

هوشمندسازی صنعت فولاد: مروری بر کاربردهای عملیاتی هوش مصنوعی در بهینه‌سازی، پایداری و

تحول دیجیتال فرآیندهای تولید

راضیه شیخ‌پور*

دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اردکان، اردکان، ایران

مقاله پژوهشی

چکیده

تاریخ دریافت:

۱۴۰۴/۰۴/۱۵

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۴/۰۷/۲۰

کلیدواژه‌ها:

هوش مصنوعی، صنعت فولاد،

یادگیری ماشین، بهینه‌سازی

فرآیند، تحول دیجیتال

نویسنده مسئول:

rsheikhpour@ardakan.ac.ir

صنعت فولاد به‌عنوان یکی از ارکان حیاتی اقتصاد جهانی، با چالش‌هایی نظیر نوسانات بازار، افزایش هزینه‌های انرژی، ضرورت کاهش آلاینده‌ها و رقابت فزاینده در بهره‌وری مواجه است. در این زمینه، هوش مصنوعی به‌عنوان محرکی کلیدی در تحول دیجیتال، نقش مهمی در بهینه‌سازی و هوشمندسازی فرآیندهای تولید ایفا می‌کند. این مقاله مروری، به بررسی کاربردهای عملیاتی هوش مصنوعی در صنعت فولاد می‌پردازد. در ابتدا، مفاهیم پایه‌ای هوشمندسازی صنعتی و الگوریتم‌های هوش مصنوعی معرفی شده‌اند. سپس، کاربردهای متنوع این فناوری از جمله بهینه‌سازی مصرف انرژی، کنترل کیفیت، نگهداری پیش‌بینانه، پیش‌بینی خواص مواد، تصمیم‌گیری در زنجیره تأمین و اتوماسیون خطوط تولید مورد بررسی قرار گرفته و مزایای پیاده‌سازی هوش مصنوعی بیان شده است. در ادامه، چالش‌های پیاده‌سازی این فناوری از جمله نیاز به داده‌های دقیق، زیرساخت‌های فناورانه، ملاحظات امنیتی و مسئله تفسیرپذیری مدل‌ها تحلیل شده است. در پایان نیز، روندهای نوظهوری نظیر ادغام هوش مصنوعی با فناوری‌هایی چون دوقلوی دیجیتال، یادگیری فدرال و مدل‌های قابل تفسیر معرفی شده‌اند. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد بهره‌گیری هدفمند از هوش مصنوعی نه تنها به افزایش بهره‌وری و کاهش هزینه‌ها کمک می‌کند، بلکه مسیر دستیابی به تولید پایدار و واکنش‌پذیر را نیز هموار می‌سازد.

doi : 10.22034/ABMIR.2025.23461.1146



۱- مقدمه

صنعت فولاد، به عنوان ستون فقرات توسعه صنعتی، نقشی راهبردی در رشد اقتصادی کشورها ایفا می‌کند. این صنعت با تأمین مواد اولیه کلیدی برای بخش‌هایی چون ساختمان‌سازی، خودروسازی، انرژی، حمل‌ونقل، پتروشیمی و حتی فناوری‌های نوین، جایگاهی حیاتی در زنجیره ارزش جهانی دارد [۱-۳]. با این حال، فرآیندهای پیچیده، پیوسته و سنگین در تولید فولاد، همواره با چالش‌هایی جدی از جمله مصرف بالای انرژی، نوسانات کیفیت، وابستگی شدید به تجهیزات سستی و آسیب‌پذیری بالا در برابر توقف‌های ناگهانی مواجه بوده‌اند. بهره‌برداری از منابع انرژی پرهزینه مانند برق، زغال‌سنگ و گاز طبیعی، ضمن افزایش هزینه‌های تولید، اثرات زیست‌محیطی قابل توجهی نیز به دنبال داشته است. همچنین، نبود سیستم‌های پایش هوشمند و تصمیم‌گیری بلادرنگ، کنترل کیفیت و نگهداری تجهیزات را با چالش‌های عملیاتی مواجه کرده است [۲-۴].

در این مقاله، با هدف ترسیم چشم‌اندازی روشن و کاربردی، یک مروری بر کاربردهای عملیاتی هوش مصنوعی در صنعت فولاد ارائه شده است. تمرکز اصلی بر نقش این فناوری در بهینه‌سازی بهره‌وری، ارتقای کیفیت، کاهش هزینه‌ها و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های بلادرنگ در فرآیندهای پیچیده و حساس تولید است. مطالعه حاضر ضمن بررسی روش‌ها و الگوریتم‌های هوش مصنوعی در حوزه‌های مختلف زنجیره ارزش فولاد، مزایا و دستاوردهای کاربرد هوش مصنوعی را تحلیل می‌کند. همچنین، چالش‌ها و موانع فنی، داده‌ای، زیرساختی و امنیتی مرتبط با پیاده‌سازی این فناوری‌ها نیز مورد بررسی قرار گرفته است. در بخش پایانی، روندهای نوظهور و فناوری‌های مکمل معرفی شده و چشم‌اندازهای آینده هوشمندسازی پایدار و واکنش‌پذیر در صنعت فولاد ترسیم می‌شود.

این مقاله با هدف پاسخ به پرسش‌های پژوهشی زیر طراحی شده است:

- ۱- مهم‌ترین حوزه‌های کاربردی هوش مصنوعی در صنعت فولاد کدام‌اند و چه الگوریتم‌هایی بیشترین استفاده را دارند؟
- ۲- هوش مصنوعی چگونه به بهینه‌سازی فرآیندها، افزایش بهره‌وری و ارتقای کیفیت محصولات فولادی کمک کرده است؟
- ۳- چه چالش‌ها و موانعی در مسیر پیاده‌سازی راهکارهای مبتنی بر هوش مصنوعی در صنعت فولاد وجود دارد؟
- ۴- روندهای نوظهور و مسیرهای آینده‌پژوهی در این حوزه کدام‌اند و چگونه می‌توانند خلأهای موجود در ادبیات را پوشش دهند؟

این مقاله با تمرکز بر مطالعات اخیر، تلاش می‌کند تصویری جامع از وضعیت کنونی و چشم‌انداز آینده هوش مصنوعی در صنعت فولاد ارائه دهد. بدین ترتیب، خلأ ناشی از فقدان یک چارچوب یکپارچه برای تحلیل کاربردهای عملیاتی، موانع اجرایی و روندهای آینده این فناوری در صنعت فولاد برطرف می‌شود.

در پاسخ به این چالش‌ها، حرکت به سوی هوشمندسازی فرآیندهای تولید فولاد به ضرورتی استراتژیک تبدیل شده است. با ظهور انقلاب صنعتی چهارم و رشد فناوری‌هایی نظیر اینترنت اشیا، صنعتی، تحلیل داده‌های بزرگ، بینایی ماشین و به‌ویژه هوش مصنوعی، کارخانه‌های فولاد به سمت «فولادسازی هوشمند» گام برداشته‌اند. در این کارخانه‌ها، داده‌ها از طریق حسگرهای پیشرفته گردآوری و توسط الگوریتم‌های هوش مصنوعی تحلیل می‌شوند تا الگوها، ناهنجاری‌ها و فرصت‌های بهینه‌سازی شناسایی گردند [۴-۶]. چارچوبی چهارلایه برای پیاده‌سازی فناوری تولید هوشمند، شامل لایه تجهیزات، شبکه، داده‌های حجیم و لایه کاربردی، زیربنای این تحول فناورانه را شکل می‌دهد [۶].

هوش مصنوعی، به عنوان یکی از فناوری‌های کلیدی در این مسیر، توانسته است با بهره‌گیری از قدرت یادگیری و تحلیل بر پایه داده، ابزارهایی مؤثر برای پیش‌بینی، بهینه‌سازی و تصمیم‌سازی ارائه دهد. کاربردهای آن در صنعت فولاد طیف وسیعی را دربر می‌گیرد: از پیش‌بینی شرایط بهینه تولید و کنترل کیفیت پیشرفته تا بینایی ماشین گرفته تا تعمیرات پیش‌بینانه و کاهش ردپای زیست‌محیطی از طریق بهینه‌سازی مصرف انرژی. این فناوری از یک ابزار فناورانه

مهم‌ترین الگوریتم‌های هوش مصنوعی و کاربردهای آن‌ها در صنعت فولاد معرفی می‌شوند.

لایه کاربردی

تحلیل آئی، بهینه‌سازی فرآیندها، زمان‌بندی تولید، مدیریت لجستیک و تصمیم‌گیری

لایه داده‌های حجیم

مدل‌سازی داده، تحلیل اطلاعات و زیرساخت داده‌های حجیم

لایه شبکه

انتقال پرسرعت داده‌ها با فناوری‌هایی مانند 5G، وای‌فای، فیبر نوری

لایه تجهیزات

جمع‌آوری داده‌های حسگرها از تجهیزات و فرآیندهای تولید

شکل (۱): معماری پیاده‌سازی تولید هوشمند در صنعت فولاد

۲-۲-۱ یادگیری ماشین

یادگیری ماشین شامل الگوریتم‌هایی است که بدون نیاز به برنامه‌نویسی صریح، از داده‌ها الگوها را استخراج و تصمیم‌گیری انجام می‌دهند. این الگوریتم‌ها برای مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای تولیدی بسیار مناسب هستند. کاربردها در صنعت فولاد [۱۰، ۱۱]:

- پیش‌بینی پارامترهای مهم مانند دما، فشار و نرخ تولید در کوره‌ها
 - طبقه‌بندی محصولات بر اساس ترکیب شیمیایی و خواص مکانیکی
 - تحلیل مصرف انرژی و شناسایی نقاط اتلاف
- الگوریتم‌های رایج: جنگل تصادفی (RF)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، k-نزدیک‌ترین همسایه (KNN)، رگرسیون خطی (LR). دلیل استفاده گسترده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در صنعت فولاد، توانایی آن‌ها در مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی

ساختار ادامه مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: در بخش ۲، مبانی و مفاهیم هوش مصنوعی تشریح می‌شود. بخش ۳ به بررسی کاربردهای عملیاتی هوش مصنوعی در فرآیندهای تولید فولاد می‌پردازد. در بخش ۴، مزایا و دستاوردهای استفاده از هوش مصنوعی در این صنعت مورد تحلیل قرار می‌گیرد. بخش ۵ به چالش‌ها و موانع پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی در صنعت فولاد می‌پردازد و در بخش ۶، روندهای نوظهور و چشم‌اندازهای آینده هوش مصنوعی در این حوزه بررسی می‌شوند. نهایتاً، در بخش ۷، نتایج کلی پژوهش ارائه می‌شود.

۲- مبانی هوشمندسازی و هوش مصنوعی

در این بخش، مبانی هوشمندسازی صنعتی و الگوریتم‌های هوش مصنوعی معرفی می‌شوند تا زمینه لازم برای بررسی کاربردهای آن‌ها در صنعت فولاد فراهم شود.

۲-۱ تعریف هوشمندسازی صنعتی

هوشمندسازی صنعتی به معنای ادغام فناوری‌های نوین دیجیتال با فرآیندهای تولید، نگهداری و مدیریت زنجیره تأمین با هدف ارتقای بهره‌وری، دقت، انعطاف‌پذیری و سرعت در تصمیم‌گیری‌های صنعتی است. در این چارچوب، تجهیزات سنتی با بهره‌گیری از حسگرها، ارتباطات اینترنتی و الگوریتم‌های پیشرفته، به سامانه‌هایی هوشمند، خودآموز و پاسخ‌گو تبدیل می‌شوند که قادرند به‌صورت بلادرنگ داده‌ها را جمع‌آوری کرده، تحلیل نموده و تصمیم‌سازی بهینه انجام دهند [۴، ۶، ۹].

به‌طور کلی، پیاده‌سازی تولید هوشمند نیازمند معماری‌ای چندلایه است که مراحل گردآوری تا بهره‌برداری از داده را در بر دارد [۶]. شکل ۱ این معماری را در قالب چهار لایه اصلی نمایش می‌دهد.

۲-۲ الگوریتم‌های هوش مصنوعی در تولید صنعتی

در صنعت فولاد، به‌دلیل پیچیدگی فرآیندها، تغییرپذیری شرایط عملیاتی و نیاز به بهینه‌سازی مستمر، استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی اهمیت ویژه‌ای دارد. این الگوریتم‌ها با تحلیل داده‌های متنوع و بزرگ، به بهبود کیفیت محصولات، افزایش کارایی تولید، پیش‌بینی خطاها و کاهش هزینه‌ها کمک می‌کنند [۴]. در ادامه،

۲-۲-۳ یادگیری عمیق

یادگیری عمیق شاخه‌ای از شبکه‌های عصبی است که با استفاده از معماری‌های چندلایه، قابلیت بالایی در تحلیل داده‌های پیچیده و حجم دارد. این رویکرد به‌ویژه در پردازش تصاویر، صوت و داده‌های سری زمانی عملکرد برجسته‌ای نشان داده است. هرچند یادگیری عمیق به‌طور کلی زیرمجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی محسوب می‌شود، اما به دلیل تفاوت‌های اساسی در معماری، الگوریتم‌ها و همچنین حجم قابل توجه پژوهش‌های اخیر در صنعت فولاد، در این مقاله به‌عنوان بخشی مستقل از شبکه‌های عصبی کلاسیک مانند MLP و RBF بررسی شده است.

کاربردها در صنعت فولاد [۵، ۱۵، ۱۶]:

- شناسایی خودکار عیوب سطحی مانند ترک، خراش و موج‌دار بودن
- پیش‌بینی رفتار حرارتی مواد در کوره‌ها
- مدل‌سازی خواص مکانیکی آلیاژهای جدید
- **الگوریتم‌های رایج:** شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) برای تصاویر، شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN)، شبکه‌های حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM) برای داده‌های سری زمانی. الگوریتم‌های یادگیری عمیق به‌ویژه برای داده‌های حجمی تصویری و زمانی در صنعت فولاد انتخاب می‌شوند، زیرا در شناسایی عیوب سطحی و تحلیل رفتار دینامیک فرایندها دقت بالایی دارند. مثال عملی: در یک مطالعه آزمایشگاهی، از شبکه CNN بر روی مجموعه داده NEU-CLS برای تشخیص عیوب سطحی فولاد شامل ترک‌ها و ناپیوستگی‌های سطح استفاده شد [۱۵]. همچنین شرکت POSCO کره جنوبی، مدل‌های یادگیری عمیق را در فرآیند پوشش‌دهی ورق‌های فولادی به‌کار گرفته است تا کنترل دقیقی بر پارامترهایی مانند ضخامت فولاد، عرض، شرایط عملیاتی و میزان پوشش هدف فراهم شود [۱۶].
- یادگیری عمیق در سال‌های اخیر به‌طور مؤثر در بهینه‌سازی فرایندها، شناسایی عیوب و پیش‌بینی خواص مواد به‌کار رفته است. جدول ۱ کاربردهای کلیدی این روش‌ها را نشان می‌دهد.

میان متغیرهای فرآیند و همچنین مدیریت داده‌های نویزی و متنوع است.

مثال عملی: در یک مطالعه صنعتی در شرکت فولاد خوزستان، از رگرسیون خطی چندگانه، رگرسیون غیرخطی چندگانه و شبکه عصبی پرسپترون برای توسعه مدلی هوشمند به‌منظور پیش‌بینی شاخص خوردگی و رسوب در مدارهای آب خنک‌کننده کوره‌های قوس الکتریکی استفاده شد [۱۲].

۲-۲-۲ شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ساختاری الهام‌گرفته از مغز انسان دارند و قادر به یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی بین داده‌ها هستند. این شبکه‌ها برای مدل‌سازی فرایندهای پیچیده صنعتی بسیار کارآمد هستند.

کاربردها در صنعت فولاد [۱۳]:

- مدل‌سازی فرایندهای غیرخطی نظیر نورد گرم و سرد، عملیات حرارتی و ریخته‌گری پیوسته
- کنترل کیفیت محصولات از طریق یادگیری روابط ورودی-خروجی
- تشخیص نواقص داخلی و سطحی فولاد با استفاده از داده‌های تصویری یا حسگری
- **الگوریتم‌های رایج:** پرسپترون چند لایه ((MLP)، توابع شعاعی پایه (RBF). این شبکه‌ها به دلیل قابلیت بالای خود در یادگیری روابط غیرخطی و چندمتغیره، برای مدل‌سازی فرایندهای پیچیده‌ای مانند نورد و عملیات حرارتی در فولادسازی بسیار مناسب هستند. مثال عملی: در یک مطالعه، از شبکه عصبی پیش‌خور برای توسعه مدلی به‌منظور پیش‌بینی ضخامت ورق‌های نورد ترکیبی تیتانیوم/فولاد استفاده شد. این مدل با بهره‌گیری از داده‌های ترکیب شیمیایی فولاد و پارامترهای فرآیند نورد، توانست ضخامت نهایی ورق‌ها را با دقت بالایی پیش‌بینی کند. این روش در محیط آزمایشگاهی فرآیند نورد گرم مورد استفاده قرار گرفت و نشان داد که شبکه‌های عصبی قابلیت بالایی در مدل‌سازی روابط پیچیده بین متغیرهای فرآیندی دارند [۱۴].

جدول (۱): مقایسه روش‌های یادگیری عمیق در کاربردهای کلیدی در صنعت فولاد

کاربرد	نوع داده	مدل اصلی	هدف	مزایا یا نتیجه	محل اجرا/ داده‌ها	مرجع
پیش‌بینی کیفیت کک	داده برداری	MLP	پیش‌بینی CSR	دقت بالا	داده‌های یک کارخانه کک‌سازی در استرالیا	[۱۷]
پیش‌بینی FeO در سینتر	داده زمانی	LSTM	ترکیب بهینه	دقت زیاد، کاهش خطا	داده‌های کارخانه سینتر (چین)	[۱۹، ۱۸]
تشخیص شکست در ریخته‌گری	دما / زمان	شبکه عصبی BP	تشخیص شکست	کاهش false alarm	داده‌های یک کارخانه فولاد در چین	[۲۱، ۲۰]
تشخیص ترک سطحی	تصویر NEU	YOLO, R-CNN	طبقه‌بندی عیوب	دقت بالا	مجموعه داده استاندارد NEU-DET	[۲۳، ۲۲]
شناسایی ساختارهای فولاد	OM / SEM	U-net CNN	طبقه‌بندی/ سگمنتیشن	تطابق با تصاویر آزمایشگاهی	داده‌های آزمایشگاهی (کره جنوبی)	[۲۵، ۲۴]
پیش‌بینی دمای BOF مذاب	طیف شعله	MLP	کنترل نقطه پایان	آموزش پذیری سریع	داده‌های یک کارخانه فولاد در چین	[۱۳]
تسریع روش فاز فیلد	داده شبیه‌سازی	PCA + LSTM PCA+GRU	کاهش هزینه محاسباتی	افزایش سرعت تا ۵۰,۰۰۰ برابر	مطالعه شبیه‌سازی (آمریکا)	[۲۶]
تولید داده مصنوعی برای آموزش مدل‌ها	تصویر NEU	GAN	تقویت داده آموزشی	بهبود تشخیص عیوب	تولید داده برای مجموعه NEU (چین)	[۲۷]

۲-۲-۴ بینایی ماشین

بینایی ماشین با تحلیل خودکار تصاویر صنعتی، امکان بازرسی دقیق کیفیت محصولات را در خطوط تولید فولاد فراهم می‌کند.

کاربردها در صنعت فولاد [۱، ۲۸]:

- شناسایی عیوب سطحی در خطوط نورد و ریخته‌گری
- کنترل دقیق ابعاد قطعات تولیدی
- نظارت ایمنی بر کارکنان از طریق تحلیل ویدئو

فناوری‌های رایج: شناسایی اشیاء، بخش‌بندی تصویر. علت اصلی انتخاب فناوری‌های بینایی ماشین در صنعت فولاد، نیاز به بازرسی سریع و دقیق کیفیت سطح محصولات در خطوط تولید است. مثال عملی: در یک مطالعه صنعتی، از دوربین‌های صنعتی و معماری بهبودیافته YOLOv5 برای شناسایی عیوب زنگ‌زدگی در سطح ورق‌های فولادی گالوانیزه استفاده شد [۲۸]. همچنین، شرکت POSCO کره جنوبی سامانه بینایی ماشین را در خطوط تولید خود برای بازرسی سطح ورق‌های فولادی و طبقه‌بندی عیوب سطحی به‌کار گرفته است [۱۶].

۲-۲-۵ الگوریتم‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی

این الگوریتم‌ها با تحلیل داده‌های حجیم به استخراج الگوها کمک می‌کنند؛ طبقه‌بندی برای داده‌های برجسب‌دار و خوشه‌بندی برای داده‌های بدون برجسب به‌کار می‌رود.

کاربردها در صنعت فولاد [۲۹، ۳۰]:

- دسته‌بندی محصولات نهایی بر اساس ترکیب شیمیایی، ابعاد یا خواص مکانیکی
- جداسازی داده‌های نرمال از داده‌های نویزدار در سیستم‌های جمع‌آوری داده
- تشخیص رفتارهای غیرعادی تجهیزات برای هشدار زودهنگام

الگوریتم‌های رایج: خوشه‌بندی سلسه‌مراتبی، K-means و درخت‌های تصمیم. این الگوریتم‌ها به دلیل توانایی در دسته‌بندی محصولات متنوع فولادی و تشخیص داده‌های غیرعادی، انتخاب مناسبی برای مسائل کیفیت و کنترل فرآیند هستند. مثال عملی: در یک مطالعه آزمایشگاهی، با استفاده از الگوریتم K-medoids و شبکه LSTM، متغیرهای فرآیند فولادسازی پیش‌بینی

پایداری زنجیره ارزش فولاد پرداخته است. این مطالعه، در چارچوب مفاهیم صنعت ۴.۰ و تحول دیجیتال، تمرکز خود را بر سامانه‌هایی همچون پایش هوشمند، کنترل پیشرفته، نگهداری پیش‌بینانه و سیستم‌های تصمیم‌یار زیست‌محیطی قرار داده است؛ سامانه‌هایی که با تحلیل داده‌های عملیاتی نظیر دما، فشار، تصاویر حرارتی و داده‌های کیفی محصولات، امکان تصمیم‌گیری هوشمند و دقیق در سطوح مختلف عملیاتی را فراهم می‌کنند. به‌کارگیری روش‌هایی نظیر درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی کانولوشنی و یادگیری تقویتی (RL) در زمینه‌هایی همچون بهینه‌سازی مصرف انرژی، کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای به‌ویژه دی‌اکسید کربن (CO_2) و افزایش کارایی تجهیزات کلیدی نظیر کوره‌های بازگرم، موجب ارتقای دقت پیش‌بینی، کاهش خطاها و بهبود چشمگیر در هزینه‌های عملیاتی شده است. نتایج این مطالعات همچنین حاکی از برتری قابل توجه مدل‌های یادگیری عمیق در مقایسه با روش‌های سنتی، به‌ویژه در تحلیل داده‌های پیچیده و با ابعاد بالا است.

در ادامه، مهم‌ترین کاربردهای عملیاتی هوش مصنوعی در مراحل مختلف زنجیره تولید فولاد به‌صورت طبقه‌بندی‌شده مرور می‌شود.

۳-۱ بهینه‌سازی مصرف انرژی

صنعت فولاد از جمله صنایع انرژی‌بر به‌شمار می‌رود، به‌گونه‌ای که بخش عمده‌ای از هزینه‌های عملیاتی آن به مصرف انرژی، به‌ویژه در تجهیزاتی مانند کوره‌های پیش‌گرم، قوس الکتریکی و خطوط نورد اختصاص دارد. در این زمینه، هوش مصنوعی با فراهم‌سازی ابزارهای پیش‌بینی دقیق و تصمیم‌گیری مبتنی بر داده، امکان بهینه‌سازی مصرف انرژی را فراهم کرده است [۸، ۳۳]. برای نمونه، در مطالعه‌ای [۳۴]، با هدف پیش‌بینی مصرف انرژی، عملکرد چندین الگوریتم یادگیری شامل شبکه عصبی مصنوعی، نزدیک‌ترین همسایه، جنگل تصادفی، گرادین افزایشی و یک مدل یادگیری عمیق مبتنی بر حافظه بلندمدت (LSTM) مقایسه شد. نتایج نشان داد مدل LSTM با خطای پیش‌بینی پایین‌تر عملکرد برتری دارد. همچنین، الگوریتم‌های گروهی مانند جنگل تصادفی و گرادین افزایشی نیز دقت مناسبی ارائه دادند، در حالی‌که

و خوشه‌بندی شدند تا داده‌های واقعی فرآیند فولادسازی تحلیل و دسته‌بندی گردند [۳۰].

۲-۲ الگوریتم‌های بهینه‌سازی

الگوریتم‌های بهینه‌سازی به صورت خودکار پارامترهای بهینه برای کاهش هزینه، مصرف انرژی و افزایش بازدهی را تعیین می‌کنند. کاربردها در صنعت فولاد [۳۱، ۳۲]:

- تنظیم دقیق پارامترهای کوره‌ها، از جمله دما و سرعت شارژ
 - زمان‌بندی بهینه تعمیرات و توقفات برنامه‌ریزی شده
 - بهینه‌سازی مصرف انرژی در پمپ‌ها و خطوط انتقال
- الگوریتم‌های رایج: الگوریتم ژنتیک (GA)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها. الگوریتم‌های بهینه‌سازی به دلیل قابلیت حل مسائل چندهدفه و پیچیده، در بهینه‌سازی مصرف انرژی و زمان‌بندی تولید در فولادسازی بسیار پرکاربرد هستند.

مثال عملی: در یک مطالعه آزمایشگاهی، از الگوریتم ترکیبی ژنتیک و بهینه‌سازی اجتماع ذرات (GA-PSO) برای کنترل پروفیل ضخامت عرضی ورق‌های فولادی الکتریکی در فرآیند نورد سرد ۶-استاندارد استفاده شد تا بکنواختی ضخامت ورق‌ها بهبود یابد و خطای تولید کاهش پیدا کند [۳۲].

۳-۳ کاربردهای عملیاتی هوش مصنوعی در

صنعت فولاد

صنعت فولاد، به‌واسطه ماهیت پیچیده، تغییرپذیری پویا و وابستگی شدید به داده‌های فرآیندی، بستری بسیار مناسب برای بهره‌گیری از فناوری‌های هوش مصنوعی فراهم کرده است. استفاده عملیاتی از هوش مصنوعی در این صنعت، با هدف ارتقای بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها، بهبود کیفیت محصولات و دستیابی به پایداری زیست‌محیطی، به‌طور فزاینده‌ای در حال گسترش است [۴-۷]. بررسی‌های اخیر نشان می‌دهند که به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در فرآیندهای مختلف زنجیره فولاد، نتایج چشمگیری به همراه داشته است [۳، ۷]. برای نمونه، مطالعه‌ای [۵] به بررسی نقش فناوری‌های نوین، به‌ویژه هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در ارتقای بهره‌وری و

۱۷٪ در انحراف دما و صرفه‌جویی ۲۸۲ کیلووات‌ساعت انرژی در هر مرحله ذوب را نشان می‌دهد. همچنین، نرخ بازگشت سرمایه‌گذاری ۳۵/۸٪ گزارش شده که نشانگر مزیت اقتصادی و زیست‌محیطی این راهکار است.

۳-۴ پیش‌بینی عملکرد و نگهداری پیش‌بینانه تجهیزات

نگهداری پیش‌بینانه از کاربردهای کلیدی هوش مصنوعی در صنعت فولاد است که با هدف پیشگیری از خرابی‌های ناگهانی و کاهش زمان توقف تولید به‌کار می‌رود. در این رویکرد، داده‌های جمع‌آوری‌شده از حسگرهای نصب‌شده روی تجهیزات (مانند یاتاقان‌ها، موتورها و پمپ‌ها) شامل ارتعاش، دما، صدا و فشار، توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحلیل می‌شوند تا خرابی‌های بالقوه در مراحل اولیه شناسایی شوند [۳۶، ۵]. در یک مطالعه مرور سیستماتیک [۴]، ۲۱۹ تحقیق در زمینه استفاده از یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در نگهداری تجهیزات خطوط فولادسازی (به‌ویژه کوره بلند و نورد گرم) بررسی شده‌اند. داده‌های حسگرها برای تشخیص خرابی و پیش‌بینی عمر باقی‌مانده تجهیزات به‌کار رفته و مدل‌هایی مانند ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی پیشرفته نظیر LSTM مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های یادگیری عمیق در مواجهه با داده‌های پیچیده، عملکرد دقیق‌تر و پایدارتری نسبت به روش‌های سنتی دارند. این امر منجر به کاهش توقف‌های غیرمنتظره، بهبود سلامت تجهیزات و افزایش بهره‌وری عملیاتی در صنعت فولاد شده است.

۳-۴-۱ مطالعه موردی: پیاده‌سازی هوش مصنوعی در Tata Steel

در این بخش یک مطالعه موردی واقعی از پیاده‌سازی هوش مصنوعی در صنعت فولاد ارائه می‌شود. یکی از نمونه‌های شاخص پیاده‌سازی عملی هوش مصنوعی در صنعت فولاد، پروژه پیش‌بینی نگهداری تجهیزات در کارخانه Tata Steel Shotton در بریتانیا است. در این پروژه، داده‌های واقعی حسگرهای نصب‌شده روی یاتاقان‌ها و تجهیزات کلیدی خطوط تولید جمع‌آوری و با استفاده از مدل‌های داده‌محور شامل Partial Least Squares Regression (PLSR)، شبکه‌های عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی تحلیل شدند. نتایج نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری

مدل‌های ساده‌تر از توانایی کمتری در مدل‌سازی رفتار انرژی برخوردار بودند.

۳-۲ کنترل کیفیت و تشخیص عیوب

کیفیت سطحی و ساختار داخلی محصولات فولادی، یکی از عوامل کلیدی در پذیرش بازار و عملکرد محصول نهایی به‌شمار می‌رود. نوسانات در پارامترهای فرآیند می‌توانند منجر به بروز عیوبی مانند ترک، حفره یا ناخالصی شوند که در صورت عدم شناسایی به‌موقع، موجب کاهش کیفیت یا رد شدن محصول می‌گردند. در این راستا، کاربرد الگوریتم‌های یادگیری عمیق و بینایی ماشین تحولی چشمگیر در سامانه‌های بازرسی کیفیت ایجاد کرده است. این سامانه‌ها قادرند به‌صورت بلادرنگ تصاویر با وضوح بالا از نوارهای فولادی را تحلیل کرده و عیوب سطحی مختلفی همچون ترک، لکه، ناهمواری و موج‌دار بودن را با دقت بالا شناسایی کنند [۲۷، ۲۳، ۲]. به‌عنوان نمونه، در مطالعه‌ای [۱] با استفاده از روش ELA-YOLO مبتنی بر معماری بهینه‌شده YOLOv8، سیستمی دقیق و سریع برای تشخیص عیوب سطحی توسعه داده شد که عملکردی بهینه در مقایسه با مدل‌های پیشین نشان داده است. آزمایش‌های انجام‌شده بر روی مجموعه‌داده‌های صنعتی استاندارد کارایی بالای این روش را در تشخیص عیوب کوچک و پیچیده تأیید می‌کند.

۳-۳ بهینه‌سازی فرآیندهای تولید

فرآیندهای تولید فولاد به‌دلیل پیچیدگی بالا و ماهیت پویا، نیازمند سامانه‌های کنترلی هوشمند برای تنظیم دقیق پارامترهای عملیاتی هستند. هوش مصنوعی، به‌ویژه الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری تقویتی، در بهینه‌سازی خودکار پارامترهایی چون دمای کوره، نرخ تزریق اکسیژن و سرعت غلتک‌های نورد نقش برجسته‌ای ایفا می‌کند. برای نمونه، شرکت Tata Steel در هند با بهره‌گیری از مدل‌های هوش مصنوعی، توانسته خطوط تولید را با تحلیل داده‌های گذشته و بلادرنگ بهینه نماید [۳۵]. در مطالعه‌ای دیگر [۱۱]، با هدف بهینه‌سازی عملکرد کوره قوس الکتریکی، مدلی مبتنی بر الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان توسعه یافته است که دمای نهایی مذاب را در زمان واقعی پیش‌بینی کرده و توان ورودی را به‌صورت خودکار تنظیم می‌کند. نتایج این مدل کاهش

۳-۶ طراحی آلیاژ و پیش‌بینی خواص محصول

با توجه به پیچیدگی خواص مکانیکی و ترکیب شیمیایی فولاد، مدل‌های یادگیری قادرند رابطه بین ترکیب عناصر و خواص نهایی محصول را استخراج و پیش‌بینی کنند [۴۰]. به‌عنوان نمونه، در مطالعه‌ای [۱۰] با استفاده از مدل یادگیری عمیق، خواص مکانیکی ورق‌های فولادی نورد گرم شامل استحکام تسلیم، استحکام کششی، درصد ازدیاد طول و انرژی ضربه بر اساس ترکیب شیمیایی و پارامترهای فرآیند تولید پیش‌بینی شد. این مدل با داده‌های واقعی صنعتی، پس از تنظیم دقیق و مقایسه با الگوریتم‌های سنتی، عملکرد بهتری از خود نشان داد و به‌صورت عملی در خطوط تولید فولاد برای پیش و کنترل آنلاین خواص مکانیکی، کاهش هزینه‌ها و بهبود کیفیت به‌کار گرفته شده است.

۳-۷ اتومات سازی تصمیم‌گیری در زنجیره تأمین

هوش مصنوعی با تحلیل داده‌های تقاضا، موجودی و حمل‌ونقل، فرآیند تصمیم‌گیری در زنجیره تأمین را بهینه می‌کند. شرکت‌های فولادی در چین با بهره‌گیری از الگوریتم‌های هوشمند، سفارش مواد اولیه و زمان‌بندی ارسال را مدیریت کرده‌اند که این امر موجب کاهش تأخیر، افزایش چابکی و پاسخ‌دهی سریع‌تر به تغییرات بازار شده است [۴۱].

۳-۸ کنترل زیست‌محیطی و کاهش آلاینده‌ها

هوش مصنوعی با پایش بلادرنگ انتشار CO_2 و سایر آلاینده‌ها، امکان تنظیم خودکار فرآیندها و کاهش اثرات زیست‌محیطی را فراهم می‌کند. شرکت‌های اروپایی، به ویژه در آلمان و سوئد، از سامانه‌های هوشمند برای تطبیق فرآیند تولید با استانداردهای اتحادیه اروپا استفاده می‌کنند [۵]. مطالعه‌ای [۴۲] نقش یادگیری ماشین در کاهش ردپای زیست‌محیطی و بهبود بهره‌وری تولید فولاد را بررسی کرده و نشان می‌دهد که چالش‌های داده‌ای نظیر تنوع، حجم بالا و ناپیوستگی داده‌ها با استفاده از کلان‌داده، مدل‌سازی پیشرفته و الگوریتم‌های یادگیری ماشین قابل مدیریت‌اند. این سامانه‌ها به عنوان تصمیم‌یار برای مدیران کارخانه‌ها به کار گرفته شده‌اند و مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی به ویژه در شرایط دسترسی به داده‌های واقعی،

ماشین، به‌ویژه جنگل تصادفی، در پیش‌بینی سایش یاتاقان‌ها عملکرد دقیق‌تر و پایدارتری نسبت به روش‌های سنتی دارند و توانستند وقوع خرابی را پیش از رخداد تشخیص دهند. این دستاورد منجر به کاهش توقف‌های غیرمنتظره، افزایش بهره‌وری خط تولید و بهبود تصمیم‌گیری‌های نگهداری شد [۳۷].

علاوه بر این مطالعه موردی، شرکت Tata Steel در هند کارخانه (Kalinganagar) نیز با اجرای پروژه‌های هوش مصنوعی در حوزه‌های مختلف تولید از جمله پیش‌بینی دمای مذاب و بهینه‌سازی مصرف انرژی، موفق به کاهش هزینه‌های عملیاتی و بهبود کیفیت محصول شده است [۳۸].

گزارش‌های سالانه Tata Steel نیز نشان می‌دهند که این شرکت طی سال‌های اخیر بیش از ۵۵۰ مدل هوش مصنوعی را در زمینه‌هایی مانند بهره‌وری، ایمنی و کیفیت به‌کار گرفته است [۳۹]. این نمونه‌ها به‌روشنی بیانگر آن هستند که هوش مصنوعی نه تنها در سطح پژوهش، بلکه در محیط‌های صنعتی واقعی نیز به‌طور گسترده و مؤثر مورد استفاده قرار گرفته است.

۳-۵ زمان‌بندی و برنامه‌ریزی تولید

برنامه‌ریزی تولید در صنعت فولاد از مسائل پیچیده و چندهدفه است که نیازمند توازن میان سفارش‌های مشتری، زمان‌بندی تجهیزات و تأمین مواد اولیه است. الگوریتم‌های هوش مصنوعی از جمله الگوریتم‌های ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و سیستم‌های ترکیبی، ابزارهای مؤثری برای بهینه‌سازی این فرآیند هستند. در مطالعه‌ای [۳۳]، یک معماری هوشمند مبتنی بر سیستم چندعاملی برای بهبود تصمیم‌گیری و زمان‌بندی تولید در کارخانه فولاد ACINOX کوبا ارائه شده است. این سیستم با ترکیب ساختارهای سلسله‌مراتبی و هم‌سطح، توانسته زمان تصمیم‌گیری را تا ۹۹/۷٪ کاهش داده و مصرف انرژی و هزینه‌ها را به شکل چشم‌گیری بهینه‌سازی کند. نتایج این رویکرد نشان می‌دهد که سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نه تنها در پاسخ به شرایط متغیر و عدم قطعیت‌های موجود در تولید مؤثر هستند، بلکه به افزایش بهره‌وری و انعطاف‌پذیری در مدیریت زنجیره تولید نیز کمک می‌کنند.

آلیاژ، اتوماتیک‌سازی زنجیره تأمین و کنترل زیست‌محیطی، کاربردهای متنوع و موثری در این صنعت دارد. این فناوری‌ها باعث افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها، بهبود کیفیت و کاهش اثرات زیست‌محیطی می‌شوند. همچنین، استفاده از سامانه‌های هوشمند تصمیم‌یار و تحلیل‌های داده‌محور، فرآیندهای پیچیده و چندعامله تولید فولاد را به شکلی دقیق‌تر و پویا مدیریت می‌کند. نتایج این جمع‌بندی به صورت خلاصه و دسته‌بندی‌شده در جدول ۲ ارائه شده است که شامل کاربردهای عملیاتی، الگوریتم‌های رایج، نوع داده‌های مورد استفاده، اهداف اصلی و مزایای کلیدی می‌باشد.

جدول (۲): خلاصه‌ای از کاربردهای عملیاتی هوش مصنوعی در صنعت فولاد به همراه الگوریتم‌های رایج، نوع داده‌های استفاده شده، اهداف اصلی و مزایای کلیدی هر کاربرد

کاربرد عملیاتی	الگوریتم‌های رایج	نوع داده	هدف اصلی	مزایای کلیدی	مراجع
بهینه‌سازی مصرف انرژی	KNN, RF, SVR, DNN, CatBoost, LSTM	دما، فشار، ترکیب مواد	کاهش مصرف انرژی، تنظیم احتراق	صرفه‌جویی مالی، کاهش آلاینده‌ها	[۸، ۱۱، ۳۳، ۳۴]
کنترل کیفیت و تشخیص عیوب	YOLOv7, ResNet, CNN, GAN, SVM, KNN, RF	تصویر، داده نورد	شناسایی ترک، حفره، موج‌دار بودن	کاهش ضایعات، افزایش پذیرش محصول	[۱، ۲، ۳۶، ۴۳]
بهینه‌سازی فرآیند تولید	RL, SVR, RF, KNN, GAN, GNN, LSTM, DNN, Fuzzy Logic	دما، سرعت، فشار	تنظیم خودکار پارامترهای تولید	افزایش بهره‌وری، کاهش نوسانات	[۷، ۸، ۱۰، ۱۱، ۳۳، ۴۲]
نگهداری پیش‌بینانه تجهیزات	RF, SVM, LSTM, Autoencoder, GRU	ارتعاش، صوت، دما، فشار	پیش‌بینی خرابی، پایش وضعیت	کاهش توقف اضطراری، افزایش عمر تجهیز	[۴، ۵، ۴۰، ۴۴]
زمان‌بندی و برنامه‌ریزی تولید	GA, PSO, Expert System	سفارش، ظرفیت، زمان راه‌اندازی	بهینه‌سازی ترتیب تولید و زمان‌بندی	افزایش بهره‌وری، کاهش خاموشی کوره	[۳۴، ۴۳، ۴۴، ۴۵]
طراحی آلیاژ و پیش‌بینی خواص	SVR, RF, DNN, Symbolic Regression	ترکیب شیمیایی، دمای فرآیند	پیش‌بینی خواص مکانیکی	طراحی دقیق آلیاژ، کاهش آزمون‌های فیزیکی	[۱۰، ۱۵، ۴۰]
اتومات‌سازی زنجیره تأمین	RL, GA, Fuzzy Logic, CNN, Expert System	موجودی، حمل‌ونقل، تقاضا	تنظیم سفارش و ارسال	افزایش چابکی، کاهش تأخیر	[۳۶، ۴۴، ۴۶، ۴۷]
کنترل زیست‌محیطی	CNN, SVM, Fuzzy Logic, LSTM	داده گازها، دما، آلاینده‌ها و داده‌های ترکیبی	کاهش انتشار CO ₂ و NO _x	تطابق با استانداردها، حفظ پایداری	[۳۶، ۴۲، ۴۶، ۴۷]

محصولات به همراه داشته است. از جمله مهم‌ترین دستاوردها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- **افزایش بهره‌وری:** تحلیل داده‌های دقیق و پیش‌بینی‌های به موقع، امکان بهینه‌سازی پارامترهای عملیاتی را فراهم کرده و نرخ تولید را بهبود بخشیده است.

۴- مزایا و دستاوردهای به‌کارگیری هوش

مصنوعی در صنعت فولاد

پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی در صنعت فولاد تحولات چشمگیری در بهبود بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها و ارتقای کیفیت

برای ذخیره‌سازی داده، موجب کاهش دقت مدل‌های یادگیری ماشین می‌شود.

دلیل اهمیت در فولاد: داده‌های نامطمئن یا ناقص می‌توانند پیش‌بینی فرآیندها و کنترل کیفیت محصولات فولادی را دچار خطا کنند.

۲-۵ پیچیدگی مدل‌سازی فرایندها

ماهیت چندمتغیره، پویا و غیرخطی فرایندهای تولید فولاد، مدل‌سازی دقیق را دشوار می‌سازد. اجرای مؤثر الگوریتم‌های هوش مصنوعی مستلزم دانش میان‌رشته‌ای در متالورژی، مهندسی فرایند و یادگیری ماشین است. کمبود نیروی متخصص یکی از محدودیت‌های اصلی است.

دلیل اهمیت در فولاد: پیچیدگی فرآیندهای فولادسازی باعث می‌شود مدل‌های هوش مصنوعی مستقیماً بر کیفیت محصول و بهره‌وری خطوط تولید تأثیر بگذارند.

۳-۵ ناسازگاری با زیرساخت‌های موجود

بسیاری از کارخانه‌های فولاد از سیستم‌های کنترل قدیمی و غیرهوشمند استفاده می‌کنند که با فناوری‌های نوین سازگار نیستند. فقدان حسگرهای هوشمند، اتصال ضعیف سامانه‌ها و مشکلات امنیت سایبری، استقرار راهکارهای هوش مصنوعی را با چالش مواجه می‌کند.

دلیل اهمیت در فولاد: عدم تطابق زیرساخت‌ها با سیستم‌های هوشمند می‌تواند موجب اختلال در خطوط تولید و افزایش هزینه‌های عملیاتی شود.

۴-۵ مقاومت فرهنگی و سازمانی

پذیرش فناوری‌های نوین در صنعت فولاد نیازمند تغییر فرهنگ سازمانی و توانمندسازی کارکنان است. نگرانی از جایگزینی شغلی و ناآشنایی با مزایای فناوری، مقاومت در برابر تغییر را افزایش می‌دهد.

دلیل اهمیت در فولاد: مشارکت فعال کارکنان و آموزش هدفمند، موفقیت پروژه‌های هوشمندسازی و حفظ بهره‌وری در محیط‌های تولید فولاد را تضمین می‌کند.

▪ کاهش هزینه‌های عملیاتی: بهینه‌سازی مصرف انرژی و کاهش ضایعات، هزینه‌های مستقیم و غیرمستقیم تولید را به طور قابل توجهی کاهش داده است.

▪ ارتقای کیفیت محصولات: استفاده از بینایی ماشین و الگوریتم‌های یادگیری عمیق، تشخیص سریع و دقیق عیوب را ممکن ساخته و به کاهش ضایعات و افزایش رضایت مشتری منجر شده است.

▪ نگهداری پیش‌بینانه: تحلیل داده‌های حسگرها، پیش‌بینی خرابی تجهیزات را تسهیل کرده و باعث کاهش توقف‌های ناگهانی و افزایش عمر مفید تجهیزات شده است.

▪ افزایش انعطاف‌پذیری تولید: مدل‌های هوش مصنوعی امکان واکنش سریع به تغییرات بازار و تقاضا را فراهم کرده و برنامه‌ریزی تولید را بهبود داده‌اند.

▪ تصمیم‌گیری هوشمند: سیستم‌های تصمیم‌یار مبتنی بر هوش مصنوعی، داده‌های بزرگ را تحلیل و به مدیران کمک می‌کنند تا تصمیمات راهبردی و عملیاتی دقیق‌تری اتخاذ کنند.

▪ پایداری زیست‌محیطی: بهینه‌سازی مصرف منابع و کاهش انتشار آلاینده‌ها، به تحقق اهداف محیط‌زیستی و تولید فولاد سبز کمک می‌کند.

این دستاوردها نشان‌دهنده نقش کلیدی هوش مصنوعی در پیشرفت پایدار و بهره‌ور صنعت فولاد است و چشم‌انداز روشنی برای گسترش کاربردهای این فناوری در آینده فراهم می‌آورد.

۵- چالش‌ها و موانع پیاده‌سازی هوش مصنوعی

در صنعت فولاد

با وجود مزایای قابل توجه هوش مصنوعی در بهبود عملکرد صنعت فولاد، استقرار موفق آن با چالش‌هایی در سطوح فنی، سازمانی و اجرایی همراه است. این بخش به مهم‌ترین موانع پیش‌رو در محیط‌های تولید فولاد اشاره دارد:

۱-۵ کیفیت و دسترسی به داده‌ها

یکی از موانع اساسی، نبود داده‌های دقیق، کامل و ساخت‌یافته در مراحل مختلف فرآیندهای فولادسازی است. پیچیدگی تولید، ضعف زیرساخت‌های اندازه‌گیری و فقدان استانداردهای یکپارچه



سطح بلوغ فناوری

شکل (۲): روندهای کلیدی آینده در به کارگیری هوش مصنوعی در صنعت فولاد

۶-۱ حرکت به سوی کارخانه‌های هوشمند و خودران

یکی از افق‌های بلندمدت صنعت فولاد، ایجاد کارخانه‌هایی است که با حداقل مداخله انسانی، از طریق ترکیب هوش مصنوعی، رباتیک، اینترنت اشیاء صنعتی و فناوری‌های لبه‌محور بتوانند به‌صورت کاملاً خودکار، پویا و واکنش‌گرا عمل کنند. در این چشم‌انداز، الگوریتم‌های پیش‌بینی، کنترل‌کننده‌های هوشمند و سیستم‌های تصمیم‌یار در تمامی مراحل، از شارژ مواد خام تا بسته‌بندی محصول نهایی، نقش اصلی را ایفا خواهند کرد.

۶-۲ ترکیب هوش مصنوعی با فناوری‌های نو ظهور

یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی با فناوری‌هایی مانند دوقلوهای دیجیتال، یادگیری فدرال، بلاک‌چین و واقعیت افزوده، امکان تحلیل، شبیه‌سازی و بهینه‌سازی پیشرفته‌تری از فرآیندها را فراهم خواهد کرد.

۶-۳ توسعه مدل‌های سبک و قابل تفسیر

افزایش تقاضا برای تصمیم‌گیری‌های شفاف و مستند در صنعت فولاد، جهت‌گیری پژوهش‌ها را به سمت مدل‌های قابل تفسیر و کم‌هزینه با دقت بالا سوق داده است.

۶-۴ گسترش تصمیم‌یارهای هوشمند در زنجیره

تأمین

در آینده، هوش مصنوعی فراتر از خطوط تولید، در بهینه‌سازی لجستیک، پیش‌بینی تقاضا و برنامه‌ریزی حمل‌ونقل نقش فزاینده‌ای

۵-۵ تفسیرپذیری و اعتماد به مدل‌ها

مدل‌های یادگیری عمیق پیچیده و غیرقابل تفسیر هستند. در صنعت فولاد که تصمیم‌ها باید مستند و دقیق باشند، این موضوع موجب تردید در اعتماد به مدل‌ها می‌شود. دلیل اهمیت در فولاد: عدم شفافیت مدل‌ها می‌تواند مانع تصمیم‌گیری سریع و بهینه در فرآیندهای تولید فولاد شود.

۵-۶ امنیت سایبری و حریم خصوصی داده‌ها

استفاده از اینترنت اشیا و جمع‌آوری داده‌های حساس تولید، خطرات امنیتی جدی دارد. حملات سایبری به سیستم‌های کنترل تولید فولاد می‌تواند پیامدهای گسترده‌ای داشته باشد. دلیل اهمیت در فولاد: حفاظت از داده‌ها و زیرساخت‌ها برای جلوگیری از توقف تولید یا آسیب به تجهیزات حیاتی الزامی است.

۵-۷ هزینه و بازگشت سرمایه

هوشمندسازی نیازمند سرمایه‌گذاری قابل توجه در سخت‌افزار، نرم‌افزار و آموزش است. محاسبه دقیق بازگشت سرمایه و استفاده از رویکردهای مرحله‌ای و چابک، برای کاهش ریسک‌های اقتصادی و فنی حیاتی است.

دلیل اهمیت در فولاد: سرمایه‌گذاری نادرست می‌تواند موجب کاهش رقابت‌پذیری و بهره‌وری کلان صنعت فولاد شود.

۶- آینده پژوهی و روندهای نو ظهور در کاربرد

هوش مصنوعی در صنعت فولاد

تحول دیجیتال و پیشرفت سریع فناوری‌های نوین، چشم‌اندازهای تازه‌ای را برای صنعت فولاد ترسیم کرده است. هوش مصنوعی، به‌عنوان پیشران اصلی این تغییرات، در سال‌های آینده نقشی حیاتی در افزایش خودکارسازی، بهره‌وری و پایداری ایفا خواهد کرد. روندهای کلیدی آینده در به کارگیری هوش مصنوعی در صنعت فولاد بر اساس سطح بلوغ فناوری و میزان تأثیر بالقوه، در شکل ۲ نمایش داده شده‌اند. در ادامه، شرح مختصری از هر یک از این روندها ارائه می‌شود:

و موجب بهبود تصمیم‌گیری و انعطاف‌پذیری تولید شده‌اند. با این حال، چالش‌هایی مانند نیاز به داده‌های دقیق، نبود زیرساخت‌های مناسب، مسائل امنیتی و تفسیرناپذیری برخی مدل‌ها، مانع پیاده‌سازی گسترده این فناوری‌ها هستند. همچنین، رعایت الزامات اخلاقی، شفافیت الگوریتم‌ها و ملاحظات زیست‌محیطی باید در آینده مورد توجه ویژه قرار گیرد.

برای مدیران صنعت فولاد، مسیر عملیاتی تحقق چشم‌انداز هوشمندسازی به شرح زیر پیشنهاد می‌شود:

- سرمایه‌گذاری راهبردی در زیرساخت‌های دیجیتال و تربیت نیروی انسانی متخصص: ایجاد بسترهای داده‌محور، تجهیز خطوط تولید به حسگرها و سیستم‌های هوشمند، و آموزش نیروهای متخصص برای بهره‌برداری مؤثر از هوش مصنوعی
- تقویت همکاری بین صنایع، مراکز پژوهشی و شرکت‌های فناوری: اجرای پروژه‌های مشترک تحقیق و توسعه، ایجاد شبکه‌های دانش و اشتراک‌گذاری داده‌های صنعتی برای

افزایش سرعت نوآوری

- پیاده‌سازی راهکارهای هوشمند با رویکرد پایداری: کاهش مصرف انرژی و آلایندگی‌ها، مدیریت مؤثر پسماند و ارتقای شاخص‌های زیست‌محیطی در فرآیندهای تولید

- استفاده تدریجی و هدفمند از فناوری‌های نوظهور: برنامه‌ریزی برای ادغام رباتیک، اینترنت اشیاء صنعتی، مدل‌های پیش‌بینی و تصمیم‌یار هوشمند در فرآیندهای تولید و زنجیره تأمین

در نهایت، آینده صنعت فولاد به توانایی مدیران در ادغام هوشمندانه فناوری‌های نوین با فرآیندهای تولید، مدیریت و زیست‌محیطی وابسته است و مسیر مشخصی برای تحقق کارخانه‌های خودران، زنجیره تأمین هوشمند و تولید پایدار ارائه می‌دهد.

ایفا خواهد کرد، به‌ویژه از طریق مدل‌های یادگیری تقویتی و تحلیل عدم قطعیت.

۶-۵ تولید پایدار و زیست‌سازگار با کمک هوش

مصنوعی

مدل‌های هوشمند قادر خواهند بود بهینه‌سازی انرژی، کاهش انتشار آلایندگی‌ها و مدیریت مؤثر پسماند را در راستای اهداف زیست‌محیطی جهانی تحقق بخشند.

۶-۶ نقش رو به رشد هوش مصنوعی مولد

با پیشرفت مدل‌های هوش مصنوعی مولد مانند GPT در حوزه‌های صنعتی، در آینده، هوش مصنوعی قادر خواهد بود به‌صورت خودکار طرح‌های مهندسی پیشنهاد دهد، سناریوهای بهینه طراحی کند و حتی راهکارهای نوآورانه برای مسائل فرآیندی خلق کند. این روند، خلاقیت انسانی را تقویت کرده و بهره‌وری طراحی را ارتقاء خواهد داد.

۶-۷ خودکارسازی تصمیم‌گیری در خطوط تولید

دستیابی به کنترل کامل و هوشمند فرآیندهای تولید، از طریق توسعه الگوریتم‌های پیشرفته کنترل، تشخیص سریع شرایط بحرانی و تضمین ایمنی، از اهداف نهایی آینده‌پژوهی در این حوزه است.

۷- نتیجه‌گیری

صنعت فولاد به‌عنوان یکی از بخش‌های کلیدی اقتصاد جهانی، در مسیر گذار به تولید هوشمند، به‌طور فزاینده‌ای به فناوری‌های هوش مصنوعی متکی شده است. مطالعات اخیر نشان می‌دهد که هوش مصنوعی با بهینه‌سازی فرآیندها، پیش‌بینی خرابی‌ها، کنترل کیفیت و مدیریت منابع، نقش مؤثری در افزایش بهره‌وری و پایداری عملیاتی ایفا کرده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و بینایی ماشین در کاربردهایی مانند تشخیص عیوب، کاهش مصرف انرژی و طراحی آلیاژهای جدید مورد استفاده قرار گرفته‌اند

References

- [1] R. Ma, J. Chen, Y. Feng, Z. Zhou, and J. Xie, "ELA-YOLO: An efficient method with linear attention for steel surface defect detection during manufacturing," *Adv. Eng. Inform.*, vol. 65, p. 103377, 2025.
- [2] V. Nath, C. Chattopadhyay, and K. A. Desai, "NSLNet: An improved deep learning model for steel surface defect classification utilizing small training datasets," *Manuf. Lett.*, vol. 35, pp. 39–42, 2023.
- [3] W. Fang, J. X. Huang, T. X. Peng, Y. Long, and F. X. Yin, "Machine learning-based performance predictions for steels considering manufacturing process parameters: A review," *J. Iron Steel Res. Int.*, vol. 31, no. 7, pp. 1555–1581, 2024.
- [4] J. Jakubowski, N. Wojak-Strzelecka, R. P. Ribeiro, S. Pashami, S. Bobek, J. Gama, and G. J. Nalepa, "Artificial intelligence approaches for predictive maintenance in the steel industry: A survey," *arXiv preprint arXiv:2405.12785*, 2024.
- [5] C. Pepe, G. Farella, G. Bartucci, and S. M. Zanoli, "Recent innovations in computer and automation engineering for performance improvement in the steel industry production chain: A review," *Energies*, vol. 18, no. 8, 2025.
- [6] D. Zhou, K. Xu, Z. Lv, J. Yang, M. Li, F. He, and G. Xu, "Intelligent manufacturing technology in the steel industry of China: A review," *Sensors*, vol. 22, no. 21, p. 8194, 2022.
- [7] K. Tsutsui, T. Namba, K. Kihara, J. Hirata, S. Matsuo, and K. Ito, "Current trends on deep learning techniques applied in iron and steel making field: A review," *ISIJ Int.*, vol. 64, no. 11, pp. 1619–1640, 2024.
- [8] Redchuk and F. Walas Mateo, "New business models on artificial intelligence—the case of the optimization of a blast furnace in the steel industry by a machine learning solution," *Appl. Syst. Innov.*, vol. 5, no. 1, p. 6, 2021.
- [9] D. Cemernek, S. Cemernek, H. Gursch, A. Pandeshwar, T. Leitner, M. Berger, G. Klösch, and R. Kern, "Machine learning in continuous casting of steel: A state-of-the-art survey," *J. Intell. Manuf.*, vol. 33, no. 6, pp. 1561–1579, 2022.
- [10] Q. Xie, M. Suvarna, J. Li, X. Zhu, J. Cai, and X. Wang, "Online prediction of mechanical properties of hot rolled steel plate using machine learning," *Mater. Des.*, vol. 197, p. 109201, 2021.
- [11] S. W. Choi, B. G. Seo, and E. B. Lee, "Machine learning-based tap temperature prediction and control for optimized power consumption in stainless electric arc furnaces (EAF) of steel plants," *Sustainability*, vol. 15, no. 8, p. 6393, 2023.
- [12] M. Khaledi, A. Rashidi Mehrabadi, and M. Mirabi, "Prediction of the corrosion and scaling index of industrial cooling water circulation circuits using artificial intelligence: Case study of circulating water circuits in electric arc furnaces of Khuzestan Steel," *SSRN*, 2024.
- [13] Y. Zhang, C. J. Zhang, K. Zeng, L. Zhu, and Y. Han, "Research on terminal control model of intelligent mining of flame spectral information of converter mouth in late smelting stage," *Ironmaking Steelmaking*, vol. 48, no. 6, pp. 677–684, 2021.
- [14] S. Li, S. Wang, W. Li, G. Zhang, Z. Huang, X. Luo, and H. Yu, "Rolled thickness prediction for titanium/steel-clad plates based on combined method of theoretical and neural network," *Steel Res. Int.*, vol. 96, no. 3, p. 2400602, 2025.
- [15] S. Y. Lee, B. A. Tama, S. J. Moon, and S. Lee, "Steel surface defect diagnostics using deep convolutional neural network and class activation map," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 24, p. 5449, 2019.
- [16] K. Choi, K. Koo, and J. S. Lee, "Development of defect classification algorithm for POSCO rolling strip surface inspection system," in *Proc. 2006 SICE-ICASE Int. Joint Conf.*, Oct. 2006, pp. 2499–2502. IEEE.
- [17] L. North, K. Blackmore, K. Nesbitt, and M. R. Mahoney, "Methods of coke quality prediction: A review," *Fuel*, vol. 219, pp. 426–445, 2018.
- [18] C. Yang, C. Yang, J. Li, Y. Li, and F. Yan, "Forecasting of iron ore sintering quality index: A latent variable method with deep inner structure," *Comput. Ind.*, vol. 141, p. 103713, 2022.
- [19] S. Liu, X. Liu, Q. Lyu, and F. Li, "Comprehensive system based on a DNN and LSTM for predicting sinter composition," *Appl. Soft Comput.*, vol. 95, p. 106574, 2020.
- [20] F. He and L. Zhang, "Mold breakout prediction in slab continuous casting based on combined method of GA-BP neural network and logic rules," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 95, no. 9, pp. 4081–4089, 2018.
- [21] J. Cheng, C. Zhao-Zhen, T. Nai-Biao, Y. Ji-Lin, and Z. Miao-Yong, "Molten steel breakout prediction based on genetic algorithm and BP

- neural network in continuous casting process,” in Proc. 31st Chin. Control Conf., Jul. 2012, pp. 3402–3406. IEEE.
- [22] W. Zhao, F. Chen, H. Huang, D. Li, and W. Cheng, “A new steel defect detection algorithm based on deep learning,” *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2021, no. 1, p. 5592878, 2021.
- [23] B. Si, M. Yasengjiang, and H. Wu, “Deep learning-based defect detection for hot-rolled strip steel,” in *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 2246, no. 1, p. 012073. IOP Publishing, 2022.
- [24] J. Jang, D. Van, H. Jang, D. H. Baik, S. D. Yoo, J. Park, S. Mhin, J. Mazumder, and S. H. Lee, “Residual neural network-based fully convolutional network for microstructure segmentation,” *Sci. Technol. Weld. Join.*, vol. 25, no. 4, pp. 282–289, 2020.
- [25] B. Zhu, Z. Chen, F. Hu, X. Dai, L. Wang, and Y. Zhang, “Feature extraction and microstructural classification of hot stamping ultra-high strength steel by machine learning,” *JOM*, vol. 74, no. 9, pp. 3466–3477, 2022.
- [26] “Accelerating phase-field predictions via recurrent neural networks learning the microstructure evolution in latent space,” [Unpublished/Incomplete Citation].
- [27] H. Di, X. Ke, Z. Peng, and D. Dongdong, “Surface defect classification of steels with a new semi-supervised learning method,” *Opt. Lasers Eng.*, vol. 117, pp. 40–48, 2019.
- [28] Y. Gao, H. Zhang, L. Zhu, F. Xie, and D. Xiao, “ZFD-Net: Zinc flower defect detection model of galvanized steel surface based on improved YOLOv5,” *PLoS One*, vol. 20, no. 6, p. e0325507, 2025.
- [29] B. Kim, J. Kwon, S. Choi, J. Noh, K. Lee, and J. Yang, “Corrosion image monitoring of steel plate by using k-means clustering,” *J. Korean Inst. Surf. Eng.*, vol. 54, no. 5, pp. 278–284, 2021.
- [30] R. Zheng, Y. Bao, L. Zhao, and L. Xing, “Prediction of steelmaking process variables using K-medoids and a time-aware LSTM network,” *Heliyon*, vol. 10, no. 12, 2024.
- [31] Y. Ji, S. Liu, M. Zhou, Z. Zhao, X. Guo, and L. Qi, “A machine learning and genetic algorithm-based method for predicting width deviation of hot-rolled strip in steel production systems,” *Inf. Sci.*, vol. 589, pp. 360–375, 2022.
- [32] C. Song, J. Cao, L. Wang, J. Xiao, and Q. Zhao, “Transverse thickness profile control of electrical steel in 6-high cold rolling mills based on the GA-PSO hybrid algorithm,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 121, no. 1, pp. 295–308, 2022.
- [33] R. Ricardo Rodríguez, I. F. Benítez, G. González Yero, and J. R. Núñez Alvarez, “Multi-agent system for steel manufacturing process,” *Int. J. Electr. Comput. Eng. (IJECE)*, vol. 12, no. 3, pp. 2441–2453, 2022.
- [34] K. Kerdprasop, N. Kerdprasop, and P. Chuaybamroong, “Deep learning and machine learning models to predict energy consumption in steel industry,” *Int. J. Mach. Learn.*, vol. 13, pp. 142–145, 2023.
- [35] X. Chen, J. Van Hillegersberg, E. Topan, S. Smith, and M. Roberts, “Application of data-driven models to predictive maintenance: Bearing wear prediction at TATA steel,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 186, p. 115699, 2021.
- [36] U. Samal, “Evolution of machine learning and deep learning in intelligent manufacturing: A bibliometric study,” *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, pp. 1–17, 2025.
- [37] X. Chen, J. Van Hillegersberg, E. Topan, S. Smith, and M. Roberts, “Application of data-driven models to predictive maintenance: Bearing wear prediction at TATA steel,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 186, p. 115699, 2021.
- [38] McKinsey & Company, “How a steel plant in India tapped the value of data and won global acclaim,” 2020.
- [39] Tata Steel, Integrated Report 2023–24: Intellectual Capital – Industry 4.0, Tata Steel Official Reports, 2024.
- [40] R. Kumar Balaraman, S. Hussain, J. K. Ong, Q. Y. Tan, and N. Raghavan, “Feature-driven density prediction of maraging steel additively manufactured samples using pyrometer sensor and supervised machine learning,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 172892–172909, 2024.
- [41] Khalili-Fard, F. Sabouhi, and A. Bozorgi-Amiri, “Data-driven robust optimization for a sustainable steel supply chain network design: Toward the circular economy,” *Comput. Ind. Eng.*, vol. 195, p. 110408, 2024.
- [42] V. Colla, C. Pietrosanti, E. Malfa, and K. Peters, “Environment 4.0: How digitalization and machine learning can improve the environmental footprint of the steel production processes,” *Matér. Tech.*, vol. 108, no. 5–6, p. 507, 2020.
- [43] H. Zhao, Y. Chen, B. Dang, and X. Jian, “Research on steel production scheduling optimization based on deep learning,” in Proc. 4th Int. Symp. Artif. Intell. Intell. Manuf. (AIIM), Dec. 2024, pp. 813–816. IEEE.



- [44] M. Coniglio, A. Cimino, and V. Corvello, "Artificial intelligence and the future of supply chain management," in *Int. Res. Innov. Forum*, Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, pp. 43–52.
- [45] Ş. Duymaz and A. F. Güneri, "The application of machine learning algorithms in the estimation of production lead times: A case study of a steel construction manufacturing company," *J. Adv. Manuf. Eng. (JAME)*, vol. 5, no. 1, 2024.
- [46] Khalili-Fard, F. Sabouhi, and A. Bozorgi-Amiri, "Data-driven robust optimization for a sustainable steel supply chain network design: Toward the circular economy," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 195, p. 110408, 2024.
- [47] T.-L. Nguyen, P.-H. Nguyen, H.-A. Pham, T.-G. Nguyen, D.-T. Nguyen, T.-H. Tran, H.-C. Le, and H.-T. Phung, "A novel integrating data envelopment analysis and spherical fuzzy MCDM approach for sustainable supplier selection in steel industry," *Mathematics*, vol. 10, p. 1897, 2022.

Smart Steel Industry: A Review of Practical Applications of Artificial Intelligence in Optimization, Sustainability, and Digital Transformation of Production Processes

Razieh Sheikhpour*

Associate Professor, Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Ardakan University, Ardakan, Iran

Article Information

Original Research Paper

Received:

2025 July 06

Accepted:

2025 October 12

Keywords:

Artificial Intelligence, Steel Industry, Machine Learning, Process Optimization, Digital Transformation

Corresponding Author*:

rsheikhpour@ardakan.ac.ir

Abstract

The Steel industry, as one of the vital pillars of the global economy, faces challenges such as market fluctuations, rising energy costs, the necessity to reduce pollutants, and increasing competition in productivity. In this context, artificial intelligence (AI) serves as a key driver of digital transformation, playing a significant role in the optimization and intelligent automation of production processes. This review explores the operational applications of AI in the steel industry. It begins by introducing the fundamental concepts of industrial intelligence and AI algorithms, followed by an examination of various AI applications such as energy consumption optimization, quality control, predictive maintenance, material property prediction, supply chain decision-making, and production line automation, along with the benefits of AI implementation. Furthermore, the challenges of AI deployment, including the need for accurate data, technological infrastructure, security concerns, and model interpretability, are analyzed. Finally, emerging trends, such as the integration of AI with technologies like digital twins, federated learning, and interpretable models, are introduced. The findings of this review indicate that the targeted use of AI not only enhances productivity and reduces costs but also paves the way for achieving sustainable and responsive production.



: 10.22034/ABMIR.2025.23461.1146

E-ISSN: [2821-2037](#) © 2025. Published by Yazd University This is an open access article under the CC BY 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

