

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

安野貴人¹・小林潔司²・都明植³

¹正会員 工博 株式会社ニュージェック(〒542-0082 大阪市中央区島之内1-20-19 白水ビル)

²正会員 工博 京都大学教授 大学院工学研究科土木工学専攻(〒606-8501 京都市左京区吉田本町)

³学生会員 工修 京都大学 大学院博士後期課程土木工学専攻(〒606-8501 京都市左京区吉田本町)

本研究では、室内実験に基づいて、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が消滅しないという交通情報の非中立性命題を検討する。そのために、非中立性命題が合理的期待仮説と情報の中立性仮説により構成される結合仮説により表現できることを示し、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する。室内実験を行った結果、少なくとも本実験に関する限り交通情報の中立性仮説は棄却され、交通情報は経路誘導効果を有することが判明した。

Key Words : traffic information, multiple hypothesis testing, non-neutrality, rational expectations

1. はじめに

近年、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発揮しうる。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。

小林等¹⁾²⁾は、ドライバーの主観的期待が長期的には客観的に観測される走行時間の平均値に収束するという合理的期待(以下、REと略す)仮説を提案した。交通情報システムが長期的効果を発揮するためには、「ドライバーがREを形成したとしても、なお交通情報に経路誘導効果が存在する」ことが必要となる。このような観点から、交通情報がもはやREを差別化しなくなる状態を「交通情報の中立性」と定義し、交通情報システムが経路誘導効果を発揮するためには「交通情報の中立性」が成立しないことが前提となることを論証した。さらに、室内実験に基づいて、ドライバーの主観的期待の合理性に関する仮説検定を試みており³⁾、室内実験の段階ではあるがRE仮説は棄却できないという結果を得ている。しかし、交通情報の中立性に関する仮説検定は将来の課題とされている。

交通情報システムが長期的に経路誘導効果を発揮するためには、交通情報がドライバーの学習行動に対して非中立的でなければならない。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。交通情報システムの有用性を確認するためには、RE仮説が成立しても中立性仮説が棄却できるかが関心事となる。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。

以上の問題意識に基づいて、本研究では、室内実験の結果を用いて、被験者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。以下、2.では本研究の基本的な考え方を述べ、3.で仮説検定モデルを提案する。4.で多重仮説検定の方法論を提案し、5.で室内実験に基づく仮説検定の結果を示す。

2. 本研究の基本的な考え方

(1) 従来研究の概要

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⁴⁾⁵⁾⁶⁾、2) RE モデル¹⁾²⁾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⁵⁾⁶⁾。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、小林等³⁾は、同様の室内実験を通じてRE仮説の統計的検定を直接試みており、RE仮説は棄却されないことを示している。しかし、そこではRE仮説の検定にとどまっておらず、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らず、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。本研究では、この種の結合仮説を効果的に検定す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、本研究で提案する方法論は室内実験を前提としており、室内実験が有する本来的な問題点を克服できていない。まず、被験者が限られた時間内に信頼ある回答を行えるか否かという問題がある。計量経済学的手法を駆使すれば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。また、屋外と完全に同一な走行環境を室内で再現することは不可能である。実験条件を単純化の中で、結果的に非現実的な実験となる危険性も無視できない。室内実験が失敗していないか否かは、対象とする仮説の検定という目的にとって十分な情報を提供するか、実験方法に作成的なバイアスが介在していないか等の現実的な判断に委ねざるを得ない。言うまでもなく、室内実験の利点はコントロールされた環境の下で、行動仮説を直接検定できるという点にある。行動仮説は反証という科学的手続きにより絶えず吟味される必要があるが、室内実験による仮説検定の効用は、室内実験に一定の限界があるにしろ、それが行動仮説の1つの反証を試みた点にある。室内実験により得られた報告値が全体として行動仮説と矛盾する場合、少なくともその行動仮説に基づいた議論には当面留保すべき点があり、多方面からその経験的妥当性を検討すべきであるという結論は導き出せよう。

(2) RE 仮説と中立性仮説

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

である適応期待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乏しいという欠点がある³⁾。この問題を克服する期待形成仮説としてRE仮説⁷⁾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じ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⁷⁾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。本研究では、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。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。以上の考察に基づいて、本研究ではRE仮説と中立性仮説を同時に検定するための検定統計モデルを新たに定式化するとともに、多重仮説検定法を用いた仮説検定の方法論を提案することとする。なお、室内実験の結果、中立性仮説が統計的に棄却されないならば、交通情報の経路誘導効果が長期的に失われるという可能性を否定できない。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が、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、室内実験の結果に基づい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ことは言うまでもない。

3. 統計的仮説の定式化

(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。5. で詳述するように、本研究でも既存の室内実験の方法³⁾⁻⁶⁾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 η 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。この場合、被験者ごとに選択経路の履歴は異なるであろう。RE仮説・中立性仮説を検討する際に、被験者の学習の熟度を統一する必要がある。そのため、当該経路の累積選択回数が所与の時点において被験者が経験する走行実績値と彼が形成する主観的期待を抽出する。この時、各個人の間で経験する走行実績値が相互に一致するとは限らない。以下では、走行実績値は各個人によって異なりと仮定する。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。RE仮説は、被験者の主観的期待が走行時間の客観的期待値に一致することを主張する⁷⁾。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。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

$$|T_n^*(e_i) - E[\tilde{T}_n(e_i)]| = 0 \quad (1)$$

の時、情報集合 η に対してREが形成されている。

定義(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

$$|T_n^*(e_k) - E[\tilde{T}_n(e_j)]| = 0 \quad (2)$$

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、中立性仮説は分析の目的によって異なる定義が可能であることである。ここでは、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、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場合を対象としている。3.(2)で言及するように、仮説検定モデルを修正することにより各種の分析目的と対応した多重仮説検定が可能となる。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である。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。

(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。

$$\begin{aligned} \tilde{T}_n(e_i) &= T_n^*(e_i) + u_n^i & (3) \\ (i &= 0, 1, \dots, M; n = 1, \dots, N) \end{aligned}$$

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(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³⁾。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わけではない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得策ではない。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。

$$\begin{aligned} \tilde{T}_n(e_j) &= T_n^*(e_k) + v_n^{jk} & (4) \\ (j &= 0, \dots, M-1, k > j; n = 1, \dots, N) \end{aligned}$$

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(3)、(4)は、主観的期待 $T_n^*(e_i), T_n^*(e_k)$ がそれぞれ $\tilde{T}_n(e_i), \tilde{T}_n(e_j)$ の不偏推定量であることを意味している。そこで、Turnovskyによる不偏性検定⁸⁾を用いて、次式のような回帰式体系を考える。

$$\tilde{T}_n(e_i) = \alpha_0^i + \alpha_1^i T_n^*(e_i) + u_n^i \quad (5a)$$

$$\tilde{T}_n(e_j) = \beta_0^{jk} + \beta_1^{jk} T_n^*(e_k) + v_n^{jk} \quad (5b)$$

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

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

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 (5b) において $\tilde{T}_n(e_j)$ 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 (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。

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ \vdots \\ x_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_0 & \cdots & O_{N,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ O_{N,2} & \cdots & X_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \vdots \\ \alpha_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_0 \\ \vdots \\ u_M \end{bmatrix} \quad (6)$$

ここで、ベクトル $x_i = (\tilde{T}_1(e_i), \dots, \tilde{T}_N(e_i))'$ 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 $X_i = [l_N, T^*(e_i)]$ 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、 $O_{N,2}$ は 0 要素で構成される ($N \times 2$) 行列である。 $u_i = (u_1^i, \dots, u_N^i)'$ は残差列ベクトル、 $\alpha_i = (\alpha_0^i, \alpha_1^i)'$ は係数ベクトルである。つぎに、中立性仮説の回帰式 (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

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1 & \cdots & O_{N,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ O_{N,2} & \cdots & Y_S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_S \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_S \end{bmatrix} \quad (7)$$

と表せる。ここで、 $y_c = (\tilde{T}_1(e_{j(c)}), \dots, \tilde{T}_N(e_{j(c)}))'$ ($c = 1, \dots, S$) は走行実績値列ベクトル、 $Y_c = [l_N, T^*(e_{k(c)})]$ 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 をそれぞれ表している。また、 $v_c = (v_1^c, \dots, v_N^c)'$ は残差列ベクトル、 $\beta_c = (\beta_0^{j(c)k(c)}, \beta_1^{j(c)k(c)})'$ である。この時、RE 仮説 H_0^R は

$$H_0^R : \alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_M = r \quad (8)$$

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。

$$H_0^W : \beta_1 = \dots = \beta_S = r \quad (9)$$

なお、中立性仮説は分析目的により異なった定式化が可能である。たとえば、ある特定のメッセージ $e_{j(c)}$ と $e_{k(c)}$ が互いに冗長 (RE を互いに差別化している) か否かを検定する場合には帰無仮説として $H_0^W : \beta_c = r$ を採用すればいい。ここで、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 $g = \mathbf{0}$ で構成される RE 仮説と、 S 個の仮説 $h = \mathbf{0}$ 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 (6), (7) は「見かけ上無関係な回帰モデル」 (SUR モデル: seemingly unrelated regression model)¹⁶⁾ 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。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X & O_{d,g} \\ O_{q,f} & Y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (10)$$

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 (10) をベクトル表記する。

$$z = W\gamma + w \quad (11)$$

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

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

(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」とこと「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(付録 I 参照)。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。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. 多重仮説検定の方法

(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^{9)–15)}。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。本研究では Gourieroux and Monfort による段階検定法¹²⁾ (以下、G-M 検定法と呼ぶ) を用いて、中立性仮説を検定するための方法論を提案する。なお、G-M 検定法に関しては参考文献¹²⁾に詳しいが、非常に抽象化された記述にとどまっている。そこで、以下では SUR モデル (10) を用いた中立性仮説の G-M 検定の方法について具体的に記述する。なお、本論文は中立性仮説を検定するための SUR モデルの定式化と仮説検定の方法論の提案に主眼を置いており、そこで用いる G-M 検定法自体に関しては新規性はない。

(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 G-M 検定法により段階的に検定するための方法論を提案する。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「 $g^{(0)} \neq \mathbf{o}$ or, ..., 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「 $H_0^{W|R}: g = \mathbf{o}$ and $h = \mathbf{o}$ 」を考える。対立仮説は「 $H_1^{W|R}: g = \mathbf{o}$ 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。

(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 (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 $\Sigma = [\sigma_{kl}]$ ($k, l = 0, \dots, Z$) の推定量を次式のように表そう。

$$\hat{\sigma}_{kl} = \begin{cases} \hat{u}'_k \hat{u}_l / N & (k, l = 0, \dots, M) \\ \hat{u}'_k \hat{v}_l / N & (k = 0, \dots, M; \\ & l = M + 1, \dots, Z) \\ \hat{v}'_k \hat{u}_l / N & (k = M + 1, \dots, Z; \\ & l = 0, \dots, M) \\ \hat{v}'_k \hat{v}_l / N & (k, l = M + 1, \dots, Z) \end{cases}$$

$Z = M + 1 + S$ 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¹⁷⁾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。

$$\hat{\Omega} = \hat{\Sigma} \otimes I_N$$

$$= \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{00} I_N & \cdots & \hat{\sigma}_{0,Z} I_N \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\sigma}_{Z,0} I_N & \cdots & \hat{\sigma}_{Z,Z} I_N \end{bmatrix} \quad (12)$$

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

$$\hat{\Omega}^{-1} \equiv \begin{bmatrix} \hat{\sigma}^{00} I_N & \cdots & \hat{\sigma}^{0,Z} I_N \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\sigma}^{Z,0} I_N & \cdots & \hat{\sigma}^{Z,Z} I_N \end{bmatrix} \quad (13)$$

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(11)のLFGLS推定量 $\hat{\gamma} = \{\hat{\alpha}', \hat{\beta}'\}$ は次式で表せる。

$$\hat{\gamma} = (W' \hat{\Omega}^{-1} W)^{-1} W' \hat{\Omega}^{-1} z \quad (14)$$

このように推計した共分散行列とLFGLS推定量に基づいて、以下では段階的検定の統計量を導出する。

(4) 段階的検定モデルの定式化

a) Step 1における仮説検定

Step1の検定は、結合仮説全体の枠組みの中でRE仮説が成立するかを検定するものである。Step 1における帰無仮説、対立仮説は

$$\left. \begin{array}{l} H_0^R : g = \mathbf{o} \\ H_1^R : g \neq_{or} \mathbf{o} \end{array} \right\} \quad (15)$$

と定義できる。RE仮説 H_0^R を H_1^R に対して検定するための統計量は、対数尤度を用いて

$$F^R = 2 \left(\log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\alpha^*, \hat{\beta}) \right) \quad (16)$$

で定義できる。ここに、 $\log \ell_M(\hat{\gamma})$ は無制約下での最大尤度を、 $\log \ell_M(\alpha^*, \hat{\beta})$ は結合仮説のなかでRE仮説 H_0^R のみが真であるという条件付きの対数尤度を表す。SURモデルの分散共分散行列(12)が

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} \hat{\Sigma}_{RR} \otimes I_N & \hat{\Sigma}_{RW} \otimes I_N \\ \hat{\Sigma}_{WR} \otimes I_N & \hat{\Sigma}_{WW} \otimes I_N \end{bmatrix} \quad (17)$$

にブロック分割できることに着目しよう。ただし、

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

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 kl ($k, l = 0, \dots, M$)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。この時、SURモデル(11)のLFGLS推定量 $\hat{\alpha} = (\hat{\alpha}'_0, \hat{\alpha}'_1, \dots, \hat{\alpha}'_M)'$ は

$$\hat{\alpha} = (X' \hat{\Omega}^R X)^{-1} X' \hat{\Omega}^R x \quad (18)$$

と表せる。ここで、推定量 $\hat{\alpha}$ を求めるために、SURモデル(10)の共分散行列 $\hat{\Omega}$ の推定量に関する情報の一部 $\hat{\Omega}^R$ を用いている点を断っておく。この時、式(16)を展開し、自由度を補正すれば次の検定統計量

$$F^R = \frac{(\hat{\alpha} - \alpha^*)' X' (\Sigma^{RR} \otimes A) X (\hat{\alpha} - \alpha^*) / f}{\hat{w}' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I_N) \hat{w} / (b - g)} \quad (19)$$

をえる(付録II参照)。 $b = ZN$ 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、 $\alpha^* = (r', \dots, r')'$ は f 次元列ベクトルである。 $\hat{w} = z - W\hat{\gamma}$ はLFGLS残差ベクトルである。検定統計量(19)の分母はSURモデル(10)の残差平方和を、分子はSURモデル(10)においてRE仮説 H_0^R が正しいという条件下での残差平方和と無制約下(パラメータに何も制約を課さない状態)での残差平方和の差を、各々の自由度で除した値を表している。検定統計量 F^R は自由度($f, b - g$)の F 分布に従う¹⁷⁾。したがって、 $F_{\varphi_R}(f, b - g)$ 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 φ_R で棄却できる。仮説 H_0^R が採択されればStep 2へ進む。

b) 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^{WR} とその対立仮説 H_1^{WR} は、

$$\left. \begin{array}{l} H_0^{WR} : g = \mathbf{o} \text{ and } h = \mathbf{o} \\ H_1^{WR} : g = \mathbf{o} \text{ and } h \neq_{or} \mathbf{o} \end{array} \right\} \quad (20)$$

と表現できる。帰無仮説 H_0^{WR} 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^{WR} 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になる。

$$\left. \begin{array}{l} H_0^M : g = \mathbf{o} \text{ and } h = \mathbf{o} \\ H_1^M : g \neq_{or} \mathbf{o} \text{ or } h \neq_{or} \mathbf{o} \end{array} \right\} \quad (21)$$

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(11)のLFGLS推定量 $\hat{\gamma}$ は式(14)で表せる。この時、結合仮説 H_0^M に対する検定統計量

$$F^M = \frac{(\hat{\gamma} - \gamma^*)' W' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes A) W (\hat{\gamma} - \gamma^*) / g}{\hat{w}' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I_N) \hat{w} / (b - g)} \quad (22)$$

は自由度($g, b - g$)の F 分布に従う。ただし、 $\gamma^* = (r', \dots, r')'$ 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 φ_M で棄却できる。この時、G-M 検定法に基づけば、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^{WIR} (以下、G-M 検定統計量と呼ぶ) は次式で定義される (付録 II 参照)。

$$F^{WIR} = F^M - F^R \quad (23)$$

ここに、 F^R と F^M は漸近的に独立であり F^{WIR} は自由度 $(S, q - S)$ の F 分布に漸近的に従う¹²⁾。検定統計量 (23) は大標本論の立場から導出されたものであり、サンプル数が十分に大きく、かつ $F^{WIR} > F_{\varphi_{WIR}}(S, q - S)$ が成立するならば有意水準 $\varphi_{WIR} = 1 - (1 - \varphi_R)(1 - \varphi_M)$ 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¹²⁾。このように、G-M 検定統計量 (23) 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際的な利点を持っている。さらに、G-M 検定統計量 (23) 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¹²⁾。

(5) 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 (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検定の関係については以下のように説明することができる (このことは本研究で得た知見である)。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

$$F^W = 2 \left(\log \ell_M(\hat{\beta}) - \log \ell_M(\beta^*) \right) \quad (24)$$

となる。なお、 $\hat{\beta}$ は SUR モデルの β に関する LFGLS 推定量、 $\beta^* = (r', \dots, r')$ である。一方、G-M 検定量 F^{WIR} 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 (付録 III 参照)。

$$F^{WIR} = F^W + F^C \quad (25)$$

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^{WIR} 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、G-M 検定統計量 F^{WIR} は中立性仮説の個別検定統計量 F^W と一致する (付録 III 参照)。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、G-M 検定を行う積極的な理由は存在しない。結合仮説 H_0^M の検定統計量 F^M 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 (付録 III 参照)。

$$F^M = F^R + F^W + F^C \quad (26)$$

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 仮説が採択されたときに限り、Step 2 の結合仮説検定に進む。G-M 検定統計量 F^{WIR} 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。G-M 検定統計量 F^{WIR} 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 (25) 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が考慮されている。

5. 実験方法と検定結果

(1) 室内実験の方法

本室内実験では分析の焦点を経路情報をもたらす期待形成への影響に絞る。このために、実験の設定を可能な限り単純化し、分析目的から離れた要因が入り込まない状況下で経路選択と期待形成メカニズムに関するデータを収集することとする⁶⁾。このような目的のために、表-1 に示すような室内実験⁵⁾⁶⁾を実施した。1 回の実験で獲得される主観的期待に関するデータは、合理的期待の周辺に集中する傾向があり、検定モデルの推定量が不安定になる可能性が高い。この問題を避けるため、内容の異なる複数の実験データをプールして SUR モデルを推計する必要がある。そこで、本研究では、実験 1 と実験 2 の間で内々交通量 N の平均と交通容量 C の設定値を差別化することとした。

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内々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。

$$T = \tau_0 \left[1 + \left(\frac{\kappa X + N}{C} \right)^f \right] \quad (27)$$

ここで、 κ は拡大係数、 X は当該経路を利用した被験者数、 τ_0 は自由走行時間、 N は内々交通量 (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。本研究では、実験の便宜を図るため、内々交通

表-1 室内実験の概要

	実験 1		実験 2	
L	50回		50回	
m	60名		60名	
κ	15		15	
f	2.0		2.0	
	(経路 1)	(経路 2)	(経路 1)	(経路 2)
N	(175, 30 ²)	(175, 10 ²)	(150, 30 ²)	(150, 10 ²)
τ_0	15分	20分	15分	20分
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 μ , 分散 σ^2 の正規分布を表す。残りのパラメータは式(27)参照。

の多寡に基づいて経路 1 の渋滞情報を通知する。渋滞情報は、室内実験でリアルタイムに提示できる簡便な情報の一つである。複数のメッセージすべてに対して被験者が RE を形成するためには、膨大な反復回数が必要となる。しかし、被験者の疲労を考えれば、室内実験で使用可能なメッセージの個数 M は限られよう。本研究では、限られた反復回数の中で被験者の十分な学習経験を確保するために「渋滞」「非渋滞」という 2 種類だけのメッセージを利用した場合を考える。もちろん、本研究で提案した仮説検定の方法論はさらに多くのメッセージを提示する場合にも適用可能であることは言うまでもない。また、本室内実験では、走行実績値を被験者の選択結果と内々交通量の値により算定する。実験といえども経路選択の結果を予測することは容易ではない。室内実験では内々交通量を確定的に把握できるが、被験者の選択結果には依然として不確実性が残っている。本渋滞情報は不完全情報であり、屋外走行でも完全情報を通知できないという現実を反映している。より望ましい室内での実用可能な情報提供ルールについては本稿の域をこえるので今後の課題としたい。

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内々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内々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、本研究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 : 「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 の渋滞の有無を内々交通量 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

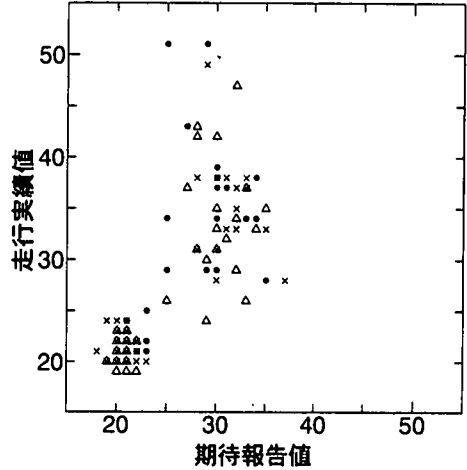


図-1 経路走行時間の予測値と実績値

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。

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 の内々交通量の平均値 μ 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。

(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-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-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。

(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。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。本研究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。

(4) 非正規性の補正

本研究では、1) 非線形走行時間関数(27)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¹⁸⁾¹⁹⁾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100.8%に対して定義される臨界値 W_8 に対して、 $W < W_8$ 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-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¹⁷⁾²⁰⁾。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 $\{T_n^*(e_i)\}^{(\lambda)} = \alpha_0^i + \alpha_1^i\{T_n^*(e_i)\}^{(\lambda)} + v_i^i$ 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

表-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	λ	-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、 λ 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化するようなBox-Cox変換パラメータを表す。

ルをOLS推計した時の対数尤度を最大化するような λ を格子探索法により求めた²⁰⁾。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-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(付録IV参照)。

(5) 検定モデルの推計

回帰式体系(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¹⁶⁾。本研究では、誤差項の共分散行列 Σ の一致推定量¹⁷⁾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 $\|\hat{\gamma}^2 - \hat{\gamma}^1\| < \epsilon$ となるまで繰り返す。記号 $\|a\|$ は $\sqrt{a'a}$ を表す。 $\epsilon = 10^{-3}$ 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

表-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
$\hat{\beta}_0^1$	$\hat{\beta}_1^1$	$\hat{\beta}_0^2$	$\hat{\beta}_1^2$	$\hat{\beta}_0^3$	$\hat{\beta}_1^3$
1.673	.906	2.310	.786	2.676	.800
F^M	F^R	F^C	F^W	$F^M - F^R$	R_z^2
9.289	.603	.286	8.400	8.686	.996

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とされないので、通常の決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²¹⁾を用いる。

$$R_z^2 = 1 - \frac{w'(\Sigma^{-1} \otimes I_N)w}{z'(\Sigma^{-1} \otimes A)z} \quad (28)$$

(6) 検定結果の考察

SURモデルの推定結果を表-3に示す。表-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 φ_R は、G-M検定統計量 F^{WIR} 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 φ_R を0.005(0.0253)、Step 2の水準 φ_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、 $F_{0.05}(3, 324) = 4.28$ 、 $F_{0.025}(3, 324) = 3.11$ 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 $F_{0.05}(6, 324) = 3.09$ 、 $F_{0.025}(6, 324) = 2.41$ 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^{WIR} は、G-M検定統計量が $F^{WIR} = F^M - F^R > F_{\varphi_{WIR}}(3, 330)$ を満足するとき、有意水準 $100 \cdot \varphi_{WIR}\%$ で棄却できる。臨界値は $F_{0.1}(3, 330) = 3.78$ 、 $F_{0.05}(3, 330) = 2.60$ 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、G-M検定統計量 $F^{WIR} = F^M - F^R$ 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。

6. おわりに

本研究では、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、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。本研究では室内実験という限られた環境の下で交通情報の非中立命題に関する検討を行ったに過ぎない。今後屋外実験を通じて交通情報の長期的な経路誘導効果に関する経験的分析を蓄積していく必要があると考える。

本研究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。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ことが必要となろう。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。この種の問題に対しては、3.(2)で言及したように中立性仮説の検定モデルを修正することにより対応できる。第3に屋外道路では、走行経験が被験者ごとに顕著に異なる可能性がある。走行中のドライバーが必ずしも集団全体としてREを形成している保証はない。個々のドライバーごとに経験の程度に差異がある場合に、交通情報の非中立性を検定する方法論の開発も重要な課題である。第4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。

付録 I 個別検定による第I種過誤

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。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。

付録 II G-M検定統計量の導出

4.(5)における記述の便宜を図るために、本研究におけるSURモデルの構造に基づいてG-M検定統計量(23)を直接導出しておく。記述の便宜上、以下、SURモデルの共分散行列を $\Omega = \sigma_0^2(\Sigma \otimes I_N)$ と表す。 $\Sigma = P'P$ となる非特異行列に基づき演算子($P \otimes I_N$)を用いてSURモデルを変換すれば、誤差項は $N(o_b, I_N \otimes I_N)$ に従う。この操作により対角共分散行列をもつ標準的な線形モデルの場合の議論に帰着できる。まず、尤度比検定の定義より

$$\begin{aligned} F^{W|R} &= 2 \left(\log \ell_M(\hat{\gamma}^R) - \log \ell_M(\gamma^*) \right) \\ &= 2 \left(\log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\gamma^*) \right) \\ &\quad - 2 \left(\log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\hat{\gamma}^R) \right) \quad (\text{II.1}) \end{aligned}$$

と定義できる。ここで、 ℓ_M はSURモデル(11)の尤度関数を、 $\hat{\gamma}^R = (\hat{\alpha}', \hat{\beta}')$ はRE仮説が真であるという仮説に基づいて、SURモデルのLFGLS推定量 $\hat{\gamma} = (\hat{\alpha}', \hat{\beta}')$ の $\hat{\alpha}'$ の部分 $\hat{\alpha}'$ に置換したベクトルである¹²⁾。誤差項 w が正規分布 $N(o_b, \Omega)$ に従う時、対数尤度は

$$\begin{aligned} \log \ell_M(\gamma) &= -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma_0^2) \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma_0^2} (z - W\gamma)'(\Sigma^{-1} \otimes I_N)(z - W\gamma) \quad (\text{II.2}) \end{aligned}$$

で定義できる。定義(II.2)に基づいて次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\gamma^*) \\ &= \frac{1}{2\sigma_0^2} (\hat{\gamma} - \gamma^*)' W'(\Sigma^{-1} \otimes I_N) W(\hat{\gamma} - \gamma^*) \end{aligned}$$

ここで、SURモデルの分散 σ_0^2 の一致推定量²¹⁾として

$$\hat{\sigma}_0 = \hat{w}'(\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I_N)\hat{w}/(b-g) \quad (\text{II.3})$$

を用い、自由度を補正すれば式(22)をえる。よって、式(II.1)の右辺第1項は F^M となる。次に、式(II.1)の右辺第2項が F^R を表すことを示そう。(II.2)に基づいて

$$\log \ell_M(\hat{\gamma}) - \log \ell_M(\hat{\gamma}^R)$$

$$= \frac{1}{2\sigma_0^2} (\hat{\gamma} - \hat{\gamma}^R)' W'(\Sigma^{-1} \otimes A) W(\hat{\gamma} - \hat{\gamma}^R) \quad (\text{II.4})$$

である。ここで、分散の一致推定量として式(II.3)を用いる。さらに、 $(\hat{\gamma} - \hat{\gamma}^R) = [(\hat{\alpha} - \alpha^*)', o_g']$ に着目し式(II.4)をブロック行列として展開する。自由度を補正し、 Σ^{RR} に関する式(19)を得る。ただし、 o_g は g 次元の0列ベクトルである。よって、式(II.1)の右辺第2項は F^R となり、G-M検定統計量(23)をえる。

付録 III 式(25)の導出

分散 σ_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。

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

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 $H_1^W: \beta \neq \beta^*$ 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。ところで、 F^M を展開すれば

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

を得る。 $\Sigma^{RW} = -\Sigma_{RR}^{-1}\Sigma_{RW}\Sigma^{WW}$ である。 $F^{W|R} = F^M - F^R$ が成立することに着目すれば、

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

が成立し式(25)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、 $\Sigma^{RW} = O_{M+1,S}$ 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。なお、分散 σ_0^2 が未知の場合は、その値として一致推定量を代入すればよい。

付録 IV 誤差項の平均をゼロにする変換

回帰モデル $y = X\alpha + u$, $u \sim N(o, \sigma^2 I_n)$ において、 $E[u] \neq 0$ が成立すれば $E[\hat{\alpha}] = \alpha + (X'X)^{-1}X'E(u) \neq \alpha$ となり、OLS推定量は不偏性を満足しない。そこで、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,

$$\hat{\alpha}_0 = \bar{y} - \hat{\alpha}_1 \bar{x}, \quad \hat{\alpha}_1 = \frac{\sum_i x_i (y_i - \bar{y})}{\sum_i x_i (x_i - \bar{x})} \quad (IV.1)$$

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。この時, OLS 推定量 $(\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1)$ は不偏推定量ではない。そこで, 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。式 (IV.1) に基づけば, 変換データの OLS 推定量は

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X}, \quad \hat{\beta}_1 = \frac{\sum_i X_i (Y_i - \bar{Y})}{\sum_i X_i (X_i - \bar{X})} \quad (IV.2)$$

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 (IV.2) を展開すれば $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) = (\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1)$ を得る。変換後の残差 \hat{v}_i は

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

となり $E[\hat{v}] = 0$ が成立。すなわち, 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。

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, No. 470/IV-20, pp. 185-194, 1993.
- 2) 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.
- 3) 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.
- 4) 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.

- 5) Iida, Y., Akiyama, T. and Uchida, T.: Experimental analysis of dynamic route choice behavior, *Transportation Research*, Vol. 26B, No.1, pp. 17-32, 1992.
- 6) 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.
- 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) Savin, N. E.: Multiple hypothesis testing, in: Griliches, Z. and Intriligator, M. D. (eds.), *Handbook of Econometrics*, Vol. II, pp. 827-879, 1984.
- 10) Savin, N. E.: The Bonferroni and the Scheffé multiple comparison procedures, *Review of Economic Studies*, Vol. XLVII, pp. 255-273, 1980.
- 11) Miller, R.G.: *Simultaneous Statistical Inference*, chap. 2, Springer-Verlag, 1981.
- 12) Gourieroux, C. and Monfort, A.: *Statistics and Econometric Models Vol. 2*, chap. 19, Cambridge University Press, 1995.
- 13) Westfall, P.H. and Young, S.S.: *Resampling-Based Multiple Testing*, chap. 6, Wiley, 1993.
- 14) Hochberg, Y. and Tamhane, A.C.: *Multiple Comparison Procedures*, John Wiley & Sons, 1987.
- 15) 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.
- 16) 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.
- 17) Judge, G.G. and Griffiths, W.E.: *The Theory and Practice of Econometrics*, John Wiley & Sons, 1985.
- 18) 養谷千皇彦: 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) 養谷千皇彦: 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.

(1997. 3. 14 受付)

TESTING THE NON-NEUTRALITY HYPOTHESIS OF TRAFFIC INFORMATION: AN EXPERIMENTAL APPROACH

Takato YASUNO, Kiyoshi KOBAYASHI and Myungsik DO

This paper presents a systematic methodology for testing of the neutrality hypothesis of traffic information based upon in-house experiments. The hypothesis insists that traffic information conveys no information when drivers behave with rational expectations. The hypothesis is formulated in the form of the combined-hypothesis, which can be effectively investigated by a multiple hypothesis testing. This paper concludes that, as far as our experiments are concerned, the hypothesis can be rejected; traffic information may have informational power even in the long-run.