

京都大学大学院 学生員○中山晶一朗

京都大学大学院 正員 藤井聰

京都大学大学院 正員 北村 隆一

京都大学大学院 正員 山本 俊行

### 1.はじめに

個々のドライバーと日々交通網上で繰り返される交通状態とで構成される道路交通システムには、以下のような因果関係が存在するものと考えられる；1) 交通状態はドライバーの経路選択行動の集積である、2) ドライバーは各経路についての知覚旅行時間に基づいて経路選択行動を行う、3) 知覚旅行時間は、各ドライバーが所有する知覚メカニズムを通じて形成される、4) ドライバーは日々の走行経験を重ねることで学習し、知覚メカニズムをより精緻なものとしていく、5) ドライバーの走行経験は、その時点での個々のドライバーの経路選択行動の集積である交通状態に依存している。

従来おいても、上述の個々の因果関係、あるいは、それらのいくつかの組み合わせを考慮した研究が重ねられてきている。これらの個々の因果関係について詳細な検討を加えることは極めて重要な課題である。しかし、いくつかの因果関係を考慮しないことで、モデル上で再現できない交通システムの挙動が存在する可能性は否定できない。したがって、いくつかの因果関係がある程度簡素に表現したとしても、全体の因果関係を考慮したことではじめて明らかとなる交通システムの挙動に関する一般的な性質が存在する可能性も否定できない。

本研究ではこの可能性に着目し、上述の5つの因果関係を全て考慮した道路交通システムシミュレーションモデルを構築し、これに基づいた数値計算を行ふことで、道路交通システムの挙動について的一般的な、そして、工学的意義を持つ知見を探ることを目的とする。本稿では、この研究のはじめの試みとして、道路交通システムシミュレーションモデルの枠組みを述べると共に、簡単な数値計算例を通じて本モデルについて得られた知見、ならびに、道路交通システムの挙動について考察を加える。なお、ドライバーの学習過程の再現にあたっては、ドライバーが知覚メカニズムをより精緻なものとしていくものと考え、遺伝的アルゴリズムを適用した。

### 2.道路交通システムシミュレーション

本研究では、上述の経路選択と交通状況の個々の相互作用を考慮した道路交通システムシミュレーションを構築する。本研究の道路交通システムシミュレーションはドライバーモデルと交通流モデルから

構成される。ドライバーモデルは、ドライバーの知覚・学習・経路選択を再現するモデルである。一方、交通流モデルは、ドライバーモデルから与えられる各ドライバーの選択経路を集計し、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経験して、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。ここで、交通流モデルは選択経路を集計して経路交通量を求め、BPR関数を用いてドライバーに渡す旅行時間を算定する。一方、ドライバーモデルでは、ドライバーの経路選択・知覚・学習の3者をそれぞれ以下の3つのサブモデルで再現する。

#### 1) 知覚旅行時間モデル

本研究では、ドライバーは各経路について複数の旅行時間を知覚していると考え、ドライバーが形成する知覚旅行時間分布をドライバーが知覚する個々の旅行時間で構成される数値群で表現することとする。そして、この数値群を知覚旅行時間ベクトル、その要素を知覚旅行時間要素と呼ぶこととした。

一方、これらの個々の知覚旅行時間要素を、過去に経験した複数の旅行時間（経験旅行時間）の重み付き平均という形で定式化した。本研究では、この定式化における個々の重みをウェイト、その集合をウェイト列と呼ぶこととした。なお、個々のウェイトを経験旅行時間を離散化した各々の区間ごとに、そして、ウェイト列を個々の知覚旅行時間要素ごとに定義することとした。

さらに、各経路についての経験旅行時間については、それぞれの経路について、過去n回分の経験旅行時間を記憶しており、それ以前の経験旅行時間については忘却されたものとした。

#### 2) 経路選択モデル

このモデルでは、知覚旅行時間モデルで形成される各経路の知覚旅行時間ベクトルを比較することで経路選択行動を再現する。なお、この経路選択行動の再現には経路の複数の知覚旅行時間要素から任意に選んだ知覚旅行時間要素、または知覚旅行時間要素の平均値からそれが最小となる経路をそのドライバーの選択経路とすることとする。

#### 3) 学習モデル

知覚メカニズムの形成過程、すなわち学習過程を遺伝的アルゴリズムを用いて個々のウェイト列の「進

	A	B	C	D	E	F
A	—	—	—	—	—	—
B	-0.53	—	—	—	—	—
C	-0.05	0.48	—	—	—	—
D	0.38	0.85	0.44	—	—	—
E	1.59	1.83	1.65	1.22	—	—
F	-2.38	-1.53	-2.33	-2.74	-3.81	—

表1 知覚旅行時間の平均のt検定

化」という形で再現する。

知覚旅行時間要素と実旅行時間との差を用いて、その知覚旅行時間要素を算出したウェイト列を評価し、優れたウェイト列は増殖させ、劣ったウェイト列は淘汰する。これは遺伝的アルゴリズムの選択にあたる。そして、優れたウェイト列を生成するためにウェイト列を組み合わせるのが交叉、突発的に優れたウェイト列を生成するためにある確率でウェイト値を変化させるのが突然変異である。このような遺伝的アルゴリズムの選択・交叉・突然変異の操作を走行した経路のウェイト列について行い、進化させる。

### 3. 数値実験

構築したシミュレーションモデルに対して、ドライバーの学習過程やそれにともなって生成されるドライバー間の異質性の表現について検討するために数値実験を行う。

IOD1リンクの道路ネットワークにおいて、正規乱数によって発生させた実旅行時間を100人のドライバーに毎日与え続ける。初期状態として、全ドライバーの全ウェイト列を等しくし、異質性の表現を検討するために全ドライバーの全ウェイト列の重心の位置の分散を調べる。0日目（初期状態）での重心の位置の分散は0であるが、100日目の重心の位置の分散は0.106となった。このことから本モデルでドライバーの異質性の生成が再現されていることが分かる。また、遺伝的アルゴリズムにおける選択を行うことなく、すなわち知覚メカニズムの変遷に走行経験が影響しないと仮定した上で、同様の数値実験を行った100日目の重心の位置の分散は0.242となった。この2つの分散の分散比は2.29、有意水準0.05でのF値は1.11となり、F検定から選択を行わないものの分散は行ったものの分散よりも大きいことが示された。これは、遺伝的アルゴリズムによって学習過程が再現されていることを示しているものと思われる。

また、100人のドライバーのうち任意に6人のドライバーA～Fを選び、80～99日の各ドライバーの知覚旅行時間の平均について、t検定を行った。表1はそのt検定のt値を表したものである。ドライバーFの知覚旅行時間の平均は他のドライバーのもとのと異なっていることが分かる。したがって、知覚

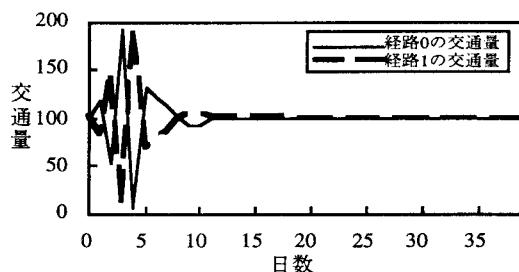


図1 各経路の交通量

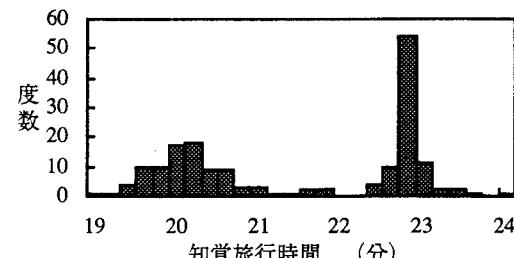


図2 経路0の知覚旅行時間の度数分布

メカニズムの明らかに異なるドライバーの存在を確認することができる。

次に、1OD2リンクの簡単な道路ネットワーク上に200人のドライバーを走行させる数値実験を行った。図1は各経路の交通量の推移である。経路交通量は10日前後まで変動するが、それ以後安定していることが分かる。また、経路0に着目すると、3日前に渋滞が生じていることが分かる。この渋滞を経験したドライバーは経路0の知覚旅行時間が大きくなり、経路0の走行を敬遠するようになる。図2は200人のドライバーの100日目の経路0の知覚旅行時間の度数分布であるが、20.0前後と22.8前後の2つの分布があることが分かる。後者の分布は渋滞を経験して、経路0をあまり走行しなくなったドライバーのものである。このように渋滞を経験したドライバーはその経路の旅行時間は大きいと思い込み、その結果システムが安定したものと思われる。

### 4. おわりに

本研究では、経路選択と交通状況の相互作用の関係のなかで、遺伝的アルゴリズムを用いてドライバーの学習過程を考慮した道路交通システムモデルを構築した。そして、数値実験から学習過程の再現、ドライバー間の異質性の生成の再現がなされていることが分かった。さらに、1OD2リンクの単純な道路ネットワークでは、「思い込み」によってドライバー間の知覚旅行時間がグループ化され、道路交通システムが安定することが示された。