

鉄道駅構内における歩行者 OD 交通量の 推計モデルに関する考察

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

安全性や快適性の更なる向上を目指して既存の鉄道駅の改良工事が数多く行われているが、駅の計画や設計の妥当性を検証するためには、歩行者の OD 交通量を正確に捕捉する必要がある。そこで筆者らは、駅構内における自動改札機や防犯カメラ等から断面交通量等の情報を取得し、それらの情報に基づいて OD 交通量を推計するシステムの開発を進めている。本稿では、このシステムを構成する要素技術である OD 交通量推計モデルについて、一般化簡略勾配法 (GRG 法) とラグランジュ緩和問題に対する劣勾配法によりエントロピー最大化モデルの OD 交通量の推計精度を考察した。その結果、劣勾配法を用いることにより、ネットワークが拡大した場合に計算精度の向上が期待できる等の特性が示された。

Key Words: railway station planning, pedestrian OD estimation, mathematical optimization, lagrangian relaxation problem

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・時間波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)~5)}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、数理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、先行研究⁶⁾において優位性が示唆されたエントロピー最大化モデル³⁾を対象として、異なる計算アルゴリズムによる精度検証を行い、推計特性等を考察することを目的とする。

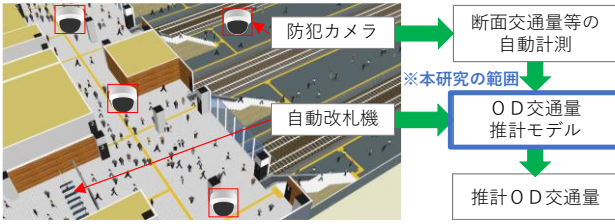


図-1 駅構内のOD交通量自動推計システムの概念図と
本研究の範囲

2. エントロピー最大化モデルと最適化アルゴリズム

(1) 経路交通量型エントロピー最大化モデルの定式化

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ある³⁾。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*ij*間のOD交通量、*V_c*はリンク*c*の断面交通量、*M_{ij}^c*はノード*ij*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。

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

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

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

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

ここで、ネットワークが複雑化すると1つのODに複数の経路が存在するケースも想定される。そこで、エントロピー最大化モデルを経路交通量推計問題として再定式化する。

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、*k*は経路番号、*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*ij*間のOD交通量、*f_{ij}^k*はノード*ij*間の経路*k*の経路交通量とする。

OD交通量と経路交通量との間には、式(5)の関係が成り立つ。

$$T_{ij} = \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \quad (5)$$

OD表の整合性を満たすための制約条件は*O_i* =

$\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k$ ($j=1, \dots, m, k=1, \dots, r$) , $D_j = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r f_{ij}^k$ ($i=1, \dots, n, k=1, \dots, r$) である。ここで式(5)を式(1)～(3)に代入し、次の最適化問題を定義する。

$$\min_{f_{ij}^k} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r (f_{ij}^k \ln f_{ij}^k - f_{ij}^k) \quad (6)$$

$$\text{Subject to } O_i = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \quad (7)$$

$$D_j = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \quad (8)$$

ここで、変数*M_{ij}^c*を、ノード*ij*間の経路*k*を通る交通がリンク*c*を通過する場合は*M_{ij}^c* = 1、それ以外は*M_{ij}^c* = 0と定義すると、*V_c*は式(9)となる。

$$V_c = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k M_{ij}^c \quad (9)$$

式(9)を制約条件に加えると、本問題は次の最適化問題として再定義できる。

$$\min_{f_{ij}^k} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r (f_{ij}^k \ln f_{ij}^k - f_{ij}^k) \quad (10)$$

$$\text{Subject to } O_i = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \quad (11)$$

$$D_j = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \quad (12)$$

$$V_c = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k M_{ij}^c \quad (13)$$

最適化問題における決定変数は経路交通量そのものである。なお、1ODに1経路のみが存在する場合は、式(11)～(12)において*k* ∈ {*k* = 1}とすることと等価である。

式(10)～(13)から、ラグランジュ関数*L*を定義する式(14)。

$$\begin{aligned} L = & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r (f_{ij}^k \ln f_{ij}^k - f_{ij}^k) \\ & + \sum_{i=1}^n \lambda_i \left(O_i - \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \right) \\ & + \sum_{j=1}^m \gamma_j \left(D_j - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \right) \\ & + \sum_{c=1}^p \beta_c \left(V_c - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k M_{ij}^c \right) \end{aligned} \quad (14)$$

ここで、*λ_i*, *γ_j*, *β_c*はラグランジュ乗数である。

次に、ラグランジュ関数*L*を決定変数*f_{ij}^k*で偏微分したものが0になる時に最適解を得ることができる。

$$\frac{\partial L}{\partial f_{ij}^k} = \ln f_{ij}^k - \lambda_i - \gamma_j - \sum_{c=1}^p \beta_c M_{ij}^c = 0 \quad (15)$$

よって、

$$f_{ij}^k = \exp \left(\lambda_i + \gamma_j + \sum_{c=1}^p \beta_c M_{ij}^c \right) \quad (16)$$

(2) 最適化アルゴリズム

a) 一般化簡約勾配法 (GRG 法)

式(10)~(13)の最適化問題を，ラグランジュ乗数 $\lambda_i, \gamma_j, \beta_c$ を決定変数として以下の式(17)の目的関数を最小化する問題に近似し，一般化簡約勾配法 (Generalized Reduced Gradient method, 以下 GRG 法) でラグランジュ乗数の近似解を得る。

$$\begin{aligned} \min_{\lambda_i, \gamma_j, \beta_c} & \left(O_i - \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r \exp(\lambda_i + \gamma_j + \sum_{c=1}^p \beta_c M_{ijk}^c) \right)^2 \\ & + \left(D_j - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r \exp(\lambda_i + \gamma_j + \sum_{c=1}^p \beta_c M_{ijk}^c) \right)^2 \\ & + \left(V_c - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r \exp(\lambda_i + \gamma_j \right. \\ & \quad \left. + \sum_{c=1}^p \beta_c M_{ijk}^c) M_{ijk}^c \right)^2 \end{aligned} \quad (17)$$

ここで，初期値依存性が認められたため，厳密解により近い近似解を求解するために，複数の経路が存在する場合には，以下の計算上の工夫を行う。

- ① 各リンクについて，リンク距離を設定する．歩行速度を一般的な自由流で観測される 1.3m/sec と仮定し，各経路の移動時間 (sec) を求める．1 つの OD に 2 つの経路が存在する場合は，文献 8) のエスカレーター・階段選択モデルにおける移動時間のパラメータ (-0.1011) を用いて，各経路の移動時間のみを変数としたロジットモデルで経路選択率を推定する．
- ② 上記で推定された経路選択確率と式(16)で算出される経路交通量から求まる経路選択率の残差二乗和が最小となるよう，GRG 法によりラグランジュ乗数を求める．
- ③ 上記で求めたラグランジュ乗数を初期値として，GRG 法により式(17)の最適化問題を解く．

b) ラグランジュ緩和問題の劣勾配法による解法

ここで，式(10)~(13)を元問題と呼ぶ．目的関数にラグランジュ乗数を乗じた制約条件を取り込むと，ラグランジュ緩和問題となる (式(18)) ．

$$\begin{aligned} \min_{\lambda_i, \gamma_j, \beta_c} & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r (f_{ij}^k \ln f_{ij}^k - f_{ij}^k) \\ & + \sum_{i=1}^n \lambda_i \left(O_i - \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \right) \\ & + \sum_{j=1}^m \gamma_j \left(D_j - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r f_{ij}^k \right) \\ & + \sum_{c=1}^p \beta_c \left(V_c - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k M_{ijk}^c \right) \end{aligned} \quad (18)$$

元問題は最小化問題であるため，ラグランジュ緩和問題も最小化問題となる．ラグランジュ緩和問題は元問題の制約条件を緩和しているので，目的関数値は元問題の

最適値より小さな値をとることが知られている (最大化問題の場合は逆となる) ．従って，ラグランジュ緩和問題の目的関数の第 2 項~第 4 項からなる関数を最大化することで，元問題の最適値に近い解を求めることとなる．これはラグランジュ双対問題と呼ばれる．

制約条件を満たす観点からは，ラグランジュ緩和問題の目的関数の第 2 項~第 4 項は制約条件を満たす場合はすべて 0 になり，元問題とラグランジュ緩和問題の最適値は同じになる．制約条件を満たしていない状態では，ラグランジュ乗数を乗じた値をペナルティとして加えることと解釈できる．例えば第 2 項で，ノード i で観測されている発生交通量 O_i と推計されている経路交通量 f_{ij}^k を積算して求めた発生交通量について， $O_i > \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k$ であれば， $(O_i - \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k)$ は正值をとる．制約条件を満たすためには，これを減少させて 0 に近づけたいので，ラグランジュ乗数 λ_i に負値を与えるようにラグランジュ乗数を更新する．このラグランジュ乗数の更新を繰り返すことで，第 2 項~第 4 項が全て極めて 0 に近い値となるラグランジュ乗数を探索していく．この解法は「劣勾配法⁹⁾」と呼ばれ，本研究におけるラグランジュ緩和問題の場合，以下のアルゴリズムとなる．

- Step1
 $\lambda_i, \gamma_j, \beta_c$ に初期値 0 を代入する． $i=1$ とする．探索ステップ長のパラメータ z (正の整数値) を定める．
- Step2
 $\lambda_i, \gamma_j, \beta_c$ から $f_{ij}^k = \exp(\lambda_i + \gamma_j + \sum_{c=1}^p \beta_c M_{ijk}^c)$ で f_{ij}^k を算定し，劣勾配を以下とする．
 $\partial g(\lambda_i) = O_i - \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k$
 $\partial g(\gamma_j) = D_j - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r f_{ij}^k$
 $\partial g(\beta_c) = V_c - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^r f_{ij}^k M_{ijk}^c$
- Step3
探索ステップ長を以下の通り定める．

$$\begin{aligned} \text{step}(\lambda_i) &= \frac{\partial g(\lambda_i)}{z + i} \\ \text{step}(\gamma_j) &= \frac{\partial g(\gamma_j)}{z + i} \\ \text{step}(\beta_c) &= \frac{\partial g(\beta_c)}{z + i} \end{aligned}$$

- Step4
全てのラグランジュ乗数について $|\text{step}(\lambda_i)| < \varepsilon$ $|\text{step}(\gamma_j)| < \varepsilon$ $|\text{step}(\beta_c)| < \varepsilon$ になったら，もしくは， i が予め設定した最大計算回数 itamax に達したら計算を終了し，結果を出力する．

- Step5
そうでないならば、ラグランジュ乗数を以下のように更新する。

$$\lambda_i = \lambda_i + \text{step}(\lambda_i)$$

$$\gamma_j = \gamma_j + \text{step}(\gamma_j)$$

$$\beta_c = \beta_c + \text{step}(\beta_c)$$

- Step6
iにi+1を代入して、step2に戻る。

以降、本アルゴリズムを「劣勾配法」と称する。なお、計算前に分析者が定める必要があるパラメータは4種のみであり、本研究では以下の通りとする。

- ラグランジュ乗数 $\lambda_i, \gamma_j, \beta_c$ の初期値=全て0
- $z=1,000$
- $\varepsilon=0.000001$
- itamax=10,000,000

3. 数値実験によるOD推計性能の検証方法

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、OD交通量（1つのODに複数経路が存在する場合は経路交通量）の推計性能を検証する。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。

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、各発ノード・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。

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ができる。

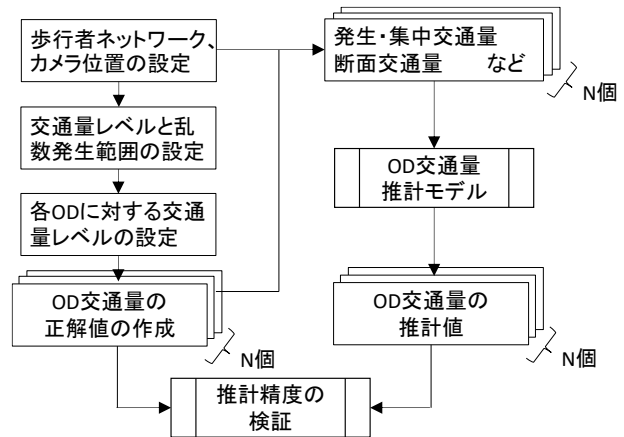


図-2 検証方法のフロー

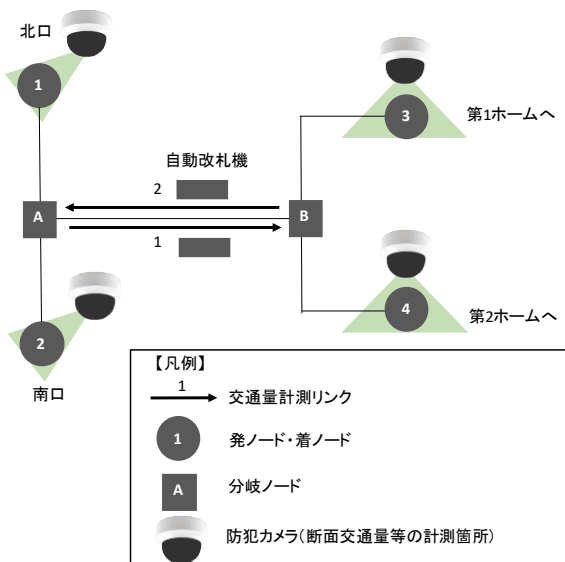


図-3 駅構内の歩行者ネットワークの例

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	

4. 数値実験

(1) 検証方法

本稿では、同じ OD 交通量 (=経路交通量) の正解データを用いて GRG 法と劣勾配法により数値実験を行い、両者を比較することで各アルゴリズムの推計性能を検証する。

(2) 対象とするネットワーク

a) 問題 1

図-4 に示す 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を想定した仮想的な歩行者ネットワークである。ここで各ノードでは、発生交通量 (O1~O4) と集中交通量 (D1~D4) が防犯カメラ等により観測される。リンク 1,2 では自動改札機等により断面交通量が観測されていると想定する。このネットワークでは 1OD に 1 経路のみが存在し、ネットワークで設定する経路は 12 経路である。ここで OD 交通量レベルは、表-3, 表-4 の通りに設定する。

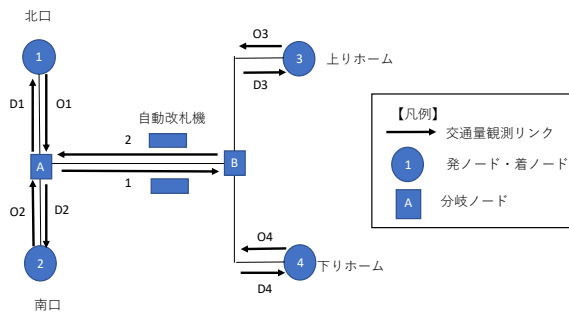


図-4 歩行者ネットワーク (問題 1)

表-3 交通量レベルと乱数発生範囲の設定 (問題 1)

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 (問題 1)

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	

b) 問題 2

図-5 に示す 2 つの出入口 (北口, 南口), 2 つの改札口, 2 つのホームを有する駅を想定した仮想的な歩行者ネットワークである。ここで、各ノードでは発生交通量 (O1~O4) と集中交通量 (D1~D4) が防犯カメラ等により観測されるとする。ここでリンク 1,2,3,4,5,6,7,8 では自動改札機等の何らかの方法により断面交通量が観測されていると想定する。また、複数の経路が想定される場合は最大 2 経路を設定する。例えば、ノード 1 発→ノード 4 着の OD では O1→3→7→D4 と O1→1→5→D4 の 2 経路を設定する。このネットワークで設定する経路は 20 経路である。ここで経路交通量レベルは、表-3, 表-5 の通りに設定する。

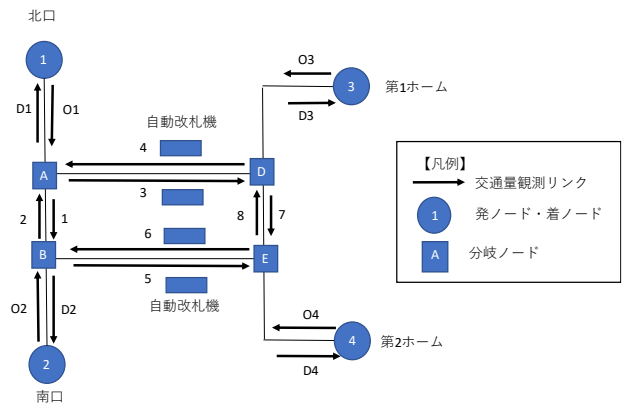


図-5 歩行者ネットワーク (問題 2)

表-5 各経路に対する交通量レベルの設定 (問題 2)

発ノード	着ノード	経路連番	交通量レベル
1	2	1	小
1	3	1	極大
1	3	2	中
1	4	1	大
1	4	2	大
2	1	1	小
2	3	1	極大
2	3	2	大
2	4	1	中
2	4	2	小
3	1	1	大
3	1	2	小
3	2	1	中
3	2	2	小
3	4	1	極小
4	1	1	中
4	1	2	中
4	2	1	大
4	2	2	中
4	3	1	極小

c) 問題 3

図-6 に示す 2 つの出入口 (北口, 南口), 1 つの改札口, 4 つのホームを有する駅を想定した仮想的な歩行者ネットワークである。ここで、各ノードでは発生交通量 (O1~O6) と集中交通量 (D1~D6) が防犯カメラ等に

より観測される。リンク 1,2,3,4,5,6では自動改札機等の何らかの方法により断面交通量が観測されていると想定する。このネットワークでは1ODに1経路のみが存在し、ネットワークで設定する経路は30経路である。ここでOD交通量レベルは、表3、表6の通りに設定する。

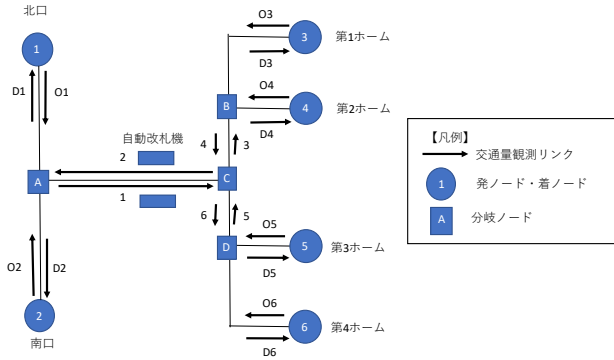


図-6 歩行者ネットワーク (問題3)

表-6 各ODに対する交通量レベルの設定 (問題3)

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

(3) 数値実験の結果

a) 目的関数, ラグランジュ乗数の挙動

問題1の試行1における目的関数値の挙動を図7に、ラグランジュ乗数 λ_1 の挙動を図8に例示する。このケースでは最終的に目的関数値は 22,238.5 に収束した。前述の通り、ラグランジュ緩和問題は制約条件を緩和しているので、目的関数値は元問題の最適値より小さな値をとることが知られているが、計算が進捗するにつれて目的関数の下界値が上昇し、最適解に近づいていく様子が示されている。また、ラグランジュ乗数は、増加減少を繰り返しながら、一定値に収束している様子が見て取れる。

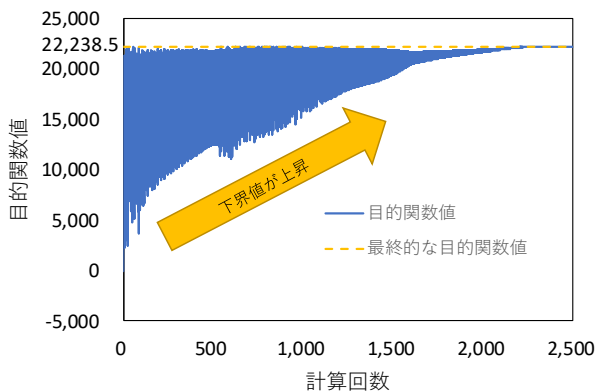


図-7 目的関数値の挙動 (問題1, 試行1)

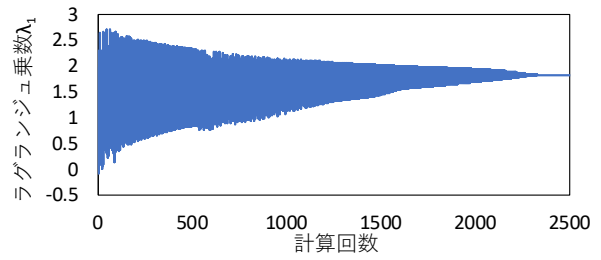


図-8 ラグランジュ乗数 λ_1 の挙動 (問題1, 試行1)

b) 問題1

問題1の検証結果を表7に示す。問題1では、GRG法、劣勾配法ともに10回の試行全てにおいて、同一の計算結果となった。相関係数の平均値は0.991であり、12経路程度の小規模なネットワークでは両手法ともに十分な推計精度を期待できると言える。

表-7 問題1の検証結果

手法 リンク制約	GRG法		劣勾配法		
	リンク1,2		リンク1,2		
試行No.	相関係数	RMSE	相関係数	RMSE	RMSE改善率
1	0.996	31.252	0.996	31.252	0.000
2	0.999	10.815	0.999	10.815	0.000
3	0.981	62.188	0.981	62.188	0.000
4	0.993	42.611	0.993	42.611	0.000
5	0.989	48.365	0.989	48.365	0.000
6	0.975	65.085	0.975	65.085	0.000
7	0.999	18.287	0.999	18.287	0.000
8	0.999	18.392	0.999	18.393	0.000
9	0.987	49.067	0.987	49.067	0.000
10	0.997	27.392	0.997	27.392	0.000
平均	0.991	37.345	0.991	37.345	0.000
標準偏差	0.008	17.988	0.008	17.988	***

c) 問題2

問題2の検証結果を表8に示す。相関係数の平均値は両手法ともに概ね同等であるが、劣勾配法のRMSEが小さくなっており、平均で56%減となっている。すなわち、GRG法と比べて劣勾配法では推計誤差が約半分になると解釈される。

表-8 問題2の検証結果

手法 リンク制約	GRG法		劣勾配法		
	リンク1,2,3,4,5,6,7,8		リンク1,2,3,4,5,6,7,8		
試行No.	相関係数	RMSE	相関係数	RMSE	RMSE改善率
1	0.968	185.372	0.968	58.723	△ 0.683
2	0.916	213.120	0.916	95.404	△ 0.552
3	0.957	207.029	0.956	77.359	△ 0.626
4	0.958	202.321	0.958	72.990	△ 0.639
5	0.939	228.701	0.943	90.546	△ 0.604
6	0.929	188.385	0.929	99.090	△ 0.474
7	0.916	192.072	0.916	104.877	△ 0.454
8	0.914	185.354	0.914	79.995	△ 0.568
9	0.910	146.326	0.910	90.678	△ 0.380
10	0.957	185.287	0.957	67.268	△ 0.637
平均	0.936	193.397	0.937	83.693	△ 0.567
標準偏差 σ	0.022	21.955	0.022	14.834	***

d) 問題3

問題3の検証結果を表9~表12に示す。問題3では、リンク制約がリンク1,2のケースを比べると、劣勾配法の方が相関係数は高く、RMSEが小さくなっており、平均で14%減となった。また劣勾配法では、リンク制約を増

加させるケースについても計算を行ったが、リンク制約を増加させることによる RMSE の顕著な改善は見られない。リンク制約を増やすことが必ずしも推計精度の向上に寄与しないことが示唆される。

表-9 問題3の検証結果(その1)

手法	GRG法		劣勾配法		
	リンク1,2		リンク1,2		
試行No.	相関係数	RMSE	相関係数	RMSE	RMSE改善率
1	0.935	119.038	0.965	83.768	△ 0.296
2	0.824	156.047	0.839	143.283	△ 0.082
3	0.845	153.159	0.893	126.787	△ 0.172
4	0.910	134.403	0.920	120.515	△ 0.103
5	0.885	134.854	0.903	116.415	△ 0.137
6	0.909	138.485	0.917	125.645	△ 0.093
7	0.932	110.888	0.942	98.634	△ 0.111
8	0.962	90.188	0.971	72.854	△ 0.192
9	0.876	132.541	0.891	118.528	△ 0.106
10	0.938	107.466	0.952	86.229	△ 0.198
平均	0.902	127.707	0.919	109.266	△ 0.144
標準偏差	0.042	19.652	0.038	21.484	***

表-10 問題3の検証結果(その2)

手法	GRG法(再掲)		劣勾配法		
	リンク1,2		リンク1,2,3,4		
試行No.	相関係数	RMSE	相関係数	RMSE	RMSE改善率
1	0.935	119.038	0.963	86.206	△ 0.276
2	0.824	156.047	0.837	144.103	△ 0.077
3	0.845	153.159	0.887	129.704	△ 0.153
4	0.910	134.403	0.912	125.120	△ 0.069
5	0.885	134.854	0.899	118.632	△ 0.120
6	0.909	138.485	0.911	129.383	△ 0.066
7	0.932	110.888	0.939	100.292	△ 0.096
8	0.962	90.188	0.969	74.885	△ 0.170
9	0.876	132.541	0.889	119.569	△ 0.098
10	0.938	107.466	0.953	86.065	△ 0.199
平均	0.902	127.707	0.916	111.396	△ 0.128
標準偏差	0.042	19.652	0.039	21.837	***

表-11 問題3の検証結果(その3)

手法	GRG法(再掲)		劣勾配法		
	リンク1,2		リンク1,2,5,6		
試行No.	相関係数	RMSE	相関係数	RMSE	RMSE改善率
1	0.935	119.038	0.964	84.587	△ 0.289
2	0.824	156.047	0.837	144.180	△ 0.076
3	0.845	153.159	0.891	127.992	△ 0.164
4	0.910	134.403	0.916	122.994	△ 0.085
5	0.885	134.854	0.902	117.313	△ 0.130
6	0.909	138.485	0.915	127.395	△ 0.080
7	0.932	110.888	0.941	99.407	△ 0.104
8	0.962	90.188	0.970	73.739	△ 0.186
9	0.876	132.541	0.890	119.166	△ 0.101
10	0.938	107.466	0.952	86.596	△ 0.194
平均	0.902	127.707	0.918	110.301	△ 0.136
標準偏差	0.042	19.652	0.039	21.787	***

表-12 問題3の検証結果(その4)

手法	GRG法(再掲)		劣勾配法		
	リンク1,2		リンク1,2,3,4,5,6		
試行No.	相関係数	RMSE	相関係数	RMSE	RMSE改善率
1	0.935	119.038	0.962	87.249	△ 0.267
2	0.824	156.047	0.836	144.621	△ 0.073
3	0.845	153.159	0.885	130.909	△ 0.145
4	0.910	134.403	0.908	127.657	△ 0.050
5	0.885	134.854	0.898	119.669	△ 0.113
6	0.909	138.485	0.909	131.157	△ 0.053
7	0.932	110.888	0.938	101.099	△ 0.088
8	0.962	90.188	0.968	75.588	△ 0.162
9	0.876	132.541	0.888	120.169	△ 0.093
10	0.938	107.466	0.952	86.522	△ 0.195
平均	0.902	127.707	0.914	112.464	△ 0.119
標準偏差	0.042	19.652	0.039	22.054	***

5. まとめ

本研究では、経路交通量推計型エントロピー最大化モデルを定式化し、GRG法と劣勾配法によるOD交通量(1つのODに複数経路が存在する場合は経路交通量)の推計精度に関して考察した。その結果、得られた主な知見は以下の通りである。

- 劣勾配法は、GRG法と同等かそれ以上のOD交通量の推計性能が期待できる。
- リンク交通量制約の付与数を変化させて推計精度を検証したところ、本稿の分析の範囲内では、リンク制約を増加させることによるRMSEの顕著な改善は見られなかった。リンク制約を増やすことが必ずしも推計精度の向上に寄与しないことが示唆される。
- GRG法では初期値設定等に準備計算を行う必要があるが、劣勾配法で分析者が計算前に設定するパラメータは4種のみ(そのうち、ラグランジュ乗数の初期値は基本的に0を設定する)である。劣勾配法を採用すればGRG法に必要となる分析者による条件設定の判断を省くことができる。

今後は、様々なケースでの数値実験を進め、適用範囲や適用条件等を整理するとともに、計算アルゴリズムの改良により、推計精度の向上を目指す。

謝辞：本研究の遂行にあたり、草部博輝氏(株式会社ジェイアール総研情報システム)に有益なアドバイスを頂いた。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 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、運輸協会誌、Vol.61, No.9, pp1-4, 2019.
- 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.
- Henk, J. V. and Luice, G. W.: The Most Likely Trip Matrix Estimated from Traffic Counts, Transportation Research, 14B, No.3, pp281-293, 1980.
- 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.
- 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.
- 柴田宗典、石突光隆、対馬銀河：断面交通量に基づくOD交通量推計モデルの比較分析—駅構内におけるOD交通量自動推計の実現に向けて—、鉄道工学シンポジウム論文集、No.24, pp.57-64, 2020.
- 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.
- 阿久澤あずみ：駅構内における群衆歩行シミュレーション

ンモデルの研究, 中央大学大学院理工学研究科情報工学
専攻 修士論文, 2006.

勾配法 (チュートリアル), 応用数理, 23 巻, 3 号,
pp.129-134, 2013.

- 9) 宮本裕一郎: 数理最適化入門(3) ラグランジュ緩和と劣

A STUDY OF PEDESTRIAN OD ESTIMATION MODELS IN RAILWAY STATIONS

Munenori SHIBATA, Mitsutaka ISHIZUKI and Ginga TSUSHIMA

This study focuses on entropy maximization model as a pedestrian OD estimation model in railway stations. Generalized Reduced Gradient method (GRG method) and subgradient method for Lagrangian relaxation problem (subgradient method) as estimation method of OD flows are compared by correlation between confirmatory OD data and estimated OD data and RMSE. This study demonstrated that subgradient method has been getting better in case that pedestrian network is larger. This study also implies that setting of constraint conditions of section flow counts within mathematical optimization problem does not necessarily improve the accuracy of reproduction of OD flow.