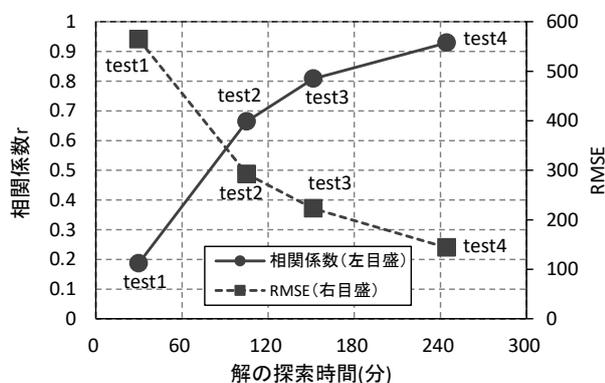


図-8 解の探索時間と推計精度の関係

スで同一の PC を用いる (Epson AT993E, CPU: Intel Core i7-6700 CPU 3.40GHz, RAM:8.00GB, OS: Windows 10 Pro)。各ケースにおける解の探索時間と推計精度 (相関係数 r , RMSE) の関係を図-8 に示す。解の探索時間が長くなる程、相関係数が大きくなる一方で、RMSE は低下していく傾向にあることが見て取れる。アルゴリズムの改良等により GA の探索能力を高めることができれば、分岐ノードにおける右左折直進比率を計測しなくとも、吸収マルコフ連鎖モデルによる駅構内の OD 交通量推計が可能であることを示唆していると考えられる。

5. おわりに

本研究では、筆者らが開発を進めている OD 交通量自動推計システムの主要な構成要素の一つである OD 交通量推計モデルについて、駅構内の旅客流動への適用を想定した推計精度等の検証方法を提案し、OD 交通量推計モデルの推計性能や推計特性を分析した。本研究で得られた知見と今後の課題を以下に述べる。

(1) 得られた知見

- ・ エントロピー最大化モデル、吸収マルコフ連鎖モデルともに、駅構内の OD 交通量推計モデルとしての適用可能性を有することが示唆された。
- ・ 本研究の試行の範囲内においては、もともと右左折直進比率データを必要としないエントロピー最大化モデルが優れた OD 交通量の推計性能を持つと判断される。一方で、ネットワークトポロジーの拡大や数理最適化問題における断面交通量の制約条件の設定に、OD 交通量の推計性能が影響を受けることも明らかとなった。
- ・ 本研究の試行の範囲内においては、吸収マルコフ連鎖モデルは、分岐ノードにおける右左折直進比率が精度良く計測できれば、エントロピー最大化モデルと遜色ない程度の OD 交通量の推計精度を得ることができる。しかし、駅における計測環境の制約等から高い計測精度で右左折直進比率を計測することは難しいことが多いと考えられる。その場合、右左折直進比率を数理最適化問題の決定変数として内生的に求める必要があり、多くの計算資源が必要となる。
- ・ 適用する駅の歩行者 OD の特性や歩行者ネットワークトポロジーに対して、より適切なモデルを選択する必要があるが、その判断に本研究で提案した検証方法が活用できる。

(2) 今後の課題

- OD交通量の偏りの程度、ネットワークトポロジの構成、断面交通量の計測誤差、断面交通量の計測位置等の要因が各モデルのOD交通量の推計精度に影響を与え得る。エントロピー最大化モデルと吸収マルコフ連鎖モデルの其々について、様々な条件での数値実験を蓄積し、各種要因とOD推計精度の関連性を整理する必要がある。
- 右左折直進比率も決定変数とする吸収マルコフ連鎖モデルにGAを適用する場合、実用的な時間内に実用に耐え得る精度の近似解を得るためには、例えばハイブリッド型GA⁷⁾の採用により近似解の探索能力を向上させる等の計算アルゴリズム自体の改良も進める必要がある。

本研究では、駅構内において既設の防犯カメラ、自動改札機、仮設したビデオカメラ、人流センサーにより断面交通量等の情報を自動的に取得することを前提に、OD交通量を推計するモデルについて検討した。交通量等の情報の取得には、他にもWi-Fi機器による人流計測⁸⁾、携帯電話GPSデータの活用⁹⁾等の方法も考えられるが、これらにより得られたデータに対しても、本研究で示したOD交通量推計モデルを適用することができる。更には、OD交通量が推計できれば、駅構内旅客流動シミュレーションへ入力することで、新たな駅の構造の検討を行うことができる。このように、交通量等のデータからOD交通量を推計する技術は将来の駅を考えるにあたっての基盤技術であり、引き続き、駅構内におけるOD交通量自動推計システムを実用化するため

の研究・開発に取り組んでいく。

謝辞：匿名の査読者には、投稿時に本論文が抱えていた問題を的確にご指摘いただいた。ここに記して深謝したい。

参考文献

- 1) 例えば、石突光隆：駅設備の配置検討のための旅客流動シミュレーション技術，運転協会誌，Vol.61，No.9，pp1-4，2019.
- 2) 国土交通省：東京圏における今後の都市鉄道のあり方について（交通政策審議会第答申 198号），2016.
- 3) Henk, J. V. and Luice, G. W.: The Most Likely Trip Matrix Estimated from Traffic Counts, *Transportation Research*, 14B, No.3, pp281-293, 1980.
- 4) 佐佐木綱：吸収マルコフ過程による交通量配分理論，土木学会論文報告集，第121号，pp21-32，1965.
- 5) 高山純一，杉山智美：吸収マルコフ連鎖を用いた観測交通量からのOD推計法に関する研究，土木学会論文集，No.569/IV-36，pp.75-98，1997.
- 6) 顧宗超，大佛俊泰：歩行者交通量に基づく地下空間における歩行者の起点・終点の推定，日本建築学会計画系論文集，第81巻，第730号，pp.2625-2634，2016.
- 7) 玄光男，林林：ネットワークモデルと多目的GA，pp.40-45，共立出版，2008.
- 8) 例えば，西日本旅客鉄道株式会社：京都駅構内でのWi-Fiパケットセンサーによる流動調査について，2018年9月25日付ニュースリリース，2018.
- 9) 森尾 淳，石井良治，中野 敦，萩原 剛，田中啓介：都市交通分野におけるビッグデータの活用とその展開～ビッグデータの特性と活用可能性～，IBS Annual Report 研究活動報告 2018，pp.29-36，2018.

(2020.4.3 受付)

COMPARISON ANALYSES OF OD FLOW ESTIMATION MODELS BASED ON SECTION FLOW COUNT DATA —TOWARDS DEVELOPING AUTOMATIC OD FLOW ESTIMATION SYSTEM IN RAILWAY STATION—

Munenori SHIBATA, Mitsutaka ISHIZUKI and Ginga TSUSHIMA

This study verifies both the entropy maximization model and the absorbing markov chain model to apply passenger OD flow estimation within railway stations based on section flow count data. According to some numerical experimentations conducted in this study, both models have applicability to estimate passenger OD flow within stations. This study implies some characteristics of OD flow estimation models, such as setting of constraint conditions of section flow counts within mathematical optimization problem of entropy maximization model possibly effect to the accuracy of OD flow estimation. In terms of absorbing markov chain model, improving algorithms for seeking global optimized solution might make this model more practical in case that choosing ratio for right-straight-left route at intersections are treated as endogenously decision variables.