

経路選択における期待形成行動の仮説検定に関する研究

鳥取大学大学院 学生員○安野貴人
鳥取大学工学部 正会員 小林潔司

1. はじめに

ドライバーの経路選択行動を分析するための期待形成行動モデルがいくつか提案されている。これらのモデルは、何らかの行動仮説に基づいて作成されている。しかし、仮説自体の有効性が検討されている場合は少ない。本研究では、期待形成行動モデルのひとつとして合理的期待（以下、REと略す）仮説を例にとり、仮説検定の方法論と行動仮説を検定する際の問題点についてとりまとめる。

2. 期待形成行動と行動仮説

ドライバーが経路選択にあたって各経路の走行時間を予測する問題を考えよう。 t 期の期首にドライバーが有するある経路の走行時間の平均値に関する主観的予測 T_t^s を彼の t 期の経験情報（過去の走行実績値 \tilde{T}_t ）と過去の主観的予測の関数として表現する。

$$T_t^s = \Phi(\tilde{T}_{t-1}, \tilde{T}_{t-2}, \dots; T_{t-1}^s, T_{t-2}^s, \dots) \quad (1)$$

この式は、ドライバーが経験情報や過去に有した主観的予測に基づいて t 期の経路走行時間の平均値に関する主観的予測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」と呼ぶことにする。

(1) 期待形成仮説

式(1)はドライバーが過去の経験を将来の予測にどのように役立てるのかという彼の期待形成原理を表している。このような期待形成メカニズムをより具体的に表現した行動仮説として、1) 静的期待仮説、2) 外挿的期待仮説、3) 適応期待仮説、4) RE 仮説がある。1) の仮説はドライバーが走行条件に関して固定的な予測を形成すると主張する。従来の多くの経路選択モデルがこの仮説に立脚しているが、彼が静的期待をどのように形成したかについて何も説明していないという問題点がある。つぎに、2) の仮説は、 t 期の予測は前期の走行実績値だけでなく、その変動の程度にも依存すると考える。外挿的期待は $t-1$ 期と $t-2$ 期の走行実績値を用いて次式で表される。

$$T_t^s = \tilde{T}_{t-1} + \eta(\tilde{T}_{t-1} - \tilde{T}_{t-2}) \quad (2)$$

η は期待係数と呼ばれる。もし、 η が正ならば過去の傾向が継続することが期待され、負ならば過去の傾

向が逆転することが期待される。外挿的期待形成は単純な機械的ルールであり、予測誤差を通じた学習行動は考慮されていない。このような欠陥を改善するために、前期の予測の誤差に応じて今期の予測が修正される適応期待仮説が提唱された。

$$T_t^s = T_{t-1}^s + \zeta(T_{t-1} - T_{t-1}^s) \quad (3)$$

ここで、 ζ は適応係数であり、予測誤差に基づいて主観的予測が調整される程度を表現できる。式(3)を変形し逐次代入すれば $T_t^s = \zeta \sum_{i=1}^{\infty} (1-\zeta)^{i-1} \tilde{T}_{t+1-i}$ を得る。適応期待仮説は過去の経験情報を分布ラグで重み付けした期待形成メカニズムに他ならない。分布ラグの形式は多くの形式が可能であり、幾何級数的に減少する分布ラグはひとつの特殊形にすぎない。幾何級数ラグが現実の行動を正確に表現しているという科学的根拠は薄弱である。

(2) RE 仮説

ドライバーが走行時間に関する主観的な予測を逐次更新し、その予測が学習過程を通じてある値に収束していくと考えよう。収束値に関するひとつの自然な考え方には、「彼の走行時間に対する期待 T^s が、実際に実現する走行時間の平均値 $E[\tilde{T}]$ に一致する」という RE 仮説である。もっとも基本的な RE 仮説は、次式で定義できる。

$$T^s = E[\tilde{T}] \quad (4)$$

ドライバーの選択経験が未熟な場合、彼の主観的期待は、過去の偶然的な履歴に依存し、その時々の不安定な経路選択行動を記述することは不可能である。しかし、ドライバーが RE を形成すれば、実際に実現する走行時間の実現値を通じて彼の主観的予測を計測できる。RE 仮説は、本来個人的な情報で計測が困難であるとされてきた主観的期待を客観的に計測することが可能となる。

3. 仮説検定の方法論

主観的期待は、ドライバーが所有する内部情報であり、分析者が、その値を直接的に観測することはできない。ドライバーの期待形成メカニズムを推計する場合、本来測定が困難である個人の主観的期待に

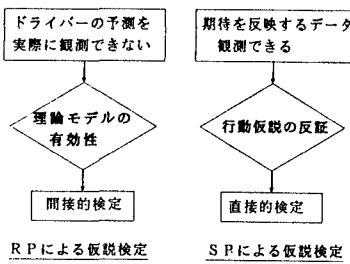


図-1 行動仮説の検定方法

関する情報を何らかの方法で獲得することが必要となる。その方法として、1)RP(Revealed Preference)に基づく方法、2)SP(Stated Preference)に基づく方法が存在する。

(1) RPに基づく検定方法

RPの場合、主観的期待に関するデータを実際に観察することが不可能であることから、期待形成仮説を直接検定することをひとまず放棄する。そして、期待形成仮説から誘導される理論モデルが現実に観測される行動をどの程度再現することができるかにより、間接的にその理論モデルの背後にある仮説の妥当性を検討する。この方法を採用する場合、理論モデルの有効性をどのように評価すればいいかという方法論上の問題が存在する。理論モデルの有効性をモデルの仮定の現実性に基づくべきか、モデルの予測能力によるべきかという問い合わせに対して明確な解答を用意することは困難であろう。仮りに、理論モデルが十分な説明力を持たないことが判明しても、それがモデルの特定化誤差によるものか行動仮説の説明力の差によるものかを判定することは非常に困難である。また、RPに基づく立場から期待形成行動にアプローチするためには、交通主体に対するパネル調査を実施し、交通行動がどのように変化するかを分析する必要が生じる。彼の学習行動を追跡しようとすれば、管理された状態の下での多時点にわたるデータが必要となり、調査上多くの問題を抱えることになる。

(2) SPに基づく検定方法

一方、SPの場合、個人の期待を反映していると考えられる観測可能なデータを通じて期待形成仮説の妥当性を直接検定しようとする方法である。この種のアプローチの代表例としては、Chang等、飯田等、Bonsallによる室内実験による方法が挙げられる。これらの研究では、実験室という管理された空間内で経路選択を繰り返すSP実験を通じて、経験や情報の習得過程を明らかにする。この方法は、行動仮説を

直接検定できるという利点がある。しかし、多くの研究者が指摘しているように、SPデータの信頼性の問題がある。計量経済学的手法を駆使することによりこの問題はある程度は回避できるが、データの信頼性という問題を本質的に解決することは不可能である。室内実験による方法は、あくまでもそれが実験という人工的な環境で実施されたものである。それは、行動仮説が実験で得られたデータに少しでも類似しているかどうかを検定したにすぎない。もとより、室内実験は行動仮説の反証を試みているのであり、これにより仮説を検証することはできない。このことは室内実験にのみ特有な問題ではなく、行動仮説の検定すべてに共通の問題である。室内実験は、行動仮説の一つの反証を試みることを可能にする。行動仮説は反証という科学的手続きにより絶えずその妥当性が吟味される必要がある。室内実験で報告された期待が全体としてRE仮説を満足していない場合、RE仮説に基づく理論モデルの信頼性は低下せざるを得ない。室内実験を通じてRE仮説の妥当性に関して問題提起できれば、今後の理論モデルの発展に関していくつかの示唆を得ることができる。交通行動分析の研究の過程において、その基礎となる期待形成仮説を直接検定したという研究事例は少ない。仮説検定による研究は行動仮説の経験的妥当性を議論するための手段として今後も必要であると考えられる。

4. 検定結果

SPデータに基づいて仮説検定を行った結果を示す。RE仮説を検定するための最もシンプルな方法として、不偏性条件を採用する。まず、 $\tilde{T}_t = \alpha_0 + \alpha_1 T_t^* + u_t$ を推定する。 T_t^* が \tilde{T}_t の不偏推定値ならば $\alpha_0 = 0$ かつ $\alpha_1 = 1$ でなければならない。検定統計量は、 $F_1 = (\hat{\alpha} - \alpha^*)' X_t' \hat{\Omega}_t^{-1} X_t (\hat{\alpha} - \alpha^*) / 2$ となる。ただし、 $\alpha^* = (0, 1)'$ 、 $\hat{\alpha}$ 、 $\hat{\Omega}_t$ は母数、共分散行列のLFGLS推定量、 $\hat{u}_t = \tilde{T}_t - X_t \hat{\alpha}$ は推定誤差である。 F_ϕ を F_1 の $\phi \cdot 100\%$ 棄却水準とした場合、 $F_1 \geq F_\phi$ であれば不偏性条件を有意水準 ϕ で棄却できる。表-2から、SPデータに基づく方法によれば、有意水準1%でRE仮説は棄却されないことがわかる。

表-2 不偏性条件によるRE仮説の検定結果

α_0	α_1	F_1	$F_{0.01}$	R_*^2
2.81	0.91	3.65	4.82	0.91
(1.57)	(-1.41)			

F_1 : 検定統計量、 R_*^2 : Buse の決定係数。