

京都市都市圏における ETC2.0 バスプローブデータを用いた 広域的な交通流状態予測手法の構築

高知工科大学 中條 光希
指導教員 西内 裕晶

1. 背景と目的

現在の京都市では、デジタルマップを用いて混雑情報の発信などの対策に取り組んでいるものの、観光客の増加によるオーバーツーリズム等の影響で、交通渋滞や混雑が深刻化している。その改善のためには、時間的・空間的にサンプリングが可能な交通流状態を評価できる交通データの活用が必要である。近年では、ETC2.0 を搭載した車両が増加しており、高密度な交通流の観測が可能となっている。特にバスは、定時刻・定路線で走行しているため、安定したデータの取得が可能であり、時間・空間的な偏りを解決できる可能性がある。このような状況を背景として片田¹⁾は、京都市都市圏を対象として ETC2.0 バスプローブデータを活用した交通状態予測の可能性を示した。しかし、先行研究は、路線単位の渋滞予測であるため、軽微な渋滞区間での予測精度の低さ、広い範囲の交通の流れを十分に把握できなかったことが課題である。これらの課題を踏まえて本研究では、京都市都市圏における ETC2.0 バスプローブデータを用いて広域的な範囲で交通流状態を予測し、その有用性を示すことを目的とする。

2. データ概要

使用するデータは、2023 年 9 月 1 日から 2023 年 10 月 31 日の京都市における ETC2.0 バスプローブデータである(国土交通省 近畿地方整備局様より提供)。対象エリアは、観光客が集まる二条城周辺の 2.5km メッシュをエリア 1、京都駅周辺の 3 km メッシュをエリア 2、清水寺周辺の 2 km メッシュをエリア 3 と設定した(図 1 参照)。各エリアのメッシュの範囲は、メッシュ内の交通流率の変動係数を用いて、その値が最も小さかったメッシュの範囲とした。本研究では、交通状態を表現する方法として、先行研究¹⁾と同様に Macroscopic Fundamental Diagram²⁾(以下、MFD)を採用する。MFD の概念図を図 2 に示す。縦軸が流率(車両の走行距離の総和)、横軸が密度(車両の走行時間の総和)になっており、傾きが速度となる。本研究では、散布図内の各点がある日の 1 時間単位で集計している。

3. 研究手法

本研究では、観光客等に向けた情報提供を前提として、1 週間後の交通状態を予測することとする。予測の方法としては、ニューラルネットワークの中で時系列データに適した機械学習の一種である Long Short Term Memory(以下、LSTM)を用いる。LSTM により算出された予測精度は、平均絶対誤差率³⁾Mean Absolute Percentage Error(以下、MAPE)を用いて評価する。MAPE は実測値と予測値の誤差を割合で表し、値が 0 に近いほど精度が高いことを示す。学習データの期間は 2023 年 9 月 1 日から 2023 年 9 月 23 日とし、検証データの期間は残りの 2023 年 9 月 24 日から 2023 年 9 月 30 日とする。なお、バスが走行していない 0 時から 4 時台と走行台数が少ない 5 時台は除外した。

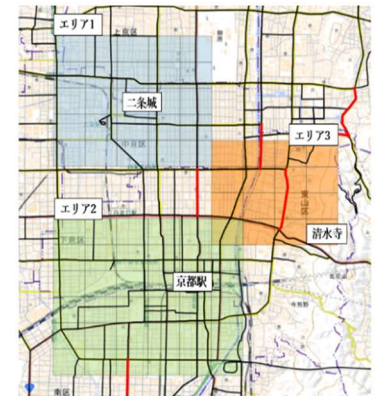


図 1 対象エリア

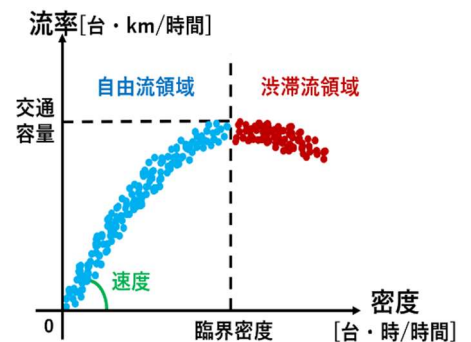


図 2 MFD 概念図

4. ETC2.0 バスプローブデータを用いた広域的な渋滞予測手法の構築

LSTM を用いた渋滞予測の設定については、入力値を年・月・日・時・現在の流率・現在の密度を固定とし、曜日・平均速度・降水量・イベントの4つ変数について、どの変数を組み合わせた場合に予測精度が高くなるかを検証した。出力値は1週間後の流率と密度とした。そのうち平均速度は、1時間単位で集計しており、その時間帯に対象エリアを通行したバス車両の速度の平均値である。各変数を組み合わせたモデルでの予測精度を精査した結果、予測モデルへの入力変数は、固定の6つの変数に加えて、曜日・平均速度・降水量とした。

5. 結果・考察

4章で構築したモデルで交通状態を予測した結果、MAPEがエリア1では8.77%、エリア2では12.83%、エリア3では9.72%となった。バスプローブデータを用いて渋滞予測を行った片田¹⁾の渋滞路線のMAPEが7.12%から18.2%であることを踏まえると、入力値を年・月・日・時・曜日・平均速度・降水量・現在の流率・現在の密度とすることで1週間後の流率・密度を予測することができる可能性を示唆した。エリア設定条件とMAPEをまとめたものを表1に示す。

表2は、平日における各エリアの実測値と予測値の流率と密度の相対的誤差を時系列でエリアごとにまとめたものである。7時、8時、16時、17時といった通勤・通学・帰宅時間帯のような交通状態が増加に転じる時間帯では1日の平均的なパターンで予測が行われるため誤差が大きくなったと考えられる。また、エリア2において10時から17時にかけて誤差が大きくなったのは、帰宅時間帯に加えて、エリア2が京都駅周辺であり買い物や公共交通機関の利用を目的とした来訪によって交通量が増えるためであると考えられる。表3は、表2と同様に休日の実測値と予測値の流率と密度の相対的誤差を示している。結果として、エリア3で9時から18時にかけて誤差が大きくなった。これは、観光目的での来訪によって交通量が増加することが要因である。

6. まとめと今後の課題

本研究では、京都市都市圏においてETC2.0バスプローブデータを用いて広域的な交通流状態予測手法を構築し、1週間後の交通状態を予測できる可能性を示唆した。また、交通状態がピークではない時間帯では、実測値と予測値の誤差が小さくなる傾向がみられ、交通状態の再現性が比較的高くなったことが示唆された。この予測モデルを用いることで、様々なメッシュを設定してエリア単位で渋滞対策の提案ができる可能性がある。今後の課題として、各時点の値、特に通勤・通学・帰宅時間帯など交通状態がピークを迎える時間帯における予測精度の向上が必要である。

参考文献

- 1) 西内裕晶, 坪田隆宏, 片田倫平: 京都市都市圏におけるETC2.0バスプローブデータの学習モデルに基づく渋滞予測手法の構築と適用, AI・データサイエンス論文集, 6巻3号, p139-147, 2025.
- 2) 王鵬飛, 赤松隆, 和田健太郎: Macroscopic Fundamental Diagramにおける渋滞領域発生メカニズムに関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.51, 2015.
- 3) 馬場静羽, 井上亮: 交通変数間の関係を反映した深層学習による地域に交通状態の短期的予測, 交通工学論文集, 第7巻, 第2号(特集号A), A110-A118.

表1 エリア設定条件とMAPE

	エリア1	エリア2	エリア3
場所	二条城周辺	京都駅周辺	清水寺周辺
変動係数	0.57	0.61	0.50
バス路線本数	645本	1102本	340本
渋滞深刻路線	含まない	含まない	含む
メッシュサイズ	2.5km メッシュ	3km メッシュ	2km メッシュ
MAPE[%]	8.77	12.83	9.72

表2 平日の誤差大きさ

時	エリア1	エリア2	エリア3
6	0.130	0.098	0.020
7	0.144	0.163	0.081
8	0.089	0.091	0.137
9	0.099	0.046	0.096
10	0.084	0.140	0.094
11	0.118	0.174	0.067
12	0.107	0.231	0.090
13	0.078	0.178	0.068
14	0.088	0.135	0.140
15	0.097	0.154	0.119
16	0.109	0.138	0.154
17	0.153	0.136	0.154
18	0.109	0.074	0.106
19	0.092	0.073	0.092
20	0.101	0.050	0.066
21	0.076	0.066	0.098
22	0.060	0.075	0.070
23	0.042	0.069	0.055

表3 休日の誤差大きさ

時	エリア1	エリア2	エリア3
6	0.040	0.086	0.043
7	0.137	0.116	0.045
8	0.090	0.120	0.076
9	0.090	0.107	0.158
10	0.087	0.051	0.116
11	0.122	0.092	0.117
12	0.096	0.084	0.147
13	0.068	0.070	0.114
14	0.130	0.105	0.292
15	0.089	0.119	0.212
16	0.107	0.129	0.198
17	0.162	0.101	0.314
18	0.138	0.084	0.200
19	0.165	0.121	0.072
20	0.152	0.118	0.057
21	0.116	0.074	0.051
22	0.037	0.096	0.052
23	0.027	0.057	0.048