



مروری بر کاربرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی در پایش وضعیت ماشین‌آلات دوار

مهدی شکارزاده*، بهنام گازرزاده

گروه مهندسی مکانیک، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران

*نویسنده مسئول: Mehdi-shekarzadeh@iau.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۲۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۲۶

<https://doi.org/10.82385/jacms.2025.1212060>

چکیده

پایش وضعیت ماشین‌های دوار به دلیل نقش مهم آن در افزایش قابلیت اطمینان، کاهش خرابی‌های ناگهانی و صرفه‌جویی در هزینه‌های نگهداری، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. روش‌های سنتی پایش وضعیت با چالش‌هایی مانند حجم بالای داده‌ها، وجود نویز و پیچیدگی در تشخیص خرابی روبه‌رو هستند. در سال‌های اخیر، روش‌های بهینه‌سازی به عنوان ابزاری کارآمد برای غلبه بر این مشکلات معرفی شده‌اند و در زمینه‌هایی چون پیش‌پردازش داده‌ها، انتخاب ویژگی و دسته‌بندی خرابی‌ها به کار گرفته می‌شوند. در این مقاله، مروری جامع بر کاربرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی در پایش وضعیت ماشین‌های دوار ارائه شده و نقش آن‌ها در بهبود تحلیل ارتعاشات، پایش حرارتی و نگهداری پیش‌بینانه بررسی گردیده است. همچنین ادغام این الگوریتم‌ها با هوش مصنوعی و یادگیری عمیق، چالش‌های محاسباتی و نیاز به تصمیم‌گیری در زمان واقعی پرداخته می‌شود. سپس توصیه‌هایی برای پژوهش‌های آینده با تاکید بر استفاده از روش‌های ترکیبی و پیشرفته ارائه می‌گردد.

کلمات کلیدی: ماشین‌آلات دوار، پایش وضعیت، الگوریتم‌های بهینه‌سازی، تشخیص خرابی

مقدمه

پایش وضعیت برای اطمینان از قابلیت اطمینان و کارایی ماشین‌آلات دوار ضروری است [۱]. هنگ و همکاران [۲] بیان نمودند که با ارزیابی مداوم سلامت تجهیزات، این روش امکان شناسایی زودهنگام خرابی‌های بالقوه را فراهم می‌کند و در نتیجه از توقف‌های غیرمنتظره جلوگیری کرده و هزینه‌های تعمیر و نگهداری را کاهش می‌دهد. آنها تاکید نمودند که این رویکرد پیشگیرانه نه تنها ایمنی عملیاتی را افزایش می‌دهد، بلکه طول عمر اجزای حیاتی را نیز بهبود می‌بخشد. ماشین‌های دوار در صنایع مختلف از جمله تولید انرژی، حمل و نقل، صنایع نفت و گاز نقش اساسی دارند. همان‌طور که لیانگ و همکاران [۳] توضیح دادند، قابلیت اطمینان این تجهیزات بسیار مهم است، زیرا خرابی آن‌ها می‌تواند منجر به خسارت‌های مالی و بروز مخاطرات ایمنی شود. به کارگیری روش‌های پایش وضعیت، امکان ارزیابی مداوم پارامترهایی مانند ارتعاش، دما و فشار را فراهم کرده و شناسایی زودهنگام ناهنجاری‌هایی را که می‌توانند نشانه‌ای از خرابی قریب‌الوقوع باشند ممکن می‌سازد. این شناسایی زودهنگام، همان‌طور که تونگ و یانگ [۴] بیان نمودند، برای برنامه‌ریزی فعالیت‌های تعمیر و نگهداری بدون ایجاد اختلالات جدی در عملیات بسیار حیاتی است. یکی از مزایای اصلی پایش وضعیت، توانایی آن در انتقال استراتژی‌های تعمیر و نگهداری از حالت واکنشی به حالت پیشگیرانه است. افزون بر این، آنها به این نتیجه رسیدند که یکپارچه‌سازی این سیستم‌های پایش با چارچوب‌های عملیاتی موجود نیاز به برنامه‌ریزی دقیق و تخصص دارد. جارداین و همکاران [۵] نشان دادند که رویکردهای سنتی تعمیر و نگهداری اغلب به بازرسی‌های زمان‌بندی شده یا تعمیرات واکنشی پس از وقوع خرابی متکی هستند. در مقابل، پایش وضعیت داده‌های بلادرنگ را ارائه می‌دهد و امکان اجرای تعمیر و نگهداری بر اساس وضعیت واقعی تجهیزات را فراهم می‌کند. فیشر و کورونادو [۶] نیز گزارش نمودند که این تغییر نه تنها احتمال خرابی‌های غیرمنتظره را کاهش می‌دهد، بلکه زمان‌بندی تعمیرات را بهینه کرده و منجر به صرفه‌جویی در هزینه می‌شود. ایشان با تحلیل مجموعه داده‌های بزرگی از فعالیت‌های پایش تولیدی، بیان نمودند الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌توانند الگوها را شناسایی کرده و خرابی‌های بالقوه را با دقت بیشتری پیش‌بینی



کنند. با این حال، پیاده‌سازی سیستم‌های مؤثر پایش وضعیت با چالش‌هایی مواجه است. لیانگ و همکاران [۷] تکنیک‌های تشخیصی پیشرفته‌ای مانند تحلیل ارتعاشات، پایش آلودگی روغن و ترموگرافی را بررسی کردند. الگوریتم‌های بهینه‌سازی به عنوان ابزارهای قدرتمندی برای افزایش اثربخشی سیستم‌های پایش وضعیت ظهور کرده‌اند. تکنیک‌هایی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های ژنتیک و منطق فازی در پژوهش‌های متعددی برای بهبود تشخیص خرابی و پیش‌بینی به کار گرفته شده‌اند، که توسط ویاله و همکاران [۸] مورد بررسی قرار گرفته است. به کارگیری این الگوریتم‌ها برنامه‌ریزی دقیق‌تر تعمیر و نگهداری و تخصیص منابع را تسهیل کرده و قابلیت اطمینان و کارایی عملیات را افزایش می‌دهد. لو و همکاران [۹] با به کارگیری یادگیری فدرال^۱ همراه با خوشه‌بندی مشتریان بر پایه عدم قطعیت پیش‌بینی نشان دادند که در ناهمگنی داده مشتریان، دقت تشخیص خرابی یاتاقان نسبت به روش‌های متداول فدرالی به‌طور معناداری بهتر می‌شود. از سوی دیگر، ژائو و همکاران [۱۰] یک چارچوب خودنظارتی متا-یادگیر^۲ پیشنهاد کردند که با به‌روزرسانی برچسب‌ها در طی آموزش، پایداری و تعمیم‌پذیری مدل تشخیص عیب را در حالت کم‌نمونه و جابه‌جایی دامنه بهبود می‌دهد. برای رفع کمبود داده نا همخوانی حسگرها، فو و همکاران [۱۱] با یک شبکه مولد تخصصی توجه محور نمونه‌های همجوشی چندحسگر^۳ باکیفیت تولید کردند و دقت تشخیص چند حسگر را زیر شرایط نمونه محدود افزایش دادند. در سطح پیش‌پردازش سیگنال، گائو و همکاران [۱۲] با واگشایی کور بهینه سازگار با چرخه ثانوی برای کاهش نویز سایکلواستیشنر و اتصال آن به یک شبکه وارون‌پذیر، هم تشخیص خرابی و هم برآورد عمر باقیمانده را به‌طور معناداری بهبود دادند. افزون بر این، برای سازگارسازی مدل‌ها میان سامانه‌ها و سرعت‌های کاری ناهمسان، دانگ و همکاران [۱۳] با یک رویکرد سازگاری دامنه جهان‌شمول مبتنی بر خوشه‌بندی عمودساز خودنظارتی نشان دادند که می‌توان افت دقت ناشی از تغییر شرایط کاری را مهار کرد و کارایی تشخیصی را در حوزه‌های ناشناخته حفظ نمود.

پایش وضعیت در ماشین‌آلات دوار و بررسی چالش‌های موجود

پایش وضعیت یک ابزار ضروری برای اطمینان از سلامت و قابلیت اطمینان ماشین‌آلات دوار است، اما پیاده‌سازی آن با چالش‌های متعددی همراه است که نیازمند رویکردهای صنعتی دقیق است. حل چالش‌هایی نظیر مقیاس‌پذیری در تأسیسات بزرگ و نیاز به راه‌حل‌های بلادرنگ، مانند استفاده از پردازش ابری یا سیستم‌های لبه‌ای مسیر آینده این فناوری را مشخص خواهد کرد. ادغام الگوریتم‌های بهینه‌سازی، مانند الگوریتم‌های ژنتیک و شبکه‌های عصبی عمیق، توانسته است پیشرفت‌های چشمگیری در تشخیص و پیش‌بینی خرابی‌ها ایجاد کند، به‌طوری‌که این الگوریتم‌ها توانایی تحلیل الگوهای پیچیده در داده‌های عملکردی توربین‌ها را فراهم کرده و امکان برنامه‌ریزی دقیق‌تر تعمیرات پیشگیرانه را فراهم کرده‌اند. پایش وضعیت در ماشین‌های دوار با تکیه بر داده‌های حسگر، امکان حرکت از نگهداشت واکنشی به سمت نگهداشت پیش‌بینانه را فراهم می‌کند. سوروچو و همکاران [۱۴] در یک مرور جامع نشان دادند که ترکیب الگوریتم‌های یادگیری ماشین با روش‌های بهینه‌سازی می‌تواند خطای تشخیص را به میزان قابل توجهی کاهش دهد و کارایی عملیاتی سیستم را افزایش دهد. همچنین الشرم و همکاران [۱۵] در مطالعه دیگری بر روی روش‌های مبتنی بر پردازش تصویری، گزارش نمودند که این دسته روش‌ها در شناسایی عیوب ریز و غیرقابل مشاهده در ماشین‌های دوار توانسته‌اند موفقیت بیشتری نسبت به روش‌های کلاسیک داشته باشند. در همین راستا، زو و همکاران [۱۶] با بهره‌گیری از یک چارچوب مبتنی بر خودمرزگذار کانولوشنی و استفاده از بهینه‌سازی، نشان دادند که حتی در داده‌های نویزی هم می‌توان دقت تشخیص عیب را به شکل محسوسی بهبود بخشید.

نقش الگوریتم‌های بهینه‌سازی در بهبود فرآیند پایش

الگوریتم‌های بهینه‌سازی به عنوان یک ابزار کلیدی در پایش وضعیت ماشین‌آلات دوار تحولی بزرگ ایجاد کرده‌اند. این الگوریتم‌ها به دلیل توانایی در پردازش داده‌های پیچیده، تشخیص دقیق خرابی‌ها و تسهیل تعمیر و نگهداری پیش‌بینانه، در

¹ Federated learning

² A self-supervised meta-learning fault diagnosis method

³ Rotating Machinery Fault Diagnosis with Limited Multisensory Fusion Samples



صنایع مختلف جایگاه ویژه‌ای یافته‌اند. جارداين و همکاران [۱۷] بیان نمودند الگوریتم‌هایی مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات در چنین سناریوهایی برای انتخاب ویژگی‌های کلیدی و حذف اطلاعات غیرضروری به کار می‌روند. این روش‌ها می‌توانند حجم داده‌های مورد نیاز برای پردازش را تا ۵۰ درصد کاهش داده و دقت تشخیص خرابی را تا ۲۰ درصد افزایش دهند. یکی از کاربردهای اصلی این الگوریتم‌ها، تشخیص و طبقه‌بندی خرابی‌ها است. الگوریتم‌های کلونی مورچگان و تکامل تفاضلی برای تنظیم دقیق پارامترهای مدل‌های یادگیری ماشین مانند ماشین‌های بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی استفاده می‌شوند. در یک پروژه صنعتی در یک کارخانه تولید برق، از تکامل تفاضلی برای بهینه‌سازی تشخیص ترک‌های پره‌های توربین استفاده شد که دقت تشخیص را از ۸۵ درصد به ۹۴ درصد افزایش داد. این بهبود دقت به دلیل توانایی الگوریتم در شناسایی الگوهای خرابی ظریف بود که روش‌های سنتی قادر به شناسایی آن‌ها نبودند [۱۸ و ۱۹]. پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده یکی دیگر از کاربردهای مهم این الگوریتم‌ها است. کاسترو و همکاران [۲۰] گزارش دادند ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی با شبکه‌های عصبی عمیق در یک پروژه صنعتی برای پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده یاتاقان‌های توربین توانست زمان تحلیل را از ۵ ثانیه به ۲ ثانیه کاهش دهد و به تیم‌های عملیاتی اجازه داد تا در شرایط بحرانی تصمیمات سریع‌تری بگیرند. این بهبود نه تنها خطر خرابی‌های جدی را کاهش داد، بلکه هزینه‌های عملیاتی را نیز به میزان قابل‌توجهی کاهش داد. رویکردهای ترکیبی نیز در سال‌های اخیر در صنایع مختلف محبوبیت یافته‌اند. کریشنا بابو و همکاران [۲۱] گزارش دادند ترکیب الگوریتم ژنتیک با شبکه‌های عصبی یا منطق فازی در یک پروژه صنعتی در بخش نفت و گاز برای تحلیل داده‌های پایش کمپرسور به کار رفت. این مدل ترکیبی توانست پیچیدگی داده‌های عملیاتی را مدیریت کرده و دقت تشخیص را از ۸۸ درصد به ۹۳ درصد افزایش دهد. در نهایت، یکی از چالش‌های اصلی در پایش وضعیت، تصمیم‌گیری بلادرنگ است. الگوریتم‌هایی مانند ازدحام ذرات در یک پروژه صنعتی برای کاهش زمان تحلیل داده‌های حسگرهای کمپرسورهای گازی استفاده شدند.

اهداف و رویکردهای پایش وضعیت

هدف اصلی این مرور، ارائه یک تحلیل جامع از کاربرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی در پایش وضعیت ماشین‌آلات دوار است. این مقاله به بررسی پیشرفت‌ها و چالش‌های موجود در پیاده‌سازی تکنیک‌های بهینه‌سازی برای بهبود تشخیص خرابی، عیب‌یابی و تعمیر و نگهداری پیش‌بینانه می‌پردازد. با مرور مطالعات موجود، مقاله تلاش می‌کند نقاط قوت و محدودیت‌های روش‌های مختلف بهینه‌سازی، از جمله الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و رویکردهای ترکیبی را در افزایش دقت و کارایی سیستم‌های پایش وضعیت برجسته کند. علاوه بر این، این مرور هدف دارد تا فاصله میان پیشرفت‌های نظری در تکنیک‌های بهینه‌سازی و پیاده‌سازی عملی آن‌ها در سناریوهای صنعتی واقعی را پر کند. تمرکز این مقاله بر شناسایی نقش‌های مشخص الگوریتم‌های بهینه‌سازی در رفع چالش‌های رایج نظیر کاهش ابعاد داده‌ها، حذف نویز و تصمیم‌گیری بلادرنگ است. هدف نهایی، ارائه بینش‌هایی در مورد چگونگی بهبود قابلیت اطمینان عملیاتی، کاهش توقف‌های برنامه‌ریزی‌نشده، و کاهش هزینه‌های تعمیر و نگهداری با استفاده از این الگوریتم‌ها است. با جمع‌بندی یافته‌های تحقیقات موجود، این مقاله همچنین به شناسایی حوزه‌های تحقیقاتی بالقوه برای آینده می‌پردازد که شامل توسعه الگوریتم‌های ترکیبی، ادغام با فناوری‌های نوظهور مانند هوش مصنوعی و اینترنت اشیا، و مقیاس‌پذیری برای سیستم‌های صنعتی بزرگ است. این مرور قصد دارد به عنوان یک منبع ارزشمند برای محققان و متخصصان صنعتی که به دنبال ارتقای عملکرد و قابلیت اطمینان سیستم‌های پایش وضعیت ماشین‌آلات دوار هستند، خدمت کند.

ژیونگ و همکاران [۲۲] بیان نمودند که این تکنیک شامل جمع‌آوری، تحلیل و تفسیر سیستماتیک داده‌های ماشین به منظور شناسایی و تشخیص زودهنگام خرابی‌ها است. این رویکرد از وقوع خرابی‌های فاجعه‌بار جلوگیری کرده و هزینه‌های نگهداری را کاهش می‌دهد. پایش وضعیت بر اساس ارزیابی دوره‌ای یا بلادرنگ سلامت ماشین‌آلات استوار است. این رویکرد به طور عمده از سیستم‌های مبتنی بر حسگر برای نظارت بر پارامترهای عملیاتی حیاتی مانند ارتعاش، دما، فشار، نویز و کیفیت روان‌کننده‌ها استفاده می‌کند. طهان و همکاران [۲۳] این پارامترها به عنوان شاخص‌های وضعیت عملیاتی ماشین عمل کرده و امکان شناسایی



زود هنگام ناهنجاری‌ها یا خرابی‌های احتمالی را فراهم می‌کنند. پایش وضعیت مؤثر نقش مهمی در تضمین عملکرد مستمر و قابل اطمینان آنها ایفا می‌کند. دلایل کلیدی اهمیت این رویکرد عبارتند از:

- افزایش قابلیت اطمینان ماشین‌آلات: یانگ و همکاران [۲۴] گزارش نمودند که پایش وضعیت با ارزیابی مستمر پارامترهای عملیاتی، قابلیت اطمینان ماشین‌آلات دوار را تضمین می‌کند. تشخیص زود هنگام خرابی‌ها از بروز خرابی‌های ناگهانی جلوگیری کرده و قابلیت اطمینان کلی سیستم را بهبود می‌بخشد.

- کاهش هزینه‌های نگهداری: تشخیص پیشگیرانه خرابی‌ها امکان برنامه‌ریزی و بهینه‌سازی فعالیت‌های نگهداری را فراهم می‌کند و نیاز به تعمیرات غیرضروری را کاهش می‌دهد. زو همکاران [۲۵] به این نتیجه رسیدند که با اجتناب از نگهداری واکنشی و خرابی‌های فاجعه‌بار، صرفه‌جویی قابل توجهی در هزینه‌ها حاصل می‌شود.

- افزایش طول عمر تجهیزات: پایش مستمر از آسیب گسترده به اجزای ماشین جلوگیری کرده و با شناسایی زود هنگام مشکلات، طول عمر اجزای حیاتی مانند یاتاقان‌ها، پره‌ها و شفت‌ها را افزایش می‌دهد که منجر به صرفه‌جویی بلندمدت در هزینه‌ها می‌شود [۱].

الگوریتم‌های بهینه‌سازی و کاربردهای آن‌ها در پایش وضعیت

الگوریتم‌های بهینه‌سازی به دلیل توانایی پردازش داده‌های با ابعاد بالا، مدیریت نویز و آرایه تشخیص‌های دقیق، به بخش اساسی سیستم‌های پایش وضعیت برای ماشین‌آلات چرخان تبدیل شده‌اند. این بخش به بررسی کاربردهای دقیق الگوریتم‌های بهینه‌سازی در پایش وضعیت پرداخته و بر پیاده‌سازی‌های دنیای واقعی و مزایای آن‌ها تمرکز دارد. در زمینه جایابی حسگر، حسنی و داکرمین [۲۶] در یک مرور نظام‌مند نتیجه گرفتند که روش‌های تکاملی (مانند ژنتیک و ازدحام ذرات) با کمترین تعداد حسگر می‌توانند بیشترین پوشش و قابلیت تشخیص ارتعاش را تضمین کنند و هزینه پایش را کاهش دهند. به علاوه، تان و ژانگ [۲۷] با مرور پیشرفت‌های جدید جایابی حسگر نشان دادند، رویکردهای نو مانند راهبردهای چندهدفه و تلفیق با یادگیری تقویتی/عمیق، دقت پایش و کارایی هزینه را ارتقا می‌دهند. در مطالعات کاربردی تازه، سان و بویوکازوک [۲۸] روش فرا ژنتیک را برای جایابی حسگر توسعه دادند و نشان دادند که انتخاب بهینه محل حسگرها با قیود چندگانه، دقت بازسازی مودال/پاسخ را افزایش می‌دهد. پژوهش‌های هم‌راستا نیز برای دوقلوی دیجیتال و سازه‌های منحنی، روش‌های جایابی حسگر با دقت بالا پیشنهاد کرده‌اند. در زمینه انتخاب ویژگی، ون و همکاران [۲۹] الگوریتم ازدحام ذرات را با ماشین بردار پشتیبان ترکیب کردند و حدود ۵ درصد بهبود در دقت تشخیص عیوب یاتاقان نسبت به روش‌های دستی گزارش نمودند. همچنین چن و همکاران [۳۰] با بهره‌گیری از الگوریتم نهنگ بهبودیافته برای انتخاب ویژگی‌ها نشان دادند که دقت طبقه‌بندی خطا نسبت به روش‌های سنتی حدود ۸ درصد افزایش یافته است. الگوریتم‌های تکاملی شبیه‌سازی‌کننده انتخاب طبیعی هستند و راه‌حل‌های مقاوم برای مشکلات بهینه‌سازی در پایش وضعیت آرایه می‌دهند. این الگوریتم‌ها در انتخاب ویژگی‌ها، بهینه‌سازی مدل‌ها و پردازش داده‌ها عملکرد بالایی دارند [۳۱]. روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات، برای تنظیم پارامترهای طبقه‌بندی‌کننده‌ها و مدل‌های پیش‌بینی استفاده می‌شود. به عنوان مثال، در یک سیستم پایش وضعیت مبتنی بر لرزش، ازدحام ذرات، برای بهینه‌سازی پارامترهای هسته یک شبکه عصبی احتمالی استفاده شد که دقت طبقه‌بندی خرابی‌های تیغه‌های توربین و یاتاقان‌ها را بهبود بخشید. این روش، همچنین برای بهینه‌سازی مکان‌گذاری حسگرها در سیستم‌های نظارتی توربین استفاده شده است تا پوشش حداکثری و کیفیت داده‌ها با کمترین هزینه استقرار حسگر فراهم شود [۳۲]. کدري و همکاران [۳۳] گزارش کردند که روش کلونی مورچه‌ها، برای بهینه‌سازی مسیرهای جمع‌آوری داده‌ها در سیستم‌های توزیع‌شده پایش وضعیت به کار می‌رود و تأخیرهای ارتباطی را کاهش می‌دهد. علاوه بر این، کلونی مورچه‌ها برای بهینه‌سازی پیکربندی حسگرها به منظور بهبود حساسیت تشخیص خرابی، به ویژه در شناسایی ناهنجاری‌های حرارتی و لرزشی استفاده شده است. الگوریتم‌های متاهوریستیک چارچوب‌های انعطاف‌پذیری را برای کاوش در فضاهای جستجوی پیچیده آرایه می‌دهند و آن‌ها را برای کاربردهای بلندمدت پایش وضعیت مناسب می‌سازند. حسنی و داکرمین [۳۴] نیز اشاره کرده‌اند یک الگوریتم ترکیبی ژنتیک-ازدحام ذرات برای بهینه‌سازی پارامترهای یک سیستم



پایش ذرات در تحلیل لرزش توربین پیاده‌سازی گردید. این روش توانست زمان همگرایی را تا ۲۵٪ نسبت به الگوریتم‌های مستقل کاهش دهد و نتایج بهتری در طبقه‌بندی خرابی‌ها ارائه کند.

الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، شامل یادگیری ماشین توسط کوکاک و همکاران [۳۵] و بروسو و همکاران [۳۶] و همچنین یادگیری عمیق توسط فرانسسکوماریو و همکاران [۳۷]، تکنیک‌های بهینه‌سازی را برای بهبود عملکرد پایش وضعیت یکپارچه ارائه می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی که با استفاده از نزول گرادیان یا هوش جمعی بهینه‌سازی شده‌اند، برای تشخیص خرابی‌ها و پیش‌بینی به طور گسترده‌ای استفاده می‌شوند. به عنوان مثال، شبکه‌های عصبی بهینه‌شده با ازدحام ذرات برای شناسایی ترک‌های روتور استفاده شده‌اند که دقت شناسایی را به ۹۵٪ رسانده‌اند. شبکه‌های عصبی کانولوشنی که با ازدحام ذرات بهینه‌سازی شده‌اند، عملکرد عالی در طبقه‌بندی خرابی‌های یاتاقان از طیف‌نگاری لرزش نشان داده‌اند.

الگوریتم‌های ترکیبی

الگوریتم‌های ترکیبی نقاط قوت چندین تکنیک بهینه‌سازی را ترکیب می‌کنند تا کارایی و دقت را بهبود بخشند، همان‌طور که. همچنین ژانگ و همکاران [۳۸] گزارش کردند که ترکیب الگوریتم ازدحام ذرات با شبکه‌های عصبی عمیق عملکرد طبقه‌بندی خرابی را در شرایط نویزی بهبود می‌بخشد. افزون بر این، آزاده و همکاران [۳۹] نشان دادند که این روش ترکیبی به‌ویژه در شناسایی ترک‌های جزئی در اجزای توربین موثر بوده است، جایی که روش‌های سنتی قادر به شناسایی ناهنجاری‌ها نبودند. لیانگ و همکاران [۴۰] نشان دادند که بهینه‌سازی بیزی ابرپارامترها در شبکه‌های خودرمزگذار باعث افزایش سرعت همگرایی و بهبود دقت در پیش‌بینی عمر باقی‌مانده اجزا می‌شود. علاوه بر این، سونگ و همکاران [۴۱] با طراحی یک شبکه ترکیبی کانولوشنی - بازگشتی دوطرفه توانستند دقت شناسایی خرابی یاتاقان را نسبت به مدل‌های ساده‌تر به شکل معناداری افزایش دهند. پارزیاله و همکاران [۴۲] نشان دادند که به‌کارگیری شبکه‌های عصبی «فیزیک‌مطلع» و تزریق قیود سازه‌ای/دینامیکی به مدل‌های یادگیری، پایداری تشخیص خرابی محورهای دوار را زیر شرایط عملیاتی متغیر افزایش می‌دهد و اتکاپذیری مدل در محیط واقعی بیشتر می‌شود. همگام با پیشرفت بهینه‌سازی، جریان تازه‌ای بر توضیح‌پذیری مدل‌ها تاکید می‌کند؛ دره‌جی و همکاران [۴۳] چارچوبی برای نگهداشت پیش‌بین ارائه کردند که سهم هر ویژگی/کانال را روشن می‌سازد و به پذیرش صنعتی کمک می‌کند. همچنین بروسو و همکاران [۴۴] بر فاصله میان روش‌های توضیح‌پذیر موجود و نیازهای واقعی صنعت تاکید کرده‌اند. از این‌رو آینده پایش وضعیت، علاوه بر افزایش دقت، به شفافیت و اعتمادپذیری مدل‌ها نیز وابسته است.

نتیجه‌گیری

الگوریتم‌های بهینه‌سازی به طور شگرفی سیستم‌های پایش وضعیت ماشین آلات دوار را متحول کرده‌اند و با بهبود دقت تشخیص خرابی، نگهداری پیش‌بینی شده و کارایی عملیاتی، نقشی حیاتی در افزایش قابلیت اطمینان و کاهش هزینه‌های نگهداری ایفا کرده‌اند. این الگوریتم‌ها به ویژه با بهینه‌سازی زمان‌بندی نگهداری، پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده و کاهش زمان توقف تجهیزات، توانسته‌اند تأثیرات مثبت قابل توجهی در عملکرد سیستم‌ها داشته باشند. با این حال، چالش‌هایی مانند کیفیت داده‌ها، پیچیدگی محاسباتی و مسائل مربوط به ادغام با سیستم‌های موجود همچنان مانع از بهره‌برداری کامل از این فناوری‌ها در محیط‌های صنعتی هستند. برای حل این چالش‌ها، تحقیقات آینده باید به توسعه الگوریتم‌های بهینه‌سازی ترکیبی و پیشرفته که قادر به پردازش سریع و دقیق داده‌های پیچیده باشند، تمرکز کنند. همچنین، استفاده از روش‌های نوین مانند دوقلوی دیجیتال و اینترنت اشیا می‌تواند راه‌حلی برای مقیاس‌پذیری و ادغام بی‌دردسر این الگوریتم‌ها در محیط‌های صنعتی فراهم کند. به طور خاص، گام‌های آتی در این حوزه باید بر ارتقاء کیفیت داده‌ها، کاهش هزینه‌های محاسباتی و ایجاد سیستم‌های پایش وضعیت خودکار و بلادرنگ تمرکز داشته باشند تا به این ترتیب بتوانند در صنایع مختلف، از جمله صنایع انرژی و حمل و نقل، تأثیرات قابل توجهی در بهینه‌سازی عملیات و افزایش عمر مفید تجهیزات به همراه داشته باشند. الگوریتم‌های بهینه‌سازی



ترکیبی و یادگیری ماشین، به‌ویژه زمانی که با تکنولوژی‌های نوظهور ترکیب شوند، قادر به ارائه راهکارهایی دقیق‌تر، سریع‌تر و مقیاس‌پذیرتر خواهند بود که می‌توانند به توسعه سیستم‌های پایش وضعیت ماشین‌آلات پیچیده کمک شایانی کنند.

پیشنهادهای تحقیقات آینده

توسعه الگوریتم‌های ترکیبی قوی: ترکیب چندین تکنیک بهینه‌سازی، مانند الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات، می‌تواند به بهبود تشخیص خرابی و دقت پیش‌بینی کمک کند. این رویکرد می‌تواند منجر به سرعت بالاتر در همگرایی و دقت بالاتر در طبقه‌بندی خرابی‌ها شود.

تکنیک‌های پیش‌پردازش داده پیشرفته: مدیریت داده‌های پر سر و صدا و ناقص ضروری است. تکنیک‌هایی مانند نرمال‌سازی داده‌ها، کاهش نویز و شناسایی مقادیر خارج از محدوده باید بیشتر توسعه یابند تا ورودی‌های با کیفیت بالا برای مدل‌های بهینه‌سازی فراهم شود.

کاهش پیچیدگی محاسباتی: تحقیقات باید بر روی ایجاد الگوریتم‌های کم‌هزینه‌تر از نظر محاسباتی تمرکز کنند. روش‌هایی مانند محاسبات توزیع‌شده و پردازش موازی می‌توانند به پیاده‌سازی بلادرنگ این الگوریتم‌ها کمک کنند.

ادغام با فناوری دوقلوی دیجیتال: سیستم‌های دوقلوی دیجیتال محیط‌های مجازی برای شبیه‌سازی، آزمایش و اعتبارسنجی الگوریتم‌های بهینه‌سازی قبل از پیاده‌سازی فراهم می‌کنند. این رویکرد قابلیت اطمینان و مقیاس‌پذیری سیستم‌های پایش وضعیت را بهبود می‌بخشد.

مقیاس‌پذیری برای سیستم‌های صنعتی: کارهای آینده باید بر توسعه الگوریتم‌های بهینه‌سازی که قابل تطبیق با انواع مختلف توربین‌ها و شرایط عملیاتی هستند، تمرکز کنند تا کاربردهای وسیع‌تری در صنایع مختلف پیدا کنند.

بررسی ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی با تکنیک‌های یادگیری ماشین برای بهبود دقت پیش‌بینی‌ها: با توجه به توسعه یادگیری ماشین در سالهای اخیر ترکیب الگوریتم‌ها با تکنیک‌های یادگیری ماشین خطاها را قابل پیش‌بینی می‌کند.

مطالعه کاربرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی در شرایط عملیاتی مختلف و محیط‌های صنعتی: انعطاف‌پذیری به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی با مطالعه شرایط و محیط‌های مختلف قابل سنجش است.

مراجع

- [1] Lei, Y., Li, N., Guo, L., Li, N., Yan, T., Lin, J., (2018), Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction, 104, 1, pp 799-834, doi: 10.1016/j.ymssp.2017.11.016A.
- [2] Heng, S., Zhang, A., Tan, C. C., Mathew, J., (2009), Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities. Mechanical systems and signal processing, 23(3), pp 724-739, doi: 10.1016/j.ymssp.2008.06.009.
- [3] Liang, P., Deng, C., Wu, J., Yang, Z., (2020), Intelligent fault diagnosis of rotating machinery via wavelet transforms, generative adversarial nets and convolutional neural network, Measurement, 159, p 107768.
- [4] Van Tung, T., Yang, B.-S., (2009), Machine fault diagnosis and prognosis: the state of the art. International Journal of Fluid Machinery and Systems, 2(1), pp 61-71, doi: 10.5293/ijfms.2009.2.1.061.
- [5] Jardine, A. K. S., Lin, D., Banjevic, D., (2006), A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance, Mechanical systems and signal processing, 20(7), pp1483-1510, doi.org/10.1016/j.ymssp. 2005.09.012.
- [6] Fischer, K., Coronado, D., (2015). Condition monitoring of wind turbines: State of the art, user experience and recommendations, VGB Power Tech, (07), pp 51-56.



- [7] Liang, P., Deng, C., Wu, J., Li, G., Yang, Z., Wang, Y., (2019), Intelligent fault diagnosis via semi supervised generative adversarial nets and wavelet transform, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69(7), pp 4659-4671, doi: 10.1109/TIM. 2019. 2956613.
- [8] Viale, L., Daga, A. P., Garibaldi, L., Caronia, S., Ronchi, I., (2022), Books trimmer industrial machine knives diagnosis: a condition-based maintenance strategy through vibration monitoring via novelty detection, In *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition*, 86717, p. V009T14A021.
- [9] Lu, H., Thelen, A., Fink, O., Hu, C., Laflamme, S., (2024), Federated learning with uncertainty-based client clustering for fleet-wide fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 210, p. 111068.
- [10] Zhao, Z., Jiao, Y., Xu, Y., Chen, Z., Zhao, R., (2024), Smeta-LU: A self-supervised meta-learning fault diagnosis method for rotating machinery based on label updating, *Advanced Engineering Informatics*, 62, p. 102875.
- [11] Fu, W., Yang, K., Wen, B., Shan, Li, Y. S., Zheng, B., (2024), Rotating Machinery Fault Diagnosis with Limited Multisensor Fusion Samples by Fused Attention-Guided Wasserstein GAN, *Symmetry*, 16(3), p. 285.
- [12] Gao, Y., Ahmad, Z., Kim, J. M., (2024), Fault diagnosis of rotating machinery using an optimal blind deconvolution method and hybrid invertible neural network, *Sensors*, 24(1), p. 256.
- [13] Dong, Y., Xu, M., Li, Y., Wang, R., (2024), General feature spatial location and distance-based unknown Detection: A universal domain adaptation fault diagnosis framework of rotating Machinery, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 208, p. 110979.
- [14] Surucu, O., Gadsden, S. A., Yawney, J., (2023), Condition monitoring using machine learning: a review of theory, applications, and recent advances, *Expert Systems with Applications*, 221. doi: 10.1016/j.eswa.2023.119738.
- [15] AlShorman, O., Irfan, M., Abdelrahman, R.B, Masadeh M., Alshorman, A., Sheikh, M. A., Saad, N., Rahman, S., (2024), Advancements in condition monitoring and fault diagnosis of rotating machinery: A comprehensive review of image-based intelligent techniques for induction motors. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 130, p. 107724.
- [16] Zou, L., Zhuang, K. J., Zhou, A., Hu, J., (2023), Bayesian optimization and channel-fusion-based convolutional autoencoder network for fault diagnosis of rotating machinery. *Engineering Structures*, 280, p. 115708.
- [17] Jardine, A. K. S., Lin, D., Banjevic, D., (2006), A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing*, 20(7), pp 1483-1510, doi: 10.1016/j.ymssp.2005.09.012.
- [18] Ali, M. I., Lai, N. S., Abdulla, R., (2024), Predictive maintenance of rotational machinery using deep learning. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 14(1), pp 1112-1121.
- [19] Tsoutsanis, E., Meskin, N., Benammar, M., Khorasani, K., (2014), A component map tuning method for performance prediction and diagnostics of gas turbine compressors, *Applied Energy*, 135, pp.572-585. doi: 10.1016/j.apenergy.2014.08.115.



- [20] de Castro-Cros, M., Velasco, M., Angulo, C., (2021), Machine-learning-based condition assessment of gas turbines—a review. *Energies*, 14 [online]. doi: 10.3390/en 14248468.
- [21] Krishnababu, S., Valero, O., Wells, R., (2021), AI assisted high fidelity multi-physics digital twin of industrial gas turbines, in *Proceedings of the ASME Turbo Expo*. doi: 10.1115/GT2021-58925.
- [22] Xiong, H., Peng, Y., Hu, Y., Zhang, L., Li, Y., (2022). Vibration fault signal analysis and diagnosis of flue gas turbine, *Engineering Failure Analysis*, 134, p. 105981.
- [23] Tahan, M., Tsoutsanis, E., Muhammad, M., Abdul Karim, Z. A., (2017), Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review, *Applied energy*, 198, pp 122-144, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.04.048.
- [24] Yang, W., Tavner, P. J., Crabtree, C. J., Feng, Y., Qiu, Y., (2014), Wind turbine condition monitoring: Technical and commercial challenges, *Wind energy*, 17(5), pp 673-693, doi: 10.1002/we.1508.
- [25] Zhou, Z. D., Chen, Y. P., Fuh, J. Y. H., Nee, A. Y. C., (2000), Integrated condition monitoring and fault diagnosis for modern manufacturing systems, *CIRP Annals*, 49(1), pp 387-390, doi: 10.1016/S0007-8506(07)62971-0.
- [26] Hassani, S., Dackermann, U., (2023), A systematic review of optimization algorithms for structural health monitoring and optimal sensor placement *Sensors*, 23(6), p 3293.
- [27] Tan, Y., Zhang, L., (2020), Computational methodologies for optimal sensor placement in structural health monitoring: A review, *Structural Health Monitoring*, 19(4), pp 1287-1308, doi: 10.1177/1475921719877579.
- [28] Sun, H., Büyüköztürk, O., (2015), Optimal sensor placement in structural health monitoring using discrete optimization, *Smart Materials and Structures*, 24(12), p125034.
- [29] Van, M., Hoang, D. T., Kang, H. J., (2020), Bearing fault diagnosis using a particle swarm optimization-least squares wavelet support vector machine classifier, *Sensors*, 20(12), p. 3422.
- [30] Chen, Z., Deng, S., Chen, X., Li, C., Sanchez, R. V., Qin, H., (2017). Deep neural networks-based rolling bearing fault diagnosis, *Microelectronics Reliability*, 75, pp 327-333, doi: 10.1016/j.microrel.2017.03.006.
- [31] Wu, J., Li, M., Gao, C., Liu, Z., Zhang, B., Zhang, X., (2023). Research on deployment scheme and routing optimization algorithm of distribution cable condition monitoring devices, *Energies*, 16(19), p. 6930.
- [32] Van, M., Hoang, D. T., Kang, H. J., (2020). Bearing fault diagnosis using a particle swarm optimization-least squares wavelet support vector machine classifier, *Sensors*, 20(12), p. 3422.
- [33] Kadri, O., Mouss, L.H., (2017), Identification and detection of the process fault in a cement rotary kiln by extreme learning machine and ant colony optimization, *Academic Journal of Manufacturing Engineering*, 15(2), pp 43-50.
- [34] Hassani, S., Dackermann, U., (2023), A systematic review of optimization algorithms for structural health monitoring and optimal sensor placement, *Sensors*, 23(6), p 3293.
- [35] Kocak, G., Gokcek, V., Genc, Y., (2023), Condition monitoring and fault diagnosis of a marine diesel engine with machine learning techniques, *Pomorstvo*, 37(1), pp 32-46, doi: 10.31217/p.37.1.4.



- [36] Brusa, E., Cibrario, L., Delprete, C., Di Maggio, L.G., (2023), Explainable AI for machine fault diagnosis: understanding features' contribution in machine learning models for industrial condition monitoring, *Applied Sciences*, 13(4), p. 2038.
- [37] Di Francescomarino, C., Dumas, M., Federici, M., Ghidini, C., Maggi, F.M., Rizzi, W., Simonetto, L., (2018), Genetic algorithms for hyperparameter optimization in predictive business process monitoring, *Information Systems*, 74, pp 67-83.
- [38] Zhang, W., Zhao, B., Zhou, L., Wang, J., Niu, K., Wang, F., Wang, R., (2022), Research on comprehensive operation and maintenance based on the fault diagnosis system of combine harvester, *Agriculture*, 12(6), p. 893.
- [39] Azadeh, A., Saberi, M., Kazem, A., Ebrahimipour, V., Nourmohammadzadeh, A., Saberi, Z., (2013), A flexible algorithm for fault diagnosis in a centrifugal pump with corrupted data and noise based on ANN and support vector machine with hyper-parameters optimization, *Applied Soft Computing*, 13(3), pp 1478-1485, doi: 10.1016/j.asoc.2012.06.020.
- [40] Liang, J., Liao, Y., Chen, Z., Lin, H., Jin, G., Gryllias, K., Li, W., (2022), Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using lightweight network with modified tree-structured parzen estimators, *IET Collaborative Intelligent Manufacturing*, 4(3), pp 94-207, doi: 10.1049/cim2.12055.
- [41] Song, B., Liu, Y., Fang, J., Liu, W., Zhong, M., Liu, X., (2024), An optimized CNN-BiLSTM network for bearing fault diagnosis under multiple working conditions with limited training samples, *Neurocomputing*, 574, p. 127284.
- [42] Parziale, M., Lomazzi, L., Giglio, M., Cadini, F., (2023), Physics-informed neural networks for the condition monitoring of rotating shafts, *Sensors*, 24(1), p. 207.
- [43] Dereci, U., Tuzkaya, G., (2024), An explainable artificial intelligence model for predictive maintenance and spare parts optimization, *Supply Chain Analytics*, 8, p. 100078.
- [44] Brusa, E., Cibrario, L., Delprete, C., Di Maggio, L.G., (2023), Explainable AI for machine fault diagnosis: understanding features' contribution in machine learning models for industrial condition monitoring, *Applied Sciences*, 13(4), p. 2038.