

# 双轮躯干-臂式机器人非确定性等价 自适应容错控制方法

沈旭东<sup>1</sup>, 王闻蓉<sup>2</sup>, 黄思齐<sup>1</sup>, 雷浪<sup>1</sup>, 王洁<sup>1</sup>, 钟熠兴<sup>2</sup>

(1. 贵州电子信息职业技术学院, 贵州 凯里 556000;

2. 中电科大数据研究院有限公司, 贵阳 550022)

**摘要:** 在常规依靠 PID 控制器实现控制时, 双轮躯干-臂式机器人易受外部环境扰动使机器人在运动时难以按预设轨迹精确运动, 导致运动跟踪误差较大, 影响机器人整体性能; 因此, 提出双轮躯干-臂式机器人非确定性等价自适应容错控制方法; 构建反映运动特性的动力学模型, 结合扩展卡尔曼滤波器的改进自适应网络, 设计故障在线诊断算法, 通过学习机器人输出参数检测运行故障状态; 针对运行环境中的不确定干扰因素, 构造干扰观测器, 求出目标时间段环境干扰估计值; 引入滑模控制思想, 构造基于 RBF 神经网络的自适应容错控制方案, 结合故障诊断和干扰估计结果, 实现对故障的有效补偿; 实验结果表明: 该方法进行控制处理后, 机器人在故障状态下纵荡轨迹跟踪误差保持在 0.2 m 以内, 偏航角度跟踪误差保持在 0.1 rad 以内, 极大提升了机器人运行稳定性。

**关键词:** 双轮躯干-臂式机器人; 状态观测器; 故障诊断; 径向基神经网络; 自适应; 容错控制

## Non Deterministic Equivalent Adaptive Fault-Tolerant Control Method for Dual Wheel Torso Arm Robots

SHEN Xudong<sup>1</sup>, WANG Wenrong<sup>2</sup>, HUANG Siqi<sup>1</sup>, LEI Lang<sup>1</sup>, WANG Jie<sup>1</sup>, ZHONG Yixing<sup>2</sup>

(1. Guizhou Vocational Technology College of Electronics & Information, Kaili 556000, China;

2. Big Data Research Institute Co., Ltd., CETC, Guiyang 550022, China)

**Abstract:** With traditional PID controllers achieving adaptive fault-tolerant control, dual wheel torso arm robots are susceptible to external environmental disturbances, which makes it difficult for the robot to accurately move along its preset trajectory, resulting in significant motion tracking errors and subsequently affecting the robot's overall performance. Therefore, a non deterministic equivalent adaptive fault-tolerant control method for a dual wheel torso arm robot is proposed. Construct a dynamic model to reflect the motion characteristics, and design an online fault diagnosis algorithm by combining an improved adaptive network with an extended Kalman filter. By learning the output parameters of the robot, detect the operating fault state. Construct an interference observer to estimate the environmental interference during the target time period in response to uncertain interference factors in the operating environment. Introduce the concept of sliding mode control, construct an adaptive fault-tolerant control scheme based on Radial Basis Function (RBF) neural network, and combine fault diagnosis and disturbance estimation results to achieve effective compensation for faults. Experimental results show that after processing with this method, the longitudinal trajectory tracking error of the robot remains within 0.2 m and the yaw angle tracking error remains within 0.1 rad under fault conditions, greatly improving the stability of robot operation.

**Keywords:** dual wheel torso arm robot; state observer; fault diagnosis; RBF neural network; adaptive; fault-tolerant control

收稿日期: 2024-12-03; 修回日期: 2025-02-27。

基金项目: 国家自然科学基金(62462012); 2024 年度中央引导地方科技发展资金项目(黔科合中引地[2024]009)。

作者简介: 沈旭东(1994-), 男, 硕士研究生, 工程师。

引用格式: 沈旭东, 王闻蓉, 黄思齐, 等. 双轮躯干-臂式机器人非确定性等价自适应容错控制方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(5): 185-193.

## 0 引言

双轮躯干一臂式机器人是机器人领域发展的新方向,这类机器人保持高效移动能力的同时,还融合腿部结构的地形适应能力和手臂的作业能力<sup>[1]</sup>,使其能够在各种复杂环境中执行多样化任务<sup>[2]</sup>。然而,在实际应用中,双轮躯干一臂式机器人面临着诸多挑战,如系统的不确定性、外部环境的扰动以及执行器故障等,这些都对其控制策略提出了更高要求<sup>[3]</sup>,而其自身作为一个典型的多输入多输出系统,结构复杂且融合了多种控制难点。因此,研究有效的非不确定性等价自适应容错控制方法,对于提高双轮躯干一臂式机器人的控制性能和稳定性具有重要意义。

文献 [4] 提出基于鲁棒模糊观测器的容错控制技术,应用齐次多项式李雅普诺夫函数,构造面向非线性系统的多项式模糊观测模型,由此分析机器人运行故障状态。再以故障补偿原理为核心,建立鲁棒容错控制模型,根据具体情况给出合理的控制策略。但该方法在面对运动精度要求高的系统时,难以有效控制运动跟踪误差,导致运动跟踪误差较大。文献 [5] 提出基于故障观测器的容错控制方法,通过动力学分析了解机器人关节空间位置与转动角度之间的关系,基于此建立故障观测器,对比输入输出数据分析当前机器人运行状态。结合动态规划思想和径向基函数神经网络,设计包含 Hamiltonian (哈密顿) 方程的容错控制模型,解决故障问题。但该方法给出的控制策略较为保守,导致控制处理后机器人运动轨迹跟踪误差较大。文献 [6] 提出基于模糊增益滑模的容错控制方法,将滑模控制思想和模糊规则结合起来,制定具有模糊增益特点的滑模控制机制,生成平滑的控制信号,实现对故障问题的有效补偿。但该方法依赖于经验知识和专家判断制定的,具有一定的主观性,导致控制器的稳定性较差。文献 [7] 提出基于状态观测器的容错控制技术,依托于拉格朗日方法为机器人建立对应的动力学模型,并设计以神经网络为核心的状态观测器,获取系统实时运行状态估计值。最后,运用神经网络和滑模控制理论,构造自适应容错控制模型,对故障情况进行有效处理。但传感器噪声和其他外部干扰可能影响状态观测器的准确性,导致机器人实际运动轨迹与期望轨迹之间偏差量较大。

为解决双轮躯干一臂式机器人在非不确定性环境下的控制难题,提出了一种新型自适应控制方法。是对传统机器人控制理论的一次革新,也是对未来智能机器人发展路径的一次深刻洞察。结合了干扰观测器的实时干扰估计能力、径向基神经网络的非线性逼近能力和自学习能力、滑模控制的鲁棒性,应对机器人在复杂工作环境下出现的故障情况,保障其高质量作业。

## 1 面向双轮躯干一臂式机器人设计非不确定性等价自适应容错控制方法

### 1.1 考虑运动状态和受力下双轮躯干一臂式机器人动力学模型建立

双轮躯干一臂式机器人整体结构庞大,在分析其动力学特性时,采用分布式模型的思路<sup>[8]</sup>,将机器人划分为双轮躯干系统、机械臂系统和球杆系统,再针对各部分建立动力学模型<sup>[9]</sup>。其中,机器人双轮躯干系统结构如图 1 所示。

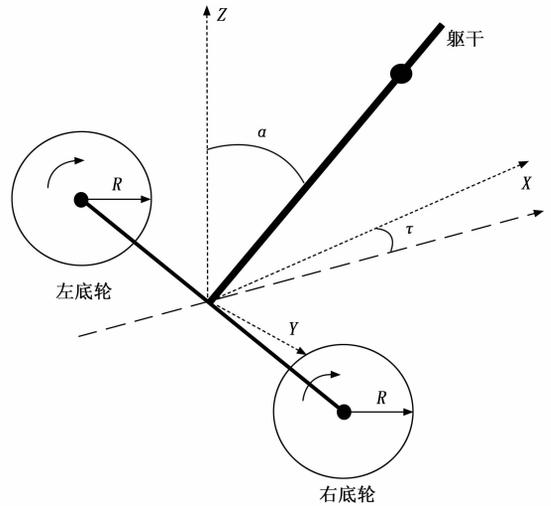


图 1 双轮躯干结构

图 1 中,XYZ 表示机器人坐标系,R 表示底轮半径,α 表示躯干俯仰角,τ 表示躯干转角。

考虑双轮与躯干的运动状态和受力情况,应用牛顿欧拉方法展开联合求解<sup>[10]</sup>,即可生成双轮躯干机器人的动力学模型。

#### 1.1.1 双轮躯干一臂式机器人运动学模型

对于两个底轮来说,其在 X 方向、Z 方向的运动学方程为:

$$\begin{cases} x_1 = \tau'R, \hat{x}_1 = \tau'R, z_1 = 0 \\ x_2 = \tau''R, \hat{x}_2 = \tau''R, z_2 = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $x_1, x_2$  表示左轮和右轮在 X 方向位置,  $\hat{x}_1, \hat{x}_2$  表示左轮和右轮运动加速度,  $z_1, z_2$  表示左轮和右轮在 Z 方向位置,  $\tau', \tau''$  表示左轮和右轮的运动转角,  $\tau', \tau''$  表示左轮和右轮转角加速度。

同时,躯干质心的运动学方程如公式 (2) 所示:

$$\begin{cases} x_3 = x_4 + L\sin\alpha, \hat{x}_3 = \hat{x}_4 + L\cos\alpha\dot{\alpha} - \sin\alpha \\ z_3 = L\cos\alpha, \hat{z}_3 = -L\sin\alpha\dot{\alpha} - L\cos\alpha \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $x_3, x_4$  分别表示 X 方向上躯干质心和底轮中心的位置,  $\hat{x}_3, \hat{x}_4$  表示 X 方向上躯干质心和底轮中心的运动加速度,  $z_3, \hat{z}_3$  分别表示 Z 方向上躯干质心的位置和运动加速度, L 表示躯干质心与底轮连接轴之间的距离,  $\hat{\alpha}$

表示躯干俯仰角加速度,  $\sin$ 、 $\cos$  分别表示余弦函数和正弦函数。

接下来, 针对底轮和躯干两部分的受力情况进行分析, 得到:

$$\begin{cases} m\tau'R = \partial_1 - F_1 \\ \epsilon\tau' = B_1 \\ m\hat{z}_1 = c_1 - mg - s_1 = 0 \\ m'\tau''R = \partial_2 - F_2 \\ \epsilon'\tau'' = B_2 \\ m'\hat{z}_2 = c_2 - m'g - s_2 = 0 \\ m''\hat{x}_3 = F_1 + F_2 + \beta \\ m''\hat{z}_3 = s_1 + s_2 - m''g \\ \epsilon''\hat{\alpha} = (s_1 + s_2)L\sin\alpha - (B_1 + B_2) - \frac{F_1 + F_2}{L\cos\alpha} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $m$ 、 $m'$  表示双轮质量,  $\epsilon$ 、 $\epsilon'$  表示双轮转动惯量,  $\hat{z}_1$ 、 $\hat{z}_2$  表示 Z 方向上双轮运动加速度,  $\partial_1$ 、 $\partial_2$  表示双轮运动承受的外界干扰力,  $F_1$ 、 $F_2$  表示双轮水平作用力,  $B_1$ 、 $B_2$  表示双轮电机驱动力矩,  $c_1$ 、 $c_2$ 、 $s_1$ 、 $s_2$  表示双轮在不同方向受到的外力,  $m''$ 、 $\epsilon''$  表示机器人躯干质量和转动惯量,  $\beta$  表示躯干运动过程中受到的外界干扰力,  $g$  表示重力加速度。

将公式 (1) ~ (3) 结合起来, 最终构建得到机器人双轮躯干系统对应的运动学模型:

$$\begin{cases} \epsilon''\hat{\alpha} = (s_1 + s_2)L\sin\alpha - (B_1 + B_2) \\ 2(m + \epsilon/R^2)\hat{x}_1 = 1/R(B_1 + B_2) + (\partial_1 + \partial_2) \\ m''(\hat{x}_1 + L\hat{\alpha}\cos\alpha - L\sin\alpha) = \beta \\ m''(-L\sin\alpha - L\cos\alpha) = (s_1 + s_2) - m''g \end{cases} \quad (4)$$

### 1.1.2 双轮躯干-臂式机器人动力学模型

在二维平面坐标系内, 绘制出机械臂简化结构, 如图 2 所示。

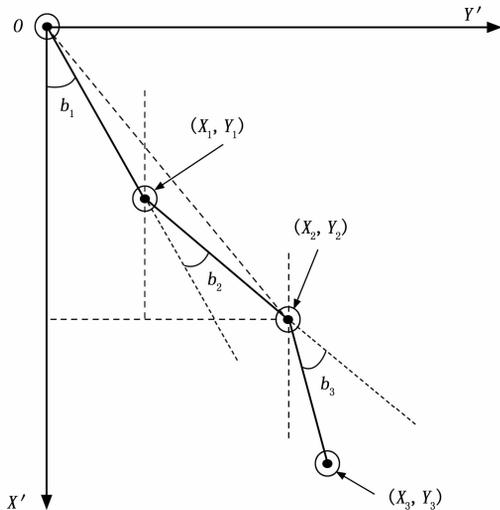


图2 机械臂简化示意图

图 2 中,  $OX'Y'$  表示机械臂平面参考坐标系,  $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$  表示关节角度,  $(X_1, Y_1)$ 、 $(X_2, Y_2)$ 、 $(X_3, Y_3)$  表示各连杆末端位置。

面向包含众多关节和连杆的机械臂, 引入拉格朗日方法为其构建动力学模型<sup>[11]</sup>, 最终得到:

$$\begin{cases} l = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (K_{ji} - A_{ji}) \\ Q_{ji} = \frac{l}{\hat{b}_{ji}} - \frac{l}{b_{ji}} \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $l$  表示拉格朗日函数,  $I$ 、 $i$  表示机械臂关节总数和关节编号,  $J$ 、 $j$  表示机械臂内连杆数量和连杆编号,  $K$ 、 $A$  分别表示连杆动能和连杆势能,  $Q$  表示关节力矩,  $\hat{b}$  表示关节角速度。

按照同样的方式分析双轮躯干-臂式机器人球杆结构, 绘制出球杆结构简化图, 如图 3 所示。

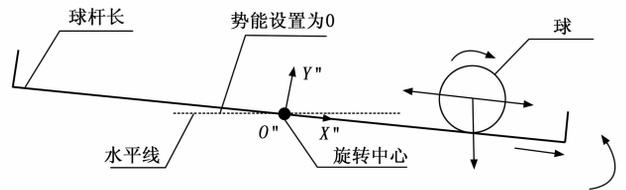


图3 球杆结构简化图

图 3 中,  $O'X''Y''$  表示球杆平面参考坐标系。

应用拉格朗日函数反映球杆结构的运动特性, 并结合完整性运动约束条件<sup>[12]</sup>, 生成动力学模型:

$$\chi + \frac{kgr^2}{m''r^2 + G} = \frac{m''gr^2}{m''r^2 + G}\sin\varphi \quad (6)$$

式中,  $\chi$  表示球体移动加速度,  $k$  表示粘性摩擦系数,  $r$  表示球体半径,  $m''$  表示球体质量,  $G$  表示球体转动惯量,  $\varphi$  表示球体转动角度。

将公式 (4)、公式 (5) 和公式 (6) 联立起来, 即可输出双轮躯干-臂式机器人动力学模型, 以此来描述机器人输入输出参数关系, 作为后续自适应容错控制的基础。由此, 为实现机器人在存在故障和不确定干扰因素的情况下, 仍能跟踪期望的运动轨迹, 使机器人末端执行器尽可能精确地到达目标位置。接下来, 结合扩展卡尔曼滤波器的改进自适应网络, 设计故障在线诊断算法, 通过学习机器人输出参数检测运行故障状态。针对运行环境中的不确定干扰因素, 构造干扰观测器, 求出目标时间段环境干扰估计值。引入滑模控制思想, 构造基于 RBF 神经网络的自适应容错控制方案, 结合故障诊断和干扰估计结果, 实现对故障的有效补偿, 以维持机器人系统的稳定性。使其在面对各种故障和干扰时, 不会出现失控或异常抖动等不稳定现象, 确保持续可靠运行。

### 1.2 设计机器人故障在线诊断算法

机器人故障在线诊断算法设计依托于机器人运动学参数, 获取机器人运行过程中实时输出信息, 将其与输

入参数同步导入图 4 所示的自适应神经网络中，完成特征学习和故障诊断<sup>[13]</sup>，反映双轮躯干一臂式机器人运行状态。

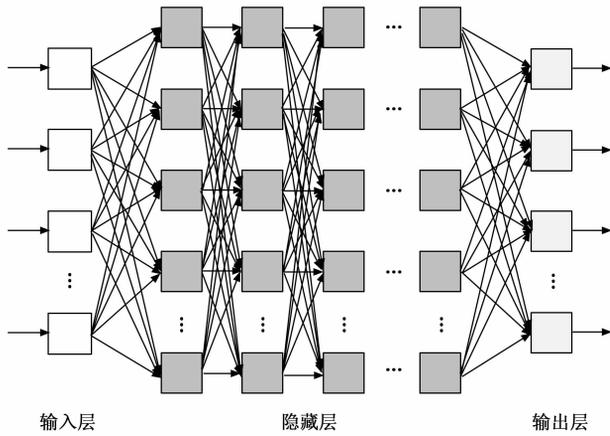


图 4 自适应神经网络

图 4 所示的自适应神经网络学习分析后，最终输出结果为：

$$\begin{cases} \bar{h}(t) = f[h(t)] + p[h(t)]u(t) + \gamma(t) \\ y(t) = f'[\bar{h}(t)] \end{cases} \quad (7)$$

式中， $t$  表示时刻， $h, \bar{h}, y$  分别表示机器人输出参数观测值、非线性观测器输出状态量、系统输出， $f, f'$  表示自适应学习函数， $p$  表示 sigmoid 激活函数， $u$  表示控制输入， $\gamma$  表示非线性神经网络观测器。

其中：

$$\begin{cases} \gamma(t) = w(t)p[\hat{w}(t)\lambda(t)] \\ p(h(t)) = \frac{1 - e^{-h}}{1 + e^{-h}} \end{cases} \quad (8)$$

式中， $w, \hat{w}$  表示权重系数， $\lambda$  表示采样序列， $e$  表示底数。

将双轮躯干一臂式机器人输出的运行信息，输入自适应神经网络中，实现故障在线诊断分析时，非线性观测器在每次迭代学习过程中，权值参数都会发生更新<sup>[14]</sup>，为了保证权重参数调整质量，引入扩展卡尔曼滤波器 (EKF) 原理<sup>[15]</sup>，构造自适应参数更新表达式为：

$$\kappa_q(V) = [w_q(V), \hat{w}_{q,1}(V), \dots, \hat{w}_{q,M+N}(V)] \quad (9)$$

式中， $q$  表示神经元编号， $\kappa$  表示自适应参数更新设定值， $V$  表示迭代次数， $M$  表示观测器采样时间， $N$  表示观测误差采样时间。

将机器人动力学模型和公式 (7) 结合起来，定义机器人运行故障诊断数学模型为：

$$\rho = p(\Phi)^{-1}[\psi - f(\Phi)] \quad (10)$$

式中， $\rho$  表示故障在线诊断模型， $\Phi$  表示机器人运动状态量， $\psi$  表示双轮躯干一臂式机器人动力学模型。

利用基于自适应神经网络的故障诊断模型，估计机器人运行异常状态，以解决故障问题为核心，以便生成对应的容错控制策略。

### 1.3 构造非不确定性等价干扰观测器

针对机器人运行故障进行主动容错控制时，外界环境中的不确定性干扰因素<sup>[16]</sup>，会对故障处理效果产生直接影响。因此，在自适应容错控制过程中，构造一个干扰观测器<sup>[17]</sup>，对目标时间段内外界环境干扰进行估计。

定义干扰观测器数学模型为：

$$d' = -\iota(\mu, \vartheta)\hat{d} + \iota(\mu, \vartheta)[\zeta(\mu) + \Gamma(\mu, \vartheta) - \sigma] \quad (11)$$

式中， $d'$  表示干扰观测变量值， $\iota$  表示增益矩阵， $\mu$  表示机器人运动系统运动离心力， $\vartheta$  表示机器人运动系统运动科氏力， $\hat{d}$  表示误差估计值， $\zeta$  表示正定惯性矩阵， $\Gamma$  表示离心力和科氏力组成的列向量， $\sigma$  表示控制力列向量。

充分考虑非不确定性等价特点<sup>[18]</sup>，将通过观测器的观测误差表示为：

$$D = d - \hat{d} \quad (12)$$

式中， $D$  表示观测误差， $d$  表示实际误差。

基于上述观测误差计算原理，可以求出干扰观测器误差变化动态方程为：

$$\begin{cases} \dot{D} + \iota(\mu, \vartheta)D = 0 \\ \dot{D} = \iota(\mu, \vartheta)(\hat{d} - d) \end{cases} \quad (13)$$

式中， $\dot{D}$  表示观测误差求导值。

由公式 (11~13) 可以看出，干扰观测器观测误差主要受到增值矩阵的影响，以观测误差最小化为目标调整增值矩阵<sup>[19]</sup>，将观测器性能调整到最优，再应用到机器人自适应容错控制过程中，对非不确定性干扰进行等价估计。

### 1.4 生成自适应鲁棒容错控制方案

已知机器人故障情况和非确定性能干扰等价估计值后，引入滑模控制思想<sup>[20]</sup>，设计以实现故障主动补偿或抑制为核心的自适应鲁棒容错控制方案<sup>[21]</sup>，使得机器人能够高效处理故障情况，保持稳定运行状态。

为了实现容错控制的自动化，在滑模控制器中引入 RBF 神经网络<sup>[22]</sup>，最终搭建得出图 5 所示的机器人容错控制框架。

RBF 神经网络采用三层结构，即输入层、隐含层和输出层。输入层接收机器人的状态信息，包括机器人运动位置和期望位置之间的误差  $U'$ 、非不确定性干扰造成的误差  $U'$  以及滑模面参数  $F_1, F_2, F_3, F_4$  等信息，输入节点数  $n$  根据实际输入信息的维度确定。隐含层是 RBF 神经网络的核心层，用于对输入信息进行非线性变换。输出层根据隐含层的输出进行线性组合，产生最终的输出，输出节点数  $m$  根据需要生成的控制量数量确定，其输出为对故障和干扰的补偿控制量。

隐含层的激活函数采用高斯函数作为径向基函数，其表达式为：

$$\varphi_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (14)$$

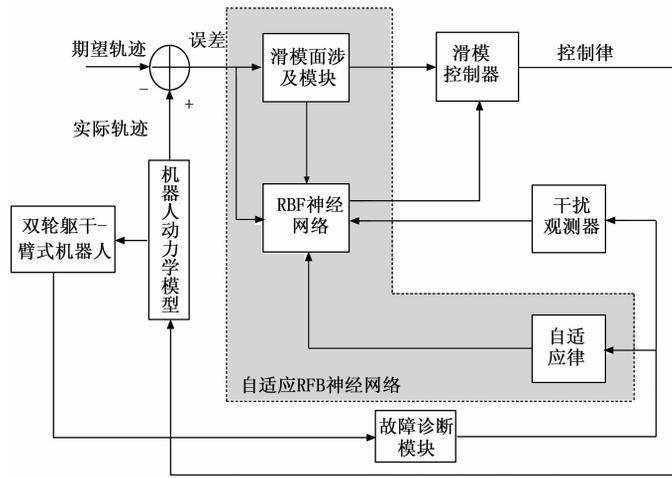


图 5 自适应鲁棒容错控制框架

式中,  $j = 1, 2, \dots, h$ ,  $h$  为隐含层神经元个数;  $x$  为输入向量, 对应上述输入层的输入信息;  $c_j$  为高斯函数的中心, 它决定了函数在输入空间中的位置;  $\sigma_j$  为高斯函数的宽度参数, 控制着函数的形状,  $\sigma_j$  越大, 函数越平缓,  $\sigma_j$  越小, 函数越尖锐。通过调整  $c_j$  和  $\sigma_j$  的值, 可以使高斯函数更好地适应输入数据的分布, 从而实现对复杂非线性函数的有效逼近。

设连接隐含层第  $j$  个神经元与输出层第  $i$  个神经元的权重为  $w_{ij}$ , 则输出层第  $i$  个神经元的输出  $y_i$  为:

$$y_i = \sum_{j=1}^h w_{ij} \varphi_j(x) \quad (15)$$

式中, 权重  $w_{ij}$  的初始值通常采用随机初始化的方法, 在  $[-0.5, 0.5]$  的范围内随机取值。在网络训练过程中, 权重  $w_{ij}$  会根据在线学习算法不断调整, 以使得网络输出能够更好地逼近实际需要的补偿控制量。由此, 采用基于梯度下降的在线学习算法来调整 RBF 神经网络的参数, 包括高斯函数的中心  $c_j$ 、宽度参数  $\sigma_j$  以及权重  $w_{ij}$ 。以最小化网络输出与期望输出之间的误差为目标, 定义误差函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (y_{di} - y_i)^2 \quad (16)$$

其中:  $y_{di}$  为期望输出, 即根据机器人当前故障情况和干扰估计值所需要的理想补偿控制量。

根据梯度下降法, 权重  $w_{ij}$  的更新公式为:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta (y_{di} - y_i) \varphi_j(x) \quad (17)$$

式中,  $\eta$  为学习率。

高斯函数中心  $c_j$  的更新公式为:

$$\Delta c_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_{jk}} = \eta (y_{di} - y_i) w_{ij} \frac{(x_k - c_{jk})}{\sigma_j^2} \varphi_j(x) \quad (18)$$

式中,  $k = 1, 2, \dots, n$ , 表示输入向量  $x$  的第  $k$  个分量。

宽度参数  $\sigma_j$  的更新公式为:

$$\Delta \sigma_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_j} = \eta (y_{di} - y_i) w_{ij} \frac{\|x - c_j\|^2}{\sigma_j^3} \varphi_j(x) \quad (19)$$

通过不断重复上述参数更新过程, RBF 神经网络能够根据机器人的实时运行状态和故障情况, 自动调整参数, 实现对故障和干扰的有效补偿, 满足容错控制的自适应要求。

在滑模控制中, RBF 神经网络的输出用于逼近机器人的复合故障和非确定性干扰的综合影响, 从而实现故障的主动补偿或抑制。具体来说, RBF 神经网络的输出作为滑模控制器控制律的一部分, 与等效控制律和切换控制律相结合, 共同构成最终的控制输入, 使得机器人在存在故障和干扰的情况下仍能保持稳定运行状态, 高效处理故障情况, 实现精确的轨迹跟踪。通过这种方式, 充分发挥了滑模控制的鲁棒性和 RBF 神经网络的非线性逼近能力, 提升了机器人自适应鲁棒容错控制的性能。

综上, 在双轮躯干-臂式机器人自适应容错控制过程中, 将终端滑模面表示为:

$$\begin{cases} v_1 = \dot{U} + F_1 U + F_2 U^{F_1/F_2} \\ v_2 = \dot{U}' + F_1 U' + F_2 U'^{F_1/F_2} \end{cases} \quad (20)$$

式中,  $v_1, v_2$  表示两个终端滑模面,  $\dot{U}$  表示机器人运动位置,  $U$  表示非确定性干扰估计。

再添加一个修正项, 即可得到滑模面积分<sup>[23]</sup>, 如公式 (15) 所示:

$$\begin{cases} \dot{\omega}(v_1) = -\omega + C + P + d' + F_1 \omega U \\ \dot{\omega}(v_2) = U + F_1 \dot{U} + F_2 (F_3/F_4) \dot{U} U^{F_3/F_4-1} \end{cases} \quad (21)$$

式中,  $\omega$  表示滑模面积分,  $\omega$  表示修正项,  $C$  表示滑模控制器的控制律,  $P$  表示双轮躯干-臂式机器人的复合故障。

其中:

$$C = C_1 + C_2 + y_i \quad (22)$$

式中,  $C_1$  表示等效控制律,  $C_2$  表示切换控制律。

如图 5 所示, 依托于滑模控制思想实现机器人容错控制时, 引入 RBF 神经网络进行连续逼近计算<sup>[24]</sup>, 克服传统滑模控制的不足, 通过在线学习算法设计新型幂次组合趋近律, 根据不同机器人故障情况不断调整滑模控制参数满足容错控制的自适应要求<sup>[25]</sup>, 实现优越的主动补偿效果。

## 2 实验分析

为验证容错控制方法的可行性, 选取文献 [6] 中基于模糊增益滑模的容错控制方法、文献 [7] 中基于状态观测器的容错控制方法作为实验对照组, 与新方法展开实验分析, 对比 3 种方法控制结果, 凸显结合滑模控制器和自适应神经网络的新型容错控制方法优越性, 从而确定后续是否将该方法在机器人领域大范围推广。

### 2.1 实验环境设置

实验选择具有双轮驱动、躯干和臂部结构的机器人作为实验对象，该机器人应具备高效移动能力、地形适应能力以及手臂作业能力，并确保机器人各部件（如驱动电机、传感器、控制系统等）的性能稳定可靠，以满足实验需求。随后，选用基于 ARM 或 DSP 的控制器，作为高性能的嵌入式控制系统，实现对机器人运动的精确控制，并在控制器设备上配置必要的输入输出接口，连接传感器、执行器等外部设备。其实验场景如图 6 所示。



图 6 实验场景

针对实验环境中的双轮躯干—臂式机器人进行调查，获取机器人底轮质量、躯干长度等各项物理参数，最终得到表 1 所示的统计结果。

表 1 双轮躯干—臂式机器人相关物理参数

序号	参数名称	参数值
1	躯干质量/kg	84.8
2	重心到底轮距离/m	0.45
3	底轮质量/kg	3.76
4	底轮半径/m	0.1
5	左右底轮距离/m	0.42
6	重力加速度(m/g <sup>2</sup> )	9.5
7	配重块/kg	41.5
8	惯性轮质量/kg	2.58

将上述实验设备放置到一个 15 m×15 m 的房间内，并规划出两条固定的运动路径，控制机器人从起始点开始按照期望路径运动，并在机器人运动过程中通过人工操作模拟底轮可能发生的故障。第一种工况下，设置机器人在运行 3~7 s 时两轮发生故障。第二种工况，则是将底轮故障发生时间，设置在 5~9 s。

为解决机器人运行故障，保障机器人工作的稳定性和可靠性，应用结合滑模控制器和自适应神经网络的新方法和两种对照组方法，分别完成自适应容错控制测试。

### 2.2 实验指标

在验证本文方法的可行性时，选择纵荡轨迹和偏航角度作为指标。其中：

- 1) 纵荡轨迹：纵荡轨迹是指机器人在前进方向上相对于参考路径的偏移量。通过测量和分析纵荡轨迹，可以直观地了解机器人在运动过程中的稳定性和准确性。
- 2) 偏航角度：偏航角度是指机器人在运动过程中

相对于预设参考方向的偏离程度，这一指标直接反映了机器人在方向控制方面的性能表现。

### 2.3 故障诊断和干扰观测结果

应用上文提出的新型自适应容错控制方法进行实验操作时，需要了解当前机器人运行故障情况。依靠自适应神经网络对机器人运行状态进行诊断，最终得到图 7 所示的故障诊断结果。

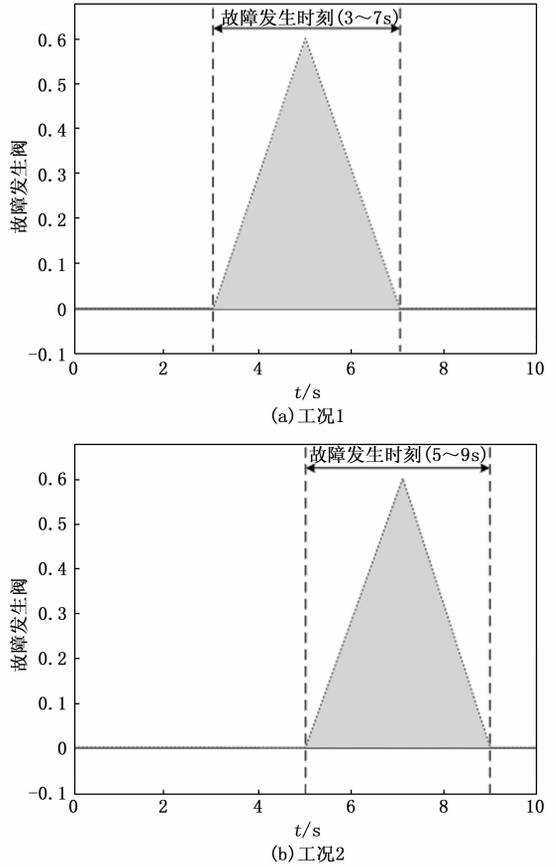


图 7 故障诊断结果

从图 7 所示的故障诊断结果可以看出，工况 1 和工况 2 条件下，双轮躯干—臂式机器人运行故障发生时刻分别为 3~7 s、5~9 s，这一诊断结果与实验准备阶段的设置结果完全一致，证明了自适应神经网络诊断结果是准确的。

在不改变外界干扰条件的情况下，应用干扰观测器获取两种工况机器人运动外界干扰情况。从轴向、横向、垂向、偏航 4 个自由度入手，分别绘制干扰估计分量曲线，如图 8 所示。

从图 8 可以看出，双轮躯干—臂式机器人在不同云线时刻，干扰轴向分量、干扰横向分量、干扰垂向分量和干扰偏航分量均发生波动变化，且四种分量的变化趋势存在极大差异。

### 2.4 自适应容错控制结果

以故障诊断结果和干扰观测结果为基础，应用融合

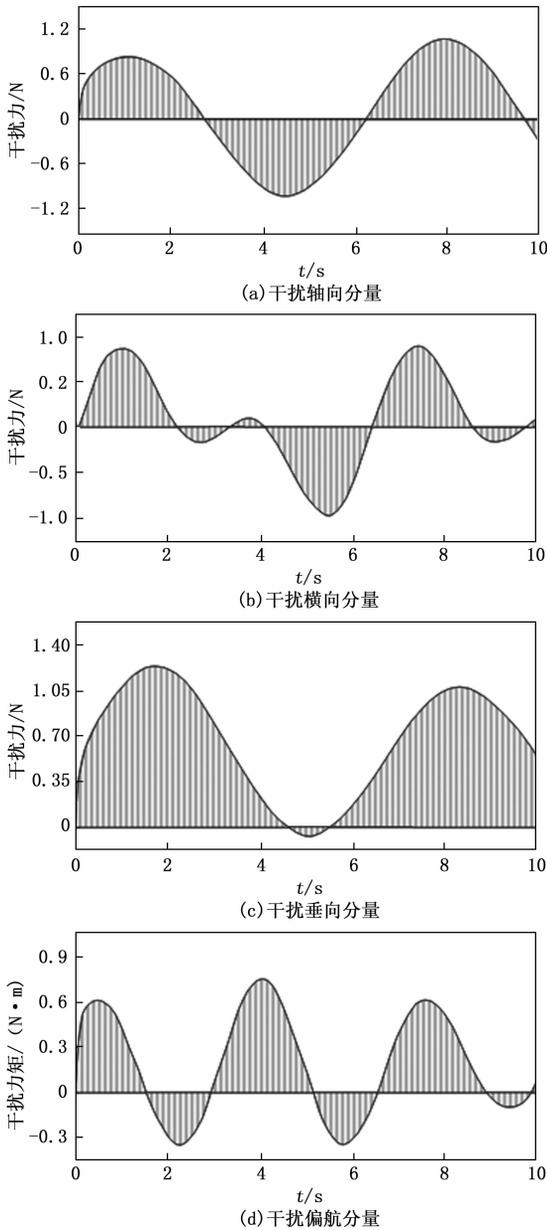


图 8 干扰观测结果

RBF 神经网络的滑模控制器, 实现机器人非不确定性等价自适应容错控制。这一过程中, 设置 RBF 神经网络相关参数如表 2 所示。

表 2 RBF 神经网络参数

参数名称	设定值
输入层节点数	4
隐藏层节点数	7
输出层节点数	1
径向基函数类型	高斯函数
高斯基函数宽度	1.5
学习率	0.3
动量因子	0.05
初始权重	0.2
训练算法	梯度下降法

在表 2 所示的参数条件下, 应用自适应滑模容错控制模块解决两种工况下机器人运行故障问题, 确保机器人按照预期轨迹稳定运行。在工况 1 条件下, 自适应容错控制后两个底轮的控制量变化如图 9 所示。

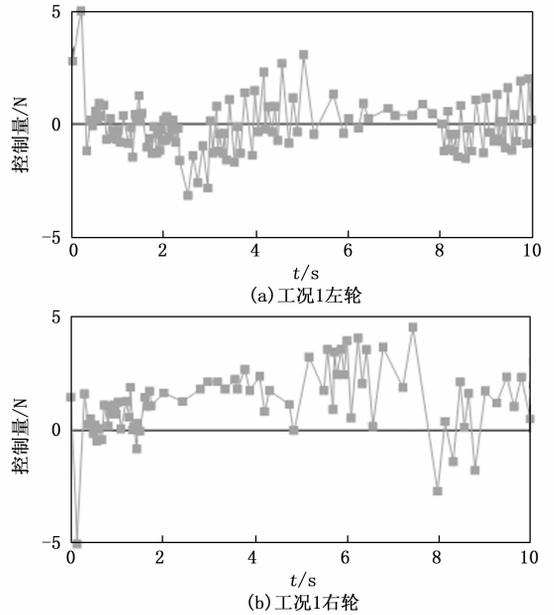


图 9 工况 1 自适应容错控制量

从图 9 可以看出, 在故障发生阶段, 机器人左轮在 3~5 s 时控制量较大, 主要为了增强左轮抗冲击能力, 应对底轮故障问题, 在 6~7 s 左轮变化量则逐渐稳定下来, 这是因为该时间段故障基本得到解决, 只需要保持机器人运行稳定就可以。而机器人右底轮则正相反, 在 3~5 s 时控制量变化不大, 6~7 s 却发生显著提升, 这种情况的出现是因为其主要负责调整机器人运动转向, 当左轮抵抗故障带来的冲击后, 右轮需要发力确保机器人稳定行驶。

而在工况 2 条件下, 两个底轮的自适应容错控制量变化, 如图 10 所示。

从图 10 可以看出, 在故障发生的 5~9 s 期间, 左轮和右轮的控制量变化较大时间段分别为 5~7 s、8~9 s, 以便更好地应对工况 2 出现的故障问题。

在两种实验工况下, 完成双轮躯干-臂式机器人自适应容错控制处理, 针对控制后机器人运动路径进行观察, 并与前期规划路径进行对比, 得到图 11 所示的对比结果。

从图 11 可以看出, 无论是工况 1 还是工况 2, 在机器人运行故障状态下, 应用新方法完成非不确定性等价自适应容错控制, 最终形成的机器人运动轨迹与期望路径基本重合, 这一实验结果证明了该容错控制方法是可行的。

### 2.5 容错控制方法性能对比

同样在两种实验工况下, 采用基于模糊增益滑模的

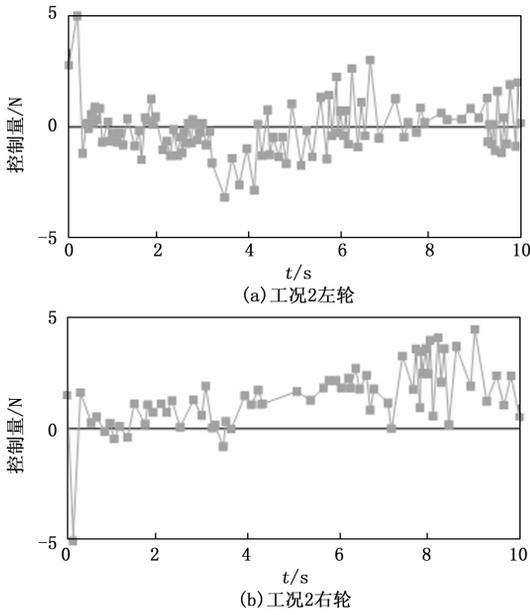


图 10 工况 2 自适应容错控制量

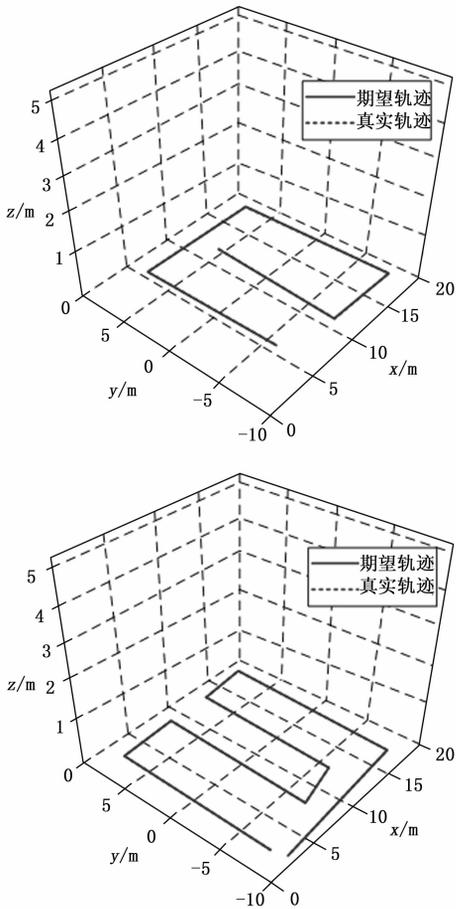


图 11 控制后机器人运动轨迹

容错控制方法、基于状态观测器的容错控制方法, 解决机器人运行故障问题, 并从纵荡轨迹、偏航角度两方面

入手, 分析不同方法控制后机器人运行跟踪误差, 并绘制出图 12 和图 13 所示的对比曲线图, 以此来评估各方法应用性能。

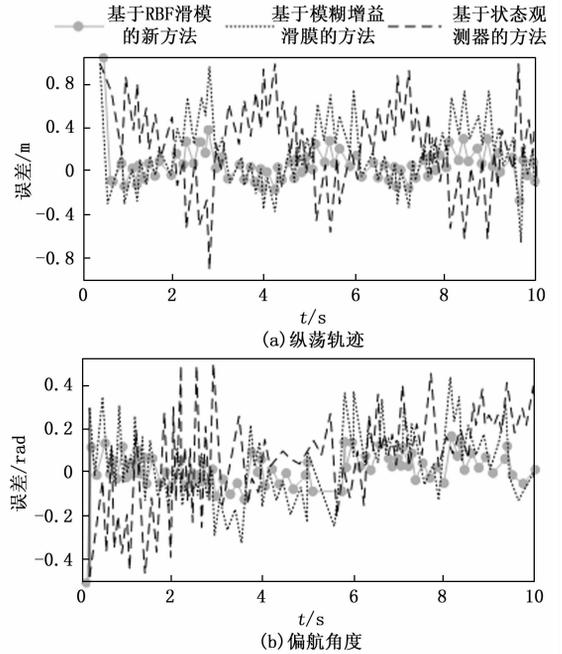


图 12 工况 1 不同方法控制后跟踪误差对比

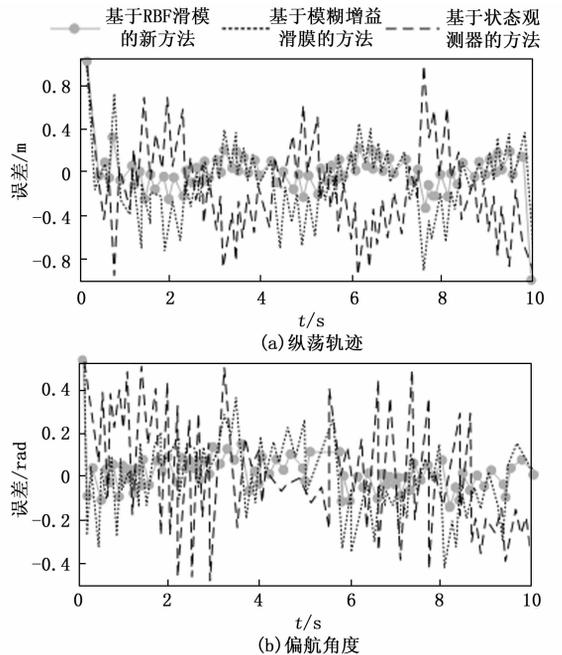


图 13 工况 2 不同方法控制后跟踪误差对比

从图 12 和图 13 可以看出, 两种工况下应用新方法完成自适应容错控制, 使得双轮躯干一臂式机器人机遇到故障问题后, 所表现出纵荡轨迹跟踪误差不超过 0.2 m, 偏航角度跟踪误差保持在 0.1 rad 之间, 相比其余两种方法出现了大幅下降。

跟踪误差的降低意味着机器人在执行任务时能够更

精确地沿着预定轨迹运动,从而提高作业精度和效率。因此,通过实验验证可以看出,自适应容错控制方法应用到双轮躯干-臂式机器人发展领域中,有利于该类机器人在精密制造、医疗手术等场景中的拓展应用。

### 3 结束语

研究提出结合干扰观测器和径向基神经网络滑模控制的自适应容错控制方法。该方法引入先进的自适应控制理论、机器学习算法以及深度学习技术,使得机器人能够更加智能地识别环境干扰、运行故障,并据此调整自身行为。这种智能化的控制方式,不仅提高了机器人的自主决策能力,更为其应对未知挑战提供了强有力的支持。实验结果表明,该方法有效应对系统内部的不确定性以及外部环境的干扰,确保了机器人能够稳定、准确地完成预定任务。该方法不仅提升了机器人的作业精度和效率,更展现出无限潜力与广阔前景,为双轮躯干-臂式机器人在智能制造、医疗康复、灾害救援等领域的广泛应用奠定了坚实的基础。未来将探索该控制方法与其他先进技术,如视觉导航系统、智能决策系统等深度融合。通过信息共享和协同工作,实现机器人在复杂任务中的高效执行,同时利用其他系统的信息辅助故障诊断和容错控制,进一步提升机器人系统的整体性能和智能化水平。

### 参考文献:

- [1] 尹凌鹏,殷小亮,方晓汾,等.一类具有执行器故障的非线性系统自适应模糊容错控制[J].机械设计,2024,41(10):123-127.
- [2] 李园园,侯宝顺,朱书慧.多执行器故障条件下植保无人机的自适应鲁棒容错控制[J].中国农机化学报,2024,45(10):254-261.
- [3] 王苏杭,刘福才.考虑重力影响的柔性空间机械臂输出约束自适应PID容错控制[J].高技术通讯,2024,34(9):960-971.
- [4] Sabbaghian-Bidgoli F, Farrokhi M. Robust fuzzy observer-based fault-tolerant control: A homogeneous polynomial Lyapunov function approach [J]. IET control theory & applications, 2023, 17 (1): 74-91.
- [5] 杨怀磊,姚云磊.基于故障观测器的机器人多关节手臂最优容错控制[J].现代制造工程,2024,(7):61-68.
- [6] 任朝晖,刘玉麟,姜泽宇,等.基于模糊增益滑模四旋翼无人机自适应容错控制[J].东北大学学报(自然科学版),2024,45(2):209-216.
- [7] 谢帅,陈力,于潇雁.基于状态观测器的空间机器人滑模容错控制[J].组合机床与自动化加工技术,2022,(6):110-113.
- [8] 吴昊,梁忠超,王文成,等.具有不确定滑转的轮式移动机器人轨迹跟踪控制方法[J].东北大学学报(自然科

学版),2024,45(6):858-865.

- [9] 高翔,张祥,魏东旭,等.馈能式半主动悬架振动自适应最优容错控制[J].汽车工程,2024,46(1):92-99.
- [10] 吴凯,杨艺,姚雪莲.基于Backstepping的六旋翼无人机自适应容错控制[J].火力与指挥控制,2024,49(1):35-42.
- [11] 张强,姜宇桢,郭高阳,等.水下打捞机器人执行器部分失效的有限时间轨迹跟踪控制[J].中国舰船研究,2024,19(5):57-64.
- [12] 雷荣华,付晓东,陈力.柔性空间机器人快速终端滑模容错抑振控制[J].中国惯性技术学报,2023,31(9):940-948.
- [13] 王培生,屈东扬,冉茂鹏,等.考虑执行机构故障的运载火箭自适应滑模容错控制[J].宇航学报,2023,44(8):1160-1170.
- [14] 俞国燕,朱祺珩,刘海涛.基于BLF的半潜式海洋平台自适应神经网络容错控制[J].火力与指挥控制,2023,48(6):62-69.
- [15] 杨继荣,黄卫华,付亮亮,等.立方体机器人自适应滑模容错控制系统设计[J].组合机床与自动化加工技术,2023,(4):100-103.
- [16] 杜雨欣,王芳,温林枝.预设时间性能约束下高超声速飞行器的自适应容错控制[J].燕山大学学报,2024,48(1):62-76.
- [17] 窦立谦,唐艺璠,张秀云.执行器故障下临近空间飞行器容错控制重构[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2023,56(2):160-168.
- [18] 吴鸣宇,姚雪莲,杨艺,等.考虑瞬态特性的无人机自适应容错控制设计[J].南京航空航天大学学报,2023,55(1):89-99.
- [19] 阎岩,武力兵,赵楠楠,等.一类带有未知控制方向的非线性系统的模糊自适应事件触发容错控制[J].工程数学学报,2022,39(6):886-898.
- [20] 赵扬,刘霞.机器人系统的加权快速终端滑模主动容错控制[J].信息与控制,2023,52(3):360-368.
- [21] 尹庆华,王娜,李广有.基于观测器的自主式水下机器人反步容错控制[J].控制工程,2024,31(1):48-53.
- [22] 唐军,陈善颖,谢彬,等.基于有限时间干扰观测器的改进模型水下机器人自适应鲁棒容错控制[J].科学技术与工程,2024,24(11):4574-4582.
- [23] 丁东东,姚雪莲,杨艺,等.带有执行器故障汽车驾驶机器人反步自适应容错控制[J].信息与控制,2022,51(2):230-236.
- [24] 雷根平,王艳丽.执行器饱和约束下机器人手臂的最优容错控制[J].现代制造工程,2022,(3):29-34.
- [25] 王君,马迪.工业机器人变导纳自适应主动容错控制方法研究[J].航空制造技术,2024,67(18):20-27.