

ドライバー間の相互作用を考慮した 車両挙動モデルの構築

庄司 惟¹・北澤 俊彦²・柳沼 秀樹³

¹学生会員 東京大学大学院 工学系研究科社会基盤学専攻 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: shoji@trip.t.u-tokyo.ac.jp

²正会員 阪神高速道路株式会社 (〒 541-0056 大阪市中央区久太郎町 4-1-3)

³正会員 東京理科大学大学院 理工学系研究科土木工学専攻 (〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641)
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp

自動運転車の普及を目前として、運転操作への制御介入により道路上の渋滞や事故リスクの低減が期待される。車両挙動はドライバー間で生じる行動の読みあいとその調整の結果によって発生しており、そうした相互作用を分析することは施策を展開する上で必須となる。本研究では、ドライバー間の相互作用を明示的に表現した二次元挙動モデルの構築する。具体的には、自動車の二次元挙動を速度と角度で表現される空間選択として捉え、離散選択モデルを下敷きとしたゲーム論的均衡モデルとして定式化した。くわえて、構造推定を適用することで内生性を考慮したパラメタリゼーションを試みた。阪神高速で取得した実車両挙動データを用いた推定を行うことで、提案手法の適用可能性を確認した。

Key Words : *driving behavior, structural estimation, interaction model*

1. はじめに

慢性化する交通渋滞と交通事故の解決に向けて、急速に発展しつつある高度道路交通システム (ITS) や自動運転技術への期待が高まっている。特に自動運転に関しては、衝突回避システム等の運転補助機能が一般車両に導入されつつあり、自動運転に向けた要素技術が整いつつある。さらに、2020 年に開催される東京オリンピック・パラリンピックでの導入を目標に、各自動車会社の開発競争が活発化しており、自動運転の本格的な運用が現実味を帯びている状況にある。

道路ネットワーク上における交通現象は、個々の車両が相互に複雑かつ微細な操作を時々刻々と実行した結果の重ねあわせ状態と解釈できる。その背後にはドライバー間の運転時における戦略的・戦術的な行動、すなわち相互作用が有意に働いていると考えられる。これは、現在精力的に推し進められているセンサ・モニタリング技術や人工知能を援用した運転挙動アルゴリズム等の車両単体の性能向上のみでは、交通問題を解決するに至らないことを示唆している。さらに、自動運転導入の過渡期においては、自動運転車両と人間による運転車両が混在する状況が生じるため、必然的に道路ネットワークレベルでの運用ルールや施策を検討する必要がある。

施策による交通状態の変化を適切に表現するためには、交通マイクロシミュレーションを用いた評価が必

要不可欠である。しかしながら、従前シミュレータでは空間分解能が粗く不十分であり、制御介入や施策導入の効果を適切に記述できないのが実情である。具体的には、シミュレータの根幹である自動車の挙動モデルの開発が不十分であることに起因しており、施策のスケールに合わせた詳細かつ精緻な車両挙動モデルの構築が必須となる。くわえて、前述したように微細な相互作用の均衡状態として現時点での交通流が発現されているため、このプロセスを無視して正確な道路ネットワーク上における車両挙動分析ならびに施策評価を実施することは困難である。

以上を踏まえて、本研究では、「交通流を構成するミクロ運転挙動を記述する二次元挙動モデル」と「ドライバー間の相互作用を考慮した拡張モデル」を統合する。前者では、ドライバーは自身の前方の離散選択肢空間から効用最大化理論に基づいて次期の移動先を選択すると仮定した二次元挙動モデルを構築する。その際、隣接する選択肢空間の相関構造を適切に表現するために、Cross Nested Logit (CNL) モデルを適用した。後者は、ドライバー間の相互作用を表現するために、他者の選択結果の期待値を内生化した入れ子型の相互作用モデルを定式化した。さらに、提案モデルのパラメータ推定手法として、Nested Pseudo Maximum Likelihood (NPL) に基づく構造推定アルゴリズムを提案し、阪神高速道路における実観測データを用いて相互作用パラメータの推定を試みた。

2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

(1) 自動車挙動における相互作用表現

自動車の運転挙動に着目してドライバー間の相互作用を明示的に考慮した先行研究は、若干ではあるが存在する。Kita¹⁾は、合流時の譲り合い現象を対象に、ゲーム理論を援用したモデルを定式化している。特筆すべき点は、観測結果から効用関数（利得関数）を同定する「行動ゲーム理論」の枠組みに基づいた先駆的研究である。しかしながら、2人プレイヤーかつ2戦略の問題に限定されており、拡張が困難な構造を有している。一方、伊藤ら²⁾は、車線変更を対象に、相互作用を明示的に考慮した離散選択モデルを構築している。具体的には、図??に示すように、各時刻 t において、当該車線変更車 A が2つの選択肢（直進、車線変更）、後方車両 B が3つの選択肢（加速、定速、減速）を持つ離散選択モデルを定式化している。具体的な効用関数は以下のとおりである。

$$U_i^{A,t} = \alpha^A x_i^{A,t} + \gamma^A f(v_j^{B,t}) + \varepsilon_i^{A,t} \quad (1)$$

$$U_i^{B,t} = \alpha^B x_i^{B,t} + \gamma^B f(v_j^{A,t}) + \varepsilon_i^{B,t} \quad (2)$$

ここで、 $U_i^{A,t}$ ならびに $U_i^{B,t}$ は車両 A と B が各選択肢 i の効用関数である。また、 α, x はそれぞれパラメータベクトルと説明変数ベクトルであり、 ε は i.i.d. を仮定した選択肢固有の誤差項である。 $\gamma f(\cdot)$ が相互作用項であり、他者の効用関数の確定項 (i.e. 式 1 と 2 の第一項) が内生化されている。実際の推定の際には、車両 A の車線変更選択の効用関数に車両 B の減速確率が、車両 B の加速・減速選択の効用関数に車両 A の車線変更確率を含む形で定式化している。ところで、効用関数が入れ子型であるために車両 A と B の同時確率を導くことは困難であり、通常最尤推定法で歪みなくパラメータを推定することができないという問題がある。伊藤ら²⁾では、構造推定の一種である NPL 法を用いて繰り返し計算によりパラメータ推定を行っている。

ドライバー間の相互作用表現に関して以上のような試みがみられるが、未だに二次元挙動と相互作用を統合したアプローチは行われていない。

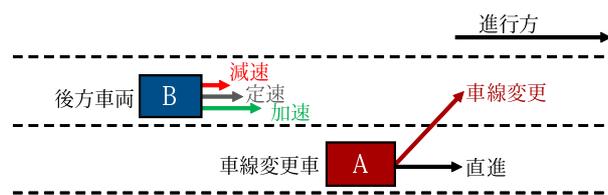


図-1 車線変更・加減速モデルにおける選択肢 (伊藤²⁾より引用)

(2) 構造推定アプローチ

従来の誘導型モデルと比較して、行動原理を明示的に組み込んだ構造型モデルは厳密であり信頼性が高い。一方で構造型モデルのパラメータ推定には多くの課題が存在する。

例えば、動的離散選択モデルは、経済主体の効用関数とその最大化行動原理を明示的にモデルに組み込んでいるために、実際には行われていない政策の評価をすることが可能である点で大きな期待が寄せられている。しかしながら、パラメータ推定時には、ベルマンの最適性原理³⁾から導かれる動学的最適化問題を幾度も解く必要があり、従来の計算手法では推定困難に陥る点が指摘されていた。この問題を克服し、さらに実証分析のパラメータ同定に十分に耐えるうる解法として、幾つかの構造推定手法が提案されている。鎬矢となったのは、Rust⁴⁾のNested Fixed Point(NFXP)法である。これは与えられたパラメータの下で価値関数を解き、その価値関数を用いて選択確率を導出して尤度を最大化することで構造パラメータを求めるものである。Hotz & Miller⁵⁾は二段階推定法であるConditional Choice Probabilities(CCP)法を提案している。これは観測データから条件付き選択確率を求め、この値に基づいて価値関数の差分から最適化問題を解いて CCP を算出し、この CCP とデータより求めた CCP の距離を最小化するパラメータを求める解法アルゴリズムである。Aguirregabiria & Mira(2002)⁶⁾は、CCP 法を再帰的に拡張したNested Pseudo Maximum Likelihood(NPL)法を提案している。近年では Su & Judd⁷⁾は MPEC に基づく手法を提案しており、期待価値関数をパラメータと解釈して、尤度関数の最大化問題を制約つき最適化問題と読み替えることで、NFXP 法と等価な解を導きかつ計算速度を飛躍的に向上させることが出来ることを示している。しかしながら、MPEC は状態数の増加に伴って問題設定自体が複雑化することが課題とされている。本論文におけるミクロの車両挙動モデルでは、状態数が多いことが予想されるため、MPEC の使用は適切とは言えない。問題設定とアルゴリズム構築が比較的容易で計算速度が速い NPL が適切であると考えられる。以下では、最も基礎的な NFXP アルゴリズムとの比較を通じて、計算手順を詳説する。

a) NFXP 法

動的離散連続モデルの推定は、本質的には以下の不動点問題の制約条件つき尤度 $Q_n(\theta)$ 最大化問題を解くことに等しい。

$$Q_n(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln P(a_i|x_i) \quad s.t. \quad \Psi = \Psi(\theta, P) \quad (3)$$

NFXP 法は、以下の手続きによって構造パラメータの推定が行われる。

(Step1) 初期値の設定

構造パラメータ θ の初期値を与える。

(Step2) Inner Loop

与えられた θ の値に対して不動点問題 $P_\theta = \Psi(\theta, P_\theta)$ を解いて P_θ を求める。

(Step3) Outer Loop

Step2 で求めた P_θ を用いて対数尤度関数を求め、これを準ニュートン法 (例えば BHHH 法) で最大化していく。

(Step4) 収束判定

θ の候補点ごとに再び Step2 の Inner Loop で P_θ を求めて最適化を進める。収束するまで Step2-Step3 を繰り返す。

これは式 (3) の厳密解を求めることが出来る手法であるが、最大値を求める繰り返しのたびに不動点を見つける必要があり、計算コストが非常に高いことが知られている。

b) NPL 法

NPL 法は以下の手続きによって構造パラメータの推定が行われる。

(Step1) 初期値の設定

P の推測値 \tilde{P}_0 を初期値として与える。

(Step2) 擬似尤度関数の計算

k 回目の繰り返しを考える。与えられた \tilde{P}_{k-1} を用いて、擬似尤度 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln[\Psi(\theta, \tilde{P}_{k-1})](a_i|x_i)$ が計算される。これを θ に関して最大化し、その解を $\tilde{\theta}_k$ とする。

(Step3) P の更新

Step2 で求めた $\tilde{\theta}_k$ を用いて、 $\tilde{P}_k = \Psi(\tilde{\theta}_k, \tilde{P}_{k-1})$ により求めた \tilde{P}_k で \tilde{P}_{k-1} を更新する。

(Step4) 収束判定

$\{\tilde{\theta}_k, \tilde{P}_k\}_{k=1}^\infty$ が収束するまで Step2-Step3 を繰り返す。

なお、 $\{\tilde{\theta}_k, \tilde{P}_k\}_{k=1}^\infty$ が収束したとき、その極限である各値 $\check{\theta}, \check{P}$ は以下の式 (4)(5) を満たすことが示されている。

$$\check{\theta} = \arg \max_{\theta} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln[\Psi(\theta, \check{P})](a_i|x_i) \quad (4)$$

$$\check{P} = \Psi(\check{\theta}, \check{P}) \quad (5)$$

NFXP と比べ、不動点を得るための Inner Loop を経ずに θ を求めており、計算コストが低い。Aguirregabiria and Mira(2002)⁶⁾ は、数値実験より NFXP の 1/9 倍の計算時間でパラメータ推定が可能であることを報告している。しかしながら、 $\{\tilde{\theta}_k, \tilde{P}_k\}_{k=1}^\infty$ が収束するか否かは示されておらず、Collard-Wexler⁸⁾ を初めとした様々な実証研究において、NPL 推定量が収束しない事例が

報告されている。そのため、収束条件に関する研究も行われており、Kasahara& Shimotsu⁹⁾ は、 $\Psi(\theta, P)$ が真値の近傍で縮小写像でなければ NPL が必ずしも収束しないことをしめしており、調整パラメータを導入した不動点問題提案している。

以上を踏まえ、本研究では、拡張の容易性と計算時間の観点から NPL 法を適用を検討する。

3. ドライバー間の相互作用を考慮した二次元車両挙動モデル

(1) 二次元車両挙動モデル

Antonini *et al*¹⁰⁾ が提案した歩行者挙動モデルをベースに、自動車挙動モデルに拡張する。具体的には、図 2 に示すように「角度」と「速度」により分割される選択肢空間から次期の移動先を選択する離散選択モデルを援用して二次元自動車挙動モデルを構築する。ここでは角度帯と速度帯にそれぞれネストを定義した Cross-Nested-Logit(CNL) モデルが適用されており、各選択確率は以下の式 (6) のようになる。

$$P(i|C) = \frac{\sum_m (\alpha_{im} y_i)^{\mu_m} (\sum_j (\alpha_{jm} y_j)^{\mu_m})^{\frac{\mu}{\mu_m} - 1}}{\sum_m (\sum_{j \in C} (\alpha_{jm} y_j)^{\mu_m})^{\frac{\mu}{\mu_m}}} \quad (6)$$

ここで、 y_i は選択肢 i の効用確定項 V_i を用いて $y_i = e^{V_i}$ と定義する。 α_{jm} は選択肢 j のネスト m に対する帰属度を示すアロケーションパラメータ、 μ はネスト固有の誤差項スケールパラメータ、 μ_m はネスト m 内における誤差項のスケールパラメータである。なお、推定時には $\alpha_{jm} = 0.5 \ (\forall j, m)$ とし、さらに $\mu = 1$ とする。その場合には、 $\mu_m \geq 1$ が満たされなければならない。

角度帯ネストは central(C) と not-central(NOC) の 2 つ、速度帯ネストは accelerated(ACC), constant-speed(CONST) および decelerated(DCC) の 3 つをそれぞれ設定した。(図 3)

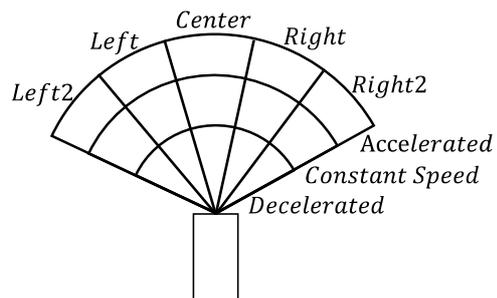


図-2 離散空間選択型の二次元自動車挙動モデル

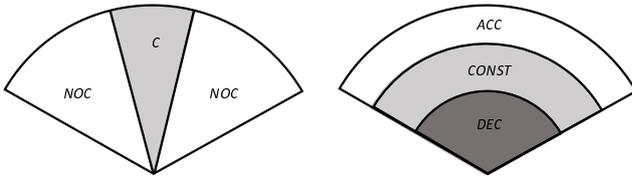


図-3 左：角度ネスト. 右：速度ネスト

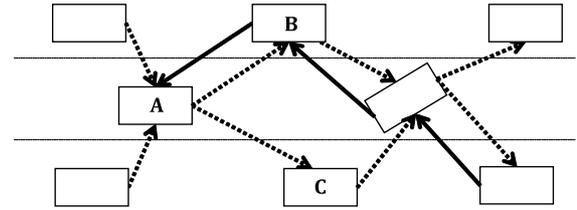


図-4 相互作用の様子

(2) 相互作用を考慮した効用関数特定化

ドライバーは他者の挙動を予測しながら自身の運転操作を決定している。自動車交通流がドライバー間の相互作用によって形成されているのは明らかであり、これを無視した車両挙動モデルは現実的とは言えない。伊藤ら¹¹⁾は、相互に入れ子となった効用関数を持つローカルインタラクションモデルを定式化している。本論でも入れ子型効用関数を前提としたモデリングを行う。具体的な効用関数は、柳沼ら¹²⁾を参考に以下のように特定化した。

$$V(i)^A = I_{NOC}\beta_{dir,NOC}|\theta^A| \tag{7}$$

$$+ I_{NOC}I_{LC}^A\beta_{LC} \tag{8}$$

$$+ |\delta^A + \theta^A|\beta_{\delta} \tag{9}$$

$$+ I_{ACC}(v^{flont} - v^A)\beta_{rel,ACC} + I_{DCC}(v^{flont} - v^A)\beta_{rel,DCC} \tag{10}$$

$$+ I_{NOC}I_{LC}^A(Z^{lead} - Z^{lag})\beta_{gap} \tag{11}$$

$$+ I_{NOC}p_{DCC}^{lag}\beta_{intLag} \tag{12}$$

$$+ I_{DCC}(p_{NOC}^{lead1} + p_{NOC}^{lead2})\beta_{intRC} \tag{13}$$

$$+ I_{CONST}\beta_{CONST} \tag{14}$$

以下では、項 (7) から項 (13) をそれぞれ説明する。

まず項 (7) は、自動車の直進性、すなわち角度変化を嫌う性質を表している。ここで I_{NOC} は選択肢 i がネスト NOC に所属する場合に 1、そうでなければ 0 となるダミー変数である。 $I_{ACC}, I_{CONST}, I_{DEC}$ も同義である。 θ^A は車両 A の現在の進行に対する選択肢空間 i の中心座標の偏角である。

次に項 (8) は、車両 A が車線変更の意思を持つ場合に大きな角度変化を好む性質を表す。車線変更はこの項の影響で開始される。 I_{LC}^A は車両 A が車線変更の意思を持つ場合に 1、そうでなければ 0 となるダミー変数である。

項 (9) は、車両 A の道路に対する傾きを道路進行方向に修正しようとする性質を表す。車線変更開始あとの角度修正はこの項の影響して行われる。 δ^A は、道路進行方向に対する現在の車両の傾きを示す。

項 (10) は、自動車の追従性を表すものである。この追従性は、自動車挙動の基本的な性質として知られており、追従モデルとして、前方車両の相対速度（刺激）に

反応して加速度を決定するという微分方程式の形で記述されるのが通例である¹³⁾。本研究では、効用関数内で追従性を表現するためにこのような形式となっている。なお、 v^{flont}, v^A は前方車両と自車両の速度を表す。

項 (11) は、gap acceptance 理論¹⁴⁾を反映したものとなっており、これは車線変更希望先車線の前方車両と後方車両の間の空間的距離が大きいほど車線変更がしやすくなる性質を表現している。 Z^{lead}, Z^{lag} はそれぞれ車線変更対象車線の前方車両と後方車両の道路進行方向の座標を表す。

項 (12) と項 (13) は、車両同士の相互作用を明示的に表現した項となっている。項 (12) の p_{DCC}^{lag} はその後方車両が減速する確率を表しており、車両 A は車線変更を希望する際にこの値を推測しつつ判断を行う。項 (13) は逆に前方車両の車線変更を想定し警戒する項であり、隣接車線の前方車両 2 車両 ($lead1, lead2$) の角度変化の大きい選択 (NOC) を確率 $p_{NOC}^{lead1}, p_{NOC}^{lead2}$ として推測して判断を行う。

項 (14) は定速ネストの定数項である。これは自動車が速度を変えたがらない性質を表す。

本研究から想定したドライバー間の相互作用（項 (12),(13)）は、図 4 の通りである。全ての車両は車両が視認できる範囲で隣接車線の 2 車両に対して推量を行う。また、車線変更の動機を持つ車両はその対象車線の後方車両の行動に関して推量を行う。図 4 の矢印の向きは推量の向きに等しい。部分的に推量が相互の向いているものがあり、このために効用関数が互に入れ子の形式となる。

(3) 提案モデルの構造推定アルゴリズム

提案したモデルは、通常の尤度関数を構築して最尤法でパラメタリゼーションができないという問題が生じる。このような構造型モデルのパラメータを適切に推定するために、構造推定アプローチを適用する。本論では疑似最尤法の一つである Nested Pseudo Maximum Likelihood(NPL) 法⁶⁾によりパラメータ推定を行う。以下は、本研究で特定化したモデルに対する NPL 型の構造推定アルゴリズムの概要である。

Step.1 初期値の設定

内生変数である相互作用項の期待値に初期値 $p_{DCC}^{lag}(0), p_{NOC}^{lead1}(0), p_{NOC}^{lead2}(0)$ を与える。ここでは各個人の選択結果の集計量から算出される値を初期値とする。

Step.2 疑似尤度関数の計算

疑似尤度関数を、各車両の対数尤度関数の和として計算する。

Step.3 疑似尤度関数の最大化

疑似尤度関数を最大化する構造パラメータを最適化により求める。パラメータが収束条件を満たしていれば終了、そうでなければ Step.4 へと進む。

Step.4 内生変数の更新

算出されたパラメータに基づいて内生変数の値を更新し、Step.2 へ戻る。

4. 阪神高速道路における観測データを用いた提案モデルの推定

(1) 利用データ

本論文では、阪神高速道路守口線環状線合流部において 2006 年 1 月 12 日に取得されたデータを用いた。データは、守口線環状線分流部付近から高麗橋入り口付近までの区間（全長 700m）、図 5 において計 7 台のカメラで取得された VTR データと、プローブカーによる GPS データから成る。VTR データは、車両挙動データ化ツールを用いて、画面上の座標を抽出し、GPS データを介してマップマッチング処理されている。得られた車両の二次元軌跡データより、選択角度や速度、選択加速度を計算することができる。本論文の推定ではこれらの値を用いることとする。取得データの詳細は横田¹⁵⁾を参照されたい。

まず、内生変数の初期値を求めるために、図 6 のように各選択枝の集計を行った。

その結果、中心方向では定速の選択枝が最も多い。左 2 と左の選択枝では減速の選択枝が、右 2 では加速の選択枝が最も多い。これは、左側が走行車線、右側が加速車線であるためである。これにより得られる選択

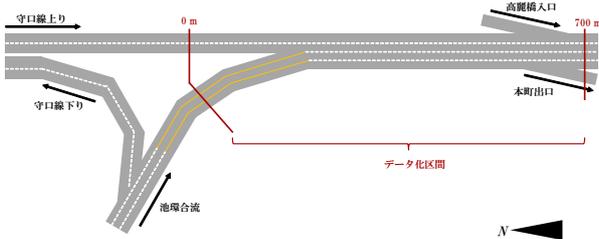


図-5 データ化区間 (伊藤²⁾ より引用)

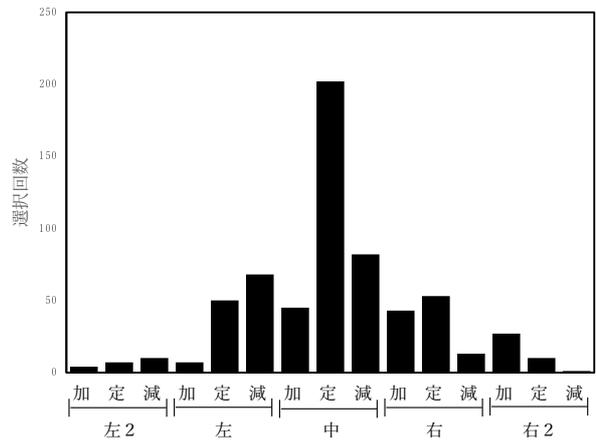


図-6 選択枝別選択回数

割合を、内生変数となる選択確率の初期値として用いることとする。

(2) 推定結果

推定結果を表 1 に示す。修正済み尤度比は 0.3217 であり、モデルの適合度が高いと言えよう。以下ではパラメータ推定値の妥当性について考察する。

各スケールパラメータに関しては、全て 1 以上の値となりネスティングが有効であることを示している。定速ネストのスケールパラメータが大きく、定速の選択

表-1 推定結果

パラメータ	推定値	t 値	
μ_{NOC}	1.39	1.41	
μ_{ACC}	1.31	1.61	
μ_{CONST}	1.648	1.64	
μ_{DEC}	1.13	0.97	
$\beta_{dir,NOC}$	-1.67	-5.38	
β_{LC}	0.89	2.77	**
β_{δ}	-1.72	-6.61	**
$\beta_{rel,ACC}$	3.99	3.22	**
$\beta_{rel,DCC}$	-0.37	-0.26	
β_{gap}	0.462	1.13	
β_{intLag}	-0.178	-0.50	
β_{intRC}	0.07	0.28	
β_{CONST}	1.10	9.74	**
初期尤度	-1688.7		
最終尤度	-1132.4		
尤度比	0.3294		
修正済み尤度比	0.3217		

*5%有意, **1%有意

されやすさを表現できていることが確認できる。

$\beta_{dir,NOC}$ は負の値をとっており、これは選択角度が大きいほど選ばれにくい性質、つまり直進性を表現していると考えられることができる。そのため妥当な符号が得られている。

β_{LC} は正の値をとっている。これは車線変更の意思がある場合にその方向の大きな角度選択をしやすい傾向があることを意味しており、車線変更動機のパラメータとして適切である。

β_{δ} は負の値となっている。これは道路に対する傾きが大きくなる方向の角度選択を嫌う傾向、つまり道路に対して並行な状態に対する選好を表している。

$\beta_{rel,ACC}$ と $\beta_{rel,DEC}$ はそれぞれ正と負の値をとっている。これより前方車両の相対速度が正である場合には加速を、負である場合には減速を選択しやすい傾向を読み取ることができる。これは追従理論と整合するものであり、適切である。

β_{gap} は正の値である。これは車線変更対象車線の GAP が大きければ大きいほどその方向の角度変化が起こりやすい、つまり車線変更を開始しやすい性質を表しており、Gap Acceptance 理論と整合する。

β_{intLag} は負の値をとっている。これは、車線変更対象車線の後方車両の減速確率が高いほど車線変更を開始しにくいことを表している。しかしながら通常は、後方車両が譲る傾向にあるならば車線変更をしやすいことから、このパラメータは正の値をとるのが妥当であると考えられることができる。この点に関しては更なる考察が必要であることがわかる。

β_{intRC} は正の値をとっている。これは隣接車線の前方車両がこちらの車線への車線変更を開始する確率が高いほど減速する傾向が強くなることを表しており、妥当である。

β_{CONST} は正である。これは定速効用の確定項であり、等速度移動を好む傾向を表している。よって妥当性が高いといえる。

5. おわりに

(1) 本研究の成果

本研究では、ドライバー間の相互作用を明示的に表現した自動車二次元挙動モデルの構築のために、離散選択モデルの一種である CNL を用いて、さらに効用関数に複数隣接車両の選択確率を生じた入れ子型の定式化を行った。さらに阪神高速道路で取得した実車両挙動データを用いることで、実車両挙動パラメータを推定した。得られたパラメータ値は概ね妥当であり、本モデルが相互作用を考慮した車両挙動表現に適切なものであることが示された。

(2) 今後の課題

まず、パラメータの推定値が、特に相互作用を含む項では芳しくないという問題がある。これは、図 4 で示した通り効用関数が完全な入れ子ではないということに起因しているかもしれない。本データには車線変更を行わない車両も多く含まれているため、この相互作用ネットワークは比較的疎なものとなっているという特性がある。本研究では推定の際、内生変数（他者の選択確率）を定数で与えて最適化し、得られたパラメータ値で計算しなおした選択確率を生変数に代入し更新するという単純なアルゴリズムを用いている。3者以上の多体の場合における均衡解に関して厳密な議論を行う必要がある。

また、モデルの動学化も課題である。ドライバーが先読み行動をしていることは経験的に明らかなものであり、これを明示的に表現した二次元挙動モデルを構築する必要がある。その際、従来手法では Bellman の最適性原理に基づく動学的離散選択モデルの枠組みでされるが、これ自体に不動点求解のための構造推定を必要とする。そのため動学化と相互作用の記述に向けて残された課題は少なくない。

参考文献

- 1) Hideyuki Kita. A merging/giveway interaction model of cars in a merging section: a game theoretic analysis. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 33, No. 3-4, pp. 305-312, 1999.
- 2) 伊藤篤志, 羽藤英二. 構造推定を用いた高速道路上の相互運転挙動分析-実観測とドライビング・シミュレータによる融合データを用いて-. 東京大学大学院修士論文, 2014.
- 3) Richard Bellman. A markovian decision process. *DTIC Document*, 1957.
- 4) John Rust. Optimal Replacement of GMC Bus Engines: An Empirical Model of Harold Zurcher. *Econometrica*, Vol. 55, No. 5, pp. 999-1033, 1987.
- 5) V Joseph Hotz and Robert a Miller. Conditional Choice Probabilities and the Estimation of Dynamic Models. *Review Literature And Arts Of The Americas*, Vol. 60, No. 3, pp. 497-529, 1993.
- 6) Victor Aguirregabiria and Pedro Mira. Swapping the Nested Fixed Point Algorithm: A Class of Estimators for Discrete Markov Decision Models. *Econometrica*, Vol. 70, No. 4, pp. 1519-1543, 2002.
- 7) Che-Lin Su and Kenneth L Judd. Constrained Optimization Approaches to Estimation of Structural Models. *Econometrica*, Vol. 80, No. 5, pp. 2213-2230, 2012.
- 8) Allan Collard-Wexler. Demand Fluctuations and Plant Turnover in the Ready-Mix Concrete Industry. *New York University Working Paper*, Vol. 2451/26087, , 2006.
- 9) Hiroyuki Kasahara and Katsumi Shimotsu. Sequential Estimation of Structural Models With a Fixed Point Constraint. *Econometrica*, Vol. 80, No. 5, pp. 2303-2319, 2012.
- 10) Gianluca Antonini, Michel Bierlaire, and Mats Weber. Discrete choice models of pedestrian walking behav-

- ior. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 40, No. 8, pp. 667–687, 2006.
- 11) 伊藤篤志, 柳沼秀樹, 羽藤英二. 構造推定を援用した動学的車線変更相互作用モデルの推定. 第 34 回交通工学研究発表会論文報告集, No. 615-620, 2014.
 - 12) 柳沼秀樹, 福田大輔, 山田薫, 松山宜弘. 離散選択型歩行者挙動モデル推定のための歩行者座標の自動抽出に関する基礎的研究. 土木学会論文集 D3, Vol. 67, No. 5, pp. 787–800, 2011.
 - 13) Louis a. Pipes. An operational analysis of traffic dynamics. *Journal of Applied Physics*, Vol. 24, No. 3, pp. 274–281, 1953.
 - 14) P.G. Gipps. A model for the structure of lane-changing decisions. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 20, No. 5, pp. 403–414, 1986.
 - 15) 横田幸哉. ミクロシミュレーション適用のための車両挙動に関する研究. 愛媛大学大学院修士論文, 2006.

2-D driver behavioral model with interaction

Yui SHOJI, Toshihiko KITAZAWA and Hideki YAGINUMA