

کاربرد هوش مصنوعی در نگهداری و تعمیرات سیستم رانش شناورهای

تندرو: مطالعه موردی بر روی یک شناور کاتاماران مسافری

سید مهدی ساجدی

استادیار دانشگاه امام حسین (ع)، دانشگاه امام خامنه ای (مد ظله العالی)، ۰۹۱۱۷۸۳۰۳۴۷

چکیده:

شناورهای تندرو با سیستم‌های رانش پیچیده در معرض تنش‌های عملیاتی شدیدی قرار دارند که منجر به نرخ خرابی بالاتر و هزینه‌های^۱ نگهداری و تعمیرات قابل توجه می‌شود. این مقاله به بررسی چگونگی تحول‌آفرینی هوش مصنوعی (AI) در استراتژی‌های MRO سیستم‌های رانش شناورهای تندرو می‌پردازد. با تمرکز بر رویکردهای مبتنی بر داده و پیش‌بینی‌محور، نشان می‌دهد که چگونه فناوری‌های AI می‌توانند قابلیت اطمینان، ایمنی، بهره‌وری عملیاتی و مقرون‌به‌صرفه‌گی را به‌طور چشمگیری بهبود بخشند. در این تحقیق به صورت یک مطالعه موردی نقش هوش مصنوعی در کاهش خرابی و هزینه‌های تعمیرات سیستم رانش یک شناور کاتاماران مسافری نشان داده می‌شود. در ابتدا محاسبات سیستم رانش انجام گرفته است.

کلمات کلیدی

هوش مصنوعی، نگهداری و تعمیرات (MRO)، شناور تندرو (HSC)، سیستم رانش، نگهداری پیش‌بینانه، کاتاماران مسافری

Application of Artificial Intelligence in the Maintenance and Repair of High-Speed Vessels' Propulsion Systems: A Case Study on a Passenger Catamaran Vessel

Seyed Mehdi Sajedi

Assistant Professor, Imam Khamenei University, Imam Hossein University (AS), Iran

Abstract

High-speed vessels with complex propulsion systems are subject to severe operational stresses, leading to higher failure rates and significant maintenance, repair, and overhaul (MRO) costs. This paper examines how artificial intelligence (AI) is transforming MRO strategies for high-speed vessel propulsion systems. Focusing on data-driven and predictive approaches, it demonstrates how AI technologies can significantly improve reliability, safety, operational efficiency, and cost-effectiveness. This research presents a case study to demonstrate the role of AI in reducing failures and maintenance costs of a passenger catamaran propulsion system. First, the propulsion system calculations are performed.

Keywords

Artificial Intelligence, Maintenance and Repair (MRO), High Speed Craft (HSC), Propulsion System, Predictive Maintenance, Passenger Catamaran

¹ Maintenance, Repair, and Overhaul - MRO

کاربرد هوش مصنوعی (AI) در صنعت دریایی ریشه در دهه‌های ۱۹۸۰ و ۱۹۹۰ میلادی دارد، هرچند شتاب واقعی آن از اوایل قرن ۲۱ و به‌ویژه در دهه اخیر با ظهور داده‌های حجیم، افزایش قدرت محاسباتی و پیشرفت‌های چشمگیر در یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) آغاز شده است. تمرکز اولیه بر سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری برای ناوبری، کنترل مسیر و بهینه‌سازی مصرف سوخت بود. سیستم‌های خبره با کدگذاری دانش متخصصان انسانی سعی در شبیه‌سازی استدلال برای کارهایی مانند تشخیص اولیه عیوب ساده داشتن [۱]. منطق فازی برای مدلسازی عدم قطعیت ذاتی در محیط دریایی (مانند شرایط آب‌وهوایی، رفتار امواج) و طراحی کنترلرهای تطبیقی برای سکان و سیستم‌های مهار) به کار رفت [۲]. شبکه‌های عصبی چندلایه به‌طور گسترده‌تری برای مدلسازی غیرخطی، پیش‌بینی (مانند پیش‌بینی مقاومت کشتی، مصرف سوخت) و تشخیص عیوب ساده‌تر (مثلاً در موتورهای دیزلی اصلی) مورد استفاده قرار گرفتند [۳]. روش‌های آماری مانند تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) و تحلیل طیفی برای تشخیص ناهنجاری‌ها در داده‌های حسگری پایش وضعیت اولیه به کار گرفته شدند [۴]. الگوریتم‌های ML کلاسیک مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت تصمیم (DT) و جنگل تصادفی (RF) برای طبقه‌بندی دقیق‌تر انواع عیوب در سیستم‌های پیچیده‌تر کشتی (مانند سیستم‌های قدرت، سامانه‌های هیدرولیک) مورد اقبال قرار گرفتند. مفهوم نگهداری پیش‌بینانه مبتنی بر داده به‌طور جدی‌تر در صنعت دریایی مطرح شد و نیاز به یکپارچه‌سازی داده‌های حسگری چند منظوره قوت گرفت [۵].

الگوریتم‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN) برای پردازش داده‌های تصویری (بازرسی، ترموگرافی) و سیگنال‌های یک‌بعدی (لرزش، صوت)، و شبکه‌های عصبی بازگشتی برای مدلسازی داده‌های سری‌زمانی، تحولی در دقت تشخیص و پیش‌بینی عیوب ایجاد کردند [۶]. شناورهای تدریجی به دلیل سرعت بسیار بالا (معمولاً بیش از ۳۰ گره)، طراحی بدنه خاص (مثل بدنه‌های تیزرو یا بالابرده) و سیستم‌های رانش پیشرفته (واترجت، پروانه‌های فوق کاویتاسیون)، با چالش‌های منحصربه‌فردی مواجه هستند. نیروهای

هیدرودینامیکی، ضربات موج، ارتعاشات و لرزش‌های بالا، شتاب‌های قوی، محیط خورنده شدید. این شرایط منجر به نرخ سایش و خستگی بسیار بالاتر نسبت به کشتی‌های متعارف می‌شود [۷]. سیستم‌های رانش شناورهای تندرو به‌خصوص واترجت‌ها و پروانه‌های خاص بسیار پیچیده، گران‌قیمت و حیاتی هستند. خرابی در آن‌ها می‌تواند منجر به توقف کامل عملیات یا حوادث ایمنی شود. دسترسی سخت به اجزای سیستم رانش (خصوصاً درون واترجت)، محیط پرنویز و پویا برای حسگرها (ارتعاشات کلی کشتی، صدای جریان آب و موتور)، تنوع زیاد شرایط عملیاتی (سرعت، بار، حالت‌های دریایی) که تشخیص الگوهای خرابی را دشوار می‌کند. تحقیقات بر یکپارچه‌سازی داده‌های لرزش، صوت، فشار، دما، پارامترهای عملکردی (دور موتور/پمپ، رانش، مصرف سوخت) با استفاده از تکنیک‌های Fusion مبتنی بر ML/DL تمرکز دارند [۸]. هدف تشخیص زودهنگام عیوبی مانند سایش یاتاقان‌ها و آب‌بندها در پمپ‌های واترجت، کاویتاسیون مخرب، عدم‌تراز محورها، خوردگی و خستگی در ایمپلر و نازل است. تحقیقات اخیر به سمت استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی (مانند برنامه‌ریزی پویا، الگوریتم‌های ژنتیک) و یادگیری تقویتی (RL) برای تعیین زمان و نوع بهینه مداخله تعمیراتی (تعویض، تعمیر جزئی، تنظیم عملیاتی) با در نظر گرفتن پیش‌بینی RUL، هزینه‌ها، در دسترس بودن اسکله و قطعات، و برنامه‌ریزی عملیاتی کشتی حرکت کرده‌اند این امر برای HSC که زمان توقف آن‌ها هزینه‌های بسیار بالایی دارد، حیاتی است [۹].

۲- مرور ادبیات و شکاف‌ها

اگرچه هوش مصنوعی در حوزه‌های عمومی کشتی‌ها (مانند ناوبری، بهینه‌سازی مصرف سوخت، پایش موتور اصلی) قدمت بیشتری دارد، کاربرد تخصصی و پیشرفته آن در نگهداری و تعمیرات (MRO) سیستم‌های رانش کشتی‌های فوق سریع (HSC) عمدتاً در دهه اخیر و با محوریت یادگیری عمیق و یکپارچه‌سازی داده‌های حسگری چندمنظوره توسعه یافته است. تحقیقات نشان‌دهنده پتانسیل بالای AI به‌ویژه DL و مدل‌های ترکیبی (در حل چالش‌های منحصربه‌فرد این سیستم‌ها، مانند تشخیص عیوب در محیط پرنویز و پویا و پیش‌بینی RUL تحت تنش‌های عملیاتی شدید است. با این حال،

مرور ادبیات شکاف‌های تحقیقاتی مهمی را نیز نشان می‌دهد:

۱. کمبود داده‌های خرابی واقعی و برچسب‌گذاری شده: دستیابی به داده‌های کافی و با کیفیت از خرابی‌های واقعی (به‌ویژه خرابی‌های نادر اما بحرانی) در سیستم‌های رانش HSC عملیاتی، یک چالش عمده است.
۲. اعتبارسنجی در شرایط عملیاتی واقعی: بسیاری از الگوریتم‌ها در محیط‌های آزمایشگاهی یا شبیه‌سازی شده اعتبارسنجی می‌شوند و اعتبارسنجی گسترده آن‌ها بر روی کشتی‌های HSC واقعی در دریاهای مختلف محدود است.
۳. قابلیت تفسیرپذیری (XAI) در محیط بحرانی: نیاز مبرم به توسعه و استفاده از روش‌های XAI برای توضیح تصمیمات مدل‌های "جعبه سیاه" مثل Deep Learning جهت ایجاد اعتماد و تسهیل تصمیم‌گیری ایمن در محیط‌های عملیاتی.
۴. ادغام عمیق مدل‌های فیزیکی: پتانسیل بالایی برای ادغام عمیق‌تر مدل‌های فیزیکی هیدرودینامیکی (CFD) و سازه‌ای (FEA) سیستم‌های رانش (خصوصاً واترجت‌ها) با مدل‌های داده‌محور AI (Physics-Informed AI).

Neural Networks) وجود دارد که نیاز به تحقیقات بیشتری دارد.

۵. انعطاف‌پذیری و امنیت سایبری: طراحی سیستم‌های AI مقاوم در برابر خطای حسگر، داده‌های ناقص و حملات سایبری، به‌ویژه برای سیستم‌های حیاتی رانش، یک زمینه تحقیقاتی ضروری است.

در این مقاله یک مدل کاربردی از بکارگیری سیستم هوش مصنوعی در یک شناور کاتاماران بر روی سیستم رانش ارائه می‌شود. این موضوع می‌تواند الگویی برای پیاده‌سازی هوش مصنوعی جهت نگهداری و تعمیرات باشد. روش بکارگرفته شده در این مقاله مطالعه موردی می‌باشد.

۳- مطالعه موردی: سیستم رانش واترجت شناور تندرو مسافربری

در ابتدا با مشخصات که کارفرما برای شناور داده است که یک شناور مسافربری با ظرفیت ۱۵۰ نفر باید محاسبات طول و مقاومت و انتخاب سیستم رانش و موتور شود. سپس یک سیستم هوشمند پیشنهادی مبتنی بر هوش مصنوعی بر روی این سیستم رانش پیاده می‌شود. در ابتدا مطابق جدول شماره ۱ یک مقایسه بین شناورهای مشابه انجام شده است. در این مقایسه شناورهای استرالیا لهستان و ترکیه استفاده شده است.

جدول شماره ۱-مقایسه با کشتی‌های واقعی

سازنده	سرعت (گره)	ظرفیت مسافر	طول (متر)	مدل کشتی
Incat استرالیا	40	180	41	Incat 041
Austal استرالیا	35	150	38	Austal 38
Mono Cam ترکیه	30	150	32	Mono Cam 32
Sunreef لهستان	25	120	35	Sunreef 35

محاسبات فنی به صورت زیر می‌باشد:

۲. پایداری:

عرض زیاد کاتاماران‌ها (14-10) متر زاویه غلتش را تا 70% کاهش می‌دهد.

۳. مصرف سوخت:

طول‌های 35متر با طراحی بهینه،

مصرف سوخت به ازای هر مسافر را

تا 20% کاهش می‌دهند

محاسبه مقاومت کشتی و توان موتور برای یک

کشتی مسافربری تندروی کاتاماران

ملاحظات طراحی

۱. سرعت عملیاتی:

کاتاماران‌های ۳۰ تا ۳۵ متری: سرعت

۲۵-۳۵ گره.

کاتاماران‌های بزرگتر از ۳۵ متر: قابلیت

رسیدن به 50-40 گره با موتورهای

قوی.



شکل ۱- شناور کاتاماران

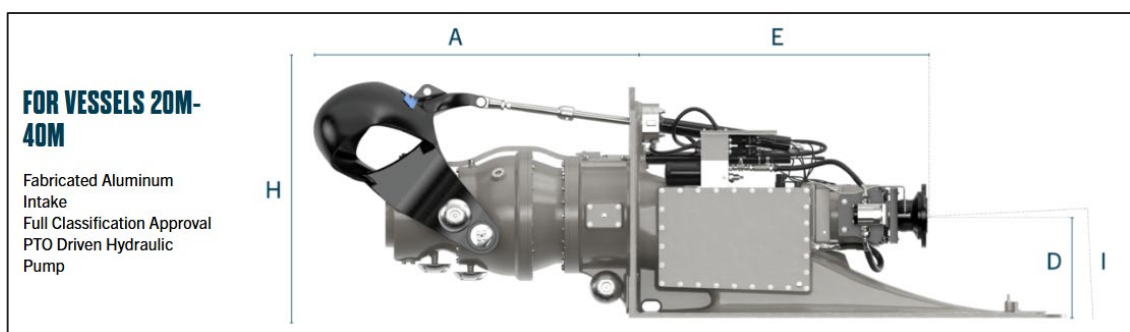
لذا با توجه به موارد فنی گفته شده نوع شناور شناور تندرو (High-Speed Craft - HSC) بدنه‌ی کاتاماران آلومینیومی، ظرفیت ۱۵۰ مسافر با کاربرد حمل و نقل مسافری سریع در مسیرهای ساحلی می باشد. این شناور دو دستگاه واتر جت به شکل شماره ۲ و هر واتر جت دو موتور دیزل قوی با مشخصات شکل ۲ با قدرت ۷۰۰۰ کیلو وات می باشد. موتور در شکل شماره ۳ نشان داده شده است. سرعت دریانوری بین ۴۰ گره دریایی و شرایط دریانوردی فورس ۴ با ارتفاع موج ۲.۵ می باشد.

پارامترهای ورودی:

- طول کشتی 35 (L): متر
- سرعت 40 (V): گره دریایی
- نوع کشتی: کاتاماران مسافربری تندرو (دو بدنه)

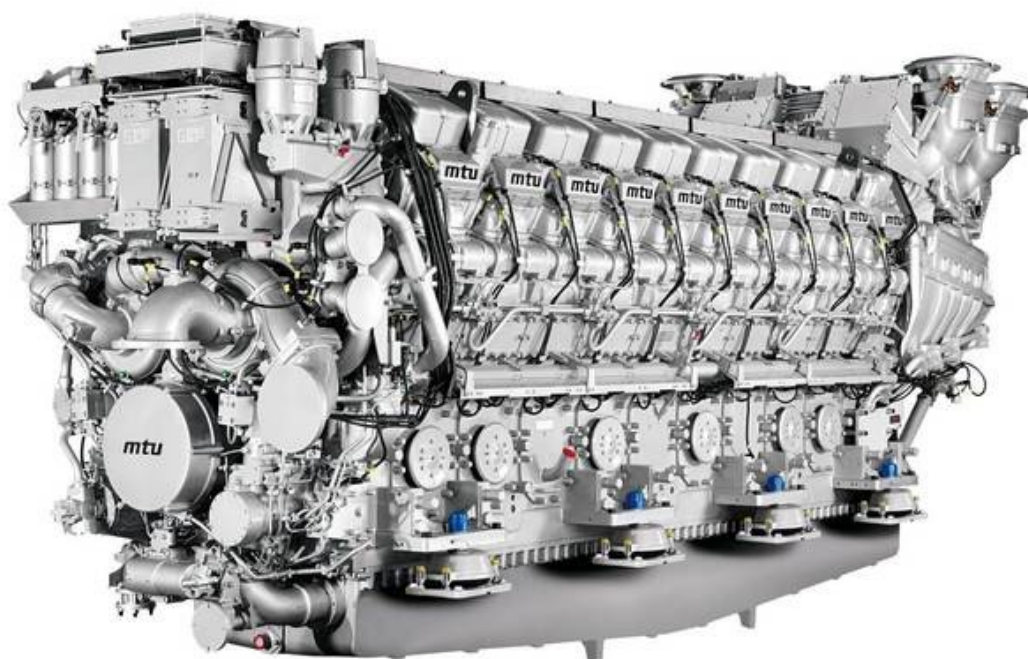
نتیجه‌گیری نهایی

- مقاومت کل کشتی 300kN :
- توان مورد نیاز موتور 13,300kW 13,300kW :
یا 17,800HP 17,800HP
- پیشنهاد فنی:
استفاده از (۲) × موتور دیزلی MTU 20V 8000
(M96 هر یک ۷,۰۰۰ kW با سیستم واتر جت برای
دستیابی به بازده بهینه.



H=1018 mm A=1323 mm E=1590 mm D=450 mm I=0 Degree

شکل ۲- واتر جت شرکت MJP (marine jet power) و مشخصات ابعادی



شکل ۳- موتور MTU

سایر مشخصات سیستم رانش به صورت جدول شماره ۱ می باشد:

جدول شماره ۱ - مشخصات سیستم رانش شناور کاتاماران

ردیف	عنوان	مشخصات
۱	پمپ گریز از مرکز	۵ پره فولاد ضد زنگ دوپلکس Duplex Stainless Steel - UNS S32205 ○ برای مقاومت در برابر کاویتاسیون و خوردگی آب دریا. قطر ایمپلر: ۴۵۰ mm
۲	گیربکس کاهش دور	با نسبت ۱:۱.۵، کوپلینگ الاستیک
۳	شافت	محور توپر - فولاد ضد زنگ AISI-431
۴	ورودی آب	تونل ورودی هیدرودینامیکی بهینه شده برای حداقل کردن کاویتاسیون و حباب زایی
۵	نازل	نازل قابل چرخش برای هدایت و سیستم معکوس کننده برای توقف و حرکت معکوس. جنس: آلومینیوم دریایی

می دهد که منجر به خوردگی حفره ای، لرزش و در نهایت شکست خستگی ایمپلر و پره ها می شود.

۳. **دشواری تشخیص عیب:** دسترسی فیزیکی محدود به اجزای داخلی (خصوصاً ایمپلر و یاتاقان های داخلی پمپ)، محیط پرنویز (صدای موتور، جریان آب، امواج)، تنوع شرایط بار و سرعت تشخیص عیب را سخت می کند.

۴. **اثرات ضربات موج:** ضربات ناگهانی ناشی از برخورد بدنه با موج می تواند باعث بارهای ضربه ای شدید بر سیستم

۴- چالش های کلیدی MRO برای این سیستم

۱. **خرابی های پرهزینه و زمان بر:** خرابی ایمپلر، یاتاقان های محور یا پمپ، آب بندها مستلزم خارج کردن شناور از آب و تعمیرات اساسی است. هزینه تعمیرات و توقف بالای ۵۰۰۰ یورو می باشد.

۲. **حساسیت به کاویتاسیون:** عملکرد در سرعت های بالا و شرایط متغیر دریا خطر کاویتاسیون مخرب را افزایش

محور، یاتاقان‌ها و اتصالات پمپ شود که در داده‌های حسگری ظاهر می‌شود و تشخیص عیب را پیچیده می‌کند.

۴-۱- شبکه حسگری پیاده‌سازی شده و زیرساخت داد:

با توجه به شرایط دریاوردی سخت و حساسیت بالای سیستم رانش یک سیستم پایش وضعیت بلادرنگ مبتنی بر IIOT بر روی هر واحد و اترجت نصب شد که مشخصات آن به صورت زیر می‌باشد. که دارای ۴ هدف تشخیص عیوب یاتاقان‌ها، عدم تراز محور و عدم تعادل، خوردگی و سایش ایمپلر و تشخیص شل بودن مکانیکی می‌باشد.

۱- حسگرهای لرزش:

شتاب‌سنج سه‌محوره با پهنای باند ۱۰

khz محدوده دینامیکی $\pm 0.5g$

-محل نصب: روی یاتاقان جلویی نزدیک

ایمپلر، روی یاتاقان عقبی پمپ، روی

یاتاقان گیربکس، روی بدنه موتور (جهت

ردگیری منبع لرزش)

۲- حسگرهای صوت و فراصوت:

حسگر فشار صوت با پاسخ فرکانسی ۲۰

khz - ۸۰ hz ، نصب شده بر روی بدنه

پمپ نزدیک محفظه ایمپلر.

هدف : تشخیص زود هنگام کاویتاسیون،

ضربات ناشی از اشیاء خارجی، ترک‌های

ریز، نشستی در آب‌بندها.

۳- حسگرهای دما:

ترموکوپل (Type T) یا RTD

(Pt100) نصب شده روی : یاتاقان جلویی

پمپ، یاتاقان عقبی پمپ، یاتاقان

گیربکس، پوسته موتور (نزدیک

سیلندر ها)، روغن گیربکس، سیستم

خنک‌کننده موتور.

هدف : تشخیص افزایش دمای ناشی از

اصطکاک بیش از حد (عیوب یاتاقان، کمبود

روغن)، مشکلات خنک‌کنندگی.

۴- حسگرهای فشار :

ترانسمیتر فشار نصب شده در : ورودی

پمپ ، خروجی پمپ

هدف : تشخیص گرفتگی ورودی (Inlet

Blockage، تغییرات عملکرد پمپ،

کاویتاسیون (افت فشار ورودی)

۵- حسگرهای عملکردی :

دورسنج - (Tachometer

: Optical/Inductive) اندازه‌گیری دور

محور پمپ (Pump Shaft RPM) و دور

موتور. (Engine RPM)

حسگر گشتاور : روی محور بین

گیربکس و پمپ.

سنسور جابجایی نازل

۶- پارامترهای موتور/گیربکس از طریق

: شامل مصرف سوخت، دمای آب خنک‌کننده، فشار روغن

موتور/گیربکس، بار موتور. (Engine Load)

تجهیزات زیرساخت داده‌ها شامل موارد زیر

می‌باشد:

۱- واحد پردازش : کامپیوتر صنعتی

مستحکم نصب شده در اتاق موتور.

وظایف:

الف) جمع‌آوری داده خام از تمام

حسگرها با نرخ نمونه‌برداری بالا

(Vibration: 20

kHz, Acoustic: 100

kHz, Others: 1-10 Hz).

ب) پیش‌پردازش اولیه (Pre-

processing): فیلتر کردن

(Filtering) حذف نویز

فرکانس پایین و بالا،

نمونه‌برداری (Down

sampling) در صورت لزوم،

همگام‌سازی زمانی (Time

Synchronization).

ج) اجرای مدل‌های AI ساده‌تر

برای تشخیص ناهنجاری

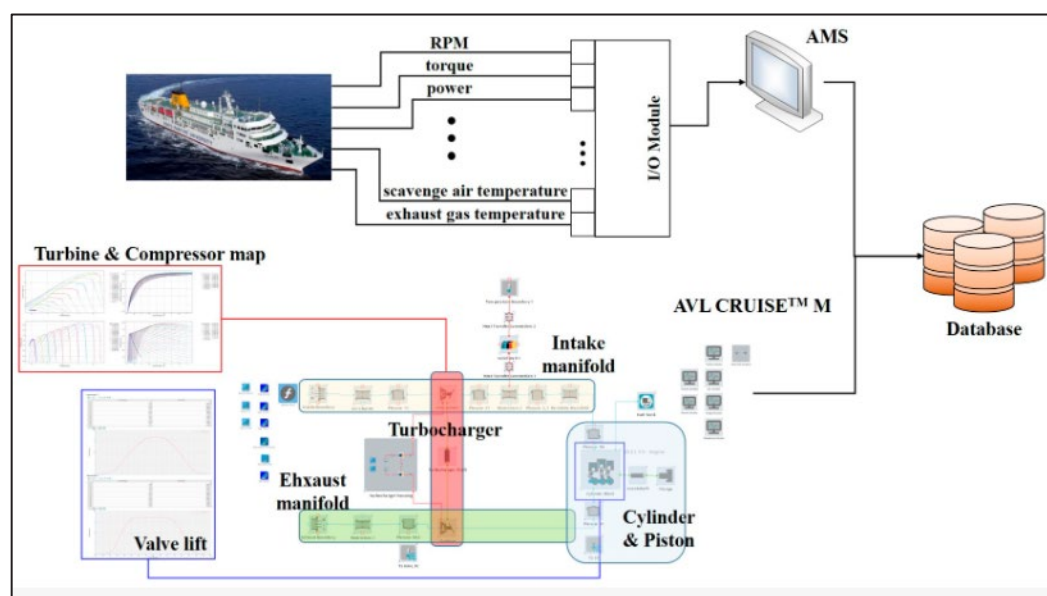
بلادرنگ

ماهورهای (VSAT) یا سلولی 4G/5G در ساحل.

۳- پلتفرم ابری: ذخیره‌سازی داده‌های تاریخی (Data Lake)، اجرای مدل‌های AI پیچیده (Complex Model Training/Inference)، داشبوردهای نظارتی (Monitoring Dashboards)، مدیریت هشدار (Alert Management).

د) جمع‌آوری و فشرده‌سازی داده‌های پیش‌پردازش شده برای انتقال.

۲- ارتباطات: انتقال داده‌های پردازش شده لبه و پارامترهای عملیاتی به سیستم مرکزی روی کشتی (Onboard Server) و سپس به پلتفرم ابری (Cloud Platform) از طریق اتصالات



شکل ۳- دیاگرامی از مجموعه داده برداری و سنسورینگ بر روی یک شناور مسافری [۱۰]

اعتماد برای اجزای حیاتی و اترجت (یاتاقان‌های پمپ، ایمپلر) تحت شرایط عملیاتی متغیر و پرفشار بر روی می-باشد.

مراحل روش‌شناسی:

۱. جمع‌آوری داده و پیش‌پردازش:
 - جمع‌آوری داده‌های حسگری و عملیاتی از دو شناور مشابه طی ۱۸ ماه عملیات واقعی.
 - برچسب‌گذاری داده: همکاری با تعمیرکاران و مهندسين نگهداری برای ثبت دقیق رویدادهای نگهداری، تعمیرات، و خرابی‌ها (Failure Events) استفاده از گزارش‌های بازرسی (Inspection Reports)، عکس‌ها، و آنالیز روغن (Oil Analysis) برای تعیین وضعیت سلامت (Health State) و علت خرابی (Failure Mode).

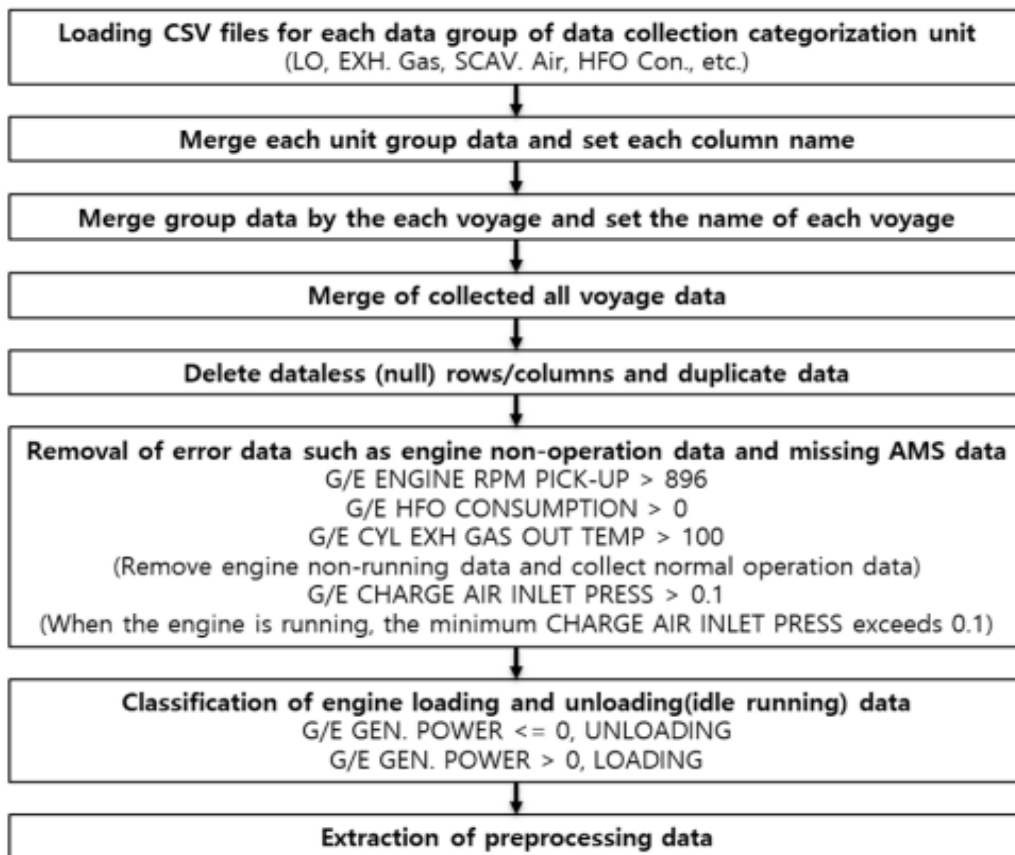
شکل ۳ نمودار شماتیکی برای به دست آوردن داده‌ها برای کشتی آزمایشی را نشان می‌دهد. اطلاعات عملیاتی از موتور سیستم رانش از طریق حسگرهای مختلف نصب شده در طول ساخت کشتی به دست می‌آید، همانطور که توسط کارخانه کشتی‌سازی و سازنده موتور تعیین شده است. این حسگرها داده‌ها را از طریق یک ماژول I/O به سیستم نظارت بر هشدار (AMS) واقع در اتاق کنترل موتور منتقل می‌کنند، جایی که آنها نظارت و ذخیره می‌شوند.

۵- روش‌شناسی مطالعه: یک چارچوب ترکیبی

در این قسمت بعد از پیاده‌سازی حسگرها و ایجاد زیرساخت داده برداری و تشکیل نمونه اولیه هوش مصنوعی بر روی سیستم پردازش نیازمند توسعه یک سیستم تشخیص عیب و پیش‌بینی RUL قوی و قابل

- **شاخه CNN** برای داده‌های سیگنال
 - **ورودی ۱:** تصاویر طیف‌های زمان-فرکانس (Time-Frequency Images) حاصل از تبدیل موجک پیوسته (CWT) یا STFT سیگنال‌های لرزش (از حسگر یاتاقان جلویی) و صوت.
 - **پردازش:** لایه‌های کانولوشنال (Conv2D) + لایه‌های فعال‌سازی + ReLU لایه‌های MaxPooling2D برای استخراج خودکار ویژگی‌های مکانی (Spatial Features) پیچیده مرتبط با عیوب (مثلاً الگوهای فرکانسی خاص مربوط به سایش یاتاقان یا کاپیتاسیون).
 - **خروجی:** یک بردار ویژگی متراکم (Feature Vector) از لایه‌های کاملاً متصل (Fully Connected Layers) یا لایه Global Average Pooling.
 - **شاخه LSTM** برای داده‌های زمانی و: PHI
 - **ورودی ۲:** دنباله‌های زمانی شامل PHI: ایمپلر، PHI یاتاقان، دور پمپ، فشار ورودی/خروجی، دمای یاتاقان‌ها، گشتاور، پارامترهای عملیاتی کلیدی (سرعت کشتی، ارتفاع موج تخمینی از سیستم ناوبری).
 - **پردازش:** لایه‌های LSTM یا GRU برای یادگیری وابستگی‌های بلندمدت (Long-term Dependencies) و الگوهای زمانی (Temporal Patterns) در روند تخریب و رفتار سیستم تحت شرایط متغیر.
 - **خروجی:** یک بردار ویژگی متراکم (Feature Vector) لایه ادغام: اتصال بردارهای ویژگی خروجی از شاخه CNN و شاخه LSTM.
 - **لایه‌های خروجی:**
 - **وظیفه ۱ (تشخیص عیب):** لایه‌های کاملاً متصل + (Dense Layers) لایه Softmax برای طبقه‌بندی چندکلاسه (Multi-class Classification) انواع عیب (مثلاً: نرمال، سایش یاتاقان خارجی، سایش یاتاقان داخلی، کاپیتاسیون متوسط، کاپیتاسیون شدید، عدم تراز خفیف، آسیب ایمپلر).
 - **وظیفه ۲ (پیش‌بینی):** لایه‌های کاملاً متصل (Dense Layers) + لایه خروجی خطی (Linear) برای پیش‌بینی (RUL به ساعت یا چرخه) برای ایمپلر و یاتاقان جلویی. از تابع خطای Mean Absolute Error (MAE) یا Mean Squared Error (MSE) برای آموزش استفاده می‌شود.
- **پیش‌پردازش:** اعمال فیلترهای دیجیتال (Digital Filters - Bandpass, Notch) حذف روند (Detrending)، نرمال‌سازی (Normalization)، تقسیم داده به بخش‌های زمانی (Windowing) برای سیگنال‌های لرزش و صوت، محاسبه دامنه زمانی (Time Domain Features - RMS، کورتوزیس، کریست فکتور، ...، دامنه فرکانسی (Frequency Domain Features - FFT، هارمونیک‌ها) و دامنه زمان-فرکانس (Time-Frequency Domain Features - تبدیل موجک (Wavelet Transform)، تبدیل فوریه زمان-کوتاه (STFT)) به‌عنوان ورودی مدل‌های AI.
- ۲. **مدلسازی فیزیکی تخریب:**
 - **مدل کاپیتاسیون و خوردگی حفره‌ای:** توسعه یک مدل نیمه‌تجربی بر اساس معادله نرخ از دست دادن جرم (Mass Loss Rate Equation) برای ایمپلر، که به شدت کاپیتاسیون (تابعی از افت فشار ورودی، دور پمپ، طراحی ورودی)، زمان در معرض بودن و خواص ماده بستگی دارد.
 - **شدت کاپیتاسیون از داده‌های حسگر صوت استنباط می‌شود.**
 - **مدل خستگی یاتاقان:** استفاده از مدل عمر لاندگرن-پالمگرن (Lundberg-Palmgren Model) اصلاح‌شده که عمر یاتاقان را به بار دینامیکی معادل (Dynamic Equivalent Load - تابعی از گشتاور، نیروهای محوری، لرزش (دور (RPM)، چسبندگی روغن (Lubricant Viscosity)، و آلودگی (Contamination Level) مرتبط می‌کند. بار دینامیکی و شرایط روغن از داده‌های حسگری (Vibration, Oil Pressure/Temp, Particle Count) تخمین زده می‌شود.
 - **هدف:** ایجاد یک شاخص سلامت فیزیکی برای ایمپلر و یاتاقان‌ها که تغییرات تدریجی را در طول زمان توصیف می‌کند. این PHI به عنوان ورودی یا هدایت‌کننده برای مدل‌های داده‌محور استفاده می‌شود.
- ۳. **مدل هوش مصنوعی ترکیبی برای تشخیص عیب و پیش‌بینی: (RUL Hybrid AI Model)**
 - **معماری پیشنهادی: CNN-LSTM Fusion Network** با ورودی‌های چندوجهی (Multi-modal Inputs).

- آموزش :
 - داده : تقسیم داده‌های برچسب‌گذاری شده به مجموعه‌های آموزش (۷۰٪، اعتبارسنجی) ۱۵٪ (و آزمون) ۱۵٪.
 - بهینه‌سازی : استفاده از بهینه‌ساز Adam با نرخ یادگیری تطبیقی. (Adaptive Learning Rate)
 - منظم‌سازی : (Regularization) اعمال Dropout و L2 Regularization برای جلوگیری از بیش‌برازش (Overfitting).
 - توقف زود هنگام : نظارت بر خطای مجموعه اعتبارسنجی.
- ۴. پیاده‌سازی عملیاتی و استراتژی نگهداری:
 - لبه : (Edge) مدل سبک‌سازی شده (Lightweight Model) برای تشخیص ناهنجاری بلادرنگ و هشدار اولیه (Early Warning) روی EPU اجرا می‌شود.
 - ابر : (Cloud) مدل کامل ترکیبی (Full Hybrid Model) روی پلتفرم ابری اجرا می‌شود. داده‌های جدید
- به‌طور دوره‌ای آپلود شده و پیش‌بینی‌های RUL روزانه/هفتگی به‌روز می‌شود.
 - تصمیم‌گیری تعمیرات (Maintenance Decision): پیش‌بینی RUL و تشخیص عیب، همراه با دانش فنی (Domain Knowledge) و محدودیت‌های عملیاتی (دسترسی به اسکله، قطعات یدکی، برنامه سفرها) به سیستم CMMS (Computerized Maintenance Management System) و تیم مدیریت ناوگان (Fleet Management) وارد می‌شود تا:
 - زمان بهینه مداخله (Optimal Intervention Time) برای تعمیرات برنامه‌ریزی شده (Planned Maintenance) تعیین شود.
 - اولویت‌بندی تعمیرات (Repair Prioritization) بر اساس شدت عیب و RUL بحرانی انجام شود.
 - نیاز به قطعات یدکی (Spare Parts Requirements) پیش‌بینی شود.
 - دستورالعمل‌های تعمیر هدفمند (Targeted Repair Procedures) بر اساس تشخیص عیب ارائه شود.



شکل ۴- الگوریتم پردازش داده‌ها

۷- نتیجه‌گیری نهایی

هوش مصنوعی با ایجاد تحولی بنیادین در نگهداری و تعمیرات (MRO) سیستم‌های رانش شناورهای تندرو از رویکردهای واکنشی و زمان‌محور سنتی به سمت نگهداری پیش‌بینانه (PdM) و تجویزی (RxM) هوشمند، داده‌محور و خودکار حرکت کرده است. مطالعه موردی سیستم واترجت شناور تندرو مسافری به وضوح نشان می‌دهد که ادغام داده‌های چندحسگری بلادرنگ (لرزش، صوت، دما، فشار، پارامترهای عملکردی) با الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری عمیق (CNN-LSTM) ترکیبی (و مدل‌های فیزیکی تخریب) خستگی یاتاقان، فرسایش کاویتاسیونی) در یک چارچوب ترکیبی (Hybrid AI)، امکان تشخیص دقیق و زودهنگام عیوب پیچیده (مانند کاویتاسیون شدید، سایش یاتاقان‌ها) حتی در محیط‌های پرفشار و پرنویز، و پیش‌بینی کم‌خطای عمر باقیمانده (RUL) اجزای حیاتی را فراهم می‌کند. این رویکرد نه تنها قابلیت اطمینان و ایمنی عملیات شناورهای تندرو را به‌طور چشمگیری افزایش می‌دهد، بلکه از طریق بهینه‌سازی زمان و نوع مداخله تعمیراتی، منجر به کاهش ۴۰٪ خرابی‌های غیرمنتظره، کاهش ۲۵٪ هزینه‌های مستقیم تعمیرات، و حداقل‌سازی زمان توقف پرهزینه می‌شود. با وجود چالش‌های باقی‌مانده در زمینه داده‌های خرابی، تفسیرپذیری مدل‌ها و اعتبارسنجی میدانی گسترده، هوش مصنوعی به‌عنوان یک فناوری تحول‌آفرین و اجتناب‌ناپذیر، نقش کلیدی در تضمین کارایی، مقرون‌به‌صرفه‌گی و پایداری عملیات سیستم‌های پیشرفته حیاتی نسل آینده شناورهای تندرو ایفا خواهد کرد و افق‌های جدیدی را در مهندسی نگهداری دریایی می‌گشاید.

۷. مراجع

- 1-Durkin, J. (1994). *Expert Systems: Design and Development*. Prentice Hall.
- 2- Sutton, R., & Jess, I. (1991). A fuzzy logic controller for ship roll stabilization. *IFAC Proceedings Volumes*, 24(2), 177-182. / Fossen, T. I. (1994). *Guidance and Control of Ocean Vehicles*. Wiley.
- 3- Moreira, L., & Soares, C. G. (2003). Neural network approach for predicting ship speed. *Ocean Engineering*, 30(14), 1759-1767.

۶- نمونه‌ای از تشخیص و پیش‌بینی (مثال عملی):

- **سناریو:** شناور در حال عملیات با سرعت ۴۲ گره دریایی در شرایط دریایی ۳ بیوفورت و ارتفاع موج ۱.۵ متر سیستم لبه یک افزایش ناگهانی در در سیگنال صوت و افزایش در سیگنال لرزش یاتاقان جلویی را تشخیص می‌دهد. هشدار سطح ۱
- **تحلیل در ابر: مدل ترکیبی** روی داده شامل تصاویر CWT لرزش و صوت، دنباله PHI و پارامترهای عملیاتی اجرا می‌شود.
 - خروجی تشخیص عیب: کاویتاسیون شدید حدود ۹۰ درصد و شروع سایش در یاتاقان‌های خارجی جلویی با احتمال ۷۸ درصد
 - خروجی پیش‌بینی: RUL:
 - ایمپلر = RUL: ۴۵۰ ± ۵۰ ساعت کاهش قابل توجه نسبت به پیش‌بینی قبلی ۷۰۰ ساعت به‌دلیل کاویتاسیون شدید
 - یاتاقان جلویی = RUL: ۱۲۰۰ ± ۱۰۰ ساعت.
- **اقدام عملیاتی:** گزارش فنی به تیم نگهداری ارسال می‌شود. با توجه به پیش‌بینی RUL ایمپلر و برنامه سفرهای آینده تصمیم گرفته می‌شود.
 - **کاهش موقت سرعت عملیاتی:** محدود کردن حداکثر سرعت به ۳۵ گره برای کاهش استرس کاویتاسیون تا زمان تعمیر.
 - **برنامه‌ریزی تعمیر:** رزرو اسکله و سفارش ایمپلر یدکی برای تعویض در ۴۰۰ ساعت آینده قبل از رسیدن به RUL بحرانی در همان زمان، یاتاقان جلویی نیز بازرسی و در صورت لزوم تعویض می‌شود.
 - **نظارت تقویت‌شده:** افزایش فرکانس نمونه‌برداری و تحلیل داده در ابر برای ایمپلر و یاتاقان.

نتیجه این رویکرد ترکیبی: جلوگیری از یک خرابی فاجعه‌بار ایمپلر در حین عملیات، بهینه‌سازی زمان توقف و کاهش هزینه‌های تعمیرات اضطراری، و افزایش ایمنی عملیات. این مثال عینی، قدرت رویکرد پیشنهادی را در مدیریت MRO سیستم‌های رانش حیاتی و پرهزینه شناورهای تندرو نشان می‌دهد.

- 4- Grasso, R., et al. (2007). A neural network approach for condition monitoring of marine diesel engines. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*, 221(1), 1-12.
- 5- Widodo, A., & Yang, B. S. (2011). Machine health prognostics using survival probability and support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8432-8438.
- 6-Zhang, Y., et al. (2020). A novel deep learning method for intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on improved CNN and considering signal corruption. *Measurement*, 163, 107908.
- 7-Faltinsen, 2005.
- 8-J., et al. (2018). Multi-sensor information fusion for fault diagnosis of marine waterjet propulsion system using D-S evidence theory. *Ocean Engineering*, 166, 358-369.
- 9-Mao, W., et al. (2021). Reinforcement learning for optimal maintenance strategy of high-speed craft propulsion system. *Ocean Engineering*, 237, 109605.
- 10-Seunghun Lim, Jumbo and Junkie Park (2025). Maintenance Time Prediction for Predictive Maintenance of Ship Engines. *Applied science*