車載 GPS ログの多変量データ可視化手法を用いた情報分析と 電気自動車への応用

植村 智明 吉瀬 雄大 吉田 顕策 富井 尚志 計

†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,kichise-yudai-vb,yoshida-kensaku-rc}@ynu.jp, ††tommy@ynu.ac.jp

あらまし 本研究では、データ分析者の支援を目的として、多変量データ可視化手法と操作言語を組み合わせた可視化システムを実装し、情報分析手法を提示する。分析の具体例として、車載 GPS ログから算出した電気自動車 (EV)の消費エネルギーデータを対象とし、データの特性・ユースケースに合わせたデータ分析例を示す。本論文では、信号の道路走行時の通過時間や消費電力量の影響分析などの情報分析をおこない、可視化システムと個人ライフログ利用の有用性を示した。

キーワード 時空間データ, データベース, 多次元データ, エネルギー, スマートフォン

1 はじめに

近年、スマートフォンやウェアラブルデバイスなどのの普及により、日常をデータとして記録する「ライフログ」を、個人でも気軽に取得・蓄積することが可能となった。これらのデバイスをデータロガーとして利用すれば、センサデータを自動的に取得・蓄積できる。すなわち、ユーザは無意識かつ手間無くライフログを収集することができる。さらに、ユーザ自らに限らず、他ユーザとデータを共有しあうことにより、多様で有用なライフログの利用が可能になる。しかしながら、無暗にセンサデータを収集すると、蓄積したライフログは多変量・膨大・多様となり、ユーザが有用なデータ活用することが困難となる。そのため、多変量・膨大・多様なデータを「高速に」検索・演算し、「ユーザが求めている有用なデータ」を取得する方法が重要となる。

そこで、我々の先行研究 [1] では、多変量データを n 項関係として解釈し、選択・射影・結合(Seletion・Projection・Join、以下 SPJ)などの関係代数演算が可能な GUI を実装した. 加えて、そのデータ操作過程を SQL に類似した言語として保存することで、データ分析の支援をおこなうことを考えた. データ操作を行う GUI には、n 項関係をそのまま表示でき、SPJ などの基本的な演算が GUI 上で表現可能な Parallel Coordinates Plot(PCP)を利用した. しかし、我々の先行研究では、GUI 上でのデータ操作と言語による保存に留まり、具体的なユースケースに基づいた可視化の支援をおこなうことが出来ていない. 一方、地球温暖化対策として、電気自動車(EV)が次世代自動車として注目されている. EV は、走行中の温室効果ガスの排出物が無いゼロエミッション車(ZEV: Zero Emission Vehicle)の一種であり、Well-to-Wheel(エネルギー製造から走行まで)の二酸化炭素排出量削減への貢献が可能である. 加えて、比較

的大型な二次電池を持つことから、分散型エネルギー社会に参画し、エネルギーの効率的利用や、非常時のエネルギー供給の確保などに貢献することができる。しかしながら、EV は、認知度が上がっている一方で、価格の高さ、航続距離の短さ、充電設備の不十分さなどの要素から、未だ消費者から購入が敬遠される傾向がある[2]. 特に、価格の高さによる購入障壁が突出しており、その原因の一つとして、EV の購入者側の利点が不明確であることが考えられる。そのため、EV 購入者にとっての利点・不利点をデータを元に定量化し検討できることは重要となる。

そこで、我々は現在一般普及率が高いスマートフォンに搭載されるセンサデータをライフログとして蓄積し、そのデータをEVに応用することを考えた。そのために、センサデータから毎秒毎のEVの消費エネルギーを推定し、そのデータを蓄積・応用するシステムをECOLOG(Energy Consumption LOG)システムと名付けて開発した。

本論文での研究概要を図1に示す。本研究では、PCPによる可視化とデータ操作、任意のグラフによる可視化、操作言語を統合した可視化システムによって、分析者が求める所望の結果を得ることを支援する。そのユースケースとして、ECOLOGシステムに蓄積したライフログを利用し、EVの消費エネルギーログに特化した分析例を提示する。これにより、(1) 実装した可視化システムの有用性を示す、(2) 個人ライフログの EV 応用への有用性を示すという二つの目標を達成することをねらう。本論文では、運転者が持つ仮説・知見を検証するために、道路とその道路にある信号に着目して、データ分析を行った例を提示する。

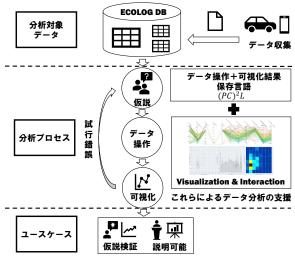


図 1: 本研究の概要

2 関連研究

2.1 平行座標プロット (PCP) とデータ操作

1985年、Inselberg によって初めて PCP の概念が定義された [3]. それ以来、PCP に関する様々な議論がされてきており、情報可視化の分野において重要なトピックの 1 つとなっている [4]. Johansson らによれば、PCP の研究は次の 4 つに分類される [4]: (1) PCP の (属性) 軸レイアウト、(2) PCP の Clutter 軽減方法、(3) PCP の実応用例の提示、(4) PCP と他のデータ解析手法との比較.上記の通り、ほとんどは PCP の見せ方に関して議論がされているものがほとんどであり、操作の過程に着目した議論はされていない.また、可視化と同時にデータに SPJ のような演算を加えることは議論されていない.

また、Bouali らは、対話型遺伝的アルゴリズムを使用することで、可視化手法の推薦を行うシステムを構築した [5]. これは、データや利用者の要求に応じてより適切な可視化手法(散布図行列や PCP など)の選択を支援するものである。我々の提案システムは関係代数における SPJ 質問に相当する表現力を持つような可視化システムを構築するため、タプルが 1 つの線で明示され、詳細に参照・分析可能である PCP が適切である.

一方で、インタラクティブに操作しながら PCP による分析を支援するシステムの提案もされている。Itoh らは、属性軸間の相関に基づいてインタラクティブに次元削減を行い、PCP から所望する情報の発見を支援するシステムを構築した [6]. Zhouらは、エントロピーの概念を導入することで、PCP の属性軸の整列順序をクラスタに基づいて決定する手法の提案をした [7].

他の研究として、データやシステムの操作過程を管理する研究 (Provenance) が行われている [8]. 特にデータやシステム、プログラミングコードなどの操作過程や意図を保存することは、複雑なデータ処理を支援するために重要なことであるといわれている. さらには、分析結果データの操作過程や意図を示すことは、SQL のような関係代数演算をサポートする問い合わせ言語で記述することが有効であるともいわれている. その点で、我々が定義した操作言語を用いて、可視化システムによるデー

タの操作過程を保存することは有効な手段であるといえる.

システムの操作過程を保存してユーザのタスクを支援する手 法として、Waldner らは、PC のアプリケーション操作ログを 記録し, そのログを時系列が理解できるように可視化するこ とで、ユーザが過去に行った意思決定の検証やデータソースの 再取得の支援を行った[9]. Mindek らは,画像データに分析過 程に利用する他のデータソースのデータを同時に表示し,分 析者の文脈を保存したスナップショットを保存することで、シ ミュレーションデータの可視化や文書分析の支援を行った[10]. Gratzl らは、PCP やヒートマップ、散布図行列など様々な可 視化手法を組み合わせて複数のデータソースから得られたデー タとその分析過程を可視化し、データ分析の支援を行った[11]. これらの手法と比較して我々の提案手法は、「可視化システムの データ分析過程を可視化して見せる」のではなく、「SQL に類似 した言語を用いてデータ分析の途中結果を保存し, 問い合わせ 言語として一般的な SQL に親しみのあるデータ分析者を支援 する」ものであり、立場が異なる.また、言語を用いて操作過 程を保存する利点として、言語の一部を書き換えるだけでデー タ分析の改善をすることが容易であり、その点でこれらの研究 と比較して優位性をもつ.

一方,多変量データを可視化するその他の有名な手法として,複数の散布図を表示する散布図行列が挙げられる [12]. しかし,散布図行列は,属性同士の相関を直感的に把握できるが,散布図数が属性数の 2 乗に比例して増加する。そのため,データの操作過程で SPJ(特に Join) を適用することには不向きであるといえる.

2.2 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 [13], [14]. 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 [15]. 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 [16]. Ito らは,EV を含めたプローブカーデータを元に,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 [17]. 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 [18].

また、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 [19]. Fei 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 [20]. 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 [21].

これらの研究にみられるように、EV のエネルギー消費量は 色々な方法で推定することが可能である。その一方で、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 イルなどの推定に限定されており、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。

2.3 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 [22]. 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 [23]. 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、道路リンクー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 自動車口グに関連する可視化システム

近年,自動車より収集した走行ログを活用する取り組みが展開されている.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[24].平岡らは、運転者に自発的なエコドライブを促すためのエコドライブ支援システムを提案し、情報提示の重要性を示した[25].Wilminkらは、情報提示による運転の改善が二酸化炭素の排出を削減することをシミュレートした[26].Komamizuらは、EVの運転軌跡をドライバの属性情報と共に可視化するフレームワークを提案した[27].

3 多変量データ可視化手法を用いた情報分析シス テム

3.1 分析手法の概要

提案システムでは、データ分析者が 3.2 節で説明する PCP に対し GUI 上でインタラクションを行いつつ、グラフによる データ可視化をおこなう。その操作・可視化結果を SQL に類似した $(PC)^2$ L という言語で保存・再現する。それにより、1 に記述した分析プロセスを支援することを想定する。以下では、想定する操作の流れについて示す。

- (1) 1つのリレーションを PCP に適用し可視化する.
- (2) 分析者の仮説をもとに、PCP 上でデータ操作を行う.
- (3) 操作後のデータを、任意のグラフにより可視化する.

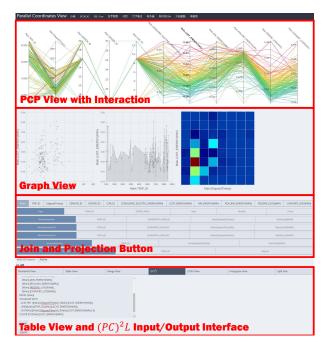


図 2: 実装可視化システム

- (4) 分析者が所望するときに, (2), (3) で操作した結果のスナップショットを $(PC)^2L$ で保存する.
- (5) (2)-(4) を繰り返す。その際、過去のスナップショットに戻る必要がある場合は該当する $(PC)^2$ L を入力し、PCP 上に操作結果を再出力する。
 - (6) データ分析者が所望の可視化結果を獲得する.

3.2 PCP(Parallel Coordinate Plot)

本研究において実装した可視化システムを図2に示す、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 [28] や属性間の相関を俯瞰的に知ること [29] が可 能である. PCP が示す隣接する属性間の相関の例を図3に示 す. 図 3 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 3 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 3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,システム内の PCP View 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などのデータ操 作機能を実装した. 加えて、PCP View で操作後のデータの任 意の軸を選択し、散布図やヒートマップ, Violin Plot などを可 視化する機能を実装した.

4 ECOLOG システム

4.1 ECOLOG システムの概要

我々が開発した ECOLOG システムの全体像を図 4 に示す.

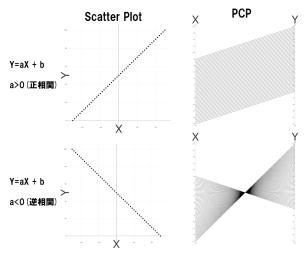


図 3: PCP が示す隣接する属性間の相関関係

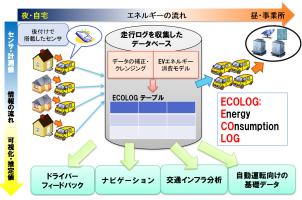


図 4: ECOLOG システム

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
- (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、ライフログとして既存車両の自動車走行ログを気軽に収集し、次世代自動車である EV への応用として (5), (6) を達成することを想定している.

4.2 EV モデルによる消費エネルギー推定

本研究で用いる EV 消費エネルギー推定モデル(EV モデル)は,先行研究 [30] で定義したものを利用する.この EV モデルは,走行ログのサンプリングレート(1Hz)に合わせ,EV の瞬間電力を消費要因ごとに推定を行う.すなわち,ECOLOGデータは時間に正規化されたエネルギー消費要因データとして,

データベースに格納される.

ここで、EVのエネルギー消費要因について説明する。EVの消費エネルギーは、加速抵抗によるエネルギー、登坂抵抗によるエネルギー、中央気抵抗によるエネルギー、中央の抵抗によるエネルギーが消費エネルギーを換口ス、摩擦ブレーキによるエネルギーロスが存在する。なお、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て回生ブレーキにより電気エネルギーとし回収される。このことを考慮すると、回収されることのない実際の「エネルギーロス」の原因となるのは転がり抵抗、空気抵抗、摩擦ブレーキ、および、エネルギーロスとしてログデータ化し、ECOLOG DBに蓄積する。そして、以下に記述するデータ分析の指標の一つとして利用する。なお、EVの消費エネルギー推定の精度に関しては、先行研究[31]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。

4.3 道路リンクとセマンティックリンク

本節では、道路データである道路リンク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.

道路リンクは、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[32]. 道路リンクは、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、それぞれは緯度経度の座標を持つ. 道路リンクは交差点ごとに分かれるため、分析者にとって意味を有さない区間データとなる.よって、道路リンクを用いるだけでは、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ことができない.

それに対して、我々は有意な道路リンクの集合セマンティックリンク(以後、SLと省略)を定義した。SLは分析者が興味を持つ任意の道路区間とし、複数の道路リンクから成る。その区間を日常的に走行しているエキスパートが暗黙的に有する知見や経験則を明示的・定量的に示すために、SLを設定する。SLを集計単位とすることで、分析目的や意図に応じて道路区間上を走行した ECOLOG データを高速に集計することができる。

4.4 ECOLOG データベース設計

図 5 に ECOLOG システムにおけるスキーマ図を示す. ある運転者がある車を運転して, ある時間にある始点 (Origin) からある終点 (Destination) へと走行することを OD トリップとし, ECOLOG システムにおいては, 単にトリップと呼ぶ. 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, 終点のリ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により取得したログデータが格納される. ECOLOG テーブルの最も重要な属性値は, その地点, その時点で生じたミクロなエネルギー消費量である. このエネルギー消費量は, 4.2 節で述べた推定値を用いる. それぞれの消





図 6: 被験者 A の SL

費要因のエネルギー毎に集計を行うことが可能である。その時,ECOLOG テーブルは,キーとしてトリップ ID,センサ ID,リンク 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,終点が利用可能である。さらに,地図情報として道路リンク,SL がテーブルとして存在する。これらを JOIN,集約することによって,SL ごとにエネルギー消費量の総量計算や原因別の集計分析が可能となる。

5 可視化例 1: 道路信号の走行への影響分析

本節では、ある被験者(被験者 A とする)の通勤時に取得した ECOLOG データを用いて可視化例を示す. 我々が構築した可視化システムを利用して、通勤路における被験者 A が持つ仮説をデータを持って定量化し、仮説の検証をおこなう.

5.1 分析候補の SL

被験者 A の分析候補の SL を図 6 に示す。図 6 において,A 地点を始点として B 地点を終点とする道路区間を SL A-B とする。同様に B 地点から C 地点に至る道路区間を SL B-C とする。被験者 A は,毎日の出勤で A 地点を起点としてこの SL

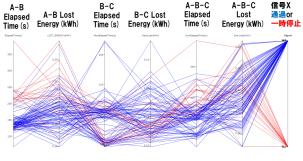


図 7: 被験者 A の SL における PCP

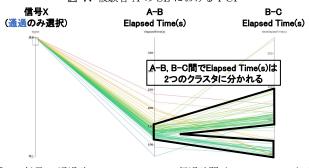
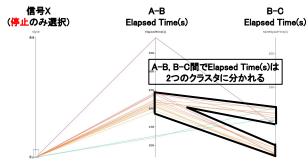


図 8: 信号 X 通過時の SL A-B・B-C の経過時間 (Elapsed Time) を示す PCP



A-B を走行している。被験者 A はこの区間において、「信号 X で停止することにより、C 地点に至るまでの通過時間が非常に大きく感じる。加えて、停止したことによってエネルギー損失が増えているのではないか」という仮説を持っていた。我々の可視化システムを用いて、この仮説を検証することとする。具体的には、PCP、Violin Plot を利用することで、SL A-B、それに続く B-C に対して、信号 X における一時停止が時間・エネルギーにどのような影響を与えたかを分析する。

5.2 PCP · Violin Plot による分析

PCPでは、SL A-B(以後、単に A-B)とその後続区間である SL B-C(以後、単に B-C)の信号 X の影響を確認するため、道路間の相関を可視化する。被験者 A 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-B の通過時間、A-B のエネルギー損失、B-C の通過時間、B-C のエネルギー損失、SL A-B-C(以後、単に A-B-C)の通過時間、A-B-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。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、停止ありを赤とした。

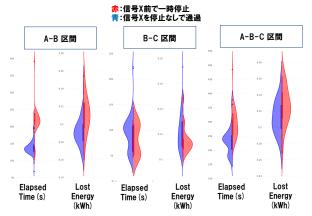


図 10: 被験者 A の SL における Violin Plot

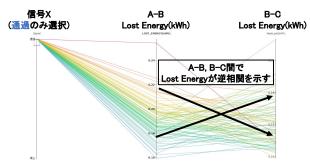


図 **11:** 信号 X 通過時の SL A-B・B-C のエネルギー損失(Lost Energy)を示す PCP

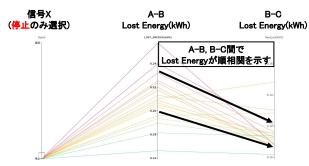


図 12: 信号 X 停止時の SL A-B・B-C のエネルギー損失 (Lost Energy) を示す PCP

更に、図7に示したPCPに対して、軸の削除・軸の並び替え・タプルを限定する機能を適用することで、SLA-B・B-C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-B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。

• 連続する SL における経過時間間の相関

連続する A-B・B-C 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・B-C 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プル、図 9 は、信号 X を停止したときのタプルを示す. 図 8,図 9 を見ると、A-B と B-C の軸間のラインは平行ではなく、B-C 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・B-C 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-C 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,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,信号 X の影響は,B-C の経過時間に大きな影響を及ぼしていないことおらず,A-B の経過時間に対して影響を及ぼしていることがわかった。

• 連続する SL におけるエネルギー損失間の相関

A-B・B-C 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・B-C 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プル,図 12 は,信号 X を停止したときのタプルを表示している.図 11 を見ると,A-B のエネルギー損失と B-C 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・B-C 間は一定の逆相関を示すことが分かる.一方,図 12 を見ると,A-B と B-C 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,エネルギー損失の面では X-B と B-C は一定の相関を示すことが分かる.

以上のことから、A-B はエネルギー損失面で B-C との一定の相関があり、信号 X による影響を見るためには、A-B と B-C の両方の区間を評価する必要があることが分かる.

5.3 定量評価

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。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 A-B-Cのデータを考察する。図 10 における A-B-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ことができる。セマンティックリンク Cの中央値で比較すると、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 A-B-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、提案可視化システムと ECOLOG システムの利用例の一つとして信号の通過・停止による時間・エネルギーへの影響を分析・定量評価が可能であることを示した。

6 可視化例 2: 道路信号のパターン変化の影響分析

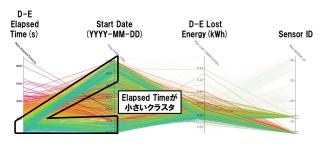
本章では、5章とは別の地点における ECOLOG データを用いて、可視化例1と類似した分析をを行う。また、同地点を熟知する熟練運転者の知見と比較することによって、熟練運転者が経験的に有する知見を定量化する例を示す。

6.1 分析対象の SL

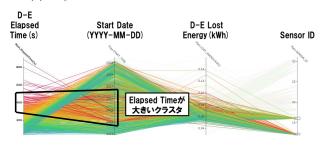
分析候補の SL を図 13 に示す。SL D-E は,上り坂が含まれる区間である。被験者 B は,毎日の出勤で地点 D を起点として,この SL D-E (以下,単に D-E) を走行している。被験者 B によると,「この区間では信号 Y のパターンが 2 回変更された。最初は渋滞が非常に少なく通過時間も小さかったが,1 回



図 13: 被験者 B の SL



(a) Elapsed Time が小さいデータ (緑線) がクラスタを構成



(b) Elapsed Time が大きいデータ (赤線) がクラスタを構成 図 **14:** 被験者 B の ECOLOG データを可視化した PCP

目の変更で渋滞が増加し通過時間が増え、2回目の変更では若干渋滞が解消されやや通過時間が減った」という知見が存在する.この区間を長年走行している熟練ドライバー被験者Bの知見をデータとして明示化するために、分析をおこなった.

6.2 PCP · Violin Plot による分析

まず、D-E を走行する ECOLOG データを、PCP を用いて可視化する。その PCP を図 14 に示す。軸は左から順に、D-E を走行するために要した経過時間(D-E Elapsed Time(s))、トリップの開始日時(Start Date)、D-E を走行するために要したエネルギー損失(D-E Lost Energy(kWh))、GPS ログを収集したセンサ ID(Sensor ID) である。また、線の色分けは、D-E Elapsed Time(s)を基準に行っており、色が青に近いほど通過時間が少なく、色が赤に近いほど通過時間が大きいことを示す。ここで、軸 D-E Elapsed Time(s)と軸 Start Date 間の線を見てみると、通過時間が少ない緑色のクラスタ(図 14(a))と通過時間が大きい赤色のクラスタ(図 14(b))ができていることがわかる。すなわち、2013 年から 2014 年は通過時間が小さい傾向だったが、2014 年から 2017 年頃まで通過時間が小さい傾向となった。そして、2017 年頃から通過時間が小さい傾向

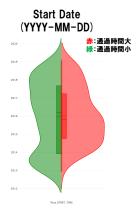


図 **15:** 被験者 B の Start Date の Violin Plot(Elapsed Time で色分け)

となったことから、被験者 B が示した知見が正しいことがわかる. しかし、表示されているデータの件数は、981 件であり、PCP で正確なデータの分布を把握するにはデータ件数が過大である. そのため、実際にデータが知見通りの傾向を示していることを確認するために、Violin Plot を利用する.

被験者のトリップの開始日時(Start Date)を Violin Plot に示したものを図 15 に示す。図 14 で見られた緑色のクラスタと赤色のクラスタを分割する境界である通過時間 = 200 秒を基準として、色分けを行った。すなわち、200 秒より通過時間が大きいものを渋滞していると仮定して赤の分布、200 秒より小さいものを渋滞していないと仮定して緑の分布で示した。図 15 を見てみると、2013 年から 2014 年までは、緑のデータが多く占めており渋滞が少ないと示唆される、一方、2014 年から 2017 年までは、赤のデータが多く占めていることから、渋滞が多く発生していることが示唆される。さらに、2017 年を過ぎると、赤と緑のデータが同程度あり、渋滞が緩和されたが、2013年から 2014 年と比べ渋滞が多い傾向にあることがわかる。

これらのことから、被験者 B の知見をデータによって明示化することが出来た.この分析の応用としては、この区間の渋滞の原因が信号 Y のパターンで起きるという事実を、一般ユーザーに情報として与えることで安心を与えることが考えられる.他には、信号パターン変化によってその道路を走行する自動車がどのような影響を受けたかを、ユーザーが何気なく取得したライフログから評価可能であることが示唆される.

7 ま と め

本研究では、PCPによる可視化とデータ操作、任意のグラフによる可視化、操作言語を統合した可視化システムを構築した。そのユースケースとして、ECOLOGシステムに蓄積したライフログを利用し、道路信号の時間・エネルギーの影響という運転者が暗に持つ仮説検証を行い、EVの消費エネルギーログに特化した分析例を提示した。これにより、可視化システムとライフログのEVというアプリケーションへの有用性を示すことが出来た。今後の課題として、可視化システムを他のアプリケーションに特化した分析例を示すことで、システムの汎用性を示すことが挙げられる。

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] 濱崎裕太, 植村智明, 富井尚志. 多変量データを SPJ 質問により 統合する平行座標プロット型情報可視化システムと操作言語. 情 報処理学会論文誌データベース(TOD), Vol. 12, No. 4, pp. 27–39, October 2019.
- [2] デロイトトーマツグループ. 次世代車に関する消費者意 識調査 2019. https://www2.deloitte.com/jp/ja/pages/ about-deloitte/articles/news-releases/nr20190919.html. 参照 2020-01-06.
- [3] Alfred Inselberg. The plane with parallel coordinates. The Visual Computer, Vol. 1, No. 2, pp. 69–91, 1985.
- [4] Jimmy Johansson and Camilla Forsell. Evaluation of parallel coordinates: Overview, categorization and guidelines for future research. *IEEE Trans. on Visualization and Com*puter Graphics (TVCG), Vol. 22, No. 1, pp. 579–588, 2016.
- [5] Fatma Bouali, Abdelheq Guettala, and Gilles Venturini. VizAssist: An interactive user assistant for visual data mining. The Visual Computer: Int'l Journal of Computer Graphics, Vol. 32, No. 11, pp. 1447–1463, 2016.
- [6] Takayuki Itoh, Ashnil Kumar, Karsten Klein, and Jinman Kim. High-dimensional data visualization by interactive construction of low-dimensional parallel coordinate plots. *Journal of Visual Languages & Computing*, Vol. 43, pp. 1–13, 2017.
- [7] Zhiguang Zhou, Zhifei Ye, Jiajun Yu, and Weifeng Chen. Cluster-aware arrangement of the parallel coordinate plots. Journal of Visual Languages & Computing, Vol. 46, pp. 43–52, 2018.
- [8] Melanie Herschel, Ralf Diestelkämper, and Houssem Ben Lahmar. A survey on provenance: What for? what form? what from? The VLDB Journal, Vol. 26, No. 6, pp. 881–906, Dec 2017.
- [9] Manuela Waldner, Stefan Bruckner, and Ivan Viola. Graphical histories of information foraging. Proc. of the 8th Nordic Conf. on Human-Computer Interaction: Fun, Fast, Foundational(NordiCHI '14), pp. 295–304, 2014.
- [10] Peter Mindek, Stefan Bruckner, and M. Eduard Gröller. Contextual snapshots: Enriched visualization with interactive spatial annotations. Proc. of the 29th Spring Conf. on Computer Graphics(SCCG '13), pp. 49–56, 2013.
- [11] S. Gratzl, N. Gehlenborg, A. Lex, H. Pfister, and M. Streit. Domino: Extracting, comparing, and manipulating subsets across multiple tabular datasets. *IEEE Trans. on Visual*ization and Computer Graphics(TVCG), Vol. 20, No. 12, pp. 2023–2032, Dec 2014.
- [12] G. Grinstein, M. Trutschl, and U. Cvek. High dimensional visualizations. In *In Proceedings of KDD Workshop on Vi*sual Data Mining, 2001.
- [13] 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.
- [14] 廣田幸嗣, 船渡寬人, 三原輝儀, 出口欣高, 初田匡之. 電気自動車工学. 森北出版, 2017.
- [15] 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.
- [16] S. Grubwinkler, M. Hirschvogel, and M. Lienkamp. Driverand 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
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] 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 論文集, pp. 1-4, 2010.
- [25] 敏洋平岡, 聖明西川, 浩司川上, 隆之塩瀬. 自発的な省燃費運転 行動を促すエコドライブ支援システム. 計測自動制御学会論文 集 = Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers, Vol. 48, No. 11, pp. 754–763, 2012.
- [26] Isabel Wilmink, Johan Olstam, Martijn van Noort, and Charisma F Choudhury. Microscopic simulation of ecodriving systems using real-world vehicle models. In 22nd ITS World Congress, Bordeaux, pp. 1–12, 2015.
- [27] Takahiro Komamizu, Toshiyuki Amagasa, and Hiroyuki Kitagawa. Visual spatial-OLAP for vehicle recorder data on micro-sized electric vehicles. In Proc. of the 20th Int'l Database Engineering & Applications Symposium (IDEAS '16), pp. 358–363. ACM, 2016.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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. ACM, 2016.
- [31] 齊藤祐亮, 植村智明, 富井尚志. 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. 情報処理学会論文誌データベース(TOD), Vol. 12, No. 4, pp. 40–52, October 2019.
- [32] 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/,