

# 高速道路のミクロシミュレーションへの 交通状態観測のフィードバック

本山 拓樹<sup>1</sup>・佐々木 邦明<sup>2</sup>

<sup>1</sup>正会員 上越市役所 (〒943-8601 新潟県上越市木田1-1-3)

<sup>2</sup>正会員 山梨大学教授 山梨大学総合研究部 (〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11)

E-mail: sasaki@yamanashi.ac.jp

ミクロシミュレーターを用いた高速道路の交通状態予測では、車両の走行パラメータの値に結果が大きく影響される。しかし走行パラメータは、既存研究からは道路交通状態の変化によって変動する可能性が指摘されている。リアルタイムに道路状態の観測データが活用可能になりつつある現在、それを活用した交通状態推定とそこからの走行パラメータの更新が可能になっている。そこで、本研究はリアルタイムデータをネットワークの現在の状態を示す情報としてシミュレーションに活かすことで、近い未来の予測をより精度高く行うことを目的とする。事例研究の結果からは区間走行データのような走行時間に誤差の含まれるデータを用いることで、渋滞発生時や解消時の状態変化がおこるような状態において誤差の少ない予測可能性が示された。

**Key Words :** *Data Assimilation, Particle Filter, Real-time Data, Traffic Simulation*

## 1. はじめに

高速道路上の渋滞の多くは、サグ等の道路構造等の影響により、特定の場所において起きていることが多い。このような高速道路の構造に起因する道路渋滞については、その延長や通過にかかる時間が重要であり、マクロに区間の状態を推計するよりも、一台一台の走行をシミュレートし、道路状態を地点ごとに再現可能なマイクロ交通シミュレーターが適していると考えられます。一般に、マイクロ交通シミュレーターは、道路や他車を含めた個別車両の走行環境の中で、追従挙動をベースとして、与えられた走行パラメータによって追従挙動モデルを駆動して、時間に沿って速度・加速度や車頭間隔等を設定し、一台一台の移動をシミュレーションすることになります。そのために走行パラメータの設定によって、シミュレーションの結果が影響を受けることになります。走行に関わるパラメータは、ドライバーによる差違はもちろんのこと、そのときの交通状態によっても変動するため、ミクロシミュレーターの多くは、そのような特性を表現するために、パラメータに確率分布を仮定し、確率的に一台一台に割り当てるなどのアルゴリズムを導入して再現します。このように交通シミュレーションでは、道路構造、走行パラメータ、OD交通量などの設定を行う事により、マイクロな交通状況の再現・予測が行え、渋

滞の延伸や解消などが動的に小さなスケールで表現できると考えられる。しかし、知られるように、交通容量付近では交通状態は不安定であり、カオス的な状況となりうる。このように、渋滞現象の発生・解消の前後では、再現を行う交通状況が極めて複雑な要素が関係する現象であり、シミュレーションにおける適切なパラメータの設定自体が困難である。このような背景から、観測交通量などの実データから、車両パラメータの推定を行う研究がなされている<sup>1)</sup>。

一方、交通状態の観測についても技術が進んでおり、トラフィックカウンターによる交通量計測やプローブカーによる速度の測定、高速道路においては、各ICからの流入交通量等が、リアルタイムで利用可能になりつつあり、より正確な交通状態推計のためのデータがそろいつつある。シミュレーションには課題が多い一方、データの高度化により、データからのノウハウなどが行われるようになってきた。流入交通量が分かった場合に、ある特定の場所で渋滞の発生しやすい高速道路においては、渋滞の発生と改称の予測することが可能であり、その再現性を高めることは、交通マネジメントにとって重要になってくる。

このような背景のもと、著者らは先行研究において、時系列モデルの一般形である状態空間モデルを用いて交通量や所要時間の推計を行った。状態空間モデルのシス

テムモデルに、交通量分布にガウス分布を仮定したカルマンフィルタ型<sup>2)</sup>から、交通所要時間の分布に対数正規分布を用いたモデル<sup>3)</sup>。また、マイクロシミュレーションをシステムモデルに導入し、所要時間分布を対数正規分布に近似したモデル<sup>4)</sup>について、所要時間の予測を行った。特に、カルマンフィルタ型では、時間的変動等の交通状態を表すパラメータが逐次的に更新されるように、交通シミュレーションを用いたモデルでも、交通パラメータについて逐次的に更新を行った。これらのモデルから状態変化における再現性の高さを確認した。

そこで、本研究では、入り口交通量が与えられた状況で、交通所要時間の短期的な予測を交通シミュレーションで行う際に、出口で測定される区間所要時間を観測変数としてシミュレーションの予測を同化させ、シミュレーションで仮定する速度パラメータを動的に変動するパラメータとして更新する。

## 2. 本研究で用いるモデル

### (1) 状態空間モデル

交通状態は、ある時間単位で見たときに、ランダムに変化することは少なく、時間的な変動にはそれまでの状態変化が影響していることが多い。例えば、図-1 は今回対象とした区間の 15 分単位の平均所要時間の自己相関を示したものであるが、それまでの時間での所要時間との相関性が高いことが示されている。

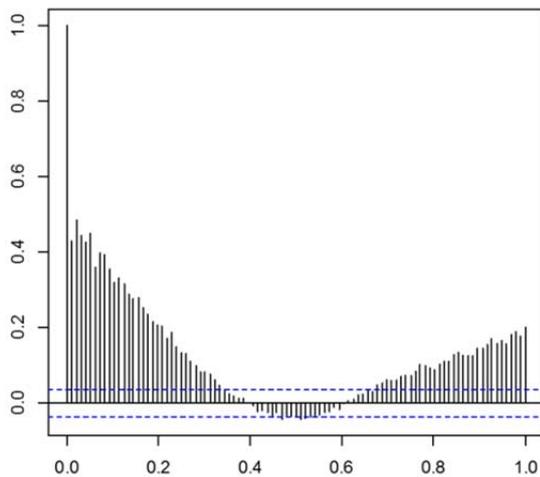


図-1 15分間の平均所要時間の自己相関

このように、交通状態の時間的な推移を離散的な時間間隔(単位時間)ごとの状態として記述し、その単位時間における交通状態がなんらかの観測される場合には、交通状態を離散時間での観測モデルとなり以下の2式でこの関係を表現することができる。

$$x_{t+1} = f(x_t, \alpha_t) + v_t \quad (1)$$

$$y_{t+1} = g(x_{t+1}, \beta_t) + w_t \quad (2)$$

$x_t$  : 時刻  $t$  における交通状態  
 $y_t$  : 時刻  $t$  における交通状態の観測値  
 $\alpha, \beta$  : パラメータベクトル  
 $v_t$  : 時刻  $t$  におけるシステムノイズ  
 $w_t$  : 時刻  $t$  における観測ノイズ

この形式は一般状態空間モデルと呼ばれるもので、線形関数とガウス分布を仮定し、観測変数が得られたときにはカルマンフィルタのアルゴリズムで状態推定が可能になる。本研究では、ある道路区間の走行時間を状態変数とする。先行研究で同じ区間の交通量を線形モデルで状態空間表現したが、走行時間は一般に交通量に対して非線形であることと、高速道路を対象としたときに、インターチェンジからの流入交通量を所与の変数として利用することが可能なため、それを活用するためにシステムモデルとして交通シミュレーションを用いる。一方観測変数としては、高速道路を対象としたときには、オフランプでの区間走行時間が計測される。しかし、この区間走行時間簡易は SAPA への立寄りなどが含まれ、総ての車が走行時間にはなっていない。そこで、この区間所要時間を誤差要因が含まれる走行時間の観測変数として用い、この状態空間モデルから走行時間の予測を行うものである。

### (2) 交通流シミュレーション

本研究では走行時間を算出するための交通シミュレーターとして Aimsun を用いた。Aimsun の車両走行は基本的に Gipps Model に基づく追従モデルであり、以下のような式で表現される

前方車両を考慮しない場合

$$V_a(n, t + T) = V(n, t) + 2.5a(n)T \left(1 - \frac{V(n, t)}{V^*(n)}\right) \sqrt{0.025 + \frac{V(n, t)}{V^*(n)}} \quad (3)$$

前方車両の速度に合わせる場合

$$V_b(n, t + T) = d(n)T + \sqrt{d(n)^2 T^2 - d(n) \left[ 2l(t) - V(n, t)T - \frac{V(n-1, t)^2}{d'(n-1)} \right]} \quad (4)$$

$$l(t) : \text{前走車との車間距離} \quad (3)$$

$$V(n, t + T) = \min\{V_a(n, t + T), V_b(n, t + T)\} \quad (5)$$

$V(n, t)$  : 車両  $n$  の  $t$  時点における速度

$V^*(n)$  : 車両  $n$  の希望速度

$a(n)$  : 車両  $n$  の最大加速度

$d(n)$  : 車両  $n$  の最大減速度

$d'(n-1)$  : 車両  $n$  の運転者が感じる前車両の減速度

$x(n, t)$  :  $t$  時点での車両  $n$  の位置

$s(n-1)$  : 前方車両( $n-1$ )の車両長

$T$  : 運転者の反応時間

前方車両を考慮しない場合は、現在の速度と希望速度の比に応じた加速を行い、前方車両を考慮する場合には、前方車両との車間距離、前方車の減速度、現在の速度に応じて減速を行うことになる。上記(3)、(4)式から得られる  $T$  後の速度のうち、(5)式に示すように小さい方を  $T$  後の速度としてシミュレーションを行う。基本的な設定可能パラメータには、希望速度、最大加速・減速度、反応時間、車両長などがある。この中で、走行環境に応じて変化する可能性のあるものは、希望速度、反応時間、最大加速・減速度である。これらの値は個人によるばらつきと状があることが知られている。本シミュレーションでは個人によるばらつきを表現するため、希望速度および最大加速・減速度については、平均と標準偏差を設定し、確率変数として各車両に割り当てることで、この変動を考慮しているが、走行シミュレータ等による走行実験からは、走行環境によって変動することが知られているが、このシミュレータではその変動は考慮されない。そこで、本研究では交通状態の1つとして推計することとした<sup>9)</sup>。

### (3) パーティクルフィルタ

状態空間モデルにおいて、ノイズに非ガウス型を想定した場合には、カルマンフィルタでは状態推定が不可能になり、様々な方法が提案されているが、近年の計算能力の向上によりパーティクルフィルタの適用事例が増えている。パーティクルフィルタは、カルマンフィルタなどと同様に、過去の状態に関する情報と現在の観測情報から、現在の状態を推定する手法である。具体的には次の期を多数のパーティクル（粒子）を発生させて推定し事前分布とする。ここで、観測値が得られた時に、それを尤度とみなしてパーティクルのリサンプリングを行い次の状態の事後分布とするアルゴリズムである。パーティクルフィルタの特徴として特定の分布が必要でなく、パーティクルで直接的に分布の近似を行うため、システム・観測モデルのいずれもが非線形・非ガウスの場合でも取り扱うことが出来る。今回は走行時間の分布は交通シミュレータからの出力であり、その分布は事前には与えられない。また、観測誤差についても、走行時間と所要時間の関係であり、立寄り時間の割合と、立寄り時間の分布の複合分布であることから、単純な分布を仮定しにくい。

### (4) 本研究でのアルゴリズムの概要

本研究では、先に述べたようにシミュレーションソフト Aimsun を状態空間モデルにおけるシステムモデルとして利用する。状態空間モデルの変数である交通状態として区間走行時間およびシミュレーションパラメータとするが、シミュレーションパラメータの総てを状態変数

とするのは計算負荷が大きいため、先に述べた追従モデルの感度を変化させるパラメータのうち、希望速度の平均と分散を状態変数として用いる。

交通量とパラメータを与えたときの、シミュレーションによる走行時間の結果を走行時間のシステムモデルから生成される予測値とし、その区間所要時間がデータとして得られた際に、そのデータを尤度として所要時間とパラメータの事後分布を推定していく。以下、本研究のアルゴリズムである。

- 1) 道路の状態および各種パラメータの初期値を設定し、時間帯別の OD 交通量を入力してシミュレーションをある決められた時間だけ行う、
- 2) シミュレーションを実行し、出口に到着した各車両の所要時間を  $t$  時点の所要時間の予測サンプル(事前分布)  $S_{t|t-1}^{(i)}$  とする。
- 3) 同じ時間帯に実際に到着した車両の区間所要時間を得ることで、誤差付きの走行時間の観測分布を得る。
- 4) 観測分布を重み(尤度)  $\pi_t^{(i)}$  として予測サンプル  $S_{t|t-1}^{(i)}$  を重みに比例する割合でリサンプリングする。ここから得られる分布を事後分布  $p(x_t|y_t)$  とする。
- 5) 得られた事後分布を用いて以下の式により所要時間に関するパラメータの事後分布を得る。

$$\alpha_{t+1} = f(x_t, \alpha_t) + v_t \quad (6)$$

- 6) 得られたパラメータを用いて、次期のシミュレーションを行う。

この2)～6) プロセスを繰り返し行うことで逐次的に状態を予測していくことになる。(6)式は前期の速度分布によりパラメータの変化を記述しているが、今回は希望速度を前期の所要時間分布に応じて変動させるものとする。希望速度分布は、(3)、(4)式に示されるように、車両の加速感度について影響することとなる。

また、時間帯別のOD交通量や所要時間がわかっているデータが得られた時には、リアルタイムでODや所要時間データが得られた状態を再現できると考えられる。これによりリアルタイムデータを得たときの短期の状態予測のシミュレーションとなりうる。

## 3. 事例研究

### (1) 対象とするデータ

本研究で用いるデータはリアルタイムデータを想定し、詳細な時間帯別の OD 交通量や経路所要時間が明らかなデータとして、高速道路の IC 間 OD データを用いる。特に中央道上り方向八王子 BT を通過した ETC 搭載車の交通量データを用いた。用いたデータは平成 18 年 5 月に得られたものである。八王子 IC 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ている。特に渋滞が起きやすいGW付近のデータを用いて、渋滞頻発個所での交通状態を分析の対象とした。これは、渋滞という複雑な相転移現象が起きるときのシミュレーションの再現性を確認し、リアルタイムで走行時間データが利用可能な場合に、それを用いて走行時間の推定と、シミュレーションパラメータを推定し、シミュレーションによる予測の精度の変化を検証する。

図-2 に、用いたデータの八王子断面での15分ごとに集計した交通量の1か月の変動を示す。交通量は24時間の変動と週末にピークを迎えることがわかり、5月初旬には交通量が連続して高い状態を示している。これはGW時に交通量の多い状態が連続したことを示している。この間に八王子を通過する交通量の出発ICとして最も利用の多い河口湖ICからの15分間の平均所要時間を示したものが図-3である。こちらではところどころ非常に平均所要時間の長い時間がみられるが、これはICの所要時間であり、台数が少ない時間帯に途中のSA等での休憩などが含まれる割合が高い場合にはこのような観測となる。また、定期的に所要時間が増加しているのは、平日の夕方や休日に混雑が発生した為であり、5月初旬の連休時には所要時間が長い状態が連続していることがわかる。

## (2) 交通シミュレーションの再現性

Aimsunに中央道の特性と平成18年5月1日～5月31日の15分間の各IC流入交通量を与えてシミュレーションを行った結果と観測データとの比較として、八王子断面の15分間交通量の観測値とシミュレーション結果を図-4に示す。簡単のため中央道は富士吉田線のみが高速への進入時刻にあわせし、西宮線については、到着時刻から逆算して一括して大月JCTより流入させた。シミュレーションパラメータは既存データから推定される値を複数パラメータを試したうえで、最も誤差が小さくなったパラメータを採用した。高速道路の単路であるため、それほど大きな誤差は生じていない。

より詳細に誤差の発生状況を見るために、図-5に15分間の残差を交通量で割ったものを時系列で表した。GWである5月4日～7日にかけては、交通量が多いことを考慮しても他の期間と比較して誤差が大きいことがわかる。この時期には通常時とは異なる特性を持つドライバーが多いことや、連続した交通渋滞の発生により交通状態が不安定な状況が連続しておりシミュレーションの誤差が生じたと考えられる。そこで、誤差の大きいGW付近の走行時間について、精度の改善が可能かについて検討を行う。

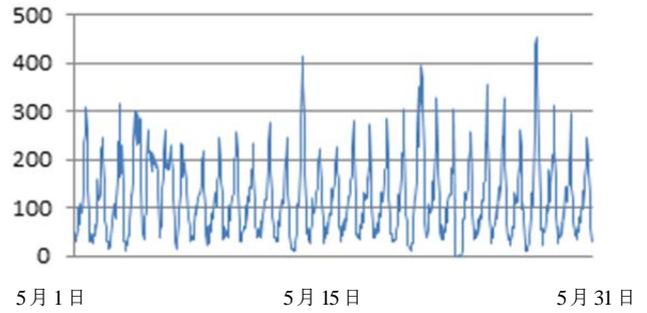


図-2 八王子断面交通量(15分毎)

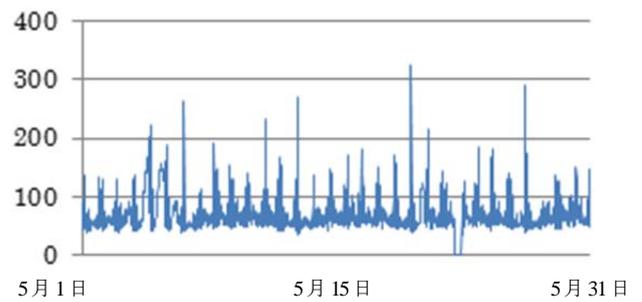


図-3 河口湖-八王子間平均所要時間

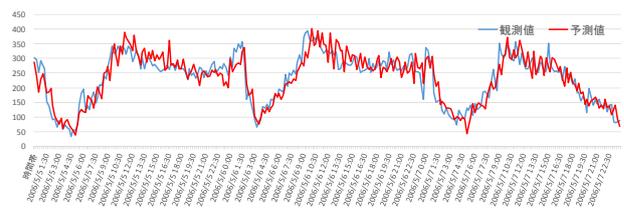


図-4 八王子断面交通量の比較

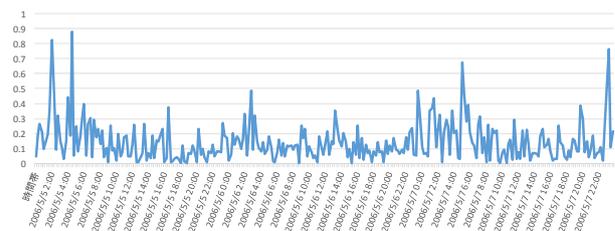


図-5 シミュレーション結果と実測値との誤差

## (2) 提案したアルゴリズムによる再現性の変化

本研究で提案したアルゴリズムをGW付近の交通量に適用し、その再現性を検証した。図-6に5月5日を取り上げて、交通所要時間分布に基づくパラメータの更新を行わないケースでの八王子断面交通量を、実際の交通量と合わせて示した。所要時間分布を交通状態としているが、ここではシミュレーションの精度検証として交通量を比較した。パラメータの更新を行わないケースは図-4に示したものと同じであるが、図-6に示した更新有のケースは、2章で示したアルゴリズムに基づいて、所要時間分布を状態変数とした状態空間モデルを用いて、区

間所要時間の観測値を用いて、走行時間分布を新たに推定し、それに基づいたシミュレーションパラメータの更新を行っている。

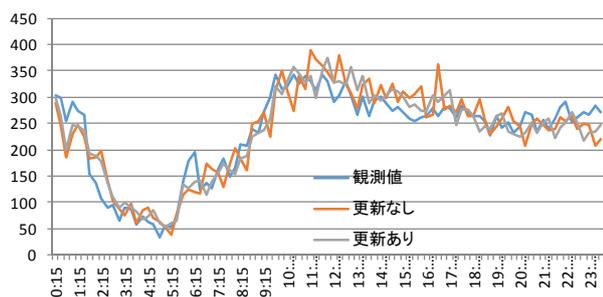


図-6 5月5日のシミュレーション

このグラフではわかりにくいですが、パラメータを更新しない場合と比較して、交通量のばらつきが小さくなっている。また観測値との残差二乗和は、更新有の場合が、更新無しの場合と比較して、0.57倍とほぼ半減している。このことから、シミュレーションによる交通量の再現は格段に向上したと考えられ、それに応じて所要時間分布の精度も改善したと考えられる。例えば推定したパラメータを実測データと比較した一例が図-7である。



図-7 最低速度の推定結果

実測データは立ち寄り時間等の含まれる区間走行時間であるが、シミュレーションは立ち寄りを考慮しない走行時間である。そのために、これらを融合して推計した値は、推定値が観測値を上回るが、おおむね交通状態に応じて変動していく様子が見て取れる。

#### 4. おわりに

本研究は実際の道路区間を走行したものを含む観測値として得られた区間データを用いて、シミュレーションから得られる走行時間と融合し、現実に近い走行状態を

再現することを目的として、一般状態空間モデルの枠組みで分析を行った。その結果、走行時間の推計値をもとにシミュレーションパラメータの事後分布を設定して、それによる更新を行った場合には、混雑が発生するGW中の特定の1日を見ると、残差二乗和を半減できた。これにより、交通所要時間の予測がより精度よく行えたと考えられる。

以上、本研究で示した枠組みで、リアルタイムの観測値利用可能な場合には、シミュレーションを組み合わせることによって、短期の交通状態の予測改善につながることを示せたと考える。

**謝辞：**本研究は、NEXCO及び高速道路総合技術研究所には、貴重なデータ提供と共に有意義なコメントを頂いた。この場を借りてお礼の言葉を申し上げます。

#### 参考文献

- 1) 藤井涼, 中辻隆, モデルパラメータのオンライン推計のための交通流シミュレーターAPIとパーティクルフィルタの統合環境について, 土木計画学研究・講演集, Vol.42, 2010.
- 2) 佐々木邦明, 中沢航太, 山本隆, 川崎健史, ベイズ型状態空間モデルを用いた交通量変動の分析, 交通工学, Vol.47, No.2, pp27-32, 2012
- 3) 名取優太, 佐々木邦明, 山本隆, 井口均: 状態空間モデルを用いた高速道路の交通特性の時空間的な変動分析, 土木計画学研究講演集, Vol.47, 2013
- 4) 佐々木邦明, 広瀬尚樹, ミクロシミュレーションと観測データを融合した高速道路の所要時間変動の短期予測, 第50回土木計画学研究発表会・講演集, Vol.50, 2014
- 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

(2015.4.27 受付)

## An Application of Feedback Algorithm of Observed Travel Time into Micro-simulation of Traffic

Hiroki Motoyama, Kuniaki SASAKI