

ブロックチェーン

提案手法

数値実験

まとめ

まとめ

# 災害復旧期の交通需要予測のための時間変化するパラメータのリアルタイム推定手法

海野幸也

u120006@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 情報システム工学科

January 26, 2024

## 背景

災害被害による道路や鉄道の交通ネットワーク被害は、混雑を発生させ、復旧期の支援活動や事業継続を困難にさせる。同時に、支援者側の物資補給、応急復旧のための対応や被災者の物資獲得行動に起因する交通需要は、平時の交通需要パターンと大きく異なり、混雑をより拡大させうる。災害復旧期の交通円滑化は、支援活動の遂行や被災生活の向上に寄与することは明らかであり円滑化のための最適な物資配送、一般車両の流入制限、臨時公共交通の供給といった復旧期の交通施策が必要である。

## 目的

交通需要自体が刻々と変化する中では、交通施策も要に対応するように動的に変化することが望ましい。災害復旧期において、時々刻々と変化する交通需要を予測する。

## 提案手法

シミュレータの予測精度は、シミュレータ内の行動モデルのパラメータに依存しており、日々の行動選好の変化を含めた予測はリアルタイム性をもったパラメータ更新が必要である。しかし、既存研究では、交通需要シミュレータのパラメータ推定に1日以上かかっており、パラメータを高頻度に更新するためにはパラメータ推定手法の改良が必要である。本研究では、サロゲート型最適化アルゴリズムを援用したオンライン型のパラメータ更新手法を提案する。

- 1 生成したパラメータセットにおいて、実行したシミュレータの出力値を機械学習により事前学習する。
- 2 次に、直前の観測データを用いて、構築した事前学習モデルを更新する。
- 3 最後に、更新した学習モデルを用いて、最適となるパラメータセットを探索する。

## 提案手法

さらに本研究では予測精度向上のため、拡張を加えることで、災害復旧期の交通予測に資するオンライン型パラメータ更新手法を提案する。具体には、次の3つの拡張を取り入れる。

1. 転移学習により機械学習モデルを更新
2. 損失関数の微分値をサロゲートモデルの学習対象とする
3. 学習データの生成範囲を限定する

## 全体の流れ

提案手法では、機械学習モデルと推定パラメータをオンラインで更新することで、新しい推定パラメータを得る。図1にて、提案アルゴリズムのフローを示す。

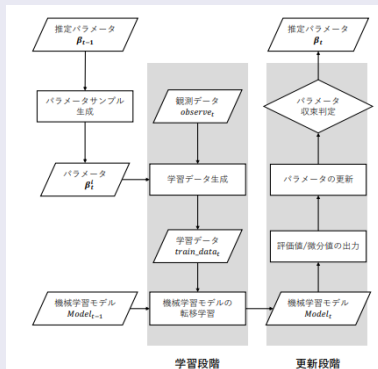


図 1: 提案アルゴリズムのフロー

## 学習段階

学習段階では、 $t-1$  期の機械学習モデル Model を更新する。 $t-1$  期の機械学習モデルは、 $t-1$  期での観測データ  $observet-1$  を正解値として算出した損失関数の微分係数を出力する。 $t$  期の観測データ  $observet$  は前期の観測データとは当然異っており、その場合損失関数も変化する。そのため、 $t$  期の観測データを正解値とする損失関数の微分係数を精度よく予測するために  $observet$  にあわせた機械学習モデルの更新を行う。

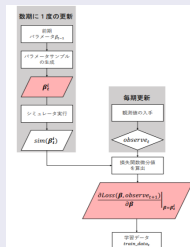


図 2: 提案アルゴリズムのフロー

## 実験概要

本研究は前述の通り事前学習の枠組みを導入することで短時間でのパラメータ推定を可能とし、さらに

- ①転移学習によるモデル更新
- ②微分値を学習対象とする
- ③学習データの生成範囲の限定

のモデル拡張により予測精度の向上を図っている。

提案手法の予測精度を比較するために、図3の通り、3つのパラメータ推定手法を設定する。

手法	モデル出力	モデル入力	推定手法
1)提案	損失関数微分値	パラメータ	勾配降下法
2)サロゲート	損失関数値	パラメータ	GA
3)直接学習	推定パラメータ	観測値	モデル出力

図 3: 有効性検証のための推定条件

数値実験は、次の3つを行う。

実験 A：転移学習を用いた場合の推定精度の確認。あわせて、事前学習の際の学習データ量による精度への影響を確認。

実験 B：学習データの生成範囲の限定有無による推定精度を比較。

実験 C：学習データの生成範囲を限定した際に、真のパラメータが範囲外にある場合の推定精度への影響を確認。

実験 A は①の拡張、実験 B、C は③の拡張による効果を明らかにする。②の拡張による効果は、3つの実験を通じて、提案手法と手法 2)3) を比較することで、明らかにする。



## 実験結果

各実験では、手法ごとに3期分の推定を10回行い、推定パラメータと真のパラメータとのマンハッタン距離を算出し、箱ひげ図により結果を示した。

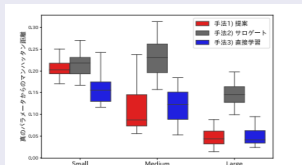


図 4: 実験 A の結果

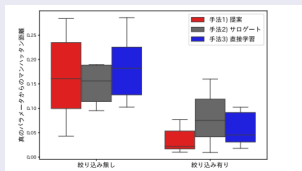


図 5: 実験 B の結果

ブロックチェーン

提案手法

数値実験

まとめ

まとめ

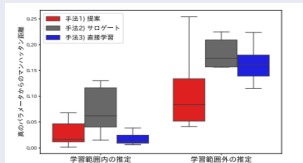


図 6: 実験 C の結果

実験 A (図 4) では、手法 1)3) は学習データ数の増加に伴い、推定精度が向上している。この二つの手法では、今期の観測データをオンライン推定が適切に行えていることが確認できる。

実験 B (図 5) では、学習データ範囲制限をした場合が、制限なしの場合よりも、推定精度がよくなっている。

実験 C (図 5) から、学習範囲外に真値のパラメータがある場合、1) 提案手法において精度悪化が最も小さくなっている。加えて、1) 提案手法による学習範囲外の推定結果 (実験 C) は、絞り込みなし (実験 B) よりも推定精度はよくなっている。

実験 A-C を通じて、1) 提案手法と 3) 直接学習は同程度により精度でパラメータ推定できることが確認できた。学習範囲外へのパラメータ変化があった場合は、提案手法のほうが精度がよい。ただし、大規模マルチェージェントシミュレータに提案手法を適用する場合は、微分値の学習に数値微分が必要であり、多くのパラメータを推定対象とする場合は、学習データ生成にかかるコストが大きくなる。

## まとめ

本研究では、大規模交通シミュレータの毎時変化するパラメータを、リアルタイムに推定するアルゴリズムを提案した。本研究の交通分野での貢献は、本アルゴリズム開発により、従来は行えなかったリアルタイムのパラメータ推定を、大規模交通シミュレータで可能にした点にある。災害復旧期の施策検討において、施策効果の計算を常に正確に行うために、交通シミュレータと共に提案アルゴリズムの活用が望ましい。

## **Temporary page!**

$\text{\LaTeX}$  was unable to guess the total number of pages correctly. As there was some unprocessed data that should have been added to the final page this extra page has been added to receive it.

If you rerun the document (without altering it) this surplus page will go away, because  $\text{\LaTeX}$  now knows how many pages to expect for this document.