

マルチエージェントを用いた交通システムシミュレーションモデルの構築

金沢大学工学部 正会員 中山晶一郎
 金沢大学工学部 正会員 高山 純一
 金沢大学大学院 学生員 ○佐藤 達生

1. はじめに

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。

交通分野における情報提供の必要性から、行動主体に例えば、経路情報を与えたら行動主体は日々、どのように行動するのか、系全体として交通流はどのように変化するのか、ということ把握することは意義のあることである。交通情報をドライバーに与え、交通流がどのように変化するかがわかれば、より最適な情報をドライバーに与えたり、交通渋滞の緩和にもつながっていくだろう。そして本研究では、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、エージェントの複数行動主体（マルチエージェント）に交通情報を与えた時の行動を表現する 1OD2 経路間のシミュレーションモデルを構築する。

2.1 シミュレーションモデルの概要

本シミュレーションモデルは交通流モデルと経路選択モデルから構成される。

交通流モデル：交通量と旅行時間の関係を以下の BPR 関数を用いて表す。

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

ここで、 t_f ：経路の自由走行時間

C ：経路の交通容量 q ：交通量

α, β ：パラメータ

Key Words: マルチエージェント, 経験・学習, if-then ルール, 交通システム

1 正会員, 博(工), 金沢大学工学部

〒920-8667 金沢市小立野 2-40-20

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

2 正会員, 工博, 金沢大学工学部

3 学生員, 金沢大学大学院

2.2 経路選択モデルの概要

(1) 経路選択モデルにおける仮定条件

- ・ エージェントは 200 人とする。
- ・ エージェントは、前日までの m 日間の走行経路、経路情報として最短経路を記憶している。
- ・ エージェントは n 個の if-then ルールを持ち、if-then ルールおよびルール評価値に基づいて経路を選択する。（エージェントは合致したルールの中でルール評価値の高いルールを選択する。ルール評価値が等しい場合は、合致したルールの中でランダムに選択する。）
- ・ エージェントは最短経路を走行しようとする合理的主体とする。
- ・ ネットワークは図 1 のような 1OD2 経路とする。

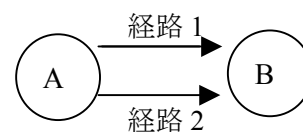


図 1 経路図

(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 $m=3$ の場合の記憶の例を示した。R1 は経路 1、R2 は経路 2 であり、図の上の行はそのエージェントが過去に 3 日走行した経路、下の行は過去の 3 日間の最短経路を意味している。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、2 日前、3 日前の状況が条件部で書かれたような状況の場合、経路 1 を選択する。

	前日	前々日	3 日前
走行経路	R1	R2	R1
過去の情報	R2	R2	R1

図 2 記憶の例

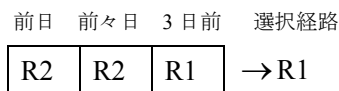


図3 ルールの例

(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．ここで過去の最短経路の履歴が前日 R2, 2 日前 R2, 3 日前 R1 だったとすると, 図3のルールが合致し, エージェントは経路1を選択することになる．しかし, 本研究ではエージェントの各ルール数は 2^{m+1} 個のため, 各エージェントは複数合致したルールの中でルール評価値の高いルールを選択することになる．ルール評価値が等しい場合は合致したルールの中でランダムにルールを選択する．

(4) ルール評価値

ルール評価値とは各ルールがどれほどうまく働くかを表す指標であり, 以下の式によって更新されるとする．

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

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

g_{i-1} : 前日 (i-1) の走行結果による最短経路を指示したルールの評価値

2.3 数値実験

上で述べたシミュレーションモデルを用いて, 200 人のエージェントを繰り返し走行させる数値実験を行った．

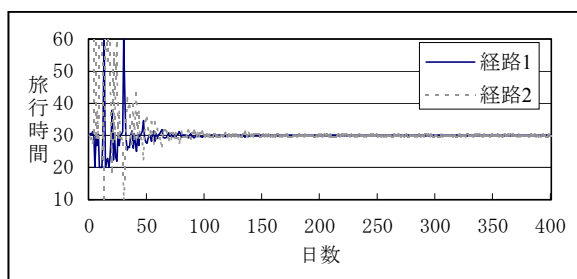


図4 m=3 の場合の 400 日間の旅行時間

図4は400日間における経路1, 経路2の旅行時間の推移を表したものであるが, 図4より, 走行初期時には両経路において旅行時間に大きなばらつきが見られたが, 最終的には両経路の旅行時間が等しくなり交通システムは安定したことが分かる．

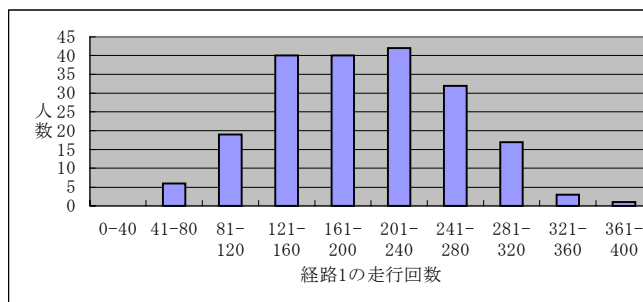


図5 m=3 の場合の 400 日間における経路1の走行人数の分布

図5は400日間でエージェントが経路1を何回走行したかを表したものであり, 図5を見ると経路1をあまり走行しないものから, 経路1ばかり走行するものまで選択経路は各エージェントによって様々であることが分かる．

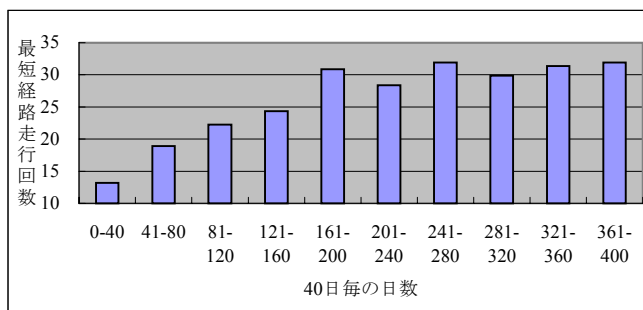


図6 エージェントの最短経路の走行回数(平均)

図6は, 40日毎の200人のエージェントの最短経路の走行回数の平均を表したものである．なお, 両経路の旅行時間が等しい場合も最短経路の走行回数としてカウントした．図6を見ると, エージェントは走行経験を積むことによって, 最短経路を走行する割合が高くなっていることが分かる．

3. おわりに

最後に, 本研究で得られた知見と課題を整理する．本研究ではエージェントが経験・学習を積むことによって交通システムはワードロップ均衡に収束することが分かった．また, エージェントは走行経験を積むことによって最短経路を走行する割合が高くなることも分かった．課題としては, ネットワークをより複雑にする点や, 過去の旅行時間を考慮するなど, エージェントに与える情報を変える点などを今後の課題とする．

参考文献

中山晶一郎(1999)行動主体の認知過程を考慮した交通システムの動的挙動に関する研究, 博士学位論文, pp.59-62, pp.111-115.