

交通流が非定常な環境下でのドライバーの経路学習行動に関する研究*

Traffic Behaviour of Each Driver in Nonstationary Condition *

小林潔司**・都明植***・樫村吾郎****

By Kiyoshi KOBAYASHI**, Myungsik DO*** and Goro KASHIMURA****

1. はじめに

近年、ドライバーの経路学習行動に関する研究が盛んに行われている。しかし、その多くは定常的な均衡状態における経路学習行動を分析したものがほとんどであり¹⁾²⁾、非定常的な均衡状態におけるドライバーの経路学習行動に関する研究はほとんどない。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適応係数は学習行動を経ることによってある道路の特性及び環境によってすべてのドライバーがある一定値に収束することを示す。

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（走行時間）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） $\{T_{t-1}, T_{t-2}, \dots\}$ および過去の主観的期待値 $\{\tilde{T}_{t-1}, \tilde{T}_{t-2}, \dots\}$ の関数として表現する。

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

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。

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

ここに、 γ 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。

$$\tilde{T}_t = E[T_t] \quad (3)$$

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は、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ことを示す。

*キーワード：非定常状態、適応的期待仮説、経路学習行動、適応係数

**正員、工博、京都大学大学院工学研究科土木工学専攻
(京都市左京区吉田本町、TEL/FAX 075-753-5071)

***学生員、工修、京都大学大学院工学研究科博士後期課程
(京都市左京区吉田本町、TEL/FAX 075-753-5073)

****学生員、京都大学大学院工学研究科
(京都市左京区吉田本町、TEL/FAX 075-753-5073)

3. 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が非定常的な確率過程として把握できることをモデル化を通じて明らかにする。それと同時に、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。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。

$$T_t = Z_t + \lambda_t \quad (4)$$

$$Z_t = Z_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

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 λ_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 ϵ_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、 ϵ_t と λ_t は期待値が 0、互いに独立で、分散がそれぞれ σ_ϵ^2 、 σ_λ^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

(1) 適応的期待形成モデル

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 Ω_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、

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

と表すことができる。 $\Omega_t = \{T_t, T_{t-1}, \dots\}$ である。観測される変数 T_t の中で、過去の実現値 Ω_{t-1} で説明できない部分を $\bar{T}_t = T_t - E(T_t|\Omega_{t-1})$ 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 Ω_{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

$$E(Z_t|\Omega_t) = E(Z_t|\Omega_{t-1}) + E(Z_t|\bar{T}_t) - E(Z_t)$$

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

と表せる。上式は、 t 期において新しい観測情報が得られた場合の Z_t の最適推定値 $E(Z_t|\Omega_t)$ は、 $(t-1)$ 期までの情報よりの Z_t の推定値 $E(Z_t|\Omega_{t-1})$ に、この今までの情報と独立な成分 \bar{T}_t に重みつけて加えた形式になる。なお、 K_t 、 R_t は次式で表される。

$$K_t = \frac{R_t}{R_t + \sigma_\lambda^2} \quad (8)$$

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

ここで R_t は、 Ω_{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。 σ_λ^2 は観測誤差の分散である。 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

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

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¹⁾、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を確認する。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 λ_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。

(2) カルマンフィルタモデル

推定及び予測の理論として、注目されているカルマンフィルタ理論⁴⁾は制御工学ではもちろん、それ以外の多くの分野においても盛んに応用されている。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ゲインに他ならない。離散時間確率システムにおけるカルマンフィルタは次のように表される。

$$T_t = H_t Z_t + \lambda_t \quad (11)$$

$$Z_t = F_t Z_{t-1} + G_t \epsilon_t \quad (12)$$

ここで ϵ_t と λ_t は互いに独立で、 $E[\epsilon_t] = 0$ 、 $E[\lambda_t] = 0$ 、それぞれの分散は σ_ϵ^2 、 σ_λ^2 とする。 H_t, F_t, G_t は時間 t のみに依存するパラメータである。本研究には、計算の簡単のため H_t, F_t, G_t をすべて1と仮定する。カルマンゲイン(Kalman gain) K_t は、一時的ショックの分散 σ_λ^2 と永続的ショックの予測誤差の分散 R_t を求めて、式(8)(9)に代入すれば求められる。カルマン・フィルターの考え方によれば、観測できない状態に関する予測値 Z_{t+1}^e を予測する場合、ノイズ(λ_t)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。いいかえれば、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. 数値計算

(1) 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。

$$i_t^* = \operatorname{argmin}(T_{1,t} + \eta_{1,t}, T_{2,t} + \eta_{2,t}) \quad (13)$$

記号 arg は、式(13)の右辺を最小にする経路を指す。 $\eta_{i,t}$ はドライバーの私的な情報を表す。ドライバーの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

$$w_{i,t} = z_{i,t} + \bar{\lambda}_{i,t} \quad (14)$$

$$z_{i,t} = z_{i,t-1} + \bar{\epsilon}_{i,t} \quad (15)$$

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。

$$y_{i,t} = x_{i,t} + w_{i,t} \quad (16)$$

t 期の各経路の走行時間関数を次のように定める。

$$T_{i,t} = \alpha_i + \beta_i y_{i,t} \quad (17)$$

ここに、 α_i, β_i はパラメータである。本研究では、各パラメータを表-1のように数値を与えてシミュレーションを行った。

表-1 重要なパラメータ

	経路 1	経路 2
α_i	40.0	50.0
β_i	0.2	0.15
λ_i	$N(0, 3^2)$	$N(0, 3^2)$
ϵ_i	$N(0, 5^2)$	$N(0, 3^2)$

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(17)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。

$$\tilde{T}_{i,t+1} = \tilde{T}_{i,t} + K_{i,t}(T_{i,t} - \tilde{T}_{i,t}) \quad (18)$$

本研究で提案したモデルでは適応係数 K_t は0とはならず、ある一定値に収束することを示した。

(2) シミュレーションの結果

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。まず、非定常確率過程に従う各経路の内々交通量の変動を図-1に示している。

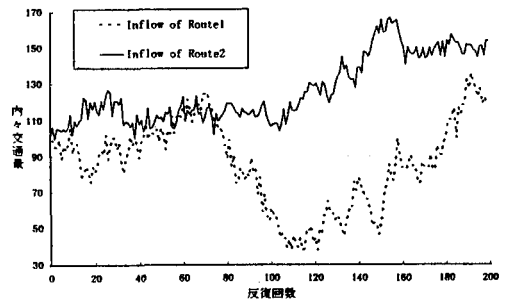


図-1: 各経路の内々交通量の変動

数値計算の結果は、200人のドライバーが経路選択を200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。図-2は経路1に対して代表的なドライバーの学習行動を表している。図-3は経路2に対して同じドライバーの学習行動を表している。Type-5のドライバーは約50回までは経路2だけ走行したことを表している。一方、図-4は経路1に対して代表的なドライバーの適応(学習)係数の変動を表している。適応係数は学習過程を経ることによってある一定値(0.23)に収束することになる。図-5は経路2に対して代表的なドライバーの

適応係数の変動を表している。

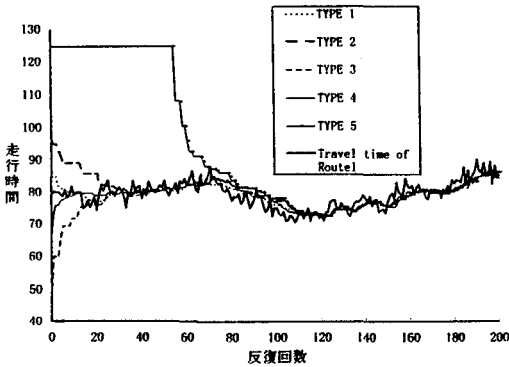


図- 2: 経路 1 における適応的期待による学習行動

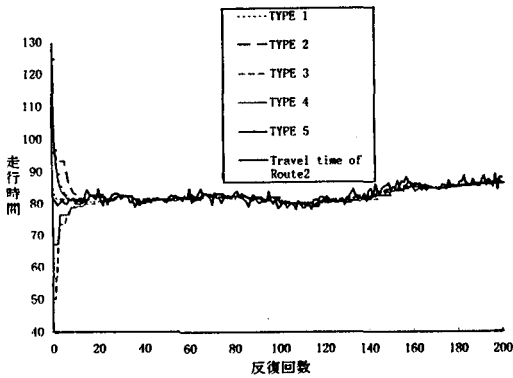


図- 3: 経路 2 における適応的期待による学習行動

適応係数は学習過程を経ることによって経路 1 には異なるある一定値 (0.36) に収束することになる。すなわち、個人ごとによって習性が異なるにもかかわらず、ある経路の特性及び環境によって長期的な学習を行った後、すべてのドライバーの学習係数が同じ値に収束することになる。

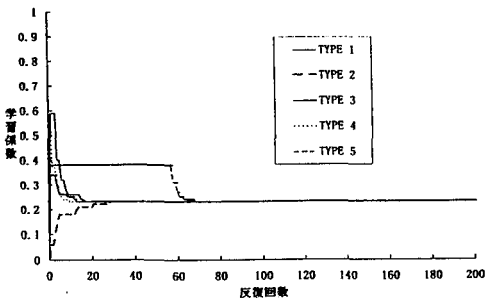


図- 4: 経路 1 における適応係数の変動

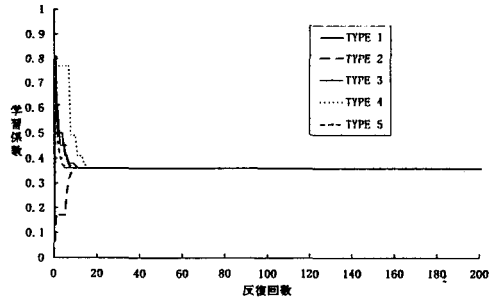


図- 5: 経路 2 における適応係数の変動

6. 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。さらに、数値計算を通じて、交通環境が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考察した。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し、適応係数は学習過程を経ることによってある道路の環境によってその道路を走行しているすべてのドライバーがある一定値に収束することを示した。

参考文献

- 1) Kobayashi, K.: Information, Rational Expectations and Network Equilibria-An Analytical Perspective for Route Guidance System, The Annals of Regional Science, Vol.28, pp.369-393, 1994.
- 2) Iida, Y., Akiyama, T. and Uchida, T.: Experimental analysis of Dynamic route choice behaviour, Transportation Research, Vol.26B, No.1, pp.17-32, 1992.
- 3) 榎村吾郎、都明植、小林潔司：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、土木学会第 52 回年次学術講演会講演概要集、1997.
- 4) Kalman, R.E.: An new approach to linear filtering and prediction problems, Trans ASME, J. Basic Eng., Vol.82, pp.35, 1960.
- 5) 広松毅、浪花貞夫：経済時系列分析の基礎と実際、多賀出版、1992.
- 6) 片山徹、応用カルマンフィルタ、朝倉書店、1988.
- 7) Stephen J. DeCanio, Rational Expectations and Learning from Experience, Quarterly Journal of Economics, pp.47-57, Feb., 1979.