Journal of Applied And Basic Machine Intelligence Research (ABMIR)

پژوهش‌های نظری و کاربردی هوش ماشینی

سال اول، شماره اول، بهار و تابستان ۱۴۰۲، صفحات ۱۴۵-۱۲۹

بهبود توان عملیاتی با استفاده از هوش مصنوعی

سید رضا سید نژاد فهیم [۱*]، فاطمه غلامی گلسفید [۲]

[۱] استادیار گروه حسابداری، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران

[۲] استادیار گروه ریاضی، واحد رودسر-املش، دانشگاه آزاد اسلامی، رودسر، ایران

چکیده

شناسایی و حذف گلوگاه‌های توان عملیاتی، ابزاری کلیدی برای افزایش توان عملیاتی و بهره‌وری در سیستم‌های تولید است. بااین‌حال، به دلیل پیچیدگی و پویای کارخانه، حذف گلوگاه‌های توان عملیاتی یک چالش بزرگ تلقی می‌شود. پژوهشگران سعی کرده‌اند ابزارهایی را برای کمک به شناسایی و حذف این گلوگاه‌ها توسعه دهند. ازلحاظ تاریخی، تلاش‌های تحقیقاتی بر توسعه رویکردهای مدل‌سازی برای شناسایی گلوگاه‌ها در سیستم‌های تولید متمرکزشده‌اند. بااین‌حال، با ظهور دیجیتال‌سازی صنعتی و هوش مصنوعی، محققان راه‌های مختلفی را بررسی کردند که در آن‌ها می‌توان از هوش مصنوعی برای از بین بردن گلوگاه‌ها استفاده نمود. در این پژوهش نقش هوش مصنوعی در شناسایی و حذف گلوگاه‌ها بیان‌شده و تلاش‌های صورت گرفته درزمینهٔ گلوگاه‌های توان عملیاتی به چهار دسته (۱) شناسایی، (۲) تشخیص، (۳) پیش‌بینی و (٤) تجویز طبقه‌بندی می‌شوند. همچنین توصیه‌های عملی و جهت‌گیری پژوهش‌های آینده ارائه‌شده است که می‌تواند به بهبود استفاده عملی و نظری هوش مصنوعی در صنایع کمک نماید.

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۱/۰۸/۱۱

تاریخ پذیرش:
۱۴۰۱/۱۰/۱۳

کلیدواژه‌ها:
گلوگاه‌های توان عملیاتی، هوش مصنوعی، سیستم‌های تولیدی

نویسنده مسئول:
s.rezafahim@liau.ac.ir

doi : 10.22034/ABMIR.2023.19151.1017

۱- مقدمه

یکی از موضوعات مهمی که در هر سیستم تولید مطرح است، تلاش بی‌وقفه برای افزایش بهره‌وری است. شرکت‌های تولیدی باید بهره‌وری کارخانه خود را افزایش دهند تا در بازار رقابت باقی بمانند. بهره‌وری اغلب برحسب "توان عملیاتی[1]" سنجیده می‌شود. توان عملیاتی به‌عنوان تعداد محصولات تولیدشده در یک بازه زمانی واحد تعریف می‌گردد. در سیستم‌های تولید دنیای واقعی، مدیران دائماً تلاش خود را صرف بهبود توان عملیاتی سیستم می‌کنند. بااین‌حال، اغلب شکاف قابل‌توجهی بین توان عملیاتی هدف و واقعی وجود دارد. مطالعات تجربی اخیر نشان می‌دهد که تلفات توان عملیاتی در سیستم‌های تولید ۲۰ تا ۳۰ درصد است. این تلفات تا حدی به دلیل وجود «گلوگاه‌های توان عملیاتی[2]» است [۱]. گلوگاه‌ها ممکن است به دلیل اختلال در جریان تولید، مانند توقف‌های برنامه‌ریزی نشده در ماشین‌ها، زمان‌های پردازش متغیر ماشین‌ها، راه‌اندازی، تأخیر اپراتور و غیره رخ دهند. آن‌ها توان عملیاتی عملکرد کلی سیستم‌های تولید مدرن را به‌شدت مختل می‌کنند. بااین‌حال، شناسایی گلوگاه‌های توان عملیاتی سیستم‌های تولید به دلیل پیچیدگی دینامیک سیستم تولید، کار مشکلی است[۲].

برای بهبود توان عملیاتی، تئوری‌های مختلف مدیریتی، مثل تئوری محدودیت‌ها[3] (TOC) و جریان یکنواخت سریع[4]، حذف گلوگاه‌ها را توصیه می‌کنند. بااین‌حال، پیاده‌سازی آن‌ها در عمل بسیار پیچیده است. محققان دانشگاهی با توسعه رویکردهای تحلیلی[5]، مانند تجزیه‌وتحلیل نظری سیستم مبتنی بر معادلات بازگشتی[6] و رویکردهای مبتنی بر مدل شبیه‌سازی رویداد گسسته[7]، مانند ساخت شبیه‌سازی رویداد گسسته سیستم‌های تولید[8] خصوصاً به مدیران کمک کرده‌اند که گلوگاه‌های عملیاتی را شناسایی و تحلیل کنند. اگرچه این رویکردها به تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌های عملیاتی کمک می‌کنند، اما برای تجزیه‌وتحلیل سیستم‌های ایستا مناسب‌تر بوده و برای پیکربندی اولیه سیستم‌های تولید مفیدتر هستند. در مورد رویکردهای تحلیلی، هر بار که سیستم تولید تغییر می‌کند، معادلات جدید باید به‌صورت دستی استخراج شوند و مدل‌های موجود به‌روز شوند، یا در مورد رویکردهای شبیه‌سازی گاهی اوقات مدل‌های جدید ایجاد شوند. این‌یک کار وقت‌گیر و پرهزینه است [۳].

امروزه هوش مصنوعی[9] (AI) به‌سرعت در حال گسترش است و یکی از برجسته‌ترین حوزه‌های تحقیقاتی در چند دهه گذشته محسوب می‌شود. هدف هوش مصنوعی تسهیل سیستم‌هایی باهوش است که قادر به یادگیری و استدلال انسانی هستند. آن دارای مزایای فوق‌العاده‌ای است و با موفقیت درزمینه‌های صنعتی زیادی ازجمله طبقه‌بندی تصویر، تشخیص گفتار، اتومبیل‌های خودران و غیره به کار گرفته‌شده است [٤]. اخیراً به‌کارگیری هوش مصنوعی در تولید با همگرایی پیشرفت‌های الگوریتمی، تکثیر داده‌ها به دلیل افزایش دیجیتال‌سازی، کاهش هزینه‌های ذخیره‌سازی داده‌ها و افزایش فوق‌العاده قدرت محاسباتی، از شعار به واقعیت سوق پیداکرده است. اکنون این امکان برای مدیران فراهم‌شده است که با استفاده از هوش مصنوعی به چالش‌های تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌های توان عملیاتی بهتر رسیدگی کنند. با استفاده از داده‌های سیستم تولید، پویایی یک سیستم تولید را می‌توان با جزئیات درک نمود، گلوگاه‌های توان عملیاتی را به‌طور خودکار شناسایی و تشخیص داد و سپس فعالیت‌های ممکن را تجویز کرد. در دهه گذشته، محققان دانشگاهی با موفقیت از هوش مصنوعی برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌های تولید استفاده کردند. بااین‌حال، در حال حاضر هیچ الگوی جامعی از آخرین دستاورد هوش مصنوعی برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌های تولید، خلاصه آنچه به‌دست‌آمده و اینکه چگونه هوش مصنوعی به پیشرفت در این زمینه کمک کرده است، وجود ندارد. مهم‌تر از همه، هیچ گزارشی از چالش‌های پیش‌آمده و فرصت‌های تحقیقاتی که ممکن است فراهم شود نیز در دسترس نیست. این اطلاعات همچنین برای گروهی که علاقه‌مند به پیاده‌سازی راه‌حل‌های هوش مصنوعی

[1] Throughput
[2] Throughput Bottlenecks
[3] Theory of Constraints
[4] Swift Even flow
[5] Analytical Approaches
[6] System-Theoretic Analysis Based on Recursive Equations
[7] Discrete Event Simulation Model-Based Approaches
[8] Discrete Event Simulation Models of Production Systems
[9] Artificial Intelligence (AI)

برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها دارند، مهم است. اما قبل از پیاده‌سازی، باید راه‌حل‌های مختلف هوش مصنوعی را شناسایی کرد و سودمندی آن را درزمینه خاص کارخانه موردنظر تجزیه‌وتحلیل نمود. این مطالعه دستورالعمل‌هایی را ارائه می‌کند تا مدیران را در انتخاب راه‌حل‌های مناسب هوش مصنوعی کمک نماید[۵].

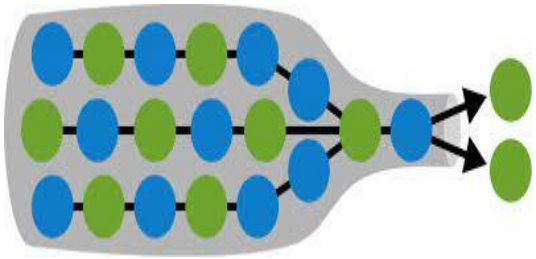
بنابراین، هدف این مقاله ارائه آخرین ادبیات دانشگاهی در مورداستفاده از هوش مصنوعی برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها است. به‌طور خاص، این پژوهش در موارد زیر به ادبیات رو به رشد به‌کارگیری هوش مصنوعی در تولید کمک می‌کند: (۱) یک ساختار طبقه‌بندی‌شده شامل شناسایی، تشخیص، پیش‌بینی و تجویز، برای تلاش‌های تحقیقاتی موجود، با تأکید ویژه‌بر تأثیر آن در بهبود مدیریت گلوگاه در دنیای واقعی، ارائه می‌کند و (۲) وضعیت دانش هوش مصنوعی ازنظر داده‌های ورودی، رویکرد مدل‌سازی و خروجی را برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها توصیف می‌کند و (۳) طیف وسیعی از جهت‌گیری‌های تحقیقاتی آینده و مجموعه‌ای از توصیه‌های عملی را برای تأثیرگذاری بر توسعه آینده و استفاده از هوش مصنوعی برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها ارائه می‌دهد.

۲- مبانی نظری پژوهش

برای درک بهتر نتایج تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها، ابتدا مبانی گلوگاه‌های توان عملیاتی و هوش مصنوعی مطرح می‌شود. بنابراین در این بخش ابتدا تئوری گلوگاه‌های توان عملیاتی ارائه می‌شود، سپس چالش‌های اصلی حذف گلوگاه‌ها در دنیای واقعی توضیح داده می‌شود. این موارد به خوانندگان کمک می‌کند تا پدیده گلوگاه‌های توان عملیاتی در سیستم‌های تولید را بهتر درک کنند.

۱-۲- تئوری گلوگاه‌های توان عملیاتی

گلوگاه نقطه ازدحام در یک سیستم تولیدی، مانند خط مونتاژ است که سیستم را متوقف یا به‌شدت کند می‌کند. محدودیت ظرفیت ناشی از گلوگاه اغلب باعث تأخیر و هزینه‌های تولید بالاتر می‌شود. همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده‌شده است اصطلاح گلوگاه به شکل بطری اشاره دارد که گردن آن باریک‌ترین نقطه است که باعث کند شدن جریان مایع از بطری می‌گردد. نتیجه وجود گلوگاه، توقف در تولید، مازاد عرضه، فشار از سوی مشتریان و روحیه پایین کارکنان است [٦].



شکل (۱): مفهوم گلوگاه توان عملیاتی

جهت درک بهتر گلوگاه‌های توان عملیاتی در یک سیستم تولیدی باید ابتدا سه مفهوم موردبررسی قرار گیرد: (۱) تغییرپذیری، (۲) گلوگاه‌های توان عملیاتی و (۳) توان عملیاتی. تغییرپذیری به‌عنوان هرگونه انحراف از نظم مطلق تعریف می‌شود. برخی رویدادهای تصادفی مانند توقف‌های برنامه‌ریزی نشده، تغییر در زمان پردازش، تنظیمات، تأخیر اپراتور و غیره منجر به تغییرپذیری می‌شوند. توجه به این نکته مهم است که این تغییرات ممکن است برای ماشین‌های مختلف در یک سیستم تولید متفاوت باشد و باگذشت زمان تغییر کند. توان عملیاتی به‌عنوان تعداد محصولات تولیدشده در واحد زمان از یک سیستم تولیدی تعریف می‌شود. یک‌فاصله زمانی واحد ممکن است هر مقیاس زمانی، مانند یک شیفت، روز، هفته یا ماه باشد. توان عملیاتی معیاری برای عملکرد یک سیستم تولید است. گلوگاه‌های عملیاتی به‌عنوان ماشین‌هایی که عملکرد آن‌ها به‌شدت مانع عملکرد کلی سیستم می‌گردد تعریف می‌شوند. به‌عنوان‌مثال، یک سیستم تولید با چندین ماشین را در نظر بگیرید. اگر توان عملیاتی یکی از ماشین‌ها خیلی کمتر از سایرین باشد، به این ماشین

گلوگاه توان عملیاتی می‌گویند. چون توان عملیاتی کل سیستم را به سطح توان عملیاتی خود کاهش می‌دهد. هر چه تغییرپذیری در زمان و جریان تولید بیشتر باشد، نوسان در توان تولید نیز بیشتر خواهد بود و منجر به کاهش توان عملیاتی می‌گردد. تغییرپذیری در مجموعه‌ای از ماشین‌ها بر توان عملیاتی آن‌ها نسبت به سایر ماشین‌ها تأثیر می‌گذارد. این مجموعه از ماشین‌ها، گلوگاه‌های توان عملیاتی نامیده می‌شوند و حذف گلوگاه‌ها، منجر به افزایش توان عملیاتی می‌شود.

مفاهیم و گزاره‌های گلوگاه‌های توان عملیاتی در حوزه سیستم‌های تولید خط جریان گسسته که معمولاً فلوشاپ[1] نامیده می‌شوند به سیستم‌های بافر یا همان موجودی کالای ایمنی[2] یا بدون بافر مانند سیستم‌های تولید ماشین‌کاری خودرو یا سیستم‌های تولید مونتاژ قابل‌تعمیم هستند. به‌طور خلاصه، تئوری گلوگاه‌های توان عملیاتی توضیح می‌دهد که چگونه تغییرپذیری رویدادهای تصادفی در ماشین‌ها باعث ایجاد گلوگاه‌های توان عملیاتی شده و توان سیستم تولید را محدود می‌کند. هنگامی‌که این گلوگاه‌ها برطرف می‌شوند، توان عملیاتی بیشتری به دست می‌آید، اما پویایی سیستم تغییر می‌کند و بر مدت پردازش و تغییرپذیری مدت جریان تأثیر می‌گذارد. سپس مجموعه جدیدی از ماشین‌ها به‌عنوان گلوگاه‌های توان عملیاتی ظاهر می‌شوند که برای دستیابی به توان عملیاتی بالاتر، این گلوگاه‌های جدید نیز باید شناسایی و حذف شوند. این چرخه شناسایی، تجزیه‌وتحلیل و حذف گلوگاه‌ها، یک فرآیند پیوسته در سیستم‌های تولید در دنیای واقعی است و تا زمانی که به سطح مطلوبی از توان عملیاتی برسد ادامه می‌یابد [۷].

۲-۲- چالش‌های عملی حذف گلوگاه

برای تحقق موفقیت‌آمیز چرخه شناسایی و حذف گلوگاه‌ها، مدیران باید به‌طور مکرر گلوگاه‌های توان عملیاتی را در بازه‌های زمانی مختلف تجزیه‌وتحلیل کنند. بااین‌حال، در دنیای واقعی، چهار چالش متداول در شناسایی و از بین بردن گلوگاه‌ها وجود دارد: (۱) دوره زمانی (۲) تغییر وضعیت (۳) دلایل ریشه‌ای مختلف و (٤) مبهم بودن. پرداختن به این چهار چالش حداکثر تأثیر را بر بازده سیستم تولیدی خواهد داشت. این چالش‌ها در زیر توضیح داده‌شده است [۷].

۲-۲-۱- دوره زمانی

گلوگاه‌های توان عملیاتی باید در بازه‌های زمانی مختلف شناسایی و تجزیه‌وتحلیل شوند تا امکان برنامه‌ریزی و اجرای فعالیت‌های بهبود توان عملیاتی فراهم شود. برای مثال، مدیران باید گلوگاه‌های کوتاه‌مدت مانند ماشین‌هایی که به‌عنوان گلوگاه‌ها در یک شیفت تولید رفتار می‌کنند را تجزیه‌وتحلیل کنند و فعالیت‌های کوتاه‌مدت سریعی در زمان استراحت یا هر زمان دیگر انجام دهند. این کار به مدیران اجازه می‌دهد تا نوسانات توان عملیاتی را کاهش دهند. درعین‌حال، آن‌ها باید گلوگاه‌های بلندمدت مانند ماشین‌هایی که در چندین دوره تولید به‌عنوان گلوگاه رفتار می‌کنند را نیز تجزیه‌وتحلیل کنند. در این صورت آن‌ها باید فعالیت‌های زیربنایی مانند ساخت قطعات و وسایل مناسب برای ساده‌سازی حجم کار یا تخصیص ظرفیت اضافی قبل از گلوگاه انجام دهند تا توان عملیاتی بلندمدت از این طریق به‌طور قابل‌توجهی بهبود یابد.

۲-۲-۲- تغییر وضعیت گلوگاه

گلوگاه‌ها پویا هستند. به‌عبارت‌دیگر، موقعیت گلوگاه توان عملیاتی از یک ماشین به ماشین دیگر در یک سیستم تولید تغییر می‌کند. به‌عنوان‌مثال، در یک خط تولید ماشین‌کاری، یک متخصص ممکن است یک ماشین فرز را در شیفت تولید قبلی به‌عنوان گلوگاه شناسایی کند، درحالی‌که در شیفت تولید فعلی، ماشین برش گلوگاه باشد. موقعیت گلوگاه به سه دلیل تغییر می‌کنند: (۱) تنوع در زمان فرآیندها، (۲) ترکیب محصول و (۳) فعالیت‌های مدیران. تغییرات زمان فرآیند به دلیل زمان‌های پردازش تصادفی، توقف‌های برنامه‌ریزی نشده و غیره رخ می‌دهد. این امر پویایی سیستم را تغییر می‌دهد و منجر به تغییر در موقعیت گلوگاه توان عملیاتی می‌شود. به‌طور مشابه، محصولات مختلف ممکن است زمان‌های پردازش متفاوتی در ماشین‌های مختلف در خط تولید داشته باشند که منجر به تغییر مکان‌های گلوگاه توان عملیاتی می‌گردد. درنهایت، اگر مدیران برای از بین بردن گلوگاه‌های فعلی اقدام کنند، این امر نیز پویایی سیستم را تغییر می‌دهد و گلوگاه‌های توان عملیاتی جدید

[1] Flow Shop

[2] Buffers

پدیدار می‌شوند. بنابراین، آن‌ها باید محل گلوگاه‌ها را به‌طور مداوم نظارت کرده و به‌سرعت عمل کنند.

۳-۲-۲- علل ریشه‌ای مختلف

علل ریشه‌ای مختلف مانند تغییرات تصادفی در زمان چرخه تولید، توقف‌های جزئی، زمان‌های راه‌اندازی و سایر دلایل توقف‌های برنامه‌ریزی نشده ممکن است باعث ایجاد گلوگاه‌های توان عملیاتی در یک سیستم تولید شوند. اغلب، هیچ دلیل واحدی برای گلوگاه‌ها وجود ندارد و عوامل مختلفی منجر به ایجاد گلوگاه می‌شوند. در چنین شرایطی، مدیران باید علل ریشه‌ای مناسب گلوگاه توان عملیاتی را اولویت‌بندی کرده و پیگیر برطرف کردن آن باشند.

٤-۲-۲- ابهام

در میان فعالان تولید و نگهداری، در مورد شناسایی گلوگاه، ابهام وجود دارد. دیدگاه‌های متفاوتی در مورد گلوگاه‌های توان عملیاتی، مانند گلوگاه‌های زمان چرخه تولید، گلوگاه‌های خرابی، گلوگاه‌های زمان راه‌اندازی وجود دارد که انتخاب مجموعه مناسب از ماشین‌های گلوگاه را دشوار می‌کند. به‌عنوان‌مثال، مدیران تولید ممکن است ادعا کنند که تنها ماشین‌های با بالاترین زمان چرخه تولید، بدون در نظر گرفتن سایر متغیرهای زمان فرآیند، یک گلوگاه توان عملیاتی را تشکیل می‌دهند. از سوی دیگر، پرسنل تعمیر و نگهداری ممکن است ادعا کنند که دستگاهی با بالاترین زمان ازکارافتادگی، بدون در نظر گرفتن سایر قابلیت‌های تغییر، گلوگاه هستند. بنابراین، هیچ اتفاق نظری در مورد شناسایی صحیح یک گلوگاه وجود ندارد. تأثیر این ابهام این است که مدیران ممکن است مجموعه‌ای از فعالیت‌ها را براساس دیدگاه‌های خود انجام دهند که ممکن است در حذف گلوگاه بی‌اثر باشد.

۳-۲- هوش مصنوعی در تولید

پژوهشگران دانشگاهی و مدیران، هدف هوش مصنوعی را هوشمندتر کردن رایانه‌ها می‌دانند. این کار با پردازش مقادیر زیادی از داده‌ها، کشف الگوهای پنهان و همبستگی‌های ناشناخته، یادگیری از داده‌ها و یافتن بهترین راه‌حل‌های ممکن برای رفع مشکلات در دنیای واقعی انجام می‌شود. ابزارهای مختلفی برای تسهیل این فرآیند استفاده می‌شود ازجمله ابزارهای آماری، روش‌های مبتنی بر قاعده[1]، یادگیری ماشین[2] (ML)، یادگیری عمیق[3] (DL)، یادگیری تقویتی، مدل‌های گرافیکی احتمالی، محاسبات نرم، بازنمایی دانش[4] مانند نمودارهای دانش، نظریه بازی‌ها و حتی الگوریتم‌های رایانه‌ای سنتی مانند الگوریتم‌های برنامه‌ریزی و جستجو [۸]. هوش مصنوعی مجموعه‌ای از ابزارهایی است که برای پردازش داده‌ها، استخراج الگوها و یادگیری از آن داده‌ها استفاده می‌شود. همچنین در ادبیات آکادمیک، هوش مصنوعی تحت نام‌های متفاوتی ظاهر می‌شود که عبارت‌اند از تجزیه‌وتحلیل داده‌های بزرگ[5]، داده‌کاوی[6]، مدل‌سازی پیش‌بینی[7]، علم داده[8]، تشخیص الگو[9] و داده محور[10] که در همه آن‌ها هدف پردازش حجم عظیمی از داده، یادگیری از آن و هوشمندتر کردن رایانه‌ها است[۵]. هوش مصنوعی مزایای ماندگاری، قابلیت اطمینان و مقرون‌به‌صرفه بودن را فراهم می‌کند و درعین‌حال عدم قطعیت و سرعت را در حل یک مشکل یا تصمیم‌گیری نیز موردتوجه قرار می‌دهد[۹].

سیستم‌های تولیدی امروزی به‌طور فزاینده‌ای پیچیده، پویا و متصل هستند. عملیات کارخانه به دلیل عدم قطعیت‌ها و وابستگی‌های متقابل بیشماری که وجود دارد، با چالش‌های غیرخطی و تصادفی مواجه است. پیشرفت‌های اخیر در هوش مصنوعی پتانسیل زیادی برای تغییر دامنه تولید از طریق ابزارهای تحلیلی پیشرفته برای پردازش حجم عظیمی از داده‌های تولیدشده، معروف به داده‌های بزرگ، نشان داده است [۱۰]. راه‌حل هوش مصنوعی برای رفع

[1] Rule-Based Methods
[2] Machine Learning (ML)
[3] Deep Learning (DL)
[4] Knowledge Representation
[5] Big Data Analytics
[6] Data Mining
[7] Predictive Modelling
[8] Data Science
[9] Pattern Recognition
[10] Data-Driven

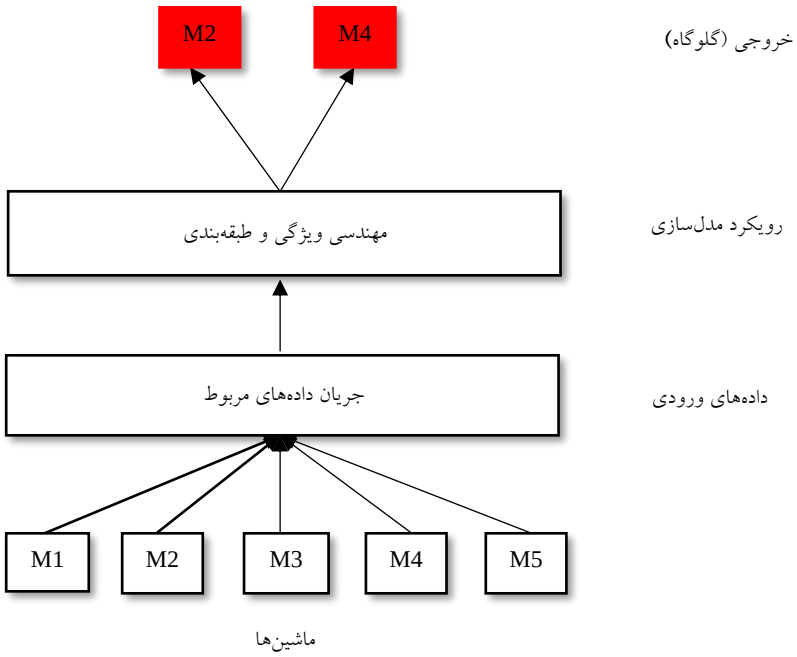
مشکل دارای سه جنبه مهم است: (۱) خروجی مطلوب، (۲) داده‌های ورودی و (۳) رویکرد مدل‌سازی. هوش مصنوعی همیشه با تعریف خروجی مطلوب کار خود را شروع می‌کند. سپس برای دستیابی موفقیت‌آمیز به آن خروجی، داده‌های ورودی باید تعریف شوند. درک نوع داده‌های ورودی برای درک نحوه استفاده از هوش مصنوعی در حل مشکل بسیار مهم است. درنهایت، مراحلی که در یک رویکرد مدل‌سازی معین، مانند مهندسی ویژگی[1]، برای به دست آوردن خروجی دلخواه از داده‌های ورودی استفاده می‌شود، تعیین می‌گردد[۱].

۳- تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌های توان عملیاتی به کمک هوش مصنوعی

برای تجزیه‌وتحلیل بهتر گلوگاه‌ها، چهار مرحله شناسایی، تشخیص، پیش‌بینی و تجویز انجام می‌گیرد که در ادامه تشریح می‌شوند.

۳-۱- شناسایی گلوگاه‌های توان عملیاتی

در عمل، گلوگاه‌های توان عملیاتی را می‌توان در دو چارچوب زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت تجزیه‌وتحلیل کرد. گلوگاه‌های کوتاه‌مدت توان عملیاتی کوتاه‌مدت را مختل می‌کند و حذف آن درنهایت باید به رفع گلوگاه‌های بلندمدت کمک نماید. بااین‌حال، تعاریف دوره‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت هنوز در ادبیات نامشخص است. در کل، دوره بلندمدت شامل تعداد مشخصی از دوره‌های تولید در نظر گرفته می‌شود. یک دوره تولید معادل یک چرخه تولید، شیفت یا روز است. درنتیجه، ماشین‌آلاتی که به‌عنوان گلوگاه عملیاتی در تعداد معینی از دوره‌های تولید تعریف‌شده عمل می‌کنند، «گلوگاه‌های بلندمدت» نامیده می‌شوند. کوتاه‌مدت به‌عنوان یک‌لحظه خاص در یک دوره تولید در نظر گرفته می‌شود. ماشین‌هایی که به‌عنوان گلوگاه‌های توان عملیاتی در یک‌زمان مشخص دوره تولید عمل می‌کنند، «گلوگاه‌های کوتاه‌مدت» نامیده می‌شوند].۳[



شکل (۲): راه‌حل هوش مصنوعی برای شناسایی گلوگاه‌های بلندمدت

[1] Feature Engineering

۱-۱-۳-شناسایی گلوگاه‌های بلندمدت توان عملیاتی

در دنیای واقعی، اگر مدیران بخواهند به‌طور قابل‌توجهی توان عملیاتی فعلی را افزایش دهند، باید گلوگاه‌های توان عملیاتی بلندمدت را شناسایی و رفع کنند. این فعالیت‌ها زمان‌بر بوده و سرمایه‌گذاری قابل‌توجهی را می‌طلبد. برخی از این نمونه‌ها عبارت‌اند از کاهش زمان چرخه تولید شامل تغییر یا طراحی مجدد اجزای دستگاه، نیمه اتوماسیون، استفاده از وسایل هوشمند، تغییر طرح برای به حداقل رساندن تحرکات اضافی، بهینه‌سازی شیوه‌های تعمیر و نگهداری، ارتقاء ماشین‌آلات گلوگاه یا حتی تصمیم به خرید یک دستگاه اضافی برای حذف گلوگاه [۷].

هوش مصنوعی می‌تواند به کمک تجزیه‌وتحلیل داده‌های تاریخی، گلوگاه‌های بلندمدت توان عملیاتی در یک سیستم تولید را شناسایی کند. شش راه‌حل هوش مصنوعی در ادبیات ارائه‌شده است که در شناسایی گلوگاه‌های توان عملیاتی بلندمدت پشتیبانی می‌کند. راه‌حل‌های هوش مصنوعی در شکل (۲) ارائه‌شده است. جنبه‌های فنی راه‌حل‌های هوش مصنوعی نیز به‌طور خلاصه در جدول (۱) ارائه‌شده است. خروجی همه این راه‌حل‌ها مجموعه‌ای از گلوگاه‌های توان عملیاتی بلندمدت در سیستم تولید است.

جدول (۱): راه‌حل‌های هوش مصنوعی برای شناسایی گلوگاه‌های بلندمدت عملیات

داده‌های ورودی	رویکرد مدل‌سازی		خروجی
	مهندسی ویژگی	طبقه‌بندی	
مدت‌زمان انسداد و انتظار	میانگین کل مدت‌زمان انسداد و انتظار	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	مجموعه‌ای از گلوگاه‌های توان عملیاتی بلندمدت
مدت‌زمان فعال	میانگین و بازه‌های اطمینان از مدت‌زمان فعال	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
مدت‌زمان انسداد و انتظار (یا) مدت‌زمان فعال (یا) مدت‌زمان بین رفت	میانگین داده‌های ورودی انتخاب و تولیدشده توسط تکنیک میانگین دسته‌ای	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
مدت‌زمان فعال	میانگین، بازه‌های اطمینان از مدت‌زمان فعال	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
مجموعه‌ای از زمان‌های چرخه ماشین‌ها برای هر محصول و زمان تکت[1] برای هر محصول	تابع توزیع احتمال تجمعی	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
سری زمانی مدت فعال	گروه‌های ماشین‌های مشابه و غیرمشابه، سری‌های زمانی معرف برای هر گروه	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	

هر راه‌حل ارائه‌شده در جدول (۱) وظیفه شناسایی گلوگاه‌های توان عملیاتی بلندمدت را به‌عنوان یک مشکل طبقه‌بندی می‌کند. به‌عبارت‌دیگر، هر ماشین در یک سیستم تولیدی باید به‌عنوان گلوگاه توان عملیاتی بلندمدت یا غیرگلوگاه طبقه‌بندی شود. محققان مختلف از مجموعه داده‌های ورودی متفاوتی در این فرآیند استفاده کرده‌اند و رویکردهای مدل‌سازی متفاوتی را ارائه نمودند. این رویکردهای مدل‌سازی به‌طورکلی به دو بخش استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی تقسیم می‌شوند. اکثر راه‌حل‌های هوش مصنوعی از ابزارهای آماری برای استخراج ویژگی‌های آماری مانند میانگین‌ها و فواصل اطمینان از داده‌های ورودی استفاده می‌کنند. پس از استخراج ویژگی‌ها، تکنیک‌های طبقه‌بندی برای طبقه‌بندی ماشین‌ها به‌عنوان گلوگاه‌های توان عملیاتی یا گلوگاه‌های غیرعملیاتی استفاده می‌شوند. در طبقه‌بندی بر اساس قاعده، روش‌های از پیش تعریف‌شده‌ای وجود دارد که می‌توان به کمک آن‌ها مدت‌زمان انسداد و انتظار هر دستگاه را برای شناسایی ماشین‌های گلوگاهی بکار گرفت.

چالش‌های پیاده‌سازی راه‌حل‌های نشان داده‌شده در جدول (۱) نیاز به داده‌های تاریخی کافی دارد. علاوه بر این، نتایج فوق به استفاده از داده‌های ورودی مبتنی بر فعالیت ماشین‌ها مانند زمان فعال، زمان انسداد و انتظار و غیره محدود می‌شود. این داده‌های ورودی باید

[1] زمان تکت (Takt time) فرمولی است که مدیران پروژه را قادر می‌سازد هر مرحله از فرآیند تولید را به طور مؤثر و بدون اتلاف مدیریت کنند. مجموع آن نشان‌دهنده زمان لازم برای تولید یک محصول برای پاسخگویی به تقاضای مشتری است. این زمان برابر متوسط زمان بین شروع تولید یک واحد و شروع تولید واحد دیگر می‌باشد.

بااحتیاط تفسیر شوند؛ زیرا ممکن است عوامل زمینه‌ای دیگری مانند در دسترس نبودن کارگر، تدارکات تأمین ماشین‌آلات مختلف و ترکیب محصول نیز وجود داشته باشد. این موارد ممکن است به ماشین‌هایی کمک کنند که به‌عنوان گلوگاه توان عملیاتی هستند، اما راه‌حل‌های هوش مصنوعی موجود در آن‌ها لحاظ نمی‌شوند [۱].

۲-۱-۳- شناسایی گلوگاه‌های کوتاه‌مدت توان عملیاتی

مدیران باید برای کاهش نوسانات و دستیابی به توان عملیاتی تولید هدف مانند تعداد تولید شیفت، گلوگاه‌های کوتاه‌مدت را اولویت‌بندی کنند. برای مثال، توان عملیاتی خط تولید نیمه‌هادی بین ۴۷۵ تا ۸۰۰ ویفر در روز متغیر است. این نوسانات به دلیل وجود گلوگاه‌های عملیاتی کوتاه‌مدت رخ می‌دهد. این گلوگاه‌ها نیاز به نظارت مستمر دارند و اگر تحت هرگونه رویداد تصادفی نامطلوب قرار گیرند باید فوری موردبررسی قرار گیرند. به‌عنوان‌مثال، اگر خرابی در یک گلوگاه توان عملیاتی کوتاه‌مدت رخ دهد، پرسنل تعمیر و نگهداری باید این دستگاه را در اولویت قرار دهند. تمام اطلاعات مربوط به گلوگاه‌های کوتاه‌مدت نیز برای متعادل کردن مجدد یک خط تولید ضروری است، ازجمله جابجایی کارگران از ماشین‌های بالادستی یا پایین‌دستی به ماشین‌های گلوگاه توان عملیاتی. این امر مستلزم به‌کارگیری مؤثر هوش مصنوعی جهت شناسایی سریع گلوگاه‌های کوتاه‌مدت است.

معماری کلی راه‌حل هوش مصنوعی شبیه به همان چیزی است که برای شناسایی گلوگاه‌های بلندمدت توان عملیاتی نشان داده شد؛ بااین‌حال، جنبه‌های فنی متفاوتی دارد. راه‌حل هوش مصنوعی و جنبه‌های فنی آن جهت شناسایی گلوگاه‌های کوتاه‌مدت توان عملیاتی در جدول (۲) ارائه‌شده است.

جدول (۲): راه‌حل هوش مصنوعی برای شناسایی گلوگاه‌های کوتاه‌مدت توان عملیاتی

داده‌های ورودی	رویکرد مدل‌سازی		خروجی
	مهندسی ویژگی	طبقه‌بندی	
نمونه‌برداری از حالت‌های فعال با کد باینری[1] (نرخ نمونه‌برداری یک‌بار در ثانیه)	کل مدت‌زمان فعال بدون وقفه در هرلحظه	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	گلوگاه‌های کوتاه‌مدت توان عملیاتی

سوبرامانیان[2] و همکاران (۲۰۲۱) راه‌حلی را برای شناسایی گلوگاه‌های کوتاه‌مدت توسعه دادند. این راه‌حل، گلوگاه‌های توان عملیاتی را به‌طور مداوم در طول یک دوره تولید شناسایی می‌کند. در این روش ماشین‌ها به‌صورت باینری به‌عنوان گلوگاه یا غیرگلوگاه طبقه‌بندی می‌شوند. برای این کار کل مدت‌زمان برای حالت فعال هر ماشین در هرلحظه استخراج می‌شود. البته دو چالش اصلی در استفاده ازاین‌روش وجود دارد. (۱) داده‌های ورودی باید بدون تأخیر در دسترس و به‌روز شوند. (۲) سیستم تولید باید قبل از استفاده از این راه‌حل به یک حالت ثبات رسیده باشد. اگر بیش از یک ماشین طولانی‌ترین مدت‌زمان فعال بدون وقفه را در یک‌لحظه داشته باشند، راه‌حل هوش مصنوعی همه آن ماشین‌ها را به‌عنوان گلوگاه‌های کوتاه‌مدت شناسایی می‌کند. ازاین‌رو، در عمل در دنیای واقعی، هنگامی‌که یک دوره تولید شروع می‌شود، گلوگاه‌های کوتاه‌مدت توان عملیاتی را نمی‌توان بلافاصله شناسایی کرد. چون برخی ماشین‌ها ممکن است هنگام شروع یک دوره تولید به دلیل کارهای باقیمانده در ماشین‌ها از دوره تولید قبلی، فعال باشند.

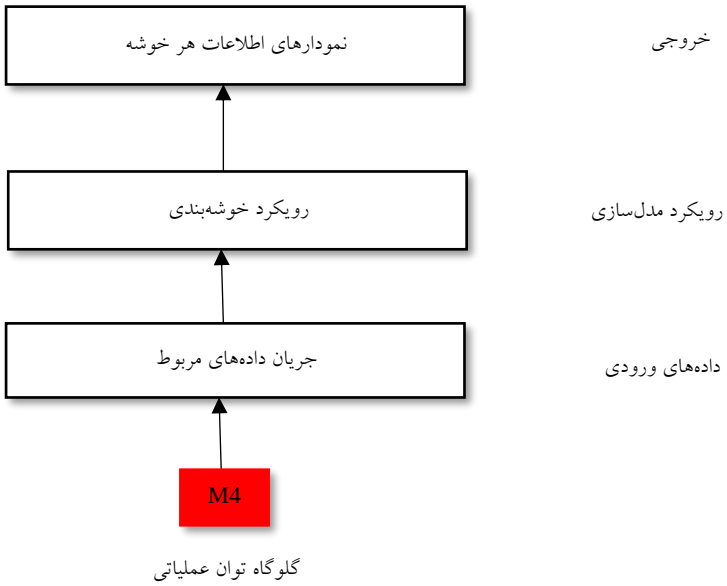
۲-۳- تشخیص علت ایجاد گلوگاه

شناسایی گلوگاه‌های عملیاتی اولین قدم مهم است. گام بعدی تشخیص علل ریشه‌ای و برنامه‌ریزی برای حذف صحیح آن‌ها است. علل ریشه‌ای گلوگاه‌ها ممکن است با بررسی و تجزیه‌وتحلیل منابع مختلف تغییرپذیری زمان فرآیند تعیین شود. بااین‌حال، دسته‌بندی‌های مختلفی از تغییرات زمان فرآیند وجود

[1] یک کد باینری نشان‌دهنده دستورالعمل‌های پردازنده کامپیوتر یا داده‌های دیگری است که از سیستم دو نماده استفاده می‌کنند، اما غالباً سیستم باینری از اعداد ۰ و ۱ استفاده می‌کند. این کد باینری یک الگوی رقم‌های دودویی را به هر حرف، دستورالعمل و غیره اختصاص می‌دهد.

[2] Subramaniyan

دارد، مانند زمان‌های پردازش تصادفی، توقف‌های برنامه‌ریزی‌شده و غیره. هر دسته ممکن است دارای زیرمجموعه‌های زیادی باشد که به‌طور تصاعدی پیچیدگی شناسایی علل ریشه‌ای صحیح و برنامه‌ریزی راهکارهای مناسب برای از بین بردن آن‌ها را افزایش می‌دهد. به‌عنوان‌مثال، در سیستم‌های تولیدی ممکن است چندین دسته توقف برنامه‌ریزی نشده مانند خطای ابزار، شکستگی قطعات، خطاهای تنظیم ثابت و توقف‌های ناشی از کاهش فشار روغن وجود داشته باشند. علاوه بر این، این دسته‌بندی‌ها ممکن است به انواع مختلف محصول مرتبط باشند. در چنین سناریوهایی، بررسی جزئیات هر یک از تغییرات زمان فرآیند و برنامه‌ریزی فعالیت‌های صحیح به‌صورت دستی دشوار است و نیازمند هوش مصنوعی است. معماری راه‌حل هوش مصنوعی در شکل (۳) ارائه‌شده است. جدول (۳) راه‌حل‌های هوش مصنوعی و جزئیات فنی آن را با تمرکز بر تشخیص گلوگاه‌های توان عملیاتی نشان می‌دهد.



شکل (۳): راه‌حل هوش مصنوعی برای تشخیص علت گلوگاه‌ها

جدول (۳): راه‌حل هوش مصنوعی برای تشخیص گلوگاه‌های توان عملیاتی

داده‌های ورودی	رویکرد مدل‌سازی	خروجی
مدت‌زمان کل، فرکانس تجمعی، ضریب تغییرات، میانگین زمان توقف، انواع محصول برای هر نوع توقف برنامه‌ریزی نشده	خوشه‌بندی کی-میانگین[1]	نمودارهایی که اطلاعات هر خوشه را نشان می‌دهد.

در سیستم‌های تولید دنیای واقعی، توقف‌های برنامه‌ریزی نشده به‌عنوان متغیرهای اصلی زمان فرآیند که باعث بروز گلوگاه‌های توان عملیاتی می‌شوند شناخته می‌شوند. پژوهشگران مشکل تشخیص توقف‌های برنامه‌ریزی نشده را در عدم خوشه‌بندی داده‌های ورودی می‌دانند و پیشنهاد می‌کنند که ابتدا داده‌های ورودی بر مبنای ویژگی‌های مشترک با استفاده از تکنیک کی-میانگین خوشه‌بندی شوند و سپس از نمودارها برای نمایش نتایج خوشه‌بندی استفاده گردد. کارشناس‌ها، به‌ویژه پرسنل تعمیر

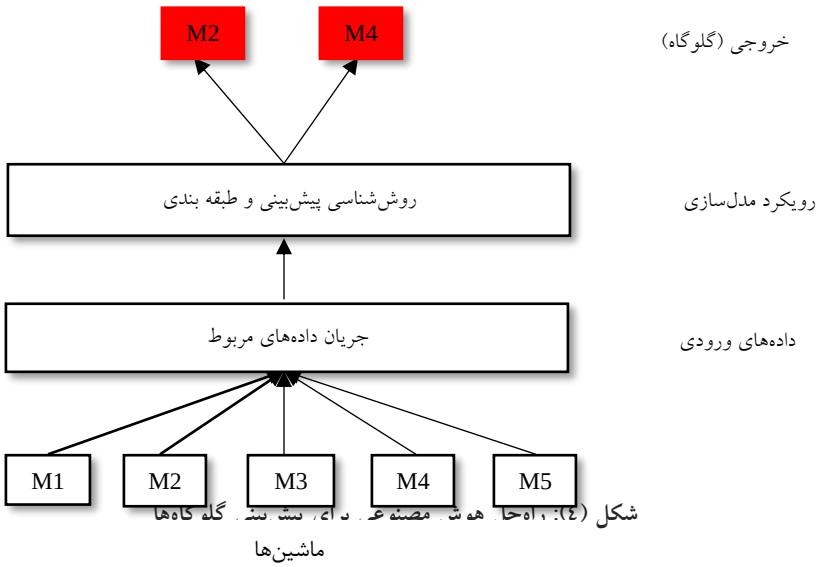
[1] خوشه‌بندی کی-میانگین (k-means clustering)روشی در کمی‌سازی بردارهاست که در اصل از پردازش سیگنال گرفته شده و برای تحلیل خوشه‌بندی در داده‌کاوی مناسب است. کی-میانگین خوشه‌بندی با هدف تجزیه n مشاهدات به k خوشه است که در آن هر یک از مشاهدات متعلق به خوشه‌های با نزدیکترین میانگین آن است.

و نگهداری باید این نمودارها را تفسیر کنند و رفع توقف‌های برنامه‌ریزی نشده مختلف را در اولویت قرار دهند. توجه به این نکته ضروری است که راه‌حل‌های هوش مصنوعی بر مبنای محاسبات عددی است، لذا در تفسیر آن باید دقت بیشتری صورت گیرد. البته دو چالش اصلی در استفاده از راه‌حل فوق برای تشخیص گلوگاه‌ها وجود دارد. (۱) تعداد توقف‌های برنامه‌ریزی نشده منحصربه‌فرد باید به‌اندازه کافی زیاد باشد تا هوش مصنوعی قابل‌اجرا باشد. (۲) راه‌حل‌های هوش مصنوعی فقط می‌توانند در محیط‌هایی استفاده شوند که توقف‌های برنامه‌ریزی نشده دلیل اصلی گلوگاه‌ها باشند. ممکن است دلایل ریشه‌ای مختلفی وجود داشته باشد، مانند زمان‌های پردازش تصادفی، زمان‌های راه‌اندازی و غیره. در این شرایط، راه‌حل هوش مصنوعی مزایای محدودی را ارائه می‌دهد [۱].

۳-۳- پیش‌بینی گلوگاه‌های توان عملیاتی

مدیران اغلب قبل از شروع تولید، جلسات منظمی در سطح شرکت برگزار می‌کنند. در این جلسات معمولاً توان واقعی با توان هدف دوره تولید قبلی مقایسه می‌شود. این باعث تعیین شکاف تولید می‌گردد و مشخص می‌کند که کدام ماشین‌ها به‌عنوان گلوگاه عملیاتی عمل می‌کنند؛ سپس فعالیت‌های مناسب در طول شیفت آینده برنامه‌ریزی می‌شود. بااین‌حال، به دلیل ماهیت تصادفی و تغییرپذیری سیستم‌های تولید، هیچ تضمینی وجود ندارد که گلوگاه‌های دوره قبل همچنان به‌عنوان گلوگاه‌ها عمل کنند. اگر مدیران از گلوگاه‌های خروجی آینده در سیستم، قبل از شروع تولید مطلع شوند ممکن است تصمیمات آگاهانه‌تری بگیرند و فعالیت‌های پیشگیرانه‌ای را برنامه‌ریزی کنند. بنابراین، راه‌حل‌های هوش مصنوعی باید از آن‌ها در تصمیم‌گیری آگاهانه حمایت کند. معماری راه‌حل آن در شکل (٤) نشان داده‌شده است.

در ادبیات هوش مصنوعی شش راه‌حل بر پیش‌بینی گلوگاه‌های توان عملیاتی تمرکز دارند. جزئیات فنی این راه‌حل‌های هوش مصنوعی در جدول (٤) خلاصه‌شده است.



شکل (٤): راه‌حل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی گلوگاه‌ها

جدول (٤) راه‌حل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی گلوگاه‌های توان عملیاتی

داده‌های ورودی	رویکرد مدل‌سازی		خروجی
	روش پیش‌بینی	طبقه‌بندی	
سری زمانی مدت انسداد و سری زمانی مدت انتظار	میانگین متحرک رگرسیون خودکار[1] (*ARMA*) برای پیش‌بینی زمان انسداد و انتظار	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	مجموعه‌ای از گلوگاه‌های توان عملیاتی پیش‌بینی‌شده
زمان‌های پردازش، نرخ استفاده، طول بافر، میانگین زمان بین خرابی[2] (*MTBF*)، میانگین زمان تعمیر[3] (*MTTR*)، کالای در حال ساخت، انواع محصول و استراتژی‌های توزیع	سیستم‌های استنتاج عصبی فازی تطبیقی[4] (*ANFIS*) برای پیش‌بینی بار تولید	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
سری زمانی مدت فعال	تکنیک پیش‌بینی سری‌های زمانی مناسب	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
ترکیب محصول، تغییر اپراتور، زمان چرخه، سری زمانی مدت انسداد و سری زمانی مدت‌زمان انتظار	حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت[5] (*LSTM*) برای پیش‌بینی انسداد و انتظار	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
زمان‌های پردازش، نرخ استفاده، طول بافر، *MTBF*، *MTTR*، کالای در حال ساخت، انواع محصول و استراتژی‌های توزیع	شبکه‌های عصبی عمیق[6] (*DNN*) برای پیش‌بینی بار تولید	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	
کالای در حال ساخت، زمان انتظار، میزان استفاده، زمان شکست و زمان بیکاری	واحدهای بازگشتی دروازه‌دار موازی[7] (*P-GRU*) برای پیش‌بینی شاخص تأخیر	طبقه‌بندی بر اساس قاعده	

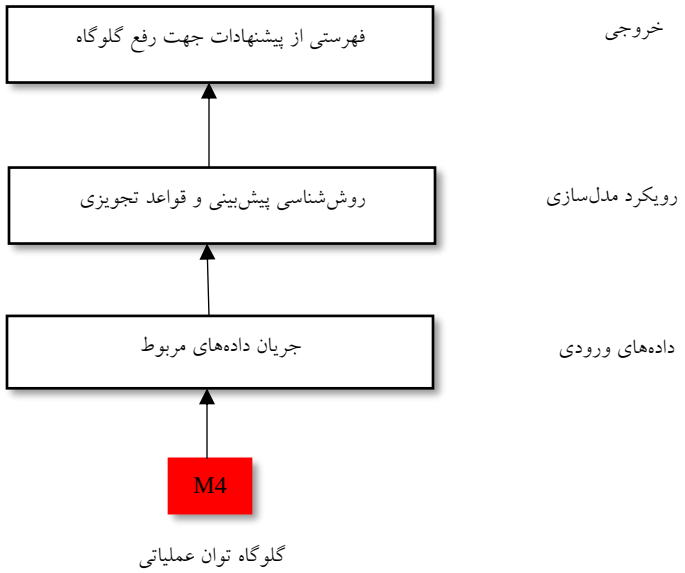
در راه‌حل‌های ارائه‌شده در جدول فوق، هر ماشین باید به‌عنوان یک گلوگاه عملیاتی احتمالی یا غیر گلوگاهی برای دوره تولید آینده طبقه‌بندی شود. برای انجام این کار، محققان مختلف راه‌حل‌های هوش مصنوعی مختلفی را با استفاده از مجموعه داده‌های ورودی مختلف توسعه داده‌اند. این راه‌حل‌ها بر اساس داده‌های ورودی به دودسته تقسیم شوند: (۱) راه‌حل‌هایی که فقط از داده‌های ماشین استفاده می‌کنند و (۲) راه‌حل‌هایی که از داده‌های ماشین به همراه سایر عوامل زمینه‌ای، مانند ترکیب محصول و بافرها استفاده می‌کنند.

رویکرد مدل‌سازی شامل دو طرح پیش‌بینی و طبقه‌بندی است. در مرحله پیش‌بینی، هدف یادگیری الگوهای تاریخی از داده‌های ورودی، استفاده از این اطلاعات و سپس پیش‌بینی الگوهای آینده است. برای این منظور از ابزارهای هوش مصنوعی مختلفی استفاده می‌شود. این ابزارها را می‌توان به‌طورکلی به دودسته ابزارهای آماری و ابزارهای ML طبقه‌بندی کرد. هدف همه آن‌ها این است که به کمک داده‌های ورودی و تعاملات بین ماشین‌آلات و روابط آن‌ها، یاد بگیرند که درگذشته چه اتفاقی افتاده است و سپس از این اطلاعات برای پیش‌بینی مقادیر آینده استفاده کنند. ابزارهای پیش‌بینی سری زمانی آماری به نام میانگین متحرک یکپارچه رگرسیون خودکار[8] (ARIMA) معیار خوبی برای یادگیری روابط خطی در داده‌های ورودی ارائه می‌کنند، اما در یادگیری مؤثر روابط غیرخطی مناسب نیستند. روابط غیرخطی نیز ممکن است در یک سیستم تولید وجود داشته باشد، زیرا چندین ماشین در حال تعامل با یکدیگر هستند و یادگیری این اطلاعات می‌تواند دقت را افزایش دهد. ابزارهای ML برای ثبت روابط غیرخطی بکار می‌روند. در مرحله طبقه‌بندی همانند شناسایی گلوگاه‌های عملیاتی گذشته،

[1] Auto-regressive moving average (ARMA)
[2] Mean time between failure (MTBF)
[3] Mean time to repair (MTTR)
[4] Adaptive neuro fuzzy inference systems (ANFIS)
[5] Long short-term memory (LSTM)
[6] Deep neural networks (DNN)
[7] Parallel gated recurrent units (P-GRU)
[8] Auto-regressive integrated moving average (ARIMA)

روش‌های مبتنی بر قاعده استفاده می‌شوند. به‌طور مثال با مقایسه مدت‌زمان انسداد و انتظار و چرخش ماشین‌ها، یا ماشین‌های با بالاترین مدت‌زمان فعالیت و یا ماشین‌های با بالاترین بار تولید گلوگاه‌ها را پیش‌بینی می‌کنند.

دو چالش اصلی در استفاده از راه‌حل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی گلوگاه‌های عملیاتی وجود دارد. (۱) باید داده‌های تاریخی کافی وجود داشته باشد. البته همه داده‌های تاریخی در پیش‌بینی گلوگاه‌ها مفید نیستند. چون ممکن است پیشرفت‌های عمده‌ای در جریان تولید ایجاد شود و داده‌های قبل از چنین تغییراتی منجر به پیش‌بینی نادرست گلوگاه‌ها می‌شود. (۲) تعمیم یک روش پیش‌بینی در همه سیستم‌های تولید یک چالش است. برای مثال، نمی‌توان با اطمینان گفت که روش LSTM می‌تواند برای پیش‌بینی گلوگاه‌های توان عملیاتی برای همه سیستم‌های تولید استفاده شود. انتخاب یک روش پیش‌بینی خاص به پویایی سیستم تولید و نوع داده‌های موجود بستگی دارد. گاهی اوقات، اجرای چندین روش پیش‌بینی دریک مجموعه منجر به بهبود عملکرد پیش‌بینی گلوگاه‌ها می‌شود [۱].



شکل (۵): راه‌حل هوش مصنوعی برای تجویز راه‌کار بر روی گلوگاه‌ها

جدول (۵): راه‌حل‌های هوش مصنوعی جهت رفع گلوگاه‌های توان عملیاتی

مرحله	داده‌های ورودی	رویکرد مدل‌سازی	خروجی
۱	وضعیت هر ماشین گلوگاهی (مانند تولید پایین و غیره) و داده‌های سری زمانی گلوگاه‌های پیش‌بینی‌شده	روش‌شناسی پیش‌بینی: تکنیک پیش‌بینی سری‌های زمانی مناسب برای پیش‌بینی مقادیر هر حالت ماشین	مدت‌زمان پیش‌بینی هر وضعیت ماشین
۲	مدت‌زمان پیش‌بینی هر حالت ماشین، فهرست راه‌کارهای قبلی	قواعد تجویزی	فهرستی از پیشنهادات جهت رفع گلوگاه

٤-۳- تعیین راهکارهای لازم جهت رفع گلوگاه‌ها

پیش‌بینی گلوگاه‌های توان عملیاتی مدیران را آگاه می‌کند که کدام ماشین‌ها در یک سیستم تولید احتمالاً به‌عنوان گلوگاه‌ها رفتار می‌کنند. بااین‌حال، آن‌ها باید نسبت به راه‌های کاهش یا حذف گلوگاه‌ها آگاه باشند. در این مسیر فعالیت‌های مختلفی باید ارزیابی و تعیین شود تا بهترین راهکار تدوین گردد. در این مرحله نیز مدیران با دو چالش اصلی روبرو هستند. (۱) نوع گلوگاه‌های پیش‌بینی‌شده، مانند گلوگاه‌های زمان چرخه یا زمان خرابی، هنگام برنامه‌ریزی شناخته نمی‌شوند. (۲) در دنیای واقعی، متغیرها، محدودیت‌ها و مبادلات بسیار زیادی در سطح سیستم تولیدی وجود دارد که باید هنگام تصمیم‌گیری در مورد اینکه کدام راهکار برای از بین بردن گلوگاه‌ها بهتر هستند، در نظر گرفته شوند. راه‌حل‌های هوش مصنوعی به مدیران در مواجهه بهتر با این چالش‌ها کمک کند و مجموعه‌ای از راهکارهای مناسب را برای رفع گلوگاه‌ها تجویز می‌نماید. معماری راه‌حل آن در شکل (۵) نشان داده‌شده است.

جزئیات فنی این راه‌حل‌های هوش مصنوعی در جدول (۵) خلاصه‌شده است.

راه‌حل ارائه‌شده، در دو مرحله اجرا می‌شود. مرحله اول شامل پیش‌بینی مدت‌زمان گلوگاه‌های توان عملیاتی در حالت‌های مختلف ماشین است. این پیش‌بینی بر اساس داده‌های حالت‌های ورودی ماشین و با استفاده از تکنیک‌های مناسب پیش‌بینی سری زمانی انجام می‌گیرد. سپس از این مقادیر برای پیش‌بینی نوع گلوگاه استفاده می‌شود که به‌عنوان اطلاعات ورودی برای مرحله دوم مورداستفاده قرار می‌گیرد. در مرحله دوم، از قواعد تجویزی برای ارائه فهرستی از راه‌کارهای توصیه‌شده استفاده می‌شود.

مشابه سایر راه‌حل‌های هوش مصنوعی، اولین چالش اصلی در اجرای این راه‌حل این است که سوابق کاری دقیق در گلوگاه‌های توان عملیاتی باید در قالب اعداد در دسترس باشد. یک چالش دیگر این است که برای اینکه راه‌حل‌های تجویزی به‌طور مؤثر کار کنند، این سوابق کاری دقیق باید کامل باشد، یعنی هیچ اطلاعات گمشده یا جزئی وجود نداشته باشد [۱].

۴- توصیه‌های عملی

جهت بهبود شناسایی و تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها، محققان توصیه‌هایی برای مدیران دارند که در ادامه به آن اشاره می‌شود [۱].

- **از کوچک شروع کنید:** جهت بهره‌مندی از پتانسیل کامل هوش مصنوعی، مدیران باید از کارهای کوچک شروع کنند تا بتوانند در پیاده‌سازی راه‌حل‌های هوش مصنوعی موفق باشند. به‌عنوان‌مثال، آن‌ها می‌توانند کار خود را با به‌کارگیری فناوری‌های جدید جمع‌آوری داده از ماشین آغاز کنند. هنگامی‌که جمع‌آوری داده‌ها شروع می‌شود، آن‌ها ممکن است بلافاصله با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی گلوگاه‌ها را ردیابی کرده و فعالیت‌های اولیه را انجام دهند. این روش ساده برای ردیابی گلوگاه‌ها ممکن است به کاهش تغییرات در توان کمک کند. هنگامی‌که داده‌های کافی در طول زمان جمع‌آوری شد، آن‌ها باید دوباره از آن بازدید کرده و با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، گلوگاه‌های بلندمدت را شناسایی کنند. با جمع‌آوری داده‌ها در طول زمان، ممکن است الگوها پدیدار شوند. این امر امکان پیش‌بینی احتمال اینکه ماشین‌ها به‌عنوان گلوگاه‌های توان عملیاتی در آینده عمل می‌کنند را فراهم می‌کند. گام بعدی حذف گلوگاه‌ها با ایجاد قوانین همبستگی بین گلوگاه‌های توان عملیاتی، گلوگاه‌های غیرعملیاتی، فعالیت‌های تاریخی انجام‌شده در چنین سناریوهایی و خروجی مطلوب آینده از سیستم است. با ایجاد این الگوهای همبستگی، ابزارهای تجویزی هوش مصنوعی مجموعه مشخصی از راه‌کارها را ارائه دهند.
- **کار را با داده‌های در دسترس شروع کنید:** قبلاً گفته شد که بعد از جمع‌آوری داده‌ها، باید هوش مصنوعی را اجرا نمود، اما این موضوع همیشه ممکن است مصداق نداشته باشد. چون باگذشت زمان هر مجموعه داده‌ای ممکن است ناکافی شود. لذا به مدیران توصیه می‌شود کار را با داده‌هایی که دارند، شروع کرده و راه‌حل‌های مختلف هوش مصنوعی را امتحان نمایند و ازآنجا موضوع دوباره تکرار شود. تحقیقات نشان داده است که حتی زمانی که دقت چنین مجموعه داده‌های ساده‌ای بالا نیست، همچنان بر بهبود مدیریت گلوگاه‌ها تأثیر

مثبت دارد. اگر یک راه‌حل ساده هوش مصنوعی قبلاً اجراشده باشد، ممکن است در آینده تأثیر بیشتری داشته باشد.

- **میزان پیش‌بینی گلوگاه‌ها تقویت شود:** درحالی‌که راه‌حل‌های هوش مصنوعی ممکن است بینش‌های قدرتمندی ارائه دهند، مدیران باید بدانند که چنین بینش‌هایی نیاز به تقویت دارد. پرسنل درگیر کار معمولاً انتظارات غیرواقع‌بینانه‌ای را برای راه‌حل‌های هوش مصنوعی تعیین می‌کنند. به‌عنوان‌مثال انتظار می‌رود دقت پیش‌بینی گلوگاه‌ها ۱۰۰ درصد باشد. بااین‌حال، نتایج نشان داده است که حتی با پیچیده‌ترین ابزارهای هوش مصنوعی در پیش‌بینی گلوگاه‌ها، دقت نزدیک به ۹۰٪ است. از بین بردن این شکاف دقت، با استفاده از دانش عمیق از دینامیک کارخانه، نیاز به تقویت دارد. همچنین ممکن است از بازخورد پرسنل برای آموزش هوش مصنوعی و بهبود عملکرد آن در طول زمان استفاده شود.
- **از به‌کارگیری داده‌های ناقص خودداری کنید:** هر زمان که روش‌های ورود دستی داده‌ها وجود دارد، مدیران باید بیشتر مراقب باشند تا همه داده‌های آن بخش ثبت‌شده باشد. چون عدم ثبت برخی از راه‌کارهای جزئی، یک امر معمول است.
- **پایگاه داده مشترک ایجاد شود:** مدیران باید سیستم‌های جمع‌آوری داده‌های خود را استاندارد کنند. روش فعلی، جمع‌آوری انواع مختلف داده‌های عملیاتی از سیستم‌های مختلف است. به‌عنوان‌مثال، داده‌های مربوط به تعمیر و نگهداری در سیستم‌های مدیریت تعمیر و نگهداری رایانه‌ای[1] و داده‌های گزارش رویداد که فعالیت‌های ماشین را توصیف می‌کنند در یک سیستم اجرای تولید[2] ذخیره می‌شوند. استخراج داده‌ها از سیستم‌های مختلف، هنگام ارائه راه‌حل‌های هوش مصنوعی یک چالش بزرگ است. ذخیره این داده‌ها در یک پایگاه داده مشترک برای پیاده‌سازی مؤثرتر است.
- **کار به‌صورت گروهی انجام شود:** در عمل در دنیای واقعی، دانشمندان راه‌حل‌های هوش مصنوعی آکادمیک موجود را انتخاب و آن‌ها را با محیط واقعی تطبیق داده و سپس در سطح شرکت پیاده‌سازی می‌کنند. اگر قرار است راه‌حل‌های هوش مصنوعی در دنیای واقعی پیاده‌سازی شوند، نباید از نقش پرسنل درگیر کار غافل شد. در طول انطباق و پیاده‌سازی، محققین باید پویایی و سایر ویژگی‌های خاص کارخانه را به‌طور کامل در نظر بگیرند. این اطلاعات به بهترین وجه توسط مدیران شاغل در کارخانه ارائه می‌شود. بنابراین، پژوهشگران و مدیران باید به‌عنوان یک تیم در طول فرآیند پیاده‌سازی کار کنند و راه‌حل‌های دانشگاهی را با اطلاعات عملی مرتبط غنی نمایند.
- **از ساختار گزارشگری مناسب استفاده شود:** اگر راه‌حل‌های هوش مصنوعی در دنیای واقعی پیاده‌سازی شوند، باید با جزئیات گزارش گردد. گزارش‌ها باید شامل توصیفی واضح از کل راه‌حل هوش مصنوعی، با جزئیات تکنیک‌های جمع‌آوری داده‌ها، روش‌های پیش‌پردازش داده‌ها مانند مدیریت داده‌های ازدست‌رفته و مدیریت درونی و بیرونی، رویکردهای مدل‌سازی مثلاً دلایل انتخاب یک مدل خاص، نرم‌افزار مورداستفاده و تکنیک‌های ارزیابی باشد. گزارش اطلاعات کامل به جامعه دانشگاهی و مدیران کمک می‌کند تا راه‌حل‌های هوش مصنوعی را بهتر درک کنند، تکرارپذیری آن‌ها را افزایش داده و به انتقال موفقیت‌آمیز راه‌حل‌های هوش مصنوعی، از توسعه آن‌ها در تحقیقات دانشگاهی تا پیاده‌سازی در دنیای واقعی کمک می‌کند.

۵- جهت‌گیری‌های تحقیقات آینده

راه‌حل‌های هوش مصنوعی موجود می‌تواند برای ارائه تجزیه‌وتحلیل عمیق‌تر از گلوگاه‌های توان عملیاتی و ارائه فهرستی از راه‌کارها برای حذف آن‌ها غنی‌تر شوند. در ادامه چند

[1] Computerised Maintenance Management System (CMMS)

[2] Manufacturing Execution System (MES)

جهت‌گیری تحقیقاتی کلیدی که می‌تواند به پیشرفت هوش مصنوعی در حوزه گلوگاه‌ها کمک کند اشاره می‌شود [۱].

- **ادغام داده‌های موجود در کارخانه:** اکثر راه‌حل‌های هوش مصنوعی موجود، از داده‌های سطح ماشین برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها استفاده می‌کنند. داده‌های سطح ماشین، فعالیت‌های ماشین را مشخص می‌کنند مانند MTTR، MTBF، مدت‌زمان فعال، مدت‌زمان غیرفعال و غیره. اگرچه این اطلاعات ارزشمندی است، اما به‌طور کامل گلوگاه‌ها را به‌گونه‌ای توضیح نمی‌دهد که به مدیران اجازه دهد فعالیت‌های مشخصی انجام دهند. اما با ادغام داده‌های سطح ماشین با سایر منابع، دید جامع‌تری ایجاد می‌شود. ادغام داده‌ها از منابع مختلف به کاهش بیشتر ابهام در هنگام شناسایی ماشین‌ها و گلوگاه‌ها کمک می‌کند. علاوه بر این، می‌تواند به‌عنوان گامی به‌سوی چشم‌انداز دستیابی به سیستم‌های تولید خودآگاه در نظر گرفته شود. به‌عبارت‌دیگر، توانایی کافی برای ضبط، توصیف و پیش‌بینی پویایی سیستم تولید و همچنین پیش‌بینی گلوگاه‌های توان عملیاتی و انجام فعالیت‌های حذف به‌طور خودکار را، بدون دخالت انسان، فراهم می‌کند.
- **تضمین کیفیت داده‌ها:** اگرچه جمع‌آوری انواع مختلف داده‌ها امکان‌پذیر شده است، اما اطمینان از کیفیت داده ضروری است. اهمیت کیفیت داده‌ها درزمینهٔ تحلیل گلوگاه‌ها کمتر موردتوجه قرارگرفته است. بنابراین تحقیقات آتی برای کشف راه‌هایی برای اطمینان از کیفیت داده‌های مناسب موردنیاز است. پرداختن به کیفیت داده‌ها چندین چالش دارد. (۱) فن‌آوری جمع‌آوری داده‌ها ممکن است غیرقابل‌اعتماد باشند، یا عملکرد آن‌ها ممکن است باگذشت زمان تغییر کند و منجر به ثبت اطلاعات ناقص گردد. (۲) مسائلی مانند بزرگ‌نمایی برخی داده‌ها و رسیدگی به موارد پرت باید به‌طور سیستماتیک موردبررسی قرار گیرند تا از معرفی راه‌حل‌های هوش مصنوعی مغرضانه جلوگیری شود. (۳) فرآیندهای تولید نیز در طول زمان تغییر می‌کنند. این امر دلایل مختلفی دارد، ازجمله فرسودگی ماشین‌ها، اجرای شیوه‌های ناب و شیوه‌های کلی مدیریت تولید در کارخانه‌ها. در چنین سناریوهایی، تغییراتی در الگوی زیربنایی داده‌های ورودی رخ می‌دهد و درنتیجه، راه‌حل‌های هوش مصنوعی باید با چنین تغییراتی سازگار شوند.
- **ارزیابی عملکرد هوش مصنوعی:** مدیران معمولاً می‌خواهند عملکرد راه‌حل‌های هوش مصنوعی بهترین نتیجه را بدهد. درنتیجه، محققان دانشگاهی نیز بر تلاش برای توسعه راه‌حل‌های هوش مصنوعی بسیار دقیق تمرکز می‌کنند. بهترین راه‌حل هوش مصنوعی راه‌حلی است که کمترین خطا را داشته باشد. اگرچه این‌یک مقایسه ارزشمند از دیدگاه تحقیقات دانشگاهی است، اما باید اذعان کرد که عملکرد هوش مصنوعی باید در مقایسه با عملکرد فعلی موردسنجش قرار گیرد. لذا تلاش‌های تحقیقاتی بیشتری برای بررسی معیارهای مرتبط و اثبات ارزش هوش مصنوعی در بهبود عملکرد موردنیاز است.
- **توسعه هوش مصنوعی از خط تولید به‌کل زنجیره تأمین:** بسیاری از راه‌حل‌های موجود هوش مصنوعی با تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها در یک خط تولید خاص، مانند خط مونتاژ درب، یا خط ماشین‌کاری نشان داده‌شده‌اند. این راه‌حل‌ها ارزش خود را در کمک به بهینه‌سازی مدیریت گلوگاه‌های خط و افزایش توان خروجی هر خط در کارخانه‌هایی با خطوط تولید زیاد ثابت کرده‌اند. بااین‌حال، اگر خطوط تولید پایین‌دستی با سرعت کمتری کار کنند، افزایش توان تولید سایر خطوط ممکن است منجر به موجودی اضافی شود. ازاین‌رو، برای به دست آوردن حداکثر مزایا، نیاز به مقیاس بندی راه‌حل‌های هوش مصنوعی برای کل کارخانه است. چنین مقیاس بندی مستلزم دسترسی به مجموعه داده‌های گسترده‌تر از هر ماشین در یک کارخانه است. بعلاوه برای به دست آوردن حداکثر سود اطلاعات باید با پویایی داده‌های خارج از کارخانه، مانند منابع مواد و زمان ارسال مشتریان ترکیب شود. هوش مصنوعی می‌تواند برای ترکیب اطلاعات مشتریان، مانند اطلاعات تقاضا و تامین‌کنندگان، مانند سفارش مواد خام با اطلاعات گلوگاه‌های

عملیاتی از کف کارخانه استفاده شود، بنابراین کل جریان محصولات در زنجیره تأمین مدنظر قرار می‌گیرد.

- **انسان در حلقه[1] (HITl)**: HITL یک پارادایم در هوش مصنوعی است که شامل ترکیب بازخورد انسانی برای بهبود عملکرد هوش مصنوعی است. تحقیقات نشان داده است که HITL می‌تواند هوش مدیران و هوش مصنوعی را برای ایجاد یک ابرهوش جمعی برای تشخیص رادیوگرافی پزشکی پیوند دهد. بااین‌حال، HITL در ادبیات تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌های توان عملیاتی موردتوجه زیادی قرار نگرفته است. بنابراین، تحقیقات آینده در مورد ادغام بازخورد مدیران ممکن است به بهبود دقت هوش مصنوعی برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها کمک کند.
- **هوش مصنوعی قابل توضیح[2]**: بسیاری از راه‌حل‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه آن‌هایی که از یادگیری عمیق استفاده می‌کنند، اغلب «جعبه‌های سیاه[3]» نامیده می‌شوند، زیرا پیش‌بینی‌های خود را به روشی قابل‌درک برای انسان توضیح نمی‌دهند. این مشکل بحث و تحقیق زیادی را درزمینهٔ هوش مصنوعی در مورد هوش مصنوعی قابل توضیح که معمولاً به آن XAI می‌گویند برانگیخته است. در XAI، مدلی را در کنار راه‌حل هوش مصنوعی ایجاد می‌کند تا مکانیسم‌های آن را توضیح دهد مانند اینکه راه‌حل‌های هوش مصنوعی چقدر وزن به ویژگی‌های به‌دست‌آمده از داده‌های ورودی می‌دهند. کاوش در کاربردهای احتمالی XAI نیز یک‌جهت بالقوه تحقیقات آینده در تحلیل گلوگاه‌های توان عملیاتی است.
- **دوقلو دیجیتال[4] برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه توان عملیاتی**: راه‌حل‌های هوش مصنوعی موجود، داده‌های سیستم تولید تاریخی را تجزیه‌وتحلیل کرده و بینش‌هایی درباره گلوگاه‌ها ارائه می‌دهند. سپس می‌توان از این بینش‌ها برای برنامه‌ریزی راهکارهای مناسب توسط مدیران استفاده کرد. بااین‌حال، احتمال قوی وجود ندارد که موارد برنامه‌ریزی‌شده به‌طور مؤثر گلوگاه‌ها را از بین ببرد. این فرآیند را می‌توان با ادغام هوش مصنوعی با مدل‌های شبیه‌سازی رویداد گسسته سیستم تولید که معمولاً دوقلو دیجیتال نامیده می‌شود، بهبود بخشید. بررسی احتمالات استفاده از هوش مصنوعی با مدل‌های شبیه‌سازی رویداد گسسته نیز یک‌جهت تحقیقاتی بالقوه در حوزه تحقیق تحلیل گلوگاه‌های توان عملیاتی است.

۶- نتیجه‌گیری

اگر قرار است به سطوح بالاتری از بهره‌وری دست‌یابیم، گلوگاه‌های توان عملیاتی در سیستم‌های تولید باید شناسایی و حذف شوند. بااین‌حال، ابتدا باید گلوگاه‌های توان عملیاتی را تحلیل کرد. در دهه گذشته، تلاش‌های تحقیقاتی مختلف بر روی توسعه راه‌حل‌های هوش مصنوعی برای کمک به تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها متمرکزشده‌اند. در این پژوهش، مروری بر ادبیات هوش مصنوعی برای تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌ها انجام شد. تلاش‌های تحقیقاتی آینده باید بیشتر بر ارائه پیشنهادات جهت حذف گلوگاه‌ها متمرکز شود. این توصیه‌ها زمینه تجزیه‌وتحلیل گلوگاه‌های توان عملیاتی را در دنیای واقعی بیشتر خواهد کرد.

References

[1] Subramaniyan, M., Skoogh, A., Bokrantz, J., Sheikh, M. A., Thürer, M., & Chang, Q. (2021). Artificial intelligence for throughput bottleneck analysis–State-of-the-art and future directions. Journal of Manufacturing Systems, 60, 734-751.
[2] Li, L. (2018). A systematic-theoretic analysis of data-driven throughput bottleneck detection of production systems. Journal of manufacturing systems, 47, 43-52.
[3] Ucar, H. (2012). Throughput analysis and bottleneck management of production lines. Wayne State University.
[4] Zhao, S., Blaabjerg, F., & Wang, H. (2020). An overview of artificial intelligence applications for power electronics. IEEE Transactions on Power Electronics, 36(4), 4633-4658.
[5] Lai, X., Shui, H., Ding, D., & Ni, J. (2021). Data-driven dynamic bottleneck detection in complex manufacturing systems. Journal of Manufacturing Systems, 60, 662-675.

[1] Humans-in-the-loop
[2] Explainable AI
[3] black boxes
[4] Digital twin

[6] Nagrani, A., Yang, S., Arnab, A., Jansen, A., Schmid, C., & Sun, C. (2021). Attention bottlenecks for multimodal fusion. Advances in Neural Information Processing Systems, 34, 14200-14213.
[7] Subramaniyan, M., Skoogh, A., Muhammad, A. S., Bokrantz, J., & Bekar, E. T. (2019). A prognostic algorithm to prescribe improvement measures on throughput bottlenecks. Journal of Manufacturing Systems, 53, 271-281.
[8] Zhang, C., & Lu, Y. (2021). Study on artificial intelligence: The state of the art and future prospects. Journal of Industrial Information Integration, 23, 98-114.
[9] Chowdhury, M., & Sadek, A. W. (2012). Advantages and limitations of artificial intelligence. Artificial intelligence applications to critical transportation issues, 6(3), 360-375.
[10] Arinez, J. F., Chang, Q., Gao, R. X., Xu, C., & Zhang, J. (2020). Artificial intelligence in advanced manufacturing: Current status and future outlook. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 142(11), 67-85.

Journal of Applied And Basic Machine Intelligence Research (ABMIR)

Applied and Basic Machine Intelligence Research

Vol. 1, No. 1, Spring & Summer 2023, 129-144

Improving Throughput Using Artificial Intelligence

Seyed reza Seyed nezhad fahim[1*], Fatemeh Gholami gelsefid [2]

[1] Assistant Professor, Department of Accounting, Lahijan Branch, Islamic Azad University, Lahijan, Iran

[2] Assistant Professor, Department of Mathematics, Rudsar-Amlash Branch, Islamic Azad University, Rudsar

Article Information

Original Research Paper

Received:
2022 November 2

Accepted:
2023 January 3

Keywords:
Throughput Bottlenecks,
Artificial Intelligence,
Manufacturing Systems

Corresponding Author*:
s.rezafahim@liau.ac.ir

Abstract

Identifying and eliminating throughput bottlenecks is a key tool to increase throughput and productivity in production systems. However, due to the complexity and dynamics of factory, eliminating throughput bottlenecks is considered a major challenge. Researchers have tried to develop tools to help identify and eliminate these bottlenecks. Historically, research efforts have focused on developing modeling approaches to identify bottlenecks in manufacturing systems. However, with the advent of industrial digitization and artificial intelligence, researchers have explored various ways in which artificial intelligence can be used to eliminate bottlenecks. In this research, the role of artificial intelligence in identifying and eliminating bottlenecks is stated and the efforts made in the field of operational throughput bottlenecks are classified into four categories: (1) identify, (2) diagnose, (3) predict and (4) prescribe. Also, practical recommendations and future research topics have been provided, which can help to improve the practical and theoretical use of artificial intelligence in industries.

: 10.22034/ABMIR.2023.19151.1017