The Journal of Engine Research

Autumn 2024, Vol. 71, No. 3, pp. 77-91

Journal Homepage: www.engineresearch.ir

Original Research

Predicting the remaining useful life of diesel engine oil using Gaussian process regression

Masoud Golbodaghi, Seyed Mohammad Jafari*

Department of Mechanical Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Keywords:
Remaining Useful Life
Diesel Engine
Condition Monitoring
Gaussian Process
Artificial Intelligence

ABSTRACT

This study intends to predict the remaining useful life (RUL) of diesel engine oil using an artificial intelligence approach based on Gaussian process regression. Over 1,020 oil samples were analyzed and utilized to train the Gaussian system, with data divided into training and validation sets. The validation ratio was adjusted from 25% to 5%, leading to a significant improvement in prediction accuracy from 49% to 66%. The system incorporates qualitative and quantitative oil properties, including metallic elements, viscosity, and other indices. Data analysis confirmed that these properties predominantly follow a normal distribution, validating the application of Gaussian processes. To reduce computational complexity and enhance precision, statistical methods such as the F-test and MRMR were used to select key features. The results revealed that eliminating outliers and utilizing selected features substantially improved the system's accuracy. This system provides reliable predictions for oil RUL, enabling optimized oil usage and ensuring diesel engine health. Furthermore, it can serve as a foundation for developing advanced condition-based maintenance systems for diesel engines.

© 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: M_jafari@sbu.ac.ir (S. M. Jafari)

Received 1 December 2024; Accepted 25 December 2024
E-ISSN: 2345-4121/ISSN: 1735-5214

Cite this article: Golbodaghi M, Jafari SM. Predicting the remaining useful life of diesel engine oil using Gaussian process regression. The Journal of Engine Research. 2024 Nov 21;71(3):77-91. doi: 10.22034/ER.2024.2046647.1069

نشریه علمی تحقیقات موتور
پاییز ۱۴۰۳، جلد ۷۱، شماره ۳، صفحه ۷۷-۹۱
تارنمای نشریه: www.engineresearch.ir

مقاله پژوهشی

تخمین عمر مفید باقیماندهٔ روغن موتور دیزل با استفاده از روش روندنمایی فرآیند گوسی

مسعود گل‌بداقی، سیدمحمد جعفری *

دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

اطلاعات مقاله

کلیدواژه‌ها:
عمر مفید باقیماندهٔ روغن
پایش وضعیت
موتور دیزل
روندنمای فرآیند گوسی
هوش مصنوعی

چکیده

این پژوهش در راستای پیش‌بینی عمر مفید باقیماندهٔ روغن موتورهای دیزل با استفاده از رویکرد هوش مصنوعی مبتنی بر روندنمایی فرآیند گوسی انجام شده است. برای آموزش سامانه گوسی، بیش از ۱۰۲۰ نمونه تحلیل و استفاده شده است. داده‌ها به دو بخش آموزش و صحت‌سنجی تقسیم شده و نسبت داده‌های صحت‌سنجی بهینه‌سازی شد از ۲۵٪ تا ۵٪ که منجر به افزایش قابل‌توجه دقت پیش‌بینی از ۴۹٪ به ۶۶٪ شد. این سامانه با استفاده از داده‌های کیفی و کمی مرتبط با ویژگی‌های روغن، شامل عناصر فلزی، گرانروی، و سایر شاخص‌ها ایجاد و بهینه‌سازی شده است. تحلیل داده‌ها تأیید کرد که توزیع این ویژگی‌ها عمدتاً نرمال است، که صحت استفاده از فرآیند گوسی را تأیید می‌کند. برای کاهش پیچیدگی محاسبات و افزایش دقت، از روش‌های آماری مانند آزمون F و MRMR برای انتخاب ویژگی‌های مهم استفاده شده است. با تحلیل نتایج، مشاهده شد که حذف داده‌های پرت و استفاده از ویژگی‌های منتخب به طور قابل‌ملاحظه‌ای دقت سامانه را بهبود بخشید. این سامانه قابلیت ارائه پیش‌بینی‌های قابل‌اعتماد برای عمر مفید روغن را فراهم کرده و امکان بهینه‌سازی مصرف روغن و حفظ سلامت موتورهای دیزل را فراهم می‌آورد. همچنین، این سامانه می‌تواند به‌عنوان پایه‌ای برای توسعهٔ سامانه‌های پیشرفته نگهداری و تعمیرات مبتنی بر شرایط کاری موتورهای دیزل استفاده شود.

© 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: M_jafari@sbu.ac.ir (سیدمحمد جعفری)

دریافت ۱۱ آذر ۱۴۰۳؛ پذیرش ۵ دی ۱۴۰۳
شاپای الکترونیکی: ۴۱۲۱-۲۳۴۵ / شاپای چاپی: ۵۲۱۴-۱۷۳۵

Cite this article: Golbodaghi M, Jafari SM. Predicting the remaining useful life of diesel engine oil using Gaussian process regression. The Journal of Engine Research. 2024 Nov 21;71(3):77-91. doi: 10.22034/ER.2024.2046647.1069

۱- مقدمه

امروزه مزیت و قابلیت پایش وضعیت و تشخیص عیب دستگاه‌ها و تجهیزات صنعتی به‌عنوان بخشی از برنامه‌های تعمیر و نگهداری سامانه به دلیل مزایای بالقوه در کاهش هزینه‌ها، افزایش بهره‌وری و بهبود دسترسی تجهیزات بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در این راستا، نظارت بر وضعیت روانکاری نه تنها به‌عنوان یک سامانهٔ هشدار اولیه، بلکه برای پیش‌بینی و مدیریت مبتنی بر شرایط نیز اهمیت ویژه‌ای یافته است. به‌ویژه در موتورهای دیزل سنگین، تحلیل وضعیت روانکار مصرفی برای کاهش خرابی‌های پیش‌بینی‌نشده و بهینه‌سازی هزینه‌های تعمیر و نگهداری بسیار حیاتی است.

مطالعات مختلفی به تحلیل روغن موتور و پایش وضعیت تجهیزات مکانیکی پرداخته‌اند. دانیل بکانا و همکاران [۱] روغن موتورهای استفاده‌شده و منابع باقیمانده آن را در خودروهای کشاورزی بررسی کرده‌اند. لیانگ و همکاران [۲] از روش‌های حسگرهای نظارتی و پنجرهٔ کشویی برای تحلیل داده‌های OLVF استفاده کرده و تأثیر این رویکردها را در ارائه هشدارهای زودهنگام تا ۴۰ ساعت قبل از خرابی فاجعه‌بار موتور دیزل نشان داده‌اند. این روش به مدیران ناوگان امکان دید جامع‌تری از وضعیت تجهیزات می‌دهد [۳].

در مطالعه‌ای دیگر، راتیو و همکاران [۴] بر تحلیل دقیق عناصر سایش در روغن‌های تخلیه‌شده از استوانه‌های موتورهای دریایی تمرکز کرده و اهمیت این رویکرد را در بهبود وضعیت استوانه‌ها و جلوگیری از خرابی‌های ناشی از احتراق داخلی نشان داده است. همچنین، گریمینگ و همکاران [۵] آلاینده‌های خطرناک روغن موتور را تحلیل و تأثیر آنها بر اجزای موتور را ارزیابی کرده‌اند. این تحلیل‌ها نشان می‌دهد که شناخت آلاینده‌ها می‌تواند در تعیین زمان تعویض روغن مؤثر باشد [۶].

هدف اصلی سامانهٔ روانکاری، تأمین روانکار برای کاهش اصطکاک قطعات متحرک است [۷]. در مطالعه‌ای جامع، کور و همکاران [۸] از یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی وضعیت روغن به سه دسته "معمولی"، "تخریب شده" و "نامناسب" استفاده کرده‌اند و همچنین مؤلفه‌های اصلی مؤثر بر وضعیت روغن را شناسایی کرده‌اند. پژوهش رودریگر و همکاران [۹] نیز نشان داده است که شاخص‌هایی مانند گرانروی و عدد اسیدی می‌توانند معیارهای مهمی برای پیش‌بینی وضعیت روغن باشند. افزون بر این، زو و همکاران [۱۰] الگوهای پیشرفته‌ای برای پیش‌بینی وضعیت روانکارها توسعه داده‌اند که در آن از داده‌های گرانروی و ثابت دی‌الکتریک برای الگوسازی تخریب روغن استفاده شده است.

پژوهش‌های مشابهی نظیر نیکسون و همکاران [۱۱] نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های حسگرهای موجود و روش‌های یادگیری رایانه‌ای می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد. مطالعه موتیمی و همکاران [۱۲] نیز اهمیت مرور نظام‌مند و تحلیل داده‌های مبتنی بر شرایط را برای شناسایی خرابی‌ها و بهینه‌سازی تعمیر و نگهداری برجسته کرده است. در این راستا، رآئو و همکاران [۱۳] از سامانه‌های پیشرفته برای اندازه‌گیری گرانروی و پیش‌بینی تخریب روغن بهره برده‌اند، در حالی که بادیگر و همکاران [۱۴] فناوری‌های پیشرفته پایش وضعیت را برای استخراج اطلاعات دقیق از روانکارها پیشنهاد کرده‌اند.

تنوار [۱۵] و سرین و همکاران [۱۶] نیز به توسعه فرآیندهای گاوسی برای کاربردهای پیشرفته پرداخته‌اند. این مطالعات با تمرکز بر تحلیل داده‌های واقعی و ایجاد الگوهای دقیق یادگیری ماشین، ابزارهای قدرتمندی برای بهبود عملکرد و افزایش کارایی سامانه‌های مکانیکی ارائه کرده‌اند. علاوه بر این، پژوهش‌های دیگری [۱۷، ۱۸] بر نقش کلیدی پایش وضعیت در بهبود قابلیت اطمینان سامانه‌ها و افزایش دقت پیش‌بینی‌ها تأکید دارند.

علیزاده و احمدی [۱۹]، در پژوهش خود با تحلیل داده‌های روغن موتور دیزل و استفاده از منطق فازی، الگویی برای پیش‌بینی وضعیت و عیوب موتور ارائه کردند. نتایج نشان داد قوانین فازی تعریف‌شده می‌توانند با دقت بالا وضعیت موتور را شناسایی و تحلیل کنند و صحت آن‌ها در مقایسه با داده‌های آزمایشگاهی تأیید شده است. این روش، دقت در پایش وضعیت موتور را افزایش داده و امکان بهینه‌سازی برنامه‌های نگهداری را فراهم می‌کند.

عدنانی و همکاران [۲۰]، با استفاده از تحلیل روغن، عمر مفید روغن موتور در موتورهای دیزل سنگین را تخمین زده است. مشاهدۀ نتایج نشان می‌دهند شاخص‌هایی مانند گرانروی، عدد باز و اسیدی، و مقدار فرسایش عناصر، مرزهای هشدار دقیقی دارند که به پیش‌بینی وضعیت روغن و زمان مناسب تعویض آن کمک می‌کند. افزایش تعداد نمونه‌ها دقت تخمین‌ها را بهبود داده و ابزار کارآمدی برای مدیریت نگهداری ارائه می‌دهد.

هدف اصلی این پژوهش، تخمین عمر مفید باقی‌مانده روغن مصرفی در موتورهای دیزل سنگین با استفاده از تحلیل داده‌های تجربی و الگوسازی مبتنی بر روش روندنمایی فرآیند گوسی است. این روش بر پایه داده‌های میدانی و ویژگی‌های کمی نظیر گرانروی، عناصر فلزی و شاخص‌های کیفیت روغن پیاده‌سازی شده است. تحلیل‌ها نشان داده است که این داده‌ها عمدتاً از توزیع نرمال تبعیت می‌کنند و این امر کاربرد فرآیند گوسی را برای الگوسازی تأیید می‌کند.

برای انتخاب متغیرهای مؤثر، از دو رویکرد آماری آزمون F و MRMR استفاده شده است. آزمون F به‌منظور بررسی پراکندگی ویژگی‌ها و ارتباط آنها با متغیر خروجی استفاده شده و روش MRMR نیز با هدف انتخاب ویژگی‌هایی با حداکثر ارتباط با هدف و حداقل همبستگی بین ویژگی‌ها به‌کار گرفته شده است. این روش‌ها امکان کاهش پیچیدگی محاسبات و بهبود دقت الگو را فراهم کرده‌اند.

در این مقاله، پس از حذف داده‌های پرت و انتخاب ویژگی‌های کلیدی، دقت پیش‌بینی عمر مفید روغن به ۶۶٪ افزایش یافته است. این سامانه با ارائه پیش‌بینی‌های قابل‌اعتماد، به کاهش هزینه‌ها و حفظ سلامت موتورهای دیزل کمک می‌کند و می‌تواند به‌عنوان پایه‌ای برای توسعه سامانه‌های نگهداری پیشرفته مبتنی بر شرایط مورد استفاده قرار گیرد.

یافته‌های این تحقیق می‌تواند به مدیران ناوگان کمک کند تا تصمیمات بهتری در خصوص زمان‌بندی تعمیرات و تعویض روغن بگیرند و به‌این‌ترتیب بهره‌وری تجهیزات خود را افزایش دهند. همچنین، با بهبود پایش وضعیت روانکارها و پیش‌بینی خرابی‌ها، می‌توان از وقوع خرابی‌های غیرمنتظره جلوگیری کرد که به نوبه خود منجر به کاهش زمان توقف و هزینه‌های اضافی خواهد شد.

در نهایت، با توجه به روند رو به رشد استفاده از تکنولوژی‌های نوین نظیر یادگیری ماشین و تحلیل‌های پیشرفته داده، این پژوهش پتانسیل بالایی برای گسترش مفاهیم و کاربردها در زمینۀ مدیریت بهینه وضعیت تجهیزات و روانکارها دارد و می‌تواند در سایر صنایع نیز از آن بهره‌برداری شود.

۲– مشخصات، تحلیل روغن موتور خودروها و ساختار داده‌ها

۲–۱– روش آزمون تجربی

در این پژوهش کامیون‌های راه‌سازی بنز که در ایران به نام کمپرسی شناخته می‌شوند، به مدت ۳ سال تحت نظر قرار گرفتند. چون کامیون‌های مورد مطالعه بیشتر برای مصارف معدن هستند و مسافت زیادی را جابه‌جا نمی‌شوند، تمرکز پژوهشگران بر روی مقدار ساعت کارکرد خود موتور بود؛ یعنی روی دینام هر خودرو وسیله‌ای نصب شد تا با استارت موتور مقدار ساعت کاری آن را ثبت کند. سپس در ساعتهای مختلف از روغن موتور نمونه برداری انجام شد. نمونه‌گیری به طور مستقیم با یک ابزار مخصوص از کارتل موتور انجام شد. روند کار بدین شکل است که بیش از ۱۰۲۰ نمونه یا داده مورد استفاده بر اساس داده‌های جمع‌آوری میدانی از وضعیت کلی روانکار مصرفی موتورهای دیزلی طبق مشخصات جدول ۱ در شرایط کاری مختلف که در تمامی دستگاه‌ها از روانکار یکسان توصیه شده شرکت سازنده با مشخصات ذکر شده جدول ۲ مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. در تولید داده‌ها بر نمونه برداری‌های موردی از روغن خودروها در ساعت کارکرد بالا و انجام آزمایش‌های مختلف برای تهیه اطلاعات مورد نیاز هر نمونه روغن اقدام شده است. شاخص‌ها و ویژگی‌های مختلف مورد نیاز برای قضاوت در مورد روغن از طریق آزمایش بر روی نمونه‌ها صورت گرفته و این اطلاعات گردآوری شده است. داده‌ها شامل اطلاعات کیفی و کمی می‌باشند که در این مقاله از اطلاعات کمی استفاده شده است.

جدول ۱ مشخصات موتور دیزل بنز LK2624 مورد استفاده

موتور	BENZ OM 355LA
حداکثر قدرت موتور	۲۲۲٫۶ اسب بخار در ۲۲۰۰ دور در دقیقه
حجم موتور	۱۱۵۸۰ سی سی
تعداد و آرایش استوانه‌ها	۶ استوانهٔ خطی
نسبت تراکم	۱۷:۱
حداکثر گشتاور موتور	۸۲۰ نیوتون متر در ۱۴۰۰ دور در دقیقه

جدول ۲ مشخصات روغن نو- بهران اکسترا توربو دیزل با درجهٔ 15W40

گرانروی ظاهری در دمای ۲۰- درجهٔ سانتیگراد	۵۷۵۸	دمای نقطهٔ اشتعال باز (درجهٔ سانتیگراد)	۲۲۰
گرانروی در دمای ۱۰۰ درجهٔ سانتیگراد (CST)	۱۵٫۰۴	آزمون نواک (WT)	۵٫۲۰
شاخص گرانروی	۱۴۲	دمای نقطهٔ ریزش (درجهٔ سانتیگراد)	-۳۰
عدد بازی (mg KOH/g)	۱۳٫۷۵	عدد اسیدی (mg KOH/g)	۲٫۲۶
پایداری برشی ۱۰۰ درجهٔ سانتیگراد (CST)	۱۴٫۳۹	افت گرانروی (٪)	۰٫۵

۲-۲- ساختار داده‌ها

ویژگی و شاخص‌های تعیین کنندهٔ کیفیت روغن، در قالب ۱۰ متغیر مستخرج از آزمایش روغن‌ها ثبت شد. این ۱۰ ویژگی عبارتند از: ۱- Fe (آهن)، ۲- Cr (کروم)، ۳- Pb (سرب)، ۴- Cu (مس)، ۵- Al (آلومینیوم)، ۶- Si (سیلیس)، ۷- PQ[1] (شاخص کیفیت)، ۸- Vis40 (گرانروی)، ۹- FD[2] (نقطهٔ انجماد) و TBN[3] (عدد کل بازی)

۲-۳- سازماندهی و روش پردازش داده‌ها

تحلیل داده‌ها برای برپایهٔ روندنمایی تخمین آتی خروجی بر اساس داده‌های ورودی با تکیه بر روش فرآیند گوسی است. مطابق نتایج عددی تحلیل داده‌ها، کاربرد روندنمایی گوسی کاملاً علمی و منطقی است چون داده‌ها بطور عمده از توزیع گوسی تبعیت می‌کنند. گفتنی است طبیعت داده‌ها بصورت تصادفی بوده و نمونه‌ها در بانک اطلاعاتی داده‌ها بصورت تصادفی گردآوری شده‌اند. از مجموعه داده‌ها، همانگونه که اشاره شد ۱۰ ویژگی به عنوان ورودی سامانه محاسباتی روندنمای گوسی و متغیر عمر باقیمانده به عنوان خروجی سامانه گوسی در نظر گرفته شده‌اند.

مطابق ساختار داده‌ها با داده‌های ورودی-خروجی امکان استفاده از فرآیند روندنمایی گوسی که در خانواده سامانه‌های محاسباتی هوشمند، از نوع رویکرد آموزش محور با نظارت محسوب می‌شود، نیز کاملاً مهیا است. با توجه به ساختار داده‌ها، داده‌ها در بخش ورودی پیاده‌سازی سامانه تشخیص عمر باقیمانده شامل ۱۰ ویژگی است. رویه مرسوم در داده آمایی برای کاهش هزینه محاسباتی، مبتنی بر تحلیل‌های بررسی مستقل بودن ویژگی‌ها در داده‌ها است. در این بین روش‌هایی چون آزمون F و آزمون انتخاب ویژگی حداقل افزونگی حداکثر ارتباط ویژگی‌ها یا به اختصار (MRMR)[4] رویکردهای شناخته شده‌ای هستند.

[1] Quality Parameter
[2] Freezing Point
[3] Total Base Number
[4] Minimum Redundancy Maximum Relevance (MRMR)

در تحلیل داده‌ها در این پروژه نیز از این رویکردها در تعیین حداکثر ارتباط با حداقل افزونگی از این دو رویکرد استفاده شده است. نکتهٔ اضافی در استفاده از هر دو آزمون به منظور اطمینان بیشتر نتایج با رویکرد تقویت محاسبات بوده است.

آزمون اِف (F)

آزمون آماری اِف (F) به افتخار رونالد فیشر نام‌گذاری شده است. این آزمون F آزمونی آماری است که در آزمون فرضیه‌ها برای بررسی مساوی بودن یا نبودن پراکندگی دو جامعه یا دو نمونه استفاده می‌شود. در آزمون F، فرض بر تبعیت داده‌ها از توزیع F است. این آزمون از آمارهٔ F برای مقایسهٔ دو پراکندگی[1] با تقسیم آنها استفاده می‌کند. آزمون F بسته به متغیرهای مسئله می‌تواند یک طرفه یا دو طرفه باشد. در بررسی اینکه آیا پراکندگی دو نمونه (یا جمعیت) داده شده برابر هستند یا خیر، از آزمون F دو دنباله استفاده می‌شود. همچنین اگر پراکندگی بزرگتر یا کوچکتر یک جامعه نسبت به دیگری توسط آزمون F بررسی شود، آزمون فرضیهٔ F به یک طرفه تبدیل می‌شود. رویه انجام این آزمون بطور اختصار شامل مراحلی بدین شرح است:

آزمون یک طرفه چپ:

- فرضیهٔ صفر: $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ ؛ فرضیهٔ جایگزین: $H_1: \sigma_1^2 < \sigma_2^2$
- معیارهای تصمیم‌گیری: اگر آمارهٔ F کوچکتر از مقدار بحرانی F باشد، فرضیهٔ صفر را رد می‌شود.

آزمون یک طرفه راست:

- فرضیهٔ صفر: $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ ؛ فرضیهٔ جایگزین: $H_1: \sigma_1^2 > \sigma_2^2$
- معیارهای تصمیم‌گیری: اگر آماره F بزرگتر از مقدار بحرانی F باشد، فرضیهٔ صفر را رد می‌شود.

آزمون دو طرفه:

- فرضیهٔ صفر: $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ ؛ فرضیهٔ جایگزین: $H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$
- معیارهای تصمیم‌گیری: اگر آماره F بزرگتر از مقدار بحرانی F باشد، فرضیهٔ صفر را رد می‌شود.

که σ_1^2 و σ_2^2 پراکندگی جوامع ۱ و ۲ و H نماد فرضیه است.

در این آزمون برای رد یا قبول فرضیه، آماره F که به صورت $F = \sigma_1^2/\sigma_2^2$ تعریف می‌شود با مقدار F بحرانی (حاصل از توزیع F) مقایسه می‌شود. در آزمون راست و دو طرفه، پراکندگی بزرگتر در صورت و در آزمون چپ، پراکندگی کوچکتر در صورت قرار می‌گیرد. در مقام مقایسه با مقدار F بحرانی، درجات ازادی جوامع آماری نیز مورد نیازند که به سادگی و برابر تعداد نمونه‌ها منهای یک محاسبه می‌شوند. بعلاوه انتخاب شاخص درجه اهمیت ۲ نیز ضروری است که عموماً برای آزمون راست یا دو طرفه برابر ۰٫۰۵ و برای آزمون چپ برابر ۰٫۰۵−۱ یا ۰٫۹۵ انتخاب می‌شود.

آزمون MRMR

آزمون MRMR یک روش انتخاب ویژگی است که برای انتخاب ویژگی‌های مهم از میان یک مجموعه داده استفاده می‌شود. هدف این روش، حداکثر کردن ارتباط ویژگی‌ها با هدف (معمولاً متغیر وابسته) و حداقل کردن همبستگی بین خود ویژگی‌ها است. به عنوان مثال، در پژوهش، اگر عمر باقیمانده هدف باشد، MRMR سعی می‌کند ویژگی‌هایی مانند "Fe"و "Cu" را انتخاب کند که بیشترین وابستگی را با عمر باقیمانده دارند، در حالی که همبستگی بین خود آن‌ها کم باشد. این روش به بهبود دقت الگوهای پیش‌بینی کمک می‌کند و از اضافه‌گویی داده‌ها جلوگیری می‌کند [۲۱].

[1] Variance

۳- نتایج و بحث

در این پژوهش از روش فرایند گوسی برای تقریب عمر مفید باقیمانده‌ها روغن‌های با شرایط عادی در قالب رویکرد روندنمایی استفاده شده است. برای عمر مفید باقیماندهٔ روغن، تحلیل داده‌ها در نرم‌افزار متلب صورت گرفته است که برای این منظور از داده‌های تجربی جمع‌آوری شده در قالب بانک اطلاعاتی معتبر استفاده شده است.

۳-۱- مراحل و روش پیاده‌سازی سامانه پیش‌بینی عمر مفید باقیماندهٔ روغن

پیاده‌سازی سامانهٔ تخمین گوسی عمر مفید باقیماندهٔ روغن با قرائت داده‌ها از بانک اطلاعاتی مطابق جدول ۳ است.

جدول ۳ نمونه‌ای از داده‌های بانک اطلاعات روغن‌های آزمون شده و عمر باقیمانده

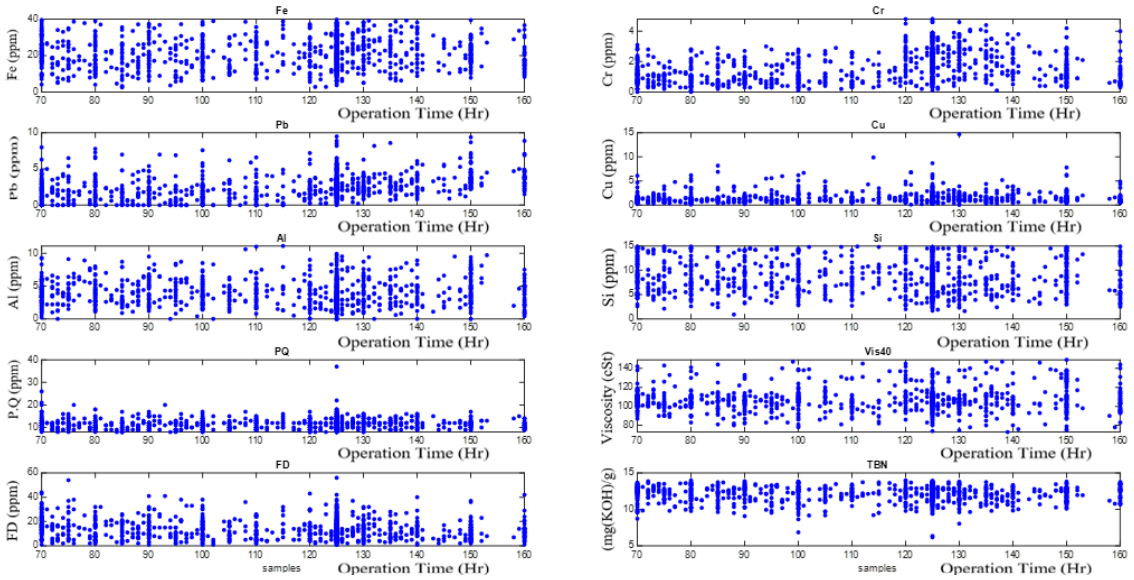
عمر باقیمانده	TBN	FD	Vis40	PQ	Si	Al	Cu	Pb	Cr	Fe
۳۵	۱۱,۴۲	۳۲	۱۱۲	۱۶	۷,۵	۳,۳	۰,۷	۲,۳	۱	۳۶,۸
۸۰	۱۱,۴۹	۱۰	۱۰۵	۹	۵,۶	۱,۳	۰,۱	۰	۰	۹,۸
۹۰	۱۱,۲۴	۱۹	۸۷	۱۲	۸,۵	۳,۷	۰,۴	۰,۰۵	۱,۱	۲۲,۹
۹۰	۱۱,۹۵	۱۵	۱۰۴	۱۵	۱۰	۳,۵	۰,۵	۱,۷	۱,۳	۳۰,۹
۳۰	۱۱,۰۳	۲۲	۱۰۴	۱۶	۸,۶	۳,۷	۱,۷	۲,۵	۳,۳	۳۴,۲

- با توجه به وجود برخی داده‌های پَرت[1] در بانک اطلاعاتی و دست‌یابی آن در نتایج شبیه‌سازی، امکان پیش پردازش اطلاعات از بابت بررسی داده‌ها با هدف امکان حذف داده‌های پَرت و یا حفظ کلیه داده‌ها به انتخاب کاربر، در برنامه در نظر گرفته شده است. تشخیص پَرت بودن داده در این مرحله بر اساس معیار خارج بودن داده از محدودهٔ پراکندگی یا پراکندگی مورد نظر بود.
- با توجه به تعدد ویژگی‌های روغن و دست‌یابی متنوع و مختلف این ویژگی‌ها در نتیجه سامانه روندنمایی عمر مفید روغن، امکان انتخاب هر تعداد ویژگی مورد نظر از بین ۱۰ ویژگی Fe, Cr, Pb, Cu, Al, Si, PQ, Vis40, FD, TBN به عنوان ورودی‌های سامانهٔ پیش‌بینی عمر مفید روغن توسط کاربر در نظر گرفته شده است. بررسی استقلال یا وابستگی این ویژگی‌ها نیز از مباحث قابل توجه در تحلیل داده‌ها است که در سامانه روندنمایی تخمین عمر مفید روغن امکان انتخاب ویژگی‌ها بر اساس اهمیت آنها از هر یک از دو روش رتبه‌بندی ویژگی‌های آزمون F و روش MRMR فراهم شده است.
- تنظیم داده‌ها با مقدار تقسیم دلخواه کاربر برای آموزش سامانه روندنمایی فرآیند گوسی بر اساس تقسیم بندی داده‌ها به دو بخش آموزش و صحت‌سنجی در برنامه پیش‌بینی شده است.

۳-۲- تحلیل وضعیت روغن

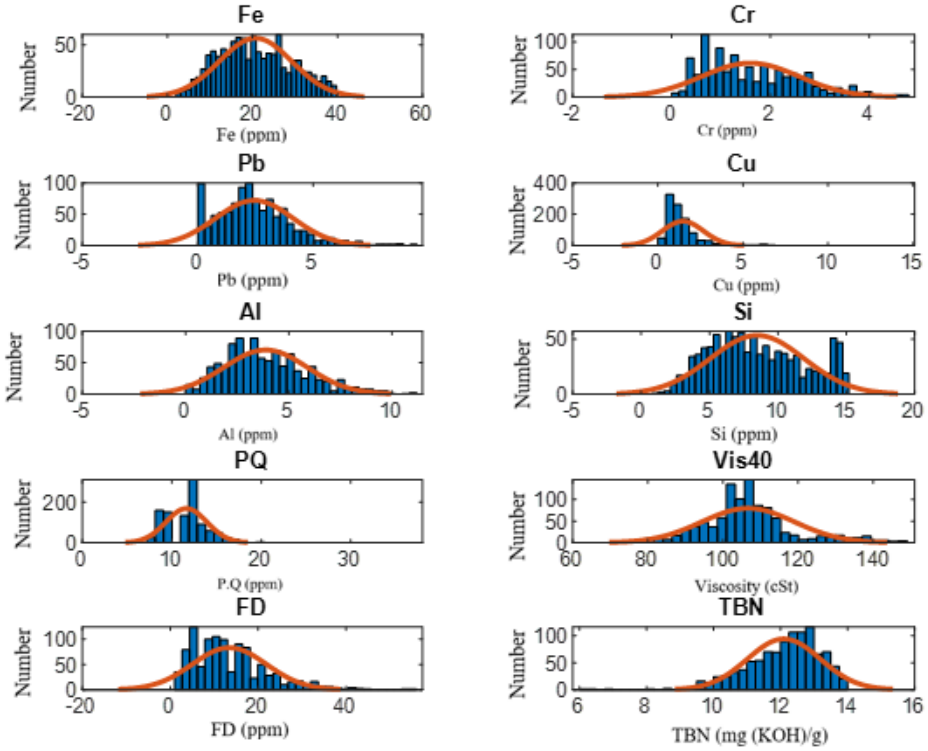
با توجه نتایج در دسترس آزمایشگاهی امکان ارایه نتایج نموداری متنوعی برای تحلیل وضعیت روغن در شرایط عادی وجود دارد که در این خصوص ابتدا با ترسیم منحنی‌های توزیع داده‌های ویژگی‌ها و عمر مفید باقیماندهٔ روغن و در ادامه تبعیت بیشتر داده‌ها از توزیع گوسی اشاره شده و تحلیل کیفی در خصوص داده‌ها ارایه شده است. در ادامه نیز نتایج شبیه‌سازی رونمای فرآیند گوسی ارایه و مورد بحث قرار گرفته است. نمایش داده‌های ورودی به تفکیک هر ویژگی در شکل ۱ ترسیم شده است.

[1] Outliers



شکل ۱ توزیع داده ویژگی‌های ورودی

بر اساس منحنی فوق توزیع تصادفی متغیرها در گستره مورد نظر هر متغیر مشخص است. اگر چه تراکم داده‌ها در برخی موارد در نواحی از منحنی‌ها مشاهده می‌شود ولی داده‌ها از قالب مشخصی تبعیت نمی‌کنند. با توجه به توزیع تصادفی داده‌های آزمون، تبعیت داده‌ها از توزیع آماری نرمال به لحاظ کاربرد روندنمایی فرآیند گوسی بررسی گردید که نتایج برای ویژگی‌های دهگانه ورودی در شکل ۲ ترسیم شده است. مطابق شکل تبعیت عمده داده‌های ورودی از توزیع نرمال مشخص است. گفتنی است نتایج حاصل بعنوان نمونه و با هدف پرهیز از درج نتایج متعدد مشابه صورت گرفته است.

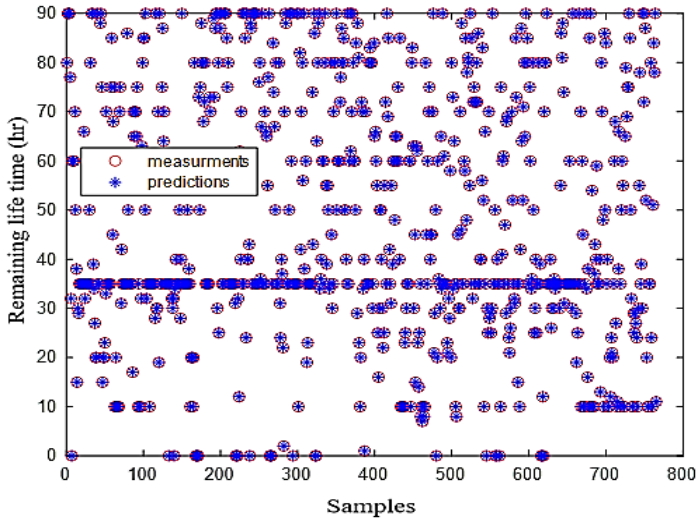


شکل ۲ توزیع نرمال داده‌های ورودی

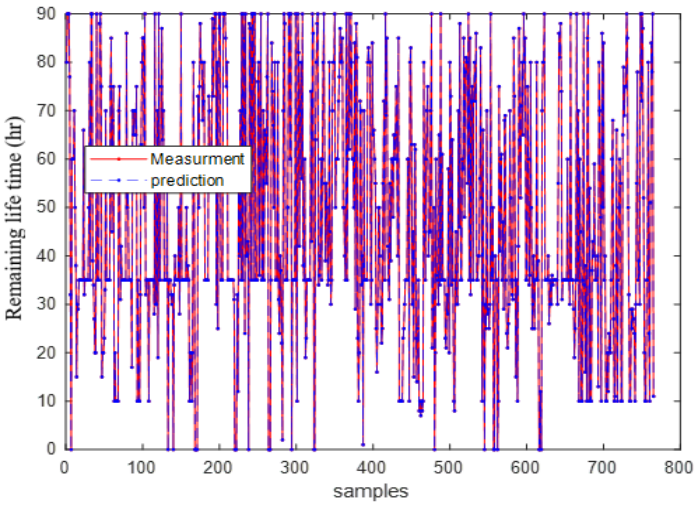
به علاوه در رویه مرسوم یادگیری با نظارت، ۲۵٪ از داده‌ها برای استفاده در مرحله صحت‌سنجی مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین با توجه به اثر تعداد داده‌های انتخاب در آموزش و صحت‌سنجی، مقدار داده‌های ۲۵٪ داده‌ها برای صحت‌سنجی در نظر گرفته شده است که این مقدار در آخرین آزمون ۵٪ کاهش داده شده است که نتایج در ادامه ارائه شده است.

۳-۲-۱- تحلیل عمر مفید باقیماندهٔ روغن با حفظ کلیه داده‌ها و ویژگی‌ها

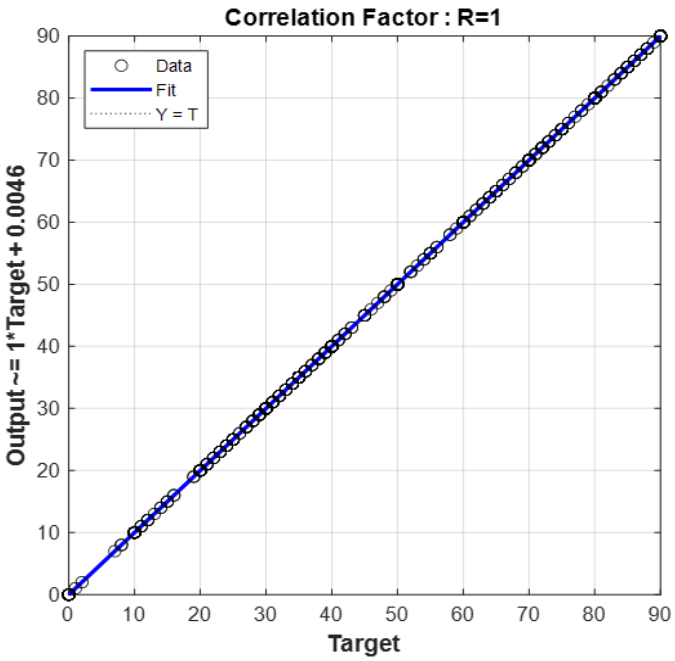
در این آزمون کلیه داده‌ها و ویژگی‌ها حفظ شده است. بعلاوه بنا به ضرورت انجام آزمون صحت‌سنجی بعد از آموزش سامانه روندنمای فرایند گوسی، مقدار ۲۵٪ از داده برای این امر اختصاص داده شده است. در شکل‌های ۳ و ۴ تقریب داده‌های تجربی پس از آموزش در قالب منحنی‌های پراکندگی و خطی توسط سامانه فرآیند گوسی ترسیم شده است که دقت یادگیری نتیجه ۱۰۰٪ را نشان می‌دهد. همچنین منحنی همبستگی داده‌های تجربی و تقریب فرآیند گوسی عمر مفید باقیماندهٔ روغن در شکل ۵ ترسیم شده است که نتیجه ضریب همبستگی ۱۰۰٪ را نشان می‌دهد. مطابق نتایج فوق قابلیت یادگیری ۱۰۰٪ روش فرآیند گوسی مشخص است.



شکل ۳ منحنی پراکندگی داده‌های تجربی و تقریب عمر مفید باقیماندهٔ روغن

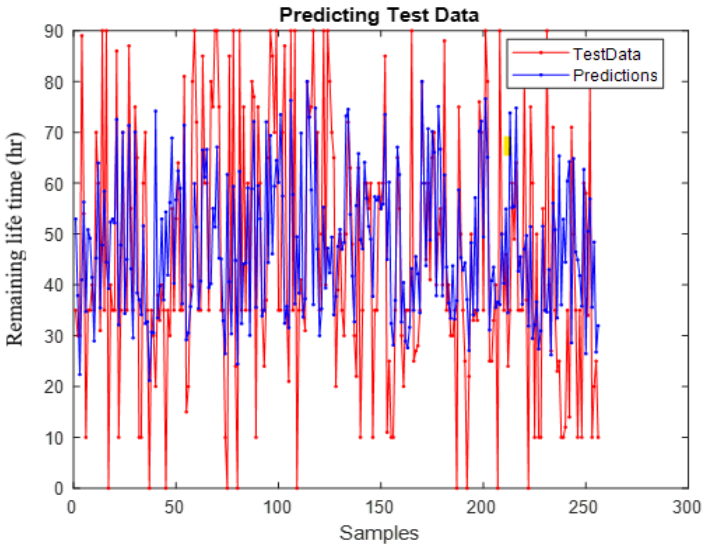


شکل ٤ منحنی خطی داده‌های تجربی و تقریب عمر مفید باقیماندهٔ روغن

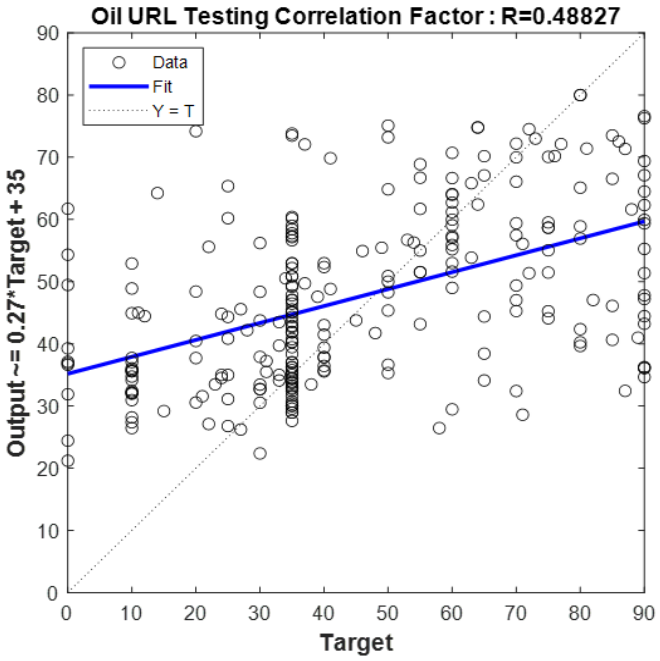


شکل ۵ همبستگی داده‌های تجربی و تقریب فرآیند گوسی عمر مفید باقیماندهٔ روغن

پیرو آموزش سامانه روندنمای فرآیند گوسی، مرحله بعد صحت‌سنجی عملکرد سامانه مذکور با استفاده از داده‌های ذخیره شده برای این منظور است. مطابق شکل ۶ منحنی عمر باقیمانده روغن بر اساس داده‌های آزمون صحت‌سنجی و نیز خروجی سامانه روندنمای گوسی حاصل از تقریب داده‌ها بر حسب زمان ترسیم شده‌اند. مطابق نمودار حاصل ردیابی متوسطی با داده‌های صحت‌سنجی توسط سامانه بخصوص در داده‌های با تغییرات نه چندان شدید مشاهده می‌شود. در شکل ۷ منحنی ضریب همبستگی داده‌های آزمون صحت‌سنجی با مقادیر پیش‌بینی سامانه ترسیم شده است. مطابق شکل ضریب همبستگی حدود ۴۹٪ بین داده‌های تجربی و نتایج پیش‌بینی برقرار است.



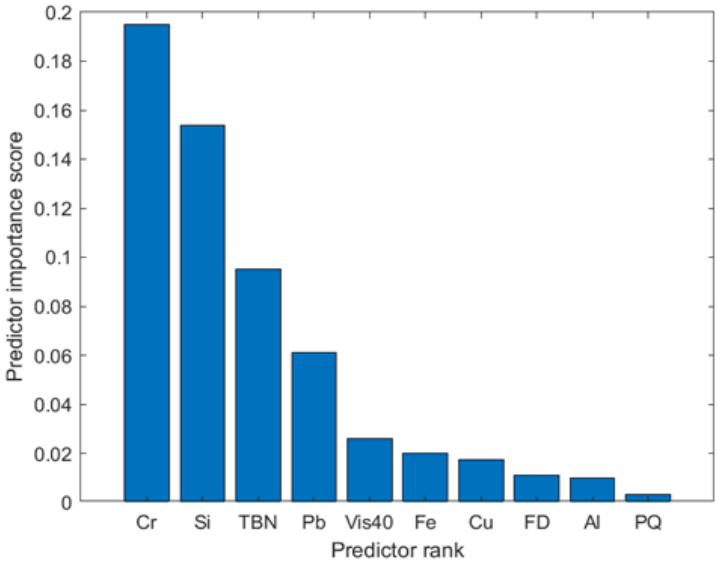
شکل ٦ پیش‌بینی عمر مفید باقیماندهٔ روغن



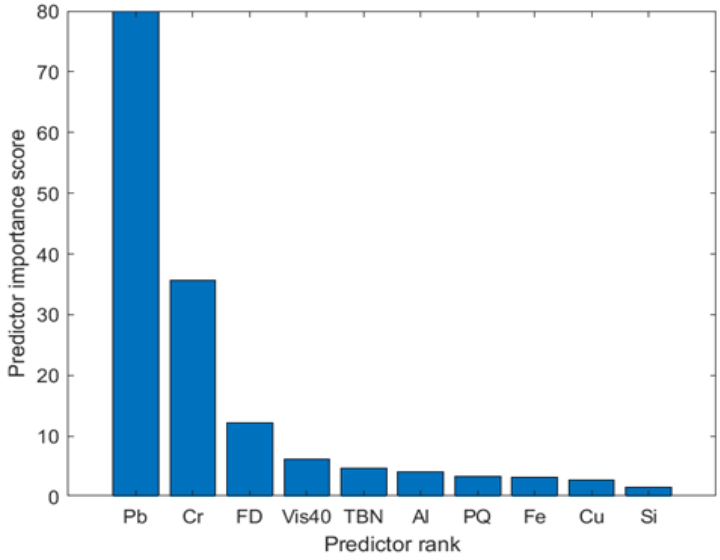
شکل ۷ همبستگی داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده

۳-۲-۲- تحلیل عمر مفید باقیماندۀ روغن با حفظ کلیه داده‌ها و ویژگی‌ها

همانگونه که بیان شد امکان انتخاب ویژگی‌های مؤثرتر در نتایج بر اساس تحلیل‌های آماری F test و mrmr وجود دارد. در شکل‌های ۸ و ۹ نمودار میله‌ای اولویت ویژگی‌ها از دو روش فوق ترسیم شده است. مطابق شکل ۹ اولویت بندی برای ویژگی‌ها از چپ به راست بصورت [Pb,Cr,FD,Vis40,TBN,Al,PQ,Fe,Cu,Si] و در شکل ۸ اولویت‌ها از چپ به راست بصورت [Cr,Si,TBN,Pb,Vis40,Fe,Cu,FD,Al,PQ] پیشنهاد شده‌اند. لازم به ذکر است که مطابق شرح مبانی دو روش فوق، تشابه در انتخاب برخی ویژگی‌ها مانند Cr و اختلاف در اولویت برخی دیگر مانند Si مشاهده می‌شود. اگر چه در بخش انتخاب ویژگی‌های برتر، بر اساس نگاه کارشناسی، ۶ ویژگی [Fe, Cr, Pb, Si, Vis40, TBN] در نظر گرفته شده‌اند.



شکل ۸ آزمون F

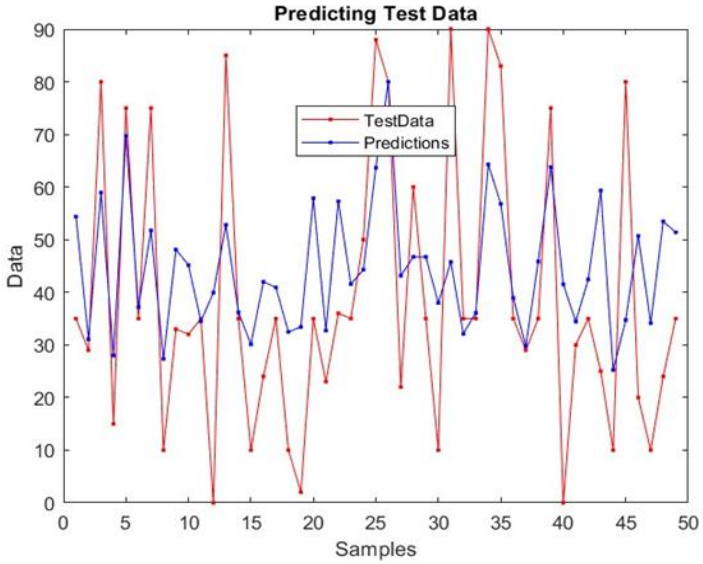


شکل ۹ آزمون MRMR

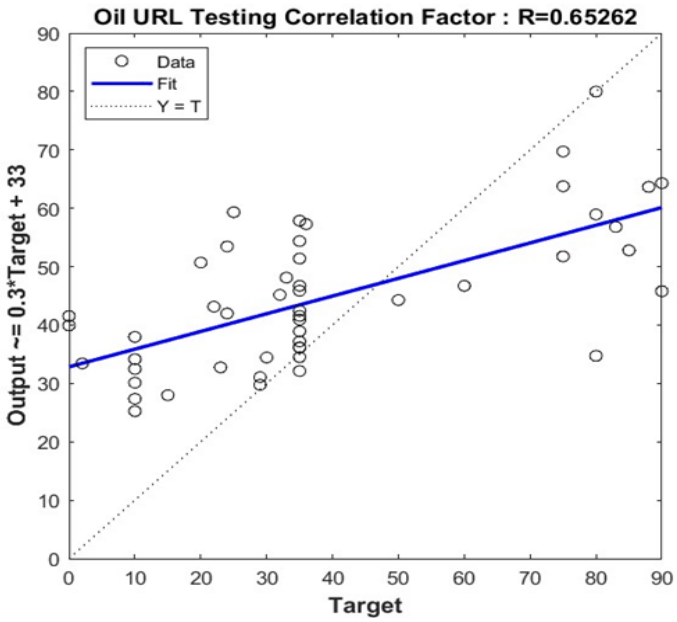
۳-۲-۳- تحلیل عمر مفید باقیماندهٔ روغن با حذف داده‌های پَرت و انتخاب ویژگی‌های برتر با صحت‌سنجی ۵٪

مطابق بررسی‌های انجام شده به علت بهبود اثر حذف داده‌های پَرت و نیز افزایش داده‌های آزمون در کیفیت عملکرد سامانه روندنمای گوسی عمر مفید باقیماندهٔ روغن، سعی در کاهش داده‌های صحت‌سنجی تا سطح معقول و بررسی نتایج شده است. نتایج حاصل از سامانه آموزش یافته روندنمای گوسی در شرایط حذف داده‌های پَرت همراه با حفظ ویژگی‌های برتر، کاهش مقدار داده‌های صحت‌سنجی به ۵٪ کل داده‌ها در منحنی‌های شکل ۱۰ و ۱۱ ترسیم شده‌اند. بر اساس نتایج حاصل، ضریب همبستگی حدود ۶۶٪ حاصل شده است.

در مورد زمان اجرا نیز باید اشاره نمود که تمام شبیه‌سازی‌های رایانه‌ای با پردازشگر دو هسته‌ای ۲,۲۲ گیگاهرتز انجام شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود افزایش حجم داده‌های آموزش موجب افزایش زمان مورد نیاز می‌شود که شرح کاملی از انتخاب ویژگی‌ها و نوع انتخاب داده‌ها در جدول زیر بیان گردیده است.



شکل ۱۰ پیش‌بینی آزمون صحت‌سنجی



شکل ۱۱ ضریب همبستگی آزمون صحت‌سنجی

جدول ۳ جمع بندی نتایج عملکرد سامانه روندنمای گوسی عمر مفید باقیماندهٔ روغن

انتخاب داده‌ها	غیرکامل	غیرکامل	غیرکامل	کامل	کامل
انتخاب ویژگی‌ها	غیرکامل	غیرکامل	غیرکامل	کامل	غیرکامل
حجم داده‌های صحت‌سنجی (٪)	۵	۱۰	۲۰	۲۵	۲۵
sigma	۰,۲۵۵	۰,۲۵۲	۰,۲۵۲	۰,۲۵	۰,۲۵۵
rmse	۲۱,۱	۲۰,۹۴	۲۱,۰۹	۲۲,۶۱	۲۲,۶۰
Loss	۴۴۷,۶۱۵	۴۳۸,۵۸	۴۴۴,۹۴	۵۱۱,۲۱	۵۱۰,۹۶
زمان اجرا (ثانیه)	۲۶۷,۱۲	۲۴۸,۴۲	۱۵۲,۸۹	۱۹۱,۵۴	۹۶,۶۶
ضریب همبستگی	۰,۶۵۲	۰,۵۹۴	۰,۵۸۲	۰,۵۰۷	۰,۴۳۲

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش پیاده‌سازی روندنمایی عمر مفید باقیماندهٔ روغن مصرفی مبتنی بر تحلیل داده‌های گردآوری شده میدانی روغن در موتورهای دیزل خودروهای سنگین که در شرایط محیط کار بدون آلودگی با پیش‌بینی کارکرد موتور تا ۱۶۰ ساعت همراه با روند تغییرات عادی شاخصه‌های تحلیل روغن کار می‌کنند هدف گذاری شده است. سامانه محاسباتی هوشمند روندنمای عمر باقیماندهٔ روغن مبتنی بر تئوری فرآیند گوسی مورد نظر با اتکا بر پایگاه داده قابل اطمینان گردآوری شده با ده ویژگی شامل "VIS40"، "PQ" ، "TBN" و "سایر ذرات سایشی" بعنوان ورودی و "عمر مفید باقیمانده" روغن بعنوان خروجی داده کاوی، پیاده‌سازی شده است. بر این اساس، امکان قضاوت در مورد عمر مفید روغن مصرفی در موتورهای دیزلی با اطمینان بیش از ۶۵٪ فراهم شده است. بعلاوه بر این اساس امکان برنامه‌ریزی مصرف بهینه روغن و نیز حفظ سلامت موتورهای دیزل فراهم گردیده و امکان توسعه نتایج به برپایی سامانهٔ نگهداری و نگهداری هوشمند موتورهای دیزل همراه با پیش‌بینی عوامل مرتبط با صدمات مرتبط با کیفیت روغن به عنوان هدف فرعی نیز ممکن می‌شود. در رویکرد حاضر سامانهٔ پیش‌بینی نرم‌افزاری که بر اساس ساختار یادگیری تحت نظارت بر پا می‌شود، با اتکای بر داده‌های تجربی جمع‌آوری شده با دقت و صحت معتبر برپا گردید. در آزمون سامانه بنا به علت

دست‌یابی داده‌های پَرت در نتایج و نیز تعدد ویژگی‌های ورودی، سعی در بررسی اثر عوامل اصلی دست‌یابی گذار از بابت موارد یاد شده بوده است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی مقایسه‌ای با سایر رویکردهای متداول و معروف روندنمایی نیز نشان‌دهندهٔ برتری رویکرد انتخابی در برپایهٔ سامانه تخمین عمر مفید باقیماندهٔ روغن بوده است.

باید توجه شود که از آنجا که در تحلیل‌های انجام شده مشخص شد که دقت الگوی پیش‌بینی به ۶۵٪ محدود شده است، این موضوع می‌تواند ناشی از محدودیت در تنوع داده‌ها و کیفیت آن‌ها باشد. نمونه‌های جمع‌آوری‌شده بیشتر مربوط به شرایط خاص عملیاتی بوده و برای تعمیم بهتر الگو، جمع‌آوری داده‌های متنوع‌تری از شرایط مختلف عملیاتی توصیه می‌شود. همچنین، ممکن است استفاده از الگوهای پیچیده‌تر مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی یا روش‌های ترکیبی یادگیری ماشین بتواند نتایج را بهبود بخشد. برای بهبود عملکرد الگو، راهکارهای زیر پیشنهاد می‌شود:

- **افزایش حجم داده‌های آموزشی:** با جمع‌آوری داده‌های بیشتر از موتورهای مختلف و شرایط عملیاتی گوناگون، می‌توان دقت الگو را بهبود بخشید.
- **استخراج ویژگی‌های جدید:** ویژگی‌هایی مانند تغییرات دمایی روغن و فشار داخلی موتور ممکن است اطلاعات بیشتری برای پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده روغن فراهم کنند.
- **بهینه‌سازی متغیرهای الگو:** تنظیمات الگوی گوسی مورد استفاده (مانند انتخاب کرنل مناسب) می‌تواند تأثیر زیادی بر دقت پیش‌بینی داشته باشد.

References

[1] Bekana D, Antoniev A, Zach M, Mareček J. Monitoring of agricultural machines with used engine oil analysis. Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis. 2015 Apr 1;63(1):15-22. doi: 10.11118/actaun201563010015

[2] Liang J, Mao Z, Liu F, Kong X, Zhang J, Jiang Z. Multi-sensor signals multi-scale fusion method for fault detection of high-speed and high-power diesel engine under variable operating conditions. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2023 Nov 1;126:106912. doi: 10.1016/j.engappai.2023.106912

[3] Famakinwa A, Shibutani T. Condition-Based Monitoring for Marine Engine Maintenance by Analyzing Drain Cylinder Oil Sample. Tribology Online. 2022 Apr 15;17(2):71-7. doi: 10.2474/trol.17.71

[4] Rațiu S, Josan A, Alexa V, Cioată VG, Kiss I. Impact of contaminants on engine oil: A review. InJournal of Physics: Conference Series 2021 Feb 1 (Vol. 1781, No. 1, p. 012051). IOP Publishing. doi: 10.1088/1742-6596/1781/1/012051

[5] Grimmig R, Lindner S, Gillemot P, Winkler M, Witzleben S. Analyses of used engine oils via atomic spectroscopy–Influence of sample pre-treatment and machine learning for engine type classification and lifetime assessment. Talanta. 2021 Sep 1;232:122431. doi: 10.1016/j.talanta.2021.122431

[6] Ibrahim D, Stapah M, Ruslan MA, Yaakob Y, Budin S, Maideen NC, Yusoff H. Predicting the next oil change for automotive engine oil. InJournal of Physics: Conference Series 2019 Nov 1 (Vol. 1349, No. 1, p. 012018). IOP Publishing. doi: 10.1088/1742-6596/1349/1/012018

[7] Gajewski J, Vališ D. The determination of combustion engine condition and reliability using oil analysis by MLP and RBF neural networks. Tribology International. 2017 Nov 1;115:557-72. doi: 10.1016/j.triboint.2017.06.017

[8] Kurre SK, Pandey S, Garg R, Saxena M. Condition monitoring of a diesel engine fueled with a blend of diesel, biodiesel, and butanol using engine oil analysis. Biofuels. 2015 Jul 4;6(3-4):223-31. doi: 10.1080/17597269.2015.1096150

[9] RodRigues J, Costa I, Farinha JT, Mendes M, Margalho L. Predicting motor oil condition using artificial neural networks and principal component analysis. Eksploatacja i Niezawodność. 2020;22(3). doi: 10.17531/ein.2020.3.12

[10] Zhu J, Yoon JM, He D, Qu Y, Bechhoefer E. Lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction with particle filtering. International Journal of Prognostics and Health Management. 2013 Jul;4:124-38. doi: 10.36001/ijphm.2013.v4i1.1466

[11] Nixon S, Weichel R, Reichard K, Kozlowski J. A machine learning approach to diesel engine health prognostics using engine controller data. InAnnual Conference of the PHM Society 2018 Sep 27 (Vol. 10, No. 1). doi: 10.36001/phmconf.2018.v10i1.569
[12] Mutemi AM, Bacao F. Machine Learning and Imbalanced Learning Approaches in Condition-Based Monitoring and Predictive Maintenance: A Systematic Literature Review. Available at SSRN 3980484. doi: 10.2139/ssrn.3980484
[13] Rao X, Sheng C, Guo Z, Yuan C. A review of online condition monitoring and maintenance strategy for cylinder liner-piston rings of diesel engines. Mechanical Systems and Signal Processing. 2022 Feb 15;165:108385. doi: 10.1016/j.ymssp.2021.108385
[14] Badiger A, Priyadarshi P, Bhat G. Dynamic Automatic Transmission Oil Life Prediction Using Machine Learning. SAE Technical Paper; 2024 Jan 16. doi: 10.4271/2024-01-2345
[15] Tanwar M, Raghavan N. Lubricating oil remaining useful life prediction using multi-output Gaussian process regression. IEEE Access. 2020 Jul 9;8:128897-907. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3008526
[16] Serin G, Sener B, Ozbayoglu AM, Unver HO. Review of tool condition monitoring in machining and opportunities for deep learning. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2020 Jul;109(3):953-74. doi: 10.1007/s00170-020-05620-3
[17] Mahesh B. Machine learning algorithms-a review. International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet]. 2020 Jan;9(1):381-6.
[18] Liu M, Chowdhary G, Da Silva BC, Liu SY, How JP. Gaussian processes for learning and control: A tutorial with examples. IEEE Control Systems Magazine. 2018 Sep 18;38(5):53-86. doi: 10.1109/MCS.2018.2836501
[19] Alizadeh D, Ahmadi H. Condition monitoring of diesel engine via oil analysis using fuzzy logic. The Journal of Engine Research. 2022 Nov 27;19(19):9-18. [In Persian]
[20] Adnani SA, Hashemi SJ, Shooshtari A. The initial estimate of the useful life of the oil in diesel engines using oil analysis. The Journal of Engine Research. 2022 Nov 27;25(25):45-55. [In Persian]
[21] Xie J, Sage M, Zhao YF. Feature selection and feature learning in machine learning applications for gas turbines: A review. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2023 Jan 1;117:105591. doi: 10.1016/j.engappai.2022.105591