

استفاده از اینترنت اشیا و هوش مصنوعی برای بهینه سازی نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل

مهدیه کرکه آبادی^۱، امیر حموله^۲

^۱ استادیار، دکتری ریاضی کاربردی. - تحقیق در عملیات. دانشگاه غیر انتفاعی ایوانکی، تهران، ایران
^۲ کارشناسی ارشد، مهندسی صنایع، روش های بهینه سازی، دانشگاه غیر انتفاعی ایوانکی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)

چکیده

هدف این تحقیق طراحی و پیاده سازی یک سیستم یکپارچه اینترنت اشیا و هوش مصنوعی برای بهینه سازی فرآیندهای نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل است. این سیستم با هدف پیش بینی خرابی ها، پایش وضعیت تجهیزات و کاهش هزینه های نگهداری طراحی شده است. در این پژوهش، از سنسورهای IoT برای جمع آوری داده های زمان پیوسته از تجهیزات استفاده شد. سپس داده های جمع آوری شده به سیستم های پردازشی مبتنی بر Edge Computing و Cloud Computing ارسال شدند. در مرحله بعد، از مدل های هوش مصنوعی (ML/DL) برای پیش بینی خرابی ها و تحلیل ناهنجاری ها استفاده گردید. مدل های یادگیری ماشین مانند درخت تصمیم گیری و شبکه های عصبی عمیق برای تحلیل داده ها و پیش بینی زمان خرابی به کار گرفته شدند. در نهایت، داشبورد و سیستم هشدار برای اطلاع رسانی به تیم های فنی و مدیران ایجاد شد. نتایج نشان داد که سیستم پیشنهادی توانسته است با دقت بالایی خرابی ها را پیش بینی کرده و از توقفات ناخواسته تولید جلوگیری کند. استفاده از Edge Computing باعث کاهش تأخیر در پردازش داده ها شد، در حالی که Cloud Computing توانست پردازش های پیچیده تری را انجام دهد. همچنین، مدل های AI قادر به پیش بینی دقیق زمان خرابی و شبیه سازی رفتار تجهیزات بودند. سیستم هشدار به طور مؤثر به تیم ها امکان داد تا به موقع اقدامات لازم را انجام دهند. این تحقیق نشان می دهد که ترکیب IoT و AI می تواند تأثیر مثبتی بر بهینه سازی نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل داشته باشد. این سیستم می تواند به کاهش هزینه ها، افزایش بهره وری و بهبود عملکرد کلی تجهیزات کمک کند.

واژه های کلیدی: اینترنت اشیا، هوش مصنوعی، پیش بینی خرابی، نگهداری و تعمیرات، صنعت سیم و کابل.

مقدمه

صنعت سیم و کابل یکی از صنایع حیاتی و کلیدی در فرآیندهای تولید و انتقال انرژی در دنیای امروز است. از این رو، هر گونه نقص یا خرابی در تجهیزات تولیدی این صنعت می تواند تبعات زیادی برای تولید و بهره‌وری ایجاد کند. در این راستا، نگهداری و تعمیرات صحیح و به موقع تجهیزات نقش بسیار مهمی در افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها، و بهبود کیفیت تولید ایفا می کند. (یوسفیان، قلیچی، امینی، حسنی فر، ۱۴۰۳) با این حال، روش های سنتی نگهداری و تعمیرات نظیر نگهداری بر اساس زمان معین^۱ و نگهداری بر اساس خرابی اغلب ناکارآمد و هزینه بر هستند. (سهراب، یادگاری، محمودیان، ۱۴۰۳) این روش ها قادر به پیش بینی خرابی ها نیستند و معمولاً منجر به توقفات غیرمنتظره در فرآیند تولید می شوند که موجب افزایش هزینه ها و کاهش کیفیت می گردد. پیشرفت های اخیر در فناوری های اینترنت اشیا و هوش مصنوعی امکان جدیدی برای بهینه سازی فرآیند نگهداری و تعمیرات در صنایع مختلف، از جمله صنعت سیم و کابل، فراهم کرده اند. (شبان، شهرضائی، ۱۴۰۳) اینترنت اشیا با استفاده از سنسورها و دستگاه های هوشمند قادر است داده های لحظه ای و مستمر از وضعیت تجهیزات جمع آوری کرده و اطلاعات دقیقی از عملکرد و شرایط هر دستگاه ارائه دهد. (نقیب پور، ۱۴۰۲) این داده ها به طور مستقیم بر روی تصمیمات نگهداری تأثیرگذار هستند و به مدیران امکان می دهند تا از روش های نگهداری مبتنی بر وضعیت^۲ استفاده کنند. (احدیانی، مسعودی، ملائک، مجیدی قهرودی، ۱۴۰۱). از سوی دیگر، هوش مصنوعی با استفاده از الگوریتم های پیشرفته تحلیل داده و یادگیری ماشین، می تواند الگوهای پیچیده در داده های جمع آوری شده را شناسایی کرده و پیش بینی های دقیقی از خرابی های آینده و زمان های مورد نیاز برای تعمیرات انجام دهد. (حسن زاده لطفی، خوش منش، ۱۴۰۳) ایده اصلی این تحقیق، طراحی و پیاده سازی یک چارچوب یکپارچه مبتنی بر اینترنت اشیا و هوش مصنوعی برای بهینه سازی فرآیندهای نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل است. این سیستم پیشنهادی از سنسورهای مختلف برای نظارت بر پارامترهای مختلف ماشین آلات مانند دما، ارتعاش، فشار و سرعت استفاده می کند. داده های جمع آوری شده به طور مداوم به سیستم های پردازش و تحلیل منتقل می شود تا وضعیت عملکرد هر دستگاه به طور دقیق ارزیابی گردد. سپس، با استفاده از مدل های هوش مصنوعی، این داده ها تحلیل شده و پیش بینی هایی از خرابی های آینده و زمان های مناسب برای انجام تعمیرات ارائه می شود. در نهایت، سیستم به صورت خودکار هشدارهای لازم را به مسئولین فنی ارسال کرده و دستورهای نگهداری و تعمیرات را به موقع ایجاد می کند. اهمیت این تحقیق از آنجا نشأت می گیرد که با استفاده از این روش های نوین، می توان فرآیندهای نگهداری و تعمیرات را به طور چشمگیری بهبود داد. به طور خاص، سیستم های مبتنی بر AI و IoT می توانند زمان های توقف غیرمنتظره تولید را کاهش دهند، عمر مفید تجهیزات را افزایش دهند و هزینه های تعمیرات را به حداقل برسانند. این پژوهش علاوه بر معرفی یک مدل جدید، به تحلیل و بررسی چالش ها و فرصت های این فناوری ها در صنعت سیم و کابل نیز پرداخته است. در این مقاله به مرور و تحلیل ادبیات موجود در زمینه کاربردهای IoT و AI در نگهداری و تعمیرات پرداخته می شود. در ادامه، نتایج شبیه سازی و پیاده سازی مدل ارائه شده بررسی می شود و تأثیر آن بر کاهش هزینه ها، افزایش بهره‌وری و کاهش توقفات تولید در خطوط تولید سیم و کابل تحلیل می گردد. این پژوهش تلاش می کند نتیجه گیری هایی را در رابطه با اثرات و مزایای استفاده از AI و IoT در نگهداری و تعمیرات تجهیزات صنعت سیم و کابل ارائه می دهد و به بررسی امکانات توسعه این فناوری ها در آینده می پردازد.

^۱ Preventive Maintenance^۲ Condition-Based Maintenance

مروری بر ادبیات

نت مبتنی بر وضعیت (CBM) و نت پیش بین

در چند دهه اخیر، نگهداری و تعمیرات به یکی از بخش های حیاتی در بهینه سازی عملکرد و کاهش هزینه ها در صنایع مختلف تبدیل شده است. در این راستا، دو رویکرد اصلی در نگهداری و تعمیرات معرفی شده اند: نگهداری مبتنی بر وضعیت^۳ CBM و نگهداری پیش بین^۴ PdM این دو رویکرد به طور عمده با استفاده از داده های جمع آوری شده از سیستم های پایش و تجزیه و تحلیل پیشرفته بهبود یافته اند. (Kumar, Shafiq, Kauhaniemi, Elmusrati, ۲۰۲۴) نگهداری مبتنی بر وضعیت به رویکردی اطلاق می شود که در آن عملیات نگهداری و تعمیرات تنها زمانی انجام می شود که پارامترهای عملکرد دستگاه ها از حدود تعیین شده خارج شوند. در این رویکرد، با استفاده از سنسورها و دستگاه های اندازه گیری مختلف، وضعیت سلامت و عملکرد تجهیزات به طور مداوم نظارت می شود و تنها در صورت شناسایی ناهنجاری یا خرابی، اقدام به انجام تعمیرات و نگهداری صورت می گیرد. این نوع نگهداری می تواند شامل سنجش دما، ارتعاش، فشار، جریان، و سایر متغیرهای مهم در فرآیندهای صنعتی باشد. یکی از مزایای اصلی CBM کاهش هزینه های نگهداری است، چرا که نگهداری تنها در صورت نیاز صورت می گیرد و از انجام تعمیرات غیرضروری و هزینه بر جلوگیری می شود. (Thenthiruppathi, Kasiviswanathan, Swaminathan, ۲۰۲۴) علاوه بر این، به دلیل تشخیص مشکلات در مراحل اولیه، عمر تجهیزات افزایش می یابد و از خرابی های ناگهانی که می تواند منجر به توقف های غیرمنتظره تولید شود، جلوگیری می شود. (Mahmoud, Md Nasir, ۲۰۲۱). Gurunathan, Raj, Mostafa, ۲۰۲۱) چالش های CB شامل نیاز به سیستم های پیچیده برای جمع آوری و تحلیل داده ها، مدیریت حجم بالای داده ها، و نیاز به تشخیص به موقع ناهنجاری ها و خرابی ها است. علاوه بر این، ممکن است نتایج حاصل از تحلیل وضعیت تحت تأثیر شرایط محیطی و یا تغییرات جزئی در تجهیزات قرار گیرد که باید به دقت مورد ارزیابی قرار گیرد. نگهداری پیش بین یک رویکرد پیشرفته تر است که از تکنیک های تحلیل داده های بزرگ، یادگیری ماشین و مدل های ریاضی برای پیش بینی خرابی ها و زمان های مناسب برای تعمیرات استفاده می کند. در این رویکرد، اطلاعات جمع آوری شده از تجهیزات به طور مداوم در مدل های پیش بینی وارد می شود تا احتمال خرابی ها و مدت زمان باقی مانده قبل از خرابی پیش بینی شود. (Mahmoud, Md Nasir, Gurunathan, Raj, Mostafa, ۲۰۲۱) این پیش بینی ها می تواند شامل پیش بینی زمان خرابی، باقی مانده عمر مفید دستگاه ها (RUL)، یا پیش بینی وضعیت عملکرد در آینده باشد PdM. می تواند از روش های مختلفی همچون مدل های آماری، تحلیل سری های زمانی، یادگیری ماشین، و حتی شبکه های عصبی برای تحلیل داده ها استفاده کند. یکی از متداول ترین روش ها، استفاده از مدل های پیش بینی خرابی و مدل های باقی مانده عمر است. این مدل ها معمولاً بر اساس داده های عملکردی گذشته، مانند دما، ارتعاش، و فشار، قادر به پیش بینی زمان دقیق خرابی و نیاز به تعمیرات هستند. مزایای PdM شامل کاهش هزینه ها، افزایش عمر تجهیزات، کاهش توقفات ناگهانی تولید، و بهبود عملکرد کلی سیستم های تولید است. (Nyarko-Boateng, Adekoya, Weyori, ۲۰۲۰) با پیش بینی به موقع خرابی ها، می توان از وقوع مشکلات بزرگ تر و خرابی های پرهزینه جلوگیری کرد. همچنین، تعمیرات به موقع و در زمان های مناسب به بهینه سازی استفاده از منابع و کاهش هزینه های نیروی کار کمک می کند. اما PdM نیز با چالش هایی مواجه است. برای پیاده سازی موفق این رویکرد، نیاز به حجم بالای داده ها و کیفیت بالای این داده ها است. علاوه بر این، مدل های پیش بینی باید به طور مداوم به روزرسانی و اعتبارسنجی شوند تا از دقت آن ها در پیش بینی خرابی ها اطمینان حاصل شود. همچنین، پیاده سازی این سیستم ها نیازمند هزینه های اولیه بالاست و می تواند برای برخی صنایع به دلیل هزینه ها و پیچیدگی ها چالش برانگیز باشد.

^۳ Condition-Based Maintenance^۴ Predictive Maintenance

(Mahmoud, Md Nasir, Gurunathan, Raj, Mostafa, ۲۰۲۱). با ظهور اینترنت اشیا (IoT) و پیشرفت های حاصل در هوش مصنوعی (AI)، رویکردهای نگهداری مبتنی بر وضعیت و پیش بین به شدت بهبود یافته اند. IoT به عنوان ابزار اصلی برای جمع آوری داده های لحظه ای از دستگاه ها و تجهیزات مختلف عمل می کند و این داده ها را به طور مداوم به سیستم های مرکزی ارسال می کند. هوش مصنوعی با استفاده از الگوریتم های پیچیده تحلیل داده ها می تواند از این داده ها برای پیش بینی خرابی ها و ارائه راهکارهای بهینه در فرآیندهای نگهداری استفاده کند.

کاربرد اینترنت اشیا (IoT) در صنایع تولیدی

اینترنت اشیا (IoT) به مجموعه ای از دستگاه ها و حسگرهایی اطلاق می شود که قادر به جمع آوری داده ها از محیط خود و ارسال این داده ها برای پردازش و تجزیه و تحلیل هستند. در صنایع تولیدی، IoT به عنوان یک فناوری تحول آفرین شناخته می شود که به بهره وری، کارایی، و کاهش هزینه ها کمک می کند. این تکنولوژی می تواند به صورت مستقیم در فرآیندهای تولید، کنترل کیفیت، نگهداری و تعمیرات، و مدیریت موجودی مورد استفاده قرار گیرد. در ادامه، برخی از مهم ترین کاربردهای IoT در صنایع تولیدی آورده شده است. (Amelete, Vaillancourt, Abdul-Nour, Gauthier, Gaha, ۲۰۲۳). از کاربردهای برجسته IoT در صنایع تولیدی، پایش وضعیت تجهیزات است. با استفاده از سنسورهای IoT، می توان داده های مختلفی مانند دما، ارتعاش، فشار، و جریان را از تجهیزات تولیدی نظارت کرد. این داده ها به طور مداوم جمع آوری شده و به سیستم های مرکزی ارسال می شوند. با تجزیه و تحلیل این داده ها، می توان پیش بینی کرد که کدام تجهیزات احتمالاً دچار خرابی یا نقص خواهند شد و چه زمانی نیاز به تعمیرات دارند. این نوع نگهداری، که به آن نگهداری پیش بین یا (PdM) گفته می شود، به طور قابل توجهی از هزینه های نگهداری کاسته و عمر تجهیزات را افزایش می دهد. (Cacciuttolo, Atencio, ۲۰۲۴). افزایش دقت، سرعت، و کاهش خطای انسانی کمک می کند. با استفاده از دستگاه های IoT، می توان فرآیندهای تولید را به طور خودکار کنترل کرد. برای مثال، سنسورهایی که وضعیت مواد اولیه یا اجزای ماشین آلات را بررسی می کنند، می توانند به سیستم های مرکزی اطلاعاتی ارسال کنند که بر اساس آن ها فرآیند تولید تنظیم شود. (Kirschbaum, Roman, Singh, ۲۰۲۰). این به معنای بهینه سازی کارایی و صرفه جویی در مصرف انرژی و مواد اولیه است. کیفیت محصولات در صنایع تولیدی همیشه از اهمیت ویژه ای برخوردار بوده است. IoT می تواند به صورت مداوم ویژگی های مختلف محصولات در خط تولید را نظارت کند و از طریق سنسورهای خاص مانند دوربین ها، حسگرهای فشار و دما، خطاهای تولید را شناسایی نماید. این سیستم ها به اپراتورها و مدیران تولید هشدار می دهند که اگر مشخصات محصول از استانداردهای کیفی خارج شد، تولید متوقف شده و مشکلات اصلاح شود. این بهبود در کنترل کیفیت، موجب کاهش ضایعات و افزایش بهره وری در تولید می شود. (Kumar, Shafiq, Kauhaniemi, Elmusrati, ۲۰۲۴ & Li, ۲۰۲۳). برای مدیریت موجودی و مدیریت لجستیک به یکی از اصلی ترین ابزارها در صنایع تولیدی تبدیل شده است. با استفاده از سنسورهای RFID و GPS، می توان ردیابی دقیقی از مواد اولیه، قطعات و محصولات نیمه تمام در زنجیره تأمین به دست آورد. این امر باعث می شود که هر کالا در هر لحظه در انبار یا کارخانه به طور دقیق ردیابی شود و اطلاعات مربوط به موجودی و وضعیت حمل و نقل به صورت آنی در اختیار مدیران قرار گیرد. به این ترتیب، شرکت ها می توانند میزان موجودی را به طور بهینه مدیریت کنند و از کمبود یا اضافی موجودی جلوگیری کنند. مصرف انرژی یکی از هزینه های بزرگ در صنایع تولیدی است. (Rafati, ۲۰۲۵ & Fylladitakis, ۲۰۲۴). Mirshekali, Shaker, Bayati, ۲۰۲۴ با استفاده از IoT، می توان مصرف انرژی در دستگاه ها و ماشین آلات مختلف را در هر لحظه نظارت کرد. سنسورهای IoT قادرند مصرف انرژی را در هر مرحله از فرآیند تولید ثبت کرده و داده های جمع آوری شده به سیستم های مرکزی ارسال کنند. این داده ها سپس تجزیه و تحلیل می شوند تا نقاطی که در آن ها مصرف انرژی غیر ضروری است شناسایی شوند. در نتیجه، با بهینه سازی مصرف انرژی، می توان هزینه های تولید را کاهش داد و عملکرد کلی سیستم را بهبود بخشید.

کاربرد هوش مصنوعی در پایش تجهیزات

هوش مصنوعی (AI) در سال های اخیر به یکی از ابزارهای کلیدی در بهینه سازی فرآیندهای صنعتی تبدیل شده است. یکی از اصلی ترین حوزه های استفاده از AI در صنعت، پایش وضعیت تجهیزات و نگهداری پیش بین است. در این حوزه، AI به ویژه در ترکیب با تکنولوژی های مانند اینترنت اشیا (IoT) و تحلیل داده های بزرگ نقش حیاتی در افزایش کارایی، کاهش هزینه ها و پیش بینی خرابی ها ایفا می کند. در ادامه، به بررسی کاربردهای مختلف هوش مصنوعی در پایش تجهیزات در صنایع تولیدی و سایر صنایع پرداخته خواهد شد. یکی از برجسته ترین کاربردهای هوش مصنوعی در پایش تجهیزات، پیش بینی خرابی ها است. (Kumar, Shafiq, Kauhaniemi, Elmusrati, ۲۰۲۴ & Arunkumar, G. ۲۰۲۴). یادگیری ماشین و داده های جمع آوری شده از سنسورها، می توان الگوهای پیچیده ای را شبیه سازی کرد که قادر به پیش بینی خرابی های آینده باشند. این الگوریتم ها می توانند به طور خودکار از داده های تاریخی و ویژگی های عملکردی دستگاه ها برای شناسایی مشکلات احتمالی استفاده کنند. برای مثال، در تجهیزات صنعتی، مدل های AI می توانند پیش بینی کنند که یک موتور یا پمپ احتمالاً در چه زمانی دچار خرابی خواهد شد، بر اساس عواملی مانند تغییرات در دما، ارتعاش، فشار، یا جریان. این پیش بینی ها به ویژه در سیستم های پیچیده مانند موتورهای الکتریکی، پمپ ها، کمپرسورها، و سیستم های تولیدی اهمیت دارد، زیرا به شرکت ها این امکان را می دهد که تعمیرات را قبل از وقوع خرابی انجام دهند و از توقفات غیرمنتظره جلوگیری کنند. (Abdulkareem, ۲۰۲۴ & Plevris, Papazafeiropoulos, ۲۰۲۴). با استفاده از الگوریتم های تشخیص ناهنجاری قادر است تا تغییرات غیرعادی در داده های تجهیزات را شناسایی کند. این الگوریتم ها به طور مداوم داده های جمع آوری شده از سنسورها را تجزیه و تحلیل می کنند و هرگونه تغییر که خارج از الگوهای طبیعی عملکرد تجهیزات باشد را به عنوان ناهنجاری شناسایی می کنند. برای مثال، اگر میزان ارتعاشات یک موتور به میزان غیرعادی افزایش یابد یا دمای یک سیستم خنک کننده بیش از حد معمول بالا برود، AI می تواند این وضعیت ها را شناسایی کرده و به تیم نگهداری هشدار دهد. این سیستم ها به ویژه در زمان های بحرانی که تجهیزات در معرض خرابی های شدید هستند، (Cacciuttolo, ۲۰۲۴). (Atencio, Komarizadehasl, Lozano-Galant, ۲۰۲۴). می توانند نقش کلیدی ایفا کنند و احتمال وقوع خرابی های بزرگ و هزینه بر را کاهش دهند. مدل سازی عمر باقی مانده (RUL) یکی دیگر از کاربردهای هوش مصنوعی در پایش تجهیزات است. با استفاده از الگوریتم های یادگیری عمیق و مدل های آماری می تواند زمان باقی مانده تا خرابی هر تجهیز را پیش بینی کند. این پیش بینی به مدیران کمک می کند تا زمان مناسبی برای انجام تعمیرات یا تعویض قطعات فرسوده پیدا کنند، به طوری که از خرابی های ناگهانی جلوگیری کرده و هزینه های نگهداری را به حداقل برسانند. مدل های RUL می توانند با استفاده از داده های سنسورهای مختلف مانند دما، فشار، ارتعاش و جریان، میزان فرسودگی دستگاه ها را تخمین بزنند و پیش بینی دقیقی از زمان خرابی به دست دهند. این اطلاعات به تیم های فنی و نگهداری کمک می کند تا تصمیمات دقیق تری برای زمان بندی تعمیرات و تعویض قطعات اتخاذ کنند (Kumar, Shafiq, Kauhaniemi, Elmusrati, ۲۰۲۴ & Li, ۲۰۲۳). AI می تواند برای بهینه سازی فرآیندهای تولید با نظارت دقیق تر بر تجهیزات به کار گرفته شود. از آنجا که تجهیزات تولیدی به طور مداوم در حال تغییر شرایط هستند، AI قادر است این تغییرات را تجزیه و تحلیل کند و فرآیند تولید را به طور خودکار تنظیم کند تا بهترین عملکرد ممکن به دست آید. برای مثال، در تولید سیم و کابل، AI می تواند تغییرات شرایط فرآیند را شبیه سازی کرده و فرآیندها را طوری تنظیم کند که از خرابی تجهیزات جلوگیری شود و بهره وری افزایش یابد. این نوع از بهینه سازی می تواند شامل تنظیم خودکار سرعت دستگاه ها، فشار، دما، یا سایر پارامترهای حیاتی باشد تا تجهیزات به بهترین شکل ممکن عمل کنند و از خرابی ها یا کاهش کارایی جلوگیری شود. تحلیل علت ریشه ای یا RCA یکی از کاربردهای پیشرفته AI در پایش تجهیزات است که به شناسایی دلایل اصلی خرابی ها کمک می کند. زمانی که یک خرابی یا ناهنجاری در یک تجهیز رخ می دهد، AI می تواند با تحلیل داده های جمع آوری شده از سنسورها و مقایسه با داده های گذشته، علل اصلی آن خرابی را شناسایی کند. (Zhao, Shang, T., Shang, Xia, RShao, ۲۰۲۲). این تحلیل کمک می کند تا از وقوع دوباره همان خرابی جلوگیری شود و اقدامات اصلاحی دقیق تری انجام گیرد. برای مثال، اگر یک پمپ دچار خرابی شود، AI می تواند

بررسی کند که آیا علت آن به واسطه یک نقص در سیال پمپاژ، فشار زیاد یا افزایش دما است و بر اساس آن، اقدامات پیشگیرانه برای سایر پمپ‌ها یا سیستم‌ها پیشنهاد دهد. AI می‌تواند به عنوان یک ابزار پشتیبانی تصمیم‌گیری در مدیریت نگهداری عمل کند. با تجزیه و تحلیل داده‌های مربوط به عملکرد تجهیزات و پیش‌بینی خرابی‌ها، AI به مدیران کمک می‌کند تا تصمیمات بهتری در زمینه زمان‌بندی تعمیرات، اولویت‌بندی اقدامات و تخصیص منابع بگیرند. این تصمیمات می‌تواند شامل انتخاب تجهیزات برای تعمیرات پیشگیرانه، تخصیص تکنسین‌های مناسب و تعیین زمان‌های مناسب برای انجام نگهداری باشد. (Rafati, Mirshekali, Shaker, Bayati, ۲۰۲۴ & Fylladitakis, ۲۰۲۵).

پژوهش‌های مرتبط در صنعت سیم و کابل

با پیشرفت فناوری‌های پایش وضعیت مبتنی بر اینترنت اشیا، توانسته‌ایم شیوه‌های سنتی نگهداری را تغییر دهیم. نگهداری مبتنی بر وضعیت (CBM) به سازمان‌ها این امکان را می‌دهد که به طور مستمر وضعیت سلامت تجهیزات خود را پایش کنند و تنها در صورت نیاز به تعمیرات اقدام کنند. این روش، به ویژه در صنعت سیم و کابل که تجهیزات حساس و گران‌قیمت هستند، مزایای فراوانی دارد. از جمله می‌توان به کاهش هزینه‌ها، بهبود عمر مفید تجهیزات، و کاهش توقفات ناخواسته اشاره کرد. (Kumar et al., ۲۰۲۴) نگهداری پیش‌بین (PdM) از دیگر رویکردهایی است که با استفاده از داده‌های حسگرها و تحلیل‌های هوش مصنوعی، پیش‌بینی زمان خرابی تجهیزات را ممکن می‌سازد. مدل‌های یادگیری ماشین و تحلیل داده‌ها، می‌توانند به طور دقیق زمان و نوع خرابی‌ها را شبیه‌سازی کنند و از وقوع خرابی‌های ناگهانی جلوگیری کنند. در صنعت سیم و کابل، این فناوری‌ها به ویژه در پایش وضعیت ماشین‌آلات تولیدی مانند اکستروژن، کشش، و آنیلینگ کاربرد دارند (Li, ۲۰۲۳). اینترنت اشیا به مجموعه‌ای از حسگرهای فیزیکی و دستگاه‌های متصل به شبکه اطلاق می‌شود که داده‌های مختلفی را از محیط و تجهیزات جمع‌آوری می‌کنند. در صنعت سیم و کابل، IoT می‌تواند برای پایش وضعیت ماشین‌آلات و تجهیزات به کار گرفته شود. با نصب سنسورهای مختلف مانند حسگرهای دما، فشار، ارتعاش و سرعت، می‌توان داده‌هایی را در زمان واقعی جمع‌آوری کرد و آن‌ها را برای تحلیل به سیستم‌های مرکزی ارسال نمود. (Zhao et al., ۲۰۲۲) این داده‌ها می‌توانند به طور مداوم وضعیت سلامت تجهیزات را نمایش دهند و در صورت وقوع ناهنجاری‌ها، هشدارهای لازم به مسئولین فنی ارسال کنند. به عنوان مثال، در فرآیند تولید کابل، سنسورهای IoT می‌توانند وضعیت پارامترهایی مانند دما، فشار، و سرعت کشش سیم را بررسی کرده و از تغییرات غیرعادی که نشان‌دهنده فرسودگی یا خرابی احتمالی هستند، اطلاع دهند. (Vijay, ۲۰۲۵) این اطلاعات به مدیران تولید کمک می‌کند تا زمان تعمیرات را پیش‌بینی کرده و بهینه‌سازی فرایند تولید را انجام دهند. هوش مصنوعی در صنعت سیم و کابل بیشتر در زمینه‌های پیش‌بینی خرابی، تشخیص ناهنجاری‌ها، و مدل‌سازی عمر باقی‌مانده مورد استفاده قرار می‌گیرد. AI می‌تواند با تجزیه و تحلیل داده‌های جمع‌آوری شده از سنسورها، الگوهای پیچیده‌ای را شبیه‌سازی کرده و از آن‌ها برای پیش‌بینی خرابی‌ها و نگهداری پیش‌بین استفاده کند. یکی از مدل‌های کاربردی در این زمینه، مدل‌های پیش‌بینی خرابی هستند که با استفاده از داده‌های عملکردی گذشته، مانند ارتعاشات، دما، و فشار، می‌توانند زمان دقیق خرابی‌ها را پیش‌بینی کنند. (Li, ۲۰۲۳) همچنین، مدل‌های تشخیص ناهنجاری می‌توانند ناهنجاری‌های جزئی در تجهیزات را شناسایی کرده و به تیم‌های فنی هشدار دهند.

در صنعت سیم و کابل، این روش‌ها به ویژه برای کابل‌های قدرت و ترمینال‌ها که در معرض بارهای الکتریکی و فشارهای فیزیکی بالا قرار دارند، اهمیت ویژه‌ای دارند. (Zhao et al., ۲۰۲۲) استفاده از AI می‌تواند به جلوگیری از خرابی‌های شدید و پرهزینه کمک کند و هزینه‌های ناشی از تعمیرات و توقفات تولید را کاهش دهد. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که ترکیب IoT و AI به ویژه در نگهداری پیش‌بین و پایش وضعیت تجهیزات در صنعت سیم و کابل، می‌تواند به طور چشمگیری کارایی و کاهش هزینه‌ها را به همراه داشته باشد. به طور خاص، الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی توانسته‌اند در پیش‌بینی زمان

خرابی و مدیریت بهتر داده‌های تولید، موفقیت‌های قابل توجهی به دست آوردند (Kumar et al., ۲۰۲۴). همچنین، تحقیقات آینده در این زمینه به سمت استفاده از Digital Twin برای شبیه‌سازی و مدل‌سازی فرآیندها و تجهیزات در محیط‌های واقعی حرکت خواهد کرد. این پیشرفت‌ها می‌توانند به‌طور فزاینده‌ای به بهبود کیفیت، کاهش ضایعات، و افزایش عمر تجهیزات در صنعت سیم و کابل منجر شوند (Li, ۲۰۲۳).

روش‌شناسی

این تحقیق به‌صورت مطالعه موردی و تحلیلی انجام خواهد شد. در ابتدا، سیستم‌های پایش وضعیت مبتنی بر IoT و مدل‌های پیش‌بینی خرابی مبتنی بر AI در چندین کارخانه تولید سیم و کابل پیاده‌سازی و آزمایش خواهند شد. داده‌های جمع‌آوری شده از این سیستم‌ها در راستای بررسی اثرات آن‌ها بر فرآیندهای نگهداری و تعمیرات و کاهش خرابی‌ها و هزینه‌ها تحلیل خواهند شد. داده‌های تحقیق از دو منبع اصلی جمع‌آوری خواهند شد:

داده‌های سیستمی از تجهیزات تولیدی: این داده‌ها شامل داده‌های حسگرهای IoT هستند که از سنسورهای مختلف (مانند دما، ارتعاش، فشار، سرعت و جریان) جمع‌آوری می‌شوند. این داده‌ها به‌طور مداوم و در زمان واقعی ثبت می‌شوند و برای تجزیه و تحلیل بیشتر به سیستم‌های مرکزی ارسال می‌شوند.

برای جمع‌آوری داده‌ها، از نمونه‌گیری هدفمند استفاده خواهد شد. در این تحقیق، دو کارخانه تولید سیم و کابل به‌عنوان نمونه انتخاب خواهند شد که هر کدام از سیستم‌های پیشرفته IoT و AI در فرآیندهای نگهداری و تعمیرات خود استفاده می‌کنند. این نمونه‌ها به‌عنوان نمایندگان صنعتی برای بررسی تأثیر این تکنولوژی‌ها انتخاب می‌شوند. برای جمع‌آوری داده‌های زمان واقعی از تجهیزات، از حسگرهای IoT استفاده می‌شود که اطلاعاتی مانند دما، فشار، ارتعاش و سرعت را ثبت می‌کنند. برای پردازش و تحلیل داده‌های جمع‌آوری شده، از نرم‌افزارهایی مانند MATLAB و Python برای تحلیل داده‌ها و توسعه مدل‌های پیش‌بینی استفاده خواهد شد. برای پیش‌بینی خرابی و تحلیل داده‌های حسگرها، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند درخت تصمیم‌گیری شبکه‌های عصبی و مدل‌های پیش‌بینی خرابی استفاده خواهد شد. برای تحلیل داده‌ها از دو رویکرد اصلی استفاده خواهد شد:

۱- تحلیل کمی: داده‌های جمع‌آوری شده از حسگرها و سیستم‌های IoT برای ارزیابی عملکرد سیستم‌های پایش وضعیت و مدل‌های پیش‌بینی خرابی به‌طور آماری تجزیه و تحلیل خواهند شد. برای این منظور، از روش‌های آماری مانند آزمون‌های T، رگرسیون خطی، و مدل‌سازی پیش‌بینی استفاده خواهد شد.

۲- تحلیل کیفی: نظرات و تجربیات متخصصان و مدیران کارخانه‌ها درباره تأثیر فناوری‌های IoT و AI بر فرآیندهای نگهداری و تعمیرات از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته جمع‌آوری می‌شود. این داده‌ها به‌صورت کیفی تحلیل خواهند شد و برای درک بهتری از چالش‌ها و مزایای استفاده از این فناوری‌ها در صنعت سیم و کابل مورد استفاده قرار خواهند گرفت.

مراحل تحقیق

مرحله اول: شبیه‌سازی و پیاده‌سازی سیستم‌های IoT و AI در کارخانه‌های نمونه.

مرحله دوم: جمع‌آوری داده‌ها از سیستم‌های پایش وضعیت و سوابق خرابی‌ها و نگهداری‌ها.

مرحله سوم: آموزش و ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی خرابی با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده.

مرحله چهارم: تحلیل تأثیر استفاده از این تکنولوژی‌ها بر کاهش هزینه‌ها، کاهش خرابی‌ها و بهبود عملکرد

مرحله پنجم: ارائه پیشنهادات برای بهبود فرآیندهای نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل.

برای اطمینان از دقت مدل های پیش بینی خرابی و تحلیل ها، از داده های تاریخی و واقعی برای اعتبارسنجی نتایج استفاده خواهد شد.

معماری پیشنهادی سیستم IoT-AI

سیستم پیشنهادی IoT-AI در این تحقیق به منظور پایش وضعیت تجهیزات و پیش بینی خرابی ها با استفاده از ترکیب سنسورهای IoT و مدل های هوش مصنوعی طراحی شده است. این سیستم به صورت لایه بندی شده است و هر لایه نقش خاصی در جمع آوری داده ها، پردازش اطلاعات و انتقال آن ها به سیستم های تحلیلی ایفا می کند. در این بخش، معماری سیستم IoT-AI به طور کامل شرح داده خواهد شد.

لایه حسگرها: لایه حسگرها به عنوان اولین و مهم ترین بخش در جمع آوری داده ها عمل می کند. سنسورهای نصب شده در این لایه به طور مستمر وضعیت تجهیزات را بررسی کرده و داده های حیاتی را برای تحلیل های بعدی فراهم می کنند. برخی از حسگرهای موجود در این لایه عبارتند از:

سنسورهای دما: این سنسورها برای اندازه گیری دما در نقاط مختلف سیستم های تولیدی (مانند موتورهای الکتریکی، پمپ ها، و کمپرسورها) استفاده می شوند. افزایش دما می تواند نشانه ای از خرابی یا فرسودگی تجهیزات باشد.

سنسورهای ارتعاش: این حسگرها برای شناسایی ارتعاشات غیرعادی در تجهیزات چرخشی مانند موتورها و پمپ ها استفاده می شوند. تغییرات در الگوهای ارتعاش می تواند نشان دهنده وجود مشکلاتی مانند ناهماهنگی، فرسودگی یا آسیب به قطعات متحرک باشد.

سنسورهای فشار روغن: این حسگرها به طور ویژه برای نظارت بر فشار سیستم های روغن کاری استفاده می شوند. فشار پایین روغن می تواند باعث سایش بیشتر قطعات و خرابی زودرس تجهیزات شود.

Load Cell: این حسگر برای اندازه گیری بار و نیروی اعمال شده بر تجهیزات استفاده می شود. Load Cell می تواند فشار زیادی را که به تجهیزات وارد می شود، اندازه گیری کرده و در صورت بروز بار غیرعادی، هشدار ارسال کند.

سنسورهای سرعت: این حسگرها برای اندازه گیری سرعت چرخش تجهیزات متحرک مانند موتورها و دستگاه های تولیدی استفاده می شوند. کاهش یا افزایش سرعت غیرمنتظره می تواند نشانه ای از خرابی باشد.

این داده ها به طور مستمر توسط سنسورها جمع آوری می شوند و برای پردازش و تحلیل به لایه های بعدی ارسال می شوند.

لایه ارتباطات: لایه ارتباطات مسئول انتقال داده ها از حسگرها به سیستم های مرکزی و تحلیل های مبتنی بر هوش مصنوعی است. این لایه از فناوری های ارتباطی مختلف برای اطمینان از انتقال امن و مؤثر داده ها استفاده می کند. برخی از فناوری های ارتباطی به کاررفته در این سیستم عبارتند از:

MQTT^۵: این پروتکل ارتباطی سبک برای ارسال داده های حسگر در زمان واقعی استفاده می شود. MQTT برای ارتباطات کم عرضه و حساس به تأخیر ایده آل است و می تواند داده ها را از حسگرها به سرورها یا پلتفرم های تحلیل منتقل کند.

^۵ Message Queuing Telemetry Transport

OPC-UA^۶ این پروتکل برای ارتباط با سیستم های صنعتی و دستگاه های مختلف مانند PLC^۷ ها و SCADA ها استفاده می شود. به طور خاص برای محیط های صنعتی طراحی شده و امکان ارتباط امن و استاندارد با دستگاه های مختلف را فراهم می کند.

Modbus یک پروتکل ارتباطی رایج است که برای ارتباط با دستگاه های صنعتی مانند حسگرها و دستگاه های اندازه گیری استفاده می شود. Modbus در سیستم های اتوماسیون صنعتی کاربرد دارد و می تواند داده ها را به صورت ساده و با تأخیر کم منتقل کند.

Wi-Fi/LoRa این دو فناوری برای انتقال داده ها در فواصل مختلف و با نیاز به پهنای باند متفاوت استفاده می شوند. Wi-Fi برای اتصال به شبکه های محلی (LAN) و انتقال داده های سریع و حجیم استفاده می شود، در حالی که LoRa برای ارتباطات در مسافت های طولانی با مصرف انرژی کم مناسب است. این ویژگی ها به سیستم کمک می کند تا از هر دو فناوری در صورت نیاز به طور بهینه استفاده کند.

این لایه امکان انتقال داده ها به طور بی وقفه و در زمان واقعی از حسگرها به سیستم های تحلیل را فراهم می کند.

لایه پردازش و تحلیل داده ها: پس از انتقال داده ها از حسگرها، نیاز به پردازش و تحلیل آن ها وجود دارد. در این لایه، داده ها از طریق الگوریتم های هوش مصنوعی (AI) و یادگیری ماشین پردازش و تحلیل می شوند. در این بخش، مدل های پیش بینی خرابی و تحلیل ناهنجاری ها ایجاد می شوند. برخی از کارکردهای این لایه عبارتند از:

پیش بینی خرابی: استفاده از مدل های یادگیری ماشین مانند شبکه های عصبی و درخت تصمیم گیری برای پیش بینی خرابی تجهیزات بر اساس داده های گذشته و شرایط فعلی.

تحلیل ناهنجاری: استفاده از الگوریتم های تشخیص ناهنجاری برای شناسایی رفتارهای غیرعادی در داده ها و ارسال هشدارهای فوری به تیم نگهداری در صورت شناسایی ناهنجاری ها.

مدل سازی عمر باقی مانده (RUL): استفاده از الگوریتم های پیشرفته یادگیری ماشین برای تخمین عمر باقی مانده تجهیزات و زمان مناسب برای انجام تعمیرات.

این لایه همچنین به ایجاد داشبوردهای تحلیلی برای نمایش وضعیت سلامت تجهیزات و پیش بینی خرابی ها کمک می کند.

لایه تصمیم گیری و اعمال عملیات: در این لایه، تصمیمات نهایی در مورد نیاز به تعمیرات یا اقدامات دیگر بر اساس تحلیل های انجام شده در لایه پردازش و تحلیل داده ها اتخاذ می شود. سیستم به صورت خودکار پیشنهادات را ارائه می دهد و تیم نگهداری را در مورد اقداماتی که باید انجام دهند، آگاه می کند. این لایه می تواند شامل سیستم های هشدار، سیستم های کنترل اتوماتیک و مدیریت تعمیرات باشد. معماری پیشنهادی سیستم IOT-AI به طور کامل تمامی لایه های مورد نیاز برای جمع آوری، پردازش، و تحلیل داده های مربوط به تجهیزات صنعت سیم و کابل را پوشش می دهد. این سیستم به طور خودکار وضعیت تجهیزات را پایش کرده و پیش بینی های دقیقی از خرابی ها و زمان های مناسب برای تعمیرات ارائه می دهد.

^۶ Open Platform Communications Unified Architecture

^۷ Programmable Logic Controllers

لایه پردازش Cloud + Edge Computing :

لایه پردازش یکی از بخش های حیاتی در معماری سیستم IoT-AI است که به طور مستقیم بر سرعت پردازش داده ها و دقت تحلیل ها تأثیر می گذارد. این لایه مسئول پردازش داده های جمع آوری شده از سنسورها و دستگاه های IoT است. در این سیستم، از دو فناوری اصلی برای پردازش داده ها استفاده می شود Edge Computing و Cloud Computing. این ترکیب از دو تکنولوژی امکان پردازش مؤثر و سریع داده ها را در مقیاس بزرگ فراهم می کند.

Edge Computing

Edge Computing به معنای پردازش داده ها در نزدیک ترین نقطه به منبع داده (یعنی نزدیک به تجهیزات و سنسورها) است. این فناوری مزایای قابل توجهی در زمان و هزینه دارد، زیرا پردازش داده ها به جای ارسال مستقیم به سرورهای مرکزی، به صورت محلی و در نزدیکی منبع داده انجام می شود. این امر می تواند تأخیر را کاهش داده و تصمیمات به موقع تری در فرآیندهای صنعتی ایجاد کند. در سیستم های IoT برای صنعت سیم و کابل، Edge Computing می تواند به طور ویژه مفید باشد. این لایه برای پردازش اولیه داده های حسگرها از قبیل دما، ارتعاش، فشار، و سرعت در گام های اولیه استفاده می شود. سنسورهای نصب شده در سیستم های تولیدی به طور مداوم داده هایی مانند دما، فشار، یا ارتعاشات را ثبت می کنند. با استفاده از Edge Computing، این داده ها می توانند بدون نیاز به انتقال به سرورهای مرکزی ابتدا پردازش و فیلتر شوند. برای مثال، اگر مقدار دما یا ارتعاش از محدوده مشخص خارج شود، سیستم می تواند فوراً هشدار ارسال کند یا اقداماتی مانند کاهش بار یا خاموش کردن تجهیزات را انجام دهد. مزایای Edge Computing در این لایه عبارتند از:

- کاهش تأخیر: پردازش داده ها به صورت محلی، زمان پاسخ دهی سیستم را به شدت کاهش می دهد.
- صرفه جویی در پهنای باند: داده های غیر ضروری و اضافی قبل از ارسال به سرورهای مرکزی فیلتر می شوند.
- پیشگیری از مشکلات لحظه ای: از آنجا که پردازش ها در زمان واقعی انجام می شود، امکان واکنش فوری به خرابی ها یا مشکلات به وجود می آید.

به عنوان مثال، اگر داده ای از حسگر ارتعاش نشان دهنده وجود ناهنجاری در عملکرد یک دستگاه باشد، پردازش آن در سطح Edge می تواند سریعاً تصمیماتی نظیر خاموش کردن دستگاه یا ارسال هشدار به اپراتور را اتخاذ کند.

Cloud Computing

Cloud Computing به استفاده از منابع پردازشی و ذخیره سازی داده ها در فضای ابری اشاره دارد. در این بخش از معماری، داده ها پس از پردازش اولیه در لایه Edge، برای تجزیه و تحلیل های پیچیده تر به سرورهای ابری ارسال می شوند. Cloud Computing برای پردازش داده ها در مقیاس بزرگ و ذخیره سازی داده های تاریخی کاربرد دارد. داده های پردازش شده در Edge می توانند به فضای ابری ارسال شوند تا از اینجا به طور دقیق تر، در سطح پیچیده تری تحلیل شوند. این تحلیل های پیچیده می تواند شامل پیش بینی خرابی ها، شبیه سازی ها، و بهینه سازی فرآیندها باشد. به طور مثال، سیستم می تواند برای تحلیل رفتار پیچیده تر تجهیزات از مدل های پیشرفته ای مانند شبکه های عصبی عمیق یا ماشین های بردار پشتیبان استفاده کند. Cloud Computing، همچنین توانایی ذخیره سازی حجم عظیم داده ها را دارد و از این رو به کاربران این امکان را می دهد که داده ها را برای آینده و تحلیل های تاریخی استفاده کنند. مزایای Cloud Computing در این لایه عبارتند از:

فضای ابری می تواند مقادیر زیادی داده را ذخیره کرده و ظرفیت پردازشی لازم را در صورت نیاز افزایش دهد. فضای ابری به عنوان یک منبع پردازشی قدرتمند، قادر است الگوریتم های پیچیده تر یادگیری ماشین و تحلیل های بزرگ داده را اجرا

کند. داده ها و تحلیل ها می توانند به راحتی در هر زمان و از هر مکانی قابل دسترس باشند. در نهایت، ترکیب Edge Computing و Cloud Computing به سیستم این امکان را می دهد که مزایای هر دو فناوری را به کار گیرد و به طور همزمان نیاز به پردازش سریع و تجزیه و تحلیل پیچیده داده ها را برطرف سازد.

لایه تحلیل هوشمند: مدل های ML/DL

لایه تحلیل هوشمند از الگوریتم های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای تحلیل داده ها و پیش بینی خرابی ها استفاده می کند. این لایه به عنوان قلب سیستم IoT-AI عمل می کند و با استفاده از این الگوریتم ها، داده های جمع آوری شده از تجهیزات صنعتی را به پیش بینی های دقیق و هشدارهای به موقع تبدیل می کند. یادگیری ماشین شامل استفاده از الگوریتم ها و مدل هایی است که به سیستم امکان می دهند از داده های گذشته بیاموزند و پیش بینی هایی برای آینده انجام دهند. در این لایه، از مدل های مختلف یادگیری ماشین مانند درخت های تصمیم گیری رگرسیون خطی و لجستیک، Random Forest و (SVM) برای تحلیل داده های حسگرها استفاده می شود. کاربردهای ML در صنعت سیم و کابل:

- پیش بینی خرابی های احتمالی: استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین برای شبیه سازی خرابی های پیشین و پیش بینی زمان خرابی در آینده.
- تشخیص الگوهای غیرعادی: شناسایی رفتارهای غیرطبیعی در عملکرد تجهیزات، مانند افزایش دما یا تغییرات در ارتعاش، که می تواند نشان دهنده خرابی باشد.
- مدل سازی عمر باقی مانده (RUL): تخمین زمان باقی مانده تا خرابی تجهیزات بر اساس داده های عملکردی گذشته.

یادگیری عمیق به شاخه ای از یادگیری ماشین گفته می شود که شامل مدل های پیچیده تری از جمله شبکه های عصبی مصنوعی عمیق است. این مدل ها قادر به شناسایی ویژگی های پیچیده و روابط در داده های بزرگ هستند. مدل های شبکه عصبی پیچیده مانند (CNN) و (RNN) در این لایه به کار گرفته می شوند. شبکه های عصبی می توانند پیچیدگی های بیشتری را در داده های تجهیزات شبیه سازی کنند، مانند الگوهای خرابی که به دلیل ترکیب چندین عامل رخ می دهند. استفاده از مدل های RNN برای تحلیل داده های زمانی و پیش بینی رفتارهای آینده تجهیزات. در نهایت، این مدل های ML و DL با استفاده از داده های جمع آوری شده از Edge و Cloud قادرند به طور دقیق تر و مؤثرتر خرابی ها، ناهنجاری ها و نیاز به تعمیرات را پیش بینی کنند. این تحلیل ها می توانند به طور خودکار عملیات تعمیرات و نگهداری را بهینه سازی کرده و هزینه ها و زمان های توقف تولید را کاهش دهند.

لایه تصمیم گیری: داشبورد و سیستم هشدار

لایه تصمیم گیری در معماری سیستم IoT-AI برای بهینه سازی نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل، به عنوان لایه ای است که اطلاعات پردازش شده از لایه های حسگر و پردازش داده ها را به صورت تصمیم گیری های عملی و قابل اجرایی تبدیل می کند. این لایه شامل داشبورد و سیستم هشدار است که به مدیران و تیم های فنی کمک می کند تا در زمان مناسب و بر اساس اطلاعات دقیق، اقدام کنند. هدف اصلی این لایه، تحلیل داده ها و اتخاذ تصمیمات مؤثر برای بهبود فرآیندهای نگهداری، کاهش هزینه ها و جلوگیری از خرابی های غیرمنتظره است. داشبورد در سیستم IoT-AI به عنوان واسطه کاربری برای نمایش وضعیت سلامت و عملکرد تجهیزات به کاربر نهایی (مدیران، مهندسان نگهداری، و اپراتورها) عمل می کند. این ابزار به طور گرافیکی و با استفاده از نمایش های داده های زمان واقعی به کاربر اطلاعات کاملی از وضعیت سیستم ها، تجهیزات و فرآیندها ارائه می دهد.

داشبورد اطلاعات لحظه‌ای و به‌روز از سنسورهای مختلف را نشان می‌دهد، مانند وضعیت دما، ارتعاش، فشار و سرعت تجهیزات. به‌طور مثال، می‌توان وضعیت یک موتور را به‌صورت زنده مشاهده کرد و از هرگونه تغییر غیرعادی آگاه شد. در داشبورد، می‌توان روندهایی مانند زمان تا خرابی یا عمر باقی‌مانده تجهیزات را مشاهده کرد. این اطلاعات به مدیران این امکان را می‌دهد که از قبل برای برنامه‌ریزی تعمیرات پیش‌بین، اقدامات لازم را انجام دهند. از نمودارهای خطی، میله‌ای و دایره‌ای برای نمایش روند داده‌ها، شبیه‌سازی‌ها و پیش‌بینی‌های مدل‌های AI استفاده می‌شود. برای مثال، می‌توان از نمودارهای ارتعاش یا دما استفاده کرد تا تغییرات غیرعادی و به‌طور بالقوه خطرناک در تجهیزات را شناسایی کرد. داشبورد می‌تواند به‌طور خودکار وضعیت تجهیزات را با استانداردهای صنعتی مقایسه کند. اگر تجهیزات از محدوده مجاز خارج شوند، هشدار داده خواهد شد. به‌عنوان مثال، اگر دمای یک موتور از حد معمول بالاتر برود، سیستم می‌تواند این وضعیت را به‌طور خودکار گزارش دهد. در داشبورد، گزارش‌های به‌موقع و هشدارها نمایش داده می‌شوند. این گزارش‌ها می‌توانند شامل اطلاعاتی در مورد وضعیت فعلی تجهیزات، تعمیرات انجام‌شده و پیشنهادات بهبود برای بهینه‌سازی عملکرد باشند. مدیران و تیم‌های فنی می‌توانند با دسترسی سریع به اطلاعات دقیق و زمان واقعی، تصمیمات بهتری برای نگهداری و تعمیرات اتخاذ کنند.

سیستم هشدار به‌عنوان یک ابزار حساسی برای اعلان‌های فوری در مورد تغییرات غیرعادی و خرابی‌های احتمالی عمل می‌کند. این سیستم به‌صورت خودکار هشدارهای مختلفی را به تیم‌های فنی و مدیران ارسال می‌کند، تا آن‌ها بتوانند به‌سرعت واکنش نشان دهند و از توقفات ناگهانی یا خسارات بیشتر جلوگیری کنند. زمانی که سیستم‌های IoT و مدل‌های AI پیش‌بینی کنند که یک تجهیز به زودی دچار خرابی خواهد شد، هشدار پیش‌بینی خرابی ارسال می‌شود. به‌عنوان مثال، اگر مدل AI پیش‌بینی کند که یک پمپ در ۶۰ ساعت آینده به دلیل افزایش دما و فشار خرابی خواهد داشت، هشدار به تیم نگهداری ارسال می‌شود. سیستم می‌تواند به‌طور خودکار تغییرات غیرعادی در عملکرد تجهیزات را شناسایی کرده و هشدارهای ناهنجاری ارسال کند. این هشدارها می‌توانند شامل تغییرات در دما، ارتعاش، فشار، یا سرعت تجهیزات باشند که از معیارهای معمول فراتر رفته‌اند. هشدارها به‌طور لحظه‌ای به اپراتورها و تیم‌های نگهداری ارسال می‌شوند. این هشدارها می‌توانند از طریق ایمیل، پیامک، اپلیکیشن‌های موبایل یا حتی سیستم‌های صوتی به تیم‌های فنی اطلاع داده شوند. سیستم هشدار قادر است هشدارها را بر اساس شدت آن‌ها اولویت‌بندی کند. به‌طور مثال، هشدارهایی که نشان‌دهنده خرابی‌های بحرانی هستند (مانند افزایش دما در یک پمپ) به‌طور فوری به تیم نگهداری ارسال می‌شود، در حالی که هشدارهای مربوط به ناهنجاری‌های جزئی ممکن است برای بررسی بعدی نگهداری ارسال شوند. سیستم می‌تواند به‌طور خودکار به تیم‌های فنی اطلاع دهد که برای یک تجهیز خاص، تعمیرات پیش‌بین لازم است. این هشدارها می‌توانند شامل اطلاعاتی درباره نوع مشکل، زمان و مکان انجام تعمیرات و نیروی انسانی مورد نیاز باشند.

جمع‌آوری داده‌ها: نوع داده‌ها و پیش‌پردازش

در سیستم IoT-AI برای بهینه‌سازی نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل، جمع‌آوری داده‌ها به‌عنوان یک بخش کلیدی برای تحلیل‌های پیشرفته و پیش‌بینی خرابی‌ها شناخته می‌شود. این داده‌ها باید به‌طور دقیق و در زمان واقعی از حسگرها و سیستم‌های تولید جمع‌آوری شوند و سپس به لایه‌های بعدی (پردازش و تحلیل) ارسال گردند. در این بخش، به بررسی نوع داده‌ها، فرکانس نمونه‌برداری، و پیش‌پردازش آن‌ها خواهیم پرداخت. در سیستم‌های پایش وضعیت و نگهداری پیش‌بین، داده‌هایی که از سنسورها جمع‌آوری می‌شوند، معمولاً دارای ویژگی‌های خاصی هستند که باید به‌دقت پردازش و تحلیل شوند. داده‌ها معمولاً به یکی از انواع زیر تقسیم می‌شوند:

داده های زمان پیوسته از جمله داده هایی هستند که به طور مداوم و در فواصل زمانی منظم جمع آوری می شوند. در سیستم های IoT این داده ها شامل اطلاعات حسگرهایی مانند دما، ارتعاش، فشار، سرعت، و دیگر ویژگی های عملکردی تجهیزات تولیدی هستند. این نوع داده ها ویژگی های زیر را دارند:

پیچیدگی و حجم زیاد: داده های زمان پیوسته به طور مداوم و در مقیاس زمانی بزرگ جمع آوری می شوند، که این امر نیاز به ذخیره سازی و تحلیل داده های با حجم بالا دارد.

تحلیل روند: داده های زمان پیوسته برای تحلیل روندهای عملکردی و پیش بینی رفتارهای آینده تجهیزات مورد استفاده قرار می گیرند. به عنوان مثال، تغییرات در دما یا ارتعاشات به طور تدریجی می تواند نشان دهنده فرسودگی یا خرابی احتمالی یک تجهیز باشد.

در فرآیند جمع آوری داده ها از حسگرها، داده ها اغلب تحت تأثیر نویزهای محیطی یا خطاهای سیستمی قرار می گیرند. این نویزها می توانند شامل نوسانات لحظه ای در سیگنال های حسگر، تغییرات جزئی در دما یا ارتعاش، و مشکلات در عملکرد دستگاه های اندازه گیری باشند. داده های نویزی می توانند منجر به اشتباهات در تحلیل ها و کاهش دقت پیش بینی ها شوند. به همین دلیل، پردازش و تصفیه داده ها برای حذف نویز بسیار مهم است. این داده ها مربوط به سوابق خرابی ها و نقاط شکست در تجهیزات تولیدی هستند. جمع آوری داده های خرابی از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا این داده ها به عنوان مبنای اصلی برای مدل های پیش بینی خرابی و تحلیل علت ریشه ای استفاده می شوند. این داده ها می توانند شامل تاریخچه خرابی، نوع خرابی، علت خرابی و اقدامات انجام شده برای تعمیرات باشند. این داده ها شامل اطلاعات مربوط به فرآیند تولید، مانند زمان تولید، میزان تولید، تغییرات تنظیمات تجهیزات، و وضعیت عمومی سیستم های تولید است Log. های تولید می توانند به تحلیل بهره وری و شناسایی ناهنجاری های تولید کمک کنند. این داده ها معمولاً در پایگاه های داده ذخیره می شوند و برای ارزیابی کارایی سیستم های تولیدی به کار می روند. فرکانس نمونه برداری به تعداد دفعات جمع آوری داده ها در واحد زمان گفته می شود. در سیستم های IoT صنعتی، فرکانس نمونه برداری بسته به نوع داده و نیاز به زمان واقعی بودن آن، متفاوت است. این عامل تأثیر زیادی بر دقت داده ها و کارایی سیستم دارد.

برای داده هایی که نیاز به نظارت دقیق و آنی دارند (مانند داده های ارتعاش و دما)، معمولاً از نمونه برداری با فرکانس بالا استفاده می شود. در این موارد، داده ها ممکن است هر ثانیه یا حتی بیشتر جمع آوری شوند تا تغییرات جزئی و پیش بینی خرابی های احتمالی به طور دقیق شبیه سازی شوند. این فرکانس بالا به ویژه برای پایش وضعیت تجهیزات حساس و پیچیده در صنعت سیم و کابل مفید است. برای داده هایی که تغییرات کندتری دارند (مانند داده های لگاریتم تولید یا میزان بار)، نمونه برداری با فرکانس پایین تر کافی است. این داده ها معمولاً هر چند دقیقه یا ساعت یکبار نمونه برداری می شوند، زیرا تغییرات سریع در این نوع داده ها به ندرت رخ می دهند و نیازی به تجزیه و تحلیل آنی ندارند. در برخی موارد، فرکانس نمونه برداری باید به طور دینامیک تنظیم شود. این به این معناست که سیستم می تواند بسته به شرایط مختلف (مانند سطح فعالیت تجهیزات یا رویدادهای خاص) فرکانس نمونه برداری را تغییر دهد. برای مثال، اگر ارتعاشات یک دستگاه در سطح نرمال باشند، سیستم می تواند با فرکانس پایین تر نمونه برداری کند، اما اگر ارتعاشات از حد معمول فراتر بروند، فرکانس نمونه برداری افزایش خواهد یافت. داده های جمع آوری شده از حسگرها به طور معمول نیاز به پیش پردازش دارند تا برای تحلیل های بعدی قابل استفاده شوند. پیش پردازش داده ها شامل مجموعه ای از عملیات است که به پاک سازی، فیلتر کردن و تصحیح داده ها کمک می کند. برای اطمینان از دقت بالا در مدل های پیش بینی و تحلیل، داده های نویزی باید شناسایی و حذف شوند. این کار با استفاده از فیلترهای دیجیتال یا الگوریتم های تشخیص ناهنجاری انجام می شود که به طور خودکار داده های نویزی را شناسایی کرده و آن ها را از مجموعه داده ها حذف می کنند. در بسیاری از موارد، ممکن است داده های مربوط به برخی سنسورها

در زمان های خاص موجود نباشند. این مقادیر گم شده می توانند به وسیله روش های مختلفی مانند میانگین گیری، مدل های پیش بینی، یا حذف نمونه ها از مجموعه داده ها جایگزین یا حذف شوند. داده های جمع آوری شده از حسگرها معمولاً دارای مقیاس ها و واحدهای مختلف هستند. برای تحلیل دقیق، این داده ها باید به یک مقیاس استاندارد تبدیل شوند. نرمال سازی و اسکالینگ داده ها کمک می کند که همه ویژگی ها در محدوده مشابهی قرار گیرند تا الگوریتم های یادگیری ماشین نتایج بهتری تولید کنند. چندین سنسور ممکن است داده ها را در زمان های مختلف جمع آوری کنند. بنابراین، باید این داده ها به طور منظم با یکدیگر هم تراز شوند تا تحلیل های زمانی دقیقی انجام شود. این فرآیند به ویژه برای داده های زمان پیوسته مهم است.

مدل های هوش مصنوعی

مدل های هوش مصنوعی برای تحلیل داده های بزرگ، شبیه سازی خرابی ها و پیش بینی رفتار سیستم های پیچیده طراحی شده اند. در این سیستم ها، از مدل های مختلف یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) استفاده می شود. این مدل ها به ویژه برای پیش بینی زمان خرابی و پیشگیری از خرابی های ناگهانی کاربرد دارند. مدل های یادگیری ماشین از داده های تاریخی و ویژگی های سیستم ها برای آموزش مدل های پیش بینی استفاده می کنند. برخی از الگوریتم های محبوب در این زمینه عبارتند از:

- **درخت تصمیم گیری** : این مدل ها برای پیش بینی خرابی ها و شناسایی رفتارهای غیرعادی بر اساس ویژگی های عملکردی تجهیزات استفاده می شوند. درخت های تصمیم گیری می توانند به راحتی تفسیر شوند و به تیم های فنی کمک کنند تا عوامل اصلی خرابی ها را شناسایی کنند.
- **شبکه های بیزی**^۸ : این مدل ها برای **مدل سازی عدم قطعیت** و پیش بینی خرابی های احتمالی بر اساس داده های گذشته و شرایط فعلی استفاده می شوند.
- **مدل های Random Forest** این الگوریتم ها برای شبیه سازی رفتار پیچیده تر سیستم ها و پیش بینی خرابی های آینده از طریق **تجزیه و تحلیل داده های بزرگ** به کار می روند. این مدل ها می توانند از ویژگی های مختلف سیستم برای پیش بینی وضعیت سلامت تجهیزات استفاده کنند.
- **ماشین های بردار پشتیبان**^۹ : این مدل ها برای **طبقه بندی** و پیش بینی شرایط خرابی و ناهنجاری در تجهیزات صنعتی استفاده می شوند.

یادگیری عمیق به شبکه های عصبی مصنوعی گفته می شود که قادر به یادگیری و شبیه سازی ویژگی های پیچیده در داده های بزرگ هستند. این مدل ها به ویژه در تحلیل داده های پیچیده و **مدل سازی رفتار غیر خطی** کاربرد دارند.

شبکه های عصبی کانولوشنی^{۱۰} : این شبکه ها به طور ویژه برای **تشخیص الگوها** و شناسایی ناهنجاری ها در داده های حسگرهای پیچیده و تصاویر (مثل تحلیل ارتعاشات یا تصاویر رادیوگرافی) استفاده می شوند. برای مثال، اگر داده های ارتعاش از یک تجهیز نشان دهنده یک الگوی غیرعادی باشد، CNN می تواند آن را شناسایی کرده و هشدار دهد.

^۸ Bayesian Networks

^۹ Support Vector Machines - SVM

^{۱۰} Convolutional Neural Networks - CNN

شبکه های عصبی بازگشتی^{۱۱} : این مدل ها برای تحلیل داده های زمان پیوسته و پیش بینی رفتار آینده تجهیزات در فرآیندهای تولیدی به کار می روند. مدل های RNN برای پیش بینی خرابی های تجهیزات که دارای الگوهای زمانی هستند (مانند دما و فشار در طول زمان) بسیار مناسب هستند.

Long Short-Term Memory (LSTM) مدل های LSTM به ویژه برای پیش بینی های بلندمدت مانند مدل سازی عمر باقی مانده (RUL) تجهیزات و پیش بینی خرابی در آینده استفاده می شوند LSTM. می تواند اطلاعات طولانی مدت و متغیرهای زمانی را به طور مؤثر نگهداری کرده و برای تحلیل های پیچیده به کار گرفته شود.

برای ارزیابی دقت و کارایی مدل های هوش مصنوعی و سیستم های IoT-AI در صنعت سیم و کابل، نیاز به استفاده از معیارهای عملکرد مناسب است. این معیارها به تحلیل کیفیت پیش بینی ها و تأثیرات سیستم بر بهبود نگهداری و تعمیرات کمک می کنند.

دقت پیش بینی: این معیار اندازه گیری می کند که مدل های پیش بینی خرابی چقدر توانسته اند پیش بینی های دقیقی از خرابی های تجهیزات ارائه دهند. برای ارزیابی دقت پیش بینی، از داده های واقعی خرابی برای مقایسه با پیش بینی های سیستم استفاده می شود. هرچه دقت پیش بینی بالاتر باشد، سیستم می تواند به طور مؤثرتر از خرابی ها جلوگیری کند.

حساسیت و ویژگی : حساسیت نشان دهنده توانایی مدل در شناسایی خرابی ها و مشکلات واقعی است. حساسیت بالا به معنای شناسایی بیشتر خرابی ها است که می تواند از توقفات غیرمنتظره جلوگیری کند. معیار ویژگی به توانایی مدل در جلوگیری از تشخیص اشتباه خرابی ها اشاره دارد. مدل هایی با ویژگی بالا کمتر پیش بینی های نادرست انجام می دهند.

میزان خطا : این معیار میزان خطا در پیش بینی ها را اندازه گیری می کند. در سیستم های پیش بینی خرابی، خطای پیش بینی می تواند منجر به توقفات بی مورد یا تأخیر در تعمیرات شود. بنابراین، کاهش میزان خطا یکی از اهداف اصلی در طراحی مدل های هوش مصنوعی است.

زمان واکنش: زمان واکنش به طور مستقیم بر کارایی سیستم تأثیر می گذارد. این معیار اندازه گیری می کند که سیستم چقدر سریع قادر به پردازش داده ها و ارسال هشدار به تیم های فنی است. سیستم هایی که قادر به ارائه پاسخ سریع در شرایط بحرانی هستند، باعث می شوند که تصمیمات به موقع برای تعمیرات گرفته شوند و از خرابی های بزرگ جلوگیری شود.

پوشش خطا: پوشش خطا نشان دهنده توانایی سیستم در پوشش دهی انواع مختلف خرابی ها است. سیستم هایی که توانایی شناسایی انواع مختلف خرابی ها را دارند، می توانند عملکرد بهتری داشته باشند و به تیم های فنی کمک کنند تا مشکلات پیچیده تر را شناسایی کنند.

بهره وری کلی تجهیزات : این معیار به طور مستقیم بر بهینه سازی نگهداری و کاهش هزینه ها تأثیر می گذارد OEE. به ارزیابی تأثیر سیستم های IoT-AI بر افزایش بهره وری تجهیزات و کاهش زمان توقف کمک می کند. سیستم هایی که OEE بالاتری دارند، به معنای عملکرد بهینه تر و کاهش هزینه های نگهداری و تعمیرات هستند.

^{۱۱} Recurrent Neural Networks - RNN

نتیجه گیری

در این تحقیق، به بررسی و طراحی یک سیستم IoT-AI برای بهینه سازی فرآیندهای نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل پرداخته شد. هدف اصلی این پژوهش، توسعه یک معماری یکپارچه برای پایش وضعیت تجهیزات و پیش بینی خرابی ها با استفاده از سنسورهای IoT و مدل های هوش مصنوعی بود تا ضمن کاهش هزینه ها و زمان های توقف تولید، بهره وری کلی تجهیزات (OEE) افزایش یابد. در فرآیند تحقیق، از مدل های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای پیش بینی خرابی ها و تحلیل داده های زمان پیوسته استفاده شد. همچنین، لایه های مختلف سیستم، از جمله لایه حسگرها، لایه پردازش داده ها با استفاده از Edge Computing و Cloud Computing، و لایه تحلیل هوشمند به طور یکپارچه طراحی و مورد بررسی قرار گرفت. این سیستم قادر است داده های جمع آوری شده از حسگرها را به طور دقیق پردازش کرده و با استفاده از مدل های پیش بینی، به طور مؤثری خرابی ها و ناهنجاری ها را پیش بینی و از وقوع آن ها جلوگیری کند (Rafati, Mirshekali, ۲۰۲۵ & Fylladitakis, ۲۰۲۴, Shaker, Bayati, ۲۰۲۴). استفاده از IoT در صنعت سیم و کابل، به ویژه برای پایش وضعیت تجهیزات و جمع آوری داده های زمان پیوسته، تأثیر چشم گیری در کاهش هزینه های نگهداری و افزایش عمر تجهیزات داشته است. مدل های هوش مصنوعی (به ویژه یادگیری ماشین و یادگیری عمیق) برای پیش بینی خرابی ها و مدل سازی عمر باقی مانده (RUL) تجهیزات توانسته اند دقت بالایی در تحلیل داده ها و پیش بینی زمان خرابی ارائه دهند. ترکیب Edge Computing و Cloud Computing به سیستم این امکان را داده است که داده ها به طور مؤثر پردازش و تحلیل شوند، در حالی که زمان پاسخ دهی به طور چشمگیری کاهش یافته است. داشبوردها و سیستم های هشدار به طور قابل توجهی به تیم های فنی کمک کرده اند تا تصمیمات به موقع برای تعمیرات و نگهداری تجهیزات اتخاذ کنند و از توقفات غیرمنتظره جلوگیری نمایند. ارزیابی معیارهای عملکرد مانند دقت پیش بینی، حساسیت، ویژگی و OEE نشان دهنده تأثیر مثبت این سیستم ها در بهبود بهره وری و کاهش خرابی ها بوده است.

با وجود دستاوردهای این تحقیق، هنوز چالش ها و شکاف هایی وجود دارد که باید در تحقیقات آینده به آن ها پرداخته شود:

نیاز به توسعه مدل های پیش بینی خاص تر برای صنعت سیم و کابل که قادر به شبیه سازی دقیق تر خرابی ها و پیش بینی وضعیت های خاص در این صنعت باشند. کیفیت داده ها و پیش پردازش دقیق تر داده ها از جمله چالش هایی است که می تواند دقت پیش بینی ها را بهبود بخشد. به ویژه داده های نویزی و کمبود داده ها می تواند مدل های پیش بینی را تحت تأثیر قرار دهد. یکپارچگی سیستم های مختلف مانند سیستم های ERP، SCADA و CMMS برای جمع آوری و تجزیه و تحلیل داده های متنوع در مقیاس بزرگتر نیازمند توجه و تحقیق بیشتر است. پیشنهاد می شود که در آینده نگری مدل ها از داده های دنیای واقعی به جای داده های آزمایشگاهی استفاده شود تا مدل ها در شرایط عملیاتی دقیق تر و کارآمدتر عمل کنند. توجه بیشتر به امنیت داده ها و حفظ حریم خصوصی در فرآیند انتقال داده ها بین حسگرها و سرورهای ابری ضروری است، به ویژه در سیستم هایی که شامل داده های حساس و مهم صنعتی هستند. توسعه سیستم های خودکار تصمیم گیری و اتوماسیون بیشتر فرآیندهای نگهداری می تواند باعث کاهش خطاهای انسانی و بهینه سازی بیشتر فرآیندهای تولید شود. در نهایت باید گفت این تحقیق نشان می دهد که استفاده از اینترنت اشیا و هوش مصنوعی می تواند تأثیر چشم گیری در بهینه سازی نگهداری و تعمیرات در صنعت سیم و کابل داشته باشد. با بهره گیری از داده های زمان پیوسته حسگرها و تجزیه و تحلیل های پیشرفته AI، می توان پیش بینی های دقیقی از خرابی ها و نیاز به تعمیرات به دست آورد، که در نتیجه این سیستم ها می توانند باعث کاهش هزینه ها، افزایش بهره وری و بهبود کارایی سیستم های تولیدی شوند. این رویکرد می تواند به عنوان مدلی کارآمد و نوآورانه برای سایر صنایع مشابه نیز مورد استفاده قرار گیرد.

- Liu, Y., Yu, W., Dillon, T., Rahayu, W., & Li, M. (۲۰۲۱). Empowering IoT predictive maintenance solutions with AI: A distributed system for manufacturing plant-wide monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 18(۲), ۱۳۴۵-۱۳۵۴.
- Mahmoud, M. A., Md Nasir, N. R., Gurunathan, M., Raj, P., & Mostafa, S. A. (۲۰۲۱). The current state of the art in research on predictive maintenance in smart grid distribution network: Fault's types, causes, and prediction methods—a systematic review. *Energies*, 14(۱۶), ۵۰۷۸.
- Mirshekali, H., Santos, A. Q., & Shaker, H. R. (۲۰۲۳). A survey of time-series prediction for digitally enabled maintenance of electrical grids. *Energies*, 16(۱۷), ۶۳۳۲.
- Nyarko-Boateng, O., Adekoya, A. F., & Weyori, B. A. (۲۰۲۰). Using machine learning techniques to predict the cost of repairing hard failures in underground fiber optics networks. *Journal of Big Data*, 7(۱), ۶۴.
- Plevris, V., & Papazafeiropoulos, G. (۲۰۲۴). AI in structural health monitoring for infrastructure maintenance and safety. *Infrastructures*, 9(۱۲), ۲۲۵.
- Rafati, A., Mirshekali, H., Shaker, H. R., & Bayati, N. (۲۰۲۴). Power Grid Renovation: A Comprehensive Review of Technical Challenges and Innovations for Medium Voltage Cable Replacement. *Smart Cities*, 7(۶), ۳۷۲۷-۳۷۶۳.
- Thenthirupathi, T., Kasiviswanathan, H. R., & Swaminathan, K. (۲۰۲۴). Smart Monitoring and Predictive Maintenance of High Voltage Cables Through Digital Twin Technology. In *Harnessing AI and Digital Twin Technologies in Businesses* (pp. ۳۴۱-۳۵۵). IGI Global.
- Zhao, Y., Liu, Q., Shang, T., Shang, Y., Xia, R., & Shao, S. (۲۰۲۲). *Research on High Voltage Cable Condition Detection Technology based on Wireless Sensor Network*. International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), ۱۳(۱۲).