

# EV ライフログに基づくタイヤとバッテリーの温度特性を考慮した 事前エネルギー消費量可視化システム

藤田 歩夢<sup>†</sup> 劉 屹<sup>†</sup> 中島 誠敬<sup>†</sup> 唐戸 涼太<sup>†</sup> 本多 理矩<sup>†</sup>  
金 翔琢<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 理工学部 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: †{fujita-ayumu-td,liu-yi-tk,nakajima-masataka-fh,karato-ryouta-cz,honda-riku-bz}@ynu.jp,  
††kimu-shoutaku-bz@ynu.jp, †††tommy@ynu.ac.jp

**あらまし** 電気自動車 (EV) の長距離走行では、適切な充電計画やルート選択を行うために、走行前にエネルギー消費量を正確に予測することが重要である。特に冬季は、気温低下によって転がり抵抗やバッテリー性能が影響を受けることが知られている。我々の先行研究では、気温の影響を考慮したエネルギー消費量予測モデルを提示した。しかし、先行研究ではタイヤの固有特性の考慮や、モデルの検証が不十分であった。そこで本研究では、ライフログとして蓄積された走行データを用い、気温を説明変数としたタイヤ転がり抵抗係数を求めた。さらに、求めた転がり抵抗係数が正しいことを立証した。この結果を用いて、本研究ではSOC (State of Charge) の推移を、バッテリーの温度特性を考慮して可視化する。走行実験によって、本研究で提案した手法の有効性を検証した。

**キーワード** 電気自動車, CAN データ, 地理データ, 気象データ, エネルギー消費予測

## 1 はじめに

近年、気候変動問題が世界的な課題となり、脱炭素化と省エネルギー化の重要性が高まっている。特に、世界全体の CO<sub>2</sub> 排出量において最終需要部門の約 25% を占める運輸部門 [1] に対する対策が急務となっている。その対策の一つとして、電気自動車 (Electric Vehicle: EV) が注目されている [2]。EV は走行時に CO<sub>2</sub> を排出しないだけでなく、ライフサイクル全体における CO<sub>2</sub> 排出量も、同クラスのガソリン車と比べて約 6 割にとどまるという特徴がある [3]。

一方、EV は航続距離の短さや充電時間の長さ、さらに充電施設の少なさなどの問題がある。特に冬季の場合は、気温の低下により EV 全体のエネルギー消費が増加し、実際の航続距離が減少する傾向が示されている [4]。その原因として、転がり抵抗や空気抵抗の増加、内部抵抗の増加によるバッテリー容量の減少 [5, 6] がエネルギー消費に大きな影響を与えることが挙げられる。したがって、冬季の長距離移動を想定した EV 利用においては、事前に EV の消費電力を予測し、航続距離を正確に把握したうえで適切な地点で充電できるよう走行計画を立てる必要がある。

EV の構造はシンプルであるため、物理方程式を用いてエネルギー消費を予測することができる [7]。EV のエネルギー消費は主に速度、道路の勾配、および加減速によって決定される。この特徴を利用して、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 (Energy Baseline Map: EBM) を提案した [8]。EBM は仮想定速走行 (Virtual Constant Velocity

Running: VCVR) により生成したもので、定速走行が可能な理想的条件下で、速度帯と道路勾配に応じて必要となるエネルギー消費量を地図上に示したものである。さらに我々の先行研究では、エアコン消費量や転がり抵抗の温度補正を考慮した EBM も提案してきた [9]。一方で先行研究は、一部の車両特性を外部文献に基づいてモデル化しており、個別車両に対するモデル内訳の妥当性が不十分であった。そこで本研究では、エネルギー消費推定のための以下の車種固有パラメータを、EV ライフログに基づいてモデル構築することを目標とする。

- モータ・インバータ総合効率
- 転がり抵抗の温度補正
- 満充電時におけるエネルギー量

これにより、実走行データに基づいて EBM を再構築し、説明妥当性と実用性を両立したエネルギー消費推定の枠組みを提案する。また、提案手法の有効性を実証するため、冬季の北海道で長距離走行実験を実施し、先行研究と比較した精度検証を行う。最後に、提案する予測モデルを利用することで、各地点におけるエネルギー消費量およびバッテリー残量 (SOC: State Of Charge) 推移の可視化を提案する。

本研究の意義は、以下の 2 つである。

- (1) **EV ライフログの活用による車種固有パラメータの補正**  
本研究では、EV ライフログに基づき、車種固有パラメータである転がり抵抗係数や満充電時におけるエネルギー量の補正モデルを構築する。従来のような専用設備を用いた実験を必要とせず、蓄積された日常的な走行ログを活用するだけで、個人に特化した消費エネルギー推定モデルを構

築できる点に意義がある。

## (2) 冬季の長距離走行支援に向けたエネルギー消費予測

構築した補正モデルを用い、走行前に消費エネルギーを予測・可視化するシステムを提案する。これにより、EVにとって厳しい冬季においても、EVの実用的な運用が可能であることを示す。また、事前の充電計画を支援し、運転者に資する情報提供を行うことに意義がある。

## 2 関連研究

近年、電気自動車 (EV) のエネルギー消費に関する研究が数多く報告されている。本章では、既存研究と比較することで、本研究の位置付けを示す。

Al-Wreikat ら [10] は、約 4 年間にわたって収集した 1,137 トリップ分の EV 実データを分析し、夏季に比べて冬季のエネルギー消費が最大 69.5%増加することを明らかにした。同様に、Yu ら [4] は EV の実データを用いて、高温条件下と低温条件下でエネルギー消費量がそれぞれ 19.82%と 67.3%増加し、さらに低温時にはバッテリー放電性能が大幅に低下することを示した。これらの研究では EV の実データを収集・分析しているが、気温の影響を考慮したエネルギー消費量の予測モデル構築までは至っていない。Song [11] は、外気温が 20°C から -7°C まで下がると、空気抵抗は約 10.1%増加し、転がり抵抗は約 54.8%増加することを示した。また、EV の実データから気温やタイヤ空気圧の影響を考慮した転がり抵抗係数のモデル構築を行ったが、実際の走行実験での検証までは行っていない。Ullah ら [12] は、EV の車両設計などの内部要因と、環境温度や勾配、運転スタイルなどの外部要因を統合的に考慮できる機械学習ベースのエネルギー推定モデルを提案したが、機械学習を用いているため、エネルギー消費要因の内訳がブラックボックスとなる欠点がある。Wang ら [13] は物理式を用いて道路情報、天候条件、運転行動を考慮した 2 種類の消費エネルギー推定モデル (オフライン/オンライン) を提案したが、これはトリップ単位のエネルギー消費を予測・評価する手法であり、距離ごとに消費エネルギーを可視化・推定する本研究とはアプローチが異なる。また、上記研究はいずれも EV のエネルギー推定モデルの精度評価に主眼を置いており、その結果を活用した実際の走行実験までは踏み込んでいない。

これらに対して本研究では、日常の走行で取得できるデータである EV ライフログを用いて、気温の影響を取り入れた EV のエネルギー消費予測モデルを構築する。また、走行の事前シミュレーションを実施することで、要因別消費エネルギーや SOC の推移を可視化する。これにより、ユーザはどの地点でどれだけのエネルギー消費が予測されるか、目的地到達の可能性や充電地点を走行前に把握できる。さらに、シミュレーションの結果を実際の冬季長距離走行実験と比較することで、本システムの有用性を検証する。

表 1: EV の駆動力に関わる変数

変数	単位	意味	データ取得方法
$\rho$	$kg/m^3$	空気密度	定数
$\mu$	-	転がり抵抗係数	定数
$g$	$m/s^2$	重力加速度	定数
$Cd$	-	空気抵抗係数	カタログ値
$A$	$m^2$	車両前面投影面積	カタログ値
$M$	$kg$	車両重量	カタログ値
$M_i$	$kg$	慣性重量	車両総重量から換算
$M_l$	$kg$	積載重量	搭乗人数から換算
$v(t)$	$m/s$	車両速度	GPS 計測
$\theta$	rad	道路勾配	地図
$t$	s	時刻	センサ計測時点

## 3 EV の消費エネルギー

### 3.1 物理式に基づく EV の駆動力による消費エネルギー

EV の駆動力  $F_{driving}$  [N] は、式 (1) のように 4 つの抵抗で表すことができる [7]。具体的には、加速抵抗  $F_{acc}$  [N]、登坂抵抗  $F_{slope}$  [N]、空気抵抗  $F_{air}$  [N] および転がり抵抗  $F_{roll}$  [N] である。

$$F_{driving}(t) = F_{acc}(t) + F_{slope}(t) + F_{air}(t) + F_{roll}(t) \quad (1)$$

また、4 つの抵抗はそれぞれ、式 (2)~(5) で表される。ただし、式中の変数は表 1 の通りである。

$$F_{acc}(t) = (M + M_i + M_l) \frac{dv(t)}{dt} \quad (2)$$

$$F_{slope}(t) = (M + M_l)g \sin \theta \quad (3)$$

$$F_{air}(t) = \frac{1}{2}\rho C_d A v(t)^2 \quad (4)$$

$$F_{roll}(t) = \mu(M + M_l)g \cos \theta \quad (5)$$

次に、駆動力  $F_{driving}$  [N] に対し、速度  $v(t)$  [m/s] をかけることで、車両が運動する際に必要なエネルギーの瞬時値 (仕事率 [W]) を算出できる。

$$P_{motor}^{physical}(t) = F_{driving}(t) \times v(t) \quad (6)$$

EV では電気エネルギーを駆動力に変換する過程でモータ・インバータ総合効率が生じる。この値は、モータの回転速度  $N(t)$  [rpm] とトルク  $T(t)$  [Nm] によって決定される値であり、図 1 に示すグラフで説明されている。モータ・インバータ総合効率を用いて、力行時の EV の瞬時消費電力  $P_{battery}^{physical}(t)$  [W] を式 (7) で表すことができる。

$$P_{battery}^{physical}(t) = \frac{P_{motor}^{physical}(t)}{\eta(N(t), T(t))} \quad (7)$$

### 3.2 駆動力以外による消費エネルギー

自動車は駆動力以外に、エアコンや電装品によってもエネルギーを消費する。

自動車用空調システムは、車室内を快適に保つために、車室内外の環境条件に応じて動作が制御される [14]。そのため、EV のエアコン消費電力は外気温、湿度、日照条件などの気象要因に大きく影響を受ける。我々の先行研究では、ランダムフォ

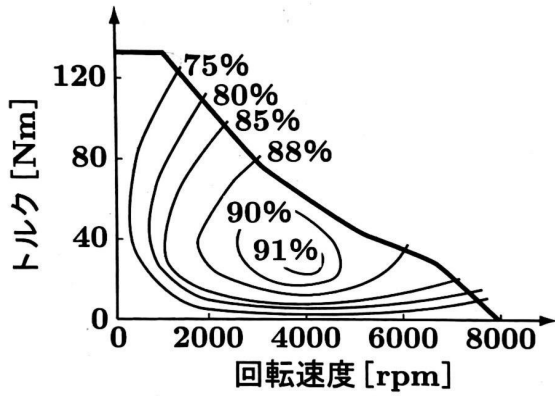


図 1: モーター・インバータ総合効率 (文献 [7] より引用)

レストベースの EV のエアコン消費エネルギー推定モデルを構築した [15]. さらに, 5.2 節で説明する EBM-1 は, このモデルを用いて EV の走行時に生じるエアコンによる消費エネルギーを推定する.

電装品には, 常時使用される ECU (Electronic Control Unit, 電子制御装置) やカーナビと, 環境条件に応じて使用されるライトやワイパーがある. 消費電力は天気や時間帯で変動するが, 走行やエアコンに比べて絶対量は小さく, 同じトリップ内ではほぼ一定である. 以上より, 本研究では電装品の消費電力を一定 (250W) と仮定する<sup>1</sup>.

### 3.3 EV ライフログ

本研究では, EV の日常的な走行中に取得できる GPS データと CAN<sup>2</sup> データを EV ライフログと定義する. 特に本研究では EV ライフログの中に含まれる ACC 機能を用いた定速走行データに注目する.

本研究では, 車種固有パラメータ推定のための学習データの作成や, EV 消費エネルギー推定モデルの評価を行うために CAN データを用いる. EV から取得した CAN データの内訳を表 2 に示す. ただし本研究では, モータートルクの値を式 (8) により補正して使用する [16].

$$T_{motor}^{measured} = 14.73 \times T_{motor}^{measured} - 1.29 \quad (8)$$

### 3.4 EV が気温の影響を受けるパラメータ

EV の消費エネルギーは, 走行条件や運転挙動だけでなく, 外気温の影響を受ける. 表 3 に, EV において気温の影響を受ける主なパラメータと, 気温低下時の変動傾向を整理する.

本研究では, これらの要因の中から特に転がり抵抗係数  $\mu$  と, 満充電時におけるエネルギー量  $E_{full}$  [kWh] の 2 点に着目し, 温度補正モデルの構築を行う.

1: エネルギー消費量算出の際には [電装品の消費電力 (250W)]  $\times$  時間の式を用いる. 時間はトリップ距離と定速走行速度から計算される. EBM は定速速度を前提とするため, 電装品による消費エネルギーはトリップ全域にわたって均等に現れる.

2: CAN は, 複数の ECU 間で通信を行う車載ネットワーク用に開発されたリアルタイム通信規格である.

表 2: EV から取得した CAN データの内容

変数	単位	意味
$V(t)$	V	バッテリー端の電圧
$I(t)$	A	バッテリー端の電流
$P_{aux}(t)$	W	電装品出力
$P_{ac}(t)$	W	エアコン出力
SOH	%	バッテリー劣化状態
SOC	%	バッテリー充電状態
$T_{motor}$	Nm	モーターのトルク
GIDS	-	総電力量に相当する値
$T_{amb}$	°C	気温
$T_{battery}$	°C	バッテリー温度

表 3: EV が気温の影響を受ける主なパラメータ

変数	意味	気温低下時	主な理由
$\mu$	転がり抵抗係数	増加	タイヤ硬化による損失増大
$E_{full}$	満充電時エネルギー量	減少	反応速度低下や内部抵抗増加
$P_{ac}$	エアコン消費電力	増加	暖房負荷の増大
$R_{in}$	バッテリー内部抵抗	増加	電解液粘性の増大
$\rho$	空気密度	増加	空気の収縮

まず, 転がり抵抗係数  $\mu$  については, 先行研究において温度補正を考慮した消費エネルギー推定を行った [9]. しかし, 従来のモデルでは特定のデータセットに対してオーバーフィットが生じていた点や, 検証が不十分であったという課題が残されている. そこで本研究では, EV ライフログを活用することで, 実走行環境における転がり抵抗の温度補正モデルを改めて構築する.

次に, 満充電時におけるエネルギー量  $E_{full}$  についても補正を行う. リチウムイオンバッテリーは低気温環境下で取り出し可能なエネルギー量が減少する. これは, 単位時間あたりの消費電力の変動とは別に, 正確な航続距離推定において無視できない要因である. さらに, 実車のバッテリーは劣化による容量低下が生じる. これらの影響をモデルに組み込む.

以上の背景から, 本論文では EV ライフログを用いてこれら 2 つの変動要因を気温の関数として定式化し, エネルギー推定モデルへと組み込む手法を提案する. 空気密度やバッテリー内部抵抗の気温による影響の補正については, 今後の課題とする.

### 3.5 転がり抵抗の温度補正モデル

転がり抵抗は, タイヤの種類や摩耗, 路面舗装状態, 天候による路面状況の変動だけでなく, 気温の影響も受ける. ISO28580 規格 [17] によれば, 転がり抵抗と気温の関係は以下の式 (9) で示すことができる. 式 (9) は, 気温が  $T_{amb}$  [°C] における転がり抵抗  $F_r$  [N]<sup>3</sup> と, 基準となる 25°C における転がり抵抗  $F_{r25}$  [N] との関係を示す. したがって, 式 (9) に基づき, 式 (5) の転がり抵抗係数  $\mu$  の温度補正を行うことができる (式 (10)). 式 (10) において  $\mu_{25}$  は基準となる 25°C における転がり抵抗係数を表す.

$$F_{r25} = F_r [1 + K_t (T_{amb} - 25)] \quad (9)$$

$$\mu(T_{amb}) = \frac{\mu_{25}}{[1 + K_t (T_{amb} - 25)]} \quad (10)$$

3: 式 (9) の  $F_r$  は, 式 (5) における  $F_{roll}$  に相当する.

$\mu_{25}$  はタイヤと路面の組み合わせで決まる値である。また、温度補正係数  $K_t$  は気温がタイヤに与える影響の度合いを表す値である。4.2節では、これら2つの値をEVライフログから同定する手法について述べる。

### 3.6 EVの内部データに基づく消費エネルギーと満充電時におけるエネルギー量

EVの走行によるバッテリー端出力  $P_{battery}^{measured}(t)[W]$  およびモータ端出力  $P_{motor}^{measured}(t)[W]$  は、表2の値を使用して式(11)、(12)のような計算により取得できる。

$$P_{battery}^{measured}(t) = I(t) \times V(t) - (P_{ac}(t) + P_{aux}(t)) \quad (11)$$

$$P_{motor}^{measured}(t) = \frac{2\pi T_{motor}(t) N_{motor}(t)}{60} \quad (12)$$

モータはタイヤと減速機を通じてつながっているため、モータの回転速度  $N_{motor}(t)$  は減速比  $u$  を用いて式(13)で表される。

$$N_{motor}(t) = u N_{tire}(t) \quad (13)$$

また、タイヤの回転速度  $N_{tire}^{measured}(t)[rpm]$  はタイヤ周  $L[m]$  と車速  $v(t)_{measured}[m/s]$  を用いて式(14)で表される。

$$N_{tire}(t) = \frac{60v(t)}{L} \quad (14)$$

走行開始から  $t$  秒経過した時点での消費エネルギー量  $E_{cumulated}(t)[kWh]$  は、式(15)で求められる。

$$E_{cumulated}(t) = \int_0^t P_{battery}(\tau) d\tau \quad (15)$$

ここで、EVの満充電時におけるエネルギー量を  $E_{full}[kWh]$ 、走行途中で充電をした場合の充電量を  $E_{charge}[kWh]$  とおくと、エネルギー残量  $E_{remaining}(t)[kWh]$  は式(16)で表される。

$$E_{remaining} = E_{full} - E_{cumulated} + E_{charge} \quad (16)$$

実際の多くのEVでは、バッテリー残量を直感的に把握するために、SOC[%]という指標が用いられる。SOCはバッテリー残量をパーセンテージで示したものであり、ユーザはこの指標を見てバッテリー残量を判断する。そこで、本研究では式(17)を用いてバッテリー残量  $E_{remaining}$  からSOCを変換する。

$$SOC = \frac{E_{remaining}}{E_{full}} \times 100 \quad (17)$$

ここで、満充電時におけるエネルギー量  $E_{full}$  は、バッテリー温度とバッテリー劣化の影響を受ける。本研究で扱う満充電時エネルギー量には3種類の指標が存在する。それぞれの意味や関係を以下に整理する。

- $E_{rated}$ : 定格満充電時エネルギー量  
新車かつ常温状態における満充電容量
- $E_{full}(t, T_{battery})$ : 実満充電時エネルギー量  
経過時間  $t$  によるバッテリー劣化と、バッテリー温度  $T_{battery}$  による影響を受けて変動する実際の満充電容量。
- $\tilde{E}_{full}(T_{battery})$ : 劣化補正済み満充電時エネルギー量  
バッテリー劣化の影響を取り除き、バッテリー温度  $T_{battery}$  のみによる変動を評価するための指標。

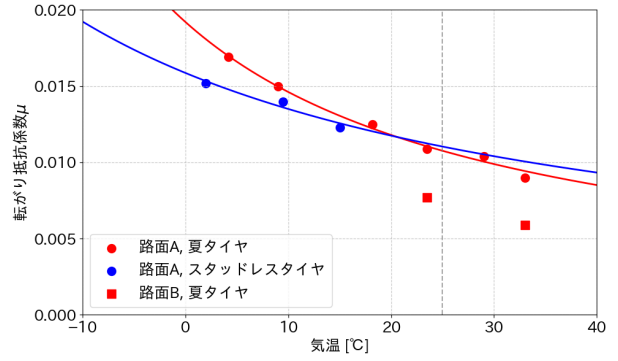


図2: 予備実験の結果

表4: 路面Aにおける予備実験の結果

使用タイヤ	$\mu_{25}$	$K_t$	$R^2$
夏タイヤ	0.011	0.018	0.97
スタッドレスタイヤ	0.011	0.012	0.94

EVライフログとして、 $E_{full}$  とバッテリー劣化の指標であるSOHを、さまざまな温度条件および劣化状態で取得することができる。これらの値を用いることで、劣化の影響を補正した  $\tilde{E}_{full}$  を求めることが可能である(式(18))。

$$\tilde{E}_{full}(T_{battery}) = \frac{E_{full}(t, T_{battery})}{SOH(t)} \times 100 \quad (18)$$

4.3節では、実際のEVライフログを用いて  $\tilde{E}_{full}$  とバッテリー温度  $T_{battery}$  の関係を分析し、温度補正モデルの構築を行う。

## 4 外気温を用いた車種固有パラメータの補正

本章ではEVライフログを用いて、転がり抵抗係数  $\mu$  および満充電時におけるエネルギー量  $E_{full}$  の温度補正モデルの構築を行う。

### 4.1 転がり抵抗係数測定予備実験

4.2節では、EVライフログを用いて転がり抵抗係数  $\mu$  を推定する。その推定精度を検証するためには、基準となる  $\mu$  が必要となる。そこで本研究では、低速走行による惰行走行実験を実施し、実験的に  $\mu$  を算出した。

本実験は、舗装状態の異なる2種類の路面(路面A, 路面B)上で実施した。路面Aは粗い舗装、路面Bは良好な舗装状態である。実験には表6に示すタイヤを使用し、変速機をニュートラルに設定した低速惰行走行を複数回行った。惰行中の車速変化から減速度を算出し、空気抵抗および勾配の影響が小さい条件下では転がり抵抗が支配的であると仮定して、転がり抵抗係数  $\mu$  を求めた。本実験を複数の外気温条件で実施し、各条件における  $\mu$  を算出した。

得られた結果を図2に示す。また、得られた  $\mu$  に対して式(10)におけるパラメータ  $\mu_{25}$  および  $K_t$  を同定した結果を4に示す。

図2における路面Aについて2つのタイヤの傾向を見ると、どちらも気温の影響を受けていることが確認された。一方で表4を見ると、気温の影響の受けやすさを表す $K_t$ はタイヤごとに異なることが確認された。

次に図2における夏タイヤについて2つの道路の傾向を見ると、同一の外気温条件においても $\mu$ に差が生じていることが確認された。この差は、主として路面舗装状態の違いによるものと考えられる。次節ではEVライフログから $\mu$ を推定するが、その際に得られる $\mu$ が路面Aおよび路面Bにおいて測定された範囲内に収まっていれば、推定結果として妥当であると判断する。なお、両道路においては同一温度条件下でも $\mu$ に最大で約0.003程度の差が生じており、本研究における $\mu$ の推定には、この誤差を含むことは避けられない。路面舗装状態が $\mu$ に及ぼす影響については、今後の課題とする。

## 4.2 転がり抵抗係数の温度補正モデルの構築

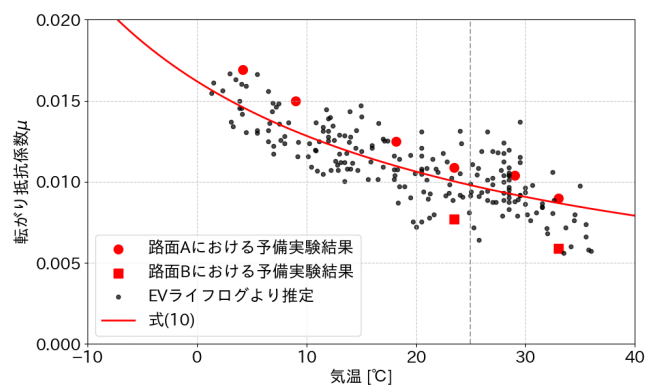
本節では、EVライフログのうち定速走行区間に着目し、式(10)における $\mu_{25}$ および $K_t$ を同定するための方法について述べる。

EVライフログ内で $i$ 回目に記録された定速走行区間において、一定速度 $v_c$ [m/s]の状態では $n$ 点の走行データが得られたとする。このとき、各時刻 $t_j$ における転がり抵抗係数 $\mu(t_j)$ は、モータ端出力から、物理式によって計算される空気抵抗と登坂抵抗を差し引いた値を基に、式(19)のように推定できる。

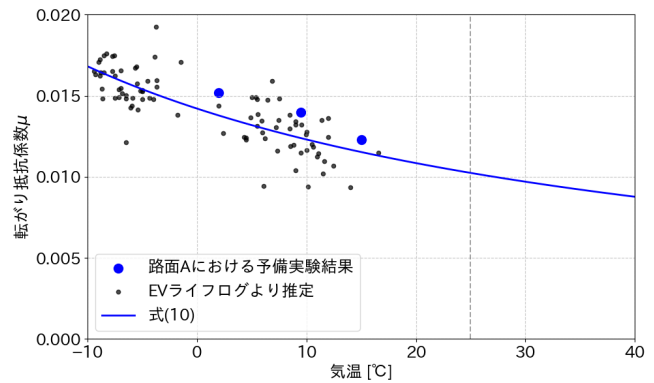
$$\mu_i(t_j) = \frac{P_{\text{motor},i}^{\text{measured}}(t_j) - P_{\text{air},i}(t_j) - P_{\text{slope},i}(t_j)}{(M + M_t)g \cos \theta_i(t_j) v_c} \quad (19)$$

ここで、1回の定速走行区間内では路面状態が大きく変化しないと仮定する。このとき、同一走行 $i$ において各時刻 $t_j$ で算出された $\mu_i(t_j)$ は、本来ほぼ一定値をとると考えられる。しかし、実際にはセンサ誤差や瞬間的な外乱の影響によりばらつきが生じる。そこで、本研究では走行 $i$ に対する代表値となる転がり抵抗係数 $\mu_i$ を、各時刻 $t_j$ で求めた $\mu_i(t_j)$ の中央値として定義した。中央値を用いることで、外れ値の影響を抑え、定速走行区間における代表的な転がり抵抗係数を推定することができる。これらの推定された $\mu$ を用いて式(10)におけるパラメータ $\mu_{25}$ および $K_t$ を最小二乗法により同定する。

図3(a)に、夏タイヤにおける推定 $\mu$ と、同定した温度補正モデルの結果を示す。同様に、図3(b)には、スタッドレスタイヤ走行時の推定 $\mu$ および補正モデルを示す。また、各タイヤに対して同定された $\mu_{25}$ および $K_t$ の値を表5にまとめる。表4と表5を比較すると、EVライフログから推定した $\mu$ は、実験により得られた値とおおむね一致していることが分かる。さらに、図3(a)に示すように、舗装状態の異なる2種類の実験道路で得られた $\mu$ の範囲内に、EVライフログによる推定値が概ね収まっていることが確認できる。以上の結果から、本手法による転がり抵抗係数 $\mu$ の推定の妥当性が示された。これにより、実走行データに基づいた $\mu$ の温度補正モデルの構築が可能となった。得られたパラメータは、5章における長距離走行データを用いた消費エネルギー予測および精度評価において使用する。



(a) 夏タイヤ



(b) スタッドレスタイヤ

図3: EVライフログより推定した $\mu$ の分布と温度補正モデル

表5: 同定された温度補正モデルのパラメータ

使用タイヤ	データ件数	$\mu_{25}$	$K_t$	$R^2$
夏タイヤ	205	0.010	0.016	0.63
スタッドレスタイヤ	91	0.010	0.011	0.63

## 4.3 満充電時におけるエネルギー量の温度補正モデルの構築

本節では、 $\tilde{E}_{full}$ のバッテリー温度による影響をモデル化する。本実験車両には、Leaf Spy Proの仕様書<sup>4</sup>において、EVバッテリーの残量とされるGIDSという指標がある。GIDSとはクーロンカウンティング法で計測された値とされ、日産LEAFではこの項目の値を利用してSOCや走行可能距離を計算しているとされる。GIDSを用いると、バッテリー残量 $E_{remaining}$ [kWh]は式(20)により求められる。

$$E_{remaining} = \text{GIDS} \times 0.0775 \quad (20)$$

ここで、満充電時(SOC = 100%)に着目すると、 $E_{remaining}$ は $E_{full}$ を表す。式(18)を用いて求めた $\tilde{E}_{full}$ とバッテリー温度 $T_{battery}$ の関係および回帰直線を図4に示す。図より、 $\tilde{E}_{full}$ がバッテリー温度 $T_{battery}$ の影響を受けていることが確認された。

本解析で用いたデータは、前日の充電終了から十分な時間が経過し、バッテリー温度 $T_{battery}$ と気温がほぼ一致している時

4: "LeafSpy Pro Help Version 1.3.10 (iOS)", Turbo3, <https://leafspy.com/wp-content/uploads/2024/04/LeafSpy-Help-1.3.10-iOS.pdf>, 参照 2026/03/17.

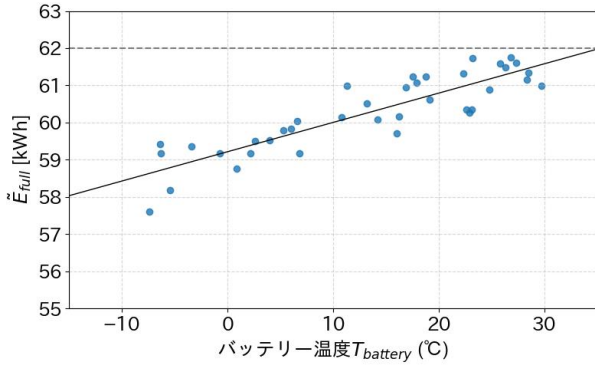
図 4:  $\tilde{E}_{full}$  とバッテリー温度の関係

表 6: タイヤの使用期間

使用タイヤ	製品名称 (型番)	使用期間
夏タイヤ	BRIDGESTONE REGNO GR-XIII	2025 年 2~12 月
スタッドレスタイヤ	BRIDGESTONE BLIZZAK VRX3	2023~2025 年の冬季

点のものである。そのため、バッテリー温度  $T_{battery}$  は外気温  $T_{amb}$  と等しいとみなし、以降の補正モデルでは入力として気温を用いる。

なお、リチウムイオンバッテリーの温度特性は本来非線形であり、内部抵抗や電極反応の温度依存性により複雑な挙動を示す。しかし、本研究で得られた温度範囲に限定すると、 $\tilde{E}_{full}$  は温度に対して概ね線形に増加する傾向を示した。そこで、本研究ではこの観測範囲において一次関数による近似を採用し、温度補正モデルを式 (21) のように構築する。

$$\tilde{E}_{full} = 0.079 \times T_{amb} + 59.21 \quad (21)$$

## 5 実走行データを用いた精度検証

### 5.1 使用車両

本研究では、日産 LEAF ZAA-ZE1 型 (グレード: e+ AUTECH) を用いて EV の実走行に基づく CAN データを取得した。ただし、使用期間中にタイヤを交換している。各期間におけるタイヤの種類を表 6 に示す。また、諸元表より、本車両における  $E_{rated} = 62 \text{ kWh}$  である。

### 5.2 EBM

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 (EBM) を提案した [8]。これはある道路の走行で必ず必要となる最低限のエネルギーを地図上に可視化したものであり、定速走行時のエネルギー消費に基づく。定速走行は、加減速による余計なエネルギー消費を発生させないため、EV にとって理想的な走行の一つといえる。先行研究では、一定速度と道路勾配のみを考慮した EBM に対して、拡張した以下のモデルを提案してきた [9]。

- (1) EBM-1: エアコン消費量を考慮した EBM
- (2) EBM-2: 転がり抵抗の温度補正を行った EBM
- (3) EBM-3: (1) と (2) の両方を考慮した EBM

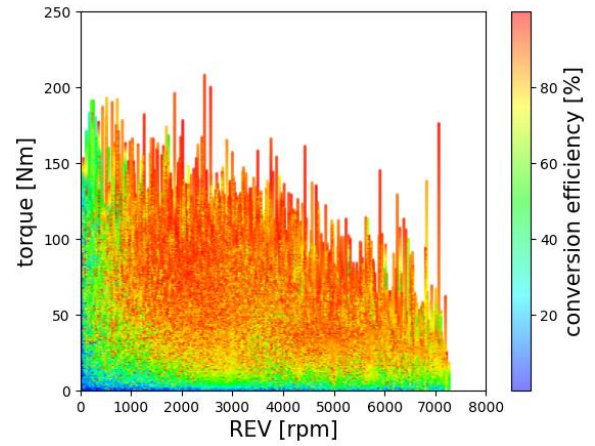


図 5: EV ライフログに基づくモータ・インバータ総合効率 (先行研究 [16])

表 7: EBM-3 作成条件

道路名称	日付	始点	終点	距離 [km]	想定速度 [km/h]	気温 [°C]
Road1	2025/12/20	札幌	北見	307	60~80	3~7
Road2	2025/12/21	北見	稚内	376	60~80	-1.5~1.5
Road3	2025/12/22	稚内	札幌	329	60~80	-5~-1

一方で、先行研究 [9] における EBM では、モータ・インバータ総合効率として文献 [7] に基づく効率マップを用い、その前提のもとで転がり抵抗の温度補正モデルを構築していた。これに対し本研究では、先行研究 [16] で提案された EV ライフログに基づくモータ・インバータ総合効率マップ (図 5) を用いるとともに、本研究でモデル化した転がり抵抗の温度補正を用いた EBM を提案する。また本章では、先行研究と本研究のモデルの精度検証を行い、比較する。

### 5.3 実験道路

本研究で提案する EBM-2 の精度検証を行うため、2025 年 12 月 20 日から 22 日に北海道において 3 回の長距離走行実験を実施した。EBM-2 を作成したルートを図 6 に示す。また、具体的な EBM-2 作成条件を表 7 に示す。

### 5.4 検証結果

先行研究 [9] および本研究の EBM-2 に基づく予測と、実際に走行を行った結果を図 7 に示す。また、数値での詳細を表 8 にまとめる。本研究では、EBM-2 に基づく推定消費エネルギーと実測消費エネルギーの差を評価するために、相対誤差  $\varepsilon_r$  [%] を式 (22) で定義する。

$$\varepsilon_r = \frac{E_{EBM} - E_{CAN}}{E_{CAN}} \times 100 \quad (22)$$

ここで、 $E_{EBM}$  は EBM-2 に基づく推定消費エネルギー量、 $E_{CAN}$  は実測消費エネルギー量を表す。

結果より、Road1 は先行研究の方が精度が高いものの、Road1 と Road3 は本研究の予測と実測値がおおむね一致していることが確認された。先行研究ではモータ・インバータ総合効率に文献値を用いていたのに対し、本研究では効率マップと転がり抵抗の温度補正モデルの双方を、同一車両の EV ライフログの



(a) Road1



(b) Road2



(c) Road3

図 6: 対象ルート

表 8: 実測値と推定値の比較

道路名称	実測値 [kWh]	先行研究 [9] の EBM-2		本研究の EBM-2	
		推定値 [kWh]	相対誤差 [%]	推定値 [kWh]	相対誤差 [%]
Road1	46.56	46.94	0.82	45.05	-3.24
Road2	63.94	55.04	-13.92	57.03	-10.81
Road3	53.21	52.69	-0.98	53.56	0.66

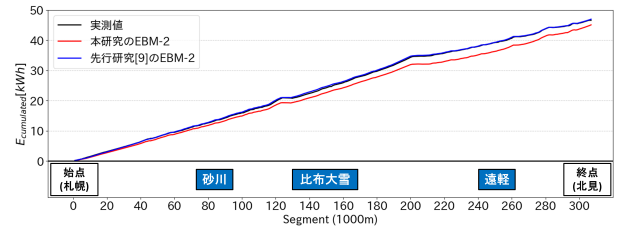
みから構築している。その上で、先行研究 [9] と同様の推定精度を得られたことは、本研究で提案するモデル構築手法の妥当性を示すものである。

一方で、Road2 に関しては、士別以降に予測と実測値の乖離が確認できる。この原因について考察する。Road2 では、士別から北上する際に降雪を確認している。結果として、路面上やタイヤについた雪の影響によって、 $\mu$  が増加したことが考えられる。路面や雪などの天候が影響を与える  $\mu$  への影響については今後の課題とするが、これらの影響を考慮することで、消費エネルギー予測の精度が向上すると考えられる。

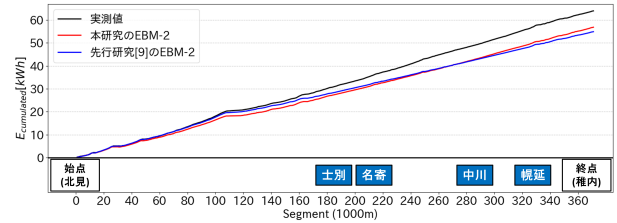
## 6 提案手法を用いた可視化システム

### 6.1 EV エネルギー消費の地点別データへの変換

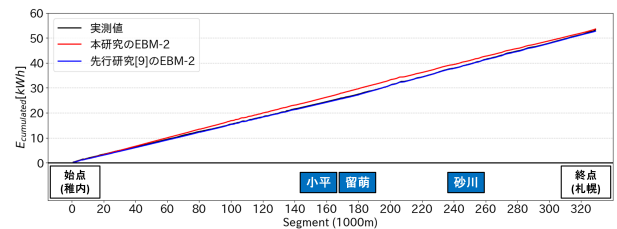
EBM は、道路勾配に基づいて場所固有のエネルギー消費量



(a) Road1



(b) Road2



(c) Road3

図 7: 実験結果 (累計消費エネルギー量)

を可視化する手法であり、単位距離あたりの地点別エネルギー消費量に相当する量を示す。一方、3.3 節で収集したデータは時系列データとして取得されている。そこで我々は、比較および可視化を容易にするため、対象道路を一定間隔で分割した区間単位を「segment」と定義した [18]。この区間を用いて時系列データを地点別データへ変換し、地点ごとのエネルギー消費を分析・可視化する。

ある区間  $j$  において、 $n$  個のプロットが得られた場合、その区間における消費エネルギー量  $E_{consumed}(j)$  [kWh] は式 (23) により計算できる。

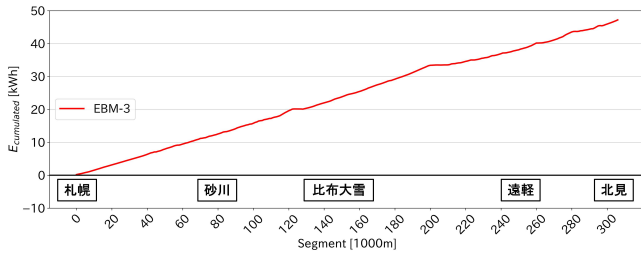
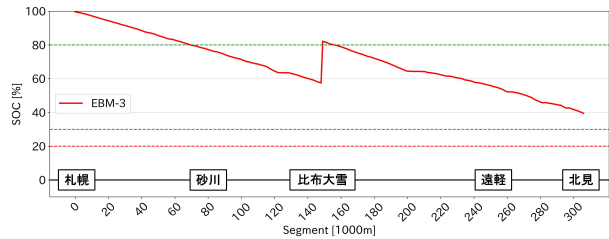
$$E_{consumed}(j) = \sum_{k=1}^n P_{battery}^{measured}(t_k) \times \Delta t_k \quad (23)$$

走行開始から区間  $s$  までの累計消費エネルギー量  $E_{cumulated}(s)$  は、式 (24) により計算できる。

$$E_{cumulated}(s) = \sum_{j=1}^s E_{consumed}(j) \quad (24)$$

### 6.2 提案手法を適応した EBM の可視化

EBM は、各 segment ごとの消費エネルギーを可視化するものである。本手法による可視化の一例を図 8 に示す。図 8(a) は、式 (24) で算出した地点ごとの累積消費エネルギー量  $E_{cumulated}(s)$  を、地点ごとにプロットしたものである。また、図 8(b) は、 $E_{cumulated}(s)$  を式 (16), (17) および (21) を用いて SOC へと変換し、その推移を地点ごとにプロットしたものである。本図は、札幌から北見までを走行する場合の消費エネルギーを、EBM により事前に推定した結果を示している。図

(a) EBM による累計消費エネルギー量  $E_{cumulated}$  の推移の様子

(b) EBM による SOC 推移の様子

図 8: EBM の例

8(b)において、横軸には主な充電スポットの位置を示しており、想定される充電量および充電後の走行可能距離も併せて可視化している。これにより、どの地点でどの程度充電を行えば目的地まで到達可能かを、走行前の段階で把握することができる。

## 7 まとめと今後の課題

本研究では、日常走行により取得可能な EV ライフログを用いて、タイヤの転がり抵抗係数  $\mu$  および EV バッテリーの満充電時におけるエネルギー量  $E_{full}$  の温度補正モデルを構築した。さらに、これらの補正モデルをもとに、北海道における冬季長距離走行を対象として出発前の消費エネルギーを予測し、実走行結果との比較検証を行った。

その結果、提案手法は先行研究と同等の予測精度を維持しつつ、EV ライフログに基づいて車両固有の特性を同定するモデル構築の枠組みを実現できた。すなわち、外部文献値に依存することなく、実走行データからモデルを再構築した上で実用的な精度を確保できた点に、本研究の意義がある。

一方で、冬季条件下では降雪や圧雪等による路面状態の変化により転がり抵抗が大きく変動する可能性があることが示唆された。本研究では気温を主要な説明変数として補正を行ったが、路面状態や降雪量、風況などの外的要因を考慮することで、さらなる精度向上が期待される。これらを統合した拡張モデルの構築を今後の課題とする。

## 謝 辞

本研究の一部は横浜国立大学人工知能研究拠点学長裁量経費の支援による。道路勾配データ作成の一部については、株式会社ゼンリンデータコムの「いつも Navi API」から取得した道路標高データを用いた。

## 文 献

- [1] International Energy Agency. Analysis - Transport, 2022. Last accessed: 12 December 2023.
- [2] 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.
- [3] 黒川文子. EV へのシフトと CO<sub>2</sub> 排出量に関する考察. 環境共生研究, No. 11, pp. 25–36, 2018.
- [4] Hanzhengnan Yu, Yu Liu, Jingyuan Li, and Tieqiang Fu. Investigation of energy consumption characteristics of electric passenger car under high and low temperature conditions. *2020 5th ACPEE*, pp. 742–746, 2020.
- [5] Jerzy Ejsmont, Stanislaw Taryma, Grzegorz Ronowski, and Beata Swieczko-Zurek. Influence of temperature on the tyre rolling resistance. *International Journal of Automotive Technology*, Vol. 19, pp. 45–54, 2018.
- [6] Jerzy Ejsmont, Grzegorz Ronowski, Wojciech Owczarzak, and Slawomir Sommer. Temperature influence on tire rolling resistance measurements quality. *International Journal of Automotive Technology*, Vol. 23, pp. 109–123, 2022.
- [7] 廣田幸嗣, 小笠原悟司. 電気自動車工学. 森北出版, ISBN9784627743120, 2017.
- [8] Yi Liu, Sayoko Soga, Xin He, Yuto Tanaka, and Takashi Tomii. Design of an electric vehicles' energy baseline map and application for energy consumption analysis. *DASFAA 2024*, pp. 139–154, July 2024.
- [9] 何新, 劉屹, 田中悠斗, 中島誠敬, 唐戸涼太, 藤田歩夢, 富井尚志. EV の冬季長距離運転支援のための事前エネルギー消費量可視化システム. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 18, No. 4, 2025.
- [10] Yazan Al-Wreikat, Clara Serrano, and José Ricardo Sodr . Effects of ambient temperature and trip characteristics on the energy consumption of an electric vehicle. *Energy*, Vol. 238, Part C, p. 122028, 2022.
- [11] Jingeun Song. Evaluation of driving resistance and energy consumption in electric vehicles under various ambient and tire temperatures using real-world driving data. *eTransportation*, Vol. 25, p. 100454, 2025.
- [12] Irfan Ullah, Kai Liu, Toshiyuki Yamamoto, Rabia Emhamed Al Mamlouk, and Arshad Jamal. A comparative performance of machine learning algorithm to predict electric vehicles energy consumption: A path towards sustainability. *Energy Environment*, Vol. 33(8), pp. 1583–1612, 2022.
- [13] Jiquan Wang, Igo Besselink, and Henk Nijmeijer. Battery electric vehicle energy consumption prediction for a trip based on route information. *Proc IMechE Part D: J Automobile Engineering*, Vol. 232(11), pp. 1528–1542, 2017.
- [14] カーエアコン研究会, 藤原健一. カーエアコン: 熱マネジメント・エコ技術. 東京電機大学出版局, ISBN9784501418403, 2009.
- [15] 何新, 劉屹, 曾我紗代子, 田中悠斗, 富井尚志. エアコン消費エネルギーを考慮した EV のエネルギー消費マップの作成と評価. WebDB 夏のワークショップ 2023, No. 2023-DBS-177(18), pp. 1–6, 9 2023.
- [16] 曾我紗代子, 劉屹, 田中悠斗, 何新, 富井尚志. EV ライフログを用いた EV のエネルギー消費推定モデルの提案と評価. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 17, No. 4, pp. 1–17, 10 2024.
- [17] International Organization for Standardization (ISO). Passenger car, truck and bus tyre rolling resistance measurement method — single point test and correlation of measurement results. Technical Report ISO 28580, 2018.
- [18] 七里祐輔, 劉屹, 曾我紗代子, 田中悠斗, 何新, 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 エネルギーライフログの有効活用. 第 15 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2023), 5C-9-2, pp. 1–10, 3 2023.