

Monitoring the State of the Ship's Propulsion System by Developing a Regression Model Using Machine Learning to Predict the Wear Rate of the Turbine and Compressor

Mohammad Basirnezhad  * | M.A., Sharif University of Technology, Tehran, Iran

Nima Saremi  | M.A., Sharif University of Technology, Tehran, Iran

Abstract


The purpose of this research is to monitor the condition and troubleshoot the gas turbine of marine propulsion system by developing artificial intelligence models. Therefore, artificial intelligence algorithms are divided into two categories: machine learning and deep learning. The use of machine learning methods usually requires the extraction of signal features by the user, while in deep learning methods, the raw signal can be provided to the neural network to perform feature extraction and then regression or classification (Orhan & Celik, 2023). In this research, after the general description of the marine propulsion system, we use a dataset related to the turbine and compressor of the ship's propulsion system. Each data contains 16 operational parameters of the system and two decay coefficients related to the turbine and compressor of the system. The 16 parameters will be the features and the two decay coefficients will be the label or output of the model (Coraddu et al., 2014). Regression models should be developed due to the continuous value of wear coefficients. In order to develop the model using Python programming language, classical machine learning methods such as decision tree regression, k-nearest neighbor, polynomial regression, Gaussian and Lasso, and in the next step, multi-layer neural regression model, are used to develop the model. Finally, the performance of these methods was compared and the polynomial regression method and the decision tree had the best performance among the rest of the models.


Keywords: Propulsion System Troubleshooting, Neural Network, Machine Learning, Status Monitoring.

*Corresponding Author: mbasirnezhad@gmail.com

How to Cite: Basirnezhad, M. Saremi, N. (2024). The Chabahar International Regime and its Impact on Trade and Security Arrangements of the Islamic Republic of Iran. *Marine and Port Servicesch*, 1(2), 251-277.

پایش وضعیت سیستم پیشرانس کشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون با استفاده از یادگیری ماشین برای پیش بینی ضریب فرسودگی توربین و کمپرسور

محمد بصیرنژاد *  کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

نیما صارمی  کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

چکیده

هدف از این پژوهش، پایش وضعیت و عیب‌یابی توربین گاز سیستم پیشران متحرک‌های دریایی به وسیله توسعه مدل‌های هوش مصنوعی است. الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای این منظور به دو دسته الگوریتم‌های یادگیری ماشین^۱ و یادگیری عمیق^۲ تقسیم می‌شوند. استفاده از روش‌های یادگیری ماشین معمولاً نیازمند استخراج ویژگی‌های سیگنال توسط کاربر است، درحالی‌که در روش‌های یادگیری عمیق می‌توان سیگنال خام را در اختیار شبکه عصبی قرار داد تا ابتدا عملیات استخراج ویژگی^۳ و سپس رگرسیون^۴ یا دسته‌بندی^۵ انجام شود (Orhan & Celik, 2023). در این پژوهش پس از شرح کلی سیستم پیشرانس متحرک‌های دریایی از یک دیتاست مربوط به توربین و کمپرسور سیستم پیشران کشتی استفاده می‌کنیم به این صورت که هر داده شامل ۱۶ پارامتر عملیاتی سیستم و دو ضریب فرسودگی^۶ مربوط به توربین و کمپرسور سیستم است که آن ۱۶ پارامتر در حکم ویژگی‌ها^۷ و دو ضریب فرسودگی در حکم لیبل یا خروجی مدل خواهند بود (Coraddu et al., 2014). با توجه به پیوسته بودن مقدار ضرایب

* نویسنده مسئول: mbasirnezhad@gmail.com

- 1 Machine learning
- 2 Deep learning
- 3 Feature extraction
- 4 Regression
- 5 Classification
- 6 Decay coefficient
- 7 Features

پایش وضعیت سیستم پیشرانش کشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون ...؛ بصیرنژاد و صارمی | ۲۵۳

فروشدگی باید مدل‌های رگرسیون توسعه داده شود. جهت توسعه مدل با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون ابتدا روش‌های یادگیری ماشین کلاسیک مانند رگرسیون درخت تصمیم^۱، k نزدیک‌ترین همسایه^۲، رگرسیون چندجمله‌ای، گاوسی و لاسو و در گام بعد از مدل رگرسیون عصبی چندلایه^۳ جهت توسعه مدل استفاده شده است. در انتها عملکرد این روش‌ها باهم مقایسه شده و روش رگرسیون چندجمله‌ای و درخت تصمیم بهترین عملکرد را در بین بقیه مدل‌ها داشته‌اند.

کلیدواژه‌ها: عیب‌یابی سیستم پیشران، شبکه عصبی، یادگیری ماشین، پایش وضعیت.

1 Random forest

2 KNN

3 Multi-layer neural regression

مقدمه

تشخیص عیب^۱ در سیستم‌های مختلف یکی از حوزه‌های پژوهشی در عرصه‌هایی چون مهندسی، پزشکی و حتی علوم انسانی است. در این فرآیند معمولاً با داده‌برداری از سیستم موردبررسی و انجام پردازش روی آن می‌توان به اطلاعات مفیدی دست یافت و در نتیجه از هزینه‌ها و خرابی‌های آینده پیشگیری کرد. در حوزه‌های صنعتی این موضوع اهمیت به‌سزایی دارد و پایش وضعیت ماشین‌آلات و عیب‌یابی پیشگیرانه تا حد قابل توجهی هزینه‌ها را کاهش می‌دهد (Corradu et al., 2014).

یکی از انواع سیستم‌ها که مسئله پایش وضعیت در آن اهمیت به‌سزایی دارد، سیستم پیشران متحرک‌های دریایی مانند کشتی است.

از قرن‌ها پیش تأمین نیروی محرکه برای کشتی موردبحث و بررسی بوده است. در اواسط قرن پانزدهم استفاده از بادبان‌ها برای نیروی محرکه به‌صورت گسترده درآمد به‌طوری که کشتی‌های بادبانی به‌طور منظم سفر خود را در اقیانوس‌ها اجرا می‌کردند با ادامه این روند و نیاز به انجام سفرهای طولانی‌تر استفاده از بخار در بحث تأمین نیروی محرکه نقش اساسی گرفت که موجب اهمیت افزایش حمل‌ونقل و اهمیت کشتیرانی شد. امروزه به دنبال تکامل فناوری کشتی‌سازی، توان لازم برای به حرکت درآوردن کشتی‌ها عمدتاً به‌وسیله مولدهای زیر تأمین می‌گردد (Benvenuto, 2005):

۱. سیستم رانش بخاری ۲. موتورهای دیزل دریایی ۳. توربین‌های گازی ۴. موتورهای بنزینی ۵. موتورهای الکتریکی ۶. موتورهای با سوخت هسته‌ای

یک سیستم رانش دریایی از سه بخش تولید قدرت، سیستم انتقال قدرت شامل شفت و کاهنده و سیستم پروانه تشکیل می‌گردد که در هر قسمت با توجه به مشخصات و خصوصیات هر بخش می‌بایست انتخاب اجزاء به‌گونه‌ای انجام شود که هم‌خوانی لازم با دیگر بخش‌ها ایجاد شود و در نهایت سیستم رانشی مناسب تشکیل شود. یکی از عوامل مهم در طراحی سیستم رانشی کشتی بحث عمر مفید و تعمیرات اساسی است. عیوبی مانند فرسودگی و شکست پروانه‌ها، بلبرینگ‌ها، چرخ‌دنده‌های سیستم انتقال قدرت و بدنه

کمپرسور و توربین سیستم پیشران می‌تواند باعث از کارافتادگی کشتی توأم با ضرر و مشکلات برای مالک و پرسنل آن داشته باشد. گرچه ممکن است محاسبات دقیق با ضریب اطمینان مناسب از نظر تئوری به خوبی انجام پذیر باشد ولی معایبی که در حین استفاده به وجود می‌آیند قابل پیش‌بینی نبوده و ایجاد اشکال می‌نماید لذا امروزه پایش وضعیت دوره‌ای یا بر خط ضرورت پیدا کرده است (Coraddu et al., 2014).

در پژوهش‌های اخیر استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، سیستم‌های خبره و فازی در بحث عیب‌یابی سیستم‌های پیشران دریایی به‌طور قابل توجهی افزایش پیدا کرده است. در سال‌های گذشته، نویسندگان تجربه قابل توجهی در شبیه‌سازی سیستم‌های توانی پیشرانش دریایی (Coraddu et al., 2014) (Benvenuto, 2005) و همچنین در کاربرد تمام‌مدل‌های مبتنی بر ANN برای تشخیص ماشین‌آلات کشتی (Benvenuto et al., 2014)، (Theodoropoulos et al., 2021)، (Campora et al., 2018) کسب کرده‌اند. در مطالعات اخیر، شبیه‌سازی‌ها برای تولید مقدار زیادی از داده‌های عملیاتی انجام شده تا کمبود اندازه‌گیری‌های تجربی را برطرف کند.

همچنین در مرجع (Orhan & Celik, 2023) به پژوهش‌های مختلف انجام شده در حوزه عیب‌یابی اجزاء مختلف پیشرانش متحرک‌های دریایی با روش‌های مختلف اعم از شبکه‌های عصبی، روش‌های یادگیری ماشین و فازی پرداخته شده است. در ادامه بخش‌های مختلف مقاله به‌صورت زیر خواهند بود:

پیکربندی‌های مختلف سیستم پیشرانش کشتی، پایگاه داده مورد استفاده، روش مورد استفاده، آموزش مدل‌های رگرسیون و نتایج، جمع‌بندی و پیشنهاد‌های آینده و منابع.

پیکربندی‌های مختلف سیستم پیشرانش کشتی

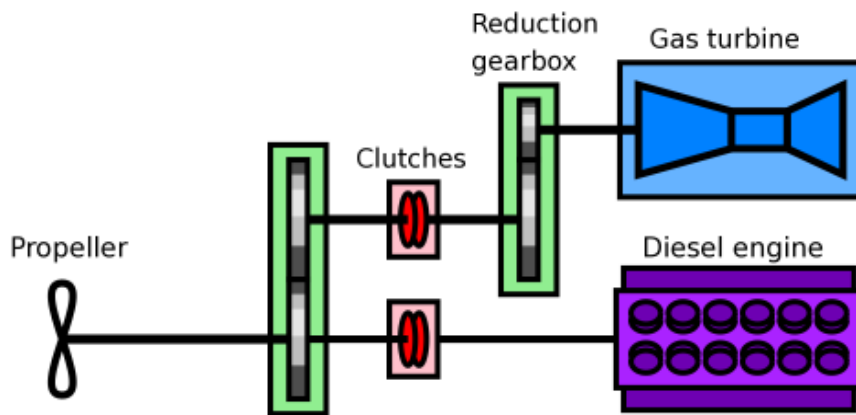
با توجه به شرایط و الزامات، سیستم پیشران کشتی‌ها با پیکربندی‌های مختلفی طراحی و ساخته می‌شوند. بر این اساس نحوه قرارگیری اجزاء مختلفی مانند موتور دیزل، توربین گاز، موتور الکتریکی و سیستم انتقال قدرت تعیین می‌شود.

از معمول‌ترین آرایش‌های موجود می‌توان به موارد زیر اشاره کرد (White, 2021):

۱. ترکیب موتور دیزل یا توربین گاز^۱ (CODOG)
۲. ترکیب موتور دیزل و توربین گاز^۲ (CODAG)
۳. ترکیب دیزل-الکتریک و دیزل^۳ (CODLAD)
۴. ترکیب دیزل-الکتریک و توربین گاز^۴ (CODLAG)
۵. ترکیب موتور دیزل و موتور دیزل (CODAD)
۶. ترکیب توربین گاز یا توربین گاز (COGOG)
۷. ترکیب توربین گاز و توربین گاز (COGAG)
۸. ترکیب هسته‌ای و پیشران بخار^۵ (CONAS)
۹. پیشران کاملاً الکتریکی^۶ (FEP)

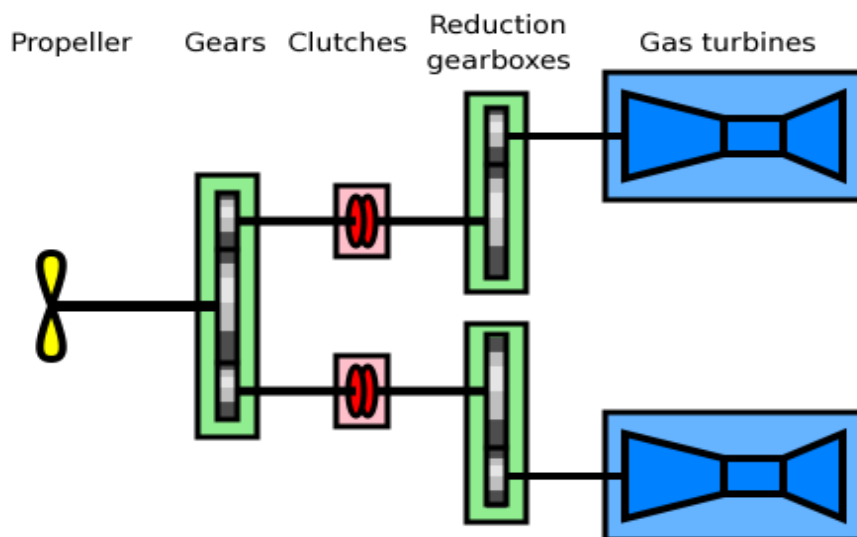
چند نمونه از سیستم‌های فوق‌الذکر در شکل‌های زیر نشان داده شده است.

شکل ۱. آرایش کلی سیستم پیشران CODOG (White, 2021)

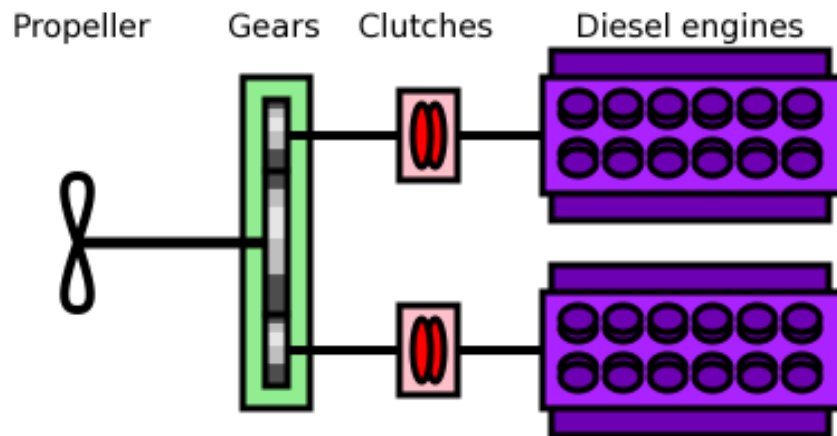


-
- 1 Combined diesel or gas
 - 2 Combined diesel and gas
 - 3 Combined diesel electric and diesel
 - 4 Combined diesel-electric and gas
 - 5 Combined nuclear and steam
 - 6 Full electric propulsion

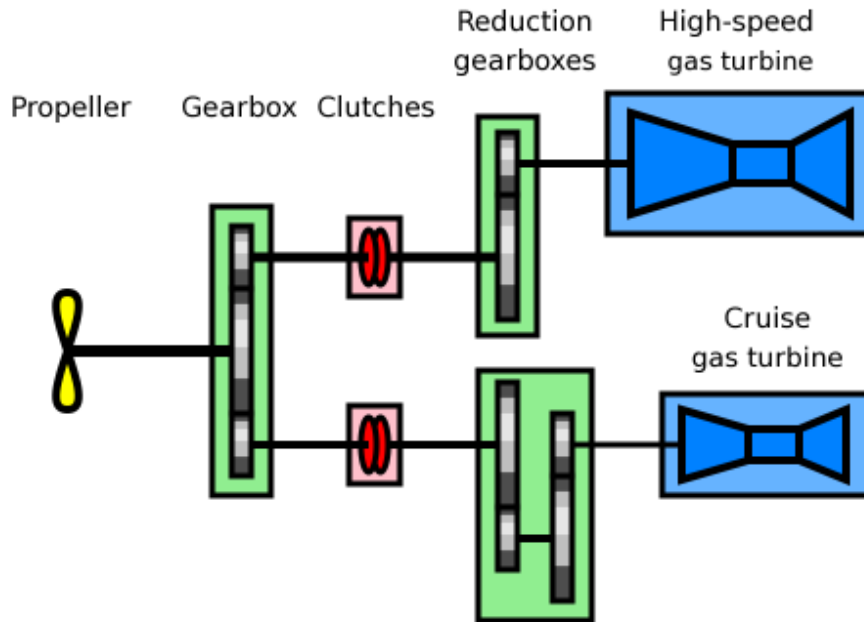
شکل ۲. آرایش کلی سیستم پیشران CODAG (White, 2021)



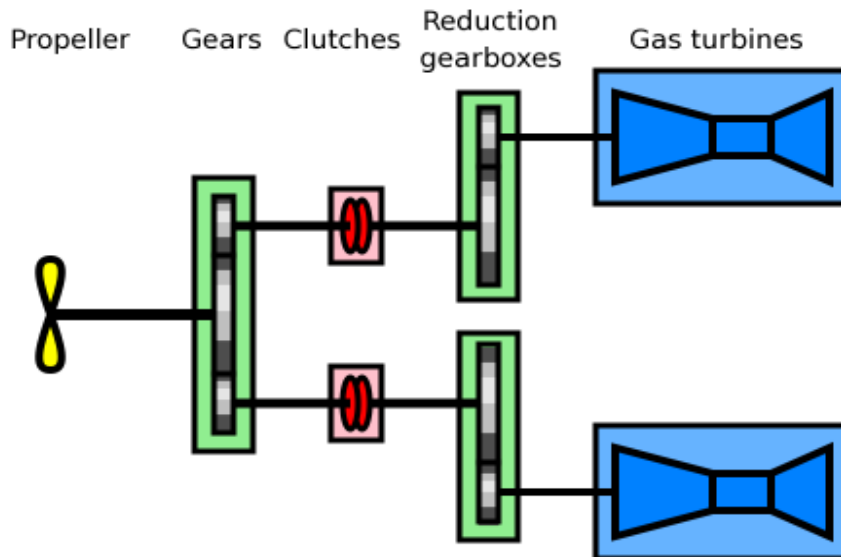
شکل ۳. آرایش کلی سیستم پیشران CODAD (White, 2021)



شکل ۴. آرایش کلی سیستم پیشران COGOG (White, 2021)



شکل ۵. آرایش کلی سیستم پیشران COGAG (White, 2021)



اصول عملکرد سیستم پیشرانش کشتی (CODLAG^۱)

این سیستم پیشران جهت تولید توان حرکت دادن پروانه‌های کشتی از موتورهای الکتریکی در کنار توربین گاز استفاده می‌کند. روش کار به این صورت است که هر موتور الکتریکی به یکی از پروانه‌ها متصل بوده و توان مورد نیاز آن از یک یا چند دیزل ژنراتور تأمین می‌شود. در کنار استفاده از موتور الکتریکی، یک توربین گاز از طریق کلاچ‌ها به پروانه‌های کشتی متصل می‌شود. در سرعت‌های پایین کشتی، صرفاً موتور الکتریکی برای پیشرانش استفاده می‌شود اما با افزایش سرعت، توربین گاز نیز از طریق سیستم انتقال قدرت به تأمین توان اضافه می‌کند. مزیت استفاده از موتور الکتریکی به‌جای استفاده از دیزل ژنراتور به‌طور مستقیم، بازدهی بالاتر، اتصال راحت‌تر به پروانه کشتی، نیاز به تعمیر و نگهداری کمتر و ایجاد نویز کمتر است (Vavasseur, 2013).

لازم به ذکر است اگر توربین گاز به‌طور مستقیم در ایجاد توان برای پروانه‌های کشتی مشارکت نداشته باشد و صرفاً توان مورد نیاز موتورهای الکتریکی را در کنار دیزل ژنراتور تأمین کند، با یک سیستم پیشران تمام الکتریکی (IFEP^۲) سروکار خواهیم داشت (Vavasseur, 2013).

از معروف‌ترین کشتی‌های تجاری که از سیستم پیشران (CODLAG) استفاده می‌کنند، می‌توان موارد زیر را نام برد (Vavasseur, 2013).

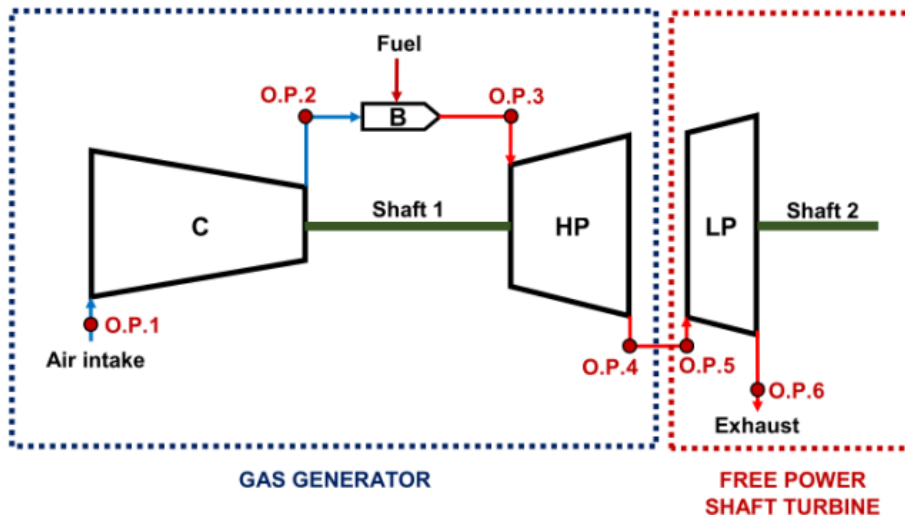
1. Type 23 frigate (Royal Navy)
2. FREMM multipurpose frigate (Italian Navy)
3. F125 class frigate (German Navy)
4. Pohjanmaa-class corvette (Finnish Navy)
5. Constellation-class frigate (United States Navy)
6. GTS Finnjet (Finnish cruise ferry)

یکی از اجزاء اصلی در سیستم‌های پیشران کشتی، توربین گاز است که از توریو کمپرسور، محفظه احتراق، توربین فشار بالا و توربین فشار پایین تشکیل شده است (شکل ۶). همچنین سیکل ترمودینامیکی صورت گرفته در توربین گاز به صورت شکل ۷ خواهد بود.

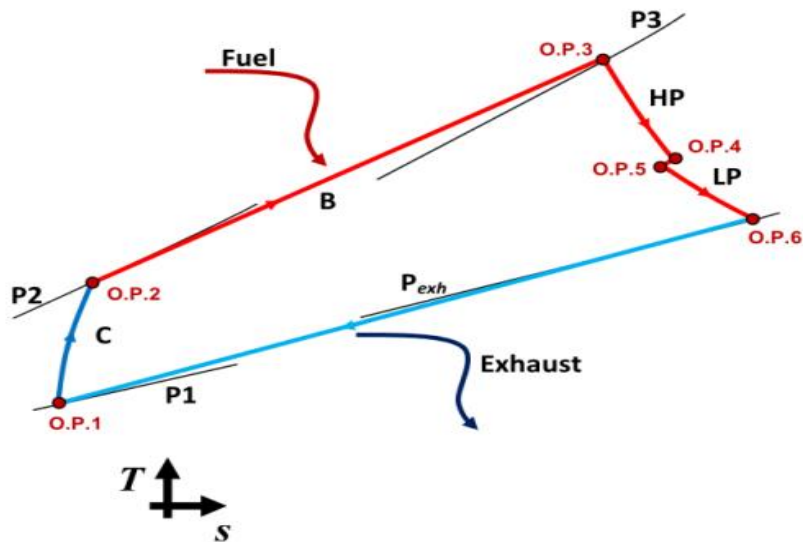
1 Combine diesel-electric and gas

2 Integrated full electric propulsion

شکل ۶. دیاگرام توربین گاز مورد استفاده در سیستم پیشران کشتی (Andelić et al., 2021)
(توربوکمپرسور C، محفظه احتراق B، توربین فشار بالا و فشار پایین HP, LP)



شکل ۷. سیکل ترمودینامیکی عملکرد توربین گاز مورد استفاده در سیستم پیشران کشتی (Andelić et al., 2021)
(نقطه عملیاتی op.)



با توجه به اجزاء دوار و دارای حرارت بالا در توربین گاز، اهمیت تعمیرات پیشگیرانه و بازرسی دوچندان است. اجزاء مختلفی مانند پره‌های کمپرسور و توربین با توجه به فشار بالای گاز، در خطر انواع ساییدگی، خزش و خستگی هستند. همچنین بدنه محفظه احتراق و تزریق کننده‌های سوخت در معرض آسیب و خوردگی قرار دارند (Pal et al., 2019). به‌طور کلی روش‌های مختلف پایش وضعیت توربین‌های گاز از نظر منشأ به وجود آمدن، شامل روش‌های مبتنی بر عملکرد (آیرودینامیکی) و غیر عملکردی است (Tahan et al., 2017).

عیوبی که در روش‌های غیر عملکردی مورد بررسی قرار می‌گیرد، ناشی از ذات طبیعی سیستم‌های مکانیکی است مانند عدم بالانس بودن و غیر هم مرکزی محورها، عیب در بلبرینگ‌ها و کمبود روغن کاری و ساییدگی بین اجزاء. همان‌طور که در شکل ۸ نشان داده شده است، جهت تشخیص عیوب مکانیکی روش‌های مختلفی مانند ترموگرافیکی، تحلیل ارتعاشات، آنالیز روغن، بار، آکوستیک و آنالیز تنش- کرنش مورد استفاده قرار می‌گیرد (Tahan et al., 2017).

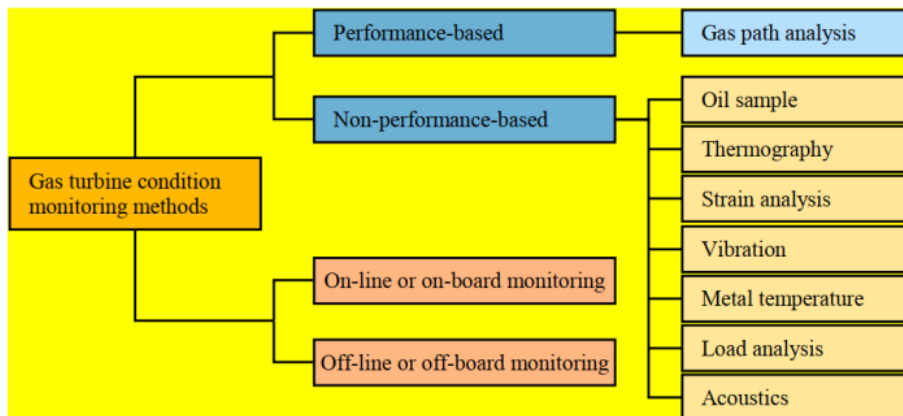
در طرف مقابل عیوب عملکردی ناشی از آیرودینامیک و دینامیک گازها است مانند احتراق ناقص، خوردگی و ساییدگی پره‌های کمپرسور و توربین و ته‌نشینی رسوبات سیال. جهت تشخیص این عیوب از روش‌های عملکردی تحت عنوان آنالیز مسیر گاز (GPA¹) استفاده می‌شود (Tahan et al., 2017).

در توضیح این روش‌ها باید اشاره کرد که ایجاد عیوب در سیستم توربین گاز موجب انحراف در مقدار پارامترهای نشان‌دهنده سلامت سیستم مانند بازدهی و ظرفیت جریان اجزاء می‌شود در حالی که این پارامترها به‌طور مستقیم قابل اندازه‌گیری نیستند اما از نظر ترمودینامیکی با پارامترهای قابل اندازه‌گیری مانند فشار، دما، دبی سوخت و سرعت‌های دورانی همبستگی دارند. در نتیجه با تشخیص انحراف در این پارامترهای حیاتی و توسعه توابع همبستگی بین این متغیرها و پارامترهای سلامت سیستم می‌توان به وجود عیوب عملکردی در سیستم پی برد (Tahan et al., 2017).

از طرف دیگر برخی عیوب خود را به صورت مکانیکی دارای منشأ آیرودینامیکی نشان می‌دهند که عیوب آیرودینامیکی نامیده می‌شوند. پدیده سرچ موتور و پره‌های نابالانس و خورده شده از جمله این مورد هستند که ذاتاً آیرودینامیکی هستند اما موجب خطاهای مکانیکی مانند ارتعاشات بیش از حد می‌شوند (Tahan et al., 2017).

همچنین عیب‌یابی و پایش وضعیت سنسورها و سیستم‌های الکتریکی و قدرت توربین گاز دارای اهمیت و مورد توجه است. برای مثال در مرجع (Babaei et al., 2018) مروری بر روش‌های استفاده‌شده برای پایش وضعیت و عیب‌یابی سیستم‌های توان توربین گاز انجام شده است.

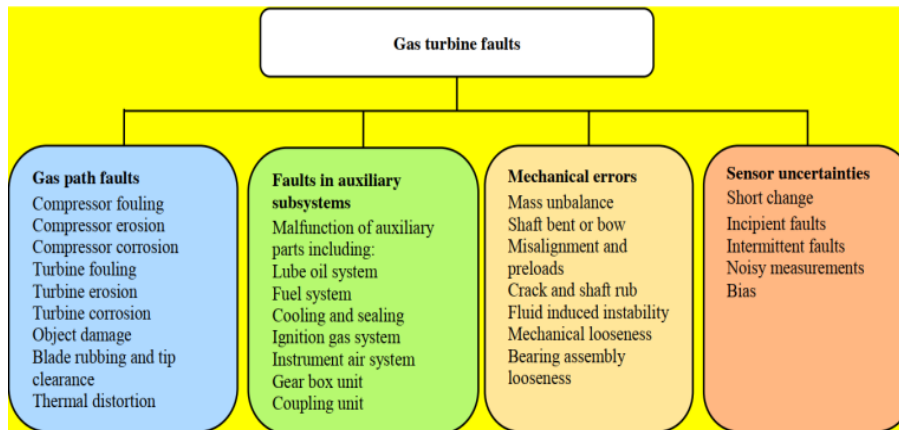
شکل ۸. انواع روش‌های پایش وضعیت توربین‌های گاز (Tahan et al., 2017)



همچنین از نظر نوع داده‌برداری روش‌های پایش وضعیت به دو نوع آنلاین و آفلاین تقسیم می‌شوند. در روش‌های آفلاین، داده‌های سنسورها در یک حافظه ذخیره‌شده سپس تحلیل‌های لازم روی آن انجام می‌گیرد؛ اما در روش آنلاین داده‌ها به‌طور برخط مورد پردازش قرار می‌گیرند. روش آنلاین دارای قابلیت اطمینان بالاتر و همچنین هزینه برتر است.

انواع عیوب که احتمال وجود آنها در سیستم توربین گاز وجود دارد به‌طور خلاصه در شکل ۹ آمده است.

شکل ۹. خلاصه‌ای از انواع عیوب محتمل در سیستم توربین گاز (Tahan et al., 2017)



فرآیندهای نگهداری و تعمیرات تجهیزات و سیستم‌ها معمولاً به صورت بازرسی و نگهداری دوره‌ای^۱، نگهداری اصلاحی^۲ و نگهداری پیشگیرانه^۳ انجام می‌شود که در روش اول در بازه‌های زمانی مشخصی فرآیند بررسی و تعمیرات سیستم در صورت لزوم انجام می‌شود و ممکن است در بسیاری از این مواقع سیستم در شرایط مناسب قرار داشته و لزومی به بازرسی شرایط سیستم وجود نداشته باشد و هم‌چنین گاهی اوقات سیستم به ناگهان دچار ایراد شود و غافلگیری ایجاد کند. از طرف دیگر در روش نگهداری اصلاحی فقط پس از کارافتادن سیستم فرآیند تعمیرات انجام می‌شود و در نتیجه سیستم به‌طور ناگهانی دچار ایراد شده و در عملکرد آن وقفه ایجاد می‌شود که ممکن است خسارات مادی و حتی جانی به بار آورد؛ اما در روش سوم یعنی نگهداری پیشگیرانه، با اتصال سنسورهایی به سیستم، پارامترهای حیاتی سیستم به‌طور دائمی پایش می‌شود و با انجام تحلیل‌هایی روی سیگنال‌های اندازه‌گیری شده و علی‌الخصوص با استفاده از روش‌های هوشمند مانند یادگیری ماشین می‌توان عیوب موجود در عملکرد سیستم را شناسایی کرده و قبل از ایجاد آسیب، به انجام تعمیرات مربوطه پرداخت و در نتیجه در زمان و هزینه‌ها صرفه‌جویی قابل توجه به دست می‌آید و عملکرد با قابلیت اطمینان بالا برای سیستم به دست می‌آید.

1 Scheduled maintenance

2 Corrective maintenance

3 Predictive maintenance

امروزه استفاده از روش‌های نگه‌داری پیشگیرانه خصوصاً برای سیستم‌های صنعتی پیچیده و گران‌قیمت ضروری است (Pal et al., 2019).

فرآیند نگه‌داری پیشگیرانه مبتنی بر شرایط^۱ و عیب‌یابی^۲ در توربین‌های گاز به دو روش مبتنی بر مدل^۳، داده محور و ترکیب این دو روش تقسیم می‌شود. در روش مبتنی بر مدل یک سیگنال باقی‌مانده به‌عنوان اثر خطا در روابط دینامیکی سیستم مدل می‌شود و با تعریف یک تابع ارزیابی و یک آستانه مشخص، با استفاده از تحلیل معادلات وقوع عیب تخمین زده می‌شود. برای مثال در (Darooqeh et al., 2014) پژوهشگران با استفاده از تخمین گر فیلتر کالمن و با استفاده از یک مدل دینامیکی مشتمل بر مدل‌سازی خطا به ارزیابی وقوع عیب در توربین‌ها پرداخته‌اند.

اما در روش داده محور با استفاده از حجم زیادی از داده‌ها، مدل‌هایی آموزش داده می‌شود که تمامی تحلیل‌ها اعم از رگرسیون یا دسته‌بندی به کمک آن‌ها انجام شود. در مقایسه دو روش مذکور می‌توان گفت با توجه به اغتشاشات و عدم قطعیت‌هایی که در فرآیند مدل‌سازی دینامیکی سیستم‌های پیچیده وجود دارد، روش داده محور نتایج مناسب‌تری به دست خواهد داد البته در صورتی که حجم مناسبی از داده‌های عملیاتی سیستم را در اختیار داشته باشیم (Pal et al., 2019). در اینجا از روش داده محور با استفاده از داده‌های تجربی مربوط به یک سیستم توربین گاز کشتی استفاده می‌شود.

پایگاه داده مورد استفاده

در این پروژه از دیتاست موجود در مرجع (Corradu et al., 2014) استفاده می‌کنیم که مربوط به پارامترهای عملیاتی یک توربین گاز به کاررفته در سیستم پیشران^۴ (CODLAG) کشتی است. این دیتاست متشکل از ۱۱۹۳۴ است که هر داده شامل ۱۶ ویژگی‌ها

1 Condition based predictive maintenance

2 Fault detection

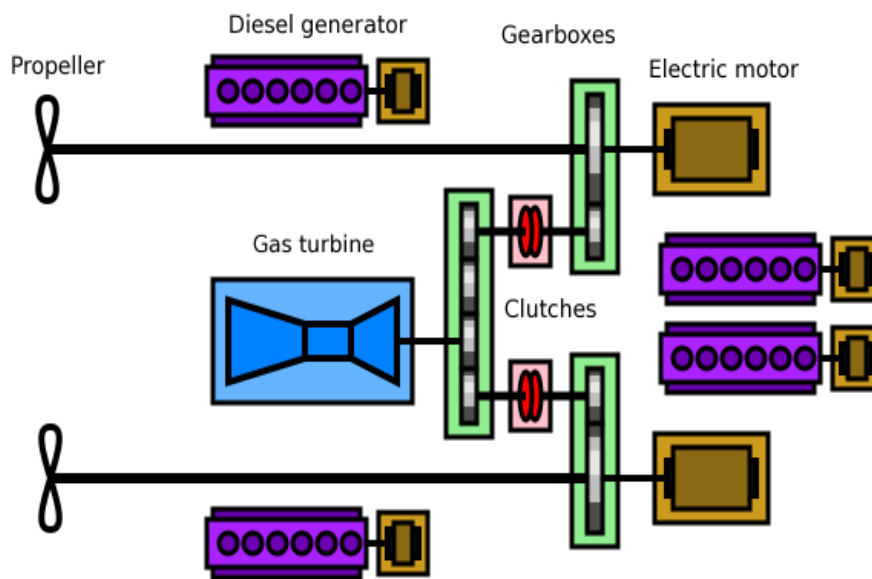
3 Model based

4 Combine diesel-electric and gas

پایش وضعیت سیستم پیشرانش کشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون...؛ بصیرنژاد و صارمی | ۲۶۵

پارامترهای عملیاتی سیستم پیشران و ۲ لیبل مربوط به شاخص فرسودگی کمپرسور و توربین سیستم است (Corradu et al., 2014).

شکل ۶. آرایش کلی سیستم پیشران CODLAG (White, 2021)



جدول ۱. مشخصات دیتاست مورداستفاده (White, 2021)

تعداد ویژگی‌ها	۱۶	ویژگی ۹	دمای ورودی به کمپرسور (C)
تعداد لیبل‌ها	۲	ویژگی ۱۰	دمای خروجی از کمپرسور (C)
ویژگی ۱	موقعیت اهرم توربین	ویژگی ۱۱	فشار خروجی از توربین فشار بالا (bar)
ویژگی ۲	سرعت کشتی (m)	ویژگی ۱۲	فشار ورودی به کمپرسور (bar)
ویژگی ۳	گشتاور شفت توربین گاز (kN.m)	ویژگی ۱۳	فشار هوای خروجی از کمپرسور (bar)
ویژگی ۴	دور شفت توربین Rpm	ویژگی ۱۴	فشار گاز خروجی از توربین (bar)
ویژگی ۵	دور شفت ژنراتور گاز Rpm	ویژگی ۱۵	درصد کنترل پاشش توربین (TIC)
ویژگی ۶	گشتاور پروانه سمت راست (kN.m)	ویژگی ۱۶	دبی سوخت (kg/s)
ویژگی ۷	گشتاور پروانه سمت چپ (kN.m)	لیبل ۱	ضریب فرسودگی کمپرسور
ویژگی ۸	دمای خروجی از توربین فشار بالا (C)	لیبل ۲	ضریب فرسودگی توربین

در این دیتاست، لیبِل‌ها مقادیر پیوسته بین ۰,۹۵ و ۱ هستند که مقدار ۰,۹۵ فرسوده‌ترین حالت توربین و کمپرسور و ضریب ۱ حالت بدون هرگونه فرسودگی و اشکال در عملکرد توربین و کمپرسور است.

بنابراین با توجه به پیوسته بودن لیبِل‌ها باید به ایجاد مدل رگرسیون پردازیم.

روش مورد استفاده

در این بخش به توضیح روش پیاده‌سازی مدل می‌پردازیم. برای این کار از زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه‌های متن باز آن مانند Scikitlearn و Pytorch استفاده شده است.

ابتدا به تقسیم داده‌ها با نسبت ۷۰٪ به ۳۰٪ به بخش‌های آموزشی و تست می‌پردازیم. سپس در صورت نیاز قبل از آموزش مدل می‌توان داده‌های مربوط به ویژگی‌ها را استانداردسازی کرد که به افزایش سرعت همگرایی منجر می‌شود.

سپس از روش‌های یادگیری ماشین جهت توسعه مدل رگرسیون استفاده می‌کنیم و با استفاده از داده‌های تست به محاسبه پارامترهای ارزیابی مدل می‌پردازیم. آموزش مدل‌ها باید در دو مرحله یک بار برای پیش‌بینی ضریب فرسودگی توربین و بار دیگر برای پیش‌بینی ضریب فرسودگی کمپرسور انجام شود.

روش‌های مورد استفاده جهت توسعه مدل رگرسیون

برای ایجاد مدل رگرسیون از روش‌های رگرسیون چندجمله‌ای، رگرسیون K نزدیک‌ترین همسایه، رگرسیون درخت تصمیم، رگرسیون گاوسی^۱، رگرسیون لاسو^۲ و رگرسیون شبکه عصبی چندلایه^۳ استفاده شده است.

۱. رگرسیون چندجمله‌ای: در این روش یک معادله درجه n بین متغیرهای مستقل و متغیرهای وابسته برقرار است و برای رسیدن به ضرایب این معادله، باید مقدار تابع هزینه

1 Gaussian regression

2 Lasso regression

3 Multi-layer neural networks regression

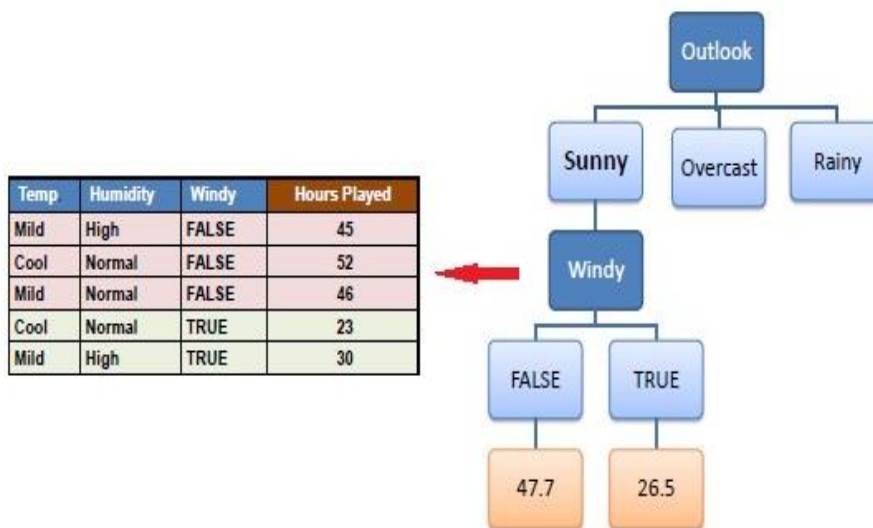
پایش وضعیت سیستم پیشراش کشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون ...؛ بصیرنژاد و صارمی | ۲۶۷

تعریف شده MSE^1 با استفاده از یک روش بهینه‌سازی مانند SGD^2 کمینه شود (Sharma, 2023).

۲. رگرسیون KNN^3 : این روش یک روش نمونه محور^۴ است که برای تخمین خروجی داده‌های جدید، به تعداد k نمونه آموزشی که نزدیک‌ترین فاصله را با داده جدید دارند، در نظر گرفته می‌شود و میانگین خروجی این k داده به‌عنوان خروجی داده جدید گزارش می‌شود (Sharma, 2023).

۳. رگرسیون درخت تصمیم: در این روش باید یک درخت رگرسیون از متغیرهای مسئله طراحی کنیم

شکل ۶: مثالی از روش رگرسیون درخت تصمیم (sayad, 2021)



سپس با انجام تفکیک بندی مناسب با استفاده از ویژگی‌ها، به برگ درخت می‌رسیم و در هر برگ داده‌هایی که با انجام دسته‌بندی در برگ مدنظر باقی مانده‌اند برای تخمین خروجی داده جدید که با استفاده از ویژگی‌ها در برگ مذکور تفکیک شده است، استفاده

-
- 1 Mean square errors
 - 2 Steepest gradient descent
 - 3 K Nearest neighbors
 - 4 Instance based

می‌شوند، به این صورت که میانگین خروجی داده‌های موجود در برگ به‌عنوان خروجی داده جدید گزارش می‌شود (sayad, 2021).

۴. رگرسیون گاوسی: این روش غیر پارامتریک، توزیع احتمالی روی بی‌نهایت تابعی که می‌تواند از روی داده‌های آموزشی بگذرد، به دست آورده و با کمک این توزیع به پیش‌بینی مقادیر خروجی داده‌های جدید می‌پردازد. توزیع احتمال ذکر شده روی توابع، در واقع یک فرایند گاوسی است که با یک تابع میانگین و کوواریانس اولیه آغاز شده و در هر مرحله با اضافه شدن یک داده آموزشی جدید به‌روزرسانی می‌شوند. از آنجایی که خروجی این مدل توزیعی روی تمام توابع ممکن است، می‌توان میانگین این توابع را به‌عنوان پیش‌بینی مدل و واریانس آن‌ها را به‌عنوان معیاری از اطمینان پیش‌بینی انجام شده در نظر گرفت (Sharma, 2023).

۵. رگرسیون لاسو: این روش برای تنظیم پارامترهای مدل رگرسیون خطی به وجود آمده است و این کار را با اضافه کردن یک عبارت به تابع هزینه رگرسیون خطی، انجام می‌دهد. در این روش تابع هزینه به‌صورت زیر خواهد بود:

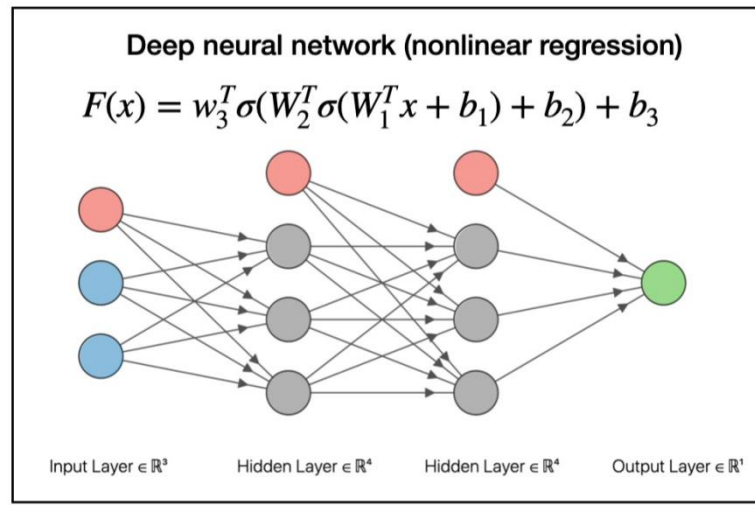
$$\sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j)^2 + \lambda \sum_j |\beta_j|$$

در اینجا پارامتر لاندای در حکم پارامتر تنظیم‌کننده است که با افزایش مقدار آن برخی ضرایب مدل صفر شده و از بیش‌پردازش جلوگیری می‌شود (Sharma, 2023).

۶. رگرسیون شبکه عصبی: در این روش یک شبکه عصبی سه لایه با تابع فعال‌سازی یک‌سوساز خطی (Relu) و تابع هزینه (MSE) استفاده می‌شود و با کمینه کردن تابع هزینه، وزن‌ها و بایاس‌های بهینه با استفاده از روش adam^۱ به دست می‌آید (Sharma, 2023).

¹ Adaptive moment estimation

شکل ۷. مثالی از روش رگرسیون عصبی (Sharma, 2023)



آموزش مدل‌های رگرسیون و نتایج

در این بخش بعد از آموزش مدل‌های رگرسیون برای پیش‌بینی وضعیت توربین و کمپرسور به بررسی و مقایسه نتایج می‌پردازیم. برای ارزیابی مدل‌های رگرسیون از شاخص‌های R2 Score^۱، MSE^۱ و MAE^۲ استفاده می‌کنیم که تعاریف آن‌ها به صورت زیر است:

شکل ۸. تعریف MSE (<https://emilia-orellana44.medium.com/>)

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

- MSE = mean squared error
- n = number of data points
- Y_i = observed values
- \hat{Y}_i = predicted values

1 Mean square error
2 Mean absolute error

شکل ۹. تعریف MAE و R2 score (<https://vitalflux.com>) و <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/evaluation-metric-for-regression-models>

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Formula

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS}$$

R^2 = coefficient of determination

RSS = sum of squares of residuals

TSS = total sum of squares

در نهایت دو سری مدل برای پیش‌بینی ضریب فرسودگی توربین و کمپرسور تولید شده است. مدل‌های مربوط به پیش‌بینی ضریب فرسودگی کمپرسور به وسیله روش‌های مختلف، توسط سه شاخص ذکر شده ارزیابی شده و نتایج در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲: دقت مدل‌های مختلف یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی ضریب فرسودگی کمپرسور روی داده‌های تست

Method Indicator	R2 score	MAE	MSE
Poly Reg	0.996	0.0006	6.797e-07
DT Reg	0.980	0.001	4.164e-06
KNN	0.937	0.001	1.356e-05
ANN	0.921	0.003	1.696e-05
GR	0.862	0.004	2.973e-05
LR	0.70	0.006	6.476e-05

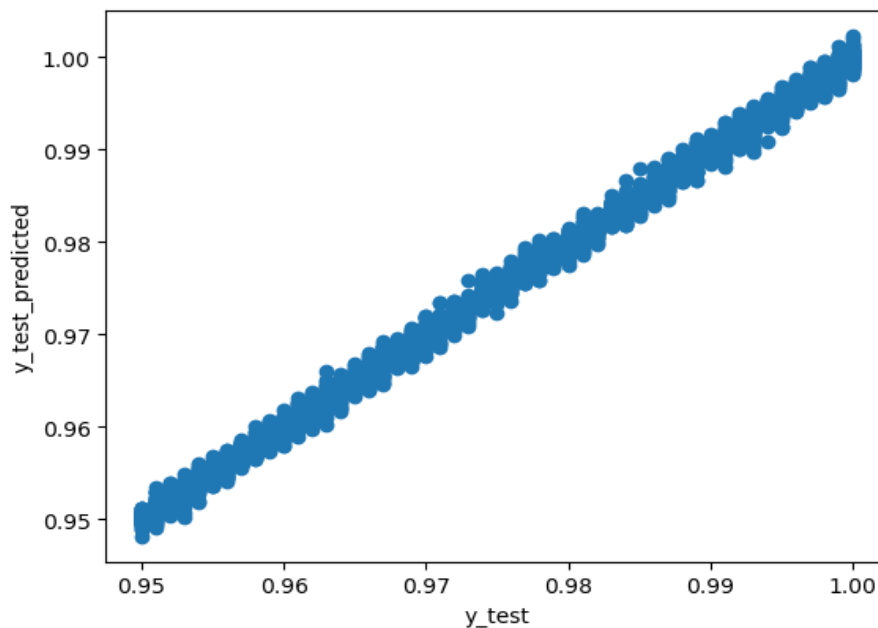
مشاهده می‌شود که روش رگرسیون چندجمله‌ای بهترین عملکرد را در بین روش‌های

پایش وضعیت سیستم پیش‌رانش کشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون...؛ بصیرنژاد و صارمی | ۲۷۱

مختلف داشته است و بعد از آن روش‌های درخت تصمیم، k نزدیک‌ترین همسایه و رگرسیون عصبی عملکرد نسبتاً مناسبی داشته‌اند. روش لاسو با توجه به ماهیت خطی آن ضعیف‌ترین عملکرد را داشته است. نکته مهم در اینجا این است که روش عصبی با توجه به ظرفیت بسیار بالای آن، در صورت انتخاب بهینه‌تر هاپر پارامترها می‌تواند به دقت‌های بالاتری برسد.

نمودار بین ضریب فرسودگی کمپرسور در حالت واقعی و پیش‌بینی شده توسط مدل چندجمله‌ای در شکل ۱۰ آورده شده است و همین‌طور که مشاهده می‌شود با دقت خوبی شیب این نمودار برابر ۱ و پراکندگی داده‌ها بسیار اندک است و در نتیجه مقادیر خروجی با کمترین خطا تخمین زده شده‌اند.

شکل ۱۰. نمودار بین مقادیر خروجی واقعی و پیش‌بینی شده توسط مدل عملکرد کمپرسور



مدل‌های مربوط به پیش‌بینی ضریب فرسودگی توربین به وسیله روش‌های مختلف، توسط سه شاخص ذکر شده ارزیابی شده و نتایج در جدول ۳ آمده است.

جدول ۳. دقت مدل‌های مختلف یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی ضریب فرسودگی توربین روی داده‌های تست

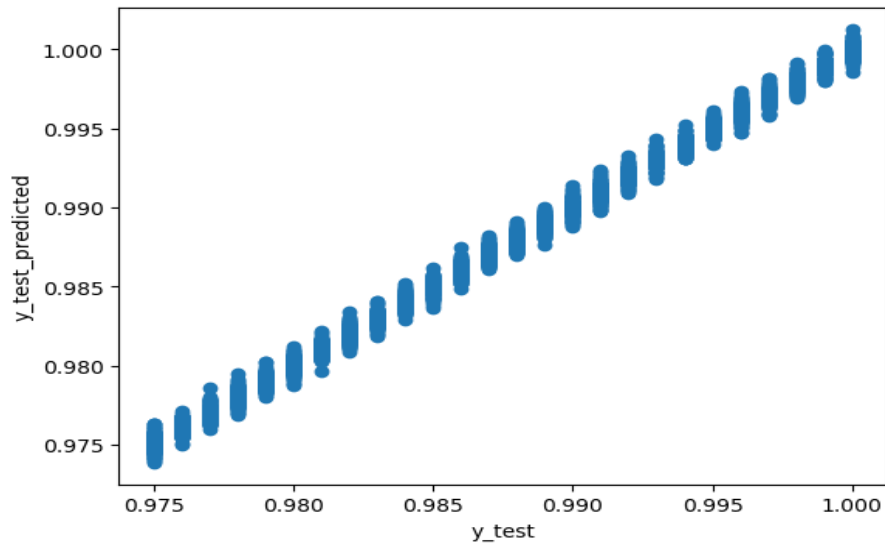
Method Indicator	R2 score	MAE	MSE
Poly Reg	0.996	0.0003	1.887e-07
DT Reg	0.961	0.0007	2.210e-06
GR	0.882	0.002	6.69e-06
ANN	0.876	0.001	7.034e-06
KNN	0.874	0.001	7.11e-06
LR	0.636	0.003	2.062e-05

همان‌طور که مشاهده می‌شود در اینجا نیز بهترین عملکرد مربوط به روش رگرسیون چندجمله‌ای است و پس از آن فقط روش درخت تصمیم دارای R2 score بالای ۹۰ درصد است.

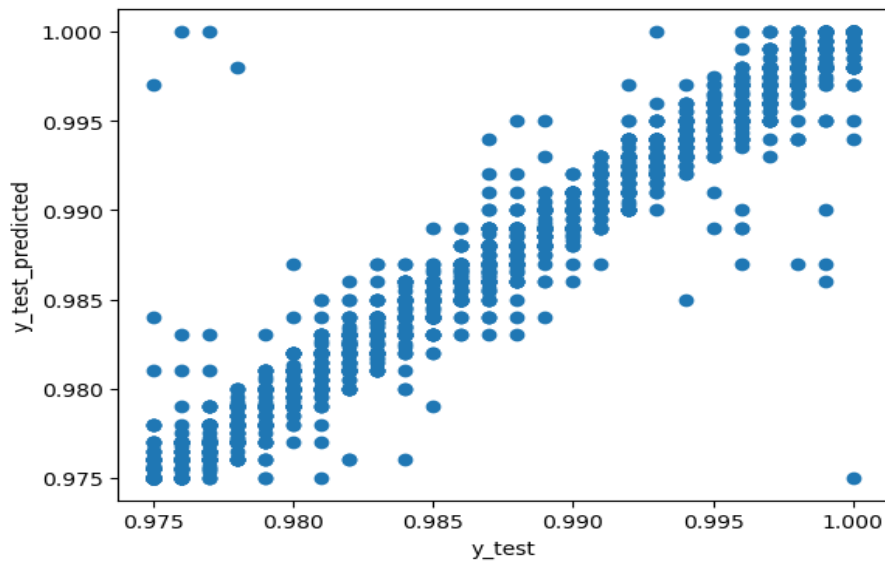
در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ نمودار خروجی واقعی ضریب فرسودگی توربین نسبت به مقدار خروجی پیش‌بینی شده برای روش‌های رگرسیون چندجمله‌ای و درخت تصمیم رسم شده است و مشاهده می‌شود در روش چندجمله‌ای عملکرد کاملاً قابل قبول است اما در روش درخت تصمیم در نقاط محدودی خطای قابل توجه بین مقدار واقعی خروجی و مقدار پیش‌بینی شده وجود دارد و پراکندگی داده‌ها بالاست. در نتیجه بهترین گزینه برای استفاده در کاربردهای واقعی روش چندجمله‌ای خواهد بود.

پایش وضعیت سیستم پایش کشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون...؛ بصیرنژاد و صارمی | ۲۷۳

شکل ۱۱. نمودار بین مقادیر خروجی واقعی و پیش‌بینی شده توسط مدل عملکرد توربین با روش رگرسیون چندجمله‌ای



شکل ۱۲. نمودار بین مقادیر خروجی واقعی و پیش‌بینی شده توسط مدل عملکرد توربین با روش درخت تصمیم



جمع‌بندی و پیشنهادهای آینده

در این پژوهش پس از بررسی کلی سیستم پیشران متحرک‌های دریایی، به توسعه مدل رگرسیون با استفاده از روش‌های مختلفی مانند رگرسیون چندجمله‌ای، درخت تصمیم و عصبی برای پیش‌بینی ضریب فرسودگی کمپرسور و توربین پرداختیم. این مدل‌ها به‌عنوان ورودی، ۱۶ ویژگی مختلف از پارامترهای عملیاتی سیستم مانند سرعت کشتی، دور و گشتاور پروانه‌ها، دور شفت توربین و کمپرسور دریافت کرده و به‌عنوان خروجی یک ضریب فرسودگی برای کمپرسور و یکی برای توربین به‌عنوان شاخصی از میزان فرسودگی آن‌ها می‌دهد. از این مدل‌ها می‌توان برای پایش وضعیت سلامت توربین و کمپرسور سیستم پیشران به‌صورت دوره‌ای استفاده کرد. مشاهده شد که بین روش‌های استفاده‌شده برای توسعه مدل، روش رگرسیون چندجمله‌ای بهترین عملکرد و کمترین خطا را داشته و می‌تواند به‌عنوان گزینه بهینه مورد استفاده قرار گیرد.

به‌عنوان پیشنهاد برای پژوهش‌های آینده با توجه به ظرفیت بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی، می‌توان از روش‌های انتخاب بهینه‌های پارامترهای شبکه مانند cross validation جهت انتخاب بهینه پارامترهای آن استفاده کرد. همچنین روش‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی و بازگشتی می‌توانند در فرآیندهای دسته‌بندی و رگرسیون داده‌های مربوط به سیستم پیشران کشتی مورد استفاده قرار گیرند (Theodoropoulos et al., 2021).

با توجه به کمبود داده‌های تجربی، شبیه‌سازی دینامیکی سیستم پیشران می‌تواند کمک به سزایی در شناسایی رفتار سیستم، بهینه‌سازی سیستم و عیب‌یابی ایفا کند. اگرچه در این زمینه پژوهش‌های متعددی انجام شده است، اما به نظر می‌رسد خصوصاً در حوزه شبیه‌سازی سیستم‌های هیبرید متشکل از موتورهای الکتریکی و توربین گاز به‌طور توأمان، چالش‌های بسیاری وجود داشته باشد که باید مورد توجه قرار گیرد.

با توجه به اهمیت سایر بخش‌های سیستم پیشران، مانند پروانه‌های پیشران کشتی،

پایش وضعیت سیستم پيشراش كشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون ...؛ بصیرنژاد و صارمی | ۲۷۵

موتور دیزل، موتور الکتریکی و سیستم انتقال قدرت، انجام تحلیل‌های مشابه جهت پایش وضعیت و عیب‌یابی این اجزاء ضروری است که باید با استفاده از داده‌برداری تجربی و یا ایجاد داده با استفاده از شبیه‌سازی دینامیکی این گونه سیستم‌ها انجام شود.

References

1. Anđelić, N., Baressi Šegota, S., Lorencin, I., Poljak, I., Mrzljak, V., & Car, Z. (2021). Use of Genetic Programming for the Estimation of CODLAG Propulsion System Parameters. *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(6), 612.
2. Babaei, M., Shi, J., & Abdelwahed, S. (2018). A survey on fault detection, isolation, and reconfiguration methods in electric ship power systems. *IEEE Access*, 6, 9430-9441.
3. Benvenuto, G. (2005). A gas turbine modular model for ship propulsion studies. Proceedings of the 7th Symposium on High Speed Marine Vehicles, HSMV 2005, Napoli, Italy, 21-23 September 2005. Paper: P2005-9 Proceedings.,
4. Benvenuto, G., Campora, U., & Laviola, M. (2014). Assessment of steam cycle layouts for COGAS ship propulsion systems. Proceedings of the MARTECH (February): 2nd International Conference on Maritime Technology and Engineering, Lisbon, Portugal,
5. Campora, U., Cravero, C., & Zaccone, R. (2018). Marine gas turbine monitoring and diagnostics by simulation and pattern recognition. *International journal of naval architecture and ocean engineering*, 10(5), 617-628.
6. Coraddu, A., Oneto, L., Ghio, A., Savio, S., Anguita, D., & Figari, M. (2014). Condition based maintenance of naval propulsion plants data set. *UCI Machine Learning Repository*.
7. Daroogheh, N., Meskin, N., & Khorasani, K. (2014). A novel particle filter parameter prediction scheme for failure prognosis. 2014 American Control Conference,
8. Orhan, M., & Celik, M. (2023). A literature review and future research agenda on fault detection and diagnosis studies in marine machinery systems. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*, 14750902221149291.
9. Pal, P., Datta, R., Segev, A., & Yasinsac, A. (2019). Condition based maintenance of turbine and compressor of a codlag naval propulsion system using deep neural network. 6th international conference on artificial intelligence and applications (AIAP-2019),
10. sayad, s. (2021). Decision tree regression. https://saedsayad.com/decision_tree_reg.htm
11. Sharma, P. (2023). *Different types of regression model*. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/0/different-types-of-regression-models/>

12. Tahan, M., Tsoutsanis, E., Muhammad, M., & Karim, Z. A. (2017). Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review. *Applied energy*, 198, 122-144.
13. Theodoropoulos, P., Spandonidis, C. C., Giannopoulos, F., & Fassois, S. (2021). A deep learning-based fault detection model for optimization of shipping operations and enhancement of maritime safety. *Sensors*, 21(16), 5658.
14. Vavasseur, X. (2013). *Q&A with BAE Systems on Type 26 Frigate Design Update at Euronaval 2012*. https://www.navyrecognition.com/index.php?option=com_content&view=article&id=828
15. White, R. (2021). *Propulsion Systems Used in Modern Naval Vessels*. <https://navalpost.com/propulsion-systems-navies-gas-diesel-electric/>

استناد به این مقاله: بصیرنژاد، محمد، صارمی، نیما. (۱۴۰۲). پایش وضعیت سیستم پیشرانش کشتی به وسیله توسعه مدل رگرسیون با استفاده از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ضریب فرسودگی توربین و کمپرسور، فصلنامه خدمات دریایی و بندری، ۱ (۲)، ۲۷۷-۲۵۱.



Marine and Port Servicesch Journalis licensed under a Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 International License.