

移動軌跡データによるミクロ交通流モデルの検証について

市橋 立[†] 白山 晋^{††}

実社会を対象としたシミュレーションはいくつか領域を絞って取り組みがなされている。しかし社会という複雑に絡み合った対象全体を理解するには、自然環境を含めて、それらの相互作用を考慮した1つのシステムとして扱わなければならない。この際、問題となるのは着目するスケールの違いである。そして、スケールの違いによって起こる問題は、スケールごとのモデル化によって解決が図られることが多い。したがって、スケール間をつなぐようなモデルの検証手法が求められる。本稿では、ミクロ交通流モデルの検証法として移動軌跡データのクラスタ化を提案する。いくつかの数値シミュレーションの結果は、各々の車両の移動軌跡データに対して、加速度の絶対値の総和とBandoらによって提案されたOV関数の平均値、あるいは速度の平均値を指標とした特徴空間において、車両がクラスタ化できることを示唆している。

A Study of Microscopic Car Models Validation Using Spatio-temporal Datasets

RITSU ICHIHASHI[†] and SUSUMU SHIRAYAMA^{††}

There are many social simulation models focused on specific domain. To get the whole vision of the complex intertwined system, including nature environment, we should deal with it as a one system that all of the elements may interact with one another. At this point, it is important which scale is concerned. And, several issues will occur owing to a difference of the scale to be governed in the events. These issues have been solved in such way that scale-dependent effects are separated in each event, and a model on each scale is assumed. Therefore, we need model validation method linking between each scale. This paper describes a micro-level validation method of Multi-Agent Simulation (MAS). Clustering spatio-temporal datasets is proposed as the validation method. Numerical experiments show that a spatio-temporal data obtained from the movement of each vehicle can be clustered in a space constructed from the summation of absolute values of the accelerations and the average of OV function proposed by Bando et al., or the average of the velocities.

1. はじめに

近年の計算機の発達やデータ取得技術の発達によって、コンピュータシミュレーションは第3の科学的手法の1つとして定着している。そして、実社会を対象としたシミュレーションもいくつかの事象に対して取り組みがなされるようになってきている¹⁾。そのような実社会を対象としたシミュレーションはいくつか領域を絞って取り組みがなされている。しかし社会という複雑に絡み合った対象全体を理解するには、1つの対象に対する単独のシミュレーションでは不十分であることは明らかであろう。自然環境を含めて、それらの相互作用を考慮した1つのシステムとして考える必要が

ある。

自然環境の影響を含めた社会現象は、時空間に関してマルチスケール性を持っており、階層化できるという仮説が正しいことは様々なシミュレーションによって確認されている。事象ごとのスケール分離によって、スケールごとにモデル化を行い、スケールごとの異なるアプローチを統合し、システム全体を構成するという戦略が採用されることが多い。

しかしながら、社会全体を同一の方法論に基づいて扱うことは、社会システムの複雑性に起因して、将来的な計算機の発達やシミュレーション技術の向上をもってしても現実的ではないと考えられる。このため、多くのシミュレーションは、決定論的、確率論的、局所ルールベースなどの創発的など異なるアプローチによって実行されていることが多い。したがって、それぞれを統合して1つの情報システムを形成する場合、異なる思想で発展したシミュレーションどうしを結合

[†] アクセンチュア
Accenture

^{††} 東京大学人工工学研究センター

RACE, The University of Tokyo

する必要が生じる。しかし、これは容易なことではない。着目するスケールが異なることが一因である。

多くの場合は、時間軸や空間軸によって扱う領域を分離し、いくつかのシミュレーションコードを作成し、重複領域に着目し、データのやりとりを介して統合を行うというのが一般的である²⁾。このような方法において問題となるのは、スケール間のモデルの干渉である。あるスケールのモデルの検証を考えた場合、そのスケールでは十分と思われる検証であってもスケール間の干渉によって検証が不十分になるという可能性がある。すなわち、あるスケール内であっても、スケールをつなぐようなモデルの検証手法が必要になる。

一般的に検証は、正当性検証 (Verification) と妥当性検証 (Validation) に分けて行われる³⁾。Verification では、モデルの正当性を収束性などの数理的性質、理論解やベンチマーク解などを用いることによって調べる。Validation では、妥当性を実験や観測などの現実解との比較を中心として調べることが多い。課題は、Verification と Validation を同一のスケールで行うことであるが、これは容易ではない。たとえば、コンピュータモデルとシミュレーション結果に対する検証は、あるスケールにおいて、そのスケールでのモデルの Verification を行い、Validation はモデル群によって構成されるシステムが提示する結果によって行われる。このため、Verification においては多くの仮定が設定され、Validation においては、マクロな視点からのものが多くなる。結果として、現象の再現性が何に起因しているのか、あいまいになることが問題視されている。

本研究は、シミュレーション技術の中核として社会という複雑に絡み合った対象を理解するために、

- (1) シミュレーション群の統合のための各シミュレーションにおけるモデル構築の作成指針の提案、
 - (2) 階層構造を考慮したモデルの検証法 (Verification と Validation) の提案、
 - (3) 実世界からのデータ取り込みと比較によるシミュレーション結果の検証法 (Validation) の提案、
 - (4) シミュレーション結果を実世界へ展開するための基礎的手法の構築、
 - (5) データ管理手法の考察と構築、
 - (6) 統合システムとしてのフレームワークの提案、
- を目標としてはじめられた。

本稿の目的は、交通流シミュレーションを対象に、モデルとシミュレーション結果の検証手法に対する考察を行い、ミクロレベルに対する 1 つの方法を提案す

ることである。

2. ミクロ交通流モデル

エージェントによる交通流シミュレーションでは、ミクロモデルばかりでなく、ドライバモデルなどのサブミクロモデルと呼ばれるモデルの高度化が進んでいる⁴⁾。モデルの評価に関しては、Verification という点で数理的な検証^{5),6)} が、Validation では、ある区間の旅行時間や旅行速度の実測値との比較などが行われている^{4),7),8)}。交通流シミュレーションに関しては、表 1 に示すようにひととりの検証手法が提案されている。しかしながら、ミクロ、サブミクロモデルの検証であってもマクロ的な視点からのものが多く、個別の車両挙動を調べるというようなものは少ない。このため、モデルが複雑化し、個別要素の性質が全体に与える影響の拡大や、スケール間のモデルの干渉が生じるような場合には、ミクロレベルとマクロレベルをつなぐ LOD (Levels Of Detail) 的な階層的検証手法が必要になるものと思われる。たとえば、交通流シミュレーションと環境シミュレーションの連携を考える場合、環境シミュレーションが扱う領域の大きさによって粗視化が行われる。多くの場合、個別車両が識別されることはないが、トンネル内のような閉領域の場合は車両を個別に扱うこともある⁹⁾ (個別車両の加減速の影響の評価が必要になる)。そのような場合を考えると、ミクロモデルの Validation において、区間の旅行時間と旅行速度に対する統計量では不十分であることが分かる。

本稿では、個別車両の移動軌跡データに着目し、ミクロレベルとマクロレベルの中間に位置づけられる情報を用いた検証手法を考察する。

はじめに、本稿で対象とする交通流シミュレーションについて説明する。採用したミクロ交通流モデルは、Bando ら¹⁰⁾ の OV (Optimal Velocity) モデルである。OV モデルは前方の車両との車間距離に応じて加速度を制御するモデルである。 x を車両の 1 次元座標とし、 $(\cdot)^n$ を n ステップの量を表すものとする、車両の加速度は、

表 1 交通流シミュレーションにおける検証手法の分類
Table 1 Classification of verification/validation methods in traffic simulations.

	Verification	Validation
ミクロレベル	車両挙動の検証	区間の旅行時間と旅行速度の実測値との比較
マクロレベル	交通流特性の検証	交通統計量との比較

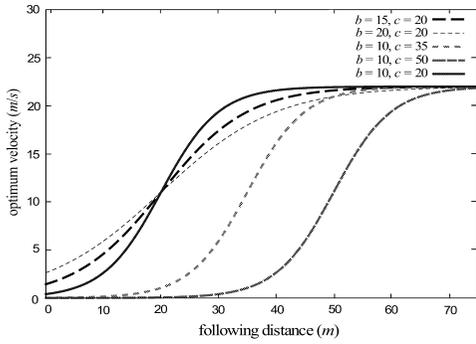


図 1 パラメータによる OV 関数の変化
Fig. 1 Variation of the OV function.

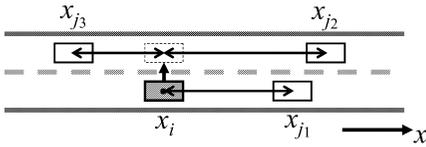


図 2 車線変更モデル
Fig. 2 A model for lane changing.

$$\frac{d^2 x^n}{dt^2} = a(V(\Delta x^n) - \frac{dx^n}{dt})$$

$$V(\Delta x) = V_{max} \left(\frac{\tanh(\frac{\Delta x - c}{b}) + \tanh(c)}{1 + \tanh(c)} \right) \quad (1)$$

と表される。ここで、 Δx は車間距離、 $V(\Delta x)$ は、OV 関数と呼ばれるもので、車間距離に応じた最適速度を求める関数である。また、 a は感応度を表し、 b, c は適当な定数である。 V_{max} は最高速度を示す。図 1 にいくつかのパラメータにおける OV 関数の形状を示す。物理的には排除効果（衝突回避）、相互作用の非対称性（追従挙動）、応答の非可逆性（散逸系）を表すものとされている¹⁰⁾。車線変更に関しては、図 2 に示すように前車との車間距離が一定値以下であり、移動する隣の車線における移動後の車間距離が長く、かつ隣の車線に変更しても前後の車両と衝突しなければ移動するというモデルを採用する。定式化すると、車線変更を予定している車両を i 、前方車両を j_1 、隣接車線の前方車両を j_2 、後方車両を j_3 とすると、

$$\begin{aligned} x_{j_1} - x_i &< d_1, \\ x_{j_2} - x_i &> d_2, \\ x_i - x_{j_3} &> d_3 \end{aligned} \quad (2)$$

となり、 d_1, d_2 、および d_3 をパラメータとして扱う。

3. 移動軌跡データとクラスタ分析による検証

簡単のため、乱数によって車両を流入させた 2 車線 1 リンクのシミュレーション結果を用いて提案手法を説明する。図 3 上はある瞬間の車両の位置を示して

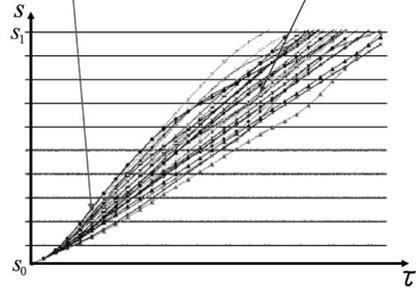
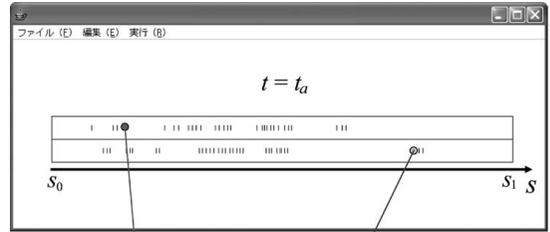


図 3 車両位置のスナップショット(上)と各車両の旅行位置の時間変化(下)

Fig. 3 Trajectory of cars.

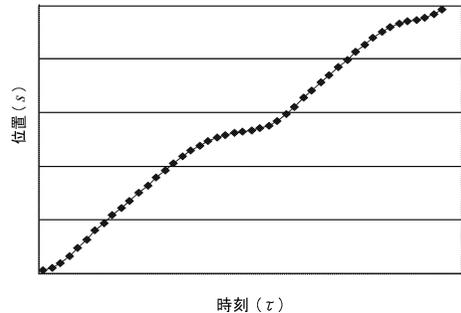


図 4 移動軌跡データの例

Fig. 4 Example of spatio-temporal data.

いる。図 3 下はある一定時間内にこの区間を通過した車両の流入から流出までを時間と流入位置からの旅行距離の時間変化をグラフで表したものである。

図 3 下を分析すると、このような単純なシミュレーションであっても、通過車両の挙動がいくつかのパターンを持つことが予想できる。ここで、図 3 下を移動軌跡データと見なすことで移動軌跡データの分析を試みる。はじめに、この移動軌跡データ $C_i(x^0, \dots, x^n, x^{n+1}, \dots)$ をいくつかの指標によって分類する。ここで、 i を個別車両の識別子とした。また、 x^0 は区間の始まり、 n はこの車両が区間に入ってから時間ステップを表すものとする。図 4 に一例を示す。図のように変曲点と傾きが移動軌跡データの特徴となっている。しかしながら、個々の車両を識別するようなパターンを分析することは粒度が小さく、現実との比較は難しい。そこで、いくつかの特徴量によって移動軌

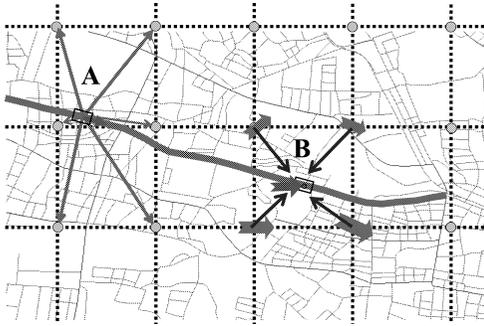


図5 2つのシミュレーション間の情報交換

Fig. 5 Interaction between a traffic simulator and a wind prediction system.

跡データを分類することを試みる．図4の傾きの変化は加速度の変化に対応する．したがって，符号を考慮し，1つ目の指標として次式で算出される加速度の絶対値の総和を用いることにした．これを Sa_i と表記する．

$$Sa_i = \sum \left| \frac{x_i^{n+1} - 2x_i^n + x_i^{n-1}}{\Delta t^2} \right| \quad (3)$$

となる．図4で示す移動軌跡データの傾きは速度に対応するが，OVモデルの場合は，OV関数値がそれを表すことになる．よって，2つ目の指標としては，OV関数値の平均値 (\bar{V} と表記する)：

$$\bar{V}_i = \frac{\sum V(\Delta x_i(t^n)) \Delta t}{T} \quad (4)$$

あるいは，より一般的に速度の平均値：

$$\bar{V}_i = \frac{\sum (\frac{dx}{dt}) \Delta t}{T} \quad (5)$$

とする．

これらの指標は，図5で示すような他のシミュレーションとの統合において，その相互作用を考慮して導かれるものでもある．たとえば，図5において格子状に並べられた点を環境予測シミュレーションの計算点であるとする．個別車両のPM排出量に関して白濱らの排出量算出式¹¹⁾(式(6)：主要項のみを示す)を利用すれば，各時刻における車両位置におけるPMの排出量が算出される．

$$\begin{aligned} \ln E_{PM}(t) = & -2.0856 + 0.0495v(t) \\ & -0.007v(t)^2 + 0.000005v(t)^3 \\ & + 0.11612a(t) \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)から分かるように交通流シミュレーションにおける各車両の速度と加速度が，環境予測シミュレーションに対してPMの排出量という形で影響を与えている．また，環境が車両挙動に与える影響は現時点で

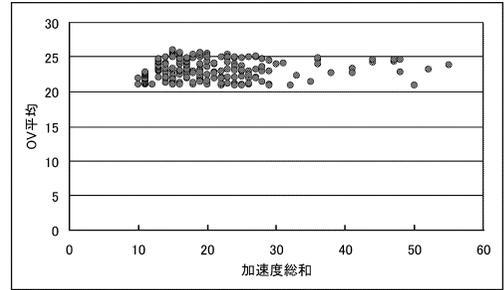


図6 特徴空間上の移動軌跡データの散布図

Fig. 6 Scatter graph of spatio-temporal data mapped onto the feature space.

は主として速度規制などの制約条件である場合がほとんどであるが，モデルの精緻化とともに風が車両に与える影響がエンジンの回転数やトルクなどサブミクロスケールのモデルを介してミクロスケールに伝達される可能性がある．その場合は追従性に影響するだろう．

このように他のシミュレーションとの相互作用を考えた場合も，加速度と追従性(OV関数，あるいは速度)に関連した量を特徴量として扱うことに意味があるものと考えられる．そこで， Sa_i と \bar{V} を座標軸とした空間を考え，それを特徴空間と呼ぶことにする．車両 i は特徴空間上の点 $P(Sa_i, \bar{V}_i)$ に写像される．図3に示した移動軌跡データの特徴空間で表したものが図6である．図からは，クラスタが形成され，何かしらのパターンを有していることが分かる．次にクラスタ分析を行う．試行として，クラスタ分析手法として代表的な K-means 法¹²⁾を用いてクラスタリングを行った．今回の数値実験から得られたデータに関しては，クラスタリングはできるが初期値への依存性が強く，安定なクラスタを得ることができなかった．そこで，クラスタリングには階層型のものを用いることにする．これはクラスタ間に類似度を定義し，近いクラスタを順次併合していくことで階層構造を形成する手法である．以下に手順を示す．なお，本稿では類似度として特徴空間におけるユークリッド距離を用いることにする．

Step1: 式(2)を用いて特徴空間上の2点間のユークリッド平方距離 d_{ij}^2 を算出する．

$$d_{ij}^2 = \sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2, (i, j = 1, \dots, n) \quad (7)$$

ここで， X_{ik} ($k = 1, \dots, p$) は個体を示す変数で p は成分の数である．上述した特徴空間の場合は， $p=2$ ， $X_{i1} = Sa_i$ ， $X_{i2} = \bar{V}_i$ となる．また， n は個体の総数であり，初期状態のクラスタは1つの個体から生成

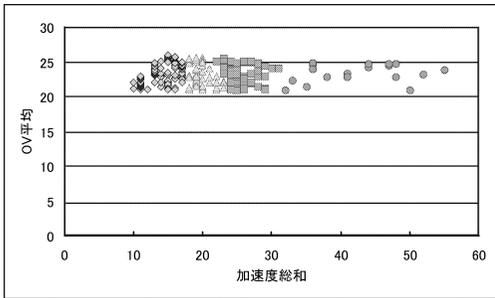


図 7 ウォード法によるクラスタ分析

Fig. 7 Clustering analysis using Ward's method.

されているものとする。

Step2: ユークリッド平方距離の最も近いものを併合して新たなクラスタとする。クラスタ a と b が併合され、新たにできるクラスタ x と、併合されずに残っているクラスタ c との距離を、

$$d_{xc} = \alpha_a d_{xa} + \alpha_b d_{xb} - \beta d_{ab} + \gamma |d_{xa} - d_{xb}| \quad (8)$$

あるいは、

$$d_{xc}^2 = \alpha_a d_{xa}^2 + \alpha_b d_{xb}^2 - \beta d_{ab}^2 + \gamma |d_{xa}^2 - d_{xb}^2| \quad (9)$$

とする。

Step3: クラスタの数が 1 つになるまで Step2 を繰り返す。

階層型クラスタリング手法にはいくつかのものがあがあるが、本稿では分類感度が高いとされるウォード法¹²⁾を利用することにした。ウォード法においては、Step2 で式 (9) を用い、 α_a 、 α_b 、 β 、 γ を、

$$\alpha_a = \frac{n_x + n_a}{n_x + n_c}, \alpha_b = \frac{n_x + n_b}{n_x + n_c},$$

$$\beta = \frac{-n_x}{n_x + n_c}, \gamma = 0$$

で与える。 n_a 、 n_b 、 n_c 、 n_x は各クラスタに含まれる個体の数である。図 6 に対して 4 つのクラスタが形成された例を図 7 に示す。

4. 数値実験

4.1 OV 関数の平均値によるパターンの変化

2 車線 1 リンクの場合について OV 関数の平均値によるパターンの変化を調べる。リンク長は 8km、時刻幅 Δt は 1 秒、実行時間は 4600 ステップで投入間隔は平均 10 ステップに 1 台としている。個々の車両の特性を表現するために OV 関数にばらつきを与えることにする。はじめに、パラメータ a 、 b 、 c は固定し、最高速度 V_{max} をある範囲内で変化させる。OV 関数のパラメータとして、 $a = 0.5$ 、最高速度 V_{max} を $22 + W$ で与える。 b 、 c に関しては、図 1 に示した範囲 ($10 \leq b \leq 20$ 、 $10 \leq c \leq 50$) で試計算を行っ

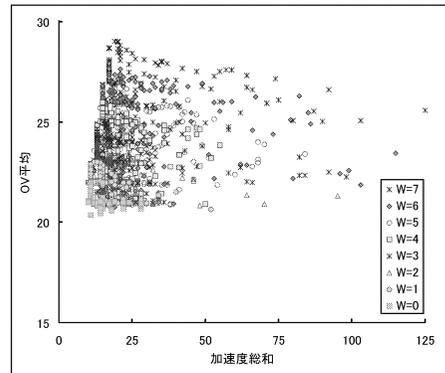


図 8 W を変化させたときの特徴空間のパターン変化

Fig. 8 Variation of patterns in the feature space due to the parameter W.

たが、パターンの大きな変化は見られなかった。しかしながら、図 1 から分かるように c を大きくすると 40 m 以下の車間距離での最適速度がほぼ 0 となり、 b が 10 では車間距離の変化に対する最適速度の変化が大きなものとなる。一方、 $b = 20$ とすると、車間距離が 0 であっても有限の速度となる。どのようなパラメータを選択するのが問題となるが、数 m から数十 m の車間距離に対する最適速度の変化が滑らかな $b = 15$ 、 $c = 20$ を選んだ。この値で問題になるのは、車間距離が 0 であっても有限の速度となることである。試計算において車間距離が極端に小さくなることがなかったことから、この問題は回避できるものと考えている。ただし、信号モデルなどを加えると、車間距離が 0 の場合について考慮しなければならない。この点は今後の検討課題としたい。車線変更モデルに対するパラメータとして、 $d_1 = 30$ 、 $d_2 = 30$ 、 $d_3 = 30$ とした。系が安定する時間を最初の 1000 ステップとし、その後の移動軌跡データを用いて分析を行う。

はじめに、W を変化させたときの特徴空間における散布図を図 8 に示す。W が大きくなるに従いどちらの軸に対してもバラツキが大きくなっており、特に横軸方向が顕著になっている。横軸方向の広がり最高速度が異なる車両が混在することにもない加減速が増加したためと考えられる。OV 平均の分散の増加は W が増えるに従い最高速度の大きな車両が増えるためと考えられる。

次に投入車両頻度を変化させたときの様子を図 9 に示す。投入頻度が増えると OV 平均が全体的に下がり、加速度の総和の分散が増えている。これは投入台数が増えて渋滞が起きたことで、平均的に速度が下がり、加減速が増加したためと考えられる。

このようにパラメータの変化に対して、OV 平均と

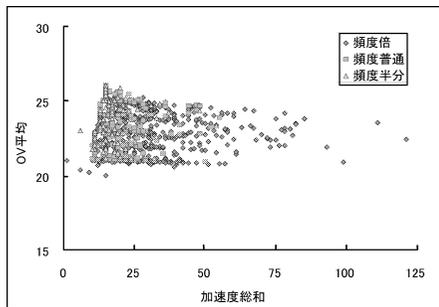


図 9 投入頻度を変更した場合

Fig. 9 Variation of patterns in the feature space due to the frequency of inflow of the car.

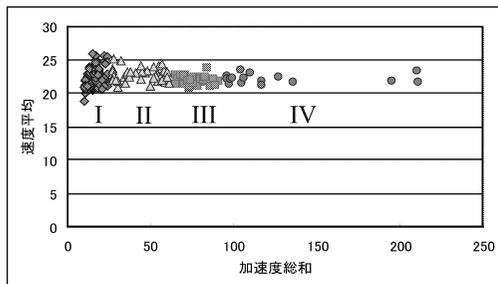


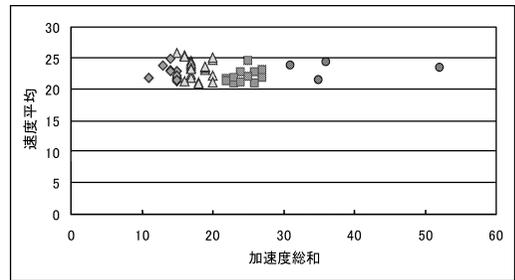
図 10 3,600 ステップ分のデータから形成された 4 つのクラスタ
Fig. 10 Four clusters in the feature space constructed using the spatio-temporal data from 1,000 to 4,600 step.

加速度総和を特徴量とする特徴空間で異なるパターンが呈示されていることが分かる。

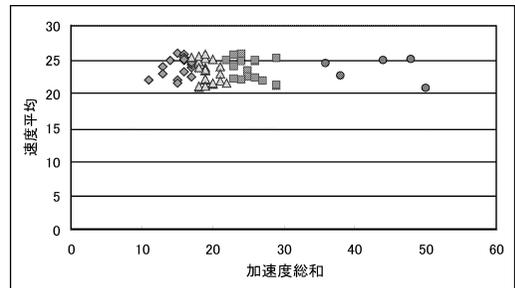
4.2 速度の平均値によるパターンの変化

OV 関数値は本稿で採用したマイクロモデルの特徴を顕著に表すものではあるが、実測値からの算出が難しい。そこで、速度の平均値によって移動軌跡データ群が何かしらの特徴的なパターンを有するかどうかを調べることにする。図 10 は図 7 に対応した 1,000 ステップから 4,600 ステップ間の移動軌跡データから求めたものである。この場合は、OV 関数による結果とほぼ同じ分布となっている。4 つのクラスタの中で、I は、加速度総和と速度平均の比例部（左端）を特徴とする车速を一定にするように加減速を行っている車両がクラスタ化されたものと考えられる。IV は加速度総和が大きいもので、渋滞を起こしている車両がクラスタ化されたものと考えられる。II は OV 平均では形状、速度平均では形状となっている（ほとんどが同一の車両であることは確認している）。平均車間距離は小さいが、中高速で移動している車両がクラスタ化しているものと考えられる。III は遷移領域であると考えられる。

次にパターンの時間変化を調べる。図 11 (a) は 1,000



(a) data from 1,000 to 2,000



(b) data from 2,000 to 3,000

図 11 クラスタの時間変化

Fig. 11 Variation of 4 clustering patterns.

表 2 1 つのクラスタのクラスタ中心の時間変化

Table 2 Time variation of the centroid of one cluster.

時間区間	特徴空間での中心座標
1,000-2,000	18.6, 23.2
1,500-2,500	17.3, 23.4
2,000-3,000	17.5, 23.2
2,500-3,500	18.9, 23.2
3,000-4,000	19.0, 23.5
3,500-4,500	18.9, 23.4

ステップから 2,000 ステップ、図 11 (b) は 2,000 ステップから 3,000 ステップのデータに対してパターンを示した。図からは、クラスタが時間に対して安定に存在している可能性が示されている。これを確かめるためにいくつかの時間区間においてクラスタの中心がどのように変化するか調べた。表 2 は 1 つのクラスタ中心の時間変化である。表から分かるようにクラスタ中心はある固定点の近傍にあり、この意味で定常的であるといえる。表 3 は図 10 に示す 4 つのクラスタの中心の時間変化を示している。表から分かるようにクラスタの変動は他に比べ多少大きいですが、クラスタ中心に関していえば 4 つのクラスタは安定して存在しているものと考えられる。

このように加速度の総和と速度平均を特徴量として形成される特徴空間において、シミュレーション結果と実測値に対するクラスタの特性を調べることにより、妥当性の検証が可能になるものと考えられる。

表 3 4つのクラスタのクラスタ中心の時間変化

Table 3 Time variation of the centroids of four clusters.

時間区間	クラスタ I	クラスタ II
1,000–2,000	13.1, 23.5	18.6, 23.0
1,500–2,500	12.3, 23.0	16.3, 23.7
2,000–3,000	13.2, 22.5	16.8, 24.3
2,500–3,500	14.1, 23.5	19.7, 22.7
3,000–4,000	12.9, 23.0	17.3, 23.9
3,500–4,500	13.6, 23.4	18.6, 23.5
時間区間	クラスタ III	クラスタ IV
1,000–2,000	28.7, 23.1	44.0, 24.0
1,500–2,500	23.4, 23.2	50.0, 23.8
2,000–3,000	24.6, 22.2	38.5, 23.2
2,500–3,500	25.1, 22.6	41.0, 23.1
3,000–4,000	24.3, 23.4	43.2, 23.6
3,500–4,500	25.8, 23.6	47.8, 23.5

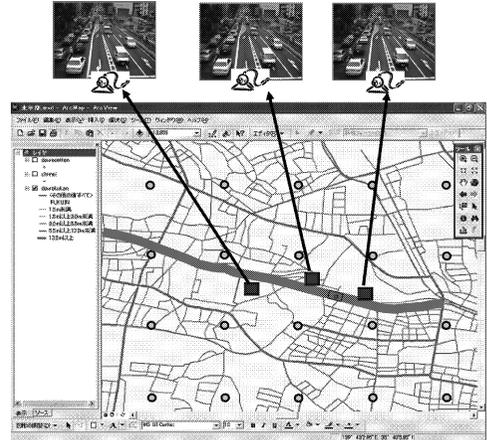


図 12 実空間からの車両情報の取得

Fig. 12 Extracting information from real world.

5. 考察と展開

数値実験の段階ではあるが、前章でのクラスタ分析の結果は、各々の車両の移動軌跡データに対して、加速度の絶対値の総和と Bando らによって提案された OV 関数の平均値、あるいは速度平均を指標として特徴空間を形成した場合に、その空間内で車両全体がパターン化され、場合によっては、いくつかのクラスタに分類できることを示している。従来のような区間の旅行時間や旅行速度の実測値との比較に比べ、車両の加減速が与える影響をモデル構築に反映させることができるものと考えている。ただし、現時点では仮説の段階である。今後、実空間の車両情報に対しても同様にクラスタ分析を行い、その結果を比較することによって検証手法の妥当性を確認する予定である。具体的には、図 12 に示すように実空間から画像認識により車両情報を取得し、その一部を流入条件として与えたシミュレーションと実空間からの情報取得を並行して行うことから始める。次にデータ同化手法を用いて初期条件と境界条件の補完を行う。再度、シミュレーションを行い、そのプロセスの中でシミュレーションからの移動軌跡データと実空間からのものに対してクラスタ分析を行い、それらを比較する。

6. まとめ

本稿では、ミクロ交通流モデルの妥当性の検証法として移動軌跡データのクラスタ化を提案した。数値実験の結果は、各々の車両の移動軌跡データに対して、加速度の絶対値の総和と Bando らによって提案された OV 関数の平均値、あるいは速度平均を 2 つの指標とした特徴空間において、車両全体がパターン化され、場合によっては、いくつかのクラスタに分類でき

ることを示している。これにより、従来のリンクにおける平均旅行時間や平均旅行速度といった粒度の大きなものではなく、最小粒度の 1 つである個別車両の挙動をより直接的に表現できる。したがって、実測値との比較ができれば従来よりも詳細に妥当性の検証が可能になるものと考えられる。

参考文献

- 1) Epstein, J.M., Axtell, R. and 2050 Project: *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*, MIT Press (1996).
- 2) 伊川雅彦, 後藤幸夫, 熊澤宏之, 古澤春樹: 異種分散シミュレーションによる ITS 開発環境の構築, 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.12, pp.2805–2814 (2004).
- 3) Sargent, R.G.: Verification and validation of simulation models, *Proc. 35th Conference on Winter simulation: Driving innovation*, pp.37–48 (2003).
- 4) Krajzewicz, D., Hertkorn, G., Wagner, P. and Rossel, C.: An Example of Microscopic Car Models Validation Using the Opensource Traffic simulation SUMO, *Proc. 14th European Simulation Symposium*, SCS European Publishing House, pp.318–322 (2002).
- 5) Tadaki, S., Kikuchi, M., Sugiyama, Y. and Yukawa, S.: Noise Induced Congested Traffic Flow in Coupled Map Optimal Velocity Model, *Journal of Physical Society of Japan*, Vol.68, No.9, pp.3110–3114 (1999).
- 6) 杉山雄規: 交通流の物理, *ながれ* 22, pp.95–108 (2003).
- 7) 堀口良太, 桑原雅夫, 片倉正彦, 赤羽弘和, 尾崎晴男: ベンチマークデータを用いた道路ネットワークシミュレーションモデルの検証, 土木計画

学研究講演集, No.21, Vol.1, pp.579-582 (1998).

- 8) 花房久佐友, 吉井稔雄, 堀口良太, 赤羽弘和, 片倉正彦, 桑原雅夫, 尾崎晴男, 大口 敬, 西川 功: 交通シミュレーション再現性検証用データセットの構築, 土木学会論文集, Vol.688/IV-53, pp.115-123 (2001).
- 9) 小山敏博, 時本寛幸, 渡辺泰男: ミクロ交通流モデルを組み込んだ分岐合流トンネル換気シミュレータ, 東芝レビュー, Vol.59, No.4, pp.19-22 (2004).
- 10) Bando, M., Hasebe, K., Nakayama, A., Shibata, A. and Sugiyama, Y.: Dynamical model of traffic congestion and numerical simulation, *Phys. Rev., E*, Vol.51, No.2, pp.1035-1042 (1995).
- 11) 白濱好文, 屋井鉄雄, 福田大輔, 神田 学: マイクロシミュレーションを活用した交通と大気環境の広域評価システム, 土木学会論文集, No.772/IV-65, pp.115-130 (2004).
- 12) 田中 豊, 脇本和昌: 多変量統計解析法, 現代数学社 (1983).

(平成 17 年 1 月 11 日受付)

(平成 17 年 5 月 9 日再受付)

(平成 17 年 6 月 8 日採録)



市橋 立

昭和 55 年生. 平成 15 年東京大学工学部システム創成学科卒業. 平成 17 年東京大学大学院工学系研究科環境海洋工学専攻修士課程修了. マルチエージェントシミュレーションの研究に従事. 同年アクセンチュア入社. 工学修士.



白山 晋 (正会員)

昭和 34 年生. 昭和 57 年京都大学工学部航空工学科卒業. 昭和 62 年東京大学大学院工学系航空学専攻博士課程修了 (株) 計算流体力学研究所 (株) ソフテックにおいて, 流体解析手法, 流体解析システム, 可視化手法, および可視化システムの研究に従事. 平成 11 年より東京大学大学院工学系研究科助教授. 現在東京大学人工物工学研究センター助教授. 大規模データマネージメント, 可視化情報からの知識抽出, 複雑ネットワーク分析に関する研究に従事. 工学博士. 平成 14 年可視化情報学会論文賞受賞, 平成 17 年同学会技術賞受賞. 可視化情報学会, 日本計算工学会, 日本機械学会, 日本流体力学会各会員.