

# ミクロ交通流シミュレータを用いたデータ同化による高速道路サグ部の交通状態推定

中井 万理子<sup>1</sup>・塩見 康博<sup>2</sup>

<sup>1</sup>正会員 阪神高速道路株式会社 (〒530-0005 大阪府大阪市北区中之島 3-2-4)  
E-mail: mariko-nakai@hanshin-exp.co.jp

<sup>2</sup>正会員 立命館大学 (〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1 丁目 1-1)  
E-mail: shiomi@fc.ritsumei.ac.jp

日本の交通渋滞による損失は年間12兆円に上り、特に都市間高速道路における渋滞の約6割がサグ部で発生していることから、サグ渋滞の解消は環境問題や経済効率の低下を食い止めることに繋がると考えられる。このような問題に対して動的な交通マネジメントが実施されており、特に交通状態の推定と予測は、効果的な動的マネジメントに必要な要素の一つである。今後、コネクティッド車両や自動走行車両が増加し、マネジメントメニューが高度化することを想定すると、従来のデータ同化による交通状態推定をマクロレベルからミクロレベルに進化させる必要があると考えられる。そこで本研究では、ミクロ交通流シミュレータVissimを使用して、サグ渋滞再現のための主要パラメータ及びそれらの適切な設定範囲の抽出、また動的なデータ同化システムを構築した。その結果、渋滞の発生状況を、シミュレーションを用いて推定することが可能となることを示した。

**Key Words :** *Sags, Traffic state estimation, Microscopic simulation, Vissim, Data assimilation*

## 1. 背景

日本の都市間高速道路における渋滞発生箇所約6割をサグ部が占めているといわれており、渋滞を解消することは環境問題や経済効率の低下を食い止めることに繋がると考えられる。こういったサグ部における問題に対して、刻一刻と変化する交通状況に対応した車線規制や速度制限といった動的な交通マネジメントが実施されていることから、交通状態推定と予測は効果的な動的なマネジメントに必要な要素として考えられる。

従来の交通状態推定はマクロレベルで行われており、トラフィックカウンターによるデータ（以下トラカンデータ）やプローブデータを用いてマクロ交通流シミュレーションと同化している。一方で、近年では、自動走行車両やコネクティッド車両（CA車両）に対し、協調的、あるいは介入的に制御することで交通状態の最適化を目指す研究取り組みが精力的に進められている<sup>2)3)</sup>ことを考慮すると、交通状態推定をマクロレベルからミクロレベルへと進化させることが不可欠である。そのためには、ミクロ交通流シミュレーションを用いたデータ同化が有効であると考えられる。

データ同化を用いて動的に渋滞現象を再現することの利点としては、渋滞発生を再現することが目的の静的な

シミュレーションの場合と比較して、渋滞が発生するまで、また渋滞が発生してからの交通状況を時系列に沿って再現することが可能となることである。しかし、Vissimをはじめとする多くの商用シミュレーションソフトでは、多くのパラメータの設定が複雑であることや、上り坂での速度低下を表現できないために、サグ部における渋滞の再現が難しいのが現状である。そのため、一般的にサグ部の渋滞対策を検討する際には独自のシミュレーションを開発して検討する事例が多い。このような場合、シミュレーションの開発コストがかかるため、動的な交通マネジメントを行う上で障壁となる。

そこで本研究では、商用シミュレーションソフトVissimを使用し、リアルタイムに取得した交通流データに適合するように、一定時間間隔でパラメーターを逐次的に更新していくシステムを構築し、それによりサグ部での渋滞現象のダイナミクスをミクロレベルで表現することを目的とする。サグ部の渋滞の再現に必要なパラメータの設定を明らかにするとともに、データ同化を用いた動的な交通状態推定手法を構築する。

本稿の構成は以下の通りである。第1章では研究の背景と目的を述べた。第2章ではミクロシミュレーションやデータ同化に関する既往研究の整理を述べ、第3章ではVissimの概要、第4章では検証用データの作成につい

て述べた。第 5 章ではデータ同化システムのフロー、適用結果および考察について述べ、第 6 章では本研究のまとめと今後の展望について述べた。

## 2. 既往研究の整理

### (1) ミクロシミュレーションによるサグ渋滞の再現

シミュレーションを開発することによりサグ部における渋滞の再現を行った事例として以下の研究があげられる。金澤ら<sup>5)</sup>は、ACC 車両による渋滞緩和効果の把握のため、車両の追従挙動や車線変更挙動に加え、サグ部(上り勾配区間)に特有な交通現象及び ACC 車両の挙動を的確に再現する必要があると考え、車両ごとに希望速度や臨界車頭間隔等の特性パラメータを分布させ、車頭時間の長い車両を先頭とする車群の形成について表現し、ACC 車両はそのパラメータをばらつかせないよう設定するなど、特徴をもつマイクロ交通シミュレーションを構築した。また、渋滞シミュレーションモデルの作成においては、路線特性に対応する多数のパラメータを設定する必要がある。小川ら<sup>6)</sup>は、遺伝的アルゴリズムを用いたパラメータの設定方法を提案し、密度-速度関係のパラメータに対して、具体的な設定を行い、遺伝的アルゴリズムによって現況再現性の高いパラメータの組み合わせが得られることを明らかにした。データ同化を用いた交通状態推定を行った事例もある。

### (2) データ同化による交通状態推定

福田ら<sup>7)</sup>は、車両感知器から得られた観測データのマクロ交通流モデルへの同化による都市高速道路における交通状態推定の構築とその検証を行った。観測系として固定感知器から得られる地点別データを用い、速度を状態変数とする CTM-v をシステムモデルとして適用し、アンサンブルカルマンフィルタ (EnKF) 手法を用いて感知器データを同化させた。高嶋<sup>8)</sup>らは、サグ部を対象にマクロ交通流理論と観測システムを連立させたデータ同化手法を用いて、交通状態システムを構築した。サグ部の交通状況の再現に適したフィルタとしてパーティクルフィルタを用いて、検知器では観測されない交通流モデルのパラメータ(臨界交通密度及び自由流速度)の変動から渋滞対策である走行型速度回復誘導システムの効果を検証したところ、臨界状態の車間距離確保の効果と速度を引き上げる効果があることが示唆された。Xu et al.<sup>10)</sup>は、マイクロ交通流モデルと車両感知器データ、交通規制データ、旅行時間から汎用データ同化フレームワークを再構築することにより、車両軌跡を推定した。これにより、プローブデータを修正し、車両軌跡を推定することが可能になる。

### (3) 本研究の位置づけ

上述の通り、サグ渋滞のマイクロ交通流シミュレーションによる再現を試みた研究や、マクロな状態量をデータ同化する取り組みは数多くなされている。しかしながら、マイクロ交通流シミュレータを用いたサグ渋滞の再現を試みた事例は筆者の知る限り、これまでにはない。また、世界的に最も普及しているシミュレータの一つである Vissim を用いたシステムを構築することにより、汎用性のある方法論を提示することが可能となる。

## 3. Vissimの概要

本研究では、Vissim を用いたデータ同化システムを構築する。

Vissim は高速道路及び公共交通に対応可能なマイクロ交通流シミュレータとなっており、世界中の政府機関やコンサルティング会社、研究機関をはじめとする約 12,000 以上ものユーザーに使用されており、道路交通における様々な条件への適応性が高いシミュレーションソフトとなっている。また、標準的な道路から複雑な交差点まで作製できるなど、自由度が高く、精度の高い道路の再現が可能である。その一方で、世界的な汎用性をもつため、サグによる渋滞現象を再現するためのモジュールは基本的には組み込まれていない。しかしながら、あえてそのようなシミュレーションソフトを用いて現象再現を試みることで、本研究で構築するデータ同化の意義が検証されると考え、Vissim を用いることとした。

高速道路におけるシミュレーションについて、パラメータが自由に設定可能である車両モデルや車種によって必要となる車両を作製し、さらにドライバーと車両の特性を詳細に調整することが可能となっている。希望速度や加速及び減速行動のような基本属性に加え、追従挙動や車線変更なども操作可能となっている。追従挙動は R.Wiedemann の心理的・物理的な要因を考慮した自動車追従モデルを用いてシミュレーションされる。このモデルでは、ドライバーによる速度の違いと距離に応じて、加速あるいは減速しながら前方の車両に反応する。この方法により、ドライバーは希望速度や希望安全距離を前方の車両の運転挙動に応じて調整する。

また、様々な車種に対して、前方の車両への安全距離などの個々のドライバー特性を定義することが可能である。特に運転挙動に影響するパラメータとして、a) 重量分布・パワー分布、b) 希望速度分布 (Desired Speed Distributions)、c) 加速度・減速度関数 (Acceleration/Deceleration Functions)、d) 追従挙動パラメータ (Driving Behavior)、e) 車線変更パラメータの 5 つがあげられる。以下、それぞれについて概説する。

#### a) 重量分布・パワー分布

発生する車両に対して、車種ごとの車両重量と出力パ

ワーを確率分布で表現したパラメータである。デフォルトでそれぞれ車種ごとに確率分布が割り当てられており、この2つのパラメータは、坂道における車両の運転挙動に影響する。ただし、車種を大型車に設定した場合のみ操作可能なパラメータとなっているため、車種を小型車に設定した場合は操作不可となる。

b) 希望速度分布

車両の走行速度の確率的分布を定義するパラメータである。これは交通構成に含まれるそれぞれの車種毎に定義される。

c) 加速度・減速度関数

車両の速度に対する加速度の値を関数として表現したパラメータである。最大加速度関数、希望加速度関数、最大減速度関数、希望減速度関数の4つで構成されており、本研究で使用する最大加速度関数は、上り坂での走行など、物理的に速度が低下してしまう際に、速度を一定に保つための加速度が希望加速度を超えている場合のみ考慮される。

d) 追従挙動パラメータ

ドライバーは自由走行、追従、減速、緊急停止の4つの運転モードのどれか1つの状態にあると仮定し、追従挙動パラメータに含まれる複数のパラメータの設定値によって運転モードが選択される。

e) 車線変更パラメータ

General behavior (車線変更モデル)としてどの車線にも自由に車線変更可能な Free lane selection モデルと、走行車線と追越車線を区別する Slow lane rule モデルを選択可能となっている。また、To slower lane if collision time is above (走行車線を走る車両との車頭時間)は、車両が追越車線から左車線へ戻る際の戻りやすさをコントロールすることができるパラメータとなっており、デフォルト値は11秒となっている。

4. 検証用データの作成

本研究では、データ同化の精度を正確に評価するため、データ同化に使用する検証用データ (Grand truth data) を Vissim でシミュレーションを行うことで作成し、そのデータに対して交通状態の推定を試みる。以下では、Grand truth data の作成にあたっての諸設定とデータの概要について述べる。

(1) 想定する対象区間

東名高速道路厚木 IC・横浜町田 IC 間 26.554KP から 21.514KP (上り) の約 500m を想定する対象区間とする。また、道路構造、及びトラカン設置地点は図-1 の通りであり、本研究の検証を行う際にも、この地点でデータが取得されていることを仮定する。



図-1 道路構造及びトラカン設置地点

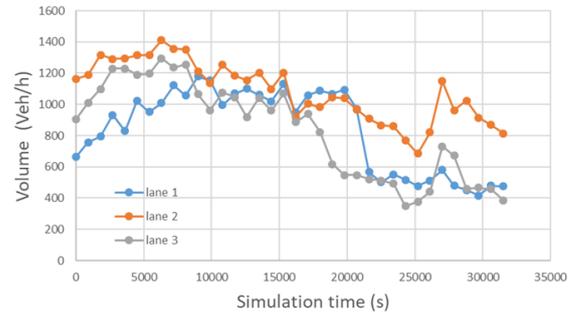


図-2 発生交通量変化図



図-3 区間毎の希望速度分布

(2) シミュレーション実施条件

先行研究<sup>11)</sup>による感度分析及び交互作用分析を基にシミュレーション実施条件を設定した。

- ① 車種はすべて大型車 (重量分布・パワー分布の操作が可能とするため) とし、重量分布は3000kg, パワー分布は20kWに固定。
- ② 上記以外のパラメータはすべて小型車のデフォルト設定と同様に設定。
- ③ シミュレーション時間は2時間 (7200秒)。
- ④ 28.82KPのトラカンデータを基に交通量を設定 (5分毎に交通量を変化させる)。
- ⑤ 発生交通量については図-2に示す通りとする。
- ⑥ 希望速度分布については、運転挙動への影響が非常に大きいことが判明しているため、Reduced Speed Areas (減速エリア) というパラメータを使用して、実データのトラカンデータを基に区間毎に希望速度分布を定義する。具体的には、図-3の通りとする。
- ⑦ 車間距離に影響するCC0について、デフォルト値の1.5秒から4.0秒の間で設定する。
- ⑧ 車線変更モデルについては、走行車線と追越車線を区別するSlow lane ruleモデルを選択している。

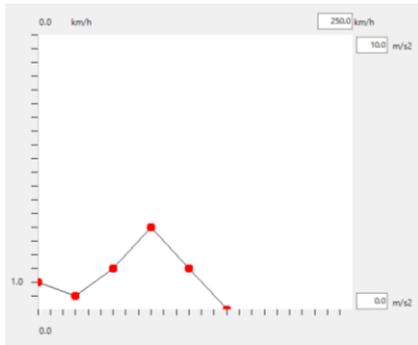
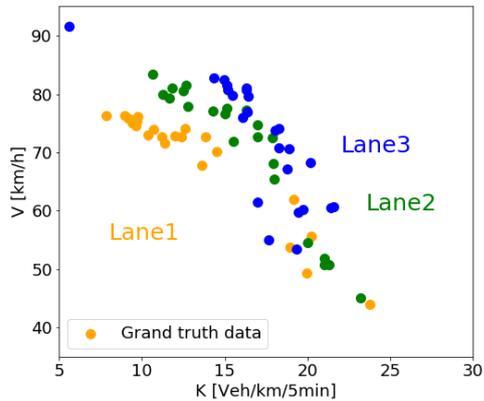
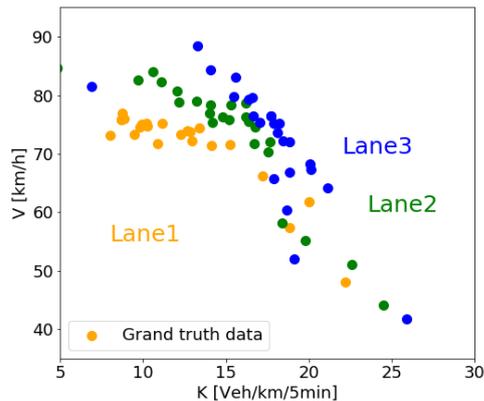


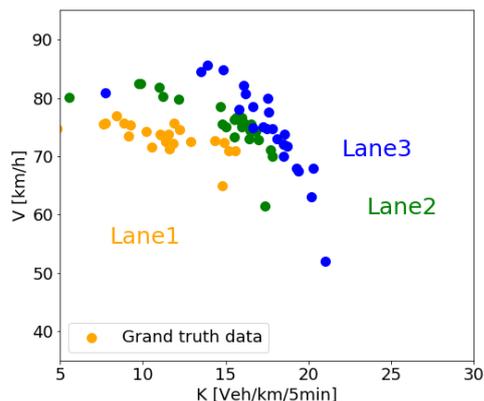
図-4 最大加速度関数 (最大値 3.0 m/s<sup>2</sup>)



(a) Grand truth data 1



(b) Grand truth data 2



(c) Grand truth data 3

図-5 23.074kp における KV 図

走行車線を走る車両の車頭時間については、デフォルト値の 11 秒から 30 秒の間で設定する。これらを基本の設定とした上で、データ同化の精度をより正確に評価するため、パラメータ値の異なる 3 つのケースにおける Grand truth data を Vissim で作成した。それぞれのパラメータは以下に示す値に設定した。なお、速度によって適用される最大加速度が変動する波型に設定して検討する。例として、最大値を 3.0 m/s<sup>2</sup> に設定した場合を図-4 に示す。なお、波型の場合、最小値については過度に渋滞が発生しないよう 0.5 m/s<sup>2</sup> に固定する。

Grand truth data 1 : 最大加速度関数 最大値 1.0 m/s<sup>2</sup>,  
CC0 3.3 m, CC1 2.0 s

Grand truth data 2 : 最大加速度関数 最大値 2.0 m/s<sup>2</sup>,  
CC0 2.0 m, CC1 2.0 s

Grand truth data 3 : 最大加速度関数 最大値 3.0 m/s<sup>2</sup>,  
CC0 3.3 m, CC1 2.0 s

シミュレーションで作成したデータより、トラカンによるデータ収集を想定している 23.074kp 地点における車線別の 5 分間集計の密度・平均速度図 (KV 図) を図-5 に示す。これより、自由流時は車線ごとに速度に差があるものの、渋滞発生後には車線間の速度が均一化されている様子など、実際のサグでも観測されるものと同様の交通状況が再現できることが分かる。

## 5. データ同化システムとその適用

### (1) システムモデルと観測モデル

本研究では、状態ベクトル  $\mathbf{x}_\tau = [\mathbf{x}_\tau^i, \dots, \mathbf{x}_\tau^{i+N}]^T$  を、タイムステップ  $\tau$  (時刻  $t - \Delta t \sim t$ ) における当該区間での全車両の走行軌跡とする。ここで、 $i$  は当該タイムステップに出現した車両 ID を表す。また、観測データとして、実際の高速道路のデータ取得環境を考慮し、約 2km 間隔で車両感知器が設定されており、車線ごとに 5 分間平均速度  $v$ 、および密度  $k$  のデータが収集されていると仮定する。すなわち、観測ベクトルは  $\mathbf{z}_\tau = [v_\tau, \mathbf{k}_\tau]^T$  とする。ただし、 $v_\tau, \mathbf{k}_\tau$  はそれぞれタイムステップ  $\tau$  における対象観測断面での速度、密度ベクトルを表す。

システムモデルとしては Vissim を用いる。Vissim では、COM インターフェイス機能を用い、Python から外生的にランダムシード、パラメータを制御し、シミュレーションの実行・停止、データ出力を行うことができる。この機能を用いて、時刻  $t - \Delta t$  における対象区間内の車両配置、および境界条件として、時刻  $t - \Delta t \sim t$  における上流端からの流入交通量をインプットとして、時刻  $t$  までシミュレーションを実行し、 $\mathbf{x}_\tau$  を得る。この結果に基づき、観測された  $\mathbf{v}$  と  $\mathbf{k}$  とのユークリッド距離の逆数として尤度を算出する式(1)を観測モデルと定義する。

$$p(\mathbf{z}_\tau | \mathbf{x}_\tau) \propto \frac{1}{\sqrt{(v_i - f_{vi}(\mathbf{x}_\tau))^2 + (k_i - f_{ki}(\mathbf{x}_\tau))^2}} \quad (1)$$

ただし、 $f_{vi}()$ 、 $f_{ki}()$ は状態ベクトルを地点  $i$  での平均速度、密度に変換する関数を表す。

## (2) データ同化フロー

本研究では、非線形性にも対応でき、柔軟度の高いパーティクルフィルタを適用する。

一般に、マイクロ交通流シミュレータはパラメータ数が膨大であり、その適切なキャリブレーションが難しい。そこで、先行研究において渋滞現象への影響度の大きい最大加速度関数（の最大値）、および車頭時間間隔の 2 つのパラメータを動的に更新していくことを考える。すなわち、両パラメータを尤度に基づく確率分布からパーティクルとしてサンプリングする仕組みとする。具体的な方法は以下の通りである。すなわち、初めに、初期値として  $p$  個の値を、最大加速度関数は  $0 \text{ m/s}^2$  から  $1.5 \text{ m/s}^2$ 、車頭時間間隔は  $0 \text{ s}$  から  $3 \text{ s}$  の範囲でそれぞれランダムに重複しないよう生成する。それぞれの値をランダムに組み合わせるシミュレーションを実行し、尤度  $l_j$  を算出する。その尤度によって重み付けられた平均値を  $a^*_{(t+1)}$  を、次のタイムステップ  $t+1$  の設定値とする。

$$a^*_{(t+1)} = \sum \frac{l_j}{\sum_p l_p} \cdot a_j \quad (a)$$

これ以降のタイムステップは、前のタイムステップの尤度を基に、各値付近にパーティクルをランダムにばらまき、次のタイムステップのパーティクルとする。

また、Vissim ではランダムに車両が生成される。そこで、ランダムシードによるシミュレーション結果への影響を考慮するため、時刻  $t+2$  のフィルタリングを行うにあたっては、パラメータ値を  $a^*_{(t+1)}$  に固定した状態で複数のランダムシードに対してシミュレーションを実行する。その中で最も尤度の高いランダムシードを抽出し、それに対してパラメータのフィルタリングを行うこととする。具体的な計算プロセスは以下の通りである。

**Step 0** Grand truth data を Vissim にて作成し、5 分間を 1 Time step として Time step 毎の平均速度  $V_G$  及び平均密度  $K_G$  を式(1)、(2)を用いて算出する。

$$V_G = \frac{v_0, v_1, \dots, v_n}{Q_G} \quad (1)$$

$$K_G = \frac{Q_G}{V_G} \quad (2)$$

$n$  : Grand truth data のデータ数

$v_n$  : Grand truth data の断面で観測された車両の走行速度

$Q_G$  : Grand truth data の断面で観測された交通量

**Step 1** 乱数を  $r$  個生成し、Vissim で実行する 5 分間のシミュレーションに順番にランダムシードとして設定する。

**Step 2** Step 2 にて実行したシミュレーションから式(3)、(4)を用いて算出した平均速度  $V_{S_i}$  及び平均密度  $K_{S_i}$  をプロットして距離の近さを尤度  $L(S_r)$  とし、最も尤度の高いシミュレーション結果の実行時のランダムシードを抽出する。

$$V_{S_i} = \frac{v_{t_0}, v_{t_1}, \dots, v_{t_n}}{n_r} \quad (3)$$

$$K_{S_i} = \frac{Q_{S_i}}{V_{S_i}} \quad (4)$$

$$L(S_r) = \sqrt{(V_G - V_{S_r})^2 + (K_G - K_{S_r})^2} \quad (5)$$

$r$  : ランダムシード変更回数

$n_r$  : シミュレーション結果のデータ数

$v_{r_n}$  : シミュレーション結果の断面で観測された車両の走行速度

$Q_{S_r}$  : シミュレーション結果の断面で観測された交通量

**Step 3** 抽出されたランダムシード設定時のシミュレーションデータから最後の時刻の車両配列データを取得し、最大加速度関数および車頭時間間隔をパーティクルとしたデータ同化時の最初の車両配列とする。

**Step 4** ここからは、最大加速度関数および車頭時間間隔をパーティクルとしたデータ同化を行う。それぞれのパラメータから  $p$  個パーティクルを生成し、ランダムに組み合わせ、シミュレーションを実行する。

**Step 5** Step 3 と同様に、Step 5 にて実行したシミュレーションから式(6)、(7)を用いて算出した平均速度  $V_{S_i}$  及び平均密度  $K_{S_i}$  をプロットして距離の近さを尤度  $L(S_r)$  とし、最も尤度の高いシミュレーション結果の実行時のランダムシードを抽出する。

$$V_{S_i} = \frac{v_{t_0}, v_{t_1}, \dots, v_{t_p}}{n_p} \quad (6)$$

$$K_{S_i} = \frac{Q_{S_i}}{V_{S_i}} \quad (7)$$

$$L(S_r) = \sqrt{(V_G - V_{S_r})^2 + (K_G - K_{S_r})^2} \quad (8)$$

**Step 6** 抽出されたランダムシード設定時のシミュレーションデータから最後の時刻の車両配列データを取得し、次の Time step の最初の車両配列とする。

**Step 7** Step 2 から Step 7 を、全 Time step 分繰り返す。

**Step 8** 各 Time step 時の尤度が最も大きかったものを  $L_t$

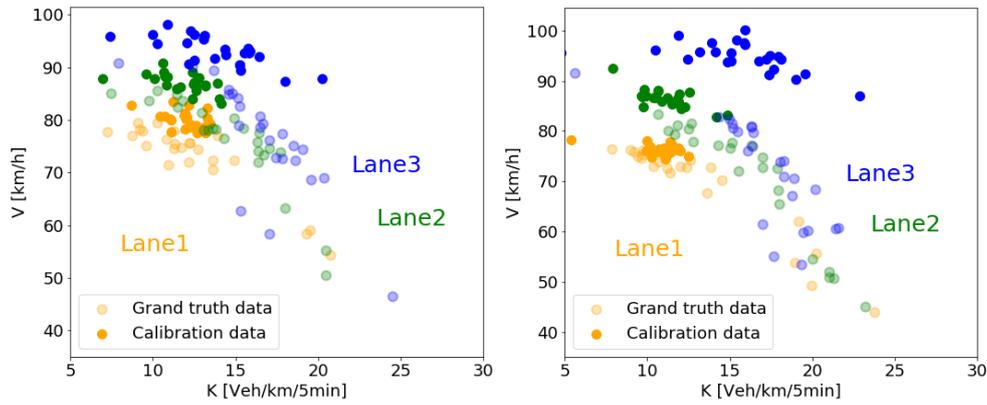


図-6 Grand truth data①とSampleのKV図 (25.050 KP / 23.074 KP)

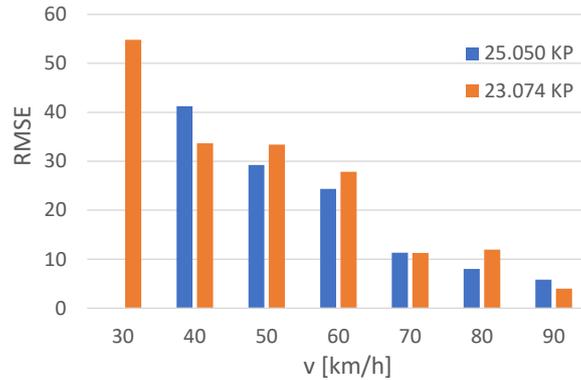


図-7 Grand truth data①とSampleのRMSE (25.050 KP / 23.074 KP)

とし、RMSEを計算する。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=0}^t (L_t)^2} \quad (9)$$

t : Time stepの数

(2) 適用結果

上記の条件のもと、Grand truth dataのシミュレーションのデータ同化を行う。ただし、通常、シミュレーションを構築する際には、分析者は真のパラメータは知り得ない。そこで、データ同化による交通状態推定精度の向上効果を評価するため、Vissimの初期設定値を用いてシミュレーションを行った結果と比較する。

a) 初期設定シミュレーションの結果

図-6よりGrand truth data①と比較した場合、25.050 KP地点では、第一車線は80 km/h付近、第二車線は80 km/hから90 km/hの間、第三車線は90 km/hから100 km/hの間に結果が密集した。また、全体的に速度が速く、Grand truth dataの範囲とは離れた位置となった。23.074 KP地点では、第一車線は70 km/hから80 km/hの間、第二車線は80 km/hから90 km/hの間、第三車線は90 km/hから100 km/hの間に結果が密集した。また、第一車線および第二車線はGrand truth dataより速度がやや速い範囲、第三

車線は非常に速い範囲に結果がプロットされた。図-7より、25.050 KP地点では、速度70 km/h以上ではRMSEの値は比較的小さいが、70 km/h未満では大きい値となった。また、23.074 KP地点では、90 km/hを除くすべての速度でRMSEの値が大きい結果となった。

図-8より Grand truth data②と比較した場合、25.050 KP地点では、第一車線は80 km/h付近、第二車線は80 km/hから90 km/hにかけて、第三車線は90 km/hから100 km/hにかけて結果が密集した。また、全体的に速度が速く、Grand truth dataの範囲とはやや離れた位置となった。23.074 KP地点では、第一車線は70 km/hから80 km/hにかけて、第二車線は80 km/hから90 km/hにかけて、第三車線は90 km/hから100 km/hにかけて結果が密集した。また、第三車線は非常に速い範囲に結果がプロットされた。図-9より、25.050 KP地点では、速度70 km/h以上ではRMSEの値は比較的小さいが、70 km/h未満では大きい値となった。また、23.074 KP地点についても、速度70 km/h以上ではRMSEの値は比較的小さいが、70 km/h未満では大きい値となった。

図-10より Grand truth data③と比較した場合、25.050 KP地点では、第一車線は80 km/h付近、第二車線は90 km/h付近、第三車線は90 km/hから100 km/hにかけて結果が密集した。また、全体的に速度が速く、Grand truth dataの

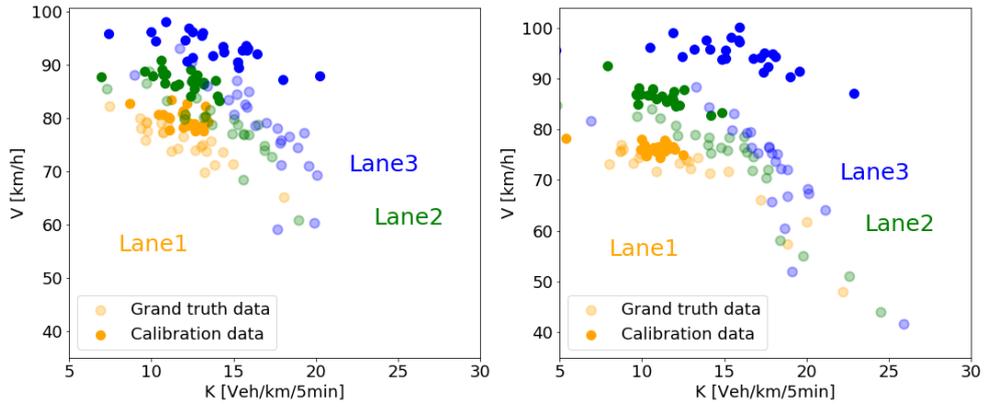


図-8 Grand truth data②とSampleのKV図 (25.050 KP / 23.074 KP)

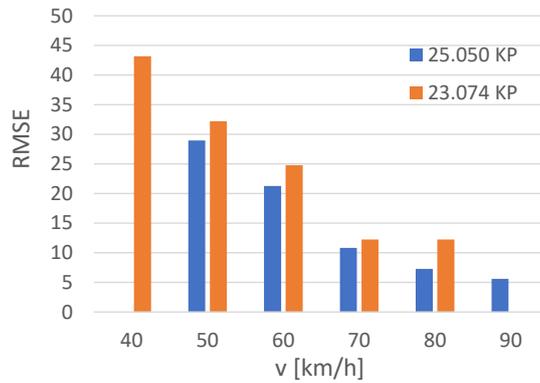


図-9 Grand truth data②とSampleのRMSE (25.050 KP / 23.074 KP)

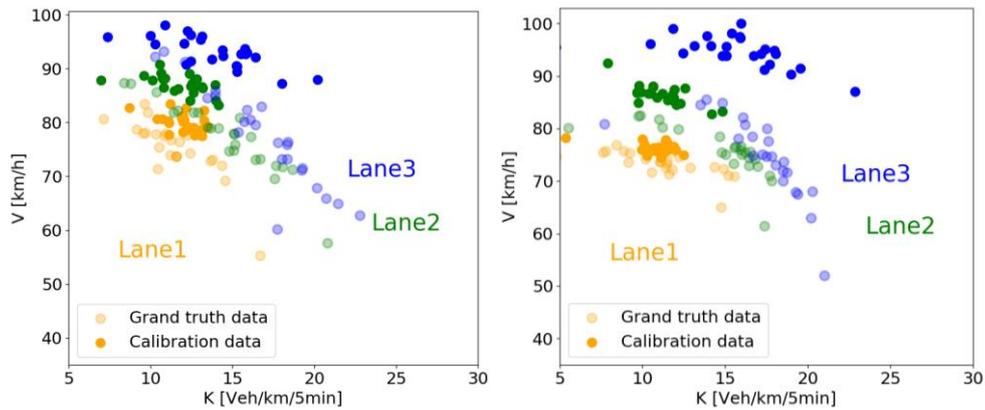


図-10 Grand truth data③とSampleのKV図 (25.050 KP / 23.074 KP)

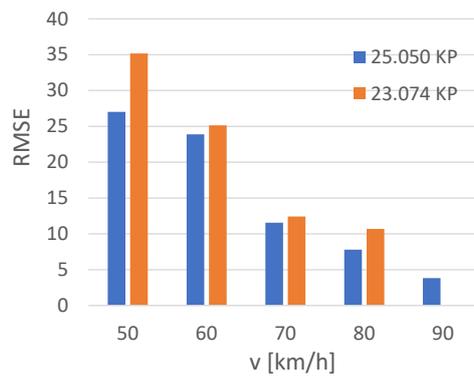


図-11 Grand truth data③とSampleのRMSE (25.050 KP / 23.074 KP)

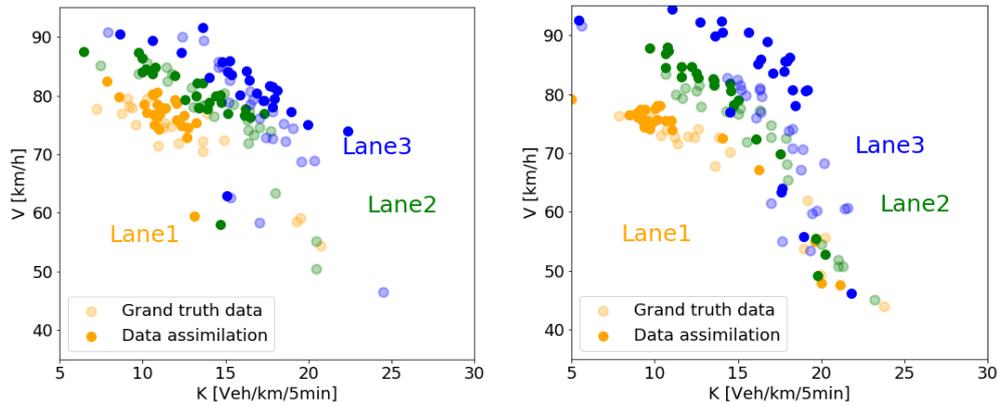


図12 Grand truth data①とデータ同化のKV図 (25.050 KP / 23.074 KP)

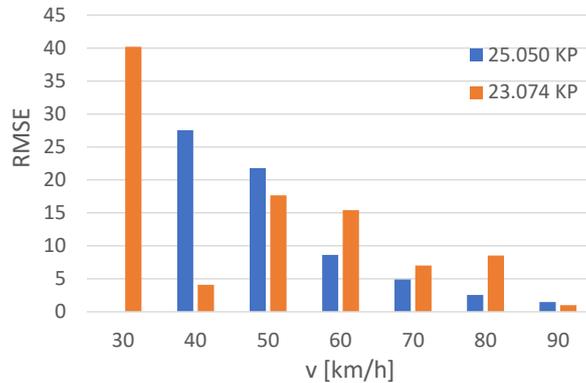


図13 Grand truth data①とデータ同化のRMSE (25.050 KP / 23.074 KP)

範囲とはやや離れた位置となった。23.074 KP 地点では、第一車線は 70 km/h から 80 km/h にかけて、第二車線は 80 km/h から 90 km/h にかけて、第三車線は 90 km/h から 100 km/h にかけて結果が密集した。また、第三車線は非常に速い範囲に結果がプロットされた。図-11 より、25.050 KP 地点では、速度 70 km/h 以上では RMSE の値は比較的小さいが、70 km/h 未満では大きい値となった。また、23.074 KP 地点についても、同様の結果となった。

b) データ同化の結果

次に、最大加速度関数および車頭時間間隔をパーティクルとしたデータ同化と Grand truth data を比較した結果を示す。

図-12 より Grand truth data①を用いてデータ同化した場合、25.050 KP 地点では、全車線、Grand truth data と同じ速度、密度の範囲内にプロットされた。第三車線については、Grand truth data の速度および密度の範囲内から少し遠ざかる形にプロットされた。23.074 KP については、第一車線および第二車線は、Grand truth data と同じ速度、密度の範囲内にプロットされた。第三車線については、Grand truth data より速度が高く、範囲内から少し遠ざかる形にプロットされた。また、図-13 より、25.050 KP 地点では、60 km/h 以上の RMSE 値は低く、60 km/h

未満の値はやや高い結果となった。23.074 KP 地点については、70 km/h 以上と 40 km/h では RMSE 値は低くなり、50 km/h および 60 km/h ではやや高く、また 30 km/h では非常に高い結果となった。

次に、図-14 より Grand truth data②を用いてデータ同化した場合、25.050 KP 地点では、全車線 Grand truth data と同じ速度、密度の範囲内にプロットされた。ただし、速度 70 km/h 以下の範囲にはほぼプロットされなかった。23.074 KP については、第一車線は速度 70 km/h から 80 km/h、密度 10 Veh/km/5min の範囲に結果が固まり、第二車線は Grand truth data と同じ速度、密度の範囲内にプロットされた。第三車線は、Grand truth data よりも速度がやや高い範囲に多くプロットされた。また、図-15 より、25.050 KP 地点では、速度 70 km/h 以上における RMSE が比較的低く、より Grand truth data に近い状態であることがわかる。これに対し、70 km/h 未満の RMSE については高い値となっている。23.074 KP 地点では、70 km/h 以上の RMSE 値が低く、70 km/h 未満については高い値となっている。特に、40 km/h における値は非常に高く、Grand truth data とはやや異なる結果が出ていると考えられる。

最後に、図-16 より Grand truth data③を用いてデータ同化した場合、25.050 KP 地点では、どの車線も Grand

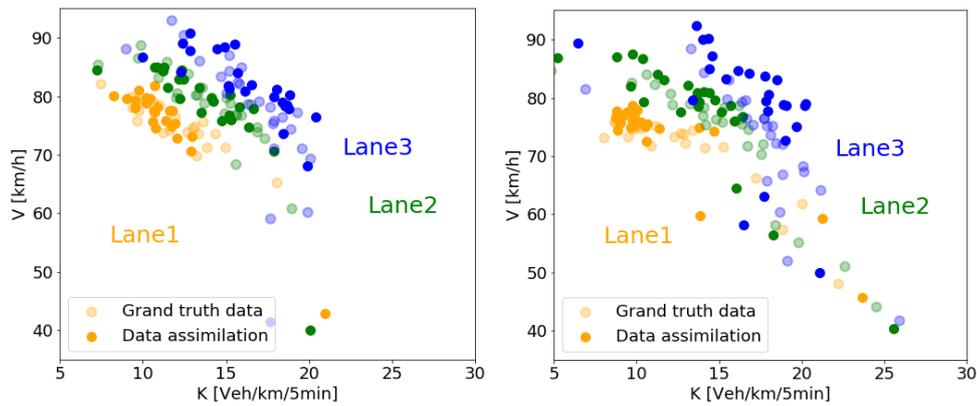


図14 Grand truth data②とデータ同化のKV図 (25.050 KP / 23.074 KP)

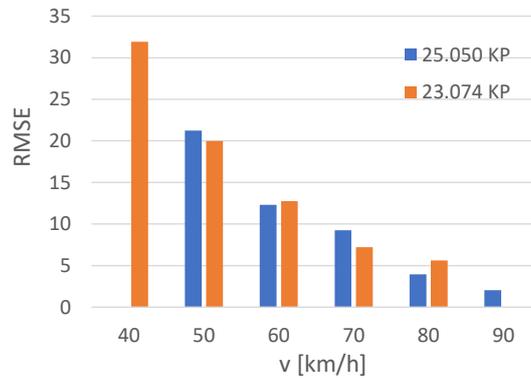


図15 Grand truth data②とデータ同化のRMSE (25.050 KP / 23.074 KP)

truth data と近い速度、密度の範囲内にプロットされた。23.074 KP については、第一車線は速度 70 km/h から 80 km/h、密度 10 Veh/km/5min の範囲に結果が固まり、第二車線は Grand truth data と同じ速度、密度の範囲内にプロットされた。第三車線は、Grand truth data よりも速度および密度がやや高い範囲に多くプロットされた。また、図 17 より、25.050 KP 地点では、70 km/h 以上の RMSE 値は非常に低く、70 km/h 未満の値はやや高い結果となった。23.074 KP 地点については、70 km/h 以上では RMSE 値は低くなり、70 km/h 未満では高い結果となった。

c) 考察

最大加速度関数および車頭時間間隔をデフォルト設定でシミュレーションを行った場合と比較して、最大加速度関数および車頭時間間隔をパーティクルとしたデータ同化をする方が、より Grand truth data と近いシミュレーションを作成することが可能であることが判明した。KV 図より、最大加速度関数をデフォルト設定にした場合は、第一車線および第二車線について速度および密度が限られた範囲にプロットされる結果が多く、第三車線に関しては速度が非常に高い範囲にプロットされる結果が多かった。これに対し、最大加速度関数の最大値をパーティクルとした場合、第三車線の結果が速度の速い範囲にプ

ロットされることが多かったものの、全体的に Grand truth data に近い範囲にプロットされた。

速度別の RMSE については、最大加速度関数をデフォルト設定にした場合は、速度に関係なく RMSE 値が大きくなるが多かったことに対し、データ同化の場合は速度が 70 km/h 以上の場合は低い値が出力されており、比較的 Grand truth data と近いシミュレーションが実施されていたと考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、マイクロ交通流シミュレータ Vissim を使用し、パーティクルフィルタによる東名速道路大和サグの交通状態推定を行った。パーティクルフィルタでは、上り坂等における加速度に影響する最大加速度関数の最大値と車間距離に影響する車頭時間間隔のパラメータを逐次的に更新する設定とした。その結果、パーティクルフィルタを適用することで、これら 2つのパラメータをデフォルト設定としてシミュレーションを行った場合と比較して、より Grand truth data と近いシミュレーションを作成することが可能であることが判明した。これは、最大加速度関数による速度低下不足を車頭時間間隔の調整によって補うことができたためであると考えられる。

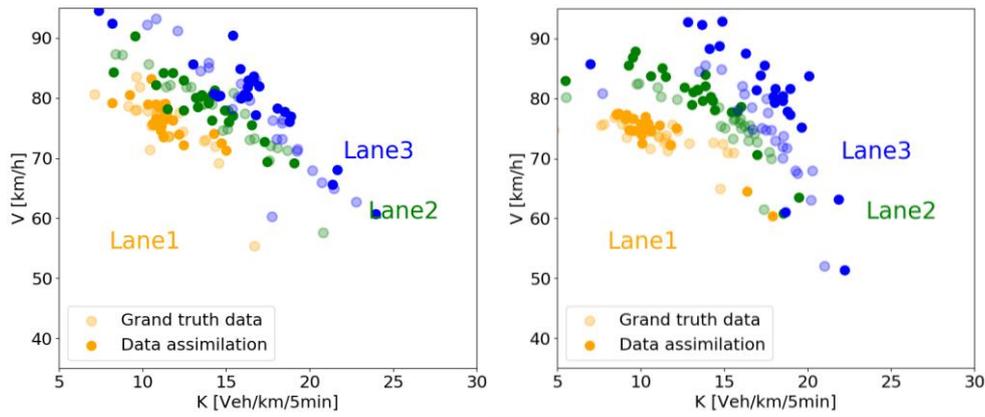


図16 Grand truth data③とデータ同化のKV図 (25.050 KP / 23.074 KP)

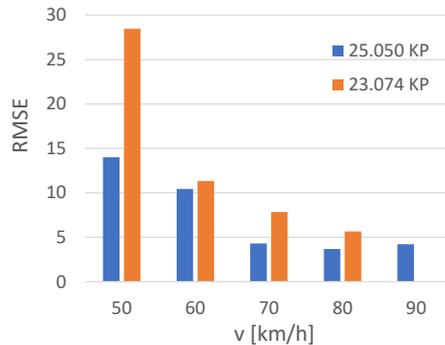


図17 Grand truth data③とデータ同化のRMSE (25.050 KP / 23.074 KP)

しかしながら、現段階では渋滞流時のシミュレーションをデータ同化によるパラメータの調整だけで実行することは難しく、サグ部特有の渋滞現象を含めて交通状態推定を行うことは難しい。今回のデータ同化の欠点として、最大加速度関数等全区間同じ設定が入力されてしまうことが挙げられる。本研究ではデータ同化の複雑化を避けるため全区間同じ設定になるようにしていたが、今後は区間や地点の交通状態に合わせたデータ同化が行えるよう、改良する必要があると考えられる。また、Vissimの仕様上、各タイムステップで車両を再配置してシミュレーションを実行すると、各車両は速度0から加速してスタートすることとせざるを得ない。そのため、渋滞の延伸が適切に再現できなかったと考えられる。

今後の課題として、車両の個別データなど、マイクロ交通流シミュレータならではの有利な点を最大限に活用することができなかったことも挙げられる。車両軌跡を尤度としてデータ同化を行う方法や、プローブデータを基に作成した車両を投入した状態でデータ同化を行う方法など、より精度の高い交通状態推定を行うことが課題として挙げられる。

**謝辞：**本研究は、JSPS 科研費 19H02268 の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

#### 参考文献

- 1) NEXCO 中日本 ドライバーズサイト  
<https://www.c-nexco.co.jp/jam/cause/cause01.html>
- 2) Hu, Xiangwang, and Jian Sun. "Trajectory Optimization of Connected and Autonomous Vehicles at a Multilane Freeway Merging Area." *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 101, no. February (2019): 111–25. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.02.016>.
- 3) Kreidieh, Abdul Rahman, Cathy Wu, and Alexandre M. Bayen. "Dissipating Stop-and-Go Waves in Closed and Open Networks via Deep Reinforcement Learning." *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC 2018-Novem* (2018): 1475–80. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2018.8569485>.
- 4) Stern, Raphael E, Shumo Cui, Maria Laura, Delle Monache, Rahul Bhadani, Matt Bunting, Miles Churchill, et al. "Dissipation of Stop-and-Go Waves via Control of Autonomous Vehicles: Field Experiments." *Transportation Research Part C* 89, no. April 2017 (2018): 205–21. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.02.005>.
- 5) 金澤文彦, 坂井康一, 鈴木一史, 岩崎健: 高速道路

- サグ部における ACC 車両との路車間連携による交通円滑化, 第 32 回交通工学研究発表会論文集, pp.31-34, 2012
- 6) 小川圭一, 秋山孝正: 遺伝的アルゴリズムを用いた渋滞シミュレーションの実証的構造設定方法, 土木計画学研究・論文集 18 巻 (2001), pp.737-746
- 7) 福田大輔, 洪子涵, 岡本直久, 石田東生: 都市高速道路における交通状態推定問題およびセンサー配置問題に対するデータ同化アプローチ, 土木計画学研究・論文集第 31 巻 (特集), 2014 年 70 巻 5 号 pp. I\_1041-I\_1050
- 8) 立命館大学交通マネジメント工学研究室, 高嶋望都: Particle Filter を用いた車種別交通状態推定と渋滞現象の分析, 2018
- 9) 塩見康博, 高嶋望都: データ同化を用いた高速道路サグ部における渋滞現象の分析, 土木学会論文集 D3(土木計画学), 73 巻 (2017) 5 号 p. I\_1073-I\_1082.
- 10) Xu Xie, Hans van Lint, Alexander Verbraeck: A generic data assimilation framework for vehicle trajectory reconstruction on signalized urban arterials using particle filters, *Transportation Research Part C* 92 (2018) 364-391
- 11) Nakai, Mariko, Kenichiro Nakazawa, and Yasuhiro Shiomi. "Representation of Sag Bottleneck Phenomena with a Commercial Microscopic Traffic Simulator." *Transportation Research Procedia* 34 (2018): 99–106. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2018.11.019>.
- 12) 樋口知之, 上野玄太, 中野慎也, 中村和幸, 吉田 亮: データ同化入門, pp. 1-8, 朝倉書店, 2011.
- 13) Jian Xing, 越正毅: 高速道路のサグにおける渋滞現象と車両追従挙動の研究, 土木学会論文集, No.506/IV-26, pp.45-55, 1995.
- 14) 中井万理子, 塩見康博: ミクロ交通流シミュレータ VISSIM による高速道路サグ部渋滞現象再現性の定性評価, 第 58 回土木計画学研究発表会研究講演集 CD-ROM, 2018.

## DYNAMIC CALIBRATION OF MICROSCOPIC TRAFFIC SIMULATION AT SAGS

Mariko NAKAI and Yasuhiro SHIOMI

In Japan, the economic loss due to traffic congestion is estimated to be 12 trillion yens a year. In fact, about 60% of the traffic congestion on intercity expressways is caused by sag. Active traffic management (ATM) is widely implemented as a freeway operation to mitigate such traffic congestion phenomena. Traffic state estimations and predictions are essential parts of an effective ATM. Conventional traffic state estimation with data assimilation is done at the macroscopic level. However, considering the coming era of autonomous and connected vehicles, it is essential to evolve the traffic state estimation from the macroscopic to microscopic level. In this manuscript, we extract key parameters and their appropriate ranges for the reproduction of the sag bottleneck phenomena by focusing on the micro traffic flow simulator, VISSIM. Using this information, we have developed a data assimilation system in which the microscopic-traffic simulator is dynamically calibrated with multiple data sources.