中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION

基于端边云协同和MIRF_WPSO的流程工艺参数自适应实时优化模型

刘孝保, 李佳炜, 刘鑫, 易斌, 顾文娟, 阴艳超, 姚廷强

引用本文:
刘孝保,李佳炜,刘鑫,易斌,顾文娟,阴艳超,姚廷强. 基于端边云协同和MIRF_WPSO的流程工艺参数自适应实时优化模型[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2447-2456.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0497

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题

Robust optimization based medical resource allocation problem in cloud healthcare system

控制与决策. 2021, 36(2): 469-474 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0455

双重驱动的果蝇优化算法及其在PID控制器中的应用

Double drive fruit fly optimization algorithm and its application in PID controller

控制与决策. 2021, 36(9): 2225-2233 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0046

基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination

控制与决策. 2021, 36(9): 2257-2266 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102

基于自适应正态云模型的灰狼优化算法

Grey wolf optimization algorithm based on adaptive normal cloud model

控制与决策. 2021, 36(10): 2562-2568 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0233

基于改进堆叠自动编码器的循环冷却水系统工艺介质温度预测控制方法

Predictive control method of process medium temperature in circulating cooling water system based on improved stacked auto encoders

控制与决策. 2020, 35(12): 2835-2844 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0694

基于端边云协同和MIRF_WPSO的流程工艺参数自适应实时优化模型

刘孝保[1], 李佳炜[1], 刘 鑫[1], 易 斌[2†], 顾文娟[1], 阴艳超[1], 姚廷强[1]

(1. 昆明理工大学 机电工程学院，昆明 650500；2. 云南中烟工业有限责任公司 技术中心，昆明 650231)

摘 要: 针对流程工业生产过程中因工序间相互耦合、工艺数据量庞大且处理时延高而导致的工艺参数优化实时性难以保证的问题, 提出一种基于端边云协同和MIRF_WPSO的流程工艺参数自适应实时优化模型. 首先, 基于边缘计算技术搭建多源异构流程工艺参数端边云协同实时优化架构; 其次, 构建基于互信息随机森林MIRF和自适应惯性权重粒子群WPSO的工艺参数优化算法MIRF_WPSO, 并将MIRF_WPSO算法部署在边缘端以实现工艺参数的实时优化, 同时通过在云端部署自更新机制来实现边缘端算法模型的自感知更新, 从而形成集算法训练-更新-调用的端边云高效协同自动化闭环网络; 最后, 搭建实验平台, 实验结果表明, “端-边-云”协同模式可以有效缓解云端计算压力, 能够实时、高效地对流程工艺参数进行自优化调控, 将质量指标平均标偏从1.86 %降到1.25 %, 优化速度提高11.4 %, 为流程工业生产过程智能化进一步发展提供新的思路.

关键词: 边缘计算；流程工业；工艺参数优化；端边云架构；边云协同；边边协同

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0497

引用格式: 刘孝保, 李佳炜, 刘鑫, 等. 基于端边云协同和MIRF_WPSO的流程工艺参数自适应实时优化模型[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2447-2456.

Adaptive real-time optimization model of process parameters based on end-edge-cloud collaboration and MIRF_WPSO

LIU Xiao-bao[1], *LI Jia-wei*[1], *LIU Xin*[1], *YI Bin*[2†], *GU Wen-juan*[1], *YIN Yan-chao*[1], *YAO Ting-qiang*[1]

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering，Kunming University of Science and Technology，Kunming 650500，China；2. Technology Center，China Tobacco Yunnan Industry Co. Led.，Kunming 650231，China)

Abstract: In view of the problem that it is difficult to guarantee the real-time optimization of process parameters due to the mutual coupling between processes, the large amount of process data and high processing delay in the process industrial production process, an adaptive real-time optimization model of process parameters based on end-edge-cloud collaboration and MIRF_WPSO is proposed. Firstly, an end-edge-cloud collaborative real-time optimization architecture for process parameters of multi-source heterogeneous processes is built based on edge computing technology. Then, a process parameter optimization algorithm based on mutual information random forest and adaptive inertia weighted particle swarm(MIRF_WPSO) is constructed, which is deployed at the edge to realize real-time optimization of process parameters, while a self-aware update mechanism is deployed at the cloud to realize an efficient automated closed-loop network of algorithm training-updating-recall. Finally, an experimental platform is built, and the experimental results show that the “end-edge-cloud” collaborative mode effectively relieves the computational pressure on the cloud, and enables real-time and efficient self-optimized regulation of process parameters. The average standard deviation of quality index is reduced from 1.86 % to 1.25 %, and the optimization speed is increased by 11.4%, providing new ideas for the further development of intelligent production processes in process industries.

Keywords: edge computing；process industry；process parameter optimization；end-edge-cloud architecture；edge-cloud collaboration；edge-edge collaboration

收稿日期: 2023-04-18；**录用日期:** 2023-12-31.
基金项目: 云南省重大科技专项计划项目(202302AD080001).
责任编委: 邓庆绪.
†通讯作者. E-mail: yxyibin@126.com.

0 引 言

流程工业是制造业的重要组成部分,包括石化、冶金、建材、轻工和电力等行业,是我国国民经济和社会发展的重要支柱产业[1]. 流程工业工艺过程包含一系列复杂的物理或化学变化过程,工序间耦合性强、反应机理复杂,且数据具有时序性[2],难以建立精确的数据模型. 在流程生产过程中,如何及时、准确地对生产过程中工艺参数及质量指标的波动情况、设备运行状态进行实时全面感知,并建立各工序协同优化策略以保证生产过程的稳定运行,是保障流程工业工艺参数全局优化实时性及准确性的关键[3]. 因此,探究流程工艺参数的实时高效智能优化决策,提高流程制造生产全流程的自感知和自优化决策能力,对流程工业生产过程具有重要意义.

目前,国内外关于流程工艺参数优化的相关研究主要集中在基于数据建模的优化方法、基于数据驱动的优化方法和基于机器学习与智能优化算法结合的优化方法. 其中:喻黎明等[4]采用多目标正交试验方法分析关键参数对综合指标的影响,效果较好;张颖等[5]采用多元回归法和响应面法建立数学模型,并进行优化以获得最佳工艺参数;刘孝保等[6]提出一种采用DNN网络作为适应度函数,并融合CPSO群体智能优化算法实现工艺参数寻优的方法,效果较好;吴贤国等[7]提出一种结合随机森林与带精英策略的非支配排序遗传算法的混合模型,进行多目标配合比优化,实验结果较好.

虽然上述方法在一定程度上提高了工艺参数优化的准确率,但均需将工业数据上传至云服务器集中处理[8],未充分考虑时延问题在流程生产过程中的影响. 因此,如何提高设备间的协同性、降低数据处理时延是目前促进流程工业向智能化生产模式转变的核心问题[9-10]. 随着5G技术[11]及边缘智能的蓬勃发展,制造业涌现出了许多流程工业智能制造系统与工业互联网深度融合的新模式[12-13]. 其中,边缘计算因其更加靠近数据源[14],能就近提供边缘智能服务[15]而成为缓解网络数据洪流的有效方法之一[16]. 随着云计算应用服务需求日益增长,引入边缘计算可以有效提高流程工业多工序生产环境下工艺参数的实时优化速度[17].

基于上述问题,本文提出一种基于端边云协同和MIRF_WPSO的流程工艺参数自适应实时优化模型. 首先,基于边缘技术搭建多源异构流程工艺参数端边云协同实时优化架构;其次,构建互信息随机森林(mutual information weighted random forest, MIRF)质量指标预测算法,在降低模型大小的同时提高模型精度,将MIRF作为自适应惯性权重粒子群算法(weight particle swarm optimization, WPSO)的适应度函数进行工艺参数寻优,形成优化算法MIRF_WPSO;然后,在边缘端部署MIRF_WPSO算法以实现工艺参数实时优化,通过边边协同共享数据实现流程工艺的全局优化,同时在云端部署自更新机制以实现边缘端算法模型的自感知更新,从而形成集算法训练-更新-调用的端边云高效协同[18]自动化闭环网络;最后,搭建实验平台,并采用某大型流程工业生产过程离线数据进行验证,结果表明,“端-边-云”协同模式可有效缓解云端计算压力,能够实时高效地对流程工艺参数进行自优化调控,将质量指标平均标偏从1.86 %降到1.25 %,优化速度提高11.4 %,为解决流程制造过程中工艺参数实时优化控制问题提供一种新的方法和技术手段.

1 流程工业多工序工艺参数优化问题分析

流程工业生产过程具有工序间耦合性较强、工艺数据量庞大、数据处理时延高、生产过程受环境影响较大等特性. 以某流程工业制丝生产过程为例,包括6个主要工序:工序A(松散回潮)、工序B(一次加料)、工序C(二次加料)、工序D(叶丝干燥)、工序E(比例掺配)、工序F(加香). 其中:A的质量指标对B的生产过程具有交叉关联的作用,C的质量指标对D的生产过程具有交叉关联的作用. 制丝生产流程如图1所示.

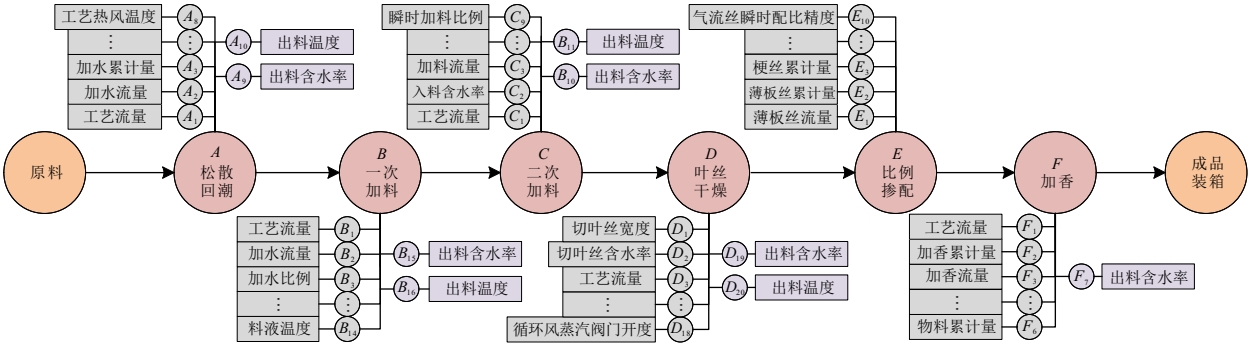

图1 制丝生产流程示意

由于工艺流程较长,上游工序对最终出料含水率的影响难以精确判断,使得最终质量波动较大. 为保证最终出料含水率符合标准,必须有效控制上游工序的工艺参数,使原料误差最小,从而使得下游工序产品质量更加稳定[19]. 因此,其优化难点可总结如下:

1) 流程生产过程耦合性强. 流程工业由系列相关却又各自独立的生产工序所组成,各工序间、工序内部间相互制约,任意环节出现问题都可能对产品的最终质量造成重大影响.

2) 数据处理时延较高. 传感器将采集的海量数据上传至云端服务器进行处理,随着工业数据的不断增加,云平台计算压力越来越大,无法对计算任务快速响应.

3) 生产过程受环境影响较大. 季节、时间等不同时段的环境因素影响(如温度、湿度)会造成某些工艺参数波动较大,直接影响到产品质量,导致整个生产系统模型结构处于动态变化中,同样的优化模型在不同时间段具有不同的预测精度及优化效果.

2　端边云协同的流程工艺参数优化模型架构

2.1　端边云总体架构及流程

针对流程工业工序间耦合性强、数据处理时延较高、生产过程受环境影响较大的问题,本文提出一种端边云协同模型(edge cloud collaboration model, ECCM),该模型分为终端设备层、边缘层和云平台层3部分,其总体框架如图2所示.

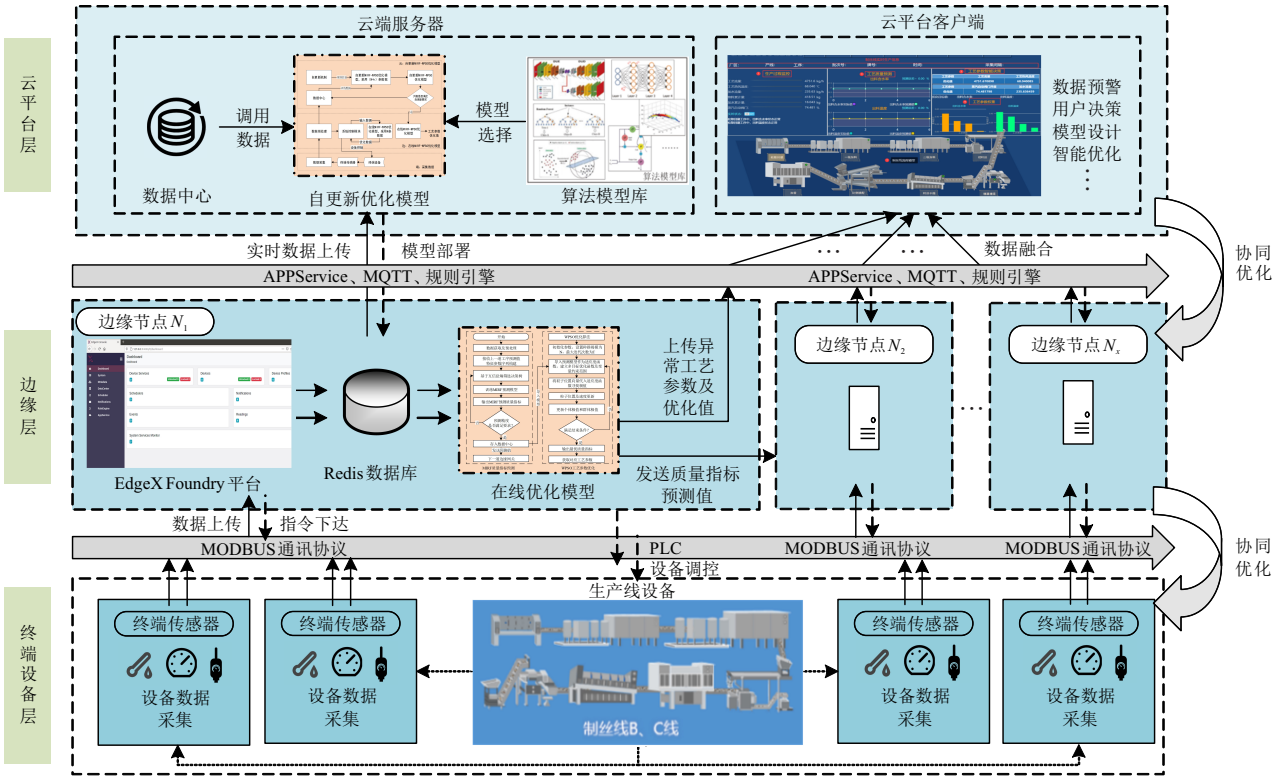

图 2　基于端边云协同的流程工艺参数自适应实时优化框架

1) 端——终端设备层(terminal layer, TL): 终端设备层部署有温湿度传感器、金属探测传感器等多源异构数据采集器以及PLC等设备,负责采集每道工序的工艺参数和质量指标及运行控制系统,将数据上传至相应的边缘网关节点(edge gateway node, EGN).

2) 边——边缘层(edge layer, EL): 边缘层由若干个EGN组成,采用EdgeX Foundry作为边缘网关平台,通过其设备服务层连接终端传感器. 每个EGN根据不同工序的参数差异,定义不同的在线MIRF_WPSO优化算法. 首先,EGN接收传感器数据,将工艺参数及质量指标异常值上传至云平台层进行数据预警,触发EGN自动执行在线MIRF_WPSO算法,进行质量指标预测及工艺参数优化决策;其次,将工艺参数优化值及模型预测精度上传至云平台层;最后,将质量指标值传到下一边缘网关作为下一道工序的算法模型,输入参数进行边-边协同(edge-side collaboration, ESC)优化.

3) 云——云平台层(cloud layer, CL): 云平台层包含服务器及客户端. 云平台层接收 $N_1 \sim N_x$ 的模型预测精度、工艺参数及质量指标异常值并进行实时在线展示,提供决策建议. 在线MIRF_WPSO优化模型采用 N 条离线数据进行训练并部署,云端的自更

新MIRF_WPSO优化模型采用当前及以前所有时刻下的$(N+k)$数据进行更新,当边缘层模型精度低于云端模型精度时,触发自更新机制以更新边缘层算法模型参数,从而保证算法精度. 将工艺参数优化结果进行数据融合,融合结果为

$$P^* = \{x_1^*, x_2^*, \ldots, x_n^*\}. \tag{1}$$

其中: x_i^*为融合之后的工艺参数, P^*为融合之后的工艺参数集合, n为融合之后工艺参数的个数.

此处采用的融合策略为降维筛选,参考文献[20]中的降维方法,筛选出对最终质量指标相关性较高的25个工艺参数.

2.2 端边云协同优化机制

为了实时监控工艺参数、质量指标数据,分析其波动情况,实时、高效地对关键工艺参数进行优化决策调控,本文构建如图3所示的端边云协同优化机制.

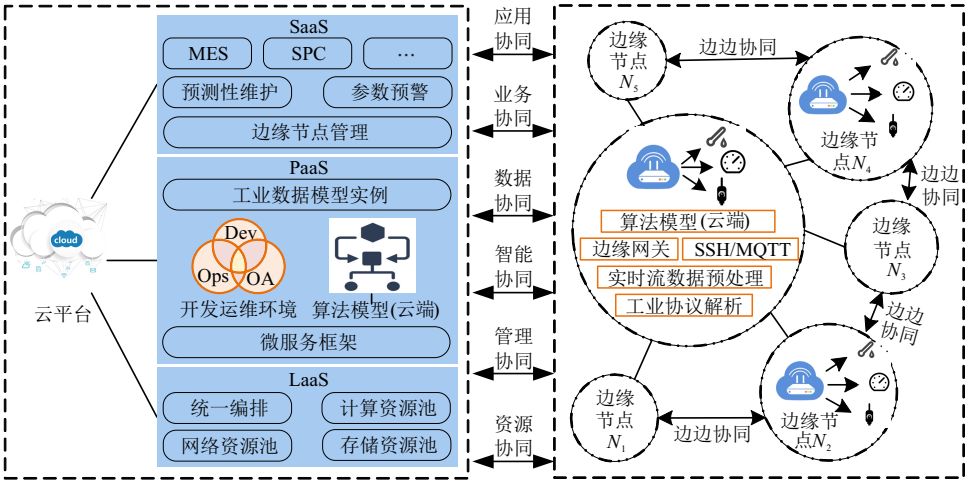

图3 端边云协同优化示意

EGN在边缘端进行数据预处理及预测优化,利用MQTT将过滤后的数据传输到云平台,减少网络堵塞;在线MIRF_WPSO优化模型进行质量指标预测及工艺参数优化并将数据上传云端,形成边-云协同(edge-cloud collaboration, ECC),将质量指标预测值传输至下一工序形成边-边协同(ESC). ESC是通过上游质量指标来控制下游工艺参数的关键,将上游数据与下游边缘节点共享,能够更精确快速地实现工艺参数优化. 以第s道工序为例,步骤如下:

step 1: 采集EGNN_{s+1}实时工艺参数集$P=\{x_1, x_2, \ldots, x_k\}$, k为EGNN_{s+1}工艺参数个数;

step 2: 调用EGNN_s质量指标预测值$Q^*=\{Q_1, Q_2, \ldots, Q_j\}$, j为EGNN_s质量指标个数;

step 3: 融合P、Q^*为EGNN_{s+1}中MIRF_WPSO优化模型输入参数;

step 4: 输出EGNN_{s+1}质量指标预测值$Q'^*=\{Q'_1, Q'_2, \ldots, Q'_m\}$, m为EGNN_{s+1}质量指标个数;

step 5: 将$Q'^*=\{Q'_1, Q'_2, \ldots, Q'_m\}$传入EGN$N_{s+2}$及云平台C.

ECC是实时更新边缘端在线优化模型的关键,以第s个边缘节点为例,每6 s采集一次数据,步骤如下:

step 1: 假定采集时间为t,云平台层接收第t秒时边EGNN_s上传的质量指标预测值及第$(t+6)$ s的质量指标实际值.

step 2: 云端服务器判断该工序在线MIRF_WPSO优化算法模型精度.

step 3: 若符合精度要求,则将数据存入云端数据中心;若不符合精度要求,则下发指令更新该工序的在线MIRF_WPSO优化算法超参数.

step 4: EGNN_{s+1}接收指令更新算法超参数.

3 工艺参数自适应优化算法模型构建

为了提升流程工艺参数自优化决策能力,文献[21]提出一种基于互信息的随机森林质量指标预测算法,通过采集工艺参数及质量指标的大量数据,构建由在线MIRF_WPSO优化模型、自更新MIRF_WPSO优化模型和自更新机制构成的自适应优化算法模型[22].

3.1 MIRF_WPSO算法构建

3.1.1 互信息随机森林预测模型

随机森林是一种以决策树为基本分类器的集成学习模型[23],具有准确率极高、能够有效在大数据集上运行、不易过拟合、超参数少等优点. 随机森林是由$\{h(X,\theta_j),\ j=1,2,\ldots,b\}$构成的组合模型,模型的预测平均泛化误差可表示为$E_{X,Y}(Y-h(x))^2$. 当

决策树棵数接近无穷大时,单棵回归树的平均泛化误差$\mathrm{PE}^*(\mathrm{tree})$表示为

$$\mathrm{PE}^*(\mathrm{tree}) = E_\theta E_{X,Y}((Y-h(X,\theta))(Y-h(X,\theta^*))). \tag{2}$$

对于所有的θ,都能得到$E(Y)=E_X h(X,\theta)$,故

$$\mathrm{PE}^*(\mathrm{forest}) \leqslant \rho \mathrm{PE}^*(\mathrm{tree}). \tag{3}$$

其中:ρ表示$Y-h(X,\theta)$与余项$Y-h(X,\theta^*)$之间的权重相关系数,θ与θ^*彼此相互独立.

传统随机森林算法决策树较多,树的相似度较高,会导致模型冗余,无法满足实时性较高的场景;同时在计算决策树均值时,所有决策树权重一样,没有考虑到其差异性. 基于上述问题,本文提出一种基于互信息的随机森林算法MIRF,算法流程如图4所示.

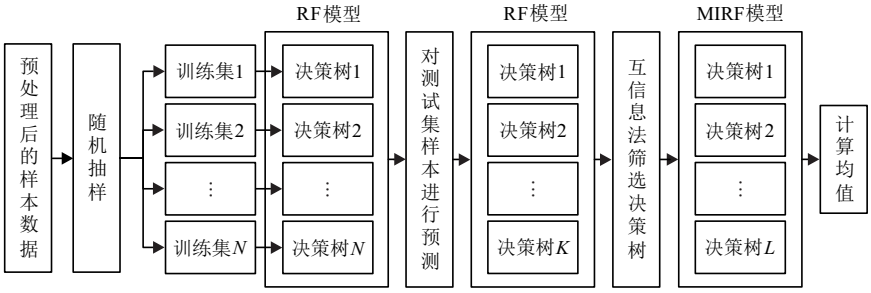

图4　基于互信息的随机森林算法

首先通过有放回的重复抽样构建N个训练集,生成N棵决策树,以两两决策树之间的相关性为标准筛选出K棵决策树(K为相关性小于阈值的决策树数量,$K \leqslant N$);再以决策树与质量指标实际值之间的互信息值为标准进一步筛选出L棵决策树(L为精度大于阈值的决策树数量,$L \leqslant K$),将评价精度转化为均值权重,形成精度较高且相互独立的高质量决策树组合. 决策树D和质量指标实际值Y的互信息熵公式为

$$I(D;Y)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} p(d_i,y_j)\log\frac{p(d_i,y_j)}{p(d_i)p(y_j)}. \tag{4}$$

其中:$D=\{d_1,d_2,\ldots,d_n\}$表示n棵决策树的输出值合集,$Y=\{y_1,y_2,\ldots,y_n\}$表示质量指标实际值合集,$p(d_i,y_j)$表示当$d=d_i$和$y=y_i$时的概率.

1) 离线数据预处理:通过3σ法剔除异常数据,采用Pearson相关系数对工艺参数和质量指标进行相关性分析,然后进行数据归一化. 有

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}. \tag{5}$$

其中:x_i为工艺参数,$x_{\max}$为各工艺参数最大值,$x_{\min}$为各工艺参数最小值,x_i^*为归一化后的数据.

2) 建立训练模型:首先确定训练集D和测试集T,随机抽选因变量的部分观测数据,重复抽取K次得到K个训练集,在每棵树的内部节点处随机选取m_{try}个自变量作为备选分支,从m_{try}个自变量中确定最优分枝,通过设定树的棵数n_{try}确定终止条件,从中选择重复度最高的树组成随机森林R.

3) 获取预测结果:以第s道工序为例,将测试集T输入到随机森林R中进行质量指标预测,将所有决策树输出的平均值作为随机森林的预测结果,即

$$f_r^s(x^s)=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} h_i(x^s)=Q. \tag{6}$$

其中:$f_r^s(x^s)$为第s道工序质量指标预测值,$h_i(x^s)$为第s道工序单个决策树预测值.

将第s道工序的质量指标预测值Q^*及第$s+1$道工序的工艺参数P共同作为预测模型输入参数,输出第$s+1$道工序的质量指标预测值Q'^*,预测结果为

$$f_r^{s+1}(x^{s+1})=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} h_i(x^{s+1})=Q'^*, \tag{7}$$

$$x^{s+1}=\{x^s, f_r^s(x^s)\}. \tag{8}$$

其中:$f_r^{s+1}(x^{s+1})$为第$s+1$道工序质量指标预测值,$h_i(x^{s+1})$为第$s+1$道工序单个决策树预测值.

预测模型采用拟合优度R^2、平均绝对误差MAE、均方误差MSE指标评价模型预测精度,即

$$R^2 = 1-\frac{\sum_{i=1}^{n} y_i-\hat{y}_i{}^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y}_i)^2}, \tag{9}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i-1}^{m}|y_i-\hat{y}_i|, \tag{10}$$

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{m}\sum_{i-1}^{m}(y_i-\hat{y}_i)^2. \tag{11}$$

其中:n为测试集样本个数;$y_i(i=1,2,\ldots,l)$为第i个样本的真实值;$\hat{y}_i(i=1,2,\ldots,l)$为第$i$个样本的预测值;$\bar{y}_i$为测试集样本数据真实值的平均值.

3.1.2 MIRF-WPSO工艺参数多目标优化

粒子群优化算法是一种全局随机搜索算法,在标准PSO基础上加入自适应惯性权重w构建WPSO算法可有效提升全局寻优能力,算法流程如图5所示.

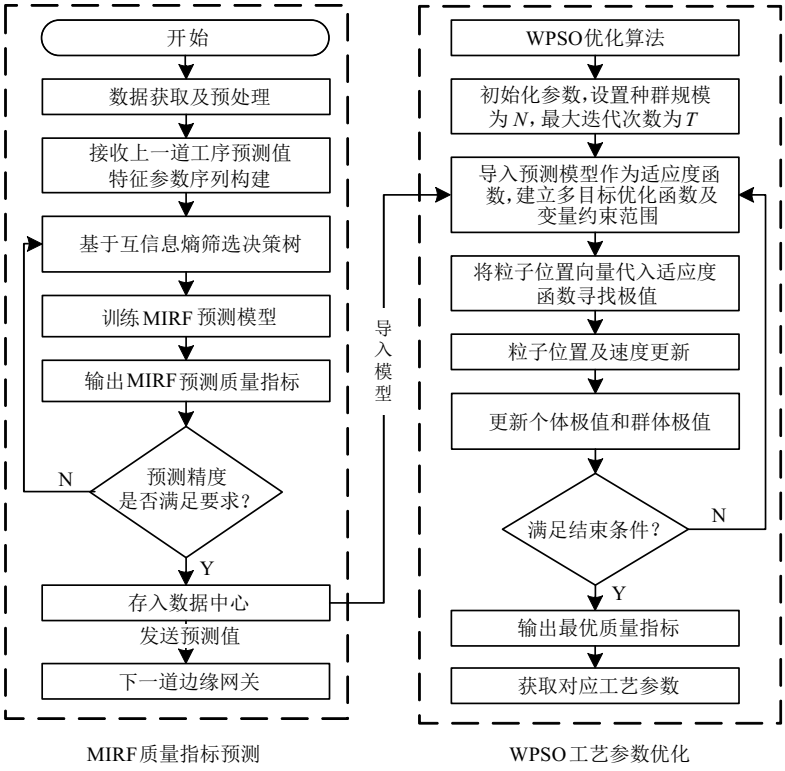

图5 MIRF_WPSO优化算法流程

1) 建立目标约束条件.

根据制丝行业标准及日常最大最小波动范围,对各变量即工艺参数设定限制范围,有

$$\forall x \in (x^i_{\min} x^i_{\max}). \tag{12}$$

其中: $x^i_{\min}$为该工艺参数历史最小值, $x^i_{\max}$为该工艺参数历史最大值.

2) 建立多目标优化函数.

流程工艺参数优化是一个多目标优化问题,其复杂性在于:生产过程具有连续性,每道工序有各自的工艺参数及质量指标要求;生产过程呈现动态性、高度非线性及不确定性等特征[24]. 所以引入MIRF预测算法代替传统的数学函数作为WPSO算法中的适应度函数,以表征输入输出间的高度非线性关系. 选择质量指标预测值和标准值偏差绝对值最小为优化的目标函数,根据车间经验对单个目标函数进行加权,确定质量指标的工艺参数帕累托最优组合[25],即

$$\begin{cases} \min R(x) = k_1\delta_1 + k_2\delta_2 + \ldots + k_m\delta_m; \\ \text{s.t}\ \min x_i < x_i < \max x_i,\ i = 1, 2, \ldots, k. \end{cases} \tag{13}$$

其中: $R(x)$为多目标优化函数, $k_i\,(1 \leqslant i \leqslant m)$为经验权重, $\delta_i\,(1 \leqslant i \leqslant m)$为单目标优化函数, $x = (x_1, x_2, \ldots, x_k)^{\mathrm{T}} (k \geqslant 1)$为工艺参数合集.

3) 多目标优化求解.

本文在标准PSO中引入自适应惯性权重w,以提高其全局搜索能力. w的更新公式如下:

$$w = w_{\max} - l(w_{\max} - w_{\min})/\text{iter}. \tag{14}$$

其中: w为惯性权重, $w_{\max}$、$w_{\min}$为最大、最小惯性因子, iter为迭代次数, l为遍历迭代次数.

① 初始化参数. 设置最大迭代次数$N_{\max}$、位置和速度范围,粒子初始位置$Z_i{}^{(0)}$和初始速度$V_i{}^{(0)}$,以及粒子群规模M等参数.

② 根据式(14)更新粒子的惯性权重,再根据下式更新粒子的速度$V_i{}^{(k)}$和位置$Z_i{}^{(k)}$:

$$V_{id}{}^{(k+1)} = wV_{id}^{(k)} + c_1r_1(P_{id}{}^{(k)} - Z_{id}{}^{(k)}) + c_2r_2(P_{gd}{}^{(k)} - Z_{id}{}^{(k)}), \tag{15}$$

$$Z_{id}{}^{(k+1)} = Z_{id}{}^{(k)} + V_{id}{}^{(k+1)}. \tag{16}$$

其中: k为迭代次数, $k = 0, 1, \ldots$; r_1、r_2为$[0, 1]$之间的随机数; c_1、c_2为学习因子; w为惯性权重; $P_{id}{}^{(k)}$为当前粒子局部最优值; $P_{gd}{}^{(k)}$为全局最优值.

③ 根据式(13)在迭代中计算每个粒子的适应度函数值. 若不满足结束条件,则转到②;否则,输出最优适应度函数值. 通过最优适应度函数值便可获取其对应的工艺参数帕累托最优组合.

3.2 MIRF_WPSO自更新机制

为保证优化模型精度符合标准,采用自更新机制在线监控边缘端模型预测精度,当不满足精度要求时,通过云端更新边缘端模型超参数. 以工序A为例,其质量指标Q_A的预测精度范围为$[-\delta,\delta]$,自更新机制采用以下指标:

$$\mathrm{ACC}_A = 1 - \left|\frac{Q_A - {Q_A}^*}{Q_A}\right|. \tag{17}$$

其中: ACC_A为质量指标预测精度,Q_A为质量指标实际值,${Q_A}^*$为质量指标预测值. 当在线优化模型预测精度小于ACC_A时,对模型进行更新.

4 应用实例

4.1 实验数据与环境

实验采用某流程型制造企业制丝工序2018年1月1日～1月9日预处理后的5 444条数据进行验证,将MIRF-WPSO算法分别部署在各个边缘节点中,MIRF作为适应度函数,WPSO进行寻优,反向求出工艺参数优化值. 本实验所用数据为松散回潮工序数据,对应边缘节点N_1. 实验数据如表1所示.

表1　部分实验数据一览

工序名称	工艺流量	汽水混合自动阀门开度/%	蒸汽自动阀门开度/%	加水累计量/(kg/h)	加水流量/(kg/h)	物料累计量/(kg/h)	工艺热风温度/°C	加水比例/%	出料含水率/%	出料温度/°C	采集时间
松散回潮	5 997.720 2	16.509 8	50.000 0	6.364 5	137.416 3	344.517 2	58.314 4	1.840 6	16.024 6	43.614 1	2018/01/01
松散回潮	5 991.284 2	16.420 1	50.000 0	6.592 4	137.211 9	354.514 1	58.383 8	1.853 7	16.080 6	44.604 3	2018/01/01
松散回潮	5 994.273 4	16.365 8	50.000 0	6.821 9	136.109 8	364.545 4	58.441 3	1.865 6	16.128 9	45.594 5	2018/01/01
松散回潮	5 979.287 6	16.340 7	50.000 0	7.046 0	134.762 4	374.488 1	58.478 0	1.876 4	16.168 4	46.584 8	2018/01/01
松散回潮	5 983.494 6	16.357 7	49.919 4	7.270 6	132.628 4	384.457 1	58.504 6	1.886 5	16.199 8	47.580 9	2018/01/01
松散回潮	5 999.151 9	16.310 2	48.449 4	12.362 8	133.073 9	613.132 0	58.478 2	2.015 0	16.470 0	57.535 9	2018/01/01
松散回潮	6 014.939 5	16.358 0	48.384 0	12.621 1	131.660 8	624.847 2	58.487 9	2.017 7	16.569 6	57.565 2	2018/01/01
松散回潮	5 998.530 8	16.552 4	48.503 0	12.834 8	126.999 6	634.810 1	58.356 0	2.020 8	16.670 4	57.588 7	2018/01/01
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
松散回潮	6 004.931 2	16.618 8	48.603 3	13.268 9	131.566 2	654.792 0	58.226 4	2.025 1	16.829 3	57.600 4	2018/01/01

为防止优化后的数值波动过大,根据制丝标准及最大最小波动范围确定其约束条件,如表2所示.

表2　松散回潮工艺参数及质量指标约束条件

指标类型	符号	参数名称	约束条件
工艺参数	x_1	工艺流量/(kg/h)	$5\,064 < x_1 < 6\,135$
	x_2	汽水混合自动阀门开度/%	$15.2 < x_2 < 37.0$
	x_3	蒸汽自动阀门开度/%	$41.3 < x_3 < 63.8$
	x_4	加水累计量/(kg/h)	$3.7 < x_4 < 173.6$
	x_5	加水流量/(kg/h)	$99 < x_5 < 182$
	x_6	物料累计量/(kg/h)	$222 < x_6 < 5\,959$
	x_7	工艺热风温度/°C	$54.8 < x_7 < 61.3$
	x_8	加水比例/%	$1.5 < x_8 < 2.9$
质量指标	$f_1(x)$	出料含水率/%	17 ± 1.5
	$f_2(x)$	出料温度/°C	58 ± 3.0

本文采用开源的边缘计算微服务框架EdgeX Foundry作为边缘智能网关软件,采用VM虚拟机对边缘节点相关资源进行模拟限制,设备终端与边缘节点采用工业总线连接,边缘节点与云端服务器采用千兆网线与交换机连接,局域网IP地址由路由器统一分配,设备终端、边缘节点以及云端服务器可通过IP地址访问,实验环境信息如表3所示.

表3　边缘节点与云端服务器硬件参数

平台	名称	系统及配置	内存	数量	备注
云端服务器	主机	Windows10 CPU:i7-10700 GPU:RTX3050	16 G	1	部署云计算中心
边缘层	VM虚拟机	Ubuntu16.04	4 G	2	部署边缘节点、边缘网关(EdgeX Foundry)
终端设备层	工序设备	润叶加料机、烘丝机、加香机、切丝机、掺配机等	–	–	部署终端传感器

4.2 优化平台构建

图6所示为实验搭建的工艺参数实时自优化决策平台,采用Python3.0进行仿真验证,所采集数据每6 s生成一次,具体交互步骤如下.

step 1: 通过REST协议将传感器与EdgeX Foundry连接,采用MODBUS通讯协议采集工艺流量、排潮风门开度、循环风门开度、工艺热风温度等终端设备信息,将终端工艺参数和质量指标上传至边缘端.

step 2: 终端设备连接成功后,EdgeX Foundry的Metadata页面中会显示传感器的设备服务、设备名称及设备文件,如图6中①;通过Command命令查看

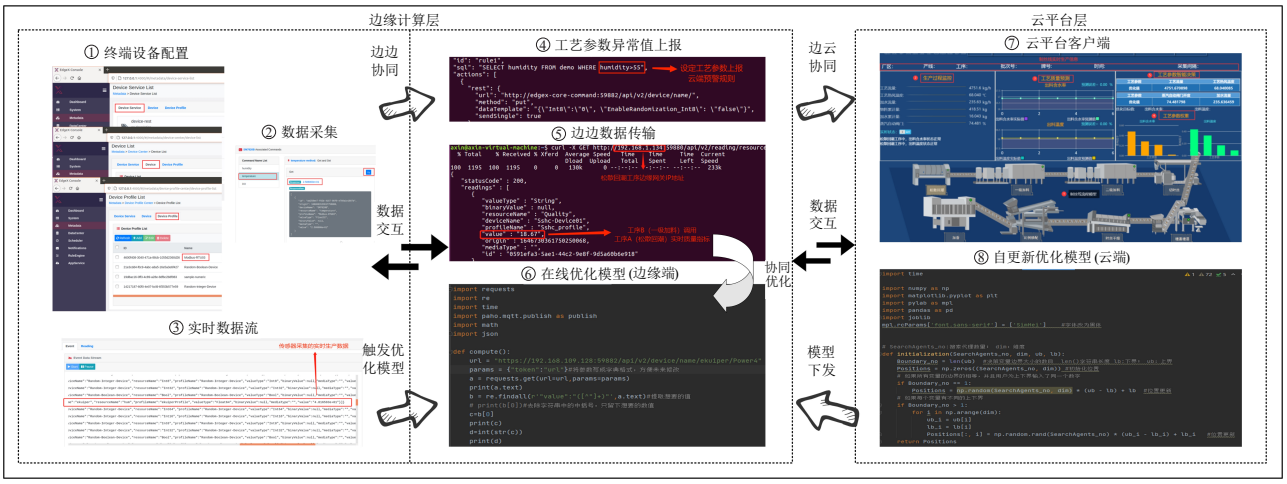

图 6 工艺参数实时自优化决策平台

终端上传的原始数据,以工序 A(松散回潮)的两个工艺参数温度、湿度为例,如图6中 ②所示.

step 3: 采用docker容器将算法模型封装在边缘端中,通过EdgeX Foundry的应用服务层中的Trigger功能将数据保存到边缘数据库Redis中. 若质量指标预测值不符合要求,则进行工艺参数自优化决策调控. 同时将质量指标预测值通过边缘网关的IP地址及API进行传输,如图6中⑤所示,边缘网关 N_1 的IP地址为192.168.1.134.

step 4: 通过EdgeX Foundry规则引擎功能将异常工艺参数上传至云平台客户端预警,如图6中 ④所示;然后通过EdgeX Foundry自带的APPservice将预测精度上传至云平台进行大屏展示.

4.3 实验结果对比分析

1) 质量预测模型对比.

以工序 A 和 B 为例进行验证. RF中 $n_$estimators 设置为130,通过互信息筛选后留下45棵决策树, $n_$jobs 为1,取25次训练平均值作为实验结果. 由表4可知,MIRF的 R^2 最高,MAE和MSE最低. 可以证明该预测模型性能最好,且与神经网络相比,MIRF具有不易过拟合、训练速度快、超参数少等优点,在更少的训练时间内可以达到与调参后的神经网络相似的准确率.

表 4 预测算法模型对比

算法	R^2	MAE	MSE	建模时间/s	测试时间/s	决策树/棵
GRU	0.542	0.495	0.982	50.519	0.365	–
BPNN	0.762	0.232	0.198	52.360	0.134	–
KNN	0.768	0.315	0.796	0.005	0.018	–
LSTM	0.875	0.112	1.330	57.991	0.278	–
RF	0.961	0.068	0.046	11.824	0.419	130
MIRF	0.977	0.064	0.033	3.005	0.109	45

MIRF训练集拟合度较好,其测试集拟合度较训练集略差一点,相对于传统随机森林算法,MIRF降低了模型的复杂度,同时提高了运行状态评价精度.

2) 工艺参数自适应实时优化模型对比.

边缘节点通过现场工业总线连接,能够带来更低的时延及更高的带宽. 如表5所示,人工经验优化数据来自制丝生产过程的5 444条历史记录,将3种模型的 R^2、MAE、MSE及优化时延进行对比,本文所提出的优化方法均优于前两种方法,相比精度较高的离线模型,其MAE降低了0.014,MSE降低了0.022,仅需4.47 s就能获得最优工艺参数,大大高于人工优化调控的速度.

表 5 优化算法模型对比

模型	R^2	MAE	MSE	优化时延/s
人工经验优化	0.880	3.520	3.210	>100
离线优化模型	0.971	0.076	0.043	23.52
自适应实时优化模型	0.977	0.062	0.021	4.47

WPSO参数设置参考以往经验[26],设置最大迭代次数为200,粒子个数为30, $c_1=c_2=2$,最大惯性因子 $w_{\max}=0.9$,最小惯性因子 $w_{\min}=0.2$,粒子速度 $V_{\max}=0.2$. WPSO迭代到第58次时得到最佳适应度值. 优化后的松散回潮的工艺参数组合为:工艺流量5 940 /(kg/h)、汽水混合自动阀门开度16.61 %,蒸汽自动阀门开度51.35 %,加水累计量109.28 /(kg/h),加水流量129.53 /(kg/h),物料累计量5 590.28 /(kg/h),工艺热风温度57.9 °C,加水比例2.45 %. 该优化组合符合工艺参数约束条件,出料含水率为16.98 %,出料温度为57.92 °C,在人工调参的基础上将质量指标平均标

偏从1.86 %降到1.25 %,精度提升了32.8 %.

3) 端边云协同优化性能分析.

对制丝生产过程进行数据量分析,4条生产线每6 s采集一次数据,一天可采集144 000条数据,约2 GB. 为比较端边云协同计算与传统云计算所消耗的数据流量,分别将本文所提出的算法以传统云计算方式和端边云协同计算方式进行部署,取云端节点$N = 1$,边缘计算节点$K = 0, 1, 2, 3, 4, 5$,结果如表6所示.

表6　传统云与端边云协同上云数据流量对比

计算框架	云端节点N	边缘节点K	数据总量/GB	上云/GB	推理模式
传统云	1	0	2.0	2.0	云上训练 云上推理
端边云协同	1	1	2.0	1.70	云上训练 边缘推理
	1	2	2.0	1.50	
	1	3	2.0	1.10	
	1	4	2.0	0.80	
	1	5	2.0	0.50	

从表6可知:传统云采用云上训练、云上推理的方式,上云数据流量较大;而端边云协同方式因采用云上训练、边缘推理的方式,大部分数据直接在边缘端进行计算,减少了上云数据流量,且上云数据流量随着边缘节点数量的增加而减少,从而提高了网络运行效率,为工艺参数优化的实时性提供了保证.

5　结　论

本文所提出的“端-边-云”协同模式已在制丝智能车间质量指标实时预测及工艺参数优化中进行了应用,应用后工艺参数优化决策响应速度稳定提升80 %以上,质量指标平均偏差从1.86 %降到了1.25 %,精度提升32.8 %,可达97.7 %,产品综合质量与产品目标设计值的符合度得到较大提升,可在流程生产环境下实现各工序的高效协同. 同时,该模型能减少数据传输流量,有效减少边-云通信压力,缓解网络堵塞问题,能够实时、准确地进行工艺参数优化控制,为流程工业工艺生产过程智能化进一步发展提供了新的思路. 下一步将针对物料在动态变化中的时序性特点构建时序网络,探究关键参数对质量指标影响的动态时序节点,在此基础上研究模型的轻量化部署及端边云协同框架.

参考文献(References)

[1] 褚菲, 郝莉莉, 王福利. 复杂工业过程运行状态评价方法回顾与展望[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 705-718.
(Chu F, Hao L L, Wang F L, Review and prospect of operation performance assessment methods forcomplex industrial processes[J]. Control and Decision, 2024, 39(3): 705-718.)

[2] 李阿明, 侯谷庾, 王龙. 时序网络构建的理论和方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1473-1490.
(Li A M, Hou G Y, Wang L. Theory and method for constructing temporal networks[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1473-1490.)

[3] 李彦瑞, 杨春节, 张瀚文, 等. 流程工业数字孪生关键技术探讨[J]. 自动化学报, 2021, 47(3): 501-514.
(Li Y R, Yang C J, Zhang H W, et al. Discussion on key technologies of digital twin in process industry[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(3): 501-514.)

[4] 喻黎明, 曹东亮, 李久霖, 等. Y型网式过滤器多目标优化正交试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 322-333.
(Yu L M, Cao D L, Li J L, et al. Multi-objection optimization orthogonal test of Y-type screen filter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 322-333.)

[5] 张颖, 邢振雷, 宗浩, 等. 小麦秸秆纤维地膜原料打浆工艺参数优化[J]. 农业工程学报, 2020, 36(11): 248-253.
(Zhang Y, Xing Z L, Zong H, et al. Optimization of pulping process parameters for preparing wheat straw fiber mulch material[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(11): 248-253.)

[6] 刘孝保, 袁智慧, 张雨东, 等. 基于智能合约和CPSO DNN的流程工艺参数可信自决策模型[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1881.
(Liu X B, Yuan Z H, Zhang Y D, et al. A trusted self-decisioning model of process parameters optimization based on smart contract and CPSO DNN[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1881.)

[7] 吴贤国, 王雷, 陈虹宇, 等. 基于随机森林-NSGAII高性能混凝土耐久性配合比的多目标优化研究[J]. 材料导报, 2022, 36(17): 111-117.
(Wu X G, Wang L, Chen H Y, et al. Multi-objective optimization of high-performance concrete durability mix ratio based on RF-NSGAII[J]. Materials Reports, 2022, 36(17): 111-117.)

[8] 游伟, 王雪. 人行为骨架特征识别边缘计算方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 156-164.
(You W, Wang X. Study on the edge computing method for skeleton-based human action feature recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 156-164.)

[9] Aaldering L J, Song C H. Of leaders and laggards — Towards digitalization of the process industries[J]. Technovation, 2021, 105: 102211.

[10] Xu L D, He W, Li S C. Internet of things in industries: A survey[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(4): 2233-2243.

[11] Lin Y G, Wang X M, Ma H G, et al. An efficient approach to sharing edge knowledge in 5G-enabled industrial Internet of Things[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(1): 930-939.

[12] 吴秀丽, 孙琳. 智能制造系统基于数据驱动的车间实时调度[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 523-535.
(Wu X L, Sun L. Data-based real-time scheduling in smart manufacturing[J]. Control and Decision, 2020, 35(3): 523-535.)

[13] Yang T, Yi X L, Lu S W, et al. Intelligent manufacturing for the process industry driven by industrial artificial intelligence[J]. Engineering, 2021, 7(9): 1224-1230.

[14] 施巍松, 张星洲, 王一帆, 等. 边缘计算: 现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 69-89.
(Shi W S, Zhang X Z, Wang Y F, et al. Edge computing: State-of-the-art and future directions[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 69-89.)

[15] Yu Y F. Mobile edge computing towards 5G: Vision, recent progress, and open challenges[J]. China Communications, 2016, 13(S2): 89-99.

[16] Taleb T, Samdanis K, Mada B, et al. On multi-access edge computing: A survey of the emerging 5G network edge cloud architecture and orchestration[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1657-1681.

[17] Sun Y Z, Li X G, Liu Y M, et al. Edge computing terminal equipment planning method for real-time online monitoring service of power grid[C]. 2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference. Chengdu, 2019: 35-41.

[18] Jing T, Tian X T, Hu H, et al. Deep learning-based cloud-edge collaboration framework for remaining useful life prediction of machinery[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(10): 7208-7218.

[19] 任明仑, 宋月丽. 大数据: 数据驱动的过程质量控制与改进新视角[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(11): 2731-2742.
(Ren M L, Song Y L. Big data: New perspective of process quality control and improvement driven by data[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(11): 2731-2742.)

[20] 阴艳超, 张曦, 唐军, 等. 基于注意力机制-门控循环单元-BP神经网络的智能多工序工艺参数关联预测[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(2): 487-502.
(Yin Y C, Zhang X, Tang J, et al. Intelligent correlation prediction of multi-process parameters based on AM-GRU-BPNN[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(2): 487-502.)

[21] 常玉清, 孙雪婷, 钟林生, 等. 基于改进随机森林算法的工业过程运行状态评价[J]. 自动化学报, 2021, 47(9): 2214-2225.
(Chang Y Q, Sun X T, Zhong L S, et al. Industrial operation performance evaluation of industrial processes based on modified random forest[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(9): 2214-2225.)

[22] 高愫婷, 柴天佑. 端边云协同的氧化铝生产过程苛性碱浓度智能预报方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(5): 964-973.
(Gao S T, Chai T Y. Intelligent forecasting method of caustic concentration in alumina production process based on end-edge-cloud coordination[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(5): 964-973.)

[23] Breiman L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.

[24] Ding J L, Chai T Y, Wang H F, et al. An intelligent factory-wide optimal operation system for continuous production process[J]. Enterprise Information Systems, 2016, 10(3): 286-302.

[25] Zhou X, Wang H M, Peng W, et al. Solving multi-scenario cardinality constrained optimization problems via multi-objective evolutionary algorithms[J]. Science China Information Sciences, 2019, 62(9): 192104.

[26] Jamali B, Rasekh M, Jamadi F, et al. Using PSO-GA algorithm for training artificial neural network to forecast solar space heating system parameters[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 147: 647-660.

作者简介

刘孝保 (1978−), 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 从事边缘计算、制造业数据智能和结构力学性能分析与优化等研究, E-mail: forcan2008@kust.edu.cn;

李佳炜 (1996−), 女, 硕士生, 从事边缘计算、流程工艺优化等研究, E-mail: 997877530@qq.com;

刘鑫 (1996−), 男, 助理工程师, 硕士, 从事边缘计算、数字化设计与制造等研究, E-mail: 1456460639@qq.com;

易斌 (1974−), 男, 高级工程师, 硕士, 从事卷烟工艺与装备的研究, E-mail: yxyibin@126.com;

顾文娟 (1985−), 女, 讲师, 博士, 从事智能制造、图像处理等研究, E-mail: 20110065@kust.edu.cn;

阴艳超 (1985−), 女, 教授, 博士, 博士生导师, 从事智能制造、工业大数据和知识工程等研究, E-mail: 20090143@kust.edu.cn;

姚廷强 (1979−), 男, 副教授, 博士, 从事机械产品、系统动力学分析等研究, E-mail: yaotingqiang@163.com.