

ETC 利用履歴データを用いた高速道路の短期的需要変動の定量的分析

山梨大学 工学部土木環境工学科 学生会員 ○名取 優太
山梨大学 大学院医学工学総合研究部 正会員 佐々木 邦明

1.はじめに

日本の高速道路は現在、総延長 9100km を超え¹⁾ 日本の動脈として貨物・旅客の輸送に貢献するだけでなく、近年では災害時における緊急避難場所や防災拠点の役割を果たす等、我々の生活に必要な不可欠なインフラストラクチャーとなっている。その中で利用者の利便性向上や、料金所渋滞の緩和を目的として、平成 13 年に ETC(Electronic Toll Collection System)が導入された。導入当初は利用率 1%未満であったが、各種利用促進施策により現在では利用台数約 690 万台、利用率約 88%²⁾にまで普及している。

ETC 搭載車が高速道路を利用すると料金収受に伴い、入出 IC・入出時間・車種・料金等が自動で記録される。この ETC データは大量かつ正確であり逐次的継続的に蓄積されていく特徴を持っている。

一方高速道路の交通量は、休平日の違いや、季節による影響などが組み合わさり 1 年を通じて複雑な変動をしている。また大量データが逐次的に更新されるために、全てのデータを用いて交通量特性分析を行うアプローチでは、データ更新に伴って分析を行う必要がある上に、データ量が徐々に大きくなり負荷が大きくなる。この問題の解決法の一つとしてベイズ型アプローチが考えられる。これは事前情報を用いた予測(事前分布)とデータ獲得後の予測の修正(事後分布)によって現象を記述するものである。

特に時系列的な記述をベースとするシステム方程式と観測方程式系による状態空間モデルは、逐次的に状態を記述できる。これまで道路交通量を分析した事例も存在し、高速道路交通量においても日交通量データに対してベイズ型状態空間モデルを用いた分析³⁾が行われている。

しかし日交通量ではデータを大きく集約しており、本来持っている情報が失われている。

本研究では、集約レベルを時間として、交通量の変動を状態空間モデルにより分析し、経時的にどのような需要変動があるのか検討する。

2.データ概要

本研究で用いるデータは、平成 18 年 4 月~19 年 3 月の 1 年間に日本全国の IC から高速道路入り、図 1 に示すように中央道上り(東京)方向で八王子 TB(toll barrier)を通過した利用データである。八王子 TB 手前には小仏トンネルがあり、中央道上り方面ではこのトンネルを先頭に渋滞が頻発し問題となっており、この箇所の交通需要変動の理解が求められている。本データの対象期間では八王子断面を上り方面で通過した車が把握できること、断面交通量の変動をある程度把握可能であるため、間接的に問題箇所の交通需要変動を分析できる。



図 1 データ概要

利用データ総数は約 630 万台であり、一日あたりの交通量は 1 万 7000 台、その内で入口 IC が山梨県域の利用が全体の約 70%を占めるデータとなっている。

八王子 TB 断面の時間交通量を図 2 に示す。また図 3 に対象期間の 3 月の時間交通量の変動を示した。

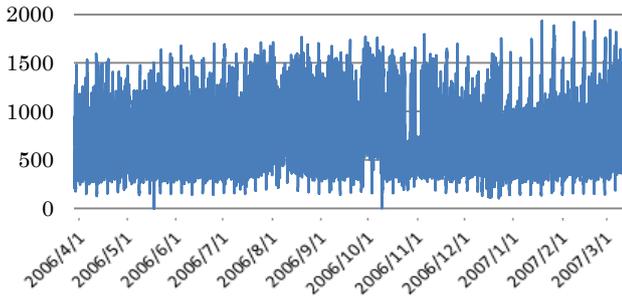


図 2 八王子 TB 断面時間交通量

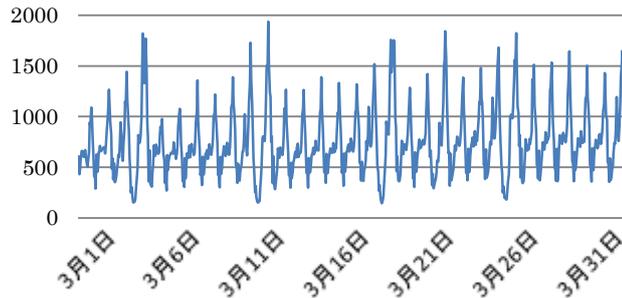


図 3 対象期間の 3 月の時間交通量

図 3 を見ると、1 日周期の顕著な変動があることがわかる。また日によってピーク時間交通量に大きな違いがあり、そのピーク時間交通量も周期的に変動するため、曜日による変動と考えられる。また図 2 を見ると全体的な傾向として、GW(4/28~5/7)・お盆(8/11~20)・東名高速道路集中工事(10 月中旬)に交通量の増加が見られる。これらの傾向を定量的に把握するために、対象交通量に対して状態空間モデルを用いて成分分解を行い、どの要因による変動であるかを明らかにする。

3.交通量成分分解

対象交通量の成分として、1 日周期及び 1 週周期の 2 種類の循環変動が考えられる。そのため成分分解に用いる手法として生駒、八名らが提案⁴⁾している、2 種類の循環成分を考慮出来るよう拡張された季節調整モデルを用いる。このモデルでは交通量 y_n は以下の観測方程式、式(1)によって表される。

$$y_n = T(n) + D(n) + s(n) + c(n) + \varepsilon_n \quad (1)$$

ここで各成分は T:長期的な変動を表すトレンド成分 D:7 日を周期とする循環変動を表す曜日変動成分 s:24 時間を周期とする循環変動を表す日内変動成分 c:有色雑音成分を表す AR 成分及び観測ノイズ w であり各成分のシステム方程式は式(2)~(6)で表される。

3.1 トレンド成分

$$x_T(n) = F_T(n)x_T(n-1) + G_T(n)v_T(n) \quad (2)$$

v_T はシステムノイズであり、 $N(0, \tau^2_T)$ に独立に従う。また、トレンド成分の階差は 1 とする。

3.2 曜日変動成分

$$x_D(n) = F_D(n)x_D(n-1) + G_D(n)v_D(n) \quad (3)$$

v_D はシステムノイズであり、 $N(0, \tau^2_D)$ に独立に従う。また、曜日変動成分の周期は 7 とする。

3.3 日内変動成分

$$x_S(n) = F_S(n)x_S(n-1) + G_S(n)v_S(n) \quad (4)$$

v_S はシステムノイズであり、 $N(0, \tau^2_S)$ に独立に従う。また、日内変動成分の周期は 24 とする。

3.4 AR 成分

$$x_a(n) = F_a(n)x_a(n-1) + G_a(n)v_a(n) \quad (5)$$

v_a はシステムノイズであり、 $N(0, \tau^2_a)$ に独立に従う。また、 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ は AR 係数であり、その次数 m は AIC 最小法によって検討する。

3.5 観測ノイズ

$$\varepsilon_n \sim N(0, \sigma^2) \quad (6)$$

これらのシステム方程式及び観測方程式をまとめて、式(7)式(8)の状態空間モデルを得る。

$$\text{システムモデル } x_n = Fx_{n-1} + Gv_n \quad (7)$$

$$\text{観測モデル } y_n = Hx_n + \varepsilon_n \quad (8)$$

ここで行列 F,G,H はそれぞれ式(9)で表現される。各行列の詳細については生駒ら⁴⁾を参照されたい。

$$F = \begin{bmatrix} F_T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & F_D & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_S & 0 \\ 0 & 0 & 0 & F_a \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} G_T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & G_D & 0 & 0 \\ 0 & 0 & G_S & 0 \\ 0 & 0 & 0 & G_a \end{bmatrix} \quad H = \begin{bmatrix} H_T^n \\ H_D^n \\ H_S^n \\ H_a^n \end{bmatrix} \quad (9)$$

上述の状態空間モデルに、式(10)、式(11)で表されるように、時系列関係を線形で表すと、カルマンフィルタのアルゴリズムが適用できる。よって式(10)で表される 1 期先予測、式(11)で表されるフィルタ等、式(12)で表される平滑化を繰り返し状態を推定する。

$$\text{一期先予測 } \begin{cases} x_k|_{k-1} = F_k x_{k-1}|_{k-1} \\ V_k|_{k-1} = F_k V_{k-1}|_{k-1} F_k^t + G_k Q G_k^t \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{フィルタ } k_k = V_k|_{k-1} H_k^t (H_k V_k|_{k-1} H_k^t + R_n)^{-1} \begin{cases} x_k|_k = x_k|_{k-1} + k_k (y_k - \bar{y}_k|_{k-1}) \\ V_k|_k = V_k|_{k-1} - k_k H_k V_k|_{k-1} \end{cases} \quad (11)$$

平滑化

$$A_k = V_{k|k} F_{k+1}^t V_{k+1|k}^{-1}$$

$$\begin{cases} x_{k|N} = x_{k|k} + A_k (x_{k+1|N} - x_{k+1|k}) \\ V_{k|N} = V_{k|k} + A_k (V_{k+1|N} - V_{k+1|k}) A_k^t \end{cases} \quad (12)$$

上述のモデルで状態推定を行う際にはパラメータとして観測ノイズの分散 σ^2 , 各システムノイズの分散 ($\tau^2_T, \tau^2_D, \tau^2_s, \tau^2_a$), AR 係数 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ を与える必要がある。これらの値は観測データに基づく最尤推定法によって求めるものとする。またカルマンフィルタに用いる初期分布として、対象データの初めの 1 週間において一旦推定を行い、その推定値を初期分布として用いた。

4. 状態推定結果

3 章で示したモデルを用いて対象データを各成分に分解した。また AR 係数は AIC 最小法によって $m=2$ と決定した。その推定された各パラメータ及び成分を表 1 に示す。

表 1 推定されたパラメータ

パラメータ	推定値
σ^2	969.7766
τ^2_T	0.015614
τ^2_D	0.000171
τ^2_s	0.001549
τ^2_α	7.360232
α_1	1.141059
α_2	-0.31849
AR 係数	2
最大対数尤度	-52561.7
AIC	105137.4

推定されたパラメータを見ると、トレンド成分、曜日変動成分、日内変動成分のシステムノイズ分散が小さくこれらの成分については精度良く推定されている。それに対し、観測ノイズが $\sigma^2 \approx 969$ と観測ノイズのばらつきが大きく推定された。

図 3 は八王子断面時間交通量と推定されたトレンド成分の変動を示している。図を見ると GW、お盆、

東名高速道路集中工事においてトレンド成分の特異な増加が見られる。また夏季に増加し、冬季に減少しており最大で約 230 台/時の差がある。

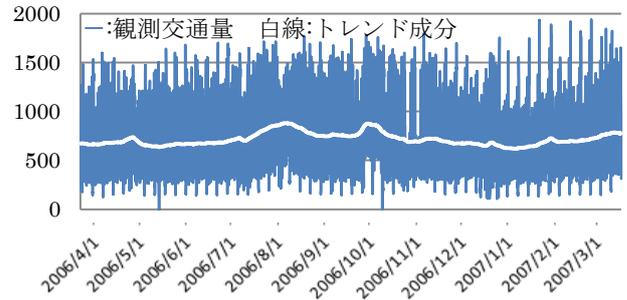


図 3 時間交通量とトレンド成分推定値

図 4 は推定された曜日変動成分の対象期間の 3 月の変動である。各要素を見ると月曜日にオフピークがあり、その後火水木曜日と増加していき、金/土曜日にピーク、日曜日に一気に減少している。ピークとオフピークで約 140 台/時の差がある。

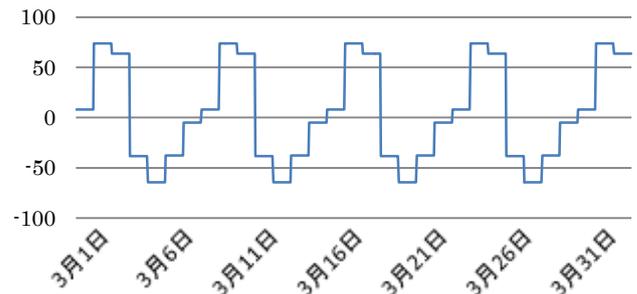


図 4 対象期間の 3 月の曜日変動成分推定値

図 5 は推定された日内変動成分の対象期間の 3 月の変動である。1 日内で 18 時がピーク、0 時がオフピークとなる変動が示されており、その差は約 983 台/時と曜日間の変動に対し、1 日以内での変動が大きく表されている。

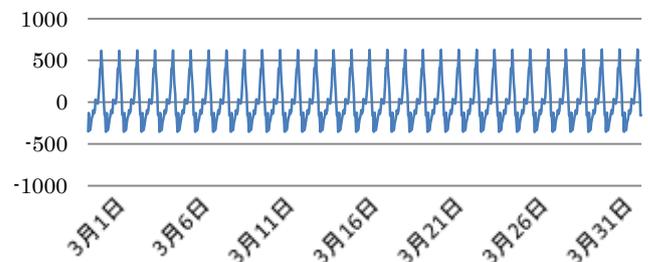


図 5 1 年及び最終 1 ヶ月の日内変動成分推定値

図 6 は推定された AR 成分の対象期間における変動にトレンド成分の変動を追加したものである。この変動からトレンド成分が増加している GW・お

盆・東名高速道路集中工事期間，また祝日に変動が大きくなっており，曜日変動成分や日内変動成分で考慮されないような突発的な交通量変動を表現されたと解釈できる．AR 成分として抽出された交通量変動の最大値は約 1030 台/時の増加，最小値は約-1100 台/時の減少であり，周期的に表せない非常に大きな交通量変動が起こりうることを示唆された．

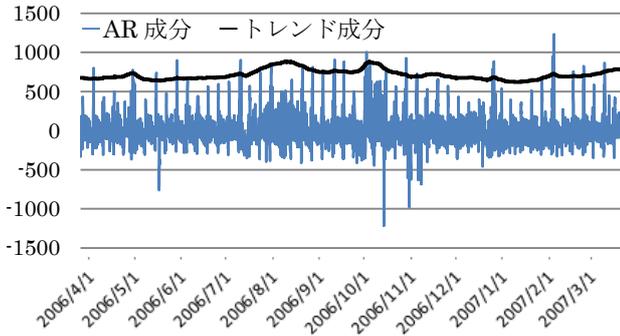


図 6 AR 成分推定値及びトレンド成分推定値

図 7 は対象期間の観測ノイズの変動である．誤差の絶対値の平均は 122.6 となり，曜日変動成分の 2 倍程度の誤差成分である．また図 8 は実際の観測交通量とモデルによって推定した推定交通量の散布図であり図中の実線は推定量/観測量=1 である．これを見ると交通量の多少に依らず誤差が発生している事がわかる．

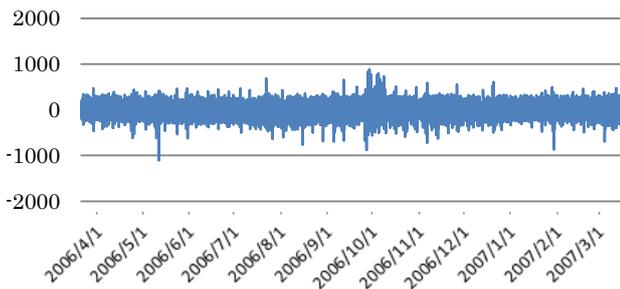


図 7 推定された観測ノイズの変動

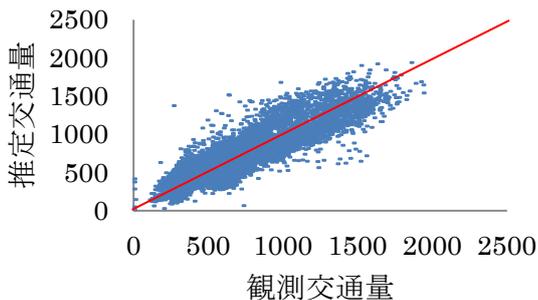


図 8 観測交通量と推定交通量の散布図

5.おわりに

日交通量では集約されてしまう変動要因や，交通量の増加の要因を理解するため，上り方向の八王子断面 1 年間の時間交通量に対して状態空間モデルを適用しトレンド成分，曜日変動成分，日内変動成分，AR 成分へ分解を行い，それぞれの成分を定量的に把握した．結果として日交通量では集約されてしまう日内変動成分が曜日変動より大きい事，GW・お盆・東名自動車集中工事期間にはトレンドの特異な増加があること，突発的に周期的に表現できない非常に大きな需要変動が起きうる事がわかった．これを活かし，時間単位での詳細正確な施策や道路運用方法の検討が可能である．また観測交通量を ETC データとして得られる入出 IC 情報から分割する事で，OD 及び時間帯を考慮したミクロな分析が可能となる．

謝辞

本研究は，株式会社高速道路総合技術研究所と山梨大学の共同研究の一環として実施したものである．NEXCO 3 社には，貴重なデータ提供とともに有意義なコメントを頂いた．この場を借りて厚くお礼申し上げます．

6.参考文献・注釈

- 1) 国土交通省道路局 HP
(http://www.mlit.go.jp/road/soudan/soudan_10b_01.html)
- 2) 国土交通省 発表(2012 年 11 月 1 日時点)
- 3) 中沢航太，佐々木邦明：IC 間利用履歴データを用いた高速道路の短期的需要予測手法に関する研究，山梨大学大学院人間システム工学専攻修士論文，2012
- 4) 生駒哲一，八名和夫：ベイズ型時系列モデルによる成分分解を用いたネットワークトラフィックの定量的分析法，統計数理，第 54 巻第 2 号，pp.425-444，2006
- 5) 福田大輔：データ同化アプローチによる交通状態の推定に関する研究動向，交通工学，Vol.47，No.2，pp33-38，2012
- 6) R で学ぶデータサイエンス ベイズ統計データ解析 姜興起著，pp98-161，2010