

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

1

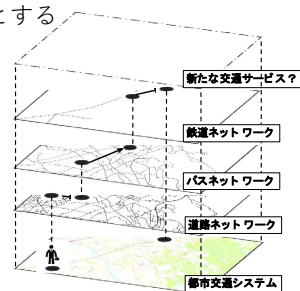
近未来交通システムに向けた道路空間再配分

2

- 自動運転や電気自動車などの新たな技術や、シェアリングなどの新たなモビリティによって、人々の移動形態は大きく変化することが予想される
- 近未来交通システムにおいては、そうした変化に対応するため、既存の道路空間の再構築し、効率的な都市交通システムの設計・運用していく必要がある
- 本研究では、近未来交通システムを念頭にエリア全体の道路空間再配分についての定量的評価を可能とする分析モデルの構築を目的とする

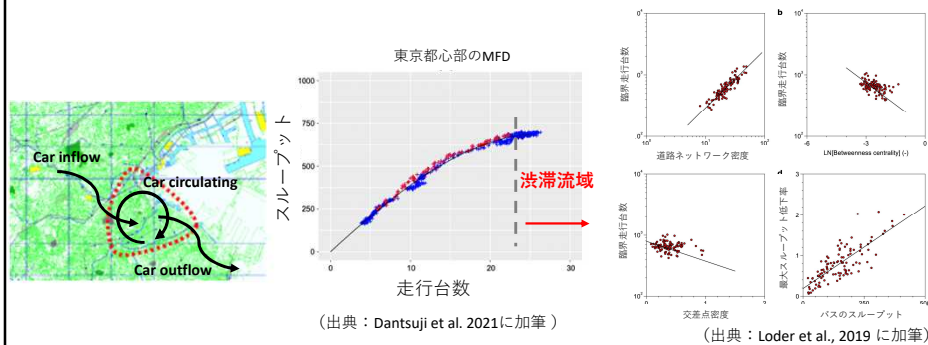


(出典：ITS, UC Davis)



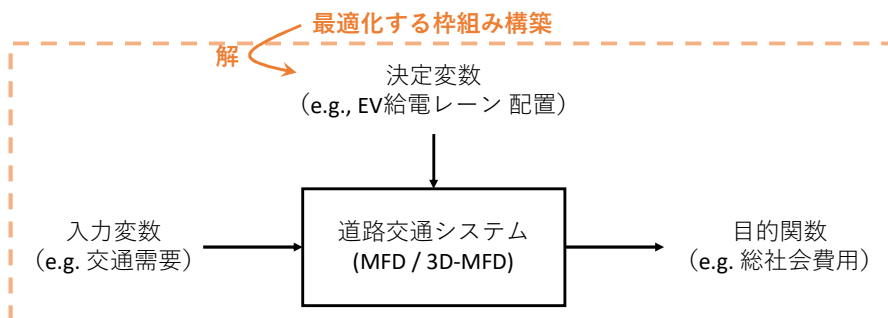
2

- Macroscopic Fundamental Diagram (MFD) と呼ばれる道路交通システムの動的な性能評価が可能な手法を用いる
 - 道路交通システム全体の時間帯別スループットと車両走行台数を関係付ける
 - 道路空間を構成する各要素とMFDとの関係性も近年徐々に明らかになってきており、エリア全体の道路空間再配分を検討する上でも有用なツールと考える



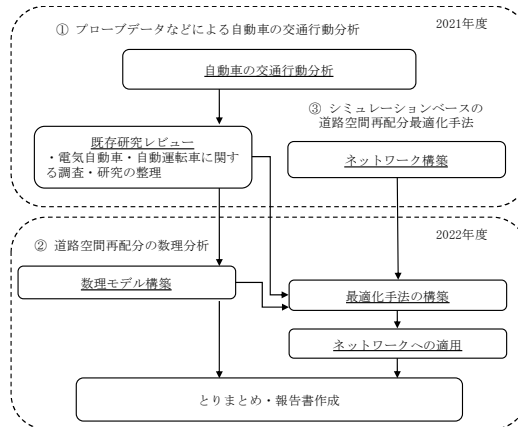
3

- 設定した目的関数を最小化 (or 最大化) する決定変数を最適化する枠組みの構築を目指す
- 主に交通渋滞を対象とするが、安全性や持続可能性など議論する際には目的関数を変化させることで適用が可能



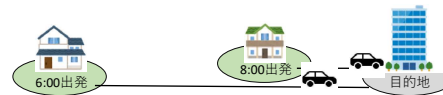
4

- 初年度となる2021年度は、手法開発の準備段階として交通行動分析とシミュレーションのネットワーク構築、並びに、既存研究レビューを実施した



ETC2.0データを用いた交通行動分析

- MFDによって交通状態が記述される交通システム内でのドライバーの交通行動は未解明な部分が多い
- 通勤ラッシュを対象としたトリップ長の異質性を考慮した出発時刻選択モデルの理論解析
 - Lamotte and Geroliminis (2018) : First-In, First-Out (FIFO)
 - Fosgerau (2015) : Last-In, First-Out (LIFO)
- ETC2.0データを用いて実証的にトリップ長と到着時刻の特性を明らかにする

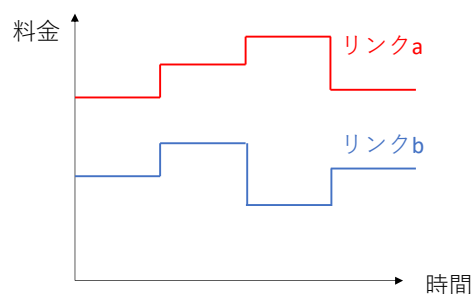
FIFOの場合**LIFOの場合**

7

- 理論的に異なる結論が存在する問題に対して実証的に示唆を与えるだけではない
- 電気自動車のワイヤレス給電レーンが道路空間上に設置される場合に、時間的・空間的に電気料金を変動させる交通需要マネジメントが考えられる
- 給電施設の配置場所・設定料金はドライバーのトリップ長や到着時刻に大きく依存するため、その設計・運用を考える上でも重要な示唆を与える



(出典：Highways England)



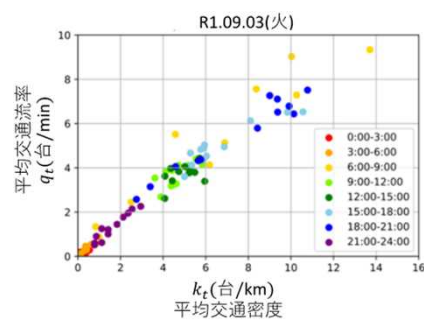
8

- 対象地域：金沢都市圏の約20km²
- 対象期間：2019年7月1日～9月30日
- 対象トリップ：エリア内に目的地をもつ，ETC2.0移動軌跡データを抽出

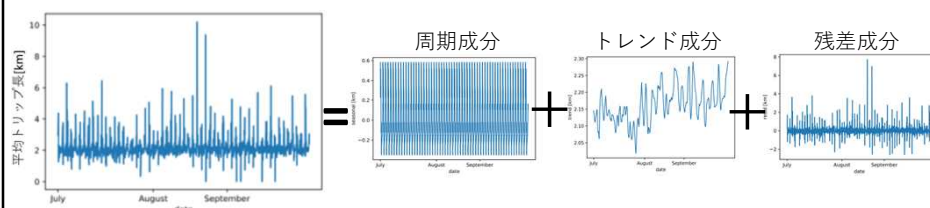
対象エリアと対象トリップ



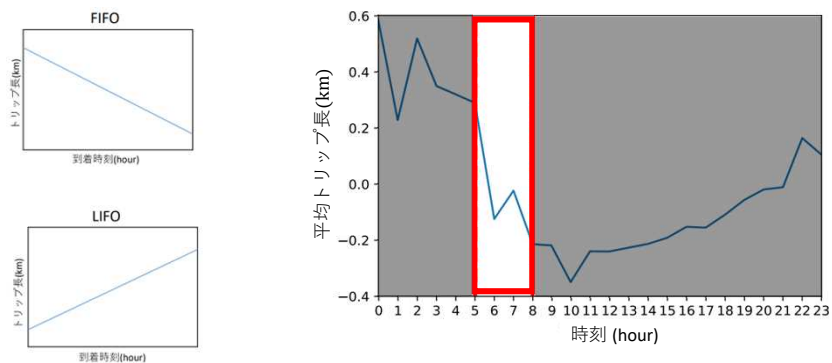
ETC2.0データから推計した対象エリアのMFD



- 1時間毎にデータを区切り，各時間帯でトリップを終える車両のトリップ長の平均値を算出
- 通勤時間帯における周期的なトリップ長の把握のため時系列分析（STL分解）
 - 周期成分：1日内で周期的に変化する要素
 - トレンド成分：気候の影響など長期的に変化する成分
 - 残差成分：上記二つの成分では説明できない成分

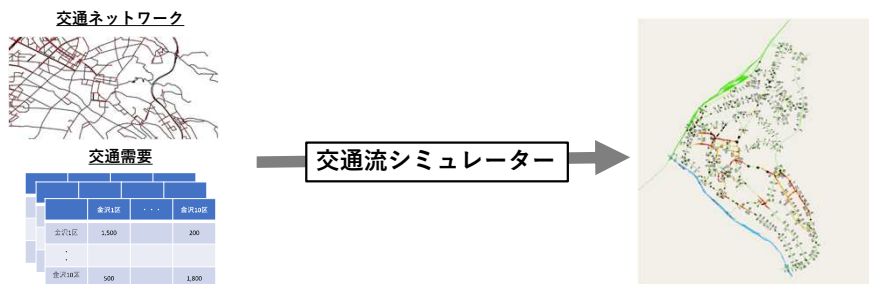


- 通勤時間帯（5時～9時）に着目し，交通行動特性を把握する
- FIFOではトリップ長が長い車両が早く到着するため，希望到着時刻（9時付近）に近づくほど平均トリップ長が短くなる（LIFOでは逆）
- 金沢都市圏においてはFIFOの傾向がみられる



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

- 道路空間再配分や交通需要マネジメントを議論する際には、交通流シミュレーターなどを用いて効果予測を行う
 - 交通ネットワークと交通需要、政策を入力
 - 所要時間や交通状態を出力
- 実際の交通状態を再現する交通需要（時間帯別OD表）の推定は難しい

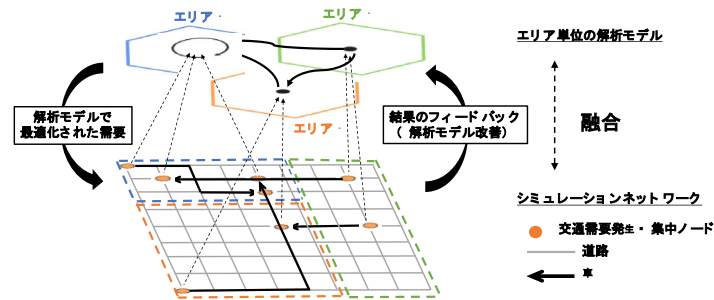


- 課題1：計算コストの高さ
 - 大規模ネットワークを対象とする場合、キャリブレーションすべき需要の要素数が多い
 - 例：82ゾーン×82ゾーン×5時点 = 33,620 要素
- 課題2：真値として用いる交通データ
 - ETC2.0データなど様々な地点・時点での移動軌跡データが取得可能に
 - サンプル数が少ない場合、データから推定される交通状態と実際の交通状態の間で乖離が大きい可能性（個々人の運転特性の影響が大きいため）

	金沢1区	...	金沢10区
金沢1区	1,500		200
...			
金沢10区	500		1,800



- 二つの課題を解消するキャリブレーション手法を開発
 - 交通流ダイナミクスをエリア単位に縮約したキャリブレーション手法を構築
 - 計算効率の向上と個々人の運転特性の影響の低減に寄与
 - 解析モデルで最適化した交通需要をシミュレーションに入力
 - 解析結果とシミュレーション結果の乖離を解析モデルにフィードバック



- 時間 t におけるエリア i の真値とシミュレーション結果の平均二乗誤差の最小化

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

真値とシミュレーションの二乗誤差 初期と最適化する需要の二乗誤差

- $V_{i,t}$: 交通データから推計する時間 t におけるエリア i の真値 (今回は速度)
- $E[v_i(t; \mathbf{D})]$: 需要 $\mathbf{D}$ の時のシミュレーション結果
- δ_1 : 重み係数
- $D_{i,j}^0(t)$: 交通統計調査等から推計したエリア i からエリア j への初期交通需要
- $E[v_i(t; \mathbf{D})]$ の計算は大規模ネットワークの場合計算負荷が高い
 - 今回ケーススタディにする金沢都市圏の場合 1 回あたり 15 分程度
- シミュレーションの代わりに解析モデルで評価することで計算効率の向上させる

$$\sum_{i \in I} \sum_{t \in T} (V_{i,t} - E[v_i(t; \mathbf{D})])^2 \longrightarrow \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} (V_{i,t} - \beta_{i,t} v_i(t))^2$$

- 各エリアの交通流ダイナミクスがMFDで記述される解析モデルを構築

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

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

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

$$n_{i,j}^c(t+1) = \begin{cases} n_{i,j}^c(t) + D_{i,j}(t) + \sum_{k \in V_i} \hat{M}_{i,j}^k(t) - O_{i,j}(t) & \text{if } i = j \\ n_{i,j}^c(t) + D_{i,j}(t) + \sum_{k \in V_i} \hat{M}_{k,j}^i(t) - \sum_{k \in V_k} \hat{M}_{i,j}^k(t) & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (7)$$

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

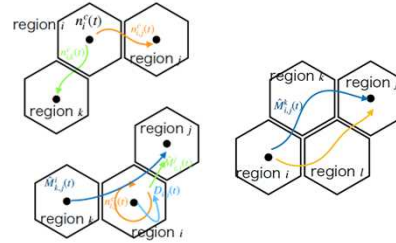
$$M_{i,j}^k(t) = \sum_{r \in R} P_r(t) O_{i,j}(t) \quad (9)$$

$$O_{i,j}(t) = \frac{n_{i,j}^c(t) v_i(t)}{L_i} \quad (10)$$

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

$$T_r(t) = \frac{L_r}{v_r(t)} \quad (12)$$

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



シンプルな解析モデルで
需要 $\mathbf{D}$ と速度 $v_i(t)$ を関連づける

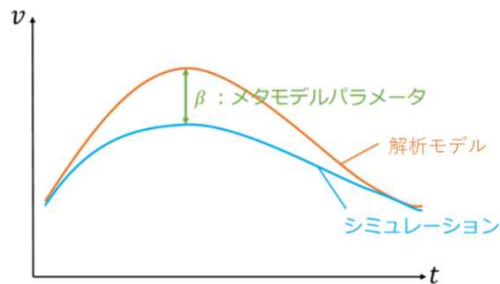
→ 解析モデルを用いて交通需要の
キャリブレーションを実行する

17

- 解析モデルで最適化した交通需要をシミュレーションに入力し、シミュレーション結果と解析モデルにより結果を比較すると乖離がある可能性

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

- 前のiterationのシミュレーションと解析モデルの結果を踏まえ、最小二乗法を用いてパラメータ β を更新

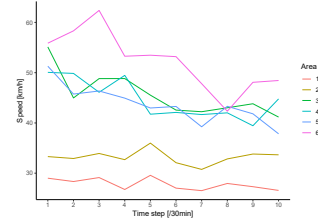


18

- 金沢都市圏
 - エリア面積：約20 km²
 - リンク数：2042
 - ノード数：1195
 - セントロイド数：82
 - 対象時間：AM6:00～AM11:00（1ステップ30分に設定）
 - 真値のデータ：ETC2.0データ
 - 2019年9月27日（金）
 - 車両ID数：51台（右図ドットは軌跡データ）
 - エリア数：6

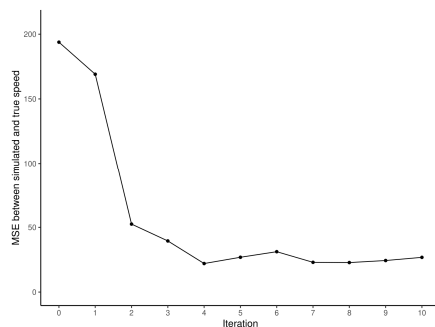


推計した各エリアの速度

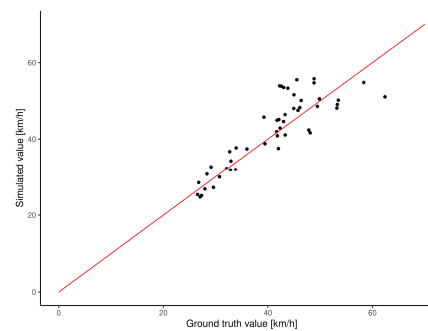


- Iteration 10まで繰り返し計算を実行
 - Iteration 2 でMSE（平均二乗誤差）が大きく減少→パラメータ更新の影響
 - Iteration 4 以降比較的安定 → 少ない計算回数で十分であることを確認

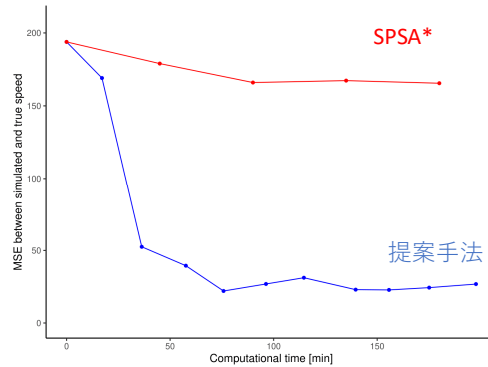
真値とシミュレーションの速度の平均二乗誤差



Iteration 10における真値とシミュレーションの比較



- 既存手法であるSPSAアルゴリズムとの計算時間に対するMSEの比較
 - 高い計算効率でのキャリブレーションに成功



* Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation

- 本年度実施した研究は以下のとおり
 - 既存研究のレビュー
 - 都市交通システム内での交通行動に関する実証分析
 - 来年度に向けたシミュレーションのネットワーク構築（キャリブレーション）
 - シミュレーションベース最適化手法の提案

