

## IV-276 非定常環境におけるドライバーの経路学習行動に関する一考察

京都大学大学院  
京都大学大学院

学生会員  
正会員  
都 明植  
小林 潔司

### 1. はじめに

交通主体が経路選択を行う場合、これから選択する各経路の条件を確定的に把握することは不可能である。不確実な状態の下で経路選択を行う以上、交通主体は各経路で生起するであろう交通条件に関して何らかの期待を形成する。本研究では、非定常な環境下でドライバーが経路選択を繰り返し経路走行時間に関して学習するプロセスの一つのモデル化を試みる。このような試みは、現実的な環境の下で学習を繰り返す交通主体の学習行動をモデル化するための基礎研究として位置づけることができる。本研究では、経路走行時間が永続的ショックと一時的ショックからなる非定常の確率過程に従って変化する場合、経路走行時間に関する合理的な期待形成過程が適応的期待形成モデルによって表現されることを示す。さらに、このような確率過程が定常性を満足する場合、交通主体の期待は合理的期待に収束することを示す。さらに、数値計算を通じて、非定常な環境下でのドライバーの学習行動をシミュレートする。

### 2. 非定常確率過程モデル

リアルタイムで変化する交通流の状態を非定常的な確率過程としてモデル化するとともに、そのような環境の中で経路選択を続けるドライバーの学習行動をモデル化する。交通環境の非定常性は、1) 規則的な非定常性（トレンド、周期性）、2) 不規則的な非定常性（ランダムウォーク、カオス）に分けられる。1) は、交通流の平均が時間とともにある傾向的な規則で変化する場合が該当し、このような規則的なトレンドは予測可能であり、合理的な学習行動を行うドライバーは経路選択を繰り返す（あるいは、交通管理者から情報を与えられる）ことにより、この種の規則的な変動に関する情報を獲得することができる。一方、2) は、公共交通体でさえも予測困難であろう複雑な変動である。走行時間の日変動を以下に示すような単純な非定常確率過程により表現しよう。

$$\bar{T}_t = T_t + \lambda_t \quad (1)$$

$$T_t = T_{t-1} + \epsilon_t \quad (2)$$

この確率過程モデルの特徴は、走行時間の実測値 $\bar{T}_t$ が、観測することのできない恒常的な変化 $T_t$ と一時的な変

動部分 $\lambda_t$ から構成されると考える。恒常的な変化は沿道立地や人口の変動によってもたらされる変化を表し、式(2)に示すような和分過程によって表現される。 $t$ 期における恒常的な状態 $T_t$ は前期の状態値 $T_{t-1}$ に誤差項 $\epsilon_t$ を加えた値となり、全体としてランダム・ウォーク過程に従う。ドライバーは日々の走行時間の変動が恒常的な走行時間の変化なのかその時の一時的な変化であるかを識別できない。すなわち、 $\epsilon_t$ と $\lambda_t$ は期待値が0、互いに独立で、分散がそれぞれ $\sigma_\epsilon^2$ 、 $\sigma_\lambda^2$ となる正規分布に従う確率変数とする。

### 3. ドライバーの学習行動のモデル化

ドライバーの学習行動をモデル化する。経路選択に直面しているドライバーは、何らかの経験情報や過去の経験に基づいて走行時間等の交通条件を予測する。ドライバーは自分の決定によって重要な変数に関して予測を行うが、このような予測の結果を「期待（expectation）」と呼ぶ。さらに、ドライバーが経験情報や過去に有した主観的期待に基づいて $t$ 期の経路走行時間に関する主観的期待を形成するメカニズムを「期待形成メカニズム」と呼ぶこととする。ドライバーの経路選択行動を表現する場合、各ドライバーが説明変数の値をどのように予測するのかを説明するモデルが必要となる。ドライバーは各期において各経路の走行時間の実績値を知ることができると考える。ドライバーは走行時間の経験情報 $\Omega_t$ に基づいて、経路の恒常的な走行時間 $T_t$ を予測すると考えよう。ドライバーの $T_t$ に対する主観的期待を $\tilde{T}_{t+1}(\Omega_t) = E(T_{t+1}|\Omega_t)$ とすれば、主観的期待は

$$\tilde{T}_{t+1}(\Omega_t) = E(T_t + \epsilon_t | \bar{T}_t, \Omega_{t-1}) = E(T_t | \bar{T}_t, \Omega_{t-1}) \quad (3)$$

と表すことができる。 $\bar{T}_t = \bar{\tau}_t + E(T_t | \Omega_{t-1})$ と表せることに着目しよう。ただし、 $\bar{\tau}_t$ は $t$ 期における予測誤差であり、実測値 $\bar{T}_t$ と経験情報 $\Omega_{t-1}$ に基づいた主観的期待 $E(T_t | \Omega_{t-1})$ の差で定義される。このことを考慮すれば、 $t+1$ 期における主観的期待は

$$\tilde{T}_{t+1}(\Omega_t) = E(T_t | \bar{\tau}_t, \Omega_{t-1}) \quad (4)$$

と表現できる。上式は条件付き期待値の公式を利用すれば、次のように書き換えることができる。

$$E(T_t | \bar{\tau}_t, \Omega_{t-1}) = E(T_t | \bar{\tau}_t) + E(T_t | \Omega_{t-1}) - E(T_t) \quad (5)$$

ここで、式(5)の第1項は $t$ 期における走行時間をドライバーの予測誤差へ回帰したものである。この時、 $t$ 期における走行時間をドライバーの予測誤差へ回帰するモデルを最小2乗法で推計すれば次式を得る。

$$E(T_t|\bar{\tau}_t) = E[T_t] + K_t \bar{\tau}_t \quad (6)$$

$$K_t = \frac{E[\tilde{T}_t - E[(T_t|\Omega_{t-1})]\bar{\tau}_t]}{E[\bar{\tau}_t^2]} \quad (7)$$

$t$ 期において経路を選択したドライバーの $t+1$ 期の期首における経路の走行時間に関する主観的期待 $T_{t+1}^e$ は

$$\begin{aligned} T_{t+1}^e &= E(T_{t+1}|\Omega_t) = E(T_t + \epsilon_{t+1}|\Omega_t) \\ &= E(T_t|\Omega_t) = E(T_t|\Omega_{t-1}) + K_t \bar{\tau}_t \\ &= T_t^e + K_t [\bar{T}_t - E(T_t|\Omega_{t-1})] \\ &= T_t^e + K_t (\bar{T}_t - T_t^e) \end{aligned} \quad (8)$$

と表せる。すなわち、適応期待形成モデルを得る。ここで適応係数 $K_t$ は式(7)で与えられる。恒常的な変化（ランダムウォーク）が存在せず、走行時間の変化が一時的なショック $\lambda_t$ のみで構成されると考えよう。この時、適応係数は $K_t = 0$ となり、合理的期待モデルに一致することになる。すなわち、交通環境において恒常的な変化（非定常なランダムウォーク）が存在しない定常過程の場合、本研究で提案したモデルは合理的期待モデルに一致する。ランダム・ウォーク成分が存在する場合、適応係数は学習過程を経ても0には収束しない。ドライバーが毎期ごとにすべての経路の走行時間の実現値を知ることができれば、適応係数はある一定の値に収束することが保証される。しかし、利用した経路の情報のみが利用可能な場合には適応係数は収束せず、ドライバーの期待形成行動は安定した結果を示さない。このことをシミュレーションにより確認する。

#### 4. シミュレーションの方法

非定常な環境下でのドライバーの学習行動をシミュレートする。ある一定数(200人)のドライバーが単位時間に同時に2つの経路に対して経路選択を行うと考える。ドライバーの各経路 $i$ ( $i = 1, 2$ )の走行時間に対する初期期待を正規分布で与える。ドライバーは走行時間の予測結果に基づいて走行時間の小さい経路を選択する。経路1、経路2の走行時間関数はそれぞれ

$$T_{1,t} = 30 + 0.35y_{1,t} \quad T_{2,t} = 60 + 0.2y_{2,t} \quad (9)$$

と設定した。ただし、 $y_{1,t}$ 、 $y_{2,t}$ は $t$ 期の各経路の総交通量である。また、非定常過程の確率項の分散 $\sigma_\epsilon^2$ 、 $\sigma_\lambda^2$ をそれぞれ経路1の場合は $3^2, 3^2$ 、経路2の場合は $5^2, 3^2$ と設定した。ここで、ドライバーが選択した経路の走行時間のみを経験情報として得る場合(Case-1)と、選択しなかった経路の走行時間に対する情報をも得る場合(Case-2)を想定しドライバーの学習過程をシミュレートした。

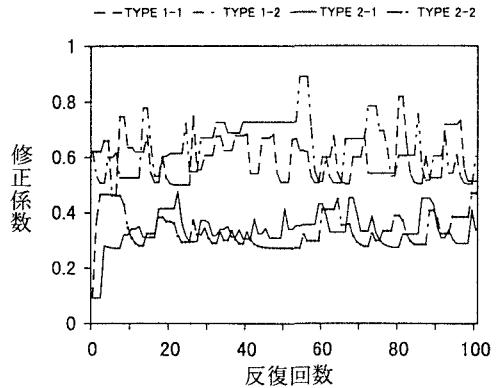


図-1: 各経路における修正係数の変動 (Case-1)

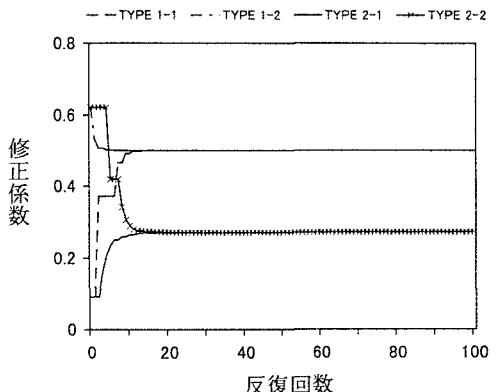


図-2: 各経路における修正係数の変動 (Case-2)

図-1、図-2はそれぞれCase-1、及びCase-2の場合におけるドライバーの学習経過(修正係数の変動過程)を示している。Case-1の場合、修正係数は常に変動し、学習過程は収束しない。すなわち、ドライバーは経路選択の度ごとに予測しないランダムショックに直面することとなり、そのつど自分の学習メカニズムの変更に迫られることになる。一方、Case-2の場合、適応係数の値はドライバーが経路選択を繰り返すことによってある定数(経路1; 0.5、経路2; 0.27)として収束していく。つまり、合理的なドライバの学習法則は経路の特性に応じて収束するという結果が得られた。

#### 5. おわりに

本研究では、非定常な環境下でドライバーが経路選択を繰り返し経路走行時間に関して学習するプロセスのモデル化を行った。更に、数値計算を通じて、非定常の確率過程に従って変化する交通流の場合、経路走行時間に関する合理的な期待形成過程か適応的期待形成モデルによって表現されることを考察した。その際、事後的な情報の獲得可能性がドライバーの学習行動の収束性に大きな影響を及ぼすことが判明した。