

Newellの速度車頭距離関係の 区間別車両別推定

林 和磨¹・瀬尾 亨²

¹非会員 東京科学大学 環境・社会理工学院 土木・環境工学系 (〒152-8550 東京都目黒区大岡山 2-12-1 大岡山西 6 号館 407 W6-10)

E-mail: hayashi.k.5438@m.isct.ac.jp

²正会員 東京科学大学准教授 環境・社会理工学院 土木・環境工学系 (〒152-8550 東京都目黒区大岡山 2-12-1 大岡山西 6 号館 411 W6-10)

E-mail: seo.t.aa@m.titech.ac.jp (Corresponding Author)

本研究は、交通容量などの交通流の性質が定まる要因の解明を念頭に置き、Newell の速度車頭距離関係の区間別かつ車両別の推定を目的とする。まず、階層ベイズを用いて Newell の速度車頭距離関係を区間別かつ車両別に表現するモデルを提案した。Newell の速度車頭距離関係は、自由流速度、反応時間、停車時車頭距離の 3 種類のパラメータを持ち合理的であるが、自由流状態と渋滞状態の 2 つの状態を持つため、推定は困難である。その問題を解決するため、ロジスティクス関数を用いて交通状態を内生的に分類する仕組みを組み込んだモデルを定式化した。そして、提案モデルを実際の車両軌跡データを用いて推定し、その結果を解釈し、区間や車両が交通流に与える影響を検証した。その結果、区間と車両が及ぼす影響を分離してパラメータを推定できた。

Key Words: *Traffic flow theory, Fundamental Diagrams, speed-spacing relation, Hierarchical Bayesian modeling, complete vehicle trajectory data*

1. はじめに

高速道路での自然渋滞の一般的な原因は、交通需要の交通容量超過である。その対策のためには、交通容量を決定する要因の分析が重要である。

交通容量は、区間と車両の影響により変化すると知られている¹⁾⁻⁴⁾。交通容量は車両の運転挙動に依存する。例えば、サグやカーブといった道路区間の特性や^{1),2)}、車両の希望最高速度や反応時間といった要素^{3),4)}により、運転挙動が変化する。そのため、区間や車両という要素が交通容量に及ぼす影響の、理論的かつ実証的な解明が渋滞対策上重要である。

交通容量は速度車頭距離関係に基づき推定できる。一般に、車両は前方車両との十分な車頭距離が確保できない場合減速し、逆に車頭距離が十分長い場合最高速度で走行する。この挙動をモデル化した、均衡時の速度と車頭距離の間に成り立つ関係が速度車頭距離関係である⁵⁾。速度車頭距離関係は変数変換により、流率密度関係や交通容量に変換できる⁵⁾。合理的な速度車頭距離関係として、Newell の速度車頭距離関係⁶⁾が知られている⁵⁾。Newell の速度車頭距

離関係は、自由流速度、反応時間、停車時車頭距離の 3 種類のパラメータを持ち実際の交通状態における車頭距離と速度の関係をよく表している⁵⁾。

吉田ら⁷⁾や林・瀬尾⁸⁾は車両別の速度車頭距離関係の区間別推定により、区間や車両が交通容量に及ぼす影響を同時に推定する手法を提案した。吉田ら⁷⁾は、Newell の速度車頭距離関係に基づき容量を分析した。一方で分割区間が大きく、区間による影響を詳細に分析するのは難しい。

林・瀬尾⁸⁾は、区間と車両が交通容量に及ぼす影響を詳細に分析した。具体的には、Greenshields の速度車頭距離関係⁵⁾に基づき車両異質性と区間異質性が交通容量に及ぼす影響を、定量的に比較可能な形で推定した。一方で、Greenshields の速度車頭距離関係は現実への適合性が低いという課題がある。

既存研究で、Newell の速度車頭距離関係に基づく詳細な分析がなされてこなかった理由の一つは、自由流状態と渋滞状態の 2 つの状態を持つためと考えられる⁸⁾。既存の推定の多くは交通状態の自由流状態・渋滞状態への内生的な分類が困難であるため、モデルを推定する前に分類を行う^{7),9)}。また、内生的

に交通状態を分類する交通容量推定手法¹⁰⁾では、渋滞状態の振る舞いを定めるパラメータを事前に決定するなど事前知識が必要である。

交通状態の分類は識別モデルの活用により内生的に達成できると思われる。識別モデルは、データに基づき状態への割当確率を求めるモデルである¹¹⁾。例えば、ロジスティクス回帰はデータを分類する識別モデルの一つである^{11),12)}。

階層構造を持つモデルでは、識別モデルと回帰を同時に行うモデルを容易に定式化できる。林・瀬尾⁸⁾で提案された階層ベイズを用いた、区間別かつ車両別の速度車頭距離関係の推定への識別モデルの組み込みにより、Newell の速度車頭距離関係に基づく合理的かつ詳細な交通容量推定が可能になると期待される。このような推定は、実用的な交通容量推定と、結果に基づく渋滞対策への貢献が期待される。また、推定結果を用いた交通予測はより現実を反映できると期待される。

本研究の目的は、Newell の速度車頭距離関係の区間別かつ車両別の推定である。そのために、速度車頭距離関係を、区間別かつ車両別に記述したベイズ統計モデルを作成する。そして、作成したモデルの変数を全車両軌跡データに基づき推定する。最後に、推定結果を用いて、区間と車両が及ぼす影響を評価する。

本論文は、以下の章から構成される。第1章では研究背景と研究目的を述べた。次に、第2章で今回構成するモデルを述べる。その後、第3章でモデル分析に使用するデータや条件を述べる。そして、第4章にてモデルの分析結果を示す。最後に、第5章で本研究の成果と今後の課題を述べる。

2. 区間別車両別速度車頭距離関係のモデル化

(1) 速度車頭距離関係

本研究では、運転挙動を表現するモデルとして速度車頭距離関係を用いる。速度車頭距離関係は、車両が定常状態での車頭距離と走行速度の関係を示す。今回は Newell の速度車頭距離関係⁶⁾を用いる。

Newell の速度車頭距離関係⁶⁾は車頭距離を s 、走行速度を v として、以下の式 (1) になる。ただし、自由流速度を u 、反応時間を τ 、停車時車頭距離を δ とする。

$$v = \begin{cases} u & \text{if } s - \delta - u\tau \geq 0 \\ \frac{s - \delta}{\tau} & \text{if } s - \delta - u\tau < 0 \end{cases} \quad (1)$$

このとき、走行速度が自由流速度に等しいときを自

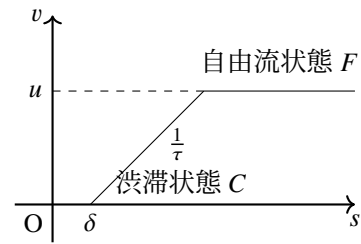


図-1 Newell の速度車頭距離関係の概形

由流状態、走行速度が自由流速度未満のときを渋滞状態とよび、それぞれ F と C と書く。この2つの状態の一方を簡単に述べるとき R を用いる。そして、Newell の速度車頭距離関係の概形は図-1 に示すとおりである。

今回は、式 (1) の自由流速度 u と反応時間を τ 、停車時車頭距離 δ を区間別かつ車両別に推定する。

(2) モデル定式化

a) 観測値の同時確率分布の定式化

自由流速度 u と反応時間 τ 、停車時車頭距離 δ が区間別車両別に異なるモデルを構築する。そのために、各パラメータを、ある平均的なパラメータと、区間が及ぼす影響と、車両が及ぼす影響に分解してモデル化する。つまり、区間や車両の影響を分離しながら同時に表現するモデルを構築する。

今回は、階層ベイズ¹²⁾を用いてモデルを定式化する。このとき、各影響は区間と車両によって異なるため、区間と車両それぞれを区別する必要がある。区別のために、車両が存在する区間を表す変数 j と、車両番号を表す変数 i を用いる。また、パラメータの添字として、区間別の影響は X を、車両別の影響は N を用いて表す。

本モデルは、車両番号 i 、区間番号 j が既知のもとでの、車頭距離 $s^{i,j,k}$ と現在速度 $v^{i,j,k}$ の同時確率分布 $P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k})$ として定式化される。このときの車頭距離 $s^{i,j,k}$ と現在速度 $v^{i,j,k}$ の関係を Newell の速度車頭距離関係を用いて表す。ただし、 k は車両番号 i 、区間番号 j を満たすデータが複数ある場合の通し番号である。異質性を考慮した Newell の速度車頭距離関係は式 (2) となる。

$$v^{i,j,k} = \begin{cases} u^{i,j} & \text{if } s^{i,j,k} - \delta^{i,j} - u^{i,j}\tau^{i,j} \geq 0 \\ \frac{s^{i,j,k} - \delta^{i,j}}{\tau^{i,j}} & \text{if } s^{i,j,k} - \delta^{i,j} - u^{i,j}\tau^{i,j} < 0 \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $u^{i,j}$ は区間 j かつ車両 i の区間別車両別自由流速度を、 $\tau^{i,j}$ は区間 j かつ車両 i の区間別車両別反応時間を、 $\delta^{i,j}$ は区間 j かつ車両 i の区間別車両別停車時車頭距離を表す。また、 $s^{i,j,k} - \delta^{i,j} - u^{i,j}\tau^{i,j} \geq 0$ が満たされるとき交通状態は F であり、 $s^{i,j,k} - \delta^{i,j} - u^{i,j}\tau^{i,j} < 0$

が満たされるとき交通状態は C である。

$P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k})$ は、式 (2) の $s^{i,j,k}$, $v^{i,j,k}$, $u^{i,j}$, $\tau^{i,j}$, $\delta^{i,j}$ の不確かさを考慮したものである。このとき、観測された $s^{i,j,k}$ と $v^{i,j,k}$ が式 (2) に従う場合、状態 F と C ごとに $s^{i,j,k}$ と $v^{i,j,k}$ の関係が変化する。そこで、状態 F と C のどちらか一方の状態 R に分類される確率と、状態 R での $s^{i,j,k}$ と $v^{i,j,k}$ が得られる確率を用いて、各データに対する尤度を表すと式 (3) になる。

$$P\left(s^{i,j,k}, v^{i,j,k}\right) = \sum_{R \in \{F, C\}} P\left(s^{i,j,k}, v^{i,j,k} | R\right) P\left(R | v^{i,j,k}\right) \quad (3)$$

ただし、 $P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k} | R)$ は状態 R で $s^{i,j,k}$ と $v^{i,j,k}$ の組が得られる確率を表し、 $P(R | v^{i,j,k})$ は $v^{i,j,k}$ が観測された際にその観測が状態 R に基づく確率を表す。

ここで、観測などの不確かさが正規分布に従うと仮定すると、式 (2) より状態が既知である $P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k} | F)$ と $P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k} | C)$ はそれぞれ式 (4) と式 (5) となる。

$$P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k} | F) = \frac{\exp\left(-\frac{(v^{i,j,k} - u^{i,j})^2}{2\sigma_F^2}\right)}{\sqrt{2\pi}\sigma_F} \quad (4)$$

$$P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k} | C) = \frac{\exp\left(-\frac{(s^{i,j,k} - v^{i,j,k} - \tau^{i,j} - \delta^{i,j})^2}{2\sigma_C^2}\right)}{\sqrt{2\pi}\sigma_C} \quad (5)$$

ただし、 σ_F と σ_C はそれぞれ自由流状態と渋滞状態での挙動や観測のノイズを表す。

また、速度に基づき状態が区別できるという事前の信念 $P(R | v^{i,j,k})$ を、ロジスティクス関数¹²⁾を用いて表す。ここで、事前の信念とは推定前に推定者が持つ知識を意味する¹²⁾。すると、自由流状態と渋滞状態である確率はそれぞれ式 (6) と (7) となる。

$$P(C | v^{i,j,k}) = \frac{1}{1 + e^{-a(v^{i,j,k} - b)}} \quad (6)$$

$$P(F | v^{i,j,k}) = 1 - P(C | v^{i,j,k}) \quad (7)$$

ただし、 a は状態に分類するときの確からしさを、 b は渋滞状態と自由流状態に分類するときの基準となる速度を表す。これにより、モデルは交通状態を内生的に分類できる。

a と b は状態に分類するためのパラメータである。状態を分類する基準速度は、車両や区間によらない平均的な自由流速度 \bar{u} をもとに決定できるとする。これは、走行速度の上限値が自由流速度になるという式 (1) に基づく。そこで、 b と \bar{u} の差分である b_0 を用いて b を定める。このとき、 a と b_0 が正規分布に従うとすると、事前分布は式 (8) から (10) になる。ここで $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ は平均が μ 、標準偏差が σ の正規分

布を表す。

$$a \sim \mathcal{N}(\check{\mu}_a, \check{\sigma}_a^2) \quad (8)$$

$$b_0 \sim \mathcal{N}(\check{\mu}_{b_0}, \check{\sigma}_{b_0}^2) \quad (9)$$

$$b = b_0 + \bar{u} \quad (10)$$

ただし、 $\check{\mu}_a$, $\check{\sigma}_a$, $\check{\mu}_{b_0}$, $\check{\sigma}_{b_0}$ は a と b_0 の事前分布のパラメータである。

σ_F と σ_C を負の値を取らないように、切断正規分布を用いて定式化する。すると、 σ_F と σ_C は式 (11) と (12) となる。このとき、 $\hat{N}(\mu, \sigma^2, \zeta, \xi)$ は平均が μ 、標準偏差が σ であるような正規分布に対して、 ζ 以上、 ξ 以下の値しか取らないように切断した分布である切断正規分布を表す。

$$\sigma_F \sim \hat{N}\left(\check{\mu}_{\sigma_F}, \check{\sigma}_{\sigma_F}^2, 0, \infty\right) \quad (11)$$

$$\sigma_C \sim \hat{N}\left(\check{\mu}_{\sigma_C}, \check{\sigma}_{\sigma_C}^2, 0, \infty\right) \quad (12)$$

ただし、 $\check{\mu}_{\sigma_F}$, $\check{\sigma}_{\sigma_F}$, $\check{\mu}_{\sigma_C}$, $\check{\sigma}_{\sigma_C}$ は σ_F と σ_C の事前分布のパラメータである。

b) 自由流速度の定式化

$u^{i,j}$ の定式化を表す。 $u^{i,j}$ を、平均的な自由流速度 \bar{u} と、区間 j の区間別の自由流速度変化量 Δu_X^j 、車両 i の車両別の自由流速度変化量 Δu_N^i の線形和として

$$u^{i,j} = \bar{u} + \Delta u_X^j + \Delta u_N^i \quad (13)$$

と表す。

第 1 項の \bar{u} はすべての車両と区間に対して均した平均的な自由流速度を表すパラメータである。さらに、 \bar{u} は不確かであり正規分布に従うとする。すると、 \bar{u} は式 (14) となる。

$$\bar{u} \sim \mathcal{N}\left(\check{\mu}_{\bar{u}}, \check{\sigma}_{\bar{u}}^2\right) \quad (14)$$

ここで、 $\check{\mu}_{\bar{u}}$ と $\check{\sigma}_{\bar{u}}$ は事前分布のパラメータである。

式 (13) の第 2 項の Δu_X^j は区間による自由流速度変化を表すパラメータである。このパラメータは、以下の正規化馬蹄分布を用いてモデル化する。

$$\Delta u_X^j \sim \mathcal{N}\left(0, \left(A_{\Delta u_X} \bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j\right)^2\right) \quad (15)$$

ここで、 $A_{\Delta u_X}$ は大域的縮小係数、 $\bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j$ は局所的縮小係数である。そして、ハミルトニアンモンテカルロ (Hamiltonian Monte Carlo: HMC) 法の計算を効率化するため、非中心化¹⁶⁾ と呼ばれる技法を適用すると式 (16) となる。

$$\Delta u_X^j = A_{\Delta u_X} \bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j e_{\Delta u_X}^j \quad (16)$$

ここで $e_{\Delta u_X}^j$ は各区間の自由流速度変化の大小の比で

ある。

このとき、 $A_{\Delta u_X}$ 、 $\bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j$ 、 $e_{\Delta u_X}^j$ の事前確率分布を示す。まず、 $A_{\Delta u_X}$ は正の実数である。馬蹄分布の定式化のために、 $A_{\Delta u_X}$ は半コーシー分布に従うとする。ここで、 $C^+(\beta)$ は形状係数が β の半コーシー分布を表す。すると、 $A_{\Delta u_X}$ は式 (17) となる。

$$A_{\Delta u_X} \sim C^+ \left(\left(\frac{S_{\Delta u_X}}{T_X - S_{\Delta u_X}} \frac{\sigma_F}{\sqrt[3]{D}} \right)^2 \right) \quad (17)$$

ここで、 T_X は区間数、 $S_{\Delta u_X}$ は推定者が区間別自由流速度補正量が 0 でないと思う区間数、 D は総データ数を表す。

次に、 $\bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j$ は正の実数である。 $\bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j$ を正規化馬蹄分布の局所的縮小係数として定式化する^{14), 15)}。事前分布のパラメータは正規化馬蹄分布の局所的縮小係数に与えられる典型的な値の一つである。このとき $\mathcal{G}^{-1}(\alpha, \beta)$ はスケールパラメータが α と β である逆ガンマ分布を表す。

$$\lambda_{\Delta u_X}^j \sim C^+(1) \quad (18)$$

$$q_{\Delta u_X}^2 \sim \mathcal{G}^{-1}(1, 1) \quad (19)$$

$$\bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j = \sqrt[2]{\frac{q_{\Delta u_X}^2 \lambda_{\Delta u_X}^j}{q_{\Delta u_X}^2 + A_{\Delta u_X}^2 \lambda_{\Delta u_X}^j}} \quad (20)$$

最後に、 $e_{\Delta u_X}^j$ は各区間の自由流速度変化の符号やその比率を表す。このとき、 $e_{\Delta u_X}^j$ は不確実であり正規分布に従うとする。すると、 $e_{\Delta u_X}^j$ は式 (21) となる。

$$e_{\Delta u_X}^j \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (21)$$

ここに、平均値 0 と分散 1 は非中心化のために与えた値である¹⁶⁾。

式 (13) の第 3 項の Δu_N^i は車両による自由流速度変化を表すパラメータである。 Δu_X^j と同様に、 Δu_N^i は大域的縮小係数 $A_{\Delta u_N}$ 、局所的縮小係数 $\bar{\lambda}_{\Delta u_N}^i$ 、各車両の自由流速度変化の大小の比 $e_{\Delta u_N}^i$ の積として

$$\Delta u_N^i = A_{\Delta u_N} \bar{\lambda}_{\Delta u_N}^i e_{\Delta u_N}^i \quad (22)$$

と表す。

このとき、 $A_{\Delta u_N}$ 、 $\bar{\lambda}_{\Delta u_N}^i$ 、 $e_{\Delta u_N}^i$ の事前確率分布を示す。まず、 $A_{\Delta u_N}$ は正の実数である。このとき $A_{\Delta u_X}$ と同様に、 $A_{\Delta u_N}$ は式 (23) となる。

$$A_{\Delta u_N} \sim C^+ \left(\left(\frac{S_{\Delta u_N}}{T_N - S_{\Delta u_N}} \frac{\sigma_F}{\sqrt[3]{D}} \right)^2 \right) \quad (23)$$

ここで、 T_N は車両数、 $S_{\Delta u_N}$ は推定者が車両別自由流速度補正量が 0 でないと思う車両数を表す。

次に、 $\bar{\lambda}_{\Delta u_N}^i$ は正の実数である。 $\bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j$ と同様に $\bar{\lambda}_{\Delta u_N}^i$ を定式化する。

$$\lambda_{\Delta u_N}^i \sim C^+(1) \quad (24)$$

$$q_{\Delta u_N}^2 \sim \mathcal{G}^{-1}(1, 1) \quad (25)$$

$$\bar{\lambda}_{\Delta u_N}^i = \sqrt[2]{\frac{q_{\Delta u_N}^2 \lambda_{\Delta u_N}^i}{q_{\Delta u_N}^2 + A_{\Delta u_N}^2 \lambda_{\Delta u_N}^i}} \quad (26)$$

最後に、 $e_{\Delta u_N}^i$ は各車両の自由流速度変化の符号やその比率を表す。 $e_{\Delta u_X}^j$ と同様に $e_{\Delta u_N}^i$ は式 (27) となる。

$$e_{\Delta u_N}^i \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (27)$$

c) 反応時間の定式化

$\tau^{i,j}$ の定式化を表す。 $\tau^{i,j}$ も、 $u^{i,j}$ と同様に定式化する。 $\tau^{i,j}$ を、平均的な反応時間 $\bar{\tau}$ 、区間 j の区間別の反応時間変化量 $\Delta \tau_X^j$ 、車両 i の車両別の反応時間変化量 $\Delta \tau_N^i$ の線形和として

$$\tau^{i,j} = \bar{\tau} + \Delta \tau_X^j + \Delta \tau_N^i \quad (28)$$

と表す。

第 1 項の $\bar{\tau}$ はすべての車両と区間に対して均した平均的な反応時間を表すパラメータである。 \bar{u} と同様に定式化すると、 $\bar{\tau}$ は式 (29) となる。

$$\bar{\tau} \sim \mathcal{N}(\bar{\mu}_{\bar{\tau}}, \bar{\sigma}_{\bar{\tau}}^2) \quad (29)$$

ここで、 $\bar{\mu}_{\bar{\tau}}$ と $\bar{\sigma}_{\bar{\tau}}$ は事前分布のパラメータである。

式 (28) の第 2 項の $\Delta \tau_X^j$ は区間による反応時間変化を表すパラメータである。さらに、 Δu_X^j と同様に $\Delta \tau_X^j$ は大域的縮小係数 $A_{\Delta \tau_X}$ 、局所的縮小係数 $\bar{\lambda}_{\Delta \tau_X}^j$ 、各区間の反応時間変化の大小の比 $e_{\Delta \tau_X}^j$ の積として

$$\Delta \tau_X^j = A_{\Delta \tau_X} \bar{\lambda}_{\Delta \tau_X}^j e_{\Delta \tau_X}^j \quad (30)$$

と表す。

このとき、 $A_{\Delta \tau_X}$ 、 $\bar{\lambda}_{\Delta \tau_X}^j$ 、 $e_{\Delta \tau_X}^j$ の事前確率分布を示す。まず、 $A_{\Delta \tau_X}$ は正の実数である。ここで $A_{\Delta u_X}$ と同様に定式化すると $A_{\Delta \tau_X}$ は式 (31) となる。

$$A_{\Delta \tau_X} \sim C^+ \left(\left(\frac{S_{\Delta \tau_X}}{T_X - S_{\Delta \tau_X}} \frac{\sigma_C}{\sqrt[3]{D}} \right)^2 \right) \quad (31)$$

ここで、 $S_{\Delta \tau_X}$ は推定者が区間別反応時間補正量が 0 でないと思う区間数を表す。

次に、 $\bar{\lambda}_{\Delta \tau_X}^j$ は正の実数である。ここで $\bar{\lambda}_{\Delta u_X}^j$ と同様に、 $\bar{\lambda}_{\Delta \tau_X}^j$ を定式化する。

$$\lambda_{\Delta \tau_X}^j \sim C^+(1) \quad (32)$$

$$q_{\Delta \tau_X}^2 \sim \mathcal{G}^{-1}(1, 1) \quad (33)$$

$$\bar{\lambda}_{\Delta\tau_X}^j = \sqrt[2]{\frac{q_{\Delta\tau_X}^2 \lambda_{\Delta\tau_X}^j}{q_{\Delta\tau_X}^2 + A_{\Delta\tau_X}^2 \lambda_{\Delta\tau_X}^j}} \quad (34)$$

最後に、 $e_{\Delta\tau_X}^j$ は各区間の反応時間変化の符号やその比率を表す。 $e_{\Delta u_X}^j$ と同様に定式化すると、 $e_{\Delta\tau_X}^j$ は式 (35) となる。

$$e_{\Delta\tau_X}^j \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (35)$$

式 (28) の第 3 項の $\Delta\tau_N^i$ は車両による反応時間変化を表すパラメータである。 Δu_N^i と同様に、 $\Delta\tau_N^i$ は大域的縮小係数 $A_{\Delta\tau_N}$ 、局所的縮小係数 $\bar{\lambda}_{\Delta\tau_N}^i$ 、各車両の反応時間変化の大小の比 $e_{\Delta\tau_N}^i$ の積として

$$\Delta\tau_N^i = A_{\Delta\tau_N} \bar{\lambda}_{\Delta\tau_N}^i e_{\Delta\tau_N}^i \quad (36)$$

と表す。

このとき、 $A_{\Delta\tau_N}$ 、 $\bar{\lambda}_{\Delta\tau_N}^i$ 、 $e_{\Delta\tau_N}^i$ の事前確率分布を示す。まず、 $A_{\Delta\tau_N}$ は正の実数である。このとき $A_{\Delta u_N}$ と同様に、 $A_{\Delta\tau_N}$ は式 (37) となる。

$$A_{\Delta\tau_N} \sim C^+ \left(\left(\frac{S_{\Delta\tau_N}}{T_N - S_{\Delta\tau_N}} \frac{\sigma_C}{\sqrt[3]{D}} \right)^2 \right) \quad (37)$$

ここで $S_{\Delta\tau_N}$ は推定者が車両別反応時間補正量が 0 でないと思う車両数を表す。

次に、 $\bar{\lambda}_{\Delta\tau_N}^i$ は正の実数である。 $\bar{\lambda}_{\Delta u_N}$ と同様に $\bar{\lambda}_{\Delta\tau_N}^i$ を定式化する。

$$\lambda_{\Delta\tau_N}^i \sim C^+(1) \quad (38)$$

$$q_{\Delta\tau_N}^2 \sim \mathcal{G}^{-1}(1, 1) \quad (39)$$

$$\bar{\lambda}_{\Delta\tau_N}^i = \sqrt[2]{\frac{q_{\Delta\tau_N}^2 \lambda_{\Delta\tau_N}^i}{q_{\Delta\tau_N}^2 + A_{\Delta\tau_N}^2 \lambda_{\Delta\tau_N}^i}} \quad (40)$$

最後に、 $e_{\Delta\tau_N}^i$ は各車両の反応時間変化の符号やその比率を表す。 $e_{\Delta u_N}^i$ と同様に $e_{\Delta\tau_N}^i$ は式 (41) となる。

$$e_{\Delta\tau_N}^i \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (41)$$

d) 停車時車頭距離の定式化

$\delta^{i,j}$ の定式化を表す。 $\delta^{i,j}$ も、 $u^{i,j}$ と同様に定式化する。 $\delta^{i,j}$ を、平均的な停車時車頭距離 $\bar{\delta}$ 、区間 j の区間別の停車時車頭距離変化量 $\Delta\delta_X^j$ 、車両 i の車両別の停車時車頭距離変化量 $\Delta\delta_N^i$ の線形和として

$$\delta^{i,j} = \bar{\delta} + \Delta\delta_X^j + \Delta\delta_N^i \quad (42)$$

と表す。

第 1 項の $\bar{\delta}$ はすべての車両と区間に対して均した平均的な停車時車頭距離を表すパラメータである。 \bar{u} と同様に定式化すると、 $\bar{\delta}$ は式 (43) となる。

$$\bar{\delta} \sim \mathcal{N}(\bar{\mu}_{\bar{\delta}}, \bar{\sigma}_{\bar{\delta}}^2) \quad (43)$$

ここで、 $\bar{\mu}_{\bar{\delta}}$ と $\bar{\sigma}_{\bar{\delta}}$ は事前分布のパラメータである。

式 (42) の第 2 項の $\Delta\delta_X^j$ は区間による停車時車頭距離変化を表すパラメータである。さらに、 Δu_X^j と同様に $\Delta\delta_X^j$ は大域的縮小係数 $A_{\Delta\delta_X}$ 、局所的縮小係数 $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_X}^j$ 、各区間の停車時車頭距離変化の大小の比 $e_{\Delta\delta_X}^j$ の積として

$$\Delta\delta_X^j = A_{\Delta\delta_X} \bar{\lambda}_{\Delta\delta_X}^j e_{\Delta\delta_X}^j \quad (44)$$

と表す。

このとき、 $A_{\Delta\delta_X}$ 、 $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_X}^j$ 、 $e_{\Delta\delta_X}^j$ の事前確率分布を示す。まず、 $A_{\Delta\delta_X}$ は正の実数である。ここで $A_{\Delta u_X}$ と同様に定式化すると $A_{\Delta\delta_X}$ は式 (45) となる。

$$A_{\Delta\delta_X} \sim C^+ \left(\left(\frac{S_{\Delta\delta_X}}{T_X - S_{\Delta\delta_X}} \frac{\sigma_C}{\sqrt[3]{D}} \right)^2 \right) \quad (45)$$

ここで $S_{\Delta\delta_X}$ は推定者が区間別停車時車頭距離補正量が 0 でないと思う区間数を表す。

次に、 $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_X}^j$ は正の実数である。ここで $\bar{\lambda}_{\Delta u_X}$ と同様に、 $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_X}^j$ を定式化する。

$$\lambda_{\Delta\delta_X}^j \sim C^+(1) \quad (46)$$

$$q_{\Delta\delta_X}^2 \sim \mathcal{G}^{-1}(1, 1) \quad (47)$$

$$\bar{\lambda}_{\Delta\delta_X}^j = \sqrt[2]{\frac{q_{\Delta\delta_X}^2 \lambda_{\Delta\delta_X}^j}{q_{\Delta\delta_X}^2 + A_{\Delta\delta_X}^2 \lambda_{\Delta\delta_X}^j}} \quad (48)$$

最後に、 $e_{\Delta\delta_X}^j$ は各区間の停車時車頭距離変化の符号やその比率を表す。 $e_{\Delta u_X}^j$ と同様に定式化すると、 $e_{\Delta\delta_X}^j$ は式 (49) となる。

$$e_{\Delta\delta_X}^j \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (49)$$

式 (42) の第 3 項の $\Delta\delta_N^i$ は車両による停車時車頭距離変化を表すパラメータである。 Δu_N^i と同様に、 $\Delta\delta_N^i$ は大域的縮小係数 $A_{\Delta\delta_N}$ 、局所的縮小係数 $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_N}^i$ 、各車両の停車時車頭距離変化の大小の比 $e_{\Delta\delta_N}^i$ の積として

$$\Delta\delta_N^i = A_{\Delta\delta_N} \bar{\lambda}_{\Delta\delta_N}^i e_{\Delta\delta_N}^i \quad (50)$$

と表す。

このとき、 $A_{\Delta\delta_N}$ 、 $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_N}^i$ 、 $e_{\Delta\delta_N}^i$ の事前確率分布を示す。まず、 $A_{\Delta\delta_N}$ は正の実数である。このとき $A_{\Delta u_N}$ と同様に、 $A_{\Delta\delta_N}$ は式 (51) となる。

$$A_{\Delta\delta_N} \sim C^+ \left(\left(\frac{S_{\Delta\delta_N}}{T_N - S_{\Delta\delta_N}} \frac{\sigma_C}{\sqrt[3]{D}} \right)^2 \right) \quad (51)$$

ここで $S_{\Delta\delta_N}$ は推定者が車両別停車時車頭距離補正

量が0でないと思う車両数を表す。

次に、 $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_N}^i$ は正の実数である。 $\bar{\lambda}_{\Delta u_N}^i$ と同様に $\bar{\lambda}_{\Delta\delta_N}^i$ を定式化する。

$$\lambda_{\Delta\delta_N}^i \sim C^+ (1) \quad (52)$$

$$q_{\Delta\delta_N}^2 \sim \mathcal{G}^{-1}(1, 1) \quad (53)$$

$$\bar{\lambda}_{\Delta\delta_N}^i = \sqrt[2]{\frac{q_{\Delta\delta_N}^2 \lambda_{\Delta\delta_N}^i}{q_{\Delta\delta_N}^2 + A_{\Delta\delta_N}^2 \lambda_{\Delta\delta_N}^i}} \quad (54)$$

最後に、 $e_{\Delta\delta_N}^i$ は各車両の停車時車頭距離変化の符号やその比率を表す。 $e_{\Delta u_N}^i$ と同様に $e_{\Delta\delta_N}^i$ は式 (55) となる。

$$e_{\Delta\delta_N}^i \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (55)$$

e) 本モデルの構造

そうすると、本モデルの構造は式 (3) から (14) と (16) から (55) に示す通りになる。また、各式の右辺は、事前分布を表す。以下では本モデルを提案モデルと呼ぶ。

提案モデルの階層構造のうち、確率分布、パラメータ、パラメータを構成する平均量と補正量を図示すると図-2となる。図-2では、補正量を構成する正規化馬蹄分布に関連する補助的なパラメータと観測の不確かさに関連するパラメータは省略してある。矢印は、各確率変数や確率間の階層構造を模式的に表している。このとき図-2で四角で囲われたものは式 (3) から (7) に相当する確率を表す。また、図-2で角丸四角で囲われたものは式 (8) から (10), (13), (14), (16), (22), (28) から (30), (36), (42) から (44), および (50) の確率変数に相当する。平均と補正量の前分布の変更により、パラメータの独立性を保ったままモデルの特性を変更できる。

事前分布の仮定として、式 (13), (28), および (42) に示す通り、各種類のパラメータ $u^{i,j}$, $\tau^{i,j}$, $\delta^{i,j}$ が平均的な値 \bar{u} , $\bar{\tau}$, $\bar{\delta}$ と区間異質性による補正量 Δu_X^j , $\Delta\tau_X^j$, $\Delta\delta_X^j$ と車両異質性による補正量 Δu_N^i , $\Delta\tau_N^i$, $\Delta\delta_N^i$ とに分解できるとしている。これにより、各異質性によるパラメータの変化を同時かつ分離可能な形で推定できる。

(3) 提案モデルの考察

a) 提案モデルの推定

提案モデルの推定は、その事後分布の計算である。事後分布は事前分布と尤度から計算される。事後分布から、各パラメータの確率分布を得られる。そのため、推定結果から各パラメータの不確かさを詳細に議論できる。また、推定されたパラメータの最良推定値は、計算された事後分布の期待値になる。

b) 提案モデルの長所

提案モデルの長所は、以下の2点である。1点目は区間と車両が速度車頭距離関係に及ぼす影響を分離可能な点である。林・瀬尾⁸⁾では推定の安定性向上のためにゼロ和制約により、パラメータの推定を安定化させた。これにより、特異的なデータにより、対応する補正量が変化するだけでなく、その他のパラメータの推定量にも影響を及ぼす。一方で、提案モデルでは各補正量は正規化馬蹄分布によってスパースな形で定式化し、推定を安定化させた。これにより、特異的なデータによる影響は、対応する補正量によって説明されるため、異なるパラメータに及ぼす影響が小さくなる。例えば、100台の車両に対する推定を考える。平均的な自由流速度が20m/sで、特定の車両に対してのみ車両別自由流速度補正量が-10m/sである場合を考える。この場合、林・瀬尾⁸⁾では、平均的な自由流速度が19.9m/sとなり、特定の車両の車両別自由流速度補正量が-9.9m/s、その他の車両の車両別自由流速度補正量は0.1m/sとなる。つまり、特異的な1台の車両により平均的な自由流速度と車両異質性に誤差が生じた。一方で、提案モデルでは補正量をスパースに推定するため、平均的な自由流速度が20m/sで、特定の車両に対してのみ車両別自由流速度補正量が-10m/s、その他の車両の車両別自由流速度補正量が0m/sになる。このように、提案モデルは林・瀬尾⁸⁾のモデルに比べて、推定されたパラメータの他のパラメータによる誤差がより小さいと期待できる。

2点目は、逐次推定が可能な点である。提案モデルは、ベイズモデルであるため、容易に逐次推定できる¹²⁾。例えば、事後分布を事前分布にするようなモデルの推定により、同じ区間を走行した新しい車両のパラメータ補正量や、既知の車両が走行した新しい区間のパラメータ補正量を容易に推定できる。また、既知の車両が同一区間を追加に走行したデータから、推定精度を向上させられる。

c) 提案モデルの短所

提案モデルの短所は、モデル推定の計算コストが高い点である。これは、パラメータ数が多い点に起因する。また、データ数の少ない車両や区間では、パラメータの推定が適切に行えない。ただし、パラメータの不確かさがそこまで重要でない場合は最大事後確率推定や変分推論¹¹⁾により計算コストを削減できる。

その他の短所として、系列データ¹¹⁾がもつ連続性を考慮していない点がある。区間は連続的に分布するため、 Δu_X^j , $\Delta\tau_X^j$, $\Delta\delta_X^j$ は連続的に変化する可能性がある。同様に、同一車両の交通状態も時間的に連

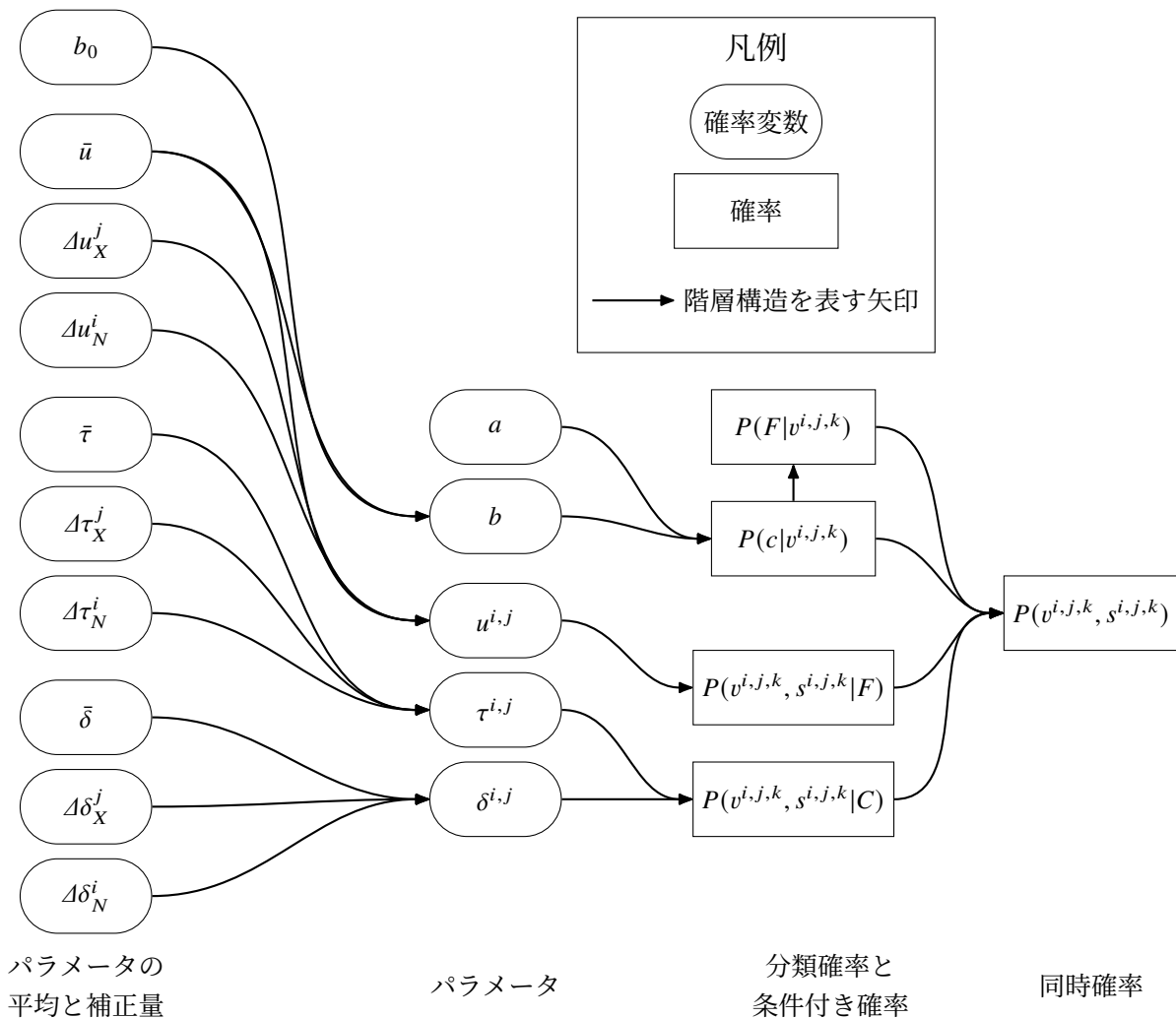


図-2 提案モデルの一部の構造を表す模式図

続するため、交通状態は連続する可能性がある。そのため、連続性の考慮は推定精度向上に寄与するかもしれない。ただし、実現象にて Δu_X^j , $\Delta \tau_X^j$, $\Delta \delta_X^j$ が連続的に変化している場合、提案モデルはその連続的な変化をデータから推定できる。また、交通状態の連続的な変化は実際に観測される $s^{i,j,k}$ と $v^{i,j,k}$ の連続的な変化と関連するため、運転状態の連続的な変化はデータから推定できる。

3. 分析準備

本章では分析のために必要なデータの事前処理と、ハイパーパラメータの決定方法、また推定手法とそのパラメータを述べる。

(1) 使用データ

本節では全車両軌跡データから、提案モデルの検証の際に使用する速度車頭距離データを計算する。

a) 全車両軌跡データ

第2.(2)節で示したモデルを検証するための実データの詳細を述べる。使用するデータセットは阪神高速道路株式会社が提供する Zen Traffic Data (ZTD)¹⁷⁾ である。ZTD は画像センシングによって得られた全車両軌跡データである。対象時間内に対象区間内を走行する全車両の走行軌跡が 0.1 s 単位で記録されている。

ZTD に含まれるデータのうち、阪神高速 13 号東大阪線（奈良方面）森之宮合流付近の 2500 m から 3500 m 地点までを使用する。本区間の路線線形を図-3 に示す。今回は、推定の簡略化のために走行車線のみを走行した車両データのみを使用する。追越車線を経験した車両がなければ、車線変更に伴う加減速などの運転挙動をもつ車両に基づくデータが取り除かれる。このようなデータは定常状態とは異なるため不適切である。そして、本区間を 20 m ごとに 50 区間に分割した。

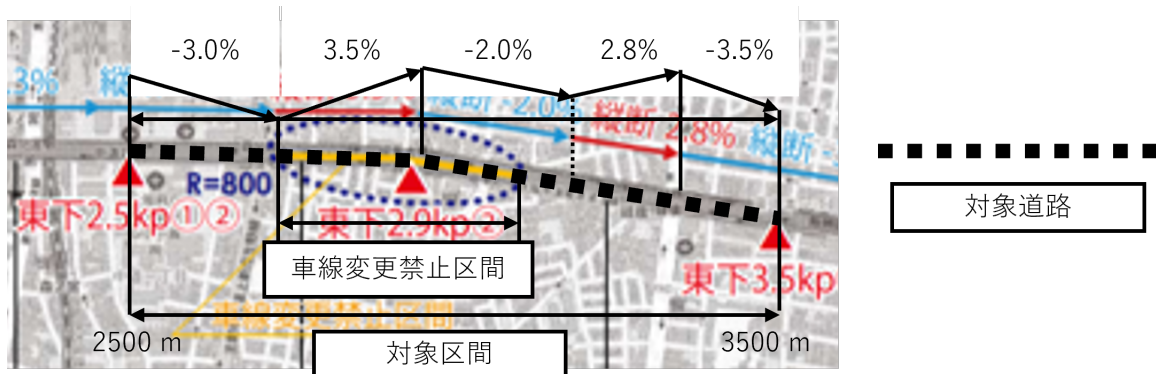


図-3 阪神高速13号東大阪線(奈良方面)森之宮合流付近の路線形状 ZTDより改変¹⁷⁾

b) 定常判定

式(1)によって表現できる速度車頭距離関係は、定常状態に限定される。そのため、パラメータ推定のためにあるデータが定常状態であるか否かを判定する必要がある^{5),7),8),10),19)}。しかし、完全な定常状態の観測は理論上のものであり実際には存在しないため、“ほぼ定常”状態を判定する。今回は、林・瀬尾⁸⁾を参考に速度と車頭距離の変動係数をもとにほぼ定常状態か判断する。時刻 t (s)で車両番号 i の速度の変動係数 $\theta_v^{i,t}$ と車頭距離の変動係数 $\theta_s^{i,t}$ は式(56)と(57)で定義される。ただし、車両番号 i の時刻 t (s)から前後2s間の平均速度を $\bar{\mu}_v^{i,t}$ (m/s)、平均車頭距離を $\bar{\mu}_s^{i,t}$ (m)、車両番号 i の時刻 t (s)から前後2s間の速度の標本標準偏差を $\sigma_v^{i,t}$ (m/s)、車頭距離の標本標準偏差を $\sigma_s^{i,t}$ (m)とする。

$$\theta_v^{i,t} = \frac{\sigma_v^{i,t}}{\bar{\mu}_v^{i,t}} \quad (56)$$

$$\theta_s^{i,t} = \frac{\sigma_s^{i,t}}{\bar{\mu}_s^{i,t}} \quad (57)$$

今回は $\theta_v^{i,t}$ と $\theta_s^{i,t}$ がともに0.3未満のデータのみを使用する。

c) データクリーニング

速度車頭距離関係の性質と適合するデータを以下の基準に基づき抽出する。速度車頭距離関係がもつ性質は以下の2つである。

1つ目は合理的な車両では速度車頭距離関係の全てのパラメータが正という性質である⁵⁾。速度車頭距離関係車両ごとに最小二乗法を用いてNewellの速度車頭距離関係を推定し、推定されたパラメータがすべて正である車両を選択する。

2つ目は式(1)の元で車頭距離と速度には正の相関があるという性質である。車頭距離と速度の相関係数が正になる車両のデータを選択する。

d) データの選択

提案モデルは第2.(2)節で示したように、車両1台

ごとにパラメータを推定する。そのため、車両数が多いとパラメータ数が多く推定が困難である。

今回は40車両分のデータを用いる。林・瀬尾⁸⁾を参考に、可能な限り車頭距離が0mから10mずつ10階級分のデータ数が等しくなるように、車両を選択した。

選択された車両奇跡と対象区間の走行車線を走行した車両の速さの分布を図-4に示す。図-4の背景色は走行車線を走行した車両の観測された速さが示されている。図-4の線1つ1つが車両の走行軌跡を意味する。近接する車両を区別するため、近接する車両は異なる色の線で示している。横軸は、観測時刻を表す。また、縦軸は位置である。

そして、選択されたデータの速度車頭距離データを図-5に示す。横軸は車頭距離を意味し、縦軸は走行する速度を意味する。また、グリッド上の色はその領域でのデータ数を意味する。グリッドの色が明るいほどデータ数が多い。以上のデータを元に、変数を推定する。

(2) モデルの事前分布の決定

第2.(2)節に示したように、提案モデルには20個のハイパーパラメータ $\check{\mu}_a, \check{\sigma}_a, \check{\mu}_{b_0}, \check{\sigma}_{b_0}, \check{\mu}_u, \check{\sigma}_u, \check{\mu}_\tau, \check{\sigma}_\tau, \check{\mu}_\delta, \check{\sigma}_\delta, \check{\mu}_{\sigma_F}, \check{\sigma}_{\sigma_F}, \check{\mu}_{\sigma_c}, \check{\sigma}_{\sigma_c}, S_{\Delta u_N}, S_{\Delta \tau_N}, S_{\Delta \delta_N}, S_{\Delta u_X}, S_{\Delta \tau_X}, S_{\Delta \delta_X}$ がある。このパラメータを、事前に決定する。

まず、平均的なパラメータ、状態を区別するためのパラメータ、ノイズの事前分布を定めるためのハイパーパラメータが必要である。これらのハイパーパラメータを決定するために、補正量を考慮しないモデルを推定し、得られた事後分布を利用する。

このとき補正量を考慮しないモデルの事前分布は式(58)から(69)と定式化した。ただし、補正量を考慮しないモデルの事前分布のパラメータは、一般的な速度車頭距離関係の値⁵⁾を元に決定した。

まず、平均的な自由流速度 \bar{u} 、平均的な反応時間

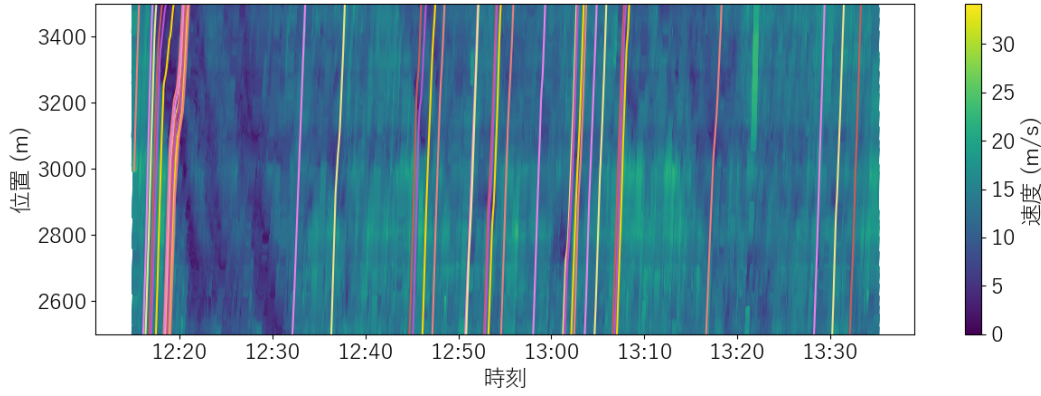


図-4 速度分布と選択された車両軌跡

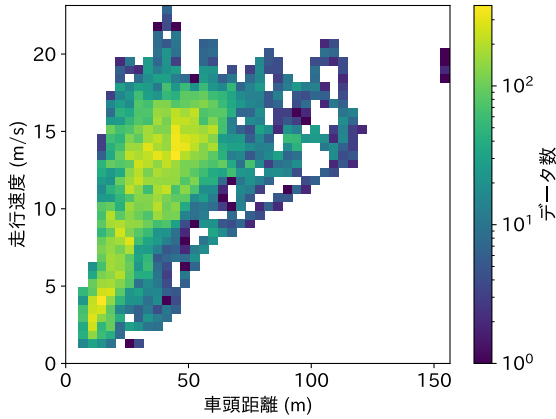


図-5 観測された車頭距離速度データ

$\bar{\tau}$, 平均的な停車時車頭距離 $\bar{\delta}$ を, 式 (58) から (60) と定式化した.

$$\bar{u} \sim \hat{N}(18, 5^2, 0, \infty) \quad (58)$$

$$\bar{\tau} \sim \hat{N}(2, 1^2, 0, \infty) \quad (59)$$

$$\bar{\delta} \sim \hat{N}(8, 3^2, 0, \infty) \quad (60)$$

このとき, 物理的な妥当性の観点から, \bar{u} , $\bar{\tau}$, $\bar{\delta}$ の値域を制限した.

また, 自由流状態のノイズ σ_F と渋滞状態のノイズ σ_c を式 (61) と (62) と定式化した.

$$\sigma_F \sim C^+(10) \quad (61)$$

$$\sigma_c \sim C^+(10) \quad (62)$$

このとき, 分散パラメータの好ましい事前分布として知られる半コーシー分布を用いて不確かさの事前分布を定めた¹⁸⁾. また, 事前分布のパラメータとして使用した 10 は十分大きな値として選んだもので意味はない.

他に, 状態 R の分類に関わるパラメータの \bar{a} , \bar{b}_0 , \bar{b} は式 (63) から (65) と定式化した.

$$\bar{a} \sim \hat{N}(0, 2^2, -\infty, 0) \quad (63)$$

$$\bar{b}_0 \sim \mathcal{N}(0, 5^2) \quad (64)$$

$$\bar{b} = \bar{b}_0 + \bar{u} \quad (65)$$

このとき, 走行速度が大きいほど自由流状態であるという事前の信念を反映し, \bar{a} の値域を負に制限した.

その結果, 走行状態の分類と尤度は式 (66) から (69) になる.

$$P(F|v^{i,j,k}) = \frac{1}{1 + e^{-\bar{a}(v^{i,j,k} - \bar{b})}} \quad (66)$$

$$P(c|v^{i,j,k}) = 1 - P(F|v^{i,j,k}) \quad (67)$$

$$P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k}|F) = \frac{\exp\left(-\frac{(v^{i,j,k} - \bar{u})^2}{2\sigma_F^2}\right)}{\sqrt{2\pi}\sigma_F} \quad (68)$$

$$P(s^{i,j,k}, v^{i,j,k}|c) = \frac{\exp\left(-\frac{(s^{i,j,k} - v^{i,j,k} \bar{\tau} - \bar{\delta})^2}{2\sigma_c^2}\right)}{\sqrt{2\pi}\sigma_c} \quad (69)$$

この事前分布に基づくモデルを, 選択されたデータに対して推定を行った. そして, \bar{u} , $\bar{\tau}$, $\bar{\delta}$, σ_F , σ_c , \bar{a} , \bar{b}_0 , σ_F , σ_c の事後分布の平均と標準偏差をそれぞれ, $\hat{\mu}_{\bar{u}}$, $\hat{\sigma}_{\bar{u}}$, $\hat{\mu}_{\bar{\tau}}$, $\hat{\sigma}_{\bar{\tau}}$, $\hat{\mu}_{\bar{\delta}}$, $\hat{\sigma}_{\bar{\delta}}$, $\hat{\mu}_{\bar{a}}$, $\hat{\sigma}_{\bar{a}}$, $\hat{\mu}_{\bar{b}_0}$, $\hat{\sigma}_{\bar{b}_0}$, $\hat{\mu}_{\sigma_F}$, $\hat{\sigma}_{\sigma_F}$, $\hat{\mu}_{\sigma_c}$, $\hat{\sigma}_{\sigma_c}$, という提案モデルの事前分布を定めるハイパーパラメータにした.

次にパラメータの補正量に対して, 有効だと思われるパラメータ数である $S_{\Delta u_N}$, $S_{\Delta \tau_N}$, $S_{\Delta \delta_N}$, $S_{\Delta u_X}$, $S_{\Delta \tau_X}$, $S_{\Delta \delta_X}$ を事前に決める必要がある. 今回は各パラメータの 3 割が有効であるとし, $T_N = 40$, $T_X = 50$ のとき, $S_{\Delta u_N} = S_{\Delta \tau_N} = S_{\Delta \delta_N} = 12$, $S_{\Delta u_X} = S_{\Delta \tau_X} = S_{\Delta \delta_X} = 15$ とした. ここでの 3 割の数字には根拠はなく, 推定者の事前の信念が反映される.

(3) ハミルトニアンモンテカルロ法の計算条件

モデル推定に HMC 法に基づいた No-U-Turn Sampler (NUTS)¹³⁾ を用いた. 今回は chain 数が 60 とし, chain 1 つあたり Tune 数とサンプル数をどちらも 10,000 として計算を行った.

4. 分析

(1) 分析の方針

第3章で示した条件のもと提案モデルを推定した。その後、推定によって得られた結果を分析した。この際に、分析は以下の2つを目的にした。

a) ハミルトニアンモンテカルロ法の収束確認

今回パラメータの推定にHMC法を用いた。そのため、モデル推定の収束確認が必要である¹²⁾。Gelman-Rubin 統計量 (\hat{R})^{20),21)} と、有効サンプルサイズ (effective sample size :ESS)²²⁾ の2つを用いて検証する。

b) パラメータ推定値と解釈

パラメータの区間別車両別分布を比較し、そのパラメータが得られた理由を考察する。また、得られた区間別パラメータの分布を、**図-3**と比較して、区間の特性が運転挙動に与える影響を考察する。

(2) 分析結果

a) 収束の確認

すべてのパラメータで \hat{R} が 1.1 未満であり、推定は収束したと判断できる¹²⁾。そのため、期待値には一定の信頼がおけると考えられる。

一方で、ESS は、一部のパラメータで 10,000 を下回り、推定された事後分布の正確性が低いと判断できる¹²⁾。ESS が低い場合、事後分布の最高密度区間 (the Highest Density Interval :HDI) の推定精度に問題がある。ESS が 10,000 を下回ったパラメータは 114 個存在し、その多くは馬蹄分布の補助的なパラメータであった。これらの ESS のうちで最小値は $\bar{\lambda}_{\Delta u_N}^{12}$ の 3,608 である。

しかし、主要な考察対象である、平均的なパラメータや、区間および車両による自由流速度、反応時間の各パラメータの変化量については、すべてが 10,000 を上回り正確であると判断できる。また、停車時車頭距離の補正量では ESS が 10,000 を下回るパラメータは 11 個存在するが、その最小値は $\Delta \delta_N^6$ の 7,160 であり、10,000 を著しく下回るわけではない。Kruschke¹²⁾ の場合では、ESS が 2,500 のときに推定された HDI が真の HDI と等しい確率は、約 99.7% であった。

したがって、推定された HDI には一定の不確かさが含まれるが、パラメータの平均的な傾向やその分布の解釈には十分な信頼性が確保されていると考えられる。

b) 平均的な速度車頭距離関係

図-6 に実測値推定された平均的な速度車頭距離関係を示す。**図-6** の横軸は車頭距離 (m)、縦軸は走行速度 (m/s) である。また、線が提案モデルの平均的な速度車頭距離関係を表す。また、二次元ヒストグラ

ムは実際の観測データの観測数を表す。このとき、平均的な自由流速度 \bar{u} は 13.74 m/s、平均的な反応時間 $\bar{\tau}$ は 1.80 s、停車時車頭距離 $\bar{\delta}$ は 9.8 m である。

c) 区間別の変化量分布

区間別の変化量である Δu_X^i , $\Delta \tau_X^i$, $\Delta \delta_X^i$ の分布を**図-7**に示す。ここで、x 及び y 状のマークはパラメータの期待値を意味する。また、エラーバーは 94% HDI を意味する。94% HDI は、94% の確率で真値を含む区間である。

d) 車両別の変化量分布

車両別の変化量である Δu_N^j , $\Delta \tau_N^j$, $\Delta \delta_N^j$ の分布を**図-8**に示す。ここで、x および y 状のマークはパラメータの期待値を意味する。また、エラーバーは 94% HDI を意味する。

e) 推定された交通容量の分布

式 (1) で示した Newell の速度車頭距離関係の式変形により、区間別かつ車両別の交通容量 $Q^{i,j}$ が導出できる。交通容量は $Q^{i,j} = u^{i,j} / (u^{i,j} \tau^{i,j} + \delta^{i,j})$ である。このように導出される区間別車両別交通容量 $Q^{i,j}$ は、ある車両 i に対して、「その区間 j を走行する車両が全てその車両 i と同じ性質を持っていたときの、区間 j の交通容量」と解釈できる。

提案モデルで推定された区間別車両別の交通容量分布を**図-9**に示す。**図-9**の横軸は地点 (m) である。地点は**図-3**と対応する。縦軸は、車両番号を意味する。また、色は対応する区間と車両での交通容量 (veh/h) の値を表す。このとき、灰色は平均的な速度車頭距離のときの交通容量である 1432 veh/h を意味する。

f) 実際の区間別車両別速度車頭距離関係の推定例

実際に推定された区間別かつ車両別速度車頭距離関係の推定例を**図-10**と**図-11**に示す。このとき、**図-10**には、**図-7**よりパラメータが大きく変化してい

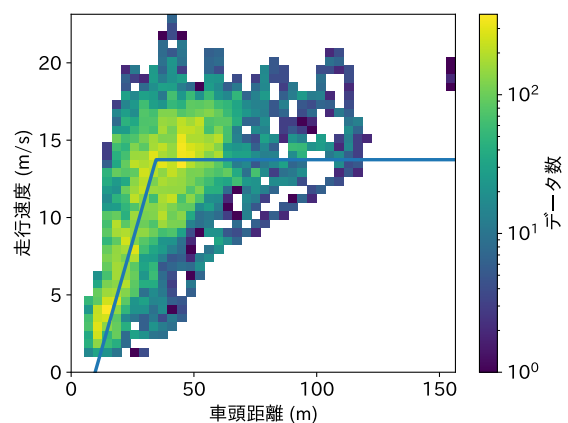
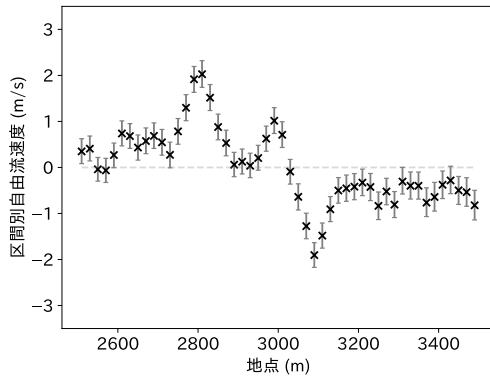
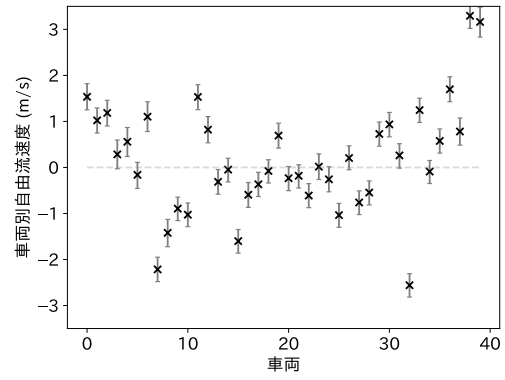


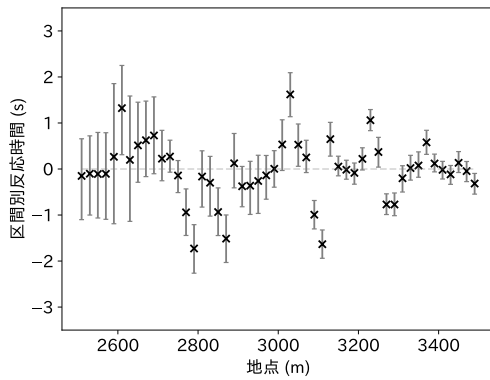
図-6 実測値と提案モデルの平均的な速度車頭距離関係



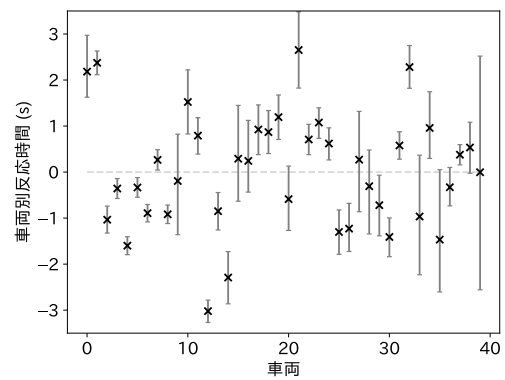
(a) 区間別自由流速度変化量 Δu_X^i の分布



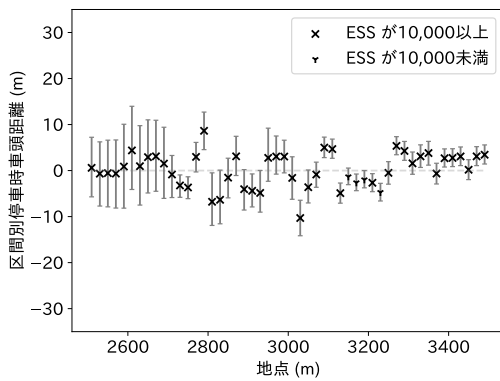
(a) 車両別自由流速度変化量 Δu_N^j の分布



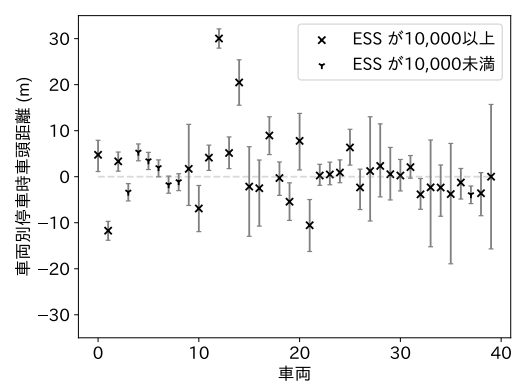
(b) 区間別反応時間変化量 $\Delta \tau_X^i$ の分布



(b) 車両別反応時間変化量 $\Delta \tau_N^j$ の分布



(c) 区間別停車時車頭距離変化量 $\Delta \delta_X^i$ の分布



(c) 車両別停車時車頭距離変化量 $\Delta \delta_N^j$ の分布

図-7 区間別の推定パラメータ変化量分布

図-8 車両別の推定パラメータ変化量分布

る 2800 m 付近の速度車頭距離関係を示した。また、11 には、図-3 よりサグである 3100 m 付近の速度車頭距離関係を示した。このとき、横軸は車頭距離を表し、縦軸は走行速度を表している。また、各線の色は車両番号を表している。ただし、負のパラメータが推定された車両は除いた。

(3) 考察

a) 区間別自由流速度変化の原因

区間別の自由流速度変化は道路の特性に基づく

考えられる。例えば、図-7a より 3100 m 付近での自由流速度低下区間は図-3 のサグ部分に相当している。また、2800 m 付近から 3000 m 付近に渡る自由流速度増加区間は図-3 の車線変更禁止区間に対応する。しかし、車線変更禁止区間であっても 2900 m 付近で周辺より自由流速度の低下傾向がある。図-3 より、2900 m 付近はちょうどカーブする地点であるため、カーブにより車線変更禁止区間による影響が小さくなっているとわかる。

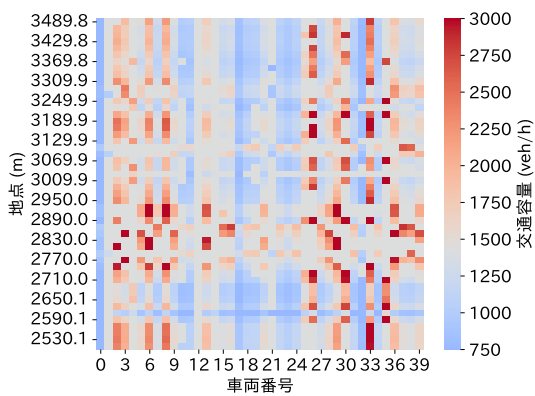


図-9 区間別車両別の交通容量の分布

b) 区間別反応時間変化の原因

区間別の反応時間変化は道路の特性に基づくと考えられる。図-7aより、車線変更禁止区間と通常区間の切り替わりの2800m付近や、サグである3100m付近のような道路の状態が大きく変わる点で反応時間の変化が大きい。反応時間は交通状態、今回の場合は前方車両との車頭距離、の変化に対しての応答性を意味する⁵⁾。車線変更禁止区間開始地点である2800m付近やサグである3100m付近は、道路状況の変化に対応するために車両は注意を払う必要があり反応時間が減少していると考えられる。一方で車線変更禁止区間終了地点の3000m付近では、車線変更のために前方車両以外へ注意が行きやすいため前方車両との車頭距離変化に鈍感になり反応時間が増加したと考えられる。また、同様のサグであっても2600m付近では反応時間が増加している。このことから、サグごとに渋滞しやすさの違い²³⁾に関連している可能性がある。

c) 区間別停車時車頭距離変化の原因

区間別の停車時車頭距離変化は道路の特性に基づくと考えられる。例えば、図-3の2800m付近等の上り坂に相当する部分では停車時車頭距離が短く、3400m付近の下り坂では停車時車頭距離が長い傾向が見られる。これは、定常状態において上り坂では前方車両の速度低下により車頭距離が減少し、下り坂では前方車両の速度増加による車頭距離の増加を表すと思われる。

d) 自由流速度変化に対する区間と車両の影響

図-7aと図-8aより、車両による自由流速度に対する影響と区間による影響は同程度の大きさである。ここで、車両別の自由流速度変化は車両の希望する最高速度の違いを意味すると考えられる。同様に、区間別の自由流速度変化はその区間の運転のしやすさや区間の物理的な影響を表現していると思われる。

実際に図-10を見ると、2800m付近で自由流速度が増加した様子が実際の速度車頭距離関係からもわかる。図-11より、3100m付近のサグでの自由流速度の減少による速度車頭距離関係の変化がわかる。

e) 反応時間変化に対する区間と車両の影響

図-7bと図-8bより、反応時間に対する区間と車両の影響は同程度である。そのため、この結果から車両の応答性は車両の特性と道路の特性の両方から影響を受けると考えられる。ここで、車両別の反応時間変化は平均的な道路に対する各車両がもつ固有の応答性の傾向を表すと考えられる。同様に、区間別の反応時間変化はその区間での様々な車両の平均的な応答性の傾向を表すと考えられる。図-10を見ると、図-10cと図-10dのように反応時間変化による実際の速度車頭距離関係の変化がわかる。

f) 停車時車頭距離変化に対する区間と車両の影響

図-7cと図-8cより、車両による停車時車頭距離に対する影響は区間による影響よりも大きい。これは、停車時車頭距離は車両固有の安全意識の影響が強いためだと考えられる。その一方で図-7cのように区間による停車時車頭距離変化も観測された。これは、勾配による車頭距離の変化のような自然な車頭距離変化を表していると思われる。

g) 交通容量変化に対する区間と車両の影響

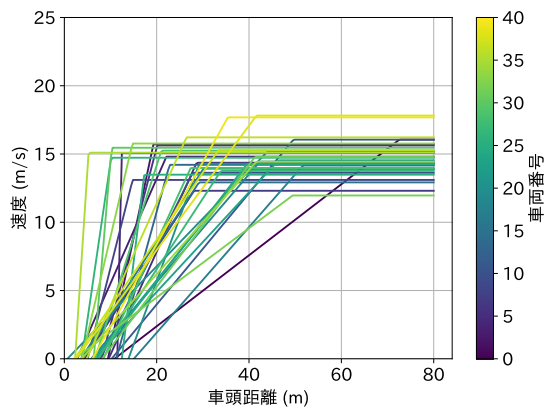
図-9は、交通容量が区間と車両の両方によって大きく変動することを示している。例えば2800m付近の車線変更禁止区間付近で交通容量が大きい。一方で、車両番号0や32などのように区間にあまり依存せずに交通容量が小さい車両や、車両番号6や26などのように交通容量が大きい車両が存在する。

区間別の交通容量は、特定の区間の交通容量を意味する。つまり、図-9を図-3と図-7と比較により渋滞しやすさに関わる区間特性がわかる。

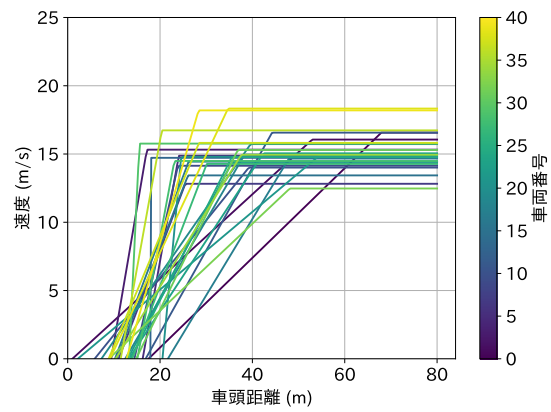
交通容量が大きい区間では、自由流速度が大きく、反応時間が短く、停車時車頭距離が小さい。これらは、その区間の運転のしやすさに関連すると考えられる。このことから、走行に集中しやすい環境の整備により渋滞が緩和する可能性がある。

車両別の交通容量は、すべての走行する車両の運転挙動がその車両に等しいときの交通容量を意味する。つまり、図-9を図-8と比較することで、車両別交通容量と車両の運転挙動の関係が推測できる。車両番号32など、車両別交通容量の小さい車両は自由流速度が低いでなく、反応時間が大きく、停車時車頭距離が大きいとわかる。そのため、運転挙動の改善、例えば注意喚起による反応時間低下、が渋滞対策に効果的な可能性がある。

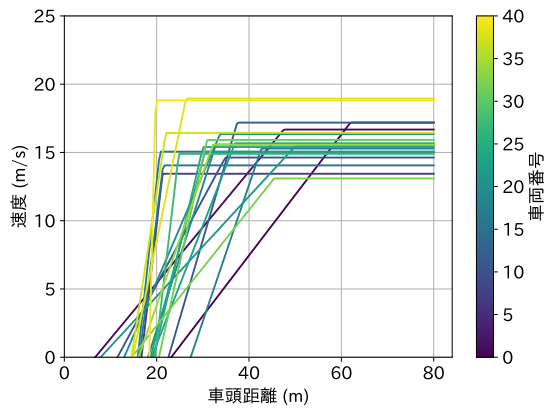
交通容量 Q の定義式 $Q = u / (u\tau + \delta)$ に基づき、各パ



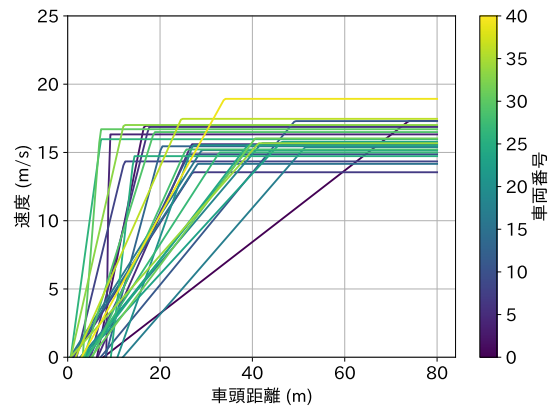
(a) 2750 m 付近の車両別速度車頭距離関係



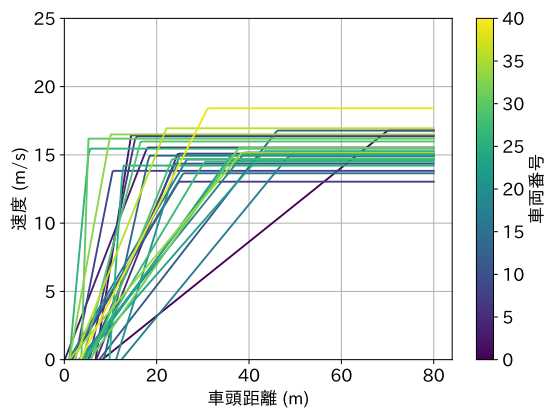
(b) 2770 m 付近の車両別速度車頭距離関係



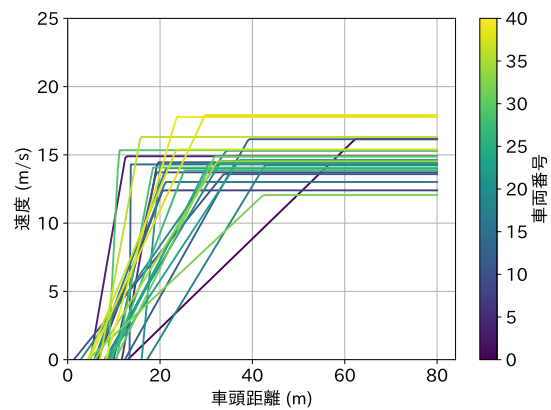
(c) 2790 m 付近の車両別速度車頭距離関係



(d) 2810 m 付近の車両別速度車頭距離関係



(e) 2830 m 付近の車両別速度車頭距離関係

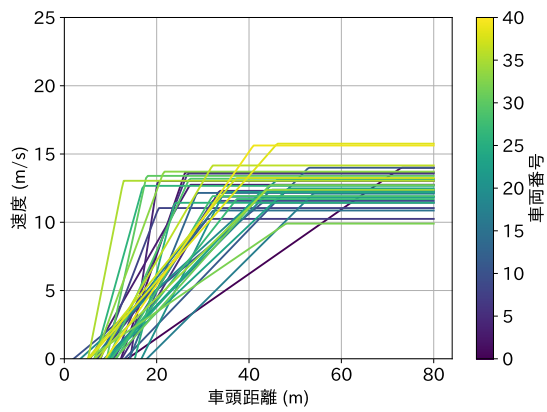


(f) 2850 m 付近の車両別速度車頭距離関係

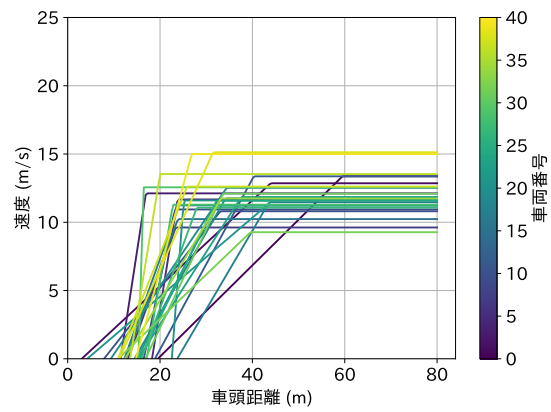
図-10 2800 m 地点付近の車両別速度車頭距離関係

ラメータに対する感度分析を行い、交通容量の推定のための各パラメータの重要性を定量的に評価する。感度は各パラメータに関する偏微分で評価できる。偏微分を用いて、図-7と図-8に基づき異質性ごとに各パラメータによる交通容量変化量の大きさを計算する。計算された交通容量の変化量の大きさを小さい順に並べたときの94パーセンタイルの値を表-1に示す。これは、外れ値による影響を避けるためである。

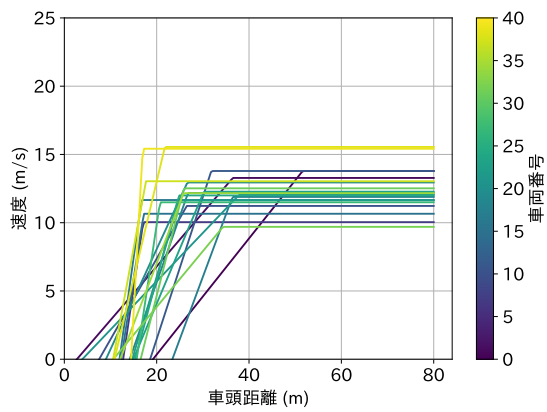
表-1より、自由流速度の異質性による交通容量変化の大きさは反応時間や停車時車頭距離の異質性による交通容量変化の大きさに比べ小さいとわかる。したがって、図-9で観測された交通容量変化は、主に反応時間と停車時車頭距離の変化に起因すると考えられる。この2つは、渋滞状態に関連するパラメータであるため、追従時の振る舞いが交通容量に関わると考えられる。ここから、渋滞対策には反応時間と停車時車頭距離が重要である。



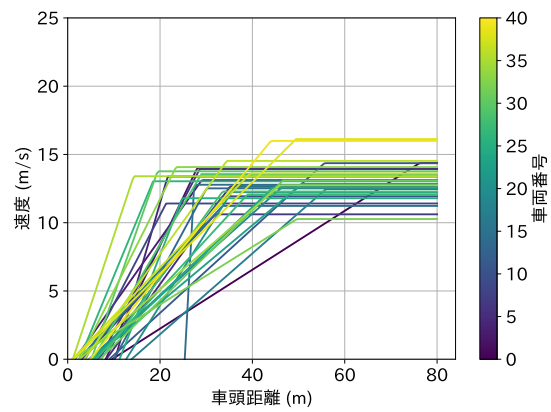
(a) 3070 m 付近の車両別速度車頭距離関係



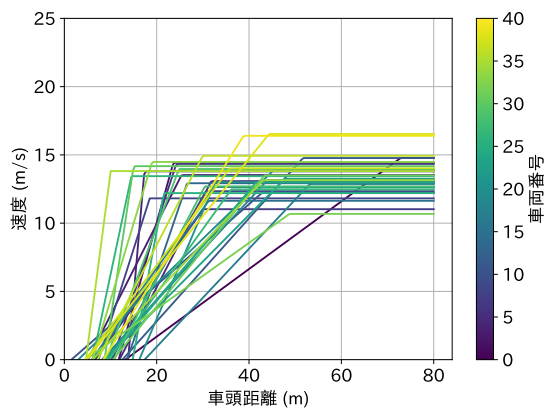
(b) 3090 m 付近の車両別速度車頭距離関係



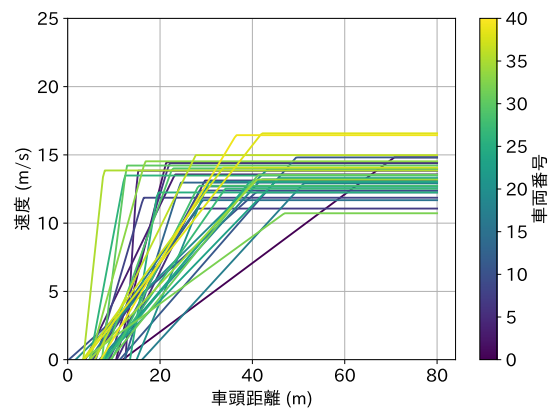
(c) 3110 m 付近の車両別速度車頭距離関係



(d) 3130 m 付近の車両別速度車頭距離関係



(e) 3150 m 付近の車両別速度車頭距離関係



(f) 3170 m 付近の車両別速度車頭距離関係

図-11 3100 m 地点付近の車両別速度車頭距離関係

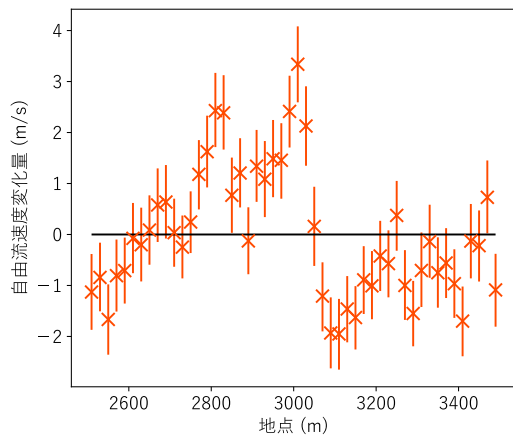
表-1 各異質性による交通容量変化量の大きさ

	区間異質性	車両異質性
自由流速度による変化 (veh/h)	51	76
反応時間による変化 (veh/h)	896	1361
停車時車頭距離による変化 (veh/h)	273	504

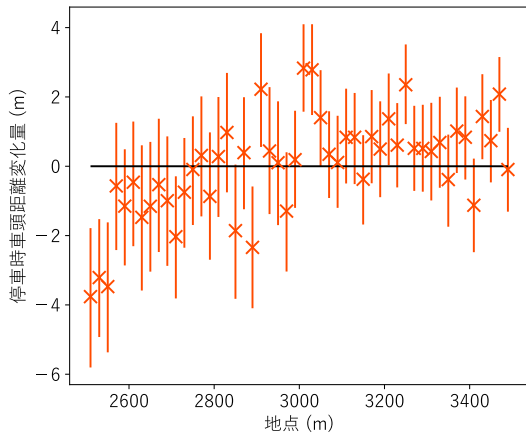
h) 林・瀬尾⁸⁾ との比較

林・瀬尾⁸⁾ は、本論文と同様の現象を Greenshields の速度車頭距離関係を用いて分析している。そこで、

本研究と林・瀬尾⁸⁾ で得られた区間別パラメータ変化量の比較を行う。このとき、林・瀬尾⁸⁾ で得られた区間別パラメータである自由流速度と停車時車頭



(a) 区間別自由流速度変化量 Δu_X^i の分布 (出典: 林・瀬尾⁸⁾)

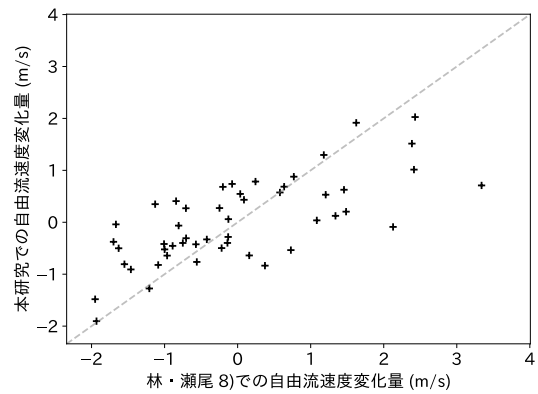


(b) 区間別停車時車頭距離変化量 $\Delta \delta_X^i$ の分布 (出典: 林・瀬尾⁸⁾)

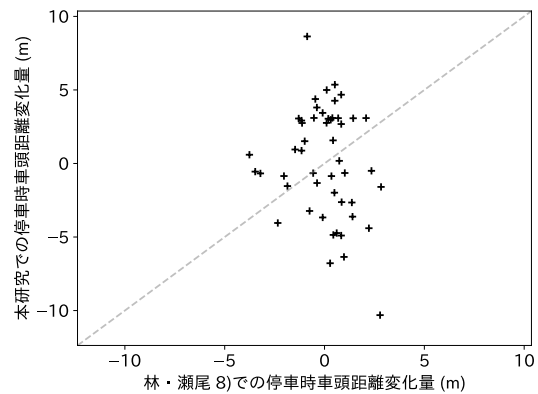
図-12 Greenshields の速度車頭距離関係の推定結果

距離の区間別変化量を図-12に示す。ただし、誤差範囲は96%最高密度区間を意味する。また、同一区間に対して本研究と林・瀬尾⁸⁾で得られた区間別パラメータの散布図を図-13に示す。図-13にて点線で書かれた直線は、原点を通る傾きが1の直線を表す。

図-7a, 図-12a, および図-13aから、推定された自由流速度の区間別変化量を比較する。ここから、区間別の自由流速度変化量の符号やピークの位置は、同様に推定できている。実際に相関係数は0.71と大きい。一方で、ピークの高さには違いがある。具体的には図-12aでは3000m付近の正方向のピークの高さは約3m/sだが、図-7aでは正方向のピークの高さは約1m/sである。この変化の原因としては、この地点で短い車頭距離で速度の高い車両の存在によって考えられる。Greenshieldsの速度車頭距離関係は反応時間というパラメータを持たない。そのため、車頭距離の短い領域であっても高い走行速度を実現するには自由流速度を高くする必要がある。これが図-12a



(a) 区間別自由流速度変化量 Δu_X^i の比較 (出典: 林・瀬尾⁸⁾)



(b) 区間別停車時車頭距離変化量 $\Delta \delta_X^i$ の比較 (出典: 林・瀬尾⁸⁾)

図-13 速度車頭距離関係ごとの推定結果の散布図

と図-7aが3000m付近での自由流速度補正量のピークが異なる原因と考えられる。

図-7c, 図-12b, および図-13bから、推定された停車時車頭距離の区間別変化量を比較する。ここから、異なる区間別の停車時車頭距離変化量が推定されたとわかる。実際に相関係数は-0.20と大きくない。原因は、それぞれのモデルが異なる速度車頭距離関係に基づくためと考えられる。この2つの速度車頭距離関係の大きな違いは反応時間パラメータの有無により、追従状態の詳細さが異なるためと考えられる。

以上のことから、林・瀬尾⁸⁾に比べ本論文では追従状態での運転挙動をより詳細に分析できた。その結果、自由流状態のパラメータである自由流速度のパラメータに対して追従状態でのノイズが低減されたと考えられる。

5. おわりに

(1) 本研究の成果

本研究は、交通容量などの交通流の性質が定まる要因の解明を念頭に置き、Newell の速度車頭距離関係を区間と車両両方の影響を考慮するモデルを構築し、推定した。具体的には、まず、Newell の速度車頭距離関係⁶⁾ を区間別車両別に表現するモデルを階層ベイズを用いて提案した。そして、提案モデルを実際の車両軌跡データを用いて推定し、その結果を解釈し、区間や車両が運転挙動に与える影響を検証した。

その結果、自由流速度と反応時間、停車時車頭距離を、区間と車両が及ぼす影響を分離して推定できた。例えば、特定区間では多くの車両の自由流速度が大きくなる傾向があり、同時に車両ごとの傾向もある、といったことを定量的に推定できた。このように、自由流速度は区間や車両の影響を強く受けるとわかった。同様に、反応時間も区間や車両の影響を強く受けるとわかった。逆に停車時車頭距離は区間による変化は小さく、車両による影響が強いとわかった。

(2) 今後の課題

a) 適切な区間分けの選択

提案モデルは特定の長さごとに区間分けをしている。しかし、区間分けは道路の構造や、運転者の反応を含めて行う必要がある^{19),24)}。つまり、提案モデルの区間分けは不十分である。ベイズ変化点検出モデル²⁶⁾ の利用により適切な区間分けが達成できる。ただし、モデルの複雑化によりモデル推定時間が増加し現実的には難しい。

b) 推定結果を活用したマクロ交通流モデル

既存のマクロ交通流モデルには、区間または車両の異質性を考慮できるもの^{5),25)} も提案されている。しかし、区間と車両の異質性をともに考慮可能なマクロ交通流モデルは著者の知る限り少ない^{5),25)}。そのため、車両と区間の異質性を考慮可能なマクロ交通流モデルの構築により、提案モデルの活用の幅が広がると期待される。

また、提案モデルは、速度車頭距離関係のパラメータが取りうる値の確率分布を推定する。そのため、確率的なマクロ交通流モデルの構築により、推定の不確かさや現実の不確実性を考慮した予測も可能になるかもしれない。

c) 交通状態分類

現在、式(6)と(7)のとおり、平均的な速度車頭距離関係のパラメータを用いて交通状態を分類してい

る。しかし、車両や区間ごとに実際の交通状態を分類する基準速度が異なると思われる。また、特定の車両にとって、同一区間であれば連続するデータに関連性があるため分類される交通状態には関連がある。そのため、交通状態の分類に用いる識別モデルの発展により、より詳細な分析も可能と期待される。あるいは、生成モデルに基づくクラス分類によっても精度が向上する可能性がある。その一方で、これらの手法はモデルの複雑性を向上させるため、現実には計算は困難と考えられる。

謝辞：本研究では阪神高速道路に全車両軌跡データ Zen Traffic Data をご提供いただいた。モデル推定にあたり、東京科学大学のスーパーコンピュータ TSUBAME4.0 を利用した。本研究の一部は JSPS 科研費 24K01003 および 23K26218 の助成を受けた。

REFERENCES

- 1) Ryuji Yoshizawa, Yasuhiro Shiomi, Nobuhiro Uno, Katsuhiko Iida, and Masao Yamaguchi. : Analysis of car-following behavior on sag and curve sections at intercity expressways with driving simulator., *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, Vol. 10, pp. 56-65, 2012
- 2) 越正毅, 桑原雅夫, 赤羽弘和. 高速道路のトンネル, サグにおける渋滞現象に関する研究: 土木学会論文集, Vol. 1993, No. 458, pp. 65-71, 1993. [Masaki Koshi, Masao Kuwahara, Hirokazu Akahane: A STUDY ON CONGESTION PHENOMENA AT TUNNELS AND SAGS ON MOTORWAYS, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Volume 1993, Issue 458, Pages 65-71, 1993]
- 3) 和田 健太郎, 邢 健, 大口 敬. 高速道路サグ・トンネル部における渋滞発生後捌け交通量の低下メカニズム, 交通工学論文集, 8 巻, 3 号, pp. 1-10, 2022 [Kentaro Wada, Jian Xing, Takashi Oguchi, On the Mechanism of Capacity Drop at Freeway Sag and Tunnel Bottlenecks, JSTE Journal of Traffic Engineering, Volume 8, Issue 3, Pages 1-10, 2022]
- 4) 邢健, 越正毅. 高速道路のサグにおける渋滞現象と車両追従挙動の研究. 土木学会論文集, Vol. 1995, No. 506, pp. 45-55, 1995. [Jian Xing, Masaki Koshi: A STUDY ON THE BOTTLENECK PHENOMENA AND CAR-FOLLOWING BEHAVIOUR ON SAGS OF MOTORWAYS, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Volume 1995, Issue 506, Pages 45-55, 1995]
- 5) 瀬尾亨: マクロ交通流シミュレーション: 数学的基礎理論と Python による実装, コロナ社, 2023. [Seo Toru: Macroscopic Traffic Flow Simulation: Fundamental Mathematical Theory and Python Implementation. Corona Publishing Co., Ltd., 2023]
- 6) G.F. Newell: A simplified car-following theory: a lower order model, Vol. 36, pp. 195-205, 2002
- 7) 吉田光太郎, 中西航, 朝倉康夫: Newell 型モデルのパラメータ推定による時間帯別の車両追従挙動分析. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 76, No. 5, pp. I 1253-I 1261, 2021. [Yoshida Kotaro, Nakanishi Wataru, and

- Asakura Yasuo: Analysis of car-following behavior in different time zones by estimating the parameters of Newell's model, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management)*, Vol. 76, No. 5, pp. I.1253-I.1261, 2021.]
- 8) 林和磨, 瀬尾亨: 速度車頭距離関係の階層ベイズを用いた区間別車両別推定. *土木学会論文集*, Vol. 80, No. 20 [Hayashi Kazuma, Seo Toru: Vehicle and Section-dependent Speed-spacing Relation Estimation using Hierarchical Bayesian Model. *Journal of Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 80, No. 20]
 - 9) Jeffrey Taylor, Xuesong Zhou, Nagui M. Rouphail, and Richard J. Porter: Method for investigating intradriver heterogeneity using vehicle trajectory data: A Dynamic Time Warping approach. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 73, pp. 59-80, 2015.
 - 10) Toru Seo, Yutaka Kawasaki, Takahiko Kusakabe, and Yasuo Asakura: Fundamental diagram estimation by using trajectories of probe vehicles, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 122, pp. 40-56, 2019
 - 11) C.M.Bishop (元田浩, 栗田多喜夫, 樋口知之, 松本裕治, 村田昇訳): *パターン認識と機械学習 (下)*, 丸善出版株式会社, 2021. [C.M.Bishop (Translated by Hiroshi Motoda, Takio Kurita, Tomoyuki Higuchi, Yuji Matsumoto, and Noboru Murata): *Pattern Recognition and Machine Learning*, Maruzen Publishing Co., Ltd. 2021]
 - 12) John K. Kruschke (前田和寛, 小杉考司訳): *ベイズ統計モデリング: R,JAGS, Stan によるチュートリアル 原著第2版*, 共立出版, 2017. [John K. Kruschke (Translated by Kazuhiro Maeda, Koji Kosugi): *Doing Bayesian Data Analysis: A Tutorial with R, JAGS, and Stan*, Kyoritsu Shuppan CO., LTD., 2017]
 - 13) Matthew D. Homan and Andrew Gelman: The No-U-Turn Sampler: Adaptively Setting Path Lengths in Hamiltonian Monte Carlo. *J. Mach. Learn. Res.*, Vol. 15, No. 1, pp. 1593-1623, Jan 2014.
 - 14) Juho Piironen and Aki Vehtari: Sparsity information and regularization in the horseshoe and other shrinkage priors, *Electronic Journal of Statistics*, Vol. 11, No. 2, pp. 5018 - 5051, 2017.
 - 15) Carlos M. Carvalho, Nicholas G. Polson, and James G. Scott: Handling sparsity via the horseshoe. In David van Dyk and Max Welling, editors, *Proceedings of the Twelfth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, Vol. 5 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pp. 73-80, Hilton Clearwater Beach Resort, Clearwater Beach, 16-18, 2009.
 - 16) Michael Betancourt and Mark Girolami: Hamiltonian Monte Carlo for hierarchical models. *Current trends in Bayesian methodology with applications*, Vol. 79, No. 30, pp. 2-4, 2015.
 - 17) 阪神高速道路株式会社: Zen Traffic Data, <https://zen-traffic-data.net>, Accessed on 12/01/2023.[Hanshin Expressway Company: Zen Traffic Data, <https://zen-traffic-data.net>, Accessed on 12/01/2023]
 - 18) Andrew Gelman: Prior distributions for variance parameters in hierarchical models (comment on article by Browne and Draper), *Bayesian Analysis*, Vol.1, pp. 515-534, 2006.
 - 19) 中西航: 全車両軌跡データとスパースモデリングによる区間別 fundamental diagram の推定. *土木学会論文集 D3 (土木計画学)*, Vol. 78, No. 1, pp. 24-33, 2022. [Nakanishi Wataru: Sparse modelling for location dependent fundamental diagram with complete vehicle trajectory dataset, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management)*, Vol. 78, No. 1, pp. 24-33, 2022.]
 - 20) Andrew Gelman and Donald B. Rubin: Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences. *Statistical Science*, Vol. 7, No. 4, pp. 457-472, 1992.
 - 21) Stephen P. Brooks and Andrew Gelman: General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 7, No. 4, pp. 434-455, 1998.
 - 22) Robert E. Kass, Bradley P. Carlin, Andrew Gelman, and Radford M. Neal: Markov Chain Monte Carlo in Practice: A Roundtable Discussion. *The American Statistician*, Vol. 52, No. 2, pp. 93-100, 1998.
 - 23) 大口敬: 高速道路サグにおける渋滞の発生と道路線形との関係. *土木学会論文集*, Vol. 1995, No. 524, pp. 69-78, 1995. [Takashi Oguchi: RELATIONSHIP BETWEEN TRAFFIC CONGESTION PHENOMENA AND ROAD ALIGNMENTS AT SAG SECTIONS ON MOTORWAYS, *Journal of Japan Society of Civil Engineers*, Volume 1995, Issue 524, Pages 69-78,1995]
 - 24) 小田紘生, 瀬尾亨, 中西航: コネクティッドカーデータとスパースモデリングに基づく区間別流率密度関係の推定. *交通工学研究発表会論文集*, Vol. 43, pp. 513 - 520, 2023. [Oda Koki, Seo Toru, and Nakanishi Wataru: Estimation of location-dependent fundamental diagram based on connected vehicle data and sparse modeling, *Proceedings of the 43rd Conference of Japan Society of Traffic Engineers*, Tokyo, pp. 513-520, 2023.]
 - 25) Yanyan Qin, and Hao Wang: Cell transmission model for mixed traffic flow with connected and autonomous vehicles. *Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems* 145.5 (2019): 04019014., 2019
 - 26) Abril-Pla O, Andreani V, Carroll C, Dong L, Fannesbeck CJ, Kochurov M, Kumar R, Lao J, Luhmann CC, Martin OA, Os-thege M, Vieira R, Wiecki T, Zinkov R.: *PyMC: A Modern and Comprehensive Probabilistic Programming Framework in Python*, 2023

(Received ??? ?? 202?)

(Accepted ??? ?? 202?)

Vehicle and Section-dependent Newell's Speed-spacing Relation Estimation

Kazuma HAYAHSI and Toru SEO

This study aims to estimate Newell's speed-spacing relation for sections and vehicles, thereby clarifying the factors that determine the characteristics of traffic flow, like traffic capacity. It proposed a hierarchical Bayesian model to express Newell's speed-spacing relation, accounting for section and vehicle effects. Newell's speed-spacing relation is a well-established model characterized by three key parameters: free-flow speed, reaction time, and jam spacing. However, it is difficult to estimate because it comprises two states: free-flow and following. The proposed model incorporates a state-classification mechanism based on a logistics function, which enables estimating Newell's speed-spacing relation. We estimated this model using actual vehicle trajectory data, interpreted the results, and quantified the effects of sections and vehicles on traffic flow. The result showed that this model distinguished the effects of vehicles and sections in the parameters.