

# 交通流のモデルとデータ

瀬尾 亨

東京工業大学

[seo.t.aa@m.titech.ac.jp](mailto:seo.t.aa@m.titech.ac.jp)

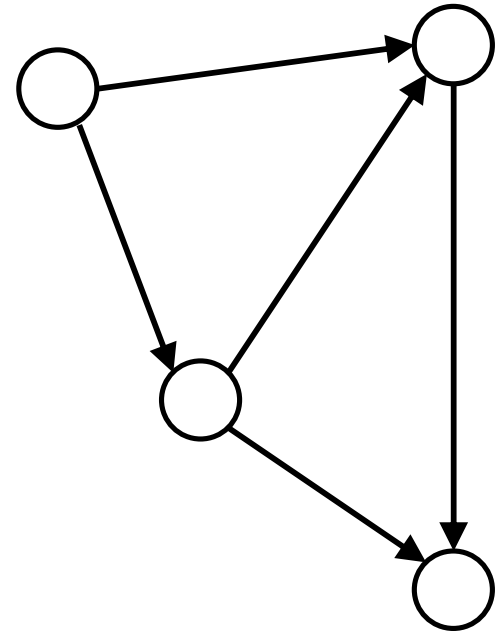
行動モデル夏の学校 20210918



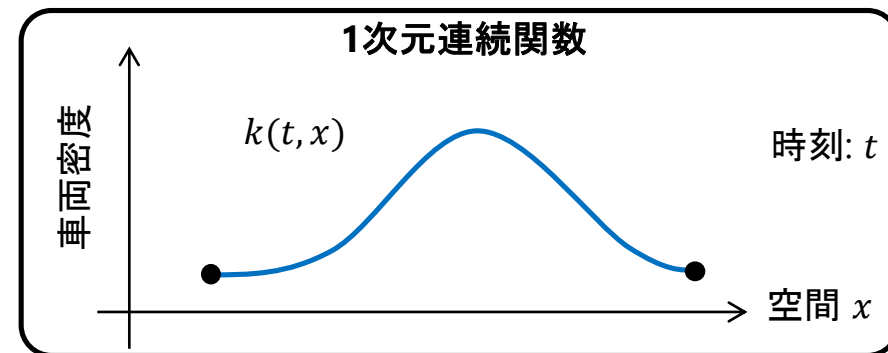
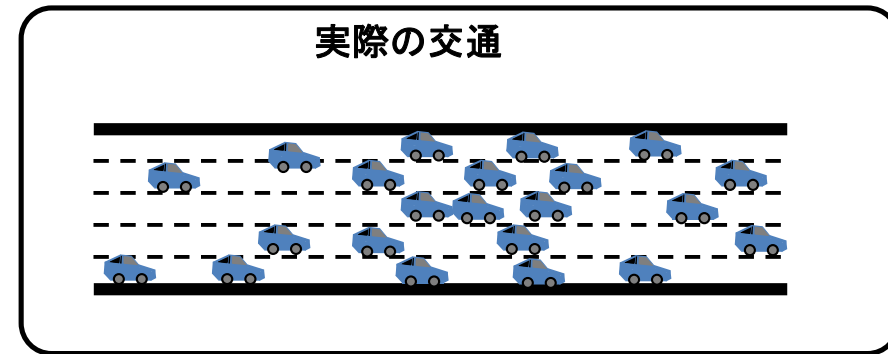
Tokyo Tech

- 交通流モデル
- 応用例: 交通状態推定
- 交通流のモデルとデータ

- 交通工学の三本柱
  - 行動モデル
  - ネットワーク配分
  - 交通流モデル
- 行動モデル: ある状況でヒトがどんな行動を選択するか
- ネットワーク配分: ネットワークのリンク・経路にどんな交通が分布するか
- 交通流モデル: リンク内でどんな交通が流れるか



- リンク上の交通状態の時間・空間的変化を記述する
- ミクロモデル
  - 一台一台の動きを直接記述する
- マクロモデル
  - リンクを1次元の線とみなし、その線上の交通状態分布を記述する
  - 計算効率が良い、マクロレベルでの再現性が良い

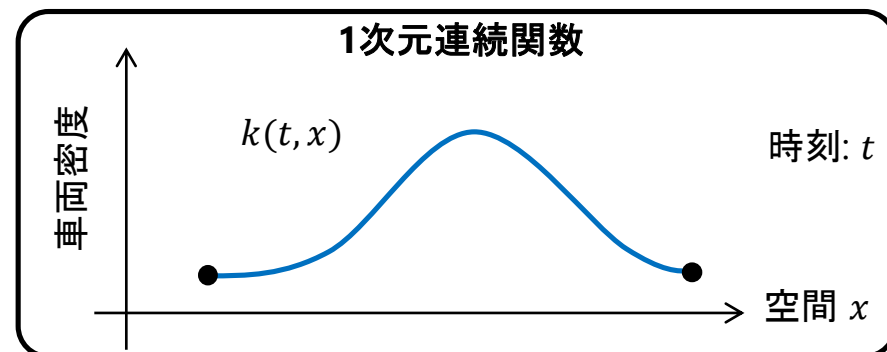
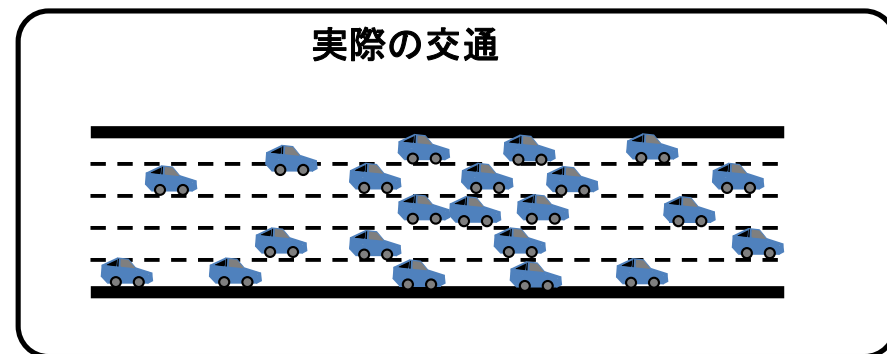


## ■ マクロな交通状態

- 流率  $q(t, x)$ : ある  $t, x$  における単位時間当たりの通過台数. (台/h)
- 密度  $k(t, x)$ : ある  $t, x$  における単位距離当たりの存在台数 (台/km)
- 速度  $v(t, x)$ : ある  $t, x$  における平均速度 (km/h)

## ■ マクロ交通流モデル: 1次元空間上の流率・密度・速度の時間・空間的变化を記述するモデル

- 流体力学的モデルの一種
- Lighthill and Whitham (1955), Richards (1956) によって提案されたLWRモデルが有名
- 参考: 行動モデルは1973年(?), ネットワーク配分は1952年



- マクロ交通流モデルはいくつかの原理から成り立つ

- 流体の恒等式

$$q \equiv kv$$

- 自由変数は2つだけ
- 例えば,  $q$ と $k$

- **交通量保存則**: 車両は理由もなく発生, 消滅, ワープしない

- 数式で書くと,

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = 0$$

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = 0$$

- この式だけでは解が定まらないので、もう一つ式が必要
  - 経験則に基づく仮定を置く

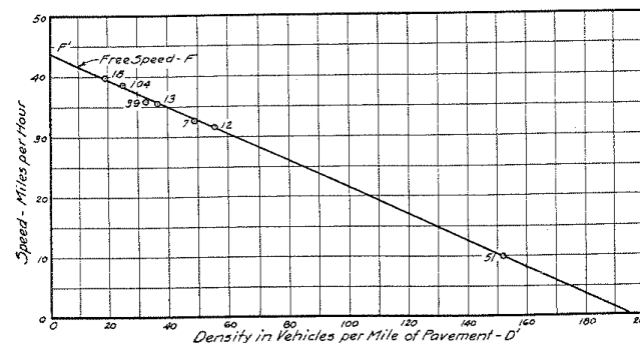
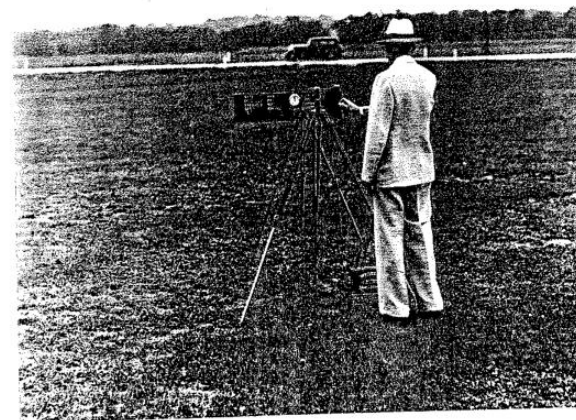
## ■ 流率密度関係

- 密度と流率(あるいは速度)の間に経験的に成り立つ関係
- 一般に、密度が高ければ高いほど速度は遅くなる

- $V$ を適当な関数として、

$$v = V(k)$$

- $q \equiv kv$ より  $q = kV(k) \equiv Q(k)$

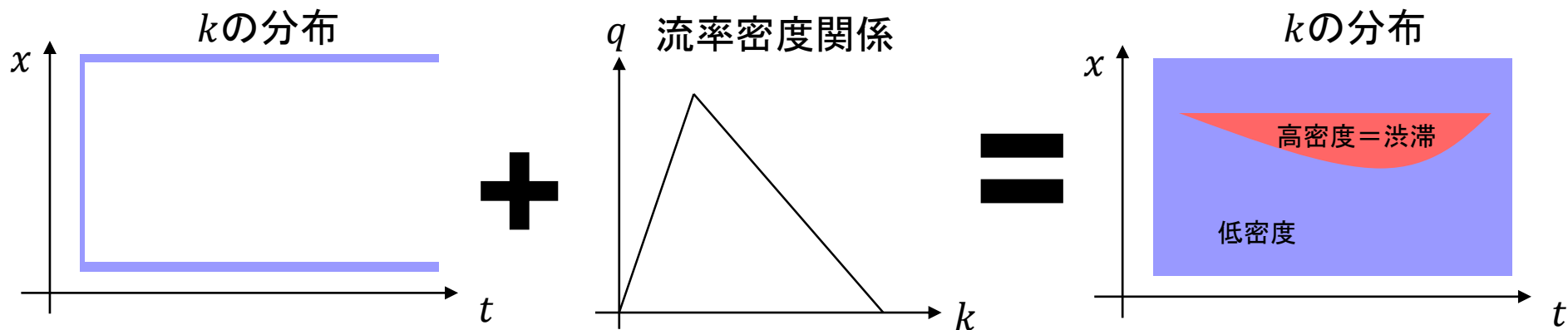


- **Kinematic Waveモデル** (別名LWRモデル)
  - 交通量保存則と流率密度関係に基づくモデル

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = 0$$

$$q = Q(k)$$

- 最も標準的な交通流モデルで、広く使われている
- 典型的には、初期・境界条件と流率密度関係 $Q(k)$ を所与としたときに、全ての $t, x$ の $k(t, x)$ を計算するのに用いられる

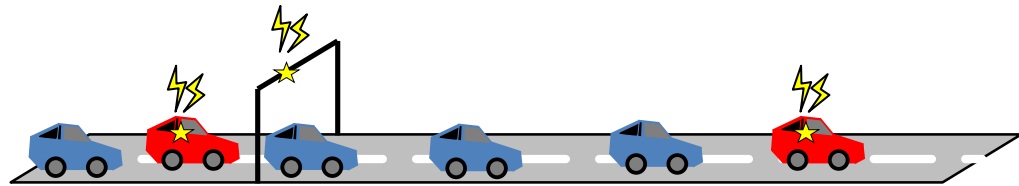




- 交通流モデル
- 応用例: 交通状態推定
- 交通流のモデルとデータ

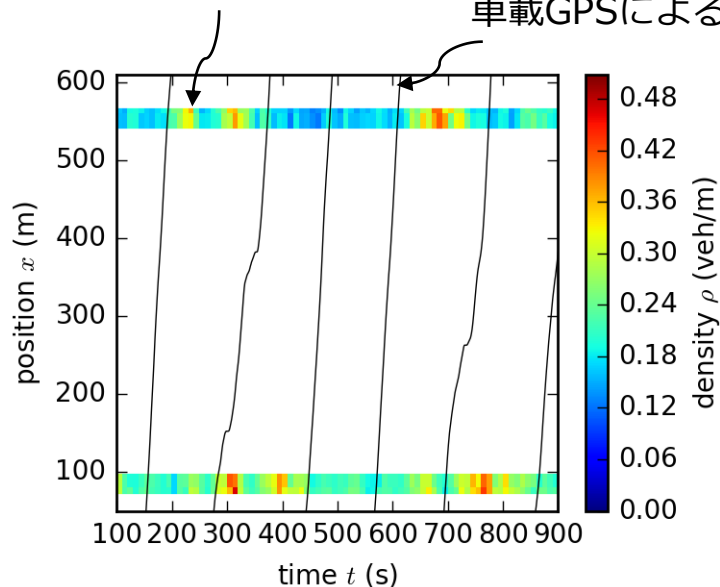
# 交通状態推定

- **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



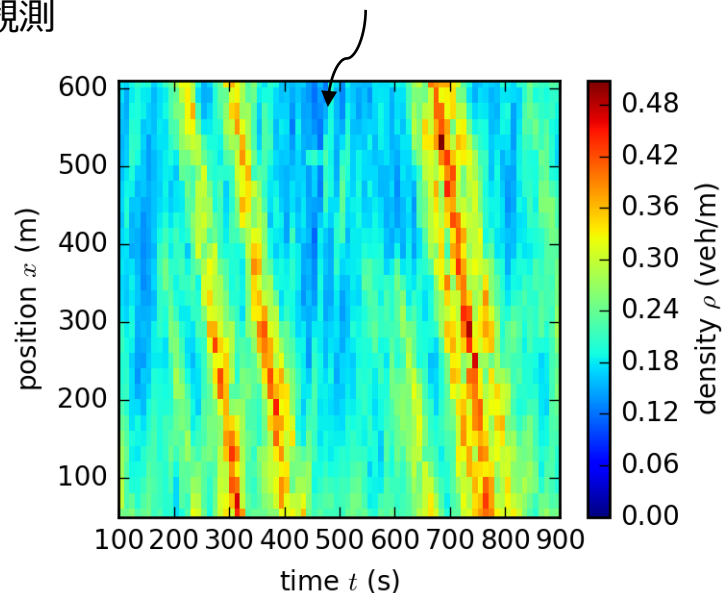
車両感知器による定点観測

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



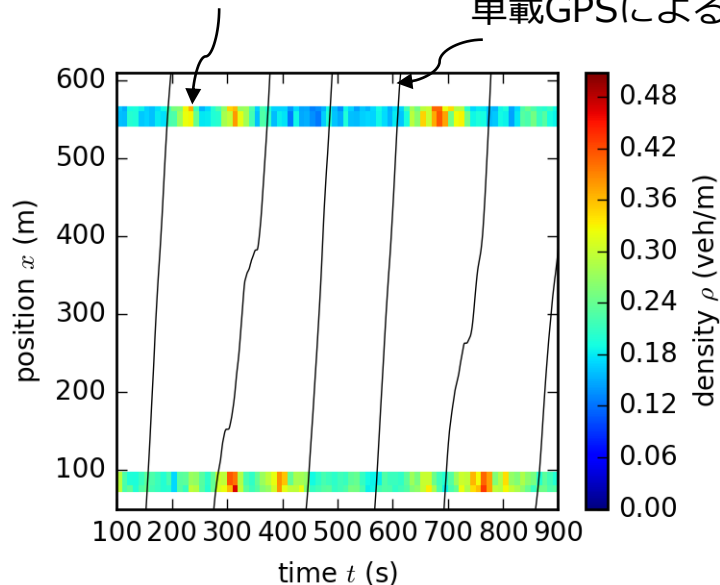
推定結果

交通  
状態  
推定

- 観測データを何らかの方法で補間すればよい
  - 例えば, 観測データを境界条件として, 未観測部分をKWモデルで計算して補間する
  - データ同化などの高度な方法もあるが, 詳細は省略

車両感知器による定点観測

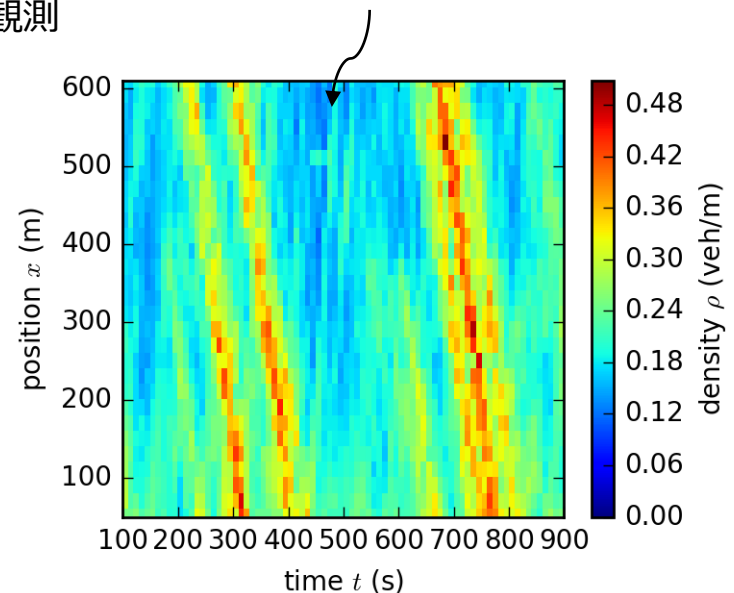
車載GPSによる移動体観測



部分的な観測データ

交通  
状態  
推定

全区間・時間帯にわたる車両密度分布

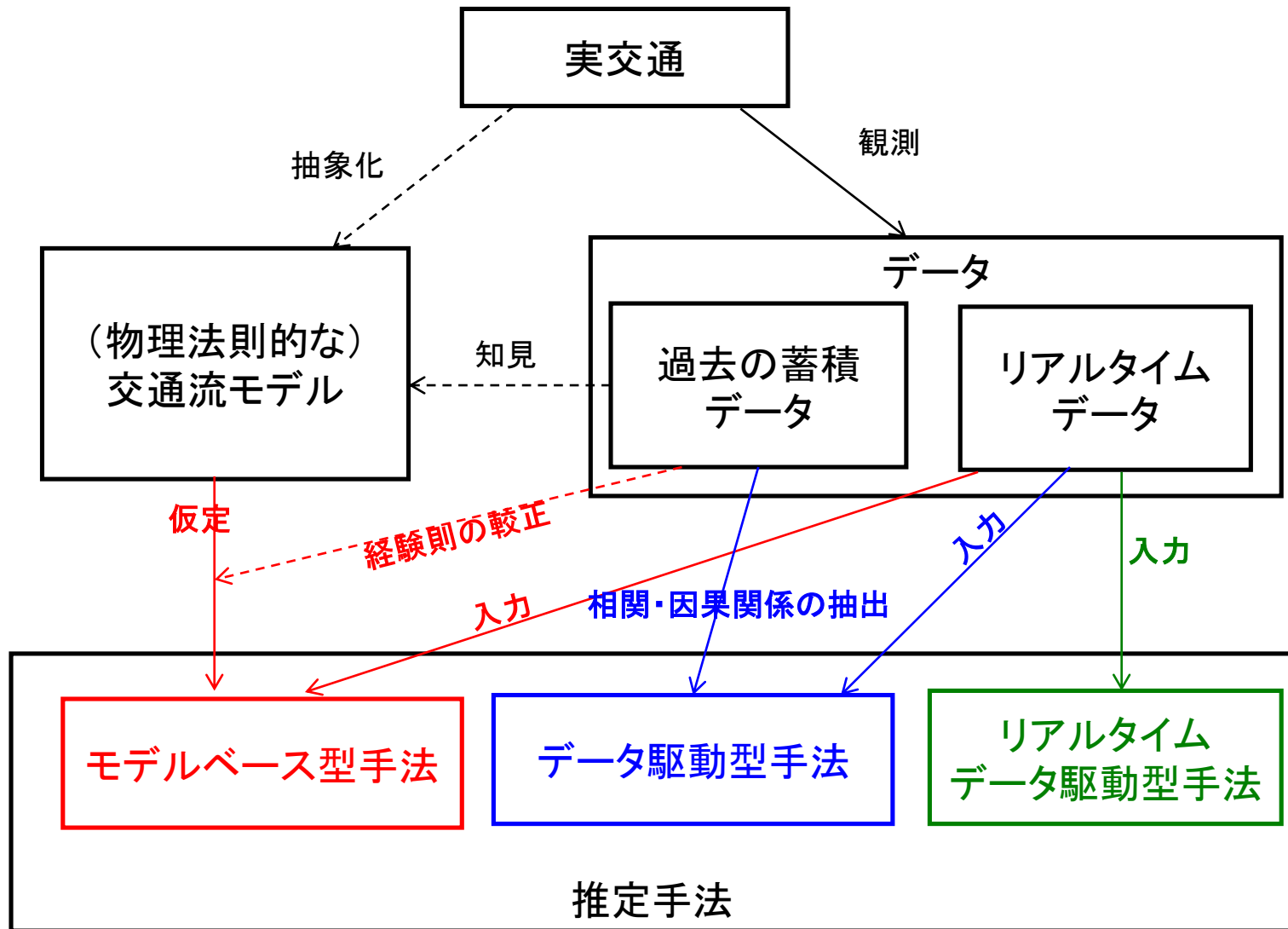


推定結果

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = 0$$
$$q = Q(k)$$

- KWモデルで補間する手法が広く用いられている
  - 境界条件は観測された $k, q, v$
  - 流率密度関係 $Q$ は適当に定める
- 課題: モデルが正確とは限らない
  - 交通量保存則は先験的に正しい
  - 流率密度関係は経験則なので正しいとは限らない
    - 交通流を構成するドライバーによって異なる
    - 悪天候, 交通事故などで変わる
    - 自動運転社会ではどうなる?
- データでうまく置き換えられないか?

- 交通流モデル
- 応用例: 交通状態推定
- 交通流のモデルとデータ



- モデルベース型手法

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = 0$$
$$q = Q(k)$$

- $Q$ は理論に基づき過去蓄積データから推定

- データ駆動型手法

$$q(t), k(t) = \text{NeuralNet}(q(t-1), k(t-1))$$

- NeuralNetは過去蓄積データから推定

- リアルタイムデータ駆動型手法

$$q(t), k(t) = F(q(t-1), k(t-1))$$

- $F$ は先験的に既知

- KWモデル

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = 0$$
$$q = Q(k) = kV(k)$$

- **データ駆動型保存則モデル** (Astarita et al. 2006; Seo and Kusakabe 2015; Bekiaris-Liberis et al. 2016)

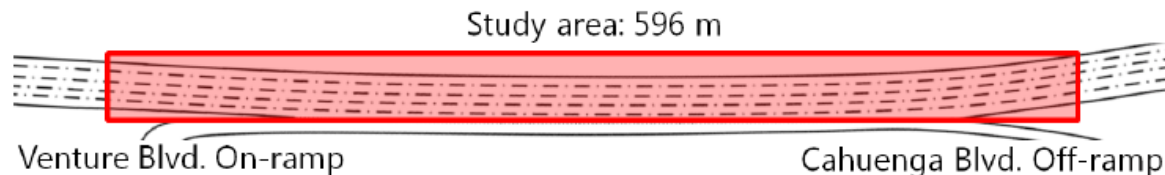
$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = 0$$
$$q = kv_{\text{probe}}$$

- ここに,  $v_{\text{probe}}(t, x)$  はプローブによって観測された  $t, x$  における速度
- プローブが十分な数存在していれば,  $v_{\text{probe}}$  は真の  $v$  に近づく

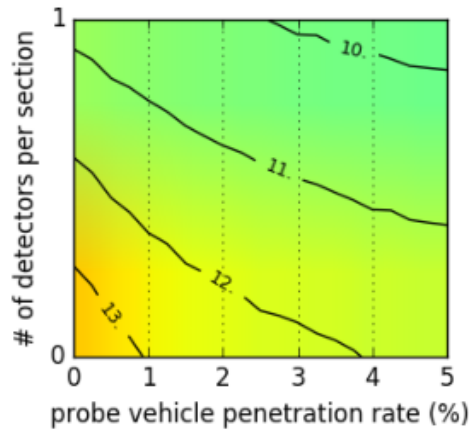
- Vittorio Astarita, Robert L. Bertini, Sergio d'Elia, and Giuseppe Guido. 2006. Motorway traffic parameter estimation from mobile phone counts. *European Journal of Operational Research* 175, 3: 1435–1446.
- T. Seo and T. Kusakabe. 2015. Probe vehicle-based traffic state estimation method with spacing information and conservation law. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 59: 391–403.
- N. Bekiaris-Liberis, C. Roncoli, and M. Papageorgiou. 2016. Highway traffic state estimation with mixed connected and conventional vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 17, 12: 3484–3497.



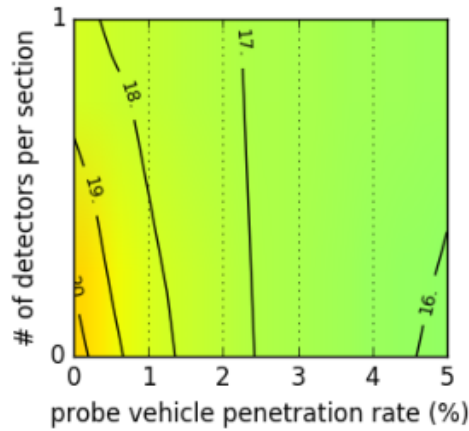
- アメリカの高速道路で取得された全車両軌跡データ
  - 道路延長: 600m
  - 車線数: 5,6
  - 時間: 約15分
- 仮想的に車両感知器・プローブを再現し, 交通状態を推定
  - データ量に応じて精度がどう変化するかを検証
- KWモデルベースの手法と, データ駆動型保存則モデルの手法を比較



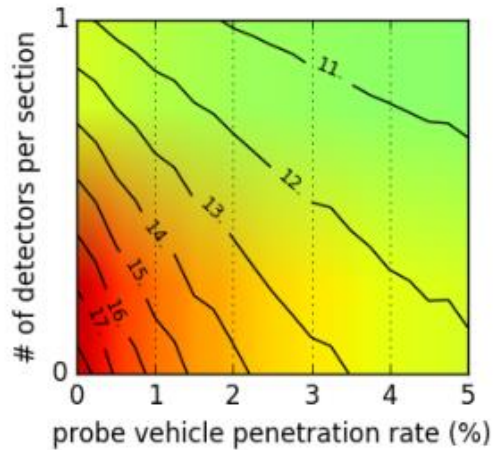
- Toru Seo and Alexandre M Bayen. 2017. Traffic State Estimation Method with Efficient Data Fusion Based on the Aw-Rascle-Zhang Model. *IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems*.
- 瀬尾 亨. 2018. データ融合に基づく交通状態推定における交通流モデルの比較分析. *土木計画学研究・講演集*.



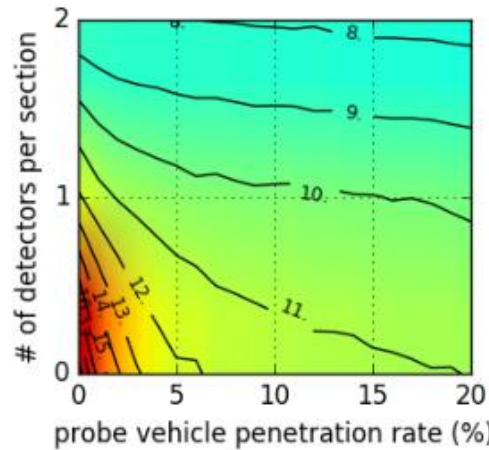
(a) 限られたデータ量での  $\text{MAPE}(\rho)$



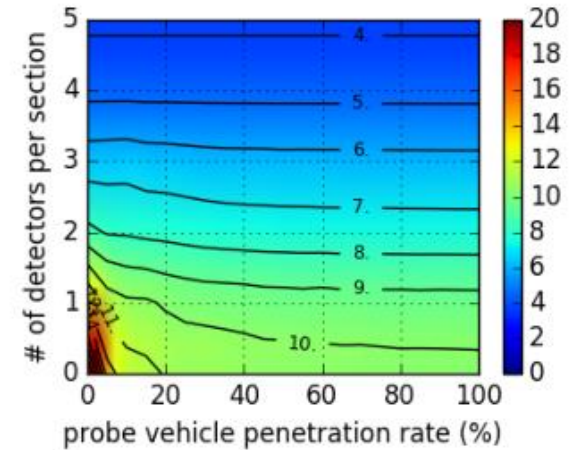
(d) 限られたデータ量での  $\text{MAPE}(v)$



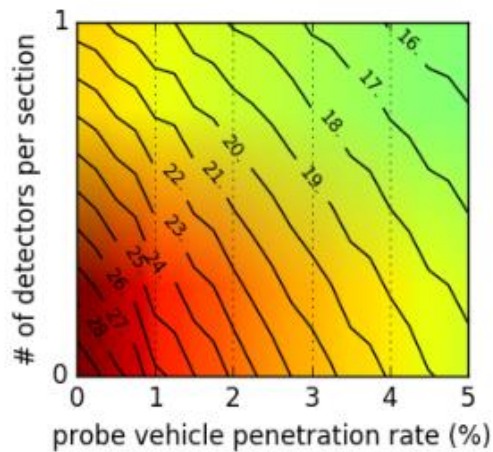
(a) 限られたデータ量での  $MAPE(\rho)$



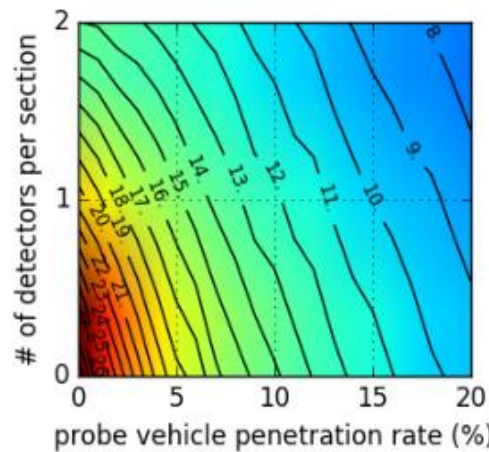
(b) 十分なデータ量での  $MAPE(\rho)$



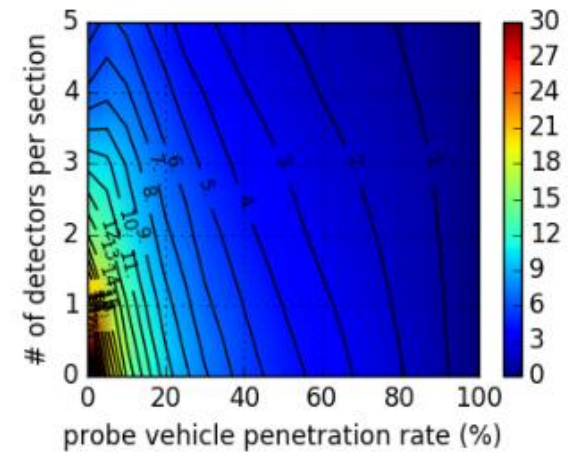
(c) 極めて大きなデータ量での  $MAPE(\rho)$



(d) 限られたデータ量での  $MAPE(v)$



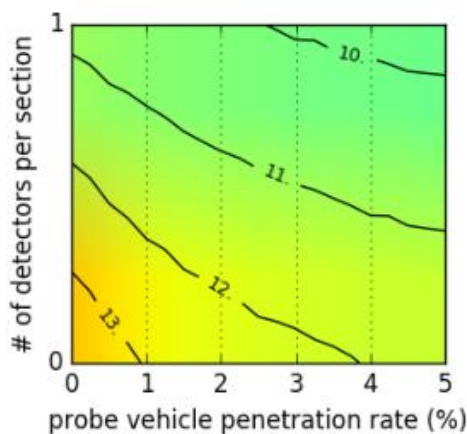
(e) 十分なデータ量での  $MAPE(v)$



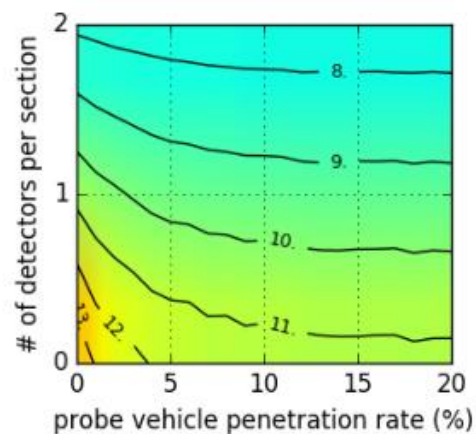
(f) 極めて大きなデータ量での  $MAPE(v)$

# 結果: 比較

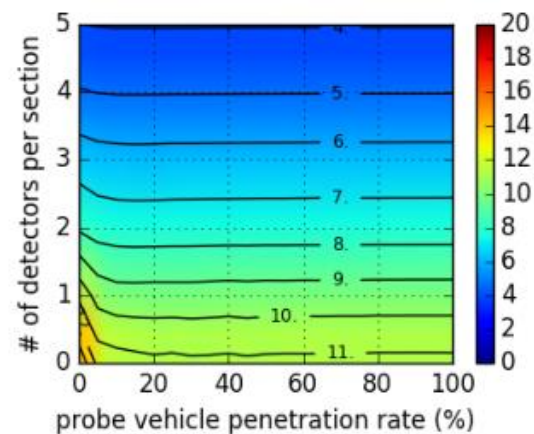
## ■ KWモデルベース手法



(a) 限られたデータ量での MAPE( $\rho$ )

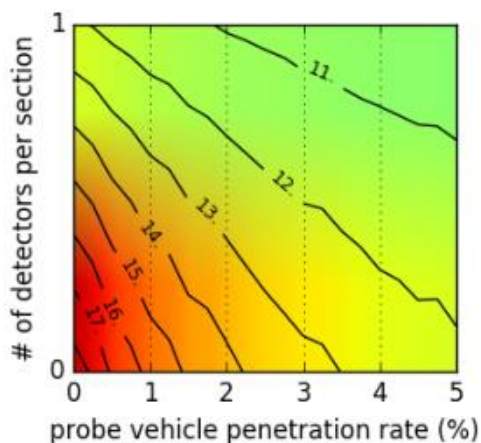


(b) 十分なデータ量での MAPE( $\rho$ )

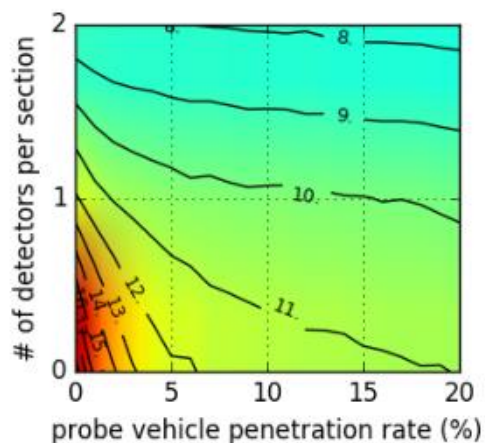


(c) 極めて大きなデータ量での MAPE( $\rho$ )

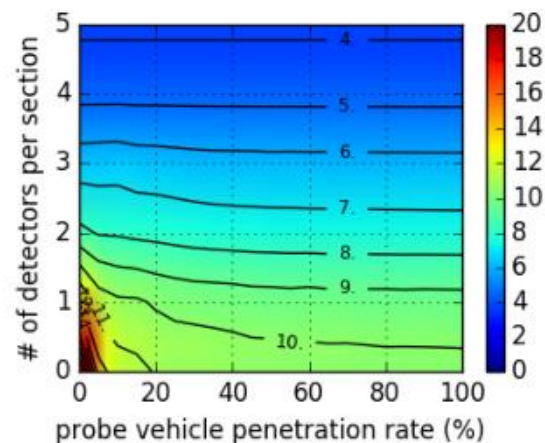
## ■ データ駆動型保存則モデルの手法



(a) 限られたデータ量での MAPE( $\rho$ )



(b) 十分なデータ量での MAPE( $\rho$ )



(c) 極めて大きなデータ量での MAPE( $\rho$ )

- 交通流モデルはいくつかの種類に分類できる
  - 物理法則的なモデル
  - 過去蓄積データに基づく機械学習型モデル
  - リアルタイムデータに基づくモデル
- 交通状態推定の文脈で比較
  - データ量が小さい場合、物理法則的なモデルの経験則は非常に有用
  - データ量が大きい場合、経験則はリアルタイムデータで代替でき、そちらのほうが性能が良くなることも
  - いずれにせよ、先験的に成り立つ物理法則的なモデルは重要
  - モデルとデータの適切な組み合わせが大事