مرکز دانش شبکه خبرگان صنعت فولاد

هوش مصنوعی در صنعت فولاد؛ معجزه‌ای در کار نیست، اما تحولی واقعی در راه است

مقالات تخصصی | علی ارجمندی اصل | ۱۴۰۵/۰۸/۲۱

پیشرفت هوش مصنوعی می‌تواند بهره‌وری، کیفیت، تعمیرات و مصرف انرژی را در صنعت فولاد بهبود دهد؛ اما محدودیت‌های فیزیکی، کیفیت داده و روش سنجش نتایج، مرز میان تحول واقعی و ادعاهای تبلیغاتی را تعیین می‌کنند.



بررسی واقع‌گرایانه ظرفیت‌ها، محدودیت‌ها و دستاوردهای هوش مصنوعی در زنجیره تولید فولاد، بر اساس تجربه کارخانه‌های پیشرو جهان

مقاله پژوهشی برای شبکه خبرگان صنعت فولاد

چکیده

پیشرفت خیره‌کننده هوش مصنوعی در سال‌های اخیر، به‌ویژه در برنامه‌نویسی، تولید تصویر، ساخت ویدئو و پردازش اطلاعات، انتظارات تازه‌ای را در صنایع مختلف ایجاد کرده است. صنعت فولاد نیز از این جریان مستثنا نیست. امروزه مدیران و متخصصان بسیاری می‌پرسند که هوش مصنوعی چگونه می‌تواند تولید فولاد را افزایش دهد، هزینه‌ها را کاهش دهد و کارخانه‌ها را متحول کند.

اما آیا همان فناوری که می‌تواند در چند دقیقه یک برنامه کامپیوتری تولید کند، قادر است ظرفیت یک کوره فولادسازی را نیز در مدت کوتاهی دو برابر کند؟ آیا می‌تواند مصرف انرژی را به شکلی خارق‌العاده کاهش دهد یا خرابی تجهیزات را به‌طور کامل از بین ببرد؟

پاسخ، به شناخت ماهیت صنعت فولاد و تفاوت آن با صنایع دیجیتال بستگی دارد.

هوش مصنوعی نمی‌تواند قوانین ترمودینامیک، واکنش‌های شیمیایی، خواص متالورژیکی مواد یا محدودیت‌های فیزیکی تجهیزات را تغییر دهد. بااین‌حال، می‌تواند از طریق تحلیل داده‌های عملیاتی، پیش‌بینی وضعیت فرایندها، کشف الگوهای پنهان و پیشنهاد تنظیمات مناسب، عملکرد کارخانه را بهبود بخشد.

شواهد صنعتی نیز این ظرفیت را تأیید می‌کنند. شرکت‌هایی مانند **Tata Steel، CITIC Pacific Special Steel، JSW Steel، ArcelorMittal، Nippon Steel و Vale** تجربه‌های مستندی از به‌کارگیری هوش مصنوعی و تحلیل پیشرفته داده در تولید، نگهداری تجهیزات، کنترل کیفیت، مدیریت انرژی و برنامه‌ریزی عملیات ارائه کرده‌اند.

البته همه اعداد منتشرشده درباره این پروژه‌ها ارزش استنادی یکسان ندارند. برخی حاصل اندازه‌گیری در محیط واقعی‌اند؛ بعضی از سوی شرکت‌ها گزارش شده‌اند و تعدادی نیز صرفاً برآوردهای حاصل از شبیه‌سازی و مدل‌سازی هستند.

هدف این مقاله، بررسی توانایی‌های واقعی هوش مصنوعی در صنعت فولاد و تفکیک دستاوردهای اثبات‌شده از انتظارات غیرواقعی است.

۱. چرا نمی‌توان تحول هوش مصنوعی در صنایع دیجیتال را مستقیماً با صنعت فولاد

مقایسه کرد؟

تفاوت بنیادی میان تولید اطلاعات و تولید ماده

برای درک مسئله باید ابتدا میان دو نوع فعالیت اقتصادی تمایز قائل شد.

در صنعت نرم‌افزار، ماده اصلی فعالیت، اطلاعات است. یک برنامه کامپیوتری از الگوریتم‌ها، داده‌ها و دستورالعمل‌هایی تشکیل شده که می‌توان آن‌ها را با سرعت بسیار زیاد تولید، اصلاح، آزمایش و تکثیر کرد.

هوش مصنوعی در چنین محیطی می‌تواند بخش قابل‌توجهی از فعالیت انسانی را مستقیماً انجام دهد. برای مثال، نوشتن کد، ساخت تصویر یا تحلیل یک سند اساساً به پردازش اطلاعات وابسته است.

اما در صنعت فولاد، خروجی نهایی یک محصول فیزیکی است.

برای تولید فولاد باید مواد اولیه استخراج و حمل شوند، واکنش‌های شیمیایی انجام گیرد، انرژی تأمین شود، آهن احیا یا ذوب شود، ترکیب شیمیایی مذاب کنترل گردد، فلز منجمد شود و محصول تحت فرایندهای مکانیکی و حرارتی قرار گیرد.

هرکدام از این مراحل تابع محدودیت‌های واقعی هستند.

ویژگی	صنایع دیجیتال	صنعت فولاد
ماهیت محصول	اطلاعات و نرم‌افزار	ماده فیزیکی
محدودیت اصلی	محاسبات، داده و دانش	انرژی، تجهیزات، مواد و قوانین فیزیکی
سرعت آزمایش تغییرات	اغلب بسیار بالا	وابسته به چرخه تولید و الزامات ایمنی
هزینه شکست	در بسیاری از موارد قابل کنترل با آزمون نرم‌افزاری	احتمال خسارت تجهیزات، ضایعات و توقف تولید
تکثیر نتیجه موفق	تقریباً فوری	نیازمند ظرفیت فیزیکی و شرایط عملیاتی
نقش هوش مصنوعی	گاهی تولید مستقیم محصول	عمدتاً پیش‌بینی، تصمیم‌سازی و بهینه‌سازی

SteelExperts.ir



شکل 1 – مقایسه ماهیت اثرگذاری هوش مصنوعی در صنایع دیجیتال و صنعت فولاد

این تفاوت به معنای کم‌اهمیت‌بودن هوش مصنوعی در فولاد نیست؛ بلکه نشان می‌دهد **نوع اثرگذاری آن متفاوت است.**

آیا هوش مصنوعی می‌تواند دمای ذوب فولاد را تغییر دهد؟

خواص فیزیکی و محدوده ذوب یک آلیاژ با ترکیب شیمیایی و شرایط آن تعیین می‌شود. هوش مصنوعی نمی‌تواند قوانین حاکم بر این ویژگی‌ها را نقض کند.

اما ممکن است بتواند با توجه به ترکیب شارژ، دمای فعلی، توان ورودی، شرایط سرباره و سوابق تولید، مقدار انرژی لازم برای رسیدن به دمای هدف را بهتر پیش‌بینی کند.

در این حالت، هدف کاهش گرمایش غیرضروری و افزایش دقت کنترل است، نه تغییر قوانین متالورژی.

این تفاوت ظریف، اساس درک کاربرد صنعتی هوش مصنوعی است.

نمونه واقعی: کنترل دمای مذاب در Tata Steel

در کارخانه Kalinganagar شرکت Tata Steel در هند، کنترل دمای فولاد پیش از ریخته‌گری یکی از مسائل عملیاتی مهم بود.

طبق مطالعه موردی منتشرشده توسط McKinsey در سال ۲۰۲۱، محدوده مطلوب دما در بخشی از فرایند تنها حدود ۱۵ درجه سانتی‌گراد بود. دمای بیش‌ازحد می‌توانست سرعت فرایند بعدی را محدود کند و دمای ناکافی نیز خطر اختلال در ریخته‌گری را افزایش دهد.

این شرکت مدلی مبتنی بر تحلیل پیشرفته داده ایجاد کرد که تنظیمات فرایند و میزان افت دما در مسیر انتقال مذاب را پیش‌بینی می‌کرد.

نتیجه گزارش‌شده، صرفه‌جویی سالانه حدود چهار میلیون دلار در این کاربرد بود.

این پروژه دمای ذوب فولاد را تغییر نداد؛ بلکه کمک کرد فرایند با خطای کمتر و بهره‌وری بالاتر انجام شود. [۱]

۲. محدودیت‌های بنیادی هوش مصنوعی در صنایع سنگین و فرایندی چیست؟

در بسیاری از کاربردهای صنعتی، چالش اصلی ساخت الگوریتم نیست؛ بلکه ایجاد شرایطی است که الگوریتم بتواند به‌طور ایمن و قابل‌اعتماد در محیط کارخانه ارزش ایجاد کند.

۲.۱. محدودیت‌های فیزیکی و ظرفیت تجهیزات

هوش مصنوعی نمی‌تواند ظرفیتی فراتر از محدودیت‌های طراحی، انتقال حرارت، توان الکتریکی، استحکام مکانیکی و ایمنی تجهیزات ایجاد کند.

اگر ظرفیت مؤثر یک ماشین ریخته‌گری به دلیل طراحی، محدودیت سیستم خنک‌کاری یا سرعت مجاز انجماد مشخص شده باشد، هیچ مدل نرم‌افزاری نمی‌تواند بدون تغییر شرایط فیزیکی، آن محدودیت‌ها را نادیده بگیرد.

بااین‌حال، اگر دستگاه به دلیل تنظیمات نامناسب، توقف‌های مکرر یا ناپایداری فرایند کمتر از ظرفیت قابل‌دستیابی خود کار کند، هوش مصنوعی می‌تواند به بازیابی بخشی از این ظرفیت کمک کند.

بنابراین باید میان **افزایش ظرفیت اسمی تجهیزات** و **افزایش تولید واقعی از طریق کاهش اتلاف ظرفیت** تفاوت گذاشت.

۲.۲. کیفیت و قابلیت دسترسی داده‌ها

هوش مصنوعی برای یادگیری رفتار فرایند به داده نیاز دارد.

اما بسیاری از کارخانه‌های فولادی طی دهه‌های مختلف توسعه یافته‌اند و مجموعه‌ای از تجهیزات قدیمی و جدید، سامانه‌های کنترلی ناهمگون و پایگاه‌های اطلاعاتی جداگانه دارند.

ممکن است اندازه‌گیری‌ها ناقص باشند، حسگرها کالیبره نباشند یا اطلاعات یک ذوب در بخش فولادسازی به داده‌های همان ذوب در ریخته‌گری متصل نباشد.

در چنین شرایطی حتی یک الگوریتم بسیار پیشرفته نیز نمی‌تواند نتایج قابل‌اعتمادی تولید کند.

۲.۳. کمبود داده درباره خرابی‌های نادر

فرض کنیم هدف، پیش‌بینی شکست یک تجهیز حیاتی باشد که هر چند سال یک‌بار دچار خرابی شدید می‌شود.

ممکن است هزاران ساعت داده عملیاتی در اختیار داشته باشیم، اما نمونه‌های بسیار کمی از خرابی واقعی موجود باشد.

این مسئله آموزش و ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی خرابی را دشوار می‌کند.

به همین دلیل، موفقیت یک مدل در تشخیص رفتار غیرعادی لزوماً به معنای توانایی آن در پیش‌بینی دقیق زمان و علت تمام خرابی‌ها نیست.

۲.۴. تغییر شرایط تولید و کاهش دقت مدل

مدلی که با اطلاعات یک دوره آموزش دیده، ممکن است پس از تغییر ترکیب مواد اولیه، گرید فولاد، الگوی تولید یا شرایط تجهیزات، دقت قبلی خود را از دست بدهد.

این اتفاق در تجربه واقعی Tata Steel رخ داد.

مدل اولیه کنترل دمای مذاب پس از تغییر ترکیب سفارش‌ها، پیشنهادهای نامناسبی ارائه کرد و اپراتورها اعتماد خود را به آن از دست دادند.

شرکت ناچار شد مدل را بازآموزی کند، دانش تخصصی بیشتری در مجموعه ایجاد کند و مشارکت اپراتورها را افزایش دهد. [۱]

این نمونه نشان می‌دهد که **استقرار هوش مصنوعی پایان یک پروژه نیست؛ آغاز مسئولیت پایش و نگهداری مستمر مدل است.**

۲.۵. ایمنی و قابلیت اطمینان

در یک نرم‌افزار اداری، پاسخ اشتباه ممکن است باعث اصلاح یک گزارش شود. اما پیشنهاد اشتباه در کنترل دمای کوره، فشار گاز یا سرعت ماشین ریخته‌گری می‌تواند پیامدهای جدی داشته باشد.

بنابراین مدل‌های هوش مصنوعی در فرایندهای حساس باید در محدوده‌های ایمن فعالیت کنند.

سامانه‌های حفاظت، اینترلاک‌ها، کنترل‌های مستقل ایمنی و اختیار مداخله اپراتور نباید صرفاً به تصمیم یک مدل آماری وابسته باشند.

۲.۶. محدودیت اقتصادی و سازمانی

حتی اگر یک مدل از نظر فنی موفق باشد، ممکن است هزینه حسگرها، توسعه نرم‌افزار، اتصال به تجهیزات، نگهداری، امنیت سایبری و آموزش کارکنان از منافع حاصل بیشتر شود.

در نتیجه، معیار نهایی موفقیت تنها دقت الگوریتم نیست؛ بلکه اثر قابل‌اندازه‌گیری بر عملکرد اقتصادی و عملیاتی کارخانه است.

SteelExperts.ir



شکل 2 — محدودیت‌های بنیادی هوش مصنوعی در محیط‌های فولادسازی

۳. هوش مصنوعی در کدام بخش‌های زنجیره فولاد کاربرد دارد؟

۴. سازوکار فنی ایجاد ارزش در هر بخش چگونه است؟

هوش مصنوعی در زنجیره فولاد یک کاربرد واحد ندارد. مسئله هر بخش متفاوت است و باید متناسب با همان مسئله، داده‌ها و روش تحلیل انتخاب شود.

بخش زنجیره فولاد	مسئله عملیاتی	سازوکار کاربرد هوش مصنوعی	شاخص قابل‌اندازه‌گیری
استخراج و فرآوری سنگ‌آهن	نوسان عیار، بازیابی ناکافی، گلوگاه تولید	تحلیل برخط ترکیب مواد، تصویر و پارامترهای فرآوری	بازیابی، بهره‌وری، عیار محصول
گندله‌سازی	نوسان کیفیت خوراک، مصرف انرژی و سوخت	شناسایی مواد، پیش‌بینی کیفیت و بهینه‌سازی تنظیمات	کیفیت گندله، انرژی بر تن، توقفات

بخش زنجیره فولاد	مسئله عملیاتی	سازوکار کاربرد هوش مصنوعی	شاخص قابل‌اندازه‌گیری
انبار و آماده‌سازی قراضه	ناخالصی‌ها و ترکیب نامناسب شارژ	بینایی ماشین، طبقه‌بندی و بهینه‌سازی ترکیب مواد	کیفیت شارژ، هزینه مواد، عناصر مزاحم
کوره بلند	ناپایداری حرارتی و مصرف بالای سوخت	مدل‌های پیش‌بینی وضعیت کوره و پیشنهاد تنظیمات	کک و سوخت بر تن، تولید، پایداری
احیای مستقیم	مصرف انرژی، نوسان کیفیت آهن اسفنجی	مدل‌سازی ارتباط پارامترهای گاز، دما و کیفیت محصول	انرژی بر تن، درجه فلزی‌شدن، کربن
کوره قوس الکتریکی	گرمایش اضافی، نوسان زمان ذوب	پیش‌بینی دمای تخلیه و بهینه‌سازی توان و انرژی	kWh/t، زمان ذوب، تعداد ذوب
متالورژی ثانویه	دشواری دستیابی به دما و ترکیب هدف	پیش‌بینی افت دما، تنظیمات و نیاز مواد افزودنی	دقت دما و ترکیب، زمان آماده‌سازی
ریخته‌گری مداوم	عیوب، توقف‌ها و تغییرپذیری کیفیت	پیش‌بینی عیب و پایش هم‌زمان متغیرهای فرایند	نرخ عیب، توقف، بازده
نورد گرم و سرد	تغییرات ضخامت، شکل، کیفیت سطح و توقف خط	تحلیل داده‌های فرایند و تنظیمات بهینه	بازده، کیفیت ابعادی، تولید بر ساعت
عملیات حرارتی و پوشش‌دهی	کیفیت نامنطبق و توالی نامناسب سفارش‌ها	بهینه‌سازی تنظیمات و برنامه تولید	ضایعات، زمان تغییر محصول، تولید
تعمیرات و نگهداری	خرابی ناگهانی تجهیزات	تحلیل ارتعاش، دما، جریان و سایر نشانه‌های خرابی	توقف اضطراری، MTBF، هزینه تعمیرات
انرژی و تأسیسات	اتلاف برق، گاز و بخار	پیش‌بینی تقاضا و بهینه‌سازی مصرف و توزیع انرژی	انرژی ویژه، هزینه انرژی، انتشار
کنترل کیفیت	دیر تشخیص‌دادن عیوب	پردازش تصویر و پیش‌بینی کیفیت	نرخ محصولات نامنطبق، دوباره‌کاری
برنامه‌ریزی و لجستیک	توالی نامناسب تولید، انتظار و موجودی بالا	الگوریتم‌های بهینه‌سازی و پیش‌بینی	تحویل به‌موقع، موجودی، هزینه حمل
ایمنی صنعتی	شناسایی دیرهنگام رفتارها و شرایط خطرناک	بینایی ماشین، تشخیص ناهنجاری و هشدار	زمان واکنش، پوشش خطرات، رخدادها
تحقیق و توسعه محصولات	طولانی‌بودن طراحی و آزمون گریدهای جدید	تحلیل ترکیب شیمیایی، خواص، آزمایش‌ها و اسناد	زمان توسعه محصول، تعداد آزمون‌ها

SteelExperts.ir



شکل 3 – نقشه کاربردهای هوش مصنوعی در زنجیره ارزش فولاد

برای روشن‌شدن سازوکار، سه کاربرد مهم را با جزئیات بیشتری بررسی می‌کنیم.

تعمیرات پیش‌بینانه؛ از تشخیص نشانه‌ها تا جلوگیری از توقف

در تعمیرات سنتی، فعالیت‌ها معمولاً به دو شکل انجام می‌شوند: تعمیر پس از خرابی یا تعمیر دوره‌ای بر اساس زمان کارکرد.

در تعمیرات پیش‌بینانه، وضعیت واقعی تجهیز مبنای تصمیم قرار می‌گیرد.

برای مثال، در یک موتور یا گیربکس صنعتی می‌توان تغییرات ارتعاش، دمای یاتاقان، جریان الکتریکی و شرایط بار را به‌طور پیوسته ثبت کرد.

مدل هوش مصنوعی با بررسی رفتار معمول تجهیز، تغییرات غیرعادی را شناسایی می‌کند و احتمال وقوع برخی خرابی‌ها را تخمین می‌زند.

اما نکته مهم این است که **تشخیص زودهنگام به‌تنهایی از خرابی جلوگیری نمی‌کند.**

برای ایجاد ارزش باید هشدار به بررسی فنی، برنامه تعمیر، تأمین قطعه و اقدام عملیاتی منجر شود.

به همین دلیل، ارتباط سامانه هوش مصنوعی با فرایند نگهداری و تعمیرات به اندازه خود الگوریتم اهمیت دارد.



شکل 4 – گردش کار تعمیرات پیش‌بینانه از حسگر تا دستور تعمیر

کنترل کیفیت؛ از کشف عیب به پیشگیری از تولید آن

در روش‌های متداول، ممکن است عیب محصول پس از عبور از چندین مرحله تولید کشف شود.

در چنین شرایطی، علاوه بر محصول معیوب، انرژی و ظرفیت مراحل قبلی نیز از دست رفته است.

بینایی ماشین می‌تواند عیوب سطحی را سریع‌تر شناسایی کند. اگر اطلاعات تصویر با داده‌های تولید همان محصول ارتباط داشته باشد، می‌توان الگوهای ایجاد عیب را نیز تحلیل کرد.

هدف پیشرفته‌تر این است که سامانه پیش از تولید محصول نامنطبق، احتمال بروز عیب را گزارش کند و فرصت

اصلاح شرایط فرایند را فراهم سازد.



شکل 5 — تشخیص عیوب سطحی فولاد با بینایی ماشین و پیوند آن به داده‌های تولید

بهینه‌سازی انرژی؛ مصرف کمتر برای همان محصول

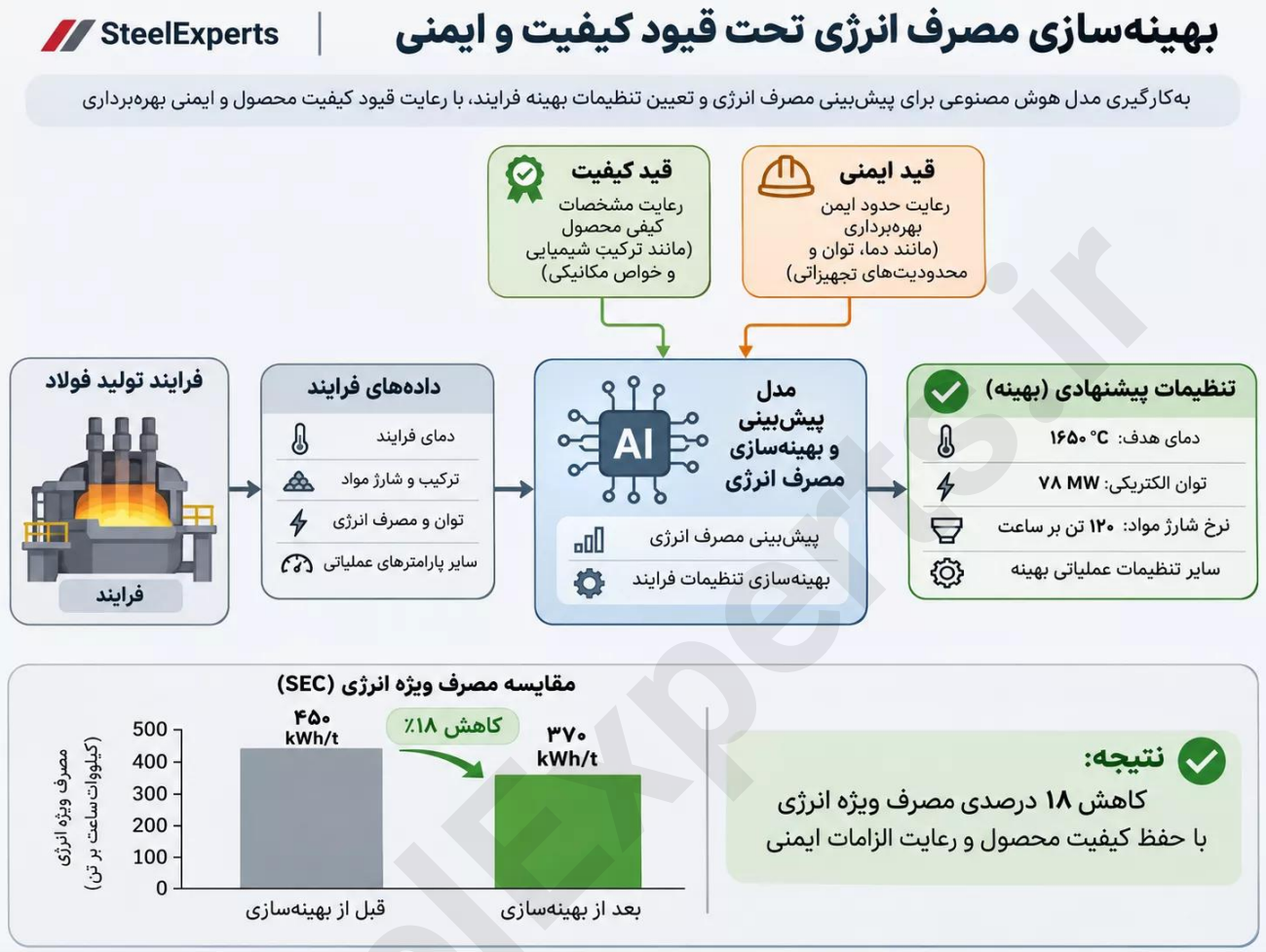
کاهش مصرف انرژی در فولادسازی الزاماً به معنای کاهش دمای عملیات نیست.

گاهی مسئله اصلی، گرمایش بیش‌ازحد، توالی نامناسب تولید، عدم هماهنگی فرایندها یا نوسان شرایط عملیاتی است.

یک مدل می‌تواند مقدار انرژی موردنیاز را با توجه به ترکیب مواد، وضعیت تجهیز، تولید هدف و محدودیت‌های کیفی پیش‌بینی کند.

اگر تنظیمات پیشنهادی در عمل به کاهش انرژی مصرفی به‌ازای هر تن محصول قابل‌قبول منجر شود، ارزش اقتصادی ایجاد شده است.

بنابراین هدف، **کمینه‌کردن انرژی در محدوده مجاز کیفیت و ایمنی** است؛ نه صرفاً کاهش انرژی به هر قیمت.



شکل 6 – بهینه‌سازی مصرف انرژی تحت قیود کیفیت و ایمنی

۵. تجربه‌های واقعی کارخانه‌های فولاد جهان چه نتایجی داشته‌اند؟

برای ارزیابی توانایی واقعی هوش مصنوعی، بررسی پروژه‌های اجراشده از هر توصیف تبلیغاتی ارزشمندتر است.

بااین‌حال، هنگام مطالعه این نمونه‌ها باید توجه داشت که نتیجه یک برنامه تحول دیجیتال معمولاً حاصل ترکیبی از هوش مصنوعی، اتوماسیون، ابزار دقیق، مهندسی فرایند و اصلاح روش‌های کاری است. در چنین مواردی نمی‌توان تمام بهبود را به الگوریتم هوش مصنوعی نسبت داد.

پروژه اول: افزایش بهره‌وری فرآوری سنگ‌آهن در Vale برزیل

شرکت: Vale

محل اجرا: مجتمع Conceição 2، ایتابیرا، برزیل

حوزه: فرآوری سنگ‌آهن

گزارش منتشرشده: ژوئن ۲۰۲۶

شرکت Vale در این مجموعه، برنامه‌ای برای هوشمندسازی عملیات و یکپارچه‌سازی داده‌های فرایندی اجرا کرد.

طبق گزارش رسمی شرکت، پروژه در حدود یک‌ونیم سال اجرا شد و شامل ۵۱ راهکار عملیاتی، اتوماسیون حدود ۷۳۰۰ ابزار و استفاده از بیش از ۱۰۰ دوربین پایش بود.

سامانه‌های هوشمند برای کنترل و بهینه‌سازی بیش از ۴۰۰ متغیر فرایندی به کار گرفته شدند.

نتایج گزارش‌شده:

- افزایش ۲۵ درصدی بهره‌وری کارخانه.
- افزایش ۴۰ درصدی سهم خوراک گندله مناسب فرایند احیای مستقیم در ترکیب محصولات.
- کاهش ۲۶ درصدی میانگین آهن موجود در مواد باطله در سال ۲۰۲۶.
- دستیابی به ظرفیت قابل‌استفاده ۱۱٫۲ میلیون تن در سال.

نکته مهم این است که رقم ۱۱٫۲ میلیون تن، ظرفیت اعلام‌شده مجموعه است و نباید آن را بدون شواهد دیگر معادل تولید واقعی سالانه دانست.

همچنین این نتایج به مجموعه اقدامات هوش مصنوعی، اتوماسیون و اصلاح فرایند مربوط‌اند، نه یک مدل منفرد.

منبع و سطح شواهد: گزارش رسمی شرکت درباره نتایج اجرای صنعتی. [۲]

SteelExperts.ir



شکل 7 – نمونه کاربرد هوش مصنوعی در فرآوری سنگ‌آهن Vale (تصویر مفهومی)

پروژه دوم: تشخیص خودکار مواد اولیه در گندله‌سازی Vale

شرکت: Vale

محل اجرا: کارخانه Vargem Grande، برزیل

حوزه: کنترل خوراک گندله‌سازی

انتشار پژوهش: ۲۰۲۶

یکی از مشکلات عملیاتی در گندله‌سازی، تشخیص و کنترل صحیح مواد ورودی به فرایند است.

در این پروژه یک سامانه بینایی ماشین روی نوار نقاله نصب شد تا چهار وضعیت شامل آنتراسیت، بنتونیت، سنگ‌آهک و نوار خالی را تشخیص دهد.

مدل با استفاده از ویژگی‌های تصویری و روش طبقه‌بندی نظارت‌شده عمل می‌کرد.

نتایج اندازه‌گیری‌شده:

- تشخیص صحیح ۴۴۶۵ نمونه از مجموع ۴۷۳۰ نمونه ارزیابی‌شده.
- دقت طبقه‌بندی حدود ۹۴٫۴ درصد.
- ثبت ۳۱ مورد انحراف در بارگیری بنتونیت طی ۲۵ روز پس از استقرار.

این نتایج نشان می‌دهد یک مسئله مشخص و نسبتاً محدود چگونه می‌تواند با هوش مصنوعی حل شود.

البته شناسایی ۳۱ انحراف به معنای اثبات جلوگیری از ۳۱ خرابی یا تعیین میزان صرفه‌جویی مالی نیست؛ برای چنین ادعایی به اطلاعات تکمیلی نیاز است.

منبع و سطح شواهد: مقاله فنی ارائه‌شده در کنفرانس تخصصی مواد و متالورژی برزیل، همراه با نتایج ارزیابی و استقرار. [۳]

پروژه سوم: بهینه‌سازی تولید کوره بلند در Tata Steel هند

شرکت: Tata Steel

محل اجرا: Kalinganagar، هند

حوزه: کوره بلند و گندله‌سازی

گزارش: ۲۰۱۹

در این کارخانه، مدل‌های تحلیل پیشرفته برای پایش و بهینه‌سازی عملکرد کوره بلند و فرایندهای بالادستی توسعه یافتند.

در بخش کوره بلند، هدف افزایش پایداری و استفاده بهتر از ظرفیت موجود بود. مدل‌های پیش‌بینی وضعیت چدن مذاب نیز به تنظیم پویای مصرف سوخت کمک کردند.

نتایج اعلام‌شده:

- افزایش ۷ تا ۱۰ درصدی تولید کوره بلند در نتیجه کاربرد مدل‌های تحلیل پیشرفته.
- حدود ۷۵ کرور روپیه هند صرفه‌جویی سالانه برای مجموعه اقدامات مرتبط با کوره بلند.
- حدود ۱۰۰ کرور روپیه هند صرفه‌جویی سالانه در فعالیت‌های تحلیل پیشرفته کارخانه گندله‌سازی.

هر کرور معادل ده میلیون روپیه است. این مبالغ بر اساس گزارش شرکت ارائه شده‌اند و مربوط به بسته‌های عملیاتی مشخص‌اند.

نکته اصلی آن است که افزایش تولید از طریق بهینه‌سازی شرایط واقعی و رفع گلوگاه‌ها حاصل شده، نه افزایش غیرواقعی ظرفیت فیزیکی کوره.

منبع و سطح شواهد: گزارش رسمی گروه Tata از دستاوردهای عملیاتی. [۴]

پروژه چهارم: هوش مصنوعی در احیای مستقیم؛ تفاوت اجرای واقعی و نتیجه پیش‌بینی‌شده

حوزه: احیای مستقیم آهن
نمونه صنعتی: مجتمع OEMK، روسیه
نمونه پژوهشی: مقاله منتشرشده در Scientific Reports، سال ۲۰۲۵

در فرایند احیای مستقیم، تغییرات دمایی، جریان گاز، شرایط واکنش و ترکیب محصول می‌توانند بر مصرف انرژی و کیفیت آهن اسفنجی اثر بگذارند.

مجتمع OEMK در سال ۲۰۲۶ از اجرای مرحله‌ای سامانه هوشمند برای کمک به کنترل فرایند فلزی‌سازی خبر داد. هدف آن بهبود پایداری شاخص‌های محصول و کمک به تصمیم‌گیری اپراتورها بود.

اما در گزارش عمومی بررسی‌شده، نتیجه اقتصادی کمیِ قابل اتکایی برای این استقرار اعلام نشده است.

از سوی دیگر، پژوهشی منتشرشده در نشریه Scientific Reports در اکتبر ۲۰۲۵ با استفاده از داده‌های عملیاتی یک واحد احیای مستقیم، مدل‌هایی برای پیش‌بینی مصرف انرژی توسعه داد.

نتایج مدل‌سازی:

- دقت بالای مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی مصرف انرژی.
- پیش‌بینی امکان کاهش حدود ۱۰٫۳۴ درصدی مصرف انرژی.
- برآورد صرفه‌جویی معادل ۶۰ هزار کیلووات‌ساعت در روز و ۲۱٫۹ گیگاوات‌ساعت در سال.

اما یک تفاوت اساسی وجود دارد:

این اعداد، برآورد حاصل از مدل‌سازی و مقایسه شرایط عملیاتی هستند؛ نه اثبات کاهش واقعی ۱۰٫۳۴ درصدی مصرف انرژی در یک دوره بهره‌برداری صنعتی.

بنابراین نمی‌توان آن‌ها را در کنار نتایج اندازه‌گیری‌شده پروژه‌های صنعتی، بدون توضیح سطح شواهد، قرار داد.

منابع: گزارش اجرای OEMK و مقاله علمی ۶ [۵] .Scientific Reports]

پروژه پنجم: کاهش مصرف برق کوره قوس الکتریکی

شرکت محل آزمایش: یک کارخانه فولاد زنگ‌نزن با نام ناشناس در مقاله پژوهشی
حوزه: کوره قوس الکتریکی (EAF)
انتشار مقاله: ۲۰۲۳

در پژوهشی با عنوان *Machine Learning-Based Tap Temperature Prediction and Control*، مدلی برای پیش‌بینی دمای تخلیه و بهینه‌سازی انرژی ورودی کوره قوس الکتریکی توسعه داده شد.

پژوهشگران مدل را در محیط عملیاتی یک کارخانه فولاد زنگ‌نزن آزمایش کردند.

مدل با استفاده از متغیرهای فرایندی و دانش اپراتورها، انرژی موردنیاز را برای دستیابی به دمای هدف تخمین می‌زد.

نتایج گزارش‌شده از دوره ارزیابی ۴۹روزه:

- بررسی ۱۵۳ ذوب با عملکرد مبتنی بر سامانه هوشمند.
- صرفه‌جویی حدود ۲۸۲ کیلووات‌ساعت به‌ازای هر ذوب در مقایسه انجام‌شده با روش دستی.
- صرفه‌جویی مجموعاً حدود ۴۳,۲۵۰ کیلووات‌ساعت.
- بهبود ۱۳ درصدی خطای مطلق میانگین و ۱۷ درصدی ریشه میانگین مربعات خطا در پیش‌بینی دما.

پژوهشگران همچنین حدود ۲۱ هزار دلار صرفه‌جویی سالانه برق و حدود ۶۶٫۷ هزار دلار کاهش سالانه هزینه عملیاتی را برآورد کردند.

صرفه‌جویی ۴۳,۲۵۰ کیلووات‌ساعتی مربوط به دوره ارزیابی است؛ ارقام دلاری سالانه برون‌یابی و برآورد هستند.

این مطالعه نمونه روشنی از تأثیر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی است، بدون آنکه به تغییر ماهیت فیزیکی فرایند ذوب نیاز باشد.

منبع و سطح شواهد: مقاله علمی دارای ارزیابی میدانی، همراه با برآورد اقتصادی جداگانه. [۷]

SteelExperts.ir



شکل 8 – پیش‌بینی دمای تخلیه و مصرف انرژی در کوره قوس الکتریکی (تصویر مفهومی)

پروژه ششم: بهبود کنترل دمای فولاد پیش از ریخته‌گری در Tata Steel

شرکت: Tata Steel

محل: Kalinganagar، هند

حوزه: متالورژی ثانویه و آماده‌سازی ریخته‌گری

در این پروژه، مدل پیش‌بینی دما با داده‌های تاریخی و برخط فرایند توسعه یافت.

یکی از اصلاحات مهم، افزودن قابلیت پیش‌بینی میزان سردشدن فولاد در مسیر انتقال به ریخته‌گری بود.

طبق مطالعه McKinsey، مدل پس از اصلاح و استقرار توانست بهبود عملیاتی ایجاد کند.

دستاورد گزارش‌شده: حدود چهار میلیون دلار صرفه‌جویی سالانه از این کاربرد.

در مقیاس بزرگ‌تر، برنامه تحلیل پیشرفته کارخانه حدود ۷۰ تا ۸۰ میلیون دلار ارزش ایجادشده و افزایش دو تا

سه واحد درصدی حاشیه EBITDA را گزارش کرد.

البته این ارزش مربوط به مجموعه‌ای از پروژه‌های تحلیلی کارخانه است و نباید تمام آن را به مدل کنترل دما نسبت داد.

منبع و سطح شواهد: مطالعه موردی منتشرشده با همکاری مدیران کارخانه و ا] .McKinsey]

پروژه هفتم: هوشمندسازی نورد و مدیریت انرژی در CITIC چین

شرکت: CITIC Pacific Special Steel

کارخانه: Jiangyin Xingcheng، چین

حوزه: تولید فولادهای ویژه، کیفیت و انرژی

گزارش مجمع جهانی اقتصاد: دسامبر ۲۰۲۳

این کارخانه بیش از ۴۰ کاربرد صنعتی مرتبط با فناوری‌های انقلاب صنعتی چهارم را پیاده‌سازی کرد.

برنامه شامل تحلیل پیشرفته، شبیه‌سازی، بهینه‌سازی فرایند و مدیریت هوشمند انرژی بود.

نتایج اعلام‌شده در مطالعه مجمع جهانی اقتصاد:

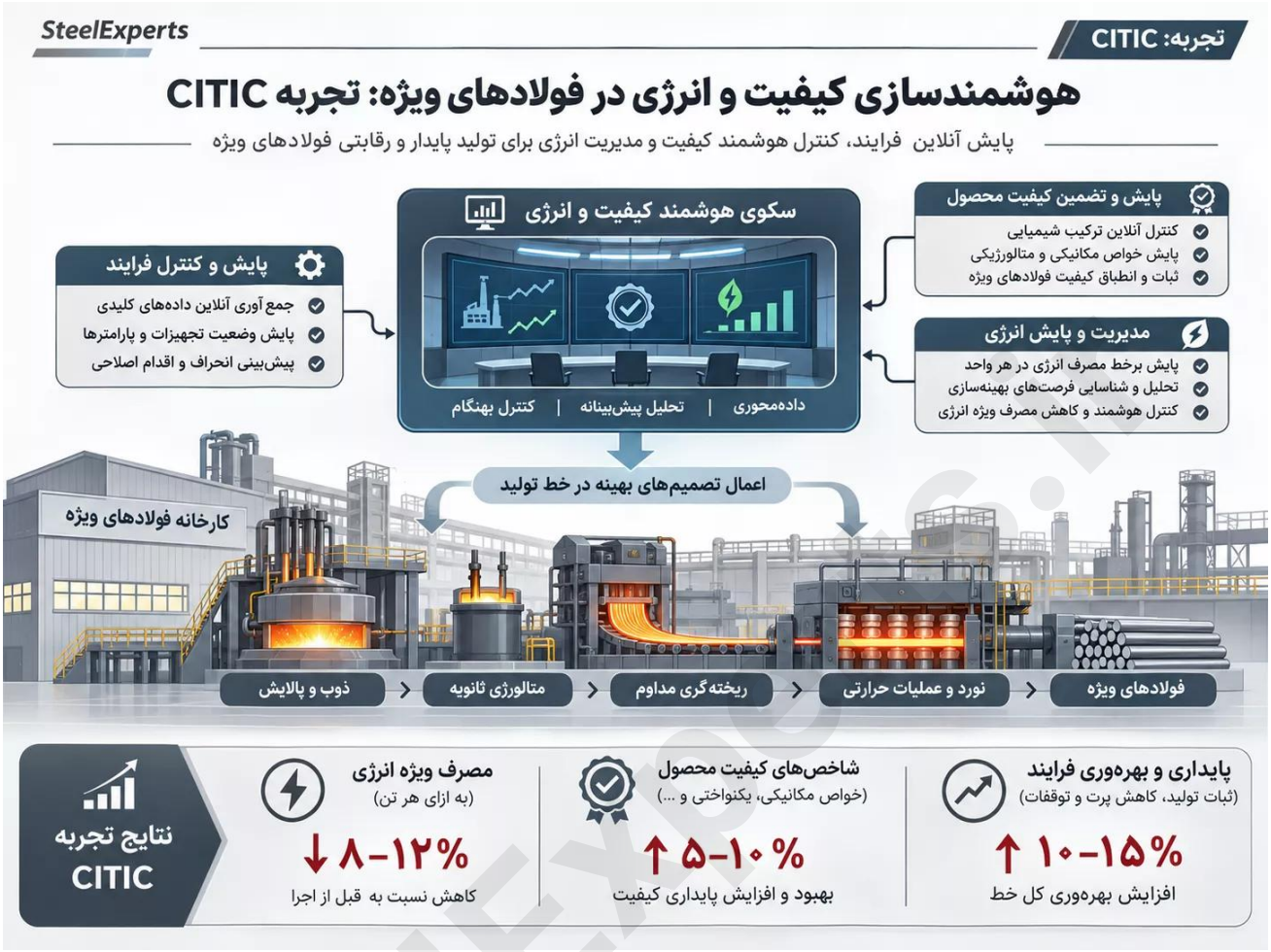
- کاهش ۴۷٫۳ درصدی نرخ محصولات نامنطبق.
- کاهش ۱۰٫۵ درصدی مصرف انرژی به‌ازای هر تن فولاد.
- افزایش ۳۵٫۳ درصدی سفارش‌های سفارشی‌سازی‌شده.

این مورد از نمونه‌های شاخص تحول مبتنی بر داده در صنعت فولاد است.

بااین‌حال، اعداد مربوط به **مجموعه برنامه تحول صنعتی کارخانه** هستند. بدون داده تفکیکی نمی‌توان تعیین کرد چه سهمی از کاهش مصرف انرژی یا محصولات نامنطبق صرفاً ناشی از الگوریتم هوش مصنوعی بوده است.

منبع و سطح شواهد: مطالعه موردی ثبت‌شده در شبکه کارخانه‌های پیشرو مجمع جهانی اقتصاد. [۸]

SteelExperts.ir



شکل 9 — هوشمندسازی کیفیت و انرژی در فولادهای ویژه؛ تجربه CITIC (تصویر مفهومی)

پروژه هشتم: کنترل کیفیت سطح در Nippon Steel ژاپن

شرکت: Nippon Steel

محل اجرا: کارخانه‌های مختلف در ژاپن

حوزه: ریخته‌گری، نورد و کنترل کیفیت

گزارش فنی: اکتبر ۲۰۲۴

این شرکت برای تشخیص عیوب سطحی محصولات فولادی، سامانه‌های تصویربرداری و پردازش تصویر توسعه داده است.

سامانه‌ها از روش‌های پردازش تصویر و یادگیری ماشین برای تشخیص و طبقه‌بندی انواع عیوب استفاده می‌کنند.

طبق گزارش فنی شرکت، تا سال ۲۰۲۳ حدود **۱۰۰ سامانه بازرسی سطح** در نقاط مختلف زنجیره تولید نصب شده

بود.

این سامانه‌ها به شناسایی زودهنگام عیوب و تحلیل روند تغییرات کیفیت کمک می‌کنند.

اهمیت این نمونه در مقیاس استقرار صنعتی آن است؛ اما گزارش مورد اشاره، درصد مشخصی از کاهش ضایعات ناشی از این سامانه‌ها ارائه نمی‌کند.

بنابراین، تعداد سامانه‌های نصب‌شده را نباید با میزان صرفه‌جویی یا بهبود کیفیت اشتباه گرفت.

منبع و سطح شواهد: گزارش فنی منتشرشده توسط [Nippon Steel. ۹]

پروژه نهم: تعمیرات پیش‌بینانه در JSW Steel هند

شرکت: JSW Steel

حوزه: پایش وضعیت و تعمیرات پیش‌بینانه

گزارش: سال مالی ۲۰۲۴–۲۰۲۵

JSW Steel در گزارش سالانه خود از استقرار یک پلتفرم تعمیرات پیش‌بینانه مبتنی بر هوش مصنوعی خبر داده است.

طبق این گزارش، سامانه در ۱۰ کارخانه و روی بیش از ۲۹۰۰ تجهیز حیاتی به کار گرفته شده و بیش از ۱۳۵۰۰ حسگر برای پایش وضعیت تجهیزات مستقر شده‌اند.

نتایج اعلام‌شده شرکت:

- کاهش حدود ۱۲ درصدی توقفات برنامه‌ریزی‌نشده.
- افزایش حدود ۱۰ درصدی طول عمر تجهیزات.
- برآورد جلوگیری از بیش از ۲۵ هزار ساعت توقف برنامه‌ریزی‌نشده.

رقم ۲۵ هزار ساعت، دستاورد اعلام‌شده شرکت در خصوص توقفات جلوگیری‌شده است. چون توقفی که از وقوع آن پیشگیری شده، مستقیماً قابل مشاهده نیست، ارزیابی دقیق چنین عددی به روش محاسبه سناریوی بدون سامانه نیاز دارد.

این پروژه نشان می‌دهد که تعمیرات پیش‌بینانه زمانی ارزشمند می‌شود که داده‌های حسگرها به تصمیم‌های عملیاتی و اقدامات تعمیراتی متصل شوند.

منبع و سطح شواهد: گزارش رسمی سالانه شرکت؛ ارقام از نوع نتایج اعلام‌شده توسط بهره‌بردار هستند. [۱۰]



شکل 10 – معماری تعمیرات پیش‌بینانه JSW Steel (تصویر مفهومی)

پروژه دهم: بهینه‌سازی برنامه تولید در ArcelorMittal

شرکت: ArcelorMittal

حوزه: برنامه‌ریزی و توالی تولید

گزارش: ۲۰۲۵

یکی از مسائل پیچیده در خطوط تکمیلی فولاد، تعیین توالی مناسب سفارش‌هاست.

تغییر مکرر نوع، ابعاد یا مشخصات محصولات می‌تواند باعث کاهش بهره‌وری و افزایش هزینه‌های عملیاتی شود.

ArcelorMittal از الگوریتم‌های بهینه‌سازی الهام‌گرفته از رفتار طبیعت برای برنامه‌ریزی توالی تولید استفاده کرده است.

به گفته مدیر هوش مصنوعی و تحقیق‌وتوسعه دیجیتال شرکت، یکی از کاربردها در خط گالوانیزه گرم به **نزدیک یک میلیون دلار صرفه‌جویی سالانه** منجر شده است.

این نمونه یادآور نکته مهم دیگری است: بسیاری از کاربردهای ارزشمند صنعتی از خانواده یادگیری ماشین مولد نیستند؛ بلکه بر پایه روش‌های بهینه‌سازی، جست‌وجوی هوشمند و تحقیق در عملیات شکل گرفته‌اند.

منبع و سطح شواهد: گزارش عملکرد به نقل از مدیر مسئول فناوری در شرکت. [۱۱]

پروژه یازدهم: کاربرد بینایی ماشین برای ایمنی در POSCO

شرکت: POSCO، کره جنوبی
حوزه: ایمنی فرایند و پایش خطرات
گزارش: تقدیرنامه ایمنی انجمن جهانی فولاد، ۲۰۲۶

در محیط فولادسازی، حضور هم‌زمان کارکنان، تجهیزات متحرک و وسایل حمل مواد مذاب می‌تواند خطرات جدی ایجاد کند.

POSCO یک سامانه بینایی ماشین توسعه داد که با استفاده از زیرساخت تصویری موجود و نرم‌افزارهای داخلی، هفت وضعیت پرخطر را تشخیص می‌دهد.

در این سامانه، برخی هشدارها می‌توانند به اقدامات حفاظتی، از جمله توقف تجهیزات در شرایط تعریف‌شده، منجر شوند.

انجمن جهانی فولاد این پروژه را در برنامه تقدیر از عملکرد ایمنی سال ۲۰۲۶ معرفی کرد.

اما در اطلاعات عمومی منتشرشده، نرخ کمی کاهش حوادث ناشی از این سامانه اعلام نشده است.

بنابراین دستاورد مستند آن، **اجرای سامانه تشخیص و واکنش به خطرات مشخص** است؛ نه اثبات حذف حوادث.

منبع و سطح شواهد: گزارش انجمن جهانی فولاد. [۱۲]

پروژه دوازدهم: کوتاه‌شدن زمان توسعه محصولات جدید در ArcelorMittal

هوش مصنوعی تنها محدود به تجهیزات خط تولید نیست.

ArcelorMittal گزارش کرده است که در برخی گریدهای فولاد مورد استفاده صنایع خودروسازی، استفاده از داده‌ها و مدل‌های تحلیلی به کاهش زمان توسعه محصول از حدود سه تا پنج سال به کمتر از یک سال کمک کرده است.

در این کاربرد، اطلاعات آزمایشگاهی، ترکیب شیمیایی، خواص مواد و تجربیات مراکز تحقیقاتی برای انتخاب و ارزیابی گزینه‌های مناسب استفاده می‌شوند.

این موضوع به معنای حذف آزمون‌های صنعتی یا تغییر قوانین متالورژی نیست؛ بلکه به کاهش تعداد آزمون‌های کم‌فایده و افزایش سرعت تصمیم‌گیری در تحقیق‌وتوسعه مربوط است.

منبع و سطح شواهد: نتیجه اعلام‌شده توسط مدیر تحقیق‌وتوسعه هوش مصنوعی شرکت. [۱۱]

جمع‌بندی نتایج پروژه‌های واقعی

کارخانه یا پروژه	حوزه	نتیجه شاخص	ماهیت شواهد
Vale Conceição 2	فرآوری سنگ‌آهن	۲۵٪ افزایش بهره‌وری	گزارش شرکتی؛ حاصل مجموعه تحول
Vale Vargem Grande	گندله‌سازی	۹۴٫۴٪ دقت تشخیص مواد	ارزیابی فنی و استقرار واقعی
Tata Kalinganagar	کوره بلند	۷ تا ۱۰٪ افزایش تولید	گزارش شرکتی
پژوهش DRI	احیای مستقیم	۱۰٫۳۴٪ کاهش انرژی	پیش‌بینی مدل؛ نه صرفه‌جویی محقق‌شده
کارخانه ناشناس EAF	کوره قوس	۴۳٬۲۵۰ kWh صرفه‌جویی در دوره آزمون	مطالعه میدانی
Tata Kalinganagar	کنترل دمای مذاب	حدود ۴ میلیون دلار صرفه‌جویی سالانه	مطالعه موردی صنعتی
CITIC Jiangyin	کیفیت و انرژی	۴۷٫۳٪ کاهش نرخ محصول نامنطبق	برنامه تحول چندفناوری
Nippon Steel	کنترل کیفیت	حدود ۱۰۰ سامانه نصب‌شده	مقیاس استقرار؛ بدون رقم صرفه‌جویی
JSW Steel	تعمیرات پیش‌بینانه	حدود ۱۲٪ کاهش توقفات اضطراری	گزارش شرکتی
ArcelorMittal	برنامه‌ریزی تولید	نزدیک ۱ میلیون دلار صرفه‌جویی سالانه در یک خط	گزارش شرکتی
POSCO	ایمنی	پوشش هفت سناریوی پرخطر	اجرای صنعتی؛ بدون نرخ کمی کاهش حوادث

SteelExperts.ir

محل درج شکل 11 – مقایسه سطح شواهد و نتایج نمونه‌های صنعتی هوش مصنوعی

گرافیک داده‌محور که نتایج اندازه‌گیری‌شده، گزارش شرکت و پیش‌بینی مدل را از هم جدا کند

شکل 11 ـ مقایسه سطح شواهد و نتایج نمونه‌های صنعتی هوش مصنوعی (جایگاه تصویر)

این جدول نشان می‌دهد که دستاوردهای هوش مصنوعی واقعی‌اند، اما نوع و میزان شواهد در پروژه‌ها متفاوت است و نباید اعداد آن‌ها را مستقیماً به تمام کارخانه‌های فولاد تعمیم داد.

۶. برای پیاده‌سازی واقعی هوش مصنوعی در کارخانه فولاد به چه زیرساخت‌هایی نیاز داریم؟

یکی از اشتباهات رایج، آغاز پروژه هوش مصنوعی با انتخاب مدل یا خرید نرم‌افزار است.

درحالی‌که در محیط صنعتی، ابتدا باید مشخص شود چه مسئله‌ای قرار است حل شود، کدام داده‌ها برای آن لازم‌اند و نتیجه مدل چگونه به اقدام عملی تبدیل خواهد شد.

زیرساخت موردنیاز را می‌توان در پنج لایه بررسی کرد.

لایه اول: ابزار دقیق و جمع‌آوری داده

سامانه هوش مصنوعی به داده‌هایی نیاز دارد که وضعیت واقعی فرایند را توصیف کنند.

این داده‌ها بسته به کاربرد ممکن است شامل موارد زیر باشند:

- دما، فشار، دبی، سطح و وزن.
- جریان، ولتاژ، توان و انرژی مصرفی.
- ارتعاش، صدا و دمای تجهیزات مکانیکی.
- ترکیب شیمیایی، نتایج آزمایشگاه و مشخصات مواد.
- تصاویر دوربین‌های صنعتی.
- وضعیت عملکرد تجهیزات، هشدارها و توقفات.

وجود حسگر به‌تنهایی کافی نیست. دقت اندازه‌گیری، کالیبراسیون، شرایط نصب و قابلیت اعتماد داده نیز اهمیت دارند.

تجربه Vale نشان می‌دهد چرا سرمایه‌گذاری روی ابزار دقیق بخش جدایی‌ناپذیر پروژه هوشمندسازی است. این شرکت برای اجرای برنامه تحول کارخانه Conceição 2، هزاران ابزار و حسگر را وارد ساختار پایش و کنترل یکپارچه کرد. [۲]

لایه دوم: سامانه‌های کنترل صنعتی

اطلاعات بسیاری از فرایندهای فولادسازی در سیستم‌های کنترل صنعتی تولید و استفاده می‌شوند.

سامانه‌هایی مانند PLC، DCS و SCADA وظیفه کنترل، پایش و اجرای منطق عملیاتی تجهیزات را برعهده دارند.

مدل هوش مصنوعی ممکن است داده‌های این سامانه‌ها را دریافت کند و در محدوده مشخص پیشنهادهایی ارائه دهد.

اما میان **مشاوره به اپراتور** و **کنترل خودکار تجهیزات** تفاوت مهمی وجود دارد.

در کاربردهای حساس، هرگونه تغییر خودکار باید تحت قیود مهندسی، کنترل‌های ایمنی و فرایند تأیید مناسب قرار گیرد.

لایه سوم: یکپارچگی اطلاعات تولید و کسب‌وکار

برای تحلیل دقیق، داده‌های فنی باید به اطلاعات عملیاتی و اقتصادی مرتبط شوند.

برای مثال، اگر هدف پیش‌بینی عیوب ورق فولادی است، ممکن است لازم باشد اطلاعات ذوب، ترکیب شیمیایی، پارامترهای ریخته‌گری، مراحل نورد و نتیجه آزمون نهایی به یک شناسه محصول متصل شوند.

سامانه‌های زیر در این لایه اهمیت دارند:

MES برای ثبت و مدیریت اجرای تولید؛ **Historian** برای ذخیره داده‌های زمانی فرایند؛ **LIMS** برای نتایج آزمایشگاهی؛ **CMMS/EAM** برای نگهداری و تعمیرات؛ و **ERP** برای اطلاعات سفارش، موجودی، هزینه و سایر فرایندهای سازمانی.

اگر اطلاعات این سامانه‌ها با یکدیگر ارتباط نداشته باشند، تحلیل هوش مصنوعی نیز محدود می‌ماند.

لایه چهارم: زیرساخت پردازش و مدیریت مدل

مدل‌های هوش مصنوعی باید آموزش داده شوند، در محیط واقعی اجرا شوند و عملکردشان در طول زمان بررسی شود.

بسته به مسئله، پردازش می‌تواند روی سرورهای داخلی کارخانه، تجهیزات لبه شبکه یا زیرساخت مناسب دیگر انجام گیرد.

در کاربردهای بلادرنگ، تأخیر پردازش و ارتباط اهمیت ویژه‌ای دارد.

همچنین باید امکان ثبت نسخه مدل، بازآموزی، ارزیابی مجدد و بازگشت به روش کنترل قبلی وجود داشته باشد.

لایه پنجم: امنیت سایبری، ایمنی و حاکمیت عملیاتی

اتصال فناوری اطلاعات سازمانی به فناوری عملیاتی کارخانه می‌تواند مخاطرات جدیدی ایجاد کند.

استاندارد راهنمای NIST SP 800-82 Rev. 3 بر ویژگی‌های خاص امنیت فناوری عملیاتی، از جمله نیاز به دسترس‌پذیری، قابلیت اطمینان و ایمنی تأکید می‌کند. [۱۳]

در یک پروژه صنعتی، مدل هوش مصنوعی نباید مسیر کنترل‌نشده‌ای برای دسترسی به تجهیزات حیاتی ایجاد کند.

همچنین باید مشخص باشد چه کسی مسئول تأیید توصیه‌ها، بررسی خطاها و تصمیم نهایی در شرایط غیرعادی است.

نتیجه مهم: کارخانه‌ای که داده‌های معتبر، یکپارچگی اطلاعاتی و سازوکار اجرایی مناسب ندارد، صرفاً با خرید یک محصول هوش مصنوعی به کارخانه هوشمند تبدیل نمی‌شود.

محل درج شکل 12 — پنج لایه زیرساخت استقرار هوش مصنوعی در کارخانه فولاد

ابزار دقیق، PLC/DCS/SCADA، MES/Historian/LIMS/CMMS/ERP، مدل AI و امنیت/ایمنی

شکل 12 ـ پنج لایه زیرساخت استقرار هوش مصنوعی در کارخانه فولاد (جایگاه تصویر)

۷. اثر اقتصادی هوش مصنوعی چگونه اندازه‌گیری می‌شود؟

یکی از مهم‌ترین پرسش‌های مدیران صنعت فولاد این است که سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی چه بازگشت اقتصادی دارد.

پاسخ این سؤال باید بر پایه شاخص‌های قابل‌اندازه‌گیری و مقایسه شرایط قبل و بعد از اجرا باشد.

۷.۱. افزایش تولید قابل فروش

اگر هوش مصنوعی باعث کاهش توقفات، افزایش سرعت مؤثر تولید یا بهبود بازده شود، ممکن است تولید قابل‌فروش افزایش یابد.

اما افزایش تولید تنها زمانی ارزش اقتصادی واقعی دارد که ظرفیت سایر بخش‌ها، تقاضای بازار و امکان فروش محصول نیز وجود داشته باشد.

ارزش این افزایش معمولاً باید با **حاشیه سود مشارکت هر تن محصول اضافی** محاسبه شود، نه قیمت فروش کامل آن.

۷.۲. کاهش مصرف انرژی

برای محاسبه صرفه‌جویی انرژی باید ابتدا مصرف ویژه مشخص شود.

برای مثال:

مصرف ویژه برق = برق مصرفی فرایند ÷ مقدار محصول قابل‌قبول تولیدشده

این شاخص را می‌توان برحسب کیلووات‌ساعت بر تن بیان کرد.

فرض کنیم کارخانه‌ای سالانه سه میلیون تن محصول تولید می‌کند و پس از یک پروژه بهینه‌سازی، مصرف برق آن با حفظ شرایط قابل‌مقایسه، پنج کیلووات‌ساعت به‌ازای هر تن کاهش می‌یابد.

صرفه‌جویی سالانه معادل خواهد بود با:

۳,۰۰۰,۰۰۰ × ۵ = ۱۵,۰۰۰,۰۰۰ کیلووات‌ساعت در سال

یعنی ۱۵ گیگاوات‌ساعت.

ارزش مالی آن نیز از ضرب این مقدار در هزینه واقعی هر کیلووات‌ساعت برق به دست می‌آید.

این مثال صرفاً برای توضیح روش محاسبه است و به پروژه یا کارخانه مشخصی تعلق ندارد.

۷.۳. کاهش توقفات اضطراری

هزینه یک توقف اضطراری فقط هزینه تعمیر قطعه خراب‌شده نیست.

توقف ممکن است باعث کاهش تولید، مصرف مجدد انرژی هنگام راه‌اندازی، ضایعات، تأخیر در تحویل سفارش و استفاده از منابع اضافی شود.

اما در محاسبه سود اقتصادی باید مراقب بود این آثار چند بار شمرده نشوند.

برای مثال، اگر ارزش تولید ازدست‌رفته در محاسبه سود مشارکت لحاظ شده باشد، نباید همان مبلغ دوباره به عنوان صرفه‌جویی مستقل محاسبه شود.

۷.۴. کاهش ضایعات و محصولات نامنطبق

در صنعت فولاد، کیفیت مستقیماً با هزینه تولید ارتباط دارد.

اگر محصول به دلیل عیب سطحی، ترکیب شیمیایی یا مشخصات مکانیکی نامناسب مردود شود، ممکن است بخشی از هزینه مواد، انرژی، زمان و ظرفیت تولید از دست برود.

هوش مصنوعی می‌تواند با تشخیص زودهنگام عیب یا پیش‌بینی شرایط نامطلوب، به کاهش این هزینه‌ها کمک کند.

بااین‌حال، باید تفاوت میان کاهش نرخ کشف عیب و کاهش واقعی تولید محصول معیوب بررسی شود.

کاهش تعداد عیوب ثبت‌شده همیشه به معنای بهبود کیفیت نیست؛ ممکن است روش بازرسی یا حساسیت سامانه تغییر کرده باشد.

۷.۵. بهبود بهره‌وری تجهیزات

یکی از شاخص‌های متداول، اثربخشی کلی تجهیزات یا OEE است:

OEE = دسترس‌پذیری × عملکرد × کیفیت

هوش مصنوعی ممکن است از طریق کاهش توقف، بهبود سرعت مؤثر یا کاهش محصول نامنطبق بر یک یا چند جزء این شاخص اثر بگذارد.

اما افزایش OEE در یک تجهیز الزاماً به معنای افزایش تولید کل کارخانه نیست؛ ممکن است گلوگاه اصلی در بخش دیگری قرار داشته باشد.

۷.۶. محاسبه بازگشت سرمایه

برای سنجش اقتصادی یک پروژه باید منافع و هزینه‌های آن در یک دوره مشخص مقایسه شوند.

منافع ممکن است شامل کاهش انرژی، تعمیرات، ضایعات و افزایش حاشیه سود ناشی از تولید قابل‌فروش باشد.

هزینه‌ها نیز می‌توانند شامل ابزار دقیق، یکپارچه‌سازی سامانه‌ها، توسعه مدل، نرم‌افزار، زیرساخت پردازش، امنیت، آموزش و نگهداری مستمر باشند.

شاخص‌هایی مانند دوره بازگشت سرمایه، ارزش فعلی خالص (NPV) و نرخ بازده سرمایه‌گذاری (ROI) تنها زمانی معتبرند که بر اساس جریان‌های نقدی و فرضیات روشن محاسبه شوند.

مسئله مهم: چگونه مطمئن شویم بهبود واقعاً ناشی از هوش مصنوعی بوده است؟

فرض کنیم پس از راه‌اندازی یک مدل، مصرف انرژی کارخانه پنج درصد کاهش یابد.

آیا می‌توان تمام این کاهش را به هوش مصنوعی نسبت داد؟

نه لزوماً.

ممکن است هم‌زمان کیفیت مواد اولیه تغییر کرده، تجهیزات تعمیر شده، ترکیب محصولات عوض شده یا فرایند دیگری اصلاح شده باشد.

برای ارزیابی معتبر، باید شرایط تولید قبل و بعد از اجرا تا حد امکان قابل‌مقایسه باشند؛ از جمله گرید محصول، کیفیت شارژ، حجم تولید، شرایط محیطی و وضعیت تجهیزات.

در پروژه‌های مناسب، استفاده از گروه کنترل، اجرای مرحله‌ای، مقایسه دوره‌های مشابه و ثبت میزان پیروی اپراتورها از پیشنهادهای مدل می‌تواند به تفکیک اثر واقعی کمک کند.

ارزش اقتصادی هوش مصنوعی زمانی اثبات می‌شود که اثر آن بر شاخص‌های صنعتی، با روش قابل‌دفاع اندازه‌گیری شود.

محل درج شکل 13 – منطق سنجش بازگشت سرمایه پروژه هوش مصنوعی در فولاد

شاخص‌های تولید قابل فروش، انرژی ویژه، کیفیت، توقفات و هزینه کل مالکیت؛ جلوگیری از شمارش دوباره منافع

شکل 13 ـ منطق سنجش بازگشت سرمایه پروژه هوش مصنوعی در فولاد (جایگاه تصویر)

۸. مرز میان کاربردهای اثبات‌شده و ادعاهای تبلیغاتی کجاست؟

پیشرفت هوش مصنوعی باعث شده است اصطلاحاتی مانند کارخانه هوشمند، تولید خودمختار، دوقلوی دیجیتال و نگهداری پیش‌بینانه بیش از گذشته در معرفی پروژه‌ها استفاده شوند.

اما استفاده از این عناوین به‌تنهایی نشان‌دهنده موفقیت صنعتی نیست.

هوش مصنوعی با دیجیتالی‌سازی یکسان نیست

نصب حسگر، ایجاد داشبورد، ثبت خودکار اطلاعات یا اتصال دو سامانه نرم‌افزاری می‌تواند بخشی از تحول دیجیتال باشد، اما الزاماً هوش مصنوعی محسوب نمی‌شود.

به همین ترتیب، استفاده از یک الگوریتم برنامه‌ریزی ریاضی لزوماً به معنای به‌کارگیری یادگیری ماشین نیست.

این فناوری‌ها می‌توانند مکمل یکدیگر باشند؛ ولی برای ارزیابی درست باید نقش هرکدام مشخص شود.

پیش‌بینی موفق با بهبود عملکرد صنعتی یکسان نیست

ممکن است یک مدل بتواند خرابی یا کیفیت محصول را با دقت بالایی پیش‌بینی کند.

اما اگر هشدار آن دیر صادر شود، تعداد هشدارهای اشتباه زیاد باشد یا امکان اقدام اصلاحی وجود نداشته باشد، ارزش عملیاتی محدودی خواهد داشت.

برای مثال، دقت ۹۵ درصدی مدل طبقه‌بندی تصویر به‌تنهایی مشخص نمی‌کند چه میزان ضایعات کاهش یافته است.

باید بررسی شود چه تعداد عیب مهم از دست رفته، چه تعداد هشدار اشتباه ایجاد شده و اقدامات بعدی چه نتیجه‌ای داشته‌اند.

اجرای آزمایشی با بهره‌برداری پایدار یکسان نیست

مدلی که در یک دوره کوتاه و شرایط محدود عملکرد خوبی داشته، ممکن است در تغییرات فصلی، تغییر مواد اولیه یا تولید گریدهای جدید با مشکل مواجه شود.

تجربه Tata Steel درباره تغییر عملکرد مدل پس از تغییر ترکیب سفارش‌ها، نمونه واقعی همین مسئله است. [۱]

ظرفیت بالقوه با نتیجه محقق‌شده یکسان نیست

اگر یک مقاله پژوهشی پیش‌بینی کند که با تغییر پارامترهای فرایند می‌توان مصرف انرژی را ده درصد کاهش داد، این نتیجه با کاهش اندازه‌گیری‌شده ده‌درصدی در کارخانه تفاوت دارد.

مطالعه مربوط به مصرف انرژی واحد احیای مستقیم و پیش‌بینی کاهش ۱۰٫۳۴ درصدی، نمونه‌ای است که باید با همین دقت تفسیر شود. [۶]

خوداظهاری شرکت‌ها با ارزیابی مستقل یکسان نیست

گزارش شرکت‌های صنعتی درباره دستاوردهای پروژه‌ها منابع ارزشمندی هستند، اما معمولاً تمام داده‌های خام، جزئیات محاسبه خط مبنا و روش انتساب منافع را منتشر نمی‌کنند.

بنابراین باید میان چند سطح از شواهد تفاوت گذاشت:

سطح شواهد	نمونه	میزان اتکا برای تصمیم صنعتی
نتیجه اندازه‌گیری‌شده با مقایسه معتبر	صرفه‌جویی ثبت‌شده در دوره عملیاتی	بالا، مشروط به کیفیت روش ارزیابی
نتیجه گزارش‌شده توسط بهره‌بردار	کاهش توقف یا انرژی در گزارش شرکت	مفید، با نیاز به بررسی روش محاسبه
اجرای آزمایشی محدود	عملکرد مدل در چند هفته یا چند خط	اثبات اولیه قابلیت، نه تعمیم قطعی
شبیه‌سازی و مدل‌سازی	صرفه‌جویی پیش‌بینی‌شده	نشان‌دهنده ظرفیت بالقوه
اعلام برنامه یا خرید فناوری	خبر نصب یا قرارداد سامانه هوشمند	اثبات‌کننده نتیجه اقتصادی نیست

SteelExperts.ir

محل درج شکل 14 – مراتب شواهد از مدل‌سازی تا نتیجه اندازه‌گیری‌شده در بهره‌برداری صنعتی

نردبان یا هرم شواهد با پنج سطح: اعلام پروژه، مدل‌سازی، پایلوت، گزارش بهره‌بردار، ارزیابی معتبر

شکل 14 ـ مراتب شواهد از مدل‌سازی تا نتیجه اندازه‌گیری‌شده در بهره‌برداری صنعتی (جایگاه تصویر)

در نتیجه، هنگام ارزیابی یک پروژه هوش مصنوعی باید بتوان به چند سؤال پاسخ روشن داد:

چه مسئله‌ای حل شده است؟ آیا مدل واقعاً در محیط صنعتی استفاده شده است؟ شاخص قبل و بعد چه بوده؟ بهبود در چه مدت و تحت چه شرایطی اندازه‌گیری شده؟ سهم هوش مصنوعی از دیگر تغییرات چه بوده؟ و آیا منافع پروژه از مجموع هزینه‌های آن بیشتر بوده است؟

اگر پاسخ این پرسش‌ها موجود نباشد، ادعای تحول صنعتی هنوز به شواهد کافی متکی نیست.

نتیجه‌گیری: انقلاب هوش مصنوعی در صنعت فولاد، انقلاب بهره‌وری است

صنعت فولاد صنعتی متکی بر فیزیک، شیمی، متالورژی، سرمایه‌گذاری سنگین و تجهیزات پیچیده است. ازاین‌رو، نباید انتظار داشت پیشرفت هوش مصنوعی در برنامه‌نویسی یا تولید محتوای دیجیتال، با همان سرعت و شکل در خطوط تولید فولاد تکرار شود.

هوش مصنوعی نمی‌تواند محدودیت‌های فیزیکی کارخانه را نادیده بگیرد، اما می‌تواند به شناسایی و کاهش اتلاف‌هایی کمک کند که سال‌ها در فرایند تولید وجود داشته‌اند.

ممکن است یک مدل پیش‌بینی خرابی، از توقف اضطراری یک تجهیز جلوگیری کند. مدل دیگری می‌تواند مصرف انرژی کوره را کاهش دهد. سامانه‌ای مبتنی بر بینایی ماشین می‌تواند عیب محصول را پیش از ورود به مراحل بعدی کشف کند و الگوریتمی دیگر با تنظیم بهتر برنامه تولید، زمان انتظار و هزینه‌های عملیاتی را کاهش دهد.

هیچ‌یک از این دستاوردها به‌تنهایی معجزه نیستند.

اما وقتی در مقیاس یک مجتمع بزرگ فولادی و در طول یک سال محاسبه شوند، حتی بهبودهای محدود نیز می‌توانند ارزش اقتصادی چشمگیری ایجاد کنند.

نمونه‌های صنعتی بررسی‌شده در این مقاله نشان می‌دهند که چنین دستاوردهایی صرفاً فرضیه نیستند. بااین‌حال، نتایج واقعی عمدتاً در کارخانه‌هایی حاصل شده‌اند که داده‌های مناسب، زیرساخت‌های فنی، دانش مهندسی و توانایی تبدیل پیش‌بینی به اقدام عملی داشته‌اند.

به همان اندازه که بزرگ‌نمایی توانایی‌های هوش مصنوعی اشتباه است، نادیده‌گرفتن ظرفیت واقعی آن نیز می‌تواند فرصت‌های مهمی را از صنعت فولاد بگیرد.

هوش مصنوعی قرار نیست صنعت فولاد را از نو اختراع کند؛ بلکه قرار است به ما کمک کند آنچه را طی دهه‌ها با دانش متالورژی و مهندسی ساخته‌ایم، دقیق‌تر، پایدارتر و اقتصادی‌تر اداره کنیم.

در نهایت، موفقیت هوش مصنوعی در صنعت فولاد الزاماً با افزایش چشمگیر تناژ تولید سنجیده نمی‌شود. گاهی تولید همان مقدار فولاد، با انرژی کمتر، توقف کمتر، کیفیت بالاتر و بهای تمام‌شده پایین‌تر، دستاوردی ارزشمندتر است.

تحول واقعی زمانی اتفاق می‌افتد که هوش مصنوعی از یک عنوان جذاب در اسناد مدیریتی، به یک ابزار قابل‌اندازه‌گیری در اقتصاد و عملیات کارخانه تبدیل شود.

منابع و مراجع پژوهش

منابع زیر شامل مقالات علمی، گزارش‌های فنی، مطالعات موردی و گزارش‌های رسمی شرکت‌ها هستند. نتایج خوداظهاری شرکت‌ها در متن از نتایج اندازه‌گیری‌شده پژوهشی و برآوردهای مدل‌سازی تفکیک شده‌اند.

[۱] McKinsey & Company، ۲۰۲۱. *How a steel plant in India tapped the value of data—and won global acclaim*. مطالعه موردی Tata Steel Kalinganagar.
مشاهده منبع

[۲] Vale، ژوئن ۲۰۲۶. *Vale opens model plant in Itabira with AI applied to operations and enhances safety and efficiency*.
مشاهده منبع

[۳] Martins و همکاران، ۲۰۲۶. *Automatic Identification of Raw Materials in Pelletizing Feed Using Industrial Computer Vision*. انجمن متالورژی و مواد برزیل. DOI: 10.5151/2594-357X-43831.
مشاهده مقاله

[۴] Tata Group، نوامبر ۲۰۱۹. *Tata Steel Kalinganagar: India’s Industrial Lighthouse*.
مشاهده گزارش

[۵] ME Steel، ۲۰۲۶. *OEMK implements AI system for metallization process control*.
مشاهده گزارش

[۶] Gholamzadeh, E. & Ghaemi, A.، ۲۰۲۵. *Optimizing electricity consumption in direct reduction iron processes using RSM, MLP, and RBF models.* Scientific Reports، جلد ۱۵، مقاله 34947.
مشاهده مقاله علمی

[۷] *Machine Learning-Based Tap Temperature Prediction and Control for Optimized Power Consumption in Stainless Electric Arc Furnaces (EAF) of Steel Plants*. نشریه Sustainability، سال ۲۰۲۳، جلد ۱۵، شماره ۸، مقاله 6393.
مشاهده مقاله علمی

[۸] World Economic Forum، دسامبر ۲۰۲۳. *CITIC Pacific Special Steel – Jiangyin*. مطالعه موردی Global Lighthouse Network.
مشاهده مطالعه موردی

[۹] Nippon Steel، اکتبر ۲۰۲۴. *Development of Automatic Steel Surface Inspection System toward Digital Transformation.* Nippon Steel Technical Report، شماره ۱۳۱.
دریافت گزارش فنی PDF

[۱۰] JSW Steel. *Annual Report 2024–25 – Transformation Strategy*.
مشاهده گزارش سالانه

[۱۱] ArcelorMittal، ۲۰۲۵. *Steel Thoughts: Embracing the Opportunity of AI*. گفت‌وگو درباره کاربردهای هوش مصنوعی در برنامه‌ریزی، تعمیرات، کیفیت و توسعه محصول.
مشاهده گزارش

[۱۲] World Steel Association، اکتبر ۲۰۲۶. *Safety and Health Excellence Recognition 2026*.
مشاهده گزارش

[۱۳] National Institute of Standards and Technology (NIST)، سپتامبر ۲۰۲۳. *SP 800-82 Revision 3: Guide to Operational Technology (OT) Security*.
مشاهده راهنمای فنی

توضیح روش پژوهش: این مقاله بر پایه منابع منتشرشده و در دسترس تا نوامبر ۲۰۲۶ تهیه شده است. وجود

یک گزارش صنعتی، حتی از منبع معتبر، لزوماً به معنای حسابرسی مستقل تمام ارقام آن نیست. به همین دلیل، نوع شواهد و محدودیت تعمیم نتایج در معرفی نمونه‌ها مشخص شده است.

نسخه آنلاین مقاله: https://landing.steelexperts.ir/2026/11/12/ai-in-steel-industry-realistic-impact-and-limits/

SteelExperts.ir