# 近未来交通システム導入時の道路空間再配分に 関する数理モデル研究

# 助成研究者:東京大学 教授 福田大輔 共同研究者:金沢大学 特任助教 壇辻貴生

#### 概要:

本研究では近未来交通システムの道路空間再配分の施策評価及び最適化が可能な手法を開発することを目的と する.今年度は,来年度開発する分析手法や最適化手法の準備段階として現況分析とミクロ交通流シミュレー ションのキャリブレーションを実施した.現況分析として,ETC2.0データを用いた都市交通システムの性能分 析を行った.特に,金沢都市圏(約20km<sup>2</sup>)をケーススタディに交通システムの動的性能評価が可能な MFD (Macroscopic Fundamental Diagram)を推定し,現況を把握した.次に,シミュレーションのキャリブレーショ ンでは,大規模ネットワークのキャリブレーションでは計算コストの高さが課題であることに対して,効率的 なシミュレーションベース最適化手法を開発した.現況分析をもとに金沢都市圏に提案手法を適用し,既存手 法(SPSA アルゴリズム)と比較し,効率的にキャリブレーションできることを明らかとした.

Key Words: MFD, Origin-Destination matrix, Calibration, Simulation-based optimization

# 1. はじめに

CASE (Connected, Autonomous, Shared, Electric)や MaaS (Mobility as a Service)の言葉に代表されるよう に交通分野は 100 年に一度の転換期を迎えている.オ ンデマンド型交通 (e.g., Uber や Lyft)など新たな運送 サービスも台頭してきており,人々の移動形態は大き く変化することが予想される.そうした変化に対応す るため,既存の道路空間を再構築し,効率的な都市交 通システムを設計・運用していく必要がある.しかし, 移動形態や交通手段の多様化に伴い,各交通モードの 相互依存性と分析者にとっての人々の交通行動の不確 実性は高まり,単一交通モードのみを対象とした解析 モデルによる評価は限界がある.

そうした背景を踏まえ、本研究では近未来交通システムの道路空間再配分の施策評価及び最適化が可能な手法を開発することを目的とする.今年度は、分析モデルと最適化手法の提案の準備段階として現況分析とミクロ交通流シミュレーションのキャリブレーション手法の開発を実施した.現況分析として、ETC2.0データを用いた道路交通システムの性能分析を行った.道路交通システムの動的な性能を評価が可能な Macroscopic Fundamental Diagram (MFD)を推定し、現況把握を行う.次に、シミュレーションのキャリブレーション手法を開発する.特に、大規模ネットワークのキャリブレーションは計算コストの高さが課題であることに対して、メタモデル最適化を用いて効率的なシミュレー

ションベース最適化手法を開発する.

# ETC2.0 データを用いた都市交通システム の交通状態分析

本章では、ETC2.0の移動軌跡データを用いて交通シ ステムの性能分析として MFD の推定を行う. MFD は エリアレベルの交通システムの交通状態を集計的な指 標で記述する手法<sup>1)</sup>である.図-1のように、エリアの 各時間帯のスループットと平均交通密度の関係を表す. エリア内の走行台数が臨界台数(図中の赤線)を超え ると、交通密度の増加に伴いスループットが減少する 交通システムの性能低下(i.e., 交通渋滞)が生じること が理論的<sup>1)</sup>・実証的<sup>2)</sup> に確認されている.

#### (1) 移動軌跡データを用いた MFD 推計

ETC2.0 を用いた MFD を推定する際に,以下の Du et al.<sup>3)</sup>の推定方法を用いる.

$$k_{t} = \frac{\sum_{i}^{l_{t}} t_{it}}{\rho L_{n}T}$$
(1)  
$$q_{t} = \frac{\sum_{i}^{l_{t}} d_{it}}{\rho L_{n}T}$$
(2)

ここで, *k*<sub>t</sub> は時間帯 *t* におけるエリアの平均交通密度 (台/km), *q*<sub>t</sub> は時間帯 *t* のエリアの平均交通流率(台/時),



図-1 MFD (縦軸 q はスループット, 横軸 k は平均交通密度)

 $I_t$ は時間帯 t におけるエリア内の走行台数(台),  $t_{it}$ は時間帯 t における車両 i の移動時間(時),  $d_{it}$ は時間帯 t に おける車両 i の移動距離(km),  $\rho$ はプローブデータの 普及率,  $L_n$ は対象エリアの道路延長(km), T は推定す る時間間隔(時)である.

(2) ケーススタディ:金沢都市圏

a) 設定

金沢都市圏をケーススタディに MFD の推定を行う. 対象地域は図-2 に示した北陸自動車動,北陸新幹線,犀 川,山側環状道路で囲われた約 20 km<sup>2</sup> の地域とする. 式(1),(2) に用いる総道路延長は L = 125km,時間間 隔は T = 0.25時間とし, ETC2.0 車載器の普及率 $\rho$ は 平成 27 年度道路交通センサスの箇所別基本表の 24 時 間交通量より $\rho = 0.041$ と推定した.また,推定に用い る ETC2.0 のデータの日時は 2019 年 9 月 3 日(火)と する.

# b) MFD の推計結果

MFD の推計結果を図-3 に示す. プロットの色はそれ ぞれの時間帯を表しており,朝の通勤時間帯(i.e.,6:00 ~9:00)と夜の帰宅時間帯(i.e.,18:00~21:00)のスルー プットが高いことが確認できる.また,交通需要が集 中する通勤と帰宅時間帯においても密度が増えるとス ループットが減る渋滞域に交通状態がないことも確認 できる.

# 3. 交通需要キャリブレーションのためのシ ミュレーションベース最適化

次に、本章では次年度で活用を予定しているシミュ レーションのキャリブレーションを行う.しかし、金 沢都市圏のように大規模ネットワークを対象とする場 合、キャリブレーションの計算コストの高さが課題と なるため、効率的なシミュレーションベース最適化手



図-2 対象地域の概況図(赤枠線内を対象地域とする)(出典:Google map)



図-3 金沢都市圏における MFD

法の開発を行い,金沢都市圏をケーススタディに手法の検証を行う.

## (1) シミュレーションベース最適化

本研究では ETC2.0 を用いた大規模ネットワークを 対象とした動的交通需要キャリブレーション手法の構 築を目指す.具体的に、シミュレーション結果が、実 データから各時間帯推定されたエリアレベルの交通状 態を再現するように、交通需要のキャリブレーション を実施する.本研究では ETC2.0 データからエリアレベ ルの平均速度を真値として用い、目的関数は以下のよ うに定式化される.

$$\min_{\mathbf{D}} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} (V_i(t) - E[v_i(t; \mathbf{D})])^2 + \\
\delta_1 \sum_{i \in I} \sum_{j \in I} \left( D_{i,j}^0(t) - D_{i,j}(t) \right)^2$$
(3)

ここで、D は最適化するエリアレベルの交通需要ベ クトル、V<sub>i</sub>(t) は ETC2.0 から推定された時間帯 t のエリ ア*i*における空間平均速度, *E*[*v<sub>i</sub>*(*t*; **D**)] は **D** を入力した 際のシミュレーションから得られる時間帯 t のエリア *i*における空間平均速度の期待値, *D*<sup>0</sup><sub>*i*</sub>(*t*) は時間帯 *t* に エリア jを目的地としたエリア i の交通需要の初期値,  $D_{i,j}(t)$ を最適化した時間帯 t にエリア jを目的地とした エリアiの交通需要である.エリアレベルに交通需要を 集約することにより、最適化問題における決定変数の 数を減らす事に本研究の利点がある.しかし、エリア レベルの集約した最適化問題においても決定変数の数 は多く, 例えばケーススタディで扱う金沢都市圏では, エリア数が6つ、時間ステップが8つであるため、決定 変数の次元数は6×6×8 = 288 となり,多次元の最適化 問題となる.また、式(3)の目的関数の計算の際、第 1項の *E*[*v<sub>i</sub>*(*t*;**D**)] はシミュレーションから算出する必要 があり、特に大規模ネットワークを対象とする際には 計算コストが課題となる. そこで, 計算効率を改善す るため、次章でメタモデル最適化問題を導入する.

### (2) メタモデル最適化問題

提案するメタモデル最適化では,式(3)の第1項の 計算コストの高い *E*[*v*<sub>i</sub>(*t*;**D**)]の算出を,計算コストの低 い解析モデルによって代替的に計算し,最適化を行う. 構築する解析モデルは既存研究<sup>4)-6)</sup>を参考に以下のよ うに定式化した.

$$\min_{\mathbf{D}} f_1(\mathbf{D}) + \delta_1 \sum_{i \in I} \sum_{j \in I} (D_{i,j}^0(t) - D_{i,j}(t))^2$$
(4)

$$f_1(\mathbf{D}) = \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} (V_{i,t} - \beta_{i,t} v_i(t))^2$$
(5)

$$n_{i}^{c}(t) = \sum_{j \in J} n_{i,j}^{c}(t)$$
(6)

$$n_{i,j}^{c}(t+1)$$
 =

$$\begin{cases} n_{i,i}^{c}(t) + D_{i,i}(t) + \sum_{k \in V_{i}} \hat{M}_{k,i}^{i}(t) - O_{i,i}(t) & \text{if } i = j \\ n_{i,i}^{c}(t) + D_{i,i}(t) + \sum_{k \in V_{i}} \hat{M}_{k,i}^{i}(t) - \sum_{k \in V_{i}} \hat{M}_{k,i}^{k}(t) & \text{if } i \neq j \end{cases}$$
(7)

$$\hat{M}_{k,j}^{i}(t) = \min[M_{k,j}^{i}(t), C_{k}(n_{i}^{c}(t))]$$
(8)

$$M_{i,j}^{k}(t) = \sum_{r \in \mathbb{R}} P_{r}(t) O_{i,j}(t)$$
(9)

$$O_{i,j}(t) = \frac{n_{i,j}^{c}(t)v_{i}(t)}{L_{i}}$$
(10)

$$P_r(t) = \frac{e^{\theta T T_r(t)}}{\sum_{l \in L} e^{\theta T T_l(t)}}$$
(11)

$$TT_i(t) = \frac{L_i}{v_i(t)} \tag{12}$$

$$v_i(t) = a_i + a_i^c n_i^c(t)$$
 (13)

式 (4) は,目的関数である.第1項の f<sub>1</sub>(**D**) は問題固有 のメタモデル関数であり、式(5)に詳細を示す. 第2項 は初期需要 D<sup>0</sup><sub>i</sub>(t) と推定需要 D<sub>i</sub>(t) との二乗和誤差で ある. また、 $\delta_1$ は重み付け係数であり、初期需要を推 定する交通データの信頼度によって外生的に設定する パラメータである.式(5)は、対象時間 t での ETC2.0 データから推定される真値である空間平均速度 Vit と, 解析モデルから得られる空間平均速度 v<sub>i</sub>(t) とメタモデ ルパラメータ β<sub>it</sub> の積との二乗和誤差である. 本研究 におけるメタモデルパラメータは、同じ交通需要によ る解析モデルとシミュレーションの出力の差を補正す るパラメータである (パラメータの更新方法は後述). 式(6)は、時刻tにおけるエリアiの自動車存在台数が、 時刻 t におけるエリア i を走行する目的地 j の存在台数 の目的地で総和であることを表している. ここで, Jは 全てのエリアの集合である.式(7)は、車両台数の保存 則を表している. つまり, 時刻 t+1 におけるエリア i を 走行する目的地が j である自動車存在台数 n<sub>i,j</sub>(t+1) は, 時刻 t におけるエリア i の目的地が j である自動車存在 台数  $n_{i,j}(t)$  と発生需要  $D_{i,j}(t)$ , 流入台数  $\sum_{k \in V_i} \hat{M}^i_{k,j}(t)$  の 和から流出台数  $\sum_{k \in V_k} \hat{M}^k_{i,i}(t)$ を引いたものである.ただ し, j = iの場合, 流入台数は $O_{i,i}(t)$ となる. また,  $V_i$ は地域 i に隣接する地域の集合である. 式 (8) の  $\hat{M}^k_{i,i}(t)$ は,時刻tにおける最終目的地をjとするエリアiから エリアkへの実際の流入台数を表しており、式(9)から 算出されるエリア i への流入量  $M_{i,i}^k(t)$  とエリア i のエ リアkからの流入容量 $C_{k,i}(n_k^c(t), n_k^b(t))$ の最小値をとる. 時刻 t における最終目的地を j とするエリア i からエリ ア k への流入台数  $M_{i,i}^{k}(t)$  (式 (9)) は,エリア j を目的 地とするエリアiからへの流入台数 $O_{i,j}(t)$ にkを含む経 路 r の経路選択確率  $P_r(t)$  の積で算出される.ここで, Rはエリアiからエリアjへの経路集合である.式(10) は、エリア jを目的地とするエリア i からへの流入台 数 O<sub>i,i</sub>(t) はリトルの公式で算出されることを表す. 目 的地 j に到達するために経路 r の選択確率は,移動時 間の効用関数とする多項ロジットモデルを採用してい る (式(11)). また,式(12)より,エリアiの旅行時間 は平均トリップ長Liを空間平均速度vi(t)で割ったもの である. そして,式(13)より,時刻tにおけるエリア i での自動車の平均速度は自動車の存在台数に対して線 形で減少するとする. a<sub>i</sub>,a<sup>c</sup> といったパラメータは GPS データやトラフィックカウントデータ等より推定可能 である.

# (3) メタモデルパラメータの更新

前述の通り,式(5)のメタモデルパラメータβ<sub>i,t</sub>は, 解析モデルとシミュレーションの結果の乖離を補正す るために更新を行う. k番目の繰り返し計算におけるパ ラメータの更新は解析モデルとシミュレーション結果 の乖離を最小化する重み付き最小二乗法によって以下 のように定式化する.

$$\min_{\boldsymbol{\eta}^{k}} \sum_{s \in \mathcal{S}} w_{k}(\mathbf{D}_{s}) \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} (\eta_{i,t}^{k} \beta_{i,t}^{k-1} v_{i}^{s}(t) - E[v_{i,t}(\mathbf{D}_{s})])^{2} + w_{0}(\boldsymbol{\eta}^{k} - 1)^{2}$$
(14)

subject to

$$\beta_{i,t}^{l} \le \eta_{i,t}^{k} \beta_{i,t}^{k-1} \le \beta_{i,t}^{u} \tag{15}$$

ここで、S はメタモデルパラメータ更新のためのサ ンプルのセット, $w_k(\mathbf{D}_s)$ は k 番目の繰り返し計算にお けるサンプル s の重み付け係数(計算方法は後述),  $\eta_{it}^k$ は k 番目の繰り返し計算における時刻 t のエリア i の調 整パラメータ, $\beta_{i,t}^{k-1}$ はk-1番目の繰り返し計算にお ける時刻 t でのエリア i のメタモデルパラメータ, v<sub>i</sub>(t) はサンプル s でのメタモデル最適化による時刻 t での エリア*i*の空間平均速度,  $E[v_{it}(\mathbf{D}_s)]$ はサンプル*s*にお けるシミュレーションによる空間平均速度, wo は重み 付け係数である.なお,式(14)の第1項は, $\eta_{it}^k$ によっ て調整後の解析モデルとシミュレーション出力の二乗 和誤差を表し、重みつけされた全サンプルの解析モデ ルとシミュレーション結果の空間平均速度の二乗和誤 差を最小化するようなパラメータ η<sup>k</sup>, を推定する.ただ し、k-1番目とk番目の繰り返し計算のメタモデルパ ラメータの値がかけ離れないために、第2項を導入し た. 式(15)は、メタモデルパラメータの上限値と下限 値を与える制約式である.

各サンプルの重要度を考慮するため, *k* 番目の繰り返 し計算で最適化された交通需要と似たパターンの交通 需要をもつサンプルは高い重要度とし, *w<sub>k</sub>*(**D**<sub>s</sub>)を以下 のように定式化する.

$$w_k(\mathbf{D}_s) = \frac{1}{1 + c \|\mathbf{D}_s - \mathbf{D}_k\|}$$
(16)

cは外生的に与えるパラメータである.式(16)は、サ ンプルsの重みつけ係数 $w_k(\mathbf{D}_s)$ が、 $\mathbf{D}_s \ge \mathbf{D}_k$ の距離が 離れているほど値が小さくなり、近いほど値が大きく なることを表している.

## (4) ケーススタディの設定

金沢都市圏を対象に提案手法の検証を行った.対象 エリアは図-2とし、道路ネットワークは OpenStreetMap より取得し、リンク数は 2042、ノード数は 1195 である. シミュレーション対象時間は AM6:00~AM11:00 まで とし、時間ステップ間隔は 30 分とした.また、AM6:00 ~AM6:30 と AM10:3 0~AM11:00 をそれぞれ需要を



図-4 分割した 6 つのエリアと ETC2.0 の軌跡データ(灰色 ドット) (出典: OpenStreetMap)

発生させる warm-up 時間,発生した需要のトリップを 終了させる cool-down 時間として設定し,目的関数の 対象外とした.シミュレーション上で需要が発生・集 中するセントロイドは道路に囲まれたエリア毎に設定 し,セントロイド数は 82 となった.初期値として与え る交通需要は各時間帯各 OD ペアで1と設定した.金 沢都市圏におけるエリアを H27 道路交通センサスの B ゾーンを参考に6つのエリアに分割した(図-4参照).

真値として用いる空間平均速度は ETC2.0 より算出 する.使用するデータは 2019 年 9 月 27 日 AM6:00~ AM11:00 のデータで,移動軌跡のドットデータは 27756 で,51 台の車両から取得されたデータである.移動軌 跡データのプロットは図-4 に示したとおりである.た だし,速度や座標の情報がないデータは除外している. 算出した各エリアの平均速度を図-5 に示す.算出した 平均速度を真値として,交通需要のキャリブレーショ ンを行う.

#### (5) 提案手法の適用

提案したメタモデル最適化手法を金沢都市圏に適用した.各iterationにおける真値とシミュレーション結果の 平均二乗誤差を図-6に示す.図-6より,以下の3つの ことがわかる;(I)1回目のiterationでは初期需要(i.e., iteration 0)からのMSEの改善はわずか,(II)iteration 2では劇的にMSEが改善,(III)その後のiterationでは 改善は少なく,iteration7以降は結果が安定してくる. 最初のiterationでの改善でわずかであることは,解析 モデルとシミュレーションの結果に大きな乖離がある



図-5 ETC2.0 データから算出した各エリアの空間平均速度



図-6 各 iteration における MSE

ことが挙げられる.構築した解析モデルはエリアの交 通状態は同質で,同質のトリップ長という強い仮定の 元での交通流ダイナミクスを記述したものであり、B ゾーン単位で分割したエリア内では交通状態の異質性 やトリップ長の異質性が無視できないものであること が考えられる.しかし, iteration 2 では、メタモデルパ ラメータ更新によってシミュレーションと解析モデル の乖離を考慮しているため、MSE が大きく改善したと 考えられる. そして, iteration を重ねるごとにその乖離 をパラメータ更新によって学習していき, iteration 7 以 降はパラメータが安定していると考えられる. そして、 iteration 10 における真値とシミュレーション結果の比 較を図-7に示す.プロットは各エリア各時間帯の真値 とシミュレーション結果の点を示しており、赤線上は 真値とシミュレーション結果が同一であることを示す. 図-7より、10回目の繰り返し計算で十分に現況を再現 した交通需要のキャリブレーションに成功しているこ とがわかる.



図-7 iteration 10 における真値とシミュレーション結果の比較



図-8 SPSA アルゴリズムとの比較

#### (6) 既存手法との比較

提案手法の有用性を検証するため、既存手法である SPSA (Simultaneous Purturbation Stochastic Approximation) アルゴリズムとの比較を行った。図-8は SPSA と 提案手法の計算時間による MSE の比較を示しており、 提案手法が高い計算効率でキャリブレーションしてい ることがわかる. SPSA は各 iteration でシミュレーショ ン実行が3回必要となり、金沢都市圏のように大規模 ネットワークを対象としたシミュレーションの場合は 計算負荷が高く、MSE の改善も小さいことがわかる.

# 4. おわりに

今年度は来年度開発予定の分析手法や最適化手法の準 備段階として, ETC2.0の移動軌跡データを用いて MFD の推定を行い,ミクロ交通流シミュレーションのキャ リブレーション手法の開発を実施した.金沢都市圏を

ケーススタディに MFD 推定とキャリブレーション手法 の検証を行った. MFD を推定した結果,朝・夜のラッ シュ時間帯においてスループットが高いことを確認し た. また, 各時間帯においても渋滞域は確認されなかっ た. 今後の展開としては、より長期間のデータを用い た検証といくつかの地域に分割した交通性能の分析が 挙げられる.次に、交通流シミュレーションのキャリ ブレーションを実施した. ETC2.0 データのサンプル数 が少ないという欠点に対してエリアレベルで集計的に 交通状態を推定することで解決し、メタモデル最適化 の枠組みを用いることで計算効率の高いキャリブレー ション手法の開発を実施した. 金沢都市圏のケースス タディでは数回の繰り返し計算で十分に現況を再現し た交通需要のキャリブレーションが可能であることを 確認した. そして, 従来手法 (i.e., SPSA アルゴリズム) との比較を行い、従来手法と比較しても高い計算効率 でキャリブレーション可能であることを示した. 今後 の展開としては、エリアレベルでの交通流ダイナミク スだけでなく、道路規模を考慮した解析モデルを構築 することでより精緻なキャリブレーションの実施が挙 げられる.

#### 参考文献

- Daganzo, C. F.: Urban gridlock: Macroscopic modeling and mitigation approaches, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 41, No. 1, pp. 49–62, 2007.
- Geroliminis, N. and Daganzo, C.: Existence of urban-scale macroscopic fundamental diagrams: Some experimental findings, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 42, No. 9, pp. 759–770, 2008.
- 3) Du, J., Rakha, H. and Gayah, V. V.: Deriving macroscopic fundamental diagrams from probe data: Issues and proposed solutions, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 66, pp. 136–149, 2016. Advanced Network Traffic Management: From dynamic state estimation to traffic control.
- Zheng, N., Geroliminis, N. et al.: On the distribution of urban road space for multimodal congested networks, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 57, No. C, pp. 326–341, 2013.
- Yildirimoglu, M. and Geroliminis, N.: Approximating dynamic equilibrium conditions with macroscopic fundamental diagrams, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 70, pp. 186–200, 2014.
- 6) Dantsuji, T., Hoang, N. H., Zheng, N. and Vu, H. L.: A novel metamodel-based framework for large-scale dynamic origin-destination demand calibration, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 136, p. 103545, 2022.