

# 大学キャンパス内カーシェアリングサービス利用者の 運転特性の調査

齊藤 虎太郎<sup>+1,a)</sup> 荒川 豊<sup>+2,b)</sup> 峯 恒憲<sup>+2,c)</sup>

**概要:** 近年、カーシェアリングサービスが自動車の所有に代わる移動手段として注目されている。カーシェアリングサービスは車を所有せずにアプリを用いて借りることができるため、手軽に車を利用することができる。九州大学伊都キャンパスの敷地内には、九大生や九大職員が利用可能なトヨタシェアカーが6台設置されており、日本で最も稼働率の高いステーションとなっている。本研究では、このシェアカーに、OBD II センサやクラウド接続のドラレコを設置し、複数のセンサで運転挙動データを取得できるようにした。その上で、事業者からは匿名化されたシェアカー貸借履歴も提供してもらい、これらのデータを用い、カーシェアリングサービス利用者の運転特性について調査した。

従来研究では、利用者の特性に着目しない運転特性の分類を行う研究はなされている一方で、若年ドライバーに着目した運転特性に関する研究は十分に行われていない。そこで、九大生のみが利用するデータを用いて、28種類の特徴量を抽出し、若年ドライバーの運転特性を分類する実験を行った。その結果、カーシェアサービス利用者の運転特性は5つのクラスタに分類できることが示された。また、未知のデータに対しても予測可能な分類モデルの構築と性能評価を行い、その精度と有効性について評価をした。構築された分類モデルは全体で約94.0%の予測精度を示したものの、特定のクラスタの分類においては課題が残る結果となった。

## Investigation of Driving Behavior of Car-sharing Services in a Campus

### 1. はじめに

次世代モビリティに関するキーワードの一つにシェアリングがある。カーシェアリングサービスは、シェアリングサービスの代表的なものの一つであり、その手軽さから国内の都心部を中心に急速に拡大している。さらには近年急速に拡大している若者の車離れを解決する手段としても注目されている。代表的なサービスとしては、タイムズカーシェアやトヨタシェアなどが挙げられ、一般的な駐車場への導入だけではなく、ビルの駐車場やマンション駐車場の空き区画への導入も進んでおり、そのステーション数は、

22,000箇所(2023年9月調べ)を超えている。大学キャンパス内への導入も進んでおり、2009年2月に導入された北陸先端科学技術大学院大学(JAIST)<sup>\*1</sup>を始めとして、群馬大[1]、山口大[2]、筑波大[3]、横浜国立大<sup>\*2</sup>と、実証実験を実施した事例も数多く存在する。筆者も2016年に奈良先端大において乗り捨て型カーシェアを導入[4]し、現在も利用されている<sup>\*3</sup>。九州大学伊都キャンパスの敷地内にも、九大生や九大職員が利用可能な、合計6台のシェアカーからなるカーシェアサービスが展開されており、日本で最も稼働率の高いステーションとなっている。

このような実証実験での研究対象の一つに、ドライバーの運転特性についての調査分析がある。赤松ら[5]は、OBD(On-Board Diagnostic) IIを始めとするセンサデータのうち加速度の時系列データに着目してクラスタリングを

<sup>+1</sup> 現在、九州大学大学院システム情報科学府  
Presently with Graduate School of Information Science and  
Electrical Engineering, Kyushu University

<sup>+2</sup> 現在、九州大学大学院システム情報科学研究院  
Presently with Faculty of Information Science and Electrical En-  
gineering, Kyushu University

a) saito.kotaro.921@s.kyushu-u.ac.jp

b) arakawa@ait.kyushu-u.ac.jp

c) mine@ait.kyushu-u.ac.jp

<sup>\*1</sup> [https://www.jaist.ac.jp/studentlife/institution/  
carsharing.html](https://www.jaist.ac.jp/studentlife/institution/carsharing.html)

<sup>\*2</sup> 横浜国立大学キャンパスにおけるカーシェアリング実証実験の実  
施 <https://www.ynu.ac.jp/hus/koho/16847/detail.html>

<sup>\*3</sup> NAIST Mobility auctioNht <https://naist-carshare.github.io>

行い、各クラスタに含まれるドライバの運転特性を分析した。岩崎ら [6] は、ドライバの運転特性に関する特徴量を 2 種類用意し、分類タスクにおける性能について比較する実験を行った。

大学内カーシェアでは、シェアカーを利用するのは若年層のユーザかつ運転経験が少なく、たまに運転するユーザが対象となるが、こうした非常時利用者を対象とした運転特性の調査は行われていない。岡部の研究 [7] において、若年ドライバの事故発生率が高いことが示されているが、九大内のカーシェアにおいても、他のステーションと比較して、突出して事故率が高いことが事業者から報告されており、自動車の運転に慣れていない、若年カーシェアユーザの運転特性を把握することは重要であると言える。

そこで本研究では、キャンパス内のステーションに設置された合計 6 台のシェアカーに OBD II センサやクラウド接続のドラレコを設置し、シェアカー利用者の運転挙動データを取得できるようにした。そしてそれらのデータを用いて、運転特性に関する特徴量の抽出を行い、カーシェアサービスを利用者（特に、九州大学の学生）の運転特性を分類する実験を行った。また、未知のデータに対しても予測可能な分類モデルの構築と性能評価を行い、その精度と有効性について評価する実験を行った。

その結果、取得したデータから抽出された 28 種類の特徴量を用いることで、カーシェアサービス利用者の運転特性は 5 つのクラスタに分類できることが示された。また、分類に用いた 28 種類の特徴量を説明変数、クラスタを目的変数と設定し、ランダムフォレストを利用した分類モデルの構築を行ったところ、モデルは全体で約 94.0% の予測精度を示すことがわかった。しかし、交差検証の結果や特徴量の重要度に着目し、モデルの性能についてより詳細に評価したところ、特定のクラスタにおけるモデルの分類性能が低く、性能向上に関して課題が残る結果となった。

## 2. 関連研究

運転特性の分類手法や若年ドライバの運転特性に関する関連研究を紹介する。

### 2.1 縦加速度と横加速度の時系列データに基づく乗り心地指標を用いた運転特性解析

赤松らは、OBD (On-Board Diagnostic) II を始めとするセンサデータのうち、加速度の時系列データに着目したクラスタリングを行うことで、各クラスタがどのような運転特性を有するか解析し、ドライバ間のクラスタ頻度を比較することで運転特性の傾向を分析した [5]。この研究では、運転特性は周辺環境に影響を受けると考え、停止、発進、右折、左折の 4 つの動作に着目し、抽出したデータを用いて運転特性を分類している。実験の結果、停止の動作においてドライバごとの特徴の差が出やすい傾向にあり、他の

三つの動作にはドライバ間の特徴は見られないことが示された。課題として、運転動作の分類数を増やし、より詳細に運転特性を解析するための手法を検討することが述べられている。

本研究では、本関連研究で用いられた OBD II センサデータを含むデータを用いた。本関連研究において、OBD II センサデータから 4 つの動作の抽出を行い、ドライバの運転特性を分析しているが、本研究では、4 つの動作以外の走行中の加速や減速にもドライバの運転の特徴があると考え、特定の動作のみにデータを絞るといった操作は行わなかった。

### 2.2 ドライバの運転基準に把握に向けた車載センサデータ分析

ドライバの運転特性の把握に機械学習の手法を適用した研究として、岩崎らの研究 [6] がある。この研究では、ドライバの運転基準は、発進や停車などの運転行動中に行われるアクセルやブレーキなどの動作の結果である運転挙動の特徴（運転特性）に依存すると考え、SAX (Symbolic Aggregate Approximation) [8] による抽象化データと、安定した運転の基準となるデータからの DTW 距離、取得されたデータそれぞれの最大値、最小値、平均値、中央値、標準偏差、歪度、尖度などの非抽象化データのそれぞれにおいて、機械学習による分類の性能を比較した。実験の結果、抽象化データより非抽象化データを用いた方が、ドライバの運転特性をより有効に抽出できていることが示された。さらに、今後の課題として、天気や季節などの周辺環境を考慮すること、運転特性と運転属性を紐づけることが述べられている。

本研究においては、これらの結果を参考にし、本関連研究で用いられた非抽象化データをはじめとした特徴量を用いたクラスタリング手法を開発した。

### 2.3 若年ドライバの運転特性について

岡部の若年ドライバの運転特性に関する研究 [7] によれば、若年層の事故件数、事故発生率は高齢者層と比較しても圧倒的に多く、それらの原因が、経験の浅さからくる視覚的注意や運転操作の能力不足にあることに着目し、若年ドライバと熟練ドライバの視点と運転操作のデータを比較する実験を行った。実験の結果、若年ドライバは熟練ドライバと比較し、アクセル操作が非流暢、視点移動が少ない、視点移動から操作までの時間が短いという特徴があるということが明らかになった。さらに、今後の課題として、機械学習を用いて事故リスクを予測する手法を開発することが述べられている。

## 3. 収集したデータについて

本節では、九州大学伊都キャンパス敷地内に設置された

トヨタシェアカーから収集したデータについて、どのように取得され、どのようなデータが含まれるのかを述べる。

### 3.1 データの収集手法と収集期間

九州大学伊都キャンパスの敷地内には、産学連携の一環として6台のトヨタシェアカーが設置されており、九大生のみ利用することができる。シェアカーの各車両には、運転時の位置情報や速度などのデータを取得するために、OBD(On-Board Diagnostics) II 装着型のセンサを設置した。OBDとは、車のエンジンやトランスミッションなどの電子制御装置内部に搭載された、故障診断機能である<sup>4</sup>。また、カーシェア事業者から提供されているシェアカーの貸借履歴をもとに、OBD II センサデータと照合することで、各シェアカー利用者の運転データを取得できる。従来のOBD II センサデータセット<sup>5</sup>と比較して、取得されたデータには、(1) 出発点と返却点が一致する、(2) ユーザ層が大学生などの若年層に限定されている、といった特徴がある。

本研究では、2023年5月から2023年9月までの計5ヶ月間の間、継続的に取得されたものを利用する。

#### 3.1.1 OBD II センサデータ

OBD II センサデータから得られるデータは多岐に渡りますが、以下に本研究において用いたデータを示す。

- 取得時刻
- 緯度・経度
- 速度
- 方向
- 3軸方向加速度
- 特定のイベントやアクションに関する情報

3軸方向加速度は、車両の左右方向がx軸、前後方向がy軸、上下方向がz軸となっている。また、「特定のイベントやアクションに関する情報」とは、一定時間の経過、一定距離の走行、速度違反、急加速・急停止・急旋回などの車両の動作を文字列として記録した情報のことを示す。

#### 3.1.2 シェアカー貸借履歴

シェアカー貸借履歴には、以下のようなシェアカーの貸借に関するデータが含まれている。

- 利用予約時刻
- 利用開始予定時刻・利用終了予定時刻
- 利用開始実績時刻・利用終了実績時刻
- 合計利用時間・合計利用距離
- 利用者ID・車両ID

シェアカー貸借履歴を利用することで、いつどの車両を誰が利用したかを特定することができるため、OBD II 装着型センサやドラレコセンサデータを組み合わせることで、運転に関するより詳細な情報を取得することができる。

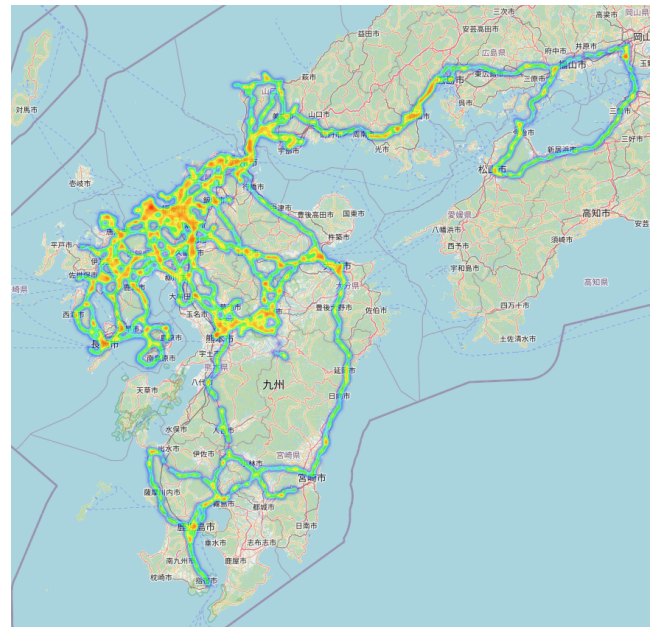


図1: 利用範囲 (全体)

## 4. データの分布の確認と欠損値や外れ値の処理

本節では、OBD II センサデータとシェアカー貸借履歴に基づき、シェアカーが利用された範囲や時間、利用者の基本的な特性に関する分析の結果と、欠損値や外れ値の処理について述べる。

対象期間の5ヶ月間において、OBD II センサデータは合計336,220件、シェアカー貸借履歴は合計1,464件取得されていた。シェアカー貸借履歴をもとにOBD II センサデータの切り分けを行なった結果、514名の利用者が存在することがわかった。これらのデータのうち、以下の5種類のデータの分布についての調査を行った。

- 利用範囲
- 合計利用時間と合計走行距離
- 速度の分布
- 3軸加速度の分布
- 利用者の年齢

データの分布を、図1から図6に示す。図1はシェアカーが走行した緯度と経度のデータを、ヒートマップ上にプロットしたものである。最も多く走行されているのは、シェアカーステーションが設置されている九州大学伊都キャンパス周辺であり、次いで多いのは福岡市の西区や中央区の中心地である。また、四国や鹿児島など、キャンパスからは比較的遠方の地域を走行したデータも存在する。

図2と図3はそれぞれ、1契約あたりの合計利用時間、合計走行距離の分布を示している。合計利用時間の中央値は3.9時間であり、75%のデータが6.1時間以内であった。合計走行距離の中央値は51.0kmであり、75%のデータが101km以内であった。

図4と図5はそれぞれ、OBD II センサデータから取得

<sup>4</sup> 国土交通省：車載式故障診断装置 (OBD) に関する制度と運用の現状 <https://www.mlit.go.jp/common/001213453.pdf>

<sup>5</sup> <https://www.kaggle.com/datasets/cephasax/obdii-ds3>

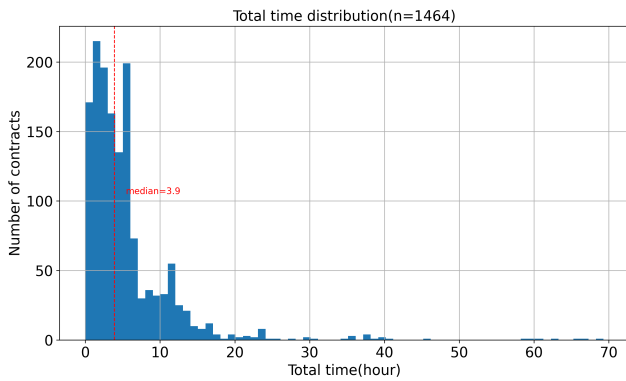


図 2: 合計利用時間の分布

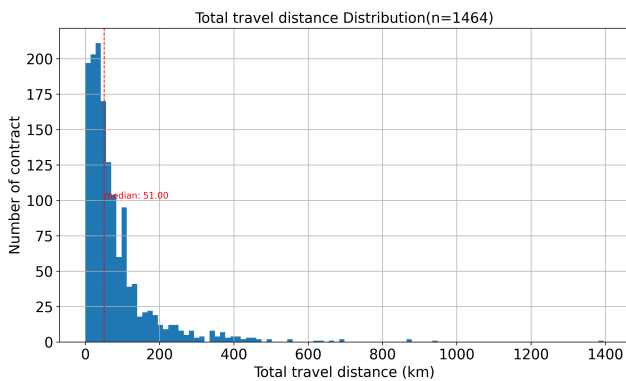


図 3: 合計走行距離の分布

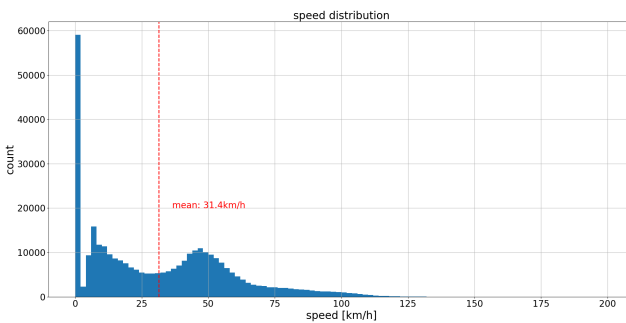


図 4: 走行速度の分布

された、走行速度と 3 軸方向の加速度の分布を示している。走行速度の分布は、0km/h 以上 200km/h 以下のデータに絞ってプロットしている。平均走行速度は 31.4km/h であった。

図 6 は対象期間の 514 名のシェアカー利用者の 2023 年 5 月時点での年齢の分布を示している。シェアカー利用者全体の約 88% が 24 歳以下であった。2023 年 5 月 1 日時点で 24 歳以下であるシェアカー利用者を、若年ドライバと定義すると、本研究で利用するデータは、主に若年ドライバのデータからなる。

OBID II センサデータには 1,070 件、シェアカー貸借履歴には 11 件、欠損値を含むデータが含まれていた。また、1,464 件のシェアカー貸借履歴のうち、合計走行距離が 0.0km であるデータが 48 件、合計利用時間が 0.0h である

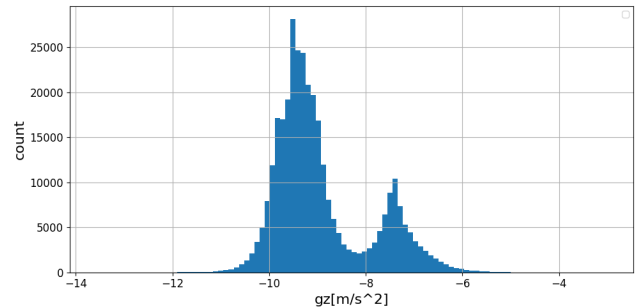
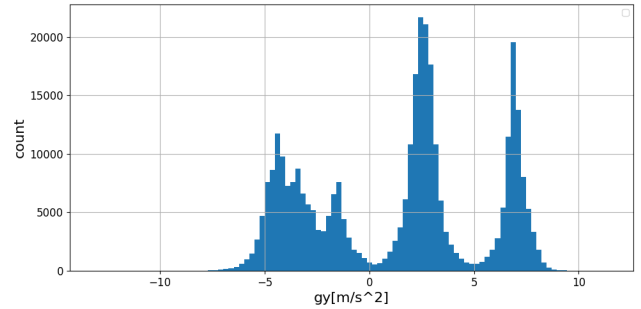
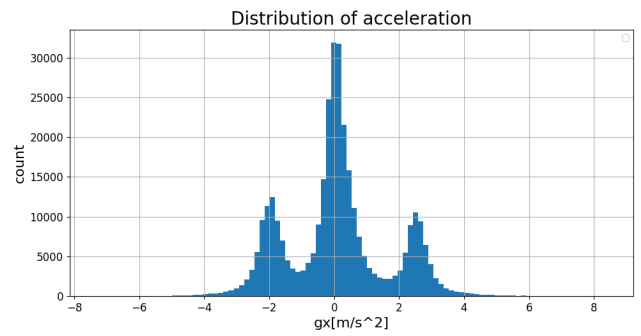


図 5: 3 軸加速度の分布

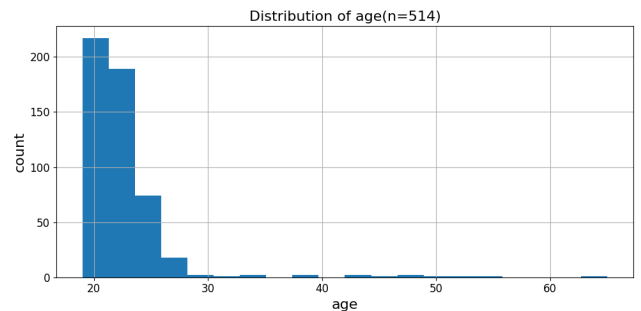


図 6: 利用者の年齢の分布

データが 46 件存在していた。また、336,220 件の OBID II センサデータのうち、走行速度が 200km/h 以上であるデータが 9 件存在していた。これらの欠損値と外れ値に対しては除外処理を行い、以後の分析を実施した。

## 5. 若年ドライバの運転特性の分類と予測

本節では、OBID II センサのデータとシェアカー貸借履歴に基づき、対象期間におけるシェアカー利用者の運転特性に関する特徴量を定めるために行った解析内容について述べる。

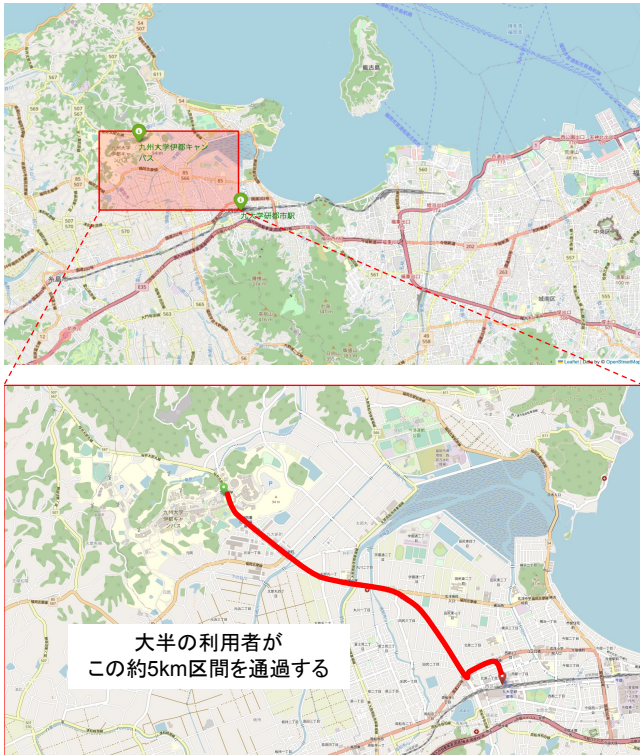


図7: データの抽出範囲 (九州大学伊都キャンパスから九大学研都市駅)

### 5.1 データの前処理

赤松らの研究 [5] では、運転特性は、道路環境や交通状況によって傾向が異なることを述べている。本研究においても同様に、運転特性は道路環境や交通状況に影響を受けると考え、それらに配慮したデータの前処理を行う。

具体的には、OBD II センサデータの緯度・経度のデータを利用し、図7の上部に示すような、九州大学伊都キャンパスから九大学研都市駅の範囲のデータのみを抽出する処理を行なった。抽出範囲には、山道や高速道路は含まれていないため、これらの道路の走行したかどうかでの運転特性差は生じない。また、抽出された範囲には、図7の下部にあるような、シェアカーを借りた人であればほとんど必ず走行されるようなルートが含まれている。

また、シェアカー貸借データに含まれる、利用者の誕生日のデータをもとに2023年5月1日時点での年齢を算出し、24歳以下の若年ドライバのデータのみに絞る処理を行なった。さらに、4章で述べた、外れ値として処理すべきOBD II センサデータやシェアカー貸借履歴は除外した。これらの前処理を適用した結果、合計283名のユニークな若年ドライバのOBD II センサデータを取得することができた。

### 5.2 特徴量の抽出

岩崎らの研究 [6] によると、基準データからのDTW距離、最大値、平均値、中央値、標準偏差、歪度、尖度などの特徴量が、運転特性の分類タスクにおいて優れていたこと

が示されている。本研究では、速度、3軸方向加速度と上記6つの統計量の組み合わせと、OBD II センサデータに含まれる特定のイベントに関する情報のうち、危険な運転挙動を示す、速度違反、急加速、急減速、急旋回の1時間あたりの回数からなる、合計28個の特徴量をデータから抽出した。また、安定した運転の基準となるデータを定めることが困難であるため、DTW距離を特徴量には用いなかった。

### 5.3 運転特性の分類

運転特性の分類には、非階層クラスタリング手法の一つであるK-means法を用いた。また、最適なクラスタ数を決定する手法として、Elbow法を用いた。Elbow法を適用した結果を図8に示す。結果は、クラスタ数が3以降でモデルの歪みが改善しなくなることを示していた。クラスタ数を3から6のそれぞれに設定し、クラスタリングを適用した後、各クラスタの重心の値を確認することで、クラスタ数が5である時が最も良く運転特性を分類できていることがわかった。

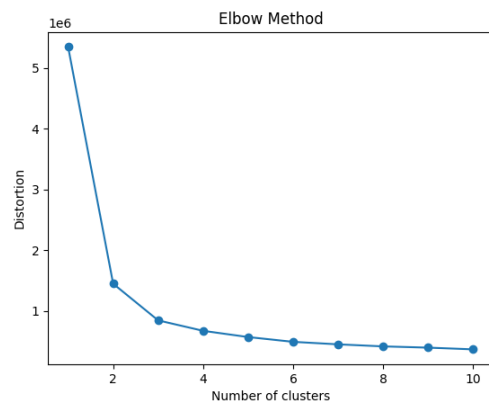


図8: Elbow法の結果

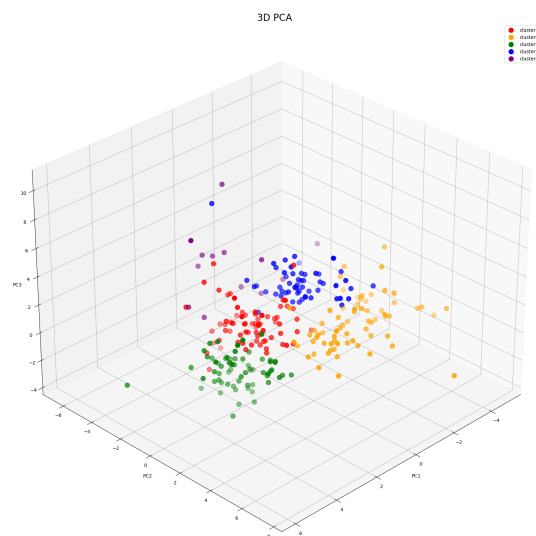


図9: クラスタリング結果 (3次元)

特徴量を3次元に次元削減を行い、クラスタごとに色分

表 1: 各クラスタのデータ数

クラスタ	データ数
0	72
1	66
2	56
3	76
4	13

けてプロットした結果を図9に示す。各クラスタのデータ数を表1に示す。

各クラスタの重心を算出した結果、各クラスタの運転特性には以下のような傾向があることがわかった。

- クラスタ 0: x 軸加速度と y 軸加速度の標準偏差が特に高いクラスタ。違反や危険挙動の回数は全体の平均よりやや少ない。曲がり角での走行が多いのか、走行時の前後左右の動きが激しく運転が荒いのかは、今回の結果からは断定することはできなかった。
- クラスタ 1: 走行速度と加速度が全体の平均と比較してやや低めである。違反や危険挙動の回数も全体の平均よりもやや少なく、安定した運転特性を示している。
- クラスタ 2: z 軸方向の加速度の標準偏差が高い。それ以外のデータはほとんどクラスタ 0 と変わらない。キャンパス周辺の中でも起伏のある道路を走行する頻度が高い可能性がある。
- クラスタ 3: 全データが平均的である。
- クラスタ 4: 違反、危険挙動の回数が全体の平均と比較し非常に高い。荒い運転特性を持つ可能性が高い。

これらの結果を踏まえ、本実験では、クラスタ 1 は安定した運転属性、クラスタ 3 は平均的な運転属性、クラスタ 4 は荒い運転属性と対応づけられ、クラスタ 0 とクラスタ 2 は、断定的な運転属性を対応づけることはできないクラスタであると結論づけた。また、各クラスタのデータ数は不均衡であるため、後の分類器の構築の際には注意が必要である。

#### 5.4 予測モデルの構築とテスト

クラスタリングで用いた特徴量を説明変数、クラスタを目的変数とし、ランダムフォレストを用いた機械学習モデルを構築した。訓練されたモデルに対して、2-分割交差検証を実施した。5.3 節で述べたように、各クラスタのデータ数は不均衡であるため、交差検証の各ステップの訓練データに対してオーバーサンプリングを行う処理を追加した。交差検証における平均的な精度は約 94.0%であった。2-分割交差検証の平均指標を表2に示す。

クラスタ 0 からクラスタ 3 はいずれも高い指標を示しており、未知のデータに対しても高い精度で分類可能であることを示していた。しかし、荒い運転属性を持つクラスタ

表 2: 2-fold 交差検証の平均指標

クラスタ	適合率	再現率	F1 スコア	サンプル数
0	0.93	0.875	0.9	36
1	0.955	0.985	0.97	33
2	0.915	0.965	0.94	28
3	0.985	0.96	0.975	38
4	0.775	0.835	0.8	6.5

4 の指標はいずれも低めの数値であり、構築された分類器はクラスタ 4 の分類精度がそれほど良くないことを示していた。

特徴量の重要度を評価した結果、y 軸方向加速度の最大値、最小値、平均値、そして標準偏差が上位 4 位を占め、y 軸方向の加速度が今回の分類において重要であることが分かった。一方、クラスタ 4 の運転特性を示す違反や危険挙動の回数の特徴量は、ランキングでは 10 位以下に留まった。この原因として、クラスタ 4 のデータ数が他のクラスタよりも少ないため、その特徴量が十分に評価されなかったことが考えられる。これが分類の精度を下げる要因となった可能性が高い。そのため、違反や危険挙動の回数の特徴量に特別な重みを付けて、分類モデルを再学習することで、より良い結果を得られると期待される。

## 6. まとめと今後の展望

本研究では、まず、九州大学伊都キャンパス内に設置されたシェアカー 6 台から得られたデータを利用し、若年ドライバの運転特性の分類を行う実験を行った。実験の結果、学内シェアカーを利用する若年ドライバの運転特性は 5 つのクラスタに分類でき、5 つのクラスタにはそれぞれ異なる運転特性を持つドライバが属しており、本実験で用いた運転特性の特徴量を用いて、シェアカーを利用する若年ドライバを分類可能であることを確認した。クラスタ 1 には安全な運転を行うドライバ、クラスタ 3 には平均的な運転を行うドライバ、クラスタ 4 には荒い運転を行うドライバが集中していた。また、クラスタ 0 とクラスタ 2 のドライバについては、運転特性の傾向を把握することはできたが、特定の運転属性を対応づけることはできなかった。今後の課題の一つとして、これらの特定の運転属性と対応づけられなかったクラスタが示す運転特性の要因について、より詳細な分析を行うことが挙げられる。

次に、未知のデータに対しても分類が可能な、ランダムフォレスト分類モデルを構築し、性能を評価する実験を行った。実験の結果、分類モデルは全体では約 94.0% の分類精度であり、y 軸加速度の統計量がクラスタ間を分類する特徴量としての重要度が高いことが示された。しかし、クラスタ 4 の分類は、精度が 77.5%、再現率が 80% 程度に止まっており、他のクラスタの指標と比較して低い分類性能

を示していた。これは、クラスタ4のサンプル数が13と、他のクラスタと比較して少なく、クラスタ4の特徴である違反や危険挙動の回数の特徴量が過小評価されたことが原因であると考えられる。よって、本手法の今後の課題として、違反や危険挙動の回数の特徴量が過小評価されない方向で、適切な特徴量エンジニアリングを行い、分類モデルを再学習することで、性能の向上を試みる実験を実施することが挙げられる。

さらなる今後の展望として、若年シェアカー利用者の運転属性を高い精度で分類するモデルを構築し、安全運転促進の施策につなげることが挙げられる。九州大学伊都キャンパスの学内シェアカー利用者を対象とし、視覚や聴覚による介入によって安全運転促進を試みる実験が、本研究と並行する形で実施されている。本研究内容と、これらの研究を組み合わせることで、ドライバごとにパーソナライズされた介入を行うといった実験を行うことが可能になると期待される。これらを踏まえ、今後も継続的に課題解決に取り組む必要がある。

**謝辞** 本研究の遂行にあたり、多数のデータと資料の提供、サポートをいただいた東京海上日動火災保険株式会社、トヨタ自動車九州株式会社、株式会社トヨタレンタリース福岡、株式会社 SEED ホールディングスの皆様に深く感謝を申し上げます。

## 参考文献

- [1] 永野清仁, 杉山学, 松井猛, 草野邦明: 大学におけるカーシェア実証実験と大学生のモビリティ意識分析—群馬大学の事例—, 群馬大学社会情報学部研究論集, Vol. 30, pp. 37–56 (2023).
- [2] 阿部新: 地方・若者のカーシェア利用に向けた実態調査—山口大学の事例—, 月刊自動車リサイクル, Vol. 96, pp. 32–43 (2019).
- [3] 安東弘泰, 大澤義明: 大学を拠点とするモビリティサービス, オペレーションズ・リサーチ, Vol. 64(8), pp. 447–452 (2019).
- [4] 千住琴音, 諏訪博彦, 水本旭洋, 荒川豊, 安本慶一ほか: ワンウェイカーシェアリング実現に向けた潜在的利用者による車両偏在問題の解決, 情報処理学会論文誌, Vol. 60, No. 10, pp. 1818–1828 (2019).
- [5] 赤松伸樹, 河辺 徹, 合原一究: 縦加速度と横加速度の時系列データに基づく乗り心地指標を用いた運転特性解析, 自動制御連合講演会講演論文集, Vol. 61, pp. 1292–1297 (2018).
- [6] 岩崎賢太, 白石陽: ドライバの運転基準の把握に向けた車載データ分析, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2021) シンポジウム, Vol. 1, pp. 333–341 (2021).
- [7] 岡部拓大: 若年ドライバーの運転特性について, 東京家政大学生生活科学研究報告, Vol. 45, pp. 19–22 (2022).
- [8] Lin, J., Keogh, E., Lonardi, S. and Chiu, B.: A Symbolic Representation of Time Series, with Implications for Streaming Algorithms, p. 2–11 (online), DOI: 10.1145/882082.882086 (2003).