

# 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

齊藤 祐亮<sup>1,†1,a)</sup> 植村 智明<sup>2,b)</sup> 富井 尚志<sup>3,c)</sup>

受付日 2019年3月8日, 採録日 2019年7月15日

**概要:** 我々は、車両に後付けで搭載したデバイスで取得したセンサデータから「電気自動車 (EV) で同じ運転をしたときの消費エネルギー」を推定し、データベースに蓄積する ECOLOG (Energy CONsumption LOG) システムを構築・運用してきた。本論文では、ECOLOG システムにおける推定モデルの精度検証を行う。第 1 に、精度検証のための正解データを定義する。正解として使用する CAN データにはノイズが含まれるため、クレンジングを施すことで解消する。第 2 に、我々が利用する推定モデルの精度検証を行う。EV 電力消費の大部分を占める走行とエアコンに関してそれぞれ推定モデルを構築した。それら推定モデルの出力と正解データを比較する。結果として、トリップ単位で走行消費電力量は平均二乗誤差 0.38 kWh, エアコン消費電力量は平均二乗誤差 0.24 kWh でそれぞれ推定可能であることが示された。

キーワード: EV 消費エネルギーログデータベース, 電気自動車, センサデータ, 精度検証

## Accuracy Evaluation to Estimate Energy Consumption for EV Energy Consumption Log Database

YUSUKE SAITO<sup>1,†1,a)</sup> TOSHIKI UEMURA<sup>2,b)</sup> TAKASHI TOMII<sup>3,c)</sup>

Received: March 8, 2019, Accepted: July 15, 2019

**Abstract:** We have constructed and operated the ECOLOG (Energy CONsumption LOG) system. This system estimates “energy consumption when the same operation is performed in an electric vehicle (EV)” from sensor data acquired by devices mounted on a vehicle and accumulates it in the database. In this paper, we verify the estimation accuracy of energy consumption model in ECOLOG system. First, we define correct data in accuracy verification. Since CAN data used as correct data include noise, we resolved by applying data cleansing. Second, we verify the accuracy of the estimation models. We constructed estimating model for motor and air conditioner that account for majority of EV power consumption. We compare the output values of these estimation models with the correct data. As a result, we showed that the motor energy consumption for trips can be estimated with root mean squared error of 0.38 kWh and air conditioner energy consumption with root mean squared error of 0.24 kWh.

**Keywords:** EV energy consumption log database, electric vehicle, sensor data, accuracy evaluation

<sup>1</sup> 横浜国立大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻  
Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University, Yokohama, Kanagawa 240–8501, Japan

<sup>2</sup> 横浜国立大学大学院環境情報学府情報環境専攻  
Department of Information and Environment, Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University, Yokohama, Kanagawa 240–8501, Japan

<sup>3</sup> 横浜国立大学大学院環境情報学府環境学専攻  
Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University, Yokohama, Kanagawa 240–8501, Japan

<sup>†1</sup> 現在, 富士通株式会社

### 1. はじめに

近年, 気候変動問題が世界的な課題として存在している。2016 年に発行されたパリ協定には, 産業革命前からの地球の平均気温上昇を 2 度未満に抑えることが盛り込まれた。そのため, 脱炭素化および省エネルギー化が求められている。現在の日本における消費エネルギーの 2 割以上が運輸

<sup>a)</sup> saito-yusuke@fujitsu.com

<sup>b)</sup> uemura-toshiaki-xh@ynu.jp

<sup>c)</sup> tommy@ynu.ac.jp

部門、その大半が自動車に関するエネルギーである。それゆえに、自動車に関する省エネルギー化、具体的には次世代自動車の導入やエコドライブの促進などが必要とされている [1].

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) があげられる [2]. EV は走行時に CO<sub>2</sub> を排出せず、Well-to-Wheel 換算でのエネルギー効率もガソリン自動車 (Internal Combustion Vehicle: ICV) よりも優れているという特徴がある [3]. それだけではなく、EV はバッテリーを搭載していることから、非走行時に電力網 (Grid) との間で電力を融通する VGI (Vehicle-Grid Integration) への応用が考えられている [4], [5].

しかし、現在 EV への買い替えがまだ進んでいない [6]. その理由として、一般には導入コストの高さや航続距離の短さ、充電ステーションの少なさなどがあげられる。加えて、ドライバの視点に立った時に「自分が EV に乗り換えたとしたら、自身の生活に EV はマッチするか」が明確でないことも理由として考えられる。たとえば、カタログスペック上での EV の電費は知ることができるが、実際の電費はその EV の走行状況や運転の違いによって変化する。そのため、ドライバ自身が「自分の生活に EV がマッチするか」を判断するのは難しい。この問題を解決する方法の 1 つとして、「今の車に乗ったまま」で「EV に乗り換えた未来の日常」を予測する、すなわち「EV への置き換え効果」を定量的に提示することが考えられる。

そこで我々は、GPS を搭載しているスマートフォンをロギングデバイスとして既存の車両に搭載することで、GPS から得られる自動車走行ログをドライバの負担なく蓄積できることに着目した。すなわち、自動車による日常的な移動のライフログを用いて、EV に乗り換えた際のエネルギー予測を実現することを目指す。このとき、EV は ICV や HV (ハイブリッド自動車) と比較して内部構造が単純であることから、運動方程式を用いて走行で消費するエネルギー量を推定することが可能である [2], [7]. これらのことから、我々は自動車走行ログから「その人が EV に乗り換えて同じ運転をしたときの消費エネルギー」を推定し、それを EV 消費エネルギーログとしてデータベースに蓄積しておくことで、EV の電力消費に関する多様な検索を実現する ECOLOG (Energy CONsumption LOG) システムを提案する。ECOLOG システムは、スマートフォンのような誰もが所有するデバイスだけでデータ収集に参画できる、気軽に参加可能なシステムを想定している。また、蓄積された EV 消費エネルギーログからドライバ、車両、時空間、車速や加減速などといった車両の状況に紐づいた消費電力量の有用な検索が可能である。その検索結果から、EV への乗り換えを検討する個人や VGI の導入を検討する意思決定者に対し、個々人の状況に即した情報提示を行う

ことができる [8], [9].

我々の研究課題は①EV 消費エネルギーログを活用し、有用な情報をユーザに提示すること [10], ②正しく EV 消費エネルギーを推定すること [11] の 2 つに大別される。そのうち本論文で解決すべき課題は②である。そこで、本論文では、推定精度検証を行うことに加え、センサデータ・正解データの収集したデータのクレンジング・推定モデルの構築・推定精度検証までの一連の流れを確立し、精度検証手法の 1 つを提示することを目的とする。本論文で利用する収集したセンサデータおよび正解データは、1 車種 1 被験者のデータである。このため、精度検証の一般性を示すには不十分である。一般性を示すことは今後の課題として本論文の対象外とする。

特に EV の消費電力量の正解データに関しては、EV の CAN データ独自のノイズが含まれていることから、長期間に及ぶ EV の実験データを収集した経験を基に、ノイズが含まれるデータを除外する簡単なデータクレンジングを施す。また、推定モデルにおいては、EV 電力消費の大部分を占める走行とエアコンに関してそれぞれ推定モデルを構築した [12]. 走行の推定モデルについては、EV の電費や消費エネルギーの詳細を分析可能とするために、運動方程式を基にした一般的な推定モデルを使用した。また、エアコンの推定モデルについては、EV の車種ごとにデータを収集すれば構築可能なモデルとして、ニューラルネットワークを使用した推定モデルを構築した。それら推定モデルの出力について、それぞれ実際の EV から取得した CAN データとの比較により精度検証とする。

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 CAN データについて述べ、精度検証のために用いる正解データを定義する。4 章では我々が提案する ECOLOG システムについて、走行消費電力量を推定する EV エネルギー消費モデル (以下、EV モデル) を含めて説明する。5 章では EV モデルの精度検証を行う。6 章ではエアコンによる消費電力量を推定するエアコン推定モデルについて説明し、その精度検証を行う。7 章で結論を述べる。

## 2. 関連研究

本章では EV の消費エネルギー推定を行う関連研究を示したうえで、ECOLOG のエネルギー消費推定との比較を行う。

### 2.1 EV の走行消費電力量推定手法

EV のバッテリー残量や航続距離などを評価することを目的として、走行データを基に EV の消費エネルギーや電費を推定する研究がさかんに行われている。消費電力量推定モデルの手法としては、運動方程式を基にした推定モデル、機械学習モデル、運動方程式と機械学習モデルを統

合したハイブリッドモデルの3種類の方法があげられる。運動方程式を基にした推定モデルは多くの研究で行われており、センサの粒度に合わせた、もしくは、消費要因ごとの消費エネルギーを推定することができる。岩坪らは、EVの電費シミュレーションモデルを開発し、実際の走行ログを基に電池容量増加によるEVの航続距離の変化をシミュレーションできることを示した[13]。Grubwinklerらは、収集した多様な車両の走行データをもとに統計的に車両走行データを生成し、その生成データを入力としてEVの消費エネルギー推定を行った[14]。Itoらは、EVを含めたプローブカーデータベースを基に速度や加速度に対するエネルギーの期待値マップを生成することで、EVの航続距離推定を行った[15]。Zhangらは、自車の走行ログや走行時の交通状況、天気予報を使用して、精度と計算資源を考慮したEVの航続距離推定の手法を提案した[16]。矢野らは、プローブカーデータを基に推定したEVの消費エネルギーを分散処理基盤上で管理し、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[17]。Yangらは自動車にはセンサを設置せずに、交差点に車の通過を感知するセンサを設置することで、道路ごとの平均速度や停止頻度から区間ごとの消費電力量推定やCO<sub>2</sub>排出量を推定する手法を提案した[18]。我々は、マイクロかつ細かい消費要因などの状況を集計することを想定しているため、走行に関するEVモデルでは、以上のような研究と同様に、運動方程式を基にした推定モデルを使用している。

機械学習モデルの研究として、Felipeらは、人工ニューラルネットワークにドライバの運転スタイルと走行ルートの特徴を入力することでEVの走行時の消費電力量推定を行った[19]。機械学習モデルは、1トリップ毎などの粒度の荒い推定となり、マイクロで状況を含んだエネルギー推定を行うことは困難である。

また、ハイブリッドモデルの研究として、YeらとMartínezらは、運動方程式を利用した消費電力量推定モデルに機械学習を利用したモデルを組み合わせたモデルを提案した[20], [21]。これらの研究は、運動方程式を基にした推定モデルにおける車両固有のパラメータ（質量や、転がり抵抗係数、前方投影面積など）を、機械学習によりパラメータ調整を行うものである。

これらの手法はEVのエネルギー推定手法を提案し、精度評価を行うことに留まる。それと比較して本研究は、データ収集方法から収集したデータクレンジング、推定モデルの構築、精度検証までの一連のデータ処理を行うものとなっており、その点でその他の研究と異なる。また、走行消費電力量推定に限らず、エアコン推定モデルも構築し精度評価を行う。

表1に我々の提案であるECOLOGで使用している走行消費電力量推定モデルと前述した関連研究との特徴ごとの比較を示す。比較した特徴は以下の3項目である。括弧

表1 走行消費電力量推定手法の比較

Table 1 Comparison between.

研究	I	II	III
岩坪ほか [13]	A	LL	P
Grubwinkler ほか [14]	A	LL	P
Ito ほか [15]	A	LL	P
Zhang ほか [16]	A	LL	P
Yang ほか [18]	A	IL	P
矢野ほか [17]	A	LL	P
Felipe ほか [19]	A	LL	M
Ye ほか [20]	A	LL	H
Martinez ほか [21]	A	LL	H
Styler ほか [22]	B	LL	P
Karbowski ほか [23]	B	LL	P
Kurtulus ほか [24]	C	LL	P
De Souza ほか [25]	C	LL	P
ECOLOG (文献 [10], [11] ほか)	D	LL	P

内に表1の記号の意味を示す。項目Iはそれぞれの研究課題に対し、どのような手法で解決を試みているかを示す(A:EVの消費エネルギー推定, B:EV消費エネルギーの最適化制御, C:EV消費エネルギーの最適化を目的とした経路決定, D:走行ログなどを蓄積するデータベース)。項目IIは、使用するデータの取得元を示す(LL:自動車に設置されたセンサから取得したライフログデータ, IL:道路や交差点などのインフラに設置されたセンサから取得したインフラストラクチャログデータ)。項目IIIは、EV消費エネルギーの推定手法を示す(P:運動方程式を基にした物理モデル, M:機械学習モデル, H:運動方程式と機械学習の両方を使用したハイブリッドモデル)。

## 2.2 EV消費エネルギーの最適化

EVの消費エネルギーの最小化のために制御や経路決定問題を扱うことを目的として、消費エネルギー推定モデルを利用する研究も存在する。これらの研究は主に、運動方程式を基にした消費電力推定モデルを利用している。Stylerらは、プローブカーのデータを基にREX(レンジエクステンダー)EVの消費電力量を推定したうえで、省エネルギー化を目的としたREXEVの制御手法の提案を行った[22]。Karbowskiらは、交通情報や道路データ、マルコフ連鎖により生成した仮想の車速データを入力として、消費エネルギーとバッテリー損耗を考慮したPHEV(プラグインハイブリッド自動車)向けの経路決定アルゴリズムを提案した[23]。Kurtulusらは、交通情報や天気、地図情報、目的地を入力として、REXEV向けの消費エネルギーとバッテリー損耗を考慮した経路決定アルゴリズムを提案した[24]。De Souzaらは、EVの走行時間と消費エネルギーを最小化するような交通量分配問題を解くアルゴリズムの提案を行った[25]。これらの手法は、我々と同様の消

費電力推定モデルを採用しているものの、推定モデルの精度検証は行わず、制御手法や経路決定アルゴリズムなどの解決の評価を行っていることから我々と立場が異なる。

### 3. 正解データの定義

本章では、EV モデルとエアコン推定モデルそれぞれの精度検証に必要な正解データの定義を行う。まず、正解データを定義するために必要な CAN データについて述べる。次に、CAN データから EV モデルの精度検証のための正解データを定義する。また、同様にエアコン推定モデルの精度検証のための正解データを定義する。本章で用いられている記号の定義を表 2 に示す。

#### 3.1 実車 EV を用いた CAN データの取得

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 [26] および ISO11519 [27]) として、ほぼすべての自動車に採用されている。現在では CAN バス上を流れるデータを個人で容易に取得することができる。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 ならバッテリー残量といったデータを取得することができる。

本研究では、機械学習における学習や推定精度の評価を行うために EV の CAN データを使用した。実験用の EV として日産 LEAF (ZAA-ZE0 型 2011 年式) を用いた。CAN データの取得には Android アプリ Leaf Spy Pro\*1 と OBD2 (On Board Diagnosis Second Generation) 接続用の Bluetooth 通信端末として PLX Devices Kiwi Bluetooth Wireless Trip Computer and OBDII Scanner\*2 を使用した。Leaf Spy Pro を用いて取得した CAN データの例を図 1 に示す。Leaf Spy Pro では、バッテリー残量やエアコン、電装品の各出力、車両に搭載されているリチウムイオンバッ

テリーの状態などのデータが取得できる。

#### 3.2 EV モデルの精度検証における正解データ

本節では、EV モデルの精度検証における正解データを定義する。EV モデルの精度検証には、Leaf Spy Pro で取得できるバッテリー残量を用いた。Leaf Spy Pro におけるバッテリー残量は GIDs という独自の単位で表される。通常、バッテリー残量はバッテリーを出入りした電荷量 [Ah] に基づき、満充電容量に対する現在の電荷残量の割合で表される。それに対して GIDs はバッテリーに残されたエネルギーの絶対量を表し、1 [GIDs] = 0.0775 [kWh] と定義されている。GIDs は整数値であることから、 $GID_{s_{start}} - GID_{s_{end}}$  が最大で 1 GIDs 分 (0.0775 kWh) の誤差を含む。そのため、ある程度大きな単位で精度検証を行う必要がある。一方で、EV モデルは毎秒推定を行うことを想定しており、精度検証においては、可能な限り細かい単位で精度検証をすることが望ましい。そこで、実験に使用したルートのある程度の大きさで排他分割した道路区間を設定し、その道路区間を単位として精度検証を行うこととした。

EV の電力消費要因は走行、電装品、エアコンの 3 つであることから、走行で消費した電力量  $E_{motor}$  [kWh] は式 (1) で算出することができる。

$$E_{motor} = (GID_{s_{start}} - GID_{s_{end}}) \times 0.0775 - c \left( \int P_{ac} dt + \int P_{aux} dt \right) \text{ [kWh]} \quad (1)$$

式 (1) において、 $P_{ac}$  [W] および  $P_{aux}$  [W] はそれぞれ、CAN データより取得されるエアコンおよび電装品の消費電力 (瞬時値) を表す。また、 $c$  は [J] から [kWh] への単位変換のための定数 ( $1/(3600 \times 1000)$ ) である。

ところで、我々は GIDs を扱ううえで考慮すべき事項として GIDs 値の非線形性と建物への給電の 2 つがあることを確認した。我々は、被験 EV を使用した放電実験によって、バッテリー残量の非線形推移特性の存在を確認した。その放電実験の詳細は付録 A.1 に述べた。また、建物の給電 (V2B: Vehicle to Building) を行った直後は GIDs 値が乱れることを我々は確認した。この 2 つの影響を受けて

表 2 記号の意味

Table 2 Summary of notation.

記号	単位	意味
$E_{motor}$	kWh	正解データ (EV モデル)
$E_{ac}$	kWh	正解データ (エアコン消費モデル)
$GID_{s_{start}}$	GIDs	指定した道路区間に入った時の GIDs 値
$GID_{s_{end}}$	GIDs	指定した道路区間から出たときの GIDs 値
$P_{ac}$	W	エアコンの消費電力 (瞬時値)
$P_{aux}$	W	電装品の消費電力 (瞬時値)

\*1 “Leaf Spy Pro”, Google Play, <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.Turbo3.Leaf.Spy.Pro> (参照 2018-12-13).

\*2 Inc., PLX Devices, “PLX Kiwi Bluetooth”, [http://www.plxdevices.com/product\\_info.php?id=GSSTBLUETOOTH](http://www.plxdevices.com/product_info.php?id=GSSTBLUETOOTH) (参照 2018-12-13).

TRIP_ID	DATETIME	GIDs	AC_PWR_250W	AUX_PWR_100W
134	2017-01-19 08:47:12.000	188	0	2
134	2017-01-19 08:47:16.000	188	0	2
134	2017-01-19 08:47:20.000	188	1	2
134	2017-01-19 08:47:24.000	188	2	2
134	2017-01-19 08:47:28.000	188	3	2
134	2017-01-19 08:47:32.000	188	3	2
134	2017-01-19 08:47:36.000	188	4	2
134	2017-01-19 08:47:40.000	188	6	2
134	2017-01-19 08:47:44.000	188	7	2
134	2017-01-19 08:47:48.000	188	7	2
134	2017-01-19 08:47:52.000	188	8	2
134	2017-01-19 08:47:56.000	188	8	2

図 1 Leaf Spy Pro で取得できるデータの例

Fig. 1 Examples of data which Leaf Spy Pro can obtain.

いるデータは精度検証のために利用できないが、実際の走行から収集したデータにはこれらの影響を受けているものが含まれる。そこで我々は、以上のようなデータを精度検証の対象外データとして除外するデータクレンジングを行う<sup>\*3</sup>。

すなわち、以下の条件のいずれかにあてはまる指定した道路区間を走行したデータを精度検証の対象から除外する。

- (1) バッテリー残量の非線形推移を示すデータである。
- (2) 建物などへの給電を行った直後に走行する道路区間のデータである。
- (3) 欠損やその他エラーを含んでいるデータである。

### 3.3 エアコン推定モデルの精度検証における正解データ

Leaf Spy Pro によりエアコン出力の瞬時値  $P_{ac}$  [W] を取得することができる。 $P_{ac}$  を時間積分することで正解データ  $E_{ac}$  [kWh] とした。つまり、式 (2) で算出できる。

$$E_{ac} = \int P_{ac} dt \quad [\text{kWh}] \quad (2)$$

$E_{ac}$  について正解としての妥当性は未検証であるが、今回は正しいものとして扱った。

## 4. ECOLOG システム

### 4.1 ECOLOG システムの概要

我々が提案する ECOLOG システムの全体像を図 2 に示す。本システムは以下のように構築される。

- (1) 既存の自動車に GPS を取得できる簡易なセンサを後付けで設置し、自動車走行ログを収集する。
- (2) 収集した走行ログに対し、EV モデルを適用し、瞬間の消費電力を推定する。
- (3) このようにして得られる EV 消費エネルギーログに対して有用な検索や集約を可能にする EV 消費エネルギーログデータベースを構築し、ログを蓄積する。

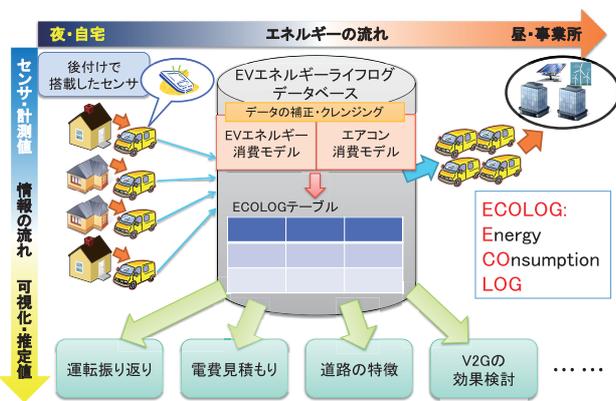


図 2 ECOLOG システムの全体像  
Fig. 2 Overview of ECOLOG system.

<sup>\*3</sup> この除外によって正解データの正確性が向上することは自明である。そのため、クレンジングによる精度向上への影響については本論文では議論しない。

(4) EV 消費エネルギーログ DB を検索することで、個人ドライバーに対し EV への置き換え効果や、車両の状況に紐づいた消費電力量を提示する。

(5) 同様に DB の検索結果から、VGI の導入を検討する意思決定者に対し、VGI の導入効果を提示する。

### 4.2 EV モデルによる瞬間の消費電力推定

本節では、瞬間の EV 消費電力を推定するための EV モデルについて説明する。EV の消費電力  $P_e(t)$  [W] は、空気抵抗により消費されるエネルギー  $P_{AIR}$  [W]、タイヤの変形などにより生じる転がり抵抗により消費されるエネルギー  $P_{ROLL}$  [W]、坂道の勾配によって発生する登坂抵抗により消費されるエネルギー  $P_{SLOPE}$  [W]、自動車の加減速に応じて発生する加速抵抗により消費されるエネルギー  $P_{ACC}$  [W] の総和 ( $P_d(t)$  [W]) と変換効率  $\eta$  の積で求めることができる。式における各パラメータを表 3 に示す。

$$P_e(t) = (P_{AIR} + P_{ROLL} + P_{SLOPE} + P_{ACC}) \times \frac{1}{\eta(v(t), P_d(t))} \\ = \left( \frac{1}{2} \rho C_d A v(t)^2 \times v(t) + \mu M g \cos \theta \times v(t) \right. \\ \left. + M g \sin \theta \times v(t) + \frac{1}{2} (M + M_i) \frac{dv(t)}{dt} \times v(t) \right) \times \frac{1}{\eta(v(t), P_d(t))} \quad [\text{W}] \quad (3)$$

また、EV は減速時に運動エネルギーの一部を電気エネルギーに変換して充電を行うエネルギー回生技術が用いられている。実際の EV の回生は安全を考慮して以下のように制限されている [2]。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。

したがって、実際の回生時における  $P_e(t)$  は式 (4) のようになる。ただし、回生の際のエネルギー変換効率は  $\eta$  と

表 3 EV モデルのパラメータ  
Table 3 Parameter of EV model.

パラメータ	単位	意味	取得方法
$g$	$m/s^2$	重力加速度	定数
$\rho$	$kg/m^3$	空気の密度	定数
$\mu$		転がり抵抗係数	定数
$C_d$		空気抵抗係数 (CD 値)	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	定数
$\theta$	$rad$	坂道勾配	地図データより
$v$	$m/s$	自動車の走行速度	GPS より取得
$\eta$		変換効率	モーター効率 マップ [2] より

同等とする. また,  $P_0$  は加速度  $-0.15G$  のときのモータの仕事率である.

$$P_e(t) = \begin{cases} P_d \times \eta [W] (P_d(t)/(Mv(t)) > -0.15G & \text{かつ } v(t) > 7 \text{ km/h} \\ P_0 \times \eta [W] (P_d(t)/(Mv(t)) \leq -0.15G & \text{かつ } v(t) > 7 \text{ km/h} \\ 0 [W] & (v(t) \leq 7 \text{ km/h}) \end{cases} \quad (4)$$

$P_e(t)$  [W] を時間積分することで消費電力量  $E_e$  [kWh] を求めることができる.

$$E_e = c \int_{t_{start}}^{t_{end}} P_e(t) dt \quad [\text{kWh}] \quad (5)$$

式 (3), 式 (4), 式 (5) を基に EV の消費電力 (瞬時値) について説明する. 図 3 は実際の走行における発進から停止までの走行ログから EV モデルでの推定値を示したグラフであり, 横軸は時刻, 縦軸が推定した消費電力である.

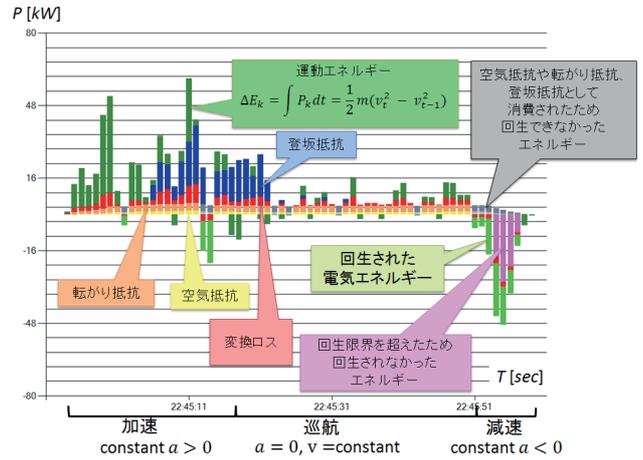


図 3 EV モデルによる電力消費推定の例  
Fig. 3 Power estimation by EV model.

図 3 ではまず, 加速時に自動車を加速させるために  $P_{ACC}$  (緑色) を消費した. 次に一定速度を維持したまま坂道を上る際に  $P_{SLOPE}$  (青色) を消費した. その後減速時にブレーキによりエネルギーを回生 (黄緑色) したが, 強い減速を行ったために回生ブレーキのほかに摩擦ブレーキを併用したのでエネルギー損失 (桃色) も発生した. 図 3 においては  $P_{SLOPE}$  と  $P_{ACC}$  が瞬間の消費電力として示されるが, これらの電力は減速時や坂道を下るときに回収される. したがって, 最終的なエネルギー消費量に影響するのは転がり抵抗, 空気抵抗, エネルギー変換による損失 (赤色), 摩擦ブレーキによる損失, エアコンや電装品による消費である.

### 4.3 ECOLOG テーブル

EV モデルによって推定されたエネルギー消費量はセンサデータとともにデータベース内に蓄積される. このテーブルを ECOLOG テーブルと名付けた. ECOLOG テーブルでは 1 秒ごとに時間正規化したデータを蓄積する. これにより EV エネルギー消費量 (積算値) を求める時間積分 (式 (5)) を, 式 (6) に示す単純な加算集約により計算できるようになる. ただし,  $\Delta t = 1 \text{ sec}$  である.

$$E_e = c \sum_{t=t_{start}}^{t=t_{end}} P_e(t) \Delta t \quad [\text{kWh}] \quad (6)$$

ECOLOG テーブルに蓄積される主なデータ要素としてはセンサから取得した時刻, 緯度, 経度, 車速, 地図データから取得される標高, EV モデルにより計算される  $P_{AIR}$ ,  $P_{ROLL}$ ,  $P_{SLOPE}$ ,  $P_{ACC}$ ,  $\eta$ ,  $P_e(t)$  などが含まれる.

### 4.4 EV 消費エネルギーログデータベース

図 4, 図 5 に ECOLOG システムにおけるインスタンス図, スキーマ図をそれぞれ示す. ある時刻に運転者が車を

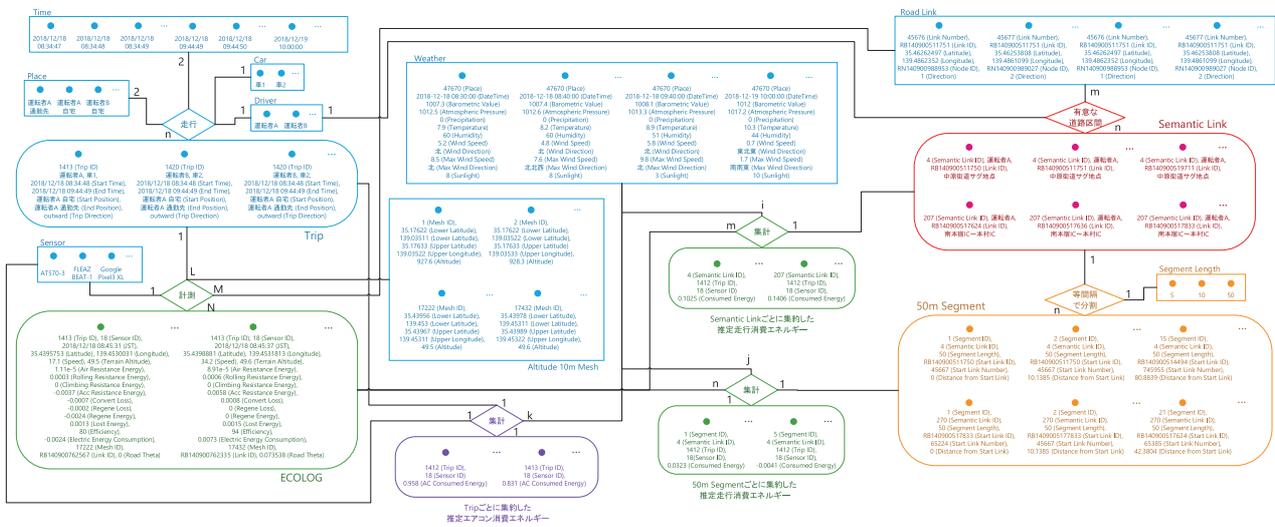


図 4 ECOLOG システムのインスタンス図  
Fig. 4 Architecture of ECOLOG system.

運転して、ある場所から別の場所へと移動することを1回の走行と定義する。たとえば、「運転者 A」が「車 1」を運転して時刻「2018/12/18 08:34:48」に「運転者 A 自宅」を出発し、時刻「2018/12/18 09:44:49」に「運転者 A オフィス」に到着したという移動は、「往路」の走行であるといえる。すなわち、「走行」は運転者、車、時刻、場所のリレーションシップといえる。また、4.3 節で述べた ECOLOG テーブルは、あるトリップに対してあるセンサを用いて「計測」した走行ログから推定される EV 消費エネルギーログを格納するテーブルである。つまり、ECOLOG テーブルはトリップとセンサのリレーションシップにより定義される。ECOLOG テーブルに対する検索では、キーとしてトリップやセンサはもちろん、トリップテーブルを介して運転者や車、時間、場所が利用可能である。それだけではなく、検索や集約の単位として利用できる地図情報として道路リンクやセマンティックリンク、道路セグメントがある。このうち、道路リンクは国土交通省が公開している数値地図 2500 (空間データ基盤) [28] であるが、セマンティックリンクと道路セグメントは我々が定義したものである。セマンティックリンクは、「任意の道路リンクの集合」と定義される [10]。セマンティックリンクを定義することにより、高速道路や渋滞が起りやすい区間といった「ある運転者にとって有意な道路区間」という単位での集計を高速に行うことができる。さらに、道路セグメントを「セマンティックリンクを等間隔に分割した道路データ」と定義す

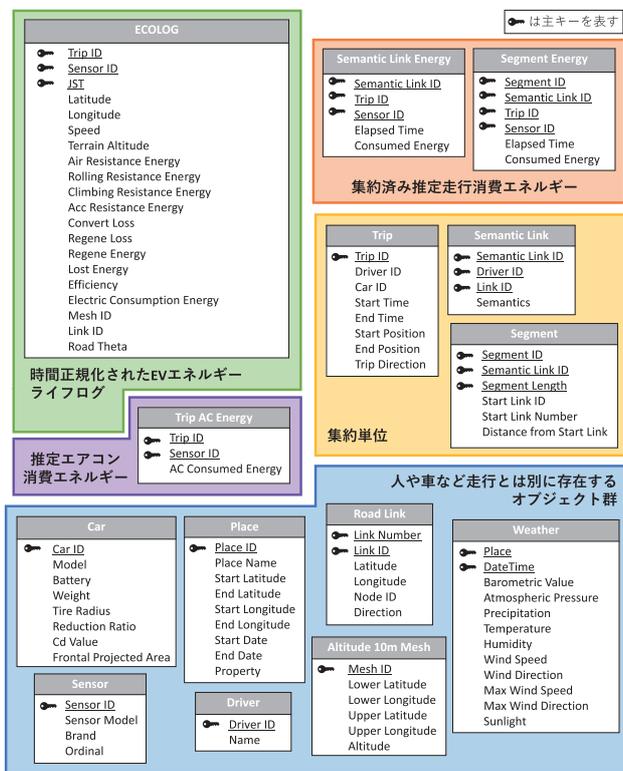


図 5 ECOLOG システムのスキーマ図  
Fig. 5 Schema of ECOLOG system.

る [29]。道路セグメントを定義することで、セマンティックリンク内のある地点における消費要因を特定することができ、より詳細な分析を行うことが可能となる。

## 5. EV モデルの精度検証

4.2 節で述べた EV モデルの推定精度を検証するため、我々は実際の EV を用いて実験を行った。本章ではその実験と精度検証について述べる。図 6 にデータクレンジング処理前後のデータトリップ数、道路区間ごとの正解データ数、取得データ合計の秒数をそれぞれ示す。データクレンジングにより、道路区間ごとに集計した正解データが、合計 6,286 件あった内、精度検証に適さないデータを排除した結果、1,922 件のデータとなった。実験条件を表 4 に示す。以下、取得したデータと検証結果について述べる。

### 5.1 EV モデル推定精度検証：取得データ

取得したデータを以下に示す。

- 入力として用いるデータ
  - センサデータ …… 時刻, 速度 [m/s], GPS 座標 (緯度, 経度)
  - オープンデータ …… 標高 [m]
- 正解として用いるデータ
  - CAN データ ……  $E_{motor}$  [kWh]

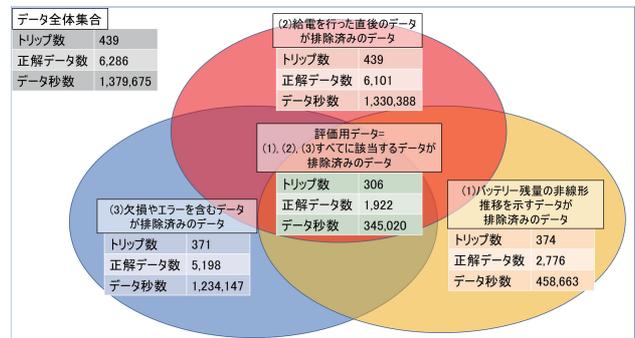


図 6 データクレンジング結果

Fig. 6 Data cleansing result.

表 4 EV モデル精度評価実験条件

Table 4 Condition of EV model evaluation.

日程	2016 年 7 月 22 日～2018 年 12 月 18 日	
使用車両	日産 LEAF ZAA-ZE0 型 2011 年式	
被験者	1 名	
EV 利用状況	通勤トリップ	
トリップタイプ	神奈川県内の一般道および高速道	
走行条件	往路	約 30 km, 70 分程度
	復路	約 25 km, 50 分程度
センサデータ	Android タブレット端末	
取得端末	Google Nexus7 (2013)	
CAN データ計測	Android アプリ “Leaf Spy Pro”	
収集データ	往復トリップ 308 件	

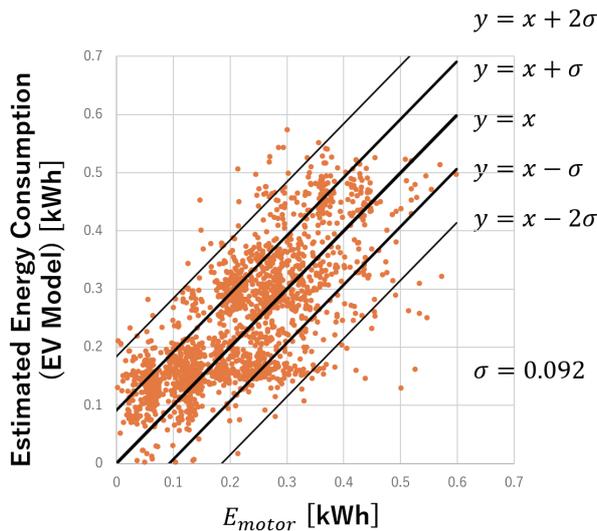


図 7 道路区間単位での走行消費電力量の推定結果

Fig. 7 Estimation result of road section unit by EV model.

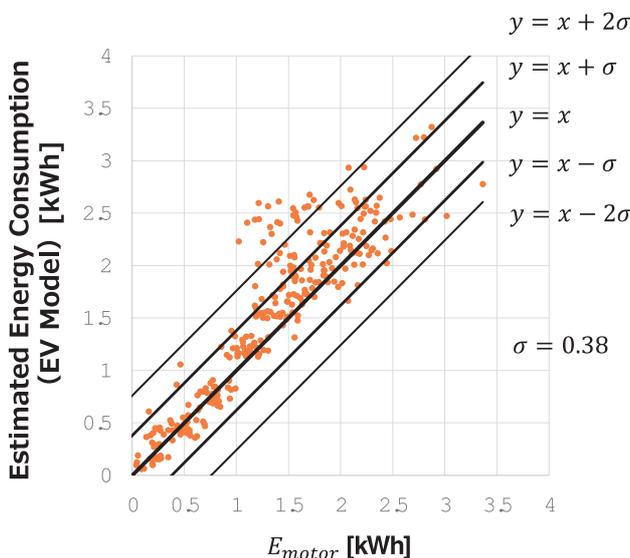


図 8 トリップ単位での走行消費電力量の推定結果

Fig. 8 Estimation result of trip unit by EV model.

このうち、センサデータは自作の Android ロガーアプリ「Driving Logger」を実装し、GPS を搭載している Android 端末にインストールしてデータの取得を行った。標高データとして数値地図 2500 [28] を用いた。勾配  $\theta$  は取得した GPS 座標を元に標高データを参照し、標高の差分から求めた。なお、我々は GPS 座標にマップマッチングを適用することで勾配  $\theta$  の誤差が改善されたことを確認した [30]。また、GPS で取得できる Doppler Shift による車速を利用することで速度の誤差が改善されたことを確認した [29]。

## 5.2 EV モデル推定精度検証：検証結果

道路区間単位、トリップ単位での精度検証結果を図 7、図 8 に示す。横軸  $x$  は  $E_{motor}$ 、縦軸  $y$  は EV モデルで推定した消費電力量をそれぞれ表しており、直線  $y = x$  に近

いほど正確に推定できていることを示す。プロット 1 つは実験用走行ルートを排他分割した道路区間上を 1 回走行したデータに対応している。精度検証の結果、RMSE (Root Mean Squared Error: 平均二乗誤差) は  $\sigma = 0.092 \text{ kWh}$  であった。図 7 を見ると、 $+2\sigma$  を超えて Over Estimate、もしくは、 $+2\sigma$  を下回り Under Estimate しているデータが存在する。特に Over Estimate しているデータを見ると、高速道路の合流区間、上り坂での発進がある区間などの強い加速をする区間が多くを占めていることが今回のデータより把握することができた。この事実は、加速時に発生する変換ロスのパラメータである変換効率  $\eta$  の設定により誤差が生じている可能性を示唆していると考えられる。また、図 8 より、トリップ単位では、RMSE は  $\sigma = 0.38 \text{ kWh}$  であった。走行による消費電力量推定の誤差範囲を  $\pm 2\sigma = \pm 0.76 \text{ kWh}$  と考えると誤差は大きい。しかし、日々のデータを大量に蓄積して利用するという観点においては、実測値に近い値を導出できている。1 章で述べた研究課題①の観点からすれば、たとえば大量の EV を利用したスマートグリッドに関する情報提示など、用途によってはこの程度の誤差であっても有用な情報提示が可能であると考えられる [31]。

以下では誤差が生じる原因について考察する。現在の EV モデルでは、少なくとも次に示す 3 つの要因の考慮が必要である。

### (1) 温度特性の考慮

一般に、低温時に転がり抵抗が増加する温度特性が存在する。また、バッテリーの保護を目的として、回生ブレーキが低温時に作用しないことが確認されている。

### (2) 空気抵抗計算に用いた速度の対気速度への修正

空気抵抗は、自動車と大気の対気速度の 2 乗に比例して増加する。一方で、推定に用いた速度は GPS によって計測された自動車の対地速度である。公開されている気象データである風向や風速を用いて、対地速度を対気速度に修正する必要がある。

### (3) 車種に依存した $\eta$ の設定

本論文では、文献 [2] に掲載された一般的な  $\eta$  を用いたため、誤差の原因となったと考えられる。今後は、メーカー公表値を用いる、第三者機関が計測した値を用いる、あるいは、ユーザ団体がデータとして収集して計測した値を用いる、などの方法によって車種依存の  $\eta$  を取得できれば、推定精度が向上する可能性がある。

以上を考慮した EV モデルを構築することでより高精度な EV の消費電力量推定が可能であると考えられる。

これらの実験結果により、1 台、1 運転者のデータを同一道路条件でディープに収集することにより、その道路区間特有のエネルギー消費要因の傾向を把握することが確認された。また、その区間のエネルギー消費要因を空気抵

抗、転がり抵抗、登坂抵抗、加速抵抗に分解し、さらに回生ブレーキによるエネルギー回収まで分解、細分化されたデータとして計算することができるようになった。これらのデータは誤差を含むが、結果として誤差範囲を定量化することができたため、統計的な傾向を把握するには把握するには有用である。このEVモデルが汎用性を有することを検証するために、今後は他車種のEVや異なる被験者に対して、今回行った方法と同様の手段ののっとり再評価する必要がある。

## 6. エアコン推定モデルの精度検証

本章では、EV電力消費要因のうちエアコンの消費電力量推定の精度検証を行う。以下では、エアコン推定モデルについての説明、および、精度検証を行う。

### 6.1 エアコン推定モデル

4.2節では走行に関するエネルギー消費について述べた。しかし、実際の運転では走行以外にもエアコンや電装品の使用によって消費されるエネルギーも存在する。ある被験者の月ごとのEVエネルギー消費量の平均を要因別に示したグラフを図9に示す。緑色が走行による消費、赤色が暖房による消費、青色が冷房による消費、黄色が電装品による消費をそれぞれ表している。図9から、エアコンによるエネルギー消費は他の要因と比較して変動が大きく、かつEV全体の消費のうちに占める割合が大きいことが分かる。したがってエアコンによるエネルギー消費を無視することはできず、個々人の状況に応じた消費電力量を推定する必要がある。本節ではその推定モデルについて説明する。

カーエアコンは温度や湿度などの気象状況によって制御されている[33]。さらに、外気温とエアコンの消費電力の関係を示した図10のグラフから、エアコンは温度だけでなく日射の状況によっても制御されていることが分かる。また、エアコンの挙動は車内温度を目標温度まで上昇あるいは下降させる高出力モードと目標温度に達した車内温度を一定に保つ低出力モードの2つに大別される。ある被験者が寒い冬の朝にEVで出勤したトリップにおけるエ

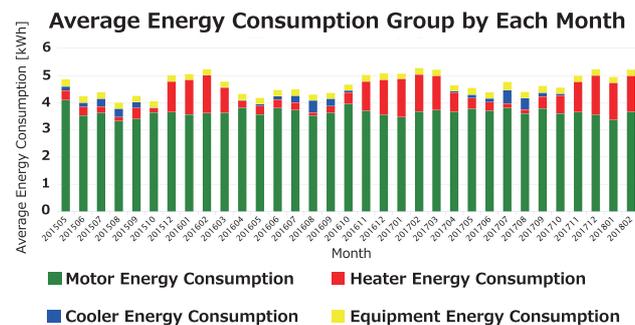


図9 月別・要因別の平均消費電力量

Fig. 9 Average energy consumption by month and factor.

アコンの消費電力の推移を表したグラフを図11に示す。図11のグラフは3.1節で述べたCANデータから作成しており、高出力モードを橙色、低出力モードを緑色で示している。

以下で、図11について説明する。最初の約10分間は車内温度が設定温度よりも低かったため、エアコンは高出力モードだった。その状態で一時的に停車し、エアコンを停止した。約20分経過時にエアコンを再始動させたが、エアコンが停止した間に車内温度が下がったため、エアコンは再度高出力モードで制御された。25分経過時に設定温度に達したため、低出力モードへ移行した。50分経過時に再度車両は停車し、約2分間のエアコン停止を行った。その結果、52分経過時から約5分間高出力モードとなった。

このように、一時停止が長いと外気温に応じて車内温度が低下し、再始動した際には設定温度に達するまで高出力モードとなることをくり返す。また、停止した時間に応じてエアコンで消費されるエネルギーが変化する。

我々はエアコン消費電力量の推定モデルを入力（気象状況など）と出力（消費電力量）の対応付け問題であると考え、人工ニューラルネットワークを用いて解決するのが適していると考えた。構築した推定モデルを図12に示す。EVの車種ごとに学習データを収集し、車種ごとの推定モデルを構築することを想定している。推定モデルは、3層の人工ニューラルネットワークとし、隠れ層のユニット

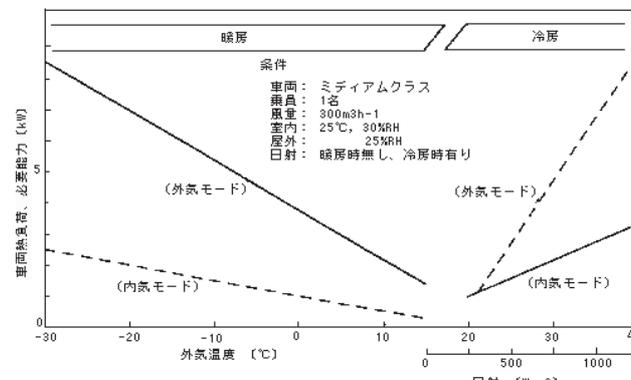


図5.147 車両熱負荷と必要能力

図10 外気温とエアコンの消費電力（文献[32]より引用）

Fig. 10 Temperature and power of air conditioner (quoted from Ref. [32]).

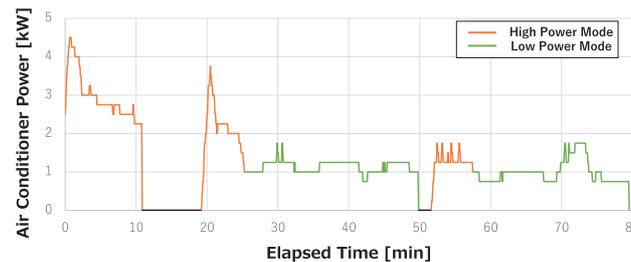


図11 あるトリップにおけるエアコン出力の推移

Fig. 11 Changes in air conditioner power in a certain trip.

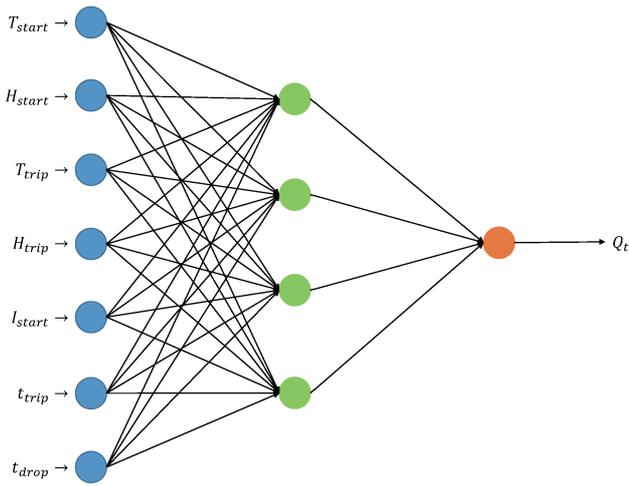


図 12 エアコン消費電力量推定モデル

Fig. 12 Air conditioner model.

表 5 エアコン推定モデルの入力

Table 5 Inputs to air conditioner model.

記号	単位	意味
$T_{start}$	°C	運転開始時の気温
$H_{start}$	%	運転開始時の湿度
$T_{trip}$	°C	運転時の平均気温
$H_{trip}$	%	運転時の平均湿度
$I_{start}$	lx	運転開始時の照度
$t_{trip}$	s	運転時間
$t_{drop}$	s	停車時間

表 6 エアコン消費電力量推定モデルのハイパーパラメータ設定

Table 6 Hyper parameter configs of air conditioner model.

パラメータ	数値
活性化関数	シグモイド関数
出力関数	一次関数
誤差関数	二乗誤差関数
最適化関数	MomentumSGD
学習率	0.3
モーメンタム	0.2

数は4つとした。また、推定モデルの入力、ハイパーパラメータをそれぞれ表 5、表 6 に示す。我々の推定手法では、トリップ全体を停車に基づいて分割し、分割したそれぞれに対して  $t_{trip}$  と  $t_{drop}$  を設定する。これらを推定モデルの入力データとすることで、6.1 節で述べた一時停止時間に応じて変化する高出力モードのエネルギー消費量の特徴を考慮できる。その概念図を図 13 に示す。  $t_{start}$  は推定対象トリップの開始時刻、  $t_{end}$  はトリップ終了時刻、  $t_{lastEnd}$  は推定対象トリップの1つ前のトリップの終了時刻、またはタイマーエアコンの終了時刻である。時刻  $t_{start}$  に出発したドライバが、時刻  $t_1$  に一時停車をした。その後時刻  $t_2$  に運転を再開し、時刻  $t_3$  に一時停車をした。最後に時刻  $t_4$  に運転を再開し、時刻  $t_{end}$  に目的地に到着、

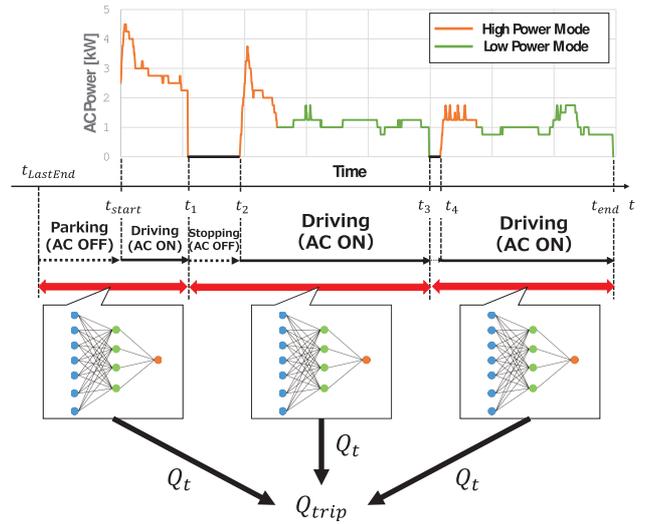


図 13 停車によるトリップの分割

Fig. 13 Separation of trip by stopping.

表 7 エアコン推定モデル精度評価実験条件

Table 7 Condition of air conditioner model evaluation.

日程	2017年1月6日~2017年12月4日	
使用車両	日産 LEAF ZAA-ZE0 型 2011 年式	
被験者	1 名	
EV 利用状況	通勤トリップ	
トリップタイプ	神奈川県内の一般道および高速道	
空調設定	25°C オートエアコン	
走行条件	往路	約 30 km, 70 分程度
	復路	約 25 km, 50 分程度
センサデータ	Android タブレット端末	
取得端末	TOSHIBA REGZA Tablet AT570	
CAN データ計測	Android アプリ “Leaf Spy Pro”	
収集データ	往復トリップ 167 件	

運転を終えた。このとき、  $[t_{lastEnd}, t_1]$ ,  $[t_1, t_3]$ ,  $[t_3, t_{end}]$  の3つの区間にトリップを分割する。そして分割したそれぞれについて、  $t_1 - t_{start}$ ,  $t_3 - t_2$ ,  $t_{end} - t_4$  をそれぞれ  $t_{trip}$ ,  $t_{start} - t_{lastEnd}$ ,  $t_2 - t_1$ ,  $t_4 - t_3$  をそれぞれ  $t_{drop}$  と設定する。分割後のそれぞれについて推定モデルにより推定消費電力量  $Q_t$  を出力し、最後にトリップ単位に集約した  $Q_{trip}$  を計算する。

## 6.2 エアコン推定モデル精度検証実験

6.1 節で述べたエアコン推定モデルの推定精度を検証するため、我々は実際の EV を用いて実験を行った。本節ではその実験について述べる。実験条件を表 7 に示す。また、取得したデータを以下に示す。

- 入力として用いるデータ
  - オープンデータ …… 気温 [°C], 湿度 [%]
  - センサデータ …… 照度 [lx]
- 正解として用いるデータ
  - CAN データ ……  $E_{ac}$  [kWh]

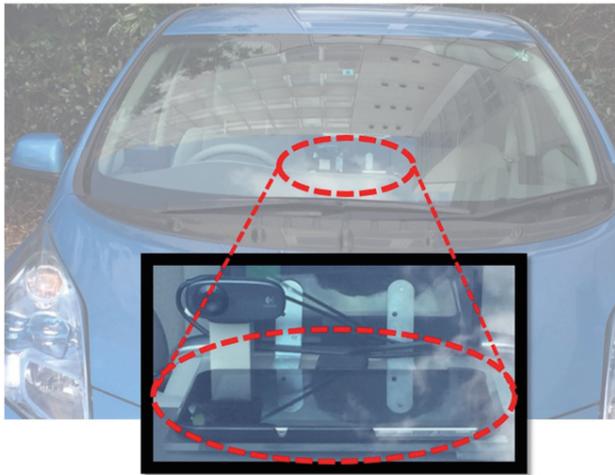


図 14 照度を取得する端末の設置状況

Fig. 14 Status of device which obtains illuminance.

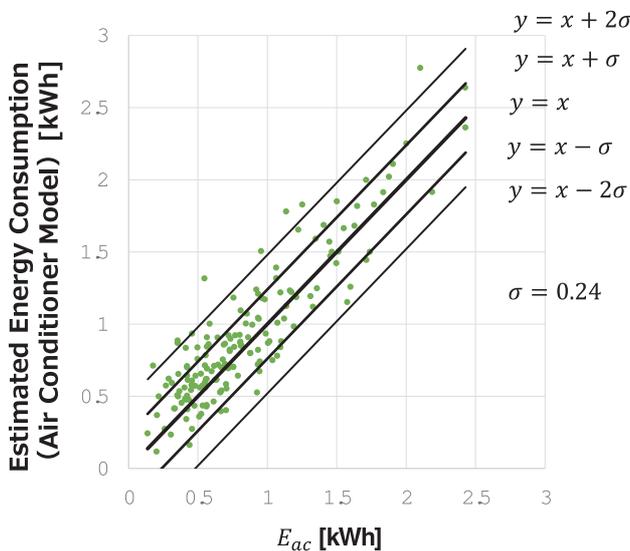


図 15 エアコン消費電力量の推定結果

Fig. 15 Estimation result by air conditioner model.

このうち、気温と湿度は気象庁<sup>\*4</sup>の公表データを用いた。また、取得したセンサデータは、Android 端末単体で簡易かつ安定的に取得できる照度センサに限定した。センサデータ取得端末は図 14 のように、照度センサにフロントガラスから直接日光が当たるように設置した。

### 6.3 エアコン推定モデルの精度検証

6.1 節で述べた推定モデルに基づいてデータセットを作成した。作成したデータセットを用いて 10 分割交差検定による精度検証を行った。推定結果を図 15 に示す。横軸  $x$  は  $E_{ac}$ 、縦軸  $y$  は  $Q_{trip}$  である。データ件数は 167 件である。プロット 1 つが 1 トリップに対応している。精度検証の結果、RMSE は  $\sigma = 0.24 \text{ kWh}$  であった。以上より、エアコン消費電力量の推定は走行消費電力量の推定 (5.2 節)

<sup>\*4</sup> 気象庁, <http://www.jma.go.jp/jma/menu/report.html> (参照 2018-12-13).

よりも少ない誤差で実現された。この推定精度は有効な用途 [31] における判断基準となり得る。たとえば、大量の EV をスマートグリッドで利用する場合には、EV の利用形態が多様である。そのために実際の消費電力量の変動も大きい。このような用途では多少誤差があっても全体的な傾向をつかむのに十分である。有効な用途はすでいくつか検証しているが [34]、今後の課題とする。また、EV の置き換え効果を示すことを考えると、今回の評価で十分な推定精度が得られる可能性があることが示唆された。しかし、1 車種 1 被験者のデータによって得られた結果であることから、推定モデルの十分な汎用性があるとはいえない。そのため、同一車種の別個体のデータや異なる車種のデータに我々が使用するエアコン推定モデルを適用した際の精度評価を行う必要があると考えられ、今後の課題とする。

## 7. まとめと今後の課題

本論文では、実際に取得した EV 走行ログに対し、データの取得からクレンジング、推定モデル構築、精度評価を行うことで、EV 消費電力量推定モデルの精度検証を行った。第 1 に、精度検証のための正解データを定義した。CAN データにノイズが含まれていることを確認し、クレンジングにより取り除いた。第 2 に、走行とエアコンに関してそれぞれ推定モデルの精度検証を行った。精度検証の結果、トリップ単位で走行消費電力量は RMSE0.38kWh、エアコン消費電力量は RMSE0.24kWh でそれぞれ推定可能であることが示された。また、道路区間ごとの評価では、道路区間 (特に強い加速を行う区間) 特有の走行消費電力量の誤差があることが確認された。今後の課題として、道路区間ごとの推定精度改善および、EV のエネルギー消費の原因として現在考慮されていない自然風の影響や温度特性などの考慮を行っていく必要がある。また、異なる車両・異なる運転者のデータを収集し、消費電力量推定の精度評価を行うことで、本論文で提示した精度検証方法・推定モデルの汎用性を示していく。

**謝辞** 本研究の一部は JSPS 科研費 (課題番号 18K11750) による。また、公益財団法人日産財団研究助成 (2011 年～2012 年) の支援により着想を得た。

### 参考文献

- [1] 資源エネルギー庁: 「平成 29 年度エネルギーに関する年次報告」(エネルギー白書 2018) (オンライン), 入手先 (<http://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2018pdf/>) (参照 2018-11-13).
- [2] 廣田幸嗣, 船渡寛人, 三原輝儀, 出口欣高, 初田匡之: 電気自動車工学, 森北出版 (2017).
- [3] 内田 晋: 電気自動車の電費から燃費への換算とその東日本大震災による影響, *Journal of Japan Society of Energy and Resources*, Vol.32, No.6, pp.14-18 (2011).
- [4] Kempton, W. and Tomić, J.: Vehicle-to-grid power fundamentals: Calculating capacity and net revenue, *Jour-*

- nal of Power Sources, Vol.144, No.1, pp.268–279 (2005).
- [5] Kempton, W. and Tomić, J.: Vehicle-to-grid power implementation: From stabilizing the grid to supporting large-scale renewable energy, *Journal of Power Sources*, Vol.144, No.1, pp.280–294 (2005).
- [6] Agency, I.E.: Global EV Outlook 2018: Towards cross-modal electrification (online), available from ([http://www.oecd.org/about/publishing/Corrigendum\\_GEVO2018.pdf](http://www.oecd.org/about/publishing/Corrigendum_GEVO2018.pdf)) (accessed 2018-12-13).
- [7] Ehsani, M., Gao, Y. and Emadi, A.: *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles: Fundamentals, Theory, and Design*, CRC Press (2009).
- [8] Tomii, T., Hagimoto, S., Fueda, N., Deguchi, T. and Idenawa, M.: Long-Term Experiment of the ECOLOG Database Capability of Estimating V2X Effect Replacing with EVs, *20th ITS World Congress*, pp.1–10 (2013).
- [9] 出縄 誠, 出口 達, 富井尚志: EV エネルギー消費ログ DB を用いた多様な可視化システムと運転状況に基づく情報の提示, 日本データベース学会論文誌 = DBSJ Journal, Vol.12, No.1, pp.127–132 (2013).
- [10] Kawanuma, D., Kashiwabara, Y., Uemura, T. and Tomii, T.: Data Analysis Framework for Visualizing Correlation of Energy Consumption and Transit Time in Road Sections Using the ECOLOG Database, *Adjunct Proc. 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing Networking and Services, MOBIQUITOUS 2016*, pp.207–212, ACM (2016).
- [11] Uemura, T., Kashiwabara, Y., Kawanuma, D. and Tomii, T.: Accuracy Evaluation by GPS Data Correction for the EV Energy Consumption Database, *Adjunct Proc. 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing Networking and Services, MOBIQUITOUS 2016*, pp.213–218, ACM (2016).
- [12] 讚井 峻, 萩本真太郎, 富井尚志: EV エネルギー消費ログ DB における気象状況に基づく冬期エアコン消費電力量の推定と検証, 第 12 回 ITS シンポジウム 2014, pp.1–6 (2014).
- [13] 岩坪哲四郎, 池谷知彦: 電気自動車の性能評価技術—電費シミュレーション基本モデルの開発, *Energy Engineering Research Laboratory, Rep. No.M11023*, pp.1–19 (2012).
- [14] Grubwinkler, S., Hirschvogel, M. and Lienkamp, M.: Driver- and situation-specific impact factors for the energy prediction of EVs based on crowd-sourced speed profiles, *Proc. 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.1069–1076, IEEE (2014).
- [15] Ito, M., Shimoda, T. and Maema, K.: Prediction Method of Cruising Range using Probe Data for Electric Vehicle, *20th ITS World Congress ITS Japan* (2013).
- [16] Zhang, Y., Wang, W., Kobayashi, Y. and Shirai, K.: Remaining driving range estimation of electric vehicle, *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2012 IEEE International*, pp.1–7, IEEE (2012).
- [17] 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 (2014).
- [18] Yang, Q., Boriboonsomsin, K. and Barth, M.: Arterial roadway energy/emissions estimation using modal-based trajectory reconstruction, *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp.809–814, IEEE (2011).
- [19] Felipe, J., Amarillo, J.C., Naranjo, J.E., Serradilla, F. and Díaz, A.: Energy consumption estimation in electric vehicles considering driving style, *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp.101–106, IEEE (2015).
- [20] Ye, F., Wu, G., Boriboonsomsin, K. and Barth, M.J.: A hybrid approach to estimating electric vehicle energy consumption for ecodriving applications, *ITSC*, pp.719–724 (2016).
- [21] Martínez, M., Gardel, A., Wefky, A.M., Espinosa, F., Lázaro, J.L., Bravo, I. and Revenga, P.: Electric Vehicle Consumption Estimation based on Heuristics and MLP Artificial Neural Network, *European Electric Vehicle Congress (EEVC)*, pp.1–7 (2012).
- [22] Styler, A., Sauer, A., Nourbakhsh, I. and Rottengruber, H.: Learned Optimal Control of a Range Extender in a Series Hybrid Vehicle, *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp.2612–2618, IEEE (2015).
- [23] Karbowski, D., Sokolov, V. and Rousseau, A.: Vehicle energy management optimisation through digital maps and connectivity, *22nd ITS World Congress, Bordeaux, France*, pp.5–9 (2015).
- [24] Kurtulus, C. and Inalhan, G.: Model Based Route Guidance for Hybrid and Electric Vehicles, *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp.1723–1728, IEEE (2015).
- [25] de Souza, M., Ritt, M. and Bazzan, A.L.: A bi-objective method of traffic assignment for electric vehicles, *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp.2319–2324, IEEE (2016).
- [26] International Organization for Standardization, ISO 11898, road vehicles - interchange of digital information - Controller Area Network (CAN) for high-speed communication (1993).
- [27] International Organization for Standardization, ISO 11519, road vehicles- low-speed serial data communication (1994).
- [28] 国土地理院: 数値地図 2500 (空間データ基盤) (オンライン), 入手先 (<http://www.gsi.go.jp/geoinfo/dmap/dm2500sdf/>) (参照 2019-01-16).
- [29] 植村智明, 石原有紗, 磯部康太, 齋藤祐亮, 河西秀作, 富井尚志: 正規化道路データに基づく EV エネルギーライフログの可視化と精度検証, 第 10 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2018), pp.1–8 (2018).
- [30] 植村智明, 川沼大輝, 磯部康太, 齋藤祐亮, 富井尚志: EV エネルギー消費ログ DB のための GPS データ補正による走行消費電力量推定の精度向上, 第 9 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2017), pp.1–8 (2017).
- [31] 茨木隆兵, 田中雄哉, 富井尚志: エネルギーライフログデータベースと V2G 技術を用いた再生可能エネルギーとピーク需要を平衡させるシミュレーションシステム, 第 15 回 ITS シンポジウム 2017, pp.1–6 (2017).
- [32] 電気自動車ハンドブック編集委員会: 電気自動車ハンドブック, 丸善 (2001).
- [33] 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 (2009).
- [34] 磯部康太, 有長拓海, 植村智明, 齋藤祐亮, 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), pp.1–8 (2019).

付 録

A.1 放電実験とバッテリー残量値の非線形推移

放電時の GIDs 値の正確性を検証することを目的として、実車 EV を用いた実験を行った。満充電まで充電された被験 EV をカーナビのみを起動した状態で長時間放置し、バッテリー残量の時間推移を計測した。この実験を放電実験と呼ぶ。放電実験における電力消費はカーナビによる一定出力の電力消費のみであるから、経過時間に対するバッテリー残量は線形の推移を示すという仮説が立つ。放電実験はその仮説が正しいかを検証するための実験である。実験環境を表 A.1 に示す。また、放電実験の結果を図 A.1 に示す。図 A.1 を見るに、バッテリー残量が中程度の部分ではおおむね線形に推移している一方、バッテリーが満充電や空に近い部分では追加の電力消費が観測された。放電実験における消費電力は一定であることから、バッテリーが満充電や空に近い時に、原因不明の電力消費が発生している、もしくは、正しく GIDs 値が推移しないことが推

察される。このことから、エネルギー推定の精度検証実験においては、正解データから EV がバッテリーが満充電や空に近い時のデータを排除することとした。具体的には、図 A.1 の実験から、実験に使用した日産 LEAF ZAA-ZE0 型 2011 年式においては、追加の電力消費がない GIDs 区間は、128 GIDs より小さく、68 GIDs より大きい区間であることが分かった。そのため、その区間外の正解データを不正確なデータとして排除することとした。なお、この現象が使用車体固有のものか、あるいは、一般性があるのかについては未検証である。

表 A.1 放電実験環境

Table A.1 Condition of discharge experiment.

実験回数	全 12 回
実験期間	2014 年 2 月 22 日
	10 月 4 日
	10 月 18 日
	12 月 13 日
	2017 年 1 月 19 日
	1 月 21 日
	1 月 25 日
	6 月 30 日
	7 月 7 日
	7 月 8 日
	7 月 13 日
	2018 年 10 月 16 日
使用車両	日産 LEAF ZAA-ZE0 型 2011 年式
CAN データ計測	Android アプリ “Leaf Spy Pro”

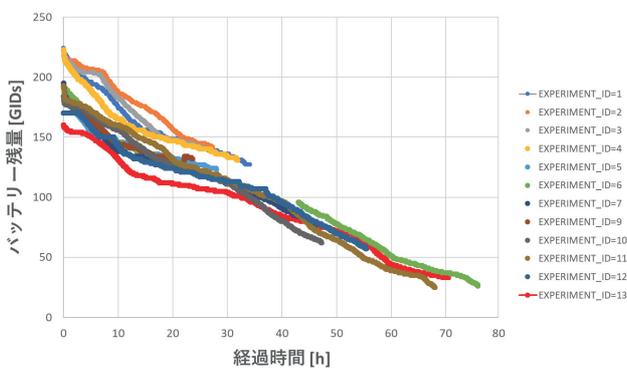


図 A.1 放電実験におけるバッテリー残量の時間推移

Fig. A.1 Remaining battery charges in the discharge experiments.



齊藤 祐亮

2019 年横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期修了。2017 年横浜国立大学理工学部数物・電子情報系学科卒業。マルチメディアデータベース、時空間データベースの研究・開発に従事。



植村 智明 (学生会員)

横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程後期在学中。2018 年横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期修了。マルチメディアデータベース、時空間データベースの研究、開発に従事。日本データベース学生会員。



富井 尚志 (正会員)

横浜国立大学大学院環境情報研究院准教授。1999 年横浜国立大学大学院工学研究科博士課程後期修了。博士(工学)。マルチメディアデータベース、時空間データベースの研究に従事。電子情報通信学会、映像情報メディア学会、日本データベース学会会員。

(担当編集委員 北本 朝展)