

# 合理的期待形成モデルによるドライバーの 経路誘導効果に関する研究

平成10年1月

安野 貴人

.....

# 目次

1 序論	- 1 -
1.1 はじめに	- 1 -
1.2 本研究の位置づけ	- 4 -
1.3 本論文の構成	- 8 -
2 合理的期待形成モデルの定式化	- 13 -
2.1 緒言	- 13 -
2.2 従来の研究概要	- 15 -
2.3 ドライバーの期待形成	- 17 -
2.3.1 期待形成のモデル化の意味	- 17 -
2.3.2 期待形成仮説	- 18 -
2.3.3 合理的期待仮説	- 19 -
2.3.4 期待形成と情報の中立性	- 21 -
2.3.5 交通量の変動過程の定常性	- 22 -
2.4 ベイズ学習過程モデル	- 23 -
2.4.1 経路選択行動モデルの定式化	- 23 -
2.4.2 主観的期待のベイズ推定	- 23 -
2.4.3 学習過程モデルの定式化	- 29 -
2.5 合理的期待形成シミュレーションの方法	- 31 -
2.6 経路誘導効果の分析事例	- 35 -
2.7 結言	- 39 -
3 ドライバーの合理的期待形成に関する仮説検定	- 43 -
3.1 緒言	- 43 -
3.2 仮説検定の基本的な考え方	- 44 -
3.2.1 実験的研究の役割	- 44 -
3.2.2 仮説検定の目的	- 45 -
3.3 期待形成仮説の検定問題	- 46 -
3.3.1 仮説検定の方法論	- 46 -
3.3.2 合理的期待仮説の検定課題	- 46 -
3.4 室内実験による仮説検定の方法	- 47 -

3.4.1	実験の方法	- 47 -
3.4.2	仮説検定上の留意点	- 49 -
3.5	RE 仮説の検定方法	- 50 -
3.5.1	不偏性検定	- 50 -
3.5.2	直交性検定	- 51 -
3.5.3	効率性検定	- 53 -
3.6	検定結果	- 54 -
3.6.1	実験データの概要	- 54 -
3.6.2	検定結果の考察	- 55 -
3.7	結言	- 59 -
4	交通情報の経路誘導効果に関する多重仮説検定	- 63 -
4.1	緒言	- 63 -
4.2	本章の基本的な考え方	- 64 -
4.2.1	従来の研究の概要	- 64 -
4.2.2	合理的期待仮説と中立性仮説	- 65 -
4.2.3	交通情報の非中立性の経験的意味	- 65 -
4.3	中立性仮説の定式化	- 66 -
4.3.1	仮説の定義	- 66 -
4.3.2	仮説検定モデルの定式化	- 67 -
4.3.3	多重仮説検定の必要性	- 70 -
4.4	多重仮説検定の方法	- 70 -
4.4.1	多重仮説検定の概要	- 70 -
4.4.2	段階的検定手法	- 71 -
4.4.3	SUR モデルの推計	- 71 -
4.4.4	段階的検定モデルの定式化	- 72 -
4.5	2段階検定統計量	- 74 -
4.5.1	2段階検定統計量の性質	- 74 -
4.5.2	2段階検定統計量の分解	- 76 -
4.5.3	個別検定との相違点	- 77 -
4.6	実験方法と検定結果	- 78 -
4.6.1	室内実験の方法	- 78 -
4.6.2	実験データの概要	- 79 -
4.6.3	誤差項の非正規性	- 80 -
4.6.4	非正規性の補正	- 81 -
4.6.5	検定モデルの推計	- 82 -
4.6.6	検定結果の考察	- 83 -
4.7	結言	- 85 -

<b>5</b>	<b>交通量の変動過程の定常性に関する仮説検定</b>	<b>- 89 -</b>
5.1	緒言	- 89 -
5.2	本章の基本的な考え方	- 90 -
5.2.1	従来の研究の概要	- 90 -
5.2.2	交通行動モデリングにおける定常性の問題	- 91 -
5.2.3	交通管理政策における定常性の意味	- 91 -
5.3	日交通量変動系列の定常性	- 92 -
5.3.1	非定常性と random walk	- 92 -
5.3.2	定常性の定義	- 93 -
5.3.3	日交通量変動の分解	- 93 -
5.4	仮説検定の方法	- 94 -
5.4.1	単位根検定の概要	- 94 -
5.4.2	定常性と単位根	- 95 -
5.4.3	単位根検定	- 97 -
5.4.4	検定方法の拡張	- 98 -
5.5	検定結果	- 99 -
5.5.1	対象データとトレンド, 周期性の存在	- 99 -
5.5.2	トレンド, 周期性の除去	- 100 -
5.5.3	トレンド, 月次周期性のモデル化	- 101 -
5.5.4	検定結果の考察	- 105 -
5.5.5	交通量の短期予測への適用	- 106 -
5.5.6	若干の留保事項	- 107 -
5.6	結言	- 108 -
<b>6</b>	<b>不完備情報下における高速道路料金の情報的役割に関する研究</b>	<b>- 111 -</b>
6.1	緒言	- 111 -
6.2	本章の基本的な考え方	- 112 -
6.2.1	従来の研究概要	- 112 -
6.2.2	問題設定	- 113 -
6.2.3	情報提供ルールと変動料金	- 114 -
6.2.4	料金情報と合理的期待	- 114 -
6.3	料金設計問題の定式化	- 115 -
6.3.1	ランダム効用モデルの定式化	- 115 -
6.3.2	期待効用モデルの定式化	- 115 -
6.3.3	料金設計モデルの定式化	- 117 -
6.3.4	料金設計モデルの最適化条件	- 118 -
6.4	数値計算事例	- 118 -
6.4.1	ハイブリッド型計画モデル	- 118 -
6.4.2	モデルの解法	- 119 -
6.4.3	計算事例の設定	- 120 -
6.4.4	計算結果の考察	- 122 -

6.5 結言 . . . . . - 126 -

7 結論 . . . . . - 129 -

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 はじめに

自動車交通は、私たちの生活を支える不可欠な存在になったと言ってよい。日本では、今日ハードな道路整備が成熟した段階にあり、それを利用する人々も非常に多い。このようなモータリゼーションの進展に伴って、私たちは交通の自由度と移動距離の飛躍的な増加を享受するとともに、道路交通混雑という社会問題に直面している。自動車交通は、鉄道などの他の公共交通手段による交通と比較して、以下のような顕著な特性を有している。すなわち、鉄道は、事故や悪天候を除いては、車内が混雑しても需要増大により前後の運行が影響しあうことによって発着時刻が遅れることは極端な場合を除いて通常生じない。しかし、自動車交通では、道路前方で生じた混雑が後方の道路交通に影響を及ぼし、前後の車両の間で混雑が伝播する。このため、利用者が到達したい時刻に規則的に正確に到着できるとは限らず、常に道路交通混雑による到着時間の遅れの変動という偶発的なリスクに直面している。このような自動車交通の混雑に対して、これまで信号制御や高速道路のランプ制御等の交通制御、危険を事前に回避しうる運転ルールや緊急時の警察の介入等の交通規制などを通じた交通工学的手法が適用され、道路交通混雑の改善に対し一定の成果をあげてきたことは言うまでもない。一方、交通規制や交通制御は、交通管理者がドライバーへ何らかの強制力を行使するため、自由な運転行動を損なう可能性が高い。また、これらの交通工学的手法の導入によっても道路混雑の問題が完全に解決されるには至らず、例えば都心部における慢性的な道路混雑、それに付随した事故のリスクなどの問題が依然として残っている。このことは、交通工学的手法のみの対処に一定の限界があることを意味しており、新しい観点からの解決策の必要性が指摘されるようになってきた。

近年、情報通信技術の発展に伴って、交通管理者は道路における混雑や事故等の発生状態に関して広域にわたりオンラインで観測できるようになってきている。これらの観測データに基づいて道路状態に関する情報を交通管理者からドライバーへリアルタイムに提供することや、さらに交通管理者とドライバーの間で双方向に情報を交換することも可能になりつつある。本来、ドライバーは予期しえない一時的な交通規制やリアルタイムの交通混雑を完全に知ることはできない。したがって、これから通過しようとする前方の道路ですでに混雑が生起していたとして

も、一定のタイムラグを伴ってその混雑に気づくことになり、このことが交通流全体の効率性を悪化させてきた。この場合、ドライバーにあらかじめ前方の道路状況に関する情報を提供することにより、ドライバーはより合理的な経路を選択することが可能となろう。通常、交通管理者の把握しうる渋滞や事故等の発生に関する情報は、ドライバー自身がつかめる情報よりも豊かである。高度な交通情報システムの導入により、ドライバーの経路選択における不確実性を減少できれば、結果として交通量の分散化や既存の道路容量のより有効な利用を達成することが可能となろう。また、効率的な交通流を確保できれば、道路交通の安全性・快適性の改善にも資するものと考えられる。以上のような認識のもとに、道路交通システムのインテリジェント化 (Intelligent Transport System; 以下 ITS と略す) をめざして研究開発が促進されている。

一般に、ITS は、主に 1) 高度交通管理システム、2) 高度旅行情報システム、3) 道路自動車制御システム、4) 営業用自動車の管理、5) 高度公共交通システムの 5 つに分類される。このうち、ITS の代表的な応用事例の一つとしては、経路誘導情報の提供、道路利用料金の自動徴収があげられる。前者は、道路に配置された車両感知器を通じて交通状態を観測し、車載したナビゲーションシステムを媒体として渋滞・規制・事故・最短経路・走行時間などの情報を提示するものである。経路誘導情報の提供により、ドライバーにとって経路選択における不確実性を軽減させることができ、迷走や遠回りによる無駄な旅行時間を短縮できることが期待される。これにより、交通事情を知らない道路を走行することによる精神的ストレス、偶発的な事故・非定期的な工事もたらすリスク増加を回避できると考えられる。一方、自動料金徴収の導入は、料金を支払う際の一時停止の操作を軽減させるので、このことが料金所の直前において交通流の効率性低下を回避することが可能となる。自動車に所有者を識別するための ID カードなどを取り付けて、ドライバーが料金所を通過するごとに自動的に認識し、そのデータは単位期間のあいだ記録され、まとめて請求が行われるものである。このように、経路誘導情報と自動料金徴収技術を導入することによって、交通流の効率性が改善でき、走行中のドライバーの精神的ストレスや道路混雑の生ずるリスクを軽減しうると期待される。

20 世紀末に、北米、EC 諸国、日本をはじめとする環太平洋諸国において、政府、企業、研究機関が一体となって、先端の情報技術を活かして自動車交通のインフラストラクチャーの自動化、知能化が進められている<sup>1)2)3)</sup>。特に、近年、先進諸国では、高度な情報処理システムを通じてドライバーに道路状況や運転案内情報を通知するような経路誘導システムが競って研究開発されている。すなわち、交通管理センターが、一般道路や高速道路を走行中の車両に対して、i) 人工衛星通信を通じた車両の現在位置、ii) イメージプロセッシングにより観測される渋滞・事故の発生状況、iii) デジタル地図を基礎とした目的地までの最適経路などを提供するものである。このような経路誘導システムは、試験運用を繰り返した結果、一部は実用化の段階に入っている。まず、北米では、高度交通技術の商業化と実用化をめざして、輸送トラックやタクシーをはじめとするドライバーを対象に、現実の道路でのパイロット実験が試みられており、そこで基礎情報が収集されてその後の開発・普及に活用されている。さらに、日本においても、研究活動として 1960 年代以降に交通管理システムが、1970 年代以降にナビゲーションシステムが、1990 年代では自動運転制御システムが開発の対象に取り上げられてきた。1990 年、大阪の花



と緑の博覧会で、タクシー・バス・トラック等を含む3000台の試験車両で屋外実験が行われた。最近、横浜をはじめ首都圏においても交通情報提供システムの屋外実験が行われ<sup>4)</sup>、1996年4月より、大都市圏で道路交通情報通信システムVICIS(Vehicle Information Communication Systems)が供用開始されたことは記憶に新しいところであろう。

ヨーロッパでは1920年代に自動車による道路混雑を経験したといわれるが、その時点ですでに混雑した道路空間の利用に対して利用料金を徴収するという方法が提唱されている<sup>2)</sup>。さらに、1963年にイギリスではSmeed報告において、道路混雑料金の必要性が報告されている<sup>5)</sup>。シンガポール、香港では、需要管理の技術として混雑料金の社会的実験が行われた。ノルウェーでは、1980年代後半より、主要4都市に入り込む自動車に対して都市のまわりにリング状に料金所が設置されて、IDカード等を用いた自動料金徴収システムが運用されている<sup>6)</sup>。これら初期の時点での混雑料金の考え方やその運用の目的は、いわゆる混雑税という発想に基づいたものではなく、緊急を要する都心部の道路新築や改築費用の捻出に主眼がおかれていた。近年、ノルウェーにおいて実施された社会的実験の結果に基づけば、自動料金徴収システム導入により交通需要が数パーセント程度抑制されることが報告されている。この実験の結果をふまえて、ノルウェーでは混雑税の導入を積極的に推進していくことが確認され、現在、混雑の時間帯とそうでない時間帯で混雑料金を差別化する方策等が検討されつつある。また、フランスでは、交通需要管理の一つとしてピーク料金が混雑する道路で導入されている。そこでは、交通量のピーク時において混雑料金が通常料金に対して約2割程度高く設定され、逆にオフピーク時には約2割安く設定する方式が採用されている。このようなピーク料金制度の導入により、ピーク時の交通需要が10%から20%程度、他の時間帯にシフトしたと報告されている<sup>7)</sup>。

このような「経路情報提供システム」、あるいは「自動料金徴収システム」はいずれも前述のような効果が期待されるものの、これらのシステムは問題点もいくつか有している。経路誘導情報システムに関しては、まず提供される経路誘導情報の精度の問題があげられよう。モニタリング技術や予測システムの発展によっても、予測された交通状態に誤りがないという保証はない。また、ドライバーにより経路情報を受け入れる態度は異なるであろう。ドライバーの情報に対する反応行動の予測も困難である。ドライバーに十分に信頼されないような情報を提供した場合、これらの情報はドライバーの経路選択行動を支援するという補助的な役割を果たしうるものの、望ましい交通流の状態を実現しうるかという点に関しては疑問の余地がある。一方、料金徴収システムを導入するためには、まずその導入に対する社会的合意の問題を克服する必要がある。料金体系に何らかの工夫がない限り、料金の徴収は常にドライバーの厚生水準を低下させてしまう。混雑料金システムは、需要管理と財源回収を達成するための手段として数多く議論されてきているが、それを導入すれば利用者の厚生水準を低下するため、いざ実施を検討するとなると社会的合意がえられないという問題に直面してきた。経路情報提供システム、自動料金徴収システムはいずれも上述したような問題点を有しており、これらの方策が十分な効果をあげるためにはこれらの欠点を克服しうる何らかの方法が必要となる。

このように、情報提供と料金徴収の問題点を互いに補完するためのひとつの方法として、情報提供技術と料金徴収技術の双方を組み合わせたとような総合的な経路誘導システムを開発する

ことが考えられる。このような総合的な経路誘導システムは、近年の道路交通システムや通信・情報システムの高度化により、その実現可能性は高まっていると考えることができる。総合的な経路誘導システムは、単一の方策を適用した場合に見られた欠点を克服するとともに、双方のシステムの効果を複合することにより、さらに効果的な経路誘導を実現しうる可能性をもっている。以上のような問題意識にもとづいて、本論文では、経路誘導情報提供と道路利用料金を組み合わせたような総合的な経路誘導システムを分析しうるような交通行動モデルや計画モデルの枠組みを検討するとともに、複合的誘導方策の効果を検討するための方法論を提案することを目的とする。

## 1.2 本研究の位置づけ

近年、需要・パフォーマンス均衡モデル、動的均衡モデルに代表されるように交通量配分モデルの分析枠組の拡張がなされ、変分不等式や相補性理論の導入などの交通配分理論の精緻化が進展しつつある<sup>8)</sup>。これらの確定論的な交通量配分理論は、ドライバーが選択すべき経路走行条件に関する完全情報を有するという仮定に立脚している。一方、ドライバーが認知する経路情報に不完全性が存在する場合を対象とした交通量配分理論に関する研究も発展した<sup>9)10)11)</sup>。確率均衡配分 (Stochastic User Equilibrium; 以下 SUE と略す) モデルの特徴は、ドライバーが認知する各経路に対する効用が確率的に変動することを前提にしている点である。このほか、経路情報の不確実性に着目した経路選択行動モデルの研究が進展してきたが、情報構造をより現実的に想定した不完備情報下での交通均衡理論はほとんど発展していなかった。小林は、不完備情報下でのドライバーの期待形成行動を明示的に考慮した交通均衡モデル—合理的期待均衡モデル (Rational Expectations Equilibrium; 以下、RE 均衡モデルと略す)—を提案している<sup>12)</sup>。RE 均衡モデルは、不完備情報下でのドライバーの事前の予測を明示的に考慮した交通均衡モデルである。経路誘導情報に対するドライバーの反応行動を彼の期待形成と期待効用理論の整合のとれた形で分析できるという利点を有している。従来の SUE モデルと RE 均衡モデルの重要な相違点は、ドライバーの走行条件に対する事前予測 (期待形成) の問題を明示的に考慮しているか否かにある。SUE モデルは、ドライバーの期待形成の問題を捨象している。SUE の枠組のなかでドライバーの学習行動を取り扱った研究があるものの、期待形成と選択行動の関連が明確でない<sup>13)</sup>。

交通管理者によるドライバーの経路誘導を取り扱った研究事例はいくつかある<sup>14)15)</sup>。これらの研究では、従来の交通制御や交通規制で働いたように管理者がドライバーの経路選択に強制力を行使することを前提としており、ドライバーの判断に基づいた自由な選択行為を表現できていない。このため、経路誘導情報の提供がドライバーの経路選択に及ぼす影響を分析できる枠組になっていない。経路誘導情報の提供は、ドライバーの「情報の受信—経路選択—経路情報の蓄積」という過程を経て、1) 短期的にはその時々のドライバーの経路選択に直接影響を及ぼし、2) 長期的にはドライバーの期待形成に影響を及ぼす。したがって、情報提供システムがもたらすドライバーの経路誘導効果を分析する場合、経路誘導情報に対するドライバーの短期的・長期的反応行動を同時に考慮することが不可欠となる。

小林が提案した合理的期待均衡モデル<sup>12)</sup>は、ドライバーが学習の結果として形成する事前の予測を均衡解として求めることができる点に特徴がある。しかし、RE 均衡モデルは長期学習の結果として合理的期待 (以下、RE と略す) をすでに形成していることを想定しており、その時々経路選択で提示される経路情報に基づいた学習行動のメカニズムは不問に付している。モデルの均衡解により経路情報システムに対するドライバーの長期的反応の結果を分析できるが、短期的変化に適応して予測の更新を繰り返していく学習のプロセスを分析できないという限界があった。このような問題点をふまえ、小林・藤高は、ドライバーの学習調整行動を経路走行条件に関する主観的期待の更新過程として表現するような RE 形成モデルを開発した。その結果、ドライバーがどのような初期期待を有していても、学習行動を繰り返すことにより最終的には RE を形成することが示された。こうして、ドライバーの学習過程 (主観的期待の更新) と RE の間の関連が論理的に明らかとなり、経路情報の短期効果と長期効果を統一的に分析できる枠組が構築されるに至っている。

一方、学習行動の調整プロセスのシミュレーションモデルについては研究の蓄積がある。交通行動を調整するルールを表現した行動モデルと、ネットワーク上での旅行時間予測を行う交通流モデルの研究があるが、前者に主眼が置かれている<sup>16)</sup>。学習調整ルールの先駆的研究として、Horowitz<sup>17)</sup>は 1 OD 2 経路という単純なネットワークを対象とし、走行費用に基づいた学習調整ルールをモデル化した。Mahmassani らは出発時刻決定問題に対し到達時刻の予測報告値と実現値の乖離によって次の日の出発時刻を調整するルールを用いたシミュレーションモデルを提案した<sup>18)</sup>。Chang らは実際の通勤者データから、走行時間の予測に直前の経験値が影響することを明らかにした<sup>19)</sup>。道路交通情報の効果分析への応用として、Mahmassani らは交通情報提供によりドライバーの経路選択の変化と旅行時間の減少についてシミュレーション分析した<sup>20)</sup>。飯田らは、屋外パネル調査と室内管理実験をあわせて経路選択行動を分析し、情報提供下でのドライバーの反応特性の不安定性について明らかにした<sup>21)</sup>。小林らは、RE 形成モデルのプロトタイプを開発し、それを用いて情報提供システムの設計問題を分析するとともに情報の中立性命題について検討している<sup>22)</sup>。また、プロトタイプに基づいて交通情報の信頼性の変化とドライバーの反応行動の間の相互関係を考慮した情報提供システムの経済便益評価モデルを提案しており、情報提供が必ずしもドライバーの厚生状態を改善しない場合がありうることを指摘している<sup>23)</sup>。

経路誘導情報の効果としてドライバーの経路選択に影響する短期的効果と期待形成に及ぼす長期的効果があげられるが、双方の効果は密接に関連し合っている。RE 形成モデルは、ドライバーの期待形成と経路選択行動を統一的に分析できる枠組みを提供する。情報の私的性を仮定しており、これにより不完全情報下の問題よりもきめ細かい情報の影響を想定した現実的な情報の不確実性を表現できるようになる。また、ドライバーがどのように期待を形成したかという明確な行動仮説を前提としている。従来の研究では、先験的に確率分布が想定されたり、ad-hoc な行動仮説が設けられ、分析結果に明確な解釈を与えることが困難であった。ドライバーの期待形成に関する行動仮説の一例として適応期待仮説があるが、直前の調整に重みが置かれ短期の期待の更新の表現のみにとどまり、長期にわたり走行経験全体から学習するプロセスが捨棄されている。一方、RE 仮説は、短期的反応行動と長期的期待形成をあわせて表現することを可能にする。

定常交通流のもとで、RE 仮説が成立する場合、走行時間分布の推定に基づいて主観的期待を間接的に把握できることになる。このように、RE 形成モデルは情報提供システムの効果を分析するうえで優れた性質を有していると言える。

一方、道路交通における混雑税については、経済学者らによる先駆的研究<sup>3)</sup>があるものの、社会への導入にあたり料金設定水準の方法論的問題や個人負担増に伴う社会的合意の困難さをはじめ導入効果の予測と測定の困難さもあわせて解決されていないのが実情である<sup>25)26)</sup>。混雑税は、本来ドライバー自身が意識しない混雑への彼の限界の影響がもたらす外部不経済を何らかの料金徴収方式で換算し彼らに課徴していく道路利用料金であると理解できる。混雑税の主要な効果として混雑した道路における需要抑制が期待されてきた。ドライバーへの課徴方式として、ミクロ経済学の知見を活用したピグー税やラムゼールールのピーク料金等<sup>13)14)</sup>の応用が試みられており、理論的に起こりうる問題点が議論され整理された。例えば、ピーク料金を適用した場合、理論的には、道路負荷が大きい需要のピーク時に相対的に高い利用料金を課することが非ピーク時への需要移転をもたらすと期待されるが、一方で結果として需要移転の対象が低所得者層になりうるという逆進的課税の問題が指摘されている。このような道路交通混雑に対する利用料金の追加的課徴にあたっては、各個人の負担増につながることに伴って社会全体の合意をえることが困難であろう。しかし、近年の意識調査の結果から、混雑税の受容可能性があることが報告されている。たとえば、新田は、大阪都市圏住民を対象としたロードプライシング賛否意識の分析結果として、約半数の賛成がえられたことを報告している<sup>29)</sup>。

このように、交通誘導情報の提供問題と混雑料金の設計問題については、工学と経済学の領域にまたがって個別に検討されてきた。近年、交通情報通信技術の発展と自動料金徴収技術の実現性が向上している動向を見据えて、混雑料金が交通量配分に及ぼす影響を分析した研究がある<sup>30)</sup>。そこでは、混雑料金を交通量配分での厚生水準改善の手段として位置づけ、ドライバーは走行条件に関して完全情報を有することを想定し、混雑料金徴収方策を用いた経路誘導の可能性を議論している。また、著者らは、価格情報という概念を導入し不完全情報下でのドライバーの経路誘導効果について分析した<sup>31)</sup>。その際、ドライバーから徴収される道路利用料金が交通状況に応じて設定され、それが事前にドライバーに変動利用料金／経路誘導情報として通知することを想定している。この時、料金としての機能と情報としての機能がともに働いて、状況に応じて変動する利用料金はドライバーの経路選択を誘導する直接的インセンティブを与えると同時に、交通状況の生起状態をドライバーに通知する経路誘導情報としての機能を果たす。このような考え方のもとに、事前に告知される状況に応じて変動する混雑料金によりネットワーク交通流の効率性が改善できることが示された。特に、料金収支水準をゼロに制約した混雑料金によりドライバーの厚生水準を常に改善できるという命題が証明されている。こうして、混雑料金が有する経路情報としての役割が指摘され、これまで個別の交通管理方策として扱われてきた料金徴収方策と情報提供方策が総合的に比較検討された。その結果として、料金の役割と情報の役割をあわせた経路誘導方策としての効果が見い出された点が重要であると理解できる。

さらに現実的な不確実性を考慮した不完備情報下の問題において、情報提供のみでは必ずしもドライバーの厚生水準を改善しない場合があることが指摘された<sup>23)</sup>。また、混雑料金を徴収

する場合、交通管理者がドライバーから混雑料金を徴収するという行為自体が通常ドライバーの厚生水準の低下を招いてしまう。この各方策を単独に適用する際の欠点を克服する方向として、1.1 でのべたように、交通情報提供と混雑料金徴収をあわせたような複合的な経路誘導方策が着目されつつある。情報提供システムと自動料金徴収システムの総合的運用も技術的に実現可能な段階に入ろうとしている。双方の誘導方策をあわせて導入しようとする場合、その効果を分析しうる枠組みが不可欠となる。混雑料金の価格は、期待効用水準に直接影響を与えて短期的にはドライバーの経路選択を変化させる。さらに、道路混雑の生起状態と対応した価格情報の変動は、長期的にはドライバーの期待形成に影響を及ぼす。このような価格情報がドライバーにもたらす短期効果と長期効果をあわせた複合的な経路誘導効果を総合的に分析するためには、事前の予測を明示的に考慮した経路選択行動モデルが必要となる。著者の知る限り、複合的な誘導方策をドライバーの期待形成と経路選択行動の整合がとれた形で分析できる枠組みはRE形成モデルのほかに見あたらない<sup>12)32)</sup>。このようにRE形成モデルは、情報提供と料金徴収をあわせた方策を分析するうえで優れた方法であるが、RE形成モデルの適用可能性は十分に検討されているとはいえない。特に、「RE形成モデルが想定するいくつかの前提が現実の交通現象を再現できているか」、「RE形成モデルを情報と料金をあわせた誘導方策の分析へ適用するための方法論を開発可能であるか」、が重要である。ここで、モデルの現象再現力を検討するための重要な前提として、第1に、ドライバーの行動に関して「日々の経路選択を繰り返した結果として、走行時間に関するドライバーの事前の予測は実際に実現する走行時間の分布に一致すること」を仮定している。第2に、情報の役割に関して、「ドライバーの予測が収束したとしても、経路情報を与えることによりドライバーの予測が変化しうることを前提としている。すでに、RE形成の数値シミュレーションを通じて情報の中立性命題が成立しないことが分析されているものの、実際の交通現象としてこの命題が成立するか否かに関しては十分に検討されているとはいえない<sup>22)</sup>。第3に、道路交通流に関して、「交通量が定常的に変動するような走行条件」を想定していることである。道路交通量が定常的に変動することは、従来の研究で暗黙に仮定されてきたが、その現象を再現する能力は実際の道路で観測されたデータに基づいて検討されなければならない。

以上のようなRE形成モデルの前提条件は、モデルを経路誘導方策へ応用する際の適用可能性や有効性を検討するための重要な研究課題として位置づけられる。もし、現実のドライバーの反応行動や現実の道路交通流の性質と整合がとれていれば、RE形成モデルに基づいた数値シミュレーションやRE均衡の数値解を通じて、再現性や説明力をある程度に確保しながら経路誘導方策の分析に応用できることになる。一方で、実際の現象と対応しない側面が明らかになれば、既存のRE形成モデルを有効に採用しうる適用範囲を把握できるだけでなく、モデル拡張や頑健性向上に関するモデリング技術の研究課題が明らかになろう。さらに、このようなRE形成モデルの前提に関する現実性をクリアできたとしても、その経路誘導方策への適用にあたっては、いかにモデルを問題へ応用しうるかという方法論が確立される必要がある。すでに交通情報の経済便益評価の計測という応用事例<sup>23)</sup>があるが、RE形成モデルの応用研究は緒についたばかりである。本論文では、交通情報提供と混雑料金徴収を組み合わせた複合的な経路誘導方策に対するRE形成モデルの応用の一つとして、経路誘導を考慮した高速道路料金の課徴システムを設

計するための方法論を提案し、複合的な誘導効果について考察することとする。

### 1.3 本論文の構成

1.1 では、道路交通システムの高度化をふまえて情報提供と料金徴収をあわせた複合的な経路誘導方策の必要性を述べた。1.2 では、従来の研究概要を整理し複合的な誘導方策を検討するうえでRE形成モデルの重要性を述べるとともに、モデルの適用可能性と応用方法に関する研究が重要であることに触れた。以上のような問題意識にもとづいて、本論文は、交通情報提供や利用料金徴収等によるドライバーの経路選択行動の誘導方策に対して、実際の交通現象を根拠としたRE形成モデルの適用可能性を検討するための方法論を開発するものである。さらに、情報提供と料金徴収をあわせた複合的な経路誘導効果の分析に対してRE形成モデルを応用するための方法論を検討するものである。

序論においては、RE形成モデルの適用可能性を検討する場合に、実際の現象を再現する能力を制限する主要な前提として、(1)ドライバーが合理的期待を形成するという行動仮説の検討、REを形成する場合に(2)交通情報が長期にわたりドライバーの期待形成に対して実質的效果を発揮することの検討、(3)道路交通流が定常過程に従うという交通条件の検討の3点を指摘した。これらのRE形成モデルの適用可能性を実際の道路交通やドライバーの行動を根拠として効果的に検討しうるような方法論の開発が重要であることを論じた。さらに、RE形成モデルの適用可能性が良好な場合に、経路誘導方策への応用にあたり、特に情報提供と料金徴収を併用したような複合的方策の経路誘導効果の分析が重要であり、RE形成モデルはこのような複合的方策の効果を統一的に分析しうることを述べた。本論文の2章以下においては、RE形成モデルを用いて経路誘導方策の効果を分析するにあたり、モデルの適用可能性と応用可能性の考察によって明らかにした分析方針のもとに実施した一連の方法論的な研究を示すものである。

2章においては、RE均衡モデルとRE形成モデル構築に関する既往の研究成果にもとづいて、RE形成モデルの理論構成について整理するとともに、適用可能性の鍵を握るいくつかのモデルの前提について考察することとする。まず、従来の交通均衡モデルの発展のなかでRE均衡モデルを位置づける。つぎに、経路誘導方策を検討するにはドライバーの期待形成を明示的に考慮した経路選択行動モデルが必要であることを指摘する。そのうえで、ドライバーの期待形成と経路選択を統一的に分析できるような枠組みであるRE形成モデルを導出する。あわせて、RE形成モデルが想定する主要な仮定として、ドライバーの主観的期待が走行時間分布に一致するという行動仮説(RE仮説)、道路交通流が定常性を有するという仮説があることを述べる。これらの仮説が成り立つ場合に交通情報がドライバーの期待形成に対して変化を与えることがRE形成モデルを用いて経路誘導効果を分析するうえで重要な課題であることを指摘する。さらに、応用上で重要となってくるドライバーの期待形成シミュレーションの計算方法について説明することとする。なお、本章で述べたRE形成モデルの諸前提は、以後3章、4章、5章におけるREモデルの適用可能性を評価するための統計的検定の課題となるものである。また、RE形成モデルの理論的性質と数値シミュレーション方法は、6章におけるモデルの高速道路料金

への応用を行う際の基礎となるものである。

3 章では、まず、ドライバーの期待形成仮説を検討する際の問題点について考察する。そして、室内で走行状態を再現した実験にもとづき収集された走行時間の SP データを用いて、ドライバーの期待形成仮説を検定する方法の開発を試みる。つまり、2 章で定式化した RE 形成モデルが前提とするドライバーの RE 仮説をとりあげ、不偏性、直交性、効率性といった 3 つの条件に基づいて統計的に検定する方法を提案する。ここで、室内での管理実験により経路選択行動を模擬的に再現し、ドライバーの主観的期待と走行実績値に関するデータを収集する。そして、これらのデータを用いてドライバーの期待の合理性を 3 章で提案した仮説検定の方法を用いて統計的に検討することとする。

4 章においては、3 章の結果として RE 仮説が成立する場合に、長期にわたっての交通情報の誘導効果を検討するうえで重要となる交通情報の非中立性命題に関する仮説検定の方法をとりあげる。本命題は、RE 仮説が成立するとともに異なる情報が RE を差別化しないという中立性仮説が成立しないことを主張する。このような複数の仮説（RE 仮説と中立性仮説）を総合した結合仮説を同時に検定するためには 3 章で提案した検定方法を拡張する必要があることを指摘し、単一の RE 仮説検定の方法を拡張して多重仮説検定の方法を提案するとともに多重検定統計量の性質について明らかにする。

5 章においては、RE 形成モデルが想定する道路交通流の定常性に関する仮説検定の方法について考察することとする。現実の道路交通流の定常性を検討することは、RE 形成モデルを現実に適用可能な範囲を明らかにするうえで重要な検討事項であることを考察する。それをふまえ、現実の道路で観測される日交通量の変動が定常過程に従うかどうかを仮説検定するための方法論を提案する。これを用いて、分析対象として、特に関西地区の高速道路路線を構成する各区間における日交通量の変動をとりあげ、ドライバーの学習行動を考察するうえで重要な日交通量変動系列に分析の焦点を絞ることとする。

以上の 3 章、4 章、5 章における仮説検定の方法論により、RE 形成モデルの実際に観測される現象に基づいた適用可能性を統計的に検討する方法を明らかにした。このほか、適用可能性を明らかにするための研究課題として、データの観測技術向上を見据えたうえでの RP データによる RE 仮説の検定、料金の変動が情報としてドライバーの期待形成に及ぼす効果に関する仮説検定等が残っている。このような課題に対しても、本論文で提案した仮説検定の方法に修正を加えることにより対処できると考える。

筆者らが行った仮説検定の結果として、RE 形成モデルが有効であるために成立する必要がある 3 つの前提は統計的に棄却されなかった。したがって、暫定的に RE 形成モデルを経路誘導方策の効果分析に適用可能であると解釈できる。次の 6 章では、これらの結果をふまえて、経路誘導方策の重要な課題のひとつである価格情報の考え方による高速道路料金の設計問題への応用を試みる。既往の研究において、状況に応じて混雑料金を変動させれば、料金はそれに対応する状況変化を伝達するという価格情報が着目されており、不完全情報下では、混雑料金収入がゼロ制約の下で価格情報を事前にドライバーに通知することが常にドライバーの厚生改善をもたらすことが明らかとなっている（1.2 参照）。不完全情報下での価格情報の研究成果をもと

に、6章では、より実用的な高速道路料金の設計にむけた問題設定として不完備情報下での経路選択の局面を想定することとする。

6章では、RE形成モデルを情報と料金をあわせた経路誘導方策へ応用することとする。ドライバーの経路誘導を意図して、料金収入が一定のもとでリンク局所交通の状況に応じて変動する高速道路料金の設計問題を分析するための方法論を提案することとする。リンク局所交通の変動と経路選択の変動を想定した不完備情報下での高速料金設計問題を定式化する。この際、混雑か否かという交通状態の識別に用いる閾値と各状況に対応する料金水準が重要な設計変数となる。この設計モデルの解を通じて、設計変数が及ぼすドライバーのリスクの態度や厚生水準への影響が明らかとなり、料金の性質や操作性を検討するための情報獲得が可能となる。そこで、RE形成シミュレーションを内部に含んだ最適化手法を用いて感度分析を行うこととする。

結局、本論文では、(I) RE形成モデルに関する理論構成の概説(2章)という総論的研究、とそれを受けての(II)ドライバーの合理的期待に関する仮説検定(3章)、交通情報の非中立性命題に関する仮説検定(4章)、道路交通流の定常性に関する仮説検定(5章)というモデル適用可能性の検討方法開発に関する各論的研究の前半部分によって構成されており、さらに、それらの研究成果を基礎として、(III)不完備情報下での価格情報の考え方による高速道路料金の設計方法に関する応用研究(6章)という各論的研究の後半部分によって構成されている。

各論の前半(II)では、前述したようにRE形成モデルの前提のなかでも、特に重要な行動仮説、交通情報の経路誘導効果の仮説、道路交通流の現象仮説に焦点を絞り、実際のドライバーや道路交通の観測値に基づいてRE形成モデルの適用可能性を多面的に検討するための方法論を開発するものである。もとより、本論文での仮説検定の結果は筆者らが行った実験に限ってえられたものである。したがって本論文によりRE形成モデルの適用可能性についての完全な保証がえられたとはいいがたいが、今後においても、本論文で提案する仮説検定の方法論に基づいた室内での管理実験と屋外道路の観測データ分析を重ねることにより、RE形成モデルの適用可能性の改善に寄与していけると考える。

各論の最後(III)においては、(II)の成果をふまえ、情報と料金の役割をあわせもつ価格情報による複合的な経路誘導効果分析へのRE形成モデルの応用を試みる。ここでは、従来のモデルでは考察できなかったドライバーの期待形成を明示的に考慮して不完備情報下での設計問題を想定し、状況に応じて変動する高速道路料金の情報的役割について考察するための方法論を提案する。そこでの、RE形成モデルを用いた最適化問題の解法のより一層の効率化、この他の経路誘導方策への応用方法についての多くの課題が残されているが、さらにモデル応用の方法論を蓄積していくことによりRE形成モデルの応用可能性を明らかにすることができると考える。



### 参考文献

- 1) French, R.L. : Intelligent vehicle highway system in action, *ITE Journal*, Vol.60, No.11, 1990 ; 渡辺訳 : IVHS の動向 (上) (下), 高速道路と自動車, 第 34, 8-9 号, 1991.
- 2) Catling, I. : *Advanced technology for road transport; IVHS and ATT*, Artech house, 1994.
- 3) 土木計画学研究委員会編 : 交通情報システムをとりまく諸問題, 土木計画学第 7 回ワンデーセミナー資料, 1995.
- 4) Tsunoda, T. and E., Kuroda : Field test for traffic information provision system, *Proceeding of the 3rd World Congress on ITS*, 1996.
- 5) Ministry of Transport : The Smeed committee report; Road pricing: The economic and technical possibility, HMSO, London, 1964.
- 6) 矢野代二郎, 他 : ノルウェーの有料道路制と料金自動収受システムについて, 交通工学, Vol.26, No.4, pp.29-35, 1991.
- 7) Gambard, J-M. and P., Fournier : Issues in road pricing; EUROTOLL: European project for Toll effects and pricing strategies, *Proceeding of the 3rd World Congress on ITS*, 1996.
- 8) 加藤晃 : 交通量配分理論の系譜と展望, 土木学会論文集, 第 389, /IV-8, pp. 15-27,1988.
- 9) Sheffi, Y.:Urban Transportation Networks, Prentice-Hall, Inc.,1985.
- 10) Daganzo, C. F. and Sheffi, Y.:On stochastic models of traffic assignment, *Trans. Sci.*, Vol. 11(4),pp.253-274, 1977.
- 11) Fisk, C.:Some developments in equilibrium traffic assignment, *Trans. Research*, Vol. 14, B(3),pp.243-255,1980.
- 12) 小林潔司 : 不完備情報下における交通均衡に関する研究, 土木計画学研究・論文集, No. 8, pp. 81-88,1990.
- 13) 宮城俊彦 : ベイズ学習過程と確率的利用者均衡モデル, 土木計画学研究・論文集, No.8, pp. 73-80,1990.
- 14) 森津秀夫, 大原竜也, 他 : 経路誘導による交通ネットワークフローの変化に関する分析, 土木計画学研究・論文集, No.9, pp. 37-44,1991.
- 15) 飯田恭敬, 内田敬 : リスク対応行動を考慮した道路網経路配分, 土木学会論文集, No.464/IV-19, pp. 63-72,1993.
- 16) 松井寛 : 交通需要の動学的分析の諸相と今後の展望, 土木学会論文集, No.470/IV-20, pp. 47-56,1993.
- 17) Horowitz, J.L. : The stability of stochastic equilibrium in a two-link transportation network, *Trans. Research*, Vol.18, B(1),pp.13-28,1984.
- 18) Mahmassani, H.S., Chang, G.L. : Experiments with departure time choice dynamics of urban commuters, *Trans. Research*, Vol.20, B(4),pp.297-320, 1986.
- 19) Chang, G.L., Mahmassani, H.S. : Travel time prediction and departure time

- adjustment behavior dynamics in a congested traffic system, *Trans. Research*, Vol.22, B(3),pp.271-282, 1988.
- 20) Mahmassani, H.S., Jayakrishnan, R. : System performance and user response under real-time information in a congestion traffic corridor, *Trans. Research*, Vol.25, A(5),pp.293-307, 1991.
- 21) 飯田恭敬, 内田敬, 宇野伸宏 : 交通情報の効果を考慮した経路選択行動の動的分析, 土木学会論文集, No.470/IV-20, 1993.
- 22) 小林潔司, 井川修 : 交通情報によるドライバーの経路誘導効果に関する研究, 土木学会論文集, No. 470/IV-20, pp. 185-194, 1993.
- 23) 小林潔司, 文世一, 多々納裕一 : 交通情報による経路誘導システムの経済便益評価に関する研究, 土木学会論文集, No.506/IV-26, pp.77-86, 1995.
- 24) Walters, A.A. : The theory and measurement of private and social cost of highway congestion, *Econometrica*, Vol.29, No.4, pp.676-699, 1961.
- 25) 山内弘隆, 竹内健造 : 混雑税理論の展望 - 経済学の視点, 土木学会論文集, No.449 / IV-17, pp.17-26, 1992.
- 26) 杉山武彦 : ロードプライシングの現状展望 - 概念の変化と今後の課題 -, 高速道路と自動車, 第34, 11号, pp.7-10, 1991.
- 27) Varian, H.R. : *Microeconomic Analysis 3rd edition*, Norton, 1992 ; 佐藤隆三, 三野和雄訳 : ミクロ経済分析 (2nd edition), 劉草書房, 1985.
- 28) 奥野正寛, 鈴木興太郎 : ミクロ経済分析 II, 岩波書店, 1988.
- 29) 新田保次, 松村暢彦, 森康男 : パッケージアプローチによるロードプライシングの賛否意識の変化特性と効果分析, 土木学会論文集, No.536 / IV-31, pp.23-35, 1996.
- 30) 文世一 : 混雑料金と交通量配分, 土木計画学研究・論文集, No,11, pp.113-120, 1993.
- 31) 文世一, 小林潔司, 安野貴人 : 価格情報による経路誘導に関する理論的研究, 土木学会論文集, No.562 / IV-35, pp.57-67, 1997.
- 32) Kobayashi, K. : Information, rational expectations, and network equilibria - An analytical perspective for route guidance systems, *The Annals of Regional Science*, 28, pp.369-393, 1994.

## 第 2 章

### 合理的期待形成モデルの定式化

#### 2.1 緒言

序論でも述べたように、近年、経路誘導方策の社会的要請が高まっており、技術的進展もめざましく VICS 導入のようにその一部は実現してきている。社会的に望ましい経路誘導方策を検討するためには、経路誘導問題を効果的に分析できる枠組みを開発することが重要な課題となる。本章では、このような認識のもとに、合理的期待形成モデルを定式化するとともに、モデルの適用性を検討するうえで重要な役割を果たすいくつかの前提条件と、経路誘導問題へ応用していく際に不可欠な RE(Rational Expectations) 形成シミュレーションの方法について考察することとする。

小林は、ドライバーの期待形成を考慮した交通均衡モデルとして合理的期待均衡 (Rational Expectations Equilibrium: 以下、RE 均衡と省略する) モデルを提唱した<sup>1)</sup>。RE 均衡モデルは、ドライバーが経路選択を繰り返した結果として最終的に形成する合理的期待 (RE) を均衡解として明確に定義できるという利点を持っている。しかし、RE 均衡モデルでは、RE が複雑な不動点問題として定式化され、必ずしも操作性に優れているとは言えないという問題点を持っている。また、ドライバーがどのように RE を形成したかについて何も説明していないという問題点も有していた。このような観点から、小林、藤高は、個々のドライバーが日々の経路選択を通じてどのように主観的期待を修正するかを RE 形成モデルとして表現し、学習行動の蓄積によりドライバーの主観的期待が長期的に RE に収束していくことを示した。このような RE 形成過程のモデル化は、上述したような RE 均衡モデルの問題点を補完するものであり、これにより種々の交通情報の下で長期的に形成される RE をシミュレートすることが可能になった<sup>2)</sup>。

RE 形成モデルの利点は、日々の経路選択と長期的にわたる期待形成を一つの枠組みの下で統一的に表現できるところにある。また、RE 形成モデルは以下に述べるような望ましい性質を有している。すなわち、各個人の走行経験は多様に異なると考えられるが、彼らの最初に有する期待によっては長期的な均衡解がえられないかもしれない。このような期待の収束性について、小林・藤高は、ドライバーがどのような初期期待を有していても、走行時間関数がある種の連続性条件を満足すれば、ドライバーが合理的な学習を繰り返すことにより、最終的には RE を形成

しうることを理論的に明らかにしている。さらに、ドライバーがベイズ学習を行うことにより、走行時間分布の平均と分散に関する主観的期待が、それぞれドライバーが経験する標本平均、標本分散に収束していくことを示している。のちに、2.3において代替的な期待形成モデルについて解説するが、これまで提案されてきた学習モデルの多くは、必ずしも明確な行動仮説に基づかない場合が少なくなかったと考える。これに対して、RE形成モデルは、ベイズ推論に基づいて期待の更新プロセスを定式化し、あわせてその漸近的な性質を明らかにしている点で、明確な行動仮説に基づいた学習モデルであると評価できよう。小林、藤高は走行時間分布の2次のモーメントまでを考慮したようなRE形成モデルを提案している。

以上のように、RE形成モデルは、経路選択と期待形成を統一的に扱える点と、主観的期待の更新プロセスを反映する調整係数の性質を明らかにしている点において優れており、経路誘導問題への応用にあたっては、ドライバーの学習過程のモデル化において豊かな表現能力を発揮できると期待できる。しかし、実際の応用にあたっては、依然として検討すべき課題が残っていると考える。まず、実際のドライバーの期待形成メカニズムや実際の道路ネットワークにおける交通量の変動過程の性質が必ずしもRE形成モデルの前提と一致しない可能性を否定できない。モデルの前提が現実と近似的にしる合致していれば、実際の経路誘導方策の検討にRE形成モデルを適用しうると判断できよう。逆に、モデルの前提が現実とかけ離れている場合、RE形成モデルの現実問題への適用に関してはなお留保すべき点が多々あると判断せざるを得ない。このように、現実のデータに基づいてRE形成モデルが前提とする条件が成立するか否かを検討することは、RE形成モデルが適用可能となる範囲を明確にし、さらに適用可能性の向上を図るうえで重要な課題となると考える。

RE形成モデルを実際問題へ適用する場合、1)モデルがどの程度、実際の交通現象を再現する能力を有しているか、2)モデルを現実の計画問題へ適用する場合、どの程度の操作性を有しているか、が重要な検討課題になる。このうち、前者は、先ほど述べたように「モデルの前提条件が現実の現象をどの程度正確に反映しているかどうか」という問題である。後者に関しては、「実際の計画問題を分析する際に、所与の目的を遂行しうるような分析が可能であるかどうか」、「モデルに分析のために必要な表現能力があるかどうか」、さらには「計算効率が良いかどうか」が検討されなければならない。たとえ、モデルの現象再現力が良好であっても、その操作性に問題があれば、そのモデルは「適用可能性が乏しい」と判断せざるをえないだろう。すでに、RE形成モデルのシミュレーション方法に関しては、そのプロトタイプ<sup>3)</sup>が示されており、RE形成シミュレーションにより経路誘導効果を分析した応用事例がいくつかある。たとえば、小林らは、RE形成モデルを基礎として交通情報をもたらす経済便益の計測モデルを提案しており、そのシミュレーションを通じて交通情報によりドライバーの厚生が改善しない場合があることを見出している<sup>4)</sup>。各個人のミクロ行動を反映したデータは観測するには膨大な費用が必要である。ドライバーの主観的期待の形成プロセスを多時点にわたり、実際の道路で観測することは現実的に不可能といってよい。このようにドライバーの行動を追跡することは多大な費用と困難さを伴うため、シミュレーションを通じたモデル分析が有力な分析方法と考えられる。特に、シミュレーションモデルが想定しているドライバーの行動仮説や道路の走行条件が良好な再現力を有して

いる場合、数値シミュレーションを通じてえられる計算結果の意味や解釈も現実性が増すであろう。このような視点から、RE 形成モデルの再現力が良いならば、それを組み込んだ応用シミュレーションモデルの開発が重要になると考えられる。すでに用いられている RE 形成シミュレーションのプロトタイプは、情報の非中立性命題の検討や経路誘導システムの便益評価など限られた問題設定において応用されたものであり、このほかの多様な経路誘導問題に適用していく際には、何らかのモデルの改良や工夫が必要となる。6 章では、混雑料金を考慮したような経路誘導問題を効果的に分析するための方法論を提案するが、そこでは RE 形成シミュレーションを内蔵したような計画モデルを開発する。それに、先だって、2.5 では、本章のそれまでの各節の考察に基づいて、操作性の高い RE 形成シミュレーションの方法を提案するとともに、基本的な計算方法について考察することとする。

以上の問題意識のもとに、本章では、交通管理者による経路誘導システムから提示される経路情報における短期的／長期的効果を統一的に分析できるような RE 形成モデルを導出する。あわせて、RE 形成モデルの前提条件の骨格を成しているドライバーの期待形成行動や交通量の変動過程に関するいくつかの条件を提示するとともに、RE 形成モデルの適用可能性を検討するうえで重要となる課題について考察する。そして、RE 形成モデルを経路誘導問題へ応用する際に不可欠となる RE 形成シミュレーションの方法について考察する。以下、2.2 では、従来の研究概要を整理し、RE 均衡モデルと RE 形成モデルの特徴を明確にする。2.3 では、RE 形成モデルの背後にある考え方とモデルを構成する基本的な概念とについて述べる。2.4 では、経路選択行動をモデル化したうえで、ベイズ推論を用いて平均走行時間に関する RE 形成モデルを導出する。あわせて、主観的期待の更新過程のモデル化とそこにおける主観的期待の漸近的性質について述べる。2.5 では、モンテカルロ法を用いた RE 形成シミュレーションの方法について記述する。2.6 では、RE 形成シミュレーションを用いて情報提供システムの誘導効果を分析した事例を紹介することとする。

## 2.2 従来の研究概要

道路ネットワークにおける交通配分を決定するための均衡概念として、まず、Wardrop の交通均衡条件が提唱された<sup>5)</sup>。そこで提案された等時間配分や総走行時間最小化という均衡条件は一つの交通配分原則を与えているが、走行時間の変動という不確実性やそれに伴って生ずるドライバーの危険回避選好については捨象されている。その後、数理計画法の発展に伴い、Wardrop 均衡問題は制約条件付き凸計画問題として定式化されることが明らかにされ<sup>6)7)</sup>、その最適化条件の性質や数値解法の効率性について研究が蓄積された。さらに、近年では、需要・パフォーマンス均衡モデル、動的均衡モデルに代表されるように交通量配分モデルの分析枠組が拡張され、変分不等式や相補性理論の導入などの交通配分理論の精緻化が進展しつつある<sup>8)</sup>。たとえば、加藤・宮城は、交通均衡モデルを不動点問題として見直し、均衡解の計算手法を提案している<sup>9)</sup>。そして、松井は、多時点にわたり等時間配分条件の適用を試みている<sup>10)</sup>。これらの確定論的な交通量配分理論は、すべてドライバーが選択すべき経路走行条件に関する完全情報を有するという

仮定に立脚している。

一方、ドライバーが認知する経路情報に不完全性が存在する場合を対象とした交通量配分理論に関する研究も発展した<sup>11)12)13)</sup>。1.2でも述べたように、不完全情報下での交通均衡モデルのなかで代表的なものとして確率均衡配分 (Stochastic User Equilibrium; 以下 SUE と略す) が挙げられる。SUE モデルの特徴は、ドライバーが認知する各経路に対する効用が確率的に変動することを前提にしている点である。しかし、SUE モデルは、ドライバーの事前の予測を考慮していないという問題点を有している。このほかにも、経路情報の不確実性に着目した経路選択行動モデルの研究が進展してきた<sup>14)15)</sup>。これらの研究は、道路網の信頼性や経路誘導方策を検討するための基礎的研究となろう。しかし、これら既存の研究は、ドライバーの期待形成に関して十分な考察を行っていない。そして、SUE の枠組のなかでドライバーの学習行動を取り扱った研究があるものの、期待形成と選択行動の関連が明確でない<sup>16)</sup>。このように、より現実的な情報構造を想定した不完備情報下での交通均衡理論はほとんど発展していなかった。そのなかで、小林は、不完備情報下でのドライバーの期待形成行動を明示的に考慮した交通均衡モデル—合理的期待均衡モデル (Rational Expectations Equilibrium; 以下、RE 均衡モデルと略す)—を提案している<sup>1)</sup>。RE 均衡モデルは、不完備情報下でのドライバーの事前の予測を明示的に考慮した交通均衡モデルである。このモデルは、経路誘導情報に対するドライバーの反応行動を、i) 彼の走行条件に対する事前予測の更新と ii) 経路選択行動を反映する期待効用理論の双方が一つの枠組みの下で統一的に分析できるという利点を有している。

一方、学習行動の調整プロセスのシミュレーションモデルについても研究の蓄積がある。交通行動を調整するルールを表現した行動モデルと、道路ネットワーク上での旅行時間予測を行う交通流モデルの研究がある<sup>17)</sup>。このなかで、学習調整ルールの先駆的研究として、Horowitz<sup>18)</sup> は 1 OD 2 経路という単純なネットワークを対象とし、走行費用に基づいた学習調整ルールをモデル化した。Mahmassani らは出発時刻決定問題に対し到達時刻の予測報告値と実現値の乖離によって次の日の出発時刻を調整するルールを用いたシミュレーションモデルを提案した<sup>19)</sup>。Chang らは実際の通勤者データから、走行時間の予測に直前の経験値が影響することを明らかにした<sup>20)</sup>。道路交通情報の効果分析への応用として、Mahmassani らは交通情報提供によりドライバーの経路選択の変化と旅行時間の減少についてシミュレーション分析した<sup>21)</sup>。飯田らは、屋外パネル調査と室内管理実験をあわせて経路選択行動を分析し、情報提供下でのドライバーの反応特性の不安定性について明らかにした<sup>22)23)</sup>。駐車場選択行動に関する情報提供の効果に関する研究も行われている。たとえば、朝倉らは、駐車場情報の有無や種類がドライバーの行動や待ち時間に及ぼす影響を評価できるシミュレーションモデルを開発している<sup>24)</sup>。室町らは、待ち時間情報提供を前提とした駐車場選択行動モデルを提案し、その需要配分シミュレーションを通じて情報精度の影響や選択肢集合の拡大について考察している<sup>25)</sup>。

小林が提案した期待形成を考慮した RE 均衡モデル<sup>1)</sup>は、長期的学習の結果としてドライバーが到達するであろう主観的期待を均衡解として明確に定義している。しかし、RE 均衡モデルは学習の結果ドライバーがすでに RE を形成していることを想定しており、その時々々の経路選択で提示される経路情報に基づいた学習行動のメカニズムを表現できないという問題点を有してい

る。すなわち、モデルの均衡解によりドライバーが到達するであろう RE を直接求めることは可能であるが、ドライバーが走行経験や交通情報の蓄積を通じてどのように予測の更新を繰り返していくかという学習調整プロセスを分析できなかった。小林・藤高は、この RE 均衡モデルの問題点を克服し、情報提供システムの誘導効果の分析枠組としてより完全なものをめざして、ドライバーの学習調整行動を経路走行条件に関する主観的期待の更新過程として表現するような RE 形成モデルを開発した<sup>2)</sup>。さらに、走行時間関数がある種の連続性を満足していれば、ドライバーがどのような初期期待を有していても、合理的学習行動を繰り返すことにより最終的には RE を形成することが示された。こうして、ドライバーの学習過程 (主観的期待の更新) と均衡解 (RE) の間の関連が論理的に明らかとなり、経路情報の短期効果と長期効果を統一的に分析できる枠組が構築されるに至っている。小林・井川は、RE 形成モデルのプロトタイプを開発し、それを用いて情報提供システムの設計問題を分析するとともに情報の中立性命題について検討している<sup>3)</sup>。また、プロトタイプに基づいて交通情報の信頼性の変化とドライバーの反応行動の間の相互関係を考慮した情報提供システムの経済便益評価モデルを提案しており、情報提供が必ずしもドライバーの厚生状態を改善しない場合がありうることを指摘している<sup>4)</sup>。ここでは、RE 均衡モデルのより精緻な議論は文献<sup>1)</sup>に譲ることとし、以下 2.3 では、RE 形成モデルを構成している基本的概念について解説する。さらに、2.4 では、RE 形成モデルの経路誘導方策への応用にむけて重要となる主観的期待の平均に関するベイズ推定モデルを導出することとする。

## 2.3 ドライバーの期待形成

### 2.3.1 期待形成のモデル化の意味

不確実性下で意思決定する交通主体 (交通管理者, ドライバー) は、実現するであろう交通条件に関して何らかの予測を行なう。予測は経験情報に基づいた学習や直観に基づいて行なわれる。経路選択に直面しているドライバーを考えよう。彼は、過去の経験情報を持っているものの、これから生起するであろう各経路の交通条件について確定的なことは何も言えない。彼は、何らかの先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なうが、このような予測の結果を「期待」と呼ぶ。交通行動における期待形成の役割を議論するために、簡単なランダム期待効用モデルを用いた経路選択の問題をとりあげる。ある経路に対するランダム期待効用をモデル化する。

$$EU_t = a + bT_t^s + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

ここに、パラメータ  $a, b$  はドライバーに固有な効用構造を表現している。 $T_t^s$  は時点  $t$  においてドライバーが認知する経路走行時間の主観的な期待である。添字  $s$  は主観的期待であることを意味している。 $\varepsilon_t$  は観測誤差である。ドライバーが不確定情報の下で経路選択を行なう場合、変数値  $T_t^s$  の値を事前に確定的に知ることは不可能である。したがって、不確定情報下で経路選択を行なうドライバーの行動を表現する場合、各ドライバーが説明変数の値 (その分布) 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。そこで、 $t$  期の期首において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期待  $T_t^s$  を当該ドライバーの  $t$  期の経験情報（過去の走行における実績値） $(\tilde{T}_{t-1}, \tilde{T}_{t-2}, \dots)$  および過去の主観的期待  $(T_{t-1}^s, T_{t-2}^s, \dots)$  の関数として表現しよう。

$$T_t^s = \Phi(\tilde{T}_{t-1}, \tilde{T}_{t-2}, \dots; T_{t-1}^s, T_{t-2}^s, \dots) \quad (2.2)$$

この式は、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  $t$  期の経路走行時間の平均値に関する主観的期待を形成するメカニズムを表わしており、「期待形成メカニズム」と呼ぶこととする。

### 2.3.2 期待形成仮説

ドライバーが経路走行時間をどのように予測するかに関して、種々の行動仮説を考えることができる。代表的な行動仮説として、1) 静的期待仮説、2) 外挿的期待仮説、3) 適応的期待仮説、4) 合理的期待（以下、略してREと呼ぶ）仮説が考えられる。静的期待仮説とはドライバーが走行条件に関して固定的な期待を形成すると考える立場である。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、ドライバー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。

外挿的期待仮説によれば、 $t$  期の予測値  $T_t^s$  は、前期における走行時間の実績値だけでなく、その変動の程度にも依存すると考える。したがって  $\tilde{T}_{t-1}$  が  $t-1$  期の走行時間の実績値、 $\tilde{T}_{t-2}$  が  $t-2$  期の走行時間の実績値を表わすとすると、 $t$  期の外挿的期待は次式で定義される<sup>26)</sup>。

$$T_t^s = \tilde{T}_{t-1} + \eta(\tilde{T}_{t-1} - \tilde{T}_{t-2}) \quad (2.3)$$

ここで  $\eta$  は期待係数と呼ばれる。各期の外挿的期待は前期の水準に前期と前々期の間の走行時間の変化の一定割合を加えたものに等しいと考える。 $\eta$  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。外挿的期待の動きは  $\eta$  によって支配される。 $\eta$  は本来モデルの基礎となる経済構造に依存して選択されるものであるが、外挿的期待仮説はこのような選択行動を何も表現していないという問題点がある。

外挿的期待の欠陥を改善するために、前期の期待の誤差に応じて期待を修正していくと考える適応的期待仮説が提唱された<sup>27)</sup>。適応的期待仮説は

$$T_t^s = T_{t-1}^s + \zeta(\tilde{T}_{t-1} - T_{t-1}^s) \quad (2.4)$$

と表わされる。 $\zeta$  は適応係数と呼ばれ、期待が過去の誤差に対して調整される速度を表わす。式(2.4)を変形すれば  $T_t^s = \zeta\tilde{T}_{t-1} + (1-\zeta)T_{t-1}^s$  を得る。 $T_{t-1}^s$  は  $t-2$  期に形成された  $t-1$  期の価格水準の期待であり  $T_{t-1}^s = \zeta\tilde{T}_{t-2} + (1-\zeta)T_{t-2}^s$  と表現できる。そこで、式(2.4)を逐次展開すれば

$$T_{t-1}^s = \zeta \sum_{k=1}^{\infty} (1-\zeta)^{k-1} \tilde{T}_{t-k} \quad (2.5)$$



となる。外挿的期待が2期前までの実績値のみに依存しているのに対して適応的期待は過去の全系列に依存している。適応的期待仮説は多くのラグを持った値に対してそのウェイトが幾何分布に基づいて付加された形になっている。分布ラグの形式は多くの方式が可能であり、幾何級数的に減少するラグはその一つの特殊形に過ぎない。幾何級数的なラグの長所はその推計が容易な点にある。しかし、モデル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。また、適応的期待は利用可能な情報を最適に利用していないことが証明されている<sup>29)</sup>。

### 2.3.3 合理的期待仮説

Muth らは「合理的主体の長期的な学習行動の結果、彼の主観的な期待は客観的な実現値に一致する」というR E仮説を提唱した<sup>28)</sup>。その後、経済学の分野を中心として研究が蓄積され不確実性下の合理的な仮説として定着しつつある<sup>29)-33)</sup>。また、学習行動を通じてR Eを形成するメカニズムについても研究が進展した<sup>34)</sup>。ドライバーが学習行動により主観的期待を逐次更新していくとしよう。このような学習過程の結果、主観的期待はある値に収束していくと考える。R E仮説によれば、ドライバーの主観的期待は学習行動を通じて実際に実現する走行時間の確率分布に一致する。ドライバーがR Eを形成すれば、もはや彼は自分の主観的期待を修正しようというインセンティブを持たない。ドライバーの選択経験が未熟な場合には彼はR Eを形成しえない。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、ドライバーが経験情報を蓄積しR Eを形成すれば、実際に実現する走行時間の確率分布を通じて彼の主観的期待を計測できるようになる。このようにR E仮説は、本来極めて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ための有効な方法を与えるという点で極めて実際的な利点を持つ<sup>12)</sup>。

小林・藤高はドライバーが走行時間に関する期待をベイズ学習により逐次修正するような経路選択モデルを提案した<sup>2)</sup>。走行時間の期待値と分散を同時に修正するような学習モデルが提案されているが、そのうち期待値の学習モデルは次式のような<sup>1)</sup>。

$$T_{t+1}^s = T_t^s + \frac{1}{\nu_0 + n^t} \cdot (\tilde{T}_t - T_t^s) \quad (2.6)$$

$\nu_0$  : 初期期待に関わるパラメータ、 $n^t$  : 経路走行回数である。 $t+1$ 期の主観的期待は、 $t$ 期における期待値  $T_t^s$  (第1項) と  $t$ 期における主観的期待 (第2項) の誤差を用いて更新される。重み係数  $1/(\nu_0 + n^t)$  は定数ではなく、 $n^t$  が大きくなるにつれて0に近づき、主観的期待  $T_t^s$  の補正量は次第に減少する。式(2.29)で  $t$  が十分に大きくなれば  $T_t^s \simeq \bar{\tau}_t$  と近似できる。 $\bar{\tau}_t$  は走行時間の実績値の標本平均である。ドライバーが経路選択を十分多く繰り返せば、彼の平均時間に関する主観的期待は客観的に実現する標本平均に漸近する<sup>2)</sup>。ドライバーはどのような初期期待を有していても、学習行動を通じて最終的にR Eを形成する。ドライバーがR E  $T^*$  を形成すれば、

$$T^* = E_\infty[T_t] = \lim_{N \rightarrow \infty} N^{-1} \sum_{t=1}^N \tilde{T}_t \quad (2.7)$$

<sup>1)</sup>モデルの導出については2.4.3を参照していただきたい

<sup>2)</sup>主観的期待の漸近的性質についての証明は2.4.3を参照していただきたい

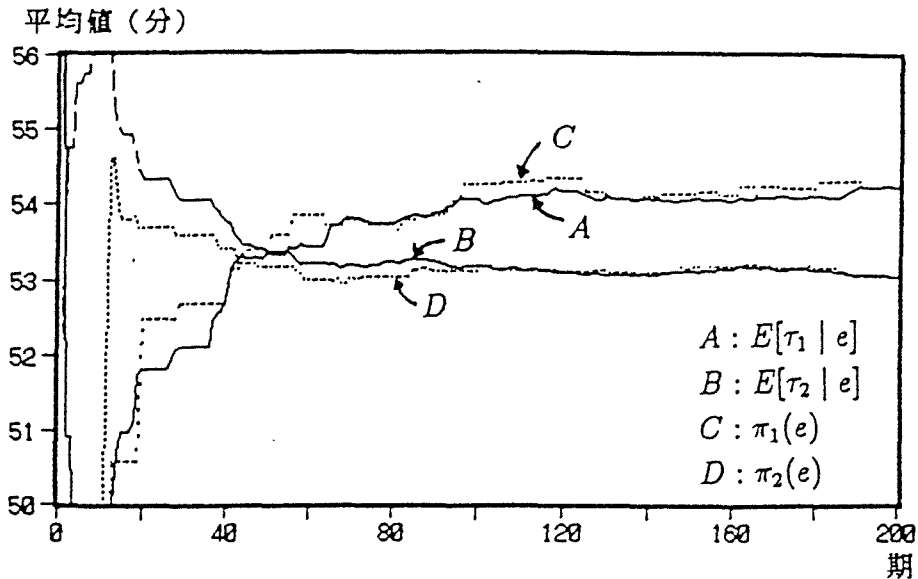


図 2.1: RE 形成シミュレーションの例

が成立する。ここで、シミュレーション結果を紹介しよう。このシミュレーションでは、ある固定数のドライバーが2つの代替的な経路の間で選択を繰り返す。各経路の走行時間は局所的な交通量により日々変動する。ドライバーの経路選択の結果は経路の走行時間に反映する。その結果はドライバーの期待に影響を及ぼし、彼の経路選択に影響を与える。このように実際に実現する走行時間の確率分布とドライバーの期待の双方が時間とともに変化していく。図-2.1は2つの経路において各期までに実現した走行時間の平均値 (A, B) とドライバーの主観的期待 (C, D) が次第に1つの定常的な状態 (RE 均衡) に収束する状態を示している。このシミュレーションの場合、200期までに主観的期待と客観的な走行時間の平均値がほぼ一致し、RE 均衡に到達していると考えられる。のちに、3章では、実際にドライバーがREを形成するかどうかを、室内実験という限られた経験ではあるがその実験データに基づいて検討するための方法論を提案することとする。

RE 形成モデルを具体的な経路誘導問題に適用していく場合、走行時間分布の分散に関して合理的期待を形成するという条件はドライバーの学習行動に対して過度の合理性を課す危険性がある。RE 形成モデルの実用化にむけては平均に関して合理的期待を形成するという前提で十分であると考えられる。2章では、平均のベイズ推定モデルの導出にとどめ、分散の推定については文献<sup>1)</sup>に譲っている。また、室内実験において、有限回の経路選択の反復によりドライバーの主観的期待と走行時間分布の分散が一致する状態を再現することは非常に困難である。長時間の経路選択の反復は被験者の疲労を伴うため、彼らの報告値の信頼性を低下させる可能性が高い。3章・4章では、室内実験により走行時間分布の平均のみに関してRE仮説を検定する方法論の提案にとどめている。さらに、料金設計問題への応用においてドライバーの期待形成を表現する場合に走行時間の分散が一致することを考慮することは現実のドライバーに過度

の合理性を要求してしまう危険性が高い。5章では、平均に関するRE形成モデルに基づいて高速道路料金の設計問題を検討することとする。本研究では、論文全体を通じてドライバーの主観的期待が走行時間分布の平均値に一致することを想定することとする。

#### 2.3.4 期待形成と情報の中立性

最近、路車間情報システムや駐車場案内システムのように、ドライバーに何らかの情報を事前に与えることにより、間接的にドライバーの行動を誘導する試みがなされるようになった。このような交通情報が提供される場合には、交通情報も期待形成メカニズム(2.2)の中に変数として含まれる。交通情報の提供は、ドライバーの期待に影響を与え、結果的にドライバーの選択行動に影響を及ぼす。しかし、ドライバーの長期学習行動を考慮にいたした場合、情報提供がどこまで効果を発揮するかに関しては慎重な検討が必要となる。簡単な例をとりあげよう。ある時点で、公共主体がすべての(一部の)ドライバーに、ある経路を推奨するようなメッセージを与えたとしよう。仮に、すべてのドライバーが指定された経路を利用した結果、指定された経路に混雑が生じたとしよう。早かれ遅かれ、指定されなかった経路の方がむしろ早く目的地に到達できることを知るドライバーも現われる。このような学習行動が反復され、ドライバーが実際に実現する走行条件分布を学習したとしよう。この時、公共情報を提供しても、ドライバーの経路選択をやはり誘導できないという状況が生じる可能性を否定できない。

経済学の分野では、RE均衡が成立する場合、市場に参加する主体が獲得した情報はすべて現時点での市場価格に反映され、結果的に主体が獲得した情報が「情報」としての役割を果たさなくなるという情報の中立性命題が成立する<sup>32)33)</sup>。交通情報がドライバーの経路誘導効果を発揮するためには、このような交通情報の中立性が成立しないことが前提となる。交通情報の中立性とは、交通情報の個々のメッセージが何ら追加的な情報をもたらさない状態として定義できる。いま、情報システムが提供するメッセージの集合を $\eta$ としよう。メッセージ $e$ のもとで最終的に実現するREを $T^*(e)$ と表わす。この時、異なるメッセージ $e, e' \in \eta (e \neq e')$ に対して近似的にせよ $T^*(e) \simeq T^*(e')$ が成立する時、交通情報が中立であるという。このように、メッセージのそれぞれに対して実現するREに差異が生じなければ、交通情報はもはや「情報」として機能していない。この場合、情報提供によりドライバーの経路選択を誘導しようとする試み自体が長期的には意味をなさなくなる。一方、交通情報の中立性が成立しない場合、情報提供は長期間にわたって実質的な効果をあげうる。

市場価格が需要と供給の関係で求まるように、走行時間は経路に対する需要と供給条件の相互作用により求まる。一般の市場財の場合、財の現在価格は市場で事前に観察でき、市場価格が将来価格に関する情報を他の主体に伝達する役割を果たす。交通市場の場合、ドライバーが経路の走行時間を事前に知りえず、市場価格のような役割を果たす情報が存在しない。このような視点から、小林等は、先に示したベイズ学習モデルを用いたシミュレーションを通じて、交通市場では「情報の非中立性命題」が成立し、交通情報システムは長期間にわたって効果を持ち得るこ

とを示した<sup>3)</sup>。のちに、4章では、ドライバーがREを形成した場合においても交通情報が情報の役割を果たすかどうかを室内実験でえられたデータに基づいて検討するための方法論を提案することとする。

なお、交通情報の「非中立性」が成立することは、交通情報が経路誘導効果を「発揮する」ことに相当する。逆に、交通情報の中立性が成立することは、ドライバーの合理的期待が情報に対して変化しないことに該当する。以下、混乱を避けるため、交通情報が長期にわたり経路誘導効果を有するという主張を、「交通情報の非中立性命題」として表現することとする。

### 2.3.5 交通量の変動過程の定常性

走行条件に対する長期的な学習行動を考える時、道路で生起する交通量の日変動がより重要となる。定常性に関してはいくつか定義がある。交通行動のモデル化において強定常性の定義は厳しすぎると考えられるので、以下では、平均と共分散が時間の変化に依存しないという共分散定常性(弱定常性)を考えることとする。議論を具体化するため、近似的に線形の走行時間関数を有する経路を想定しよう。この時、交通量が定常的に変動するならば、走行時間も定常的に変化するであろう。RE形成モデルは、交通量が定常的に変動する道路を想定している。交通量が定常過程に従う場合には、ドライバーはREを形成することが保証されている<sup>2)</sup>。また、定常な交通量変動を想定したシミュレーションにおいては、交通情報の非中立性命題も成立しうることが示されている<sup>3)</sup>。

一方、交通量が非定常に変動すれば、経路走行時間も非定常に変化するであろう。非定常な変動要因として、たとえば、1) 月・曜日など一定の周期的な変動、2) 一定比率で上昇するトレンド、3) 祝祭日や長期休暇の規則的ピーク、4) 一時的な交通規制、5) 不定期的な道路工事、6) 事故による一時的ショック、7) 災害の事後的影響による永続的ショックがあげられる。要因1)-3)は走行時間が規則的に変化するので、ドライバーは長期学習を通じてカレンダーや交通センターの予測情報などを先験情報として用いて、条件付きに期待形成形成を行うと考えられる。RE形成モデルはバイズ推定モデルである。規則的な変動であればそれを先験情報に考慮して条件付きの主観的期待を形成できる。ほかの要因4)-7)は交通管理者にとって交通量や走行時間の予測が非常に困難な状況である。このような不規則な要因を有する非定常交通量においては、ドライバーがREを形成する保証はえられていない。信頼性の高い交通情報を提供することが困難であれば、非定常な交通量の変動過程下での情報は情報の役割を果たさない可能性が高いであろう。不規則な要因を有する非定常な交通量の変動過程のもとでのドライバーの学習行動を検討するためには、異なる期待形成仮説を前提としたモデルの開発が必要となろう<sup>35)</sup>。

したがって、ドライバーが走行する道路における交通量が定常的に変動するという想定は、RE形成モデルの適用範囲を検討するための重要な仮定であることが理解できる。のちに、5章では、実際の道路交通量が定常的に変動しているかどうかを観測データに基づいて検討するための方法論を提案することとする。

## 2.4 ベイズ学習過程モデル

### 2.4.1 経路選択行動モデルの定式化

ドライバーの期待形成問題を考える場合、彼の走行時間の変動リスクに対する態度を明示的に記述する必要がある。ドライバーが危険中立的（走行時間の不確実性を考慮しない）ならば、経路走行時間の値に関する期待形成のみが問題となる。危険回避的であれば、経路走行時間の確率分布に関する期待形成をモデル化する必要がある。本研究ではドライバーの危険回避行動を考慮するために、走行時間の確率分布に対する期待形成を明示的に考慮する。

いま、ドライバー  $s$  の効用関数が絶対的危険回避度一定で、かつ経路走行時間が正規分布に従うと仮定する。経路情報を  $\omega_s$  と表す。この時、経路  $a$  に対する期待効用  $V_{as}$  を、経路  $a$  の所要時間  $\tau_a$  に関する主観的期待値  $\pi_{1a}(\omega_s)$ 、主観的分散  $\pi_{2a}(\omega_s)$  を用いて表現できる<sup>12)</sup>。さらに、経路情報  $\omega_s$  を、共有情報  $\eta$  と私的情報  $\xi_s$  に区別し、 $\omega_s = \eta \cup \xi_s$  と表されて、ドライバーの私的情報が互いに独立 ( $E[\xi_{as}\xi_{a's'}] = 0$  ( $a, a' \in A, s, s' \in S$ )) であると仮定する。私的情報が独立な場合、私的情報は他人の行動に関する情報を伝達しない。私的情報はドライバーのその時々々の経路選択に影響を与える偶然的・局所的な確率的要因を表わす。このような確率変数を導入することにより、ドライバーの偶発的な経路変更を表現できるようになる。私的情報  $\xi_{as}$  は確率変数であり、経路を選択する各期の期首にその値が確定すると考える。ドライバーは私的情報により当該期における各経路の効用の期待効用水準からのかい離の程度を判定すると考える。ここでは便宜的に  $\xi_{as}$  が効用値の変動自体を表現していると考え。私的情報はドライバーの心理的要因の効果を表わしており、その時点のドライバーの経路選択行動のみに影響を及ぼすと考える。以上の仮定のもとに、ドライバーの期待効用を

$$V_{as}(\omega_s^{(t)}, \pi_s^{(t)}) = -\pi_{1a}^{(t)}(\eta) - \frac{1}{2}\zeta\pi_{2a}^{(t)}(\eta) + \xi_{as} \quad (2.8)$$

と定式化する。 $\pi_{1a}^{(t)}(\eta), \pi_{2a}^{(t)}(\eta)$  :  $\eta$  のもとで経路  $a$  の走行時間の平均値・分散に関する  $t$  期の主観的期待、 $\zeta = -U''/U'$  : ドライバーの絶対的危険回避度、 $\xi_{as}$  : 私的情報（確率変数）である。ただし、 $\pi_s^{(t)} = (\pi_{1a}^{(t)}, \pi_{2a}^{(t)})$  である。ドライバー  $s$  は、期待効用 (2.8) を最大にする経路

$$\gamma(\omega_s^{(t)}, \pi_s^{(t)}) = \arg \max_a \{V_{as}(\omega_s^{(t)}, \pi_s^{(t)})\} \quad (2.9)$$

を選択する。ドライバーは、共有情報  $\eta$  に対して平均  $\pi_{1a}^{(t)}(\eta)$ 、分散  $\pi_{2a}^{(t)}(\eta)$  を有する条件付き主観的期待を形成する。公共主体による経路情報  $\eta$  の提示がドライバーの経路誘導に及ぼす効果を検討するためには、 $\eta$  に対してドライバーがどのような条件付期待を形成するかを分析すればよい。

### 2.4.2 主観的期待のベイズ推定

ベイズ推論<sup>3)</sup>を用いて期待形成メカニズム  $\phi_s^{(t)}$  を特定化する。ベイズ推論は、1) 事前分布及び標本情報と論理的整合性を保ちうる事後分布を数学的に導出できる、2) 事後分布に基づいて

<sup>3)</sup> ベイズ推論の考え方については、たとえば、文献<sup>36)</sup>の序章、文献<sup>37)</sup>の3章を参照していただきたい。

各種の統計的推論が可能となる等の特徴を持つ。ドライバーの経路選択確率が互いに独立であれば、リンク交通量の確率分布を正規分布により近似できる<sup>12)</sup>。線形走行時間関数の場合、客観的走行時間が正規分布に従うと仮定できる。非線形走行時間関数の場合、客観的走行時間が正規分布に従う保証はないが、正規分布はテイラー展開により任意の確率分布の2次モーメントまでの近似関数としての意味を持つ。そこで、客観的走行時間分布と主観的期待の分布をいずれも1次元正規分布により表現する。ドライバー  $s$  の経路  $a$  の走行時間に関する  $t$  期の主観的期待の分布を2つの母数パラメータ<sup>4</sup> (平均値  $\pi_{1as}$  と分散  $\pi_{2as}/2$ )

$$\begin{aligned}\pi_{1as}^{(t)} &= \Phi_{1as}^{(t)}(\Xi_s^{(t)}, \pi_{as}^{(0)}) \\ \pi_{2as}^{(t)} &= \Phi_{2as}^{(t)}(\Xi_s^{(t)}, \pi_{as}^{(0)})\end{aligned}\quad (2.10)$$

により表現する。ここに、 $\Phi_{1as}^{(t)}, \Phi_{2as}^{(t)}$  は、それぞれ  $t$  期におけるドライバー  $s$  の主観的期待の分布における平均  $\pi_1^{(t)}$  と分散  $\pi_2^{(t)}/2$  を表現する母数推定モデル (parameters estimation models) である。期待形成メカニズムは、ドライバー  $s$  の過去の経験情報  $\Xi_s^{(t)}$  と初期期待  $\pi_{as}^{(0)} = (\pi_{1as}^{(0)}, \pi_{2as}^{(0)})$  を用いて主観的期待の母数を推定する母数推定モデルとして表わされる。

ドライバーにとって、客観的走行時間分布の母数 (平均と分散) は未知である。ドライバー  $s$  が  $t$  期までに経路  $a$  を  $n_a$  回利用し、経験情報集合  $\tilde{\tau}_a^{(t)} = \{\tilde{\tau}_{1a}, \tilde{\tau}_{2a}, \dots, \tilde{\tau}_{n_a}\}$  を獲得し、主観的期待  $\pi_{as}^{(t)} = (\pi_{1as}^{(t)}, \pi_{2as}^{(t)})$  を形成したと考える。ドライバーは主観的期待  $\pi^{(t)}$  のもとで期待効用を最大にする経路  $a$  を選択し、新しい経路情報  $\tilde{\tau}_{(n+1)a}$  が  $\tilde{\tau}_a^{(t)}$  に付加される。新しい  $\tilde{\tau}_a^{(t+1)}$  に基づいてドライバーは主観的期待  $\pi_{as}^{(t)}$  を更新し、 $t+1$  期の主観的期待  $\pi_{1as}^{(t+1)} = \pi_{2as}^{(t+1)}$  を形成する。以上のドライバー意志決定行動をベイズ推論を用いて記述する。以後、表記の便宜を図るため、添字  $s, a$  及び時点  $t$  を省略する。 $t$  期の主観的期待  $\pi^{(t)}$  の下で実現する客観的走行時間が、期待値  $\theta_1$ 、分散  $\theta_2/2$  の正規分布  $N(\theta_1, \theta_2/2)$  に従う<sup>5</sup>と仮定する。 $\theta_1$  と  $\theta_2$  は未知であり、 $\Theta = \{(\theta_1, \theta_2) \mid \theta_1 > 0, \theta_2 > 0\}$  と定義する。厳密にはドライバーの主観的期待が逐次更新され、客観的走行時間の確率分布は時間とともに変動するが、長期にはある定常分布に収束すると考える。いま、ドライバーが  $t$  期までに実現した経路  $a$  の走行時間  $\tau$  の標本が、確率密度関数が  $\phi(\tau \mid \theta_1, \theta_2/2)$  である正規分布からのランダム標本であると考えたと仮定しよう。以下、記述の便宜上、 $(\theta = (\theta_1, \theta_2) \in \Theta)$  と表す。 $\theta$  のもとで経験情報  $\tau$  がえられたという  $\tau$  の同時確率密度関数  $f(\tau \mid \theta)$  は、ランダム標本であることにより

$$\begin{aligned}f(\tau \mid \theta) &= f(\tau_1, \dots, \tau_n \mid \theta_1, \theta_2/2) \\ &= \prod_{i=1}^n \phi(\tau_i \mid \theta_1, \theta_2/2) \\ &= (\pi)^{-\frac{n}{2}} \theta_2^{-\frac{n}{2}} \exp \left[ -\frac{n(\theta_1 - \bar{\tau})^2 + s^2}{\theta_2} \right]\end{aligned}\quad (2.11)$$

<sup>4</sup> のちに正規分布からの random sample の尤度関数 (2.11) に関する記述の便宜上、以下では、分散を  $\pi_{2as}/2$  のように表す。通常の表記の形式 (たとえば、 $\sigma^2$ ) と異なることに注意していただきたい。

<sup>5</sup> 記号  $N(m, \sigma^2)$  は平均  $m$ 、分散  $\sigma^2$  の正規分布を表す。 $N(\theta_1, \theta_2/2)$  の表記においては「分散」が  $\theta_2/2$  であることに注意していただきたい。

と表される<sup>6</sup>。ただし、添字の付いてない $\pi$ は円周率を表す。また、 $\bar{\tau}, s^2$  は

$$\bar{\tau} = 1/n \cdot \sum_{i=1}^n \tau_i$$

$$s^2 = \sum_{i=1}^n (\tau_i - \bar{\tau})^2$$

である。正規分布  $f(\tau | \theta)$  を  $\theta$  の関数と考える。未知母数  $\theta_2$  を既知と仮定すれば、正規分布 (2.11) の未知母数  $\theta_1$  に関する自然共役事前分布<sup>7</sup>は正規分布  $N(\mu, \theta_2/2\nu)$  で表せる<sup>38</sup>。

$\theta_2$  が既知の下での  $\theta_1$  の事前分布  $\xi(\theta_1 | \theta_2)$  が自然共役事前分布  $N(\mu, \theta_2/2\nu)$  をもつことを示す。いま、 $\theta_1$  の事前分布  $p(\theta_1)$  が  $N(\mu_0, \sigma_0/2)$  に従うと仮定する。

$$p(\theta_1) = \frac{1}{\sqrt{\pi\sigma_0}} \exp\left\{-\frac{(\theta_1 - \mu_0)^2}{\sigma_0}\right\}$$

$$\propto \exp\left\{-\frac{(\theta_1 - \mu_0)^2}{\sigma_0}\right\} \quad (2.12)$$

ランダムサンプル  $\tau$  に対し尤度  $l(\theta_1 | \tau, \theta_2/2)$  は次式で表せる。

$$l(\theta_1 | \tau, \theta_2/2) = \frac{1}{(\sqrt{\pi\sigma_0})^n} \exp\left\{-\frac{s^2}{\theta_2}\right\} \exp\left\{-\frac{n(\bar{\tau} - \theta_1)^2}{\theta_2}\right\}$$

$$\propto \exp\left\{-\frac{n(\bar{\tau} - \theta_1)^2}{\theta_2}\right\} \quad (2.13)$$

「事後分布  $\propto$  尤度  $\times$  事前分布」より、式 (2.12)、式 (2.13) を用いて事後分布は次式で表せる。

$$l(\theta_1 | \tau, \theta_2/2) \cdot p(\theta_1) = \exp\left\{-\frac{n(\bar{\tau} - \theta_1)^2}{\theta_2}\right\} \cdot \exp\left\{-\frac{(\theta_1 - \mu_0)^2}{\sigma_0}\right\}$$

$$= \exp\left\{-\frac{n(\theta_1 - \bar{\tau})^2}{\theta_2} - \frac{(\theta_1 - \mu_0)^2}{\sigma_0}\right\}$$

$\exp(\cdot)$  の指数を  $\theta_1$  に関して平方完成しよう。

$$-\frac{n(\theta_1 - \bar{\tau})^2}{\theta_2} - \frac{(\theta_1 - \mu_0)^2}{\sigma_0}$$

$$= -\left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right) \theta_1^2 - 2\left(\frac{\mu_0}{\sigma_0} + \frac{n\bar{\tau}}{\theta_2}\right) \theta_1$$

$$= -\left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right) \left[ \theta_1^2 - 2\left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right)^{-1} \left(\frac{\mu_0}{\sigma_0} + \frac{n\bar{\tau}}{\theta_2}\right) \theta_1 \right]$$

<sup>6</sup>平均 $\theta_1$ 、分散 $\theta_2/2$ をもつ正規密度関数は次式で表される。 $\phi(\tau | \mu, \sigma^2)$  は平均 $\mu$ 、分散 $\sigma^2$ の正規密度関数を表す。

$$\phi(\tau_i | \theta_1, \theta_2/2) = \frac{1}{\sqrt{\pi\theta_2}} \exp\left[-\frac{(\tau_i - \theta_1)^2}{\theta_2}\right]$$

さらに、 $\sum_{i=1}^n (\tau_i - \theta_1)^2 = n(\theta_1 - \bar{\tau})^2 + s^2$  という関係式を用いて式 (2.11) を導出できる。

<sup>7</sup>ベイズ推論「事後分布  $\propto$  尤度  $\times$  事前分布」において、ある尤度に対して事前分布と事後分布が同じ分布族に属するとき、その事前分布を自然共役事前分布とよぶ。その利点は、数学的扱いが容易で尤度を乗じて事後分布を導けることと、母数の解釈が容易であることがあげられる(文献<sup>37</sup>)の3章, pp37-61)。

ここ $\xi(\theta_1|\theta_2)$ で、 $\mu_* = \left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right)^{-1} \left(\frac{\mu_0}{\sigma_0} + \frac{n\bar{\tau}}{\theta_2}\right)$ と置いて、 $\theta_1$ について平方完成する。

$$\begin{aligned} & - \left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right) (\theta_1 - \mu_*)^2 + \left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right) \mu_*^2 \\ & \propto - \left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right) (\theta_1 - \mu_*)^2 \end{aligned}$$

ただし、 $\theta_1$ に無関係な部分を取り除いた。 $\sigma_* = \left(\frac{1}{\sigma_0} + \frac{n}{\theta_2}\right)^{-1}$ とおけば、結局

$$-\frac{n(\theta_1 - \bar{\tau})^2}{\theta_2} - \frac{(\theta_1 - \mu_0)^2}{\sigma_0} \propto -\frac{(\theta_1 - \mu_*)^2}{\sigma_*}$$

となる。したがって、事後分布は次式で表せる。

$$l(\theta_1|\tau, \theta_2/2) \cdot p(\theta_1) \propto \exp\left\{-\frac{(\theta_1 - \mu_*)^2}{\sigma_*}\right\} \sim N(\mu_*, \sigma_*/2)$$

このように、 $\theta_2$ が既知の下での $\theta_1$ の事前分布 $\xi(\theta_1|\theta_2)$ が自然共役事前分布 $N(\mu, \theta_2/2\nu)$ をもつことが理解できる。

また、正規分布 $f(\tau|\theta)$ を、 $\theta_1$ に関して $R$ 上で積分すれば、正規分布(2.11)の $\theta_2$ に関する周辺事前分布は、逆カイ2乗分布 $\chi^{-2}(2\alpha, \beta)$ により表せる<sup>38)37)</sup>。

$\theta_2$ の周辺事前分布 $\xi_2(\theta_2)$ が共役事前分布 $\chi^{-2}(2\alpha, \beta)$ をもつことを示す。いま、 $\theta_2$ の事前分布 $p(\theta_2)$ が自由度 $2\nu_0$ 、母数 $\lambda_0$ の $\chi^{-2}(2\nu_0, \lambda_0)$ 分布に従うと仮定する。

$$\begin{aligned} p(\theta_2) &= \frac{1}{2^{\nu_0} \Gamma(\nu_0) \lambda_0^{\nu_0}} \theta_2^{-(\nu_0+1)} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{\theta_2}\right) \\ &\propto \theta_2^{-(1+\nu_0)} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{\theta_2}\right) \end{aligned}$$

「事後分布 $\propto$ 尤度 $\times$ 事前分布」より、事後分布は次式で表せる。

$$\begin{aligned} p(\theta_2|\tau, \theta_1) &= l(\tau|\theta_2) \cdot p(\theta_2) \\ &\propto \theta_2^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{s^2}{\theta_2}\right\} \cdot \theta_2^{-(1+\nu_0)} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{\theta_2}\right) \\ &\propto \theta_2^{-\left(\frac{n}{2}+1+\nu_0\right)} \exp\left\{-\frac{s^2 + \lambda_0}{\theta_2}\right\} \end{aligned}$$

ここで、 $2\nu_* = 2\nu_0 + n$ 、 $\lambda_* = \lambda_0 + s^2$ とおくと、結局、事後分布は次式で表せる。

$$p(\theta_2|\tau, \theta_1) \propto \theta_2^{-(\nu_*+1)} \exp\left\{-\frac{\lambda_*}{\theta_2}\right\} \sim \chi^{-2}(2\nu_*, \lambda_*)$$

このように、 $\theta_2$ の周辺事前分布 $\xi_2(\theta_2)$ が共役事前分布 $\chi^{-2}(2\alpha, \beta)$ をもつことが理解できる。したがって、 $\theta_2$ が既知の下での $\theta_1$ の条件付き事前分布 $\xi(\theta_1|\theta_2)$ の共役分布、 $\theta_2$ の周辺事前分布 $\xi_2(\theta_2)$ に関する共役事前分布はそれぞれ

$$\begin{aligned} \xi_1(\bar{\theta}_1 | \bar{\theta}_2 = \theta_2) &\sim N(\mu, \theta_2/2\nu) \\ \xi_2(\bar{\theta}_2) &\sim \chi^{-2}(2\alpha, \beta) \end{aligned} \tag{2.14}$$



と表現できる。したがって、母数ベクトル  $(\tilde{\theta}_1, \tilde{\theta}_2)$  の同時共役事前分布  $\xi(\tilde{\theta}) = \xi_1(\tilde{\theta}_1 | \tilde{\theta}_2 = \theta_2) \cdot \xi_2(\tilde{\theta}_2)$  は、正規・逆カイ 2 乗分布  $N - \chi^{-2}(\mu_0, \nu_0, \alpha_0, \beta_0)$  ( $\mu_0 > 0, \nu_0 > 0, \alpha_0 > 0, \beta_0 > 0$ )

$$\begin{aligned} \xi(\theta) &= \phi(\theta_1 | \mu_0, \theta_2/2\nu_0) \cdot \chi^{-2}(\theta_2 | 2\alpha_0, \beta_0) \\ &\propto \theta_2^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{\nu_0(\theta_1 - \mu_0)^2}{\theta_2}\right] \cdot \theta_2^{-(1+\alpha_0)} \exp\left(-\frac{\beta_0}{\theta_2}\right) \end{aligned} \quad (2.15)$$

により表現できる<sup>8</sup>。ここで、 $\mu_0, \nu_0, \alpha_0, \beta_0$  の添字ゼロは「事前」分布のパラメータであることを意味している。

一方、経験情報  $\tilde{\tau} = (\tilde{\tau}_1, \dots, \tilde{\tau}_n)$  と統計量  $\bar{\tau} = \bar{\tau} (= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tilde{\tau}_i)$ ,  $\hat{s}^2 = s^2 (= \sum_{i=1}^n (\tilde{\tau}_i - \bar{\tau})^2)$  を観測した時の事後密度は、「事後分布  $\propto$  事前分布  $\times$  尤度」より、

$$\begin{aligned} \xi(\theta | \tau) &\propto \xi(\theta) f(\tau | \theta) \\ &\propto \theta_2^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{\nu_0(\theta_1 - \mu_0)^2}{\theta_2}\right] \cdot \theta_2^{-(1+\alpha_0)} \exp\left(-\frac{\beta_0}{\theta_2}\right) \\ &\quad \cdot (\pi)^{-\frac{n}{2}} \theta_2^{-\frac{n}{2}} \exp\left[-\frac{n(\theta_1 - \bar{\tau})^2 + s^2}{\theta_2}\right] \\ &\propto \theta_2^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{\nu_0(\theta_1 - \mu_0)^2 + n(\theta_1 - \bar{\tau})^2}{\theta_2}\right] \\ &\quad \cdot \theta_2^{-(1+\alpha_0+\frac{n}{2})} \exp\left[-\frac{\beta_0 + s^2}{\theta_2}\right] \end{aligned} \quad (2.16)$$

で表わせる<sup>9</sup>。ここで、平方完成の一般形に着目する。すなわち、

$$\begin{aligned} A(x-a)^2 + B(x-b)^2 &= (A+B)(x-C)^2 + \frac{AB}{A+B}(a-b)^2, \\ C &= \frac{1}{A+B}(Aa+Bb) \end{aligned}$$

である。これを適用すれば

$$\begin{aligned} &\nu_0(\theta_1 - \mu_0)^2 + n(\theta_1 - \bar{\tau})^2 \\ &= (\nu_0 + n) \left( \theta_1 - \frac{\nu_0\mu_0 + n\bar{\tau}}{\nu_0 + n} \right)^2 + \frac{\nu_0 n}{\nu_0 + n} (\bar{\tau} - \mu_0)^2 \end{aligned} \quad (2.17)$$

が成立する。これを用いて、上式 (2.16) は

$$\begin{aligned} \xi(\theta | \tau) &= \xi(\theta | \bar{\tau}, s^2) \\ &\propto \theta_2^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{\theta_2} (\nu_0 + n) \left( \theta_1 - \frac{\nu_0\mu_0 + n\bar{\tau}}{\nu_0 + n} \right)^2 - \frac{1}{\theta_2} \frac{\nu_0 n}{\nu_0 + n} (\bar{\tau} - \mu_0)^2\right] \end{aligned}$$

<sup>8</sup> 正規・逆カイ 2 乗分布の詳細については文献<sup>37)</sup>の 5 章、特に pp.101-107 を参照していただきたい。

<sup>9</sup> (連続型の) ベイズの定理は、 $\xi(\theta|\tau) = \xi(\theta)f(\tau|\theta) / \int \xi(\theta)f(\tau|\theta)d\theta$  である。右辺の分母は、未知母数  $\theta$  に関係しないので取り除き、 $\xi(\theta|\tau) \propto \xi(\theta)f(\tau|\theta)$  とあらかず。すなわち、「事後分布  $\propto$  事前分布  $\times$  尤度」となり、これが  $\theta$  のベイズ的推論の本質的部分である。記号「 $\propto$ 」は推論の対象とする母数に依存するような関数部分のみをとりだす操作をあらわす。

$$\begin{aligned}
& \cdot \theta_2^{-\left(\frac{n}{2}+1+\alpha_0\right)} \exp\left[-\frac{s^2 + \beta_0}{\theta_2}\right] \\
= & \theta_2^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{\theta_2}(\nu_0 + n) \left(\theta_1 - \frac{\nu_0\mu_0 + n\bar{\tau}}{\nu_0 + n}\right)^2\right] \\
& \cdot \theta_2^{-\left(\frac{n}{2}+1+\alpha_0\right)} \exp\left[-\frac{s^2 + \beta_0 + \nu_0 n(\bar{\tau} - \mu_0)^2/(\nu_0 + n)}{\theta_2}\right]
\end{aligned} \tag{2.18}$$

と表される。ここで、

$$\mu_1 = \frac{\nu_0\mu_0 + n\bar{\tau}}{\nu_0 + n}, \tag{2.19}$$

$$\nu_1 = \nu_0 + n, \quad \alpha_1 = \alpha_0 + \frac{n}{2}, \quad \beta_1 = \beta_0 + s^2 + \frac{\nu_0 n}{\nu_0 + n}(\bar{\tau} - \mu_0)^2 \tag{2.20}$$

と置き換えることにより、結局、式(2.16)は

$$\xi(\theta | \tau) \propto \theta_2^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{\nu_1(\theta_1 - \mu_1)^2}{\theta_2}\right] \cdot \theta_2^{-(1+\alpha_1)} \exp\left(-\frac{\beta_1}{\theta_2}\right) \tag{2.21}$$

と変換できる。したがって、事後分布も正規・逆カイ2乗分布

$$\xi(\tilde{\theta} | (\bar{\tau} = \tau)) \sim \tilde{\theta} | (\tilde{\tau} = \bar{\tau}, \tilde{s}^2 = s^2) \sim N - \chi^{-2}(\mu_1, \nu_1, \alpha_1, \beta_1) \tag{2.22}$$

により表わせる。このように、事前分布と事後分布の母数の間には式(2.19)、式(2.20)が成立する。

さらに、母数 $\theta_1$ を推定するため、 $E(\tilde{\theta}_1 | \tau)$ を導出しよう。 $\tilde{\theta}_1$ の周辺事後密度 $\xi(\theta_1 | \tau)$ を求めするため、同時事後分布(2.21)を $\theta_2$ について積分する。

$$\begin{aligned}
\xi(\theta_1 | \tau) &= \int_0^\infty \xi(\theta_1, \theta_2 | \tau) d\theta_2 \\
&\propto \int_0^\infty \theta_2^{-(1+\alpha_1+\frac{1}{2})} \exp\left[-\frac{\nu_1(\theta_1 - \mu_1)^2 + \beta_1}{\theta_2}\right] d\theta_2
\end{aligned} \tag{2.23}$$

いま、ガンマ積分の一般形<sup>37)</sup>に着目する。

$$\int_0^\infty \theta^{-(1+\alpha)} \exp\left\{-\frac{k}{\theta}\right\} d\theta = k^{-\alpha} \Gamma(\alpha)$$

これを式(2.23)に適用すれば

$$\begin{aligned}
\text{式(2.23)} &= \left[\nu_1(\theta_1 - \mu_1)^2 + \beta_1\right]^{-(\alpha_1+\frac{1}{2})} \Gamma(\alpha_1 + 1/2) \\
&\propto \left[\nu_1(\theta_1 - \mu_1)^2 + \beta_1\right]^{-(\alpha_1+\frac{1}{2})} \\
&= \beta_1^{-(\alpha_1+\frac{1}{2})} \left[\frac{\nu_1}{\beta_1}(\theta_1 - \mu_1)^2 + 1\right]^{-(\alpha_1+\frac{1}{2})} \\
&\propto \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_1\beta_1/\nu_1}(\theta_1 - \mu_1)^2 + 1\right)^{-(\alpha_1+\frac{1}{2})}
\end{aligned} \tag{2.24}$$

となる。すなわち、 $\tilde{\theta}_1$ の周辺事後分布は、 $t$ 分布

$$\tilde{\theta}_1 | \tilde{\tau} = \tau \sim \tilde{\theta}_1 | (\tilde{\tau} = \bar{\tau}, \tilde{s}^2 = s^2) \sim t(\mu_1, \alpha_1 \beta_1 / \nu_1; \alpha_1) \quad (2.25)$$

に従う<sup>10</sup>。したがって、次式を得る。

$$E(\tilde{\theta}_1 | \tau) = \mu_1, \quad (2.26)$$

### 2.4.3 学習過程モデルの定式化

時点を明示的に考慮し期待形成メカニズムを定式化する。モデルの応用では、ドライバーの主観的期待の分散の母数推定を用いることはほとんどないと思われるので、以下では、主観的期待の平均の母数推定モデルを導出するにとどめる<sup>11</sup>。2.4.2の結果(2.15)(2.22)より、主観的期待の平均に関する母数 $\pi_{1a}(t)$ は正規・逆カイ2乗分布 $N - \chi^{-2}(\mu_t, \nu_t, \alpha_t, \beta_t)_a$ に従う。事後的な母数 $\pi_{1a}(t+1)$ も、正規・逆カイ2乗分布 $N - \chi^{-2}(\mu_{t+1}, \nu_{t+1}, \alpha_{t+1}, \beta_{t+1})_a$ に従う。 $t$ 期に経路 $a$ を選択するとともに母数推計モデルを更新し、事後的な母数推計モデル $\Phi_a^{(t+1)}$ を獲得したと考えよう。 $t$ 期の事後的な母数推計モデルは、 $t+1$ 期の事前モデルとなる。

ドライバーの学習ルール $\Lambda$ は、 $t$ 期の新しい経験情報を用いて、主観的期待の平均母数 $\pi_{1a}(t)$ を更新するルールとして記述できる。以下、ドライバーが $t$ 期に経路 $a$ を選択したと考え、当該経路の主観的期待の学習ルールを導出しよう。記述の便宜上、添字 $a$ を省略する。2.4.2の結果(2.19)を用いれば、 $t$ 期における母数推計モデルは $t$ 期までの経験情報集合 $\Xi^{(t)}$ (標本平均の統計量 $\bar{\tau}_t = 1/n^{(t)} \cdot \sum_{j=1}^{n^{(t)}} \tau_j$ )の関数として、

$$\pi_1(t+1) = \frac{\nu_0 \mu_0 + n^{(t)} \bar{\tau}_t}{\nu_0 + n^{(t)}} \quad (2.27)$$

と表わせる。 $n^{(t)}$ : $t$ 期末までに当該経路を走行した回数である。式(2.27)は、ドライバーが過去のすべての経験情報 $\Xi^{(t+1)}$ を用いてベイズ推定した $t+1$ 期の主観的期待の母数を表わしている。ここで、式(2.27)を展開し、ドライバーが学習ルール $\Lambda$ により主観的期待の母数 $\pi_1(t)$ を逐次更新する過程をモデル化する。経路走行時間の平均値に関するベイズ学習過程をモデル化する。

式(2.27)を展開する際の準備として、次の関係式

$$n^{(t)} \bar{\tau}_t = (n^{(t)} - 1) \bar{\tau}_{t-1} + \tau_t \quad (2.28)$$

<sup>10</sup>ここで、自由度 $\alpha$ の $t$ 分布の確率密度関数は次式で表せる。

$$p_t(t|\alpha) = \frac{\Gamma(\frac{\alpha+1}{2})}{\sqrt{\alpha\pi}\Gamma(\frac{\alpha}{2})} \left(1 + \frac{t^2}{\alpha}\right)^{-\frac{\alpha+1}{2}} \\ \propto \left(1 + \frac{t^2}{\alpha}\right)^{-\frac{\alpha+1}{2}}$$

標本 $\tau$ について、 $t^2 = \nu_1(\mu_1 - \theta_1)^2[\beta_1\alpha]^{-1}$ とおくとき、 $t$ が $t$ 分布に従うことを用いた。

<sup>11</sup>なお、主観的期待の分散の母数推定の導出に関しては、文献<sup>2)</sup>を参照していただきたい

が成立することに着目する。式 (2.28) は次のように示すことができる。

$$\begin{aligned}
n^{(t)}\bar{\tau}_t &= n^{(t)} \cdot \frac{1}{n^{(t)}} \sum_{i=1}^{n^{(t)}} \tau_i \\
&= \sum_{i=1}^{n^{(t)}} \tau_i \\
&= \sum_{i=1}^{n^{(t)}-1} \tau_i + \tau_t \\
&= (n^{(t)} - 1) \frac{1}{n^{(t)} - 1} \sum_{i=1}^{n^{(t)}-1} \tau_i + \tau_t \\
&= (n^{(t)} - 1)\bar{\tau}_{t-1} + \tau_t
\end{aligned}$$

式 (2.28) を用いて、式 (2.27) を展開すれば次式を得る。

$$\begin{aligned}
\pi_1(t+1) &= \frac{\nu_0\mu_0 + n^{(t)}\bar{\tau}_t}{\nu_0 + n^{(t)}} \\
&= \frac{\nu_0\mu_0 + (n^{(t)} - 1)\bar{\tau}_{t-1} + \tau_t}{\nu_0 + n^{(t)}} \\
&= \frac{\nu_0\mu_0 + (n^{(t)} - 1)\bar{\tau}_{t-1} + \tau_t}{\nu_0 + n^{(t)} - 1} \cdot \frac{\nu_0 + n^{(t)} - 1}{\nu_0 + n^{(t)}} \\
&= \left[ \frac{\nu_0\mu_0 + (n^{(t)} - 1)\bar{\tau}_{t-1}}{\nu_0 + n^{(t)} - 1} + \frac{\tau_t}{\nu_0 + n^{(t)} - 1} \right] \cdot \frac{\nu_0 + n^{(t)} - 1}{\nu_0 + n^{(t)}} \\
&= \left[ \pi_1(t) + \frac{\tau_t}{\nu_0 + n^{(t)} - 1} \right] \cdot \frac{\nu_0 + n^{(t)} - 1}{\nu_0 + n^{(t)}} \\
&= \pi_1(t) \cdot \frac{\nu_0 + n^{(t)} - 1}{\nu_0 + n^{(t)}} + \frac{\tau_t}{\nu_0 + n^{(t)}} \\
&= \pi_1(t) \cdot \left( 1 - \frac{1}{\nu_0 + n^{(t)}} \right) + \frac{\tau_t}{\nu_0 + n^{(t)}} \\
&= \pi_1(t) + \frac{1}{\nu_0 + n^{(t)}} \cdot (\tau_t - \pi_1(t)) \tag{2.29}
\end{aligned}$$

すなわち、 $t+1$  期における走行時間の主観的期待値は、 $t$  期における主観的期待値  $\pi_1(t)$  と  $t$  期における主観的期待の誤差（走行時間の実績値と主観的期待値との差）を用いて更新される。式 (2.29) において、主観的期待の誤差に関する重み係数  $1/(\nu_0 + n^{(t)})$  が時間を通じて一定であると仮定すれば、既存の研究<sup>22)21)</sup>で提案されている経路走行時間の予測モデルと類似の学習モデル（適応期待形成モデル）を得る。重み係数はドライバーが先験的に知り得るものでなく、経験の蓄積を通じてドライバー自身が推計するものである。適応期待形成モデルの問題は、ドライバーが重み係数をどのようにして知り得たかを説明する明確な行動原理がない点にある。むしろ、経路選択の経験がない初期時点では、ドライバーは先験的に重み係数の初期値を設定せざるを得ない。その値は個人によって多様に異なり、すべての個人にわたって一定となる保証はない。式

(2.29) に示すように、重み係数  $1/(\nu_0 + n^{(t)})$  は定数ではなく、 $n^{(t)}$  が大きくなるにつれて 0 に近づき、主観的期待  $\pi_1(t)$  の補正量は次第に減少する。ドライバーは学習行動を通じて自己の適応期待形成モデルを逐次修正するとともに、彼の主観的期待はある値に収束していく<sup>12</sup>。また、 $t$  期で選択しなかった経路  $j (\neq a)$  の主観的期待は、その経路が利用されるまで更新されない。

$$\pi_{1j}(t+1) = \pi_{1j}(t) \quad (2.30)$$

ここで、主観的期待の収束値を求める。式 (2.27) で  $t$  が十分に大きくなれば、主観的期待の平均  $\pi_1(t)$  を次式で近似できる<sup>13</sup>。

$$\pi_1(t) \simeq \bar{\pi}_t \quad (2.31)$$

ここで、 $\bar{\pi}_t$  は、標本平均である。ドライバーが経路選択を十分多く繰り返せば、彼の平均時間に関する主観的期待は客観的に実現する標本平均に漸近する<sup>14</sup>。ドライバーはどのような初期期待を有していても、学習行動を通じて最終的に RE を形成することが理解できる。

## 2.5 合理的期待形成シミュレーションの方法

モンテカルロ法に基づいて、ドライバーの期待形成を明示的に考慮した経路選択行動を数値シミュレーションで再現する方法を記述する。すなわち、主観的期待が逐次更新されていく過程を 2.4 で導出した主観的期待のベイズ推定モデルを用いて再現する。以下に示す RE 形成シミュレーションの方法は、6 章で RE 形成モデルを料金設計問題へ応用する際に用いるハイブリッド型数値解法の基礎となるものである。

シミュレーションでは、単一 OD の 2 つの代替経路で構成される道路ネットワークを想定する。より大規模なネットワークを想定した場合、すべての経路で RE 形成されるまでに多くの時間と記憶容量を要する。単一 OD で 2 経路という経路特性は、ドライバーの経路選択と期待形成を効率よく再現できる最小規模のネットワークである。しかし、ドライバーが大規模ネットワークを走行した場合にも、ドライバーが長期にわたり当該経路を繰り返し走行すれば、彼が選択しうる経路は小規模な範囲に絞られてくる。すなわち、交通量の日変動が定常過程のもとでは、長期学習の結果、最終的に候補として残る代替経路は数少なくなくなる。また、ドライバーの主観的期待は、学習が未熟な初期状態から始まり、各経路の走行を何度か経験したあとに彼の主観的期待が RE に到達していく。初期期待は、将来の経路選択により更新されうる。したがって、

<sup>12</sup>さらに、小林・藤高は、 $t+1$  期の分散値の主観的期待も、 $t$  期における主観的期待と予測誤差により表わされ、走行経験を蓄積すれば重み係数は 0 に収束し分散値の補正量も減少していくことを示している。これらの分散の母数推定モデルに関する詳細な記述については、文献<sup>2)</sup>を参照していただきたい。

<sup>13</sup>式 (2.19) は次式に変形できる。

$$\pi_1(t) = \frac{\nu_0 \mu_0 / n + \bar{\pi}}{\nu_0 / n + 1}$$

ここで、 $n$  を十分に大きくすれば、 $\pi_1(t)$  は  $\bar{\pi}_t$  に近づいていくことが理解できる。

<sup>14</sup>さらに、小林・藤高は、主観的期待の分散も同様に標本分散に漸近することを文献<sup>2)</sup>において示している。

シミュレーションでは初期段階の期待形成過程よりも学習の途中段階から RE に到達するまでの過程を再現することが重要である。

走行日数軸を  $n = 1, 2, \dots$  と離散化する。通過交通  $Q$  は、経路誘導問題を効果的に分析するため各期を通じて一定とする。  $n$  日目の通過交通は、ドライバーが経路選択を行った結果として配分交通  $q_1^n, q_2^n$  ( $q_1^n + q_2^n = Q$ ) に振り分けられる。  $n$  日目における経路  $a$  ( $= 1, 2$ ) のリンク局所交通  $N_a^n$  はホワイトノイズであり、異なる日付の間で互いに独立に変動し、正規分布  $N(\mu, \sigma^2)$  に従うと仮定する<sup>15</sup>。リンク局所交通のドライバーには経路選択の自由度がないと仮定する。  $n$  日目の経路選択において通過ドライバーはリンク局所交通量を知りえないが、公共主体はグローバルなモニタリングシステムにより事前に観測できると仮定する。  $n$  日目における各経路の配分交通  $q_a^n$  とリンク局所交通  $N_a^n$  は同時に発生すると仮定する。

$$X_a^n = q_a^n + N_a^n \quad (2.32)$$

道路特性としては、2つの経路の走行時間関数を線形と仮定する。

$$T_a^n = l_a + m_a \cdot X_a^n \quad (2.33)$$

ただし、 $T_a^n$  は経路  $a$  の走行時間の実績値を、 $l_a, m_a$  は経路  $a$  の走行時間関数パラメータである。任意の非線形走行時間関数は、テイラーの1次展開により線形 (2.33) で近似できる。交通量が大きく変動するようなリンクでは線形関数 (2.33) の仮定は現実的ではないが、このような非線形走行時間関数を用いた分析事例は将来の課題としたい。

すべてのドライバーは同質の選好を持っていると仮定する。ドライバーが経路選択を行う際の間接効用関数<sup>16</sup>を次のような線形に特定化する。

$$V_a^n = b \cdot (Y + \omega_a) + c \cdot T_a^n + \varepsilon_a^n \quad (2.34)$$

ただし、 $Y$  は彼の所得を、 $\omega_a$  は経路  $a$  の走行費用を表す。  $\varepsilon_a^n$  は私的情報を表し、日変動に関して互いに独立であり確率分布  $\psi(\varepsilon_a^n)$  に従うと仮定する。私的情報の値は彼が  $n$  日目の経路選択を行う事前に決まっている。彼の時間価値は、 $c/b$  (円/時間) となる<sup>17</sup>。式 (2.34) の線形関数は間接効用関数として必ずしも望ましい性質をもっていない。その重要な欠点の一つは、ドライバーの危険回避行動を表現できない点にある。しかし、経路選択行動に関する既存のモデルの多くが線形間接効用関数を仮定しており、本研究でも同じ仮定を採用することとする<sup>18</sup>。

<sup>15</sup>ただし、 $N(\mu, \sigma^2)$  は平均  $\mu$ , 分散  $\sigma^2$  の正規分布を表す。

<sup>16</sup>当該経路に対する彼の効用の最大値を表す。

<sup>17</sup>金銭と時間に関する限界効用から次のように導ける。

$$\frac{c}{b} = \frac{\partial V / \partial T}{\partial V / \partial Y} = \frac{[\text{util./time}]}{[\text{util./yen}]} = [\text{yen/time}]$$

<sup>18</sup>のちに、6章で、リスクの態度に関する設計変数の感度分析を行うため新たに定義した危険回避型効用関数を用いる。

線形間接効用関数 (2.34) を用いて  $n$  日目の経路  $a$  のランダム期待効用モデルを求めれば,

$$EU_a^n = b \cdot (Y + \omega_a) + c \cdot \tau_a^n(e) + \varepsilon_a^n \quad (2.35)$$

と表せる. ここで,  $\tau_a^n(e) = \int_{-\infty}^{\infty} T_a \cdot \pi(T_a : e) dT_a$  は, メッセージ  $e$  のもとで実現する経路走行時間に対する  $n$  日目の主観的期待である. ドライバーは期待効用 (2.35) を最大にする経路  $a^*$  を選択すると想定する. なお, メッセージ  $e$  は, 経路選択の前に公共主体により何らかのルールに基づいて提示されるものとする. メッセージが提示されない場合は, 「情報なし」 ( $e \equiv \phi$ ) という一つの情報が提示されると考えればよい.

$n$  日目の期待  $\{\tau_1^n(e), \tau_2^n(e)\}$  に基づいて選択した経路  $a^*$  の走行を完了したあとで, 彼がそれまで有していた主観的期待は, ベイズ推定モデルに基づいて更新される. ドライバーは  $n$  日目の新しい経験情報  $T_{a^*}^n$  を用いて主観的期待  $\tau_{a^*}^n(e)$  を更新する.

$$\tau_{a^*}^{n+1}(e) = \tau_{a^*}^n(e) + \frac{1}{\nu_{a^*}^0(e) + n_{a^*}^n(e)} \cdot (T_{a^*}^n - \tau_{a^*}^n(e)) \quad (2.36)$$

ここで,  $\nu_{a^*}^0(e)$  はメッセージ  $e$  のもとの経路  $a$  におけるドライバーの初期期待を表す.  $n_{a^*}^n(e)$  は  $n$  日目までに彼がメッセージ  $e$  のもとで経路  $a^*$  を走行した累積走行日数を表す. このとき, ドライバーは,  $n$  日目に選択した経路の主観的期待のみを更新する. すなわち,

$$\tau_a^{n+1}(e) = \tau_a^n(e) \quad (a \neq a^*) \quad (2.37)$$

である. 彼が  $n$  日目に選択しなかった経路  $a$  ( $a \neq a^*$ ) では, 新たな経験情報を得ないため, その経路に対応する主観的期待は更新されないままである. ドライバーが経路選択を十分多く繰り返すことにより, RE に近づいていく. ある経路の主観的期待が収束しても, いまだ RE 形成していない経路が残っていれば, その経路の追加的経験により主観的期待が更新されうる. RE 形成していない経路の主観的期待が追加的更新により他の経路の主観的期待に影響を与えうる. そこで, すべての経路の主観的期待が RE に到達した場合に RE 形成を完了したと判定し, RE の形成条件を次式で定義する.

$$\sum_{j=1}^n \sum_a (\tau_a^{j+1}(e) - \tau_a^j(e))^2 < \epsilon \quad (2.38)$$

$\epsilon$  は十分小さい正の数である. この条件は, 主観的期待の期待値の階差が収束することを表現している. 主観的期待の分散が収束するという条件も考えられるが, 経路誘導問題への応用では期待値の収束条件で対処できると考える. のちに, 6 章で, RE 形成モデルを料金設計問題へ応用することとするが, そこでも同様の RE 形成の条件 (2.38) を用いている. 以上のように特定化した関数を用いてシミュレーションを行うこととするが, RE 形成シミュレーションの計算手順は以下のようにまとめることができる.

**手順 1:** (初期設定) 通過ドライバー  $Q$  すべての初期期待  $\nu_0$  を適切な乱数で設定する. 各経路に関するリンク局所交通  $N_a^n$  ・私的情報  $\varepsilon_a^n$  に関する確率分布のパラメータを設定する.  $n = 1$  にセット.

手順2：（乱数発生）手順1で想定した私的情報とリンク局所交通に関する確率分布に基づいて、 $n$ 日目の各経路  $a(= 1, 2)$  に対するリンク局所交通量  $N_a^n$ 、私的情報  $\varepsilon_a^n$  に乱数を割り当てる。各経路のリンク局所交通量、個々人の私的情報はホワイトノイズであるとする。

手順3：（経路選択）式 (2.35) を用いて各経路の期待効用の値  $EU_a^n$  を計算する。期待効用を最大にする経路  $a^* = \arg \max\{EU_a^n\}$  を決定する。

手順4：（走行時間）手順3による経路選択の集計結果から配分交通量  $q_1^n, q_2^n$  が求まる。この配分交通量とリンク局所交通量  $N_a^n$  より、式 (2.33) を用いて走行時間の実現値を算定する。

手順5：（期待の更新）個々人が選択した経路のみの主観的期待  $\tau_{a^*}^n(e)$  を式 (2.36) を用いて  $\tau_{a^*}^{n+1}(e)$  に更新する。

手順6：（RE 形成の判定）各経路の主観的期待が収束したかどうかを条件 (2.38) を用いて判定する。もし、条件 (2.38) を満たせば、RE 形成シミュレーションを終える。そうでなければ、 $n = n + 1$  にセットし手順2へ戻る。

つぎに、RE 形成モデルを用いたシミュレーションモデルのプロトタイプを具体的に記述することとする。ここでは、交通管理者がリンク局所交通の変動に基づいて渋滞情報を提供する状況を想定する。このような情報システムの下でドライバーがREを形成する過程をシミュレーションモデルで表現しよう。まず、道路特性やドライバーの効用関数に関わるパラメータを以下のように設定する。

- 道路特性について、各経路のリンク交通量の計算にはリンク局所交通の変動を考慮した式 (2.32) を用いる。この交通量に対して実現する走行時間の計算には式 (2.33) を用いる。ここでは、簡単化のため、経路1はリンク局所交通が流入しないと仮定する。
  - 通過交通量  $Q$  は時間に関して固定しているとする。 ;  $Q = 10000$ .
  - リンク局所交通量  $N_a^n$  の乱数発生パラメータ; ここでは正規乱数  $N(\mu, \sigma^2)$  に従うとする。  
 経路1 :  $N_1^n \equiv 0$  , 経路2 :  $N_2^n \sim N(10000, 5000^2)$  .
  - 走行時間関数  $T_a^n$  のパラメータ  $(l_a, m_a)$   
 $(l_1, m_1) = (150, 0.02)$ ,  $(l_2, m_2) = (100, 0.01)$ .
- 渋滞情報については、交通管理者が経路2のリンク局所交通  $N_a^n$  の観測値を用いて、もし、 $N_a^n > h$  ならば「経路2が渋滞 ( $e_1$ )」というメッセージを、 $N_a^n \leq h$  ならば「経路2が非渋滞 ( $e_2$ )」というメッセージを提示することとする。ここでは、交通状態の閾値  $h$  として、リンク局所交通の平均値  $h = 10000$  を用いることとする。



- ドライバーのランダム期待効用関数として危険中立型の効用関数 (2.35) を用いる。ここでは簡単化のため、所得は考慮しないこととする ( $Y = 0$ ).
  - 走行費用  $\omega_a$ ;  $(\omega_1, \omega_2) = (4000, 4000)$ .
  - 時間価値  $c/b = 50.0$ [円/時間];  $(b, c) = (-1.250, -0.025)$ .
  - 私的情報  $\varepsilon_a^n$ ; ここでは正規乱数  $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$  に従うとする。  
 $\varepsilon_1^n \sim N(0, 2.5^2), \varepsilon_2^n \sim N(0, 2.5^2)$ .
- ドライバーの主観的期待の更新過程として、平均値に関するベイズ推定モデル (2.36) を用いる。初期期待  $\nu_a^0(e)$  については、すべてのドライバーが同質な初期期待を有すると仮定する。初期期待の値は、各経路と各メッセージに対応して異なる値をとるものとする。ここでは、簡単化のため、次のように外生的に与えられるものとする。  
 メッセージ  $e_1$  のもとで  $\nu_1^0(e_1) = 250, \nu_2^0(e_1) = 255$ ,  
 メッセージ  $e_2$  のもとで  $\nu_1^0(e_2) = 225, \nu_2^0(e_2) = 235$  とする.
- ドライバーの主観的期待の収束条件として (2.38) を用いる。  
 $\epsilon = 200.0$ .

上述した設定に基づいて計算したシミュレーション結果を紹介する。図-2.2は経路2の走行時間に関して、「経路2が渋滞 ( $e_1$ )」, 「経路2が非渋滞 ( $e_2$ )」という2つのメッセージ  $e \in \{e_1, e_2\}$  のもとで、各期までに実現した走行時間の平均値  $E[\tau_2|e]$  とドライバーの主観的期待  $\tau_2(e)$  がRE均衡に収束する状態を示している。このシミュレーションの場合、150期までに主観的期待と客観的な走行時間の平均値がほぼ一致し、REを形成していると考えられる。各メッセージ  $e \in \{e_1, e_2\}$  のもとでドライバーの主観的期待  $\tau_2(e)$  が走行時間の標本平均値  $E[\tau_2|e]$  に漸近しており、2.4で考察した平均値に関する主観的期待の漸近的性質が成立していると考えられる。経路2に関する渋滞情報を提示した結果として、2つのメッセージの間で異なる合理的期待を形成しており、2.3で考察した情報の中立性命題が再現されていると考えられる。

## 2.6 経路誘導効果の分析事例

2.5で示したRE形成シミュレーションのプロトタイプを用いて、公共主体による経路誘導情報の提供がドライバーの経路選択行動に及ぼす影響をシミュレートしてみよう。ここでは、情報提供システムの予測精度の差異がドライバーの厚生水準に及ぼす影響について分析することとする。一般に、経路誘導情報を提供するためには、1) 道路交通流を観測するためのモニタリングシステム、2) 将来の走行条件を予測するための予測メカニズム、3) 予測結果に基づいて提示すべきメッセージを選択するための情報提供ルールという3つのサブシステムを開発することが必要である。ここでは、モニタリングシステムが所与であると仮定し、代替的な予測メカニズムと情報提供ルールを提案してみよう。

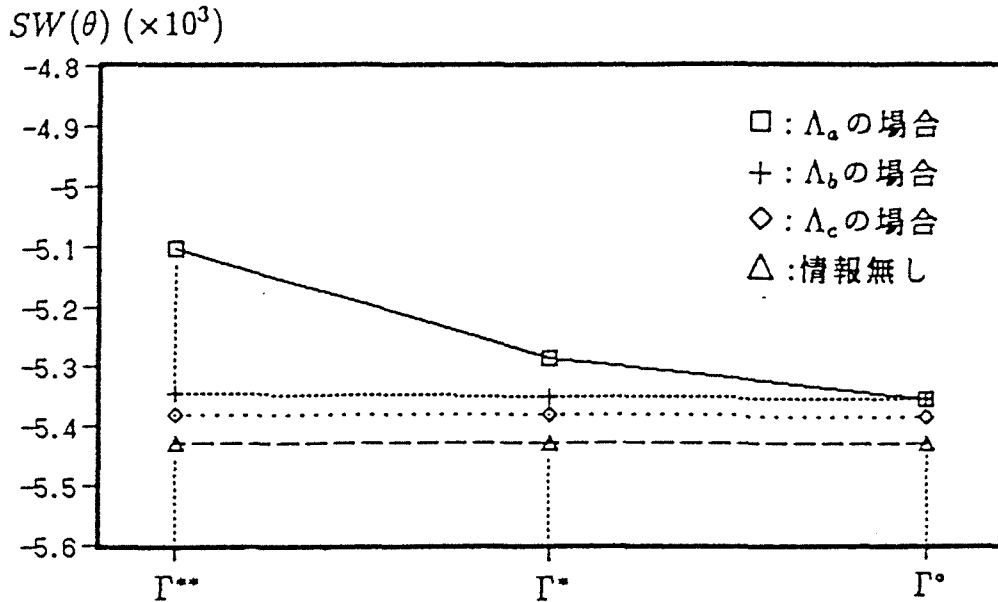


図 2.3: 情報提供システムの予測精度とドライバー全体の厚生水準の関係

と同様の手順で実施できるが、私的情報を観測できないため、次の点について修正する。ステップ (4). (5). において、公共主体は各ドライバーの選択経路を確定的に把握できない。私的情報が分散λのワイブル分布に従うとし、メッセージ  $e$  のもとでのドライバーの経路選択確率  $p_a(e)$  をロジットモデルを用いた RE 均衡モデルで表現する。

$$p_a(e) = \frac{\exp\{-\lambda\pi_{1a}^*(e)\}}{\sum_b \exp\{-\lambda\pi_{1b}^*(e)\}} \quad (2.41)$$

ただし、 $\pi_{1a}^*(e)$  はメッセージ  $e$  のもとでの経路  $a$  の平均走行時間に対する合理的期待を表している。メッセージ  $e$  に対する経路走行時間の期待値  $\bar{\tau}_a(e)$  をロジットモデルを用いて予測する。経路走行時間は、リンク局所交通の影響を受けるためこの値はドライバーが観測できず、公共主体のみが観測可能である。言い換えれば、公共主体がドライバーに観測できない  $\bar{\tau}_a(e)$  を知ることができるため、ドライバーの経路誘導が可能となる。このような修正を加えることにより予測メカニズム  $\Gamma^*$  のもとで RE 形成シミュレーションを行うことができる。  $\Gamma^\circ$  の場合、等時間配分原則に基づいて算定される配分交通量を考慮して走行時間を予測する方法である。この点に関する修正を行うことにより、予測メカニズムが  $\Gamma^{**}$ ,  $\Gamma^*$  よりも簡略化された形でシミュレーションを実施することができる。

以上のような手順を用いて、上述したような予測メカニズムと情報提供ルールとの組み合わせの下で、ドライバーが経路選択を繰り返した結果としてえられる社会厚生関数を計算した結果を図-2.3に示す。ここでは、情報提供システム  $\theta$  における予測メカニズムの精度をドライバーの立場から評価するために、評価尺度として社会厚生関数値  $SW(\theta)$  を用いている。予測メカニズムの精度が低下するほど、 $SW(\theta)$  の値は低下している。しかし、 $\Gamma^\circ$  のように、完全情報を想定し予測精度が高くない予測メカニズムを用いても情報提供により  $SW(\theta)$  を増加する効果が現れて

いる。提示されたメッセージがドライバーに伝達する情報量が少ないようなルール ( $\Lambda_b, \Lambda_c$ ) の場合、予測メカニズムの精度を向上させても  $SW(\theta)$  はそれほど増加していない。逆に、ドライバーに伝達する情報量が多いようなルール  $\Lambda_a$  の場合、予測メカニズムの精度を向上させることにより  $SW(\theta)$  も増加することがわかる。以上のシミュレーション結果は、より詳細な情報提供を試みるためには、より精度の高い予測メカニズムの開発が必要となることを示唆していると解釈できる。

## 2.7 結言

本章では、従来の交通均衡モデルや学習調整モデルの進展を整理するとともに、そのなかで、RE 均衡モデルと RE 形成モデルの位置づけを明らかにした。そのために、RE 形成モデルの背後にある基本的な考え方について整理したうえで、モデルの骨格をなしている前提条件の重要性について指摘した。そして、ドライバーの日々の経路選択と長期にわたる期待形成を統一的に考慮した経路選択行動モデルを提案した。その際、ドライバーが経路走行条件に関して主観的期待を形成する過程を、ベイズ推論に基づいて主観的期待の逐次更新過程としてモデル化した。あわせて、ドライバーはどのような初期期待を有していても学習行動を通じて彼の主観的期待が RE に収束することを示した。具体的に、2.2 では、経路情報の不確実性とドライバーの期待形成に着目した従来の研究概要について整理し、そのなかで RE 均衡モデルと RE 形成モデルを位置づけた。2.3 では、RE 形成モデルの基礎にある考え方について解説した。危険回避行動を考慮するため走行時間分布に対する期待形成を考慮する必要がある。この考えに基づいて、2.4 では、ベイズ推論を用いて具体的にドライバーが初期期待と過去の経験情報を用いて主観的期待の母数を逐次更新するような期待形成メカニズムを特定化した。また、応用上に重要となる主観的期待の平均については、ドライバーは仮に短期的に適応期待を有していても、彼が合理的主体である限り長期学習を通じて主観的期待を修正し、最終的には主観的期待の平均が実現する標本平均に漸近することを示した。2.5 では、本章で定式化した RE 形成モデルを用いてモンテカルロ法による数値シミュレーションを行う計算手順を整理した。2.6 では、経路誘導効果の分析事例として、RE 形成シミュレーションを代替的な情報提供システムの比較問題に適用し、予測メカニズムとドライバーの厚生水準の間の関係を検討した。

経路誘導情報は、短期的にはドライバーの経路選択行動を変化させて、長期的にはドライバーの期待形成に影響を及ぼす。RE 形成モデルは、経路誘導情報をもたらす経路選択行動への短期的効果と期待形成への長期的効果を統一的に分析できる点で優れている。本章で考察した RE 形成モデルは、1) ドライバーの期待形成に関して RE 仮説が成立すること、2) RE 仮説が成立する場合に経路誘導情報に関して情報の中立性が成立しないこと、3) 道路で生起する交通量の変動過程が定常性を有することを前提としている。このような RE 形成モデルの前提は、モデルのもっている現実の交通現象を再現する能力を検討するために重要となる。モデルの諸前提が現実の現象と対応がとれていれば、モデルの適用性が正当化される。もし、そうでなければ、モデルの何らかの修正と拡張を余儀なくされよう。このように、上述した RE 形成モデルの 3 つの前提

条件は、RE 形成モデルの現象再現力を検討するうえで重要な役割を果たしうる。さらに、モデルの再現力が良好な場合においても、経路誘導問題へどのように RE 形成モデルを応用するかという方法論を確立することが重要な課題となる。モンテカルロ法を用いたドライバーの合理的期待形成シミュレーションは、経路誘導情報による経路選択の変化と期待形成への影響を効果的に再現できると考える。RE 形成のシミュレーション方法は、経路誘導問題へモデルを応用する際の基礎となる。

以上のように、本章の考察を通じて、RE 形成モデルの定式化とその理論的性質について明らかにすることができた。しかし、モデルの基礎となるいくつかの前提が現実の現象と対応がとれているか否かについては実証分析を通じて検討する必要がある。また、経路情報の長期的評価を検討する上で情報の中立性命題が重要となることを論じたが、現実的に情報の中立性が成立しないという保証はない。さらに、RE 形成シミュレーションの方法が示されたが、その応用事例は数少ないのが実情である。これらの研究課題については、次章以下において考察していくこととする。まず、本章に述べた RE 形成モデルの諸前提について、まず、3 章で RE 仮説を、4 章で経路情報の非中立性命題を室内実験でえられたデータを通じて検討する方法論を提案する。交通量の変動過程の定常性に関しては、5 章で道路で観測されたデータに基づいて検討するための方法論を提案する。本章で記述した RE 形成シミュレーションの方法は、6 章で定式化される高速料金の設計問題を解く際に、最適化手法のなかに組み込まれる。

## 参考文献

- 1) 小林潔司：不完備情報下における交通均衡に関する研究, 土木計画学研究・論文集, No. 8, pp. 81-88, 1990.
- 2) 小林潔司, 藤高勝巳, 合理的期待形成過程を考慮した経路選択行動モデルに関する研究, 土木学会論文集, 458/IV-18, pp.17-26, 1993.
- 3) 小林潔司, 井川修：交通情報によるドライバーの経路誘導効果に関する研究, 土木学会論文集, No. 470/IV-20, pp. 185-194, 1993.
- 4) 小林潔司, 文世一, 多々納裕一：交通情報による経路誘導システムの経済便益評価に関する研究, 土木学会論文集, No.506/IV-26, pp.77-86, 1995.
- 5) Wardrop, J.G. : Some theoretical aspects of road traffic, *Proceeding of Inst. Civil Engineerings II*, Vol.1, pp.325-378, 1952.
- 6) Beckmann, M.J., C.B. McGuire and C.B. Winston : Studies in the economics of transportation, Yale University Press, 1956.
- 7) Jørgensen, N.O. : Some aspects of the urban traffic assignment problem, I.T.T.E. Graduate Rept, University of California, Berkeley, 1963.
- 8) 加藤晃：交通量配分理論の系譜と展望, 土木学会論文集, 第 389, /IV-8, pp. 15-27, 1988.
- 9) 加藤晃, 宮城俊彦, 他：不動点アルゴリズムによる交通均衡の計算法, 第 4 回土木計画学講演集, pp.391-402, 1982.
- 10) 松井寛：総走行時間最小配分と等時間配分の動的化, 土木学会論文報告集, 第 339

号, pp239-242, 1983.

- 11) Sheffi, Y.:Urban Transportation Networks, Prentice-Hall, Inc.,1985.
- 12) Daganzo, C. F. and Sheffi, Y.:On stochastic models of traffic assignment, Trans. Sci., Vol. 11(4),pp.253-274, 1977.
- 13) Fisk, C.:Some developments in equilibrium traffic assignment, Trans. Research, Vol. 14, B(3),pp.243-255,1980.
- 14) 柴田哲, 佐藤馨一, 五十嵐日出夫: 経路走行時間の標準偏差を考慮した配分交通量推計法に関する研究, 土木学会第42回年次講演集, 1987.
- 15) 朝倉康夫, 柏谷増男, 他: 交通量変動に起因する広域道路網の信頼性評価, 土木計画学研究・論文集, No.7, pp.235-242, 1989.
- 16) 宮城俊彦: ベイズ学習過程と確率的利用者均衡モデル, 土木計画学研究・論文集, No.8, pp. 73-80,1990.
- 17) 松井寛: 交通需要の動学的分析の諸相と今後の展望, 土木学会論文集, No.470/IV-20, pp. 47-56,1993.
- 18) Horowitz, J.L. :The stability of stochastic equilibrium in a two-link transportation network, Trans. Research, Vol.18, B(1),pp.13-28,1984.
- 19) Mahmassani, H.S., Chang, G.L. : Experiments with departure time choice dynamics of urban commuters, Trans. Research, Vol.20, B(4),pp.297-320, 1986.
- 20) Chang, G.L., Mahmassani, H.S. : Travel time prediction and departure time adjustment behavior dynamics in a congested traffic system, Trans. Research, Vol.22, B(3),pp.271-282, 1988.
- 21) Mahmassani, H.S., Jayakrishnan, R. : System performance and user response under real-time information in a congestion traffic corridor, Trans. Research, Vol.25, A(5),pp.293-307, 1991.
- 22) Iida, Y., Akiyama, T. and Uchida, T. : Experimental analysis of dynamic route choice behaviour, Transportation Research, Vol.26, B(1),pp.17-32, 1992.
- 23) 飯田恭敬, 内田敬, 宇野伸宏: 交通情報の効果を考慮した経路選択行動の動的分析, 土木学会論文集, No.470/IV-20, 1993.
- 24) 朝倉康夫, 柏谷増男, 他: 交通情報提供の効果計測のためのモデル分析; 駐車場情報を例に, 土木計画学研究・講演集, No.16(1), pp.41-47, 1993.
- 25) 室町泰徳, 兵藤哲朗, 原田昇: 情報提供による駐車場選択行動変化のモデル分析, 土木学会論文集, No.470/IV-20, pp.145-154, 1993.
- 26) Metzler, L., The nature and stability of inventory cycles, *Review of Economics and Statistics*, 23: 113-129, 1941.
- 27) Cagan, P., The Monetary Dynamics of Hyperinflation, in: Friedman, M. (ed.), *Studies in the Quantity Theory of Money*, University of Chicago Press, 1956.
- 28) Muth, J., Rational expectations and the theory of price movements, *Econometrica*,

- 29: 315-335, 1961.
- 29) Sheffrin, S. M., *Rational Expectations*, Cambridge University Press, 宮川重義訳, 合理的期待論, 昭和堂, 1985.
- 30) Shiller, R. J., Rational expectations and the dynamic structure of macroeconomic models, *Journal of Monetary Economics*, 4: 1-44, 1978.
- 31) Radner, R., Rational expectations equilibrium: Generic existence and information revealed by price, *Econometrica*, 47:3:655-678, 1979.
- 32) Radner, R., Equilibrium under Uncertainty, in: Arrow, K. J. and Intriligator, M. D. (eds.), *Handbook of Mathematical Economics*, 2: 923-1006, North-Holland, 1982.
- 33) Grossman, S., *The Informational Role of Prices*, The MIT Press, 1989.
- 34) DeCanio, S. J., Rational expectations and learning from experience, *Quarterly Journal of Economics*, 370: 47-57, 1979.
- 35) 小林潔司, 都明植, 樞村吾朗: 交通流が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, 土木計画学研究・講演集, 1997.
- 36) 鈴木雪男, 国友直人: ベイズ統計学とその応用, 東京大学出版会, 1989.
- 37) 繁栞算男: ベイズ統計入門, 東京大学出版会, 1985.
- 38) 宮沢光一: 情報・決定理論序説, 岩波書店, 1971.

## 第 3 章

### ドライバーの合理的期待形成に関する仮説検定

#### 3.1 緒言

序論においては、情報提供と料金徴収をあわせた経路誘導システムの必要性を示した。さらに、この種の経路誘導システムを検討する枠組みとして RE 形成モデルが有効であることを示した。2 章では、RE 形成モデルの理論構成を整理するとともに、RE 形成モデルが有効であるための主要な前提について考察した。特に、RE 形成モデルがすぐれた現象再現力を有するためには、1) RE 仮説、2) 情報の非中立性命題、3) 交通量の変動が定常過程に従うという仮説がともに成立することが必要であることを示した。このなかで、RE 仮説は、RE 均衡モデルにおいても RE 形成モデルにとっても、ドライバーの主観的期待の形成メカニズムを特定化するための行動仮説として重要な役割を果たしていると言える。2.4 で考察したように、RE 形成モデルでは、走行時間関数のある種の連続性のもとでドライバーが合理的な学習を繰り返せば最終的には RE を形成することが論理的に保証される。しかし、実際に走行経験のなかでドライバーが合理的期待を形成するのかどうかという点について実証的な検討を行ったわけではない。

2.2 で考察したように、不完全情報下で経路選択を行なうドライバーの期待形成に関していくつものモデルが提案されている。残念ながら、それら研究の多くは ad hoc な期待形成仮説に基づいており、モデルの背後にある行動原理が不明である場合が少なくない。その中で、明確な行動仮説に基づいた期待形成モデルとして、1) 適応期待モデル<sup>1)-3)</sup>、2) 合理的期待（以下、RE と略す）モデル<sup>4)5)</sup>があげられる（2.3 参照）。これらの研究の中で Chang 等、飯田等は、室内実験、屋外実験を通じて、適応期待モデルの直接的な推計を試みるとともに、ドライバーの経路選択行動の不安定性を見いだすことに成功している。一方、RE モデルは、ドライバーの長期的学習行動と経路選択行動を同時に説明できるという利点を有している（2.2 参照）。しかし、ここでは分析モデルの提案にとどまっており、RE 仮説の走行経験を通じた実証的検討は試みられていない。本章では、飯田等、Chang 等が試みたような室内実験を通じてドライバーの RE 仮説の検定を試みるとともに、RE 仮説のドライバーの行動を再現する能力を通じて、RE 形成モデルの適用可能性を統計的に検討するための方法論を提案することとする。

まず、3.2 で、室内での管理実験によりドライバーの行動仮説を統計的に検定することの意

義について述べる。3.3 では、期待形成仮説を検定する際に生ずる問題点について考察する。さらに、3.4 では室内実験の方法と実験データを扱う際の留意点について考察する。3.5 では、実験データによるRE仮説の検定方法について記述する。最後に、3.6 では、室内実験でえられたデータに対して、本章で提案した方法論を用いてRE仮説の検定を行うとともに、その結果について考察することとする。

## 3.2 仮説検定の基本的な考え方

### 3.2.1 実験的研究の役割

議論をできるだけ具体化するため、いま、期待形成仮説に基づいて経路選択行動モデルが提案されたとしよう。この行動モデルの現実的妥当性を検討するための方法として、1) 現実の観測データを用いて行動モデルを推定し、その予測能力を評価する方法、2) 管理実験により再現されたデータを用いて行動仮説の妥当性を検討する方法がある。前者は、説明変数を増やすことにより予測精度をある程度向上できると期待されるが、現実のデータは分析目的の対象外にある変数の影響を受けることが多い。分析者が予期せぬ要因が混在する場合、推定結果の解釈は容易ではない。分析の鍵となる変数を彼が意図的に変化させることは許容されない。また、一度観測した現実の状況と同一の交通環境を再現することは不可能であるので、第3者が過去の経験を追試的に検討しえない。もちろん、観測時点に直面した当事者を再び参加させることも困難である。このような現象観測における制約が、観測データを用いる場合に生ずることは避けがたい。

一方、後者は対照的に次の利点を有する。1) 管理実験では分析の鍵となる変数を操作できる。すなわち、仮想的に設定しようとする交通環境を分析目的に合わせて操作できる。2) 分析者の予期しえない要因が実験に入り込む余地が少ない。このため、実験結果の解釈を阻害するような要因に苦慮する必要がほとんどない。3) 過去の実験結果を追試確認できる。管理実験では、過去の実験で設定された実験条件と実験方法に基づいて、同一の交通環境を設定することができるので、過去の実験に基づく行動モデルの妥当性を第3者が追認できる。4) 複数回の実験にわたり同一被験者の行動について集中的に検討できる。現実の交通現象を観測する場合、被験者の協力がえられたとしても、まったく同一の構成員の下で再度過去と同一の状況を観測することは不可能である。一方、管理実験では、被験者の協力があれば現実の観測で生ずるようなパネルの消耗という問題は生じない。

実験的研究の克服すべき課題として次の点が考えられる。1) 分析者が管理実験で想定する実験環境と被験者は現実と比べて単純であることを避けがたい。このような管理実験の非現実性を最小限に抑えることが望ましい。実験環境の非現実性に対しては、管理実験の環境が現実の局面で受けるようなリアルな刺激を被験者に与えていけば問題ない。この時、現実の走行環境の性質を正確に把握したうえでそれらを実験の状況設定に反映させることが重要である。このためには、現実の交通環境そのものの性質を検討しておくことも重要である。被験者の非現実性に対しては、実験で想定する状況に直面するであろう被験者を対象とする努力を怠ることによって対処できよう。2) 管理実験といえどもその管理できる範囲に限界がある。たとえば、被験者の意志に基づい



た分析の意図に反する行動として、実験中の疲労による不正確な報告、想定ルールの逸脱などがあげられる。これらは標本の異常値として実験結果に無視できないバイアスを及ぼす可能性がある。この問題に対しては、事前に逸脱行為の禁止を促すことはもちろん、事後的な異常値の検出により対処できると考える。以上のような管理実験の欠点を完全に除去できないものの、実験方法の改善と実験結果の蓄積により、結果の解釈を誤る可能性を最小限に抑えることができる。

実験的研究の利点は、理論研究だけでは見出しがたい特有な現象、既存の行動モデルでは説明しがたい交通行動に対する新しい規則を発見できる可能性を秘めている点にある。複数の実験を通じて規則的に認められる未知の仮説が発見されれば、新たな行動モデル開発を動機づける可能性もある。一方、行動仮説がある実験環境のもとで否定された場合、その仮説に基づくモデルはその環境の下では説明力を失わざるをえないであろう。この場合、既存のモデル、あるいは行動仮説の修正か拡張を余儀なくするであろう。したがって、モデル発展をふまえた実験的研究の利点は、理論研究でえられた行動モデルの修正課題を警鐘することと、過去に分析者が見過ごしてきた経験を実験を通じて再現することで既存モデルの盲点を補完することにあると考えられる。

### 3.2.2 仮説検定の目的

ある行動モデルを用いて現実の交通行動を説明しようとする時、そのモデルを確立する方法として2つの態度がありえよう。すなわち、1) 行動モデルを現実の観測データに基づいて推定し、行動モデルを肯定する実証経験を多く蓄積する場合、2) 行動仮説を厳しいテストにさらし経験と矛盾が生ずるか否かを検討する場合、である。前者は、肯定的な経験を通じて説明力の高い特定のモデルを手放さない態度である。この場合、矛盾する経験がえられれば理論を保護する方向に陥るであろう。個々の推定結果は各時点に限定されており一般性に欠けるので、肯定的な推定結果を獲得し続けても行動モデルの普遍的な性質を何ら評価しえない。もちろん、行動モデルは最終的に経験に問わなければならないが、ある行動モデルの実証経験による肯定を続けるのみでは、将来の交通行動モデルの発展は望めないであろう。

一方、後者は、最善と思われる行動モデルであっても理論と経験との間に矛盾が起こりうることに率直に取り組み、より望ましい行動理論を獲得しようとする態度である。モデルの誤りは率直に認めて改善し、trial and error を繰り返しながら少しでも説明力の高い行動モデルをえようとしている。もし、現実の行動を完全に説明するような真の行動モデルが存在するならば、それを探し求めることに意味があろう。このような現実との誤差を生じない行動モデルをえることはまず不可能である。真のモデルが存在しないのであれば、現時点で最善と結論づけられている行動モデルに満足することなく、そのモデルの基礎となっている行動仮説が反証に耐えるか否かを経験的に問うことが交通行動モデルの発展に寄与するものと考えられる。

このような考えを踏まえて、既存の行動モデルの基礎となる行動仮説に対して反証を試みる手続きとして仮説検定がある。仮説検定の利点は、統計的過誤という危険性をわずかに含むものの、仮説が棄却されるか否かという客観的な判定方法を提供してくれる点にある。もちろん、仮説検定によっても、行動仮説が正しいという検証はできない。しかし、仮説検定によってある実

験環境のもとで行動仮説が棄却されるという経験をえたとすれば、少なくともその環境のもとでは行動仮説の信頼性は低下せざるをえない。この場合、暫定的に維持されていたモデルの部分的修正か全面的拡張を余儀なくされる。仮説が棄却されなかったならば、その環境のもとで行動仮説を暫定的に使用できると解釈できる。

### 3.3 期待形成仮説の検定問題

#### 3.3.1 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) に基づく場合が存在する。前者は、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しうるかにより、間接的にそ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、そもそも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<sup>6)</sup>。理論モデルの有効性をモデルの仮定の現実性に基くべきか、モデルの予測能力によるべきかという問に対して明確な解答を用意することは不可能であろう。仮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極めて難しい。

一方、後者の方法は、個人の期待を反映しているであろう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<sup>1)</sup>、飯田等<sup>2)3)</sup>、Bonsall<sup>7)</sup>による室内実験による方法があげられる。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な 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を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。室内実験の効用は、それが行動仮説の1つの反証を試みた点にある。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えない。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、今後の期待形成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。

#### 3.3.2 合理的期待仮説の検定課題

厳密に言えば、RE はある定常的な環境の中で無限回経路選択を実施した結果として生じる。現実には、理想的な環境で経路選択が無限回繰り返されるわけではない。室内実験は実験環境を制御できるという利点があるが、1) 実験回数が限られる、2) 被験者の疲労等の雑音を完全に

回避できない。室内実験といえども、被験者がREを完全に形成できるような実験環境を確保することは不可能である。合理的ドライバーが学習行動を行なう場合、REはそれに向かってドライバーの主観的期待が収斂していく参照点としての役割を果たす。したがって、室内実験による仮説検定においては被験者の主観的期待がREを十分に近似しているか否かが論点になる。

Muth<sup>8)</sup>は、個々人の主観的期待が期待されるべき変数（本室内実験の場合は各経路の走行時間）の期待値の真値（RE）の周辺に不偏的に分布していればRE仮説が成立すると主張した。MuthによるRE仮説は個人の期待形成の合理性に関する非常に弱い条件を提示している。室内実験という有限回の試行の中では被験者の経路選択の履歴が異なり、回答が同一の情報に基づいた条件付き期待であるとは限らない。そこで、個人が利用可能な情報をどの程度有効に利用しているのかという観点から期待の報告値の合理性を論議する必要が生じる<sup>9)10)</sup>。以下では、期待の合理性条件として、1) 不偏性、2) 直交性、3) 効率性という3つの条件<sup>11)12)</sup>を採用する。のちに述べるように、不偏性、直交性、効率性という順に、より厳しい合理性条件を課している。RE形成モデルの実用性という視点からは、不偏性が成立すれば十分である。REモデルの信頼性を検討するためには、学習過程の合理性にまで立ち入ってRE仮説を検定することが望ましい。そのためには、条件2) 3)が必要となる。

### 3.4 室内実験による仮説検定の方法

#### 3.4.1 実験の方法

Changら<sup>14)</sup>は、室内で複数の被験者による経路選択実験を行うことにより、ドライバーの意志決定に対するSPデータを収集するという方法を開発している。そこでは、通勤トリップの出発時刻分布を考慮したうえで時々刻々の出発時刻の選択を取り扱っている。一方、飯田<sup>15)</sup>らも通勤ドライバーを対象として室内実験を行っているが、経路の選択に焦点を絞るため、毎日同じODを同じ時間帯において経路選択を繰り返す状況を再現している。すなわち、ある単位時間帯に一樣に出発した一群のトリップがその時間帯の内に目的地に到着し、経路交通量と走行時間が単位時間帯において同時に決定されることを想定している。このように飯田らは、ドライバーの多様なトリップ目的等の各個人の意図に依存しないように分析対象から離れた要因が入り込まない状況下で純粋に経路選択と予測旅行時間のメカニズムを抽出するために、可能な限り単純化した実験を想定している<sup>3)</sup>。

ドライバーの走行時間に関する学習プロセスを現実の道路で観測する場合、同一の被験者から複数回の回答をえることが必要である。このようなパネルデータを現実に走行中のドライバーを対象として行うことは、労力・費用・期間等の制約上困難である<sup>16)</sup>。このような問題点を克服する一つの手段として室内の仮想的状況下で経路選択行動をシミュレートする室内実験が有用であろう。このような室内での管理実験においては、実験で想定される走行条件や被験者の非現実性という問題があるが、飯田らは、現実性の課題に対して室内実験とは別に屋外道路でパネル調査を実施している<sup>3)</sup>。管理実験の非現実性自体を改善する必要があるが、3.2で考察したように、実験に参加する被験者と実験で想定する走行条件に関して現実性を向上させる工夫を行うこ

とによりある程度回避できると考える。

経路走行時間の変動特性を操作する方法として、i) 被験者の選択結果と無関係に走行実績値を分析者が外生的に与える方法、ii) 被験者の選択結果を内生化して経路交通量に換算し、走行時間関数に基づいて走行実績値を算定する方法をあげている。前者の方法を用いて、宇野<sup>17)</sup>らは交通情報の精度を走行実績値の標準偏差として定義し、過去の実験のパネルデータに基づいて経路交通量と走行実績値を分析者があらかじめ把握していることを想定し、走行実績値の標準偏差を操作することにより交通情報の精度が変化する状況を再現している。室内実験の条件設定に過剰な操作性を課している可能性があるが、情報の精度が異なる状況下でのドライバーの反応の変化を検討するための基礎的研究と言えよう。一方、後者の方法では、ドライバーの選択結果が実現する走行条件に反映されるので、前者の方法よりも現実的なドライバーの反応が期待できよう。本章では、被験者の選択結果が経路交通量の実現値に反映されるような方法を用いて室内実験を行うこととする。

本章では、上述したような飯田型室内実験を採用する。したがって、本研究で用いる実験方法自体には新規性はない。実験では、ドライバーが日々の走行経験や各期の交通情報を利用して次期の走行時間に関する主観的期待を更新していく過程を再現する。経路の選択と走行時間の予測を効率よく再現するために、1 OD 2 リンクという仮想的道路ネットワークを想定する。すなわち、経路1に都市内を通過する街路を、経路2に若干迂回するものの容量が大きい道路を想定する。いずれの経路もドライバーが事前に把握できないリンク局所交通量とドライバーの経路選択の結果により変動する。

実験を実施する前に、道路網の特性を反映する走行時間関数やリンク局所交通の乱数のパラメータは、代替経路の選択場面を想定できるように分析者が設定しておく。同一の被験者に対して複数の実験を行う場合、結果としてえられる期待と実績値のデータが団子状に一群に集中することにより後ほど仮説検定する段階においてパラメータ推計が不安定になることを避けるため、実験条件を特定するパラメータを異なる実験の間で適切に調整しておく。

図-3.1に、実験の手順をフローチャートとして示し、これに沿って実験方法を説明することとする。0) 複数の被験者を1室に集める。そこで、分析者が想定した道路網の分岐点において、被験者が代替的な2つの経路の一方を選択するという場面に直面していることを認識してもらう。また、個人の情報は他人に知りえないという情報の私的性を確保するために、実験中における被験者相互の会話や私語をしないことに留意してもらう。以上のような実験にあたっての留意点を被験者に説明し終えたのちに実験を開始する。

1) 分析者が各経路のリンク局所交通量を乱数発生させる。2) 被験者は、各経路の走行時間を予測し、どちらかの経路を選択する。各ラウンドで被験者は各経路の走行時間の期待（予測値） $T_t^{s,1}, T_t^{s,2}$ と選択した経路 $r$ を報告する。3) 分析者は、被験者らの経路選択の結果を収集し、リンク局所交通とあわせて各経路交通量を計算する。4) 走行時間関数に基づいて各経路の走行時間の実現値を算定する。5) 被験者には選択した経路のみの実走行時間 $T_r^t$ が通知される。6) 実験ラウンド数が所定の回数をこえれば実験を終了。そうでなければ、ステップ1)に戻る。

以上のようにして全ラウンドが終了すると、被験者が各ラウンドで走行した経路に基づいて

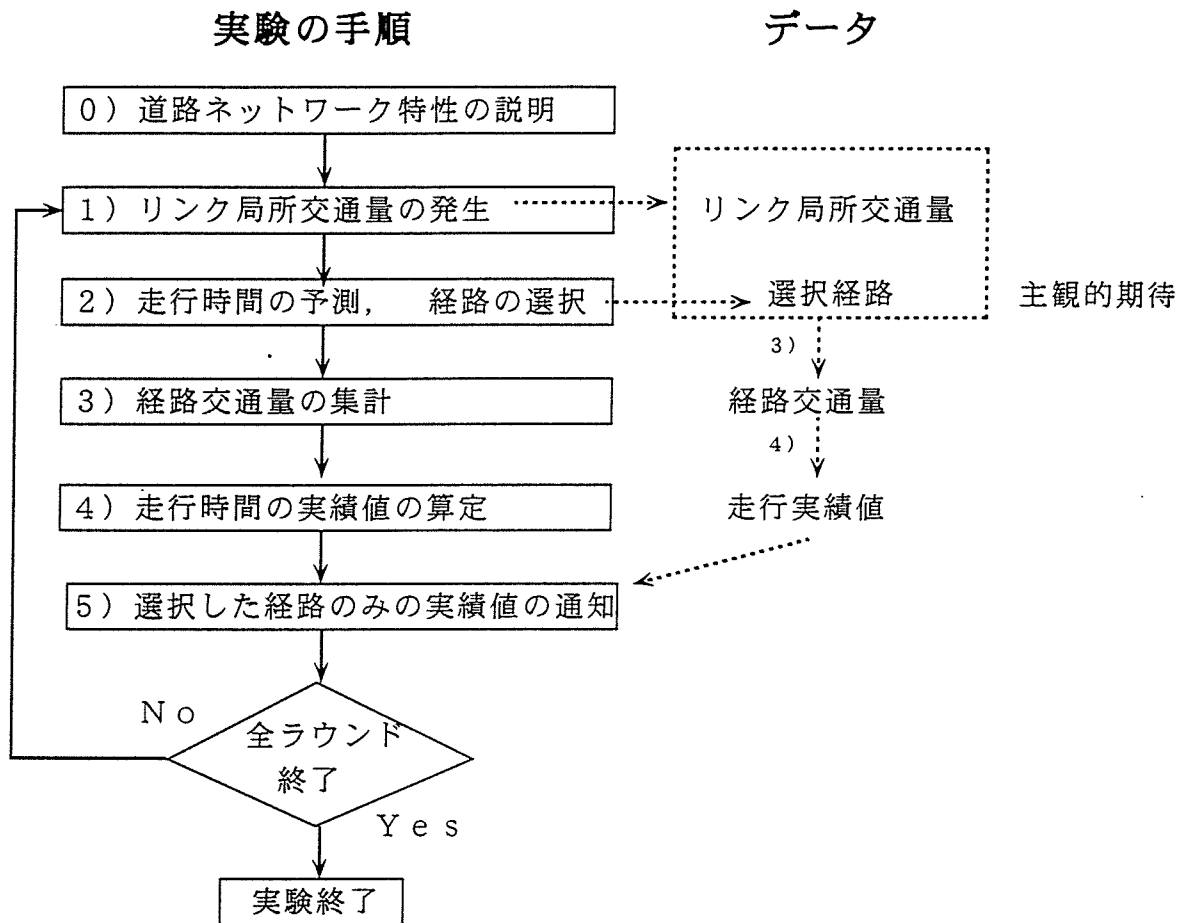


図 3.1: 室内実験の手順

データを列挙することによって経路  $r$  に関する期待・実績値のペア  $(T_t^{s,r}, \hat{T}_t^r)$  が得られる。ここに、添字  $s$  は主観的期待であることを、添字  $t$  は被験者が当該経路を選択した通算回数を意味する。したがって、被験者の経路選択の履歴が異なれば、被験者によって  $t$  回目の走行実績値  $\hat{T}_t^r$  は異なる。

### 3.4.2 仮説検定上の留意点

RE 仮説の検定に関しては計量経済学の分野で研究成果が蓄積されている<sup>12)13)</sup>。そこでは、市場で観察される期待（あるいはその代理指標）を用いて期待形成仮説を検定する。室内実験を通じて RE 仮説を検定する場合、市場データと異なり 1) 有限回数の実験では被験者が十分に RE を学習していない、2) 被験者の期待間に高い相関が見られ誤差項の独立性を仮定できない、3) 経路によって走行時間の分布に著しい差異がみられる、という問題が生じる。したがって、このような室内実験の特殊性を考慮した仮説検定の方法を開発することが必要となる。

室内実験による仮説検定は 1) 同一被験者の多時点データ、2) ある時点における複数被験

者のデータ、3) 複数被験者のパネルデータを用いて行なうことができる。同一被験者の多時点データを用いた分析は、個々の被験者の期待の合理性を検定することを目的とする。この課題を達成するためには、数多くの実験データを蓄積し回帰モデルを推定する必要が生じる。同一被験者に対して異なる室内実験を何度も繰り返すことは実質上不可能であろう。また、この方法では被験者達が全体として RE 均衡に収束しているか否かを分析できない。本研究では2) のデータを用いて RE 仮説検定を試みる。1 回だけの実験の期待報告値を用いて仮説検定を試みると、期待報告値が RE の近傍に極度に集中し安定した推計結果が得られないという問題が生じる。異なる実験にまたがってプールしたデータセットに対して仮説検定を試みる。この場合、前述した誤差項の相関性、異質分散性という問題が生じる。なお、非線形走行時間関数を用いた場合、走行時間分布の非正規性の問題が生じる。正規分布に従う交通量に依存する非線形走行時間関数は、正規変数を非線形変換したものとなり、走行時間分布は正規分布に従わない。この非正規性を考慮した推計方法も開発されているが、非正規性の問題に対してはいたずらに高度な手法を駆使することよりも異常値の検出で対応することが望ましいことが指摘されている<sup>18)</sup>。本研究の実験において異常値は検出されておらず、本実験に関する限り非正規性の問題の影響はそれほど大きくないと考える。本研究では被験者間の学習の熟度を統一するため、ある時点の期待報告値に着目することとし、パネルデータを用いた分析を行っていない。学習過程自体を分析するためにはパネルデータを用いた分析が必要となるが、この問題に関しては今後の課題としたい。以下では、仮説検定方法について記述するが、計量経済学の分野で確立された推定方法や仮説検定方法の詳細は、参考文献<sup>18)</sup>に譲り、ここでは必要最低限の記述にとどめる。

### 3.5 RE 仮説の検定方法

#### 3.5.1 不偏性検定

ドライバーの主観的期待と実際に所要した経験値が一致する保証はない。しかし、ドライバーが RE を形成すれば、経路  $r$  の選択を繰り返すことにより実現する所要時間の期待値  $E_{\infty}[\hat{T}_t^r]$  は彼の主観的期待 (RE)  $T_t^{s,r}$  に一致する。RE 仮説による期待形成モデルは次式で表現できる。

$$\hat{T}_t^r = T_t^{s,r} + u_t^r \quad (3.1)$$

ただし、 $E[u_t^r] = 0$  である。添字  $r$  は経路を表すが、以下では表記の便宜上、添字  $r$  を省略する。RE 仮説は「ドライバーは走行時間の予測においてシステマティックな誤りを犯さない」ことを要求する。RE 仮説を検定するもっとも単純な方法は、主観的期待が実際に実現する走行時間の実績値の不偏推定量になっているかを検討することである。不偏性の検定のために Turnovsky<sup>19)</sup> の方法を用いよう。いま、

$$\hat{T}_t = \alpha_0 + \alpha_1 T_t^s + u_t \quad (3.2)$$

を推定する。この時、 $T_t^s$  が  $\hat{T}_t$  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。仮説検定量を定式化するために式 (3.2) をベクトル表示する。

$$\hat{T}_t = X_t \alpha + u_t \quad (3.3)$$

ただし、 $\tilde{T}_t = (\tilde{T}_{1,t}, \dots, \tilde{T}_{n,t})'$ : 走行時間の実績値ベクトル ( $\tilde{T}_{i,t}$  は被験者  $i$  の  $t$  回目の走行実績値)、 $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1)'$ : 回帰係数ベクトル、 $u = (u_{1,t}, \dots, u_{n,t})'$ : 誤差ベクトルである。 $X_t = [l_n, T_t^s]$  は走行実績値行列であり、 $l_n = (1, \dots, 1)'$  は  $n$  次単位列ベクトル、 $T_t^s = (T_{1,t}^s, \dots, T_{n,t}^s)'$  は期待の報告値列ベクトルである。記号'は転置を表わす。不偏性の定義より  $E[u_t] = \mathbf{0}$  を仮定する。前述したように複数の実験データをプールして仮説検定を行う場合、実験間での異質分散性が無視できない。本章では、誤差項  $u_t$  の分散共分散行列が  $E[u_t u_t'] = \sigma^2 \Omega_t$  であると仮定する。 $\Omega_t$  は  $n$  次の正定対称行列である。回帰係数  $\alpha$  の一般化最小 2 乗法 (GLS) による GLS 推定量  $\hat{\alpha}$  は次式で表わされる。

$$\hat{\alpha} = (X_t' \hat{\Omega}_t^{-1} X_t)^{-1} X_t' \hat{\Omega}_t^{-1} \tilde{T}_t \quad (3.4)$$

GLS 推定を行なう場合、分散共分散行列  $\Omega_t$  を推定する必要があるが、本章では極限実行可能 GLS 推定量 (LFGLS 推定量)  $\hat{\Omega}_t$  を用いる。すなわち、OLS 推定による残差平方和を用いて分散共分散行列を推定する。この分散共分散行列を用いて GLS 推計し 1 ラウンド目の実行可能 GLS 推定量を求める。その実行可能 GLS 残差平方和を用いて 2 ラウンド目の分散共分散行列を求め、実行可能 GLS 推定量をさらに補正する。この手順を推定量が収束するまで繰り返す<sup>18)</sup>。なお、 $\Omega_t = I_n$  が成立する場合、LFGLS 推定量 (3.4) は通常 of 最小 2 乗 (OLS) 推定量となる。 $I_n$  は  $n$  次単位行列である。ここで、主観的期待の不偏性を検定するために仮説  $H_0^1$  と対立仮説  $H_1^1$

$$\begin{aligned} H_0^1 &: \alpha_0 = 0, \quad \alpha_1 = 1 \\ H_1^1 &: \alpha_0 \neq 0, \quad \alpha_1 \neq 1 \end{aligned} \quad (3.5)$$

を設けよう。もし  $H_0^1$  が真であれば

$$F_1 = \frac{(\hat{\alpha} - \alpha^*)' X_t' \hat{\Omega}_t^{-1} X_t (\hat{\alpha} - \alpha^*) / 2}{\hat{u}_t' \hat{\Omega}_t^{-1} \hat{u}_t / (n - 2)} \quad (3.6)$$

は、自由度  $(2, n - 2)$  の  $F$  分布に従う<sup>18)</sup>。 $F_\phi$  を  $F_1$  の  $\phi \cdot 100\%$  棄却水準とした場合、 $F_1 \geq F_\phi$  であれば不偏性仮説  $H_0^1$  を有意水準  $\phi$  で棄却できる。ただし、 $\alpha^* = (0, 1)'$ 、 $\hat{\alpha}$ 、 $\hat{\Omega}_t$  は  $\alpha$ 、 $\Omega_t$  の LFGLS 推定量、 $\hat{u}_t = \tilde{T}_t - X_t \hat{\alpha}$  は推定誤差である。

### 3.5.2 直交性検定

RE 仮説を式 (3.1) に基づいて解釈する限り、RE 仮説の検定は式 (3.3) による不偏性の検定で十分である。しかし、計量経済学の分野では RE 仮説を式 (3.1) より、さらに強い意味で用いることが多い。すなわち、期待が合理的であるためには、期待は予測が行なわれる時点において利用可能なすべての情報に基づいたものでなければならないと主張する<sup>11)12)</sup>。予測誤差はその期待値がゼロであるだけでなく、経済主体が利用できるいかなる情報とも無相関である。もし、そうでなければこの相関関係を予測に入れることにより、より優れた予測が可能になる。優れた予測というものは次期の予測誤差を本来予測できないものであり、予測が形成される時点で利用

可能ないかなる情報とも無関係である<sup>11)</sup>。すなわち、式 (3.1) の  $u_t$  に関して次式が成立しなければならない。

$$E[u_t \cdot \tilde{\Xi}_{t-1} | \tilde{\Xi}_t] = 0 \quad (3.7)$$

ここに、 $\tilde{\Xi}_t$  はドライバーが  $t$  回目までに獲得した情報集合である。ドライバーの情報集合が過去の走行実績値により構成されると考えれば、 $\tilde{\Xi}_{t-1} = \{\tilde{T}_{t-1}, \tilde{T}_{t-2}, \dots\}$  となる。式 (3.7) は  $t$  回目におけるドライバーの予測誤差  $u_t$  がそれに先行する経験情報と無相関であることを意味している。RE の直交性を検定するために、以下のような推計式を考えよう。すなわち、任意の  $k$  ( $k = 1, 2, \dots$ ) に対して

$$\tilde{T}_t - T_t^s = \beta_0 + \beta_1 \tilde{T}_{t-1} + \dots + \beta_k \tilde{T}_{t-k} + v_t \quad (3.8)$$

を考える。ここでも経路の添字  $r$  を省略していることを断っておく。いま、予測値  $T_t^s$  が RE であれば、結合仮説  $\beta_0 = \dots = \beta_k = 0$  を棄却できない。仮にある  $\beta_i$  が有意に  $\beta_i \neq 0$  であれば、 $i$  回前の経験情報  $\tilde{T}_{t-i}$  を  $t$  回目の走行時間の予測に利用していないことを意味する。直交性仮説が棄却された場合、ドライバーは走行時間の予測において過去の経験情報を合理的に用いていないことになる。不偏性仮説が主観的期待の合理性を問題にしているのに対して、直交性仮説は期待形成メカニズム自体が合理的であることを主張しており、この意味で不偏性仮説よりも厳しい合理性を要求している。

直交性検定モデル (3.8) をベクトル表記しよう。

$$\tilde{Y}_t = \tilde{T}_{t,k} \beta_k + v_t \quad (3.9)$$

ただし、 $\tilde{Y}_t = \tilde{T}_t - T_t^s$ : 推計誤差 (被説明変数) ベクトル、 $\beta_k = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k]'$ :  $k+1$  次元パラメータ列ベクトル、 $\tilde{T}_{t,k} = [1, \tilde{T}_{t-1}, \dots, \tilde{T}_{t-k}]$  は  $n \times (k+1)$  次の走行実績値行列であり、 $\tilde{T}_{t-j} = [\tilde{T}_{1,t-j}, \dots, \tilde{T}_{n,t-j}]'$  は  $t-j$  回目の走行実績値列ベクトルである。直交性の仮定より説明変数と誤差項は同時点的に無相関<sup>18)</sup> であると考え、 $E[\tilde{T}_{t,k} v_t] = \mathbf{o}$  を仮定する。不偏性検定の場合と同様に、誤差項の共分散行列が  $E[v_t v_t'] = \sigma^2 \Psi_t$  であると仮定し、回帰係数の LFGLS 推定を行なう。直交性検定を行なうために式 (3.9) の回帰係数に関して仮説  $H_0^2$  と対立仮説  $H_1^2$  を設定する。任意の  $k = (1, 2, \dots)$  に対して

$$H_0^2(k) : \beta_k = \mathbf{o}_k \quad H_1^2(k) : \beta_k \neq \mathbf{o}_k \quad (3.10)$$

と定義しよう。ただし、 $\mathbf{o}_k = (0, \dots, 0)'$ :  $k+1$  次元の零列ベクトルである。もし  $\beta_k = \mathbf{o}_k$  が真であれば、

$$F_2 = \frac{\tilde{\beta}_k' \tilde{T}_{t,k}' \hat{\Psi}_t^{-1} \tilde{T}_{t,k} \hat{\beta}_k / (k+1)}{\hat{v}_t' \hat{\Psi}_t^{-1} \hat{v}_t / (n-k-1)} \quad (3.11)$$

は自由度  $(k+1, n-k-1)$  の  $F$  分布に従う。ただし、 $\hat{\beta}_k, \hat{\Psi}_t$  は LFGLS 推定量、 $\hat{v}_t = \tilde{Y}_t - \tilde{T}_{t,k} \hat{\beta}_k$  である。有意水準を  $\phi$  とするとき、 $F_2$  値が自由度  $(k+1, n-k-1)$  の  $F$  の  $\phi \cdot 100\%$  点  $F_\phi(k+1, n-k-1)$  以上であれば直交性仮説は棄却される。



## 3.5.3 効率性検定

SP データによる方法では、被験者が必ずしも正確に期待を言明していない可能性がある<sup>13)</sup>。不偏性検定、直交性検定はいずれも被験者の期待報告値  $T_t^s$  を用いて仮説検定を行なっている。被験者が自分の期待を正確に報告していないならば、以上の検定結果の信頼性は極めて低いと言わざるを得ない。いま、期待報告値が十分に意味を持つ内容であれば、報告された期待は、過去の経験情報を用いて走行時間の実現値の変化を予測する内容になっていなければならないことに着目しよう。期待報告値は走行時間の期待に関して十分効率的になっていなければならない。期待報告値の効率性は次の 2 本の回帰式

$$\begin{aligned} T_t^s &= \gamma_0^1 + \gamma_1^1 \tilde{T}_{t-1} + \cdots + \gamma_k^1 \tilde{T}_{t-k} + w_t^1 \\ \tilde{T}_t &= \gamma_0^2 + \gamma_1^2 \tilde{T}_{t-1} + \cdots + \gamma_k^2 \tilde{T}_{t-k} + w_t^2 \end{aligned} \quad (3.12)$$

を推計することによって検定できる。ここでも、表記の都合上、選択経路の添字  $r$  を省略している。 $T_t^s, \tilde{T}_t$  はそれぞれ着目している経路に関する期待の報告値、実際に実現した過去の走行時間である。期待の報告値が効率的であるためには、任意の  $k$  について  $\gamma_j^1 = \gamma_j^2 (j = 0, 1, \dots, k)$  が成立しなければならない。そうでなければ、室内実験の信頼性自体を再検討する必要がある。効率性検定は、実際には期待の信頼性の検定と RE の検定を同時に行なっており、純粋にデータの信頼性のみを検定しているわけではない。換言すれば、両者を同時に検定しており、先の 2 つの方法よりも厳しい検定内容になっている。効率性検定は 2 つの回帰式 (3.12) を推計し、パラメータ値の間に仮説  $H_0^3$  が成立するかを対立仮説  $H_1^3$  に対して検定する問題に帰着する。

$$H_0^3 : \gamma_k^1 = \gamma_k^2 \quad H_1^3 : \gamma_k^1 \neq \gamma_k^2 \quad (3.13)$$

ただし、 $\gamma_k^i = (\gamma_0^i, \gamma_1^i, \dots, \gamma_k^i)'$  ( $i = 1, 2$ ) である。効率性検定では推定した回帰係数間関係を検定する必要があり、単純な尤度比検定を用いることはできない。本章では、線形制約検定に用いられるチャウテスト<sup>20)</sup>を用いて効率性検定を試みる。2 つの回帰モデル (3.12) をベクトル表記する。

$$\begin{bmatrix} T_t^s \\ \tilde{T}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{T}_{t,k} & \mathbf{o} \\ \mathbf{o} & \tilde{T}_{t,k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_k^1 \\ \gamma_k^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_t^1 \\ w_t^2 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

このモデルの回帰係数の LFGLS 推定量を  $\hat{\gamma}_k^i$  ( $i = 1, 2$ ) と、LFGLS 残差平方和を  $\hat{w}_t' \hat{\Phi}_t^{-1} \hat{w}_t$  と表わそう。ただし、 $\hat{w}_t = (T_t^s - \tilde{T}_{t,k} \hat{\gamma}_k^1, \tilde{T}_t - \tilde{T}_{t,k} \hat{\gamma}_k^2)$  である。また、 $\hat{\Phi}_t$  は式 (3.14) の誤差項の分散共分散行列の LFGLS 推定量である。無制約下の LFGLS 残差平方和  $\hat{w}_t' \hat{\Phi}_t^{-1} \hat{w}_t$  の自由度は  $2(n-k-1)$  である。

一方、 $H_0^3$  が真の時の回帰モデルは制約条件  $\gamma_k^1 = \gamma_k^2 = \gamma_k$  を満足しなければならない。したがって、データをプールし以下のような回帰モデルを考える。

$$\begin{bmatrix} T_t^s \\ \tilde{T}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{T}_{t,k} \\ \tilde{T}_{t,k} \end{bmatrix} \gamma_k + \begin{bmatrix} w_t^1 \\ w_t^2 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

表 3.1: 室内実験の概要

	実験 1	実験 2
選択回数	60 回	60 回
被験者数	60 名	60 名
$\kappa$	15	15
$\beta$	2.0	2.0
$N$	$N(150, 30^2)$	$N(175, 30^2)$
	(経路 1) (経路 2)	(経路 1) (経路 2)
$\tau_0$	15km 20km	15km 20km
$C$	800 台 1000 台	500 台 700 台

注.)  $N(\mu, \sigma^2)$ : 平均  $\mu$ 、分散  $\sigma^2$  の正規乱数。

回帰係数を LFGLS 推定し、LFGLS 残差平方和  $\hat{w}_t' \hat{\Phi}_t^{-1} \hat{w}_t$  を求める。 $\hat{\Phi}_t$  は式 (3.15) の誤差項の分散共分散行列の LFGLS 推定量である。 $F$  統計量

$$F_3 = \frac{2(n-k-1)}{k+1} \left( \frac{\hat{w}_t' \hat{\Phi}_t^{-1} \hat{w}_t}{\hat{w}_t' \hat{\Phi}_t^{-1} \hat{w}_t} - 1 \right) \quad (3.16)$$

は、仮説  $H_0^3$  が真の時、自由度  $(k+1, 2(n-k-1))$  の  $F$  分布に従う<sup>20)</sup>。 $F_3$  を検定統計量として効率性検定を行なうことができる。回帰モデル (3.14)、(3.15) には同一の説明変数データが重複して現われており、誤差項の分散共分散行列  $\hat{\Phi}_t^{-1}$ 、 $\hat{\Phi}_t^{-1}$  が非対角行列である可能性が非常に高い。両式は「見かけ上無関係な回帰モデル (SUR モデル)<sup>18)</sup>」となっている。SUR モデルは誤差項の非独立性という問題を生起するが LFGLS 推定により対処できる。

## 3.6 検定結果

### 3.6.1 実験データの概要

室内実験の概要を表-3.1に示す。

各経路の走行時間は各ラウンドごとに正規分布に従って変動する内々交通量と被験者の経路選択の結果によって決定される。BPR 関数を用いて走行時間を設定した。

$$\tau = \tau_0 \left[ 1 + \left( \frac{\kappa X + N}{C} \right)^\beta \right] \quad (3.17)$$

$\kappa$  は拡大係数、 $X$  は当該経路を利用した被験者数、 $N$  は内々交通量 (確率変数)、 $C$  は交通容量、 $\tau_0, \beta$  は定数である。BPR 関数のパラメータを表-1のように設定しており、走行時間の分散は実験・経路を通じて異なる。期待がある程度収束した 30 回目の期待の報告値と実走行時間データに対して検定モデル (3.3)、(3.9)、(3.14)、(3.15) を推定し仮説検定を行った。

表 3.2: 不偏性検定の結果

OLS	$a_0$	$a_1$	$F_1$	$R^2$
	7.02 (1.02)	0.81 (-2.19)	6.39	0.43
LFGLS	$\alpha_0$	$\alpha_1$	$F_1$	$R_*^2$
	2.81 (1.57)	0.91 (-1.41)	3.65	0.91
OLS 推計の 誤差分散	$\sigma_{1,1}^2$	$\sigma_{1,2}^2$	$\sigma_{2,1}^2$	$\sigma_{2,2}^2$
	13.7	6.1	80.0	15.9

$R^2$ : 決定係数、 $R_*^2$ : Buse の決定係数、  
 $\sigma_{i,j}$ : 実験  $i$  経路  $j$  における分散の推定値。

### 3.6.2 検定結果の考察

表-3.2は、不偏性検定モデルの OLS、LFGLS 推計の結果と推計誤差の分散を示している。括弧内の数値は  $t$  値を示す。OLS 推計の場合、実験、経路によって誤差分散が極度に異なっており明らかに誤差項に異質分散性が見られる。サンプルを実験・経路ごとにグループ化し、グループ間での異質分散性を LFGLS 推計で補正した。LFGLS 残差は説明変数ベクトルと直交しないため、通常の決定係数を用いることはできない。そこで、異質分散性を補正した後の空間における Buse の決定係数<sup>21)</sup>

$$R_*^2 = 1 - \frac{\hat{u}'_t \hat{\Omega}_t^{-1} \hat{u}_t}{\tilde{T}'_t D' \hat{\Omega}_t^{-1} D \tilde{T}_t} \quad (3.18)$$

を用いて推計精度を評価した。ここに、 $\hat{\Omega}_t$  は  $\Omega_t$  の LFGLS 推定量、 $\hat{u}_t = \tilde{T}_t - X_t \hat{\alpha}$ : 推計残差、 $D$  はグループ  $m$  における従属変数  $T_t^s$  をグループ内の平均値からの偏差に変換する行列であり、小行列  $D_{T_m} = I_{T_m} - l_{T_m} l'_{T_m}$  を対角ブロック行列とする行列として定義できる。なお、 $I_{T_m}$  は  $T_m$  次元の単位行列、 $l_{T_m}$  は  $T_m$  次元単位列ベクトルである。不偏性検定モデルの LFGLS 推定の結果、Buse の決定係数は 0.91、 $F_1$  値は 3.65 となり  $F_{0.01} = 4.82$  より小さい値を示す。不偏性仮説は危険水準 1% で棄却できない。

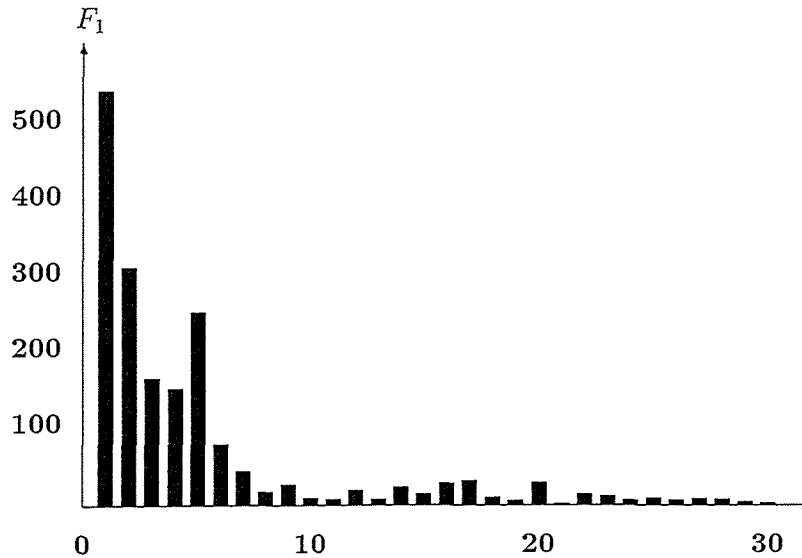


図 3.2: 学習過程と不偏性検定統計量

図-3.2はドライバーの学習回数とRE形成の関係を示しているが、学習ラウンドが進むにつれ  $F_1$  値が小さくなり、不偏性仮説が次第に棄却されにくくなっている。

表 3.3: 直交性検定モデルの推定結果

$k$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$F_2$	$R_*^2$
1	-0.362 (-2.362)	-	-	6.04	0.13
3	-0.336 (-0.692)	0.128 (0.071)	-0.167 (0.148)	3.93	0.11

表-3.3は1例として  $k = 1, k = 3$  の場合の直交性検定モデルの LFGLS 推定結果を示している。複数の実験結果をプールした場合、走行時間の平均値が実験グループ  $m$  ごとに異なるという問題が生じる。そこで、直交性検定モデル (3.8) における説明変数と被説明変数に対して、次のような中央化変換を行う必要がある。各グループごとに説明変数値を各グループの平均値からの偏差データ  $\tilde{T}_{i,t-j}^m - T^m$  に、また、予測誤差  $\tilde{Y}_{i,t}^m$  も偏差データ  $\tilde{Y}_{i,t}^m - Y^m$  に置き換えたうえで検定モデルを推計した。ここに、 $\tilde{T}_{i,t-j}^m$ ,  $\tilde{Y}_{i,t}^m$  は、実験グループ  $m$  における被験者  $i$  の  $t-j$  回目の走行実績値、および、 $t$  回目の予測誤差であり、 $T^m, Y^m$  は、実験グループ  $m$  における走行時間実績値の平均、および、予測誤差の平均である。中央化変換を行うために、検定モデル (3.8) において  $\beta_0 = 0$  とし定数項を取り除いて検定モデルを推計した。このことにより、検定統計量の自由度が減少し  $k+1$  から  $k$  に下がる。したがって、検定統計量 (3.11) における自由度は  $(k, n-k)$  と修正されることになる。直交性検定では  $R_*^2$  が 0 に近い値となっている。予測誤差と過去の経

表 3.4: 直交性検定の結果

$k$	$F_2$	$F_{0.01}$	自由度
1	6.04	6.84	(1,120)
2	4.66	4.78	(2,119)
3	3.93	3.94	(3,118)
4	3.13	3.47	(4,117)
5	2.88	3.17	(5,116)
6	2.47	2.95	(6,115)
7	2.72	2.79	(7,114)
8	2.52	2.65	(8,113)
9	2.45	2.56	(9,112)
10	2.39	2.47	(10,111)
11	2.16	2.40	(11,110)
12	1.98	2.36	(12,109)
13	2.10	2.33	(13,108)
14	1.95	2.28	(14,107)
15	1.83	2.23	(15,106)

験情報が完全に無相関であれば  $R_*^2 = 0$  が成立する。表-3.4に示すように、いずれの  $k$  に対しても  $F_2$  値はいずれも臨界値  $F_{0.01}$  より小さくなっており危険水準 1% で直交性仮説を棄却できない。

表 3.5: 効率性検定モデルの推定結果

model-1	$\gamma_0^1$	$\gamma_1^1$	$\gamma_2^1$	$R_*^2$	$F_3$
	7.26	.42	.28		
	(6.9)	(8.0)	(5.2)		
	$\gamma_0^2$	$\gamma_1^2$	$\gamma_2^2$		
	4.42	.20	.63	.784	1.66
	(3.4)	(2.9)	(9.2)		
model-2	$\gamma_0$	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$R_*^2$	
	6.57	.32	.42	.754	
	(7.8)	(7.4)	(9.7)		

注)model-1:  $\gamma_k^1 \neq \gamma_k^2$  の場合、model-2:  $\gamma_k^1 = \gamma_k^2$  の場合。

表 3.6: 効率性検定の結果

k	$F_3$	$F_{0.01}$	自由度
1	0.19	4.66	(2,238)
2	1.66	3.83	(3,236)
3	1.10	3.36	(4,234)
4	0.77	3.06	(5,232)
5	0.72	2.85	(6,230)
6	0.70	2.69	(7,228)
7	0.67	2.55	(8,226)

表-3.5は  $k = 2$  の場合における効率性検定モデルの LFGLS 推定結果を示している。効率性検定では誤差項の分散共分散行列  $\hat{\Phi}_t^{-1}$ ,  $\hat{\Phi}_t^{-1}$  が非対角行列となるが、実験グループごとにサンプル数が異なるため、通常の SUR 推計法を用いることができない。そこで、各ラウンドごとに前のラウンド  $z-1$  で推定した実行可能 GLS 残差平方和を用いて分散共分散行列の逆行列  $\hat{\Phi}_t^{-1}$  を推定し、それを変換行列  $\hat{R}_t$  を用いて  $\hat{\Phi}_t^{-1} = \hat{R}_t' \hat{R}_t$  と分解しラウンド  $z$  における実行可能 GLS 推定量を求めた。以上の方法を逐次繰り返して求めた LFGLS 推定量を表-3.5に示している。LFGLS 誤差と説明変数の直交性が保証できないため Buse の決定係数<sup>22)</sup>  $R_*^2$  を用いて推計精度を評価している。同表において  $\gamma_k^1, \gamma_k^2$  は式 (3.14) のパラメータ推定量に、 $\gamma_k$  は式 (3.15) のパラメータ推定量に対応している。各式における Buse の決定係数は 0.784, 0.754 となり十分な推計結果を得ている。表-3.6は  $k$  の値と  $F_3$  値の関係を示しているが、いずれの  $k$  の場合に対しても  $F_3$  値はそれぞれ該当する  $F_{0.01}$  より小さく、危険水準 1% で効率性仮説を棄却できない。以上の結果より、本章で行った実験に関する限り RE 仮説は棄却できなかったと結論づけることができる。

### 3.7 結言

本章では、2章で整理したRE形成モデルの適用可能性に対する研究課題のなかから、特に、ドライバーのRE仮説が実際の行動を再現するかどうかに焦点を絞って検討したものである。本章では、モデルの前提を実際のデータに基づいて検討する方法として、管理実験によりモデルの前提にある行動仮説を検定するという方法を用いたが、本章で提案したような方法は従来から汎用されているようなモデル自体の推計結果に基づいてモデル自体の説明力を評価することにより背後にある行動仮説を間接的に検討するという方法とは異なっている。このような室内管理実験による仮説検定の方法を用いる際の利点に関して考察を行った。まず、本来、管理実験が不可能であるとされる道路交通現象に対して、室内で管理実験を行うことの利点について考察した。つぎに、モデルの基礎となっている行動仮説の現象再現力を検討する方法として、その仮説に対して可能な限り厳しい統計的検定を直接的に課すという方法の利点について考察した。これらの考察に基づいて、RE形成モデルの背後にある行動仮説に対して室内実験を通じた統計的検定を試みた。そのために期待形成仮説の検定が有する理論的課題について考察し、室内実験によるRE仮説の検定上の問題点について考察した。さらに、室内実験を用いたRE仮説の検定方法について考察した。著者らの行った室内管理実験に関する限り、ドライバーのRE仮説は棄却されなかったと結論づけることができる。

周知のとおり、行動仮説の妥当性が統計的検定で確証されることは論理的にありえない。RE仮説の再現力に関しては、直接的検定・間接的検定を通じた反証経験を蓄積していくことが重要である。RE仮説が経験的に棄却されない場合、RE仮説の経験的妥当性はそこから誘導されるRE形成モデルの理論的整合性に即して評価されるべきであり、行動仮説の妥当性に関する統計的証拠はその情報の一部であると考えるのが妥当である。RE仮説の妥当性は、それが経路選択行動のモデル化と交通誘導等の現実的な施策設計のためのより実りの多い視点を与え得るかどうかによって最終的に判定せざるを得ないと考え。各種の交通行動モデルが提案されているにもかかわらず、その背後にある行動仮説の統計的検定に関してはほとんど研究が進展していないのが実情である。本章の検定結果は、室内実験という限られた経験のなかでえられるものであるが、複数の期待の合理性条件に基づいて厳しい検討を行った場合にもRE仮説が棄却されなかった点は評価できると考える。この点は、RE形成モデルのRE仮説の現象再現力を支持するものであり、したがって、RE形成モデルの実際問題に対する適用可能性の向上に寄与しえると考える。

しかし、RE仮説の現象再現力に関して研究課題が残っている。たとえば、1) パネルデータを用いたRE仮説検定の方法論の開発、2) 情報の中立性仮説<sup>4)</sup>の検定方法の開発等があげられる。まず、本章で提案した検定方法は、ある時点のクロスセクションデータに対するものである。実験で再現した交通流は、一部はホワイトノイズの内々交通で構成されるが、ドライバーの選択結果による流入交通によっても構成されており、多時点の間に系列相関があることを否定できない。このような多時点の間の系列相関を考慮した検定方法の場合にも、本章で用いた方法を基礎として多時点にわたるより高度な共分散の構造を考慮することにより対処できると考える。

次に、情報の中立性仮説は交通情報の提供による経路誘導の可能性に関する検定である。交通情報の経路誘導効果は、その時々選択行動に及ぼす短期的な効果と学習を通して形成される期待に及ぼす長期的な効果とが考えられる。長期学習の結果 RE が形成された後に、交通情報が期待形成に影響を与えるか否かという疑問が生じる。交通情報が長期的に経路誘導効果を発揮するためには、RE が形成されたとしても、交通情報によって異なる RE が形成されることが要求される。情報の中立性仮説は RE 仮説が成立することが前提である。したがって、本章で開発した仮説検定の方法論を拡張するとともに、室内実験によるパネルデータを活用した統計的仮説検定の方法論を開発することが課題となろう。4 章では、本章で提案した検定方法を拡張することにより、情報の中立性仮説を検定するための方法を提案することとする。

### 参考文献

- 1) Chang, G. and Mahmassani, H. : Travel time prediction and departure adjustment behaviour dynamics in a congested traffic system, *Transportation Research*, Vol. 22B, pp. 217-232, 1988.
- 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) 飯田恭敬、内田敬、宇野伸宏：交通情報の効果を考慮した経路選択行動の動的分析、土木学会論文集、No. 470/IV-20, pp. 77-86, 1993.
- 4) Kobayashi, K.: Information, rational expectations, and network equilibria: An analytical perspective for route navigation systems, *The Annals of Regional Science*, Vol. 28, pp. 369-393, 1994.
- 5) 小林潔司、藤高勝巳：合理的期待形成を考慮した経路選択モデルに関する研究、土木学会論文集、No. 458/IV-18, pp. 17-26, 1993.
- 6) Friedman, M.: *Essays in Positive Economics*, University of Chicago Press, 1971, 佐藤隆三訳：実証経済学の方法と展開、富士書房、1977.
- 7) Bonsall, P.: The influence of route guidance advice on route choice in urban networks, *Transportation*, Vol. 19, pp.1-23, 1992.
- 8) Muth, J.: Rational expectations and the theory of price movements, *Econometrica*, Vol. 29, pp. 315-335, 1961.
- 9) Friedman, B.: Optimal expectations and the extreme information assumptions of rational expectations macromodels, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 5, pp. 23-41, 1979.
- 10) DeCanio, S. J. : Rational expectations and learning from experience, *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 370, pp. 47-57, 1979.
- 11) Shiller, R. J.: Rational expectations and the dynamic structure of macroeconomic models, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 4, pp. 1-44, 1978.
- 12) Sheffrin, S. M.: *Rational Expectations*, Cambridge University Press, 1983, 宮川重義



訳：合理的期待論，昭和堂，1985.

- 13) Pearce, D.: Comparing survey and rational measures of expected inflation, Forecast performance and interest rate effects, *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 11, pp. 447-456, 1979.
- 14) Chang, G., Mahmassani, H. and Herman, R. : Macroparticle traffic simulation model to investigate peak-period commuter decision dynamics, *Transportation Research Record*, 1005, pp. 107-121, 1985.
- 15) 飯田恭敬，秋山孝正，内田敬，宇野伸宏：実験による経路選択行動の動態分析，土木計画学研究・講演集，No.12, pp.37-44, 1989.
- 16) 飯田恭敬，内田敬，宇野伸宏：通勤者の旅行時間予測機構に関する実験分析，土木計画学研究・講演集，No.13, pp.335-342, 1990.
- 17) 宇野伸宏，飯田恭敬，山田忠史：情報の影響を考慮したドライバー行動分析：実験による経路選択分析を例に，京大土木100周年記念ワークショップ・プロシーディング，pp.223-232, 1997.
- 18) 例えば、Judge, G. G., et al.: *The Theory and Practice of Econometrics*, John Wiley, 1980.
- 19) Turnovsky, S.: Empirical evidence on the formation of price expectations, *Journal of American Statistical Association*, 65, pp. 1441-1454, 1970.
- 20) Chow, G.C.: Tests for equality between sets of coefficients in two linear regressions, *Econometrica*, Vol. 28, pp.591-605, 1971.
- 21) Buse, A.: Goodness of fit in generalized least squares estimation, *The American Statistician*, Vol. 27, pp. 106-108, 1973.
- 22) Buse, A.: Goodness-of-fit in the seemingly unrelated regressions model, A Generalization, *Journal of Econometrics*, Vol. 10, pp. 109-113, 1979.
- 23) 小林潔司、安野貴人、四辻裕文：経路選択における合理的期待形成に関する実験的研究、鳥取大学工学部研究報告、第25巻、第1号，pp.253-262, 1994.
- 24) 安野貴人、四辻裕文、小林潔司：経路選択における合理的期待形成に関する室内実験、第8回応用地域科学研究発表大会、1994.
- 25) 安野貴人、小林潔司：ドライバーの合理的期待と経路選択行動に関する仮説検定、第47回土木学会中国支部研究発表会、pp.348-349, 1995.
- 26) 小林潔司、安野貴人：室内実験によるドライバーの合理的期待に関する仮説検定、土木計画学研究・論文集、No.12, pp.493-500, 1995.
- 27) 安野貴人、小林潔司：室内実験によるドライバーの経路誘導効果に関する仮説検定、京大土木100周年記念ワークショップ・プロシーディング、pp.233-242, 1997.



## 第 4 章

### 交通情報の経路誘導効果に関する多重仮説検定

#### 4.1 緒言

序論では、情報提供と料金徴収を組み合わせた経路誘導システムを検討する枠組として RE 形成モデルが有効であると述べた。2 章では、RE 形成モデルを経路誘導問題の分析に適用するにあたり、モデルの諸前提が現実の道路交通や交通行動を適切に表現しうるかどうかを実際のデータに基づいて統計的に検討することが、重要であることを指摘した。すなわち、RE 形成モデルが有効であるためには、1) RE 仮説、2) 情報の非中立性命題、3) 交通量の定常性という 3 つの前提が成立する必要があることを示した。その上で、3 章では、RE 仮説を検定するための方法論を提案し、室内実験を通じて RE 仮説が棄却されないことが確認した。このように、RE 仮説が棄却されない場合、つぎに、ドライバーが十分学習した状態において追加的な交通情報が提示された時にそれが「情報」として役割を發揮しうるかどうか—すなわち、非中立性命題が成立するかどうか—を検討することが重要となってくる。

情報の非中立性命題を検討する際には、RE 仮説が成立するかどうかを検討すると同時に経路誘導情報を提供することによりドライバーの合理的期待が変化するかどうかを検討しなければならない。このように、情報の非中立性命題は RE 仮説が成立することを前提として評価しなければならないので、RE 仮説と情報の非中立性命題とは密接な関連があると考えられる。すでに何度も述べたように、RE 形成モデルは RE 仮説を前提としており、情報の非中立性命題を検討するための枠組みを提供しうる。すでに、小林・井川は、RE 形成モデルを用いた数値シミュレーションを通じて、RE を形成した場合に情報の非中立性命題が成立しうることを示している。しかし、実際のドライバーが RE を形成した場合に、情報の中立性が成立するか否かを検討したわけではない。

2 章で考察したように、交通情報の非中立性命題は、交通情報システムが長期にわたり経路誘導効果を發揮することを検討するために重要な役割を果たしていると言える。交通情報の非中立性は、交通情報の中立性に関わる仮説が統計的に棄却できるか否かにより検討することができる。その際、1) ドライバーが十分に学習を行い、RE を形成しているか否か (RE 仮説)、2) 形成された RE が交通情報に対して中立的か否か (中立性仮説)、という 2 つの仮説を同時に検

定することが必要となる。このように交通情報システムの経路誘導効果に関する仮説を検定するためには、相互に関連性を有する複数の仮説を同時に検定しうる方法論の開発が必要となる。

以上の考察に基づいて、本章では、室内実験の結果に基づいて、ドライバーの主観的期待に関わる RE 仮説と交通情報の中立性仮説を同時に検定するための多重仮説検定の方法論を提案する。さらに、室内実験を通じて交通情報の非中立性命題に対する検定を試みるとともに、情報の非中立性命題の仮説検定を通じて、RE 形成モデルの経路誘導問題への適用可能性について検討することとする。まず、4.2 で、RE 仮説と中立性仮説の関係性を考察し、室内実験により情報の中立性仮説を検定することの経験的な意味について述べる。4.3 では、RE 仮説と中立性仮説を同時に表現した結合仮説を定義するとともに、結合仮説を検定するための仮説検定モデルを定式化する。結合仮説を検定するためには多重仮説検定の枠組みが必要であることを述べる。さらに、4.4 では、多重仮説検定の概要を整理し、そのなかで段階的検定手法を用いた多重仮説検定の方法を提案する。4.5 では、多重仮説検定の統計量として用いる 2 段階検定統計量の性質を記述するとともに、3 章で用いたような従来の方法を個別に適用する場合との相違点について考察する。最後に、4.6 では、室内での管理実験データが有するバイアスによって生ずる検定モデルの誤差項の非正規性について考察する。さらに、非正規性の補正方法を記述するとともに、この方法を用いて実験データを補正する。最後に、本章で提案した方法論を用いて情報の非中立性命題に対して多重仮説検定を試みたうえで、その結果について考察することとする。

## 4.2 本章の基本的な考え方

### 4.2.1 従来の研究の概要

室内実験により、ドライバーの経路選択行動や主観的期待の形成過程のモデル化を試みた研究事例はすでに数多い。その中で、明確な行動仮説に基づいた期待形成モデルとして、1) 適応期待モデル<sup>1)2)3)</sup>、2) RE モデル<sup>4)5)</sup>が提案されている。Chang 等、飯田等は、室内実験を通じて、適応期待モデルの直接的な推計を試みるとともに、ドライバーの経路選択の不安定性を見いだすことに成功している。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について分析している<sup>2)3)</sup>。そこでは期待形成や経路選択行動のモデル化に主眼が置かれ、その根拠となる行動仮説について統計的な仮説検定は試みられていない。また、適応期待仮説の理論的根拠も不明確なままである。一方、本論文の 3 章では、室内実験を通じて RE 仮説の統計的検定を直接試みたが、その結果として RE 仮説は棄却されないことが明らかとなった。しかし、そこでは RE 仮説の検定にとどまっており、交通情報の経路誘導効果に関する仮説検定は試みられていない。仮説検定の方法も伝統的な尤度比検定にとどまっており、相互に関連する複数の仮説で構成される結合仮説を検定できる内容になっていない。本章では、この種の結合仮説を効果的に検定しうる多重仮説検定の方法を開発し、交通情報の経路誘導効果について実験的に検討することとする。

なお、本章で提案する方法論は室内実験に基づいたものであり、室内実験が有する本来的な問題点を克服できているわけではない。3 章でも述べたように、多くの研究者が指摘してい

るような SP データの信頼性の問題がある<sup>6)</sup>。計量経済学的手法によりこの問題を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。室内実験は、あくまでも人工的な環境で実施されたものであり、その結果が現実の行動を正確に反映しているかどうかに関しては疑問が残ろう。行動仮説は反証という科学的手続きにより絶えず吟味される必要があるが、室内実験の効用は、それが行動仮説の 1 つの反証を試みた点にある。室内実験での報告値が全体として行動仮説と矛盾する場合、その行動仮説に基づいた議論は経験的妥当性に乏しいと判断することができる。

#### 4.2.2 合理的期待仮説と中立性仮説

2.3 において考察したように、不完全情報下での経路選択においてドライバーの期待形成は重要な役割を果たす。期待形成モデルの 1 つとして適応期待モデルが提案されているが、このモデルは推計が容易であるものの、モデルで用いられる適応係数の理論的な根拠に欠けることが指摘されている<sup>6)</sup>。このような問題を克服する期待形成仮説として RE 仮説<sup>7)</sup>がある。この仮説は、各ドライバーが個々の交通情報に対して合理的な期待を形成することを主張する。しかし、不完全情報下では、ドライバーが RE を形成しても、事前に予測した主観的期待と事後的に生起する実現値が一致するとは限らない。Muth による弱い意味での RE 仮説<sup>7)</sup>に基づけば、個々人の主観的期待は経路走行時間の期待値に一致する。

2.3.4 に示したように、交通情報がドライバーの期待形成に及ぼす影響を明らかにするうえで情報の非中立性命題が重要な役割を果たしうる。本章では、ドライバーの学習行動により交通情報の誘導効果が失われる現象を情報の中立性仮説により表現する。すなわち、情報の中立性仮説は、交通情報システムが導入される前後で、ドライバーの RE が差別化されないことを主張する。この仮説が棄却されれば、交通情報は長期的な経路誘導効果があると期待できよう。主観的期待が RE に到達しない段階で、交通情報の中立性について議論することは、交通情報の経路誘導効果を吟味するうえでそれほど意味があるとは思えない。追加的な学習を通じて、期待が更新される余地が残されているからである。したがって、交通情報の中立性を検討するためには、RE 仮説が成立することが前提となる。仮説検定を通じて情報中立性の経験的根拠を得るためには、RE 仮説と中立性仮説の双方を結合した仮説を同時に検定できる方法が必要となる。

#### 4.2.3 交通情報の非中立性の経験的意味

序論で述べたように、近年、日米欧をはじめとする先進諸国において ITS(Intelligent Transport System) の研究開発が進展している。そのなかで、自動車交通に対する代表的な経路誘導方策として、経路誘導情報の提供システムが注目されている。日本においても、道路交通情報通信システム(VICS)が導入され、交通情報による混雑緩和効果が期待されている。交通情報システムが効果を有するためには、交通情報の提供によりドライバーの経路走行時間の事前予測の結果(主観的期待)が制御できることが前提となる。ドライバーは学習を通じて主観的期待を更新していく。主観的期待が任意の交通情報に対して常に一定になる場合、交通情報は経路誘導情報として機能していない。この場合、ドライバーの学習が未熟な短期間のみ、交通情報が誘導効果

を發揮しうる。一方、長期においても、交通情報により主観的期待が差別化されれば、交通情報システムは実質的な誘導効果をあげうる。

本章では、交通情報の経路誘導効果を室内実験を通じて検討する。室内実験の結果、RE 仮説と中立性仮説の双方が棄却されなければ、交通情報の経路誘導効果が長期的に失われる可能性があることを否定できない。もちろん、このことをもって、直ちに現実の場面における交通情報システムの効果が否定されるわけではない。しかし、中立性を支持する検定結果が得られた場合、交通情報システムの効果に関してはより慎重な検討が必要となろう。一方、交通情報の中立性仮説が棄却された場合、本実験に関する限り交通情報の期待形成に対する実質的な効果は失われないと判断できる。もちろん、理想的な条件の下で行われた仮説検定の結果をもって、そのまま現実の交通情報システムの経路誘導効果の有無を議論することは危険である。しかし、少なくとも本実験で想定した状況で近似される局面においては、情報システムが経路誘導効果を發揮することを否定できないと考えることは可能であろう。このように、情報の中立性仮説の検定は経路誘導の可能性を根源的に問い直すものであり、交通情報による経路誘導の可能性を検討するための重要な課題である。なお、経路誘導効果を發揮するという「情報の非中立性命題」と、それを統計的に検定するために定式化した「中立性仮説」を区別して用いることとする。

## 4.3 中立性仮説の定式化

### 4.3.1 仮説の定義

交通情報提供システムが異なる  $M$  個のメッセージ  $e_1, \dots, e_M$  を提示するものとする。情報システムが導入されていない場合、「情報なし」という 1 つのメッセージが提供されていると考える。これを  $e_0$  と表す。以下では、 $e_0$  を含めて情報集合を  $\eta = \{e_0, e_1, \dots, e_M\}$  と表す。4.6 で詳述するように、本章でも既存の室内実験の方法<sup>6)-3)</sup>を採用する。すなわち、被験者は模擬的に設計された経路選択を室内で繰り返す。各期ごとに、定めた提供ルールに基づいて情報集合  $\eta$  の中からあるメッセージが被験者に提供される。被験者が選択した経路の走行実績に関する情報のみが被験者に通知される。いま、ある被験者  $n$  ( $n = 1, \dots, N$ ) に着目しよう。室内実験において、メッセージ  $e_i$  ( $i = 0, \dots, M$ ) の下で被験者  $n$  の各経路の累積選択回数が所与の値になった時点における彼の主観的期待の報告値を  $T_n^*(e_i)$ 、その時点の走行時間の実績値を  $\tilde{T}_n(e_i)$  と表そう。記述の便宜上、経路を表す添字は省略する。被験者ごとに経路選択の履歴が異なるので、走行時間の実績値は個人によって異なる。Muth<sup>7)</sup>が提案した RE 仮説は、被験者の主観的期待は走行時間の客観的期待値に一致することを主張する。被験者が経験した走行時間の期待値  $E[\tilde{T}_n(e_i)]$  により走行時間の客観的期待値を表現しよう。この時、RE 仮説を次式のように定義する。

定義 1 (RE 仮説) 任意のメッセージ  $e_i \in \eta$  に対して

$$|T_n^*(e_i) - E[\tilde{T}_n(e_i)]| = 0 \quad (4.1)$$

の時、情報集合  $\eta$  に対して RE が形成されている。

定義 (4.1) は、被験者の各メッセージの下での主観的期待が、同じメッセージの下で実現する走行時間の条件付き期待値に一致すれば、被験者は RE を形成していることを意味する。一方、中立性仮説は個々の交通情報が実質的な情報を伝達しない条件として定式化される。任意の 2 つのメッセージの下で形成される RE の間に有意な差異が存在しなければ中立性仮説が成立する。

定義 2 (中立性仮説) 任意のメッセージ  $e_j \in \eta$  に対して RE が形成されており、かつ、任意の 2 つのメッセージのペア  $e_j, e_k \in \eta$  ( $j \neq k$ ) に対して

$$|T_n^*(e_j) - T_n^*(e_k)| = 0 \quad (4.2)$$

の時、RE は交通情報集合に対して中立的である。

なお、中立性仮説に関して留意すべきことが 2 点ある。第 1 は、情報集合に RE を差別化できないメッセージが存在（メッセージの間に冗長性が存在）していても、ある特定のメッセージの RE の間に有意な差異があれば、中立性仮説が棄却される点である。交通情報システムを設計する立場からは、すべてのメッセージがそれぞれ意味ある情報を提供しているか否かが関心事となろう。このような交通情報システムの冗長性を検討する場合には、本章とは異なる中立性仮説の定式化が必要となる。この問題は本章の域を越えるので今後の課題としたい。第 2 に、主観的期待  $T_n^*(e_j)$  が RE であることを前提としている点があげられる。主観的期待が合理的でなければ、学習によりそれが変化する可能性があるため、中立性仮説を検定することには問題があろう。RE 仮説が棄却される場合、1) RE 仮説そのものが成立しない、2) 被験者が RE を形成していない、という 2 通りが考えられる。いずれの場合でも、RE 仮説が棄却されれば中立性仮説の検定そのものが意味を失う。すなわち、RE 仮説は中立性仮説を検定するための前提条件となっている。

#### 4.3.2 仮説検定モデルの定式化

メッセージ  $e_i \in \eta$  の下で実現した走行実績値、被験者  $n$  の主観的期待値をそれぞれ  $\tilde{T}_n(e_i), T_n^*(e_i)$  と表そう。RE 仮説の検定モデルを次式のように定式化する。

$$\begin{aligned} \tilde{T}_n(e_i) &= T_n^*(e_i) + u_n^i \\ (i &= 0, 1, \dots, M; n = 1, \dots, N) \end{aligned} \quad (4.3)$$

ただし、 $u_n^i$  は確率誤差項であり  $E[u_n^i] = 0$  を仮定する。不偏性条件に基づいた RE モデル (4.3) は、これまでに提案された RE 仮説の中で主観的期待に対して最も弱い意味での合理性を要求しているに過ぎない。筆者らは、より厳しい意味に基づいた RE 仮説の検定方法を提案している<sup>6)</sup>。しかし、室内実験という限られた状況の下では、被験者に十分な学習を経験させることは不可能である。必ずしも理想的な環境の下で行われた室内実験で得られた不十分なデータに対して、より厳密な RE 仮説の検定方法を適用することは必ずしも得策ではないだろう。不偏性に基づいた

RE 仮説の検定は、交通情報の経路誘導効果を確認するという分析の目的にとって、十分に実用に耐えうるものであると考える。つぎに、中立性仮説の検定モデルを次式のように表す。

$$T_n^*(e_j) = T_n^*(e_k) + v_n^{jk} \quad (4.4)$$

$$(j = 0, \dots, M-1, k > j; n = 1, \dots, N)$$

ここに、 $v_n^{jk}$ は確率誤差項であり  $E[v_n^{jk}] = 0$  が成立すると仮定する。式 (4.3), (4.4) は、主観的期待  $T_n^*(e_i), T_n^*(e_k)$  がそれぞれ  $\tilde{T}_n(e_i), T_n^*(e_j)$  の不偏推定量であることを意味している。2つの仮説が成立するか否かを検定するために Turnovsky による不偏性の検定の方法<sup>8)</sup>を採用しよう。そこで、次式のような回帰式体系を考える。

$$\tilde{T}_n(e_i) = \alpha_0^i + \alpha_1^i T_n^*(e_i) + u_n^i \quad (4.5a)$$

$$T_n^*(e_j) = \beta_0^{jk} + \beta_1^{jk} T_n^*(e_k) + v_n^{jk} \quad (4.5b)$$

$$(i = 0, 1, \dots, M; j = 0, \dots, M-1;$$

$$k > j; n = 1, \dots, N)$$

ここで、冗長な回帰式を除去するため条件  $k > j$  を課している。 $T_n^*(e_i)$  が  $\tilde{T}_n(e_i)$  の不偏推定値ならば、 $\alpha_0^i = 0, \alpha_1^i = 1$  が成立する。すなわち、RE 仮説が成立する。同じく、式 (4.5b) において  $T_n^*(e_j)$  と  $T_n^*(e_k)$  の間に系統的な誤差が存在しなければ  $\beta_0^{jk} = 0, \beta_1^{jk} = 1$  である。このとき、中立性仮説 (4.2) が成立する。記述の便宜を図るために、回帰方程式をベクトル表記する。まず、RE 仮説の検定回帰モデルは次式のように表現できる。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_0 & \cdots & \mathbf{O}_{N,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O}_{N,2} & \cdots & \mathbf{X}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_0 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\alpha}_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{u}_0 \\ \vdots \\ \mathbf{u}_M \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

ここで、ベクトル  $\mathbf{x}_i = (\tilde{T}_1(e_i), \dots, \tilde{T}_N(e_i))'$  はメッセージ  $e_i$  ( $i = 0, 1, \dots, M$ ) の下での各被験者  $n$  ( $n = 1, \dots, N$ ) の走行実績値を表す列ベクトルである。ただし、記号'は転置を表す。行列  $\mathbf{X}_i = [l_N, T^*(e_i)]$  は  $i (= 0, 1, \dots, M)$  番目のメッセージの主観的期待行列を表し、 $N$ 次元単位列ベクトル  $l_N = (1, \dots, 1)'$  とメッセージ  $e_i$  の下での主観的期待列ベクトル  $T^*(e_i) = (T_1^*(e_i), \dots, T_N^*(e_i))'$  により構成される。また、 $\mathbf{O}_{N,2}$  は 0 要素で構成される  $(N \times 2)$  行列である。 $\mathbf{u}_i = (u_1^i, \dots, u_N^i)'$  は残差列ベクトル、 $\boldsymbol{\alpha}_i = (\alpha_0^i, \alpha_1^i)'$  は係数ベクトルである。つぎに、中立性仮説の回帰式 (4.5b) の表記を簡略化するために、添字  $(j, k) \in \{(0, 1), (0, 2), \dots, (0, M), (1, 2), \dots, (M-2, M-1), (M-2, M), (M-1, M)\}$  に対して新しい添字  $c \in \{1, \dots, S\}$  を対応させよう。ただし、 $S = (M+1)M/2$  である。この時、中立性仮説は

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_1 & \cdots & \mathbf{O}_{N,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O}_{N,2} & \cdots & \mathbf{Y}_S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_S \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{v}_S \end{bmatrix} \quad (4.7)$$



と表せる。ここで、 $y_c = (T_1^*(e_{j(c)}), \dots, T_N^*(e_{j(c)}))'$  ( $c = 1, \dots, S$ ) は主観的期待列ベクトル、 $Y_c = [I_N, T^*(e_{k(c)})]$  は  $(N \times 2)$  の行列であり、 $T^*(e_{k(c)}) = (T_1^*(e_{k(c)}), \dots, T_N^*(e_{k(c)}))'$  である。 $j(c), k(c)$  は新しい添字  $c$  に対応するもとの添字  $(j, k)$  における  $j$  と  $k$  をそれぞれ表している。 $v_c = (v_1^c, \dots, v_N^c)'$  は残差列ベクトル、 $\beta_c = (\beta_0^c, \beta_1^c)'$  である。この時、RE 仮説  $H_0^R$  は

$$H_0^R : \alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_M = r \quad (4.8)$$

と表現できる。ただし、 $r = (0, 1)'$  である。一方、中立性仮説  $H_0^W$  は次式で定式化できる。

$$H_0^W : \beta_1 = \dots = \beta_S = r \quad (4.9)$$

さらに、以降の記述の便宜を図るため次式を定義する。

$$g = \begin{bmatrix} g^{(0)} \\ g^{(1)} \\ \vdots \\ g^{(M)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_0 - r \\ \alpha_1 - r \\ \vdots \\ \alpha_M - r \end{bmatrix}$$

$$h = \begin{bmatrix} h^{(1)} \\ \vdots \\ h^{(S)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_1 - r \\ \vdots \\ \beta_S - r \end{bmatrix}$$

すなわち、交通情報の経路誘導効果は、 $M+1$  個の仮説  $g = \mathbf{o}$  で構成される RE 仮説と、 $S$  個の仮説  $h = \mathbf{o}$  で構成される中立性仮説により検定できる。RE 仮説と中立性仮説の検定モデルには同一被験者のデータが含まれており、誤差項の間に強い相関が存在する可能性がある。すなわち、式 (4.6), (4.7) は「見かけ上無関係な回帰モデル」(SUR モデル: seemingly unrelated regression model)<sup>17)</sup> になっている。そこで、2つの仮説の検定回帰モデルを合成したつぎの SUR モデルを考える。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X & O_{d,g} \\ O_{q,f} & Y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

なお、 $x = (x'_0, \dots, x'_M)'$ 、 $y = (y'_1, \dots, y'_S)'$ 、 $\alpha = (\alpha'_0, \dots, \alpha'_M)'$ 、 $\beta = (\beta'_1, \dots, \beta'_S)'$ 、 $u = (u'_0, \dots, u'_M)'$ 、 $v = (v'_1, \dots, v'_S)'$ 、 $d = (M+1)N$ 、 $g = 2S$ 、 $q = S \cdot N$ 、 $f = 2(M+1)$ 、 $O_{q,f}$  :  $(q \times f)$  次元ゼロ行列、

$$X = \begin{bmatrix} X_0 & \cdots & O_{N,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ O_{N,2} & \cdots & X_M \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} Y_1 & \cdots & O_{N,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ O_{N,2} & \cdots & Y_S \end{bmatrix}$$

である。記述の便宜上、式 (4.10) をベクトル表記する。

$$z = W\gamma + w \quad (4.11)$$

$$\text{ただし、} W = \begin{bmatrix} X & O_{d,g} \\ O_{q,f} & Y \end{bmatrix}$$

なお、 $z = (x', y)'$ 、 $\gamma = (\alpha', \beta)'$ 、 $w = (u', v)'$  である。

### 4.3.3 多重仮説検定の必要性

交通情報システムの経路誘導効果を検証する観点に立てば中立性仮説が棄却されることが望ましい。この場合、RE 仮説と中立性仮説のそれぞれを分離仮説と考え、それぞれの分離仮説に対して  $F$  検定を行うという方法が考えられる。しかし、我々が検討したい交通情報の非中立性命題は、「RE 仮説が棄却できない」と「中立性仮説が棄却できる」ことが同時に統計的に成立することを要求している。この場合、RE 仮説と中立性仮説の双方を同時にある一定の有意水準の下で整合的に検定できるかが問題となる。分離仮説に対する個別の  $F$  検定の結果を用いて、分離仮説を総合した理論に関して何らかの統計的推測を行うと第 1 種の過誤を犯す危険性が増加する。換言すれば、交通情報の経路誘導効果を検討する観点にたてば、情報の中立性仮説がより容易に棄却されてしまう可能性が生じる。

例えば、RE 仮説  $H_0^R$  と中立性仮説  $H_0^W$  をそれぞれ個別に有意水準 0.01 で検定する場合を考えよう。2 つの仮説が同時に成立するという結合仮説  $H_0^M$  の有意水準（第 I 種過誤）は次式で表現できる。

$$\begin{aligned} (\text{第 I 種過誤}) &= P_{H_0^M} \{W^R \cup W^W\} \\ &= P_{H_0^M} \{W^R\} + P_{H_0^M} \{W^W\} - P_{H_0^M} \{W^R \cap W^W\} \\ &\leq P_{H_0^M} \{W^R\} + P_{H_0^M} \{W^W\} \\ &= P_{H_0^R} \{W^R\} + P_{H_0^W} \{W^W\} = 0.01 + 0.01 = 0.02 \end{aligned}$$

RE 仮説と中立性仮説が独立な場合、結合仮説全体としての第 I 種過誤は 0.02 となり個別の第 I 種過誤 0.01 より大きい。RE 仮説と中立性仮説が独立でない場合、結合仮説全体としての検定過誤は 0.02 以下となるものの個別の第 I 種過誤 0.01 以内に抑えられる保証はない。

このような仮説検定上のバイアスを除去するためには、RE 仮説と中立性仮説を総合した結合仮説の中から、それを構成する一部の仮説群を棄却できるような枠組が必要である。つまり、前提条件となる RE 仮説が維持されながら同時に中立条件を棄却するという、いわば「採択」と「棄却」の混在した形式の仮説検定を許容するような仮説検定の枠組が必要となる。また、結合仮説全体の検定過誤が過大に設定されないように、仮説全体の有意水準と整合がとれるように部分的な仮説群の検定のための有意水準を割り当てる必要がある。このような仮説検定上の要請に応えることができる方法として多重仮説検定がある。

## 4.4 多重仮説検定の方法

### 4.4.1 多重仮説検定の概要

多重仮説検定の手法は、主眼とする帰無仮説群の構造により 2 つのグループに分けられる。1 つは、複数の分離仮説が同じ重要度を持つような結合仮説を検定するための手法である。この種の non-nested タイプの手法として、B 検定 (Bonferroni procedure), S 検定 (Scheffé procedure)

が提案されている<sup>10)-16)</sup>。一方、分離仮説群の間に論理的な関係や重要度の差異がある場合には nested タイプの多重仮説検定が用いられる。この種の手法として段階的検定手法 (sequential testing procedure) があげられる。いずれの手法を用いるかは、仮説検定の目的やデータ構造の特性に依存する。前節で述べたように、交通情報の中立性仮説を検定する場合、RE 仮説が成立していることが前提となる。すなわち、分離仮説の間には論理的関係が存在し、nested 型の仮説構造となっている。また、後に述べるように検定回帰モデルの誤差項の間に強い相関関係がある可能性が高いため、RE 仮説と中立性仮説が互いに独立であるとはみなし難い。このため、分離仮説の独立性を仮定した non-nested タイプの多重仮説検定を採用することはできない。本章では Gourieroux 等による段階的検定の方法<sup>13)</sup>を修正し、以下で述べる SUR モデルの統計的構造を反映した段階的検定の方法を提案する。

#### 4.4.2 段階的検定手法

RE 仮説と中立性仮説の両者により構成される結合仮説を段階的に検定する方法を提案する。結合仮説は以下の手順で検定される。

Step 0) SUR モデルのパラメータを推計する。

Step 1) 帰無仮説「 $H_0^R : g = \mathbf{o}$ 」を対立仮説「 $H_1^R : g \neq_{or} \mathbf{o}$ 」に対して検定する。ここに、 $g \neq_{or} \mathbf{o}$ は論理式  $\{g^{(0)} \neq \mathbf{o} \text{ or } \dots, \text{ or } g^{(M)} \neq \mathbf{o}\}$  を意味する。 $H_0^R$ が棄却されれば検定を終え、RE 仮説は棄却されると判定する。 $H_0^R$ が棄却されなければ次のステップへ進む。

Step 2) Step 1 で採択された仮説  $H_0^R$  に中立性仮説  $h = \mathbf{o}$  を追加した新しい帰無仮説「 $H_0^{W|R} : g = \mathbf{o} \text{ and } h = \mathbf{o}$ 」を考える。対立仮説は「 $H_1^{W|R} : g = \mathbf{o} \text{ and } h \neq_{or} \mathbf{o}$ 」と表される。帰無仮説  $H_0^{W|R}$  が棄却されなければ、中立性仮説は棄却できない。逆に、 $H_0^{W|R}$  が棄却されれば、交通情報に経路誘導効果が存在しないという仮説は棄却されることになる。

一般に、仮説検定では、過去の経験に基づいて棄却されずに維持されている仮説 (maintained hypotheses)  $H_m$  が成立する領域を確率空間と想定し、その確率空間に確率測度 1 を割り当てる。さらに、ある第 I 種の過誤 (有意水準) を前提にして、維持仮説  $H_m$  が成立する領域を帰無仮説  $H_0$  が成立する領域と対立仮説  $H_1$  の領域に分割し、検定を行うための統計量がどちらの領域に属するかを統計的に決定する。その際、維持仮説  $H_m$  の中に先験的に棄却されることが明らかな領域を含むならば誤った統計的判断を招きかねない。上記の手順で記述したように、段階的な多重仮説検定の特徴は、Step 1 で採択された結果として維持される RE 仮説を Step 2 における帰無仮説、対立仮説を構成する条件の一部に採用している点にある。この操作は前回の採択結果を根拠として検定統計量の存在範囲を段階的に絞り込んでいくことに他ならない。したがって、帰無仮説が入れ子の構造をもち、過去の検定結果から維持仮説の領域がある範囲に特定化されうる場合、段階的検定が有効であることがわかる。

#### 4.4.3 SUR モデルの推計

段階的仮説検定を行うためには SUR モデル (4.11) のパラメータを推計する必要がある。誤差項間の相関構造を表現する共分散行列  $\Sigma = [\sigma_{ij}]$  ( $i, j = 0, \dots, Z$ ) の推定量を次式のように表

そう.

$$\hat{\sigma}_{ij} = \begin{cases} \hat{u}'_i \hat{u}_j / N & (i, j = 0, \dots, M) \\ \hat{u}'_i \hat{v}_j / N & (i = 0, \dots, M; \\ & j = M + 1, \dots, Z) \\ \hat{v}'_i \hat{u}_j / N & (i = M + 1, \dots, Z; \\ & j = 0, \dots, M) \\ \hat{v}'_i \hat{v}_j / N & (i, j = M + 1, \dots, Z) \end{cases}$$

$Z = M + 1 + S$ である. 共分散行列の推定量 $\hat{\Sigma}$ に関する知識は先験的には得られないが, ここでは後述する極限実行可能GLS(limiting feasible GLS; 以下, LFGLSと略す)推定量<sup>9)</sup>が得られたとしよう. この時, SURモデルの共分散行列の推定量は次式のように記述できる.

$$\begin{aligned} \hat{\Omega} &= \hat{\Sigma} \otimes I_N \\ &= \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{00} I_N & \cdots & \hat{\sigma}_{0,Z} I_N \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\sigma}_{Z,0} I_N & \cdots & \hat{\sigma}_{Z,Z} I_N \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.12)$$

ここに, 記号 $\otimes$ はクロネッカー積であり,  $I_N$ は $N$ 次元単位正方行列である. ここで,  $\hat{\Omega}$ の逆行列を

$$\hat{\Omega}^{-1} \equiv \begin{bmatrix} \hat{\sigma}^{00} I_N & \cdots & \hat{\sigma}^{0,Z} I_N \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\sigma}^{Z,0} I_N & \cdots & \hat{\sigma}^{Z,Z} I_N \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

と定義する. ただし,  $\hat{\sigma}^{ij}$  ( $i, j = 0, \dots, Z$ )は逆行列 $\hat{\Sigma}^{-1}$ の第 $i, j$ 要素である. 検定回帰モデル(4.11)のLFGLS推定量 $\hat{\gamma} = \{\hat{\alpha}', \hat{\beta}'\}'$ は次式で表せる.

$$\hat{\gamma} = (W' \hat{\Omega}^{-1} W)^{-1} W' \hat{\Omega}^{-1} z \quad (4.14)$$

#### 4.4.4 段階的検定モデルの定式化

##### Step 1における仮説検定

Step 1における帰無仮説, 対立仮説は

$$\left. \begin{aligned} H_0^R : g &= \mathbf{o} \\ H_1^R : g &\neq_{or} \mathbf{o} \end{aligned} \right\} \quad (4.15)$$

と定義できる. SURモデルの分散共分散行列(4.12)が

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} \hat{\Sigma}_{RR} \otimes I_N & \hat{\Sigma}_{RW} \otimes I_N \\ \hat{\Sigma}_{WR} \otimes I_N & \hat{\Sigma}_{WW} \otimes I_N \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

にブロック分割できることに着目しよう。ただし,

$$\begin{aligned}\hat{\Sigma}_{RR} &= [\hat{\sigma}_{ij}] \quad (i, j = 0, \dots, M) \\ \hat{\Sigma}_{WR} &= [\hat{\sigma}_{ij}] \quad (i = M + 1, \dots, Z; j = 0, \dots, M) \\ \hat{\Sigma}_{WW} &= [\hat{\sigma}_{ij}] \quad (i, j = M + 1, \dots, Z) \\ \hat{\Sigma}_{RW} &= [\hat{\sigma}_{ij}] \quad (i = 0, \dots, M; j = M + 1, \dots, Z)\end{aligned}$$

である。ここで、分散共分散行列 $\hat{\Omega}$ の部分行列 $\hat{\Omega}_R$ を $\hat{\Omega}_R = \hat{\Sigma}_{RR} \otimes I_N$ と定義する。また、 $\hat{\Omega}$ の逆行列の第 $ij$ ( $i, j = 0, \dots, M$ )要素をもつブロック行列を $\hat{\Omega}^R = \hat{\Sigma}^{RR} \otimes I_N$ と表そう。ここで、 $\Sigma^{RR} = (\Sigma_{RR} - \Sigma_{RW} \Sigma_{WW}^{-1} \Sigma_{WR})^{-1}$ である<sup>13)</sup>。この時、SURモデル(4.11)のLFGLS推定量 $\hat{\alpha} = (\hat{\alpha}'_0, \hat{\alpha}'_1, \dots, \hat{\alpha}'_M)'$ は

$$\hat{\alpha} = (X' \hat{\Omega}^R X)^{-1} X' \hat{\Omega}^R x \quad (4.17)$$

と表せる。この時、RE仮説 $H_0^R$ を $H_1^R$ に対して検定するための検定統計量

$$F^R = \frac{(\hat{\alpha} - \alpha^*)' X' (\Sigma^{RR} \otimes A) X (\hat{\alpha} - \alpha^*) / f}{\hat{w}' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I_N) \hat{w} / (b - g)} \quad (4.18)$$

は自由度 $(f, b - g)$ の $F$ 分布に従う<sup>9)</sup>。  $b = ZN$ は標本総数、 $g = 2S$ ,  $f = 2(M + 1)$ ,  $A = I_N - N^{-1} l_N l_N'$ ,  $l_N$ は $N$ 次元単位列ベクトルである。  $\alpha^* = (r', \dots, r)'$ は $f$ 次元列ベクトルである。  $\hat{w} = x - X \hat{\alpha}$ はLFGLS残差ベクトルである。  $F_{\varphi_R}(f, b - g)$ を $\varphi_R \cdot 100\%$ 棄却水準とした場合、 $F^R \geq F_{\varphi_R}$ であれば、RE仮説を有意水準 $\varphi_R$ で棄却できる。仮説 $H_0^R$ が採択されればStep 2へ進む。

#### Step 2における仮説検定

RE仮説 $H_0^R$ が維持されることを課した結合仮説の帰無仮説 $H_0^{W|R}$ とその対立仮説 $H_1^{W|R}$ は、

$$\left. \begin{aligned} H_0^{W|R} &: g = \mathbf{o} \text{ and } h = \mathbf{o} \\ H_1^{W|R} &: g = \mathbf{o} \text{ and } h \neq_{or} \mathbf{o} \end{aligned} \right\} \quad (4.19)$$

と表現できる。帰無仮説 $H_0^{W|R}$ はRE仮説が成立することを条件としているため、対立仮説 $H_1^{W|R}$ では $g = \mathbf{o}$ かつ(and) $h \neq_{or} \mathbf{o}$ が成立することを要求していることに留意する必要がある。RE仮説の成立を前提とした中立性仮説の検定を行うために、RE仮説と中立仮説を総合した結合仮説 $H_0^M$ の検定統計量を定式化する。検定すべき帰無仮説、対立仮説は次式のようなになる。

$$\left. \begin{aligned} H_0^M &: g = \mathbf{o} \text{ and } h = \mathbf{o} \\ H_1^M &: g \neq_{or} \mathbf{o} \text{ or } h \neq_{or} \mathbf{o} \end{aligned} \right\} \quad (4.20)$$

対立仮説 $H_1^M$ は帰無仮説 $H_0^M$ の否定であり、 $g \neq_{or} \mathbf{o}$ あるいは(or) $h \neq_{or} \mathbf{o}$ が成立することを要求している。検定回帰モデル(4.11)のLFGLS推定量 $\hat{\gamma}$ は式(4.14)で表せる。この時、結合仮説

$H_0^M$ に対する検定統計量

$$F^M = \frac{(\hat{\gamma} - \gamma^*)' W' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes A) W (\hat{\gamma} - \gamma^*) / g}{\hat{w}' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I_N) \hat{w} / (b - g)} \quad (4.21)$$

は自由度  $(g, b-g)$  の  $F$  分布に従う。ただし,  $\gamma^* = (r^1, \dots, r^g)'$  は  $2Z$  次元列ベクトル,  $\hat{w} = z - W\hat{\gamma}$  は LFGLS 残差ベクトルである。  $F_{\varphi_M}(g, b-g)$  を  $\varphi_M \cdot 100\%$  棄却水準とした場合,  $F^M \geq F_{\varphi_M}$  であれば, 結合仮説  $H_0^M$  を有意水準  $\varphi_M$  で棄却できる。この時, RE 仮説が成立するという条件の下で中立性仮説を検定するための統計量  $F^{W|R}$  (以下, 2段階検定統計量と呼ぶ) は

$$F^{W|R} = F^M - F^R \quad (4.22)$$

と表される。4.5 で示すように  $F^R$  と  $F^M$  は漸近的に独立であり  $F^{W|R}$  は自由度  $(S, q-S)$  の  $F$  分布に従う。もし,  $F^{W|R} > F_{\varphi_{W|R}}(S, q-S)$  ならば有意水準  $\varphi_{W|R} = 1 - (1 - \varphi_R)(1 - \varphi_M)$  で, RE 仮説が成立するという条件の下で中立性仮説を棄却できる。

## 4.5 2段階検定統計量

### 4.5.1 2段階検定統計量の性質

2段階検定統計量 (4.22) は SUR モデルの最尤推定量を用いて推定が可能であり, 通常の  $F$  検定を実施できるという実的な利点を持っている。また, 2段階検定統計量 (4.22) は漸近的一致性を有しており, 多重検定における第 II 種過誤は漸近的にゼロに近づく。さらに, 段階検定全体の有意水準と各ステップごとの有意水準の間の整合性を確保できるという望ましい性質を有している。以上の性質が成立することを証明する。

**性質 1** RE 仮説  $H_0^R$  が成立するという条件の下で中立性仮説  $H_0^W$  を検定するための 2段階統計量は式 (4.22) で表現できる。

**証明:** 尤度比検定の定義より次式が成立する。

$$\begin{aligned} F^{W|R} &= 2 \left( \log \ell_M(\hat{\gamma}^R) - \log \ell_M(\gamma^*) \right) \\ &= 2 \left( \log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\gamma^*) \right) \\ &\quad - 2 \left( \log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\hat{\gamma}^R) \right) \end{aligned} \quad (4.23)$$

ここで,  $\ell_M$  は SUR モデル (4.11) の尤度関数を,  $\hat{\gamma}^R = (\alpha^{*'}, \hat{\beta}^R)'$  は SUR モデルの LFGLS 推定量の  $\hat{\gamma} = (\hat{\alpha}', \hat{\beta}^R)'$  の  $\hat{\alpha}'$  を  $\alpha^{*'}$  に置換したベクトルである。尤度比の定義より最後の式の第 1 項は  $F^M$  に等しい。第 2 項が RE 仮説の検定統計量 (4.18) の対数尤度による定義式  $-2(\log \ell_M(\alpha^*) - \log \ell_M(\hat{\alpha}))$  を表していることを示そう。

$$\begin{aligned} &2 \left( \log \ell_M(\hat{\alpha}) - \log \ell_M(\alpha^*) \right) \\ &= \frac{1}{\hat{\sigma}_0^2} (\hat{\alpha} - \alpha^*)' X' (\Sigma^{RR} \otimes A) X (\hat{\alpha} - \alpha^*) \end{aligned} \quad (4.24)$$

なお,  $\hat{\sigma}_0 = \hat{w}'(\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I_N)\hat{w}$  は SUR モデルの分散の LFGLS 推定量である. 一方, 式 (4.23) の右辺第 2 項は

$$\begin{aligned} & 2 \left( \log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\hat{\gamma}^R) \right) \\ &= \frac{1}{\hat{\sigma}_0^2} (\hat{\gamma} - \hat{\gamma}^R)' W' (\Sigma^{-1} \otimes A) W (\hat{\gamma} - \hat{\gamma}^R) \end{aligned} \quad (4.25)$$

となる. ここで,  $(\hat{\gamma} - \hat{\gamma}^R) = [(\hat{\alpha} - \alpha^*)', \sigma_g']'$  に着目し式 (4.25) を展開すれば式 (4.24) を得る. ただし,  $\sigma_g'$  は  $g$  次元の 0 列ベクトルである. (Q.E.D.)

**性質 2** 検定統計量  $F^R, F^M$  は  $F$  分布に従い漸近的に独立である.

$$F^R \sim F(f, b - g), \quad F^M \sim F(g, b - g).$$

**証明:** 検定統計量  $F^R, F^M$  が漸近的に独立であり, それぞれ  $\chi^2$  分布に従う (証明は参考文献<sup>13</sup>) に譲る). 線形回帰モデルの誤差項の分散共分散行列が対角行列  $\sigma_0^2 I$  の場合, その検定統計量は Fisher 統計量の単調増加関数となり,  $F^R, F^M$  は  $F$  分布に従い漸近的に独立となる<sup>13</sup>). したがって, 各ステップの検定モデルが対角分散共分散行列をもつような線形回帰モデルに帰着されることを示せばよい. SUR モデル  $z = W\gamma + w$  の誤差項の共分散行列は非対角であり  $E[ww'] = \sigma_0^2 \Omega = \Sigma \otimes I_N$  と表現できる.  $P'P = \Sigma^{-1}$  で定義される非特異行列  $P$  を用いて対角化演算子  $H = (P \otimes I_N)$  を定義すれば,  $H$  により変換されたモデル  $H z = H W \gamma + H w$  における誤差項  $H w$  の共分散行列は対角行列となる. (Q.E.D.)

**性質 3** 段階的検定は漸近的一致性を有する.

**証明:** 仮説  $H_0^R$  の棄却域を  $W^R = \{F^R > F_{1-\varphi_R}(f, b - g)\}$ , 仮説  $H_0^M$  の棄却域を  $W^M = \{F^M > F_{1-\varphi_M}(g, b - g)\}$  と表す. RE 仮説が成立するという条件付き中立性仮説  $H_0^{W|R}$  の棄却域は  $W^{W|R} = W^R \cup W^M$  と表現できる. この棄却域  $W^{W|R}$  は, 交通情報の効果がないこと (RE 仮説が成立するもとで情報の中立性仮説が成立すること) を否定するための領域である. 段階的検定における漸近的な検定力  $\pi$  は

$$\begin{aligned} \pi &= \lim_{n \rightarrow \infty} P_{\overline{H_0^R} \cup \overline{H_0^M}} \{W^R \cup W^M\} \\ &\geq \lim_{n \rightarrow \infty} P_{\overline{H_0^R} \cup \overline{H_0^M}} \{W^R\} \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} P_{\overline{H_0^R}} \{W^R\} \end{aligned}$$

となる. 記号  $P_H\{W\}$  は, 仮説  $H$  が成立するもとで統計量が領域  $W$  に入る確率 ( $H$  を棄却する確率) を, 記号  $\overline{H}$  は仮説  $H$  が成立しない事象を表す. 最後の式を用いた  $1 - \lim_{n \rightarrow \infty} P_{\overline{H_0^R}} \{W^R\}$  は Step 1 における第 II 種の過誤に相当する. Step 1 は  $F$  検定であり漸近的一致性が成立するので,  $n \rightarrow \infty$  となるとき,  $P_{\overline{H_0^R}} \{W^R\} \rightarrow 1$  となる. したがって, 段階的検定は一致性を有する. (Q.E.D.)

性質 4 段階的検定の有意水準は  $1 - (1 - \varphi_R)(1 - \varphi_M)$  である.

証明:  $W^{W|R}$  の補集合  $\overline{W^R} \cap \overline{W^M}$  は, RE 仮説も中立性仮説も同時に採択される領域である. 性質 2 より, 漸近的に  $F^R, F^M$  が互いに独立であることにより, 各ステップの棄却域も独立である. 従って, 段階的検定の第 I 種の過誤を表す有意水準  $\varphi_{W|R}$  は次式で表せる.

$$\begin{aligned} & \lim_{n \rightarrow \infty} P_{H_0^R \cap H_0^M} \{W^{W|R}\} \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left( 1 - P_{H_0^R \cap H_0^M} \{\overline{W^{W|R}}\} \right) \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left( 1 - P_{H_0^R \cap H_0^M} \{\overline{W^R} \cap \overline{W^M}\} \right) \\ &= 1 - \lim_{n \rightarrow \infty} P_{H_0^R \cap H_0^M} \{\overline{W^R}\} \cdot P_{H_0^R \cap H_0^M} \{\overline{W^M}\} \\ &= 1 - (1 - \varphi_R)(1 - \varphi_M). \end{aligned}$$

なお, 記号  $\overline{W}$  は領域  $W$  の補集合である. (Q.E.D.)

#### 4.5.2 2段階検定統計量の分解

誤差項の分散が未知の場合は, 分散が既知の場合の結果において分散の一致推定量を用いればよいので, 分散未知を仮定した議論は分散既知を仮定した場合と本質的に変わりはない. 一般性を損なうことなく分散  $\sigma_0^2$  が既知であると仮定しよう. RE 仮説  $H_0^R$  に対する尤度比検定の統計量  $F^R$  は次式で表せる.

$$F^R = \frac{1}{\sigma_0^2} (\hat{\alpha} - \alpha^*)' X' (\Sigma^{RR} \otimes I_N) X (\hat{\alpha} - \alpha^*)$$

ここで,  $\Sigma^{RR} = (\Sigma_{RR} - \Sigma_{RW} \Sigma_{WW}^{-1} \Sigma_{WR})^{-1}$  である<sup>13)</sup>. 結合仮説  $H_0^M$  の尤度比検定の検定統計量  $F^M$  は

$$F^M = \frac{1}{\sigma_0^2} (\hat{\gamma} - \gamma^*)' W' (\Sigma^{-1} \otimes I_N) W (\hat{\gamma} - \gamma^*)$$

と表せる. 個別に中立性仮説  $H_0^W : \beta = \beta^*$  を対立仮説  $H_1^W : \beta \neq_{or} \beta^*$  に対して検定するための統計量  $F^W$  は

$$F^W = \frac{1}{\sigma_0^2} (\hat{\beta} - \beta^*)' Y' (\Sigma^{WW} \otimes I_N) Y (\hat{\beta} - \beta^*)$$

と表現できる. ここで,  $\Sigma^{WW} = (\Sigma_{WW} - \Sigma_{WR} \Sigma_{RR}^{-1} \Sigma_{RW})^{-1}$  である<sup>13)</sup>. ところで,  $F^M$  を展開すれば

$$\begin{aligned} \sigma_0^2 F^M &= (\hat{\alpha} - \alpha^*)' X' (\Sigma^{RR} \otimes I_N) X (\hat{\alpha} - \alpha^*) \\ &+ 2(\hat{\alpha} - \alpha^*)' X' (\Sigma^{RW} \otimes I_N) Y (\hat{\beta} - \beta^*) \\ &+ (\hat{\beta} - \beta^*)' Y' (\Sigma^{WW} \otimes I_N) Y (\hat{\beta} - \beta^*) \end{aligned}$$



を得る。ここで、 $\Sigma^{RW} = -\Sigma_{RR}^{-1}\Sigma_{RW}\Sigma^{WW}$ である<sup>13)</sup>。性質1より、 $F^{W|R} = F^M - F^R$ が成立する。

$$\begin{aligned} F^C &= (F^M - F^R) - F^W \\ &= 2(\hat{\alpha} - \alpha^*)'X'(\Sigma^{RW} \otimes I_N)Y(\hat{\beta} - \beta^*)/\sigma_0^2 \end{aligned}$$

が成立する。したがって、2段階統計量は次式のように分解できる。

$$F^{W|R} = F^W + F^C \quad (4.26)$$

をえる。一般に、この符号は定まらず  $F^{W|R}$  と  $F^W$  の大小関係は一意的に定まらない。RE 仮説モデルと中立性仮説モデルの各誤差項が互いに独立である場合、 $\Sigma^{RW} = \mathbf{0}_{M+1,S}$ であることにより、 $F^C$ の値はゼロとなる。したがって、2つの仮説の誤差項が相互に独立である場合、 $F^M - F^R = F^W$ が成立する。

### 4.5.3 個別検定との相違点

RE 仮説と中立性仮説の検定方法として、SUR モデル (4.11) に基づいて RE 仮説の検定統計量  $F^R$ 、中立性仮説の検定統計量  $F^W$  をそれぞれ定義し、両仮説を個別に尤度比検定することが考えられる。このような両仮説の個別検定と段階的検定の関係について考察しよう。尤度比検定に基づいて、単独で中立性仮説を検定するための検定統計量  $F^W$  は

$$F^W = 2 \left( \log \ell_M(\hat{\beta}) - \log \ell_M(\beta^*) \right) \quad (4.27)$$

となる。なお、 $\hat{\beta}$ はSURモデルの $\beta$ に関するLFGLS推定量、 $\beta^* = (r', \dots, r)'$ である。

4.5.2で示したように、2段階検定量  $F^{W|R}$ は、中立性仮説の個別検定統計量  $F^W$ と誤差項の相関に基づく統計量  $F^C$ に分解できる。

$$F^{W|R} = F^W + F^C$$

$F^C$ の符号は一意的には定まらず、中立性仮説の個別検定の第I種過誤は  $F^{W|R}$ に比べて過大あるいは過小になる可能性がある。SURモデルの誤差項が互いに無相関であれば  $F^C = 0$ が成立し、段階的検定の統計量  $F^{W|R}$ は中立性仮説の個別検定統計量  $F^W$ と一致する。すなわち、RE 仮説と中立性仮説の検定モデルの誤差項が互いに独立な場合には、段階的検定を行う積極的な理由は存在しない。式 (4.22)、式 (4.26) に基づいて、検定統計量  $F^M$ を構成する要因は、a)RE 仮説の個別検定統計量  $F^R$ による効果、b) 中立性仮説の個別検定統計量  $F^W$ による効果、c)RE 仮説と中立性仮説との相関関係に基づく効果  $F^C$ に分解される。

$$F^M = F^R + F^W + F^C \quad (4.28)$$

中立性仮説の個別検定では  $F^W$ の効果のみを考慮するにとどまる。段階的検定では、Step 1においてRE 仮説を検定する。RE 仮説が採択されたときに限り、Step 2の結合仮説検定に進む。段

階的統計量  $F^{W|R}$  は、その計算に用いる推定量の推計において RE 仮説の成立が前提条件として課されている。段階的統計量  $F^{W|R}$  は、結合仮説の検定統計量  $F^M$  から RE 仮説の個別検定統計量  $F^R$  の効果が除去されており、式 (4.26) の第 1 項による中立性仮説検定量による効果と、第 2 項による両仮説の誤差項の相関に基づく効果の双方が考慮される。

## 4.6 実験方法と検定結果

### 4.6.1 室内実験の方法

3.4 で経路選択をシミュレートするような室内実験の方法に関して、研究の概要を整理するとともに、飯田らが提案した実験方法の特徴について考察した。そして、3 章では、ドライバーの期待形成に焦点を絞るために、交通管理者による情報提供がない状況を想定した。本章の目的は、交通情報がドライバーの期待形成に及ぼす効果を分析することにある。室内実験において、交通情報が経路誘導効果を発揮する場面をシミュレートするためには、室内実験のなかで交通情報提供システムを導入する必要がある。本章では、3 章と同様に飯田型の実験方法を採用するが、渋滞情報の提供システムを実験に取り入れる点で異なっている。情報の内容として、渋滞情報の他にも多様な変化を与えることが可能であるが、もっともシンプルな情報の内容を用いることにより、交通情報の誘導効果を効率よく分析できるものとする。渋滞情報の提供ルールとして、リンク局所交通の観測値に基づいて経路が渋滞しているか否かという 2 者択一のメッセージを経路選択しようとするドライバーに提示することとする。

本章では、表-4.1 に示すような室内実験<sup>2)3)</sup>を実施した。実験 1、実験 2 のそれぞれに対して、公共主体が被験者に交通情報を提供する場合と提供しない場合の 2 通りの実験を実施した。被験者集団の異質性により生じるバイアスを除去するために、すべての実験を同一の被験者集団に対して実施した。各実験では、2 つの代替的経路間の選択問題を考える。経路 1 に都市内を通過する街路を、経路 2 に若干迂回するものの容量が大きい道路を想定する。いずれの経路交通量もドライバーが事前に把握できないリンク局所交通量とドライバーの選択結果により変動する。各経路の走行時間  $T$  はつぎの BPR 関数を用いて仮想的に再現させた。

$$T = \tau_0 \left[ 1 + \left( \frac{\kappa X + N}{C} \right)^f \right] \quad (4.29)$$

ここで、 $\kappa$  は拡大係数、 $X$  は当該経路を利用した被験者数、 $\tau_0$  は自由走行時間、 $N$  はリンク局所交通量（正規分布  $N(\mu, \sigma^2)$  に従う確率変数）、 $C$  は交通容量、 $f$  は定数である。実験の各ラウンドにおいて、公共主体はその時に生起しているリンク局所交通量に基づいて経路 1 の渋滞の有無を被験者に通知する。被験者はラウンドごとに、各経路の走行時間の予測値と経路選択の結果を報告する。公共主体は、各被験者の選択結果とリンク局所交通量に基づいて各経路の走行時間の実績値を算定し、各被験者に選択した経路の走行時間を通知する。以上のラウンドを所定の回数繰り返した。前述したように、本章では交通情報が一切提供されない場合も実験しており、情報集合には null 情報  $e_0$  が含まれる。交通情報を提供した実験では、 $e_1$  : 「経路 1 渋滞中」、 $e_2$  :

表 4.1: 室内実験の概要

	実験 1		実験 2	
$L$	50 回		50 回	
$m$	60 名		60 名	
$\kappa$	15		15	
$f$	2.0		2.0	
	(経路 1)	(経路 2)	(経路 1)	(経路 2)
$N$	(175, 30 <sup>2</sup> )	(175, 10 <sup>2</sup> )	(150, 30 <sup>2</sup> )	(150, 10 <sup>2</sup> )
$\tau_0$	15km	20km	15km	20km
$C$	500 台	700 台	1000 台	1200 台

注) $L$ は走行回数,  $m$ は被験者数,  $N(\mu, \sigma^2)$ は平均 $\mu$ , 分散 $\sigma^2$ の正規分布を表す. 残りのパラメータは式(4.29)参照.

「経路 1 非渋滞」という 2 種類のメッセージを被験者に通知しており, 実験全体での情報集合は  $\{e_0, e_1, e_2\}$  となる. 経路 1 の渋滞の有無をリンク局所交通量  $N_1$  がある閾値  $h$  を超過しているか否かで判断する. 限られた実験回数の中で, 各メッセージに対して RE が形成されるためには, メッセージの提示回数に偏りが生じないほうが望ましい. そこで, 閾値を経路 1 のリンク局所交通量の平均値  $\mu$  に設定し, もし,  $N_1 \geq \mu$  ならば, メッセージ  $e_1$  を,  $N_1 < \mu$  ならば, メッセージ  $e_2$  を提示した. なお, 室内実験で渋滞の有無を識別するための閾値としてリンク局所交通量の平均値を用いたが, 渋滞情報提供システムの設計変数として閾値が最適であるという保証はない. 6 章では, 本章で導入したような渋滞情報と同様の情報提供ルールを想定し, 交通状態を識別するような閾値の最適性に関して検討することとする.

#### 4.6.2 実験データの概要

4 種類の実験に対して, 60 名の被験者がそれぞれ 50 回の経路選択を繰り返した. 交通情報を提供した経路 1 の選択結果のみに着目する. 被験者の学習の熟度を統一するために, それぞれの実験において各メッセージの下で経路 1 を選択した累積回数が 10 回になる時点のデータを用いることとする. 以上のデータをプールし仮説検定を試みる. 図-4.1 は, 以上のように作成した実験データの経路走行時間の予測値と実績値の関係を示している.

図-4.1 に示すように, 各予測値に対する実績値の分散が各実験により多様に異なり, 各実験間に無視しがたい分散不均一性が現れている. また, 走行実績値は期待報告値に対して (4.5 度線よりも) 上方にバイアスがかかって分布している. これは非線形走行時間関数を用いたことに起因している. これより検定モデルの誤差項の正規性が保証できないことが推察される. このように室内実験で得られたデータは, 検定モデルを最小 2 乗法で推定するために必要な条件を満足しておらず, データの補正や歪んだ誤差構造を処理しうる推定方法の適用が必要となる.

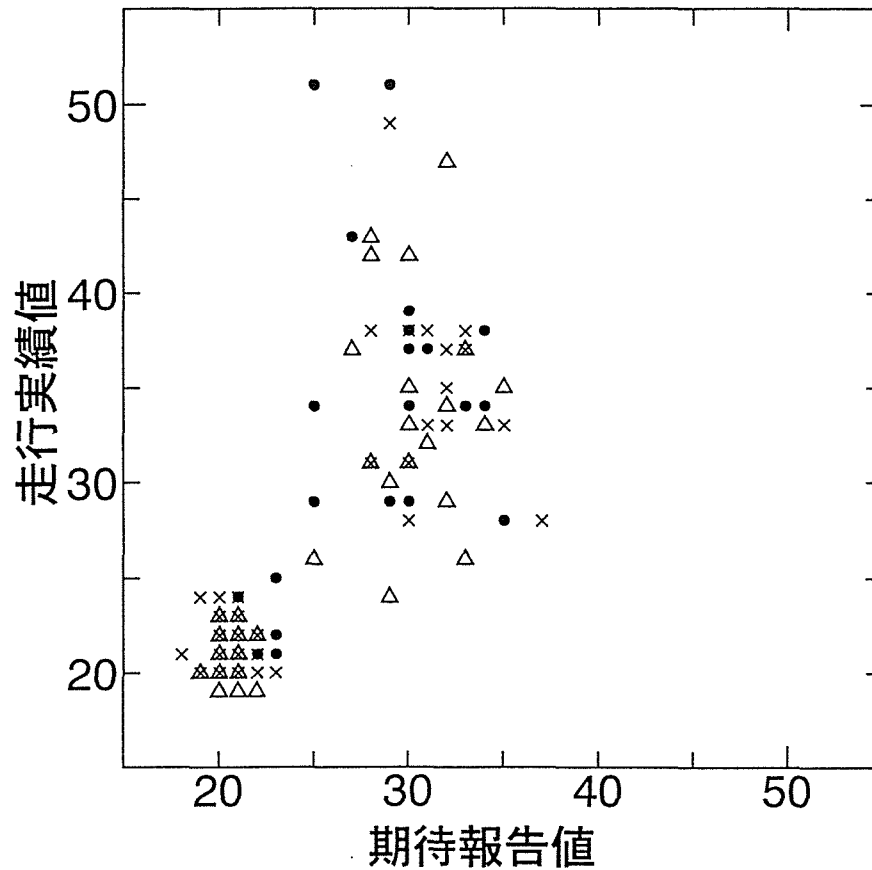


図 4.1: 経路走行時間の予測値と実績値

記号●, △, ×はそれぞれ「情報なし」, 「経路1渋滞」, 「経路1非渋滞」というメッセージを提供した時のデータを表す。ここでは、実験1と実験2のデータをプールして表している。

#### 4.6.3 誤差項の非正規性

室内実験は、外部からのノイズを可能な限り取り除き、実験環境を管理できるという利点を持っている。しかし、交通情報は走行条件に応じて選択されるために、提供される交通情報と各経路の走行時間の間には強い相関関係が存在し、検定モデルの誤差項は正規分布に従わない。非線形走行時間関数を用いた場合、誤差項の非正規性はより顕著となる。また、各経路の走行時間は経路選択行動を通じて互いに強く関連しているため、検定モデルの誤差項は互いに強い相関を持ちその分布は不均一である。このようなデータの歪みの問題は、交通情報による経路誘導問題の本質的な構造に起因するものであり、いかに管理された実験といえどもそれを回避することはできない。このうち、誤差項の相関と不均一性の問題はLFGLS推定量を用いることにより対処できるが、非正規性に対処するためにはあらかじめデータを補正しておくことが必要である。

表 4.2: 非正規性の補正結果: (中立性仮説検定モデルの場合)

		$(e_0, e_1)$	$(e_0, e_2)$	$(e_1, e_2)$
原データ	$W$	.894**	.817**	.902**
B-C 変換	$\lambda$	-1.71	-1.49	-1.49
補正後	$W$	.973	.959	.969

注) ただし,  $(e_i, e_j)$  の欄は異なるメッセージ  $e_i, e_j$  間の中立性検定モデルに対する計算結果を表す. 記号\*\*は 1%有意で正規性が棄却されることを表す.  $W$  は Shapiro-Wilk 統計量,  $\lambda$  はそれぞれの回帰モデルを単独に OLS 推計した場合の対数尤度を最大にするような Box-Cox 変換パラメータを表す.

ドライバーの主観的期待に関するサンプリング技術が進歩すれば, 将来, 現実の道路で得られるデータを用いて, 交通情報の経路誘導効果を仮説検定することが可能となろう. この場合, 現実の実績データは管理実験データよりも一層歪んだ性質をもつことが予想される. 本章で提案した多重仮説検定の方法論は, 実績データに対してもデータ特有の歪んだ性質を補正すれば十分に適用可能であると考えられる. 実績データを用いた場合, 非正規性の補正のみで十分であるとは限らないが, それでも重要な補正事項であることは確かである. 実績データに対する補正の問題は将来の課題としたい.

#### 4.6.4 非正規性の補正

本章では, 1) 非線形走行時間関数 (4.29) を用いていること, 2) 観測交通量を閾値により切断し, 被験者に通知するメッセージを選択したこと等により, SUR モデルの誤差項分布の正規性が保証されない可能性がある. そこで, Shapiro-Wilk (以下, S-W と略す) の統計量  $W$  を用いて誤差項の正規性の仮説検定を試みた. S-W 統計量の詳細は参考文献<sup>18)19)</sup>に譲ることとする. 誤差項が正規性を完全に満たすなら S-W 統計量は  $W = 1$  となる. もし, 有意水準  $100 \cdot \delta\%$  に対して定義される臨界値  $W_\delta$  に対して,  $W < W_\delta$  が成立すれば誤差項の正規性の仮説は棄却される. 有効データ数  $N = 56$  のとき, S-W 検定の臨界値は  $W_{.01} = .938$ ,  $W_{.05} = .951$  となる. 本実験の場合, 表-4.2に示すように, 検定モデルの誤差項の正規性は水準 1%で棄却される. そこで, 誤差項の非正規性を補正するために Box-Cox 変換 (以下, B-C 変換と略す) を用いた<sup>9)20)</sup>. たとえば, 検定モデル  $x_i = X_i \alpha_i + u_i$  に対して B-C 変換モデル  $\{\tilde{T}_n(e_i)\}^{(\lambda)} = \alpha_0^i + \alpha_1^i \{T_n^*(e_i)\}^{(\lambda)} + u_n^i$  を定義しよう. ただし,  $\{T\}^{(\lambda)} = (T^\lambda - 1)/\lambda$  である. ここで, それぞれの B-C 変換モデルを OLS 推計した時の対数尤度を最大化するような  $\lambda$  を格子探索法により求めた<sup>20)</sup>. もちろん, このような補正によっても完全な非正規性の除去は不可能であるが, B-C 変換により著しい非正規性をもつ誤差項を正規分布に従うように改善することは可能である. 非正規性の補正結果の一部を表-4.2に示す. B-C 変換により完全に非正規性を取り除いた訳ではないものの S-W 検定によれば正規性の仮定は棄却できないという結果を得た. なお, 誤差項を B-C 変換した場合, 誤差項の平均がゼロとなる保証はない. そこで, 中央化変換により, 検定回帰モデルの誤差項の平均がゼロとなるように補正した.

検定回帰モデルの誤差項の平均をゼロにする変換は、以下のように説明できる。回帰モデル  $y = X\alpha + u$ ,  $u \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 I_n)$  において、誤差項の期待値が  $E[u] \neq 0$  であるとき、OLS 推定量は不偏性を満足しない。すなわち、 $E[\hat{\alpha}] = \alpha + (X'X)^{-1}X'E(u) \neq \alpha$  である。このような誤差平均が非ゼロである回帰モデルに生ずるバイアスを次の変換により補正できる。誤差項の平均がゼロでない回帰モデル（スカラー表示）を考えよう。

$$y_i = \alpha_0 + \alpha_1 x_i + u_i; \quad i = 1, \dots, n, \quad E[u_i] \neq 0.$$

残差平方和  $Q = \sum_{i=1}^n u_i^2$  を最小化する回帰係数  $(\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1)$  は、 $\partial Q / \partial \alpha_j = 0 (j = 0, 1)$  に基づいて、

$$\hat{\alpha}_0 = \bar{y} - \hat{\alpha}_1 \bar{x}, \quad \hat{\alpha}_1 = \frac{\sum_i x_i (y_i - \bar{y})}{\sum_i x_i (x_i - \bar{x})} \quad (4.30)$$

と表現できる。ここで、 $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i / n$ ,  $\bar{y} = \sum_{i=1}^n y_i / n$  である。誤差平均が非ゼロのデータに対する推定量  $(\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1)$  は不偏性を満足しない。そこで、不偏推定量となるように原データ  $\{x_i, y_i\}$  を  $\{X_i, Y_i\} = \{x_i - \bar{x}, y_i - \bar{y} + \hat{\alpha}_0\}$  と変換する。この変換は、「原データを中央化変換した後に  $y_i$  軸方向に定数項の推定量  $\hat{\alpha}_0$  の距離だけ移動する操作」を表す。 $\hat{\alpha}_0$  の移動により、中央化変換による定数項の消失を回避できる。この変換の後で誤差平均がゼロとなり変換後の OLS 推定量は原データの OLS 推定量と一致することを以下に示す。式 (4.30) に基づき、変換データの OLS 推定量は

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X}, \quad \hat{\beta}_1 = \frac{\sum_i X_i (Y_i - \bar{Y})}{\sum_i X_i (X_i - \bar{X})}. \quad (4.31)$$

と表現できる。ここに、 $\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i / n$ ,  $\bar{Y} = \sum_{i=1}^n Y_i / n$  である。式 (4.31) を展開すれば  $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) = (\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1)$  がえられる。また、変換後の残差  $\hat{v}_i$  は

$$\hat{v}_i = Y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i) = (y_i - \bar{y}) - \hat{\beta}_1 (x_i - \bar{x})$$

となる。この平均値は  $\sum_{i=1}^n \hat{v}_i / n = 0$  である。以上のように、誤差項の平均がゼロでない原データ  $\{x_i, y_i\}$  を  $\{x_i - \bar{x}, y_i - \bar{y} + \hat{\alpha}_0\}$  と変換すれば、変換データの OLS 推定量は原データの OLS 推定量に一致し、誤差平均をゼロに補正できる。ところで、SUR モデル  $z = W\gamma + w$ ,  $w \sim N(\mathbf{0}, \Omega)$  において、 $\Omega^{-1} = P'P$  となる演算子  $P$  による変換モデルの誤差項は、 $Pw \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 I)$  である。上の結果は、SUR モデルに適用できる。

#### 4.6.5 検定モデルの推計

回帰式体系 (4.11) を推定するとき、各グループには同一の被験者が重複して現れており、各誤差項が相互に相関がある可能性が高い。この回帰式体系は見かけ上無関係な回帰モデル (SUR モデル) となっている<sup>17)</sup>。本章では、誤差項の共分散行列  $\Sigma$  の一致推定量<sup>9)</sup> として LFGLS 推定量を用いた。その推定手順は、1) 対角行列  $\Sigma = I$  を仮定した OLS 推定量  $\hat{\gamma}^0$  を求める。2) 残差  $\hat{w}^0 = z - W\hat{\gamma}^0$  に基づいて一致推定量  $\hat{\Sigma}^0$  を求める。3)  $\hat{\Sigma}^0$  を用いて 1-stage の GLS 推定量  $\hat{\gamma}^1$  を

表 4.3: SUR モデルの推定結果

$\hat{\alpha}_0^0$	$\hat{\alpha}_1^0$	$\hat{\alpha}_0^1$	$\hat{\alpha}_1^1$	$\hat{\alpha}_0^2$	$\hat{\alpha}_1^2$
-.021	1.038	.097	.988	.076	.954
(-.12)	(3.26)	(.28)	(-.36)	(.25)	(-1.58)
$\hat{\beta}_0^1$	$\hat{\beta}_1^1$	$\hat{\beta}_0^2$	$\hat{\beta}_1^2$	$\hat{\beta}_0^3$	$\hat{\beta}_1^3$
1.673	.906	2.310	.786	2.676	.800
(5.50)	(-4.13)	(6.58)	(-6.73)	(6.51)	(-4.85)
$F^M$	$F^R$	$F^C$	$F^W$	$F^M - F^R$	$R_Z^2$
9.289	.603	.286	8.400	8.686	.996

( ) の値は、各パラメータが真の値をとるとする仮説  $\alpha_0^i = 0, \alpha_1^i = 1, \beta_0^i = 0, \beta_1^i = 1$  を検定するための  $t$  統計量である。

求める。4) SUR 残差  $\hat{w}^1 = z - W\hat{\gamma}^1$  に基づいて共分散行列の推定量  $\hat{\Sigma}^1$  を推定する。5)  $\hat{\Sigma}^1$  を用いて 2-stage の SUR 推定量  $\hat{\gamma}^2$  を求める。6) この手順を収束条件  $\|\hat{\gamma}^2 - \hat{\gamma}^1\| < \varepsilon$  となるまで繰り返す。記号  $\|a\|$  は  $\sqrt{a'a}$  を表す。  $\varepsilon = 10^{-3}$  として求めた分散共分散行列の LFGLS 推定量は

$$\hat{\Sigma} = \begin{bmatrix} 1.17 & .64 & .20 & .23 & .69 & .41 \\ .64 & 1.25 & .35 & -.66 & .22 & .70 \\ .20 & .35 & 1.06 & -.02 & -.51 & -.45 \\ .23 & -.66 & -.02 & 1.08 & .30 & -.57 \\ .69 & .22 & -.51 & .30 & 1.01 & .65 \\ .41 & .70 & -.45 & -.57 & .65 & 1.02 \end{bmatrix}$$

となる。ここで、 $\hat{\Sigma}$  の  $i$  行あるいは  $j$  列は、それぞれ  $i, j = 1, 2, 3$  のとき RE 仮説モデルに、 $i, j = 4, 5, 6$  のとき中立性仮説モデルに対応している。仮説検定モデル間の共分散は明らかにゼロではなく、RE 仮説モデルと中立性仮説モデルの間に正、または負の相関関係が存在しており、その絶対値は無視しがたい値をとっている。SUR モデルの推計精度を測定する場合、SUR 残差と説明変数との間に直交性がみだされないので、通常の設定係数を用いることはできない。そこで、SUR モデルに適した McElroy の決定係数<sup>21)</sup>を用いる。

$$R_Z^2 = 1 - \frac{w'(\Sigma^{-1} \otimes I_N)w}{z'(\Sigma^{-1} \otimes A)z} \quad (4.32)$$

#### 4.6.6 検定結果の考察

SUR モデルの推定結果を表-4.3に示す。表-4.3に示すように SUR モデルの推計精度は良好である。Step 1 の有意水準  $\varphi_R$  は、2段階検定統計量  $F^{W|R}$  の有意水準  $1 - (1 - \varphi_R)(1 - \varphi_M)$  を 0.01 あるいは 0.05 に設定することを想定し、Step 1 の水準  $\varphi_R$  を 0.005(0.0253)、Step 2 の水準  $\varphi_M$  も 0.005(0.0253) に設定した。SUR モデルの推計に用いた各回帰モデルごとの有効サンプル数は  $N = 56$  である。メッセージ数は  $M = 2$ 、自由度は  $f = 6, g = 12$  である。  $b - g = 324$  で

ある。以上のことより、Step 1において、 $F^R > F_{\varphi_R}(3, 324)$  ならば水準  $100 \cdot \varphi_R\%$  で RE 仮説を棄却できる。なお、 $F_{.005}(3, 324) = 4.28$ ,  $F_{.025}(3, 324) = 3.11$  である。一方、Step 2において、 $F^M > F_{\varphi_M}(6, 324)$  であるとき、有意水準  $100 \cdot \varphi_M\%$  で結合仮説  $H_0^M$  を棄却できる。臨界値は  $F_{.005}(6, 324) = 3.09$ ,  $F_{.025}(6, 324) = 2.41$  である。さらに、段階的検定において、自由度  $S = 6$ ,  $q - S = 330$  である。RE 仮説が成立するという条件付きの中立性仮説  $H_0^{W|R}$  は、2段階検定統計量が  $F^{W|R} = F^M - F^R > F_{\varphi_{W|R}}(3, 330)$  を満足するとき、有意水準  $100 \cdot \varphi_{W|R}\%$  で棄却できる。臨界値は  $F_{.01}(3, 330) = 3.78$ ,  $F_{.05}(3, 330) = 2.60$  である。以上の臨界値に基づいて、各ステップの検定の結果、Step 1 では有意水準 0.5%, 2.5% の双方に対して RE 仮説は棄却されない。Step 2 において結合仮説は有意水準 0.5%, 2.5% の双方で棄却される。さらに、2段階検定統計量  $F^{W|R} = F^M - F^R$  を用いた段階的検定によれば、総合的な有意水準 1% で RE 仮説を棄却せずに同時に中立性仮説を棄却できる結果となっている。なお、表-4.3 における ( ) の値は、各パラメータに関する仮説  $\alpha_j^i = \alpha_j^{i*}(i = 0, 1, 2; j = 0, 1)$ ,  $\beta_j^c = \beta_j^{c*}(c = 1, 2, 3; j = 0, 1)$  を検定するための  $t$  統計量である。 $\alpha_j^{i*}$ ,  $\beta_j^{c*}$  : 結合仮説が正しい時の各パラメータの値である。記述の便宜上、 $t_k(k = 1, \dots, K)$  と表す。 $K = 12$  である。結合仮説全体の有意水準  $\phi$  のもとで各パラメータの有意水準  $\phi$  を割り当てるためには  $\phi = \phi/K$  に設定すればよい。なぜなら、次の不等式；(結合仮説全体の第 I 種過誤) =  $P_{H_0^M}(|t_1| > t_\phi, \text{or}, \dots, \text{or}, |t_K| > t_\phi) \leq \sum_{k=1}^K P_{H_0^M}(|t_k| > t_\phi) = K\phi = \phi$  が成立するからである。もし、 $|t_k| > t_\phi$  ならば  $k$  番目のパラメータの仮説を水準  $100 \cdot \phi$  で棄却できる。結合仮説全体の棄却水準が 1% で抑えられるためには、 $\phi = \phi/K = 0.0008$  と設定すればよい。なお、臨界値  $t_{0.001}^\infty = 3.291$  である。RE 仮説の各パラメータに関する  $t$  統計量は、 $|t_{\alpha_j^i}| \leq t_{0.001}^\infty(i = 0, 1, 2; j = 0, 1)$  である。中立性仮説の各パラメータに関する  $t$  統計量は、 $|t_{\beta_j^c}| > t_{0.001}^\infty(c = 1, 2, 3; j = 0, 1)$  である。 $t$  統計量によっても、有意水準 1% で RE 仮説が棄却されずに中立性仮説を棄却できる。



## 4.7 結言

2章で、RE形成モデルを経路誘導問題に適用するにあたり、モデルの主要な前提が想定する内容が実際のドライバーの反応や走行条件に対して統計的に有意であるか否かを明確にすることが重要な検討課題となることを考察した。このなかで、本章では、特に、RE形成モデルによって交通情報がドライバーの学習行動にもたらす影響を適切に表現できるか否かを統計的に検討したものである。本章では、室内実験によりドライバーが学習経験を通じて走行時間に関する合理的期待を形成しても交通情報の効果は消滅しないという交通情報の非中立性命題に関する仮説検定を試みた。すなわち、この命題をドライバーの主観的期待の合理性を表すRE仮説と交通情報によりREが差別化されないことを表す中立性仮説という複数の分離仮説により構成される結合仮説により表現し、結合仮説を効果的に検定するための多重仮説検定の方法を提案した。室内実験を行った結果として、交通情報の中立性仮説は棄却され、少なくとも本実験に関する限り交通情報は経路誘導効果を有することが判明した。

本章の検定結果は、室内実験という限られた経験によるものであるが、多重仮説検定という従来の個別検定より統計的検定過誤の少ない方法を用いて検討を行った結果として、中立性仮説が棄却されなかったことは評価できると考える。この検定結果は、RE形成シミュレーションの結果とも一致している。このことは、RE形成モデルがドライバーの学習行動にもたらす交通情報の誘導効果を適切に再現していると解釈できる。RE形成モデルを用いて経路誘導情報の重要な役割を再現できるという意味でRE形成モデルの適用可能性の向上に貢献できると考える。

しかし、本章で提案した方法論に関して以下のような研究課題が残されている。第1に、価格情報による経路誘導効果の有無に関して検討する必要がある。この問題は例えば混雑料金等の導入効果を検討する上で重要な検討課題になろう。料金の変化を伝達するような情報は、走行条件を伝達する情報よりもドライバーに強いインセンティブを与えられられる。価格情報の中立性を室内実験により検討するためには、実験中の交通状態に応じて料金の水準を設定しうるような価格情報の提供システムを開発する必要がある。価格情報提供システムの設計問題の研究は緒についたばかりであり、今後、室内実験に実用できるようなプロトタイプを開発する必要がある。6章において、経路の渋滞状況に応じて混雑料金を設定するような価格情報提供システムの設計問題を検討することとする。第2に、より望ましい経路誘導システムを設計するためには、交通情報システムの非冗長性を検討するための方法論が必要となろう。交通情報の中に互いに中立的なメッセージが含まれていれば、情報提供ルールの再設計、予測システムの精度向上などを通じて交通情報システムを改善する余地があることになる。情報システムの非冗長性は、その試験的導入段階において効率的設計を図るために重要な検討課題となろう。この種の問題に対しては、本章で提案した中立性仮説を再定式化することにより対応できると考える。第3に、本室内実験はあくまでも定常的な交通環境の中における被験者の期待形成のメカニズムをシミュレートしたに過ぎない。交通環境が非定常的に変動する環境の下では、ドライバーが合理的な期待を形成する保証はない。非定常的な環境の下におけるドライバーの期待形成の問題は、その理論化も含めて今後に残された研究課題となっている<sup>22)</sup>。一方、現実の道路交通流が定常的に変動

しているならば、本章で行った管理実験においても近似的に実際の交通流が再現されていると言えよう。5章では、高速道路区間を対象として各区間における日交通量の変動に着目し、それらが定常的に変動するかどうかを仮説検定するための方法論を提案する。

### 参考文献

- 1) Chang, G. and Mahmassani, H.: Travel time prediction and departure adjustment behaviour dynamics in a congested traffic system, *Transportation Research*, Vol. 22B, pp. 217-232, 1988. s
- 2) Iida, Y., Akiyama, T. and Uchida, T.: Experimental analysis of dynamic route choice behavior, *Transportation Research*, Vol. 26B, No.1, pp. 17-32, 1992.
- 3) 飯田恭敬, 内田敬, 宇野伸宏: 交通情報の効果を考慮した経路選択行動の動的分析, 土木学会論文集, No. 470/IV-20, pp. 77-86, 1993.
- 4) 小林潔司, 井川修: 交通情報によるドライバーの経路誘導効果に関する研究, 土木学会論文集, No. 470/IV-20, pp. 185-194, 1993.
- 5) Kobayashi, K.: Information, rational expectations, and network equilibria: An analytical perspective for route navigation systems, *The Annals of Regional Science*, Vol. 28, pp. 369-393, 1994.
- 6) 小林潔司, 安野貴人: 室内実験によるドライバーの合理的期待に関する仮説検定, 土木計画学研究・論文集, No. 12, pp. 493-500, 1995.
- 7) Muth, J.: Rational expectations and the theory of price movements, *Econometrica*, Vol. 29, pp. 315-335, 1961.
- 8) Turnovsky, S.: Empirical evidence on the formation of price expectations, *Journal of American Statistical Association*, Vol. 65, pp. 1441-1454, 1970.
- 9) Judge, G.G. and Griffiths, W.E.: *The Theory and Practice of Econometrics*, John Wiley & Sons, 1985.
- 10) Savin, N. E.: Multiple hypothesis testing, in: Griliches, Z. and Intriligator, M. D. (eds.), *Handbook of Econometrics*, Vol. II, pp. 827-879, 1984.
- 11) Savin, N. E.: The Bonferroni and the Scheffé multiple comparison procedures, *Review of Economic Studies*, Vol. XLVII, pp. 255-273, 1980.
- 12) Miller, R.G.: *Simultaneous Statistical Inference*, chap. 2, Springer-Verlag, 1981.
- 13) Gouriéroux, C. and Monfort, A.: *Statistics and Econometric Models Vol. 2*, chap. 19, Cambridge University Press, 1995.
- 14) Westfall, P.H. and Young, S.S.: *Resampling-Based Multiple Testing*, chap. 6, Wiley, 1993.
- 15) Hochberg, Y. and Tamhane, A.C.: *Multiple Comparison Procedures*, John Wiley & Sons, 1987.
- 16) Einot, I. and Gabriel, K.R.: A study of the powers of several methods of multiple

- comparisons, *Journal of American Statistical Association*, Vol. 70, pp. 574-583, 1975.
- 17) Zellner, A.: An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias, *Journal of American Statistical Association*, Vol. 57, pp. 348-368, 1962.
- 18) 蓑谷千皇彦：計量経済学における頑健推定, 多賀出版, 1992.
- 19) Shapiro, S.S. and Wilk, M.B.: An analysis of variance test for normality, *Biometrika*, Vol.52, pp. 591-611, 1965.
- 20) 蓑谷千皇彦：計量経済学の理論と応用, 日本評論社, 1996.
- 21) McElroy, M.B.: Goodness-of-fit for seemingly unrelated regressions, *Journal of Econometrics*, Vol. 6, pp. 381-387, 1977.
- 22) 小林潔司, 都明植, 樞村吾朗: 交通流が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, 土木計画学研究・講演集, 1997.
- 23) 安野貴人, 小林潔司, 都明植: 室内実験による交通情報の経路誘導効果に関する多重仮説検定, 土木学会論文集 (投稿中) .
- 24) 安野貴人, 小林潔司: 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, 土木学会全国大会第 50 回年次学術講演会, pp.84-85, 1995.
- 25) 安野貴人, 近藤智宏, 小林潔司: 経路選択における交通情報の非中立性に関する仮説検定, 第 48 回土木学会中国支部研究発表会, pp.459-460, 1996.
- 26) 安野貴人, 小林潔司: 室内実験によるドライバーの経路誘導効果に関する仮説検定, 京大土木 100 周年記念ワークショップ・プロシーディング, pp.233-242, 1997.
- 27) 安野貴人, 都明植, 小林潔司: 室内実験による交通情報の中立性に関する多重仮説検定, 平成 9 年度土木学会関西支部年次学術講演会, IV-96, 1997.



## 第 5 章

### 交通量の変動過程の定常性に関する仮説検定

#### 5.1 緒言

2 章では、RE 形成モデルを経路誘導システムの分析に適用するにあたり、モデルの諸前提が現実に生起している道路交通や交通行動の現象を適切に反映しているかどうかを実際のデータに基づいて統計的に検討することが重要な課題になることを考察した。その後、RE 形成モデルが有効であるためには、1) RE 仮説、2) 情報の非中立性命題、3) 交通量の定常的変動、という 3 つの前提が成立する必要があることを示した。3 章では、RE 仮説を検定するための方法論を提案し、室内実験を通じて RE 仮説が棄却されないことを確認した。4 章では、情報の中立性命題を検討するための方法論を開発するとともに、実験の結果として情報の中立性仮説が棄却されないことが明らかとなった。

2.3.5 で述べたように、ドライバーが走行する道路において、多時点にわたる交通量の変動系列が定常過程に従うという想定は、彼らの RE 形成や交通情報の効果発揮を保証するために重要な役割を果たしている。すでに、2 章では、数値シミュレーションを通じて、リンク局所交通量の変動が定常系列に従う場合、合理的に学習するドライバーの主観的期待は RE に収束するとともに、交通情報の非中立性命題が成立しうることを示した。また、本論文の 3 章、4 章の室内管理実験の結果を通じて、交通量が定常的に変動する走行条件においてドライバーは RE を形成するとともに交通情報がドライバーの期待形成に影響を及ぼすことを示した。しかしながら、現実の道路で生起している交通量の変動が必ずしも定常過程に従うとは限らず、道路区間・曜日・時間帯などにより非定常過程に従っている可能性を完全には否定できない。

いま、交通量が非定常に変動する要因を考えよう。非定常な変動要因として、月・曜日など一定周期の変動、一定変化率のトレンド、祝祭日の規則的ピークがあげられる。これらの要因は、走行時間を規則的に変化させる要因である。規則的な交通量の変動過程では、ドライバーは長期学習を通じてカレンダー・予測交通情報等を先験情報として、条件付きに合理的期待を形成できると考えられる。一方、非定常な交通量の変動を生じさせる不規則な変動要因として、一時的な規制、不定期的な工事、事故による一時的ショック、災害後の永続的ショックがあげられる。このような非定常な交通量の変動過程のもとで、ドライバーが RE を形成する保証はえられてい

ない。また、非定常過程下での情報提供がドライバーの期待形成に及ぼす影響に関しては十分な議論が展開されている訳ではない。このように、交通量の変動過程が定常性を有するという想定は、RE 形成モデルの適用範囲を検討するために重要な役割を果たしうる。したがって、現実の道路で生起する交通量の変動過程が定常過程に従うかどうかを観測データに照らして検討することが重要な課題となる。現実の道路で交通量が定常的に変動しているかを検討するためには、交通量の変動系列を確率過程として明確に定義するとともに、その定常性を客観的に判断するための方法論が必要となる。

以上の考察に基づいて、本章では、道路で生起している交通量の変動過程の定常性を検討する場合、交通量の変動系列に含まれる random walk 成分の検出が重要な課題になることを指摘し、実際に高速道路で観測されたデータを用いて交通量の定常性仮説の統計的検定を試みる。まず、5.2 で交通量変動の定常性仮説を検定することの意義について考察する。5.3 で、交通量の非定常性と不規則な変化の要因となる random walk 成分との関係を考察するとともに、交通量の定常性を定義する。月や曜日等による交通量の周期的変動をモデル化する方針について考察する。5.4 で単位根検定の概要を整理するとともに、単位根と定常性との関連について考察する。単位根検定に基づいた定常性仮説の検定モデルを提案する。5.5 では、関西地区の高速道路を対象とした検定結果と交通量の時系列予測への適用可能性について言及する。

## 5.2 本章の基本的な考え方

### 5.2.1 従来の研究の概要

交通量の変動データは観測データの期間長に基づいて、1) time-to-time な変動、すなわち、real time で刻々変動する交通量等に関するミクロなデータ、2) day-to-day, month-to-month, year-to-year などの長期的変動に着目するマクロなデータに分類できる。従来、経路誘導方策を主眼とした研究では、短期的な交通量の変動に着目し、1日のなかでのある時間にある特定の経路に交通需要が集中することを是正する問題に着目してきた。あるいは、時差出勤方策では、通勤時間を前後にずらすことが検討され、ピークロード料金政策でも混雑の多い時間帯の需要を隣接する時間帯に移転することが検討されている。このように、従来提案されてきた交通需要管理手法の多くは、ミクロな交通行動を対象とした短期的誘導方策であると位置づけられる。また、非集計データによる離散選択モデルの発展・普及とともに、個人を単位としたミクロな交通行動の誘導に関して多くの研究成果が蓄積されてきた。

一方、後者は、個々人のミクロな行動データがある一定の期間にわたり集計化されたマクロなデータである。例えば、交通需要は1年、あるいは四半期の単位によるマクロな経済変数と対応して変動しよう。1週間のなかでの週明け・週末、平日・祝日という周期変動、1年間のなかでの夏季の混雑、冬季の閑散、帰省ラッシュなどの月単位の周期変動がある。このようなマクロな交通量変動はドライバー個人が制御できない外生変数である。このようなマクロな交通量変動の予測方法として、定常過程に対しては Box-Jenkins の方法<sup>1)</sup> が、非定常過程に対しては Kalman の方法<sup>2)</sup> が主として適用されてきた。そこでは、対象系列の定常性に関する検討は、いわばモデ

ル作成の予備分析として分析者の判断に委ねられ、モデリング技術の開発と予測精度の評価に研究の主眼が置かれてきた感が否めない。

一方、Breiman ら<sup>3)</sup>はその先駆的な研究の中で、交通量の平均値が一定である期間を特定化する仮説検定の方法を提案した。さらに、一般道路における 1 分刻みの交通量系列が非定常な性質を示すことを報告している。しかし、交通量系列の定常性に関する定義が曖昧であり、時系列データ全体の統計的性質に関しては何ら検討されていない。さらに、正規ホワイトノイズに従うきわめて単純な時系列を想定し、random walk の識別で重要となる分散・共分散の性質に関して不問に付している。わが国でも、堤らはいくつかの交通需要系列の定常性について検討しているが、便宜的な判別関数の提案のみにとどまり、統計的仮説検定の方法論は提案されていない<sup>6)</sup>。筆者らの知る限り、日単位のマクロな交通量変動系列の定常性を客観的に判断しうる方法論を提案した研究事例は見あたらない。

### 5.2.2 交通行動モデリングにおける定常性の問題

2.3.5 で考察したように、ドライバーが走行する道路において、交通量が定常的に変動するという想定は、RE 形成モデルの適用範囲を検討するために重要な役割を果たしている。例えば、交通量が定常過程に従えば、学習行動によりドライバーの主観的期待は合理的期待に収束することが保証される<sup>4)</sup>。また、交通量の定常性を想定した数値シミュレーション<sup>5)</sup>や、4 章で考察した室内管理実験によって交通情報の中立性命題が成立しないことが明らかとなっている。もとより、既存の多くの経路選択行動モデリングにおいても、実際の道路ネットワーク上で観測される交通量の変動が定常的な確率過程に従うことが暗黙の内に想定されている。確率論的均衡配分においても、交通環境の定常性が前提とされている<sup>7)</sup>。現実のネットワーク上での交通量変動が定常過程に従う場合、これまでに開発されてきた経路選択モデルやネットワーク均衡モデルは現実の定常な交通現象を十分に近似しており、定常環境を仮定した方法論も実用に十分耐えうると判断することができる。一方、交通量の変動系列が定常性を満たさない場合、ドライバーの走行時間に関する学習が合理的期待に収束するという保証はない。小林等は、交通量変動が random walk 過程に従う場合、ドライバーは合理的期待を形成することに失敗するが、合理的なドライバーの期待形成メカニズムは適応期待形成モデルに収斂していくことを示している<sup>8)</sup>。このように、非定常な環境下での交通行動を説明するためには、従来とは異なる考え方にもとづく交通行動モデルの開発が必要となる。交通量の変動系列が定常性を有するか否かは、既存の方法論が適用可能な領域を明らかにする意味において重要な課題になると考える。もし、現実の道路交通において定常な交通環境と非定常な交通環境の双方が存在することが判明した場合、各交通環境に適した異なる経路誘導方策を検討することも将来の課題となりえよう<sup>8)</sup>。

### 5.2.3 交通管理政策における定常性の意味

交通需要管理政策には、ある特定の日時に着目し交通需要を空間的・時間的に誘導するようなミクロな管理方策と、交通量の日変動、月間・季節変動を平準化するようなマクロな管理方策に分類できよう。序論では経路情報や利用料金に関する経路誘導方策を個別に、あるいは併用

して導入する際の問題点について考察したが、この種の誘導方策は前者に属すると考えられる。このようなミクロな管理方策の効果を検討する場合、「交通主体がどのように交通環境に関する期待（認知）を形成するか」を分析することが重要な課題となる。そこでは、交通主体の期待や行動の安定性を前提として、各種の管理方策の効果が検討されることになる。一方、マクロな管理政策については、あまり研究が蓄積されていないが、やはり交通環境の定常性が大きな意味を持つ。マクロな交通需要の平準化を試みる場合、中・長期的な交通需要の変動が定常的であるか否かによって、異なる対応が必要となることは言うまでもない。また、マクロな交通需要変動と言えども、個々人の行動が集計された結果である。個々人が交通需要の日変化に関して主観的期待を形成し、day-to-day の需要の移転が内生的に生じる。したがって、マクロ的な交通管理においても、個々人の主観的期待の安定性の問題が重要な課題となろう。

既存の交通需要管理政策の多くは、交通環境の定常性を前提として検討されてきたといっても過言ではない。しかし、前述したように、交通環境が random walk や chaos 成分を含む場合、主観的期待や認知が安定であるという保証はない。この場合、情報提供と混雑料金をあわせた経路誘導方策が効果を発揮しない可能性がある。したがって、現実の交通環境の定常性を検討することは、各種の交通需要管理方策の適用範囲を吟味する上で重要な意味を持っている。また、定常性が保証されないような交通環境が識別されれば、その環境に適した枠組みを有する交通行動モデルの開発が必要となることは言うまでもない。以上の問題意識に基づいて、本章では交通環境の定常性を検討するための第1段階として、日交通量の変動系列の定常性を検定するための方法論を提案する。6章では、本章の検定結果をふまえて、現実の道路交通流と整合のとれた想定のもとで、経路情報と混雑料金をあわせたような経路誘導システムの誘導効果を分析することとする。

## 5.3 日交通量変動系列の定常性

### 5.3.1 非定常性と random walk

交通環境の非定常性は、1) 規則的な非定常性 (トレンド等)、2) 不規則な非定常性 (random walk, chaos 等) に分けられる。1) は、交通量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等が該当し、このような規則的なトレンドは予測可能である。この種の規則的なトレンドがある場合、時間・季節といった外生的情報が交通の多寡を伝達するメッセージの機能を果たし、それらを先験情報としてドライバーはメッセージのもとで条件付きの合理的期待を形成できる。このような長期的に規則的な変動パターンがあれば、それらを内生化した交通行動モデルに基づいて季節や年限に応じた交通誘導方策が検討課題となろう<sup>9)10)</sup>。一方、2) は、公共主体でさえも予測困難であろう複雑な変動である。交通量変動に不規則な非定常要因 2) が含まれる時、ドライバーの期待形成・公共主体の予測システムに継続的ショックを与えうる。この状況下での信頼できる情報提供はむずかしく、経路誘導に失敗する可能性も生じえよう。したがって、定常過程でないことが判明したあとに、さらに、その非定常性が不規則な要因を含むかどうかを判断することが重要となる。このような不規則成分のうち、本章では random walk 成分に着目すること



とする。

### 5.3.2 定常性の定義

いま、ある道路区間において  $N$  日間にわたり観測された日交通量の変動系列  $\{X_n\} = \{X_1, \dots, X_N\}$  を考えよう。  $X_n$  は、第  $n$  日目の日交通量の観測値を表す。

**定義 3 (定常性)** 日交通量の変動系列  $\{X_n\}$  がすべての走行日次 ( $n = 1, \dots, N$ )、任意の整数  $s$  に対して、

$$E[X_n] = \mu \text{ (independent of } n) \quad (5.1)$$

$$\text{Var}[X_n] = \sigma^2 < \infty \quad (5.2)$$

$$\text{Cov}(X_n, X_{n-s}) = \gamma(s) \quad (5.3)$$

を満たす時、日交通量系列  $\{X_n\}$  は定常性をもつとよぶ。

式 (5.1)、式 (5.2) は、交通量の期待値と分散がすべての走行日次  $n$  を通じて一定であることを要請している。式 (5.3) は、任意の異なる日次の組  $(n, n-s)$  の自己共分散  $\gamma(s)$  が 2 つの日次の差  $s$  のみに依存し、走行日次  $n$  には無関係であることを主張している。上記の定義は弱い意味での定常性であるが、現実の道路で生起する交通量系列の統計的性質を検討するために十分である。

**定義 4 (和分)** 非定常な交通量系列  $\{X_n\}$  が  $d$  回の階差をとることによって定常系列になるとき、原系列  $\{X_n\}$  は次数  $d$  の和分 (integration) であるとよぶ。このことを次式で表す。

$$X_n \sim I(d) \quad (5.4)$$

とくに、 $I(0)$  は交通量の原系列が定常系列であることを表す。 $I(1)$  は、原系列  $\{X_n\}$  は非定常であるが 1 階の階差  $\Delta X_n = X_n - X_{n-1}$  をとることによって階差をとった系列  $\{\Delta X_n\}$  は定常性を有することを表す。

### 5.3.3 日交通量変動の分解

日交通量変動を構成する要因として年次のトレンド、月次周期、4 半期周期、曜日変動等が考えられる。年次のトレンドについては、種々の表現方法があるが、もっとも簡単なトレンドは線形トレンドで表現できる。また、震災の一時的ショックや交通政策などの持続的影響を及ぼしうるトレンドも存在する。確率的トレンドについては本章の域をこえるので今後の課題としたい。一方、各種の周期変動については、近年、マクロな集計量の経済時系列分析の分野において研究が蓄積されてきた<sup>9)</sup>。季節変動に関する表現方法は、論理的に 1) 非確定的・定常、2) 非確定的・非定常、3) 確定的・定常という典型的な 3 タイプに分類できる<sup>9)</sup>。ここで、年内の 4 半期の変動系列  $\{X_n\}$  を例として各タイプの特徴を説明しておこう。タイプ 1) は各季節の間に自己相関を有する場合であり、単純な例として

$$X_n = rX_{n-4} + \epsilon_n \quad (5.5)$$

がある。  $r$  ( $0 < r < 1$ ) はパラメータ,  $\epsilon_n$  は系列相関のない誤差項を表す。このような系列の平均は各季節の間で一定である。次に, タイプ 2) は単位根を有する (random walk に従う) 季節変動であり, 例として

$$X_n = X_{n-4} + \epsilon_n \quad (5.6)$$

がある。式 (5.6) は, ラグ多項式により  $(1 - L^4)X_n = \epsilon_n$  と変形でき, 多項式は  $(1 - L^4) = (1 - L)(1 + L + L^2 + L^3)$  となり確かに単位根を有する。ただし,  $L$  はラグ演算子を表し,  $L^k X_n = X_{n-k}$  である。この系列の特徴は季節の平均が定義されない点にある。タイプ 1) 2) の非確定的モデルは, 多くの時系列の統計的挙動に対して良好な近似を与えないことが報告されている<sup>9)</sup>。その理由は, 多くの時系列データでは異なる季節間に平均値に有意な差が存在するのが通常であるが, これら非確定的なモデル化では季節間の平均の差を組み込むことが難しい点にある。タイプ 3) のモデルでは, 例えば,

$$X_n = \sum_{s=1}^4 \alpha_s d_n^s + \eta_n \quad (5.7)$$

と季節に応じて平均値を変化させることが可能である。ここに,  $\alpha_s$  は季節「 $s$ 」の係数を,  $d_n^s$  は季節「 $s$ 」に関するダミー変数であり  $n$  日が季節「 $s$ 」ならば  $d_n^s = 1$  そうでなければ  $d_n^s = 0$  とする。 $\eta_n$  は確率的な季節変動を表し定常過程に従う。このような季節ダミーモデルは, 多くの系列に対して良好な近似を与えうることが報告されている。特に, ダミーモデル (5.7) は祝・祭日の影響や天候・気温の変動等による「規則的」な平均格差を効果的に表現することが可能である。派生需要として生じる交通行動も, 基本的には経済活動に依存しており, 個々の交通行動が集計化された交通量の変動系列も, マクロな経済変量と同一の特徴を有する可能性が高い。したがって, 本章では, 季節変動ダミーのモデル (5.7) に基づいて日交通量変動の周期性を表現することとする。

## 5.4 仮説検定の方法

### 5.4.1 単位根検定の概要

計量経済学の分野では, 定常過程に関わる時系列分析に関する研究が蓄積されてきた。非定常な ARIMA 表現においても階差をとることにより原系列を定常過程に帰着することができる。しかし, のちに述べるような単位根を有する非定常系列 (random walk) のもとで, 定常過程を想定した統計的推測の方法を準用した場合, 見せかけの回帰や統計的過誤増加などのバイアスを生ずることが指摘された<sup>11)</sup>。このような原系列を定常過程か非定常過程かを判別する場合, 主観的な視覚判断に頼らず, random walk 系列に従うか否かを客観的に判断する方法が必要となる。単位根検定は, 対象とする時系列が非定常過程 (random walk) に従うか, あるいは定常過程に従うかを仮説検定する方法を与えるものである。

単位根を有するか否かの検定方法については、すでに多くの研究の蓄積がある<sup>12)</sup>。このなかで、最初に Fuller は、対象系列が AR(1) 表現に従うことを想定したもっとも基本的な方法論 (Dickey-Fuller 検定, 以下 DF 検定と略す) を提案した<sup>13)14)</sup>。単位根を有するかどうかを通常の Student の  $t$  検定で仮説検定するとき、random walk 仮説が成立する下では統計的過誤を犯しやすいことを指摘するとともに、そのバイアスを除いた  $t$  分布の棄却水準をモンテカルロ実験により求めて数表化している。さらに、対象系列が AR(1) 表現に加えて定数項、あるいは時間の線形トレンドをもつ場合の検定方法も確立された。この基本的 DF 検定の一般化もすでに試みられている。たとえば、ARIMA 表現のもとで、単位根検定する方法としては、1) 導出される検定統計量が DF 検定の基本形になるような原統計量を変換する方法か、2) 検定回帰モデル自体の表現形式を拡張する方法があるが、いずれも基本的 DF 検定に帰着させることができる。一方、これらの基本的 DF 検定に基づく各種の方法はシンプルであるが、各統計量が自己回帰係数、ホワイトノイズの分散等の推定値に依存するため、それらが互いに漸近的に等価でないという欠点も有している。これに対し、Schmidt ら<sup>15)</sup>はノンパラメトリックな単位根検定の方法を提案している。

本章で対象とする日交通量変動系列は、原系列が定数項・トレンドのみでなく、曜日変動・月次周期変動も含んでいる可能性が高い。本章の目的は、原系列に random walk の非定常変動要因が含まれるか否かを検討することにある。そこで、本章では、原系列からトレンド・周期変動要因を取り除いた後に残る残差系列が random walk に従うか否かを、AR(1) 表現に基づいた基本的 DF 検定を用いて仮説検定することとする。AR(1) 表現より、さらに複雑な時系列表現とそれに基づいた定常性検定の方法も開発可能であるが、この問題については 5.4.4 で言及する。

#### 5.4.2 定常性と単位根

系列が次の AR(1) で表現される場合を考えよう。

$$X_n = \rho X_{n-1} + \varepsilon_n, \quad (n = 1, \dots, N). \quad (5.8)$$

初期値  $X_0$  が所与で、 $\varepsilon_n$  は時点間で互いに独立で同一の正規分布  $N(0, \sigma^2)$  に従うとする。以下では、パラメータ  $\rho$  の値を i)  $|\rho| > 1$ , ii)  $\rho = -1$ , iii)  $\rho = 1$ , iv)  $0 < \rho < 1$ , v)  $-1 < \rho < 0$  の場合に分けて定常性の各条件 (5.1)-(5.3) を満たすかどうかを検討する。

(期待値の条件) 系列 (5.8) の期待値は次式で表せる。

$$E(X_n) = \rho^n X_0 \quad (5.9)$$

(導出) 式 (5.8) を繰り返し用いることにより次式を得る。

$$\begin{aligned} X_n &= \rho(\rho X_{n-2} + \varepsilon_{n-1}) + \varepsilon_n \\ &= \rho^2(\rho X_{n-3} + \varepsilon_{n-2}) + \rho\varepsilon_{n-1} + \varepsilon_n = \dots = \\ &= \rho^n X_0 + \rho^{n-1}\varepsilon_1 + \dots + \rho\varepsilon_{n-1} + \varepsilon_n \end{aligned} \quad (5.10)$$

仮定  $E(\varepsilon_n) = 0$  より  $E[X_n] = \rho^n X_0$  が導ける.

ケース i) ii) の場合,  $n \rightarrow \infty$  の時  $E(X_n)$  は発散し, 期待値が一定でない. 実際の系列がトレンド・周期変動を含めば時間・季節により期待値が変化するので, 明らかに条件 (5.1) を満足しない. i) のなかで特に  $\rho > 1$  の時は上昇するトレンドに相当する. ii) のとき期待値が振動するので周期変動に相当する. 一方, ケース iii) iv) v) では,  $n \rightarrow \infty$  の時  $E(X_n)$  は収束し条件 (5.1) を満足する. v) では期待値が交互に上下振動しながら収束していく系列であり, 震災のような外生的ショックによる不均衡状態からの短期的な回復過程を分析する際に見いだせる. 本章では日交通量の長期的な変動過程を対象としており, ケース v) を除外する. 実際, ケース i) ii) あるいは v) に該当するかどうかは, 系列のグラフを描くことにより, 容易に判断できる. トレンド・周期変動が認められる場合, それらを除いた残りの成分が定常過程がどうか焦点となる. ここでトレンド・周期変動を除去することは条件 (5.1) を満たさない要因を取り除くことに他ならない. 言い換えれば, トレンド・周期変動を完全に除去できれば期待値の定常性を満たすことが可能となる. もし, 期待値の定常性 (5.1) を満たせば分散・共分散の定常性条件 (5.2), (5.3) を満たす可能性がある. したがって, 期待値の条件 (5.1) を満たす時, ケース iii) iv) のどちらかであると考えられる.

(分散・共分散の条件) 系列 (5.8) の分散・共分散は

$$\text{Var}[X_n] = \sigma^2 \sum_{i=0}^{n-1} \rho^{2i} \quad (5.11)$$

$$\text{Cov}(X_n, X_{n-s}) = \sigma^2 \rho^s (1 + \rho^2 + \rho^4 + \dots + \rho^L) \quad (5.12)$$

と表せる. ただし,  $L = 2(n-1-s)$  である.

(導出) 式 (5.10) を用いて展開し, 仮定  $E(\varepsilon_{n-i}\varepsilon_{n-j}) = 0 (i \neq j)$  より導くことができる.

$$\begin{aligned} \text{Var}[X_n] &= E[X_n - E(X_n)]^2 = E[X_n - \rho^n X_0]^2 \\ &= E \left[ \sum_{i=0}^{n-1} \rho^i \varepsilon_{n-i} \right]^2 \quad (\because \text{式 (5.10) より}) \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \rho^i \rho^j E[\varepsilon_{n-i} \varepsilon_{n-j}] \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} \rho^{2i} E[\varepsilon_{n-i}^2] \quad (\because E(\varepsilon_{n-i}\varepsilon_{n-j}) = 0; \quad i \neq j) \end{aligned}$$

$E[\varepsilon_{n-i}^2] = \sigma^2$  より  $\text{Var}[X_n] = \sigma^2 \sum_{i=0}^{n-1} \rho^{2i}$  が導ける. 共分散も同様に式 (5.10) を用いて展開し, 仮定  $E(\varepsilon_{n-i}\varepsilon_{n-j}) = 0 (i \neq j)$ ,  $E(\varepsilon_n) = 0$  より導ける.

ケース iii) では,  $\text{Var}[X_n] = n \cdot \sigma^2$ ,  $\text{Cov}(X_n, X_{n-s}) = (n-s)\sigma^2$  となり分散・共分散が時間に依存するので条件 (5.2), (5.3) を満足しない. このように,  $\rho = 1$  の場合 (random walk に従う場合), 期待値の条件を満たしても分散・共分散の定常性を満足しない. ケース iv) では,  $n \rightarrow \infty$  のとき分散・共分散  $\text{Var}[X_n] = \sigma^2 / (1 - \rho^2)$ ,  $\text{Cov}(X_n, X_{n-s}) = \sigma^2 \rho^s / (1 - \rho^2)$  が時間に依存しな

いので、分散・共分散の条件 (5.2),(5.3) を満足する。以上のように、期待値の条件 (5.1) をみたくもとで分散・共分散の条件 (5.2),(5.3) を有するかどうかは、系列 (5.8) が単位根 ( $\rho = 1$ ) をもつ場合 iii) であるか、 $0 < \rho < 1$  の場合 iv) かを検討することに帰着される。

### 5.4.3 単位根検定

通常、日交通量の変動系列は、年間を通じたトレンドを有したり、周期的に変動する成分を有している。トレンド・周期変動がある場合、系列の平均が時間・季節に依存して変化するので定常性の条件 (5.1) を満足しない。このような周期変動やトレンド成分を除去した残りの成分に着目しよう。日交通量の変動過程はその時系列特性に応じて種々のモデル化が可能である。ここでは、交通量の時系列変動が基本的な 1 階の自己回帰過程  $AR(1)$  で表現される場合をとりあげ、定常性に関する仮説検定方法を説明する。つまり、 $AR(1)$  過程 (5.8) のもとで、単位根 ( $\rho = 1$ ) をもつか、正の自己相関 ( $0 < \rho < 1$ ) をもつ定常過程  $I(0)$  であるかを検定する。

式 (5.8) における定常性の帰無仮説、対立仮説は次式で表現できる。

$$H_0 : \rho = 1, H_1 : \rho < 1$$

式 (5.8) は次式に書き直すことができる。

$$\Delta X_n = \gamma X_{n-1} + \varepsilon_n \quad (5.13)$$

ここで、 $\gamma = \rho - 1$  である。次の帰無仮説、対立仮説

$$H_0^{DF} : \gamma = 0, H_1^{DF} : \gamma < 0$$

は  $H_0, H_1$  と等価である。ここで、 $H_0^{DF}$  を  $H_1^{DF}$  に対して検定するため従来の  $t$  統計量を用いようとすれば、 $t$  統計量の分布は  $t$  分布より左に歪んだ  $\hat{\gamma}$  分布になる。 $H_0^{DF}$  を  $H_1^{DF}$  に対して検定するための  $t$  統計量は次式で表せる。

$$(\hat{\gamma} - \gamma^*) \cdot \left[ s^{-2} \sum_{n=2}^N X_{n-1}^2 \right]^{1/2}$$

ここで、 $\gamma^* = 0$  は仮説  $H_0^{DF}$  が真の時の値である。 $(\hat{\gamma} - \gamma^*)$  が分布の歪みをもたらす原因であることを示そう。詳細な解説は文献<sup>13)</sup>に譲り、ここでは、左側への歪みを生ずる原因を簡潔に示すにとどめる。 $(\hat{\gamma} - \gamma^*)$  は

$$\hat{\gamma} - \gamma^* = \left[ \sum_{n=2}^N X_{n-1}^2 \right]^{-1} \sum_{n=2}^N X_{n-1} \varepsilon_n \quad (5.14)$$

と表される。もし、 $\gamma^* < 0$  ならば (5.14) は  $N \rightarrow \infty$  の時、正規分布に強収束する。一方、 $\gamma^* = 0$  ならば (5.14) の分子は  $N \rightarrow \infty$  の時、 $\chi^2(1)$  分布に強収束する。 $\chi^2(1)$  分布自体が右側に歪んでいるものの、(5.14) の分子・分母の間に強い相関関係  $Cov\{\sum_{n=2}^N X_{n-1}^2, \sum_{n=2}^N X_{n-1} \varepsilon_n\} = \frac{1}{3} N(N -$

1)  $(N-2)\sigma^4$ があり, このことが(5.14)の極限分布を左側に歪ませることになる. 結果として $\hat{t}$ の極限分布も左側に歪む. このように,  $H_0^{DF}$ を $H_1^{DF}$ に対して $t$ 検定するとき $t$ 統計量の分布は $t$ 分布より左に歪んだ $\hat{t}$ 分布になる. このため,  $t$ 統計量による定常性の検定は統計的過誤を犯しやすい. そこで,  $\hat{t}$ 分布に基づいたDF検定を用いよう. 有限標本で $\hat{t}$ 分布を解析的に求めることは困難であり, モンテカルロ実験に基づいて臨界点がえられている<sup>13)</sup>. 以下, DF検定に基づいて交通量系列に対する和分の次数を検定する方法を要約する. Step 1) 原系列が定常性を有するか ( $X_n \sim I(0)$  であるか) 否かを検定するため式(5.13)のOLS推定量 $\hat{\gamma}$ を求める.

$$\hat{\gamma} = \left[ \sum_{n=2}^N X_{n-1}^2 \right]^{-1} \cdot \sum_{n=2}^N \Delta X_n \cdot X_{n-1} \quad (5.15)$$

これに基づいてDF検定統計量 $\hat{t}$ を求める<sup>13)</sup>.

$$\hat{t} = (\hat{\gamma} - \gamma^*) \cdot \left[ s^{-2} \sum_{n=2}^N X_{n-1}^2 \right]^{1/2} \quad (5.16)$$

ここで,  $s^2 = (N-2)^{-1} \sum_{n=2}^N (\Delta X_n - \hat{\gamma} X_{n-1})^2$ は分散 $\sigma^2$ の不偏推定量である.  $\gamma^* = 0$ は仮説 $H_0^{DF}$ が真の時の値である. もし,  $\hat{t} < \tau_\phi$ ならば,  $H_0^{DF}$ が棄却されて $X_n$ は有意水準 $\phi \cdot 100\%$ で定常性を有する.  $\tau_\phi$ は臨界点である. 逆に棄却されなければ, 交通量 $X_n$ は次数1以上の和分であるか, あるいは何度階差をとっても交通量は定常性を有しない可能性があるので次のステップへ進む. Step 2) 交通量の階差が $\Delta X_n \sim I(0)$ であるか否かを検定するために,

$$\Delta^2 X_n = \gamma \Delta X_{n-1} + \varepsilon_n \quad (5.17)$$

と定式化し,  $H_0^{DF}, H_1^{DF}$ を検定する. もし,  $H_0^{DF}$ が棄却されれば,  $\Delta X_n \sim I(0)$ であり, 原系列がrandom walkである ( $X_n \sim I(1)$ である) と判定する. 逆に, 棄却されなければ2次以上の和分 $I(d); d \geq 2$ である可能性がある. 以下,  $H_0^{DF}$ が棄却されるまで上記のステップを繰り返す.

#### 5.4.4 検定方法の拡張

本章で提案した検定方法は, 日交通量変動の原系列からトレンド・月次周期を除去した後の残存成分系列がAR(1)過程で表現されることを想定し, その過程が定常性を有しないか (random walkに従うか) 否かを検定するものである. この方法は, AR(1)過程で表現される場合に限った議論であることは言うまでもない. もちろん, 2週以上に遡って相関がある場合には, 系列をAR(1)で表現することはできない. のちに言及する実証分析では, 系列相関をあらかじめDW比<sup>16)</sup>を用いて検定した結果, 1次の系列相関の存在は棄却され, AR(1)表現で十分であることが判明した. しかし, 分析対象によっては, 日交通量の変動系列が2次以上のAR( $p$ )( $p \geq 2$ )で表現される場合も起こり得よう. DW比から1次の系列相関が有意に認められる時, 2次以上の系列相関をもつ可能性がある. さらに, 定常過程のMA, ARMA, 非定常過程のARIMAで表現される場合もあろう. これらの時系列過程は, 和分の次数 $d$ が実数値をとる場合のより柔軟な

表現形式 (fractional 過程) で表される<sup>17)</sup>. この一般形のもとでの DF 統計量が導出されており, それらが本章で用いた基本形に帰着できる.

DF 検定の一般化の一つの方法として, より一般的な確率過程に対する DF 統計量を基本形に基づく表現形式に変換する方法を示すこととする. トレンド要因分析に用いる概念として fractional 過程がある<sup>17)</sup>. 実数  $d$  に対し fractional 過程は

$$X_n = (1 - L)^{-d} \Phi(L)^{-1} \Theta(L) \epsilon_n, (n = 1, \dots, N) \quad (5.18)$$

と表せる.  $\epsilon_n$  は分散  $\sigma_\epsilon^2$  のホワイトノイズ,  $\Phi(L)$  は AR 成分のラグ多項式,  $\Theta(L)$  は MA 成分のラグ多項式とする.  $d = 1$  の時, 一般化 DF 統計量の漸近分布は

$$G = \frac{\omega}{2\nu} \left\{ \nu^2 / \omega^2 - B^2(1) \right\} \left[ \int_0^1 B^2(r) dr \right]^{-1/2} \quad (5.19)$$

と表せる.  $\nu^2 = \text{Var}(X_n - X_{n-1})$ ,  $\omega^2 = \sigma_\epsilon^2 \Theta^2(1) / \Phi^2(1)$ ,  $B(r)$  は Brown 過程である. AR(1) 表現の random walk 仮説の検定は, (5.19) で  $\nu^2 = \omega^2$  の場合に相当し, DF 統計量の基本形 (5.16) の漸近分布は

$$A = \frac{1}{2} \left\{ 1 - B^2(1) \right\} \left[ \int_0^1 B^2(r) dr \right]^{-1/2} \quad (5.20)$$

と表せる. 一方, 式 (5.19) は  $G = A + TR(\nu^2, \omega^2)$  と変形できる. ここで  $TR = 1/2(\nu^2 - \omega^2)[\omega^2 \int_0^1 B^2(r) dr]^{-1}$  である. 未知パラメータ  $\nu^2, \omega^2$  を推定し  $TR$  を用いて  $G$  を平行移動すれば基本形  $A$  に帰着できる. このような一般化 DF 統計量に基づいて, 各種の時系列過程に応じた DF 検定を行える. ARIMA( $p, d, q$ ) は (5.18) で  $d$  が整数の場合に相当する. AR( $p$ ) は ARIMA( $p, 0, 0$ ) に相当する. 2 次以上の  $p$  は Ljung-Box 検定<sup>20)</sup>により特定できる. MA( $q$ ) は十分大きい  $p'$  次の AR( $p'$ ) に変換できる.

## 5.5 検定結果

### 5.5.1 対象データとトレンド, 周期性の存在

日本道路公団が観測した 1987 年から 1996 年に至る 10 年間の日交通量の変動データに基づいて実証分析を行った. その際, 交通需要の日変動の非定常性を検出することを目的として 1) 経路選択の結果の影響をできるだけ受けない道路区間を対象とすること, 2) 過去 10 年間に於いて交通量変動が多かった区間を対象にすることとした. その結果, 図-1 に示すような箇所を分析対象としてとりあげた. ここでは, まず「宝塚-中国池田」区間を対象として, 日交通量の観測値系列の特徴について考察する. 図-5.2 は, 同区間における 1987 年から 1996 年までの毎週水曜日における交通量の観測値系列を示している. 1995 年 1 月に著しい減少のショックがあるがこれは震災の影響によるものである. これを除けば, 10 年間に緩やかに上昇するトレンドが現れている. 図-5.3 に, 1990 年における 365 日間の日交通量の観測値系列を示す. 正月, ゴールデンウィーク, 夏期休暇等の祝祭日において相対的に著しいピークがあり, 1 年間を通じて周期的な

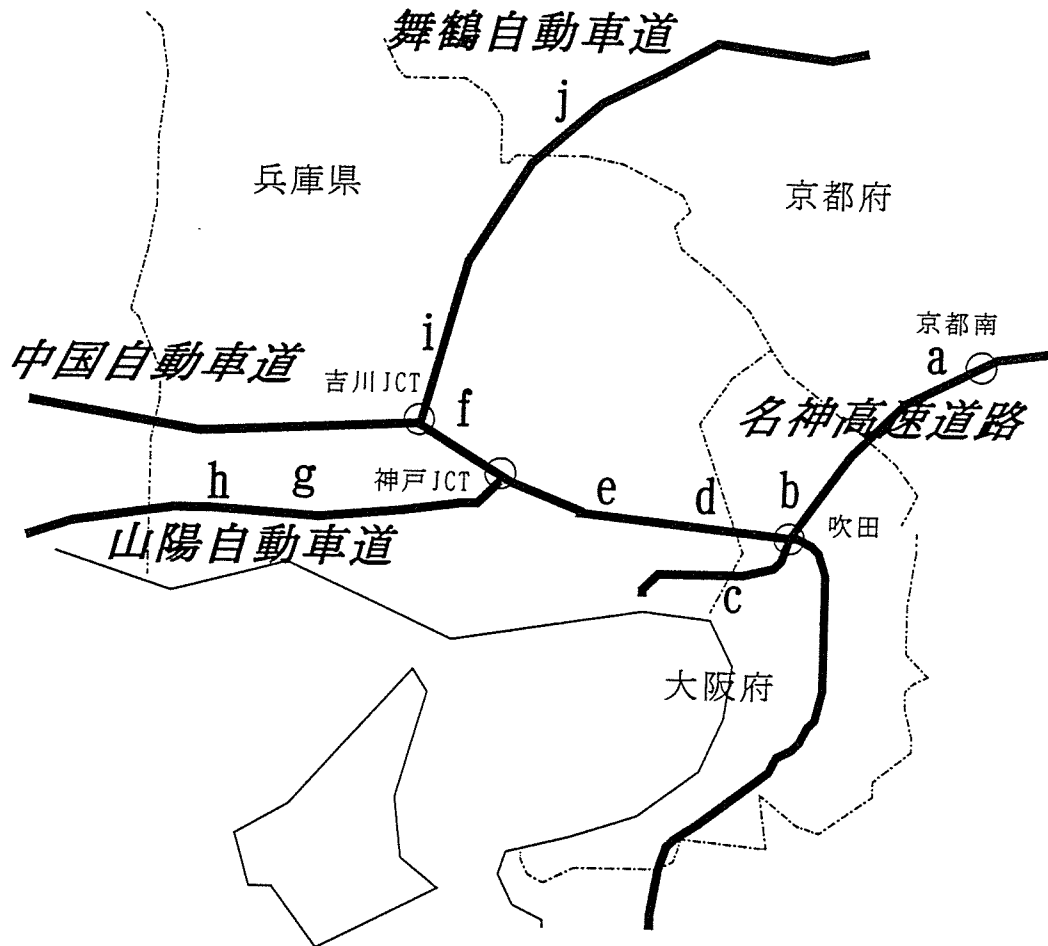


図 5.1: 対象路線

記号 a ~ j は対象区間の位置を表し、それぞれ a) 京都南 - 茨木, b) 吹田 JCT - 吹田, c) 豊中 - 尼崎, d) 中国吹田 - 中国豊中, e) 中国池田 - 宝塚, f) 神戸三田 - 吉川 JCT, g) 山陽姫路西 - 竜野, h) 竜野西 - 赤穂, i) 吉川 JCT - 三田西, j) 丹南篠山口 - 春日である。

上下変動があることがわかる。図-5.4に、各月における日交通量の観測値系列を表す。月曜から金曜の平日と土曜をあわせた6日間と日曜・祝日の間で後者が規則的に小さい値をとっている。このように、平日・土曜の系列と日曜・祝日の系列とは平均値、分散の異なる確率過程に従っていることがわかる。

### 5.5.2 トレンド、周期性の除去

トレンドや周期変動等の変動要因がある場合、日交通量変動系列の平均・分散が日時に応じて異なるのでその系列は明らかに非定常過程と言えよう。確かに、図-5.2から図-5.4を見ても、1) 年次を通じて上昇するトレンド、2) 震災による1次的ショック、3) 月次の周期変動、4) 平日・祝日の区別による周期変動が存在している。これらの要因を含んだ原系列に対して定常性の検定



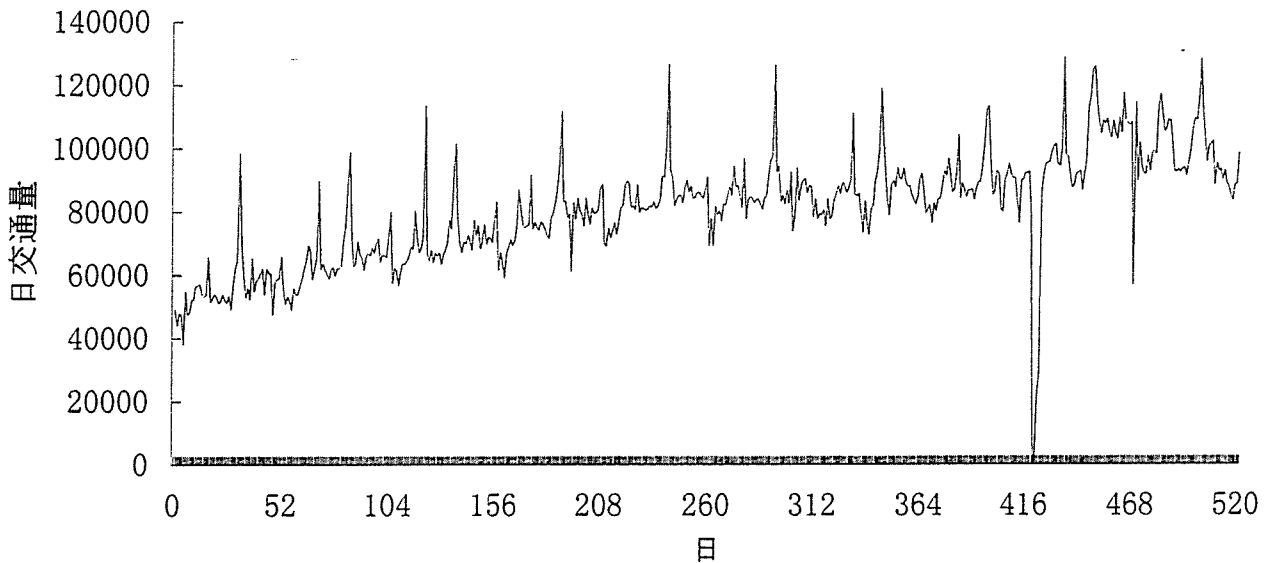


図 5.2: 年次のトレンド (宝塚-池田; 水曜)

を行えば、もちろん原系列の定常性が棄却されるであろう。本章の目的は、トレンド、ショック、周期性の要因を除去したとしても、その後に残る確率的変動要因が定常過程に従うか否かを検定することにある。換言すれば、予測が不可能な random walk 成分が含まれるかどうかを検討する。原データから 1 次的ショックを除去するため、震災時 (1995 年) とその後の 1996 年を除外し、1987 年から 1994 年までの 8 年間のデータを用いることとする。震災の継続的ショック自体も興味ある研究対象であるが、本章の域を超えるのでここではとりあげない。曜日変動要因を除去するため、原系列から 7 日置きにサンプルを抽出し、曜日別のデータを作成する。この時、上記の図-5.4 の考察より、月曜から土曜までの (平日中の) 祝日は平日の場合と異なる確率過程に従うと考えられるので、それらを各曜日別データから除外することとする。このようにして原系列から震災のショック、平日中の祝日変動を除去した交通量の観測値系列を以下  $\{x_1, \dots, x_N\}$  と表す。ただし、 $N$  は、ショックと平日中の祝日変動を除去した後の交通量系列のサンプル数を表す。

### 5.5.3 トренд、月次周期性のモデル化

日交通量の変動系列  $\{X_1, \dots, X_N\}$  が年次トレンド要因  $Z_n$ 、月次の周期的要因  $S_n$ 、曜日の変動要因  $T_n$ 、確率的変動要因  $V_n$  で構成されると仮定する<sup>10)</sup>。すなわち、

$$X_n = Z_n + S_n + T_n + V_n, \quad (n = 1, \dots, N) \quad (5.21)$$

である。月曜から日曜までの 7 曜日の変動を内生化することも可能であるが、5.5.1 に示したように、筆者らの分析した限り、曜日の間に明らかな周期変動は見られなかった。しかし、平日と祝日の交通量の平均値の相違は無視できず、異なる曜日データをプールできない。そこで、あらかじめ観測値の原系列から同じ曜日の観測値系列  $\{x_1^i, \dots, x_N^i\}$  ( $i = 1, \dots, 7$ ) を作成しておき、

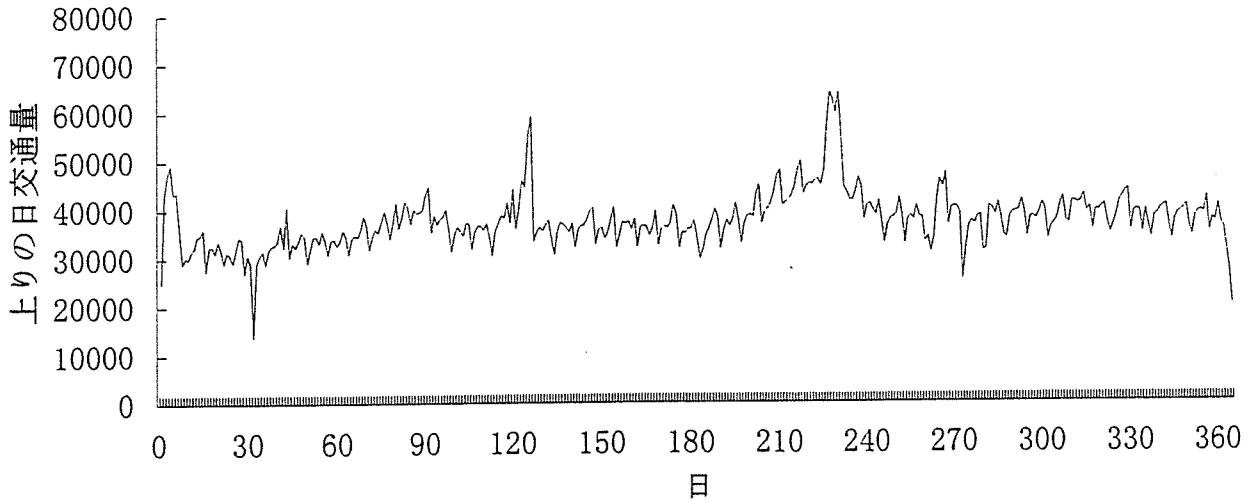


図 5.3: 月次の周期変動 (宝塚-池田; 1990 年)

曜日別データを個別に推計することにより曜日変動を除去することとする.  $N_i$ は「 $i$ 」曜日のデータ数を表し,  $\sum_{i=1}^7 N_i = N$ である. 「 $i$ 」曜日のデータは

$$x_n^i = z_n^i + s_n^i + t_n^i + v_n^i, \quad (n = 1, \dots, N_i) \quad (5.22)$$

で表される. ここで,  $z_n^i, s_n^i, t_n^i, v_n^i$ はそれぞれ「 $i$ 」曜日の交通量観測値  $x_n^i$ におけるトレンド要因, 月次の周期的要因, 曜日変動要因, 確率変動要因を表す. この時, 「 $i$ 」曜日系列の曜日変動要因  $t_n^i$ は定数となる.

式 (5.21) において, 原系列の曜日変動を  $T_n = \sum_{i=1}^7 T_n^i c_i$ と表そう. ただし,  $T_n^i$ は第  $n$ 日目が「 $i$ 」曜日のとき  $T_n^i = 1$ であり, そうでなければ  $T_n^i = 0$ となる曜日変動ダミーである. 曜日別のデータを作成すると, 式 (5.22) の「 $i$ 」曜日の系列では  $t_n^i = c_i, t_n^{i'} = 0 (i' \neq i)$ となる. この曜日の定数項をトレンド  $z_n^i = a_0^i + a_1^i n$ の定数項に含めて  $\bar{a}_0^i = a_0^i + c_i$ とおけば, 結局, 式 (5.22) は

$$x_n^i = z_n^i + s_n^i + v_n^i \quad (5.23)$$

に帰着できる. 以下, 記述の便宜上, 曜日の添字  $i$ を省略する. ティレンド要因を走行日次  $n$ に関して線形関数に特定化する. すなわち,

$$z_n = a_0 + a_1 n \quad (5.24)$$

である. 月次の周期的要因は次式で表現できる.

$$s_n = \sum_{j=1}^{12} s_n^j b_j \quad (5.25)$$

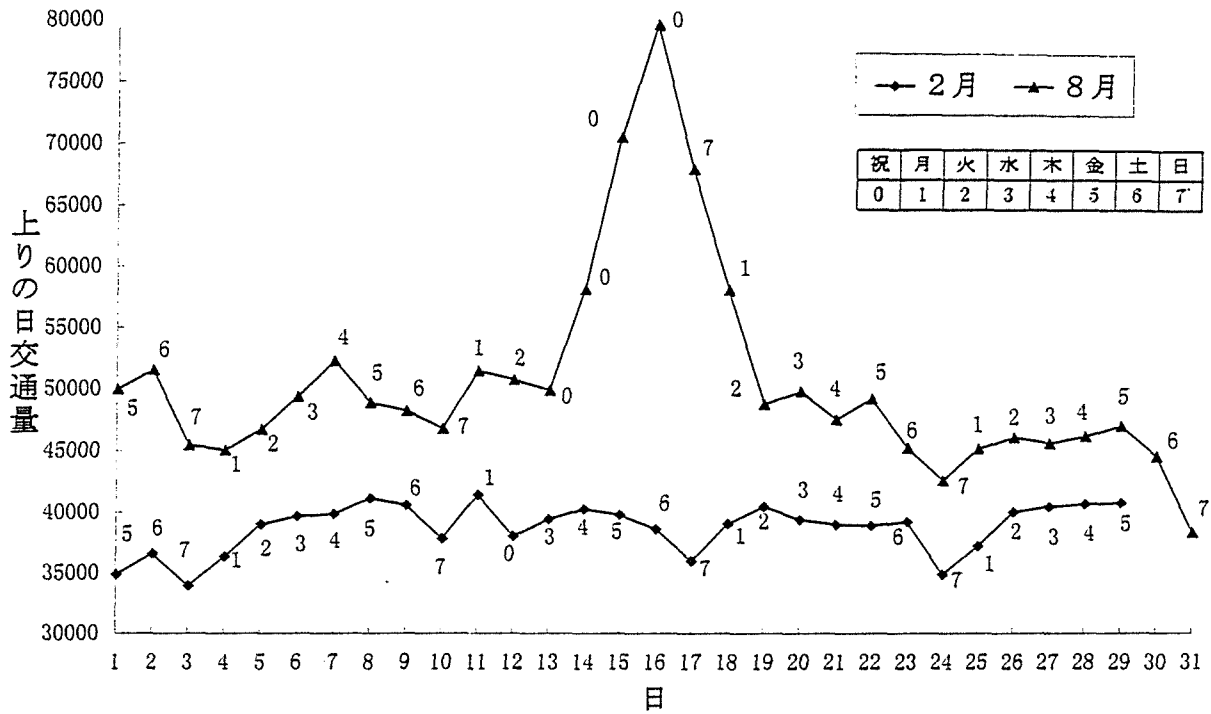


図 5.4: 曜日の周期変動 (宝塚-池田; 2月, 8月)

ここで、 $s_n^j$  は  $n$  日が「 $j$ 月」のとき  $s_n^j = 1$  をとり、それ以外は  $s_n^j = 0$  をとる月次周期ダミー変数を表す。さらに、月次の周期変動が年内で互いに打ち消しあう ( $\sum_{j=1}^{12} b_j = 0$ ) と仮定する<sup>18)</sup>。この操作により推計パラメータの数も減り、月次変動係数の平均が  $\bar{b} = (12)^{-1} \sum_{j=1}^{12} b_j = 0$  となることにより、平均係数値 ( $\bar{b} = 0$ ) を基準に月次変動の優劣を評価できる。 $b_{12} = -\sum_{j=1}^{11} b_j$  より、式 (5.25) は

$$s_n = \sum_{j=1}^{11} s_n^{*j} b_j \tag{5.26}$$

$$s_n^{*j} = s_n^j - s_n^{12} \quad (j = 1, \dots, 11)$$

と変形できる。よって、式 (5.23) は次式で表現できる。

$$x_n = a_0 + a_1 n + \sum_{j=1}^{11} s_n^{*j} b_j + v_n \tag{5.27}$$

記述の便宜上、式 (5.27) をベクトル表示する。

$$x = Za + Sb + v \tag{5.28}$$

ここで、 $x = (x_1, \dots, x_N)'$  は交通量の観測値系列ベクトルである。 $Z = [l : z]$  は線形トレンドの  $N \times 2$  次定数行列であり、 $l = (1, \dots, 1)'$  :  $N$ 次元単位ベクトル、 $z = (1, 2, \dots, N)'$  であ

る.  $\mathbf{a} = (a_0, a_1)'$  はトレンド回帰係数ベクトルである.  $S = [s^{*1}, s^{*2}, \dots, s^{*11}]$  は  $N \times 11$  月の月次周期変動の定数行列であり, 各要素は  $s^{*j} = s^j - s^{12}$  ( $j = 1, \dots, 11$ ) と表される. ただし,  $s^j = (s_1^j, \dots, s_n^j, \dots, s_N^j)'$  は, 第  $n$  日目が  $j$  月のとき  $s_n^j = 1$ , それ以外  $s_n^j = 0$  である.  $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_{11})'$  は月次周期変動係数ベクトルである. 式 (5.28) における残差平方和  $\mathbf{v}'\mathbf{v}$  を最小にするような回帰係数ベクトル  $(\hat{\mathbf{a}}', \hat{\mathbf{b}}')$  を求める. 1 階条件より正規方程式は

$$\mathbf{Z}'\mathbf{Z}\hat{\mathbf{a}} + \mathbf{Z}'\mathbf{S}\hat{\mathbf{b}} = \mathbf{Z}'\mathbf{x} \quad (5.29)$$

$$\mathbf{S}'\mathbf{Z}\hat{\mathbf{a}} + \mathbf{S}'\mathbf{S}\hat{\mathbf{b}} = \mathbf{S}'\mathbf{x} \quad (5.30)$$

と表せる<sup>17)</sup>. この連立方程式を解けば  $(\hat{\mathbf{a}}', \hat{\mathbf{b}}')$  は

$$\begin{pmatrix} \hat{\mathbf{a}} \\ \hat{\mathbf{b}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{Z}'\mathbf{Z} & \mathbf{Z}'\mathbf{S} \\ \mathbf{S}'\mathbf{Z} & \mathbf{S}'\mathbf{S} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{Z}'\mathbf{x} \\ \mathbf{S}'\mathbf{x} \end{pmatrix} \quad (5.31)$$

と表現できる. 以上のようにして求めた OLS 推定量  $(\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{b}})$  を用いて, 観測値系列  $\mathbf{x}$  からトレンド要因  $\mathbf{Z}\hat{\mathbf{a}}$  と月次周期変動要因  $\mathbf{S}\hat{\mathbf{b}}$  を除去することにより, 残りの確率的変動要因をえることができる.

$$\mathbf{v} = \mathbf{x} - \mathbf{Z}\hat{\mathbf{a}} - \mathbf{S}\hat{\mathbf{b}} \quad (5.32)$$

この確率的変動要因  $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_N)'$  が定常過程に従うか否かを仮説検定することとする.

推計精度は決定係数  $R^2$  を用いることができる.

$$R^2 = \sum_{n=1}^N (\hat{x}_n - \bar{x})^2 \left[ \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2 \right]^{-1} \quad (5.33)$$

ここで,  $\hat{x}_n = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 n + \sum_{j=1}^{11} s_n^{*j} \hat{b}_j$  はモデルの推定値を表す.  $\bar{x} = \sum_{n=1}^N x_n / N$  は標本平均値を,  $x_n$  は交通量の観測値を表す.

年間トレンドと月次周期の説明力を  $t$  統計量を用いて評価する. トレンド・パラメータ  $\hat{\mathbf{a}}$  に対して仮説  $H_0: \hat{a}_k = a^* (k = 0, 1)$  を検定するための  $t$  統計量

$$t = (\hat{a}_k - a^*) / \hat{\sigma}_{\hat{a}_k} \quad (k = 0, 1) \quad (5.34)$$

を用いた. ただし,  $a^* = 0$  である.  $\hat{\sigma}_{\hat{a}_k}^2 = \hat{\sigma}^2 d_{k+1, k+1}$  である.  $d_{ll}$  は  $\begin{pmatrix} \mathbf{Z}'\mathbf{Z} & \mathbf{Z}'\mathbf{S} \\ \mathbf{S}'\mathbf{Z} & \mathbf{S}'\mathbf{S} \end{pmatrix}^{-1}$  の第  $(l, l)$  対角成分 ( $l = 1, \dots, 13$ ) を表す.  $\hat{\sigma}^2 = \hat{\mathbf{v}}'\hat{\mathbf{v}} / (N - 13)$  は分散の不偏推定値である. 月次周期変動係数  $\hat{\mathbf{b}}$  に対して, 仮説  $H_0: \hat{b}_j = b_j^* (j = 1, \dots, 11)$  を次の  $t$  統計量で検定する.

$$t = (\hat{b}_j - b_j^*) / \hat{\sigma}_{\hat{b}_j} \quad (j = 1, \dots, 11) \quad (5.35)$$

ただし,  $b_j^* = 0$ ,  $\hat{\sigma}_{\hat{b}_j}^2 = d_{2+j, 2+j} \cdot \hat{\sigma}^2$  である.

表 5.1: トレンド, 月次周期の推定結果

$\hat{a}_0$	$\hat{a}_1$	$\hat{b}_1$	$\hat{b}_2$	$\hat{b}_3$	$\hat{b}_4$	$\hat{b}_5$	$\hat{b}_6$	$\hat{b}_7$	$\hat{b}_8$	$\hat{b}_9$	$\hat{b}_{10}$	$\hat{b}_{11}$	$R^2$
27913.2	45.4	-1542.3	-3667.5	838.8	381.1	-556.9	-1650.9	71.4	7426.0	-1020.9	724.4	666.8	.724
(74.95)	(28.19)	(-2.50)	(-5.69)	(1.39)	(.62)	(-.86)	(-2.75)	(.11)	(12.37)	(-1.63)	(1.19)	(1.05)	-

( ) 値は各パラメータの有意性を検定するための  $t$  統計量である。

表 5.2: 宝塚—中国池田区間の検定結果 ( $\hat{\tau}$  値)

曜日 (i)	月 (1)	火 (2)	水 (3)	木 (4)	金 (5)	土 (6)	日 (7)
$\hat{\gamma}$	-0.96	-0.93	-0.85	-0.75	-0.74	-0.91	-1.05
$\hat{\tau}$	-19.1**	-18.7**	-17.1**	-15.4**	-15.2**	-18.1**	-21.9**
DW	(1.97)	(1.99)	(2.00)	(2.05)	(2.03)	(1.98)	(1.98)

- 1)  $\hat{\gamma}$ : 検定モデル  $\Delta v_n = \gamma v_{n-1} + \varepsilon_n$  の推定量であり,  $\gamma (= \rho - 1) = 0$  のとき系列  $\{v_n\}$  は random walk に従う。
- 2) 記号\*\*は「i」曜日の変動系列  $\{v_n^i\}$  が random walk に従うという仮説が有意水準 1% で棄却されることを表す。
- 3) DW: 検定モデルの誤差項  $\varepsilon_n$  が 1 次の系列相関をもつか否かを検定するための統計量である。

### 5.5.4 検定結果の考察

1987 年から 1994 年までの日交通量の観測値系列を用い, 図-1 に示した各区間の日交通量の変動系列の定常性を検討した. 表-5.1 に, 宝塚—中国池田区間における木曜日データに対してトレンド・月次周期モデル (5.28) を推定した結果を示す. 推計精度は良好である. トレンド係数  $\hat{a}_i$  はいずれも水準 1% で有意であり, 1 週間あたり約 50 台の利用者の上昇傾向がある結果となっている. 周期変動係数  $\hat{b}_j$  は,  $t$  値より 4 月, 5 月, 7 月が有意でないものの, 冬季の閑散・夏期の増加傾向といった年内全体の月次周期変動が有意となっている.

表-5.2 に, 各曜日別の上り日交通量の観測値系列  $\{x_1^i, \dots, x_{N_i}^i\}$  ( $i = 1, \dots, 7$ ) から表-5.1 で推計したトレンドと周期を除いた残差系列  $\{v_1^i, \dots, v_{N_i}^i\}$  に対して, 単位根検定を行った結果を示す. 各曜日の標本数は  $N_1 = 392, N_2 = 402, N_3 = 398, N_4 = 400, N_5 = 400, N_6 = 403, N_7 = 417$  である. 検定モデル  $\Delta v_n = \gamma v_{n-1} + \varepsilon_n$  に関する自己相関係数の推定量  $\hat{\gamma}$  はいずれも random walk である場合 ( $\gamma = \rho - 1 = 0$ ) より小さい値をとっている. DF 検定統計量  $\hat{\tau}$  はいずれの曜日も  $\hat{\tau} < \tau_{0.01} = -2.58$  であり, 有意水準 1% で random walk 仮説  $H_0^{DF} : \gamma = \rho - 1 = 0$  が棄却され, 対立仮説  $H_1^{DF} : \gamma < 0$ , すなわち  $\rho < 1$  を支持する結果となっている. DW 比はいずれも  $d_L^{0.01}(200, 1) = 1.664 < DW < 4 - d_L = 2.336$  であり, 検定モデルの誤差項に 1 次の系列相関がないことが採択されている.  $d_L^\phi(N, k)$  は標本数  $N$ , 自由度  $k$  の有意水準  $\phi$  の DW 比の臨界値である.

表-5.3 に示すように, 分析対象としてとりあげた各区間において, DF 統計量は  $\hat{\tau} < \tau_{0.01}(400)$  を満足している. このことから, 交通量観測値の原系列から年間トレンド・月次周期を除いた残りの確率変動成分の系列が有意水準 1% で random walk に従うという仮説を棄却できる.  $\hat{\tau}$  の

表 5.3: 各高速道路における上り交通量観測系列の検定結果 ( $\hat{\tau}$ 値)

路線	区間	月	火	水	木	金	土	日
名神	a 京都南-茨木	-16.6**	-17.2**	-17.3**	-17.4**	-17.4**	-18.0**	-20.4**
	b 吹田 JCT-吹田	-15.3**	-16.1**	-16.2**	-16.6**	-16.3**	-17.3**	-19.8**
	c 豊中-尼崎	-11.3**	-12.8**	-12.5**	-14.6**	-12.9**	-15.1**	-17.5**
中国	d 中国吹田-中国豊中	-16.1**	-15.2**	-13.5**	-12.5**	-11.9**	-15.2**	-20.9**
	e 中国池田-宝塚	-19.1**	-18.7**	-17.1**	-15.4**	-15.2**	-18.1**	-21.9**
	f 神戸三田-吉川 JCT	-17.8**	-19.5**	-18.9**	-17.2**	-17.0**	-18.4**	-18.5**
山陽	g 山陽姫路西-竜野	-12.7**	-11.3**	-9.2**	-8.5**	-10.2**	-11.8**	-12.2**
	h 竜野西-赤穂	-15.7**	-14.5**	-11.5**	-9.9**	-11.5**	-14.4**	-15.3**
舞鶴	i 吉川 JCT-三田西	-16.3**	-18.1**	-15.7**	-15.5**	-16.3**	-16.0**	-13.2**
	j 丹南篠山口-春日	-18.3**	-19.7**	-17.7**	-17.3**	-18.3**	-17.7**	-13.6**

記号\*\*はトレンド・月次周期の除去後における残差系列が水準 1%で random walk に従うという仮説が棄却されることを表す。

値も、棄却水準から大きく離れており、random walk に程遠いことがわかる。なお、臨界値は、 $\tau_{0.01}(250) = \tau_{0.01}(500) = -2.58$  である。  $\tau_{\phi}(N)$  は、標本数  $N$  の有意水準  $\phi$  の臨界値を表す。したがって、分析対象としてとりあげた各区間において、年間トレンド・月次周期を除いた後に残る確率変動系列が random walk に従うという仮説が棄却できる。

### 5.5.5 交通量の短期予測への適用

単位根検定の結果、トレンド・月次周期モデル (5.23) の残差  $v_n$  が random walk 過程に従わなければ、比較的近い将来の交通量を予測できる。まず、残差系列  $\{v_n\}$  がホワイトノイズであるという仮説  $H_0^W$  は Box-Pierce の統計量  $Q$  を用いて検定できる<sup>19)</sup>。

$$Q = N \sum_{h=1}^K \hat{\rho}^2(\hat{v}) \tag{5.36}$$

$K$  は十分大きい値 ( $15 \leq K \leq 30$ )、 $\hat{\rho}^2(\hat{v})$  は間隔  $h$  離れた残差の間の標本相関係数を表す。  $Q$  は自由度  $K-13$  の  $\chi^2(K-13)$  分布に従う。  $Q > \chi^2_{1-\alpha}(K-13)$  ならば水準  $\alpha \cdot 100$  % で仮説  $H_0^W$  を棄却できる。もし、棄却される場合、残差が AR(1) に従う可能性がある。この場合、モデル (5.23) の特定化が不十分であったと考え、AR(1) 成分  $y_n = \beta x_{n-1}$  を入れて修正モデル  $x_n = z_n + s_n + y_n + v_n$  を推定する。そして、トレンド・周期・AR(1) 成分を除去した残差系列がホワイトノイズに従うことを検討した上で以下の方法を適用できる。残差  $v_n$  がホワイトノイズに従うと仮定した場合の予測方法を示す。  $v_n$  が正規分布  $N(0, \sigma_v^2)$  に従うとする。  $\sigma_v^2$  は残差の分散を表す。過去  $N$  日間の観測値  $\{x_1, \dots, x_N\}$  に基づいて  $h$  日先の交通量の予測値  $\hat{x}_N(h)$  は次式で表現できる。

$$\hat{x}_N(h) = \hat{a}_0 + \hat{a}_1(N+h) + \sum_{j=1}^{11} s_{N+h}^{*j} \hat{b}_j \tag{5.37}$$

ここで、 $\hat{a}_i$  ( $i = 0, 1$ ),  $\hat{b}_j$  ( $j = 1, \dots, 11$ ) は過去  $N$  サンプルによる OLS 推定量 (5.31) である。  $s_{N+h}^{*j}$  は 4.(3) に定義したように、将来のカレンダーにより  $(N+h)$  日が「 $j$ 月」であれば  $s_{N+h}^j = 1$ 、そうでなければ  $s_{N+h}^j = 0$  と考え、さらに式 (5.26) により  $s_{N+h}^{*j}$  を求める。この時、 $(N+h)$  日の交通量予測誤差  $e_N(h)$  は

$$e_N(h) = x_{N+h} - \hat{x}_N(h), \quad \text{Var}[e_N(h)] = \sigma_e^2. \quad (5.38)$$

と表現できる。  $x_{N+h}$  は  $(N+h)$  日の実績交通量である。予測誤差  $e_N(h)$  は正規分布  $N(0, \sigma_e^2)$  に従う。予測値の  $(1 - \alpha) \cdot 100$  %信頼区間は

$$\Pr(|x_{N+h} - \hat{x}_N(h)| \leq \sigma_e \cdot u_{1-\alpha/2}) = 1 - \alpha \quad (5.39)$$

と表せる。  $u_{1-\alpha/2}$  は標準正規分布の  $(1-\alpha/2)$  %百分位点を表す。分散の不偏推定量  $\hat{\sigma}_e^2 = \hat{v}'\hat{v}/(N-13)$  を用いれば、 $N$ 日から  $h$ 日先の交通量  $x_{N+h}$  の予測値に対する信頼限界は次式で表現できる。

$$\hat{x}_N(h) \pm \hat{\sigma}_e \cdot u_{1-\alpha/2} \quad (5.40)$$

以上のように、交通量の予測値 (5.37) とその信頼限界 (5.40) を求めることができる。

### 5.5.6 若干の留保事項

本対象路線に関する限り、1日の総交通量の日変動はトレンド成分・月次周期成分という規則的な非定常性を有するものの、random walk 成分という不規則な非定常性を有しないという検定結果をえた。本章では経路選択の可能性に乏しい都市間高速道路区間を対象としたものであり、今後、局地交通が混入する一般街路や都市高速道路ネットワーク上の日交通量の変動系列の定常性に関して検討を加えていく必要がある。また、日交通量は real time で変動する交通量系列を高度に集計化した結果であり、各時刻におけるミクロな交通量の日変動系列が定常性を有しているという保証はない。特に、ドライバーが認知し、その学習メカニズムに影響を及ぼす情報は、そのときどきの瞬間的な走行条件であることに留意する必要がある。今後、よりミクロな交通量データの日変動系列の定常性について検討していく必要がある。

ドライバーの期待形成のモデリングの立場に立てば、走行時間あるいは混雑度といった情報が本質的な役割を果たすと考えることができる。また、ドライバーは交通量に関する正確な情報を認知できない。したがって、走行時間、混雑度の日変動に関する研究が必要である。日交通量の変動が定常過程に従う場合においても、非線形のパフォーマンス関数により変換される走行時間の変動系列においては分散が均一になる保証はない。今後、非線形時系列過程に関する検討と、期待形成のモデリング技術の開発が必要となろう。

## 5.6 結言

本章では、屋外で観測される日交通量の変動系列の定常性を仮説検定するための方法論を提案した。そのために、日交通量変動の定常性に関する仮説検定の意義について考察するとともに、日交通量変動に random walk 成分が含まれるか否かを検出する方法を提案した。さらに、京阪神都市圏の地域間高速道路における日交通量変動系列の定常性に関する仮説検定を試みた。その結果、本章で対象とした高速道路区間の日交通量の原系列は定常過程に従わないものの、原系列からトレンド、曜日、月間変動という周期変動を除いた時、その残差系列の非定常性は棄却されることが判明した。このことは、不規則な非定常性の要因 (random walk 成分) が日交通量の変動に含まれないことを示している。さらに、本章では、残差系列が random walk でない場合の将来の交通量予測の方法についても言及した。

本章の検定結果に関する限り、対象としてとりあげたデータセットに関する限り、日交通量の変動は不規則な random walk 成分を有しないと結論づけることができる。前述したように、日交通量は time-to-time の交通量を集計した結果であり、ドライバーが直面する個々の瞬間の交通量や走行時間の変動系列が定常性を有しているという保証はない。時間交通量の日変動系列が不規則な非定常要因を含むかどうかを検討することは、ドライバーの学習過程のモデル化を進展させていくうえで今後に残された重要な課題である。このような短期的変動の定常性を検討する場合、感知器観測データの無視しがたい計測誤差を考慮することが課題となろう。また、本章では各区間の交通量変動の間の空間的な相関構造については考慮していない。特に、経路選択が行われるようなネットワーク上で交通量の定常性に関する問題は、定常性の定義とともに今後に残された重要な課題である。

本章の検定結果は、高速道路における日交通量の変動という限られた経験によるものであるが、一つの統計的仮説検定の枠組みを用いて交通量系列が有する分散・共分散の定常性に対して客観的判定を行った結果として、定常性仮説が棄却されなかったことは評価できると考える。この結果に基づけば、情報提供や利用料金による経路誘導問題を分析する際に、ドライバーが走行する道路で生じる交通量が定常過程に従うという想定を暫定的に利用できると言える。しかし、非定常過程に従う道路が存在する可能性を完全には否定できない。今後も、本章で提案した統計的方法論を基礎としてドライバーの走行条件に関する実証分析を蓄積していくことが重要であると考えられる。

以上の 3 章から 5 章までに行った仮説検定の結果に関する限り、RE 形成モデルの現象再現力を反映する 3 つの前提はすべて統計的に棄却できないと結論づけることができる。しかし、2 章で述べたように、モデルの適用可能性はモデルの前提に基づいた再現力だけでなく、モデルの操作性にも依存する。RE 形成モデルが経路誘導の諸問題に応用できるかどうかを検討したわけではない。序論で述べたように、本論文では、特に、RE 形成モデルが交通情報提供システムと混雑料金徴収システムをあわせた総合的な経路誘導システムを検討するために有効であるかどうかに着目している。6 章では、RE 形成モデルを価格情報提供システムの設計問題に応用するための方法論を提案することとする。



### 参考文献

- 1) 例えば, Harmatuck, D. J.: The effects of a service interruption on bus ridership levels in a middle-sized community, *Transportation Research*, Vol.9, pp.43-54, 1975.
- 2) 例えば, Okutani, I. and Stephanedes, Y. J.: Dynamic prediction of traffic volume through Kalman filtering theory, *Transportation Research*, Vol.18B, pp.1-11, 1984.
- 3) Breiman, L. and Lawrence, R. L. : Time scales, fluctuations and constant flow periods in uni-directional traffic, *Transportation Research*, Vol.7 pp.77-105, 1973.
- 4) 小林潔司, 藤高勝己: 合理的期待形成を考慮した経路選択モデルに関する研究, 土木学会論文集, 第 458 号/IV-18, pp. 17-26, 1993.
- 5) 小林潔司, 井川修: 交通情報によるドライバーの経路誘導効果に関する研究, 土木学会論文集, No. 470/IV-20, pp. 185-194, 1993.
- 6) 堤昌文, 樗木武: 非定常な性質をもつ交通輸送需要のための時系列予測システムと非定常確率過程型 AROP モデルの開発, 土木学会論文集, 第 449 号/IV-17, pp. 125-133, 1992.
- 7) Sheffi, Y.: *Urban Transportation Networks*, Prentice-Hall, Inc., 1985.
- 8) 小林潔司, 都明植, 樺村吾朗: 交通流が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, 土木計画学研究・講演集, 1997.
- 9) Jeffrey. A. M.: *The Economics of Seasonal Cycles*, MIT Press, 1996.
- 10) Kitagawa, G. and Gersch, W.: A smoothness priors-state space modeling of time series with trend and seasonality, *Journal of American Statistical Association* , Vol.79, pp.378-389, 1984.
- 11) たとえば, Granger, C. W. J. and Newbold, P.: Spurious regressions in econometrics, *Journal of Econometrics*, 2, pp.111-120, 1974.
- 12) Stock, J. H.: Unit roots, structural breaks and trends, in: Engle, R. F. and McFadden, D.L. (eds.), *Handbook of Econometrics*, Vol.IV, Chap.46, Elsevier Science, 1994.
- 13) Fuller, W. A.: *Introduction to Statistical Time Series*, John Wiley & Sons, 1976.
- 14) Dickey, D. and Fuller, W.: Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root, *Econometrica*, Vol. 49, pp. 1057-1072, 1981.
- 15) Schmidt, P. and Phillips, P. C. B.: LM test for a unit root in the presence of deterministic trends, *Oxford Bulletin of Econometrics and Statistics*, Vol. 54, pp.257-287, 1992.
- 16) 例えば, 蓑谷千皇彦: 計量経済学, 多賀出版, 1996.
- 17) Gourieroux, C. and Monfort, A.: *Time Series and Dynamic Models*, Cambridge University Press, 1997.
- 18) 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.
- 19) Box, G. E. P. and Pierce, D.: Distribution of residual autocorrelation in autoregressive integrated moving average time series models, *Journal of the American*

*Statistical Association*, Vol. 65, pp. 1509-1529, 1970.

20) Ljung, L. and Box, G. E. P.: On a measure of lack of fit in time series models, *Biometrika*, Vol. 69, pp. 297-303, 1978.

21) 安野貴人, 小林潔司: 高速道路における交通量変動系列の定常性に関する仮説検定, 土木学会全国大会第 52 回年次学術講演会, pp.166-167, 1997.

22) 安野貴人, 都明植, 小林潔司: 高速道路における日変動交通量系列の定常性に関する研究, 土木計画学研究・講演集, No.20, 1997.

## 第 6 章

### 不完備情報下における高速道路料金の情報的役割に関する研究

#### 6.1 緒言

序論で述べたように、交通情報提供システム、自動料金徴収システムは経路誘導効果を発揮する可能性を有しているものの、同時に各システムが問題点を合わせ持っていることを示した。これらの問題点を克服するためには、情報提供システムと料金徴収システムを組み合わせたような価格情報による経路誘導システムが有効であることを指摘した。2 章では、この種の経路誘導システムを分析する枠組みとして RE 形成モデルが有効であることを考察するとともに、RE モデルを応用していく際に基礎となるであろう RE 形成シミュレーションのプロトタイプを記述した。3 章から 5 章を通じて、RE 形成モデルの前提に関して統計的検定を行ったが、その結果として RE モデルの主要な 3 つの前提は、現実のドライバーの反応や走行条件に対してともに非常に小さい統計的過誤の下でも棄却できないことが判明した。ここまでの考察に基づけば、RE モデルの前提は、本研究の仮説検定で用いたデータに関する限り、実験で再現されたドライバーの反応や屋外で観測される交通量の性質をかなりの程度正確に表現できると解釈できる。

2 章では、RE 形成モデルを用いた経路誘導効果の分析事例を紹介した。RE 形成モデルを適用可能な問題は様々あると考えられるが、RE 形成モデルを経路誘導問題へ応用した事例として、1) 情報提供システムにおける走行条件の予測メカニズムの精度やメッセージの選択ルールの望ましさを比較検討した事例、2) 交通情報提供システムの経済便益を計測した事例があげられる<sup>1)2)</sup>。このような経路誘導問題の分析のためには、RE 形成モデルを内蔵した計画モデルを定式化する必要がある。一般に RE を求めるためには、2 章で提案したようなシミュレーションモデルを用いる必要がある。したがって、その効率的な解法を開発することが重要な課題となる。

このように、RE 形成モデルを現実の経路誘導問題へ応用する場合、定式化される計画モデルがどの程度の操作性を有しているかを検討する必要がある。RE 形成モデルを基礎とした計画モデルの操作性を検討するためには、「実際の経路誘導問題を分析する際に、所与の目的を遂行しうるような分析が可能であるか」、「設計変数の操作に応じた計画モデルの出力値を通じて代替的方策の比較が容易であるか」、「計画モデルが分析のために必要な表現力をもつか」、「計画モデルを解くための解法手順が明確であるか」、「計画モデルの計算効率がよいか」といった点を明確

にする必要がある。これらの条件を満足すれば、計画モデルは実際の経路誘導問題への応用に耐えると考えることができる。逆に、これらの操作性を反映する条件を満足しない場合、計画モデルに改善の余地があると言えよう。このように、RE 形成モデル自体が実際のドライバーの反応を再現できたとしても、RE モデルの経路誘導問題への応用にむけては、RE 形成モデルを内蔵した計画モデルがある程度の操作性を有することが望ましいと理解できよう。

本章では、RE 形成モデルを高速道路料金の設計問題に応用することとする。その際に、1.2 で述べた価格情報の考え方を採用し、情報提供と利用料金をあわせた経路誘導システムの効果を分析するための枠組みを提案する。そのために、RE 形成モデルを内蔵した料金設計モデルを定式化するとともに、解法手順を検討し、設計変数の操作が及ぼすドライバーの期待形成や厚生水準への影響を検討する必要がある。本章では、高速道路料金が有する価格情報としての役割に着目するとともに、不完備情報下で繰り返されるドライバーの経路選択行動をより望ましい方向へ誘導しうるような高速料金システムを設計する方法について考察する。以下、6.2 では、従来の研究概要を整理するとともに、本章で対象とする料金設計モデルの問題設定と基本的概念について記述する。6.3 では、ドライバーの経路選択行動と交通管理者による設計変数の操作を表現したような料金設計モデルを定式化する。あわせて、設計モデルの最適条件を導出する。6.4 では、本章で定式化した設計モデルの解法について記述し、それを用いて数値計算を行った結果を考察することとする。

## 6.2 本章の基本的な考え方

### 6.2.1 従来の研究概要

従来の混雑料金の研究は、単一のしかも均質な道路区間を対象とし、混雑料金を通じて混雑による社会的費用を内部化することにより社会的に望ましい需給関係を実現することに主眼が置かれてきた<sup>3)4)</sup>。しかし、現実には道路はネットワークとして構成されており、混雑料金の課徴を交通量配分と無関係に考察することはできない。そこで、望ましい交通量配分を達成するための手段としての混雑料金の役割に着目した研究がなされるようになってきた<sup>5)</sup>。さらに、最近では確率均衡配分の枠組みの中で混雑料金の設定問題が考察されるなど研究の精緻化が進展している<sup>6)</sup>。

一方、高速道路の料金体系に関しても研究の蓄積がある。建設費、管理費の償還に関する制約のもとで、消費者余剰を最大化するような交通量配分を達成するような高速道路料金体系が考察された<sup>7)</sup>。その中で、文は一般街路の利用に対して混雑料金を徴収することが困難なことより、次善の混雑料金として高速道路の料金体系を設計する問題にアプローチを試みている<sup>8)</sup>。しかし、これらの研究では、完全情報が想定されており、しかも道路ネットワークの混雑状態の変動に対して固定的な均一料金の考察にとどまっている。

本章では高速道路の料金を道路ネットワークの混雑状態に応じて差別化するような変動料金システムについて考察する。高速道路の料金が道路ネットワークの混雑状態に応じて差別化され、それが事前にドライバーに通知される。この時、高速道路料金は道路ネットワークの状態を

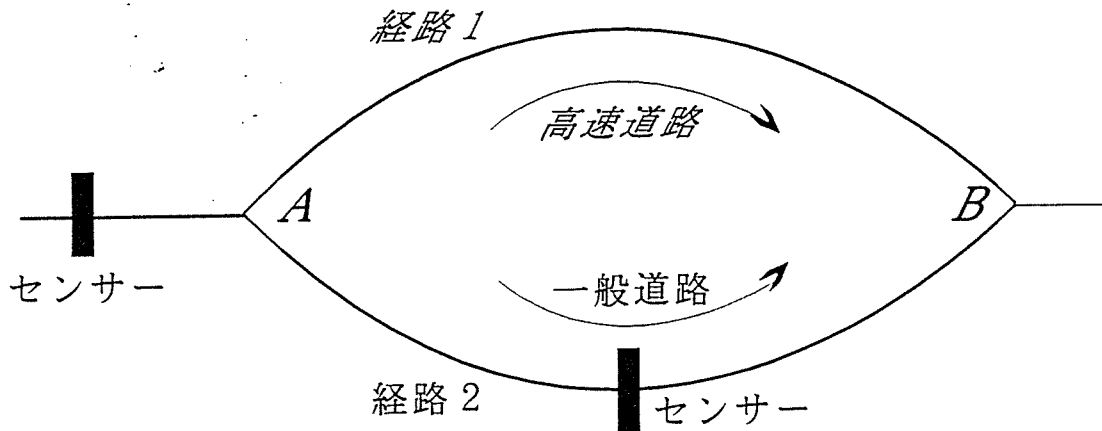


図 6.1: 対象ネットワーク

ドライバーに通知する交通情報としての役割を果たしうる<sup>9)</sup>。このような観点から、文等は混雑料金と交通情報の提供を組み合わせたような経路誘導システムの研究を行っている<sup>10)11)</sup>。しかし、そこでは交通情報が提供されれば、すべての不確実性が消滅し、ドライバーは完全情報の下で経路を選択することが可能となる。しかし、現実には、交通情報の提供を通じてもすべてのドライバーに道路ネットワークの状態に関する完全情報を伝達することは不可能である。このような状況の中では、交通情報の不完全性を考慮しながら、より望ましい交通情報を提供するための方法論を開発することが必要となる。

本章では高速道路の変動料金システムが有する交通情報としての役割に着目するとともに、不完備情報下で繰り返されるドライバーの経路選択行動をより望ましい方向へ誘導しうるような変動料金システムを設計する方法について考察する。

### 6.2.2 問題設定

図-6.1に示すような単一の OD 交通と 2 つの経路から構成されるネットワークを考える。時間軸を離散化する。簡単のために各期  $t(t = 1, 2, \dots)$  を通じて一定の OD 交通量  $Q$  がネットワークを通過すると考える。経路 1 は高速道路であり利用料金が課徴される。経路 2 は一般道路であり、通過交通と各期を通じて変動するリンク局所交通が利用する。通過ドライバーは、その期に実現するリンク局所交通量を事前に知ることはできないが、公共主体はその値を観測できるものとする。一般道路の走行には混雑料金は課徴されないが高速道路では利用料金が課徴される。このような料金システムは必ずしも first-best な混雑料金システムではないが、一般街路を対象とした混雑料金の徴収が困難な現状においては second-best であるもののより現実的な混雑料金システムであると考えられる<sup>12)13)14)</sup>。交通管理者は期首に観測されたリンク局所交通量に基づいて道路ネットワークの状態を混雑時 ( $s = 1$ )、非混雑時 ( $s = 2$ ) に区別するとともに、道路ネットワークの混雑状態  $s$  に応じて 2 つの異なる料金  $\tau^s (s = 1, 2)$  を高速道路利用者から徴収

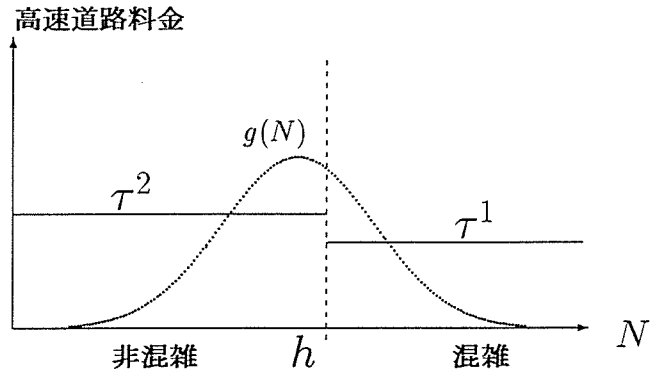


図 6.2: 一般道路状況を伝達する料金情報

する。交通管理者は分岐点に到達した通過ドライバーにその期における高速料金を通知する。高速料金は道路ネットワークの混雑状態と対応して変化するため、通過ドライバーは高速料金の額を通じてネットワークの混雑状態を事前に知ることができる。すなわち、高速料金はドライバーの経路選択を誘導するための直接的な誘因を与えると同時に、道路ネットワークの混雑状態に関する情報をドライバーに伝達する役割を同時に果たすことになる。本章ではこのような高速道路料金の情報的役割を考慮に入れたような変動料金システムについて考察する。筆者等は交通情報の提供によりドライバーが経路条件に関する完全情報を獲得できるような場合を想定し、このような高速道路料金の情報的役割について分析している<sup>10)</sup>。しかし、現実には、交通情報といえども完全ではなく、提供される交通情報には誤差が含まれる。このような交通情報の不完備性が存在する場合、交通状態を識別するための閾値の設定が重要な課題となる。

### 6.2.3 情報提供ルールと変動料金

交通管理者は各期の期首で観測されるリンク局所交通量に基づいて当該期の混雑状態を判定する。本章では、情報提供ルールとして、料金が道路状況に応じて離散的に変動する場合を考察する。混雑状態を、一般道路のリンク局所交通量  $N_t$  と閾値  $h$  との大小関係により判別する。すなわち、図-6.2のように、リンク局所交通量  $N$  が確率密度関数  $g(N)$  に従って分布すると仮定しよう。この時、リンク局所交通量が  $N_t \geq h$  ならば「混雑状態 ( $s = 1$ )」、 $N_t < h$  ならば「非混雑状態 ( $s = 2$ )」と判断する。交通管理者は、このように判断された状態に応じて「高速道路の利用料金は  $\tau^s$  円」というメッセージ  $e_s = (\tau^s)$  をドライバーに提供する。ドライバーは利用料金ベクトルを通じて混雑状態の生起状態を知ることができる。

### 6.2.4 料金情報と合理的期待

ドライバーは料金情報を通じて混雑状態を知ることができるものの、両経路の経路走行時間を確定的に把握することはできない。ドライバーは高速道路の料金情報に基づいて各経路の走行時間を主観的に予測する。いま、「高速道路  $\tau^s$  円」という料金情報の下でドライバーが主観的に予

測する経路  $i$  の走行時間分布を確率密度関数  $\pi_i^s(t_i^s|\tau_s)$  で表現する。ドライバーはメッセージ「 $\tau^s$  円」という情報を受け取ることにより、混雑状態を知ることができるので、主観的期待を状態  $s$  ごとに形成することが可能である。また、変動料金システム  $\Omega = (\tau, h)$  が異なれば、通過ドライバーの経路選択行動が異なり、結果的に各経路の走行時間分布が異なる。したがって、 $\pi_i^s(t_i^s|\tau_s)$  は変動料金システム  $\Omega$  に依存する。このことを明示的に表すために、主観的期待を  $\pi_i^s(t_i^s|\tau_s, \Omega)$  と表そう。小林等は長期学習を通じてドライバーの主観的期待が実際に実現する客観的な確率分布に一致するという合理的期待形成仮説に基づいた期待均衡モデルを提案している<sup>1)15)</sup>。本章では、合理的期待均衡モデルを採用し、ドライバーの主観的期待を長期的に実現する合理的期待  $\pi_i^{s*}(t_i^s|\tau_s, \Omega)$  を用いて表現することとする。

## 6.3 料金設計問題の定式化

### 6.3.1 ランダム効用モデルの定式化

ランダム効用モデルを用いて状態  $s$  が生じた場合の経路  $i$  に対するドライバーの効用関数を

$$V = v(t_i^s, c_i^s) + \varepsilon_i^s \quad (6.1)$$

と定式化する。ここに、 $t_i^s$ : 経路走行時間、 $c_i^s$  は経路走行費用、 $\varepsilon_i^s$  は各個人が占有する私的情報を表し、各個人の間と各期間の間で独立に変動する確率の変動項である。状態  $s$  が生じた場合の各経路の走行費用を

$$c_1^s = w_1 + \tau^s, \quad c_2^s = w_2 \quad (6.2)$$

と表そう。ここに、 $w_i (i = 1, 2)$  は経路  $i$  の走行費用である。簡単のために  $w_i$  は混雑状態の生起のいかんに関わらず経路ごとに一定値をとると考える。厳密に言えば、走行費用  $w_i$  は状態に対応して変化する。この種のモデル化はもちろん可能であるが、問題の本質的な構造に影響を及ぼさない。ここでは、記述の簡便化のために  $w_i$  は経路ごとに一定と考えて以下議論を進める。私的情報  $\varepsilon_i^s$  は経路選択の直前に確定しているものの、各期を通じてその値は変動すると考える。

### 6.3.2 期待効用モデルの定式化

ドライバーは経路選択の直前において私的情報  $\varepsilon_i^s$  の値を確定的に把握することができるが、経路走行時間  $t_i^s$  を確定的に把握することはできない。そこで、状態  $s$  が生じた時の通過交通の各経路に対する期待効用関数を

$$\begin{aligned} EU_i^s &= \overline{EU}_i^s(\tau^s; \Omega) + \varepsilon_i^s \\ &= \int_0^\infty v(t_i^s, c_i^s) \pi_i^{s*}(t_i^s; \tau^s, \Omega) dt_i^s + \varepsilon_i^s \end{aligned} \quad (6.3)$$

と定義しよう。 $\pi_i^{s*}(t_i^s; \tau^s, \Omega)$  は変動料金システム  $\Omega$  の下で状態  $s$  が生じた時（メッセージ  $\tau^s$  が提示された時）にドライバーが認知する経路  $i$  の走行時間  $t_i^s$  の分布に対する合理的期待である。

合理的期待形成仮説の下では主観的期待は客観的に実現する経路走行時間分布に関する確率密度関数で表現できる<sup>1)</sup>。また、 $\varepsilon_i^s$ は確率効用項であり  $E[\varepsilon_i^s] = 0$  を仮定する。この時、ドライバーは、状態  $s$  が生じた場合、期待効用を最大にする経路

$$i^* = \arg \max_i \{EU_i^s\} \quad (6.4)$$

を選択する。ここで、各期を通じて  $\varepsilon_i^s$  がそれぞれ独立で同一の確率密度関数  $\psi(\varepsilon_i^s)$  に従うと仮定する。ドライバーが選択した経路のランダム期待効用の事前の期待値は

$$\begin{aligned} E[\max_i \{EU_i^s\}] \\ = \sum_i \int_{-\infty}^{\infty} \{\overline{EU}_i^s(\tau^s : \Omega) + \varepsilon_i^s\} \phi(\varepsilon_i^s : \Omega) d\varepsilon_i^s \end{aligned} \quad (6.5)$$

と表現できる。なお、 $\phi(\varepsilon_i^s : \Omega) = \psi(\varepsilon_i^s) \int_{-\infty}^E \psi(\varepsilon_j^s) d\varepsilon_j^s$ ,  $E = \overline{EU}_i^s(\tau^s : \Omega) - \overline{EU}_j^s(\tau^s : \Omega) + \varepsilon_i^s$ , ( $i, j = 1, 2; i \neq j$ ) である。情報システム  $\Omega = (\tau, h)$  の下でメッセージ  $\tau^s$  が提示される確率  $\zeta^s(h)$  は

$$\zeta^1(h) = \text{Prob}\{N \geq h\}, \quad \zeta^2(h) = \text{Prob}\{N < h\} \quad (6.6)$$

と表現できる。各期を通じて一定量  $Q$  のドライバーが経路選択を繰り返すという仮定より、全通過ドライバーの1期当たりの総厚生水準の期待値  $W_1(\tau, h)$  は

$$W_1(\tau, h) = Q \sum_s \zeta^s(h) E[\max_i \{EU_i^s\}] \quad (6.7)$$

と表せる。一方、リンク局所交通は経路選択を制限されており（経路2のみが利用可能であり）、メッセージさえも通知されない。このため、リンク局所交通のドライバーは一般道路の生起状態  $s$  を知ることはできない。したがって、リンク局所交通のドライバーが形成する主観的期待は状況  $s$  に依存しない。しかし、高速道路の料金システムは、通過交通の経路配分量に影響を与え、長期的にはリンク局所交通のドライバーの合理的期待に影響を及ぼす。そこで、リンク局所交通のドライバーが形成する合理的期待を変動料金システム  $\Omega$  の下での条件付き確率密度関数を用いて  $\pi_2^*(t_2 : \Omega)$  と表そう。リンク局所交通のドライバーが合理的期待を形成した時、公共主体は、走行実績値分布の観測を通じて彼の主観的期待  $\pi_2^*(t_2 : \Omega)$  を把握することが可能である。リンク局所交通のランダム期待効用は

$$\begin{aligned} EU_2 &= \overline{EU}_2(\Omega) + \varepsilon_2 \\ &= \int_0^{\infty} v(t_2, c_2) \pi_2^*(t_2 : \Omega) dt_2 + \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (6.8)$$

と表現できる。ここで、リンク局所交通は料金を支払わないので、 $c_2 = w_2$  となる。確率変動項は  $\varepsilon_2$  は独立で  $\varepsilon_i^s$  と同一の確率密度関数  $\psi(\varepsilon_2)$  に従い、 $E[\varepsilon_2] = 0$  を仮定する。いま、リンク局所交通量  $N$  が確率密度関数  $g(N)$  に従って分布すると考える。個々のリンク局所交通のドライバーが



すべて同一の合理的期待 $\pi_2^*(t_2 : \Omega)$ を形成したとしよう。この時、リンク局所交通の1期当たりの総厚生水準の期待値は

$$\begin{aligned} & W_2(\tau, h) \\ &= \int_0^\infty N \left[ \int_{-\infty}^\infty \{\overline{EU}_2(\Omega) + \varepsilon_2\} \psi(\varepsilon_2) d\varepsilon_2 \right] g(N) dN \\ &= \bar{N} \overline{EU}_2(\Omega) \end{aligned} \quad (6.9)$$

と表現できる。ここで、 $\bar{N}$ はリンク局所交通量の期待値である。

### 6.3.3 料金設計モデルの定式化

交通管理者は、ある交通状態を識別するための閾値 $h$ を設定し、ネットワークの混雑状態に応じて変化する高速道路料金 $\tau$ を高速道路の利用者に課徴する。交通管理者の目的はリンク局所交通を含めた全ドライバーの厚生を最大化するような変動料金の組 $\tau$ と交通状態を識別するための閾値 $h$ を求めることにある。社会的厚生関数をネットワーク上の全ドライバーの経路選択1回当たりの平均的な総厚生水準 $z(\tau, h)$ により表現しよう。

$$z(\tau, h) = W_1(\tau, h) + W_2(\tau, h) \quad (6.10)$$

と定式化する。上式の第1項は通過交通、第2項はリンク局所交通に関わるドライバーの総期待厚生水準を表わす。一方、建設・維持費を償還するために、高速道路料金は高速道路の料金収入の期待値をある一定水準 $Y$ に保つように決定されると考える。料金収入の制約は

$$\sum_{s=1}^2 \zeta^s(h) \tau^s E[x_1^s : \Omega] = Y \quad (6.11)$$

と定式化される。ここで、 $E[x_1^s : \Omega]$ は料金システム $\Omega$ の下で状態 $s$ が生起した時の高速道路（経路1）の交通量の期待値である。すなわち、 $E[x_1^s : \Omega] = \int_0^Q x_1^s f(x_1^s : \Omega) dx_1^s$ である。ここで $f(x_1^s : \Omega)$ は変動料金システム $\Omega$ の下で状態 $s$ が生起した場合に実現する高速道路の交通量の分布に関する確率密度関数である。経路交通量は設計変数である $h, \tau$ の下で、その時々ドライバーの効用最大化行動の結果として求まる。交通管理者は設計変数を操作することにより、ドライバーの経路選択行動を誘導することを目的とする。したがって、料金設計モデルは、制約条件(6.11)の下で目的関数(6.10)を最大にするような $\tau, h$ を求める問題として定式化される。

$$\begin{aligned} & \max_{\tau, h} \{W_1(\tau, h) + W_2(\tau, h)\} \\ & \text{subject to} \\ & \sum_{s=1}^2 \zeta^s(h) \tau^s E[x_1^s : \Omega] = Y \end{aligned} \quad (6.12)$$

### 6.3.4 料金設計モデルの最適化条件

いま、料金設計問題 (6.12) に内点解が存在すると仮定しよう。この時、問題 (6.12) の 1 階の最適条件は次式で表現することができる。

$$\sum_{i=1}^2 \frac{\partial W_i}{\partial h} = \lambda \sum_{s=1}^2 \tau^s \left\{ \frac{\partial \zeta^s}{\partial h} E[x_1^s] + \zeta^s \frac{\partial E[x_1^s]}{\partial h} \right\}, \quad (6.13)$$

$$\sum_{i=1}^2 \frac{\partial W_i}{\partial \tau^s} = \lambda \sum_{s=1}^2 \zeta^s \left\{ E[x_1^s] + \tau^s \frac{\partial E[x_1^s]}{\partial \tau^s} \right\}, \quad (6.14)$$

$$\sum_{s=1}^2 \zeta^s(h) \tau^s E[x_1^s] = Y \quad (6.15)$$

ただし、 $\lambda$  はラグランジュ乗数である。式 (6.13) は最適な閾値  $h$  が、それによる社会的限界効用と効用タームで評価した期待限界収入が等しくなる水準に決定されることを意味している。一方、式 (6.14) は状況別の最適料金が、それによる社会的限界効用と期待限界収入と等しくなる水準に決定されることを意味する<sup>16)</sup>。

## 6.4 数値計算事例

### 6.4.1 ハイブリッド型計画モデル

すでに治水計画問題を検討するため、シミュレーションを組み込んだ逐次探索型最適化手法によるモデルが作成され、実際の流域を対象にその適用性が見い出されている<sup>17)</sup>。そこでは、計画モデルを用いて代替案を設計する場合、1) 現象合理性、2) 目的合理性、3) 操作性という観点からモデル化されている。経路誘導問題において、性質 1) は道路における交通流・交通行動の現象を十分な精度で再現できることに対応する。性質 2) は、適切な評価尺度に基づいて経路誘導方策の効果を評価できることである。性質 3) は、各種の経路誘導方策の検討に必要な範囲で自由にモデルを組み込むことができ、計画情報を多様に導出できることに対応する。シミュレーションを内部化した最適化手法を用いる利点は、上記の各性質を総合的に満たすようなモデルを作成できる点にある。どれかひとつの性質に偏って計画モデルを作成した場合、他の性質に大きな欠点が生じてしまう。一方、バランスよく作成する反面で、純粋な最適化手法より相対的に計算効率が悪い、確率の変動要因による目的関数値の不完全な連続性、大規模な現象を扱うことが困難である等、モデルの各性質に幾分の犠牲を伴わざるをえない。特に、計算効率の問題は第 1 に克服すべき課題であり、先駆的研究<sup>17)</sup>においても予備分析として解空間の概略と最適解の存在範囲の把握を行う工夫がなされている。

図-6.3にハイブリッド型の数値解法概念図を示す。通常、最適化手法では、直前の探索により求められた目的関数や勾配等に基づいて、新たに目的関数値を改善していき、何らかの解の最適性の条件を満たすまで解の更新を繰り返すという手続きが行われる。この手法は、目的関数値と制約条件の関数値を求めることができれば解を更新することができる。ドライバーの主観的

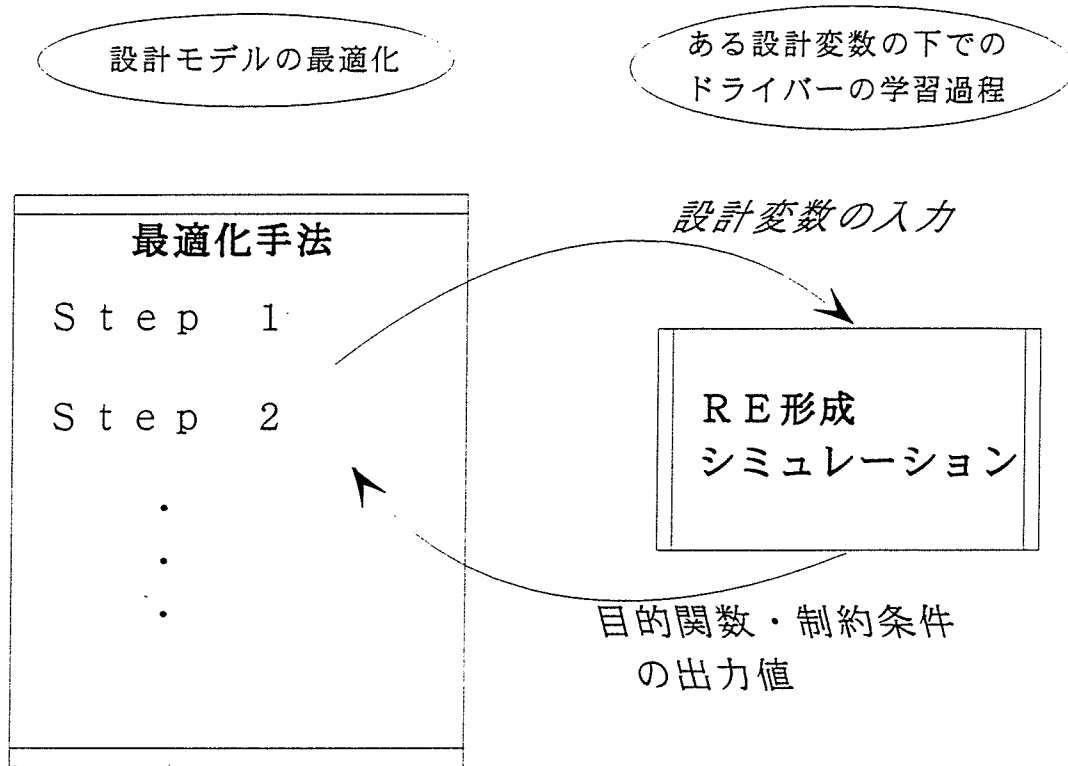


図 6.3: ハイブリッド型の数値解法

期待を内生化した経路誘導問題では、彼の主観的期待の変化は目的関数と制約条件に影響を与える。RE 形成シミュレーションの入出力関係では、短期的には、ある日の走行条件や経路情報等のソフトな入力のもとで走行を終えた後で主観的期待値の動的出力をえる。長期的には、対象とする道路網と情報提供システム等のハードな入力のもとで合理的期待の静的出力をえる。このような日々の主観的期待と形成された合理的期待を目的関数や制約条件の算定に用いることで RE 形成シミュレーションの最適化手法への組み込みが可能になる。本章では、高速道路料金の設計モデル (6.12) に対して RE 形成シミュレーションを内部に組み込んだ最適化手法を用いる。

#### 6.4.2 モデルの解法

料金設計モデル (6.12) を数理計画問題として解くためには、確率密度関数  $\pi_1^s, \pi_2$  及び確率  $\zeta^s$  を設計変数  $\tau, h$  の関数として明示的に記述する必要がある。しかし、これらの確率密度関数を解析的に求めることは不可能である。したがって、問題 (6.12) の目的関数値、および制約条件の各係数値はシミュレーションによって求めざるを得ない。この種の問題に対しては、最適化手法の内部にシミュレーションモデルを組み込んだいわゆるハイブリッド型のアルゴリズムを適用することにより最適解を求めることができる。シミュレーション方法としてはリンク局所交通量を乱数発生させたモンテカルロシミュレーションを用いる。その際、合理的期待を求める必要があるが、それに関しては小林・井川が開発した合理的期待の形成シミュレーション<sup>1)</sup>を用いることが

できる ( 2 章 参照)。

最適化手法としては、計画モデル (6.12) の目的関数や制約条件の関数が連続で微分可能である保証がない。このため解法として勾配法を用いることができないので、直接探索法を用いる。直接探索手法として、ペナルティ法<sup>18)</sup>、コンプレックス法、パターン法<sup>19)</sup>があげられる。本章では、ペナルティ法を用い、そのなかで外点ペナルティ法を採用することとする。以下ではアルゴリズムの基本的な考え方を要約する。この手法では、制約条件を満たさない設計変数に罰を与えるようなペナルティ関数を導入し、制約ありの問題を制約なしの問題に変換したうえで最適解を求め、それらが収束するまで反復する。その利点は、このような変換を通じて制約ありの問題を繰り返し制約なしの問題を解く方法に帰着できる点にある。まず、拡張目的関数  $Z(\tau, h, r) = z(\tau, h) - r\Psi(\tau, h)$  を定義する。ここで、 $\Psi(\tau, h) = \{\sum_{s=1}^2 \zeta^s(h)\tau^s E[x_1^s : \tau, h] - Y\}^2$  であり、これは収支制約をどの程度満足しないかを反映する。いま、単調増加し正の無限大に発散する正数列  $\{r_k\}$  に対し、制約なし最大化問題

$$\max_{\tau, h} Z(\tau, h, r_k) = \max_{\tau, h} \{z(\tau, h) - r_k \Psi(\tau, h)\} \quad (6.16)$$

を定義し、この解を  $(\tau_k, h_k)$  とおく。  $k \rightarrow \infty$  となるに従って  $r_k \Psi$  は、収支制約 (6.11) を満たさない点に対し、 $+\infty$  のペナルティを課すような (理想的) ペナルティ関数

$$\tilde{\Psi}(\tau, h) = \begin{cases} +\infty & (\sum_s \zeta^s(h)\tau^s E[x_1^s : \Omega] \neq Y) \\ 0 & (\sum_s \zeta^s(h)\tau^s E[x_1^s : \Omega] = Y) \end{cases} \quad (6.17)$$

に近づく。仮想的関数  $\tilde{Z} = z - r_k \tilde{\Psi}$  の最適解は原問題 (6.12) の最適解に一致するから、各  $r_k$  に対する変換問題 (6.16) の解の点列  $\{(\tau_k, h_k)\}$  は原問題の解に収束すると期待できる。したがって、ある規則により  $\infty$  に発散する正数列  $\{r_k\}$  を生成し、各  $r_k$  に対し拡張関数  $Z(\tau, h, r)$  を最大化する変換問題を、適当な制約なし最大化手法を用いて解き、その解  $(\tau_k, h_k)$  が収束するまで反復すればよい。なお、本計画モデルは非凸計画問題であり以上のアルゴリズムで大域的最適解に到達する保証はない。そこで、事前に拡張目的関数の形を概略的に描くことにより局所的最適解に陥らないような初期値設置を行った。より複雑なネットワークを扱う場合、大域的最適解を効率的に模索しうるアルゴリズムの開発が必要であるが、この問題は将来の課題としたい。

ハイブリッド型の数値解法のアルゴリズムを表現したフローチャートを図-6.4に示す。

### 6.4.3 計算事例の設定

数値計算に用いるネットワーク特性を図-6.5に示している。走行時間関数を  $t_i(x_i) = \alpha_i + \beta_i \cdot x_i$  と線形に特定化する。各期の OD 交通量を  $Q = 10000$  と固定する。経路 2 のリンク局所交通量  $\tilde{N}$  は正規分布  $N(10000, 5000^2)$  に従い、各期の間で独立に生起すると仮定する。期待料金収入  $Y$  は、高速道路の改築費・料金システムの管理費として 1 期当たり  $Y=5,000,000$  円に想定する。危険中立的な部分間接効用関数を次式で仮定する。

$$v_0(t_i^s, c_i^s) = -0.0250t_i^s - 0.0005c_i^s, \quad (6.18)$$

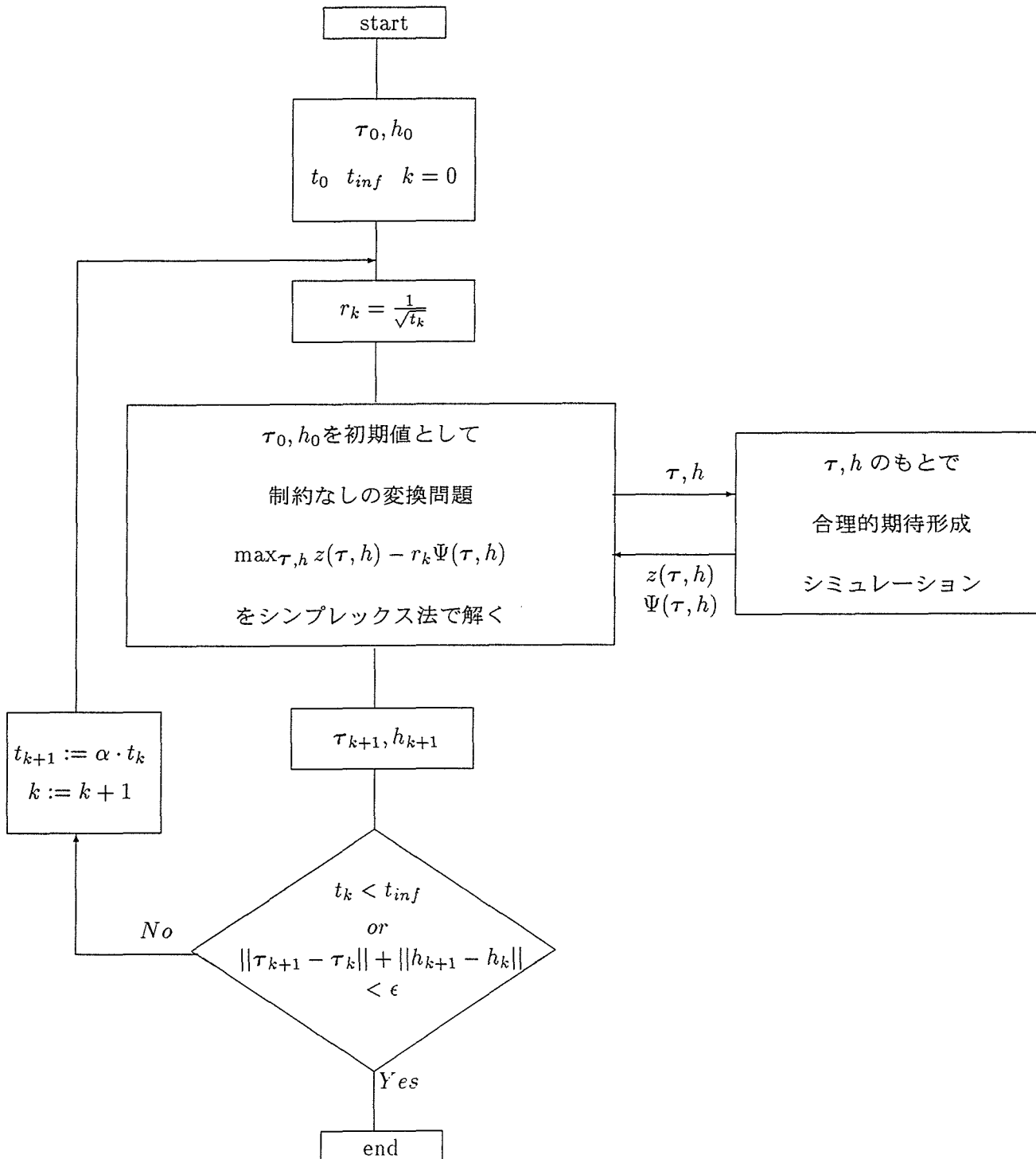


図 6.4: ハイブリッド型解法のアルゴリズム

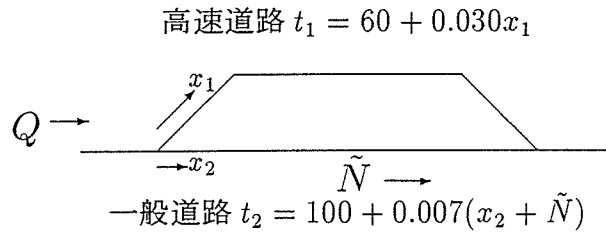


図 6.5: ネットワーク特性

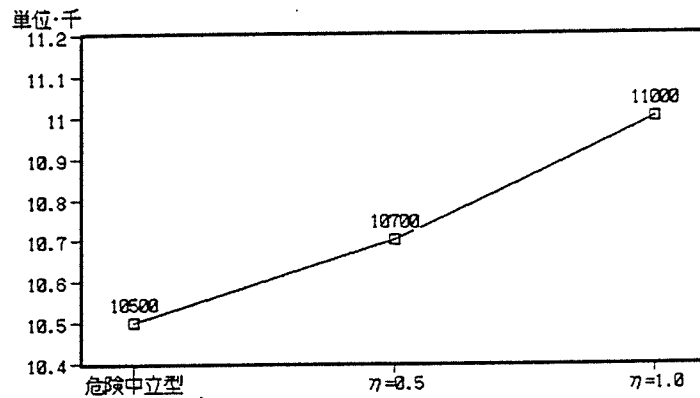


図 6.6: リスク回避度  $\eta$  - 閾値  $h$  の関係

危険回避的な部分間接効用関数を次式で仮定する。

$$v_\eta(t_i^s, c_i^s) = -\frac{1}{\eta} \exp\{-\eta \cdot v_0(t_i^s, c_i^s)\} + \frac{1}{\eta}. \quad (6.19)$$

ここで、 $\eta$ は絶対的危険回避度であり、 $v_\eta(\cdot)$ は $\eta \rightarrow 0$ のとき $v_0(\cdot)$ に近づく。すべてのドライバーは同一の危険回避度をもつと仮定する。既存の研究成果に基づいて、時間価値は $0.0250 / 0.0005 = 50$  (円/分) に設定している<sup>20)</sup>。走行費用を $w_1 = w_2 = 4000$ とする。

#### 6.4.4 計算結果の考察

##### a) リスク回避度の感度分析

基本ケースとしてドライバーの選好が中立的な場合をとりあげよう。図-6.6には最適閾値を示している。内々交通量の平均値が $E[\tilde{N}] = 10000$ であることを考慮すれば、最適閾値は平均値よりも大きな値を示している。このことは、「混雑」と状況判断される確率よりも、「非混雑」と判断される確率の方が大きいことを意味する。道路混雑が著しい場合、ドライバーの効用は低下する。このことより、より極端な混雑が生じる場合に絞ってドライバーの経路誘導を別途試みる方が、「混雑情報」と「非混雑情報」をバランスよく提示するよりも経路誘導効果が大きくなるという結果になっている。また、図-6.7に示すように、混雑時の利用料金 $\tau^1$ の方が非混雑時の

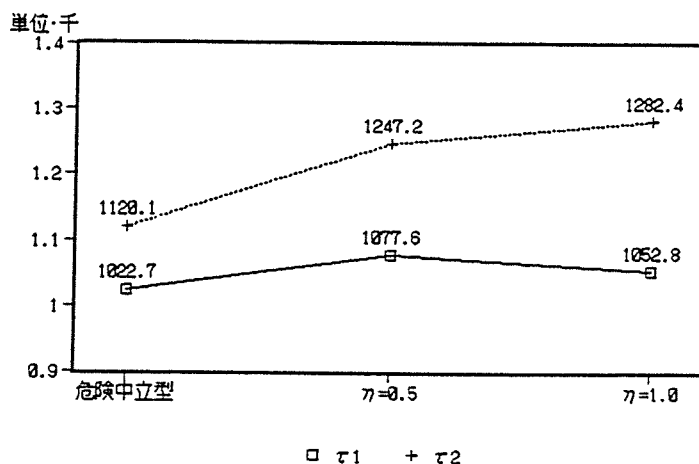


図 6.7: リスク回避度 $\eta$ —高速料金 $\tau^1, \tau^2$  の関係

利用料金 $\tau^2$ よりも小さくなっている。本数値計算の場合には、一般道路の混雑時に高速道路料金を小さくすることにより、一般道路が混雑するという情報をドライバーに伝達すると同時に通過ドライバーに対して高速道路を選択する直接的な誘因を与えている。その結果として、より多くの通過交通を高速道路に誘導することにより、一般道路の混雑の軽減に寄与している。図-6.6、図-6.7には、それぞれドライバーの危険回避度 $\eta$ が変化した場合、最適な閾値と高速料金がどのように変化するかを分析した結果も併せて示している。ドライバーがより危険回避的である程、道路混雑による効用低下が大きくなる。このため、図-6.6に示すように、より極端な混雑が生じる場合に絞ってドライバーの経路誘導を試みる方が、「混雑情報」と「非混雑情報」をバランスよく提示するよりも経路誘導効果がより大きくなるという結果になっている。また、図-6.7に示すように危険回避度が増えるとともに2つの料金間の差 $\tau^2 - \tau^1$ は増加している。

従来のピーク料金に関する議論では、混雑時に高い料金を課徴することにより、高速道路の利用需要を抑制することに主眼が置かれていた。しかし、本研究では交通需要は状況の如何に関わらず一定（トリップのすべてが義務的交通）である場合を想定しており、料金はドライバーに対して経路誘導に対する誘因を与える役割のみを果たしている。一般街路の混雑時に高速道路利用を促進させようとするれば、結果的に高速道路が混雑する。ドライバーに高速道路利用を推奨し、かつドライバーの厚生をより高めるためには混雑時の高速料金を低く設定することが望ましい。以上の知見は、ここでとりあげた数値計算事例のみに成立する事項であるが、ここでは従来のピーク料金とは異なる性格を有する料金体系が得られたことを評価したい。高速道路の変動料金システムに関しては、今後も引き続いて多角的な検討を行う必要がある。図-6.8は状況 $s$ 時の高速道路の利用率 $P^s = E[x_1^s]/E[x_2^s]$ と危険回避度の関係を示している。いずれの場合にも、混雑時( $s=1$ )に高速道路を選択するドライバーは相対的に多くなる。危険回避度が大きくなる程、状況ごとの配分比の差 $P^1 - P^2$ は開く。

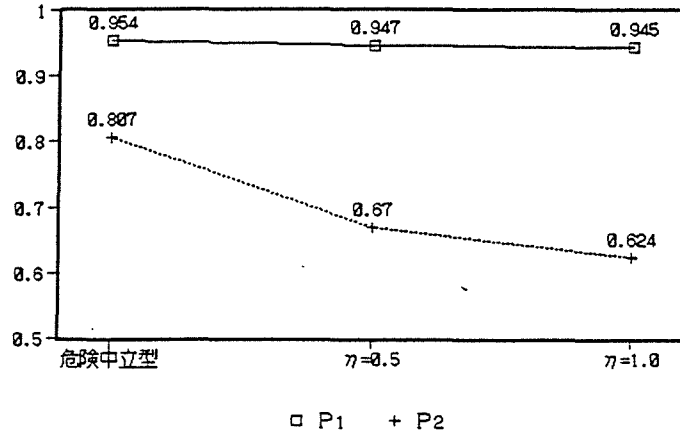


図 6.8: リスク回避度 $\eta$ —交通配分比率の関係

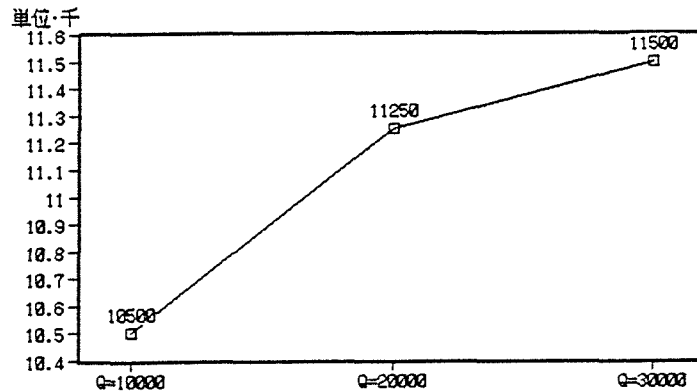


図 6.9: 通過交通需要  $Q$  — 閾値  $h$  の関係

b) 交通需要に関する感度分析

図-6.9に示すように、通過交通量  $Q$  の増加に伴い最適な閾値は大きくなる。通過交通量が多い場合ほど、混雑情報は一般街路の混雑が極めて大きい場合にのみ提示することが望ましい。図-6.10に示すように通過交通量  $Q$  を変化させても  $\tau^1 < \tau^2$  の関係が成立する。収入制約一定のもとでは需要水準が増えれば1人当たりの負担額が減少するため、通過交通量が増加により料金は減少している。図-6.11に示すように通過交通量が増加するほど、高速道路の選択率  $P^s = E[x_1^s]/E[x_2^s]$  は減少する。これは、図-6.5に示したように、高速道路の走行時間関数の傾きを一般街路より大きく設定したことに起因している。ネットワーク特性が異なれば、異なった結果が得られることは言うまでもない。



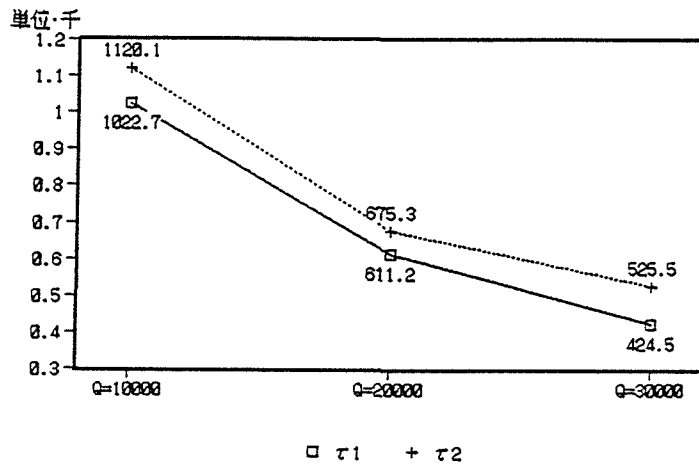


図 6.10: 通過交通需要  $Q$  - 高速料金  $\tau^1, \tau^2$  の関係

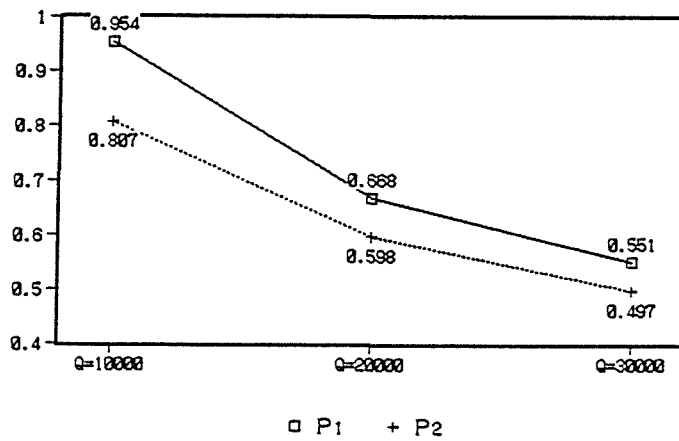


図 6.11: 通過交通需要  $Q$  - 交通配分比率の関係

## 6.5 結言

本章では、RE 形成モデルを内蔵したような高速料金の設計問題を分析するための計画モデルを開発した。あわせて、不完備情報下において重要な設計変数となる混雑状態を識別するための閾値について検討した。特に、設計変数の感度分析を通じてリスクの選好や道路特性に対する高速料金と閾値の変化について検討した。本章では高速道路の利用料金が道路ネットワークの混雑状態に応じて差別化されるような変動型の高速料金システムについて考察した。料金が混雑状態に応じて差別化されることにより、変動料金そのものが経路誘導情報としての役割を果たすことに着目し、最適な変動型の高速料金を設計するための計画モデルを定式化した。本章で提案した高速料金設計モデルを数値的に解くことを通じて、設計変数が及ぼすドライバーのリスクの態度や厚生水準への影響が明らかとなり、料金の性質や閾値の操作性を検討するための情報獲得が可能となったと考える。特に、本章で行った数値計算を通じて、道路ネットワークの混雑時には、高速道路の料金を低く設定した方が望ましいという計算結果を得た。以上の結果は非弾力的な交通需要の仮定に大きく依存しており、今後は、混雑料金に対して弾力的な交通需要を考慮するなどモデルの拡張が必要であると考えられる。

高速道路料金の最適な設計に関して今後検討すべき課題が残されている。本章では高速料金はドライバーに事前に通知され、その金額がドライバーに料金として課徴される場合を想定した。しかし、事前に想定した状態が確実に実現するとは限らない。そこで、事前に走行時間に関する情報を提示し、事後に実際に要した走行時間に基づいて高速料金を課徴するという方式も考えられる。このように、高速料金が不確実性が含まれる事前の段階で決定されるのか、不確実性が確定した事後の段階で決定されるかにより、異なった料金体系を設計することができる。このような料金決定のタイミングの問題も今後に残された研究課題である。

本章において定式化した RE 形成モデルにもとづく計画モデルに関して、いくつかの課題が残されている。本章で想定した問題設定は、現実の道路ネットワークを十分に表現できているとは言いがたい。本章では、最適化手法としてペナルティ法を採用したが、この他に代替的な手法を RE 形成シミュレーションと組み合わせることができ、それらを用いて解法の効率性を比較検討する余地がある。特に、長期学習の結果としてえられる合理的期待をシミュレートするために多大な時間を割いている点に改善の余地があるので、今後、合理的期待を効率よく求めるための解法の改良が必要である。また、本計画モデルに用いたアルゴリズムにより大域的最適解に到達する保証はないため、事前に目的関数の形を概略的に描くことにより局所的最適解に陥らないような初期値設定を行った。今後、より複雑な道路ネットワークを扱う場合、大域的最適解を効率的に模索しうるアルゴリズムの開発が必要である。これらの計算効率に関する課題については、今後、RE モデルを内蔵した計画モデルの分析事例を蓄積していくなかで改善していきたいと考える。

## 参考文献

- 1) 小林潔司, 井川修: 交通情報によるドライバーの経路誘導効果に関する研究, 土木学会論文集, Vol.470, pp.185-194, 1993.
- 2) 小林潔司, 文世一, 多々納裕一: 交通情報による経路誘導システムの経済便益評価に関する研究, 土木学会論文集, No.506/IV-26, pp.77-86, 1995.
- 3) Walters, A.A.: The theory and measurement of private and social cost of highway congestion, *Econometrica*, Vol.29, pp.676-699, 1961.
- 4) 山内弘隆, 竹内健蔵: 混雑理論の展望—経済学の視点, 土木学会論文集, Vol.449, pp.17-26, 1992.
- 5) Smith, M.J.: The marginal cost taxation of a transportation network, *Transportation Research*, Vol.13B, pp.237-242, 1979.
- 6) 赤松隆, 桑原雅夫: 確率利用者均衡条件下での最適混雑料金, 土木学会論文集, Vol.389, pp.121-129, 1988.
- 7) 山田浩之: 高速道路の最適規模と料金水準, 高速道路と自動車, 第11巻9号, pp.121-129, 1968.
- 8) 文世一: 混雑料金と交通量配分, 土木計画学研究・論文集, No.11, pp.113-120, 1993.
- 9) Laffon, J-J: *Economie de l'Incertain et de l'Information*, *Economica*, chap.9, 1991.
- 10) 文世一, 小林潔司, 安野貴人: 価格情報による経路誘導に関する理論的研究, 土木学会論文集, No.562/IV-35, pp.57-67, 1997.
- 11) 太田勝久, 安野貴人, 小林潔司: 混雑料金の経路交通需要に及ぼす情報的効果に関する研究, 土木計画学研究・講演集, No.20, 1997.
- 12) Varian, H.R.: *Intermediate Microeconomic 4rd edition*, Norton, 1996; 佐藤隆三 監訳: 入門ミクロ経済学 (2nd edition), 劉草書房, 1992.
- 13) Varian, H.R.: *Microeconomic Analysis 3rd edition*, Norton, 1992; 佐藤隆三, 三野和雄訳: ミクロ経済分析 (2nd edition), 劉草書房, 1985.
- 14) 奥野正寛, 鈴木興太郎: ミクロ経済分析 II, 岩波書店, 1988.
- 15) 小林潔司, 藤高勝己: 合理的期待形成を考慮した経路選択モデルに関する研究, 土木学会論文集, 第458号/IV-18, pp.17-26, 1993.
- 16) Dixit, A.K.: *Optimization in Economic Theory; 2nd edition*, Oxford Univ. Press, 1989.
- 17) 吉川和広, 春名攻, 多々納裕一: 「都市化流域における治水計画問題のモデル分析」, 土木計画学研究・論文集, No. 2, pp. 189-196, 1985.
- 18) 大野豊, 磯田和夫: 数値計算ハンドブック, オーム社, pp.831-838, 1990.
- 19) 岩田暁一: 計量経済学, 6章, 有斐閣, 1982.
- 20) 太田勝敏他: 時間価値の理論とその計測手法の研究, 日交研シリーズ A-123, 1988.
- 21) 安野貴人, 秀島栄三, 小林潔司: 不完備情報下における高速道路料金の情報的役割に関する研究, 都市計画学会学術研究論文集, No.32, 1997.

- 22) 小林潔司、安野貴人: ロードプライシングと交通情報機能; 経路誘導に着目して、第9回応用地域学会研究発表大会、1995.
- 23) 小林潔司、安野貴人: 不完備情報下における混雑料金の情報的役割に関する研究、土木計画学研究・講演集、No.18(1), pp.405-408, 1995.

## 第 7 章

### 結論

本論文は、経路誘導情報提供と道路利用料金を組み合わせたような総合的な経路誘導システムを分析しうるような交通行動モデルや計画モデルの枠組みを検討するとともに、複合的誘導方策の効果を検討するための方法論を開発したものである。序論において論述したように、RE 形成モデルは、交通情報提供と混雑料金徴収をあわせたような経路誘導システムを分析するための枠組みを提供しうるという意味で重要であると考えられる。このような RE 形成モデルの実際の経路誘導システムに対する分析枠組みの有効性を検討するための重要な課題として、1) モデルの前提が現実の道路交通や交通行動を反映しているか、2) RE 形成モデルに基づいて経路誘導問題を分析しうる枠組みを構築できるか、という点があげられる。このような課題を検討するためには、それぞれの側面に対して実際に観測されたデータを用いて有効性を統計的に判断するための方法論を開発するだけでなく、その方法を用いて実際に統計分析を試みることも重要である。もちろん、実証的検討のみによって RE 形成モデルの適用可能性の向上を図ることは不可能である。しかしながら、モデルがどの程度現実の交通現象に対応しており、どの程度の応用範囲に有効であるかを把握しうるという点で、経路選択モデリングの技術向上に対する一つの方向付けに寄与しうるものと考えられる。以上の考え方に基づいて、本論文では、RE 形成モデルが経路誘導問題に対して有効であるかを検討するための方法論を提案した。

本論文では、RE 形成モデルに関する理論構成の概説（2 章）という総論的研究、とそれを受けてのドライバーの合理的期待に関する仮説検定（3 章）、交通情報の非中立性命題に関する仮説検定（4 章）、交通量の変動過程の定常性に関する仮説検定（5 章）というモデル適用可能性の検討方法開発に関する各論的研究の前半部分によって構成されており、さらに、それらの研究成果を基礎として、不完備情報下での価格情報の考え方による高速道路料金の設計方法に関する応用研究（6 章）という各論的研究の後半部分によって構成されている。ここで、改めて、各章の研究成果を要約することとする。

2 章では、RE 形成モデルの理論構成を整理するとともに、モデルの適用可能性の鍵を握るいくつかのモデルの前提について考察した。まず、従来の交通均衡モデルのなかで RE 均衡モデルを位置づけた。そして、経路誘導方策を検討するにはドライバーの期待形成を明示的に考慮した経路選択行動モデルが必要であることを指摘し、そのうえで、期待形成と経路選択を統一的

に分析できる枠組みとして RE 形成モデルを導出した。あわせて、RE 形成モデルの主要な仮定として、ドライバーの主観的期待が走行時間分布に一致するという RE 仮説、交通量の変動が定常過程に従うという仮説があることを指摘した。RE 仮説が成り立つ場合、交通情報が期待形成に対し変化を与えるという情報の中立性仮説も重要な研究課題であることを指摘した。さらに、6 章で試みるような RE 形成モデルの応用で重要となるドライバーの期待形成シミュレーションの方法を説明した。

3 章では、RE 仮説の検定方法の開発を試みた。まず、ドライバーの期待形成仮説を検討する際の問題点を考察した。そして、室内実験にもとづき収集した SP データを用いて RE 仮説を検定する方法論を開発した。つまり、不偏性、直交性、効率性といった 3 つの条件に基づいて統計的に検定する方法を提案した。室内管理実験により経路選択行動を再現し、ドライバーの主観的期待と走行実績値に関するデータを収集した後に、これらのデータを用いて期待の合理性を 3 章で提案した方法を用いて統計的に検討した。以上の研究により、ドライバーの合理的期待に関する仮説検定の方法論をかなりの程度に進展させることができたと考える。しかし、3 章でえられた検定結果はあくまでも室内実験による限られた経験によるものである。したがって、現実のドライバーに対する RE 仮説の説明力を明確にするためには、なお 3 章で提案した方法による実証分析の蓄積が必要であると考えられる。

4 章では、情報の中立性仮説に関する検定方法論の開発を試みた。RE 仮説が成立する場合に、情報の中立性仮説は長期にわたる交通情報の誘導効果を検討するうえで重要な役割を果たすことを示した。交通情報の中立性仮説は、RE 仮説が成立するとともに異なる情報が RE を差別化しないという中立性仮説が成立しないことを主張する。このような複数の仮説を総合化した結合仮説を同時に検定するための検定方法が必要であることを指摘した。3 章で提案したような単一の仮説に対する検定方法を拡張したものとして、多重仮説検定の方法論を提案した。あわせて、多重検定統計量の性質について明確にした。以上の研究により、交通情報の経路誘導効果に対する仮説検定の方法論をかなりの程度に進展させることができたと考えられる。しかし、4 章でえられた検定結果はあくまでも情報の効果に関するものである。したがって、料金の効果もあわせた経路誘導システムの効果を統計的に判断するためには、なお 4 章の方法論を基礎とした実証分析が必要であると考えられる。

5 章では、交通量の変動過程の定常性に関する仮説検定の方法論の開発を試みた。現実の道路における交通量の定常性を検討することが、RE 形成モデルの適用可能な範囲を明らかにするうえで重要な検討事項であることを考察した。そして、現実の道路で観測される日交通量の変動が定常過程に従うか否かを仮説検定するための方法論を提案した。さらに、ドライバーの学習行動を考察するうえで重要となる日交通量変動系列に着目し、対象区間として京阪神地区の高速道路路線を構成する各区間における日交通量の変動をとりあげ、日交通量変動系列に対して定常性仮説の検定を行った。以上の研究により、交通量の定常性に関する仮説検定の方法論を進展させることができたと考えられる。しかし、5 章でえられた検定結果は、単一の高速道路区間における日交通量の変動という限られた経験である。したがって、交通量の性質に関して体系的に把握するためには、なお新たな方法論の開発や拡張が必要であり、今後とも実際の道路に対する実証

分析を蓄積していかなければならないと考える。

以上の 3 章から 5 章までに行った仮説検定の結果に関する限り、RE 形成モデルの現象再現力を反映する 3 つの前提はすべて統計的に棄却できないと結論づけることができる。この結果に関する限り、RE 形成モデルのいくつかの重要な前提は現実の交通行動の反応や交通量の変動過程の性質と整合がとれていると結論づけられる。しかし、このようなモデルの前提が働く交通現象の再現力のみによって、実際の経路誘導問題への適用可能性が十分に検討されたわけではない。このような RE 形成モデルの前提に関する現実性が明確になったとしても、その経路誘導方策への適用にあたっては、いかにモデルを経路誘導問題へ応用しようかという方法論が確立される必要がある。すでに経路誘導効果を分析した応用事例があるが、RE 形成モデルの応用研究は数少ない。

6 章では、RE 形成モデルを経路情報と混雑料金をあわせた経路誘導システムの設計問題へ応用した。その際、料金収入が一定のもとでリンク局所交通の状況に応じて変動する高速道路料金の設計問題を分析するための方法論を提案した。その際、RE 形成シミュレーションを組み込んだハイブリッド型の数値解法を用いた。混雑か否かという交通状態の識別に用いる閾値と各状況に対応する料金水準が重要な設計変数となるが、この設計モデルの解を通じて、設計変数が及ぼすドライバーのリスクの態度や厚生水準への影響を明らかにし、料金の性質や操作性を検討するための情報獲得が可能となった。もちろん、経路情報と混雑料金をあわせた経路誘導システムへの応用のみをもって RE 形成モデルの操作性を十分検討できたわけではないが、モデルの適用可能性の向上に寄与しえたと考える。

以上が、本研究の成果である。本論文の各章では、RE 形成モデルが現実の経路誘導問題に対してどの程度に有効であるかを判断するために重要な検討課題をとりあげた。そして、それらを効果的に検討するための方法論を開発するとともに、本論文で提案した方法論に基づいて RE 形成モデルの有効性に関して実証的な検討を行っている。なお、現実の経路誘導問題へ RE 形成モデルを適用するにあたっては、本論文でとりあげた問題以外にも検討すべき課題が数多く存在している。したがって、今後においても、本論文で提示した方法論を用いた実証的研究をさらに蓄積していくことにより、モデリング技術向上にむけた研究課題と今後の方向性を見い出していくことが重要である。

本研究で提案した RE モデルの有効性を検討するための方法論は、すでに統計的推測の理論として発展している推定方法・検定方法を基礎としている。しかし、そのような一般性の高い既存の統計的方法を個別の検定問題に対して単純に借用できる訳ではない。検討したい仮説を記述した後に、その仮説を検定できるような統計モデルを定式化するとともに検定統計量を導出する必要がある。この過程のなかで、検定仮説に生ずるであろう問題点を慎重に考察する必要がある。分析対象とする仮説が異なれば、それを検定する場合に生ずる方法論上の問題点や検定方法自体も異なる可能性が高い。本研究では、ドライバーの合理的期待形成モデルの有効性に対して検定する場合に、固有に生ずる仮説検定上の問題点を指摘するとともに、その問題点を克服する仮説検定の方法論を提案している。

本論文を結ぶにあたり、RE 形成モデルに基づいてドライバーの経路誘導効果を分析する際の今後の研究課題について考察する。本論文では、RE 形成モデルの主要な前提に対して仮説検定を行うための方法論を提案したが、仮説検定に関する研究課題も残されている。RE 仮説の検定は SP 実験のみによるものであり、観測技術の向上を見据えて RP データにより RE 仮説検定の方法を開発する必要がある。情報の中立性仮説の検定を行ったが、渋滞情報に対する中立性を検討したにすぎず、価格情報の中立性仮説の検定を行う必要がある。しかし、本研究では、価格情報を検定する場合に必要な検定方法は提案できている。価格情報の経路誘導効果を検定する場合、4 章で提案した検定方法自体に本質的な修正は必要ないと考える。今後、情報の非中立性命題を検討するために定式化した方法を基礎として価格情報の経路誘導効果に関する検定結果を蓄積していけば価格情報の実質的な効果を明らかにできよう。室内実験を用いる場合、リアルタイムで価格情報を提供するシステムを開発する必要がある。交通量の定常性に対して仮説検定を行ったが、日交通量の検定にとどまっている。日交通量を時間帯別の交通量に分解した時、それらの総和が定常性を有しているが各時間帯別に定常性を検討すれば非定常である可能性がある。このような時間帯別の交通量に対して共和分検定を行う必要がある。今後、このような仮説検定の研究課題を解決すると同時に、経路選択モデリングの適用範囲と技術的課題を明確にしていく必要がある。

また、本論文では、RE 形成モデルに基づく応用の一つとして、経路情報と利用料金をあわせた価格情報システムの設計問題を分析したが、いくつかの研究課題が残されている。本論文で対象とした道路ネットワークは可能な限り単純化されたものである。このような想定は価格情報の経路誘導効果を明確にするために正当化されるが、価格情報の実用化にむけてより大規模なネットワークを対象とした問題を検討する必要がある。この場合、計算効率の問題を改善する必要があるが、合理的期待を効率よく求める解法を開発する必要がある。本論文は、RE 形成モデルを価格情報システムの設計問題に応用したものであるが、このほかの経路誘導問題に対しても応用事例を蓄積していく必要がある。

非定常な交通量の変動過程の下での経路誘導問題を検討することも重要な課題である。定常過程に従うような通勤等の定常交通と、非定常な変動過程に従うような観光交通などの非定常交通においてドライバーの交通行動は異なる反応を示すであろう。まず、道路全体に占める非定常交通の割合を把握することが重要である。本研究では、5 章で日交通量の変動過程において非定常な要因としてトレンド・季節変動・random walk 成分といった非定常な要因に関して考察している。道路利用者のなかに、非定常交通がごく僅かに含まれる場合、定常過程下でのモデルが有効に働くと考える。非定常交通の割合が増える場合、それを特異値・外れ値として捉え、定常過程下のモデルの頑健性を検討することが重要である。一方、道路利用者の全体において非定常交通が大半を占める場合、非定常過程を想定した新しい枠組みの開発が必要となろう。非定常交通の経路誘導問題では、1) 非定常な変動要因が実際の道路に存在するか、2) 非定常交通が交通流の効率性に与える影響、3) 非定常交通の経路誘導は可能か、を検討することが今後に残された重要な課題である。



## 謝辞

本論文を結ぶにあたり、研究遂行にむけて御指導・御協力いただいた方々に感謝の意を述べます。まず、本研究の遂行にあたって、終始ご指導とご鞭撻を賜った小林潔司先生（現在、京都大学教授）に深甚な感謝の意を表します。研究の厳しさを垣間みるとともに、研究心の灯火をわけて頂きました。また、小林先生のご移転に伴って、喜多秀行教授には主指導教官をお引き受け頂くとともに、学位審査にむけてご指導・ご示唆いただきました。ここに感謝の意を表します。講義・審査を通じて、基礎的な素養と研究の姿勢をお教え頂いた社会開発システム工学科の奥山育英教授、河合一教授、多々納裕一先生（現在、京都大学助教授）に感謝申し上げます。論文作成にあたり、ご自身の経験を交えて有益なご助言をいただいた文世一先生（東北大学助教授）、福山敬先生（鳥取大学助手）、秀島栄三先生（京都大学助手）に感謝の意を表します。討議、実験に関して、ご協力とご助力いただいた鳥取大学社会開発システム工学科システム計画学研究室の各位、とりわけ、四辻裕文氏（現在、オリエンタルコンサルタンツ）、近藤智宏氏（現在、日本航業）、都明植氏（現在、京都大学博士課程）に感謝いたします。さらに、通信、資料、統計データ、その他にご助力賜った太田真理技官、日本道路公団大阪管理局城戸正行課長、米川氏に厚く御礼申し上げます。



**END**