

交通混雑を反映したマルチエージェントモデルによる交通配分シミュレーション

名城大学 学生会員 ○魯 旭海
名城大学 正会員 松本 幸正

1. はじめに

都市交通で起こり得る様々な現象に対しドライバーの行動を再現、分析するための手法として、交通シミュレーションが用いられている。その中で、マクロシミュレーションでは、システム全体を一つの系としてモデル化し、その挙動を統一された行動規模として規定する。しかしながらこの手法では、交通混雑などの状況に異質なドライバーの影響を十分反映できないという問題点がある。マルチエージェントシミュレーション(MAS)では、異質なドライバーを個々にモデル化し、各ドライバーの経路選択行動を交通混雑の状況などへ反映することが容易となる。

そこで本研究では、異質なドライバーの経路選択行動を反映可能なモデルの開発を目指し、交通混雑の影響を考慮したマルチエージェントを用いた交通シミュレーションを構築する。

2. 強化学習による経路選択行動のモデル化

2.1 ドライバーの経路選択行動

本研究では、個々のドライバーの経路選択行動のモデル化を目指して、経路選択行動を学習過程を組み込んで表現し、day-to-dayの学習を重ねながら経路選択結果が収束していくと考える。

初期値として、ドライバーの目的地を設定し、走行前に選択可能な経路を求める。そして、選択した経路を通過することで、その経路の走行経験が得られる。

2回目以降では、ドライバーのday-to-dayの走行経験から学習することで、経路選択行動が変化していく過程を表現する。

2.2 強化学習による経路選択

想定した経路選択行動に基づいて、強化学習による経路選択シミュレーションを行う。本研究で用いた手法はQ-learningである。まず、各起点でエージェントを発生させ、到着地まで走行させることを考える。エージェントが経路を移動した後、通過したリンクのQ値を更新する。この過程は1つのエピソードとして定義される。図1に各エージェントによるエピソードの流れを示す。

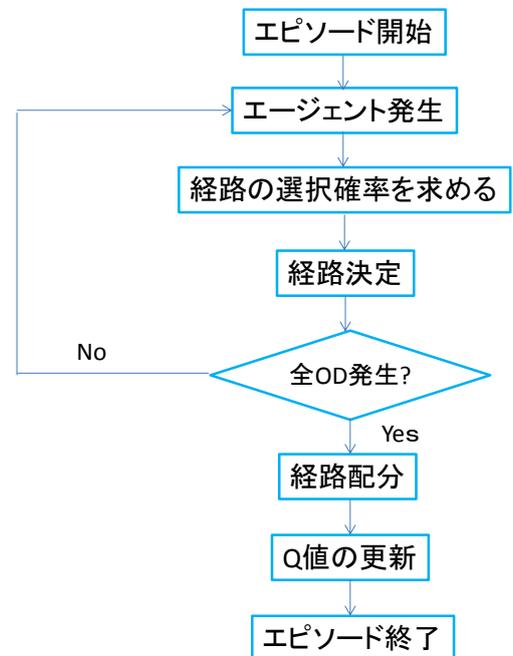


図1 エピソードの流れ

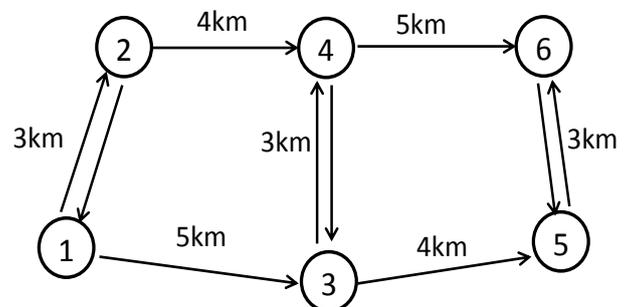


図2 仮想ネットワーク

Q値は式(1)として表現される。

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)] - \text{crowd} \quad (1)$$

ここで、各変数の意味は次の通りである。

s_t : エージェントの状態

a_t : 状態 s_t から s_{t+1} へ移動する時の行為

r_{t+1} : 状態 $t+1$ の時の報酬

α : ステップ t から $t+1$ までの変化値

γ : 報酬の割合率

crowd はリンク内の混雑度を表す指標であり、式(2)を用いる。

$$\text{crowd} = \theta \{1 + \alpha(L/C)^\beta\} \quad (2)$$

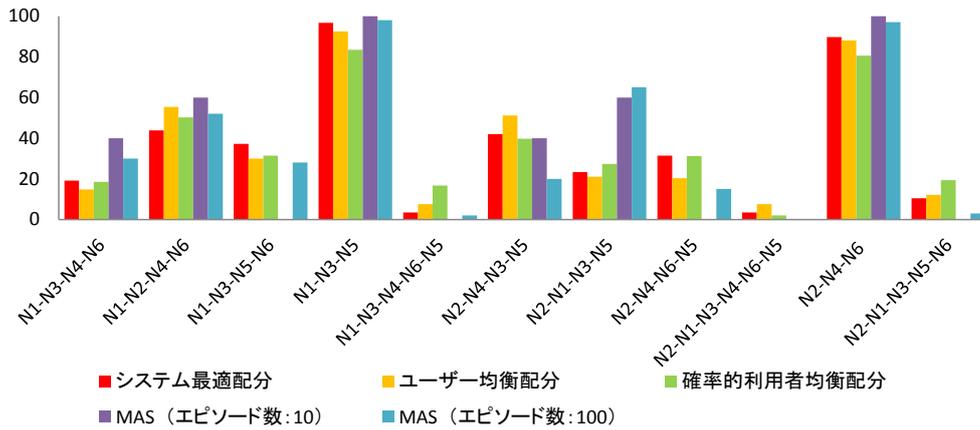


図3 各シミュレーションの結果

ここで、 α , β , θ : 係数 L: リンク内の交通量 C: 交通容量である。

各エージェントが経路選択行動を繰り返す中で、道路状況から得られる報酬を用いてそれぞれの行動の有用性を表す Q 値を獲得し、この値を基に選択経路が決定される。

3. シミュレーションの概要

3.1 ネットワークとデータの概要

図2に、本研究で用いる仮想ネットワークを示す。このネットワークは、ノード数が6、リンク数が10である。今回、ノード1からノード5、6まで各100台、ノード2からノード5、6まで各100台のOD交通量を作成した。エージェントについては、同時にノード1と2から発生させ、シミュレーションを行う。

今回構築したMASの結果と比較するために、同じネットワークとODデータを用いて、システム均衡配分、ユーザー均衡配分、確率的利用者均衡配分も行う。

3.2 シミュレーション結果

エージェントの発生エピソード数は10と100の2パターンを設定して、シミュレーションを行った。また、配分で用いるBPR関数では、 $\alpha=0.15$, $\beta=4$ に設定した。確率的利用者均衡配分について、分散パラメータ θ は10.0に設定した。これらの入力条件を用いて配分を行い、それぞれの配分結果に対して各経路の交通量を求めた。

図3は、MASと各配分結果の経路交通量の比較である。図より、エピソード数を増加させた場合、経路交通量に大きな差異が生じていることがわかる。これは、経路をday-to-dayで学習することによって、異なる経路を選ぶようになってきていることを表す。エピソード

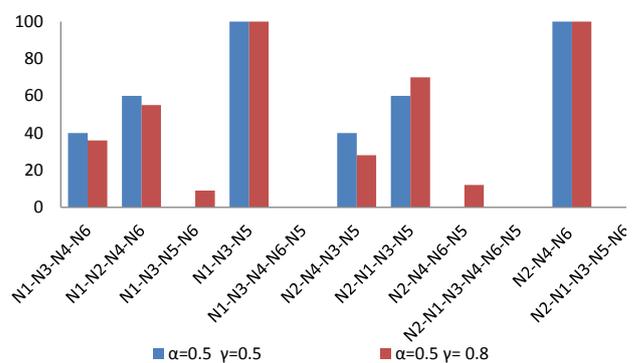


図4 報酬の割合率の影響

数を増加させることによって、ドライバーの経路選択行動が均衡状態に近づくようになり、その結果、配分結果に近いシミュレーション結果が得られていることがわかる。

図4にエピソード数を10回とし、報酬の割合率を0.5と0.8の2パターンに設定してシミュレーションした結果を示す。この図から、報酬の割合率が高くなるほど、ドライバーの経路変更が多くなっていることがわかる。

4. おわりに

本研究は、交通混雑に着目し、マルチエージェントに基づく交通シミュレーションを構築し、簡単なネットワークに適用した。その結果を、システム均衡配分、ユーザー均衡配分、確率的利用者均衡配分と比較した。結果として、シミュレーションのエピソード数の増加によって、ドライバーの経路選択の過程を再現することができた。また、報酬の割合率が増加することによって経路変更が多くなることもわかった。

今後は、リンク内の走行やエージェントの混入率による詳細なシミュレーションを行う必要がある。