土木学会第52回年次学術講演会（平成９年９月）

# Ⅳ-301 非定常な環境下におけるドライバーの経路学習行動に関する研究

京都大学大学院　学生会員　榲村 吾郎
京都大学大学院　学生会員　都　明植
京都大学大学院　正会員　小林 潔司

## 1. はじめに

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試みる。すなわち、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、適応期待形成モデルにおける適応パラメータが走行時間の実績値と観測できない永続的ショックとの差で適応されるカルマンフィルターにより表現されることを明らかにする。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. 期待形成仮説

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と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」と呼ぶ。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。$t$ 期の期首においてあるドライバーが有する、ある経路の走行時間に関する主観的期待$\tilde{T}_t$を彼／彼女の経験情報（過去の走行における実績値）$\{T_{t-1}, T_{t-2}, \cdots\}$ および過去の主観的期待値 $\{\tilde{T}_{t-1}, \tilde{T}_{t-2}, \cdots\}$ の関数として表現する。

$$\tilde{T}_t = \phi(T_{t-1}, T_{t-2}, \cdots ; \tilde{T}_{t-1}, \tilde{T}_{t-2}, \cdots) \tag{1}$$

式 (1) は、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表しており、「期待形成メカニズム」と呼ぶこととする。代表的な期待形成仮説として、１）適応期待形成仮説、２）合理的期待形成仮説が提案されている。

適応期待形成仮説では、$t$ 期の走行時間に関する予測値が、t-1 期の走行時間の予測結果と実績値との乖離を説明変数として次式のように表される。

$$\tilde{T}_t = \tilde{T}_{t-1} + \gamma(T_{t-1} - \tilde{T}_{t-1}) \tag{2}$$

ここに、$\gamma$は適応係数である。上式を漸化式と考え逐次代入すれば、適応的期待は走行条件に関する過去の経験の重み付き平均として表現される。一方、合理的期待形成仮説によれば、長期定常状態で個人の主観的期待は客観的に実現する走行時間の期待値に一致する。

$$\tilde{T}_t = E[T_t] \tag{3}$$

しかし、合理的期待形成は定常的な環境の下で形成されるものであり、交通環境が非定常な場合に主観的期待が合理的期待に収束するという保証はない。本研究では、ある種の非定常過程の下で合理的な個人の学習行動が適応期待モデルで表現されることを示す。さらに、交通環境が定常であるという条件の下で、適応期待形成モデルが合理的期待形成モデルに一致する。

## 3. 非定常確率過程モデル

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。

$$T_t = Z_t + \lambda_t \tag{4}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + \epsilon_t \tag{5}$$

この確率過程モデルの特徴は、走行時間の実測値$T_t$が、観測することのできない恒常的な変化$Z_t$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 (5) 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 $Z_t$は前期の状態値 $Z_{t-1}$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。

## 4. 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。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 $Z_t$を予測すると考えよう。ドライバーの $Z_t$に対する予測量を $E(Z_t|\Omega_t)$ とすれば、

$$E(Z_t|\Omega_t) = E(Z_t|T_t, \Omega_{t-1} = E(Z_t|\bar{T}_t, \Omega_{t-1}) \tag{6}$$

と表すことができる。$\Omega_t = \{T_t, T_{t-1}, \cdots\}$ である。観測される変数 $T_t$の中で、過去の実現値$\Omega_{t-1}$で説明できな

キーワード　適応期待形成、合理的期待形成、カルマン・フィルター
〒606　京都市左京区吉田本町　TEL:075-753-5073,　FAX:075-753-5073.

い部分を$\bar{T}_t = T_t - E(T_t|\Omega_{t-1})$と表そう。ドライバーが過去の経験情報を最大限に利用して（合理的に）$t$期の走行時間を予測した場合、$\bar{T}_t$と$\Omega_{t-1}$は互いに直交する。また、条件付き期待値に関して$E(Z_t|\Omega_t) = E(Z_t|\bar{T}_t) + E(Z_t|\Omega_{t-1}) - E(Z_t)$が成立することに着目すれば

$$\begin{aligned} E(Z_t|\Omega_t) &= E(Z_t|\Omega_{t-1}) + E(Z_t|\bar{T}_t) - E(Z_t) \\ &= E(Z_t|\Omega_{t-1}) + E(Z_t) + K_t\bar{T}_t - E(Z_t) \\ &= E(Z_t|\Omega_{t-1}) + K_t\bar{T}_t \qquad (7) \end{aligned}$$

と表せる。なお、$K_t$、$R_t$は次式で表される。

$$K_t = \frac{E[Z_t - E(Z_t|\Omega_{t-1})]\bar{T}_t}{E(\bar{T}_t^2)} = \frac{R_t}{R_t + \sigma_\lambda^2} \qquad (8)$$

$$R_t = E[Z_t - E(Z_t|\Omega_{t-1})]^2 \qquad (9)$$

ここで$R_t$は、$\Omega_{t-1}$を所与としたときの予測誤差の分散であり式(5)の分散に一致する。$t$期に利用可能な情報に基づいた$t+1$期の状態に関する予測値$Z_{t+1}^e$は

$$\begin{aligned} Z_{t+1}^e &= E(Z_{t+1}|\Omega_t) = E(Z_t + \epsilon_{t+1}|\Omega_t) \\ &= E(Z_t|\Omega_t) = E(Z_t|\Omega_{t-1}) + K_t\bar{T}_t \\ &= Z_t^e + K_t[X_t - E(X_t|\Omega_{t-1})] \\ &= Z_t^e + K_t[X_t - E(Z_t|\Omega_{t-1})] \\ &= Z_t^e + K_t(X_t - Z_t^e) \qquad (10) \end{aligned}$$

と表せる。すなわち、適応期待形成モデルを得る。ここで適応パラメータ$K_t$は式(8)で与えられる。合理的期待形成モデルでは、適応係数は学習過程を経ることにより次第に0に収束していくが、ここで提案したモデルでは適応係数は0とはならず、ある一定値に収束することとなる。ここで、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。

なお、確率過程(4)(5)を状態空間モデルと考えれば、適応係数$K_t$はKalmanの提案したカルマン・フィルターに他ならない。カルマン・フィルターの考え方によれば、観測できない状態を予測する場合、ノイズを含んだ観測値$T_t$と前期の予測値$Z_t^e$との乖離に基づいて、予測の再適応を行う方法が最も望ましい予測形式として定式化される。いいかれば、適応期待形成モデルはドライバーがカルマンフィルターを用いて道路の走行時間を予測しているモデルであると解釈することができよう。

## 5. 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$i_t^*$を選択する。

$$i_t^* = \mathrm{arg}min(T_{1,t} + \eta_{1,t}, T_{2,t} + \eta_{2,t}) \qquad (11)$$

記号argは、式(11)の右辺を最小にする経路を指示する。$\eta_{i,t}$はドライバーの私的な情報を表す。ドライバーが経路選択により経路交通量$x_{i,t}$が決まる。線形走行時間関数を仮定し、内々交通量$w_{i,t}$が非定常確率過程

$$w_{i,t} = z_{i,t} + \bar{\lambda}_{i,t} \qquad (12)$$

$$z_{i,t} = z_{i,t-1} + \bar{\epsilon}_{i,t} \qquad (13)$$

に従うと仮定しよう。各経路の総交通量は配分交通量と内々交通量の和で表される。

$$y_{i,t} = x_{i,t} + w_{i,t} \qquad (14)$$

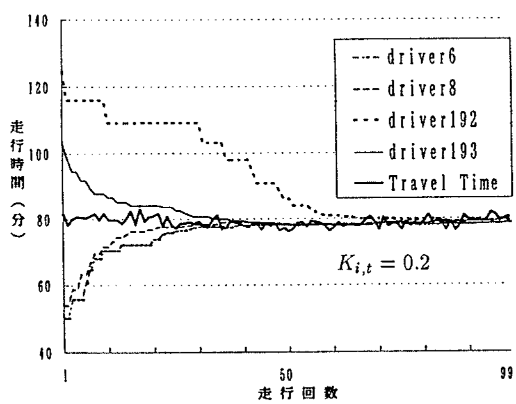
$t$期の各経路の走行時間関数を次のように定める。

$$T_{i,t} = \alpha_i + \beta_i y_{i,t} \qquad (15)$$

ここに、$\alpha_i$、$\beta_i$はパラメータである。経路選択を行うドライバーの数が多い場合、線形走行時間関数(15)の下で走行時間の変動は近似的に確率過程(4)に従う。また、ドライバーの期待形成モデルは次式で与えられる。

$$\tilde{T}_{i,t+1} = \tilde{T}_{i,t} + K_{i,t}(T_{i,t} - \tilde{T}_{i,t}) \qquad (16)$$

以上のように定式化したドライバーの学習行動モデルを用いた数値計算の結果を以下に示す。




図－1: 適応的期待による学習行動の変動

上図は、２００人のドライバーが経路選択を１００回行った時の走行時間と代表的なドライバーの適応期待の変動を示している。適応係数の値は定数としている。今回の交通環境の設定においては、各ドライバーが学習行動を繰り返すことで、主観的期待が収束するという結果が得られた。

## 6. おわりに

今回はドライバーの学習行動において適応係数の値を長期均衡値を用いて数値計算を行った。今後は個人の適応係数の更新過程の分析が必要である。