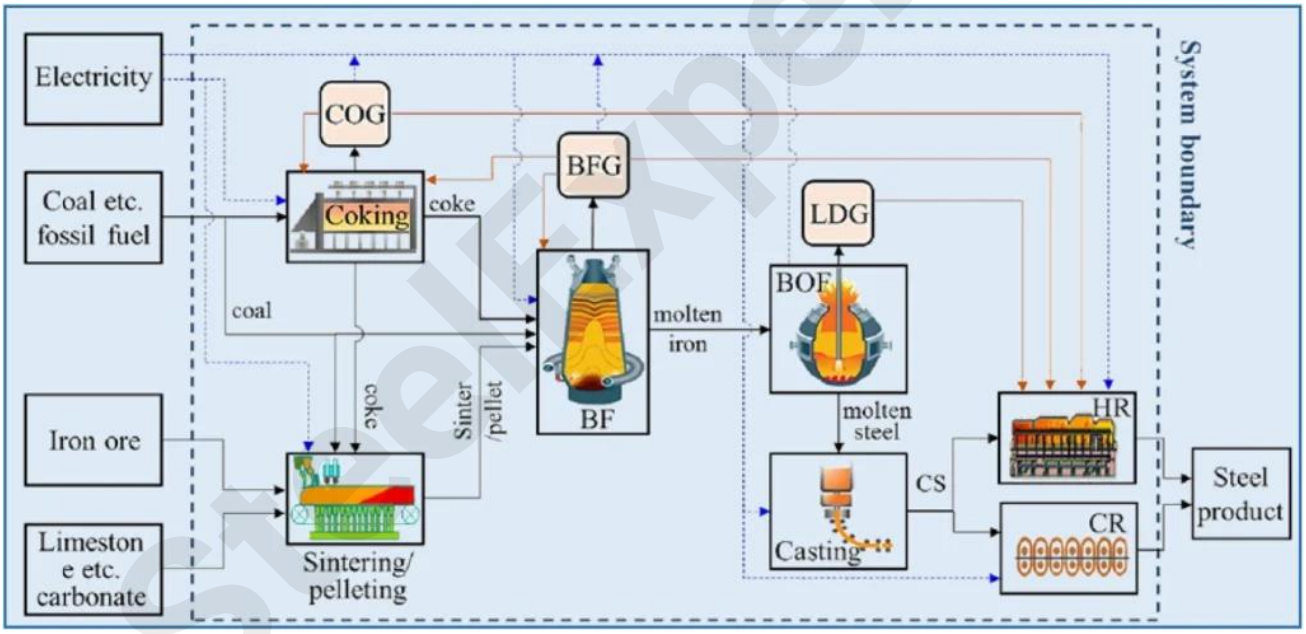
مرکز دانش شبکه خبرگان صنعت فولاد

پیشرفت‌های کاربرد هوش مصنوعی در متالورژی کم‌کربن آهن و فولاد

مقالات تخصصی | علی ارجمندی اصل | ۱۴۰۵/۰۸/۰۴

هدف‌گذاری جهانی برای دستیابی به کربن‌خنثایی و شتاب‌گرفتن دیجیتالی‌شدن صنعت، شیوه تولید فولاد را دگرگون کرده و گذار به عملیات کم‌کربن و داده‌محور را سرعت بخشیده است. هوش مصنوعی با بهره‌گیری از مجموعه‌داده‌های صنعتی بزرگ و ناهمگون، راهی فراتر از اتکای



ترجمه تخصصی مقاله پژوهشی • Carbon Neutral Systems • سال ۲۰۲۶

Advances of artificial intelligence applications to low-carbon metallurgy of iron and steel

نویسندگان: شیدی شانگ (Xidi Shang)، وولیانگ یین، جیان‌شین پان، مین وانگ، هوا وانگ، کای یانگ و چینگ‌تای شیائو

نشریه: (Carbon Neutral Systems, 2:7 (2026 | نوع اثر: مقاله مروری | DOI: 10.1007/s44438-026-00028-0

چکیده

هدف‌گذاری جهانی برای دستیابی به کربن‌خنثایی و شتاب‌گرفتن دیجیتالی‌شدن صنعت، شیوه تولید فولاد را دگرگون کرده و گذار به عملیات کم‌کربن و داده‌محور را سرعت بخشیده است. هوش مصنوعی با بهره‌گیری از مجموعه‌داده‌های صنعتی بزرگ و ناهمگون، راهی فراتر از اتکای صرف به تجربه عملیاتی و مدل‌های کلاسیکِ مبتنی بر سازوکارهای فیزیکی پیش پای صنعت فولاد می‌گذارد. این مقاله کاربردهای هوش مصنوعی را در سراسر زنجیره تولید آهن و فولاد مرور می‌کند؛ با تمرکز بر اندازه‌گیری و حسگری نرم، مدل‌سازی فرایند، بهینه‌سازی و کنترل.

نویسندگان سپس این کاربردها را در کنار مسیرهای کربن‌زدایی قرار می‌دهند: بهبود بهره‌وری انرژی و فرایند، جایگزینی مواد اولیه و حامل‌های انرژی ــ از جمله روش‌های مبتنی بر هیدروژن و تولید فولاد از قراضه در کوره قوس الکتریکی ــ و جذب، استفاده و ذخیره‌سازی کربن. شواهد حاصل از مطالعات و تجربه‌های صنعتی، از امکان بهبود کیفیت محصول و بازده تولید و نیز کاهش شدت مصرف انرژی و انتشار آلاینده‌ها حکایت دارد. بااین‌همه، گسترش موفق این فناوری‌ها به زیرساخت داده و حکمرانی قوی‌تر، انتقال مؤثر دستاوردهای پژوهشی به کارخانه، و مدل‌های تلفیقی و آگاه از قوانین فیزیکی وابسته است؛ مدل‌هایی که در شرایط عملیاتی متغیر نیز قابل اعتماد باشند.

واژگان کلیدی: آهن و فولادسازی، کربن‌زدایی، مدل‌سازی فرایند، هوش مصنوعی، حسگری نرم.

نکات برجسته پژوهش

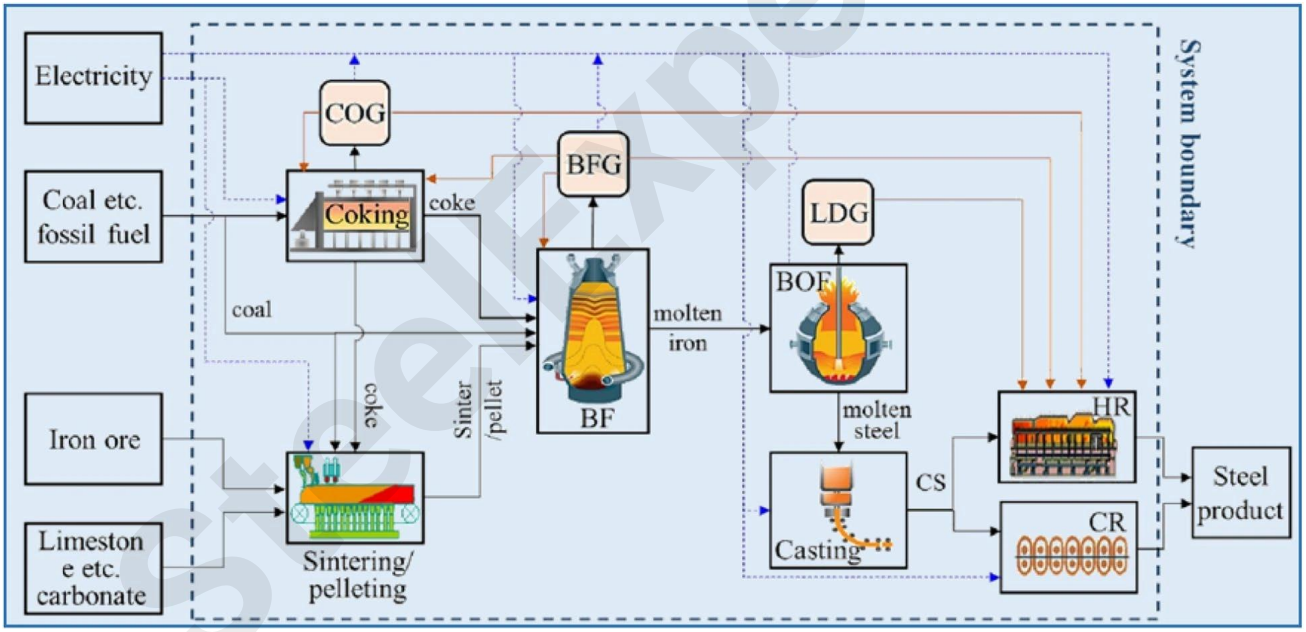
- مرور نقش هوش مصنوعی در گذار صنعت آهن و فولاد به تولید کم‌کربن.
- جمع‌بندی ۱۳۳ مطالعه شاخص درباره روش‌ها و کاربردهای صنعتی.
- ارائه چارچوبی یکپارچه از هوش مصنوعی در چهار مرحله اصلی تولید فولاد.
- پیوند فناوری‌های هوشمند با بهره‌وری، جایگزینی انرژی و مواد، و CCUS.
- تأکید بر هوش مصنوعی فیزیک‌آگاه و تلفیق آن با مبانی متالورژی.

۱. مقدمه

در فضای سیاست‌گذاری جهانیِ کاهش انتشار و حرکت به سوی کربن‌خنثایی، کربن‌زدایی از تولید فولاد دیگر تنها

یک الزام محیط‌زیستی نیست؛ به یکی از عوامل تعیین‌کننده رقابت‌پذیری و پایداری بلندمدت بنگاه‌های فولادی تبدیل شده است. بسیاری از کشورها هدف‌گذاری و نقشه راه کربن‌خنثایی را منتشر کرده‌اند و فناوری‌های انتشار منفی نیز برای جبران انتشار باقیمانده وارد برنامه‌های سیاستی شده‌اند. از زمان اجرایی‌شدن توافق پاریس، قیمت‌گذاری کربن، افشای اجباری اطلاعات اقلیمی و سازوکارهای تعدیل کربن مرزی، الزامات سخت‌گیرانه‌تری را پیش روی این صنعت گذاشته‌اند (Zhao et al., 2022b; Wu et al., 2021; Lawrence et al., 2019).

بخش آهن و فولاد سهم چشمگیری در انتشار دی‌اکسیدکربن صنعتی جهان دارد که در منابع مورد استناد مقاله حدود ۷ تا ۹ درصد گزارش شده است. زنجیره طولانی تولید در کارخانه‌های یکپارچه، جریان مواد، انرژی و کربن را به‌شدت به یکدیگر وابسته می‌کند؛ از همین رو تقریباً در همه واحدها انتشار وجود دارد. مسیر متداول کوره بلند ــ کنورتر اکسیژنی، یا BF–BOF، همچنان نزدیک به ۷۰ درصد فولاد خام جهان را تأمین می‌کند. کک‌سازی، زینترینگ، آهن‌سازی و فولادسازی در این مسیر، حلقه‌های جدا از هم نیستند و تغییر در یک واحد، بر وضعیت انرژی و کربن کل کارخانه اثر می‌گذارد (Venkataraman et al., 2022; Yu et al., 2023).



شکل ۱. مسیر تولید یکپارچه BF–BOF و جریان مواد و حامل‌های انرژی، از کک‌سازی و زینترینگ تا کوره بلند، فولادسازی، ریخته‌گری و نورد گرم و سرد (Jiang and Xia, 2023).

در کنار مسیر یکپارچه، سهم تولید مبتنی بر کوره قوس الکتریکی (EAF) نیز رو به افزایش است. مقاله سهم این روش را در تولید فولاد خام اتحادیه اروپا حدود ۴۱٫۵ درصد و در ایالات متحده حدود ۶۸ درصد گزارش می‌کند. با وجود ظرفیت بالای این مسیر برای کاهش انتشار، استفاده گسترده از فناوری‌های جایگزین با چالش‌هایی مانند بلوغ فنی ناکافی، سرمایه‌گذاری سنگین و عدم قطعیت اقتصادی همراه است. مسیرهای هیدروژنی، به‌ویژه، با هزینه بالا، توسعه کند زیرساخت و تجربه بهره‌برداری محدود مواجه‌اند. بنابراین در افق کوتاه‌مدت، کاهش

انتشار باید در کنار حفظ پایداری تولید، بر بهینه‌سازی کلان فرایندهای موجود هم تکیه کند.

در چنین شرایطی، تحول دیجیتال و هوش مصنوعی امکان تازه‌ای برای کاهش انتشار فراهم می‌آورند. اینترنت صنعتی اشیا (IIoT) و حسگرهای پیشرفته، جمع‌آوری داده و پایش برخط را در سطح کارخانه ممکن می‌کنند؛ داده‌هایی که پایه شبیه‌سازی، مشاهده‌پذیری فرایند و تصمیم‌گیری هوشمندند. یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و یادگیری تقویتی، از تشخیص الگو و پیش‌بینی تا کنترل بهینه را پوشش می‌دهند و می‌توانند پایداری عملیات، بهره‌وری انرژی و استفاده از منابع را بهبود دهند (Ma et al., 2024; Faria et al., 2022).

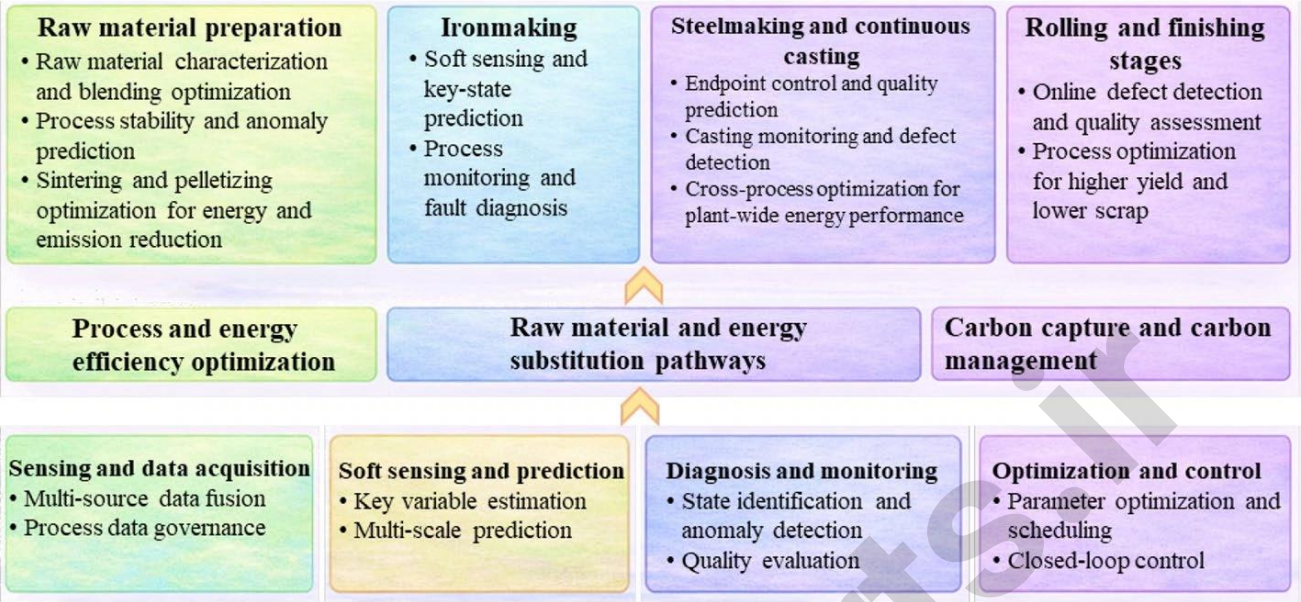
دوقلوهای دیجیتال که مدل‌های دقیق فیزیکی را با داده‌های واقعی واحد تولید پیوند می‌دهند، از زینترینگ و کک‌سازی تا کوره بلند توسعه یافته‌اند و برای نگهداری پیش‌بینانه، تشخیص ناهنجاری و بهینه‌سازی مستمر به‌کار می‌روند. در کنار آن، رایانش لبه‌ای و شبکه‌های خصوصی نسل پنجم با کاهش تأخیر ارتباطی، پردازش محلی داده‌های حساس به زمان را امکان‌پذیر می‌کنند. حاصل، ترکیبی از اتصال صنعتی، دوقلوی دیجیتال و هوش مصنوعی است که می‌تواند بهره‌برداری متکی بر تجربه را به بهره‌برداری پیش‌بینانه، سازگارشونده و کم‌کربن نزدیک کند.

بااین‌حال، تجربه‌های موفق هنوز پراکنده‌اند. چارچوبی کارخانه‌گستر که گردآوری داده، مدل‌سازی، بهینه‌سازی و مدیریت کربن را به هم متصل کند، به‌طور کامل شکل نگرفته است. کیفیت ناهمگون داده، سازگاری محدود سامانه‌ها، دشواری توضیح‌پذیری مدل‌ها و تغییرپذیری شرایط بهره‌برداری مانع توسعه در مقیاس بزرگ می‌شود. در فرایندهایی مانند آهن‌سازی و ریخته‌گری پیوسته، الزام‌های سخت‌گیرانه بلادرنگ نیز با پیچیدگی و هزینه مدل‌های پربُعد در تضاد قرار می‌گیرد. این مسائل ضرورت استفاده از مدل‌های جانشین، پردازش نزدیک به تجهیز و مراکز داده یکپارچه را آشکار می‌سازند.

مقاله حاضر بر پایه جستجوی ساختاریافته در Scopus، Web of Science و Google Scholar برای آثار منتشرشده میان سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۵ تهیه شده است. پژوهش‌هایی در این مرور وارد شده‌اند که از حسگری، پیش‌بینی، بهینه‌سازی یا کنترل مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده کرده و هدف متالورژیکی مشخصی ــ مانند کیفیت، مصرف انرژی یا کاهش کربن ــ داشته باشند. مطالعات بر اساس مرحله تولید و سازوکار کربن‌زدایی طبقه‌بندی شده‌اند.

دستاورد محوری این بررسی، نگاشتی مشترک میان زنجیره تولید فولاد، کارکردهای هوش مصنوعی و راهبردهای کربن‌زدایی است. نویسندگان چهار گروه کارکردی را دنبال می‌کنند: حسگری و ادراک، حسگری نرم و پیش‌بینی، پایش و عیب‌یابی، و بهینه‌سازی و کنترل. این کارکردها در کنار سه مسیر کاهش انتشار ــ افزایش بهره‌وری، جایگزینی مواد و انرژی، و جذب و مدیریت کربن ــ بررسی می‌شوند.

SteelExperts.ir



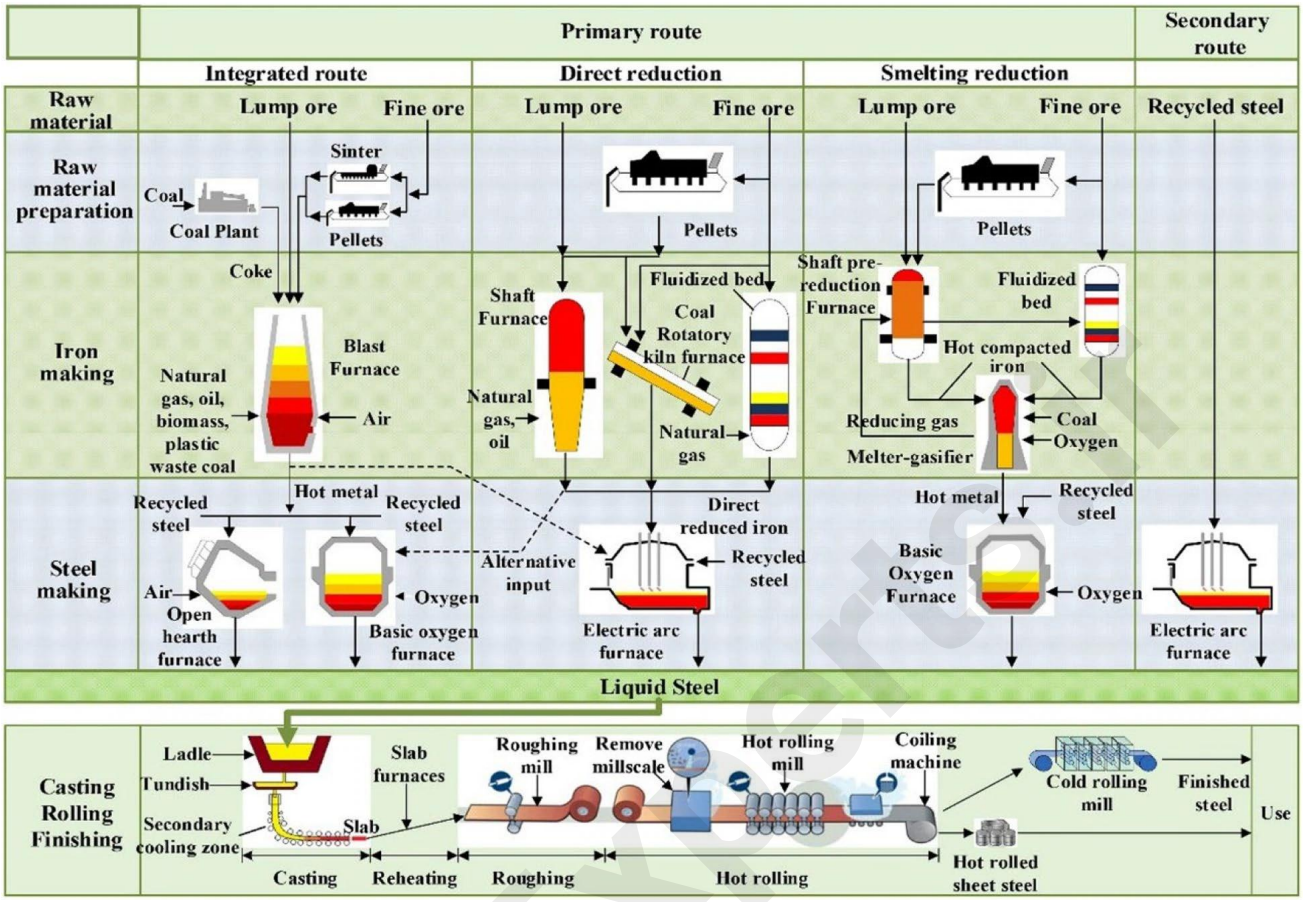
شکل ۲. چارچوب مفهومی ارتباط مراحل تولید فولاد، کارکردهای هوش مصنوعی و مسیرهای کربن‌زدایی.

۲. فرایندهای متالورژیکی و مسیرهای کربن‌زدایی در فولادسازی

۲.۱. مسیرهای تولید فولاد و ویژگی‌های انتشار

فولاد زیربنای بسیاری از زیرساخت‌ها و صنایع تولیدی است و تولید آن به دو خانواده اصلی تقسیم می‌شود: مسیر اولیه که عمدتاً از سنگ‌آهن و بخشی قراضه استفاده می‌کند، و مسیر ثانویه که بیشتر بر بازیافت قراضه استوار است. در مسیر بلند یا یکپارچه، آماده‌سازی مواد اولیه، تولید آهن و فولادسازی در مجموعه‌ای از واحدهای به‌هم‌پیوسته انجام می‌شود. در مسیر کوتاه، بخشی از این مراحل حذف می‌شود و قراضه در کوره قوس الکتریکی به فولاد تبدیل می‌گردد (Uribe-Soto et al., 2017; Napp et al., 2014).

SteelExperts.ir



شکل ۳. مسیرهای اصلی تولید آهن و فولاد: مسیر اولیه مبتنی بر سنگ‌آهن و BF–BOF، گزینه‌های احیای مستقیم و احیای ذوبی، و مسیر ثانویه مبتنی بر قراضه و EAF (Uribe-Soto et al., 2017; Wang et al., 2020).

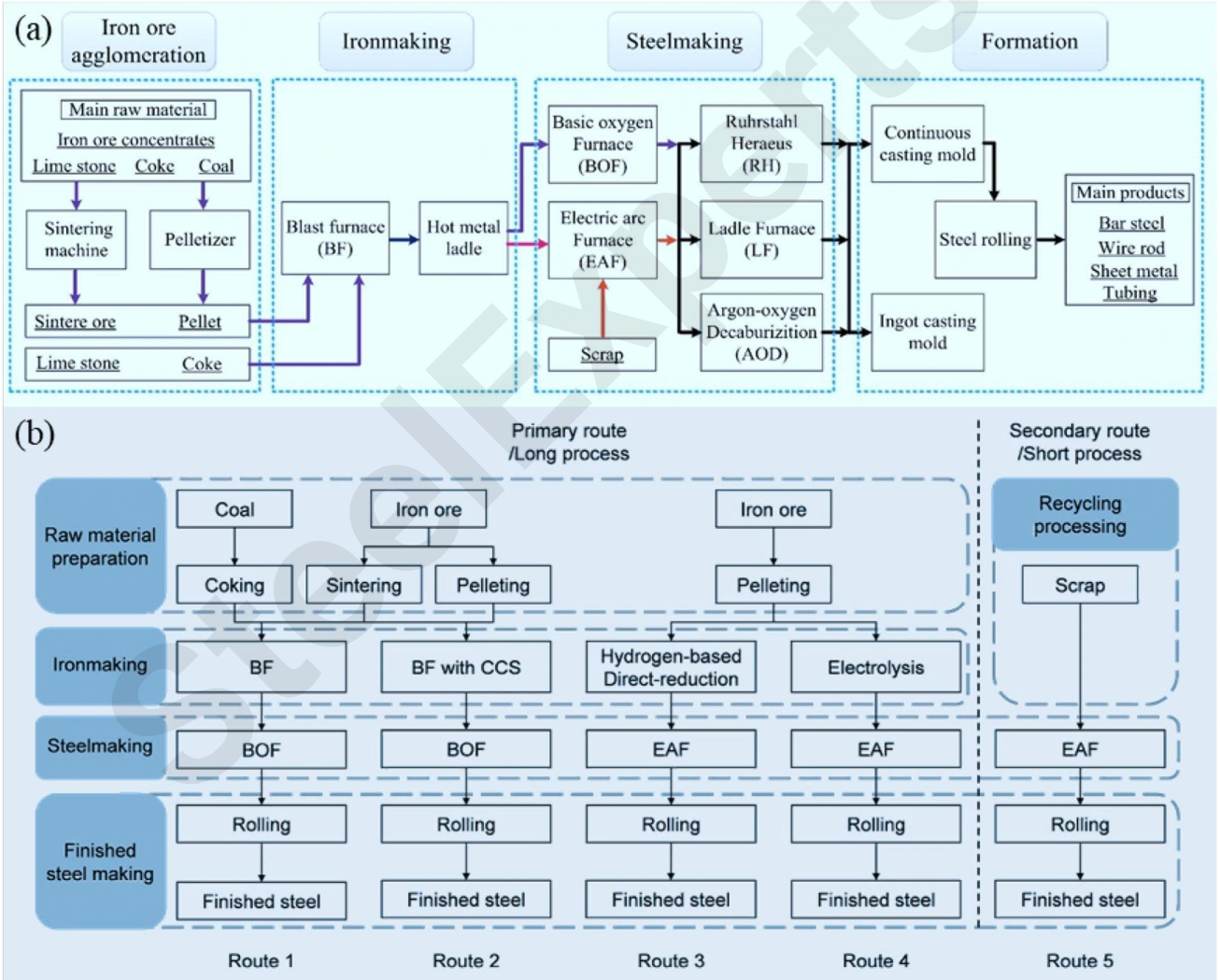
در مسیر متداول BF–BOF، زینترینگ، گندله‌سازی و کک‌سازی مواد مورد نیاز کوره بلند را فراهم می‌کنند. چدن مذابِ کوره بلند سپس وارد کنورتر اکسیژنی می‌شود تا میزان کربن و عناصر آلیاژی آن تنظیم شود. احیای مستقیم و احیای ذوبی نیز گزینه‌های جایگزین آهن‌سازی هستند که معمولاً با کوره قوس الکتریکی ترکیب می‌شوند. پس از فولادسازی، ریخته‌گری پیوسته و نورد گرم یا سرد، فولاد مذاب را به محصول نهایی تبدیل می‌کنند؛ البته گرم‌کردن مجدد و عملیات پایانی همچنان مصرف‌کننده قابل‌توجه برق و سوخت‌اند.

در کارخانه‌های یکپارچه، گازهای حاصل از کک‌سازی، کوره بلند و کنورتر برای تأمین انرژی و بازیابی حرارت به یکدیگر مرتبط‌اند. شیوه توزیع و مصرف این گازها بر شدت انرژی و انتشار در سطح کارخانه اثر می‌گذارد؛ همان‌طور که کیفیت سنگ‌آهن و قراضه، شدت کربن برق مصرفی و میزان استفاده از گازهای خروجی تعیین‌کننده‌اند.

در روش مبتنی بر قراضه، قوس الکتریکی با توان بالا خوراک را ذوب می‌کند و تصفیه مذاب عمدتاً در همان کوره انجام می‌شود. کنارگذاشتن بخش مهمی از آماده‌سازی سنگ‌آهن و تولید چدن، پیچیدگی فرایند و در بسیاری شرایط مصرف انرژی و انتشار را کاهش می‌دهد. در مناطقی که قراضه کافی و برق مناسب در دسترس است،

حرکت تدریجی از کنورتر اکسیژنی به کوره قوس الکتریکی می‌تواند هزینه و شدت انتشار را پایین آورد؛ هرچند برق تولیدشده از زغال‌سنگ همچنان ردپای کربن مسیر الکتریکی را افزایش می‌دهد.

با جدی‌ترشدن هدف کربن‌خنثایی، رویکرد صنعت از اصلاحات جزئی در مسیر بلند، به بازاندیشی در عامل احیاکننده و حامل انرژی تغییر کرده است. مقاله پنج مسیر را مقایسه می‌کند: (۱) کوره بلند و کنورتر متداول، (۲) کوره بلند همراه جذب و ذخیره‌سازی کربن، (۳) احیای مستقیم با هیدروژن و سپس کوره قوس، (۴) آهن‌سازی الکترولیتی همراه کوره قوس، و (۵) ذوب قراضه در کوره قوس الکتریکی. مسیرهای هیدروژنی و الکترولیتی، در صورت استفاده از برق کم‌کربن، ظرفیت بالایی برای کاهش انتشار فرایندی دارند؛ بااین‌حال، بسیاری از آن‌ها هنوز در مقیاس آزمایشی یا پایلوت‌اند.



شکل ۴. الف) جریان‌های اصلی مسیر بلند و کوتاه و فرایندهای مشترک؛ ب) پنج مسیر بالقوه تولید فولاد کم‌کربن شامل BF، BF–BOF همراه CCS، احیای هیدروژنی و EAF، الکترولیز و EAF و مسیر قراضه ــ EAF (Yang et al., 2023c; Liu et al., 2024b).

انتخاب میان این مسیرها به مجموعه‌ای پیچیده از عوامل بستگی دارد: هماهنگی واحدهای مختلف، دسترسی

و قیمت حامل‌های انرژی، کیفیت خوراک، وضعیت زیرساخت هیدروژن و CCS و محدودیت‌های اقتصادی. این پیچیدگی، نیاز به مدل‌سازی هوشمند، حسگری نرم متغیرهای دشواراندازه‌گیری و بهینه‌سازی در سطح کل کارخانه را برجسته می‌کند.

مرحله	زیرفرایند	شرح
آماده‌سازی مواد اولیه	زینترینگ	کلوخه‌سازی احتراقی: مخلوط نرمه سنگ‌آهن، مواد بازیافتی آهن‌دار و کک‌ریزه تا مرحله همجوشی جزئی گرم می‌شود و زینتر درشت مناسب برای شارژ کوره بلند به دست می‌آید.
آهن‌سازی	گندله‌سازی	سنگ‌آهن پس از خردایش و پرعیارسازی با چسب ترکیب و در دمای بالا پخته می‌شود تا گندله‌های مقاوم برای کوره بلند یا احیای مستقیم تولید شود.
آهن‌سازی	کک‌سازی	زغال‌سنگ در محیط بدون هوا تقطیر حرارتی می‌شود تا کک پرکربن تولید شود؛ کک هم سوخت و هم عامل ایجاد محیط احیایی در کوره بلند است.
آهن‌سازی	کوره بلند (BF)	سنگ‌آهن، کک و سنگ‌آهک به‌صورت لایه‌ای شارژ می‌شوند؛ هوای گرم، گرما و CO لازم برای احیا و ذوب را فراهم می‌کند و چدن مذاب به کنورتر منتقل می‌شود.
آهن‌سازی	احیای مستقیم (DR)	اکسیژن سنگ‌آهن در حالت جامد با عامل احیاکننده گازی یا زغالی جدا می‌شود و آهن اسفنجی (DRI) حاصل می‌شود.
آهن‌سازی	احیای ذوبی	تولید آهن مذاب با اتکای کمتر به کک و زینتر و استفاده بیشتر از زغال و نرمه سنگ‌آهن.
فولادسازی	کنورتر اکسیژنی (BOF)	دمش اکسیژن در چدن مذاب کوره بلند برای کربن‌زدایی و تنظیم ترکیب فولاد؛ سپس پالایش متالورژیکی تکمیلی.
فولادسازی	کوره قوس الکتریکی (EAF)	ذوب و تصفیه قراضه، آهن اسفنجی یا چدن با انرژی قوس ایجادشده از الکترودهای گرافیتی؛ قابلیت استفاده از خوراک متنوع.
ریخته‌گری، نورد و پرداخت	ریخته‌گری و نورد	مذاب از BOF یا EAF به ماشین ریخته‌گری پیوسته منتقل می‌شود و نیمه‌محصول تولیدی در نورد و عملیات پایانی به کلاف، ورق، نوار و دیگر محصولات تبدیل می‌شود.

۲.۲. مسیرهای اصلی کربن‌زدایی صنعت فولاد

نویسندگان سه مسیر مکمل را برای کاهش انتشار معرفی می‌کنند: افزایش بهره‌وری انرژی و فرایند، جایگزینی مواد اولیه و حامل‌های انرژی، و جذب، استفاده و ذخیره‌سازی دی‌اکسیدکربن (CCUS). بررسی کاربردهای هوش مصنوعی در فصل‌های بعدی بر همین تقسیم‌بندی استوار است.

۲.۲.۱. بهینه‌سازی بهره‌وری فرایند و انرژی

فولادسازی صنعتی انرژی‌بَر است و بنا بر مطالعات مورد استناد، هزینه انرژی می‌تواند حدود ۲۰ تا ۴۰ درصد هزینه تولید را تشکیل دهد. راهکارهای کاهش شدت انرژی، هم در سطح تجهیز و هم در سطح کل کارخانه دنبال می‌شوند. ماشین‌های زینتر مدرن با ظرفیت بالاتر می‌توانند انرژی ویژه تولید را کاهش دهند. در مسیر

کوره بلند ــ کنورتر، کوره بلند مهم‌ترین واحد تبدیل انرژی است و در شرایط مطلوب بهره‌برداری به محدودیت‌های ترمودینامیکی نزدیک می‌شود؛ بااین‌وجود، تلفات و برگشت‌ناپذیری‌ها همچنان وجود دارند.

بهینه‌سازی مصرف سوخت، بازیابی انرژی فشار بالای گاز دهانه کوره، تزریق پودر زغال، زینترینگ با بستر ضخیم و توربین انبساط گاز بالاسری از جمله راهکارهای شناخته‌شده‌اند. بهینه‌سازی اجاق‌های هوای گرم و شبکه بخار بر مبنای موازنه انرژی و اگزرژی نیز راندمان کلی را افزایش می‌دهد. پیاده‌سازی فراگیر این فناوری‌ها، با وجود مزایا، به سرمایه و مدیریت عملیاتی دقیق نیاز دارد.

هرچه سود نهایی اصلاحات تک‌تجهیزی کمتر می‌شود، اهمیت یکپارچه‌سازی فرایند و بهینه‌سازی سیستمی بیشتر می‌شود؛ از جمله افزایش نسبت ریخته‌گری پیوسته، گسترش مسیر کوتاه، ریخته‌گری و نورد تختال نازک، شارژ گرم، بازیافت توزیع‌شده حرارت اتلافی و مدیریت هماهنگ شبکه حرارتی کارخانه. مسیر EAF مبتنی بر قراضه معمولاً مصرف انرژی ویژه کمتری از BF–BOF دارد و ترکیب DRI–EAF نیز می‌تواند شدت کربن را کاهش دهد.

برقی‌سازی، تغییر سوخت، متان‌سازی گاز کک‌سازی و هم‌افزایی صنایع در کنار بازیابی گرمای خنک‌کاری زینتر و حرارت سرباره کوره بلند از ابزارهای تکمیلی‌اند. اما افزایش بهره‌وری به‌تنهایی برای کربن‌زدایی عمیق کافی نیست. روش‌های کم‌کربن مبتنی بر هیدروژن، آهن‌سازی الکترولیتی و احیای با کمک زیست‌توده، افق تازه‌ای باز می‌کنند. در برنامه COURSE50، ترکیب احیای غنی‌شده با هیدروژن و جذب CO از گاز کوره بلند، کاهش انتشار در حدود ۳۰ درصد را برای یک کوره آزمایشی گزارش کرده است.

بنابراین، مسیر پیش رو تنها ارتقای تجهیزات نیست؛ بلکه هماهنگی جریان‌های ماده، انرژی و کربن در کل کارخانه، برنامه‌ریزی پویا و مدل‌سازی مقاوم در برابر عدم قطعیت را نیز دربر می‌گیرد. دوقلوهای دیجیتال و کنترل پیش‌بین مدل‌مبنا می‌توانند این هماهنگی را در زمان واقعی ممکن کنند و اتصال فرایند تولید با سامانه‌های CCUS را آسان‌تر سازند.

۲.۲.۲. جایگزینی مواد اولیه و حامل‌های انرژی

وابستگی تاریخی فولادسازی به زغال‌سنگ و کک، یکی از مهم‌ترین موانع پایداری زیست‌محیطی این صنعت است. به همین دلیل سبد انرژی و عامل‌های احیاکننده به‌تدریج متنوع‌تر شده و گاز طبیعی، هیدروژن، برق و زیست‌توده در کنار روش‌های احیای غنی‌شده با هیدروژن مورد توجه قرار گرفته‌اند. هیدروژن سبز می‌تواند بخشی از سوخت‌ها و مواد احیاکننده فسیلی را جایگزین کند؛ برای مثال، جایگزینی جزئی زغال تزریقی به کوره بلند با هیدروژن، در مقایسه با عملیات متداول، ظرفیت کاهش انتشار CO را دارد.

تولید هیدروژن با برق تجدیدپذیر، شرط مهم دستیابی به کاهش عمیق انتشار است. زیست‌توده و بیوچار نیز

می‌توانند بخشی از سوخت یا عامل احیاکننده باشند. جایگزینی جزئی کک‌ریزه با بیوچار در زینترینگ و استفاده از کامپوزیت‌های کک ــ بیوچار، در برخی مطالعات نتایج امیدوارکننده‌ای داشته است؛ بااین‌حال، رفتار احتراقی، تخلخل، استحکام و چگالی کمتر بیوچار ممکن است در مقادیر زیاد، نفوذپذیری بستر را مختل کند. گاز طبیعی نیز به‌سبب نسبت بالاتر هیدروژن به کربن و ضریب انتشار کمتر، می‌تواند سوختی گذار میان فناوری‌های مبتنی بر کربن و هیدروژن باشد.

اثرگذاری راهبرد جایگزینی، به کیفیت خوراک و پایداری کوره بستگی دارد. دانه‌بندی، کنترل رطوبت، پیش‌گرمایش و خشک‌کردن مواد اولیه به یکنواختی بستر کمک می‌کنند. کنترل رطوبت زغال کیفیت کک را پایدارتر می‌کند و گرانول‌سازی و پوشش‌دهی مواد می‌تواند نفوذپذیری و احیاپذیری زینتر را بهبود دهد. افزایش عیار سنگ‌آهن و انتخاب بهینه نسبت زینتر به گندله نیز در کاهش مصرف کک مؤثر است.

در سوی دیگر، جدایش دانه‌ها هنگام شارژ، تفاوت رفتار کلوخه و زینتر و گندله و افت استحکام خوراک زیستی ممکن است بهره‌برداری را دشوار کند. مطالعات مبتنی بر روش المان گسسته، حرکت ذرات و جدایش مواد در سیستم شارژ بدون ناقوس کوره بلند را روشن‌تر کرده‌اند و زمینه تنظیم بهتر الگوی شارژ را فراهم آورده‌اند. بازیافت غبارهای آهن‌دار، پوسته اکسیدی نورد و سرباره نیز وابستگی به سنگ‌آهن تازه را کاهش می‌دهد.

افزایش سهم قراضه از عملی‌ترین و سریع‌ترین اهرم‌های گذار است. استفاده از قراضه در EAF، مرحله تولید آهن از سنگ‌آهن را حذف کرده و به‌طور معمول انرژی کمتری می‌طلبد. ارزیابی‌های چرخه عمر از توسعه مسیر EAF و در شرایط مناسب از جایگزینی بخشی از کربن فسیلی با زغال چوب حمایت می‌کنند. برآوردهای نقل‌شده در مقاله نشان می‌دهند که بیش از ۲۲ میلیارد تن فولاد از سال ۱۹۰۰ تاکنون در جهان بازیافت شده و سهم فولاد ثانویه ممکن است تا سال ۲۰۵۰ به حدود ۳۸ درصد برسد. افزایش بازیافت پس از مصرف، تفکیک بهتر قراضه و تجهیزات هوشمند کارخانه، این گذار را تقویت می‌کنند.

۲.۲.۳. جذب، استفاده و ذخیره‌سازی کربن

ازآنجاکه انرژی تجدیدپذیر به‌تنهایی نمی‌تواند تمام سوخت‌های فسیلی یا انتشار ذاتی برخی واکنش‌های تولید آهن و فولاد را حذف کند، فناوری‌های CCUS برای کربن‌زدایی عمیق اهمیت دارند. این فناوری‌ها می‌توانند هم‌زمان با تداوم فعالیت تأسیسات موجود، انتشار چندین نقطه از کارخانه را کاهش دهند. در مسیر متداول BF–BOF، تلفیق جذب و ذخیره‌سازی کربن امکان کاهش بخش بزرگی از انتشار مستقیم را فراهم می‌کند. ترکیب CCUS با هیدروژن کم‌کربن و زیست‌انرژی نیز گزینه‌های پیچیده‌تری مانند چرخه‌های کربن بسته و حتی سناریوهای انتشار خالص منفی را مطرح ساخته است.

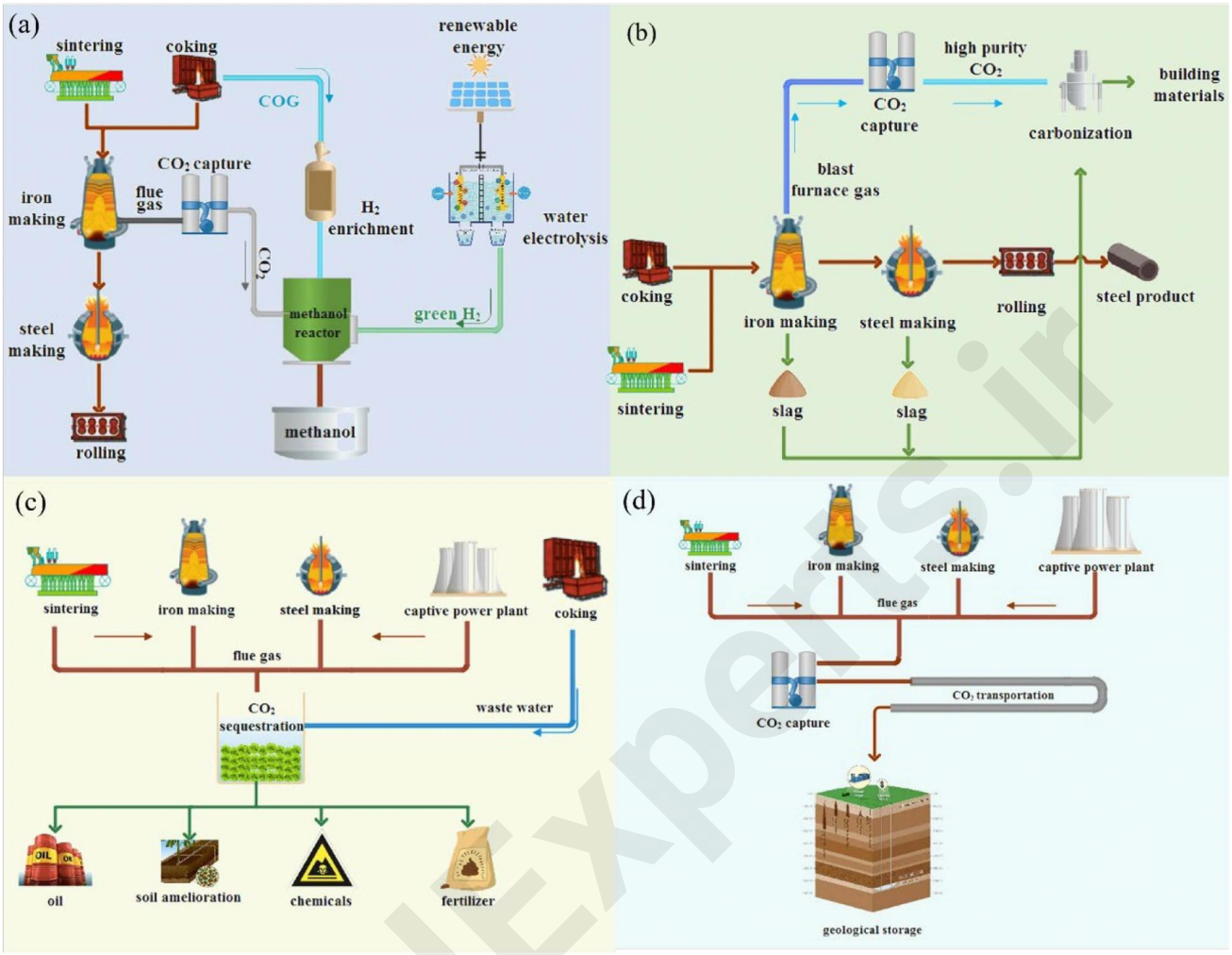
جذب شیمیایی CO با حلال‌های آمینی از روش‌های بالغ‌تر است، اما فرسایش حلال، خوردگی تجهیزات و انرژی

لازم برای احیا، محدودیت‌های جدی آن‌اند. حلال‌های نسل جدید مانند مایعات یونی، نمک‌های اسیدآمینه و سامانه‌های تغییر فاز یا ریزکپسوله، با هدف افزایش گزینش‌پذیری و پایداری و کاهش مصرف انرژی توسعه می‌یابند. غشاهای پیشرفته، از جمله غشاهای ماتریس‌آمیخته و نانوکامپوزیتی، مسیر دیگری برای جداسازی CO از گاز دودکش هستند.

ذخیره‌سازی زمین‌شناختی، گزینه اصلی نگهداری بلندمدت مقادیر زیاد CO است. تحقق آن علاوه بر فناوری جذب، به شبکه انتقال، زیرساخت تزریق و ذخیره، مشوق‌های اقتصادی و برآورد قابل‌اعتماد ظرفیت مخزن نیاز دارد. روش‌های برآورد ایستا ممکن است در حضور ناهمگنی مخزن و تله‌اندازی دینامیکی، ظرفیت را بیش‌برآورد کنند؛ ازاین‌رو مدل‌های چندمقیاسی و مبتنی بر سازوکار اهمیت یافته‌اند.

استفاده از CO نیز می‌تواند کاهش انتشار را با بازیافت ارزش اقتصادی پیوند بزند. سرباره فولادسازی به‌دلیل دارا بودن ترکیبات کلسیم و منیزیم، ظرفیت تثبیت پایدار کربن به‌شکل کربنات را دارد و محصولات کربناته را می‌توان در سنگ‌دانه و مواد پیوندی به کار برد. چرخه‌های شیمیایی برای تبدیل انتخابی CO به CO، الکتروکاتالیز چندمرحله‌ای و هیدروژناسیون کاتالیستی برای تولید مواد ارزشمند، از دیگر محورهای توسعه‌اند. در مجموع، مدیریت کربن از یک فرایند صرفاً دفعی به زنجیره‌ای از جذب، تبدیل، بهره‌برداری و ذخیره‌سازی تغییر جهت داده است.

SteelExperts.ir



شکل ۵. چهار روش استفاده و ذخیره CO در زنجیره فولاد چین: تولید متانول از CO و گاز کک، کربناته‌کردن سرباره، تثبیت زیستی با ریزجلبک و ذخیره زمین‌شناختی در حوضه‌های رسوبی (Yang et al., 2022b).

۳. کاربردهای هوش مصنوعی در فرایندهای تولید فولاد

در این فصل، کاربردهای شاخص هوش مصنوعی در طول زنجیره تولید بررسی می‌شوند: از آماده‌سازی مواد اولیه و آهن‌سازی تا فولادسازی، ریخته‌گری پیوسته، نورد و عملیات پایانی. هدف، شناسایی مسائل عملیاتی، نوع داده مورد نیاز و روش‌هایی است که به پایداری تولید، کنترل کیفیت و بهینه‌سازی کم‌کربن کمک می‌کنند.

۳.۱. هوش مصنوعی در آماده‌سازی مواد اولیه

آماده‌سازی مواد اولیه آغاز مسیر تولید یکپارچه است. یکنواختی ترکیب خوراک، پایداری بچینگ و کنترل شرایط زینترینگ بر مصرف سوخت، کیفیت محصول و انتشار پایین‌دستی کوره بلند تأثیر می‌گذارند. شاخص‌هایی مانند بازیسیته زینتر، مقدار FeO و مقاومت مکانیکی زینتر با رفتار نرم‌شوندگی و ذوب، نفوذپذیری بار کوره و رژیم

حرارتی آن ارتباط دارند. به همین دلیل، شناخت به‌موقع ویژگی‌های خوراک و وضعیت بستر زینتر برای تثبیت کیفیت ضروری است (Chen et al., 2013; Yan et al., 2016, 2020).

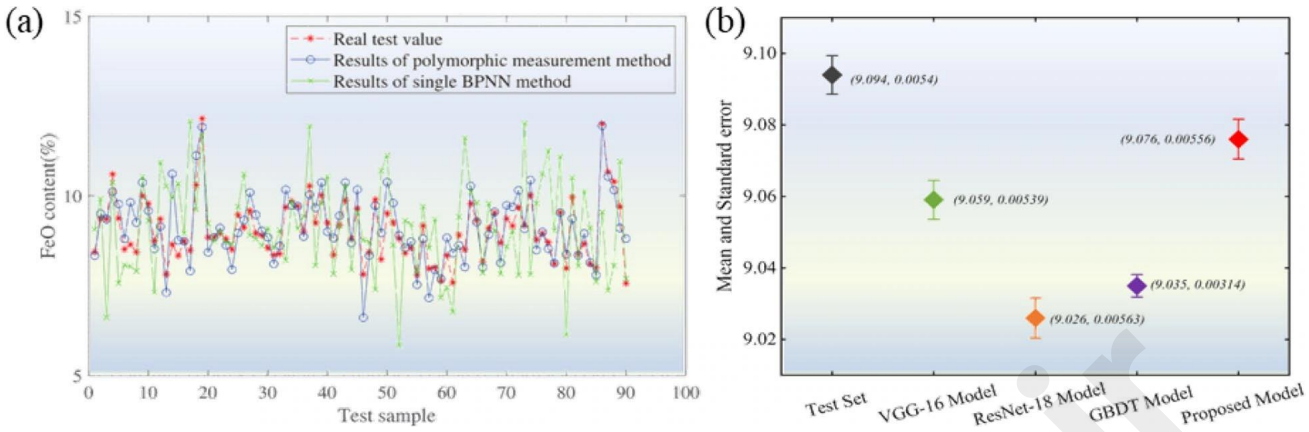
آزمایش شیمیایی متداول دقیق است، اما عمدتاً خارج از خط انجام می‌شود و زمان‌بر است. در مقابل، حسگرهای پیشرفته همراه مدل‌های هوش مصنوعی می‌توانند تخمین‌های پیوسته و سریع‌تری از ترکیب و رفتار مواد ارائه دهند. طیف‌سنجی شکست القایی لیزری (LIBS) نمونه مهمی است که بدون آماده‌سازی پیچیده نمونه، اندازه‌گیری چندعنصری سریع را در ارزیابی برخط خوراک زینتر فراهم می‌کند. Duan و همکاران (۲۰۲۴) با ترکیب XGBoost و شبکه عصبی پس‌انتشار، دقت بالایی برای پیش‌بینی چندعنصری گزارش کرده‌اند.

در تشخیص نوع ماده اولیه، الگوریتم‌های درخت تصمیم، جنگل تصادفی و دسته‌بندهایی که از ویژگی‌های طیفی استفاده می‌کنند، در برابر تغییر منابع سنگ‌آهن و شرایط عملیاتی استحکام بیشتری نشان داده‌اند. رگرسیون جنگل تصادفی برای پیش‌بینی بازیسیته و نسبت اسیدی، و شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) برای استخراج الگوهای پیچیده از طیف‌ها و تصاویر به‌کار رفته‌اند. روش‌های چندوجهی حتی تصویر دوبعدی و ابرنقاط سه‌بعدی را برای تشخیص اندازه دانه‌های مواد ترکیب کرده‌اند؛ در یک مطالعه، عملکرد تشخیص از ۹۰ درصد فراتر رفته است (Li et al., 2024a).

حسگری نرم مکمل اندازه‌گیری مستقیم است: مدل به‌جای تکیه بر یک حسگر اختصاصی برای هر متغیر، داده‌های چندمنبعی فرایند را ترکیب و مقدار متغیرهای دشواراندازه‌گیری را برآورد می‌کند؛ از جمله FeO، دمای نهایی، استحکام زینتر و نقطه سوختن کامل بستر (Burn-through Point). روش‌های اولیه، مدل‌سازی را با منطق کنترل ترکیب می‌کردند. در مرحله بعد، مدل‌های سری زمانی فازی، یادگیری به‌هنگام با کرنل وزن‌دار و سامانه‌های یادگیری گسترده فازی برای مقابله با نویز، تغییر شرایط و غیرخطی‌بودن توسعه یافته‌اند.

یادگیری عمیق مکانی‌ـزمانی، پیش‌بینی چندگامی و تلفیق ویژگی‌ها را بهبود داده است؛ برای مثال چارچوب DSTED، مدل‌های تلفیقی 3D-CNN و سامانه‌های بینایی فروسرخ برای تخمین برخط FeO به کار رفته‌اند. مطالعات دیگر ترکیب خوراک را با بهره‌وری تولید ارتباط داده یا مسیر دمای کوره دوار را پیش‌بینی کرده‌اند. شکل ۶ عملکرد روش‌های مختلف اندازه‌گیری FeO را با داده‌های آزمایشگاهی مقایسه می‌کند.

SteelExperts.ir



شکل ۶. مقایسه روش‌های پیش‌بینی برخط FeO در فرایند زینترینگ با داده آزمایشگاهی؛ نمودارهای دقت و پراکندگی خطا برای مدل‌های مختلف از جمله BPNN، VGG-16، GBDT، ResNet-18 و CNN (Jiang et al., 2021b; Zhang et al., 2022c).

در مجموع، کاربرد هوش مصنوعی در این مرحله سه محور اصلی دارد: طیف‌سنجی هوشمند برای سنجش ترکیب، حسگری نرم بر اساس سیگنال‌های فرایندی برای تخمین کیفیت، و بینایی ماشین یا ادراک چندوجهی برای شناخت وضعیت مواد. خروجی این سامانه‌ها می‌تواند ورودی کنترل حلقه‌بسته در مواجهه با خوراک متغیر و شرایط عملیاتی ناپایدار باشد.

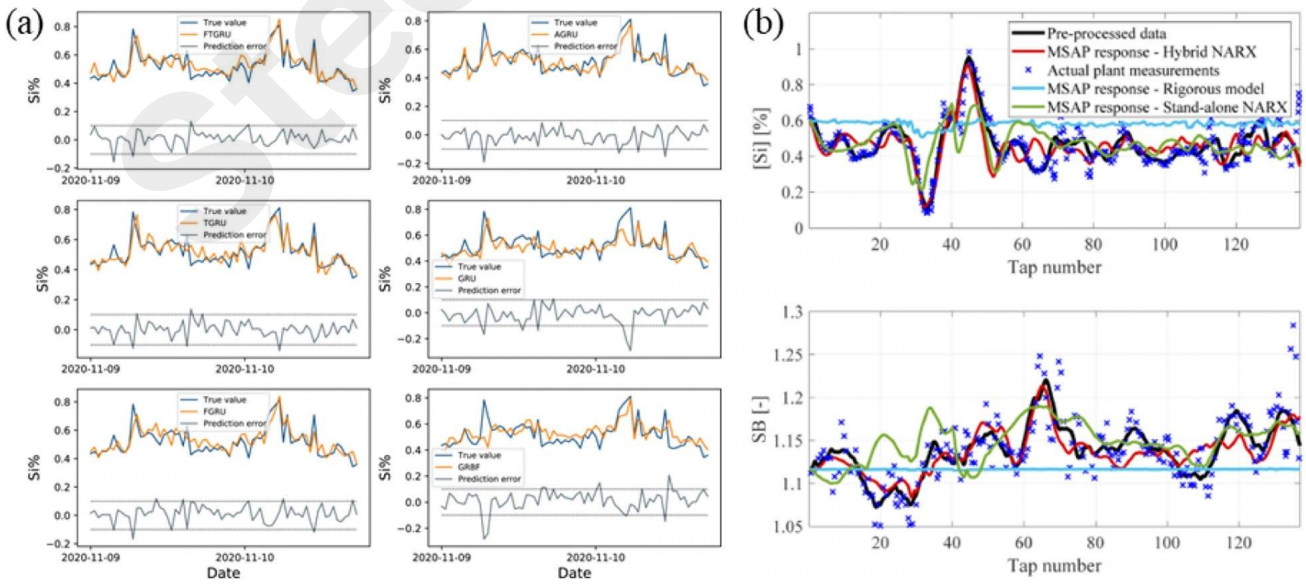
وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
سنجش برخط چندعنصری خوراک و کنترل ترکیب	طیف LIBS	ترکیب XGBoost با شبکه عصبی BPNN برای کاهش اثر زمینه ماده	Duan et al., 2024
تشخیص عیار و شناسایی نوع سنگ‌آهن	طیف LIBS	طبقه‌بندی جنگل تصادفی، در مقایسه با SVM	Sheng et al., 2015
پیش‌بینی بازیسیته مخلوط زینتر	طیف LIBS	رگرسیون جنگل تصادفی با تنظیم به‌کمک خطای خارج‌ازکیسه	Yang et al., 2017
پیش‌بینی بهره‌وری ماشین زینتر از ترکیب خوراک	سیگنال‌های فرایندی و داده ترکیب	رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی همراه تحلیل حساسیت	Mallick et al., 2021
تشخیص اندازه دانه برای کنترل شارژ	تصویر و ابرنقاط سه‌بعدی	تلفیق بینایی و ابرنقاط، بخش‌بندی نمونه و اصلاح سه‌بعدی	Li et al., 2024a
پیش‌بینی چندگامی نقطه سوختن کامل بستر	سری‌های زمانی فرایند	مدل عمیق مکانی-زمانی با رمزگذار–رمزگشای حذف نویز	Yan et al., 2022a
تخمین FeO و شناخت لایه‌های بستر زینتر	تصاویر فروسرخ متوالی	CNN توالی فروسرخ برای پیش‌بینی برخط FeO	Zhang et al., 2022c
پیش‌بینی مسیر دمای کوره دوار	سری زمانی فرایند	LSTM-GAN همراه GRP	Hu and Mao, 2022
تخمین نقطه سوختن کامل برای کنترل زینتر	سیگنال‌های فرایندی و سری زمانی	یادگیری به‌هنگام کرنل وزن‌دار و یادگیری گسترده فازی	Hu et al., 2024
پیش‌بینی BTP و کنترل هوشمند خط زینتر	سیگنال‌ها و سری زمانی	مدل جعبه‌خاکستری، نظریه خاکستری، BPNN و کنترل پیش‌بین فازی	Wu et al., 2012

۳.۲. مدل‌سازی و کنترل هوشمند در آهن‌سازی

کوره بلند سامانه‌ای چندمرحله‌ای و چندفیزیکی است که در آن شارژ مواد، تبادل حرارت و جرم، واکنش‌های احیا و جداسازی مذاب به‌شدت بر یکدیگر اثر می‌گذارند. بسیاری از وضعیت‌های درونی کوره مستقیماً قابل مشاهده نیستند. مدل‌های داده‌محور می‌توانند الگوهای پنهان در سیگنال‌های عملیاتی را استخراج کنند و در کنار مدل‌های مبتنی بر موازنه و سازوکار فیزیکی قرار گیرند تا محدودیت هر دو روش کاهش یابد (Gao et al., 2011; Jian and Gao, 2012).

مسائل پیش‌بینی در کوره بلند شامل بهره‌وری، نفوذپذیری بار، کیفیت چدن ــ به‌ویژه سیلیسیم ــ دمای مذاب و نرخ استفاده از گاز است. در پایش، تشخیص زودهنگام نوسان فشار، دمش غیرعادی، تغییرات اکسیژن و دیگر وضعیت‌های نامطلوب هدف قرار می‌گیرد. بهینه‌سازی نیز بر تنظیم متغیرهای کلیدی عملیات، کاهش نوسان و حفظ پایداری فرایند در برابر تغییر بار ورودی متمرکز است.

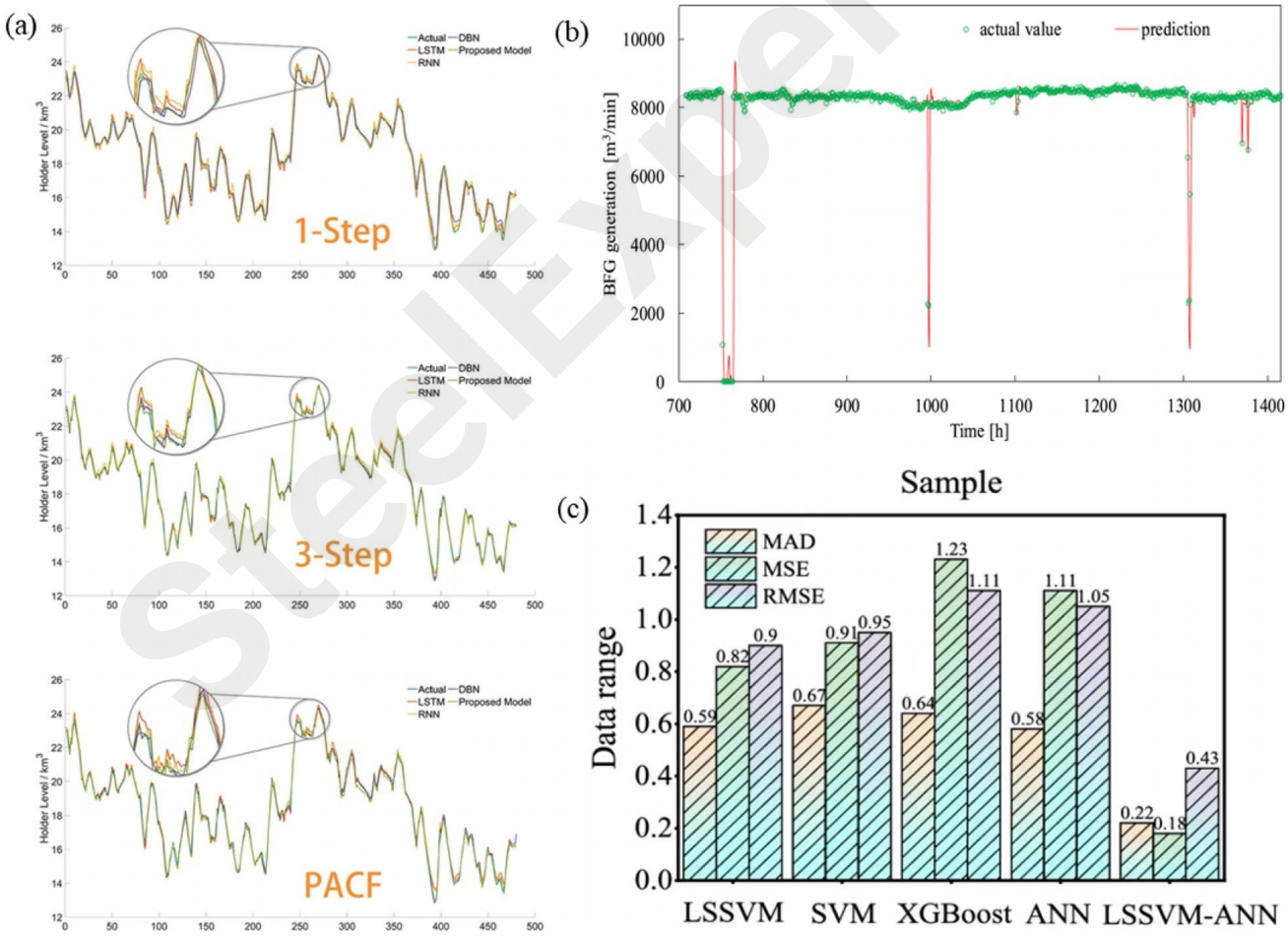
یکی از دشوارترین موضوعات، تخمین برخط دمای چدن و غلظت عناصر Si، C و P است. در این حوزه از یادگیری توالی و سازوکار توجه استفاده شده است. شبکه‌های GRU با توجه تقویت‌شده به بافت عملیاتی، شبکه‌های توجه اَبَرگراف زمانی (T-HyperGAT) و مدل‌های ترکیبی مکانیکی ــ داده‌محور، بهبودهایی در پیش‌بینی سیلیسیم، بازیسیته سرباره و سازگاری با تغییر شرایط گزارش کرده‌اند. Azadi و همکاران با ترکیب مدل مکانیکی حالت پایا و مدل دینامیکی داده‌محور، سامانه‌ای برای پیش‌بینی سیلیسیم و بازیسیته ساخته و آن را در کنترل پیش‌بین مدل‌مبنا (MPC) به کار گرفته‌اند؛ هدف، بهینه‌سازی کیفیت در لحظه با رعایت قیود بهره‌برداری بوده است.



شکل ۷. پیش‌بینی مقدار سیلیسیم چدن و بازیسیته سرباره با مدل‌های ترکیبی GRU و NARX در برابر روش‌های مرجع و داده صنعتی (Li et al., 2021b; Azadi et al., 2022b).

در پایش کوره، الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری، مدل‌سازی باقیمانده و تحلیل مشارکت متغیرها برای شناسایی تغییر وضعیت به کار رفته‌اند. ترکیب تصاویر دهانه فوران (Tuyere) و ناحیه تخلیه، سیگنال‌های میله اندازه‌گیری بار، داده رادار و اطلاعات حرارتی به شناخت وضعیت سطح بار، جریان گاز و کیفیت احتراق کمک می‌کند. روش‌های یادگیری بازنمایی عمیق و ادغام مکانی‌ـزمانی نیز برای تشخیص عیب از سیگنال‌های پربُعد توسعه یافته‌اند؛ نتیجه، تقویت هشدار زودهنگام، ایمنی و عیب‌یابی در کوره بلند است.

هوش مصنوعی در مدیریت انرژی و گازهای جانبی نیز نقش دارد. مدل‌های شبکه حالت پژواک بیزی برای پیش‌بینی بخار، مدل‌های Hammerstein با استنباط بیزی برای شناخت وضعیت گاز بالاسری و حسگرهای نرم تلفیقی برای گاز کوره بلند گزارش شده‌اند. روش‌هایی که تجزیه مدی متغیر (VMD)، شبکه حالت پژواک و بهینه‌سازی ازدحامی را ترکیب می‌کنند، پیش‌بینی چندگامی گاز را بهبود می‌دهند. مدل‌سازی نرخ مصرف گاز و تشخیص الگوهای نامتعارف، مدیریت گاز و تنظیم تطبیقی کوره را تقویت می‌کند.



شکل ۸. کاربردهای هوش مصنوعی در مدیریت کوره بلند: پیش‌بینی چندگامی گاز، حساسیت تشخیص ناهنجاری و دقت مدل‌های مختلف در برآورد نرخ استفاده از گاز (Wen et al., 2023; Sun et al., 2020; Yu et al., 2025b).

نکته مشترک این مطالعات، حرکت از پیش‌بینی تک‌متغیره به حسگری نرم بلندمدت و مدل‌های آگاه از دانش

فرایند است. هرچه قیود فیزیکی و تجربه متالورژیکی بهتر در مدل وارد شوند، اعتمادپذیری آن در شرایط خارج از الگوی داده‌های آموزش افزایش می‌یابد.

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
پیش‌بینی سیلیسیم چدن برای تثبیت کوره	سری زمانی چندمتغیره	T-HyperGAT همراه GRU برای وابستگی‌های بلندمدت	Liu et al., 2022a
پیش‌بینی سیلیسیم و بازیسیته سرباره همراه بهینه‌سازی کیفیت	داده فرایند با قیود مکانیکی	مدل حالت پایای مکانیکی و مدل دینامیکی داده‌محور درون MPC	Azadi et al., 2022a
تشخیص و شناسایی عیب در کوره بلند	سری زمانی چندمتغیره	باقیمانده‌سازی SVDD، GRU و تحلیل مشارکت متغیرها	Ouyang et al., 2020
پایش وضعیت نامتعارف کوره	داده چندمتغیره فرایند	ترکیب PCA و ICA با نمودار مشارکت	Zhou et al., 2020
تشخیص وضعیت خط سطح بار	سیگنال میله مکانیکی و رادار	استخراج ویژگی مکانی-زمانی و ادغام داده در پنجره لغزان	Chen et al., 2020
تخمین اندازه کک در ناحیه دمنده و دمای ریس‌وی	تصاویر دمنده و نشانه‌های حرارتی و رنگی	شبکه تمام‌کانولوشنی و پیرومتری نسبت رنگ	Zhou et al., 2022a
پیش‌بینی وضعیت بهره‌برداری از شاخص‌های گاز بالاسری	سری زمانی گاز بالاسری	مدل Hammerstein جعبه‌خاکستری با شناسایی بیزی	Zhang et al., 2016c
پیش‌بینی گازهای جانبی برای مدیریت انرژی	سیگنال گازهای جانبی و رخدادهای عملیاتی	یادگیری توجه‌محور، VMD، شبکه حالت پژواک و بهینه‌سازی هوشمند	Sun et al., 2020; Wen et al., 2023

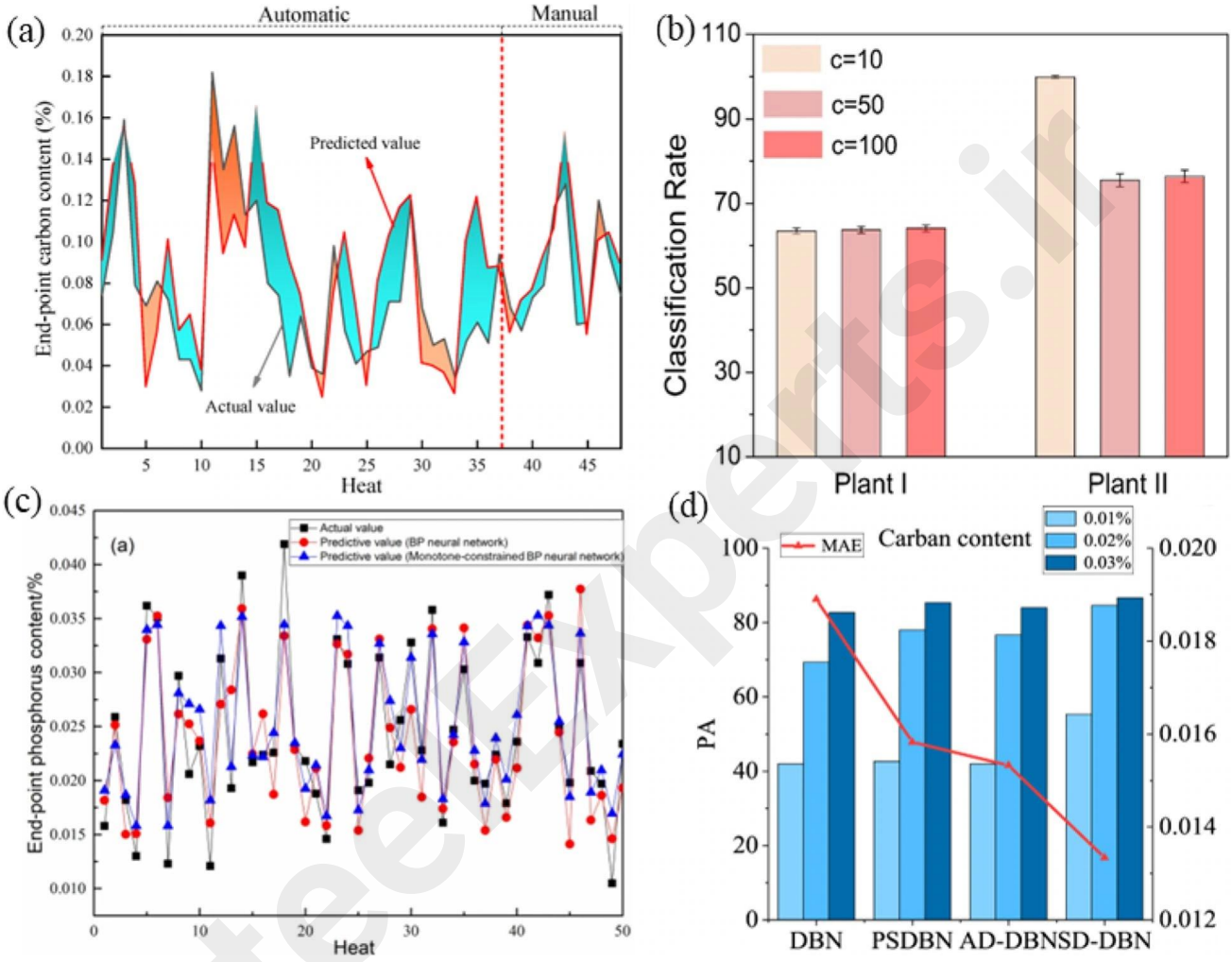
۳.۳. هوش مصنوعی در فولادسازی و ریخته‌گری پیوسته

فولادسازی و ریخته‌گری پیوسته در محیطی با دمای بسیار بالا و میدان‌های حرارتی و شیمیایی به‌شدت وابسته به یکدیگر انجام می‌شوند. کیفیت نهایی محصول و مصرف انرژی هر دو از این برهم‌کنش‌ها اثر می‌پذیرند. هوش مصنوعی به‌تدریج از تحلیل‌های آفلاین به حسگری برخط، پیش‌بینی نقطه پایان و تصمیم‌یار عملیاتی در کوره قوس، کنورتر اکسیژنی، پالایش ثانویه و ماشین ریخته‌گری راه یافته است.

در کوره قوس الکتریکی، حسگرهای نرم برای تخمین غلظت نهایی کربن و فسفر توسعه یافته‌اند تا تصمیم‌گیری سریع‌تر از نمونه‌برداری آزمایشگاهی انجام شود. شبکه‌های یادگیری توالی مبتنی بر توجه نیز وضعیت حرارتی را با استفاده از چند سیگنال فرایندی پیش‌بینی می‌کنند. در کنورتر اکسیژنی، هدف اصلی تعیین دقیق دما و ترکیب شیمیایی در پایان دمش است. روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین، مدل‌های پیش‌بینی دمای نهایی و نسبت توزیع عناصر بین سرباره و فلز را بر اساس داده چند کارخانه بررسی کرده‌اند.

روش‌های غیرتماسی نیز در حال توسعه‌اند؛ از جمله برآورد کربن نهایی از طیف شعله و پیش‌بینی فسفر به کمک

شبکه‌های یادگیری. در پالایش پاتیلی، به‌سبب رفتار واکنشی آرام‌تر، پیش‌بینی دمای کوره پاتیلی و متغیرهای مرتبط با عناصر آلیاژی و راندمان افزودنی‌ها معمولاً پایداری بیشتری دارد. تلفیق داده‌های متنوع و حسگری نرم می‌تواند احتمال دستیابی به محدوده هدف، کنترل بیش‌گرمایی و بهره‌وری انرژی را بهبود دهد.



شکل ۹. پیش‌بینی نقطه پایان و کیفیت در فولادسازی EAF و BOF؛ مقایسه روش‌ها برای کربن و فسفر انتهایی، نسبت توزیع و معماری‌های شبکه باور عمیق (Yang et al., 2022a; Li et al., 2022a,b; Zhou et al., 2022d; Lu et al., 2024).

در ریخته‌گری پیوسته، مهم‌ترین کاربردها شامل پیش‌بینی سطح مذاب در قالب، تخمین رشد پوسته جامد، شناخت میدان دما، پیش‌بینی ترک و درجه‌بندی کیفیت تختال است. مدل‌های زمانی و کانولوشنی برای تشخیص ترک و تعیین کیفیت به کار رفته‌اند؛ برای نمونه یک مدل کانولوشنیِ بازگشتی چندمقیاسی برای درجه‌بندی تختال و یک شبکه کانولوشنی با توپولوژی تکاملی برای کاهش هزینه تشخیص ترک پیشنهاد شده است. تلفیق تحلیل تنش، انتقال حرارت و قواعد کارشناسی در مدل‌های ترکیبی می‌تواند پیش‌بینی ترک‌های داخلی را دقیق‌تر کند.

برای عیوب سطحی، یادگیری عمیق به روش غالب تبدیل شده است. استفاده از ویژگی‌های چندسطحی و

مکانیزم توجه، احتمال هشدار کاذب را کاهش می‌دهد و امکان شناسایی عیوب کوچک در پس‌زمینه پیچیده را بهبود می‌بخشد. برای رفع کمبود داده برچسب‌خورده و تفاوت شرایط بین کارخانه‌ها، مدل‌های نیمه‌نظارتی چندوجهی و شبکه‌های گرافی نیز بررسی شده‌اند. نمونه‌هایی بر پایه YOLOv7 در مجموعه‌داده NEU-DET، مسیر اجرای بلادرنگ تشخیص عیب را نشان می‌دهند؛ اما کارایی واقعی باید در شرایط کارخانه مقصد نیز سنجیده شود.

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
پیش‌بینی دمای دیواره جانبی EAF	سری زمانی دما از چند حسگر	پیش‌بینی بازگشتی عمیق با توجه برای توالی‌های بلند	Godoy-Rojas et al., 2022
پیش‌بینی هم‌زمان دما و کربن نهایی BOF	متغیرهای چندگانه فرایندی	شبکه باور عمیق دوشاخه نظارت‌شده	Lu et al., 2024
پیش‌بینی دمای فولاد در کوره پاتیلی (LF)	داده تولید و قواعد خبرگی	مدل تلفیقی دانش کارشناسی و شبکه عصبی عمیق	Xin et al., 2022
پیش‌بینی بازده عناصر آلیاژی در LF	متغیرهای فرایندی با کاهش ابعاد	PCA همراه شبکه عصبی عمیق برای رگرسیون	Xin et al., 2023
پیش‌بینی درجه کیفیت تختال در ریخته‌گری	سری زمانی فرایند ریخته‌گری	شبکه بازگشتی کانولوشنی چندمقیاسی	Wu et al., 2020
تشخیص برخط ترک سطح تختال	تصویر سطح تختال	CNN با توپولوژی هدایت‌شده تکاملی	Zhao et al., 2023
هشدار زودهنگام ترک عرضی در ریخته‌گری	سری زمانی چندمتغیره ریخته‌گری	LSTM-FCN چندمتغیره	Geng et al., 2025
شناسایی عیب نوار فولادی با برچسب کم و تغییر خط	ویژگی‌های چندوجهی تصویر و متن	شبکه گرافی چندوجهی نیمه‌نظارتی بین دامنه‌ها	Kong et al., 2019

۳.۴. بهینه‌سازی کیفیت با هوش مصنوعی در نورد و عملیات پایانی

نورد و عملیات حرارتی برای کیفیت فولاد تعیین‌کننده‌اند، اما پدیده‌های آن‌ها غیرخطی، چندمقیاسی و بسیار به یکدیگر وابسته‌اند. داده‌های دقیق‌تر و مدل‌های یادگیری ماشین امکان پیش‌بینی نیروی نورد، پایداری ضخامت و تختی، رفتار سرمایش و عیوب نوار را فراهم کرده‌اند. در مدل‌های تلفیقی، دانش مکانیکی فرایند در کنار الگوهای داده‌ای قرار می‌گیرد تا تصمیم‌های عملیاتی برای تنظیم نورد و خنک‌کاری به دست آید.

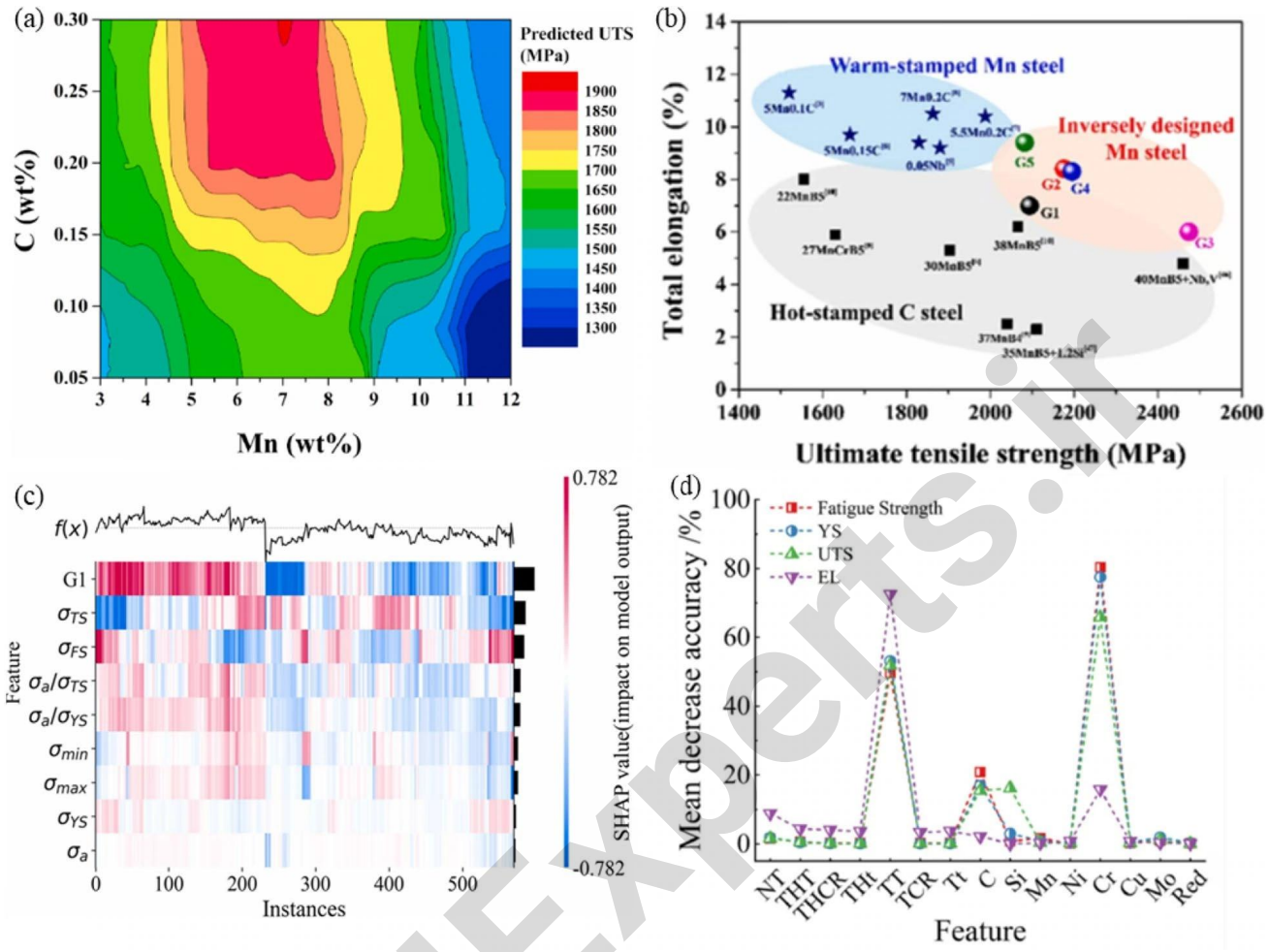
از جمله روش‌های گزارش‌شده، حسگر نرم مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان برای ظرفیت خنک‌کاری، بهینه‌سازی ترکیبی آن با روش‌های جستجو، و مدل‌های تلفیقی برای کنترل شکل در نورد ورق ضخیم است. این مدل‌ها می‌توانند در شرایط عملیاتی و تاریخچه حرارتی متغیر، پایداری کنترل حلقه‌بسته را افزایش دهند و اختلاف تاج ورق از مقدار هدف را کم کنند.

کیفیت سطح، هم بر بازده تولید اثر دارد و هم بر عملکرد محصول در کاربرد نهایی. بینایی ماشین هوشمند به‌تدریج جای روش‌های بازرسی مبتنی بر قواعد ثابت را می‌گیرد. سامانه‌های تشخیص سریع عیوب نورد گرم با شتاب‌دهی سخت‌افزاری توسعه یافته‌اند و معماری‌های بخش‌بندی تصویر مانند DeepLabv3+ / ResNet50 برای شناسایی مرز و گستره عیوب ریز به کار رفته‌اند. روند کلی، حرکت از حسگر و قاعده منفرد به ادغام منابع داده و شبکه‌های عمیق است.

کاربرد مهم دیگر، برآورد خواص مکانیکی از روی ترکیب شیمیایی، ریزساختار و شرایط فرایند است. با یادگیری روابط غیرخطی میان متغیرها، پیش‌بینی استحکام، شکل‌پذیری، سختی و عمر خستگی ممکن می‌شود. انتخاب ویژگی، بهینه‌سازی بیزی و واردکردن دانش فیزیکی به مدل، قابلیت تعمیم آن را میان گریدهای مختلف افزایش می‌دهد. برای مثال، ترکیب شبیه‌سازی ریزمکانیکی و جنگل تصادفی برای تخمین عمر خستگی تماس غلتشی در فولادهای مارتنزیتی گزارش شده است. یادگیری انتقالی نیز برای پیش‌بینی عمر باقی‌مانده و استحکام خستگی با داده محدود استفاده شده است.

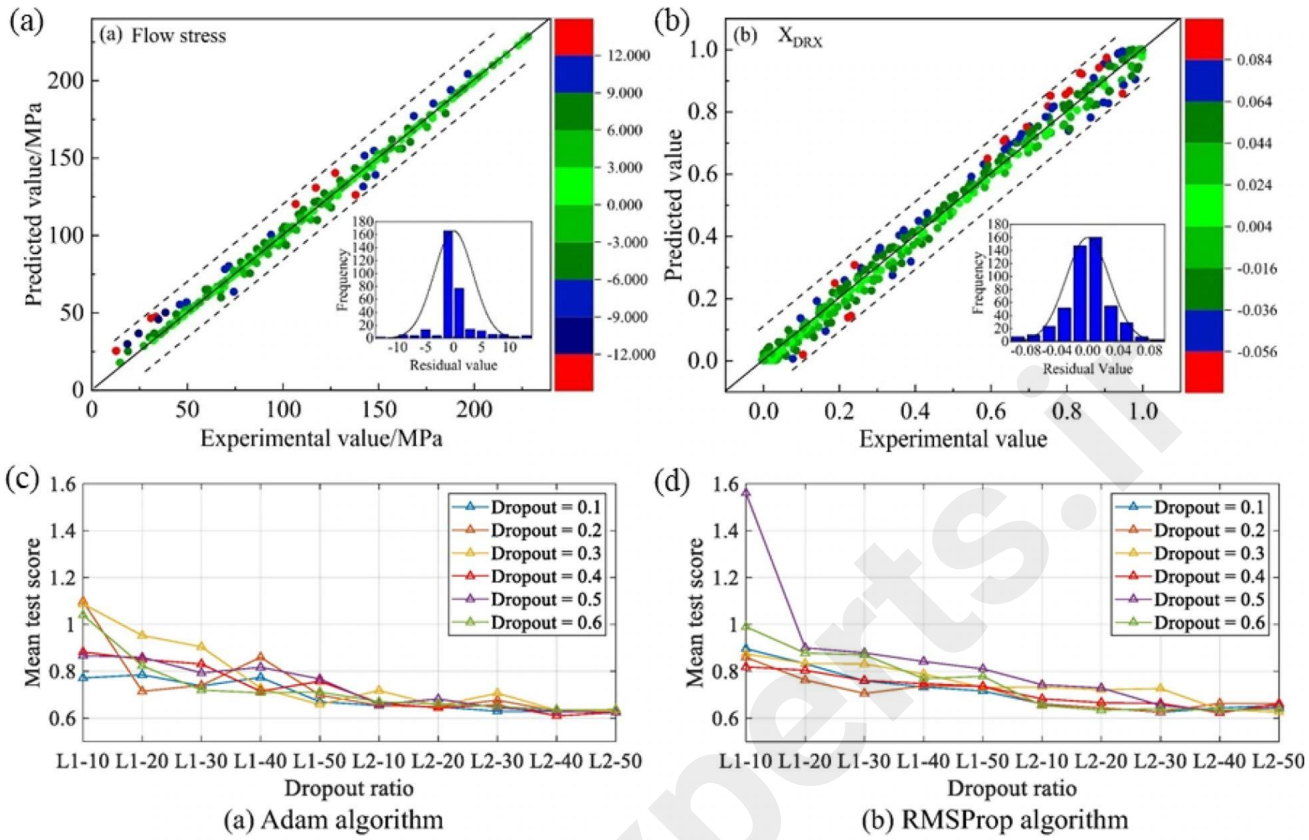
فراتر از پیش‌بینی خواص، پژوهشگران به *طراحی معکوس آلیاژ* پرداخته‌اند: به‌جای پیش‌بینی ویژگی یک ترکیب معلوم، ترکیب و شرایط ساخت مناسب برای رسیدن به خاصیت هدف پیشنهاد می‌شود. چارچوب‌های یادگیری هدایت‌شده با متالورژی فیزیکی، برای طراحی فولادهای زنگ‌نزن با استحکام بسیار بالا استفاده شده‌اند.
شبکه‌های عصبی فیزیک‌آگاه نیز نقش مدل جانشین را در پیش‌بینی پاسخ هیسترزیس و تغییرشکل سازه‌های فولادی ایفا کرده‌اند.

SteelExperts.ir



شکل ۱۰. طراحی آلیاژ و برآورد خواص با یادگیری ماشین: نقشه استحکام کششی بر حسب منگنز و کربن، طراحی معکوس فولادهای Mn متوسط و تحلیل اهمیت ویژگی‌ها با SHAP و MDA (Lee et al., 2022, 2024; Wang et al., 2025b; Wei et al., 2022).

SteelExperts.ir



شکل ۱۱. مدل‌های یادگیری ماشین و فیزیک‌آگاه برای پیش‌بینی تغییرشکل، تبلور مجدد دینامیکی و پاسخ هیسترزیس در فولادهای پیشرفته (Li et al., 2023a,b; Hu et al., 2022).

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
پیش‌بینی برخط عیب سطح نورد گرم	تصاویر سطح و داده حسگر نورد	مدل سلسله‌مراتبی بیزی برای خطر وقوع عیب	Agarwal and Shivpuri, 2015
حسگری نرم ظرفیت خنک‌کاری انتخابی	سری زمانی حسگر فرایندی	رگرسیون SVR تقویت‌شده با PSO	Ding et al., 2015
تشخیص و کمی‌سازی پیکسلی عیوب سطحی	تصاویر سطح	بخش‌بندی عمیق DeepLabv3+ با ResNet50	Liu et al., 2023b
بازرسی عیوب فولاد کم‌کربن در تولید افزودنی WAAM	تصاویر مغناطونوری	CNN برای شناخت عیوب سطح و زیرسطح	He et al., 2021
پیش‌بینی خواص کششی فولاد منگنز متوسط	ترکیب و متغیرهای ساخت از منابع علمی	رگرسیون درخت تصمیم تقویت‌شده	Lee et al., 2022
پیش‌بینی رفتار خستگی فولاد زنگ‌نزن	داده خستگی و ویژگی‌های مهندسی‌شده	شبکه عصبی بهینه‌شده ژنتیکی و تفسیر SHAP	Wang et al., 2025b
پیش‌بینی خستگی تماس غلتشی فولاد مارتنزیتی	خروجی شبیه‌سازی پلاستیسیته بلوری و ریزساختار	جنگل تصادفی بر ویژگی‌های آگاه از ریزمکانیک	Wang et al., 2023a
پیش‌بینی مسیر تحول فازی در قطعات شکل‌دهی گرم	سری زمانی حرارت و کرنش	مدل GRU همراه شبکه تمام‌متصل	Li and Li, 2022

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
مدل جانشین فیزیک‌سازگار پاسخ هیسترزیس میراگر فولادی S شکل	هندسه، تاریخچه بارگذاری و داده شبیه‌سازی/آزمایش	شبکه عصبی فیزیک‌آگاه با قیود روابط حاکم	Hu et al., 2022

۴. کاربرد هوش مصنوعی در مسیرهای فولادسازی کم‌کربن در مقیاس کارخانه

در این فصل، نقش هوش مصنوعی از سطح پیش‌بینی و کنترل یک تجهیز فراتر می‌رود و در پیوند با اهداف کربن‌زدایی کارخانه بررسی می‌شود. سه محور اصلی عبارت‌اند از بهینه‌سازی بهره‌وری انرژی و کل سامانه، جایگزینی مواد اولیه و حامل‌های انرژی، و مدیریت کربن در زنجیره CCUS.

۴.۱. هوش مصنوعی برای بهره‌وری انرژی و بهینه‌سازی سیستمی

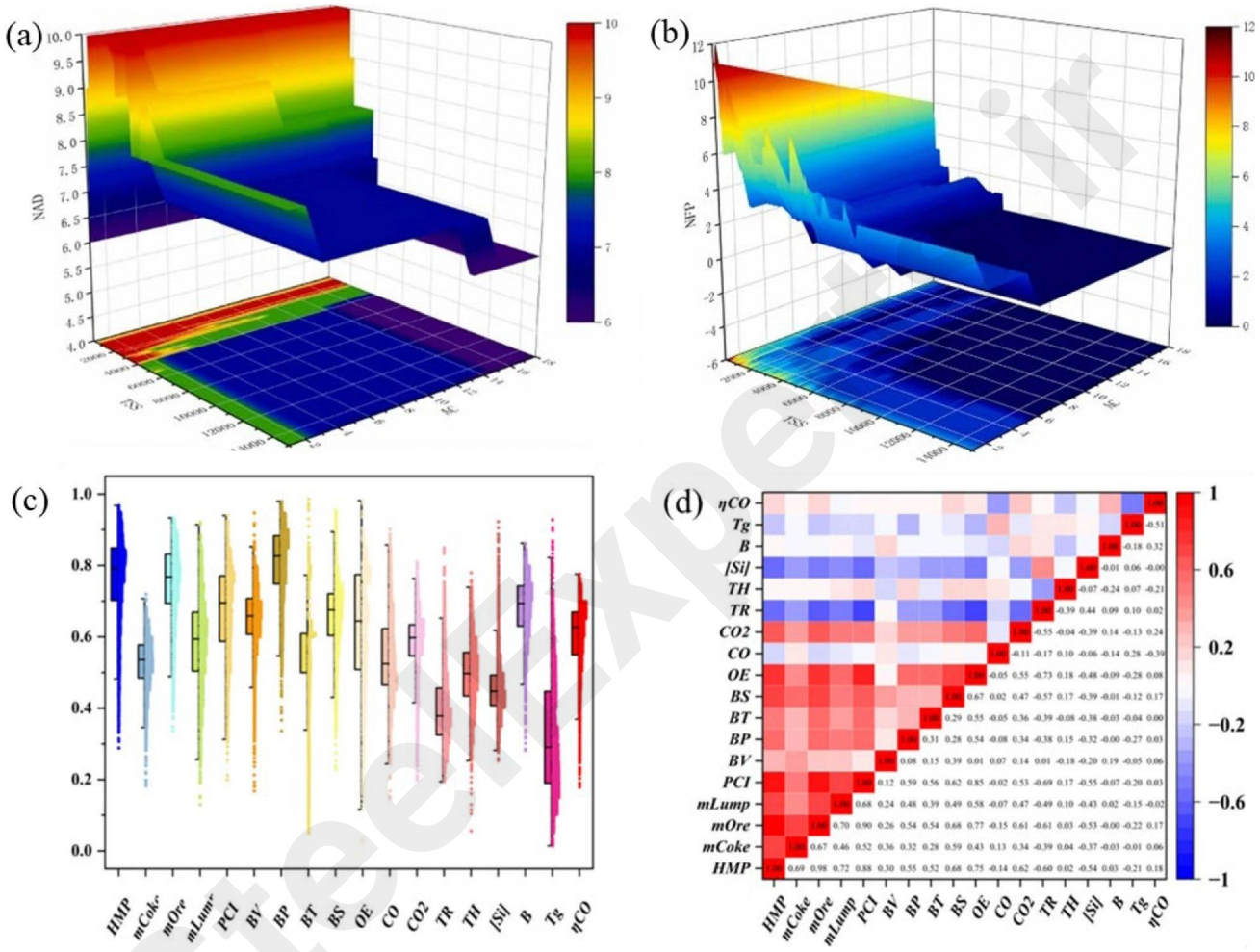
هزینه انرژی در فولادسازی بالاست و جریان‌های انرژی به‌شدت به هم وابسته‌اند. مدل‌های تجربی و روش‌های بهینه‌سازی خطیِ متداول، در مواجهه با برهم‌کنش قوی واحدها، تغییر شرایط در طول زمان و عدم قطعیت‌های کوره بلند محدودیت دارند. در نتیجه، زمان‌بندی پویای حامل‌های انرژی با تکیه بر هوش مصنوعی، به یکی از موضوعات اصلی مدیریت انرژی کارخانه تبدیل شده است.

در کوره بلند، مدل‌های بینایی ماشین می‌توانند سطح بار و حرکت آن را پایش کنند. مدل‌سازی موقعیت نوار شارژ، بازسازی ماتریس توزیع بار با B-spline و اندازه‌گیری برخط خط بار با حذف نویز، برای تخمین بهتر سرعت پایین‌رفتن مواد به کار رفته‌اند. خوشه‌بندی ویژگی‌های تصویر، تحلیل حرکت تصادفی سطح بار و مدل‌های CNN-LSTM برای شناخت توزیع گاز مرکزی، اطلاعات لازم را برای تنظیم هوشمند شارژ و افزایش بازده حرارتی فراهم می‌کنند (Xu et al., 2017; Zhang et al., 2022e; Agrawal, 2025).

تشخیص شرایط غیرعادی و شناسایی مرزهای ایمن عملیات نیز اهمیت دارد. در یک مطالعه، مدل بینایی برخط توانسته است ساختارهای نامتعارف عبور گاز از بدنه کوره را ۸ تا ۱۶ دقیقه پیش از وقوع تشخیص دهد (Shiau and Ho, 2019). مدل‌های پایش آماری چندمتغیره (MSPC) با ترکیب TOPSIS و تحلیل رابطه خاکستری، به کاهش هشدارهای کاذب و رخدادهای تشخیص‌داده‌نشده کمک کرده‌اند. در مطالعه‌ای دیگر، تلفیق دوقلوی دیجیتال، مدل پسماند و یادگیری عمیق برای شناسایی سطح ناهنجاری انتشار کربن به دقتی بالاتر از ۹۷ درصد دست یافته است (Zhang et al., 2025a).

چارچوب‌های ترکیبی مکانیکی ــ داده‌ای برای پیش‌بینی وضعیت حرارتی، از جمله سیلیسیم چدن، بازیسیته

سرباره و فشار و دمای بالاسری، دقتی بیش از ۹۰ درصد را برای برخی شاخص‌ها گزارش کرده‌اند (Zhou et al., 2025). چنین سامانه‌هایی علاوه بر سرعت پیش‌بینی، می‌توانند زمان واکنش اپراتور را برای اصلاح وضعیت کوره کاهش دهند. شکل ۱۲ مقایسه تشخیص ناهنجاری و اثر پیش‌پردازش داده‌های حرارتی چندمتغیره را نشان می‌دهد.



شکل ۱۲. پایش ناهنجاری در کوره بلند با GT-MSPC و نقش حجم داده آموزشی، شرایط هشدار، درون‌یابی زمانی و ماتریس همبستگی داده‌های حرارتی در انتخاب ویژگی (Zhao et al., 2022a,b; Zhou et al., 2025).

در مدیریت شبکه انرژی، روش‌های هوشمند می‌توانند محدودیت برنامه‌ریزی ایستا و مدل‌های خطی عددصحیح را کاهش دهند. برنامه‌ریزی پویای تطبیقی برای توزیع گاز کوره بلند زیر بار متغیر، شبکه‌های عصبی و استنتاج فازی در کنار ARIMA برای پیش‌بینی فشار بالاسری، و روش ترکیبی VMD، آستانه‌گذاری موجک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای پیش‌بینی سطح گازهلدر نمونه‌هایی از این کاربردها هستند. در یک بررسی، ضریب تعیین R^2 برای پیش‌بینی فشار بالاسری حدود ۰٫۹۴ تا ۰٫۹۵ گزارش شده و در مطالعه دیگری خطای RMSE پیش‌بینی سطح گازهلدر زیر ۰٫۰۵ بوده است؛ البته این نتایج به مجموعه‌داده و شرایط هر مطالعه وابسته‌اند (Tunckaya, 2021; Li et al., 2024c).

در کارخانه MMK، سامانه ASCOP با ترکیب مدل‌ها و هوش مصنوعی برای کنترل هماهنگ توزیع بار، جریان گاز، موازنه حرارت و تخمین سیلیسیم استفاده شده و بهبود مصرف سوخت و پایداری حرارتی را گزارش کرده است. روش‌های سه‌بعدی نمایش فشار و توزیع گاز در لایه‌های شارژ نیز فهم رابطه متقابل جریان گاز، حرارت و حرکت بار را افزایش می‌دهند. در سطح کیفیت چدن، انتخاب ویژگی از داده‌های حجیم و پیش‌بینی برخط، امکان واکنش سریع‌تر در مراحل پالایش پایین‌دستی را فراهم می‌کنند.

مجموع این پیشرفت‌ها در جهت یک چارچوب یکپارچه حسگری، پیش‌بینی، بهینه‌سازی و کنترل انرژی حرکت می‌کند؛ چارچوبی که می‌تواند زیرساخت عملیاتی مسیرهای آینده، از فولادسازی هیدروژنی و الکترولیز آهن گرفته تا CCUS، باشد.

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
شناخت حرکت سطح بار برای تنظیم شارژ و بهبود حرارت	تصویر سطح بار و ویدئوی صنعتی	بینایی ماشین، جریان نوری، تشخیص ناحیه برجسته و خوشه‌بندی	Jiang et al., 2023
تشخیص وضعیت غیرعادی و هشدار زودهنگام	سیگنال‌های چندمتغیره	MSPC اصلاح‌شده با TOPSIS و تحلیل رابطه خاکستری	Zhao et al., 2022a
شناسایی ناهنجاری انتشار کربن با دوقلوی دیجیتال	مشخصات ردگیری کربن و ترکیب گاز و داده عملیات	مدل هیسترزیس دوقلوی دیجیتال همراه شبکه پسماند	Zhang et al., 2025a
زمان‌بندی بلادرنگ توزیع گاز کوره بلند	سری زمانی گاز جانبی و سطح گازهلدر	یادگیری تقویتی و برنامه‌ریزی پویای تطبیقی	Zhao et al., 2019
پیش‌بینی و پایش توزیع جریان گاز در دهانه BF	دمای تیر متقاطع و داده حسگرهای زمانی	LSTM همراه خوشه‌بندی فازی C-means	Liu et al., 2023a
پایش و پیش‌بینی فشار گاز بالاسری	متغیرهای زنده و سری زمانی فشار	استنتاج عصبی‌ـفازی تطبیقی و مقایسه با ARIMA	Tunckaya, 2021

۴.۲. هوش مصنوعی در جایگزینی مواد اولیه و انرژی

با افزایش سهم کوره‌های قوس الکتریکی، برقی‌سازی و انرژی کم‌کربن، بهره‌برداری مؤثر از خوراک و انرژی جایگزین اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. هوش مصنوعی با پیش‌بینی مصرف انرژی، مدل‌سازی فرایند، تشخیص وضعیت احتراق و بهینه‌سازی سامانه‌ها، استفاده از سهم بالاتر قراضه، بازیافت گازهای جانبی و ادغام تجدیدپذیرها را بدون قربانی‌کردن بهره‌وری و کیفیت تسهیل می‌کند.

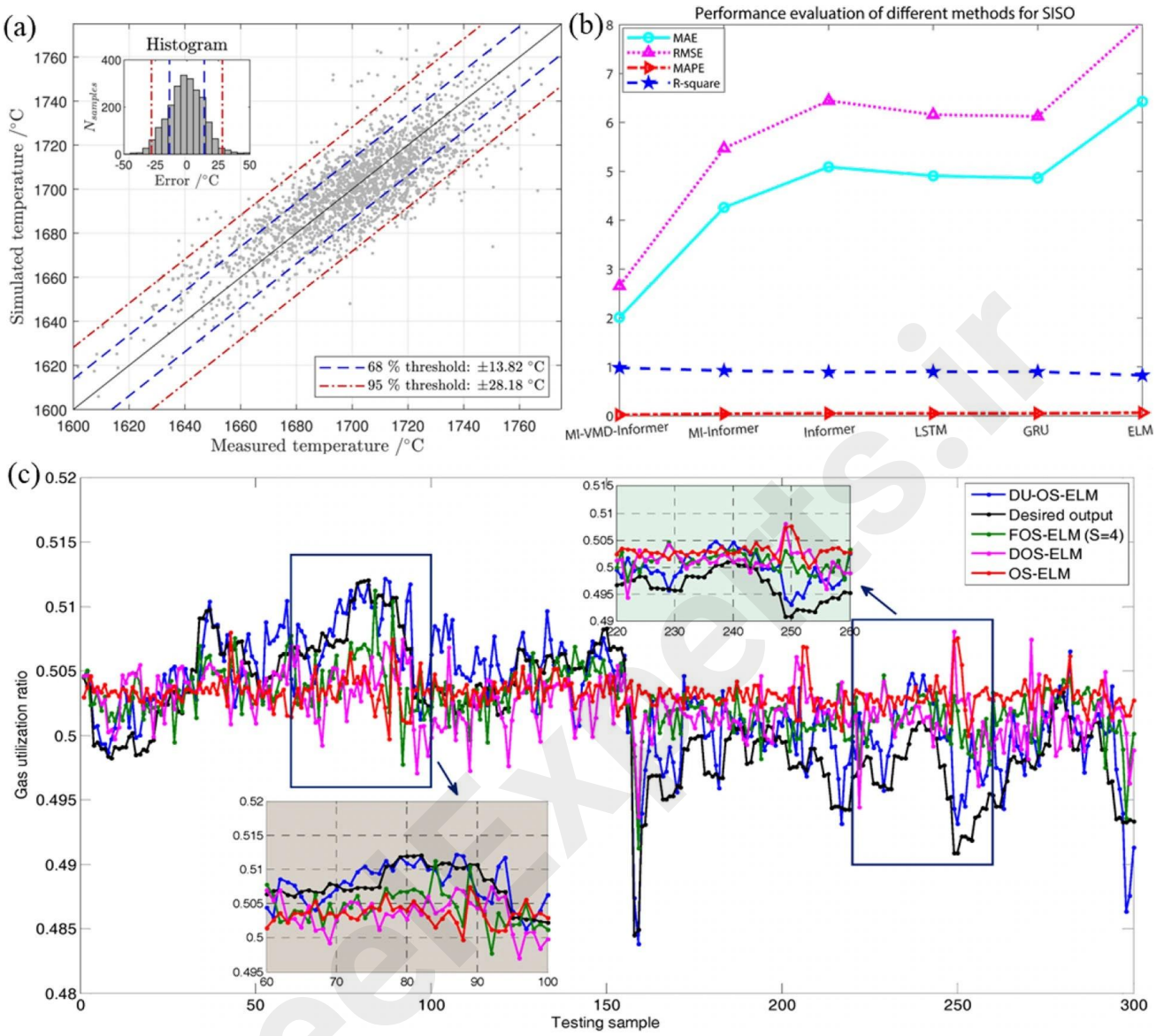
در EAF، پیش‌بینی دمای مذاب و انرژی الکتریکی از کاربردهای اصلی است. Carlsson و همکاران، مصرف برق را با چگالی و شکل هندسی قراضه مرتبط کردند و با روش توضیح‌پذیری SHAP نشان دادند مدل‌هایی که ترکیب شیمیایی، نسبت عناصر آلیاژی و سینتیک اکسیداسیون را نادیده می‌گیرند، در کاربرد واقعی عملکرد ضعیف‌تری

دارند. یک شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی انرژی کوره قوس ضریب تعیین بیش از ۰/۹ گزارش کرد و مقدار کربن را یکی از اثرگذارترین متغیرها شناخت (Gajic et al., 2016). الگوریتم تکامل تفاضلی برای شناسایی پارامترهای قوس و مدل فازی Takagi–Sugeno برای حسگری نرم دمای حمام، نمونه‌های دیگرند؛ حسگری نرم هنگام شارژ پیوسته قراضه می‌تواند پیش‌بینی برخط و کارایی فاصله بین دو تخلیه را بهبود دهد.

برای سوخت‌های جایگزین و گازهای کم‌ارزش حرارتی، الگوریتم‌های درخت تصمیم و یادگیری تجمیعی، بازده هیدروژن حاصل از گازی‌سازی هم‌زمان مواد مختلف را پیش‌بینی می‌کنند و به تنظیم نسبت اختلاط خوراک کمک می‌کنند. مدل‌های احتراق اکسی‌سوخت با گاز کوره بلند، روش‌های پایدارسازی شعله را مطالعه کرده‌اند.
مدل‌های چندوجهی مکانی-زمانی نیز میدان جریان گاز کوره بلند را در دو یا سه بُعد تخمین می‌زنند و مدل‌های یادگیری ترتیبی آنلاین می‌توانند نسبت استفاده از گاز را متناسب با تغییر وضعیت کوره به‌روز کنند.

در مسیرهای هیدروژنی، مطالعات مدلسازی نشان داده‌اند که غنی‌سازی متعادل محیط کوره بلند با هیدروژن می‌تواند راندمان حرارتی و رفتار احیا را بهبود دهد. در احیای مستقیم با کوره شفتی، روش المان گسسته نشان داده است که اصلاح اجزای داخلی کوره می‌تواند برخورد بار به دیواره و بی‌نظمی جریان مواد را کاهش دهد. این مطالعات بر ضرورت مدل‌سازی هم‌زمان رفتار ماده، گاز و حرارت تأکید می‌کنند.

SteelExperts.ir



شکل ۱۳. حسگری نرم و پیش‌بینی مکانی‌ـزمانی: دمای حمام EAF با مدل فازی، میدان سه‌بعدی جریان گاز BF و نسبت استفاده از گاز با مدل‌های یادگیری ترتیبی (Blažič et al., 2021; Zhang et al., 2024; Li et al., 2017).

در سطح شبکه انرژی کارخانه، کاربردها شامل پیش‌بینی بار، زمان‌بندی ذخیره‌ساز و هماهنگی چندحاملی است. زمان‌بندی مقاومِ ذخیره انرژی، نوسانات شبکه را در حضور سهم بالای انرژی تجدیدپذیر کاهش می‌دهد. مدل‌های جدید، زنجیره هیدروژن سبز ــ احیای مستقیم ــ کوره قوس الکتریکی را با تجدیدپذیرها بهینه می‌کنند تا هزینه کل انرژی کمتر شود. همچنین مدل‌های هماهنگی میان برق‌آبی و خورشیدی، انعطاف برنامه‌ریزی را در شرایط عرضه متغیر برق افزایش می‌دهند (Yi et al., 2015; Su et al., 2025; Peng et al., 2025).

در نتیجه، ارزش هوش مصنوعی در این محور فقط کاهش یک عدد مصرف انرژی نیست؛ بلکه کمک به اداره سامانه‌ای است که خوراک، سوخت، برق تجدیدپذیر، ذخیره‌ساز و کیفیت محصول باید در آن به‌شکل هم‌زمان متوازن شوند.

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
پیش‌بینی مصرف برق EAF	توان، فرایند و ترکیب شارژ	رگرسیون یادگیری ماشین و شبکه عصبی مصنوعی	Gajic et al., 2016
مدل‌سازی قوس و شناسایی پارامترها	ولتاژ، جریان، توان	الگوریتم تکامل تفاضلی برای تنظیم مدل قوس	Stopar et al., 2017
تخمین نرم دمای مذاب با شارژ مداوم قراضه	اندازه‌گیری محدود دما و متغیرهای عملیات	حسگر نرم فازی Takagi–Sugeno	Blažič et al., 2021
پیش‌بینی بازده هیدروژن در گازی‌سازی مشترک زیست‌توده و پلاستیک	ویژگی خوراک و شرایط بهره‌برداری	درخت تصمیم، گرادیان بوستینگ و مدل‌های تجمیعی	Devasahayam and Albijanic, 2024
پیش‌بینی مکانی-زمانی جریان گاز BF	داده چندمتغیره و ویژگی مکانی-زمانی	یادگیری عمیق چندوجهی برای پیش‌بینی دوبعدی و سه‌بعدی	در جدول اصلی مرجعی درج نشده است
پیش‌بینی نسبت استفاده از گاز در BF	داده برخط گاز بالاسری و عملیات	یادگیری ترتیبی با به‌روزرسانی پویا و فراموشی تطبیقی	Li et al., 2017

۴.۳. هوش مصنوعی در جذب کربن و مدیریت آن

هوش مصنوعی بهره‌برداری از سامانه‌های جذب کربن را از تنظیم تجربی به سوی بهینه‌سازی داده‌محور سوق داده است. در جذب پس از احتراق، مهم‌ترین هدف‌ها عبارت‌اند از کاهش انرژی مصرفی، افزایش راندمان جذب و تثبیت رفتار واحد در برابر تغییر دبی و ترکیب گاز دودکش.

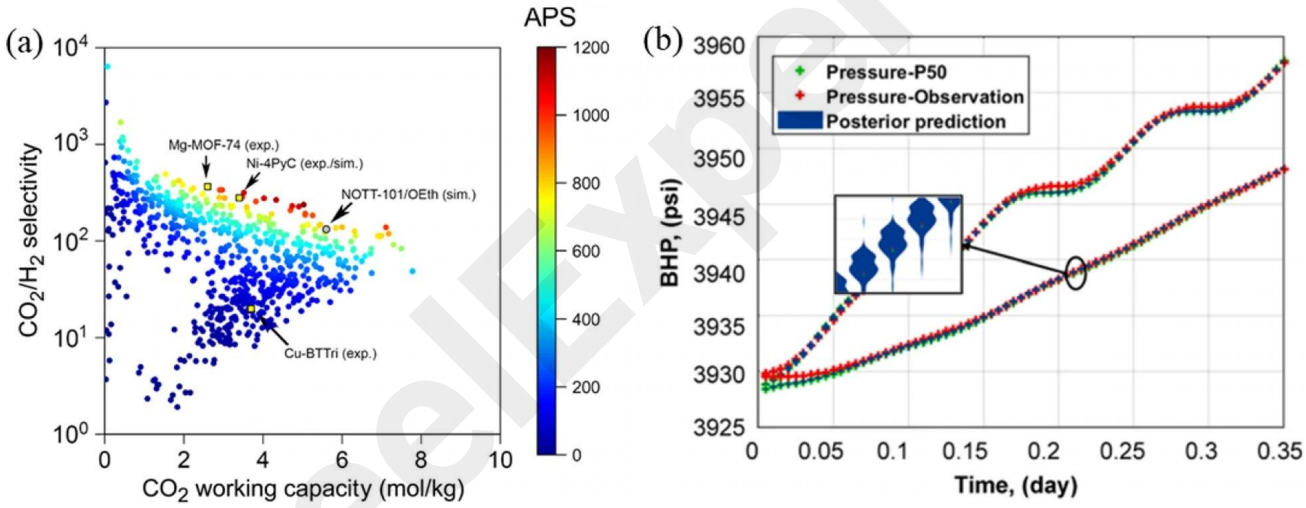
در شناسایی مواد جاذب، الگوریتم‌های ژنتیک و یادگیری ماشین برای غربال سریع چارچوب‌های فلز ــ آلی (MOF) استفاده شده‌اند. Chung و همکاران (۲۰۱۶) با جستجوی پرظرفیت در فضای ترکیبات ممکن، مبادله میان ظرفیت کاری جذب CO و گزینش‌پذیری CO نسبت به هیدروژن را نشان داده‌اند. این روش انتخاب جاذب مناسب برای جذب پیش از احتراق را با هزینه محاسباتی کمتر ممکن می‌کند. در مدل‌سازی واحدهای جذب و احیای حلال، هوش مصنوعی به شناسایی شرایط کم‌مصرف‌تر برای بازجوشان و کاهش هزینه عملیات کمک کرده است (Aliyon et al., 2023).

هنگامی که بار گاز دودکش تغییر می‌کند، کنترل‌کننده‌های سنتی ممکن است نتوانند راندمان جذب را در سطح مطلوب نگه دارند. بهینه‌سازی هوشمند با تنظیم پیوسته متغیرهای عملیاتی، عملکرد پایدارتر جذب را هدف قرار می‌دهد. در بررسی‌های یکپارچه CCUS نیز از هوش مصنوعی برای زمان‌بندی جذب، برآورد هزینه و انتخاب پیکربندی زنجیره استفاده شده است.

در بخش استفاده از کربن، هوش مصنوعی برای انتخاب جاذب، طراحی کاتالیست و مدل‌سازی کربناته‌شدن مواد معدنی کاربرد دارد. ویژگی‌های مؤثر در فعال‌سازی CO بر سطح کاتالیست با الگوریتم‌های انتخاب ویژگی

شناسایی می‌شوند و رابطه ساختار ــ خاصیت در MOFها به پیش‌بینی عملکرد مواد کمک می‌کند. مدل‌های یادگیری ماشین در فرایند انحلال کانی‌ها و واکنش‌های کربناته‌کردن، امکان برآورد سینتیک واکنش را فراهم کرده‌اند. همچنین مدل‌های پیش‌بین برای نگهداری تجهیزات و هماهنگی لجستیک جذب، انتقال و استفاده از CO در حال توسعه‌اند.

در ذخیره‌سازی زمین‌شناختی، مسئله اصلی شناخت رفتار مخزن و تضمین ایمنی بلندمدت است. چارچوب یادگیری عمیق CCSNet برای شبیه‌سازی جابه‌جایی CO در مخزن، کمک به طراحی تزریق و مدیریت فشار به کار رفته است (Wen et al., 2021). روش‌های تلفیقی شبکه عصبی و استنباط بیزی نیز می‌توانند با تکیه بر تغییرات فشار، مکان احتمالی نشت را به‌صورت برخط برآورد کنند و در پایش یکپارچگی مخزن به کار روند (He et al., 2024). ثبت انتشار گازهای گلخانه‌ای، انطباق با مقررات و محاسبات چرخه عمر نیز به‌تدریج از ابزارهای داده‌محور بهره می‌برند.



شکل ۱۴. غربال جاذب‌های MOF از نظر ظرفیت و گزینش‌پذیری جذب CO، و مقایسه پیش‌بینی فشار مخزن با مدل بیزی و شبیه‌ساز عددی مرجع (Chung et al., 2016; He et al., 2024).

برآیند این مطالعات آن است که هوش مصنوعی کنترل‌پذیری، پیش‌بینی‌پذیری و پایش‌پذیری زنجیره CCUS را تقویت می‌کند: از کشف ماده و طراحی فرایند جذب تا حمل‌ونقل، استفاده، ذخیره‌سازی و حسابداری کربن. در عین حال، نتایج آزمایشگاهی یا مدلی را نباید بدون اعتبارسنجی در مقیاس صنعتی به‌منزله عملکرد قطعی یک واحد واقعی دانست.

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
کمینه‌سازی انرژی و تثبیت جذب پس از احتراق	داده بهره‌برداری و مصرف کمکی	پیش‌بینی وظیفه بازجوشان و رتبه‌بندی توضیح‌پذیر عوامل	Aliyon et al., 2023

وظیفه کاربردی	نوع داده	روش یا الگوی یادگیری	مرجع
بهینه‌سازی هوشمند جذب و ذخیره	شواهد بهره‌برداری چند مطالعه	مرور ML و یادگیری تقویتی عمیق برای نقطه تنظیم، کنترل و پایش	Smart et al., 2025
غربال MOF برای جذب پیش از احتراق	ساختار MOF و داده جذب	جستجوی ژنتیکی پُرظرفیت با مبادله ظرفیت و گزینش‌پذیری	Chung et al., 2016
کشف و طراحی MOF برای جذب CO	توصیفگرهای ادبیات و شبیه‌سازی و ویژگی منافذ	یادگیری رابطه ساختار ــ خاصیت	Gulbalkan et al., 2023
شناسایی ویژگی کاتالیست برای فعال‌سازی CO	توصیفگر سطح از اصول اولیه و شاخص‌های واکنش	انتخاب ویژگی و غربال ترکیبی	Mazheika et al., 2022
مدل‌سازی انحلال و کربناته‌کردن کانی	ترکیب کانی، شرایط فرایند و داده آزمایش	مرور رگرسیون و طبقه‌بندی ML برای سینتیک	Saldaña et al., 2022
مکان‌یابی برخط نشت در ذخیره زمین‌شناختی	فشار چاه و شبیه‌سازی مخزن	مدل جانشین عمیق همراه وارون‌سازی بیزی	He et al., 2024
پیش‌بینی سریع وضعیت مخزن برای ذخیره CO	داده زمین‌شناسی و خروجی شبیه‌ساز	شبیه‌ساز جانشین یادگیری عمیق	Wen et al., 2021
مدل‌سازی و تصمیم‌یار یکپارچه CCUS	داده کل زنجیره و شاخص فنی‌ـاقتصادی	مرور ML برای یکپارچه‌سازی، هزینه و پیکربندی	Du et al., 2025

۵. چالش‌ها و چشم‌انداز آینده

کربن‌زدایی عمیق فولادسازی به هوش مصنوعی‌ای نیاز دارد که از پیش‌بینی وضعیت تک‌تجهیزی فراتر برود و بتواند عملیات را در مقیاس کل کارخانه و با آگاهی از ردپای کربن هماهنگ کند. با وجود پیشرفت‌های مهم، عملکرد فعلی هنوز برای دگرگونی کم‌کربن در سطح سامانه کافی نیست. بیشتر مدل‌ها برای یک واحد مشخص ساخته شده و فقط در محدوده نسبتاً باریکی از شرایط عملیاتی آزموده شده‌اند؛ در نتیجه، ارتباط میان جریان مواد، انرژی و کربن در طول مسیر تولید به اندازه کافی نمایش داده نمی‌شود.

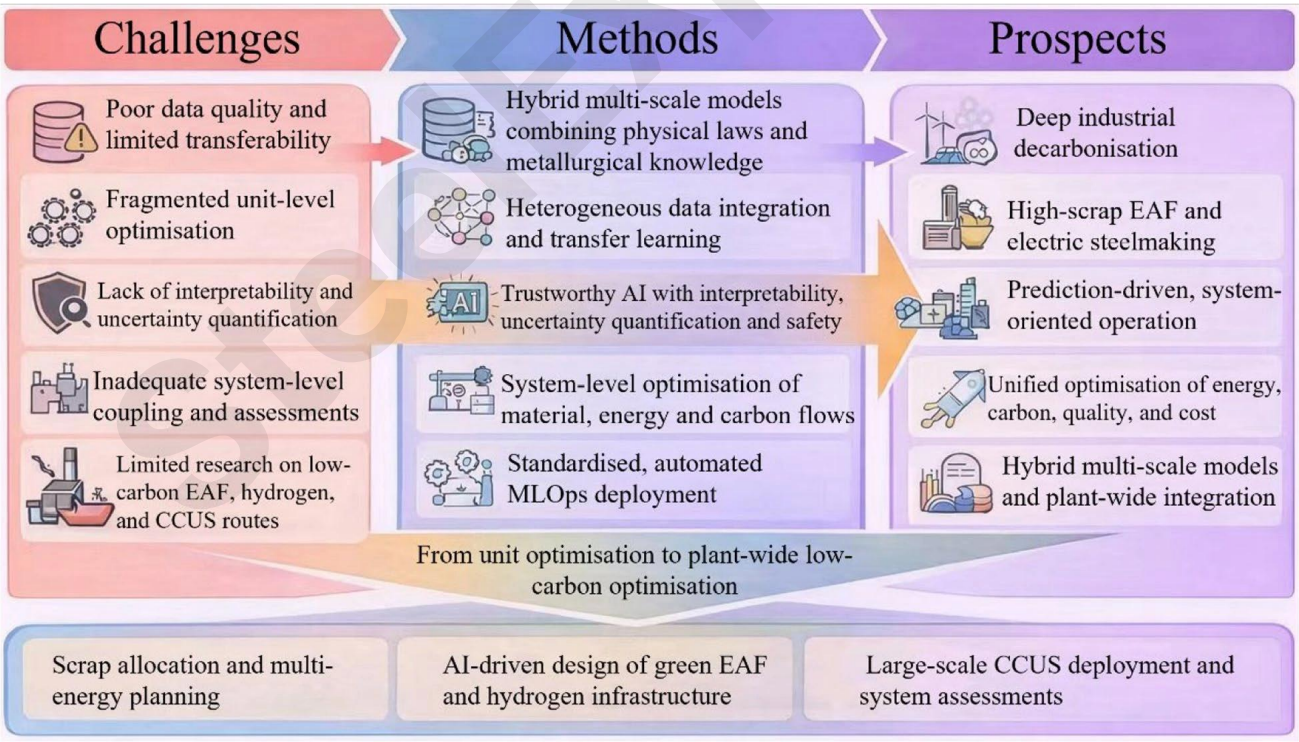
داده صنعتی اغلب ناقص، نویزی و دچار تغییر توزیع در گذر زمان است. برای فناوری‌های نوظهور ــ مانند برخی مسیرهای هیدروژنی و مواد جدید ــ حجم داده قابل اتکا محدودتر هم می‌شود. نبود توضیح‌پذیری کافی، ضعف در برآورد عدم قطعیت، اعتبارسنجی ناقص ایمنی و اتصال محدود به سامانه‌های کنترل و مدیریت انرژی، استقرار گسترده را دشوار می‌کنند. مدل‌های صرفاً داده‌محور نیز ممکن است هنگام پیش‌بینی شرایطی خارج از دامنه آموزش، نتایجی ناسازگار با واقعیت فیزیکی بدهند؛ زیرا فرایندهای متالورژیکی تابع قوانین بقای جرم و انرژی، ترمودینامیک، سینتیک و پدیده‌های انتقال و برهم‌کنش‌های چندفیزیکی‌اند.

چشم‌انداز اصلی، توسعه مدل‌های تلفیقی و چندمقیاسی است که قوانین فیزیکی، دانش متالورژی و داده‌های

ناهمگون کارخانه را در تمام زنجیره به هم متصل کنند. روش‌های فیزیک‌آگاه و جعبه‌خاکستری می‌توانند موازنه‌های ماده و انرژی، قیود فرایند و روابط حاکم بر انتقال را در مدل جای دهند. این کار هم تعمیم‌پذیری را بالا می‌برد و هم از پیش‌بینی‌های نامعتبر فیزیکی جلوگیری می‌کند و به ساخت دوقلوهای دیجیتال قابل اعتماد کمک می‌رساند.

در مقیاس کارخانه، بهینه‌سازی آگاه از قوانین فیزیکی می‌تواند زمان‌بندی چندحاملی انرژی، تخصیص قراضه، ادغام برق تجدیدپذیر و برنامه‌ریزی زیرساخت هیدروژن و CCUS را یکپارچه کند. در چنین چارچوبی، انرژی مصرفی، انتشار، کیفیت محصول و هزینه به‌صورت جداگانه بهینه نمی‌شوند؛ بلکه تصمیم‌ها با درنظرگرفتن اثر متقابل همه آن‌ها گرفته می‌شود.

همچنین توجه به شبکه‌های عصبی با ساختار تفسیرپذیر و اجزای تابعیِ قابل تفکیک رو به افزایش است. مدل‌های الهام‌گرفته از قضیه نمایش کولموگروف ــ آرنولد می‌توانند در بعضی کاربردها جایگزینی برای شبکه‌های چندلایه متداول باشند و امکان واردکردن پیش‌فرض‌های فیزیکی و برون‌یابی بهتر در رژیم‌های عملیاتی متفاوت را فراهم کنند (Liu et al., 2024c). پیشرفت در این حوزه‌ها می‌تواند گذار از بهره‌برداری تجربه‌محور به مدیریت پیش‌بینانه و بهینه‌سازی سیستمیِ کم‌کربن را شتاب دهد.



شکل ۱۵. چالش‌ها، رویکردهای پیشنهادی و چشم‌انداز بهینه‌سازی کم‌کربن در سطح کارخانه با تکیه بر هوش مصنوعی.

۶. نتیجه‌گیری

این مقاله، پیشرفت‌های اخیر کاربرد هوش مصنوعی در گذار کم‌کربن صنعت آهن و فولاد را مرور کرده است. هدف فراگیر استفاده از هوش مصنوعی در فولادسازی، افزایش ثبات عملیات و یکنواختی کیفیت محصول در کنار بهره‌وری بهتر مواد و انرژی و کاهش قابل‌اندازه‌گیری مصرف انرژی و انتشار کربن است.

بررسی نویسندگان در چهار بخش اصلی زنجیره تولید سازمان یافته است: آماده‌سازی مواد اولیه، آهن‌سازی، فولادسازی و ریخته‌گری پیوسته، و نورد و عملیات پایانی. این ساختار، هم کاربردهای شاخص و روش‌های محاسباتی هر بخش را روشن می‌کند و هم تجربه‌های قابل انتقال میان واحدها را نشان می‌دهد.

با پیوندزدن کاربردهای هوش مصنوعی به هدف کربن‌زدایی، سه مسیر مکمل شناسایی شده‌اند: افزایش بهره‌وری با بهینه‌سازی داده‌محور و کنترل پیش‌بین؛ جایگزینی فرایند و انرژی با مدل‌سازی پیش‌بین و تصمیم‌یار دیجیتال؛ و یکپارچه‌سازی CCUS با ادغام داده‌های چندمنبعی و هماهنگی در سطح کارخانه. این چارچوب فرایندمحور و هم‌راستا با کاهش کربن، توانمندی‌های موجود، فرصت‌های یکپارچه‌سازی و مسیر پژوهش و توسعه آینده فولادسازی هوشمند را صورت‌بندی می‌کند.

۷. اصطلاحات و اختصارات پرکاربرد

AI: هوش مصنوعی؛ **BF:** کوره بلند؛ **BOF:** کنورتر اکسیژنی؛ **EAF:** کوره قوس الکتریکی؛ **DRI:** آهن احیای مستقیم؛ **CCS:** جذب و ذخیره کربن؛ **CCU:** جذب و استفاده از کربن؛ **CCUS:** جذب، استفاده و ذخیره کربن؛ **IIoT:** اینترنت صنعتی اشیا؛ **DT:** دوقلوی دیجیتال؛ **ML:** یادگیری ماشین؛ **CNN:** شبکه عصبی کانولوشنی؛ **GRU:** واحد بازگشتی دروازه‌دار؛ **LSTM:** حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت؛ **MPC:** کنترل پیش‌بین مدل‌مبنا؛ **LIBS:** طیف‌سنجی شکست القایی لیزری؛ **MOF:** چارچوب فلز ــ آلی؛ **RMSE:** ریشه میانگین مربع خطا؛ **MAPE:** میانگین درصد قدرمطلق خطا؛ **SHAP:** روش سهم‌دهی شاپلی در تبیین پیش‌بینی مدل.

اختصار	اصطلاح انگلیسی	معادل فارسی
AD-DBN	Adaptive Deep Belief Network	شبکه باور عمیق تطبیقی
AI	Artificial Intelligence	هوش مصنوعی
ANN	Artificial Neural Network	شبکه عصبی مصنوعی
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average	مدل خودرگرسیونِ میانگین متحرک انباشته
BF	Blast Furnace	کوره بلند

اختصار	اصطلاح انگلیسی	معادل فارسی
BFG	Blast Furnace Gas	گاز کوره بلند
BOF	Basic Oxygen Furnace	کنورتر اکسیژنی
BP	Back Propagation	پس‌انتشار خطا
BPNN	Back Propagation Neural Network	شبکه عصبی با آموزش پس‌انتشار
BTP	Burn-Through Point	نقطه سوختن کامل بستر زینتر
CCS	Carbon Capture and Storage	جذب و ذخیره‌سازی کربن
CCU	Carbon Capture and Utilization	جذب و استفاده از کربن
CCUS	Carbon Capture, Utilization and Storage	جذب، استفاده و ذخیره‌سازی کربن
CMG-GEM	Computer Modeling Group GEM Simulator	شبیه‌ساز مخزن CMG-GEM
CNN	Convolutional Neural Network	شبکه عصبی کانولوشنی
COURSE50	CO2 Ultimate Reduction in Steelmaking process by Innovative Technology for Cool Earth 50	برنامه فناورانه COURSE50 برای کاهش اساسی انتشار CO در فولادسازی
CPS	Cyber-Physical System	سامانه سایبری-فیزیکی
DBN	Deep Belief Network	شبکه باور عمیق
+DeepLabv3	Semantic Segmentation Network	شبکه بخش‌بندی معنایی تصویر
DRI	Direct Reduced Iron	آهن احیای مستقیم یا آهن اسفنجی
DT	Digital Twin	دوقلوی دیجیتال
DU-OS-ELM	Dynamic-Update Online Sequential Extreme Learning Machine	ماشین یادگیری بیشینه ترتیبی برخط با به‌روزرسانی پویا
EAF	Electric Arc Furnace	کوره قوس الکتریکی
ELM	Extreme Learning Machine	ماشین یادگیری بیشینه
ESN	Echo State Network	شبکه حالت پژواک
EU	European Union	اتحادیه اروپا
FBLS	Fuzzy Broad Learning System	سامانه یادگیری گسترده فازی
FCN	Fully Convolutional Network	شبکه تمام‌کانولوشنی
FNN	Feedforward Neural Network	شبکه عصبی پیش‌خور
GA	Genetic Algorithm	الگوریتم ژنتیک
GAN	Generative Adversarial Network	شبکه مولد تخاصمی
GBDT	Gradient Boosting Decision Tree	درخت تصمیم با تقویت گرادیانی
GNN	Graph Neural Network	شبکه عصبی گرافی

SteelExperts.ir

اختصار	اصطلاح انگلیسی	معادل فارسی
GRNN	General Regression Neural Network	شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته
GRU	Gated Recurrent Unit	واحد بازگشتی دروازه‌دار
GRU-FCNN	Gated Recurrent Unit–Fully Convolutional Neural Network	مدل ترکیبی GRU و شبکه تمام‌کانولوشنی
GRU-SVDD	Gated Recurrent Unit with Support Vector Data Description	مدل GRU و توصیف داده با بردار پشتیبان
H	Hydrogen	هیدروژن
H-DR	Hydrogen-Based Direct Reduction	احیای مستقیم مبتنی بر هیدروژن
HR	Hot Rolling	نورد گرم
ICA	Independent Component Analysis	تحلیل مؤلفه‌های مستقل
IIoT	Industrial Internet of Things	اینترنت صنعتی اشیا
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change	هیئت بین‌دولتی تغییر اقلیم
ISIJ	Iron and Steel Institute of Japan	مؤسسه آهن و فولاد ژاپن
JITL-BLS	Just-In-Time Learning–Broad Learning System	یادگیری به‌هنگام همراه سامانه یادگیری گسترده
JITL-FBLS	Just-In-Time Learning–Fuzzy Broad Learning System	یادگیری به‌هنگام و یادگیری گسترده فازی
KNN	K-Nearest Neighbours	الگوریتم k همسایه نزدیک
LF	Ladle Furnace	کوره پاتیلی
LIBS	Laser-Induced Breakdown Spectroscopy	طیف‌سنجی شکست القایی لیزری
LSSVM	Least Squares Support Vector Machine	ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات
LSTM	Long Short-Term Memory	شبکه حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت
LSTSVM	Least Squares Twin Support Vector Machine	ماشین بردار پشتیبان دوقلوی کمترین مربعات
MAE	Mean Absolute Error	میانگین قدرمطلق خطا
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	میانگین درصد قدرمطلق خطا
MDA	Mean Decrease Accuracy	کاهش میانگین دقت
MOF	Metal–Organic Framework	چارچوب فلز ــ آلی
MSE	Mean Squared Error	میانگین مربعات خطا
MSPC	Multivariate Statistical Process Control	کنترل آماری چندمتغیره فرایند
MSA	Multi-Head Self-Attention	خودتوجهی چندسری
NARX	Nonlinear Autoregressive with Exogenous Inputs	خودرگرسیون غیرخطی با ورودی بیرونی

اختصار	اصطلاح انگلیسی	معادل فارسی
NN	Neural Network	شبکه عصبی
OS-ELM	Online Sequential Extreme Learning Machine	ماشین یادگیری بیشینه ترتیبی برخط
PACF	Partial Autocorrelation Function	تابع خودهمبستگی جزئی
PC-ICA	Principal Component–Independent Component Analysis	ترکیب تحلیل مؤلفه اصلی و مستقل
PCA	Principal Component Analysis	تحلیل مؤلفه‌های اصلی
PCA-ICA	Principal Component Analysis–Independent Component Analysis	تحلیل مؤلفه‌های اصلی و مستقل
PLSR	Partial Least Squares Regression	رگرسیون کمترین مربعات جزئی
PM	Physical Metallurgy	متالورژی فیزیکی
PR	Precision–Recall	دقت و بازیابی
PSO	Particle Swarm Optimization	بهینه‌سازی ازدحام ذرات
R^2	Coefficient of Determination	ضریب تعیین
RF	Random Forest	جنگل تصادفی
RFR	Random Forest Regression	رگرسیون جنگل تصادفی
RMSE	Root Mean Square Error	ریشه میانگین مربعات خطا
RNN	Recurrent Neural Network	شبکه عصبی بازگشتی
ResNet	Residual Network	شبکه پسماند
SD-DBN	Supervised Dual-Branch Deep Belief Network	شبکه باور عمیق دوشاخه نظارت‌شده
SHAP	Shapley Additive Explanations	روش تبیین مبتنی بر سهم شاپلی
SVM	Support Vector Machine	ماشین بردار پشتیبان
SVR	Support Vector Regression	رگرسیون بردار پشتیبان
SegNet	Encoder–Decoder CNN Architecture for Semantic Segmentation	معماری کانولوشنی رمزگذار ــ رمزگشا برای بخش‌بندی معنایی
3D-CNN	Three-Dimensional CNN	شبکه عصبی کانولوشنی سه‌بعدی
T-HyperGAT	Temporal Hypergraph Attention Network	شبکه توجه ابرگراف زمانی
TOPSIS	Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution	روش رتبه‌بندی بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل
t-SNE	t-Distributed Stochastic Neighbour Embedding	نگاشت همسایگی تصادفی با توزیع t
UK	United Kingdom	پادشاهی متحد
US	United States	ایالات متحده

SteelExperts.ir

اختصار	اصطلاح انگلیسی	معادل فارسی
VMD	Variational Mode Decomposition	تجزیه مدی متغیر
WAAM	Wire and Arc Additive Manufacturing	ساخت افزودنی با سیم و قوس
WKJITL	Weighted Kernel Just-In-Time Learning	یادگیری به‌هنگام با کرنل وزن‌دار
WKJITL-FBLS	Weighted Kernel Just-In-Time Learning–Fuzzy Broad Learning System	یادگیری به‌هنگام با کرنل وزن‌دار و سامانه گسترده فازی
WOA	Whale Optimization Algorithm	الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ
XGBoost	Extreme Gradient Boosting	تقویت گرادیانی بیشینه
YOLOv7	You Only Look Once v7	نسخه هفتم الگوریتم تشخیص شیء YOLO

سپاسگزاری، تأمین مالی و اظهارنامه نویسندگان

پژوهش از چند برنامه پژوهشی و توسعه استعداد علمی در استان یون‌نان چین و صندوق‌های آزمایشگاهی پشتیبانی مالی دریافت کرده است؛ شناسه کامل طرح‌های حمایت‌کننده در نسخه اصلی آمده است. نویسندگان اعلام کرده‌اند که در جریان این مطالعه هیچ مجموعه‌داده جدیدی تولید یا تحلیل نشده است.

طبق اظهارنامه تعارض منافع، هوا وانگ سردبیر نشریه Carbon Neutral Systems است و در داوری یا فرایند رسیدگی به این مقاله نقشی نداشته است. نویسندگان تعارض منافع دیگری اعلام نکرده‌اند.

مشخصات اثر اصلی و حقوق انتشار ترجمه

مقاله اصلی: Shang, X., Yin, W., Pan, J., Wang, M., Wang, H., Yang, K., & Xiao, Q. (2026). Advances of artificial intelligence applications to low-carbon metallurgy of iron and steel. *Carbon Neutral Systems*, 2, article 7. https://doi.org/10.1007/s44438-026-00028-0.

مجوز: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0). ترجمه فارسی، یک اثر اقتباسی از متن اصلی است؛ عنوان‌ها، نگارش و صفحه‌آرایی برای خواننده فارسی‌زبان بازپرداخت شده‌اند. تصاویر، شکل‌ها و نمودارهای اثر اصلی بدون ترجمه نوشته‌های داخل تصویر بازنمایی شده‌اند و توضیح آن‌ها به فارسی در زیر شکل آمده است. حقوق احتمالی اشخاص ثالث برای موارد دارای خط اعتبار مستقل محفوظ است.

نویسندگان، ناشر، DOI و مجوز اثر اصلی مطابق اطلاعات صفحه اول مقاله ثبت شده‌اند. ارجاعات درون‌متنی به همان کتابنامه علمی مقاله اصلی مربوط‌اند.

منابع و مراجع علمی

فهرست کامل منابع علمی ارجاع‌شده در مقاله اصلی، با عنوان‌های انگلیسی و به ترتیب الفبایی نویسنده، در ادامه درج شده است. اطلاعات کتاب‌شناختی ترجمه نشده‌اند تا قابلیت جستجو و استناد آن‌ها حفظ شود.

1. Agarwal K, Shivpuri R (2015) On line prediction of surface defects in hot bar rolling based on Bayesian hierarchical modeling. J Intell Manuf 26:785–800. https:// doi. org/ 10. 1007/ s10845- 013- 0730-5
2. Agrawal A (2025) Enhanced stockline measurement and burden descent monitoring for sustainable blast furnace. J Sustain Metall 11:1778–1788. https:// doi. org/ 10. 1007/ s40831- 025- 01082-7
3. Alguacil FJ, Robla JI (2024) Using ionic liquids to improve CO2 capture. Molecules 29:5388. https:// doi. org/ 10. 3390/ molec ules2 92253 88
4. Aliyon K, Rajaee F, Ritvanen J (2023) Use of artificial intelligence in reducing energy costs of a post-combustion carbon capture plant. Energy 278:127834. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2023. 127834
5. An J, Yang J, Wu M, She J, Terano T (2018a) Decoupling control method with fuzzy theory for top pressure of blast furnace. IEEE Trans Control Syst Technol 27:2735–2742. https:// doi. org/ 10. 1109/ TCST. 2018. 28628 59
6. An R, Yu B, Li R, Wei Y-M (2018b) Potential of energy savings and CO2 emission reduction in China’s iron and steel industry. Appl Energy 226:862–880. https:// doi. org/ 10. 1016/j. apene rgy. 2018. 06. 044
7. Andreola S, Barbetti F, Basini L, Iaquaniello G, Salladini A (2025) Process and technology solutions for improving the energy efficiency and the sustainability of the iron ores reduction with blast furnaces utilizing synthesis gas. Cleaner Engineering and Technology 24:100860. https:// doi. org/ 10. 1016/j. clet. 2024.

100860

.8 Anyebe AP , Yeboah OKK, Bakinson OI, Adeyinka TY, Okafor FC (2024) Optimizing carbon capture efficiency through AI-driven process automation for enhancing predictive maintenance and CO2 sequestration in oil and gas facilities. Am J Environ Clim 3:44–58. https:// doi. org/ 10. 54536/ ajec. v3i3. 3766

.9 Ariyama T, Murai R, Ishii J, Sato M (2005) Reduction of CO2 emissions from integrated steel works and its subjects for a future study. ISIJ Int 45:1371–1378

.10 Ayele GT, Haurant P , Laumert B, Lacarriere B (2018) An extended energy hub approach for load flow analysis of highly coupled district energy networks: illustration with electricity and heating. Appl Energy 212:850– 867. https:// doi. org/ 10. 1016/j. apene rgy. 2017. 12. 090

.11 Azadi P , Elwan H, Klock R, Engell S (2023) Improved operation of a large-scale blast furnace using a hybrid dynamic model based optimizing control scheme. J Process Control 129:103032. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jproc ont. 2023. 103032

.12 Azadi P , Klock R, Engell S (2022a) Model predictive control of molten iron and slag quality indices in a large-scale ironmaking blast furnace using a hybrid dynamic model. IFAC-PapersOnLine 55:138–143. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ifacol. 2022. 09. 257

.13 Azadi P , Winz J, Leo E, Klock R, Engell S (2022b) A hybrid dynamic model for the prediction of molten iron and slag quality indices of a large-scale blast furnace. Comput Chem Eng 156:107573. https:// doi. org/ 10. 1016/j. compc hemeng. 2021. 107573 Bâ A, Cessou A, Marcano N, Panier F, Tsiava R, Cassarino G, Ferrand L, Honoré D (2019) Oxyfuel combustion and reactants preheating to enhance turbulent flame stabilization of low calorific blast furnace gas. Fuel 242:211–221. https:// doi. org/ 10. 1016/j. fuel. 2019. 01. 023 Bachu S, Bonijoly D, Bradshaw J, Burruss R, Holloway S, Christensen NP , Mathiassen OM (2007) CO2 storage capacity estimation: methodology and gaps. Int J Greenhouse Gas Control 1:430–443. https:// doi. org/ 10. 1016/ S1750- 5836(07) 00086-2

.14 Bailera M, Lisbona P , Peña B, Romeo LM (2021) A review on CO2 mitigation in the Iron and Steel industry through Power to X processes. J CO2 Util 46:101456. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jcou. 2021. 101456

.15 Bhadbhade N, Zuberi MJS, Patel MK (2019) A bottom-up analysis of energy efficiency improvement and CO2 emission reduction potentials for the swiss metals sector. Energy 181:173–186. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2019. 05. 172

.16 Blažič A, Škrjanc I, Logar V (2021) Soft sensor of bath temperature in an electric arc furnace based on a data-driven Takagi–Sugeno fuzzy model. Appl Soft Comput 113:107949. https:// doi. org/ 10. 1016/j. asoc. 2021. 107949

.17 Carlsson LS, Samuelsson PB, Jönsson PG (2019) Predicting the electrical energy consumption of electric arc furnaces using statistical modeling. Metals 9:959. https:// doi. org/ 10. 3390/ met90 90959

.18 Carlsson LS, Samuelsson PB, Jönsson PG (2020a) Interpretable machine learning—tools to interpret the predictions of a machine learning model predicting the electrical energy consumption of an electric arc furnace. Steel Res Int 91:2000053. https:// doi. org/ 10. 1002/ srin. 20200 0053

.19 Carlsson LS, Samuelsson PB, Jönsson PG (2020b) Modeling the effect of scrap on the electrical energy consumption of an electric arc furnace. Processes 8:1044. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr809 1044

.20 Chen L, Yang B, Shen X, Xie Z, Sun F (2015) Thermodynamic optimization opportunities for the recovery and utilization of residual energy and heat in China's iron and steel industry: a case study. Appl Therm Eng 86:151–160. https:// doi. org/ 10. 1016/j. applt herma leng. 2015. 04. 026

.21 Chen W, Wang BX, Chen Y, Zhang HJ, Li X (2013) Using BP neural network to predict the sinter comprehensive performance: FeO and sinter yield. Adv Mater Res 771:209–212. https:// doi. org/ 10. 4028/ www. scien tific. net/ AMR. 771. 209

.22 Chen X, Chen X, She J, Wu M (2017) A hybrid just-in-time soft sensor for carbon efficiency of iron ore sintering process based on feature extraction of cross-

sectional frames at discharge end. J Process Control 54:14–24. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jproc ont. 2017. 01. 006

.23 Chen Z, Jiang Z, Yang C, Gui W (2020) Detection of blast furnace stockline based on a spatial–temporal characteristic cooperative method. IEEE Trans Instrum Meas 70:1–13. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIM. 2020. 30093 37

.24 Choi S-W, Seo B-G, Lee E-B (2023) Machine learning-based tap temperature prediction and control for optimized power consumption in stainless electric arc furnaces (EAF) of steel plants. Sustainability 15:6393. https:// doi. org/ 10. 3390/ su150 86393 Chung YG, Gómez-Gualdrón DA, Li P , Leperi KT, Deria P , Zhang H, Vermeulen

.25 NA, Stoddart JF, You F, Hupp JT (2016) In silico discovery of metalorganic frameworks for precombustion CO2 capture using a genetic algorithm. Sci Adv 2:e1600909. https:// doi. org/ 10. 1126/ sciadv. 16009 09

.26 Cooper SJ, Hammond GP (2018) 'Decarbonising' UK industry: towards a cleaner economy. Proceedings of the Institution of Civil Engineers–energy 171:147–157. https:// doi. org/ 10. 1680/ jener. 18. 00007

.27 Cormos C-C (2016) Evaluation of reactive absorption and adsorption systems for post-combustion CO2 capture applied to iron and steel industry. Appl Therm Eng 105:56–64. https:// doi. org/ 10. 1016/j. applt herma leng. 2016. 05. 149

.28 Csereklyei Z, Thurner PW, Langer J, Küchenhoff H (2017) Energy paths in the European Union: a model-based clustering approach. Energy Econ 65:442–457. https:// doi. org/ 10. 1016/j. eneco. 2017. 05. 014

.29 D'Urso D, Chiacchio F, Cavalieri S, Gambadoro S, Khodayee SM (2024) Predictive maintenance of standalone steel industrial components powered by a dynamic reliability digital twin model with artificial intelligence. Reliab Eng Syst Saf 243:109859. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ress. 2023. 109859

.30 Devasahayam S, Albijanic B (2024) Predicting hydrogen production from co-gasification of biomass and plastics using tree based machine learning algorithms.

Renew Energy 222:119883. https:// doi. org/ 10. 1016/j. renene. 2023. 119883

.31 Ding JG, He YHC, Kong LP , Peng W (2021) Camber prediction based on fusion method with mechanism model and machine learning in plate rolling. ISIJ Int 61:2540–2551. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. ISIJI NT- 2020-357

.32 Ding Y, Cheng L, Pedrycz W, Hao K (2015) Global nonlinear kernel prediction for large data set with a particle swarm-optimized interval support vector regression. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst 26:2521–2534. https:// doi. org/ 10. 1109/ TNNLS. 2015. 24261 82

.33 Du S-W, Chen W-H (2006) Numerical prediction and practical improvement of pulverized coal combustion in blast furnace. Int Commun Heat Mass Transf 33:327–334. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ichea tmass trans fer. 2005. 10. 015

.34 Du S, Wu M, Chen L, Pedrycz W (2021) Prediction model of burn-through point with fuzzy time series for iron ore sintering process. Eng Appl Artif Intell 102:104259. https:// doi. org/ 10. 1016/j. engap pai. 2021. 104259

.35 Du X, Khan MN, Thakur GC (2025) Machine learning in carbon capture, utilization, storage, and transportation: a review of applications in greenhouse gas emissions reduction. Processes 13:1160. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr130 41160

.36 Duan C, Huang Z, Jin Y, Li H, Yang H, Sun T, Sun C, Liu S, Yu J (2024) A combination of XGBoost and neural network in LIBS spectrum processing for precise determination of critical elements in 620 iron ore samples of various origins. Spectrochim Acta B at Spectrosc 221:107056. https:// doi. org/ 10. 1016/j. sab. 2024. 107056

.37 Espinoza MI, Aronczyk M (2021) Big data for climate action or climate action for big data? Big Data Soc 8:2053951720982032. https:// doi. org/ 10. 1177/ 20539 51720 982032

.38 Fan X, Ji Z, Gan M, Chen X, Yin L, Jiang T (2015) Characteristics of prepared coke–biochar composite and its influence on reduction of NOx emission in iron ore

sintering. ISIJ Int 55:521–527. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. 55. 521

.39 Fan Z, Friedmann SJ (2021) Low-carbon production of iron and steel: technology options, economic assessment, and policy. Joule 5:829–862. https:// doi. org/ 10. 1016/j. joule. 2021. 02. 018

.40 Faria RdR, Capron BDO, Secchi AR, de Souza MB Jr (2022) Where reinforcement learning meets process control: review and guidelines. Processes 10:2311. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr101 12311

.41 Feng C, Zhu R, Wei G, Dong K, Dong J (2022) Typical case of carbon capture and utilization in Chinese iron and steel enterprises: CO2 emission analysis. J Clean Prod 363:132528. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2022. 132528

.42 Fischedick M, Marzinkowski J, Winzer P , Weigel M (2014) Techno-economic evaluation of innovative steel production technologies. J Clean Prod 84:563–580. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2014. 05. 063

.43 Fortes F, Laserna J (2010) The development of fieldable laser-induced breakdown spectrometer: no limits on the horizon. Spectrochim Acta B at Spectrosc 65:975–990. https:// doi. org/ 10. 1016/j. sab. 2010. 11. 009

.44 Fortunate EI, Aanuoluwapo OO, Elegbeleye FA (2025) The Role of Carbon Capture, Utilization, and Storage (CCUS) Technologies and Artificial Intelligence (AI) in Achieving Net-Zero Carbon Footprint: Advances, Implementation Challenges, and Future Perspectives. Technologies 13:509. https:// doi. org/ 10. 3390/ techn ologi es131 10509

.45 Gajic D, Savic-Gajic I, Savic I, Georgieva O, Di Gennaro S (2016) Modeling of electrical energy consumption in an electric arc furnace using artificial neural networks. Energy 108:132–139. https:// doi. org/ 10. 1016/j. Energy. 2015. 07. 068

.46 Gan M, Fan X, Chen X, Ji Z, Lv W, Wang Y, Yu Z, Jiang T (2012) Reduction of pollutant emission in iron ore sintering process by applying biomass fuels. ISIJ Int

52:1574–1578. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. 52. 1574

.47 Gan M, Fan X, Ji Z, Jiang T, Chen X, Yu Z, Li G, Yin L (2015) Application of biomass fuel in iron ore sintering: influencing mechanism and emission reduction. Ironmaking Steelmaking 42:27–33. https:// doi. org/ 10. 1179/ 17432 81214Y. 00000 00194

.48 Gao C, Ge Q, Jian L (2013) Rule extraction from fuzzy-based blast furnace SVM multiclassifier for decision-making. IEEE Trans Fuzzy Syst 22:586–596. https:// doi. org/ 10. 1109/ TFUZZ. 2013. 22691 45

.49 Gao C, Jian L, Luo S (2011) Modeling of the thermal state change of blast furnace hearth with support vector machines. IEEE Trans Ind Electron 59:1134–1145. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIE. 2011. 21596 93

.50 Gao X (2008) Development situation and trend analysis of sintering industry in China. Iron Steel 43:85

.51 Geng M, Ma H, Wang J, Liu S, Li J, Ai Y, Zhang W (2025) A deep learning framework for predicting slab transverse crack using multivariate LSTM-FCN in continuous casting. Expert Syst Appl 260:125413. https:// doi. org/ 10. 1016/j. eswa. 2024. 125413

.52 Ghosh A, K. Majumdar S (2011) Modeling blast furnace productivity using support vector machines. Int J Adv Manuf Technol 52:989–1003. https:// doi. org/ 10. 1007/ s00170- 010- 2786-0

.53 Gielen D, Saygin D, Taibi E, Birat JP (2020) Renewables-based decarbonization and relocation of iron and steel making: a case study. J Ind Ecol 24:1113–1125. https:// doi. org/ 10. 1111/ jiec. 12997

.54 Gkotsis P , Peleka E, Zouboulis A (2023) Membrane-based technologies for post-combustion CO2 capture from flue gases: recent progress in commonly employed membrane materials. Membranes 13:898. https:// doi. org/ 10. 3390/ membr anes1 31208 98 Godoy-Rojas DF, Leon-Medina JX, Rueda B, Vargas W, Romero J, ,Pedraza C

.55 Pozo F, Tibaduiza DA (2022) Attention-based deep recurrent neural network to forecast the temperature behavior of an electric arc furnace side-wall. Sensors 22:1418. https:// doi. org/ 10. 3390/ s2204 1418

.56 Gong Y-h, Wang C-h, Li J, Mahyuddin MN, Seman MTA (2024) Application of deep learning in iron ore sintering process: a review: YH Gong et al. J Iron Steel Res Int 31:1033–1049. https:// doi. org/ 10. 1007/ s42243- 024- 01197-3

.57 Griffiths S, Sovacool BK, Kim J, Bazilian M, Uratani JM (2021) Industrial decarbonization via hydrogen: a critical and systematic review of developments, socio-technical systems and policy options. Energy Res Soc Sci 80:102208. https:// doi. org/ 10. 1016/j. erss. 2021. 102208

.58 Gulbalkan HC, Aksu GO, Ercakir G, Keskin S (2023) Accelerated discovery of metal–organic frameworks for CO2 capture by artificial intelligence. Ind Eng Chem Res 63:37–48. https:// doi. org/ 10. 1021/ acs. iecr. 3c038 17

.59 Hahn DW, Omenetto N (2012) Laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS), part II: review of instrumental and methodological approaches to material analysis and applications to different fields. Appl Spectrosc 66:347–419. https:// doi. org/ 10. 1366/ 11- 06574

.60 Hao Z, Li C, Shen M, Yang X, Li K, Guo L, Li X, Lu Y, Zeng X (2015) Acidity measurement of iron ore powders using laser-induced breakdown spectroscopy with partial least squares regression. Opt Express 23:7795–7801. https:// doi. org/ 10. 1364/ OE. 23. 007795 Hasan R, Khatoon R, Akter J, Mohammad N, Kamruzzaman M, Shahana A, Saha S (2025) AI-driven greenhouse gas monitoring: enhancing accuracy, efficiency, and real-time emissions tracking. AIMS Environ Sci. https:// doi. org/ 10. 3934/ envir onsci. 20250 23

.61 He X, Wang T, Wu K, Liu H (2021) Automatic defects detection and classification of low carbon steel WAAM products using improved remanence/magnetooptical imaging and cost-sensitive convolutional neural network. Measurement 173:108633. https:// doi. org/ 10. 1016/j. measu rement. 2020. 108633

.62 He X, Zhu W, Kwak H, Yousef A, Hoteit H (2024) Deep learning-assisted Bayesian framework for real-time CO2 leakage locating at geologic sequestration sites. J Clean Prod 448:141484. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2024. 141484

.63 Higuchi K, Heerema R (2003) Influence of sintering conditions on the reduction behaviour of pure hematite compacts. Miner Eng 16:463–477

.64 Hu J, Galvita VV, Poelman H, Marin GB (2018) Advanced chemical looping materials for CO2 utilization: a review. Materials 11:1187. https:// doi. org/ 10. 3390/ ma110 71187

.65 Hu J, Wu M, Cao W, Pedrycz W (2024) Soft-sensing of burn-through point based on weighted kernel just-in-time learning and fuzzy broad-learning system in sintering process. IEEE Trans Ind Inform 20:7316–7324. https:// doi. org/ 10. 1109/ TII. 2024. 33594 44

.66 Hu W, Mao Z (2022) Forecasting for chaotic time series based on GRP-lstmGAN model: application to temperature series of rotary kiln. Entropy 25:52. https:// doi. org/ 10. 3390/ e2501 0052

.67 Hu Y, Guo W, Long Y, Li S, Xu Za (2022) Physics-informed deep neural networks for simulating S-shaped steel dampers. Comput Struct 267:106798. https:// doi. org/ 10. 1016/j. comps truc. 2022. 106798

.68 Huang D, Dinga CD, Tao Y, Wen Z, Wang Y (2022) Multi-objective optimization of energy conservation and emission reduction in China’s iron and steel industry based on dimensionality reduction. J Clean Prod 368:133131. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2022. 133131

.69 Jha G, Soren S (2017) Study on applicability of biomass in iron ore sintering process. Renew Sustain Energy Rev 80:399–407. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2017. 05. 246

.70 Ji X, Han J, He J, Gui W (2025) An online blast furnace condition recognition method based on spatiotemporal texture feature coupling and diffusion networks. Processes 13:3416. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr131 13416

71. Jian L, Gao C (2012) Binary coding SVMs for the multiclass problem of blast furnace system. IEEE Trans Ind Electron 60:3846–3856. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIE. 2012. 22063 36

72. Jiang B, Xia D (2023) Toward carbon neutrality in China: a national wide carbon flow tracing and the CO2 emission control strategies for CO2-intensive industries. Sci Total Environ 879:163009. https:// doi. org/ 10. 1016/j. scito tenv. 2023. 163009

73. Jiang K, Jiang Z, Xie Y, Pan D, Gui W (2021a) Abnormality monitoring in the blast furnace ironmaking process based on stacked dynamic targetdriven denoising autoencoders. IEEE Trans Ind Inform 18:1854–1863. https:// doi. org/ 10. 1109/ TII. 2021. 30849 11

74. Jiang Z, Guo Y, Pan D, Gui W, Maldague X (2021b) Polymorphic measurement method of FeO content of sinter based on heterogeneous features of infrared .thermal images. IEEE Sens J 21:12036–12047

75. Jiang Z, Huang J, Gui W, Yi Z, Pan D, Xu C, Zhou K (2023) A novel motion state recognition method for blast furnace burden surface in ironmaking process. IEEE Trans Instrum Meas 72:1–14. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIM. 2023. 33065 25

76. Johansson MT, Söderström M (2011) Options for the Swedish steel industry– energy efficiency measures and fuel conversion. Energy 36:191–198. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2010. 10. 053 Jouhara H, Khordehgah N, Almahmoud S, Delpech B, Chauhan A, Tassou SA (2018) Waste heat recovery technologies and applications. Thermal Science and Engineering Progress 6:268–289. https:// doi. org/ 10. 1016/j. tsep. 2018. 04. 017

77. Kaplan PO, Boyd G, Browning M, Perl K, Supekar S, Victor N, Worrell E (2025) Is the industrial sector hard to decarbonize or hard to model? A comparative analysis of industrial modeling and net zero carbon dioxide pathways. Energy Clim Change 6:100190. https:// doi. org/ 10. 1016/j. egycc. 2025. 100190

78. Kepplinger WL, Tappeiner T (2012) Solid recovered fuels in the steel industry.

Waste Manag Res 30:450–453. https:// doi. org/ 10. 1177/ 07342 42X11 426174

.79 Kheshgi H, de Coninck H, Kessels J (2012) Carbon dioxide capture and storage: seven years after the IPCC special report. Mitig Adapt Strateg Glob Change 17:563–567. https:// doi. org/ 10. 1007/ s11027- 012- 9391-5

.80 Kim J, Sovacool BK, Bazilian M, Griffiths S, Lee J, Yang M, Lee J (2022) Decarbonizing the iron and steel industry: a systematic review of sociotechnical systems, technological innovations, and policy options. Energy Res Soc Sci 89:102565. https:// doi. org/ 10. 1016/j. erss. 2022. 102565

.81 Kirschen M, Badr K, Pfeifer H (2011) Influence of direct reduced iron on the energy balance of the electric arc furnace in steel industry. Energy 36:6146–6155. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2011. 07. 050

.82 Knoope M, Ramírez A, Faaij A (2013) A state-of-the-art review of technoeconomic models predicting the costs of CO2 pipeline transport. Int J Greenhouse Gas Control 16:241–270. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ijggc. 2013. 01. 005

.83 Kong Q-Y, Rong Y, Wang G-L, Xu Z-Q, Zhang Q, Guan Z-S, Fan Y-H (2025) Adaptive Graph Neural Networks with Semi-Supervised Multi-Modal Fusion for Few-Shot Steel Strip Defect Detection. Processes 13:3520. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr131 13520

.84 Kong Y, Chen D, Liu Q, Long M (2019) A prediction model for internal cracks during slab continuous casting. Metals 9:587. https:// doi. org/ 10. 3390/ met90 50587

.85 Kristina D, Paul E (2005) Eco-efficiency trends in the UK steel and aluminum industries: differences between resource efficiency and resource productivity. J Ind Ecol 9:171–188. https:// doi. org/ 10. 1162/ 10881 98057 75247 954

.86 Kumar S, Drozd V, Durygin A, Saxena SK (2016) Capturing CO2 emissions in the iron industries using a magnetite–iron mixture. Energy Technol 4:560–564. https:// doi. org/ 10. 1002/ ente. 20150 0451

.87 Kuramochi T, Ramírez A, Turkenburg W, Faaij A (2012) Comparative assessment of CO2 capture technologies for carbon-intensive industrial processes. Prog Energy

Combust Sci 38:87–112. https:// doi. org/ 10. 1016/j. pecs. 2011. 05. 001

.88 Lawrence MG, Schäfer S (2019) Promises and perils of the Paris Agreement. Science 364:829–830. https:// doi. org/ 10. 1126/ scien ce. aaw46 02

.89 Lechtenböhmer S, Nilsson LJ, Åhman M, Schneider C (2016) Decarbonising the energy intensive basic materials industry through electrification– implications for future EU electricity demand. Energy 115:1623–1631. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2016. 07. 110

.90 Lee J-Y, Kim M, Lee Y-K (2022) Design of high strength medium-Mn steel using machine learning. Mater Sci Eng, A 843:143148. https:// doi. org/ 10. 1016/j. msea. 2022. 143148

.91 Lee J-Y, Kim S-H, Jeong H-B, Lee K, Cho K, Lee Y-K (2024) Inverse design of highstrength medium-Mn steel using a machine learning-aided genetic algorithm approach. J Mater Res Technol 33:2672–2682. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jmrt. 2024. 09. 237

.92 Lei Y, Karimi HR (2022) A digital twin model of three-dimensional shading for simulation of the ironmaking process. Machines 10:1122. https:// doi. org/ 10. 3390/ machi nes10 121122

.93 Leung DY, Caramanna G, Maroto-Valer MM (2014) An overview of current status of carbon dioxide capture and storage technologies. Renew Sustain Energy Rev 39:426–443. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2014. 07. 093

.94 Li F, Chu M, Tang J, Liu Z, Wang J, Li S (2021a) Life-cycle assessment of the coal gasification-shaft furnace-electric furnace steel production process. J Clean Prod 287:125075. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2020. 125075

.95 Li F, Hou J, Liu S, Liu X, Liu L, Lyu Q (2024a) Blast furnace raw material granularity recognition model based on deep learning and multimodal fusion of 3D point cloud. Vis Comput 40:6939–6954. https:// doi. org/ 10. 1007/ s00371- 024- 03449-5

.96 Li H, Barui S, Mukherjee S, Chattopadhyay K (2022a) Least squares twin support vector machines to classify end-point phosphorus content in BOF steelmaking.

Metals 12:268. https:// doi. org/ 10. 3390/ met12 020268

.97 Li H, Wang X, Song Y, Li Y, Li X, Ji Y (2023a) Physical metallurgy guided machine learning to predict hot deformation mechanism of stainless steel. Mater Today Commun 36:106779. https:// doi. org/ 10. 1016/j. mtcomm. 2023. 106779

.98 Li J, Kuang S, Jiao L, Liu L, Zou R, Yu A (2022b) Numerical modeling and analysis of hydrogen blast furnace ironmaking process. Fuel 323:124368. https:// doi. org/ 10. 1016/j. fuel. 2022. 124368

.99 Li J, Wang X, Yang Q, Sun Y, Zhao J, Mao X, Qie H (2024b) IoT-based framework for digital twins in steel production: a case study of key parameter prediction and optimization for CSR. Expert Syst Appl 250:123909. https:// doi. org/ 10. 1016/j. eswa. 2024. 123909

.100 Li J, Yang C, Li Y, Xie S (2021b) A context-aware enhanced GRU network with feature-temporal attention for prediction of silicon content in hot metal. IEEE Trans Ind Inform 18:6631–6641. https:// doi. org/ 10. 1109/ TII. 2021. 31124 87

.101 Li K, Zhang T, Dong W, Ye H (2023b) Abnormality detection of blast furnace ironmaking process based on an improved diffusion convolutional gated recurrent unit network. IEEE Trans Instrum Meas 72:1–12. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIM. 2023. 33207 34

.102 Li Y, Li S (2022) Deep learning based phase transformation model for the prediction of microstructure and mechanical properties of hot-stamped parts. Int J Mech Sci 220:107134. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ijmec sci. 2022. 107134

.103 Li Y, Zhang S, Yin Y, Xiao W, Zhang J (2017) A novel online sequential extreme learning machine for gas utilization ratio prediction in blast furnaces. Sensors 17:1847. https:// doi. org/ 10. 3390/ s1708 1847

.104 Li Z, Wang H, Qian J, Cui Y, Fang Y (2024c) Efficient prediction for blast furnace gas holder level using novel preprocessing techniques and weight correction strategy. Eng Appl Artif Intell 138:109223. https:// doi. org/ 10. 1016/j. engap pai. 2024. 109223

.105 Liang T, Wang S, Lu C, Jiang N, Long W, Zhang M, Zhang R (2020) Environmental impact evaluation of an iron and steel plant in China: normalized data and direct/indirect contribution. J Clean Prod 264:121697. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2020. 121697

.106 Lin Y, Yang H, Ma L, Li Z, Ni W (2021) Low-carbon development for the iron and steel industry in China and the world: status quo, future vision, and key actions. Sustainability 13:12548. https:// doi. org/ 10. 3390/ su132 212548

.107 Liu C, Li J, Li Y, Tan J (2024a) Denoising multiscale spectral graph wavelet neural networks for gas utilization ratio prediction in blast furnace. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst 36:11369–11383. https:// doi. org/ 10. 1109/ TNNLS. 2024. 34532 80

.108 Liu C, Tan J, Li J, Li Y, Wang H (2022a) Temporal hypergraph attention network for silicon content prediction in blast furnace. IEEE Trans Instrum Meas 71:1–13. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIM. 2022. 32194 75

.109 Liu D, Wang P , Sun Y, Zhang H, Xu S (2024b) Co-abatement of carbon and air pollutants emissions in China’s iron and steel industry under carbon neutrality scenarios. Renew Sustain Energy Rev 191:114140. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2023. 114140

.110 Liu Z, Wang Y, Vaidya S, Ruehle F, Halverson J, Soljačić M, Tegmark M (2024c) Kan: Kolmogorov-arnold networks. Arxiv Preprint Arxiv. 2404.19756, 2024. https:// doi. org/ 10. 48550/ arXiv. 2404. 19756

.111 Liu G, Chu M, Gong R, Zheng Z (2025) Global attention module and cascade fusion network for steel surface defect detection. Pattern Recognit 158:110979. https:// doi. org/ 10. 1016/j. patcog. 2024. 110979

.112 Liu H, Li F (2009) Road of macro-scale operations technology for China’s coke oven. Fuel Chem Process 40:1–4

.113 Liu P , Chen Z, Gui W, Yang C (2022b) High-precision real-time detection of blast furnace stockline based on high-dimensional spatial character – istics. Sensors

22:6245. https:// doi. org/ 10. 3390/ s2216 6245

.114 Liu R, Zhao W-g, Liu S, Liu X-j, Li X, Zhang Z-f, Zhao J, Lyu Q (2023a) Intelligent prediction and real-time monitoring system for gas flow distribution at the top of blast furnace. ISIJ International. 63:1714–1726. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. ISIJI NT- 2023- 099

.115 Liu Z, Zeng Z, Li J, Teng S (2023b) Automatic detection and quantification of hot-rolled steel surface defects using deep learning. Arabian Journal for Science and Engineering. 48: 10213–10225. https:// doi. org/ 10. 1007/ s13369- 022- 07567-x

.116 Liu S, Sun W (2023) Attention mechanism-aided data-and knowledgedriven soft sensors for predicting blast furnace gas generation. Energy 262:125498. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2022. 125498

.117 Liu S, Sun W (2025) Knowledge-and data-driven prediction of blast furnace gas generation and consumption in iron and steel sites. Appl Energy 390:125819. https:// doi. org/ 10. 1016/j. apene rgy. 2025. 125819

.118 Liu X, Chen L, Feng H, Qin X, Sun F (2016) Constructal design of a blast furnace iron-making process based on multi-objective optimization. Energy 109:137–151. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2016. 04. 101

.119 Liu X, Chen L, Qin X, Sun F (2015) Exergy loss minimization for a blast furnace with comparative analyses for energy flows and exergy flows. Energy 93:10–19. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2015. 09. 008

.120 Liu Y, Liu Q, Wang W, Zhao J, Leung H (2012) Data-driven based model for flow prediction of steam system in steel industry. Inf Sci 193:104–114. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ins. 2011. 12. 031

.121 Loginov V, Berin A, Solomatin S (1977) Effect of mixing burden with coke on blast furnace fluid mechanics and operation parameters. Stal 5:391–394

.122 Lou S, Yang C, Zhang X, Zhang H, Wu P (2024) Data/mechanism hybrid-driven modeling of blast furnace smelting system and global sequential optimization. J

Process Control 139:103235. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jproc ont. 2024. 103235

.123 Lu Z, Liu H, Chen F, Li H, Xue X (2024) BOF steelmaking endpoint carbon content and temperature soft sensor based on supervised dual-branch DBN. Meas Sci Technol 35:035119. https:// doi. org/ 10. 1088/ 1361- 6501/ ad14e6

.124 Lu B, Chen G, Chen D, Yu W (2016) An energy intensity optimization model for production system in iron and steel industry. Appl Therm Eng 100:285–295. https:// doi. org/ 10. 1016/j. applt herma leng. 2016. 01. 064 Lu L, Adam M, Kilburn M, Hapugoda S, Somerville M, Jahanshahi S, Mathieson JG (2013) Substitution of charcoal for coke breeze in iron ore sintering. ISIJ Int 53:1607–1616. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. 53. 1607

.125 Lu Z, Ren N, Xu X, Li J, Panwisawas C, Xia M, Dong H, Tsang E, Li J (2023) Realtime prediction and adaptive adjustment of continuous casting based on deep learning. Commun Eng 2:34

.126 Luo Q, He Y (2016) A cost-effective and automatic surface defect inspection system for hot-rolled flat steel. Robot Comput Integr Manuf 38:16–30. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rcim. 2015. 09. 008

.127 Lv B, Duan B, Zhang Y, Li S, Wei F, Gong S, Ma Q, Cai M (2024) Research on surface defect detection of strip steel based on improved YOLOv7. Sensors (Basel) 24:2667. https:// doi. org/ 10. 3390/ s2409 2667

.128 Ma S, Ding W, Liu Y, Zhang Y, Ren S, Kong X, Leng J (2024) Industry 4.0 and cleaner production: a comprehensive review of sustainable and intelligent manufacturing for energy-intensive manufacturing industries. J Clean Prod 467:142879. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2024. 142879

.129 Ma S, Zhang Y, Liu Y, Yang H, Lv J, Ren S (2020) Data-driven sustainable intelligent manufacturing based on demand response for energy-intensive industries. J Clean Prod 274:123155. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2020. 123155

.130 Ma Z, Xiao R, Chen L (2017) Kinetics of sintering induced surface area decay of

iron oxide in the reduction process of chemical looping combustion. Fuel Process Technol 168:20–26. https:// doi. org/ 10. 1016/j. fuproc. 2017. 08. 029

131. Mallapaty S (2020) How China could be carbon neutral by mid-century. Nature 586:482–483

132. Mallick A, Dhara S, Rath S (2021) Application of machine learning algorithms for prediction of sinter machine productivity. Machine Learning with Applications 6:100186. https:// doi. org/ 10. 1016/j. mlwa. 2021. 100186 Mandova H, Patrizio P , Leduc S, Kjärstad J, Wang C, Wetterlund E, Kraxner

133. F, Gale W (2019) Achieving carbon-neutral iron and steelmaking in Europe through the deployment of bioenergy with carbon capture and storage. J Clean Prod 218:118–129. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2019. 01. 247

134. Martínez I, Fernández J, Abanades J, Romano M (2018) Integration of a fluidised bed Ca–Cu chemical looping process in a steel mill. Energy 163:570–584. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2018. 08. 123 Mazheika A, Wang Y-G, Valero R, Viñes ,F, Illas F, Ghiringhelli LM, Levchenko SV

135. Scheffler M (2022) Artificial-intelligence-driven discovery of catalyst genes with application to CO2 activation on semiconductor oxides. Nat Commun 13:419. https:// doi. org/ 10. 1038/ s41467- 022- 28042-z

136. Meijer K, Denys M, Lasar J, Birat J-P , Still G, Overmaat B (2009) ULCOS: ultra-low CO2 steelmaking. Ironmaking Steelmaking 36:249–251. https:// doi. org/ 10. 1179/ 17432 8109X 439298

137. Meng F, Chen L, Sun F, Yang B (2014) Thermoelectric power generation driven by blast furnace slag flushing water. Energy 66:965–972. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2014. 02. 018

138. Michaelides S, Lenz S, Vogt T, Henze M (2025) Secure integration of 5G in industrial networks: state of the art, challenges and opportunities. Future Gener Comput Syst 166:107645. https:// doi. org/ 10. 1016/j. future. 2024. 107645

139. Mio H, Kadowaki M, Matsuzaki S, Kunitomo K (2012) Development of particle flow

simulator in charging process of blast furnace by discrete element method. Miner Eng 33:27–33. https:// doi. org/ 10. 1016/j. mineng. 2012. 01. 002

.140 Moazezbarabadi A, Wei D, Junge H, Beller M (2022) Improved CO2 capture and catalytic hydrogenation using amino acid based ionic liquids. Chemsuschem 15:e202201502. https:// doi. org/ 10. 1002/ cssc. 20220 1502

.141 Mohammed I A (2024) Optimizing carbon capture supply chains with AIdriven supplier quality management and predictive analytics. Journal of Next-Generation Research 5.0. https:// doi. org/ 10. 70792/ jngr5.0. v1i1. 41

.142 Mousa E, Wang C, Riesbeck J, Larsson M (2016) Biomass applications in iron and steel industry: an overview of challenges and opportunities. Renew Sustain Energy Rev 65:1247–1266. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2016. 07. 061

.143 Najm SM, Paniti I (2023) Investigation and machine learning-based prediction of parametric effects of single point incremental forming on pillow effect and wall profile of AlMn1Mg1 aluminum alloy sheets. J Intell Manuf 34:331–367. https:// doi. org/ 10. 1007/ s10845- 022- 02026-8

.144 Nandhini R, Sivaprakash B, Rajamohan N, Vo D-VN (2023) Carbon-free hydrogen and bioenergy production through integrated carbon capture and storage technology for achieving sustainable and circular economy–a review. Fuel 342:126984. https:// doi. org/ 10. 1016/j. fuel. 2022. 126984

.145 Napp TA, Gambhir A, Hills TP , Florin N, Fennell PS (2014) A review of the technologies, economics and policy instruments for decarbonising energy-intensive manufacturing industries. Renew Sustain Energy Rev 30:616–640. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2013. 10. 036

.146 Ochedi FO, Yu J, Yu H, Liu Y, Hussain A (2021) Carbon dioxide capture using liquid absorption methods: a review. Environ Chem Lett 19:77–109. https:// doi. org/ 10. 1007/ s10311- 020- 01093-8

.147 Oda J, Akimoto K, Tomoda T (2013) Long-term global availability of steel scrap. Resour Conserv Recycl 81:81–91. https:// doi. org/ 10. 1016/j. resco nrec. 2013.

10. 002

.148 Ouyang H, Zeng J, Li Y, Luo S (2020) Fault detection and identification of blast furnace ironmaking process using the gated recurrent unit network. Processes 8:391. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr804 0391

.149 Pan D, Jiang Z, Chen Z, Gui W, Xie Y, Yang C (2018) Temperature measurement and compensation method of blast furnace molten iron based on infrared computer vision. IEEE Trans Instrum Meas 68:3576–3588. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIM. 2018. 28800 61

.150 Park TC, Kim BS, Kim TY, Jin IB, Yeo YK (2018) Comparative study of estimation methods of the endpoint temperature in basic oxygen furnace steelmaking process with selection of input parameters. Korean J Met Mater 56:813–821. https:// doi. org/ 10. 3365/ KJMM. 2018. 56. 11. 813 Parshakov V, Polinov A, Pavlov A, Tretyak A, Prokhorov I, Kolosov A, Dovzhenko PY (2017) Introduction into mmk blast furnaces of an automated system for smelting control, optimization, and prediction. Metallurgist 61:646–655. https:// doi. org/ 10. 1007/ s11015- 017- 0546-1

.151 Pauliuk S, Milford RL, Muller DB, Allwood JM (2013) The steel scrap age. Environ Sci Technol 47:3448–3454. https:// doi. org/ 10. 1021/ es303 149z

.152 Peng W, Jiang Z, Xu Y, Zhao Z, Zhu F, Gao J, Lu P (2025) Medium to long-term optimization model and scheduling strategy for cascade hydropower plants under high penetration of variable renewable energy. Renew Energy 254:123739. https:// doi. org/ 10. 1016/j. renene. 2025. 123739

.153 Pfeiffer A, Thiele K, Zheng H, Mali H, Wimmer G, Schenk J (2024) The behavior of phosphorus in the hydrogen-based direct reduction—smelter ironmaking route. Steel Res Int 95:2300268. https:// doi. org/ 10. 1002/ srin. 20230 0268

.154 Price L, Sinton J, Worrell E, Phylipsen D, Xiulian H, Ji L (2002) Energy use and carbon dioxide emissions from steel production in China. Energy 27:429–446. https:// doi. org/ 10. 1016/ S0360- 5442(01) 00095-0

155. Qiu J, Ju D, Zhang J, Xu Y (2017) DEM simulation of particle flow in a parallelhopper bell-less charging apparatus for blast furnace. Powder Technol 314:218–231. https:// doi. org/ 10. 1016/j. powtec. 2017. 02. 020

156. Quader MA, Ahmed S, Ghazilla RAR, Ahmed S, Dahari M (2015) A comprehensive review on energy efficient CO2 breakthrough technologies for sustainable green iron and steel manufacturing. Renew Sustain Energy Rev 50:594–614. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2015. 05. 026

157. Radhakrishnan V, Ram KM (2001) Mathematical model for predictive control of the bell-less top charging system of a blast furnace. J Process Control 11:565–586. https:// doi. org/ 10. 1016/ S0959- 1524(00) 00026-3

158. Rasul M, Tanty B, Mohanty B (2007) Modeling and analysis of blast furnace performance for efficient utilization of energy. Appl Therm Eng 27:78–88. https:// doi. org/ 10. 1016/j. applt herma leng. 2006. 04. 026

159. Ren L, Shi H, Yang Y, Liu J, Ou X (2025) Carbon reduction cost of hydrogen steelmaking technology in China. Energy 320:135177. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2025. 135177

160. Ren L, Zhou S, Ou X (2023) The carbon reduction potential of hydrogen in the low carbon transition of the iron and steel industry: the case of China. Renew Sustain Energy Rev 171:113026. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2022. 113026 Ren M, Lu P , Liu X, Hossain M, Fang Y, Hanaoka T, O'Gallachoir B, Glynn J, Dai H (2021) Decarbonizing China's iron and steel industry from the supply and demand sides for carbon neutrality. Appl Energy 298:117209. https:// doi. org/ 10. 1016/j. apene rgy. 2021. 117209 Runkana V, Majumder S, Desai VJ, Arunprasath J, Kumar R, Nistala SH, Parihar

161. MS, Singh K, Kumar V (2024) Digital twins for optimization of ironmaking operations. CSI Transactions on ICT 12:57–70

162. Saldaña M, Neira P , Gallegos S, Salinas-Rodríguez E, Pérez-Rey I, Toro N (2022) Mineral leaching modeling through machine learning algorithms- a review. Front

Earth Sci 10:816751. https:// doi. org/ 10. 3389/ feart. 2022. 816751

163. Shang G, Xu L, Li Z, Zhou Z, Xu Z (2024) Digital-twin-based predictive compensation control strategy for seam tracking in steel sheets welding of large cruise ships. Robot Comput Integr Manuf 88:102725. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rcim. 2024. 102725

164. Shen C, Wang C, Wei X, Li Y, van der Zwaag S, Xu W (2019) Physical metallurgyguided machine learning and artificial intelligent design of ultrahighstrength stainless steel. Acta Mater 179:201–214. https:// doi. org/ 10. 1016/j. actam at. 2019. 08. 033

165. Sheng L, Zhang T, Niu G, Wang K, Tang H, Duan Y, Li H (2015) Classification of iron ores by laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) combined with random forest (RF). J Anal at Spectrom 30:453–458. https:// doi. org/ 10. 1039/ C4JA0 0352G

166. Shiau J-S, Ho C-K (2019) A visualization technique to predict abnormal channeling phenomena in the blast furnace operation. Min Metall Explor 36:423–430. https:// doi. org/ 10. 1007/ s42461- 018- 0003-0

167. Smart EE, Olayiwola DE, Okwor UD, Babatunde J (2025) Revolutionizing carbon capture efficiency: a comprehensive review of AI-driven optimization strategies for CO capture and storage processes. Int J Sci Technol Res Arch 9:018–043. https:// doi. org/ 10. 53771/ ijstra. 2025.9. 1. 0043

168. Stopar K, Kovačič M, Kitak P , Pihler J (2017) Electric arc modeling of the EAF using differential evolution algorithm. Mater Manuf Process 32:1189– 1200. https:// doi. org/ 10. 1080/ 10426 914. 2016. 12578 59

169. Su P , Zhou Y, Li H, Perez HD, Wu J (2025) Cost-effective scheduling of a hydrogen-based iron and steel plant powered by a grid-assisted renewable energy system. Appl Energy 384:125412. https:// doi. org/ 10. 1016/j. apene rgy. 2025. 125412

170. Su X, Zhang S, Yin Y, Xiao W (2018) Prediction model of permeability index for

blast furnace based on the improved multi-layer extreme learning machine and wavelet transform. J Franklin Inst 355:1663–1691. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jfran klin. 2017. 05. 001

.171 Sun W, Wang Z, Wang Q (2020) Hybrid event-, mechanism-and data-driven prediction of blast furnace gas generation. Energy 199:117497. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2020. 117497 Suopajärvi H, Umeki K, Mousa E, Hedayati A, Romar H, Kemppainen A, Wang

.172 C, Phounglamcheik A, Tuomikoski S, Norberg N (2018) Use of biomass in integrated steelmaking–status quo, future needs and comparison to other low-CO2 steel production technologies. Appl Energy 213:384– 407. https:// doi. org/ 10. 1016/j. apene rgy. 2018. 01. 060

.173 Tang J, Chu M-s, Li F, Feng C, Liu Z-g, Zhou Y-s (2020) Development and progress on hydrogen metallurgy. Int J Miner Metall Mater 27:713–723

.174 Tao F, Zhang H, Zhang C (2024) Advancements and challenges of digital twins in industry. Nat Comput Sci 4:169–177. https:// doi. org/ 10. 1038/ s43588- 024-00603-w

.175 Thiel GP , Stark AK (2021) To decarbonize industry, we must decarbonize heat. Joule 5:531–550

.176 Tian B, Wei G, Li X, Zhu R, Bai H, Tian W, Dong K (2022) Effect of hot metal charging on economic and environmental indices of electric arc furnace steelmaking in China. J Clean Prod 379:134597. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2022. 134597

.177 Tonomura S (2013) Outline of course 50. Energy Procedia 37:7160–7167. https:// doi. org/ 10. 1016/j. egypro. 2013. 06. 653

.178 Tretyak A, Parshakov V, Borisenko V (2018) Selection of the bell-less top mode of operation based on the data on the gas distribution in the furnace top and the shape of the melting zone in the lower part of the blast furnace. Metallurgist 61:959–966. https:// doi. org/ 10. 1007/ s11015- 018- 0592-3

.179 Tunckaya Y (2021) An experimental modeling and performance validation study: top gas pressure tracking system in a blast furnace using soft computing methods. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part e: Journal of Process Mechanical Engineering 235:2154– 2164. https:// doi. org/ 10. 1177/ 09544 08921 10331 17

.180 Ujisawa Y, Nakano K, Matsukura Y, Sunahara K, Komatsu S, Yamamoto T (2005) Subjects for achievement of blast furnace operation with low reducing agent rate. ISIJ Int 45:1379–1385. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. 45. 1379

.181 Uribe-Soto W, Portha J-F, Commenge J-M, Falk L (2017) A review of thermochemical processes and technologies to use steelworks off-gases. Renew Sustain Energy Rev 74:809–823. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2017. 03. 008

.182 Vaughan A (2020) UK makes moves to build a nuclear fusion power plant. New Sci 248:18. https:// doi. org/ 10. 1016/ S0262- 4079(20) 32160-6

.183 Vehec JR (2010) Technology roadmap research program for the steel industry. American Iron and Steel Institute. https:// doi. org/ 10. 2172/ 10110 81

Venkataraman M, Csereklyei Z, Aisbett E, Rahbari A, Jotzo F, Lord M, Pye J (2022) Zero-carbon steel production: the opportunities and role for Australia. Energy Policy 163:112811. https:// doi. org/ 10. 1016/j. enpol. 2022. 112811

.184 Wang F, Wang G, Wang H, Niu H, Chen Y, Li X, Niu G (2024a) Analysis of the current status and hot technologies of carbon dioxide geological storage. Processes 12:1347. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr120 71347

.185 Wang H, Wang M, Liu Q, Yang Z, Xing L (2025a) Prediction of ladle furnace refining endpoint temperature based on particle swarm optimization algorithm and long short-term memory neural network: Wang H., Wang M., Liu, Yang, and Xing. JOM 77:282–293. https:// doi. org/ 10. 1007/ s11837- 024- 06983-8

.186 Wang H, Yue Q, Chang H, Fu X, Ji W, Xu C, Wang H (2026) Toward a standardized and comparable life cycle dataset system for steel production in China. Resour Conserv Recycl 227:108715. https:// doi. org/ 10. 1016/j. resco nrec. 2025.

108715

187. Wang J, Fan D, Cai C (2025b) Application and feasibility analysis of knowledgebased machine learning in predicting fatigue performance of stainless steel. Case Stud Constr Mater 22:e04090. https:// doi. org/ 10. 1016/j. cscm. 2024. e04090

188. Wang L, Yang C, Sun Y, Zhang H, Li M (2018) Effective variable selection and moving window HMM-based approach for iron-making process monitoring. J Process Control 68:86–95. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jproc ont. 2018. 04. 008

189. Wang P , Li N, Yan C, Feng Y, Ding Y, Zhang T, Li H (2019) Rapid quantitative analysis of the acidity of iron ore by the laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) technique coupled with variable importance measuresrandom forests (VIM-RF). Anal Methods 11:3419–3428. https:// doi. org/ 10. 1039/ C9AY0 0926D

190. Wang P , Ryberg M, Yang Y, Feng K, Kara S, Hauschild M, Chen W-Q (2021a) Efficiency stagnation in global steel production urges joint supply-and demand-side mitigation efforts. Nat Commun 12:2066. https:// doi. org/ 10. 1038/ s41467-021- 22245-6

191. Wang R, Jiang L, Wang Y, Roskilly AP (2020) Energy saving technologies and mass-thermal network optimization for decarbonized iron and steel industry: a review. J Clean Prod 274:122997. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2020. 122997

192. Wang R, Zhao Y, Babich A, Senk D, Fan X (2021b) Hydrogen direct reduction (H-DR) in steel industry—an overview of challenges and opportunities. J Clean Prod 329:129797. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2021. 129797

193. Wang W, Wei P , Liu H, Zhu C, Deng G, Liu H (2023a) A micromechanics-based machine learning model for evaluating the microstructure-dependent rolling contact fatigue performance of a martensitic steel. Int J Mech Sci 237:107784. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ijmec sci. 2022. 107784

194. Wang X, You M, Mao Z, Yuan P (2016) Tree-structure ensemble general regression

neural networks applied to predict the molten steel temperature in ladle furnace. Adv Eng Inform 30:368–375. https:// doi. org/ 10. 1016/j. aei. 2016. 05. 001

.195 Wang X, Yu B, An R, Sun F, Xu S (2022) An integrated analysis of China's iron and steel industry towards carbon neutrality. Appl Energy 322:119453. https:// doi. org/ 10. 1016/j. apene rgy. 2022. 119453

.196 Wang Y, Liu J, Tang X, Wang Y, An H, Yi H (2023b) Decarbonization pathways of China's iron and steel industry toward carbon neutrality. Resour Conserv Recycl 194:106994. https:// doi. org/ 10. 1016/j. resco nrec. 2023. 106994

.197 Wang Z, Han Z, Zhao J, Wang W (2024b) Distributed robust scheduling optimization for energy system of steel industry considering prediction uncertainties. Inf Sci 666:120431. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ins. 2024. 120431

.198 Wang Z, Zhou W, Li Y (2025c) MSAF-YOLO: An Efficient Multi-Scale Attention Fusion Network for high-precision steel surface defect detection. Measurement. 118640. https:// doi. org/ 10. 1016/j. measu rement. 2025. 118640 Watakabe S, Miyagawa K, Matsuzaki S, Inada T, Tomita Y, Saito K, Osame M, Sikström P , Ökvist LS, Wikstrom J-O (2013) Operation trial of hydrogenous gas injection of COURSE50 project at an experimental blast furnace. ISIJ Int 53:2065–2071. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. 53. 2065

.199 Wei C, Zhang X, Zhang J, Xu L, Li G, Jiang T (2024) Development of direct reduced iron in China: challenges and pathways. Engineering 41:93–109. https:// doi. org/ 10. 1016/j. eng. 2024. 04. 025

.200 Wei N, Li X, Wang Q, Gao S (2016) Budget-type techno-economic model for onshore CO2 pipeline transportation in China. Int J Greenhouse Gas Control 51:176–192. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ijggc. 2016. 05. 010

.201 Wei X, van der Zwaag S, Jia Z, Wang C, Xu W (2022) On the use of transfer modeling to design new steels with excellent rotating bending fatigue resistance even in the case of very small calibration datasets. Acta Mater 235:118103. https:// doi. org/ 10. 1016/j. actam at. 2022. 118103

.202 Wei C, Bao Y, Zheng C, Ji Z (2025) AMFNet: aggregated multi-level feature interaction fusion network for defect detection on steel surfaces. Journal of Intelligent Manufacturing. 1–18. https:// doi. org/ 10. 1007/ s10845- 025-02613-5

.203 Wen G, Hay C, Benson SM (2021) CCSnet: a deep learning modeling suite for CO2 storage. Adv Water Resour 155:104009. https:// doi. org/ 10. 1016/j. advwa tres. 2021. 104009

.204 Wen S, Wang H, Qian J, Men X (2023) A novel combined model based on echo state network optimized by whale optimization algorithm for blast furnace gas prediction. Energy 279:128048. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2023. 128048

.205 Wen Z, Wang Y, Li H, Tao Y, De Clercq D (2019) Quantitative analysis of the precise energy conservation and emission reduction path in China's iron and steel industry. J Environ Manage 246:717–729. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jenvm an. 2019. 06. 024

.206 Wen Z, Xu J, Lee JC, Ren C (2017) Symbiotic technology-based potential for energy saving: a case study in China's iron and steel industrial parks. Renew Sustain Energy Rev 69:1303–1311. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2016. 12. 045

.207 Wiley DE, Ho MT, Bustamante A (2011) Assessment of opportunities for CO2 capture at iron and steel mills: an Australian perspective. Energy Procedia 4:2654–2661. https:// doi. org/ 10. 1016/j. egypro. 2011. 02. 165

.208 Wu M, Duan P , Cao W, She J, Xiang J (2012) An intelligent control system based on prediction of the burn-through point for the sintering process of an iron and steel plant. Expert Syst Appl 39:5971–5981. https:// doi. org/ 10. 1016/j. eswa. 2011. 11. 118

.209 Wu W, Zhao D, Tang Q, Xue W, Lei Y, Liu X, Yan G, Wang J (2025) Clean development pathway for China's iron and steel industry 2020–2035: carbon

dioxide, air pollutant emissions and health benefits. J Clean Prod 529:146715. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2025. 146715

.210 Wu W, Zhu R, Wei G, Dong K, Jiang J (2021) Modeling on the blast furnace with CO2-enriched hot blast. J Clean Prod 319:128690. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2021. 128690

.211 Wu X, Jin H, Ye X, Wang J, Lei Z, Liu Y, Wang J, Guo Y (2020) Multiscale convolutional and recurrent neural network for quality prediction of continuous casting slabs. Processes 9:33. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr901 0033

.212 Xin Z-c, Zhang J-s, Zheng J, Jin Y, Liu Q (2022) A hybrid modeling method based on expert control and deep neural network for temperature prediction of molten steel in LF. ISIJ Int 62:532–541. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. ISIJI NT- 2021- 251

.213 Xin Z, Zhang J, Jin Y, Zheng J, Liu Q (2023) Predicting the alloying element yield in a ladle furnace using principal component analysis and deep neural network. Int J Miner Metall Mater 30:335–344. https:// doi. org/ 10. 1007/ s12613- 021- 2409-9

.214 Xiong B, Chen L, Meng F, Sun F (2014) Modeling and performance analysis of a two-stage thermoelectric energy harvesting system from blast furnace slag water waste heat. Energy 77:562–569. https:// doi. org/ 10. 1016/j. energy. 2014. 09. 037

.215 Xu J, Lin W, Xu S (2018a) Hydrogen and LNG production from coke oven gas with multi-stage helium expansion refrigeration. Int J Hydrogen Energy 43:12680–12687. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ijhyd ene. 2018. 05. 137

.216 Xu W, Cheng S, Niu Q, Hu W, Bang J (2020) The DEM study of segregation phenomena of burden distribution during the charging process of blast furnace with two parallel hoppers. Ironmaking Steelmaking 47:337–343. https:// doi. org/ 10. 1080/ 03019 233. 2018. 15120 35

.217 Xu W, Cheng S, Niu Q, Zhao G (2017) Effect of the main feeding belt position on

burden distribution during the charging process of bell-less top blast furnace with two parallel hoppers. ISIJ Int 57:1173–1180. https:// doi. org/ 10. 2355/ isiji ntern ation al. ISIJI NT- 2017- 003

.218 Xu Y, Xu J, Sun C, Ma K, Shan C, Wen L, Zhang S, Bai C (2018b) Quantitative comparison of binary particle mass and size segregation between serial and parallel type hoppers of blast furnace bell-less top charging system. Powder Technol 328:245–255. https:// doi. org/ 10. 1016/j. powtec. 2018. 01. 020

.219 Xuan Y, Yue Q (2017) Scenario analysis on resource and environmental benefits of imported steel scrap for China's steel industry. Resour Conserv Recycl 120:186–198. https:// doi. org/ 10. 1016/j. resco nrec. 2016. 12. 011

.220 Xue Q, Liao H, Zhang J, Li K (2025) Influence of hydrogen-based direct reduction shaft furnace interior structure on shaft furnace performance. Materials 18:4794. https:// doi. org/ 10. 3390/ ma182 04794

.221 Xue R, Wang S, Gao G, Liu D, Long W, Zhang R (2022) Evaluation of symbiotic technology-based energy conservation and emission reduction benefits in iron and steel industry: case study of Henan, China. J Clean Prod 338:130616. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2022. 130616

.222 Yan F, Yang C, Zhang X (2022a) DSTED: a denoising spatial–temporal encoder–decoder framework for multistep prediction of burn-through point in sintering process. IEEE Trans Ind Electron 69:10735–10744. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIE. 2022. 31519 60

.223 Yan F, Yang C, Zhang X, Gao L (2023) A 3-D convolution-based burn-through point multistep prediction model for sintering process. IEEE Trans Ind Electron 71:4219–4229. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIE. 2023. 32795 76

.224 Yan T, Sun J, Qiu Z, Na H, Yuan Y, Che Z, Du T, Song Y (2022b) Energy optimization based on steam system analysis and waste energy recovery for iron and steel industry. Energy Technol 10:2200191. https:// doi. org/ 10. 1002/ ente. 20220 0191

.225 Yan W, Tang D, Lin Y (2016) A data-driven soft sensor modeling method based on deep learning and its application. IEEE Trans Ind Electron 64:4237–4245. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIE. 2016. 26226 68

.226 Yan W, Xu R, Wang K, Di T, Jiang Z (2020) Soft sensor modeling method based on semisupervised deep learning and its application to wastewater treatment plant. Ind Eng Chem Res 59:4589–4601. https:// doi. org/ 10. 1021/ acs. iecr. 9b050 87 , Yan Y, Borhani TN, Subraveti SG, Pai KN, Prasad V, Rajendran A, Nkulikiyinka P

.227 Asibor JO, Zhang Z, Shao D (2021) Harnessing the power of machine learning for carbon capture, utilisation, and storage (CCUS)–a state-ofthe-art review. Energy Environ Sci 14:6122–6157. https:// doi. org/ 10. 1039/ D1EE0 2395K

.228 Yang G, Han X, Wang C, Ding Y, Liu K, Tian D, Yao L (2017) The basicity analysis of sintered ore using laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) combined with random forest regression (RFR). Anal Methods 9:5365–5370. https:// doi. org/ 10. 1039/ C7AY0 1389B

.229 Yang H, Feng C, Lin T, Zhu R, Dong K, Wei G, Tu M, Liu F, Zhao Z, Ren X (2025a) Analysis of CO2 emission and energy consumption in CCUS for steelchemical joint production. J Environ Manage 387:125934. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jenvm an. 2025. 125934

.230 Yang H, Ma L, Li Z (2023a) Tracing China’s steel use from steel flows in the production system to steel footprints in the consumption system. Renew Sustain Energy Rev 172:113040. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2022. 113040

.231 Yang J, Ji Z, Liu W, Xie Z (2023b) Digital-twin-based coordinated optimal control for steel continuous casting process. Metals 13:816. https:// doi. org/ 10. 3390/ met13 040816

.232 Yang L, Hu H, Yang S, Wang S, Chen F, Guo Y (2023c) Life cycle carbon footprint of electric arc furnace steelmaking processes under different smelting modes in China. Sustain Mater Technol 35:e00564. https:// doi. org/ 10. 1016/j. susmat. 2022. e00564

233. Yang L, Li B, Guo Y, Wang S, Xue B, Hu S (2022a) Influence factor analysis and prediction model of end-point carbon content based on artificial neural network in electric arc furnace steelmaking process. Coatings 12:1508. https:// doi. org/ 10. 3390/ coati ngs12 101508

234. Yang W, Dong H, Wang L (2025b) Multi-scale analysis of damage mechanisms in high niobium and nitrogen nickel-based alloy. Mater Sci Eng, A 941:148533. https:// doi. org/ 10. 1016/j. msea. 2025. 148533

235. Yang Y, Hao X, Zhang L, Ren L (2020) Application of scikit and keras libraries for the classification of iron ore data acquired by laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS). Sensors (Basel) 20:1393. https:// doi. org/ 10. 3390/ s2005 1393

236. Yang Y, Xu W, Wang Y, Shen J, Wang Y, Geng Z, Wang Q, Zhu T (2022b) Progress of CCUS technology in the iron and steel industry and the suggestion of the integrated application schemes for China. Chem Eng J (Lausanne) 450:138438. https:// doi. org/ 10. 1016/j. cej. 2022. 138438

237. Yang Y, Zhang L, Yuan Y, Sun J, Che Z, Qiu Z, Du T, Na H, Che S (2023d) Mutiobjective optimization on energy consumption, CO2 emission and production cost for iron and steel industry. J Environ Manage 347:119102. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jenvm an. 2023. 119102

238. Yang Y, Zhang S, Yin Y (2016) A modified ELM algorithm for the prediction of silicon content in hot metal. Neural Comput Appl 27:241–247. https:// doi. org/ 10. 1007/ s00521- 014- 1775-x

239. Ye Q, Duan P , Kuang S, Ji L, Zou R, Yu A (2022) Multi-objective optimization of hydrocyclone by combining mechanistic and data-driven models. Powder Technol 407:117674. https:// doi. org/ 10. 1016/j. powtec. 2022. 117674

240. Ye Q, Kuang S, Duan P , Zou R, Yu A (2024) Fast prediction and control of air core in hydrocyclone by machine learning to stabilize operations. J Environ Chem Eng 12:111699. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jece. 2023. 111699

.241 Yi J, Lyons PF, Davison PJ, Wang P , Taylor PC (2015) Robust scheduling scheme for energy storage to facilitate high penetration of renewables. IEEE Trans Sustain Energy 7:797–807. https:// doi. org/ 10. 1109/ TSTE. 2015. 24986 22

.242 Yilmaz C, Turek T (2017) Modeling and simulation of the use of direct reduced iron in a blast furnace to reduce carbon dioxide emissions. J Clean Prod 164:1519–1530. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2017. 07. 043

.243 Yin Y, Zhang X, Li A, Lyu J, Zhong L, Liu R (2023) High-precision and rapid in situ ore element detection based on laser-induced breakdown spectroscopy. J Phys Chem C 127:12655–12661. https:// doi. org/ 10. 1021/ acs. jpcc. 3c029 90

.244 Yu J, Xu R, Zhang J, Zheng A (2023) A review on reduction technology of air pollutant in current China's iron and steel industry. J Clean Prod 414:137659. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2023. 137659

.245 Yu X, Khodadadi N, Song A, Hu Y, Nanni A (2025a) Corrosion-fatigue interaction and residual life prediction of steel reinforcement under aggressive environmental conditions. J Build Eng. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jobe. 2025. 114479

.246 Yu X, Tan C (2022) China's pathway to carbon neutrality for the iron and steel industry. Glob Environ Chang 76:102574. https:// doi. org/ 10. 1016/j. gloen vcha. 2022. 102574

.247 Yu Z-H, Li X-M, Wang B-R, Ren Y-Z, Lin X-H, Xing X-D (2025b) A hybrid prediction model for gas utilization rate based on blast furnace operating conditions. Metall Mater Trans B 56:2596–2606. https:// doi. org/ 10. 1007/ s11663- 025- 03509-8

.248 Zhang C-J, Zhang Y-C, Han Y (2022a) Industrial cyber-physical system driven intelligent prediction model for converter end carbon content in steelmaking plants. J Ind Inf Integr 28:100356. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jii. 2022. 100356

.249 Zhang D, Jin Y, Shang K (2025a) Anomaly prediction of blast furnace carbon emissions based on digital twin. J Instrum 20:P05016. https:// doi. org/ 10. 1088/ 1748- 0221/ 20/ 05/ P05016

.250 Zhang F-m, Xin L (2012) Dome combustion hot blast stove for huge blast furnace.

J Iron Steel Res Int 19:1–7. https:// doi. org/ 10. 1016/ S1006- 706X(13) 60001-1

.251 Zhang H, Liu R, Lal R (2016a) Optimal sequestration of carbon dioxide and phosphorus in soils by gypsum amendment. Environ Chem Lett 14:443–448. https:// doi. org/ 10. 1007/ s10311- 016- 0564-4

.252 Zhang H, Sun S, Zhang S (2021) Precise burden charging operation during iron-making process in blast furnace. IEEE Access 9:45655–45667. https:// doi. org/ 10. 1109/ ACCESS. 2021. 30648 85

.253 Zhang H, Yin Y, Zhang S (2016b) An improved ELM algorithm for the measurement of hot metal temperature in blast furnace. Neurocomputing 174:232–237. https:// doi. org/ 10. 1016/j. neucom. 2015. 04. 106

.254 Zhang J, Liu H, Chen F (2025b) Basic oxygen furnace endpoint carbon content prediction with Contourlet-ResNet representation of flame image features. J Electron Imaging 34:013038–013038. https:// doi. org/ 10. 1117/1. JEI. 34.1. 013038

.255 Zhang J, Yang Q, Fan Y, Zhang D, Yu J (2022b) Conceptual design and technoeconomic analysis of a coproduction system for ethylene glycol and LNG from steel mill off-gases. Fuel 318:123693. https:// doi. org/ 10. 1016/j. fuel. 2022. 123693

.256 Zhang L, Hua C, Li J, Guan X (2016c) Operation status prediction based on top gas system analysis for blast furnace. IEEE Trans Control Syst Technol 25:262–269. https:// doi. org/ 10. 1109/ TCST. 2016. 25479 57

.257 Zhang N, Chen X, Huang X, Fan X, Gan M, Ji Z, Sun Z, Peng Z (2022c) Online measurement method of FeO content in sinter based on infrared machine vision and convolutional neural network. Measurement 202:111849. https:// doi. org/ 10. 1016/j. measu rement. 2022. 111849 Zhang N, Pan Z, Zhang Z, Zhang W, Zhang L, Baena-Moreno FM, Lichtfouse E (2020) CO2 capture from coalbed methane using membranes: a review. Environ Chem Lett 18:79–96. https:// doi. org/ 10. 1007/

s10311- 019- 00919-4

.258 Zhang Q, Wei Z, Ma J, Qiu Z, Du T (2019) Optimization of energy use with CO2 emission reducing in an integrated iron and steel plant. Appl Therm Eng 157:113635. https:// doi. org/ 10. 1016/j. applt herma leng. 2019. 04. 045

.259 Zhang S, Yi B, Guo F, Zhu P (2022d) Exploring selected pathways to low and zero CO2 emissions in China's iron and steel industry and their impacts on resources and energy. J Clean Prod 340:130813. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jclep ro. 2022. 130813

.260 Zhang T, Li Z, Ummireddi AK, Wu J (2023) Navigating CO utilization in tandem electrocatalysis of CO2. Trends Chem 5:252–266. https:// doi. org/ 10. 1016/j. trechm. 2022. 12. 003

.261 Zhang X, Chen Z, Zhang J, Ding P , Zhou J (2013a) Simulation and optimization of waste heat recovery in sinter cooling process. Appl Therm Eng 54:7–15. https:// doi. org/ 10. 1016/j. applt herma leng. 2013. 01. 017

.262 Zhang X, Fan J-L, Wei Y-M (2013b) Technology roadmap study on carbon capture, utilization and storage in China. Energy Policy 59:536–550. https:// doi. org/ 10. 1016/j. enpol. 2013. 04. 005

.263 Zhang Y, Guo K, Zhang S, Yang Y, Xiao W (2024) Spatio-temporal and multimode prediction for blast furnace gas flow. J Franklin Inst 361:107330. https:// doi. org/ 10. 1016/j. jfran klin. 2024. 107330

.264 Zhang Y, Zhou P , Lv D, Zhang S, Cui G, Wang H (2022e) Inverse calculation of burden distribution matrix using B-spline model based PDF control in blast furnace burden charging process. IEEE Trans Ind Inform 19:317–327. https:// doi. org/ 10. 1109/ TII. 2022. 31576 41

.265 Zhao J, Wang T, Pedrycz W, Wang W (2019) Granular prediction and dynamic scheduling based on adaptive dynamic programming for the blast furnace gas system. IEEE Trans Cybern 51:2201–2214. https:// doi. org/ 10. 1109/ TCYB. 2019. 29012 68

.266 Zhao J, Wang W, Liu Y, Pedrycz W (2010) A two-stage online prediction method for a blast furnace gas system and its application. IEEE Trans Control Syst Technol 19:507–520. https:// doi. org/ 10. 1109/ TCST. 2010. 20515 45

.267 Zhao J, Zuo H, Wang Y, Wang J, Xue Q (2020a) Review of green and low-carbon ironmaking technology. Ironmak Steelmak 47:296–306. https:// doi. org/ 10. 1080/ 03019 233. 2019. 16390 29

.268 Zhao L-T, Yang T, Yan R, Zhao H-B (2022a) Anomaly detection of the blast furnace smelting process using an improved multivariate statistical process control model. Process Saf Environ Prot 166:617–627. https:// doi. org/ 10. 1016/j. psep. 2022. 08. 035

.269 Zhao T, Wang X, Song X, Liu C (2023) Crack detection of continuous casting slab by evolutionary topology backbone search. Appl Soft Comput 146:110663. https:// doi. org/ 10. 1016/j. asoc. 2023. 110663

.270 Zhao W, Li C, Yan C, Min H, An Y, Liu S (2021) Interpretable deep learningassisted laser-induced breakdown spectroscopy for brand classification of iron ores. Anal Chim Acta 1166:338574. https:// doi. org/ 10. 1016/j. aca. 2021. 338574

.271 Zhao X, Bai H, Hao J (2017) A review on the optimal scheduling of byproduct gases in steel making industry. Energy Procedia 142:2852–2857. https:// doi. org/ 10. 1016/j. egypro. 2017. 12. 432

.272 Zhao X, Fang Y, Liu L, Xu M, Zhang P (2020b) Ameliorated moth-flame algorithm and its application for modeling of silicon content in liquid iron of blast furnace based fast learning network. Appl Soft Comput 94:106418. https:// doi. org/ 10. 1016/j. asoc. 2020. 106418

.273 Zhao X, Ma X, Chen B, Shang Y, Song M (2022b) Challenges toward carbon neutrality in China: Strategies and countermeasures. Resour Conserv Recycl 176:105959. https:// doi. org/ 10. 1016/j. resco nrec. 2021. 105959

.274 Zhao Z, Yu X, Shen Y (2025) Effects and mechanism of using ferro-coke in an ironmaking blast furnace–A virtual experiment. Fuel 382:133726. https:// doi. org/

10. 1016/j. fuel. 2024. 133726

.275 Zhong RY, Xu X, Klotz E, Newman ST (2017) Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: a review. Engineering 3:616–630. https:// doi. org/ 10. 1016/J. ENG. 2017. 05. 015

.276 Zhou D, Xu K, Bai J, He D (2022a) On-line detecting the tuyere coke size and temperature distribution of raceway zone in a working blast furnace. Fuel 316:123349. https:// doi. org/ 10. 1016/j. fuel. 2022. 123349

.277 Zhou D, Xu K, Lv Z, Yang J, Li M, He F, Xu G (2022b) Intelligent manufacturing technology in the steel industry of China: a review. Sensors (Basel) 22:8194. https:// doi. org/ 10. 3390/ s2221 8194

.278 Zhou J, Zhu L, Sun L, Wang B, Xiao P (2022c) Analysis of the formation mechanism of surface cracks of continuous casting slabs caused by mold wear. Processes 10:797. https:// doi. org/ 10. 3390/ pr100 40797

.279 Zhou K-x, Lin W-h, Sun J-k, Zhang J-s, Zhang D-z, Feng X-m, Liu Q (2022d) Prediction model of end-point phosphorus content for BOF based on monotone-constrained BP neural network. J Iron Steel Res Int 29:751–760. https:// doi. org/ 10. 1007/ s42243- 021- 00655-6

.280 Zhou P , Song H, Wang H, Chai T (2016) Data-driven nonlinear subspace modeling for prediction and control of molten iron quality indices in blast furnace ironmaking. IEEE Trans Control Syst Technol 25:1761–1774. https:// doi. org/ 10. 1109/ TCST. 2016. 26311 24

.281 Zhou P , Yuan M, Wang H, Wang Z, Chai T-Y (2015) Multivariable dynamic modeling for molten iron quality using online sequential random vector functional-link networks with self-feedback connections. Inf Sci 325:237–255. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ins. 2015. 07. 002

.282 Zhou P , Zhang R, Xie J, Liu J, Wang H, Chai T (2020) Data-driven monitoring and diagnosing of abnormal furnace conditions in blast furnace ironmaking: an integrated PCA-ICA method. IEEE Trans Ind Electron 68:622–631. https:// doi.

org/ 10. 1109/ TIE. 2020. 29677 08

283. Zhou G, Yu Y, Liu W, Saxén H (2025) Data-Enhanced mechanistic modeling for Multi-Variable thermal state prediction of the blast furnace process. Chemical Engineering Science. 122580. https:// doi. org/ 10. 1016/j. ces. 2025. 122580

284. Zhu J, Gui W, Chen Z, Jiang Z (2023) A novel non-contact and real-time blast furnace stockline detection method based on burden surface video streams. IEEE Trans Instrum Meas 72:1–13. https:// doi. org/ 10. 1109/ TIM. 2023. 32447 97

285. Zhu Y, Keoleian GA, Cooper DR (2025) The role of hydrogen in decarbonizing US industry: a review. Renew Sustain Energy Rev 214:115392. https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2025. 115392

نسخه آنلاین مقاله: https://landing.steelexperts.ir/2026/10/26/sx-r001-ai-low-carbon-steel/

SteelExperts.ir