エッジ AI の車両判別精度を考慮した 高速道路の短期渋滞予測

金家　侑希[1]・瀧本　康太[2]・江戸　元希[3]・有村　幹治[4]

[1]学生会員　室蘭工業大学　大学院工学研究科　環境創生工学系専攻（〒050-8585 室蘭市水元町 27-1）
E-mail: 23041029@muroran-it.ac.jp

[2]学生会員　室蘭工業大学　大学院工学研究科　環境創生工学系専攻（〒050-8585 室蘭市水元町 27-1）
E-mail: 22041050@muroran-it.ac.jp

[3]学生会員　室蘭工業大学　大学院工学研究科　環境創生工学系専攻（〒050-8585 室蘭市水元町 27-1）
E-mail: 22041012@muroran-it.ac.jp

[4]正会員　室蘭工業大学　教授　大学院工学研究　もの創造系領域（〒050-8585 室蘭市水元町 27-1）
E-mail: arimura@muroran-it.ac.jp (Corresponding Author)

近年，物体検知アルゴリズムを用いた交通流解析技術の普及が始まっている．著者らは先行研究としてミクロ交通シミュレーションを近似した機械学習モデルを構築することによる短期渋滞予測や，エッジＡＩを用いた交通流調査に関する基礎的研究を行った．しかし物体検知アルゴリズムの判別性能は気象状況等の影響により誤差が発生することが著者らの既往論文にて明らかになっている．また観測上の誤差が機械学習モデルによるリアルタイム渋滞予測にどの程度の影響を与えるのかについては評価されていなかった．本研究は，新川ＩＣをモデルケースとして，物体検知アルゴリズムによる交通量調査データの誤差が渋滞予測に与える影響を評価するとともに，その設定条件について検討することを目的にする．

Key Words: *micro traffic simulation, edge AI, Short-term traffic congestion forecast, machine learning*

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．このような交通渋滞の検討において，多様な交通現象を再現することができるミ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，わ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，大井ら[1)]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．また瀧本ら[2)]は札樽自動車道を対象として，物体検知アルゴリズムによる交通量調査の精度検証を行っている．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し，エッジ AI の車両判別精度を考慮した精度分析を行う．

2. 既存研究

日本国内での機械学習を用いた渋滞予測に関する先駆的な試みとして，小川ら[3)]の研究が挙げられる．鎌倉市の下馬を対象として，過去交通量や降水量，社会イベントの有無などの多様な属性を入力データとして 60 分先

の交通量を予測するモデルを構築した．結果として，十分な性能を持ったモデルとなったことを明らかにした．

3. 対象交差点とその概要

本研究の対象は，札樽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いて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．

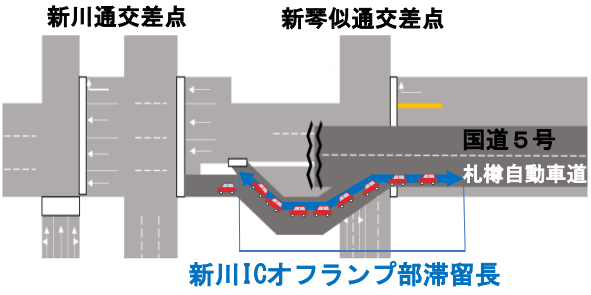


図-1 対象交差点



図-2 Vissim シミュレーション画面

4. 交通シミュレーション

(1) Vissim

本研究では，ミクロ交通シミュレーションソフトに PTV Vissim[4] 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．また，3D アニメーションによる車両の挙動の可視化や，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が可能である（**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．

(2) シミュレーション条件

シミュレーション条件を**表-1** 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，243 パターンの交通量における滞留長データを取得した．

表-1 シミュレーション条件

入力交通量	社会実験の交通量を基に算出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	243パターン
大型車混入率	社会実験の交通量を基に算出5パターンの平均値
分岐率	
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

表-2 データ概要

説明変数
時刻
地点1の40分前交通量（大型車両，小型車両）
地点1の30分前交通量（大型車両，小型車両）
地点1の20分前交通量（大型車両，小型車両）
地点1の10分前交通量（大型車両，小型車両）
地点2の30分前好通良（大型車両，小型車両）
地点2の20分前交通量（大型車両，小型車両）
地点2の10分前交通量（大型車両，小型車両）
地点3の20分前交通量（大型車両，小型車両）
地点3の10分前交通量（大型車両，小型車両）
目的変数
10分後オフランプ滞留長

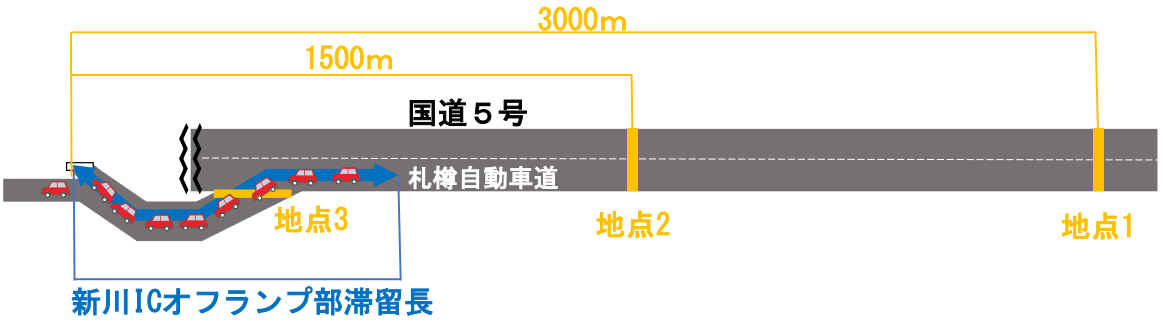


図-3　データ取得位置

(3)　データの概要

機械学習モデル作成における説明変数と目的変数の概要について**表-2** に示す．本研究で使用した通過交通量データは，**図-3** に示した地点で取得したものである．なお，40 分前の交通量データまで遡って機械学習に入力し，10 分後の滞留長を出力するため，シミュレーション開始の 6000 秒後から 13800 秒後までのデータを使用する．1 つのシミュレーションデータごとに 13 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 3159 個使用することとした．また，データセットの 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．

5.　学習モデルの概要

(1)　ニューラルネットワーク

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（出力）する単純な仕組みを数学的にモデル化したものである [4]．学習環境の概要図を**図-4** 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，入力の数を 19，中間層のノード数を 50，出力の数を 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 8，エポック数を 30 とした．

(2)　LGBM

NN 以外の手法として，LightGBM（以下，LGBM）を用いた機械学習モデルを使用する．LGBM は，勾配ブースティングアルゴリズムを基にした高速で効果的なツリーベースの機械学習モデルの一種で，一般的な勾配ブースティングモデルよりも高速なトレーニングと予測が可能となっている．

LGBM のハイパーパラメータを**表-3** に示す．ここでは目的関数に regression を導入している．regression 関数は回帰問題で使用される関数で，与えられた入力特徴量に基づいて，数値的な予測を行うことを目的とする．

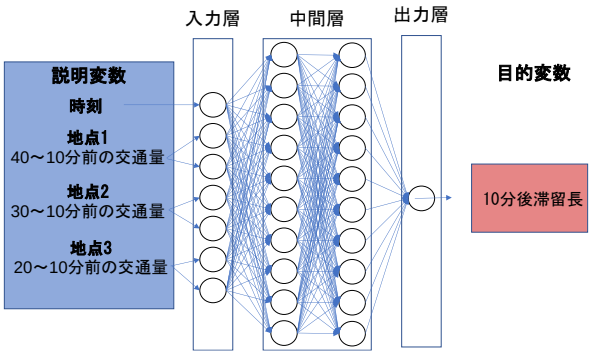


図-4　NN（ニューラルネットワーク）の概要

表-3　LGBM のハイパーパラメータ

パラメータ	値
objective	regression
num_leaves	31
learning_rate	0.05
feature_fraction	0.9
bagging_fraction	0.8
bagging_freq	5

(3)　精度検証と比較

本研究で用いた機械学習モデルについて精度を検証する．モデルの汎化性能を評価するために k 分割交差検証を行った．k 分割交差検証はデータを分割し全てのデータをテストデータとして利用することで性能評価を行う．本手法ではデータを 5 分割して評価を行った．結果として，NN モデルと LGBM モデルともに各パターンの決定係数（以下 R^2とする）と平均二乗誤差（以下 RMSE とする）は比較的近い値となり，テストデータとトレーニングデータを組み替えた際にも一定の精度となることから十分な汎化性能であるといえる．

高速道路上オフランプ部の最大滞留長について，両手法による予測値と正解値の関係を**図-5**，**図-6** に示す．R^2 は両モデルで 0.68 となり，予測値と正解値に相関がみられた．RMSE は NN モデルで 490.85m，LGBM モデルで 486.68m となった．誤差については，NN モデルにおいて正解値を予測値が上回る傾向がみられた．また，両モデルで正解値が大きいほど予測値が正解値を下回る傾向がみられた．これは，渋滞発生時に速度低下が起こり，車両数のカウントが止まってしまうことが要因であると考えられる．通過交通量データのみではなく，通過車両の速度データを説明変数に取り入れることで精度の向上が可能であると考えられる．

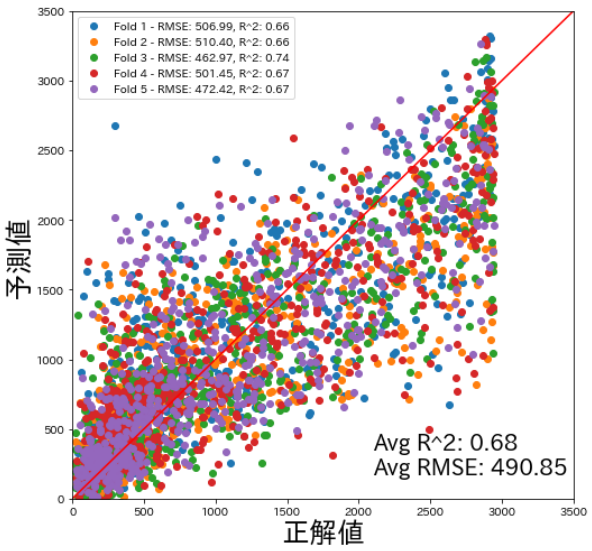


図-5　NN 精度

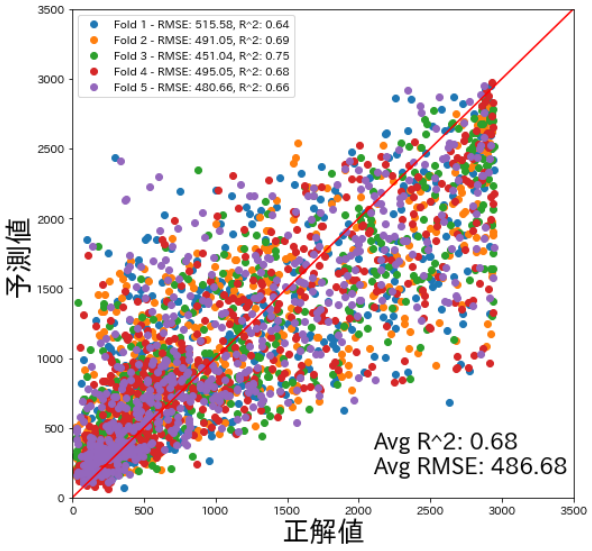


図-6　LGBM 精度

6.　エッジ AI の精度を考慮したモデルの精度

(1)　誤差の入力方法

エッジ AI の導入に際し，瀧本らが既往研究において物体検知アルゴリズムによる精度検証を行い，その誤差が発生しうる条件と傾向について示した．本研究では，瀧本らの研究で得られた誤差を学習モデルの入力値に反映させ，再度学習と検証を行うことで機械学習モデルの妥当性を考慮する．

対象とする解析データは，第 3 章において前述した社会実験のうちの，令和 3 年 9 月 30 日における解析データを使用する．既往研究によると，誤差の発生要因の一つとして日射の時間推移による天候的影響が認められており，特に 14：00～15：30 と 17：00～19：00 の時間帯に誤差の発生が集中していることがわかっている．本研究における誤差検証では，これらの 2 つの時間帯におけるデータを抽出し，その誤差傾向を再度入力値に反映した．反映方法として，誤差の発生傾向正規分布に従うと仮定し，各時間帯における平均値，標準偏差に基づく正規分布の変動幅をもつような予測交通量を算出した．これを平均値で除した値を誤差変動の割合とみなし，入力値に係数として乗散することで各時間帯・各車種分類における交通量の天候的要因による誤差発生を数値上で疑似的に再現した．

(2)　精度検証

誤差発生を考慮した学習モデルの精度を**図-7**，**図-8** に示す．両モデルにおいて R^2 が小さくなり，RMSE が大きくなる傾向がみられた．14：00～15：30 の時間帯は 17：00～19：00 の時間帯と比較して，R^2 が NN モデルでは 0.1 大きく，LGBM モデルでは 0.05 大きくなった．RMSE は NN モデルでは 60m，LGBM モデルでは約 30m 小さくなった．

また，LGBM モデルは NN モデルと比較して R^2 が大きくなり，RMSE が小さくなる結果が得られたため，LGBM モデルが誤差を考慮したモデルにおいて適していると考えられる．これは複数の決定木をアンサンブルすることにより，モデルの汎化性能が向上されたためであると考えられる．

(3)　モデルの有効性

物体検知アルゴリズムを用いた交通量計測で取得した交通量を疑似的に再現し検証を行った結果，誤差考慮による精度低下や両モデルでの精度の違いについて考察することができた．

一方で，現状の学習モデルの精度では誤差が大きく発生することから，インフラ協調の観点において実装は難しい．物体検知の精度の向上を試みるとともに，滞留長

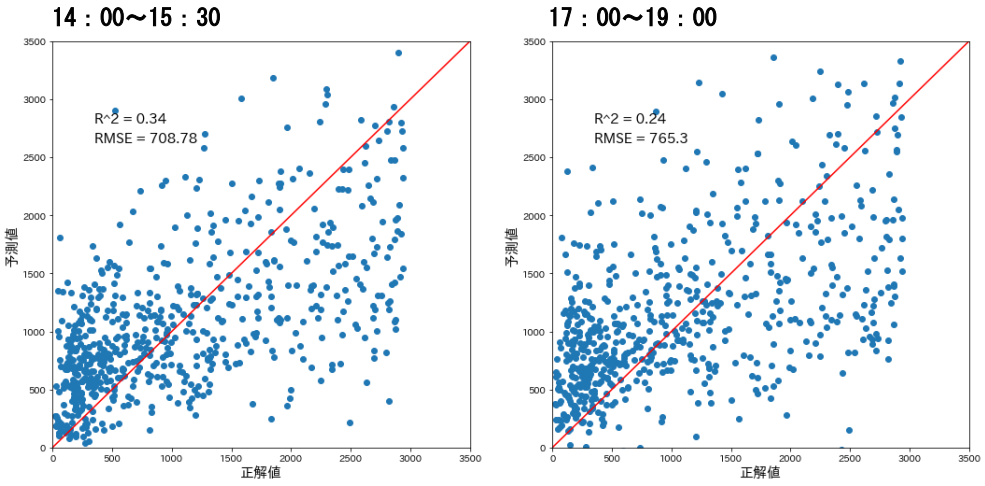


図-7　NN 精度（誤差考慮）

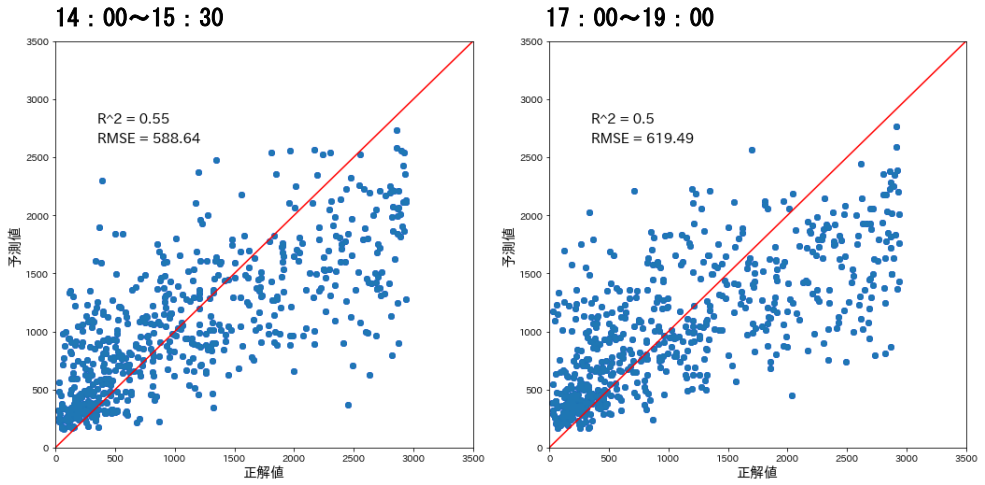


図-8　LGBM 精度（誤差考慮）

に影響する他の説明変数を取り入れることが必要であると考えられる．

7.　まとめ

(1)　機械学習モデルの構築

本研究では，新川 IC を対象としてミクロ交通ミュレーションモデルを近似した機械学習モデルを構築した．そのために，ミクロ交通シミュレーションから得られた過去の交通量データを入力として，10 分後の滞留長を予測する機械学習モデルを NN と LGBM の 2 つの手法で構築し，精度の検証を行った．結果として，本手法によって過去の交通量データから 10 分後の滞留長を予測することができた．

機械学習モデルの課題として，精度分析の結果から渋滞発生時に交通量の計測が止まってしまうことによる精度低下がみられたため，通過交通の旅行速度データを新たに説明変数に取り入れることで，精度の向上が可能であると考えられる．

(2)　車両判別精度を考慮した精度検証

物体検知アルゴリズムによる交通量調査データの誤差が渋滞予測に与える影響を評価するとともに，その設定条件について検討した．機械学習モデルの構築に加えてエッジ AI の車両判別精度を考慮したデータを作成し，機械学習モデルに入力することで疑似的に物体検知アルゴリズムによる車両判別精度を再現し，精度検証を行った．結果として，両モデルにおいて精度低下がみられたが，NN モデルと比較して LGBM モデルの予測精度が高いという結果が得られた．

課題として，現状のモデルでは十分な精度が得られていないため，物体検知アルゴリズムの精度向上や，滞留長に影響する他の説明変数を取り入れることによってより実際の交通流を近似した機械学習モデルを構築することが必要であると考えられる．

謝辞：本研究を進めるにあたり，国土交通省北海道開発局札幌開発建設部から社会実験データをご提供いただいた．また本研究は国土交通省新道路技術開発「デジタルツインによる冬期道路交通マネジメントシステムの技術開発」，及び JSPS 科研費 JP23K04070 の助成を受けて実施したものである．ここに記して感謝の意を表する．

REFERENCES

1) 大井啓史，江戸元希，有村幹治：社会実験データとミ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
2) 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
3) 小川晃平，福田大輔：多変量 LSTM による短期交通量予測：鎌倉市の観光交通を対象として，土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.76, No.5 (土木計画学研究・論文集第 38 巻), I_1389-I_1398, 2021
4) PTV Vissim: Software for multimodal traffic simulation (ptvgroup.com) (2023/2/26)
5) 関基，木村晃，古山一志，和田高宏，金子裕，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