

コネクティッドカーから収集した 大規模車両データの解析・活用

トヨタ自動車株式会社
コネクティッド先行開発部 InfoTech
福島 真太郎

福島 真太郎

- トヨタ自動車株式会社コネクティッド先行開発部InfoTech データ解析基盤グループ長／プリンシパル・リサーチャー
博士（情報理工学）
- 滋賀大学データサイエンス・AI研究推進センター 特任准教授
- 専門分野：機械学習・データマイニング・車両/交通データ解析
- 現在の業務：車両から収集されるデータを用いたコネクティッドサービス実現に向けた研究開発、
全社的なデータサイエンス推進

産業応用

- ・コネクティッド車両データ解析（時系列センサー・位置情報・画像等）
- ・工場系データ解析（異常検知・外観検査等）
- ・マテリアルズ・インフォマティクス
- ・マーケティング・金融・医療データ解析 他多数

コミュニティ・社会貢献

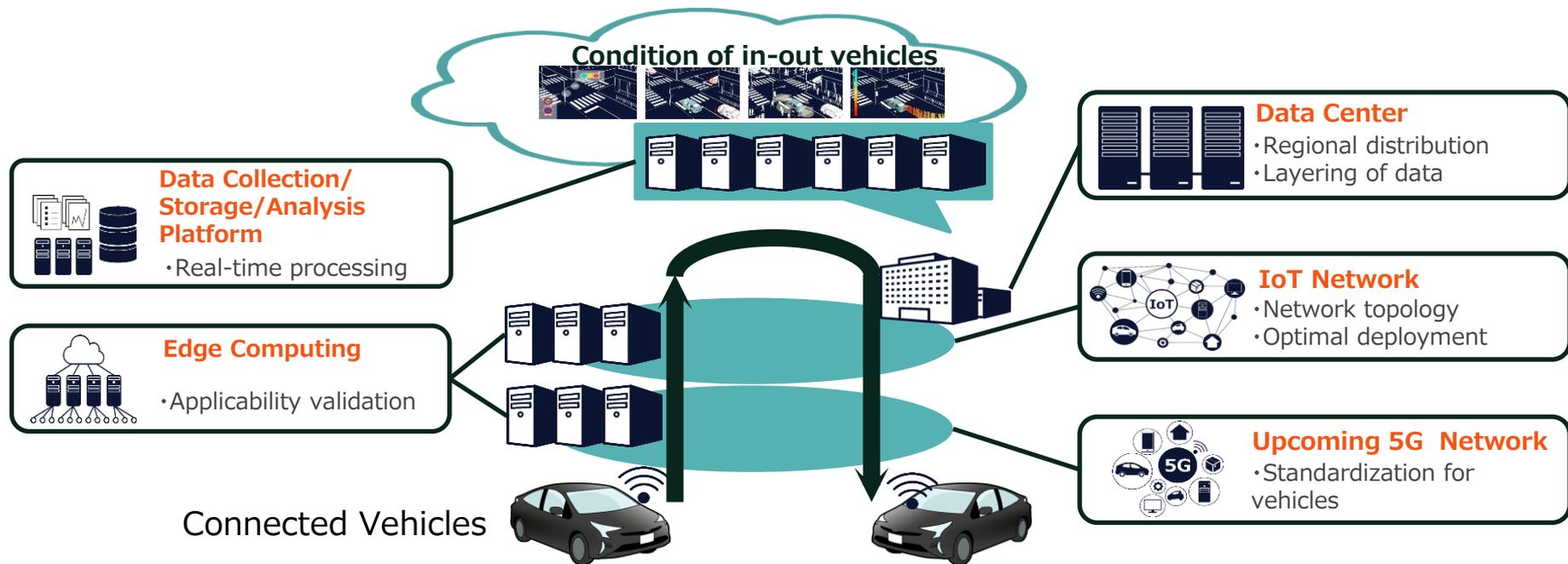
- ・産総研 客員研究員：「機械学習品質マネジメントガイドライン」策定
- ・国立情報学研究所：「Engineerable AI」
- ・応用数理学会誌 編集委員：学会誌の編集
- ・データ解析コミュニティ：招待講演（PyData等）
- ・書籍／雑誌執筆



1. 取り組み概要
2. 事例1: 電気自動車の航続可能距離推定
3. 事例2: コネクティッドカーからの全体交通量推定
4. まとめ

車両から収集した大量データの解析・活用

コネクティッドカーから大量の車両走行データを収集・蓄積・解析・活用



解析対象データ例

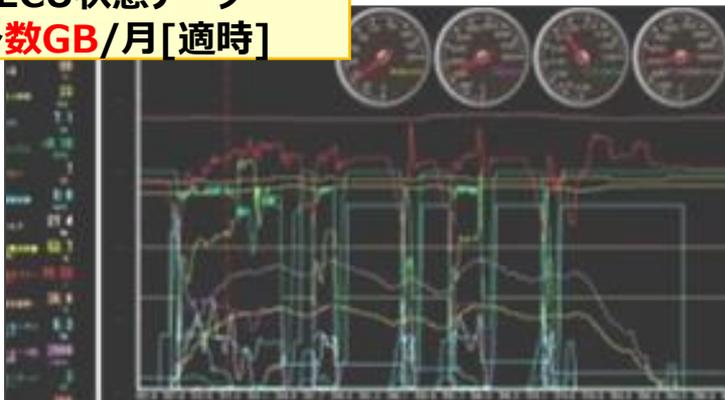
ナビプローブデータ
～数100MB/月[常時]



動的地図生成
～数GB/月[適時]



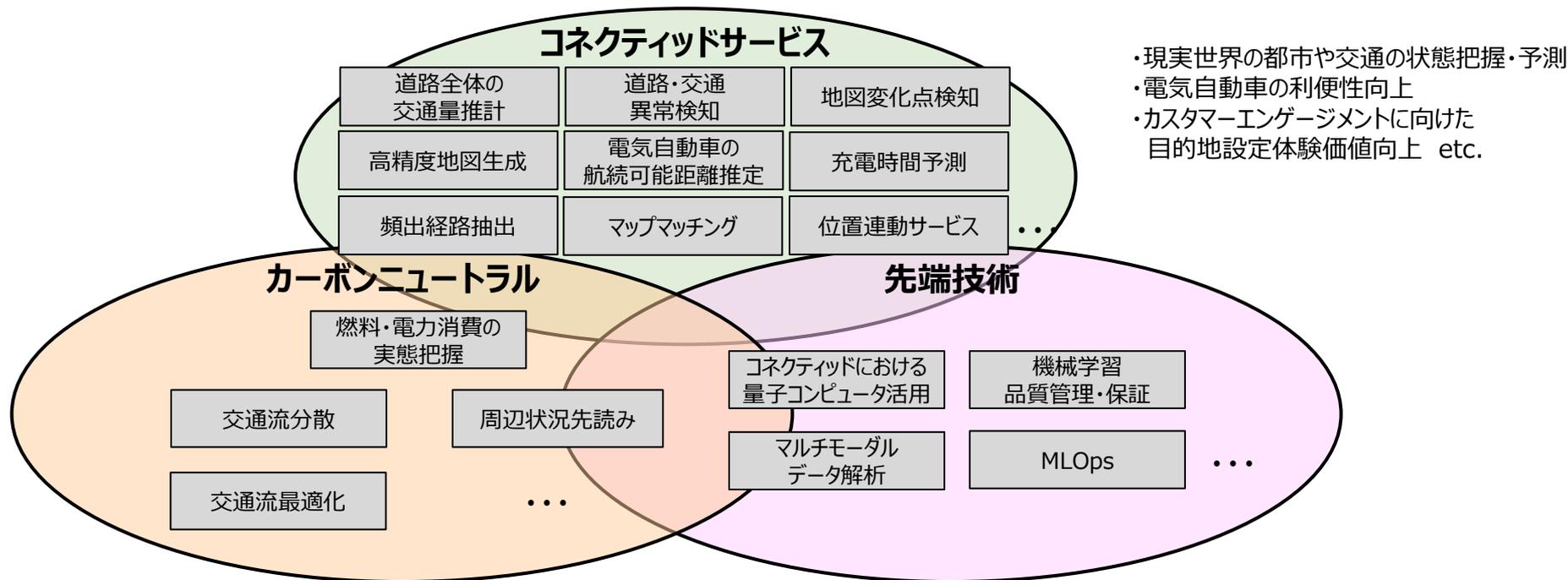
ECU状態データ
～数GB/月[適時]



周辺センシングデータ
～数10GB/月[適時]



コネクティッドサービスやカーボンニュートラルの実現に向け 機械学習活用・データ解析を推進



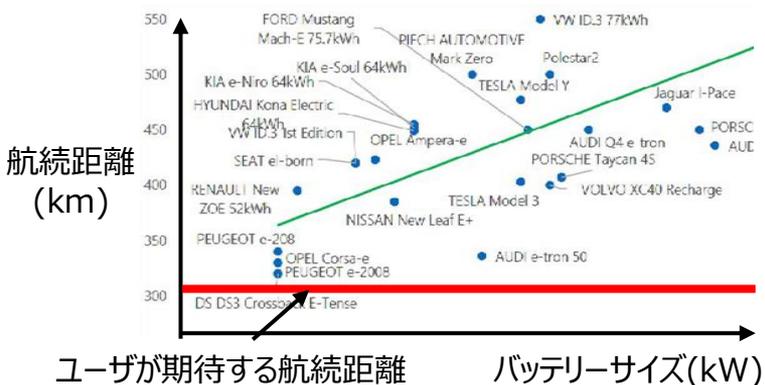
- ・現実世界の都市や交通の状態把握・予測
- ・電気自動車の利便性向上
- ・カスタマーエンゲージメントに向けた目的地設定体験価値向上 etc.

1. 取り組み概要
2. 事例1: 電気自動車の航続可能距離推定
3. 事例2: コネクティッドカーからの全体交通量推定
4. まとめ

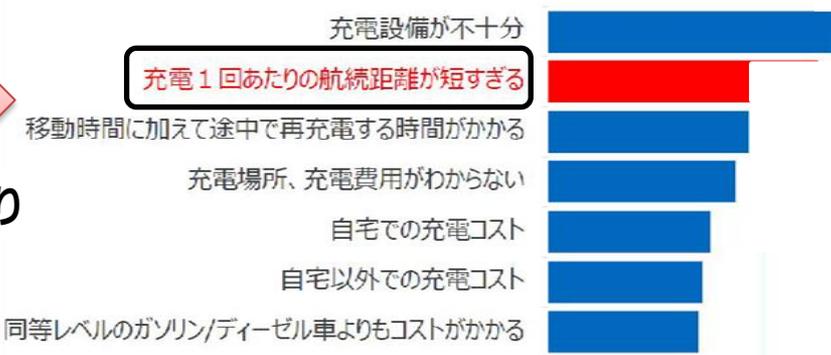
BEVの航続可能距離の実態と消費者の不安にはギャップ

各車両の航続可能距離

購入の障壁 上位回答



ギャップあり



航続可能距離の実態は
ユーザの期待以上

航続距離の短さが大きな障壁

出典: 「SBD Automotive, レポートNo. 208, 2021年電気自動車に対する障壁」

現在地点と電池残量に応じて 精緻な航続可能距離（エリア）の推定が重要



- Input

道路ネットワーク $G = (V, E)$

現地点 (x_0, y_0)

現地点での残エネルギー E^*

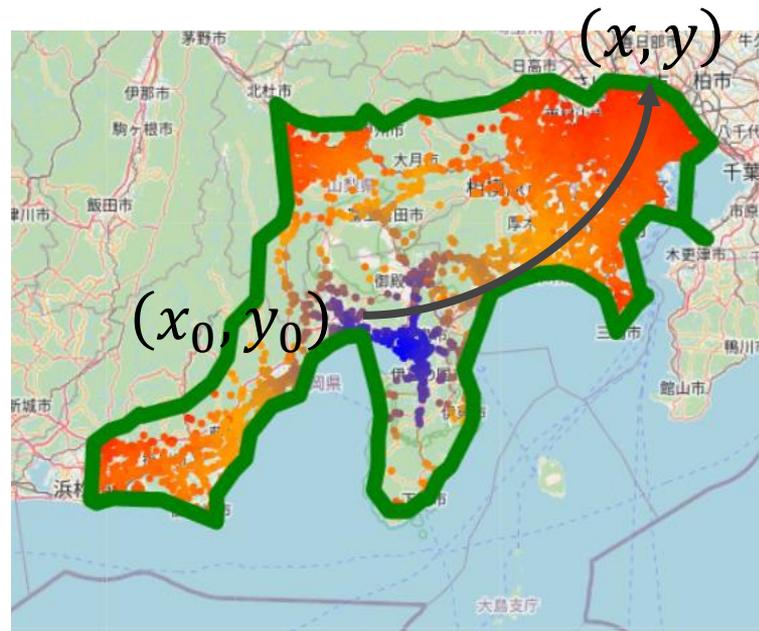
- Output

領域

$$R = \left\{ \begin{array}{l} (x, y) : (x, y) \in \mathbb{R}^2, \\ E((x_0, y_0), (x, y)) \leq E^* \end{array} \right\}$$

$E((x_s, y_s), (x_e, y_e))$: 道路ネットワークに沿って

地点 (x_s, y_s) から地点 (x_e, y_e) に移動するのに必要なエネルギー



課題

① 目的地が未設定時に
探索する経路が膨大
→ 計算量が大



対応

道路ネットワークを簡略化
or
経路探索アルゴリズムを効率化

② 電池の消費には、
上り坂、空気抵抗、
エアコン使用等の影響の考慮が必要



エネルギー消費モデルを構築

③ 航続可能エリアの
境界線の求め方の検討が必要



計算幾何学的手法を適用

アプローチ (イメージ)

Step1. 道路ネットワークの 簡略化

交通流を考慮した上で
主要なノード・エッジを抽出

道路ネットワーク

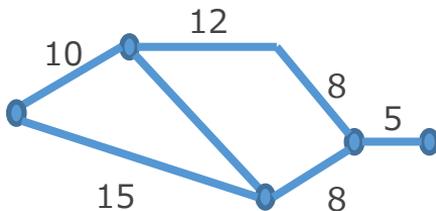


簡略化ネットワーク



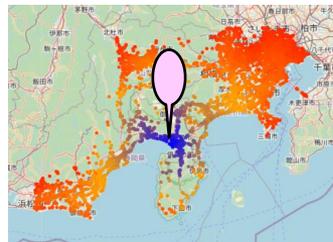
Step2. 簡略化ネットワークの エッジ重みの推定

エネルギー消費モデルを
用いてエッジの重みを推定



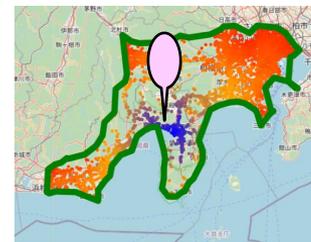
Step3. 到達可能な 経路の探索

簡略化ネットワーク上で
到達可能な経路を探索



Step4. 航続可能エリア 抽出

計算幾何学の手法を
用いて境界線を推定



特許出願中

Step1. 道路ネットワークの簡略化

細街路を含んだ全エッジ
エッジ数：80,000強



高速・国道・主要地方道・県道を抽出
エッジ数：8,500強



分岐のない交差点を削除
エッジ数：1,500強



- : 高速
- : 国道
- : 主要地方道
- : 県道
- : その他細街路

Step2. 簡略化ネットワークのエッジ重み推定

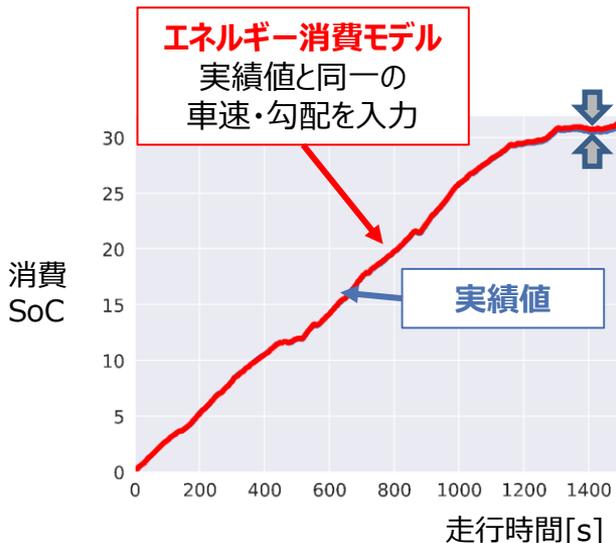
エネルギー消費モデルに基づき、各エッジの重みを推定

エネルギー消費モデル: 車速、勾配、エアコン消費等の影響を織り込んだ物理モデル

エネルギー消費モデルの妥当性検証



裾野IC → 富士吉田IC

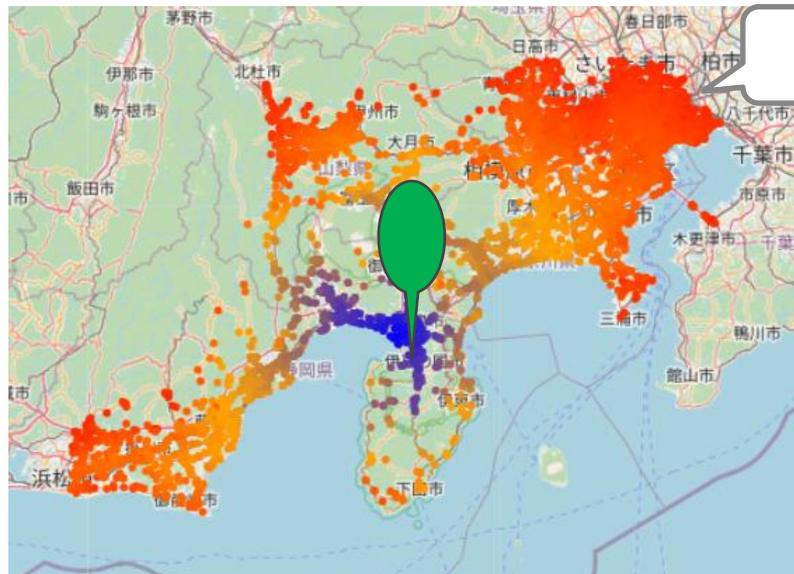


適切な車速・勾配等を入力して
各エッジの重みを推定

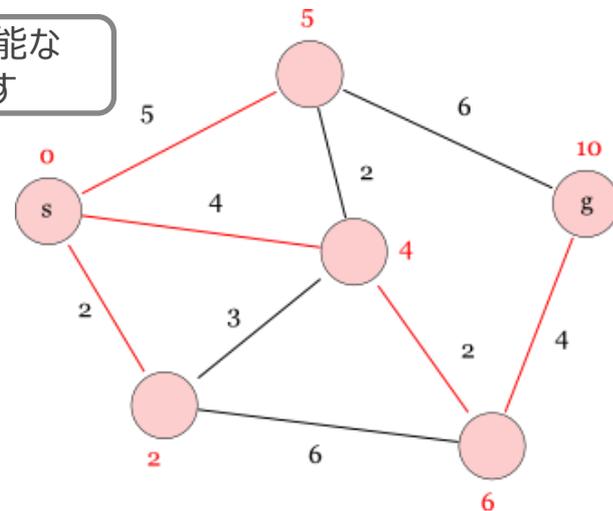
実績値との乖離は1%程度
→ 適切な車速・勾配等を入力すれば
エネルギー消費モデルは妥当

Step3. 到達可能な経路の探索

ダイクストラ法やベルマン・フォード法等を用いて、
電池残量で到達可能な経路を枚挙

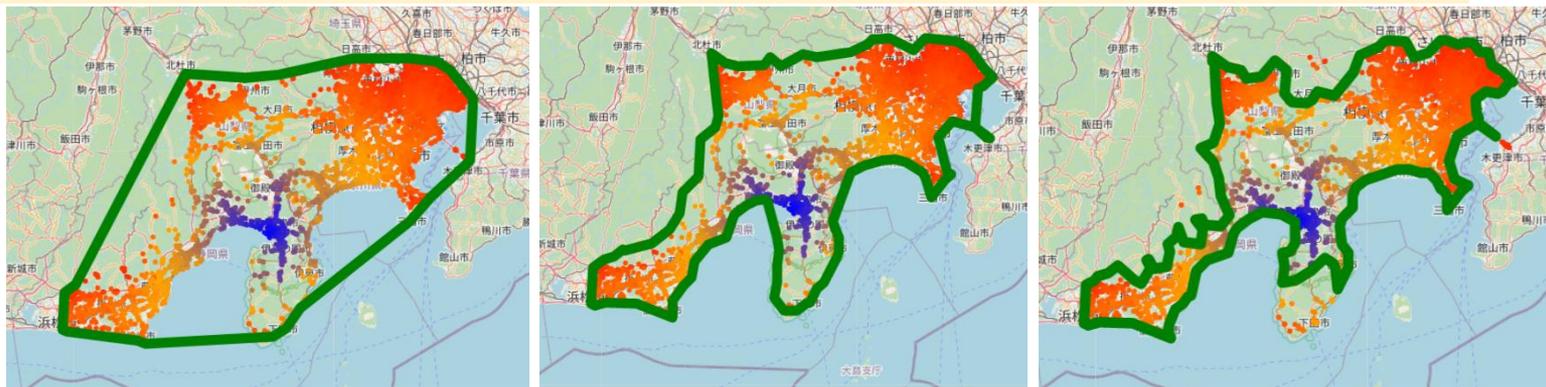


1点が、到達可能な
交差点を表す



Step4. 航続可能エリア抽出 (1/2)

輪郭の解像度と計算コストにはトレードオフの関係がある



輪郭の解像度

低

高

計算コスト

低

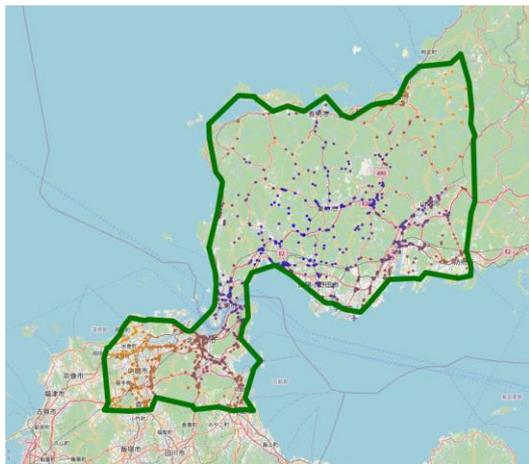
高

Step4. 航続可能エリア抽出 (2/2)

様々な地形特徴を対象として有効性を検証

海峡

(山口県下関市・福岡県北九州市)

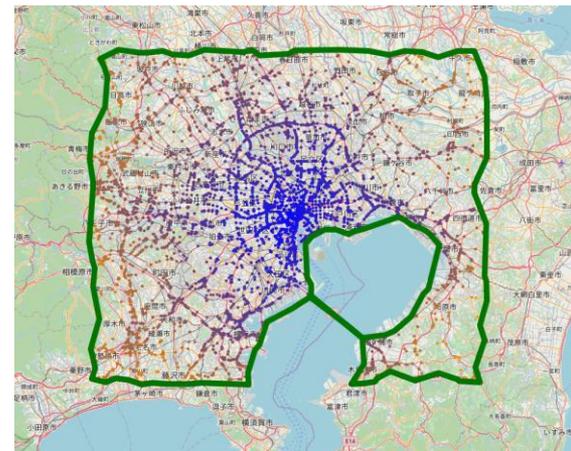


小さな半島

(愛知県田原市)

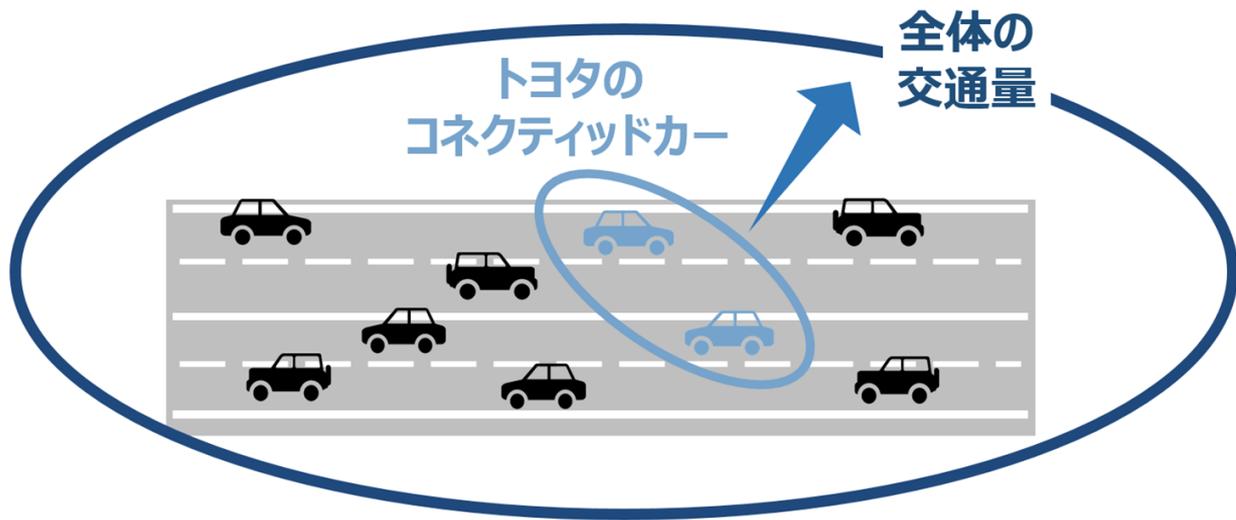


道路が密 + 内湾・橋
(首都圏)



1. 取り組み概要
2. 事例1: 電気自動車の航続可能距離推定
3. 事例2: コネクティッドカーからの全体交通量推定
4. まとめ

- トヨタのコネクティッドカーは、**クルマ全体の一部**
- コネクティッドデータから**全体の交通量を推定**する必要あり



応用例：交通流制御、出店計画、
CO2排出量把握、補修道路計画 他

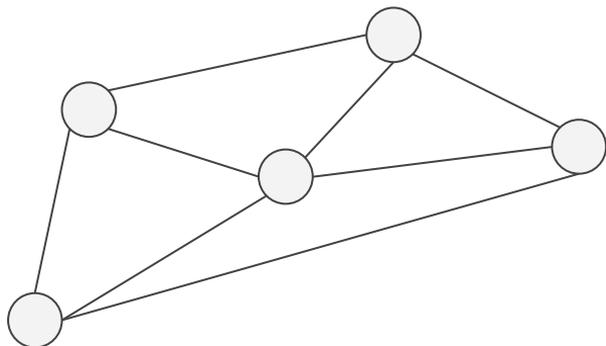
コネクティッドデータの活用は、コストと道路の網羅性から有望

アプローチ	実現に必要なコスト	道路の網羅性
車両感知器 による台数カウント	中 - 高	低
固定カメラによる 車両認識	中 - 高	低
車載カメラによる 車両認識	中 - 高 (通信コスト大)	高
コネクティッドデータ からの全体交通量 推計	低	高

観測変数および潜在変数の一部が既知の下、残りの潜在変数を推定

コネクティッドカーの交通量

観測変数 $X = \{X_{ij}\}$
(コネクティッドカーの台数)



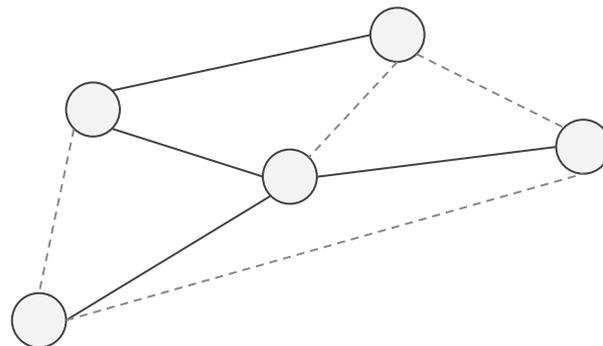
道路ネットワーク $G = (V, E)$

推定



全体の交通量

潜在変数 $Z = \{Z_{ij}\}$
(全てのクルマの台数)

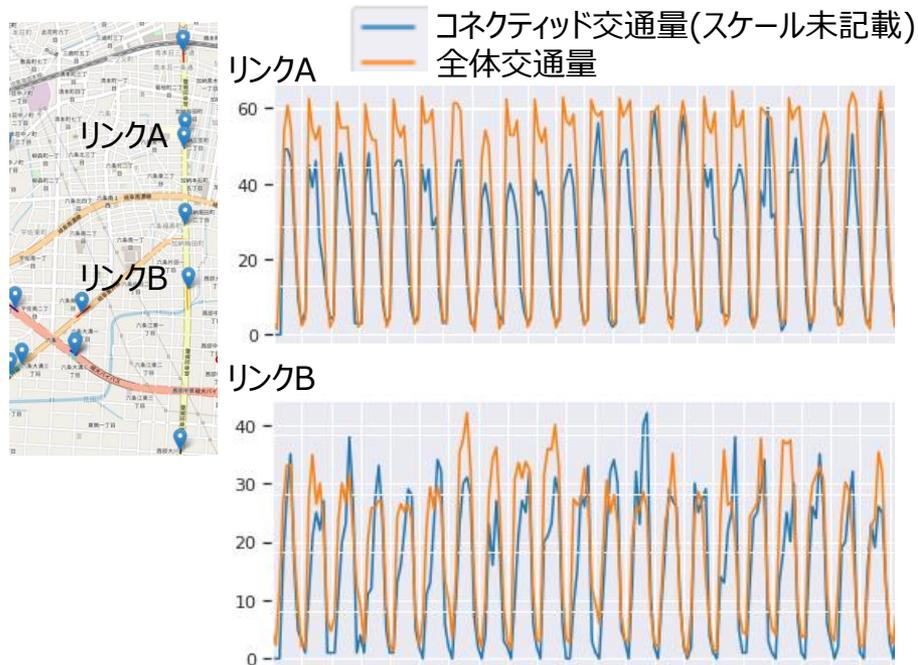


—— 交通量が既知のリンク
----- 交通量が未知のリンク

データの特性把握例

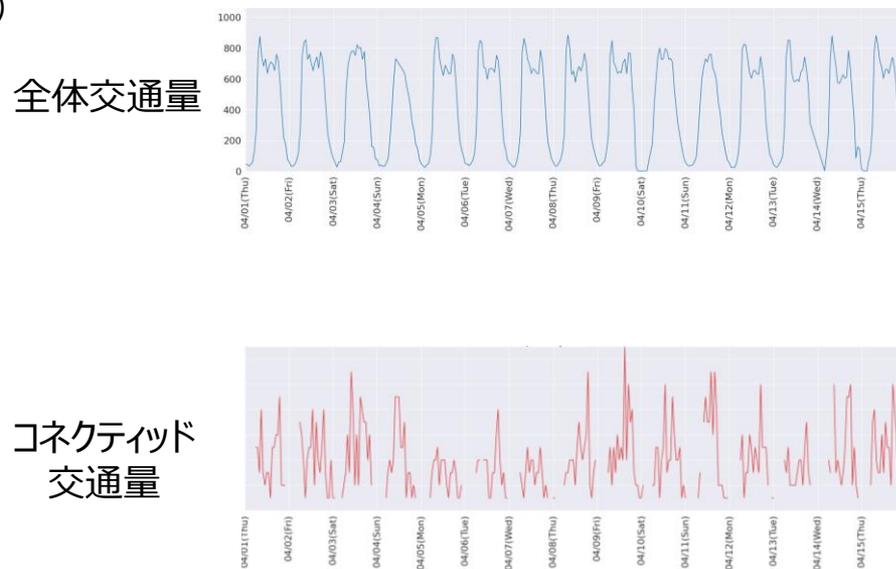
同一エリアでも場所によって 交通量は大きく異なる

例：岐阜県岐阜市の同一道路沿いの2か所のリンク



全体交通量とコネクティッド交通量の 傾向が大きく異なる

例：鳥取県米子市の1リンク



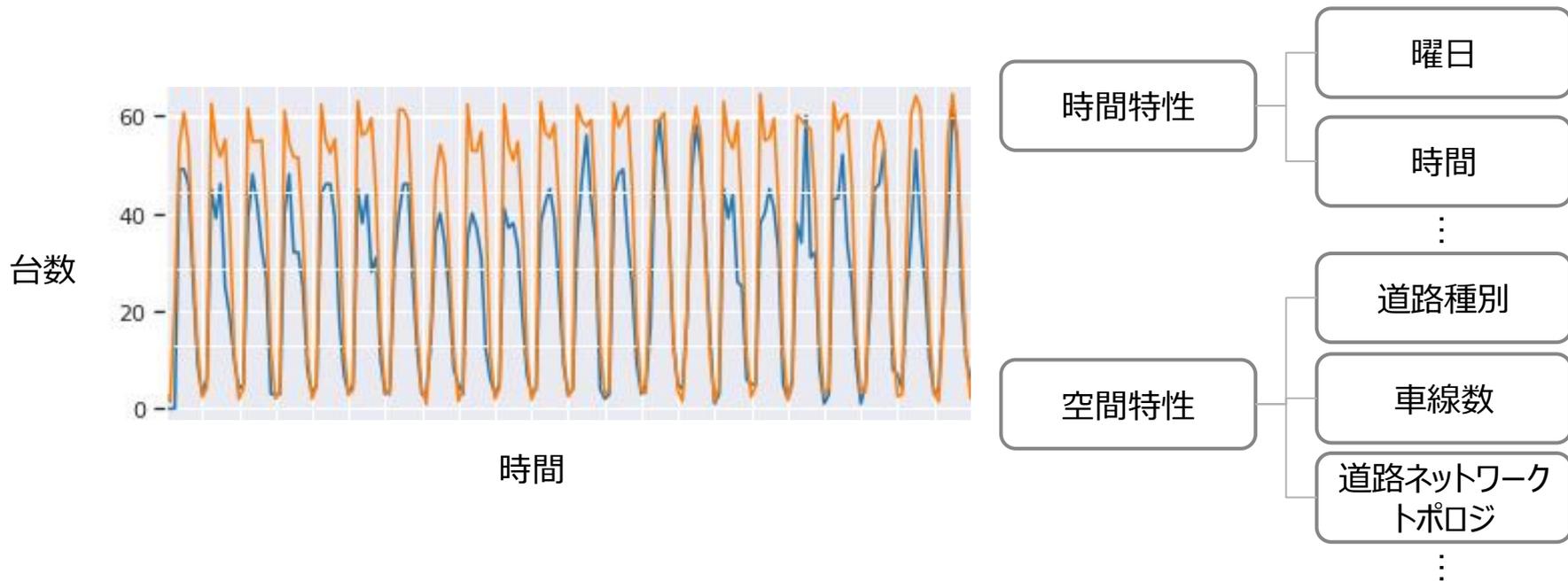
アプローチ例

アプローチ	内容	精度	説明性	コスト
単純割戻	都道府県ごとの契約率、普及率を利用し、コネクティッドカーの台数からトヨタ台数、車両全体の台数を割戻	×	○	△
交通工学	コネクティッドカーの車速の情報から交通量を推定し、単純割戻の補正を行う方法	△	○	△
深層学習	時系列深層学習モデルを用いてコネクティッド交通量と全体交通量の関係性を学習	○	×	×
機械学習	道路特性（道路種別、レーン数）や車両データ（台数、車速）などの情報から、全車交通量を推定	○	△	△
統計モデル	コネカー交通量と断面交通量間の関係性、個別道路、時間、場所による影響の両方を考慮	○	△	○

★手法毎に特性が異なる

➡ ユースケースに応じた手法の選定と精度の検証が必要

混合効果モデルを用いて、時間・空間特性に応じて割戻係数を調整



18エリアの誤差率の平均が対抗手法よりも良好

TABLE II: Experimental Results(MAPE/RMSPE) on 18 cities (5 cities in details) in Japan.

City	SPR		SVM		RF		LightGBM		Ours without model fusion		Ours with model fusion	
	MAPE	RMSPE	MAPE	RMSPE	MAPE	RMSPE	MAPE	RMSPE	MAPE	RMSPE	MAPE	RMSPE
1 Aomori	39.8%	112.6%	44.3%	122.4%	37.4%	114.4%	41.2%	72.3%	32.6%	119.5%	32.6%	119.5%
2 Morioka	32.8%	54.0%	30.7%	49.9%	25.4%	39.4%	44.4%	49.3%	24.7%	39.9%	24.7%	39.9%
3 Fukushima	41.9%	64.7%	50.4%	100.5%	51.5%	90.7%	44.6%	62.6%	30.8%	56.1%	31.1%	42.8%
4 Tokyo	37.3%	52.4%	17.7%	29.5%	15.5%	27.8%	14.3%	24.7%	15.3%	29.1%	15.3%	29.1%
5 Yokohama	29.7%	44.4%	23.3%	38.0%	21.7%	33.8%	54.2%	63.2%	19.8%	33.8%	19.8%	33.8%
Standard Deviation	21.7	37.0	187.4	344.8	22.4	40.0	20.1	21.7	22.6	32.6	14.1	27.9
Mean Value	45.6%	76.4%	46.2%	85.0%	41.4%	75.1%	44.6%	60.5%	40.39%	68.26%	35.8%	63.0%

$$\text{MAPE} = \frac{1}{LDH} \sum_{\ell=1}^L \sum_{d=1}^D \sum_{h=1}^H \left| \frac{\hat{y}_{\ell,d,h} - y_{\ell,d,h}}{y_{\ell,d,h}} \right|,$$

$$\text{RMSPE} = \sqrt{\frac{1}{LDH} \sum_{\ell=1}^L \sum_{d=1}^D \sum_{h=1}^H \left(\frac{\hat{y}_{\ell,d,h} - y_{\ell,d,h}}{y_{\ell,d,h}} \right)^2}$$

Yong et al., ITSC2022

推計結果の詳細分析 (大都市：名古屋市)

大都市の場合：精度が良いのはどこで？ いつ？

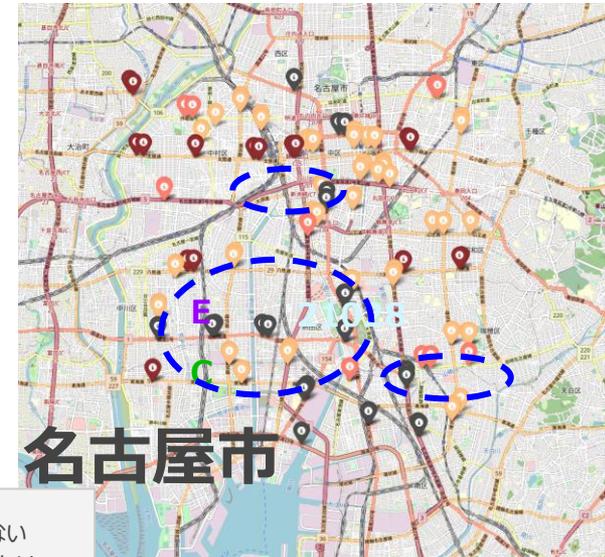
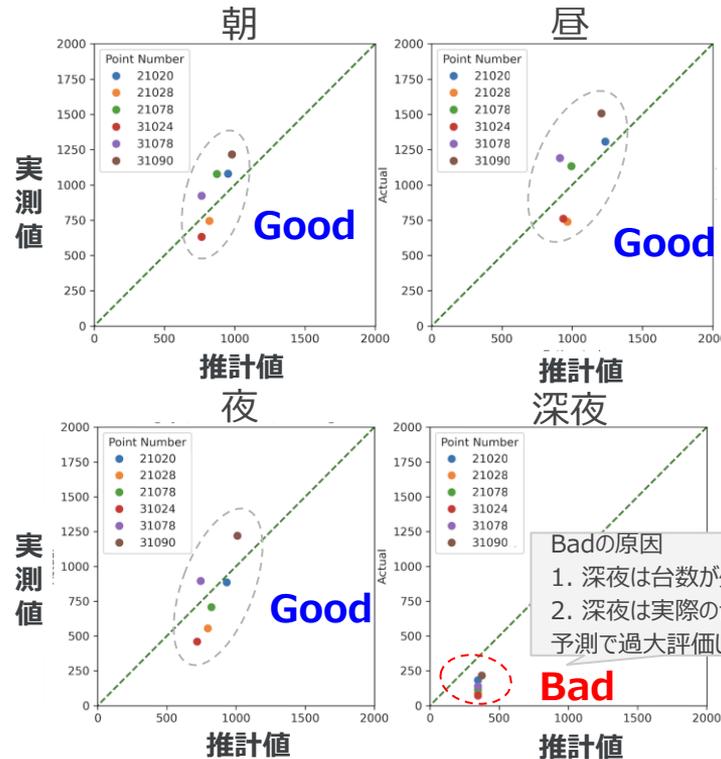
時間帯別に地点ごと 精度比較

どこで？

→ 国道の場所にそれほど
依存せずに精度は安定

いつ？

→ 深夜以外は精度が良い



交通量が多い
「場所」and「時間」で
精度が安定

1. 取り組み概要
2. 事例1: 電気自動車の航続可能距離推定
3. 事例2: コネクティッドカーからの全体交通量推定
4. まとめ

- コネクテッドカーから収集される**大量の運転操作・車両挙動データ**を用いた**データ解析事例および技術**を紹介
 - 電気自動車の航続可能距離推定
 - 全体交通量の推定
- 今後も、実社会での活用を念頭に取り組みを推進予定