

综述与专论

DOI: 10.11949/0438-1157.

基于操作边界动态演化分析的氧化铝蒸发过程汽水比优化

任超, 韩洁, 刘一顺¹, 阳春华¹(¹ 中南大学自动化学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 蒸发过程是氧化铝生产流程中的核心高能耗单元, 降低其新蒸汽消耗是实现节能降耗的关键。因此, 本文提出了一种基于趋势一致性 ConvNeXt 的蒸发系统建模与先验动态边界约束的汽水比优化方法。在建模阶段, 通过对新蒸汽流量、进料量等操纵变量施加趋势一致性约束, 构建了符合物理演化规律的数据驱动模型; 在优化阶段, 基于所建的模型分析了传热效率的下降对系统操作特性的影响, 并揭示了操纵变量可行域边界的动态演变规律。同时, 提出了自适应边界调整策略, 在满足出料浓度约束的前提下实现了汽水比的优化。基于西南某氧化铝厂真实生产数据的验证表明, 所提建模方法在确保预测精度的同时实现了物理趋势一致性; 所提汽水比优化方法使平均蒸汽消耗降低 8.17%, 汽水比降低 5.04%, 为氧化铝蒸发过程的智能节能运行提供了新的解决方案。

关键词: 过程系统工程; 趋势一致性 ConvNeXt; 先验动态边界; 氧化铝蒸发; 汽水比优化

中图分类号: TP273

文献标志码: AA

文章编号: 0438-1157 (XXXX) XX-0001-12

Optimization of steam-to-water ratio in sodium aluminate solution evaporation process based on dynamic evolution analysis of operation boundaries

REN Chao, HAN Jie, LIU Yishun¹, YANG Chunhua¹(¹ School of Automation, Central South University, Changsha 410083, Hunan, China)

Abstract: Evaporation is a core energy-intensive operation in the alumina production process, and reducing fresh steam consumption is essential for energy conservation. This paper proposes a steam-to-water ratio optimization method that integrates trend-consistency ConvNeXt-based system modeling with a priori dynamic boundary constraints. In the modeling stage, trend consistency constraints are imposed on manipulated variables such as fresh steam flow and feed rate, thereby constructing a data-driven model that conforms to physical evolution dynamics. In the optimization stage, the influence of heat transfer efficiency degradation on the operational characteristics of the evaporation system is analyzed based on the developed model, revealing the dynamic evolution of manipulated variable boundaries; an adaptive boundary adjustment strategy is then proposed to optimize the steam-to-water ratio while satisfying outlet concentration constraints. Validation based on real production data from an alumina plant in Southwest China demonstrates that the proposed modeling method ensures prediction accuracy while maintaining trend consistency with physical evolution; the proposed optimization method reduces average steam consumption by 8.17% and the steam-to-water ratio by 5.04%, providing a new solution for intelligent energy-

收稿日期: 2026-06-12 修回日期: 2026-07-17

通信作者: 刘一顺(1995—), 男, 博士, 讲师, liuyishun@csu.edu.cn

第一作者: 任超(1998—), 男, 博士研究生, renchao_aapc@126.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(62394340, 62473383); 湖南省研究生创新基金项目(CX20240211).

引用本文: 任超, 韩洁, 刘一顺, 阳春华. 基于操作边界动态演化分析的氧化铝蒸发过程汽水比优化[J]. 化工学报, XXXX, XX(XX): 1–12

Citation: REN Chao, HAN Jie, LIU Yishun, YANG Chunhua. Optimization of steam-to-water ratio in sodium aluminate solution evaporation process based on dynamic evolution analysis of operation boundaries[J]. CIESC Journal, XXXX, XX(XX): 1–12

efficient operation of the alumina evaporation process.

Keywords: Process systems engineering; trend-consistent ConvNeXt; prior dynamic boundary; alumina evaporation; steam-to-water ratio optimization

研究论文

引 言

铝是支撑国民经济与国防建设的战略性基础材料,其中氧化铝作为电解铝生产的核心原料,是贯通产业链上下游的关键枢纽。在拜耳法氧化铝生产中,蒸发工序是衔接溶出与分解环节的核心单元,同时也是氧化铝生产中的高能耗工序^[1]。其能耗占生产总能耗的20%~25%,新蒸汽消耗占全厂总汽耗的48%~52%^[2]。因此,降低蒸发过程的新蒸汽消耗、优化汽水比指标,对氧化铝企业实现节能减排与降本增效具有重要现实意义。

蒸发过程的准确建模是实现系统实时调控的前提。以往研究多基于物料与热量平衡建立机理模型,例如,聂晓凯等^[3]建立了四效逆流降膜蒸发过程的时滞动态模型,胡志坤等^[4]采用模块化方法构建了高保真仿真模型。然而,受限于过程强非线性及工况时变特征,机理模型往往存在模型结构复杂或预测精度受限的局限性。随着深度学习的发展,数据驱动方法为工业过程的建模提供了新途径^[5-7]。在氧化铝蒸发建模中,赵楷文等^[8]基于METSIM平台联合LSTM网络实现了碱液浓度在线估计;王峰等^[9]则提出了时效关联分析方法辨识多重时滞,显著提高了预测模型精度。Xie等^[10]提出了一种自适应多变量稳态检测策略,通过改进K-means聚类与定量趋势信息提取,实现了蒸发过程的稳态识别。

尽管数据驱动模型在预测精度上表现优异,但其“黑箱”特性导致内部决策机制难以解释,近年来,可解释性建模逐渐成为研究热点。Cao等^[11]系统综述了可解释机器学习方法在软传感器中的应用,强调了模型透明性与可信性对工业决策的重要性。Moayedi等^[12]将物理信息神经网络(Physics-informed neural networks, PINNs)引入过程系统,通过利用先验机理知识对神经网络训练进行约束,有效缓解了纯数据驱动方法中存在的装置与模型不匹配问题。Zheng等^[13]提出了物理信息循环神经网络建模方法,

用于非线性过程的预测控制。然而,PINN直接应用于工业软测量仍面临一些挑战。实际工业过程的系统模型通常涉及多物理场耦合、复杂边界条件以及大量难以辨识的物性参数,导致精确物理约束的获取较为困难^[14],而引入关键输入变量与输出之间的趋势性信息成为一种新的研究方案^[15]。

在蒸发过程的优化方面,节能优化是提升系统运行性能的关键^[16]。张建智等^[17]基于热力学第二定律构建了蒸发工序效率评价模型,并通过回收余热预热原液以提升能量品位。阳春华等^[18]以效率利用率为优化指标建立了能耗优化模型,采用改进粒子群算法处理紧约束,在保证产品质量的同时提升了系统能量利用水平。针对液位设定依赖经验、难以达到能效最优的问题,左健等^[19]建立了液位与操作参数的耦合关系模型,通过效率最大化求解最优液位设定值。Wang等^[20]构建了兼顾操作成本与能效损失的多目标优化框架,采用状态转移算法获取Pareto最优解集,实现了运行成本与能量损失的协同降低。上述研究在蒸发过程操作参数优化与能效提升方面取得了良好效果,然而,在氧化铝蒸发过程中,铝酸钠溶液含有的硅渣、碳酸钠等杂质在高温、高浓度条件下将持续析出并沉积于蒸发管壁,形成结疤热阻层,导致传热系数随运行时间持续下降^[21-22],现有研究较少涉及该传热衰减对系统决策特性的动态影响分析。

在传热系统长期运行的过程中,结疤累积难以避免。从结疤动力学建模角度,Hasson等^[23]揭示了结疤渐近增长的规律,将结疤过程刻画为沉积与脱卸的动态竞争。在此基础上,Nikoo等^[24]从界面黏附特性出发,建立了考虑表面能效效应的结晶结疤动力学模型。Ren等^[25]则提出了物理信息混合时序模型,将改进的沉积-脱卸机制与深度时序网络相结合。结疤的持续累积将导致传热系数逐渐下降,进而引起最优操作决策的偏离^[26]。针对此类现象,在多效蒸发海水淡化系统中,陈春波等^[27,28]提出了可行域时变分析方法,揭示了稳态优化中系统性能衰减的机理,并建立了时变约束的全周期操作优化方法。王天媛等^[29]进一步基于全周期缓慢结垢特性,建立了多效蒸发慢时变系统的优化设计方法。袁梦星等^[30]针对多效蒸发海水淡化系统变量耦合与工

况漂移问题,通过相关性分析量化各操作变量对系统产水性能的贡献机制,并引入滚动优化框架以全周期累积产水性能最大化为目标进行决策,使系统产水效率提升12.15%。这些研究充分验证了可行域时变分析在海水淡化蒸发系统中的有效性,但传热系数持续下降对氧化铝蒸发过程操作边界及优化决策的影响尚未被系统讨论。

基于上述分析,本文针对传热系数下降导致的操作边界迁移问题,提出了一种基于趋势一致ConvNeXt (Trend-consistent ConvNeXt, TC-ConvNeXt) 建模与先验动态边界约束的汽水比优化方法。首先,构建了TC-ConvNeXt预测模型,在关键操纵变量与出料浓度之间嵌入趋势一致性约束,实现预测精度与物理可解释性的协同提升;其次,基于该模型定量解析不同传热水平下操纵变量边界的动态演变规律,为先验边界约束的构建提供数据支撑;最后,提出先验动态边界约束的汽水比实时优化策略,通过融合边界迁移先验与当前工况可行性判别,自适应调整操纵变量决策空间,在严格满足出料浓度约束并保证优化成功率的前提下,显著降低蒸汽消耗与汽水比。

1 问题描述

1.1 氧化铝蒸发过程及汽水比优化问题描述

氧化铝蒸发过程是拜耳法氧化铝生产流程中能耗最高的工序之一,系统由多效降膜蒸发器与闪蒸器组成。以图1所示的五效五闪逆流蒸发工艺流程为例,新蒸汽与原液分别从左右两端进入蒸发系统。从原液流向来看,蒸发原液首先进入原液闪蒸器,完成预热后由泵依次输送至五效、四效、三效、二效和一效蒸发器进行逆流蒸发浓缩。在逐级蒸发过程中,溶液温度与浓度沿效序逐级升高;最终由一效分离器排出的高温浓缩母液依次经过一级至五级闪蒸器逐级降压、降温,得到符合工艺要求的蒸发出料。从蒸汽流向来看,新蒸汽由首效(一效)蒸发器加热室进入,在加热管内与母液进行换热后冷凝排出;一效产生的二次蒸汽依次进入二效、三效、四效、五效蒸发器作为热源,实现蒸汽热能的梯级利用。

在该工艺流程中,原液进料量 G_{RL} 、新蒸汽流量 G_{FS} 为分布式控制系统(Distributed Control System, DCS)可直接调节的关键操纵变量。其中, G_{RL} 决定

了系统处理负荷, G_{FS} 是过程的主要能耗来源。值得注意的是,传热系数 U 是蒸发器加热室的核心物性参数,受管壁的结疤程度、溶液浓度及温度等因素影响,随运行时间呈逐渐下降趋势^[31],是表征蒸发系统传热效率的关键慢时变参数。

蒸发过程的经济性通常以汽水比来衡量,定义为蒸发单位水量所消耗的蒸汽量

$$\eta = \frac{G_{FS}}{G_{RL} - G_{out}} \quad (1)$$

其中, G_{out} 为蒸发出料流量。

在满足出料浓度工艺约束的前提下,最小化汽水比是蒸发过程节能运行的核心目标。据此,蒸发过程的汽水比实时优化问题可表述为

$$\begin{aligned} \min_{G_{RL}, G_{FS}} \quad & \eta = \frac{G_{FS}}{G_{RL} - G_{out}} \\ \text{s.t.} \quad & G_{out} = f(G_{RL}, G_{FS}, U, X), \\ & C_{\min} \leq C \leq C_{\max}, \\ & G_{RL}^{\min} \leq G_{RL} \leq G_{RL}^{\max}, \\ & G_{FS}^{\min} \leq G_{FS} \leq G_{FS}^{\max}. \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $f(\cdot)$ 为蒸发系统输入输出映射; X 为其他过程变量,如新蒸汽温度、原液温度等; $C_{\min}$ 和 $C_{\max}$ 分别为出料浓度的工艺下限与上限。

然而,上述优化问题的求解面临两个关键挑战。其一,蒸发过程涉及多效耦合、相变传热等复杂物理化学过程,难以建立精确的机理模型来获取 $f(\cdot)$;

而纯数据驱动模型虽能逼近输入输出关联,却缺乏物理可解释性,导致优化模型难以获取。其二,传热系数 U 的持续下降会导致满足出料浓度约束的可行操作域发生动态迁移。若优化策略采用固定不变的操作边界,将随着 U 的下降而频繁出现约束违反或过度保守,难以兼顾优化成功率与经济性。

1.2 蒸发系统物理一致性建模瓶颈

蒸发系统输入输出映射 $f(\cdot)$ 的精确获取是实施汽水比实时优化的前提。然而,氧化铝蒸发过程机理模型参数众多且难以在线标定,而纯数据驱动模型仅拟合统计相关性,外推时易产生反物理输出。为此,PINN通过将控制方程残差嵌入损失函数,将领域知识以软约束形式注入网络训练,成为融合机理与数据驱动的新范式。具体而言,PINN通过在网络输出上施加微分算子约束 $\mathcal{R}[f](\mathbf{x}) = 0$ 及边界条件 $\mathcal{B}[f](\mathbf{x}) = 0$,构造如下复合损失函数:

$$\mathcal{L}_{PINN}(\theta) = \lambda_{data} \mathcal{L}_{data}(\theta) + \lambda_{pde} \mathcal{L}_{pde}(\theta) + \lambda_{bc} \mathcal{L}_{bc}(\theta). \quad (3)$$

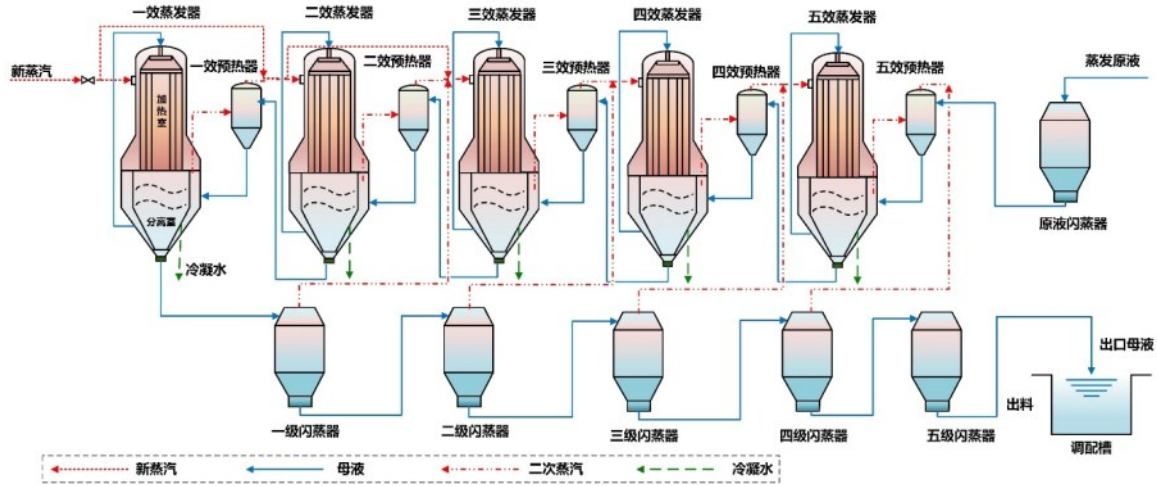


图1 氧化铝蒸发过程示意图

Fig.1 Schematic diagram of sodium aluminate solution evaporation process.

各项损失函数分别定义为

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{data}}(\theta) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - F_{\theta}(x_i))^2, \\ \mathcal{L}_{\text{pde}}(\theta) &= \frac{1}{N_{\text{pde}}} \sum_{m=1}^{N_{\text{pde}}} \|\mathcal{R}[F_{\theta}](x_m^{\text{pde}})\|^2, \\ \mathcal{L}_{\text{bc}}(\theta) &= \frac{1}{N_{\text{bc}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{bc}}} \|\mathcal{B}[F_{\theta}](x_n^{\text{bc}})\|^2.\end{aligned}\quad (4)$$

其中, $\mathcal{L}_{\text{data}}$ 为数据驱动的损失, $\mathcal{L}_{\text{pde}}$ 与 $\mathcal{L}_{\text{bc}}$ 分别惩罚控制方程与边界条件的残差, $\lambda_{\text{data}}, \lambda_{\text{pde}}, \lambda_{\text{bc}}$ 为各项权重系数。

通过上述三项的协同优化, PINN 将领域知识以软约束形式注入网络训练, 在控制方程解析形式已知、代数残差可精确计算的基础物理问题中取得了显著成效。然而, 标准 PINN 的应用严重依赖于微分算子 $\mathcal{R}$ 与边界条件 $\mathcal{B}$ 的显式解析形式。在氧化铝蒸发中, 系统呈现多物理场耦合、关键参数和操作边界条件动态变化等特征, 导致完整的控制方程 $\mathcal{R}[f](\mathbf{x}) = 0$ 难以获取, 从而导致标准 PINN 框架难以实现。

1.3 传热系数影响下的决策边界分析

在氧化铝蒸发过程中, 受结疤累积的影响, 蒸发器的传热系数 U 随运行时间逐渐下降。为揭示传热系数下降对操作可行域的影响, 以原液进料量 $G_{\text{RL}}(x_1)$ 和新蒸汽流量 $G_{\text{FS}}(x_2)$ 为操作平面, 图2给出了不同传热水平下的决策边界与可行域变化示意。

图2中的决策边界曲线表示出料浓度下限 $C_{\min}$ 对应的等浓度线; 曲线上方(含边界)为满足 $C \geq C_{\min}$ 的可行域, 下方则为不可行域。左侧子图对应运行初期时系统较高的传热系数 U_0 , 此时系统结疤较

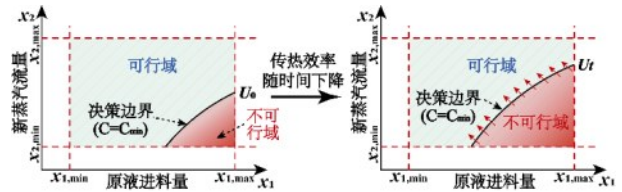


图2 传热系数对决策边界的影响示意图

Fig.2 Schematic diagram of the effect of heat transfer coefficient on decision boundaries

少, 在较宽的进料量与蒸汽流量范围内均能满足浓度约束, 可行域较大。右侧子图对应运行一段时间后的系统传热系数 U_t , 由于此时结疤程度较高, 蒸汽向溶液的有效传热显著削弱, 单位蒸汽所能蒸发的水量减少; 为维持出料浓度不低于 $C_{\min}$, 操作点需向提高蒸汽供给、降低进料负荷的方向迁移, 导致决策边界整体向左上方推移, 可行域明显收缩。

上述边界迁移规律对汽水比实时优化具有重要启示, 如何在优化过程中嵌入该迁移规律, 并据此自适应调整操作变量的可行域, 是提升蒸发过程汽水比优化成功率与经济性的核心问题。

2 基于趋势一致性 ConvNeXt 的蒸发过程建模

2.1 蒸发过程数据驱动建模问题描述

在蒸发系统模型的数据驱动建模中, 本文定义输入特征向量 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{10}$ 为

$$\mathbf{z} = [U, G_{\text{RL}}, T_{\text{out1}}, G_{\text{FS}}, P_{\text{vac}}, T_{\text{FS}}, \Delta T_{\text{cw-out}}, T_{\text{RL}}, T_{\text{cw1}}, C_{\text{in}}]^T. \quad (5)$$

式中, T_{out1} 为首效出料温度; P_{vac} 为系统真空度; T_{FS} 为新蒸汽温度; $\Delta T_{\text{cw-out}}$ 为一效冷凝水温差; T_{RL} 为

原液温度; T_{ewl} 为一效冷凝水温度; C_{in} 为原液进料浓度。

设 $\mathcal{F}(\cdot; \theta)$ 为以 θ 为网络参数的可学习映射, 则蒸发过程数据驱动模型可表示为

$$W = \mathcal{F}(z; \theta) + \varepsilon. \quad (6)$$

其中 W 为蒸水量, ε 为测量噪声。

由物料平衡, 出料流量 G_{out} 与出料浓度 C 可分别表示为

$$G_{\text{out}} = G_{\text{RL}} - W \quad (7)$$

$$C = \frac{G_{\text{RL}} \cdot C_{\text{in}}}{G_{\text{RL}} - W} \quad (8)$$

2.2 ConvNeXt 网络架构

ConvNeXt 是一种层次化卷积网络架构^[32], 已被成功应用于一维时间序列与工业过程建模任务。本文中, 将输入向量 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{10}$ 重塑为伪图像形式 $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^{10 \times 1 \times 1}$, 并构建一维适配的 ConvNeXt 网络。其中, ConvNeXt 的投影层采用一维卷积核配合层归一化(LN), 将输入映射至特征空间

$$\mathbf{x}_1 = \text{LN}(\text{Conv}_{\text{proj}}(\mathbf{x}_0)) \in \mathbb{R}^{H \times W \times d}. \quad (9)$$

式中, d 为投影层输出通道数。

网络主体由 L 个 ConvNeXt 模块串联组成。设第 l 个模块的输入为 $\mathbf{x}^{(l)} \in \mathbb{R}^{H \times W \times d}$, 则其前向计算流程为

$$\mathbf{x}^{(l+1)} = \mathbf{x}^{(l)} + \mathbf{v}^{(l)} \quad (10)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^{(l)} &= \text{DwConv}(\mathbf{x}^{(l)}), \\ \mathbf{u}^{(l)} &= \text{LN}(\mathbf{y}^{(l)}), \\ \mathbf{v}^{(l)} &= \text{PwConv}_1(\text{GELU}(\text{PwConv}_1(\mathbf{u}^{(l)}))). \end{aligned} \quad (11)$$

上述流程中, DwConv 为深度可分离卷积, 提取局部变量间耦合特征; LN 为层归一化; PwConv₁ 与 PwConv₂ 分别为逐点卷积实现的通道升维与降维, 中间经 GELU 非线性激活, 构成通道间的多层感知机。输出部分采用全局平均池化聚合空间特征, 后接两层全连接回归蒸水量 W :

$$W = \mathbf{w}_{\text{out}}^T \text{GELU}(\mathbf{W}_{\text{fc}} \cdot \text{GAP}(\mathbf{x}^{(L)}) + \mathbf{b}_{\text{fc}}) + b_{\text{out}} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{x}^{(L)}$ 为第 L 个 ConvNeXt 模块的输出; $\mathbf{W}_{\text{fc}} \in \mathbb{R}^{d_h \times d}$ 和 $\mathbf{w}_{\text{out}} \in \mathbb{R}^{d_h}$ 为可学习权重; d_h 为隐藏层维度。

2.3 趋势一致性损失函数

TC-ConvNeXt 的核心在于多任务损失函数的设计。如图 3 所示, TC-ConvNeXt 的总损失函数由物理正则化项、趋势一致性约束与数据驱动残差三个部分构成。

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{data}} + \alpha \mathcal{L}_{\text{phys}} + \beta \mathcal{L}_{\text{trend}} \quad (13)$$

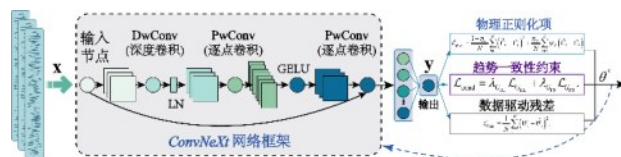


图3 趋势一致性 ConvNeXt 示意图

Fig.3 Schematic diagram of trend consistency ConvNeXt

2.3.1 数据驱动残差 数据驱动残差保证模型对训练样本的统计逼近能力, 采用均方误差形式

$$\mathcal{L}_{\text{data}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (W_i - \hat{W}_i)^2. \quad (14)$$

式中, N 为批量样本数; W_i 为蒸水量真实值; $\hat{W}_i = \mathcal{F}(\mathbf{z}_i; \theta)$ 为网络预测值。

2.3.2 物理正则化项 物理正则化项将蒸发过程的基本物料守恒与浓度一致性约束嵌入网络训练。模型通过物料平衡

$$\hat{C}_i = G_{\text{RL},i} C_{\text{in},i} / (G_{\text{RL},i} - \hat{W}_i) \quad (15)$$

反算出料浓度, 并在浓度空间施加预测误差惩罚。为增强对异常值的鲁棒性, 采用 MSE 与 Huber 损失的混合形式

$$\mathcal{L}_{\text{phys}} = \frac{1 - \eta_c}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{C}_i - C_i)^2 + \frac{\eta_c}{N} \sum_{i=1}^N \psi_{\delta}(\hat{C}_i - C_i) \quad (16)$$

式中, C_i 为真实出料浓度, η_c 与 δ 分别为混合权重与 Huber 阈值。

2.3.3 趋势一致性约束 趋势一致性约束将工艺定性单调的知识以正则化形式嵌入训练, 确保模型外推时符合工程机理演化规律。具体而言, 首先对进料量 G_{RL} 、新蒸汽流量 G_{FS} 分别进行等间距扫描, 构造单调序列并验证浓度变化趋势。以进料量为例, 固定其余变量为稳态均值, 构造扫描序列 $\{G_{\text{RL}}^{(j)}\}_{j=1}^M$, 对应模型预测浓度 $\{\hat{C}^{(j)}\}$ 。通过 Pearson 相关系数与硬差分单调性双重约束

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{G_{\text{RL}}} &= \beta_1 \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left[\max(0, \rho(\hat{C}, G_{\text{RL}}) + \mu) \right]^2 + \\ &\quad \beta_2 \frac{1}{M-1} \sum_{j=1}^{M-1} \left[\max(0, \hat{C}^{(j+1)} - \hat{C}^{(j)}) \right]^2. \end{aligned} \quad (17)$$

式中, $\rho(\cdot, \cdot)$ 为 Pearson 相关系数; μ 为裕量。第一项要求 $\rho \leq -\mu$, 确保全局负相关; 第二项要求相邻点浓度不递增, 确保局部单调。

同理, 新蒸汽流量的趋势性约束为

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{G_{\text{FS}}} &= \beta_3 \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left[\max(0, \mu - \rho(\hat{C}, G_{\text{FS}})) \right]^2 + \\ &\quad \beta_4 \frac{1}{M-1} \sum_{j=1}^{M-1} \left[\max(0, \hat{C}^{(j)} - \hat{C}^{(j+1)}) \right]^2. \end{aligned} \quad (18)$$

趋势一致性约束的总损失为

$$\mathcal{L}_{\text{trend}} = \lambda_{G_{\text{RL}}} \mathcal{L}_{G_{\text{RL}}} + \lambda_{G_{\text{FS}}} \mathcal{L}_{G_{\text{FS}}}. \quad (19)$$

3 先验可行域约束的动态边界汽水比优化

基于前文中训练所得的 TC-ConvNeXt 模型, 蒸发过程先验可行域约束的动态边界汽水比优化问题可完整表述为

$$\begin{aligned} \min_{G_{\text{RL}}, G_{\text{FS}}} \quad & \eta = \frac{G_{\text{FS}}}{G_{\text{RL}} - G_{\text{out}}} \\ \text{s.t.} \quad & G_{\text{out}} = G_{\text{RL}} - \mathcal{F}(G_{\text{RL}}, G_{\text{FS}}, U, X), \\ & C = \frac{G_{\text{RL}} C_{\text{in}}}{G_{\text{RL}} - G_{\text{out}}}, C_{\text{min}} \leq C \leq C_{\text{max}}, \\ & G_{\text{out}} \geq \kappa G_{\text{out}}^{\text{base}}, \\ & \underline{G}_{\text{RL}}^{\text{pre}}(U) \leq G_{\text{RL}} \leq \bar{G}_{\text{RL}}^{\text{pre}}(U), \\ & \underline{G}_{\text{FS}}^{\text{pre}}(U) \leq G_{\text{FS}} \leq \bar{G}_{\text{FS}}^{\text{pre}}(U), \\ & |G_{\text{RL}} - G_{\text{RL}}^{\text{base}}| \leq \Delta_{G_{\text{RL}}}(\chi), \\ & |G_{\text{FS}} - G_{\text{FS}}^{\text{base}}| \leq \Delta_{G_{\text{FS}}}(\chi). \end{aligned} \quad (20)$$

式中, $\mathcal{F}(\cdot)$ 为前文中建立的 TC-ConvNeXt 模型, 在此作为过程约束嵌入优化问题; $\underline{G}^{\text{pre}}(U)$ 与 $\bar{G}^{\text{pre}}(U)$ 为先验可行域约束的时变边界, 由离线等浓度曲线分析提取; $\chi \in \{0, 1\}$ 为可行性判别标志, $\Delta(\chi)$ 为据此切换的紧/松搜索半宽, 满足 $\Delta(\chi = 1) < \Delta(\chi = 0)$ 。

3.1 先验可行域约束构建

先验可行域约束的作用是将优化搜索限制在由传热系数 U 决定的物理可接受操作包络内, 避免在明显不可行区域进行无效计算。本文利用所提 TC-ConvNeXt 网络作为高精度过程代理模型, 通过离线仿真提取等浓度边界, 构建慢时变上下界约束。

给定传热系数水平 U_k , 固定其他过程变量 $\mathbf{X} = \bar{\mathbf{X}}$ 为稳态运行均值, 在操作平面 $G_{\text{RL}} \times G_{\text{FS}}$ 上构造 $N_1 \times N_2$ 的均匀离散网格

$$\mathcal{G}_k = \{(G_{\text{RL}}^{(i)}, G_{\text{FS}}^{(j)}) | i = 1, \dots, N_1; j = 1, \dots, N_2\}. \quad (21)$$

其中, N_1 和 N_2 的选择影响着可行域边界提取的计算效率和提取精度。过粗的网格可能导致决策边界局部特征丢失, 而过细的网格将显著增加代理模型的前向计算开销。

对每个网格点, 利用 TC-ConvNeXt 模型前向计算蒸水量并反算出料浓度

$$\hat{W}^{(ij)} = \mathcal{F}(G_{\text{RL}}^{(i)}, G_{\text{FS}}^{(j)}, U_k, \bar{\mathbf{X}}), \quad (22)$$

$$\hat{C}^{(ij)} = \frac{G_{\text{RL}}^{(i)} \cdot C_{\text{in}}}{G_{\text{RL}}^{(i)} - \hat{W}^{(ij)}}. \quad (23)$$

在获得离散网格点上的浓度场分布后, 为提取等浓度决策边界, 沿 G_{FS} 方向逐行扫描, 逐行定位满足 $\hat{C}^{(ij)} \geq C_{\text{min}}$ 的临界 G_{RL} 操作点, 构成离散边界点集。进一步对该离散边界点集进行线性回归拟合与异常值剔除, 将离散边界连续化为平滑的等浓度决策边界曲线, 进而确定该传热水平下的可行域

$$\Omega(U_k) = \{(G_{\text{RL}}, G_{\text{FS}}) \in \mathcal{G}_k | \hat{C} \geq C_{\text{min}}\}. \quad (24)$$

遍历典型传热系数水平, 可获得可行域包络随 U 衰减的迁移规律。据此定义先验可行域约束的时变上下界

$$\begin{cases} \underline{G}_{\text{RL}}^{\text{pre}}(U) = \inf \{G_{\text{RL}} | \exists G_{\text{FS}}, (G_{\text{RL}}, G_{\text{FS}}) \in \Omega(U)\}, \\ \bar{G}_{\text{RL}}^{\text{pre}}(U) = \sup \{G_{\text{RL}} | \exists G_{\text{FS}}, (G_{\text{RL}}, G_{\text{FS}}) \in \Omega(U)\}. \end{cases} \quad (25)$$

$$\begin{cases} \underline{G}_{\text{FS}}^{\text{pre}}(U) = \inf \{G_{\text{FS}} | \exists G_{\text{RL}}, (G_{\text{RL}}, G_{\text{FS}}) \in \Omega(U)\}, \\ \bar{G}_{\text{FS}}^{\text{pre}}(U) = \sup \{G_{\text{FS}} | \exists G_{\text{RL}}, (G_{\text{RL}}, G_{\text{FS}}) \in \Omega(U)\}. \end{cases} \quad (26)$$

该先验可行域约束由离线分析一次性提取, 在线优化阶段作为先验知识引入, 将原本无界的黑箱搜索问题限制在有限操作包络内。

3.2 自适应动态边界约束机制

先验可行域约束虽避免了全局盲目搜索, 但其范围通常较宽, 若直接在此范围内寻优, 难以满足工业现场实时优化的时效性要求。因此, 需进一步以上一时刻实际工况点 $(G_{\text{RL}}^{\text{base}}, G_{\text{FS}}^{\text{base}})$ 为中心构建局部搜索邻域。然而, 固定不变的局部边界难以适应传热系数衰减导致的可行域动态迁移。为此, 本文提出自适应动态边界约束机制, 通过在线可行性判别动态切换局部邻域尺度。

3.2.1 在线可行性判别 在每次优化求解前, 首先利用 TC-ConvNeXt 模型评估当前基准工况点的出料浓度

$$C_{\text{base}} = \frac{G_{\text{RL}}^{\text{base}} \cdot C_{\text{in}}}{G_{\text{RL}}^{\text{base}} - \mathcal{F}(G_{\text{RL}}^{\text{base}}, G_{\text{FS}}^{\text{base}}, U, \mathbf{X})}. \quad (27)$$

同时, 定义可行性判别标志

$$\chi = \begin{cases} 1, & C_{\text{base}} \in [C_{\text{min}}, C_{\text{max}}] \\ 0, & C_{\text{base}} \notin [C_{\text{min}}, C_{\text{max}}] \end{cases}. \quad (28)$$

当 $\chi = 1$ 时, 判定当前工况可行, 表明操作点已处于或接近可行域内部; 当 $\chi = 0$ 时, 判定不可行, 表明传热系数衰减已导致当前工况偏离可行域。

3.2.2 自适应边界切换与局部搜索域构造 依据在线可行性判别结果, 动态选择局部搜索半宽为

$$\Delta_{G_{RL}}(\chi) = \begin{cases} \Delta_{G_{RL}}^f, & \chi = 1 \\ \Delta_{G_{RL}}^i, & \chi = 0 \end{cases}, \quad (29)$$

$$\Delta_{G_{FS}}(\chi) = \begin{cases} \Delta_{G_{FS}}^f, & \chi = 1 \\ \Delta_{G_{FS}}^i, & \chi = 0 \end{cases}. \quad (30)$$

式中, $\Delta^f < \Delta^i$, 即紧边界半宽小于松边界半宽。

以当前基准工况点为中心, 构造局部搜索域并与先验可行域取交

$$\mathcal{B}(\chi) = [\underline{G}_{RL}^B, \bar{G}_{RL}^B] \times [\underline{G}_{FS}^B, \bar{G}_{FS}^B] \quad (31)$$

$$\begin{cases} \underline{G}_{RL}^B = \max(\underline{G}_{RL}^{pre}(U), G_{RL}^{base} - \Delta_{G_{RL}}(\chi)) \\ \bar{G}_{RL}^B = \min(\bar{G}_{RL}^{pre}(U), G_{RL}^{base} + \Delta_{G_{RL}}(\chi)) \end{cases} \quad (32)$$

$$\begin{cases} \underline{G}_{FS}^B = \max(\underline{G}_{FS}^{pre}(U), G_{FS}^{base} - \Delta_{G_{FS}}(\chi)) \\ \bar{G}_{FS}^B = \min(\bar{G}_{FS}^{pre}(U), G_{FS}^{base} + \Delta_{G_{FS}}(\chi)) \end{cases} \quad (33)$$

该交集域在操作平面 $G_{RL} \times G_{FS}$ 上的投影面积定义为搜索面积 S_{search} , 即

$$S_{search} = (\bar{G}_{RL}^B - \underline{G}_{RL}^B)(\bar{G}_{FS}^B - \underline{G}_{FS}^B) \quad (34)$$

该自适应机制通过融合离线边界迁移先验与在线可行性判别, 在严格满足出料浓度约束的前提下, 兼顾优化成功率与蒸汽经济性。

4 案例分析

为验证所提方法的有效性, 本节基于西南某氧化铝厂 2024 年 9 月至 2025 年 6 月的真实生产数据开展实验分析。原始数据经异常值剔除后共包含 2380 组有效样本, 按 8:2 划分为训练集(1904 组)与测试集(476 组)。对比实验涵盖三个层面: 蒸发系统建模精度与趋势一致性对比、不同传热系数下的决策边界迁移分析、以及汽水比实时优化策略的工程效果评估。

4.1 不同蒸发系统建模方法的对比

为验证趋势一致性约束对模型预测精度与物理可解释性的提升作用, 选取 CNN^[33]、ResNet^[34]、ConvNeXt^[32] 与 TC-ConvNeXt 四种网络架构进行对比实验。所有模型均采用相同的数据划分与训练配置, 模型预测精度采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)与决定系数(Coefficient of Determination, R^2) 进行评价

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}. \quad (35)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (36)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|. \quad (37)$$

式中, N 为样本数; y_i 为真实值; $\hat{y}_i$ 为预测值; $\bar{y}$ 为真实值的均值。

除统计精度外, 需进一步度量模型输出与物理单调演化规律的符合程度。为此引入趋势一致性率(Trend Consistency Rate, TCR)作为物理可解释性评价指标。针对蒸发过程关键操纵变量 x_j , 依据工艺机理先验设定其期望单调方向 $\bar{\sigma}_j \in \{+1, -1\}$; 进料量 G_{RL} 与出料浓度呈负相关($\bar{\sigma} = -1$), 新蒸汽流量 G_{FS} 与出料浓度呈正相关($\bar{\sigma} = +1$)。验证时, 固定其余输入变量为样本均值, 仅对目标变量 x_j 进行等间距扫描, 获得模型预测序列 $\{\hat{y}_i^{(j)}\}_{i=1}^M$ 。定义该变量上的趋势违反度 v_j 为相邻预测值违背期望单调方向的频次占比

$$v_j = \begin{cases} \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} \mathbb{I}(\hat{y}_{i+1}^{(j)} < \hat{y}_i^{(j)} - \epsilon), & \bar{\sigma}_j = +1, \\ \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} \mathbb{I}(\hat{y}_{i+1}^{(j)} > \hat{y}_i^{(j)} + \epsilon), & \bar{\sigma}_j = -1 \end{cases} \quad (38)$$

式中, $\mathbb{I}(\cdot)$ 为示性函数; $\epsilon = 10^{-6}$ 为数值容差, 用于消除浮点精度导致的误判。

综合各操纵变量的趋势验证结果, TCR 定义为扫描序列中单调性未被违反的程度, 如(39)所示。TCR 取值越接近 100%, 表明模型预测越严格地遵循工艺定性趋势规律。

$$TCR = \left(1 - \frac{1}{|\mathcal{J}|} \sum_{j \in \mathcal{J}} v_j\right) \times 100\% \quad (39)$$

TC-ConvNeXt 网络的主要结构与训练参数配置如表 1 所示。该网络采用轻量化的 ConvNeXt 架构, 包含 2 个 ConvNeXt 模块, 输出部分经全局平均池化后通过 2 层全连接回归头映射至蒸水量, 以适配工业过程小样本场景。

表 2 给出了各模型的定量对比结果。在预测精度方面, TC-ConvNeXt 的 RMSE 和 MAE 均优于或持平于对比模型。值得注意的是, ConvNeXt 虽然具备与 TC-ConvNeXt 相同的网络架构, 但由于缺乏趋势一致性约束, 其 TCR 为 91.28%; 而 TC-ConvNeXt 通过嵌入趋势一致性约束, 其 TCR 达到 100%, 表明其预测输出在测试样本上严格满足工艺单调性规律。

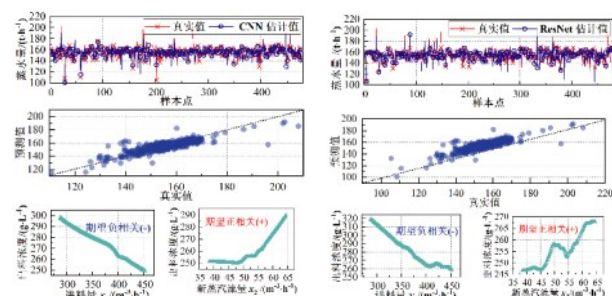
图 4 进一步展示了各模型的预测曲线、散点分布及趋势一致性验证结果。由蒸水量预测曲线与

表1 提出的TC-ConvNeXt网络训练参数配置
Table 1 Training parameter of the TC-ConvNeXt

参数	取值
输入特征维度	10
投影层通道数	32
隐藏层维度	64
初始学习率	5×10^{-4}
训练轮数	300
Batch Size	32
物理正则项权重 α	0.1
Huber混合权重 η_c 和阈值 δ	0.3/1.0

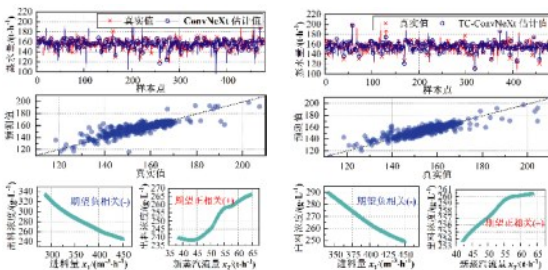
表2 不同基准模型的性能对比
Table 2 Performance comparison of different models

模型	MAE	RMSE	R^2	TCR/%
CNN	3.61	5.39	0.7382	79.76
ResNet	3.64	5.40	0.7473	80.16
ConvNeXt	3.84	5.75	0.7505	91.28
Proposed	3.59	5.38	0.7641	100



(a) 基于CNN的建模

(b) 基于ResNet的建模



(c) 基于ConvNeXt的建模

(d) 基于TC-ConvNeXt的建模

图4 不同基准模型预测精度与趋势一致性对比

Fig.4 Comparison of prediction accuracy and trend consistency across different backbone models

散点图可见,四种模型在测试集上的拟合效果整体相当,但图4(a)中的CNN与图4(b)中的ResNet在部分样本点出现明显的预测偏差;由趋势一致性曲线可见,CNN与ResNet在 $x_1 \sim C$ 、 $x_2 \sim C$ 上均存在局部违反。图4(c)中的ConvNeXt虽有所改善,但在

$x_2 \sim C$ 趋势上仍存在局部单调性违反。相比之下,图4(d)中的TC-ConvNeXt的两条趋势曲线均呈现严格单调,验证了趋势一致性约束对模型物理可解释性的显著提升。

为验证关键超参数取值的鲁棒性,对Pearson裕量 μ 与物理正则项权重 α 开展敏感性分析。其中, μ 直接决定趋势一致性硬约束的触发阈值,是模型物理可解释性的核心调节参数; α 则平衡数据驱动损失与物理正则项,主导模型在预测精度与物理一致性之间的权衡。如表3所示,当 μ 在[0.1, 0.7]范围内变化时,TCR始终维持100%,RMSE波动小于2%;当 α 在[0.01, 0.15]范围内变化时,TCR同样均达100%,验证了参数取值的合理性与鲁棒性。

表3 关键超参数敏感性分析结果

参数	取值	MAE	RMSE	R^2	TCR
μ	0.1	3.64	5.39	0.7631	100
	0.3	3.62	5.34	0.7637	100
	0.5	3.59	5.38	0.7641	100
	0.7	3.50	5.44	0.7573	100
α	0.01	3.74	5.49	0.7528	100
	0.05	3.65	5.45	0.7606	100
	0.10	3.59	5.38	0.7641	100
	0.15	3.63	5.42	0.7608	100

4.2 基于TC-ConvNeXt建模的决策边界迁移分析

基于所采用的真实生产数据集与所建立的TC-ConvNeXt模型,本节旨在定量揭示传热效率衰减对蒸发过程操作可行域迁移的影响规律。其中传热系数 U 由DCS采集的过程数据经热平衡方程估计获得。图5给出了该数据集覆盖周期内传热系数的时变曲线,可以看出 U 随运行时间呈周期性下降趋势,在每个清洗周期内由初始较高水平逐渐衰减至周期末端的较低水平。基于该真实数据分布,选取 $U \in \{1800, 1900, 2000, 2100\}$ 四个典型水平,以覆盖蒸发系统传热效率主要运行区间。

基于训练所得的TC-ConvNeXt模型,在固定辅助变量为稳态均值的条件下,从操作平面上提取不同传热系数 U 下的等浓度决策边界($C_{\min}=260 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$),结果如图6所示。

由图6可见,随着传热系数从 $U=2100$ 下降至 $U=1800$,等浓度线整体向左上方迁移,可行域逐渐收缩。当 $U=2100$ 时,系统传热效率良好,在较宽的进

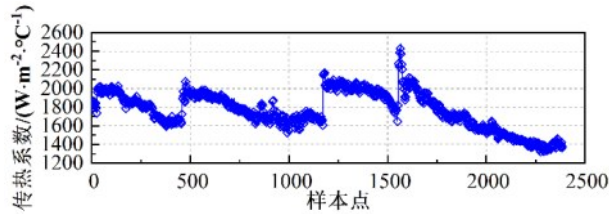


图5 数据集覆盖周期内传热系数的变化曲线

Fig.5 Time-varying curve of heat transfer coefficient within the dataset coverage period

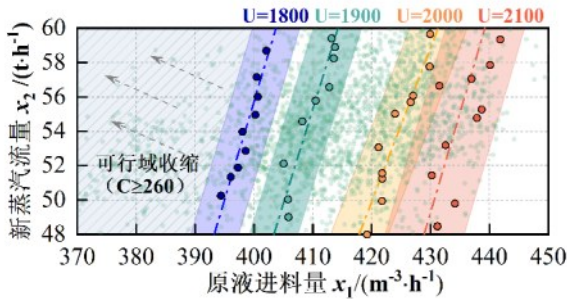


图6 不同传热系数下的决策边界迁移结果图

Fig.6 Migration of decision boundaries under different heat transfer coefficients

料量与蒸汽流量范围内均可满足浓度约束,可行域较大;随着 U 降至 1800, 结垢显著削弱传热效率,为维持出料浓度不低于下限,操作点需向提高蒸汽供给、降低进料负荷的方向迁移。

上述边界迁移规律可从蒸发传热机理得到进一步解释。由蒸发器传热方程 $Q = UA\Delta T_m$ 可知,传热系数 U 的下降将削弱蒸发器传热能力,单位时间内传递的热量 Q 相应减少,蒸发强度随之降低。为维持出料浓度不低于工艺下限 $C_{\min}$, 系统需降低原液进料量 G_{RL} 以削减蒸发负荷,同时提高新蒸汽流量 G_{FS} 以弥补传热效率损失,从而导致等浓度决策边界 $C = C_{\min}$ 整体向左上方迁移,可行域相应收缩。

上述结果定量验证了第 1.3 节所揭示的边界迁移规律,同时也有效验证了 TC-ConvNeXt 模型的物理一致性,为后续优化策略中先验可行域约束的构建提供了支撑。

4.3 汽水比优化结果分析

为验证所提汽水比优化策略的效果,对选取的四个典型传热系数水平进行研究,每个水平随机抽取 10 个测试工况点进行优化对比。对比方法包括:基准工况、传统 RTO、以及本文所提自适应动态边界方法。

表 4 为整体性能对比汇总。由表中数据可知,传统固定边界 RTO 的平均搜索面积为 92.12,本文

表 4 整体性能对比汇总表

Table 4 Overall performance comparison summary

项目	基准值	传统 RTO	提出的方法
平均蒸汽流量/ $\text{t}\cdot\text{h}^{-1}$	56.93	54.02	52.28
平均进料量/ $\text{m}^3\cdot\text{h}^{-1}$	397.14	404.08	396.40
平均浓度/ $\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$	270.27	263.22	263.68
平均汽水比	0.3473	0.3367	0.3298
平均搜索面积	—	92.12	251.62
优化成功率/%	—	67.5	100.0
蒸汽节省率/%	—	5.11	8.17
汽水比降低率/%	—	3.05	5.04

自适应动态边界方法的平均搜索面积达到 251.62。搜索面积表征了优化求解的局部决策空间大小。传统 RTO 采用固定紧边界,当传热系数下降导致工况偏离可行域时,有限的搜索面积内不存在满足浓度约束的可行操作点,成功率仅为 67.5%;本文方法通过在线可行性判别动态切换紧/松边界模式,仅在工况偏离可行域时扩大搜索面积以覆盖迁移后的可行域,正常工况下维持紧边界以保证经济性,从而在保证经济性的同时显著提升了优化成功率。在蒸汽经济性方面,本文方法平均蒸汽流量较基准值降低 8.17%,平均汽水比较基准值降低 5.04%,节能指标均优于传统 RTO。

图 7~10 分别为四个传热系数水平下的逐样本优化结果。由图可见,在各传热水平下,本文方法的出料浓度均严格满足浓度约束。同时,传统 RTO 因固定紧边界导致大量样本优化失败,而本文方法通过自适应松边界成功找到可行操作点,并将汽水比稳定控制在较低水平,验证了先验可行域约束与自适应动态边界机制的有效性。

5 结论

针对氧化铝蒸发过程高能耗运行与传热系数持续下降导致可行域动态迁移的问题,本文建立了基于 TC-ConvNeXt 的蒸发系统模型,并提出了先验可行域约束的自适应动态边界汽水比实时优化策略,主要结论如下:

(1) 所提的 TC-ConvNeXt 建模策略通过将趋势一致性的定性物理知识嵌入网络损失函数,在保持数据驱动模型拟合精度的同时,显著提升了模型的物理可解释性。实验结果表明,TC-ConvNeXt 的蒸水量预测 R^2 达到 0.7641,同时满足趋势一致性的物理演化规律。

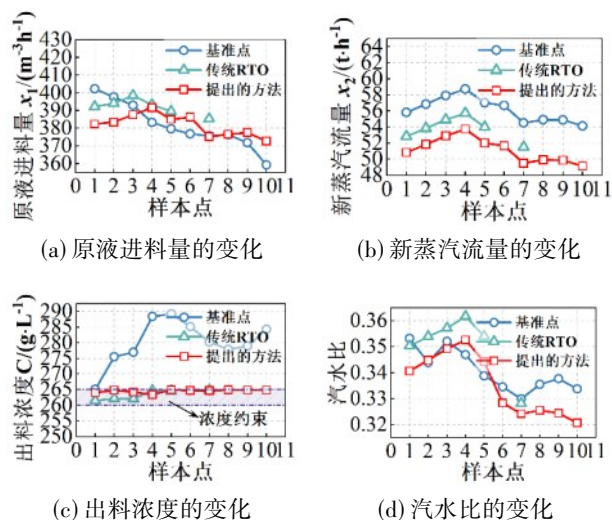


图7 传热系数为1800时的汽水比优化结果

Fig.7 Optimization results of steam-to-water ratio at the heat transfer coefficient of 1800

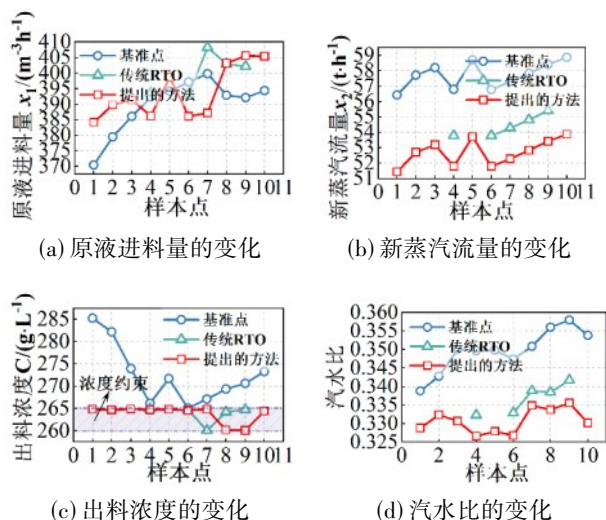


图9 传热系数为2000时的汽水比优化结果

Fig.9 Optimization results of steam-to-water ratio at the heat transfer coefficient of 2000

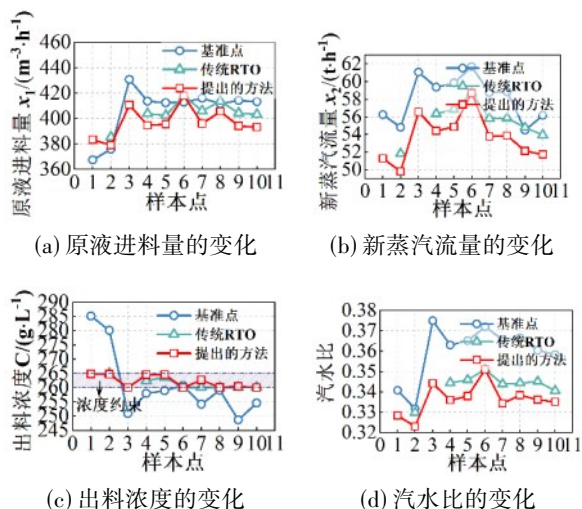


图8 传热系数为1900时的汽水比优化结果

Fig.8 Optimization results of steam-to-water ratio at the heat transfer coefficient of 1900

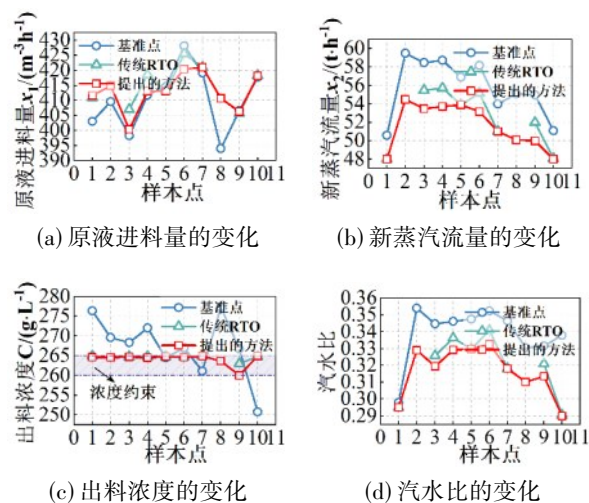


图10 传热系数为2100时的汽水比优化结果

Fig.10 Optimization results of steam-to-water ratio at the heat transfer coefficient of 2100

(2) 基于TC-ConvNeXt模型提取的等浓度曲线先验知识,揭示了不同传热系数下操作可行域的迁移规律;进而通过融合该先验可行域约束与在线可行性判别,实现了局部搜索边界的自适应紧/松切换。所提动态边界优化策略在严格满足出料浓度工艺约束的前提下,显著提升了优化成功率。

(3) 基于西南某氧化铝厂真实生产数据的验证结果表明,所提方法平均蒸汽流量降至52.28t/h,蒸汽节省率达到8.17%,汽水比降低率达到5.04%,显著优于传统固定边界RTO方法,为氧化铝蒸发过程的智能节能运行提供了有效的理论支撑与技术

手段。

符号说明

G_{RL}	原液进料量, $m^3 \cdot h^{-1}$
T_{out1}	首效出料温度, $^{\circ}C$
G_{FS}	新蒸汽流量, $t \cdot h^{-1}$
P_{vac}	系统真空度, kPa
T_{FS}	新蒸汽温度, $^{\circ}C$
ΔT_{cw-out}	首效冷凝水温差, $^{\circ}C$
T_{RL}	原液温度, $^{\circ}C$
T_{cw1}	首效冷凝水温度, $^{\circ}C$

U ——传热系数, $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$

W ——蒸水量, $\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$

G_{out} ——出料流量, $\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$

C ——出料浓度, $\text{g} \cdot \text{L}^{-1}$

C_{in} ——原液进料浓度, $\text{g} \cdot \text{L}^{-1}$

η ——汽水比

参考文献

- [1] Xie S, Wang H Z, Peng J C. A hybrid prediction model of recycled sodium aluminate solution concentration in evaporation process[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, **70**: 2511013.
- [2] Han J, Liu Y C, Su D, et al. Hierarchical optimization based on game-theoretic coordinated framework for dual-feed multi-effect evaporation process[J]. Expert Systems with Applications, 2026, **303**: 130586.
- [3] 聂晓凯, 阳春华, 柴琴琴, 等. 氧化铝蒸发的动态过程建模与仿真[J]. 化工自动化及仪表, 2011, **38**(3): 279–283.
Nie X K, Yang C H, Chai Q Q, et al. Dynamic process modeling and simulation for alumina evaporation[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2011, **38**(3): 279–283.
- [4] 胡志坤, 李哲彬, 陈志文, 等. 四效逆流降膜蒸发系统的建模与故障仿真[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, **46**(12): 4504–4511.
Hu Z K, Li Z B, Chen Z W, et al. Modeling and fault simulation of four-effect countercurrent falling film evaporator system[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2015, **46**(12): 4504–4511.
- [5] Sun Q Q, Ge Z Q. A survey on deep learning for data-driven soft sensors[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, **17** (9): 5853–5866.
- [6] Jiang Y C, Yin S, Dong J W, et al. A review on soft sensors for monitoring, control, and optimization of industrial processes[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, **21**(11): 12868–12881.
- [7] Yuan X F, Qi S B, Wang Y L, et al. A dynamic CNN for nonlinear dynamic feature learning in soft sensor modeling of industrial process data[J]. Control Engineering Practice, 2020, **104**: 104614.
- [8] 赵楷文, 卢绍文, 赵亮, 等. 氧化铝蒸发过程在线动态仿真与基于LSTM的误差校正[J]. 控制工程, 2021, **28**(2): 214–221.
Zhao K W, Lu S W, Zhao L, et al. Online dynamic simulation of alumina evaporation process and error correction based on LSTM[J]. Control Engineering of China, 2021, **28**(2): 214–221.
- [9] 王峰, 王晓丽, 谢永芳, 等. 基于时效关联分析的氧化铝蒸发过程多重时滞辨识[J]. 化工学报, 2017, **68**(3): 992–997.
Wang F, Wang X L, Xie Y F, et al. Multi-delays identification for alumina evaporation process based on time-correlation analysis[J]. CIESC Journal, 2017, **68**(3): 992–997.
- [10] Xie S, Yang C H, Wang X L, et al. A data-driven adaptive multivariate steady state detection strategy for the evaporation process of the sodium aluminate solution[J]. Journal of Process Control, 2018, **68**: 145–159.
- [11] Cao L, Wang J Y, Su J P, et al. Comprehensive analysis on machine learning approaches for interpretable and stable soft sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, **74**: 9517217.
- [12] Moayed F, Chandrasekar A, Rasmussen S, et al. Physics-informed neural networks for process systems: handling plant-model mismatch[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2024, **63**(31): 13650–13659.
- [13] Zheng Y Z, Hu C, Wang X N, et al. Physics-informed recurrent neural network modeling for predictive control of nonlinear processes[J]. Journal of Process Control, 2023, **128**: 103005.
- [14] Wang F J, Zhai Z, Zhao Z B, et al. Physics-informed neural network for lithium-ion battery degradation stable modeling and prognosis[J]. Nature Communications, 2024, **15**: 4332.
- [15] Liang X B, Liu Y, Chen S L, et al. Physics-informed neural network for chiller plant optimal control with structure-type and trend-type prior knowledge[J]. Applied Energy, 2025, **390**: 125857.
- [16] 方双, 李勇刚, 韩洁, 等. 面向节能降耗的氧化铝蒸发过程优化研究综述[J]. 化工学报, 2026, **77**(3): 1077–1094.
Fang S, Li Y G, Han J, et al. A review of optimization study in the alumina evaporation process oriented toward energy conservation and consumption reduction[J]. CIESC Journal, 2026, **77**(3): 1077–1094.
- [17] 张建智, 彭小奇, 陶焰明, 等. 氧化铝蒸发工序用能分析及系统优化节能研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, **47**(12): 4263–4269.
Zhang J Z, Peng X Q, Tao Y M, et al. Research of energy saving optimization system for alumina production evaporation process based on thermal analysis[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2016, **47**(12): 4263–4269.
- [18] 阳春华, 柴琴琴, 桂卫华. 基于 ■ 分析的氧化铝蒸发过程能耗优化[J]. 化工学报, 2011, **62**(7): 1957–1962.
Yang C H, Chai Q Q, Gui W H. Energy consumption optimization for alumina evaporation process based on exergy analysis[J]. CIESC Journal, 2011, **62**(7): 1957–1962.
- [19] 左健, 谢永芳, 王晓丽, 等. 基于 ■ 分析的氧化铝多效蒸发过程液位优化设定方法[J]. 化工学报, 2017, **68**(3): 1005–1013.
Zuo J, Xie Y F, Wang X L, et al. Liquid level optimal-setting for alumina multi-effect evaporation process based on exergy analysis[J]. CIESC Journal, 2017, **68**(3): 1005–1013.
- [20] Wang Y L, He H M, Zhou X J, et al. Optimization of both operating costs and energy efficiency in the alumina evaporation process by a multi-objective state transition algorithm[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2016, **94**(1): 53–65.
- [21] 韩洁, 赵灼, 朱亮, 等. 基于改进FCM的多工况氧化铝蒸发过程结垢参数软测量方法[J]. 化工进展, 2026, **45**(2): 672–684.
Han J, Zhao Z, Zhu L, et al. Improved FCM-based soft sensor method for scaling parameters in multi-condition alumina evaporation process[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2026, **45**(2): 672–684.
- [22] Zhu L, Han J, Zhao Z, et al. Dynamic optimal decision-making for scaling cleaning in the sodium aluminate solution evaporation process[J]. Applied Intelligence, 2025, **55**(11): 782.
- [23] Hasson D, Avriel M, Resnick W, et al. Mechanism of calcium carbonate scale deposition on heat-transfer surfaces[J]. Industrial & Engineering Chemistry Fundamentals, 1968, **7**(1): 59–65.
- [24] Nikoo A H, Malayeri M R. Incorporation of surface energy properties into general crystallization fouling model for heat transfer surfaces[J]. Chemical Engineering Science, 2020, **215**: 115461.

- [25] Ren C, Han J, Sun L, et al. A deposition - removal-informed hybrid temporal model for online fouling estimation of industrial heat exchangers under parameter variability and nonstationarity [J]. Energy, 2025, **337**: 138367.
- [26] Sun L, Ren C, Luo X L. Online control system reconfiguration towards long period energy-saving optimization of heat exchanger networks[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, **367**: 132940.
- [27] 陈春波, 罗雄麟, 孙琳. 多效蒸发海水淡化系统可行域时变分析与全周期操作优化[J]. 化工学报, 2021, **72**(11): 5686-5695.
Chen C B, Luo X L, Sun L. Time-varying analysis of feasible region and full-cycle operating optimization in multi-effect distillation seawater desalination system[J]. CIESC Journal, 2021, **72**(11): 5686-5695.
- [28] Chen C B, Luo X L, Wang T Y, et al. Minimum motive steam consumption on full cycle optimization with cumulative fouling consideration for MED-TVC desalination system[J]. Desalination, 2021, **507**: 115017.
- [29] 王天媛, 陈春波, 孙琳, 等. 基于全周期缓慢结垢的多效蒸发海水淡化慢时变系统优化设计[J]. 化工学报, 2022, **73**(2): 759-769.
Wang T Y, Chen C B, Sun L, et al. Optimal design of slow-time-varying system for multi-effect distillation desalination based on full-cycle slow fouling[J]. CIESC Journal, 2022, **73**(2): 759-769.
- [30] 袁梦星, 孙琳, 罗雄麟. 多效蒸发海水淡化系统变量相关性分析与全周期操作优化[J]. 化工学报, 2025, **76**(6): 2813-2827.
Yuan M X, Sun L, Luo X L. Variable correlation analysis and full-cycle operation optimization of a multi-effect evaporative desalination system[J]. CIESC Journal, 2025, **76**(6): 2813-2827.
- [31] 任超, 孙琳, 罗雄麟. 换热器因应结垢慢时变的控制系统重构分析[J]. 化工学报, 2021, **72**(10): 5273-5283.
Ren C, Sun L, Luo X L. Analysis on the reconfiguration of the control system of the heat exchanger in response to the slow and time-varying fouling[J]. CIESC Journal, 2021, **72**(10): 5273-5283.
- [32] Liu Z, Mao H Z, Wu C Y, et al. A ConvNet for the 2020s[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 18-24, 2022. New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 11966-11976.
- [33] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, **86**(11): 2278-2324.
- [34] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 770-778.