

# 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

曾我紗代子<sup>†</sup> 劉 屹<sup>†</sup> 七里 祐輔<sup>†</sup> 田中 悠斗<sup>††</sup> 何 新<sup>††</sup>  
富井 尚志<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 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  
<sup>††</sup> 横浜国立大学工学部数物・電子情報系学科 〒240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5  
<sup>†††</sup> 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  
E-mail: <sup>†</sup>{soga-sayoko-cz,liu-yi-tk,shichiri-yusuke-st}@ynu.jp, <sup>††</sup>{tanaka-yuto-kt,he-xin-fw}@ynu.jp,  
<sup>†††</sup>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] が締結されて以来、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 CO<sub>2</sub> 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 CO<sub>2</sub> 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 CO<sub>2</sub> 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 CO<sub>2</sub> を排出せず、ライフサイクルにおける CO<sub>2</sub> 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。運転者固有の余剰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 [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。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 [20]。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]。Hjellkrem 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  $\eta$  が存在する [7], [26]。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  $(v(t); T(t))$  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
$g$	m/s <sup>2</sup>	重力加速度	定数
	kg/m <sup>3</sup>	空気密度	定数
		転がり抵抗係数	定数
$C_d$		空気抵抗係数 (CD 値)	定数
$A$	m <sup>2</sup>	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
$ReductionRatio$		減速比	定数
	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	モータの出力軸トルク	モータの仕事率から算出

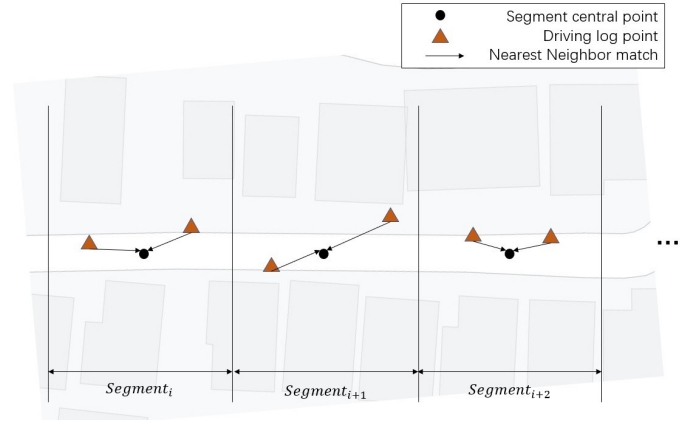


図 1 Segment 割り振りのイメージ

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。  $(v(t); T(t))$  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<sup>1</sup> の積で表すことができる (式 (7))。

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

$$P_{SLOPE}(t) = Mgsin \times v(t) \quad (2)$$

$$P_{ROLL}(t) = MgcOS \times v(t) \quad (3)$$

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

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

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

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

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  $7\text{km/h}$  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 (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  $(v(t); T(t))$  に影響される [7]。

$$P_{REGENE}(t) = \begin{cases} P_{DRIVING}(t) & (v(t); T(t)); \\ (P_{DRIVING}(t) = (Mv(t)) > 0.15g \\ \text{かつ } v(t) > 7\text{km/h}) \\ P_0 & (v(t); T(t)); \\ (P_{DRIVING}(t) = (Mv(t)) \leq 0.15g \\ \text{かつ } v(t) > 7\text{km/h}) \\ 0 & (v(t) \leq 7\text{km/h}) \end{cases} \quad (8)$$

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ムを提案した。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、 $10[\text{m}]$ 、 $50[\text{m}]$ 、 $500[\text{m}]$  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  $50[\text{m}]$ 、数  $10[\text{km}]$  を超える高速道路を分析する場合は  $500[\text{m}]$  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

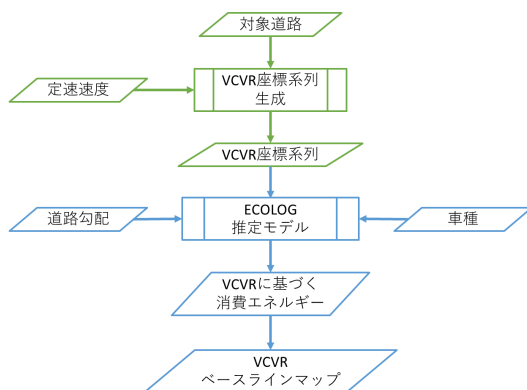


図3 VCVR ベースラインマップの作成手順

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、その経路上で速度  $v_c$  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。

## 3 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 Pro<sup>2</sup> 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 Scannar<sup>3</sup> 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 : "LeafSpy Pro", Google Play, [https://play.google.com/store/apps/details?id=com.Turbo3.Leaf\\_Spy\\_Pro&hl=ja&gl=US](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) .

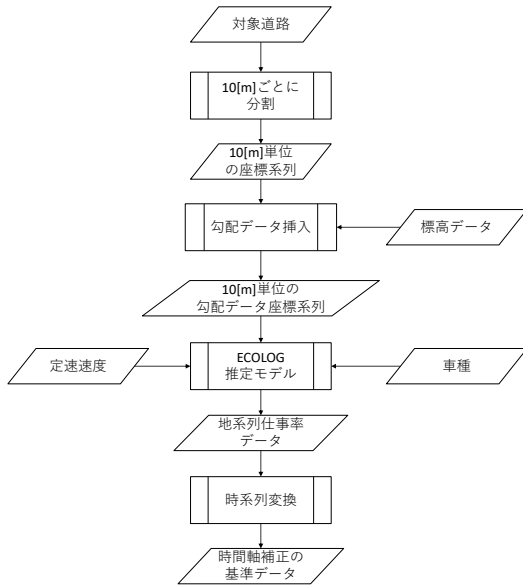


図 4 時間軸補正の基準データの作成手順

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、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。

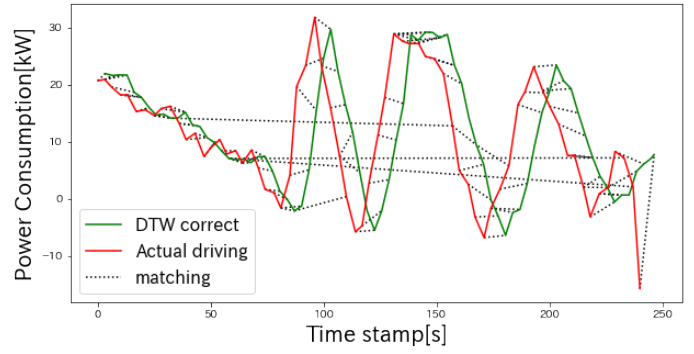


図 5 DTW の実行例

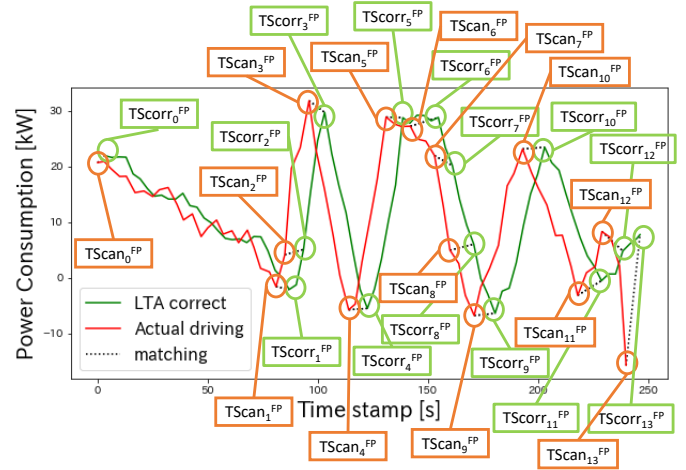


図 6 LTA による時間軸補正の過程

### 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  $alignedTScan_i^P$  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。

$$alignedTScan_i^P = \frac{TScan_i^P TScan_j^{FP}}{TScan_{j+1}^{FP} TScan_j^{FP}} (TScorr_{j+1}^{FP} TScorr_j^{FP}) + TScorr_j^{FP} \quad (9)$$

### 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

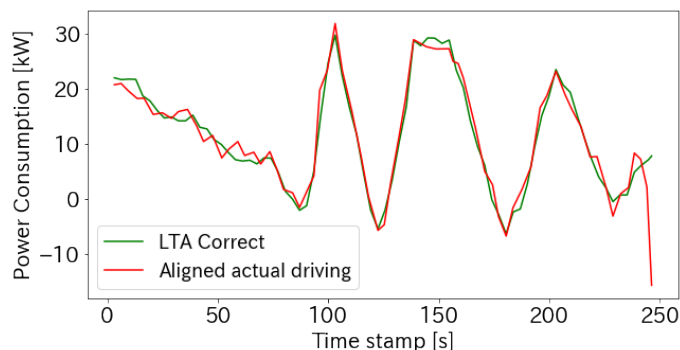


図 7 LTA による時間軸補正結果

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：片道のエネルギー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：片道のエネルギー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：片道のエネルギー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

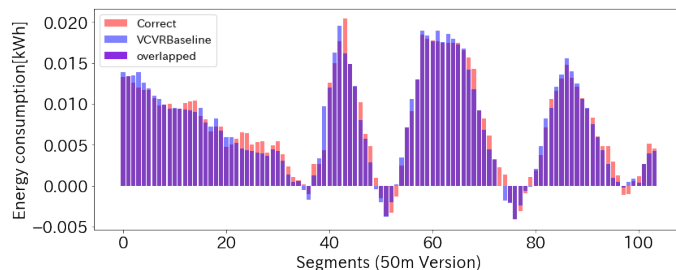


図 8(a) Semantic link1 の精度検証結果

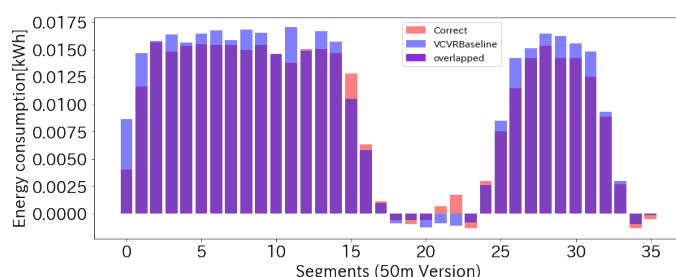


図 8(b) Semantic link2 の精度検証結果

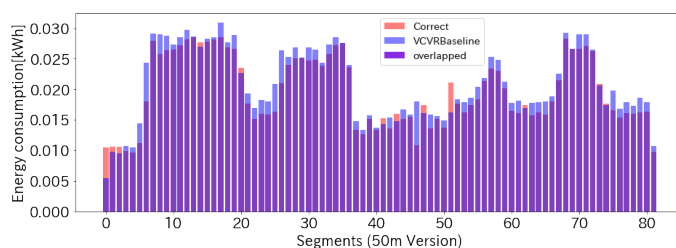


図 8(c) Semantic link3 の精度検証結果

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。

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

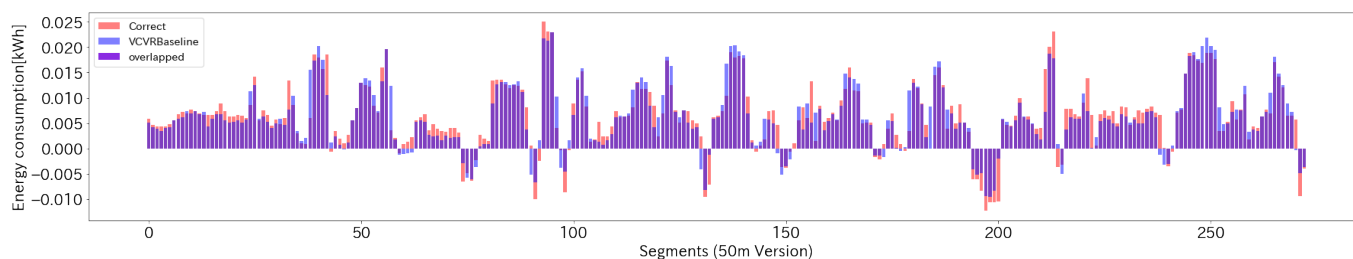


図 8{d} Semantic link4 の精度検証結果

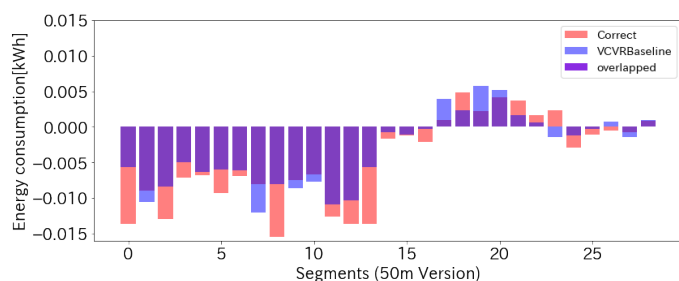


図 8{e} Semantic link5 の精度検証結果

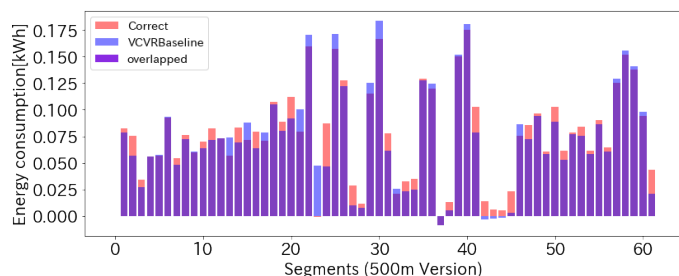


図 8{f} Semantic link6 の精度検証結果

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。

## 5 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をサポートを得た。

## 文 献

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

