نشریه علمی-تخصصی تبدیل انرژی(JEED)
J. Energy Conversion
Volume: 13, Issue:3, 2026: 1-29
دوره ۱۳، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۵، ص: ۲۹-۱

مدیریت هوشمند فیلتراسیون سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی صنعتی: مرور نظام‌مند و ارائه یک چارچوب تصمیم‌یار مبتنی بر هوش مصنوعیبرای انتخاب و ارزیابی سلامت فیلتر

سیّدجمال موسوی[1]*

[1]پژوهشگر مستقل در حوزه توربین‌های گازی و سیستم‌های انرژی، کارشناسی ارشد مهندسی هوافضا-پیشرانش، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. mousavi_aero@yahoo.com

دریافت: ۱۴۰۵/۶/۷ ، بازنگری: ۱۴۰۵/۶/۳۰ ، پذیرش: ۱۴۰۵/۷/۲۰

چکیده

سامانه هوای ورودی نقش مهمی در عملکرد، قابلیت اطمینان و طول عمر توربین‌های گازی صنعتی دارد. تجمع ذرات، تغییرات شرایط محیطی و افت تدریجی عملکرد فیلتر می‌تواند موجب افزایش اختلاف فشار، کاهش عملکرد و افزایش هزینه‌های نگه‌داری شود. با این‌حال، مدیریت متداول فیلترها عمدتاً بر بازدیدهای دوره‌ای، تجربه کارشناسی و شاخص‌های محدودی مانند اختلاف فشار متّکی است و ارزیابی یکپارچه سلامت فیلتر، عملکرد سامانه، شرایط محیطی و ملاحظات اقتصادی را فراهم نمی‌کند. در این پژوهش، با استفاده از مرور نظام‌مند مطالعات پیشین، کاربردهای هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در پایش وضعیت، ارزیابی عملکرد و مدیریت فیلتراسیون سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی صنعتی بررسی شده و خلأ موجود در یکپارچه‌سازی ارزیابی سلامت فیلتر، عملکرد سامانه، ملاحظات پایداری و اقتصادی با فرآیند تصمیم‌گیری شناسایی شده است. بر مبنای این خلأ و با در نظر گرفتن ملاحظات صنعتی، یک چارچوب مفهومی برای مدیریت هوشمند, فیلتراسیون پیشنهاد شده است که در آن، چهار شاخص پیشنهادی شامل شاخص سلامت فیلتر(FHI)، شاخص عملکرد فیلتر و جریان هوا(AFPI)، شاخص سلامت هوشمند سامانه هوای ورودی(SAIHI) و شاخص اقتصادی فیلتر(FEI) برای یکپارچه‌سازی عوامل فنی، عملکردی، محیطی و اقتصادی به‌کار گرفته می‌شوند. در این چارچوب، روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌عنوان ابزارهای بالقوه برای تحلیل داده‌های عملیاتی، ارزیابی وضعیت و پشتیبانی از تصمیم‌گیری در نظر گرفته شده‌اند و نه به‌عنوان یک مدل آموزش‌دیده و اعتبارسنجی‌شده در پژوهش حاضر. شاخص‌های پیشنهادی و روابط مفهومی آن‌ها در این مرحله ماهیت اولیه داشته و هنوز اعتبارسنجی میدانی نشده‌اند، تعیین ضرایب، آستانه‌ها و ارزیابی عملکرد آن‌ها مستلزم استفاده از داده‌های واقعی و مطالعات میدانی آینده است. چارچوب پیشنهادی می‌تواند مبنایی برای توسعه یک سامانه تصمیم‌یار داده‌محور جهت تصمیم‌گیری درباره ادامه بهره‌برداری، نگه‌داری، تعویض یا ارتقای کلاس فیلتر در سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی صنعتی فراهم کند.

کلمات کلیدی:هوش مصنوعی، توربین گازی صنعتی، سامانه هوای ورودی، فیلتراسیون هوشمند، نگه‌داری پیش‌بینانه

***عهده‌دار مکاتبات:**mousavi_aero@yahoo.com/sjm.aeo.2025@gmail.com

نحوه استناد به این مقاله: سیّدجمال موسوی.مدیریت هوشمند فیلتراسیون سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی صنعتی: مرور نظام‌مند و ارائه یک چارچوب تصمیم‌یار مبتنی بر هوش مصنوعی برای انتخاب و ارزیابی سلامت فیلتر. **مهندسی مکانیک تبدیل انرژی. ۱۴۰۵؛ ۱۳ (۳): ۱-۲۹.**

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

۱-مقدمه

۱-۱-اهمیت توربین‌های گازی در تولید انرژی

توربین‌های گازی صنعتی یکی از مهم‌ترین تجهیزات تولید توان در نیروگاه‌های حرارتی، صنایع نفت و گاز و واحدهای فرآیندی به‌شمار می‌روند. قابلیت راه‌اندازی سریع، نسبت توان به وزن مناسب، انعطاف‌پذیری عملیاتی و امکان استفاده در سیکل‌های ترکیبی باعث شده است که این تجهیزات نقش قابل توجهی در تأمین انرژی الکتریکی و پشتیبانی از شبکه‌های قدرت ایفا کنند. با افزایش نیاز جهانی به تولید انرژی پایدار و هم‌چنین ضرورت کاهش هزینه‌های بهره‌برداری، بهبود عملکرد و افزایش قابلیت اطمینان توربین‌های گازی به یکی از موضوعات مهم پژوهشی و صنعتی تبدیل شده است. در یک توربین گازی، کمپرسور به‌عنوان یکی از اجزای اصلی چرخه (سیکل) برای تراکم هوای ورودی به حجم زیادی از هوای تمیز و با کیفیت نیاز دارد[۱].هرگونه تغییر در شرایط هوای ورودی می‌تواند بر فرآیند تراکم، نسبت فشار کمپرسور، دمای ورودی محفظه احتراق، توان خروجی و راندمان کلی توربین اثرگذار باشد. از این رو، سامانه هوای ورودی[1]و به‌ویژه سامانه فیلتراسیون آن، نقشی حیاتی در حفظ عملکرد بلندمدت توربین ایفا می‌کند[۳].

۱-۲-نقش فیلتراسیون و سامانه هوای ورودی در عملکرد توربین گازی

سامانه هوای ورودی یکی از بخش‌های حیاتی توربین گازی است که وظیفه تأمین هوای موردنیاز کمپرسور را بر عهده دارد. از آن‌جاکه بیش از ۹۰ درصد جرم سیال عبوری از توربین را هوا تشکیل می‌دهد، کیفیت و شرایط هوای ورودی تأثیر مستقیمی بر عملکرد کمپرسور، فرآیند احتراق، توان خروجی، راندمان حرارتی و قابلیت اطمینان کل واحد دارد[۴]. ورود ذرات معلق، گردوغبار، نمک‌های محلول، رطوبت و سایر آلاینده‌های موجود در هوا می‌تواند موجب رسوب‌گذاری[2]، خوردگی، فرسایش و کاهش تدریجی راندمان کمپرسور شود[۵]. این پیامدها علاوه بر کاهش تولید توان، هزینه‌های تعمیرات، مصرف سوخت و توقف‌های ناخواسته را نیز افزایش می‌دهند.به‌همین دلیل، طراحی و بهره‌برداری صحیح از سامانه هوای ورودی، یکی از عوامل کلیدی در حفظ عملکرد بلندمدت توربین‌های گازی محسوب می‌شود. در این میان، سامانه فیلتراسیون نخستین سد دفاعی در برابر آلاینده‌های محیطی است و کیفیت عملکرد آن تأثیر مستقیمی بر طول عمر تجهیزات پایین‌دست دارد. با وجود اهمیت بالای سامانه‌های فیلترا سیون، روش‌های متداول مدیریت و تعویض فیلتر در بسیاری از واحدهای صنعتی هنوز بر اساس دوره‌های زمانی ثابت، تجربه اپراتور یا یک پارامتر محدود مانند اختلاف فشار دو طرف فیلترها[3]انجام می‌شود. اگرچه اختلاف فشار یکی از پارامترهای مهم برای ارزیابی وضعیت فیلتر است، اما به‌تنهایی نمی‌تواند تمام جنبه‌های سلامت فیلتر را نشان دهد. عواملی مانند نوع و اندازه ذرات، رطوبت محیط، شرایط اقلیمی، کیفیت مدیای فیلتر، میزان بارگذاری ذرات و تأثیر آن بر مصرف انرژی کمپرسور نیز باید در تصمیم‌گیری لحاظ شوند[۶]. از سوی دیگر، انتخاب کلاس مناسب فیلتر نیز همواره یک چالش اقتصادی و فنی است. استفاده از فیلترهای با راندمان بالاتر می‌تواند حفاظت بیش‌تری از کمپرسور ایجاد کند، اما ممکن است باعث افزایش افت فشار اولیه، افزایش مصرف انرژی و هزینه‌های بهره‌برداری شود. بنابراین، تصمیم‌گیری درباره زمان تعویض، ارتقای کلاس فیلتر و انتخاب گزینه بهینه، نیازمند یک رویکرد جامع و چندپارامتری است[۷].

۱-۳- نیاز به روش‌های هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی

در سال‌های اخیر، توسعه فناوری‌های هوش مصنوعی[4]، یادگیری ماشین[5] و تحلیل داده‌های صنعتی، رویکردهای نوینی را برای پایش وضعیت تجهیزات، افزایش قابلیت اطمینان و بهینه‌سازی فرآیندهای نگه‌داری فراهم کرده است. صنعت توربین‌های گازی نیز از این روند مستثنی نبوده و پژوهش‌های متعددی در زمینه تشخیص عیب، پیش‌بینی خرابی، تخمین عمر باقی‌مانده تجهیزات و نگه‌داری پیش‌بینانه انجام شده است. با این‌حال، بررسی ادبیات نشان می‌دهد که بیش‌تر این مطالعات بر اجزای اصلی توربین مانند کمپرسور،

[1]Gas Turbine Inlet Air System
[2]Fouling
[3]Pressure Drop
[4]Artificial Intelligence(AI)
[5]Machine Learning(ML)

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

محفظه احتراق، توربین و سامانه‌های کنترلی متمرکز بوده‌اند و سامانه هوای ورودی، به‌ویژه مدیریت هوشمند فیلترهای هوا، سهم نسبتاً اندکی از این پژوهش‌ها را به خود اختصاص داده است[۸,۹]. از سوی دیگر، افزایش تنوع شرایط اقلیمی، تغییر کیفیت هوای محیط، افزایش هزینه فیلترهای راندمان بالا و اهمیت کاهش توقف‌های ناخواسته، ضرورت استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری هوشمند در مدیریت سامانه‌های فیلتراسیون را بیش از گذشته آشکار کرده است. به‌همین دلیل، پیش از ارائه الگوی پیشنهادی این پژوهش، بررسی نظام‌مند مطالعات انجام شده در این حوزه ضروری است تا روند تحقیقات، نقاط قوت، محدودیت‌ها و خلأهای پژوهشی به صورت دقیق شناسایی شوند[۱۰,۱۱].

۱-۴- هدف و ساختار مقاله

هدف اصلی این مقاله، ارائه یک دیدگاه جامع درباره نقش هوش مصنوعی در توسعه سامانه‌های هوشمند فیلتراسیون هوای ورودی توربین‌های گازی صنعتی و معرفی یک الگوی تصمیم‌گیری داده‌محور برای انتخاب، ارزیابی سلامت و نگه‌داری پیش‌بینانه فیلترها است.در این راستا، ابتدا مطالعات موجود در زمینه فیلتراسیون توربین گازی، نگه‌داری پیش‌بینانه و کاربرد روش‌های هوش مصنوعی بررسی می شوند. سپس چالش‌های روش‌های سنتی مدیریت فیلتر تحلیل شده و الگوی پیشنهادی مبتنی بر شاخص‌های سلامت و تصمیم‌گیری هوشمند ارائه می شود. در نهایت، قابلیت‌های کاربردی این رویکرد برای بهبود بهره‌برداری، کاهش هزینه‌های نگه‌داری و افزایش قابلیت اطمینان سامانه هوای ورودی توربین‌های گازی مورد بحث قرار می‌گیرد[۶,۸].

۲-مرور ادبیات و روش مرور نظام‌مند

۲-۱- روش مرور نظام‌مند

در این پژوهش، مرور منابع بر اساس یک رویکرد نظام‌مند انجام شده است تا انتخاب مقالات بر پایه معیارهای مشخص و قابل تکرار صورت گیرد. بنابراین در انتخاب مطالعات، تمرکز اصلی بر ارتباط مستقیم با اهداف پژوهش، کیفیت علمی و پوشش موضوعی منابع بوده است و تعداد مراجع به‌عنوان معیار مستقل برای افزایش حجم مرور در نظر گرفته نشده است.

ابتدا کلیدواژه‌های اصلی متناسب با اهداف پژوهش تعیین شدند و سپس جستجو در پایگاه‌های علمی معتبر بین‌المللی انجام گرفت. کلیدواژه‌های مورد استفاده شامل ترکیبی از عبارت‌های زیر بودند:

- Gas Turbine Inlet Air Filtration
- Air Inlet System
- Artificial Intelligence
- Machine Learning
- Predictive Maintenance
- Condition Monitoring
- Filter Health Assessment
- Pressure Drop
- Remaining Useful Life (RUL)
- Digital Twin

برای افزایش جامعیت جستجو، این کلیدواژه‌ها با عملگرهای منطقی(AND/OR)در ترکیب‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفتند تا مطالعات مرتبط از دیدگاه‌های مختلف شناسایی شوند[۱۲,۱۳,۱۴].

۲-۲-منابع اطلاعاتی

به‌منظور دستیابی به جدیدترین و معتبرترین پژوهش‌ها، جستجوی منابع در پایگاه‌های علمی بین‌المللی انجام شد که مهم‌ترین آن‌ها عبارت‌اند از:

- Scopus
- Web of Science
- ScienceDirect

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

- IEEE Xplore
- SpringerLink
- MDPI
- Google Scholar(برای تکمیل جستجو)

انتخاب این پایگاه‌ها به‌دلیل پوشش گسترده مقالات حوزه انرژی، توربین‌های گازی، هوش مصنوعی و نگه‌داری پیش‌بینانه صورت گرفت.

۲-۳- معیارهای انتخاب و غربالگری مقالات

به‌منظور افزایش کیفیت مرور، معیارهای مشخصی برای ورود و خروج مقالات در نظر گرفته شد.

الف) معیارهای ورود:

- مقالات منتشرشده در مجلات و کنفرانس‌های معتبر علمی
- مطالعات مرتبط با توربین‌های گازی، سامانه‌های هوای ورودی یا سامانه‌های فیلتراسیون صنعتی
- پژوهش‌های مرتبط با هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، پایش وضعیت و نگه‌داری پیش‌بینانه
- مقالات منتشرشده در بازه زمانی سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۶با تأکید بر فناوری‌های نوین

ب) معیارهای خروج:

- مقالات فاقد متن کامل
- مطالعات غیرمرتبط با اهداف پژوهش
- گزارش‌های تکراری یا نسخه‌های اولیه یک پژوهش
- مقالاتی که فاقد روش تحقیق یا نتایج قابل استناد بودند.

پس از حذف موارد تکراری و بررسی عنوان، چکیده و متن کامل، مقالات نهایی برای تحلیل انتخاب شدند.فرآیند شناسایی، غربالگری و انتخاب مطالعات نهایی در شکل(۱) ارائه شده است.

۲-۴- دسته‌بندی مطالعات

برای تحلیل بهتر ادبیات، پژوهش‌های منتخب در پنج گروه اصلی طبقه‌بندی شدند:

گروه اول:مطالعات مرتبط با سامانه‌های هوای ورودی و فناوری‌های فیلتراسیون توربین‌های گازی

گروه دوم:پژوهش‌های مرتبط با پایش وضعیت، ارزیابی سلامت تجهیزات و شاخص‌های عملکرد

گروه سوم:کاربرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در تشخیص عیب، پیش‌بینی خرابی و نگه‌داری پیش‌بینانه توربین‌های گازی

گروه چهارم:مطالعات مرتبط با ارزیابی اقتصادی، مصرف انرژی و تحلیل هزینه چرخه عمر فیلترها

گروه پنجم:پژوهش‌های مرتبط با دوقلوی دیجیتال[1]، تحلیل داده‌های صنعتی و سامانه‌های تصمیم‌یار هوشمند

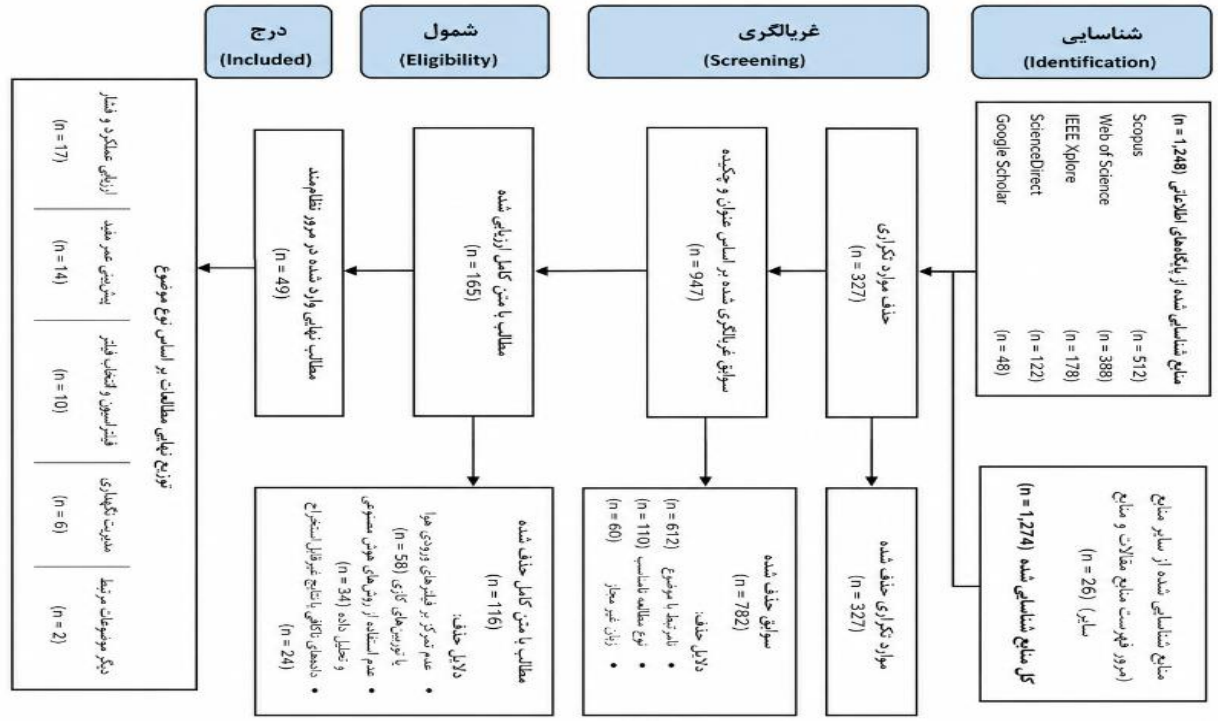
این دسته‌بندی امکان مقایسه مطالعات از دیدگاه‌های مختلف را فراهم کرده و زمینه شناسایی خلأهای پژوهشی را فراهم می‌کند.

۲-۵-تحلیل شکاف پژوهشی و محدودیت‌های رویکردهای موجود

نتایج مرور نظام‌مند نشان می‌دهد که اگرچه استفاده از هوش مصنوعی در صنایع انرژی با سرعت قابل توجهی در حال گسترش است، اما کاربرد آن در مدیریت سامانه‌های فیلترا سیون هوای ورودی توربین‌های گازی هنوز محدود ا ست. بیش‌تر مطالعات موجود در حوزه توربین‌های گازی بر تشخیص خرابی اجزای اصلی توربین و کمپرسور و محفظه احتراق و پره‌های ثابت و چرخان، تحلیل ارتعاشات، پایش عملکرد یا تخمین عمر قطعات تمرکز داشته‌اند، درحالی‌که مدیریت سلامت فیلترهای هوا اغلب به اندازه‌گیری اختلاف فشار یا برنامه‌های زمان‌بندی ثابت محدود شده است[۲,۱۴,۱۵].

[1]Digital Twin

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]



شکل ۱: فلوچارت فرآیند مرور نظام‌مند(PRISMA)

علاوه بر این، پژوهش‌هایی که هم‌زمان عوامل محیطی، عملکرد واقعی فیلتر، هزینه بهره‌برداری، اثرات زیســـت‌محیطی و انتخاب کلاس فیلتر را در قالب یک الگوی تصمیم‌یار یکپارچه بررسی کرده باشند، بسیار اندک هستند. این موضوع نشان می‌دهد که هنوز نیاز به توسعه‌ی یک الگوی تصمیم‌یار هوشمند و ساختار جامع که بتواند داده‌های محیطی و عملیاتی را با شاخص‌های سلامت فیلتر ترکیب کرده و بر پایه روش‌های هوشمند، مناسب‌ترین تصمیم را برای انتخاب، نگه‌داری یا ارتقای کلاس فیلتر ارائه دهد، وجود دارد[۲,۱۵]. در مطالعات اخیر، با هدف رفع محدودیت‌های روش‌های مبتنی بر اختلاف فشار، یک رویکرد مبتنی بر **بینایی‌سنجی(روش چشمی)**برای ارزیابی کمّی گرفتگی فیلترهای هوای ورودی توربین گازی نیز ارائه گردیده اســت. در این روش، تصــاویر با کیفیت و هزینه‌براز ســطح فیلترها،تهیه وجمع‌آوری و با اســـتفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشـــین و مدلXGBoostبرای پیش‌بینی میزان گرفتگی به‌کار گرفته می‌شود. با این‌حال، تمرکز اصلی بر تشخیص و پیش‌بینی میزان گرفتگی فیلتر است[۳۸]، و ارزیابی یکپارچه سلامت و عملکرد فیلتر، شـــرایط محیطی، ملاحظات اقتصـــادی، انتخاب کلاس فیلتر و تبدیل نتایج ارزیابی به یک فرآیند تصـــمیم‌گیری جامع برای نگه‌داری، تعویض یا ارتقای فیلتر را در برنمی‌گیرد.مقایســـه مطالعات منتخب از نظر حوزه پژوهش، روش مورد اســـتفاده، یافته‌های اصـــلی، خلأ پژوهشی و ارتباط آن‌ها با پژوهش حاضر در جدول(۱) ارائه شده است.

۲-۶- جایگاه پژوهش حاضر

بر اساس نتایج مرور نظام‌مند، پژوهش حاضر در تلاش است فاصله میان مطالعات نظری و نیازهای واقعی صنعت را کاهش دهد. نوآوری این مقاله، تنها در استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی نیست، بلکه در ارائه یک الگوی تصمیم‌یار یکپارچه است که ارزیابی سلامت فیلتر، انتخاب کلاس مناسب فیلتر و نگه‌داری پیش‌بینانه را در کنار ملاحظات فنی، اقتصادی و زیست‌محیطی به صورت هم‌زمان مورد توجه قرار می‌دهد.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

جدول ۱: مقایسه‌مطالعاتپیشیندرزمینههوشمصنوعی،پایشوضعیتومدیریتفیلتراسیونسامانه‌هایهوایورودیتوربین‌هایگازی

ردیف	مرجع	حوزه	روش/فناوری	یافته اصلی	خلأ پژوهش	ارتباط با مطالعه حاضر
۱	Bang et al. (2021)	پایش افت عملکرد کمپرسور توربین گازی	Random Forest–based Machine Learning	تشخیص افت عملکرد ناشی از آلودگی	بدون ارزیابی فیلتر	مبنای کاربرد ML
۲	Park et al. (2022)	تشخیص خطای توربین گازی صنعتی	Artificial Neural Network (ANN)	تشخیص وضعیت و خطا	بدون ارزیابی فیلتر	کاربرد ANN
۳	Pei et al. (2022)	تشخیص خطا در سیستم کنترل توربین گازی	Optimized Random Forest	تشخیص دقیق خطا	بدون شرایط محیطی فیلتر	کاربرد RF
۴	Wilcox (2012)	فناوری و انتخاب سیستم‌های فیلتراسیون هوای ورودی توربین گازی	Pressure Drop–Filtration Efficiency Analysis	تحلیل افت فشار و راندمان	بدون AI و شاخص سلامت	مبنای FHI و AFPI
۵	Bai et al. (2020)	تحلیل هزینه چرخه عمر سامانه فیلتراسیون هوای ورودی توربین گازی	Life Cycle Cost (LCC) Analysis	اهمیت هزینه چرخه عمر	بدونAI و پیش‌بینی سلامت	مبنای FEI
۶	Shi et al. (2026)	عملکرد فیلتر ورودی	Field testing	اثر T، RH، ذرات و ΔP	بدون شاخص سلامت	پشتیبانی از متغیرها
۷	Sun et al. (2023)	پایش عملکرد و پیش‌آگاهی افت عملکرد توربین گازی	Performance Digital Twin + Semi-supervised Deep Learning	پایش و پیش‌بینی افت عملکرد	بدون مدل فیلتر	مبنای SAIHI/RUL
۸	Li et al. (2025)	انسداد فیلتر هوای ورودی	Physical model + Deep Learning	تشخیص کمی شدت انسداد فیلتر	تمرکز برblockage؛ بدون ارزیابی یکپارچه چرخه عمر و انتخاب/ارتقای فیلتر	مبنای مهم برایFHIو نشان‌دهنده خلأ در یکپارچه‌سازی سلامت، RUL، اقتصاد و تصمیم‌گیری
۹	پژوهش حاضر	مدیریت هوشمند فیلتراسیون سامانه هوای ورودی توربین گازی صنعتی	AI-Based Smart Air Inlet Filtration + Decision Support	ارزیابی سلامت، RUL و تصمیم‌گیری	نیازمند اعتبارسنجی میدانی	و FHI،AFPI،SAIHI،FEIتصمیمF9/E10/E11

شاخص‌های پیشنهادی در این پژوهش، به‌عنوان اجزای اصلی مدل تصمیم‌گیری معرفی می شوند. این شاخص‌ها پایه توسعه« الگوی مدیریت هوشمند فیلتراسیون مبتنی بر هوش مصنوعی» را تشکیل می‌دهند که در بخش‌های بعدی مقاله به صورت تفصیلی تشریح خواهند شد.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

در نهایت، با وجود پیشرفت‌های اخیر در تشخیص هوشمند گرفتگی و ارزیابی وضعیت فیلتر، شکاف اصلی در یکپارچه سازی ارزیابی سلامت و عملکرد فیلتر با شرایط محیطی و عملیاتی، ملاحظات اقتصادی و فرآیند تصمیم‌گیری برای مدیریت فیلتراسیون باقی می‌ماند. بر این اساس، پژوهش حاضر به جای تمرکز صرف بر تشخیص یک وضعیت خاص، بر **یکپارچه سازی ارزیابی و تصمیم‌گیری برای مدیریت فیلتراسیون** در قالب یک چارچوب تصمیم‌یار مفهومی تمرکز دارد.مقایسه ویژگی‌های مطالعات پیشین با ویژگی‌های چارچوب پیشنهادی پژوهش حاضر در جدول(۲)خلاصه شده است.

جدول ۲:مقایسه نوآوری پژوهش حاضر با مطالعات پیشین

ویژگی	مطالعات پیشین	پژوهش حاضر
بررسی سامانه هوای ورودی	محدود	✓
کاربرد هوش مصنوعی	✓	✓
انتخاب کلاس فیلتر	✗	✓
ارزیابی سلامت فیلتر	محدود	✓
شاخص سلامت فیلتر	✓	✓
شاخص عملکرد فیلتر	✗	✓
شاخص سلامت کل سامانه ورودی	✗	✓
شاخص اقتصادی	✗	✓
چارچوب تصمیم‌یار	✗	✓
نگه‌داری پیش‌بینانه	✓	✓
تصمیم‌گیری چندمعیاره	✗	✓

۳- چالش‌های سامانه هوای ورودی و فناوری‌های فیلتراسیون

۳-۱- آلاینده‌های مؤثر بر سامانه هوای ورودی

هوای محیط، بسته به موقعیت جغرافیایی و شرایط اقلیمی، دارای ترکیبات و آلاینده‌های متفاوتی است که هر یک می‌توانند اثرات متفاوتی بر عملکرد سامانه فیلتراسیون و کمپرسور داشته باشند[۱۸,۱۹].مهم‌ترین این آلاینده‌ها عبارت‌اند از:

- گردوغبارهای معدنی و ذرات معلق ناشی از طوفان‌های اقلیمی
- ذرات ریز با قطر کم‌تر از ۱۰ و ۲٫۵میکرومتر(PM_{10}و$PM_{2.5}$)
- ذرات نمک در مناطق ساحلی
- آلاینده‌های صنعتی و محصولات احتراق
- رطوبت، مه و قطرات آب
- گرده گیاهان، الیاف و ذرات زیستی

شدت اثر این آلاینده‌ها به عواملی نظیر غلظت ذرات، اندازه ذرات، سرعت جریان هوا، دمای محیط، رطوبت نسبی و شرایط بهره‌برداری توربین بستگی دارد. برای مثال، در مناطق بیابانی، تجمع گردوغبار موجب افزایش سریع افت فشار فیلترها می‌شود، درحالی‌که در مناطق ساحلی، حضور نمک و رطوبت احتمال خوردگی و کاهش عمر تجهیزات را افزایش می‌دهد. بنابراین، شرایط اقلیمی یکی از مهم‌ترین عوامل در انتخاب نوع و کلاس فیلتر مناسب است[۱,۶,۷].

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

۳-۲- فناوری‌های متداول فیلتراسیون

به‌منظور حذف و جلوگیری از ورود آلاینده‌ها به کمپرسور، در سامانه‌های هوای ورودی از چندین مرحله فیلترگذاری استفاده می‌شود. هر مرحله وظیفه حذف بخشی از ذرات را برعهده دارد و عملکرد مناسب کل سامانه به هماهنگی میان این مراحل وابسته است. در بسیاری از توربین‌های گازی صنعتی، آرایش فیلتراسیون شامل سه مرحله اصلی است[۲۰,۲۱,۲۲].

- **پیش‌فیلترهای پنلی**[1] **:**حذف ذرات درشت و افزایش عمر مراحل بعدی
- **پیش‌فیلترهای کیسه‌ای**[2] **:**حذف ذرات با اندازه متوسط و کاهش بار ذرات ورودی به فیلتر نهایی
- **فیلترهای راندمان بالا**[3] **:**حذف ذرات ریز و محافظت از کمپرسور

در سال‌های اخیر، استفاده از فیلترهای الیاف مصنوعی، نانوالیاف و فیلترهای کلاس EPA و HEPA[4] نیز گسترش یافته است. این فیلترها اگرچه راندمان حذف ذرات را افزایش می‌دهند، اما معمولاً با افت فشار اولیه بیش‌تر و هزینه خرید بالاتر همراه هستند. بنابراین، انتخاب نوع فیلتر همواره یک مسئله چندمعیاره است که باید میان حفاظت از تجهیزات، مصرف انرژی و هزینه‌های بهره‌برداری تعادل برقرار کند.

۳-۳- معیارهای انتخاب کلاس فیلتر

انتخاب کلاس مناسب فیلتر تنها بر اساس راندمان فیلتراسیون انجام نمی‌شود، بلکه باید مجموعه‌ای از شاخص‌های فنی، اقتصادی و محیطی به‌صورت هم‌زمان مورد ارزیابی قرار گیرند. استانداردهایی نظیر EN 779 و ISO 1689 و ISO 29461 و EN 1822 و ISO29463 الگوهایی برای طبقه‌بندی عملکرد فیلترها ارائه می‌کنند، اما انتخاب نهایی هم‌چنان وابسته به شرایط بهره‌برداری هر نیروگاه است[۲۰,۲۱,۲۲]. در بسیاری از واحدهای صنعتی، فیلترهای کلاس **G** و **F** به‌دلیل ایجاد تعادل مناسب میان راندمان و افت فشار، به‌طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند. با این‌حال، در محیط‌های با آلودگی شدید یا شرایط اقلیمی خاص، استفاده از کلاس‌های بالاتر نظیر **E10** و **E11** می‌تواند حفاظت بیش‌تری برای کمپرسور فراهم کند. در مقابل، این فیلترها معمولاً موجب افزایش افت فشار، مصرف انرژی فن‌ها و هزینه‌های بهره‌برداری می‌شوند. از این‌رو، انتخاب میان کلاس‌های مختلف فیلتر باید بر پایه تحلیل هم‌زمان شرایط محیطی، عملکرد واقعی فیلتر، هزینه‌های چرخه عمر و اثر آن بر راندمان توربین انجام شود.

۳-۴- محدودیت‌های روش‌های سنتی مدیریت فیلتر

با وجود پیشرفت فناوری ساخت فیلترها، مدیریت و زمان‌بندی تعویض آن‌ها در بسیاری از نیروگاه‌ها هم‌چنان بر اساس روش‌های سنتی انجام می‌شود. رایج‌ترین این روش‌ها شامل تعویض دوره‌ای، تجربه اپراتور یا استفاده از نصب حسگرهای سنجش اختلاف فشار قبل و بعد از سامانه فیلتراسیون به‌عنوان تنها معیار تصمیم‌گیری است.

اگرچه اختلاف فشار شاخص مهمی در ارزیابی وضعیت فیلتر محسوب می‌شود، اما به‌تنهایی قادر به توصیف کامل سلامت فیلتر نیست[۲۳]. برای نمونه، ممکن است دو فیلتر دارای اختلاف فشار یکسان باشند، اما از نظر راندمان حذف ذرات، میزان آلودگی، کیفیت مدیا یا تأثیر بر مصرف انرژی شرایط کاملاً متفاوتی داشته باشند.

علاوه بر این، روش‌های سنتی معمولاً قادر به پاسخ‌گویی به پرسش‌های مهمی از قبیل موارد زیر نیستند:

- آیا زمان تعویض فیلتر فرا رسیده است؟
- آیا ارتقای کلاس فیلتر (به‌عنوان مثال از F9 به E10 یا E11) از نظر فنی و اقتصادی توجیه‌پذیر است؟
- چه مقدار از افت راندمان ناشی از شرایط محیطی است؟

[1] Panel Filters
[2] Pocket Filters
[3] Cartridge Filters
[4] High Efficiency Particulate Air

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

- چه زمانی نگه‌داری پیش‌بینانه مقرون‌به‌صرفه‌تر از تعویض برنامه‌ریزی‌شده خواهد بود؟

پاسخ به این پرسش‌ها نیازمند بهره‌گیری از روش‌های تحلیلی و هوشمند است که بتوانند اطلاعات متنوع را به‌صورت هم‌زمان پردازش کنند. تفاوت‌های اصلی میان مدیریت سنّتی فیلتر و رویکرد مبتنی بر هوش مصنوعی پیشنهادی در جدول(۳)خلاصه شده است.

جدول ۳:مقایسه رویکردهای سنتی و مبتنی بر هوش مصنوعی در مدیریت فیلترهای سامانه هوای ورودی توربین‌های گازی

معیار مقایسه	مدیریت سنتی فیلتر	مدیریت مبتنی بر هوش مصنوعی(الگوی پیشنهادی)
مبنای تصمیم‌گیری	زمان‌بندی ثابت، تجربه اپراتور یا اختلاف فشار (ΔP)	تحلیل هم‌زمان داده‌های محیطی، عملیاتی و عملکردی[۲,۱۴,۱۵].
پارامترهای مورد استفاده	معمولاً یک یا دو پارامتر محدود	دما، رطوبت، غلظت ذرات، ΔP، ساعات کارکرد، راندمان فیلتراسیون، هزینه و شاخص‌های سلامت
ارزیابی سلامت فیلتر	کیفی یا بر پایه افزایش ΔP	ارزیابی چند بعدی مبتنی بر شاخص‌های پیشنهادی FHI، AFPI، SAIHI و FEI
انتخاب کلاس فیلتر	بر اساس تجربه یا دستورالعمل سازنده	انتخاب هوشمند بین از F9به E10 یا E11 بر اساس شرایط واقعی بهره‌برداری
قابلیت پیش‌بینی	ندارد	پیش‌بینی روند افت عملکرد و زمان مناسب تعویض یا ارتقای فیلتر
انعطاف‌پذیری در شرایط اقلیمی	محدود	تطبیق با شرایط محیطی مختلف مانند مناطق بیابانی، ساحلی و صنعتی
مصرف انرژی	معمولاً پس از افزایش محسوس افت فشار مورد توجه قرار می‌گیرد	تحلیل مستمر اثر افت فشار بر مصرف انرژی و بهینه‌سازی آن
تحلیل اقتصادی	محدود به هزینه خرید و تعویض فیلتر	ارزیابی هزینه چرخه عمر، مصرف انرژی و هزینه توقف با استفاده از شاخص FEI
ملاحظات زیست‌محیطی	معمولاً در تصمیم‌گیری لحاظ نمی‌شود	ارزیابی اثرات زیست‌محیطی و پایداری با استفاده از شاخص SAIHI
نوع نگه‌داری	نگه‌داری زمان‌محور[1] یا واکنشی[۴,۱۲,۱۳].	۲نگه‌داری پیش‌بینانه[3] [۲] مبتنی بر تحلیل داده
قابلیت تصمیم‌یار	وابسته به تجربه بهره‌بردار	ارائه پیشنهاد هوشمند برای حفظ، تعویض یا ارتقای کلاس فیلتر
ریسک تصمیم‌گیری	بالا، به دلیل اتکا به شاخص‌های محدود	کاهش عدم‌قطعیت با تحلیل چندمعیاره و داده‌محور
قابلیت توسعه به Digital Twin	بسیار محدود	قابلیت توسعه و یکپارچه‌سازی آینده با DigitalTwin و Industry

[1]Time-Based Maintenance
[2]Predictive Maintenance

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

۳-۵- چالش‌های اقتصادی و زیست‌محیطی

در سال‌های اخیر، علاوه بر ملاحظات فنی، جنبه‌های اقتصادی و زیست‌محیطی نیز در مدیریت سامانه‌های فیلتراسیون اهمیت فزاینده‌ای یافته‌اند. افزایش افت فشار در فیلترها منجربه افزایش توان مصرفی و در برخی شرایط کاهش توان خالص خروجی توربین می شود. از یک سو، تعویض زودهنگام فیلترها هزینه‌های خرید، حمل، انبارش و دفع پسماند را افزایش می‌دهد، از سوی دیگر تعویض دیرهنگام می‌تواند موجب آسیب به کمپرسور و افزایش هزینه‌های تعمیرات شود. هم‌چنین، تولید و دفع فیلترهای مصرف‌شده، مصرف مواد اولیه و انرژی در فرآیند ساخت، و آثار زیست‌محیطی ناشی از حمل‌ونقل و بازیافت، نشان می‌دهد که مدیریت فیلتر تنها یک مسئله فنی نیست، بلکه باید از منظر پایداری نیز مورد ارزیابی قرار گیرد. بنابراین، تصمیم‌گیری بهینه مستلزم در نظر گرفتن هم‌زمان شاخص‌های عملکرد، هزینه و اثرات زیست‌محیطی است.

۴- کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت هوشمند سامانه هوای ورودی

۴-۱- گذار از مدیریت سنتی به مدیریت هوشمند

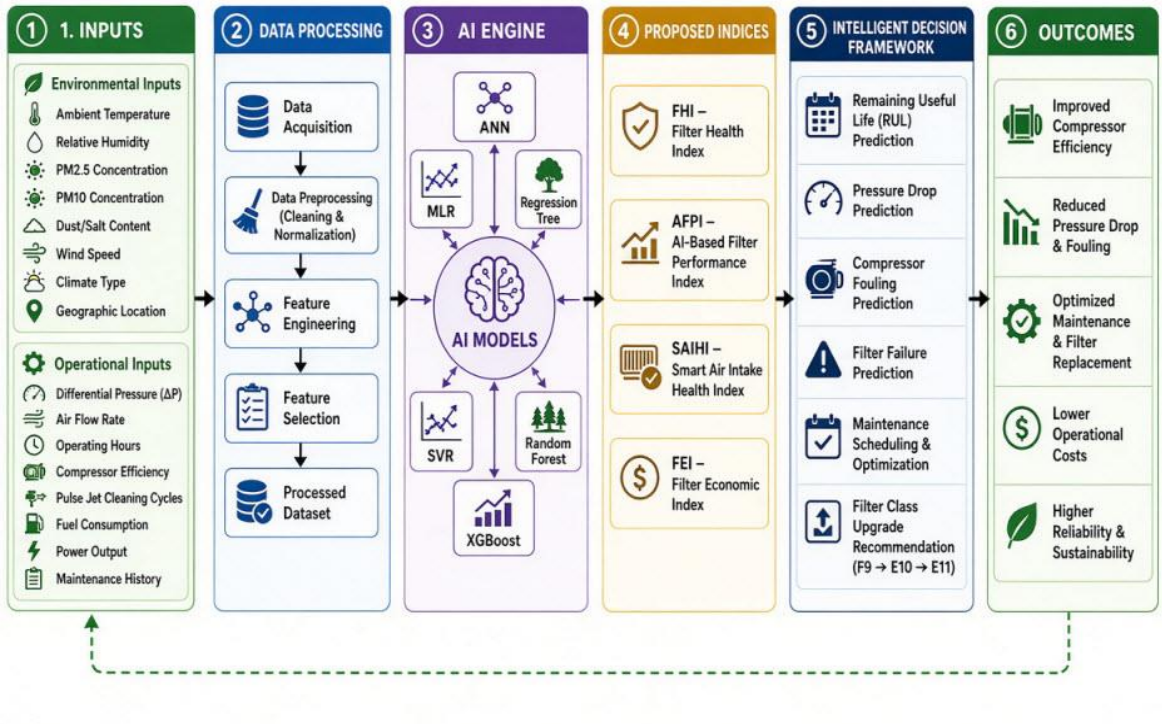
مدیریت سامانه هوای ورودی توربین های گازی در بسیاری از واحدهای صنعتی هنوز تا حد زیادی بر پایش های دوره‌ای، دستورالعمل‌های سازنده، تجربه بهره‌بردار و اندازه‌گیری برخی پارامترهای محدود، به‌ویژه اختلاف فشار فیلتر، استوار است. این رویکرد در شرایط عادی می‌تواند عملکرد قابل قبولی داشته باشد، اما در محیط‌هایی که شرایط آب‌وهوایی، میزان آلودگی هوا و بار کاری توربین به‌طور پیوسته تغییر می‌کند، توانایی محدودی برای پیش‌بینی وضعیت آینده سامانه دارد.

در مقابل، هوش مصنوعی می‌تواند با استفاده هم‌زمان از داده‌های محیطی، عملیاتی و عملکردی، روابط پیچیده میان متغیرهای مختلف را شناسایی کند[۱۵]. در چنین رویکردی، سامانه هوای ورودی از یک تجهیز صرفاً پایش‌شونده به یک سامانه **داده‌محور، خودارزیاب، پیش‌بین و تصمیم‌یار** تبدیل می شود. هدف، جایگزین کردن قضاوت مهندسی با الگوریتم نیست، بلکه فراهم کردن یک لایه تحلیلی است که بتواند اطلاعات موجود را به شاخص‌های قابل تفسیر و پیشنهادهای تصمیم‌گیری تبدیل کند. این گذار را می‌توان به صورت زیردر نظر گرفت:

Reactive Maintenance → Preventive Maintenance → Condition-Based Maintenance → Predictive Maintenance → AI-Based Smart Maintenance

در مرحله نهایی، سامانه نه‌تنها وضعیت فعلی را ارزیابی می‌کند، بلکه روند تغییرات را نیز تحلیل کرده و درباره وضعیت آینده و اقدام مناسب هشدار یا پیشنهاد ارائه می‌دهد. ساختار کلی سامانه هوای ورودی هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی و ارتباط میان داده‌ها، تحلیل و تصمیم‌گیری در شکل(۲) نشان داده شده است.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]



شکل۲: مدل کلی سامانه هوشمند هوای ورودی مبتنی بر هوش مصنوعی

۴-۲- داده‌های موردنیاز برای هوشمندسازی سامانه هوای ورودی

عملکرد هر سامانه هوش مصنوعی به کیفیت و تنوع داده‌های ورودی وابسته است. در سامانه هوای ورودی توربین گازی، داده‌های موردنیاز را می‌توان در سه گروه اصلی طبقه‌بندی کرد.

الف) داده‌های محیطی

شرایط محیطی یکی از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر عملکرد سامانه فیلتراسیون است، از جمله:

- دمای محیط
- رطوبت نسبی
- غلظت ذرات معلق
- اندازه ذرات PM_{10} و $PM_{2.5}$
- شدت گردوغبار
- بارندگی و مه و شرایط مرطوبت
- شرایط اقلیمی و موقعیت جغرافیایی محل نصب واحد نیروگاهی

این متغیرهابه مدل هو شمند کمک می‌کنند تا اثر شرایط محیطی بر بارگذاری فیلتر و رفتار سامانه را از تغییرات نا شی از سایر عوامل تفکیک کند.

ب) داده‌های عملیاتی

این گروه وضعیت بهره‌برداری سامانه را در شرایط واقعی مشخص می‌کند و می‌تواند شامل موارد زیر باشد:

- دبی هوای ورودی
- بار توربین

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

- ساعات کارکرد
- سرعت جریان هوا
- دما و فشار در نقاط مختلف سامانه
- تعداد و دوره‌های تمیزکاری یا پالس جت[1] در صورت وجود

ج) داده‌های عملکردی و سلامت فیلتر

این داده‌ها مستقیماً وضعیت و عملکرد فیلتر را توصیف می‌کنند:

- اختلاف فشار دو طرف فیلتر (ΔP)
- راندمان فیلتراسیون
- تعداد و زمان دوره‌های تمیزکاری
- زمان سپری‌شده از نصب فیلتر
- کلاس فیلتر
- میزان آلودگی یا بارگذاری فیلتر
- سوابق تعویض و نگه‌داری

ترکیب این سه گروه داده، امکان ایجاد تصویری جامع‌تر از وضعیت واقعی سامانه را فراهم می‌کند. به‌عنوان مثال، افزایش ΔP زمانی معنی دقیق‌تری خواهد داشت که هم‌زمان با تغییرات دما، رطوبت، غلظت ذرات و بار کاری توربین تحلیل شود.

۴-۳- ارتباط هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در مدیریت سامانه هوای ورودی

هوش مصنوعی مفهومی گسترده برای ایجاد قابلیت‌های هوشمند در سامانه‌هاست و یادگیری ماشین یکی از مهم‌ترین زیر شاخه‌ها و ابزارهای آن محسوب می‌شود. در یادگیری ماشین، الگوریتم با استفاده از داده‌های موجود، الگوها و روابط میان متغیرها را یاد می‌گیرد و از این الگوها برای پیش‌بینی، طبقه‌بندی یا تشخیص وضعیت داده‌های جدید استفاده می‌کند.

بنابراین، در الگوی پیشنهادی این پژوهش، رابطه AI و ML را می‌توان به‌صورت الگو و ابزار در نظر گرفت. AI هدف و ساختار کلی هوشمندسازی سامانه را مشخص می‌کند، درحالی‌که الگوریتم‌های ML بخش مهمی از تحلیل داده، تشخیص وضعیت و پیش‌بینی را انجام می‌دهند. برای سامانه هوای ورودی، داده‌هایی مانند دمای محیط، رطوبت نسبی، غلظت ذرات، اختلاف فشار فیلتر، ساعات کارکرد، دبی هوا، بار توربین و کلاس فیلتر می‌توانند به‌عنوان ورودی مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گیرند[۲,۱۴,۱۵]. مدل آموزش‌دیده می‌تواند روابط پیچیده و غیرخطی میان این متغیرها را شناسایی کرده و برای اهدافی مانند ارزیابی وضعیت فیلتر، پیش‌بینی روند افزایش افت فشار، تشخیص شرایط غیرعادی یا تخمین عمر باقی‌مانده مورد استفاده قرار گیرد.

با این‌حال، مدل یادگیری ماشین به‌تنهایی یک سامانه تصمیم‌گیری هوشمند محسوب نمی‌شود. برای تبدیل خروجی مدل به یک تصمیم عملیاتی، لازم است نتایج پیش‌بینی با شاخص‌های سلامت، عملکرد، اقتصادی و پایداری ترکیب شده و در یک لایه تصمیم‌یار مورد استفاده قرار گیرند. ازاین‌رو، در الگوی پیشنهادی این پژوهش، ML به‌عنوان بخش تحلیلی سامانه AI در نظر گرفته می شود و خروجی آن در مراحل بعدی برای ارزیابی سلامت و عملکرد، پیش‌بینی و در نهایت تصمیم‌گیری هوشمند مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

[1] Pulse Jet

۴-۴-الگوریتم‌های مناسب برای تحلیل داده‌های سامانه هوای ورودی

انتخاب الگوریتم مناسب به نوع داده، حجم داده، هدف مدل و میزان پیچیدگی روابط میان متغیرها بستگی دارد. ازاین‌رو، نمی‌توان یک الگوریتم واحد را برای تمام کاربردهای سامانه هوای ورودی مناسب دانست[۲۶,۲۷].مقایسه الگوریتم‌های مناسب از نظر کاربرد، مزیت، محدودیت و میزان تناسب با سامانه هوای ورودی در جدول(۴) ارائه شده است.

با توجه به ماهیت داده‌های سامانه هوای ورودی، الگوریتم‌های Random Forest و XGBoost می‌توانند گزینه‌های مناسبی برای داده‌های چندمتغیره و تصمیم‌گیری طبقه‌بندی‌شده باشند. در مقابل، هنگامی که هدف اصلی تحلیل روند زمانی اختلاف فشار، تخمین عمر باقی‌مانده یا پیش‌بینی رفتار آینده فیلتر با شد، مدل‌هایی مانند LSTM می‌توانند مورد توجه قرار گیرند[۲۸]. هم‌چنین، ا ستفاده از مدل‌های ساده‌تر مانند MLR یا Decision Tree در مرحله اولیه توسعه سامانه اهمیت دارد، زیرا امکان ایجاد یک خط مبنا[1]و مقایسه عملکرد مدل‌های پیچیده‌تر را فراهم می‌کند[۲۹,۳۰,۳۱].

بنابراین، الگوی پی شنهادی نباید به یک الگوریتم خاص واب سته با شد. انتخاب نهایی الگوریتم باید بر ا ساس نوع داده، هدف پیش‌بینی، حجم داده و عملکرد اعتبارسنجی مدل انجام شود[۳۲].

جدول ۴: مقایسه الگوریتم‌های مناسب هوش مصنوعی برای مدیریت سامانه هوای ورودی

الگوریتم	کاربرد پیشنهادی	مزیت اصلی	محدودیت اصلی	تناسب با سامانه
Multiple Linear Regression (MLR)	تحلیل روابط پایه و ایجاد مدل مرجع	ساده و قابل تفسیر	محدودیت در روابط غیرخطی	متوسط
Support Vector Regression (SVR)	پیش‌بینی ΔP و عملکرد	مناسب برای داده‌های محدود	حساس به انتخاب پارامترها	بالا
Artificial Neural Network (ANN)	مدل‌سازی روابط غیرخطی	توانایی یادگیری روابط پیچیده	نیازمند داده کافی	بالا
Random Forest (RF)	طبقه‌بندی و پیش‌بینی سلامت	مقاوم، نسبتاً قابل تفسیر و مناسب داده‌های چندمتغیره	حجم مدل در برخی کاربردها زیاد می‌شود	بسیار بالا
XGBoost	پیش‌بینی و رتبه‌بندی متغیرها	دقت بالا در داده‌های جدولی	نیازمند تنظیم مناسب پارامترها	بسیار بالا
LSTM	تحلیل سری‌های زمانی و RUL	مناسب برای وابستگی‌های زمانی	پیچیدگی و نیاز داده‌ای بیش‌تر	بالا
Decision Tree	تصمیم‌گیری و طبقه‌بندی	ساده و قابل فهم	احتمال بیش‌برازش	متوسط تا بالا

۴-۵- کاربرد هوش مصنوعی در ارزیابی سلامت و پایش عملکرد فیلتر

یکی از کاربردهای اصلی و مهم AI در مدیریت سامانه هوای ورودی، تبدیل داده‌های خام عملیاتی و محیطی به یک ارزیابی کمی از سلامت فیلتر ا ست. در روش‌های سنتی، افزایش اختلاف فشار معمولاً به‌عنوان نشانه‌ای از بارگذاری فیلتر در نظر گرفته می شود؛ اما سلامت واقعی فیلتر می‌تواند تحت تأثیر هم‌زمان عوامل مختلفی قرار گیرد[۳۳].

[1]Baseline Model

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

برای مثال، دو فیلتر ممکن است اختلاف فشار مشابهی داشته باشند، اما به‌دلیل تفاوت در شرایط رطوبتی، غلظت ذرات، ساعات کارکرد یا تعداد دوره‌های تمیزکاری، از نظر وضعیت واقعی یکسان نباشند. هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل این متغیرها، الگوهای مرتبط با تغییر وضعیت فیلتر را شناسایی کند. خروجی چنین مدلی می‌تواند به‌عنوان یکی از ورودی‌های شاخص سلامت فیلتر مورداستفاده قرار گیرد.

۴-۶- پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده و نگه‌داری پیش‌بینانه فیلتر مبتنی بر هوش مصنوعی

یکی از مراحل پیشرفته‌تر مدیریت هوشمند، حرکت از تشخیص وضعیت فعلی به پیش‌بینی وضعیت آینده است. در این رویکرد، سامانه تلاش می‌کند مشخص کند که فیلتر یا سایر اجزای سامانه هوای ورودی چه مدت دیگر می‌توانند در شرایط قابل قبول به کار خود ادامه دهند.این مفهوم با عمر مفید باقی‌مانده(RUL)[1] ارتباط مستقیم دارد. تخمین RUL می‌تواند به بهره‌بردار کمک کند تا زمان مناسب برای تعویض فیلتر را پیش از رسیدن به شرایط بحرانی تعیین کند. در این‌حالت، تصمیم نگه‌داری، دیگر صرفاً بر اساس یک آستانه ثابت انجام نمی‌شود، بلکه می‌تواند بر اساس روند تغییرات پارامترها و پیش‌بینی آینده باشد. برای نمونه، اگر روند افزایش ΔP نشان دهد که فیلتر با سرعت بیش‌تری نسبت به گذشته در حال افت عملکرد است، سامانه می‌تواند پیش از رسیدن به حد بحرانی، هشدار لازم را صادر کند. در مقابل، اگر شرایط نشان دهد که فیلتر هنوز ظرفیت عملکرد مناسبی دارد، تعویض زودهنگام آن می‌تواند به تعویق بیفتد. این رویکرد می‌تواند در صورت اعتبار سنجی با داده‌های واقعی،پتانسیل کاهش تعویض‌های غیر ضروری، کاهش هزینه‌های نگه‌داری و کاهش احتمال بهره‌برداری از فیلتر فرسودهرا داشته باشد.

۴-۷- نقشهوش مصنوعیدر مدیریت چرخه عمر فیلتر

مدیریت فیلتر نباید تنها به تصمیم «تعویض یا عدم تعویض» محدود شود. فیلتر از زمان انتخاب و نصب تا پایان عمر خود، یک چرخه عملیاتی و اقتصادی را طی می‌کندکه شامل انتخاب، بهره‌برداری، پایش، نگه‌داری، ارزیابی وضعیت و در نهایت تعویض است.
این چرخه را می‌توان به‌صورت زیر تعریف کرد:

Filter Selection → Installation → Monitoring → Health Assessment → RUL Prediction → Smart Decision → Maintenance / Continue / Replace / Upgrade → End-of-Life

در هر مرحله، داده‌های جدیدی تولید می‌شود که می‌توانند برای بهبود تصمیم‌های بعدی مورد استفاده قرار گیرند. از این‌روی، هوش مصنوعی می‌تواند علاوه بر پایش سلامت، به تصمیم‌گیری درباره انتخاب کلاس فیلتر نیز کمک کند. به‌عنوان مثال، در شرایطی که آلودگی محیطی افزایش یافته است، استفاده از فیلتر با کلاس بالاتر ممکن است از نظر حفاظت کمپرسور مطلوب باشد؛ اما اگر افزایش افت فشار و هزینه انرژی از مزایای آن بیش‌تر باشد، ارتقای فیلتر لزوماً تصمیم بهینه‌ای نخواهد بود. بنابراین، انتخاب بین کلاس‌های F9، E10 و E11 باید بر اساس مجموعه‌ای از معیارهای فنی، عملکردی، اقتصادی و زیست‌محیطی انجام شود. این موضوع نشان می‌دهد که یک ساختار هوشمند باید بتواند علاوه بر پاسخ به سؤال «فیلتر چه وضعیتی دارد؟»، به سؤال مهم‌تر «بهترین اقدام بعدی چیست؟» نیز پاسخ دهد. این مسئله زمینه را برای توسعه مفهوم " الگوی هوشمند ارتقای فیلتر[2]"فراهم می‌کند که در بخش بعدی مقاله تشریح خواهد شد.

۴-۸- نقش هوش مصنوعی در پایش سلامت و مدیریت پیش‌بینانه سامانه هوای ورودی

مفهوم "پیش‌آگاهی و مدیریت سلامت یا(PHM)[3] "رویکردی جامع برای ارزیابی وضعیت سلامت، تشخیص روند تخریب، پیش‌بینی رفتار آینده و پشتیبانی از تصمیم‌های نگه‌داری است. درPHM ، هدف تنها پیش‌بینی خرابی نیست؛ بلکه وضعیت سلامت تجهیز، روند تخریب، احتمال وقوع خرابی و اقدام مناسب برای مدیریت آن به‌صورت یکپارچه مورد توجه قرار می‌گیرد.

[1] Remaining Useful Life
[2] AI-Based Filter Upgrade Model
[3] Prognostics and Health Management

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

در الگوی پیشنهادی این مقاله، مفهوم PHM از تجهیزات دوار متداول فراتر برده شده و برای سامانه هوای ورودی توربین گازی مورد توجه قرار می‌گیرد. در این دیدگاه، سامانه می‌تواند به‌صورت مفهومی دارای چهار قابلیت اصلی باشد:

Perception → Assessment → Prognosis → Decision

۱. **پایش و دریافت اطلاعات:** جمع‌آوری داده‌های محیطی، عملیاتی و عملکردی

۲. **ارزیابی سلامت:** تعیین وضعیت فعلی فیلتر و سامانه

۳. **پیش‌بینی:** تخمین روند تغییرات و در صورت امکان RUL

۴. **پشتیبانی از تصمیم:** پیشنهاد اقدام مناسب برای نگه‌داری، تعویض یا ارتقای فیلتر

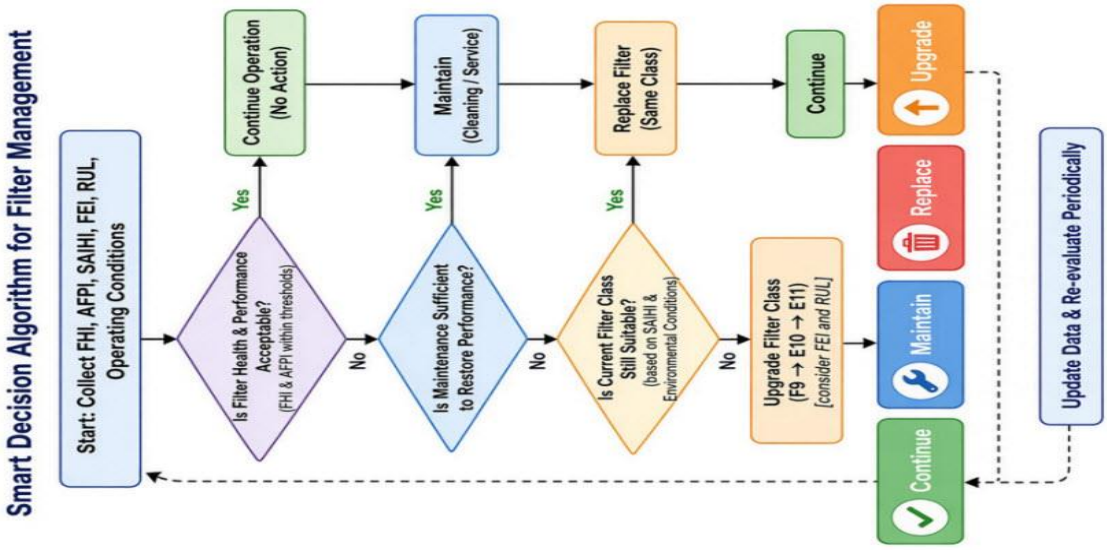
در مرحله نخست، داده‌های محیطی و عملیاتی دریافت می شوند. سپس وضعیت سلامت سامانه ارزیابی می شود. در مرحله بعد، روند آینده و عمر باقی‌مانده اجزای مورد نظر پیش‌بینی شده و در نهایت، یک تصمیم مدیریتی مناسب پیشنهاد می شود. این ساختار، پایه مفهوم "پیش‌آگاهی و مدیریت سلامت برای سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی مبتنی بر هوش مصنوعی[1]" را تشکیل می‌دهد[۳۴].

۴-۹- حرکت به سوی یک سامانه هوای ورودی هوشمند و تصمیم‌یار

بر اساس مباحث مطرح شده، استفاده از هوش مصنوعی در سامانه هوای ورودی نباید صرفاً به پیش‌بینی زمان تعویض فیلتر محدود شود. هدف گسترده‌تر، ایجاد یک سامانه هوشمند است که بتواند شرایط محیطی، وضعیت فیلتر، عملکرد سامانه، پیامدهای اقتصادی و ملاحظات پایداری را به صورت یکپارچه تحلیل کند[۳۵]. در چنین سامانه‌ای، داده‌های محیطی و عملیاتی وارد موتور تحلیل هوشمند شده و پس از پردازش، برای ارزیابی سلامت و عملکرد مورد استفاده قرار می‌گیرند. خروجی این فرآیند می‌تواند شامل وضعیت سلامت، پیش‌بینی روند عملکرد، تخمین عمر باقی‌مانده و پیشنهاد اقدام مناسب باشد.

از این منظر، مفهوم پیشنهادی مقاله به شکل زیر توسعه می‌یابد:

Environmental & Operational Data → Data Acquisition & Pre-processing → AI/ML Analytics → Health & Performance Assessment → Prediction/RUL → Economic & Sustainability Assessment → Intelligent Decision Support→ Continue /Maintain / Replace / Upgrade



شکل ۳: الگوریتم تصمیم‌گیری هوشمند مدیریت فیلتر

[1]AI-Based PHM for Gas Turbine Air Inlet Systems

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

این ساختار، پایه توسعه الگوپیشنهادی برای "سامانه هوشمند هوای ورودی مبتنی بر هوش مصنوعی[1]" در بخش بعدی مقاله خواهد بود. هدف نهایی چنین ساختاری، ایجاد یک سامانه است که بتواند از وضعیت فعلی عبور کرده و به تصمیم‌گیری آینده‌نگر برسد، به‌گونه‌ای که خروجی آن بتواند در انتخاب میان گزینه‌هایی مانند ادامه بهره‌برداری، نگه‌داری، تعویض یا ارتقای کلاس فیلتر مورد استفاده قرار گیرد. زنجیره پیشنهادی از دریافت داده تا تحلیل، ارزیابی، پیش‌بینی و تصمیم‌گیری هوشمند در شکل(۳)نمایش داده شده است.

۵- الگوی پیشنهادی مدیریت هوشمند سامانه هوای ورودی

۵-۱- ساختار الگوی پیشنهادی و نوآوری مقاله

در این پژوهش، با هدف پاسخ نیاز به یک الگوی هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدیریت فیلتراسیون سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی صنعتی پیشنهاد شده است. این الگو با ترکیب داده‌های محیطی، عملیاتی و اطلاعات عملکردی فیلتر، امکان ارزیابی وضعیت سلامت فیلتر و پشتیبانی از تصمیم‌گیری مهندسی را فراهم می‌کند. بر این اساس، در این پژوهش یک **الگوی پیشنهادی مدیریت هوشمند** برای سامانه هوای ورودی ارائه می‌شود. هدف این الگو، ایجاد ارتباط میان داده‌های محیطی و عملیاتی، تحلیل مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، ارزیابی سلامت و عملکرد، پیش‌بینی عمر باقی‌مانده و در نهایت تصمیم‌گیری هوشمند درباره مدیریت فیلتر است. الگوی پیشنهادی بر چهار شاخص اصلی و یک موتور تصمیم‌گیری استوار است:

۱. Filter Health Index (FHI): شاخص سلامت فیلتر
۲. Air Filter Performance Index (AFPI): شاخص عملکرد واقعی فیلتر
۳. Smart Air Inlet Health Index (SAIHI): شاخص سلامت کل سامانه هوای ورودی
۴. Filter Economic Index (FEI): شاخص اقتصادی فیلتر
۵. Smart Decision Engine: برای ترکیب اطلاعات و پشتیبانی از تصمیم نهایی

در این ساختار، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌عنوان ابزارهای تحلیلی مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های محیطی، عملیاتی و مرتبط با وضعیت فیلتر پس از جمع‌آوری و پیش‌پردازش می‌توانند در اختیار الگوریتم‌های AI/ML قرار گیرند. خروجی این تحلیل‌ها برای ارزیابی شاخص‌های پیشنهادی، پیش‌بینی وضعیت آینده و پشتیبانی از تصمیم‌گیری مورداستفاده قرار می‌گیرد.

روابط ارائه‌شده برای FHI، AFPI، SAIHI و FEI در این پژوهش روابط مفهومی هستند و به‌عنوان مدل‌های عددی نهایی معرفی نمی‌شوند. بنابراین، تعیین وزن متغیرها، ضرایب، حدود تصمیم‌گیری و شکل دقیق توابع در مراحل بعدی و با استفاده از داده‌های واقعی قابل انجام خواهد بود.

۵-۲- معرفی شاخص‌های پیشنهادی

۵-۲-۱- مفهوم شاخص سلامت فیلتر (FHI)

با هدف ارزیابی وضعیت سلامت فیلتر در طول دوره بهره‌برداری و تشخیص افزایش بارگذاری و تصمیم‌گیری در مدیریت فیلتر پیشنهاد می‌گردد. شدت گردوغبار، رطوبت، دمای محیط، ساعات کارکرد، کلاس فیلتر و تعداد دفعات تمیزکاری نیز می‌توانند بر وضعیت فیلتر اثرگذار باشند[۱,۳]. بر این اساس، سلامت فیلتر در این پژوهش به‌صورت یک مفهوم چندبعدی در نظر گرفته می‌شود:

$$FHI=f(\Delta P, C, RH, T, OH, FC, CC)$$

این رابطه بیان می‌کند که ارزیابی سلامت فیلتر باید با درنظرگرفتن مجموعه‌ای از متغیرهای محیطی، عملیاتی و فنی انجام شود و نباید صرفاً به یک آستانه ثابت اختلاف فشار وابسته باشد. در مرحله توسعه کمی مدل، می‌توان اهمیت نسبی این متغیرها را با استفاده از روش‌های آماری، الگوریتم‌های یادگیری ماشین یا ترکیبی از دانش مهندسی و روش‌های داده‌محور تعیین کرد.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

[1] AI-Based Smart Air Inlet System

۵-۲-۲- شاخص عملکرد واقعی فیلتر (AFPI)

سلامت فیلتر و عملکرد آن دو مفهوم مرتبط اما متفاوت هستند. یک فیلتر ممکن است از نظر وضعیت بهره‌برداری هنوز در شرایط قابل قبول قرار داشته باشد، اما عملکرد آن تحت شرایط خاص کاهش یابد. از سوی دیگر، افزایش اختلاف فشار لزوماً به معنی از بین رفتن عملکرد فیلتراسیون نیست. به‌همین دلیل، شاخص عملکرد فیلتر به‌عنوان شاخصی مستقل ازشاخص سلامت فیلترتعریف می‌شود. AFPI به این موضوع می‌پردازد که فیلتر در شرایط واقعی بهره‌برداری تا چه اندازه وظیفه اصلی خود، یعنی حذف ذرات و تأمین حفاظت موردانتظار برای تجهیزات پایین‌دست، را انجام می‌دهد. بر این اساس، رابطه مفهومی AFPI به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$AFPI=f(\eta,\Delta P,Q,AC)$$

در این شاخص، راندمان فیلتراسیون بیانگر توانایی فیلتر در حذف ذرات، اختلاف فشار بیانگر مقاومت ایجادشده در مسیر جریان و دبی هوا بیانگر شرایط عبور جریان از سامانه است. متغیر AC نیز برای درنظرگرفتن شرایط هوایی و عملیاتی مؤثر بر عملکرد فیلتر در نظر گرفته می‌شود. بنابراین، دو شاخص FHI و AFPI جنبه‌های متفاوتی از وضعیت فیلتر را پوشش می‌دهند:

$$FHI \rightarrow \text{Filter Health}$$
$$AFPI \rightarrow \text{Filter Performance}$$

این تفکیک به سامانه اجازه می‌دهد وضعیت سلامت و عملکرد فیلتر را به‌صورت مستقل اما مکمل مورد بررسی قرار دهد.

۵-۲-۳- شاخص سلامت هوشمند کل سامانه هوای ورودی (SAIHI)

اگرچه وضعیت فیلتر یکی از عوامل اصلی عملکرد سامانه هوای ورودی است، ارزیابی فیلتر به‌تنهایی برای تعیین وضعیت کل سامانه کافی نیست. سامانه هوای ورودی مجموعه‌ای از اجزای مرتبط است که عملکرد آن می‌تواند تحت تأثیر جریان هوا، پایداری فشار، شرایط محیطی و عملکرد کلی سامانه قرار گیرد. برای پوشش این سطح از ارزیابی، **شاخص سلامت هوشمند کل سامانه هوای ورودی** پیشنهاد می‌شود.

هدف SAIHI پاسخ به این پرسش است که وضعیت سلامت و عملکرد کلی سامانه هوای ورودی با توجه به وضعیت فیلتر، عملکرد فیلتراسیون و شرایط عملیاتی و محیطی چگونه است[۱۵,۱۶]. رابطه مفهومی این شاخص مبتنی بر تعاریف بالا به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$SAIHI=f(FHI,AFPI,AF,PS,EC,SP)$$

در این ساختار، FHI و AFPI اطلاعات مربوط به وضعیت و عملکرد فیلتر را فراهم می‌کنند و مؤلفه‌هایی مانند کفایت جریان هوا، پایداری فشار، شرایط محیطی و عملکرد سامانه، ارزیابی را از سطح فیلتر به سطح کل سامانه گسترش می‌دهند.

رابطه مفهومی میان دو شاخص FHI و AFPI و شاخص SAIHI را می‌توان به‌صورت زیر نشان داد:

$$FHI + AFPI \rightarrow SAIHI$$

این رابطه به معنی آن نیست که AFPI مستقیماً از FHI محاسبه می‌شود یا SAIHI صرفاً مجموع این دو شاخص است؛ بلکه FHI و AFPI دو منبع اطلاعاتی مکمل برای ارزیابی سلامت سامانه هوای ورودی هستند. این تفکیک، حرکت از مدیریت هوشمند فیلتر[1] به سمت یک سامانه هوشمند هوای ورودی مبتنی بر هوش مصنوعیرا امکان‌پذیر می‌کند.

۵-۲-۴- شاخص اقتصادی فیلتر (FEI)

انتخاب و مدیریت فیلتر تنها یک مسئله فنی نیست. زمان تعویض، انتخاب کلاس فیلتر، ادامه بهره‌برداری یا ارتقای کلاس می‌تواند بر هزینه خرید، مصرف انرژی، نگه‌داری، تعویض و توقف اثرگذار باشد. برای وارد کردن این جنبه در فرآیند تصمیم‌گیری، شاخص **اقتصادی فیلتر** معرفی می‌شود. رابطه مفهومی این شاخص به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

[1]Smart Filter Management

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

$$FEI=f(C_I,C_E,C_M,C_R,C_D,LCC)$$

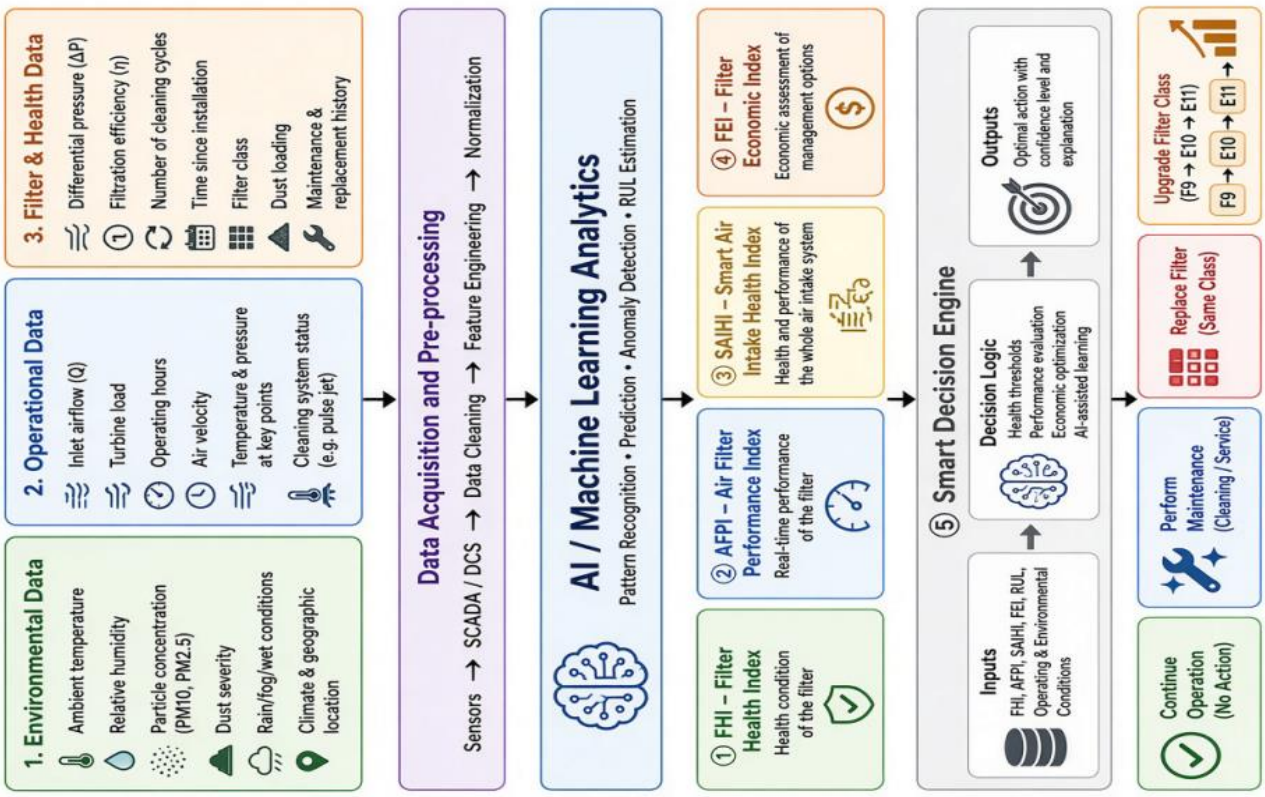
FEI امکان مقایسه گزینه‌های مختلف مدیریت فیلتر از منظر اقتصادی را فراهم می‌کند و سبب می شود تصمیم‌گیری تنها براساس عملکرد فنی انجام نشود. این موضوع به‌ویژه هنگام مقایسه فیلترهای F9، E10 و E11 اهمیت دارد. افزایش کلاس فیلتراسیون می‌تواند حفاظت بیش‌تری برای تجهیزات ایجاد کند، اما ممکن است هم‌زمان موجب تغییر افت فشار و افزایش مصرف انرژی شود. بنابراین، انتخاب کلاس مناسب باید در کنار ارزیابی فنی، بر اساس پیامدهای اقتصادی نیز بررسی شود. در توسعه کمی FEI باید از دوباره‌شماری اجزای هزینه جلوگیری شود. برای مثال، اگر LCC از مجموع برخی از هزینه‌های فوق تشکیل شده باشد، در مدل عددی نهایی نباید همان هزینه‌ها بدون درنظرگرفتن این وابستگی دوباره‌شماری شوند.

۵-۲-۵- موتور تصمیم‌گیری هوشمند فیلتراسیون مبتنی بر هوش مصنوعی

هدف نهایی الگوی پیشنهادی صرفاً محاسبه چهار شاخص نیست. ارزش اصلی شاخص‌ها زمانی مشخص می‌شود که اطلاعات حاصل از آن‌ها به یک تصمیم عملیاتی تبدیل شود. برای این منظور، موتور تصمیم‌یار هوشمند به‌عنوان مؤلفه تصمیم‌گیری در نظر گرفته می‌شود. این موتور می‌تواند اطلاعات حاصل از FHI، AFPI، SAIHI و FEI را در کنار خروجی‌های پیش‌بینی AI/ML و شرایط بهره‌برداری مورد استفاده قرار دهد. بنابراین، رابطه مفهومی موتور تصمیم‌گیری به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Decision=f\ (FHI,AFPI,SAIHI,FEI,RUL,OC)$$

در این ساختار، RUL می‌تواند به‌عنوان خروجی مدل‌های AI/ML وارد فرآیند تصمیم‌گیری شود. بنابراین موتور تصمیم‌گیری اطلاعات مربوط به وضعیت فعلی، عملکرد، سلامت کل سامانه، شرایط اقتصادی و وضعیت احتمالی آینده را به‌صورت هم‌زمان در نظر می‌گیرد. ارتباط مفهومی میان چهار شاخص پیشنهادی، RUL و موتور تصمیم‌گیری در شکل(۴) نشان داده شده است.



شکل۴: شاخص‌های پیشنهادی و روابط بین آن‌ها

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

۵-۲-۶- پیش‌بینی هوشمند عمر مفید باقی‌مانده فیلتر

در الگوی پیشنهادی این پژوهش، هوش مصنوعی به‌عنوان مفهوم کلی برای ایجاد قابلیت تحلیل و تصمیم‌گیری هوشمند در نظر گرفته می شود و یادگیری ما شین یکی از مهم‌ترین ابزارهای قابل ا ستفاده برای پیاده سازی این قابلیت ا ست. الگوریتم‌های یادگیری ما شین می‌توانند با ا ستفاده از داده‌های تاریخی و عملیاتی، روابط میان متغیرهای محیطی، و ضعیت فیلتر و عملکرد سامانه را شنا سایی کنند. خروجی این مدل‌ها می‌تواند برای ارزیابی وضـعیت فعلی، شـناسـایی الگوهای غیرعادی و پیش‌بینی روند تغییر وضـعیت فیلتر مورد ا ستفاده قرار گیرد. یکی از خروجی‌های مهم این تحلیل می‌تواند تخمین عمر مفید باقی‌مانده (RUL) با شد. در صورت وجود داده‌های کافی، مدل‌های AI/ML می‌توانند روند تغییر وضـعیت فیلتر را تحلیل کرده و زمان تقریبی باقی‌مانده تا رسـیدن به شـرایط نیازمند تعویض یا اقدام نگه‌داری را تخمین بزنند. بنابراین، به‌صورت مفهومی داریم:

$$RUL=f(AI/ML,Data)$$

بنابراین، مدیریت فیلتر می‌تواند از یک فرآیند واکنشی که عمدتاً پس از ر سیدن فیلتر به یک و ضعیت نامطلوب اقدام می‌کند، به سمت یک فرآیند پیش‌بینانه حرکت کند.

۵-۲-۷- منطق تصمیم‌گیری برای مدیریت هوشمند فیلتر

یکی از کاربردهای مهم الگوی پیشنهادی، پشتیبانی از تصمیم درباره ارتقای کلاس فیلتر است. در این‌حالت، انتخاب فیلتر نباید صرفاً بر اسـاس افزایش راندمان فیلتراسـیون انجام شـود، بلکه اثر آن بر افت فشـار، مصـرف انرژی، هزینه چرخه عمر، شـرایط محیطی و نیاز حفاظتی سـامانه نیز باید در نظر گرفته شـود. در الگوی پیشـنهادی، ابتدا وضـعیت فیلتر موجود با اسـتفاده از FHI و AFPI ارزیابی می شود. سپس و ضعیت کلی سامانه تو سط SAIHI مورد برر سی قرار می‌گیرد و پیامدهای اقت صادی گزینه‌های مختلف تو سط FEI ارزیابی می‌شـوند. در صـورت دسـترسـی به داده‌های کافی، RUL نیز می‌تواند در این تصـمیم وارد شـود. در حالت ارتقای کلاس، گزینه‌های F9، E10 و E11 با توجه به شرایط سامانه قابل مقایسه هستند:

$$F9 \rightarrow E10 / E11$$

این رابطه به معنی آن نیسـت که ارتقا الزاماً باید از F9 به E10 و سـپس E11 انجام شـود؛ بلکه هر سـه کلاس می‌توانند به‌عنوان گزینه‌های ت صمیم در فرآیند ارزیابی مورد برر سی قرار گیرند. موتور ت صمیم‌گیری هو شمند باید بتواند خروجی تحلیل‌ها را به اقدامات عملیاتی تبدیل کند. در سطح مفهومی، چهار تصمیم اصلی برای مدیریت فیلتر پیشنهاد می‌شود:

Continue

اگر سلامت و عملکرد فیلتر و سامانه در محدوده منا سب قرار دا شته با شد و ادامه بهره‌برداری از نظر اقت صادی توجیه‌پذیر با شد، الگو ادامه کار را پیشنهاد می‌کند.

Maintain

اگر و ضعیت فیلتر یا سامانه ن شانه‌هایی از نیاز به نگه‌داری یا پایش بیش‌تر دا شته با شد، اما تعویض فوری ضروری نبا شد، گزینه حفظ وضعیت موجودپیشنهاد می‌شود.

Replace

اگر سـلامت یا عملکرد فیلتر به سـطح نامطلوب برسـد یا RUL نشـان دهد که فیلتر به پایان عمر مفید خود نزدیک شـده اسـت، گزینهتعویضپیشنهاد می‌شود.

Upgrade

اگر ارزیابی شرایط محیطی، عملکردی و اقت صادی ن شان دهد که کلاس فعلی فیلتر برای نیازهای سامانه منا سب نی ست، گزینه ارتقا مورد بررسی قرار می‌گیرد.

بنابراین:

$$Decision \rightarrow \{Continue, Maintain, Replace, Upgrade\}$$

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

این ساختار به سامانه اجازه می‌دهد به‌جای ارائه صرفاً یک وضعیت عددی، یک پیشنهاد عملیاتی قابل استفاده برای بهره‌بردار ارائه کند. انتخاب نهایی باید حاصل ارزیابی هم‌زمان شرایط فنی، محیطی، عملکردی و اقتصادی باشد.

۵-۲-۸- ارتباط یکپارچه شاخص‌ها و موتور تصمیم‌گیری

چهار شاخص پیشنهادی در پژوهش پیش‌رو، چهار جنبه متفاوت اما مکمل از مدیریت سامانه هوای ورودی را پوشش می‌دهند. بر این اساس، ساختار مفهومی ارتباط شاخص‌ها را می‌توان به‌صورت زیر خلاصه کرد:

$$\mathbf{FHI + AFPI \rightarrow SAIHI}$$

و سپس:

$$\mathbf{FHI + AFPI + SAIHI + FEI + RUL \rightarrow Smart\ Decision\ Engine}$$

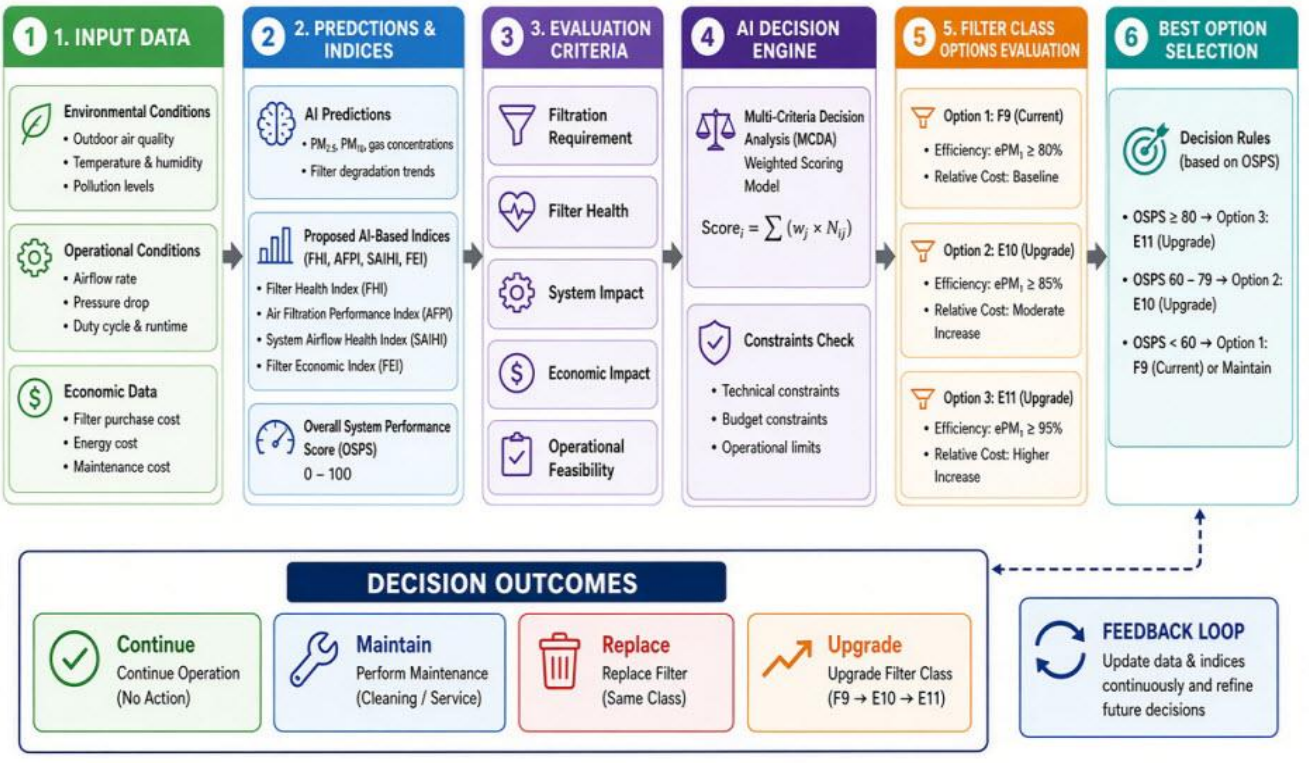
در این ساختار، داده‌های محیطی و عملیاتی پس از جمع‌آوری و پیش‌پردازش وارد لایه AI/ML می‌شوند. خروجی تحلیل‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین نیز برای ارزیابی شاخص‌ها و پیش‌بینی وضعیت آینده مورد استفاده قرار می‌گیرد. منطق پیشنهادی برای ارزیابی و ارتقای کلاس فیلتر و تبدیل نتایج ارزیابی به تصمیم نهایی در شکل (۵) ارائه شده است.

مسیر کلی الگوی پیشنهادی را می‌توان به‌صورت زیر خلاصه کرد:

Data → AI/ML Analytics → Health & Performance Assessment → RUL Prediction → Economic & Sustainability Evaluation → Smart Decision

که در نهایت به یکی از تصمیم‌های اصلی زیر منجر می‌شود:

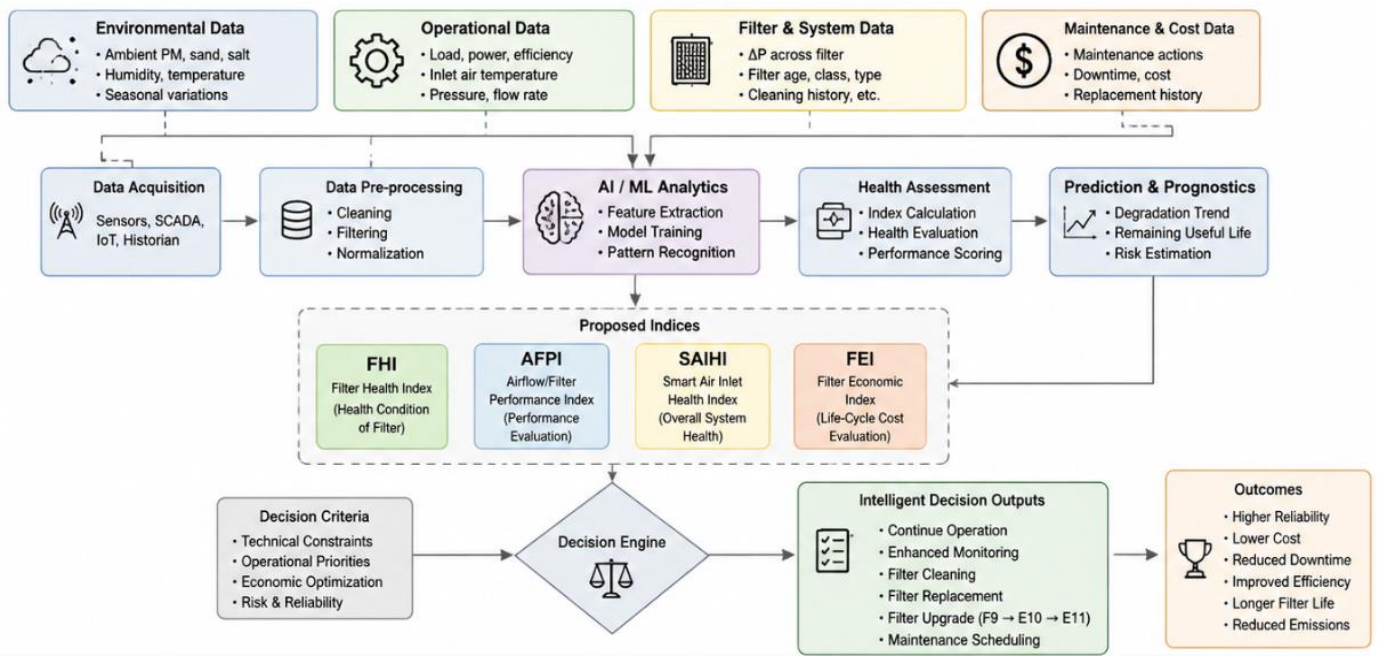
Continue / Maintain / Replace / Upgrade



شکل۵: الگوی ارتقای فیلتر مبتنی بر هوش مصنوعی

شکل(۶)، مسیر حرکت از مدیریت سنتی فیلتر به سمت مدیریت هوشمند سامانه هوای ورودی را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]



شکل۶: تصمیم‌گیری هوشمند یکپارچه

۵-۳- ویژگی‌های متمایز و ارزش افزوده‌چارچوب پیشنهادی

بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد که کاربرد روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در پایش وضعیت، تشخیص گرفتگی، ارزیابی سلامت و نگه‌داری پیش‌بینانه فیلترهای هوای ورودی توربین‌های گازی توسعه یافته است؛ با این‌حال، این مطالعات عمدتاً بر یک جنبه مشخص از وضعیت یا عملکرد فیلتر تمرکز دارند. در پژوهش حاضر، ارزش افزوده چارچوب پیشنهادی در توسعه یک مدل یکپارچه برای تبدیل نتایج پایش و ارزیابی وضعیت به فرآیند تصمیم‌گیری مدیریتی است.الگوی پیشنهادی چند ویژگی اصلی دارد که آن را از رویکردهای سنّتی مدیریت فیلتر متمایز می‌کند.

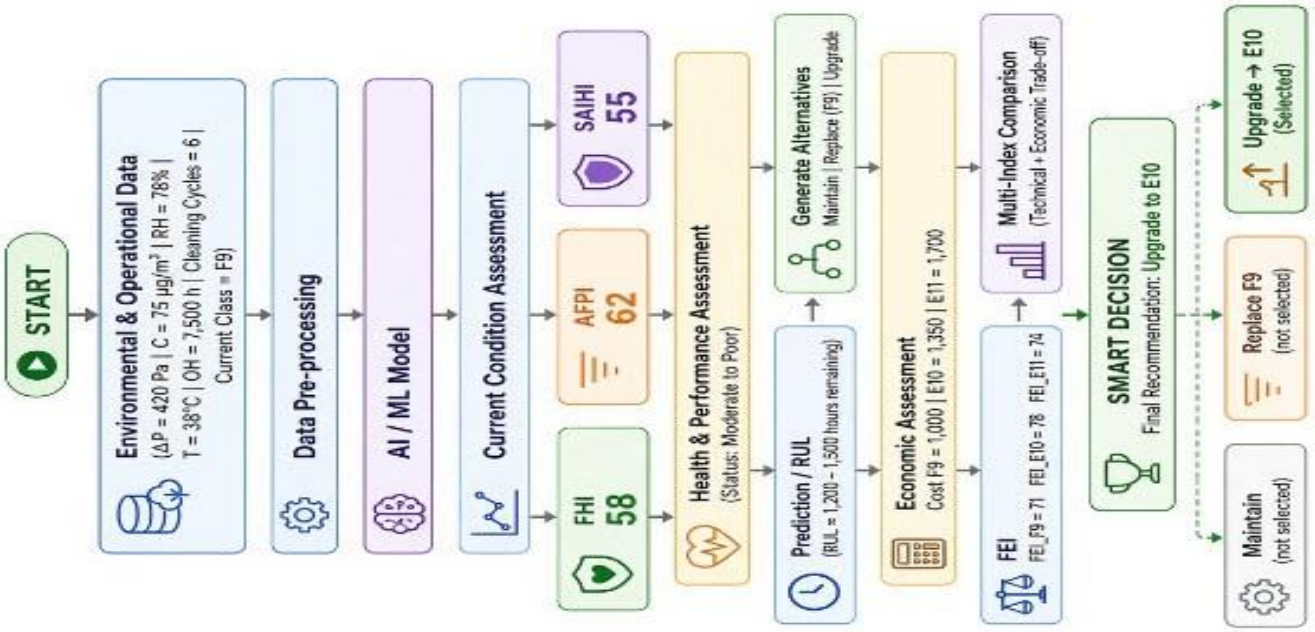
نخست، سلامت فیلتر تنها با یک پارامتر منفرد ارزیابی نمی‌شود .FHI مجموعه‌ای از متغیرهای محیطی، عملیاتی و فنی را در نظر می‌گیرد. دوّم، سلامت و عملکرد فیلتر از یکدیگر تفکیک شده‌اند. این تفکیک به کمک FHI و AFPI انجام می‌شود و امکان تحلیل مستقل اما مکمل این دو جنبه را فراهم می‌کند. سوّم، دامنه ارزیابی از فیلتر به کل سامانه هوای ورودی گسترش یافته است SAIHI با استفاده از اطلاعات مربوط به فیلتر، جریان، فشار، شرایط محیطی و عملکرد سامانه، سطح بالاتری از ارزیابی را فراهم می‌کند. چهارم، ملاحظات اقتصادی به‌صورت مستقل وارد فرآیند تصمیم‌گیری شده‌اند .FEI امکان مقایسه گزینه‌های مختلف از منظر هزینه و چرخه عمر را فراهم می‌کند. پنجم، RUL امکان وارد کردن اطلاعات مربوط به آینده فیلتر را فراهم می‌کند. در نتیجه، تصمیم‌گیری می‌تواند علاوه بر وضعیت فعلی، روند احتمالی تغییر وضعیت فیلتر را نیز در نظر بگیرد[۹،۱۰]. در نهایت، موتور تصمیم‌یار هوشمند این اطلاعات را از سطح ارزیابی به سطح تصمیم عملیاتی منتقل می‌کند. بنابراین، الگوی پیشنهادی یک زنجیره پیوسته از **پایش، ارزیابی، پیش‌آگاهی، تحلیل اقتصادی و تصمیم‌گیری** ایجاد می‌کند. بنابراین، تمایز چارچوب حاضر نه در استفاده مستقل از هوش مصنوعی، ارزیابی سلامت یا نگه‌داری پیش‌بینانه، بلکه در یکپارچه‌سازی سازمان‌دهی فرآیند ارزیابی عملکرد و ملاحظات اقتصادی در یک چارچوب مفهومی تصمیم‌یار برای مدیریت فیلتراسیون سامانه هوای ورودی است.

۵-۴- مثال عددی فرضی از کاربرد الگوی پیشنهادی

در این سناریوی فرضی (شکل۷)، داده‌ها و اطلاعات محیطی و عملیاتی ابتدا وارد فرآیند ارزیابی شده و سپس الگوی هوشمند تصمیم‌گیری ارائه‌شده در این پژوهش، با یکپارچه‌سازی چهار شاخص مفهومی و بهره‌گیری از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای ارزیابی

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

هم‌زمان وضعیت فنی، عملکردی، محیطی و اقتصادی سامانه فیلتراسیون، امکان انتقال از مدیریت سنتی و تجربه‌محور به یک سیستم پیش‌بین و تصـــمیم‌یار داده‌محور را فراهم می‌کند. این رویکرد نه تنها کیفیت مدیریت فیلترها را به‌طور قابل توجهی بهبود می‌بخشـــد، بلکه امکان بهینه‌ســـازی چرخه عمر، کاهش هزینه‌های نگه‌داری و افزایش قابلیت اطمینان توربین‌های گازی صـــنعتی را نیز فراهم می‌آورد. این مثال نشـــان می‌دهد که منطق پیشـــنهادی، تصـــمیم‌گیری را از اتکا به یک پارامتر منفرد به ســـمت یک فرآیند چندمعیاره شامل سلامت فیلتر، عملکرد سامانه، پیش‌بینی وضعیت و ارزیابی اقتصادی هدایت می‌کند.



شکل۷: مثال عددی فرضی از الگوی پیشنهادی مدیریت هوشمند برای فیلتراسیون سامانه هوای ورودی

با این‌حال، این مثال تنها برای نمایش منطق عملکرد الگوی پیشـــنهادی ارائه شـــده و به‌عنوان اعتبارســـنجی تجربی شـــاخص‌ها تلقی نمی شود، اعتبار سنجی کمّی شاخص‌ها و تعیین وزن و آ ستانه‌های دقیق آنها به ا ستفاده از داده‌های واقعی عملیاتی در مطالعات آینده نیاز دارد.

۵-۵- جمع‌بندی

در این بخش، یک الگوی پی شنهادی برای مدیریت هو شمند سامانه هوای ورودی توربین‌های گازی ارائه شد. این الگو بر چهار شاخص اصلی شامل FHI، AFPI، SAIHI و FEI و یک موتور تصمیم‌گیری هوشمند استوار است. FHI برای ارزیابی چندبعدی سلامت فیلتر، AFPI برای ارزیابی عملکرد فیلتر، SAIHI برای ارزیابی ســـلامت کل ســـامانه هوای ورودی و FEI برای ارزیابی جنبه اقتصـــادی گزینه‌های مختلف پیشنهاد شدند. در این ساختار، FHI و AFPI دو منبع اطلاعاتی مکمل برای ارزیابی SAIHI هستند، درحالی‌که FEI جنبه اقتصادی تصمیم را پوشش می‌دهد. هم‌چنین RUL به‌عنوان خروجی بالقوه مدل‌های AI/ML می‌تواند اطلاعات مربوط به و ضعیت آینده فیلتر را وارد فرآیند ت صمیم‌گیری کند. در نهایت، موتور ت صمیم‌یار هو شمند اطلاعات حا صل از این مؤلفه‌ها را ترکیب کرده و امکان پ شتیبانی از چهار ت صمیم ا صلی شامل **Continue**، **Maintain**، **Replace** و **Upgrade** را فراهم می‌کند. در حالت Upgrade نیز گزینه‌هایF9 ، E10 و E11 می‌توانند بر اساس شرایط فنی، محیطی، عملکردی و اقتصادی با یکدیگر مقایسه شوند. بر این اســـاس، الگوی پیشـــنهادی مســـیر مدیریت ســـامانه هوای ورودی را از تصـــمیم‌گیری مبتنی بر بازدیدهای دوره‌ای و تجربه فردی به سمت یک فرآیند **داده‌محور**، **چندمعیاره**، **پیش‌بینانه و هوشمند** هدایت می‌کند و می‌تواند مبنایی برای توسعه یک"سامانه هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی" در مطالعات آینده باشد.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

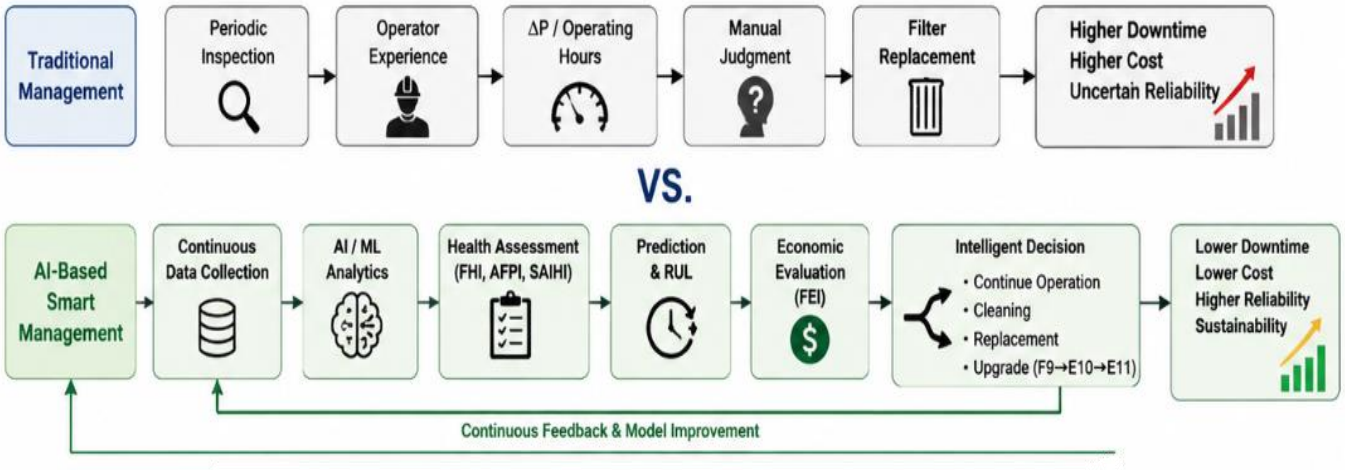
۶- بحث و تحلیل صنعتی

الگوی پیشنهادی ارائه‌شده در این پژوهش با هدف پاسخ به یکی از چالش‌های مهم مدیریت سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی توسعه یافته است، یعنی حرکت از تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر بازدیدهای دوره‌ای و معیارهای محدود، به سمت یک رویکرد هوشمند، داده‌محور و تصمیم‌یار (شکل۸). بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد که بخش قابل توجهی از پژوهش‌های موجود بر جنبه‌های منفردی مانند راندمان فیلتراسیون، افت فشار، انتخاب فیلتر یا نگه‌داری پیشگیرانه تمرکز داشته‌اند، درحالی‌که مدیریت واقعی سامانه هوای ورودی نیازمند درنظرگرفتن هم‌زمان عوامل فنی، محیطی، عملیاتی و اقتصادی است[۱,۳].

نوآوری اصلی این پژوهش در ارائه یک دیدگاه یکپارچه برای مدیریت هوشمندسامانه هوای ورودیاست که در آن وضعیت سلامت فیلتر، عملکرد فیلتراسیون، شرایط کلی سامانه و ملاحظات اقتصادی در یک فرآیند تصمیم‌گیری واحد در نظر گرفته می‌شوند. از این منظر، انتخاب یا ارتقای کلاس فیلتر تنها یک تصمیم فنی نیست، بلکه باید بر اساس شرایط واقعی بهره‌برداری و پیامدهای چرخه عمر انجام شود. به عنوان مثال، ارتقای فیلتر از F9 به E10 یا E11 ممکن است در برخی شرایط موجب افزایش حفاظت از توربین شود، اما در شرایط دیگر به‌دلیل افزایش مقاومت جریان و هزینه‌های مرتبط، الزاماً بهترین گزینه نباشد.

از دیدگاه صنعتی، یکی از چالش‌های اصلی در مدیریت سامانه‌های هوای ورودی، تغییرپذیری شرایط محیطی و بهره‌برداری است. عواملی مانند میزان گردوغبار، رطوبت، دما، ساعات کارکرد و شرایط بارگذاری توربین می‌توانند رفتار فیلتر را تحت تأثیر قرار دهند. بنابراین، استفاده از یک تصمیم ثابت برای تمام شرایط ممکن است منجر به تعویض زودهنگام، کاهش بهره‌برداری اقتصادی یا حتی تأخیر در اقدامات نگه‌داری شود. رویکرد پیشنهادی تلاش می‌کند با استفاده از تحلیل داده و روش‌های هوش مصنوعی، این تصمیم‌ها را به سمت مدیریت مبتنی بر وضعیت و پیش‌بینی هدایت کند.

با وجود این، باید تأکید کرد که مدل ارائه‌شده در این مقاله یک الگوی مفهومی است و تبدیل آن به یک سامانه عملیاتی نیازمند داده‌های واقعی از شرایط محیطی، عملکرد فیلتر، سوابق نگه‌داری و رفتار توربین است. در مراحل آینده، تعیین وزن متغیرهای مؤثر، توسعه مدل‌های کمی برای شاخص‌های پیشنهادی، مقایسه الگوریتم‌های مختلف هوش مصنوعی و اعتبارسنجی مدل در شرایط واقعی می‌تواند مسیر توسعه این پژوهش را تشکیل دهد[۴,۱۴]. در مجموع، ارزش اصلی این پژوهش نه در جایگزینی تجربه مهندسی با هوش مصنوعی، بلکه در ایجاد یک ابزار تصمیم‌یار است که می‌تواند دانش عملیاتی موجود را با تحلیل داده ترکیب کرده و زمینه حرکت به سمت "مدیریت هوشمند هوای ورودی **AI-Based Smart Air Inlet Management**" را فراهم کند.



شکل۸:مقایسه مدیریت سنتی و مدیریت مبتنی بر هوش مصنوعی

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

۷- محدودیت‌ها و مسیر توسعه‌پژوهش‌های‌آینده

اگرچه الگوی پیشنهادی ارائه‌شده در این پژوهش می‌تواند یک گام مفهومی در جهت توسعه مدیریت هوشمند سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی محسوب شود، اما مانند هر چارچوب مفهومی دیگری دارای محدودیت‌هایی است که باید در مطالعات آینده مورد توجه قرار گیرد[۱۴].

روابط ارائه‌شده برای FHI، AFPI، SAIHI و FEI در این بخش، روابط مفهومی هستند و در این مرحله به‌عنوان مدل‌های عددی نهایی و اعتبارسنجی‌شده معرفی نمی‌شوند. تعیین وزن متغیرها، ضرایب، آستانه‌های تصمیم‌گیری و شکل دقیق توابع نیازمند داده‌های واقعی از سامانه‌های هوای ورودی توربین‌های گازی است. در مطالعات آینده می‌توان با جمع‌آوری داده‌های تاریخی و عملیاتی، الگوریتم‌های مناسب AI/ML را انتخاب و عملکرد مدل‌ها را ارزیابی کرد. هم‌چنین تعیین محدوده‌های عملیاتی برای تصمیم‌های Continue، Maintain، Replace و Upgrade باید برا ساس شرایط واقعی بهره‌برداری، م شخ صات تجهیزات، تو صیه‌های سازنده و نتایج اعتبار سنجی مدل انجام شود. بنابراین، الگوی ارائه شده را می‌توان یک **الگوی مفهومی قابل تو سعه** دان ست که قابلیت تبدیل شدن به یک ساختار تصمیم‌یار داده‌محور را در مطالعات آینده دارد.

هم‌چنین، توسعه یک مدل هوشمند عملیاتی نیازمند ایجاد یک پایگاه داده جامع شامل اطلاعات محیطی، شرایط بهره‌برداری، پارامترهای عملکردی فیلتر، سوابق نگه‌داری و وضعیت توربین است. در اختیار داشتن چنین داده‌هایی امکان بررسی و مقایسه الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین مانند روش‌های رگرسیونی، شبکه‌های عصبی، درخت‌های تصمیم و الگوریتم‌های تقویتی را فراهم خواهد کرد. محدودیت دیگر، نبود اعتبارسنجی میدانی در شرایط واقعی بهره‌برداری است. اگرچه ساختار پیشنهادی بر اساس چالش‌های واقعی سامانه‌های هوای ورودی و اصول مدیریت وضعیت توسعه یافته است، اما عملکرد آن باید در آینده با استفاده از داده‌های یک یا چند توربین گازی واقعی ارزیابی شود. این ارزیابی می‌تواند شامل بررسی دقت پیش‌بینی عمر باقی‌مانده فیلتر(RUL) ، قابلیت ت شخیص و ضعیت سلامت، و میزان بهبود ت صمیم‌های نگه‌داری با شد. در ادامه این م سیر، چند جهت پژوه شی مهم پی شنهاد می‌شود: نخست، توسعه مدل‌های داده‌محور برای تبدیل شاخص‌های مفهومی پیشنهادی به مدل‌های کمی و قابل محاسبه است. دوم، استفاده از روش‌های هوش م صنوعی قابل تف سیر[1] برای م شخص کردن اهمیت نسبی هر متغیر و افزایش اعتماد بهره‌برداران صنعتی به نتایج مدل است. سوم، توسعه یک سیستم تصمیم‌یار عملیاتی که بتواند به صورت پیوسته شرایط سامانه را پایش کرده و پیشنهادهایی مانند ادامه بهره‌برداری، نگه‌داری، تعویض یا ارتقای کلاس فیلتر ارائه دهد. هم‌چنین، بررسی هم‌زمان اثرات فنی و اقتصادی انتخاب کلاس‌های مختلف فیلتراسیون، به‌ویژه مقایسه گزینه‌های F9، E10 و E11 در شرایط محیطی مختلف، می‌تواند یکی از مسیرهای مهم تحقیقات آینده باشد. چنین مطالعاتی می‌تواند به توسعه یک سیستم جامع مدیریت هوشمند هوای ورودی مبتنی بر هوش م صنوعی منجر شود که علاوه بر ارزیابی و ضعیت فعلی، توانایی پیش‌بینی و بهینه سازی ت صمیم‌های چرخه عمر را دا شته با شد. در مجموع، این پژوهش یک چارچوب اولیه برای اتصال دانش مهندسی سامانه‌های هوای ورودی، مدیریت نگه‌داری و روش‌های هوش مصنوعی ارائه می‌دهد. توسعه و اعتبارسنجی کمی این چارچوب با داده‌های واقعی می‌تواند گام بعدی برای تبدیل آن به یک ابزار تصمیم‌یار قابل استفاده در صنعت توربین گاز باشد.

۸- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، نقش هوش م صنوعی در تو سعه مدیریت هو شمند سامانه هوای ورودی توربین‌های گازی صنعتی مورد برر سی قرار گرفت و یک الگوی پیشنهادی برای حرکت از مدیریت سنتی فیلتراسیون به سمت یک سیستم تصمیم‌یار هوشمند ارائه شد. برر سی مطالعات پیشین نشان داد که اگرچه روش‌های مختلفی برای ارزیابی عملکرد فیلتر، پایش وضعیت و نگه‌داری پیش‌بینانه توسعه یافته‌اند، اما یک رویکرد یکپارچه که همزمان جنبه‌های سلامت فیلتر، عملکرد سامانه، شرایط محیطی، پیش‌بینی وضعیت آینده و

[1] Explainable AI

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

ملاحظات اقتصادی را در نظر بگیرد، هم‌چنان مورد نیاز است. در این راستا، الگوی پیشنهادی این پژوهش با معرفی شاخص‌های FHI، AFPI، SAIHI و FEI و یک موتور تصمیم‌گیری هوشمند، چارچوبی مفهومی برای مدیریت چرخه عمر فیلتر، ارزیابی وضعیت سامانه هوای ورودی و پشتیبانی از تصمیم‌های مهندسی ارائه می‌دهد. این رویکرد می‌تواند زمینه حرکت از تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر تجربه و معیارهای محدود به سمت مدیریت داده‌محور، پیش‌بینانه و سازگار با شرایط واقعی بهره‌برداری را فراهم کند. یکی از جنبه‌های نوآورانه این پژوهش، نگاه یکپارچه به انتخاب و ارتقای کلاس فیلتراسیون است؛ به‌گونه‌ای که تصمیم بین گزینه‌هایی مانند F9، E10 و E11 صرفاً بر اساس راندمان فیلتراسیون انجام نشده و عوامل فنی، محیطی و اقتصادی نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ می‌شوند. با وجود این، الگوی ارائه‌شده در مرحله حاضر یک مدل مفهومی است و برای تبدیل آن به یک سامانه عملیاتی، به داده‌های واقعی، توسعه مدل‌های کمی، تعیین وزن متغیرها و اعتبارسنجی عملکرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی نیاز است. بنابراین، ادامه این پژوهش می‌تواند بر توسعه مدل‌های داده‌محور، پیش‌بینی عمر باقی‌مانده فیلتر (RUL) و پیاده‌سازی یک سامانه واقعی مدیریت هوشمند هوای ورودی مبتنی بر هوش مصنوعی متمرکز شود. در نهایت، این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب دانش مهندسی سامانه‌های هوای ورودی با روش‌های هوش مصنوعی می‌تواند مسیر جدیدی برای افزایش قابلیت اطمینان، بهینه‌سازی نگه‌داری و تصمیم‌گیری هوشمند در توربین‌های گازی صنعتی ایجاد کند.

۹- فهرست نمادها و متغیرهای مورداستفاده در مقاله

نماد	انگلیسی	فارسی	نماد	انگلیسی	فارسی
T	Ambient Temperature	دمای محیط	FC	Filter Class	کلاس فیلتر
Q	Airflow Rate	دبی جریان هوا	C_I	Filter Acquisition Cost	هزینه تأمین/خرید فیلتر
AC	Air Inlet Contamination Level	سطح آلودگی هوای ورودی	W	Filter Waste	پسماند فیلتر
AF	Airflow Adequacy	کفایت جریان هوا	LCC	Filter Life Cycle Cost	هزینه چرخه عمر فیلتر
CC	Filter Cleaning Cycles	تعداد سیکل‌های تمیزکاری فیلتر	C_M	Maintenance Cost	هزینه نگه‌داری و تعمیرات
CO_2	Carbon Emissions	انتشار کربن	OC	Operating conditions	شرایط بهره‌برداری
C	Dust Concentration	غلظت ذرات معلق / گردوغبار	OH	Filter Operating Hours	ساعات کارکرد فیلتر
C_D	Downtime Cost	هزینه توقف	PS	Pressure Stability	پایداری فشار
EC	Environmental Conditions	شرایط محیطی	C_R	Filter Replacement Cost	هزینه تعویض فیلتر
C_E	Energy Cost	هزینه انرژی	RUL	Remaining Useful Life	عمر مفید باقی‌مانده
ΔP	Filter Differential Pressure	اختلاف فشار دو طرف فیلتر	RH	Relative Humidity	رطوبت نسبی
η	Filtration Efficiency	راندمان فیلتراسیون	SP	System Performance	عملکرد کل سامانه

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

۱۰- منابع

[1] Melissa Wilcox, Rainer Kurz, Klaus Brun,(2012) "Technology Review of Modern Gas Turbine Inlet Filtration Systems", International Journal of Rotating Machinery, 2012, Article ID 128134. DOI: 10.1155/2012/128134.

[2] Zuming Liu, Iftekhar A. Karimi,(2020) "Gas turbine performance prediction via machine learning", Energy, 192, 116627. DOI: 10.1016/j.energy.2019.116627.

[3] Yunshan Bai, Jiangang Hao, Xin Tian,(2020) "Life Cycle Cost Analysis of Gas Turbine Air Inlet Filtration System", IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 784, 012023. DOI: 10.1088/1757-899X/784/1/012023.

[4]Y.G. Li, P. Nilkitsaranont,(2009) "Gas turbine performance prognostic for condition-based maintenance", Applied Energy, 86(10), 2152–2161. DOI: 10.1016/j.apenergy.2009.02.011.

[5] Rainer Kurz, Klaus Brun,(2001) "Degradation in Gas Turbine Systems", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 123(1), 70–77. DOI: 10.1115/1.1340629.

[6] E. Syverud, O. Brekke, L.E. Bakken,(2007) "Axial Compressor Deterioration Caused by Saltwater Ingestion", Journal of Turbomachinery, 129(1), 119–126. DOI: 10.1115/1.2219763.

[7] U. Igie,(2017) "Gas Turbine Compressor Fouling and Washing in Power and Aerospace Propulsion", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 139(12).

[8] J. Martín-Aragón, M. Valdés,(2014) "A method to determine the economic cost of fouling of gas turbine compressors", Applied Thermal Engineering, 69(1–2), 261–266. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2013.11.051.

[9] Y. Lei, N. Li, L. Guo, N. Li, T. Yan, J. Lin,(2018) "Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction", Mechanical Systems and Signal Processing, 104, 799–834.

[10] L. Breiman,(2001) "Random Forests", Machine Learning, 45, 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.

[11] C. Cortes, V. Vapnik,(1995) "Support-Vector Networks", Machine Learning, 20, 273–297. DOI: 10.1007/BF00994018.

[12] T. Chen, C. Guestrin,(2016) "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System", Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 785–794. DOI: 10.1145/2939672.2939785.

[13] S. Hochreiter, J. Schmidhuber,(1997) "Long Short-Term Memory", Neural Computation, 9(8), 1735–1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

[14] A. Heng, S. Zhang, A.C.C. Tan, J. Mathew,(2009) "Rotating Machinery Prognostics: State of the Art, Challenges and Opportunities", Mechanical Systems and Signal Processing, 23(3), 724–739. DOI: 10.1016/j.ymssp.2008.06.009.

[15] S. Alaswad, Y. Xiang,(2017) "A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system", Reliability Engineering & System Safety, 157, 54–63. DOI: 10.1016/j.ress.2016.08.009.

[16] B. de Jonge, R. Teunter, T. Tinga,(2017) "The influence of practical factors on the benefits of condition-based maintenance over time-based maintenance", Reliability Engineering & System Safety, 158, 21–30. DOI: 10.1016/j.ress.2016.10.002.

[17] T.P. Carvalho, F.A.A.M.N. Soares, R. Vita, R.P. Francisco, J.P. Basto, S.G.S. Alcalá,(2019) "A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance", Computers & Industrial Engineering, 137, 106024. DOI: 10.1016/j.cie.2019.106024.

[18] Z. Liu, et al.,(2024) "Intelligent fault diagnosis methods toward gas turbine: A review", Chinese Journal of Aeronautics, 37(4), 93–120. DOI: 10.1016/j.cja.2023.09.024.

[19] Y. Li, et al.,(2023) "Feature selection and feature learning in machine learning applications for gas turbines: A review", Engineering Applications of Artificial Intelligence, 117, 105591. DOI: 10.1016/j.engappai.2022.105591.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

[20] "A Review on Gas Turbine Gas-Path Diagnostics: State-of-the-Art Methods, Challenges and Opportunities", Aerospace, 2019, 6(7), 83.
[21] Matthew J. Page, Joanne E. McKenzie, Patrick M. Bossuyt, Isabelle Boutron, Tammy C. Hoffmann, Cynthia D. Mulrow, et al.,(2021) "The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews", BMJ, 372, n71. DOI: 10.1136/bmj.n71.
[22] International Organization for Standardization,(2021) "ISO 29461-1:2021 — Air intake filter systems for rotary machinery — Test methods — Part 1: Static filter elements", ISO, Geneva, Switzerland.
[23] International Organization for Standardization,(2016) "ISO 16890-1:2016 — Air filters for general ventilation — Part 1: Technical specifications, requirements and classification system based upon particulate matter efficiency (ePM)", ISO, Geneva, Switzerland.
[24] International Organization for Standardization,(2024) "ISO 29463-1:2024 — High efficiency filters and filter media for removing particles from air — Part 1: Classification, performance, testing and marking", ISO, Geneva, Switzerland.
[25] Yan Shi, Rong Zhuang, Yunshan Bai, Wenguo Xiang, Cai Liang,(2026) "Mappin Characteristics of the Filtration Performance of Gas Turbine Inlet Air Filters under Typical Environmental Conditions", DOI: 10.32604/ee.2026.082971.
[26] M. Fast, M. Assadi, S. De,(2009)"Development and multi-utility of an ANN model for an industrial gas turbine",Applied Energy, 86(1), 9–17. DOI: 10.1016/j.apenergy.2008.03.018.
[27] D. Zhou, H. Zhang, S. Weng,(2015)"A new gas path fault diagnostic method of gas turbine based on support vector machine",Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 137(10),102605. DOI: 10.1115/1.4030277.
[28] Z. Wang, N. Zhao, W. Wang, R. Tang, S. Li,(2015)"A Fault Diagnosis Approach for Gas Turbine Exhaust Gas Temperature Based on Fuzzy C-Means Clustering and Support Vector Machine",Mathematical Problems in Engineering, 2015, Article ID 240267, 1–11. DOI: 10.1155/2015/240267.
[29] M. Amozegar, K. Khorasani,(2016)"An ensemble of dynamic neural network identifiers for fault detection and isolation of gas turbine engines",Neural Networks, 76, 106–121. DOI: 10.1016/j.neunet.2016.01.003.
[30] Jian-Hua Zhong, JieJunYi Liang, Zhi-Xin Yang, Pak Kin Wong, Xian-Bo Wang,(2016)"An Effective Fault Feature Extraction Method for Gas Turbine Generator System Diagnosis",Shock and Vibration, 2016, Article ID 9359426, 9 pages. DOI: 10.1155/2016/9359426.
[31] Mohammadreza Tahan, Elias Tsoutsanis, Masdi Muhammad, Z.A. Abdul Karim,(2017)"Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review",Applied Energy, 198, 122–144. DOI: 10.1016/j.apenergy.2017.04.048.
[32] Martí de Castro-Cros, Manel Velasco, Cecilio Angulo,(2021)"Machine-Learning-Based Condition Assessment of Gas Turbines—A Review",Energies, 14(24), 8468. DOI: 10.3390/en14248468.
[33] Jianzhong Sun, Zichen Yan, Ying Han, Xinyun Zhu, Caiqiong Yang,(2023)"Deep learning framework for gas turbine performance digital twin and degradation prognostics from airline operator perspective", Reliability Engineering & System Safety, 238, 109404. DOI:10.1016/j.ress.2023.109404.
[34] Samuel O. Effiom, James A. Ajor, Precious-Chibuzo O. Effiom, Isuamfon Edem, Paschal Ubi, Fidelis Abam, Ogheneruona E. Diemuodeke,(2023)"Experimental study on the optimal performance of gas turbine (GT) inlet air filtration system for offshore application",Journal of Engineering and Applied Science, 70(1), 131. DOI: 10.1186/s44147-023-00303-8.
[35] Jingchao Li, Yulong Ying, Bin Zhang,(2025)"A quantitative diagnosis method for assessing the severity of intake filter blockage of heavy-duty gas turbine based on the fusion of physical mechanisms and deep learning",Applied Thermal Engineering, 273, 126415. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2025.126415.

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

[36] Alessio Suman, Nicola Zanini, Annalisa Fortini, Andrea Bisciotti, Mattia Piovan, Giuseppe Cruciani, Michele Pinelli,(2026)"On-Field End-of-Life Filters Fouling Survey of Two 260 MW Gas Turbines", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 148(1), 011012. DOI: 10.1115/1.4069458.

[37] Kanru Cheng, Kunyu Zhang, Yuzhang Wang, Chaoran Yang, Jiao Li, Yueheng Wang,(2024) "Research on gas turbine health assessment method based on physical prior knowledge and spatial-temporal graph neural network",Applied Energy, 367, 123419. DOI:10.1016/j.apenergy.2024.123419.

[38]Xianyang Zhang , Denghao Zhu , Tao Zhang , Hao Zhou , Bin Zhou,(2026)" Vision-based intelligent diagnostic method for clogging assessment of gas turbine inlet air filters",Journal of measurement,vol 265, DOI:10.1016/j.measurement.2026.120352

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]

Intelligent Filtration Management for Industrial Gas Turbine Inlet Air Systems: A Systematic Review and a Proposed AI-Based Decision-Support Framework for Filter Selection and Health Assessment

*Seyed Jamal Mousavi [1]

[1] Independent Researcher in Gas Turbines and Energy Systems, M.Sc. in Aerospace Engineering-Propulsion, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

Received: Summer 2026 Accepted: Autumn 2026

Abstract

The inlet air system is critical to the performance and reliability of gas turbines. Particle accumulation, environmental variation, and filter degradation can increase pressure drop, reduce performance, and raise maintenance costs. However, conventional filter management relies on inspections, expert judgment, and indicators such as pressure drop, without integrating filter health, system performance, environmental conditions, and economic considerations. This study reviews applications of artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) in condition monitoring, performance assessment, and filtration management of gas turbine inlet air systems. The review identifies a gap in integrating filter health, system performance, sustainability, and economic considerations into a unified decision process. Accordingly, a conceptual framework for intelligent filtration management is proposed, incorporating four indices: the Filter Health Index (FHI), Air Filtration Performance Index (AFPI), Smart Inlet Air Health Index (SAIHI), and Filter Economic Index (FEI). These indices integrate performance, environmental, and economic factors. AI/ML methods are considered tools for data analysis, condition assessment, and decision support, rather than a trained and validated model in this study. The indices are preliminary and have not been field-validated. Their coefficients, thresholds, and performance require real data and field studies. The framework provides a basis for data-driven decisions regarding operation, maintenance, replacement, or filter-class upgrading.

Keywords: Artificial Intelligence, Industrial Gas Turbine, Inlet Air System, Intelligent Filtration, Predictive Maintenance

***Corresponding author:** sjm.aeo.2025@gmail.com / mousavi_aero@yahoo.com

Cite this article as: Seyed Jamal Mousavi, Intelligent Filtration Management for Industrial Gas Turbine Inlet Air Systems: A Systematic Review and a Proposed AI-Based Decision-Support Framework for Filter Selection and Health Assessment. **Journal of Energy Conversion, 2026, 13(3), 1-29.**

[Downloaded from jeed.dezful.iau.ir on 2026-11-02]