

بررسی روابط بین آلاینده های خروجی خودرو با استفاده از مدل سازی ریاضی، معادله احتراق و ماتریس همبستگی

چکیده: در این پژوهش به تحلیل و پیش بینی آلاینده های ۵۰۰۰ خودروی پراید با استفاده از داده های معاینه فنی پرداخته شد. پس از پیش پردازش داده ها (شامل حذف داده های پرت و نرمال سازی)، ماتریس همبستگی بین آلاینده ها محاسبه شد و روند میانگین آلاینده ها بر حسب سال تولید خودروها ترسیم گردید. برای پیش بینی آلاینده های خودروها در سال های آینده، از یک مدل شبکه عصبی استفاده شد که دقت بالایی در پیش بینی داشت. یافته ها نشان دادند که با افزایش سال تولید خودروها، میزان آلاینده های به طور کلی کاهش یافته است که این موضوع نشان دهنده بهبود تکنولوژی های ساخت خودرو و استانداردهای آلاینده های است. علاوه بر این، انواع حسگرهای مرتبط با سیستم کنترل آلاینده های (مانند حسگر اکسیژن، حسگر جرم هوای ورودی و حسگر دریچه گاز) و روابط ریاضی بین این حسگرها و واحد کنترل الکترونیکی مورد بررسی قرار گرفت. برای تحلیل دقیق تر داده ها، یک برنامه به زبان پایتون توسعه داده شد. این برنامه نه تنها مشکلات مربوط به هر حسگر را شناسایی می کند؛ بلکه مشکلات مشترک بین حسگرها را نیز گزارش می دهد. این رویکرد بهبود یافته می تواند به طور دقیق تری منشاء مشکلات را شناسایی کند و به سیاست گذاران و متخصصان محیط زیست کمک کند تا آلودگی هوا را کاهش دهند. این پژوهش بینش های ارزشمندی برای بهبود مدیریت آلودگی هوا و بهینه سازی عملکرد خودروها فراهم می کند.

واژه های راهنما: آلاینده های خودرو، شبکه عصبی، پراید، معاینه فنی، ماتریس همبستگی

محمدعلی کاظمی*
استادیار

محمدطاهر رستگاری

مربی،
گروه مهندسی مکانیک،
دانشگاه ملی مهارت،
تهران

مقاله علمی پژوهشی
دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۲۰
بازنگری: ۱۴۰۴/۰۳/۲۵
پذیرش: ۱۴۰۴/۰۴/۳۰

Mohammad Ali
Kazemi*
Assistant Professor

Mohammad taheer
Rastegari
Instructor,
Department of
Mechanical Engineering,
Technical and
Vocational University
(TVU), Tehran

Investigating the relationships between vehicle exhaust pollutants using mathematical modeling, combustion equation, and correlation matrix

Abstract: In this study, the emissions of 5,000 Pride vehicles were analyzed and predicted using data from technical inspections. Following data pre-processing, which included outlier removal and normalization, the correlation matrix among pollutants was calculated. Additionally, the trend of average emissions was plotted against the vehicles' year of manufacture. To predict vehicle emissions for future years, a neural network model was utilized, which demonstrated high prediction accuracy. The findings revealed that as the vehicles' year of manufacture increased, the overall emission levels decreased. This trend indicates improvements in automotive manufacturing technologies and emission standards. Furthermore, the study examined various sensors associated with the emission control system (such as the oxygen sensor, mass airflow sensor, and throttle position sensor) and the mathematical relationships between these sensors and the Electronic Control Unit (ECU). For a more detailed data analysis, a Python program was developed. The application not only identifies sensor-specific malfunctions but also reports common or overlapping issues among the sensors. This enhanced methodology can more accurately identify the root cause of the problems, aiding policymakers and environmental specialists in their efforts to mitigate air pollution. This research provides valuable insights for enhancing air pollution management and optimizing vehicle performance.

Keywords: Vehicle emissions, Neural network, Pride, Technical inspection, Correlation matrix

۱- مقدمه

آلودگی هوا یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های زیست‌محیطی است که جوامع امروزی با آن مواجه هستند. خودروها به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین منابع آلاینده، نقش مهمی در تولید آلاینده‌هایی مانند مونو اکسید کربن (CO)، دی‌اکسید کربن (CO_2)، اکسیژن (O_2) و هیدروکربن‌های نسوخته (HC) دارند. این آلاینده‌ها نه تنها کیفیت هوا را کاهش می‌دهند؛ بلکه به‌طور مستقیم بر سلامت انسان‌ها تأثیر منفی می‌گذارند. به‌عنوان مثال، مونو اکسید کربن می‌تواند باعث کاهش حمل‌ونقل اکسیژن در خون شود و هیدروکربن‌ها می‌توانند به صورت مواد سرطان‌زا عمل کنند [۳-۱].

در ایران، خودروهای داخلی مانند پراید به دلیل سهم بالایی که در بازار حمل و نقل دارند، نقش مهمی در انتشار آلاینده‌ها ایفا می‌کنند. بنابراین، بررسی و پیش‌بینی آلودگی این خودروها می‌تواند به سیاست‌گذاران و متخصصان محیط زیست کمک کند تا تصمیمات بهتری برای کاهش آلودگی اتخاذ کنند. در این پژوهش، از داده‌های آلودگی مربوط به ۵۰۰۰ خودروی پراید که از مرکز معاینه فنی پارس همدان استخراج شده است، استفاده شده است تا الگوهای آلودگی آن‌ها تحلیل و پیش‌بینی شود. با توجه به اهمیت موضوع آلودگی هوا و نقش خودروها در این زمینه، ضرورت دارد که به بررسی دقیق‌تر آلودگی خودروهای داخلی مانند پراید پرداخته شود. این پژوهش با هدف تحلیل داده‌های آلودگی ۵۰۰۰ خودروی پراید و پیش‌بینی آلودگی آن‌ها در سال‌های آینده انجام شده است.

دلایل ضرورت این تحقیق شامل موارد زیر است:

- افزایش آلودگی هوا در شهرهای بزرگ: شهرهای بزرگ ایران مانند تهران، مشهد و اصفهان به دلیل ترافیک سنگین و استفاده گسترده از خودروهای قدیمی با مشکلات جدی آلودگی هوا مواجه هستند [۴]. بررسی آلودگی خودروهای داخلی مانند پراید می‌تواند به شناسایی منابع اصلی آلودگی و ارائه راهکارهای مؤثر برای کاهش آن کمک کند.

- تأثیر آلاینده‌ها بر سلامت انسان: آلاینده‌های منتشر شده از خودروها، به‌ویژه CO و HC ، می‌توانند به‌طور مستقیم بر سلامت انسان تأثیر بگذارند [۵، ۶]. این آلاینده‌ها می‌توانند باعث بروز مشکلات تنفسی، بیماری‌های قلبی و حتی مرگ زود هنگام شوند. بنابراین، بررسی و کاهش آلودگی خودروها می‌تواند به بهبود کیفیت زندگی جامعه کمک کند.

- بهبود طراحی خودروهای داخلی: بررسی آلودگی خودروهای داخلی می‌تواند به خودروسازان کمک کند تا طراحی و تکنولوژی خودروها را بهبود دهند. به‌عنوان مثال، شناسایی عوامل مؤثر بر افزایش آلودگی می‌تواند به بهینه‌سازی موتورها و سیستم‌های کنترل آلودگی منجر شود.

- پیش‌بینی آلودگی در سال‌های آینده: با استفاده از مدل‌های پیشرفته مانند شبکه‌های عصبی، می‌توان آلودگی خودروها در سال‌های آینده را پیش‌بینی کرد. این پیش‌بینی‌ها می‌توانند به برنامه‌ریزی‌های بلندمدت برای کاهش آلودگی هوا کمک کنند.

- شناسایی الگوهای آلودگی بر اساس سال تولید: بررسی روند تغییرات آلاینده‌ها بر حسب سال تولید خودروها می‌تواند به درک بهتری از تأثیر تکنولوژی‌های جدید و استانداردهای آلودگی کمک کند. به‌عنوان مثال، مشاهده روند کاهش آلاینده‌ها در سال‌های اخیر نشان‌دهنده بهبود تکنولوژی‌های ساخت خودرو است.

- تأثیر سیاست‌های محیط زیستی: این پژوهش می‌تواند به ارزیابی تأثیر سیاست‌های محیط زیستی بر کاهش آلودگی هوا کمک کند. به‌عنوان مثال، تغییرات ناگهانی در روند کاهش آلاینده‌ها در سال ۱۳۹۲ می‌تواند به دلیل اجرای سیاست‌های جدید باشد که این موضوع نیاز به بررسی بیشتر دارد.

این دلایل نشان می‌دهند که بررسی آلودگی خودروهای داخلی مانند پراید نه تنها از نظر علمی و فنی اهمیت دارد؛ بلکه می‌تواند به بهبود کیفیت زندگی جامعه و حفظ محیط زیست کمک کند.

تحقیقات متعددی در زمینه آلودگی خودروها و استفاده از روش‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی آلاینده‌ها انجام شده است. به‌عنوان مثال، در مطالعه‌ای که توسط جی و همکاران انجام شد، از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی آلودگی خودروها در شهرهای بزرگ استفاده شد و همبستگی بین آلاینده‌های مختلف با یکدیگر مورد بررسی قرار گرفت [۷]. در مطالعه دیگری ریگل و همکاران به بررسی رابطه بین حسگر اکسیژن و تأثیر آن‌ها بر کاهش آلاینده‌ها پرداختند [۸].

علاوه بر این، مطالعات متعددی به بررسی تأثیر سال تولید خودروها بر میزان آلودگی پرداخته‌اند. به‌عنوان مثال، در مطالعه‌ای که توسط فیلیپچیک و همکاران [۹]، میلکو و همکاران [۱۰] و همچنین زوکوتو و همکاران [۱۱] انجام شد. تأثیر

زیر که کد انجام آن در زبان پایتون انجام شد در پیوست (۱) ارائه شده است.

- حذف داده‌های پرت: داده‌های پرت با استفاده از روش IQR^1 حذف شدند. این داده‌ها ممکن است به دلیل خطاهای اندازه‌گیری یا مشکلات فنی در خودروها ایجاد شده باشند.
- نرمال‌سازی: داده‌ها بر اساس محدوده‌های مشخص شده نرمال‌سازی شدند. این کار به بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین کمک کرد. برای مثال:
 - مقادیر CO بین ۰ تا ۰/۷ نرمال‌سازی شدند.
 - مقادیر HC بین ۰ تا ۲۵۰ نرمال‌سازی شدند.
 - مقادیر O_2 بین ۰ تا ۳ نرمال‌سازی شدند.

۲-۲- تحلیل ماتریس همبستگی بین آلاینده‌ها

ماتریس همبستگی^۲ یک ابزار آماری است که برای بررسی رابطه بین متغیرهای مختلف در یک مجموعه داده استفاده می‌شود. این ماتریس به صورت یک جدول مربعی نمایش داده می‌شود که در آن هر سطر و ستون مربوط به یک متغیر است، و مقدار موجود در هر خانه نشان‌دهنده ضریب همبستگی بین دو متغیر متناظر است.

ضریب همبستگی معمولاً با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون^۳ محاسبه می‌شود که مقادیر آن بین -۱ و +۱ قرار دارد:

- +۱: نشان‌دهنده همبستگی مثبت کامل است؛ یعنی با افزایش یک متغیر، متغیر دیگر نیز افزایش می‌یابد.
- ۰: نشان‌دهنده عدم وجود همبستگی است؛ یعنی دو متغیر مستقل از یکدیگر هستند.
- -۱: نشان‌دهنده همبستگی منفی کامل است؛ یعنی با افزایش یک متغیر، متغیر دیگر کاهش می‌یابد.

۲-۲-۱- روش محاسبه ماتریس همبستگی

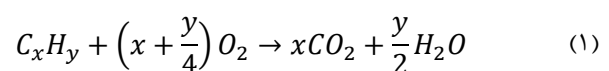
برای محاسبه ماتریس همبستگی، از زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه‌های مرتبط استفاده شد. به‌طور خاص، از تابع $COIT()$ در کتابخانه Pandas استفاده شد که به‌صورت خودکار ضریب همبستگی پیرسون بین متغیرها را محاسبه می‌کند.

پارامترهای مختلفی از قبیل میزان کارکرد، سال تولید و... بر روی انتشار آلاینده‌های خروجی از اگزوز انجام گرفت.

۲- معادله احتراق و آلاینده‌ها

خودروها در حین احتراق سوخت، مقادیر مختلفی از آلاینده‌ها را منتشر می‌کنند. این آلاینده‌ها شامل موارد زیر هستند:

- مونواکسیدکربن: این گاز سمی ناشی از احتراق ناقص سوخت است و می‌تواند به‌طور مستقیم بر سلامت انسان تأثیر بگذارد و باعث کاهش اکسیژن در خون شود.
 - دی‌اکسیدکربن: این گاز یکی از اصلی‌ترین عوامل تغییرات اقلیمی است و به‌عنوان محصول اصلی احتراق کامل سوخت‌های فسیلی شناخته می‌شود.
 - اکسیژن: میزان اکسیژن موجود در گازهای خروجی نشان‌دهنده کارایی موتور و فرآیند احتراق است. کاهش اکسیژن معمولاً نشان‌دهنده احتراق کامل است و حد مجاز آن در تمامی استانداردهای آلاینده‌ها اعلام شده به مراکز معاینه فنی حداکثر ۳٪ حجمی است.
 - هیدروکربن‌های نسوخته: این ترکیبات ناشی از احتراق ناقص؛ زیرا اکسیژن و شرایط دیگر برای سوختن همه مواد سوختنی فراهم نبوده است و به‌عنوان یکی از عوامل اصلی تشکیل ذرات معلق و اوزون سطح زمین شناخته می‌شوند.
- معادله احتراق کامل سوخت در حضور اکسیژن کافی در موتورهای خودروها به صورت زیر است:



در این معادله، C_xH_y نشان‌دهنده سوخت (مانند بنزین) است. با توجه به شرایط احتراق (مانند مقدار اکسیژن و دما)، ممکن است محصولات جانبی مانند CO و HC نیز تولید شوند. این محصولات جانبی به‌عنوان آلاینده‌های اصلی شناخته می‌شوند و ارتباط مستقیمی با کارایی موتور دارند.

۲-۱- پیش‌پردازش داده‌ها

برای تحلیل دقیق داده‌ها که اطلاعات مربوط به آلاینده‌گی ۵۰۰۰ خودرو پراپدی بود که در فصل زمستان به مراکز معاینه فنی مراجعه کرده و در آزمون آلاینده‌گی پذیرفته شده بودند، مراحل

³ Pearson correlation coefficient

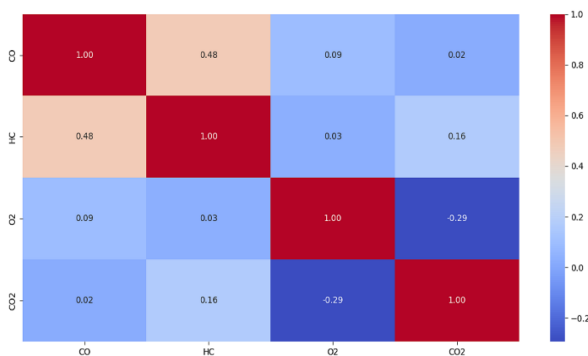
¹ Interquartile Range

² Correlation matrix

۲-۲-۲- تفسیر ماتریس همبستگی

در این پژوهش، ماتریس همبستگی بین آلاینده‌های مختلف (CO, HC, O_2, CO_2) محاسبه شد. بر اساس این ماتریس که در شکل (۱) نشان داده شده است، دو مورد حائز اهمیت است:

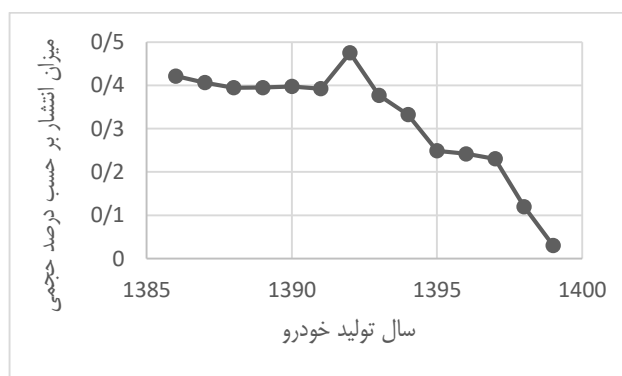
- بین CO و HC همبستگی مثبت قوی (۰/۴۸) مشاهده شد که نشان‌دهنده ارتباط مستقیم بین این دو آلاینده است؛ زیرا هر دو محصول احتراق ناقص هستند.
- بین CO_2 و O_2 همبستگی منفی نسبتاً قوی (-۰/۲۹) وجود دارد که نشان‌دهنده لزوم مصرف کامل اکسیژن برای کاهش میزان مونواکسیدکربن و افزایش دی‌اکسیدکربن و در نتیجه نیل به احتراق کامل است که هر دو مورد ذکر شده یا پیش‌بینی‌های تئوری انطباق دارند.



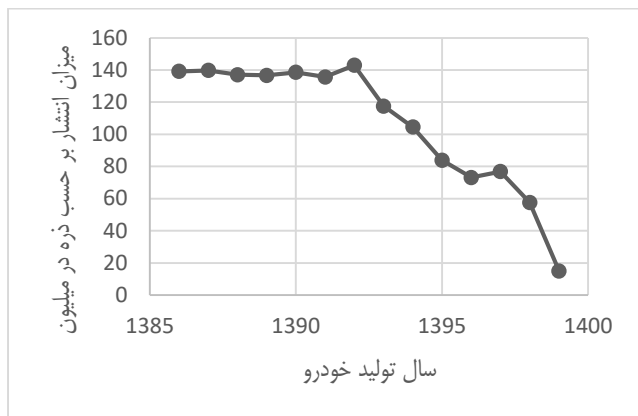
شکل ۱ ماتریس همبستگی آلاینده‌ها

۳-۲-۳- تحلیل نمودار میانگین آلاینده‌ها بر حسب سال تولید

شکل (۲) و (۳) نمودار میانگین آلاینده‌های مختلف (CO, HC) را بر حسب سال تولید خودروها نشان می‌دهد.



شکل ۲ میانگین انتشار مونواکسید کربن بر حسب درصد حجمی به ازای سال تولید خودرو

شکل ۳ میانگین انتشار هیدروکربن نسوخته بر حسب ذره در میلیون^۱ به ازای سال تولید خودرو

بررسی دقیق این نمودارها، بینش‌های ارزشمندی درباره روند تغییرات آلاینده‌های خودروهای پراپید در طول زمان فراهم می‌کند. در ادامه، به تحلیل جزئیات این نمودار پرداخته می‌شود.

۲-۳-۱- روند کلی کاهش آلاینده‌ها

نمودار نشان می‌دهد که با افزایش سال تولید خودروها، میزان آلاینده‌ها به‌طور کلی کاهش یافته است. این روند کاهش نشان‌دهنده بهبود تکنولوژی‌های ساخت خودرو و اجرای استانداردهای سخت‌گیرانه‌تر آلاینده‌ها در سال‌های اخیر است. به‌طور خاص

- آلاینده CO : کاهش چشمگیری در میزان انتشار CO مشاهده شد که نشان‌دهنده بهبود فرآیند احتراق و کاهش احتراق ناقص است.
- آلاینده HC : این آلاینده نیز روند کاهش مشابهی داشته است که نشان‌دهنده کاهش انتشار هیدروکربن‌های نسوخته به دلیل بهبود سیستم‌های کنترل آلاینده‌ها است.

۲-۳-۲- مختل شدن روند کاهش در سال ۱۳۹۲

یکی از مهم‌ترین نکات قابل توجه در این نمودار، مختل شدن روند کاهش آلاینده‌ها در سال ۱۳۹۲ است. در این سال به جای ادامه روند کاهش، میزان آلاینده‌های CO و HC به‌طور ناگهانی افزایش یافت. این افزایش موقتی می‌تواند به دلایل زیر باشد: الف- تغییر در استانداردهای آلاینده‌ها

احتمالاً در سال ۱۳۹۲، استانداردهای آلاینده‌های خودروها تغییر کرده و باعث شده است که خودروسازان به بهبود تکنولوژی‌های

یک ورودی دریافت کرده، آن را پردازش می‌کند و خروجی تولید می‌کند. در این پژوهش، از یک شبکه عصبی پیش‌خور^۴ استفاده شد که شامل سه نوع لایه است:

۱. لایه ورودی^۵: شامل متغیرهای مستقل (مانند سال تولید خودرو، نوع سوخت، و داده‌های معاینه فنی).
۲. لایه‌های پنهان^۶: لایه‌هایی که عملیات پردازش اصلی را انجام می‌دهند. در این پژوهش، از دو لایه پنهان استفاده شد.
۳. لایه خروجی^۷: شامل متغیرهای وابسته (آلاینده‌های CO , HC , O_2 , CO_2).

۲-۴-۲- داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده برای آموزش و آزمایش مدل شامل اطلاعات ۵۰۰۰ خودروی پراید بود که از مرکز معاینه فنی جمع‌آوری شده بود. این داده‌ها شامل اطلاعات زیر بودند:

- سال تولید خودرو: به‌عنوان یکی از متغیرهای مستقل
 - آلاینده‌ها: مقادیر اندازه‌گیری شده CO , HC , O_2 , CO_2
 - سایر مشخصات فنی: مانند نوع موتور، حجم موتور، و نوع سوخت
- قبل از آموزش مدل، داده‌ها پیش‌پردازش شدند. این پیش‌پردازش شامل مراحل زیر بود:

۱. حذف داده‌های پرت: داده‌های غیرمعمول یا نادرست حذف شدند.
 ۲. نرمال‌سازی داده‌ها: مقادیر داده‌ها به بازه $[0, 1]$ نرمال‌سازی شدند تا مدل بهتر بتواند آن‌ها را پردازش کند.
 ۳. تقسیم داده‌ها: داده‌ها به دو مجموعه آموزش (۸۰٪) و آزمایش (۲۰٪) تقسیم شدند.
- پس از آموزش مدل، عملکرد آن با استفاده از مجموعه داده آزمایش ارزیابی شد. معیارهای ارزیابی شامل موارد زیر بودند:
- خطای میانگین مربعات: مقدار MSE برای مدل آموزش شده برابر با $0/015$ بود که نشان‌دهنده دقت بالای مدل است.
 - خطای مطلق میانگین: مقدار MAE نیز برابر با $0/09$ بود که نشان‌دهنده خطای کم در پیش‌بینی آلاینده‌ها است.

نتایج پیش‌بینی آلاینده‌ها برای سال ۱۴۰۳ در جدول (۱) آورده شده است. این نتایج با آزمایشاتی که در مرکز معاینه فنی پارس همدان انجام شد، مطابقت داشت. نتایج پیش‌بینی نشان داد که مدل شبکه عصبی توانست به‌طور دقیق میزان آلاینده‌های

موتور و کاهش انتشار آلاینده‌ها توجه بیشتری کنند. این تغییرات ممکن است در ابتدا به علت سعی و خطا در پیدا کردن روش و تجهیزات صحیح منجر به افزایش موقتی آلاینده‌ها شده باشد؛ اما در بلندمدت به کاهش آلودگی منجر شد.

ب- تأثیر جایابی پیمانکار تولید کننده قطعات در سال ۱۳۹۲، احتمالاً تولیدکننده قطعات از قبیل حسگر اکسیژن و ... را از برند یا فضای دیگری تهیه کرده است و همین امر منجر به تغییر در کیفیت کنترل آلاینده‌ها در خودرو گردیده است.

۲-۳-۳- بازگشت به روند کاهش پس از سال ۱۳۹۲

پس از سال ۱۳۹۲، روند کاهش آلاینده‌ها دوباره ادامه یافته است. این موضوع نشان‌دهنده این است که تغییرات انجام‌شده در سال ۱۳۹۲ (مانند به‌روزرسانی استانداردها یا تغییر در تکنولوژی) به طور مؤثری در بلندمدت منجر به کاهش آلاینده‌ها شده‌اند. به طور خاص:

- کاهش CO و HC : این آلاینده‌ها پس از سال ۱۳۹۲، روند کاهش قابل توجهی داشته‌اند که نشان‌دهنده بهبود فرآیند احتراق و کاهش احتراق ناقص است.

۲-۴-۲- پیش‌بینی آلاینده‌های خودرو پراید تولید سال ۱۴۰۳

با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

پیش‌بینی دقیق آلاینده‌های خودروها یکی از چالش‌های مهم در مدیریت کیفیت هوا و برنامه‌ریزی‌های محیط زیستی است. در این پژوهش، برای پیش‌بینی آلاینده‌های خودروهای پراید در سال‌های آینده، از یک مدل شبکه عصبی^۱ استفاده شد. شبکه‌های عصبی به دلیل توانایی بالا در یادگیری الگوها و روابط پیچیده بین داده‌ها، ابزار مناسبی برای حل این نوع مسائل هستند. در ادامه، به توضیح جزئیات فرآیند پیش‌بینی با استفاده از شبکه عصبی پرداخته می‌شود.

۲-۴-۱- مبانی شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ الهام‌گرفته از ساختار مغز انسان هستند و از لایه‌های مختلف نورون‌ها^۳ تشکیل شده‌اند. هر نورون

⁵ Input Layer

⁶ Hidden Layers

⁷ Output Layer

¹ Neural Network

² Artificial Neural Network

³ Neurons

⁴ Feedforward Neural Network

۲-۴-۴- مزایای استفاده از شبکه عصبی

۱. توانایی یادگیری الگوها: شبکه‌های عصبی می‌توانند روابط غیرخطی پیچیده بین داده‌ها را یاد بگیرند.
۲. دقت بالا: نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی دقت بالایی در پیش‌بینی آلاینده‌ها دارد.
۳. قابلیت تعمیم: مدل می‌تواند برای پیش‌بینی آلاینده‌ها در شرایط مختلف (مانند تغییر در نوع سوخت یا استانداردهای آلاینده‌گی) استفاده شود.

۲-۴-۵- چالش‌ها و محدودیت‌ها

۱. نیاز به داده‌های زیاد: شبکه‌های عصبی برای آموزش به داده‌های زیادی نیاز دارند که جمع‌آوری و پیش‌پردازش آن‌ها ممکن است زمان‌بر باشد.
۲. پیچیدگی محاسباتی: آموزش مدل‌های شبکه عصبی ممکن است نیاز به منابع محاسباتی قوی داشته باشد.

۲-۴-۶- کاربردهای عملی

- این مدل می‌تواند در موارد زیر استفاده شود:
- ❖ برنامه‌ریزی محیط زیستی: پیش‌بینی آلاینده‌ها می‌تواند به سیاست‌گذاران کمک کند تا تصمیمات بهتری برای کاهش آلودگی اتخاذ کنند.
 - ❖ بهبود طراحی خودروها: خودروسازان می‌توانند از این مدل برای بهینه‌سازی طراحی موتور و سیستم‌های کنترل آلاینده‌گی استفاده کنند.
- نظارت بر کیفیت هوا: این مدل می‌تواند به‌عنوان ابزاری برای پیش‌بینی آلودگی هوا در شهرها استفاده شود.

۲-۵- روابط ریاضی حاکم بین حسگرهای مختلف خودروی پراید با واحد کنترل الکترونیکی خودرو

سیستم کنترل بسته آلاینده‌گی^۷ یکی از اجزای کلیدی در مدیریت عملکرد موتور و کاهش آلاینده‌های منتشر شده توسط خودرو است. این سیستم با استفاده از حسگرهای مختلف، اطلاعات لازم را به واحد کنترل الکترونیکی ارسال می‌کند و این واحد بر اساس

خودروهای پراید را پیش‌بینی کند. این دقت بالا نشان‌دهنده این است که شبکه عصبی می‌تواند الگوهای پیچیده بین داده‌ها را یاد بگیرد و برای پیش‌بینی‌های آینده استفاده شود.

جدول ۱ مقایسه مقادیر آلاینده‌های خودرو پراید مدل ۱۴۰۳ بین پیش‌بینی از طریق مدل شبکه عصبی با مقدار واقعی

آلاینده	مقدار پیش‌بینی شده در سال ۱۴۰۳	میانگین مقدار واقعی آلاینده‌های ۵۰۰ خودرو پراید با سال ساخت ۱۴۰۳
CO	۰/۱۲	۰/۱۱
HC	۲۵	۲۴
CO ₂	۲/۸	۲/۹
O ₂	۰/۱۲	۱۲/۲

خطاهای احتمالی در این پژوهش می‌تواند ناشی از خطای ناشی از نمونه برداری و یا خطاهای مربوط به دستگاه اندازه‌گیری باشد که مقادیر داده شده با استفاده از گواهی کالیبراسیون تجهیز اصلاح شده‌اند.

۲-۴-۳- طراحی مدل شبکه عصبی

برای طراحی مدل شبکه عصبی از کتابخانه TensorFlow و Keras در زبان پایتون استفاده شد. مراحل طراحی مدل به شرح زیر است:

الف- ساختار مدل

مدل شامل سه لایه پنهان بود که هر لایه شامل ۶۴ نورون بود. تابع فعال‌سازی^۱ در لایه‌های پنهان، ReLU^۲ انتخاب شد که به دلیل سادگی و کارایی بالا، یکی از محبوب‌ترین توابع فعال‌سازی است.

ب- تابع زیان و بهینه‌ساز

- تابع زیان^۳: از تابع خطای میانگین مربعات^۴ استفاده شد که برای مسائل رگرسیونی مناسب است.
- بهینه‌ساز^۵: از بهینه‌ساز آدام^۶ استفاده شد که به دلیل همگرایی سریع و عملکرد خوب در مسائل مختلف، انتخاب شد.

ج- کد پایتون برای ساخت مدل

کد پایتون مورد استفاده برای ساخت مدل شبکه عصبی در پیوست ارائه شده است.

⁵ Optimizer

⁶ Adam

⁷ Closed-Loop Emission Control System

¹ Activation Function

² Rectified Linear Unit

³ Loss function

⁴ Mean Squared Error - MSE

- A : سطح مقطع ورودی هوا
- v : سرعت جریان هوا

۲-۵-۱-۳- حسگر موقعیت دریچه گاز^۷

این حسگر موقعیت دریچه گاز را اندازه‌گیری می‌کند و به واحد کنترل الکترونیکی اطلاع می‌دهد که چقدر هوا وارد موتور می‌شود.

رابطه ریاضی:

موقعیت دریچه گاز (θ) به صورت زیر با ولتاژ خروجی (V_{TPS}) مرتبط است.

$$V_{TPS} = k_{TPS} \cdot \theta \quad (۴)$$

در این رابطه:

- k_{TPS} : ثابت تناسب حسگر
- θ : زاویه باز شدن دریچه گاز

۲-۵-۱-۴- حسگر فشار منیفولد^۸

این حسگر فشار هوا در منیفولد ورودی را اندازه‌گیری می‌کند. این اطلاعات برای محاسبه جرم هوای ورودی استفاده می‌شود. رابطه ریاضی:

فشار منیفولد (P_{MAP}) به صورت زیر با ولتاژ خروجی (V_{MAP}) مرتبط است.

$$P_{MAP} = k_{MAP} \cdot V_{MAP} \quad (۵)$$

در این رابطه:

- k_{MAP} : ثابت تناسب حسگر

۲-۵-۲- الگوریتم‌های کنترلی در حلقه بسته [۱۴، ۱۵]

۲-۵-۲-۱- کنترل PID^۹

الگوریتم کنترل PID یکی از متداول‌ترین الگوریتم‌های کنترلی در سیستم‌های کنترل بسته است. این الگوریتم با استفاده از سه مؤلفه تناسبی (P)، انتگرالی (I)، و مشتقی (D) خطای سیستم را کاهش می‌دهد و به تعادل سریع و دقیق می‌رسد. در سیستم کنترل آلاینده‌گی، واحد کنترل الکترونیکی از الگوریتم PID برای

این داده‌ها تصمیماتی برای تنظیم نسبت سوخت به هوا و کاهش آلاینده‌گی می‌گیرد. در ادامه، به بررسی جزئیات فنی انواع حسگرها، الگوریتم‌های کنترلی در حلقه بسته، و روابط ریاضی بین حسگرها و واحد کنترل الکترونیکی در خودرو پراپد پرداخته می‌شود.

۲-۵-۱- انواع حسگرها در سیستم کنترل بسته آلاینده‌گی

[۱۲، ۱۳]

۲-۵-۱-۱- حسگر اکسیژن^۱

این حسگر غلظت اکسیژن در گازهای خروجی موتور را اندازه‌گیری می‌کند و نقش مهمی در تنظیم نسبت سوخت به هوا دارد. حسگر اکسیژن معمولاً در دو نوع وجود دارد:

۱. حسگر اکسیژن باریک بانده^۲: فقط تشخیص می‌دهد که مخلوط سوخت و هوا غنی^۳ یا فقیر^۴ است.
۲. حسگر اکسیژن پهن بانده^۵: غلظت دقیق اکسیژن را اندازه‌گیری می‌کند.

رابطه ریاضی:

سیگنال خروجی حسگر اکسیژن به صورت ولتاژ (V) بیان می‌شود که به غلظت اکسیژن (C_{O_2}) وابسته است:

$$V = k \cdot \log \left(\frac{C_{O_2,ref}}{C_{O_2}} \right) \quad (۲)$$

در این رابطه:

- k : ثابت تناسب
- $C_{O_2,ref}$: غلظت مرجع اکسیژن
- C_{O_2} : غلظت اکسیژن اندازه‌گیری شده

۲-۵-۲- حسگر جرم هوای ورودی^۶

این حسگر جرم ۳ هوای ورودی به موتور را اندازه‌گیری می‌کند و اطلاعات آن برای محاسبه نسبت سوخت به هوا ضروری است. رابطه ریاضی:

جرم هوای ورودی (\dot{m}_{air}) به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\dot{m}_{air} = \rho \cdot A \cdot v \quad (۳)$$

در این رابطه:

- ρ : چگالی هوا

^۶ Mass Air Flow Sensor - MAF

^۷ Throttle Position Sensor - TPS

^۸ Manifold Absolute Pressure Sensor - MAP

^۹ Proportional-Integral-Derivative Control

^۱ Oxygen sensor - O2 sensor

^۲ Narrowband

^۳ Rich

^۴ Lean

^۵ Wideband

رابطه ریاضی:

کنترل پیش‌بین بهینه‌سازی زیر را حل می‌کند [۱۴، ۱۵]:

$$\min \sum_{k=0}^N (\|y(k) - r(k)\|^2 + \|\Delta u(k)\|^2) \quad (7)$$

در این رابطه:

- $y(k)$: خروجی سیستم در لحظه k
- $r(k)$: مقدار مطلوب خروجی سیستم در لحظه k
- $\Delta u(k)$: تغییرات ورودی کنترلی
- $y(k)$: افق پیش‌بینی

۲-۵-۳- روابط ریاضی بین حسگرها و واحد کنترل الکترونیکی

۲-۵-۳-۱- محاسبه نسبت هوا به سوخت

نسبت هوا به سوخت یکی از مهم‌ترین پارامترهایی است که واحد کنترل الکترونیکی بر اساس داده‌های حسگرها محاسبه می‌کند. این نسبت به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$AFR = \frac{m_{air}}{m_{fuel}} \quad (8)$$

در این رابطه:

- m_{air} : جرم هوای ورودی (محاسبه شده توسط MAF یا MAP)
- m_{fuel} : جرم سوخت تزریق شده (کنترل شده توسط واحد کنترل الکترونیکی)

۲-۵-۳-۲- تنظیم نسبت سوخت به هوا بر اساس سیگنال حسگر اکسیژن

واحد کنترل الکترونیکی بر اساس سیگنال حسگر اکسیژن، نسبت سوخت به هوا را تنظیم می‌کند. اگر مخلوط غنی باشد ($V > V_{ref}$)، واحد کنترل الکترونیکی مقدار سوخت تزریق شده را کاهش می‌دهد و اگر مخلوط ضعیف باشد ($V < V_{ref}$)، مقدار سوخت را افزایش می‌دهد.

رابطه ریاضی:

$$m_{fuel} = m_{fuel,base} + K_p \cdot e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_a \frac{de(t)}{dt} \quad (9)$$

تنظیم نسبت سوخت به هوا استفاده می‌کند. به‌عنوان مثال، اگر حسگر اکسیژن نشان دهد که مخلوط سوخت و هوا غنی است ($V > V_{ref}$)، واحد کنترل الکترونیکی با استفاده از الگوریتم PID مقدار سوخت تزریق شده را کاهش می‌دهد تا مخلوط به حالت ایده‌آل نزدیک شود.

رابطه ریاضی:

خروجی کنترل PID ($u(t)$) به‌صورت زیر محاسبه می‌شود [۱۴، ۱۵]:

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_a \frac{de(t)}{dt} \quad (6)$$

در این رابطه:

- $e(t)$: خطای سیستم (تفاوت بین مقدار مطلوب و مقدار واقعی)
- K_p : بهره تناسبی
- K_i : بهره تناسبی
- K_a : بهره تناسبی

۲-۵-۲-۲- کنترل فازی^۱

کنترل فازی یک روش هوشمند برای مدیریت سیستم‌های غیرخطی است که در شرایطی با عدم قطعیت یا نویز بالا کاربرد دارد. در سیستم کنترل آلاینده‌گی، کنترل فازی می‌تواند برای تنظیم نسبت سوخت به هوا در شرایط مختلف (مانند شتاب‌گیری یا کاهش سرعت) استفاده شود. کنترل فازی می‌تواند در شرایطی که حسگرها دچار نویز یا خطای اندازه‌گیری می‌شوند به واحد کنترل الکترونیکی کمک کند تا تصمیمات دقیق‌تری بگیرد.

رابطه ریاضی:

کنترل فازی بر اساس قوانین فازی^۲ عمل می‌کند. به‌عنوان مثال: اگر خطای سیستم " $e(t)$ " زیاد^۱ و نرخ تغییر خطای سیستم $\frac{de(t)}{dt}$ مثبت باشد، خروجی کنترلر "افزایش سوخت" است.

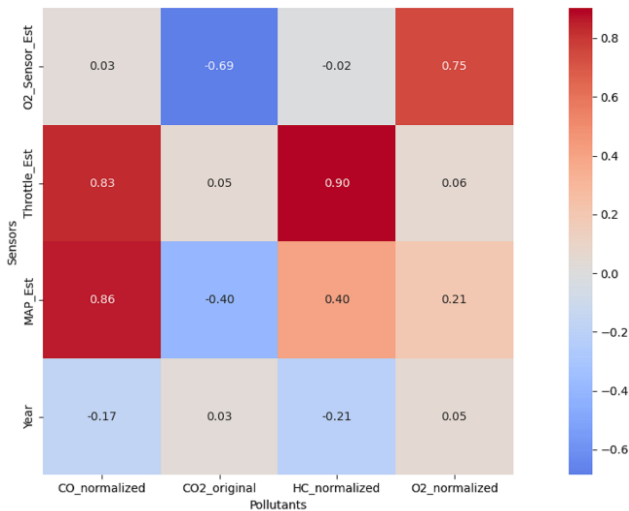
۲-۵-۲-۳- کنترل مدل پیش‌بین^۲

کنترل پیش‌بین یک روش پیشرفته است که با استفاده از مدل‌های ریاضی سیستم، رفتار آینده سیستم را پیش‌بینی کرده و تصمیمات بهینه می‌گیرد. این الگوریتم به ویژه در سیستم‌های پیچیده مانند موتورهای خودرو کاربرد دارد. کنترل پیش‌بین می‌تواند برای پیش‌بینی و کاهش آلاینده‌ها در شرایط مختلف (مانند ترافیک سنگین یا شرایط جوی خاص) استفاده شود.

³ Model Predictive Control - MPC

¹ Fuzzy Logic Control

² Fuzzy rules



شکل ۴ ماتریس همبستگی آلاینده‌ها و حسگرها

به‌طور خاص، اگر حسگر دریچه گاز اطلاعات نادرستی مبنی بر بسته بودن یا کم بودن باز شدن دریچه گاز ارسال کند، واحد کنترل الکترونیکی موتور ممکن است سوخت بیشتری نسبت به هوای موجود تزریق کند که این وضعیت به دلیل کاهش اکسیژن باعث احتراق ناقص سوخت و افزایش هیدروکربن نسوخته می‌شود.

ب- همبستگی بین مونواکسیدکربن و حسگر فشار مطلق منیفولد با مقدار 0.186 که نشان دهنده همبستگی بالای وجود نقص در حسگر فشار مطلق منیفولد و افزایش انتشار مونواکسیدکربن است که علت آن به شرح زیر می‌باشد:

خرابی حسگر فشار منیفولد می‌تواند به واحد کنترل الکترونیکی اطلاعات نادرستی درباره فشار هوای ورودی به موتور ارسال کند. این خطا معمولاً باعث ایجاد مخلوط سوخت و هوای غنی (نسبت سوخت بیشتر به هوا) می‌شود که در این شرایط، احتراق ناقص رخ می‌دهد؛ زیرا اکسیژن کافی برای سوزاندن کامل سوخت وجود ندارد و مونواکسیدکربن به‌عنوان محصول جانبی احتراق ناقص افزایش می‌یابد؛ زیرا کربن موجود در سوخت به جای تبدیل کامل به دی‌اکسیدکربن، تنها تا مرحله مونواکسید-کربن، اکسید می‌شود.

ج- همبستگی بین مونواکسیدکربن و حسگر دریچه گاز با مقدار 0.183 که نشان دهنده همبستگی بالای وجود نقص در حسگر دریچه گاز و افزایش انتشار مونواکسیدکربن است که علت آن به شرح زیر می‌باشد:

خرابی حسگر دریچه گاز اطلاعات نادرستی درباره وضعیت دریچه گاز به واحد کنترل الکترونیکی ارسال می‌کند. این خطا معمولاً باعث ایجاد مخلوط سوخت و هوای غنی (نسبت سوخت بیشتر به هوا) می‌شود. در این شرایط، اکسیژن ناکافی برای

در این رابطه:

- مقدار پایه سوخت تزریق شده $m_{fuel,base}$
- خطای سیستم $e(t) = V_{ref} - V$

۲-۵-۳- محاسبه انتشار آلاینده‌ها

میزان آلاینده‌ها (E) به صورت تابعی از نسبت سوخت به هوا و شرایط احتراق محاسبه می‌شود:

$$E = f(AFR, T_{combustion}, P_{combustion}) \quad (10)$$

در این رابطه:

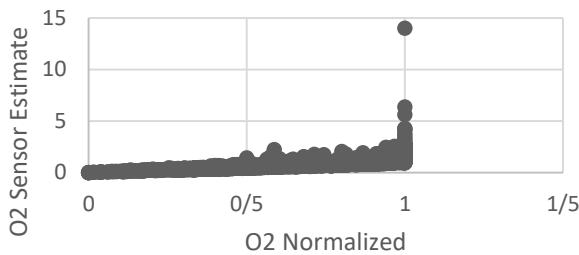
- دمای احتراق $T_{combustion}$
- فشار احتراق $P_{combustion}$

۲-۵-۴- مدل‌سازی ریاضی حسگرها و پیش‌بینی درصد خرابی آن‌ها با توجه به مقادیر آلاینده‌ها

با تعریف مدل ریاضی حسگرهای اکسیژن، فشار مطلق منیفولد و دریچه گاز به‌عنوان سه حسگر مؤثر و مرتبط با مقادیر آلاینده‌ها و انتخاب روش پیش‌بینی [۱۶، ۱۷] و با استفاده از قوانین مربوط به احتراق کامل و ناقص، نمودار تصمیم‌گیری برای خرابی حسگرها و ... ماتریس همبستگی آلاینده-حسگر را با استفاده از تابع $corr()$ در کتابخانه Pandas را محاسبه و رسم کرده و در نتیجه می‌توان ارتباط بین خرابی حسگرها با افزایش آلاینده‌ها را پیش‌بینی نمود. نکته حائز اهمیت این است که جهت نیل به این امر ابتدا نرمال‌سازی داده‌ها مطابق با توضیحات قبلی انجام انجام و پس از آن با استفاده از تعاریف ریاضی حسگرها با آلاینده‌ها (حسگر اکسیژن با مقادیر اکسیژن و دی‌اکسید کربن، حسگر موقعیت دریچه گاز با هیدروکربن‌های نسوخته و مونواکسیدکربن و حسگر فشار منیفولد با نسبت مونواکسیدکربن به دی‌اکسید-کربن رابطه دارند) کد پایتون نوشته شد. این ماتریس در شکل (۴) نمایش داده شده است.

با توجه به ماتریس این شکل مهمترین همبستگی‌ها عبارتند از: الف- همبستگی بین هیدروکربن نسوخته و حسگر دریچه گاز با مقدار 0.19 که نشان دهنده همبستگی بالای وجود نقص در حسگر دریچه گاز و افزایش انتشار هیدروکربن نسوخته است و علت آن به شرح زیر است:

خرابی حسگر دریچه گاز می‌تواند باعث ارسال اطلاعات نادرست به واحد کنترل الکترونیکی موتور شود. این اطلاعات نادرست منجر به اختلال در تنظیم دقیق میزان سوخت و هوا می‌شود.



شکل ۷ سیگنال حسگر اکسیژن بر حسب مقدار نرمال شده اکسیژن

۳- نتیجه‌گیری

علاوه بر موارد مندرج در بخش‌های فوق الذکر، می‌توان مباحث زیر را نیز من باب نتیجه‌گیری بیان نمود:

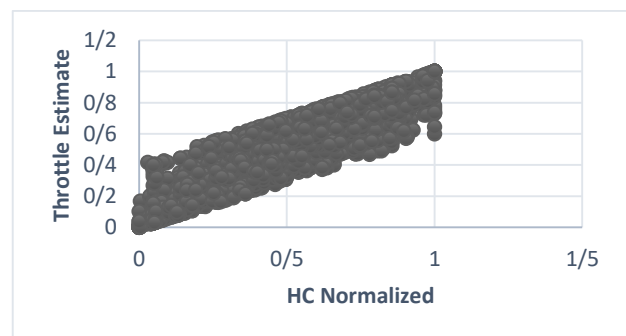
- ❖ یافته‌های این پژوهش با مطالعات قبلی همخوانی دارد.
- به‌عنوان مثال با مطالعه‌ای که توسط جی و همکاران انجام شد، آن‌ها نشان دادند که استفاده از شبکه‌های عصبی می‌تواند به‌طور دقیق آلاینده‌گی خودروها را پیش‌بینی کند [۷]. در مطالعه دیگری که توسط ریگل و همکاران انجام شد، به بررسی رابطه بین آلاینده‌های مختلف و تأثیر آن‌ها بر کیفیت هوا پرداخته شد [۸].
- ❖ همچنین همبستگی بین حسگرها با آلاینده‌ها هم با نتایج تئوری مطابقت داشته هم با نتایج و داده‌های استخراجی تجربی از مراکز معاینه فنی که توسط دستگاه دیاگ انجام شده بود و در نهایت کاهش احتمال میزان خرابی یا نقص در حسگرها نیز با افزایش سال تولید در ماتریس همبستگی شکل (۴) مشاهده گردید.
- ❖ با این حال، این پژوهش با تمرکز بر خودروهای داخلی مانند پراید و استفاده از داده‌های معاینه فنی، نوآوری‌هایی را ارائه می‌دهد که در پژوهش‌های قبلی کمتر مورد توجه قرار گرفته‌اند. یافته‌های این پژوهش می‌تواند در موارد زیر استفاده شود.
- برنامه‌ریزی محیط زیستی: پیش‌بینی آلاینده‌ها می‌تواند به سیاست‌گذاران کمک کند تا تصمیمات بهتری برای کاهش آلودگی اتخاذ کنند.
- بهبود طراحی خودروها: خودروسازان می‌توانند از این مدل برای بهینه‌سازی طراحی موتور و سیستم‌های کنترل آلاینده‌گی استفاده کنند.
- نظارت بر کیفیت هوا: این مدل می‌تواند به‌عنوان ابزاری برای پیش‌بینی آلودگی هوا در شهرها استفاده شود.

اکسیداسیون کامل کربن موجود در سوخت وجود دارد و در نتیجه احتراق ناقص رخ می‌دهد و بخشی از کربن سوخت به جای تبدیل به دی‌اکسیدکربن، به مونواکسیدکربن تبدیل می‌شود.

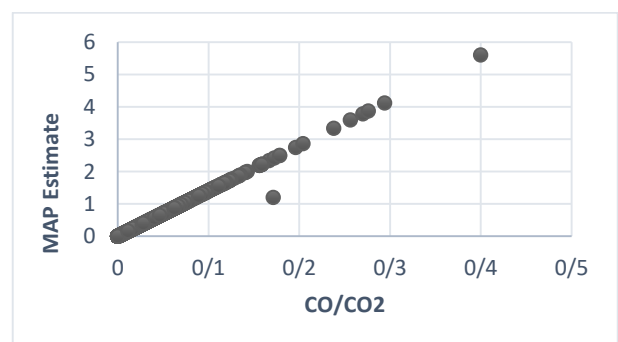
د) همبستگی بین دی‌اکسیدکربن و حسگر اکسیژن با مقدار $0/69-$ که نشان دهنده همبستگی منفی نسبتاً بالای وجود نقص در حسگر اکسیژن و کاهش انتشار دی‌اکسیدکربن است که علت آن به شرح زیر می‌باشد:

حسگر اکسیژن نقش کلیدی در تنظیم نسبت هوا به سوخت دارد. در صورت خرابی این حسگر، واحد کنترل الکترونیکی اطلاعات نادرست درباره سطح اکسیژن باقیمانده در گازهای خروجی دریافت می‌کند و در نتیجه تزریق سوخت نامتعادل (معمولاً مخلوط غنی) انجام می‌شود؛ زیرا واحد کنترل الکترونیکی فکر می‌کند مخلوط بیش از حد رقیق است که در نهایت احتراق ناقص رخ می‌دهد و باعث کاهش تبدیل کربن به دی‌اکسیدکربن می‌شود.

در شکل‌های (۵) تا (۷) نمودار پراکندگی حسگرهای مختلف نشان داده شده است. بر مبنای این نمودارها رابطه خطی بین حسگر و عامل اثر گذار و ارتباط قوی بین داده‌ها مشاهده می‌شود. همچنین می‌توان دریافت که داده پرت قابل توجه در داده‌های ورودی وجود ندارد.



شکل ۵ موقعیت دریچه گاز بر حسب مقدار نرمال شده هیدروکربن‌های نسوخته



شکل ۶ فشار منیفولد ورودی بر حسب نسبت مونواکسیدکربن به دی‌اکسید کربن

control," *Solid state ionics*, vol. 152, pp. 783-800, 2002, [https://doi.org/10.1016/S0167-2738\(02\)00329-6](https://doi.org/10.1016/S0167-2738(02)00329-6).

۴- تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله، مراتب تشکر و قدردانی خود را از سایت جامع معاینه فنی خودرو پارس همدان اعلام می‌دارند.

۵- مراجع

- [9] J. Filipczyk and A. Kutrzyk-Nykiel, "The impact of selected factors on increasing level of exhaust emission from vehicles," *Transport Problems*, vol. 5, pp. 115-122, 2010, <https://journals.indexcopernicus.com/search/article?articleId=86386>.
- [10] A. Milku, F. Attiogbe, C. Atombo, N. Derkyi, and E. Asuako, "Evaluating the categorical effect of vehicle characteristics on exhaust emissions," *African Transport Studies*, vol. 2, p. 100008, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.aftran.2024.100008>.
- [11] S. Dzokoto, C. Atombo, M. Braimah, and A.-R. Issahaku, "Study on factors influencing exhaust emission levels in five major cities in Ghana," 2022, <https://www.eajournals.org/wp-content/uploads/Study-on-Factors-Influencing-Exhaust-Emission-Levels-in-Five-Major-Cities-in-Ghana.pdf>.
- [12] R. B. GmbH, *Automotive handbook*. John Wiley & Sons, 2022. <https://www.wiley.com/en-us/Automotive+Handbook%2C+11th+Edition-p-9781119911906>.
- [13] J. Heywood, "Internal combustion engine fundamentals," 2018. <https://www.accessengineeringlibrary.com/content/book/9781260116106>.
- [14] C. Silva, M. Ross, and T. Farias, "Analysis and simulation of "low-cost" strategies to reduce fuel consumption and emissions in conventional gasoline light-duty vehicles," *Energy Conversion and Management*, vol. 50, no. 2, pp. 215-222, 2009. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2008.09.046>.
- [15] X. Liang, Y. Wang, Y. Chen, and S. Deng, "Advances in emission regulations and emission control technologies for internal combustion engines," *SAE International Journal of Sustainable Transportation, Energy, Environment, & Policy*, vol. 2, no. 13-02-02-0007, pp. 101-119, 2021, <https://doi.org/10.4271/13-02-02-0007>.
- [16] L. Del Re, F. Allgower, L. Glielmo, C. Guardiola, and I. Kolmanovsky, *Automotive model predictive control*. Springer, 2010, <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-84996-071-7>.
- [17] A. Mirmohammadi and A. Kargarian Marvasti, "Investigating the performance and emission of RCCI engines with different compositions and percentages of natural gas," *Motor Research*, vol. 71, no. 1, pp. 16-39, 2024, [In Persian], <https://doi.org/10.22034/er.2024.2025008.1031>.
- [1] M. Yadegari and M. Ghassemi, "Investigation of the effects of temperature, mass flow rate of the injected fuel, pore diameter, porosity and ambient pressure on the amount of pollutants in the combustion chamber," *Iranian Journal of Mechanical Engineering Transactions of the ISME*, vol. 23, no. 1, pp. 122-146, 2022, <https://doi.org/10.30506/jmee.2022.547922.1282>.
- [2] A. Asadi and M. Yadegari, "The study of the effect of fuel dilution in methane/air counterflow diffusion flames on the emission of environmental pollutants," *Iranian Journal of Mechanical Engineering Transactions of the ISME*, vol. 33, no. 6, pp. 25-34, 2025, [In Persian], <https://doi.org/10.30506/mmep.2024.2025565.2166>.
- [3] A. Asadi and M. Yadegari, "A new reduced mechanism for methane oxidation," *Iranian Journal of Mechanical Engineering*, vol. 34, no. 1, pp. 3-13, 2025, [In Persian], <https://doi.org/10.30506/mmep.2024.2037543.2202>.
- [4] F. Taghizadeh, B. Mokhtarani, and N. Rahmanian, "Air pollution in Iran: The current status and potential solutions," *Environmental Monitoring and Assessment*, vol. 195, no. 6, p. 737, 2023, <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11296-5>.
- [5] D. L. Buckeridge, R. Glazier, B. J. Harvey, M. Escobar, C. Amrhein, and J. Frank, "Effect of motor vehicle emissions on respiratory health in an urban area," *Environmental health perspectives*, vol. 110, no. 3, pp. 293-300, 2002, <https://doi.org/10.1289/ehp.02110293>.
- [6] Z. Luo et al., "Impacts of vehicle emission on air quality and human health in China," *Science of The Total Environment*, vol. 813, p. 152655, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152655>.
- [7] T. Ji, K. Li, Q. Sun, and Z. Duan, "Urban transport emission prediction analysis through machine learning and deep learning techniques," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 135, p. 104389, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.trd.2024.104389>.
- [8] J. Riegel, H. Neumann, and H.-M. Wiedenmann, "Exhaust gas sensors for automotive emission

پیوست (۱)

کد بررسی همبستگی آلاینده ها با سنسورها از قرار زیر است:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

===== #HERE: Put your Excel file path below=====
excel_file_path = "C:/Users/YourUsername/Documents/your_file.xlsx"
===== #

def load_data(file_path):
    try:
        df = pd.read_excel(file_path)
        print("Data loaded successfully")
        print(f"Number of records: {len(df)}")
        return df
    except Exception as e:
        print(f"Error reading file: {e}")
        return None

def custom_normalize(df):
    df_normalized = df.copy()

    df_normalized['CO_normalized'] = df['CO'].clip(0, 0.7) / 0.7
    df_normalized['O2_normalized'] = df['O2'].clip(0, 3) / 3
    df_normalized['HC_normalized'] = df['HC'].clip(0, 250) / 250
    df_normalized['CO2_original'] = df['CO2']

    df_normalized['O2_Sensor_Est'] = (df_normalized['O2_normalized'] / [
    )
        df_normalized['CO2_original'].clip(1, None) / 14((

    df_normalized['Throttle_Est'] = (df_normalized['HC_normalized'] * 0.6 +
        df_normalized['CO_normalized'] * 0.4(

    df_normalized['MAP_Est'] = (df_normalized['CO_normalized'] / [
    )
        df_normalized['CO2_original'].clip(1, None) / 14((

    return df_normalized

def correlation_analysis(df):
    # Define columns for pollutants and sensors
    pollutants = ['CO_normalized', 'CO2_original', 'HC_normalized', 'O2_normalized']
    sensors = ['O2_Sensor_Est', 'Throttle_Est', 'MAP_Est', 'Year']

    # Calculate correlation matrix
    correlation_df = pd.DataFrame()
    for sensor in sensors:
        correlations[] =
        for pollutant in pollutants:
            corr = df[sensor].corr(df[pollutant]([
            correlations.append(corr(
            correlation_df[sensor] = correlations

    correlation_df.index = pollutants
    correlation_matrix = correlation_df.T # Transpose to get sensors as rows

# Create heatmap
plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.heatmap(correlation_matrix ,
            annot=True ,
```

```

        cmap='coolwarm , '
        center=0,
        fmt='.2f,'
        square=True(

plt.title('Correlation between Sensors and Pollutants('
plt.ylabel('Sensors('
plt.xlabel('Pollutants('
plt.tight_layout()
plt.show()

return correlation_matrix

def analyze_sensor_relationships(df:(
    fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(15, 12)((
    fig.suptitle('Relationships between Sensors and Emissions('

    axes[0,0].scatter(df['O2_normalized'], df['O2_Sensor_Est'], alpha=0.5 (
    axes[0,0].set_xlabel('O2 Normalized('
    axes[0,0].set_ylabel('O2 Sensor Estimate('
    axes[0,0].set_title('O2 vs O2 Sensor('

    axes[0,1].scatter(df['HC_normalized'], df['Throttle_Est'], alpha=0.5(
    axes[0,1].set_xlabel('HC Normalized('
    axes[0,1].set_ylabel('Throttle Estimate('
    axes[0,1].set_title('HC vs Throttle('

    axes[1,0].scatter(df['CO_normalized']/df['CO2_original'], df['MAP_Est'], alpha=0.5(
    axes[1,0].set_xlabel('CO/CO2 Ratio('
    axes[1,0].set_ylabel('MAP Estimate('
    axes[1,0].set_title('CO/CO2 vs MAP('

    total_emissions = (df['CO_normalized'] + df['HC_normalized'] + df['O2_normalized'])/3
    axes[1,1].scatter(df['Year'], total_emissions, alpha=0.5(
    axes[1,1].set_xlabel('Year('
    axes[1,1].set_ylabel('Average Normalized Emissions('
    axes[1,1].set_title('Emissions Trend by Year('

plt.tight_layout()
plt.show()

#Main execution
df = load_data(excel_file_path(
if df is not None:
    df_processed = custom_normalize(df(
    correlation_matrix = correlation_analysis(df_processed(
    analyze_sensor_relationships(df_processed(
    print("\nCorrelation Matrix between Sensors and Pollutants(":
    print(correlation_matrix(

```