

控制与决策

Control and Decision

基于数据驱动的多卷料张力协同控制系统

庞浩, 杜钦君, 徐东祥, 吴育桐, 马炳图

引用本文:

庞浩, 杜钦君, 徐东祥, 等. 基于数据驱动的多卷料张力协同控制系统[J]. *控制与决策*, 2025, 40(3): 909-917.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0192>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[航天器输入受限的鲁棒自适应姿态跟踪控制](#)

Robust adaptive attitude tracking control of spacecraft with constrained inputs

控制与决策. 2021, 36(9): 2297-2304 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0013>

[基于未知系统动态估计的机器人预设性能控制](#)

Unknown system dynamics estimator for prescribed performance control of robotic systems

控制与决策. 2021, 36(5): 1040-1048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1219>

[输入饱和的充液航天器抗干扰有限时间滑模控制](#)

Anti-disturbance finite-time sliding mode control for liquid-filled spacecraft with input saturation

控制与决策. 2021, 36(5): 1078-1086 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0820>

[基于最佳相位匹配的减摇鳍低航速控制策略](#)

[Best phase matching based control strategy for ship stabilizer at low speed](#)

控制与决策. 2021, 36(4): 940-946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1028>

[基于高阶滑模速度控制器的异步电机模型预测转矩控制](#)

A model predictive torque control for induction motor based on high order sliding mode speed controller

控制与决策. 2021, 36(4): 953-958 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0650>

基于数据驱动的多卷料张力协同控制系统

庞浩^{1,2}, 杜钦君^{1†}, 徐东祥³, 吴育桐¹, 马炳图¹

(1. 山东理工大学 电气与电子工程学院, 山东 淄博 255022; 2. 国网山东超高压公司, 济南 250000; 3. 淄博市产品质量检验研究院, 山东 淄博 255022)

摘要: 三电机卷绕系统是一个强耦合非线性时变系统, 存在卷轴半径、转动惯量以及摩擦系数等时变参数, 导致张力协同控制精度较低. 为了提高卷绕系统模型准确度, 实时优化张力协同控制系统的动态性能, 提出一种基于改进鲸鱼算法优化的多核最小二乘支持向量机回归 (multi-kernel least squares support vector regression prediction model based on an improved whale algorithm optimization, WOA-M-LSSVR) 预测模型和基于纵横交叉优化算法 (crisscross optimization algorithm, CSO) 优化的模型预测张力协同控制系统. 根据最小二乘支持向量机回归原理建立多核 LSSVR 回归模型, 并使用改进的自适应鲸鱼算法进行离线优化, 得到系统预测模型; 根据建立的预测模型, 构建自适应更新的模型预测控制器, 引入纵横交叉优化算法实现优化求解, 最大程度避免了求解陷入局部最优的情况, 提高了张力控制系统的动态性能. 通过仿真和实验分析, 验证了所设计的张力协同控制系统具有良好的动态性能和鲁棒性.

关键词: 卷绕系统; 张力控制; 模型预测控制器; 最小二乘支持向量机; 鲸鱼算法

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0192

引用格式: 庞浩, 杜钦君, 徐东祥, 等. 基于数据驱动的多卷料张力协同控制系统 [J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 909-917.

Data-driven multi-winding tension cooperative control system

PANG Hao^{1,2}, DU Qin-jun^{1†}, XU Dong-xiang³, WU Yu-tong¹, MA Bing-tu¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255022, China; 2. State Grid Shandong Electric Extrahigh Voltage Company, Jinan 250000, China; 3. Zibo Product Quality Inspection Research Institute, Zibo 255022, China)

Abstract: The three-motor winding system is a strongly coupled nonlinear time-varying system with time-varying parameters such as spool radius, rotational inertia, and friction coefficient, which leads to low accuracy of tension cooperative control. To improve the accuracy of the winding system model and enhance the dynamic performance of the tension cooperative control system in real-time, we propose a multi-kernel least squares support vector regression prediction model based on an improved whale algorithm optimization and a model-predictive tension cooperative control system utilizing crisscross optimization. According to the principle of least squares support vector machine regression, a multi-kernel LSSVR regression model is established, and the improved adaptive whale algorithm is used for offline optimization to obtain the system prediction model. Employing the established prediction model, we construct an adaptive model-predictive controller. The vertical and horizontal cross-optimization algorithm is incorporated to attain the optimal solution, effectively mitigating the risk of the solution getting trapped in local optima and thereby enhancing the dynamic performance of the tension control system. Through extensive simulation and experimental analyses, it is demonstrated that the tension cooperative control system designed in this paper exhibits superior dynamic performance and robustness.

Keywords: winding system; tension control; model predictive controller; least squares support vector machine; whale algorithm

0 引言

近年来, 随着我国制造业的发展, 卷绕系统被广

泛应用于纺织、造纸、塑管生产等行业中. 当多股卷料同时被收集时, 需要保证单股卷料上的张力能够

收稿日期: 2024-02-26; 录用日期: 2024-07-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62076152); 山东省科技型中小企业创新能力提升项目 (2022TSGC1186, 2023TSGC0966).

†通讯作者. E-mail: duqinjun@sdut.edu.cn.

跟踪给定张力值的同时实现多股卷料上张力的同步^[1]. 因此, 设计张力协同控制方法, 实现各股卷料的张力可观可调, 是提高卷料收卷质量的关键.

卷绕系统中, 卷料上的张力和收卷速度是强耦合的关系, 且系统含有非线性时变的参数^[2-3]. 为此, 众多学者进行了相关研究: 文献 [4] 针对收放卷轮直径变化引起的参数不确定问题, 提出了一种基于自适应反演的非线性补偿控制方法; 文献 [5] 设计了基于模糊算法的 PID 控制器, 以提高整个系统的自适应能力; 文献 [6] 设计了一种基于状态反馈的鲁棒控制器, 将模型中的时变参数设为区间变量, 提高了整个系统的鲁棒性. 文献 [4-6] 提出的方法虽然可以有效地应用于张力控制系统中, 但考虑到张力控制系统是一个时变非线性系统, 这些方法仍不是最优的控制方法.

模型预测控制方法 (model predictive control, MPC) 在控制过程中, 基于建立的预测模型进行多步预测、滚动优化、反馈校正, 使系统具备良好的动态性能以及鲁棒性. 文献 [7] 设计了一种分布式模型预测控制器, 保证了无人机编队目标轨迹的快速跟踪; 文献 [8] 提出了一种基于 MPC 的风电机组驱动系统控制策略, 提高了电机的转速跟踪精度; 文献 [9] 提出了一种抗扰增强型广义预测控制, 提高了系统的鲁棒性能. 以上文献中的模型预测控制方法多用于电机驱动、轨迹跟踪等线性控制系统中, 在张力控制系统中应用较少. 本文在张力控制系统中引入 MPC 控制方法, 以提高卷绕系统的动态性能和鲁棒性.

模型预测控制方法的控制精度取决于预测模型的精确性, 能否精准地将系统的预测模型表示出来是模型预测控制方法的关键. 对于非线性预测模型的建立, 文献 [10] 提出了一种小型无人直升机的改进系统辨识方法, 但该方法对于强非线性的系统并不适用. 文献 [11] 提出了一种基于神经网络的模型建立方法, 但该方法所需要的样本数据较多, 不适用于卷绕系统预测模型的构建; 文献 [12] 提出了一种基于最小二乘支持向量回归 (least squares support vector machine, LSSVR) 建模的方法, LSSVR 的泛化能力较强, 避免了求解陷入局部最优的问题, 对样本数据数量的要求较低, 计算速度明显优于神经网络.

在模型预测控制中, 滚动优化环节同样影响着系统的控制精度, 通过求解得到最优的控制序列, 实现精准的控制. 针对滚动优化求解这个问题, 文献 [13-14] 分别使用梯度下降法、遗传算法实现优化求解问题, 但都存在各自的问题, 效果并不理想. 对此, 本文引入纵横交叉优化算法 (crisscross optimization algorithm,

CSO)^[15], 该算法通过横向和纵向的两次交叉互动并通过淘汰竞争机制, 充分地搜索了整个空间, 最终通过比较适应度获得全局最优解, 有效地避免了一般智能算法存在的局部最优问题.

综上所述, 考虑卷绕系统的特性和三电机卷绕对卷料张力协同的要求, 本文建立一种使用鲸鱼算法离线优化的多核 LSSVR 预测模型; 在模型预测控制系统中设计反馈校正和自适应调整环节, 以提高系统的预测精度. 根据控制目标, 设计目标函数, 通过纵横交叉优化算法进行求解寻优, 得到收卷电机的最优控制序列, 提高张力控制系统的动态响应速度和控制精度. 对本文所设计的控制系统进行仿真分析, 验证了该控制系统具有良好的控制效果.

1 卷料收卷系统动态建模

多电机卷绕系统机械结构如图 1 所示, 系统包含 3 个异步电动机、收卷辊、刚性连接轴、张力传感器等. 下文分析卷绕系统收卷过程中的运动特性和影响张力稳定的因素^[6], 卷绕系统是一个慢时变非线性系统. 为简化模型, 后文建模中省略时间变量 t .

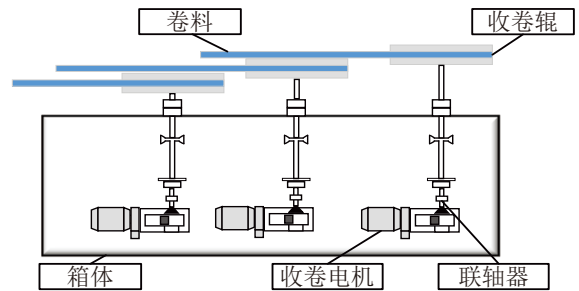


图1 多电机卷绕设备俯视图

1.1 收卷轴动力学建模

对卷绕系统中使用的收卷驱动异步电动机进行数学建模, 忽略其铁心饱和效应和铁心损耗. 电机的电磁转矩方程为

$$T_e = \frac{3}{2} n_p \frac{L_m}{L_r} \lambda_{rd} \cdot i_{sq}. \quad (1)$$

其中: n_p 为电机的极对数, i_{sd} 、 i_{sq} 分别为 d - q 轴的定子电流, L_m 为定转子之间的互感、 L_r 为转子的自感, λ_{rd} 为转子磁链的 d 轴分量.

$$\text{取 } K_T = \frac{3}{2} n_p \frac{L_m}{L_r} \lambda_{rd}, K_T \text{ 为转矩常数, 有}$$

$$T_e = K_T \cdot i_{sq}. \quad (2)$$

卷绕系统动态收卷过程如图 2 所示, 通过对收卷辊收卷过程进行分析可得, 收卷辊的半径和转动惯量是连续慢时变的. 建立动力学模型如下:

$$J \cdot \frac{dw}{dt} = K_T \cdot i_{sq} - F \cdot R - B \cdot w - w \cdot \frac{dJ}{dt}. \quad (3)$$

其中: J 为收卷辊的转动惯量, w 为收卷辊收卷的角速度, F 为卷料上的张力, $R = R_0 + \Delta R$ 为收卷辊的半径, $B = B_0 + \Delta B$ 为摩擦系数.

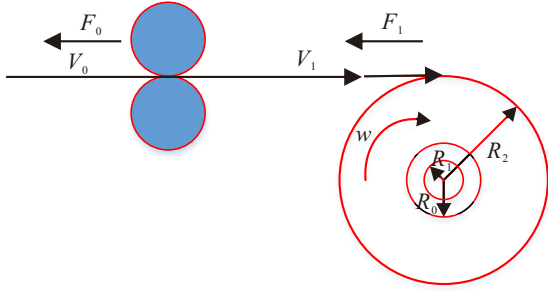


图2 卷绕设备动态收卷模型

考虑到系统中收卷轴上半径、转动惯量以及摩擦系数的变化, 可将式 (3) 表示为

$$\dot{w} = \frac{K_T}{J} \cdot i_q - \frac{B_0}{J} \cdot w - \frac{R_0}{J} \cdot F + \left[-\frac{1}{J}(\Delta B \cdot w + \Delta R \cdot F) - w \cdot \frac{dJ}{dt} \right]. \quad (4)$$

1.2 卷料收卷过程张力模型

在收卷过程中, 卷料上存在弹性形变, 对卷料上的形变过程进行分析, 建立卷料简易张力模型

$$F = E \cdot A \cdot \varepsilon, \quad (5)$$

$$\varepsilon = \int_0^t (V_1 - V_0) dt / l. \quad (6)$$

为避免出料口热成型的卷料被拉变形, 出料口的出料速度通常较慢, 对卷料张力求导可得

$$\frac{dF}{dt} = \frac{EA}{l} w \cdot R_0 - \frac{EA}{l} \cdot V_0 + \frac{EA}{l} w \cdot \Delta R. \quad (7)$$

其中: E 为杨氏弹性模量(N/m^2), A 为卷料横截面积(m^2), ε 为卷料的相对拉伸量, l 为收卷辊到出料口的距离即卷料拉紧时的长度, V_1 为收卷辊的线速度(m/s), V_0 为设定好的出料口出料速度(m/s), t 为工作时间(s), R_0 为收卷轴无卷料时的半径大小, ΔR 为收卷过程卷轴半径的变化.

单个卷绕系统收卷时的动态数学模型由式 (4) 和 (7) 组成, 由式 (4) 和 (7) 可知, 卷绕系统中存在由半径、转动惯量、摩擦系数的变化以及系统的外部扰动引起的未知响应; 卷绕系统中卷料张力和收卷速度之间是强耦合的关系, 且系统中存在时变参数; 动态数学模型基于一定理想状态下建立, 仍存在未建模部分, 无法作为系统的预测模型.

2 自适应多输出最小二乘支持向量机回归模型设计

三电机卷绕系统是一个多输入多输出的时变系统, 收卷动态模型中存在无法检测的集总响应和未建模部分, 无法作为系统的预测模型. 对此, 本文采

用适用于该系统的多输出最小二乘支持向量机回归 (M-LSSVR) 方法, 预测系统的张力输出, 解决三电机卷绕系统机理模型不准确的问题.

2.1 建立 M-LSSVR 模型

LSSVR 方法对于非线性样本数据, 将支持向量机的优化问题变为二次规划问题, 求解最小化性能指标. 根据文献 [12] 中的设计思想, 设 MIMO 系统的数据集为

$$E = \{(X_i, Y_i) | X_i \in \mathbf{R}^m, Y_i \in \mathbf{R}^k\},$$

$$i = \{1, 2, \dots, l\},$$

即 l 个 \mathbf{R}^m 输入, \mathbf{R}^k 输出.

构建性能指标和约束条件如下:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \|\mathbf{W}_j\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^k (e_{i,j})^2 + C_0 \sum_{i=1}^l E_i;$$

$$\text{s.t. } e_{i,j} = y_{i,j} - \mathbf{W}_j^T \varphi(\mathbf{X}_i) - b_j,$$

$$E_i = \sum_{j=1}^k e_{i,j}. \quad (8)$$

其中: 输入变量 $\mathbf{X}_i = [x_{i,1} \ x_{i,2} \ \dots \ x_{i,m}]^T$, 输出变量 $\mathbf{Y}_i = [y_{i,1} \ y_{i,2} \ \dots \ y_{i,k}]^T$; $\mathbf{W}_j \in \mathbf{H}$ 为权值系数向量; $\varphi(\cdot)$ 为非线性映射函数, 将样本映射至高维空间 \mathbf{H} 中 ($\mathbf{R} \rightarrow \mathbf{H}$); $e_{i,j}$ 为第 i 个样本第 j 维变量的输出误差; E_i 为第 i 个样本的整体拟合误差; C 为单个变量误差的惩罚系数; C_0 为整体拟合误差的惩罚系数.

对于式 (8), 引入拉格朗日乘子 α :

$$L =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \|\mathbf{W}_j\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^k (e_{i,j})^2 + C_0 \sum_{i=1}^l E_i -$$

$$\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^k \alpha_{i,j} (e_{i,j} - y_{i,j} + \mathbf{W}_j^T \varphi(\mathbf{X}_i) + b_j). \quad (9)$$

根据 KKT 条件, 分别对参数求偏导得

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}_j} = \mathbf{W}_j - \sum_{j=1}^k \alpha_{i,j} \varphi(\mathbf{X}_i) = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial e_{i,j}} = C e_{i,j} + C_0 - \alpha_{i,j} = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_{i,j}} = e_{i,j} - y_{i,j} + \mathbf{W}_j^T \varphi(\mathbf{X}_i) + b_j = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial b_j} = \sum_{j=1}^k \alpha_{i,j} = 0. \end{cases} \quad (10)$$

对式 (10) 进行联立换算, 消去参数 \mathbf{W}_j 、 $e_{i,j}$, 可简化为以下联立矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{K} + \frac{1}{C}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} + \frac{C_0}{C} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

其中: \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{K} 为核函数, 即 $\mathbf{K} = \kappa(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \varphi^T(\mathbf{X}_i)\varphi(\mathbf{X}_j)$, 能够降低高维空间计算复杂度.

对式 (11) 求解得出参数 α 和 b 的值, 即可写出最小二乘支持向量机回归函数为

$$f(\mathbf{X})_j = \sum_{i=1}^l \alpha_{i,j} \kappa(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}) + b_j, \quad j = 1, 2, \dots, k. \quad (12)$$

2.2 多核核函数的构建

核函数对支持向量回归算法的非线性建模能力有重要影响, 常用的核函数有高斯基函数、多项式函数、线性函数、sigmoid 函数. 为了进一步提高向量机的学习能力, 将 4 种常用的核函数结合起来, 设计一种多核模式的核函数, 增强了向量机对不同数据的适应性, 有较强的多模型泛化能力, 模型如下:

$$\kappa_{\text{hybrid}} = \sum_{i=1}^4 \mu_i \kappa_i, \quad (13)$$

其中 μ_i 是第 i 个核函数对应的权值.

2.3 自适应鲸鱼优化算法的设计

LSSVR 核函数的参数及权值的确定对于 LSSVR 的学习和适应能力有着重要影响. 对此, 本文采用改进鲸鱼算法对核函数的参数及权值寻优.

鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 主要包括围捕猎物、气泡网捕食、随机搜索猎物 3 个过程. 标准鲸鱼优化算法在迭代过程中, 只考虑了当前位置和最优位置, 易陷入局部最优的情况. 本文为提高鲸鱼算法的全局优化能力和计算速度, 根据文献 [16] 中提出的改进 PSO 算法, 在捕食行为数学模型中引入一种自适应调整的权重, 具体算法步骤如下.

1) 围捕猎物. 针对鲸鱼围捕猎物的过程建立数学模型

$$\begin{cases} \mathbf{D} = |C \cdot \mathbf{x}^*(t) - \mathbf{x}(t)|, \\ \mathbf{x}(t+1) = \mathbf{x}^*(t) - A \cdot \mathbf{D}. \end{cases} \quad (14)$$

其中: t 为迭代次数; $\mathbf{x}^*(t)$ 为当前时刻最优解的位置向量, $\mathbf{x}(t)$ 为当前时刻的位置向量; A 为包围步长, C 为方向向量系数, 计算方程如下:

$$\begin{cases} A = 2\epsilon r_1 - \epsilon, \\ C = 2r_2. \end{cases} \quad (15)$$

这里 r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 中的随机数; ϵ 在迭代过程中从 2 线性下降到 0, 则 A 随着 ϵ 的减小而减小.

2) 气泡网捕食. 根据捕食机制的概率不同, 鲸鱼

会以各 50% 的可能性选择包围捕食和螺旋上升捕食两种不同的捕食方式, 有

$$\mathbf{x}(t+1) = \begin{cases} \omega \mathbf{x}^*(t) - A \cdot \mathbf{D}, & p \leq 0.5; \\ \omega \mathbf{x}^*(t) + D' e^{bl} \cos(2\pi l), & p \geq 0.5. \end{cases} \quad (16)$$

其中: $D' = |\mathbf{x}^*(t) - \mathbf{x}(t)|$ 代表当前的鲸鱼位置向最优解位置逼近的距离, b 为螺旋上升的形状参数, l 为随机数, ω 为根据位置向量变化的自适应权重, p 为 $[0, 1]$ 之间的随机数.

自适应权重 ω 的具体形式如下:

$$\omega = \frac{d_1(\mathbf{x}_{\text{worst}} - \mathbf{x}_{\text{best}}) + d_2(\mathbf{x}_{\text{high}} - \mathbf{x}_{\text{low}})}{t}. \quad (17)$$

其中: d_1 和 d_2 为常数; $\mathbf{x}_{\text{worst}}$ 和 \mathbf{x}_{best} 分别为当前鲸鱼种群中处于最差位置和最优位置鲸鱼的位置向量; \mathbf{x}_{high} 和 \mathbf{x}_{low} 分别为种群位置向量的上界和下界位置向量; t 为当前迭代次数.

3) 搜索猎物. 为保证搜寻的充分, 当 $|A| \geq 1$ 时, 采用随机搜索代理, 构建数学模型

$$\begin{cases} D'' = |C \cdot \mathbf{x}_{\text{rand}}(t) - \mathbf{x}(t)|, \\ \mathbf{x}(t+1) = \mathbf{x}_{\text{rand}}(t) - A \cdot D''. \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\mathbf{x}_{\text{rand}}(t)$ 为随机选取的个体位置向量; D'' 为随机选取的个体与当前个体之间的距离.

改进的 WOA 优化算法对 LSSVR 的核参数和权值优化流程如图 3 所示.

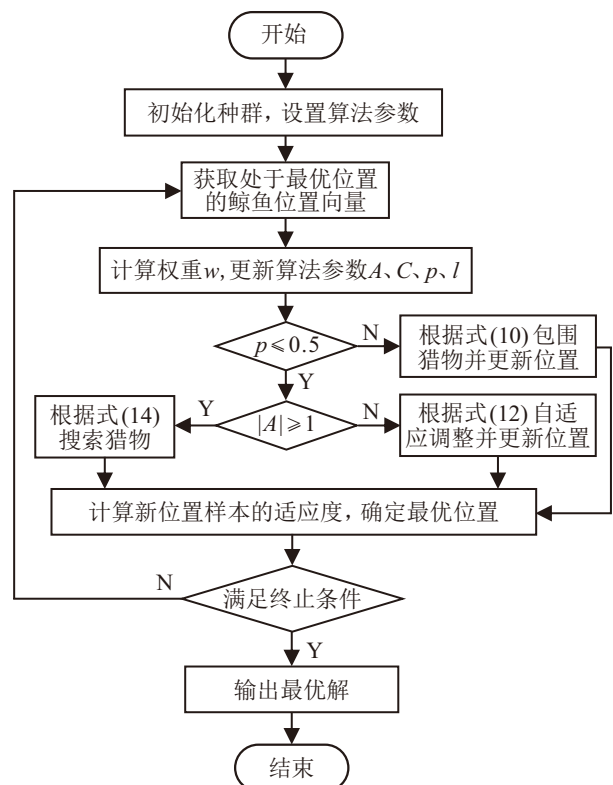


图3 改进 WOA 算法优化参数流程

该算法选用均方根误差 (RMSE) 作为适应度函数, 如下所示:

$$\min : f = \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{\text{predict}} - y_{\text{true}})^2},$$

$$\text{find} : \mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, \sigma, d, g, C_0, C.$$
(19)

其中: N 为训练集的样本个数, y_{predict} 为预测的卷料张力值, y_{true} 为实际的卷料张力值. 利用改进的 WOA 优化算法对 LSSVR 的核参数和权值进行优化, 获得优化后的核参数和权值.

3 卷绕系统预测控制方案设计

设计张力控制系统时, 模型预测控制方法是解

决多变量耦合系统的有效方法. 本文设计的多卷料张力模型预测控制系统控制目标为: 使得三股卷料上的张力都能够快速跟踪目标给定张力. 通过设计价值函数, 采用具有优秀全局寻优能力的纵横交叉算法进行优化求解, 得到 3 个电机的最优控制量以消除卷料上张力和目标给定张力之间的差值, 改变电机的转速进而达到调整卷料张力的目的.

控制框图如图 4 所示. 其中: $\mathbf{Y} = [F_1, F_2, F_3]^T$ 为三股卷料张力的实际输出, \mathbf{Y}^* 为三股卷料收卷过程中的张力设定值, \mathbf{Y}_m 为预测模型的张力预测值, \mathbf{Y}_p 为经过反馈校正后的卷料张力预测值, $\mathbf{U} = [u_1, u_2, u_3]^T$ 为 3 个收卷电机的控制量.

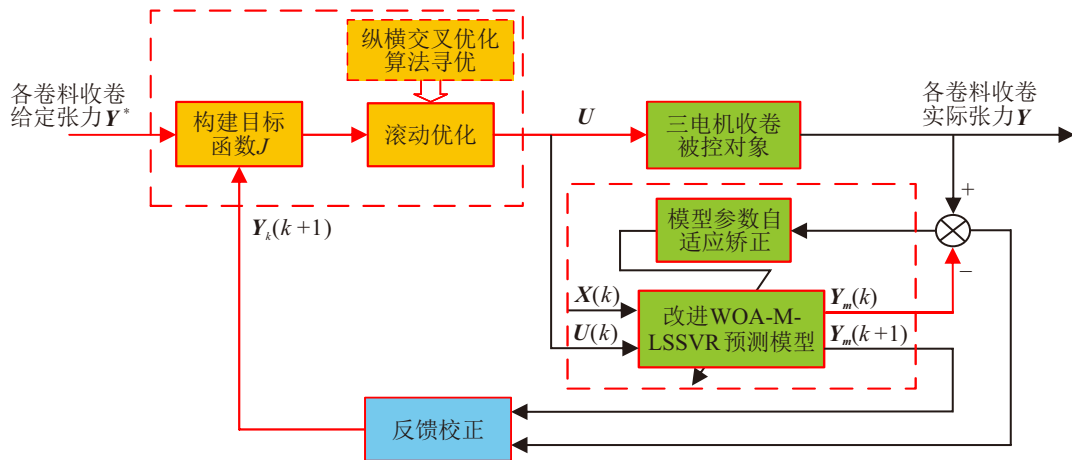


图4 系统控制框图

3.1 建立非线性预测模型

通过分析卷绕系统的动态收卷特性可知, 机理模型无法可靠作为系统的预测模型, 对此, 本文使用离线优化后的改进 WOA-M-LSSVR 模型作为三电机卷绕系统的张力预测模型, 实现对三电机卷绕系统张力的预测.

考虑三电机卷绕系统是一个多输入多输出的非线性系统, 预测方程的输入采用系统前两个时刻的状态变量和控制量, 建立预测方程

$$\begin{cases} y_1(k+1) = f_1(U(k-1), X(k-1), U(k), X(k)), \\ y_2(k+1) = f_2(U(k-1), X(k-1), U(k), X(k)), \\ y_3(k+1) = f_3(U(k-1), X(k-1), U(k), X(k)); \end{cases}$$
(20)

$$\begin{cases} \mathbf{Y} = \{y_1, y_2, y_3\}, \\ \mathbf{U} = \{u_1, u_2, u_3\}, \\ \mathbf{X} = \{x_1, x_2, x_3\}, \\ x = \{F, w\}. \end{cases}$$
(21)

其中: f 为最小二乘支持向量机回归的回归函数, 可将非线性的样本数据映射到高维空间中; \mathbf{Y} 为卷绕系统中卷料上的张力; \mathbf{U} 为系统的输入控制量; \mathbf{X} 为

整个系统的状态变量; x_1, x_2, x_3 分别为 3 台收卷机的状态变量; F 和 w 分别为卷绕系统中卷料上的张力和收卷机构的收卷角速度.

3.2 预测模型的自适应更新

LSSVR 经过离线优化后, 得到能正确反映系统非线性关系的预测模型, 但考虑到系统数据变动的不确定性, 该预测模型依然存在不足. 对此, 设计模型参数自适应更新环节, 提高模型的自适应能力.

自适应更新环节以预测模型离线优化后的平均绝对误差 (MAE) 损失函数为评价标准, 比较系统的实际输出 $y(k)$ 和预测估计的输出 $y_m(k)$, 若存在

$$|y(k) - y_m(k)| < \text{MAE},$$
(22)

则仍然采用原来的预测模型; 否则, 使用该时刻的系统数据和之前的数据重新对预测模型进行优化, 实现预测模型的自适应更新.

3.3 预测模型的反馈校正

为提高预测模型的预测精度, 将当前时刻的实际测量值 $\mathbf{Y}(k)$ 与上一时刻预测模型的预测值 $\mathbf{Y}_m(k)$ 做差, 作为预测误差, 将该误差反馈量作为校

正信号补偿到当前时刻基于预测模型的预测值 $Y_m(k+1)$ 上, 从而达到修正预测模型的目的, 即

$$Y_p(k+1) = Y_m(k+1) + [Y(k) - Y_m(k)]. \quad (23)$$

3.4 目标函数的构建及滚动优化

为保证卷料上的张力能够快速跟踪目标给定张力, 结合系统的预测模型设计系统的目标函数. 该目标函数主要包含两项: 1) 张力预测输出的误差平方和; 2) 控制变量增量平方和. 通过优化计算出系统的控制量使该目标函数达到最小, 进而实现每股卷料上的张力能够跟踪上系统的目标给定张力, 达到收卷过程中张力恒定的效果. 为保证卷料在收卷过程不被拉断, 设置系统的张力输出约束以及控制量约束. 目标函数设计如下:

$$\begin{aligned} \min H = & \sum_{i=1}^p \|Q(Y_p(k+i|k) - F^*(k+i))\|^2 + \\ & \sum_{j=1}^m \|T\Delta U(k+j-1)\|^2. \\ \text{s.t. } & y(k) \leq y_{\max}(k), \forall k \geq 0; \\ & u_{\min}(k) \leq u(k) \leq u_{\max}(k), \forall k \geq 0. \end{aligned} \quad (24)$$

其中: $Y_p(k+i|k)$ 是卷料的张力预测输出; $F^*(k+i|k)$ 为 $k+i$ 时刻的张力给定值; U 为控制变量; P 为预测步长; m 为控制步长; $y_{\max}(k)$ 为卷料的最大张力约束值; Q 、 T 分别为张力跟踪误差加权矩阵和控制输入加权矩阵, 表示为

$$\begin{aligned} Q &= \text{diag}(q_1, q_2, \dots, q_p)_{p \times p}, \\ T &= \text{diag}(t_1, t_2, \dots, t_m)_{m \times m}. \end{aligned}$$

在对目标函数求解时, 通常通过求导获得极小值的方法来获得最优控制序列, 这种方法应用于多目标复杂系统, 求解较困难且容易陷入极大值的误区. 为解决寻优过程中陷入局部最优的问题, 本文选用纵横交叉优化算法 (CSO) 对目标函数进行寻优^[15], 获得 3 台收卷电机的最优控制序列.

纵横交叉算法中, 主要有横向交叉算子和纵向交叉算子. 在每次交叉过后得到的解为中庸解 (MS_{hc} , MS_{vc}); 通过淘汰竞争保留下来, 能够进入下一步迭代过程的解为占优解 (DS_{hc} , DS_{vc}).

横向交叉通过在种群中随机挑选两个不重复、相同维度的个体进行交叉操作, 实现种群中个体的信息交互, 产生子代的公式如下:

$$\begin{cases} MS_{hc}(i_1, d) = r_1 X(i_1, d) + (1 - r_1) X(i_2, d) + \\ \quad c_1 (X(i_1, d) - X(i_2, d)), \\ MS_{hc}(i_2, d) = r_2 X(i_2, d) + (1 - r_2) X(i_1, d) + \\ \quad c_2 (X(i_2, d) - X(i_1, d)). \end{cases} \quad (25)$$

其中: r_1, r_2, c_1, c_2 均为 0-1 之间的随机数, $X(i_1, d)$ 和 $X(i_2, d)$ 表示维度为 d 的两个个体, MS_{hc} 表示产生的子代.

纵向交叉是在同一个个体的不同维度进行, 实现同一个个体在不同维度之间的信息交换, 提高了算法跳出局部最优的能力, 产生子代的表达式为

$$MS_{vc}(i, d_1) = r X(i, d_1) + (1 - r) X(i, d_2). \quad (26)$$

其中: r 为 0-1 之间的随机数, $X(i, d_1)$ 和 $X(i, d_2)$ 表示第 i 个个体的两个不同维度, MS_{vc} 表示产生的子代.

针对式 (24) 所提出的滚动优化目标, 将该预测控制系统的一组控制量作为 CSO 要寻优的占优解, CSO 的适应度函数选用式 (24) 中的性能指标函数 H , 以性能指标函数最小作为该算法父代与子代竞争的评价标准, 每次纵横交叉滚动后, 比较父代与子代的适应度大小, 保留适应度最小的中庸解参与到下一次迭代过程, 最终获得全局最优的解.

该模型预测控制系统使用离线优化的 M-LSSVR 构建张力预测模型, 并引入改进的鲸鱼算法优化多核 LSSVR 参数; 引入模型的自适应更新和反馈校正环节以提高预测模型准确度; 根据系统的控制要求构建系统的目标函数, 使用纵横交叉优化算法对控制量寻优, 实现对多股卷料张力的协同控制, 提高系统的稳定性和动态性能.

4 仿真分析

4.1 预测模型的效果验证

以某电缆塑线管生产厂家的三电机卷绕系统为研究对象, 选取卷绕机工作时的卷料收卷数据和电机工作数据, 以当前时刻和上一时刻电机的控制电流、电机的旋转速度和卷料上的张力作为预测模型的输入, 以下一时刻卷料上的张力作为预测模型的输出, 对搭建的 WOA-LSSVR 模型进行训练.

通过卷绕系统张力传感器和转速传感器的数据采集, 卷绕系统正常工作训练数据选取为三电机卷绕系统采集到的历史运行工况数据共 570 组, 包含目标卷料张力值、卷料张力值、收卷电机转速值等. 数据覆盖卷绕系统整体运行工况, 包含增大和减小电机转速来改变卷料上张力的过程. 前 400 组数据作为模型训练集, 后 170 组数据作为模型测试集, 分别使用 PSO 算法、WOA 算法和本文提出的改进 WOA 算法对 LSSVR 预测模型进行离线优化.

本文所采用的 WOA 算法最大迭代次数设置为 500, 鲸鱼搜索数量为 5, 优化参数目标值上限和下限分别为 0.1 和 500. PSO 算法最大迭代次数设置为

500, 代表 PSO 算法局部和全局搜索能力的参数因子 c_1 和 c_2 分别设置为 1.5 和 1.7, $w_{max} = 0.9, w_{min} = 0.5$, 种群规模大小为 20. 验证效果如图 5 ~ 图 7 所示.

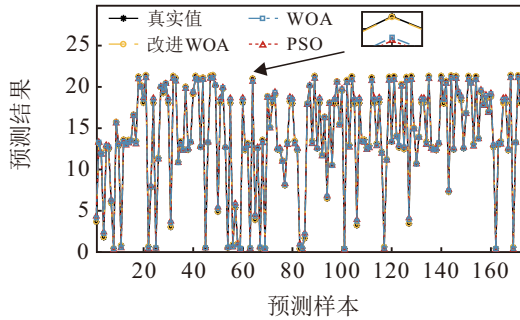


图5 输出 1 测试集预测结果对比

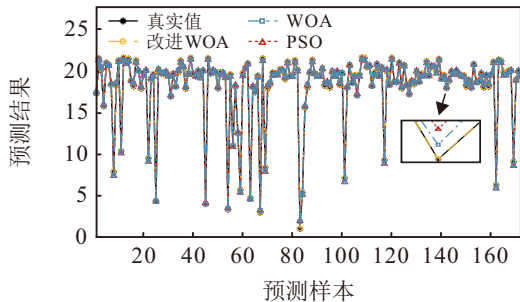


图6 输出 2 测试集预测结果对比

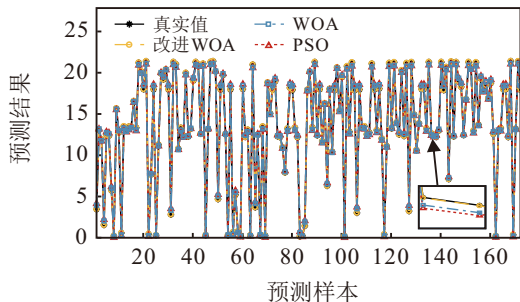


图7 输出 3 测试集预测结果对比

由图 5 ~ 图 7 可知, 改进的 WOA 算法相较于 WOA 算法和 PSO 算法, 通过训练得到的预测模型更加准确, 能够以较高精度实现本文非线性预测模型的代替.

为验证不同模型的预测性能, 以平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 两个性能指标作为评判标准, 分别对比 RBF 模型、给定参数的 LSSVR 模型、给定参数的多核 LSSVR 模型以及使用 WOA 算法优化的 LSSVR 模型和使用改进 WOA 算法优化的 LSSVR 模型. 输出 1 的实验结果如表 1 所示.

由表 1 可知, 采用改进的 WOA 算法优化本文所提出的多核 LSSVR 模型得到的预测模型有较高的预测精度, 在 5 种预测模型中误差最小. 以输出 1 为例, 改进 WOA-多核 LSSVR 预测模型相较于使用传统 WOA 算法的多核 LSSVR 预测模型, 平均绝对误差 (MAE) 减少 66.1%, 均方根误差 (RMSE) 减

表1 预测模型性能指标

种类	模型	MAE	RMSE
输出1	RBF	0.21176	0.83280
输出1	M-LSSVR	0.11273	0.13655
输出1	多核M-LSSVR	0.06042	0.07655
输出1	WOA-多核M-LSSVR	0.04690	0.06930
输出1	改进WOA-多核M-LSSVR	0.01590	0.03270

少 52.81%, 表明了设计的改进鲸鱼算法的优越性.

4.2 控制方案仿真实验

为验证本文所设计控制方法的可行性, 使用 Matlab 构建仿真系统, 对本文设计的自适应模型预测控制方法和传统模型预测控制方法进行仿真验证, 并比较两者的控制效果. 卷绕系统的仿真参数如表 2 所示: E 、 A 、 ρ 、 b 分别为工料的杨氏模量、截面积、密度、宽度, L_1 、 L_2 、 L_3 分别为三股卷料从出料口到收卷轴的长度, F_0 为给定的张力参考值, R_1 、 R_2 、 R_3 分别为 3 个卷轴不同的初始半径.

表2 卷绕系统参数表

参数	单位	标称值	参数	单位	标称值
E	N/m ²	3.2×10^8	A	m ²	5×10^{-6}
ρ	kg/dm ³	400	b	m	0.1
L_1	m	1.2	L_2	m	1.0
L_3	m	1.5	J	kg/dm ²	5×10^{-4}
F_0	N	20	R_1	m	0.2
R_2	m	0.3	R_3	m	0.1

三电机卷绕系统启动, 设定张力参考值为 20 N, 卷料的最大张力约束值为 35 N. 为验证本文设计的自适应非线性模型预测控制系统优越性, 使用没有设计反馈校正和模型自适应更新环节的传统模型预测控制方法进行对比^[12]. 同时, 为验证本文控制方法的抗扰性能, 在卷绕系统工作到 15 s 时, 将张力参考值降至 12 N, 三股卷料上张力的变化分别如图 8 ~ 图 10 所示.

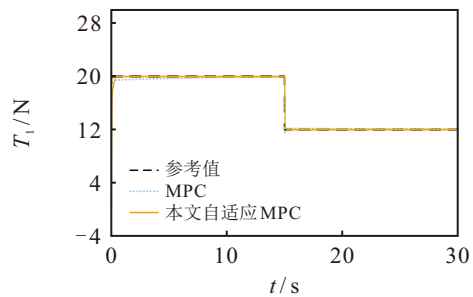
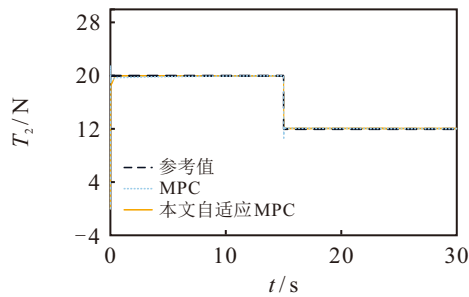
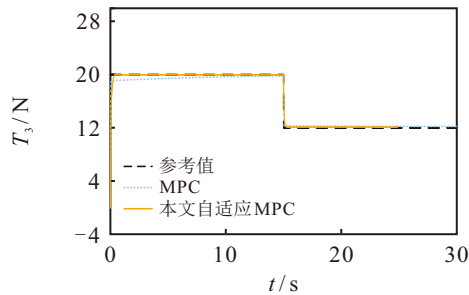


图8 第 1 股卷料上的收卷张力 T_1

由张力变化图可知, 传统模型预测控制器控制的卷绕系统, 张力 T_1 、 T_2 、 T_3 分别在 10 s、4 s、13.5 s 时跟踪上张力参考值, 而使用本文设计的自适应预测控制器, 张力 T_1 、 T_2 、 T_3 分别在 0.8 s、0.6 s、0.5 s

图9 第2股卷料上的收卷张力 T_2 图10 第3股卷料上的收卷张力 T_3

时跟踪上张力参考值. 相较于传统模型预测控制器, 本文的自适应预测控制器张力跟踪性能好, 调节时间短, 应用于卷绕系统能实现良好的张力控制效果.

4.3 实验分析

为验证本文所提出的方法在实践中的实际可行性和有效性, 通过如图11所示的卷绕设备平台进行实验验证. 该平台由收卷电机、磁粉离合器、收卷辊、牵引电机、控制台等组成, 收卷电机采用德普达公司型号为XQY3-60-H12的异步电机.

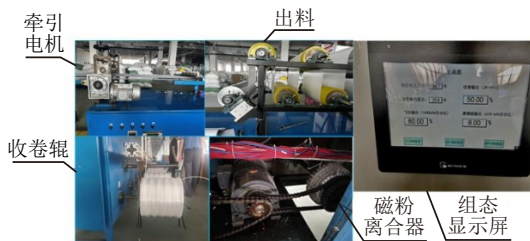


图11 卷绕设备现场

为验证仿真分析的准确性及本文设计方法的抗扰动性能, 将收卷目标的卷料张力设定为15 N进行实验. 为保证系统实时运行, 设置系统的控制参数: 预测步数 $P=3$, 控制周期为10 ms, 本文中采样周期、控制周期和预测步长的长度相同; 张力跟踪误差加权矩阵和控制输入加权矩阵参数和分别选为10和1. 在系统运行至30 s时改变收卷目标张力值为25 N, 以第1个收卷电机上的卷料张力变化为例, 张力变化分别如图12和图13所示.

由图12可知: 原PID控制系统存在较大的跟踪误差, 不能及时跟踪到目标张力; 设备运行中, 受扰动影响较大, 当提高目标给定张力时, 不能及时响应

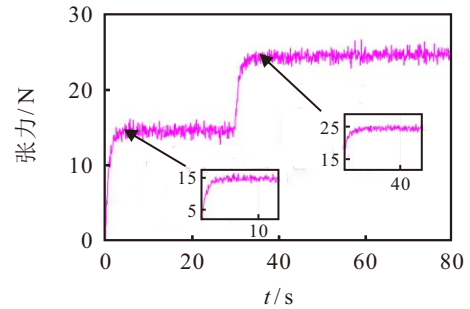


图12 原PID控制系统实验结果

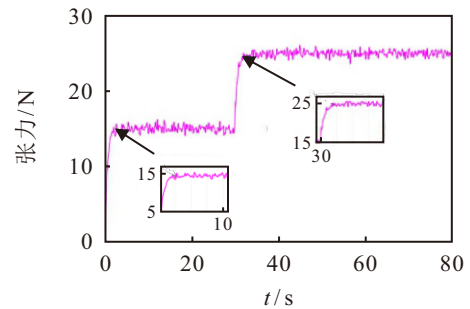


图13 本文设计方法实验结果

给定张力的变化, 鲁棒性较差. 由图13可知, 采用本文的自适应模型预测控制方法, 张力在收卷过程中受扰动影响较小, 能够快速响应给定张力的变化.

根据采集到的张力变化可知, PID控制系统使第1股卷料的张力在系统运行到4.62 s时第1次到达目标给定张力, 本文设计的自适应MPC控制系统使第1股卷料的张力在系统运行到3.16 s时第1次到达目标给定张力; 在系统运行至30 s时调整目标给定张力, PID控制系统使卷料张力在35.73 s时跟踪上目标张力, 自适应MPC控制系统使卷料张力在32.44 s时跟踪上目标张力, 自适应MPC控制系统相较于PID控制系统, 使卷料张力跟踪上目标张力所用的时间减少了9.2%.

通过对比这两种控制系统的实验结果表明, 本文设计的控制系统具有良好的控制效果, 受扰动影响较小, 符合生产需求.

5 结论

本文针对多电机卷绕系统多股卷料张力协同控制精度低的问题, 提出了一种基于改进WOA-M-LSSVR预测模型和CSO优化的模型预测张力协同控制系统.

为提高系统模型精确度, 构建多核函数的LSSVR预测模型, 设计改进的自适应鲸鱼算法对多核LSSVR模型参数优化并进行离线训练, 获得了可准确反映三电机卷绕系统非线性特性的预测模型.

根据构建的张力预测模型建立模型预测控制器, 引入自适应模型调整环节; 设计目标函数并引入纵横交叉优化算法求解优化, 有效解决了卷绕系统张

力协同控制精度低的问题, 提高了张力跟踪精度。

通过仿真和实验, 对张力控制效果进行分析, 所设计的模型预测控制器在张力控制中相较于 PID 控制器具有更快的响应速度, 能够以较快速度实现张力协同, 符合卷绕系统生产线要求。

参考文献 (References)

- [1] 孙毅, 俞越, 单继宏, 等. 多股张力均衡的捻制装备自适应控制技术[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(12): 3559-3569.
(Sun Y, Yu Y, Shan J H, et al. Multi-strand tension balance with self-adaptive control in twisting equipment[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(12): 3559-3569.)
- [2] Mi J J, Yao J Y, Deng W X. Adaptive RISE control of winding tension with active disturbance rejection[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2024, 37(1): 52.
- [3] Zhang H, Wang J T, Wu J, et al. Active tension control of the conical winding system based on the neural network control algorithm of radial-basis functions[J]. Textile Research Journal, 2023, 93(15/16): 3443-3458.
- [4] Akil A, Rabbah N. A nonlinear design method of robust PI control by using adaptive backstepping control for web winding system of reversible cold rolling mill[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 132(7): 3251-3266.
- [5] Fan L P, Liu Y. Fuzzy self-tuning PID control of the main drive system for four-high hot rolling mill[J]. Journal of Advanced Manufacturing Systems, 2015, 14(1): 11-22.
- [6] 侯海良, 年晓红, 彭智, 等. 三电机卷绕系统的状态反馈鲁棒控制 —— LMI 方法[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(7): 111-118.
(Hou H L, Nian X H, Peng Z, et al. State feedback robust control for three-motor winding system — LMI approach[J]. Electric Machines and Control, 2016, 20(7): 111-118.)
- [7] Chen Q J, Jin Y Q, Wang T Y, et al. UAV formation control under communication constraints based on distributed model predictive control[J]. IEEE Access, 2022, 10: 126494-126507.
- [8] Xu Q Q, Wu Y H, Zhang X, et al. Dynamic safety control of offshore wind turbine based on model predictive control[J]. Ocean Engineering, 2024, 299: 117041.
- [9] 魏亚飞, 冒建亮, 张传林, 等. 基于抗扰增强型广义预测控制的永磁同步电机伺服系统[J]. 控制与决策, 2024, 39(6): 1967-1976.
(Wei Y F, Mao J L, Zhang C L, et al. Permanent magnet synchronous motor servo system based on generalized predictive control with disturbance-rejection enhancement[J]. Control and Decision, 2024, 39(6): 1967-1976.)
- [10] Zhou J, Liu S Y, Lu J, et al. An improved dynamic model identification method for small unmanned helicopter[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2024, 96(1): 175-183.
- [11] Johari S, Yaghoobi M, Kobravi H R. HCDRNN-NMPC: A new approach to design nonlinear model predictive control(NMPC) based on the hyper chaotic diagonal recurrent neural network(HCDRNN)[J]. Complexity, DOI: 10.1155/2022/1006197.
- [12] 戴鹏, 周平, 梁延灼, 等. 基于多输出最小二乘支持向量回归建模的自适应非线性预测控制及应用[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(1): 43-52.
(Dai P, Zhou P, Liang Y Z, et al. Multi-output least squares support vector regression modeling based adaptive nonlinear predictive control and its application[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(1): 43-52.)
- [13] 高伟男, 杨涛, 柴天佑. 基于自适应动态规划和梯度下降法的自适应最优输出调节[J]. 控制与决策, 2023, 38(8): 2425-2432.
(Gao W N, Yang T, Chai T Y. Adaptive optimal output regulation based on adaptive dynamic programming and gradient descent method[J]. Control and Decision, 2023, 38(8): 2425-2432.)
- [14] 朱光宇, 张德颂. 基于强化学习的遗传算法求解一种新的钻削路径优化问题[J]. 控制与决策, 2024, 39(2): 697-704.
(Zhu G Y, Zhang D S. Genetic algorithm based on reinforcement learning for a novel drilling path optimization problem[J]. Control and Decision, 2024, 39(2): 697-704.)
- [15] 杨苓, 黄泽杭, 陈璟华, 等. 基于纵横交叉算法的直流微电网趋优稳定性分析[J]. 高电压技术, 2023, 49(11): 4632-4641.
(Yang L, Huang Z H, Chen J H, et al. Optimal stability analysis of DC microgrid based on crisscross optimization algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(11): 4632-4641.)
- [16] Ding W, Du Q J, Zhao L, et al. Design of temperature control system for electromagnetic stir-frying machine using disturbance observer intelligent PID[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(5): 133-142.

作者简介

庞浩 (2000–), 男, 硕士生, 主要研究方向为卷绕系统张力控制、电机控制技术, E-mail: panghao2000@126.com;

杜钦君 (1967–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力电子装置及控制技术、机器人技术, E-mail: duqinjun@sdu.edu.cn;

徐东祥 (1978–), 男, 学士, 主要研究方向为计量检测技术, E-mail: 529107035@qq.com;

吴育桐 (1997–), 男, 硕士生, 主要研究方向为永磁断路器设计和控制, E-mail: 17865596053@163.com;

马炳图 (2001–), 男, 硕士生, 主要研究方向为风力发电机变桨技术, E-mail: mabingtu690123@163.com.