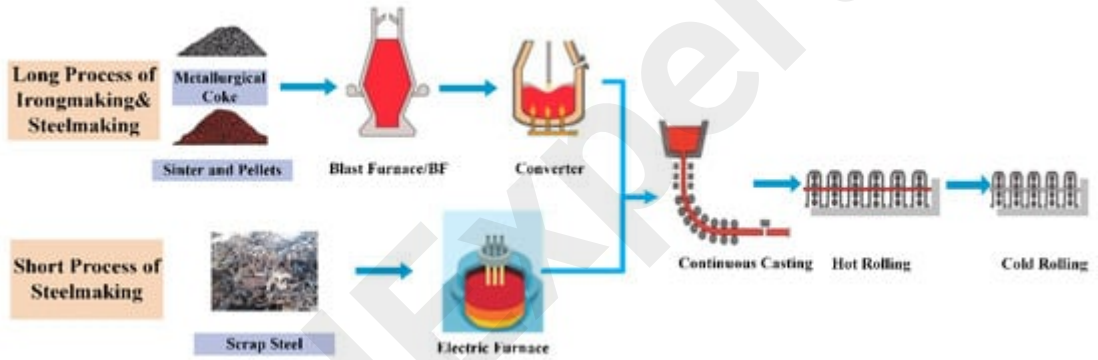
مرکز دانش شبکه خبرگان صنعت فولاد

فناوری تولید هوشمند در صنعت فولاد چین: مروری بر دستاوردها و روش‌ها

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

مروری تخصصی بر تجربه تولید هوشمند در صنعت فولاد چین؛ از معماری چهارلایه، حسگرها و پایش برخط تا کنترل کیفیت، عیب‌یابی تجهیزات، ربات‌ها و هوشمندسازی خطوط فولادسازی و نورد.



چکیده

تولید هوشمند، حاصل پیوند فعالیت‌های تولیدی با فناوری‌های نوین اطلاعات و ارتباطات، از جمله نسل پنجم ارتباطات سیار (5G)، دیجیتالی‌سازی، شبکه‌سازی و سامانه‌های هوشمند است. این رویکرد در سال‌های اخیر به یکی از مسیرهای اصلی ارتقای بهره‌وری، انعطاف‌پذیری و توان تصمیم‌گیری در کارخانه‌ها تبدیل شده است.
صنعت فولاد، با نقش زیربنایی خود در زندگی و اقتصاد امروز، در چین به ظرفیتی نزدیک به نیمی از تولید جهانی رسیده؛ اما هم‌زمان با هزینه بالای نیروی کار، انتشار چشمگیر کربن، محدودیت‌های هوشمندسازی، بهره‌وری نه‌چندان مطلوب و ناپایداری کنترل کیفیت روبه‌روست. به همین دلیل، شرکت‌های فولادی چین پروژه‌های متعددی برای هوشمندسازی آغاز کرده‌اند؛ پروژه‌هایی که هدفشان افزایش راندمان و کیفیت محصول، کاهش کار سخت و بهبود شرایط محیط کار است. این مقاله ابتدا اهداف و چارچوب کلی تولید هوشمند در صنعت فولاد چین را صورت‌بندی می‌کند، سپس دو الگوی شاخص، یعنی هوشمندسازی نورد و هوشمندسازی زنجیره

فولادسازی تا نورد، را بررسی می‌کند و در ادامه به فناوری‌های کلیدی پایش برخط، کنترل یکپارچه کیفیت، عیب‌یابی تجهیزات و ماشین‌آلات هوشمند می‌پردازد. دستاوردهای بررسی، علاوه بر روشن کردن مسیر توسعه صنعت فولاد چین، برای تحول دیجیتال و ارتقای کیفیت در سایر صنایع تولیدی نیز راهگشاست.

کلیدواژه‌ها: تولید هوشمند؛ صنعت فولاد؛ چین؛ صنعت ۴٫۰؛ حسگرها؛ کنترل کیفیت.

۱. مقدمه

فولاد به دلیل دسترسی مناسب، هزینه تولید رقابتی و دامنه وسیع کاربرد، از مواد پایه تمدن صنعتی محسوب می‌شود. ساختمان‌سازی، حمل‌ونقل، پل‌سازی، خودروسازی، کشتی‌سازی، لوازم خانگی، صنعت برق و مهندسی دریا همگی به محصولات فولادی متکی‌اند [۱، ۲]. در سوی دیگر، فرایندهای تولید فولاد با انتشار قابل توجه دی‌اکسیدکربن، آلودگی محیط‌زیست، شرایط کاری دشوار، مخاطرات ناشی از دماهای بالا و گازهای سمی و فعالیت‌های سنگین و تکراری همراه هستند [۳]. بنگاه‌های بزرگ فولادی طی دهه‌های گذشته با توسعه اتوماسیون و سامانه‌های اطلاعاتی، بخش مهمی از این دشواری‌ها را کاهش داده و سطح بهره‌وری را افزایش داده‌اند [۴].

رشد سریع صنعتی‌شدن و شهرنشینی چین موجب شد ظرفیت تولید فولاد این کشور به حد اشباع برسد [۵]. در شرایط رقابت فشرده، کمبود برخی محصولات پیشرفته، طولانی بودن چرخه تحقیق و توسعه، پایین بودن بهره‌وری نیروی انسانی، تغییرپذیری کیفیت و سودآوری محدود، ضرورت تغییر شیوه تولید را آشکار کرده است. پاسخ به سفارش‌های متنوع و سفارشی، کوتاه‌کردن زمان توسعه محصول و حفظ پایداری اقتصادی مستلزم استفاده جدی‌تر از اینترنت صنعتی، هوش مصنوعی و تحلیل کلان‌داده است.

در الگوی تولید هوشمند، محور تصمیم‌گیری از تولید انبوه و فروش به سمت نیاز مشتری و تولید منعطف تغییر می‌کند. کشورهایی مانند آلمان، ایالات متحده و ژاپن، این تحول را در برنامه‌های ملی صنعتی خود قرار داده‌اند؛ هدف، ساخت کارخانه‌هایی است که بتوانند منابع را بهینه تخصیص دهند، سفارش‌های شخصی‌سازی‌شده را اجرا کنند و مشتریان و شرکای تجاری را به جریان ارزش متصل سازند.

پژوهش‌های صنعت ۴٫۰ در ابتدا به پیش‌نیازهایی مانند روش ساخت سامانه‌ها، خودسازمان‌دهی، استانداردسازی، یکپارچه‌سازی اطلاعات، آموزش و کاربرد هوش مصنوعی پرداختند [۶ تا ۹]. سپس کاربرد این فناوری‌ها در صنایع سنگین، مدیریت زنجیره تأمین، مدیریت تولید، بنگاه‌های کوچک و متوسط و سامانه‌های اندازه‌شناسی سایبری ـ فیزیکی بررسی شد [۱۰ تا ۱۴]. پژوهش‌های دیگری نیز ارتباط صنعت ۴٫۰ با تولید پایدار، بهره‌وری منابع و اقتصاد چرخشی را مطالعه کرده‌اند [۱۵ تا ۲۰].

یکی از فناوری‌های مهم این جریان، «دوقلوی دیجیتال» است؛ نمایشی دیجیتال از دارایی یا فرایند واقعی که می‌تواند وضعیت آن را در لحظه بازتاب دهد و در شناسایی ناهنجاری و پیش‌بینی خرابی به کار رود [۲۱، ۲۲]. پژوهشگران از دوقلوی دیجیتال برای تحول فرایند تولید [۲۳]، ارزیابی عملکرد مالی [۲۴]، طراحی خطوط کشتی‌سازی [۲۵]، سنجش عملکرد زیست‌محیطی [۲۶] و یکپارچه‌سازی طراحی، تولید و خدمات [۲۷] استفاده کرده‌اند. نمونه کارخانه اینترنتی گروه هایر نیز به‌عنوان تجربه‌ای از تحول دیجیتال بنگاه‌های سنتی بررسی شده است [۲۸]. در یکی از این پژوهش‌ها برای ارزیابی عملکرد سبز، از مدلی ترکیبی متکی بر مجموعه‌های فازی، روش تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)، تلفیق چندمرحله‌ای وزن‌ها و روش PROMETHEE II استفاده شده است [۲۶].

پیشرفت اینترنت اشیا، 5G و رایانش ابری، حجم داده‌های خطوط تولید را به‌شدت افزایش داده است. مطالعات مربوط به تحلیل کلان‌داده در تولید هوشمند، از معماری و فناوری‌های پایه تا کاربردهای تصمیم‌سازی را پوشش می‌دهند [۲۹]. پژوهش‌هایی نیز به آرایش مکانی زنجیره تأمین [۳۰]، بلوغ مدیریت داده [۳۱]، تصمیم‌گیری داده‌محور [۳۲]، سامانه‌های پشتیبان تصمیم مبتنی بر اینترنت اشیا [۳۳] و کارگاه‌های مجهز به دوقلوی دیجیتال و شبیه‌سازی مجازی [۳۴] اختصاص یافته‌اند.

در صنایع گوناگون، حلقه «ادراک، تحلیل و تصمیم» با کمک کلان‌داده صنعتی و الگوریتم‌های هوشمند طراحی شده است [۳۵]. الگوریتم‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی برای فرایندهای نیمه‌رسانا [۳۶] و الگوهای پاسخ‌گویی به تقاضا در تولید داده‌محور [۳۷ تا ۳۹] نیز نمونه‌هایی از این مسیرند. حوزه‌های اصلی نوآوری الگوریتمی عبارت‌اند از بهینه‌سازی فرایند، رهگیری کیفیت، تشخیص خرابی تجهیزات، بهبود مدیریت تولید و کاهش کار یدی. پژوهش درباره مونتاژ هوشمند تجهیزات پیچیده [۴۰]، انتشار فناوری تولید هوشمند در بنگاه‌ها [۴۱]، مدل‌سازی و برنامه‌ریزی با یادگیری عمیق [۴۲] و کاربرد اینترنت اشیا در تولید و ساختمان هوشمند [۴۳] این گستردگی را نشان می‌دهد.

معماری‌های متکی بر ابر و پردازش لبه [۴۴]، یادگیری ماشین [۴۵]، قابلیت نوآوری [۴۶]، مدل بلوغ [۴۷]، مدل اطلاعاتی کارگاه باتری [۴۸]، شبکه‌های عصبی [۴۹]، نگهداری پیش‌بینانه [۵۰] و فناوری زنجیره‌بلوکی در سامانه‌های تولیدی [۵۱ تا ۵۳] نیز بررسی شده‌اند. موضوعاتی مانند سامانه‌های هوشمند سایبری ـ فیزیکی [۵۴]، کنترل ابری [۵۵]، رباتیک [۵۶، ۵۷]، خودکارسازی هوشمند فرایندها [۵۸، ۵۹] و اثر سیاست‌های هوشمندسازی بر عملکرد بنگاه‌ها [۶۰، ۶۱] مکمل این مطالعات هستند. در کنار آنها، روش‌های هشدار زودهنگام خرابی تجهیزات، ادغام هوش مصنوعی صنعتی با اینترنت صنعتی و معماری‌های اینترنت اشیای صنعتی مطرح شده‌اند [۶۲ تا ۶۵].

مرورهای پژوهشی دیگری ساختار و فناوری‌های تولید هوشمند [۶۶]، پیوند کلان‌داده با خدمات در چرخه عمر

محصول [۶۷، ۶۸]، کنترل همکاری‌محور تطبیقی در سامانه‌های تولید و لجستیک [۶۹] و رابطه دوقلوی دیجیتال با سامانه‌های سایبری ـ فیزیکی را تحلیل کرده‌اند [۷۰، ۷۱]. بااین‌حال، فولادسازی به دلیل حجم بسیار زیاد داده، تعدد تجهیزات، ناهمگونی سطح اتوماسیون، ناقص‌بودن مدل‌های فیزیکی و تأخیر در اندازه‌گیری بعضی متغیرهای کلیدی، نیازمند رویکردهای اختصاصی است.

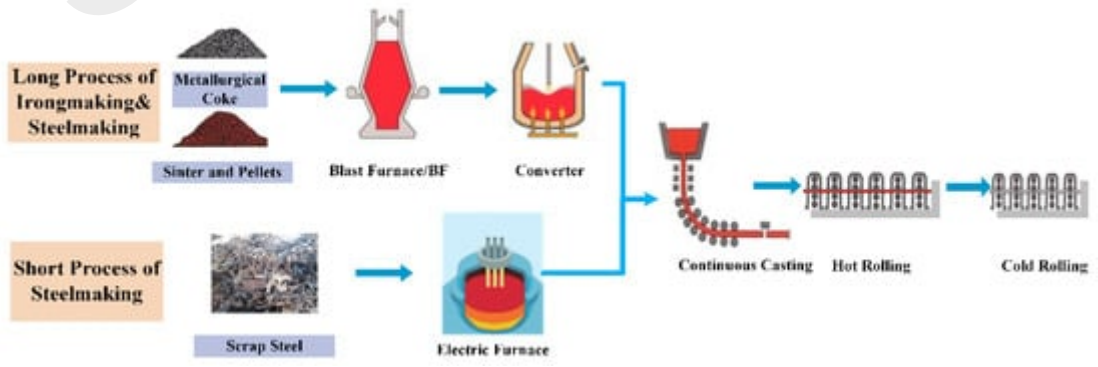
از دیدگاه سامانه فیزیکی، هوشمندسازی خط فولاد باید بر جریان‌های مواد، انرژی و اطلاعات تکیه کند [۷۲]. برخی محققان معماری کارخانه هوشمند فولاد، بازآرایی زنجیره ارزش و پیوند هوش مصنوعی با فرایند متالورژی را بررسی کرده‌اند [۷۳ تا ۷۵]. مطالعات آینده‌پژوهی نیز بر قابلیت‌های خودادراکی، خودیادگیری، خودتصمیم‌گیری، خوداجراگری و خودسازگاری تأکید دارند [۷۶]. از سوی دیگر، شبیه‌سازی سایبری ـ فیزیکی خطوط تولید پیوسته، معماری عامل‌محور و راهکارهای تصمیم‌سازی انسان ـ ماشین بررسی شده‌اند [۷۷ تا ۸۱].

با وجود پیشرفت سه دهه اخیر، سهم تولید فولاد چین ـ نزدیک به نیمی از تولید جهان در زمان نگارش مقاله ـ الزاماً به معنای دستیابی به بالاترین ارزش افزوده یا بهترین کیفیت نیست. نویسندگان با همین نگاه، چارچوب‌ها، مدل‌ها و فناوری‌های کلیدی مورد استفاده در تولید هوشمند فولاد چین را بررسی می‌کنند.

۲. تحلیل توسعه هوشمند صنعت فولاد چین

۲ـ۱. تصویری کلی از تولید هوشمند

صنعت فولاد عمدتاً با دو مسیر تولید شناخته می‌شود. در **مسیر بلند تولید آهن و فولاد (LPISP)**، مواد اولیه‌ای مانند کک متالورژی، آگلومره و گندله در فرایند آهن‌سازی مصرف می‌شوند و فولادسازی عمدتاً با کنورتور انجام می‌گیرد. در **مسیر کوتاه فولادسازی (SPSP)**، قراضه فولادی ماده اصلی شارژ است و ذوب معمولاً در کوره قوس الکتریکی انجام می‌شود. شکل ۱ نمایی از این دو مسیر و بخش‌های اصلی زنجیره را نشان می‌دهد.



شکل ۱. نمای شماتیک مسیرهای مختلف تولید در صنعت فولاد. منبع: Zhou و همکاران (۲۰۲۲)، با مجوز CC BY 4.0.

از سال ۲۰۱۵، شرکت‌های فولادی چین پروژه‌های آزمایشی هوشمندسازی را با اهداف مشخص آغاز کردند: حذف جزیره‌های اطلاعاتی، تبادل داده میان فرایندها، ارتقای کنترل و رهگیری کیفیت، تشخیص سریع‌تر خرابی تجهیزات، بهینه‌سازی مصرف انرژی، کاهش هزینه لجستیک، حذف فعالیت‌های غیرضروری و کاهش زمان توسعه محصولات جدید. جدول ۱ نمونه‌هایی از این پروژه‌ها را از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۸ نشان می‌دهد؛ بخش چشمگیری از آنها در واحدهای نورد اجرا شده‌اند.

جدول ۱. نمونه پروژه‌های تولید هوشمند در صنعت فولاد چین

پروژه	بخش تولید	شرکت	سال
معدن متالورژی دیجیتال	معدن	Angang Mining Company	۲۰۱۵
کارگاه هوشمند نورد گرم	نورد	Baosteel	۲۰۱۵
کارخانه هوشمند مجتمع آهن و فولاد	فولادسازی و نورد	Hesteel	۲۰۱۶
کارخانه هوشمند فولاد سیلیسیمی در نورد سرد	نورد	Shougang	۲۰۱۶
تولید هوشمند مفتول فولاد ویژه با دقت بالا	نورد	Shengtong Steel	۲۰۱۷
کارگاه دیجیتال نورد سرد	نورد	Baosteel	۲۰۱۷
کارگاه دیجیتال نورد پیوسته سرد فولاد زنگ‌نزن	نورد	Taisteel	۲۰۱۷
تولید هوشمند سراسر مسیر مفتول پیشرفته	فولادسازی و نورد	ShaSteel	۲۰۱۷
کارخانه هوشمند لوله فولادی بدون درز	نورد لوله	Hengyang Valin Steel Pipe	۲۰۱۸
تولید هوشمند ورق فولادی	نورد ورق	Nangang	۲۰۱۸
تولید هوشمند ورق ضخیم فولادی	نورد ورق	Angang Steel	۲۰۱۸

تمرکز بر نورد دو علت عمده دارد: نخست اینکه تغییر شکل فیزیکی ماده در نورد نسبت به واکنش‌های پیچیده ذوب آسان‌تر مدل‌سازی و پایش می‌شود و معمولاً زیرساخت اتوماسیون پیشرفته‌تری دارد. دوم اینکه نورد آخرین فرصت برای آشکارسازی یا کاهش اثر عیوبی است که در فولادسازی و ریخته‌گری مداوم ایجاد شده‌اند. اگر این نارسایی‌ها به‌موقع شناسایی نشوند، کیفیت محصول نهایی و اعتبار تولیدکننده آسیب می‌بیند.

چین برای پشتیبانی از این تحول، دستورالعمل ملی ایجاد نظام استاندارد تولید هوشمند را تدوین کرده است. این نظام، هم استانداردهای پایه مانند تعریف اصطلاحات، مدل مرجع، فراداده و شناسه‌گذاری اشیا را دربرمی‌گیرد، هم روش‌های ارزیابی مدیریت، سنجش و راهنمای اجرا را. بخش دیگری به معماری امنیت اطلاعات، الزامات ایمنی، کیفیت، قابلیت اطمینان تجهیزات و سازگاری محیطی اختصاص دارد.

استانداردهای فناوری شامل ربات‌های صنعتی، نرم‌افزار صنعتی، تجهیزات هوشمند اینترنت اشیا، ساخت

افزایشی، رابط انسان و ماشین و شبکه‌های صنعتی است. همگرایی فیلدباس و اترنت صنعتی، ارتباط بی‌سیم، درگاه‌ها، ارتباط‌پذیری میان‌سامانه‌ای، تولید مشارکتی شبکه‌ای، بازرسی هوشمند، لجستیک و زنجیره تأمین نیز زیر این مجموعه قرار می‌گیرند. کلان‌داده و رایانش ابری، تحلیل بازده انرژی و خدمات ساخت مبتنی بر سفارش شخصی یا نگهداری از راه دور، بخش دیگری از استانداردها را شکل می‌دهند. افزون بر این، الزامات ویژه کارگاه دیجیتال و کارخانه هوشمند برای صنایع گسسته و فرایندی تعریف شده است.

۲.۲. اهداف تولید هوشمند

فولادسازی یک صنعت فرایندی پیچیده است: شمار زیادی واحد عملیاتی و تجهیزات، مصرف بالای انرژی، نیروی انسانی گسترده، واکنش‌های شیمیایی در مرحله ذوب و تغییرات فیزیکی در مرحله نورد، هم‌زمان بر کیفیت و هزینه اثر می‌گذارند. در چنین محیطی، گسست داده‌ها میان واحدها، دشواری اصلاح شرایط فرایندی، طولانی بودن چرخه توسعه محصول و وابستگی بسیاری از تصمیم‌های ذوب به تجربه اپراتور، مانع کنترل یکپارچه و دقیق می‌شود.

تولید هوشمند می‌تواند به تغییر ساختار سازمانی کارخانه از «تولیدمحور» به «تولیدِ خدمت‌محور» کمک کند. به جای واکنش دیرهنگام به اختلال، سیستم برای پاسخ به سفارش، پیش‌بینی و تنظیم منابع طراحی می‌شود؛ بهینه‌سازی محلی جای خود را به بهینه‌سازی در سطح کل زنجیره می‌دهد و کنترل تجهیزات از اتوماسیون صرف فراتر می‌رود. نویسندگان چهار هدف اصلی را مشخص کرده‌اند:

هدف نخست، افزایش بهره‌وری است. حذف جزیره‌های اطلاعاتی درون هر فرایند و میان آهن‌سازی، فولادسازی، ریخته‌گری مداوم و نورد، موجب هماهنگی بهتر جریان‌های ماده، انرژی و اطلاعات می‌شود. استقرار ربات‌ها در کارهای تکراری، پرخطر و سنگین، بهره‌وری کارکنان را افزایش می‌دهد. پایش لحظه‌ای شرایط تجهیزات و پیش‌بینی خرابی نیز توقف‌های برنامه‌ریزی‌نشده را کاهش می‌دهد.

هدف دوم، بهبود کیفیت محصول است. داده‌های مواد اولیه، وضعیت تجهیزات، پارامترهای فرایندی و نتایج آزمایشگاه باید یکجا پایش شوند تا انحراف شرایط تولید سریع‌تر تشخیص داده شود. افزایش دقت کنترل تجهیزات، هشدار زودهنگام و پایش پیوسته کیفیت در کل زنجیره آهن‌سازی و فولادسازی، اثر مداخلات انسانی و خطاهای تکراری را کاهش می‌دهد. رهگیری دیجیتال در طول چرخه عمر محصول نیز دقت کنترل کیفیت را بالاتر می‌برد.

هدف سوم، کاهش هزینه تولید است. بهینه‌سازی حامل‌های انرژی و شارژ مواد، ورود خودکار چدن مذاب و قراضه به کوره، کاهش زمان آماده‌سازی و تنظیم بهتر آهنگ ذوب از نمونه‌های مهم‌اند. اندازه‌گیری خودکار ترکیب فولاد مذاب، کنترل هوشمند دمش و تحلیل خودکار ترکیب شیمیایی می‌توانند زمان و انرژی ذوب را

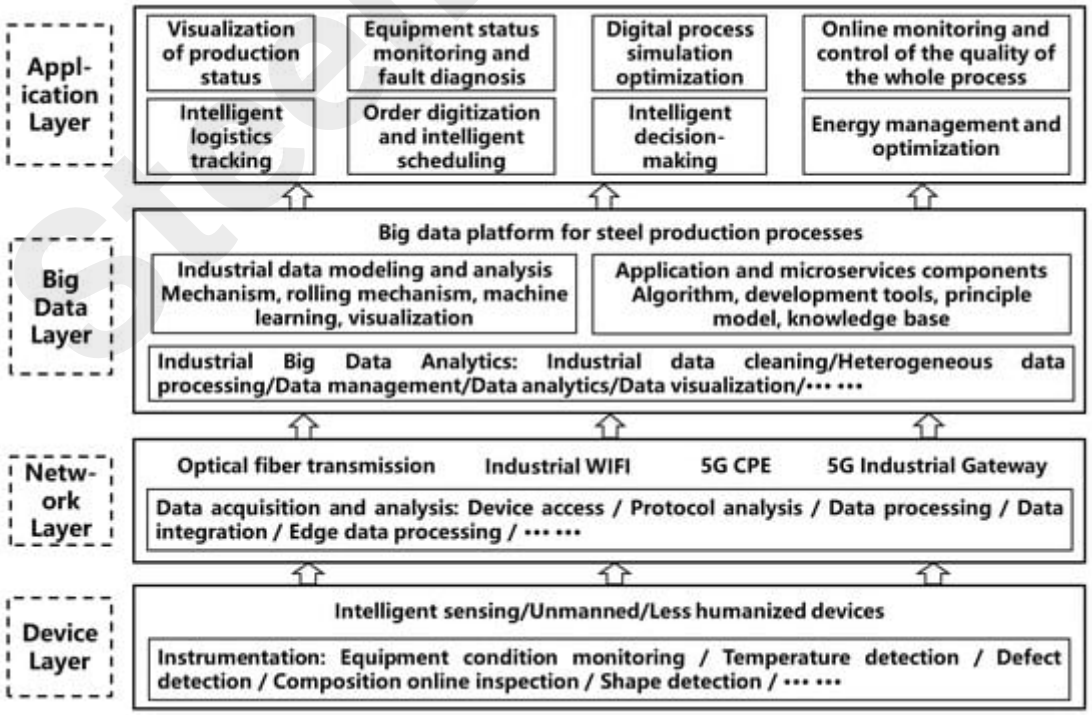
کاهش دهند. ربات‌ها و نگهداری هوشمند نیز با کم‌کردن ضایعات و افزایش بهره‌وری نیروی انسانی به کاهش هزینه کمک می‌کنند.

هدف چهارم، کوتاه‌کردن چرخه توسعه محصول جدید است. شبیه‌سازی مجازی کل مسیر آهن‌سازی و فولادسازی، تعداد آزمون‌های واقعی مبتنی بر سعی‌وخطا را کم می‌کند و به توسعه سریع‌تر محصول امکان می‌دهد.

مقاله در جمع‌بندی اهداف، برای تحول هوشمند متعارف صنعت فولاد این مقادیر را گزارش می‌کند: **کاهش حدود ۳۰ درصدی زمان تحقیق و توسعه، کاهش ۱۰ تا ۲۰ درصدی نرخ عیب محصول، کاهش حدود ۱۰ درصدی مصرف انرژی به ازای هر تن فولاد، کاهش حدود ۱۰ درصدی هزینه تولید و افزایش ۱۰ تا ۲۵ درصدی بهره‌وری تولید.** همچنین دوره بازگشت سرمایه‌گذاری در هوشمندسازی خطوط را **۳ تا ۵ سال** برآورد می‌کند. این ارقام، مقادیر گزارش‌شده در مقاله‌اند و نباید به‌عنوان تضمین عملکرد هر کارخانه تلقی شوند.

۲ـ۳. چارچوب تولید هوشمند

چارچوب پیشنهادی مقاله، چهار لایه مرتبط دارد: **لایه تجهیزات (DL)، لایه شبکه (NL)، لایه کلان‌داده (BDL) و لایه کاربرد (AL).** جریان داده از تجهیزات و فرایند آغاز می‌شود و پس از انتقال، پالایش و تحلیل، به تصمیم و اقدام عملیاتی می‌رسد.



شکل ۲. چارچوب تولید هوشمند در صنعت فولاد چین: تجهیزات، شبکه، کلان‌داده و کاربرد. منبع: Zhou و همکاران (۲۰۲۲)، CC BY 4.0.

لایه تجهیزات (DL). متغیرهای مهم مواد اولیه، عملیات و کیفیت باید در سراسر آهن‌سازی و فولادسازی به‌موقع و با دقت مناسب جمع‌آوری شوند. این داده‌ها از سامانه‌های پایه اندازه‌گیری و کنترل، مدل‌های کنترلی و سامانه‌های بالادستی مدیریت کیفیت به دست می‌آیند. پایش وضعیت ماشین‌آلات، دما، عیوب، ترکیب شیمیایی و شکل محصول در این لایه انجام می‌شود. کیفیت تحلیل‌های بعدی مستقیماً به کامل‌بودن و قابلیت اتکای این داده‌های خام بستگی دارد.

لایه شبکه (NL). چون کارخانه فولاد بزرگ، چندواحدی و دارای تجهیزات پراکنده است، داده‌های حجیم و ناهمگون باید با تأخیر کم میان نقاط دور از هم منتقل شوند. شبکه‌های فیبر نوری، Wi-Fi صنعتی، تجهیزات سمت مشترک 5G (CPE) و درگاه‌های صنعتی 5G، بستر انتقال اطلاعات را می‌سازند. اتصال تجهیزات، تحلیل پروتکل‌ها، پردازش داده، یکپارچه‌سازی و پردازش لبه نیز بخشی از عملکرد این لایه‌اند.

لایه کلان‌داده (BDL). این لایه داده‌های گردآوری‌شده را برای کاربردهای هوشمند قابل استفاده می‌کند و نقشی شبیه سکوی میانی داده دارد. مدل‌سازی داده‌های صنعتی، مدل‌های مبتنی بر سازوکار فیزیکی و نورد، یادگیری ماشین، مصورسازی، الگوریتم‌ها، ابزارهای توسعه و پایگاه دانش عملیاتی در این بخش قرار می‌گیرند. پاک‌سازی داده، پردازش داده‌های ناهمگون، مدیریت، تحلیل و مصورسازی، از وظایف محوری آن است.

لایه کاربرد (AL). هدف این لایه، تشخیص و بهینه‌سازی برخط فرایند تولید با استفاده از داده‌های عملیات، تجهیزات، کیفیت، لجستیک، سفارش‌ها و برنامه‌ریزی است. مصورسازی وضعیت تولید، پایش و عیب‌یابی ماشین‌آلات، شبیه‌سازی و بهینه‌سازی دیجیتال، کنترل کیفیت از آهن‌سازی تا نورد، رهگیری لجستیک، دیجیتالی‌سازی سفارش، زمان‌بندی هوشمند، پشتیبانی تصمیم و بهینه‌سازی مصرف انرژی، نمونه‌های اصلی کاربردها هستند.

۲ـ۴. حسگرها و نرم‌افزارهای پشتیبان

حسگرها و تجهیزات اندازه‌گیری، داده‌های لازم برای کنترل و بهینه‌سازی فرایند را تولید می‌کنند. دسته‌بندی اصلی مقاله شامل حسگرهای عمومی، حسگرهای ویژه محیط‌های دمابالا، حسگرهای فرایند نورد و حسگرهای ارزیابی کیفیت محصولات نیمه‌ساخته و نهایی است.

جدول ۲. حسگرهای مهم در تولید هوشمند فولاد

دسته حسگر	نمونه‌های اندازه‌گیری و پایش
حسگرهای عمومی	آنالیز ترکیب مواد و گاز دودکش، اندازه‌گیری اندازه ذرات، دماسنج، دبی‌سنج، فشارسنج، هشداردهنده گاز، طیف‌سنج و آنالیزور فلورسانس

دسته حسگر	نمونه‌های اندازه‌گیری و پایش
حسگرهای دمابالا	ارتفاع حمام مذاب، تشخیص تصویری میدان حرارتی کوره، نمونه‌برداری خودکار مواد جامد، اندازه‌گیری برخط سطح و شکل توده مواد، دمای مذاب و کوره، ترکیب مذاب، شکل شعله و گازهای خروجی داغ
حسگرهای نورد	نیروی نورد، زمان نورد، دمای سطح فولاد، ارتعاش، سیگنال‌های هیدرولیکی و سیگنال‌های موتور
حسگرهای کنترل کیفیت	تشخیص عیوب سطحی و داخلی، زبری سطح، ابعاد و ضخامت، آزمون خواص مکانیکی، تنش و قابلیت جوشکاری

لایه نرم‌افزاری نیز به همان اندازه اهمیت دارد: نرم‌افزارهای طراحی و شبیه‌سازی فرایند، کنترل صنعتی، مدیریت تولید، کنترل کیفیت، بهره‌برداری و نگهداری تجهیزات، مدیریت انرژی، تصمیم‌سازی هوشمند و یکپارچه‌سازی تولید و فروش. ابزارهای مهندسی به کمک رایانه (CAX)، مدل‌سازی سه‌بعدی، تحلیل عددی، شبیه‌سازی بصری، ابزارهای طراحی ماژولار، مدل‌های متالورژیکی و پایگاه داده‌های استاندارد این محیط را تکمیل می‌کنند.
سامانه‌های **هوش تجاری (BI)، مدیریت زنجیره تأمین (SCM)، اجرای تولید (MES)، برنامه‌ریزی منابع سازمان (ERP) و مدیریت چرخه عمر محصول (PLM)** از نرم‌افزارهای رایج این حوزه‌اند.

۳. الگوهای شاخص تولید هوشمند در صنعت فولاد

۳ـ۱. الگوی هوشمندسازی فرایند نورد

بخشی از خطوط نورد فولاد چین همچنان با جزیره‌های اطلاعاتی روبه‌رو بودند؛ زیرا فناوری‌های کلان‌داده به‌طور کامل در آنها به کار گرفته نشده و نبود تجهیزات بازرسی، آزمون، اتوماسیون و هوشمندسازی، شکل‌گیری یک سامانه یکپارچه مدیریت داده در تمام طول فرایند را دشوار کرده بود. پیامد آن، هزینه بالای نیروی انسانی، راندمان پایین، ضعف تشخیص و رهگیری کیفیت و سهم نسبتاً زیاد محصولات معیوب بود.

مدل هوشمندسازی نورد، بر ادغام داده در اینترنت صنعتی، تحلیل ترکیبی داده و مدل‌های فیزیکی، بهینه‌سازی تعاملی چندهدفه و به‌کارگیری ربات‌های هوشمند تکیه دارد. انبار اسلب بدون اپراتور، پایش کیفیت در سراسر خط، بازرسی هوشمند و استفاده از ربات‌ها از کاربردهای شناخته‌شده این مدل هستند. این اقدامات در کنار کنترل فرایند و بهینه‌سازی هم‌زمان جریان ماده و انرژی، کارایی منابع انسانی را بهبود می‌دهند.

نتیجه مورد انتظار، کنترلی هوشمندتر با توان پیش‌بینی و هشدار پیش‌دستانه، هماهنگی بهتر واحدهای کسب‌وکار و حل مسائل چندهدفه است. در نورد گرم، چنین رویکردی می‌تواند پایداری و انعطاف‌پذیری خط را افزایش دهد و هزینه‌های تولید را کاهش دهد. مزیت مهم نورد در این است که رفتار تغییر شکل ماده نسبت به واکنش‌های ذوب، بیشتر قابل مدل‌سازی و اندازه‌گیری مستقیم است.

۲ـ۳. الگوی هوشمندسازی از فولادسازی تا نورد

در مقایسه با هوشمندسازی یک واحد نورد، الگوی یکپارچه فولادسازی تا نورد مرزهای عملیاتی ذوب، پالایش ثانویه، ریخته‌گری مداوم و نورد را دربرمی‌گیرد. ناقص‌بودن مدل‌های کنترلی ذوب، یکی از علل پایین ماندن سطح اتوماسیون و هوشمندسازی در این زنجیره است. پارامترهایی مانند ترکیب گاز خروجی، دمای فولاد مذاب و شمش، ترکیب فولاد و سرباره و ناخالصی‌های داخلی محصول ریخته‌گری همیشه به‌موقع و با دقت کافی برخط اندازه‌گیری نمی‌شوند؛ بنابراین اجرای کنترل حلقه‌بسته دشوار می‌شود.

در مراحل نورد گرم و سرد نیز برخی مشخصه‌های فرایندی و کیفیت محصول به‌صورت برخط در دسترس نیستند. کمبود سامانه‌های بسته‌بندی هوشمند، کارگاه‌های غلتک‌سازی خودکار، انبارهای هوشمند اسلب و محصول نهایی، امکان کاهش نیروی انسانی در بعضی قسمت‌ها را محدود کرده است. عملیات تکراری، پرخطر و سنگین هنوز همیشه به ربات سپرده نشده‌اند. توسعه محصول غالباً به آزمون‌وخطای طولانی و پرهزینه وابسته است و سامانه‌های شبیه‌سازی جامع به‌اندازه کافی در دسترس نیستند. جزیره‌های اطلاعاتی و هم‌پوشانی کارکرد سامانه‌های مدیریت تجهیزات هم مشکل دیگری به شمار می‌روند.

هدف این مدل، یکپارچگی **افقی** زنجیره تحقیق و توسعه، تأمین، تولید، بازاریابی و خدمات؛ یکپارچگی **عمودی** سامانه‌های اطلاعاتی با اتوماسیون سطح کارخانه؛ و یکپارچگی **سرتاسری** اطلاعات کارگاه و بنگاه است. ارتباط داده‌ای میان تأمین‌کنندگان و مشتریان بالادستی و پایین‌دستی نیز باید برقرار شود. مقاله برای تحقق این چشم‌انداز، هفت سامانه اصلی را توصیف می‌کند.

الف. سامانه ادراک هوشمند: پایش پارامترهای کلیدی کنورتور، کوره پالایش، پاتیل ریخته‌گری و ماشین ریخته‌گری مداوم، پایه اصلاح مدل‌های کنترلی است. حسگرها، دوربین‌های هوشمند، شناسایی با امواج رادیویی (RFID) و درگاه‌های ارتباطی، همراه با فناوری‌های دمابالا، تشخیص تصویر و گفتار، داده تجهیزات، شناسه محصول و شرایط محیطی کارخانه را گردآوری می‌کنند. شبکه باید ظرفیت بالا، نرخ انتقال مناسب، تأخیر کم و امکان تحمل خرابی داشته باشد. شبکه کنترلی توزیع‌شده و شبکه نرم‌افزارمحور می‌تواند تخصیص منابع را بهینه کند.

ب. سامانه پایش و کنترل متمرکز: سامانه‌های کنترلی محدوده کنورتور، پالایش، ریخته‌گری مداوم، کوره پیش‌گرم و نورد به یک بستر مشترک متصل می‌شوند. وضعیت فرایند در لحظه نمایش داده می‌شود، بخشی از تجهیزات از راه دور کنترل می‌شوند و هشدارهای وضعیت غیرعادی به کارکنان می‌رسد. این تمرکز می‌تواند نیاز به حضور دائم کارکنان در محیط‌های پرخطر را کاهش دهد و ایمنی محصول و کارکنان را تقویت کند.

پ. سامانه مدیریت تولید و زمان‌بندی هوشمند: برنامه تولید بر اساس مواد اولیه و سوخت، شرایط تجهیزات و

محدودیت‌های عملیاتی تنظیم می‌شود. قابلیت‌هایی مانند پیگیری اجرای برنامه، پایش مصرف منابع، تحلیل آماری مقدار و کیفیت تولید، برنامه‌ریزی بهینه در شرایط پایدار و باززمان‌بندی پویا هنگام رخدادهای غیرعادی در این سامانه قرار می‌گیرند.

ت. سامانه مدیریت هوشمند تجهیزات: وضعیت هر تجهیز از برنامه‌ریزی و طراحی تا ساخت، خرید، نصب، بهره‌برداری، نگهداری، نوسازی و خروج از خدمت ثبت و رهگیری می‌شود. با ایجاد پایگاه داده جامع شرایط تجهیزات و به‌کارگیری کلان‌داده، هوش مصنوعی و شبیه‌سازی، برای تجهیزات حیاتی مدل‌های پیش‌بینی خرابی و هشدار زودهنگام ساخته می‌شود. گردآوری استاندارد داده، تشخیص خودکار، مدل پیش‌بینی مبتنی بر دانش خبرگان و پایگاه داده شاخص‌های خطا، زمینه پایش از راه دور، هشدار محیط‌های مخاطره‌آمیز و حتی برخی اقدامات اصلاحی خودکار را فراهم می‌کنند.

ث. سامانه کنترل کیفیت: مدیریت استانداردهای کیفیت، پایش، بازرسی و آزمایشگاه، تحلیل آماری و بهینه‌سازی کیفیت در یک سامانه به هم متصل می‌شوند. داده‌های عملیاتی و کیفیت محصول در تمام مسیر ساخت با یادگیری ماشین تحلیل می‌شوند تا ارزیابی برخط و رهگیری علت عیوب امکان‌پذیر شود. تحلیل، پیش‌بینی و بهینه‌سازی ویژگی‌های حساس محصول به پایداری کیفیت کمک می‌کند.

ج. سامانه شبیه‌سازی و پیش‌بینی فرایند: نوسان و پیچیدگی ذوب، هماهنگی عملیات را دشوار می‌کند. بنابراین داده‌های تاریخی تولید، دانش فنی خبرگان و تجربه‌های بهره‌برداری در قالب مدل‌های آماری و یادگیری ماشین ترکیب می‌شوند. از سوی دیگر، مدل‌های مبتنی بر قوانین فیزیکی برای مکانیک سیالات، واکنش‌های شیمیایی، انتقال حرارت و جرم در کنورتور و سایر تجهیزات به کار می‌روند. مدل‌های ترکیبی داده‌محور و فیزیکی برای ذوب، ریخته‌گری مداوم و نورد، با فرایند واقعی تبادل داده دارند تا پارامترهای بهره‌برداری بهینه شوند.

چ. سامانه هشدار زودهنگام ایمنی کارکنان: مکان و وضعیت کارکنانی که وارد محدوده‌های عملیاتی می‌شوند، با ارتباطات ماهواره‌ای، Wi-Fi، 5G و تجهیزات پوشیدنی هوشمند پایش می‌شود. سامانه می‌تواند مشخصات، موقعیت، وضعیت ایمنی و شرایط محیطی را ثبت کند و در زمان ورود به منطقه خطر، بروز ناهنجاری در تجهیزات مهم یا فعال شدن منبع خطر جدی، هشدار و تصویر پایش مربوط را به اشخاص مسئول ارسال کند.

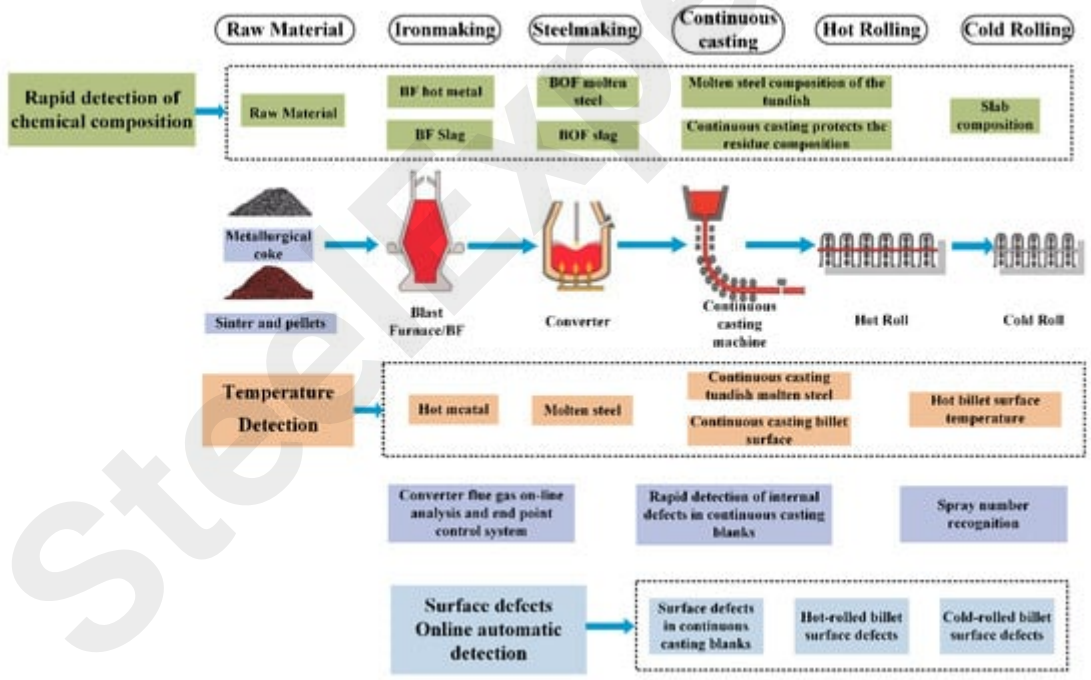
۴. فناوری‌های کلیدی تولید هوشمند فولاد

۴ـ۱. فناوری‌های اندازه‌گیری و تشخیص برخط

دقت و به‌هنگام‌بودن اندازه‌گیری‌ها مستقیماً بر قابلیت کنترل هوشمند تأثیر می‌گذارد [۸۲]. اگر پارامترهای مهم

فرایند دیر اندازه‌گیری شوند یا اصولاً سنجش‌پذیر نباشند، تنظیمات ذوب ناچار بر دانش تجربی تکیه می‌کند و احتمال انحراف کیفیت و حتی تولید یک محموله معیوب افزایش می‌یابد. ضعف سامانه‌های بازرسی نهایی نیز کنترل کیفیت محصولات میانی و نیمه‌ساخته را دشوار می‌کند [۸۳، ۸۴]. تأخیر یا نبود داده پایه، کیفیت عملکرد سامانه‌های پیش‌بینی و سکوی کلان‌داده را محدود می‌کند.

بسیاری از روش‌های پایش صنعتی تاکنون عمدتاً کیفیت ظاهری را اندازه گرفته‌اند: ابعاد، شکل ورق و عیوب سطحی. در مقابل، ترکیب شیمیایی چدن و سرباره معمولاً در بعضی مراحل خارج از خط تعیین می‌شود و اطلاعات ساختار داخلی و خواص محصول همیشه در یک حلقه بسته کنترل کیفیت قرار نمی‌گیرد. اندازه و ترکیب ذرات شارژ، دما و ترکیب سرباره مذاب، برخی متغیرهای دمابالا، عیوب سطحی و زیرسطحی ورق داغ، ترکیب گاز، خوانش خودکار شماره‌های حک‌شده بر شمش و ابعاد محصول، از چالش‌های سنجش برخط هستند [۸۵]. در بسیاری از کاربردها نیز استانداردهای یکسان و روش‌های آزمون قابل اتکا هنوز به بلوغ مطلوب نرسیده‌اند.



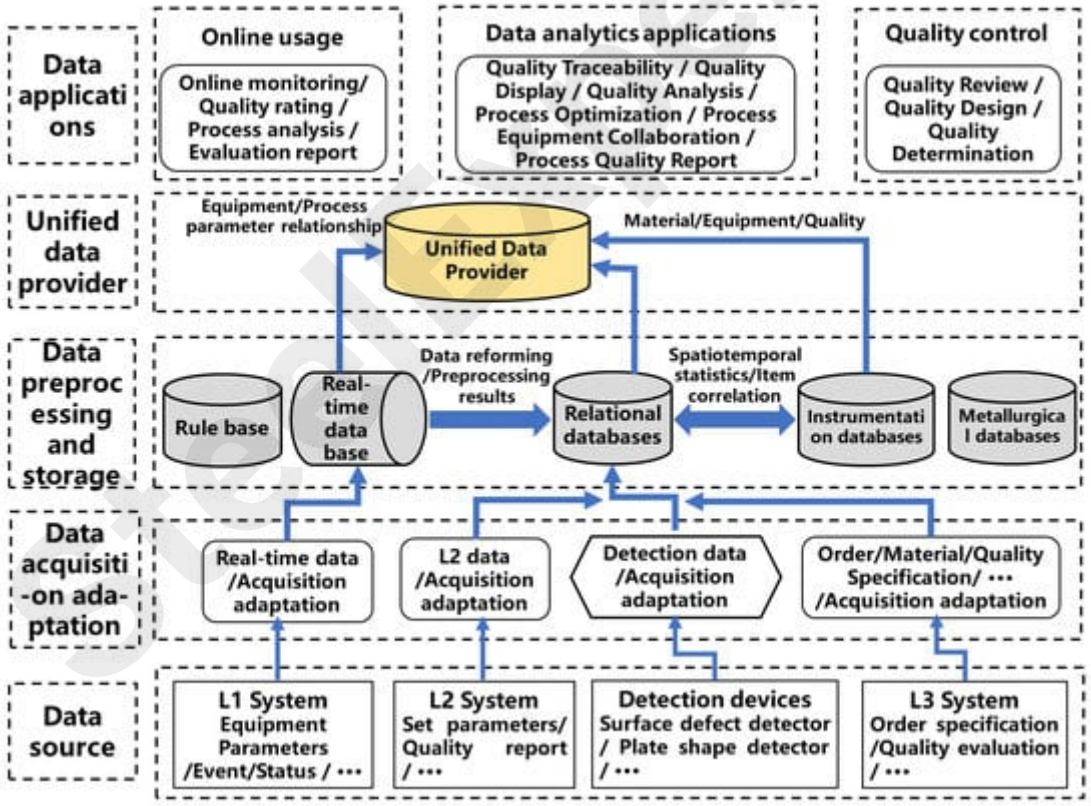
شکل ۳. فناوری‌های تشخیص و اندازه‌گیری برخط در صنعت فولاد چین. منبع: Zhou و همکاران (۲۰۲۲)، CC BY 4.0.

مسیر توسعه، بهره‌گیری از **بینایی ماشین** [۸۶ تا ۹۳]، **طیف‌سنجی شکست القایی لیزری (LIBS)** [۹۴] تا ۹۸]، تصویربرداری و آزمون‌های فراصوتی و دیگر روش‌های نوین در کنار یادگیری عمیق و مدل‌سازی آماری است. ترکیب این ابزارها می‌تواند اندازه‌گیری سریع یا پیوسته متغیرهای حساس خط تولید را فراهم کند. مقصد نهایی، صرفاً ساخت حسگرهای بیشتر نیست؛ بلکه ایجاد داده قابل اعتماد برای بهینه‌سازی فرایند، ارتقای کیفیت محصول، افزایش بهره‌وری نیروی کار و کاهش هزینه‌هاست.

۲.۴. کنترل کیفیت در سراسر زنجیره تولید

سامانه کنترل کیفیت یکپارچه، شکاف اطلاعاتی میان آهن‌سازی، فولادسازی، ریخته‌گری و نورد را پر می‌کند و سابقه کیفیت را از آغاز تا پایان ساخت محصول حفظ می‌کند. چنین بستری امکان طراحی بهتر کیفیت، تحقیق و توسعه، تحلیل مشکلات و بهینه‌سازی فرایند را فراهم می‌سازد. سامانه‌های گردآوری داده موجود کارخانه باید یکپارچه شوند تا داده‌ها با دقت و بسامد مورد نیاز کسب‌وکار ثبت شوند [۹۹].

از نخستین کاربردها، پایش پارامترهای فرایند و کیفیت، **امتیازدهی و درجه‌بندی برخط محصول** است [۱۰۰]. مدل‌های پیش‌بینی کیفیت می‌توانند مشکلاتی را که اندازه‌گیری مستقیم آنها دشوار است پیشاپیش شناسایی کنند و امکان اقدام پیشگیرانه را فراهم آورند. در صورت احتمال عیب، سامانه می‌تواند درباره ادامه مسیر محصول تصمیم‌یار باشد تا قطعات نامنطبق بدون بررسی وارد مرحله بعد نشوند [۱۰۱]. این رویکرد، کیفیت را در هر حلقه تولید تثبیت می‌کند و به تحلیل علت ریشه‌ای کمک می‌کند.



شکل ۴. معماری فناوری‌های کنترل کیفیت در صنعت فولاد. منبع: Zhou و همکاران (۲۰۲۲)، CC BY 4.0.

معماری پیشنهادی، کاربردها را به دو بخش تقسیم می‌کند. **کاربردهای برخط** برای کارکنان کنترل کیفیت و کارشناسان فرایند طراحی شده‌اند و به گردآوری داده، پایش، هشدار زودهنگام و تحلیل نزدیک به زمان واقعی می‌پردازند. این بخش باید نتایج ارزیابی پارامترهای فرایندی و کیفیت را سریع و به‌موقع در دسترس قرار دهد.

کاربردهای غیربرخط، تحلیل‌های عمیق‌تری از کل سابقه ساخت محصول ارائه می‌کنند؛ از جمله پیوند ویژگی‌های فرایندی با شاخص‌های کیفیت، نتیجه آزمایش و بازرسی، ردیابی علل و تحلیل مسائل مشترک چند واحد عملیاتی. اطلاعات این دو بخش مکمل هم هستند و مدیریت کیفیت را از کنترل موضعی به کنترل سراسری ارتقا می‌دهند.

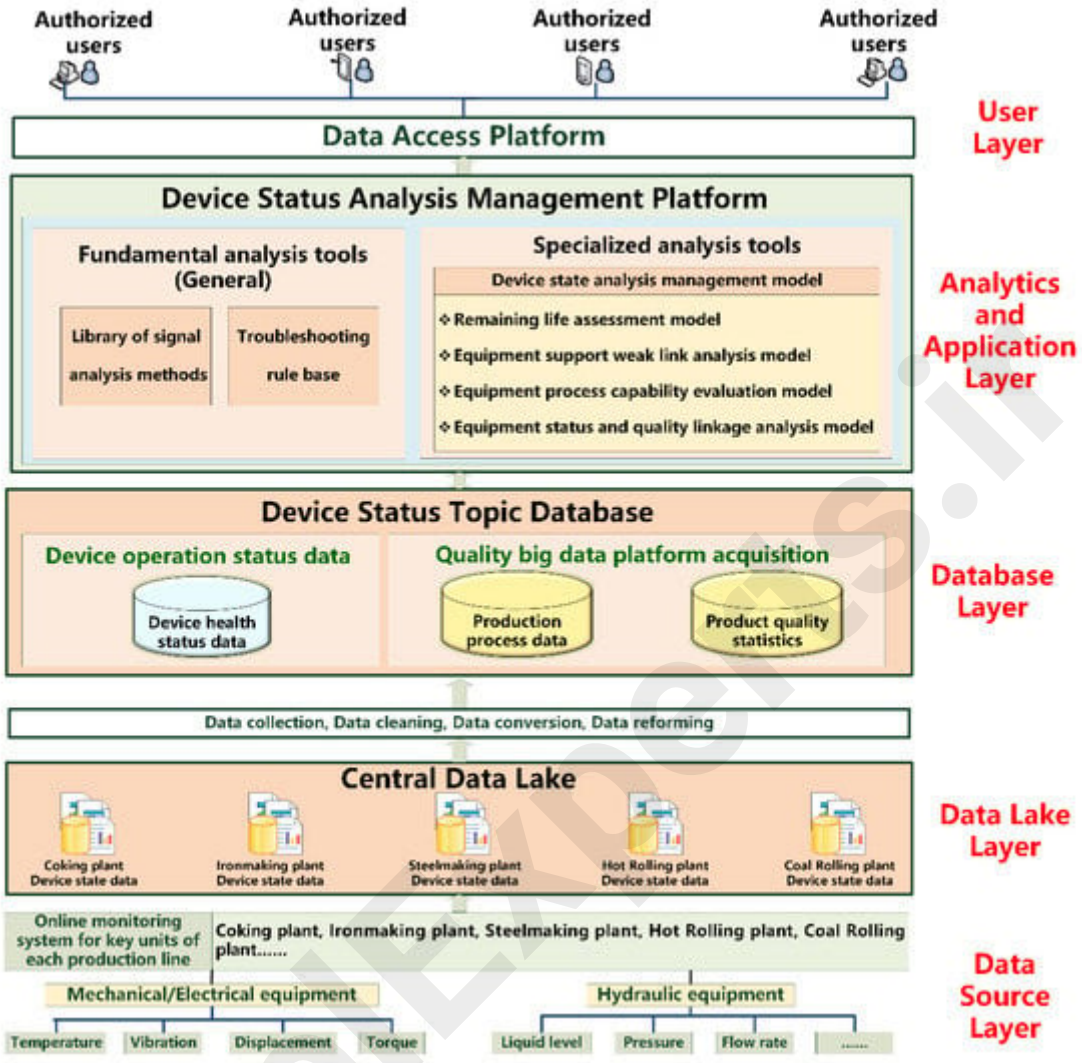
۴ـ۳. عیب‌یابی هوشمند و نگهداری تجهیزات

کارخانه فولاد با شمار زیادی تجهیز مکانیکی، الکتریکی و کنترلی کار می‌کند [۱۰۲]. اگر سامانه‌های نگهداری تجهیزات مستقل از یکدیگر توسعه یابند، داده‌ها و قابلیت‌های نرم‌افزاری تکرار می‌شوند، یکپارچگی سخت‌افزار و نرم‌افزار کاهش می‌یابد و تبادل داده و تحلیل جامع دشوار می‌شود. در این وضعیت، ارتباط میان اطلاعات نگهداری، کیفیت محصول و برنامه‌ریزی هوشمند ضعیف باقی می‌ماند.

در برخی کارخانه‌ها، برنامه نگهداری همچنان بر تجربه کارکنان و سرویس‌های دوره‌ای تکیه دارد، نه بر پیش‌بینی وضعیت واقعی. نبود شناسه‌گذاری یکتا و ارتباط روشن قطعه یدکی با دارایی و محصول، مدیریت چرخه عمر تجهیز را محدود می‌کند. پایش آنلاین بسیاری از نقاط اندازه‌گیری نیز به مسئولیت‌پذیری و تجربه اپراتور وابسته است؛ تفسیر داده‌های وضعیت غالباً دستی انجام می‌شود و دانش حاصل از خرابی‌ها به‌خوبی انباشته نمی‌شود.

جهت‌گیری اصلی توسعه، ساخت سکوی مدیریت چرخه عمر تجهیزات، پایش آنلاین از راه دور و تشخیص هوشمند خرابی تجهیزات کلیدی است [۱۰۳ تا ۱۰۵]. پایگاه داده موضوعی تجهیزات با داده‌های فرایند، کیفیت محصول، تعمیرات، خرید قطعات یدکی و بررسی صحت عملکرد ادغام می‌شود. بر این پایه، نگهداری پیش‌بینانه، تحلیل ارتباط دقت عملکرد تجهیز با کیفیت محصول، بهینه‌سازی پویا در خرید قطعات یدکی و ارزیابی چرخه عمر تجهیز امکان‌پذیر می‌شود.

SteelExperts.ir



شکل ۵. معماری سامانه‌های عیب‌یابی تجهیزات در صنعت فولاد چین. منبع: Zhou و همکاران (۲۰۲۲)، CC BY 4.0.

نتیجه مطلوب این معماری، مصورسازی وضعیت دارایی‌ها و هشدار زودهنگام است؛ به‌گونه‌ای که راندمان کلی تجهیزات بهبود یابد، فاصله زمانی خرابی‌ها بیشتر شود و مدت تعمیر کاهش پیدا کند. هم‌زمان، داده‌های گردآوری‌شده می‌توانند پشتوانه تصمیم برای ارتقا و نوسازی تجهیزات باشند.

۴ـ۴. ماشین‌آلات و ربات‌های هوشمند

ماشین‌آلاتی که قابلیت خودپایشی، خودتشخیصی و تنظیم خودکار دارند، به‌ویژه در عملیات پرخطر، دماهای بالا، حضور گازهای سمی یا قابل اشتعال و فعالیت‌های تکراری اهمیت فراوانی پیدا می‌کنند [۱۰۶ تا ۱۰۹]. استفاده از این تجهیزات، بهبود دقت عملیات، کاهش فشار کاری کارکنان و افزایش پایداری کیفیت را هدف می‌گیرد. مقاله چهار گروه کاربرد را معرفی می‌کند.

نخست، تجهیزات لجستیک هوشمند: خودروهای هدایت‌شونده خودکار (AGV)، سامانه‌های جابه‌جایی

بی‌سرنشین، اتاق‌ها و کارگاه‌های غلتک‌سازی هوشمند، انبارهای سه‌بعدی و انبارهای مسطح هوشمند.

دوم، ربات‌های صنعتی: ربات‌های سرباره‌گیری و سرباره‌زدایی، اندازه‌گیری هوشمند دما، بازرسی خودکار، بسته‌بندی و تسمه‌کشی، حک یا کدگذاری، هم‌راستاسازی، بارگیری و تخلیه و جوشکاری خودکار.

سوم، تجهیزات بازرسی هوشمند: سامانه‌های پایش ایمنی کارکنان، تجهیزات ایمنی و وضعیت عملکرد ماشین‌آلات، آزمون عیوب با جریان گردابی، آشکارساز ذرات، ضخامت‌سنج، ابزار اندازه‌گیری تحدب، تجهیزات سنجش ورق و سامانه‌های تشخیص پروفیل محصول.

چهارم، فناوری‌های کنترل پیشرفته: کنترل هوشمند یک‌کلیدی در فولادسازی، تولید خودکار در کنورتور، کنترل خودکار مراحل پالایش و کنترل هوشمند شکل ورق و سایر روش‌های کنترل دقیق فرایندی.

۵. نتیجه‌گیری

مرور تجربه صنعت فولاد چین نشان می‌دهد تولید هوشمند صرفاً افزودن حسگر یا نصب نرم‌افزار نیست؛ بلکه از یک‌سو نیازمند پیوستگی داده‌های فرایند، تجهیزات، محصول، انرژی و لجستیک است و از سوی دیگر به تبدیل این داده‌ها به تصمیم‌های قابل اجرا نیاز دارد. اهداف اصلی چنین تحولی، افزایش بهره‌وری، بهبود کیفیت، کاهش هزینه و کوتاه‌کردن چرخه توسعه محصول‌اند.

چارچوب عمومی مورد بررسی مقاله از چهار لایه تجهیزات، شبکه، کلان‌داده و کاربرد تشکیل می‌شود. دو الگوی متمایز، یعنی هوشمندسازی نورد و هوشمندسازی زنجیره فولادسازی تا نورد، نشان می‌دهند که هرچه دامنه سامانه از یک کارگاه فراتر رود، ضرورت یکپارچه‌سازی افقی و عمودی بیشتر می‌شود. همچنین توسعه پایش و اندازه‌گیری برخط، کنترل یکپارچه کیفیت، عیب‌یابی تجهیزات و ماشین‌آلات هوشمند، ستون‌های فنی این تحول هستند. شناخت این الگوها و فناوری‌ها می‌تواند به طراحی پروژه‌های تحول دیجیتال، نوسازی سامانه‌های تولید و ارتقای کیفیت در صنعت فولاد و دیگر صنایع فرایندی کمک کند.

اطلاعات مقاله و حقوق انتشار

- **عنوان اصلی:** Intelligent Manufacturing Technology in the Steel Industry of China: A Review.
- **نویسندگان:** Dongdong Zhou؛ Ke Xu؛ Zhimin Lv؛ Jianhong Yang؛ Min Li؛ Fei He؛ Gang

.Xu

- **نشریه:** Sensors، جلد ۲۲، شماره ۲۱، مقاله ۸۱۹۴، ۲۶ اکتبر ۲۰۲۲.
- **ناشر:** MDPI.
- **شناسه DOI:** 10.3390/s22218194.
- **منبع اصلی:** صفحه مقاله نزد ناشر.
- **مجوز متن و تصاویر درج‌شده:** Creative Commons Attribution 4.0 (CC BY 4.0).
- **نوع تغییر:** ترجمه تخصصی به زبان فارسی، فارسی‌سازی عنوان‌ها، زیرنویس شکل‌ها و جداول و تنظیم برای انتشار وب. نمودارهای اصلی بدون تغییر محتوای تصویری بازنشر می‌شوند.
- **حمایت مالی پژوهش اصلی:** برنامه ملی تحقیق و توسعه چین (2021YFB3202400 و 2021YFB3202403) و بنیاد ملی علوم طبیعی چین (۵۱۸۷۴۰۲۲).
- **تعارض منافع:** نویسندگان مقاله اصلی تعارض منافعی اعلام نکرده‌اند.

منابع و ارجاعات علمی

1. Guo, Z.; Wang, C.; Yang, G.; Huang, Z.; Li, G. MSFT-YOLO: Improved YOLOv5 Based .on Transformer for Detecting Defects of Steel Surface. Sensors 2022, 22, 3467
2. World Steel Association. The White Book of Steel. https://worldsteel.org/publications/bookshop/the-white-book-of-steel/ (accessed .(10 March 2022
3. Shi, M.; Yang, L.; Gao, S.; Wang, G. Metal Surface Defect Detection Method Based .on TE01 Mode Microwave. Sensors 2022, 22, 4848
4. Zhou, D.D.; Xu, K.; Zhou, P.; Jiang, X. The production of large blast furnaces of China in 2018 and thoughts of intelligent manufacturing in the ironmaking process. .Ironmaking & Steelmaking 2020, 47, 650–654
5. Mele, M.; Magazzino, C. A Machine Learning analysis of the relationship among iron and steel industries, air pollution, and economic growth in China. Journal of .Cleaner Production 2020, 277, 123293

6. Shi, Z.; Xie, Y.; Xue, W.; Chen, Y.; Fu, L.; Xu, X. Smart factory in Industry 4.0. Systems Research and Behavioral Science 2020, 37, 607–617.

7. Xiao, Y.; Zeng, Z. A Construction Method of Intelligent Manufacturing System under Industry 4.0 Model. Scientific Programming 2021, 2021, 4775237.

8. Veiga, J.T.; Pessoa, M.A.O.; Junqueira, F.; Miyagi, P.E.; Dos Santos Filho, D.J. Intelligent Manufacturing Systems: Self-organization in the I4.0 context. 14th IEEE International Conference on Industry Applications, 2021, 153–160.

9. Hou, T.; Cheng, B.; Wang, R.; Xue, W.; Chaudhry, P.E. Developing Industry 4.0 with systems perspectives. Systems Research and Behavioral Science 2020, 37, 741–748.

10. Shan, S.; Wen, X.; Wei, Y.; Wang, Z.; Chen, Y. Intelligent manufacturing in industry 4.0: A case study of Sany heavy industry. Systems Research and Behavioral Science 2020, 37, 679–690.

11. Xie, Y.; Yin, Y.; Xue, W.; Shi, H.; Chong, D. Intelligent supply chain performance measurement in Industry 4.0. Systems Research and Behavioral Science 2020, 37, 711–718.

12. Guo, D.; Li, M.; Zhong, R.; Huang, G.Q. Graduation Intelligent Manufacturing System (GiMS): An Industry 4.0 paradigm for production and operations management. Industrial Management & Data Systems 2021, 121, 86–98.

13. Chen, Y.; Han, Z.; Cao, K.; Zheng, X.; Xu, X. Manufacturing upgrading in industry 4.0 era. Systems Research and Behavioral Science 2020, 37, 766–771.

14. Stojadinovic, S.M.; Majstorovic, V.D.; Durakbasa, N.M. Toward a cyber-physical manufacturing metrology model for industry 4.0. AI EDAM 2021, 35, 20–36.

15. Ghobakhloo, M. Industry 4.0, digitization, and opportunities for sustainability. Journal of Cleaner Production 2020, 252, 119869.

16. Kamble, S.; Gunasekaran, A.; Dhone, N.C. Industry 4.0 and lean manufacturing practices for sustainable organisational performance in Indian manufacturing companies. International Journal of Production Research 2020, 58, 1319–1337.

17. Osterrieder, P.; Budde, L.; Friedli, T. The intelligent factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review. International Journal of Production Economics 2020, 221, 107476.

18. Ching, N.T.; Ghobakhloo, M.; Iranmanesh, M.; Maroufkhani, P.; Asadi, S. Industry 4.0 applications for sustainable manufacturing: A systematic literature review and a roadmap to sustainable development. Journal of Cleaner Production 2022, 334, 130133.

19. Leng, J.; Ye, S.; Zhou, M.; Zhao, J.L.; Liu, Q.; Guo, W.; Cao, W.; Fu, L. Blockchain-Secured Intelligent Manufacturing in Industry 4.0: A Survey. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems 2021, 51, 237–252.

20. Chauhan, A.; Jakhar, S.K.; Chauhan, C. The interplay of circular economy with industry 4.0 enabled intelligent city drivers of healthcare waste disposal. Journal of Cleaner Production 2021, 279, 123854.

21. He, B.; Bai, K. Digital twin-based sustainable intelligent manufacturing: A review. Advanced Manufacturing 2021, 9, 1–21.

22. Hung, M.; Lin, Y.; Hsiao, H.; Chen, C.; Lai, K.; Hsieh, Y.; Tieng, H.; Tsai, T.; Huang, H.; Yang, H.; et al. A Novel Implementation Framework of Digital Twins for Intelligent Manufacturing Based on Container Technology and Cloud Manufacturing Services. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering 2022, 19, 1614–1630.

23. Moeller, D.P.F.; Vakilzadian, H.; Hou, W. Intelligent Manufacturing with Digital Twin. IEEE International Conference on Electro Information Technology, 2021, 413–418.

24. Tan, F. Financial performance of intelligent manufacturing enterprises based on fuzzy neural network and data twinning. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems 2021, 40, 6641–6653.

25. Wu, Q.; Mao, Y.; Chen, J.; Wang, C. Application Research of Digital Twin-Driven Ship Intelligent Manufacturing System: Pipe Machining Production Line. Journal of Marine Science and Engineering 2021, 9, 338.

26. Li, L.; Mao, C.; Sun, H.; Yuan, Y.; Lei, B. Digital Twin Driven Green Performance

Evaluation Methodology of Intelligent Manufacturing: Hybrid Model Based on Fuzzy Rough-Sets AHP, Multistage Weight Synthesis, and PROMETHEE II. Complexity .2020, 2020, 3853925

.27 Zhang, L.; Feng, L.; Wang, J.; Lin, K. Integration of Design, Manufacturing, and Service Based on Digital Twin to Realize Intelligent Manufacturing. Machines 2022, .10, 275

.28 Li, H.; Yang, C. Digital Transformation of Manufacturing Enterprises. International Conference on Identification, Information and Knowledge in the Internet of Things .(IIKI2020), 2021, 187, 24–29

.29 Wang, J.; Xu, C.; Zhang, J.; Zhong, R. Big data analytics for intelligent manufacturing systems: A review. Journal of Manufacturing Systems 2022, 62, .738–752

.30 Deng, K. Research on Evaluation of Intelligent Manufacturing Capability and Layout Superiority of Supply Chains by Big Data Analysis. Journal of Global Information .Management 2022, 30, 1–20

.31 Ge, J.; Wang, F.; Sun, H.; Fu, L.; Sun, M. Research on the maturity of big data management capability of intelligent manufacturing enterprise. Systems Research .and Behavioral Science 2020, 37, 646–662

.32 Li, C.; Chen, Y.; Shang, Y. A review of industrial big data for decision making in intelligent manufacturing. Engineering Science and Technology, an International .Journal 2022, 29, 101021

.33 Guo, Y.; Wang, N.; Xu, Z.; Wu, K. The internet of things-based decision support system for information processing in intelligent manufacturing using data mining .technology. Mechanical Systems and Signal Processing 2020, 142, 106630

.34 Yan, L.; Zhang, N.; Wang, A.; He, H. Data driven and Running simulation system for intelligent workshop. 3rd World Conference on Mechanical Engineering and .Intelligent Manufacturing, 2020, 260–264

.35 Hu, C.; Cao, Y.; Feng, Z. Research and Application of Key Technology of Data-

Driven Intelligent Manufacturing of Electronic Components. 8th Asia Conference on Mechanical and Materials Engineering, 2020, 319.

36. Ghahramani, M.; Qiao, Y.; Zhou, M.; O'Hagan, A.; Sweeney, J. AI-based modeling and data-driven evaluation for smart manufacturing processes. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica 2020, 7, 1026–1037.

37. Ma, S.; Zhang, Y.; Liu, Y.; Yang, H.; Lv, J.; Ren, S. Data-driven sustainable intelligent manufacturing based on demand response for energy-intensive industries. Journal of Cleaner Production 2020, 274, 123155.

38. Majeed, A.; Zhang, Y.; Ren, S.; Lv, J.; Peng, T.; Waqar, S.; Yin, E. A big data-driven framework for sustainable and intelligent additive manufacturing. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing 2021, 67, 102026.

39. Zhang, X.; Ming, X.; Yin, D. Application of industrial big data for intelligent manufacturing in product service system based on system engineering using fuzzy DEMATEL. Journal of Cleaner Production 2020, 265, 121863.

40. Ben, K. Research on Intelligent Manufacturing System Architecture and Key Technology of Radar Complete Machine Assembly. Seventh Asia International Symposium on Mechatronics, Springer, 2020, 589, 30–41.

41. Wang, L.; Wu, M.; Xu, X.; Fan, W. The diffusion of intelligent manufacturing applications based SIR model. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems 2020, 38, 7725–7732.

42. Lan, X.; Chen, H. Research on Modeling and Scheduling Methods of an Intelligent Manufacturing System Based on Deep Learning. Wireless Communications and Mobile Computing 2021, 2021, 4586518.

43. Kong, L.; Ma, B. Intelligent manufacturing model of construction industry based on Internet of Things technology. International Journal of Advanced Manufacturing Technology 2020, 107, 1025–1037.

44. Tang, H.; Li, D.; Wan, J.; Imran, M.; Shoaib, M. A Reconfigurable Method for Intelligent Manufacturing Based on Industrial Cloud and Edge Intelligence. IEEE

.Internet of Things Journal 2020, 7, 4248–4259

.45 Xie, Q. Machine learning in human resource system of intelligent manufacturing .industry. Enterprise Information Systems 2022, 16, 264–284

.46 Wu, S.; Zhang, J. Research on a Compound Dual Innovation Capability Model of .Intelligent Manufacturing Enterprises. Sustainability 2021, 13, 12521

.47 Wang, W.; Wang, J.; Chen, C.; Su, S.; Chu, C.; Chen, G. A Capability Maturity Model for Intelligent Manufacturing in Chair Industry Enterprises. Processes 2022, 10, .1180

.48 Han, Y.; Hu, Y.; Wang, Y.; Jia, G.; Ge, C.; Zhang, C.; Huang, X. Research and Application of Information Model of a Lithium Ion Battery Intelligent Manufacturing .Workshop Based on OPC UA. Batteries 2020, 6, 52

.49 Jung, K.J.; Kim, D.H.; Kim, H.; Jang, G.W.; Hyun, H.S. A Study on an Intelligent Control of Manufacturing with Dual Arm Robot Based on Neural Network for Smart Factory Implementation. Journal of the Korean Society of Industry Convergence .2021, 24, 351–361

.50 Liu, C.; Tang, D.; Zhu, H.; Nie, Q. A Novel Predictive Maintenance Method Based on Deep Adversarial Learning in the Intelligent Manufacturing System. IEEE Access .2021, 9, 49557–49575

.51 Geng, T.; Du, Y. The business model of intelligent manufacturing with Internet of .Things and machine learning. Enterprise Information Systems 2022, 16, 307–325

.52 Li, S.; Xiao, H.; Qiao, J. Multi-chain and data-chains partitioning algorithm in .intelligent manufacturing CPS. Journal of Cloud Computing 2021, 10, 9

.53 Geng, T.; Du, Y. Applying the blockchain-based deep reinforcement consensus algorithm to the intelligent manufacturing model under internet of things. Journal of .Supercomputing 2022, 78, 15882–15904

.54 Kim, J.; Seo, D.; Moon, J.; Kim, J.; Kim, H.; Jeong, J. Design and Implementation of an HCPS-Based PCB Smart Factory System for Next-Generation Intelligent .Manufacturing. Applied Sciences 2022, 12, 7645

SteelExperts.ir

55. Yan, C.; Li, Y.; Xia, Y. Analysis and Design for Intelligent Manufacturing Cloud Control Systems. Chinese Automation Congress 2020, 7174–7179.

56. Chen, X.; Ren, G. Key technologies and development trends of intelligent manufacturing and robot application. International Conference on Energy Equipment Science and Engineering, 2020, 461.

57. Xing, G. Motion control method of multi degree of freedom industrial robot for intelligent manufacturing. International Conference on Intelligent Design, 2021, 6–9.

58. Zhou, L.; Wang, F. Edge computing and machinery automation application for intelligent manufacturing equipment. Microprocessors and Microsystems 2021, 87, 104389.

59. Lievano-Martinez, F.A.; Fernandez-Ledesma, J.D.; Burgos, D.; Branch-Bedoya, J.W.; Jimenez-Builes, J.A. Intelligent Process Automation: An Application in Manufacturing Industry. Sustainability 2022, 14, 8804.

60. Yang, J.; Ying, L.; Gao, M. The influence of intelligent manufacturing on financial performance and innovation performance: The case of China. Enterprise Information Systems 2020, 14, 812–832.

61. Liu, J.; Yang, Y.; Cao, Y.; Forrest, J.Y. Stimulating effects of intelligent policy on the performance of listed manufacturing companies in China. Journal of Policy Modeling 2021, 43, 558–573.

62. Wang, M.; Zhang, Z.; Li, K.; Zhang, Z.; Sheng, Y.; Liu, S. Research on key technologies of fault diagnosis and early warning for high-end equipment based on intelligent manufacturing and Internet of Things. International Journal of Advanced Manufacturing Technology 2020, 107, 1039–1048.

63. Yang, T.; Yi, X.; Lu, S.; Johansson, K.H.; Chai, T. Intelligent Manufacturing for the Process Industry Driven by Industrial Artificial Intelligence. Engineering 2021, 7, 1224–1230.

64. Liu, Y.; Zhao, Y.; Li, K.; Yu, S.; Li, S. Design and Application Research of a Digitized

Intelligent Factory in a Discrete Manufacturing Industry. Intelligent Automation & Soft Computing 2020, 26, 1081–1096.

65. Huang, X. Quality of service optimization in wireless transmission of industrial Internet of Things for intelligent manufacturing. International Journal of Advanced Manufacturing Technology 2020, 107, 1007–1016.

66. Kang, H.S.; Lee, J.Y.; Choi, S.; Kim, H.; Park, J.H.; Son, J.Y.; Kim, B.H.; Noh, S.D. Intelligent Manufacturing: Past Research, Present Findings, and Future Directions. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology 2016, 3, 111–128.

67. Mittal, S.; Khan, M.A.; Romero, D.; Wuest, T. Intelligent manufacturing: Characteristics, technologies and enabling factors. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B 2019, 233, 1342–1361.

68. Ren, S.; Zhang, Y.; Liu, Y.; Sakao, T.; Huisingh, D.; Almeida, C.M. A comprehensive review of big data analytics throughout product lifecycle to support sustainable intelligent manufacturing: A framework, challenges and future research directions. Journal of Cleaner Production 2019, 210, 1343–1365.

69. Guo, Z.; Zhang, Y.; Zhao, X.; Song, X. CPS-Based Self-Adaptive Collaborative Control for Intelligent Production-Logistics Systems. IEEE Transactions on Cybernetics 2021, 51, 188–198.

70. Tao, F.; Qi, Q.; Wang, L.; Nee, A.Y. Digital Twins and Cyber-Physical Systems toward Intelligent Manufacturing and Industry 4.0: Correlation and Comparison. Engineering 2019, 5, 653–661.

71. Xia, K.; Sacco, C.; Kirkpatrick, M.; Saidy, C.; Nguyen, L.; Kircaliali, A.; Harik, R. A digital twin to train deep reinforcement learning agent for intelligent manufacturing plants: Environment, interfaces and intelligence. Journal of Manufacturing Systems 2021, 58, 210–230.

72. Yin, R.Y. A discussion on intelligent steel plant-view from physical system side. Iron & Steel 2017, 52, 1–12.

.73 Yao, L.; Wang, J.S. Goal and realization of intelligent manufacturing in steel .industry. China Metallurgy 2020, 30, 1–4

.74 Liu, W.Z. Current situation and thinking of intelligent manufacturing in China’s iron .and steel industry. China Metallurgy 2020, 30, 1

.75 Li, Y.R.; Li, T.K. Architecture based on big data for iron and steel intelligent .manufacturing systems. Metallurgical Industry Automation 2021, 45, 1–8

.76 Yuan, Q.T.; Yin, R.Y.; Liu, P.C. Strategic research on the goals, characteristics, and paths of intelligentization of process manufacturing industry for 2035. Strategic .Study of CAE 2020, 22, 148–156

.77 Iannino, V.; Colla, V.; Denker, J.; Göttsche, M. A CPS-Based Simulation Platform for .Long Production Factories. Metals 2019, 9, 1025

.78 Iannino, V.; Mocci, C.; Colla, V. A Hybrid Peer-to-Peer Architecture for Agent-Based .Steel Manufacturing Processes. IFAC-PapersOnLine 2021, 54, 528–533

.79 Govender, E.; Telukdarie, A.; Sishi, M.N. Approach for Implementing Industry 4.0 Framework in the Steel Industry. IEEE International Conference on Industrial .Engineering and Engineering Management, 2019, 1314–1318

.80 Shin, K.; Park, H. Intelligent Manufacturing Systems Engineering for Designing Intelligent Product-Quality Monitoring System in the Industry 4.0. International .Conference on Control, Automation and Systems, 2019, 1693–1698

.81 Zheng, Z.; Zhang, K.; Gao, X. Human-cyber-physical system for production and operation decision optimization in intelligent steel plants. Science China .Technological Sciences 2022, 65, 247–260

.82 Kartashov, O.O.; Chernov, A.V.; Alexandrov, A.A.; Polyanichenko, D.S.; Ierusalimov, V.S.; Petrov, S.A.; Butakova, M.A. Machine Learning and 3D Reconstruction of .Materials Surface for Nondestructive Inspection. Sensors 2022, 22, 6201

.83 Chen, X.; Lv, J.; Fang, Y.; Du, S. Online Detection of Surface Defects Based on .Improved YOLOV3. Sensors 2022, 22, 817

SteelExperts.ir

84. Farag, H.E.; Toyserkani, E.; Khamesee, M.B. Non-Destructive Testing Using Eddy Current Sensors for Defect Detection in Additively Manufactured Titanium and Stainless-Steel Parts. Sensors 2022, 22, 5440.

85. Mostafa, A.; Lee, S.J.; Peker, Y.K. Physical Unclonable Function and Hashing Are All You Need to Mutually Authenticate IoT Devices. Sensors 2020, 20, 4361.

86. Liang, Y.; Xu, K.; Zhou, P. Mask Gradient Response-Based Threshold Segmentation for Surface Defect Detection of Milled Aluminum Ingot. Sensors 2020, 20, 4519.

87. Zhou, D.; Gao, F.; Wang, J.; Xu, K. Study of Surface Temperature Distribution for High-Temperature U75V Rail Steel Plates in Rolling Process by Colorimetry Thermometry. Metals 2022, 12, 860.

88. Liang, Y.; Xu, K.; Zhou, P.; Zhou, D.D. Automatic defect detection of texture surface with an efficient texture removal network. Advanced Engineering Informatics 2022, 53, 101672.

89. Zhou, D.D.; Xu, K.; Bai, J.Y.; He, D. On-line detecting the tuyere coke size and temperature distribution of raceway zone in a working blast furnace. Fuel 2022, 316, 123349.

90. Liu, X.M.; Xu, K.; Zhou, D.D.; Zhou, P. Improved contourlet transform construction and its application to surface defect recognition of metals. Multidimensional Systems and Signal Processing 2022, 31, 951.

91. Liu, X.M.; Xu, K.; Zhou, P.; Zhou, D.D.; Zhou, Y.J. Surface defect identification of aluminium strips with non-subsampled shearlet transform. Optics and Lasers in Engineering 2020, 127, 105986.

92. He, D.; Xu, K.; Zhou, P.; Zhou, D.D. Surface defect classification of steels with a new semi-supervised learning method. Optics and Lasers in Engineering 2019, 117, 40.

93. Zhou, D.D.; Cheng, S.S. Measurement Study of the PCI Process on the Temperature Distribution in Raceway Zone of Blast Furnace by Using Digital Imaging Techniques. Energy 2019, 174, 814.

94. Su, P.; Liu, S.; Min, H.; An, Y.; Yan, C.; Li, C. Accuracy improvement on quantitative

analysis of the total iron content in branded iron ores by laser-induced breakdown spectroscopy combined with the double back propagation artificial neural network. Analytical Methods 2022, 14, 427–437.

95. Lin, J.; Yang, J.; Huang, Y.; Lin, X. A study of the temperature variation effect in a steel sample for rapid analysis using LIBS. Optics & Laser Technology 2022, 147, 107707.

96. Zehra, S.S.; Varvarezos, L.; Hayden, P.; Nicolosi, P.; Zupella, P.; Alli, M.B. Line plasma versus point plasma VUV LIBS for the detection of carbon in steel: A comparative study. Journal of Analytical Atomic Spectrometry 2022, 37, 883.

97. Khater, M.A.; Mostafa, A.M.; Al-Ashkar, E.A. Role of laser fluence on ionic emission characteristics from steel plasmas induced in atmospheric air. Radiation Physics and Chemistry 2021, 185, 109515.

98. Gruenberger, S.; Eschlboeck-Fuchs, S.; Hofstadler, J.; Pissenberger, A.; Duchaczek, H.; Trautner, S. Analysis of minor elements in steel and chemical imaging of micro-patterned polymer by laser ablation-spark discharge-optical emission spectroscopy and laser-induced breakdown spectroscopy. Spectrochimica Acta Part B 2020, 169, 105884.

99. Lin, L.; Zeng, J.Q. Consideration of green intelligent steel processes and narrow window stability control technology on steel quality. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials 2021, 28, 1264.

100. Zhou, D.D.; Zhou, Y.J.; Zhang, X.M.; Xu, K. Surface Quality Evaluation of Heavy and Medium Plate Using an Analytic Hierarchy Process Based on Defects Online Detection. ISIJ International 2022, 62, 1461.

101. Li, H.B.; Zhao, Z.W.; Zhang, J.; Kong, N.; Bao, R.R.; Jia, S.H.; He, F. Analysis of flatness control capability based on the effect function and roll contour optimization for 6-h CVC cold rolling mill. International Journal of Advanced Manufacturing Technology 2019, 100, 2387.

102. Schlobohm, J. Controlling Equipment Failures Caused by Petroleum-Based Fluid

.Degradation. Iron & Steel Technology 2020, 17, 8

.103 Wu, G.F.; Yu, M.; Shi, W.W.; Li, S.Q.; Bao, J.T. Image recognition in online monitoring of power equipment. International Journal of Advanced Robotic Systems 2020, 17, .1729881419900836

.104 Jue, J.S.; Rastinehad, A.R. MRI Fusion Transperineal Prostate Biopsy Instructions .and Troubleshooting. Journal of Endourology 2021, 35, 2

.105 Yang, L.C.; Jia, G.Z.; Zheng, K.; Wei, F.J.; Pan, X.; Chang, W.B.; Zhou, S.H. An Unmanned Aerial Vehicle Troubleshooting Mode Selection Method Based on SIF-.SVM with Fault Phenomena Text Record. Aerospace 2021, 8, 347

.106 Ma, Y.; Wen, G.; Cheng, S.; He, X.; Mei, S. Multimodal Convolutional Neural Network Model with Information Fusion for Intelligent Fault Diagnosis in Rotating .Machinery. Measurement Science and Technology 2022, 33, 125109

.107 Xia, M.; Shao, H.; Williams, D.; Lu, S.; Shu, L.; Silva, C. Intelligent Fault Diagnosis of Machinery Using Digital Twin-assisted Deep Transfer Learning. Reliability .Engineering & System Safety 2021, 215, 107938

.108 Thomas, G.; Balocco, S.; Mann, D.; Simundsson, A.; Khorasani, N. Intelligent Agricultural Machinery Using Deep Learning. IEEE Instrumentation & Measurement .Magazine 2021, 24, 2

.109 Cai, H. Building Construction Operation Simulation Based on BIM Technology and .Intelligent Robots. Journal of Interconnection Networks 2022, 22, 2145005

نسخه آنلاین مقاله: https://landing.steelexperts.ir/2026/10/26/sx-r005-intelligent-manufacturing-steel-china/