

ETC2.0プローブデータを活用した AIによる渋滞予測

令和8年3月13日
近畿地方研究会

1. 研究概要とこれまでの経緯

本研究の目的

- 交通マネジメント施策の検討に寄与するAIによる渋滞予測モデルを構築し、京都市をフィールドに、**観光渋滞対策としてAI渋滞予測モデル結果を社会実装**
- 通常のETC2.0および京都市路線バスから取得できるETC2.0の、それぞれの特性を活用した渋滞予測モデルを検討

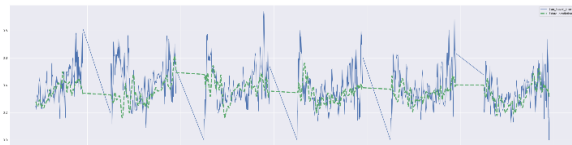
令和5年度 モデル構築の着手

令和6年度まで モデルのプロトタイプ構築

令和7年度検討内容 モデル再構築と結果検証

◆結果概要

- ✓観光渋滞が著しい1区間の**5分後予測モデルの構築**
- ✓ETC2.0(市バス・通常)を用いて予測精度の違いを確認

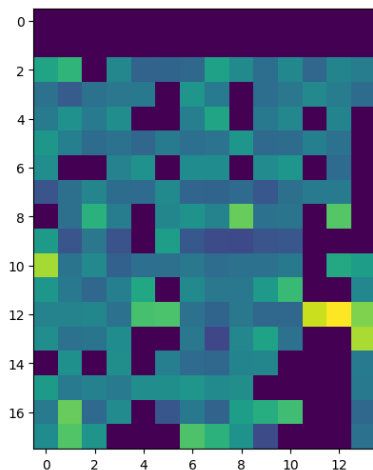


◆5分後予測モデルの結果

⇒5分後の行動モデルでは交通手段変更などの行動変容が難しい。

◆結果概要

- ✓**1週間後**の京都市内の**メッシュ速度**や**交通流状態**の予測モデルを構築し、精度を検証



◆ヒートマップでのメッシュ渋滞予測結果

◆過年度の課題

- ✓過年度検討結果は社会実装を想定した場合**予測精度が不十分**。
- ✓予測結果の社会実装にむけ、予測結果の公開方法の検討などが必要。

⇒今年度の検討

- ✓AI渋滞予測モデルは、実装に向けた精度向上を目指し、**モデル構成の見直し**を実施。
- ✓交通流状態予測モデルでは**路線単位からメッシュ単位に対象を拡大**し、実装にむけた予測モデルを構築

2. 報告結果の概要

報告1. AI渋滞予測のモデル構築内容と精度検証結果

- ✓ 過年度構築したConvLSTMモデルからk-NNモデルにモデルを更新
- ✓ 学習データとしてメッシュ速度、曜日祝日、気象、低速度データの重みづけなどを行い、各結果の精度を検証。
- ✓ 京都市域のヒートマップとしては一定の精度が確保された予測モデルが構築できたが、精度の低いメッシュがあること、過大評価／過小評価の結果が安定していないことなどの課題も確認

報告2. 交通流状態予測モデルの更新結果の報告

- ✓ 市バスETC2.0を活用し、市内の交通流状態(MFD)をメッシュ単位で予測するモデルを構築
- ✓ 予測結果を検証し、一定の精度を確認した。また、予測結果の時系列変化(ある時点から渋滞が進むのか、改善するのか)と観測値の時系列変化を比較し、方向性の一致率を確認した。

報告1

AI渋滞予測のモデル構築内容と 精度検証結果

3. AI渋滞予測モデル ①モデルの概要説明

今年度の研究目的

- ✓ 1週間後のメッシュ平均速度という比較的単純な内容を予測するため、過年度まで利用したConvLSTMモデルからk-NNモデルに変更し、社会実装に必要な精度確保を目指す。

k-NNモデルの概要

- ✓ 入力データと参照データの類似度を比較し、類似度上位 k 個選出。選出された参照データの平均値を予測値として出力。
- ✓ 予測対象日時を1週間後とする場合、予測対象日時の14日前～7日前の入力データと似た1週間のパターンを参照データからk個抽出、抽出結果の平均値を出力。

参照データと予測期間

- ✓ 本報告では参照データとして以下の10か月、予測対象期間を2月、3月とする。

◆参照データ:

2021年4月～2022年1月

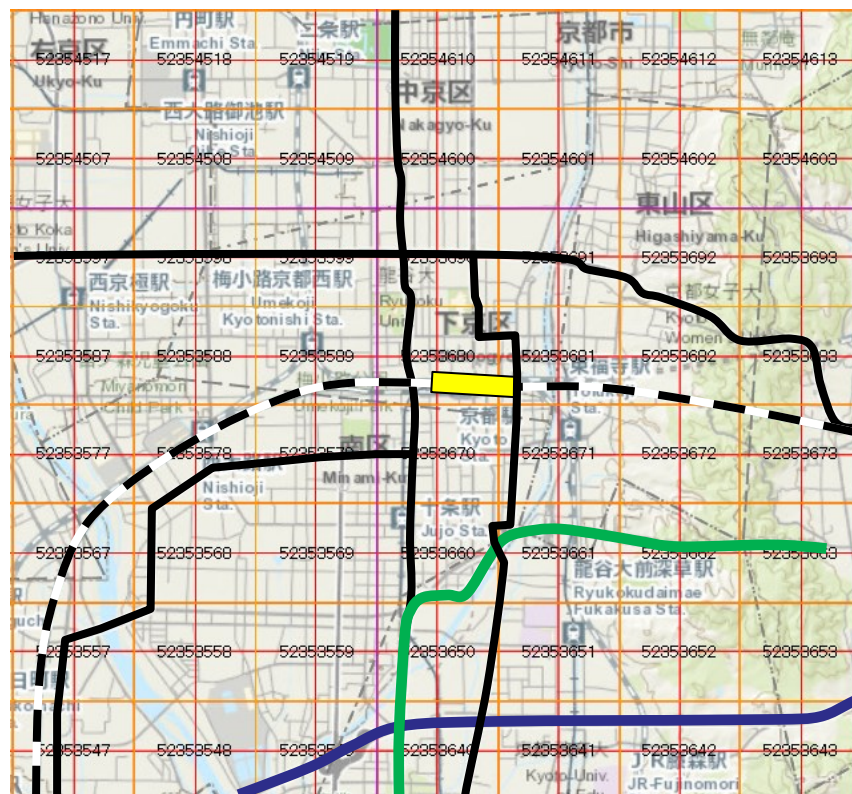
◆予測対象とする期間:

2022年2月・3月

分析対象エリアとゾーン

- ✓ 京都駅を中心とする南北約8km、東西約7km四方のエリア速度を4次メッシュで予測

◆予測対象エリア



3. AI渋滞予測モデル ①モデルの概要説明

類似パターンkの抽出方法

- ✓ 予測対象日時の14日前～7日前の入力データと類似した1週間のパターンを10か月分のデータから抽出する。
- ✓ 類似度はユークリッド距離(下式)により求め、距離の小さい上位k個を抽出する。

◆算出式

$$d(X_{\text{now}}, X_{\text{past}}) = \sqrt{\sum_{t=1}^{168} \sum_{m=1}^{252} \left(v_{t,m}^{(\text{now})} - v_{t,m}^{(\text{past})} \right)^2}$$

d : 距離(小さいほど類似している)

X_{now} : 予測対象日時の14日前～7日前(168時間)の入力データ

X_{past} : 2021年4月～2022年1月の参照データのうちの1週間(168時間)

t : 時刻(1～168時間目)

m : メッシュ(1～252番目のメッシュ)

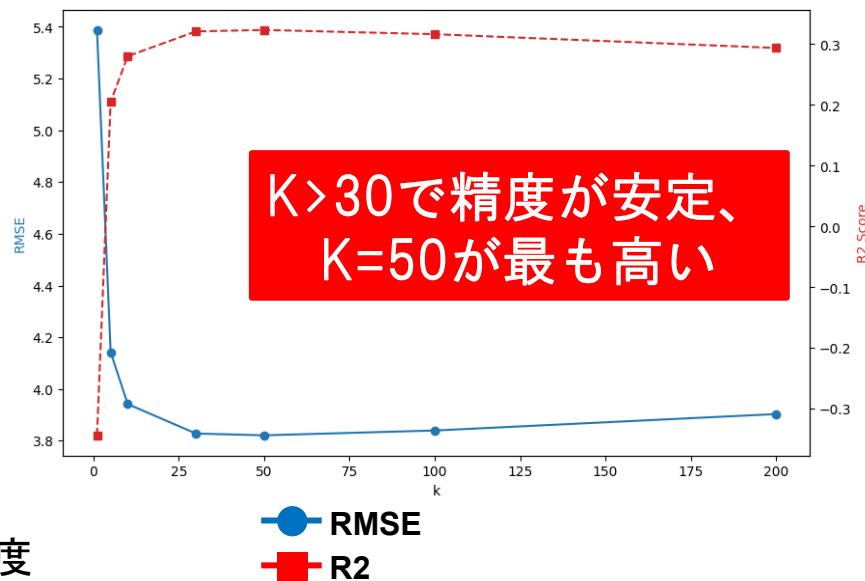
$v_{t,m}^{(\text{now})}$: 入力データの時刻 t , メッシュ m における速度

$v_{t,m}^{(\text{past})}$: 参照データの時刻 t , メッシュ m における速度

kの設定

- ✓ 抽出件数の違いが精度に与える影響を把握するため、**kの値別のモデルの予測精度を検証**。
- ✓ 結果、一定数のデータを抽出すれば予測精度が安定することを確認し、**k=50で最も良い精度**となった。

◆kの値を変更した場合の精度検証(RMSEとR2)



3. AI渋滞予測モデル ②抽出パターンデータの追加

類似パターンの抽出状況

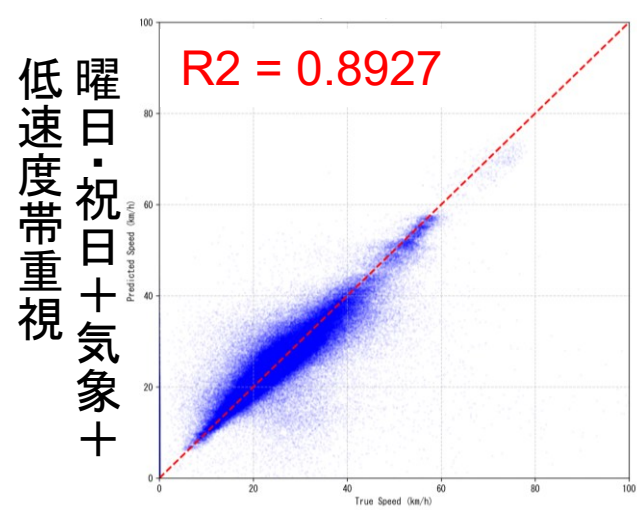
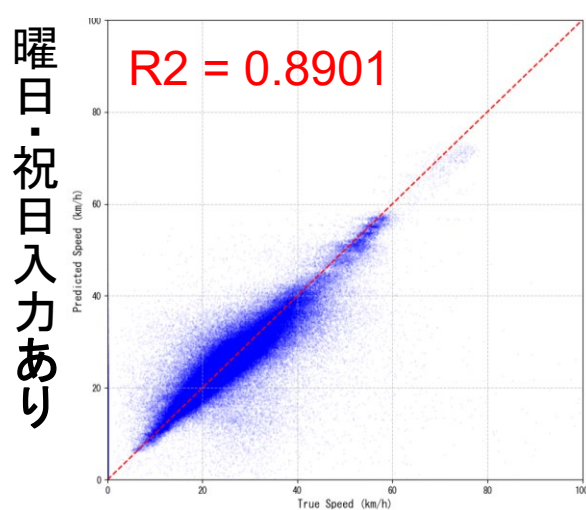
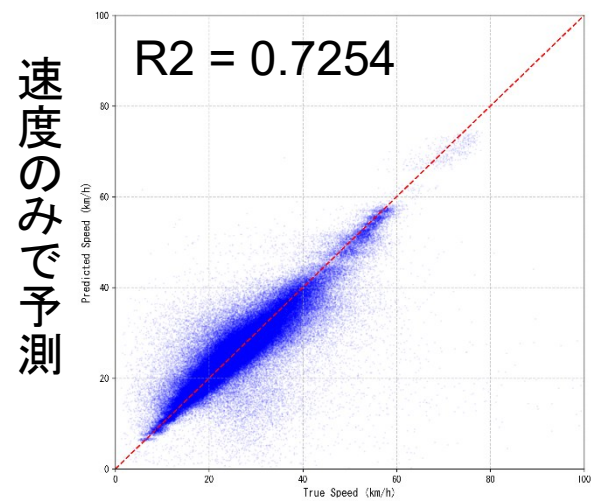
- ✓ 速度データの類似パターンだけでなく、**曜日祝日**や**気象**、**速度の重みづけ**、これらの組み合わせなどを検討し、予測精度向上を目指した。

モデル追加データ	モデルへのデータの反映方法
曜日・祝日データ	<ul style="list-style-type: none"> ✓ One-Hot Encodingを実施し、各曜日および平日or祝日を8列の特徴量として0、1で表現。
気象データ	<ul style="list-style-type: none"> ✓ 気象庁ウェブサイトより1時間ごとの降雨量を出力。 降水あり:1、降水なし:0
低速度帯の重みづけ	<ul style="list-style-type: none"> ✓ 低速度帯を重視、逆数で処理 $X_t = \frac{1}{V_t}$ <p> X_t : k-NNの距離計算に用いる特徴量 V_t : 時刻tにおける実際の速度 </p> <p> 例) 90km/hと100km/hの差: $0.011 - 0.01 = 0.001$ 10km/hと20km/hの差: $0.1 - 0.05 = 0.05$ 低速度帯の差が大きく表現され、類似パターンの探索に反映される </p>

3. AI渋滞予測モデル ③モデルの精度検証

- ✓ 追加データを反映することで、 R^2 が0.89程度まで予測精度向上。
- ✓ 追加データでは、どのデータでも同程度改善していることが確認できる。

◆全時間帯 利用データ別の予測精度(決定係数 R^2)

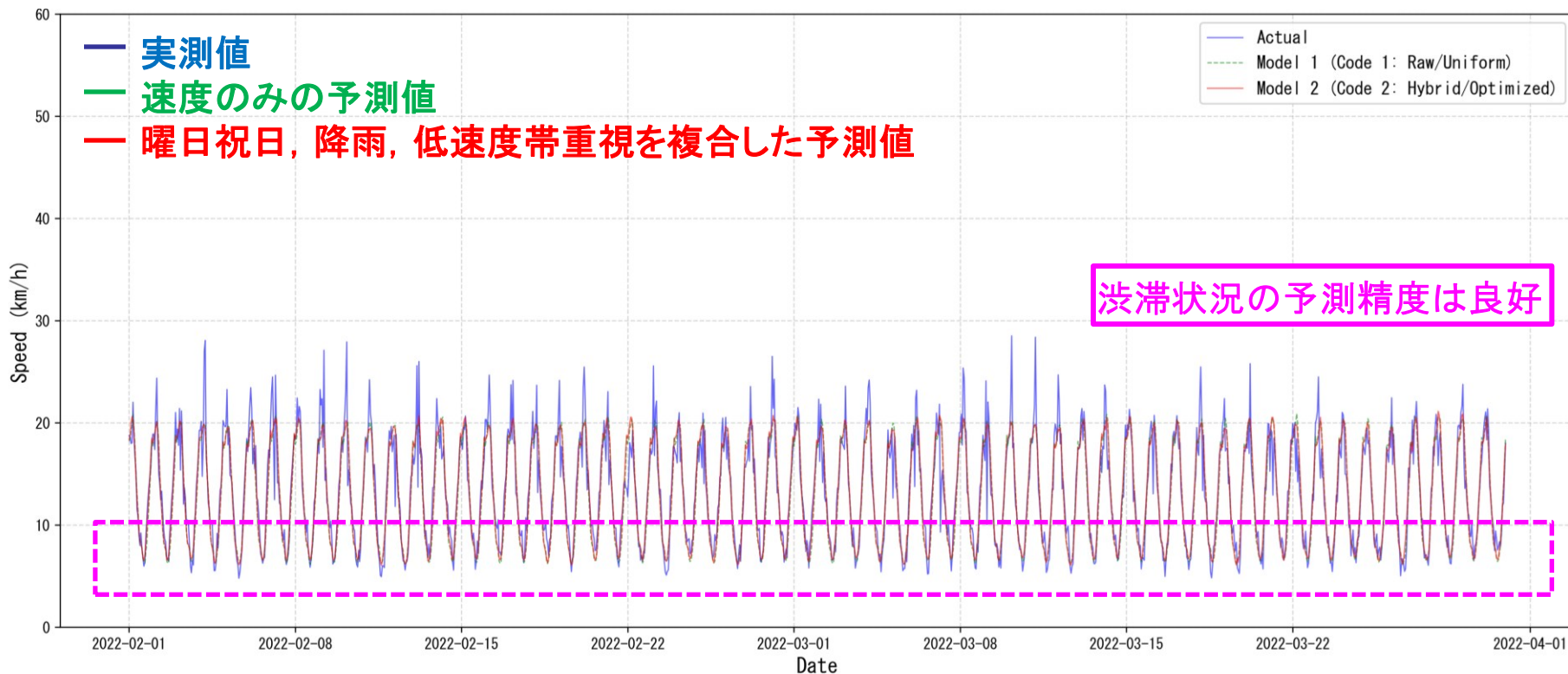


3. AI渋滞予測モデル ④メッシュ別の予測結果の特徴整理

- ✓ 繁華街メッシュの速度変動について、**大きい速度変動の傾向を予測できている。**
- ✓ 特に**速度低下時の予測精度が高く**、渋滞状況を表現するモデルとしては適切。一方で、20km/hを超える速度の速い状況については予測精度に課題が確認できる。



◆ 四条河原町周辺(繁華街)の実測値・予測値

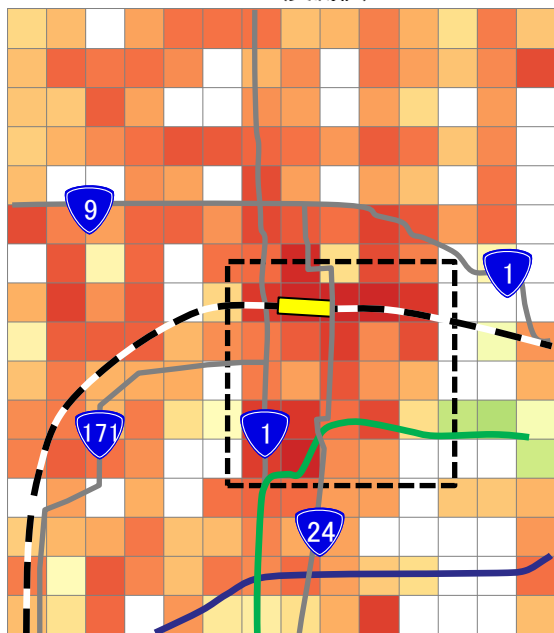


3. AI渋滞予測モデル ⑤ 予測結果のヒートマップ

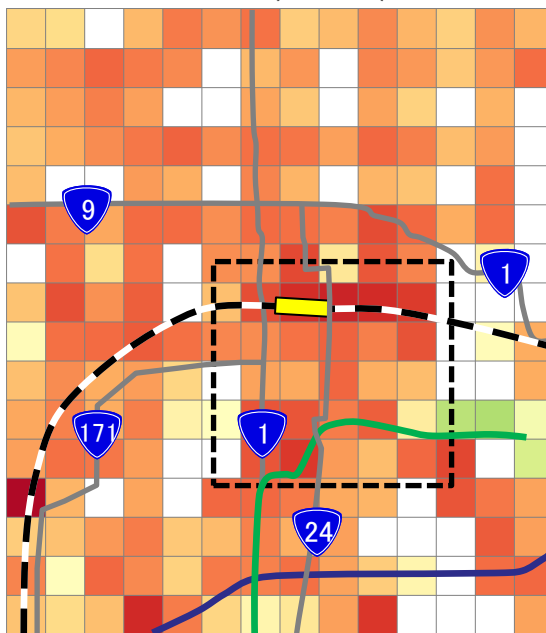
- ✓ 土曜日の昼でみると、**全体的な傾向としては市内の速度を予測できている。**
- ✓ 特に中心市街地の渋滞状況図は精度よく示すことができている、**社会実装に向けた精度が一定担保された。**

◆2022年3月26日(土) 15時台のメッシュ平均速度

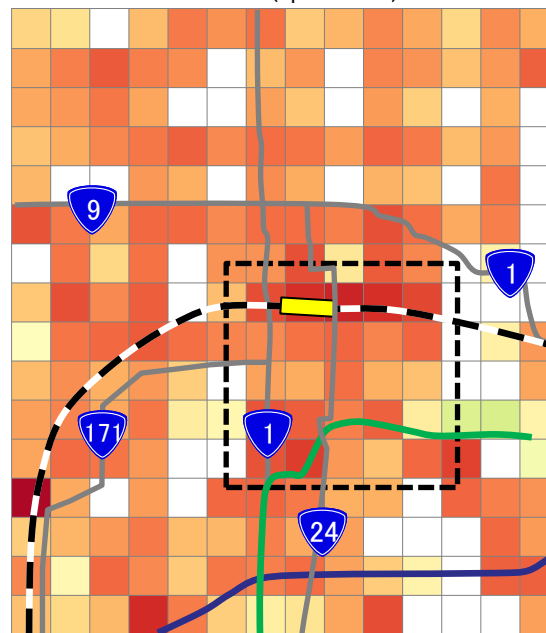
◆実測



◆速度モデルでの予測結果



◆複合モデルでの予測結果



主要な渋滞状況を把握できている

3. AI渋滞予測モデル ⑨まとめと今後の方針

検討成果

- ✓ k-NNモデルとETC2.0データより**京都市内の渋滞予測モデルを構築**。
- ✓ 天候や曜日、低速度の重みづけなどの**追加データで精度向上を確認**。
- ✓ ヒートマップとして見せることで、概ね**市内の渋滞状況を公開できる精度**であることを確認。

今後の課題と今後の予定

- ✓ 追加データの組み合わせによる精度向上が不十分であり、参照データの不足が要因の一つと考えられる。最新データ等、**参照データを増やし、精度向上を図る**。
- ✓ 京都の**観光シーズン特有の渋滞状況の予測とその精度を確認し、社会実装に向けてモデルを精査する**。

報告2

交通流状態予測モデルの 更新結果の報告

4. 交通流状態予測モデル ①今年度の検討概要

今年度の検討

- ✓ 京都市の観光における交通流状態をMFDとして表現、市バスETC2.0を用いて予測。
- ✓ LSTM【Long Short Term Memory】モデルに曜日、降水、イベント、速度も組み込んだAI予測モデルを構築、1週間後の京都市内主要観光地メッシュの交通流状況を予測。
- ✓ 予測精度を検証し、今後の社会実装に向けた予測モデルの活用を検討。

◆MFDの算出方法

MFD [Macroscopic Fundamental Diagram] : 交通流状態の表現方法

流率：車両の走行距離の総和

密度：車両の走行時間の総和

1時間単位で集計

MFD算出式

流率 [走行台キロ Q_t]

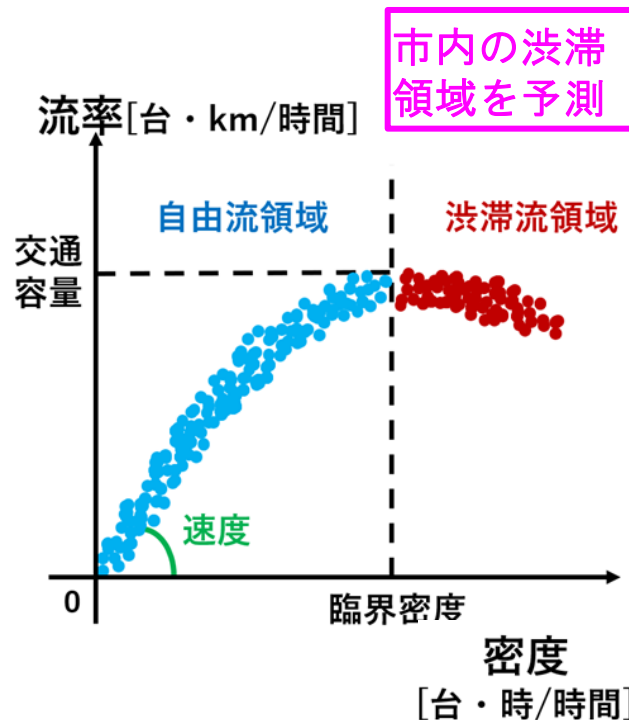
$$Q_t = \sum_{i \in \mathcal{A}} a_t D_{it}$$

Q_t : 流率
 a_t : 車両の総和
 D_{it} : 走行距離

密度 [走行台時 K_t]

$$K_t = \sum_{i \in \mathcal{A}} a_t O_{it}$$

K_t : 密度
 a_t : 車両の総和
 O_{it} : 走行時間



◆利用データ

バスプローブデータ

《内容》

- ・旅行時間 (リンクを通った時間)
- ・リンク長
- ・走行日時

《学習データ》

2023年9月1日～2023年9月30日

《予測期間》

2023年10月1日～2023年10月31日

《集計時間》

0時～23時

(0～5時はバス台数が少なく除外)

4. 交通流状態予測モデル ②予測対象エリアの設定と予測結果

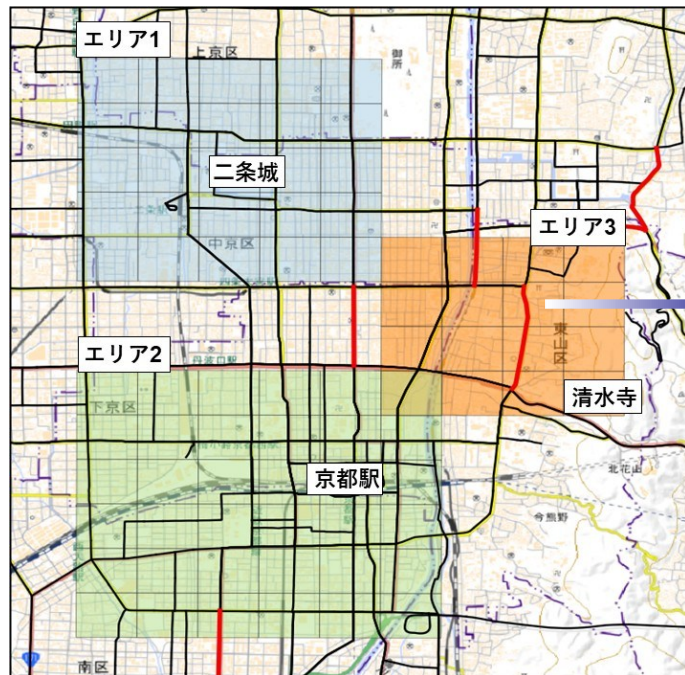
予測対象エリアの設定

✓ 二条城、清水寺、京都駅という主要な3つの観光渋滞エリアで予測を実施。

予測対象エリアの設定

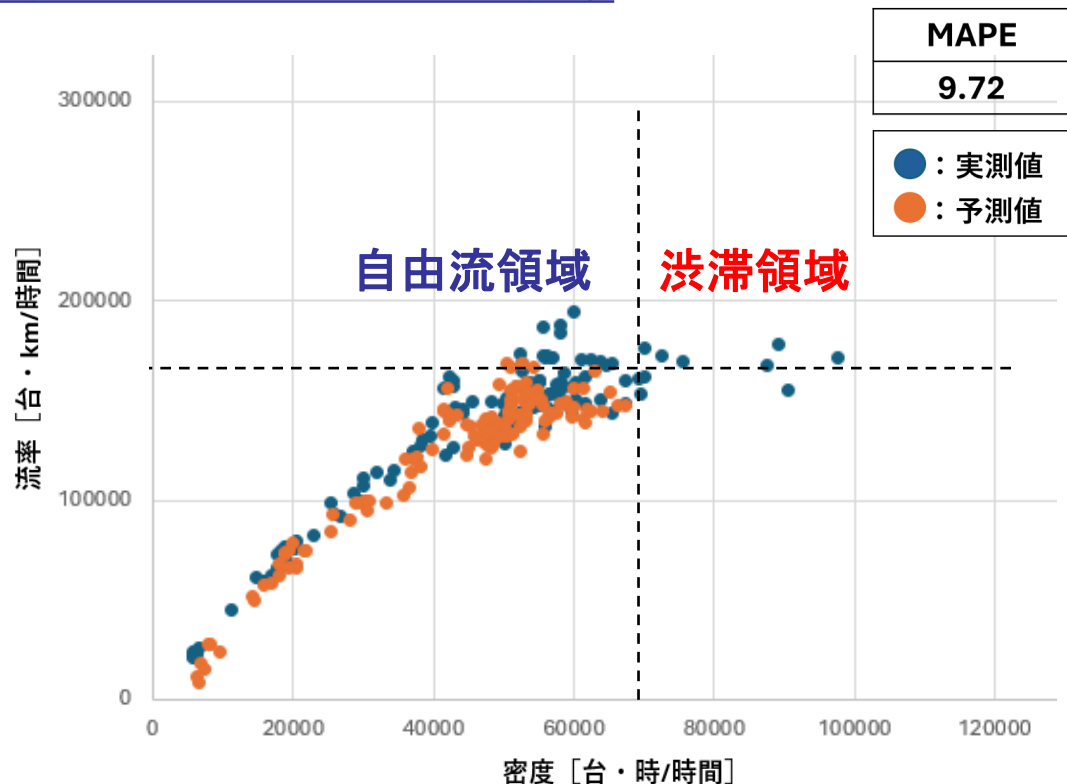
✓ 清水寺周辺の再現性を検証すると $MAPE=9.7$ 。
 ✓ 自由流領域が高い精度で予測されている一方で、渋滞領域の予測精度が課題である。

◆予測ゾーンの設定結果



■ : 渋滞深刻道路
 ■ : バスルート

◆清水寺ゾーンのMFD予測結果



4. 交通流状態予測モデル ③まとめ

検討成果

- ✓ 市バスETC2.0データを用いて、**京都市の主要観光地メッシュの交通流状態を予測できる予測モデルを構築。**
- ✓ MFDを用いて**京都市内渋滞状況**を予測することができた。

今後の課題と今後の予定

- ✓ 最新データ等、学習データを増やし、**観光ピーク時における予測の実施と検証、渋滞領域の予測精度向上**を目指す。
- ✓ 市バスETC2.0に対し、通常ETC2.0との相違点当を検証する。
- ✓ 本予測結果を用いて**予測情報の社会実装**を目指し、予測の見せ方やAI渋滞モデルとの連携を検討する。

5. 今後の方針

今後の予定

◎モデル構築について

- ✓ 最新のETC2.0を用い、長期間のデータを学習データとした**観光ピーク時の予測精度向上**を目指す。
- ✓ AI渋滞モデルと交通流モデルの連携を実施し、社会実装に向けた予測モデル構築を検討する。

◎社会実装に向けた検討

- ✓ 現在の1週間後の予測について、**データ収集の方法などを社会実装にむけた体制作り**などを検討する。
- ✓ **AI渋滞予測結果の見せ方、情報提供方法**など、観光交通対策として社会実装する方法を検討する。