

モデルフリー・経験則フリーな交通状態推定

瀬尾 亨

東京工業大学

seo.t.aa@m.titech.ac.jp

計画学秋大会 2021-12



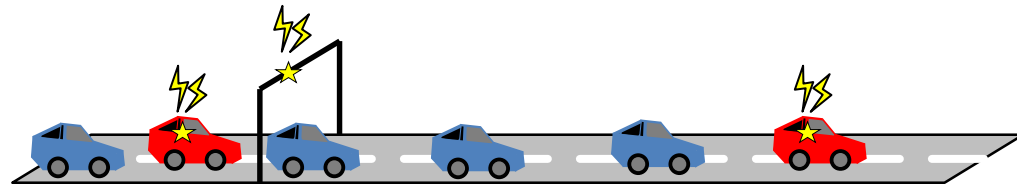
Tokyo Tech



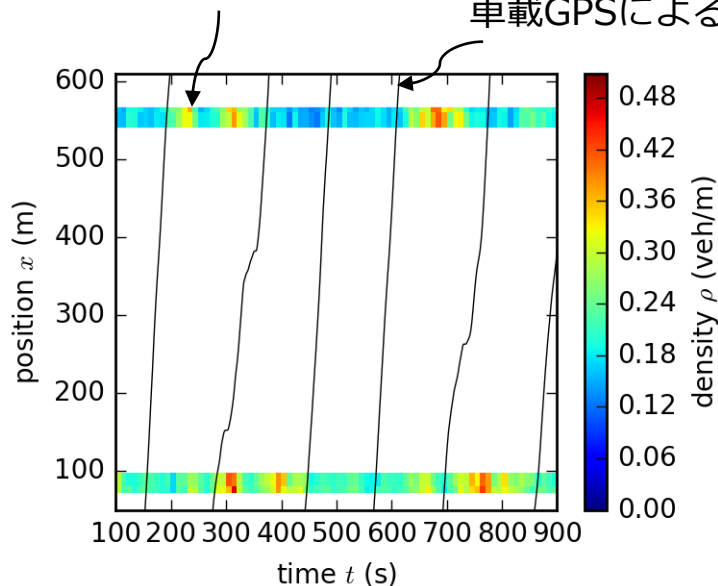


交通状態推定

- **交通状態推定**: 交通流についての限られた観測データから, 全体の交通状態を推定する
 - 観測データの例
 - 車両感知器
 - 車載GPS
 - 交通マネジメントの基本
 - 交通流モデルの応用先の一つ



車両感知器による定点観測

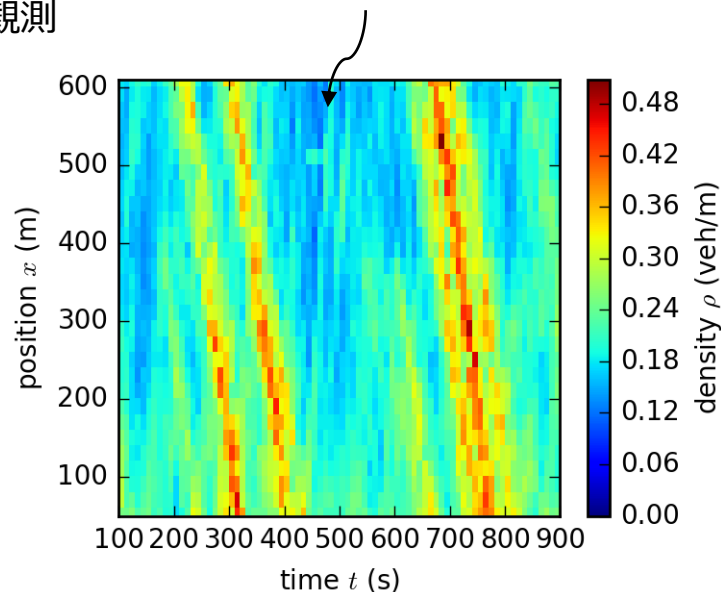


部分的な観測データ

車載GPSによる移動体観測

交通
状態
推定

全区間・時間帯にわたる車両密度分布

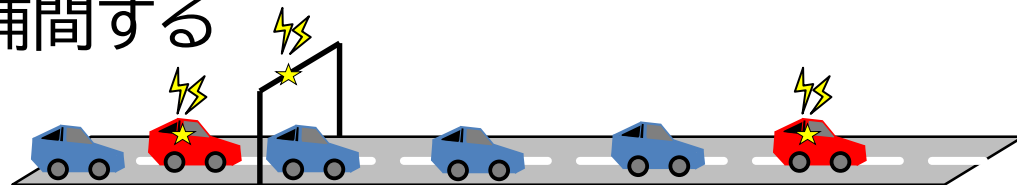


推定結果



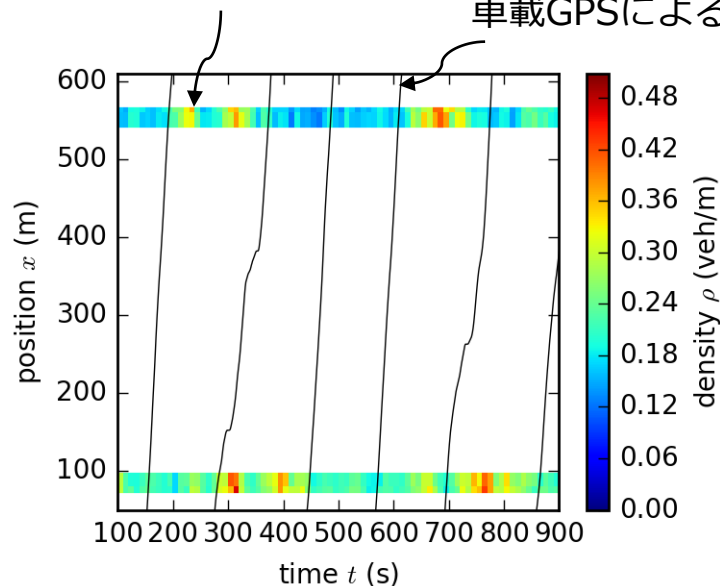
交通状態推定の基本的な考え方

- 観測データを何らかの方法で補間すればよい
 - 例: 観測データを境界条件として, 未観測部分を交通流モデル(CTM等)で計算して補間する



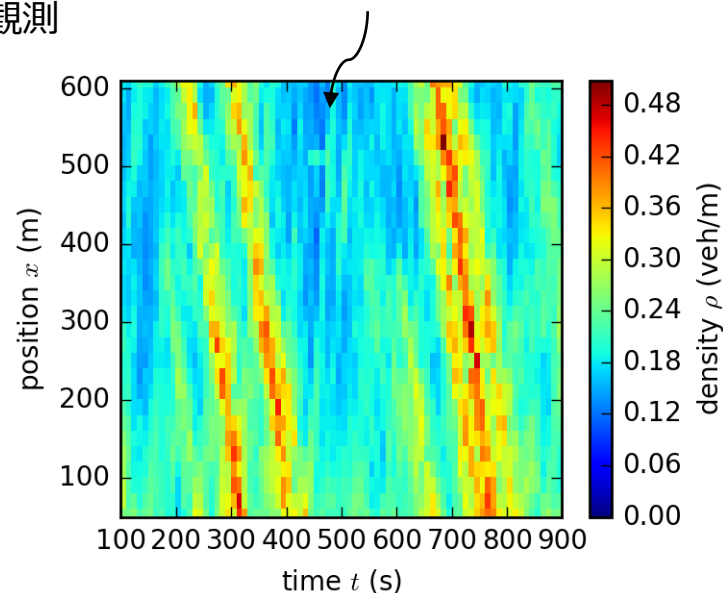
車両感知器による定点観測

車載GPSによる移動体観測



部分的な観測データ

全区間・時間帯にわたる車両密度分布



推定結果

交通
状態
推定



交通状態推定の課題

■ 課題1: データの不足

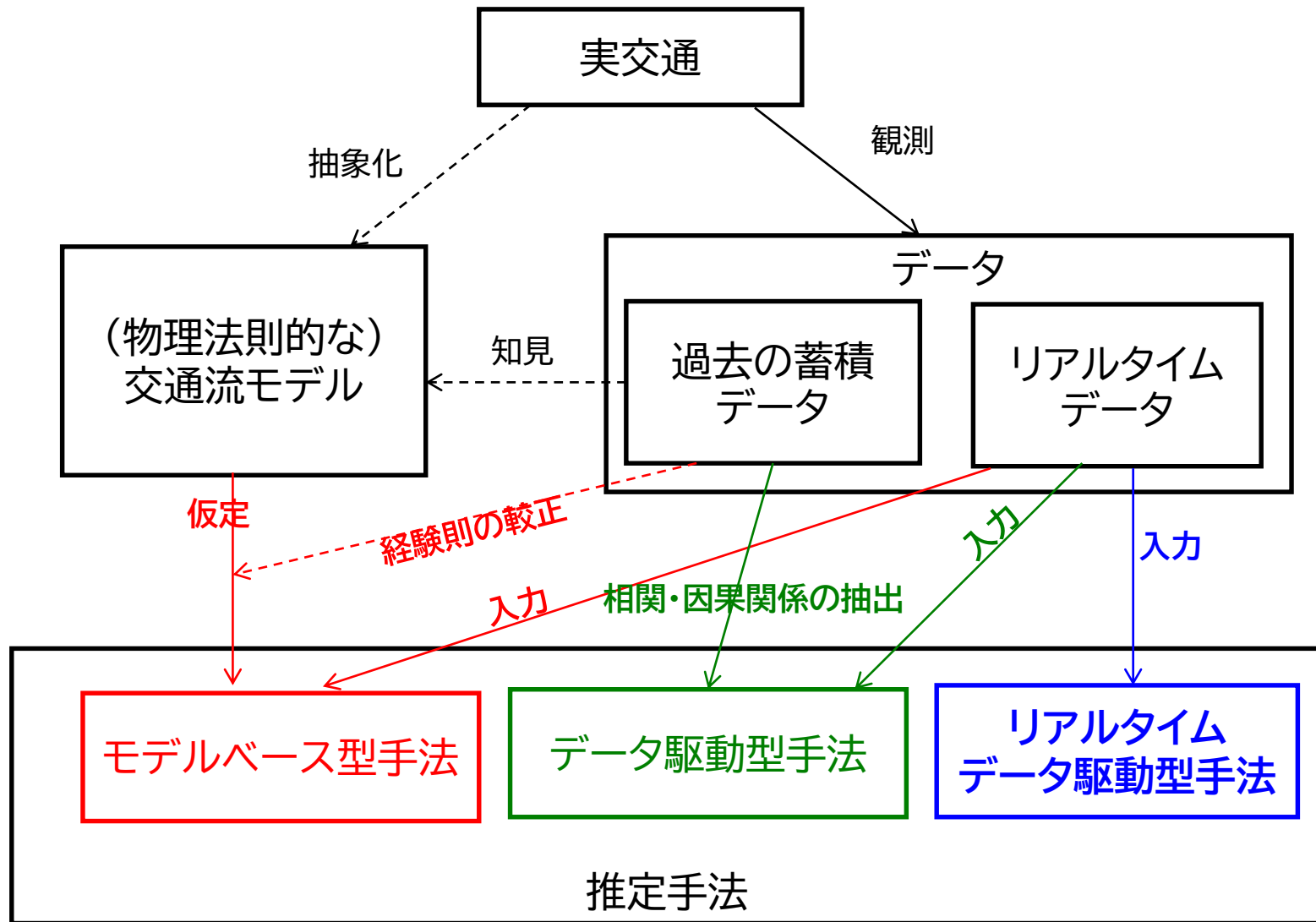
- 既存の手法は複数の感知器を前提とすることが多いが、感知器の設置にはコストがかかる
- GPSプローブだけでは流率・密度がわからない

感知器とプローブデータを組み合わせる

■ 課題2: 交通流理論への依存

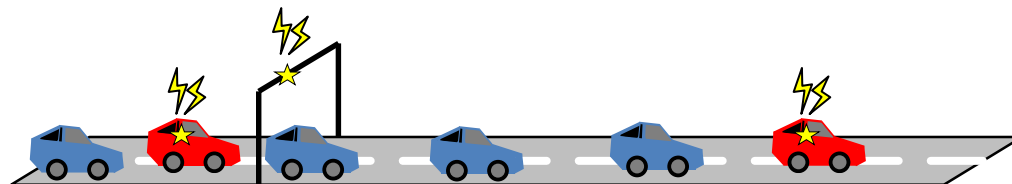
- 適用のためには交通流理論の高度な知識が必要
- 交通流モデルのパラメータキャリブレーションが必要
- ノンリカレントな状況には適用できない恐れ

経験則をデータで置き換える
(ただし、普通の機械学習では難しい)



交通状態推定におけるモデルとデータ

- モデルベース型手法
 - 交通流モデルに基づく
 - 感知器の流率を, **流率密度関係** + **交通量保存則**により補間する
 - プローブの速度を, **流率密度関係**により流率に変換する
 - **流率密度関係**は理論に基づき過去蓄積データにより推定
- データ駆動型手法
 - 機械学習や統計的手法に基づく
 - **観測値同士の関係**をニューラルネット等でモデル化し, 観測値から未観測情報を推定する
 - **観測値同士の関係**は過去蓄積データにより学習
- リアルタイムデータ駆動型手法
 - **先験的に既知な法則**のみに基づき, 観測値から未観測情報を推定する
 - 過去蓄積データには依存しない



- モデルベース型手法: Kinematic Waveモデル

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial kv}{\partial x} = 0 \quad \dots \text{交通量保存則}$$

$$v = V(k, \theta) \quad \dots \text{流率密度関係}$$

- k : 密度, v : 速度, V : 流率密度関係, θ : パラメータ

- データ駆動型手法

$$k(t), v(t) = \text{NN}(k(t-1), v(t-1), \theta) \quad \dots \text{観測値同士の関係}$$

- NN: ニューラルネット等, θ : パラメータ

- リアルタイムデータ駆動型モデル (Astarita et al. 2006; Seo and Kusakabe 2015; Bekiaris-Liberis et al. 2016)

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial kv}{\partial x} = 0 \quad \dots \text{交通量保存則}$$

$$v = v_{\text{probe}} \quad \dots \text{プローブ速度}$$

- $v_{\text{probe}}(t, x)$: プローブによって観測された t, x の速度
- プローブが十分な数存在していれば, v_{probe} は真の v に近づく
- 先験的に必ず成り立つ式のみで構成されており, 経験則がない

■ 対象

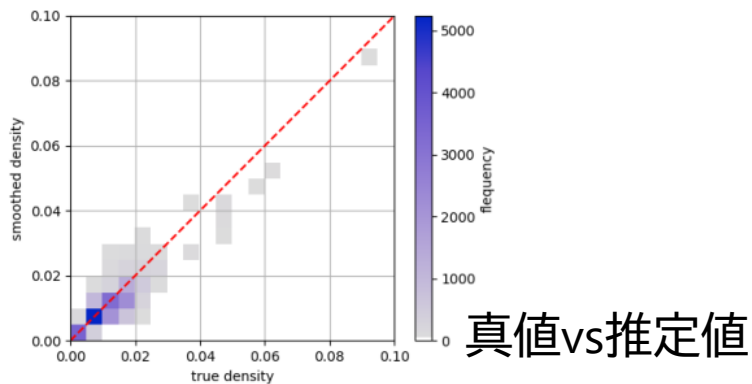
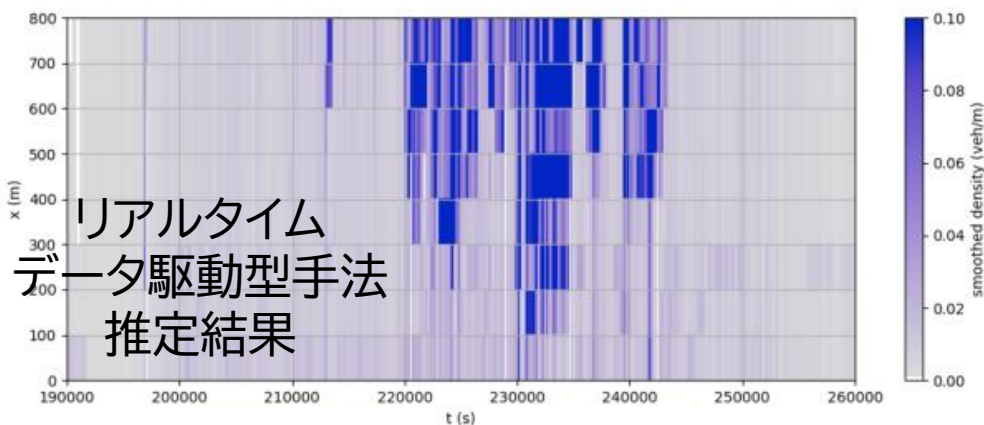
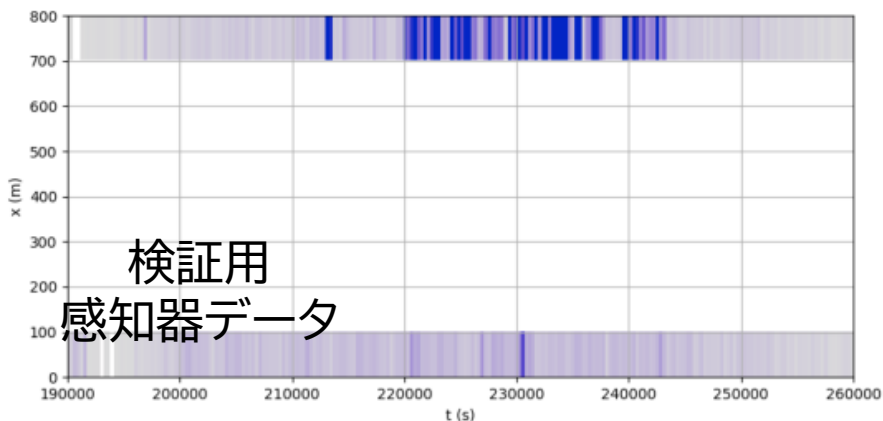
- 鎌倉市, 若宮大路(神奈川県道21号線)
- 約850m区間, 概ね1車線, 上下流端は信号交差点, 途中に交差点あり
- 期間約1日間(2018年6月2日土曜日)
- 過度な観光渋滞
- 需要パターンや流率密度関係は不明

■ データ

- 感知器が計3個設置されており, 内中間地点の1個を入力とし, 2個を検証用
- プロブカー(カーナビ搭載一般車)は一日200台通過
 - 平均7分/台
- 推定の時空間分解能: 5 s, 100 m

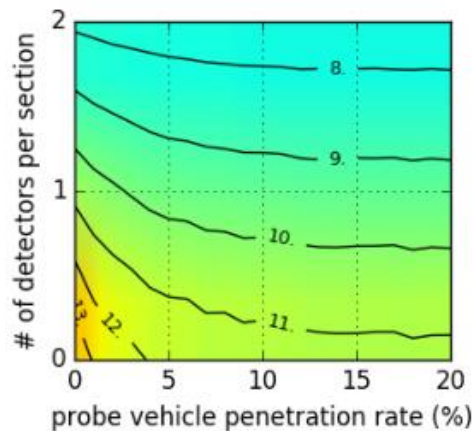


観光交通混雑での検証

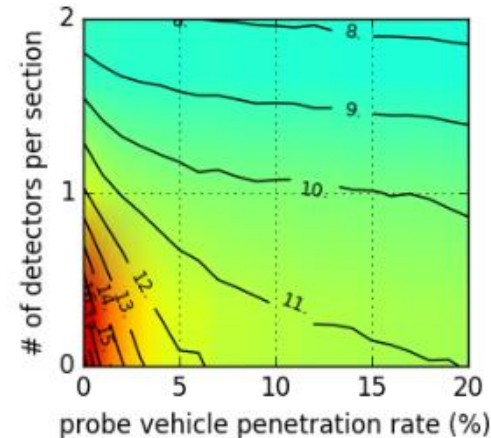


- MAPE: 27.6%
- プローブが散発的な信号一般道であっても、良好な精度で推定可能

- リカレントな高速道路自然渋滞を対象に比較
 - プローブ率, 感知器数毎の推定誤差MAPEを等高線としてプロット
 - データが少ないうちはモデルベース型手法が勝る
 - データが多くなると同等 or 逆転
 - プローブ率5%~10%程度が目安



KWモデルベース手法



リアルタイムデータ駆動型手法

- リアルタイムデータのみに基づく交通状態推定手法
 - 地図, GPSプローブ, 感知器, 推定分解能の指定だけが必要
 - パラメータキャリブレーション不要
 - 経験則が通用しないノンリカレントな状況でも問題ない
 - 平常時でも, データが十分にあれば交通流モデルに基づく手法並みかそれ以上の精度を発揮できる
- 発展的話題
 - 自動運転車両などの車間距離データを使えば, 感知器なしで同様の推定が可能
 - モデルフリーな制御手法である強化学習への展開

- Seo, T., Bayen, A. M., Kusakabe, T., and Asakura, Y. Traffic state estimation on highway: A comprehensive survey. *Annual Reviews in Control*, Vol. 43, pp. 128–151, 2017.
- Seo, T. Calibration-free traffic state estimation method using single detector and connected vehicles with Kalman filtering and RTS smoothing. In *IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems*, Web conference, 2020.
- 瀬尾亨, 杉本佳昭. プローブカーと感知器のデータに基づくキャリブレーション不要な交通状態推定手法. *土木計画学研究・講演集*, Vol. 62, Web会議, 2020.
- 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.
- 佐藤公洋, 瀬尾亨, 布施孝志. 強化学習を用いたデータ駆動型の動的混雑課金の最適化手法. *土木学会論文集D3(土木計画学)*, Vol. 76, No. 5, pp. I_1273–I_1285, 2021.