

# 数据驱动的船舶动力冷凝器系统容错控制策略研究

王豪<sup>1</sup>, 李献领<sup>2,3</sup>, 宁哲远<sup>1</sup>, 乔新宇<sup>1</sup>, 蒋宇辰<sup>1</sup>, 罗浩<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 船舶热能动力全国重点实验室, 湖北 武汉 430205;  
3. 武汉第二船舶设计研究所, 湖北 武汉 430205)

**摘要:** 随着船舶动力系统智能化和自动化水平的提升, 其复杂性和故障率显著增加, 对安全性和可靠性提出了更高要求。针对传统容错控制方法依赖精确模型的局限性, 提出了一种基于 Youla 参数化的数据驱动容错控制方法, 通过自适应观测器实时辨识冷凝器的系统参数, 并利用残差驱动的 Youla 参数化控制器进行在线参数学习, 实现了控制性能的实时优化与容错控制。仿真结果表明: 进行容错控制后水位的跟踪误差较没有进行容错控制减小约 50%, 说明所提方法能够有效进行容错控制并显著提高冷凝器系统的可靠性。

**关键词:** 船舶动力冷凝器系统; 故障诊断; 容错控制; 数据驱动; 实时优化; Youla 参数化

中图分类号: U674 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.mdjgc.2025.06.011

[引用本文格式] 王豪, 李献领, 宁哲远, 等. 数据驱动的船舶动力冷凝器系统容错控制策略研究[J]. 热能动力工程, 2025, 40(6): 101-109. WANG Hao, LI Xianling, NING Zheyuan, et al. Research on data-driven fault-tolerant control strategy for ship power condenser system[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(6): 101-109.

## Research on Data-Driven Fault-Tolerant Control Strategy for Ship Power Condenser System

WANG Hao<sup>1</sup>, LI Xianling<sup>2,3</sup>, NING Zheyuan<sup>1</sup>, QIAO Xinyu<sup>1</sup>, JIANG Yuchen<sup>1</sup>, LUO Hao<sup>1</sup>

(1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001;  
2. State Key Laboratory of Marine Thermal Energy and Power, Wuhan, China, Post Code: 430205;  
3. Wuhan Second Ship Design and Research Institute, Wuhan, China, Post Code: 430205)

**Abstract:** With the advancement of intelligence and automation in ship power systems, their complexity and likelihood of failure have significantly increased, raising higher demands for safety and reliability. Addressing the limitations of traditional fault-tolerant control methods that rely on precise models, a data-driven fault-tolerant control method based on Youla parameterization has been proposed. This method uses an adaptive observer to identify the system parameters of the condenser in real-time and employs a residual-driven Youla parameterization controller for online parameter learning, achieving real-time optimization of control performance and fault-tolerance control. Simulation results show that compared to systems without fault-tolerant control, the tracking error of the water level is reduced by approximately 50% after implementing fault-tolerant control. This indicates that the proposed method can effectively perform fault-tolerant control and significantly enhance the reliability of the condenser system.

**Key words:** ship power condenser system, fault diagnosis, fault-tolerant control, data-driven, real-time optimization, Youla parameterization

收稿日期: 2024-12-24; 修订日期: 2025-03-18

基金项目: 热能动力技术重点实验室开放基金资助项目(TPL2021C01)

**Fund-supported Project:** Open Fund of Science and Technology on Thermal Energy and Power Project Laboratory (TPL2021C01)

作者简介: 王豪(1993-), 男, 哈尔滨工业大学助理研究员。

通信作者: 罗浩(1985-), 男, 哈尔滨工业大学教授。

## 引 言

随着数字化和智能化技术的迅猛发展,船舶动力系统的智能化和自动化水平不断提升<sup>[1-2]</sup>。作为船舶的核心系统,动力系统的安全性和可靠性直接关系到船舶航行安全。因此,研究有效的故障监测与诊断技术,对保障船舶航行安全尤为重要。

当前研究主要集中在船舶动力系统的远程监控、故障诊断和容错控制等领域。容错控制指在系统发生故障时,能够自动补偿其影响,维持系统性能的稳定,并尽快恢复至故障前,从而确保系统运行的安全可靠。容错控制可分为基于模型的容错控制和基于数据的容错控制<sup>[3-5]</sup>。在基于模型容错控制方法的设计中,常见的包括基于观测器的容错控制和鲁棒滑模容错控制等。在基于数据容错控制方法的设计中,有子空间方法和神经网络控制方法等<sup>[6-7]</sup>。其中,神经网络容错控制方法依赖系统的精确模型,当模型不精确或部分未知时缺乏必要的稳定性保证。

针对船用核动力二回路系统的故障诊断和容错控制,相关研究比较有限。朱浩<sup>[8]</sup>采用长短期记忆(LSTM)模型进行故障诊断,并基于自抗扰控制器对核电站二回路实施容错控制。李金阳等人<sup>[9]</sup>针对核电厂中的传感器故障,采用改进的反向传播(BP)神经网络算法,构建了包含多种运行状态的动态模型数据库。当BP神经网络检测到传感器故障时,采用控制率重构的方法进行容错控制。在针对动力系统单个设备的容错控制方面,赵淑琴等人<sup>[10]</sup>针对船用蒸汽发生器设计了基于BP神经网络的水位容错控制系统,对水位传感器的恒偏差、恒增益及卡死故障进行了仿真测试,提高了二回路控制系统的可靠性;邓志红等人<sup>[11]</sup>基于扩展卡尔曼滤波器组对蒸汽发生器状态进行监测,考虑了模型的非线性和随机噪声,在此基础上,张伟等人<sup>[12]</sup>利用强跟踪滤波器诊断随机时变的故障偏差,该滤波器展现了良好的容错控制能力;李成钿等人<sup>[13]</sup>在最新的二回路凝给水系统中引入深度置信神经网络进行故障诊断,取得了良好效果。然而,基于神经网络的容错控制方法在系统稳定性分析方面可能缺乏解释性,在实际应用中存在一定困难。周霞<sup>[14]</sup>针对二回路系

统中的循环水泵跳闸、真空泵故障、真空破坏阀故障、凝结水泵故障、净凝结水泵故障等冷凝器故障工况进行了复现,为容错控制提供了参考。上述容错控制方法大多依赖精确的系统模型,但随着船舶动力系统结构复杂性的增加,难以获取精确模型<sup>[15]</sup>。此外,即使模型已知,系统老化也会导致参数变化,使原有模型的精度下降。为应对精确模型缺失对容错控制设计的挑战,亟需开发先进的数据驱动容错控制算法。

本文提出了一种应用于冷凝器的数据驱动实时优化容错控制方法,该方法通过自适应观测器实时辨识冷凝器工作点的系统参数,利用残差驱动的Youla参数化控制器进行在线学习,在确保闭环稳定性的前提下实时优化控制性能,实现容错控制的目标,为解决复杂难以建模的非线性系统的故障诊断与容错控制问题提供了新思路。

## 1 模型建立

### 1.1 物理模型

冷凝器是汽轮发电机组的重要辅助设备,其主要功能是在汽轮机排汽口建立并维持一定的真空度,使蒸汽在汽轮机内膨胀至较低压力,增加蒸汽的可用焓降,从而使更多的热能转化为机械能,提高装置的循环热效率。冷凝器工作原理如图1所示。

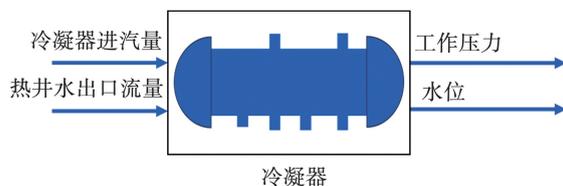


图1 冷凝器工作原理

Fig. 1 Working principle of condenser

### 1.2 数值模型

根据冷凝器的结构特点,可将其数学模型分为壳侧和管侧两个部分。壳侧包括冷凝器内部的汽腔和热井水区域;管侧则包括冷凝器的冷却水管及其内部的冷却水。鉴于冷凝器内工质的物性不同,壳侧可进一步划分为蒸汽区和热井水区<sup>[16]</sup>。在常规冷凝器数学模型的基础上,本文忽略了次要因素对冷凝器热工特性的影响,综合考虑核动力系统冷凝器的特点,特别强调了冷凝器的热力除氧功能,采用

了适用于船用冷凝器的简化集总参数化数学模型。

蒸汽区的蒸汽质量守恒方程如下:

$$\frac{dG_s}{dt} = \frac{d\rho_s V_s}{dt} = G_{si} + \sum G_{oi} - G_c \quad (1)$$

式中:  $G_s$ —冷凝器壳侧的蒸汽流量, kg/s;  $\rho_s$ —饱和蒸汽密度, kg/m<sup>3</sup>;  $V_s$ —冷凝器壳侧内汽空间体积, m<sup>3</sup>;  $G_{si}$ —汽轮机排汽量, kg/s;  $G_{oi}$ —进入凝汽器的其他蒸汽流量, kg/s;  $G_c$ —蒸汽主凝结量, kg/s。

能量守恒方程为:

$$\frac{d\rho_s V_s h_s}{dt} = G_{si} h_{si} + \sum (G_{oi} h_{oi}) - G_c h_s \quad (2)$$

式中:  $h_s$ —饱和蒸汽比焓, kJ/kg;  $h_{si}$ —汽轮机排汽比焓, kJ/kg;  $h_{oi}$ —进入冷凝器其他蒸汽对应比焓, kJ/kg。

整理质量守恒和能量守恒方程可得:

$$\rho_s V_s \frac{dh_s}{dt} = G_{si} (h_{si} - h_s) + \sum [G_{oi} (h_{oi} - h_s)] \quad (3)$$

利用冷凝器热平衡方程计算蒸汽凝结量:

$$G_c = \frac{K_c \Delta t_c A_c}{(h_s - h_w)} = \frac{Q_c}{(h_s - h_w)} \quad (4)$$

式中:  $h_w$ —凝结液体比焓;  $K_c$ —冷凝器传热系数, kW/(m<sup>2</sup>·K);  $\Delta t_c$ —传热温差, °C;  $A_c$ —传热面积, m<sup>2</sup>;  $Q_c$ —蒸汽凝结放热量, kW。

$$\Delta t_c = (t_2 - t_1) / \ln \frac{t_s - t_1}{t_s - t_2} \quad (5)$$

式中:  $t_s$ —冷凝器压力对应的饱和温度, °C;  $t_1, t_2$ —冷却水进、出口温度, °C。

循环水的温度变化是由于蒸汽的放热量与循环水的吸热量不平衡而引起的, 其差值即为循环水出口温度的变化梯度(本文不考虑循环水管管壁的温度变化对循环水温度的影响)。动态热平衡方程为:

$$M_w C_w \frac{dt_2}{dt} = Q_c - Q_w = K_c \Delta t_c A - D_w C_w (t_2 - t_1) \quad (6)$$

式中:  $M_w$ —凝结水质量, kg;  $C_w$ —凝结水比热容, kJ/(kg·°C);  $Q_w$ —凝结水吸热量, kJ;  $G_w$ —循环水流量, kg/s。

蒸汽压力方程为:

$$\frac{d\rho_s}{dt} = \frac{R_s}{V} \frac{dG_s}{dt} (t_s + 273.15) \quad (7)$$

式中:  $p_s$ —冷凝器内蒸汽分压, Pa;  $R_s$ —蒸汽气体常数, kJ/(kg·K);  $V$ —冷凝器内汽体空间体积, m<sup>3</sup>。

然后考虑热井水区, 由质量守恒定律可得:

$$\frac{d\rho_w V_w}{dt} = G_c + \sum G_{wi} - G_o \quad (8)$$

式中:  $\rho_w$ —循环水密度, kg/m<sup>3</sup>;  $G_{wi}$ —进入冷凝器进水量, kg/s;  $G_o$ —热井水出口水流量, kg/s;  $V_w$ —冷凝器热井水区液体体积, m<sup>3</sup>。

能量守恒方程为:

$$\frac{d\rho_w V_w h_w}{dt} = G_c h_w + \sum (G_{wi} h_{wi}) - G_o h_w \quad (9)$$

式中:  $h_{wi}$ —进入热井的冷凝器进水对应比焓, kJ/kg。

进一步整理可得:

$$\rho_w V_w \frac{dh_w}{dt} = \sum G_{wi} (h_{wi} - h_w) \quad (10)$$

热水井方程:

$$A_w \frac{dL_w}{dt} = \frac{dV_w}{dt} = -\frac{dV_s}{dt} \quad (11)$$

式中:  $A_w$ —热井水区截面积, m<sup>2</sup>;  $L_w$ —冷凝器液位, m。

蒸汽和热井水的质量守恒方程可转换为:

$$V_s \frac{d\rho_s}{dp_s} \frac{dp}{dt} + \rho_s \frac{dV_s}{dt} = G_{si} + \sum G_{oi} - G_c \quad (12)$$

$$V_w \frac{d\rho_w}{dp_w} \frac{dp}{dt} + \rho_w \frac{dV_w}{dt} = G_c + \sum G_{wi} - G_o \quad (13)$$

式中:  $p$ —冷凝器真空度, Pa。

整理可得真空度和水位的动态方程为:

$$\frac{dp}{dt} = \frac{G_{si} + \sum G_{oi} - (1 - \frac{\rho_s}{\rho_w}) G_c + \frac{\rho_s}{\rho_w} (\sum G_{wi} - G_o)}{V_s \frac{d\rho_s}{dp} + \frac{\rho_s}{\rho_w} V_w \frac{d\rho_w}{dp}} \quad (14)$$

$$\frac{dL}{dt} = \frac{1}{A_w \rho_w} (G_c + \sum G_{wi} - G_o - V_w \frac{d\rho_w}{dp} \frac{dp}{dt}) \quad (15)$$

冷凝器的输入是冷却水流量  $G_o$  和汽轮机的供汽量  $G_s$ , 输出是冷凝器液位  $L_w$  和真空度  $p$ 。从方程(14)和方程(15)可以看出, 输入和输出有非常复杂的映射关系。整个冷凝器系统是一个双输入、双输出的系统, 考虑将整个冷凝器系统在其工作点线性化与离散化, 然后可得整个冷凝器系统  $G(z)$  的状态空间表达式:

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \quad (16)$$

$$y_k = Cx_k + Du_k \quad (17)$$

式中： $x \in \mathbb{R}^n$ —未知状态； $u \in \mathbb{R}^l$  和  $y \in \mathbb{R}^m$ —可测的二维输入和二维输出，即冷凝器液位  $L_w$  和真空度  $p$ ； $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ， $B \in \mathbb{R}^{n \times l}$ ， $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$  和  $D \in \mathbb{R}^{m \times l}$ —未知系统矩阵。

## 2 基于 Youla 参数化的容错控制框架

### 2.1 Youla 参数化

通过对系统的互质分解可以将传递矩阵分解成两个互质并且稳定的矩阵<sup>[17]</sup>。定义两个稳定的传递矩阵  $\hat{M}(z)$  和  $\hat{N}(z)$ ，如果存在两个稳定的传递矩

$$\text{阵 } \hat{X}(z) \text{ 和 } \hat{Y}(z) \text{ 使其满足 } \begin{bmatrix} \hat{M}(z) & \hat{N}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{X}(z) \\ \hat{Y}(z) \end{bmatrix} =$$

$I$ ，则称  $\hat{M}(z)$  和  $\hat{N}(z)$  是左互质的。定义有理实矩阵  $G(z)$ ，对  $G(z)$  的左互质分解(LCF)可以将  $G(z)$  表示为：

$$G(z) = \hat{M}^{-1}(z)\hat{N}(z) \quad (18)$$

同理得到右互质分解：

$$G(z) = N^{-1}(z)M(z) \quad (19)$$

如果  $X(z), \hat{X}(z) \in \mathbb{R}H_\infty, Y(z), \hat{Y}(z) \in \mathbb{R}H_\infty, M(z), \hat{M}(z) \in \mathbb{R}H_\infty, N(z), \hat{N}(z) \in \mathbb{R}H_\infty$ ，并且满足贝祖等式：

$$\begin{bmatrix} X(z) & Y(z) \\ -\hat{N}(z) & \hat{M}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M(z) & -\hat{Y}(z) \\ N(z) & \hat{X}(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \quad (20)$$

那么通过 Youla 参数化实现内稳定的所有真有理的控制器可以描述为：

$$K(z) =$$

$$\begin{aligned} & (\hat{Y}(z) - M(z)Q(z))(\hat{X}(z) + N(z)Q(z))^{-1} = \\ & (X(z) + Q(z)\hat{N}(z))^{-1}(Y(z) - Q(z)\hat{M}(z)) \end{aligned} \quad (21)$$

式中： $M(z) = (A + BF, B, F, I)$ ；

$$\hat{Y}(z) = (A + BF, -L, F, 0)；$$

$$N(z) = (A + BF, B, C + DF, D)；$$

$$\hat{X}(z) = (A + BF, L, C + DF, I)；$$

$$\hat{M}(z) = (A - LC, -L, C, I)；$$

$$Y(z) = (A - LC, -L, F, 0)；$$

$$\hat{N}(z) = (A - LC, B - LD, C, D)；$$

$$X(z) = (A - LC, -(B - LD), F, I)；$$

$A, B, C, D$  为系统状态空间表达式中的矩阵。

$F$  为状态反馈矩阵， $L$  为状态观测器增益矩阵， $I$  为单位阵； $Q(z) \in \mathbb{R}H_\infty$ —Youla 参数化矩阵。

标准控制反馈回路如图 2 所示。从所有稳定控制器的参数化可以清楚地看出，标称控制器  $K(z)$  确保了稳定性和跟踪性能，但对于模型不确定性和内部故障不一定能获得令人满意的鲁棒性。



图 2 标准反馈控制回路

Fig. 2 Standard feedback control loop

根据状态空间方程搭建观测器如下：

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Ly_k \quad (22)$$

$$\hat{y}_k = Cx_k + Du_k \quad (23)$$

$$r_k = y_k - Cx_k - Du_k \quad (24)$$

式中： $\hat{y}_k$ —观测器输出； $r_k$ —残差，即观测器输出与实际系统输出之差。

根据 Youla 参数化理论，所有镇定控制可以等价写成如下形式：

$$u(z) = K(z)e(z) + Q(z)r(z) \quad (25)$$

在如式(25)所示的控制结构且不改变预先设计的标称控制器  $K(z)$  情况下，可以通过设计参数化矩阵  $Q(z)$  达到容错控制的目的。更具体地说，如果残差信号  $r_k = 0$ ，则图 3 所示的现有控制回路通过 Youla 参数化成为原始标准反馈控制回路；如果由于未知/意外干扰或模型不确定性及某些系统故障等原因导致  $r_k \neq 0$ ，则通过设计  $Q(z)$  可以实现控制性能优化。

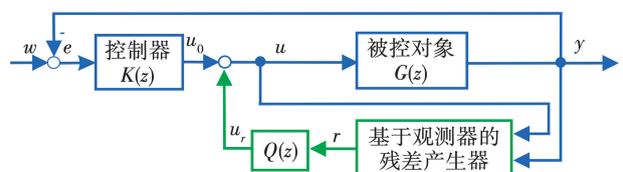


图 3 Youla 参数化实现标准控制回路

Fig. 3 Realization of Youla parameterization for standard control loop

## 2.2 冷凝器参数辨识

冷凝器的数学模型是非线性的,仅可在冷凝器工作的平衡点附近将其近似看作线性模型,同时其模型较为复杂难以直接建模,因此考虑通过数据进行系统模型的辨识。

假设冷凝器系统是能观的,考虑到能观标准型中系统矩阵的特定结构,可以定义矩阵  $G_o \in \mathbb{R}^{m \times m}$  和  $L \in \mathbb{R}^{n \times m}$  分别包含矩阵  $C$  和  $A$  中的所有未知参数,使得  $C_o = G_o C, A_o = A - LC_o$  成立。其中  $C_o \in \mathbb{R}^{2 \times 2}, A_o \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  为已知的常值矩阵,  $B_o \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  和  $D_o \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  矩阵的参数未知,具体表现如下:

$$\begin{cases} C_o = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ A_o = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \\ B_o = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 \\ b_3 & b_4 \end{bmatrix} \\ D_o = \begin{bmatrix} d_1 & d_2 \\ d_3 & d_4 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (26)$$

定义  $D_o = G_o D, B_o = B - LD_o, L_o = LG_o$ , 观测器的增益矩阵  $L_r$  和系统矩阵  $A_{or} = A_o - L_r C_o$ 。

式(26)中系统矩阵的未知参数可写成如下向量形式:

$$\theta = [\text{vec}(B_o)^T \quad \text{vec}(D_o)^T \quad \text{vec}(L_o)^T \quad \theta_g^T]^T \quad (27)$$

式中:  $\text{vec}(\cdot)$ —对矩阵进行列展开;  $\theta_g$ — $G_o$  中的未知参数构成的列向量。

观测器也可以看作一个残差发生器,该残差发生器能够适应过程变化,即适应  $\theta$ 。提出的自适应方案包含以下3个子系统:残差发生器、辅助滤波器和参数估计器。残差发生器根据参数估计值  $\hat{\theta}$  和信息矩阵进行状态估计  $\hat{x}$ , 并用辅助变量  $V$  校正估计值。产生的残差  $r$  表示观测器输出与真实系统输出之间的差:

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1} = A_{or} \hat{x}_k + L_r y_k + Q(u_k, y_k) \hat{\theta}_k + V_{k+1} (\hat{\theta}_{k+1} - \hat{\theta}_k) \\ r_k = y_k - C_o \hat{x}_k + \bar{Q}(u_k, y_k) \hat{\theta}_k \end{cases} \quad (28)$$

辅助变量  $V_{k+1}$  和  $\varphi_k$  由虚拟滤波器产生,具体过程如下:

$$\begin{cases} V_{k+1} = A_{or} V_k + Q(u_k, y_k) \\ \varphi_k = C_o V_k - \bar{Q}(u_k, y_k) \end{cases} \quad (29)$$

在参数估计器中,参数估计依靠残差和辅助变量进行迭代更新如下:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + \gamma_k \varphi_k^T r_k \\ \gamma_k = \mu (\sigma + \varphi_k^T \varphi_k)^{-1} \end{cases} \quad (30)$$

值得注意的是,参数向量  $\theta$  包含了基于观测器的残差发生器式(16)和式(17)中的所有未知参数。

自适应观测器能够利用系统输入输出构成的信息矩阵  $Q(u_k, y_k)$  和  $\bar{Q}(u_k, y_k)$  在线估计系统的参数和状态。通过构建数据驱动的自适应观测器,将系统参数辨识问题转化为了未知参数向量  $\theta = [\text{vec}(B_o)^T \quad \text{vec}(D_o)^T \quad \text{vec}(L_o)^T \quad \theta_g^T]^T$  的估计问题。以上过程实现了冷凝器参数辨识的目的。

## 2.3 针对冷凝器故障实时优化的容错控制

在实际的冷凝器系统中,通常使用PID控制器进行控制,当发生执行器故障时,比如阀门开度调节能力下降会使得控制性能下降,这时就需要进行容错控制。

为实现数据驱动的控制器的容错控制,系统通过对2.1节中提到的反馈控制参数矩阵  $Q(z)$  的参数向量  $\theta_q$  进行迭代更新,以完成对自身性能指标函数的优化,其中  $\theta_q$  包含  $Q(z)$  的所有参数。将  $Q(z)$  写成状态空间形式:

$$\begin{cases} x_{r,k+1} = A_r x_{r,k} + B_r r_k \\ u_{r,k} = C_r x_{r,k} + D_r r_k \end{cases} \quad (31)$$

在线优化  $Q(z)$  的目标就是减小系统发生故障时的跟踪误差,定义如下性能指标函数:

$$\min J_{N, \theta_q^{(j)}} = \frac{1}{2N} \sum_{k=k_j}^{N+k_j-1} \{ e_{\theta_q^{(j)}, k}^T W_{e,k} e_{\theta_q^{(j)}, k} + u_{\theta_q^{(j)}, k}^T W_{u,k} u_{\theta_q^{(j)}, k} \} \quad (32)$$

式中:  $j$ —第  $j$  次迭代;  $k_j$ —第  $j$  次迭代开始的数据常数;  $N$ —迭代窗口大小;  $e_{\theta_q^{(j)}, k}$ —第  $j$  次迭代时  $\theta_q$  对应的跟踪误差;  $u_{\theta_q^{(j)}, k}$ —第  $j$  次迭代时  $\theta_q$  对应的控制输入;  $W_{e,k} = W_{e,k}^T \geq 0$  和  $W_{u,k} = W_{u,k}^T \geq 0$ —两个误差权值。

采取梯度下降方法,按照如下规律更新参数:

$$\theta_q^{(j)} = \theta_q^{(j-1)} - \Gamma_q^{(j)} \left( \frac{\partial J_{N, \theta_q^{(j)}}}{\partial \theta_q^{(j)}} \Big|_{\theta_q^{(j-1)}} \right) \quad (33)$$

式中： $\Gamma_q^{(j)}$ —第  $j$  次迭代的步长； $\theta_q^{(j)}$ —矩阵  $\mathbf{Q}(z)$  第  $j$  次迭代时的全部参数。

公式中的梯度可计算为：

$$\frac{\partial J_{N, \theta_q^{(j)}}^{(j)}}{\partial \theta_q^{(j)}} \Big|_{\theta_q^{(j-1)}} = \frac{1}{2N} \sum_{k=k_j}^{N+k_j-1} \left\{ e_{\theta_q^{(j-1)}, k}^T W_{e, k} \frac{\partial e_{\theta_q^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_q^{(j-1)}} + u_{\theta_q^{(j-1)}, k} W_{u, k} \frac{\partial u_{\theta_q^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_q^{(j-1)}} \right\} \quad (34)$$

式中： $e_{\theta_q, k}$ —在迭代窗口  $N$  内在线收集的系统跟踪误差； $u_{\theta_q, k}$ —在迭代窗口  $N$  内系统的输入信号，即控制信号。

可将参数向量  $\theta_q$  的更新分为对各参数向量  $\theta_{AB_r}$ 、 $\theta_{C_r}$  和  $\theta_{D_r}$  的更新，其角标含义为公式(30)中各系统矩阵。其更新具体如下：

对  $\theta_{AB_r}^{(j)} \in \mathbb{R}^{n, m}$  的梯度估计如下：

$$\frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k+1}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} = \frac{\partial A_r(\theta_{AB_r}^{(j)})}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} x_{r, \theta_q^{(j)}, k} + A_r \frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} + \frac{\partial B_r(\theta_{AB_r}^{(j)})}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} r_k \cdot \frac{\partial u_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} = C_r \frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} \quad (35)$$

此外，

$$\frac{\partial v_k}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} = - \frac{\partial Q(\theta_q)}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} \hat{M} w_k + \frac{\partial Q(\theta_q)}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} r_k = \frac{\partial Q(\theta_q)}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} (r_k - \hat{M} w_k) \quad (36)$$

令  $r_k = r_k - \hat{M} w_k$  作为系统的输入信号，这里的  $w_k$  应该是使用期望输出信号  $w_k$ ，以此作为系统的输出信号  $\frac{\partial u_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}}$ ，即为所求梯度  $\frac{\partial v_k}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}}$ 。最终整理得到：

$$\frac{\partial J_{N, \theta_{AB_r}^{(j)}}^{(j)}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} \Big|_{\theta_{AB_r}^{(j-1)}} = \frac{1}{2N} \sum_{k=k_j}^{N+k_j-1} \left\{ - e_{\theta_{AB_r}^{(j-1)}, k}^T W_{e, k} \frac{\partial y_{\theta_{AB_r}^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j-1)}} + u_{\theta_{AB_r}^{(j-1)}, k} W_{u, k} \frac{\partial u_{\theta_{AB_r}^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j-1)}} \right\} \quad (37)$$

对  $\theta_{C_r} \in \mathbb{R}^{ln}$  的梯度估计如下：

$$\frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k+1}}{\partial \theta_{C_r}^{(j)}} = A_r \frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{C_r}^{(j)}} \frac{\partial u_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{C_r}^{(j)}} = \frac{\partial C_r(\theta_{C_r}^{(j)})}{\partial \theta_{C_r}^{(j)}} x_{r, \theta_q^{(j)}, k} + C_r \frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} \quad (38)$$

类似于对  $\theta_{AB_r}$  的梯度估计，最终可以得到：

$$\frac{\partial J_{N, \theta_{C_r}^{(j)}}^{(j)}}{\partial \theta_{C_r}^{(j)}} \Big|_{\theta_{C_r}^{(j-1)}} = \frac{1}{2N} \sum_{k=k_j}^{N+k_j-1} \left\{ - e_{\theta_{C_r}^{(j-1)}, k}^T W_{e, k} \frac{\partial y_{\theta_{C_r}^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_{C_r}^{(j-1)}} + u_{\theta_{C_r}^{(j-1)}, k} W_{u, k} \frac{\partial u_{\theta_{C_r}^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_{C_r}^{(j-1)}} \right\} \quad (39)$$

对  $\theta_{D_r} \in \mathbb{R}^{lm}$  的梯度估计如下：

$$\frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k+1}}{\partial \theta_{D_r}^{(j)}} = A_r \frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{D_r}^{(j)}} \frac{\partial u_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{D_r}^{(j)}} = C_r \frac{\partial x_{r, \theta_q^{(j)}, k}}{\partial \theta_{D_r}^{(j)}} + \frac{\partial D_r(\theta_{D_r}^{(j)})}{\partial \theta_{D_r}^{(j)}} x_{r, \theta_q^{(j)}, k} \quad (40)$$

同样可以得到最终梯度计算方式如下：

$$\frac{\partial J_{N, \theta_{D_r}^{(j)}}^{(j)}}{\partial \theta_{D_r}^{(j)}} \Big|_{\theta_{D_r}^{(j-1)}} = \frac{1}{2N} \sum_{k=k_j}^{N+k_j-1} \left\{ - e_{\theta_{D_r}^{(j-1)}, k}^T W_{e, k} \frac{\partial y_{\theta_{D_r}^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_{D_r}^{(j-1)}} + u_{\theta_{D_r}^{(j-1)}, k} W_{u, k} \frac{\partial u_{\theta_{D_r}^{(j-1)}, k}}{\partial \theta_{D_r}^{(j-1)}} \right\} \quad (41)$$

以上就是对参数向量  $\theta_{AB_r}$ 、 $\theta_{C_r}$ 、 $\theta_{D_r}$  的梯度估计方式，在得到各参数向量梯度后，根据梯度下降方式对参数向量进行更新，具体如下：

$$\theta_{AB_r}^{(j)} = \theta_{AB_r}^{(j-1)} - \Gamma_{AB_r}^{(j)} \left( \frac{\partial J_{N, \theta_{AB_r}^{(j)}}^{(j)}}{\partial \theta_{AB_r}^{(j)}} \Big|_{\theta_{AB_r}^{(j-1)}} \right) \quad (42)$$

$$\theta_{C_r}^{(j)} = \theta_{C_r}^{(j-1)} - \Gamma_{C_r}^{(j)} \left( \frac{\partial J_{N, \theta_{C_r}^{(j)}}^{(j)}}{\partial \theta_{C_r}^{(j)}} \Big|_{\theta_{C_r}^{(j-1)}} \right) \quad (43)$$

$$\theta_{D_r}^{(j)} = \theta_{D_r}^{(j-1)} - \Gamma_{D_r}^{(j)} \left( \frac{\partial J_{N, \theta_{D_r}^{(j)}}^{(j)}}{\partial \theta_{D_r}^{(j)}} \Big|_{\theta_{D_r}^{(j-1)}} \right) \quad (44)$$

式中： $\Gamma_{AB_r}^{(j)}$ 、 $\Gamma_{C_r}^{(j)}$ 、 $\Gamma_{D_r}^{(j)}$ ——各参数向量迭代步长。

根据各参数梯度表达式(42)~式(44)可以对  $\mathbf{Q}(z)$  的各参数向量进行更新，由此对系统实时运行时的  $\mathbf{Q}(z)$  进行优化。当发生故障时，系统性能下降，如式(20)的指标函数上升，通过对反馈控制参数矩阵  $\mathbf{Q}(z)$  的参数向量  $\theta_q$  进行迭代更新实现，使指标函数下降，实现性能恢复，以完成容错控制。

### 3 仿真结果分析

根据冷凝器数学建模。控制框图如图4所示。由图4可知，根据冷凝器系统的输入输出  $u$  和  $y$  构建得到自适应观测器，根据自适应观测器得到的残差构建性能指标函数，对其实时求导优化出  $\mathbf{Q}(z)$ ， $\mathbf{Q}(z)$  产生的控制信号实现容错控制的效果。

#### 3.1 PID 控制器控制结果

冷凝器真空度 PID 控制器参数的整定值为 20，

0.9 和 0;水位 PID 控制器参数的整定值为 15,0.05 和 0。真空度的初始值设定为  $1 \times 10^6$  Pa,水位初始值设定为 50 m,设定跟踪值为真空度  $1.001 \times 10^6$  Pa,水位 40 m。冷凝器 PID 控制器控制结果如图 5 所示。由图 5 可知,搭建的冷凝器系统可以正确运行,并且通过 PID 控制器可以实现冷凝器真空度和水位对设定值的精准跟踪,后续可在该控制器参数不变的情况下进行容错控制。

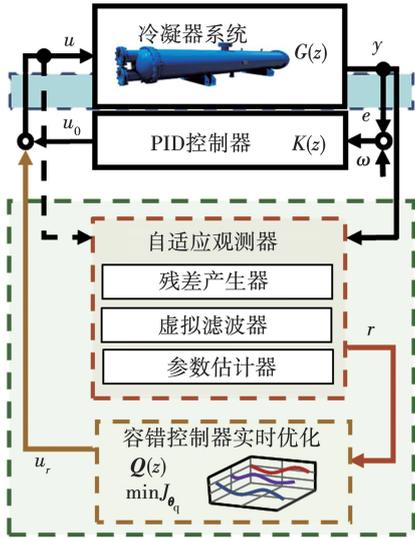


图 4 冷凝器控制框图

Fig. 4 Condenser control block diagram

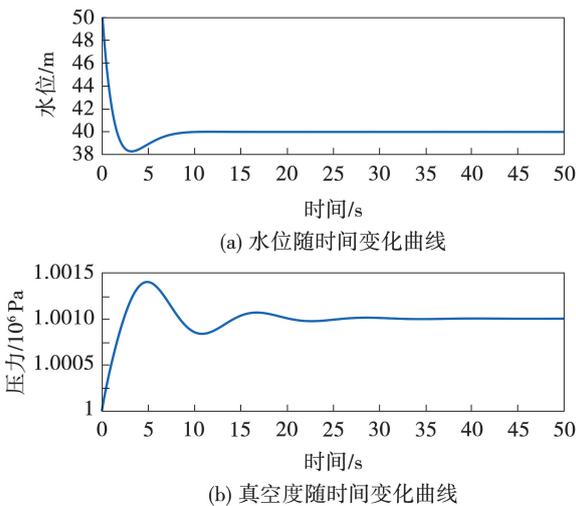


图 5 冷凝器 PID 控制器控制结果

Fig. 5 Control results of condenser PID controller

### 3.2 冷凝器参数辨识结果

搭建数据驱动的自适应观测器,在仿真进行到

40 ~ 50 s 时,冷凝器处于工作平衡点,自适应观测器开始工作。为充分激励自适应观测器,在输入端加入均值为零的白噪声,得到的参数辨识结果如图 6 所示。由图 6 可知,自适应观测器中的参数估计器,即式 (30) 中的参数  $\hat{\theta}_k$  收敛到稳定值,因此可以得知,自适应观测器可以对冷凝器系统参数向量  $\theta = [vec(B_o)^T \quad vec(D_o)^T \quad vec(L_o)^T \quad \theta_g^T]^T$  进行辨识,冷凝器系统矩阵均收敛到稳定值。

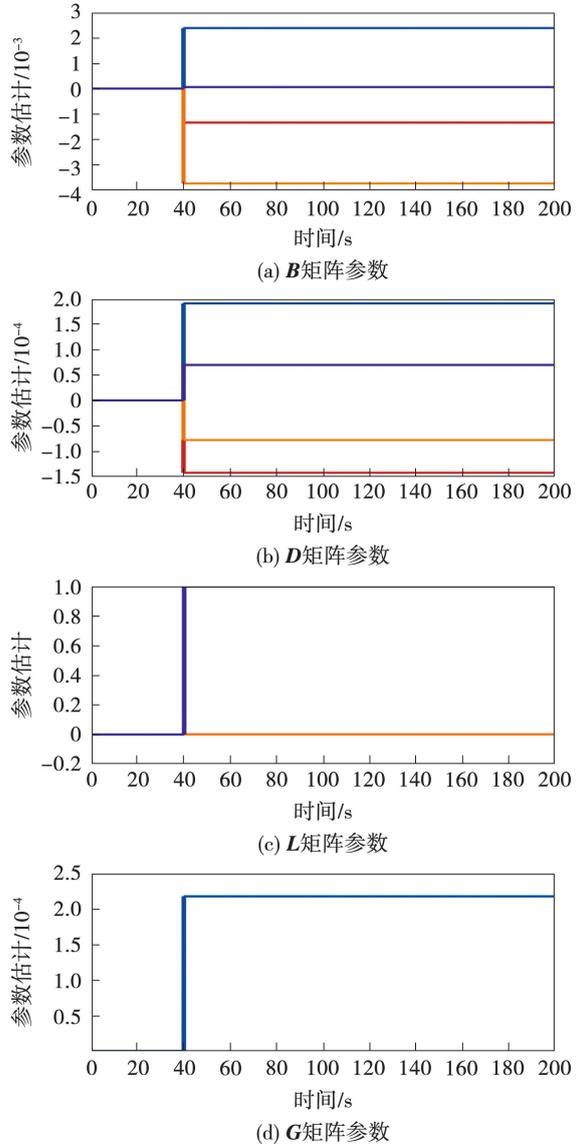


图 6 参数辨识结果

Fig. 6 Results of parameters identification

### 3.3 冷凝器容错控制结果

设置冷凝器执行器控制信号加性故障,使得容错控制器能够学习故障信息并迭代学习自身参数。容错控制器  $Q(z)$  的阶数设置为  $n_r = 0$ ,控制器

设计为  $u_r = Q_r r_k$ , 控制器参数初值设置为  $Q_{r,0} = 0$ , 迭代窗口大小  $N = 300$ , 迭代步长  $\Gamma_D = 15$ , 迭代权值  $W_{e1,k} = 1\ 000$ ,  $W_{e2,k} = 100\ 000$ ,  $W_{u,k} = 0$ 。

在第 60 s 加入故障, 此时热井水出口处阀门发生故障, 使得阀门处产生加性故障。模拟液位控制执行器发生正弦波形式的故障, 其幅值为 35 且频率为 1 Hz。观察实施容错控制后参数学习过程以及容错控制效果。

代价函数迭代过程如图 7 所示。从图 7 中可以看到, 随着参数迭代, 代价函数呈下降趋势。由此可见, 每次更新  $Q(z)$  后, 系统的鲁棒性都在逐渐提高。

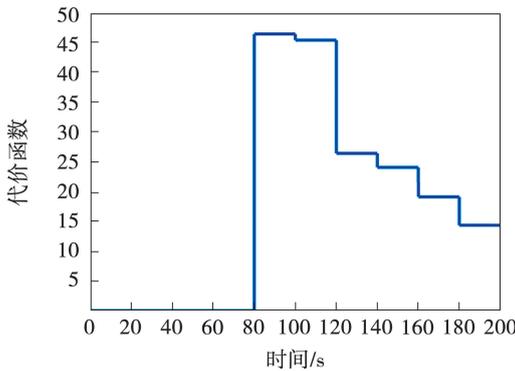


图 7 代价函数随时间变化曲线

Fig. 7 Variation curve of cost function with time

图 8 为原始系统与加入容错控制器后水位控制容错效果的对比。可以看到, 没有容错控制器时的水位变化曲线呈现周期震荡的形式, 加入实时优化容错控制器后水位变化曲线的振幅明显下降约 50%, 即水位跟踪误差减少了约 50%。由此可见, 容错控制器减小了故障对系统性能的影响。

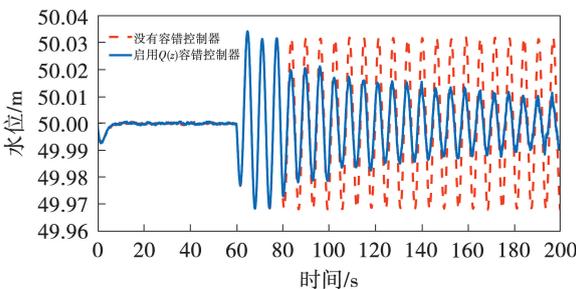


图 8 原始系统与加入容错控制器后水位曲线对比

Fig. 8 Comparison of water level curve of original system and that after adding a fault-tolerant controller

图 9 为原始系统与加入容错控制器后真空度的变化曲线。从图 9 中可以看出, 在故障前后真空度波动并不明显, 这是由于故障对真空度的影响很小, 进行容错控制以后真空度波动无明显变化。以上仿真结果证明了本文研究方法的有效性。

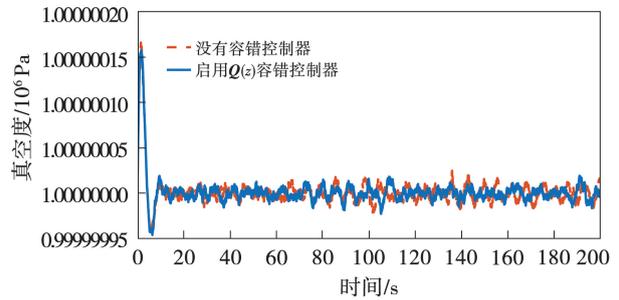


图 9 原始系统与加入容错控制器后真空度曲线对比

Fig. 9 Comparison of vacuum curve of original system and that after adding a fault-tolerant controller

图 10 展示了控制器  $Q(z)$  的参数学习过程。可以看到, 随着优化的进行, 控制器参数不断调整, 性能得到提升。

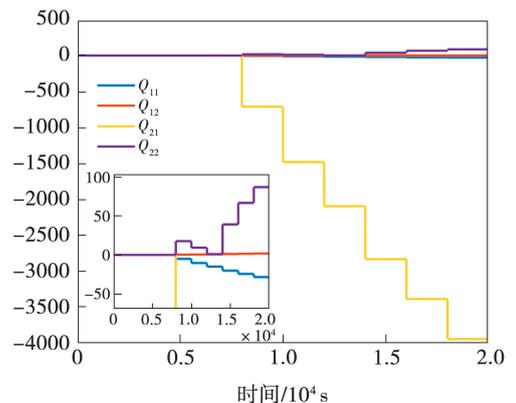


图 10 控制器  $Q(z)$  的参数学习过程

Fig. 10 Parameter learning process of controller  $Q(z)$

## 4 结 论

(1) 本文所提出的方法通过自适应观测器实时辨识系统参数, 避免了模型依赖性问题, 成功应用于冷凝器系统的故障容错控制。

(2) 在船舶动力系统的冷凝器控制中, 采用基于 Youla 参数化的数据驱动容错控制方法后, 水位跟踪误差减少了约 50%。这表明该方法能够显著

降低系统故障对控制性能的影响,提高了系统的可靠性。

(3) 本文的研究主要基于仿真模型,虽然能够在一定程度上反映船舶动力系统的特性,但仍无法完全模拟实际系统中的复杂性和不确定性。因此,未来的研究重点是开展实验验证和实测数据分析,利用船舶动力系统实验平台,进一步测试该方法在不同工况下的适用性和稳定性。

### 参考文献:

- [1] 周少伟,吴 炜,张 涛,等. 舰船动力系统数字孪生技术体系研究[J]. 中国舰船研究,2021,16(2):151-156.  
ZHOU Shaowei, WU Wei, ZHANG Tao, et al. Digital twin technical system for marine power systems[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(2): 151-156.
- [2] 蒋佳炜,胡以怀,方云虎,等. 船舶动力装置智能故障诊断技术的应用与展望[J]. 中国舰船研究,2020,15(1):56-67.  
JIANG Jiawei, HU Yihuai, FANG Yunhu, et al. Application and prospects of intelligent fault diagnosis technology for marine power system[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2020, 15(1): 56-67.
- [3] LUO Hao, ZHAO Hao, YIN Shen. Data-driven design of fog-computing-aided process monitoring system for large-scale industrial processes[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(10):4631-4641.
- [4] YIN Shen, LUO Hao, DING Steven. Real-time implementation of fault-tolerant control systems with performance optimization[J]. IEEE Trans. Ind. Electron, 2014, 61(5):2402-2411.
- [5] XU Yunsong, DING Steven, LUO Hao, et al. A real-time performance recovery framework for vision-based control systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(2):1571-1580.
- [6] DONG Jingwei. Delft, The Netherlands: Data driven fault tolerant control: A subspace approach [D]. Delft, The Netherlands: Delft Center for Systems and Control, 2009.
- [7] WANG Yulei, MA Guangfu, DING Steven, et al. Subspace aided data-driven design of robust fault detection and isolation systems [J]. Automatica, 47(11):2474-2480, 2011.
- [8] 朱 浩. 小型模块化反应堆智能容错控制技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2023.  
ZHU Hao. Research on intelligent fault tolerant control technology of small modular reactors [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2023.
- [9] 李金阳,夏 虹,刘永阔,等. 基于BP神经网络的核电厂主动容错控制方法研究[J]. 原子能科学技术, 2012, 46(7): 827-830.  
LI Jinyang, XIA Hong, LIU Yongkuo, et al. Active fault tolerant control research for nuclear power plant based on BP neural network [J]. Atomic Energy Science and Technology, 2012, 46(7): 827-830.
- [10] 赵淑琴,张永生. 船用蒸汽发生器给水系统的容错控制[J]. 中国舰船研究,2016,11(2):117-120,138.  
ZHAO Shuqin, ZHANG Yongsheng. Fault tolerant control of the water-feeding system of steam generators [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2016, 11(2): 117-120, 138.
- [11] 邓志红,施小成,夏国清,等. 核电厂蒸汽发生器的容错控制[J]. 核动力工程,2010,31(1):107-116.  
DENG Zhihong, SHI Xiaocheng, XIA Guoqing, et al. Fault tolerant control for steam generators in nuclear power plant [J]. Nuclear Power Engineering, 2010, 31(1): 107-116.
- [12] 张 伟,邓志红,夏国清,等. 蒸汽发生器故障诊断和容错控制中强跟踪滤波的应用研究[J]. 核动力工程,2011,32(6): 23-27.  
ZHANG Wei, DENG Zhihong, XIA Guoqing, et al. Research on fault diagnosis and fault tolerant control of steam generator based on strong tracking filter [J]. Nuclear Power Engineering, 2011, 32(6): 23-27.
- [13] 李成钿,何 欧,潘隆轩,等. 凝给水系统故障分析及其诊断技术研究[J]. 化工自动化及仪表,2022,49(3):334-338.  
LI Chengdian, HE Ou, PAN Longxuan, et al. Fault analysis and diagnosis technology study of condensation and feed-water system [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2022, 49(3):334-338.
- [14] 周 霞. 核电厂凝汽器建模仿真与故障诊断[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2019.  
ZHOU Xia. Modeling simulation and fault diagnosis of condenser in nuclear power plant [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019.
- [15] 张薇薇,何正熙,万雪松,等. 小型模块化反应堆控制方法综述[J]. 四川大学学报(自然科学版),2024,61(2):1-12.  
ZHANG Weiwei, HE Zhengxi, WAN Xuesong, et al. A review on the control methods in small modular reactors [J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2024, 61(2): 1-12.
- [16] 史达明,周 全,曹祖庆. 冷凝器动态数学模型的研究[J]. 汽轮机技术,1989,31(3):36-39,52.  
SHI Daming, ZHOU Quan, CAO Zuqing. Research on dynamic mathematical model of condenser [J]. Turbine Technology, 1989, 31(3): 36-39, 52.
- [17] DING Steven. Data-driven design fault diagnosis fault-tolerant control systems [J]. New York, USA: Springer, 2014.