

適応的マルチエージェントを用いた 災害時における交通シミュレーションモデルの構築

金沢大学工学部

○小林 慧美

金沢大学大学院自然科学研究科 正会員 中山 晶一郎

金沢大学大学院自然科学研究科 正会員 高山 純一

1. はじめに

現在の交通分野における情報提供の必要性から、行動主体の特性や交通システム全体の変化を把握することは意義があり、発展させれば災害時に交通システムがどのような挙動を示すかを把握することも可能になる。しかし、実社会における交通システムを含める多くの現象では、個々の要素の行動から単純に集団全体の動きを予測することは難しい。交通システムで考えれば、個々の自動車は、周囲の自動車の動きに従って目的地に進むだけであるが、自動車の全体は集団としての特徴を持つ。すなわち、実際の道路上では、ある一台の自動車はある地点を目的地として進みながら周囲の自動車の動きに従う。ところが、多数の自動車の流れを見たときは、一台の自動車とは異なりそれらは集団として振舞う。あるいは積雪時や交通規制の場合を考えてみると、人々は個々に考え、判断し、異なる動きをし、かつ相互に影響を与えあう。このように、多数の要素からなり全体として複雑な現象を創発するシステムを複雑系といい、複雑系をシミュレートするためにマルチエージェントシステムがある。

環境の情報に従って自律的に動作するものをエージェントといい、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。本研究では、交通システムにおいて、ドライバー1人1人をエージェントとするマルチエージェントシステムとして捉え、交通シミュレーションモデルを作成する。個々のドライバーレベルでの行動ルールや相互作用による効果などが、全体として交通システムに結果的にどのような影響を与えるか、などを検討することを目的とし、交通シミュレーションモデルの構築、最

終的に災害時へ応用出来る交通シミュレーションモデルの構築を目指す。

2. シミュレーションモデル

(1) シミュレーションモデルの概要

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、交通流モデルについてはBPR関数を用い、交通量から旅行時間を算出する。

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

t : 旅行時間

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

本モデルにおいては $\alpha = 2.0, \beta = 2.0$ とする。

(2) 経路選択モデルの概要

a) 経路選択モデルにおける仮定条件

- ・ エージェントは200人とし、エージェントの目的は、目的地に早く到着することであり、最短経路を走行しようとする。
- ・ ネットワークは図1のような1OD2リンクとする。本モデルのBPR関数において、経路1では $t_f = 20.0$, $C = 200.0$, 経路2では $t_f = 10.0$, $C = 100.0$ とする。

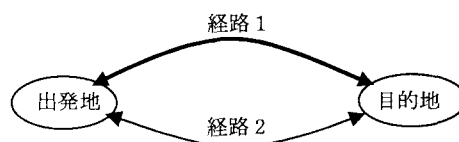


図1. ネットワーク図(1OD2リンク)

b) ベイズの学習を用いた事後確率分布の推定

ベイズの学習は確率統計に従うものである。各行

動主体の経路選択確率 θ はベータ乱数によって求め、経路選択行動の繰り返し試行による経路選択確率 θ の事後確率分布を求めることにより、エージェントの経路選択行動のシミュレーション結果の比較対象として用いる。

ベイズの定理は、原因の確率に関する定理である。原因としての母数にパラメータ θ をとり確率変数とし、結果として標本のデータ z を取る。さらに事前確率 $w(\theta_i)$ 、事後確率 $w'(\theta_i|z)$ 、さらに、結果の確率分布 $f(z|\theta_i)$ と表すと、 θ の事後確率は、

$$w'(\theta_i|z) = \frac{w(\theta_i) \cdot f(z|\theta_i)}{\sum_j w(\theta_j) \cdot f(z|\theta_j)} \quad (2)$$

となる。 θ が連続的なら、

$$w'(\theta|z) = \frac{w(\theta) \cdot f(z|\theta)}{\int_0^1 w(\theta) f(z|\theta) d\theta} \quad (3)$$

となる。これら $w(\theta)$ 、 $w'(\theta|z)$ を θ の確率分布として見て、事前確率分布、事後確率分布という。

θ の分布をベータ分布 $B(\alpha, \beta)$ とし、 $0 < \theta < 1$ であるため、 θ の事前確率分布として、

$$w(\theta) = \frac{\theta^{\alpha-1} (1-\theta)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)} \quad (4)$$

ただし、ベータ関数 $B(s, t) = \int_0^1 u^{s-1} (1-u)^{t-1} du$ である。ベータ分布および $f(z|\theta) = C_z \theta (1-\theta)^{N-z}$ を用いると θ の事後確率分布は、

$$w'(\theta|z) = \frac{\theta^{\alpha+z-1} (1-\theta)^{\beta+(N-z)-1}}{B(\alpha+z, \beta+N-z)} \quad (5)$$

となる。これはパラメータが $\alpha+z, \beta+N-z$ のベータ分布 $B(\alpha+z, \beta+N-z)$ である。式(4)および式(5)に基づいて経路選択行動の事後確率分布の推定を行う。

c) エージェントの仮定条件および経路選択法

- ・ エージェントは、前日までの m 日間の経路情報として過去の最短経路を記憶している。
- ・ エージェントは n 個の経路選択戦略を持つ。各戦略内には 2^m 個の条件部と実行部からなる if-then ルールが含まれている。経路選択戦略の総数は 2^{2^m} 個であるが、エージェントはそのうちの n 個を任意で取り出して使用する。
- ・ 経路選択は最も戦略ポイントが高い経路選択戦略を選択（最高戦略ポイントが複数の場合はそ

の中からランダムに選択）し、その中の過去の最短経路の履歴が合致した if-then ルールが決めた経路を選択する。

本モデルの参考文献²⁾による既存モデルとの相違点は経路選択モデルにあり、既存モデルでは、エージェントは 2^{m+1} 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し、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としている。

d) 経路選択戦略ポイント

経路選択戦略ポイントとは各戦略がどれほどうまく働くかを表す指標であり、以下の式において更新される。

$$p_i^j = c \cdot p_{i-1}^j + (1-c) \cdot g_{i-1} \quad (6)$$

p_i^j : i 日目の経路選択戦略 j の戦略ポイント

c : 一様乱数パラメータで、各エージェントによって異なる。ここで、 $0 < c < 1$ である。

g_{i-1} : 前日の走行結果によるルールを評価する

値で、戦略内の if-then ルールが、

$$\begin{cases} \text{最短経路だった場合} : g_{i-1} = +1.0 \\ \text{最短経路でなかった場合} : g_{i-1} = -1.0 \end{cases} \text{とする。}$$

4. おわりに

シミュレーション結果とベイズの学習を用いた事後確率分布の推定結果との比較等に関しては講演時に発表する。災害時の応用に関しては、被害等による自由走行時間の増大、交通容量の減少など、パラメータの急変によるシミュレーションを考えている。

参考文献

- 1) 東京大学教養学部統計学教室 (編集) : 基礎統計学Ⅲ 自然科学の統計学, 東京大学出版会, 2002
- 2) 佐藤達生, 中山晶一朗, 高山純一 : 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, 土木学会年次学術講演会講演概要集第4部, 第58巻, pp449-450, 2003