

マルチエージェントによる道路交通システムの動的分析：10D2 リンクネットワークを例に

A Dynamical Analysis on Road Transportation Systems with Multi-Agent Simulations: The Case of a 10D2 Link Network

中山晶一朗¹，高山純一²，佐藤達生³

Shoichiro Nakayama, Jun-ichi Takayama, Tatsuo Sato

1. 目的

1980年代前半に複雑系の研究が起こり，複雑系の研究手段として，特に，意思決定者としての人間を扱う領域において，マルチエージェントシステムが有効な方法論としてクローズアップされてきた。

現在，交通分野において ITS などによる情報提供が行われている．そして，今後も，交通分野においての情報提供の必要性は増していくと考えられる．

情報提供という視点で重要となるのは，情報を提供されたエージェント（ドライバー）がどのように情報を捉えて，それを行動に反映させるのか，という点である．このような情報提供の行動へ与える影響を考える際には，エージェント（ドライバー）の学習というものが重要となる．情報が有効であるのは，エージェントがシステムの状況を不完全にしか把握していない場合であり，そのような場合，エージェントは学習を行い，状況把握に努めるからである．また，エージェントが情報を獲得することはそのエージェントの学習と考えられる．

これまで，著者は情報が全く提供されず，各エージェントが自分の経験のみから学習する場合の交通システムの動的な分析を行ってきた¹⁾²⁾．これらの研究により，情報が与えられない場合の「学習」に焦点を当てた経路選択行動及び交通流の動的特性が明らかにされた．本研究では，情報が提供された場合の，交通システムの動的な分析を，マルチ・エージェント・シミュレーションによって行うことが目的である．なお，情報を獲得し，経験・学習によって行

動する自律的主体をエージェントとし，多数（複数）のエージェント（の集合）がマルチエージェントである．本稿では，情報が提供された場合の分析を行うに際して，その第1段階として考えられる，エージェントが走行しなかった経路の情報が得られた場合の経路選択行動及び交通流のダイナミクスに焦点を当てる．また，最も単純な設定として，10D2 経路ネットワークでシミュレーションを行う．

2. シミュレーション・モデルの概要

(1) 仮定条件

- ・ エージェントは 200 人とする．
- ・ 交通ネットワークは 1 つの起終点間を 2 つのリンクで結ぶ 10D2 リンクネットワークとする．
- ・ エージェントは 2 つの経路（リンク）のうちいずれかを毎日選択し，その経路を走行する．
- ・ エージェントは出発時刻選択を行わない．
- ・ エージェントは旅行時間の短かった経路が 2 経路のうちいずれだったのかという情報が与えられる．
- ・ エージェントは，与えられた情報に関して，過去 m 日間分を記憶し，それを考慮する．
- ・ エージェントは if-then ルールに基づいて行動する（if-then ルール数は 2^{m+1} ）．
- ・ エージェントは目的地に早く到着できる経路を予想して経路選択を行う合理的エージェントとする．

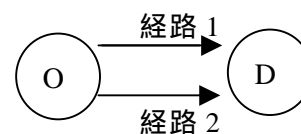


図-1 経路図

キーワード：マルチ・エージェント，情報提供，動的分析，シミュレーション

1 正員，博（工），金沢大学工学部土木建設工学科

Tel: 076-234-4614, Fax: 076-234-4632

2 正員，工博，金沢大学工学部土木建設工学科

3 学生員，学士，金沢大学大学院自然科学研究科

(2) 記憶，ルールの例

既に述べたように本研究では，if-then ルールにより，経路選択をモデル化する．図-2 に記憶日数 $m = 3$ の場合の記憶（している情報）の例を示した．R1 は経路 1、R2 は経路 2 である．図-3 は if-then ルールの例であり，四角で囲まれた部分はその条件部で，ルールの左側から前日早かった経路、2 日前早かった経路、3 日前早かった経路を表している．また，矢印の先の R1 は if-then ルールの実行部でエージェントの選択経路である．図-3 のルールは，前日，前々日，3 日前の状況が条件部で書かれたような状況の場合，つまり，前日の最短経路が R2，前々日の最短経路が R2，3 日前の最短経路が R1 の場合，経路 1 を選択することを指示するルールである．エージェントはこのような if-then ルールを 2^{m+1} 個持っている．

	前日	前々日	3 日前
過去の最短経路	R2	R2	R1

図-2 記憶の例

前日	前々日	3 日前	選択経路
R2	R2	R1	→R1

図-3 ルールの例

(3) if-then ルールに基づく経路選択

エージェントは記憶している最短経路の情報と合致する if-then ルールの条件部の指示する経路を走行する．ルールの条件部が複数合致した場合にはどのルールを選択するべきなのか判断できない．既に述

べたような設定では，常に，2 つのルールの条件部が同時に合致する．そこで，ルール評価値を設ける．ルール評価値とは，各ルールがどれほど優れているかを表したものであり，エージェントが走行した経路が最短経路なら，適用されたルールにルール評価値として点数を与え，そうでなければ点数を没収する．エージェントはルール評価値の大きいルールの指示する選択経路を走行するものとする．なお，ルール評価値が同じ場合は選択経路はランダムとする．

(4) ルール評価値の与え方

まず，エージェントは最短経路を予想して経路選択を行う合理的エージェントであり，エージェントの選択経路が最短経路だったときを「当たった」という言葉で表現する．当たればルール評価値として点数を加算していくが，当たった回数をそのまま点数として与えると前日と 100 日前で考えた場合、点数の重みが同じになってしまう．情報にしても，人の記憶にしても遠い過去よりも，より現在に近い過去の方が人の行動に与える影響が大きいと考えられるため，当たった回数をそのまま点数として与えていくのは問題である．そこで，以下の式によって適用した（合致した）ルール評価値を更新していく．

$$f_i^j = c \cdot f_{i-1}^j + g_{i-1} \tag{1}$$

g_{i-1} ：ルール j が最短経路を指示していれば 1 であり，指定いなければ -1

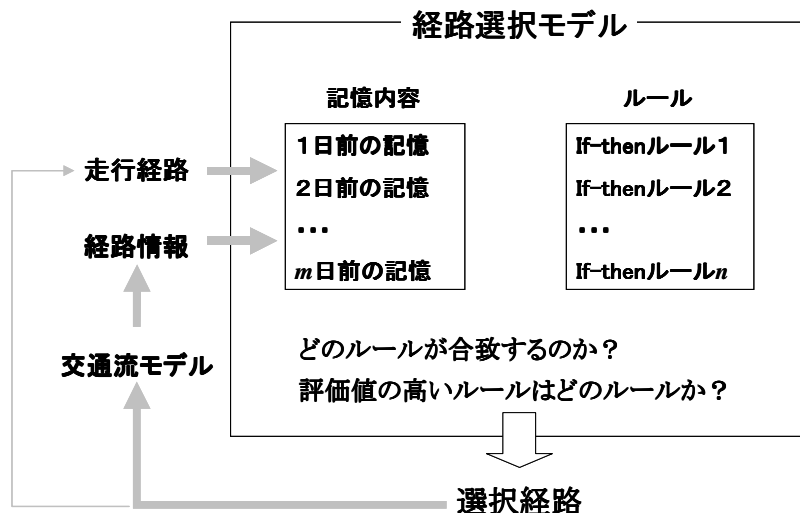


図-4 経路選択モデル

f_i^j : i 日目のルール評価値
 c : 0 以上 1 未満のパラメータ

なお、適用されなかったルールのルール評価値は更新しない。よって、更新されないルールの数は $2^{m+1} - 1$ であり、更新されるルールは一つのみである。

(5) 交通流モデル

交通流モデルはエージェントの経路選択結果を集計して経路交通量を求め、エージェントが経験する旅行時間を算定する。本稿では以下の BPR 関数を用いて交通量 q と旅行時間 t の関係をモデル化する。

$$t = t_f \cdot \{1 + \alpha \cdot (q/C)^\beta\} \quad (2)$$

ここで、 t_f : 自由走行時間
 C : 交通容量
 α, β : パラメータ

3. 分析結果のまとめ

図-5 が、 $m = 3$ つまり、過去 3 日分の最短経路情報を記憶し、それを考慮した場合で、式(1)のルール評価値の更新式において、 $c = 0.9$ の時の経路の旅行時間の推移である。図から 330 日頃からほぼ均衡状態に収束している。

図-6 が、 $m = 3$ で、式(1)のルール評価値の更新式において、 $c = 0.5$ の時の経路の旅行時間の推移である。 $c = 0.5$ とは、過去のルール評価の影響が図-5 よりも小さい場合である。図-6 では、約 250 日目ほどで均衡へ収束したが、620 日ほどから再び旅行時間が振動し始めている。なお、図は紙面の都合上省

略しているが、 $c = 0.9$ の時も約 2000 日ほどで、再び旅行時間の振動が見られた。 $c = 0.9$ と $c = 0.5$ の場合を比較することにより、ルール評価値 c が小さいほど、つまり、ルール評価の過去への依存が小さいほど、再び振動しやすく、不安定になるようである。

近年、推奨経路を提示するカーナビゲーションシステムが普及しているが、今後、学習機能を持ったカーナビゲーションが登場、そして、普及すると考えられる。このような状況を考える時、以上の結果は、学習機能の更新が早い場合は、道路交通システムの安定化を早めることとなるが、しかし、それが偶発的な事象とうで崩れやすくなることを示唆していると考えられる。

図-7 が図-5 と同じ設定で、両経路の旅行時間差が 1 分以下の場合、ルールの更新を行わなかった場合の旅行時間の推移である。この図-7 の場合は、図-5、6 のように再び振動を起こすことはなかった。この結果より、システムの安定を図るためには、僅かの旅行時間差でも最短経路を探索するような過剰な反応がない場合システムが安定しやすいことが分かる。

図-8 は $m = 3$ で $c = 0.9$ の場合の旅行時間の推移である。図-5 から図-7 までと比較すると、均衡へ終息するまでの時間が 10 倍以上必要になっていることが分かる。この結果は、たくさんの情報を獲得し、考慮する方がよいということは必ずしも当てはまらないことがあることを示唆している。

4. まとめ

本研究では、マルチ・エージェントによるシミュレーションによって、道路交通システムの挙動に関し

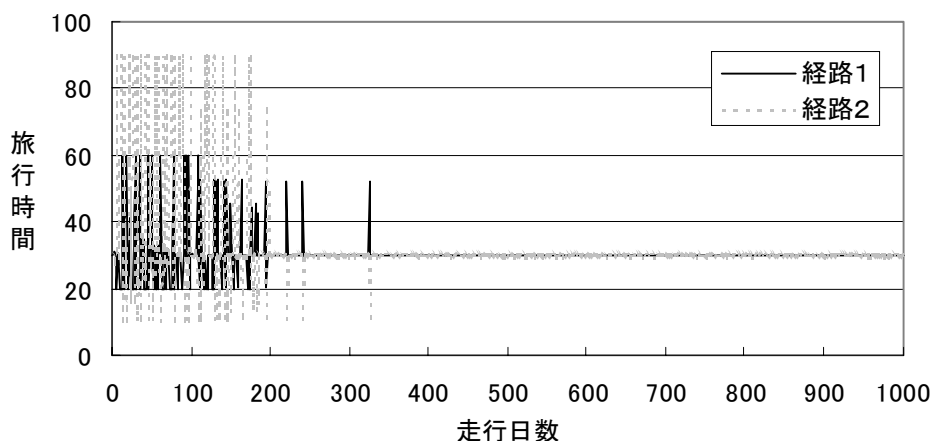


図-5 $m = 3$ $c = 0.9$ の場合の旅行時間の推移

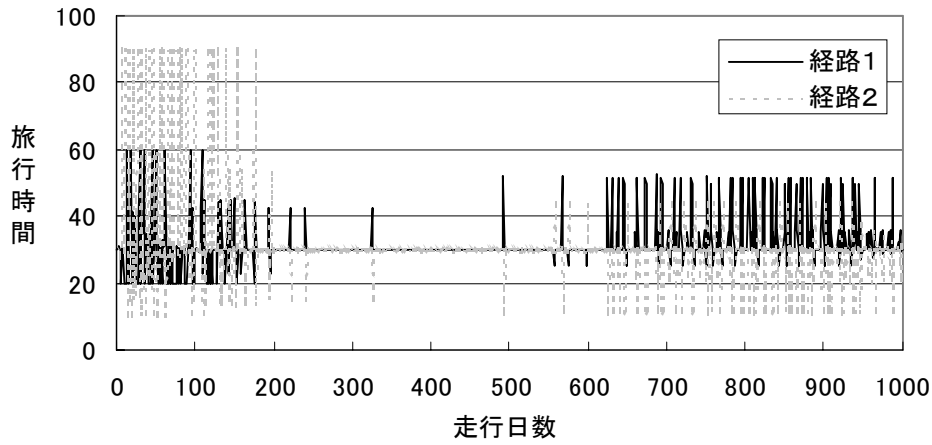


図-6 $m = 3$ $c = 0.5$ の場合の旅行時間の推移

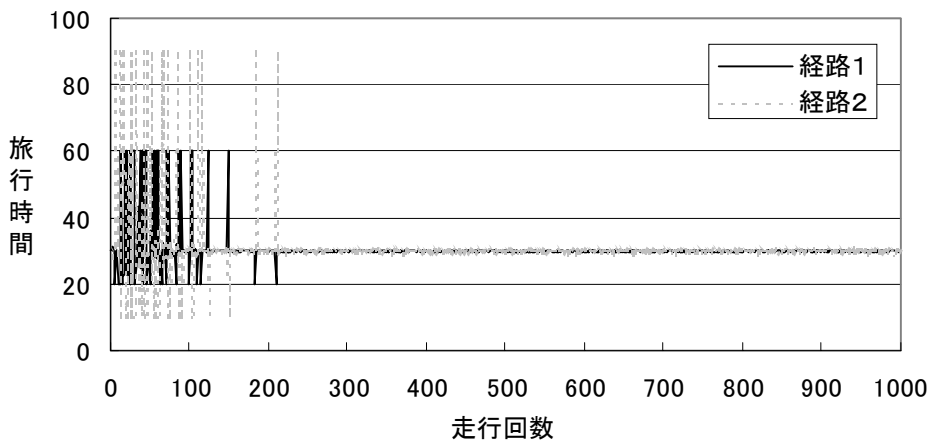


図-7 1分以内の旅行時間差ではルール評価値を更新しない場合の旅行時間の推移 ($m = 3$ $c = 0.9$)

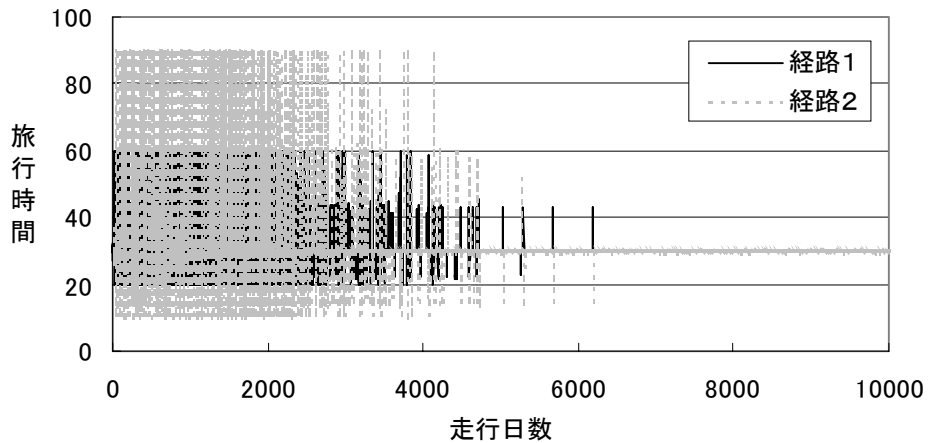


図-8 $m = 7$ $c = 0.9$ の場合の旅行時間の推移

て分析を行った。結果として、ルールの更新、つまり、学習速度が早すぎるとシステムの安定性が悪くなる、獲得情報（処理する情報量）が大きいと、安定するまでに時間がかかる、ことなどが分かった。今後の課題は、エージェントのミクロな挙動の分析、設定の複雑化などである。

参考文献

- 1) Nakayama, S., Kitamura, R., and Fujii, S.: Drivers' Learning and Network Behavior: A Dynamic Analysis of the Driver-Network System as a Complex System, *Transportation Research Record*, No. 1676, pp. 30-36, 1999.
- 2) 中山晶一郎, 北村隆一: 帰納的推論に基づく経路選択行動と道路交通システムの動態に関する研究, *土木学会論文集*, No.660/IV-49, pp.53-63, 2000.