

# プローブデータを用いたタクシーの個別営業戦略のモデル化と交通シミュレーションへの適用

金月 寛彰<sup>1,a)</sup> 服部 宏充<sup>2,b)</sup>

受付日 2017年8月23日, 採録日 2018年2月1日

**概要:** マルチエージェント交通シミュレーションは、複雑な交通現象のモデル化・分析のための有力なアプローチである。これまでに、車両を模したエージェントに対して一様なモデルを割り当て、それらの相互作用が創発する現象を観察・分析するアプローチがある。一方で、実際の都市交通流は、タクシー、トラック、一般乗用車など、目的や行動の特性を異にする車両や運転者が混在している。本論文では、これら異種の車両を陽に表現して組み込んだ異種車両混合の交通シミュレーション環境の構築を目的に、プローブデータを用いて、運転者の挙動を解析し、モデル化する。ここでは、タクシーから得られた運転者のデータを用いて、顧客獲得のための営業行動を分析し、異なる傾向を示す分類を得てエージェントへの組み込みを行い、個性を備えたタクシーエージェントを構築する。本論文では、200,000のエージェントと、京都市の道路交通網を用いて、一般車両、バス、タクシーが共存する渋滞シミュレーションを実施し、タクシー運転者に関する非一様な運転行動を再現できた。

**キーワード:** マルチエージェントシミュレーション, 交通, タクシー, プローブカー

## Modeling Individual Strategies of Taxis Using Probe-Data and Its Application to Traffic Simulations

HIROAKI KINGETSU<sup>1,a)</sup> HIROMITSU HATTORI<sup>2,b)</sup>

Received: August 23, 2017, Accepted: February 1, 2018

**Abstract:** Multi-Agent Simulation (MASim) is being studied in various research fields, and traffic is one of the most popular subjects. Urban traffic flows consist of many vehicles with different roles of vehicles, each of which has its own reason for movement, such as route buses, taxis, trucks, general vehicles, and so on. Therefore, it is necessary to model the full variety of vehicles and incorporate them to the simulation step by step. In this paper, we use probe-car data to analyze and model vehicle behavior. Of particular note, we use driving log data obtained from taxis. We construct a taxi agent model that can represent individual traffic behaviors and apply the model to urban traffic simulations where general vehicles and taxis co-exist in the realistic road network of the city of Kyoto, Japan. We present how to construct a taxi behavior model that represents business strategies and stochastic selection of business area based on probe-car data. Then, we replicate traffic flows in Kyoto by combining the taxi agents, bus agents, and general vehicle agents. A comparison of uniform traffic behaviors model and individual traffic behaviors model with over 200,000 vehicle agents shows that our traffic simulations can reproduce taxi activity observed in the real world.

**Keywords:** multi-agent simulation, transportation, taxi, probe car

<sup>1</sup> 京都大学大学院情報学研究科  
Graduate School of Informatics, Kyoto University, Kyoto  
606-8501, Japan

<sup>2</sup> 立命館大学情報理工学部  
College of Information Science and Engineering,  
Ritsumeikan University, Kusatsu, Shiga 525-8577, Japan

a) kingetsu@ai.soc.i.kyoto-u.ac.jp

b) hatto@fc.ritsumei.ac.jp

### 1. はじめに

現実世界の社会システムは、多数の人間の意思決定が介在する大規模複雑系であり、その動態の再現と予測は容易ではない。個々の人間（エージェント）の意思決定や行動の集積から、複雑な社会現象を計算するマルチエージェン

トシミュレーション (MASim: Multi-Agent Simulation) は、この課題に対する有力なアプローチである。群衆行動の分析やその制御方法の検討などに対する有用性が論じられてきているが [1], [2], 交通は研究開発が活発な応用領域の1つである。MASimに基づく交通シミュレーションは、個々の車両をエージェントとしてモデル化し、その相互作用の集積から交通を計算する。従来のマクロ的なアプローチとは質の異なる結果が提示でき、都市の交通システム設計に、従来とは異なる貢献が期待される [3], [4], [5]。

交通シミュレーションにおいて、車両を模したエージェントに対して一様なモデルを割り当て、それらの相互作用が創発する現象を観察・分析するアプローチがある [6]。しかし、現実の都市交通を構成する車両（ないしは運転者）は一様ではなく、旅客を運ぶバスやタクシー、集配送を行う貨物車両、また都市生活者や観光などを目的に外部から流入する多数の一般車両など、目的と行動の特性を異にする車両や運転者が混在している。行動主体を機能レベルで個別化しやすいMASimの利点を活かし、実世界の都市交通をより良く再現するには、これら異種の車両を陽に表現し組み込むことが有効であると筆者らは考える。本論文では、異種混合型の交通シミュレーション環境の構築を目的に、その具体的な開発のステップとして、都市交通を構成する車両の1つであるタクシーの走行のモデル化を試みる。日本では、欧米諸国と比較して1人あたりのタクシー車両数が3倍近くと比較的多いため [7], [8], タクシーのモデル化と組み込みは都市交通の再現に不可欠と考えるからである。本論文では、近年、収集量が増加しつつあるプローブデータを基に、タクシーの走行モデルの構築を試みる。ここでは、プローブデータから、営業中のタクシーが顧客獲得のためにとる行動を分析し、異なる傾向を示す分類を得てエージェントへの組み込みを行い、個別性を備えたタクシーエージェントを構築する。

本論文の以降の構成を述べる。まず、2章で関連研究について述べた後、3章で、筆者らの研究を理解するための基本的な情報を説明する。4章では、シミュレーション環境について述べる。5章にてプローブデータの分析について述べたあと、分析結果に基づき6章にて運転者の行動の特性を組み込んだ行動モデルについて述べる。最後に、7章で構築モデルを用いたシミュレーションを実施してその結果について議論・考察し、まとめる。

## 2. 関連研究

マルチエージェントシミュレーションを駆使し交通の諸問題にアプローチする研究は多数行われている [9], [10], [11]。

筆者らが着目するタクシーについては、運転者の行動分析の試みが報告されている。文献 [12] では、タクシープローブから得た車両の位置情報の分析を基に、効率の良い営業エリアを推薦するシステムを試作している。文

献 [13] は、タクシーの車両位置データに機械学習を適用し、効率の良い営業戦略の発見を試みている。これらの研究は、タクシーの、次にとるべき最良の行動の決定を支援する。一方、筆者らの狙いは都市交通施策に対する影響評価のシミュレーションであり、そのためにタクシー群の市内での走行状況の分析、モデル化を試みる。タクシーの営業の特徴についての分析は、多くの都市で行われている [14], [15], [16]。これらの研究は、特定の環境や気候において顧客の需要を予測するなど、対象とした全タクシーに共通する営業の特徴について抽出・分析が行われている。一方で、本論文では、個々の運転者にフォーカスし、その営業行動についての特徴を分析しており、分析の粒度が異なる。特に、シミュレーションにおいては、データの分析および利用として、各々の車両の挙動検証というマイクロな観点と都市全体の交通流の再現性検証というマクロな観点が求められるため、異なったデータの分析アプローチが必要となる。

シミュレーションとして文献 [17] ではタクシー行動のモデル化を行っている。ただし、移動データに含まれる車両のデータを集計し、各エージェントに分布や平均されたパラメータを割り当てるなど、各車両の運転行動の個別性については分析が行われていない。用いられているエージェントは合理的な判断に基づく一様な行動モデルとなっており、現実の交通状況を十分に取り入れるには至っていない。

たとえば、文献 [18] では、実世界での運用を目指す交通システムの効果を事前検証するために、都市規模で公共交通のシミュレーションを行うアプローチの有用性が示されている。当該文献では、背景交通を排するなど簡潔な都市交通モデルが利用されている。筆者らは、本論文で、実交通データに基づく公共交通、すなわちタクシー群を取り込むことで、より実践的な都市交通モデルを構築できる可能性を示す。

MASimとプローブデータに関する研究としては、人流を対象とした文献 [19], [20] の研究がある。当該研究では、マルチエージェントシミュレーションによる高速な避難シミュレーションを実現しており、その評価や避難者モデルの洗練のために、ステレオカメラとRFIDタグを利用して各避難者の避難行動を計測・分析している。ここでは、避難者個々の避難動線を記録し、その分析から、移動速度、歩行者密度、および避難口までの退出時間を算出し、また避難誘導方法による選択経路のばらつきを抑制している。このように、プローブデータの分析により、個々の行動主体（避難者）の一連の行動について定量的に把握するとともに、その集積によって集団（避難群衆）としての行動の理解が行われている。本論文の試みは、タクシーの走行ログから営業中の顧客獲得のためのタクシーの行動を理解・モデル化するもので、この点は当該研究と同様だが、タクシーの行動における複数の異なる傾向を抽出し、個々

にモデル化する点に違いがある。

### 3. 準備

#### 3.1 プローブデータの詳細

本論文では、京都市を中心に営業中のタクシーを対象に、タクシー事業者より提供されたプローブデータを用いる。本データは、2014年1月12日から2014年2月18日までの期間に取得されたものである。データの取得期間において、1日以上運転履歴が存在した車両数は799台であり、これらの車両から1台あたり1日平均約700,000の位置情報が記録されている\*1。位置情報は、データ発生時刻、車両ID、緯度、経度、および車両ステータスの5つの属性に関するデータからなる。車両IDは、車両ごとに紐付けられる。通常、1台のタクシーには複数の運転者が搭乗するが、本事業者では交代時間が一定であることから、時間帯ごとに分割して分析を行うことによって、異なるタクシー運転者にまたがって行動を分析することを避けた。したがって、それぞれの時間帯においては、各々の車両のデータを、ユニークな運転者の行動と見なすことができる。車両ステータスは車両の状況に関する説明データであり、実車、空車、休憩、割増、および配車を属性値として持つ(本論文で用いたプローブデータの1例を表1に示す)\*2。本論文では、簡単のため、車両ステータスについては、実車、空車の2つの属性値を使うこととする。深夜帯に実車となった場合のステータスである割増は実車に置き換え、予約地点に移動中であることを意味する配車はデータ提供時に事業者により削除された。また、本論文では、車両ステータスが空車から実車へと変化した地点をトリップの起点、実車から空車へと変化した地点を終点とする。

プローブデータは一定の時間間隔で記録されるのだが、道路幅が比較的広い基幹道路では記録状況が良好であるの

表1 プローブデータの例  
Table 1 Examples of probe-car data.

Time	Longitude	Latitude	Vehicle ID	Status
2014/01/12 14:00:00	136.54321	34.56789	12	Vacant
2014/01/12 14:00:07	136.54331	34.56789	12	Vacant
2014/01/12 14:00:14	136.54342	34.56790	12	Occupied
2014/01/12 14:00:22	136.54350	34.56791	12	Occupied

\*1 筆者らのインタビューにより、本論文で用いたプローブデータは、文献[21], [22]で定義されている営業形態を踏襲しており、事業者から個々の運転者に対する営業行動や営業地域の強制がないことを確認した。よって、事業者由来する、タクシーの行動の特殊性は含まれず、タクシーの一般的な営業形態の定義に基づく分析が可能なものとして仮定し、モデルの構築に利用した。

\*2 本論文で用いるプローブデータでは、個人情報の利用に関連するため、無線およびスマートフォンからの依頼に関するログデータは含まれていない。当該データの利用のためには、個人情報利用に関する社会的なコンセンサスを得る必要があり、筆者ら独力で克服可能な課題ではないため、本論文では、無線およびスマートフォンからの依頼に関するタクシーログについては考慮しないこととした。

に対し、本論文で対象とする京都市内に多く含まれる細街路ではGPSの電波受信に障害が起りやすい。そのため、データに欠損が生じ、データの記録間隔にばらつきが生じる。そこで、実データ中の近傍2点の経緯度情報を基に、車両の走行方向や走行速度を算出して欠損データを補完する処理を行い、各車両について1秒間隔での位置情報が得られることとした。

#### 3.2 タクシーの行動と意思決定

まず、本論文におけるタクシーの状態を定義する。3.1節で述べたように、本論文で用いるプローブデータには、車両ステータスの属性値として、実車、空車、休憩、割増、および配車が存在する。しかし、たとえば“休憩”のような営業走行時以外の状態を扱うことは分析を煩雑にする。そこで、分析の簡単のため、3.1節で述べたとおり、本論文では、実車と空車の2つの属性値のみを扱うこととする。具体的な定義を以下に示す。

**実車** 乗客を乗せて走行している状態

**空車** 乗客を乗せずに走行している状態

なお、このような簡潔な状態定義に基づく分析やシミュレーションが複数の先行研究[17], [21], [23]において行われていることから、タクシーの行動分析、およびモデル化に対する上記の定義の導入は妥当性を持つと考える。

次に、タクシーの営業形態について定義する。本論文では、営業中のタクシーが乗客獲得のためにとる営業形態として、以下の2つを定義した。

**付け待ち営業** 駅付近や繁華街近くの路上、またはタクシー乗り場において客待ちをし、そこで乗車する乗客を獲得する営業形態

**流し営業** 道路を走行しながら乗客獲得を試みる営業形態

タクシーの営業形態については、タクシー無線やスマートフォンからの依頼を受けて顧客を獲得する形態も存在する。しかし、本論文で用いたプローブデータでは無線ないしはスマートフォン配車に関するデータが含まれないため、これらの営業形態については考慮せず、“付け待ち営業”と“流し営業”の2つの営業形態の取り扱いに絞り込むこととした。本論文では、営業中のタクシーの基本行動として、空車時にはこれら2つの営業形態のいずれかに従い、行動するものとした。なお、付け待ち/流しの2つの営業形態に絞ったタクシーの行動分析は、交通工学分野における先行研究である[21]や[22]と同様であるため、本論文の試みは分野の専門家のアプローチを踏襲するものといえる。

### 4. 大規模交通シミュレーション環境

機能レベルで個別化した車両エージェントを実現するため、車両の挙動を細粒度で表現するモデルを利用可能かつスケーラビリティを備えたシミュレーション基盤が必要となる。筆者らは、割り当てられたOD (Origin-Destination)

を基に走行経路を決定し、その経路上を、個々の運転行動モデルに基づいて走行する多数のエージェントの振舞いを計算可能な交通シミュレータ MATSim-K を構築している [24], [25]. 本シミュレータでは、エージェントに以下の2つの機能を実現している。

周囲の状況に基づく動作（ミクロの行動）

シミュレーション環境上での知覚情報に基づく動作を決定、実行する。MATSim-K では、周辺車両と各車線の状況、および自身の速度と位置に関する情報を知覚情報として獲得可能とする。エージェントはそれらの情報と各々の運転行動モデルに基づき、ハンドル、アクセル、およびブレーキの操作に関する意思決定を行う。

交通状況に基づく経路選択（マクロの行動）

出発地（Origin）から目的地（Destination）に到達する最適（最短走行時間）経路を決定する。本シミュレータでは、各道路区間の走行時間を、その区間を走行した全エージェントの走行時間の平均として定義する。

MATSim-K におけるシミュレーションのプロセスは、1) 走行経路決定、2) 割り当てられた OD 間の走行、3) 走行結果の評価（各道路区間の平均走行時間計算）からなり、このプロセスの反復によって各道路区間の走行時間を継続的に更新し、適当な交通流の生成を行う。なお、走行経路の変更をするエージェント数は全体の 10%と設定している。

MATSim-K の基盤として、筆者らは大規模マルチエージェントシミュレーションツールキット MATSim [26] を利用した。

MATSim では、各道路区間の交通容量を、車両を収めるキューのサイズで表現し、道路ネットワークと同一の構造を持つキューネットワークが形成される。車両を模したエージェントは、キューネットワーク上を計算されたスケジュールに基づいて遷移する。MATSim における簡潔な車流の表現は大規模な交通シミュレーションの実行を可能とする一方、車両の走行をキュー間の遷移として抽象的に表現したことで、詳細な運転行動の表現を不可能にしている。そこで筆者らは、MATSim-K において広域と局所の交通を生み出すシミュレーションを連携動作させ、再現交通の規模と細粒度の行動表現の両立を試みた。

図 1 に、MATSim-K のアーキテクチャを示す。本シミュレータでは、2つの異なるシミュレータ、“Road-Network Simulator” と “Road Simulator” の連携に基づき、都市交通を計算する。前者は道路ネットワーク上の車両の移動を扱う広域の交通を再現し、後者は各道路区間上の車両挙動を扱う局所の交通を再現する。これらのシミュレータは、Simulation Controller を介して接続され、相互のデータ交換のためのインタフェースを通して他方のシミュレータの計算結果を取り込み、自身の計算に反映させる。エージェントは、大域の行動決定として経路選択に関連した処理を行う機能と、局所の行動決定として運転行動に関連した処

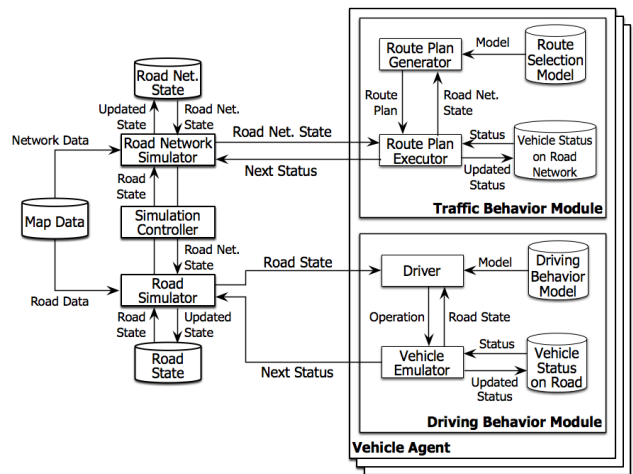


図 1 交通シミュレータ (MATSim-K) のアーキテクチャ  
Fig. 1 Architecture of Traffic Simulator (MATSim-K).

理を行う機能を持つ。具体的にはエージェントは、経路選択を決定する Traffic Behavior モジュールと、運転行動を決定する Driving Behavior モジュールの2つの主要モジュールを持ち、前者で道路ネットワーク上でどのように移動するかを表す走行プランを決定し、後者で道路区間上での車両挙動を計算する。

Traffic Behavior モジュールは道路区間での走行の計算を実施する前に実行され、エージェント個々の走行経路、すなわち走行する道路区間集合を決定する。エージェントは決定された経路上を、後述の Driving Behavior モジュールで逐次決定される行動に基づいて走行する。本モジュールでは、Route Selection Model DB に与えるモデルによって経路選択の機能を拡張することができる。

Driving Behavior モジュールは、Driver サブモジュールと、Vehicle Emulator サブモジュールの連携動作によって機能する。Driver サブモジュールは、DrivingBehavior Model DB に格納された運転行動モデルに基づき、Vehicle Emulator サブモジュールを介して得られる走行速度、加速度、および道路線形などの周辺環境情報を用いて次の行動を決定する。一方、Vehicle Emulator サブモジュールは、決定された行動を基に車両の次状態での速度や加速度などを計算する車両挙動エミュレータとして機能する。なお、本モジュールでは、Driving Behavior ModelDB に与えるモデルによって車両挙動を拡張することができる。

5. プローブデータに基づくタクシー運転手の行動分析

本章では、タクシーの行動モデル構築に向けた指針を得るため、プローブデータの分析を行う。

5.1 営業形態の選択傾向

任意のトリップが、付け待ち営業と流し営業のいずれに

よるものかを判別するために、まず、付け待ち場所を特定する。吉井らの先行研究に従い [21], トリップ起点の直前 6 分間における平均速度 (以後、出発前平均速度と記す) を利用する方法をとった。具体的には、算出した出発前平均速度に対して判別分析法を適用し、クラス内分散とクラス間分散の分散比が最大となる閾値を定めて、閾値以下の速度を付け待ち営業、閾値より大きい速度を流し営業と、2 つのクラスに分類する。付け待ち営業クラスに分類された出発前平均速度をとまなうトリップの起点を、付け待ち場所と見なす。

データ取得期間に発生した全トリップに対して本手法を適用し、出発前平均速度 10km/h を閾値としてトリップの起点が獲得できた。ただし、本手法を素朴に適用した場合、渋滞による低速走行中や、信号による停車中の乗客獲得といったケースとの区別ができず、付け待ち場所が過剰に抽出される。そこで、1 辺を経緯度 1 秒とした矩形内で閾値  $\theta$  以上のトリップ起点の発生が認められれば、付け待ち場所が存在する、と見なすこととした。本論文では、試行錯誤の結果、繁華街、鉄道駅、および常設のタクシー乗り場との地理的整合を確認し、かつ抽出数が非現実的でない閾値  $\theta = 70$  を採用することとした。

算出した付け待ち場所を基に、矩形内で生じ、かつ出発前平均速度が 10km/h のトリップを付け待ち営業によるもの、その他のものを流し営業によるものとした。図 2 は、タクシー運転手ごとの、全獲得乗客数に対する、付け待ち

営業による獲得乗客数の割合を示している。本図から、たとえば、大半の運転手が、1 割前後の乗客を付け待ち営業で獲得していること、また 2 割以上の乗客を付け待ち営業で獲得している運転手が 100 人以上存在することが読み取れ、タクシー運転手の非一様な営業形態を、具体的なパラメータとともに確認できる。

### 5.2 営業地域の偏りと変化

タクシー運転手の営業地域について、経時的な変化を確認する。京都市全域を、1 辺の経緯度を 10 秒とした矩形で区切り、矩形に対応する区域ごとの合計滞在時間を色により可視化した結果を図 3 に示す。疑似色を用いて区域ごとの滞在時間の長短を表現しており、赤を滞在時間の長い区域、青を短い区域として、暖色から寒色への変化を滞在時間の変化に対応付けて可視化した。図 3(a) の (A) の区域は鉄道・バスなどの交通機関のハブである京都駅を含む周辺地域を、(B) の区域は交通量の多い目抜き通りである四条通 (西端はビジネス街である四条烏丸、東端は繁華街の祇園) 周辺の地域を、(C) の区域は京都市中心部から外れた営業所を含む地域を示している。図 3(b), 図 3(c), 図 3(d) は、それぞれ深夜～早朝 (5am～8am), 日中 (8am～6pm), および夜間 (6pm～0am) の滞在時間を可視化したものである。図のような可視化結果が得られた原因については、公にならないタクシー事業者の営業戦略や地域特性などもあり、陽に把握することは困難である。しかし、これらの時間帯を通して、タクシーの滞留地域の変化を確認できる。図 3(b) では、都市の全域にわたって流し営業は低調であり、(A) に示す京都駅周辺や (B) の繁華街周辺での付け待ち営業、または営業所で待機している様子が分かる。図 3(c) では、京都市の基盤の目状の道路構造を縦横になぞるような可視化結果が得られており、主要道路を中心に広範囲に車両が走行していることが分かる。また、(B) の区域では、西端の滞在時間がより多くなっていることも確認できる。そして図 3(d) では、車両が走行する地域が (A) の京都駅周辺や (B) の都市中心部に偏っており、(B) につ

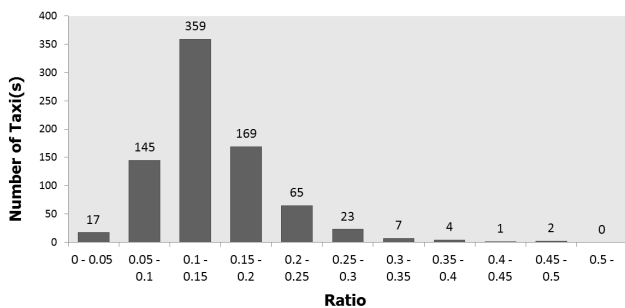
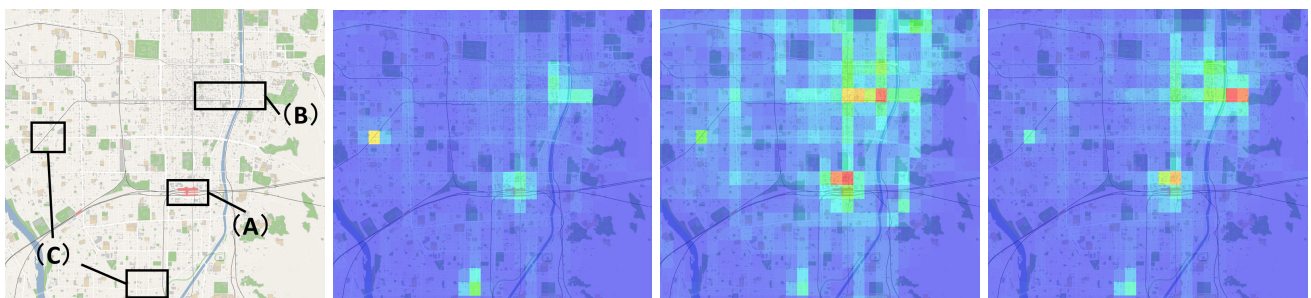


図 2 付け待ち営業による顧客獲得の割合  
Fig. 2 Ratio of passenger(s) acquisition by queuing.



(a) 京都駅周辺 (b) 朝方 (5 時～8 時) (c) 日中 (8 時～18 時) (d) 夜間 (18 時～24 時)

図 3 空車時のタクシーの滞在地域の可視化：赤 (滞在時間が長い) ⇔ 青 (滞在時間が短い)

Fig. 3 Visualization of stay area of empty taxi: light (stay a long time) ⇔ shade (stay a short time).

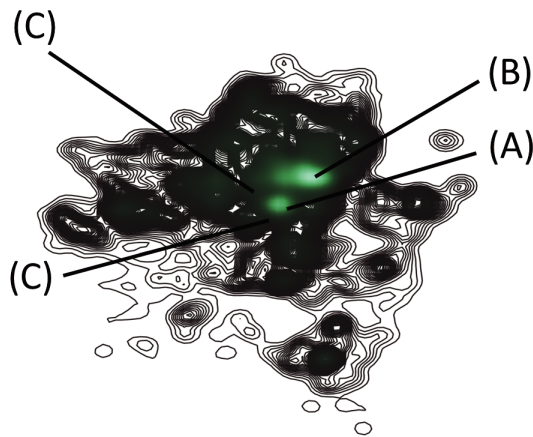


図 4 カーネル密度推定による乗客の獲得地点の可視化  
Fig. 4 Result of Kernel density estimation.

いては繁華街に車両が集まっていることも分かるなど、日中からの走行状況の違いが顕著である。このように、時間帯に応じてタクシーが営業地域を変え、市域における車両の散らばりは大きく変わっていることが確認できた。

### 5.3 営業地域の分類

5.2 節では、タクシーの営業地域に偏りがあることを示した。京都市域を各々のタクシーが乗客の獲得を試みやすい複数の地域に分類して、さらなる分析を試みる。カーネル密度推定に基づき、トリップの発地点、つまり乗客の獲得地点の分布状況を可視化した結果を図 4 に示す。図 4 での (A) と (B) の区域は図 3 で示した (A) 京都駅と (B) 四条通に対応する。両区域ともに、乗客を獲得する頻度が市内でも特に多い地域である。一方で、図 3 で示した (C) の営業所は、乗客の獲得頻度として多い地域ではないことが分かる。トリップの起点に関していくつかの密集地が存在しており、タクシーが特定の地域によって乗客を獲得している可能性を示している。そこで、トリップの起点に Mean-Shift 法を適用してクラスタリングを行い、京都市内でのタクシーの営業地域の分類を得ることとした。図 5 にトリップの起点をクラスタリングした結果を示す。本論文で用いたタクシープローブデータでは、京都市内のタクシーの営業地域は 14 カ所に分類された。なお、本論文では、京都市外での乗客獲得を網羅する仮想の営業地域を加え、合計 15 カ所の営業地域を用いることとし、図で示すような地域 ID を割り振った。京都市は盆地形状により、他県との県境とは大きな山によって隔てられる。ただし、南部のみは他県とまたがって顧客のニーズが生じている。地域 ID7、地域 ID11、地域 ID13 は、その一部を向日市や宇治市にまたがっている地域である。

### 5.4 タクシー運転手の分類

タクシーを、どの地域で営業を行う傾向があるかを基に分類する。具体的には以下の手続きを実施する。

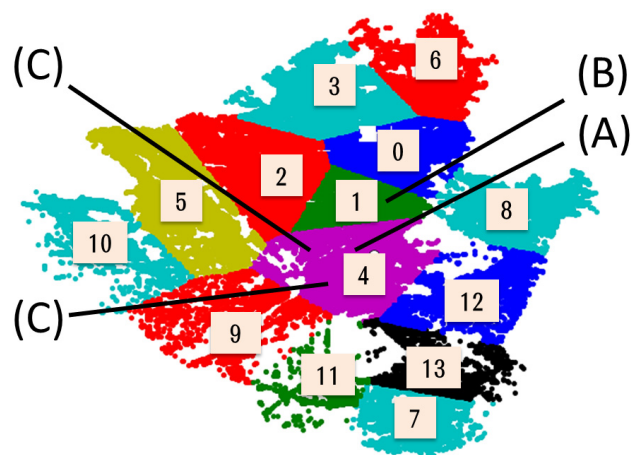


図 5 Mean-Shift 法を用いた営業地域の分類  
Fig. 5 Result of Mean-Shift clustering.

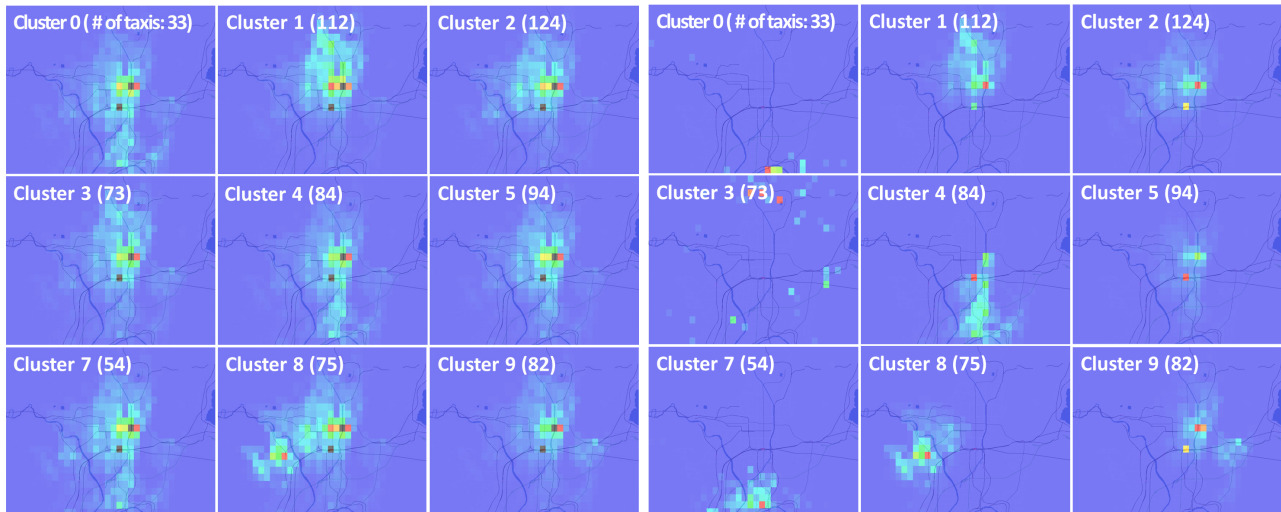
- (1) タクシー運転者ごとに、5.3 節のクラスタリングによって得られた各地域における乗客獲得数を積算し、正規化することで、各地域に関する乗客獲得率（各地域 ID での顧客獲得数を全地域での顧客獲得数で割ったもの）を算出する。
- (2) 乗客獲得率を特徴量としてクラスタリングを行い、タクシー運転者の分類を得る。運転者の適切な分類数は未知であるため、本論文では、クラスタ数の設定が不要な Affinity propagation [27] を用いてクラスタリングを行った。

クラスタリングの結果、主たる営業地域に関して異なる傾向を示す 10 個のクラスに分類された。表 2 は、各クラスに分類されたタクシー運転者の割合、および各クラスに分類されたタクシーの、各地域での乗客獲得率を示している。たとえば、運転者クラス ID4 に属する運転者は他の運転者クラスと比べて地域 ID4 に注力して乗客を獲得する特徴を持ち、また運転者クラス ID9 に属する運転者は地域 ID8 の乗客を獲得しやすい特徴を持つことを示している。地域 ID0 および地域 ID1 は駅や繁華街が集まる市の中心部のため、どの運転者クラス ID においても比較的重要度が高いことが分かる。なお、運転者クラス ID6 は、本論文の利用データに含まれていた、隣県の滋賀県で営業するタクシーをカバーするクラスである。

図 6 は、表 2 に示した各クラスに分類されたタクシーに関して、乗客の獲得数を可視化したものであり、左上図が運転者クラス ID0 に対応する。ここでは、図 3 と同様、京都市全域を、1 辺の経緯度を 10 秒とした矩形で区切り、矩形に対応する区域ごとに獲得乗客数を積算して、擬似色を用いて獲得乗客数の多寡を表現している。ここでは、獲得乗客数の減少を暖色から寒色への変化に対応付けている。本図から、クラスによって乗客を獲得する地域の広がりや、ピークを示す地点に相違があり、異種の営業傾向を抽出できていることを示している。たとえば、運転者クラス ID1

表 2 タクシーの運転者クラスが各地域で顧客を獲得する割合  
Table 2 Ratio of acquiring customers in each region.

	運転者クラス ID									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
地域 ID 0	0.22	0.39	0.37	0.28	0.29	0.37	0.00	0.31	0.27	0.42
地域 ID 1	0.14	0.10	0.14	0.18	0.17	0.21	0.00	0.14	0.11	0.16
地域 ID 2	0.06	0.13	0.19	0.08	0.08	0.13	0.00	0.12	0.18	0.09
地域 ID 3	0.04	0.26	0.13	0.16	0.06	0.10	0.00	0.09	0.08	0.10
地域 ID 4	0.10	0.02	0.03	0.07	0.20	0.09	0.00	0.13	0.03	0.04
地域 ID 5	0.02	0.02	0.07	0.04	0.03	0.03	0.00	0.06	0.21	0.02
地域 ID 6	0.01	0.05	0.03	0.05	0.01	0.02	0.00	0.02	0.01	0.03
地域 ID 7	0.20	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
地域 ID 8	0.02	0.01	0.01	0.04	0.02	0.02	0.00	0.02	0.01	0.09
地域 ID 9	0.01	0.00	0.00	0.02	0.01	0.01	0.00	0.04	0.01	0.00
地域 ID 10	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.08	0.00
地域 ID 11	0.02	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
地域 ID 12	0.04	0.00	0.01	0.01	0.04	0.01	0.00	0.02	0.01	0.02
地域 ID 13	0.08	0.00	0.00	0.01	0.03	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
その他の地域	0.04	0.01	0.01	0.06	0.01	0.01	1.00	0.02	0.01	0.01



(a) 各運転者クラスごとの可視化 (b) 左図と全体平均との差分 (偏差)

図 6 運転者クラスごとの乗客獲得地域：赤 (多い) ⇔ 青 (少ない)

Fig. 6 Visualization of departure points for each cluster: Red (High Ratio) ⇔ Blue (Low Ratio).

に属する 112 の運転者は京都市の北部で顧客を獲得する傾向にある。一方で運転者クラス ID4 に属する 84 の運転者は南部でタクシーを走らせる傾向があることが分かる。

## 6. タクシー運転者モデルの構築

従来研究のように、現在地からの距離と期待収入から導かれる効用を基に、タクシーの次の目的地を合理的に決定する方式では、5 章で確認した個々の運転手の行動特性が表現できず、プローブデータが示す実世界のタクシーの走行状況をシミュレーションに組み込むことができない。本章では、これらを反映したタクシーの運転者モデルの構築を試みる。

### 6.1 基本的なアイデア

5 章での分析の結果、タクシーの営業形態や営業地域には非一様性があることを確認した。この分析結果に基づき、本論文では、運転者の個別性を、1) 空車時の付け待ち営業/流し営業の比率、および 2) 営業地域の選択傾向によって与えることとする。

本論文では、図 7 に示すような、比較的簡潔な状態遷移機械に基づくタクシー運転者のモデルを想定する。タクシーは乗客の乗車状況に基づく状態として空車と実車の 2 つの状態をとり、空車の状態になると、後述するタクシー運転者の運転者クラス、現在時刻、および現在地の情報に基づいて、次の営業形態とともに、目的地を確率的に決定

表 3 タクシー運転者クラスの営業行動

Table 3 Description of classified drivers' behavior.

運転者クラス ID	営業行動の内容
クラス ID 0	伏見桃山駅周辺および京都市外南部で重点的に顧客の獲得を行う運転者群.
クラス ID 1	大きなビジネス街 (烏丸) および繁華街 (河原町) である四条通を中心とした京都北部に重点を置く運転者群.
クラス ID 2	大きなビジネス街 (烏丸) および繁華街 (河原町) である四条通と, 市内の中心駅である京都駅に重点を置いた運転者群.
クラス ID 3	クラス 1 からさらに北側の京都市外や市内に点在する観光地など市内を幅広く顧客を獲得する運転者群.
クラス ID 4	京都駅を中心にから伏見稲荷駅周辺にかけて営業を行う運転者群.
クラス ID 5	京都駅で, 特に付け待ち営業を重点的に行う運転者群.
クラス ID 6	滋賀県で営業を行う運転者群.
クラス ID 7	主に丹波橋駅周辺で営業を行う運転者群.
クラス ID 8	主に桂駅周辺で営業を行う運転者群.
クラス ID 9	伏見稲荷および四条駅, 補佐的に京都駅で営業活動を行う運転者群.

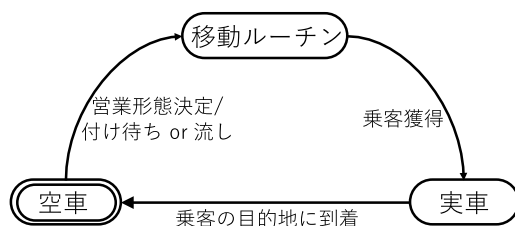


図 7 タクシーエージェントの状態遷移図

Fig. 7 State transition diagram of taxi agent.

する. より具体的には, タクシー  $i$  の状態が実車から空車に遷移すると, 営業形態  $m_i$ , および次の目的地  $l_{i,next}$  を, 現在の時間帯  $t$ <sup>\*3</sup>, タクシーの走行の特性を表す運転者クラス  $d_i$ , および現在位置  $l_{i,current}$  をパラメータとして, 式 (1) に定義する方策  $\pi_i$  に基づいて確率的に決定する.

$$\pi_i(l_{i,next}, m_i, t, d_i, l_{i,current}) = Pr(l_{i,next}, m_i | t, d_i, l_{i,current}) \quad (1)$$

付け待ち営業をとることになった場合, 運転者クラスに基づいて決定される付け待ち場所を目的地として移動し, そこで乗客の乗車を待つ. より具体的には, 付け待ち場所に到着後, 任意の待機時間経過後に乗客を獲得し, 実車の状態に遷移する. 一方, 流し営業をとることになった場合は, 運転者クラスに基づいて確率的に決定される任意の場所を目的地として設定し, 目的地に到着時に乗客を獲得して実車の状態に遷移する. このように, 流し営業における乗客の獲得を決定的なものとして扱う. これは, 表 1 に示した, 本論文で利用するプローブデータからは, 乗客を獲得した事実を確認することは可能だが, 流し営業時の走行に関する運転者の意図を読み取ることは難しいためである. そこで本論文では, どこで乗客を獲得し運んだかという側面をプローブデータに基づいて模倣するモデルの構築を行うこととし, 流し営業中のタクシーの回遊行動の模倣については扱わないこととした.

タクシーエージェントは, シミュレーション期間中, 図 7

\*3 本論文では, シミュレーション時間を 1 時間ごとに区切り時間帯とする.

に基づいた走行を継続的に行う. 図 7 に基づく走行プロセス下で, 運転者の個別性は, 異なるパラメータを与えられることによって表現される.

#### 空車時の付け待ち営業/流し営業の比率のパラメータ

5.1 節の分析結果に基づいたパラメータ設定が可能である. すなわち, 図 2 を示されたデータを基に, 空車時における営業戦略の確率的選択を行う. より具体的には, 各々の営業戦略に基づく乗客の獲得割合を, 付け待ち営業, または流し営業のいずれの営業戦略をとるかを規定する確率として割り当てる. これにより, 営業戦略の選択傾向に関する運転者の性質をエージェントに実装することができる.

#### 営業地域の選択傾向のパラメータ

5.2 節, 5.3 節, および, 5.4 節で得られた結果から, タクシー運転者は, 経時的に変化するいわば“営業のテリトリー”を持つと仮定し, モデル化を試みる. 具体的には, 分析結果に従い, 1) 京都市域を, タクシーが営業のテリトリーとし得る複数の地域に分類し, 2) 主な営業地域に基づいてタクシー (運転者) の分類を行い, そして 3) 空車時の行き先を決定する確率パラメータを最尤推定により計算して各々の分類に与える, という手続きでモデル化を行う.

### 6.2 エージェントの目的地の決定

本研究で構築したタクシーエージェントは, 顧客を獲得して空車から実車へと状態が遷移したとき, および, 顧客を目的地まで運び終わり実車から空車へ状態が遷移したときに, 次の行動が決定される. 空車から実車へと変化した場合にはプローブデータから抽出した顧客の需要に基づいた次の目的地 (道路) の決定, 実車から空車へと変化した場合には運転者モデルの方策に基づいた次の目的地  $l_{i,next}$  と営業形態  $m_i$  の決定が行われる. 運転者クラス  $d$  に分類される空車タクシー  $i$  の目的地と営業形態を決定する方策  $\pi_i$  は, 現在の時間帯  $t$  と運転者の分類された運転者クラス  $d_i$  と現在位置  $l_{i,current}$  から 6.1 節に基づいて確率的に決定される.

実装上では, ノードとリンクの接続関係で表現される道



路ネットワークのうち、リンクの方をエージェントの現在位置  $l_{i,current}$  や目的地  $l_{i,next}$  として扱う。さらに、プローブデータの分析で得られたすべてのトリップ起点とトリップ終点は各点の最近傍の道路リンクに紐付ける。次の目的地  $l_{i,next}$  は実データによって顧客が獲得の履歴があった地点の最近傍のリンクの位置を示すことになる。すなわち、タクシーの方策  $\pi_i$  の挙動の実装は、タクシーエージェントの現在位置  $l_{i,current}$  の最近傍のリンクを入力した1つとして、実データから次の顧客を拾ったリンクを次の目的地リンクの候補として抽出したあと、最尤推定によりそのリンクのうち1つを確率的に選出し、次の目的地  $l_{i,next}$  とする。

## 7. 実験

本論文で提案した手法に基づくタクシー運転者モデルに関して、その挙動を確認するための実験を行った。分析結果に基づく行動特性を組み込んだ、10の運転者クラス  $d$  からなる個別性のある行動モデルと、全車両で一般的な行動モデルのシミュレーション結果の比較により、モデルの性質を分析した。一般的な行動モデルは、6.1節にて定義した式から、運転者クラス  $d$  のパラメータを除いたものを用いた。一方で、実環境では流通トラックや観光バスなど、その他の目的を持った車両が存在するが、観測データの制約からシミュレーション内で現実の環境をすべて再現する状況には至っていない。すなわち、尤度などの指標を用いて本モデルの挙動と現実の交通流の比較・検証は大きな意味を持たないため、ここでは現実の交通流とモデルの挙動の再現性の厳密な比較は行わない。本論文では、プローブデータから可視化される車両挙動を参考に、個別性のある行動モデルの性質について観察するとともに、実環境を再現するための現状の課題について考察する。

### 7.1 実験設定

本実験では、4章で述べたシミュレーション環境上で行った。道路ネットワークはゼンリン社から提供された複数車線や上り下りの区別、中央分離帯、長さの情報が付随したものをを用いた。ただし、実験では道路上の信号を排した環境で行った。これは、個々の信号機に対して素朴な制御方式を設定することを仮定しても、隣接する信号機の切り替え制御のタイミングを考慮せざるを得ず、都市規模におけるシミュレーションに不具合を生じさせないタイミングの信号制御モデルの構築は非常に困難となるためである。信号の有無が本論文の目的であるモデルの性質の調査に関して挙動を極端に変えるものではないため、信号制御に関しては本論文がカバーすべき内容を越えるものとして、今回はシミュレーション環境に信号を取り入れない。

本実験では、基本的な機能を実装した200,000台の一般車両エージェントと、各バス停の発着時間に基づいて走行する667台のバスエージェント、および7,990台のタク

シーエージェントを用いた。本論文が目的とする個別性の有無によるモデルの性質の違いの検証のため、本実験ではタクシーのモデルのみ精緻化したものを用いることとした。高度で複雑なモデルを一遍に取り入れることは相互の関連性を複雑にし、その影響の効果について観測が難しくなる。本実験において一般車両とバスのモデルに比較的簡単なモデルを用いるのは、多種多様の車種や意思決定者によって実現される現実の都市交通流を再現するためには、実データを取り入れ精緻に構築された車両モデルを段階的に取り入れていき、各モデルのその挙動の性質を1種ごとに検証する必要があるという本論文の主張に基づくものである。

エージェント数に関して、バスについては、発着時刻から推定可能な台数である。すなわち、バスは、実際の車両数にはほぼ近似した台数となる。タクシーに関しては、図6で示した各タクシー運転者クラスの台数比率を維持しながら、交通センサスデータから読み取った、京都市の主要道路におけるタクシーの流量に近似する車両数を、事前の試行に基づいて推測した。結果として本論文では、元データの車両数の10倍程度のタクシー台数を設定した。一般車両に関しては、センサスデータを参照し設定した地域間起終点(OD)表に基づいてエージェントを発生させ、京都市の主要道路における流量が近似するように、事前の試行に基づいて一般車両台数を設定した。200,000台のエージェントは、任意の時点における走行中の車両の総数ではなく、シミュレーション時間内に一度でも生じた車両の総数であり、短区間・短時間内に発生した車両も含まれる。ここでは、本論文で設定した程度の数があれば京都市の主要道路における交通流の実態を十分再現可能であるとして、シミュレーションを行った。また、タクシーに関して、行動特性を組み込んだ10の運転者クラス  $d$  の各々のエージェント数はプローブデータによる解析結果の分布に準じた。

タクシーは日中の行動に最も多様性を持つことから、本実験では8時から12時のシミュレーションを実施した。

シミュレーション内では付け待ちが発生するたびに、実データによる計測により平均待機時間である264秒が発生する設定とした。つまり、各タクシー運転者が顧客獲得までにかかる時間は、流し営業では次の顧客獲得を行う地点までの移動時間、付け待ち営業では次の付け待ちを行う地点までの移動時間と待機時間の264秒の合計とする。

経路選択に関しては、幹線道路に重み付けをした道路ネットワークを使用してダイクストラ法によって決定した。ダイクストラ法の利点として以下の2点がある。

- アルゴリズムが簡単かつ実装が容易なため、モデル挙動の正当性検証に影響を及ぼしにくい。
- 線形時間で最短路を計算可能であり、到達可能であれば確実に目的地にたどり着くことが可能である。すなわち、経路をループすることがない。

経路選択アルゴリズムに高度で複雑なものを利用すれば、

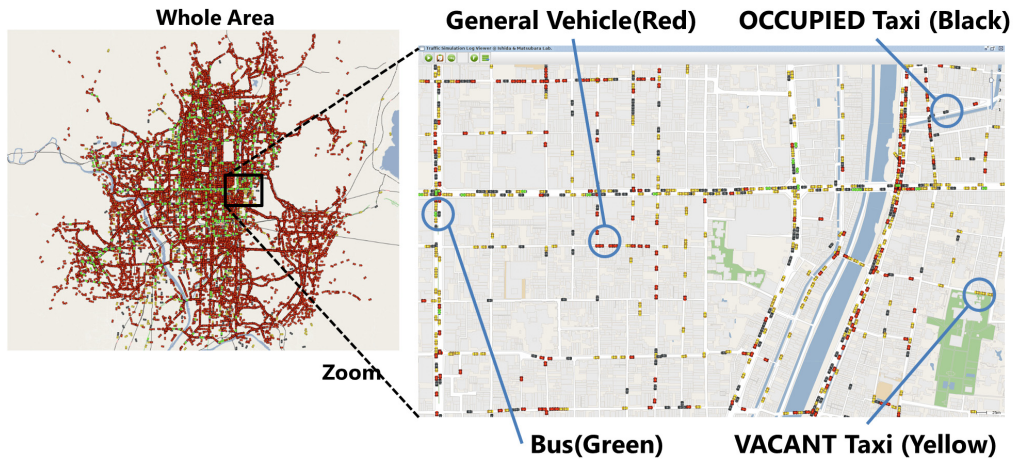


図 8 実行中のシミュレーション  
Fig. 8 Traffic simulation.

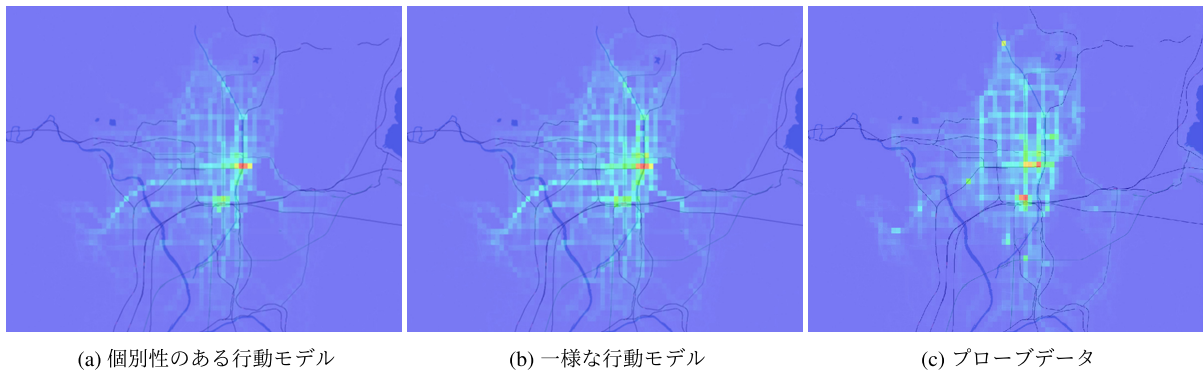


図 9 タクシー全車両の日中における滞在地域の比較：赤（滞在時間が長い）⇔青（短い）  
Fig. 9 Comparison of the stay area in the daytime: Red (Stay a Long Time) ⇔ Blue (Stay a Short Time).

経路選択に関する再現性は向上すると考えられるが、一方で、計算量とシミュレーションの正当性の検証は難しくなりトレードオフの関係となる。本実験で行った京都市内の道路ネットワークは基盤目状の性質を保持しており、この条件下では、基盤目状を形成する主要道路とその他の細街路が明確に分けることが可能である。すなわち、車両が主要道路を選択しやすいように重みを付けることによって、簡易な経路選択モデルであるダイクストラアルゴリズムを用いたとしても、一般的な道路ネットワークに適用されるよりも、現実との乖離が比較的緩和できると考えられるため、本実験ではダイクストラ法を採用するに至った。

## 7.2 結果

すべてのタクシーエージェントの滞在時間に関して、本モデルで扱った運転者の個性のある行動モデルと、一般的な行動モデルを用いたシミュレーション結果を比較し、その性質の違いについて分析を行った。図 8 は実行中のシミュレーションの様子である。空車時に滞在した地域を可視化した結果を図 9 に示す。全車両を対象として可視化した場合、個性のある行動モデル（図 9(a)）と一般的な行動

モデル（図 9(b)）の間には、繁華街や駅周辺部などに運転者が集まる傾向があるなど、類似した特徴が見られた。

次に、図 10 に示すのは、タクシー運転者クラス ID1 と ID4 の行動を模擬するモデルを実装したエージェントを可視化したものである。クラス ID1 は京都市の北部、クラス ID4 は南部で活動する傾向のある運転者である。個性のある行動モデルでは図 10(a) や図 10(b) のようにタクシー運転者クラスごとに想定どおりの営業地域の偏りが生じていることが確認できる。つまり、このような特徴が異なる 10 の運転者クラスの行動特性の集積の結果として、図 9(a) の結果が導き出されている。一方で、一般的な行動モデルを用いたシミュレーションでは、図 10(c) や図 10(d) で示されるように、すべての運転者クラスが図 9(b) と類似した結果を示す。図 10 に関して、これを表にしたものが表 4 である。また、全運転者クラスについて表にまとめたものが、表 5 と表 6 である。ただしこれらの表においては、本実験では京都市内における道路ネットワークを用いたシミュレーションを行ったため、6 章で述べたように、主に他県で活動を行う運転者クラス ID6、および他県とまたがる地域である地域 ID7, 11, 13 については、比較検証とし

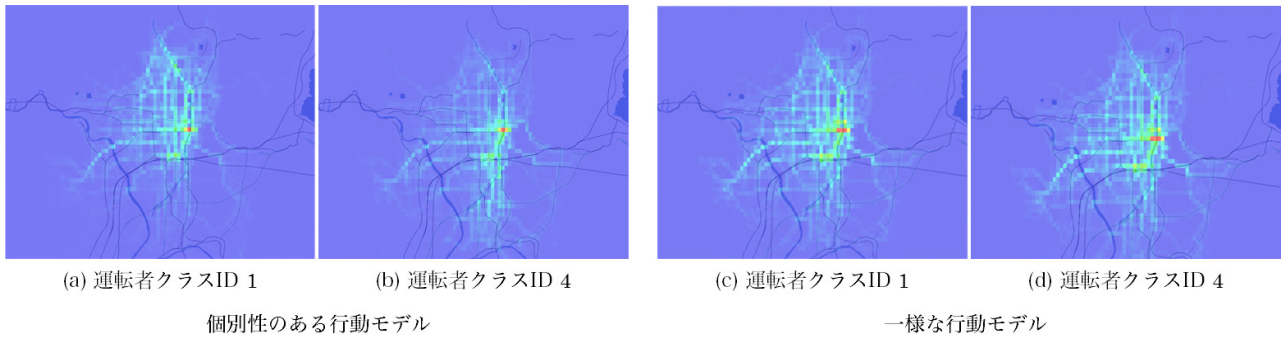


図 10 個別性のある行動モデルと一様な行動モデルの運転者クラスごとの比較

Fig. 10 Comparison of characteristic behavior model and uniform behavior model by cluster.

表 4 モデル別の各地域で滞在時間の割合比較

Table 4 Ratio of staying time in each region by models.

運転者クラス ID	地域 ID	
	地域 ID 3	地域 ID 4
(プローブデータ) クラス ID 1	0.263	0.016
クラス ID 4	0.056	0.196
(個別性のある行動モデル) クラス ID 1	0.217	0.053
クラス ID 4	0.094	0.165
(一様な行動モデル) クラス ID 1	0.132	0.083
クラス ID 4	0.128	0.090

表 5 個別性のあるモデルによる各地域で顧客を獲得する割合

Table 5 Ratio of acquiring customers by characteristic behavior model.

地域 ID	運転者クラス ID								
	0	1	2	3	4	5	7	8	9
地域 ID 0	0.22	0.28	0.27	0.26	0.25	0.26	0.25	0.21	0.31
地域 ID 1	0.21	0.13	0.16	0.15	0.18	0.18	0.16	0.12	0.14
地域 ID 2	0.13	0.17	0.20	0.12	0.13	0.18	0.14	0.21	0.13
地域 ID 3	0.06	0.22	0.12	0.15	0.09	0.10	0.10	0.09	0.10
地域 ID 4	0.16	0.05	0.07	0.10	0.16	0.10	0.14	0.06	0.08
地域 ID 5	0.08	0.06	0.10	0.08	0.07	0.09	0.10	0.20	0.07
地域 ID 6	0.02	0.04	0.02	0.05	0.02	0.02	0.03	0.02	0.03
地域 ID 8	0.05	0.03	0.03	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.09
地域 ID 9	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01
地域 ID 10	0.02	0.01	0.02	0.03	0.02	0.02	0.03	0.05	0.03
地域 ID 12	0.03	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.01	0.01

では適さないため省いた。現実には都市全体を網羅的に営業を行う個体は存在せず、各運転者には営業地域に偏りが生じるが、一様な行動モデルを用いた場合にはその表現ができていない。このように、一様な行動モデルを用いた場合には、エージェントの行動の集積として都市全体に広がる全体挙動を再現することは可能だが、個々の車両のレベルでは現実と乖離した挙動を示す性質を確認することができた。

本論文で実施したシミュレーションは、現実の交通環境における条件を網羅できているわけではない。たとえば、

表 6 一様モデルによる各地域で顧客を獲得する割合

Table 6 Ratio of acquiring customers by uniform behavior model.

地域 ID	運転者クラス ID								
	0	1	2	3	4	5	7	8	9
地域 ID 0	0.27	0.26	0.26	0.27	0.27	0.26	0.28	0.27	0.26
地域 ID 1	0.17	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.14	0.15	0.15
地域 ID 2	0.17	0.17	0.17	0.17	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16
地域 ID 3	0.13	0.13	0.12	0.12	0.13	0.13	0.14	0.12	0.12
地域 ID 4	0.09	0.08	0.09	0.09	0.09	0.08	0.07	0.09	0.09
地域 ID 5	0.08	0.10	0.10	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09
地域 ID 6	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03
地域 ID 8	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.03	0.05
地域 ID 9	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
地域 ID 10	0.02	0.03	0.03	0.02	0.02	0.03	0.02	0.02	0.03
地域 ID 12	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01

経路選択は一般的なダイクストラ法に基づいており、実際に走行する経路の多様性を反映できていない。シミュレーション結果とプローブデータ (図 9(c)) との比較では、駅や繁華街など集客が多い地点の再現が見られたが、シミュレーション内での幹線道路におけるタクシーの滞在時間が実データより少ない傾向が見られた。これは、現実にはタクシーはシチュエーションに依存して、短経路や渋滞回避のための迂回路を選択するよりも幹線道路を用いてしまうなど、単純な重み付けを用いたダイクストラ法ではその表現を仕切れないためであり、シミュレーションによる経路選択が不完全であることを示唆する。この問題の解決には、実データを用いた車両状態や運転者の個性に基づいた高度な経路選択モデルの構築が待たれる。

また、時間帯だけではなく祝休日、季節といった時間粒度についても行動が変化すると考えられるが、データ量の制約から考慮されていない。したがって、現時点では、都市交通の再現に関して、提案手法にはまだ不十分な点があるが、図 10 に示したとおり、タクシー運転者の営業の個別性に関する一側面を抽出し、挙動を再現することができた。

なお、2つのモデルを用いたシミュレーションの計算負

荷は同一となった。これは、2つのモデル間では、与えられる確率パラメータが異なるものの、確率パラメータは、個々のタクシーの営業地域の偏りを表現するものであり、計算量の増減には関係しない。また、与えられた確率パラメータによってシミュレーション中のエージェントの処理ステップ数は変化せず、また意思決定の頻度もパラメータによる影響をうけず、一様なモデルと提案モデルで同一となる。本論文で提案したモデルは、計算負荷を増加させることなく、タクシーの行動をより精緻に表現することが可能である。

## 8. おわりに

本論文では、タクシーを例題として、MASimに基づく施策効果の事前検証のための、個別営業戦略のモデルの構築および交通シミュレーションへの適用を行った。プローブデータの分析により、どのような情報が個人特性の表現として利用できるか検討した。本研究の主な貢献を以下に示す。

- タクシー運転者の顧客獲得のための営業行動に関する選択的行動を定義し、各々の個人嗜好によってその選択がどのように異なるかを観察した。付け待ち営業と流し営業の割合や営業で重視する地域に関して、運転者ごとに違いがあることを明らかにした。
- それぞれの運転者の営業する地域の傾向から、運転者の行動をクラスタリングし、その結果に基づいて空車時の行き先を決定する確率パラメータが異なる行動モデルを複数作成した。また、これら運転者の個別性を組み込んだ行動モデルと、すべての車両が一様な行動を行う行動モデルを用いて、シミュレーションの結果を比較した。営業の個別性を組み込むことによって非一様な運転行動の一部について再現することができた。

本論文で提案した個別性のあるエージェントモデルを用いることで、新たな施策評価を精緻に行うことがあげられる。バスも含めた公共交通の充実が、都市内の人の移動にどのような影響を及ぼすのか、タクシーやバスの台数や配置について様々な設定を事前に検証し、効果的な施策の立案を支援することが可能である。また、タクシーに焦点を当てた場合、タクシー事業者の利潤を最大化するためのタクシーの配車戦略の検討を支援する基盤となることが考えられる。ただし、実世界の交通では、タクシーやバス以外にも多くの車種が存在する。より実践的な都市交通モデルの構築のためには、さらなるモデルの組み込みが必要である。

**謝辞** 本研究の一部は、JST CREST、および文部科学省ポスト「京」萌芽的課題2「複数の社会経済現象の相互作用のモデル構築とその応用研究」の支援を受けて実施された。

## 参考文献

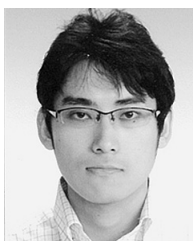
- [1] 中島 悠, 椎名宏徳, 服部宏充, 八槇博史, 石田 亨: マルチエージェントシミュレーションを用いた避難誘導実験の拡張, 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.6, pp.1–8 (2008).
- [2] Yamashita, T., Okada, T. and Noda, I.: Implementation of Simulation Environment for Exhaustive Analysis of Huge-Scale Pedestrian Flow, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, Vol.6, No.2, pp.137–146 (2013).
- [3] 交通工学研究会: 交通シミュレーション適用のススメ, 交通工学研究会 (2004).
- [4] Davidsson, P., Henesey, L., Ramstedt, L., Törnquist, J. and Wernstedt, F.: An Analysis of Agent-Based Approaches to Transport Logistics, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.13, No.4, pp.255–271 (2005).
- [5] Mizuta, H., Yamagata, Y. and Seya, H.: Large-scale traffic simulation for Low-Carbon City, *Proc. 2012 Winter Simulation Conference (WSC-2012)*, pp.1–12 (2012).
- [6] Meister, K., Balmer, M., Ciari, F., Horni, A., Rieser, M., Waraich, R.A. and Axhausen, K.W.: Large-Scale Agent-Based Travel Demand Optimization Applied to Switzerland, Including Mode Choice, *12th World Conference on Transportation Research*, Vol.1, pp.1–30 (2010).
- [7] ECMT: *Economic Aspects of Taxi Accessibility*, OECD Publishing (2001).
- [8] ハイタク問題研究会: 2014 ハイヤー・タクシー年鑑, 東京交通新聞社 (2014).
- [9] Balaji, P.G., Sachdeva, G., Srinivasan, D. and Tham, C.-K.: Multi-agent System based Urban Traffic Management, *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp.1740–1747 (2007).
- [10] Bazzan, A.L.C.: Opportunities for Multiagent Systems and Multiagent Reinforcement Learning in Traffic Control, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, Vol.18, No.3, pp.313–341 (2009).
- [11] Kurihara, S., Tamaki, H., Numao, M., Kagawa, K., Yano, J. and Morita, T.: Traffic Congestion Forecasting based on Pheromone Communication Model for Intelligent Transport Systems, *Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp.2879–2884 (2009).
- [12] Takayama, T., Matsumoto, K., Kumagai, A., Sato, N. and Murata, Y.: Waiting/cruising location recommendation for efficient taxi business, *International Journal of System Applications, Engineering & Development*, Vol.5, pp.224–236 (2011).
- [13] Li, B., Zhang, D., Sun, L., Chen, C., Li, S., Qi, G. and Yang, Q.: Hunting or waiting? Discovering passenger-finding strategies from a large-scale real-world taxi dataset, *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM-2011)*, pp.63–68 (2011).
- [14] Sun, H. and McIntosh, S.: Big Data Mobile Services for New York City Taxi Riders and Drivers, *2016 IEEE International Conference on Mobile Services (MS)*, pp.57–64 (2016).
- [15] Shen, J., Liu, X. and Chen, M.: Discovering spatial and temporal patterns from taxi-based Floating Car Data: A case study from Nanjing, *GIScience & Remote Sensing*, Vol.54, No.5, pp.617–638 (2017).
- [16] Wu, H., Fan, H. and Wu, S.: Exploring Spatiotemporal Patterns of Long-Distance Taxi Rides in Shanghai, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol.6, No.11, pp.339–354 (2017).
- [17] Cheng, S.-F. and Nguyen, T.D.: TaxiSim: A Multiagent

- Simulation Platform for Evaluating Taxi Fleet Operations, *Web Intelligence*, Vol.2, pp.14-21 (2011).
- [18] 小柴 等, 野田五十樹, 山下倫央, 中島秀之: 実環境を考慮したバスシミュレータ SAVSQUID による実運用に向けたデマンドバスの評価, *コンピュータソフトウェア*, Vol.31, No.3, pp.141-155 (2014).
- [19] 山下倫央, 副田俊介, 大西正輝, 依田育士, 野田五十樹: センサデータマイニングを活用した安全安心な避難誘導への取組み, *電子情報通信学会誌*, Vol.94, No.4, pp.294-298 (2011).
- [20] 山下倫央, 副田俊介, 大西正輝, 依田育士, 野田五十樹: 一次元歩行者モデルを用いた高速避難シミュレータの開発とその応用, *情報処理学会論文誌*, Vol.53, No.7, pp.1732-1744 (2012).
- [21] 吉井稔雄, 藤田大輔, 北村隆一: プローブデータを用いた空車タクシー挙動分析, 第 31 回土木計画学研究講演集, Vol.31, pp.200-204 (2005).
- [22] Takayama, T., Matsumoto, K., Kumagai, A., Sato, N. and Murata, Y.: Waiting/cruising location recommendation for efficient taxi business, *International Journal of System Applications, Engineering & Development*, Vol.5, pp.224-236 (2011).
- [23] Grau, J.M.S., Romeu, M.A.E., Mitsakis, E. and Stamos, I.: Agent based modeling for simulation of taxi services, *Journal of Traffic and Logistics Engineering*, Vol.1 (2013).
- [24] Nakajima, Y., Yamane, S. and Hattori, H.: Multi-model Based Simulation Platform for Urban Traffic Simulation, *Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, Lecture Notes in Computer Science, Vol.7057, Springer Berlin Heidelberg, pp.228-241 (2012).
- [25] 服部宏充, 中島 悠, 加藤 整, 石田 亨, 山根昇平: 大規模マルチエージェント交通シミュレーション, 自動車技術, Vol.64, No.3, pp.38-44 (2010).
- [26] Balmer, M., Meister, K., Rieser, M., Nagel, K. and Axhausen, K.W.: Agent-based simulation of travel demand: Structure and computational performance of MATSim-T, *2nd TRB Conference on Innovations in Travel Modeling*, pp.1-30 (2008).
- [27] Frey, B.J. and Dueck, D.: Clustering by passing messages between data points, *Science*, Vol.315, No.5814, pp.972-976 (2007).



服部 宏充 (正会員)

2004 年名古屋工業大学大学院博士後期課程修了。博士 (工学)。2004 年日本学術振興会特別研究員 (PD)。リバプール大学, マサチューセッツ工科大学客員研究員, 京都大学大学院情報学研究科助教を経て 2014 年立命館大学情報理工学部准教授。マルチエージェントシミュレーション, 人間行動モデリング, 社会システムデザイン, 人工知能と ELSI 問題に興味を持つ。



金月 寛彰

2012 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻修士課程修了。現在, 同大学院博士課程在学中。マルチエージェントシミュレーション, データマイニングに興味を持つ。