

マルチエージェントを適用したネットワーク信頼性評価 のための交通行動モデルの構築*

柳澤吉保*¹・高山純一*²・廣川和希*³

Preparation of Traffic Behavior Models for Evaluation of Network Reliability with Multi-Agent

YANAGISAWA Yoshiyasu, TAKAYAMA Jun-ichi and HIROKAWA Kazuki

In this paper, traffic behavior framework is developed to study network reliability applying multi-agent. The choice of route is based on the trade-off between travel time and schedule delay. The utility function consists of estimated travel time, schedule delay, lateness in arrival at work. Agent is renewed the estimated travel time by the day-to-day empirical travel time. The model is used to perform simulation experiments, and to compare the multi-agent method with traditional method.

キーワード：経路選択，マルチエージェント，学習過程，交通行動

1. ま え が き

近年のモータリゼーションの進展により、交通渋滞等の交通問題は悪化の一步を辿っている。交通渋滞は、時間的、経済的損失のみならず、近年非常に問題視されている排気ガスによる大気汚染にもつながり、早急に対策を講じなければならない問題である。その対応策を検討するにあたって、重要なツールの1つとして、交通行動モデルを使用したシミュレーションシステムが挙げられる。

しかしながら従来のモデルは¹⁾³⁾、全ての個人が確率的に平均的な行動をとるという前提のもとに構築されており、現実の交通行動を必ずしも再現していたとは言えない。そこで、マルチエージェントの考え方を導入し、個々人に個別の意思決定ルールを与え、個々人の行動の相互作用により、実際の交通行動を再現できると考えられる。

本研究は、仮想的な交通ネットワークにおける経路選択と日々の学習により、従来よく用いられていた確率的効用最化理論（以下、従来法）とマルチエ

ージェントを適用したモデルで比較し、考察する。具体的には、第2章においてマルチエージェントの概要と適用例および有用性について述べる。第3章において本研究で用いる交通ネットワークの設定、第4章において従来法を適用した交通行動のモデル化と、マルチエージェントを適用した交通行動のモデル化の相違点を明らかにする。第5章において数値実験を行い、両モデルを比較・検討し、第6章において本研究の成果とこれからの研究の展開を述べていく。

2. マルチエージェントの概要と本研究の位置づけ

従来からのモデルでは、ドライバーは確率的平均行動をとるという前提の下、経路選択行動や予測所要時間等を再現していた、いわば集中管理型のモデルであった。しかし、実際の道路ではドライバーは個々に選択特性が異なると考えられ、当然、経路選択行動や予測所要時間等はちらばりが大きくなるはずである。よって個々人の選択行動をシステムの中で正確に再現する必要がある。そこで個々人の行動を詳細に再現する方法としてマルチエージェントシステムが注目され、研究が進められている。

エージェントとは自律的な主体である。主体という言葉は、人間やロボットなど、それ自体で1個体をなすものを指す。本研究では交通行動を考えるた

* 2007年度科学研究費補助金の助成を受けて行われた

*1 環境都市工学科教授

*2 金沢大学大学院自然科学研究科教授

*3 岐阜大学工学部社会基盤工学科学生

原稿受付 2008年5月20日

め、人間を主体とする。そして、自律的であるというのは、自らの経験とそれが働く環境に組み込まれた知識の両方に基づいて行動できることを指す。また、エージェントは、環境の状態を認識し、それに基づいて行動を起こすことができる。さらに、行動の結果、環境になんらかの影響を与えることができる、ということが重要である。つまり、エージェントは、自らの認識と行動をによって、互いに相互作用する自律的な主体ということが出来る。そして、多数のエージェントからなる系をマルチエージェントシステムという。マルチエージェントとは、このようなエージェントの集合体なのである。従来の考え方と比べ、個々がそれぞれの判断基準で行動するため、システム構築側からでは、予想もつかない結果になることもある。本研究では、ドライバー1人1人をエージェントとして捉え、そのシミュレーションシステムの適用性を検討することを目的としている。ドライバーをエージェントとしてシステムを構築することによって、ドライバーにそれぞれ個性やマナーを持たせることが可能になり、より現実的な交通流の再現が可能になる。

交通工学の分野における既存のマルチエージェントに関する研究について、佐藤ら⁴⁾が1 OD 2 リンクの仮想経路において、マルチエージェントによる交通システムの動的分析を、秋山ら⁵⁾がファジィ交通行動モデルにPT調査とGIS情報を組み込んだ分析モデルにマルチエージェントを適用し、公共交通の満足度の分析を行っている。また、根岸ら⁶⁾がマルチエージェントを用いて地震時の避難行動モデルを作成し、地震時の避難行動において個人レベルでの行動ルールや相互作用による効果などが、全体にどのような影響を与えるのかを検討している。

本研究は、佐藤らの一般的な交通行動について、日々の繰り返し行動における相互作用により経路交通量および所要時間はどのように変化するかを、従来法とマルチエージェントのモデルで比較・検討し、マルチエージェントの適応性について考察する。

3. 交通ネットワークの設定

3-1 モデル化のための仮想交通ネットワーク

本研究では、図1に示すような「2 OD 4 リンク」の仮想的交通ネットワークを用いる。

また、各ODの経路及び構成リンクについては表1に、各リンクの交通容量については表2に示す。

表2は、各リンクの道路条件を表す。例えば、リンク1は距離が長く、車線数が少なく渋滞が発生しやすい。それに対し、リンク4は距離が短く、車線

数も多く渋滞は発生しにくい。

3-2 交通行動のシナリオ

本研究では、先に挙げた仮想的交通ネットワークにおける毎日行われる行動（例えば朝の通勤交通のような日々の交通行動）を考えているので、日々の繰り返しを対象とする循環型行動となっている。エージェント（ドライバー）数は200人とする。

まず、ドライバーの日々の動的交通行動において、利用経路の選択決定プロセスを図2に示す。

エージェントは、出発前に目的地までの所要時間損失と到着時の始業開始に対する早着・遅刻時間損失のトレードオフを考慮した交通負効用を考え、予測した交通負効用が最小となるような利用経路を選択していると考えられる。また、前日までに経験した所要時間（実所要時間）に基づき当日の予測所要時間を更新する。

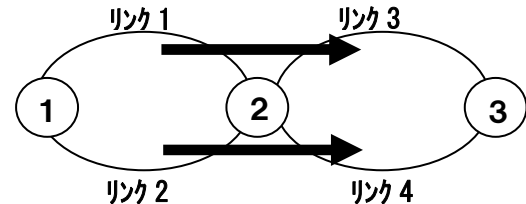


図1 仮想的交通ネットワーク

表1 各ODの経路と構成リンク

	経路	構成リンク
OD 1	1	1 → 3
	2	1 → 4
	3	2 → 3
	4	2 → 4
OD 2	1	3
	2	4

表2 各リンクの交通容量

リンク	交通容量(台/h)	所要時間(分)
1	80	20
2	100	30
3	150	15
4	250	11

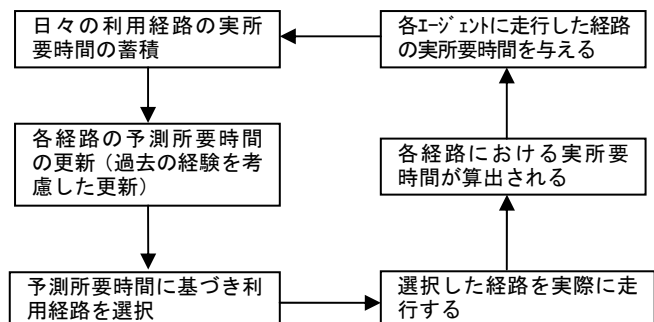


図2 交通行動のシナリオ

以上の二つを踏まえた上で、交通行動の日々の選択行動では、ドライバーは走行経験により、目的地までの所要時間を予測し、利用経路を決定する。そこで、本モデルでは、

- ① 各エージェントはそれぞれの経路において経験した実所要時間を蓄積する。
- ② 蓄積された経験値に基づき、各経路の予測所要時間を更新し、利用経路を選択する。この経路選択にマルチエージェントを適用する。
- ③ 経路選択が行われ、実際に行動が行われると経路の交通量および実所要時間が算出される。
- ④ エージェントは全経路の実所要時間を情報提供として得る。その実所要時間から、予測所要時間を毎日更新していく。
- ⑤ 収束条件が満たされるまで通勤を繰り返す。

以上①～⑤までのサブプログラムに基づいたモデルを構築し、各OD、経路の交通量および所要時間を算出する。算出された交通量および所要時間を従来から用いられているモデルと比較し、マルチエージェントの適用性について検討する。

4. マルチエージェント法による交通行動のシミュレーションのモデル化

4-1 マルチエージェントを適用した経路選択行動モデル

実際の交通行動において、各OD i のドライバーは個々が予測した目的地までの各経路 r の所要時間に基づいて、その日の利用経路を決定すると考えられる。各OD i のドライバーは、毎日の繰り返し行動により予測した各経路 r の所要時間 tf_{ir} に基づき、目的地までの所要時間損失と、到着指定時刻 td_{ir} に対する早着または遅着時間損失により構成される個々の通勤効用を最大にする経路 r を個々に選択すると考えられる。従来法を適用したモデルでは、通勤効用は以下のように表される。ここで、早着・遅着のペナルティー関数は線形の Cp で表す。 α は所要時間の β と γ はそれぞれ早着・遅着の損失パラメータである。

$$V_{ir} = \alpha \cdot tf_{ir} + Cp_{ir}(\beta, \gamma) \quad (1)$$

マルチエージェントを適用したモデルでは、効用関数パラメータである α 、 β 、 γ をエージェント k 毎に個別の値を与えるため、効用関数を次式のように設定する。

$$V_{kir} = \alpha_k \cdot tf_{kir} + Cp_{kir}(\beta_k, \gamma_k) \quad (2)$$

ただし、本研究の目的である従来からのモデルとマルチエージェント適用モデルの比較・検討の為、エージェントごとに与えた効用関数の各パラメータの平均値は従来法のパラメータと一致するよう設定

する。

4-2 経路選択行動

従来からの方法では、式(5)より各経路における選択確率 p_{ir} を算出し、それを用いて各経路交通量 X_{ir} を求めている⁷⁾。

$$P_{ir} = \frac{e^{V_{ir}}}{\sum e^{V_{ir}}} \quad (3)$$

$$X_{ir} = od_i \cdot p_{ir} \quad (4)$$

しかし、実際の交通行動では経路選択はドライバー個々の判断により行われ、その結果として経路交通量が決まってくる。マルチエージェントモデルでは、まず、個々に決定した効用関数値を用いてエージェント毎の選択確率 p_{kir} を算出する。

$$P_{kir} = \frac{e^{V_{kir}}}{\sum e^{V_{kir}}} \quad (5)$$

選択可能経路中において効用が最大の経路をドライバーが選択したとして、式(5)によって選択確率が最大となる経路 r にエージェントを割り振り、経路交通量が決定される。

$$Ifp_{kir} \max \Rightarrow X_{ir} = X_{ir} + 1 \quad (6)$$

4-3 マルチエージェントを適用した予測所要時間の更新モデル

従来からの方法は式(4)で、マルチエージェント法は式(6)で算出された各経路交通量に基づき、以下に示すリンクBPR関数を用いて各リンクの実所要時間 t_l を算出する。

$$t_l = tf_{l0} \left\{ 1 + \zeta (x_l / c_l)^\phi \right\} \quad (7)$$

ここでは、一般的なBPR関数を用いるので $\zeta = 0.15$ 、 $\phi = 4.00$ を用いる。また、 c_l は各リンクにおける交通容量を表す。

その後、リンク実所要時間 t_l を用いて各OD i 各経路 r の実所要時間 t_r を算出する。本研究では、ドライバーは1日の行動終了後に全経路の実所要時間を交通情報として提供されるものとする。ドライバーは、得られた経路実所要時間を次の日の経路予測所要時間に影響させると考えられる。ここで、従来からの経路選択法では、以下の式を用いて、経路予測所要時間を更新していた。

$$tf_{ir} = tf_{ir} + stk(t_r - tf_{ir}) \quad (8)$$

従来法では予測所要時間の更新の重みを表していた stk は全ドライバーが一定としていた。しかし、予測所要時間を更新するときの実所要時間の重みは、エージェントごとに異なると考えられる。よってマ

ルチエージェント適用モデルでは、エージェントごとに個別に stk を与え、以下の式で予測所要時間の更新を行った。なお、 stk_k のすべてのエージェントの平均値は従来法で用いる重みと一致させる。

$$tf_{kir} = tf_{kir} + stk_k(t_{ir} - tf_{ir}) \quad (9)$$

式(9)によりエージェントは個別の予測所要時間を獲得することになる。日々の交通行動でこれを繰り返し行い、前日と当日の経路交通量が収束条件に定める値を下回った時点で収束したとして、経路交通量および経路実所要時間を求める。

4-4 各エージェントに対してのパラメータの決定方法

本研究における目的は、従来の平均的時間価値に基づく経路選択モデルとマルチエージェント法適用モデルの比較・検討である。そのため、先にも述べたが、マルチエージェント法適用モデルのエージェント毎に個別に割り振ったパラメータについては、平均値が従来法適用モデルと一致するようにした。

各エージェントへのパラメータの割り振り方については、乱数を用いる等様々な手法が考えられる。今回は、簡易的ではあるがエージェント k のパラメータについて式(10)により与えた。

$$\alpha_k = \alpha + s \times (k - i/2) \quad (10)$$

ここで、 α は従来法適用モデルのパラメータ、 s は各エージェントのパラメータの間隔、 k はエージェント番号、 i はエージェント数を表す。

5. 数値実験

5-1 数値計算の流れと諸条件

数値計算の流れについては、図4に示す。

また、前章までに述べた関数の各パラメータを始めとする諸条件については、表3に示す。

なお、5章でも述べたが、マルチエージェント適用モデルは、効用関数の到着の早遅着に関するパラメータ α 、 β 、 γ および n 日目の実所要時間を $n+1$ 日目の予測所要時間にどれだけ反映させるかを表す「学習の重み」である stk をエージェント毎に個別に割り振る。ただし、その平均値は両モデルの比較のため、従来法適用のモデルと一致するように考慮した。

5-2 数値実験結果

両モデルの6日目行動終了時までの「経路選択確率」、「経路交通量」、「経路実所要時間」について検討する。ただし、マルチエージェント適用モデルにおける経路選択確率についてはエージェントによって個別に与えているため、従来法と同一のパラメー

タを持つエージェント100の交通行動と比較する。以下、数値実験結果と考察を示す。

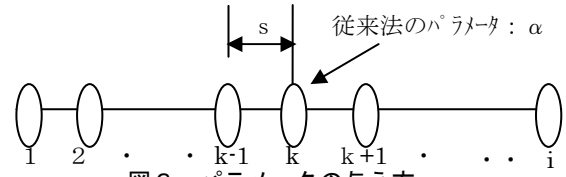


図3 パラメータの与え方

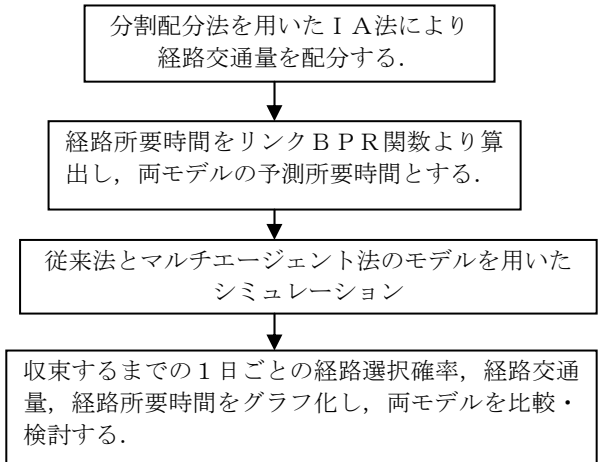


図4 数値計算の流れ

表3 各パラメータの設定

エージェント数 (交通量)	200
リンク BPR 関数パラメータ	$\xi = 0.15$ $\phi = 4.00$
効用関数パラメータ	$\alpha = -0.06$ $\beta = -0.03$ $\gamma = -0.15$
学習の重み (stk) の基準値	0.400
交通量の収束条件(台)	10.00

表4 従来法適用モデルによる経路選択確率

日数	経路1	経路2	経路3	経路4
1	0.2021	0.1638	0.317	0.317
2	0.3189	0.3576	0.0917	0.2319
3	0.1238	0.2931	0.1842	0.3989
4	0.301	0.337	0.1103	0.2517
5	0.1532	0.3373	0.1667	0.3428
6	0.2613	0.3126	0.1396	0.2865
7	0.2249	0.3155	0.1589	0.3007

表5 マルチエージェント法適用モデルによる経路選択確率 (エージェント100)

日数	経路1	経路2	経路3	経路4
1	0.2021	0.1638	0.317	0.317
2	0.3696	0.3312	0.1894	0.1098
3	0.4535	0.4403	0.0566	0.0496
4	0.4136	0.5291	0.0083	0.0489
5	0.1734	0.7488	0.002	0.0758
6	0.1381	0.7974	0.0009	0.0636

従来法とマルチエージェント適用モデルの数値実験結果について、経路選択確率は、表4と5に示す。経路実所要時間は、図5と6に示す。グラフは横軸に日数、縦軸に各経路の経路実所要時間をとっている。

まず、従来法適用モデルの数値計算では、想定通り、すべてのドライバーの時間損失価値を平均的に扱うことにより、経路選択に均衡状態が生じたことがわかる。それに対し、マルチエージェント法適用モデルの数値計算では、個人固有の時間価値に基づき経路選択を行うため、6日目では均衡状態は成立していない。従来法では実所要時間が、利用されている経路ではほぼ同じ所要時間となったが、マルチエージェントでは各経路所要時間が大きく異なる現象が再現された。

5. 結 論

本研究では、従来法とマルチエージェント法を適用した日々の経路選択行動についてのモデルを構築し、経路交通量、経路実所要時間を数値実験によって求め、両モデルで比較し、マルチエージェントの適用性について検討した。本研究で得られた成果を次のように示す。

(1) マルチエージェント法適用モデルは、従来の方法と比べてドライバーの経路選択行動に大きなばらつきが生まれた。その結果、全体の経路交通量や所要時間は日々の繰り返しの収束するどころか各経路間で差が拡大した。

(2) 時間損失に関する各パラメータや予測所要時間の更新時の学習の重みが、従来法適用モデルと同じエージェントであっても、マルチエージェントの特徴である相互作用によりまったく異なる経路選択行動を行う可能性がある。

参 考 文 献

1) 柳沢吉保, 高山純一, 中沢伸樹, 飯田恭敬: 信号交差点と情報提供を考慮した日々の動的ネットワークフロー評価システム, 土木計画学研究・講演集 No.23(2), (2000) pp. 367-370.

2) 黒崎真紀: 情報提供と信号交差点を考慮した日々の動的ネットワークフロー評価システム, (2001.3),

長野高専卒業研究論文

3) 中沢伸樹: 信号交差点を考慮した動的ネットワークフロー評価システムの開発, (2000.3), 長野高専卒業論文

4) 佐藤達生: 経路・出発時刻同時選択を考慮した適応的マルチエージェントによる交通システムモデルに関する研究, (2005.1), 金沢大学大学院修士論文

5) 秋山孝正, 奥嶋政嗣, 和泉範之: 空間情報を利用したマルチエージェント交通行動モデルの提案, 土木計画学研究・講演集, CD-ROM

6) 根岸祥人, 加賀屋誠一, 内田賢悦, 萩原亨: マルチエージェント・シミュレーションを用いた震災時非難の交通行動に関する研究, 土木計画学研究・講演集, (2003.11) CD-ROM, 151.

7) 原田昇: Nested Logit モデルの理論と適用に関する研究のレビュー, 土木学会論文集, 第 353 号 /IV-2 1985 年 1 月

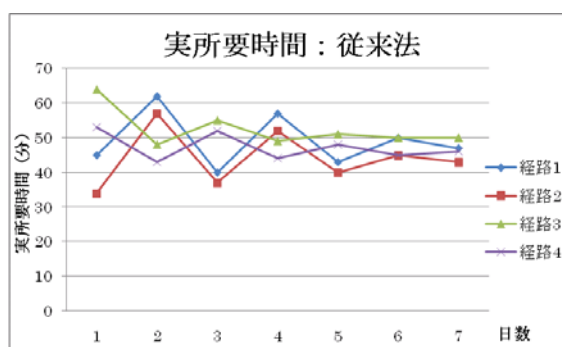


図5 従来法適用モデルによる経路実所要時間

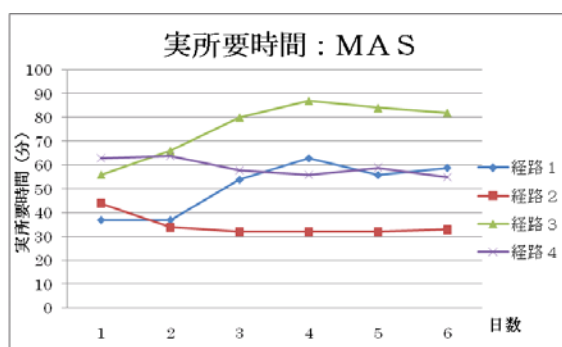


図6 マルチエージェント法適用モデルによる経路実所要時間