

# アンサンブルデータを用いた マイクロ交通シミュレーションの機械学習手法の構築

A Study on the Machine Learning Model Construction for the Micro Traffic Simulation using Ensemble Data

室蘭工業大学工学部創造工学科	○学生員	金家侑希(Yuki Kinka)
室蘭工業大学大学院工学研究科	学生員	江戸元希(Motoki Edo)
室蘭工業大学大学院工学研究科	学生員	大井啓史(Hirofumi Oi)
室蘭工業大学大学院工学研究科	正会員	有村幹治(Mikiharu Arimura)

## 1. はじめに

現在、わが国での交通渋滞の状況は深刻化しており、旅行時間増大による経済効率の低下等の渋滞損失を抑えるために、可能な限り渋滞発生を抑制する必要がある。交通渋滞対策案の検討において、多様な交通現象を再現することができるマイクロ交通シミュレーションソフトを用いた実施効果の予測、評価がなされている。

一方、我が国では道路交通の常時観察を目指し ICT を活用した新道路交通調査体系の構築が進められている。令和3年度、国土交通省は目視による従来の人手観測を廃止し、AI による映像解析やトラフィックカウンターに置き換える新交通流調査の方針を示した。

このような背景の中、瀧本ら<sup>1)</sup>は札幌自動車道を対象として、物体検知アルゴリズムを搭載したエッジ AI による交通量調査の精度検証を行っている。また著者ら<sup>2)</sup>は、札幌新川 IC 周辺交差点を対象に行われた社会実験データを基にシミュレーションモデルの構築を行った。加えて、このモデルを用いて渋滞緩和のための最適信号現示パターンの導出を行っている。しかし、これら一連の研究は未だ個別のシステム開発や、シミュレーションによる静的な施策評価といった内容にとどまっていた。

著者らはエッジ AI と交通シミュレーションをオンラインで動的に連携させる方法論として、エッジ AI の利用を前提に交通シミュレーションを近似する機械学習モデルを構築することで、仮想空間上に実装し API を介してシステム協調の実現化を試みている。本研究では、そのための要素技術として、交通流理論に基づいたシミュレーションから渋滞状況の短期予測を行う機械学習モデルを構築する。

## 2. 対象交差点とその概要

本研究の対象は、札幌自動車道の札幌新川 IC と隣接する新川通交差点（国道5号×新川通）、新琴似交差点（国道5号×新琴似通）とする（図-1）。

札幌新川 IC 出口のオフランプ部では、高速道路本線上の路側帯における渋滞が発生しており、走行車両との速度差を考慮すると極めて危険な状況である。対象交差点では、高速道路上の渋滞緩和のために信号現示改良が検討されており、令和元年から令和3年にかけて対策案を現地施行する社会実験が実施された。その際に、交通流への影響を評価するために、交通調査が行われている。

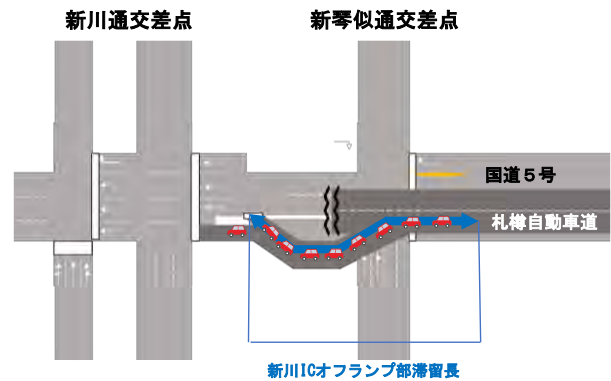


図-1 対象交差点



図-2 Vissim シミュレーション画面

## 3. 交通シミュレーション

### 3.1 Vissim

本研究では、交通流マイクロシミュレーションソフトに PTV Vissim<sup>3)</sup>を使用した。Vissim は道路構造や交通運用、交通量、大型車混入率等のデータを入力することにより、現実の多様な交通現象を再現したシミュレーションモデルの構築が可能である。シミュレーション中のある地点での通過交通量や滞留長の測定や、車両の挙動を 3D アニメーションによって可視化することができる（図-2）。以上の機能を有するため渋滞対策の事前効果検証等に用いられている。

表-1 シミュレーションモデルの現況再現性検証結果

評価指標	検証結果
10分間交通量のGEH値 684評価断面中GEH値>5	1 18:50 新琴似西側流入直進方向
滞留長最大値の誤差 パーセント誤差	2.45
10分毎交通量の相関 重相関係数R <sup>2</sup>	0.97

3.2 現況再現性の確認

本研究では、令和2年に行われた社会実験のある1日の交通量を基に構築したシミュレーションモデルを用いる。まず、観測値とシミュレーション結果の比較から、シミュレーションモデルの現況再現性の検証を行う。流入部流出方向別10分間交通量のGEH値、評価時間中の最大滞留長の誤差、交通量の相関の3つ評価指標として用いた検証結果を示す(表-1)。GEH値は5未満の場合にシミュレーション値と実測値が限りなく近いとみなされ、検証結果では5以上となった評価断面は1つのみであった。また、滞留長最大値のパーセント誤差は2.45となり、10分毎交通量の重相関係数は0.97と強い相関関係になった。以上から、渋滞長最大値の誤差は構築したシミュレーションモデルは概ね現況再現できたといえる。

また、構築したシミュレーションモデルに、過去の社会実験で得られた交通量5パターンをそれぞれ入力することで、モデルの汎化性を確認する。指標には観測値とシミュレーション結果における交通量の相関と滞留長の相関を用いる(図-3、図-4)。交通量の結果では、重相関係数R<sup>2</sup>=0.93であり、強い相関関係がみられた。滞留長の結果では重相関係数R<sup>2</sup>=0.66であり、概ね予測はできているとわかる。強い相関が見られなかった要因として、シミュレーションモデルでの渋滞現象の解消が現実の交通流よりも遅くなっていること、滞留長の最大値が観測値よりシミュレーション値のほうが大きくなっていることがあげられる。以上より、シミュレーションモデルの入力値を変更した場合でも、概ね渋滞状態の予測ができることを確認した。

3.3 シミュレーション条件

シミュレーション条件を表-2に示す。高速道路を通過する交通量から渋滞状態の短期予測を行うモデルを構築するために、シミュレーションでは複数パターンの交通量を入力し、出力として滞留長を得る。入力交通量は社会実験から得られた交通量5パターンを基に、平均値から標準偏差の範囲内を最大値、最小値として10分間交通量を設定した。また、その他の交差点の流入交通量、分岐率、大型車混入率は社会実験データの平均値を用いた。道路構造や信号現示は、現在対象交差点で実装されているものに設定している。

また、シミュレーション回数は、1つの入力交通量パターンで10回とし、出力値である10分毎最大滞留長はその平均値を取得する。本研究では、253パターンの交通量における滞留長のデータを取得した。

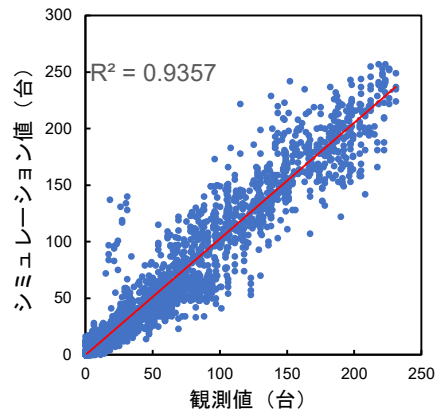


図-3 シミュレーションの汎化性検証：交通量

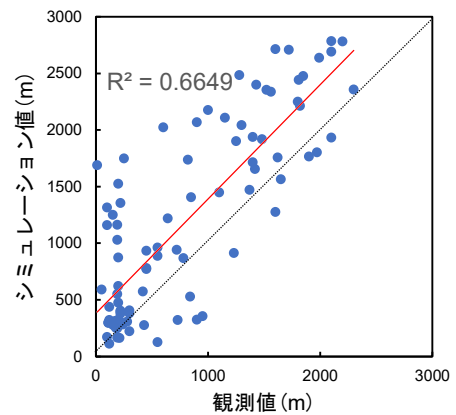


図-4 シミュレーションの汎化性検証：渋滞長

表-2 シミュレーション条件

入力交通量	社会実験で得られた交通量を基に算出 5パターンの平均値±標準偏差の範囲で生成
入力交通量パターン数	253パターン
出力	札幌新川ICオフランプ部10分毎最大滞留長
大型車混入率	社会実験で得られた交通量を基に算出
分岐率	5パターンの平均値
シミュレーション時間	4時間 (15:00~19:00)
評価時間	3時間 (16:00~19:00)
シミュレーション回数	10回

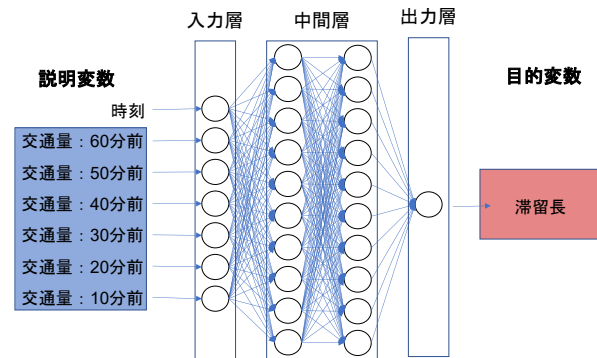


図-5 NN (ニューラルネットワーク) の概要

## 4. 学習モデルの概要と精度

### 4.1 NNモデルの概要

本研究では、回帰問題にも学習モデルとして扱うことができるニューラルネットワーク(以下、NN)を使用した。NNとは、人間の脳の仕組みを模倣した情報処理機構であり、神経細胞が、一定の刺激(入力)に対して反応する(出力)単純な仕組みを数学的にモデル化したものである<sup>4)</sup>。学習環境の概要図を図-5に示す。NNモデルの層の構成は入力層、中間層2層、出力層とし、入力層の数を7、中間層のノード数を10、出力層の数を1とする。活性化関数にはReluを使用し、学習の設定としてバッチ数を18、エポック数を200とした。

### 4.2 データセットの作成

本研究では、説明変数を時刻と高速道路上の過去1時間の10分間交通量、目的変数を10分後の高速道路オフランプ部の最大滞留長としてモデル式を構築する。なお、シミュレーション開始の3600秒後から13800秒後までの10分毎のデータを計測するため、1つのシミュレーションデータごとに18個の学習データが取得でき、本研究の学習用のデータセットは4554個を使用することとした。このモデルではデータセットのうち、80%を訓練用データ、20%を検証用データとして無作為に抽出した。

### 4.3 精度検証

本研究で用いた機械学習手法について精度を検証する。高速道路上オフランプ部の最大滞留長について、本手法による予測値とシミュレーションから得られた正解値の関係を図-6に示す。決定係数 $R^2$ は0.85で強い相関関係がみられた。誤差については、正解値3000m付近で予測値が大きくなる傾向がみられた。これは、シミュレーションモデル上の滞留長測定区間のネットワーク延長(3053m)の影響であると考えられる。したがって、本手法でシミュレーションモデルを近似したモデルを構築できたといえる。

### 4.4 学習モデルの有効性

構築したモデルは、シミュレーションモデルと比較して、入力交通量データから滞留長の算出に要する時間は大幅に短縮することが可能である。シミュレーションモデルの場合、10回分の平均値を用いることもあり、データを取得するのに40分ほどの時間を要していた。本手法を用いることで0.4秒ほどの時間で滞留長データを導き出すことが可能となり、実際のシミュレーション時間の6000分の1の速度で実行可能となった。なお、結果の算出に使用するPCスペックは同じものを使用している(GPU: Intel(R) UHD Graphics 630)。

一方で、現状のモデルでは、説明変数として入力交通量データのみで学習しており、他のパラメータを入力することができない。そのため、マイクロ交通シミュレーションモデル上で通過交通量データや信号現示パターン等の各種パラメータを変更し、様々なパターンでのシミュレーション結果を学習に用いることで有効性を高めることができる。と考える。

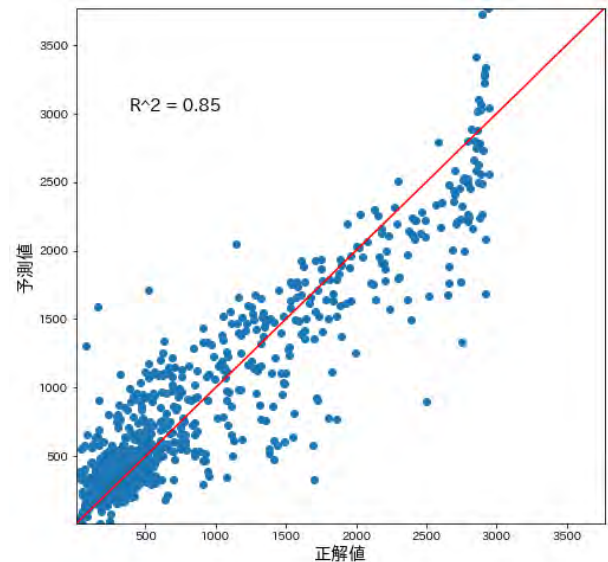


図-6 学習モデルの精度検証

## 5. まとめ

本研究では、シミュレーションモデルの時間短縮のためにNNの機械学習モデルを用いたマイクロ交通シミュレーションの近似を行った。そのために、マイクロ交通シミュレーションの入力値、出力値からアンサンブルデータを作成し、そのデータセットに機械学習モデルであるNNを適用した。その結果、本手法によって過去1時間の10分毎交通量と時刻から滞留長を予測することができた。

本研究の課題として、入力交通量以外の渋滞状態に関わる変数を含めていないことが挙げられる。渋滞状態に影響を及ぼす変数として、交通量のほかに大型車台数や通過交通の旅行速度等がある。それらの説明変数を学習モデルに取り入れることで、有効性を高めることが可能である。と考える。また、エッジAIとの連携を考慮したモデルを構築することで、リアルタイムでの交通流を観測し、渋滞状態の短期予測を行うことが可能となる。

## 参考文献

- 1) 瀧本康太, 高田光太, 有村幹治: カメラ画像と物体検出アルゴリズムを用いた交通量調査に関する基礎的研究, 第66回土木計画学発表会・講演集
- 2) 大井啓史, 江戸元希, 有村幹治: 社会実験データとマイクロ交通シミュレーションを用いた信号現示パターンの最適化, 第65回土木計画学研究発表会・講演集
- 3) PTV Vissim: PTV Vissim: Software for multimodal traffic simulation (ptvgroup.com) (2021/12/15)
- 4) 関基, 木村晃, 古山一志, 和田高宏, 金子祐, 穴水秀樹, 眞間修一: 河川特性を反映したニューラルネットワーク洪水予測の精度向上, 河川技術論文集, 第19巻