マルチエージェントシミュレーションによるタクシー営業戦略の改善シナリオの提案

Investigation of the Potential of Multi-Agent Traffic Simulations to Find Good Arrangement of Taxis

金月 寛彰
Hiroaki Kingetsu

株式会社富士通研究所 人工知能研究所
Fujitsu Laboratories
h.kingetsu@jp.fujitsu.com

服部 宏充
Hiromitsu Hattori

立命館大学 情報理工学部
College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University
hatto@fc.ritsumeai.ac.jp

keywords: multi-agent simulation, transportation, taxi, probe car

Summary

In this paper, we describe a method to compute multiple improvement scenarios for Multi-Agent Simulation using parameter search by metaheuristic. Specifically, we try to construct multiple scenarios to acquire more customers by using modeling of taxi driver's behavior from probe car data. The main proposal of this paper is not to find an optimal solution but an approach to lead multiple suboptimal solutions. We construct a taxi agent model that can represent individual traffic behaviors and apply the model to urban traffic multi-agent simulation where general vehicles, bus, and taxis co-exist in the realistic road network of the city of Kyoto, Japan. Then, we try to construct multiple improvement scenarios concerning the sales strategy by multipoint local search method and clustering of parameters. The proposed method works usefully in the problem that the solution property with wide solution space is unknown. In addition, this method has scalability, and it is possible to obtain a better optimum solution by increasing the number of cluster calculators and increasing the number of searching points.

1. はじめに

マルチエージェントシミュレーション (MASim: Multi-Agent Simulation) は、複雑で大規模な社会システムを計算機上で再現するミクロシミュレーションの一手法である。個々の行動主体（人間や車両、など）の行動を模擬したエージェントモデルを構築し、集積されたエージェント同士の創発現象により集団全体としての社会現象を再現する。MASim による交通分野への適用については、大規模な交通施策の変更や導入を目的とした、シミュレーションを用いた施策の事前評価などがあり、多くの研究者の注目を集めている。

交通シミュレーションの活用の一つとして、現状の交通流に関して改善シナリオを立案し、シミュレーションによる都市交通の再現によりその適用結果を予測するものがある。しかし、MASim を用いて、ユーザが改善のための具体的なシナリオ案を作成するには、対象地域における運転者の行動を精緻に分析し、運転行動モデルを構築したうえで、膨大なパラメータと複雑な相互作用の影響を考慮する必要がある。また、シナリオに対するシ

ミュレーション結果の算出とその検証といった従来のアプローチは、シミュレーションを実施する前に具体的なシナリオ案を確立していない場合には適用が難しい。そこで本論文では、メタヒューリスティクスによるパラメータ探索を利用して、改善シナリオを複数導出する手法について述べる。本論文では、例題としてタクシーの顧客獲得に関する営業運転行動について扱う。ここでは、観測データから研究対象地域におけるタクシー運転者の特徴的な営業行動に着目して分類し、それぞれの営業行動を模擬した複数の種類のモデルを組み込んだエージェントを用いる。タクシーの総数を固定した条件下で、各類型に属するタクシーエージェントの台数を入力パラメータとして与え、全タクシーの顧客獲得回数の総計が多くなるように入力パラメータを変化させ、探索を行う。どのような運転行動の種類の分布が顧客獲得回数を増やすためには有利であるかを分析し、改善シナリオを導出する。

本論文の主たる提案は、一つの最適解（改善シナリオ）を導くのではなく、複数の準最適解を導くアプローチにある。これは、広大なパラメータを探索し最適解を算出できたとしても、その最適解が現実として実社会に適用

が難しいシナリオであれば、実践的とは言えないと著者らは考えるためである。たとえば、ある局所的最適解が大域的最適解に評価値として及ばなくとも、現実的に実行しやすい改善シナリオであれば、局所的最適を導くシナリオを採用することも合理的な解決方法であると言える。すなわち、膨大な解空間からいくつかの有望な解（改善シナリオ）を絞り込み、ユーザ（ステークホルダ）に、視覚的および数量的に理解しやすい形で複数の提案を行える仕組みこそが、MASim を用いる利点の一つであると著者らは考える。本論文の目的は、一つの大域的最適解を導くのではなく、現状を改善しうる複数の準最適解から、複数の改善シナリオを導くことにある。本論文では、実データの分析に基づいて、特徴ある個々の運転者の行動モデルを組み込んだエージェントを用いて、複数の改善シナリオを MASim によるパラメータ探索によって提案する。

著者らは、タクシー走行データの分析により、タクシーの営業行動に関する運転行動を分析・モデル化し、一般車両やバスが混在する現状の環境を模擬したシミュレーション上にて、タクシー運転者の営業行動の再現を試みている。ここでは、その知見を用いて、京都市地域におけるタクシーを対象に、大規模並列処理に適したパラメータ探索手法を用いて、より多くの顧客獲得を目的とした運転行動の改善シナリオの提案を試みる。

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紹介する。3 章では、交通シミュレーションを用いたパラメータ探索と提案手法の概要について述べる。4 章では、タクシー運転者の行動の特性を組み込んだ行動モデルとシミュレータ、およびパラメータ探索のための計算環境について述べる。最後に、5 章で構築モデルを用いたシミュレーションを実施して得られたパラメータに関して実験と考察について述べる。

2. 関 連 研 究

MASim を用いて、交通に関する諸問題に対してアプローチを行った研究がこれまでに数多く行われている。文献 [小柴 14] では、社会システムの導入のために都市規模で公共交通のシミュレーションを適用し、網羅的探索からシステムデザインの検討を行っている。一方、都市規模での実問題を扱う適用には全探索が困難な場合もあることから、本論文ではヒューリスティック探索を適用し、さらにユーザに複数のシナリオの提示をする目的から、解の傾向が異なるような出力を行えることができる手法を提案する。

タクシーは主要な公共交通機関の一つであり、これまで MASim を用いたタクシー営業行動に関する様々なシミュレーションが行われてきた。タクシーの走行データを用いた分析として、文献 [Shen 17, Sun 16, Wu 17] があり、これまでに様々な都市において研究が行われている。

これらの研究は、特定の環境や気候において顧客の需要予測など、全タクシーに共通する営業行動の特徴について統計的な抽出・分析が行われている。タクシーは特定のスケジュールによって走行が制御されるものではないため、顧客の需要やタクシー挙動の分析はより困難である。典型的なタクシーの挙動の一つとして、タクシーを電話やスマートフォンアプリから呼び出すことのできる配車挙動がある。配車タクシーに関する研究として、文献 [Bischoff 16] がある。また、配車に限らずタクシー運転者が顧客を拾う挙動をエージェントに組み込み、シミュレーションを行ったものとして、文献 [Cheng 11] がある。これらの研究では、分析対象地域で観測されたデータに基づき、一様なルールに基づく営業を行うエージェントを用いて、タクシーエージェントが報酬を増加させる最適行動を執った場合の効果についてシミュレーションを行っている。一方で、本論文のアプローチは、営業行動についての個性を表現可能なモデルを用いて、顧客獲得回数を増やす運転行動の種類の分布の最適解を含む複数の解候補群を導くことにある。顧客の獲得数を目的関数としてパラメータ探索を行い、シミュレーションが導き出す結果を考察することで、MASim の実践的な有用性を問う。

3. パラメータ探索による改善シナリオの導出

3.1 パラメータ探索の目的

本稿でのシミュレーションの目的は、タクシーを例題としたときに、顧客の総獲得数を増加させる営業行動のシナリオを構築することである。ここでは、観測データの分析に基づく研究対象地域におけるタクシー運転者の特徴的な営業行動に着目する。各運転者がどの地域で顧客を獲得する傾向があるのかに着目して分類し、それぞれの営業行動を模擬した複数の種類のモデルを組み込んだエージェントを用いる。シミュレーション内のタクシーの総数を固定したときに、各類型に属するタクシーエージェントの各台数を入力パラメータとして与え、どのような運転行動の種類の分布が顧客獲得に有利なのか解の傾向を分析することで、複数の解（改善シナリオ）を導出する。評価値は、シミュレーション時間内での全タクシーエージェントが顧客を獲得した数の総計（以下、顧客獲得回数）とし、これを最大化するようにパラメータ探索を行う。

これまでに著者らは、プローブデータによるタクシー運転者の営業行動の分析から、タクシー運転者の営業行動に対して教師なし分類を行い、営業行動の個性に着目したエージェントのモデル化を行っている [金月 18]。ある営業行動の類型に属する運転者群を運転者クラス d としたときに、各運転者クラス d に属するタクシーエージェントの台数 p_d を一つのパラメータとして、すべての運転者クラスに対するエージェント台数を表現するパラメータ

セット $P = \{p_{d1}, p_{d2}, \dots\}$ を入力パラメータとしてシミュレーションに与える。営業行動の個性に着目したエージェントのモデルでは、運転者の営業地域の嗜好を反映することが可能であるが、従来のようなタクシー運転者のような行動モデルでは、実際には運転者が過去に行ったことがない地域での活動も、営業行動の候補として同程度に考慮されてしまう。すなわち、本モデルの適用は、現状の経路情報や営業戦略を分析および再現したうえで、現状の営業行動に対する複数の改善方法をステークホルダーへ提案するという本論文のアプローチに従うものである。

3.2 提案手法の概要

パラメータ探索アルゴリズムとして、多点局所探索法を用いる。本論文で扱う問題に対して、多点局所探索法の利点は以下である。

- 都市規模のエージェント数を用いた場合、探索空間が大きくなることから、計算機処理に並列環境を用いることを考える。多点方式は並列環境において実装が容易であり、さらに、それぞれが独立したシミュレーション計算環境に対しては導入がしやすく、解の収束経過が確認しやすい利点がある。
- 多点探索によって複数の局所的最適解の算出が可能であり、それぞれの解について観察し、知見を得るという本論文の目的と合致する。

多点局所探索法は、次のような過程を経る。

- (1) 任意数の探索点 $S_n (n=1, 2, 3, \dots)$ の数だけ初期値を任意に与え、各点に関して初期評価値 V を計算する。
- (2) 点 S_n に紐づくパラメータセット P の中から、無作為に取り出した二つのパラメータのうち、一つを近傍幅 δ だけ増加させ、他方を近傍幅 δ だけ減少させるようにして近傍探索を行う。
- (3) 点 S_n に関して現在の評価値を計算し、現在の評価値 V よりも大きな値であれば、評価値 V を更新する。
- (4) 終了条件まで (2) と (3) を繰り返す。

最終的に、類型の挙動を行うエージェント台数がどれだけ存在するかを示すパラメータセットが探索点の数だけ得られる。これらのパラメータセットに対し、顧客獲得回数の多かった解候補について分析し、改善シナリオを導出する。改善シナリオへの導出は、以下の手順を辿る。

i. 多点探索

各運転者クラスの挙動を振る舞うエージェントの数をパラメータとして、ランダムに与えた初期値から近傍幅 $\pm\delta$ の探索で解空間の特徴を探る。多点探索のシステムの概要を図 1 に示す。多点探索は以下の計算の過程を辿る。

- (1) 実行ホストは探索点の数だけ初期値のパラメータセットを用意し、シミュレーション実行環境フレームワークにキューを投げる。
- (2) フレームワークは計算ノードに探索点のプロセス

を走らせる。シミュレーションプロセスが、多点探索による n 個の探索点の数だけ（並列）実行される。

- (3) 探索点プロセスは局所探索を開始する。トライアルを j 回繰り返し、パラメータセットを更新しつつ、評価値を探索する。
- (4) 各トライアルでは共進化アルゴリズムに基づく経路探索 [Balmer 09] を、センサスデータに近づく交通流量となるまで k 回（世代）繰り返される。 k 世代での全エージェントの経路選択における評価値が一つのトライアル内での評価値となる。
- (5) すべてのプロセスが終了するまで繰り返す。一つの探索点プロセス内で最大の評価値 V が各プロセス内での解に相当する。全探索点の数だけ解を得る。全体のシミュレーションの実行回数は $n \times j \times k$ 回となる。

一般車両とタクシーの目的地決定、および一般車両の初期開始位置は、どの地域から出発し、どの地域へ目的地として流動したかを表形式に数量を示した地域間 OD (Origin-Destination) 表のデータに基づく。地域間 OD については、信頼性におけるデータとして京都市の調査データに従う。ただし、地域ごとの開始位置に関しては確率的選択であるために、ランダムシードの影響を受けるが、計算簡略化のために、探索時にはランダムシードを固定する。ランダムネスが結果に与える影響については、最終的な解候補に対して分析を行う。

ii. パラメータセットのクラスタリング

多点探索により得られた局所的最適解の傾向を知るために、解に対してクラスタリングを行う。分類されたクラスタのそれぞれから最大の評価値を持つパラメータセットを各クラスタの代表として選定して解候補とすることで、異なる傾向を示す複数の解候補が獲得可能となる。

iii. ファインチューニング

局所探索法の実装上では、近傍幅 δ を更新の度に減少させることが多い。本論文では、クラスタリングによって得られた解候補のパラメータセットに関して初期探索より小さな近傍幅で探索し、解のファインチューニングを行う。すなわち、クラスタリングによって得られた解候補のパラメータセットを初期値として、再度、近傍幅を小さくした多点局所探索法を適用し、最大の評価値を算出する。

iv. パラメータセットの分析

解候補のパラメータセットの分析により、シミュレーション上でどのような営業戦略を採るタクシーの分布が効率的に顧客を拾うことができているかを観察する。

4. タクシー運転者のモデル化と大規模交通シミュレータ

本論文で用いるタクシー運転者の運転行動モデルは、プローブデータの分析により営業行動を行う地域に個性

図1 システムの概要

図2 タクシーエージェントの状態遷移図

が確認できるとの知見に基づき、運転者は各々の戦略に基づいて、営業行動を行う地域（道路）を決定するものである。

4.1 運転者モデル

本論文におけるタクシーの運転行動を、先行研究 [Cheng 11, Grau 13, Takayama 11, 吉井 05] に従い、定義する。タクシーの状態として、以下の二つを定義する。

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

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採る営業形態として、以下の二つを定義する。

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。ただし、本論文では、先行研究 [Takayama 11] と同様に、“付け待ち営業”と“流し営業”の二つの営業形態の取り扱いに絞り込むこととする。

本論文では、文献 [金月 18] に従い、図2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二つの状態を採り、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、次の営業形態と共に、目的地を確率的に決定する。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、次の営業形態 m_i 、および次の目的地 $l_{i,next}$ を、現在の時間帯

t^{*1} 、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 π_i に基づいて確率的に決定する。

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

付け待ち営業を採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。ここでは、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。タクシーエージェントは、シミュレーション期間中、図2に基づいた走行を継続的に行う。本論文では、図2に基づく走行プロセスにおける運転者の個性を、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。

i. 空車時の付け待ち営業/流し営業の比率

プローブデータを基に、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採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。

ii. 経時的な変化を伴う営業地域の選択

また、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、モデル化を行う。具体的には、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 (図3) 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。

4.2 タクシー運転手の分類とパラメータの設定

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。

- (1) タクシー運転者ごとに、クラスター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

*1 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、これを時間帯とする。

表 1 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

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

図 3 営業地域の分類: 図中番号は地域 ID を示す。

ID での顧客獲得回数を全地域での顧客獲得回数で割ったもの)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、クラスター数の設定が不要な Affinity propagation [Frey 07] を用いてクラスタリングを行う。

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9個のクラスに分類された。表1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。また、表2は各地域の営業行動について示す。

図4は、表1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、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(データの大小をグレーの濃淡スケールに置き換え、さらに色付けしたもの)を用いて獲得乗客数の多寡を表現している。ここでは、運転者クラス内ごとに獲得乗客数を暖色

(高い獲得割合)から寒色(低い獲得割合)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、異なる営業傾向を抽出できていることを示している。

4.3 エージェントの目的地の決定

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 π_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4.1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 $l_{i,next}$ は実データにおいて顧客獲得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 π_i の挙動について、本シミュレータでの実装は、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の一つとして、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一つを確率的に選出し、次の目的地 $l_{i,next}$ とする。

4.4 大規模交通シミュレータ

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、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 [Balmer 09] を利用して、割り当てられた OD 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る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 [服部 10, Nakajima 12]。本シミュレータにおけるエージェントの経路選択と道路ネットワークについて、次のように設定する。

i. 経路探索

本論文におけるエージェントの経路選択は、文献 [Balmer 09] に従って、最小経路探索に基づく共進化アルゴリズムを適用する。これは、シミュレーションを繰り返すごとに旅行時間の長いエージェントの経路を再計画するものであり、観測データと近似した経路になるまでシミュレーションを繰り返すものである。ここでは、センサスデータから得られた京都市の中心の幹線道路を通る道路交通量に最も近づく回数まで試行を行う。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

表 2 タクシー運転者クラスの営業行動

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	京都駅を中心に南部の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	主に丹波橋駅周辺で営業を行う運転者群。
クラス ID 7	主に桂駅周辺で営業を行う運転者群。
クラス ID 8	伏見稲荷および四条駅、補足的に京都駅で営業活動を行う運転者群。

(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 4 運転者クラスごとの乗客獲得地域: 赤 (多い) ⇄ 青 (少ない)

(各道路区間の平均走行時間計算) から成り、こ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。

ii. 道路ネットワーク

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利用した。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超えるものとして、今回はシミュレーション環境に信号を取り入れない。

4.5 シミュレーション実行環境フレームワーク

パラメータ探索のシミュレーション実行環境フレームワークとして、理化学研究所計算科学研究機構で開発されている OACIS[Murase 14] を用いる。OACIS は、分析や実験パラメータの生成および実行を、API を通して

実行することが可能である。図 1 で示すように、初期値の各タクシークラスの台数パラメータと実行コマンドを OACIS を用いて計算ノード群に ssh 経由で配信し、実行結果をデータベースに保存する。

5. 実験

5.1 設定

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 7990 台のタクシーエージェントを用いた。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。本論文が目的とする個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。

タクシーの営業場所は、早朝や夜間帯には駅や繁華街に偏りやすい。そこで本実験では、より運転者間での挙動に差異の出やすい平日の 10 時から 12 時のシミュレーションを行う。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、実際の車両数にほぼ近似した台数となる。タクシーに関しては、分析に用いたプローブデータは 1 事業者による提供データに留まり、京都市を走るすべての車両の

走行データではない。そこで、図4で示した各タクシー運転者クラスの数比率を維持しながら、プローブデータにおける主要道路の交通流量と交通センサスデータの比較により、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、プローブデータに含まれる車両数の10倍のタクシーエージェント7990台を用いてシミュレーションを行い、そのうち京都市内の道路のみを走行する5500台を車両台数のパラメータとして考慮することとした。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9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。計算機環境は、図1における1計算ホスト当たりIntel(R) Xeon(R) CPU E5-2690 v3 2.90 GHzを2CPU搭載した24コア48スレッド、メモリ512GBのものを用いており、図1におけるトライアル内の一つのシミュレーションをおよそ20分で実行可能である。本実験では、2台の計算ホスト上で、ホストごとに25のシミュレーションを同時実行させることで、多点探索の探索点を全50点、すなわち、50並列の探索点プロセスを実行する。探索パラメータは、表1で示した九つの運転者クラスの各エージェント数 p であり、一つのパラメータセット P は運転者クラス0から8までの九つのパラメータ $p_0, p_1, \dots, p_8$ で構成される。初期の探索点はランダムに決定する。各エージェントモデルは、4章で定義した運転行動を行う。

5.2 結果

§1 多点探索

シミュレーションの実行例を図5に示す。また、一般車両やタクシーに関する経路選択の共進化アルゴリズムによる結果を図6に示す。ここでは、近傍幅 δ を50と設定した。世代数が9世代以降では、大きな改善が見られず、前世代よりも悪化することもあったため、20世代で打ち切った。さらに、タクシーの顧客獲得回数が最も多い四条通り周辺道路に関して、シミュレーションデータと平成22年度に観測された京都市センサスデータを比較して、断面交通流量の差が最小となる値を求め、図1における共進化アルゴリズムの世代数に関して、 $k=11$ での評価値を用いることとした。

本条件下における全50点の多点局所探索法のパラメー

図5 交通シミュレータ MATSim-K の実行例: 京都市中心街周辺部をシミュレートした可視化結果。色付けされたアイコンで各車両エージェントが道路上をアニメーションにより走行している。一般車両が赤、バスが緑、空車タクシーが黒、実車タクシーが黄として色付けされる。

タ探索過程のうち、評価値である顧客獲得回数が上位10点と下位10点となった探索点の評価値のトライアル数を変えた場合の50トライアルまでの推移について、図7に示す。本論文での条件では、最大顧客獲得回数がおおよそ15500回の顧客を獲得できる機会を得る結果となり、パラメータセットの組み合わせにより評価値はおおよそ1000回の差異が出る結果となった。ここで、100回のランダムシードを変えたシミュレーションを行い、各解に関してランダムネスの検証を行ったところ、結果に最大 ± 168 回の差異が生じた。ランダムネスの影響により、順位の変動が起きる可能性があるものの、パラメータの違いが及ぼす影響に比べて小さいと結論付けられる。15トライアルまで大きく改善が進んだ一方で、40世代目からはこのランダムネスの影響を上回る大きな改善が見られなくなったことから、50トライアルにて探索を終了し、解候補の選定を行った。また、探索点の数と最大の顧客獲得回数の関係について図8に示す。図8は、図7で示した結果のときに、探索点数の増減による最大顧客獲得回数の期待値を示す。探索点がおおよそ15点までは大きな上昇を見せたが、それ以上の探索点の数の増加は、最大顧客獲得の増加には寄与するものの、上昇幅は小さくなった。50点以上の探索点数を増加しても、ランダムネスの影響に比べて最大顧客獲得回数に与える影響は小さいと考えられる。また、各探索点の最終評価値について、タクシーごとの1時間当たりの顧客輸送回数について割合の平均を示したものを図9に示す。本図は顧客を目的地までシミュレーション時間内に運ぶことのできた回数の分布を示す。本シミュレーションでは、時間当たり1, 2回顧客を輸送したタクシーの割合が大きく、少量の顧客獲得が多いタクシーエージェントがあるなど分布の偏りは確認できなかった。よって、今回の適用では全体最適化によって個々のタクシーが大幅な不利益を被るケース

図 6 世代数と平均移動時間の関係

図 8 探索点数と最大顧客獲得回数の関係

図 7 各探索点の最大評価値の推移 (全 50 探索点のうち上位 10 点および下位 10 点)

図 9 1 時間当たりの各タクシーの顧客輸送回数の割合 (全探索点の最終評価値の平均)

は少ないと考えられる。本論文は最大顧客獲得回数のみを導くことが主たる目的ではないものの、図 7 で得た結果が解候補を導くため必要なトライアル数や探索点数を満たしているものとして、各解のファインチューニングと分析および考察を行った。

§2 パラメータセットのクラスタリング

5.2.1 節で得られた局所解の 50 のパラメータセットに Affinity propagation によるクラスタリングを適用し、三つのクラスに分類することができた。表 3 に示すのは三つのクラス群から、各クラスで最も評価値の高いパラメータセットを抽出したものである。

§3 ファインチューニング

三つの解候補それぞれについて、ファインチューニングの検証を行った。ファインチューニングについては、得られた三つの解候補に関してさらに近傍幅 δ を 10 として 350 回の局所探索を行い、顧客獲得回数に平均 138 回の改善が見られた。しかしランダムネスによる影響を考慮すると、ファインチューニングの効果は限定的であった。

§4 分析および考察

表 3 に示す解候補に関して、各運転者クラスの台数の偏りから表 2 と合わせ、戦略の違いを考察した。第一解候補は、運転者クラス 1 や運転者クラス 2 に属する行動

を行うタクシーエージェントが多く、四条通りと京都北を中心に、付け待ちと流しをバランス良く行う戦略配置となっている。第二解候補は、運転者クラス 2、次いで運転者クラス 4 に属するタクシーエージェントが多く、四条通りの付け待ちおよび伏見稲荷駅周辺での営業を主戦略に行うタクシーの営業行動となっていた。また、第三解候補は、運転者クラス 5 が多く、京都駅の付け待ちを主戦略に行うタクシーの営業行動となった。得られた解の候補がそれぞれのシナリオを有しており、本論文が目的とするシミュレーションを利用した複数の改善シナリオを提案できていることが示唆される。

本論文では、タクシーの運転行動の個性に着眼し、クラスタリングによってそれぞれの個別化を行った。本論文での提案手法は、広い解空間を持つシミュレーションにおいても、現実世界における様々な問題に対して、改善可能なシナリオの提案を抽出し、複数の回答案を提案することが可能である。また、本件で扱った問題に固執せず、その他のシミュレーション環境においても適用可能であると考えられる。ただし本論文で述べた結果は、様々な仮定の上に成り立ち、現場に即適用できるものではない。たとえば、付け待ち場所の混雑の考慮などステークホルダの要求するすべての要件を満たしているとは言えないため、段階的にモデルを精錬することが求められる。

表3 パラメータ群の準最適解の候補

	顧客獲得回数(回)	クラス0	クラス1	クラス2	クラス3	クラス4	クラス5	クラス6	クラス7	クラス8
第一解候補	15547	312	801	1772	48	575	582	480	581	349
第二解候補	15459	92	42	2913	141	1165	359	215	28	545
第三解候補	15452	559	42	723	564	241	1849	227	645	650

6. 終わりに

本論文では、MASimに基づくタクシーを例題とした準最適な営業戦略の探索に関して、クラスタ計算基盤下を用いた複数の最適な営業戦略行動シナリオ提案手法について述べた。メタヒューリスティックアルゴリズムを用いてパラメータ探索を行い、複数の局所最適解を抽出した。最後に、それぞれの解の分析を行い、営業戦略に関する複数の改善シナリオの提案を行った。本論文の提案手法は、広い解空間を持ち、解の性質が不明である問題において、有用に働くと考えられる。また、クラスタ計算機を増やして多点探索箇所を増やせば、より高速に解を得ることが可能である。本論文で提案した手法を用いることで、新たな施策評価を精緻に行うことが期待される。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シナリオを事前に検証し、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。今後の課題として、目的関数や制約条件に関するさらなる検討を行う必要がある。たとえば、目的関数を報酬の最大化とすれば、各タクシー運転者の報酬の偏りと最適化方法や制約について議論が可能となる。また、より複雑な問題では多くの入力パラメータを探索対象とした検証が必要であることから、計算速度の向上や探索にかかる計算量を削減する必要がある。

謝 辞

本研究は、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したものです。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Balmer 09] Balmer, M., Rieser, M., Meister, K., Charypar, D., Lefebvre, N., Nagel, K., and Axhausen, K.: *MATSim-T: Architecture and simulation times* (2009)
- [Bischoff 16] Bischoff, J. and Maciejewski, M.: Simulation of city-wide replacement of private cars with autonomous taxis in Berlin, *Procedia Computer Science*, Vol. 83, pp. 237–244 (2016)
- [Cheng 11] Cheng, S.-F. and Nguyen, T. D.: TaxiSim: A multiagent simulation platform for evaluating taxi Fleet Operations, in *Web Intelligence*, Vol. 2, pp. 14–21 (2011)
- [Frey 07] Frey, B. J. and Dueck, D.: Clustering by passing messages between data points, *Science*, Vol. 315, No. 5814, pp. 972–976 (2007)
- [Grau 13] 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, pp. 159–163 (2013)

- [Murase 14] Murase, Y., Uchitane, T., and Ito, N.: A tool for parameter-space explorations, *Physics Procedia*, Vol. 57, pp. 73–76 (2014)
- [Nakajima 12] Nakajima, Y., Yamane, S., and Hattori, H.: Multi-model based simulation platform for urban traffic simulation, in *Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, Vol. 7057 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 228–241, Springer Berlin Heidelberg (2012)
- [Shen 17] 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)
- [Sun 16] Sun, H. and McIntosh, S.: Big data mobile services for New York City taxi riders and drivers, in *2016 IEEE International Conference on Mobile Services (MS)*, pp. 57–64 (2016)
- [Takayama 11] 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)
- [Wu 17] 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)
- [吉井 05] 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, 第31巻, pp. 200–204 (2005)
- [金月 18] 金月 寛彰, 服部 宏充: 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, 情報処理学会論文誌, Vol. 59, No. 5, pp. 1373–1385 (2018)
- [小柴 14] 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)
- [服部 10] 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)

〔担当委員：櫻井 祐子〕

2018年10月12日 受理

著 者 紹 介

金月 寛彰(正会員)

2018年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻博士後期課程単位認定退学。現在、株式会社富士通研究所人工知能研究所。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、機械学習に興味を持つ。

服部 宏充(正会員)

2004年名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。同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に興味を持つ。