

مروری بر مفهوم تخمین عمر باقی مانده (RUL) در ماشین آلات دوار با بهره‌گیری از رهیافت مدیریت سلامت پیش‌بینانه (PHM)

استاد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران، riahi@iust.ac.ir
 دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران،
 maghsoudi.amid@gmail.com

محمد ریاحی*
عمید مقصودی

چکیده

نگهداری و تعمیرات از اساسی‌ترین بخش‌های یک صنعت به حساب می‌آید. در صنایعی که از ماشین آلات دوار استفاده می‌شود موضوع نگهداری و تعمیرات با اهمیت بیشتری پیگیری می‌شود. با داشتن یک الگوریتم مناسب برای نگهداری و تعمیرات می‌توان از فجایع انسانی و مالی در اینگونه صنایع جلوگیری کرد. تا امروز روش‌های متنوعی برای پیش‌بینی عمر مفید باقی مانده (RUL) در ماشین آلات دوار ارائه شده‌اند، ولی جای خالی یک مقاله مروری که به خوبی بتواند روش‌های مختلف را تفکیک کند و در مورد آن بحث کند، خالی است. در این مقاله مروری سعی بر این است تا پس از روشن سازی مفهوم تخمین عمر مفید باقی مانده، سه روش متداول شامل روش‌های مبتنی بر داده، روش‌های مبتنی بر مدل و روش‌های ادغامی به خوبی توضیح داده شود. سپس، در هر روش به مفهوم و ریاضیات RUL در ماشین آلات دوار پرداخته شود. در انتها نیز پیشنهادات ارزشمندی را برای پژوهشگران علاقه‌مند به تخمین عمر مفید باقی مانده و مدیریت سلامت پیش‌بینانه ارائه شده است.

واژه‌های کلیدی: عمر مفید باقی مانده (RUL)، ماشین آلات دوار، مدیریت سلامت پیش‌بینانه (PHM)، روش مبتنی بر داده، روش مبتنی بر مدل، روش ادغامی.

A Review of the Remaining Useful Life (RUL) Concept in Rotating Machinery Utilizing Prognostics and Health Management (PHM) Approach

Mohammad Riahi
Amid Maghsoudi

School of Mechanical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran
 School of Mechanical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

Abstract

Maintenance is one of the most important elements in any industry. Next to manufacturing, it probably has utmost importance in the production of industrial goods. It has even higher priority when rotary machines are used. Having an appropriate algorithm for maintenance can prevent human and financial problems in such industries. In recent times, various methods of remaining useful life (RUL) prognosis have been proposed for rotary machines, but there is not a comprehensive review article that can well differentiate different methods. Herein, after describing the meaning of remaining useful life, the three most commonly used prognosis methods, including data-driven approach, model-based approach and hybrid prognostics approach, are elaborated upon. Subsequent to that, concept and mathematics of RUL in rotary machines for each method, have been discussed. Toward the end, there are constructive suggestions for researchers in this field in terms of dealing with RUL and PHM.

Keywords: Remaining Useful Life (RUL), Rotary Machines, Prognostics and Health Management (PHM), Data-driven Method, Model-based Method, Hybrid Method.

۱- مقدمه

شرایط اشتباه گرفته می‌شود. PHM به عنوان رویکردی برای مدیریت نگهداری تعمیرات سیستم‌ها که اساس آن بر تشخیص، پیش‌آگهی و تصمیم‌گیری در نگهداری است، تعریف می‌شود. در مقاله [۴] مروری بر انواع روش‌های نگهداری با محوریت PHM انجام شده است که می‌تواند تفاوت آن را با دیگر فلسفه‌های نگهداری به خوبی بیان کند. پیشنهاد تشکیل انجمن PHM در اوایل دهه ۲۰۰۰ مطرح شد دو انجمن، انجمن PHM و IEEE PHM اخیراً تشکیل شده‌اند [۵].

تعمیر و نگهداری مبتنی بر شرایط (CBM) بر خلاف نگهداری سیستماتیک، مبتنی بر اقدامات برنامه ریزی شده نیست. این کار با توجه به نیازهای مشخص شده توسط سلامت سیستم انجام می‌شود [۶]. CBM مبتنی بر پارامترها (ویژگیها) است که می‌تواند سلامت فعلی را تشخیص دهد و برای پیش‌بینی شکست‌های احتمالی، قبل از وقوع واقعی آنها، استفاده شود. نظارت بر این ویژگی‌ها می‌تواند نشانه‌ای از نقص قریب الوقوع باشد که می‌تواند باعث شود سیستم یا اجزای آن

مدیریت سلامت پیش‌بینانه یا (PHM^۱) یک فلسفه نوظهور است که با بهینه سازی نگهداری و پشتیبانی لجستیک، مفهوم نگهداری پیش‌بینانه را گسترش می‌دهد تا قابلیت اطمینان و طول عمر سیستم‌های مکانیکی، و الکترونیکی را افزایش دهد. در حقیقت این فلسفه ترکیبی است از روش‌های شناخته شده نگهداشت و روش‌های عیب‌یابی مانند نگهداشت پیشگیرانه (PM^۲)، روش مبتنی بر قابلیت اطمینان (RCM^۳) و به خصوص، روش مبتنی بر شرایط (CBM^۴). در این فلسفه هدف این است که هزینه‌های چرخه عمر کاهش و کارکردهای عملیاتی افزایش یابد [۱-۳]. این فلسفه، معمولاً با نگهداری و تعمیرات مبتنی بر

¹ Prognostic Health Management
² Preventative Maintenance
³ Reliability Centered Maintenance
⁴ Condition Based Monitoring

از یک سطح قابل قبول از عملکرد، منحرف شوند یا در بدترین حالت، باعث تخریب آن شوند. انجام اقدامات مناسب برای تعمیر و نگهداری که از متوقف کردن عملکرد سیستم سالم جلوگیری می‌کند از جمله مزایای CBM است [۷]. توانایی این روش در پیش‌بینی دقیق یک نقص و همچنین در تشخیص شکستگی است [۸].

بنابراین، ادغام PHM با CBM می‌تواند به طور قابل توجهی هزینه‌های مداخله را کاهش داده و قابلیت اطمینان سیستم‌ها را افزایش دهد. این نتایج تنها در صورتی حاصل می‌شود که تمام مراحل تشکیل دهنده CBM عملیاتی باشند. یکی از مهمترین مراحل، پردازش سیگنال است که برای استخراج شاخص‌های خرابی استفاده می‌شود.

مؤلفه‌های اصلی PHM شامل دو جنبه، یعنی پیش‌آگهی‌ها و مدیریت سلامت تجهیز است [۹]. حالت اول معمولاً برای پیش‌بینی عمر مفید باقی مانده (RUL) یک سیستم با استفاده از اطلاعات موجود در مورد وضعیت سلامت اختصاص دارد، در حالی که دومی برای دستیابی به ایمنی و عملکرد اقتصادی، بر انجام فعالیتهای مدیریتی مناسب (مثلاً برنامه نگهداری و کنترل موجودی) تمرکز دارد. قسمت دوم بر اساس پیش‌بینی‌های به دست آمده از قسمت اول یا همان RUL می‌باشد [۱۰]. پیش‌بینی RUL به دلیل اهمیت اساسی در اجرای PHM به عنوان اصلی‌ترین برنامه PHM شناخته شده است [۱۱، ۱۳].

برای حفظ کارایی و ایمنی، نظارت و نگهداری از دستگاه‌ها به خصوص ماشین‌آلات دوار در صنایع بسیار ضروری است. یک شکست پیش‌بینی نشده ممکن است باعث بروز فجایع انسانی و مالی در برنامه شرکت شود. ادغام دو روش مذکور، موجب برنامه ریزی تعمیر و نگهداری ماشین‌آلات برای جلوگیری یا به حداقل رساندن احتمال بروز چنین بلاهایی است. اولین قدم در PHM پیش‌آگهی نقص است که یک شکست آتی را پیش‌بینی می‌کند و عمر مفید باقی مانده (RUL) یک ماشین را تخمین می‌زند. در مقایسه با تجزیه و تحلیل بقا کلاسیک که به طور متوسط میزان شکست دستگاه‌ها در گروه‌های بزرگ را مورد مطالعه قرار می‌دهد، پیش‌آگهی علمی است که مطالعه شکست یک دستگاه را در طول زمان بر اساس وضعیت فعلی آن انجام می‌دهد [۴، ۱۷].

در این مقاله قصد داریم در ابتدا مفهوم عمر مفید باقی‌مانده در ماشین‌آلات دوار را به خوبی توضیح دهیم. این قسمت یک جای خالی بزرگی در بین مقالات مروری مخصوصاً در بین محققان ایرانی است. پس از آن، انواع روش‌های RUL را به سه قسمت تقسیم بندی می‌کنیم که این روش‌ها شامل، ۱- روش پیش‌بینی مبتنی بر مدل، ۲- روش مبتنی بر داده و آمار و ۳- روش ادغامی است. محققان بسیاری در سراسر دنیا بر روی این سه روش برای ماشین‌آلات دوار کار کرده‌اند و ما در اینجا ویژگی‌ها و تفاوت آن‌ها را به خوبی با یکدیگر مقایسه کرده‌ایم.

۲- مفهوم عمر مفید باقی مانده (RUL)

وجود خطا در ماشین‌آلات می‌تواند به صورت کارکرد در یک شرایط نامطمئن، یا یک خطای اساسی هنگامی که ماشین به هیچ وجه

کارکرد مورد نظر را ندارد و یا ممکن است توقف عملکرد یک ماشین که به از کار افتادگی تلقی می‌شود، تعریف شود.

عمر مفید باقی مانده (RUL)، زمانی است که با توجه به سن و وضعیت فعلی دستگاه و مشخصات عملیات قبلی، قبل از اینکه ماشین از کار بیفتد، برآورد می‌شود. RUL به طور کلی به عنوان یک متغیر تصادفی شرطی تعریف می‌شود که در واحدهای زمانی نسبی یا مطلق مشخص می‌شود. به عنوان مثال، دوره‌های بارگذاری^۲، ساعت پرواز^۳ و غیره. اگر l_k عمر مفید باقی مانده در زمان فعلی t_k باشد داریم:

$$l_k = \inf\{l_k: x(l_k + t_k) \geq \lambda: x_{0:k}\} \quad (1)$$

در معادله‌ی (۱) $x(l_k + t_k)$ نشان دهنده وضعیت سلامت دستگاه در زمان $t_k + l_k$ ، $x_{0:k}$ نشان دهنده وضعیت سلامت مشاهده شده در شاخص زمان قبلی $t_{0:k}$ است و λ آستانه نقص^۴ است که متخصص یا دست‌نور العمل پیشنهاد می‌دهد. ایجاد یک شاخص سلامت مناسب از اهمیت ویژه‌ای در این بین برخوردار است. برای ایجاد یک شاخص سلامت ابتدا سیگنال‌های دریافتی با روش‌های نوین پردازش و ویژگی‌های آن استخراج می‌شود. در مرجع [۱۵] و [۱۶] ریاحی و همکاران فرآیند پردازش سیگنال ارتعاشاتی و استخراج ویژگی یک ماشین تراش را مورد بررسی قرار داده‌اند.

علاوه بر مدل بالا، عمر مفید باقی مانده به صورت زیر نیز تعریف می‌شود:

$$l_k = t_{EOL} - t_k \quad (2)$$

که در معادله‌ی (۲) t_{EOL} در آن متغیر تصادفی زمان تا پایان زندگی^۵ (EOL) را مشخص می‌کند. از آنجا که RUL یک متغیر تصادفی است، تابع چگالی احتمال^۶ (PDF) عمر مفید باقی مانده $f_{l_k|x_{0:k}}(l_k|x_{0:k})$ برای درک کامل از RUL مورد توجه قرار می‌گیرد. یک تصویر از فرآیند پیش‌بینی RUL در شکل ۱ نشان داده شده است. در این شکل، برای مثال یک فرآیند تخریب^۷ رایج در موارد واقعی آورده شده است که شامل یک مرحله کارکرد طبیعی (مرحله I) و یک مرحله شتاب در تخریب (مرحله II) در مدت زمان طول عمر می‌باشد. شاخص تخریب^۸ در مرحله I پایدار است، به این معنی که دستگاه سالم است. هنگامی که یک گسل اتفاق می‌افتد، فرآیند تخریب از مرحله I به مرحله II تغییر می‌کند که در آن شاخص تخریب با سرعت شتاب افزایش می‌یابد، زیرا خطا شدیدتر می‌شود. وظیفه در مرحله I این است که وضعیت سلامتی را کنترل و گسل‌های اولیه را تشخیص دهیم، بنابراین تشخیص در این مرحله نقش مهمی ایفا می‌کند.

² Load Cycles

³ Flight Hours

⁴ Failure threshold.

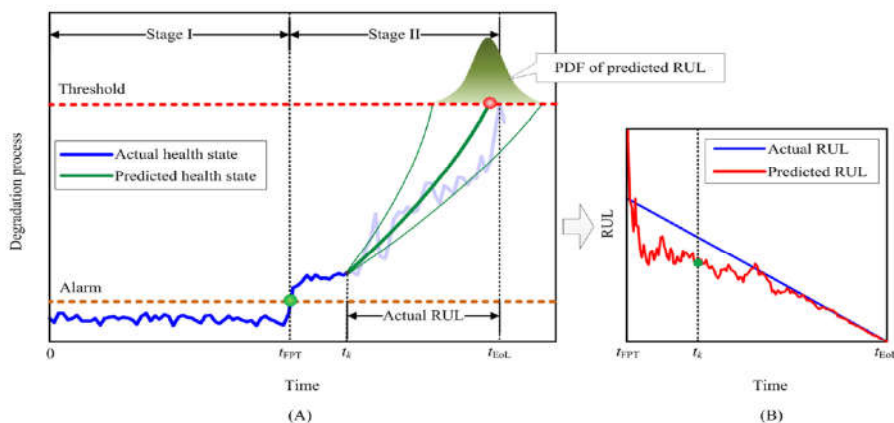
⁵ Time at the End of Life

⁶ Probability Density Function

⁷ degradation process

⁸ degradation indicator

¹ Remaining Useful Life



شکل ۱- تصویر فرایند پیش بینی RUL (A) پیش بینی RUL در شاخص زمان در کل طول عمر و (B) پیش بینی RUL با گذر زمان لحظه ای در مرحله II [۱۷]

نحوی که بتوان تفاوت این روشها را به خوبی درک کرد.

۳- مدل های تخمین عمر مفید باقی مانده

۳-۱- روش مبتنی بر داده و آمار

روش های مبتنی بر داده روند روند تخریب را از داده های اندازه گیری شده با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین به دست می آورد. داده های خام اندازه گیری همیشه به همراه نویز می باشد. برای نشان دادن روند تخریب ماشین آلات، شاخص های سلامت که اطلاعات مفیدی از تخریب را شامل می شوند، از داده های اندازه گیری خام استخراج می شود. شاخص های سلامت در سری زمانی $\{x_1, x_2, \dots, x_{k-1}, x_k\}$ با مجموعه ای از متغیرهای $t_1, t_2, \dots, t_{k-1}, t_k$ نشان داده شده است. در اینجا x_k شاخص سلامتی در زمان t_k است. وظیفه پیش آگهی پیش بینی وضعیت سلامت آینده ماشین آلات است، یعنی شاخص سلامت در آینده، با توجه به شاخص های سلامت موجود.

در روش های مبتنی بر داده، پیش بینی می تواند با یک تابع پیش بینی $f(\cdot)$ نشان داده شود و فرایند پیش بینی به شرح زیر است:

$$\hat{x}_{i+p} = f(x_{i-np}, \dots, x_{i-2p}, x_{i-p}, x_i) \quad (3)$$

که در معادله (۳) $\{x_{i-np}, \dots, x_{i-2p}, x_{i-p}, x_i\}$ متغیرهای ورودی هستند، یعنی شاخص های سلامت در زمان های $t_{i-np}, \dots, t_{i-2p}, t_{i-p}, t_i$ و ترتیب متغیرهای ورودی است، p فاصله زمانی، \hat{x}_{i+p} نشان دهنده سلامت پیش بینی شده در نقطه زمان t_{i+p} است.

مثلا در شکل ۲ روند پیش بینی مبتنی بر داده با $n=3$ و $p=1$ را نشان می دهد. روش های پیش بینی مبتنی بر داده معمولا شامل دو مرحله است: آموزش و پیش بینی. در هر مرحله آموزش، شاخص های سلامت موجود در یک فرم مشخص $\{x_{i-np}, \dots, x_{i-2p}, x_{i-p}, x_i\}_{i=1}^{k-p}$ هستند به طوری که i یک شاخص تاریخ زمان است که شرط معادله (۴) را ارضا می کند:

$$np \leq i \leq k-p \quad (4)$$

$n+1$ شاخص های اولیه سلامت متغیرهای ورودی هستند و آخرین متغیر هدف مورد نظر است. تابع پیش بینی با توجه به رابطه

هنگامی که یک گسل تشخیص داده می شود، پیش آگهی شروع می شود و RUL در مرحله II پیش بینی می شود. زمان شروع پیش بینی به عنوان اولین زمان پیش بینی^۱ (FPT) تعریف شده است که با t_{FPT} در شکل ۱ مشخص شده است. بدیهی است، FPT مرز بین مرحله I و مرحله II است.

در شکل ۱، (A) فرایند پیش بینی RUL در یک نقطه واحد t_k را نشان می دهد و (B) نتایج پیش بینی RUL با گذر زمان لحظه ای^۲ در مرحله II را نشان می دهد. به عبارت دیگر، نتایج پیش بینی RUL در زمان واقعی با انجام فرایند پیش بینی RUL از t_{FPT} به t_{EOL} به طور مداوم به دست می آید [۱۷].

پیش بینی RUL به عنوان بخش قابل توجه و پر اهمیت پیش آگهی، باعث کاهش ریسک و هزینه های تعمیر و نگهداری و افزایش قابلیت نگهداری، دسترسی، قابلیت اطمینان و بهره وری از ماشین آلات می شود. در نتیجه، پیش بینی RUL ماشین در سال های اخیر توجه بیشتری به خود جلب کرده است [۱۸-۲۱]. به طور کلی، روش های پیش بینی تخمین عمر مفید باقی مانده به سه روش: ۱- مبتنی بر مدل، ۲- روش مبتنی بر داده و آمار و ۳- روش های ادغامی تقسیم بندی می شوند.

بسیاری از محققان تلاش کرده اند مدل های پیش بینی را با شرایط مختلف طبقه بندی کنند [۲۲-۲۵]. روش های مبتنی بر مدل تلاش می کنند با تنظیم مدل های ریاضی یا فیزیکی برای توصیف فرایندهای تخریب ماشین آلات و به روز رسانی پارامترهای مدل با استفاده از داده های اندازه گیری پیش بینی عمر مفید باقی مانده را انجام دهند [۲۶]. روش های مبتنی بر داده به منظور ایجاد فرایندهای تخریب ماشین آلات از سیگنال های اندازه گیری با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین به جای ساختن مدل های بر اساس فیزیک سیستم جامع و یا تخصص انسانی، تلاش می کنند [۲۷، ۲۸]. روش های ادغامی نیز از مزایای هر دو روش برای پیش بینی استفاده می کند. در ادامه، مفاهیم و نظریه های اساسی این روش ها معرفی خواهد شد به

¹ First Predicting Time

² Real-Time RUL Prediction

بین متغیرهای ورودی و متغیر هدف خروجی مکرراً آموزش داده می شود. استراتژی‌های رایج آموزش به روز رسانی پارامترها و یا وزن پیش بینی کننده با بازخورد از خطاهای پیش بینی می‌باشد. بعد از مرحله آموزش، انتظار داریم روند تخریب ماشین آلات را از شاخص‌های سلامت قبلی و موجود فرا گرفته شده باشد.

در مرحله پیش بینی، تابع پیش بینی شده آموزش دیده $f(\cdot)$ برای پیش بینی شاخص‌های سلامت آینده مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مورد خاصی در شکل ۲ مرحله پیش بینی بدین شرح است. اول، شاخص‌های سلامت $\{x_{k-3}, x_{k-2}, x_{k-1}, x_k\}$ ورودی به تابع پیش بینی می‌شوند و شاخص سلامتی در زمان بعدی t_{k+1} پیش بینی می‌شود. این یک فرآیند یک مرحله‌ای پیش بینی است که به صورت معادله (۵) ارائه می‌شود:

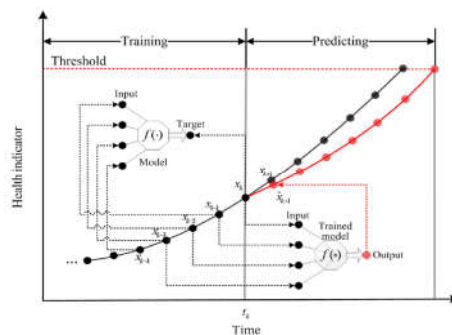
$$\hat{x}_{k+1} = f(x_{k-3}, x_{k-2}, x_{k-1}, x_k) \quad (5)$$

سپس شاخص سلامت پیش بینی شده \hat{x}_{k+1} به عنوان ورودی تابع پیش بینی وارد می‌شود و نتیجه پیش بینی دو مرحله ای توسط معادله (۶) محاسبه می‌شود:

$$\hat{x}_{k+2} = f(x_{k-3}, x_{k-2}, x_{k-1}, x_k, \hat{x}_{k+1}) \quad (6)$$

با ادامه دادن به همین ترتیب پیش بینی طولانی مدت به صورت بازگشتی می‌تواند به دست آید تا شاخص سلامت پیش بینی شده به یک آستانه شکست از پیش تعریف شده برسد.

از فرآیند پیش بینی مبتنی بر داده می‌توان دید که مأموریت مهم در این روش این است که یک سری داده پیش بینی کننده مناسب را انتخاب و آموزش دهیم. از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای تخمین روند تخریب غیرخطی بالقوه ماشین آلات می‌توان بهره برد. بنابراین، انواع روش یادگیری ماشین بسیاری توسط محققان، مانند شبکه عصبی مصنوعی [۲۹]، سیستم تداخل فازی تطبیقی (ANFIS) [۳۰]، ماشین بردار پشتیبان (SVM) [۳۱] و ماشین بردار مربوطه (RVM) [۳۲] به طور گسترده ای مورد استفاده قرار گرفته اند.



شکل ۲- پیش‌بینی عمر مفید باقی مانده با استفاده از روش مبتنی بر داده [۱۷]

تناسبی^۵، مدل مبتنی بر مارکوف^۶، و مدل رگرسیون لجستیکی^۷. آنها تخمین عمق خرابی را بر اساس نتایج بازرسی‌های قبلی بر روی ماشین آلات مشابه، انجام می‌دهند. آنها اغلب زمانی که هیچ مدل مناسب فرایند فیزیکی در دسترس نیست مورد استفاده قرار می‌گیرند. با این حال، برآورد پارامتر مدل نیاز به تعداد زیادی از داده‌های رویدادها از ماشین‌آلات مشابه دارد، که در واقعیت جمع آوری آن دشوار است [۱۷]. مدل‌های فرایند تصادفی^۸، فرآیندهای تخریب ماشین آلات را به عنوان فرآیندهای تصادفی توصیف می‌کنند. از آنجاییکه سیستم‌های مکانیکی عموماً به طور تصادفی تخریب می‌شوند، فرآیندهای تخریب آنها به طور طبیعی به عنوان فرآیندهای تصادفی مدل سازی می‌شوند. تاکنون مدل‌های مختلف تصادفی متفاوتی طراحی شده و در پیش بینی RUL ماشین به کار گرفته شده‌اند؛ مانند مدل فرایند گاما^۹ [۳۵]، مدل فرایند معکوس گوسی^{۱۰} [۳۶]، مدل رگرسیون خودکار^{۱۱} [۳۷]، مدل ضربه تصادفی^{۱۲} [۳۸] و مدل فرایند وینر^{۱۳} [۳۹]. آنها بر این فرض استوارند که زمان شکست از اجزای یکسان می‌تواند به عنوان متغیرهای تصادفی یکسان و مستقل در نظر گرفته شود و بنابراین می‌تواند با یک تابع چگالی احتمال توصیف شود. دانش و همکاران، نیز نشان دادند اعوجاج در سیگنال انکودر را می‌توان به عنوان معیاری جهت برآورد و پایش وضعیت لقی در سرو مکانیزم لنگ لغزشی مورد استفاده قرار داد [۴۰]. حسنی فرد و همکاران، بررسی معیارهای خستگی چند محوره در پیش بینی عمر استوانه توخالی از جنس آلیاژ GH4169 و مقایسه با نمونه مرجع تجربی را ارائه دادند [۴۱]. آنها نشان دادند رهیافت‌هایی که اثر همزمان تنش، کرنش و سخت‌شوندگی اضافی را (خصوصاً در دمای بالا) در نظر می‌گیرند تخمین بهتری از عمر پیش‌بینی شده ارائه می‌کنند.

۳-۲- روش مبتنی بر مدل

هدف روش مبتنی بر مدل، ساختن مدل‌های ریاضی یا فیزیکی برای توصیف فرایند تخریب ماشین آلات و ارزیابی پارامترهای مدل با استفاده از اندازه گیری است. ساخت مدل‌های مناسب و دقیق از رفتار ماشین برای روش های مبتنی بر مدل بسیار مهم است. از مدل‌ها انتظار می‌رود تا به دقت روند تخریب ماشین آلات را برآورد و پارامتر مدل پیش بینی RUL را به خوبی انجام دهند. مدل‌های پیش بینی متعددی وجود دارد و که از نظرماهی از دو منظر منابع مدل و کاربردها با هم تفاوت دارند. هر دو مدل، اهداف کاربردی مشخصی را دنبال می‌کند. بعضی از آنها برای فرایندهای تخریب از فیزیک مکانیسم توسعه یافته‌اند. بقیه با توجه به دانش تخصصی متخصص یا فرمول‌های ریاضی ساخته می‌شوند و توسعه می‌بند.

مدل‌های فیزیکی^{۱۴}، فرایند تخریب ماشین آلات را با استفاده از

⁵ Proportional intensity Model

⁶ Markov-based Model

⁷ Logistic regression Model

⁸ Stochastic Process Model

⁹ Gamma Process Model

¹⁰ Inverse Gaussian Process Model

¹¹ Autoregressive Model

¹² Random Coefficient Model

¹³ Wiener Process Model

¹⁴ Physical Model

مدل‌های آماری^۲ بر اساس آمار زیادی از وقایع نارسایی و تخریب

ساخته می‌شود. مانند مدل خطرات تناسبی^۴ [۳۳، ۳۴]، مدل شدت

¹ Adaptive Neural Fuzzy Interference System

² Relevance Vector Machine

³ Statistical Model

⁴ Proportional Hazards Model

آهسته انجام شد [۱۱]. برای نوع دوم، ژانگ و همکاران یک رویکرد ترکیبی جدید ایجاد کرد که در آن از روش داده محور برای "کالیبراسیون" مدل فیزیکی شکست استفاده می‌شود [۴۸]. برای تعیین معیارهای شکست روش داده محور، از مدل فیزیک شکست استفاده شد و پیش بینی RUL براساس نتایج داده محور است.

یک روش دیگر ادغام رویکردهای مبتنی بر داده با یکدیگر است. این روش را نیز می‌توان به دو نوع طبقه بندی کرد. یک نوع، روشهای مختلف مبتنی بر داده را برای پیش آگهی ترکیب می‌کنند و یک الگوریتم به دست می‌آورند [۴۹]. نوع دیگر از یک روش داده محور برای تخمین وضعیت یا شاخص سلامتی فعلی و آینده استفاده می‌کند، و سپس از یک روش داده محور دیگر برای پیش بینی تخریب یا RUL استفاده می‌کند [۵۰، ۵۱]. برای نوع اول، Gebraeel و همکاران ارتباط بین سیگنال های لرزش و زمان کار تحمل را با استفاده از BPNNها نقشه برداری کرد [۲۹]. پیش بینی RUL با وزن دهی به خروجی های همه شبکه های عصبی انجام شد. مزیدی و همکاران رویکرد ترکیبی مبتنی بر ANN ها و مدل خطرات نسبی را پیشنهاد کرد. ترکیبی از نتایج مدل می‌تواند امکان ارزیابی سیاست های مدیریت دارایی را فراهم کند [۵۲]. برای نوع دوم، ترن و همکاران ادغام ARMA، مدل خطر نسبی و SVM یک روش پیش بینی RUL سه مرحله ای ارائه داد [۵۳]. وانگ و همکاران برای مدل سازی تخریب سیستم از فرآیند وینر استفاده کرد، سپس از فیلتر کالمن برای تخمین RUL استفاده کرد [۵۴]. باپتستا و همکاران روش ترکیبی RUL را در هوانوردی با ترکیب داده های محور و فیلتر کالمن ارائه داد [۵۵].

توسعه رویکردهای ادغامی دارای دو مزیت اصلی است. یک مزیت این است که رویکردهای ترکیبی می‌توانند مکانیسم شکست یا حالت شکست و یا انتشار نقص را با ویژگی الگوریتمها ضبط کنند. مزیت دیگر رویکردهای ترکیبی این است که این رویکردها می‌توانند از ضعف روشها یا الگوریتمهای مختلف جلوگیری کنند.

۴- قابلیت اطمینان و گزارش وضعیت سلامت

به عنوان یکی از بحث‌های کلیدی در بخش پیش‌بینی RUL باید به میزان قابلیت اطمینان یا (CL^۵) اشاره کرد. با توجه به اینکه این میزان قابلیت اطمینان در هر ماشین معمولاً به صورت نظر متخصص و یا پیشنهاد شرکت تولید کننده دستگاه ارائه می‌شود اما در پژوهش‌ها، محققان با کمک روش‌های متنوعی این میزان را به دست می‌آورند. این کار از این بابت انجام می‌شود تا خروجی نهایی وضعیت سلامت دستگاه به خوبی قابل نمایش باشد و در صورت نیاز اعمال نگهداشت صورت پذیرد. این مسئله از این بابت که تکنسین مربوطه دستگاه، به مسائل پیشرفته تحلیل علاقه‌ای ندارد، اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کند که باید به آن به خوبی پرداخت. به همین خاطر باید در دل اعداد یا نمودارهای وضعیت سلامت، میزان قابلیت اطمینان را به خوبی گنجانند. گزارش کامل پیش‌آگاهی شامل گزارش نیازهای تشخیصی است که در ISO 13379-1 شرح داده شده است [۵۶]. به عنوان حداقل موارد قابل ارائه در نمایش وضعیت می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

قوانین فیزیکی تخریب، مبتنی بر مکانیزم فرآیند تخریب توصیف می‌کنند، به عنوان مثال مدل شروع و زمان برش خستگی [۴۲]، مدل قانون رشد ترک فورمن^۲ [۴۳] و مدل پاریس-اردوغان^۳ [۴۴]. این مدل ها یک درک کامل از رفتار سیستم مکانیکی در پاسخ به تنش در هر دو سطح ماکروسکوپی و میکروسکوپی دارد. علاوه بر این، فرض می‌شود که این رفتار را می‌توان با دقت و تحلیلی توصیف کرد. مدل‌های فیزیکی، RUL را برای یک مؤلفه یا دستگاه را به عنوان یک خروجی، با حل یک معادله قطعی و مشخص و یا مجموعه‌ای از معادلات به دست آمده از داده های تجربی گسترده ارائه می‌دهد. بعضی از داده ها به دانش مشترک علمی و مهندسی تبدیل شده‌اند، در حالی که داده‌های دیگر باید از طریق آزمایشات کنترل شده در محل آزمایشگاه، و یا اندازه‌گیری در خود محل به دست آید. به طور معمول، مدل های فیزیکی برای یک سیستم مکانیکی خاص، شناسایی یک یا چند پارامتر خاص برای آن سیستم (مثلاً خواص دقیق فیزیکی، سطوح استرس و ثابت های معادله) را شامل می‌شود. روش‌های مبتنی بر مدل و نظر متخصص، برای انواع ماشین آلات و صنایع، بسیار متنوع و گوناگون می‌باشد و به طور کل به تجربیات متخصص و شناخت از رفتار دینامیکی و ثابت ماشین آلات دوار دارد [۱۰، ۱۷]. ریاحی و همکاران نیز از طریق بهینه‌سازی پارامترهای مدل یک باتاقان، پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده را بهبود دادند [۴۵]. طهماسی و همکاران نیز یک مدل ریاضی رگرسیون خطی مرتبه دوم به منظور پیش‌بینی رفتار دمای فرآیند توسط جراح در حین عمل سوراخکاری استخوان به وسیله ربات‌های جراحی برحسب سرعت دوران ابزار، آهنگ پیشروی ابزار، قطر ابزار و برهم کنش‌های مؤثر آنها را ارائه کرده‌اند [۴۶].

۳-۳- روش‌های ادغامی

رویکردهای پیش آگهی ترکیبی ویژگی‌های برجسته روشهای مختلف را ادغام کرده و پیش آگهی‌ها را دقیق‌تر می‌کند. رویکردهای پیش آگهی ترکیبی می‌توانند به طور عمده به دو طبقه تقسیم شوند: (۱) رویکردهای مبتنی بر مدل همراه با رویکردهای مبتنی بر داده، و (۲) رویکردهای مبتنی بر داده با یکدیگر [۴۷].

در رویکردهای ترکیبی، یک روش ادغام رویکردهای مبتنی بر مدل فیزیکی با رویکردهای داده محور است. این روش عمدتاً شامل دو نوع است. یک نوع این است که نتایج پیش آگهی‌ها از رویکردهای مبتنی بر فیزیک و رویکردهای مبتنی بر داده با هم تلفیق می‌شوند. نوع دیگر این است که از روشهای داده محور برای ارزیابی وضعیت یا شاخص سلامت فعلی و آینده استفاده می‌شود، سپس از روشهای مبتنی بر فیزیک تجهیزات برای پیش بینی عمر مفید باقی مانده یا RUL استفاده می‌شود. کیان و همکاران چرخش فاز^۴ (PSW) اصلاح شده توسط مدل رگرسیون خودکار چند بعدی پیشرفته برای توصیف ردیابی نقص سریع را تحقیق کرد. مدل رشد ترک پاریس با استفاده از یک الگوریتم همزمان زمان برای توصیف انتشار نقص در مقیاس زمان

¹ Fatigue Spall Initiation and Progression Model

² Forman Law Crack Growth Model

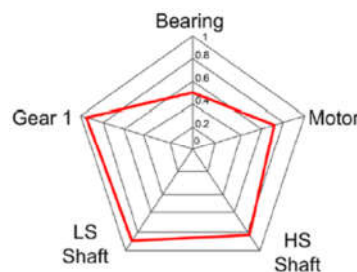
³ Paris-Erdogan Model

⁴ revised phase space warping

⁵ Confidence Level

- ۱- بیانیه ای از وضعیت عملکرد دستگاه در زمان اندازه گیری داده ها
 - ۲- بیانیه‌ای که جزئیات شرایط پیش‌آگاهی معتبر برای کارکرد را شرح دهد
 - ۳- لیست در دسترس از تمام نقاط اندازه گیری، پارامترها و ابزار اندازه‌گیری مورد استفاده در فرآیند پیش‌آگاهی
 - ۴- تشخیص شامل تمام حالت های شکست شناخته شده
 - ۵- پیش‌آگاهی اولیه (حالت‌های موجود و آینده)، سطح اطمینان، شرایط اعتبار و خطر مرتبط با آن
 - ۶- اقدامات پیشنهادی، پیش‌آگاهی های مرتبط با آن (حالت های موجود و آینده)، سطح اطمینان، شرایط اعتبار و خطر مرتبط با آن
- مفید است که در بخش نمایشگر یک نشانگر شدت و یک نشانگر روند را در هر بخش نمایش دهد. این امر می‌تواند به شناخت فوری شرایط و یا تغییر در شرایطی که به زنگ خطر نزدیک می شود، کمک کند.

به عنوان یک مثال در مرجع [۱۰] از مدل ترکیبی گوسی (GMM) به عنوان مدل ارزیابی سلامت برای محاسبه مقدار اطمینان (CL) اجزای مختلف چیلر استفاده شد. از این رو، یک CL (با استفاده از مقیاس ۰-۱۰، ۰ غیرقابل قبول و ۱ عادی بودن) از داده‌های شتاب سنج بدست آمده می آیند که برای تبدیل به وضعیت سلامت پردازش شده‌اند. در نهایت، یک نمودار راداری، همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است، برای نشان دادن وضعیت سلامت کلیه قطعات از جمله شافت، چهار یاتاقان، اواپراتور، چگالنده، روغن کمپرسور و مدار تولید شده است. یک مقدار قابلیت اطمینان نزدیک به مرکز رادار نمایش داده شد، که نشان می دهد احتمالاً شکست پیش‌بینی شده در یاتاقان رخ خواهد داد.



شکل ۳- نمایش وضعیت سلامت دستگاه به صورت یک نمودار راداری [۱۰]

۵- بحث و نتایج

با توجه به اینکه در بسیاری از مقالات بحث عمر مفید باقی‌مانده و پیش‌آگاهی در مورد زمان از کار افتادگی ماشین آلات به خصوص ماشین آلات دوار، بسیار به چشم می‌خورد، می‌توان این بحث را یکی از بحث‌های داغ حوزه نگهداری و تعمیرات به شمار بیاوریم. همانطور که در این مقاله به آن اشاره شد، روش‌های گوناگونی ارائه شده‌اند تا بتوانند در کنار کار تشخیص کار پیش‌آگاهی را نیز به عهده بگیرند. علی‌رغم کارهای گسترده‌ای که در این حوزه انجام شده است، هنوز

جای کار برای علاقه‌مندان به وفور به چشم می‌خورد. به همین دلیل در زیر پیشنهاداتی برای کارهای آینده ارائه شده است.

- اکثر مقالات تنها به پیش‌بینی عمر مفید یک یا چند نوع تجهیز خاص محدود شده‌اند به عنوان مثال تنها یاتاقان‌ها بررسی شده‌اند یا تنها فن‌ها بررسی شده‌اند. به نظر می‌رسد می‌توان روشی جامع برای پیش‌آگاهی تمام ماشین آلات دوار با بهره‌گیری از کارهای گذشته‌گان به دست آورد. یا حداقل در مورد تمام ماشین آلات دوار به یک الگوریتمی دست یافت تا بتوان، عمر مفید باقی‌مانده را در یک محدوده قابل قبولی پیش‌بینی کرد و نیاز نباشد برای هر قطعه دوار از الگوریتمی متفاوت استفاده کرد.
- پیشنهاد می‌شود تا بر روی حوزه پایش بر خط (آنلاین) با تمرکز بیشتر بر روی سرعت عملکرد و کاهش پیچیدگی محاسباتی الگوریتم برای عیب‌یابی تمرکز شود. چرا که با گسترش اینترنت و وسایل ارتباطی برای گسترش حوزه اینترنت اشیا، آینده نگهداری و تعمیرات نیز به این سمت سوق پیدا کرده است اما در ایران با توجه به محدودیت‌های زیرساخت اینترنتی، نیاز است بحث پهنای باند و سبک بودن الگوریتم از دیدگاه محاسباتی و کارایی قابل قبول، بیشتر مورد پژوهش قرار بگیرد.
- پیشنهاد می‌شود با کمک ابزارهای پردازش سیگنال پیشرفته، بر روی الگوریتم‌هایی کار شود پس از شناسایی خرابی اولیه، نوع خرابی‌ها برای همه گروه ماشین‌آلات دوار شناسایی شود تا به کمک آن بتوان حوزه ایمنی در دستگاه‌های دوار را بیش از پیش بسط و گسترش داد و به الگوریتم پیش‌آگاهی جامعی برسیم. امروزه توجه به بحث خود ایمنی تجهیزات که قادر است زمان وقوع و نوع خرابی را گزارش دهد، بیش از پیش به چشم می‌خورد. اما برای یک نوع خاص از ماشین آلات دوار مورد توجه پژوهشگران می‌باشد.
- با توجه به اینکه در محل‌های تولیدی، همیشه متخصصان حوزه نگهداری و تعمیرات حضور ندارند و بیشتر تکنسین‌ها هستند، باید با مطالعه دقیق رفتاری تکنسین‌ها، نرم افزارهای کاربرپسند تولید شود. این نرم افزارها باید بتوانند تا وضعیت دستگاه را شرح دهد به طوریکه برای آنان قابل فهم باشد. تکنسین‌ها باید تمایل داشته باشند تا با نرم افزار کار کنند و در صورت رخ دادن هر اتفاقی قادر باشند دستورات اولیه را پیش از رسیدن متخصص نگهداری و تعمیرات، انجام دهند. همانطور که در بخش چهار گفته شد، یک نوع نمایش می‌تواند نمودار راداری باشد، اما باید میزان مقبولیت هر نوع نمایش را بین کاربران سنجید. تا به امروز انجام تحقیق در مورد کارایی نوع نمایش بین کاربران انجام نشده است

با توجه به ظرفیت‌هایی که روش‌های ادغامی در پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده دارند، به نظر می‌رسد در آینده این روش‌ها سهم بزرگی در پیش‌بینی وضعیت تجهیز داشته باشند. به همین دلیل به محققان توصیه می‌گردد بر روی این روش‌ها تمرکز ویژه‌ای داشته باشند.

۶- نتیجه‌گیری

با توجه به اینکه صنایع در حال پیشرفت هستند و به تبع آن ماشین‌آلاتی که از آن‌ها استفاده می‌شود روز به روز پیشرفته‌تر می‌شوند، موضوع نگهداری و تعمیرات بیش از پیش اهمیت پیدا می‌کند. هرچه صنایع پیشرفت کنند، باید به تبع آن روش‌های نگهداری و تعمیرات نیز پیشرفت کنند. در این بین انواع روش‌های تخمین عمر مفید باقی‌مانده، با اعلام پیش‌بینی زمان‌های مناسب برای انجام فعالیت‌های نگهداری و تعمیرات ذیل هر نوع فلسفه به وجود آمده‌اند. تجهیزات دوار از این بابت که ممکن است با تخمین نادرست زمان عمر مفید باقی‌مانده، صدمات جانی و انسانی نیز به همراه داشته باشد، بیشتر مورد توجه محققان قرار گرفته‌اند. به همین علت یک مقاله مروری که بتواند انواع روش‌های موجود و نحوه عملکرد آن‌ها را توضیح دهد اهمیت خاصی دارد.

در این مقاله هدف، مروری بر انواع روش‌های تخمین عمر مفید باقی‌مانده (RUL) در ماشین‌آلات دوار بود. در ابتدا در مورد روش نوین مدیریت سلامت پیش‌بینانه (PHM) و تفاوت آن با روش‌های پیشین توضیح داده شد. پس از آن به تبیین مفهوم عمر مفید باقی‌مانده (RUL) پرداخته شد. سپس سه روش ۱- مبتنی بر مدل، ۲- مبتنی بر داده و ۳- روش ادغامی، که برای پیش‌بینی RUL به کار می‌روند، معرفی شدند و مفاهیم ریاضیاتی آن توضیح داده شد. پس از آن به بخش مهمی از فرآیند پیش‌بینی می‌رسیم که چگونگی نمایش نتایج حاصل از الگوریتم‌هاست و به یک نمونه از آن اشاره شده است. در انتها نیز پیشنهادهای برای محققان جهت روشن تر ساختن روند پژوهشی در این حوزه ارائه شده است.

با توجه به آنچه در این مقاله به آن پرداخته شد، دیده می‌شود که هر یک از مدل‌های مبتنی بر مدل و مبتنی بر داده، فواید و معضلات خاص خود را دارند. به عنوان مثال ضعف موجود در روش مبتنی بر مدل، عدم قطعیت فراوان در بحث مدلسازی ماشین‌آلات دوار است. در مقابل ضعف روش مبتنی بر داده، نیاز فراوان آن به داده‌های گذشته ماشین‌آلات با مشخصات یکسان است که معمولاً داده‌های آن در دسترس نیست. به همین خاطر امروزه مدل‌های ادغامی از روش‌های پیشرویی هستند که محققان علاقه‌مندند تا با ترکیب روش‌ها از مزایای هر روش بهره برده و ضعف‌های یکدیگر را پوشش بدهند. با جایگاه ویژه‌ای که اینترنت در این میان پیدا کرده است و با توجه به زیرساخت‌های آن در کشور ایران، پیشنهاد می‌شود بر روی الگوریتم‌های ترکیبی که قادر باشند پیچیدگی محاسباتی را کاهش داده و سرعت پیش‌بینی را افزایش دهند، پژوهش شود. این الگوریتم‌ها باید قادر باشند تا الگوریتم هر خرابی را به خوبی در حافظه خود ساده سازی و نگهداری کنند تا به موقع بتوان از آن استفاده کرد. اگر بتوان به الگوریتم جامعی دست یافت که برای تمام ماشین‌آلات دوار در یک بازه قابلیت اطمینان مناسب، پاسخگو باشد، قطعاً به یک پیشرفت در این حوزه نائل خواهیم شد. علاوه بر موارد ذکر شده، پیشنهاد می‌گردد نوع نمایش خروجی، که اصلی‌ترین مرحله پیش‌آگاهی است، و میزان مقبولیت و قابل درک بودن آن در بین کاربران بیش از پیش مورد پژوهش قرار بگیرند.

این مقاله به صنعتگران و پژوهشگران کمک می‌کند تا با بهره‌گیری از کارهای گذشتگان درک بهتری از مسئله خود داشته باشند و بهترین روش پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده را برای تجهیزات خود به کار ببرند. همچنین قادر باشند تا با استفاده از علوم نوین پیش‌آگاهی، مدل‌های تخمین عمر مفید باقی‌مانده خود را ابداع کرده و آن را در مراکز R&D خود به کار بگیرند. این مقاله به صنعتگران ضرورت استفاده از نیروی خبیره و باتجربه را در قسمت نگهداری و تعمیرات خود بیش از پیش گوشزد می‌کند. همچنین باعث می‌شود تا اهمیت ارتباط صنعت با دانشگاه بیشتر از گذشته احساس شود.

۷- مراجع

- [1] Kalgren P. W., Byington C. S., Roemer M. J., & Watson M. J., Defining PHM, a lexical evolution of maintenance and logistics. In *2006 IEEE autotestcon*, pp. 353-358. IEEE, 2006.
- [2] Kim N. H., An D., & Choi J. H., Data-Driven Prognostics. In *Prognostics and Health Management of Engineering Systems*, pp. 179-241. Springer, Cham, 2017.
- [3] Riahi M., Shamekh H., Health monitoring of aboveground storage tanks' floors: A new methodology based on practical experience. *Russian Journal of Nondestructive Testing* 42, No. 8, pp. 537-54, 2016.
- [4] ریاحی م. و مقصودی ع.، مروری بر روش نوین مدیریت سلامت پیش‌بینانه صنعتی و ماشین‌آلات: مفهوم، جایگاه، کاربردها و فرصت‌های آینده. *مجله مهندسی نگهداری و مدیریت منابع*، ش. ۲، ۱۳۹۹.
- [5] Soualhi A., Hawwari Y., Medjaher K., Clerc G., Hubert R., Guillet F., PHM survey: implementation of signal processing methods for monitoring bearings and gearboxes. *International Journal of Prognostics and Health Management*, No. 2, 2018.
- [6] R. Yam, P. Tse, L. Li, and P. Tu, Intelligent predictive decision support system for condition-based maintenance, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 17, pp. 383-391, 2001.
- [7] Heng A., Zhang S., Tan A.C., Mathew J., Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities. *Mechanical systems and signal processing*, vol. 23, pp. 724-739, 2009.
- [8] Soualhi A., Medjaher K., Zerhouni N., Bearing health monitoring based on Hilbert-Huang transform, support vector machine, and regression. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 64, pp. 52-62, 2014.
- [9] Ye Z.S., Chen N., Shen Y., A new class of Wiener process models for degradation analysis. *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 139, pp. 58-67, 2015.
- [10] Lee J., Wu F., Zhao W., Ghaffari M., Liao L., Siegel D., Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications. *Mechanical systems and signal processing*, vol. 42, pp. 314-334, 2014.
- [11] Qian Y., Yan R., Gao R.X., A multi-time scale approach to remaining useful life prediction in rolling bearing. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 83, pp. 549-567, 2017.
- [12] Zhu S.P., Huang H.Z., Peng W., Wang H.K., Mahadevan S., Probabilistic physics of failure-based framework for fatigue life prediction of aircraft gas turbine discs under uncertainty. *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 146, pp. 1-12, 2016.
- [13] Riahi M., Ahmadi A., Comparison and analysis of two modern methods in the structural health monitoring

- [29] Gebraeel N., Lawley M., Liu R., Parmeshwaran V., Residual life predictions from vibration-based degradation signals: a neural network approach. *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 51, pp. 694-700, 2004.
- [30] Chen C., Zhang B., Vachtsevanos G., Orchard M., Machine condition prediction based on adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, pp. 4353-4364, 2010.
- [31] Liu J., Seraoui R., Vitelli V., Zio E., Nuclear power plant components condition monitoring by probabilistic support vector machine. *Annals of Nuclear Energy*, vol. 56, pp. 23-33, 2013.
- [32] Zio E., Di Maio F., Fatigue crack growth estimation by relevance vector machine. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 10681-10692, 2012.
- [33] Cox DR., Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 34, pp. 187-202, 1972.
- [34] Zhao H., Li X., A cost sensitive decision tree algorithm based on weighted class distribution with batch deleting attribute mechanism. *Information Sciences*, vol. 378, pp. 303-316, 2017.
- [35] Park C., Padgett W.J., Accelerated degradation models for failure based on geometric Brownian motion and gamma processes. *Lifetime Data Analysis*, vol. 11, pp. 511-527, 2005.
- [36] Ye Z.S., On the conditional increments of degradation processes. *Statistics & Probability Letters*, vol. 83, pp. 2531-2536, 2013.
- [37] Pang C.K., Zhou J.H., Yan H.C., PDF and breakdown time prediction for unobservable wear using enhanced particle filters in precognitive maintenance. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 64, pp. 649-659, 2014.
- [38] Park J.I., Bae S.J., Direct prediction methods on lifetime distribution of organic light-emitting diodes from accelerated degradation tests. *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 59, pp. 74-90, 2010.
- [39] Si X.S., Wang W., Hu C.H., Chen M.Y., Zhou D.H., A Wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, pp. 219-237, 2013.
- [۴۰] دانش م.، محمدی ع.ا.، پایش وضعیت لقی در یک سرومکانیزم لنگ لغزشی با استفاده از تحلیل هارمونیک‌های سیگنال حسگر آنکودر، *مجله مهندسی مکانیک دانشگاه تبریز*، د ۵۰، ش ۱، ص ۱۰۱-۱۰۸، ۱۳۹۹.
- [۴۱] س. حسینی فرد، ا. معماری، س. امینی، and م. خوشروان آذر، "بررسی معیارهای خستگی چند محوره در پیش بینی عمر استوانه توخالی از جنس آلایژ GH4169 و مقایسه با نمونه مرجع تجربی"، *مهندسی مکانیک دانشگاه تبریز*، د ۴۸، ش ۱، ص ۱۲۳-۱۳۲، ۱۳۹۷.
- [42] Orsagh R., Roemer M., Sheldon J., Klenke C.J., A comprehensive prognostics approach for predicting gas turbine engine bearing life. In *Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*, vol. 41677, pp. 777-785. 2004.
- [43] Oppenheimer C.H., Loparo K.A., Physically based diagnosis and prognosis of cracked rotor shafts. in *Component and Systems Diagnostics, Prognostics, and Health Management II*, pp. 122-133, 2002.
- [44] Paris P., Erdogan F., A critical analysis of crack propagation laws, *Journal of basic engineering*, vol. 85, pp. 528-533, 1963.
- [45] Riahi M., Ansarifard M., Maintenance Improvement of Ball Bearings For Industrial Applications. *International Journal techniques in aerospace. in Nondestructive Characterization and Monitoring of Advanced Materials, Aerospace, and Civil Infrastructure 2016*, Vol. 9804, 2016.
- [14] Liao L., Köttig F., Review of hybrid prognostics approaches for remaining useful life prediction of engineered systems, and an application to battery life prediction. *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 63, pp. 191-207, 2014.
- [15] Riahi M., and Maghsoudi A., Feature Selection in Milling Process Utilizing Wavelet Analysis, in *the 5th Biennial International Conference on Experimental Solid Mechanics (X-Mech)*, Iran University of Science and Technology, Tehran, 2020.
- [16] Riahi M., and Maghsoudi A., Identification of the Optimum Level of Wavelet Decomposition for Acoustic Emission Signal Denoising of a Milling Machine. in *the 5th Biennial International Conference on Experimental Solid Mechanics (X-Mech)*, Iran University of Science and Technology, Tehran, 2020.
- [17] Lei Y., *Intelligent fault diagnosis and remaining useful life prediction of rotating machinery*. Butterworth-Heinemann Elsevier, United Kingdom, 2016.
- [18] Li N., Lei Y., Liu Z., Lin J., A particle filtering-based approach for remaining useful life prediction of rolling element bearings. In *2014 International Conference on Prognostics and Health Management IEEE*, pp. 1-8., 2014.
- [19] Li X., Ding Q., Sun J.Q., Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks. *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 172, pp. 1-11, 2018.
- [20] Rai A., Upadhyay S.H., Intelligent bearing performance degradation assessment and remaining useful life prediction based on self-organising map and support vector regression. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 232, pp. 1118-1, 2018.
- [21] Li X., Zhang W., Ding Q., Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction. *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 182, pp. 208-218, 2019.
- [22] Alaswad S., Xiang Y., A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system. *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 157, pp. 54-63, 2017.
- [23] Keizer M.C., Flapper S.D., Teunter R.H., Condition-based maintenance policies for systems with multiple dependent components: A review. *European Journal of Operational Research*, vol. 261, pp. 405-420, 2017.
- [24] Lei Y., Li N., Guo L., Li N., Yan T., Lin J., Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 104, pp. 799-834, 2018.
- [25] Liu R., Yang B., Zio E., Chen X., Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 108, pp. 33-47, 2018.
- [26] Li N., Lei Y., Lin J., Ding S.X., An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, pp. 7762-7773, 2015.
- [27] Peng Y., Cheng J., Liu Y., Li X., Peng Z., An adaptive data-driven method for accurate prediction of remaining useful life of rolling bearings. *Frontiers of Mechanical Engineering*, vol. 13, pp. 301-310, 2018.
- [28] Ahadi E., Larky M., Riahi M., Applications of Artificial Intelligence on Prognostics of Rotating Machineries, In *The 26th Annual International Conference of Iranian Society of Mechanical Engineers-ISME2018*, School of Mechanical Engineering, Semnan University, Semnan, Iran, 2018.

of Industrial Engineering & Production Research, vol. 19, pp. 123-126, 2008.

- [۴۶] طهماسبی و.، قریشی م.، و ذوالفقاری م.، ارائه یک مدل ریاضی، بررسی و بهینه سازی پارامترهای مؤثر در دمای فرآیند سوراخکاری استخوان کورتیکال، مجله مهندسی مکانیک دانشگاه تبریز، د ۴۷، ش ۱، ص ۱۶۸-۱۶۱، ۱۳۹۶.
- [47] Xia T., Dong Y., Xiao L., Du S., Pan E., Xi L., Recent advances in prognostics and health management for advanced manufacturing paradigms. *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 178, pp. 255-268, 2018.
- [48] Zhang H., Kang R., Pecht M., A hybrid prognostics and health management approach for condition-based maintenance. in *2009 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, pp. 1165-1169, 2009.
- [49] Du S., Lv J., Xi L., Degradation process prediction for rotational machinery based on hybrid intelligent model. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 28, pp. 190-207, 2012.
- [50] Xiao Q., Fang Y., Liu Q., Zhou S., Online machine health prognostics based on modified duration-dependent hidden semi-Markov model and high-order particle filtering. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 94, pp. 1283-1297, 2018.
- [51] Ramezani S., Moini A., Riahi M., A Model to Determining the State of Degradation and Remaining Useful Life of Rotating Equipment, With a New Approach to Combination and Predicting Health Index. *Modares Mechanical Engineering*, vol. 19, pp. 2351-2365, 2019.
- [52] Mazidi P., Bertling Tjernberg L., Sanz Bobi M.A., Wind turbine prognostics and maintenance management based on a hybrid approach of neural networks and a proportional hazards model. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, vol. 231, pp. 121-129, 2017.
- [53] Pham H.T., Yang B.S., Nguyen T.T., Machine performance degradation assessment and remaining useful life prediction using proportional hazard model and support vector machine. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 32, pp. 320-330, 2012.
- [54] Wang Y., Peng Y., Zi Y., Jin X., Tsui K.L., A two-stage data-driven-based prognostic approach for bearing degradation problem. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 12, pp. 924-932, 2016.
- [55] Baptista M., Henriques E. M., de Medeiros I. P., Malere J. P., Nascimento C. L., Prendinger H., Remaining useful life estimation in aeronautics: Combining data-driven and Kalman filtering, *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 184, pp. 228-239, 2019.
- [56] Monitoring C., Diagnostics of machines-prognostics part 1: General guidelines. *ISO13381-1:(e)*. vol. *ISO/IEC Directives Part 2, IO f. S* 14, 2004.