

マルチエージェントシミュレーションを用いた交通情報共有化の効果分析^{*1}

The Impact analysis of sharing traffic information using multi-agent simulation

松下 歩^{*2}・菊池 輝^{*3}・北村 隆一^{*4}
 By Ayumu Matsushita^{*2}, Akira Kikuchi^{*3} and Ryuichi Kitamura^{*4}

1. 研究の背景と目的

道路交通現象は個々人の意思決定の集合であり、各ドライバーの意思決定が他のドライバーの旅行時間に影響を与えている。そのようなドライバー間の相互作用が、交通状況の日々の不確実性を生み出し、道路交通を複雑なものとしている。近年交通施策の一つとして情報提供が盛んに行われているが、情報によって推奨された経路が混雑してしまい、道路交通システム全体の効率が下がるという情報提供による負の側面も存在している。¹⁾²⁾ これも道路交通の複雑性がもたらすものであろう。また、他者の選択行動を予測して、提供された情報とは異なる経路を選択するといった選択行動も考えられる。以上のようなことが存在することから、交通現象を把握するためには、一人一人の意思決定行動を記述するだけではなく、相互関与する影響下での意思決定行動を分析する必要があるといえる。以上の背景をふまえ、本研究は、情報提供下において、複数のドライバーが互いにどのように作用し、交通システム全体に対してどのように影響を及ぼしているのかを個々のドライバーが自律的に学習・行動を行うマルチエージェントシミュレーションを用いて分析する。

2. マルチエージェントモデル

ある環境をセンサである受容器 (detector) を用いて知覚 (percept) し、効果器 (effector) を通して行動 (action) するエージェントが多数集まった集団をマルチエージェントと呼ぶ。エージェントの行動には相互作用が生じる³⁾。本研究では、経路選択行動時におけるドライバーをエージェントとして設定し、各エージェントは、それぞれの選択によって実現された交通状況に基づき、認知所要時間⁴⁾及び経路選択戦略を学習、更新していくものとする。

ここで、学習を「過去の経験を活かすことによって未来の行動の自己改善を行うこと」、戦略を「行動の決定指針・学習結果の利用指針」と定義しよう。具体的には「現実を知覚した状態に近づけるように、認知所要時間や戦略を改善していくこと」を学習、「選択決定のアルゴリズム」を戦略とする。

3. シミュレーション概要

図-1 のような 1 OD 2 Link の道路ネットワークを対象とし、図-2 に示すドライバーエージェントモデルと、交通環境モデルから構成されるシミュレーションモデルを構築する。複数のドライバーエージェントが繰り返す経路選択行動を模擬するものとする。

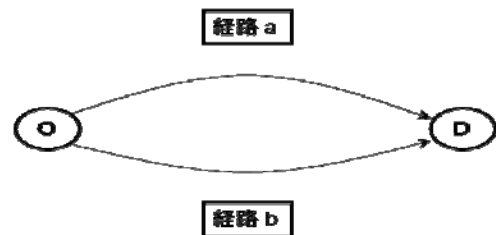


図-1 1 OD 2 リンクの単純ネットワーク

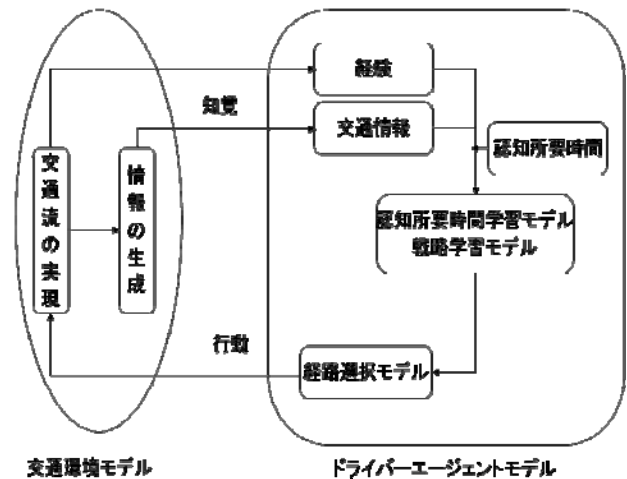


図-2 シミュレーションモデル概要

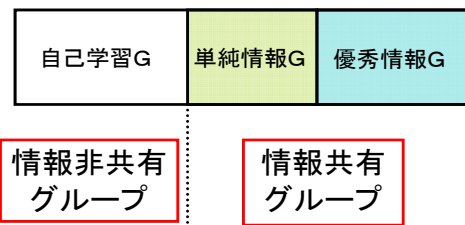


図-3 エージェントのグループ

(1) ドライバーエージェントのグループ

各ドライバーエージェントは、情報獲得の有無によって、情報共有グループか自己学習グループのいずれかに属している(図-3)。各エージェントはグループごとに二つない一つの戦略を所持し、各試行において、その中から戦略を選択するものとする。

^{*1}キーワード：交通情報共有化，経路選択，エージェントシミュレーション

^{*2}学生員，京都大学大学院都市社会工学専攻
 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂C-1-2,
 TEL075-383-3242, FAX075-383-3241)

^{*3}正会員，工博，京都大学都市社会工学専攻 助教

^{*4}正会員，Ph.D，京都大学都市社会工学専攻 教授

a) 自己学習グループ

このグループに属するドライバーエージェントは、外部から交通情報を取得せず、自らの走行経験より得られる知識のみを用いて、認知所要時間の学習を行う。戦略については、確定的戦略と確率的戦略の2つを有する。(詳細に関しては後述する)

b) 情報共有グループ

このグループに属するドライバーエージェントは、互いに所要時間に関する情報を共有する。そのため、非選択経路に関しても、グループ内の他エージェントがその経路を選択していれば、所要時間に関する情報を取得することができる。そのため、非選択経路に関しても学習が可能となる。

ここで、情報を提供する主体が2つ存在し、それぞれ以下のような異質の情報を提供することを想定する。

1) 単純情報グループ

この主体が提供する情報は、単純な両経路の実所要時間である。戦略については、自己学習グループと同様に、確定的戦略と確率的戦略の2つを有する。

2) 優秀情報グループ

この主体が提供する情報は、これまでに所要時間の短い経路を数多く選択したエージェントが保有する認知所要時間である。戦略については、このグループに所属するエージェントは同じ認知所要時間を持っているため、確率的戦略のみとする。

情報共有グループに属するドライバーエージェントは、単純情報グループもしくは優秀情報グループのいずれかから情報が提供されるものとし、同時に複数の主体から情報を得ることはない。

(2) ドライバーエージェントモデル

各ドライバーエージェントが交通状況という環境を知覚し、内部状態として保持する認知所要時間と戦略を学習することを表した「認知所要時間学習モデル」と「戦略学習モデル」及び、その二つの学習モデルに基づき行動決定を行う「経路選択モデル」の三つのモデルより構成される。

・ 認知所要時間学習モデル

本研究では、個々のドライバーエージェントは過去の走行経験より学習し、それぞれの経路に対して、実際の経路の実所要時間とは必ずしも一致しない、認知所要時間を保有していると仮定する。そして、その更新はそれぞれのグループで異なり、次式のように表される。

(a) 自己学習グループ

(選択経路)

$$Cogtime(t+1) = Cogtime(t) + \alpha \{ Realtime(t) - Cogtime(t) \} \quad (1)$$

(非選択経路)

$$Cogtime(t+1) = Cogtime(t) \quad (2)$$

(b1) 情報共有グループ (単純情報グループ)

(選択経路)

$$Cogtime(t+1) = Cogtime(t) + \alpha \{ Realtime(t) - Cogtime(t) \} \quad (3)$$

(非選択経路)

$$Cogtime(t+1) = Cogtime(t) + \beta \{ Realtime(t) - Cogtime(t) \} \quad (4)$$

(b2) 情報提供グループ (優秀情報グループ)

$$Cogtime(t+1) = Excellent_time(t) \quad (5)$$

ここで

$Cogtime(t)$: t 日における当該経路の認知所要時間

$Realtime(t)$: t 日の当該経路の実所要時間

$Excellent_time(t)$: t 日における、最も累積利得が高いドライバーエージェントの当該経路の認知所要時間

α, β : パラメータ ($0 \leq \beta \leq \alpha \leq 1$)

である。

・ 戦略学習モデル

各ドライバーエージェントはそれぞれの戦略に戦略評価値を与え、その値の大きさに従って戦略を選択するものとする。戦略評価値は経験によって変化し、その変化による利用戦略の変遷はドライバーエージェントの学習過程を意味している。

(a) 自己学習グループ

このグループのエージェントは非利用経路に関する情報を得ることができないため、自らの経験した経路の実所要時間を自らの認知所要時間と比較することによって、そのとき使用していた戦略を評価するものとする。認知所要時間が実所要時間より大きければ正の評価値を与えるものとする。

(b) 情報共有グループ (単純情報グループ)

単純情報グループは、選択経路が、非選択経路よりも短い実所要時間であれば正の評価を行うものとする。一方、優秀情報グループに関しては、戦略を一つしか持たないため、戦略評価値は与えない。

・ 経路選択モデル

各ドライバーエージェントは各経路の認知所要時間と、採用する戦略によって次のように行動する。

(i) 確定的戦略

認知所要時間が短い方の経路を必ず選択する。

(ii) 確率的戦略

認知所要時間をもとに、次式に従って、各経路の選択確率を算出し、モンテカルロシミュ

レーションにて選択する経路を決定する。

$$p_i = \frac{\exp\{-\theta \times Cogtime_i(t)\}}{\exp\{-\theta \times Cogtime_i(t)\} + \exp\{-\theta \times Cogtime_j(t)\}} \quad (6)$$

ここで、

p_i : 経路 i の選択確率
 $Cogtime_i(t)$: t 日の経路 i の認知所要時間
 θ : パラメータ
 である。

(3) 交通環境モデル

交通環境モデルは交通流モデルと交通情報計算モデルより構成される。

・交通流モデル

本研究では交通状況は、実旅行時間で表現し、ドライバーの経路選択のみに依存するものとする。実旅行時間と交通量の関係は BPR 関数を用いて定式化する。

$$t^i = t_0^i \left\{ 1 + a \left(\frac{q^i}{C^i} \right)^b \right\} \quad (7)$$

ここで、

t^i : 経路 i の実旅行時間
 t_0^i : 経路 i の自由旅行時間
 q^i : 経路 i の交通量
 C^i : 経路 i の交通容量
 a, b : パラメータ

・交通情報計算モデル

(b1) 単純情報グループ

単純情報グループは、同一グループに属する全ドライバーエージェントの選択結果を集計し、各ドライバーエージェントに、非選択経路の実所要時間を情報として提供する。

(b2) 優秀情報グループ

このグループに属する全ドライバーエージェントの、累積利得に関する情報をもとに、もっとも累積利得が高いエージェントの認知所要時間を情報として提供する。ここで利得とは、個々のエージェントの優劣を短時間経路選択数という観点から評価する指標であり、その利得は各エージェントに知覚されることはない。所要時間が少ない経路を選択した方が優秀であると考え、そのエージェントに正の利得を与えるものとする。

具体的には、次式によってすべてのエージェントについて利得を算定する。

$$payoff_i(t) = \begin{cases} \omega, & \text{if } Realtime_i(t) < Realtime_NC_i(t) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

ここで、

$payoff_i(t)$: t 日におけるエージェント i の利得
 $Realtime_i(t)$: t 日のエージェント i の選択経路の実所要時間
 $Realtime_NC_i(t)$: t 日のエージェントの i の非選択経路の実所要時間
 ω : パラメータ ($0 < \omega$)
 である。

累積利得が最大となるドライバーエージェント i を検索し、すなわち、

$$\max_i \left\{ \sum_i payoff_i(t) \right\} \quad (9)$$

を満たすエージェント i が保有する認知所要時間を提供する。

4. 数値実験

上記のシミュレーションモデルを用いて、エージェント 400 人について 600 回繰り返し計算を行った。学習は回数を重ねるごとに更新されにくくなっていくことを考え、認知所要時間更新率 α 、 β 及び、戦略評価値更新率 u は、 $\alpha = 1.0 / (\text{繰り返し回数})$ 、 $\beta = 0.5 / (\text{繰り返し回数})$ 、 $u = 1.0 / (\text{繰り返し回数})^{1/2}$ とした。交通環境モデルの交通流モデルにおけるパラメータは、 $a = 2.0$ 、 $b = 2.0$ 、自由旅行時間 t_0^i および、交通容量 C は、経路の異質性を考え、経路 a は $t_0^i = 20$ 、 $C = 200$ 、経路 b は $t_0^i = 10$ 、 $C = 100$ とした。

また、全く走行経験を持たない初日の初期認知所要時間はそのシステムが等時間に均衡した際の時間を中心とする正規分布 (分散 $\sigma = 10.0$) に従うように分布させて与えた。

紙面の都合上、自己学習グループと単純グループの比較と単純情報グループと優秀情報グループの比較の結果のみ本稿に示し、その他の結果については講演時に報告する。

(1) 自己学習グループと単純情報グループの時

自己学習グループと単純情報グループのみが存在するとし、その構成比率を変えて実験を行った。図-4 は自己学習グループと単純情報グループが 50% ずつ共存している時の認知所要時間と優秀情報グループの認知所要時間である。自己学習グループは非利用経路に関する情報がなく認知所要時間が更新されないの認知所要時間が偏って (図-4 右上)、エージェントの経路が変更されにくくなる。そのため、自己学習グループのみが存在する時は、経路の所要時間が均衡しない。しかし、情報を持つ単純情報グループが共存することによって、表-1, 2 のように、経路の所要時間は均等し、総所要時間 (= 全エージェントの所要時間の総和) の観点からしても、効率的にシステムが利用されることになった。また、図

-4に見られるように、初回はランダムに与えていた認知所要時間が経験を通しての学習の結果 600 回時には二つの固まりに収束している。自己学習グループ、単純情報グループともに、二つの固まりに収束しているが、自己学習グループより単純情報グループの方が同じグループ内での分散が小さくなっている。これから、与えられた情報により、経路所要時間という環境をより現実近く認知できているということがわかる。

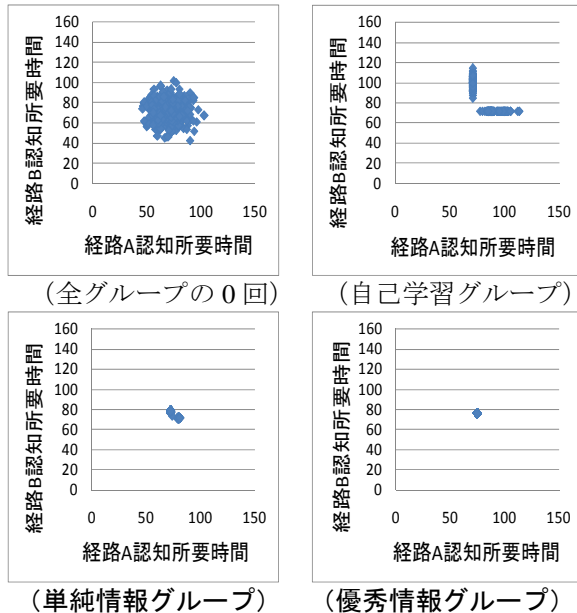


図-4 認知所要時間分布図
(全グループ 0 回と各グループ 600 回)

表-1 600 回時経路所要時間

	自己学習グループのみの時	単純情報グループ共存時
経路 a 所要時間	91.982	71.076
経路 b 所要時間	45.092	70.552

表-2 総所要時間平均

	自己学習グループのみの時	単純情報グループ共存時
総所要時間平均 (分)	37,233.68	28,428.86

(2) 優秀情報グループと単純情報グループの時
優秀情報グループと単純情報グループを同時に存在させ、その各グループの割合を変えることで、各グループの平均所要時間がどのように変わってくるのかを見てみたところ、優秀情報グループの割合が少ない時ほど、平均所要時間は小さくなるという結果が得られた(図-5)。これは、その情報を共有するものが少なれば少ないほど時間短縮効果が大きくなり、逆に多いとその効果は減少してしまうことを表している。また、認知所要時間に関して、単純情報グループ内での分散も自己学習グループに比べると小さかったが、優秀グループは同一の情報を与えられるため、同じ認知所要時間を持っているというこ

とが図-4 よりわかる。

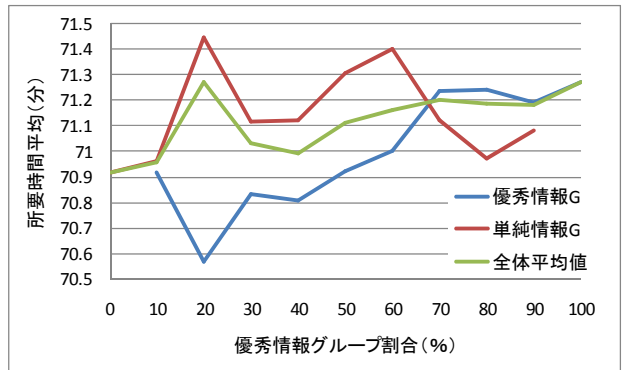


図-5 優秀グループ割合とグループ平均所要時間の関係

5. おわりに

本研究では、交通現象における相互作用を考慮するために個々が自律的に学習を行うエージェントから構成されるマルチエージェントシミュレーションモデルを構築し、異なった情報・戦略を持ったエージェントを導入し、数値実験を行った。その結果、情報を持たないグループのみの時と比較して、情報を持つグループによってシステム全体を改善する効果を持つことが推察されることと、情報による時間改善効果はその共有人数によって変わり得るという結果が得られた。しかし、それらの結果はシミュレーションという仮想的な状況で実現されたものである以上、パラメータの妥当性や、交通行動の信頼性などについて今後、室内実験でさらなる検証を行い、本研究で得られた知見が実際の交通行動においても起こりうる事象なのであるのか、について引き続き検証していく必要がある。

参考文献

- 1) Mahmassani, H. et al: System Performance and User response under Real-Time Information in a Congested Traffic Corridor. Transportation Research 25A(5), 293-307(1991).
- 2) Toshio Yoshii, Hirokazu Akahane, Masao Kuwahara : Impacts of the accuracy of Traffic Information in Dynamic Route Guidance Systems, Proceedings of The 3rd Annual World Congress on Intelligent Transport Systems 1996
- 3) Russell, S. J. and Norving, P. : Artificial Intelligence: A modern Approach, Prentice-Hall International, 1995
- 4) 牛若健吾, 菊池輝, 北村隆一: 所要時間の認知に基づくセーフティマージンの要因分析, 土木計画学研究・論文集, 22, No.3, pp. 569-574, 2005