# ETC-ODデータを用いた 潜在ランプ間OD交通量の推定

小篠 耕平1·井料 隆雅2·朝倉 康夫3

<sup>1</sup>正会員 八千代エンジニヤリング株式会社<sup>\*</sup>(〒161-8575 東京都新宿区西落合2-18-12) E-mail:kh-ozasa@yachiyo-eng.co.jp

<sup>2</sup>正会員 神戸大学大学院工学研究科市民工学専攻(〒657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町1-1) E-mail:iryo@kobe-u.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 東京工業大学大学院理工学研究科土木工学専攻(〒152-8552 東京都目黒区大岡山2-12-1) E-mail:asakura@plan.cv.titech.ac.jp

ETCの利用状況を集計したETC統計データより得られるランプ間OD交通量を用いて詳細な交通量変動の分析を行うことが近年可能となっている。このようなデータの蓄積と活用は高速道路の精密な交通計画や交通制御の実現に寄与するだろう。しかしランプ間OD 交通量はその絶対量が非常に小さく(数台/1時間程度のことも多い)実務的に意味のある変動が偶然誤差に隠れて見えづらくなりやすい。さらに、ランプ間OD交通量はその旅行時間とも強い相関関係があることが知られている。本研究ではこのような変動を厳密に除去した潜在ランプ間OD交通量の計算方法として粒子フィルタとM推定を応用した手法を提案する。阪神高速神戸線を例とした計算結果例と、その応用例として、突発的な交通量の異常変動の検出や、異なるランプペアや時間帯での長期変動の特性比較などを示す。

Key Words: ETC-OD, traffic volume, poisson distribution, particle filter, robust estimation

## 1. はじめに

我が国では、車両検知器を始めとした各種の手段で取得された数年単位の長期に渡る詳細な交通流データがすでに蓄積されている。さらに近年では、ETC(Electric Toll Collection)の利用状況に匿名化処理を施して集計したETC統計データも蓄積されている。ETC統計データには各車両の高速道路の利用状況が集計されて反映されており、これを用いれば交通量変動の詳細な分析が可能となる。特にETC利用車両の各ランプペア間の交通量を表すランプ間OD交通量(ETC-OD交通量)を用いれば、従来から用いられていた車両検知器による断面交通量よりかなり詳細な高速道路の利用状況の変化を観測できる。実際に、車両検知器/感知器やETC統計データのような交通流データを活用した交通需要変動に関する研究はすでに多く存在する(たとえば飯田、高山<sup>1</sup>、村上ら<sup>2</sup>、田中ら<sup>3</sup>、井料ら<sup>4</sup>、金ら<sup>5</sup>、西内ら<sup>6</sup>、小池ら<sup>7</sup>)。

このような交通量データは将来において交通政策を実施した際にその効果を評価するための比較対象や, 突発事象時の分析に役立つ. 例えば, ある交通政策を評価す

るには、政策の導入した場合としなかった場合の交通量 状況を比較する必要がある。前者は実データとして観測 されているが、後者は過去に蓄積された交通量データから推定する必要がある。また、小篠ら<sup>8</sup>は突発事象時の 交通量変動の変化を抽出を、中田ら<sup>9</sup>は実際の高速道路 で運用されている突発事象時の交通制御方法について評価しているが、このような場合には突発事象が発生しなかった場合の交通状況の推定は不可欠であり、これも過去に蓄積された交通量データから推定しなければいけない。このように、交通量データを蓄積し活用することは、精密な交通計画や交通制御をデータオリエンテッドアプローチによって実現することに寄与するといえる。

蓄積された交通量データを活用するためには、そのデータから、実務的に意味のある変動を抽出し、意味のない各種の誤差は適切に除去する必要がある。ここで注意したいのは、高速道路の交通量データのうち、利用者の利用状況をより詳細に記述すると考えられるランプ間OD 交通量は、従来より検知器で測定されてきた断面交通量と比較してその絶対量が非常に小さくなりうる(数台/1時間程度のことも多い)ことである。このことは実務的に意味のある変動が、確率論的な偶然誤差をはじ

<sup>\*</sup>本研究は第1著者が神戸大学大学院工学研究科に在籍中に実施された.

めとした各種の誤差に隠れて非常に見えにくくなる傾向 があることを意味する. そのため、実務的に意味のある 変動を抽出するためには、交通量の変動がどのようなも のであるかを理解し、それに基づいて統計学的に適切な 方法論を用いる必要がある.

交通量変動の特性としてまず挙げられるのは、短時間 あたりのランプ間OD 交通量は「おおむね」ポアソン分 布にしたがうことである<sup>7</sup>,このことは正規分布に依拠 する一般的な統計方法の適用に問題があることを示唆す る. ポアソン分布に従う確率変動に対処するために、上 田らは、分析時間帯幅を平均交通量が一定になるように 動的に定め、さらに一般化線形モデル(GLM)を用い て偶然誤差を除去する方法を試みている. しかしその結 果, 母数を固定したポアソン分布「だけ」では変動を説 明しきれない(すなわち、「期待値=分散」という関係 を表現しきれず過分散が生じる)ことがわかっている<sup>10</sup>. 原因として、上田らは、交通変動の偶然誤差の分布形は 常に一定と仮定していることが挙げられる. 実際の交通 量は長期的に見れば景気変動や季節変動のような長期的 な変動、さらには交通状況の変動や突発事象など種々の 要因で日々変化していると考えるのが自然である.

これらの変動のうち、長期的な変動の影響は、過分散としてではなく、偶然誤差の分布形を特徴付ける母数(ポアソン分布であれば期待値)の変動として記述すれば、長期変動の時系列的な特徴を把握することに貢献する。いっぽう、突発事象による変動の影響は通常の変動とは別の要因によるものとして適切な方法で対処する必要がある。さらに、交通量の変動は旅行時間と一定の相関があることが知られている「「」」このことは、その変動を記述するには旅行時間を説明変数として導入する必要があることを示唆する。上田らはETC統計データを用いて、ランプ間OD交通量とその旅行時間の関係を定量的に分析しており、ランプ間OD旅行時間が1分長くなっ

た時の交通量の減少率が1~2%程度であると示している10. 以上で示すようなさまざまな変動要因のうち、実務的 に価値が高いと考えられる長期的な変動を抽出し、それ 以外の変動を除去するための方法論を提案することが本 研究の目的である. 長期的な変動の成分を, 潜在的に存 在していたであろうランプ間OD交通量と考え、それを 潜在ランプ間OD交通量と名付ける. そして, 時間帯別 ランプ間OD交通量の変動にモデルを仮定し、時系列フ ィルタの一種である粒子フィルタを適用して、モデルパ ラメータを推定することで、潜在ランプ間OD交通量を 推定した. モデルパラメータの推定にあたって, ロバス トな推定となるようにM推定法を応用した手法を用いる ことで、突発事象時などの異常時データを除去せずにモ デルパラメータを推定する手法を旅行時間による影響も 考慮して構築した. さらにこの手法を, 阪神高速道路神 戸線上りにて取得されたETC統計データを用いて特定の ランプペアについて適用し、潜在ランプ間OD交通量の 推定結果例を提示し、その応用例として突発的な交通量 の異常変動検出、異なるランプペアや時間帯における長 期変動の特性の比較などを示す.

# 2. 分析対象

本章では、本研究の分析対象とする高速道路と、データの特性およびランプ間OD交通量の集計方法を示す.

## (1) 分析対象の路線とランプペア

阪神高速道路3号神戸線の上りを対象路線とし、西宮をオフランプ、魚崎~須磨合併の各ランプをオンランプとする9つのランプペアを対象ランプペアとした. 図-1 に対象路線と、対象ランプペアの位置関係、さらに並行する一般道路との位置関係を示す.

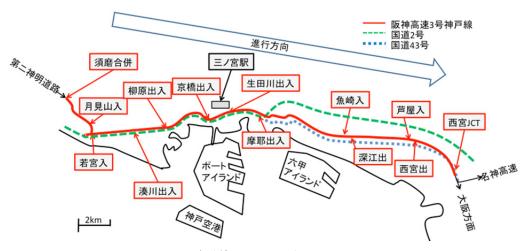


図-1 対象路線およびランプペアの周辺地図

#### (2) 分析対象データ

阪神高速道路神戸線上りで観測されたETC-OD交通量データをランプ間OD交通量として用いる。ETC-OD交通量とは、ETCを利用して高速道路を利用した車両のランプ間OD交通量のことを指す。阪神高速道路のETC利用率は2010年4月に85%程度であることが知られている<sup>9</sup>。よって、ETC-OD交通量は、当該路線を使う車両のうちの大部分についてのランプ間交通量の変動をよく代表する値として利用することが可能であろう。本稿では、ランプ間OD交通量とETC-OD交通量という2個の用語を同じ意味(ETC利用者のランプ間OD交通量)で用いる。

## (3) ランプ間OD交通量の集計方法

ランプ間 OD交通量がポアソン分布に従うならば、その期待値は分散と等しくなる. 分散は標準偏差の二乗となるので、期待値が小さいほど期待値に対するゆらぎの幅は大きくなってしまう. このことは、集計時間帯を一定にするとオフピーク時の偶然誤差が交通量の変動において卓越してしまい、適切な潜在ランプ間OD交通量の推定を阻害することにつながる. この問題を回避するために、上田らはランプ間OD交通量の集計時間帯幅をランプペアごとに可変的に定める方法を提案している<sup>10</sup>. 本研究でも上田らが提案する手法を用いてランプ間OD交通量を集計する. 具体的には、対象とする時間帯幅の中に流入した車両のランプ間OD交通量の分析期間中の平均が集計時間幅あたり10台となるように集計時間帯幅を算出する.

## 3. 状態空間モデルによる交通量推定手法

本章では時系列フィルタおよび、その一種であるカルマンフィルタと粒子フィルタの理論について示し、粒子フィルタを用いた交通量推定手法について述べる.

#### (1) 時系列フィルタ

ランプ間OD交通量変動に含まれる偶然誤差を除去する統計学的な方法として時系列フィルタがある。時系列フィルタは、制御理論の分野で研究されてきた理論で、過去に観測された信号系列から未来の値を予測したり、ノイズを含む観測値から対象の状態を推定したりする問題を取り扱う $^{13}$ . 時系列フィルタでは状態空間モデルを用いて、対象の状態を推定する。状態空間モデルを用いて、対象の状態を推定する。状態空間モデルとは、時系列データから得られる観測ベクトル $y_t$ と、観測できない状態ベクトル $x_t$ をパラメトリックなモデルで表現することによって、対象の状態 $x_{t+1}$ を推定するものである。状態ベクトル $x_t$ は、観測値を表現するために必要な変量を一つのベクトルで示したもので観測できない潜在変数である。状態空間モデルは対象の状態遷移を表すシステ

ムモデルと、対象の状態と観測値との関係を表す観測モデルから構成され、それぞれある分布に従うシステムノイズ、観測ノイズを持っていると仮定する.

## (2) カルマンフィルタと粒子フィルタ

本節では時系列フィルタの一種であるカルマンフィル タと粒子フィルタの理論について述べる.

### a) カルマンフィルタ

時系列フィルタのうちひろく知られているものとして カルマンフィルタが挙げられる. カルマンフィルタは時 系列フィルタの中でも特に次の項目を満たしているもの をいう<sup>13</sup>.

- ① システムモデルと観測モデルが線形
- ② システムノイズと観測ノイズは正規分布に従うカルマンフィルタはこのような前提条件を持っているため、単純な線形計算で予測が可能で、計算量も少ないという利点を有している.一方で、先に述べた特徴は強い制約にもなり、モデルが非線形である、ノイズが正規分布でない、といった場合にはカルマンフィルタを適用することはできない.ここで、本研究であつかうランプ間OD交通量はその絶対数が少なく、中心極限定理が適用できずその誤差分布を正規分布に近似することができないためカルマンフィルタは適さないと考えられる.

#### b) 粒子フィルタ

粒子フィルタとは、カルマンフィルタの強い制約を無くし、一般的な状態空間モデルに適用する方法であり、非線形・非正規分布モデルの状態推定にも適用できる。したがって、ランプ間OD交通量にも適用できると考えられるため、本研究では粒子フィルタを用いて潜在ランプ間OD交通量を推定する。

粒子フィルタは事前分布および事後分布をランダムサンプリングによるモンテカルロ近似によって推定する方法であり、高次元の状態空間に対して効率よく状態推定が行える。この手法ではパラメトリックな状態ベクトルで表現可能なモデルあれば、基本的にどんな対象でもよく、また観測モデルも尤度関数のみ定義できれば良いため、さまざまな分野で応用されている。粒子フィルタの基本的なアイデアは、事前分布および事後分布を多数のサンプル(粒子)を用いて近似するという点である<sup>13</sup>).

粒子フィルタでは事前分布および事後分布に従って、N個のサンプルを生成する。これらの分布は一般化された状態空間モデルに従って推定される。粒子フィルタの状態空間モデルは、一般化されたシステムモデルと、観測量から構成され、それぞれシステムノイズ $v_t$ と観測ノイズ $w_t$ (非正規分布に限らない)を含む。粒子フィルタにおけるシステムモデル、観測モデルは

$$x_t = f_t(x_{t-1}, v_t) \tag{1}$$

$$y_t = h_t(x_t, w_t) (2)$$

と表される.

粒子フィルタでは式(1), (2)で示される状態空間モデルを用いて次の手順で対象の状態を推定する.

- ① 初期分布 $p_0(x)$ に従い初期状態 $x_{0|0}^{(i)}(i=1,...,N)$ の 粒子を生成.
- ② システムモデルより各粒子の状態 $x_{t|t-1}^{(i)}$ を予測.
- ③ 観測モデルに対応する尤度関数 $p_t(y_t|x_{t|t-1})$ より各粒子の重み $\pi_t^{(i)}$ を算出.
- ④ 算出した重み $\pi_t^{(i)}$ に応じてランダムに復元抽出して 状態 $\mathbf{x}_{tlt}^{(i)}$ の粒子をリサンプリング.
- ⑤ t = t + 1として①-④を繰り返す. ここで、粒子フィルタのモデル対数尤度は式(3)で表される.

$$l(\theta) = \sum_{t=1}^{T} \ln(\sum_{i=1}^{N} p(y_t | x_t^{(i)})) - T \ln N$$
 (3)

#### (3) 仮定する状態空間モデル

本節では、粒子フィルタによる潜在ランプ間OD交通量の推定の際に構築した状態空間モデルを示す。本研究では、潜在ランプ間OD交通量 $\mu_t$ とETCにより観測されている実際のランプ間OD交通量 $\lambda_t$ をそれぞれ、式(1)、(2)の状態量 $x_t$ 、観測量 $y_t$ と仮定して状態空間モデルを仮定した。

#### a) システムモデル

潜在ランプ間OD交通量 $\mu_t$ の日変動はランダムウォークを仮定して

 $\ln \mu_t = \ln \mu_{t-1} + v_t \quad (v_t \sim N(0, \sigma_v^2))$  (4) とした. システムノイズの標準偏差 $\sigma_v$ は未知パラメータである.

## b) 観測モデル

観測交通量 $\lambda_t$ は潜在的ランプ間OD交通量 $\mu_t$ から,その時のランプ間旅行時間 $T_t$ の平均旅行時間 $T_{avg}$ からの増分に影響されたものがポアソン分布に従って観測されていると仮定し

$$\lambda_{t} \sim Po(\mu_{t} \cdot e^{\alpha(T_{t} \cdot T_{avg})})$$
 (5)

とした. このときの尤度関数は

$$p_t \Big( \lambda_t | \mu_{t|t-1} \cdot e^{\alpha (T_t - T_{avg})} \Big)$$

$$\propto \frac{\left(\mu_{t|t-1}^{(i)} \cdot e^{\alpha(T_t - T_{avg})}\right)^{\lambda_t} \exp\left(-\left(\mu_{t|t-1}^{(i)} \cdot e^{\alpha(T_t - T_{avg})}\right)\right)}{\lambda_t!} \tag{6}$$

となる.ここで $\alpha$ は旅行時間係数(未知パラメータ)であり,旅行時間が平均より1分長い時に潜在ランプ間 OD交通量減少率が $(1-e^{\alpha})$ であることを意味する.

#### (4) モデルの整合性

モデルの整合性の確認には基本的には式(3)のモデル 対数尤度を用いる. それ以外にも, ポアソン分布におい ては分散比(期待値を分散で乗じた値)が常に1である はずであることも整合性の確認に用いることができよう. 分散比は

分散比 = 
$$\frac{V(X)}{E(X)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \left( \frac{\left(\lambda_t - \mu_t\right)^2}{\mu_t} \right)$$
 (7)

と定義される. 本研究ではこれが1にどの程度近いかを 確認することにより, パラメータ推定結果の妥当性を確 認する.

# 4. ロバストなパラメータ推定手法

本章では、3章で構築したランプ間OD交通量変動の状態空間モデルの未知パラメータのロバストな推定手法について述べる.

## (1) ロバスト推定

一般的な最尤推定では、誤差の大きな観測値に引っ張られて誤ったパラメータを推定してしまうことがある.このような推定結果は予期しない誤差に対してロバストとはいえない.推定結果にロバストネスを確保する手法にロバスト手法がある<sup>14)</sup>.ランプ間OD交通量に関しても、突発事象時のデータや、単純に機器の故障などによる誤ったデータなどの異常値を含んでいる可能性があり、一般的な最尤推定を用いれば、その推定結果は誤った値となる可能性がある。したがってランプ間OD交通量変動を推定する際にも、ロバストなパラメータの推定手法を用いる必要がある.

## (2) 提案パラメータ推定手法

本研究では、構築した交通量変動モデルの未知パラメータのロバストな推定法としてM推定法を応用した手法を構築した. M推定法とは、最尤推定法を拡張したものであり、最尤推定値と観測値の残差に応じて、各観測値に重みをつけるというものである<sup>14</sup>. M推定法の詳細を次に示す.

- ① 最尤推定法などで初期パラメータ $\hat{\theta}_0$ を推定する.
- ② 残差に応じて各観測値に重みを付ける.
- ③ 重みを乗じて算出した尤度を用いて再度最尤推定 することでパラメータ $\hat{m{ heta}}_t$ を算出する.
- ④ t = t + 1としてパラメータ推定結果 $\hat{\theta}_t$ が収束するまで②~④を繰り返す.

ここで、手順②における観測値の重みづけは、実際の計算では、重み付け最小二乗法を応用して、事前確率が5%~95%の範囲から外れた観測値の重みをゼロとすることで行った。

## 5. 交通量の異常変動検出手法

潜在ランプ間OD交通量は平常時の交通量を示す量と言えるため、実際に観測されている交通量と比較することで、交通量の異常変動を検出することができる。潜在ランプ間OD交通量は確率モデルによって推定されるため、単純比較をするのであれば、定量的な根拠をもって異常値を検出することが期待できる。

本研究では、異常変動のうち、特に「特定の1日で一 定時間以上継続する過小または過大な交通量」を検出す るための方法論を用いて異常変動検出を行う. この方法 論は、その基本的アイデアを Lin and Daganzo<sup>15</sup>によるオ キュパンシを用いた突発事象検出アルゴリズムから得て いる. 交通量の異常変動検出に対しては、小篠ら 8およ び Irvo et al. 16 での使用例がある. この方法論の基本的な 考えは、「期待される値と観測値の差(誤差)が一定の 範囲だけずれた場合、その値を累加させる」というもの である。もし一定時間以上、誤差が正または負に偏った 値が連続して出現すれば、この方法によって累加される 値は継続して成長する. この値が一定以上大きくなった 場合、そこには何らかの異常変動があったと判定するこ とができる. なお、一定の範囲だけのずれを下回る変動 を切ることにより、偶然誤差が累積して、異常値がなく ても累加した値が大きくなることを防止している.

本研究ではポアソン分布に基づく確率モデルで実際の 観測交通量が説明されているとしているので、それを用いることによって上述の方法論をより定量的な根拠のも とで適用可能である.以下に過大な交通量を検出するための具体的な計算手順を示す.過小側を検出する場合に は、q(t)の符号を逆にして同じ方法を適用する.

- ① 観測交通量を、潜在ETC-OD交通量(旅行時間による影響を含める)を母数とするポアソン分布の累積確率関数の逆関数に入れて、0から1の累積確率に変換する.
- ① ①の累積確率を、標準正規分布の累積確率曲線の 逆関数に入れる.この値は(異常値をとらない状態であれば)、標準正規分布に従って分布する. この値をq(s)とする.sは観測時間帯で、s=1から始まるとする.
- ② 式(8)に示す漸化式で Y(s+1)を計算し、これを異常値指標とする(初期値は Y(0)=0と設定する). ただし、Y(s)が連続する3つの時間帯で減少した場合には、減少を開始した時刻にさかのぼって Y(s)を0にする.

$$Y(s+1) = \max\{0, Y(s) + q(s+1) - \tau\}$$
 (8)

式(8)の $\tau$ はしきい値であり、今回は1に設定する(これは1シグマに相当するため、概ね $\pm 20\%$ 程度以上の誤差

を累加することになる). 異常値指標Y(s)は、大きければ大きいほど、最頻値から離れた異常な値が継続して出現していることを示す.

## 6. 分析結果

本章では3章で示したランプ間OD交通量変動モデルと、4章で示したロバスト推定手法を、実際の阪神高速道路3号神戸線で観測されているデータに適用した推定結果例と分散比を用いたモデルの有効性の検証結果を示す. さらに、応用例として5章に示した手法を用いた交通量の異常変動検出例と、可視化手法を用いたランプペア、時間帯ごとの変動特性の差異を抽出する.

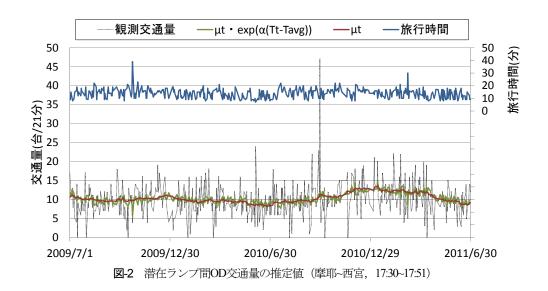
## (1) 推定結果例

本節では、3.4章で示した推定手法を適用し、システ ムノイズの標準偏差と旅行時間係数を推定し、それらを 用いて潜在潜在ランプ間OD交通量の推定を行った. 対 象時期は2009年7月1日~2011年6月30日の平日479日間であ り、ランプペアおよび時間帯は、摩耶~西宮の17時30分 ~17時51分である. 粒子フィルタではモンテカルロ近似 に由来する近似誤差が生じるため、粒子数はN=100、モ デル対数尤度は30回試行したときの両側2回分を除くト リム平均値を用いた. さらに、粒子フィルタの初期分布 は $p_0 \sim N(\ln(10), 0.100)$ とした。また、パラメータを推 定するためには候補となるパラメータの組を列挙し、そ れらそれぞれについてモデル対数尤度を計算しなくては ならない. システムノイズの標準偏差 $\sigma_n$ を0.001刻みで, 旅行時間係数αを0.1刻みで格子状に最尤となるパラメー タの組の探索を行った. なお、観測交通量 $\lambda_t$ が0である 場合、その時のランプ間旅行時間T<sub>t</sub>はETC-ODデータか ら集計しているため特定できない. そのため、粒子フィ ルタにおいてはA<sub>r</sub>=0のとき,事後分布は事前分布と等し い  $(p^{(i)}(\lambda_t|\theta_{t|t}) = p^{(i)}(\lambda_t|\theta_{t|t-1})$ )とし、M推定の重 みは0とした.

表-1と図-2に推定結果を示す。図-2より大きくばらついている観測交通量から,種々の要因によるノイズを除去した潜在ランプ間OD交通量を推定できているが分かる。  $\mu_t \cdot e^{\alpha(T_t-T_{avg})}$ の変動は $\mu_t$ より観測交通量の変動を追従しており,旅行時間で観測交通量変動の一部分を説明できている。潜在ランプ間OD交通量は旅行時間の影響を取り除き,例えば年末付近は潜在ランプ間OD交通量が多くなる傾向があるといったような,長期変動成分のみを抽出できている。このケースではシステムノイズの標準偏差 $\sigma_v = 0.008$ となっている。これはランプ間OD交通量の対数値は,日変動で $N(0,0.008^2)$ の正規分布に従い変動している事を意味しており,潜在ランプ間

表-1 最尤推定值(摩耶~西宫, 17:30~17:51)

日数	システムノイズ の標準偏差 σ v	旅行時間係数 α	モデル対数尤度 <i>(( θ )</i>	分散比	(理想)
479日	0.008	-0.02	-938.61	1.69	(1.00)



OD交通量は長期的に見れば大きく変動する可能性がある事を示している。また、 $\alpha = -0.02$ となっており、これは旅行時間が平均旅行時間より1分長くなることで、潜在ランプ間OD交通量から1.98%( $=(1-e^{-0.02}) \times 100$ )減少したものが、その旅行時間に期待される交通量となることを意味する。分散比は1.69であり、理想的な値1よりはだいぶ大きい。図-2のうち $\mu_t$ は旅行時間が平均旅行時間 $T_{avg}$ と等しいとしたときの潜在ランプ間OD交通量、 $\mu_t$ ・ $\exp(\alpha(T_t - T_{avg}))$ は旅行時間変動による増減を考慮した潜在ランプ間OD交通量である。

ランプ間ODペア	対象時間帯	時間帯幅数	平均時間帯幅(分)
須磨合併~西宮	17:02~18:29	20	3.40
月見山~西宮	17:14~18:54	3	32.67
若宮~西宮	16:47~18:15	4	28.25
湊川~西宮	16:48~19:11	3	47.00
柳原~西宮	16:52~18:37	6	16.67
京橋~西宮	16:56~18:34	8	11.38
生田川~西宮	17:06~18:40	8	10.88
摩耶~西宮	17:07~18:39	4	22.25
魚崎~西宮	17:10~18:25	2	36.50

表-2 分散比の検討のためのデータセット

# (2) 分散比の改善

本節では、**表-2**で示されたデータセット(58通り)における分散比を確認することで、仮定した交通量変動モデルに長期変動成分(システムノイズ)と、旅行時間成分を導入したことの有効性を検証する.

図-3に、旅行時間係数を $\alpha=0$ として固定しシステムノイズだけを操作して最尤推定した場合と、旅行時間係数とシステムノイズの双方を操作して(すなわち、提案手法のまま)最尤推定した場合で比較したものを示す.図-3を見ると、すべてで分散比が1を超えるものの、提案手法で得られた値の最大値は1.7付近(すなわち、摩耶~西宮の17:30~17:51のケースは分散比がもっとも大きいところに近い)であり、通常はより小さい分散比を取ることがわかる.また、旅行時間係数を考慮する( $\alpha=0$ を固定しないようにする)ことにより分散比は

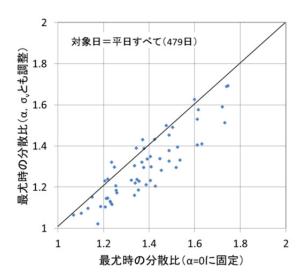


図-3 αを操作したときの分散比の比較

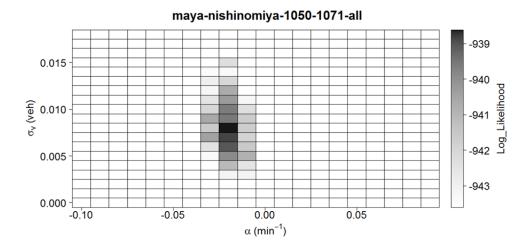


図4 モデル対数尤度コンター (摩耶~西宮, 17:30~17:51)

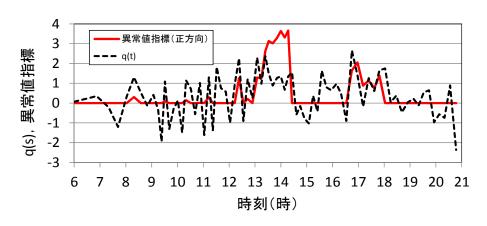


図-5 異常値指標Y(s) (京橋~西宮出口, 2010/3/12)

全体的には0.1程度の改善があることがわかる.このことにより、提案モデルは旅行時間変動に起因する変動成分をある程度は表現できていることがわかる.これ以上分散比を下げるためには、旅行時間の影響のモデルの精緻化を検討するのが本来のアプローチではあるが、最尤値よりもやや大きいシステムノイズの標準偏差 $\sigma_v$ の値を設定する方法が便宜的には有効である.実際、推定された $\sigma_v$ の精度はそれほどよくはない. **図4**に、最尤推定時に各パラメータセットで計算された対数尤度の値をグラフにしたものを示す.このように、旅行時間係数 $\alpha$ の変動に対して対数尤度は急速に低下するものの、システムノイズの標準偏差 $\sigma_v$ の変動に対してはあまり急には変動しない.このケースで推定値を区間推定すれば、その幅は推計値に比べて数十パーセント程度にもなってしまうことが予想できる.

#### (3) 交通量の異常変動検出

本節では、推定した潜在ランプ間OD交通量に5章で示

した手法を適用して,交通量の異常変動を検出した結果例を示す.図-5に,京橋から西宮出口,2010年3月12日の正方向の異常値指標Y(s)の計算例をに示す.14時付近で連続してq(s)が正になっているところをY(s)で検出できている様子がわかる.

## (4) ランプペア・時間帯ごとの比較

本節では、これまでの推定結果を可視化手法を用いることで、ランプペアや時間帯ごとの潜在ランプ間OD交通量の変動特性を抽出する.

データの可視化は様々な分野で多様な方法が試みられている。本研究では、交通データ分野での既存手法として、日下部らによるもの<sup>17</sup>を参考とする。日下部らの用いた手段は、1 つの軸で日付を、1 つの軸で時刻を示す2 次元平面の、観測日と時刻に相当する場所を、観測された交通量に大小に応じて着色する、というものであり、検知器で観測された交通量からいくつかの長期変動を読み取ることが可能であることが示されている。

#### SumaTHRU: Potential Traffic Volume

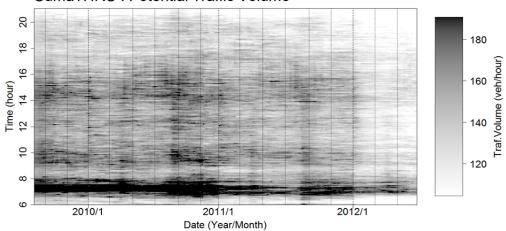


図-6 須磨合併から西宮出口:時間あたり潜在交通量

可視化するデータの種類は以下の3通りである

- ① 1時間あたりの潜在ランプ間 OD 交通量, すなわち,  $\mu_t$ を時間帯幅で除した値.
- ② 潜在交通量の分析期間での相対的な増減、すなわち、 $\mu_t$ を、同一時間帯の全対象日の平均で除した値.
- ③ 異常値検出手法で算出する異常値指標 Y(s) (正方向および負方向)

このうち①については、潜在ランプ間 OD 交通量の時間 および日付方向の連続的な変化を捉えることを目的として可視化する.一方で、②については当該の日付および 時間帯の交通量が分析期間中の平均値よりも大きいのか小さいのかを明確にし、時間帯ごとの交通量の増減に明確な判断を与えることを、③については異常値が一定以上あるところを分析者に知らせることを目的とする.

分析対象路線は3号神戸線上り方向で、流入ランプを「須磨合併」「月見山」「若宮」「湊川」「柳原」「京橋」「生田川」とし、流出ランプを「西宮(出口)」とした7通りのランプペアを分析対象とした.分析期間は2009年8月2日から2012年6月30日であり、土日、祝日、年末年始、および2010年11月の集中工事期間(11月9日~17日)を分析期間から除いてある.日数は702日である.これらの期間のあいだの重要なイベントとしては、集中工事以外に:

- 2010/12/18:31 号神戸山手線湊川 JCT 神戸長田出入 口間の開通
- 2012/1/1:距離料金制度の導入がある。

可視化の際には、本章の第(1)節での議論の結果も踏まえて、システムノイズパラメータの推定は行わず、固定値( $\sigma_v=0.01$ )をすべてのケースについて用いている。旅行時間係数については 0.01 刻みで最尤推定を行

っている。粒子フィルタ計算の粒子数を 100 とした。また,モンテカルロ法に由来するモデル対数尤度 $l(\theta)$ の近似誤差を緩和するために,最尤推定は粒子フィルタを 6 回試行した時のモデル対数尤度 $l(\theta)$ の両側から 1 つを除いたトリム平均値とした。

須磨合併~西宮出口を例として、1時間あたりの潜在ランプ間 OD 交通量を図-6に示す。図中の点線は月の変わり目を示す(以下同様)。

図-6 より、交通量の時間帯および日付にわたる変動の一般的な特性が読み取れ、距離料金制導入後の交通量は一般に減った傾向があることを読み取れる. これは他のランプペアでも多く見られる傾向であった.

ランプペアごとに顕著な変動特性の差異が確認された例として、月見山、柳原、生田川をオンランプとするランプペアの各時間帯での、潜在交通量の分析期間での相対的な増減を図-7~図-9までに示す。

月見山は神戸山手線延伸直後から減少し、距離料金導 入によりさらに大きく減少している傾向が読み取れる. 一方で、柳原は、距離料金制導入後の交通量は、午前中 は増加傾向、午後は減少傾向があるように読み取れ、時 間帯により施策の効果が異なっているとみられる。 生田 川については特徴的な変動が見られる. 具体的には, 2011年5月を境に全体的に交通量が減少していること、 そしてその減少幅は朝9時頃の時間帯に顕著である一方、 それ以降の午前中の時間帯はあまり減少していない、と いう特徴である. 神戸線と新神戸トンネルの連続利用に よる割引が実施されたのが 2011 年 4 月であり、生田川 入口が乗り継ぎの際の阪神高速側の入口になることを考 えれば、この変化は新神戸トンネルを経由してくる車両 が関連している可能性があるが、割引により交通量が下 がるのは通常の利用者行動とは反しており、関連する何 らかの別の要因が影響している可能性が高い.

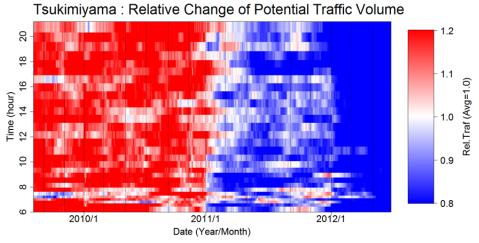


図-7 月見山から西宮出口:潜在交通量の相対的な増減

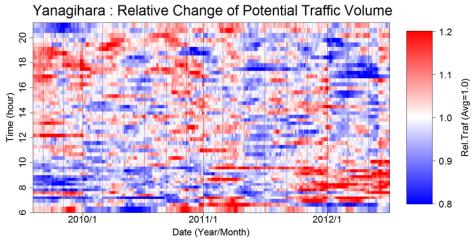


図-8 柳原から西宮出口:潜在交通量の相対的な増減

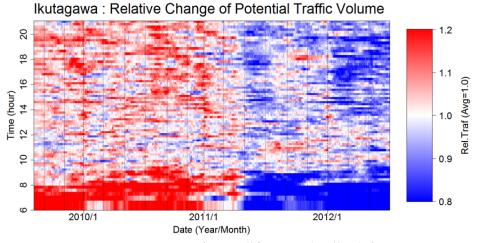
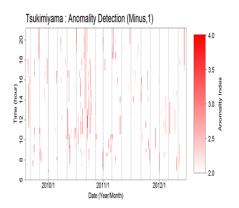


図-9 生田川から西宮出口:潜在交通量の相対的な増減



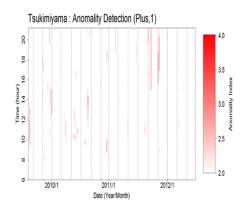
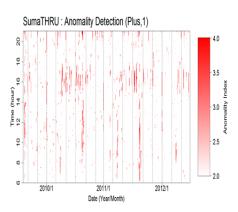


図-10 月見山から西宮出口:異常値指標(左:過大側,右:過小側)



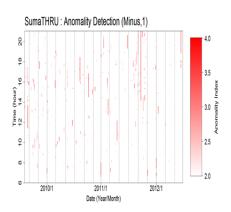
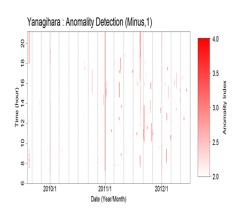


図-11 須磨合併から西宮出口:異常値指標(左:過大側,右:過小側)



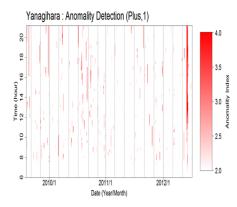


図-12 柳原から西宮出口:異常値指標(左:過大側,右:過小側)

異常値検出の結果、特徴的な差異が見られた例として、月見山、須磨合併、柳原、をオンランプとするランプペア図-10-図-12 に示す. 柳原は減少側の異常値が多いのに対し、月見山、須磨合併では増加側が多い事が分かる. このように、増加側の異常値が多いものと、減少側の異常値が多いものに分かれる傾向があった. 減少側の異常値はランプ閉鎖によってもたらされることが多いため、制御状況がランプにより異なることが原因となっている可能性がある. 時間帯による特徴としては、どのランプペアでも昼間時間帯に異常値が出やすいという共通した特徴があるが、特に須磨合併については午後の時間帯に

多く増加側の異常値が出る傾向がある. 期間による特徴が見られるのは柳原である. ここは 2011 年 1 月ごろまでは増加側の異常値が多く出ていたが、それ以降は増加側の異常値の頻度は減り、減少側の異常値の出現頻度が増えている. 上述の「増加側の異常値が多いものと、減少側の異常値が多いものに分かれる傾向」がある時をはさんで逆転したともいえよう. 2011 年から柳原入口の流入制御をするようになり. その結果、減少側の異常値が増加する一方で、他の入口が閉鎖時の迂回交通が減少した、というのが原因のひとつの可能性として挙げられよう.

#### 5. まとめ

本研究では、各種の誤差をもって観測されているランプ間 OD 交通量から、長期的な変動成分のみを抽出した潜在ランプ間 OD 交通量の統計的な推定手法を提案した。あわせて、提案手法を実際の都市高速道路に適用し、既往の突発的な交通量の異常変動検出手法と可視化技術と組み合わせることで、突発的な交通量の異常変動の検出や、異なるランプペアや時間帯ごとの長期変動特性の比較をおこなった。その結果、「距離料金制度の導入」や「31 号神戸山手線湊川 JCT 神戸長田出入口間の開通」、「ランプ制御」による効果のランプペアや時間帯ごとの差異などを確認することができた。

交通施策の事後評価の方法としてこれまでは、昨年度同時期の交通量を用いるなどの方法が実務的には多用されてきたと思われるが、本研究で示した結果は「1年も経過すれば、季節変動とは関係なく交通量がかなり変動していることがよくある」ことを示している。この変動が施策による効果なのかを正確に評価するためには、交通量の変動を継続的に確認し、施策による変動があったかどうかを見極めることが必要であろう。提案手法はこのような正確な施策評価に力を発揮するといえよう。

提案手法は施策の立案をする前の段階、すなわち 「利用者動向にどのような変動が起きているかをモ ニタリングする」ためにも有効に活用できる. 利用 者動向の変動を常時チェックしておくことにより, 何らかの問題が発生した際にも素早い対応が可能に なることが期待できる. 本研究では具体的な手法は 示していないが、提案した長期変動抽出手法は確率 モデルに依拠するものであるため、現在発生してい る交通量の変動(日々の変動)が想定内のものかあ るいは何らかの急激な変動をともなっているのかを, 確率論に依拠して判断する方法論の構築が提案手法 から容易に可能である. また, 本稿では特定のラン プペアのみに関する可視化の図を示したが、他の路 線についてもあらかじめ同様の図を作成していつで も参照することができるように整備しておくことに より、管理者内で現状の利用者動向の特徴を共有し、 その知見をモニタリングに役立てるという活用方法 もあるかもしれない.

謝辞:本研究で用いたETC統計データは阪神高速道路株式会社より提供をいただいたものである.本研究は 阪神高速道路株式会社および財団法人阪神高速道路管理技術センターからの協力を得てなされた.この場を借りて感謝の意を表する.

#### 参考文献

- 飯山恭介,高山純一:高速道路における交通量変動 特性の統計分析,高速道路と自動車,Vol.24, No.12, pp.22-32, 1981.
- 2) 村上康紀,吉井稔雄,桑原雅夫:都市高速道路における OD 交通量の日変動に関する研究,土木計画学研究・講演集, Vol.22, No.22, pp.251-254, 1999.
- 3) 田中芳和, 小根山裕之, 桑原雅夫, 村上康紀, 赤羽 弘和, 井上浩: 首都高速道路における OD 交通量の 日変動に関する研究, 交通工学, Vol.36, No.1, pp.49-58, 2001.
- 4) 井料隆雅,岩谷愛理,朝倉康夫:都市高速道路における時間帯別流入交通量の週変動分析,第 27 回交通工学研究発表会論文報告集,pp.173-176,2007.
- 5) 金進英, 宇野信宏, 倉内文孝, 吉村敏志, 萩原武司: 阪神高速道路における時間帯別ランプ間 OD 交通量の変動分析, 土木計画学・講演集, Vol.39, CD-ROM, 2009.
- 6) 西内裕晶, Miska,M., 桑原雅夫, 割田博: 観測時間 の集約と OD 交通量の分布形の関係に関する基礎的 研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.41, CD-ROM, 2010.
- 7) 小池真実, 井料隆雅, 朝倉康夫: 都市高速道路におけるランプ間交通量の短時間変動分析, 土木計画学研究・講演集, Vol.42, CD-ROM, 2010.
- 8) 小篠耕平,井料隆雅,上田大樹:検知器データを用いた突発事象発生時の流入交通量変動の可視化分析,第32回交通工学研究発表会論文集,CD-ROM,2012.
- 9) 中田諒,安田昌平,井料隆雅:実データを基にした 交通流シミュレーションによる高速道路上の突発事 象マネジメントの評価,土木計画学研究発表会, Vol.47, CD-ROM, 2013.
- 10) 上田大樹, 井料隆雅, 朝倉康夫:高速道路の旅行時間がランプ間 OD 交通量に与える影響の実証分析, 土木計画学研究発表会・講演集, Vol. 47, CD-ROM, 2013.
- 11) 井上弘司,井料隆雅,朝倉康夫:阪神高速道路における交通量と旅行時間の統計分析,土木計画学・講演集, Vol.30, CD-ROM, 2004.
- 12) Iryo,T., Inoue,K., Toyama,T., and Asakura,Y.: Time Dependent Correlations Between Travel Time and Traffic Volume on Expressways, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol.6, pp.1557-1569, 2005.
- 13) 北川源四郎: モンテカルロフィルタおよび平滑化について, 統計数理, 44, 第1号, pp.31-48, 1996.
- 14) 中川徹, 小柳義夫:最小二乗法による実験データ解析 プログラム SALS, pp.160-196, 財団法人東京大学 出版会, 1982
- Lin, W., and Daganzo, C. F.: A simple detection scheme for delayinducing freeway incidents, Transportation Research Part A, 31(2), pp.141–155, 1997.
- 16) Iryo, T., Ueda, H., Ozasa, K., and Asakura, Y.: Empirical Analysis of Demand Fluctuation Caused by Incidental Congestion, in: Proceedings of the 5th International Symposium on Transportation Network Reliability, Hong Kong, China, pp.991-1010, 2012.
- 17) 日下部貴彦, 井料隆雅, 朝倉康夫, 車両検知器データを用いた交通流可視化技術の開発. 交通工学, 43(5), pp. 59-68, 2008.