

数字化驱动的热连轧过程智能运维和原型系统设计

张 凯^{1,2}, 彭开香^{1,2}

(1.北京科技大学自动化学院, 北京 100083; 2.工业过程知识自动化教育部重点实验室, 北京 100083)

摘 要: 目前, 正是我国钢铁制造业朝向数字化和智能化转型的关键时期, 数字化驱动的热连轧过程已经引起了学术界和产业界的高度关注和长期探索。本文以数据驱动为主要手段, 数字主线技术为依托, 构建了面向热连轧过程的多源异构数据统一表征与特征融合、多维机理模型关联解析与协同描述、多元工艺知识语义挖掘与转化表征集成的一体化技术框架, 研究了热连轧过程故障根源诊断、运行状态评估、故障等级评估、力学性能预测等一系列热连轧智能运维理论方法, 并初步形成了“云边端”协同环境下的智能运维一体化原型系统, 旨在助力热连轧过程数字化水平与生产性能的提升, 推动我国钢铁行业数字化、智能化、绿色低碳高质量发展。

关键词: 数字化驱动; 智能运维; 数字主线; “云边端”协同; 原型系统

1 引言

随着新一代信息技术与制造业的融合与落地应用, 国家将“深入实施智能制造和绿色制造工程, 发展服务型制造新模式, 推动制造业高端化智能化绿色化”明确列为“深入实施制造强国战略”的重要任务之一。在制造业转型升级浪潮下, 传统热连轧过程的结构功能、工艺流程、调控环境和评估指标等日趋复杂化, 演化为新的复杂产品热连轧过程, 其相应的数字表征、状态评估、故障诊断、智能运维等问题研究是钢铁行业未来核心竞争力的关键点^[1-4]。

数字主线作为数字制造最重要的基础技术, 提供了从设计到运维阶段关键参数始终可用的标准框架它的目标旨在利用优秀的仿真工具和先进的建模技术构建技术流程, 让工业生产部门利用高精度的系统模型时, 能将前一步获取的相关先验知识和采集到的数据进行充分的利用, 从而进行无缝的交互与集成的分析, 优化完成对项目进度、生产性能和响应风险的实时分析与动态评估。目前, 对带钢热连轧过程的数字主线研究已经极大关注^[5,6]。

性能监测与故障诊断方面, 作为当前更为主流的基于数据驱动的方法, 其是以生产过程数据为基础, 通过统计分析、聚类分析、频谱分析、神经网络等数据处理与分析方法建立的无故障系统与实际系统间的统计分布规律进行比较和计算实现故障诊断。此外, 对热连轧过程已发生的故障进行根源诊断和传播路径辨识也是故障诊断的一项重要内容, 其简要概述为以下三类: 基于知识、数据以及知识与数据联合驱动的方法^[7-9]。

运行状态评估技术是预防和保证生产过程安全的重要手段。针对正常的运行过程, 运行状态评估可以进一步区分和识别实际生产运行状态的优劣情况, 消除导致运行状态非优的不利因素, 实现生产过程向最优状态转变, 主要包括定量信息方法、定性信息方法以及二者相结合方法。此外, 针对异常工况加以分析, 有效地判断故障所处的阶段、故障演变演化的趋势以及故障程度, 实现工况异常的在线评估, 可以为制定维护决策提供事实支撑, 以此保障生产过程安全稳定地运行^[10-11]。

此外, 如何提高热连轧带钢的力学性能也一直是业界关注的热点。相关的物理理论和冶金理论一直在不断地发展完善, 研究利用热连轧过程对钢铁的组织性能变化进行引导的相关理论于 1960 年被提出, 随后不断扩展, 逐步形成研究带钢性能的热力学理论和动力学理论。在近几年, 人工智能因为其自主学习能力和在非线性问题上的适用性, 逐渐成为热连轧过程力学性能预测的一大研究热点。

总之, 现有研究大多局限于热连轧过程的局部环节或局部特性, 尚未形成充分考虑系统与工序耦合、时间与空间尺度各异、机理与数据知识并存、时间与事件动态混杂等问题的数字化驱动的热连轧过程智能运维理论体系与原型系统。本文, 以数据驱动为主要手段, 数字主线技术为依托, 构建热连轧过程“数据-

模型-知识”一体的数字化平台，再此基础上提出了、时空域协同下故障根源诊断、多层次分块下、运行状态评估、多工况模式下、故障等级评估、不完备样本下、力学性能预测等一系列热连轧智能运维理论，初步形成了“云边端”协同环境下的智能运维一体化原型系统，旨在助力热连轧过程数字化水平与生产性能的提升，以智能制造的基础理论和关键技术推动钢铁企业高质量发展。

2 热连轧过程数字主线设计

2.1 热连轧过程多源异构数据统一表征与特征融合

热连轧过程全生命周期均会产生大量结构化、半结构化和非结构化异构耦合数据，数据质量不平衡、关键生产要素数据难以实时感知、多源异构数据资源利用率低。面向多源异构数据的统一描述，研究非理想数据扩充与关键性能数据恢复方法。在此基础上，运用标准化表征的思想，提出基于数据元模型的多源异构数据描述方法。针对热连轧过程生产要素众多、关联特征动态复杂等问题，在多源异构数据统一描述的基础上，提出了全流程多工序耦合下的时空特征提取与融合表达方法，其示意图如图 1 所示，进一步针对统计非平稳特性、全流程分布特性等，设计分层特征融合框架。

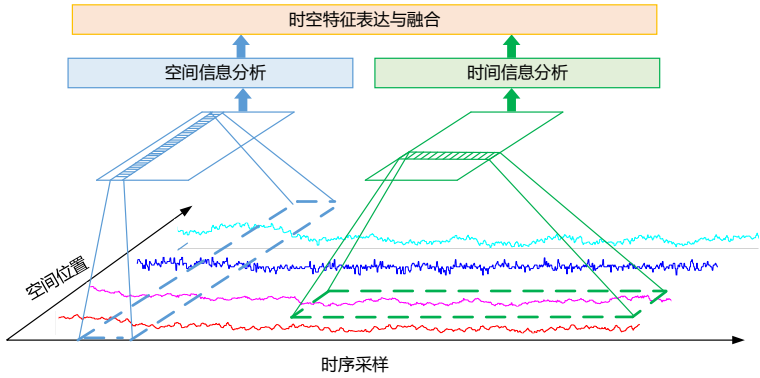


图 1 并行式时空信息分析示意图

2.2 热连轧过程多维机理模型关联解析与协同描述

考虑热连轧过程时空复杂耦合、层级协作关联、模型间交互联动等特点，在多源异构数据统一表征的基础上，分别从多工序质量关联、多尺度时空关联等角度，解析热连轧的数据特征的关联模式；继而，研究了基于分层模糊符号有向图理论的热连轧系统模型输入输出约束描述与关联解析方法，建立了时序动态变化下模型的相关关系，揭示了多维机理模型耦合关联与协同模式^[12,13]，形成的热连轧精轧机架的分层符号有向图模型如图 2。

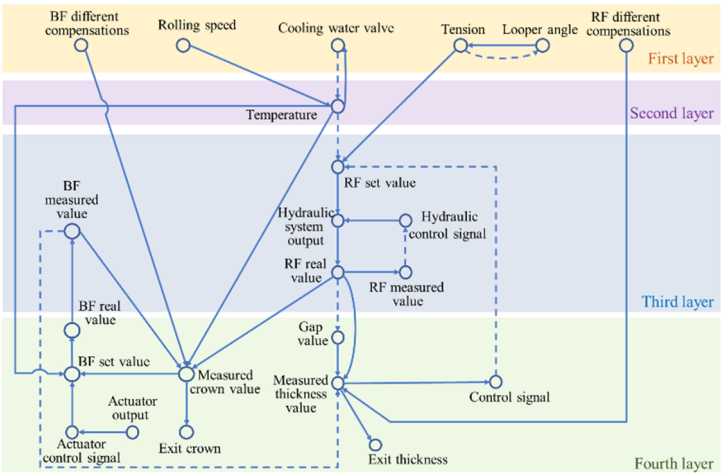


图 2 热连轧精轧机架的分层符号有向图模型

2.3 热连轧过程多元工艺知识语义挖掘与转化表征

基于前述热连轧过程关联模式解析和数据特征的融合表达，利用数据与机理联合驱动的思想，研究了

厚度控制子系统、板形控制子系统、速度控制子系统以及温度控制子系统等精轧控制系统的因果关联网络构建,其中厚度控制子系统因果关联网络如图3所示。依托热连轧过程结构化数据、半结构化数据和非结构化数据,挖掘了其多工序协同、多系统互联下的过程隐性知识,揭示了关键生产要素信息的关联耦合机制,形成了热连轧过程工艺知识图谱、质量知识图谱以及故障知识图谱。

图3 热连轧精轧机架厚度控制子系统因果关联网络

图 4 具体部署架构框图

一步结合相应的故障根源变量辨识方法，确定引发故障的根源变量。最后结合故障发生的空间位置反向索引出故障发生的时间位置，并将各机架已轧制带钢的长度进行求和，锁定整个带钢在何处开始发生质量波动，从而实现热连轧过程质量异常的时空诊断，为企业的优化调控提供宝贵的指导意见，示意图如图 5 所示。

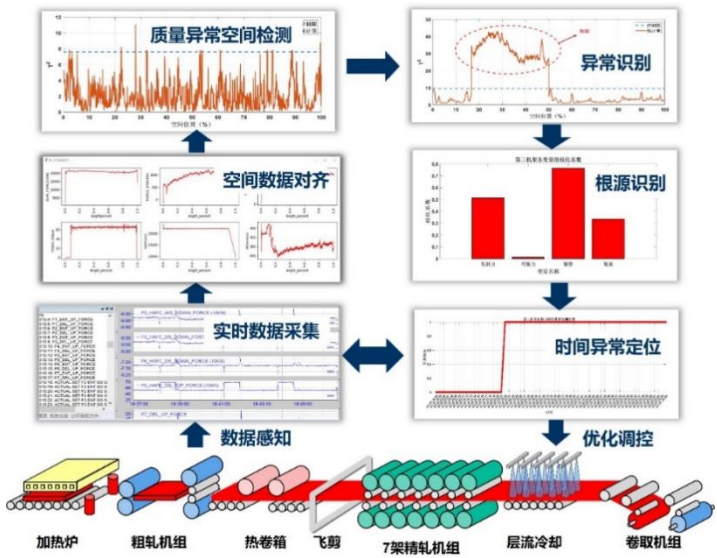


图 5 热连轧过程故障时空根源诊断示意图

3.2 多层级分块下热连轧过程运行状态评估

考虑到热连轧过程存在长流程以及多系统多层级等特点，提出一种融合分层分块信息的热连轧过程运行状态评估策略。运行状态等级划分时主要考虑两个方面，第一个方面是质量经济指标，比如最终轧制得到的钢板的厚度、凸度、表面的平直度等等质量经济指标；另一个方面是受影响变量的个数，比如轧制力、弯辊力、辊缝、辊速、张力等等过程变量。依据上述两个方面对热连轧过程的运行状态等级进行了划分。多层级分块运行状态评估主要分为三个部分：全局特征和局部特征的并行提取、各子系统的运行状态评估以及全流程的运行状态评估，这样就形成了基于两级信息融合的多层级多子块的工业过程运行状态评估方法，该方法示意图如图 6 所示。

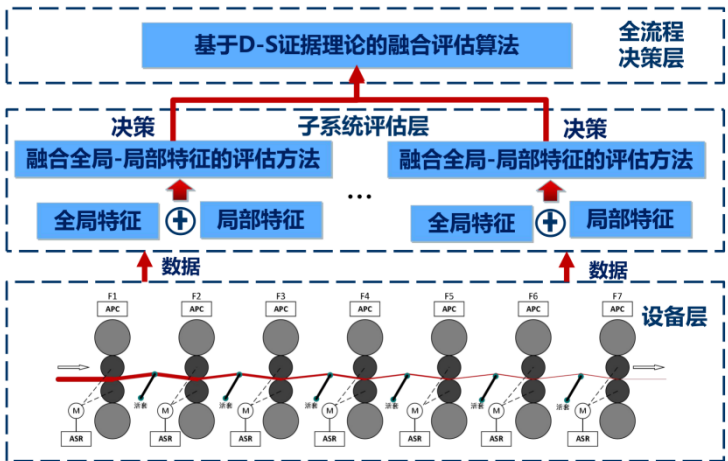


图 6 分分块的运行状态评估方法示意图

3.3 多工况模式下热连轧过程故障等级评估

现有的热连轧过程多工况模式故障等级评估方法针对不同的运行工况模式分别建立评估模型，考虑在所有工况模式的故障等数据均已知条件下，但未考虑某些运行工况模式各种故障等级信息未知下，此外缺少对各工况模式间共性特征的建模与分析。一些多工况模式过程具有明显的共同信息，例如，在带钢热连

轧过程生产不同规格板带时，上游机架轧制力和辊缝变量遵循相似的轨迹，而弯辊力变量往往表现出不同的特性^[14]。针对热连轧过程多工况模式的故障等级评估问题，深度学校方法作为特征提取基模型，并进行深层次拓展，分别提取多工况模式过程的共性特征和各运行工况模式的个性特征，并根据故障对共性与个性特征的影响构建评估模型，可通过共性特征实现部分工况模式缺失的信息补充，提高故障多工况模式过程故障评估的准确性，故障等级评估方法示意图如图 7 所示。

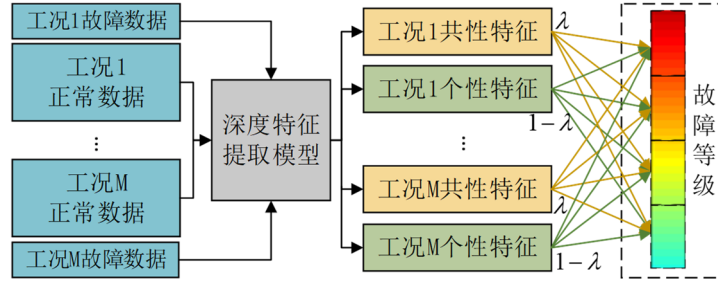


图 7 故障等级评估方法示意图

3.4 不完备样本下热连轧过程力学性能预测

热连轧过程具有快速性以及复杂性、以及对力学性能进行检测制作有标记数据的过程需要进行破坏性的检测，这些特性都导致了采集数据多为无标签数据。而有监督学习方法会造成大量无标签数据的浪费。提出基于双阶段注意力机制、实体嵌入层、卷积双向门控循环单元的 Seq2Seq 半监督软传感器模型，以便同时利用有标签和无标签数据，研究建立考虑不完备样本情况下的半监督力学性能软测量框架。首先，利用滑动窗口构建半监督的时序数据样本集；其次，结合自注意力机制改进编码器结构和训练过程，以充分利用无标签数据中的过程信息；然后，根据伪标签样本思路，结合 KNN 算法生成伪标签，进一步扩充有标签数据集，提升算法在少样本场景下的预测性能，总体结构如图 8 所示。

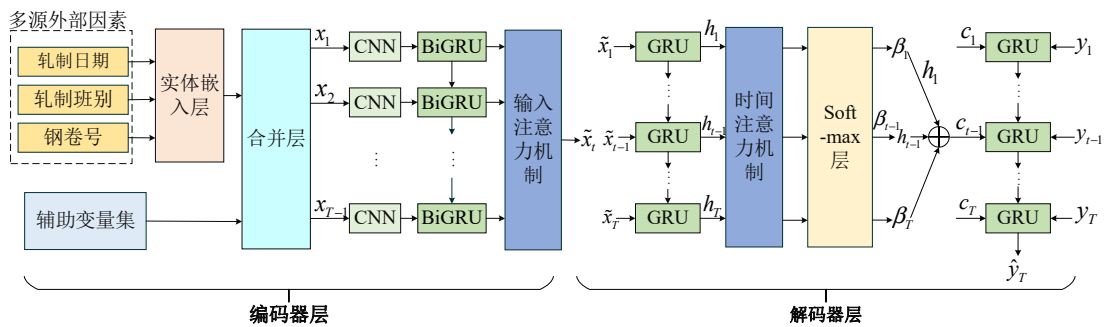


图 8 不完备样本下热连轧过程力学性能预测整体结构图

3.5 云边协同的热连轧过程复合故障诊断

热连轧生产线中的近万个过程变量与近百个控制回路相互关联耦合，一个部位的异常可能会发生传播并不断演变，引发两个或多个同时或连续的复合故障，这对生产过程的稳定运行和产品的质量造成严重的影响。提出了云边协同的热连轧过程复合故障诊断方法。如图 9 所示，该系统配备有云-边缘-端协同计算环境。在该系统的末端层，从高性能可编程逻辑控制器获得来自不同机架的实时过程数据。基于故障注入系统生成不同的故障数据，其中包括各种技术模型，如厚度减少、温度下降、弯曲力、活套等。同时数据以最小 100 毫秒的间隔被采样，并首先被上传到实时数据库。在边缘层，还安装了一个实时数据库，可以通过 OPC UA 协议从终端层获取数据。基于实时数据和训练好的参数，所提出的基于据驱动方法与专家知识联合驱动的 GNN 复合故障诊断方法立即运行。根据诊断结果，过程操作员可以为维护行动做出决策。同时，新标记的故障数据可以上传到云端，在那里可以基于密集的计算能力重新训练诊断方法。最后，更新的模型参数被部署在边缘层中，用于接下来的复合故障诊断任务。

3.6 云边端协同的热连轧过程凸度预测

热连轧凸度是带钢热连轧过程的重要质量指标，为实现对凸度的智能控制，进而达到提质增效的目的，对凸度的在线精确预测非常关键。对此提出了一种基于长短期记忆网络（LSTM）和卷积神经网络（CNN）

的自适应多注意力 MCNN-LSTM 凸度预测模型。多注意力 MCNN-LSTM 凸度预测模型由融合注意机制的多通道卷积神经网络（MCNN）进行局部特征提取，由融合注意力机制的 LSTM 进行时序特征的提取，并使用 LSTM 对所提取的特征进行融合，最终由全连接层得到模型的输出。该自适应凸度预测模型部署在云边端环境下实现，在云端使用历史数据进行 Multi-attention MCNN-LSTM 预测模型的训练，模型运行结束通过关系数据库将模型的参数部署在边侧。端侧通过实时库上传精轧过程的实时数据，端侧的实时库通过 OPC UA 通讯传送至边侧，边侧将新批次的数据上传至云侧，扩充历史库。边侧模型加载云侧部署的参数，对端侧实时库上传的数据进行预处理后，对实时样本进行凸度预测。模型的自适应更新部署在边侧，预测模型通过头部凸度预测效果判断是否进行模型的自适应更新，如果头部预测误差的均值的绝对值大于阈值则进行自适应更新。如果头部预测结果与实际凸度的余弦相似度大于阈值，则进行头部误差自学习，否则进行模型的局部再训练，更新后的模型的预测结果作为该批次后续实时样本的凸度预测结果，该方法示意图如图 10 所示。

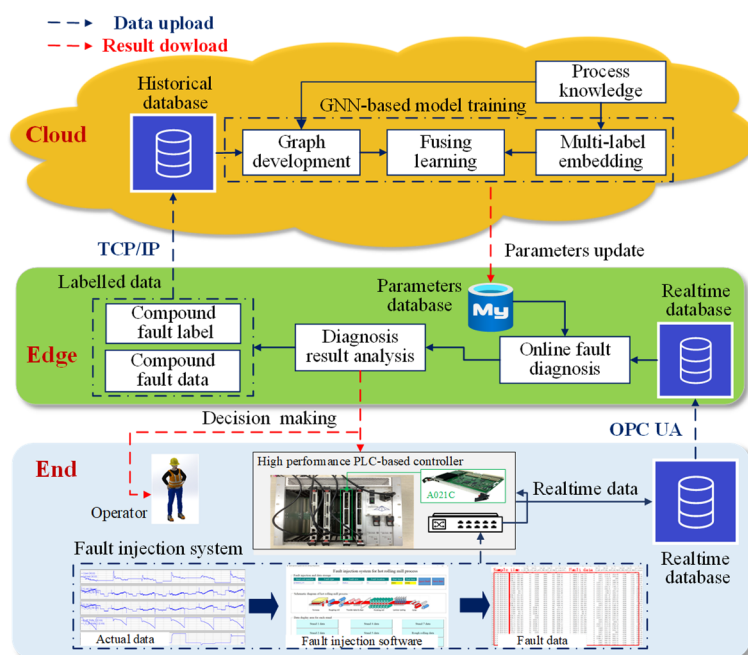


图 9 云边协同的热连轧过程复合故障诊断方法示意图

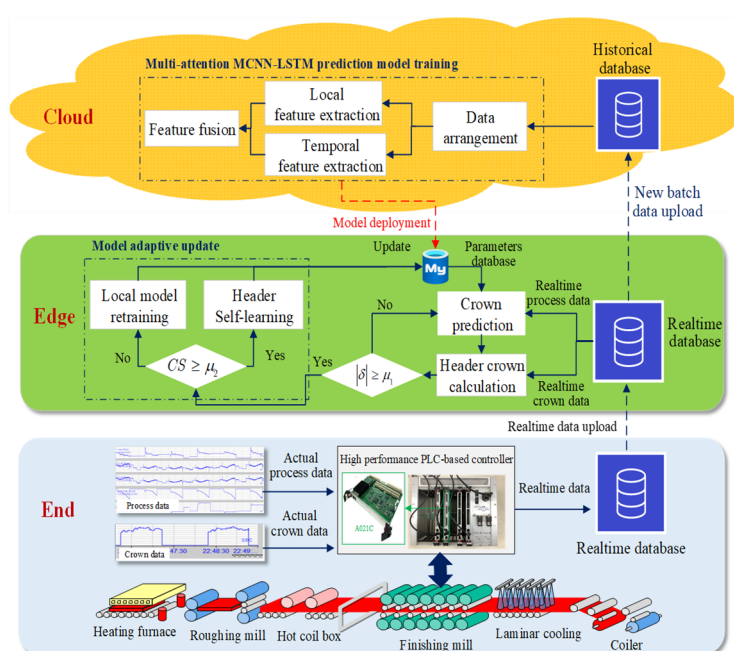


图 10 云边端协同的热连轧过程凸度预测示意图

4 原型系统设计与开发

4.1 原型系统详细设计与构建

原型系统的整体系统设计包括硬件（网络图、配置）和软件设计。原型系统硬件及网络配置主要包括以高速高性能为核心的数据服务器数字主线平台、基于 PowerPC 架构的嵌入式数据回放平台、高性能云计算服务器以及配套通讯设备，示意图如图 11 所示。系统软件配置包括实时历史数据库、关系数据库、时序数据库、数据库软件、图形数据库等数据库软件，“云边端”运算服务器软件，数据回放平台软件等。

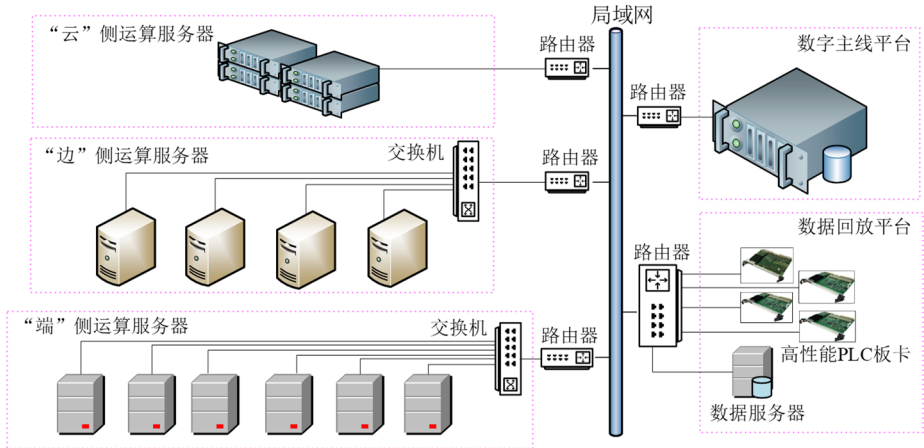
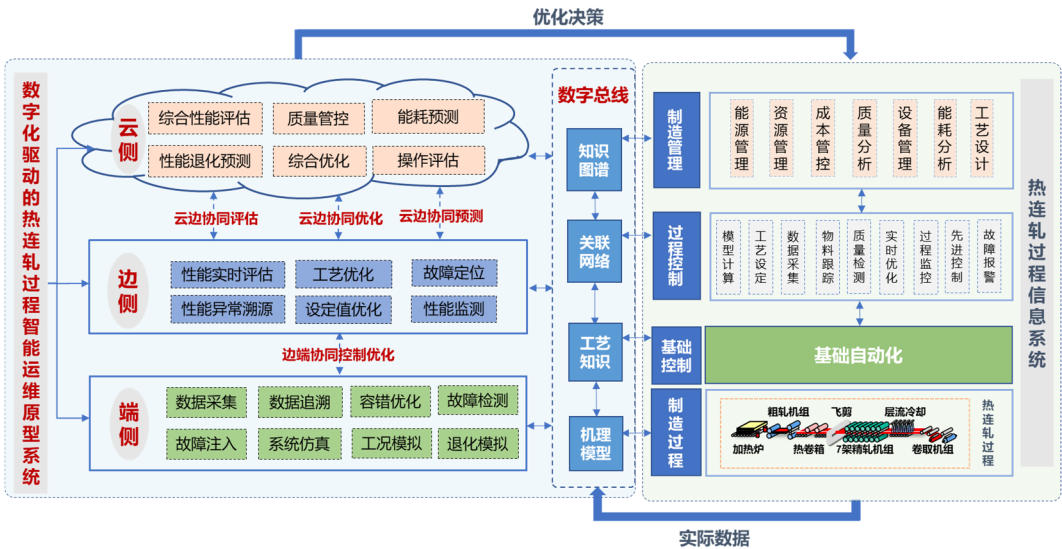


图 11 原型系统硬件及网络配置示意图

热连轧过程数字主线平台功能。针对热连轧过程全生命周期数据量大、来源多、实时性和可靠性要求高的特点，分别针对热连轧过程各层级系统建立数据管理系统。结合现场总线、工业以太网、无线网络等传输技术，综合考虑传输效率、能量均衡、可靠性与时延等性能指标，构建“云边端”实时数据传输网络，并利用 OPC UA 架构实现跨系统、跨层级的互联互通以及多种通信协议的兼容和转换，实现数据的组织存储、分析计算及查询。热连轧过程智能运维功能。针对云、边、端数据维度、计算能力、实时性要求等的不同，将智能运维任务划分单元、工序、系统等不同层次的子任务，整体功能架构如图 12。



原型系统“云边端”管理平台部署在数字主线内，采用一体化管控平台，其是以在线低代码开发为基础，提供可视化的开发环境，低代码拖拽式配置开发，操作简单。能够实现云边端数据接入、多数据库融合、基础平台服务、统一数据访问、平台功能应用等功能，其如图 13 所示。

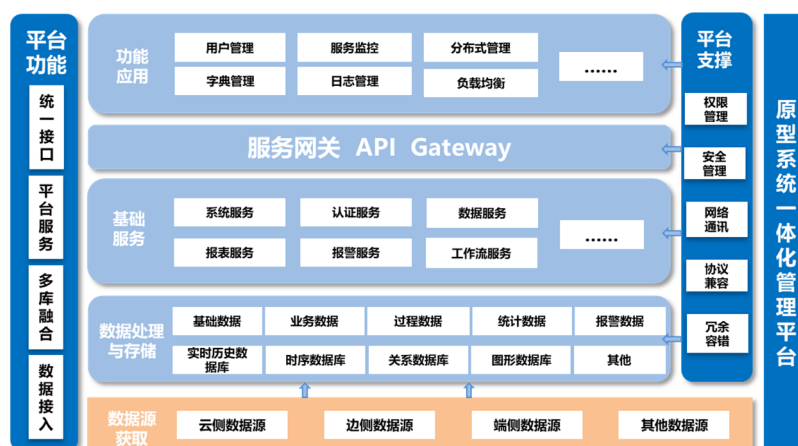


图 13 “云边端”数据管理平台

4.2 原型系统智能运维案例

4.2.1 实时数据回放与追溯

热连轧过程数据回放系统，通过 PLC 设备分别模拟工业现场带钢热连轧过程的加热炉、粗轧、精轧、卷取等主要工序，将各工序正常工作和故障注入时的数据实时上传至实时数据库。热连轧工艺全流程演示界面能够读取历史数据回放热连轧全流程，通过该页面，可以清晰直观的了解到的板坯从加热炉到粗轧机架再到精轧机架，之后经过层流冷却最终卷取的完整热连轧过程，主界面如图 14 所示，加热炉、粗轧、精轧、卷取等主要工序子界面如图 15 所示。在此基础上，结合数字主线平台中设定模型、设备模型、工艺知识、操作知识、能耗数据、缺陷数据等一系列集成数据，以钢卷号为载体，按照长度方向进行赋值，构建了与实物钢卷同步的“数字钢卷”界面，如图 16 所示。

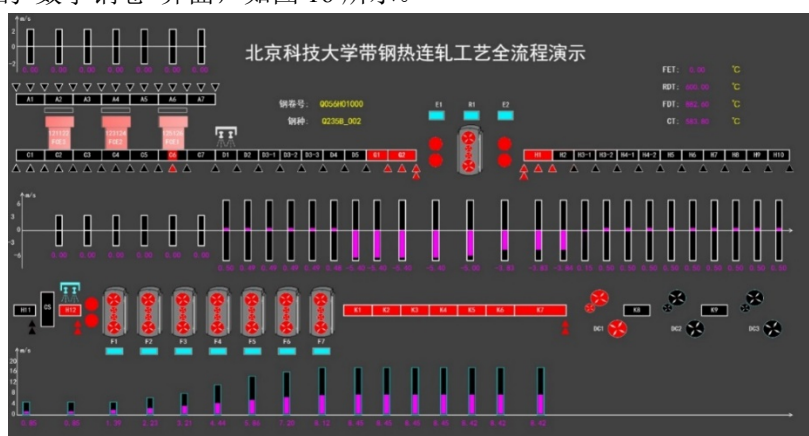


图 14 热连轧过程全流程演示主界面



图 15 热连轧过程全流程演示各工序子界面



图 16 热连轧过程“数字钢卷”可视化界面

4.2.2 “边端”协同的过程监测

“边端”协同的过程监测方法，“边”侧数据管理和计算平台和“端”侧数据采集和预处理平台。“端”侧负责分布式地采集大量实时数据，以及对原始数据进行预处理。“边”侧对应了工业过程的相应工序，其上部署了大量过程监测算法，接收到来自“端”侧的数据后，根据自身算法对过程的子工序进行监测，便于“云”侧集成“边”侧监测结果，实现对工业过程全流程的实时监控，图 17 为实际过程监测结果。

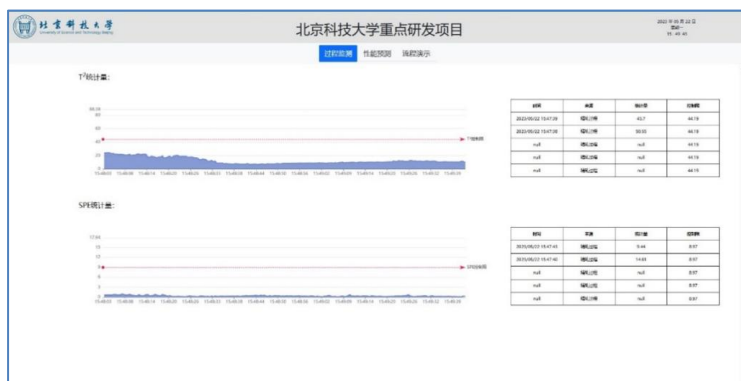


图 17 “边端”协同的过程监测结果

4.2.3 “云边端”协同的性能预测

为了满足热连轧过程强实时性的要求,“云边端”协同的性能预测方法应运而生。首先,由“端”侧采集大量实时,通过简单预处理并按照不同工序上传到对应的“边”侧。“边”侧部署了各种算法,对数据进一步处理,以满足“云”侧计算的需求。“云”侧具有超强的算力,因此将预测算法部署在其上,以充分发挥“云”侧计算的性能优势,高速实时的给出预测结果。“云”侧不断根据大量历史和实时数据训练模型,更新模型参数。而“边”侧可以根据自身算法以及“端”侧上传的数据不断优化“云”侧模型参数,以实现预测模型的持久高效,图 4-8 为实际过程监测结果。



图 18 “云边端”协同的力学性能预测结果

参考文献:

- [1] 柴天佑, 刘强, 丁进良, 等. 工业互联网驱动的流程工业智能优化制造新模式研究展望[J]. 中国科学: 技术科学, 2022, 52(1): 14-25.
- [2] 周济. 智能制造——“中国制造 2025”的主攻方向[J]. 中国机械工程, 2015(17): 2273-2284.
- [3] 桂卫华, 曾朝晖, 陈晓方, 等. 知识驱动的流程工业智能制造[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(9): 1345-1360.
- [4] 王国栋, 张殿华, 孙杰. 建设数据驱动的钢铁材料创新基础设施 加速钢铁行业的数字化转型[J]. 冶金自动化, 2023, 47(1): 2-9.
- [5] F. Tao, Q.L. Qi. Make more digital twins[J]. Nature, 2019, 573 (7775): 490-491.
- [6] 杨林瑶, 陈思远, 王晓, 等. 数字孪生与平行系统: 发展现状、对比及展望[J]. 自动化学报, 2019, 45(11): 2001-2031.
- [7] 彭开香, 马亮, 张凯. 复杂工业过程质量相关的故障检测与诊断技术综述[J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 349-365.
- [8] K.X. Peng, K. Zhang, J. Dong, X. Yang. A new data-driven process monitoring scheme for key performance indicators with application to hot strip mill process[J]. Journal of the Franklin Institute, 2014, 351(09): 4555-4569.
- [9] D.H. Zhou, Y.H. Zhao, Z.D. Wang, X. He, M. Gao. Review on diagnosis techniques for intermittent faults in dynamic systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(3): 2337-2347.
- [10] C.F. Zhang, K.X. Peng, J. Dong. A lifecycle operating performance assessment framework for hot strip mill process based on robust kernel canonical variable analysis[J]. Control Engineering Practice, 2021, 107: 104698.
- [11] 董洁, 张伟, 彭开香, 马亮. 一种面向工业过程的质量异常检测与故障量化评估方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(10): 2406-2415.
- [12] 孙一康. 带钢热连轧的模型与控制[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2002.
- [13] 唐鹏, 彭开香, 董洁. 一种新颖的深度因果图建模及其故障诊断方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(6): 1616-1624.
- [14] K. Zhang, K.X. Peng, S.S. Zhao, F. Wang. A novel feature-extraction-based process monitoring method for multimode processes with common features and its applications to a rolling process[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(9): 6466-6475.