# Ⅳ－191　経路情報を考慮したドライバーの合理的期待形成過程に関する研究

鳥取大学大学院　学生員　○井川　修
日本工営（株）　正会員　藤高勝己
鳥取大学工学部　正会員　小林潔司

## 1．はじめに

本研究では、不完備情報下におけるドライバーの合理的期待形成行動に着目し、経路選択を繰り返すドライバーの学習行動をベイズ学習モデルとして定式化する。さらに経路情報の提示がドライバーの合理的期待形成と経路選択行動に及ぼす影響について考察する。

## 2．学習行動と期待形成

**(1) ドライバーの学習行動**　経験情報をドライバーが過去の経路選択において獲得した情報として定義する。時点$t$でドライバーが入手した経験情報を$t$期に利用した経路情報$\omega_k^{(t)}$、ドライバー$k$の選択経路$\gamma_k^{(t)}$および選択経路の走行時間$\tau_{\gamma_k}$を用いて$\sigma_k^{(t)}=(\gamma_k^{(t)},\tau_k^{(t)},\omega_k^{(t)})$と記述しよう。また、$t-1$期までに獲得した経験情報の集合を$\Xi_k^{(t)}=\{\sigma_k^{(i)}\}_{i=1}^{t-1}$と表す。この時、主観的期待$\pi_k^t$を次式のように展開しよう。

$$\begin{aligned}\pi_k^{(t)}(\tau\mid\omega_k^{(t)}) &= \phi_k^{(t)}(\tau\mid\omega_k^{(t)};\Xi_k^{(t)},\pi_k^{(t)})\\ &= \Lambda\{\sigma_k^{(t-1)},\Lambda\{\sigma_k^{(t-2)},\cdots,\{\Lambda\{\sigma_k^{(1)},\pi_k^{(0)}\}\}\cdots\}\end{aligned}\quad(1)$$

$\phi_k^{(t)}$はドライバーが主観的期待を形成するモデルを表しており期待形成メカニズムと呼ぶ。また$\Lambda$を学習ルールと呼ぶ。

**(2)RE 形成過程**　ドライバーは経路を選択することにより$v(\tau)$に従う走行時間の中から一つのサンプルを獲得する。彼は式(1)を用いて主観的期待を逐次更新する。この時、任意の$\varepsilon>0$に対してある$n_\varepsilon$が存在し、$t>n_\varepsilon$なるすべての$t$に対して

$$\|\pi_k^{(t)}(\tau\mid\omega_k^{(t)})-v(\tau)\|=\varepsilon\quad(2)$$

が成立する時、学習ルール$\Lambda$は合理的であると定義する。ただし、$\|\pi_k^{(t)}(\tau\mid\omega_k^{(t)})-v(\tau)\|=\sup\{|\pi_k^{(t)}(\tau\mid\omega_k^{(t)}-v(\tau)|\}$である。REEの下ではドライバーの予測する主観的な走行時間の分布が客観的な値に一致する。すべてのドライバーが合理的学習ルールを持っていると仮定しよう。ある主観的期待ベクトル$\pi^{(t)}(\tau\mid\omega)=\{\pi_k^{(t)}(\tau\mid\omega_k^{(t)})\}_{k\in K}$の近傍$\beta(\pi^{(t)})$に属する任意の期待ベクトル$\pi'^{(t)}(\tau\mid\omega)$に対してリフシッツ条件

$$\begin{aligned}&\|v(\tau_a\mid\omega,\pi^{(t)})-v(\tau_a\mid\omega,\pi'^{(t)})\|\\ &\qquad\le\lambda\|\pi^{(t)}-\pi'^{(t)}\|\end{aligned}\quad(3)$$

を満足するような$\lambda>0$が、すべての$\omega\in\Omega$とすべての時点にわたって存在するとき、客観的走行時間分布$v(\tau_a\mid\omega,\pi^{(t)})$はリフシッツ条件を満足すると定義する。学習ルール$\Lambda$を逐次適用することにより、主観的期待$\pi_k^{(t)}$がRE $\pi^*$に収束するとき学習ルール$\Lambda$は成功的であると呼ぶ。ドライバー$k$のほとんどすべての無限サンプル$\Xi_k^{(\infty)}=\{\sigma_k^{(z)}\}_{z=1}^{\infty}$と利用可能なすべての経路$a\in\delta_k$に対して

$$\lim_{t\to\infty}\|\phi_{ak}^{(t)}(\tau_a\mid\omega_k^{(t)};\Xi_k^{(t)},\pi_k^{(0)})-\pi_a^*(\tau_a\mid\omega_k)\|=0\quad(4)$$

が成立する時、学習ルール$\Lambda$は、「ほとんど確実に成功的」であると定義する。次の収束定理が成立する。

［収束定理］確率密度関数$v$がリフシッツ条件(3)を満足するとき合理的学習ルール$\Lambda$はほとんど確実に成功的である。

## 3．ドライバーのベイズ学習過程モデル

**(1) 経路選択行動の特定化**　ドライバーが有する私的情報の独立性を仮定する。ドライバーは公共主体が提示する経路情報$\eta$の下で走行条件に関する合理的期待を形成すると考える。彼の期待効用を

$$V_{ak}(\omega_k;\pi_k^{(t)})=-\theta_{1,ak}^{(t)}[\eta]-\frac{1}{2}\zeta\theta_{2,ak}^{(t)}[\eta]+\xi_{ak}\quad(5)$$

と定式化する。$\theta_{1,ak}^{(t)}[\eta],\theta_{2,ak}^{(t)}[\eta]$は経路情報$\eta$の下での経路$a$の走行時間$\tau_a$の期待値と分散値に関する$t$期の主観的な条件付き期待$\pi_k^{(t)}$の母数、$\zeta$はドライバーの絶対的危険回避度、$\xi_{ak}$は私的情報（確率変数）である。ドライバーは、式(5)を最大にする経路を選択する。

**(2) 主観的期待のベイズ更新モデル**　ベイズ推定論を用いて主観的期待の更新モデルを定式化しよう。主観的期待と客観的走行時間は共に正規分布に従うと仮定する。経路$a$の走行時間分布に関する$t$期のドライバーの主観的期待を２つの母数$\theta_{1,a}^{(t)}[\eta],\theta_{2,a}^{(t)}[\eta]$（平均値$\theta_{1,a}[\eta]$, 分散$\theta_{2,a}[\eta]/2$）で表す。以下、ある$\eta$の下での合理的期待形成行動をとりあげ、簡単のために$\eta$を省略する。彼は、$t$期までに経路$a$を$n_a$回利用し、各経路の走行時間$\tau_a=\{\tau_{1a},\tau_{2a},\cdots,\tau_{n_a a}\}$を獲得したとする。以後$a$を省略する。$t$期の主観的期待ベクトル$\boldsymbol{\pi}^{(t)}$の下で実現する客観的走行時間が$N(\theta_1,\theta_2/2)$に従って分布し（$\theta_1,\theta_2$：未知）、ドライバーが$t$期までに実現した各経路走行時間の標

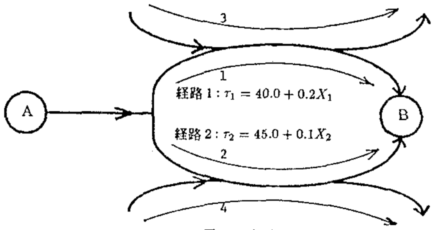


図-1　交通ネットワーク

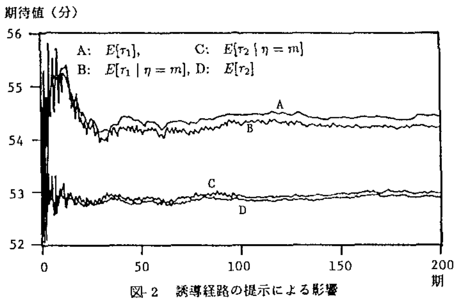


図-2　誘導経路の提示による影響

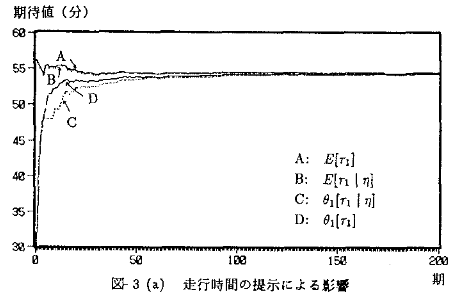


図-3 (a)　走行時間の提示による影響　期

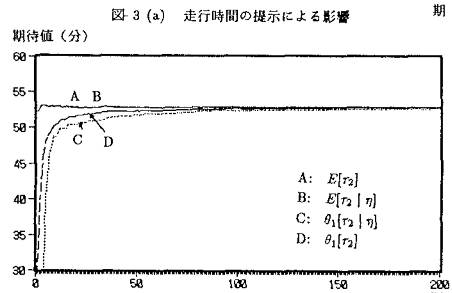


図-3 (b)　走行時間の提示による影響　期

本が、$N(\theta_1, \theta_2/2)$ からのランダム標本であると仮定すると、母数ベクトル $(\tilde{\theta}_1, \tilde{\theta}_2)$ の同時共役事前分布は正規・逆カイ2乗分布 $N - \chi^{-2}(\mu_0, \nu_0, \alpha_0, \beta_0)$、共役事後分布も $N - \chi^{-2}(\mu_1, \nu_1, \alpha_1, \beta_1)$ となる。事前分布と事後分布のパラメータの間には次式が成立する。

$$\mu_1 = \frac{\nu_0 \mu_0 + n\bar{\tau}}{\nu_0 + n}, \quad \nu_1 = \nu_0 + n$$

$$\alpha_1 = \alpha_0 + \frac{n}{2}, \quad \beta_1 = \beta_0 + s^2 + \frac{\nu_0 n}{\nu_0 + n}(\bar{\tau} - \mu_0)^2$$

$\bar{\tau} = 1/n \cdot \sum_{i=1}^{n} \tau_i$、$s^2 = \sum_{i=1}^{n}(\tau_i - \bar{\tau})^2$ である。各母数の期待値は $E(\tilde{\theta}_1 \mid \boldsymbol{\tau}) = \mu_1$、$E(\tilde{\theta}_2 \mid \boldsymbol{\tau}) = \beta_1/\alpha_1$ となる。

**(3) ベイズ学習過程モデルの定式化**　　ドライバー $k$ が $t$ 期に経路 $a$ を選択したと考え、当該経路に関する主観的期待のベイズ学習過程モデルを導出する。$t$ 期にドライバーが過去の全ての情報を用いてベイズ推定した $t+1$ 期の主観的期待の母数推計式は

$$\theta_1^{(t+1)} = \theta_1^{(t)} + \frac{1}{\nu_0 + n^{(t)}} \cdot (\tau_t - \theta_1^{(t)}) \tag{6}$$

$$\theta_2^{(t+1)} = \theta_2^{(t)} + \frac{1}{\alpha_t}\left\{\frac{\nu_{t-1}}{\nu_t}(\theta_1^{(t)} - \tau_t)^2 - \frac{\theta_2^{(t)}}{2}\right\} \tag{7}$$

となる。ここで、$\nu_t = \nu_0 + n^{(t)}$、$\alpha_t = \alpha_0 + n^{(t)}/2$、$n^{(t)}$ は $t$ 期末までの当該経路の走行回数である。式(6)(7) において $t$ が十分に大きくなれば、主観的期待は $\theta_1^{(t)} \simeq \bar{\tau}_t, \theta_2^{(t)} \simeq s_t^2/n^{(t)}$ と近似できる。$\bar{\tau}_t$ と $s_t^2/n^{(t)}$ は標本平均と標本分散である。すなわち、経路選択を十分多く繰り返せば、走行時間の主観的期待値と分散は客観的に実現する標本平均と標本分散に漸近する。換言すれば、初期期待いかんにかかわらずドライバーの主観的期待は長期的にREに収束することとなる。

## 4．数値計算事例

公共主体による経路情報の提示がドライバーのRE形成に及ぼす影響について分析する。公共主体は t 期の期首で各地点の交通量を計測することにより、所要時間が最小となる経路 $m$ を予測し、その経路をドライバーに通知する。経路情報 $\eta = m$ が提示されたときの主観的期待を $\theta_1[\tau_a \mid \eta = m]$、$\theta_2[\tau_a \mid \eta = m]$ で表す。ドライバーは $\eta$ の下で経路を選択し、その結果に基づいて彼の主観的期待を更新する。数値実験に用いたネットワークを図-1 に示す。ドライバーは危険中立的 ($\zeta = 0.0$) であるとし各ドライバーの初期主観的期待は $N(50, 10)$、私的情報は $N(0, 10)$ に従うとする。また走行台数の変動が $N(25, 10)$ に従う交通流入（図中3,4）を考える。図-2 より、経路情報の提示により経路1の客観的走行時間の期待値は下方に、経路2では上方にシフトしていることがわかる。すなわち、経路情報の提示は走行時間の客観的期待値が大きい経路1の交通を期待値の小さい経路2に誘導させる効果があることがわかる。図-3(a)(b) はドライバーに選択しなかった経路の走行時間を事後的に情報として与えた場合、ドライバー事後的期待がどのように更新されるかを示している。事後情報を与えた場合と与えない場合ではドライバーの事後的期待は同一の合理的期待に収束することが判明した。

## 5．おわりに

本研究では、ドライバーのRE形成過程について考察し経路情報がドライバーのRE形成に及ぼす影響について考察した。数値実験により公共主体の提示する経路情報はドライバーの経路選択行動に対して誘導効果があることがわかった。