The Journal of Engine Research

Spring 2024, Vol. 71, No. 1, pp. 1-15

Journal Homepage: www.engineresearch.ir

Original Research

Analyzing driving behavior for fuel efficiency using ECU data based on artificial intelligence

Nima Rastegar[1*], Mohammad Barbod Amirmazlaghani[2], Siamak Alizadehnia[3], Maryam Amirmazlaghani[4]

[1] Mechanical Engineering Department, Sharif University of Technology, Tehran, Iran
[2] Computer Engineering Department, University of Tehran, Tehran, Iran
[3] Department of Strategy Planning, Irankhodro Powertrain Company (IPCo), Tehran, Iran
[4] Computer Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Keywords:
Driving Behavior
Drivers Clustering
Fuel Consumption
Machine Learning
Artificial Intelligence

ABSTRACT

In this study, a comprehensive analysis of driving behavior with an emphasis on fuel consumption and driver categorization is presented. Data from 80 drivers were collected using a custom-designed datalogger connected to the vehicle's On-Board Diagnostics (OBD) port. Critical features related to driving patterns were extracted through a correlation matrix and concepts in the field of powertrains. Key variables such as acceleration and deceleration were identified and derived. Regression models were applied to predict fuel consumption based on this driving feature. Through this analysis, the most influential factors affecting fuel efficiency were highlighted. Additionally, unsupervised machine learning techniques were employed to cluster drivers into distinct groups based on their driving styles. A comparative study of various algorithms was conducted to evaluate the efficacy of different clustering methods. Valuable insights for automotive manufacturers, policymakers, and drivers are offered by the results, emphasizing the role of driving behavior in fuel efficiency and the potential for tailored driver assistance systems.

© 2024 Iranian Society of Engine, Tehran, Iran. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution Noncommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0 license). (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

* Corresponding author
E-mail address: nima.rastegar@sharif.edu (N. Rastegar)

Received 4 May 2024; Accepted 26 May 2024
E-ISSN: 2345-4121/ISSN: 1735-5214

Cite this article: Rastegar N, Amirmazlaghani MB, Alizadehnia S, Amirmazlaghani M. Analyzing driving behavior for fuel efficiency using ECU data based on artificial intelligence. The Journal of Engine Research. 2024 Mar 20;71(1):1-15. doi: 10.22034/ER.2024.2028070.1051

نشریه علمی تحقیقات موتور
بهار ۱۴۰۳، جلد ۷۱، شماره ۱، صفحه ۱-۱۵
تارنمای نشریه: www.engineresearch.ir

مقاله پژوهشی

تحلیل رفتار رانندگی از منظر مصرف سوخت با استفاده از داده‌های واحد مدیریت موتور مبتنی بر هوش مصنوعی

نیما رستگار[۱*]، محمد باربد امیرمزلقانی[۲]، سیامک علیزاده‌نیا[۳]، مریم امیرمزلقانی[۴]

[۱] دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
[۲] دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران
[۳] اداره برنامه‌ریزی راهبردی، شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران‌خودرو (ایپکو)، تهران، ایران
[۴] دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

اطلاعات مقاله

کلیدواژه‌ها:
رفتار رانندگی
خوشه‌بندی رانندگان
مصرف سوخت
یادگیری رایانه‌ای
هوش مصنوعی

چکیده

در این پژوهش، تحلیل مفهومی بر روی رفتار رانندگی با تمرکز بر مصرف سوخت و خوشه‌بندی رانندگان ارائه شده است. داده‌های رانندگی ۸۰ نفر توسط یک دستگاه ضبط‌کننده داده که به درگاه OBD خودرو متصل می‌شود، جمع‌آوری شدند. ویژگی‌های مهم مرتبط با مصرف سوخت توسط جدول همبستگی و مفاهیم موجود در حوزه قوای محرکه استخراج شدند. در این راستا، برخی متغیرهای کلیدی مانند شتاب‌گیری و ترمزگیری نیز تعریف شده و محاسبه شدند. سپس الگوهای همبستگی بر روی ویژگی‌های استخراج‌شده به منظور پیش‌بینی مصرف سوخت اعمال شدند. در این تحلیل، تأثیرگذارترین عوامل رفتار رانندگی بر مصرف سوخت و میزان اثر آن‌ها بدست آمدند. سپس روش‌های یادگیری رایانه‌ای بدون نظارت به کار گرفته شدند تا رانندگان بر اساس نحوه رانندگی خود در خوشه‌های مختلف خوشه‌بندی شوند. بررسی مقایسه‌ای بر روی روش‌های مختلف برای ارزیابی کارایی روش‌های مختلف خوشه‌بندی انجام شده است. در پایان، پیشنهادات ارزشمندی برای سازندگان خودرو، سیاستگذاران و رانندگان با توجه نتایج ارائه شده است که به تأکید اثر رفتار رانندگی بر بهره‌وری سوخت و ظرفیت‌های آن برای سامانه‌های دستیار رانندگی می‌پردازد.

© 2024 Iranian Society of Engine, Tehran, Iran. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution Noncommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0 license). (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

* نویسنده مسئول
پست الکترونیکی: nima.rastegar@sharif.edu (نیما رستگار)

دریافت ۱۵ اردیبهشت ۱۴۰۳؛ پذیرش ۶ خرداد ۱۴۰۳
شاپای الکترونیکی: ۴۱۲۱-۲۳۴۵ / شاپای چاپی: ۵۲۱۴-۱۷۳۵

Cite this article: Rastegar N, Amirmazlaghani MB, Alizadehnia S, Amirmazlaghani M. Analyzing driving behavior for fuel efficiency using ECU data based on artificial intelligence. The Journal of Engine Research. 2024 Mar 20;71(1):1-15. doi: 10.22034/ER.2024.2028070.1051

۱- مقدمه

با افزایش نیاز به خودروهایی با بهره‌وری سوخت بالاتر، نیاز به بررسی دقیق عوامل افزایش مصرف سوخت و آلایندگی بیش از پیش اهمیت یافته است. این نیاز، انگیزه‌ای برای مطالعات عمیقی برای شناسایی عوامل افزایش مصرف سوخت خودروها و ابداع روش‌هایی برای مهار این عوامل به وجود آورده است. به طور کلی، عوامل افزایش مصرف سوخت در پنج دسته «ویژگی‌های خودرویی»، «ویژگی قوای محرکه»، «ویژگی سوخت»، «ویژگی محیطی» و «ویژگی رانندگی» قرار می‌گیرند. این دسته‌ها در جدول ۱ مشخص شده‌اند.

جدول ۱ عوامل تأثیرگذار بر مصرف سوخت

نوع مشخصه	مقدار مشخصه
ویژگی خودرویی	وزن و شکل خودرو، تعداد سرنشین، وزن بار و ...
ویژگی قوای محرکه	حجم موتور، دمای موتور، عمر موتور، سامانه پاشش، نوع جعبه‌دنده، نسبت دنده و ...
ویژگی سوخت	عدد اکتان، چگالی، تبخیرپذیری، درصد سولفور، درصد اکسیژن و ...
ویژگی محیط	دمای محیط، سرعت و برای باد، ارتفاع از سطح دریا، شیب جاده، شلوغی جاده و ...
ویژگی رانندگی	شتاب‌گیری و ترمزگیری، نسبت دنده انتخابی، مدت زمان بی‌باری و ...

تاکنون پژوهش‌های بسیاری در هر حوزه انجام شده است [۱]. برای خودروهای با موتور احتراق داخلی، کاهش ۱۰٪ وزن خودرو باعث بهبود مصرف سوخت به میزان ۶-۸٪ می‌شود، یا به عبارت دیگر ۱۰۰ کیلوگرم کاهش وزن باعث کاهش مصرف سوخت از ۰,۳ تا ۰,۵ لیتر در ۱۰۰ کیلومتر خواهد شد [۲]. تغییر مصرف سوخت ناشی از تغییر در کیفیت سوخت نیز در مطالعاتی جهانی بررسی شده است. مطالعه‌ای در سال ۲۰۱۳ در دانشگاه چینهوا[1] بر روی پنج خودروی بازار چین با فن‌آوری بالا انجام شده است که شش سوخت با اعداد اکتان متفاوت در آن‌ها مورد آزمون قرار گرفته است و نتایج نشان داد در ازای تغییر عدد اکتان از ۹۸ به عدد اکتان ۸۸، مصرف سوخت ۸٪ به صورت میانگین افزایش می‌یابد [۳]. وانگ[2] و همکاران روش‌های احتراق پیشرفته، سوخت‌های پاک‌تر، چرخه‌های عملیاتی کارآمد و بازیابی انرژی اتلاف را چهار مسیر فناوری مکمل برای موتورهای هیبریدی با کارایی بالا معرفی کرده‌اند. اثر استفاده از فناوری‌های احتراق در دمای پایین، سوخت‌های جایگزین، چرخه اتکینسون[3] بیش از حد انبساط و بازیابی گرمای اتلاف بررسی شده است [۴]. ارتفاعات بالا به دلیل فشار کمتر و غلظت ناکافی اکسیژن، تأثیر قابل توجهی بر آلایندگی واقعی رانندگی خودروها دارد. در مطالعه انجام شده توسط هوانگ[4] و همکاران، اثر ارتفاع بر مصرف سوخت و انتشار واقعی جاده سه خودروی بنزینی سبک مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مصرف سوخت برای خودروهای مورد آزمایش تا ۲۳٪ کاهش یافت در حالی که میانگین دمای دود با افزایش ارتفاع بیشتر شد [۵]. هر چند در سرعت‌های بالاتر، مصرف سوخت خودروها در مناطق مرتفع، بیش از سطح دریا گزارش شده است [۶].

مطالعات مختلف نشان داده است [۷، ۸] رفتار رانندگی، مانند مدیریت سرعت، شتاب افزایشی و کاهشی (ترمزی)، انتخاب دنده مناسب و پایداری مهار خودرو، بدون توجه به نوع وسیله نقلیه در حال رانندگی، تأثیر عمده‌ای بر مصرف سوخت دارند.

مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار بر مصرف سوخت در پژوهشی که در یک مسیر مشخص در سال ۲۰۱۹ انجام شد [۹]،

[1] Tsinghua University
[2] Wang
[3] Atkinson Cycle
[4] Huang

حاکی از اثرگذاری متغیرهای سرعت، شتابگیری و ترمزگیری بر مصرف سوخت بودند. نویسندگان از روش خوشه‌بندی استفاده کرده و آن را از منظر مصرف سوخت مورد تحلیل قرار دادند. خوشه‌بندی این پژوهش نشان داد که افرادی که در سرعت‌های پایین رانندگی کرده و سرعت خود را به آرامی افزایش می‌دهند، بهترین مصرف سوخت را داشتند. همچنین با دقت ۸۱٪ و با استفاده از روش حافظهٔ طولانی کوتاه‌مدت[1]، پیش‌بینی مصرف سوخت در مسیر مشخص میسر گردید.

پژوهش اسدی و همکاران نشان‌دهنده تأثیر عوامل بیرونی مانند اقلیم جغرافیایی بر مقدار متغیرهای اساسی مانند میانگین سرعت سفر، زمان سفر و توقف خودرو بود که این متغیرها بر مصرف سوخت بسیار اثرگذار هستند [۱۰]. در نتایج بررسی‌ها مشاهده شد شرایط اقلیمی می‌تواند تأثیرات قابل توجهی بر روی میانگین سرعت رانندگی (حدود ۲۱٪)، مدت زمان سفر (حدود ۱۸٪) و همچنین میانگین سرعت سفر (حدود ۲۲٪) و توقف خودرو (حدود ۸۴٪) داشته باشد. در نتیجه می‌توان بیان کرد که اقلیم جغرافیایی یکی از تأثیرگذارترین عوامل بر چرخه‌های رانندگی است.

مطابق با گزارش ICCT[2]، از سال ۲۰۰۰ به بعد، مصرف سوخت خودروهای مورد استفاده در اروپا کاهش یافته است [۱۱]؛ اما این در حالی است که اختلاف مصرف سوخت واقعی و اعلامی کارخانه خودروهای مذکور سال به سال در حال افزایش است که ناشی از افزایش تفاوت شرایط استفاده از خودرو در حالت واقعی و شرایط استاندارد است.

موسویان و همکاران در پژوهشی با هدف استخراج چرخه رانندگی در محدوده غربی شهر تهران، مقدار متغیرهایی مانند سرعت رانندگی، میزان شتاب‌گیری و ترمزگیری و میزان رانندگی در بازه‌های مختلف سرعت با یک خودروی مجهز به فناوری پرخوران را بدست آوردند [۱۲]. نتایج این پژوهش حاکی از تفاوت اعداد آن با چرخه رانندگی‌ای که در استاندارد جاری کشور به‌کار می‌رود، بود. این تفاوت‌ها می‌تواند از عوامل افزایش اختلاف مصرف سوخت واقعی در ایران و عدد اعلامی کارخانه باشد.

با بررسی عوامل مذکور در جدول ۱، این نتیجه قابل استنباط است که ویژگی‌های خودرویی و ویژگی قوای محرکه، تأثیر مستقیمی بر روی مصرف سوخت خودرو در سیکل‌های استاندارد مانند چرخه رانندگی جدید اروپایی[3] و رویه آزمایش هماهنگ‌شده وسایل نقلیه سبک در سراسر جهان[4] که مورد استناد سازمان استاندارد و خودروسازان است خواهد داشت. اما آنچه پس از تحویل خودرو به مشتریان می‌تواند باعث افزایش مصرف سوخت از عدد اعلامی خودروسازان شود ویژگی سوخت، ویژگی محیط و ویژگی رانندگی است. پژوهش حاضر مطالعه‌ای نوین با هدف یافتن رابطه الگوهای رانندگی با مصرف سوخت انجام داده است.

۲- روش تحقیق

در آغاز پژوهش، نخستین گام‌ها با جمع‌آوری داده‌های واقعی رانندگی توسط ۸۰ راننده مختلف صورت گرفت. داده‌های واحد مدیریت موتور[5] توسط یک دستگاه ضبط‌کننده داده که به درگاه OBD[6] خودرو متصل می‌شوند، ذخیره شده و سپس مورد بررسی قرار گرفتند.

با توجه به پیچیدگی‌های سامانه قوای محرکه، همکاری‌های متقابلی با متخصصان این حوزه صورت پذیرفت. این همکاری‌ها، منجر به درک ویژگی داده‌های استخراج‌شده از واحد مدیریت موتور شده و با بررسی مقالات پیشین، استخراج ویژگی‌های مناسب صورت پذیرفت.

[1] Long Short-Term Memory
[2] International Counsil on Clean Transportation
[3] New European Driving Cycle
[4] Worldwide Harmonized Light Vehicle Test Procedure
[5] Engine Control Unit
[6] On-Board Diagnostics

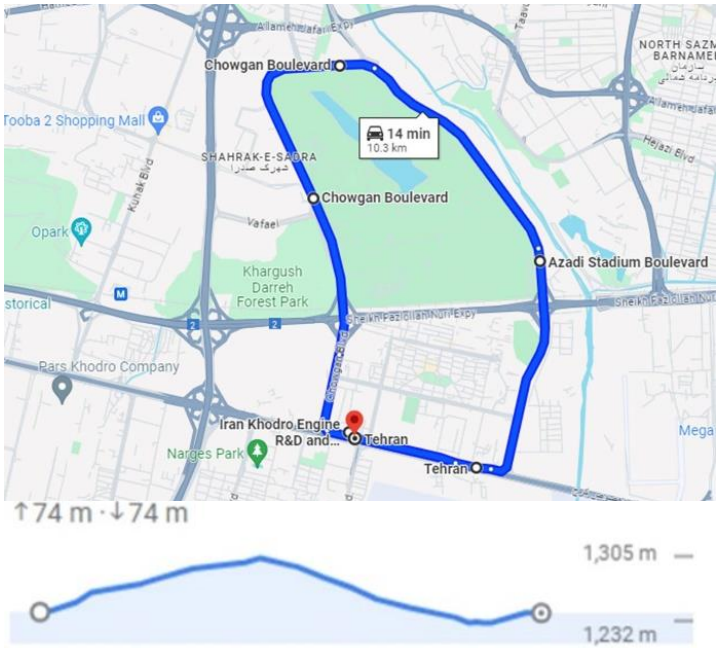
علاوه‌بر استفاده از علم متخصصان حوزه قوای محرکه، روش‌های گوناگونی برای مهندسی ویژگی‌ها[1] مبتنی بر هوش مصنوعی بررسی شد. روش‌های همبستگی[2]، برای پیش‌بینی مصرف سوخت بکار گرفته‌شده و در طی این فرآیند، مهم‌ترین متغیرهای موثر بر مصرف سوخت بدست آمدند. تحلیل چرایی و چگونگی اثرگذاری این متغیرها بر روی هر دسته از رانندگان پرمصرف و کم‌مصرف صورت گرفته و نتایج آن گزارش شدند.

با توجه به انجام مهندسی ویژگی‌ها و بدست آوردن مهم‌ترین ویژگی‌های رانندگی که بر مصرف سوخت اثرگذار هستند، خوشه‌بندی[3] رانندگان با استفاده از رویکردهای مختلف صورت پذیرفت. ارزیابی کارایی خوشه‌بندی انجام‌شده، با توجه به عدد مصرف سوخت هر فرد انجام گرفته و بهترین راهبرد خوشه‌بندی و همچنین روش یادگیری رایانه‌ای بدست آمده و با سایر روش‌ها مقایسه شدند. خوشه‌بندی رفتار رانندگان در این مسیر ثابت و با خودروی مشخص، حاکی از نتایج بسیار غیر قابل‌انتظاری بود که توانست میزان اهمیت رفتار رانندگی بر یکی از مهم‌ترین متغیرهای توسعه پایدار امروزی– مصرف سوخت و انرژی– مشخص نماید. بهره‌گیری از خوشه‌بندی رانندگان با توجه به متغیرهای رانندگی آنان می‌تواند مورد توجه شرکت‌های بیمه، خدمات پس از فروش، مدیران ناوگان و مدیران شرکت‌ها و همچنین واحد ترابری ادارات باشد.

۲–۱– داده‌برداری

یکی از مهم‌ترین گام‌ها به برای رسیدن به اهداف این پژوهش، داده‌برداری دقیق است. داده‌ها باید دارای توالی زمانی بوده، تا حد ممکن داده گم‌شده در آن وجود نداشته باشد، ویژگی محیطی در آن ثابت بوده، ویژگی خودرویی، ویژگی قوای محرکه و ویژگی سوخت در آن نیز یکسان باشد.

بدین منظور، مسیر بسته‌ای مطابق شکل ۱ دور شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران‌خودرو (ایپکو) طراحی شد. ویژگی‌های مسیر طراحی‌شده در جدول ۲ آورده شده است.



شکل ۱ مسیر مشخص‌شده برای رانندگی

[1] Feature Engineering
[2] Regression
[3] Clustering

جدول ۲ ویژگی‌های مسیر

مسافت	زمان حدودی
۱۰٫۳ کیلومتر	۱۴ دقیقه

خودروی مورد استفاده یک دستگاه دناپلاس پرخوران ۶ دنده دستی و بنزین مورد استفاده در تمام آزمون‌ها، بنزین معمولی شهر تهران بوده است.

آزمون‌ها در سه روز متوالی و از ساعت ۱۲ ظهر تا ۱۸ عصر انجام شدند که دمای هوای حدود ۲۵ الی ۳۵ درجه سانتی‌گراد متغیر بوده است. شرایطی رفت و آمدی نیز در این مسیر در حداقل‌ترین حالت ممکن قرار داشته است. به منظور کاهش اثر متغیرهایی مانند دمای آب موتور، دمای واکنشگر و مقدار برق انباره بر مصرف سوخت، با خودرو پیش از داده‌برداری رانندگی شد تا شرایط پایدار حاصل گردد. خنک‌کن خودرو در کل مسیر خاموش بوده و تعداد سرنشین‌ها دو نفر بوده است.

داده‌برداری توسط یک دستگاه ضبط‌کننده داده[1] که توسط شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران‌خودرو (ایپکو) توسعه داده شده است، صورت پذیرفت. این دستگاه با اتصال به درگاه OBD خودرو، داده‌های ارسال‌شده توسط واحد مدیریت موتور را از روی شبکه خودرو دریافت می‌نماید. همزمان، کاربر با تلفن همراه خود از طریق پودمان بلوتوثی به دستگاه متصل شده و با استفاده از نرم‌افزار اندروید توسعه‌یافته، امکان مشاهده برخط داده‌های مختلف رانندگی و تنظیمات متفاوت داده‌برداری را خواهد داشت. داده‌ها نیز پس از اتمام مسیر چرخهٔ رانندگی، در گوشی همراه با قالب csv ذخیره می‌شوند.

۲-۲- مهندسی ویژگی‌ها

پس از استخراج داده‌های رانندگی هر شخص، فرآیند تمیزکردن داده‌ها صورت پذیرفت. در این پژوهش، داده‌های گم‌شده به مقدار کمی وجود داشتند که با درون‌یابی، این داده‌های گم‌شده جایگزین شدند. همانطور که پیشتر ذکر شده بود، بسامد داده‌برداری ۱٫۲۵ هرتز برنامه‌ریزی شده بود که بدین معناست داده‌های روی شبکه، هر ۰٫۸ ثانیه در ضبط‌کننده داده ذخیره شده‌اند. با توجه به نحوه رانندگی هر فرد، تعداد داده‌های ذخیره‌شده از هر راننده از ۶۰۰ تا ۸۷۲ عدد متغیر بودند.

به منظور خوشه‌بندی، نگاه به داده‌ها به صورت نگاه مبتنی بر سفر بوده است. برای دستیابی به این هدف، مهندسی ویژگی‌ها بسیار راهگشا بود. مهندسی ویژگی‌ها در این مقاله، به دو صورت زیر انجام شده است:

۱- استفاده از جدول همبستگی[2] ویژگی‌ها و استخراج ویژگی‌ها با همبستگی بالا و به کار بردن آن‌ها در خوشه‌بندی.

۲- استفاده از روش‌های همبستگی و بدست آوردن مهم‌ترین ویژگی‌ها و به کار بردن آن در خوشه‌بندی.

ابتدا روش جدول همبستگی مورد استفاده قرار گرفت و در ادامه روش روش‌های همبستگی بررسی شد. پس از مقایسه دو روش، روش دوم به منظور استخراج ویژگی‌های مهم به کار گرفته شد. برخی متغیرهای مهم در بحث مصرف سوخت، مستقیماً در متغیرهای واحد مدیریت که ضبط‌کننده داده آن‌ها را گزارش می‌کند وجود ندارد، بلکه حاصل رابطه معنادار فیزیکی بین متغیرهای گزارش‌شده است. به عنوان مثال شتاب، از معادلهٔ ۱ حاصل می‌شود:

$$a = \frac{dv}{dt} \qquad (۱)$$

که در در آن v سرعت خودرو و t زمان صرف‌شده است. در این مقاله رابطه فوق به صورت تقریبی به شکل رابطه زیر در خواهد آمد:

$$a = \frac{dv}{dt} \approx \frac{\Delta v}{\Delta t} = \frac{v_{t+1} - v_t}{0.8\ s} \qquad (۲)$$

با بدست‌آوردن متغیر a، دو متغیر شتاب‌گیری و ترمزگیری نیز قابل تعریف هستند:

[1] Datalogger
[2] Correlation Matrix

$$\begin{cases} a > 0 \Rightarrow \text{شتابگیری} \\ a < 0 \Rightarrow \text{ترمزگیری} \end{cases} \quad (۳)$$

متغیر مدت زمان بی‌باری[1] نیز از طریق سرعت خودرو و رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$t_{idle} = \sum_{i=0}^{n} t(v=0)_i \Big/ \sum_{i=0}^{n} t_i \quad (۴)$$

که در آن n تعداد داده‌های هر فرد و t تناوب داده‌برداری است که برابر ۰٫۸ ثانیه خواهد بود.

همانطور که در ابتدای این بخش اشاره شد، داده‌های هر سفر به عنوان ویژگی‌های هر فرد در نظر گرفته شدند. به بیانی دیگر داده‌های مورد بررسی یک جدول m×p هستند که در آن m تعداد رانندگان (۸۰ نفر) و p تعداد ویژگی‌های در نظر گرفته‌شده برای هر فرد است. ویژگی‌های p به شکل میانگین و پراکندگی داده‌های گزارش‌شده از واحد مدیریت و داده‌های محاسبه شده مطابق معادلات ۳ و ۴ هستند. معادلهٔ ۵ به منظور محاسبه میانگین یک متغیر و معادلهٔ ۶ برای محاسبه پراکندگی استفاده شده است.

$$p_{avg} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p_i \quad (۵)$$

$$\sigma_P^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (p_{avg} - p_i)^2 \quad (۶)$$

بیست ویژگی با جایگذاری در معادله‌های ۵ و ۶ بدست آمدند.

به منظور مهندسی ویژگی‌ها ابتدا همبستگی میان متغیرها با یکدیگر و همچنین با مصرف سوخت محاسبه شدند. همچنین روش‌های یادگیری رایانه‌ای با نظارت[2] مورد استفاده قرار گرفتند. رویکرد کلی همبستگی مدنظر به منظور پیش‌بینی یک متغیر هدف توسط یک یا چند ویژگی، یک چند جمله‌ای بین متغیر هدف و ویژگی‌ها برازش می‌کند. روش‌های مختلفی برای تخمین میزان مصرف سوخت بکار گرفته شدند و دقت آن‌ها با یکدیگر مورد بررسی قرار گرفت. در این بخش، دو راهبرد مورد بررسی قرار گرفتند:

الف) اعمال همبستگی بر روی داده‌های ۸۰ راننده و استخراج رابطه چند جمله‌ای آن و در نهایت مقایسه ضرایب هر ویژگی به منظور بدست‌آوردن مهم‌ترین ویژگی‌ها.

ب) استفاده رابطه همبستگی برای پیش‌بینی مصرف سوخت رانندگان و دسته‌بندی منطقی و اولیه رانندگان در سه خوشه با برچسب «کم‌مصرف»، «متوسط مصرف» و «پر مصرف». سپس اعمال روش‌های همبستگی برای هر خوشه به منظور بدست‌آوردن رابطه خاص آن و در نهایت مقایسه ضرایب ویژگی‌ها و استخراج تأثیرگذارترین ویژگی هر خوشه بر مصرف سوخت.

در گام الف جدول داده‌های خروجی سفرها مورد استفاده قرار گرفتند. ویژگی‌های حاصل از تحلیل جدول همبستگی در رابطه همبستگی روش‌های جنگل تصادفی[3]، همبستگی لاسو[4]، همبستگی ریج[5]، درخت تصمیم[6]، تقویت اختلاف[7]، همبستگی بردار پشتیبان[8]، همبستگی شبکهٔ کشسان[9] و تعقیب تطبیق متعامد[10] بررسی شدند.

در گام ب، ابتدا مصرف سوخت رانندگان با استفاده از روش‌های ذکرشده در گام الف و ویژگی‌های منتخب، پیش‌بینی

[1] Idling
[2] Supervised Machine Learning
[3] Random Forest
[4] Lasso
[5] Ridge
[6] Decision Tree
[7] Gradient Boosting
[8] Support Vector Regression (SVR)
[9] ElasticNet
[10] Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

شدند. سپس ویژگی میانگین مصرف سوخت رانندگی پیش‌بینی‌شده (FC_{avg})، توسط قوانین رابطه ۷ زیر در سه دسته قرار گرفتند و برای هر دسته، برچسبی با معنای منطقی اطلاق شد. بازه‌ها با توجه به آن‌که عدد اعلامی کارخانه سازنده برای این خودرو در چرخه رانندگی جدید اروپایی ۷٫۴۳ لیتر در صد کیلومتر بوده است، با تکیه بر نظر متخصصان حوزه قوای محرکه و میزان پراکندگی اعداد میانگین مصرف سوخت در این آزمایش خاص انتخاب شدند.

$$\begin{cases} (i): FC_{avg} < 8\ \left(\frac{L}{100\ km}\right) \\ (ii): 8\left(\frac{L}{100km}\right) < FC_{avg} < 11\ \left(\frac{L}{100\ km}\right) \\ (iii): 11\ \left(\frac{L}{100\ km}\right) < FC_{avg} \end{cases} \quad (۷)$$

به خوشه شماره ۱ برچسب «کم‌مصرف»، خوشه شماره ۲ برچسب «متوسط مصرف» و خوشه شماره ۳ برچسب «پرمصرف» اطلاق شدند.

۲-۳- خوشه‌بندی رانندگان

در این بخش، جدول داده‌های رانندگی به عنوان ورودی به روش‌های خوشه‌بندی داده شده و شماره خوشه رانندگان به عنوان خروجی دریافت می‌شوند. ارزیابی صحت خوشه‌بندی نیز با متغیر میانگین مصرف سوخت هر راننده بررسی می‌شود؛ به‌طوری که هر چه شماره خوشه خروجی برای هر فرد به ترتیب مصرف سوخت آن‌ها نزدیک باشد، روش نتیجه بهتری داده است.

مهندسی ویژگی‌ها که در بخش گذشته انجام شده بود، به عنوان متغیرهای جدول داده‌ها توسط روش‌های یادگیری رایانه‌ای بدون نظارت استفاده خواهد شد. مطابق با راهبرد ارائه‌شده در بخش مهندسی ویژگی‌ها، خوشه‌بندی توسط دو روش بدین شرح ارائه خواهد شد:

روش اول: خوشه‌بندی رانندگان با توجه به ویژگی‌های حاصل از جدول همبستگی.

روش دوم: خوشه‌بندی رانندگان با توجه به ویژگی‌های اثرگذار استخراج‌شده از روش‌های همبستگی.

در روش اول، مطابق با نتایج بدست آمده از بخش مهندسی ویژگی‌ها، هشت ویژگی حاصل از جدول همبستگی در نظر گرفته شدند. روش‌های خوشه‌بندی میانگین کی، خوشه‌بندی سلسله مراتبی، خوشه‌بندی طیفی، گوستافسون-کسل و الگو ترکیبی گوسی بر روی داده‌ها اعمال شدند. ارزیابی توسط روش اطلاعات متقابل تنظیم‌شده صورت گرفت که در آن نزدیک‌شدن به امتیاز ۱، نشان‌دهنده تطابق کامل خوشه‌بندی با متغیر هدف دارد.

در روش دوم، متغیرهای حاصل از روش‌های همبستگی ریج و تعقیب تطابق متعامد به عنوان ورودی به روش‌ها داده شدند. در واقع، تعداد ویژگی‌ها به سه عدد محدود شد. نتایج حاصل از این خوشه‌بندی‌های مطابق قسمت قبل با هم مقایسه شدند.

۳- نتایج و بحث

به منظور دستیابی به اهداف پژوهش، داده‌های تمیزشده مطابق با راهبردهای روش تحقیق مورد استفاده قرار گرفتند و نتایج آن‌ها بصورت دوره‌ای مورد بحث قرار گرفت. این بخش به ارائه نتایج نهایی پژوهش و بحث بر روی آنان می‌پردازد.

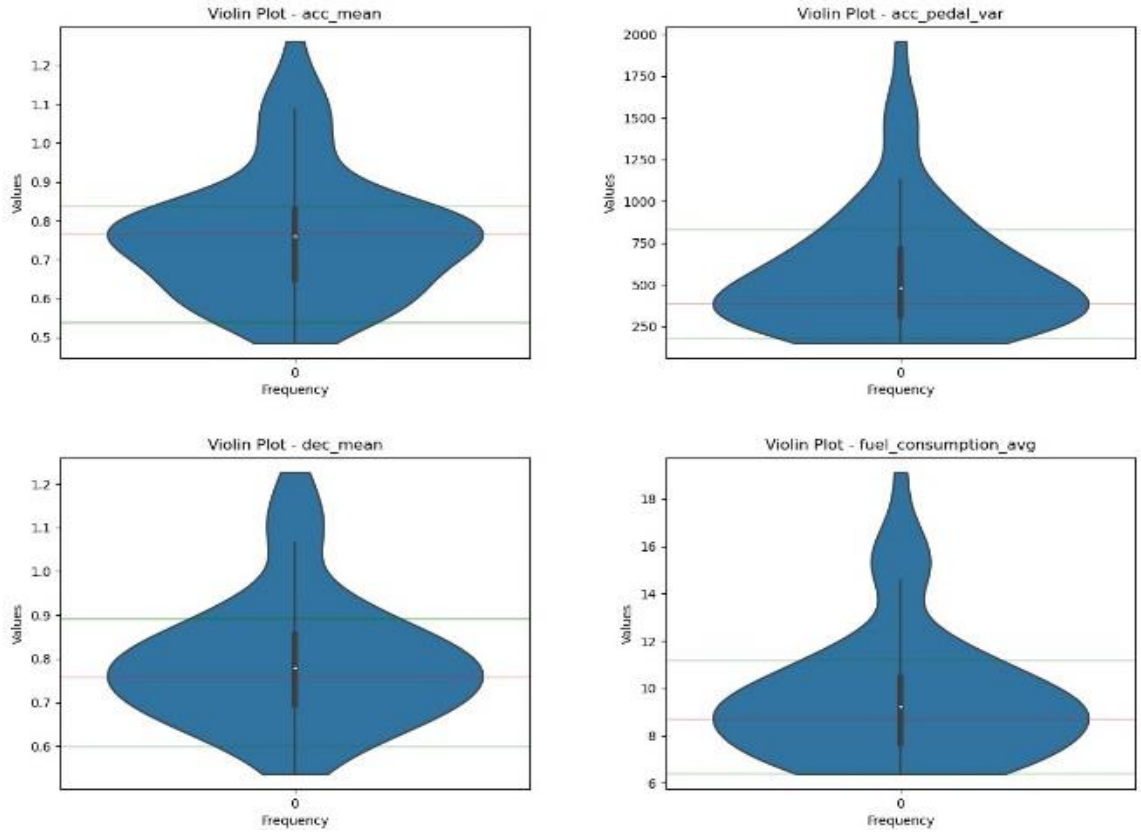
۳-۱- ویژگی‌های رانندگی موثر بر مصرف سوخت با استفاده از جدول همبستگی

در ابتدا، بحث بر روی نتایج حاصل از ویژگی‌های تأثیرگذار بر مصرف سوخت که توسط جدول همبستگی ارائه‌شده بودند، صورت می‌گیرد. همبستگی میان متغیرها با یکدیگر و همچنین با مصرف سوخت محاسبه شده و جدول همبستگی

حاصل از هشت عدد از تأثیرگذارترین ویژگی‌ها در شکل ۲ نمایش داده شده است. جدول ۳ و شکل ۳ نیز نشان‌دهنده مهم‌ترین متغیرهای مرتبط با مصرف سوخت است.

	میانگین مصرف سوخت	واریانس سرعت	میانگین سرعت	واریانس شتاب‌گیری	میانگین شتاب‌گیری	میانگین ترمزگیری	واریانس ترمزگیری	میانگین موقعیت پدال گاز	واریانس موقعیت پدال گاز
میانگین مصرف سوخت	1.00	0.83	0.63	0.78	0.90	0.89	0.81	0.86	0.88
واریانس سرعت	0.83	1.00	0.37	0.60	0.71	0.75	0.67	0.66	0.74
میانگین سرعت	0.63	0.37	1.00	0.50	0.61	0.57	0.58	0.77	0.64
واریانس شتاب‌گیری	0.78	0.60	0.50	1.00	0.89	0.69	0.68	0.61	0.68
میانگین شتاب‌گیری	0.90	0.71	0.61	0.89	1.00	0.83	0.75	0.80	0.85
میانگین ترمزگیری	0.89	0.75	0.57	0.69	0.83	1.00	0.88	0.80	0.78
واریانس ترمزگیری	0.81	0.67	0.58	0.68	0.75	0.88	1.00	0.73	0.71
میانگین موقعیت پدال گاز	0.86	0.66	0.77	0.61	0.80	0.80	0.73	1.00	0.95
واریانس موقعیت پدال گاز	0.88	0.74	0.64	0.68	0.85	0.78	0.71	0.95	1.00

شکل ۲ جدول همبستگی



شکل۳ نمودار ویالونی متغیرهای پراهمیت

جدول ۳ مهم‌ترین متغیرها با توجه به جدول همبستگی

ردیف	متغیر
پراکندگی سرعت	میانگین شتاب‌گیری
پراکندگی ترمزگیری	میانگین ترمزگیری
پراکندگی شتاب‌گیری	پراکندگی موقعیت اهرم گاز
میانگین سرعت	میانگین موقعیت اهرم گاز

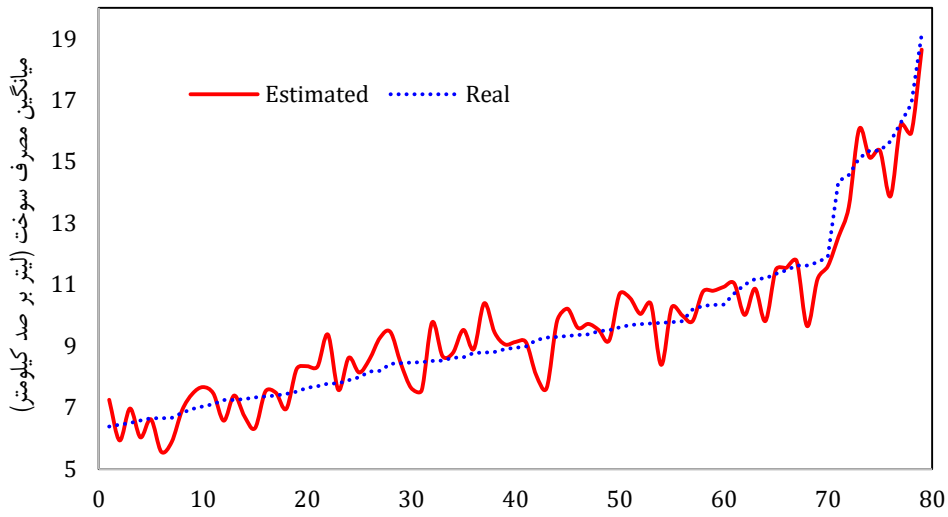
متغیرهای جدول ۳ در بخش خوشه‌بندی رانندگان استفاده شد. مهم‌ترین ویژگی‌های اثرگذار بر مصرف سوخت بر مبنای رفتار رانندگی با استفاده از این روش، میانگین شتاب‌گیری و ترمزگیری بوده است.

۳-۲- ویژگی‌های رانندگی موثر بر مصرف سوخت با استفاده از روش‌های همبستگی

جدول ۴ مقایسه دقت روش‌های مختلف همبستگی مورد استفاده را نشان می‌دهد. با توجه به مقدار خطای این جدول، روش ریج و تعقیب تطبیق متعامد بهترین دقت را داشتند. در جدول ۵، ویژگی‌های رانندگی حاصل از روش ریج و تعقیب تطبیق متعامد که بیشترین تأثیر را بر مصرف سوخت داشته‌اند، گزارش شده است. با توجه به اینکه روش تعقیب تطبیق متعامد بهترین دقت را داشته است، در شکل ۴ میانگین مصرف سوخت واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط این روش نمایش داده شده است.

جدول ٤ دقت روش‌های متفاوت

روش همبستگی	میانگین خطا (٪)	روش همبستگی	میانگین خطا (٪)
OMP	۶٫۷	Decision Tree	۱۱٫۴
Ridge	۷٫۲	Random Forest	۹
Lasso	۱۶٫۸	Gradient Boosting	۸٫۵
ElasticNet	۱۲٫۴	SVR	۱۲٫۴



شکل ٤ مقایسه مصرف سوخت واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط روش تعقیب تطبیق متعامد

جدول ۵ ویژگی‌های پراهمیت دو الگو برتر

ویژگی‌های حاصل از روش ریج	ویژگی‌های حاصل از روش تعقیب تطبیق متعامد
پراکندگی سرعت	پراکندگی سرعت
میانگین شتاب‌گیری	پراکندگی موقعیت اهرم گاز
میانگین ترمزگیری	میانگین دور موتور

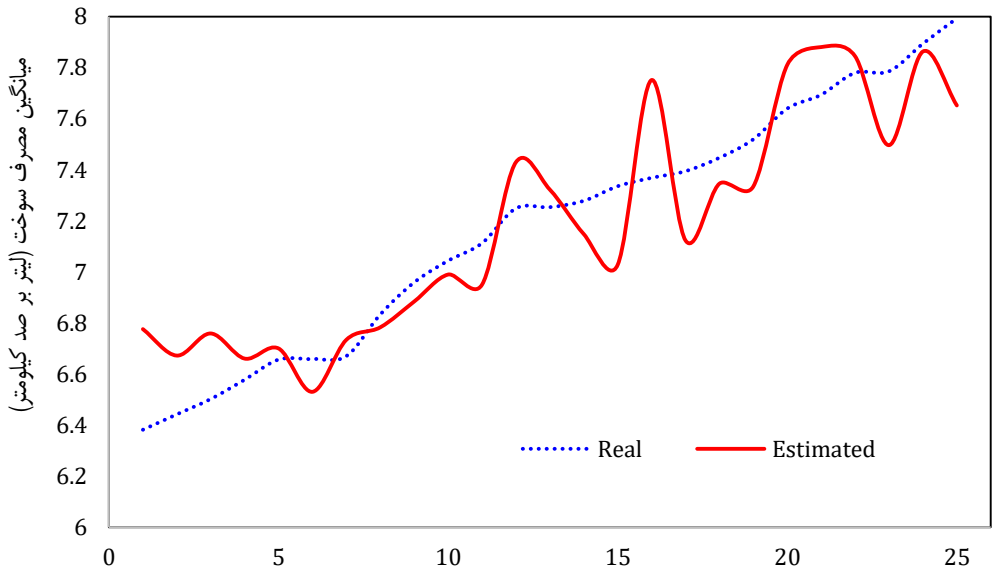
مطابق با رابطه ۷، سه رابطه همبستگی برای هر برچسب اعمال شد تا مهم‌ترین ویژگی‌های آن هر کدام از خوشه‌های کم‌مصرف، متوسط مصرف و پرمصرف بدست آیند. مطابق با راهبردی که پیشتر توضیح داده شد، روش‌های مختلف همبستگی بر روی جدول داده‌های هر خوشه اعمال شدند. نتایج حاصل از روش‌های ریج و تعقیب تطبیق متعامد بهترین نتایج حاصل را داشتند. جدول ۶ و ۷ متغیرهای تأثیرگذار بر روی مصرف سوخت هر برچسب را نشان می‌دهد.

جدول ٦ ویژگی‌های اثرگذار حاصل از تعقیب تطبیق متعامد

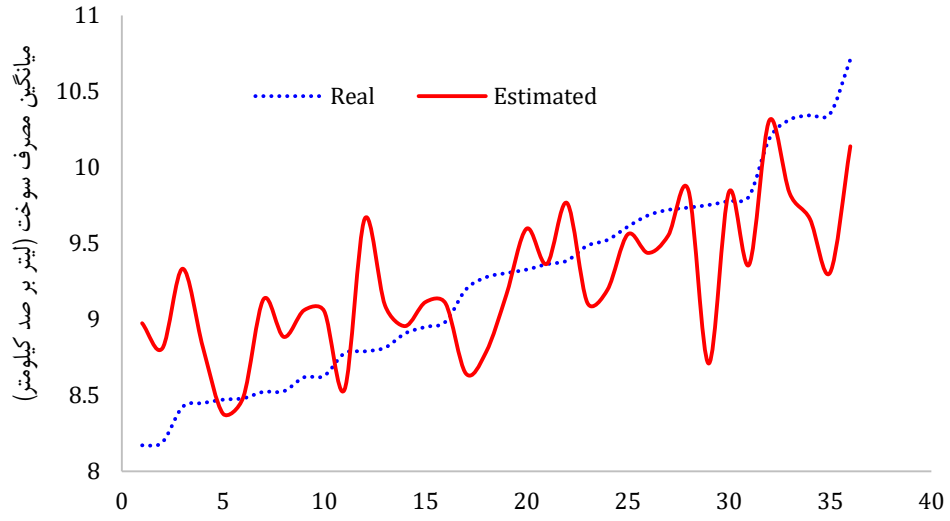
پرمصرف‌ها	متوسط مصرف‌ها	کم‌مصرف‌ها
پراکندگی سرعت	میانگین ترمزگیری	میانگین شتاب‌گیری
میانگین موقعیت اهرم گاز	پراکندگی موقعیت اهرم گاز	بیشینه سرعت
میانگین دور موتور	میانگین دور موتور	میانگین دور موتور

جدول ۷ ویژگی‌های اثرگذار حاصل از ریج

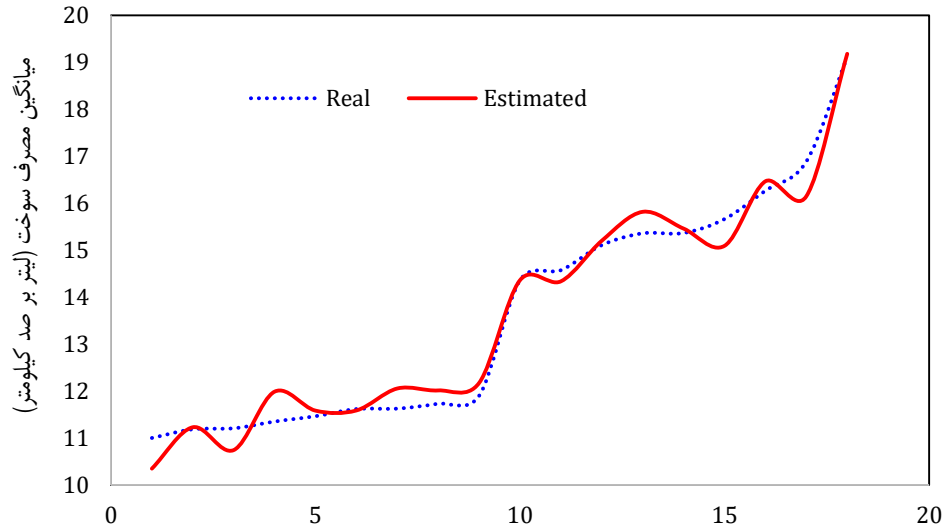
پرمصرف‌ها	متوسط مصرف‌ها	کم‌مصرف‌ها
پراکندگی سرعت	میانگین شتاب‌گیری	میانگین شتاب‌گیری
میانگین سرعت	میانگین ترمزگیری	میانگین سرعت
میانگین ترمزگیری	میانگین موقعیت اهرم گاز	پراکندگی ترمزگیری



شکل ۵ مقایسه مصرف سوخت واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط روش تعقیب تطابق متعامد برای خوشه کم‌مصرف



شکل ٦ مقایسه مصرف سوخت واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط روش تعقیب تطابق متعامد برای خوشه متوسط مصرف



شکل ۷ مقایسه مصرف سوخت واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط روش تعقیب تطابق متعامد برای خوشه پرمصرف

مطابق با جداول ۶ و ۷، میانگین شتاب‌گیری جزو اثرگذارترین متغیرهای همبستگی نیز بوده است. به بیانی، «پرهیز از شتاب‌گیری یا همان کاهش تغییرات سرعت نسبت به زمان، باعث کاهش مصرف سوخت خواهد شد». این متغیر بر افراد کم‌مصرف تأثیر بسیار بیشتری نسبت به سایر خوشه‌ها خواهد داشت.

متغیر پراکندگی و میانگین سرعت نیز تأثیر به‌سزایی از خود بر مصرف سوخت نشان داد؛ به‌طوریکه اکثر افراد پرمصرف با کاهش این دو متغیر سرعت قادر به کم‌کردن میانگین مصرف سوخت خود هستند. منظور از کاهش پراکندگی سرعت، رانندگی با سرعت ثابت و کاهش پراکندگی سرعت در سیکل این پژوهش است.

متغیر میانگین موقعیت اهرم گاز و پراکندگی آن نیز از جمله متغیرهای تأثیرگذار بر همه خوشه‌های رانندگی بوده است. مهار میانگین و پراکندگی موقعیت اهرم گاز به این معناست که راننده فشار کمتری به اهرم گاز وارد کرده و فشار وارد شده یکنواخت باشد.

میانگین دور موتور از متغیرهایی بوده است که در تمام انواع رانندگی تأثیرگذار بوده است؛ رانندگی در دور موتور پائین‌تر، مصرف سوخت کمتری را به ارمغان آورده است.

مطابق شکل ۴، الگو تعقیب تطابق متعامد مورد استفاده برای پیش‌بینی مصرف سوخت، دارای میانگین خطای ۶٫۸٪ بوده است. کمترین میزان خطا کمتر از ۱٪ و بیشترین میزان خطا حدود ۲۳٪ بودند. میانگین خطا در همبستگی برای هر خوشه جدا نیز محاسبه شد؛ بطوری‌که پس از اعمال روش تعقیب تطابق متعامد مطابق شکل‌های ۵ و ۷ برای افراد کم‌مصرف میانگین خطای ۲٫۵٪ و افراد پرمصرف ۲٫۱٪ بدست آمد، در صورتی‌که همانند نتیجه ارائه‌شده در شکل ۶ میانگین خطای افراد متوسط مصرف ۴٫۳٪ گزارش شد. این اعداد حاکی از این پدیده است که قرار گرفتن در خوشه کم‌مصرف و پرمصرف از الگوهای مشخص‌تری نسبت به قرارگرفتن در خوشه متوسط مصرف پیروی می‌کند. به بیان دیگر، برای داشتن مصرف زیر ۸ لیتر بر صد کیلومتر در سیکل مشخص‌شده، کافیست متغیرهای حیاتی آن که در جدول ۶ و ۷ آمده است مورد توجه قرار گیرد؛ و توجه به این متغیرها با خطای کمی باعث قرارگیری راننده در خوشه رانندگان کم‌مصرف می‌شود. برای دستیابی به مصرف بالای ۱۱ لیتر بر صد کیلومتر نیز داستان به همین صورت نتیجه می‌شود؛ اگر متغیرهای جدول ۶ و ۷ مورد توجه قرار گیرد، با خطای کمی پیش‌بینی مصرف راننده قابل انجام است. اما در مورد خوشه متوسط مصرف، پیش‌بینی مصرف سوخت با خطای بیشتری همراه خواهد شد زیرا در افرادی که مصرف سوختشان بین ۸ تا ۱۱ لیتر بر صد کیلومتر بدست آمده بود، متغیرهای اثرگذار به هم نزدیک بوده و حذف یکی تأثیر بیشتری بر خطا داشت.

اما به صورت خلاصه، می‌توان پیشنهاد کرد رانندگی با سرعت ثابت (کاهش پراکندگی سرعت و میانگین شتاب‌گیری) و دور موتور پائین (کاهش میانگین دور موتور) و فشار ثابت و کم بر روی اهرم گاز (کاهش میانگین و پراکندگی موقعیت اهرم گاز) رمز موفقیت دستیابی به مصرف سوخت کمتر بوده است.

۳-۳- ارزیابی خوشه‌بندی

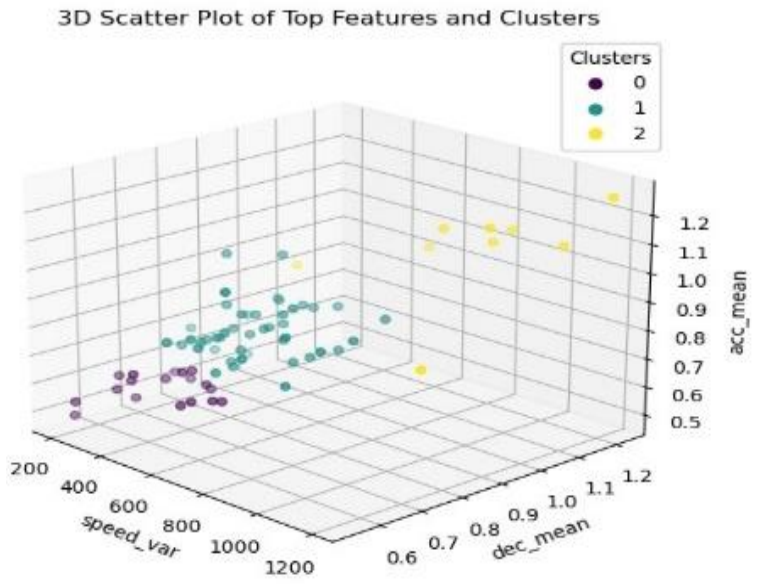
در خوشه‌بندی رانندگان نیز نتایج بدست‌آمده پس از اعمال روش‌های مختلف با هم مقایسه شدند. این نکته شایان یادآوری است که در خوشه‌بندی، هر چه ویژگی‌ها کمتر بوده و تعداد داده‌ها بیشتر باشند، ارزیابی از خوشه‌بندی بهتر است. نتایج حاصل از روش‌های مختلف در جدول ۸ با هم مقایسه شده‌اند.

جدول ۸ دقت روش‌های خوشه‌بندی با استفاده از ۸ ویژگی

روش خوشه‌بندی	امتیاز AMI
میانگین کِی	۰٫۶۵
خوشه‌بندی سلسله مراتبی	۰٫۵۵
خوشه‌بندی طیفی	۰٫۴۷
گوستافسون-کسل	۰٫۵۰
الگو ترکیبی گوس	۰٫۶۶

در حالت اول که ۸ ویژگی برای ۸۰ راننده به کار رفتند، روش گوستافسون-کسل بهترین حاصل را داشت.

در گام بعدی که تلاش شده بود تعداد ویژگی‌ها کاهش یابد، نتایج با دقت مشابهی با حالت ۸ ویژگی بدست آمدند که حاصل از بهبود روش خوشه‌بندی بودند. شکل ۸ تصویری سه‌بعدی از حاصل خوشه‌بندی توسط ویژگی‌های ممتاز مؤثر بر مصرف سوخت بودند.



شکل ۸ نمودار سه‌بعدی خوشه‌بندی بر پایه ویژگی‌های ممتاز

در گام‌های آتی تلاش بر روی تعمیم‌پذیری ویژگی‌ها و الگو خواهد بود. در این پژوهش تمرکز بر روی خودروی ثابت، مسیر ثابت و راننده متغیر معطوف بود؛ اما در واقعیت مسیر ثابت آنچنان قابل تعمیم نیست. به منظور بهبود پژوهش، برنامه‌ریزی برای داده‌برداری در مسیرهای مختلف با رانندگان مختلف انجام شده است تا با مهندسی ویژگی‌ها و خوشه‌بندی، امکان بررسی رفتار رانندگان مختلف بدون وابستگی به مسیر قابل انجام باشد.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، تحلیل رفتار رانندگی با تمرکز بر روی مصرف سوخت به منظور خوشه‌بندی رانندگان انجام شد. داده‌های رانندگی ۸۰ راننده با استفاده از یک ضبط‌کننده داده طراحی‌شده که به درگاه OBD خودرو متصل می‌شود، ذخیره شدند. مسیر ثابت، خودروی ثابت، شرایط محیطی ثابت و رانندگان متفاوت از خصوصیات داده‌برداری بودند. مهندسی ویژگی‌ها با روش‌های مختلف به منظور بدست‌آوردن اثرگذارترینِ آن‌ها بر مصرف سوخت انجام شد؛ نتیجه آن متغیرهای اساسی همچون میانگین و پراکندگی سرعت، شتاب و موقعیت اهرم گاز بود. سپس روش‌های یادگیری رایانه‌ای بدون نظارت به منظور خوشه‌بندی رانندگان در خوشه‌های مختلف به کار گرفته شد و صحه‌گذاری آن توسط مقایسه با مصرف سوخت واقعی هر فرد صورت پذیرفت. در نهایت، افق‌های ارزشمندی برای سازندگان خودرو و قوای محرکه، سیاست‌گذاران و رانندگان با توجه به نتایج با تمرکز بر نقش رفتار رانندگی بر مصرف سوخت ارائه شدند.

References

[1] Aminzadegan S, Shahriari M, Mehranfar F, Abramović B. Factors affecting the emission of pollutants in different types of transportation: A literature review. Energy Reports. 2022 Nov 1;8:2508-29. doi: 10.1016/j.egyr.2022.01.161

[2] Czerwinski F. Current Trends in Automotive Lightweighting Strategies and Materials. Materials. 2021 Nov 3;14(21):6631. doi: 10.3390/ma14216631

[3] Shuai S, Yinhui W, Li X, Fu H, Xiao J. Impact of Octane Number on Fuel Efficiency of Modern Vehicles. SAE International Journal of Fuels and Lubricants. 2013 Nov 1;6(3):702-12. doi: 10.4271/2013-01-2614

[4] Wang Y, Biswas A, Rodriguez R, Keshavarz-Motamed Z, Emadi A. Hybrid electric vehicle specific engines: State-of-the-art review. Energy Reports. 2022 Nov 1;8:832-51. doi: 10.1016/j.egyr.2021.11.265
[5] Huang R, Ni J, Shi X, Wang Q, Cheng Z. Assessing and Characterizing the Effect of Altitude on Fuel Economy, Particle Number and Gaseous Emissions Performance of Gasoline Vehicles under Real Driving. SAE Technical Paper. 2023 Apr 1. doi: 10.4271/2023-01-0381
[6] Zervas E. Impact of Altitude on Fuel Consumption of a Gasoline Passenger Car. Fuel. 2011 Jul 1;90(6);2340-42. doi: 10.1016/j.fuel.2011.02.004
[7] Meseguer J, Calafate C, Cano J, Manzoni P. Assessing the Impact of Driving Behavior on Instantaneous Fuel Consumption. 12th Annual IEEE Consumer Communications and Networking Conference; 2015 January 09-12; Las Vegas, NV, USA. IEEE; 2015. p. 443-8.
[8] Zhang Z, Demir E, Mason R, Di Cairano-Gilfedder C. Understanding Freight Drivers' Behavior and the Impact on Vehicles' Fuel Consumption and CO_2e Emissions. Operational Research. 2023 Dec;23:1-35. doi: 10.1007/s12351-023-00798-2
[9] Peng P, Qin W, Xu Y, Miyajima C, Takeda K. Impact of Driver Behavior on Fuel Consumption: Classification, Evaluation and Prediction Using Machine Learning. IEEE Access. 2019 Jun 3;7:78515-32. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2920489
[10] Asadi A, Azadi M, Khalesi MH, Moosavian A. Investigating the effects of geographics climate on the characteristics of statistical data and driving cycle. The Journal of Engine Research. 2023 Jun 22;70(2):37-65. doi: 10.22034/er.2023.2009114.1013 [In Persian]
[11] Loesche D. The Growing Gap Between Declared and Real Fuel Consumption of Passenger Cars. Statista. 2017 November 06.
[12] Moosavian A, Abdolmaleki S, Rezaei M, Nejat M. Driving Cycle Extraction of Tehran City's West Region for a Car with Turbocharged Engine using Microtrip Clustering Method. The Journal of Engine Research. 2019;55:3-12. [In Persian]