فصلنامه مدیریت راهبردی در سیستم های صنعتی (مدیریت صنعتی سابق)
دانشگاه آزاد اسلامی واحد سنندج
سال نوزدهم/ شماره ۶۸ / تابستان ۱۴۰۳

کاربست فراترکیب (متاسنتز) در شناسایی روش‌های الگوریتم‌های مبتنی بر داده جهت عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپلین

سلیمان گل پور کنده
دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
sgolpour@gmail.com
رضا رمضانی خورشید دوست
استادیار، گروه مهندسی صنایع و سیستم های مدیریت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
Email: ramazani@aut.ac.ir
محمدرضا کاباران زاده قدیم
دانشیار، گروه مدیریت، واحد تهران مرکز،دانشگاه ازاد اسلامی، تهران، ایران
Moh.kabaranzad@iauctb.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۰۸ * تاریخ پذیرش ۱۴۰۳/۰۲/۰۶

چکیده

این پژوهش به دنبال شناسایی روش‌های الگوریتم‌های مبتنی بر داده جهت عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپلین بوده است. محقق با استفاده از رویکرد مرور نظام‌مند و فراترکیب، به تحلیل نتایج و یافته‌های محققین قبلی پرداخت و با انجام گام‌های ۷ گانه روش ساندلوسکی و باروسو، به شناسایی عوامل مؤثر پرداخته است. از بین ۵۰۰ مقاله، ۳۴ مقاله بر اساس روش CASP انتخاب شد. در این زمینه به‌منظور سنجش پایایی و کنترل کیفیت، از شاخص کاپا برای ارزیابی شاخص‌های شناسایی‌شده استفاده شد که مقدار آن برای شاخص‌های شناسایی‌شده در سطح توافق عالی تشخیص داده شد. نتایج حاصل از تحلیل داده‌های گرداوری شده در نرم‌افزار ATLAS TI تحلیل شدند. بر اساس کدگذاری انجام‌شده، ۹ الگوریتم و تکنیک‌های مرتبط آنها شناسایی شدند. الگوریتم‌های شناسایی‌شده عبارت‌اند از: مدل‌های ARIMA، الگوریتم‌های مبتنی بر دسته بندی، درختان تصمیم، شبکه‌های پویا بیز، مدل‌های هیبرید، الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه، مدل‌های متغیر پنهان، شبکه‌های هوش مصنوعی و مدل‌های مبتنی بر قانون. حدود ۸۴ درصد از مطالعات انتخاب شده از تکنیک‌های یادگیری ماشین متعلق به یکی از چهار دسته استفاده کردند: درخت‌های تصمیم، شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های ترکیبی و مدل‌های متغیر پنهان. راندمان محاسباتی نیز به عنوان یک مزیت مهم برای الگوریتم‌های یادگیری ماشین دیده می‌شود.

کلمات کلیدی: الگوریتم‌های مبتنی بر داده، هوش مصنوعی، عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپلین، متاسنتز (فراترکیب).

۱- مقدمه

تشخیص آنی عیوب و خرابی‌های مختلف در فرآیندهای صنعتی برای کاهش تلفات تولید و آسیب به تجهیزات امری ضروری است (Aldrini et al., 2023). سیستم مبتنی بر دانش حل‌شده و تکنیک‌های هوش مصنوعی، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی، قادر است داده‌های سنسورها و فرآیند را تحلیل کرده و با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی و تشخیص، بهبودهای لازم را در فرآیندهای صنعتی اعمال کند. این سیستم قادر است با کاهش زمان‌های توقف و هزینه‌های تعمیر و نگهداری، به بهبود بهره‌وری و کارایی فرآیندهای صنعتی کمک کند و با استفاده از دانش حل‌شده و تکنیک‌های هوش مصنوعی، به صورت خودکار و زمان‌بندی شده، نظارت و کنترل بر روی فرآیندهای صنعتی را انجام دهد. این سیستم می‌تواند از داده‌های تاریخی و الگوهای فرآیندهای مشابه استفاده کرده و بهبودهای لازم را در فرآیندها پیشنهاد دهد و از وقوع مشکلات جلوگیری کند. به طور کلی، این سیستم می‌تواند باعث افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها و افزایش کیفیت محصولات نهایی شود(Shen, 2023; Zhao et al., 2022).

با الگو گرفتن از تحقیق اخیری که توسط ریبریو جونیور و همکاران (۲۰۲۳) انجام شده است، در این پژوهش نیز رویکرد الگوریتم‌های مبتنی بر داده برای عیب یابی قواعد تشخیصی مورد بررسی قرار گرفته است. این تحقیق به بررسی عیب یابی صنعتی در فرآیند تولید پلی پروپیلن پرداخته و تأثیر آن بر زمان توقف ماشین و هزینه‌های تولید را مورد ارزیابی قرار داده است. این امر به طور مستقیم با توانایی شرکت‌های تولیدی برای رقابت از نظر هزینه، کیفیت و عملکرد مرتبط است. هدف اصلی این تحقیق عبور از تعمیر تجهیزات پس از خرابی آن بوده و به حفظ عملکرد ماشین‌آلات، کاهش خرابی‌ها و افزایش کیفیت تولید می‌پردازد. از این رو، عیب یابی و تشخیص آن شامل تشخیص زودهنگام خطاها می‌باشد (Liu et al., 2021).

در این سیستم، تحت یک برنامه عیب یابی پیش‌بینی‌کننده، با نظارت بر وضعیت واقعی ماشین‌آلات و شناسایی سطح معینی از خرابی، تعمیر یا تعویض قطعات انجام می‌شود. این رویکرد به جای انجام تعمیرات پس از وقوع خطا، اقدام به تعمیرات و تعویض قطعات می‌کند(Mobley, 2001; Sullivan et al., 2010)، این رویکرد دارای چندین مزیت نسبت به راهبردهای عیب یابی واکنشی و پیشگیرانه است از جمله: پیشگیری از شکست‌های فاجعه بار، افزایش عمر مفید تجهیزات، بهینه سازی وظایف نگهداری پیشگیرانه، بهبود مدیریت موجودی تعمیر و نگهداری، بهینه سازی در دسترس بودن تجهیزات و افزایش کاریی تولید(O'Donovan et al., 2023; Naskos et al., 2019). با جلوگیری از بروز خطاهای جدی و کاهش خطاهای غیرمنتظره، تعمیر و نگهداری پیش‌بینی شده می‌تواند به حداکثر رساندن میانگین زمان بین خرابی‌ها (MTBF) کمک کند. این اقدام همچنین می‌تواند به کاهش حوادث محل کار و شدت آنها کمک کرده و تعداد تعمیرات و میانگین زمان تعمیر (MTTR) را کاهش داده و عمر مفید تجهیزات را افزایش دهد. این تحولات همه منجر به افزایش درآمد، کاهش هزینه‌های نگهداری و تولید، و تولید پایدارتر می‌شود (Ke et al., 2023).

عیب یابی پیش‌بینی‌کننده شکلی از عیب یابی مبتنی بر شرایط است که متکی بر پیش‌بینی و تشخیص عیب‌های اولیه در تجهیزات بر اساس اندازه‌گیری‌های پارامتری است که وضعیت واقعی ماشین را منعکس می‌کند (Linard et al., 2016). در عیب یابی مبتنی بر شرایط، تصمیم گیری توسط تکنیک‌های تشخیصی و پیش آگهی پشتیبانی می‌شود. تشخیص، که شامل انجام تشخیص و شناسایی خطا[1] (FDI) است(Turkoglu et al., 2019) عموماً با استفاده از روش‌های سخت‌افزاری یا روش‌های تحلیلی انجام می‌شود. روش‌های سخت‌افزار شامل اندازه‌گیری پارامترهای یکسان با استفاده از بیش از یک حسگر و سپس مقایسه سیگنال‌های تکراری با استفاده از تکنیک‌های مختلف، مانند روش‌های پردازش سیگنال است (Avendano et al., 2021). روش‌های تحلیلی مبتنی بر مدل‌های ریاضی سیستم هستند و می‌توانند به روش‌های کمی یا مبتنی بر مدل و روش‌های کیفی یا داده محور تقسیم شوند. هر دو روش، پارامترهای پیش‌بینی‌شده یا برآورد شده را با مقادیر واقعی و اندازه‌گیری شده مقایسه می‌کنند، اما در حالی که روش‌های مبتنی بر مدل، پارامترهای مورد علاقه را بر اساس مدل ریاضی سیستم در

[1] Fault Detection And Identification

شرایط عملیاتی عادی تخمین می‌زنند، روش‌های مبتنی بر داده از داده‌های تاریخی و الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی استفاده می‌کنند.

هدف پیش‌آگهی، تشخیص، شناسایی، جداسازی و دسته‌بندی عیوب در سیستم نظارت شده قبل از وقوع آنها است. به طور خاص، تکنیک‌های پیش‌آگهی برای تخمین مدت زمان برای تخمین مدت زمان – یعنی تخمین عمر مفید باقی‌مانده[۲] (RUL) – و احتمال وقوع خطا استفاده می‌شوند، اما بیشتر ادبیات پیش‌بینی ماشین بر روی نوع پیش‌بینی قبلی تمرکز دارد. هدف روش‌های تخمین RUL، که می‌توانند مبتنی بر داده نیز باشند، با پیش‌بینی مدت زمان عملکرد یک ماشین قبل از وقوع خطا است و سعی دارد پیش بینی نماید که آیا ماشین ممکن است در یک بازه زمانی معین از کار بیافتد. به دلیل عدم نیاز به سخت‌افزار اضافی، روش‌های افزونگی تحلیلی نسبت به روش‌های افزونگی سخت‌افزار برای پیاده‌سازی به هزینه کمتری دارند (Hwang et al., 2010). با توجه به ظهور فناوری‌های اینترنت اشیا (IoT) در محیط‌های صنعتی، اکنون می‌توان یک نمایش دیجیتالی بلادرنگ از فرآیندهای تولید و وضعیت فعلی تجهیزات به دست آورد (Boyes et al., 2018)، که منجر به رشد تصاعدی حجم داده‌های صنعتی شده است (O'Donovan et al., 2015). روش‌های مبتنی بر داده، به‌ویژه تکنیک‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی، برای استخراج دانش از این انبوه داده‌ها مناسب هستند و در زمینه نگهداری پیش‌بینی‌کننده با موفقیت استفاده شده‌اند (Zhang et al., 2019). علاوه بر این، اگرچه روش‌های مبتنی بر مدل در صورت دقیق بودن مدل سیستم می‌توانند نتایج خوبی به همراه داشته باشند، ساخت یک مدل ریاضی دقیق از یک سیستم کار دشواری است که روش‌های مبتنی بر مدل را به گزینه‌ای کمتر برای سیستم‌های پیچیده تبدیل می‌کند (Hwang et al., 2010). مقالات مروری اخیر با تمرکز بر استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای نگهداری، پیش‌بینی، شناسایی کرده‌اند که روش‌های متداول آنها مبتنی بر داده شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی، (Hu et al., 2017; Mathew et al., 2017; Zhang et al., 2019; Carvalho et al., 2019)، ماشین‌های بردار پشتیبانی (Baptista et al., 2018; Susto et al., 2015) ، درختان تصمیم (از جمله روش‌های مجموعه) (Canizo et al., 2017)، k-means (Uhlmann et al., 2018) و رگرسیون لجستیک (Yu, 2018) و غیره است.

تشخیص و پیش‌بینی عیوب در فرآیند تولید پلی پروپیلن، یک چالش است که نیازمند انتخاب دقیق روش‌های مناسب برای به دست آوردن نتایج دقیق می‌باشد. مطالعه حاضر مروری بر ادبیات سیستماتیک روش‌های یادگیری ماشینی مورد استفاده برای تشخیص عیوب مکانیکی و پیش‌آگهی عیوب در تجهیزات تولیدی در سناریوهای فرآیند تولید پلی پروپلین انجام می‌دهد. این مطالعه به عنوان پایه‌ای برای اجرای سیستم‌های عیب‌یابی پیش‌بینی و کمک به شناسایی فرصت‌های تحقیقاتی آینده می‌باشد. بنابراین، این پژوهش به دنبال پاسخی برای این سؤال است که روش‌های الگوریتم‌های هوشمند جهت عیب‌یابی فرآیند تولید پلی پروپلین براساس تکنیک‌های فراترکیب کدامند؟

الف) مروری بر ادبیات و پیشینه تحقیق

برای عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپیلن، می‌توان از روش‌های مبتنی بر داده و الگوریتم‌های مختلفی استفاده کرد که در زیر به برخی از آنها اشاره شده است:

الگوریتم کنترل فرآیند چارت برای نظارت و کنترل فرآیند تولید استفاده می‌شود. این الگوریتم با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده در طول زمان، چارت‌های کنترل آماری رسم می‌کند (Kiangala et al., 2019). هرگونه انحراف ناهنجاری از حالت طبیعی را می‌توان با استفاده از این الگوریتم تشخیص داد. شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند برای تشخیص و پیش‌بینی عیب‌ها در فرآیند تولید پلی پروپیلن مورد استفاده قرار بگیرند. این شبکه‌ها با استفاده از داده‌های آموزش داده شده، الگوهای عیب‌ها را یاد می‌گیرند و در زمان وقوع عیب‌های جدید، آن‌ها را تشخیص می‌دهند(Xie et al., 2022). همچنین، از روش‌های کاوش داده می‌توان برای شناسایی الگوها و روابط پنهان در داده‌های فرآیند تولید پلی پروپیلن استفاده کرد. به عنوان مثال، الگوریتم‌های خوشه‌بندی و تحلیل عاملی می‌توانند به تحلیل و تفسیر داده‌های بزرگ کمک کنند و الگوهای ناهنجاری را

[2] Remaining Useful Life

شناسایی کنند. از الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توان برای عیب‌یابی فرآیند تولید پلی پروپیلن استفاده کرد. مثلاً، الگوریتم‌های کلاس‌بندی می‌توانند برای تشخیص و دسته‌بندی عیوب استفاده شوند. همچنین، الگوریتم‌های تشدید کننده[3] و الگوریتم‌های درخت تصمیم نیز ممکن است در عیب یابی مؤثر باشند (Chang et al., 2022).

الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای تقسیم داده‌ها به گروههای مشابه بر اساس شباهت‌های آن‌ها استفاده می‌شوند. با استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی، می‌توان عیب‌ها را در گروه‌های مختلف دسته‌بندی کرده و الگوهای آن‌ها را شناسایی کرد. این فقط چند مثال از روش‌های الگوریتمی هستند که می‌توان برای عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپیلن استفاده کرد. بر اساس ماهیت و خصوصیات داده‌ها و سیستم تولید، ممکن است روش‌ها و الگوریتم‌های دیگری نیز مناسب باشند. همچنین، ترکیب چندین روش و الگوریتم با یکدیگر نیز می‌تواند بهبود و دقت عیب یابی را افزایش دهد (Fernandes et al., 2022). در بررسی تحقیقات انجام شده در این زمینه لائو و همکاران[4] (۲۰۱۰)، در یک شبیه‌سازی نشان دادند که روش پیشنهادی به طور مؤثر انواع خطاها و شدت‌های مختلف را تشخیص می‌دهد و در مقایسه با رویکرد آماری چند متغیره مرسوم بر اساس تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) عملکرد بهتری دارد. این روش برای نظارت در سطح کارخانه قابل استفاده است و می‌تواند به عنوان یک سیستم هشدار اولیه عمل کند که وظیفه آن شناسایی اختلالات فرآیندی است که می‌تواند عملیات فرآیند را از قبل تهدید نماید. روبریو جونیور و همکاران (۲۰۲۳)، نشان دادند تشخیص عیب در تولید پلی پروپیلن می‌تواند با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی صورت بگیرد. یک رویکرد متداول برای تشخیص عیب، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری نظارت شده انجام می‌شود. در این روش، یک مدل شبکه عصبی با استفاده از داده‌های آموزشی که شامل ویژگی‌های مربوط به تولید پروپرولین و برچسب‌های عیب می‌باشد، آموزش داده می‌شود.

شن (۲۰۲۳)، الگوریتم ژنتیک را روشی مطمئن در تشخیص عیب فرآیند تولید نشان داد. بنابراین شناسایی تکنیک‌های مبتنی بر داده برای تشخیص عیب در تولید پلی پروپیلن حائز اهمیت است. استفاده از روش‌های مبتنی بر داده در فرآیند تولید پلی پروپیلن می‌تواند بهبود کیفیت محصول نهایی را به دنبال داشته باشد. با تحلیل داده‌های مربوط به فرآیند تولید، می‌توان عوامل مختلفی که بر کیفیت تولید تأثیر می‌گذارند را شناسایی و بهینه‌سازی کرد. این امر شامل پارامترهای فرآیند مانند دما، فشار، زمان، نسبت‌های مواد و سایر عوامل مرتبط است. با کنترل و بهینه‌سازی این عوامل، می‌توان کیفیت پلی پروپیلن را بهبود بخشید و محصولات با خصوصیات مطلوب تولید کرد. همچنین استفاده از روش‌های مبتنی بر داده در فرآیند تولید پلی پروپیلن می‌تواند به کاهش هزینه‌ها کمک کند. با تحلیل دقیق داده‌های تولید، می‌توان به شناسایی مشکلات و عیوب در فرآیند پرداخت و آن‌ها را رفع کرد. این به معنای کاهش ضایعات، افزایش بازدهی، کاهش زمان تولید و بهبود کارایی فرآیند است. همچنین، با بهره‌گیری از تحلیل پیشرفته داده‌ها، می‌توان بهینه‌سازی مصرف انرژی و مواد را نیز مدنظر قرار داد. در نهایت با استفاده از روش‌های مبتنی بر داده، می‌توان عیوب و مشکلات پتانسیل در فرآیند تولید پلی پروپیلن را پیش بینی کرده و بهبود آن‌ها را در مراحل ابتدایی فرآیند انجام داد. با تحلیل داده‌های تاریخی و شناسایی الگوهای مربوطه، می‌توان از عیب‌ها پیش‌از وقوع آن‌ها آگاه شد و اقدامات پیشگیرانه انجام داد.

نوآوری تحقیق حاضر را میتوان از چند جنبه مورد توجه قرارداد: اول، روش متاسنتز که شامل یکپارچه‌سازی و ترکیب یافته‌ها از مطالعات متعدد برای شناسایی روش‌های الگوریتم‌های مبتنی بر داده برای رفع اشکال در فرآیند تولید پلی‌پروپیلن است. این رویکرد امکان درک جامع و کلانی از موضوع را با بهره‌گیری از یک دامنه گسترده از تحقیقات موجود فراهم می‌کند. دوم، تمرکز بر الگوریتم‌های مبتنی بر داده برای رفع اشکال در فرآیند تولید پلی‌پروپیلن نشان‌دهنده یک رویکرد نوآورانه به حل مسائل در صنعت تولید است. این نشان می‌دهد که گامهای مهمی در این صنعت به سمت استفاده از تکنیک‌های پیشرفته تحلیل داده و یادگیری ماشین برای بهبود کارایی فرآیند و شناسایی مسائل پتانسیلی برداشته شده است. سوم، عیب یابی در صنعت تولید پلی‌پروپیلن به عنوان یک مشکل خاص و عملی در فرآیند تولید مطرح است و این تحقیق می تواند با شناسایی روش‌های موثر رفع اشکال، پتانسیل تأثیر مستقیم بر کارایی و بهره‌وری تولید پلی‌پروپیلن را فراهم نماید. همچنین تأکید بر شناسایی روش‌های

[3] Boosting Algorithms
[4] Lau et al.

خاص الگوریتم‌های مبتنی بر داده برای رفع اشکال به توسعه ابزارها و تکنیک‌های عملی برای کاربران صنعتی مفید است. هدف این تحقیق ارایه بینش‌ها و پیشنهادات قابل اجرا برای بهبود فرآیند رفع اشکال در تولید پلی‌پروپیلن است. به طور کلی، استفاده از روش متاسنتز، تمرکز بر الگوریتم‌های مبتنی بر داده و ارتباط عملی رفع اشکال در تولید پلی‌پروپیلن نشان‌دهنده نوآوری‌های این تحقیق است.

۲- روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر ازنظر اینکه به دنبال شناسایی روش‌های مبتنی بر داده جهت عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپلین مبتنی بر رویکرد فراترکیب است. ازنظر رویکرد کلی مطالعه‌ای کیفی بوده و با روش تحقیق کتابخانه‌ای، با تکنیک فراترکیب در حوزه روش‌های مبتنی بر داده صورت گرفته است. یکی از روش‌هایی که برای بررسی، ترکیب و آسیب‌شناسی پژوهش‌های قبل در چند سال گذشته معرفی‌شده است، فرامطالعه[۵] است. فرامطالعه شامل چهار قسمت اصلی است که عبارت‌اند از: فرا تحلیل[۶] (تحلیل کمی محتوای ابتدایی)، فراروش[۷] (تحلیل روش‌شناسی مطالعات ابتدایی)، فرا نظری[۸] (تحلیل نظریه‌های مطالعات ابتدایی) و فراترکیب (تحلیل کیفی محتوای مطالعات ابتدایی). فراترکیب یکی از انواع روش‌های زیرمجموعه فرامطالعه است که از طریق مرور نظام-مند منابع برای استخراج، ارزیابی، ترکیب و در صورت نیاز، جمع‌بندی آماری تحقیقاتی می‌پردازد که قبلاً پیرامون یک حیطه موضوعی خاص به انجام رسیده‌اند. به‌واقع در فراترکیب اطلاعات و یافته‌های استخراج‌شده از مطالعات دیگر با موضوع مرتبط و مشابه موردبررسی و تحلیل قرار می‌گیرد. در این زمینه داده‌های از این مطالعات به‌صورت کیفی گرداوری می شود. درنتیجه نمونه موردنظر براساس روش فراترکیب، انتخاب شده و ارتباط آن‌ها با سؤال پژوهش تبین می‌شود. روش فراترکیب فقط شامل مرور یکپارچه اصول کیفی یا تجزیه‌وتحلیل داده‌های اصلی و ثانویه از مطالعات منتخب نیست، بلکه تحلیل یافته‌های این مطالعات است. به عبارتی فراترکیب، ترکیب تفسیرهای داده‌های اصلی مطالعات منتخب است. به‌منظور تحلیل داده‌ها از نرم‌افزار ATLAS TI استفاده‌شده است. مراحل اصلی فراترکیب برگرفته ازنظر سندلوسکی و باروسو[۹] (۲۰۰۷) به شرح شکل شماره یک است:

[5] Meta-Study
[6] Meta-Analysis
[7] Meta-Method
[8] Meta-Theory
[9] Sandelowski and Barroso

شکل شماره (۱): فرایند انجام فراترکیب

۳- بحث و نتایج

همان‌گونه که ذکر شد، تحلیل فراترکیب دربردارنده هفت گام است. در این بخش نتایج مربوط به هر یک از گام‌های این تحلیل به‌صورت جداگانه ارائه می‌شود.

الف) مرحله اول: تنظیم سؤالات اساسی پژوهش

نخستین گام درروش سندولوسکی و باروسو، تنظیم پرسش‌های پژوهش است. این پرسش‌ها عموماً بر اساس چهار پارامتر چه چیزی، چه کسی، چه زمانی و چگونه؛ قابل تنظیم است. پس‌ازآنکه سؤالات پژوهش بر اساس هدف پژوهش تنظیم شد مرحله بررسی نظام‌مند متون آغاز می‌شود. جدول شماره ۱ به پرسش‌های بنیادین و اساسی مربوط به روش فراترکیب پاسخ می‌دهد:

جدول شماره (۱): سؤالات اساسی پژوهش

پارامتر	پرسش پژوهش
چه چیزی (What)	شناسایی شناسایی روش‌های الگوریتم ژنتیک ترکیبی جدید جهت عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپلین براساس کلید واژه‌های مشخص شده
چه‌کسی (Who)	آثار مختلف اعم از کتاب، مقاله، گزارش در زمینه شناسایی روش‌های الگوریتم ژنتیک ترکیبی جدید جهت عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپلین
چه وقت(When)	دربرگیرنده تمامی آثار در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳
چگونه (How)	بررسی موضوعی، شناسایی و یادداشت برداری، نکته‌های کلیدی، تحلیل مفاهیم

ب) مرحله دوم: بررسی نظام‌مند متون

برای گردآوری داده‌های پژوهش از داده‌های ثانویه به نام اسناد و مدارک گذشته استفاده می‌شود. همان‌گونه که پیشتر بیان گردید، پایگاه‌های پژوهشی موردنظر در این پژوهش، دو پایگاه معتبر Scopus و Web of Science بوده که در این دو پایگاه بر مجموعه پایگاه‌های انتشاراتی زیر تمرکز ویژه‌ای گردید:

Emerald insight- Springer Link- Science Direct- Taylor & Francis Online- SAGE journals- Wiley Online Library

به‌علاوه در زمینه مقالات فارسی نیز پایگاه مرکز اطلاعات علمی جهاد دانشگاهی و پرتال جامع علوم انسانی موردتوجه قرار گرفت.

ج) مرحله سوم: جستجو و انتخاب متون

در جدول ۳ گام‌های طی شده به‌منظور پالایش مقالات استخراج‌شده مشاهده می‌گردد. مبتنی بر این جدول به‌منظور پالایش مقالات مستخرج از ادبیات، چهار مرحله طی گردید که مرحله آخر مبتنی بر نظرات ۵ خبره ناظر در این پژوهش بود. این خبرگان به‌منظور سنجش کیفیت نهایی مقالات مبتنی بر رویکردی که در ادامه معرفی می‌گردد، نظرات خود را برای هر مقاله نهایی غربال‌شده ارائه نموده و مقالاتی که امتیاز پایین‌تری از حدنصاب اعمال‌شده کسب نموده بودند، از فرایند حذف شدند.

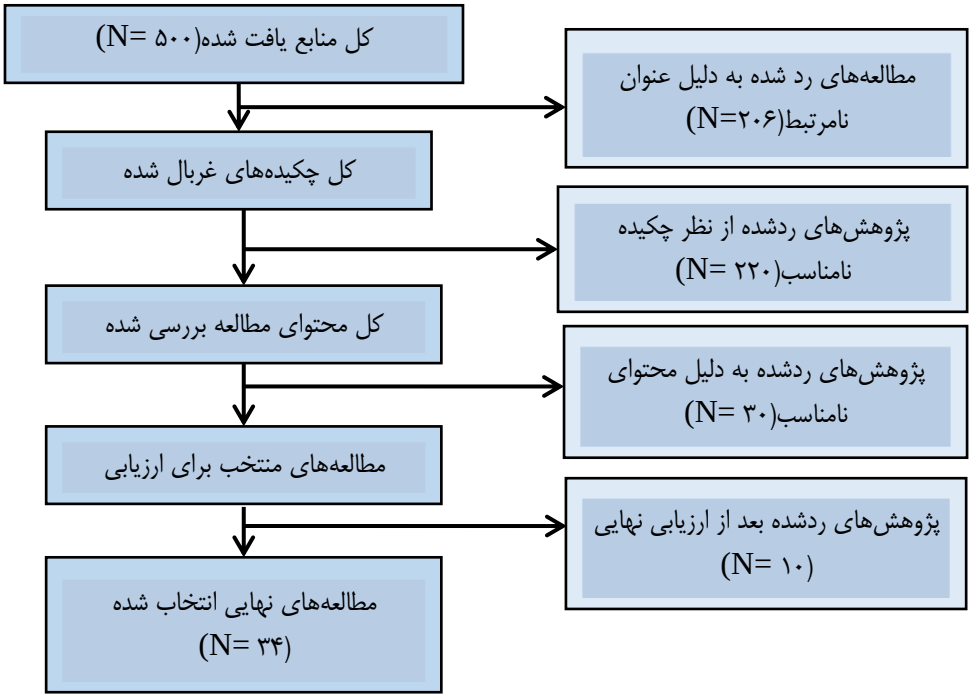
مطالعات اولیه انتخاب شده از انواع الگوریتم‌ها و روش‌های یادگیری ماشین برای انجام تشخیص عیب مکانیکی و پیش بینی خطا، از جمله ترکیبی از الگوریتم‌های مختلف، استفاده می‌کنند. اکثر مطالعات همچنین تجزیه و تحلیل‌های مقایسه‌ای بین الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین را برای نشان دادن ارزش روش پیشنهادی یا انتخاب مناسب‌ترین الگوریتم انجام می‌دهند. در مورد دوم، تنها الگوریتم‌های انتخاب شده (یا بهترین عملکرد) در این بررسی توضیح داده خواهند شد. این الگوریتم‌ها عبارتند از: AdaBoost; خوشه بندی تجمعی[۱۰] (AC)؛ رمزگذار خودکار؛ میانگین متحرک یکپارچه اتورگرسیو[۱۱] (ARIMA)؛ شبکه عصبی پس انتشار[۱۲](BPNN)؛ درختان طبقه بندی و رگرسیون[۱۳] (CART)؛ طبقه بندی بر اساس انجمن‌ها – الگوریتم ساخت طبقه بندی کننده[۱۴] (CBA-CB) . شبکه عصبی کانولوشن[۱۵] (CNN)؛ شبکه عصبی عمیق[۱۶] (DNN)؛ خوشه بندی فضایی

[10] agglomerative clustering
[11] autoregressive integrated moving average
[12] back-propagation neural network
[13] lassification and regression trees
[14] classification based on associations – classifier building algorithm

مبتنی بر چگالی برنامه‌های کاربردی با نویز[۱۷] (DBSCAN). فیلتر گسسته بیز[۱۸] (DBF)؛ سیستم طبقه بندی گسترده[۱۹] (XCS)؛ رشد الگوی مکرر[۲۰] (FP-Growth)؛ مدل‌های مخلوط گاوسی[۲۱] (GMM)؛ درختان تصمیم تقویت کننده گرادیان[۲۲] (GBDT)؛ مدل مارکوف پنهان[۲۳] (HMM)؛ خوشه بندی سلسله مراتبی[۲۴] (HC)؛ جنگل ایزوله[۲۵] (IF)؛ k-means; خوشه بندی سری‌های زمانی چند بعدی k[۲۶] .(K-MDTSC) K–نزدیک‌ترین همسایه[۲۷] (K-NN)؛ تجزیه مقدار مفرد[۲۸] (K-SVD) k؛ عامل پرت محلی[۲۹] (LOF)؛ رگرسیون لجستیک[۳۰] (LR)؛ حافظه کوتاه مدت بلند مدت[۳۱] (LSTM)؛ رمزگذار خودکار LSTM؛ حافظه کوتاه مدت بلند مدت – شبکه متخاصم مولد[۳۲] (LSTM-GAN)؛ خوشه بندی میانگین شیفت[۳۳] (MSC)؛ شناسایی نقاط دورافتاده پیوسته میکرو خوشه‌ای[۳۴] (MCOD)؛ پرسپترون چند لایه[۳۵] (MLP)؛ بیز ساده[۳۶] (NB)؛ تجزیه و تحلیل اجزای همسایگی[۳۷] (NCA)؛ رگرسیون حداقل مربعات جزئی[۳۸] (PLSR)؛ تجزیه و تحلیل اجزای اصلی[۳۹] (PCA)؛ تجزیه و تحلیل تفکیک درجه دوم[۴۰] (QDA)؛ الگوریتم استخراج قانون انجمن کمی[۴۱] (QARMA)؛ جنگل تصادفی[۴۲] (RF)؛ جنگل بقا تصادفی[۴۳] (RSF)؛ شبکه عصبی مکرر[۴۴] (RNN)؛ رگرسیون خطی ساده خوشه بندی طیفی[۴۵] (SC); رمزگذارهای خودکار پراکنده[۴۶] (SSAE)؛ ماشین‌های بردار پشتیبانی[۴۷] (SVM).

---

[15] convolutional neural network
[16] deep neural network
[17] density-based spatial clustering of applications with noise
[18] discrete Bayes filter
[19] eXtended classifier system
[20] frequent pattern growth
[21] Gaussian mixture models
[22] gradient boosting decision trees
[23] hidden Markov model
[24] hierarchical clustering
[25] isolation forest
[26] K-multi-dimensional time-series clustering
[27] k-nearest neighbors
[28] k-singular value decomposition
[29] local outlier factor
[30] logistic regression
[31] long short-term memory
[32] long short-term memory - generative adversarial network
[33] mean shift clustering
[34] micro-cluster continuous outlier detection
[35] multilayer perceptron
[36] naïve Bayes
[37] neighbourhood component analysis
[38] partial least squares regression
[39] principal component analysis
[40] quadratic discriminant analysis
[41] quantitative association rule mining algorithm
[42] random forest
[43] random survival forest
[44] recurrent neural network
[45] simple linear regression; spectral clustering
[46] stacked sparse autoencoders
[47] support vector machines



شکل شماره (۲): فرایند بازبینی و انتخاب

در این گام ۵۰۰ مطالعه یافت شده در گام قبل به‌طور دقیق طی چند مرحله مورد بازبینی قرار می‌گیرند تا مطالعاتی که با سؤالات پژوهش متناسب نیستند کنار گذاشته شوند و درنهایت مرتبط‌ترین مطالعات برای استخراج پاسخ سؤالات مشخص گردند. فرآیند بازبینی شامل بررسی عنوان، چکیده و محتوای پژوهش‌ها به همراه روش تحقیق مطالعات است. مراحل فرآیند بازبینی در این پژوهش به شرح زیر است:

- در این مرحله عنوان مطالعات بررسی‌شده و مطالعاتی که ارتباطی با سؤالات پژوهش نداشتند، کنار گذاشته شدند. با بررسی عنوان مطالعات، ۲۰۶مطالعه به دلیل عدم ارتباط عنوانشان با سؤالات پژوهش کنار گذاشته شدند.
- در این مرحله، چکیده مطالعات بررسی‌شده و مطالعاتی که با سؤالات پژوهش ارتباطی نداشتند، کنار گذاشته شدند. بامطالعه چکیده مطالعات، ۲۲۰ مطالعه به دلیل عدم ارتباط چکیده با سؤالات پژوهش کنار گذاشته شدند.
- در این مرحله محتوای مطالعات بررسی شدند، به عبارتی کل پژوهش مطالعه شده و مطالعاتی که ارتباطی با سؤالات پژوهش نداشتند، کنار گذاشته شدند. با بررسی محتوای مطالعات، ۳۰ مطالعه غیر مرتبط با سؤالات پژوهش کنار گذاشته شدند.
- ازآنجایی‌که این پژوهش قصد دارد با استفاده از ترکیب مطالعات گذشته، چارچوب تحقیق را استخراج کند، مطابق با نظر متخصصان فراترکیب مطالعات با روش تحقیق‌های کیفی و کمی موردبررسی قرار می‌گیرند. لذا در این مرحله مطالعه‌ای به دلیل روش تحقیق حذف نگردیده است.

پس از حذف مطالعات نامتناسب با اهداف و سؤالات پژوهش، محقق کیفیت روش‌شناختی پژوهش‌ها را ارزیابی می‌نماید. هدف از این گام حذف پژوهش‌هایی است که محقق به یافته‌های ارائه‌شده در آن‌ها اعتمادی ندارد. ابزاری که معمولاً برای ارزیابی کیفیت مطالعات اولیه تحقیق کیفی استفاده می‌شود «برنامه مهارت‌های ارزیابی حیاتی» است که با طرح ده سؤال کمک می‌کند تا دقت، اعتبار و اهمیت مطالعات کیفی تحقیق مشخص گردد. این سؤالات بر موارد زیر تمرکز دارند: ۱. اهداف تحقیق ۲. منطق روش-شناسی ۳. طرح تحقیق ۴. روش نمونه‌برداری ۵. جمع‌آوری داده‌ها ۶. انعکاس‌پذیری (که به رابطه بین محقق و مشارکت‌کنندگان اشاره دارد) ۷. ملاحظات اخلاقی ۸. دقت تجزیه‌وتحلیل داده‌ها ۹. بیان واضح و روشن یافته‌ها ۱۰. ارزش تحقیق.

جدول شماره (۲): مقالات منتخب

کد مقاله	عنوان	سال	نویسنده	مجموع امتیازات
S01	Genetic algorithm based production knowledge base for mechanical fault detection model	۲۰۲۳	Shen	۴۰
S02	Diagnosis Based on Genetic Algorithms and Fuzzy Logic in NPPs	۲۰۰۱	Zhou et al	۳۵
S03	Optimization scheme of genetic algorithm and its application on aeroengine fault diagnosis	۲۰۱۵	Xiao et al	۳۹
S04	Intelligent methods for the process parameter determination of plastic injection molding	۲۰۱۸	Gao et al	۴۰
S05	Recent progress in minimizing the warpage and shrinkage deformations by the optimization of process parameters in plastic injection molding: a review	۲۰۲۲	Zhao et al	۳۹
S06	Application of computational approach in plastic pyrolysis kinetic modelling: a review	۲۰۲۱	Armenise et al	۴۴
S07	Non-Dominant Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization Design of Unmanned Aerial Vehicle Shell Process	۲۰۲۲	Chang et al.	۳۴
S08	Multiple-Fault Diagnosing System Based on Fuzzy-Genetic Algorithm for the Production of Toluene from n-Heptane	۲۰۱۵	Tayyebi	۳۲
S09	Fault diagnosis of the polypropylene production process (UNIPOL PP) using ANFIS	۲۰۱۰	Lau et al	۳۳
S10	Fault diagnosis of a mixing process using deep qualitative knowledge representation of physical behaviour	۱۹۹۰	Zhang et al	۳۷
S11	Fault Diagnosis Using Dynamic Principal Component Analysis and GA Feature Selection Modeling for Industrial Processes	۲۰۲۲	Liu et al	۳۷
S12	Study and Application of Case-based Extension Fault Diagnosis for Chemical Process	۲۰۱۳	PENG et al	۳۳
S13	Research on fault detection and identification methods of nonlinear dynamic process based on ICA for active queue management.	۲۰۲۲	Xie et al	۳۵
S14	On the Use of Machine Learning for Damage Assessment in Composite Structures: A Review	۲۰۲۳	Ribeiro Junior et al	۳۳
S15	Multi-quality prediction of injection molding parts using a hybrid machine learning model	۲۰۲۳	Ke et al	۳۸
S16	Techniques of trend analysis in degradation-based prognostics	۲۰۱۷	Niknam et al	۳۹
S17	Artificial intelligence methodologies for agile refining: an overview	۲۰۰۷	Srinivasan	۳۷
S18	Problem Definition — From Applications to Methods	۲۰۰۵	Leiviskä	۴۴
S19	Ladle pouring process parameter and quality estimation using Mask R-CNN and contrast-limited adaptive histogram equalisation	۲۰۲۳	O'Donovan et al	۴۰
S20	fault diagnosis and self-healing for smart manufacturing	۲۰۲۳	Aldrini et al	۳۷
S21	Machine learning techniques applied to mechanical fault diagnosis and fault prognosis in the context of real industrial manufacturing use-cases: a systematic literature review	۲۰۲۲	Fernandes et al	۳۸
S22	Predictive Maintenance. In: Plant Engineer's Handbook	۲۰۱۰	Mobley	۳۵
S23	Fault detection mechanism of a predictive maintenance system based on autoregressive integrated moving average models	۲۰۲۰	Fernandes et al	۴۵
S24	Intelligent machine learning based total productive maintenance approach for achieving zero downtime in industrial machinery	۲۰۲۱	Mohan et al.	۳۳
S25	Detecting anomalous behavior towards predictive maintenance	۲۰۱۹	Naskos et al.	۳۹

کد مقاله	عنوان	سال	نویسنده	مجموع امتیازات
S26	Knowledge elicitation for fault diagnostics in plastic injection moulding: A case for machine-to-machine communication	۲۰۱۷	Vrabič et al.	۳۵
S27	Towards Adaptive Scheduling of Maintenance for Cyber-Physical Systems	۲۰۱۶	Linard et al	۳۳
S28	Forecasting faults of industrial equipment using machine learning classifiers	۲۰۱۸	Kolokas et al.	۴۴
S29	Application of Data Mining in Failure Estimation of Cold Forging Machines: An Industrial Research	۲۰۱۹	Turkoglu et al	۴۵
S30	A novel predictive maintenance method based on deep adversarial learning in the intelligent manufacturing system	۲۰۲۱	Liu et al	۴۳
S31	A deep learning model for predictive maintenance in cyber-physical production systems using lstm autoencoders	۲۰۲۱	Bampoula et al.	۴۳
S32	Anomaly detection and event mining in cold forming manufacturing processes	۲۰۲۱	Avendano et al.	۳۵
S33	Time Series Data for Equipment Reliability Analysis With Deep Learnin	۲۰۲۰	Chen et al	۳۹
S34	An effective predictive maintenance framework for conveyor motors using dual time-series imaging and convolutional neural network in an industry 4.0 environment	۲۰۲۰	Kiangala et al	۴۱

د) مرحله چهارم: استخراج اطلاعات

این مرحله شامل مرور مقالات باقیمانده و استخراج متون به‌منظور کدگذاری در مرحله بعد است. این گام متمرکز بر تفکیک نتایج و خروجی‌ها و تفاسیر این خروجی‌ها در کنار بحث و نتیجه‌گیری نهایی پژوهشگران است. در این مرحله ۳۴ مقاله وارد نرم‌افزار ATLAS TIگردیده و به‌منظور بررسی اولیه به‌صورت پراکنده و گزینشی بخشی‌هایی از مقالات مطالعه و کدگذاری‌های تصادفی و پراکنده صورت گرفت تا مرحله آشنایی پژوهشگر با داده‌های موجود طی گردد. بدین ترتیب پژوهشگر با کلیات بحث و فضای حاکم بر آن آشنا گردید. از ۳۴ مطالعه انتخاب شده، دلایل استفاده یک الگوریتم یادگیری ماشینی خاص یا ترکیبی از الگوریتم‌ها را شرح دادند. برخی از این انگیزه‌ها به نقاط قوت ذاتی الگوریتم‌های به کار گرفته شده متکی بودند، در حالی که برخی دیگر مزایای خاصی را در نظر گرفتند که یک الگوریتم می‌تواند برای تشخیص و پیش‌بینی خطا یا برای اجرای آن در محیط‌های صنعتی مانند تولید پلی پروپلین داشته باشد.

ه) گام پنجم: تجزیه‌وتحلیل یافته‌های کیفی

در طول تجزیه‌وتحلیل، پژوهشگر موضوعاتی را مورد جستجو قرار می‌دهد که در میان مطالعه‌های موجود در فراترکیب پدیدار شده است. این مورد به عنوان (بررسی موضوعی) شناخته می‌شود. به محض اینکه موضوع‌ها شناسایی و مشخص شد، بررسی کننده، طبقه‌بندی‌ای را شکل می‌دهد و طبقه بندی‌های مشابه و مربوط را در موضوعی قرار می‌دهد که آن را به بهترین گونه توصیف می‌کند. موضوع‌ها اساس و پایه ایجاد توضیحات، الگوها و نظریه‌ها یا فرضیات را ارائه می‌کند. در این پژوهش، ابتدا تمام عوامل استخراج شده از مطالعه‌ها به عنوان شناسه در نظر گرفته شده و سپس با در نظر گرفتن معنای هر یک از آنها، شناسه‌ها در مفهومی مشابه تعریف شد. سپس مفاهیم مشابه در مقولات تبیین کننده دسته‌بندی گردید تا به این ترتیب محورهای تبیین کننده شاخص‌های پژوهش در قالب مؤلفه‌های اصلی و فرعی پژوهش شناسایی شود.

جدول شماره (۴): مقوله‌های اصلی و کدهای مربوطه

الگوریتم	تکنیک	منبع
مدل‌هایARIMA	ARIMA	S2, S3, S4, S5, S6, S7, S8, S10, S11
الگوریتم‌های مبتنی بر پارتیشن	MCOD	S23, S25, S26, S30, S33
درختان تصمیم	Adaboost, CART, IF, RF, RSF, GBDT	S2, S4, S5, S6, S19, S20, S21, S22, S25, S27, S30, S31, S32, S33
شبکه‌های پویا بیز	DBF, HMM	S12, S13, S16, S19
مدل‌های هیبریدی	ARIMA + LSTM DBSCAN + RF DBSCAN + SVM [HC / time series clustering] + RNN One-class SVM + K-Means + RF Autoencoder + Simple Linear Regression GMM + FP-Growth + CBA-CB CNN + NCA + Medium Gaussian SVM / CNN + NCA + ensemble subspace K-NN	S16,S17,S20, S22,S30
الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه	K-NN	S3, S14, S1
مدل‌های متغیر پنهان	PCA, GMM, K-MEANS, PLSR, K-SVD, K-MDTSC	S7, S8, S19, S20, S21, S22, S24, S25, S32,S33
شبکه‌های هوش مصنوعی	ANN, BPNN, CNN, DNN, LSTM, MLP, SSAE+PBNN, SSAE+Softmax Classifier, LSTM Autoencoder, LSTM – GAN, RNN, Conditional Variational Autoencoder	S1, S9. S14, S15, S17, S18, S19, S20, S21, S24,S27,S28,S29,S30,S31,S32,S33
مدل‌های مبتنی بر قانون	R4RE (“Rules 4 Rare Events” based on QARMA), XCSR	S1,S4,S5,S6,S9,S10

و) گام ششم: کنترل کیفیت خروجی‌ها

ز) گام هفتم: جمع‌بندی نهایی

در این مرحله از روش فراترکیب، یافته‌های مراحل قبل ارائه می‌شود. در ادامه به شناسایی شاخص‌های پژوهش پرداخته می‌شود. از شاخص‌های استخراج‌شده از متون مقالات مرتبط، با حذف شاخص‌های هم‌معنی و پرتکرار و درنهایت با مقوله و دسته‌بندی شاخص‌های نهایی، ۹ الگوریتم و تکنیک‌های مرتبط حاصل گردید. در این مرحله از کدگذاری، مقوله‌های اصلی و فرعی پژوهش مشخص شدند.

پس از شناسایی شاخص‌های پژوهش براساس تحلیل فراترکیب و تعیین واحدهای تحلیل (کلمه‌ها و مضامین)، از روش آنتروپی شانون برای تحلیل داده‌ها به صورت زیر استفاده شد:

ابتدا فراوانی هریک از مقوله‌های شناسایی شده براساس تحلیل محتوا مشخص گردید.

ماتریس فراوانی‌های مورد نظر به هنجار شد. برای این منظور از روش نرمال سازی خطی استفاده گردید:

رابطه شماره (۱):

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum x_{ij}}$$

از رابطه زیر برای محاسبه بار اطلاعاتی هر مقوله استفاده شد:

رابطه شماره (۲):

$$k = \frac{1}{Ln(a)};\ \text{a} = \text{تعداد گزینه‌ها}$$

$$E_j = -k \sum \left[n_{ij} LN(n_{ij}) \right]$$

ضریب اهمیت هر مقوله محاسبه گردید. هر مقوله که دارای بار اطلاعاتی بیشتری است، از درجه اهمیت بیشتری برخوردار است. برای این منظور از رابطه زیر استفاده گردید:

رابطه شماره (۳):

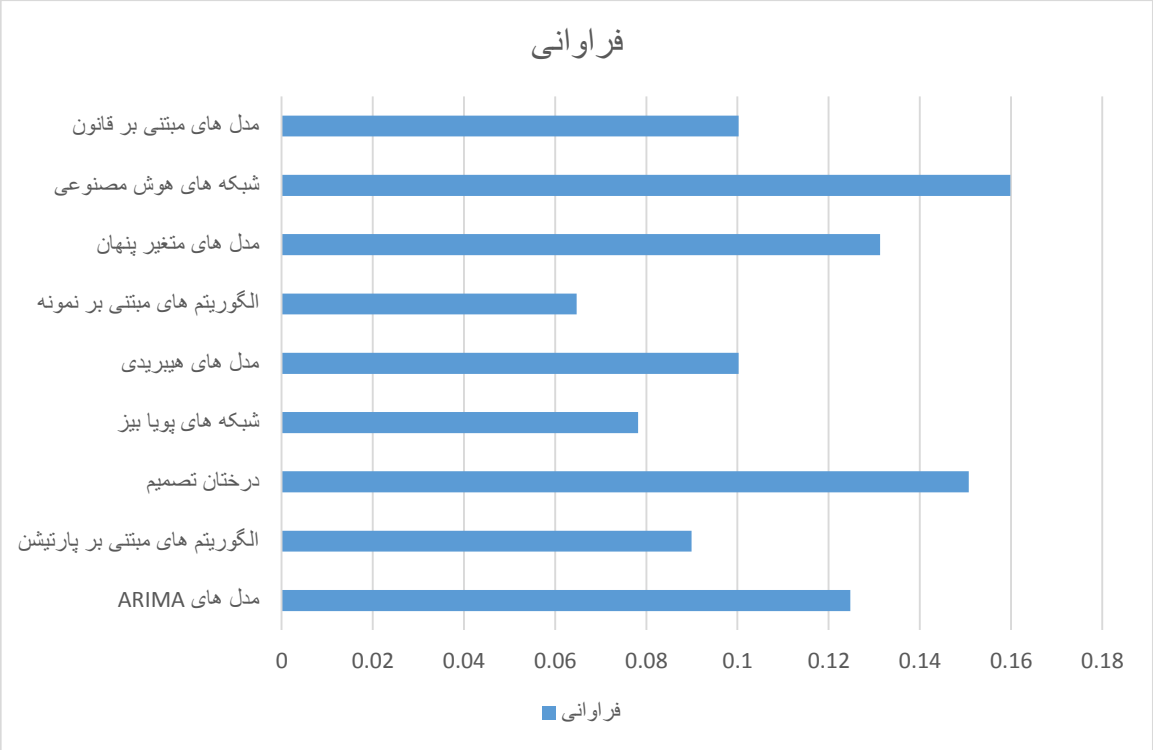
$$W_j = \frac{E_j}{\sum E_j}$$

بنابراین در گام نخست ماتریس تصمیم تشکیل شده است. امتیازات بدست آمده از ماتریس تصمیم پیرامون مساله مورد نظر در جدول شماره ۵ ارائه شده است:

جدول شماره (۵): تعیین میزان اهمیت و تأکید پژوهشهای گذشته

کد	فراوانی	$\sum P_{ij} \times knP_{ij}$	عدم اطمینان Ej	ضریب اهمیت Wj	رتبه
مدل‌هایARIMA	۹	-۰/۲۷۳۷۶	۰/۱۲۴۹۵۴	۰/۱۲۴۷۸۳	۴
الگوریتم‌های مبتنی بر پارتیشن	۵	-۰/۱۹۷۳	۰/۰۸۹۷۹۷	۰/۰۸۹۹۳۳	۷
درختان تصمیم	۱۴	-۰/۳۳۰۶۹	۰/۱۵۰۵۰۲	۰/۱۵۰۷۳	۲
شبکه‌های پویا بیز	۴	-۰/۱۷۱۵۷	۰/۰۷۸۰۸۷	۰/۰۷۸۲۰۶	۸
مدل‌های هیبریدی	۶	-۰/۲۱۹۹۳	۰/۱۰۰۰۹۷	۰/۱۰۰۲۴۹	۶
الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه	۳	-۰/۱۴۱۹۶	۰/۰۶۴۶۰۸	۰/۰۶۴۷۰۶	۹
مدل‌های متغیر پنهان	۱۰	-۰/۲۸۷۹۷	۰/۱۳۱۰۶۱	۰/۱۳۱۲۶	۳
شبکه‌های هوش مصنوعی	۱۷	-۰/۳۵۰۷۷	۰/۱۵۹۶۴۲	۰/۱۵۹۸۸۴	۱
مدل‌های مبتنی بر قانون	۶	-۰/۲۱۹۹۳	۰/۱۰۰۰۹۷	۰/۱۰۰۲۴۹	۶

در نهایت براساس تحلیل‌های انجام شده، کدهای استخراج شده در یک مدل اولیه نشان داده شده است.



شکل شماره (۳): آنتروپی به دست آمده براساس تحقیقات گذشته

همانطور که در گام پنجم توضیح داده شد، الگوریتم‌های تشخیص عیب مشخص شدند. علاوه بر این، برخی از مطالعات نه تنها مزایای الگوریتم‌های یادگیری ماشینی مورد استفاده، بلکه روش‌های توسعه‌یافته برای رسیدگی به یک مشکل را نیز شناسایی کردند. هوش مصنوعی به عنوان یک مجموعه از تکنیک‌ها، الگوریتم‌ها و مدل‌های محاسباتی، نقش مهمی در شناسایی عیب در فرایند تولید پلی پروپیلن ایفا می‌کند. با استفاده از الگوریتم‌ها و مدل‌های هوش مصنوعی، می‌توان عیب‌های کوچک و ناهنجاری‌های ظریف را کشف و شناسایی کرد که ممکن است به سرعت از دست بروند یا با روش‌های سنتی قابل تشخیص نباشند. هوش مصنوعی قادر است بر روی داده‌های بزرگ و پیچیده تحلیل انجام دهد و الگوها و روابط پنهان در داده‌ها را شناسایی کند.

هدف پژوهش حاضر کاربست فراترکیب در شناسایی روش‌های الگوریتم‌های مبتنی بر داده جهت عیب یابی فرآیند تولید پلی پروپلین بوده است. بر اساس کدگذاری انجام‌شده، ۹ الگوریتم و تکنیک‌های مرتبط آنها شناسایی شدند. الگوریتم‌های شناسایی‌شده عبارت‌اند از: مدل‌های ARIMA، الگوریتم‌های مبتنی بر دسته بندی، درختان تصمیم، شبکه‌های پویا بیز، مدل‌های هیبرید، الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه، مدل‌های متغیر پنهان، شبکه‌های هوش مصنوعی و مدل‌های مبتنی بر قانون. حدود ۸۴ درصد از مطالعات انتخاب شده از تکنیک‌های یادگیری ماشین متعلق از یکی از چهار دسته زیر استفاده کردند:

درخت‌های تصمیم؛

شبکه‌های عصبی مصنوعی؛

مدل‌های ترکیبی؛

مدل‌های متغیر پنهان.

راندمان محاسباتی نیز به عنوان یک مزیت مهم برای الگوریتم‌های یادگیری ماشین دیده می‌شود. در حالی که الگوریتم‌های پیشرفته می‌توانند نتایج بسیار خوبی تولید کنند، از نظر منابع محاسباتی نیز می‌توانند بسیار سخت باشند. به عنوان مثال، شبکه‌های عصبی مصنوعی به قدرت پردازشی CPU و GPU زیادی نیاز دارند. آن‌ها همچنین به حافظه زیادی نیاز دارند، مانند روش‌های درختی مجموعه، و مقدار داده‌های پردازش شده بر استفاده از منابع محاسباتی نیز تأثیر می‌گذارد. علاوه بر این،

محاسبات سخت می‌تواند مصرف انرژی را تا حد زیادی افزایش دهد. به این دلایل، از جمله، توسعه یک سیستم تعمیر و نگهداری پیش بینی کننده نیاز به سرمایه گذاری قابل توجهی دارد. به این ترتیب، انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشینی که از نظر محاسباتی کارآمد هستند، می‌تواند گزینه مقرون‌به‌صرفه‌تری باشد، در عین حال سازگارتر با محیط زیست، نگرانی‌ای که اهمیت و فوریت آن را نمی‌توان دست کم گرفت. با استفاده از هوش مصنوعی در عیب یابی فرایند تولید پلی‌پروپیلن، می‌توان بهبود کارایی و کاهش هزینه‌های مربوط به عیب‌یابی و تعمیر و نگهداری را مورد توجه قرار داد. تشخیص زودهنگام عیب‌ها، امکان ایجاد ضایعات و خرابی‌های بزرگتر را کاهش می‌دهد و بهبود عملکرد و بهره‌وری فرآیند را تحقق می‌بخشد.

با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی مصنوعی، می‌توان الگوها و روندهای عیب‌زا را شناسایی و پیش‌بینی کرد. این امر به مدیران فرایند و کارشناسان فنی کمک می‌کند تا اقدامات پیشگیرانه و بهینه را برای جلوگیری از وقوع عیب‌ها اتخاذ کنند. با استفاده از هوش مصنوعی در عیب‌یابی، می‌توان کیفیت محصولات تولیدی را بهبود بخشید. با شناسایی و رفع عیب‌ها در مراحل زودهنگام تولید، ممکن است محصولات با کیفیت‌تری تولید شوند و نیاز به بازگشت محصولات معیوب و تعمیرات بعدی کاهش یابد. بنابراین، هوش مصنوعی در شناسایی عیب در فرایند تولید پلی پروپیلن بهبودهای قابله و اهمیتی می‌آورد که قبلاً در دسترس نبوده است. از طریق تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ، شناسایی الگوها و روابط پنهان در فرآیند تولید، هوش مصنوعی می‌تواند بهبودهای قابل توجهی در کیفیت و کارایی فرآیند تولید پلی پروپیلن ایجاد کند.

پیچیدگی ذاتی سیستم‌های تولید و ویژگی‌های متغیر زمان فرآیندهای تولید مشکل مهمی است که باید در هنگام انجام تشخیص و پیش‌آگهی عیب در صنعت تولید پلی پروپلین در نظر گرفته شود. تحقیقات بیشتری برای توسعه الگوریتم‌ها و روش‌های یادگیری ماشینی مورد نیاز است که بتواند داده‌های موجود را مدیریت کند و الگوهای غیرخطی تعامل بین اجزای ماشین‌آلات را ثبت کند. رفتار تصادفی یک سیستم تولیدی و روابط پیچیده بین اجزای آن به این معنی است که این سیستم‌ها با غیرقابل پیش بینی بودن تعریف می‌شوند. علاوه بر این، تولید محصولات مختلف در سناریوهای دنیای واقعی، اغلب از یک خط تولید خارج می‌شوند که نیاز به تغییراتی در پیکربندی ماشین، اجزا و مواد تولید دارند. این شرایط غیر ایستا کار تشخیص و پیش بینی خطاها را پیچیده‌تر می‌کند. بنابراین، بسیار مهم است که الگوریتم‌های یادگیری ماشینی بتوانند الگوهای غیرخطی و پویایی را کشف کنند که این رویدادها را مشخص می‌کنند. عملکرد بالا به همان اندازه مطلوب است و به طور مستقیم با توانایی الگوریتم در مدل‌سازی سیستم مرتبط است. با این حال، هنگام شناسایی یا پیش‌بینی شکست‌ها در دنیای واقعی، تعریف عملکرد باید مبادله بین مثبت کاذب و منفی کاذب را در نظر بگیرد. بسته به الزامات کسب و کار، عدم پیش بینی یک خطا ممکن است عواقب جدی به دنبال داشته باشد، در این صورت مثبت کاذب به منفی کاذب ارجحیت دارد.

از آنجاییکه فرآیند تولید پلی پروپیلن شامل فرآیندهای شیمیایی و مکانیکی پیچیده است که می‌تواند منجر به مشکلات و چالش‌های مختلف شود، رفع این مشکلات نیازمند درک عمیقی از الگوریتم‌ها و روش‌های مبتنی بر داده است که در این فرآیند استفاده می‌شود. با این حال، ممکن است درک جامعی از روش‌ها و الگوریتم‌های مختلف مورد استفاده برای رفع مشکلات وجود نداشته باشد که باعث می‌شود رفع مشکلات تولید به صورت موثر مشکل باشد. استفاده از رویکرد متاسنتز می‌تواند در شناسایی و ترکیب روش‌ها و الگوریتم‌های مورد استفاده برای رفع مشکلات در فرآیند تولید پلی پروپیلن مفید باشد. این رویکرد شامل بررسی و تجزیه و تحلیل سیستماتیک ادبیات موجود، مطالعات تحقیقاتی و روش‌های صنعتی برای شناسایی و ترکیب الگوریتم‌ها و روش‌های مختلف مبتنی بر داده برای رفع مشکلات است. با این کار، درک جامعی از رویکردهای مختلف توسعه داده می‌شود که امکان حل مسائل و رفع مشکلات بهتر در فرآیند تولید را فراهم می‌کند. این امر می‌تواند در نهایت منجر به بهبود کارایی، کاهش زمان توقف و بهبود کلی نتایج تولید شود.

نتایج ملموس این تحقیق را می‌توان ارایه بینش‌ها و راه‌حل‌های کلیدی برای شناسایی عیوب در تولید پلی‌پروپیلن دانست. این تحقیق بر اهمیت شناسایی الگوریتم‌های یادگیری ماشینی کارآمد برای پاسخ‌گویی به ماهیت عیب و اشکال تأکید می‌کند و بر نیاز به کارآمدی و کارآیی منابع برای کاهش هزینه‌ها تأکید می‌کند. علاوه بر این، این متن بر پتانسیل شناسایی زودهنگام و پیشگیری از بروز اشکال و عیب از طریق استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی و شبکه‌های عصبی مصنوعی تأکید دارد که منجر به بهبود عملکرد و کارایی فرآیند می‌شود. علاوه بر این، پتانسیل بهبود کیفیت محصول از طریق پیاده‌سازی هوش

مصنوعی در شناسایی اشکال و همچنین اهمیت تحقیق و توسعه مداوم برای مدیریت پیچیدگی سیستم‌های تولید و گرفتن الگوهای غیرخطی از تعامل بین اجزاء ماشین از نتایج به دست آمده این تحقیق است. به طور خلاصه، این متن بینش‌های ارزشمندی را در مورد مزایای بهره‌برداری از یادگیری ماشینی و هوش مصنوعی برای شناسایی اشکال در تولید پلی‌پروپیلن ارائه می‌دهد.

٤- منابع

Aldrini, J., Chihi, I., & Sidhom, L. (2023). Fault diagnosis and self-healing for smart manufacturing: a review. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1-33.

Armenise, S., Wong, S., Ramírez-Velásquez, J. M., Launay, F., Wuebben, D., Nyakuma, B. B., ... & Muñoz, M. (2021). Application of computational approach in plastic pyrolysis kinetic modelling: a review. *Reaction kinetics, mechanisms and catalysis*, *134*(2), 591-614. https://doi.org/10.1007/s11144-021-02093-7

Bampoula, X., Siaterlis, G., Nikolakis, N., & Alexopoulos, K. (2021). A deep learning model for predictive maintenance in cyber-physical production systems using lstm autoencoders. *Sensors*, *21*(3), 972.

Baptista, M., Sankararaman, S., de Medeiros, I. P., Nascimento Jr, C., Prendinger, H., & Henriques, E. M. (2018). Forecasting fault events for predictive maintenance using data-driven techniques and ARMA modeling. *Computers & Industrial Engineering*, *115*, 41-53.https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.10.033

Boyes, H., Hallaq, B., Cunningham, J., & Watson, T. (2018). The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework. *Computers in industry*, *101*, 1-12.

Canizo, M., Onieva, E., Conde, A., Charramendieta, S., & Trujillo, S. (2017). Real-time predictive maintenance for wind turbines using big data frameworks. In 2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM) (pp. 70–77). IEEE.

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

Chang, H., Zhang, G., Sun, Y., & Lu, S. (2022). Non-dominant genetic algorithm for multi-objective optimization design of unmanned aerial vehicle shell process. *Polymers*, 14(14), 2896. https://doi.org/10.3390/polym14142896

Chen, B., Liu, Y., Zhang, C., & Wang, Z. (2020). Time series data for equipment reliability analysis with deep learning. *IEEE Access*, 8, 105484–105493.

Fernandes, M., Canito, A., Corchado, J. M., & Marreiros, G. (2019, June). Fault detection mechanism of a predictive maintenance system based on autoregressive integrated moving average models. In *International Symposium on Distributed Computing and Artificial Intelligence* (pp. 171-180). Cham: Springer International Publishing.

Fernandes, M., Corchado, J. M., & Marreiros, G. (2022). Machine learning techniques applied to mechanical fault diagnosis and fault prognosis in the context of real industrial manufacturing use-cases: A systematic literature review. *Applied Intelligence*, 52, 14246–14280. https://doi.org/10.1007/s10489-022-03344-3

Gao, H., Zhang, Y., Zhou, X., et al. (2018). Intelligent methods for the process parameter determination of plastic injection molding. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 13, 85–95. https://doi.org/10.1007/s11465-018-0491-0

Hu, H., Tang, B., Gong, X., Wei, W., & Wang, H. (2017). Intelligent fault diagnosis of the high-speed train with big data based on deep neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 13(4), 2106–2116. https://doi.org/10.1109/TII.2017.2683528

Hwang, I., Kim, S., Kim, Y., & Seah, C. E. (2010). A survey of fault detection, isolation, and reconfiguration methods. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 18(3), 636–653. https://doi.org/10.1109/TCST.2009.2026285

Ke, K. C., Wu, P. W., & Huang, M. S. (2023). Multi-quality prediction of injection molding parts using a hybrid machine learning model. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. https://doi.org/10.1007/s00170-023-12329-6

Kiangala, K. S., & Wang, Z. (2020). An effective predictive maintenance framework for conveyor motors using dual time-series imaging and convolutional neural network in an industry 4.0 environment. *IEEE Access*, 1. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3006788

Kolokas, N., Vafeiadis, T., Ioannidis, D., & Tzovaras, D. (2018, July). Forecasting faults of industrial equipment using machine learning classifiers. In *2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)* (pp. 1-6). IEEE.

Lau, C. K., Heng, Y. S., Hussain, M. A., & Nor, M. M. (2010). Fault diagnosis of the polypropylene production process (UNIPOL PP) using ANFIS. *ISA transactions*, *49*(4), 559-566.

Leiviskä, K. (2005). Problem Definition—From Applications to Methods. In *Do Smart Adaptive Systems Exist? Best Practice for Selection and Combination of Intelligent Methods* (pp. 19-26). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Liu, C., Bai, J., & Wu, F. (2022). Fault Diagnosis Using Dynamic Principal Component Analysis and GA Feature Selection Modeling for Industrial Processes. *Processes*, *10*(12), 2570. https://doi.org/10.3390/pr10122570

Liu, C., Tang, D., Zhu, H., & Nie, Q. (2021). A novel predictive maintenance method based on deep adversarial learning in the intelligent manufacturing system. *IEEE Access*, 9, 49557–49575. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3069256

Mathew, V., Toby, T., Singh, V., Rao, B. M., & Kumar, M. G. (2017, December). Prediction of Remaining Useful Lifetime (RUL) of turbofan engine using machine learning. In *2017 IEEE international conference on circuits and systems (ICCS)* (pp. 306-311). IEEE.

Mobley, R. K. (2001). Predictive Maintenance. In Plant Engineer's Handbook (pp. 867–888). Elsevier.

Mohan, T. R., Roselyn, J. P., Uthra, R. A., Devaraj, D., & Umachandran, K. (2021). Intelligent machine learning based total productive maintenance approach for achieving zero downtime in industrial machinery. *Computers & Industrial Engineering*, 157, 107267. https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107267

Naskos, A., Gounaris, A., Metaxa, I., & Köchling, D. (2019). Detecting anomalous behavior towards predictive maintenance. In *Advanced Information Systems Engineering Workshops: CAiSE 2019 International Workshops, Rome, Italy, June 3-7, 2019, Proceedings 31* (pp. 73-82). Springer International Publishing.

Nieves Avendano, D., Caljouw, D., Deschrijver, D., & Van Hoecke, S. (2021). Anomaly detection and event mining in cold forming manufacturing processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *115*, 837-852.

Niknam, S. A., Kobza, J., & Hines, J. W. (2017). Techniques of trend analysis in degradation-based prognostics. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *88*, 2429–2441. https://doi.org/10.1007/s00170-016-8909-5

O'Donovan, C., Popov, I., Todeschini, G., et al. (2023). Ladle pouring process parameter and quality estimation using Mask R-CNN and contrast-limited adaptive histogram

equalisation. International *Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 126, 1397–1416. https://doi.org/10.1007/s00170-023-11151-4

O'donovan, P., Leahy, K., Bruton, K., & O'Sullivan, D. T. (2015). Big data in manufacturing: a systematic mapping study. *Journal of Big Data*, *2*, 1-22. https://doi.org/10.1186/s40537-015-0028-x

Peng, D., Xu, Y., & Zhu, Q. (2013). Study and Application of Case-based Extension Fault Diagnosis for Chemical Process. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 21(4), 366–375. doi:10.1016/s1004-9541(13)60484-x

Ribeiro Junior, R. F., & Gomes, G. F. (2023). On the Use of Machine Learning for Damage Assessment in Composite Structures: A Review. *Applied Composite Materials*, 1-37.

Shen, Y. (2023). Genetic algorithm based production knowledge base for mechanical fault detection model. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 23.

Srinivasan, R. (2007). Artificial intelligence methodologies for agile refining: An overview. *Knowledge and Information Systems*, 12, 129–145. https://doi.org/10.1007/s10115-006-0057-z

Sullivan, G., Pugh, R., Melendez, A. P., & Hunt, W. D. (2010). Operations & maintenance best practices-a guide to achieving operational efficiency (release 3). Technical Report, Pacific Northwest National Lab. (PNNL), Richland.

Susto, G. A., Schirru, A., Pampuri, S., McLoone, S., & Beghi, A. (2015). Machine learning for predictive maintenance: A multiple classifier approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, *11*(3), 812–820. https://doi.org/10.1109/TII.2014.2349359

Tayyebi, S. (2015). Multiple-Fault Diagnosing System Based on Fuzzy-Genetic Algorithm for the Production of Toluene from n-Heptane. *Farayandno*, *9*(48), 44-52.

Turkoglu, B., Komesli, M., & Unluturk, M. S. (2019). Application of data mining in failure estimation of cold forging machines: An industrial research. *Stud Inf Control*, *28*(1), 87-94. https://doi.org/10.24846/v28i1y201909

Uhlmann, E., Pontes, R. P., Geisert, C., & Hohwieler, E. (2018). Cluster identification of sensor data for predictive maintenance in a selective laser melting machine tool. *Procedia Manuf*, 24, 60-65. https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.06.009

Vrabic, R., Kozjek, D., & Butala, P. (2017). Knowledge elicitation for fault diagnostics in plastic injection moulding: A case for machine-to-machine communication. *CIRP Ann Manuf Technol*, *66*(1), 433-436.

Xiao, H., Xu, Z. Z., Kim, L. S., et al. (2015). Optimization scheme of genetic algorithm and its application on aeroengine fault diagnosis. *Int J Precis Eng Manuf*, *16*, 735-741. https://doi.org/10.1007/s12541-015-0097-y

Xie, C., Zhang, R., & Bhola, J. (2022). Research on fault detection and identification methods of nonlinear dynamic process based on ICA. *Nonlinear Engineering*, *11*(1), 13-19. https://doi.org/10.1515/nleng-2022-0003

Yu, J. (2018). Tool condition prognostics using logistic regression with penalization and manifold regularization. *Appl Soft Comput*, *64*, 454-467. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.12.042

Zhang, J., Roberts, P. D., & Ellis, J. E. (1990). Fault diagnosis of a mixing process using deep qualitative knowledge representation of physical behaviour. *J Intell Robot Syst*, 3, 103-115. https://doi.org/10.1007/BF00242159

Zhang, W., Yang, D., & Wang, H. (2019). Data-driven methods for predictive maintenance of industrial equipment: A survey. *IEEE Syst J*, *13*(3), 2213-2227. https://doi.org/10.1109/JSYST.2019.2905565

Zhao, N. Y., Lian, J. Y., Wang, P. F., et al. (2020). Recent progress in minimizing the warpage and shrinkage deformations by the optimization of process parameters in plastic injection molding: A review. *Int J Adv Manuf Technol*, 120, 85-101. https://doi.org/10.1007/s00170-022-08859-0

Zhou, Y., Fang, X., & Zhao, B. (2001, June). Diagnosis based on genetic algorithms and fuzzy logic in NPPs. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems* (pp. 359-366). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

The Application of Meta-Synthesis Approach in Identifying the Methods of Data-Based Algorithms for Troubleshooting the Polypropylene Production Process

Soleiman Golpour Kandeh
PhD Candidate, Department of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
Reza Ramazani Khorshid Doost
Assistant Professor, Department of Industrial Engineering and Management Systems, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran
Email: ramazani@aut.ac.ir
Mohammad Reza Kabaran Zadeh Ghadim
Associate Professor, Department of Management, Center Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

Abstract
This research has sought to identify the methods of data-based algorithms for troubleshooting the polypropylene production process. The researcher analyzed the results and findings of previous researchers using a systematic and meta-composite review approach and identified the effective factors by performing the 7 steps of the Sandelovski and Barroso method. Among 500 articles, 34 articles were selected based on the CASP method. In this context, in order to measure reliability and quality control, the Kappa index was used to evaluate the identified indicators, and its value for the identified indicators was recognized at the level of excellent agreement. The results of the collected data analysis were analyzed in ATLAS TI software. Based on the done coding, 9 algorithms and their related techniques were identified. The identified algorithms are: ARIMA models, classification-based algorithms, decision trees, dynamic Bayesian networks, hybrid models, sample-based algorithms, hidden variable models, artificial intelligence networks and rule-based models. About 84% of the selected studies used machine learning techniques belonging to one of four categories: decision trees, artificial neural networks, hybrid models, and latent variable models. Computational efficiency is also seen as an important advantage for machine learning algorithms.
Keywords: Data-Based Algorithms, Artificial Intelligence, Polypropylene Production Process Troubleshooting, Metasynthesis.