

EV エネルギー消費ログDBにおける気象状況と照度データに基づいた エアコン消費電力量推定

齊藤 祐亮[†] 植村 智明[†] 河西 秀作^{††} 富井 尚志^{†††}

[†] 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 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

^{††} 横浜国立大学理工学部数物・電子情報系学科 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

^{†††} 横浜国立大学大学院環境情報研究院 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

E-mail: [†]{saito-yusuke-gb,uemura-toshiaki-xh,kasai-syusaku-bg}@ynu.jp, ^{††}tommy@ynu.ac.jp

あらまし 電気自動車 (EV) はバッテリーを搭載していることから、スマートグリッドへの応用が期待されている。実際の導入にあたっては、EV からどの程度電力の授受が可能であるかを EV 導入に先立って見積もる必要がある。それに対して我々は、ECOLOG(Energy CONsumption LOG) システムを構築した。本システムは、車両に後付けで搭載したスマートフォンによって取得したセンサデータから EV の消費電力量を推定・蓄積する。本論文では、EV の電力消費要因の中でエアコンに着目した。エアコンの消費電力量は気温や日照の状況に大きく左右される。その消費電力量の推定モデルを提案する。気温などのオープンデータに加え、センサデータとして照度データを入力、エアコン消費電力量を出力とする人工ニューラルネットワークを構築し、消費電力量の推定を行う。さらに、実際に EV を用いて取得した CAN データを正解データとして、推定消費電力量の精度検証を行う。

キーワード センサデータベース、スマートグリッド、エネルギー、電気自動車、自動車走行ログ、スマートフォン、カーエアコン、ニューラルネットワーク

1. はじめに

近年、地球温暖化が世界規模で進行しており省エネがへの要求が高まっている。現在、日本のエネルギー消費量のうち 4 分の 1 が運輸部門、さらにその 4 分の 3 が道路交通分野であることから、道路交通分野での省エネが必要とされている [1]。省エネを実現する媒体として電気自動車 (EV) が挙げられる。EV はガソリン車と比較して、二酸化炭素排出量を大幅に削減できる。また、EV はバッテリーを搭載していることから移動するバッテリーとしての役割を持ち、非走行時には EV から電力を授受する事が可能である。EV を利用した省エネの手段として、運転に使用しない余剰電力を他の場所に給電する V2X (Vehicle to X) が考えられている。V2X の 1 つの形として、事業所に集まった EV から電力を取り出して事業所で利用する V2B (Vehicle to Building) がある。V2B では、EV の持つ余剰電力を事業所における電力需要のピーク時に利用することで電力のピークカットを図ることができる。このように、V2X は省エネや二酸化炭素排出量の削減に大きく貢献すると考えられている。しかし、事業所に集まる個々の EV からどの程度余剰電力を取り出せるかは、個々人の運転状況や運転経路によって異なる。そのため、V2X の効果を定量的に評価することは困難である。

そこで我々は、スマートフォンという簡易なセンサのみを用いることで、ドライバーの負担なく手軽に走行ライフログを蓄積できることに着目した。EV は内部構造が単純であるため、運動方程式から走行によるエネルギー消費量を推定することが可能である [2], [3]。このようなことから、我々はスマートフォンで自動車の走行ライフログを蓄積し、EV エネルギー消費モデル

(以下、EV モデル) を用いて EV のエネルギー消費量を推定・蓄積する ECOLOG(Energy CONsumption LOG) システムを構築した。ECOLOG システムは、ドライバーや車両に紐付けられた EV エネルギー消費ログを大量に蓄積することで、ドライバー、車両、時空間、車速や加減速に対して有用な検索を可能にする。その検索結果から、V2B の導入効果を事前に検討する事業所や個人ドライバーに対して個々の状況に即した情報提示を行う。

EV の電力消費要因は走行、電装品、エアコンの 3 つに大別され、それぞれ独立して消費モデルが存在する。本論文ではそのうちエアコンに着目した。エアコンによる消費電力量は状況による変動が大きく、全体の消費に対して占める割合が大きいことから、EV 消費エネルギー推定において無視することができない。したがって、本論文ではそのエアコン消費電力量推定モデルを提案する。気温などのオープンデータに加え、センサデータとして照度を入力、エアコン消費電力量を出力とする人工ニューラルネットワークを構築し、消費電力量の推定を行う。

2. 関連研究

2.1 EV と V2X

EV はバッテリーを搭載し、モータによって駆動する新たなモビリティである。例えば日産自動車が 2017 年 9 月に発表した新型の LEAF は 40kWh のバッテリー容量を持ち、最大 400km の走行が可能とされる^(注1)。EV の大きな利点としては走行時

(注1) : 日産リーフ, <https://www3.nissan.co.jp/vehicles/new/leaf.html>, 参照 Feb 13, 2018.

に二酸化炭素を排出しないことや Well-to-Wheel の観点で比較した場合の燃料コストがガソリン車よりも低いことなどが挙げられ、今後の普及が期待されている [6], [7].

一方で、EV の持つ余剰電力を別の場所に給電する V2X が考えられている。V2X は消費電力のピークカットや再生可能エネルギーの安定化を可能にすることから、省エネや二酸化炭素排出量の削減に貢献すると考えられている。Kempton らは V2G (Vehicle to Grid) をアメリカの電力市場に投入した際にどの程度の効果と利益が得られるのかを検証した [8], [9]. Jansen らは既存の電力網に V2G を投入した際に V2G が果たす役割について論じた [10]. 太田らは、EV を家庭の電力網に接続することで再生可能エネルギーのような不安定な電源の補助として活用できることを検証した [11]. Udawatta らや Tushar らは、V2G が再生可能エネルギーの安定化に有用であることをシミュレーションで示した [12], [13]. また、日産自動車が LEAF to Home として、V2H (Vehicle to Home) の製品化を行った^(注2).

2.2 EV の消費電力量推定

V2X の効果の定量評価のためには、EV が運転で消費する電力量の推定が必要である。EV は内部構造が単純であるため、運動方程式から走行で消費する電力量を推定できる [2], [3]. Zhang らは、計算資源を節約しながら走行ログから航続距離を推定する手法を提案した [14]. Grubwinkler らは多様な車や運転者のデータを収集し、そのデータを元に車速データを生成、EV の消費電力量推定を行った。Ito らは大量に収集した EV の消費エネルギーのデータを道路の特性で集約し、航続距離の推定に用いるモデルを提案した [16]. 一方で、機械学習を利用して EV の消費電力量を推定することも行われている。Felipe らは人工ニューラルネットワークを用いて、ドライバーの運転スタイルと走行ルートの特徴から EV 走行時の消費電力量を推定した。Martinez らは物理モデルと機械学習によるモデルを組み合わせ、物理モデル単体よりも高い精度で EV の消費電力が推定可能であることを示した [18]. これらの研究は単に EV の走行による消費電力量推定のみを目的としていることが多く、ドライバー、車両、時空間、車速や加減速に対して検索を行うことを考慮していない。

2.3 センシング技術とライフログ

近年の情報技術の発達により、計算機やネットワークの高速化、低価格化が進んでいる。さらに GPS や加速度センサのような実空間情報を取得することを目的としたセンサ類の発達により、いつでもどこでも計算機の恩恵を受けられるユビキタス環境が実現された。ユビキタス環境においてはその環境内の様々な場所やモノにセンサを取り付けることにより、ユーザが意識せずとも様々なデータの取得が可能となる。これによりユーザの負担なく日常のセンシングデータを記録・蓄積するライフログの収集が実現されている。

その発展として、これらのセンサ類を自動車に搭載することで自動車全体を 1 つのセンサとして情報収集を行う「プローブ

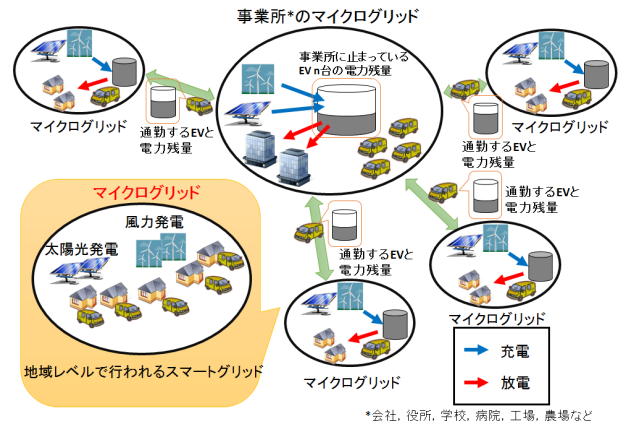


図1 想定環境概略

カーシステム」に関する研究が行われている。Manzoni らはバスのような運転スタイルによって燃費が大きく左右される車両にセンサを搭載し、運転者別や時間帯別でエネルギー消費に差があることを確認した [20]. 森川らはプローブカーデータに気象状況や道路状況を組み合わせた動的経路案内システムを開発し、その性能評価を行った [21]. 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 [22]. 秦らは新潟県中越沖地震において、プローブカーのリアルタイム情報を用いた「隠れた道路マップ」を実際に試験提供することで、プローブカー情報を減災目的に使用した [23].

近年では、このような GPS や加速度センサを搭載したスマートフォンが身近なデバイスとなった。スマートフォンを自動車に搭載することで、自動車の走行ログを日常的に取得することが可能となった。八木はスマートフォンの加速度センサを用いて走行時の段差の検出を行う研究に加え、先の東日本大震災において発生した路面段差の調査を行った [24]. 佐藤らはスマートフォンがプローブ情報取得センサとして十分利用できることを検証した [25].

2.4 想定環境

我々が想定する環境の概略を図1に示す。一般家庭に太陽光発電や風力発電といった再生可能エネルギー発電施設を備えた小さなスマートグリッド（これをマイクログリッドと定義する）を構築する。各家庭には V2H が備わっており、所有している EV との間で EV の余剰電力を家庭に給電したり、家庭で発電した再生可能エネルギーの余剰電力を蓄電したりする。各マイクログリッドでは EV を用いた電力ピークの制御や再生可能エネルギーの安定化が可能である。事業所においても同様に通勤で集まる数台～数十台の EV との V2B や事業所に設置された再生可能エネルギー発電施設からマイクログリッドが構築される。事業所がマイクログリッドを構築することで、一般家庭から通勤する EV は事業所と家庭のマイクログリッド間を行き来する電力の運び手と考えることができる。

このような状況下で、新たな事業所がマイクログリッドの構築を検討する場合を考える。事業所の意思決定者は、導入の目的である電力制御が自身の環境でどの程度効果が見込めるのかを

(注2): LEAF to Home, <https://www3.nissan.co.jp/vehicles/new/leaf/leaf-to-home.html>, 参照 Feb 13, 2018.

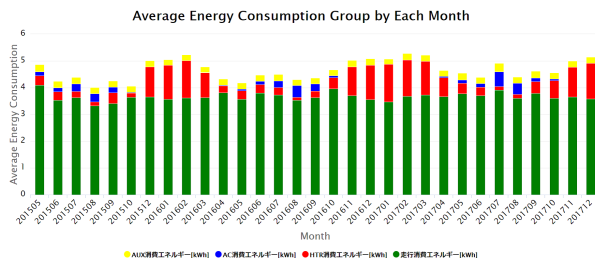


図 2 EV エネルギー消費要因

見積もる必要がある。このために、現在使用している自動車の日常的な走行ログを活用し、事業所に集まる多数の自動車をもし仮に EV に置き換えた際に事業所に給電できる電力量を事前に見積もりたい。つまり本研究の目標は、既存の自動車から取得したライフログを基に EV に置き換えた際の消費エネルギーを推定し、図のようなスマートグリッドの環境下で V2B の効果を事前に検討できるようにすることである。V2B の効果を検討するにあたって、EV が通勤で消費するエネルギーを把握することが重要となる。したがって通勤による往復における消費エネルギーの推定精度が重要である。

このシナリオには電力売買の制度やプライバシー保護の問題など多岐に渡り詳細に検討すべき事項が存在する。これらは別の課題とし、本論文の対象外とする。

2.5 本研究が解決すべき課題

2.3 節で述べた通り、自動車にセンサを搭載し、運転のログデータを取得することが可能となった。また、近年では大容量のストレージを安価に入手することができる。そのため、後から運転の振り返りや分析を行うためにこれらのデータを走行ライフログとして全て蓄積しておき、活用することが可能となった。

我々はライフログを用いて V2B における問題点を解決することを提案してきた。具体的には、既存の自動車で取得した運転ログを基に EV で同様の運転をした際の消費電力量を推定する ECOLOG システムを運用してきた。この ECOLOG システムにより、V2B において EV から事業所に給電できる電力量を事前に見積もることができる。本研究での目的は、ECOLOG のエネルギー推定精度を向上させることにある。

ところで、EV にはエアコンや電装品といった走行以外の要因により消費されるエネルギーが存在する。図 2 はある被験者の月別の EV エネルギー消費量の平均を要因別に示したものである。緑色が走行による消費量、青色が冷房による消費量、赤色が暖房による消費量、黄色が電装品による消費量をそれぞれ表している。図 2 から、エアコン消費電力量は他の要因と比較して変動が大きく、かつ EV 全体の消費量のうちに占める割合が大きいことがわかる。したがって、エアコンによる消費を無視することはできず、個々人の状況に応じたエアコン消費電力量を推定する必要がある。そのため、我々はエアコン消費電力量推定モデルを以前より提案してきた [5]。本論文では、その既存のエアコンの消費電力量の推定モデルの拡張を行う。具体的にはカーエアコンの制御に日射が関係していることに着目し、モデルの入力に新たに照度データを追加した。また、推定精度を既

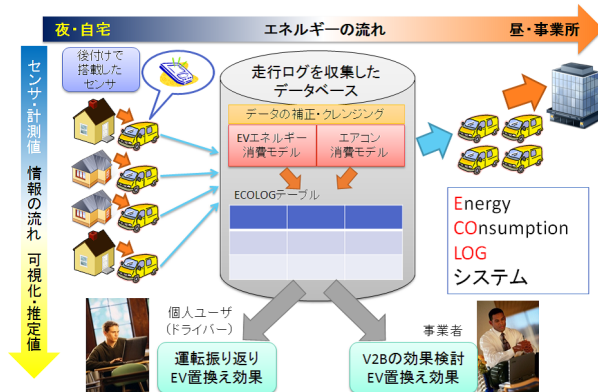


図 3 ECOLOG システムの全体像

表 1 運動方程式のパラメタ

パラメタ	単位	意味	取得方法
ρ	kg/m^3	空気密度	定数
C_d		空気抵抗係数 (CD 値)	カタログ値
A	m^2	自動車の正面面積	カタログ値
μ		転がり抵抗係数	定数
M	kg	車両総重量	カタログ値
g	m/s^2	重力加速度	定数
θ	rad	道路勾配	地図データから
v	m/s	自動車の走行速度	GPS から算出

存モデルと比較することで、提案モデルの推定精度検証を行う。

3. ECOLOG システム

3.1 ECOLOG システムの概要

本章では我々が提案してきた ECOLOG (Energy CONsumption LOG) システムについて述べる。ECOLOG システムの全体像を図 3 に示す。本システムは以下のような流れで構築される。

- (1) 自動車に GPS や加速度センサが内蔵されたスマートフォンを搭載し、自動車走行ログを取得する。
- (2) 走行ログに対し、運動方程式を用いた EV エネルギー消費モデルを適用して、瞬間の消費エネルギーを推定する。
- (3) EV エネルギー消費ログを蓄積し、効果的な検索を可能とするデータベースシステムを構築する。
- (4) 個人ドライバーに対して EV の置き換え効果や、地点別・時点別・走行状況別などのエネルギー消費を提示する。あるいは、事業所の意思決定者に対して、V2B による効果を提示する。

3.2 EV モデルによる消費エネルギー推定

本節では EV の消費エネルギー推定モデル (EV モデル) について説明する。電気自動車の消費電力 $P_e(t)$ は、空気抵抗のエネルギー P_{AIR} 、路面やタイヤの状況による転がり抵抗のエネルギー P_{ROLL} 、坂道の上り下りによる登坂抵抗のエネルギー P_{SLOPE} 、自動車の加減速に応じて発生する加速抵抗のエネルギー P_{ACC} の総和と変換効率 η の積で求めることができる。式 (1) における各パラメタを表 1 に示す。

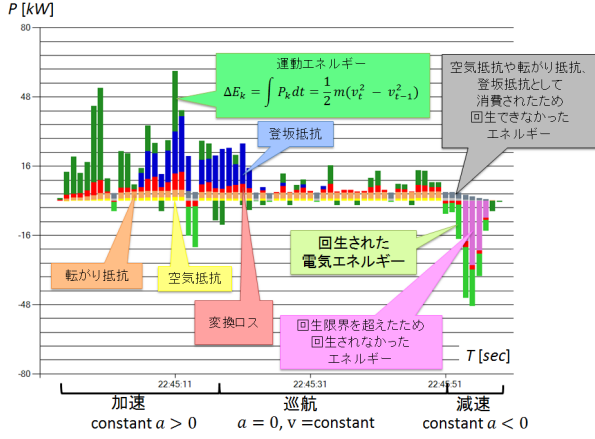


図 4 EV モデルによるエネルギー消費推定の例

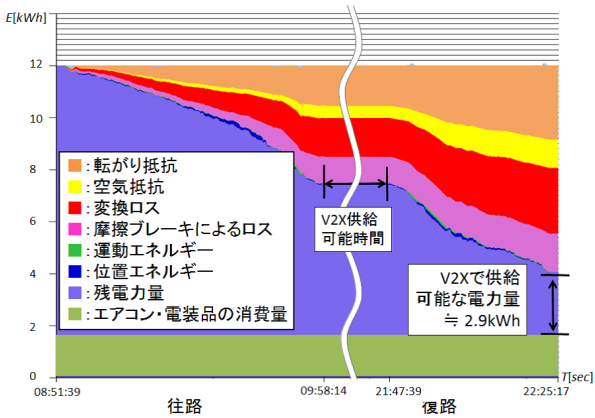


図 5 EV エネルギー消費モデル

$$\begin{aligned}
 P_e(t) &= (P_{AIR} + P_{ROLL} + P_{SLOPE} + P_{ACC}) \\
 &\quad \times \frac{1}{\eta(v(t), P_d(t))} \\
 &= \left(\frac{1}{2} \rho C_d A v(t)^2 \times v + \mu M g \cos \theta \times v \right. \\
 &\quad \left. + M g \sin \theta \times v + \frac{1}{2} M \Delta v^2 \right) \times \frac{1}{\eta(v(t), P_d(t))} \quad (1)
 \end{aligned}$$

$P_e(t)$ を時間積分することにより電力量 E_e が求まる。

$$E_e = c \int_{t_{start}}^{t_{end}} P_e(t) dt \quad (2)$$

以下、(1)、(2) 式を基に EV の消費電力 (瞬時値) とエネルギー消費について説明する。

● EV の消費電力 (瞬時値)

図 4 は、実際に発進から停止までを行った走行ログから EV モデルを用いて計算したエネルギー消費量をグラフ化したものである。ただし、これらはあくまで瞬時値であり、個々のデータには誤差が含まれる。図 4 では加速時に自動車を加速させるために加速抵抗 (緑色) によるエネルギーを消費した。次に一定速度を保ちつつ坂道を上り、登坂抵抗 (青色) によるエネルギーを消費した。その後減速時にブレーキによる負の加速抵抗 (黄緑色) によりエネルギーを回生したが、強い減速を行った際に摩擦ブレーキも併用したのでエネルギーロス (桃色) が発生した。ま

ECOLOG	Trip	Driver	Car
JST	Trip ID	Driver ID	Car ID
Sensor Set ID	Driver ID	Name	Model
Trip ID	Car ID		Car ID Number
Latitude	Start Time	Place	Battery
Longitude	End Time	Place ID	Weight
Speed	Start Position	Latitude	Tire Radius
Heading	End Position	Longitude	Reduction Ratio
Distance	Trip Direction	Name	Cd Value
Terrain Altitude	道路セグメント ECOLOG	Sensor	Frontal Projected Area
Terrain Grade	Segment ID	Sensor ID	
Air Resistance Energy	Semantic Link ID	Sensor Model	道路リンク
Rolling Resistance Energy	Segment Length	Brand	Link Number
Climbing Resistance Energy	Trip ID	Ordinal	Link ID
Acc Resistance Energy	Sensor Set ID		Latitude
Convert Loss	JST		Longitude
Regene Loss	道路セグメント		Node ID
Regene Energy	Segment ID		Direction
Lost Energy	Semantic Link ID	セマンティックリンク	
Efficiency	Segment Length	Semantic Link ID	
Electric Energy Consumption	Start Link ID	Link ID	
	Start Link Number	Semantics	
エアコン	Distance from Start Link		
Trip ID			
Electric Energy Consumption			

太字・下線は主キーを表す

図 6 ECOLOG データベーススキーマ

た、走行時には空気抵抗 (黄色) と転がり抵抗 (茶色) により常にエネルギーを消費する。このグラフで示しているのは走行によるエネルギー消費であり、実際の運転においては走行以外に電装品やエアコンによってもエネルギーを消費する。

● EV エネルギー消費モデル

図 5 に 1 日の往復トリップ全体のエネルギー消費量を示す、このグラフは横軸の時刻に対してその時刻までの瞬時値を積算したものをエネルギーロスの要因別に示している。図 4 では加速抵抗と登坂抵抗によるエネルギーが瞬間のエネルギーとして示されたが、これらのエネルギーは減速時や坂道を下るときに回生される。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、エネルギー変換ロス、電装品・エアコンによる消費エネルギーである。

3.3 ECOLOG データベース

EV モデルにより計算された消費エネルギーは、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 テーブルと呼ぶ。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、消費エネルギー量は次式のように単純な加算により計算できる。

$$E_e = c \sum_{t=t_{start}}^{t=t_{end}} P_e(t) \quad (3)$$

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される時刻、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空気抵抗、転がり抵抗、登坂抵抗、加速抵抗、モータの変換効率、エネルギー回生量、エネルギー消費量などが含まれる。

ECOLOG データベースのスキーマ図を図 6 に示す。ECOLOG テーブルは検索キーとしてドライバー、車種、ト

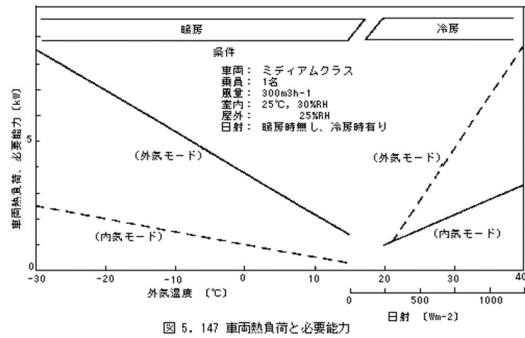


図 7 エアコンの必要能力
参考文献 [26] より引用

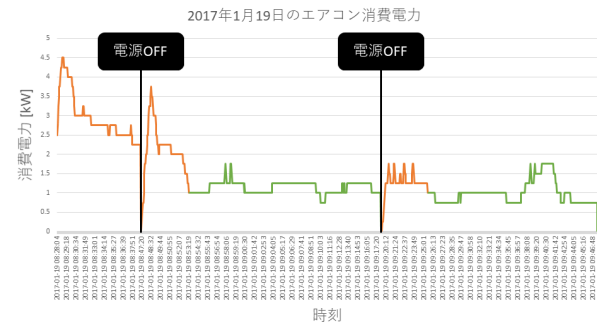


図 8 高出力モードと低出力モード

リップを利用できる。地図情報として交差点から交差点までで定義した道路リンクに関するデータも蓄積する。リンクデータは国土地理院の数値地図 2500(空間データ基盤)^(注3)を利用する。

4. カーエアコンの特性

EV のエアコンの消費電力は気象状況の影響を大きく受ける。2.5 節でも述べた通り、その消費電力量は全体に占める割合が大きく、無視することができない。本章ではカーエアコンの特性について述べる。ここで説明するカーエアコンの特性は次の 2 つである。

- (1) 日射による制御
- (2) 高出力モード・低出力モード

4.1 日射による制御

外気温度とエアコンの必要能力の関係を示したグラフを図 7 に示す。このグラフより、エアコンは温度のみならず、日射の状況によっても制御されていることがわかる。また、実際の自動車には日射センサが搭載されていて、カーエアコンの制御に利用している [27]。

4.2 高出力モード・低出力モード

エアコンの動作は 2 つのモードに大別される。目標温度まで車内温度を上昇（あるいは低下）させる高出力モードと、目標温度に達した車内温度を保つ低出力モードの 2 つである。図 8 はある被験者の寒い冬の朝のトリップにおけるエアコンの消費電力の推移を表したグラフである。高出力モードを橙色、低出力モードを緑色で表している。高出力モードが複数回現れるのは、トリップ中の一時的な停車の際に EV の電源を切ることによって車内温度が外気によって低下するためである。なおこのグラフは、5.2 節で述べる CAN データから作成した。最終的なエアコン消費電力量はこの消費電力を時間積分したものとなる。

5. 取得データ

取得したデータを以下に示す。

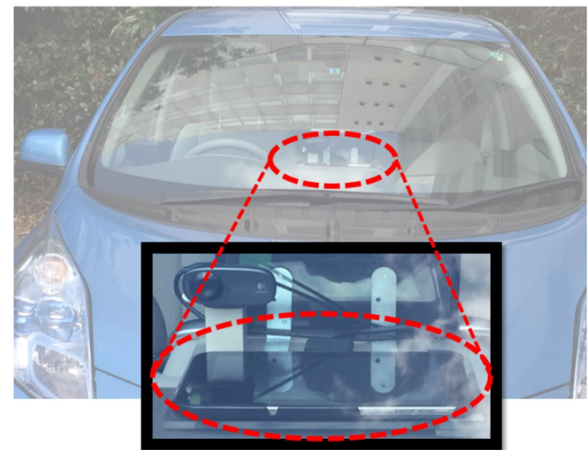


図 9 照度データ取得端末の設置状況

- 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]
- 正解データとして用いるデータ
 - － CAN データ …… エアコン出力 [250W]

このうち、気温と湿度は気象庁公表のオープンデータ^(注4)を用いた。照度はスマートフォンによりデータを取得した。また、エアコン出力については実際に EV を用いて CAN データを取得した。

5.1 スマートフォンによるデータの取得

Android ロガーアプリ「Driving Logger」をインストールし、照度センサを持つ Android 端末にインストールして照度データの取得を行った。Android 端末は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。その設置状況を図 9 に示す。

5.2 CAN データの取得

モデル生成と精度評価を行うために EV の CAN データを用いた。実験用の EV として日産 LEAF(ZAA-ZE0 型)を用いた。CAN データの取得には Android アプリ Leaf Spy Pro^(注5)と

(注3)：国土地理院，“数値地図 2500（空間データ基盤）”，<http://www.gsi.go.jp/geoinfo/dmap/dm2500sdf/>，参照 Feb 13, 2018。

(注4)：気象庁，<http://www.jma.go.jp/jma/menu/report.html>

(注5)：“Leaf Spy Pro”，Google Play，https://play.google.com/store/apps/details?id=com.Turbo3.Leaf_Spy_Pro，参照 Feb 13, 2018。

		バッテリー残量		バッテリー充電電力		モーター出力	電装品出力	
TRIP_ID	DATETIME	GID _s	REGENWh	MOTOR_PWR_100W	AC_PWR_250W	AUX_PWR_100W		
5758	2016-01-07 09:41:57.000	126	-84715	61	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:01.000	126	-84715	116	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:05.000	126	-84715	217	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:09.000	126	-84715	-95	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:13.000	126	-84716	-52	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:17.000	126	-84716	298	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:21.000	125	-84716	290	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:25.000	125	-84716	250	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:29.000	125	-84716	252	4	2		
5758	2016-01-07 09:42:33.000	125	-84716	-28	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:37.000	125	-84716	125	3	2		
5758	2016-01-07 09:42:41.000	125	-84717	-73	1	2		

図 10 Leaf Spy Pro によって取得した CAN データ

表 2 ニューラルネットワークへの入力データ

既存モデル		提案モデル	
データ	単位	データ	単位
運転開始時の気温 T_{start}	°C	運転開始時の気温 T_{start}	°C
運転開始時の湿度 H_{start}	%	運転開始時の湿度 H_{start}	%
運転時の平均気温 T_{trip}	°C	運転時の平均気温 T_{trip}	°C
運転時の平均湿度 H_{trip}	%	運転時の平均湿度 H_{trip}	%
運転時間 t_{trip}	s	運転開始時の照度 I_{start}	lx
		運転時間 t_{trip}	s
		寄り道時間 t_{drop}	s

ODBD 接続用の Bluetooth 通信端末として PLX Devices Kiwi Bluetooth Wireless Trip Computer and OBDII Scanner^(注6) を使用してデータ取得を行った。Leaf Spy Pro を用いて取得したデータの例を図 10 に示す。このうち用いたデータはエアコン出力 [250W](瞬時値) である。この瞬時値を時間積分することで正解データとした。なお、この Leaf Spy Pro から取得したデータの正確性は未検証であるが、今回は正しいものとして扱った。

6. エアコン消費電力量の推定

本章では、エアコン消費電力量推定モデルについて述べる。

6.1 エアコン消費電力量推定モデル

我々は、エアコン消費電力量の推定モデルを入力（気象データなど）と出力（消費電力量）の対応付け問題として考え、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。そのため、我々は以前より実際に EV を用いた機械学習によってエアコン消費電力量を推定するモデルを提案してきた [5]。そのモデルを既存モデルとする。本論文では、この既存モデルを拡張する形で新たな推定モデル（以下、提案モデル）を提案する。既存モデル、提案モデルそれぞれで入力に用いるデータを表 2 に示す。これらの入力に対し、既存モデル、提案モデルそれぞれでエアコン消費電力量 Q_t を推定し、正解データとの比較を行う。機械学習用ワークベンチとして WEKA [28] を用いた。

6.2 既存モデル

既存モデルは気温、湿度、運転時間から消費電力量 Q_t を出力するモデルである [5]。参考文献 [5] では 2 つの手法を提案して

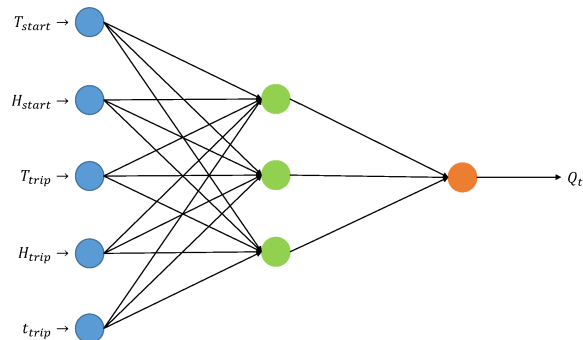


図 11 既存モデル

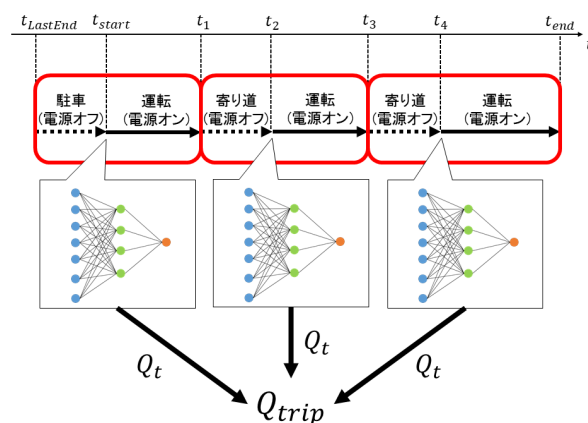


図 12 寄り道によるトリップ分割

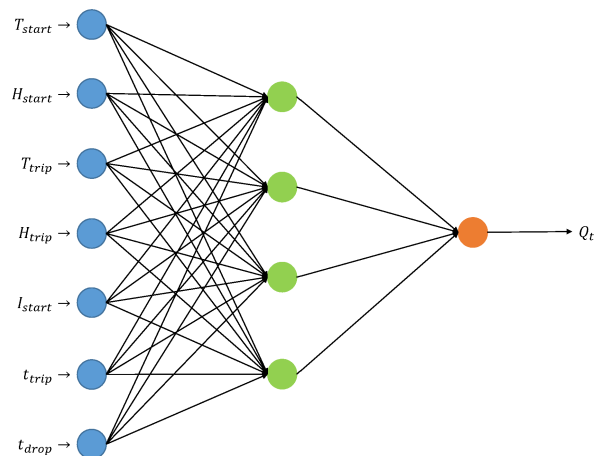


図 13 提案モデル

いるが、モード切替時間を考慮した手法 2 についてはモード切替時間を正解データとして取得することが困難である。よって、手法 1 を既存モデルとする。WEKA によって構築された既存モデルを図 11 に示す。

6.3 提案モデル

今回提案するモデルについて説明する。既存モデルの問題点として、以下の 2 つが考えられた。

- 日照の影響が考慮されていない
- 停車の影響が考慮されていない

4.1 節で述べたことから、日照の影響を考慮する必要がある。ま

(注6) : PLX Devices Inc., "PLX Kiwi Bluetooth", <http://www.plxdevices.com/>, 参照 Feb 13, 2018.

表3 計測条件

項目	条件
日程	2017年1月6日～2017年12月4日
使用車両	日産 LEAF ZAA-ZE0 型
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及び高速道
充電状態	概ね 100%充電
空調設定	25°C オートエアコン
走行条件	往路 約 30km, 70 分程度 復路 約 25km, 50 分程度
走行ログ 取得端末	Android タブレット端末 REGZA Tablet AT570
CAN データ 計測方法	Android アプリ"Leaf Spy Pro" によるデータロギング機能を利用
収集データ	往復トリップ 167 件

た 4.2 節に関連して、トリップ中の停車の際に EV の電源を切れば車内温度はその影響を受ける。図 8 のように、例えば冬ではトリップの停車時にエアコンが OFF になることで、車内温度は外気によって低下する。これにより車両の再出発時には、再び高出力モードが現れる可能性がある。そのため、この停車の影響も考慮する必要がある。したがって、提案モデルでは入力データに照度データを追加した。さらに、トリップ内での寄り道などの一時的な停車を考慮した。

今回の提案モデルでは、トリップ全体を寄り道ごとに分割する。分割されたそれぞれに対して、トリップ時間 t_{trip} と寄り道時間 t_{drop} を設定する。その概念図を図 12 に示す。 t_{start} は推定対象トリップの開始時刻、 t_{end} は推定対象トリップの終了時刻、 $t_{LastEnd}$ は対象トリップの 1 つ前のトリップの終了時刻である。時刻 t_{start} に発車したドライバーが、時刻 t_1 に寄り道をしたとする。次に時刻 t_2 に運転を再開し、また時刻 t_3 に寄り道をしたとする。最後に時刻 t_4 に運転を再開し、時刻 t_{end} に目的地に到着し、運転を終える。このとき、 $t_{LastEnd} \leq t \leq t_1$ 、 $t_1 \leq t \leq t_3$ 、 $t_3 \leq t \leq t_{end}$ 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。 $t_{start} - t_{LastEnd}$ は寄り道ではないが、便宜上寄り道とし他の寄り道と同様に扱う。分割後のそれぞれについて、提案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計した推定消費電力量 Q_{trip} を計算する。WEKA によって構築された提案モデルを図 13 に示す。

7. 精度検証

7.1 実験条件

EV のエアコン消費電力量の推定精度を検証するために、実際に EV を用いて実験を行った。エアコンの設定はオートエアコン (25°C 設定) とした。実験条件を表 3 に示す。

7.2 既存モデルによる推定の精度検証

6.2 節で示した推定モデルに基づいて Q_t の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

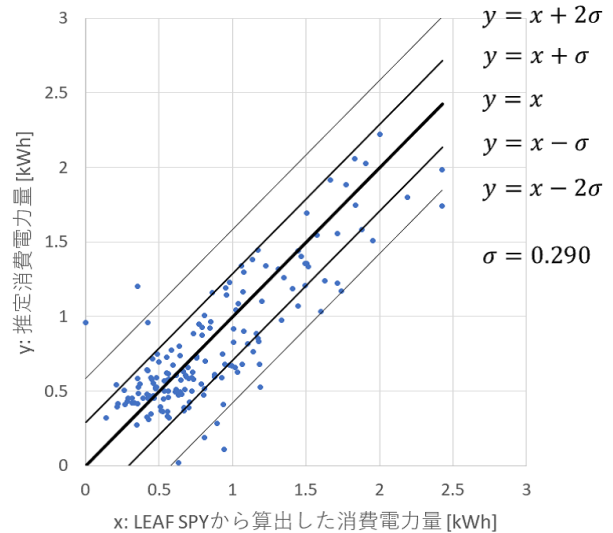


図 14 既存モデルでの推定結果

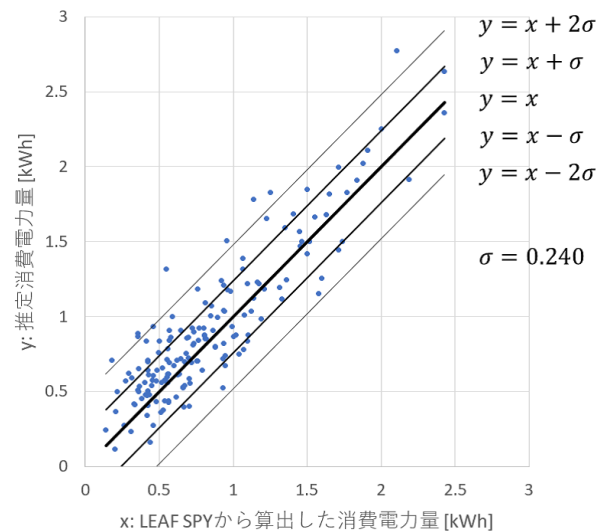


図 15 提案モデルでの推定結果

精度検証を行った。既存モデルによる推定結果を図 14 に示す。横軸 x は CAN データより算出したエアコン消費電力量、すなわち正解値である。また、縦軸 y はモデルにより推定したエアコン消費電力量、つまり Q_t である。プロット 1 つが 1 トリップに対応していて、プロットの位置が直線 $y = x$ に近いほど良い。推定結果の RMSE(Root Mean Squared Error) は 0.290 kWh であった。

7.3 提案モデルによる推定の精度検証

6.3 節で示した推定モデルに基づいて Q_t のデータセットを作成した。7.2 節と同様の方法で精度検証を行った。提案モデルによる推定結果を図 15 に示す。横軸 x は図 14 と同様である。縦軸 y は提案モデルの出力値をトリップ単位に集計した推定消費電力量 Q_{trip} である。提案モデルによる推定結果の RMSE は 0.240 kWh (既存モデル比 -0.050 kWh) であった。図 14 と図 15 とを比較すると、提案モデルの方がプロットのばらつきがわずかに抑えられていることがわかる。結果として、既存モデルと比較して推定精度 17%程度が向上したことが確認された。

8. まとめと今後の課題

本論文では ECOLOG システムにおけるエアコン消費電力量の推定と精度検証を行った。既存モデルを拡張する形で、日照と停車の影響を考慮した新たなモデルを提案した。既存モデルと比較して、推定精度が17%程度向上したことを示した。今後の課題として、4.2節で紹介した2つのモードを考慮したエアコン消費電力量推定モデルを構築することと、本論文では扱わなかったエアコン以外のEVエネルギー消費要因の消費電力量推定の精度検証が必要である。

謝 辞

本研究の一部は平成29年度YNU人工知能研究拠点の支援による。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。

文 献

- [1] 経済産業省 資源エネルギー庁, "平成28年度エネルギーに関する年次報告(エネルギー白書2017)", <http://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2017pdf/>, 参照 Feb 13, 2018.
- [2] 廣田 幸嗣, 小笠原 悟司 編著, 船渡 寛人, 三原 輝儀, 出口 欣高, 初田 匡之 著, "電気自動車工学", 森北出版, 2017.
- [3] M. Ehsani, Y. Gao, S. E. Gay, A. Emadi, "Modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles: fundamentals, theory, and design", Power electronics and applications series, CRC press, 2004.
- [4] T. Tomii, S. Hagimoto, N. Fueda, T. Deguchi, M. Idenawa, T. Hayashi, "Long-Term Experiment of the ECOLOG Database Capability of Estimating V2X Effect Replacing with EVs", 20th ITS World Congress, Tokyo, 2013.
- [5] 讃井 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, 2-2C-01, 2014.
- [6] 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.
- [7] 中上聡, 山本博巳, 山地憲治, 高木雅昭, 岩船由美子, 日渡良爾, 岡野邦彦, 池谷知彦, "車種別利用パターンを考慮したプラグインハイブリッド車と電気自動車の導入評価", Journal of Japan Society of Energy and Resources, Vol.31, No.6, pp.7-15, 2011.
- [8] W. Kempton, J. Tomic, "Vehicle-to-grid power fundamentals: Calculating capacity and net revenue", Journal of Power Sources, Vol.144, No.1, pp.268-279, 2005.
- [9] W. Kempton, J. Tomic, "Vehicle-to-grid power implementation: From stabilizing the grid to supporting large-scale renewable energy", Journal of Power Sources 144, pp.280-294, 2005.
- [10] B. Jansen, C. Binding, O. Sundstrom, D. Gantenbein, "Architecture and Communication of an Electric Vehicle Virtual Power Plant", 1st IEEE Int'l Conf. Smart Grid Communication(SmartGridComm2010), pp.149-154, November, 2010.
- [11] 太田 豊, 谷口 治人, 中島 達人, K. M. Liyanage, 馬場 旬平, 横山 明彦, "ユビキタスパワーネットワークにおけるスマートストレージの提案-電気自動車の自律分散型 Vehicle-to-Grid-", 電気学会論文誌 B (電力・エネルギー部門誌), Vol.130, No.11, pp.989-994, 2010.
- [12] L. Udawatta, U. K. Madawala, D. Muthumuni, M. Vilathgamuwa, "Control of Solar Powered Micro-grids Using Electric Vehicle", IEEE Third International Conference on Sustainable Energy Technologies (ICSET 2012).
- [13] Mosaddek Hossain Kamal Tushar, Chadi Assi, Martin Maier, Mohammad Faisal Uddin, "Smart Microgrids: Optimal Joint Scheduling for Electric Vehicles and Home Appliances", IEEE Trans. Smart Grid, vol. 5, no. 1, pp. 239-250, 2014.
- [14] Y. Zhang, W. Wang, Y. Kobayashi, K. Shirai, "Remaining Driving Range Estimation of Electric Vehicle", 3rd IEEE International Electric Vehicle Conference (IEVC2012), pp.1-7, 2012.
- [15] Stefan Grubwinkler, Martin Hirschvogel, Markus Lienkamp, "Driver- and Situation-Specific Impact Factors for the Energy Prediction of EVs Based on Crowd-Sourced Speed Profiles", IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, pp.1069-1076, 2014.
- [16] M. Ito, T. Shimoda, K. Maema, "Prediction Method of Cruising Range using Probe Data for Electric Vehicle", 20th ITS World Congress, Tokyo, 2013.
- [17] J. Felipe, J. C. Amarillo, J. E. Naranjo, F. Serradilla, A. Diaz, "Energy consumption estimation in electric vehicles considering driving style", 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.101-106, 2015.
- [18] M. Martinez, A. Gardel, A.M. Wefky, F. Espinosa, J.L. Lazaro, I. Bravo, P. Revenga, "Electric Vehicle Consumption Estimation based on Heuristics and MLP Artificial Neural Network", European Electric Vehicle Congress (EEVC), pp.1-7, 2012.
- [19] Ena Ishii, Mitsunobu Yoshida, "Development of an EV simulator for estimating electric energy consumption using running resistances varying by location", In 20th ITS World Congress, Tokyo, 2013.
- [20] V. Manzoni, A. Corti, P. De Luca, S. M. Savaresi, "Driving Style Estimation via Inertial Measurements", 2010 13th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2010), Madeira Island, Portugal, pp.777-782, 2010.
- [21] 森川 高行, 山本 俊行, 三輪 富生, 王 立暁, "動的経路案内システム「PRONAVI」の開発と性能評価実験", 交通工学, Vol.42, No.3, pp.65-75, May, 2007.
- [22] 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 予稿集, pp.1-4, 2010.
- [23] 秦 康範, 鈴木 猛康, 下羅 弘樹, 目黒 公郎, 小玉 乃理子, "新潟県中越沖地震における通れた道路マップの提供とプローブカー情報の減災利用実現に向けた課題と展望", 日本地震工学会論文集, Vol.9, No.2, pp.148-159, 2009.
- [24] 八木 浩一, "加速度センサを用いた路面段差検出手法の改善と東北地方太平洋沖地震後の観測データへの適用", 第10回 ITS シンポジウム 2011, 1-A-05, 2011.
- [25] 佐藤雅明, 和泉順子, 松井香奈, 上田憲道, 植原啓介, 村井純, "スマートフォンを活用したプローブ情報システムの構築", 第12回インターネットテクノロジーワークショップ, 2011.
- [26] 電気自動車ハンドブック編集委員会 編, "電気自動車ハンドブック", 丸善出版, 2001.
- [27] 藤原健一, カーエアコン研究会, "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.
- [28] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, Ian H. Witten, "The WEKA data mining software: an update", ACM SIGKDD Explorations Newsletter, vol.11, no.1, pp.10-18, 2009.