

# 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

植村 智明<sup>†</sup> 石原 有紗<sup>††</sup> 磯部 康太<sup>†</sup> 齋藤 祐亮<sup>†</sup> 河西 秀作<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メディア環境学専攻 〒240-8501 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・電子情報工学科 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

<sup>†††</sup> 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: <sup>†</sup>{uemura-toshiaki-xh,ishihara-arisa-wz,isobe-kota-py,saito-yusuke-gb,kasai-syusaku-bg}@ynu.jp,  
<sup>††</sup>tommy@ynu.ac.jp

あらまし 電気自動車 (EV) は十分なバッテリー容量を持つことから、近年スマートグリッドへの応用が期待されている。そのためには、EV の導入前に、EV・グリッド間の充給電可能量を事前に見積もる必要がある。それに対して、我々は Energy Consumption Log (ECOLOG) システムを構築した。このシステムは、スマートフォンを車両に搭載し、そのセンサデータを元にした EV 消費エネルギーログ (ECOLOG) の推定・蓄積をおこなう。本論文では、空間 (道路) に対する集計を行うための ECOLOG データ計算方法と距離正規化された道路データ (道路セグメント) の定義を行う。これにより、ある道路内のどの場所でエネルギー損失が起きたか、などの道路内での詳細なエネルギーに関する有用な検索が可能となる。また、提案手法の有効性を示すために、道路セグメントを利用した ECOLOG データの可視化と ECOLOG 推定の正確性の検証を行う。

キーワード センサデータベース、スマートグリッド、運転ログ、エネルギー、電気自動車、EV、スマートフォン、データベース

## 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おり、地球の平均気温の上昇を 2 度以内に抑えることが国際的に必要とされている [1]。そのため、省エネルギー化および  $CO_2$  排出量の大幅な削減が求められている。また、現在の日本における消費エネルギーの二割以上が運輸部門であり、その大半が自動車に関するエネルギーであることから、自動車に関わる省エネルギー化 (次世代自動車の導入やエコドライブ促進など) が必要とされている [1]。

省エネや  $CO_2$  排出量の削減を実現する次世代自動車の候補として、電気自動車 (EV) が挙げられる [2]。EV は、Well-to-Wheel 換算や  $CO_2$  排出量ベースによるガソリン車 (ICV) との比較を行うと、エネルギー効率や  $CO_2$  排出量が優れているという特徴がある [3]。さらに、EV は十分大きなバッテリー容量を持つことから V2X (Vehicle to Everything) への応用が考えられている [4], [5]。たとえば、V2X の一つである V2B (Vehicle to Building) では、EV のバッテリーに充電された余った電力を、必要なときに Building (事業所) に対して提供することができる。これにより、事業所に集まった数十台以上の EV から電力を取り出して利用し、電力のピークシフトや再生可能エネルギーの有効利用を行うことができる。このように、V2X は、省エネや  $CO_2$  排出量削減に貢献する技術として注目されている。しかし、事業所に集まる個々の EV の電池残量は、個々人の運転や交通などの状況に左右される。そのことから、EV にどれくらいの電力を充電・給電可能であるかを個々の EV

の状況を鑑みずに予想するのは困難である。すなわち、V2X の効果の事前予想のためには、各 EV の走行状況の取得が重要となる。

さらには、現在 EV 自体も普及しているとは言えない。この理由には、初期導入コストが高いことや充電時間の長さなどのほかに、購入検討時に運転者の要件を満たせるかどうかが明確でないことが考えられる。例えば、カタログスペック上での電気自動車の電費は知ることが出来るが、実電費は EV の走行状況や個々人の運転の違いによって変化する。そのため、現在 EV が運転者の自動車の使用スタイルに合っているかの判断をすることは難しい。このような問題を解決する方法の一つとして、EV なして個々人の運転を考慮した ICV から EV への置き換え効果を定量的に示すことが考えられる。

そこで、我々はスマートフォンを簡易なロギングデバイスとして車両に搭載することで、GPS により取得した走行ログをライフログとして運転者に負担なく蓄積することを考えた。また、EV は ICV や HV (ハイブリッド自動車) に比べて構造がシンプルで、運動方程式から走行に使用するエネルギー消費量を推定することが可能である [2], [6]。これを利用して、我々は走行ライフログを元に各 EV の走行状況を考慮した消費エネルギーを推定することを考えた。ただし、運転ログの対象は通勤時を対象とする。これにより、ICV を運転する走行パターンと EV を実際に運転した際の運転パターンが大きく変わらないことが予想される。以上のことから、本研究では、運転者毎のスマートフォンの走行ライフログを元にした消費エネルギーライフログの推定・蓄積・データ検索が可能なシステム・

ECOLOG (Energy Consumption LOG) システムの提案を行う。ECOLOG システムでは、運転者・車両に関係づけられた消費エネルギーライフログ (ECOLOG データ) をデータベースに全て蓄積し、運転者や車両、時間、空間、車両の速度や加減速などの車両状況に対する有用な検索が可能である。その検索結果を利用することで、V2B の導入検討を行う事業所や運転者に対し、個々人の状況に即した情報を提示することができる。

本論文では、空間 (道路) に対する集計を行うための ECOLOG データ計算方法と距離正規化された道路データ (道路セグメント) の定義を行う。距離正規化した道路と ECOLOG データを関係づけることにより、指定した道路の地点ごとのエネルギーの高速な集計が可能となる。すなわち、「ある道路の  $x[m]$  地点で、 $y[kWh]$  のエネルギー損失が行われた」という検索結果が得られる。これにより、道路の地点ごとのエネルギー損失量の比較が可能となり、どの地点にエネルギー損失の要因があるかを分析することが出来る。情報提示の有効性を示すために走行ログとして使用する GPS ログの扱いと ECOLOG データの推定精度の正確性検証を第 4 章に示す。さらに、この提案した道路セグメントの有用性を示すため、道路セグメントを利用した可視化例を第 5 章に示す。

## 2. 関連研究

我々の研究の一つの目標として、収集した自動車の走行データの活用が考えられる。走行データの活用という視点で行われる研究はいくつか存在する。

### 2.1 EV の消費エネルギー推定

EV の V2X への効果や消費エネルギー量・航続距離を評価するために、走行データを活用した EV の消費電力や電費推定の研究が盛んにおこなわれている。EV は運動方程式を用いることで、EV の消費電力や電費推定を行うことが可能である [2], [6]。岩坪らは、EV の電費シミュレーションモデルを開発し、実際の走行ログを元に電池容量増加による EV の航続距離の変化がシミュレーションできることを示した [7]。Grubwinkler らは、収集した多様な車両の走行データを元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 [8]。Ito らは、EV を含めたプローブカーデータベースを元に、速度や加速度に対するエネルギーの期待値の MAP を生成することで、EV の航続距離推定を行った [9]。Zhang らは、自車の走行ログや走行時の交通状況、天気情報を使用して、精度と計算資源を考慮した EV の航続距離推定方法を提案した [10]。

一方で、機械学習を利用した EV の消費電力推定の研究もおこなわれている。Felipe らは、人工ニューラルネットワークにドライバー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おこなった [11]。Fei らと Martinez 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ハイブリッドモデルの提案を行った [12], [13]。一方で、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、道路毎の平均速度や停止頻度から区間ごとの消費

エネルギー推定や  $CO_2$  排出量を推定する手法を提案した [14]。これらの研究の目的は、EV のバッテリー残量や航続距離、運転スタイルなどの推定のみで、エネルギーの消費要因を細かく分析を行うことを考慮していない。そのため、走行データの応用先が限られてしまうことが考えられる。また、これらの手法は、取得したデータをライフログとして蓄積し、後から運転者や車両、時間、道路区間、車両の速度や加減速などの走行状況を元に分析をすることを考慮していない。

### 2.2 EV の消費エネルギー最適化

そのほかに、EV の消費エネルギー最小化を目的とした EV の制御手法や経路決定問題を扱った研究も存在する。これらの研究は、運動方程式を基にした消費電力量推定モデルを利用している。Styler らは、プローブカーデータを元に REX (レンジエクステンダー) EV の消費電力量を推定した上で、省エネルギーなレンジエクステンダーの制御方法の提案を行った [15]。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車速データを入力として、PHEV の消費エネルギーシミュレーションとそれを基にした制御方法を提案した [16]。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 [16]。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 [17]。しかし、これらの研究は個々の車両の走行データの使用は想定しておらず、個人の運転や車両の特性によっては消費エネルギーの最適解とは異なる結果を招く可能性がある。

### 2.3 走行ログのデータ管理

自動車より収集した走行データをログとして蓄積し、そのログをデータ管理する仕組みの提案も行われている。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、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 [18]。このプラットフォームは、消費エネルギーを道路リンク (交差点から交差点間の道路区間)、車種、ドライバー毎にデータを格納しておくことが出来る。ただし、時間や (高速道路や渋滞が起きやすい道路などの) 有意な道路区間、等間隔な道路区間での集計が不可能である。Fouladgar らは、道路ネットワーク上を移動する移動オブジェクトとして自動車を扱い、その GPS ログを空間、時間、ID での検索が可能な DB の構築とクエリの定式化を行った [19]。この DB は、有意な道路区間、等間隔な道路区間での集計が不可能である。また、GPS ログをサンプリングされたデータをそのまま使用せず、道路リンク一つに対して集約された GPS ログを使用する。EV エネルギーの消費要因からデータを分析する観点では、この GPS ログ蓄積方法は不適である。

### 2.4 ECOLOG と関連研究の比較

表 1 に、我々の提案である ECOLOG と前述した関連研究の特徴毎の比較を示した。比較した特徴は以下の 9 項目である。( ) 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 : 消

表 1 ECOLOG と関連研究の概要

| 関連研究               | I | II | III | IV | V | VI | VII |
|--------------------|---|----|-----|----|---|----|-----|
| 岩坪ほか [7]           | A | LL | B   | ○  | P | -  | -   |
| Grubwinkler ほか [8] | A | LL | B   | ○  | P | -  | -   |
| Ito ほか [9]         | A | LL | B   | ○  | P | -  | -   |
| Zhang ほか [10]      | A | LL | B   | ○  | P | -  | -   |
| Felipe ほか [11]     | A | LL | B   | ○  | M | -  | -   |
| Fei ほか [12]        | A | LL | B   | ○  | H | -  | -   |
| Martinez ほか [13]   | A | LL | B   | ○  | H | -  | -   |
| Yang ほか [14]       | A | IL | C   | ○  | P | -  | -   |
| Styler ほか [15]     | B | LL | B   | ○  | P | -  | -   |
| Karbowski ほか [16]  | B | LL | D   | ○  | P | -  | -   |
| Kurtulus ほか [20]   | C | LL | C   | ○  | P | -  | -   |
| De Souza ほか [17]   | C | LL | C   | ○  | P | -  | -   |
| 矢野ほか [18]          | A | LL | B   | ○  | P | -  | B   |
| Fouladgar ほか [19]  | D | LL | B   | -  | - | -  | C   |
| ECOLOG             | D | LL | A   | ○  | P | ○  | A   |

費エネルギー最適化制御, C: 消費エネルギー最適化を目的とした経路決定問題, D: 運転ログデータベース) 項目 II は, 使用するデータの取得源の違いを示す. (LL: 自動車に取り付けられたセンサから取得したログ, IL: 交差点などのインフラに取り付けられたセンサから取得したログ) 項目 III は, システムの入力・出力データの粒度を示す. (A: 入力・出力データ共に, 毎秒以上取得したミクロなデータである, B: 入力データは, ミクロデータ. 出力データは, トリップや道路ごとの集約データ, C: 入力・出力データ共に, 集約データ) 項目 IV は, EV のエネルギー消費に関する応用を考慮しているかを示す. 項目 V は, 消費エネルギー推定の手法を示す. (P: 運動方程式を基にしたモデル, M: 機械学習モデル, H: 運動方程式と機械学習を両方利用したハイブリットモデル) 項目 VI は, データをエネルギーの消費要因や走行状況毎のデータ分析を考慮しているかを示す. 項目 VII は, どのような単位でデータ検索や集計が可能かを示す. (A: 時間や道路リンク, ドライバーや車両などの ID, 有意な道路区間, 正規化された等間隔な道路区間, B: 道路リンク・ID, C: 時間・道路リンク・ID)

### 3. ECOLOG システム

#### 3.1 ECOLOG システムの概要

本研究で開発した ECOLOG システムの全体像を図 1 に示す. 本システムは以下のような機能によって構築される.

- (1) 既存の自動車にあとづけで設置した簡易なセンサで, 自動車走行 (GPS) ログを収集する
- (2) 走行ログに対し, EV エネルギー消費モデル (EV モデル) を適用して, 瞬間の消費電力を推定する
- (3) これらのデータに対して効果的な検索と演算を可能とするデータベースを構築し, EV エネルギー消費ログを蓄積する
- (4) 運転者に対して, EV への置換え効果や, 地点別・時刻別・走行状況別などの消費エネルギーを提示する
- (5) 事業所に対して, V2B による効果を提示する

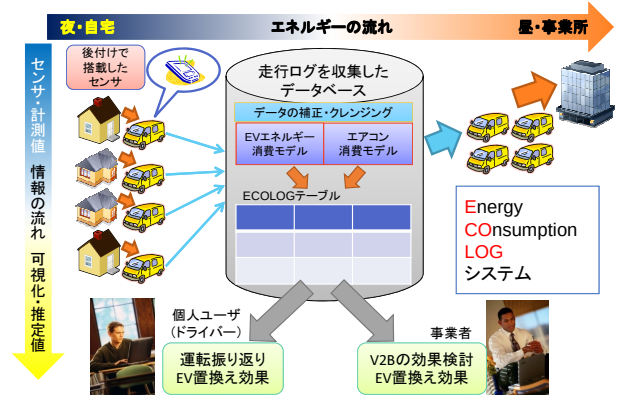


図 1 ECOLOG システムの全体像

表 2 運動方程式のパラメタ

| パラメタ     | 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    |
| $\theta$ | $rad$    | 坂路勾配          | 地図データから  |
| $v$      | $m/s$    | 自動車の走行速度      | GPS から算出 |

#### 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  $P_{AIR}$ , タイヤの変形等により発生する転がり抵抗のエネルギー  $P_{ROLL}$ , 坂道の勾配が影響す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 ( $P_d(t)$ ) と変換効率  $\eta$  の積で求めることが出来る. (1) における各パラメタを表 2 に示す.

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

$P_e(t)$  を時間積分することで電力量  $E_e$  が求まる.

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

(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以下に説明する.

- EV の消費電力 (瞬時値)

EV の電力消費について説明する. 図 2 は実際に発進から停止を行った走行ログから EV モデルでの推定値を時間に対するグラフとして示したものである. 図 2 では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. 次に一定速度を保ちつつ坂道を上り,  $P_{SLOPE}$  (青色) を消費した. その後減速時に

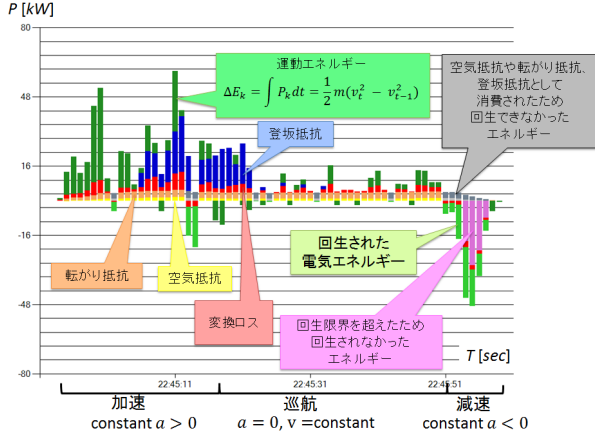


図2 EVモデルによるエネルギー消費の推定の例

ブレーキによりエネルギーを回生（黄緑色）したが、強い減速を行うために摩擦ブレーキを併用したのでエネルギーロス（ピンク色）も発生したことを示している。また、走行時には  $P_{AIR}$ （黄色）と  $P_{ROLL}$ （茶色）により常にエネルギーを消費する。このグラフでは走行に関するエネルギー消費量を示しているが、実際には走行以外に消費されるエネルギーとして電装品やエアコンのエネルギーも存在する [21]。

図2においては加速抵抗と登坂抵抗によるエネルギーが瞬間の消費エネルギーとして示されるが、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（赤色）、摩擦ブレーキによるエネルギーロス、エアコン・電装品による消費エネルギーである。

### 3.3 ECOLOG テーブル

EVモデルにより計算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。これによりエネルギーの消費量の計算（式 (3)）を次に示す単純な加算集約により計算する。

$$E_e = c \sum_{t=t_{start}}^{t_{end}} P_e(t) \Delta t \quad (\text{ただし } \Delta t = 1 \text{ sec}) \quad (3)$$

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、3軸加速度、地図データからの取得される標高、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。

### 3.4 道路リンク

この節では、道路データである道路リンク  $l_t$  とその有意な集合であるセマンティックリンク  $sl_i$  の説明を記述する。

道路リンクとは、国土交通省が公開している交差点を端点（ノード）とした道路区間である [22]。道路リンク  $l_t$  は、交差点を表すノードと道路形状を表す道路リンク構成点で構成されている。ノードと道路リンク構成点は、それぞれ緯度経度の座標を持つ。しかし、道路リンクは交差点ごとの道路での集計

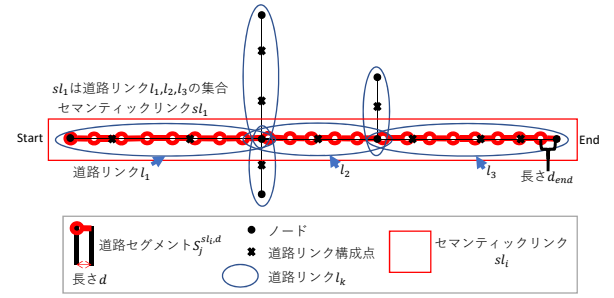


図3 道路リンクと道路セグメント

は可能であるが、地形的な意味（単純な上り坂や下り坂、サグ部<sup>(注1)</sup>など）や道路区分的な意味（高速道路や一般道路など）を道路リンクで表すには小さすぎる場合がある。

それに対して、我々はセマンティックリンクを提案した。セマンティックリンク  $sl_i$  は、任意の道路リンク  $l_t$  の集合を表す。ただし、道路の枝分かれは無いものとする。これを集計の単位とすることで、有意な道路区間毎の消費エネルギーの比較を行うことが出来る。また、セマンティックリンクの道のり距離を  $L^{sl_i} [m]$  とする。

### 3.5 道路セグメント

さらに、我々はセマンティックリンクをセグメント距離  $d[m]$  で等間隔に分割した道路データとして、道路セグメントの定義を行う。道路セグメントは、設定したセマンティックリンクの始点から、 $d[m]$  間隔でセマンティックリンクを分割した半開区間である。図3に、道路リンクと道路セグメントの例を示す。道路セグメント  $S_j^{sl_i,d}$  を以下のように定義する。

$$S_j^{sl_i,d} = (sl_i, j) \quad (j \text{ は自然数, } 0 < j < n, \quad (4) \\ n = \lceil \frac{L^{sl_i}}{d} \rceil)$$

ただし、 $S_n^{sl_i,d}$  のセグメント距離  $d_{end} = L^{sl_i} - nd$  となる。

道路セグメントを単位として集計することにより、ECOLOG データを距離（位置）正規化されたデータとして扱うことが可能になる。すなわち、セマンティックリンク内のどの地点でどの程度のエネルギーを消費したか（例えば、サグ部の上り坂の  $0 - 50[m]$  区間でEVが力行を行い、変換ロスが  $2[Wh]$  発生したなど）というデータを高速に集計することが可能になる。これにより、セマンティックリンク内のと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。

### 3.6 ECOLOG データベース設計

図4, 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を示す。とある運転者がある車を運転して、とある時間にある始点からある終点へと走行することをトリップとする。例えば、運転者「運転者A」が車「車1」を運転し

(注1)：サグとは下り坂と登り坂がひと続きになった区間である。一般的に運転者による速度制御が難しいため、渋滞の原因になったり、燃費の優劣が顕著に現れることが多い。

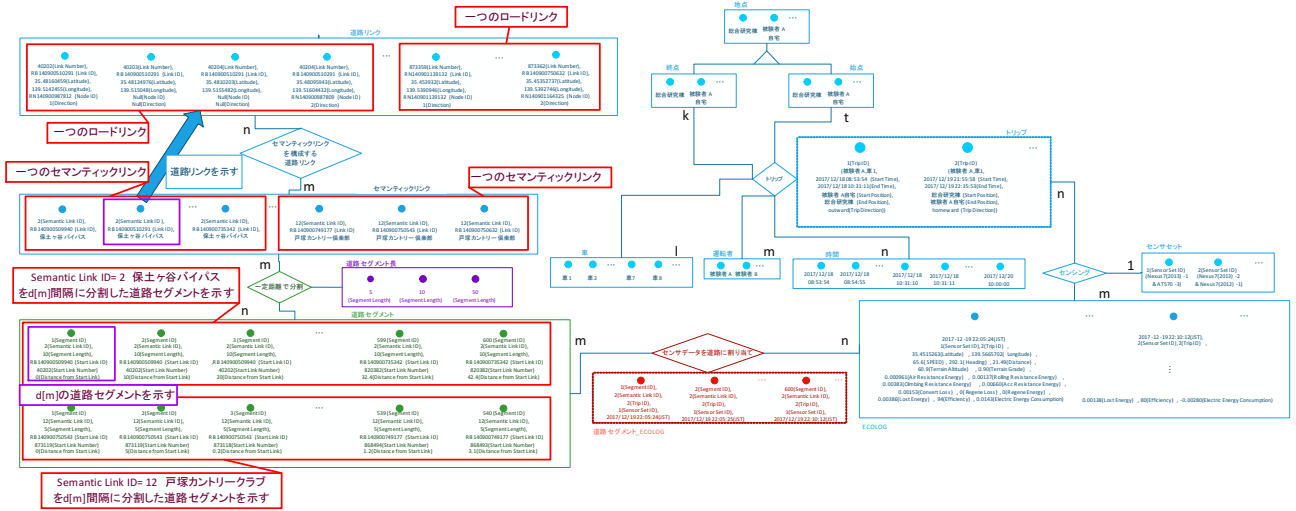


図 4 インスタンス図

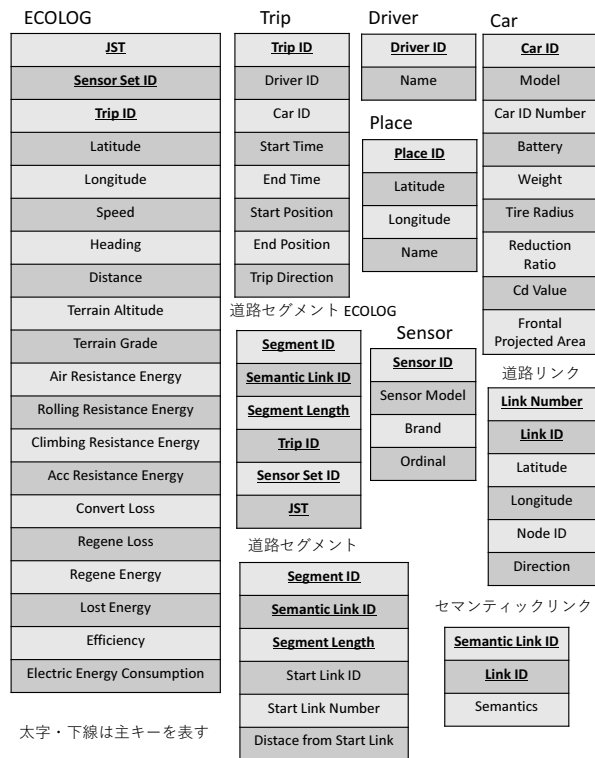


図 5 データベーススキーマ

て、時間「2017/12/18 08:53:54」に始点「運転者 A の自宅」を出発し、時間「2017/12/18 10:31:11」に終点「運転者 A のオフィス」に到着した走行は、「往路」のトリップであるといえる。すなわち、トリップは、運転者、車、時間、始点、終点のリレーションシップといえる。また、ECOLOG テーブルは、とあるトリップにおけるとあるセンサセットにより取得したセンサログとする。すなわち、ECOLOG テーブルはトリップ、センサセットとのセンシングというリレーションシップをもつ。その時、ECOLOG テーブルは、キーとしてトリップ ID、センサセット ID はもちろん、トリップテーブルを介して運転者 ID、車 ID、時間、始点、終点が可能である。さらに、地図情報

として道路リンク、セマンティックリンク、道路セグメントがある。道路セグメントは、道路セグメント長とセマンティックリンクとのリレーションシップを持つ。また、道路セグメントは、セグメント ID ( $j$ )、セマンティックリンク ID ( $sl_i$ )、セグメント長 ( $d$ ) に加え、道路リンクから座標を参照するための道路リンクからの相対位置を値として持つ。道路セグメントは、ECOLOG データを参照するために道路セグメント.ECOLOG というリレーションシップを持つ。道路セグメント.ECOLOG は、ECOLOG データを座標から該当する道路セグメントに割り当てたデータであり、このテーブルを利用することでセグメントをキーとした ECOLOG データの高速な集計が可能となる。ここで、道路セグメント長  $d[m]$  によって、検索速度とデータ粒度のトレードオフが起きることが考えられるが、本論文では簡単のために  $d = 50m$  とする。

## 4. GPS データと ECOLOG 推定精度検証

EV モデルでは、位置と車速を入力として消費エネルギーを推定している。我々は、位置と車速を取得するセンサとして GPS に着目し、GPS データの補正による ECOLOG 推定精度向上を図ってきた [23], [24]。

### 4.1 位置データの取得

GPS から位置情報を取得することを考える。ECOLOG データにおいて、位置情報による誤差は、セマンティックリンクや道路セグメントなどの道路による集計の誤差に繋がる上に、道路勾配への誤差となり、エネルギー推定の誤差に繋がる。ただし、道路勾配は、GPS で計測された位置を基に、国土地理院の基盤地図情報数値標高モデルを参照して求めている。実際の GPS データは多くの測定誤差を含むことから、標高モデルの参照誤りとなりうる。

この位置情報の誤差を補正するために、マップマッチングアルゴリズムを適用する。このアルゴリズムにより、位置と勾配の誤差が改善することはすでに確認済みである [24]。すなわち、位置情報にはマップマッチング適用後の GPS から取得した座標を使用する。



表 3 計測条件

| 項目              | 条件                                               |
|-----------------|--------------------------------------------------|
| 日程              | 2017 年 01 月 23 日～2017 年 1 月 25 日                 |
| トリップ件数          | 3 件                                              |
| データ件数           | 3543 レコード                                        |
| 走行ログ<br>取得端末    | Android タブレット端末<br>Google Nexus7(2013)           |
| CAN データ<br>計測方法 | Android アプリ “Torque Pro” [26]<br>によるデータロギング機能を利用 |

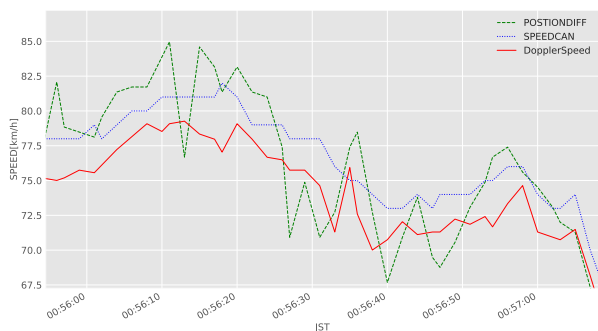


図 6 車速計算方法の比較

#### 4.2 車速データの取得

車速データは、GPS の位置情報の差分（車速 1）として計算し、実在しない強い加減速をするデータを平滑化するローパスフィルタを適用し、車速データ精度向上を図った [23]。しかし、ローパスフィルタは、車速データの誤差と実際の加減速を区別できずに高周波数成分をカットしてしまい、逆に車速の誤差が増えてしまう問題点がある。

一方で、GPS データの中にドップラーシフトにより計測された車速データ（車速 2）が存在する。この車速データは、スマートフォンでも利用できるような SPS（Standard Positioning Service）において、95% のデータで  $0.2m/s$  程度の精度が確保できるといわれる [25]。実験として、ICV にスマートフォンを搭載して GPS 走行ログを取得した。計測条件は、表 3 に示す。図 6 に実際に取得した車速 1（赤）、車速 2（緑）、CAN から取得した車速（青）の一例を示す。CAN データによる車速はスピードメータのデータであり、一定割合の誤差を含むことを考慮すべきである。車速 1 は、加減速が多く暴れやすいデータとなっている一方で、車速 2 は CAN データの車速に加減速の傾向がよく一致していることがわかる。CAN データの車速と車速 1、2 それぞれとの差の標準偏差を実験データ全体で計算を行うと、車速 1 は、 $\sigma = 2.87[km/h]$ 、車速 2 は、 $\sigma = 2.73[km/h]$  となった。これにより、車速 2 の方が精度が高い車速データを取得できることが分かった。

#### 4.3 精度検証

本節では、GPS データへの補正やドップラーシフトによる車速（車速 1）を利用した際の消費エネルギー推定精度を検証する。精度検証のために EV を使用した走行実験を行い、GPS ログと CAN データから得た消費エネルギー [23] を取得した。実験条件は表 4 に示す。

表 4 計測条件

| 項目              | 条件                                                          |
|-----------------|-------------------------------------------------------------|
| 日程              | 2016 年 05 月 16 日～2017 年 01 月 17 日                           |
| 使用車両            | 日産 LEAF ZAA-ZE0 型 (タイプ G)                                   |
| 被験者             | 1 名                                                         |
| 件数              | 53 件                                                        |
| 走行ルート           | 被験者の通勤ルート                                                   |
| 走行ログ<br>取得端末    | Android タブレット端末<br>Google Nexus7(2012), Google Nexus7(2013) |
| CAN データ<br>計測方法 | Android アプリ “Leaf Spy Pro” [27]<br>によるデータロギング機能を利用          |

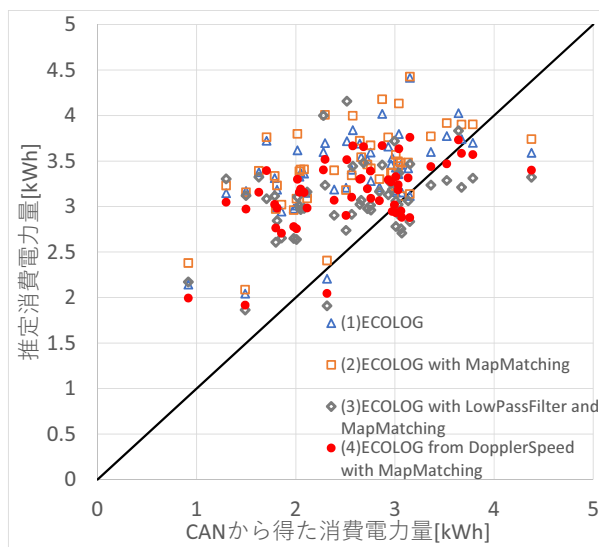


図 7 ECOLOG データ精度検証

実験結果を示した表を図 7 に示す。本実験では、表 5 に示した 4 つの GPS を元にしたログを利用した 1 トリップにおける推定エネルギーと、CAN から得た消費エネルギー量を正解とした RMSE（Root Mean Squared Error）を比較した。

1 トリップにおける RMSE は、それぞれ (1)  $1.03[kWh]$ 、(2)  $3.26[kWh]$ 、(3)  $0.82[kWh]$ 、(4)  $0.81[kWh]$  となり、マップマッチングで位置情報を補正し、ドップラーシフトによる車速を入力とした (4) が最もエネルギー推定の精度が高いことが確認された。

以上のことから、後付けの簡易なセンサによって取得したデータを入力として、EV なしで高精度なエネルギー推定が可能であることが示された。

### 5. 道路セグメントを利用したデータ可視化例

本章では、第 3. 章で定義した道路セグメントを利用した ECOLOG データ可視化例を示す。今回の例では、あるサグ地点を使用するセマンティックリンクの対象とし、そのセマンティックリンクを  $50[m]$  毎に分割した道路セグメントを利用する。サグ地点のエネルギー消費の一例として、サグ地点上におけるあるパターンを持つ走行ログを距離に対するエネルギー消費という形で可視化を行う。データの詳細は、表 6 に示す。

(1) A パターン：下り坂で加速し、上り坂で減速するパターン

表 5 入力とする GPS データの違い

| 名前                                            | 位置データ                | 車速データ                |
|-----------------------------------------------|----------------------|----------------------|
| (1) ECOLOG                                    | GPS 生データを使用          | 車速 1 を使用             |
| (2) ECOLOG with MapMatching                   | GPS マップマッチング済みデータを使用 | 車速 1 を使用             |
| (3) ECOLOG with LowPassFilter and MapMatching | GPS マップマッチング済みデータを使用 | ローパスフィルタ適用した車速 1 を使用 |
| (4) ECOLOG from DopplerSpeed with MapMatching | GPS マップマッチング済みデータを使用 | 車速 2 を使用             |

表 6 可視化対象のデータ概要

| 道のり距離  | セグメント長 | データ件数                  |
|--------|--------|------------------------|
| 約 700m | 50m    | A パターン：4 件, B パターン：4 件 |

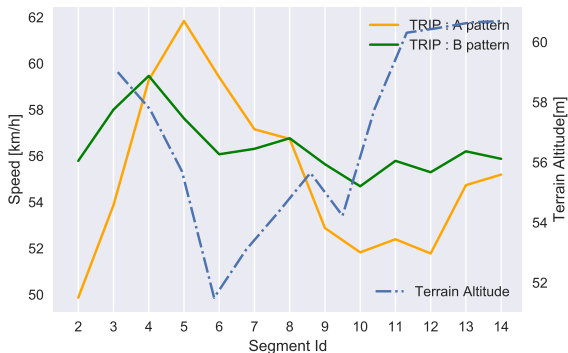


図 8 道路セグメントに対する平均車両走行速度

## (2) B パターン：最も速度変化が少なかったパターン

この 2 トリップの道路セグメントに対する車速推移を図 8 に示す。各道路セグメントには、必ず ECOLOG レコードが 1 レコード以上存在するため、車速やエネルギーは複数レコードの相加平均として集計を行った。A パターンと B パターンとで比較を行うと、A パターンは、下り坂が終わった地点である道路セグメント ID = 5 から加速から減速と転じた一方で、B パターンは勾配に関係なく、速度一定を保とうとしていることがわかる。

各セグメントに対するエネルギーロスを成分ごとに可視化したグラフを図 9 に示す。このセマンティックリンクにおける総エネルギーロスはそれぞれ、A パターン：0.0740kWh、B パターン：0.0775kWh であることから、サグ地点では、A パターンである下りで加速し、上りではアクセルを踏まずに減速するパターンがエネルギーロスが少ないことがわかる。しかしながら、このセマンティックリンクにおいて交通量が多い場合、一定速度で走行する B パターンに比べ、上りで減速する A パターンは交通渋滞を引き起こし、交通全体で考えるとエネルギー損失が増加することが考えられる。このことは、「交通量が少ない場合は A パターンでの走行、交通量が多い場合は B パターンでの走行を行うべきである」という自動運転車などで活用できるような指標を、セグメントによる集計により示すことが出来るといえる。

さらに、どの地点でエネルギーロスの差が出たかを図 9 で見てみると、図 9 を見ると、道路セグメント ID = 5, 8 において、B パターンのエネルギーロスが A パターンに対して比較的大

きいことがわかる。下りが登りに切り替わる直前の区間である道路セグメント ID = 5 においては、B パターンの方が強い減速を行っていることから、変換ロス (convert loss) 及び摩擦ブレーキによるエネルギー損失 (regene loss) が多く生じている。下りが登りに切り替わった後の道路セグメント ID = 8 においては、B パターンでは上り坂で加速に転じ、強い力行を行ったことで、主に変換ロスによるエネルギーロスが増えたことによると考えられる。以上のことから、本論文で提案した道路セグメントモデルを ECOLOG システムに適用することにより、道路の特性に応じたデータ分析が可能であることを示した。これにより、簡易なセンサで取得したライフログにより交通状況に応じた運転方法の提示が実現された。

## 6. ま と め

本論文では、道路正規化して ECOLOG レコード集計する単位である道路セグメントの定義と、道路セグメントを利用したサグ地点でのエネルギー消費の可視化例を示した。また、EV モデルの入力として利用する GPS ログに着目して、精度検証を行った。精度検証により、位置情報にはマップマッチングを適用し、車速情報はドップラーシフトによる車速データを使用した場合が最も消費エネルギー推定精度が優れていることを示した。これらにより、我々の提案システムは、簡易なセンサで取得したライフログにより道路特性に応じたデータ分析が可能であることを示した。今後の課題として、道路セグメントの最適長の決定や道路セグメントを活用した効果的なアプリケーションの提案、温度特性考慮した消費エネルギー推定モデルなどが必要である。

## 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] 資源エネルギー庁. 「平成 27 年度エネルギーに関する年次報告」(エネルギー白書 2016). <http://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2016pdf/>. 参照 Feb 12, 2018.
- [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] W. Kempton and J. Tomić. Vehicle-to-grid power fundamentals: Calculating capacity and net revenue. *Journal of Power Sources*, Vol. 144, No. 1, pp. 268–279, 2005.
- [5] W. Kempton and J. Tomić. Vehicle-to-grid power implementation: From stabilizing the grid to supporting large-

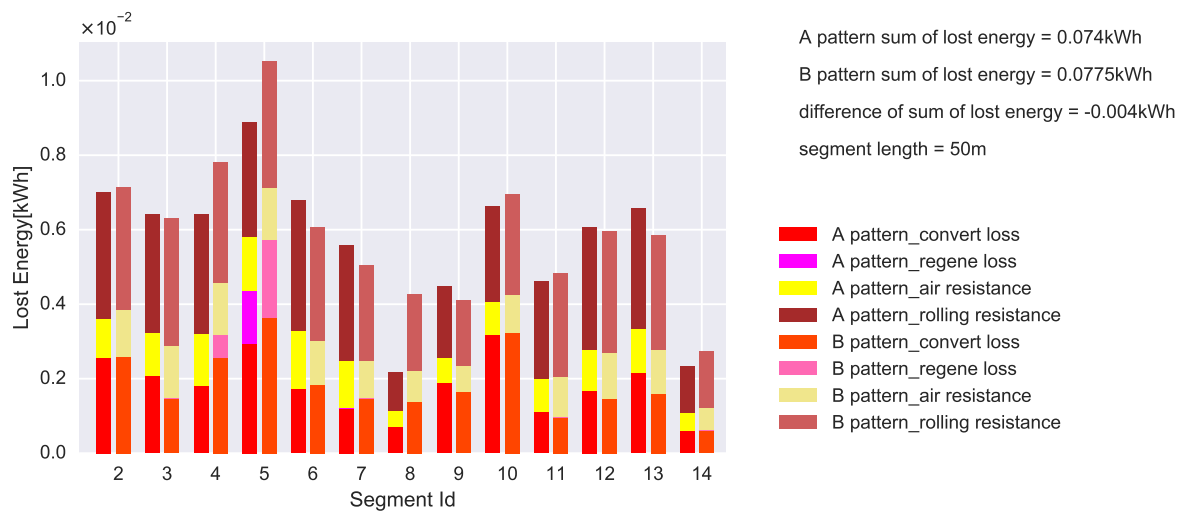


図9 セグメントごとの平均エネルギー損失

scale renewable energy. *Journal of Power Sources*, Vol. 144, No. 1, pp. 280–294, 2005.

- [6] M. Eshani, Y. Gao, S. Gay, and A. Emadi. *Modern electric, hybrid electric and fuel cell vehicles 2nd. Edition*. Power electronics and applications series, CRC press, 2010.
- [7] 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, August*, pp. 1–19, 2012.
- [8] S. Grubwinkler, M. Hirschvogel, and M. Lienkamp. Driver- and situation-specific impact factors for the energy prediction of EVs based on crowd-sourced speed profiles. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, pp. 1069–1076, 2014.
- [9] M. Ito, T. Shimoda, and K. Maema. Prediction Method of Cruising Range using Probe Data for Electric Vehicle. In *20th ITS World Congress*, pp. 1–10, 2013.
- [10] Y. Zhang, W. Wang, Y. Kobayashi, and K. Shirai. Remaining Driving Range Estimation of Electric Vehicle. In *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*, pp. 1–7, 2012.
- [11] J. Felipe, J. C. Amarillo, J. E. Naranjo, F. Serradilla, and A. Diaz. Energy consumption estimation in electric vehicles considering driving style. In *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 101–106, Sept 2015.
- [12] Y. Fei, W. Guoyuan, K. Boriboonsomsin, and M. Barth. A hybrid approach to estimating electric vehicle energy consumption for ecodriving applications. *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp. 719–724, 2016.
- [13] M. Martínez, A. Gardel, A. Wefky, F. Espinosa, J. Lázaro, I. Bravo, and P. Revenga. Electric Vehicle Consumption Estimation based on Heuristics and MLP Artificial Neural Network. *EEVC European Electric Vehicle Congress*, No. November, pp. 1–7, 2012.
- [14] Q. Yang, K. Boriboonsomsin, and M. Barth. Arterial roadway energy/emissions estimation using modal-based trajectory reconstruction. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp. 809–814, Oct 2011.
- [15] A. Styler, A. Sauer, I. Nourbakhsh, and H. Rottengruber. Learned Optimal Control of a Range Extender in a Series Hybrid Vehicle. In *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC*, Vol. 2015-October, pp. 2612–2618, 2015.
- [16] D. Karbowski, V. Sokolov, and A. Rousseau. Vehicle Energy Management Optimisation through Digital Maps and Connectivity. In *22nd ITS World Congress*, pp. 1–10, 2015. paper#1952.
- [17] M. De Souza, M. Ritt, and A. Bazzan. A Bi-objective method of traffic assignment for electric vehicles. In *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC*, pp. 2319–2324, 2016.
- [18] 矢野純史, 西村茂樹, 福永邦彦, 中島正浩, 山田浩之, 森口雅弘. プローブ情報を活用した EV 電費推定と経路探索への応用. *SEI テクニカルレビュー*, No. 184, pp. 24–29, 2014.
- [19] M. Fouladgar and R. Elmasri. Formalization of network-constrained moving object queries with application to benchmarking. *Proceedings of the 7th ACM SIGSPATIAL International Workshop on GeoStreaming - IWGS '16*, pp. 1–10, 2016.
- [20] C. Kurtulus and G. Inalhan. Model Based Route Guidance for Hybrid and Electric Vehicles. *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 1723–1728, 2015.
- [21] 讀井峻, 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.
- [22] 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/>.
- [23] 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.
- [24] T. Uemura, Y. Kashiwabara, D. Kawanuma, and T. Tomii. Accuracy evaluation by gps data correction for the ev energy consumption database. In *Adjunct Proceedings of the 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing Networking and Services, MOBIQUITOUS 2016*, pp. 213–218, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [25] U.S. Coast Guard. *NAVSTAR GPS : User Equipment Introduction*. 1996.
- [26] Torque Pro. <https://play.google.com/store/apps/details?id=org.prowl.torque&hl=ja>. Google Play, 参照 Feb 12, 2018.
- [27] Leaf Spy Pro. [https://play.google.com/store/apps/details?id=com.Turbo3.Leaf\\_Spy\\_Pro](https://play.google.com/store/apps/details?id=com.Turbo3.Leaf_Spy_Pro). Google Play, 参照 Feb 12, 2018.