ベイズ型時系列モデルを用いた高速道路利用者数の解析*

An Analysis of highway traffic using Bayesian Time Series*

土屋香織**・中沢航太***・佐々木邦明****

*By Kaori TSUCHIYA** ・Kohta NAKAZAWA*** ・Kuniaki SASAKI*

１．はじめに

道路の日交通量や時間交通量は，交通需要推計的観点からは，個別の目的地選択および経路選択の結果として変化している．実際に観測されるリンク交通量の変動は，その集合的結果をフィードバックとしながら，それらの意志決定の集合として変動するとされる．しかし，個人の交通行動を長期的に連続的に観測することは現状ではほとんどされておらず，結果として長期的な変動要因などを抽出することは困難である．しかし，マクロ指標である時系列的な交通量の変化は常時観測データ等が整備され，データは防府に蓄積されている．そのため，マクロ的にはそれらのデータを用いることで，長期的な変動を推定することができる．例えば，季節・曜日等の循環的な要因だけでなく，中長期的なトレンドなどの要素が抽出可能である．しかし，これまでそのような分析はそれほど盛んではなかった．その理由として，マクロ指標の変動の要因を知ることが困難であり，計測は可能であるが，予測が困難なためと考えられる．しかし，短期・長期にかかわらず需要予測を個人レベルのデータで行う際には，小数のパラメータの時間的な安定性や異質性についての検討が必要であり，それらを考え合わせると，特殊な要因によらない交通需要の変動に対しては，時系列的な分析が有用な場面もあると考えられる．また，IT化されたことにより交通情報収集がリアルタイムに行える現状では，これまでの観測データからリアルタイムに次期の予測を行えるなどの利点も多くなってきている．そこで本研究では高速道路のある区間の交通量に対して，北川[1]の提案したベイズ型時系列モデルを用いて，高速道路の需要変動を各成分に分解することを試みるものである．本稿では主にその計算方法および考え方について示す．

*ｷｰﾜｰｽﾞ：日交通量，状態空間モデル，時系列分析

**正員、修士(工学)、藤コンサル株式会社

***正員、学士(工学)、山梨大学医学工学総合教育部

****正員、博士(工学)、山梨大学医学工学総合研究部

(山梨県甲府市武田4－3－11

TEL:055-220-8671、E-mail:sasaki@yamanashi.ac.jp)

２．時系列モデルの適用可能性

地方部の高速道路の日交通量は，長期のトレンドを除くと中沢ら[2]が示すように，季節や曜日による要因が卓越する状況が存在する．このような状況は，経路選択の日々の変動や交通量の日々の変動がある程度定常的な要因に分解可能なことを示している．特に，長距離を移動する高速道路で代替経路のサービスレベルが低い場合や，経路が限定される場合には，経路選択率が需要によって大きく変動するとは考えにくい．そこで，マクロレベルの交通量に着目し，その時系列解析から各要素の影響を求めることが有益と考えられる．

利用する時系列分析のモデルは北川の提案したベイズ型の時系列モデルである．これは時系列データをトレンド成分，季節成分，自己回帰成分に分解する手法である．具体的には，１年以内の日交通量データを想定した場合には以下のように定義される．

$$y_n = t_n + s_n + p_n + \omega_n \tag{1}$$

ただし

y_n ：n期の時系列交通量データ

t_n ：n期のトレンド成分

s_n ：n期の季節成分

p_n ：n期の自己回帰成分

ω_n ：n期の誤差成分

このとき，Δを階差表現とし，誤差変動を以下のように定義する

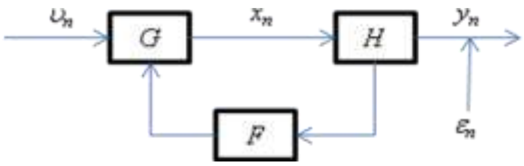
$$\upsilon_{1n} = \Delta^k t_n \tag{2}$$

$$\upsilon_{2n} = \Delta_q^l s_n \tag{3}$$

$$\upsilon_{3n} = p_n - \sum_{j=1}^{m} a_j p_{n-j} \tag{4}$$

ただし，k はトレンドの階差数，l は季節階差，m は自己回帰の次数，a は未知パラメータである．このとき，階差間の関係を行列で表現し，全ての誤差がランダムに発生すると仮定すると，(5)，(6)式で示される状態空間モデルと同等になる．状態空間モデルとは制御等の分野で用いられ

る手法で，非定常の現象を記述する際によく用いられている．ここでの「状態」とはある観測値を説明するときに，それらに関する観測不可能なデータ（誤差）を含む本質的な情報のことであり，(5)式で示される x を指す．このとき(5)式をシステムモデル，(6)式を観測モデルという．システム方程式は，時系列データが有限次元のデータにより更新される様子を記述しており，観測方程式では，状態ベクトルから観測値が得られる様子を記述している．それぞれの誤差となる υ_n と ε_n はシステムノイズと観測ノイズといい，それぞれ平均が 0 となる正規分布に従うと仮定される．そのイメージを図−1に示す．



図－１　状態空間モデルの概念図

$$x_n = F_n x_{n-1} + G_n \upsilon_n \tag{5}$$

$$y_n = H_n x_n + \varepsilon_\upsilon \tag{6}$$

ただし，F，G，Hはそれぞれパラメータ行列であり，各要素間の関係を示す．

ここで，1年未満の日交通量をデータとして想定した場合には，季節変動をとらえることは困難であり，曜日変動が季節変動に相当すると考えることができる．季節階差数を１として，k=2，m=2とすると，状態ベクトルは(7)式に示すような10次元ベクトルとなり，(8)式や(9)式に示すようにF，G，Hの要素も(8)式や(9)式のように決定される．

$$x_n = \begin{bmatrix} t_n & t_{n-1} & s_n & s_{n-1} & \cdots & s_{n-5} & p_n & p_{n-1} \end{bmatrix}'$$

(7)

$$F_n = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & -1 & \cdots & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \ddots & \vdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_1 & a_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{8}$$

このとき，季節調整を行うためには，モデルの未知パラメータの推定と推定したモデルによる時系列変動の分解が必要になる．一般的にはカルマンフィルタと呼ばれる計算を行うことになるが，具体的にはKitagawa[3]が提案した情報行列平方根フィルタを用いている．この計算は，基本的にはカルマンフィルタと同等であり，以下の「予測」「フィルタリング」「平滑化」をもとに状態を推定する．

$$G_n = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad H_n = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{9}$$

予測

$$p(x_n \mid y_{1:n-1}) = \int p(x_n \mid x_{n-1}) \cdot p(x_{n-1} \mid y_{1:n-1}) dx_{n-1}$$

(10)

フィルタリング

$$p(x_n \mid y_{1:n}) = \frac{p(y_n \mid x_n) \cdot p(x_n \mid y_{1:n-1})}{\int p(y_n \mid x_n) p(x_n \mid y_{1:n-1}) dx_n} \tag{11}$$

平滑化

$$p(x_n \mid y_{1:N})$$
$$= p(x_n \mid y_{1:n}) \cdot \int \frac{p(x_{n+1} \mid x_n) \cdot p(x_{n+1} \mid y_{1:N})}{p(x_{n+1} \mid y_{1:1})} dx_{n+1}$$

(12)

具体的な計算方法は，n−1期までの観測値からn期の状態変数の確率分布を推定し(予測)，n期の観測値を得た後，n期の状態の確率分布を推定する(フィルタリング)．これを繰り返すことで，観測値が追加されるに従って，各状態の推定が行われていく．最終的に全てのデータを得た後にn期の状態の確率分布を再推定し（平滑化），ここから最終的には状態ベクトルのあらゆる条件付分布 $p(x_j \mid y_{1:k})$ が求められることになる．ここまでの計算は北川の提供するソフトウェアDECOMPを用いて計算可能である．

３．おわりに

本研究は北川の提案するベイズ型の時系列モデルを日交通量の変動分析に適用するものであり，その具体的なアルゴリズムを紹介した．実際に，紹介したアルゴリズムを適用して一年間のあるOD交通量の変動を分析し，その再現性を確認している．その結果については，発表会当日に示す．得られた結果からは，突発的な需要の落ち込みなどについては多少のタイムラグはあるが，適切にトレースされていることがわかり，1年間の日交通量の推定値の変動係数は，0.16程度であった．しかし，実際の道路交通量の変動は曜日変動や自己回帰成分だけにとどまらない．例えば天候や

祝日等の要素である．これらの具体的に導入する検討を行った結果も当日あわせて示す．

参考文献

1) 北川源四郎：時系列の分解ープログラムDECOMPの紹介ー，統計数理，Vol34，pp.255-271，1986

2) 中沢航太，佐々木邦明：ETC データを用いた個人の利用傾向の分類とその需要予測への適用可能性の検討，第37回土木学会関東支部技術研究発表会，CD-ROM，2010

3) Kitagawa, G.： A Nonstationary Time Series Model and Its Fitting by a Recursive Problems, Journal of Time Series Analysis, Vol.2, pp.103-116, 1981.