

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614874

BO-AdaMG-SGRU 模型在双电机同步控制系统中的应用*

刘家合, 杜钦君, 张 婷, 李伟强, 台秋瑞

(山东理工大学电气与电子工程学院 淄博 255000)

摘 要: 双电机驱动系统是高度耦合的非线性时变系统, 实际运行过程中, 伺服电机的参数会随工况变化而发生不同程度的漂移, 使得基于机理的数学模型难以反映系统动态特性, 影响双电机同步控制的精度。针对上述问题, 构建了一种改进贝叶斯算法优化的门控循环单元 (BO-AdaMG-SGRU) 的数据驱动建模方法, 并设计了一种采用霜冰优化算法 (RIME) 求解优化目标的双电机同步控制策略。基于门控循环单元的多输入多输出 (MIMO) 机制, 建立了两台电机的数据驱动模型, 提升了预测精度与泛化能力; 针对门控循环单元的参数敏感性问题, 引入贝叶斯优化算法和 AdaMG 优化器对模型超参数进行全局寻优, 避免了人工调参带来的局限性, 并通过离线训练获得强鲁棒性的高精度预测模型; 在控制策略方面, 设计了一种包含同步误差项和跟踪误差项的目标函数, 并采用具有更强全局搜索能力的霜冰优化算法对目标函数进行寻优计算, 以降低传统优化方法易陷入局部极值的风险, 从而提高双电机系统的同步控制精度。仿真与实验结果表明, 与交叉耦合滑模控制方案相比, 双电机转矩同步误差降低约 52%, 转矩跟踪误差减少约 45%, 证明了构建的双电机模型预测同步控制方法在提高系统控制精度与增强运行稳定性方面的有效性和工程应用价值。

关键词: 双电机系统; 同步控制; 数据驱动; 门控循环单元; 霜冰优化算法

中图分类号: TH-39 TM351 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Application of BO-AdaMG-SGRU model in dual-motor synchronous control system

Liu Jiahe, Du Qinjun, Zhang Ting, Li Weiqiang, Tai Qiurui

(School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

Abstract: The dual-motor drive system is a highly coupled, nonlinear, and time-varying system. During practical operation, the parameters of servo motors may drift under varying working conditions, making it difficult for mechanism-based mathematical models to accurately capture the system's dynamic characteristics and thereby affecting the synchronization control performance. To address these issues, this paper proposes a data-driven modeling approach based on a gated recurrent unit (GRU) optimized by an improved Bayesian optimization algorithm (BO-AdaMG-SGRU). In addition, a dual-motor synchronous control strategy is developed, in which the optimization objective is solved using the rime ice optimization (RIME) algorithm. Based on the multi-input multi-output (MIMO) framework of GRU, a unified data-driven model for the dual-motor system is established, effectively capturing the coupling dynamics between the two motors and improving prediction accuracy and generalization capability. To mitigate the sensitivity of GRU to hyperparameters, an improved Bayesian optimization algorithm combined with the AdaMG optimizer is employed to perform global hyperparameter tuning, thereby overcoming the limitations of manual parameter adjustment and obtaining a robust high-precision prediction model through offline training. In terms of control strategy, an objective function incorporating both synchronization error and tracking error is designed. The RIME algorithm, featuring enhanced global search capability, is applied to optimize the objective function, reducing the risk of convergence to local optima and improving synchronization control accuracy. Simulation and experimental results demonstrate that, compared with the cross-coupled sliding mode control method, the proposed approach reduces torque synchronization error by approximately 52% and torque tracking error by about 45%. These results validate the effectiveness and engineering applicability of the proposed dual-motor model predictive synchronous control strategy in improving control accuracy and operational stability.

Keywords: dual-motor system; synchronization control; data drive; gated recurrent unit; RIME

收稿日期: 2026-01-20 Received Date: 2026-01-20

* 基金项目: 山东省重点研发计划 (2024TSGC0291) 项目资助

0 引 言

随着现代工业技术的发展,仅配备单电机的动力设备已难以满足各类工业应用的功率需求^[1],因此各种传动及加工领域的双电机驱动控制被广泛应用。但双电机系统易受转速波动与外部扰动影响,系统的同步控制难以实现^[2],因此需要探索更优策略来提升系统的跟踪精度与同步性能。

目前双电机驱动技术主要聚焦于机理建模控制方法,文献[3]针对双驱平台交叉耦合控制削弱单轴跟踪性能的问题,设计了跟踪性能比较开关,提升了单电机位置跟踪精度与双电机同步性能;文献[4]针对双电机系统负载扰动导致位置同步性能下降的问题,提出一种基于电流环交叉耦合的自适应 PID 参数整定策略,降低了位置同步误差和稳态波动;文献[5]针对双电机驱动同步性难以控制的问题,提出了采用被动分解和滑模控制(sliding mode control, SMC)技术,保证了整体同步运动的被动性和鲁棒性。双电机同步驱动系统是一个高度非线性问题,电机关键参数会随润滑状况、机械磨损、温度波动等因素发生非线性漂移。基于固定参数的机理模型随着服役时间的增长,其控制性能必然逐渐退化,产生“模型失配”现象。

数据驱动模型有很强的非线性函数逼近能力,能够从大量运行数据中学习系统的复杂动力学特征,从而根据系统的输入输出映射出符合实际的模型,提高控制的精度。目前数据驱动技术在多电机及单电机控制领域主要有以下研究,文献[6]针对参数未知的柔性耦合双电机系统同步控制问题,提出一种增强型自学习控制方法。该方法利用奇异摄动理论降阶系统模型,结合强化学习求解最优策略,并引入变分自编码器(variational autoencoder, VAE))优化训练数据质量,实现了更优的同步跟踪性能;文献[7]针对双电机电动汽车在能效优化中,全局最优算法无法实时应用的问题,提出一种基于自适应网络模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)的能量管理策略。该方法的能效可达全局最优结果的 98.3%;文献[8]针对双电机电动汽车能量管理难以兼顾实时性与最优性的问题,提出一种基于深度强化学习(deep deterministic policy gradient, DDPG)的策略,设计了利用电机实时效率差的新型奖励函数以优化转矩分配,该策略展现出优越的节能效果与自适应性。文献[9]针对永磁同步电机无感控制系统中传统准一型锁相环(quasi-type-1 phase-locked loop, QT1-PLL)存在的工况适应性差、动稳态性能难以兼顾的问题,提出一种带频率自适应混合滤波的改进 QT1-PLL 控制方法。该方法有效提升了转子位置估计精度,

同时大幅增强了系统的谐波抑制能力与负载扰动鲁棒性;文献[10]针对双永磁同步电机传统同步控制存在的参数依赖性强、扰动抑制能力不足的问题,提出一种超局部无模型预测转速同步控制方法。该方法摆脱了对电机精准参数的依赖,有效抑制了参数摄动与负载扰动造成的同步性能下降。

数据驱动模型需要优化算法进行超参数寻优,以得到最佳模型。文献[11-12]由时序数据建立模型后,模型的训练采用预设超参数,可能会影响模型性能,无法达到最优拟合效果;文献[13]采用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)对变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的参数进行寻优,但 WOA 全局探索能力相对较弱,易陷入局部最优。因此选用基于贝叶斯优化的自适应混合梯度算法(Bayesian optimization-adaptive mixed gradient, BO-AdaMG)优化算法,利用贝叶斯算法的全局寻优能力挖掘选择性更新门控循环单元(selectively updating hidden states gated recurrent unit, SGRU)模型的最佳超参数组合,同时借助 AdaMG^[14]优化器的记忆因子机制捕捉梯度流中的时序依赖关系,保证了模型的精度。

在滚动优化环节,近年来提出的冠豪猪优化算法(crested porcupine optimizer, CPO)^[15]、蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)^[16]、白鲸优化算法(beluga whale optimization, BWO)^[17]被广泛应用,虽然上述算法具备全局寻优能力,但其操作涉及大量随机采样与向量运算,计算开销较大,在处理双电机模型预测控制(model predictive control, MPC)的高频滚动优化问题时,难以满足系统对毫秒级实时性的严苛要求。为此,引入 Su 等^[18]提出的霜冰优化算法(rime optimization algorithm, RIME)作为在线求解器,其无参数特性和硬霜穿刺机制显著降低了单步控制周期的运算耗时,对系统的实时性和动态响应速度有显著提高。

针对上述问题,提出了一种面向低速大转矩双电机高精度同步控制的数据驱动模型。在模型构建上,采用 SGRU,其内置的数据依赖型更新机制能够主动抑制噪声、保留关键记忆。以两台电机定子电流的直轴和交轴分量、输出角速度、输出转矩以及当前时刻的电压控制量作为输入,以下一时刻两台电机的输出转矩和旋转角速度为输出。采用自适应混合梯度(AdaMG)算法进行网络训练,有效利用梯度流中的时序信息以提高收敛的稳定性;引入贝叶斯优化算法对模型的关键超参数进行全局寻优。在线滚动优化环节设计了包含显式同步误差的复合目标函数,并采用 RIME 作为在线求解器。该集成框架通过 SGRU 与 AdaMG 的深度协同,解决了机理模型双电机控制系统实际运行过程中由于参数变化不能实时更新,导致模型精度降低的问题,其优越性已通过仿真和实验得到充分验证。

1 双电机同步控制系统模型建立

对于机理模型双电机控制系统实际运行过程中由于参数变化且不能实时更新,导致模型准确度降低,影响控制精度的问题,提出了一种贝叶斯优化的选择性门控循环单元(BO-SGRU-AdaMG)预测控制方案。该方案采用SGRU网络构建一个原生的多输入多输出(multiple inputs and multiple outputs, MIMO)预测模型,其选择性更新机制能够主动过滤不必要信息、保留关键状态记忆,并提升模型在复杂工况下的鲁棒性。

构建了“训练-寻优”双层架构:采用具备时间感知能力的自适应混合梯度(AdaMG)算法对SGRU网络进行高效稳健的训练;并利用贝叶斯优化对模型的关键超参数进行全局寻优以求得最佳超参数的模型。

根据输出转矩、转速同步的控制目标,设计的价值函数 J 中加入了同步误差惩罚项,使优化目标可以精确跟踪控制目标,还可以缩小两台电机的同步误差。采用RIME对该价值函数进行在线滚动优化求解,从而得到两个电机的最优控制序列,显著提升了驱动系统

的同步性能与运行可靠性。

1.1 双电机同步控制系统建模

SGRU网络构建的预测模型以两台电机的转速、输出转矩、d、q轴电流及控制电压为输入,以下一时刻电机的转矩和转速为输出。

系统总体框图如图1所示, $\mathbf{X}(k)$ 、 $\mathbf{U}(k)$ 为输入, $\mathbf{Y}_m(k+1)$ 为未经矫正的预测输出,即:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = [i_{d1}(k), i_{q1}(k), w_1(k), T_1(k), \\ i_{d2}(k), i_{q2}(k), w_2(k), T_2(k)] \\ \mathbf{U}(k) = [u_1(k), u_2(k)]^T \\ \mathbf{Y}_m(k+1) = [T_{e1}^{k+1}, T_{e2}^{k+1}, w_1^{k+1}, w_2^{k+1}] \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u_1(k), u_2(k)$ 分别代表两个电机当前时刻的控制电压; $i_{d1}(k), i_{q1}(k)$ 代表d、q轴的定子电流; $w_1(k), w_2(k)$ 是两台电机的角速度; $\mathbf{Y}^*(k+1) = [T_{e1}^*, T_{e2}^*, w_1^*, w_2^*]$, T_{e1}^*, T_{e2}^* 代表两台电机的目标转矩, w_1^*, w_2^* 代表两台电机的目标角速度; $\mathbf{Y}(k) = [T_{e1}, T_{e2}, w_1, w_2]$,代表两台电机的实际输出转矩和角速度; $\mathbf{Y}_m(k)$ 是上一周期对当前时刻的预测值; $\mathbf{e}(k) = \mathbf{Y}(k) - \mathbf{Y}_m(k)$, $\mathbf{e}(k)$ 是当前时刻的预测误差; $\mathbf{Y}_p(k+1)$ 是经过校正后的预测值。

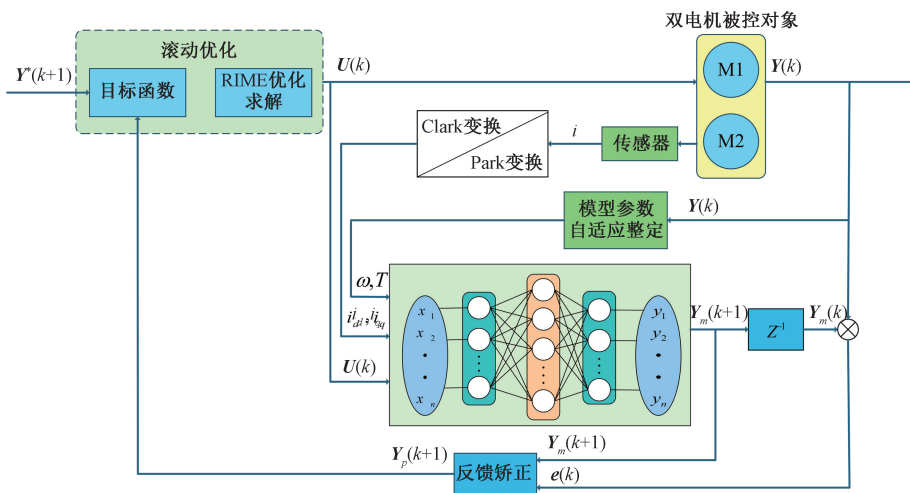


图1 双电机控制系统总体框图

Fig. 1 Overall block diagram of dual motor control system

为修正模型与实际输出之间的偏差,引入反馈校正机制,该模块通过引入实际测量值来补偿模型固有的预测误差,确保预测控制不会因误差累积而发散, $\mathbf{Y}_p(k+1) = \mathbf{Y}_m(k+1) + \mathbf{e}(k)$ 。

1.2 双电机SGRU映射模型建立

双电机控制系统是MIMO系统,经典模型如极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[19]、支持向量机(support vector regression, SVR)等是多输入单输出模型(multiple-input single-output model, MISO),极易割裂输

出量之间的隐藏关联性,因此选用门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)模型作为系统映射模型。但是传统的GRU模型在处理数据时,会以极快的速度(指数级)遗忘过去的信息,因此采用Zheng等^[14]首次提出的SGRU模型,在标准GRU基础上,增加选择性更新机制:根据更新条件 $\tilde{\mathbf{h}}_k \cdot \mathbf{s} - \mathbf{h}_{k-1} \geq 0$ 判断是否更新隐藏状态,满足条件则更新,否则复制上一时刻状态。SGRU模型的公式如式(2)~(8)所示。

$$\mathbf{r}_k = \sigma(\mathbf{W}_r \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_r \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_r) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{r}_k$ 为重置门; σ 是 Sigmoid 激活函数; $\mathbf{W}_r$ 是当前时刻的输入信息对于计算重置门的权重矩阵; $\mathbf{x}_k$ 是当前时间步 k 的输入向量; $\mathbf{U}_r$ 是上一时刻的记忆对于计算重置门的权重矩阵; $\mathbf{h}_{k-1}$ 是上一时间步 $k-1$ 的隐藏状态向量; $\mathbf{b}_r$ 是偏置向量。

$$\mathbf{z}_k = \sigma(\mathbf{W}_z \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_z \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_z) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{z}_k$ 是更新门; $\mathbf{W}_z$ 、 $\mathbf{U}_z$ 分别是当前时刻的输入信息、上一时刻的记忆对于计算更新门的权重矩阵。

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{h}}_k = \tanh(\mathbf{W}_h \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_h (\mathbf{r}_k \odot \mathbf{h}_{k-1}) + \mathbf{b}_h) \\ \mathbf{h}_k = \begin{cases} \mathbf{h}_{k-1}, & \tilde{\mathbf{h}}_k \cdot \mathbf{s} - \mathbf{h}_{k-1} < 0 \text{ (保留)} \\ (1 - \mathbf{z}_k) \odot \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{z}_k \odot \tilde{\mathbf{h}}_k, & \text{其他 (更新)} \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 是候选隐藏状态; $\mathbf{h}_k$ 是最终隐藏状态; $\mathbf{s}$ 是一个可学习的标量参数, 用来缩放 $\tilde{\mathbf{h}}_k$; $\mathbf{W}$ 矩阵是输入权重矩阵, 作用是对输入向量行一次线性变换; $\mathbf{U}$ 矩阵是与上一个隐藏状态 $\mathbf{h}_{k-1}$ 相关联的权重矩阵, 分别用于对 $\mathbf{h}_{t-1}$ 进行线性变换; 偏置向量 $\mathbf{b}$ 它为每一个神经元提供了一个基础的激活水平。这种机制在面对电机负载扰动时, 能够区分真实的负载变化与测量噪声, 从而避免控制器过度参与。

用于模型训练的数据由于不同物理量的单位和数值范围差异巨大, 需要进行特征缩放。

$$x_{\text{std}} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (5)$$

式中: μ 是特征的均值; σ 是特征的标准差。标准化参数仅从训练集中提取, 并应用到验证集和测试集, 以模拟真实的实时控制场景。

在一个时间步 t , GRU 接收两个输入: 当前时刻输入向量 $\mathbf{x}_k$ 和上一时刻的隐藏状态 $\mathbf{h}_{k-1}$ 。

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} = [\mathbf{i}_{d1}(k), \mathbf{i}_{q1}(k), \omega_1(k), T_1(k), \mathbf{i}_{d2}(k), \mathbf{i}_{q2}(k), \omega_2(k), T_2(k), u_1(k), u_2(k)]^T \quad (6)$$

SGRU 模型通过重置门、更新门、候选隐藏状态、最终隐藏状态 4 个步骤计算出当前时刻的隐藏状态 $\mathbf{h}_k$ 。SGRU 单元计算出的最终隐藏状态 $\mathbf{h}_k$ 是一个抽象的特征矩阵。为了将其转换为具有物理意义的系统输出预测值, 通常需要一个额外的全连接层 (或称为密集层) 作为输出层。该层负责将隐藏状态向量映射到维度为 $p \times 1$ 的系统输出向量, 模型的预测输出表示为:

$$\mathbf{Y}_m(k+1) = \mathbf{W}_y \mathbf{h}_k + \mathbf{b}_y \quad (7)$$

式中: $\mathbf{W}_y$ 、 $\mathbf{b}_y$ 分别是输出层的权重矩阵和偏置向量。整个 SGRU 模型的完整表达式为:

$$\begin{cases} \mathbf{r}_k = \sigma\left(\mathbf{W}_r \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_r \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_r\right) \\ \mathbf{z}_k = \sigma\left(\mathbf{W}_z \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_z \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_z\right) \\ \tilde{\mathbf{h}}_k = \tanh\left(\mathbf{W}_h \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_h (\mathbf{r}_k \odot \mathbf{h}_{k-1}) + \mathbf{b}_h\right) \\ \mathbf{h}_k = \left(1 - \sigma\left(\mathbf{W}_z \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_z \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_z\right)\right) \odot \mathbf{h}_{k-1} + \sigma\left(\mathbf{W}_z \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_z \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_z\right) \odot \tanh\left(\mathbf{W}_h \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_h (\mathbf{r}_k \odot \mathbf{h}_{k-1}) + \mathbf{b}_h\right) \end{cases} \quad (8)$$

系统的状态方程为:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_k &= \left(1 - \sigma\left(\mathbf{W}_z \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_z \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_z\right)\right) \odot \mathbf{h}_{k-1} + \\ &\sigma\left(\mathbf{W}_z \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_z \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_z\right) \odot \\ &\tanh\left(\mathbf{W}_h \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \mathbf{U}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{U}_h (\mathbf{r}_k \odot \mathbf{h}_{k-1}) + \mathbf{b}_h\right) \end{aligned} \quad (9)$$

将当前时刻的输入向量 $\mathbf{x}_k$ 以及上一时刻的隐藏状态 $\mathbf{h}_{k-1}$ 输入到模型会产生两个输出: 用于当前控制决策的未校正预测 $\mathbf{Y}_m(k+1)$, 以及用于下一个控制周期的更新后的隐藏状态 $\mathbf{h}_k$ 。

1.3 贝叶斯优化自适应整定模型超参数

传统的经验试凑法效率低, 而经典优化算法在处理高维参数时, 极易局部最优解, 难以挖掘模型的最大潜力。引入贝叶斯优化算法, 旨在通过全局寻优策略, 最小化预测损失, 从而提升双电机同步控制模型的泛化精度和鲁棒性。

贝叶斯优化用于寻找模型超参数的最佳组合, 其中模型架构超参数包括 SGRU 单元数和 SGRU 层数; 优化器超参数包括学习率和 AdaMG 的衰减率; 正则化超参数包括丢弃率和权重衰减系数, 这类参数用于防止模型过拟合; 训练过程超参数为批处理大小。

贝叶斯优化流程为: 构建代理模型、优化采集函数、选择并评估新点、更新模型参数。将所有超参数构成一个向量 $\mathbf{H}$, 目标是找到能让模型验证集损失最小的 $\mathbf{H}^0$, 且 $\mathbf{H}^0 = \arg\min_{\mathbf{x}^0 \in \mathbf{X}} f(\mathbf{x}^0)$ 。具体步骤为:

1) 初始化数据

随机选择几个超参数点 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 训练 SGRU 模型, 得到模型输出 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 这构成了初始数据集 $D_n = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 。

2) 拟合代理模型

基于所有已观测到的数据点 D_n 构建一个关于贝叶斯优化目标函数 $f(\mathbf{x})$ 的概率模型 GP, 根据此模型, 计算

所有可能点 $\mathbf{x}$ 的采集函数值 $EI(\mathbf{x})$, 找到使采集函数最大化的点 $\mathbf{x}_{\text{next}} = \text{argmax} EI(\mathbf{x})$, 评估这个新的点: 用 $\mathbf{x}_{\text{next}}$ 这套超参数去完整训练一次模型, 得到 $f(\mathbf{x}_{\text{next}})$, 将新的观测数据 $(\mathbf{x}_{\text{next}}, f(\mathbf{x}_{\text{next}}))$ 加入数据集, 返回循环第一步达到预设的迭代次数后, 循环结束, 返回所有评估过的点中 $f(\mathbf{x})$ 最小的那个 $\mathbf{x}^0$ 。

高斯过程 (GP) 是贝叶斯优化中常用的代理模型, 一个 d 维随机向量 $\mathbf{Y}$ 服从均值为 $\boldsymbol{\mu}$, 协方差矩阵为 $|\boldsymbol{\Sigma}|$ 的多元高斯分布, 其概率密度函数 (PDF) 为:

$$P(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu})\right) \quad (10)$$

式中: $|\boldsymbol{\Sigma}|$ 是协方差矩阵的行列式。

$$\begin{cases} \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_A \\ \mathbf{Y}_B \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_A \\ \boldsymbol{\mu}_B \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{AA} & \boldsymbol{\Sigma}_{AB} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{BA} & \boldsymbol{\Sigma}_{BB} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{Y}$ 是需要处理的随机变量; $\mathbf{Y}_A$ 是要预测的部分; $\mathbf{Y}_B$ 是已知的数据; $\boldsymbol{\mu}$ 是均值向量, 代表了 $\mathbf{Y}$ 中每个随机变量的期望值。因为多元高斯分布的条件分布依然是高斯分布, 当给定 $\mathbf{Y}_B$ 的观测值 $\mathbf{y}_B$ 时, 只需要计算出新的均值 $\boldsymbol{\mu}_{A|B}$ 和新的协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_{A|B}$, 就能完全描述 $\mathbf{Y}_A$ 在已知 $\mathbf{Y}_B$ 情况下的行为。此时条件分布为:

$$P(\mathbf{Y}_A | \mathbf{Y}_B = \mathbf{y}_B) \sim N(\boldsymbol{\mu}_{A|B}, \boldsymbol{\Sigma}_{A|B}) \quad (12)$$

条件均值:

$$\boldsymbol{\mu}_{A|B} = \boldsymbol{\mu}_A + \boldsymbol{\Sigma}_{AB} \boldsymbol{\Sigma}_{BB}^{-1}(\mathbf{y}_B - \boldsymbol{\mu}_B) \quad (13)$$

条件协方差:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{A|B} = \boldsymbol{\Sigma}_{AA} - \boldsymbol{\Sigma}_{AB} \boldsymbol{\Sigma}_{BB}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{BA} \quad (14)$$

一个高斯过程被正式定义为: 一个随机变量的集合, 其中任意有限个随机变量的组合都服从一个联合高斯分布, 先验过程记为:

$$f(x) \sim \text{GP}(m(x), k(x, x')) \quad (15)$$

式中: $m(x)$ 为均值函数; $f(x)$ 是贝叶斯优化目标函数, 在实践中通常假设先验均值为 0, 即 $m(x) = 0, k(x, x')$ 为核函数, 选择 *Matern* ($\nu = 5/2$) 核作为贝叶斯优化器的默认核函数, 公式为:

$$k(x, x') = \sigma_f^2 \left(1 + \frac{\sqrt{5}d}{l} + \frac{5d^2}{3l^2}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{5}d}{l}\right) \quad (16)$$

式中: $d = |x - x'|$ (欧几里得距离); σ^2 是信号方差; l 是 *Matern* 核的长度尺度。给定 n 个观测点 $\mathbf{D}_n = (X_n, y_n)$, $X_n = \{x_1, \dots, x_n\}^T$ 是输入点矩阵, $\mathbf{y}_n = \{f(x_1), \dots, f(x_n)\}^T$ 是对应函数值向量。目标是预测一个新测试点 $\mathbf{x}^{\text{new}}$ 处的函数值 $f^{\text{new}} = f(\mathbf{x}^{\text{new}})$ 。观测值 y_n 和待预测值 f^{new} 的联合

分布是一个多元高斯分布:

$$\begin{bmatrix} y_n \\ f^{\text{new}} \end{bmatrix} \sim N\left(\boldsymbol{\theta}, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(X_n, X_n) & \mathbf{k}(X_n, \mathbf{x}^{\text{new}}) \\ \mathbf{k}(\mathbf{x}^{\text{new}}, X_n) & k(\mathbf{x}^{\text{new}}, \mathbf{x}^{\text{new}}) \end{bmatrix}\right) \quad (17)$$

假设先验均值为 0, $\mathbf{K}(X_n, X_n)$ 是一个 $n \times n$ 的协方差矩阵, 其元素为 $\mathbf{K}_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, $\mathbf{k}(X_n, \mathbf{x}^{\text{new}})$ 是一个 $n \times 1$ 的向量, 包含训练点和测试点之间的协方差, 式 (17) 可写为:

$$\begin{bmatrix} y_n \\ f^{\text{new}} \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{k} \\ \mathbf{k}^T & k_{\text{new}} \end{bmatrix}\right) \quad (18)$$

$$p(f^{\text{new}} | \mathbf{D}_t, \mathbf{x}^{\text{new}}) \sim N(\boldsymbol{\mu}_t(\mathbf{x}^{\text{new}}), \sigma_t^2(\mathbf{x}^{\text{new}})) \quad (19)$$

在实际中, 观测值可能包含噪声, 即 $y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$, 模型通过在协方差矩阵的对角线上增加一个噪声项 $\sigma_n^2 \mathbf{I}$ 来体现, $\mathbf{I}$ 是单位矩阵, 后验均值:

$$\boldsymbol{\mu}_n(\mathbf{x}^{\text{new}}) = \mathbf{k}(\mathbf{x}^{\text{new}}, X_n) [\mathbf{K}(X_n, X_n) + \sigma_n^2 \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{y}_n \quad (20)$$

后验方差:

$$\begin{aligned} \sigma_n^2(\mathbf{x}^*) &= k(\mathbf{x}^{\text{new}}, \mathbf{x}^{\text{new}}) - \\ &\mathbf{k}(\mathbf{x}^{\text{new}}, X_n) [\mathbf{K}(X_n, X_n) + \sigma_n^2 \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{k}(X_n, \mathbf{x}^{\text{new}}) \end{aligned} \quad (21)$$

3) 优化采集函数、更新参数

定义一个采集函数 $\alpha(x)$, 该函数用于评估在每个候选点 x 进行下一次函数评估的价值, 算法会选择使采集函数最大化的点作为下一个采样点: $x_{t+1} = \text{argmax} \alpha(x)$, 采集函数选取 EI:

$$EI(\mathbf{x}) = (f_{\text{best}} - \boldsymbol{\mu}_n(\mathbf{x}) - \xi) \phi(Z) + \sigma_n(\mathbf{x}) \phi(Z) \quad (22)$$

式中: $Z = \frac{f_{\text{best}} - \boldsymbol{\mu}_n(\mathbf{x}) - \xi}{\sigma_n(\mathbf{x})}$; $\phi(Z)$ 是标准正态分布的概率密度函数 (PDF)。目标是最小化 $f(x)$ 并令 $f_{\text{best}} = \min(y_1, \dots, y_t)$ 为迄今为止观测到的最佳函数值。

1.4 AdaMG 优化器

在双电机系统中, 工况切换 (如启动、制动) 会导致梯度分布的剧烈变化, 因此采用一种 Adam 的新变体——AdaMG。核心是加入了记忆因子 $\boldsymbol{\theta}$, 通过长期记忆平滑了这种波动, 保证了模型训练在工况切换点的稳定性。传统模型如 Adam 和自适应动态边界梯度算法 (adaptive gradient methods with dynamic bound of learning rate, AdaBound) [20] 等算法, 由于未能利用梯度序列的时间相关性, 传统的无记忆优化方法在处理复杂数据时, 易导致训练不稳定并收敛至次优解。

AdaMG 的目标是在训练过程中, 根据损失函数 $J(\boldsymbol{\theta})$ 的梯度 $\nabla_{\boldsymbol{\theta}} J(\boldsymbol{\theta})$ 来更新模型的参数 $\boldsymbol{\theta}$ 以求得 $J(\boldsymbol{\theta})$ 的最小值。在第 t 次迭代时, AdaMG 会先计算当前参数下的梯度:

$$\mathbf{g}_k = \nabla_{\boldsymbol{\theta}} J(\boldsymbol{\theta}_{k-1}) \quad (23)$$

和更新有偏一阶矩估计 (动量项):

$$\mathbf{m}_k = \beta_1 \mathbf{m}_{k-1} + (1 - \beta_1) \mathbf{g}_k \quad (24)$$

更新有偏二阶矩估计 (自适应学习率项):

$$\mathbf{v}_k = \beta_2 \mathbf{v}_{k-1} + (1 - \beta_2) \mathbf{g}_k^2 \quad (25)$$

式中: β_1, β_2 是衰减率, 由于 m_0, v_0 的初始化为 0, 在训练初期 m_k, v_k 也会偏向于 0。因此需要进行偏差修正:

$$\hat{m}_k = \theta \hat{m}_{k-1} + (1 - \theta) m_k$$

(26)

$$\hat{v}_k = \theta \hat{v}_{k-1} + (1 - \theta) v_k$$

(27)

最后执行参数更新:

$$x_{k+1} = \Pi_x \left(x_k - \alpha_k \cdot \frac{\hat{m}_k}{\sqrt{\hat{v}_k}} \right)$$

(28)

$$x_{k+1} = \Pi_x \left(x_k - \alpha_k \cdot \frac{\theta \hat{m}_{k-1} + (1 - \theta) m_k}{\sqrt{\theta \hat{v}_{k-1} + (1 - \theta) v_k}} \right)$$

(29)

AdaMG 变量定义如表 1 所示。

表 1 AdaMG 变量定义
Table 1 AdaMG variable definition

符号	描述
g_k	在时间步 k 梯度
α_k	在时间步 k 学习率
m_k	梯度的一阶矩估计 (动量)
v_k	梯度平方的二阶矩估计
β_1, β_2	矩估计的指数衰减率
$\hat{m}_k$	融合后的一阶矩估计
$\hat{v}_k$	融合后的二阶矩估计
θ	记忆因子
x_{k+1}	更新后的模型参数

记忆因子 θ 是解决标准优化器时间无关性问题的关键:

1) 权衡长期与短期记忆: θ 直接控制了优化器在长期和短期梯度记忆之间的权衡。一个接近 1 的 θ 意味着对历史融合矩 ($\hat{m}_{k-1}, \hat{v}_{k-1}$) 给予极大的权重, 这将产生一个非常稳定、变化缓慢的更新方向, 对噪声具有很强的抵御能力。

2) 响应近期趋势变化: 一个较小的 θ 值允许优化器对由 $\hat{m}_k$ 和 $\hat{v}_k$ 捉到的近期梯度趋势变化做出更快的响应。

3) 简化超参数设计: 选择对一阶矩和二阶矩使用统一的 θ 值, 旨在避免引入不必要的超参数复杂性, 简化了调优过程。

模型离线训练流程如图 2 所示。

2 目标函数的构建及系统优化

双电机系统的目标函数必须同时满足高精度目标跟踪与高可靠同步两大需求。为实现双永磁同步电机系统 (dual permanent magnet synchronous motor system, Dual-PMSM System) 的轨迹跟踪与同步控制, 设计了包含显式同步误差项的代价函数。该函数因多目标耦合而呈现非凸特性, 存在大量局部最优点, 导致传统梯度方法难以求

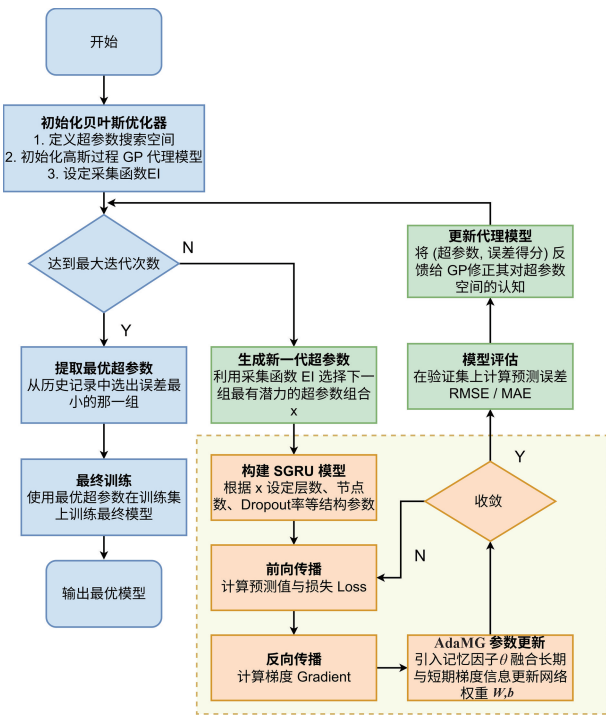


图 2 模型离线训练流程

Fig. 2 Model off-line training flow chart

解全局最优解。因此采用 RIME 作为在线求解器。利用 RIME 算法卓越的全局搜索能力, 在每个控制周期内对该非凸问题进行高效寻优, 以规避局部最优陷阱, 获得满足跟踪与同步双重性能要求的全局最优控制策略。

2.1 目标函数的构建

目标函数如式 (30) 所示, 包含跟踪误差项、控制增量惩罚项、显式同步误差项 3 部分。

跟踪误差项是驱动系统执行基本指令的性能保证。它旨在最小化系统的预测输出 Y_p (包含两台电机的转速与转矩) 与期望的参考轨迹 Y^* 之间的偏差。在实际控制中, 该项确保了双电机系统能够作为一个整体, 精准、快速地响应上层控制器下达的功率或速度指令, 完成其核心工作任务。

显式同步误差项是针对双电机系统特殊物理结构的可靠性核心。该项创新性地将两台电机间的瞬时状态差异 (转速差与转矩差) 作为一个独立的惩罚目标, 其具体形式为 $\|E_{sync}\|^2 = \|\omega_1 - \omega_2\|^2 + \|T_{e1} - T_{e2}\|^2$ 。在双电机刚性耦合的传动机构中, 任何不同步的倾向都会被此项迅速放大, 从而迫使优化器优先寻找能够让两台电机“步调一致”的控制解。这直接避免了因内耗导致的机械应力和效率损失, 是保障系统长期可靠运行的根本。

控制增量惩罚项是通过惩罚控制量 U 在相邻时刻的变化幅度 ΔU , 有效抑制了控制信号的剧烈抖动。在实际系统中, 过于激进的控制变化不仅可能超出驱动硬件的响应能力, 还会对机械系统造成冲击。此项保证了控

制器输出的平滑性,有助于延长设备寿命并避免激发系统的不稳定振荡。

$$J_{\text{new}} = \sum_{i=1}^{N_p} |A(Y_p(k+i|k) - Y^*(k+i|k))|^2 + \sum_{i=1}^{N_c} |B\Delta U(k+i-1)|^2 + \lambda_{\text{sync}} \sum_{i=1}^{N_p} |E_{\text{sync}}(k+i|k)|^2 \quad (30)$$

物理约束为:

$$\text{s. t. } \begin{cases} Y_{\min} \leq Y(k) \leq Y_{\max} \\ U_{\min} \leq U(k) \leq U_{\max} \end{cases} \quad (31)$$

式中: $\sum_{i=1}^{N_p} |A(Y_p(k+i|k) - Y^*(k+i|k))|^2$ 是跟踪误差项; N_p 是预测时域长度; A 是跟踪性能的加权矩阵; $Y_p(k+i|k)$ 是SGRU模型在当前 k 时刻,对未来 $k+i$ 时刻系统输出; $Y^*(k+i|k)$ 是为系统设定的在未来 $k+i$ 时刻的参考目标值。 $\sum_{i=1}^{N_c} |B\Delta U(k+i-1)|^2$ 是控制增量惩罚项, B 是控制增量的加权矩阵, N_c 是控制步长; $\lambda_{\text{sync}} \sum_{i=1}^{N_p} |E_{\text{sync}}(k+i|k)|^2$ 是显式同步误差项, λ_{sync} 是独立调节的同步性能权重系数, $E_{\text{sync}}(k+i|k)$ 是预测的同步误差向量,具体展开为:

$$|E_{\text{sync}}(k+i|k)|^2 = |\omega_1(k+i|k) - \omega_2(k+i|k)|^2 + |T_{e1}(k+i|k) - T_{e2}(k+i|k)|^2 \quad (32)$$

式中: ω_i 、 T_{ei} 分别为转速和转矩。

2.2 约束处理

RIME算法通过变异、交叉等操作生成新解,其过程本身不具备任何机制来保证新生成的试验向量会自然地落在所定义的可行域内,所以必须为RIME算法配备上额外的约束处理机制。为了解决此问题,使用罚函数法对RIME进行约束。

首先定义违背度函数:

$$V(U) = \sum_{j=1}^D (\max(0, U_j - U_{\max,j})^2 + \max(0, U_{\min,j} - U_j)^2) + \sum_{l=1}^M (\max(0, Y_l - Y_{\max,l})^2 + \max(0, Y_{\min,l} - Y_l)^2) \quad (33)$$

式中: U_j 是控制向量的第 j 个分量; D 是其总维度; Y_l 是通过SGRU模型由 U 预测出的系统输出向量的第 l 个分量; M 是其总维度。 $\max(0, x)$ 这个函数的作用是:如果 x 是正数(代表发生了违背),就返回 x ;如果 x 是负数或零(代表没有违背),就返回0。 $V(U)$ 函数的值,只有当解 U 完全满足所有约束时才为0,否则就是一个正数,且违背得越严重,值越大。

将违背度函数作为惩罚因子加入到原始的代价函数 J_{new} ,形成一个新的代价函数:

$$J_{\text{aug}}(U) = J_{\text{new}}(U) + R \cdot V(U) \quad (34)$$

R 是一个非常大的常数,将这个新的增广代价函数应用到RIME算法的选择步骤中,原来的选择规则是:如果 $J_{\text{new}}(T_{i,G+1}) \leq J_{\text{new}}(U_{i,G})$,则保留 $T_{i,G+1}$;现在的选择规则是: $J_{\text{aug}}(T_{i,G+1}) \leq J_{\text{aug}}(U_{i,G})$,则保留 $T_{i,G+1}$ 。

2.3 目标函数在线求解

方案采用霜冰优化算法(RIME),该算法通过模拟雾凇冰(Rime-ice)的生长机制进行寻优,主要包含软霜搜索(Soft-rime Search)和硬霜穿刺(Hard-rime Puncture)两个核心过程。

1) 软霜搜索

该机制模拟微风环境下软霜粒子的随机扩散运动,用于算法的全局探索(Exploration)。粒子以当前种群的最优解 X_{best} 为中心,利用环境因子 β 进行飞行。第 t 次迭代时,第 i 个个体在第 j 维度的位置更新公式为:

$$R_{i,j}^{\text{new}}(t) = X_{\text{best},j}(t) + r_1 \cdot \cos(\theta) \cdot \beta \cdot [h \cdot (UB_j - LB_j) + LB_j] \quad (35)$$

式中: $X_{\text{best},j}(t)$ 是当前迭代中全种群最优个体的第 j 维位置(即最佳控制量); r_1 是0~1之间的随机数,控制运动的随机性; θ 是粒子随风向的偏转角度,通常取 $\theta = \pi \cdot r_1$; UB_j 、 LB_j 是第 j 维控制变量的物理上下界(如电压/转矩的极限); h 是粘附高度系数,通常取 $h \in (-1, 1)$ 的随机数; β 是环境因子(Environmental Factor),模拟外界环境变化的随机性,其计算公式为:

$$\beta = \begin{cases} rand, & r_2 < 0.5 \\ -1 + rand, & \text{其他} \end{cases} \quad (36)$$

式中: r_2 为随机数; $\beta \in (-1, 1)$ 。

2) 硬霜穿刺

该机制模拟在强风条件下,冰粒直接强力附着在物体表面的过程,用于算法的局部开发(Exploitation)。这通过一种基于适应度值的“交叉”操作来实现,允许普通个体直接替换为最优个体的基因。

定义硬霜附着系数 E ,随着迭代次数增加,附着概率逐渐增大(或根据具体实现调整):

$$E = \sqrt{\frac{t}{T_{\max}}} \quad (37)$$

粒子的位置更新规则基于个体的归一化适应度值 F_i^{norm} ,更新逻辑为:

$$R_{i,j}^{\text{new}}(t) = \begin{cases} X_{\text{best},j}(t), & r_3 < F_i^{\text{norm}}(Si) \\ R_{i,j}^{\text{old}}(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (38)$$

式中: r_3 是0~1之间的随机数; F_i^{norm} 是第 i 个个体的归一化适应度(Normalized Fitness),用于评估该个体“被替换”或“附着”的概率。适应度越差的个体,被最优解同化(穿刺)的概率越大,公式为:

$$F_i^{\text{norm}}(Si) = \frac{S_i - S_{\text{best}}}{S_{\text{worst}} - S_{\text{best}}} \quad (39)$$

式中: $S_i = J(\mathbf{X}_i)$, $\mathbf{X}_i$ 是第 i 个个体的控制量序列。

3) 正贪婪选择机制

生成新解 $\mathbf{X}_i^{\text{new}}$ 后, 需评估其代价函数值 (Cost Function), 仅当新解优于旧解时才进行更新:

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}_i^{\text{new}}(t), & J(\mathbf{X}_i^{\text{new}}) < J(\mathbf{X}_i(t)) \\ \mathbf{X}_i(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (40)$$

3 仿真分析及实验验证

以两台 PMSM 为实验对象, 以两台电机当前时刻和上一时刻的控制电压、定子电流、电机转速和转矩为输入, 以下一时刻电机的输出转矩和转速为输出, 对搭建的模型进行训练, 在验证集上验证模型有效性。

3.1 预测模型效果验证

从双电机驱动系统中采集了 10 000 组历史运行工况数据。该数据集覆盖系统在加减速、加减速及稳态等多种核心工况, 确保了数据的全面性。对数据进行全局随机化处理, 以消除样本间的相关性。按照 8:1:1 的比例将其划分为训练集、验证集与测试集。

为了验证提出的 BO-AdaMG-SGRU 模型的性能, 设置了多组对比实验。分别采用标准贝叶斯优化 (BO-Adam)、麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA) 对 SGRU 模型进行参数寻优, 以及麻雀搜索算法优化的极限学习机 (SSA-KELM), 并将训练好的模型在同一测试集上进行验证分别采用 BO-Adam、SSA、SSA-KELM 及 BO-AdaMG 算法对 SGRU 模型进行参数寻优。独立的测试集则用于最终评估各算法优化后模型的泛化性能与预测精度。转矩预测效果如图 3 和 4 所示, 转速预测效果如图 5 和 6 所示。

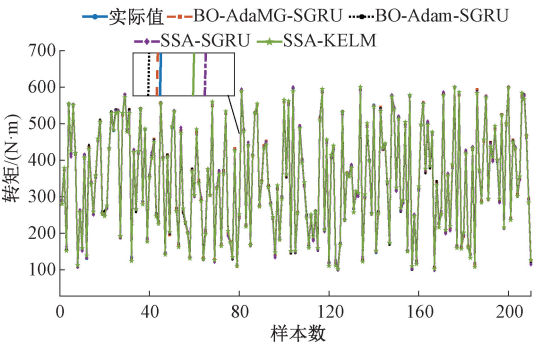


图 3 电机 1 转矩预测对比

Fig. 3 Motor 1 torque prediction comparison diagram

图 3 和 4 中电磁转矩单位为 $\text{N} \cdot \text{m}$, 图 5 和 6 中转速单位为 r/min , 由此看出, 通过 BO-AdaMG 优化算法训练得到的模型具有更高的精度。

为获得最优模型性能, 网络的关键超参数包括层数、隐藏单元数、学习率等, 均通过前述的贝叶斯优化算法进

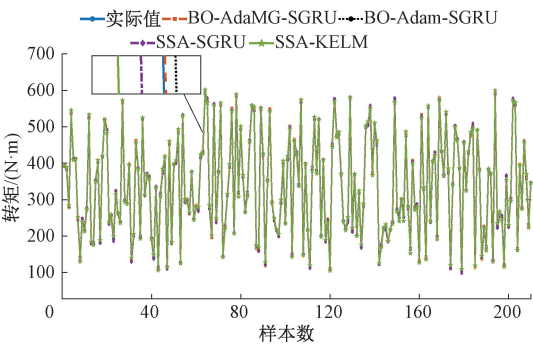


图 4 电机 2 转矩预测对比

Fig. 4 Motor 2 torque prediction comparison diagram

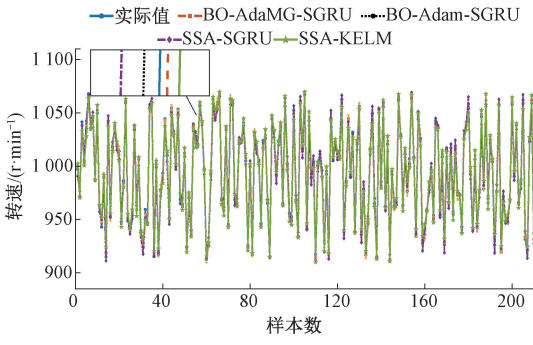


图 5 电机 1 转速预测对比

Fig. 5 Motor 1 speed prediction comparison diagram

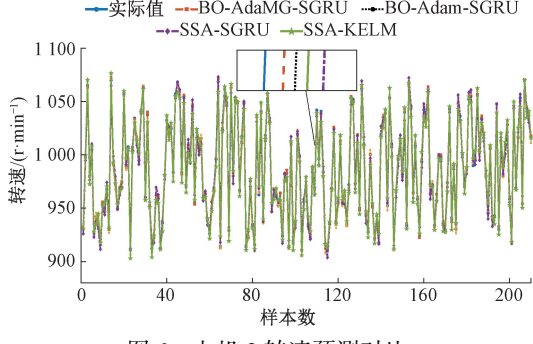


图 6 电机 2 转速预测对比

Fig. 6 Motor 2 speed prediction comparison chart

行全局寻优, 确保所用模型的配置达到最佳。优化后的最终超参数配置如表 2 所示, 该配置被用于后续所有的模型训练与仿真实验中。

表 2 模型超参数

Table 2 Model hyperparameters

超参数	优化值
GRU 层数	2
每层隐藏单元数	64
学习率	0.001 2
批处理大小	128

为了客观评价所构建的 BO-AdaMG-SGRU 预测模型的性能,选取了两种广泛应用的统计指标:平均绝对误差(MAE)与均方根误差(RMSE),用以量化其预测的准确度。为进一步凸显所提方法的有效性,设置了一组对比实验,将该模型与 BO-Adam-SGRU、BWO-SGRU、SSA-SGRU 等算法优化的模型预测结果进行参照分析。以电机 1 的测试数据集为例,如表 3 所示,详细汇总了上述所有方法在对应数据集上获取的性能指标数据,直观地展现了各模型的预测性能优劣。

表 3 输出 1 性能指标
Table 3 Output 1 performance index

种类	模型	MAE	RMSE
输出 1	SSA-KELM	2.990 61	3.766 98
	SSA-SGRU	2.948 33	3.522 20
	BO-Adam-KELM	1.925 64	2.292 94
	BO-Adam-SGRU	0.812 82	0.995 44
	BO-AdaMG-SGRU	0.256 40	0.346 15

从实验结果可以看出,经过 BO-AdaMG 算法优化的 SGRU 模型在各项指标上均优于其他对比模型。以电机 1 的输出数据为例,相较于传统的 BO-Adam-SGRU 模型,BO-AdaMG-SGRU 模型使得 MAE 和 RMSE 分别下降了 68.46% 和 65.23%。这一显著的性能提升证明了 AdaMG 优化器在处理梯度流时序依赖关系上的优势,以及改进贝叶斯优化策略在全局寻优方面的优越性。图 3~6 直观地展示了各模型在转矩和转速预测上的拟合效果,可以看出模型(圆点密集虚线曲线)与真实值(圆点实线曲线)贴合最为紧密,不仅能准确跟踪低频趋势,对高频波动细节的捕捉也更为精准。

3.2 控制方案效果验证

为验证方案可行性,在 Matlab/Simulink 搭建仿真模型,通过仿真测试验证数据驱动模型和文献[21]偏差耦合自适应滑模控制的性能,所采用的 PMSM 电机详细参数如表 4 所示。

表 4 PMSM 仿真模型参数
Table 4 PMSM simulation model parameters

参数名称	符号	数值	单位
定子电阻	R_s	0.287 5	Ω
d 轴电感	L_d	0.000 8	H
q 轴电感	L_q	0.000 8	H
永磁体磁链	ψ_f	0.175	Wb
转子转动惯量	J	0.008	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$
极对数	p_n	4	

为评估构建的数据驱动模型预测控制(data-driven model predictive control,DD-MPC)架构的性能优势,设定了特定的仿真工况。电机目标转速维持在 1 200 r/min,参考电磁转矩为 300 N·m,仿真总时长为 1 s。引入了偏差耦合多电机滑模控制(deviation coupling multi-motor sliding mode control,SMC)策略作为参照基准,进行了对比分析。两种控制策略下,两部电机的转矩响应曲线、转矩跟踪误差以及同步误差如图 7~12 所示,具体的仿真性能指标量化对比已在表 3 输出 1 性能指标中列出。

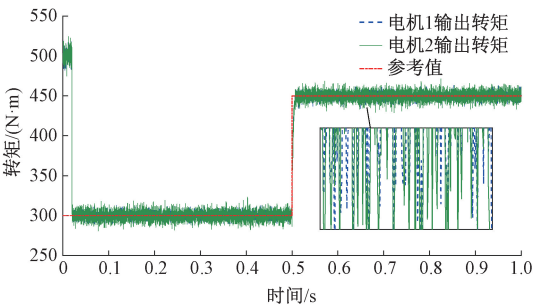


图 7 偏差耦合控制下的转矩输出对比
Fig. 7 Torque output comparison of deviation coupling control

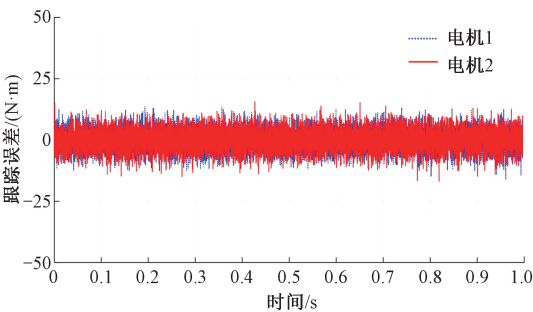


图 8 偏差耦合控制下的转矩跟踪误差
Fig. 8 Torque tracking error under deviation coupling control

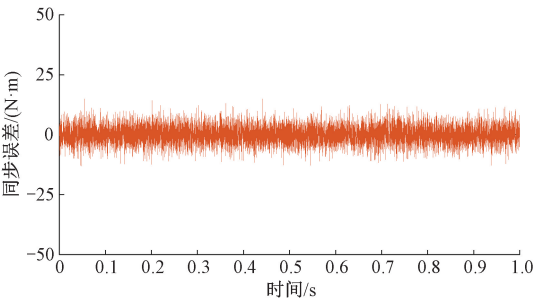


图 9 偏差耦合控制下的转矩同步误差
Fig. 9 Torque synchronization error under deviation coupling control

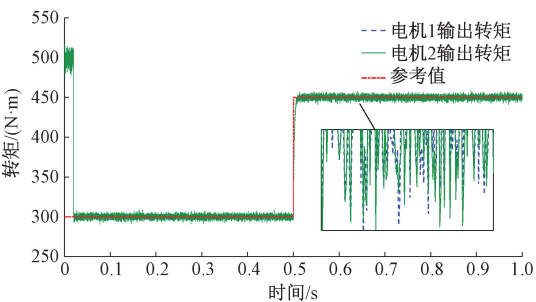


图 10 本文方案控制下的转矩输出对比
Fig. 10 The comparison of torque output under the control of this scheme

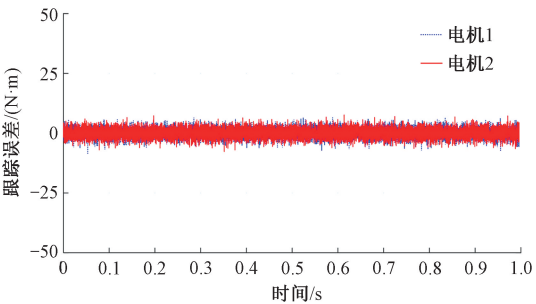


图 11 本文方案控制下的转矩跟踪误差
Fig. 11 The torque tracking error under the control of this scheme

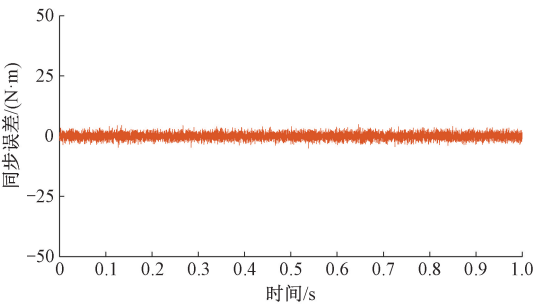


图 12 本文方案控制下的同步误差
Fig. 12 The synchronization error under the control of this scheme

为进一步检验控制方案的转矩动态跟踪效能,设计了阶跃响应测试。仿真中设定初始电磁转矩基准为 $300\text{ N}\cdot\text{m}$,并在系统运行至 0.5 s 时刻,将该基准值阶跃提升至 $450\text{ N}\cdot\text{m}$ 。观察图 7~12 中的转矩波形可知,面对参考信号的突变,两种同步控制策略均展现了快速的响应能力。两者在稳态纹波抑制上存在显著差异。滑模控制策略下的电机转矩波动幅度维持在约 $\pm 24\text{ N}\cdot\text{m}$ 的区间,两台电机之间的同步误差约在 $\pm 22\text{ N}\cdot\text{m}$ 区间,而研究设计的模型预测控制策略将电机的转矩波动有效抑制在约 $\pm 13\text{ N}\cdot\text{m}$ 的水平,同步误差约在 $\pm 11\text{ N}\cdot\text{m}$ 区间。

3.3 实验验证分析

为了全面评估所述控制策略的实际应用可靠性,依托合作单位得普达公司提供的双机测试环境开展了实物验证。硬件系统的具体构成如图 13 所示,主要集成了被测电机、负载模拟电机、转矩监测仪、供电配电柜以及操作控制台等核心模块。值得注意的是,为了复现多机协同工况,两套测试台架配置了规格完全一致的执行机构,并由单一主控单元进行集中调度。核心驱动部件具体选用了得普达制造的 TZ230XS80618N23-QT 型永磁同步电机 (PMSM)。



图 13 实验硬件系统
Fig. 13 Experimental hardware system

为了进一步校验前文仿真结论的可信度,并全方位评估提出策略在多电机协同场景下的综合表现(涵盖转速/转矩的同步精度、轨迹跟踪能力及抗扰鲁棒性),开展了详细的实机对比测试。实验初始化工况如下:双电机系统的参考转速稳定在 $1\,200\text{ r/min}$,初始电磁转矩设定为 $300\text{ N}\cdot\text{m}$ 。为了模拟突发工况,在系统运行至 0.4 s 时刻,施加阶跃信号将转矩指令瞬间提升至 $450\text{ N}\cdot\text{m}$,并在 0.8 s 时刻施加阶跃信号将转矩降至 $300\text{ N}\cdot\text{m}$,以此来验证本策略应对突加载突减载工况时的鲁棒性。在此基础

上,分别针对传统的偏差耦合滑模控制算法与构建的数据驱动模型预测控制(MPC)框架进行了测试,并重点采集了两组实验下的转速响应、转矩输出波形及其同步偏差数据,以作量化分析。

图14~17详细展示了在两种不同控制策略驱动下,双电机系统的转速响应、电磁转矩输出及其同步误差的动态波形。

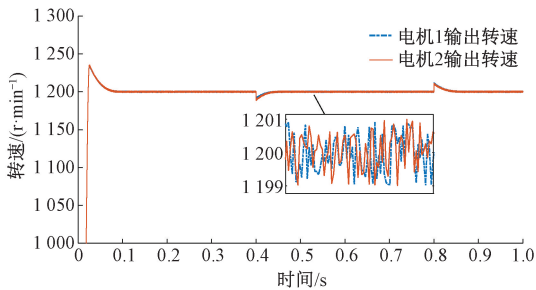


图14 负载变化时偏差耦合控制转速输出
Fig. 14 Deviation coupling control speed output when the load changes

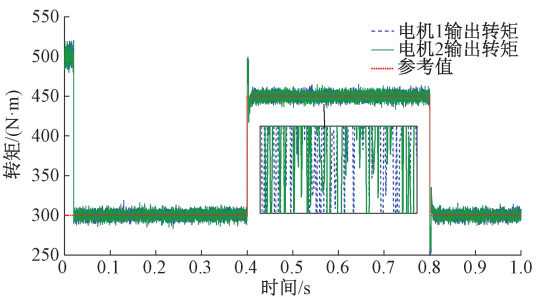


图15 负载变化时偏差耦合控制转矩输出
Fig. 15 Deviation coupling control torque output when the load changes

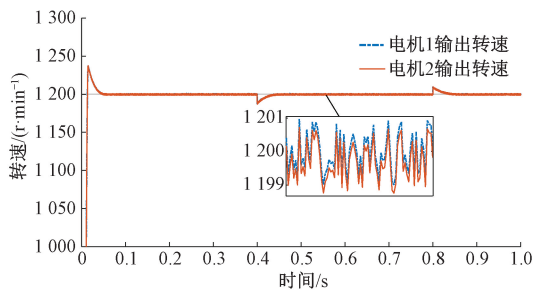


图16 负载变化时本方案控制转速输出
Fig. 16 This scheme controls the speed output when the load changes

在启动阶段,传统滑模控制(SMC)需耗时约0.08 s方能建立稳态转速,而提出的数据驱动模型预测控制(MPC)仅需0.04 s即可完成初次收敛,响应速度提升

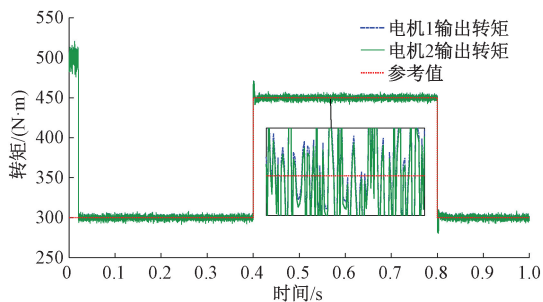


图17 负载变化时本方案控制转矩输出
Fig. 17 This scheme controls the torque output when the load changes

了一倍。当系统在0.4 s突加载工况时,SMC策略的转速恢复时间长达0.075 s,而本策略将其缩短至0.03 s,在0.8 s突减载工况时展现出同样优越的性能。这充分表明,改进后的算法不仅具备更优的转速同步能力,在轨迹跟踪精度与抗扰动鲁棒性方面也具有压倒性优势。

分析转矩响应曲线可知,尽管两者对负载阶跃的动态响应均较为迅速,但在稳态平滑性上存在本质差异。滑模控制固有的“抖振”现象导致其转矩脉动幅度高达 $\pm 45\text{ N}\cdot\text{m}$;相比之下,所提策略有效抑制了高频振荡,将转矩脉动范围控制在 $\pm 22\text{ N}\cdot\text{m}$ 以内。这种显著的脉动削弱效果,证实了所提方法在提升转矩跟踪品质方面的有效性。

观察转矩同步误差曲线,所提方法的优势进一步得到确证。偏差耦合滑模控制下的同步误差波动范围约为 $\pm 25\text{ N}\cdot\text{m}$,而本文方案将这一数值大幅降低至 $\pm 12\text{ N}\cdot\text{m}$,该实测数据与3.1及3.2节的仿真结论高度吻合。实验结果有力地证明,相较于传统方法,设计的数据驱动控制策略能显著减小双电机的输出偏差,极大提升了系统的同步运行性能。实验结果对比如表5所示。

表5 实验结果对比						
Table 5 Comparison of experimental results						
控制方案	转矩 脉动/ ($\text{N}\cdot\text{m}$)	同步 误差/ ($\text{N}\cdot\text{m}$)	跟踪 误差/ ($\text{N}\cdot\text{m}$)	达到目标 转速时 间/s	突加负载 转速恢复 时间/s	突减负载 转矩恢复 时间/s
偏差耦合 滑模控制	± 45	± 25	± 22	0.08	0.075	0.086
本文预 测控制	± 22	± 12	± 12	0.04	0.03	0.038

4 结 论

为解决传统机理建模的低速大转矩双电机系统由于工况变化导致参数漂移,使模型难以反映系统动态特性,同步控制精度低的问题,提出了一种改进贝叶斯优化的 SGRU 模型。

1) 构建选择性门控循环单元 SGRU,通过贝叶斯优化对模型超参数进行寻优,并利用 AdaMG 优化器更新模型权重,得到可以反映双电机实际运行特性的预测模型,解决了 MIMO 系统输入输出之间的隐藏映射关系,提高了系统预测模型的精确度。

2) 在目标函数中新增同步误差项,并引入反馈校正环节,通过 RIME 算法在线对目标函数进行滚动优化求解,得到最优控制量。

3) 仿真和实验表明,本文设计的双电机模型预测控制方案与偏差耦合滑模控制相比,使双电机系统的同步误差和跟踪误差分别降低 52% 和 45%,有效降低了系统的运行误差,提高了双电机的同步性能。

参考文献

- [1] LI SH, XIANG X W, LI H, et al. An improved nonlinear cross-coupled control strategy for dual-motor system based on CM/DM separation[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(2): 3430-3440.
- [2] ZHOU ZH Q, WANG J J, ZHANG S K. Speed synchronization control strategy of dual-motor system with explicit model predictive control[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2024, 12(3): 2787-2798.
- [3] 施逸轩, 武星, 孟凯, 等. 基于同步位置误差自适应补偿的双驱运动平台同步控制[J]. 机械工程学报, 2025, 61(22): 294-305.
SHI Y X, WU X, MENG K, et al. Synchronous control of dual-drive motion platform based on adaptive compensation of synchronous position error[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(22): 294-305.
- [4] 伍云艳, 向学位, 李辉, 等. 双永磁同步电机自适应抗负载扰动交叉耦合稳定控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(1): 319-330.
WU Y Y, XIANG X W, LI H, et al. Dual permanent magnet synchronous motor adaptive stability against load disturbance[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(1): 319-330.
- [5] JUNG D, KIM S. Hardware-in-the-loop simulation of synchronous motion control for dual-motor driving steer-by-wire system integrated with optimal finite preview path-

tracking control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(3): 3311-3328.

- [6] LIU X M, FENG K, WANG H Y, et al. Task-oriented enhanced self-learning speed synchronization control of flexible coupled dual-motor systems[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2025, 72(10): 1423-1427.
- [7] NGUYEN C T P, NGUYỄN B H, TROVÃO J P F, et al. Torque distribution optimization for a dual-motor electric vehicle using adaptive network-based fuzzy inference system[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2023, 38(4): 2784-2795.
- [8] OUYANG T CH, JIN S, XIE X J, et al. Adaptive energy management in dual-motor electric vehicles using deep deterministic policy gradient[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(5): 12647-12656.
- [9] 于林鑫, 袁昕, 费连越. 基于改进准一型锁相环的永磁同步电机无位置传感器控制[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(9): 301-310.
YU L X, YUAN X, FEI L Y. Sensorless control of PMSM using an improved quasi-type-1 phase-locked loop[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(9): 301-310.
- [10] 张鹏, 杜恽, 王伟然. 基于超局部无模型预测的双永磁同步电机转速同步控制[J/OL]. 电子测量技术, 1-9 [2026-02-08].
ZHANG P, DU Y, WANG W R. Speed synchronization control for dual permanent magnet synchronous motor based on ultralocal model-free prediction[J/OL]. Electronic Measurement Technology, 1-9 [2026-02-08].
- [11] 周同乐, 刘子仪, 陈谋. 知识-数据-模型驱动的低空动目标轨迹融合预测方法[J]. 自动化学报, 2026, 52(2): 296-308.
ZHOU T L, LIU Z Y, CHEN M. Knowledge-data-model-driven trajectory fusion prediction method for low-altitude moving target[J]. Acta Automatica Sinica, 2026, 52(2): 296-308.
- [12] 王轩, 陈嘉宝, 舒歌群, 等. 基于深度强化学习的有机朗肯循环内燃机余热回收系统瞬态优化控制[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(11): 4169-4178.
WANG X, CHEN J B, SHU G Q, et al. Transient optimal control of a transcritical organic Rankine cycle for waste heat recovery of internal combustion engine based on deep reinforcement learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(11): 4169-4178.
- [13] 赵丹阳, 汤旭晶, 汪恬, 等. 基于相似日聚类和 WOA-VMD-TCN-Transformer 模型的短期光伏功率研究[J].

太阳能学报, 2025, 46(11): 210-218.

ZHAO D Y, TANG X J, WANG T, et al. Research on short-term photovoltaic power based on similar day clustering and WOA-VMD-TCN-Transformer model[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2025, 46 (11): 210-218.

[14] ZHENG W D, CHEN G. An accurate GRU-based power time-series prediction approach with selective state updating and stochastic optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(12): 13902-13914.

[15] 李斌,王幸之,王志鹏. 基于 CPO 的 IFMD-BiTCN-BiGRU-AT 断路器寿命预测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(10): 255-268.

LI B, WANG X ZH, WANG ZH P. IFMD-BiTCN-BiGRU-AT remaining usable life prediction method for circuit breakers based on CPO[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(10): 255-268.

[16] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2022, 79(7): 7305-7336.

[17] CAO X T, NIU H W, CHEN ZH Q. Real-time road surface unevenness recognition for ITS using BWO-BiGRU-Transformer with adaptive CKF [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2026, 27(2): 2644-2657.

[18] SU H, ZHAO D, HEIDARI A A, et al. RIME: A physics-based optimization[J]. Neurocomputing, 2023, 532: 183-214.

[19] 马炳图, 杜钦君, 张婷, 等. 数据驱动的风电机组变桨系统双电机同步驱动控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(9): 202-214.

MA B T, DU Q J, ZHANG T, et al. Dual motor synchronous drive control of data-driven wind turbine pitch system[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(9): 202-214.

[20] WU D R, YUAN Y, HUANG J, et al. Optimize TSK

fuzzy systems for regression problems: Minibatch gradient descent with regularization, DropRule, and AdaBound (MBGD-RDA) [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(5): 1003-1015.

[21] 王磊,赵希梅,金鸿雁. 基于变增益偏差耦合和自适应反推滑模的多电机同步控制[J]. 控制理论与应用, 2025, 42(6): 1248-1256.

WANG L, ZHAO X M, JIN H Y. Based on variable gain deviation coupling and adaptive backstepping sliding mode control multi-motor synchronous control[J]. Control Theory & Applications, 2025, 42(6): 1248-1256.

作者简介



刘家合,2024 年于上海第二工业大学获得学士学位,现为山东理工大学硕士研究生,主要研究方向为电机及其驱动控制技术。
E-mail:liujiahe01begin@163.com

Liu Jiahe received his B.Sc. degree from Shanghai Polytechnic University in 2024. He is currently a master’s student at Shandong University of Technology. His main research interests include motor and drive control technology.



杜钦君(通信作者),1990 年于山东工程学院获得学士学位,2003 年于中国农业大学获得硕士学位,2007 年于北京理工大学获得博士学位,现为山东理工大学二级教授,主要研究方向为机器人技术、电机及其驱动控制技术、智能生产线先进控制技术。

E-mail:duqinjun@sdut.edu.cn

Du Qinjun (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Shandong University of Technology in 1990, his M.Sc. degree from China Agricultural University in 2003, and his Ph.D. degree from Beijing Institute of Technology in 2007. He is currently a distinguished professor at Shandong University of Technology. His main research interests include robotics, motor and drive control technology, and advanced control technology for intelligent production lines.