

EV 消費エネルギーデータベースの構築と 連続する道路間の相関を考慮したデータ分析手法

植村 智明[†] 濱崎 裕太^{††} 齋藤 祐亮^{††} 吉瀬 雄大^{†††} 磯部 康太^{††}

有長 拓海^{†††} 富井 尚志^{††††}

[†] 横浜国立大学大学院環境情報学府情報環境専攻 〒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・電子情報工学科 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5

^{††††} 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: †{uemura-toshiaki-xh,hamasaki-yuta-cz,saito-yusuke-gb,kichise-yudai-vb,isobe-kota-py,arinaga-takumi-gt}@ynu.jp,
††tommy@ynu.ac.jp

あらまし 本研究では、電気自動車（EV）や自動運転車への利用を想定した EV 消費エネルギーログデータベース（DB）の構築と、連続する道路間の相関を考慮したログの分析手法を提案する。提案 DB は、IoT 技術によって取得可能となった活用しきれない大量のデータを高速に集計し、次世代自動車の EV や自動運転車に適用することを目的として構築する。そのために、EV 消費エネルギーログや道路データの DB スキーマを定義し、実装をおこなった。また、定義したスキーマを利用したデータ分析手法により、提案システムの有用性を示す。提案分析手法は、連続した道路データの相関に着目し、道路整備や信号などの道路インフラの変化時の EV の通過時間・エネルギー損失の定量評価に加え、分析対象とする道路の集計単位の設定を可能とした。

キーワード センサデータベース, スマートグリッド, 走行ログ, 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

近年のスマートフォンなどの小型デバイスの普及により、誰もがどこでもセンサデータ（GPS や加速度センサなどのデータ）を取得・蓄積可能となった。また、それらのデータをクラウドにアップロードすることで、自らのデータの振り返りや分析や情報を他人と共有することが可能となっている。しかしながら、蓄積した大量のデータの分析手法や活用方法が確立されておらず、現在これらのデータを活用できているとは言えない。これらのデータの有効な分析・活用には、高速にデータ検索可能なデータベースが必要となる。

一方で、自動車業界では EV や自動運転車などの次世代自動車の開発・普及が促進されている。ヨーロッパ・中国を中心としたガソリン車から EV へのシフトに加え、日本では、一つの目標として 2050 年までに乗用車の 100%を EV とすることが掲げられている [1]。自動運転車においては、日本では 2025 年までに高速道路・地域限定（レベル 4）の完全自動運転車の導入が目標として構想されている [2]。このような未来の自動車社会を想定すると、EV や自動運転車などの次世代自動車に適用できる情報インフラは重要となることが考えられる。

以上の背景から、本研究では EV や自動運転車などへのセンサデータ応用を想定したデータベース（情報インフラ）を

提案する。具体的には、以下のように提案システムを構成する。EV へのデータ応用のために、自動車走行時の簡易に利用可能な GPS 軌跡ログを取得し、そのログに EV で走行した際の消費エネルギー推定値を付加する。この消費エネルギーを付加した自動車走行ログを ECOLOG（Energy CONsumption LOG）データと呼称する。さらに、ECOLOG データの集計を高速に実行するための DB スキーマを定義し、DB システム（ECOLOG システム）として実装する。自動車の走行ログは、道路ネットワーク上を走行する時空間データであることから、高速かつ有意なデータ集計のためには工夫が必要となる。それに対して、我々は有意な道路区間であるセマンティックリンクを提案システム内に自由に定義可能とした。セマンティックリンクは、その道路に関する専門家や熟練者を知見をデータとして表現したものであり、これを定義することにより、専門家や熟練者だからこそ可能な有用なデータ集計を高速に実行することが可能となる。

更に、連続するセマンティックリンクごとに集約した時間・エネルギーのデータを多次元データとして扱い、次元間の相関に着目したデータ分析手法を提案・利用することで、ECOLOG システムの有用な応用例を提示することで提案システムの有用性を示す。相関の可視化のためには、多次元データの次元間の関係を可視化する手法である PCP（Parallel Coordinate Plot）を利用する。PCP により、連続して走行した道路区間

同士の相関関係を可視化し、分析対象の道路区間の決定を支援する。また、PCP の特徴として、属性間関係を可視化する面では長けているものの、データの分布をユーザに見やすく可視化することは困難である。そのため、PCP を補完するために箱ひげ図とカーネル密度分布をグラフ軸上に表示する Violin Plot を併せて利用する。提案システムの応用例として、交通インフラ意思決定者を想定し、道路整備や信号などの交通インフラの変化がもたらす EV の走行に要する時間・エネルギーという二つの指標への影響を効果的に分析・定量評価が可能であることを示す。

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 [3], [4]。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 [5]。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 [6]。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 [7]。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 [8]。

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 [9]。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トモデルの提案を行った [10], [11]。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 [12]。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 [13]。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、PH (プラグインハイブリッド) EV 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 [14]。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 [15]。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 [16]。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等によって変化する最適解とは乖離した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 [17]。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 [18]。しかしこれらのデータ管理に関する研究は、有意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ィープに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。

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 [5]	A	LL	B	○	P	-	-
Grubwinkler ほか [6]	A	LL	B	○	P	-	-
Ito ほか [7]	A	LL	B	○	P	-	-
Zhang ほか [8]	A	LL	B	○	P	-	-
Felipe ほか [9]	A	LL	B	○	M	-	-
Fei ほか [10]	A	LL	B	○	H	-	-
Martinez ほか [11]	A	LL	B	○	H	-	-
Yang ほか [12]	A	IL	C	○	P	-	-
Styler ほか [13]	B	LL	B	○	P	-	-
Karbowski ほか [14]	B	LL	D	○	P	-	-
Kurtulus ほか [15]	C	LL	C	○	P	-	-
De Souza ほか [16]	C	LL	C	○	P	-	-
矢野ほか [17]	A	LL	B	○	P	-	B
Fouladgar ほか [18]	D	LL	B	-	-	-	C
ECOLOG	D	LL	A	○	P	○	A

表 2 運動方程式のパラメータ

パラメータ	単位	意味	取得方法
g	m/s^2	重力加速度	定数
ρ	kg/m^3	空気の密度	定数
μ		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
θ	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

(4) 地点別・時点別・走行状況別の消費エネルギーを高速に検索・集計する

(5) 運転者やデータ分析者に対して、有用な分析結果を提示する

(6) 交通インフラや自動運転車に対して、EV の走行時の消費エネルギーや経過時間を考慮した運転方針を決定するためのデータを提示する。

ECOLOG システムでは、IoT 技術の発展により簡易に収集可能となった自動車走行ログを、DB を通じてデータシェアを行うことで (5)、(6) を達成することを想定している。

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} 、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 η の積で求めることが出来る。(1) における各パラメータを表 2 に示す。

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

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 [19]。また、EV の特性の一つとして、加速抵抗と登坂抵抗による力学的エネルギーが消費エネルギーとして計上されるものの、これらのエネルギーは減速時や坂道を下るときに電気エネルギーとして回収される回生ブレーキが存在する。このことを考慮すると、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。

なお、EV の消費エネルギー推定の精度に関しては、[20] で議論済みであることから本論文での研究の対象外とする。

3.3 ECOLOG テーブル

EV モデルにより計算された瞬間のエネルギー消費量はセン

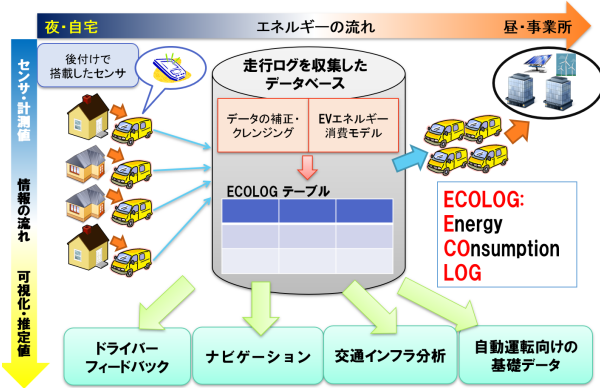


図 1 ECOLOG システム

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) 道路網内を走行する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) 収集した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

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。

$$E_e = c \sum_{t=t_{start}}^{t_{end}} P_e(t) \Delta t \quad (\text{ただし } \Delta t = 1sec) \quad (2)$$

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} , η , $P_e(t)$ 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（以後、単にリンクと省略）とその有意な集合であるセマンティックリンクの説明を記述する。

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 [21]。リンクは、交差点を表すノードと道路形状を表すリンク構成点で構成されている。ノードとリンク構成点は、それぞれ緯度経度の座標を持つ。しかし、リンクは交差点ごとの道路での集計は可能であるが、専門家や分析者にとって重要な意味を持つ道路区間を表現するには不十分である。

それに対して、我々は有意なリンクの集合セマンティックリンク（以後、SL と省略）を提案する。これを集計の単位とすることで、分析の目的や意図に応じて道路区間上を走行した ECOLOG を高速に集計することが可能になる。

3.5 ECOLOG データベース設計

図 2 に ECOLOG システムにおけるスキーマ図をそれぞれを示す。ある運転者がある車を運転して、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、終点のレレーションシップといえる。また、ECOLOG テーブルは、あるトリップにおけるあるセンサセットにより取得したセンサログとする。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 に加え、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、地図情報としてリンク、SL がテーブルとして存在する。

4 道路間の相関を考慮したデータ分析手法

4.1 分析手法の概要

上記した提案データ分析手法の概要を図 3 に示す。提案する分析手法は以下のような順番で実行する。

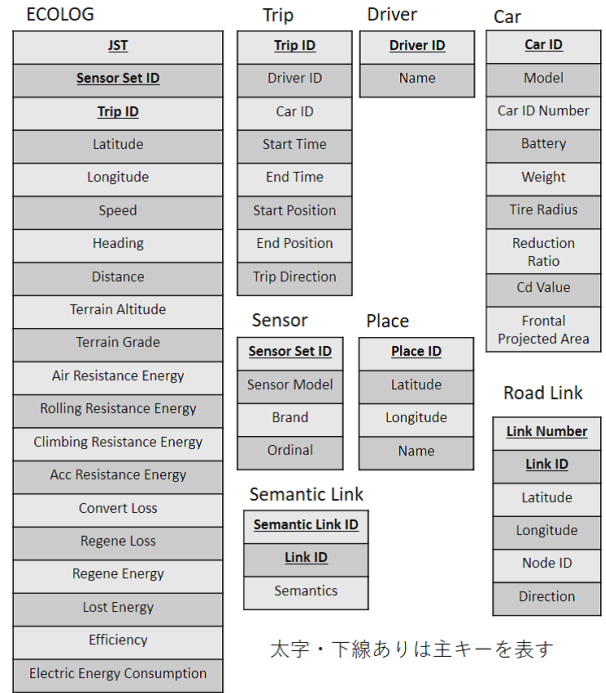


図 2 ECOLOG DB スキーマ

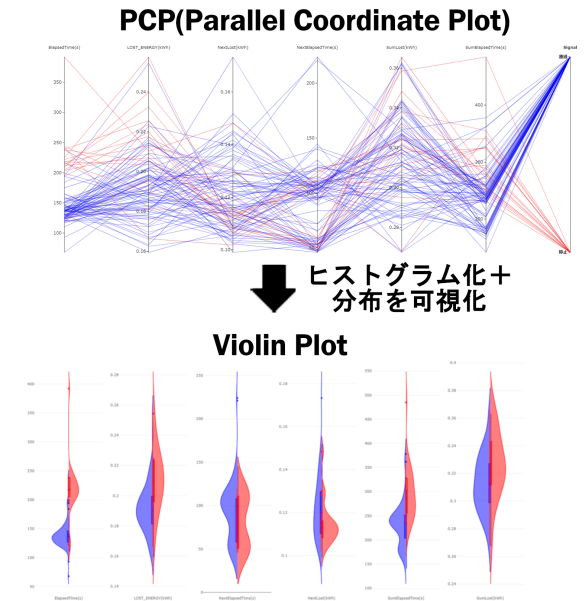


図 3 提案分析手法

- (1) データ分析者が暗に持つ知見から、分析候補の SL を決定
- (2) 連続する道路間の相関・分布を可視化し、分析対象の道路を決定 (PCP・Violin Plot)
- (3) 分析対象の道路に要する通過時間・エネルギー損失を定量評価

4.2 分析候補の SL

分析対象候補の道路は、分析者の目的や興味によって変化する。それらの候補道路を SL として定義することで、PCP・Violin Plot として可視化するためのデータ集計が可能とする。

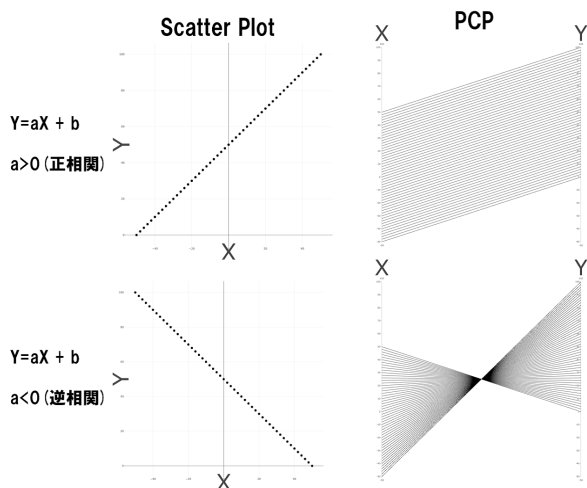


図 4 PCP が示す隣接する属性間の相関関係

5 章では、分析者を道路インフラ整備の意思決定者向けを想定し、既存道路を走行する車両への新設道路による時間・エネルギーの影響を分析・定量化する例を紹介する。

4.3 PCP(Parallel Coordinate Plot)

PCP とは、多次元データ分析するために用いられる可視化手法であり、多次元データの属性を直線の軸として描き、データの 1 タプルを 1 つのラインとして表す。これにより、データ全体のクラスタの発見 [22] や属性間の相関を俯瞰的に知ること [23] が可能である。PCP が示す隣接する属性間の相関の例を図 4 に示す。図 4 には、1 次関数 $Y = aX + b$ を散布図 (Scatter Plot) と PCP でそれぞれ示した。また、図 4 上部は $a > 0$ のとき (正相関)、下部は $a < 0$ のとき (逆相関) をそれぞれ示す。図 4 より、PCP のデータの 1 タプルを示すライン (以下、ラインと省略) が平行となる場合は、属性間は正の相関を示す。一方で、ラインが軸の中間で交差する場合には、属性間は逆の相関を示す。また、提案システム内の PCP では、軸を範囲選択することで表示するタプルを限定する機能、任意の軸を追加・削除・並び替えする機能、指定した軸の属性値を基にしたラインの色分け機能、軸の目盛りの順番を反転させる機能を実装した。

また、PCP はクラスタや相関を見ることに長けている一方で、データの分布を見ることが難しい。そのため、4.4 節で後述する Violin Plot を利用してデータを分布を可視化する機能を補完する。

4.4 Violin Plot

Violin Plot とは、箱ひげ図にカーネル密度分布を重ねることでデータの分布を把握することが出来る可視化手法である。Violin Plot は、図 3 にあるように、PCP の各軸を Violin Plot として可視化し、それを PCP と併せて見ることにより、PCP では見ることが難しいデータの分布を可視化機能を補完する役割を持つ。

本提案手法では、PCP と Violin Plot を用いて走行時に連続して走行するセマンティックリンク間の相関を可視化し、分析



図 5 被験者 17 の SL

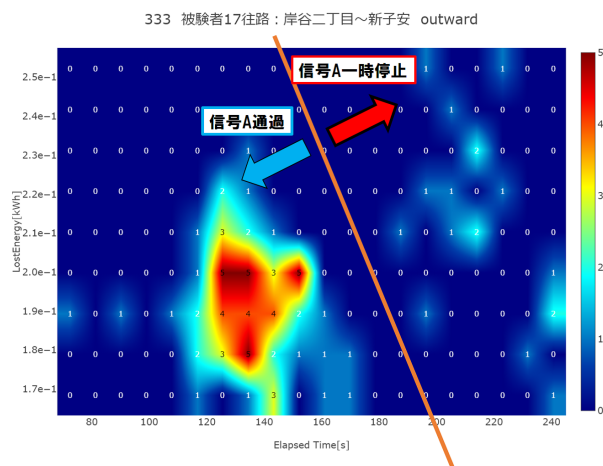


図 6 被験者 17 の SL における CHORALE

対象の SL を決定する。

5 提案分析手法を利用した可視化例

本章では、ある被験者 17 の通勤時に取得した ECOLOG データを用いて可視化例を示す。

5.1 分析候補の SL (被験者 17)

被験者 17 の分析候補の SL を、図 5 に示す。SL A は、国道一号線の岸谷 2 丁目から新子安の区間である。被験者 17 は、毎日の出勤で岸谷 2 丁目を起点としてこの SL A を走行している。この区間では 2017 年 3 月に国道一号線・産業道路・首都高速道路間の道路が開通し、開通した新道路前の信号 X のパターンが変更された。そのために、SL A を走行する自動車は信号 X で一時停止するトリップが増加している。この時、「信号 X を停止せずに通過したか一時停止したか」という事象が、時間・エネルギーという指標にどれだけ影響を与えたかを ECOLOG を利用することで分析してみることを考える。まずは、我々の既存手法である CHORALE [24] で、被験者 17 が SL A を走行したデータを可視化した (図 6)¹。図 6 において、ヒートマップ

1: CHORALE 上の色が赤に近いほど頻度が多いことを示し、SL で指定した区間を該当の運転時間・エネルギー損失を要したトリップ数が多い。逆に CHORALE 上の色が青に近いほど頻度が少なく、トリップ数が少ない。

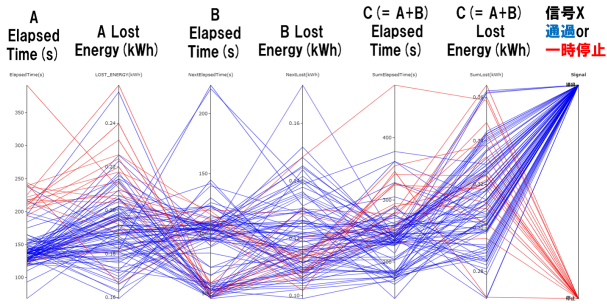


図 7 被験者 17 の SL における PCP

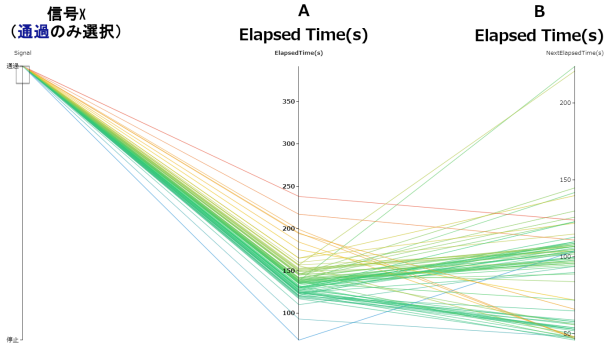


図 8 信号 X 通過時の SL A・B の経過時間 (Elapsed Time) を示す PCP

内のデータ群が、時間・エネルギー両方が大きい群と小さい群に分かれている。これは、信号 X を一時停止したか、停止せずに通過したかの違いに起因する。以上のような道路区間 SL A に対して、信号 X のパターン変更が時間・エネルギーにどのような影響を与えたかを分析することを考える。その際に、SL A に連続して走行する道路 SL B (新子安から七島町：図 5) も併せて ECOLOG データを可視化することで、信号 X の影響が出る可能性がある区間の検討を行う。

5.2 PCP・Violin Plot による分析 (被験者 17)

PCP では、SL A (以後、単に A) の後続区間である SL B (以後、単に B) も分析対象であるかを検討するために、道路区間の相関を可視化する。被験者 17 の SL におけるデータを可視化した PCP を図 7 に示す。PCP のそれぞれの軸は左から順番に、A の通過時間、A のエネルギー損失、B の通過時間、B のエネルギー損失、SL C (以後、単に C) の通過時間、C のエネルギー損失、信号 X (一度も停止せずに通過、もしくは、停止あり) を示す。ただし、C は A と B を併せた道路区間であり、岸谷 2 丁目から七島町までの道路区間を示す (図 5)。また、PCP におけるラインの色は、信号 X を一度も停止せずに通過を青、停止ありを赤として設定している。

更に、図 7 に示した被験者 17 の PCP に対して、軸の削除・軸の並び替え・タブルを限定する機能を適用することで、SL A・B 間の相関を詳細に可視化する。その際に、以下のような観点で連続する SL 間の相関を分析する。ただし、以下で示す PCP では、A の時間およびエネルギー損失の属性値を基準として PCP のラインの色分けを行う。

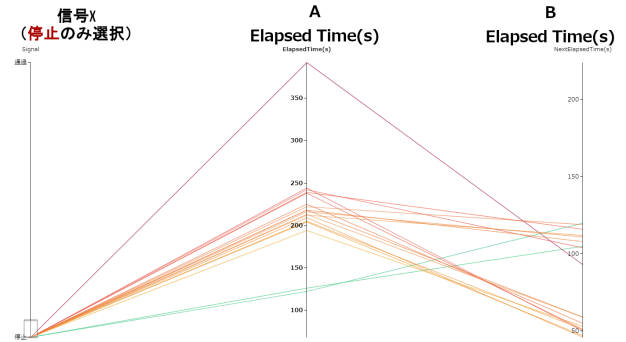


図 9 信号 X 停止時の SL A・B の経過時間 (Elapsed Time) を示す PCP

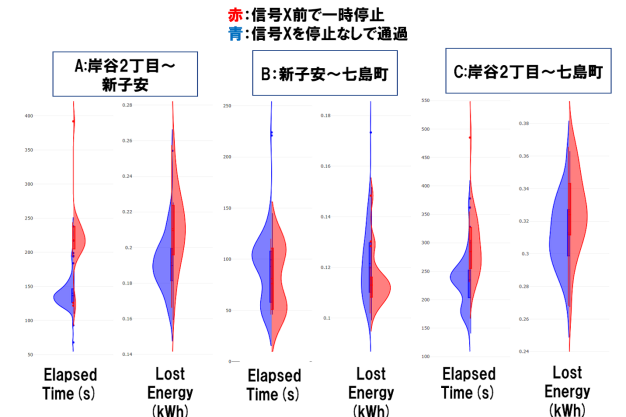


図 10 被験者 17 の SL における Violin Plot

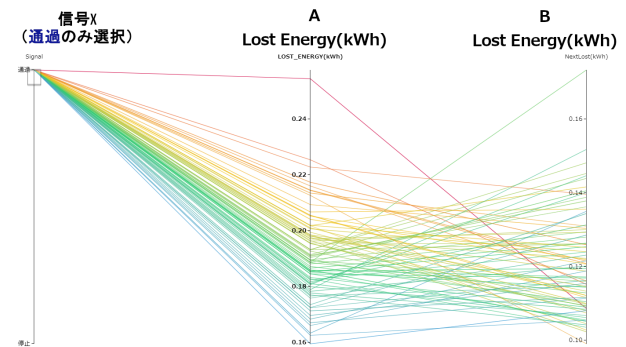


図 11 信号 X 通過時の SL A・B のエネルギー損失 (Lost Energy) を示す PCP

● 連続する SL における経過時間間の相関

連続する A・B の経過時間 (Elapsed Time) 間の相関に注目するように可視化する。不必要な軸を全て削除し、信号 X と A・B の経過時間の軸のみを表示した PCP を図 8, 9 に示す。また、図 8 は、信号 X を一時停止なしで通過したときのタブル、図 9 は、信号 X を停止したときのタブルを示す。図 8, 図 9 を見ると、A と B の軸間のラインは平行ではなく、B の軸上で二つのクラスタが出来ていることがわかる。このことから、時間の観点では A・B 間の相関が小さいことがわかる。また、図 10 (図 7 を Violin Plot 化したもの) における B の経過時間を見てみる。ただし、青色の分布が信号 X を通過時の分布、

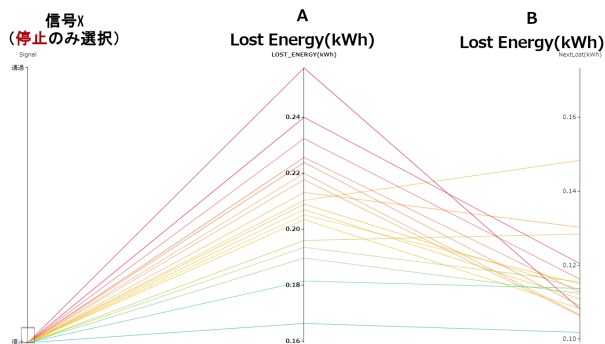


図 12 信号 X 停止時の SL A・B のエネルギー損失 (Lost Energy) を示す PCP

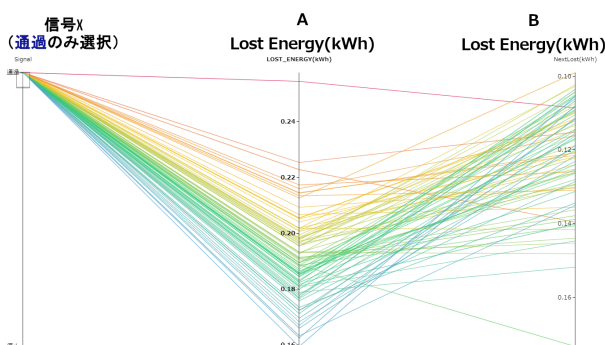


図 13 図 11 の B Lost Energy の軸目盛を反転

赤色の分布が信号 X を一時停止時の分布を示す。B の経過時間の青・赤の分布同士を比較すると大きな差異はなく、A にある信号 X の影響は、B の経過時間に大きな影響を及ぼしていないことがわかる。

- 連続する SL におけるエネルギー損失間の相関

A・B のエネルギー損失 (Lost Energy) 間の相関に注目するように可視化する。経過時間と同様に、信号 X と A・B のエネルギー損失の軸のみを表示した PCP を図 11, 12 に示す。図 11 は、信号 X を一時停止なしで通過したときのタブル、図 12 は、信号 X を停止したときのタブルを表示している。図 11 を見ると、A のエネルギー損失と B のエネルギー損失を示す軸間の多くのラインが交差しており、A・B 間はある一定の逆相関を示すことが分かる。さらに、軸間の逆相関を確認するために B の軸の目盛りを反転したものを図 13 に示す。図 13 を見ると、A・B のエネルギー損失間の多くのラインが平行に伸びているのが見える。これは、図 4 で示した正相関と類似しており、B のエネルギー損失軸の目盛りを反転させたことから、A と B のエネルギー損失は一定の逆相関を示していることが PCP を分析することにより知ることができる。一方、図 12 を見ると、A と B のエネルギー損失を示す軸間のラインの多数が平行に伸びていることから、一定の正相関を示していることが分かる。このことから、エネルギー損失の面では A と B は一定の相関を示すことが分かる。

以上のことから、A はエネルギー損失面で B との一定の相関があり、信号パターン変更の影響を見るためには、A と B の両方の区間を評価する必要があることが分かる。そして、A と B

を併せた C を分析対象と決定することで、信号の影響を受けた区間全体のデータを定量評価することが可能になる。

5.3 定量評価 (被験者 17)

本節では、PCP により決定した分析対象 SL のデータを定量評価する。図 10 から読み取ることが可能な統計値を表 3 に示す。今回の分析では、全体的に信号 X の影響を評価するために C のデータを考察する。図 10 における C の軸を見ると、信号 X で一時停止した場合 (赤) の方が停止なし (青) と比べて、時間・エネルギー損失ともに値が大きく出ていることが、データの分布から見る事ができる。表 3 で示したセマンティックリンク C の統計値である中央値と比較すると、時間では赤が 284.5s、青が 235s となり、赤の方が C を通過するために要する時間が 20%多い。エネルギー損失では、赤が 0.324kWh、青が 0.312kWh となり、赤の方が 4%多い。以上のことから、信号 X は C を通勤に利用する自動車に対して、時間とエネルギーの両面で悪影響を及ぼしていることがデータで示すことができた。これにより、ECOLOG システムの利用例の一つとして新道路を開通したことによる既存道路への影響を分析・定量評価が可能であることを示した。また、この分析手法を応用して、他の隣接する道路も走行するような多数の自動車から収集した ECOLOG データを利用することで、総合的な「交通インフラ・状況の変化が時間・エネルギーに対して及ぼす影響」の分析が可能であることが考えられる。

6 ま と め

EV や自動運転車などの次世代自動車へのセンサデータ応用を想定し、EV の消費エネルギーログを蓄積した ECOLOG システムを構築した。また、ECOLOG システムを応用し、連続する道路同士の相関に着目したデータ分析手法を提案した。連続する道路の時間軸間・エネルギー軸間の相関・分布を可視化するために PCP・Violin Plot という手法をそれぞれ用いた。これらの手法により、ECOLOG システムの有用な応用方法の一つとして、交通インフラの変化によって生じた EV の道路の通過時間・エネルギー損失への影響の効果的な分析手段を示すことができ、交通インフラの意思決定者向けの分析が可能であることを示した。

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。

文 献

- [1] 経済産業省. 自動車新時代戦略会議. http://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/jidosha_shinjidai/index.html. 参照 Jan 7, 2019.
- [2] 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部・官民データ活用推進戦略会議. 官民 its 構想・ロードマップ 2018. <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/>

軸	信号 X	最小値	第 1 四分位数	中央値	平均値	第 3 四分位数	最大値
A Elapsed Time[s]	青	68	126.5	136.5	140.1	146.5	238
A Elapsed Time[s]	赤	122	205	217	218.8	238	392
A Lost Energy[kWh]	青	0.159	0.181	0.190	0.191	0.200	0.254
A Lost Energy[kWh]	赤	0.166	0.196	0.210	0.211	0.224	0.258
B Elapsed Time[s]	青	46	58	99.5	93.025	108	224
B Elapsed Time[s]	赤	46	51	76	81.06	111	120
B Lost Energy[kWh]	青	0.099	0.110	0.120	0.121	0.130	0.173
B Lost Energy[kWh]	赤	0.102	0.108	0.113	0.115	0.116	0.148
C Elapsed Time[s]	青	141	203.5	235	233.11	252	378
C Elapsed Time[s]	赤	231	255	284.5	300.0	327	485
C Lost Energy[kWh]	青	0.267	0.299	0.312	0.313	0.327	0.363
C Lost Energy[kWh]	赤	0.268	0.312	0.324	0.326	0.343	0.366

表 3 図 10 の各グラフの統計値

- pdf/20180615/siryou9.pdf. 参照 Jan 7, 2019.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [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. SEI テクニカルレビュー, No. 184, pp. 24–29, 2014.
- [18] 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.
- [19] 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, pp. 1–6, 2014.
- [20] 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.
- [21] 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/>.
- [22] Z. Zhou, Z. Ye, J. Yu, and W. Chen. Cluster-aware arrangement of the parallel coordinate plots. *Journal of Visual Languages & Computing*, Vol. 46, pp. 43–52, 2018.
- [23] M. Lind, J. Johansson, and M. Cooper. Many-to-many relational parallel coordinates displays. In *2009 13th International Conference Information Visualisation*, pp. 25–31, July 2009.
- [24] D. Kawanuma, Y. Kashiwabara, T. Uemura, and T. Tomii. Data analysis framework for visualizing correlation of energy consumption and transit time in road sections using the ecolog database. In *Adjunct Proceedings of the 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing Networking and Services, MOBIQUITOUS 2016*, pp. 207–212, New York, NY, USA, 2016. ACM.