

基于深度学习的火电厂集控系统DCS-SIS动态协同控制策略研究

姚兰

(马鞍山当涂发电有限公司)

【摘要】火电厂集控系统对控制策略的动态响应性提出更高要求,文章研究了DCS与SIS系统的功能结构与协同控制机制,分析了基于深度学习的状态识别方法与策略优化路径,最后探讨了控制策略在典型工况下的性能评估结果。研究成果可为复杂工况下集控系统的自动化运行提供数据驱动的控制支撑,提升安全性与响应效率。

【关键词】火电厂;DCS系统;SIS系统;深度学习;自动化控制

中图分类号:TM621;TP18

DOI: 10.13655/j.cnki.ibci.2025.S2.167

Research on DCS-SIS Dynamic Collaborative Control Strategy of Thermal Power Plant Centralized Control System Based on Deep Learning

YAO Lan

(Ma'anshan Dangtu Power Generation Co., Ltd.)

【Abstract】The centralized control system of thermal power plants puts forward higher requirements for the dynamic responsiveness of control strategies. The article studies the functional structure and collaborative control mechanism of DCS and SIS systems, analyzes the state identification method and strategy optimization path based on deep learning, and finally discusses the performance evaluation results of control strategies under typical working conditions. The research results can provide data-driven control support for the automated operation of centralized control systems under complex working conditions, and improve security and response efficiency.

【Keywords】thermal power plant; DCS system; SIS system; deep learning; automation control

1 引言

火电厂在深负荷调节与多扰动运行条件下,对集控系统的响应速度与控制精度提出更高要求,常规DCS与SIS系统在结构层面存在边界分离与控制协调滞后问题,难以适应复杂动态工况下的自动化控制需求。为实现安全连锁与过程控制的联动响应,需构建基于状态识别与策略自更新机制的智能控制体系。深度学习在时序数据建模、非线性控制优化与策略训练中的表达能力,为火电厂DCS-SIS协同控制策略提供了技术路径支持。文章围绕系统结构、控制建模与策略验证展开,构建适用于复杂工况环境的动态控制模型,并完成系统性能的量化评估,推进火电厂集控系统的智能化协同升级。

2 系统结构与控制机制分析

2.1 DCS与SIS系统的集成架构剖析

为实现深度学习在控制系统中的动态策略部署,需明确DCS与SIS的系统边界与集成逻辑。

①DCS系统主要承担对主汽压力、锅炉负荷、水煤比等过程变量的实时调节控制,基于PLC架构进行模块化逻辑配置,其I/O数据链路多采用工业以太网或PROFIBUS协议。

②SIS系统侧重于风险识别与安全连锁响应,负责检测炉膛超温、水位失控、点火故障等安全事件,系统运行在独立的冗余硬件上,配置符合IEC 61511标准的安全控制器,控制逻辑采用硬中断优先触发结构。

③为实现DCS与SIS的有效协同,在上位调度层设立统一的数据集成中台,实现OPC协议下的状态映射、事件同步与响应指令传输。控制策略分发需在保证SIS优先级的前提下进行数据冗余和闭环确认,确保连锁系统的指令不被覆盖,过程系统的策略不失控。

2.2 关键工况下的控制链响应分析

火电厂在低负荷运行、燃料品质波动或给水扰动等工况下,DCS与SIS间的控制链响应稳定性直

接影响系统安全裕度^[1]。以主汽压力扰动为例,DCS系统检测到压力下滑后,将触发给煤量、二次风速等变量的联动调整指令,在控制链执行过程中,传感器响应滞后、执行器动作反馈延迟会导致回路调节超调风险,部分工况还会干扰炉膛负压稳定性,诱发SIS误触发。若联锁系统在未充分获取DCS过程调节反馈前启动联锁动作,可能导致非必要的切断或停机,对机组稳定运行造成负面影响。为缓解响应错位问题,需对控制链进行时序建模,标定各节点最大允许滞后值,明确数据采集点、策略执行点与联锁响应点的同步机制,构建多冗余路径下的动态响应表,提升工况扰动下的控制一致性与安全性。

3 深度学习算法的控制建模路径

3.1 控制数据的时序建模与样本构建机制

火电厂DCS-SIS系统的运行过程涉及大量连续控制变量,需构建具备时序结构的数据样本以支持深度学习模型训练^[2]。样本构建采用滑窗策略,设定窗口长度为 T ,在每个时刻 t 构造输入序列为:

$$X_t = \{x_{t-T+1}, x_{t-T+2}, \dots, x_t\} \quad (1)$$

式(1)中: $x_i \in R^d$ 表示第 i 个时刻的多维状态向量, d 为控制系统中的观测变量数量。滑动步长设定为3,避免相邻样本间信息冗余。所有输入样本在进入神经网络前需进行归一化处理,统一数据量纲并提升模型收敛效率。

样本标签定义为预测时间窗口后 K 步内系统的DCS控制输出,作为监督训练的目标。各变量在时窗内的分布统计如表1所示。

表1 火电厂DCS-SIS控制系统关键变量时序样本统计表

变量名称	采样频率 (Hz)	时窗长度 (步)	均值	标准差	最大值	最小值
主蒸汽压力	1	20	16.5	1.3	18.9	13.8
给水流量	1	20	850	96	1020	710
鼓风机频率	1	20	48.2	5.1	61.3	39.5
燃料供给量	1	20	420	38	502	353
炉膛负压	1	20	-270	25	-230	-320

燃料供给量和鼓风机频率具有较大的瞬时波动性,主蒸汽压力与给水流量则反映中期趋势,适合分别作为快速扰动和稳定性特征的主要输入。炉膛负压值稳定,对联锁状态的触发判别具有参考意义。样本整体展现出典型的高频—低频混合特征,满足深度网络识别多尺度动态模式的输入要求。

3.2 神经网络结构在状态识别中的适配设计

火电厂DCS-SIS控制系统中的状态识别任务要求模型兼具对局部突变信号的敏感性与对长期趋势的追踪能力^[3]。为满足此类需求,网络结构设计采用卷积神经网络(CNN)与长短时记忆网络(LSTM)的融合架构。

输入数据结构为 $X \in R^{T \times d}$,其中 T 为时间窗口长度, d 为状态变量数量。卷积模块采用多个一维卷积核,提取短时间内状态变量的变化模式。该部分负责检测压力突变、供水突升等高频特征,卷积核大小设为3,激活函数选用ReLU。

LSTM模块用于捕捉系统运行的时间依赖特征。输入序列依次送入双向LSTM单元,输出结构为:

$$h_t = \text{BiLSTM}(x_1, x_2, \dots, x_T) \quad (2)$$

式(2)中: $h_t \in R^H$, H 为LSTM单向隐状态维度。双向结构增强了网络对过去与未来状态变化的感知能力,提升对非平稳控制轨迹的理解能力。

网络中间层设置批量归一化与残差连接以增强训练稳定性。最终输出采用Softmax函数预测状态分类结果,用于判定当前系统是否处于联锁触发敏感区间。该网络结构可部署于集控系统边缘层控制终端中,实现对运行状态的实时感知与输入数据的前置过滤,提高控制系统对外部扰动的感知响应速率。

3.3 强化学习在策略输出中的动态更新路径

在火电厂集控系统中,动态控制策略需要面向非稳态负荷、干扰叠加与安全限制下的状态快速响应,强化学习框架可支持状态-动作耦合机制下的策略自适应优化^[4]。状态 s 表示当前系统识别模块输出的控制对象运行状态,动作 a 表示自动化控制单元可实施的控制信号指令,针对状态偏移、动作代价与风险因子等控制要素,构建具有三项约束的奖励函数,表达如下:

$$R(s,a) = -\alpha \cdot |s| - \beta \cdot |a| - \gamma \cdot (s \cdot a) \quad (3)$$

式(3)中: $|s|$ 为系统状态偏差的绝对值,表示当前状态相对目标状态的偏离程度,直接反映控制精度需求; $|a|$ 为动作幅度,用于约束控制输出的能耗与调节幅度,降低调节系统冲击强度; $s \cdot a$ 表示状态与控制动作之间的乘积项,用于识别高风险工况下控制行为与状态耦合所带来的潜在安全性波动。系数

α, β, γ 分别为上述三类控制成本项的权重调节因子,数值在离线标定过程中依据系统稳定性与控制灵敏度要求设定,并在系统运行过程中固定不变。

奖励函数的结构体现出控制目标的三重技术逻辑,即在确保控制精度的前提下,抑制控制输出干扰强度,并对潜在安全耦合关系进行动态惩罚。该结构允许策略在学习过程中形成自适应调节倾向,在不同工况下根据状态偏移、自身动作以及历史反馈结果进行策略更新。策略输出过程以每个控制周期内的当前状态 s 为输入,根据当前最优策略选取动作 a ,动作执行后系统进入新状态,获取奖励 $R(s,a)$,以此作为行为选择依据进行反馈调整,形成连续迭代优化回路。

自动化系统在部署该策略后,控制策略可在扰动初期通过调节幅度受限的动作输出进行逐步纠偏,避免高频过调与系统振荡,控制输出行为具备良好的平稳性、有限幅度性与安全保护性。

4 控制策略验证与系统性能评估

4.1 控制精度与稳定性指标的设置方案

对于DCS-SIS集控系统在动态工况下的控制性能评估需求,构建负荷跟踪误差、系统响应时间、最大过调幅度与联锁触发率四项指标^[5]。负荷误差定义为实际输出负荷与设定目标间的绝对差;响应时间以系统控制变量稳定至误差带内的时间长度表示;过调幅度反映控制系统在初期调节过程中的最大偏离程度;联锁触发率则统计单位时间内SIS触发频次。性能指标统计结果见表2。

表2 控制策略性能评估指标设置与测试结果表

测试指标	单位	目标值	深度学习控制结果	常规PID控制结果
负荷跟踪误差	MW	≤5.0	2.3	6.1
系统响应时间	s	≤15	9.8	18.4
最大过调幅度	%	≤4	2.7	5.6
联锁触发频次	次/h	≤1	0.3	1.9

深度学习控制策略在所有关键性能指标上均优于传统PID控制,尤其在联锁频次控制与响应时间方面展现出较强的动态鲁棒性。负荷误差控制能力在扰动初期表现出稳定追踪特性,系统调节过程无明显振荡,保证了自动化执行机构的调节连续性与控制路径稳定性。

4.2 工况仿真下的策略效果对比分析

控制策略在复杂扰动工况下的性能差异需基于仿真平台进行响应过程的定量验证。选取典型运行场景中的燃料扰动、主汽温度波动与冷端真空波动三类高频工况,构建与实际控制系统参数一致的动态仿真模型,设置扰动强度、扰动持续时间与初始偏移值,并加载深度学习控制策略与传统PID策略进行对比实验。控制输出信号接入DCS模块模拟通道,系统反馈变量接入数据采集端口,实现状态—动作闭环结构。仿真过程中记录各控制变量的偏差峰值、稳定时间与SIS联锁响应情况,提取运行过程中的最大扰动幅度、调节收敛速率及误触发风险指标,构成三维评估向量,反映不同策略在非稳态条件下的动态鲁棒性、调节灵敏度与安全冗余性能。

5 结语

研究构建了面向火电厂集控系统的DCS-SIS深度学习动态协同控制策略。在系统结构层面明确了过程控制与联锁机制的通信边界与集成方式;在建模路径上实现了基于滑窗时序样本的输入结构构造与卷积-记忆联合网络的状态识别模块设计;在策略输出中融合强化学习实现控制动作的自适应更新。在性能验证中通过典型工况下的响应指标对比验证了控制精度、响应速度与联锁安全性的综合提升,策略具备较强的工况适配能力与边缘部署价值,为大型能源系统的智能调控与安全冗余融合提供了技术路径支撑。

参考文献

- [1] 黄俊超. 火电厂集控运行在电力系统稳定性中的作用分析[J]. 仪器仪表标准化与计量, 2024 (3): 27-29.
- [2] 曾阳, 张莉, 李国朋. 基于深度学习的火电厂发电装备智能故障诊断与预测研究[J]. 自动化应用, 2024, 65 (6): 102-104.
- [3] 杨雄毅, 张小亮, 高广洲, 等. 基于模糊神经网络的火电厂热控系统故障诊断方法[J]. 电工技术, 2024 (6): 82-84.
- [4] 刘辉. 基于PLC技术的火电厂输煤翻车机电控系统改造设计[J]. 科技资讯, 2024, 22 (4): 107-109.
- [5] 周传杰, 王嘉琪, 马运保, 等. 深度学习神经网络在火电厂阀门故障诊断与预警中的应用[J]. 科技风, 2023 (20): 4-7+59.