

移動体観測を用いた多車線多クラス交通流の モデル変数推定

瀬尾 亨¹・朝倉 康夫²

¹正会員 東京工業大学研究員 環境・社会理工学院 (〒 152-8552 目黒区大岡山 2-12-1-M1-20)
E-mail: t.seo@plan.cv.titech.ac.jp

²正会員 東京工業大学教授 環境・社会理工学院 (〒 152-8552 目黒区大岡山 2-12-1-M1-20)
E-mail: asakura@plan.cv.titech.ac.jp

実際の交通流は多くの場合、複数の車線からなる路線を互いに異なる複数のクラスの車両が走行する流れである(ここで、クラスとは走行挙動が同一の車両の集合を意味する)。しかし、現在広く用いられているマクロ交通流モデルは単一車線単一クラスを前提としているため、実際の交通流に適用した際にいくつかの問題を生じる。例えば、渋滞時や織り込み区間での容量低下といった実現象の表現が難しい。さらに、近年利用可能性の高まっている非集計の移動体観測データの取扱いが本質的に困難である。このような問題に対処するため、マクロな多車線多クラス(MLMC)交通流モデルがいくつか提案されているものの、その応用は少ない。そのため本稿では、まず、マクロな MLMC 交通流モデルについて既往研究を整理する。そして、移動体観測のみを用いた特定の MLMC 交通流モデルの変数を推定する方法を提案し、その応用可能性を議論する。

Key Words: traffic flow theory, kinematic wave theory, lane-changing, moving bottleneck, probe vehicle

1. はじめに

Kinematic Wave 理論に代表されるマクロ交通流モデルは、単純なモデルであっても交通流の基本的な現象(例:明確なボトルネックを原因とする渋滞の伝播)を良く表現できるため、様々な目的に広く用いられている。一方で、マクロ交通流モデルは多くの場合単一車線上の単一クラスからなる交通流を前提としており、そのようなモデルでは実際の多車線(ML: multi-lane)多クラス(MC: multi-class)交通流の複雑な現象の表現に限界がある^{1)~4)}。また、近年利用可能性の高まっている非集計交通データや移動体観測データ(例:プローブ車両軌跡⁵⁾、Wi-Fi/Bluetooth⁶⁾、画像解析⁷⁾)は交通流のミクロな MLMC 性を強く反映しているため、通常の単一車線単一クラス交通流モデルに基づくデータの活用(例:交通状態推定⁸⁾)の際に本質的な問題が生じうる。例えば、通常の交通流モデルでは MC に起因するプローブデータのサンプリングバイアスや、ML に起因する非集計データ中の追越し現象の取扱いが困難である。

本稿の目的は、非集計の移動体観測データの取扱いを精緻化するため、マクロな MLMC 交通流モデルに基づく当該データの活用法を示すことである。そのために、第2章にて、マクロな MLMC 交通流モデルの既往研究を整理する。次に、第3章にて、MLMC 交通流モデルのパラメータを移動体観測を用いて決定する理論

的手法を提案する。

2. 既往研究の整理

(1) 単一車線単一クラスのマクロ交通流モデル

単一車線道路を単一クラスの車両が走行する交通流の挙動は、Lighthill-Whitham-Richards (LWR) モデル^{9), 10)}(Kinematic Wave 理論とも呼ばれる)を用いて記述される場合が多い。これは時刻 t 位置 x における密度を $k(t, x)$ 、同じく流率を $q(t, x)$ 、流率密度関係(FD: fundamental diagram)を $Q(\cdot)$ とおくと、保存則と均衡仮定 $q = Q(k)$ を用いて

$$\partial_t k + \partial_x Q(k) = 0 \quad (1)$$

と定式化される。本モデルの長所として、モデルが簡潔でありながら交通流の基本的な現象(例:渋滞の伝播)を良く表現できる点や、効率的かつ精度の良い解法が知られている点がある。

さらに、LWR モデルはある種のミクロモデルと等価であるということが知られている。すなわち、式(1)はミクロな車頭距離 s と速度 v の関係式 $v = V(s)$ に基づく追従モデルから導出できる^{11), 12)1)}。これは、車両・運

¹ 式(1)は車両 n の時刻 t における位置 $X(t, n)$ を用いて $\partial_t X = V(-\partial_x X)$ と変形できる (V は Q を適当に変換した関数である)。ここで、 $\partial_t X(t, n)$ は位置の時間に対する変化率すなわち速度 $v(t, n)$ を意味しており、 $-\partial_x X(t, n)$ は同様に車頭距離 $s(t, n)$ を意味しているため、本式は $v = V(s)$ と変形できる。これは車頭距離-速度関係に他ならない。実際、Newell¹¹⁾ は LWR

転者のミクロな行動原理からマクロな現象を演繹的に説明できることを意味している。例えば、自由走行速度は希望走行速度、交通容量は反応時間と希望走行速度と最小車頭距離、渋滞密度は最小車頭距離からそれぞれ説明できる。また、このミクロ的基礎づけは、非合理的なモデル挙動（例：負の速度）が生じにくいことにつながるため、良い特徴であるといえる¹³⁾。以上の理論の詳細については和田ら¹⁴⁾の第1~4章を参照されたい。

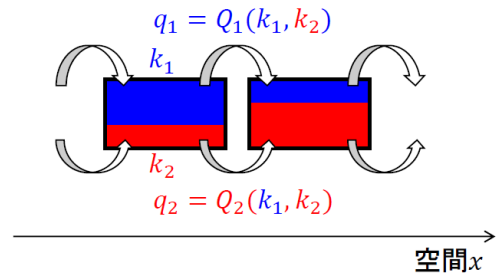


図-1: 純マクロアプローチの模式図

(2) マクロな ML/MC 交通流モデル

本節では、第2(1)節で述べたマクロ交通流モデルの拡張としてのマクロな ML/MC 交通流モデルについて既往研究を整理する。用語として、ML とは車線が複数あること、クラスとは同じ挙動の車両の集合、MC とは車両のクラスが複数あることと定義する。

交通現象をどの程度巨視的にとらえるかに応じ、既往研究を大きく4つに分類する。1つ目は純マクロアプローチであり、ML を暗に考慮した MC モデルの構築に用いられる。2つ目は車線を離散化したアプローチであり、主に ML モデルや MC を暗に考慮した ML モデルの構築に用いられる。3つ目はミクロモデルに基づくアプローチであり、主に MLMC モデルの構築に用いられる。以上3種は、いずれも LWR モデルの拡張という意味でマクロな交通流モデルである。4つ目は高次モデルに基づくアプローチであり、上記3種とは若干異なる性質を持っている。

a) 純マクロアプローチ

本アプローチでは、 M 個のクラスからなる交通流を考え、以下のクラス毎の保存則と FD により交通流を記述する：

$$\partial_t k_m + \partial_x Q_m(k_1, \dots, k_m, \dots, k_M) = 0, \quad \forall m \quad (2)$$

ここに、 k_m はクラス m の車両密度、 $Q_m(\cdot)$ はクラス m の車両が従うクラス固有 FD である。クラス間の相互作用は $Q_m(\cdot)$ によって表現される。解法は、時間・空間を離散化した差分法（例：cell transmission model¹⁵⁾の亜種）を用いることが多い。図-1に2クラスの場合の本アプローチの模式図を示す。

長所として、モデルの構造が比較的単純であり、扱い易い点が挙げられる。

短所としては、車線が考慮されていない点がある。また、クラス間の相互作用についてのミクロ的基礎づけに乏しいことが多い。これは、クラス固有 FD のモデル化が難しいことを意味している。観測されたマクロデータに基づき統計的に推定するにしても、 Q_1, \dots, Q_M は $M \times M$ の多次元マッピングであり、一般に推定が

と等価な単純追従モデルを導出している。

難しい。

本アプローチには、クラス間の相互作用を $Q_m(\cdot)$ を用いて表現する方法に応じ、様々なモデルが提案されている¹⁶⁾⁻²¹⁾。特別な例を挙げると、Jin¹⁹⁾はクラスを単一とする一方、multi-commodity 交通流における車線変更による効率性低下をミクロな基礎づけに基づきモデル化しており、簡潔かつ説明力の高いモデルを提案している。Wageningen-Kessels et al.²⁰⁾は車両軌跡を考慮するために Lagrange 座標系に基づくモデルを定式化している。Qian et al.²¹⁾は具体的な $Q_m(\cdot)$ のキャリブレーション法を提案している。これら既往研究に関する詳細については Qian et al.²¹⁾の第2節を参照されたい。

b) 車線を離散化したアプローチ

本アプローチでは、車線を離散化して路線を仮想的なネットワークとみなす。例えば、車線 i 毎（場合によってはクラス毎にも）に保存則

$$\partial_t k_i + \partial_x Q_i(k_i) = \sum_{j \neq i} (\Phi_{ji} - \Phi_{ij}), \quad \forall i, j \quad (3)$$

を立てる。ここに、 k_i は車線 i の密度、 Q_i は車線 i の FD、 Φ_{ij} は車線 i から j への車線変更流率を意味する。解法は、基本的に時間・空間を離散化した差分法を用いることが多い。図-2に2車線の場合の本アプローチの模式図を示す。

長所として、車線を明示的に考慮している点がある。また、車線変更の可否と動機を直接モデル化するため、ミクロな基礎づけが明確であり、車線制御との親和性も高いといえる。

短所としては、クラス概念が希薄な点がある。すなわち、クラス毎に使用可能な車線が異なる現象はモデル化されている²²⁾ものの、クラス毎に車両挙動が異なる現象はモデル化されていない。

本アプローチには、主に車線変更の動機・ルールを Φ_{ij} を用いて表現する方法に応じ、様々なモデルが提案されている^{3), 22)-25)}。Daganzo et al.²²⁾は high occupancy vehicle lane のある道路の交通流をモデル化している。その際、空間離散化に基づく合理的な数値解法（IT principle と呼ばれる）を提案している。Laval

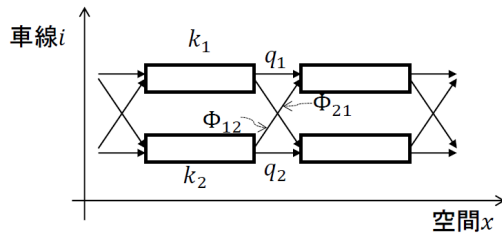
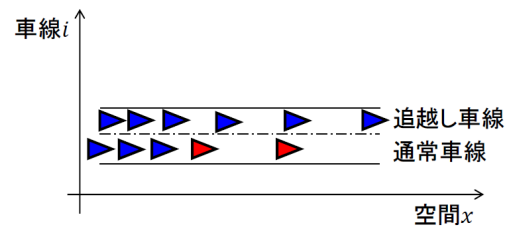


図-2: 車線を離散化したマクロアプローチの模式図

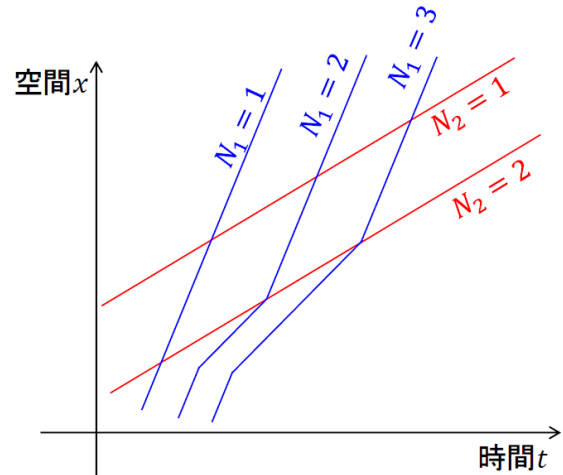


(a) 車線

and Daganzo²³⁾ は車線毎の速度差に応じて車線変更が発生するモデルを提案している²⁾。塩見ら³⁾ は車線毎に交通流の性質 (FD) が異なるモデルを構築している。

c) ミクロモデルに基づくアプローチ

ミクロな車両挙動に関する仮定に明示的に基づくマクロ MLMC モデルも提案されている。このアプローチでは、第 2.(1) 節で述べたミクロ-マクロ等価性により MC を表現し、Moving Bottleneck (MB) 理論²⁶⁾ などにより ML を表現している。図-3 に 2 クラスの場合の本アプローチの模式図を示す。本図は、高速車両 (青) が低速車両 (赤) を追い越す際、追越し車線の容量が不足しているために低速車両後方で渋滞が生じている状況を示している。



(b) 時空間図

ミクロ-マクロ等価性より、クラス毎に異なる FD を設定 (例: $\partial_t k + \partial_x Q(k, N(t, x)) = 0$ 。 $N(t, x)$ は (t, x) における累積台数) すれば MC モデルを構築できることは明らかである。例えば、Leclercq and Laval²⁷⁾ はそのような MC モデルの数値計算法を提案している。Duret et al.²⁸⁾ は実際の交通流から車両固有の FD を推定し、Chiabaut et al.²⁹⁾ はそのようなモデルの巨視的な挙動を解析している。

MB 理論とは、文字通りボトルネックが移動する場合の交通流の挙動を説明する理論である。そのような交通流の典型的な例として、ほぼ全ての車両が同一クラスの普通自動車である二車線高速道路において、低速のトラックが走行車線を走行している状況がある。当該交通流では、普通車から見ると、トラックの走行している位置は追越し車線しか使えないため、交通容量が半分となったボトルネックとみなせる。すなわち、トラックが MB である。MB 理論の応用としては、Laval and Daganzo²³⁾ や Leclercq et al.³⁰⁾ は車線変更や合流車両の一時的な速度低下が後続車両を阻害し、交通流の効率を低下させる現象をモデル化している。

MB とその他の車両をそれぞれクラスとみなし、それぞれの挙動をクラス毎 FD で説明すると、MLMC 交通流の挙動を説明できる可能性が指摘されている^{27), 31)}。

図-3: ミクロモデルに基づくアプローチの模式図 ((a) と (b) は厳密には対応していない)

Costeseque and Duret³²⁾ は MB 理論と車両固有 FD を組み合わせた MLMC モデルの限定的な場合における数値計算法を提案している。

このアプローチの長所として、ミクロな仮定に基づいているため物理的な解釈が容易な点あげられる。また、Daganzo^{1), 2)} は、このようなモデルは実際に見られる様々な巨視的な交通現象を説明できると論じている。

短所としては、車両がどの車線に属しているかは必ずしも明示的にはなっていない (特に、追越し車線や走行車線が複数ある場合)。一般的なモデルの解法が知られていないという問題もある。さらに、車線変更が多い場合、Newell の追従モデルのパラメータを個々の車両挙動から推定するのは困難といわれている³³⁾。

d) 高次モデルに基づくアプローチ

以上とは大きく異なるアプローチとして、高次モデルに基づくモデル化もなされている。例えば、メソスコピック交通流モデルとも呼ばれる gas-kinetic モデル³⁴⁾ は車両の異質性と追越しを考慮するために提案された。LWR モデルを一般化した 2 次交通流モデルである Aw-Rascle-Zhang (ARZ) モデル^{35), 36)} は、車両固有 FD を時間と共に変動させることにより交通流の均衡状態からの変位を表現している。本アプローチの詳細については Hoogendoorn and Bovy³⁷⁾、Garavello et al.³⁸⁾ な

²⁾ 本モデルは、車線変更による交通流の効率低下を表現するために Moving Bottleneck に基づくミクロモデル (第 2.(2)c) 節で詳述) も含んでおり、いわばハイブリッドな構成となっている。

などを参照されたい。

(3) 交通状態推定

交通状態推定とは、部分的な観測データから未観測部分の交通状態を補間推定、あるいは、乱雑な観測データから高精度な交通状態を推定することであり、近年の交通データ利用可能性の高まりと共に盛んに研究されている⁸⁾。特に高品質なデータである非集計データに基づく手法として、非集計の感知器データを用いた手法³⁹⁾、GPS 装備プローブカーによる車両軌跡データを用いた手法⁵⁾、車間距離を測定できるプローブカーのデータを用いた手法⁴⁰⁾、追越し車両や対向車両を観測できるプローブカーのデータを用いた手法^{41)–43)}などが提案されている。交通状態推定の詳細については Seo et al.⁸⁾ のレビュー論文を参照されたい。

第 1 章で述べたとおり、移動体観測データを用いた交通状態推定にはデータ特有の課題があると考えられる。まず、移動体観測データは基本的にサンプルデータであり、サンプリングバイアスが存在する恐れがある。特に、安全運転支援システムを活用したプローブデータ⁴⁰⁾ やトラック等からなる商用車プローブデータには、そのデータ収集手法自体に起因するバイアスがあると予想できる。さらに、非集計の移動体観測データの場合、サンプリングバイアスが仮にないとしても、単一車線単一クラス交通流モデル（例：式 (1)）を推定に適用した際には大きな問題が生じうる。単一車線単一クラス交通流モデルでは車両は他車両を追い越さない・他車両から追い越されないことを仮定しているのに対し、実際の交通流はその仮定に従わないためである。例えば、プローブカー間の挙動が異なる場合、両車の軌跡の間に存在する交通流が両車の間で保存されると仮定されるため、不自然な形で「圧縮」されたり逆に真空状態が発生したりする。極端な例では、プローブカー同士が互いを追越した場合には特異点が生じてモデルが破綻しうる。図-4 に模式図を示す。このような問題は、皮肉なことにプローブカーの量が多くなるほど顕著になる。その対応として、堀口・桑原⁴⁴⁾ はヒューリスティックな手法による解決を試みている。Yuan⁴⁵⁾ は、Wageningen-Kessels et al.²⁰⁾ の純マクロ MC モデルに基づく MC 交通状態推定手法を提案している。しかし、非集計プローブデータを明示的に MLMC を考慮して交通状態推定へ適用する研究はなされていない。なお、集計データを入力とする手法^{46), 47)} ではこのような問題は生じないが、集計により情報を捨象してしまうため、その観点からは効率的とは言えない。

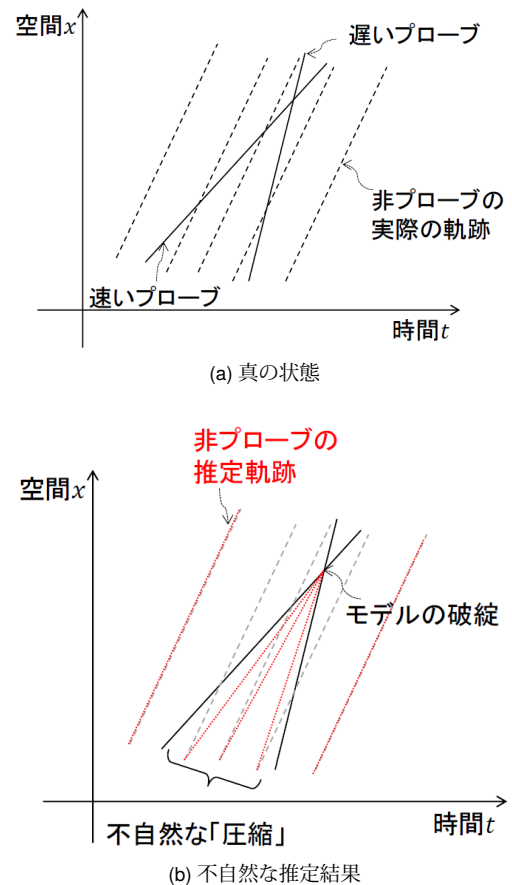


図-4: 非集計プローブカーを入力とした単一車線交通流モデルによる交通状態推定の模式図

3. MLMC モデルとそのパラメータの推定法

非集計のプローブデータに基づき MLMC モデルを用いて交通流の状況を推定する方策として、プローブデータのみによる MLMC モデルパラメータ推定を考える。このようなパラメータ推定手法は、今後交通状態推定や実際の交通流の状況を分析する際の基盤になると期待される。

(1) 問題設定

MLMC 交通流モデル構築のアプローチとして、第 2.(2)c) 節で述べたマイクロモデルに基づくアプローチを選択する。これは、多クラス環境を明示的に考慮するため、マイクロデータである非集計プローブデータを活用するためにはミクロ的基礎づけが必要なためである。

既往研究を参考に、以下の仮定に基づく MLMC 交通流モデルを考える：

- 局所的な車両挙動は Newell¹¹⁾ の追従モデル、すなわち三角形 FD に基づく KW 理論で記述される。よって、クラス i のモデルパラメータは以下の 3 つである：希望走行速度 u_i (km/h)、反応時間に相当

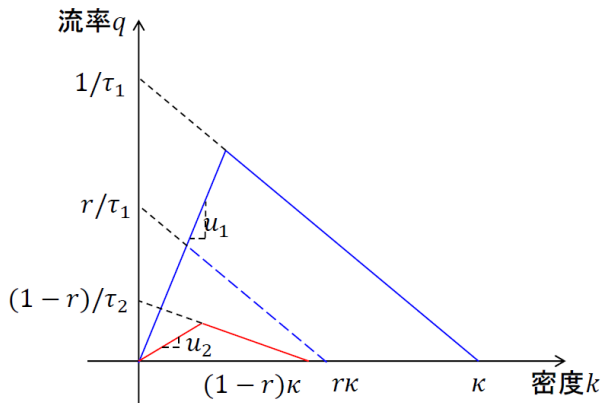


図-5: 本 MLMC 交通流モデルの FD

する時間 τ_i (h/veh), 渋滞密度 $1/\delta_i$ (veh/km).

- 対象としている領域では, 各 FD は変化しない (地点 BN は存在しない)
- 道路は走行車線と追越し車線からなる. 追越し車線数の全車線数に対する割合を r とする.
- クラスが 2 つ存在する. クラス 1: 高速クラス, クラス 2: 低速クラス, すなわち $u_1 > u_2$.
- 低速クラスは走行車線のみ走行できる. 高速クラスは走行車線と追越し車線を自由に走行でき, 自車の速度を最大化するように車線を選択する.
- 高速クラスの方が機敏に反応する, すなわち $\tau_1 \leq \tau_2$.
- 渋滞密度は両クラスともに同一 $\kappa = 1/\delta$ である.
- 高速クラスの車両が低速クラスの車両を追い越す挙動は, 低速クラスを MB, 高速クラスの交通容量を追越し車線の総容量とする MB 理論で説明される.

これらの仮定は, Daganzo¹⁾ や Costesque and Duret³²⁾ のモデルとほぼ同様である.

以上の仮定のもとでの交通流の FD は図-5 のようになる. ここで, 青実線は高速クラスが全車線を使えるときの FD, 青破線は高速クラスが追越し車線のみを使えるときの FD, 赤実線は低速クラスの FD である. 分かり易さのため, 極端な場合を図示していることに注意されたい.

このとき, 車間距離測定プローブカーで得られる情報から, 両クラスの走行モデルパラメータを推定したい. ここで, プローブによって得られる情報は自車速度, 前方車両との距離, 前方車両の速度とする.

³⁾ Daganzo¹⁾ は, 高速クラスは渋滞中では「やる気を失い」反応時間が低速クラスと同じ値になると仮定している. Costesque and Duret³²⁾ は, 反応速度は両クラスで同一と仮定している.

(2) 生じうる交通状態

本 MLMC モデルにて生じうる交通状態を考える. 以降では, ある地点近傍の交通状態をアルファベット 3 文字を用いて例えば FCF と表記する. それぞれの文字は特定の車両の交通状態を意味しており, F なら自由流状態, C なら渋滞状態である. 1 文字目は高速クラスに属する車両の当該地点直下流での状態を示す. 2 文字目は高速クラス車両の当該地点直上流での状態を示す. 3 文字目は低速クラス車両の当該地点での状態を示す. また, 同じ文字の組合せでも質的に異なる状態があるため, 必要に応じて末尾に数字を追加する. 例えば, FCF は図-3 で示した交通状態の車両 $N_2 = 2$ の位置の交通状態を意味する.

このとき, 定常状態として生じえて, かつ同一車両 (プローブカー) が継続的に観測できる交通状態を場合分けすると以下となる:

- FFF** 疎な自由流であり, 全車両が自由走行している状態
- FCF** 低速クラスの影響で, 高速クラスが減速している状態
- FFC** 走行車線は低速クラスによって渋滞が生じ, 追越し車線は高速クラスが自由流走行している状態
- FCC** 走行車線は低速クラスによって渋滞が生じ, 追越し車線も低速クラスの影響で減速している状態
- CCF** 追越し車線の高速クラスが渋滞しているが, 走行車線の低速クラスは (高速クラス以下の速度で) 自由走行している状態
- CCC1** 全ての車両・車線が渋滞しているが, 追越し車線のほうが速い状態
- CCC2** 全ての車両・車線が同様に渋滞している状態

以上の場合の例を図-6 に示す. 流率密度関係図にて太線や大きい点となっている部分は, そのケースで生じているそれぞれのクラスの交通状態を意味する. 場合分けに含まれていない CFF, CFC は渋滞列 (CCF, CCC) の最後尾の衝撃波部分で生じうるが, 車両によって継続的に観測できないため考慮しない. FFC, FCC, CCC1 は実際の運転者の行動原理によっては生じにくい可能性がある. すなわち, 低速クラス車両は追越し車線を走行すれば希望走行速度で走行できるのに, 「低速クラスは追越し車線を走行しない」という本モデルの仮定のために走行車線を走らざるを得ない状況である.

(3) パラメータ推定

a) 遅いクラスのみがプローブが含まれている場合

まず, プローブカーが低速クラスにのみ属している場合を考える. このような場合は, プローブカーが安全運転支援システムにより情報を収集しているときに

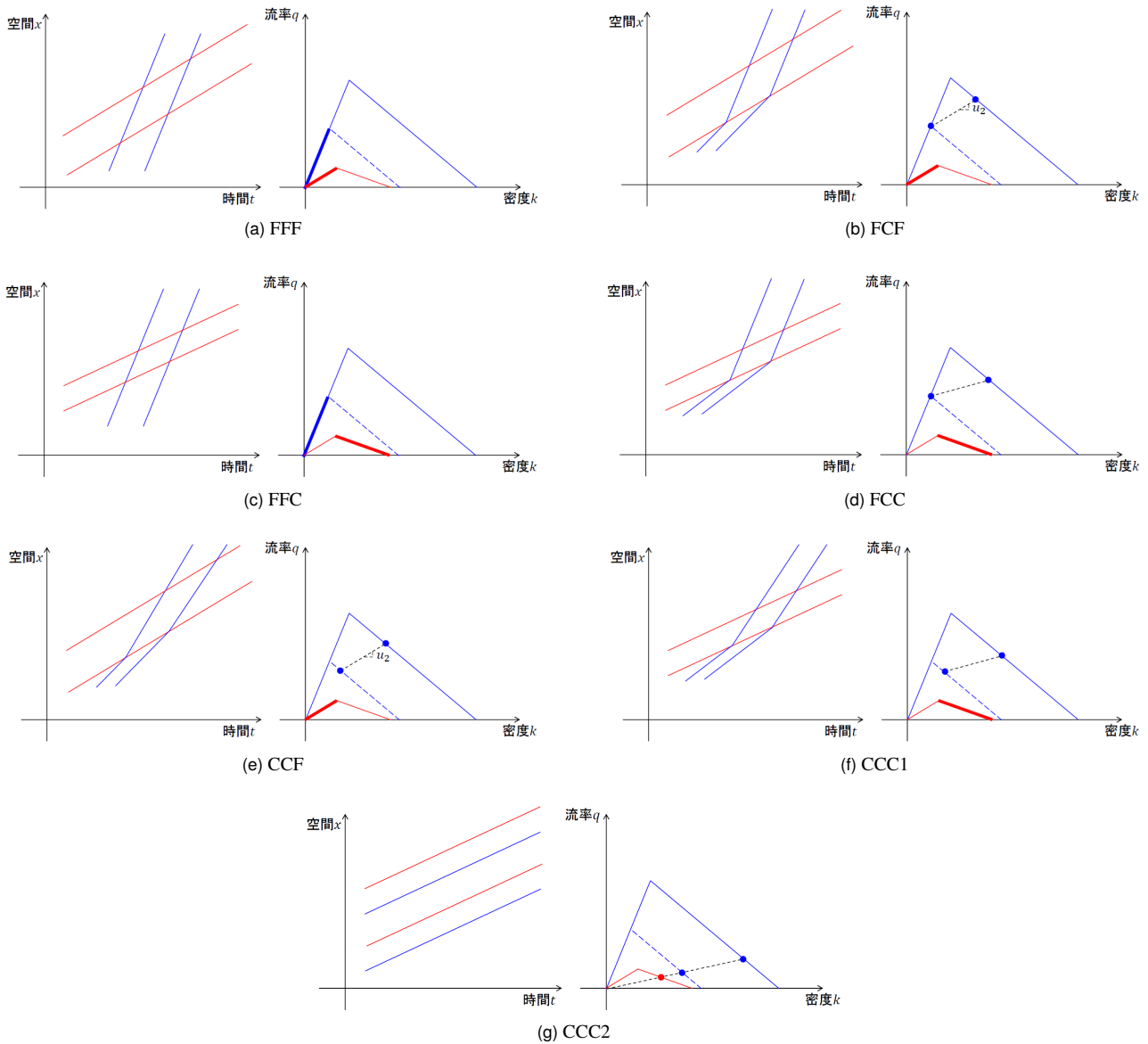


図-6: 交通状態の模式図 (それぞれ場合の左: 時空間図, 右: 流率密度関係)

生じやすいと考えられる。

第 3.(2) 節で述べたそれぞれの場合毎に観測可能なモデルパラメータは以下のとおり：

FFF 自車の速度より u_2 が観測できる。また、自車を追い越す高速クラス車両の速度より u_1 が観測できる。

FCF 自車を追い越す高速クラス車両の車頭時間と速度より (τ_1, κ) についての条件が得られる。また、FFF と同様 u_1, u_2 が観測できる。

FFC 自車の車頭時間・距離より (τ_2, κ) についての条件が得られる。そのため、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_2, κ が観測できる。また、FFF と同様 u_1 が観測できる。

FCC FFC と同様、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_2, κ が観測できる。また、FCF と同様、 u_1 を観

測でき、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_1, κ が観測できる。

CCF 自車を追い越す高速クラス車両の車頭時間・距離より (τ_1, κ) についての条件が得られる。そのため、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_1, κ が観測できる。また、 u_2 が観測できる。

CCC1 FFC と同様、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_2, κ が観測できる。また、CCF と同様、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_1, κ が観測できる。

CCC2 FFC と同様、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_2, κ が観測できる。

現在観測中の交通流がどの場合に当たるのかは、測定している車両の速度に基づき判別できる。例えば、川崎ら⁴⁸⁾のように現在の場合を潜在変数として EM アルゴリズムを適用できる。よって、プローブが十分に多様

な定常交通状態を経験したときに、得られたデータに対し適当な推定手法を用いれば、全モデルパラメータを決定できると考えられる。これは、長期間に渡ってプローブデータを収集すれば達成できるであろう。

b) 速いクラスのみにはプローブが含まれている場合

プローブカーが高速クラスにのみ属している場合を考える。

第 3.(2) 節で述べたそれぞれの場合毎に観測可能なモデルパラメータは以下のとおり：

FFF 遅いときと同様、 u_1, u_2 が観測できる

FCF FFF と同様、 u_1, u_2 が観測できる。また、自車が自由走行時の車頭時間と速度より (τ_1, κ) についての条件が得られる。

FFC 走行車線の車頭時間・距離より (τ_2, κ) についての条件が観測できる。そのため、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_2, κ が観測できる。また、FFF と同様、 u_1 が観測できる。

FCC これまでと同様、異なる密度での渋滞流を経験すれば $u_1, \tau_1, \tau_2, \kappa$ が観測できる。

CCF 異なる密度での高速クラス渋滞流を経験するので、 τ_1, κ を観測できる。また、 u_2 が観測できる。

CCC1 異なる密度での高速クラス渋滞流を経験するので、 τ_1, κ を観測できる。また、これまでと同様、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_2, κ が観測できる。

CCC2 これまでと同様、異なる密度での渋滞流を経験すれば τ_1, κ が観測できる

よって、第 3.(2) 節と同様に、プローブが十分に多様な定常交通状態を経験すれば、全モデルパラメータを決定できると考えられる。

c) 両クラスにプローブが含まれている場合

前 2 節の結果より、プローブが十分に多様な定常交通状態を経験すれば、全モデルパラメータを決定できると考えられる。

4. おわりに

本稿では、近年の高精細かつ大量の交通データの利用可能性を念頭に置き、多車線多クラス (MLMC) 交通流モデルの重要性を議論した。そして、MLMC モデルに関する既往研究をレビューし、それぞれの特徴を整理した。最後に、移動体観測に基づき特定の MLMC モデルのパラメータを推定する手法について考察し、パラメータの値を決定するための理論的な十分条件を明らかにした。

今後の展開としては以下が考えられる。まず、実際のデータからモデルパラメータを推定する手法を構築

する必要がある。そのためには、本稿で提案したアプローチを基礎とし、EM アルゴリズム⁴⁸⁾ などによりモデル・観測誤差を考慮した手法が有望である。また、本手法は、より汎用的な移動体観測である GPS プローブカーのデータを入力とする手法への改変が可能と考えられる (例：瀬尾ら⁴⁹⁾ の渋滞密度を所与として他パラメータを推定するアプローチの採用)。その上で、各種センシング情報を入力としてモデルパラメータと交通状態を同時に推定する交通状態推定手法の開発が望まれる。

参考文献

- 1) Daganzo, C. F.: A behavioral theory of multi-lane traffic flow. Part I: Long homogeneous freeway sections, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 36, No. 2, pp. 131–158, 2002a.
- 2) Daganzo, C. F.: A behavioral theory of multi-lane traffic flow. Part II: Merges and the onset of congestion, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 36, No. 2, pp. 159–169, 2002b.
- 3) 塩見康博, 谷口知己, 宇野伸宏: 車線交通量の均衡メカニズムを生体化した多車線交通流モデルの構築, 交通工学論文集, Vol. 1, No. 3, pp. 1–10, 2015.
- 4) 石田貴志, 野中康弘, 大口敬: 高速道路における交通容量, 土木計画学研究・講演集, Vol. 53, 2016.
- 5) Mehran, B. and Kuwahara, M.: プローブ, 車両通過時刻, 信号制御データの融合による一般街路上の車両軌跡推定, 交通工学, Vol. 46, No. 1, pp. 77–89, 2011.
- 6) 高倉功, 塩見康博, 西内裕晶, 吉井稔雄: MAC アドレスの定点観測に基づく交通モニタリング手法の開発, 第 35 回交通工学研究発表会論文集, pp. 245–251, 2015.
- 7) 宇野伸宏: 交通工学における画像観測利用の課題と期待, 交通工学, Vol. 42, No. 3, pp. 5–10, 2007.
- 8) Seo, T., Bayen, A. M., Kusakabe, T., and Asakura, Y.: Traffic state estimation on highway: A comprehensive survey, *Annual Reviews in Control*, 2017, in press.
- 9) Lighthill, M. J. and Whitham, G. B.: On kinematic waves. II. a theory of traffic flow on long crowded roads, *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences*, Vol. 229, No. 1178, pp. 317–345, 1955.
- 10) Richards, P. I.: Shock waves on the highway, *Operations Research*, Vol. 4, No. 1, pp. 42–51, 1956.
- 11) Newell, G. F.: A simplified car-following theory: a lower order model, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 36, No. 3, pp. 195–205, 2002.
- 12) Daganzo, C. F.: On the variational theory of traffic flow: well-posedness, duality and applications, *Networks and Heterogeneous Media*, Vol. 1, No. 4, pp. 601–619, 2006.
- 13) Daganzo, C. F.: Requiem for second-order fluid approximations of traffic flow, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 29, No. 4, pp. 277–286, 1995.
- 14) 和田健太郎, 瀬尾亨, 中西航, 佐津川功季, 柳原正実: Kinematic Wave 理論の近年の発展に関する研究解説, Technical Report, 2017.
- 15) Daganzo, C. F.: The cell transmission model: A dynamic representation of highway traffic consistent with the hydrodynamic theory, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 28, No. 4, pp. 269–287, 1994.
- 16) Wong, G. C. K. and Wong, S. C.: A multi-class traffic flow model—an extension of LWR model with heteroge-

- neous drivers, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 36, No. 9, pp. 827–841, 2002.
- 17) van Lint, J. W. C., Hoogendoorn, S., and Schreuder, M.: Fastlane: New multiclass first-order traffic flow model, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2088, pp. 177–187, 2008.
 - 18) Logghe, S. and Immers, L.: Multi-class kinematic wave theory of traffic flow, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 42, No. 6, pp. 523 – 541, 2008.
 - 19) Jin, W.-L.: A kinematic wave theory of lane-changing traffic flow, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 44, No. 8, pp. 1001–1021, 2010.
 - 20) van Wageningen-Kessels, F., van Lint, H., Hoogendoorn, S. P., and Vuik, K.: Lagrangian formulation of multiclass kinematic wave model, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2188, pp. 29–36, 2010.
 - 21) Qian, Z. S., Li, J., Li, X., Zhang, H. M., and Wang, H.: Modeling heterogeneous traffic flow: A pragmatic approach, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 99, pp. 183–204, 2017.
 - 22) Daganzo, C. F., Lin, W.-H., and Del Castillo, J. M.: A simple physical principle for the simulation of freeways with special lanes and priority vehicles, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 31, No. 2, pp. 103–125, 1997.
 - 23) Laval, J. A. and Daganzo, C. F.: Lane-changing in traffic streams, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 40, No. 3, pp. 251–264, 2006.
 - 24) Roncoli, C., Papageorgiou, M., and Papamichail, I.: Traffic flow optimisation in presence of vehicle automation and communication systems – part I: A first-order multi-lane model for motorway traffic, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 57, pp. 241–259, 2015.
 - 25) Pan, T. L., Lam, W. H. K., Sumalee, A., and Zhong, R. X.: Modeling the impacts of mandatory and discretionary lane-changing maneuvers, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 68, pp. 403–424, 2016.
 - 26) Newell, G. F.: A moving bottleneck, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 32, No. 8, pp. 531–537, 1998.
 - 27) Leclercq, L. and Laval, J. A.: A multiclass car-following rule based on the LWR model, in *Traffic and Granular Flow '07*, Springer, pp. 151–160, 2009.
 - 28) Duret, A., Buisson, C., and Chiabaut, N.: Estimating individual speed-spacing relationship and assessing ability of Newell's car-following model to reproduce trajectories, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2088, pp. 188–197, 2008.
 - 29) Chiabaut, N., Leclercq, L., and Buisson, C.: From heterogeneous drivers to macroscopic patterns in congestion, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 44, No. 2, pp. 299–308, 2010.
 - 30) Leclercq, L., Laval, J. A., and Chiabaut, N.: Capacity drops at merges: An endogenous model, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 45, No. 9, pp. 1302–1313, 2011.
 - 31) Daganzo, C. F. and Laval, J. A.: On the numerical treatment of moving bottlenecks, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 39, No. 1, pp. 31–46, 2005.
 - 32) Costeseque, G. and Duret, A.: Mesoscopic multiclass traffic flow modeling on multi-lane sections, in *Transportation Research Board 95th Annual Meeting*, 2016. (hal-01250438v2).
 - 33) Jin, P. J., Li, J., and Ran, B.: The identification and empirical characterization of vehicular (Lagrangian) fundamental diagrams in multilane traffic flow, *Journal of Advanced Transportation*, Vol. 49, No. 7, pp. 769–792, 2015.
 - 34) Hoogendoorn, S. P. and Bovy, P. H. L.: Generic gas-kinetic traffic systems modeling with applications to vehicular traffic flow, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 35, No. 4, pp. 317–336, 2001a.
 - 35) Aw, A. and Rascle, M.: Resurrection of “second order” models of traffic flow, *SIAM Journal on Applied Mathematics*, Vol. 60, No. 3, pp. 916–938, 2000.
 - 36) Zhang, H. M.: A non-equilibrium traffic model devoid of gas-like behavior, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 36, No. 3, pp. 275–290, 2002.
 - 37) Hoogendoorn, S. P. and Bovy, P. H. L.: State-of-the-art of vehicular traffic flow modelling, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, Vol. 215, No. 4, pp. 283–303, 2001b.
 - 38) Garavello, M., Han, K., and Piccoli, B.: *Models for Vehicular Traffic on Networks*, American Institute of Mathematical Sciences, 2016.
 - 39) Coifman, B.: Estimating travel times and vehicle trajectories on freeways using dual loop detectors, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 36, No. 4, pp. 351–364, 2002.
 - 40) Seo, T., Kusakabe, T., and Asakura, Y.: Estimation of flow and density using probe vehicles with spacing measurement equipment, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 53, pp. 134–150, 2015.
 - 41) Wardrop, J. G. and Charlesworth, G.: A method of estimating speed and flow of traffic from a moving vehicle, in *ICE Proceedings: Engineering Divisions*, Vol. 3, pp. 158–171, 1954.
 - 42) Florin, R. and Olariu, S.: On a variant of the mobile observer method, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 18, No. 2, pp. 441–449, 2017.
 - 43) 河合克哉, 伊川雅彦, 竹之内篤, 桑原雅夫: 対向車線の車両観測による交通状態のモニタリング手法に関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol. 53, 2016.
 - 44) 堀口良太, 桑原雅夫: 交通流変分理論の最適化問題への緩和によるプローブ車両データからの交通状態推定に関する基礎的考察, 交通工学論文集, Vol. 2, No. 2, pp. A_37–A_44, 2016.
 - 45) Yuan, Y.: Lagrangian multi-class traffic state estimation, Ph.D. dissertation, Delft University of Technology, 2013.
 - 46) Nanthawichit, Chumchoke, 中辻隆, 鈴木宏典: プローブカーデータを用いた高速道路における動的交通状態推定について, 土木学会論文集, No. 730, pp. 43–54, 2003.
 - 47) Work, D. B., Tossavainen, O.-P., Blandin, S., Bayen, A. M., Iwuchukwu, T., and Tracton, K.: An ensemble Kalman filtering approach to highway traffic estimation using GPS enabled mobile devices, in *2008 IEEE 47th Conference on Decision and Control*, pp. 5062–5068, 2008.
 - 48) 川崎雄嵩, 瀬尾亨, 日下部貴彦, 朝倉康夫: プローブカー軌跡を用いた流率密度関係の推定—EM アルゴリズムを用いた手法と実データに基づく検証, 第 36 回交通工学研究発表会論文集, pp. 7–14, 2016.
 - 49) 瀬尾亨, 日下部貴彦, 朝倉康夫: 車両軌跡に基づく流率密度関係の推定法—基本的な枠組みと数値実験, 交通工学論文集, Vol. 2, No. 2, pp. A_1–A_10, 2016.

(2017. 4. 28 受付)

PARAMETER ESTIMATION OF MULTI-LANE MULTI-CLASS TRAFFIC FLOW
MODEL USING LAGRANGIAN SENSING

Toru SEO, Yasuo ASAKURA