

仮想定速走行シミュレーションデータに基づく EVのエネルギーベースラインマップの作成と精度評価

劉 屹^{1,a)} 曾我 紗代子^{1,b)} 七里 祐輔^{1,c)} 富井 尚志^{2,d)}

概要:本研究では、電気自動車(Electric Vehicle:EV)の仮想定速走行(Virtual Constant Velocity Running:VCVR)により生成したデータを用いて、EVのエネルギーベースラインマップの作成と精度評価を行った。我々の先行研究[1]では、運動方程式に基づく物理モデルにより、EVの要因別の消費エネルギーを推定する「ECOLOGシステム」を提案した。本研究では、VCVRにおける座標系列から、先行研究で提案したECOLOGシステムによって消費エネルギーを推定する。この結果を地図上に示したものをEVのエネルギーベースラインマップと呼ぶ。これは、「その道路の走行で必ず消費する最低限のエネルギー」を表す。EVのエネルギーベースラインマップの精度検証のために、実際のEVを用いて定速走行した場合のデータとの比較を行った。さらに、EVのベースラインマップに基づいて、EVの経路選択や走行振り回りをを行い、その有用性を示した。

1. はじめに

近年、気候変動問題が世界的な課題となり、脱炭素化および省エネルギー化が求められている。日本では、2030年度において、2013年度比で温室効果ガス46%削減を目指すという目標が掲げられている[2]。目標達成のために、現在の日本におけるエネルギー消費量の2割以上を占める運輸部門についても対策が必要である。ここで、省エネルギー化やCO₂排出量削減を実現する次世代自動車の候補として、電気自動車(Electric Vehicle:EV)が挙げられる[3]。EVは走行時にCO₂を排出せず、ライフサイクルにおけるCO₂排出量も同クラスのガソリン車と比べて6割程度であるという特徴がある[4]。

一方、EVは航続距離が短いという課題がある。また、そのエネルギー消費は、道路勾配や加減速、速度帯によって大きく変化する。したがって、EVで走行する際に、エネルギー損失の少ないルート選択や走行を行うために、いつ、どこで、何を原因としてエネルギー消費が発生するのかを知ることが重要である。

我々の先行研究では、運動方程式に基づく物理モデル[5]に

よりEVの要因別の消費エネルギーを推定する「ECOLOGシステム」を提案した[1]、[6]、[7]、[8]。また、別の先行研究では、EVが道路を走る際に消費するエネルギーを地図上に可視化する手法、エネルギー消費マップを提案した[9]。そして、ライフログとして収集したEVの走行データの中から、定速で走行したと見なせるログを抽出することで、ベースラインとなる消費エネルギーを求めた。しかしこの方法には、対象道路を何度も繰り返し走行し、一定の速度で走行したデータを集めなければならないという課題があった。

ここで、地点ごとのエネルギー損失の原因を分析する手段の一つとして、本研究では「EVのエネルギーベースラインマップ」の作成方法を提案する。EVのエネルギーベースラインマップとは、一定速度で走行するEVのエネルギー消費の瞬時値を道路の微小空間ごとに積算して地図上に表示したものである。本研究では、先行研究[9]と同様に、道路を一定速度で走行する際に消費するエネルギーをベースラインとして地図上に可視化する。ただし、そのベースラインの消費エネルギーを、EVの実際の走行ではなく、仮想の走行シミュレーションによって求める。具体的には、まず仮想定速走行(Virtual Constant Velocity Running:VCVR)における座標系列を生成し、先行研究で提案したECOLOGシステムの計算モデルを適用することで、定速走行時の消費エネルギーを推定する。即ち、VCVRによるベースラインマップ(VCVRベースラインマップ)の作成を本稿で提案する。

また、ACC(Adaptive Cruise Control)により機械制御

¹ 横浜国立大学 大学院環境情報学府 情報環境専攻
〒240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

² 横浜国立大学 大学院環境情報研究院
〒240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

a) liu-yi-tk@ynu.jp

b) soga-sayoko-cz@ynu.jp

c) shichiri-yusuke-st@ynu.jp

d) tommy@ynu.ac.jp

された定速走行を行った際の EV の消費エネルギーのデータを、その道路のベースラインの正解値として比較を行い、精度を検証をした。さらに、提案ベースラインマップに基づいて、EV の経路選択や走行振り返りを行い、その有用性を示す。

2. 研究背景

2.1 関連研究

近年、自動車より収集した走行ログを活用する研究が盛んに行われている。特に、ITS (Intelligent Transport System: 高度道路交通システム) のための自動車内蔵センサの活用 [12] や、交通データの可視化 [13] は注目されており、多くの研究が見られる。

自動車から収集した走行ログを活用する他の研究として、飯島らは、プローブカーで収集した道路状況を元に、渋滞状況を地図の色分けで可視化するシステムを構築した [14]。矢野らは、プローブカーデータをもとにした EV のエネルギー消費を分散処理基盤上で管理し、EV のバッテリー残量を考慮した EV 経路探索プラットフォームの提案を行った [15]。これらはいずれもプローブカーのデータを利用しており、ただ走行するだけで簡易に集められる EV のライフログを自己のために有効活用する我々とは立場が異なる。芳澤らは、実走行履歴データを元に、移動経路を特定し EV の電力消費を推定するモデルの提案を行った [16]。我々は、EV のライフログから簡易に EV の走行時の道路固有のエネルギー消費を明らかにすることを目指している。Tawfiq らは、ある開始地点の経度緯度を input layer として、Double Deep Q-learning Network (DDQN) により、終了地点までのすべてのルートを自動的に生成し、消費エネルギーが最も小さいルートを求めた [17]。ただし彼らは、シミュレーションの結果の比較を行ったが、実際の走行による検証は行われていない。

2.2 ECOLOG システム

我々の先行研究 [1], [6], [7], [8] では、EV のエネルギー消費に関する検索可能なデータベースを EV のライフログから作成する ECOLOG システムを提案してきた。本システムは以下の機能で構成される。

- (1) 自動車に後付けで搭載するセンサによって、自動車走行 (GPS) ログを収集する。
- (2) 走行ログに対して、我々が構築した EV エネルギー消費モデル (以下「EV モデル」) を適用して、1 秒ごとの消費電力 [W] を推定する。
- (3) 推定した瞬間の消費電力をデータベースに蓄積する。
- (4) 地点別・時点別・走行状況別の消費電力を検索・集約する。

ECOLOG システムでは、EV の消費電力が運動方程式を用いて説明可能 [5] である点に着目し、EV のエネルギー消

表 1 EV モデルのパラメータ

パラメータ	単位	意味	取得方法
g	m/s ²	重力加速度	定数
ρ	kg/m ³	空気密度	定数
μ		転がり抵抗係数	定数
C_d		空気抵抗係数 (CD 値)	定数
A	m ²	車両前方投影面積	カタログ値
M	kg	車両重量	カタログ値
M_i	kg	慣性重量	定数
θ	rad	坂路勾配	地図データ
$v(t)$	m/s	自動車の走行速度	GPS より取得

費要因ごとに推定を行う EV モデルを定義した [1]。この EV モデルでは、移動軌跡のライフログを取得するサンプリングレートに合わせて、EV の瞬間の消費電力を消費要因ごとに推定する。これにより、ECOLOG データは時間に正規化されたエネルギー消費要因データとして、データベースに格納される。

要因別の消費電力推定の計算式をそれぞれ式 (1) ~ (6) に示す。式中の各パラメータについては、表 1 に示す。式 (1) ~ (4) は、車両が運動をする際に必要なエネルギーの瞬時値 (仕事率 [W]) を表しており、それぞれ加速抵抗、登坂抵抗、転がり抵抗、空気抵抗によるエネルギー消費を意味する。これらの和を $P_d(t)$ とする (式 (5))。この値が正の時は力行、負の時は回生ブレーキもしくは摩擦ブレーキにより減速していると見ることができる。

まず力行時のモータの消費電力が $P_e(t)[W]$ と考える。モータの特性により EV 内部のエネルギー変換効率を表すモータ・インバータ総合効率 η が存在する [5], [10]。力行時の EV の瞬時消費電力 $P_e(t)[W]$ は $P_d(t)$ と変換効率の逆数 $\frac{1}{\eta}$ の積で表すことができる (式 (6))。

$$P_{ACC}(t) = \frac{1}{2}(M + M_i) \frac{dv(t)}{dt} \times v(t) \quad (1)$$

$$P_{SLOPE}(t) = Mg \sin \theta \times v(t) \quad (2)$$

$$P_{ROLL}(t) = \mu Mg \cos \theta \times v(t) \quad (3)$$

$$P_{AIR}(t) = \frac{1}{2} \rho C_d A v(t)^2 \times v(t) \quad (4)$$

$$P_d(t) = P_{ACC}(t) + P_{SLOPE}(t) + P_{ROLL}(t) + P_{AIR}(t) \quad (5)$$

$$P_e(t) = P_d(t) \times \frac{1}{\eta(P_d(t), v(t))} \quad (6)$$

次に回生時のエネルギー回収 $P_{RE}(t)[W]$ について考える。EV に搭載されている、車両の力学的エネルギーを電気エネルギーとして回収する回生エネルギーは、次のように定義した。ただし、 G は重力加速度を表す。

- 加速度が $-0.15G$ 以下の際には、 $-0.15G$ 分の運動エネルギーが回生される。
- 速度が 7km/h 以下であれば回生は行われぬ。

この定義に従い、回生エネルギーの瞬時値 $P_{RE}(t)$ を式 (7) に示す。このとき、 P_0 は加速度 $-0.15G$ におけるモータの仕事率である。また、回生の時もモータ・インバータ総合効率 η に影響される [5]。

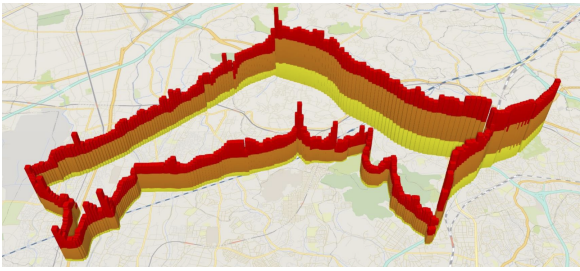


図 1 先行研究 [9] におけるエネルギー消費マップのイメージ

$$P_{RE}(t) = \begin{cases} P_d(t) \times \eta(P_d(t), v(t)), & (P_d(t)/(Mv(t)) > -0.15G \text{ かつ } v(t) > 7\text{km/h}) \\ P_0 \times \eta(P_d(t), v(t)), & (P_d(t)/(Mv(t)) \leq -0.15G \text{ かつ } v(t) > 7\text{km/h}) \\ 0 & (v(t) \leq 7\text{km/h}) \end{cases} \quad (7)$$

ここまでで説明した, EV の要因別の消費エネルギー推定を「ECOLOG 推定モデル」とする。

2.3 EV のエネルギー消費マップ

我々の先行研究 [9] では, EV のエネルギー消費マップの定義を行った。ある有意な道路区間内で微小間隔でサンプリングした経緯度座標群を入力として, 本稿 2.2 節で紹介した ECOLOG システムにより, 要因別のエネルギー消費データを算出した。そのデータを利用して, 区間ごとにエネルギー消費だけを地図に示した。マップ作成のための可視化ツールには, Microsoft Excel 2016 の 3D Maps 機能を用いた。図 1 にエネルギー消費マップのイメージを示す。

図 1 における一本の棒はその地点のエネルギー消費の積算量 [kWh] である。赤色の部分がモータが電力を駆動力に変換時の損失エネルギーであり, オレンジ色の部分が式 (3) により算出した走行時の転がり抵抗で消費したエネルギー, また, 黄色の部分が式 (4) により算出した走行時の空気抵抗で消費したエネルギーである。

2.4 EV 定速走行の仮想の走行ログの生成

我々の先行研究 [11] では, 走行経験のない未知道路における EV の消費電力量を事前推定するシステムを構築した。提案システムでは, 設定ルートを走行する際の最小・最大消費電力量を EV の走行シミュレーションから求めることで, 電欠になる可能性がある範囲を実走行せずに提示する。

この研究 [11] では, 「交差点を端点 (ノード) として現実の道路をデータとして表現するためのフォーマット」を道路リンク (RoadLink) と定義した。

出発地と目的地を指定し, 走行ルート上を一定速度で走行する仮想の走行ログを生成する。入力された出発地と目的地からは既存のナビシステムで経路が決定できるの

表 2 仮想走行ログ生成時の各パラメタ

パラメタ	意味	単位
v_c	巡航速度	km/h
d_c	速度 v_c で 1 秒間に進む距離	m
t	スタートしてからの経過時間 ($t = 0, 1, \dots, n$)	s
p_t	時刻 t における座標	
p_o	出発地の座標	
p_d	目的地の座標	
s_t	仮想の走行ログ ($s_t = (t, p_t)$)	
i	道路リンク番号 ($i = 1, 2, \dots, k$)	
k	終点の道路リンク番号	
l_i	道路リンク i の長さ	m

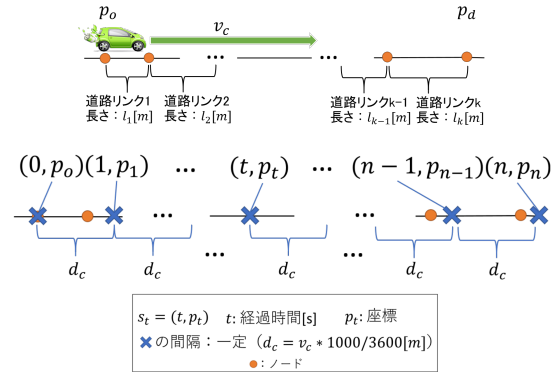


図 2 仮想の走行ログの生成のイメージ

で, 連続した道路リンクが取得できる。すなわち, 連続した道路リンクの集合は走行ルートになる。その走行ログはルート上を速度 v_c で走る EV を想定してを等間隔 (d_c) に生成された座標時系列である。この時系列データを仮想定速走行 (Virtual Constant Velocity Running : VCVR) と呼ぶ。VCVR の走行ログ生成時の各パラメタを表 2 に, イメージを図 2 に示す。

3. VCVR ベースラインマップの提案

本章では, EV の仮想定速走行 (VCVR) 座標系列データの生成方法および, VCVR に基づくベースラインマップの定義と作成方法を説明する。VCVR 座標系列データおよび VCVR に基づくベースラインマップを生成するための, プロセスを図 3 に示す。

3.1 ベースラインマップの意義

「EV のエネルギーベースラインマップ」とは, 定速巡航しつづけることができる理想的な状況において, 道路の速度帯と道路勾配に応じて変化する道路固有のエネルギー損失を地図上に示したものである。運転者固有のエネルギー損失などは, 「その道路の走行で必ず消費する最低限のエネルギー」であるこのベースラインマップとの差分として説明される。

先行研究 [9] では, EV のベースラインマップを実走行時のデータから生成した。しかしこの方法には, 何度も繰り返し走行してデータを集める必要があることや, 精度が低いという欠点があった。そこで本稿では, EV の実際の走行ではなく, 仮想の走行シミュレーションによってベースラ

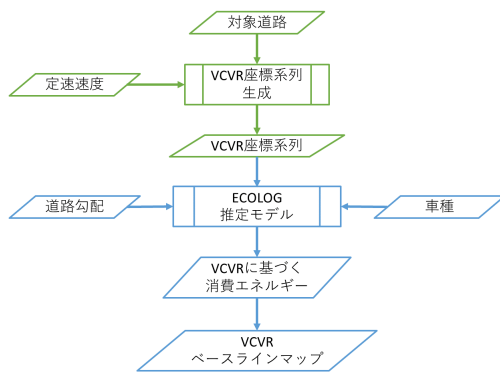


図 3 VCVR に基づくベースラインマップの生成プロセス

インマップを生成する。具体的には、まず VCVR における座標系列を生成し、先行研究で提案した ECOLOG システムの計算モデルを適用することで、定速走行時の消費エネルギーである VCVR ログを推定する。すなわち、VCVR によるベースラインマップを作成する。

3.2 VCVR 座標系列データに基づくベースラインマップの作成

本節では、VCVR 座標系列を用いて「VCVR に基づく消費エネルギー」の生成する方法と、「VCVR に基づく消費エネルギー」に基づいて VCVR ベースラインマップを作成する方法を説明する。VCVR 座標系列データを生成する手順の概要は 2.4 節に示した。地図上で経路及び速度を指定する、その経路上を一定速度で走行した場合の座標系列データが生成される (図 3 の緑色部分)。

次にこのデータを「走行ログ」と見なし、2.2 節で示した ECOLOG 推定モデルに入力する。この出力として、その経路を EV で走行した場合のエネルギー消費推定データが得られる。なお、ECOLOG 推定モデルには経路上の道路勾配データもあらかじめ入力されている。図 3 の青色部分に示す。

この結果、得られた EV のエネルギー消費推定データは、道路勾配の影響を考慮した定速走行時のエネルギー消費の時系列データとなる。このデータをそのまま地図上に可視化したものを EV のベースラインマップとする。

3.3 ベースラインマップの精度検証方法

精度評価の正解データとして、車間距離制御装置 (Adaptive Cruise Control: ACC) による定速走行条件下で収集された実走行の CAN データを用いる。2020 年 7 月から 2022 年 7 月までの約 2 年間の走行データのうち、定速で走行することのできたデータを用いた。このデータには、EV 内部のバッテリー端電圧、電流の瞬時値が含まれる。このデータから算出した瞬間エネルギーを道路の微小空間ごとに積算し、トリップごとにその地点で消費されたエネルギー

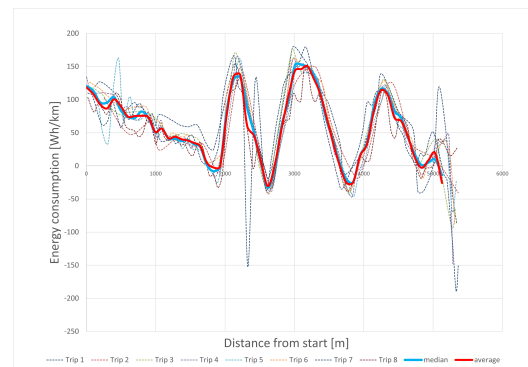


図 4 CAN データから取得した定速走行時の消費エネルギー量

ギー [Wh] を算出する。瞬時値は誤差が大きいため、最終的には微小空間ごとの消費エネルギーの中央値を求める。これを正解データとした。ある道路空間の正解データを図 4 に示す。

これは、表 3 の road1 を定速で走行することのできたデータを示している。横軸が実験対象区間の開始地点からの距離、縦軸がその地点での消費エネルギーを表す。各点線が走行 1 回のデータを表しており、赤青色の太線で示した線が各走行を中央値で集約した結果、赤色の太線で示した線が平均値で集約した結果である。ただし、集約は、実験対象区間を 50m の小区間で複数に分割し、その小区間内の消費エネルギーを集約することを意味する。

中央値と平均値のどちらを正解データとするのが適切かを検討した。平均値の場合はデータの外れ値に影響されやすいため、正解データとしての正確性が失われる。一方、中央値は安定していた。故に正解データを中央値で集約したものにした。

提案ベースラインマップの消費エネルギーと正解データを比較し、(式 (8)) 決定係数 (Coefficient of Determination: R^2) を算出することで精度を評価する。

$$R^2 = \left(\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \right)^2 \quad (8)$$

ただし、 y_i は正解データの各値で、 \bar{y} は正解データの平均値を表す。また、 f_i は本稿 3.2 節で算出した消費エネルギーデータを正解データと同じ手法で集約した各値で、 \bar{f} がその平均値を表す。この R^2 は、値域が 0 以上 1 以下の実数で、1 に近いほど精度が高いことを意味する。

4. ベースラインマップの作成結果および精度検証

4.1 ベースラインマップ作成対象道路

本稿におけるベースラインマップの作成対象道路を表 3 に示す。本稿では 3 つの道路区間を対象とし、road1 および

表 3 対象道路データ

Semantic Link	道路種別	距離	巡回速度
road1	高速道路 1	5.4 km	80km/h
road2	高速道路 2	5.5 km	100km/h
road3	市道	2.7 km	30km/h

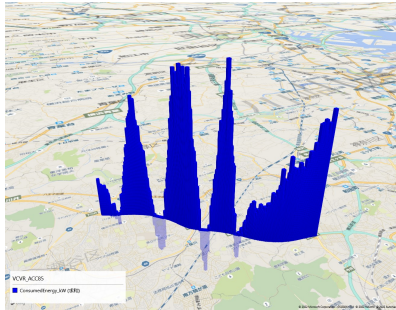


図 5 road1 のベースラインマップ

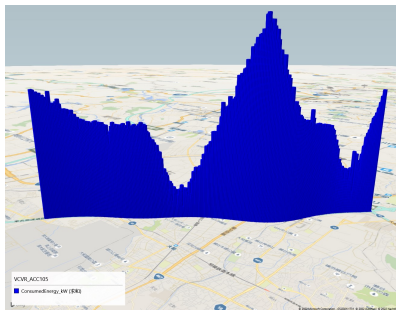


図 6 road2 のベースラインマップ

road2 が高速道路,road3 が市街地道路である。また、いずれも神奈川県内の道路である。

4.2 ベースラインマップ作成結果

3.2 節で示した方法に従い、ベースラインマップを作成した。結果を図 5 と 6 に示す。地図中の棒グラフが地図上の位置に対応した消費エネルギーのベースラインを表す。

4.3 ベースラインマップ精度検証結果

road1 と road2 について,3.3 節で示した精度評価の結果を図 7 と図 8 に示す。横軸は対象道路の開始地点からの距離、縦軸は消費エネルギーを表している。青色の実線が VCVR に基づく推定の結果、赤色の破線が正解データを表す。正解データと提案手法を比較した結果, R^2 の値は road1 が 0.960,road2 が 0.926 となった。

一方で,road3(結果は図 9 に示す) の R^2 の値は 0.448 となり,road1,road2 と比べ、精度が低い結果となった。

4.4 考察

4.3 節の精度検証から、4.2 節で示したベースラインマップは、高速道路では精度が高い一方で、市街地道路では高速道路ほどの精度が出ないことが分かった。この理由としては、以下の 2 点が考えられる。

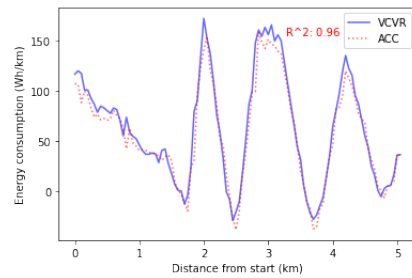


図 7 road1 の提案手法と正解データの比較

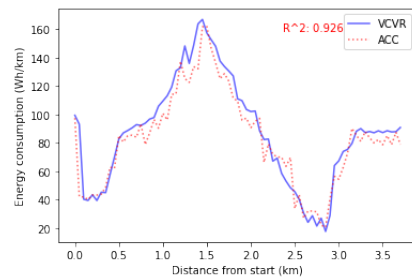


図 8 road2 の提案手法と正解データの比較

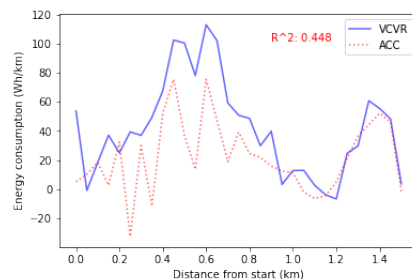


図 9 road3 の提案手法と正解データの比較

1 点目は、参照した勾配データの正確さの差である。一般に、高速道路は市街地道路よりも路面の状態が整っており、勾配データの正確性が高いと考えられる。一方で,road3 のような市街地道路では勾配データに明らかなエラーが存在した。よって,road3 の精度が低くなった原因として、参照した勾配データの正確性の差が挙げられる。

2 点目は、エネルギーの変換効率の正確さの差によるものである。EV はバッテリーのエネルギーを駆動力に変換する過程で、インバータとモータを通る際にエネルギー変換ロスが生じる [5]。提案手法における消費エネルギーの計算では、この変換効率の値は文献 [5] に示された値を参照している。しかし,road3 の走行速度である 30km/h のようなエネルギー出力の小さい低速帯では、様々な要因によるノイズの影響を受けやすいため、エネルギー変換ロスの割合を正確に測定することが難しい [10]。以上の 2 点により、市街地道路では精度が低くなったと考えられる。

5. VCVR ベースラインマップの応用先

本章では VCVR ベースラインマップの応用先と、そこの役割を説明する。

まず考えられるのは、EVの走行計画である。既存の多くのカーナビゲーションシステムでは、高速料金や走行距離、走行時間などの情報は表示するが、特にEVにとって重要な、ルートごとの消費エネルギーは表示しない。バッテリー残量が少ない場合や長距離を移動する場合は特に、目的地まで充電することなく走り切れるのか、あるいはどれくらいのエネルギーを消費し、どの程度の充電が必要なのかという情報は、EVのユーザにとって非常にニーズが高い。したがって、精度の高いVCVRベースラインマップは、EVのユーザにとって大きな助けになると考えられる。

また、EVの走行振り返りにも有効であると考えられる。自分の運転により実際に消費したエネルギーを、地図上でベースラインと比較することで、理想の運転に比べてエネルギーをロスした場所が一目で分かり、運転改善に役立てることができる。

さらに、将来自動運転が行われる際にも有用であると考えられる。手動運転では、エネルギーロスの原因となる、加減速を減らすのにも限界があるが、自動運転であれば、ベースラインに近い運転を安全かつ正確に行うことが可能である。ベースラインマップを用いて、多くのEVがエネルギー消費の少ない走行を行うようになれば、社会全体での省エネルギー化に繋がる。

6. まとめと今後の課題

本稿では、VCVRに基づいてEVのベースラインマップを作成し、精度検証を行った。実際の定速走行データと比較して決定係数 R^2 により算出した結果、高速道路での精度が高く、今回検証した二つの例では0.960と0.926に達した。一方で市街地道路では精度が低く、今回検証した道路区間における R^2 の値は0.448になった。その原因としては、高速道路は路面が比較的整えられており道路勾配データの正確性が高いことや、高トルク帯ではエネルギー変換効率データの正確性が高いことが考えられる。また、精度の高いVCVRベースラインマップが有用な、三つの事例を示した。

今後の課題としては、まず、今回精度が出なかった市街地道路について、道路勾配データの補正を行い、精度の向上を確認することが挙げられる。また、モーター変換効率データを補正し、低トルク帯での走行にも対応できるようにすることが求められる。さらに、気象条件からエアコンや電装品による消費エネルギーを推定することで、EVが消費するエネルギー全てを地図上に可視化することもできると考えられる。他の課題としては、今回は道路区間ごとに一つの定速速度を設定し、それに基づいてベースラインマップを作成したが、実際の道路では曜日や時間帯ごとに交通状況は異なり、特に渋滞は消費エネルギーに大きく影響する。したがって、時間帯ごとに異なる交通状況を反映したベースラインマップを作成することも挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 (課題番号 22H03810)

の支援による。アルゴリズムの実装と分析結果の作成は同じ研究室に所属する田中悠斗氏と何新氏の協力を得た。

参考文献

- [1] 齊藤祐亮, 植村智明, 富井尚志, "EV 消費エネルギーログデータベースにおける消費電力量推定の精度検証", 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol.12, No.4, pp.40-52 (2019-10-23)
- [2] 環境省: 地球温暖化対策計画 (令和3年10月22日閣議決定). Last accessed: 22 July 2022.
- [3] 経済産業省資源エネルギー庁: 令和2年度エネルギーに関する年次報告 (エネルギー白書 2022). Last accessed: 22 July 2022.
- [4] 黒川文子: EV へのシフトと CO2 排出量に関する考察, 環境共生研究, No.11, pp.25-36 (2018).
- [5] 廣田 幸嗣, 小笠原 悟司, "電気自動車工学", 森北出版, ISBN9784627743120, (2017-07)
- [6] 植村智明, 能條太悟, 吉瀬雄大, 富井尚志, "解析者の興味に基づく道路区間集計が可能な EV 推定消費エネルギーデータ解析システムの構築と応用", 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol.14, No.4, pp.70-85 (2021-10-14)
- [7] Toshiaki Uemura, supervised by Takashi Tomii, "Pre-Estimation of Electric Vehicle Energy Consumption on Unfamiliar Roads and Actual Driving Experiments", Proceedings of the VLDB 2019 PhD Workshop, co-located with the 45th International Conference on Very Large Databases (VLDB 2019), Los Angeles, CEUR Wrokshop Proceedings Vol.2399, paper06, pp.1-4, 2019.8
- [8] Takashi TOMII, Shintaro HAGIMOTO, Naoki FUEDA, Toru DEGUCHI, Makoto IDENAWA, Takuya HAYASHI, "Long-Term Experiment of the ECOLOG Database Capability of Estimating V2X Effect Replacing with EVs", Proceedings of 20th ITS World Congress Tokyo 2013, paper#3162, 10p, Tokyo, Japan, 2013.10
- [9] 大橋弘典, 七里祐輔, 曾我紗代子, 野村 彰吾, 久留島 楓, 富井尚志, "EV エネルギーマップを実現する EV 内部データの異目的活用", 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2022) 論文集 A41-3 1 - 8 2022.3
- [10] 曾我紗代子, 大橋弘典, 富井尚志, "定速走行時の EV の内部データを用いたエネルギー変換効率推定", 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2022), A41-1, pp.1-7, 2022.3
- [11] 磯部康太, 有長拓海, 植村智明, 齊藤祐亮, 吉瀬雄大, 富井尚志, "未知道路に対する EV の消費電力量推定システムの実走行データを用いた評価", 第 11 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2019), H6-3, pp.1-8, 2019.3
- [12] Arthurs, P., Gillam, L., Krause, P., Wang, N., Halder, K. and Mouzakitis, A.: A Taxonomy and Survey of Edge Cloud Computing for Intelligent Transportation Systems and Connected Vehicles, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, pp. 1-16 (online), DOI: 10.1109/TITS.2021.3084396 (2021).
- [13] Chen, W., Guo, F. and Wang, F.-Y.: A Survey of Traffic Data Visualization, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 16, No. 6, pp. 2970-2984 (online), DOI: 10.1109/TITS.2015.2436897 (2015).
- [14] 飯島護久, 堀口良太: プローブデータに基づくエリア流動性情報提供に関する研究, 第 9 回 ITS シンポジウム 2010 論文集, pp. 1-4 (2010).
- [15] 矢野純史, 西村茂樹, 福永邦彦, 中島正浩, 山田浩之, 森口雅弘: プローブ情報を活用した EV 電費推定と経路探索への応用, SEI テクニカルレビュー, No. 184, pp. 24-29 (2014).
- [16] 芳澤信哉, 坂井勝哉, 太田豊, 上田嘉紀, 香川公司, 岩田章裕: 実走行履歴データを活用した EV 電力消費推定モデルの評価, 24.Sep.2021 Joint Technical Meeting on Vehicle Technology/Transportation and Electric Railway, pp. 7-12 (2021).
- [17] Tawfiq M. Aljohani, Ahmed Ebrahim, Osama Mohammed, "Real-Time metadata-driven routing optimization for electric vehicle energy consumption minimization using deep reinforcement learning and Markov chain model", in Electric Power Systems Research, Volume 192, 2021, 106962, ISSN 0378-7796