

## ドライバーの学習を考慮した道路交通の動的解析:複雑系としての道路交通システム解析に向けて

*Drivers' learning and road transportation system behavior:*

*A dynamic study toward the complex-systems analysis of road transportation*

中山晶一朗<sup>1</sup>, 藤井聰<sup>2</sup>, 北村隆一<sup>3</sup>

By Shoichiro NAKAYAMA, Satoshi FUJII, Ryuichi KITAMURA

### 1はじめに

道路交通システムの数理解析を行う場合、従来から利用者均衡をはじめとする均衡状態の成立を仮定した解析が盛んになされており、現在でも様々な理論的拡張が行われている。

均衡状態の成立を前提した解析は、規範的な状態や道路交通システムの状態についての非常に一般的な性質を把握するためには極めて有効な方法論である。しかし、需要予測や政策の感度分析のための現象記述が必要とされる局面では、均衡状態の成立の是非が均衡分析の是非に直結する問題である点は否定できない。

均衡状態の成立について議論するためには、道路交通システム全体の挙動を観測することが不可欠であるが、それに加えてシステムを構成する個々の運転者の記憶、判断、学習といったミクロな要素が把握できれば、様々な角度から詳細な分析ができる、それによって道路交通システムの挙動の性質を本質的に把握できる可能性が期待される。このような分析のためには、当然ながら実証データが必要であるが、全ての状態変量を観測することが極めて困難であることを考えた場合、道路交通システムで日々繰り返される様々な因果の連鎖を再現する仮想シミュレーションを実行してその結果を分析する、という方法も有効なアプローチであると思われる。

そこで本研究では、道路交通システムを的確に理解・再現するために、より人間の認知過程に近い仮定から道路交通システムモデルを構築し、そこでの動態や均衡の成立の有無などの基本的なメカニズムや性質を解析することを通してどのように道路交通システムを捉えるべきかを考察することを目的とする。

Key words: 通行行動分析、複雑系、配分交通

1 学生員 工修 京都大学大学院 工学研究科

2 正会員 工博 京都大学大学院 工学研究科

3 正会員 Ph.D 京都大学大学院 工学研究科  
〒606-8501 京都市左京区吉田本町, tel 075-753-5136(fax 5916)

### 2既往の研究

従来においても、同様の問題意識の下、仮想的な状況を想定した上で道路交通システムの day-to-day の動的な挙動をシミュレートし、その結果に考察を加えるという研究が、Horowitz<sup>1)</sup> や飯田他<sup>2)</sup> によってなされている。これらの研究では、ウェイトを外生的に与えた上で、ドライバーが知覚している旅行時間(知覚旅行時間)を過去に経験した旅行時間の重み付き平均と定式化した上で、日々の交通状態の変動をシミュレートしている。そして、必ずしも利用者均衡に収斂するとは限らず、場合によっては振動することもあるという結果を得ている。

しかし、複数の要素から構成されるシステムの挙動には、個々の様々な異質性とその分布の形が大きな影響を与える可能性は否定できない。それに加えて、日々の変動に支配的な影響を及ぼしていると推測されるドライバーの学習には、Horowitz や飯田他の研究で考慮されている走行経験の蓄積という短期的な学習以外にも、意思決定構造自体の変化という長期的学習が存在することは否定できない。

本研究ではこれらの点に着目し、ドライバーの異質性を許容し、走行経験の記憶と旅行時間の知覚を再現し、かつ、遺伝的アルゴリズムを用いて長期的学習をモデル化した上で、day-to-day システムの動的な挙動を再現して、考察を加えることとする。

### 3シミュレーションモデルの概要

本研究では、1) ドライバーは知覚旅行時間に基づいて経路選択を行う、2) 走行した経路の旅行時間のみを知ることができる、と仮定し、図 1 に示すような道路交通システムシミュレーションを用いる<sup>3)</sup>。

本シミュレーションモデルはドライバーモデルと交通流モデルから構成される。前者はドライバーの知覚・経路選択・学習を再現するモデルであり、後者はドライバーモデルから得られる各ドライバーの選択結果

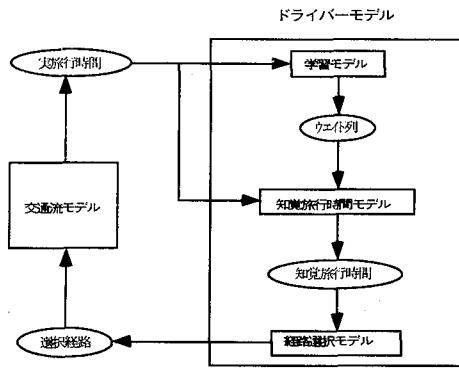


図 1 シミュレーションモデルの概要

を集計して全体の交通状況の再現を図るものである。ドライバーは交通流モデルで再現される交通状況を実走行を通じて経験し、それに基づいて学習ならびに次回の知覚旅行時間を形成するものと考える。

### (1) ドライバーモデル

ドライバーモデルでは、ドライバーの知覚・経路選択・学習をそれぞれ以下のサブモデルで再現する。

#### a) 知覚旅行時間モデル

本研究では、個々のドライバーは各経路について複数の旅行時間を想起しているものと考える。すなわち、ドライバーは「この経路は A 分かかるかもしれないし、B 分かかるかもしれない…」と知覚旅行時間に関する幾つかの考え方を持っているとする。そして、ドライバーの想起する複数の旅行時間を知覚旅行時間要素  $\bar{t}^{k,m}$  ( $k=1,2,\dots,K$ ) ( $m=1,2,\dots,M$ ) と呼ぶこととする。ここに、 $m$  は経路、 $k$  は経路ごとに想起する旅行時間のラベルである。

知覚旅行時間を定式化するにあたって、以下を仮定した。

- ・各経路の複数の知覚旅行時間要素から任意に選んだものをその経路の知覚旅行時間とする
- ・ドライバーは走行経験を経路ごとに過去  $n$  回分の旅行時間を記憶し、重み付き平均によって知覚旅行時間要素を算出する。
- ・旅行時間の最小値  $t_{\min}$  と最大値  $t_{\max}$  を離散化した  $l$  個の区間に等分割し、それぞれの区間に 1 つずつウェイトを定義し、 $l$  個のウェイトをウェイト列と呼ぶ。
- ・個人は、各経路に複数のウェイト列を持ち、各ウェイト列によりそれぞれ一つの知覚旅行時間要素を算定する。

以上の仮定に基づいて、知覚旅行時間要素を以

下のように定式化した。

$$\bar{t}^{k,m} = \sum_{i=1}^l \sum_{j=0}^{n+1} \delta_{ij,m} \cdot w_{i,m}^k \cdot t_{j,m} / \sum_{i=1}^l \sum_{j=0}^{n+1} \delta_{ij,m} \cdot w_{i,m}^k \quad (1)$$

$$\delta_{ij,m} = \begin{cases} 1 & \text{if } t_{\min} + (i-1) \cdot (t_{\max} - t_{\min}) / l \\ & \leq t_{j,m} < t_{\min} + (i-1) \cdot (t_{\max} - t_{\min}) / l \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

ここで、 $t_{j,m}$  : 記憶している経路  $m$  の  $j$  番目の旅行時間

$w_{i,m}^k$  : 経路  $m$  のウェイト列  $k$  の要素  $i$

$t_{0,m}, t_{n+1,m}$  : ドライバーが想定する旅行時間の最小値と最大値

#### b) 経路選択モデル

経路選択モデルでは、ドライバーは最短経路を利用するとの仮定のもと、覚旅行時間が最小となる経路を検出する。

#### c) 学習モデル

本研究では、各ドライバーは各経路の実際の旅行時間(実旅行時間)をより的確に予測することを目指してウェイト列  $w_{i,m}^k$ 、すなわち、「旅行時間を予測する考え方」を変化させるものと考える。そして、本来的に遺伝的アルゴリズムが遺伝子の環境への適応をモデル化したものである点に着目して、ウェイト列を遺伝子と見なし、ウェイト列の実旅行経験への適応を遺伝的アルゴリズムを用いてモデル化する。具体的には、以下の手順で遺伝的アルゴリズムを適用する。

- 1) 選択: ある日における利用経路  $m'$ 、その時の実旅行時間が  $t_{0,m'}$  であった場合、 $|t_{0,m'} - \bar{t}_{k,m'}|$  の値が小さいウェイト列  $k$  を優秀なウェイト列と見なす。そして、この値に応じて、優れたウェイト列を増殖させ、劣ったウェイト列を削除する。
- 2) 交叉: より優れたウェイト列を生成するために、選択によって生き残ったウェイト列の中から複数のペアを作りそれらのウェイト値を部分的に交換する。
- 3) 突然変異: 突然的に優れたウェイト列を生成するために、交配後、一定の確率で任意のウェイト値を変化させる。

#### (2) 交通流モデル

交通流モデルはドライバーの経路選択結果を集計して経路交通量を求め、ドライバー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  $q$  と所要時間  $t$  の関係をモデル化する。

$$t = t_f \cdot [1 + \alpha \cdot (q/C)]$$

ここで、 $t_f$  : 経路の自由走行時間

$C$  : 経路の交通容量

$\alpha, \beta$  : パラメータ

#### 4 数値実験

上述のシミュレーションモデルを用いて、同質な 2 経路からなる 1OD2 リンク道路網に 200 人のドライバーを繰り返し走行させる数値実験を行った。

式(1)には  $t_{0,m}, t_{n+1,m}$  が含まれており、初日には走行経験はないが、ウェイトさえ与えれば、知覚旅行時間が算出され、選択経路が決定される。ウェイトは正規乱数によって与えるが、その分散が 0.5, 1, 1.5, 2 の場合をケース 1~4 とする。図 2 より、いずれも最終的には定常的な状態に収斂しているが、ケース 3, 4 では旅行時間がほぼ等しい状態(利用者均衡)で収束しているが、ケース 1, 2 ではそれに収束していないことが分かる。また、ケース 1, 2, 3 のいずれもが、定常状態を迎えるまでに交通量が振動しており、その振幅がある日を境として増減していく一方で、初期ウェイト分散の大きなケース 4 においてはこの振動が特に見られなかった。これらのシミュレーション結果は、1) 必ずしも利用者均衡が成立するわけでは無いこと、2) ドライバー間の異質性の分布によってシステムの挙動が異なること、3) 同質なドライバーだけで構成されるシステムよりは、多様なドライバーが多く存在するシステムの方が安定すること、を示唆しているものと考えられる。

次に、図 3 に、各ケースにおける初日、経路間の交通量差が最も大きかった日、定常状態を迎えていた日(いずれも 20 日目)のそれぞれでの、両経路の知覚旅行時間の散布図を示す。これらの図より、いずれのケースも初日では一つの集団を形成しているが、時間が経

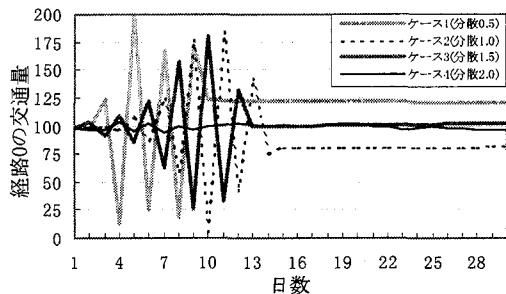


図 2 各ケースにおける経路 0 の交通量の推移

過して安定状態に至る過程で、状態 1) 初日の状態が保存されている状態、状態 2) 一方の経路の旅行時間を長く見積もっている 2 つの集団が形成されているという状態、といふいずれかに分岐することが分かる。そして、ケース 4 だけが前者に収斂したことか

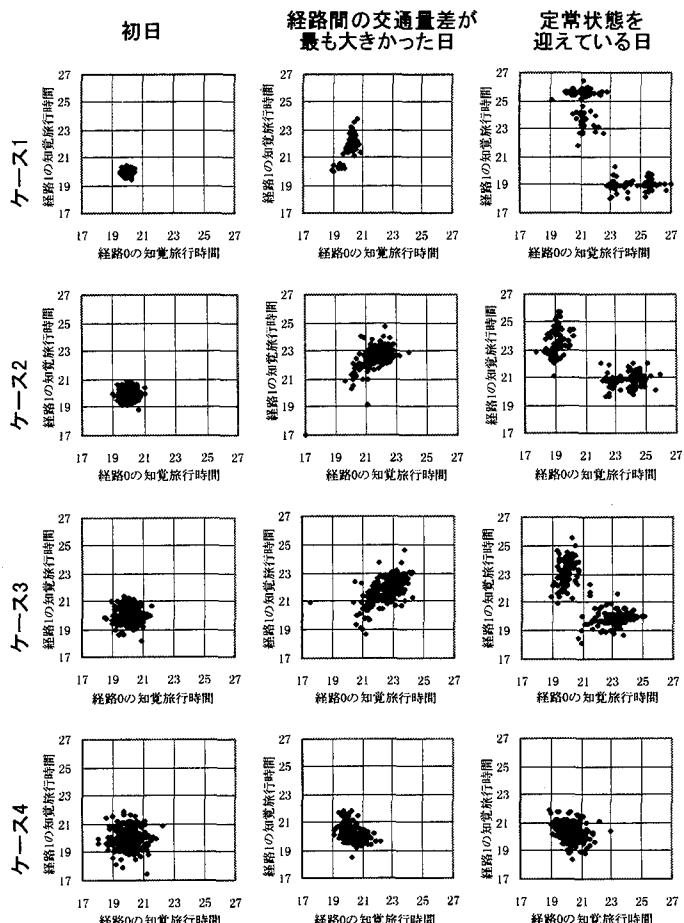


図3 各ケースにおける両経路の知覚旅行時間の散布図

ら、いずれに分岐するかは運転者の多様性に依存しているものと考えられる。この分岐の存在は、道路交通システムは、時間的に不可逆なシステムであることを示唆している。

ここで、状態 2において 2つの集団が形成されるのは「大きな経路所要時間を経験すると、ドライバーがその経路の利用をそれ以後差し控える」というある種の運転者の思いこみ<sup>3)</sup>」が原因であるものと考えられる。この個々のドライバーの極めて個別的な「思いこみ」と、システム全体のマクロな交通状態とのかねあいの帰結として、ケース 3 の様に利用者均衡状態に収斂したり、ケース 1, 2 の様にそれ以外の状態に収斂したりするものと考えられる。一方、ケース 4 の様に多様なドライバーが存在し、一方の経路の所要時間が長いとの「思いこみ」をもつドライバーが当初から多く存在する場合には、図 2 に示したように最初から交通量の変動が少ないために、個々のドライバーの認知旅行時間がほとんど更新されず、結果的に、図 3 に示した様に当初の近く旅行時間の分布が保存されるのである。

以上の結果より、道路交通システムは、時間経過を経て、異なった思いこみを持つ複数の集団が存在する状態か、ある程度の多様性が存在する一つの集団を形成している状態かのいずれかに分岐することが分かった。そして、ケース 3, 4 の様に結果的には利用者均衡状態に収斂したとしても、その成立過程と認知状態は単一ではないことが分かった。

## 5 複雑系としての道路交通システム

現象記述を目指した均衡配分理論は、1)個々のドライバーの完全情報と 2)最短経路選択の 2つを仮定するだけで、利用者均衡の成立が保証され、かつ、適切に最適化問題を定式化すれば、個々のドライバーの認知や意思決定を直接的に意識せずともそれを解きさえすれば交通システムの状態を再現することができる、ということを主張する。ところが、本研究では、均衡の成立を前提とせずに、個々のドライバーの経験、記憶や認知、そして、経路選択と意思決定構造の学習という種々の要素をモデル化し、それを集計化して日々の交通状態を再現した。すなわち、均衡成立という強い前提の下で現象を単純に記述することを避けて道路交通システムをできるだけ『複

雑な』ままに再現することを目指したものである。その結果として、道路交通システムは、最終的には定常状態に収斂するものの、その状態はドライバーの異質性によって分岐するとともに、不可逆な時間構造をもつことが示された。

複雑系の定義は確立されてはいないものの、仮に「構成要素個々の振る舞いは単純だが、それらが構成する全体は極めて複雑であり、構成論的にしか理解することできないシステム」と定義しよう。本研究による結果は、学習を考慮して実際に一人一人の経路選択を記述することによって得られたものであり、構成論的にしか発見しなかったものであると考えられる。したがって、本研究で再現された道路交通システムは複雑系とみなすことができる。道路交通システムを複雑系として捉える立場は、道路交通システムの『複雑さ』にその本質があると認識する立場ともいえ、本研究ではシステム状態の分岐や不可逆な時間構造を指摘している。

## 6 結論

本研究では、システムの状態そのものについての仮定を設けずに、個々の運転者の経路選択や認知、学習等を逐一モデル化し、それを集計化して動的解析を行った場合に出現する道路交通システムがいかなるものかを考察した。数値実験の結果、道路交通システムは、最終的には定常状態収斂するものの、その状態はドライバーの異質性によって分岐するとともに不可逆な時間構造をもつことが示された。

このようなシステムは、個々の要因は単純であっても複雑に振る舞い、構成論的にしか理解することのできないという複雑系とみなすことができる。均衡配分理論のように道路交通システムをできるだけ単純に捉えようとするアプローチがある一方、複雑系として道路交通システムを捉えることも道路交通システムがいかなるものかを明らかにする上で有効なアプローチであると考えられる。

## 参考文献

- 1) Horowitz, J. L.: The stability of stochastic equilibrium in a two-link transportation network, *Transportation Research* 18B, pp.13-28, 1984
- 2) 飯田恭敬、内田敏、宇野伸宏: 経路選択行動の動態変化に関するシミュレーション分析、土木計画学講演集、No.12, pp.29-36, 1989
- 3) 中山晶一朗、藤井聰、北村隆一、山本俊行: ドライバーの学習過程を考慮した道路交通システム解析、土木計画学研究・講演集 20, pp.899-902, 1997