



Paper Type: Original Article



A Systematic Review of Enabling Technologies for Industry 4.0 in the Defense Industry's Predictive Note

Hossein Fayyazi¹, Morteza Pourjafari², Nima Saberifard^{3,*} 

¹ Department of Strategic Defense Sciences, National Defense University, Tehran, Iran; hosein_fayyazi@yahoo.com.

² Production, Industrial Affairs and Optimization Research Group, Amad Research Institute, Technology and Emerging Fields, National Defense University, Tehran, Iran; pjafarimorteza@gmail.com.

³ Supply Chain and Logistics Research Group, National Defense University, Tehran, Iran; n.saberi@ut.ac.ir.

Citation:



Fayyazi, H., Pourjafari, M., & Saberifard, N. (2025). A systematic review of enabling technologies for Industry 4.0 in the defense industry's predictive note. *Management: Modeling, analysis and applications*, 2(4), 253-268.

Received: 23/04/2025

Reviewed: 09/08/2025

Revised: 19/09/2025

Accepted: 12/10/2025

Abstract

Purpose: This study aims to identify and analyze Industry 4.0 technologies in the field of predictive maintenance in defense industries and examine the associated implementation challenges.

Methodology: This research is a systematic review based on PRISMA 2020 guidelines, which selected and analyzed 12 final studies from an initial pool of 300 sources.

Findings: The Internet of Things (IoT) and Machine Learning (ML) were the most widely used technologies. The primary challenges identified included data quality, cybersecurity, infrastructure limitations, and a shortage of specialized human resources.

Originality/Value: By focusing on the security requirements of the defense industry, this study provides a practical framework for the implementation of intelligent maintenance and can serve as a basis for strategic decision-making in this field.

Keywords: Predictive maintenance, Industry 4.0, Internet of things, Machine learning, Defense industries, Systematic review.



Corresponding Author: n.saberi@ut.ac.ir



<https://doi.org/10.22105/mmaa.vi.110>



Licensee. **Management: Modeling, Analysis and Application**. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).



مرور نظام مند فناوری های توانمند ساز صنعت ۴/۰ در نت پیش بینانه صنایع دفاعی

حسین فیاضی^۱، مرتضی پورجعفری^۲، نیما صابری فرد^۳

^۱گروه علوم دفاعی راهبردی، دانشگاه عالی دفاع ملی، تهران، ایران.

^۲گروه پژوهشی تولید، امور صنعتی و بهینه سازی، پژوهشکده آماد، فناوری و عرصه های نوپدید، دانشگاه عالی دفاع ملی، تهران، ایران.

^۳گروه پژوهشی آماد و زنجیره تامین، دانشگاه دفاع ملی، تهران، ایران.

چکیده

هدف: این پژوهش با هدف شناسایی و تحلیل فناوری های صنعت ۴/۰ در حوزه نگهداری پیش بینانه صنایع دفاعی و بررسی چالش های پیاده سازی آن انجام شده است.

روش شناسی پژوهش: مطالعه حاضر یک مرور نظام مند بر اساس *PRISMA 2020* است که از بین ۳۰۰ منبع اولیه، ۱۲ مطالعه نهایی را انتخاب و تحلیل کرده است.

یافته ها: اینترنت اشیا^۱ و یادگیری ماشین^۲ پرکاربردترین فناوری ها بودند. اصلی ترین چالش ها شامل کیفیت داده، امنیت سایبری، محدودیت زیرساخت و کمبود نیروی متخصص است.

اصالت/ارزش افزوده علمی: این پژوهش با تمرکز بر الزامات امنیتی صنعت دفاع، چارچوبی کاربردی برای پیاده سازی نگهداری هوشمند ارایه می دهد و می تواند مبنای تصمیم گیری راهبردی در این حوزه باشد.

کلیدواژه ها: نگهداری پیش بینانه، صنعت ۴/۰، اینترنت اشیا، یادگیری ماشین، صنایع دفاعی، مرور نظام مند.

۱- مقدمه

تکامل تکنیک های مدرن (مانند *IoT*، فناوری حسگر، هوش مصنوعی و ...) نشان دهنده گذار راهبردهای نگهداری از نگهداری واکنشی به نگهداری پیشگیرانه و سپس به نگهداری پیش بینی کننده است. نگهداری واکنشی فقط برای بازیابی وضعیت عملیاتی تجهیزات پس از وقوع خرابی اجرا می شود و بنابراین باعث تاخیر جدی شده و منجر به هزینه های بالای تعمیر واکنشی می شود. نگهداری پیشگیرانه طبق یک برنامه برنامه ریزی شده بر اساس زمان یا تکرارهای فرایند برای جلوگیری از خرابی انجام می شود و بنابراین ممکن است نگهداری غیر ضروری انجام شود و منجر به هزینه های بالای پیشگیری شود. برای دستیابی به بهترین تعادل بین این دو، نگهداری پیش بینانه بر اساس تخمین برخط از سلامت سامانه انجام می شود و می تواند مداخلات به موقع قبل از خرابی را انجام دهد. نگهداری پیش بینانه اجازه می دهد تا بسامد نگهداری تا حد امکان کم باشد تا از نگهداری واکنشی برنامه ریزی نشده جلوگیری شود، بدون این که هزینه های مرتبط با انجام بیش از حد نگهداری پیشگیرانه متحمل شود.

در این میان نگهداری پیش بینی کننده، رویکردی جدید به نگهداری است که فناوری های جدید و هوش مصنوعی را برای کمک به نظارت بر سامانه ها و زیرساخت ها در بر می گیرد. پیاده سازی پیش بینی کننده های هوش مصنوعی و *ML* در فرایند نگهداری فعلی، پتانسیل تاثیر مثبت بر آمادگی ارتش

¹ Internet of Things (IoT)

² Machine Learning (ML)

را دارد و به آن اجازه می‌دهد تا با بهبود راهبردهای مرسوم که اغلب منجر به اقدامات نگهداری زودرس یا تاخیری می‌شوند، موثرتر عمل کند. دالزویچو و همکاران [1] در یک بررسی سیستماتیک اخیر در مورد ادبیات مربوط به نت پیش‌بینانه^۱ در حوزه نظامی، انواع مختلف مدل‌های مورد استفاده برای توابع پیش‌بینی را مورد بحث قرار می‌دهد که شامل مدل‌های *ML*، مدل‌های یادگیری عمیق، مدل‌های احتمالی، ترکیبی و مدل‌های معقول و مدل‌های مبتنی بر فیزیک می‌شود.

اگرچه مفهوم نگهداری پیش‌بینانه سال‌ها است که وجود دارد، اما اخیراً پس از آن که فناوری‌های نوظهور هم ظاهراً توانمند و هم به اندازه کافی ارزان شدند، به طور گسترده در دسترس قرار گرفته است [2]. نگهداری پیش‌بینانه معمولاً شامل نظارت بر وضعیت، تشخیص خطا، پیش‌بینی خطا و برنامه‌های نگهداری است [3]. فناوری‌های توانمندساز پتانسیل بیشتری برای شناسایی، جداسازی و شناسایی خطاهای اولیه تجهیزات و اجزای ماشین‌آلات، نظارت و پیش‌بینی پیشرفت خطاها و ارایه پشتیبانی تصمیم‌گیری یا اتوماسیون برای تدوین برنامه‌های نگهداری دارند. به طور خاص، فناوری‌های نوظهور نگهداری پیش‌بینانه را در جنبه‌های زیر بهبود می‌بخشند:

IoT برای کسب داده‌ها

IoT امکان جمع‌آوری حجم عظیمی از داده‌ها را از حسگرهای متعدد نصب‌شده روی ماشین‌ها یا اجزا فراهم می‌کند [4].

تکنیک‌های کلان داده^۲ برای (پیش‌پردازش) داده‌ها

تکنیک‌های کلان داده (مثلاً، پاک‌سازی و تبدیل داده‌ها، استخراج و ترکیب ویژگی‌ها و ...) با تبدیل داده‌های کلان ماشین‌آلات به اطلاعات کاربردی، انقلابی در نگهداری هوشمند ایجاد کرده‌اند.

روش‌های پیشرفته یادگیری عمیق برای تشخیص و پیش‌بینی خطا

در سال‌های اخیر، رویکردهای یادگیری بیشتری اختراع شده و از نظر طبقه‌بندی و رگرسیون به بلوغ رسیده‌اند. تعداد بیشتر لایه‌ها و نوروها در یک شبکه *ML* امکان انتزاع مسایل پیچیده را فراهم می‌کند و دقت بیشتری در تشخیص و پیش‌بینی خطا (مثلاً پیش‌بینی عمر مفید باقی مانده) ایجاد می‌کند. در عین حال، حجم عظیم داده‌ها قادر است افزایش پیچیدگی *ML* را جبران کرده و قابلیت تعمیم آن را بهبود بخشد.

یادگیری تقویتی عمیق برای تصمیم‌گیری

پیشرفت یادگیری تقویتی عمیق و انواع آن، تکنیکی امیدوارکننده برای کنترل موثر در سامانه‌های پیچیده ارایه می‌دهد. یادگیری تقویتی عمیق قادر به کار با محیط‌های بسیار پویا و متغیر با زمان با فضای حالت پیچیده است [5] که می‌تواند برای ارایه پشتیبانی تصمیم‌گیری برای یک سامانه *PdM* مورد استفاده قرار گیرد.

سخت‌افزارهای قدرتمند برای محاسبات پیچیده

با توسعه سریع فناوری نیمه‌هادی‌ها، سخت‌افزارهای قدرتمند، مانند واحد پردازش گرافیکی و واحدهای پردازش تانسور، می‌توانند فرایند تکامل را به طور قابل توجهی تسریع کرده و زمان مورد نیاز الگوریتم‌های یادگیری ماشینی را کاهش دهند. به عنوان مثال، سان و همکاران [6] در ۱/۵ دقیقه به آموزش ۹۵ دوره‌ای الکس نت^۳ روی ۵۱۲ پردازنده گرافیکی دست یافتند.

¹ Predictive Maintenance (PdM)

² Big data

^۳ AlexNet: یک شبکه عصبی کانولوشنی عمیق است که به منظور شناسایی و

طبقه‌بندی تصاویر رنگی با سائز ۲۲۴×۲۲۴×۳ ارایه شده است. به طور کلی این

شبکه عصبی ۶۲ میلیون پارامتر یادگیری و ۱۱ لایه دارد.

PdM به یک رویکرد امیدوارکننده برای کاهش زمان ازکارافتادگی ماشین‌آلات، بهبود قابلیت اطمینان کلی سامانه‌ها و کاهش هزینه‌های عملیاتی تبدیل شده است. با این حال، پیچیدگی بالا، اتوماسیون و انعطاف‌پذیری سامانه‌های صنعتی مدرن، چالش‌های جدیدی را به همراه دارد. به طور خاص، سه جنبه اساسی باید در زمینه *PdM* به خوبی در نظر گرفته شود:

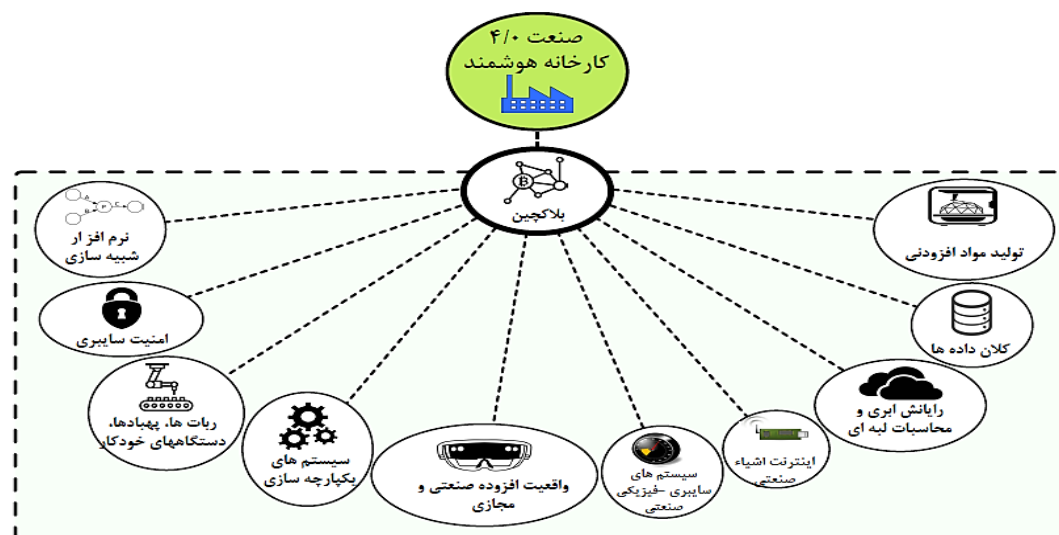
۱. معماری سامانه: با ظهور صنعت ۴/۰، تکنیک‌های متنوعی در سامانه‌های صنعتی به کار گرفته شده‌اند، مانند تکنیک‌های حسگر پیشرفته، محاسبات ابری و به منظور طراحی سامانه‌های نگهداری کارآمد، دقیق و جهانی با پذیرش این تکنیک‌های نوظهور، سامانه‌های نگهداری پیش‌بینانه باید ۱- با استانداردهای مختلف صنعتی سازگار باشند، ۲- به راحتی با تکنیک‌های نوظهور یا آینده ادغام شوند و ۳- الزامات اساسی نگهداری پیش‌بینانه، مانند جمع‌آوری داده‌ها، تشخیص خطا و پیش‌آگهی و ... را برآورده کنند.
۲. هدف بهینه‌سازی: هزینه و قابلیت اطمینان دو هدف رایج برای رویکردهای نگهداری پیش‌بینانه هستند. این اهداف مختلف اغلب در عایق‌بندی استفاده می‌شوند و ممکن است در تضاد باشند. به عنوان مثال، برای سامانه‌های چندجزیی، هنگامی که حداقل هزینه نگهداری سامانه به دست می‌آید، قابلیت اطمینان/در دسترس بودن سامانه مربوطه ممکن است بسیار پایین باشد که قابل قبول نباشد [7]؛ بنابراین، اهداف نگهداری پیش‌بینانه برای یک سامانه یا جز خاص باید به خوبی بررسی و تعیین شود.
۳. روش بهینه‌سازی: رویکردهای موجود با الگوریتم‌های مورد استفاده، مانند الگوریتم‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، رمزگذار خودکار و شبکه عصبی کانولوشن و ... ، بسیار متنوع هستند. همچنین، مسایل مربوط به *PdM* در صنایع، کارخانه‌ها و ماشین‌آلات مختلف متفاوت است؛ بنابراین، رویکردهای تشخیص و پیش‌بینی خطا در زمینه *PdM* باید دوباره طراحی و برای کاربردهای خاص تنظیم شوند.

صنایع دفاعی به دلیل ماهیت حساس و راهبردی خود، نیازمند سامانه‌های نگهداری و تعمیراتی هستند که از کارایی و امنیت بالایی برخوردار باشند. رویکردهای سنتی تعمیرات مبتنی بر زمان یا تعمیرات پس از خرابی نه تنها هزینه‌بر هستند، بلکه ممکن است منجر به توقف ناگهانی عملیات و خسارات جبران‌ناپذیر شوند. در مقابل، فناوری‌های توانمندساز صنعت ۴/۰ در تعمیرات پیش‌بینانه، امکان کاهش هزینه‌ها، افزایش طول عمر تجهیزات و بهبود بهره‌وری را فراهم می‌کنند [1]؛ بنابراین نت به عنوان یک فعالیت حیاتی در صنعت، با تاثیر قابل توجه آن بر هزینه‌ها و قابلیت اطمینان، تاثیر به سزایی در توانایی یک شرکت برای رقابت در قیمت پایین، کیفیت بالا و عملکرد دارد. هرگونه خرابی برنامه‌ریزی نشده ماشین‌آلات، تجهیزات یا دستگاه‌ها، کسب‌وکار یک شرکت را تخریب یا مختل می‌کند و به طور بالقوه منجر به جریمه‌های قابل توجه و ضرر اقتصادی و اعتباری غیرقابل اندازه‌گیری می‌شود. به عنوان مثال، آمازون تنها ۴۹ دقیقه خرابی را تجربه کرد که در سال ۲۰۱۳، ۴ میلیون دلار فروش ازدست‌رفته برای این شرکت به همراه داشت. طبق یک مطالعه بازار توسط موسسه پونمون، به طور متوسط، سازمان‌ها به دلیل خرابی مراکز داده، ۱۳۸۰۰۰ دلار در ساعت ضرر می‌کنند [8]. همچنین گزارش شده است که هزینه‌های بهره‌برداری و نگهداری برای توربین‌های بادی فراساحلی ۲۰٪ تا ۳۵٪ از کل درآمد برق تولیدی را تشکیل می‌دهد [9] و هزینه‌های نگهداری در صنعت نفت و گاز از ۱۵٪ تا ۷۰٪ از کل هزینه تولید متغیر است [10]؛ بنابراین، برای صنایع بسیار مهم است که یک استراتژی نگهداری کارآمد و به خوبی اجرا شده را برای جلوگیری از قطعی‌های غیرمنتظره، بهبود قابلیت اطمینان کلی و کاهش هزینه‌های عملیاتی تدوین کنند.

فناوری‌های صنعت ۴/۰، از جمله *IoT* و *ML*، نقش مهمی در توسعه *PdM* در صنایع مختلف ایفا کرده‌اند. مطالعات نشان داده‌اند که استفاده از حسگرهای *IoT* و تحلیل فوری داده‌ها می‌تواند دقت پیش‌بینی خرابی تجهیزات را تا بیش از ۸۵٪ افزایش دهد [11]. در ایران، تلاش‌هایی برای پایش وضعیت تجهیزات در بخش‌های دفاعی و صنعتی انجام شده است، اما این پروژه‌ها اغلب به دلیل محدودیت‌های زیرساختی و عدم یکپارچگی کامل با فناوری‌های دیجیتال در مراحل ابتدایی باقی‌مانده‌اند [12]. از اوایل دهه ۲۰۱۰، تحقیقات جهانی بر استفاده از *IoT* و تحلیل داده در نگهداری پیش‌بینانه متمرکز بوده‌اند. برای مثال، پژوهشی به بررسی کاربردهای داده‌محور در پایش سلامت تجهیزات صنعتی پرداخته و نشان داده است که حسگرهای هوشمند می‌توانند خرابی‌های احتمالی را پیش‌بینی کنند [13]. در حوزه دفاعی، توسعه حسگرهای پیشرفته برای پایش وضعیت موتورهای تجهیزات سنگین، مانند خودروهای زرهی، نیز مورد توجه قرار گرفته است [14]. در ایران، پروژه‌هایی در بخش‌های دفاعی و زیرساختی برای پیاده‌سازی سامانه‌های پایش وضعیت و تحلیل داده در حال انجام است، هرچند بسیاری از آن‌ها هنوز در مرحله آزمایشی هستند [15]. با وجود پیشرفت‌ها، پیاده‌سازی یکپارچه فناوری‌های صنعت ۴/۰ در نگهداری پیش‌بینانه صنایع دفاعی با چالش‌هایی مواجه است. کیفیت پایین داده‌ها، تهدیدات امنیت سایبری و مشکلات ادغام با سامانه‌های قدیمی از موانع اصلی هستند [16]. این چالش‌ها نیازمند راهکارهایی مانند بهبود زیرساخت‌های دیجیتال و تقویت امنیت سایبری هستند تا کارایی این فناوری‌ها افزایش یابد.

۲- فناوری‌های اصلی صنعت ۴/۰

انقلاب صنعتی ۴/۰ را اولین بار آلمان به‌عنوان راهکاری در جهت پاسخگویی به روند رو به پیری اتحادیه اروپا معرفی نمود. برآوردها نشان می‌دهد که تا سال ۲۰۵۰ میلادی جمعیت بین ۲۴ تا ۶۰ سال، در اتحادیه اروپا، به ۴۸ میلیون نفر خواهد رسید، درحالی‌که جمعیت سالمندان به ۵۸ میلیون می‌رسد. عملکرد اولیه منجر به انقلاب صنعتی ۴/۰، به‌گونه‌ای طراحی شده است که نیاز به انسان در بسیاری از سطوح عملیات سازمانی و صنعت کاهش یابد، به حداقل خود برسد و یا به‌کلی حذف گردد تا اتحادیه اروپا به‌عنوان یک قطب صنعتی بزرگ با جمعیت جوان، کمتر بتواند با جمعیت در حال رشد کشورهای در حال توسعه رقابت نماید [17]. انقلاب صنعتی ۴/۰ به‌دنبال بالابردن کیفیت زندگی بشر و افزایش سطح درآمد همگانی است. محیط کار و سازمان‌ها در جوامع گوناگون، روزبه‌روز به سمت هوشمندتر و کارآمدتر شدن پیش می‌رود، به‌گونه‌ای که فضاها از ماشین‌آلات هوشمندتر می‌شوند. در چنین فضایی، انسان و ماشین در کنار یکدیگر قادر به بهسازی زنجیره‌تأمین صنعت خواهند بود [18]. این انقلاب، منجر به تغییر پارادایمی در بخش تولید جهانی با سرهم‌بندی عملیات و فرایندهای تولیدی به‌منظور افزایش منافع و خلق ارزش، شده است [19]. اصطلاح صنعت ۴/۰ که به انقلاب صنعتی چهارم اشاره دارد، یک نئولوژیسم اخیر است. ظهور فناوری دیجیتال ازجمله هوش مصنوعی، *IoT* و شبکه‌ها، دستگاه‌های هوشمند و پاسخگو و ... هر روز بیشتر و بیشتر در همه‌جا حضور دارد. در حل چالش‌های مربوط به این دوره، بهبود مشارکت و آموزش کارفرمایان و کارکنان ضروری است [20]. صنعت ۴/۰ نشان‌دهنده گام بعدی در تکامل کارخانه‌های سنتی به‌سمت کارخانه‌های واقعی هوشمند است که به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند تا از نظر مدیریت منابع کارآمدتر و برای انطباق با الزامات تولید همیشه در حال تغییر بسیار انعطاف‌پذیر باشند [21]. نمونه‌هایی از فناوری‌های توانمند در صنعت چهارم عبارت‌اند از چاپ سه‌بعدی، واقعیت افزوده، سامانه‌های فیزیکی-سایبری صنعتی، رایانش ابری^۱ محاسبات لبه‌ای^۲ یا *IoT* صنعتی که با سایر فناوری‌های مرتبط صنعت ۴/۰ در شکل ۱ گنجانده شده‌اند [22].



شکل ۱- فناوری‌های اصلی صنعت ۴/۰ [22].

Figure 1- Main technologies of the 4.0 industry [22].

فناوری‌های دیجیتال همانند الگوریتم‌های پیشرفته، رباتیک و تجزیه و تحلیل در بین سایر موارد در حال تغییر، پویایی نیروی کار در شرکت‌ها است و همین‌طور مزایا و چالش‌هایی را نیز برای سازمان‌ها، کارفرمایان و کارمندان به همراه دارند. با توجه به پیشرفت‌های اخیر فناوری، سازمان‌ها در حال حاضر با تغییرات بسیاری در طراحی و رهبری خود روبرو هستند [18].

۳- Pdm

Pdm مجموعه‌ای از تکنیک‌های مطالعه شده است که هدف آن افزایش عمر یک سامانه مکانیکی با استفاده از هوش مصنوعی و *ML* برای پیش‌بینی زمان بهینه برای انجام تعمیر و نگهداری است. این روش‌ها به نگهدارنده سامانه‌ها و سخت‌افزارها اجازه می‌دهد تا هزینه‌های مالی و زمانی نگهداری

¹ Cloud computing² Edge computing

را کاهش دهند. از آنجایی که این روش‌ها برای کاربردهای جدی‌تر و بالقوه تهدیدکننده زندگی اتخاذ می‌شوند، اپراتورهای انسانی باید به سامانه پیش‌بینی اعتماد کنند. *PdM* کاری است که به‌عنوان بخشی از یک راهبرد تعمیر و نگهداری مبتنی بر شرایط انجام می‌شود که شامل نظارت بر ویژگی‌های عملیاتی تجهیزات، تجزیه و تحلیل داده‌های عملیاتی/عملکرد تجهیزات، تعیین مشکل موجود و حل مشکل قبل از وقوع خرابی تجهیزات است. *PdM* توسط فن‌ورزهایی انجام می‌شود که از نزدیک با ویژگی‌های عملیاتی تجهیزات آشنا هستند و ممکن است شامل استفاده از تجهیزات تشخیصی باشد یا نباشد. با تغییر فناوری و بهبود نحوه انجام وظایف تعمیر و نگهداری، راهبردهای تعمیر و نگهداری بهبود می‌یابند. در حالت ایده‌آل، رهبران مدیریت تسهیلات مایل به پیاده‌سازی *PdM* در برنامه تعمیر و نگهداری خود هستند، زیرا محققان گزارش می‌دهند که خرابی‌های پیش‌بینی‌نشده تجهیزات کمتری را معرفی می‌کند و فرصت‌های بیشتری برای صرفه‌جویی در هزینه‌های بهره‌برداری و نگهداری ایجاد می‌کند [23]. این رویکرد به دلیل توانایی آن در پیش‌بینی خرابی تجهیزات قبل از وقوع توجه قابل توجهی را به خود جلب کرده است که شامل استفاده از داده‌های حسگرهای مختلف و تجزیه و تحلیل آن برای شناسایی الگوهای است که نشان‌دهنده خرابی‌های احتمالی تجهیزات است. کیفیت تولید و همچنین کنترل، هزینه‌ها و خرابی یک سامانه یا ماشین را می‌توان با استفاده از سهم انجام *PdM* افزایش داد [24]. قابل ذکر است که *PdM* می‌تواند هزینه‌های تعمیرات و نگهداری برنامه‌ریزی‌شده را به ترتیب تا ۱۲٪ و ۳۰٪ کاهش دهد و با پیش‌بینی تقریباً ۷۰٪ خرابی‌ها به‌طور قابل توجهی نقص را کاهش دهد. *PdM* به‌عنوان یک جنبه مهم از توسعه صنعتی جهانی آینده‌نگر تاسیس شده است. انتظار می‌رود برنامه‌های *PdM* از نظر بخش صنعتی در تولید، حمل و نقل و بخش انرژی تا سال ۲۰۳۰ رشد قابل توجهی در درآمد داشته باشند. بر اساس [25]، ۸۱٪ از شرکت‌ها در حال حاضر در زمینه‌های پیاده‌سازی مرتبط با *PdM*، یعنی فناوری حسگر، نظارت و تشخیص وضعیت، پردازش داده‌ها و سیگنال‌ها و کاربردهای پیش‌بینی سرمایه‌گذاری می‌کنند. یک گزارش گسترده تحقیقات بازار [26]، نشان داد که ۵۰٪ از مزایای صنعتی در برنامه‌های *PdM* مربوط به جنبه‌های عملیاتی مانند زمان کار ماشین و بهبود تولید محصول است، درحالی‌که ۳۸٪ به کیفیت محصول و اثربخشی مالی اشاره دارد.

۴- روش تحقیق

PdM در صنایع دفاعی به دلیل نیاز به قابلیت اطمینان بالا، کاهش هزینه‌ها و تضمین آمادگی عملیاتی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. فناوری‌های صنعت ۴/۰ مانند *IoT*، هوش مصنوعی و کلان‌داده‌ها پتانسیل بهبود این فرایندها را دارند، اما پیاده‌سازی آن‌ها در محیط‌های دفاعی با چالش‌هایی نظیر الزامات امنیتی، پیچیدگی زیرساختی و محدودیت‌های سازمانی مواجه است. این پژوهش به دنبال مرور نظام‌مند فناوری‌های توانمندساز صنعت ۴/۰ در نگهداری پیش‌بینانه صنایع دفاعی است تا کاربردها، چالش‌ها و فرصت‌های این فناوری‌ها را شناسایی کند.

مساله تحقیق از نیاز روزافزون صنایع دفاعی و نظامی به اجرای راهکارهای نگهداری پیش‌بینانه در چارچوب صنعت ۴/۰ ناشی می‌شود. این صنایع به دلیل ماهیت مأموریت‌محور، حساسیت عملیاتی و الزامات امنیتی، با چالش‌هایی چون هزینه‌های سنگین تعمیرات اضطراری، ریسک ازکارافتادگی ناگهانی تجهیزات حیاتی و محدودیت زمان برای تعمیر و جایگزینی روبرو هستند. هرچند فناوری‌های صنعت ۴/۰ مانند *IoT*، *ML* و تحلیل کلان‌داده، امکان بهینه‌سازی تصمیمات نگهداشت را فراهم کرده‌اند، اما در زمینه کاربرد صحیح این فناوری‌ها در محیط‌های دفاعی با محدودیت‌های امنیتی و زیرساختی خاص شکاف دانشی قابل توجهی وجود دارد؛ بنابراین، هدف این مطالعه، انجام یک مرور نظام‌مند از ادبیات موجود بر اساس دستورالعمل *PRISMA 2020* به‌منظور شناسایی، تحلیل و طبقه‌بندی پژوهش‌ها و راهکارهای نگهداری پیش‌بینانه در بستر صنعت ۴/۰ در صنایع دفاعی/نظامی است. این مرور نظام‌مند با تمرکز بر معیارهای کارایی، قابلیت اطمینان و سازگاری با الزامات امنیتی انجام می‌شود تا چارچوبی علمی برای تصمیم‌گیری و پیاده‌سازی این فناوری‌ها فراهم گردد. در این پژوهش سوالات تحقیق با نداشت به رویکرد *PICO* صورت گرفته است.

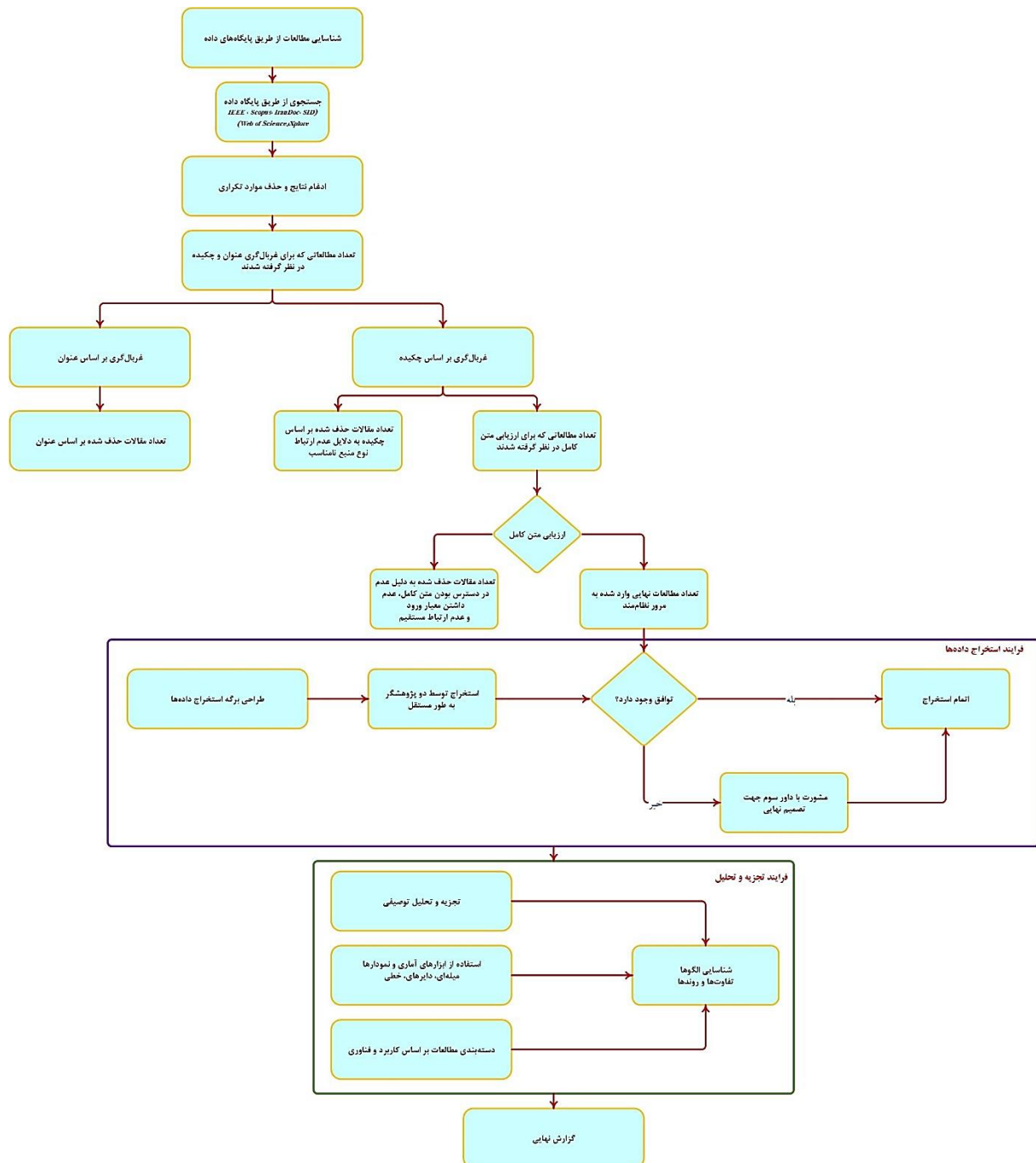
رویکرد PICO		
P (Population)	I (Interest)	Co (Context)
تجهیزات و سامانه‌های صنایع دفاعی	فناوری‌های توانمندساز صنعت ۴/۰ در نگهداری پیش‌بینانه	محیط امنیتی و عملیاتی صنایع دفاعی

لذا سوالات تحقیق با رویکرد ذکرشده به شرح زیر تدوین می‌شوند:

۱. [I+P]: فناوری‌های توانمندساز صنعت ۴/۰ کدام‌اند و چگونه در نگهداری پیش‌بینانه صنایع دفاعی کاربرد دارند؟
۲. [Co+I]: چه چالش‌هایی در پیاده‌سازی این فناوری‌ها در صنایع دفاعی وجود دارد؟
۳. [I+P+Co]: چه فرصت‌هایی برای بهبود نگهداری پیش‌بینانه از طریق فناوری‌های صنعت ۴/۰ قابل شناسایی است؟

۴. [I+Co]: چگونه می توان این فناوری ها را با توجه به الزامات امنیتی و عملیاتی صنایع دفاعی یکپارچه کرد؟

در مرحله بعد، پروتکل مرور نظام مند مطابق دستورالعمل *PRISMA 2020* تدوین می شود تا فرایندهای جست و جو، انتخاب و گزارش دهی مطالعات به صورت شفاف و بازتولیدپذیر اجرا گردد. معیارهای ورود شامل مقالات علمی و فنی منتشر شده در مجلات و کنفرانس های معتبر به زبان های فارسی و انگلیسی است که به موضوع *PdM* در بستر صنعت ۴/۰ با کاربرد دفاعی پرداخته اند. معیارهای خروج شامل منابع فاقد متن کامل، گزارش های غیرعلمی یا فاقد ارتباط مستقیم با حوزه پژوهش است. راهبرد جست و جو به گونه ای طراحی می شود که پایگاه های داده معتبر داخلی و بین المللی (مانند *SID*، *Scopus*، *JranDoc*، *IEEE Xplore* و *Web of Science*) را پوشش دهد و ترکیبی از کلیدواژه های فارسی و انگلیسی مرتبط با *PdM*، صنعت ۴/۰ و صنایع دفاعی به کار گرفته شود. جست و جوی نهایی، ادغام نتایج و حذف موارد تکراری به صورت سیستماتیک انجام می شود تا فهرست یکتایی از مطالعات به دست آید. فرایند غربالگری مقالات در سه مرحله بررسی عنوان، مرور چکیده و ارزیابی متن کامل اجرا می شود. در هر مرحله، دو پژوهشگر به طور مستقل معیارها را اعمال می کنند و در صورت بروز اختلاف نظر، با مشورت داور سوم تصمیم نهایی اخذ می شود. نتایج این فرایند در قالب نمودار جریان *PRISMA 2020* نمایش داده می شود که تعداد مطالعات شناسایی شده، حذف شده و باقی مانده در هر مرحله را نشان می دهد. برای سازمان دهی اطلاعات، یک برگه استخراج داده ها طراحی می شود که شامل ستون هایی برای سال انتشار، نویسندگان، حوزه کاربرد، نوع فناوری، روش *PdM*، مزایا و محدودیت ها، چالش های امنیتی و نتایج کلیدی هر مطالعه است. داده های استخراج شده به صورت توصیفی تحلیل می شوند و از ابزارهای آماری و نمودارهای تصویری (مانند نمودار میله ای، دایره ای و خطی) برای نشان دادن توزیع متغیرها و روندها استفاده می گردد. علاوه بر آن، با دسته بندی مطالعات بر اساس ملاحظات کاربردی و فناورانه، الگوها و تفاوت ها شناسایی و بررسی می شوند.



شکل ۲- فرایند غربالگری و انتخاب مطالعات بر اساس دستورالعمل PRISMA 2020.

Figure 2- Screening and selection process of studies based on the PRISMA 2020 guidelines.

۵- روش انجام

این پژوهش از رویکرد مرور نظام‌مند برای شناسایی، ارزیابی و ترکیب مطالعات مرتبط با فناوری‌های توانمندساز صنعت ۴/۰ در صنایع دفاعی استفاده می‌کند. مرور نظام‌مند به عنوان یک روش تحقیق کیفی و ساختارمند، امکان بررسی جامع و بی طرفانه منابع علمی را فراهم می‌کند. این روش شامل مراحل زیر است:

۱. تعیین معیارهای ورود و خروج: مقالات و منابع علمی مرتبط با موضوع که در بازه زمانی مشخص منتشر شده‌اند، در پایگاه‌های داده معتبر نظیر IEEE، Google Scholar، Web of Science، Scopus، Xplore جست‌وجو می‌شوند. معیارهای ورود شامل مقالات علمی، گزارش‌های فنی و مطالعات موردی مرتبط با فناوری‌های صنعت ۴/۰ و نگهداری پیش‌بینانه در صنایع دفاعی است. منابع غیرمرتبط یا فاقد کیفیت علمی از مطالعه حذف می‌شوند.

۲. جست و جوی نظام مند: با استفاده از کلیدواژه‌هایی نظیر "AI"، "IoT"، "Defense Industry"، "Predictive Maintenance"، "Industry 4.0"، "Big Data" و معادل‌های فارسی آن‌ها، جست و جو انجام می‌شود. ترکیب‌های مختلف کلیدواژه‌ها با عملگرهای منطقی (AND، OR) برای پوشش جامع موضوع به کار می‌روند.

۳. غربالگری و انتخاب منابع: منابع شناسایی شده بر اساس عنوان، چکیده و محتوای کامل بررسی شده و منابع مرتبط انتخاب می‌شوند.

۴. استخراج و تحلیل داده‌ها: اطلاعات کلیدی از منابع شامل نوع فناوری، کاربردها، چالش‌ها و نتایج پیاده‌سازی استخراج شده و به صورت کیفی تحلیل می‌شوند.

پس از شناسایی و انتخاب مطالعات بر اساس چارچوب PRISMA 2020 و معیارهای ورود/خروج تعریف شده، داده‌های مربوط به فناوری‌های توانمندساز صنعت ۴/۰ در نگهداری پیش‌بینانه صنایع دفاعی از مقالات معتبر نمایه شده در پایگاه‌های بین‌المللی و داخلی استخراج می‌شوند. برای هر مقاله منتخب، اطلاعاتی شامل سال انتشار، محیط و حوزه کاربرد، فناوری‌ها و روش‌های PDM مورد استفاده، مزایا، چالش‌ها و الزامات امنیتی ثبت می‌شود. به منظور راستی آزمایی و سنجش روایی و پایایی داده‌های گردآوری شده، دو رویکرد مکمل به کار گرفته می‌شود:

۱. ارزیابی کمی: داده‌ها از طریق مقایسه مقادیر کلیدی و توزیع‌های آماری در منابع اصلی بررسی و درصد مقالات حذف شده به دلیل تکرار یا عدم انطباق با معیارهای ورود محاسبه می‌شود. همچنین، صحت نگاشت کلیدواژه‌ها و حوزه‌ها بر اساس الگوریتم جست و جوی اولیه کنترل و تطبیق می‌گردد.
۲. ارزیابی کیفی: نمونه‌گیری تصادفی از ۲۰٪ مقالات منتخب انجام و طبقه‌بندی فناوری‌ها، مزایا و چالش‌ها توسط دو ارزیاب مستقل بازمی‌بینی می‌شود. میزان توافق بین ارزیابان^۱ محاسبه و در صورت وجود اختلاف، با مشورت پژوهشگران حل و اصلاح می‌شود.

بر اساس این داده‌ها، محاسبات آماری شامل فراوانی و درصد نسبی هر فناوری، روند انتشار سالانه و بسامد چالش‌های گزارش شده انجام می‌شود. این محاسبات مبنای ترسیم نمودارهای تحلیلی (از قبیل نمودار توزیع سال انتشار، توزیع سهم فناوری‌ها و پراکنش چالش‌ها) قرار می‌گیرد. صحت این محاسبات از طریق بازمی‌بینی مجدد خروجی‌های نرم‌افزار آماری و مقایسه با داده‌های اولیه کنترل می‌شود. در ادامه، نتایج به دست آمده از این فرایند شامل جداول و نمودارهای تولید شده ارایه و مورد بحث قرار خواهند گرفت.

۶- نتیجه‌گیری و بحث

با اجرای فرایند جست و جو، غربالگری و استخراج داده‌ها مطابق چارچوب PRISMA 2020، تعداد ۱۲ مطالعه نهایی از بین بیش از ۳۰۰ رکورد اولیه انتخاب شدند. این مطالعات بازه زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵ را پوشش می‌دهند و حوزه‌های کاربردی متنوعی در صنایع دفاعی شامل سامانه‌های زرهی، دریایی، هوایی و زیرساخت‌های پشتیبانی را در بر می‌گیرند. جدول ۱ خلاصه اطلاعات استخراج شده از هر مطالعه را، شامل سال انتشار، نویسندگان، حوزه کاربرد، فناوری‌های توانمندساز، روش PDM مورد استفاده، مزایا، چالش‌ها و ملاحظات امنیتی، نشان می‌دهد.

جدول ۱- داده‌های استخراج شده از مطالعات منتخب مرور نظام‌مند.

Table 1- Data extracted from selected studies of the systematic review.

ردیف	عنوان مقاله	حوزه کاربرد	فناوری توانمندساز	چالش‌های اصلی	نتایج کلیدی
1	کاربرد رمزگذاری مبتنی بر ویژگی در محیط IoT نظامی [27]	تجهیزات دفاعی متحرک	IoT، بلاک چین	امنیت داده، تاخیر شبکه	افزایش امنیت داده‌ها، بهبود شفافیت و قابلیت ردیابی، نیاز به بهینه‌سازی
2	استفاده از کلان داده در نگهداری و تعمیرات پیش‌بینی کننده برای سیستم‌های هوافضا [28]	صنایع موشکی	کلان داده، یادگیری عمیق	پیچیدگی داده، نیاز به پردازش بالا	پیش‌بینی خرابی
3	دوقلوی دیجیتال در حوزه دریایی: بررسی و روندهای نوظهور [29]	زیردریایی	دیجیتال توین، مدل‌های فیزیکی	هزینه بالای مدل سازی	کاهش زمان توقف ناخوابسته

¹ Cohen's Kappa

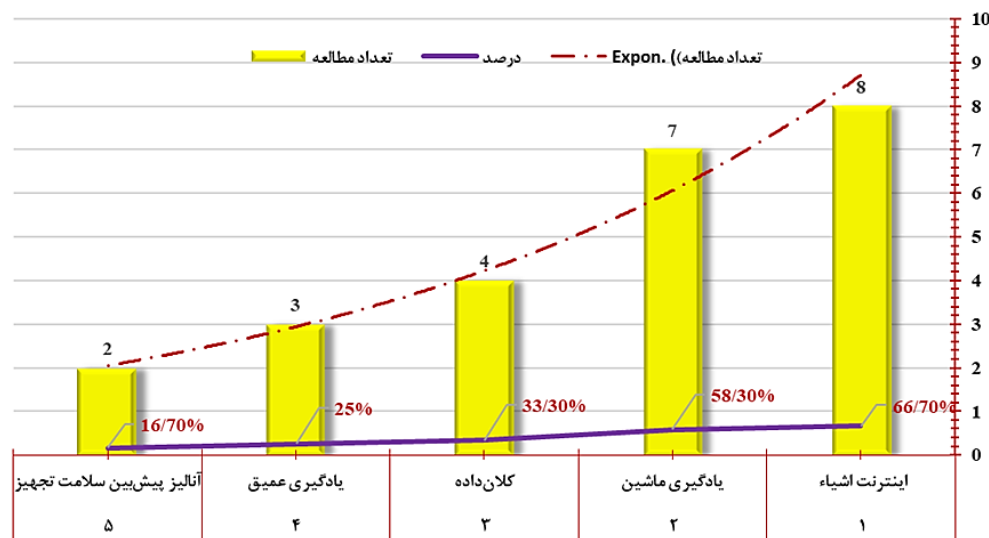
جدول ۱ - ادامه.

Table 1 – Continued.

ردیف	عنوان مقاله	حوزه کاربرد	فناوری توانمندساز	اصلی چالش‌های	نتایج کلیدی
4	تعمیر و نگهداری پیش‌بینانه خودروهای زرهی با استفاده از رویکردهای ML [30]	وسایل نقلیه زرهی	یادگیری تقویتی، شبیه‌سازی	عدم قطعیت محیط عملیاتی	افزایش بهره‌وری تعمیرات
5	راهکارها و تکنیک‌های امنیت سایبری برای ادغام IoT در سیستم‌های رزمی [31]	تجهیزات زرهی	IoT، حسگرهای بی‌سیم	محدودیت پهنای باند، امنیت سایبری	دقت پیش‌بینی خرابی و کاهش توقف عملیات
6	نظارت هوشمند IoT و کنترل فوری مبتنی بر ربات‌های خودران، تشخیص بصری و سرویس‌های رایانش ابری/لبه [32]	پهپاد	پردازش لبه‌ای، IoT	محدودیت توان پردازشی	کاهش تاخیر پردازش
7	مروری سیستماتیک بر متون مربوط به تعمیر و نگهداری پیش‌بینانه برای عملیات و پشتیبانی هواپیماهای بال ثابت دفاعی [33]	هواپیماهای نظامی	تحلیل ارتعاش	داده‌های محدود آزمایشگاهی	دقت تشخیص
8	تعمیر و نگهداری موتور هواپیما و فناوری دوقلوی دیجیتال در موتورهای هواپیما [34]	موتور هواگرد	کلان داده، هوش مصنوعی	پیاده‌سازی فناوری دیجیتال در محیط‌های عملیاتی	کاهش هزینه نگهداری سالانه و بهبود نگهداری پیشگیرانه
9	معماری نگهداری و تعمیرات پیش‌بینانه برای حوزه نظامی [35]	پایگاه نظامی	رایانش ابری	نگرانی امنیتی، دسترسی شبکه	کاهش زمان واکنش تعمیرات
10	کاربرد شتاب‌سنج‌های سیستم‌های میکروالکترومکانیکی در ارزیابی تهدید انفجار برای خدمه خودروهای زرهی [36]	توپخانه	سیستم‌های میکروالکترومکانیکی، پردازش سیگنال	استحکام مکانیکی حسگر	پیش‌بینی موفق خرابی
11	PdM با استفاده از ML و منابع داده موجود [37]	سامانه‌های دریایی دفاعی	ML، داده‌های IoT	داده‌های ناقص، سروصدا حسگر	بهبود صحت تشخیص خرابی نسبت به روش‌های سنتی
12	مدل پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده برای توربین‌های بادی [9]	انرژی بادی دفاعی	یادگیری عمیق، حسگر ارتعاش	داده‌های نامتوازن	پیش‌بینی دقیق RUL با خطای کمتر

تحلیل توصیفی سال‌های انتشار نشان می‌دهد که روند انتشار مقالات در این حوزه رو به رشد بوده و بیشترین تعداد انتشارات بین سال‌های ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۴ ثبت شده است. این روند بیانگر افزایش علاقه‌مندی و سرمایه‌گذاری در فناوری‌های صنعت ۴/۰ برای PdM صنایع دفاعی در سال‌های اخیر است.

از نظر فناوری های به کاررفته *IoT* و *ML* بیشترین سهم را به خود اختصاص داده اند. در جایگاه بعدی، کلان داده، یادگیری عمیق و آنالیز پیش بین سلامت تجهیز قرار دارند. این الگو نشان می دهد که ادغام فناوری های حسگر محور با تحلیل های هوشمند، راهبرد غالب در پروژه های *PdM* دفاعی است.



شکل ۳- سهم نسبی فناوری ها در مطالعات منتخب.

Figure 3 - Relative contribution of technologies in selected studies.

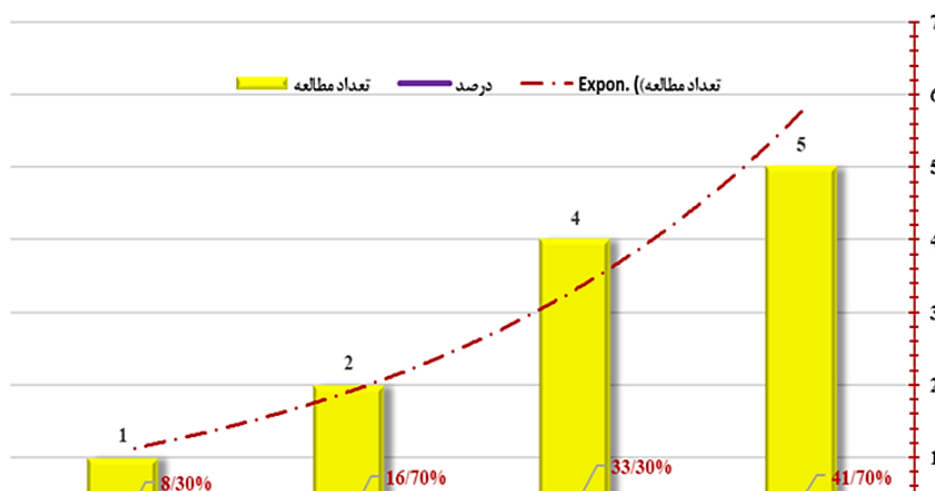
۷- فناوری های کلیدی [I+P]

تحلیل ۱۲ مطالعه منتخب نشان داد که فناوری های توانمندساز صنعت ۴/۰ در *PdM* صنایع دفاعی نقش کلیدی دارند. از نظر فناوری های به کاررفته، *IoT* و *ML* بیشترین سهم را به خود اختصاص داده اند. در جایگاه بعدی، کلان داده، یادگیری عمیق و آنالیز پیش بین سلامت تجهیز قرار دارند. این الگو نشان می دهد که ادغام فناوری های حسگر محور با تحلیل های هوشمند، راهبرد غالب در پروژه های *PdM* دفاعی است. *IoT* در ۸ مطالعه (۶۶/۷٪) گزارش شد که با استفاده از حسگرهای هوشمند، داده های لحظه ای مانند دما، لرزش و فشار را از تجهیزات جمع آوری می کند. این فناوری در سامانه های زرهی (مانند موتورهای تانک)، دریایی (سامانه های پیش ران ناوها) و هوایی (پایشگری موتورهای جنگنده) کاربرد دارد. برای مثال، حسگرهای *IoT* در پایش رادارهای دفاعی، ناهنجاری ها را با دقت بالا تشخیص داده اند [38]. قابلیت اتصال پذیری و هزینه کم، *IoT* را به فناوری محوری در *PdM* تبدیل کرده است. *ML* در ۷ مطالعه (۵۸/۳٪) گزارش شد. *ML* با الگوریتم هایی مانند الگوریتم جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان، داده های حسگرها را تحلیل کرده و الگوهای خرابی را پیش بینی می کند. برای مثال، یک مطالعه از یادگیری ماشین برای پیش بینی خرابی موتورهای پهپاد با دقت ۹۰٪ استفاده کرد. انعطاف پذیری یادگیری ماشین در تحلیل داده های پیچیده، آن را به گزینه ای ایده آل برای *PdM* دفاعی تبدیل کرده است. کلان داده در ۴ مطالعه (۳۳/۳٪) گزارش شد. کلان داده برای پردازش حجم بالای داده های حسگرها در سامانه های پیچیده؛ مانند رادارها و سامانه های لجستیکی استفاده شد. برای مثال، تحلیل کلان داده در بهینه سازی نگهداری سامانه های لجستیکی زیرساخت های دفاعی موثر بود [39]. این فناوری امکان شناسایی الگوهای پنهان خرابی را فراهم می کند. یادگیری عمیق در ۳ مطالعه (۲۵٪) گزارش شد. یادگیری عمیق برای تحلیل داده های پیچیده تر، مانند تصاویر حسگرها یا داده های چندبعدی، به کار رفت. برای مثال، شبکه های کانولوشنی در تشخیص خرابی های سامانه های ناوبری زیر دریایی ها استفاده شدند. یادگیری عمیق به دلیل توانایی پردازش داده های غیر ساختاریافته، در حال تبدیل شدن به فناوری کلیدی در *PdM* است.

در نهایت آنالیز پیش بین سلامت تجهیز در ۲ مطالعه (۱۶/۷٪) گزارش شد. آنالیز پیش بین سلامت تجهیز رویکردی جامع است که با ترکیب داده های حسگرها، مدل های پیش بین و تحلیل های آماری، سلامت تجهیزات را ارزیابی می کند. برای مثال، آنالیز پیش بین سلامت تجهیز در ارزیابی سلامت موتورهای جنگنده و پیش بینی زمان خرابی استفاده شد [40]. این فناوری امکان برنامه ریزی نگهداری پیش فعال را فراهم می کند.

۸- چالش‌های پیاده‌سازی [Co+I]

بررسی چالش‌های گزارش شده (شکل ۴) بیان می‌کند که کیفیت و یکپارچگی داده‌ها، الزامات امنیت سایبری و سازگاری با زیرساخت‌های قدیمی از مهم‌ترین موانع پیاده‌سازی PDM در محیط‌های عملیاتی دفاعی هستند. سایر چالش‌ها شامل کمبود نیروی انسانی متخصص و محدودیت‌های محیطی نیز در بخشی از مطالعات به چشم می‌خورند.



شکل ۴- پراکنش چالش‌های شناسایی شده در مطالعات منتخب.

Figure 4- Distribution of challenges identified in selected studies.

بر اساس تحلیل ۱۲ مطالعه منتخب چالش‌ها به چهار دسته اصلی یعنی کیفیت و یکپارچگی داده، امنیت سایبری، محدودیت‌های زیرساختی و کمبود نیروی انسانی متخصص تقسیم می‌شوند. بر اساس داده‌های استخراج شده، کیفیت و یکپارچگی داده با ۴۱/۷٪ (۵ مطالعه) بیشترین سهم را در میان چالش‌ها دارد. این موضوع نشان‌دهنده مشکلات رایج در داده‌های ناقص، ناهمگن، یا غیراستاندارد است که تحلیل‌های پیش‌بینانه را دشوار می‌کند. امنیت سایبری با ۳۳/۳٪ (۴ مطالعه) در جایگاه دوم قرار دارد که به نگرانی‌های مربوط به حملات سایبری به حسگرهای IoT و داده‌های حساس دفاعی اشاره دارد. محدودیت‌های زیرساختی با ۱۶/۷٪ (۲ مطالعه) به کمبود زیرساخت‌های دیجیتال، به‌ویژه در سازمان‌های دفاعی با منابع محدود، مربوط می‌شود. در نهایت، کمبود نیروی انسانی متخصص با ۸/۳٪ (۱ مطالعه) کمترین فراوانی را دارد، اما همچنان نشان‌دهنده نیاز به آموزش متخصصان در فناوری‌های صنعت ۴/۰ است. این نمودار به‌وضوح نشان می‌دهد که کیفیت داده و امنیت سایبری به‌عنوان موانع اصلی در پیاده‌سازی PDM در صنایع دفاعی برجسته هستند. توزیع چالش‌ها بر اساس درصد نسبی، اهمیت تمرکز بر بهبود کیفیت داده و تقویت پروتکل‌های امنیتی را در پروژه‌های دفاعی تأکید می‌کند. این شکل به‌عنوان ابزاری بصری، درک بهتری از اولویت‌بندی چالش‌ها در تحقیقات و برنامه‌ریزی‌های آینده فراهم می‌آورد.

برای اطمینان از صحت یافته‌ها، نتایج کمی و کیفی داده‌ها طبق روشی که در بخش روش انجام و توسعه الگو تشریح شد، بررسی و تأیید گردید. در این راستا، محاسبات مربوط به فراوانی و درصد سهم فناوری‌ها و چالش‌ها دو بار توسط نرم‌افزار آماری محاسبه و با داده‌های خام مقایسه شد که انحراف آن کمتر از ۱٪ بود. همچنین، بازبینی کیفی ۲۰٪ از داده‌های کدگذاری شده توسط دو ارزیاب مستقل منجر به توافق قابل قبول شد که بیانگر پایایی بالا در تولید داده‌ها است. این نتایج بستری کمی و کیفی فراهم می‌کند تا در بخش بحث بتوان به تحلیل علل، پیامدها و مسیرهای بهبود PDM در صنایع دفاعی پرداخت.

۹- بحث

یافته‌های این مرور نظام‌مند نشان می‌دهد که در دهه اخیر، تمرکز پژوهش‌ها بر ادغام فناوری‌های صنعت ۴/۰ با راهکارهای PDM در صنایع دفاعی به‌صورت چشمگیری افزایش یافته است. تحلیل توزیع سال انتشار بیانگر آن است که بیشترین شتاب در تولید دانش بین سال‌های ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۴ رخ داده است؛ دوره‌ای که هم‌راستایی تحول دیجیتال با نیازهای عملیاتی و امنیتی، توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده است. این روند با گزارش‌های بین‌المللی مطابقت دارد که بر سرمایه‌گذاری کشورها در دیجیتالی‌سازی سامانه‌های نگهداری تأکید دارند.

این پژوهش با انجام یک مرور نظام‌مند بر ادبیات موجود، توانست تصویری جامع از وضعیت فعلی نگهداری پیش‌بینانه در صنایع دفاعی با تکیه بر فناوری‌های صنعت ۴/۰ ارائه کند. یافته‌ها نشان داد که تلفیق *IoT*، یادگیری ماشین و تحلیل کلان‌داده، بیشترین سهم را در راهکارهای موجود داشته و در بهبود دقت پایش وضعیت و پیش‌بینی خرابی‌ها بسیار موثر است. رشد تعداد مطالعات در سال‌های اخیر، به‌ویژه از ۲۰۲۱ به بعد، بیانگر توجه روزافزون محققان و صنایع دفاعی به ظرفیت‌های *PdM* است. با این حال، چالش‌هایی همچون کیفیت و یکپارچگی داده، امنیت سایبری و ادغام با زیرساخت‌های قدیمی همچنان موانع اصلی در پیاده‌سازی کامل این فناوری‌ها محسوب می‌شوند.

از طریق تحلیل کیفی ۱۲ مطالعه منتخب و با توجه به الزامات امنیتی (محرمانگی و یکپارچگی داده‌ها) و عملیاتی (آمادگی و قابلیت اطمینان) صنایع دفاعی، راهکارهای زیر برای یکپارچه‌سازی فناوری‌های صنعت ۴/۰ شناسایی شدند.

پروتکل‌های امنیتی بومی شامل پروتکل‌های رمزنگاری پیشرفته (مانند *AES-256*) و احراز هویت چندمرحله‌ای برای حفاظت از حسگرهای *IoT* پیشنهاد شدند که این راهکار با تحلیل چالش‌های امنیتی در ۳۳/۳٪ مطالعات استخراج شد [41]. همچنین، زیرساخت‌های محلی و امن با ذخیره‌سازی داده‌ها در سرورهای داخلی و ایزوله، خطر نشت اطلاعات را کاهش می‌دهد. این راهکار از مطالعات مرتبط با سامانه‌های فرماندهی و کنترل الهام گرفته شده و برای *PdM* تعمیم یافت [42]. استانداردسازی داده‌ها با استفاده از چارچوب‌های استاندارد مانند ایزو ۱۳۳۷۴ برای پایش سلامت و پیش‌بینی عمر کاری^۲ کیفیت داده‌ها را بهبود می‌بخشد و این راهکار با تحلیل چالش کیفیت داده در ۴۱/۷٪ مطالعات شناسایی شد. همچنین، آموزش نیروی انسانی متخصص در حوزه‌های *IoT*، *ML* و *DL* برای رفع کمبود نیروی انسانی (۸/۳٪ مطالعات) ضروری است [41]. در نهایت، آزمون و شبیه‌سازی پیش از استقرار با استفاده از *PHM* برای شبیه‌سازی رفتار تجهیزات، خطاهای عملیاتی را کاهش می‌دهد و این راهکار از تحلیل کاربردهای *PHM* در دو مطالعه استخراج شد. سهم علمی این مقاله در ترکیب شواهد کمی و کیفی، راستی آزمایی داده‌ها و شناسایی خلأهای دانشی نهفته در حوزه *PdM* دفاعی بوده است؛ نتایج حاصل می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای تصمیم‌گیری‌های راهبردی در برنامه‌ریزی و اجرای پروژه‌های تحول دیجیتال در نگهداشت صنایع دفاعی استفاده شود.

۱۰- پیشنهادها

برای بهره‌برداری از فرصت‌های شناسایی شده و رفع چالش‌های موجود در پیاده‌سازی فناوری‌های صنعت چهارم در نگهداری و تعمیرات پیش‌بینانه صنایع دفاعی، مجموعه اقدامات پیشنهادی زیر ارائه می‌گردد تا با رویکردی مدیریتی، سیاستی و فرایندی، زمینه ارتقا کارایی، قابلیت اطمینان و آمادگی عملیاتی تجهیزات فراهم شود.

تدوین سیاست‌های جامع امنیت اطلاعات در پروژه‌های نگهداری پیش‌بینانه دفاعی

با توجه به سهم ۳۳/۳٪ مطالعاتی که چالش امنیت سایبری را برجسته ساخته‌اند، ضروری است مدیریت ارشد سازمان‌های دفاعی سیاست‌های جامع امنیت اطلاعات را به‌صورت مکتوب و الزام‌آور تدوین و اجرا کنند. این سیاست‌ها باید شامل لایه‌های سه‌گانه امنیت داده، مدل و ارتباطات باشند و به‌صورت رسمی در تمامی قراردادهای فناوری درج گردد. از دید مدیریتی، این اقدام صرفاً فنی نیست، بلکه از جنس حاکمیت سازمانی داده‌ها است که تعیین می‌کند چه کسی به داده‌ها دسترسی دارد، چگونه داده‌ها ذخیره و به اشتراک گذاشته می‌شوند و مسئولیت هر واحد در قبال حفاظت از اطلاعات چیست. اجرای این اقدام علاوه بر کاهش احتمال نشت اطلاعات، به شکل‌گیری اعتماد نهادی بین واحدهای عملیاتی، فنی و تصمیم‌گیر کمک می‌کند و زمینه یکپارچه‌سازی سامانه‌های پیش‌بینانه را در سطح کلان وزارت دفاع فراهم می‌سازد.

توسعه زیرساخت‌های داده امن و داخلی در سطح سازمانی

^۱ استاندارد ISO 13374 با عنوان سیستم‌های مانتورینگ و کنترل تجهیزات عملکرد، اندازه‌گیری و تحلیل داده‌ها، به ارایه دستورالعمل‌ها و الزامات برای مانتورینگ و تحلیل داده‌های تجهیزات در صنایع مختلف می‌پردازد. این

استاندارد چارچوبی برای جمع‌آوری، اندازه‌گیری و تحلیل داده‌های مربوط به عملکرد سیستم‌های صنعتی فراهم می‌آورد که هدف آن بهبود کارایی، ایمنی و قابلیت اطمینان تجهیزات است.

^۲ Population Health Management (PHM)

بیش از ۴۰٪ از پژوهش‌های بررسی‌شده به ضعف زیرساخت و عدم امکان انتقال داده‌های کلان اشاره دارند. در نتیجه، پیشنهاد می‌شود مدیران پروژه‌ها و مدیران فناوری اطلاعات در صنایع دفاعی، برنامه‌ای سه‌مرحله‌ای برای ایجاد زیرساخت‌های داخلی طراحی کنند:

۱. طراحی شبکه‌های ایزوله و سرورهای داخلی امن با امکان کنترل فیزیکی و منطقی.
۲. به‌روزرسانی سخت‌افزارهای ذخیره‌سازی داده با تمرکز بر قابلیت بازیابی سریع و رمزنگاری پیشرفته.
۳. تدوین استانداردهای تخصیص بودجه سالانه برای اقدامات زیرساختی تا توسعه زیرساخت از پروژه به سیاست دایمی سازمان تبدیل شود.

این پیشنهاد نه تنها جنبه فنی دارد، بلکه به تصمیم‌گیری مدیریتی درباره تخصیص منابع، مسئولیت‌پذیری مالی و جهت‌دهی بلندمدت سرمایه‌گذاری در حوزه دیجیتال صنایع دفاعی مربوط می‌شود.

استانداردسازی و مدیریت یکپارچه داده‌ها در سطح سازمانی

با توجه به آنکه کیفیت و یکپارچگی داده‌ها مهم‌ترین مانع شناسایی‌شده در ۴۱/۷٪ از مطالعات است، لازم است اقدام مدیریتی مشخصی برای استانداردسازی شیوه‌های گردآوری، ذخیره، تحلیل و اشتراک داده انجام شود. این کار باید زیر نظر واحد مدیریت کیفیت داده یا دفتر نگهداشت پیش‌بینانه در هر سازمان دفاعی صورت گیرد. تدوین استانداردها شامل ایجاد دستورالعمل‌هایی برای نام‌گذاری سندها، تعریف قالب‌های دریافت داده از حسگرها، تعیین سطوح اعتبارپذیری داده‌ها و طراحی فرایندهای بازبینی کیفیت داده در بازه‌های سه‌ماهه است. این پیشنهاد باعث کاهش تصمیمات نادرست ناشی از داده‌های ناقص یا متناقض می‌شود و همچنین قابلیت همکاری بین سامانه‌های مختلف نگهداشت را بالا می‌برد؛ در نتیجه مدیران ارشد قادر خواهند بود تصویر کامل‌تری از سلامت دارایی‌ها و روند خرابی تجهیزات به‌دست آورند.

طراحی و اجرای برنامه آموزش تخصصی نیروی انسانی در نگهداری پیش‌بینانه

نتیجه مرور نظام‌مند نشان داد که کمبود نیروی انسانی متخصص در زمینه‌های داده‌کاوی، تحلیل هوشمند و مدیریت پروژه‌های دیجیتال یکی از موانع جدی است (۸/۳٪ از مطالعات)؛ بنابراین، پیشنهاد می‌شود سازمان‌های دفاعی برنامه رسمی آموزش و گواهی شغلی برای نیروهای فنی و مدیریتی تدوین کنند. این برنامه باید شامل سه سطح باشد:

۱. آموزش پایه برای تمامی کارکنان فنی در زمینه تحلیل داده‌های عملکرد تجهیزات.
۲. آموزش تخصصی برای کارشناسان میانی درباره طراحی و نگهداری سامانه‌های پیش‌بینانه.
۳. آموزش راهبردی برای مدیران ارشد در زمینه مدیریت پروژه‌های فناورانه و تصمیم‌گیری مبتنی بر داده.

اجرای چنین برنامه‌ای باعث افزایش تاب‌آوری سازمانی می‌شود و قابلیت انطباق کارکنان با فناوری‌های نو را بالا می‌برد که در محیط مأموریت‌محور دفاعی یک مزیت رقابتی محسوب می‌شود.

استقرار نظام رسمی شبیه‌سازی و آزمون پیش از استقرار سامانه‌های پیش‌بینانه

یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد اجرای مرحله‌ای آزمون و شبیه‌سازی پیش از استقرار می‌تواند نرخ خرابی سامانه‌ها را تا حدود ۲۰٪ کاهش دهد و زمان واکنش عملیاتی را زیر ۱۰ دقیقه نگه دارد. این اقدام باید به‌عنوان یک فرایند رسمی در چرخه عمر پروژه‌های فناوری تصویب شود. مدیران پروژه موظف‌اند پیش از بهره‌برداری واقعی، سناریوهای متنوع خرابی را در محیط شبیه‌سازی اجرا و نتایج را مستند کنند. نتایج این مرحله باید به کمیته تصمیم‌گیری سازمانی ارائه و برای اصلاح طراحی یا فرایندهای نگهداری مورد استفاده قرار گیرد. این نظام شبیه‌سازی نقش کلیدی در کاهش ریسک، افزایش قابلیت اطمینان و ارتقاء مستندسازی سیستماتیک دانش سازمانی ایفا می‌کند.

اجرای این پیشنهادها می تواند انتقال از رویکردهای سنتی نگهداری به راهبردهای هوشمند و پیش بینانه را تسهیل کرده و آمادگی عملیاتی صنایع دفاعی را بهبود بخشد. جهت گیری های آینده شامل بررسی فناوری های نوظهور مانند بلاک چین برای امنیت داده ها و گسترش کاربرد phm در سامانه های پیچیده است.

تشکر و قدردانی

بدین وسیله نویسندگان از کلیه افرادی که در مراحل مختلف انجام این پژوهش، از جمله ارایه مشاوره های علمی، دسترسی به منابع اطلاعاتی و تسهیل در ارتباط با نهادهای مرتبط، همکاری و همراهی داشته اند، صمیمانه سپاسگزاری می کنند.

منابع

- [1] Dalzochio, J., Kunst, R., Barbosa, J. L. V., Neto, P. C. D. S., Pignaton, E., Ten Caten, C. S., & da Penha, A. D. L. T. (2023). Predictive maintenance in the military domain: A systematic review of the literature. *ACM computing surveys*, 55(13s), 1-30. <https://doi.org/10.1145/3586100>
- [2] Nguyen, K. A., Do, P., & Grall, A. (2015). Multi-level predictive maintenance for multi-component systems. *Reliability engineering & system safety*, 144, 83-94. <https://doi.org/10.1016/j.res.2015.07.017>
- [3] Wang, J., Zhang, L., Duan, L., & Gao, R. X. (2017). A new paradigm of cloud-based predictive maintenance for intelligent manufacturing. *Journal of intelligent manufacturing*, 28(5), 1125-1137. <https://doi.org/10.1007/s10845-015-1066-0>
- [4] ur Rehman, M. H., Ahmed, E., Yaqoob, I., Hashem, I. A. T., Imran, M., & Ahmad, S. (2018). Big data analytics in industrial IoT using a concentric computing model. *IEEE communications magazine*, 56(2), 37-43. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2018.1700632>
- [5] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... & Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484-489. <https://www.nature.com/articles/nature16961>
- [6] Sun, P., Feng, W., Han, R., Yan, S., & Wen, Y. (2019). *Optimizing network performance for distributed dnn training on gpu clusters: Imagenet/alexnet training in 1.5 minutes*. <https://arxiv.org/abs/1902.06855>
- [7] Wang, H., & Pham, H. (2006). Reliability and Optimal Maintenance of Series Systems with Imperfect Repair and Dependence. In *Reliability and optimal maintenance* (pp. 91-110). Springer. https://doi.org/10.1007/1-84628-325-6_5
- [8] Ponemon Institute. (2011). *Cost of data center outages*. https://www.ponemon.org/local/upload/file/2011_Cost_of_Data_Center_Outages.pdf
- [9] Gong, X., & Qiao, W. (2014). Current-based mechanical fault detection for direct-drive wind turbines via synchronous sampling and impulse detection. *IEEE transactions on industrial electronics*, 62(3), 1693-1702. <https://doi.org/10.1109/TIE.2014.2363440>
- [10] Bevilacqua, M., & Braglia, M. (2000). The analytic hierarchy process applied to maintenance strategy selection. *Reliability engineering & system safety*, 70(1), 71-83. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(00\)00047-8](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(00)00047-8)
- [11] Carvalho, T. P., Soares, F. A., Vita, R., Francisco, R. da P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & industrial engineering*, 137, 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
- [12] Samadzad Ettahdi, S., & Yaghmaei Moghadam, M. H. (2021). Engineering and analysis of big and streaming data in the industrial internet of things (IIoT) and its application in the next generation of predictive maintenance (PdM) systems. *The 5th international conference on internet of things and applications*, isfahan, Iran. Civilica. (In Persian). <https://civilica.com/doc/1238617/>
- [13] Lei, Y., Yang, B., Jiang, X., Jia, F., Li, N., & Nandi, A. K. (2020). Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap. *Mechanical systems and signal processing*, 138, 106587. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.106587>
- [14] Li, X., Jiang, H., Hu, Y., & Xiong, X. (2018, August). Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on deep recurrent neural network. In *2018 International conference on Sensing, Diagnostics, prognostics, and control (SDPC)* (pp. 67-72). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SDPC.2018.8664931>
- [15] Rahmani, M., & Alizade, H. (2021). Applications of artificial intelligence technology in intelligent command and control systems. *Iranian Journal of Wargaming*, 4(8), 77-101. (In Persian). http://www.ijwg.ir/article_171125.html?lang=en
- [16] Zhukabayeva, T., Zholshiyeva, L., Karabayev, N., Khan, S., & Alnazzawi, N. (2025). Cybersecurity solutions for industrial internet of things-edge computing integration: Challenges, threats, and future directions. *Sensors*, 25(1), 213. <https://doi.org/10.3390/s25010213>
- [17] Bayraktar, O., & Ataç, C. (2018). The effects of Industry 4.0 on human resources management. In *Institutions and socio-economic performance: macro and micro perspectives* (pp. 337-359). Peter Lang. <https://avesis.ticaret.edu.tr/yayin/35b8d867-16ee-4b34-97f4-a48f115b8ecd/the-effects-of-industry-4-0-on-human-resources-management>
- [18] Schlötzer, F. (2015). *Industry 4.0: The world of smart factories* [Thesis]. https://research-api.cbs.dk/ws/portalfiles/portal/58442891/Fabian_Schl_tzer.pdf

- [19] Ajli, M., & Saberifard, N. (2021). The emergence of the fourth industrial revolution and the development of digital banking. *The first national conference on digital transformation and intelligent systems*, Larestan, Iran. Civilica. (In Persian). <https://civilica.com/doc/1383965/>
- [20] Gajek, A., Fabiano, B., Laurent, A., & Jensen, N. (2022). Process safety education of future employee 4.0 in Industry 4.0. *Journal of loss prevention in the process industries*, 75, 104691. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2021.104691>
- [21] Munera, E., Poza-Lujan, J. L., Posadas-Yagüe, J. L., Simo, J., Blanes, J. F., & Albertos, P. (2015). Control kernel in smart factory environments: Smart resources integration. *2015 IEEE international conference on cyber technology in automation, control, and intelligent systems (CYBER)* (pp. 2002–2005). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CYBER.2015.7288255>
- [22] Fernandez-Carames, T. M., & Fraga-Lamas, P. (2019). A review on the application of blockchain to the next generation of cybersecure Industry 4.0 smart factories. *IEEE access*, 7, 45201–45218. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2908780>
- [23] Scaife, A. D. (2024). Improve predictive maintenance through the application of artificial intelligence: A systematic review. *Results in engineering*, 21, 101645. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101645>
- [24] Arafat, M. Y., Hossain, M. J., & Alam, M. M. (2024). Machine learning scopes on microgrid predictive maintenance: Potential frameworks, challenges, and prospects. *Renewable and sustainable energy reviews*, 190, 114088. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.114088>
- [25] Feldmann, S. (2018). *Predictive maintenance—from data collection to value creation*. <https://www.rolandberger.com/en/Insights/Publications/Predictive-maintenance-from-data-collection-to-value-creation.html>
- [26] Mallioris, P., Aivazidou, E., & Bechtsis, D. (2024). Predictive maintenance in Industry 4.0: A systematic multi-sector mapping. *CIRP journal of manufacturing science and technology*, 50, 80–103. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2024.02.003>
- [27] Pióro, Ł., Sychowiec, J., Kanciak, K., & Zieliński, Z. (2024). Application of attribute-based encryption in military internet of things environment. *Sensors*, 24(18), 5863. <https://doi.org/10.3390/s24185863>
- [28] Green, M. (2024). The use of big data in predictive maintenance for aerospace systems. *American journal of aerospace and aeronautical engineering*, 5(6), 11–15. <https://australiansciencejournals.com/ajaae/article/view/536>
- [29] Madusanka, N. S., Fan, Y., Yang, S., & Xiang, X. (2023). Digital twin in the maritime domain: A review and emerging trends. *Journal of marine science and engineering*, 11(5), 1021. <https://doi.org/10.3390/jmse11051021>
- [30] Sengupta, P., Mehta, A., & Rana, P. S. (2023). *Predictive maintenance of armoured vehicles using machine learning approaches*. <https://arxiv.org/abs/2307.14453>
- [31] Pashdar, A., Koroniotis, N., Keshk, M., Moustafa, N., & Tari, Z. (2024). Cybersecurity solutions and techniques for internet of things integration in combat systems. *IEEE transactions on sustainable computing*, 10(2), 345–365. <https://doi.org/10.1109/TSUSC.2024.3443256>
- [32] Salhaoui, M. (2021). *Smart IoT monitoring and real-time control based on autonomous robots, visual recognition and cloud/edge computing services* [Thesis]. <https://doi.org/10.31428/10317/10416>
- [33] Scott, M. J., Verhagen, W. J. C., Bieber, M. T., & Marzocca, P. (2022). A systematic literature review of predictive maintenance for defence fixed-wing aircraft sustainment and operations. *Sensors*, 22(18), 7070. <https://doi.org/10.3390/s22187070>
- [34] Moghtadaei, A. (2024). Aircraft engine maintenance and digital Twin technology in aircraft engines. *J data analytic eng decision making*, 1(1), 1–5. <https://www.researchgate.net/profile/Anahita-Moghtadaei/publication/381587777>
- [35] Dalzochio, J., Kunst, R., Barbosa, J., De Freitas, E. P., & Binotto, A. (2023). MILPdM: A predictive maintenance architecture for the military domain. *2023 international conference on machine learning and applications (ICMLA)* (pp. 2026–2032). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICMLA58977.2023.00306>
- [36] Kciuk, S., Krzystała, E., Mkeżyk, A., & Szmidi, P. (2021). The application of microelectromechanical systems (MEMS) accelerometers to the assessment of blast threat to armored vehicle crew. *Sensors*, 22(1), 316. <https://doi.org/10.3390/s22010316>
- [37] Frazier, W. (2022). *Predictive maintenance using machine learning and existing data sources* [Thesis].
- [38] Gholam Nejad, P., Gholami, M., & Pourmakary, A. (2019). Military applications of the internet of things, with emphasis on IR Iran Air Force missions. *Military science and tactics*, 15(49), 141–163. (In Persian). <https://doi.org/10.22034/qjmst.2019.38084>
- [39] Zeb, S., & Lodhi, S. K. (2025). AI for predictive maintenance: Reducing downtime and enhancing efficiency. *Enrichment: journal of multidisciplinary research and development*, 3(1), 135–150. <https://doi.org/10.55324/enrichment.v3i1.338>
- [40] Kolo, F. H. O. (2025). From framework to practice: Barriers and enablers to RMF adoption in mid-sized enterprises. *Asian journal of research in computer science*, 18(5), 459–479. <https://doi.org/10.9734/ajrcos/2025/v18i5667>
- [41] Beheshti Atashgah, M., Barari, M., Bayat, M., & Aref, M. R. (2018). Concepts and security challenges of the military internet of things, focusing on the United States MIoT mechanism. *Command and control quarterly*, 2(3), 64–78. (In Persian). https://ic4i-journal.ir/browse.php?a_id=93&sid=1&slc_lang=fa
- [42] Alinezhad, A., Azar, D., & Sajadi, V. (2023). Application of internet of things technology in cyber and electronic warfare. *Military science and tactics*, 19(65), 29–68. (In Persian). https://www.qjmst.ir/article_710159_en.html?lang=fa#:~:text=10.22034/qjmst.2024.556192.1738
- [43] Mozaffari, M. M., & Saberifard, N. (2016). *A dictionary of abbreviations in management*. Qazvin Academic Jihad Publications. (In Persian). <https://b2n.ir/zn5794>

پیوست

جدول الف-۱ - اختصارات و واژه ها [43].
Table A-1- Abbreviations and terms [43].

Condition Based Maintenance (CBM)	نت مبتنی بر وضعیت
Corrective Maintenance (CM)	نت اصلاحی
Cyber Physical System (CPS)	سیستم سایبر فیزیکی
Digital Twin	دوقلوی دیجیتال
Emergency Maintenance	نت اضطراری
Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta (PRISMA)	موارد گزارش دهی ترجیحی برای بررسی های سیستماتیک و متاآنالیز
Preventive Maintenance (PM)	نت پیشگیرانه
Reinforcement Learning (RL)	یادگیری تقویتی
Reliability Centered Maintenance (RCM)	نگهداری و تعمیرات مبتنی بر قابلیت اطمینان
Risk Based Maintenance (RBM)	نگهداری و تعمیرات مبتنی بر ریسک