実走行データを用いた

EVのエネルギーベースラインマップの精度評価

曽我紗代子[†] 劉 屹[†] 七里 祐輔[†] 田中 悠斗^{††} 何 新^{††}

富井 尚志†††

† 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ケ谷区常盤台 79-7
 †† 横浜国立大学理工学部数物・電子情報系学科 〒 240-8501 神奈川県横浜市保土ケ谷区常盤台 79-5
 ††† 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ケ谷区常盤台 79-7

E-mail: †{soga-sayoko-cz,liu-yi-tk,shichiri-yusuke-st}@ynu.jp, ††{tanaka-yuto-kt,he-xin-fw}@ynu.jp, ††tommy@ynu.ac.jp

あらまし本稿では,仮想定速走行(Virtual Constant Velocity Running: VCVR)により作成した「EV のエネル ギーベースラインマップ」が様々な場所で精度が高いことを示す.「EV のエネルギーベースラインマップ」とは,定 速走行し続けることができる理想的な状況において,道路の速度帯と勾配に応じて変化する道路固有の最低限のエネ ルギー消費を地図上に示したものである.我々の先行研究では,EV のエネルギーベースラインマップを,仮想の走行 シミュレーションによって求めた.本稿では,このマップの精度検証を行う.この時,実際にEV で定速走行した正解 データに対し,代表点と線形時間補正(Linear Time Alignment: LTA)を行うことにより,計測誤差による時間軸のず れを補正した.そして,定速走行であることを利用して,位置座標を決定した.このデータを正解データとして精度検 証を行なった結果,様々な場所で高い精度が確認された.

キーワード 電気自動車, CAN データ, データクレンジング, モビリティ, 時空間データ処理

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. 1992年の気候変動に関する国 際連合枠組条約[1]が締約されて以来,その仕組みを基に 1997 の京都議定書[2]と 2015のパリ協定[3]の合意に至った. これ らの条約締結により,我々人類が気候問題の深刻化に対する認 識が高まっていることと共に努力の姿勢を示し,2030年まで に,各締結国は自国が設定した CO₂の排出目標を達成すると 合意した[3].目標達成のために,現在の世界中における CO₂の 排出が最終需要部門の 37%を占める運輸部門[4] 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 [5]. 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 [6]. 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、エネルギー消費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 るのかを知ることは重要である.

我々の先行研究では、運動方程式に基づく物理モデル[7] 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 [8], [9], [10], [11].

また,別の先行研究では仮想定速走行(Virtual Constant Velocity Running: VCVR) により「EV のエネルギーベースラ インマップ」の作成方法を提案した [12]. 「EV のエネルギー ベースラインマップ」とは、定速走行し続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 る道路固有の最低限のエネルギー消費を地図上に示したもの である. 運転者固有の余分なエネルギー消費は、「その道路の 走行で必ず消費する最低限のエネルギー」であるベースライン との差分として説明される. この先行研究は EV の実際の走行 ではなく, VCVR に基づく座標系列に 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 ログを推定し, VCVR によるベースラインマップ (VCVR ベースラインマップ)を作成した. そして, 実際に定 速走行を行った時の EV の消費エネルギーのデータを、複数の 電子制御装置(ECU: Electric Control Unit)間で通信を行う シリアルバス (CAN) から取得し、それを正解データとして精 度検証を行なった[12]. この時,定速走行は車間距離制御装置 (Adaptive Cruise Control: ACC) による機械制御を利用して 行った.しかし、精度検証に用いた実走行データには計測誤差が 発生していたため、時間軸の精度が悪くなった. これに対し、ク レンジングを十分に行なっておらず,正解データとしての妥当 性が不十分であった. そこで, 本稿では, CAN から取得したエ ネルギー消費データを線形時間補正 (Linear Time Alignment: LTA) により補正する. そして, 定速走行であることを利用して

位置座標を決定した. このデータを正解データとしてとして精 度検証を行い, 様々な場所での VCVR ベースラインマップの正 確性を示す.

本論文の構成を次に示す.2章では関連研究を示し,我々の 研究との比較を行う.3章では正解データの時間軸補正の方法 について述べる.4章では,精度検証の結果および考察につい て述べる.5章では,結論を述べる.

2 研究背景

本章では, VCVR エネルギーベースラインマップの位置づけ について, 他の研究と比較して示す.

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[13]や, 交通データの可視化[14]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[15]. 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 [16]. 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 の走行データ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 [17]. 我々は, EV の走行ログから簡易に 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. Gebeyehu らは, 2 年間収集した EV の実走行データを基 に、電費に影響を及ぼす様々な要因について明らかにした [18]. ただし彼らは、実データに対して統計学的な手法を用いており、 実データをそのまま活用する我々とは立場が異なる. Wu らは, 我々の先行研究 [8] と同様に、運動方程式を用いて EV の消費 エネルギーを推定する手法と走行ログの取得手法を提案し、走 行ログを用いてその推定結果の精度を示した [19]. 我々は, 定 速走行という前提で, 消費エネルギーを運動方程式から推定し, それを EV 走行時の最低限のエネルギー消費として地図上に 可視化したもの、つまりエネルギーベースラインマップの作成 と実用化を目指している. Tawfig らは、ある開始地点の経度 緯度を input layor 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 [20]. ただ し彼らは、シミレーションの結果の比較を行ったが、実際の走行 による検証は行っていない.

2.2 CAN データ

CAN (Controller Area Network) は複数の電子制御装置 (ECU: Electric Control Unit) 間で通信を行う車載ネットワー ク用に開発されたシリアルバス通信規格である.ドイツの Robert Bosch 社によって開発され,現在では国際規格(ISO11898 [21] 及び ISO11519 [22])として,ほぼすべての自動車に採用され ている. CAN バスを流れるデータはメーカーや車種によって 異なるが,ICV なら燃料噴射量,EV ならバッテリーパックの セル電圧やバッテリー残量,モータのトルクといったデータが 存在する.CAN バス上を流れるデータは,個人でも容易に取得 することができる.

CAN データを用いた研究として,田中らは,スマートフォン から取得した位置情報と ICV の CAN データを利用して 3 次 元道路情報の生成を行った [23]. Hjelkrem らは,電気バスの CAN データを利用して HVAC による消費エネルギーの推定モ デルの評価を行った [24]. 一方,我々の先行研究 [25] では,実際 に使用される EV の CAN データをライフログとして収集した. このデータを評価用データとして, EV のエネルギー消費推定 を高精度に実現可能であることを導いた [9].

2.3 ECOLOG システム

我々の先行研究 [8], [9], [10], [11] 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 [7] である点に着目し,EV のエネルギー消費要因ご とに推定を行う EV モデルを定義した [8]. 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)~(7)に 示す.式中の各パラメタについては,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 $P_{DRIVING}(t)$ 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 $P_{ELECTRIC}(t)[W]$ 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 [7], [26]. η はモータの回転速度とトルク T(t) によって決定される値である. したがって車種固有の2変数関数 $\eta(v(t), T(t))$ と捉えることができ

表1 EV モデルのパラメタ

パラメタ	単位	意味	取得方法
g	$\rm m/s^2$	重力加速度	定数
ρ	$\rm kg/m^3$	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 值)	定数
Α	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
TireRadius	m	タイヤ径	カタログ値
Reduction Ratio		減速比	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
T(t)	Nm	モータの	モータの仕事率
1(1)	INIII	出力軸トルク	から算出

る. T(t) はモータの出力軸トルクを表し,式(6) により算出 できる. $\eta(v(t), T(t))$ は文献[7] に示されたものを用いた.力行 時の EV の瞬時消費電力 $P_{ELECTRIC}(t)[W]$ は $P_{DRIVING}(t)$ とモータ・インバータ総合効率の逆数 $\frac{1}{\eta}$ の積で表すことができ る (式 (7)).

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

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

 $P_{\text{ROLL}}(t) = \mu M g \cos \theta \times v(t) \tag{3}$

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

$$P_{DRIVING}(t) = P_{ACC}(t) + P_{SLOPE}(t) + P_{ROLL}(t) + P_{AIR}(t)$$
(5)

$$T(t) = \frac{P_{DRIVING}(t) \times 1000 \times 3600 \times TireRadius}{v(t) \times ReductionRatio}$$
(6)

$$P_{ELECTRIC}(t) = P_{DRIVING}(t) \times \frac{1}{\eta(v(t), T(t))}$$
(7)

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ない.

この定義に従い,回生エネルギーの瞬時値 $P_{\text{RE}}(t)$ を式(8) 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 $\eta(v(t), T(t))$ に影響される [7].



図 1 Segment 割り振りのイメージ

$$P_{REGENE}(t) = \begin{cases} P_{DRIVING}(t) \times \eta(v(t), T(t)), \\ (P_{DRIVING}(t)/(Mv(t)) > -0.15g \\ \not \sim \Im v(t) > 7 \text{km/h}) \\ \\ P_0 \times \eta(v(t), T(t)), \\ (P_{DRIVING}(t)/(Mv(t)) \leq -0.15g \\ \not \sim \Im v(t) > 7 \text{km/h}) \\ \\ 0, \quad (v(t) \leq 7 \text{km/h}) \end{cases}$$
(8)

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.

さらに、我々の先行研究 [27] では, ECOLOG システムを基 に、有意な道路空間 (以降, Semantic link と呼ぶ) を予め一定 間隔で分割し、分割されたそれぞれの空間(以降, Segment と 呼ぶ)に番号を振ることで空間内の EV 走行エネルギー消費 状況を一貫的に蓄積するスキーマを提案した. 有意な道路空間 とは、ある信号から次の信号までの道路のように、運転者や分 析者が任意に設定した道路空間である.走行ログのレコードを Segment に割り振る方法を図1に示す. まず Segment の端点 に対して中点を設定する.次にある走行ログのレコード(緯度 と経度の組)と各中点とのユークリッド距離を計算する.この 距離が一番短い中点に対応する Segment を選ぶことで割り振 りを行う. また, Segment の長さは, 10[m], 50[m], 500[m] のよ うに分析者が任意に設定することができる. 例えば、市街地の ような道路を分析する場合は 50[m], 数 10[km] を超える高速道 路を分析する場合は 500[m] のように設定する. これにより, 速 度帯や規模の違う道路それぞれに対応した分析を行うことがで きる.

2.4 EV のエネルギーベースラインマップ

我々の先行研究 [12], [28] では EV のエネルギーベースライン マップを定義した.

我々は定速走行時のエネルギー消費が理想的だと考えた.こ れがその道路を走行するのに消費する最低限のエネルギーであ り,ベースラインであると定義した.我々の先行研究 [8], [9], [10]



図 2 ベースラインマップのイメージ



図3 VCVR ベースラインマップの作成手順

では、EV 走行時のエネルギー消費の要因は主に 4 つであるこ とを示した. それらは加速抵抗, 登坂抵抗, 空気抵抗, 転がり抵 抗である. ある道路を走行するとき, 転がり抵抗, 登坂抵抗, 空 気抵抗によるエネルギー消費は避けることができない. よって, 加速抵抗のない, 定速で走行しつづけたときのエネルギー消費 が, 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 ルギー消費だと我々は考える. これをベースラインと考えて, 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. イメージは図 2 に示す.

「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をとることにより, 運転者 固有のエネルギー消費が可視化できる.

2.5 VCVR ベースラインマップ

我々の先行研究 [12] では, 2.4 節で紹介したベースラインマッ プを, EV の実際の走行データではなく, 仮想の走行シミュレー ションデータによって生成した. 作成手順を図 3 に示す.

まず,対象道路と定速の速度を定めることで,その経路上を速度 v_c で走行する EV を想定した等間隔の座標系列が生成される. これが図 3 の緑色部分にあたる.

次に,このデータを走行ログとみなし,2.3節で示した ECOLOG 推定モデルに入力する.この時,道路勾配と使用 車種の諸元も入力する. 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. ただし, 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. これが図 3 の青色部分にあたる.

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.

線形時間補正(Linear Time Alignment: LTA)と仮想走行ログを用いた EV の CAN データ時間軸補正

本章では, 正解データとして用いる実走行データの時間軸補 正の方法について説明する.

3.1 CAN を用いた EV の内部データの取得

本研究では、VCVR ベースラインマップの精度検証の正解 データとして、EV の CAN データを使用した.実験用の EV として日産 LEAF (ZAA-ZE1 型 2020 年式)を用いた. CAN データの取得には Android アプリ LeafSpy Pro²を使用した. Android 端末には SONY 製 XPERIA 1を用いた.また、OBD2 (On Board Diagnosis second generation) 接続用の Bluetooth 通信端末として Kiwi3 OBD2 Wireless Bluetooth Diagnostic Scannar³を使用した.これにより、EV の走行中のデータを 日常的に収集した.日常走行の中に ACC (Adaptive Cruise Control)を用いた定速走行データが存在した.本研究ではこの データを VCVR ベースラインマップの正解データとして用い ることとした.

3.2 時間軸補正の意義

VCVR ベースラインマップの正解データとして, EV の実走 行から得た CAN データを用いる. このデータはタイムスタ ンプが記録されている. しかし, この値には不安定な時間のず れが発生することが分かっている. 我々の先行研究 [12] では, VCVR ベースラインマップと正解データを比較すると, トリッ プ全体の消費エネルギーの合計値はおおむね一致していた. し かし, 瞬時値に関しては誤差が大きかった. この原因は, 計測誤 差による時間軸のずれであると考えられる. そこで, 特徴点を用 いてこのタイムスタンプを補正することを考えた. そして, 定 速走行であることを利用して位置座標を決定することにした.

3.3 時間軸補正のためのデータ

本研究では、実走行データの時間軸を補正するために、地形 データに基づく EV のエネルギー出力データを用いた.2.3 節 で示した通り、一般に、EV のエネルギー出力の瞬時値は運動方

^{2:&}quot;LeafSpy Pro", Google Play, https://play.google.com/store/apps/ details?id=com.Turbo3.Leaf_Spy_Pro&hl=ja&gl=US(参照 2021-1-11).

^{3 :} Inc. PLX Devices, "PLX Devices model Kiwi3"

https://www.plxdevices.com/Kiwi-3-OBD-Car-to-Smartphone-Connection-p/ 897346002832.html (参照 2021-1-11).



図 4 時間軸補正の基準データの作成手順

程式 (1),(2),(3),(4) で説明できる. 定速走行の場合, 加速抵抗 (式 (1)) は 0 となる. よって, この運動方程式において変数とな るのは θ, つまり道路勾配のみである.

そこで我々は,勾配データを入力とすることで,その地点で のエネルギー出力の瞬時値を算出した.そして定速走行である という条件の下,その瞬時値データを時系列データに変換した. そのデータを時間軸補正の基準データとして,実走行データの 時間軸を補正した.

時間軸補正の基準データの作成方法を図4に示す.

まず,対象道路を10[m]単位で分割する.そして,標高データ を用いて,この分割した座標系列に勾配データを付与する.次 に,こうしてできた10[m]単位の勾配データ座標系列と定速速 度,車両諸元を2.3節で示したECOLOG 推定モデルに入力す る.この出力として,地系列の仕事率データが得られる.最後 に,このデータを時系列データに変換する.この結果,時間軸補 正の基準データが作成できる.

3.4 動的時間伸縮法 (Dynamic Time Warping:DTW) による時系列補正

時系列データの距離や類似度を測るアルゴリズムとして動 的時間伸縮法(Dynamic Time Warping: DTW)がある[29]. DTW を行った例を図5に示す.

この方法は, データの1点1点を類似度が高いデータと結び つけるため, 対応関係が一意にならず, データが損失してしまう 場合がある. 我々の用いる実走行データでは, データの損失は問 題となる. そこで, 我々は, データを損失せずに時間軸を補正す るための手法として, 線形時間補正 (Linear Time Alignment : LTA) という新たな方法を用いた.



図 6 LTA による時間軸補正の過程

3.5 線形時間補正 (Linear Time Alignment : LTA)

本稿では、実走行データの時間軸を補正する手法として、線形時間補正(Linear Time Alignment: LTA)を提案する.LTAは、2つの時系列データに対し、特徴点同士を結び付けることで、時間軸を補正する手法である.特徴点以外の点については、線形補間により補正する.

実走行データの i 番目の点における補正後のタイムスタンプ alignedTScan^P_i の算出は,式 (9) のように行われる.また,時 間軸補正の基準データと実走行データの特徴点は,j番目の特 徴点同士を対応付ける.その例を図 6 に示す.

ただし,用いられている変数は表2で定義した.

 $a ligned TS can_i^P$

$$=\frac{TScan_{i}^{P}-TScan_{j}^{FP}}{TScan_{j+1}^{FP}-TScan_{j}^{FP}}(TScorr_{j+1}^{FP}-TScorr_{j}^{FP})+TScorr_{j}^{FP}$$
(9)

3.6 LTA による実走行データの時間軸補正

3.5 節で示した LTA を用いて, 実走行データに対し時間軸補 正を行った.補正前のデータを図 6 に示す.緑色が時間軸補正 の基準データ,赤色が実走行データを表している.実走行デー タには時間軸のずれが伴うので,特徴点にずれが生じているこ とが分かる.これに対し,LTA を適用して補正した結果が図 7

表 2 LTA のパラメタ

パラメタ	単位	意味
$TScan_i^P$	秒	実走行 CAN データの i 番目の点における元の TimeStamp
$alignedTScan_{i}^{P}$	秒	実走行 CAN データの i 番目の点における修正後の TimeStamp
$TScan_j^{FP}$	秒	実走行 CAN データの j 番目の特徴点における元の TimeStamp
$TScorr_{j}^{FP}$	秒	正解データの j 番目の特徴点における TimeStamp



図 7 LTA による時間軸補正結果

である.特徴点を合わせることで,時間軸のずれを修正できた. 以上のように,LTAによって時間軸補正されたデータについて,定速走行であるという条件を基に,位置座標を決定した.

4 VCVR ベースラインマップの精度検証

本章では,作成した VCVR ベースラインマップの精度検証を 行う. 正解データとして,3章で示した方法で時間補正すること で位置座標を決定した実走行データを用いる.

4.1 精度検証結果

表3に示した道路について,精度検証の結果を表4に示す. この時, EV ユーザの走行におけるシーンを短距離,中距離,長 距離の3つに分類した.ただし,それぞれのシーンの説明は以 下になる.

 短距離:片道のエネルギ消費が満充電されたバッテリー 総量の二分の一以下.

 中距離:片道のエネルギ消費が満充電されたバッテリー 総量の二分の一ほど.

• 長距離:片道のエネルギ消費が満充電されたバッテリー 総量ほど、もしくはそれ以上.

精度評価対象とした道路は, 距離や勾配, 速度の条件が様々な道路である. その Segment 間隔は, 距離ごとに設定し, 短距離で50[m], 中距離で 500[m], 長距離で 1000[m] とした.

道路区間における 合計の消費エネルギー量 [kWh] を, VCVR ベースラインと正解データのそれぞれについて示すことで, マ クロ評価を行った. また, VCVR ベースラインと正解データの 二乗平均平方根誤差 (Root Mean Square Error: RMSE) を 算出することで, 瞬時値の評価, つまりミクロ評価を行った.

さらに,精度検証の結果を可視化したグラフを,図8に示す. 横軸は Segment の番号を示し,縦軸は 消費エネルギー量 [kWh] を表す.また,棒グラフの赤色が正解データ,青色が VCVR



図 8-a Semantic link1 の精度検証結果



図 8-b Semantic link2 の精度検証結果





ベースラインを表しており, 2 つの重なり合った部分は紫色に なっている.

4.2 考 察

表4より,いずれの道路についても精度が高いことが示された.瞬時値で正解データとずれが生じた原因として,参照したモータ・インバータ総合効率の値が不正確であったということが考えられる.この値は,車種固有である一方で,VCVRベースラインマップの作成には文献[7]に示された値を用いている.よって,この値が真値とずれてしまったということが考えられる.しかし,それを考慮しても良い精度が確認できたといえる.

VCVR ベースラインマップの精度が示されたことから,これ を用いて EV ユーザの走行に役立つ情報を与えることができる. 例えば,出発地(Origin)と目的地(Destination)を定めたと きの OD トリップについて,複数の経路が考えられたとする.

公う 八豕坦 町	表	3	対	象	道	路
-----------------	---	---	---	---	---	---

名称	道路種類	距離種別	距離 [km]	特徴	Segment 間隔 [m]	定速条件 [km/h]
Semantic link1	高速道路1	短距離	5.4	緩やかな勾配変化あり	50	80
Semantic link2	高速道路 2	短距離	1.9	緩やかな勾配変化あり	50	70
Semantic link3	高速道路 3	短距離	4	山道	50	50
Semantic link4	高速道路 4	短距離	13.8	環状線	50	50
Semantic link5	一般道路1	短距離	1.8	山道で下り坂	50	30
Semantic link6	高速道路 5	中距離	31.7	緩やかな勾配変化あり	500	70
Semantic link7	一般道路 2	長距離	170	勾配変化が少ない	1000	60

表 4 精度検証結果

名称	合計消費エネルギー (VCVR)[kWh]	合計消費エネルギー(正解データ)[kWh]	RMSE[kWh]
Semantic link1	0.758	0.773	0.001
Semantic link2	0.358	0.333	0.002
Semantic link3	1.707	1.61	0.002
Semantic link4	1.717	1.763	0.003
Semantic link5	-0.098	-0.134	0.003
Semantic link6	4.54	4.723	0.013
Semantic link7	21.615	20.737	0.049



図 8-d Semantic link4 の精度検証結果



図 8-e Semantic link5 の精度検証結果



図 8-f Semantic link6 の精度検証結果

この時, EV ユーザにとってどの経路が最も適しているかを示 すのは重要な課題であるといえる.経路を選択する際の指標と して,時間や消費エネルギーなどが考えられる. ここで, VCVR

ベースラインマップを用いることで, 各経路で消費する最低限 のエネルギーを事前に予測することが可能となる.これにより, EV ユーザは予測データを基に、どの経路で走行するか決定する ことができる. つまり, VCVR ベースラインマップは, EV ユー ザの意思決定支援に有用であるといえる.

ま と め

本論文では,時間軸補正することで位置座標を決定した実走 行データを用いて, EV の VCVR ベースラインマップの精度検 証を行った.距離や勾配,速度の条件が様々な道路で精度が高 いことが示された. 今後は, この VCVR ベースラインマップを 用いた有用事例を増やすことを目指す.

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 (課題番号 22H03810) の支援 による. 道路勾配データの作成については、株式会社ゼンリン データコムのサポートを得た.

献

文

- [1] United Nations(1992),"United Nations Framework Convention on Climate Change"
- United Nations(1997),"Kyoto Protocol" [2]

 $\mathbf{5}$



図 8-g Semantic link7 の精度検証結果

- [3] United Nations(2015)" The Paris Agreement"
- [4] International Energy Agency(2022)" Analysis Transport"
- [5] 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.
- [6] 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).
- [7] 廣田 幸嗣,小笠原 悟司,"電気自動車工学",森北出版,ISBN9784627743120,(2017-07)
- [8] 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)
- [9] 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)
- [10] 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
- [11] 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
- [12] 劉 屹, 曽我 紗代子, 七里 祐輔, 富井 尚志, "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", 研究報告データベースシステム (DBS),2022-DBS-175,28 号,page1 - 6,2188-871X,2022-09-02
- [13] 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).
- [14] 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).
- [15] 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).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] Gebeyehu M. Fetene, "Harnessing big data for estimating the energy consumption and driving range of elec-

tric vehicles", Transportation Research Part D: Transport and Environment, vol. 54, pp.1-11, 2017, DOI: https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.04.013

- [19] Xinkai Wu, David Freese, Alfredo Cabrera, William A. Kitch, Electric vehicles' energy consumption measurement and estimation, Transportation Research Part D: Transport and Environment, Volume 34, 2015, Pages 52-67, ISSN 1361-9209
- [20] 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
- [21] ISO. Road vehicles—Interchange of digital information— Controller area network (CAN) for high-speed communication. ISO 11898, International Organization for Standardization, Geneva, Switzerland, 1993.
- [22] ISO. Road vehicles—Low-speed serial data communication — Part 1: General and definitions. ISO 11898, International Organization for Standardization, Geneva, Switzerland, 1993.
- [23] 田中成典,外山諒,上谷弘平. プローブデータを用いたサグ部と ヒヤリ・ハット地点の3次元道路情報の生成に関する研究.第 77回全国大会講演論文集,第2015巻,pp.407–408,mar2015.
- [24] Odd André Hjelkrem and Karl Yngve Lervåg and Sahar Babri and Chaoru Lu and Carl-Johan Södersten: A battery electric bus energy consumption model for strategic purposes: Validation of a proposed model structure with data from bus fleets in China and Norway, Transportation Research Part D: Transport and Environment, Vol.94, pp.102804, 2021, ISNN 1361-9209.
- [25] 植村智明,吉田顕策,吉瀬雄大,富井尚志,"試行錯誤を許容する データ解析支援システムと電気自動車の走行ログ解析",情報処 理学会論文誌データベース(TOD), Vol.13, No.4, pp.13-26 (2020-10-9)
- [26] 曽我紗代子, 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
- [27] 七里祐輔, 劉屹, 曽我紗代子, 富井尚志, "空間サンプリングされ た道路データのスキーマによる EV の消費エネルギー計算の高 速化", 研究報告情報基礎とアクセス技術(IFAT),2022-IFAT-148,29 号,page1 - 6,2188-8884,2022-09-02
- [28] 大橋弘典,七里祐輔,曽我紗代子,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
- [29] Donald J. Berndt and James Clifford. 1994. Using dynamic time warping to find patterns in time series. In Proceedings of the 3rd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (AAAIWS'94). AAAI Press, 359–370.