

プロビット離散連続型 自動車二次元挙動モデルの構築

庄司 惟¹・柳沼 秀樹²

¹学生会員 東京大学 工学部社会基盤学専攻 (〒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 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: yaginuma@civil.t.u-tokyo.ac.jp

近年、自動車制御技術の発展は著しく、自動運転を見据えた車間距離保持や衝突回避等のドライバー運転支援技術が実社会に導入されつつある。これらの技術導入が及ぼす影響を把握する上で、道路ネットワークにおけるドライバーの反応や意思決定構造を内包した微視的挙動モデルの構築が必須となる。本研究では、道路上でのドライバーの二次元挙動、すなわち運転操作挙動を記述するために、速度を離散選択、角度を連続選択と仮定したと捉え、さらに両選択間の相関構造を考慮した Probit 型離散連続選択モデルを定式化した。くわえて、Probit モデルの問題である積分計算を高速化するために、MACML 推定法の導入を検討した。

Key Words : *discrete-continuous model, driving behavior, Multivariate normal distribution, MACML*

1. はじめに

近年、高度道路交通システム (Intelligent Transport Systems: ITS) が著しく発展してきている。中でも安全運転の支援に関しては、車両に搭載した各種センサーから取得される情報を元に前方車両との車間距離を保つ Distance Control Assist System や、車線内に留まるように制御を行う Lane Departure Prevention、衝突回避のための自動ブレーキなどの、自律型のシステムが実用化してきている。さらに、路車間や車車間の通信技術を利用した協調型の支援システムも一部は実用化に至っている。安全運転支援の枠組みは、これら自律型と協調型システムの組み合わせにより、渋滞緩和や交通事故のリスク回避をもたらすものとして期待が高まっている。

しかし、人間がドライバーとして自動車の一部を制御する構造は少なくとも 21 世紀にはなくなることはないだろう。自動車の利便性は、人間に比べて非常に高い質量と速度の上に成り立っており、ドライバーと周囲の歩行者の双方に非常に高いリスクをもたらしていることを忘れてはならない。そのリスクは日常時はもちろんであるが、大地震などの災害時に顕著である。これらのリスクを許容するために柔軟な意思決定が可能である人間が運転者として自動車を制御する構造はむしろあるべき姿であるようにも思える。ゆえに先に述べた自動運転技術は、ドライバーとしての人間を含めた形を前提として構築していくべきであり、高精度な

制御のためには人間挙動の分析と予測が必要になるだろう。人間の行動は非常に微小なタイムスケールで時々刻々と複雑に成されていくものであり、先に述べたような枠組みでは制御もそれに対応した微視的なスケールで成されなければならない。しかし、自動車のミクロな挙動やドライバーの意思決定構造の解明・定量化は遅れているといわざるをえない。自動車制御の明確な根拠となるに足る様な確かなモデルの構築が求められている。さらに災害時等に見られる特異な運転挙動やそれにより想定される交通状況を考察し、対策としての情報提供や車線規制、緊急停車の指示やリアルタイム制御のあり方を導くためにも、運転者が一体何をどのように認知し判断し操作しているのかを明確にすることが必要であろう。

本研究の目的は、自動車制御技術の裏づけに資するような自動車の微視的挙動の分析と、運転手の意思決定構造を解明することである。自動車交通流に関する研究は今まで数多くなされてきた。しかし後に述べるように、運転手の意思決定と車両挙動を一秒単位のミクロなタイムスケールの中で直接結びつけた研究はほとんど見られない。ドライバーが操作するのは主にハンドルとアクセルとブレーキであるから、角度と加速度がどのように決定されるのかに重点を置き定式化を行うべきであろう。既往研究として、伊藤・羽藤¹⁾では角度と加速度を離散的に捉えて離散選択モデルに基づいて定式化を行っているが、推定結果より角度の表現にモデルとしての説明力が希薄になってしまっ

いた。よって本論文では、加速度は離散選択枝のまま、角度を連続量と再定義して、離散連続選択モデルとして定式化を行うこととする。

本論文の構成を述べる。2. では、自動車交通流や運転手の意思決定モデル、さらに離散連続モデルや自動車制御に関する研究のレビューを行い、本研究の位置づけを図る。3. では、モデルの定式化を行う。4. では Bhat²⁾ で示された近似的な推定手法である The maximum approximate composite marginal likelihood (MACML) 推定法の説明を行う。5. ではそれを踏まえた推定結果を記述する。最後に、6. で本研究の成果や今後の取り組みについてまとめる。

2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

大口³⁾ は、車両挙動において重要な特性は、道路の幾何構造に対応して速度・加速度を調整する「単独挙動」と、前方車両との車間距離や相対速度に反応する「追従挙動」であるとしている。このうち渋滞や衝突などの問題に強く関与するのは概ね追従挙動のほうであろう。(1) ではまずこの追従挙動に関する論文のレビューを行う。また交通流を複雑化する大きな要因が車線変更という現象であり、1980 年代からモデリングの取り組みが見られる。この一連の論文のレビューを (2) で行う。また今回の定式化の骨格となる離散連続モデルの理論体系を (3) で整理し、(4) で自動車に対する制御工学的アプローチを取り上げる。最後に (5) で本研究を既往研究の文脈の中に位置づけることとする。

(1) 追従モデル

追従モデルにおける最も重要な仮定は、追従車両が前方車両との車間距離や相対速度などの変化を刺激（入力）とし、これに対して反応（加速度）を出力するというものである。

$$\text{反応 (出力)} = \text{反応強度 (感度)} \times \text{刺激 (入力)} \quad (1)$$

Pipes⁴⁾ は、前方車両に対する相対速度 $(\dot{x}_0(t) - \dot{x}_1(t))$ を刺激とし、反応強度 α に応じて出力加速度 $\ddot{x}_1(t)$ が出力される以下のモデルをはじめに提案した。

$$\ddot{x}_1(t) = \alpha(\dot{x}_0(t) - \dot{x}_1(t)) \quad (2)$$

反応強度を定数に限らず、刺激（入力）の関数へと拡張している研究も多く存在する。また重要な概念として反応遅れ時間 T がある。Chandler *et al.*⁵⁾ はこの T を導入した以下の式を提案した。

$$\ddot{x}_1(t + T) = \alpha(\dot{x}_0(t) - \dot{x}_1(t)) \quad (3)$$

単純で説明力の強いモデル体系であることは間違いないが、大口³⁾ が指摘するように、ある程度理論体系が成熟しているにもかかわらず渋滞現象の再現に難があ

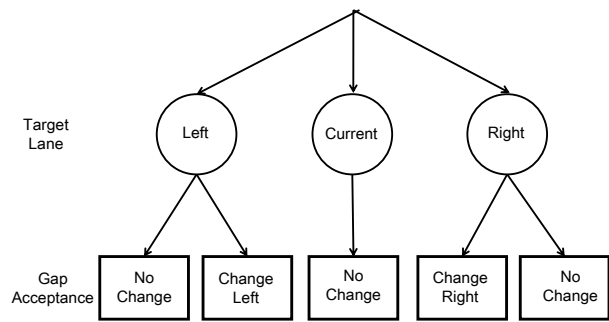


図-1 二段階車線変更モデル

る。ゆえに自動車制御に求められる混雑緩和への活用は、現状適切ではないと考えることができる。

(2) 車線変更モデル

車線変更行動において非常に基礎的で重要となるのが Gap acceptance 理論である。これは、説明変数として前方車両と広報車両の車間距離や相対速度などの空間的な指標を用い、車線変更に伴う危険性から車線変更実行可能性を判断する手法である。閾値は分布型で与えられることが多い。

効用最大化理論による意思決定プロセスを導入する試みも存在する、例えば Ahmed⁶⁾ は、時刻 t における個人 n の車線変更に関する効用 u_{tn} を以下のように定式化した。

$$u_{tn} = \gamma x_{tn} + v_n + \varepsilon_{tn} \quad (4)$$

γ は説明変数のパラメータベクトル、 x_{tn} は説明変数ベクトル、 v_n は個人ごとのランダム項、 ε_{tn} は時刻 t によって変化する誤差項である。

また Toledo *et al.*⁷⁾ は図-1 に示されるように、Target Lane (TL) モデルと Gap acceptance モデルによって二段階の車線変更モデルを定式化している。TL モデルによって車線変更の潜在的な戦略を記述し、Gap acceptance モデルによって、TL モデルで選択された車線への車線変更実行可能性を判断する。最終的な行動が NO CHANGE である場合 TL モデルにおける選択は定まらないため、TL モデルは観測不可能であると考えねばならない。そのため、以下のような二段階の同時確率によって尤度関数を定めている。

$$f_n(l_t) = \sum_{TL_t} f_n(TL_t, l_t) \quad (5)$$

$$f_n(TL_t, l_t) = P_n(TL_t)P_n(l_t) \quad (6)$$

式 (5) の $f_n(l_t)$ は時刻 t においてドライバー n が車線 l 上に存在する確率を表す。また、式 (6) の $f_n(TL_t, l_t)$ は希望車線 TL と車線 l を同時に決定する確率を表す。続いて Toledo *et al.*^{8),9)} は上記のモデルを拡張した Integrated

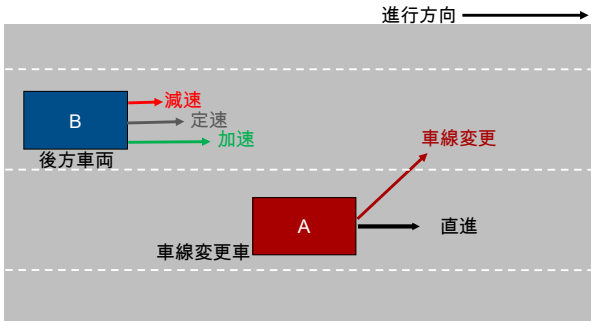


図-2 車線変更・加減速モデルにおける選択肢 (伊藤・羽藤¹⁾より引用)

driving behavior model を提案している。ここでは図-1に加えて、車線変更の進入先を選択する Target gap モデルと、状況に合わせて加速度を選択するモデルを考えている。

また車線変更が周辺車両に対する行動予測や相互の信頼の元に成立していることは明白であり、ゆえに相互作用構造を定式化した提案が幾つか成されている。伊藤・羽藤¹⁾は車線変更車 A の2枝 (直進, 車線変更) と後方車両 B の3枝 (加速, 定速, 減速) に関する離散選択モデルの定式化を行っている (図-2)。車線変更車 A に関する各選択肢の効用関数は以下の通りである。

$$u_{ahead}^{A,t} = const. + \varepsilon_{ahead}^{A,t} \quad (7)$$

$$u_{LC}^{A,t} = \alpha^A \mathbf{x}_{LC}^{A,t} + I_{interaction} \gamma^A p_{dec}^{B,t} + \varepsilon_{LC}^{A,t} \quad (8)$$

さらに後方車両 B に関する各選択肢の効用関数は以下の通りである。

$$u_{acc}^{B,t} = \alpha^B \mathbf{x}^{B,t} - I_{interaction} \gamma^B p_{LC}^{A,t} + \varepsilon_{acc}^{B,t} \quad (9)$$

$$u_{steady}^{B,t} = const. + \varepsilon_{steady}^{B,t} \quad (10)$$

$$u_{dec}^{B,t} = -\alpha^B \mathbf{x}^{B,t} + I_{interaction} \gamma^B p_{LC}^{A,t} + \varepsilon_{dec}^{B,t} \quad (11)$$

$u_j^{i,t}$ は個人 i の時刻 t における選択肢 j の効用を、 $\varepsilon_j^{i,t}$ は誤差項を、 α^i は説明変数パラメータベクトル、 $\mathbf{x}_j^{i,t}$ は説明変数ベクトル、 $I_{interaction}$ は Gap acceptance 理論に基づいて判断される車線変更可否ダミー、 γ^i は相互作用項パラメータ、 $p_j^{i,t}$ は個人 i が時刻 t に j を選択する確率を表す。このモデルは入れ子の構造となっているため、通常の最尤法による推定が困難となる。そこで Aguirregabiria & Mira¹⁰⁾ に示されている擬似最尤法により構造型モデルから直接パラメータを導く構造推定を行っている。

(3) 離散連続選択モデルへのアプローチ

離散連続モデルとは、連続量の選択肢が離散的な選択肢に影響を及ぼす場合に、離散選択と連続量の選択を相互に関連で受けてモデル化したものである。離散連続的な状況は様々あるが、福山・羽藤¹¹⁾では Tobit

モデルを基にした打ち切り型のモデル群と効用最大化理論に基づくモデル群の二つに大別している。また後者の解法として、Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件を用いるものと、ロワの恒等式を用いるものがあるとしている。従来の離散選択モデルでは複数選択肢から唯一つの選択肢を選択するモデル構造しか記述されてこなかったが、KKT 条件を用いて複数選択肢からの同時選択を記述することができる。しかし、非線形最適化に帰着するため複雑な計算が必要となる場合が多い。この文脈のなかで Bhat¹²⁾ はクローズドフォームで計算性の高い Multiple discrete-continuous extreme value (MDCEV) モデルを提案した。さらに Bhat¹³⁾ は誤差項に正規分布を仮定した Multiple discrete-continuous probit (MDCP) モデルへの拡張を行っている。また、このモデルの推定のためには次元数の大きい積分計算が必要となるが、後述する MACML 推定法により飛躍的な計算速度の向上が可能であることを明らかにしている。

一方、Habib *et al.*^{14),15),16),17)} は、離散選択問題と連続量選択問題を誤差項の相関により結合して表現する理論体系を構築している。例えば Habib *et al.*¹⁵⁾ は、移動手段と出発するタイミングを計画する問題を、ロジット型離散選択モデルとハザードモデルを援用した連続関数の組み合わせにより表現している。移動手段選択は以下のように、誤差項に IID ガンベル分布を仮定したロジット型の選択確率で表される。

$$U_{mi} = V_{mi} + \varepsilon_{mi} = \beta_{mi} \mathbf{x}_{mi} + \varepsilon_{mi} \quad (12)$$

$$Pr(w_i) = \frac{\exp(V_{mi})}{\exp(V_{mi}) + \sum_{j \neq i} \exp(V_{mj})} \quad (13)$$

ここで U_{mi} は個人 i に対する手段 m の持つ効用、 V_{mi} はその確定項、 \mathbf{x}_{mi} は説明変数ベクトル、 β_{mi} はそれに対するパラメータベクトル、 ε_{mi} はガンベル分布に従う誤差項を表す。このとき個人 i が手段 m を選択する確率は式 (13) の $Pr(w_i)$ で表される。一方活動時間は、加速ハザードモデルを用いて以下のように表される。

$$\ln(t_{mi}) = \theta \mathbf{Z}_{mi} + \alpha_{mti} \quad (14)$$

$$\alpha_{mti} \sim N(0, \sigma_{mti}) \quad (15)$$

ここで t_{mi} は出発時刻、 \mathbf{Z}_{mi} は説明変数ベクトルで θ はそれに対応するパラメータベクトル、 α_{mti} は式 (15) の示した正規分布に従う誤差項である。さらにこの二つの意思決定プロセスの相関を表現するために、式 (12) の ε_{wi} と式 (15) の α_i の相関を考える。 ε_{wi} はガンベル分布を仮定しているが、Lee¹⁸⁾ に習い以下の式 (16) の通り正規分布への近似を行い、これらの誤差項を多変量正規分布として表現する。

$$\varepsilon_{mi}^* = J(\varepsilon_{mi}) = \Phi^{-1}[F(\varepsilon_{mi})] \quad (16)$$

このとき $\Phi[\cdot]$ は単変量正規累積分布を、 $F(\cdot)$ は累積分布関数を表す。これら二つの相関係数を ρ_{mti} とすると、個人 i が手段 m を選びかつ時刻 t_{mi} に出発する同時確率は以下の式 (17) のようになる。

$$\begin{aligned} Pr(m, t_{mi}) &= \frac{1}{\sigma_{mti} t_{mi}} \varphi\left(\frac{\ln(t_{mi}) - \theta_{mi} Z_{mi}}{\sigma_{mti}}\right) \\ &\times \Phi\left(\frac{J(\varepsilon_{mi}) - \rho_{mti} \frac{\ln(t_{mi}) - \theta_{mi} Z_{mi}}{\sigma_{mti}}}{\sqrt{1 - \rho_{mti}^2}}\right) \quad (17) \end{aligned}$$

このように離散量と連続量の同時確率を、単変量正規密度関数と、条件付単変量正規累積分布関数の積で表すことができる。本論文では、このように多変量正規分布の共分散構造により選択肢間の相関を表現する離散連続モデルに基づいて定式化を行うこととする。

(4) 制御工学分野における車両挙動分析

ITS 技術の発展は著しく、自動車単体としての安全性向上はもちろん、センサや通信技術により得られる周囲交通の情報も増大しているといえる。ゆえに、その外界情報をドライバーに利用しやすい形に変換していくことが重要になるはずである。例えば西羅ら^{19),20)}は、モデル予測制御に基づく最適経路生成手法と障害物回避支援システムへの応用を提案している。モデル予測制御とは、制御対象の将来挙動を予測し、評価関数値を最大化する所定時間までの操作量の時系列を求め、現在時刻における状態量を入力として与え、制御時間ごとに操作量時系列を更新していく制御方式である。

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (18)$$

$$J = \phi(x(t+T)) + \int_t^{t+T} L(x(\tau), u(\tau)) d\tau \quad (19)$$

式 (18) が将来挙動を予測する微分方程式であり、式 (19) が評価関数である。ただし、 x が状態量ベクトル、 u が操作量ベクトル、 f は微分係数を決定する関数であり、 L は評価区間内の時刻における瞬時的な制御結果を評価する関数、 ϕ は評価区間終端における制御結果を評価する関数、 t が現在時刻で T が評価区間長である。式 (18)(19) で定式化した最適制御問題を解くことで、回避経路すなわち障害物回避に最適な操舵角の時系列データを得ることができる。そして操舵反力トルクを制御することによって、回避経路に沿って走行するように運転手の操舵を誘導するとしている。

(5) 本研究の位置づけ

近年、Antonini *et al.*²¹⁾, Robin *et al.*²²⁾, 柳沼ら²³⁾, 瀬尾ら²⁴⁾ で歩行者挙動を離散選択問題の枠組みで記述する取り組みが成されており、それらを援用する形で伊藤・羽藤¹⁾ は車両の二次元挙動を同じく離散連続モデ

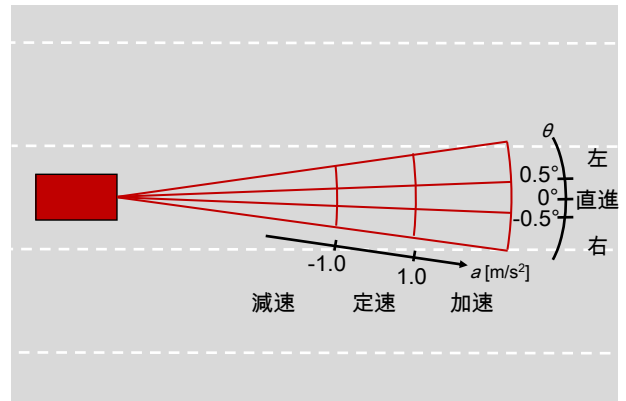


図-3 二次元車両挙動離散選択モデル (伊藤・羽藤 (2014)¹⁾より引用

ルの下に定式化を行っている。図-3に示されるように、角度 θ と加速度 a に関する 9 肢から 1 つを離散的に選択しながら車両挙動を行うと仮定している。効用関数には IID ガンベル誤差項を仮定し、多項ロジットモデルとして推定を行っているが、推定結果より角度選択の表現に難があることが指摘できる。そこで本論文では、角度 θ を連続量として再定義し、さらに車線変更行動に着目した上で、離散連続選択モデル下での車両二次元挙動の定式化を図る。効用関数の説明変数は (1) 追従モデルや (2) 車線変更モデル、(4) 制御工学を考慮して定める。また将来的に (2) 車線変更モデルとの統合を目指し、それに適う定式化を行う。

3. Probit 型離散連続モデルを援用した車両挙動モデルの定式化

(1) 車両挙動モデルの一般的定式化

本論文では Habib *et al.*¹⁴⁾ を参考にし、加速度選択を以下の式 (20) で、角度選択を式 (21) で与える。

$$U_a = V_a + \varepsilon_a = \beta_a x_a + \varepsilon_a \quad (20)$$

$$\theta^* = V_\theta + \varepsilon_\theta = \beta_\theta x_\theta + \varepsilon_\theta \quad (21)$$

ここで U_a は加速度帯 $a (= 1, \dots, I)$ (例: 加速, 定速, 減速の三選択肢) の持つ効用、 V_a はその確定項、 x_a は説明変数ベクトル、 β_a はそれに対するパラメータベクトル、 θ^* は選択する角度、 x_θ は角度に関する説明変数ベクトル、 β_θ はそれに対応するパラメータベクトル、 ε_a と ε_θ は次元数 $I+1$ の多変量正規分布に従う誤差項である。以下式 (22) の通り、平均ベクトルは μ 、分散共分散行列は Σ である。

$$\{\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_I, \varepsilon_\theta\} \sim N(\mu, \Sigma) \quad (22)$$

このとき、角度 θ^* と加速度帯 $a = i(1 \leq i \leq I)$ が選択される同時確率は、以下のように導かれる。

$$\begin{aligned} Pr(i, \theta^*) &= \frac{1}{\sigma_\theta} \varphi\left(\frac{\theta^* - V_\theta}{\sigma_\theta}\right) Pr(U_i > \max_{j=1, \dots, I, j \neq i} U_j | \theta^*) \quad (23) \\ Pr(U_i > \max_{j=1, \dots, I, j \neq i} U_j | \theta^*) &= Pr(\varepsilon_j - \varepsilon_i < V_i - V_j \quad \forall j \neq i \quad | \varepsilon_\theta = \theta^* - V_\theta) \quad (24) \end{aligned}$$

σ_θ は θ の標準偏差であり、 $\varphi(\cdot)$ は標準正規分布の密度関数を表す。式 (24) は変量 $\varepsilon_j - \varepsilon_i (\forall j \neq i)$ と ε_θ の I 次元多変量正規分布の条件付き累積密度関数である。この I 次元多変量正規分布の分散共分散行列 Σ^* は、式 (22) の Σ を用いて、以下の式 (25) のように表される。

$$\Sigma^* = M_1 \Sigma M_1' \quad (25)$$

ただし M_1 は、 $I \times I$ 単位行列の第 i 列に I 次元列ベクトル $(-1, \dots, -1, 0)'$ を挿入した $I \times (I+1)$ 行列である。さらに Σ^* を以下式 (26) のように分割する。

$$\Sigma^* = \left(\begin{array}{c|c} \Sigma_{11}^* & \Sigma_{12}^* \\ \hline \Sigma_{21}^* & \sigma_\theta^2 \end{array} \right) \quad (26)$$

次に、この I 次元多変量正規分布の平均ベクトル μ^* を、式 (22) の平均ベクトル μ を用いて以下式 (27) のように導出する。

$$\mu^* = M_1 \mu \quad (27)$$

さらに μ^* を以下式 (28) のように分割する。

$$\mu^* = \left(\begin{array}{c} \mu_1^* \\ \mu_\theta \end{array} \right) \quad (28)$$

以上式 (26)(28) を用いると、式 (24) の条件付確率、つまり ε_θ を与えたときの変量 $\varepsilon_j - \varepsilon_i (\forall j \neq i)$ の条件付分布は、以下式 (29) の $(I-1)$ 次元多変量正規分布に従うことになる。

$$N_{I-1}(\mu^{**}, \Sigma^{**}) \quad (29)$$

$$\mu^{**} = \mu_1^* + \Sigma_{12}^* (\sigma_\theta^2)^{-1} (\theta^* - V_\theta) \quad (30)$$

$$\Sigma^{**} = \Sigma_{11}^* - (\sigma_\theta^2)^{-1} \Sigma_{12}^* \Sigma_{21}^* \quad (31)$$

式 (24) の選択確率は式 (29) で特徴付けられる多変量正規累積分布関数で表される。従ってこの値を求めることにより式 (23) の選択確率を求めることができる。

(2) 加速度帯が 3 選択肢の場合

本論文では選択加速度 $a(m/s^2)$ が $a > 1.5$ のときは「加速」、 $-1.5 < a < 1.5$ では「定速」、 $a < -1.5$ では「減速」の速度帯を選択したこととする。式 (23)(29)(30)(31) より、このとき例えば角度 θ^* と「加

速」を選択する確率は以下の通りである。

$$\begin{aligned} Pr(\text{加速}, \theta^*) &= \frac{1}{\sigma_\theta} \varphi\left(\frac{\theta^* - V_\theta}{\sigma_\theta}\right) \\ &\times \Phi_2\left(\frac{V_{\text{加速}} - V_{\text{定速}} - \mu_1^{**}}{\sigma_{11}^{**}}, \frac{V_{\text{加速}} - V_{\text{減速}} - \mu_2^{**}}{\sigma_{22}^{**}}, \frac{\sigma_{12}^{**}}{\sigma_{11}^{**} \sigma_{22}^{**}}\right) \quad (32) \end{aligned}$$

$\Phi_2(\cdot, \cdot, \rho_{12})$ は相関係数 ρ_{12} のもとでの二変量正規累積分布関数を表す。ただし、 μ_1^{**}, μ_2^{**} は以下式 (33) の通り μ^{**} の各要素である。さらに $\sigma_{11}^{**}, \sigma_{22}^{**}, \sigma_{12}^{**}$ は以下の式 (34) の通り Σ^{**} の各要素であり、それぞれ標準偏差と共分散であることに注意する。

$$\mu^{**} = \left(\begin{array}{c} \mu_1^{**} \\ \mu_2^{**} \end{array} \right) \quad (33)$$

$$\Sigma^{**} = \left(\begin{array}{cc} (\sigma_{11}^{**})^2 & \sigma_{12}^{**} \\ \sigma_{12}^{**} & (\sigma_{22}^{**})^2 \end{array} \right) \quad (34)$$

(32) のように、尤度関数の計算に必要な同時確率を、単変量正規密度関数と二変量正規累積分布関数の積で表すことができる。

(3) mixed-MNP への拡張

McFadden & Train²⁵⁾ は、効用関数内のパラメータがサンプルについての確率分布に従うとしており、それにより嗜好の異質性や系列相関などの制約を緩和することに成功している。また、Bhat²⁶⁾ はこれを誤差項を正規分布で仮定したプロビット型の効用関数に適用している。本論文ではこれを踏まえ、パラメータと誤差項が多変量正規分布に従うと仮定し、上と同様に定式化を行う。

加速度選択と角度選択は上と同様に以下の形式をとる。

$$U_a = V_a + \varepsilon_a = \beta_a x_a + \varepsilon_a \quad (35)$$

$$\theta^* = V_\theta + \varepsilon_\theta = \beta_\theta x_\theta + \varepsilon_\theta \quad (36)$$

扱われている記号の意味は式 (20)(21) と同様であるが、今回の仮定ではパラメータは多変量正規分布に含まれる。つまり、 $z = \{\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_I, \varepsilon_\theta, \beta_1, \dots, \beta_I, \beta_\theta\}$ が以下の式 (37) で表される多変量正規分布に従う。次元数は $I+1 + \sum_{a=1}^I Q_a + Q_\theta$ である。なお選択肢 a のパラメータ数、つまりベクトル β_a の次元数を Q_a 、同様に β_θ の次元数を Q_θ と書く。

$$z \sim N(\mu_{mix}, \Sigma_{mix}) \quad (37)$$

このとき、角度 θ^* と加速度帯 $a = i(1 \leq i \leq I)$ が選択される同時確率は、式 (23)(24) と同様に以下のように

導かれる。

$$\begin{aligned}
 &Pr(i, \theta^*) \\
 &= Pr(\beta_\theta \mathbf{x}_\theta + \varepsilon_\theta = \theta^*) \\
 &\times Pr(\varepsilon_j + \beta_j \mathbf{x}_j - \varepsilon_i - \beta_i \mathbf{x}_i < 0 \quad \forall j \neq i \\
 &\quad | \beta_\theta \mathbf{x}_\theta + \varepsilon_\theta = \theta^*) \quad (38)
 \end{aligned}$$

式 (38) の第二項は $\varepsilon_j + \beta_j \mathbf{x}_j - \varepsilon_i - \beta_i \mathbf{x}_i (j \neq i)$ と $\beta_\theta \mathbf{x}_\theta + \varepsilon_\theta$ の I 次元多変量正規分布の条件付累積密度関数である。以下 (39) の通り、この I 次元正規分布 \mathbf{y} の平均ベクトルを $\boldsymbol{\mu}_{mix}^*$ 、分散共分散行列を $\boldsymbol{\Sigma}_{mix}^*$ とする。

$$\mathbf{y} \sim N(\boldsymbol{\mu}_{mix}^*, \boldsymbol{\Sigma}_{mix}^*) \quad (39)$$

これは、 \mathbf{z} から以下式 (40) のように導かれる。

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}_2 \mathbf{z} \quad (40)$$

このとき一次変換 \mathbf{M}_2 は以下式 (41) のようになる。

$$\mathbf{M}_2 = \left(\mathbf{M}_1 \mid \mathbf{M}_3 \right) \quad (41)$$

但し \mathbf{M}_1 は式 (25) のものと全く同一の $I \times (I+1)$ 行列であり、 \mathbf{M}_3 は以下式 (42) の $I \times (\sum_{a=1}^I Q_a + Q_\theta)$ 行列である。

$$\mathbf{M}_3 = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{0} & \dots & -\mathbf{x}_i & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \mathbf{0} & \mathbf{x}_{i-1} & \vdots & \mathbf{0} & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \mathbf{0} & -\mathbf{x}_i & \mathbf{x}_{i+1} & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \mathbf{x}_I \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & -\mathbf{x}_i & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \mathbf{x}_\theta \end{pmatrix} \quad (42)$$

$\mathbf{x}_j (j = 1, \dots, I, \theta)$ は式 (35)(36) の説明変数ベクトルで、それぞれ Q_j 次の行ベクトルである。ゆえに \mathbf{M}_2 は $I \times (I+1 + \sum_{a=1}^I Q_a + Q_\theta)$ 行列である。よって式 (25) と同様に、以下 (43) の通り $\boldsymbol{\Sigma}_{mix}^*$ が定まる。

$$\boldsymbol{\Sigma}_{mix}^* = \mathbf{M}_2 \boldsymbol{\Sigma}_{mix} \mathbf{M}_2' \quad (43)$$

これを式 (26) と同様、以下式 (44) のように分割する。

$$\boldsymbol{\Sigma}_{mix}^* = \left(\begin{array}{c|c} \boldsymbol{\Sigma}_{mix-11}^* & \boldsymbol{\Sigma}_{mix-12}^* \\ \hline \boldsymbol{\Sigma}_{mix-21}^* & \sigma_{mix-I,I}^2 \end{array} \right) \quad (44)$$

但し $\sigma_{mix-I,I}^2$ は $\boldsymbol{\Sigma}_{mix}^*$ の (I, I) 要素である。また式 (27) と同様に、以下式 (45) のように $\boldsymbol{\mu}_{mix}^*$ を求める。

$$\boldsymbol{\mu}_{mix}^* = \mathbf{M}_2 \boldsymbol{\mu}_{mix} \quad (45)$$

さらにこれを式 (28) と同様に分割する。

$$\boldsymbol{\mu}_{mix}^* = \left(\begin{array}{c} \boldsymbol{\mu}_{mix-1}^* \\ \mu_{mix-I,1}^* \end{array} \right) \quad (46)$$

ただし $\mu_{mix-I,1}^*$ は $\boldsymbol{\mu}_{mix}^*$ の $(I, 1)$ 要素である。以上を用いると、式 (29)(30)(31) と同様に、 $\beta_\theta \mathbf{x}_\theta$ を与えたと

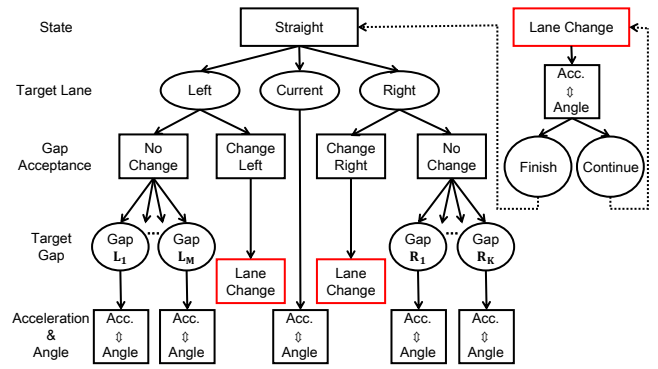


図-4 車線変更モデルとの統合

きの変数 $\varepsilon_j + \beta_j \mathbf{x}_j - \varepsilon_i - \beta_i \mathbf{x}_i (\forall j \neq i)$ の条件付分布は、以下式 (47) の $I-1$ 次元多変量正規分布に従う。

$$N_{I-1}(\boldsymbol{\mu}_{mix}^{**}, \boldsymbol{\Sigma}_{mix}^{**}) \quad (47)$$

$$\boldsymbol{\mu}_{mix}^{**} = \boldsymbol{\mu}_{mix-1}^* \quad (48)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{mix}^{**} = \boldsymbol{\Sigma}_{mix-11}^* - (\sigma_{mix-I,I}^2)^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{mix-12}^* \boldsymbol{\Sigma}_{mix-21}^* \quad (49)$$

(1) のモデルとの計算上の違いは、説明変数によって最終的な条件付累積分布関数の共分散行列が変化するために、1 データごとにこれらを計算しなければならないことであり、計算構造上の工夫を要するだろう。それ以外の計算構造自体は同様であり、尤度関数は単変量正規密度関数と多変量正規累積分布関数の積で表される。

(4) 車線変更モデルとの統合

Toledo *et al.*^{8),9)} が構築した車線変更モデルは、一回の選択ごとに車線変更が終了することを前提としているため、車線変更中の行動を記述することができない。1 秒以下のタイムスケールを考えるとすれば車線変更という行動が複数時期にまたがることは明白である。よってここでは、ドライバーが持つ潜在的な状態 (State) として「直進」と「車線変更中」の二つを考える。これは Choudhury *et al.*^{27),28)} の Plan-Action モデルを援用したものである。二つの状態のもとで最終的に加速度と角度が選択される構造は図-4 に示す通りである。状態が直進の場合、Target lane の離散選択、Gap acceptance の誤差分布に基づいた判断、車線変更が実行不可能な場合の Target gap の離散選択、実行可能な場合は潜在状態が車線変更中へと変更され、最終的に書く場合において加速度と角度が離散連続モデルの枠組みで決定される。なお状態が車線変更中の場合は、加速度と角度が決定した後に時期において車線変更を終了するか続行するかを終了判定を行うものとしている。車線変更が終了したとみなされた場合は状態が直進へと変更される。またこれまでの議論により、本

統合モデルにおいても各モデルの誤差項を全て多変量正規分布で仮定することにより、選択間の相関を表現しつつも尤度関数を簡明に構築することができることの示唆を得ることができよう。ただしこの場合、実際に観測可能であるのは加速度と角度のみであることに注意を要する。

4. MACML 推定法

誤差項に正規分布を仮定した多項プロビット (Multinomial Probit Model, MNP) モデルにおけるある選択肢 r の被選択確率は Train²⁹⁾ により以下ようになる。

$$P(r) = \int_{\varepsilon_1=-\infty}^{\varepsilon_r+V_r-V_1} \dots \int_{\varepsilon_r=-\infty}^{\varepsilon_r+V_r-V_1} \dots \int_{\varepsilon_R=-\infty}^{\varepsilon_r+V_r-V_R} \phi(\varepsilon) d\varepsilon_R \dots d\varepsilon_1 \quad (50)$$

$$\phi(\varepsilon) = (2\pi)^{-R/2} |\Sigma|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2} \varepsilon \Sigma^{-1} \varepsilon'\right) \quad (51)$$

ここで、 V_i は選択肢 i の効用関数の確定項であり、 ε_i は選択肢 i の効用関数の誤差項、 Σ は誤差項の分散共分散行列で ε は誤差項ベクトル、 R は選択肢数を表す。相関構造が含まれており表現力が高いが、パラメータ推定を行う際最大 R 次元の積分計算を行う必要があり、選択肢数が大きくなれば計算が困難となってしまう。変数変換等により積分の次数を減らす手法も知られているが、それも高々数次元を落とすことにとどまっている。このような問題に対し、Bhat²⁾ で考案されたのが MACML 推定法である。この推定法は、以下の二つの近似手法から成る。

(1) Multivariate standard normal cumulative distribution(MVNCD) の評価

(2) Composite marginal likelihood(CML) の導入
また最後に (3) でこの手法の性能についてまとめる。

(1) MVNCD の評価

MNP における選択確率を求めるということは、すなわち多変量標準正規累積分布関数 (MVNCD) の値を求めるということである。これを、積分計算ではなく以下のような単変量または二変量の標準正規累積分布の組み合わせへと近似する。

$$Pr(\mathbf{W} < \mathbf{w}) = Pr(W_1 < w_1, W_2 < w_2) \times \prod_{i=3}^I Pr(W_i < w_i | W_1 < w_1, \dots, W_{i-1} < w_{i-1}) \quad (52)$$

$$Pr(W_i < w_i | W_1 < w_1, \dots, W_{i-1} < w_{i-1}) = \Phi(w_i) + (\Omega_{<i}^{-1} \cdot \Omega_{i,<i})'(1 - \Phi(w_1), \dots, 1 - \Phi(w_{i-1}))' \quad (53)$$

式 (52) では $Pr(\mathbf{W} < \mathbf{w})$ (MVNCD) を、二変量標準累積分布関数と条件付単変量累積分布の積へと分解している。続いて式 (53) では単変量条件付分布を単変量正規分布で近似している。 $\Phi(\cdot)$ は単変量正規累積分布であり、 $\Omega_{<i}$ と $\Omega_{i,<i}$ はそれぞれ以下の式 (54),(55) に従う行列である。それぞれの行列要素を $\omega_{<i|kl}, \omega_{i,<i|k1}$ と表す。

$$\omega_{<i|kl} = \begin{cases} \Phi(w_k)[1 - \Phi(w_k)] & \text{if } k = l \\ \Phi_2(w_k, w_l, \rho_{kl}) - \Phi(w_k)\Phi(w_l) & \text{if } k \neq l \end{cases} \quad (54)$$

$$\omega_{i,<i|k1} = \Phi_2(w_i, w_k, \rho_{ik}) - \Phi(w_i)\Phi(w_k) \quad (55)$$

$\Omega_{<i}$ は $1 \leq k \leq i-1$ かつ $1 \leq l \leq i-1$ の $(i-1) \times (i-1)$ 行列、 $\Omega_{i,<i}$ は $1 \leq k \leq i-1$ の $(i-1) \times 1$ 行列である。

(2) CML の導入

パネルデータを用いて最尤法による推定を行う場合、尤度関数は以下のような同時確率となる。

$$L(\theta, \mathbf{m}) = Pr(C_1 = m_1, \dots, C_T = m_T) \quad (56)$$

ここで C_i は第 i 期の選択を、 m_i は第 i 期の実際の選択結果を表す。この同時確率を求めるためには積分計算が必要となるが、選択肢数が大きくなれば計算困難に陥る。そこで、尤度関数を近似して以下のような合成周辺尤度 (CML) 関数とする。

$$L_{CML}(\theta, \mathbf{m}) = \prod_{t=1}^{T-1} \prod_{w=t+1}^T Pr(C_t = m_t, C_w = m_w) \quad (57)$$

ここでは、全時系列から任意の 2 期を選びその同時確率を求め、全ての可能な組み合わせに対して計算している。CML による推定量は一致性と漸近正規性を持つことが示されている。

(3) MACML の性能

Bhat & Sidharthan²⁶⁾ は、多変量正規分布に従う mixed-MNP のランダム係数の共分散行列の下三角を推定する問題に対しては、パラメータ数が 5 つの場合、従来の最尤推定法 (MSL) に比べて MACML 法は約 33 倍計算速度が速く、推定バイアスは約 2.1% 低いことを明らかにしている。相関構造を豊かに表現することができる正規分布型の誤差項の実用化を妨げる最大の要因は計算の困難さであった。これに対する非常に有効かつ単純明快な手法として、これからのさらなる適用が期待できる。

本論文の推定では静的なモデルを用いるため、パネルデータ用の尤度関数近似である (2) の CML 法は用いず、(1) の MVNCD の近似手法のみが適用可能である。

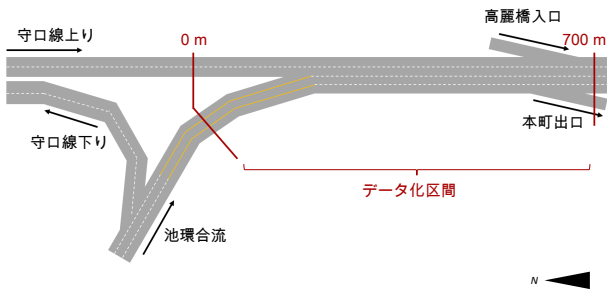


図-5 データ化区間 (伊藤・羽藤¹⁾より引用)

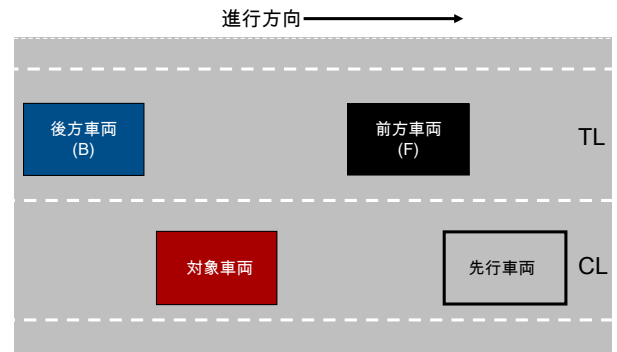


図-6 車両名称の定義 (伊藤・羽藤¹⁾より引用)

5. パラメータ推定

(1) 取得データの概要

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³⁰⁾を参照されたい。

(2) モデルの特定化

推定は3.(2)と同様、加速度帯を3選択肢として行う。さらに誤差項を結合することの効果を検証するために、誤差項相関を仮定せず、加速度帯の各選択肢の誤差項をIIDガンベル分布であると仮定したモデルとの比較を行う。比較対象となるモデルにおける、選択確率は以下(58)の通りである。

$$Pr(\text{加速}, \theta^*) = \frac{1}{\sigma_\theta} \varphi\left(\frac{\theta^* - V_\theta}{\sigma_\theta}\right) \frac{\exp(V_{\text{加速}})}{\exp(V_{\text{加速}}) + \exp(V_{\text{定速}}) + \exp(V_{\text{減速}})} \quad (58)$$

続いて説明変数の説明を行う。説明変数は以下の5つを採用した。

x_{LC}

データ区間内で車両が行う車線変更の総数を表す。左車線への車線変更を正で、右車線は負で定義する。

x_{lean}

現在車線に対する車両の傾き $[\circ]$ を表す。道路に対して反時計周りを正とする。

x_{rel}

先行車両の相対速度 $[\times 10 \text{ km/s}]$ を表す。

$x_{dist,F}$

車線変更先の前方車両との車頭間隔 $[\times 10 \text{ m}]$ を表す。

$x_{dist,B}$

車線変更先の後方車両との車頭間隔 $[\times 10 \text{ m}]$ を表す。

前方車両と後方車両、先行車両の定義は図-6に従う。なお選択角度の正の向きは反時計回りである。加速度の選択肢の効用関数の確定項 V_a を以下の式(59)(60)のように定義する。

$$V_{\text{加速/減速}} = \pm \beta_{\text{加減速-rel}} x_{rel} \pm \beta_{\text{加減速-dist,F}} x_{dist,F} \pm \beta_{\text{加減速-dist,B}} x_{dist,B} \quad (59)$$

$$V_{\text{定速}} = \beta_{\text{定速-LC}} x_{LC} + \beta_{\text{定速-lean}} x_{lean} + \beta_{\text{定速-rel}} x_{rel} + \beta_{\text{定速-dist,B}} x_{dist,B} \quad (60)$$

また角度に関する確定項 V_θ は以下の式(61)であるとする。

$$V_\theta = \beta_{\text{角度-LC}} x_{LC} + \beta_{\text{角度-lean}} x_{lean} + \beta_{\text{角度-rel}} x_{rel} + \beta_{\text{角度-dist,F}} x_{dist,F} \quad (61)$$

(3) 推定結果

推定結果を表-1に示す。結合なしと結合ありの双方に共通して、説明変数の符号は概ね一致している。それぞれの説明変数に関して以下にまとめる。

x_{LC}

角度選択に関しては正の値をとっているが、希望

車線方向への角度が選択されやすいことを示している。また定速効用に関しては負の値をとっており、右の車線に行こうとするほど定速を選択を避ける傾向にあることを示している。

表-1 推定結果の比較

名称	結合なし			結合あり		
	推定値	t-値		推定値	t-値	
$\beta_{\text{角度-LC}}$	0.441	7.665	**	0.347	6.58	**
$\beta_{\text{角度-lean}}$	-0.778	-18.43	**	-0.622	-15.2	**
$\beta_{\text{角度-rel}}$	-0.874	-2.859	**	-0.309	-0.783	
$\beta_{\text{角度-dist,F}}$	-0.072	-0.674		-0.188	-1.670	
$\beta_{\text{加減速-rel}}$	1.732	2.467	*	-0.294	-0.321	
$\beta_{\text{加減速-dist,F}}$	-0.289	-1.402		-0.129	-0.718	
$\beta_{\text{加減速-dist,B}}$	-1.484	-1.679		-0.662	-0.853	
$\beta_{\text{定速-LC}}$	-0.483	-2.782	**	-0.177	-0.982	
$\beta_{\text{定速-lean}}$	0.291	2.007	*	0.363	1.393	
$\beta_{\text{定速-rel}}$	-4.130	-4.002	**	-1.065	-0.675	
$\beta_{\text{定速-dist,B}}$	3.830	3.459	**	1.213	1.05	
σ_{θ}^2	0.388	17.05	**	0.396	15.71	**
$\sigma_{\text{加速}}^2$				0.813	10.59	**
$\sigma_{\text{定速}}^2$				1.338	2.404	*
$\sigma_{\text{減速}}^2$				0.504	2.494	*
$\rho_{\theta\text{-加速}}$				-0.773	-2.599	**
$\rho_{\theta\text{-定速}}$				-0.199	-1.073	
$\rho_{\theta\text{-減速}}$				0.367	1.040	
$\rho_{\text{加速-定速}}$				-0.244	-0.310	
$\rho_{\text{加速-減速}}$				-0.132	-0.141	
$\rho_{\text{定速-減速}}$				-0.706	-0.954	
サンプル数	581			581		
初期尤度	-2327.7			-2327.7		
最終尤度	-1162.7			-1124.3		
修正尤度比	0.531			0.547		

*5%有意, **1%有意

x_{lean}

角度選択に関しては負の値をとっており、道路に対する傾きを修正する様に角度が選択されていることを示している。また定速度効用に関しても正の値をとっており、車線に対し左側に傾いているときは速度の変化が少ないことを示している。

x_{rel}

角度選択に関しては負の値をとっており、前方車両のほうが速度が低い場合に左側に移動する傾向を示している。これは追い越し行動とは正反対であり、結果に疑問が残る。結合ありの場合ではこのパラメータの絶対値が小さくなっており、バイアスの緩和が見て取れる。また加速度選択に関しては、先行車両との速度差が大きいほど、定速の選択肢が最も選ばれにくくなり、速度変化が激しくなることがわかる。単に相対速度に対して正の相関で速度が決定されているのではないという示唆をえることができよう。

$x_{dist,F}$

角度選択に関しても、車線変更前方車両との距離が大きいほど、右への角度選択が大きくなっている。追い越し車線側の前方車両が遠い場合、車線変更が優先的に行われることを表現しているとも考えることができる。また加速度に関しては、距離が大きいほど減速する効用が大きくなる。

$x_{dist,B}$

車線変更先の後方車両との距離が大きいほど速度変化が微小である確率が高くなることを意味している。

一方で結合を表現した場合の方が尤度比が高く、モデル自体の表現力が向上していることがわかる。相関構造を考慮することにより、説明変数パラメータの推定バイアスを緩和することに成功したといえよう。

6. おわりに

本研究は加速度選択を離散選択肢、角度選択を連続選択肢として捉えた離散連続選択モデルの枠組みで車両挙動を記述する手法を提案した。さらに離散選択と角度選択の誤差相関を結合し、尤度関数を単変量正規密度関数と多変量正規累積分布関数で記述可能であることを示した。くわえて、ランダム係数を仮定した mixed-MNP の構造においても同様に尤度関数が導出可能であることを明らかにし、多変量正規分布を仮定した離散連続

モデル簡潔に定式化可能であることが明らかとなった。

今後の課題は、提案モデルの有効性を確認するために、実データを用いたパラメータ推定が必須となる。また、MACML 法による計算の高速化についても検証する必要がある。本論は基礎的な検討にとどまるが、自動車制御技術の高度化と実ネットワーク上での行動に及ぼす影響を把握するためにも、動的モデルやドライバー間の相互作用を明示的に考慮したモデルへの拡張を行いたい。

参考文献

- 1) 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.
- 2) Chandra R. Bhat. The maximum approximate composite marginal likelihood (MACML) estimation of

- multinomial probit-based unordered response choice models. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 45, No. 7, pp. 923–939, 2011.
- 3) 大口敬. 高速道路単路部渋滞発生解析-追従挙動モデルの整理と今後の展望-. 土木学会論文集, Vol. 660, pp. 39–51, 2000.
 - 4) Louis a. Pipes. An operational analysis of traffic dynamics. *Journal of Applied Physics*, Vol. 24, No. 3, pp. 274–281, 1953.
 - 5) Elliott W Chandler, Robert E and Herman, Robert and Montroll. Traffic dynamics: studies in car following. *Operations research*, Vol. 6, No. 2, pp. 165–184, 1958.
 - 6) Kazi Iftekhhar Ahmed. Modeling Drivers' Acceleration and Lane Changing Behavior. *Transportation*, Vol. Ph.D, p. 189, 1999.
 - 7) Tomer Toledo, Haris Koutsopoulos, and Moshe Ben-Akiva. Modeling Integrated Lane-Changing Behavior. *Transportation Research Record*, Vol. 1857, No. 1, pp. 30–38, 2003.
 - 8) Tomer Toledo, Haris N. Koutsopoulos, and Moshe Ben-Akiva. Integrated driving behavior modeling. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 15, No. 2, pp. 96–112, 2007.
 - 9) Tomer Toledo, Haris N. Koutsopoulos, and Moshe Ben-Akiva. Estimation of an integrated driving behavior model. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 17, No. 4, pp. 365–380, 2009.
 - 10) 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.
 - 11) 福山祥代, 羽藤英二. ネットワーク上の空間計画に向けた観測と行動モデルの展開. 土木計画学研究・講演集, Vol. 50, , 2014.
 - 12) Chandra R. Bhat. A multiple discrete-continuous extreme value model: Formulation and application to discretionary time-use decisions. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 39, No. 8, pp. 679–707, 2005.
 - 13) Chandra R. Bhat, Marisol Castro, and Mubassira Khan. A new estimation approach for the multiple discrete-continuous probit (MDCP) choice model. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 55, pp. 1–22, 2013.
 - 14) Khandker M. N. Habib, Juan Antonio Carrasco, and Eric J. Miller. Social Context of Activity Scheduling: Discrete-Continuous Model of Relationship Between "with Whom" and Episode Start Time and Duration. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2076, No. -1, pp. 81–87, 2008.
 - 15) Khandker M. Nurul Habib, Nicholas Day, and Eric J. Miller. An investigation of commuting trip timing and mode choice in the Greater Toronto Area: Application of a joint discrete-continuous model. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 43, No. 7, pp. 639–653, 2009.
 - 16) Khandker M. Nurul Habib. Modeling commuting mode choice jointly with work start time and work duration. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 46, No. 1, pp. 33–47, 2012.
 - 17) Khandker M. Nurul Habib, Catherine Morency, and M. Trépanier Martin. Integrating parking behaviour in activity-based travel demand modelling: Investigation of the relationship between parking type choice and activity scheduling process. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 46, No. 1, pp. 154–166, 2012.
 - 18) Lung-fei Lee. Generalized Econometric Models with Selectivity. *Econometrica*, Vol. 51, No. 2, pp. 507–512, 1983.
 - 19) 西羅光, 川邊武俊. 自動車の最適経路生成. 計測と制御, Vol. 45, No. 3, 2006.
 - 20) 西羅光, 高木良貴, 出口欣高. ドライバーとの協調制御のための回避経路算出手法の研究. 第 10 回計測自動制御学会制御部門大会予稿集, Vol. 164-2-1, , 2010.
 - 21) Gianluca Antonini, Michel Bierlaire, and Mats Weber. Discrete choice models of pedestrian walking behavior. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 40, No. 8, pp. 667–687, 2006.
 - 22) Th Robin, G. Antonini, M. Bierlaire, and J. Cruz. Specification, estimation and validation of a pedestrian walking behavior model. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 43, No. 1, pp. 36–56, 2009.
 - 23) 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.
 - 24) 瀬尾亨, 柳沼秀樹, 福田大輔. Plan-Action 構造を考慮した歩行者挙動モデリングとその適用-駅改札付近を対象として-. 土木学会論文集 D3, Vol. 68, No. 5, pp. 679–690, 2012.
 - 25) Daniel McFadden and Kenneth Train. Mixed MNL models for discrete response. *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 15, No. 5, pp. 447–470, 2000.
 - 26) Chandra R. Bhat and Raghuprasad Sidharthan. A simulation evaluation of the maximum approximate composite marginal likelihood (MACML) estimator for mixed multinomial probit models. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 45, No. 7, pp. 940–953, 2011.
 - 27) Charisma Farheen Choudhury. Modeling Lane-changing Behavior in. No. 2002, 2005.
 - 28) Charisma F. Choudhury, Moshe Ben-Akiva, and Maya Abou-Zeid. Dynamic latent plan models. *Journal of Choice Modelling*, Vol. 3, No. 2, pp. 50–70, 2010.
 - 29) Kenneth E. Train. Discrete Choice Methods with Simulation. *Cambridge University Press*, 2003.
 - 30) 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.

The analysis of the driving behavior based on the probit type discrete-continuous
choice model

Yui SHOJI and Hideki YAGINUMA