

大規模マルチエージェント 交通シミュレーション*

Massive Multi-agent Traffic Simulation

服部 宏充¹⁾
Hiromitsu Hattori

中島 悠²⁾
Yuu Nakajima

加藤 整³⁾
Sei Kato

石田 亨⁴⁾
Toru Ishida

山根 昇平⁵⁾
Shohei Yamane

It is becoming obvious that we must work on two conflicting research directions for realizing multiagent-based social simulations; elaborating fine-scale human behavior models and creating large-scale simulations. The objective of this article is to show how to achieve massive urban traffic simulations with fine-grained levels of driving behavior. Toward our objective, we first introduce a method for constructing an individual driving behavior model with prior knowledge to explain behaviors of human drivers. Next, we show the design and implementation of a multiagent-based simulation platform, that enables us to execute massive but sophisticated multiagent traffic simulations.

Key Words : Simulation, Modeling, Artificial Intelligence / Multiagent-based Simulation, Participatory Modeling, Hypothetical Reasoning [15]

1 はじめに

マルチエージェントシミュレーション(Multiagent-based Simulation : MABS)¹⁾は情報学と社会科学の学際的研究領域であり、実世界の複雑な社会現象の理解に役立つ意思決定支援メディアとなる技術である。人間社会、またはマルチエージェントシステムで観測される種々の集合現象は、個々の人間(エージェント)の意思決定や行動の集積から生まれる。したがって、エージェントの行動を規定する行動モデルの構築が重要な課題であり、その上で、マイクロレベルの相互作用と、そこから生み出されるマクロレベルの群の挙動を観察・分析したい。本稿では、交通の領域においてこれらの要件を満たし、有用な交通シミュレーションを実現するための技術に関して実例と共に概説する。

ミクロの運転行動モデル構築のためには、人間の行動に関する情報獲得と計算モデル化のための方法・技術が必要だが、本稿では、参加型のモデル化技術とルールに基づくモデル構築技術からなるアプローチを示す。また、

個々のエージェントに運転行動モデルを実装でき、都市交通流を再現可能なマルチエージェント交通シミュレータを示す。

2 運転行動モデリング

2.1. 運転行動モデリングの概要

現実的な運転行動モデルの構築のためには、特定の環境下での人間の意思決定と、その結果実行する行動に関する情報が必要である。モデル構築のための情報獲得に対し、参加型モデリングは有用な技術である。参加型モデリングは、モデルの構築プロセスに人間が参加し、モデラーと共にモデルを作り上げるための技術である。本技術により、ある環境下での運転行動と、その行動をとった理由・動機に関する情報を抽出できる。参加型モデリングに基づく運転行動のモデル化は、以下の五つのプロセスを経て実現できる。

ドライビングシミュレーションの実施：仮想道路環境を提供するドライビングシミュレータ上で走行シミュレーションを実施。被験者から運転行動のログデータを得る。

特徴的な運転行動の特定：収集したログデータから、特徴的な行動がとられた箇所を特定する。専門的知識を要する本作業は、交通工学の専門家と共同で行う必要がある。

被験者インタビューによる先験的知識の抽出：シ

* 2010年1月15日受付

1)・2)・4)・5) 京都大学大学院情報学研究所(606-8501 京都市左京区吉田本町)

3) 日本アイ・ピー・エム東京基礎研究所(242-8502 大和市下鶴間1623-14)

E-mail: hatto@i.kyoto-u.ac.jp



図1 ドライビングシミュレータ

シミュレーションで観測された運転行動の理由・動機を明らかにし、ルール形式の先験的知識として抽出する。

観測事象の記述：被験者の観測事象を述語論理に基づき形式的に記述する。ここで定めた述語を用いて抽出した先験的知識も形式化する。

先験的知識に基づくモデル構築：先験的知識として抽出した運転行動ルールと観測事象に基づき、被験者の走行を説明可能な運転行動モデルを構築する。

参加型モデリングによるモデル化の利点は、モデラー(通常は領域の専門家。本稿では主に交通工学の専門家が相当する)の知識や経験のみに依存せず、問題領域で実際に行動する人間の行動をモデルに反映できる点、及び、各被験者から情報を得ることで、被験者に特徴的な行動を再現するモデルが構築可能となる点である。一方で、被験者インタビューを含むモデル化の時間的コストの大きさから、対象の被験者数には制限を設けざるを得ない。また、運転行動は、常に変化する環境下での即応的な意思決定に基づくことから、明示的な知識の獲得に困難がある。この結果、運転行動モデルの構築では知識量の不足が課題となるが、筆者らは運転者横断的な先験的知識の利用により、この課題を解決した。すなわち、対象の被験者から抽出した知識のみでモデル構築ができない場合、他の被験者から抽出した知識で補完し、モデル化を継続する。

以下、上述のプロセスを、実例を用いて説明する。

(1) ドライビングシミュレーションの実施 人間の運転行動に関するデータを得るため、仮想的な道路環境を提供するドライビングシミュレータを用い、走行シミュレーションを実施する(図1)。筆者らは、複数のカーブと勾配を含む全長 11 km の仮想的な高速道路環境を用いた。本シミュレーションでは、ドライビングシミュレータの利用経験がある 36 名の被験者が、本環境上を

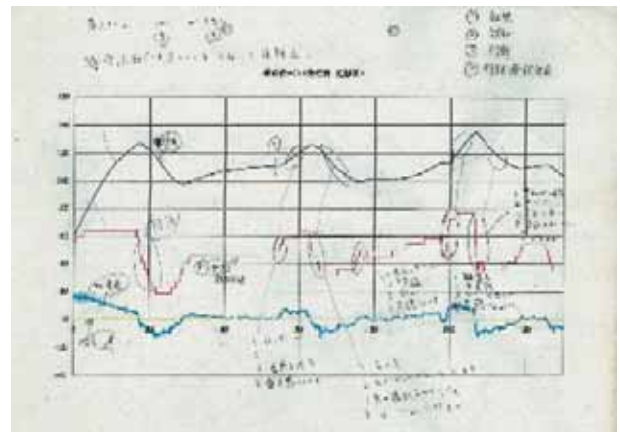


図2 走行ログデータから作成したチャート例

単独で走行するため、道路線形と走行状況に基づく行動を先験的知識として利用することとした。図2はシミュレーションによって実際に得られた行動データから作成した、走行速度、加速度、及びアクセル/ブレーキ使用量の推移を示すチャート例である。

(2) 特徴的な運転行動の特定 得られたデータを基に、各運転者の特徴的な運転行動の特定を試みる。具体的な作業内容は、チャート上での、特徴的な行動の実行によるものと認められる箇所の特特定だが、これを筆者らのみで行うのは困難であり、交通工学者の協力を要した。図2中の楕円マークは、実際に特徴的な行動によると認められた箇所を示している。

(3) 被験者インタビューによる先験的知識の抽出 被験者にプロトコル分析法⁽²⁾に則ったインタビューを行い、モデル構築に利用する先験的知識を獲得する。前ステップで特定された箇所を対象に、注視同期・注視対象、認知内容、評価・感情経験、及び、行動選択・決定理由の4点について質問した。たとえば、図2上のグラフの中央付近の減速に関しては、道路前方、カーブに接近しつつある、道路先の線形が見にくい、及び、カーブに備えるため、という回答が得られた。インタビュー結果とチャートの分析を通して、表1に示す、特定の状況下での運転行動を表す知識(運転行動ルール)が得られた。

(4) 観測事象の記述 シミュレーション中に被験者が観測した事象、及びその時の運転行動を観測事象と定義し、それらをモデル構築ステップで機械的に処理するため、述語論理に基づいて形式的に記述する。用いる述語は交通工学者との議論を通して選定され、たとえば、表1の $rule_{05}$ は以下のように記述される。

$if\ Curve(x)\ InSight(x, self)\ then\ ReleaseAcce(self)$

表 1 インタビューにより獲得した運転行動ルール

ID	獲得した運転行動ルール
rule01	If a subject is driving a curve, he/she releases the accelerator
rule02	If a subject is driving a straight, he/she steps on the accelerator
rule03	If a subject is driving uphill, he/she steps on the accelerator
rule04	If a subject is driving downhill, he/she releases the accelerator
rule05	If a subject sees a curve ahead, he/she releases the accelerator
rule06	If a subject sees a straight ahead, he/she steps on the accelerator
rule07	If a subject sees an uphill ahead, he/she steps on the accelerator
rule08	If a subject sees a downhill ahead, he/she releases the accelerator
rule09	If the speed exceeds the desired speed, a subject releases the accelerator
rule10	If a subject is driving under the desired speed, he/she steps on the accelerator
rule11	If a vehicle slow down, he/she steps on the accelerator
rule12	If a vehicle speed up, he/she releases the accelerator

本ルールは、前方にカーブ x があり ($Curve(x)$), もし被験者 (“self”) の視野にカーブ x が入っていれば ($InSight(x, self)$), 被験者はアクセルを緩める ($ReleaseAccel(self)$) ことを表す。

(5) 先験的知識に基づくモデル構築 モデル構築手法はさまざまなものが考えられるが、筆者らは仮説推論に基づくモデル構築のアプローチをとった。誌面の都合により本項ではその概要を述べる。詳細な説明は参考文献⁽³⁾を参照されたい。

まず、仮説推論に基づくモデル構築に関して準備する。被験者は観測した周辺環境に基づいて次の操作を決定することを仮定する。被験者が観測した環境は E で表し、時刻 t における環境を E_t とする。構築する運転行動モデル M は操作ルール集合 P と、 P 中のルール間の優先度に関する順序関係 \leq とのペア P, \leq で表す。 P は、インタビューから得られた全操作ルールの集合 R の部分集合であるから、ある被験者のモデルは、自分以外の被験者から得られたルールを含む可能性がある。また、 \leq は直積集合の部分集合 $R \times R$ となる。 R に含まれる運転行動ルールについて、 $rule_i$ よりも $rule_j$ の優先度が高い場合、 $rule_i \leq rule_j$ と記述する。仮説推論に基づくモデル構築の過程では、各ルールが被験者に利用されたか ($rule_i \in P$), どのルールが優先されるか ($rule_i \leq rule_j$) といった知識は常に成り立つとは限らず、また他のルールと矛盾する可能性がある。そこで、そのような知識を仮説とし、仮説集合を H と表す。最終的に仮説推論によ

り導かれる解 (H) が被験者の一連の行動を説明可能であれば h を基にモデルを構築する。

モデル構築アルゴリズムによる処理プロセスを以下に示す。

時刻 $t-1$ でのモデル $M = P, \leq$ を入力。

被験者が時刻 $t-1$ と同じ行動を時刻 t でも継続している場合、アルゴリズムは単に M を返す。

被験者が時刻 t で新しい行動を実行した場合、 E_t に適用可能、かつ E_t で被験者がとった行動 (A_t) を説明可能な運転行動ルール p が、 M を構成するルール集合 P から選択される。ここで p には E_t で適用可能な P 中の全ルールより高い優先度が付与され、 \leq が \leq' にアップデートされる。アルゴリズムは $M = P, \leq'$ を返す。

E_t で適用可能なルールが P にない場合、 R から、適用可能なルール p を選択する。ここで p には、 E_t で適用可能な R 中の全ルールより高い優先度が付与され、 \leq が \leq' にアップデートされる。アルゴリズムは $M = P \cup \{p\}, \leq'$ を返す。なお、 $P \cup \{p\}$ が矛盾である場合、アルゴリズムは $fail$ を返すが、適用可能なルールが複数存在するならば、ルール選択ごとに分岐し、モデル構築処理が継続する。最終的に複数のモデルが得られた場合には、被験者の行動との間で最も相関係数が高いモデルを選択する。

先述した通り、本モデル化手法では、運転者横断的に先験的知識を利用しており、ステップにおいて、被験者の一連の行動の説明が可能であれば、ルールの獲得元が被験者自身か他の被験者かを区別せずに P から行動ルールを取り出し、利用している。

2.2. 獲得モデルによる再現走行

前節で述べた手法を既存の実験データに適用して獲得したモデルの例を表 2 に示す。また、図 3(a) に被験者とその被験者の走行を再現するモデル (エージェント) による走行速度と加速度の推移を示す。横軸と縦軸は各々速度と走行距離を表しており、上方の 2 グラフが速度の推移を、下方の 2 グラフが加速度の推移を表す。青と緑グラフが被験者のデータ、ピンクと黄色グラフがモデルのデータを表す。

[ケース 1: S_1]

希望走行速度が 120 km/h であった被験者 S_1 の運転行動モデル M_1 は六つの操作ルールからなる。走行環境の 1 km ~ 7 km の区間には緩い上り勾配と複数のカーブがあり、 M_1 は $rule_{03}$, $rule_{07}$, 及び $rule_{10}$ によって、この区間での S_1 の走行を再現している。上り勾配による速

表2 仮説推論に基づいて獲得したモデル例

ID	運轉行動モデル
S ₁	$P = \{ rule_{01}, rule_{03}, rule_{05}, rule_{09}, rule_{10}, rule_{11} \}$ $\leq = \{ rule_{10} \leq rule_{01}, rule_{01} \leq rule_{05}, rule_{10} \leq rule_{05}, rule_{05} \leq rule_{10}, rule_{01} \leq rule_{10}, rule_{01} \leq rule_{03}, rule_{05} \leq rule_{03}, rule_{03} \leq rule_{01}, rule_{03} \leq rule_{09}, rule_{09} \leq rule_{03}, rule_{09} \leq rule_{05}, rule_{01} \leq rule_{11}, rule_{05} \leq rule_{11}, rule_{09} \leq rule_{11} \}$
S ₂	$P = \{ rule_{01}, rule_{02}, rule_{04}, rule_{05}, rule_{06}, rule_{09}, rule_{10}, rule_{11} \}$ $\leq = \{ rule_{01} \leq rule_{04}, rule_{09} \leq rule_{01}, rule_{01} \leq rule_{11}, rule_{09} \leq rule_{11}, rule_{11} \leq rule_{09}, rule_{09} \leq rule_{02}, rule_{02} \leq rule_{06}, rule_{09} \leq rule_{06}, rule_{02} \leq rule_{09}, rule_{11} \leq rule_{05}, rule_{05} \leq rule_{11} \}$
S ₃	$P = \{ rule_{01}, rule_{02}, rule_{03}, rule_{04}, rule_{05}, rule_{06}, rule_{11} \}$ $\leq = \{ rule_{04} \leq rule_{02}, rule_{11} \leq rule_{04}, rule_{04} \leq rule_{11}, rule_{04} \leq rule_{01}, rule_{11} \leq rule_{01}, rule_{01} \leq rule_{11}, rule_{06} \leq rule_{05}, rule_{01} \leq rule_{06}, rule_{11} \leq rule_{06}, rule_{02} \leq rule_{01}, rule_{02} \leq rule_{06}, rule_{01} \leq rule_{03}, rule_{05} \leq rule_{03}, rule_{03} \leq rule_{01}, rule_{03} \leq rule_{11}, rule_{05} \leq rule_{11}, rule_{11} \leq rule_{03}, rule_{03} \leq rule_{06}, rule_{02} \leq rule_{03}, rule_{06} \leq rule_{03}, rule_{03} \leq rule_{05} \}$

度低下に対してこれら三つのルールが機能し、速度は維持、または上昇している。一方、7 km 地点以降はカーブしながらの下り勾配となるが、M₁ はアクセルを緩めるルールを含まないため、最初は速度が継続的に上昇している。しかし、希望走行速度を超えると rule₀₉ が発火し、加速が弱まる。ここで、速度が極度に低下した場合、加速を緩める rule₀₁ や rule₀₅ より優先度の高い rule₁₁ によって加速する。

[ケース 2 : S₂]

被験者 S₂ の運轉行動モデル M₂ は八つの操作ルールからなる。S₂ と S₁ は速度の推移が似ていることが図より確認できるが、たとえば、7 km - 9 km の区間では走行速度に相違がみられる。M₂ は下り勾配を視認した場合にアクセルを緩める rule₀₄ を含んでいるため、上記の区間で加速する S₁ に比べて S₂ は加速せず、速度差が生じている。この結果、ドライビングシミュレーションの結果にみられる速度の相違を近似的に再現できている。

[ケース 3 : S₃]

希望走行速度が 100 km/h であった S₃ の運轉スタイルは図 3 に示す通り、アクセルの利用頻度が高く再現が難しい。これは希望走行速度の維持を強く意識した速度調整の結果なのだが、M₃ はこの運轉スタイルを rule₁₀ 及び rule₁₂ によって再現している。希望走行速度を下回ると速度を上げるが、加速を認識するとアクセルを離す、という行動を繰り返すことで、小刻みな速度変化を再現している。

獲得したモデルについて、走行の再現性に関する評価を行う。ここでは、まず、同じ地点での被験者とモデルの走行速度について相関係数を求め、評価する。表 3 (a) に被験者 S₁, S₂, 及び S₃ と、M₁, M₂, 及び M₃ の

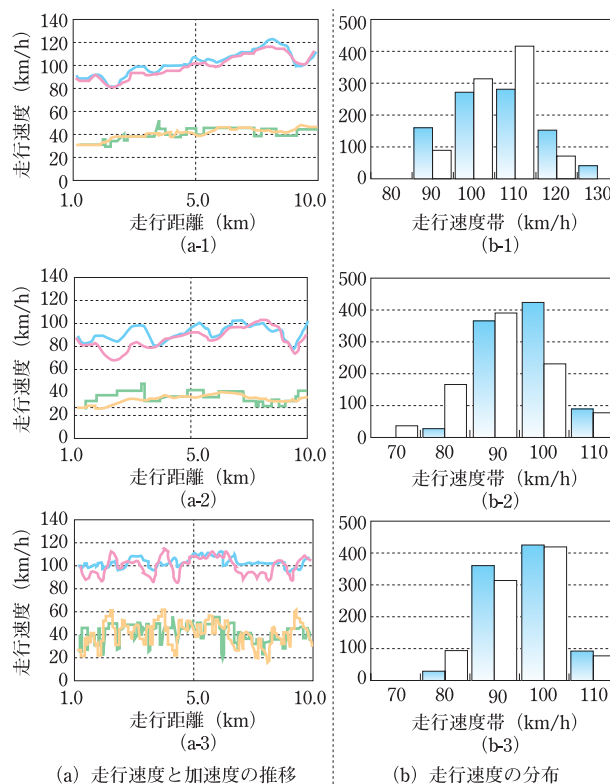


図3 被験者とエージェントの速度・加速度の推移及び速度分布

表3 被験者とエージェント間での速度に関する比較

(a) 被験者とエージェントの速度に関する相関値

		S ₁		S ₂		S ₃	
		Human	Agent	Human	Agent	Human	Agent
S ₁	Human	1	*	*	*	*	*
	Agent	0.95	1	*	*	*	*
S ₂	Human	0.66	0.62	1	*	*	*
	Agent	0.90	0.87	0.72	1	*	*
S ₃	Human	0.30	0.21	0.59	0.34	1	*
	Agent	0.05	-0.03	0.1	-0.03	0.61	1

(b) 被験者とエージェントの速度に関する平均値と標準偏差

ID	行動主体	平均速度	標準偏差
S ₁	Human	100.9	10.6
	Agent	95.8	9.1
S ₂	Human	91.6	7.18
	Agent	86.8	9.5
S ₃	Human	102.9	5.32
	Agent	100.2	8.22

速度の相関係数を示す。被験者と、その被験者の運轉行動を説明するモデルの数値をみると、S₁ は 90% を超える相関値を得ているが、S₃ については 60% 程度となっている。これらの値から妥当性を断定するのは難しいのだが、被験者 S₁, S₂, S₃ とともに最も相関値が高いのは、

それぞれ M_1 , M_2 , M_3 であり, 各被験者の操作を再現するために構築したモデルが, すべてのモデルの中で最も高い相関値を得ている。また, たとえば M_3 は, S_1 及び S_2 との相関が非常に低い (0.05 と 0.34) ことから, 最も説明が困難な S_3 の運転行動の特徴を捉えた, 特殊なモデルになったと考えられる。これらの結果から, 提案手法によって, 被験者の特徴的な運転行動を近似的に再現するモデルが獲得できたと評価できる。次に, 走行速度の類似度に関して評価する。図 3(b) は被験者とそのモデルの走行速度の分布を示しており, 走行速度が各速度帯に含まれる度数の分布を表している。有色のグラフが被験者, 無色のグラフがモデルの結果である。また表 3(b) に S_1 , S_2 , 及び S_3 に関して走行速度の平均値と標準偏差を示す。これらの結果は, 被験者とモデルの間に, 走行速度に関する致命的な乖離がないことを示している。上記の 2 種類の評価結果を併せて考察すると, 人間とモデル駆動のエージェントは, 近似した速度帯で, 近似した速度調整を行いながら走行をしており, 本章で述べたモデル構築手法は, 人間による走行の再現に関して妥当な性能をもつと評価できる。

なお, 筆者らが行ったモデル獲得実験では, 36 人の被験者全員からモデルを獲得したが, モデルの獲得に失敗, すなわち用意したルール集合で一連の運転行動を説明できない被験者はおらず, 1 人当たりのモデル生成数の最小値は 2, 最大値は 50 であった。各被験者について相関係数が最大のモデル同士を比較した結果, ルール集合が同一の被験者は 1 組存在したがモデル構造は異なっていた。よって, 筆者らの手法により, 個別の操作モデルを獲得可能といえる。

3 大規模マルチエージェント交通シミュレーション

3.1. 運転行動モデルに基づく大規模マルチエージェント交通シミュレータ

前章では, ルール表現に基づく運転行動モデルの構築手法を紹介した。モデルの構築手法及びその表現形式はさまざまだが, 人間の行動を細粒度で表現する試みにより, 人間個々の特徴的な行動を再現する, 多様な行動モデルの獲得が可能となる。次に必要となるのは, そのような多様なモデルを用いた, 大規模な交通シミュレーションを実施するソフトウェア基盤である。本章では, 筆者らが構築を進めている, 運転行動モデルに基づく大規模マルチエージェント交通シミュレータの概要を実行例と併せて紹介する。

シミュレータの設計において, エージェントには, 経路選択に関連した熟考的な行動決定と, 運転行動に関連した即応的な行動決定を行う機能を仮定した。その上で, 経路選択機能を備えた既存ソフトウェアをベースに, 運転行動の実現機能を兼ね備えたシミュレータを新規に構築した。具体的には, マルチエージェント交通シミュレーションツールキット MATSim⁽⁴⁾ を利用したシミュレータを構築した。MATSim では, 道路ネットワーク上の道路リンクに対し, リンクの交通容量と同容量のエージェント (車両) 格納用キューが割り当てられ, エージェントの移動は, ネットワーク構造に従ったキュー間の遷移として表現される。このシミュレーション形式により, 各エージェントの経路選択の大規模な集積による交通流の生成や, 都市規模の交通需要の変化を観察できる。MATSim における簡潔な車流表現はスケーラビリティに関して効果的である一方, 車両の走行がキュー間の遷移に抽象化されたため, 道路線形や周辺車両などの情報に基づく運転行動をシミュレーションに反映できない。そこで, 経路選択の機能を活かしながら, 細粒度の運転行動を実行する機能を組み込むための設計を行った。

図 4 に, 構築したシミュレータのアーキテクチャを示す。エージェントは, 経路選択を実行する Traffic Behavior モジュールと運転行動を実行する Driving Behavior モジュールの二つの主要モジュールをもち, 後者が, 個別の運転行動を導入するために, 筆者らが新たに設計したモジュールである。本モジュールは, Driving Behavior 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, 及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 Driver サブモジュールと, 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である Vehicle Emulator サブモジュールが連携動作することで機能する。Driving Behavior Model DB に異なる運転行動モデルを与えることで, エージェントに個別の動作をさせることが可能となる。

Traffic Behavior モジュールは交通シミュレーション実施前に一度実行され, エージェントが個々に走行経路を決定する。エージェントは決定された経路上を, 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。シミュレーションにおける運転行動は, Driving Behavior モジュールに加え, 各道路リンク上のエージェントを制御する Road Simulator モジュール群と, エージェントの走行情報を記録する Road State DB

大規模マルチエージェント交通シミュレーション

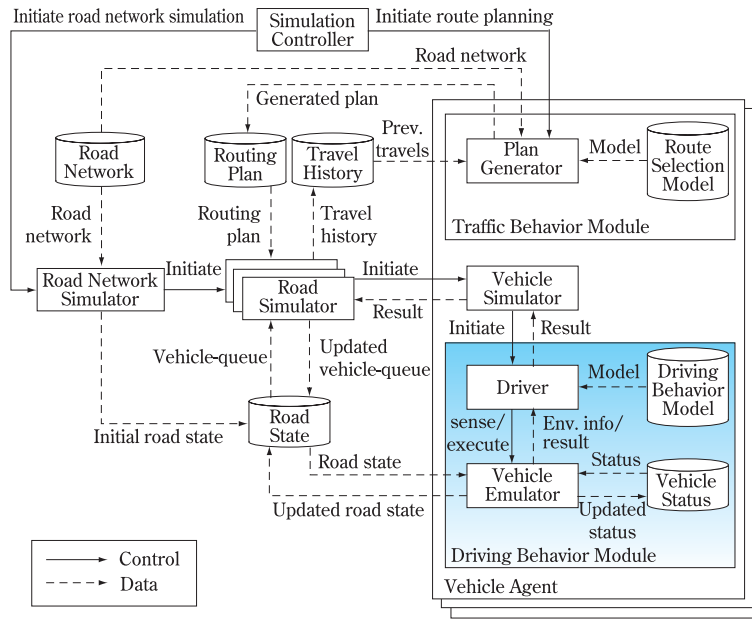


図4 構築した交通シミュレータのアーキテクチャ

によって反映される。走行再現のプロセスの概要は以下の通りである。

Road Simulator モジュールが、管理している道路リンク上のエージェントに対し運転行動の計算を依頼する。

Vehicle Simulator モジュールを介して、Driver サブモジュールが運転行動の計算を開始する。

Driver サブモジュールが Vehicle Emulator サブモジュールに対して周辺環境、及び車両の走行状況に関する情報を要求する。

Vehicle Emulator サブモジュールが Road State DB にアクセスし、自車両の位置情報と周辺の道路情報を取得する。また、Vehicle Status DB から走行状況に関する情報を取得し、Driver サブモジュールへ返す。

Driver サブモジュールは得た情報を基に行動を決定し、実行を Vehicle Emulator サブモジュールに依頼する。

Vehicle Emulator サブモジュールは依頼された行動による走行状況の変化を計算し、Vehicle Status DB の情報更新とともに、運転行動の実行による位置情報を計算し、Road State DB の位置情報の更新も行う。

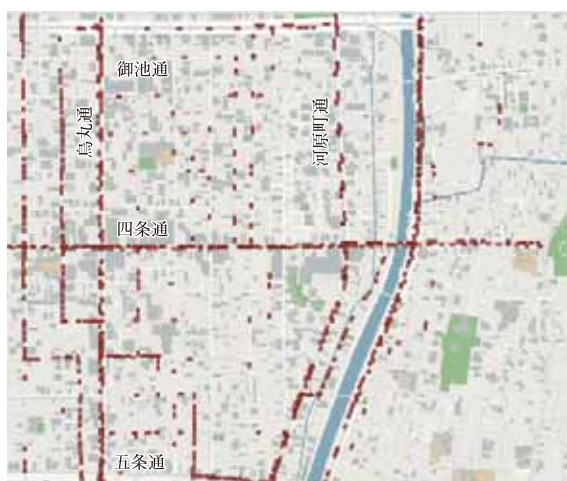
運転行動の計算と車両の走行状況の更新完了が Vehicle Simulator モジュールを介して Road Simulator モジュールに送信される。

Road Simulator は Road State DB にアクセスし、次の道路リンクに管理を移行すべき車両の有無を確認する。道路リンクの終点に到達した車両が存在する場合は、次の道路リンクに対応する Road Simulator モジュールに管理を受け渡す。

各エージェントは、車両の走行状況と周辺情報の取得、行動の決定、及び車両の走行状況と位置情報の更新を繰り返しながら目的地に向けて走行する。本シミュレータによって、大域の走行経路選択と、局所の運転行動を組み合わせた、エージェントによる交通シミュレーションが可能となる。

3.2. 交通シミュレーションの実行例

本節では、構築したシミュレータによる交通シミュレーションの実行例を示す。シミュレーションの対象として、京都市で実施された社会実験を用い、近似した結果が得られることを示す。本社会実験は、京都市が検討した「歩いて楽しいまちなか戦略」の実現に向けた合意形成プロセスとして、2007年10月に実施された。社会実験は七つのメニューから構成されるが、その中で通過交通の抑制とゆとりある歩道の実現に向けた四条通のトランジットモール化、歴史的細街路における歩行者専用道路化を模擬し、周辺の交通の変化を観察することとした。社会実験時は、4車線ある四条通の片道1車線を歩道として拡幅し、残りの1車線をタクシーとバスのみ通行可能としていたが、本シミュレーションでは四条通の交通規制区間を道路ネットワークから削除することでこ



(a) 通常時の交通流



(b) 社会実験時の交通流

図5 京都市街地での交通シミュレーション実行例

の状況を模した。各エージェントに与える起終点は、京都中心部を走る四条通、御池通、五条通、烏丸通、河原町通での六つの交差点間のペア(双方向)による30データ、及びその外縁部に設定した地点から、北東 南西、北西 南東、東 西に図中の地域を通り抜ける(双方向)6データからなる、36の仮想的な起終点データを用いた。エージェント数は8000とし、全エージェントに対して、希望走行速度30 km/hかつ希望速度以下の走行を強いられる場合に、可能であれば追い抜きを試みる運転行動モデルを与え、生成される交通流を観察した。

図5にシミュレーションの実行例を示す。図5(a)は通常時のシミュレーション結果を表す。四条通を多数の車両が走行しており、また四条通北側の細街路を複数の車両が通過していることも確認できる。一方、図5(b)は社会実験時の様子を表している。四条通と細街路の走行車両がなくなり、他の経路に車両が流れている様子が

確認できる。実際に、社会実験で交通量の増加がみられた御池通(東西方向)や河原町通(南北方向)の交通量は、それぞれ168%、146%の増加という結果が得られており、一定の再現性が認められた。ただし図5(b)では、四条通南側の通りを多数の車両が迂回走行しているが、これらは幅員の狭い一方通行の道路であり、生活者の視点からは妥当性に疑問がある。この結果は、経路選択方法、及び運転行動決定方法に改善の余地があることを示している。

4 おわりに

本稿では、運転行動モデルの構築手法、及びそれらのモデルを導入可能な大規模マルチエージェント交通シミュレータについて筆者らの試みを紹介した。本稿では、高速道路での運転行動の計算モデル化について述べたが、現在、交通シミュレーション例で用いた市街地での走行を再現するモデルの構築に取り組んでいる。市街地での走行はより複雑なものになることから、行動モデル獲得のためには、モデル化手法の改善が必要となるだろう。また、精緻な計算モデルが得られた場合、実行時の計算量の増大が予想されることから、シミュレータのスケラビリティについても検討が必要である。

参考文献

- (1) Nigel Gilbert, et al.: Simulation for the Social Scientist, Open University Press(1999)
- (2) 飯田克弘ほか: プロトコル方を用いた運転者挙動分析結果に基づくサグ部の道路構造改善方針の検討, 土木計画学研究論文集, Vol. 18, No. 5, p. 919-926(2001)
- (3) 服部宏充ほか: 参加型モデリングに基づく運転行動モデル構築手法, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J92-D, No. 11, p. 1927-1934(2009)
- (4) Michael Balmer ほか: Agent-based Simulation of Travel Demand: Structure and Computational Performance of MATSim-T, Proceedings of the 2nd TB Conference on Innovations in Travel Modeling, 2008

フェース



服部宏充



中島 悠



加藤 整



石田 亨



山根昇平