

控制棒驱动机构智能感知与自适应控制系统 设计及仿真验证

阳 惠, 曾 辉, 张 倬, 杨昆霖, 黄擎宇, 林源峰
(中国核动力研究设计院 核反应堆系统设计技术重点实验室, 成都 610213)

摘要: 控制棒驱动机构作为核反应堆控制和核安全保护系统的执行机构, 对其运行状态进行有效监测是防止反应堆发生控制棒卡棒、滑棒和驱动失灵, 保障核反应堆安全经济运行的必要手段; 在研究分析控制棒驱动机构线圈电流和振动信号特征的基础上构建了控制棒驱动机构状态判别与故障诊断模型, 并基于 dSPACE 实时仿真系统建立了控制棒驱动系统自适应控制数字化模型和控制棒驱动机构智能感知与自适应控制实验样机; 通过功能验证, 证明该系统能根据电流和振动信号实现对控制棒驱动机构正常运行工况和典型故障模式的实时判别、故障诊断与自适应控制, 运行状态识别准确率达到 99.2% 以上, 为后续核反应堆智能设备的研制提供参考。

关键词: 核反应堆; 控制棒驱动机构; 智能感知; 故障诊断; 自适应控制

Design and Simulation of Intelligent Perception and Adaptive Control System for Control Rod Drive Mechanism

YANG Hui, ZENG Hui, ZHANG Zhuo, YANG Kunlin, HUANG Qingyu, LIN Yuanfeng
(Science and Technology on Reactor System Design Technology Laboratory, Nuclear Power Institute of China, Chengdu 610213, China)

Abstract: Control rod drive mechanism (CRDM) is the actuator of reactor control and nuclear safety protection system. In order to prevent the occurrences of control rod stuck, sliding rod and driving failure in the reactor, and ensure the safe and economic operation on the reactor, a necessary measure is to effectively monitor the operation status of the CRDM. A status discrimination and fault diagnosis model for the CRDM is constructed by analyzing the characteristics of coil current and vibration signals. Furthermore, an adaptive control digital model of control rod drive system, and an experimental prototype of the CRDM perception and diagnosis system are built based on dSPACE real-time simulation system. Through the functional verification, the system can perform real-time identification, fault diagnosis and adaptive control of the normal and faulty operating conditions of CRDM based on the current and vibration signals. The recognition accuracy rate for various working conditions reaches more than 99.2%, it provides the supportive reference for the subsequent development of intelligent equipment for nuclear reactors.

Keywords: nuclear reactors; control rod drive mechanism; intelligent perception; fault diagnosis; adaptive control

0 引言

核电厂状态监测和故障诊断, 是核电厂安全运行的重要保证。早期的状态监测普遍使用传统的阈值方法, 当检测出异常情况时, 可能已经发展到难以处理的地步, 因此后期逐步发展为优于阈值方法的基于神经网络模型的方法^[1-3]。针对核反应堆设备的故障诊断发展较早, 经历了个体专家经验诊断、基于材料寿命分析与估计、基于传感器与计算机技术等几个阶段的发展, 随着人工智能技术的发展, 迈入了智能化故障诊断及预测阶段, 以知识处理和知识推理代替数值计算和信号处理手段^[4-5]。

控制棒驱动系统是核电站反应堆一回路中的重要专用仪控系统, 用于提升、插入和保持控制棒束, 实现反应堆正常启堆、停堆和维持反应功率^[6]。控制棒驱动系统的工作原理为接收逻辑控制装置发出的指令, 按照特定的时序向控制棒驱动机构 (CRDM) 各线圈供电, 形成磁场按照顺序使机构内部配合动作。CRDM 作为反应堆结构中唯一运动部件, 动作的准确性和及时性直接关系到反应堆的功率控制与运行安全, 当 CRDM 出现故障或性能退化到一定程度时, 可能发生卡棒、滑棒和提不起等事故, 甚至使控制棒失控掉落触发停堆, 影响核电厂的安全经济运行^[7-10]。

收稿日期: 2022-10-18; 修回日期: 2022-10-31。

基金项目: 核能开发科研项目((2019)1341号)。

作者简介: 阳 惠(1982-), 女, 重庆人, 工学博士, 高级工程师, 现主要从事核反应堆大数据系统研发、人工智能在核反应堆方面的应用技术方向的研究。

引用格式: 阳 惠, 曾 辉, 张 倬, 等. 控制棒驱动机构智能感知与自适应控制系统设计及仿真验证[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(1): 120-126.

CRDM 动作故障的原因可分为两个方面。一方面是 CRDM 电气控制设备故障导致线圈电流波形异常, 这可以通过监视线圈电流大小、波纹、过渡过程来确认。另一方面是 CRDM 机械部件磨损或故障导致机构动作不正常, 这种故障可以通过检查线圈电流波形上的动作点发现, 也可以在动作故障累积到一定程度导致控制棒位置故障后, 通过监视控制棒位置发现。

因此, 对 CRDM 的线圈电流进行监测与故障诊断具有重要意义。西屋公司很早就提出利用 CRDM 线圈电流来监测 CRDM 的运动状态, 通过将当前动作点处的平均斜率与前一周对应处的平均斜率进行对比, 用来检测线圈电流上动作点的变化^[11]。杨城凯^[12]依据 CRDM 线圈电流的大小和时序作为报警依据, 当线圈电流幅值超过设定的上下限定或转换时间限定时, 便会产生报警。昌正科^[13]针对秦山核电站反应堆 CRDM 线圈电流, 总结出线圈电流无动作点、线圈电流大小异常以及线圈电流异常震荡等多种故障形式, 并根据线圈电流的大小以及时序, 设计了线圈电流故障诊断判据。曾杰等人^[14]提出将滤波后的线圈电流分为 3 个部分进行研究, 分别提取各部分的特征参数, 将这些特征参数与标准参数进行比较, 用以判断线圈电流的异常。周泽军^[19]使用支持向量机 (SVM) 探讨了在含有噪声复杂条件下的动作点识别的可能性, 发现在使用小波能量值作为特征向量时能取得较好的识别效果, 但是由于分析对象选取的限制, 该方法只能用于识别线圈电流无动作点的故障。李国勇^[24]基于 LabVIEW 平台设计了 CRDM 性能监测平台, 该平台可生成设定的线圈电流转换时序和线圈电流幅值上下限, 当采集到的线圈电流时序或幅值大小与设定的线圈电流时序或幅值大小产生偏差时, 软件平台将会报警。文献 [25] 针对线圈电流时序故障, 设计了特殊的线圈健康状态指数来识别故障。

本研究通过对 CRDM 线圈电流和振动信号的监测与特征分析, 构建了 CRDM 状态判别与故障诊断智能模型, 并利用实时数字仿真系统建立了控制棒驱动系统自适应控制数字化模型, 通过将故障诊断模型与 CRDM 控制系统集成耦合, 实现对 CRDM 运行状态的自我感知、判别、诊断、反馈、控制等功能。

1 控制棒驱动机构智能感知与自适应控制系统架构设计

CRDM 通常包含有驱动轴、线圈、衔铁和勾爪等部件^[21], 其结构如图 1 所示。每组 CRDM 中包含有提升线圈、传递线圈和保持线圈各 1 个, 磁通环与线圈构成电磁铁, 三块电磁铁与两个勾爪相配合实现控制棒的运动^[15]。以控制棒提升 1 步为例, 其步骤为: 传递线圈通电、保持线圈断电、提升线圈通电、控制棒提升、保持线圈通电、传递线圈断电、提升线圈断电、衔铁释放^[16]。3 个线圈按一定的时序密切配合, 实现控制棒提升或插入的步进运动^[22-24]。

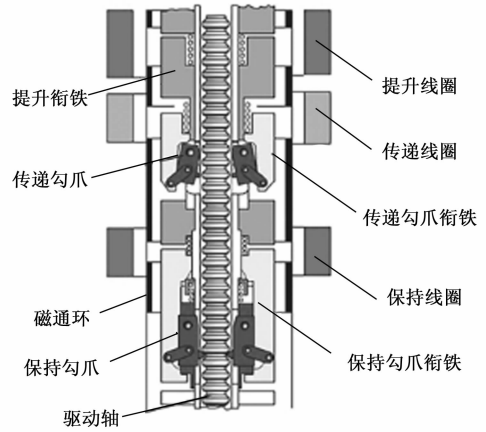


图 1 CRDM 结构示意图

通过对 CRDM 运行状态数据线圈电流、振动信号的实时完备获取, 结合 CRDM 各种正常运行工况 (提升、下插、落棒、保持等) 和典型故障模式 (如滑棒、卡棒、提不起等) 的机理分析, 获取运行数据与工况模式之间的关联关系, 并借助机器学习构建 CRDM 状态识别与故障诊断智能模型。通过分析并模拟 CRDM 的静态和动态特性, 建立 CRDM 数字化模型, 并基于半实物仿真系统 dSPACE 搭建控制棒驱动系统自适应控制数字化模型, 并与棒控系统电源控制设备形成有机连接。根据对 CRDM 电流、振动信号的实时监测, 由自适应控制系统通过 Netty 数据转发服务将信号传递给算法服务, 利用故障诊断智能模型对 CRDM 的运行状态进行判别, 并将状态判别的结果返回给自适应控制系统, 实现控制策略和控制参数的自适应调整。CRDM 智能感知与自适应控制系统架构如图 2 所示, 该系统建立了监测、分析、诊断、控制完善的闭环反馈机制, 实现对 CRDM 运行状态的实时感知、在线诊断与自适应控制。

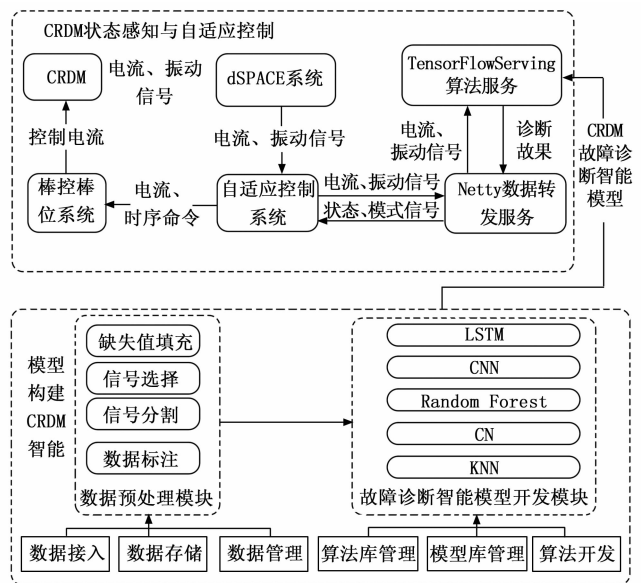


图 2 CRDM 智能感知与自适应控制系统架构

2 控制棒驱动机构智能感知与自适应控制系统实现

2.1 CRDM 故障诊断智能模型构建

2.1.1 CRDM 故障诊断智能模型构建系统设计与实现

CRDM 故障诊断智能模型构建系统采用 B/S 架构模式, 主要采用 Python+Java 语言混合开发, 后端采用 Spring-Cloud 框架, 前端采用 Vue 框架, 系统结构如图 3 所示, 自底向上分别由基础平台层、数据层、中间层、业务层、网关、表现层。

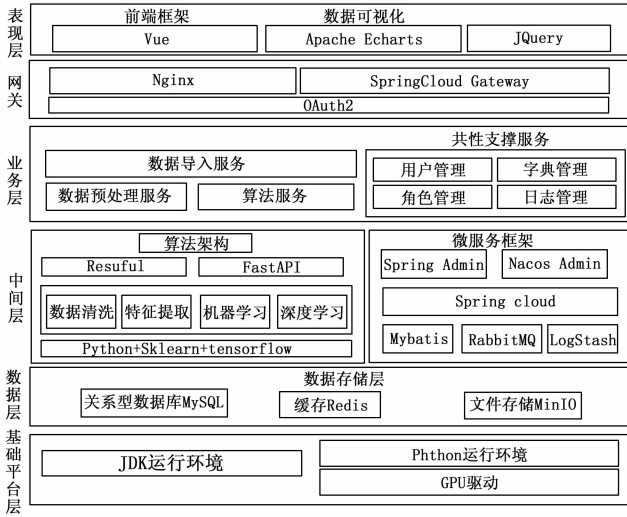


图 3 CRDM 故障诊断智能模型构建系统结构图

1) 基础平台层: 作为整个系统运行的底层支撑环境, 主要包括 Java 和 Python 运行环境。

2) 数据层: 通过关系型数据库、非关系型数据库等不同形式对数据进行存储。设备运行数据通过数据接入服务以文件形式存储于分布式文件系统, 并将文件路径地址存于关系数据库; 进行数据预处理服务时从文件系统中读取文件并对其进行解析和预处理, 处理过程中的中间数据放入数据缓存中以便上层应用使用。

3) 中间层: 包括算法架构和微服务架构; 算法架构基于 Tensorflow 框架和 SkLearn 库, 主要为数据清洗、特征提取等数据预处理和模型训练提供服务; 微服务架构主要支撑业务层内各服务的正常运行。

4) 业务层: 包括系统功能所需要对外提供的各个服务。

5) 网关: 通过 Nginx 做服务代理、SpringCloudGateway 以及 OAuth2 进行权限验证。

6) 表现层: 采用 Vue、Echarts 等前端框架对业务功能进行渲染, 并在浏览器进行可视化展示。

CRDM 故障诊断智能模型构建系统的功能模块主要包括:

1) 运行数据接入模块: 利用 Python pandas 库实现 csv、excel 等源文件数据的接入, 通过文件流方式将文件上

传到服务器, 并提取文件元数据信息保存到 MySQL 数据库。

2) 数据预处理模块: 采用 Python sklearn 和 pandas 库结合 CRDM 运行数据特点开发, 实现数据清洗、数据切割、数据标注、数据增广、特征处理、数据均衡处理等功能。

3) 算法管理模块: 包括算法模型开发、算法库管理等功能。算法模型开发基于 TensorFlow 框架, 实现故障诊断算法选择、数据集划分、模型训练、模型验证与评估、模型生成等功能。

4) 数据存储模块: 基于 MySQL 数据库存储系统在使用中产生的数据, 包括预处理后的数据、模型数据、模型应用的结果数据、用户数据、日志数据等。

5) 系统管理模块: 包括用户管理、角色管理、日志管理及字典管理等。

2.1.2 CRDM 运行数据预处理

为构建 CRDM 故障诊断模型, 需对电流和振动信号进行数据切割与标注、数据集增强、数据不平衡处理、特征处理等数据预处理。

CRDM 的正常运行工况包括提升、下插、单保持、双保持和落棒 5 种状态, 通过对提升线圈 (LC)、保持线圈 (SC)、传递线圈 (MC) 3 种线圈电流和振动信号的特征分析, 可根据规则设置数据切割周期和运行状态的自动标注 (见图 4)。数据周期切割的规则如下: 当传递线圈电流和保持线圈电流同时上升时为提升工况; 保持线圈电流持续为 4.7 A (误差 ± 0.2), 提升线圈电流和传递线圈电流为 0 A 时为单保持工况; 保持线圈电流从 4.7 A 下降到 0 A, 直到振动信号趋于平缓为落棒工况; 保持线圈电流上升, 20 ms 后提升线圈电流上升为下插工况。受线圈电流过渡时间限制, 控制棒移动的最大速度为 72 步/分钟, 对应提升、插入的时序周期为 833 ms, 因此 CRDM 运行数据的切割周期设定为 833 个运行数据。

针对 CRDM 的单保持、双保持、落棒等运行工况, 通过分析发现数据没有周期性的特点, 因此可采用重叠采样方式对数据进行数据增广。数据重叠采样是指从原始信号采集训练样本时, 每一段信号与其后一段信号是重叠的。另外, 考虑到数据是从任意位置进行采样, 在进行模型实时诊断时, 无法保证数据在切割后刚好满足所在状态的分段数据在一个完整周期内, 因此进行重叠采样可以使得模型的状态识别具有容错性, 在任意起始点和一个周期的长度内都可以正确识别出当前的状态。当设置偏移量为 50, 双保持数据从原来的 10 个扩充到 103 个, 落棒数据从原来的 16 扩充到 185 个。分别将数据扩充前和扩充后的数据集采用 LSTM 模型进行训练, 测试集精度分别为 96% 和 100%, 混淆矩阵如图 5 所示。

从混淆矩阵图可以看出, 当未进行数据扩充时, 受到数据不平衡的影响, 会使得单保持、双保持和落棒状态的识别存在误判, 而采用了重叠采样后, 每种状态的数据达

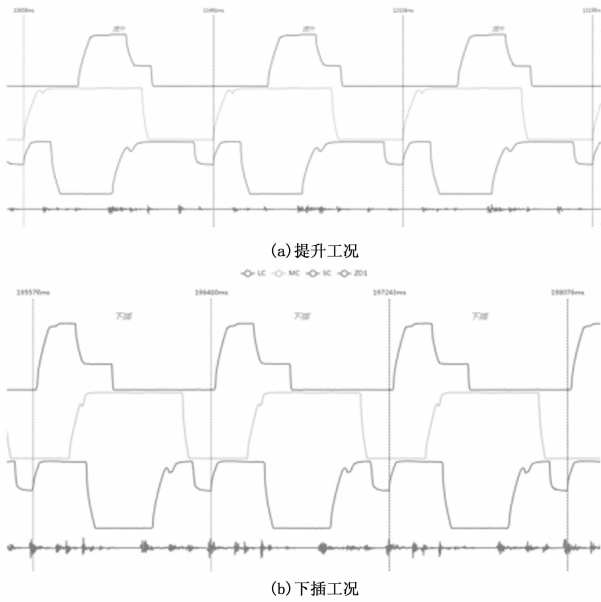


图 4 数据切割与标注

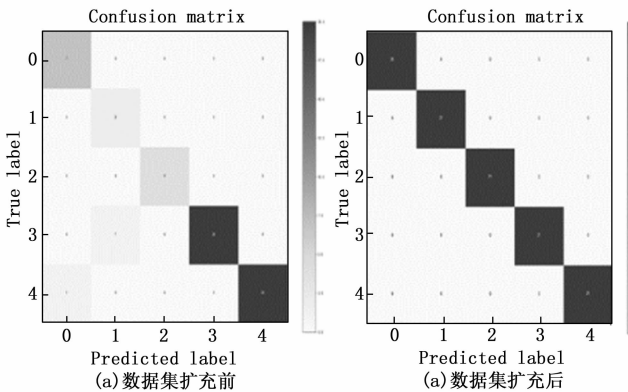


图 5 数据集扩充前后模型测试结果混淆矩阵图

到平衡状态, 模型最终的精度可以达到 100%, 说明使用重叠采样进行增广可以解决落棒数据和双保持数据的数据不平衡问题, 从而使模型达到更好容错性。但是这种方法是基于落棒数据和双保持数据没有周期性的特点, 不适用于有周期性的故障数据。

针对 CRDM 运行工况数据集, 由于受到实验条件等因素限制, 各个工况的数据集存在明显的不平衡情况 (通常情况下把多数类样本的比例接近 100: 1 这种情况下的数据称为不平衡数据), 特别是卡棒、滑棒、提不起等故障模式数据相比于正常运行工况数据量较少, 为避免构建的故障诊断模型出现过拟合问题, 采用 SMOTE 算法^[17]进行数据均衡处理。

SMOTE 算法的基本思想是对少数类样本进行分析, 并根据少数类样本人工合成新样本添加到数据集中, 算法流程如下:

1) 对于少数类样本中的每一个样本 x , 计算该点与少

数类中其它样本点的距离, 得到最近的 k 个近邻 (即对少数类点进行 KNN 算法)。

2) 根据样本不平衡比例设置一个采样比例以确定采样倍率, 对于每一个少数类样本, 从其 k 近邻中随机选择若干个样本, 假设选择的近邻为 x' 。

3) 对于每一个随机选出的近邻 x' , 分别与原样本按照如下的公式构建新的样本:

$$x_{new} = x + rand(0,1) * (x' - x)$$

采用 SMOTE 算法对故障模式数据样本进行扩充, 并将扩充前后的数据集分别放入 LSTM 模型中进行训练, 针对滑棒、提不起、卡棒故障模式的识别准确率提升了 75.1%~100%, 说明 SMOTE 在一定程度上可以提高模型的泛化能力, 且总体效果优于随机过采样 (见表 1)。

表 1 数据增广算法效果对比 %

故障模式 \ 识别准确率	原始数据集	SMOTE 数据增广后	随机过采样数据增广后
提不起	0.0	98.9	100
提升卡棒	0.0	100	70.5
下插卡棒	100	100	100
滑棒	22.6	97.7	84.2

针对 CRDM 保持线圈电流、提升线圈电流、传递线圈电流和振动信号, 分别提取其时域特征和频域特征, 并针对所提取的特征集, 采用方差选择法, 计算各个特征的方差, 然后根据阈值大小 (时域方差设置为 5, 频域方差设置为 0.01) 进行特征筛选。对 CRDM 线圈电流和振动信号的最大值、最小值、峰值、峰峰值、均值、整流平均值、方差、标准差、均方值、均方根值、方根幅值、偏度、峭度、峰值因子、裕度因子、脉冲因子、波形因子等 17 种时域特征以及平均频率、重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差、频率标准差等 6 种频域特征进行特征选择的结果如图 6 所示。

保持线圈电流方差大于 5 的时域特征有: 最大值、峰值、峰峰值、方差、均方值、峭度; 方差大于 0.01 的频域特征有: 均方频率、均方根频率、频率方差、频率标准差。提升线圈电流方差大于 5 的时域特征有: 最大值、峰值、峰峰值、方差、均方值、均方根值、偏度、峭度; 方差大于 0.01 的频域特征有: 重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差。传递线圈电流方差大于 5 的时域特征有: 最大值、峰值、峰峰值、均值、整流平均值、方差、均方值、均方根值、峭度; 方差大于 0.01 的频域特征有: 重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差、频率标准差。振动信号方差大于 5 的时域特征有: 峭度; 方差大于 0.01 的频域特征有: 重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差。

2.1.3 CRDM 故障诊断智能模型构建

通过对 CRDM 正常运行工况和故障模式的机理分析和电流、振动信号的数据特征分析, 本研究基于 LSTM、CNN、Random-Forest、SVM、KNN 等算法构建了 5 种故

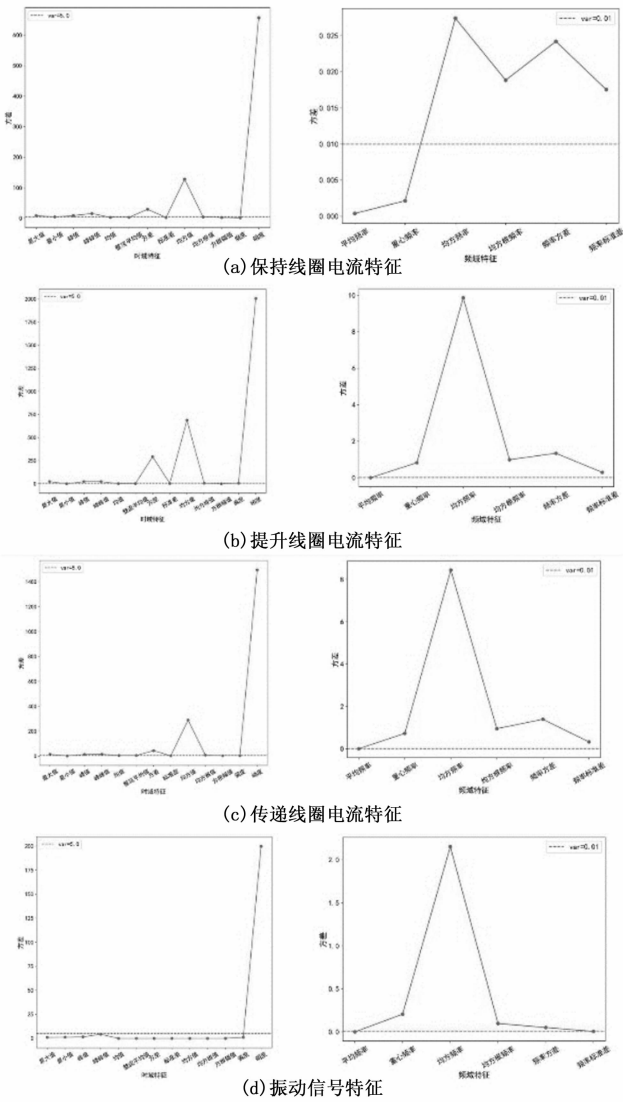


图 6 电流、振动信号特征处理

障诊断智能模型。故障诊断智能模型构建的基本流程如下：

1) 将 CRDM 提升、下插、单保持、双保持、落棒 5 种正常运行工况和卡棒、滑棒、提不起 3 种故障模式的带标签数据组合在一起，并切割为 833 的片段数据集。

2) 将切割好的数据集按比例（如 7：3）划分为训练集、测试集。利用训练集对算法进行迭代训练，获得模型最优参数。

3) 利用测试集对训练好的模型进行测试，评估模型性能。

针对提升、下插等正常运行工况和卡棒、滑棒等故障模式，CRDM 故障诊断智能模型的识别准确率均达到 99.2% 以上（见表 2）。

2.2 控制棒驱动系统自适应控制数字化模型构建

根据控制棒驱动系统控制和驱动电路原理，

基于半实物仿真系统 dSPACE^[18] 搭建了控制棒驱动系统数字模型的 IGBT 控制方案仿真模型（如图 7 所示）。

表 2 CRDM 故障诊断算法对比表 %

故障诊断模型	LSTM	CNN	Random Forest	SVM	KNN
提升	99.8	99.6	99.8	99.9	98.5
下插	98.3	99.6	98.6	96.2	98.8
单保持	99.9	99.8	100	100	99.7
双保持	100	100	100	100	100
落棒	100	100	100	100	100
提不起	100	100	100	100	100
提升卡棒	100	100	100	100	100
下插卡棒	100	100	100	100	100
滑棒	99.7	98.8	99.4	96.7	97.6
总体识别率	99.7	99.8	99.8	99.2	99.4

dSPACE 实时仿真系统是德国 dSPACE 公司开发的一套基于 MATLAB/Simulink 的控制系统在实时环境下的开发及测试工作平台。dSPACE 实时系统具有实时性强，可靠性高，扩充性好等优点，目前已成为进行快速控制原型验证和半实物仿真的首选实时平台。

自适应控制参数辨识控制器实时采样 CRDM 电感电流 (I_{RL} 信号)、指令电流 (I_{LC_order} 信号) 和 IGBT 拓扑斩波管的 PWM 信号 (PWM₁ 信号)，利用遗忘因子递推最小二乘法辨识得到系统结构参数。图 8 显示了自适应控制方法与传统 PI 控制方法的效果对比，自适应控制模型的辨识准确率可达到 95%。

2.3 CRDM 故障诊断智能模型与自适应控制系统集成

CRDM 故障诊断智能模型与自适应控制系统基于 Netty 通信实现集成。Netty 是一个基于 NIO (Nonblocking I/O, 即非阻塞 IO) 的客户、服务器端的编程框架，提供异步的、事件驱动的网络应用持续框架和工具，用以快速开发高性能、高可靠的网络服务器和客户端程序。

自适应控制系统接收到 dSPACE 实时仿真系统发送的

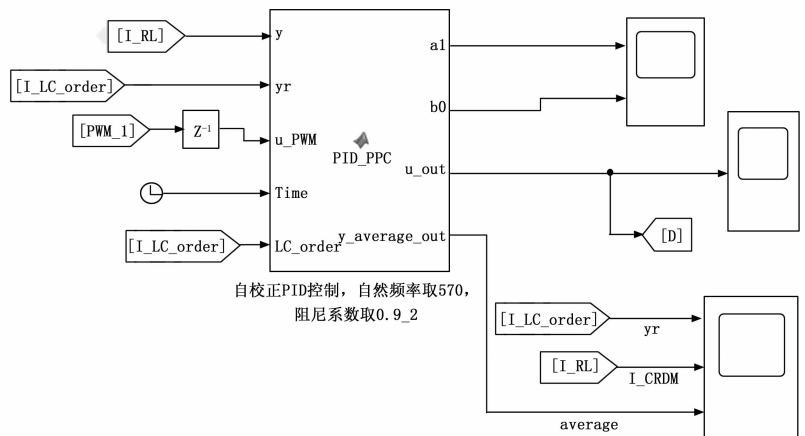


图 7 自适应控制参数辨识控制器

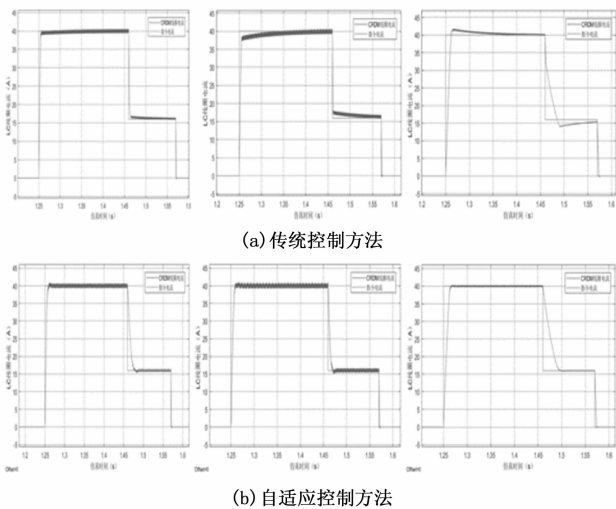


图 8 传统控制算法与自适应控制方法对比

CRDM 线圈电流、振动信号, 将数据按照 UDP 协议数据格式转发给 Netty 服务器。UDP 数据包的总长度为 43 个字节, 每个参数占 4 个字节, 从左到右依次为: LC 线圈电流、MC 线圈电流、SC 线圈电流、振动信号、LC 线圈辨识参数 a1, LC 线圈辨识参数 b0, MC 线圈辨识参数 a1、MC 线圈辨识参数 b0, SC 线圈辨识参数 a1、SC 线圈辨识参数 b0。Netty 服务器接收到数据监控转发的实时数据后, 根据协议进行数据解析, 并按数据切割周期 (每 833 个数据一个周期) 进行数据封装满足模型输入要求, 以 HTTP 方式调用算法服务, 根据故障诊断智能模型进行 CRDM 运行状态的判别与诊断, 并将判别结果通过 UDP 协议进行封装, 发送给自适应控制系统, 模型集成流程如图 9 所示。

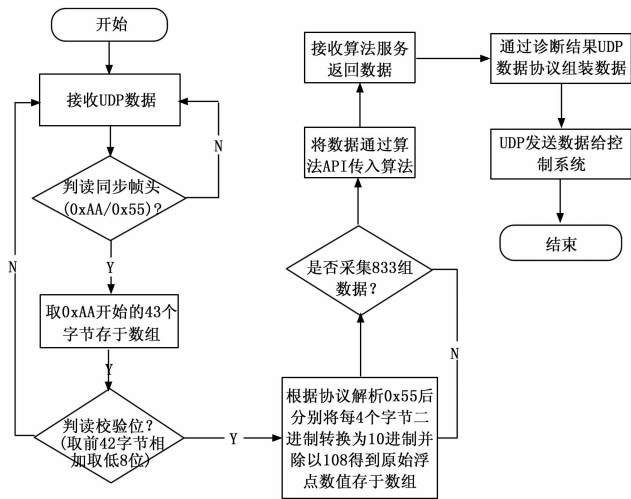


图 9 模型集成流程图

3 控制棒驱动机构智能感知与自适应控制系统功能验证

为验证 CRDM 智能感知与自适应控制系统状态感知、模式判别、故障诊断、反馈控制等功能, 本研究基于

dSPACE 系统搭建了实验样机, 并与 CRDM 形成有机连接 (如图 10 所示)。接口模块实时接收提升线圈、传递线圈和保持线圈的电流信号和振动传感器的振动信号, 并将所获取的信号传递到 CRDM 智能感知与自适应控制系统。CRDM 故障诊断智能模型对所接收的电流、振动信号进行实时监测与判别, 并将识别出的运行状态模式信号 (分别用 0~8 九个状态码表示单保持、双保持、落棒、下插、提升、滑棒、提不起、提升卡棒、下插卡棒 9 种运行状态) 传递给自适应控制系统, 根据运行状态模式信号, 控制系统产生相应的时序指令信号, 使控制电流在外部环境变化和 CRDM 动态运行过程中都能满足电流的响应要求, 实现系统控制回路的自适应控制。

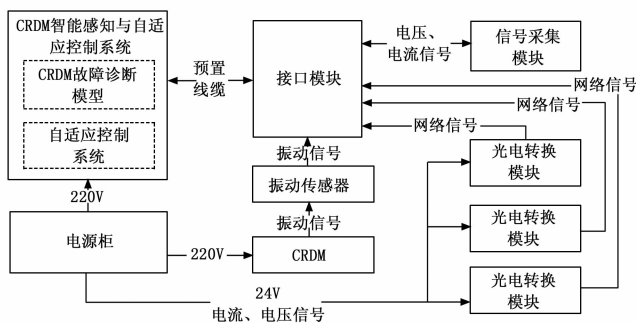


图 10 样机系统连接图

功能验证的操作步骤如下:

- 1) 操作 CRDM 智能感知与自适应控制系统带动 CRDM 运行, 监测智能模型的工况识别结果和驱动电流的稳态误差、时序精度及转换时间;
- 2) 向 CRDM 发出提升控制指令, 监测智能模型的工况识别结果和控制电流的稳态误差、时序精度及转换时间;
- 3) 向 CRDM 发出插入控制指令, 监测智能模型的工况识别结果和控制电流的稳态误差、时序精度及转换时间。

图 11 显示了当 CRDM 以 72 步/分的速度进行下插运动时, 智能诊断模型能实时准确地识别出 CRDM 的运行工况。同时, 针对提升线圈、移动线圈和保持线圈在大电流波动、小电流波动、零电流到大电流时间的采集值与额定值进行对比分析, 时序电流的控制精度优于额定值的 $\pm 4\%$ (如图 12 所示)。

4 结束语

本研究构建了一套 CRDM 智能感知与自适应控制系统, 通过实验样机模拟验证, 得到如下结论:

- (1) 通过对 CRDM 保持线圈、传递线圈、提升线圈电流信号和振动信号的特征分析, 基于 LSTM、CNN、随机森林、SVM 和 KNN 算法构建了 5 种 CRDM 故障诊断智能模型, 对提升、下插、保持、落棒等正常运行工况和卡棒、滑棒、提不起等典型故障模式均可实现运行状态的准确判别与故障诊断, 识别准确率在 99.2% 以上。
- (2) 通过在 dSPACE 实时仿真系统上构建控制棒自适应

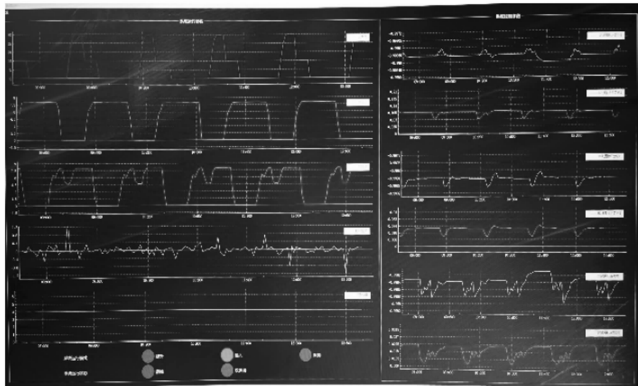


图 11 CRDM 运行状态验证

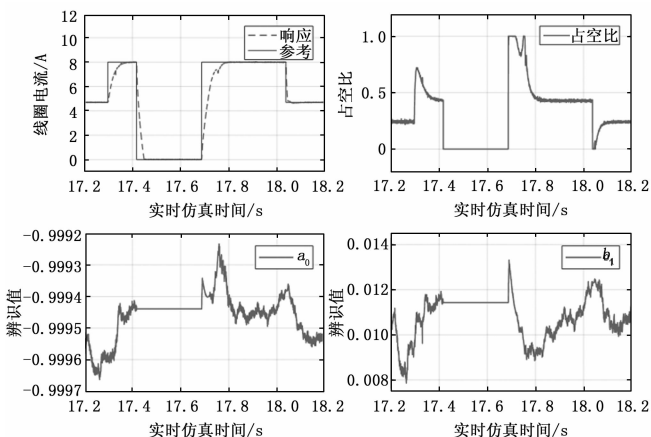


图 12 控制电流实测值

控制数字化模型，并集成 CRDM 故障诊断智能模型，可实时获取与监测 CRDM 线圈电流和振动信号，实现 CRDM 运行状态的实时感知与判别、故障模式的在线诊断、控制完善的闭环反馈机制，提高了 CRDM 的智能化水平、可靠性和安全性，为深入开展核反应堆智能设备的研制工作奠定了技术基础。

参考文献:

[1] UHIG R E, TSOUKALAS L H. Soft computing technologies in nuclear engineering application [J]. Progress in Nuclear Energy, 1999, 34 (1): 13-75.

[2] UPADHYAYA, ERYUREK B R. Application of Neural Networks for Sensor Validation and Plant Monitoring [J]. Nuclear Technology Nuclear Technology, 1992, 97 (1): 170-176.

[3] 周刚, 张大发, 蔡章生. 神经网络在核动力领域的应用与展望 [J]. 核技术, 2004, 27 (3): 237-240.

[4] SHAHLA KEYVAN. Traditional signal pattern recognition versus artificial neural networks for nuclear plant diagnostics [J]. Science Progress in Nuclear Energy, 2001, 39 (1): 1-29.

[5] 刘亚奇. 600 MW 电站凝汽器状态监测与故障诊断的研究 [J]. 北京: 北京交通大学硕士学位论文, 2010.

[6] 赵天宇, 黄志勇, 陈风, 等. 反应性控制装置驱动机构的工作原理与结构特点分析 [C] // 中国核科学技术进展报告 (第一卷) 核动力分卷. 北京: 中国核学会学术年会, 2009.

[7] 王丰. 控制棒驱动机构步跃寿命研究分析 [D]. 上海: 上海交通大学, 2013.

[8] 左文, 闫玉辉. 秦山核电二期工程棒控棒位系统设计 [J]. 核动力工程, 2003, 24 (2): 146-149.

[9] 李红鹰, 许川. 秦山核电工程二期控制棒驱动机构国产化研制 [J]. 核动力工程, 2003, 24 (2): 143-145.

[10] 昌正科, 邵定宏. 压水堆控制棒位置故障诊断技术及其软件实现 [R]. 中国核科技报告, 2004 (1): 206-220.

[11] PYSNIK J, PATNESKY JR J J, FEDERICO P A. Method and apparatus for control rod drive mechanism analysis using coil current signals [P]. U. S.: 5999583A, 1999-12-07.

[12] 杨城凯. 核电厂棒控系统 CRDM 线圈电流故障报警原因分析 [J]. 仪器仪表用户, 2018, 25 (6): 89-92.

[13] 昌正科. 核电站棒控棒位设备故障诊断技术研究与实践 [D]. 南京: 南京工业大学, 2004.

[14] 曾杰, 彭翠云, 何攀, 等. 控制棒驱动机构电流监测与故障诊断技术研究 [J]. 核动力工程, 2019, 40 (1): 172-175.

[15] 沈小要. 控制棒驱动机构动态提升特性研究 [J]. 核动力工程, 2012, 33 (1): 51-55.

[16] 黄平儿, 何攀, 何绍群. 控制棒驱动机构状态监测与故障诊断技术研究 [J]. 核电子学与探测技术, 2013, 33 (3): 338-340.

[17] CHAWLA N V, BOWYER K W, HALL L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique [J]. Journal of artificial intelligence research, 2002, 16: 321-357.

[18] QUIJANO N, PASSINO K, JOGI S. A tutorial introduction to control systems development and implementation with Dspace [R]. Tutorial, The Ohio State University, Columbus, OH, 2002.

[19] 周泽军. 反应堆控制棒动作检测系统研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.

[20] 李国勇. 核电站驱动机构性能测试软件设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2014.

[21] 刘鹏亮, 周建明, 吕永红. 控制棒驱动机构步进运动特性研究 [J]. 核动力工程, 2014, 35 (2): 127-130.

[22] 王福瑞. 单片机测控系统设计大全 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2001.

[23] 毛学军, 沙祥. 液晶模块应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.

[24] 蔡惠, 杨玉珍. 运动控制实验教程 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2010, 149-153.

[25] CAYLOR S D, MCCONKEY J B, MORTON G W, et al. On-line monitoring and diagnostic for rod control systems in nuclear power plants [C] // 9th Int. Top. Meet. Nucl. Plant Instrumentation, Control. Human-Machine Interface Technol (NPIC&HMIT 2015), 2015: 34-42.