

ETC2.0 プローブデータを用いた観光地渋滞の短期予測

A Short-Term Prediction of Traffic Congestion in a Tourist Area Using ETC2.0 Data

指導教授 桑原 雅夫 吉岡 慶祐

7089 古川 泰地

1. 背景と目的

近年観光需要が右肩上がりに増える中、国土交通省によれば観光交通の9割が自動車であり、観光地周辺の渋滞が問題視されている。観光渋滞は日常の渋滞に比べると曜日や天候に関連して変動が大きく、渋滞情報に対する利用者ニーズが高い。そこで、本研究では観光地の交通渋滞の短期予測を目的として、ETC2.0データを用いて箱根の観光渋滞の向こう1時間程度の予測方法を提案する。

山本ら¹⁾増本ら²⁾により、ETC2.0データは短い距離間隔での分析に適していることが示されており、今回対象とする一般道路の分析に有用であると考えられる。また、大場ら³⁾は多項式モデルを用いた予測を行なっているが、精度には改善の余地があり、本研究では観光地における需要を説明可能な変数を使用する等により従来のモデルに比べて、より改善されたモデルを構築する。

2. 分析方針と基礎分析

本研究では、図-1に示す箱根の入生田駅付近から小涌園バス停付近までの西行き交通を対象とし、ETC2.0データを用いる。データの対象期間は2017年1月1日(日)から2018年7月31日(火)で、時刻・位置情報、速度を対象データとして分析を行う。そして、データを学習データ(1年分)とテストデータ(0.5年分)に分け、基礎分析を行い、後に予測を行なっていく。基礎分析項目を表-1にまとめる。まず、500m毎・1時間毎の空間平均速度の分析結果より1.5kp~2.0kp区間1時間毎空間平均速度の15%タイル値と85%タイル値の開きが最も大きいことが確認された。また、6:00~22:00が安定してサンプルを多く取れている時間帯である。これらより、まずは1.5kp~2.0kp区間を対象区間と



図-1 対象路線マップ

表-1 基礎分析項目

500m 毎・1時間毎空間平均速度	500m 毎・1時間毎に空間平均速度を算出し、タイル値に基づき分析
周期性	自己相関係数と偏自己相関係数により分析
曜日・祝日	曜日毎、祝日の速度分布を分析する
連休	連休初日、中日、最終日の速度分布を分析
月	月毎の速度分布を分析
前日ツイート数	前日に『明日』と『箱根』を対象ワードとしAND検索で得られるつぶやきに基づき分析

して分析、予測を行なっていく。次に自己相関の分析結果より1時間毎空間平均速度は24時間で1周期となるような周期性があることが確認された。また、土日・祝日は他の曜日よりも、連休中日はその他の休日よりも、3月・8月・11月の繁忙期は他の月よりも、速度が低下傾向にあることが確認された。そして、前日ツイート数と1日毎空間平均速度には負の相関があること、前日ツイート数の対数値と1日毎空間平均速度にはより強い負の相関があることも確認された。

3. 予測モデル

本研究では、欠損値があってもモデルの枠組みを変更することなく予測を行うことが可能な状態空間モデルを用いる。状態空間モデルは観測モデルとシステムモデルから成り立つ。

3.1 観測モデル

時間 t における観測量 $\hat{v}(t)$ を休日等の外生変数 $z(t)$ 、回帰成分 $\beta(t)$ 、回帰の切片に相当するレベル成分 $\mu(t)$ 、周期成分 $\gamma_1(t)$ 、ノイズ $w(t)$ で説明するモデルである。

$$\hat{v}(t) = \beta(t)z(t) + \mu(t) + \gamma_1(t) + w(t) \quad w(t) \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (1)$$

3.2 システムモデル

システムモデルはレベル成分 $\mu(t)$ 、回帰成分 $\beta(t)$ 、周期成分 $\gamma_1(t)$ の遷移を表現するモデルである。

$$\mu(t) = \mu(t-1) + \varepsilon(t) \quad \varepsilon(t) \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (2)$$

$$\beta(t) = \beta(t-1) + \xi(t) \quad \xi(t) \sim N(0, \sigma_\xi^2) \quad (3)$$

$$\gamma_1(t) = -\sum_{i=1}^n \gamma_i(t-1) + \omega(t) \quad \omega(t) \sim N(0, \sigma_\omega^2) \quad (4)$$

$$\gamma_2(t) = \gamma_1(t-1) \quad \dots \quad \gamma_n(t) = \gamma_{n-1}(t-1)$$

各パラメータは最尤推定法によって推定され、カルマンフィルタを用いて更新される。

4. 予測結果

1.5kp~2.0kp 区間における向こう1時間の空間平均速度を、基礎分析によって対象区間における空間平均速度と関係性が確認された外的要因を外生変数として、予測する。

4.1 変数パターンの評価

学習データを用いて、全31パターンある外生変数の組み合わせの中からAICに基づいて最適な組み合わせを決定する。結果は前日のツイート数の対数値と土日・祝日フラグを使用したモデルが最も良い評価を得られた。また、この際に前日ツイート数の対数値、土日・祝日フラグと時間を説明するダミー変数を用いた重回帰モデルとの比較も行ったが、状態空間モデルの方が良い評価を得られた(表-2)。

表-2 変数パターン評価結果(一部抜粋)

	変数パターン	AIC
1	土日・祝日, 前日ツイート数の対数値	36869.1677
2	土日・祝日, 前日ツイート数, 連休中日	36869.5069
3	土日・祝日, 連休中日	36874.1662
	重回帰モデル	37017.8237

4.2 予測性能

1.5kp~2.0kp 区間における予測誤差の大きさをヒストグラムにしたものが図-2である。これによれば、予測誤差は90%が5.5km/h以内に収まっている。また、重回帰モデルと比較をすると精度は向上している。この後に他の区間にも同様の予測を実施し、全区間の旅行時間を算出、観測値との比較を行なったが誤差が概ね1.5分以内であり、他の区間においても比較的精度高く予測を行うことができた(図-3)。また、こちらも重回帰モデルに比べ状態空間モデルの精度の方が高く、特に観測値が大きくなる混雑時間帯において状態空間モデルの誤差の方が小さいことがわかった。

5. まとめと今後の課題

基礎分析によって、対象区間の速度に影響を与えている外的要因を整理し、それらを外生変数とし、状態空間モデルを用いて向こう1時間の空間平均速度の予測を行なった。重回帰モデルとの予測誤差の比較を行なったが、状態空間モデルの方が優れたモデルであることが示された。最後に予測された空間平均速度を用いて、旅行時間を算出した。予測誤差は概ね1.5分以内に収まり、精度高く予測を行うことができた。これらの結果からフィルタリングを行いパラメータが時変するモ

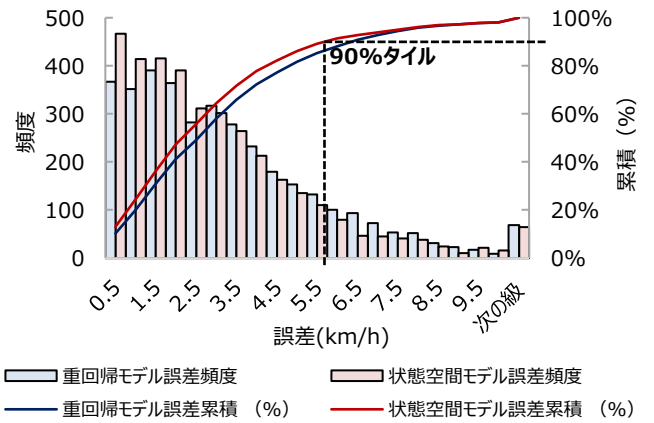


図-2 1.5kp~2.0kp 区間空間平均速度予測誤差

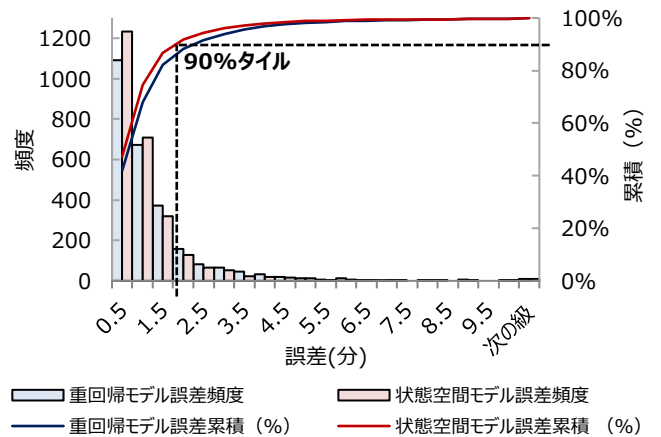


図-3 全区間旅行時間予測誤差

デルを使用すること、また、観光交通においては、交通状況のみならずSNSなどを活用することで、より精度の高い予測ができることが示された。

今後の課題として、より実装難易度の高い自己帰帰の要素を含むモデルを用いた分析や、箱根のみならず、他の観光地においても本研究は有用であるか検証の必要がある。

参考文献

- 1) 山本優樹, 塚井誠人, 山本航, 小山田哲郎: ETC2.0データを用いた高速道路上の速度低下区間の検出法, 土木学会論文集D3(土木計画学), Vol.74, No.5, pp.I_693-I_702, 2018.
- 2) 増本裕幸, 宇野伸宏, 山崎浩気, 亀岡弘之, 山本浩司, 山本隆: ETC2.0プローブ情報を用いた都市間高速道路における速度低下に関する分析, 交通工学論文集, Vol.3, No.4, pp.A_74-A_83, 2017.
- 3) 大場義和, 上野秀樹, 割田博, 森田緯之, 桑原雅夫: 高速道路における突発事象発生時の旅行時間予測アルゴリズムの開発, 第5回 ITS シンポジウム 2006Proceedings, 2006.