

永磁同步直线电机参数自适应自抗扰深度强化学习控制策略

宋琳, 聂子玲, 孙军, 周杨威, 李华玉*

(海军工程大学电磁能技术全国重点实验室, 湖北武汉 430033)

摘要:提出一种融合深度强化学习与改进粒子群优化的自适应自抗扰控制策略,旨在提升永磁同步直线电机的速度与推力控制性能。通过建立电机数学模型并分析其动态特性,设计基于深度强化学习粒子群优化的控制框架,利用强化学习中的奖励机制与环境交互,动态优化自抗扰控制器参数以应对运行条件变化及外部扰动。改进粒子群算法引入分区惯性权重机制,结合历史全局最优数据循环更新策略,优化神经网络权重,从而提高控制策略的搜索效率与优化精度。实验结果表明,相比传统粒子群优化自抗扰控制算法,所提方法显著提高了电机位置与速度跟踪精度,增强了系统稳定性及抗推力扰动能力,验证了创新策略的有效性。

关键词:永磁同步直线电机;自抗扰控制;深度强化学习;粒子群优化;波动抑制

中图分类号:TM351 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2025)06-119-13



论
文
拓
展

Adaptive parameter active-disturbance rejection deep reinforcement learning control strategy for permanent magnet synchronous linear motors

SONG Lin, NIE Ziling, SUN Jun, ZHOU Yangwei, LI Huayu*

(National Key Laboratory of Science and Technology on Electromagnetic Energy, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: An adaptive active disturbance rejection control strategy integrating DRL (deep reinforcement learning) with enhanced PSO (particle swarm optimization) was presented, aiming to improve the speed and thrust control performance of PMSLMs (permanent magnet synchronous linear motors). A mathematical model of the motor was established to analyze its dynamic characteristics, followed by the design of a DRLPSO control framework. This framework leveraged reward mechanisms in reinforcement learning to interact with the environment, dynamically optimized ADRC (active disturbance rejection controller) parameters to accommodate varying operating conditions and external disturbances. The modified PSO algorithm incorporated partitioned inertia weights and cyclically utilized historical global optimal data to iteratively update control policies, refining neural network weights and thereby enhancing search efficiency and optimization accuracy. Experimental results show that the proposed DRLPSO-ADRC method achieves significantly higher tracking precision in position and velocity, along with improved system stability and resistance to thrust disturbances, compared to conventional PSO-ADRC algorithms. These findings validate the effectiveness of the innovative control strategy.

Keywords: permanent magnet synchronous linear motor; active disturbance rejection control; deep reinforcement learning; particle swarm optimization; fluctuation suppression

在当代自动化与精密制造领域,与传统旋转电机相比,直线电机具备多项优势:其直接驱动方式省去了机械传动环节,从而减少了能量损耗和系统复杂性,同时显著提升了动态响应速度和定位精度^[1-3]。这些特性使直线电机在实现高速直

线运动的同时,能够达到微米乃至纳米级别的精确控制^[4-6]。然而,直线电机在实际应用中面临着一系列挑战。直线电机本身结构产生的周期性定位力扰动是推力波动的主要因素^[7-8],而推力波动会对速度平稳运行造成较大影响^[9-11]。同

收稿日期:2025-01-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52307051,52077219)

第一作者:宋琳(1998—),女,山西运城人,博士研究生,E-mail:32035025401@qq.com

*通信作者:李华玉(1989—),男,湖南临湘人,助理研究员,博士,E-mail:lihuayu23@nue.edu.cn

引用格式:宋琳,聂子玲,孙军,等. 永磁同步直线电机参数自适应自抗扰深度强化学习控制策略[J]. 国防科技大学学报, 2025, 47(6): 119-131.

Citation: SONG L, NIE Z L, SUN J, et al. Adaptive parameter active-disturbance rejection deep reinforcement learning control strategy for permanent magnet synchronous linear motors[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2025, 47(6): 119-131.

时,电机在运行中常受到各种内部和外部扰动的影响,因此采用先进的驱动控制技术解决推力扰动对直线电机速度控制性能的影响是十分必要的手段^[12]。

近年来,国内外专家对直线电机本体结构设计进行优化^[13],但优化操作很难消除这些扰动,且会增加电机设计的成本和复杂度。因此大多数研究主要集中在控制算法优化上^[14-15]。其中,自抗扰控制(active disturbance rejection control, ADRC)算法因其不依赖于被控对象精确模型、动静态性能良好、抗扰动能力强等优点成为研究热点。文献[16-17]分别将 ADRC 运用在电机控制上,用来减小控制波动和提高位置估计性能。文献[18]研究了一类线性-非线性切换自抗扰控制,以提高电机速度和电流控制器的抗扰能力。在此基础上,学者们对 ADRC 结构进一步优化,并与重复控制^[19]、预测控制^[20]、谐振控制^[21]相结合,来实现更强的电机抗干扰能力。

ADRC 虽然在抗干扰能力上具有显著优势,但其控制器参数整定较为复杂^[22-23]。尽管 ADRC 在一定程度上降低了对系统模型的依赖,但在某些复杂系统中,其性能仍受到系统模型准确性的限制^[24]。人工智能技术的快速发展,尤其是深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)在自动控制领域的应用,为自抗扰控制参数设置带来新的可能性。

文献[25-27]提出粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法来调整和优化自抗扰控制器的参数,并比较了比例积分微分(proportional-integral-derivative, PID)控制、ADRC 和 PSO-ADRC 的效果,试验结果表明优化后的算法能够提高电机的动态性能和稳态速度跟踪精度。但上述文献只进行了仿真验证,并未对真实电机进行控制验证。文献[28-30]采用深度强化学习对 ADRC 进行参数优化且与其他算法对比,并在永磁同步旋转电机上进行了实验,但并未给出对电机推力波动的影响,对各种工况的验证较少。

很多研究将 PSO 与 DRL 结合,以互补两者的缺陷,实现更高效的优化。一些研究使用 DRL 作为工具来提高 PSO 的收敛速度和稳定性^[31-33]。文献[34]中,采用 DRL 评估 PSO 粒子每一步的动作奖励,指导粒子实时地执行合适的动作,提高了 PSO 优化效率。文献[35]中提出了一种创新的方法,利用混合最优强化学习来训练预设 PSO 算法。通过将参数纳入考量,该方法能够在路径

评价系统中高效地寻觅最佳路径。然而 DRL 评估 PSO 的奖励时,奖励函数参数设置不正确可能导致优化方向错误。也有研究采用 PSO 来改善 DRL 的性能。文献[36]提出了一种利用 PSO 对 DRL 策略进行参数调优的方法,以提升其在复杂动态环境中的决策性能。此外,文献[37]采用双策略网络的 DRL 方法,分别以全局和个体最优粒子为输入,生成不同正态分布,以加快策略选择。但在 PSO 加速学习时,因智能体相互影响和环境变化,粒子易波动,导致训练震荡。文献[38]提出了一种粒子群模糊 PID 与深度 Q 网络补偿方法的位置环控制策略,但论文中的实验未验证负载变化、外部干扰等工况,研究成果的实际应用价值有待验证。

为此,本文设计了一种结合深度学习和强化学习的算法优化 ADRC 所有控制参数,从而降低永磁同步直线电机(permanent magnet synchronous linear motor, PMSLM)推力波动,提升速度环运行性能。首先,建立直线电机的数学模型并分析其动态特性。然后,设计一种基于 DRLPSO 的控制策略,通过优化参数自适应自抗扰控制(adaptive parameter ADRC, APADRC)参数来适应不同的运行条件和外部扰动,从而实现对直线电机速度的精确控制。通过 PSO 算法反推出当前强化学习网络策略的不足之处,并据此调整粒子的位置和速度,以更精确地逼近最优控制策略。PSO 对 Actor-Critic 框架进行策略学习和选择,引入分区惯性权重,循环利用全局最优的历史数据,优化神经网络的权重,提高了控制策略的搜索效率和优化精度。最后通过多种工况实验验证所提算法的优越性。

1 永磁同步直线电机模型

对永磁直线电机磁场进行分析,建立相应的简化模型以便于降低求解难度^[39]。

电机在三相静止坐标系下的数学模型复杂,适用于较精确的建模,但不适用于实际控制,经过坐标变换可以得到三相永磁同步直线电机在 $d-q$ 坐标下的数学模型如下所示。

磁链方程:

$$\begin{cases} \psi_d = \psi_f + L_d i_d + L_{dq} i_q \\ \psi_q = L_q i_q + L_{dq} i_d \end{cases} \quad (1)$$

电压方程:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \frac{\pi}{\tau} V \psi_q \\ u_q = R_s i_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \frac{\pi}{\tau} V \psi_d \end{cases} \quad (2)$$

其中, u_d 、 u_q 分别为 d 、 q 轴电压, ψ_d 、 ψ_q 分别为 d 、 q 轴磁链, i_d 、 i_q 分别为 d 、 q 轴电流, R_s 为定子绕组电阻, L_q 、 L_d 、 L_{dq} 分别为交轴电感、直轴电感和互感, V 为电机的动子速度, ψ_f 为永磁磁链, τ 为电机极距。

永磁同步直线电机由于端部开裂会产生端部力, 定子开槽形状不同会产生不同齿槽力。因此需对端部力和齿槽力进行分析。

一般认为齿槽效应力具有相同的函数, 但会根据不同初始位置改变相应的角度, 总的齿槽效应力 F_{cogging} 可认为是电机各部分效应力相加的结果^[40], 可表示为:

$$\begin{aligned} F_{\text{cogging}} &= \sum_{i=1}^N \sum_{n=1}^{\infty} F_n \left\{ \cos\left(\frac{2n\pi}{\tau}\right) \left[x + \frac{(i-1)\tau l}{N} \right] + \delta_n \right\} \\ &= \sum_{n=1}^{\infty} F_n \left[\cos\left(\frac{2n\pi}{\tau} x + \delta_n\right) \sum_{i=1}^N \cos\frac{2(i-1)n l \pi}{N} - \right. \\ &\quad \left. \sin\left(\frac{2n\pi}{\tau} x + \delta_n\right) \sum_{i=1}^N \sin\frac{2(i-1)n l \pi}{N} \right] \\ &= N \sum_{n=1}^{\infty} F_{nN/l} \cos\left(\frac{2nN\pi}{l\tau} x + \delta_{nN/l}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

式中, F_n 是第 n 次谐波的幅值系数, x 是动子位移, l 是动子长度, δ_n 是第 n 阶谐波的相位角。

永磁同步直线电机端部效应根据初级和次级位置的不同变化, 直线电机两边端部力的总和 F_{end} 为^[40]:

$$\begin{aligned} F_{\text{end}} &= \sum_{n=1}^{\infty} 2 \left[F_{m1} \cos\left(\frac{n\pi}{2\tau}\right) \Delta + F_{m1} \sin\left(\frac{n\pi}{2\tau}\right) \Delta \right] \cdot \\ &\quad \sin\left(\frac{n\pi}{\tau}\right) \left(\frac{\Delta}{2} + x \right) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, F_{m1} 是基波幅值, Δ 是结构端部的位移增量。

直线电机推力 F_e 表达式^[31]为:

$$\begin{aligned} F_e &= \frac{1.5\pi P_n}{\tau} \psi_f i_q + \frac{\pi \psi_f P_n}{2\tau} i_q \cos\left(4\pi f t - \frac{2\pi}{3}\right) - \\ &\quad \frac{\pi L_a P_n}{2\tau} i_q^2 \sin\left(4\pi f t - \frac{2\pi}{3}\right) - \frac{\pi M_a P_n}{\tau} i_q^2 \sin\left(4\pi f t + \frac{\pi}{3}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

本文采用表贴式永磁同步直线电机, 可近似认为 d 、 q 轴电感相等。当采用 d 轴参考电流 $i_d^* = 0$ 的矢量控制方法时, 电磁推力 F_e 与电流 i_q 成正比, 电磁推力 F_e 方程可以简化为:

$$F_e = \frac{1.5\pi P_n}{\tau} \psi_f i_q \quad (6)$$

永磁同步直线电机的齿槽力仅与动子位置相关, 端部力会呈现偶数倍于永磁同步直线电机的电频率的波动, 但都与电流成正相关。

如图1所示, 永磁同步直线电机运动过程中同时还存在摩擦力 F_{fri} 、负载力 F_{load} 以及外部环境

引起的扰动 F_{dis} , 将总的推力分解到与速度运行平行方向上, 得到表达式为:

$$F_e + F_{\text{fri}} + F_{\text{load}} + F_{\text{dis}} = M \frac{dv}{dt} + Bv \quad (7)$$

式中, M 为动子质量, B 为黏滞摩擦系数。

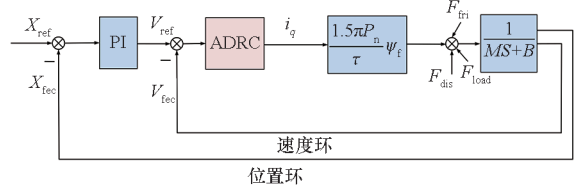


图1 永磁同步直线电机控制系统框图

Fig. 1 Block diagram of PMSLM control system

综上, 直线电机推力不可避免地会受到周期性定位力扰动和非周期性等效负载等多源扰动的影响, 这会降低电磁推力的控制精度, 造成推力波动和速度波动, 严重时甚至导致直线运动系统的机械损坏。

2 直线电机 ADRC 控制器

传统 ADRC 控制器主要包含微分跟踪器、误差反馈控制率和扩张状态观测器三部分, 如图2所示。

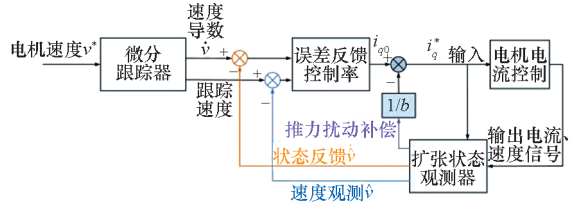


图2 永磁同步直线电机 ADRC 控制原理图

Fig. 2 Block diagram of ADRC for PMSLM control system

2.1 微分跟踪器

$$\begin{cases} e_1 = \hat{v} - v^* \\ z_{11} = \hat{v} \\ \dot{z}_{11} = -k_1 \text{fal}(e_1, m_1, n_1) \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{fal}(e_1, m_1, n_1) = \begin{cases} \frac{x}{n_1^{1-m_1}}, & |x| \leq n_1 \\ \text{sign}(x), & |x| > n_1 \end{cases} \quad (9)$$

其中, k_1 为常系数, v^* 为直线电机给定速度, \hat{v} 为直线电机观测速度, e_1 是实际速度与给定速度之差, fal 为非线性函数, m_1 为非线性因子, n_1 为滤波因子, z_{11} 是速度一阶导数。

ADRC 控制器利用微分跟踪器跟踪系统的参考输入, 为直线电机速度输入指令信号设置一个过渡过程, 以防止速度变化率超出系统跟踪能力。

2.2 扩张状态观测器

$$\begin{cases} e_1 = \hat{v} - v^* \\ z_{22} = \hat{F} \\ z_{21} = \dot{\hat{v}} = z_{22} + b_0 u - k_2 \text{fal}(e_1, m_2, n_2) \\ \dot{z}_{22} = -k_3 \text{fal}(e_1, m_3, n_3) \end{cases} \quad (10)$$

式中: k_2, k_3 为常系数, m_2, m_3 为非线性因子, n_2, n_3 为滤波因子; u 是电机 q 轴参考电流实际输入值; b_0 是扰动补偿系数, 用于将推力转换为控制输入, 取 $b_0 = \frac{1.5\pi P_n}{\tau} \psi_f$ 作为参考值, 与推力公式(5)的系数是一致的; z_{22} 和 \hat{F} 是扰动观测; z_{21} 是速度观测的一阶导数。

扩张状态观测器观测直线电机控制系统状态及影响系统输出的总扰动, 包括外部干扰、系统参数的变化、非线性因素等。根据观测结果对控制量进行等量补偿, 可以显著提高控制系统的鲁棒性。

2.3 误差反馈控制率

$$\begin{cases} e_1 = \hat{v} - v^* \\ e_2 = \hat{F} - F \\ u_0 = k_4 \text{fal}(e_1, m_4, n_4) + k_5 \text{fal}(e_2, m_5, n_5) \\ u = u_0 - (z_{22} + F_0)/b_0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: k_4, k_5 为常系数, m_4, m_5 为非线性因子, n_4, n_5 为滤波因子; b_0 是补偿系数, 与式(10)取值相同; F 表示电机控制系统中的总扰动力, 对应式(7)中的 F_{dis} ; \hat{F} 表示观测的总扰动力; u_0 是电机 q 轴电流设定值; u 是电机 q 轴参考电流实际输入值, 这里表示的就是输出的 q 轴参考电流 $i_{q\text{ref}}$ 。

速度误差反馈控制率可认为是一个带前馈补偿的比例微分控制器, 与传统 PID 控制器相比, 前馈补偿可消除系统静差, 无须引入积分环节, 可避免积分带来的振荡与超调。以上的控制参数可经过强化学习和深度学习训练寻优以适应不同运行条件和扰动环境。

2.4 马尔可夫决策过程

本文采用的深度强化学习算法核心是马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)。其中 S 为状态集, A 为动作集, R 为奖励函数, P 为在状态 s 下采取动作 a 转到下一个状态 s' 的概率。

直线电机的状态集 S 由实时监测的电气信号和环境扰动信息构成, 包括电流、速度、位置及其误差。环境扰动特征包括负载变化、摩擦力等扰动。动作集 A 对应于 ADRC 控制器参数的动态

调整范围, 包括观测带宽、非线性因子、比例系数和滤波因子等。

网络更新策略 π 通常表示为:

$$\pi(a|s) = P(A_t = a | S_t = s) \quad (12)$$

状态价值函数 $V_\pi(s)$ 和动作价值函数 $Q_\pi(s, a)$ 为(使用 Bellman 方程):

$$\begin{cases} V_\pi(s) = E_\pi(r_{t+1} + \gamma V_\pi(S_{t+1}) | S_t = s) \\ Q_\pi(s, a) = E_\pi(r_{t+1} + \gamma Q_\pi(S_{t+1}, A_{t+1}) | S_t = s, A_t = a) \end{cases} \quad (13)$$

式中, γ 为折扣因子, r_{t+1} 为下一时刻的奖励函数, E 为期望。

为保障学习的稳定性, 使用一个小的权重因子 λ 将当前网络和目标网络进行加权平均, 如式(14)所示, 确保了更新的平滑性和稳定性。

$$\begin{cases} \theta^Q \leftarrow \lambda \theta^Q + (1 - \lambda) \theta^{Q'} \\ \theta^\mu \leftarrow \lambda \theta^\mu + (1 - \lambda) \theta^{\mu'} \end{cases} \quad (14)$$

式中, θ^Q 是 Critic 网络的参数, θ^μ 是 Actor 网络的参数。

如图 3 所示, Actor 当前网络对当前电机输出状态 s (电流、速度和位置等) 选择并执行动作 a (ADRC 控制参数) 从而获得新状态 s' (预测的电机状态) 和奖励 r 。然后将样本 (s, a, r, s') 放入经验回放池中。当经验回放池积累到一定量, Actor 当前网络采样状态 s' , 输出动作 a' (ADRC 更新后的控制参数), 输入 Critic 目标网络计算 Q 值。两个 Critic 目标网络计算出最优目标 Q 值后, 当前网络选择最优 Q 值对应的策略进行网络参数的更新, 对应的策略输出给 Actor 网络, 并定期把最新网络参数输入目标网络。Agent 中的 Actor-Critic 神经网络经过多种工况的训练, 寻优得到最优的控制系数输入电机控制系统中, 形成一个闭环。

3 基于 DRLPSO 的 APADRC 控制器设计

为降低电磁推力波动和提高动子速度的平稳控制, 设计了基于 DRLPSO 的 APADRC 控制器来观测和补偿复杂多维扰动。APADRC 控制器与 DRLPSO 的结合是通过训练智能体与电机控制系统的交互来探索和学习 ADRC 控制参数。

3.1 直线电机 APADRC 控制器

如图 4 所示, 智能体会接收来自电机输出的电气信号和环境扰动信息等以及设置的奖励函数, 通过 Actor 网络和 Critic 网络对上一次训练的系数进行改进。智能体不断与环境进行交互和评估, 直到奖励函数 R 收敛, 输出时变最优 APADRC 控制器参数。

目标。

设计负载突变、参数波动、速度指令变化、位置指令变化及多源扰动等 289 种工况的多轮训练,具体包括以下 5 点:

1) 负载突变工况:从 10% 到 150% 额定推力突加突卸负载。

2) 参数波动工况:补偿系数 b_0 在 $\pm 80\%$ 范围内随机波动。

3) 速度指令变化工况:速度指令阶跃变化、正反转切换、全速域变化等。

4) 位置指令变化工况:正弦波位置指令(幅值 0.2 ~ 2.5 m、频率 0.5 ~ 10 Hz),参考位置从 0 m 逐步变化到 2.5 m 再反向变化。

5) 多源扰动工况:模拟周期性齿槽力、端部力和随机外部扰动叠加等。

智能体在经过 289 种工况训练后,可随时根据电机运行状态输出 APADRC 的系数,其中选择 k_3 、 k_4 、 k_5 生成电流参考值。

$$i_{qref} = k_4 f(\hat{v} - v^*) + k_5 f(\hat{F} - F) - (\hat{F} - F_0) / b_0 \quad (16)$$

式中,

$$F_0 = F_{fri} + F_{load} \quad (17)$$

$$\hat{F} = \int [-k_3 fal(\hat{v} - v^*)] \quad (18)$$

通过式(18)可知电机推力与速度成正相关关系,通过式(16)将外界扰动通过 APADRC 补偿到电机电流中,因此智能体生成的时变 APADRC 控制系数可以适应不同环境下电机的平稳控制,从而降低速度和推力波动。

3.2 DRLPSO 算法

DRL 结合 PSO 算法反推出当前网络策略的结构图如图 6 所示。PSO 对 Actor-Critic 框架进行策略学习和选择,根据最优 Q 值调整粒子的位置和速度,以更精确地逼近最优控制策略。粒子群算法中每一个粒子表示为一种可能的策略,而粒子的适应度则由强化学习环境中的回报决定。在每一个控制周期中,使用 PSO 在所有可能的控制序列中搜索最佳的策略应用到系统中。这两个解迭代交互,直到得到控制系统最优参数。

传统粒子位置和速度按照下式进行更新:

$$\begin{cases} V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1 r_1 (P_{best}(t) - X_i(t)) + \\ \quad c_2 r_2 (G_{best}(t) - X_i(t)) \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \end{cases} \quad (19)$$

传统粒子群权重系数公式为:

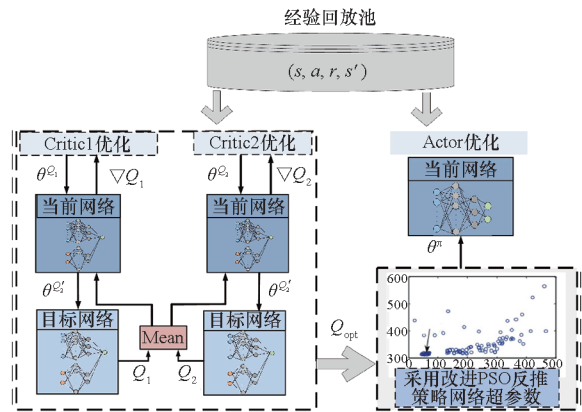


图 6 改进粒子群优化更新网络策略参数结构图
Fig. 6 Parameter structure of the improved particle swarm optimisation update network strategy

$$w = \frac{w_{start} - (w_{start} - w_{end})t}{t_{max}} \quad (20)$$

其中: w 是惯性权重, w_{start} 是开始的权重系数, w_{end} 是最后的权重系数; t_{max} 是算法的迭代次数, t 是当前迭代次数; c_1 和 c_2 是学习因子,取值为非负常数; r_1 和 r_2 是分布在 $[0, 1]$ 区间的随机数。

传统粒子群算法易陷入局部最优的问题,为保持粒子全局和局部搜索能力的良好平衡,本文采用分区惯性权重设置方法,即将权重系数 w 分为三部分——第一部分是初始值,第二部分影响粒子速度,第三部分影响粒子位置,即

$$w = w_0 + ow_v + gw_x \quad (21)$$

式中, w_0 是基准值, w_v 是粒子速度权重值, w_x 是粒子位置权重值, o 是粒子群的前一时刻速度函数与该时刻的比值, g 是粒子群的前一时刻位置函数与该时刻的比值。循环利用全局最优的历史数据来分析粒子的进化速度和位置,从而达到全局和局部搜索能力的良好平衡。

改进 PSO 算法在深度强化学习中可以通过优化网络结构的参数来提高模型的预测准确性和鲁棒性,从而构建出更加准确、高效的强化学习模型来更新 APADRC 参数,以实现电机控制的优化,进而降低速度和推力波动。

4 实验结果与分析

为了验证本文提出算法的优越性,搭建如图 7 所示实验平台进行实验验证,永磁同步直线电机参数如表 1 所示。该平台采用高性能的 PMSLM 实时控制器 MT 1050,实验平台主要包括计算机、MT 1050 控制板、硬件调理电路、直流环节电源、三相逆变器、三相 PMSLM 和负载 7 个部分。控制周期和采样频率均设置为 10 kHz。

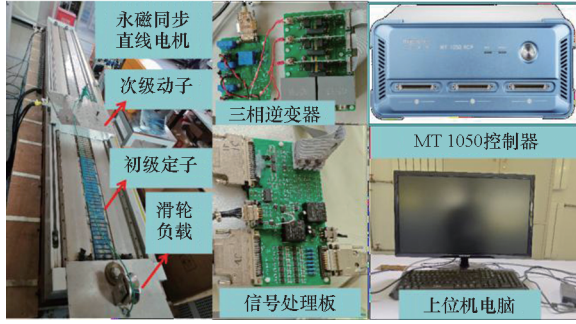


图 7 永磁同步直线电机控制实验平台
Fig. 7 Experimental platform for PMSLM control

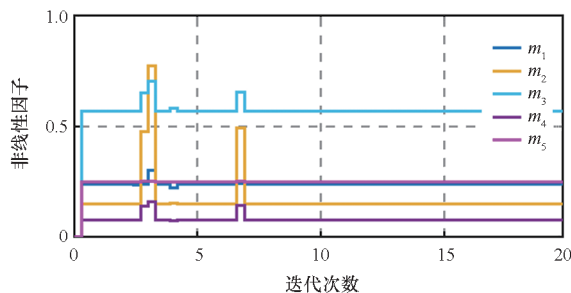
表 1 实验平台参数

Tab. 1 Parameters of the experimental platform

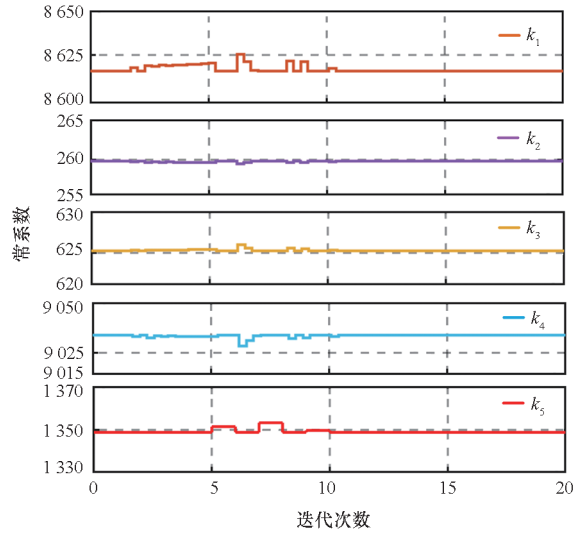
参数	符号	数值
额定电流	I_N	3.9 A
额定推力	F_N	362 N
推力系数	F_T	92.2 N/A
槽数	q	12
d/q 轴电感	L_d, L_q	19.35 mH
永磁磁链	ψ_f	0.294 Wb
绕组电阻	R_s	3.55 Ω
电机极距	τ	0.015 m
动子质量	M	5 kg
极对数	P_n	1
母线电压	U_{dc}	100 V
黏滞摩擦系数	B	0.7 N/(m/s)

4.1 DRLPSO 训练结果

前期加入了诸如突加突卸负载、速度突变、参数失配等多种复杂电机控制扰动工况,使得训练集规模大且覆盖全面,Agent 可以从不同的工况中学习。总训练时间为 18 267 min,训练后验证新工况的优化控制参数仅需 4.5 s。由于算法训练的各种工况之间有关联性,所以训练结果具有泛化性能。以突加负载为例,训练后的控制器参数如图 8 所示。



(a) 非线性因子训练结果
(a) Nonlinear factor training results



(b) 常数 k 训练结果
(b) Constant factor k training results

图 8 参数训练结果
Fig. 8 Parameter training results

为验证算法的准确性,总谐波失真 (total harmonic distortion, THD^[41]) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE^[42]) 通常用来表示电机控制领域的控制精度。电流 THD 和速度、推力 RMSE 分别为:

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{k=2}^{\infty} (I_k)^2}}{I_1} \quad (22)$$

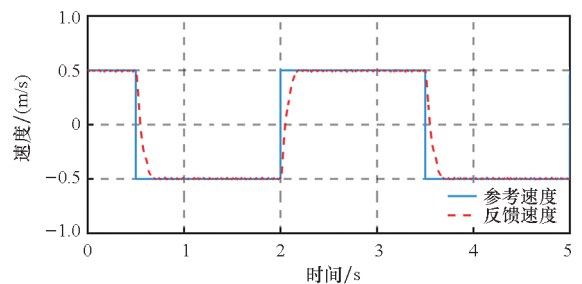
$$RMSE = \sqrt{\sum_{k=1}^N (F_k^* - F_k)^2 / N} \quad (23)$$

其中, I_k 为谐波电流值, I_1 为基波电流值, F_k^* 为参考推力, F_k 为电机反馈推力, N 是采样个数。

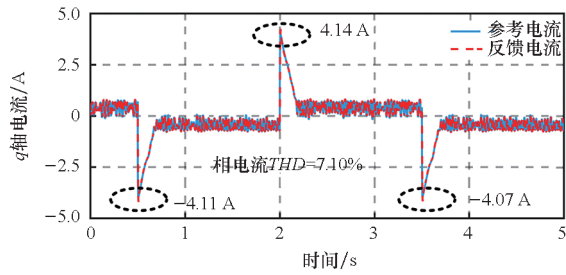
4.2 正反速工况

为了验证所提算法的有效性,本文设置正反速工况,即给定参考速度是正反 0.5 m/s,分别对比 PSO-ADRC 算法及 DRLPSO-ADRC 算法实验结果,如图 9 和图 10 所示。

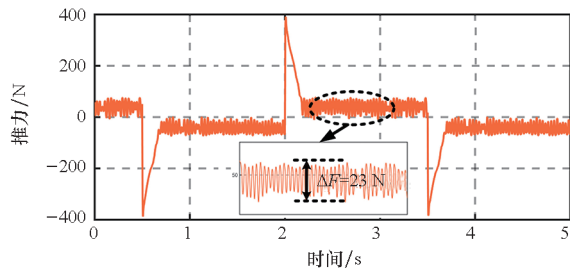
在正反速工况中, PSO-ADRC 和 DRLPSO-ADRC 算法的速度 RMSE 分别是 0.001 54 m/s 和



(a) 动子速度
(a) Mover speed



(b) q 轴电流
(b) q -axis current



(c) 电机推力
(c) Motor thrust

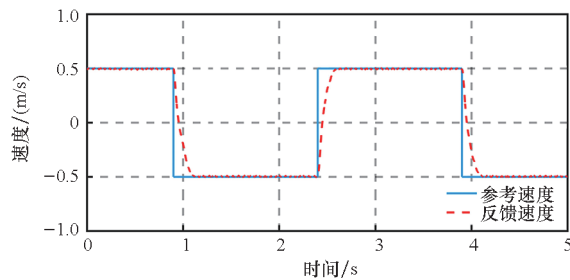
图 9 正反转工况下实验波形 (PSO-ADRC)

Fig. 9 Experimental waveforms under forward and reverse operation conditions (PSO-ADRC)

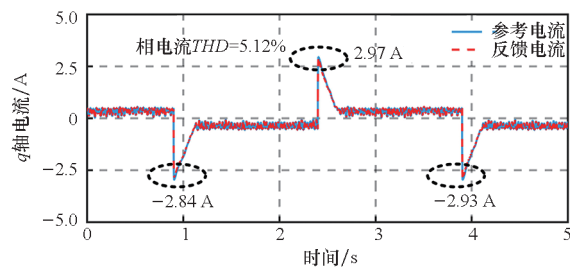
0.001 49 m/s, 电流波动峰值分别是 4.14 A 和 2.97 A, THD 值分别是 7.10% 和 5.12%, 推力 RMSE 分别是 12.42 N 和 8.33 N。综上, DRLPSO-ADRC 算法在速度跟踪的准确性和稳定性上都有显著提升。

4.3 全速域工况

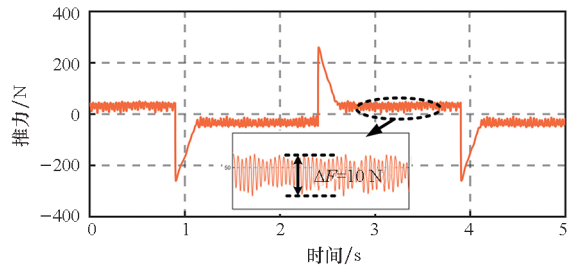
为了验证算法在全速域范围内的性能, 设置



(a) 动子速度
(a) Mover speed



(b) q 轴电流
(b) q -axis current

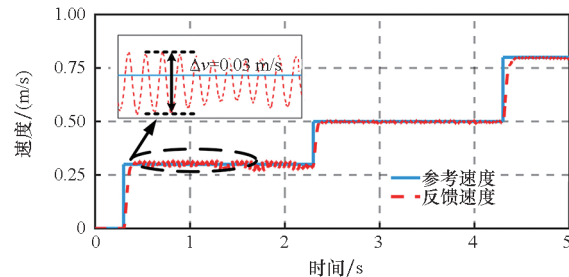


(c) 电机推力
(c) Motor thrust

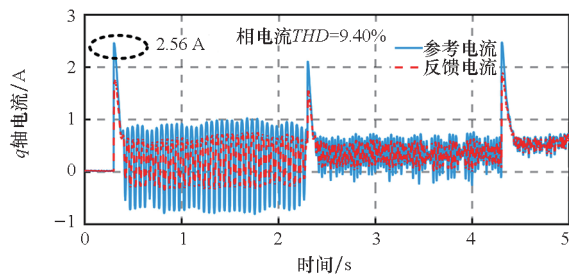
图 10 正反转工况下实验波形 (DRLPSO-ADRC)

Fig. 10 Experimental waveforms under forward and reverse operation conditions (DRLPSO-ADRC)

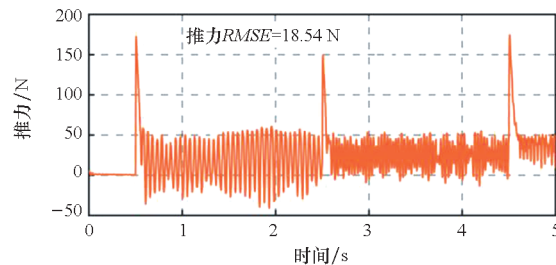
了从低速到高速的过渡实验。速度从 0 开始到 0.3 m/s、0.5 m/s、0.8 m/s, 分析算法在速度变化时的超调和振荡情况, 如图 11 和图 12 所示。



(a) 动子速度
(a) Mover speed



(b) q 轴电流
(b) q -axis current



(c) 电机推力
(c) Motor thrust

图 11 全速域工况下实验波形 (PSO-ADRC)

Fig. 11 Experimental waveforms under full-speed-range operation conditions (PSO-ADRC)

在全速域工况中, PSO-ADRC 和 DRLPSO-ADRC 算法的速度 RMSE 分别是 0.001 67 m/s 和

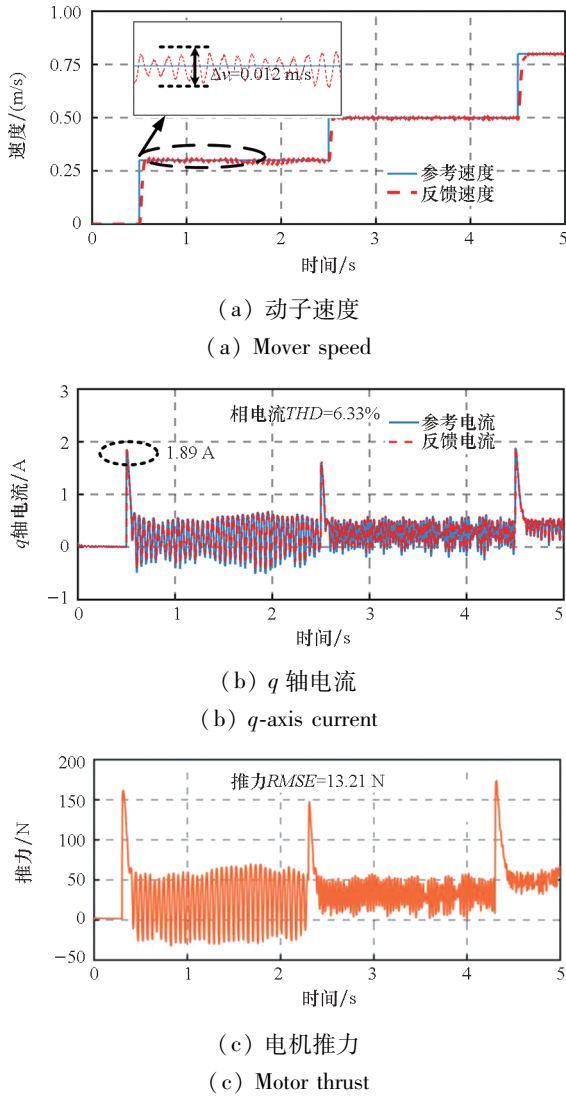


图 12 全速域工况下实验波形(DRLPSO-ADRC)
 Fig. 12 Experimental waveforms under full-speed-range operation conditions (DRLPSO-ADRC)

0.001 55 m/s, 电流波动峰值分别是 2.56 A 和 1.89 A, THD 值分别是 9.40% 和 6.33%, 推力 RMSE 分别是 18.54 N 和 13.21 N。综上, DRLPSO-ADRC 算法在速度跟踪的准确性和稳定性上都有显著提升。

4.4 突加负载工况

通过在直线电机运行方向上加装滑轮组, 利用悬挂重物的重力作为水平运动电机的突加突卸负载。在 0.4 s 时突加负载 200 N, 分析算法在突加负载时的超调和振荡情况。

如图 13 和图 14 所示, 电机速度由于突加负载出现突降, 但又很快恢复到参考值。PSO-ADRC 算法下电机速度下降了 0.2 m/s, DRLPSO-ADRC 算法下电机速度下降了 0.11 m/s。PSO-ADRC 和 DRLPSO-ADRC 算法的电流 THD 值分别是 8.96% 和 3.82%, 推力 RMSE 分别是 20.12 N 和 14.52 N。

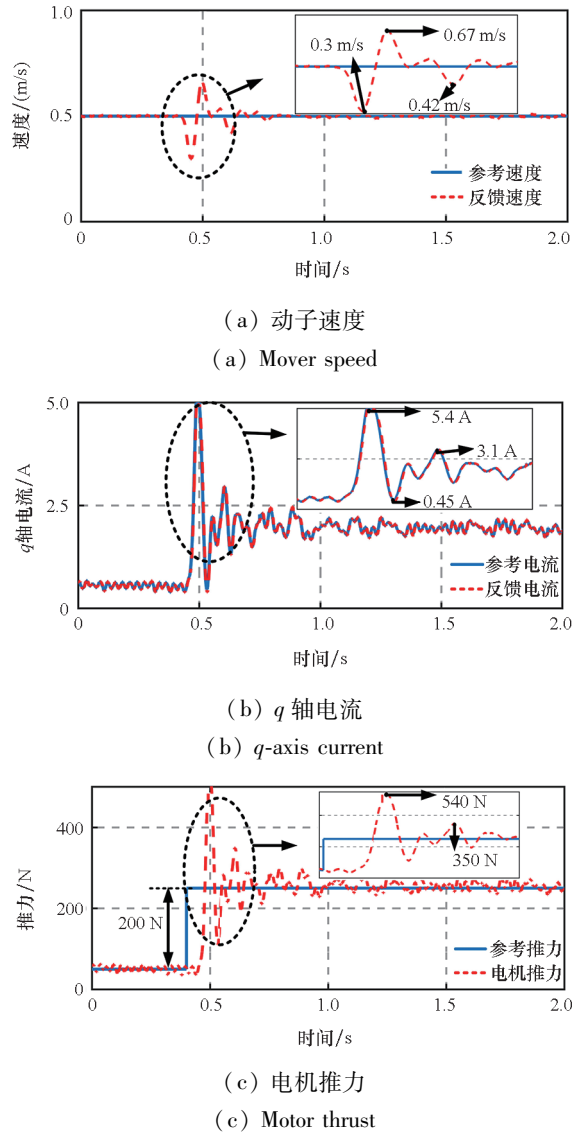
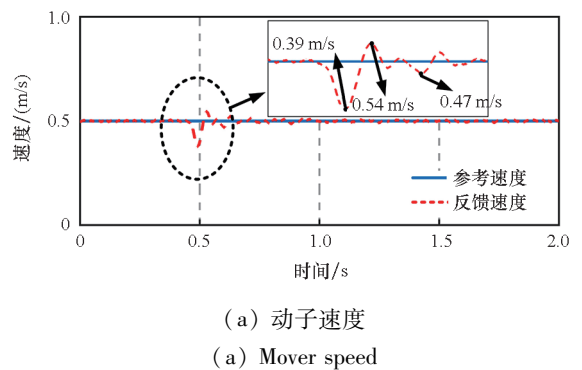
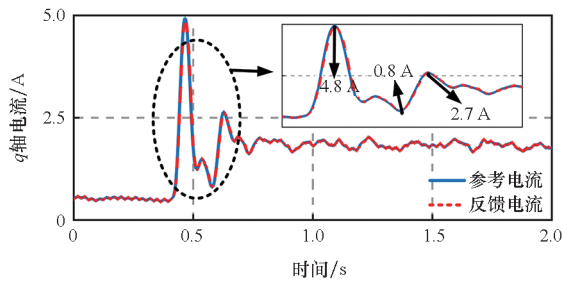


图 13 突加负载工况下实验波形(PSO-ADRC)
 Fig. 13 Experimental waveforms under sudden load conditions (PSO-ADRC)

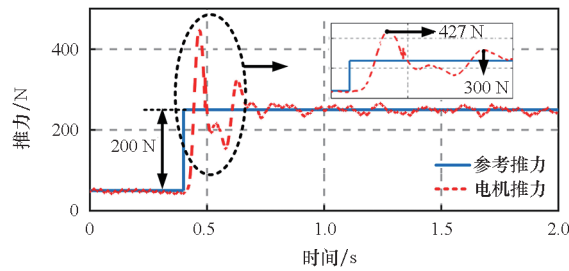
此外, 本文还进行了突加 100 N 和 300 N 负载的实验研究, 结果如表 2 所示。

随着负载的增加, 两种算法的速度突变值、电流 THD 和推力 RMSE 总体上呈现下降趋势, 但 DRLPSO-ADRC 算法的性能始终优于 PSO-ADRC 算法。综上, DRLPSO-ADRC 算法在速度跟踪精





(b) q 轴电流
(b) q -axis current



(c) 电机推力
(c) Motor thrust

图 14 突加负载工况下实验波形(DRLPSO-ADRC)
Fig. 14 Experimental waveforms under sudden load conditions (DRLPSO-ADRC)

度、电流谐波抑制和推力控制稳定性等方面均优于 PSO-ADRC 算法,且随着负载的增加,其优势依然明显。

表 2 突加负载工况下速度跟踪效果

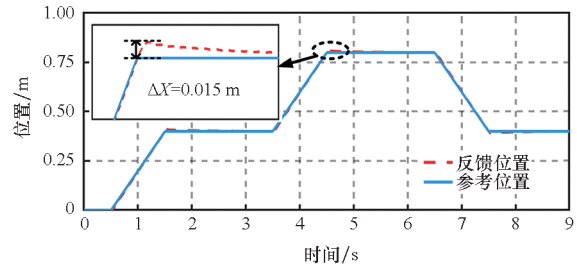
Tab. 2 Speed tracking effect under sudden load

负载值/N	算法	速度突变值/(m/s)	电流 THD/%	推力 RMSE/N
100	PSO-ADRC	0.14	8.75	22.32
	DRLPSO-ADRC	0.08	4.39	16.78
200	PSO-ADRC	0.20	8.96	20.12
	DRLPSO-ADRC	0.11	3.82	14.52
300	PSO-ADRC	0.16	10.12	23.78
	DRLPSO-ADRC	0.08	5.65	12.32

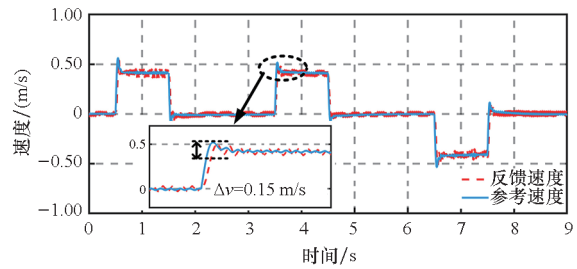
4.5 位置环

为了验证算法在直线电机位置环上的跟踪效果,设置了稳态位置跟踪和动态位置跟踪实验。稳态参考位置设置:从 0 m 到 0.4 m,稳定后再到 0.8 m,稳定后反方向运动 0.4 m。稳态位置跟踪实验结果如图 15 和图 16 所示。

在位置环稳态工况中,PSO-ADRC 和 DRLPSO-ADRC 算法下位置超调分别是 0.015 m

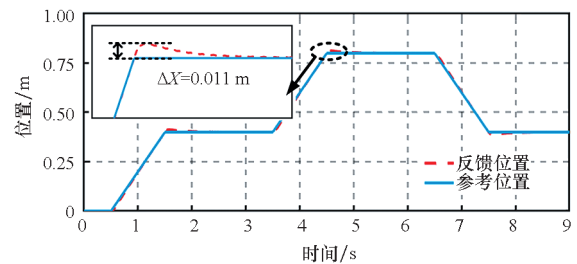


(a) 位置波形
(a) Position waveforms

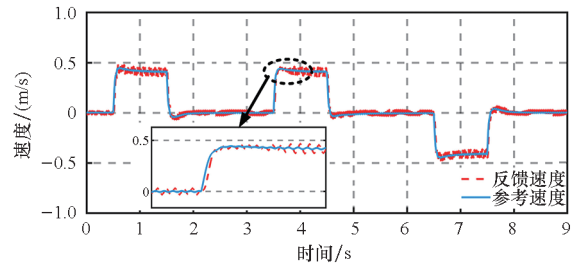


(b) 动子速度
(b) Mover speed

图 15 稳态位置跟踪实验波形(PSO-ADRC)
Fig. 15 Steady state position tracking experimental waveforms (PSO-ADRC)



(a) 位置波形
(a) Position waveforms



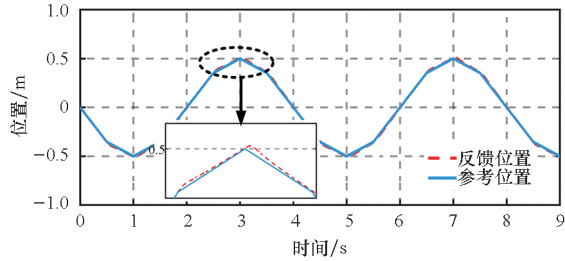
(b) 动子速度
(b) Mover speed

图 16 稳态位置跟踪实验波形(DRLPSO-ADRC)
Fig. 16 Steady state position tracking experimental waveforms (DRLPSO-ADRC)

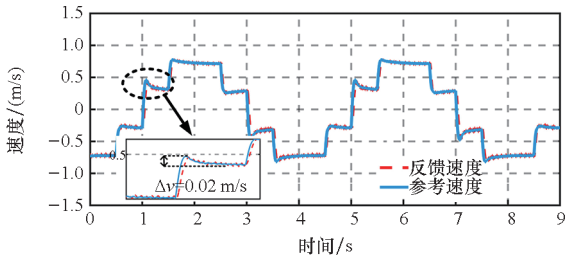
和 0.011 m,速度 RMSE 分别是 0.004 3 m/s 和 0.003 2 m/s;PSO-ADRC 算法下的速度超调是 0.15 m/s,DRLPSO-ADRC 算法下速度跟踪没有超调,调节时间也相对较少。综上,DRLPSO-

ADRC 算法在速度跟踪的准确性和稳定性上都有显著提升。

为了验证算法的位置动态跟踪性能,设计了正弦位置参考波,即每个位置切换没有调节时间,且每个位置设置的速度也不同,如图 17 和图 18 所示。



(a) 位置波形
(a) Position waveforms



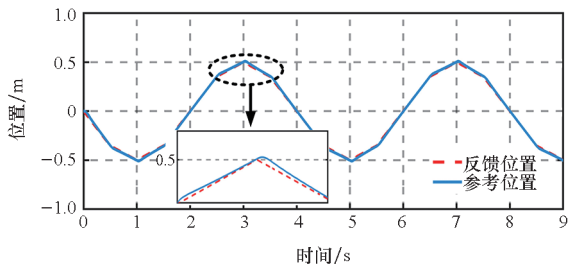
(b) 动子速度
(b) Mover speed

图 17 动态位置跟踪实验波形 (PSO-ADRC)
Fig. 17 Dynamic state position tracking experimental waveforms (PSO-ADRC)

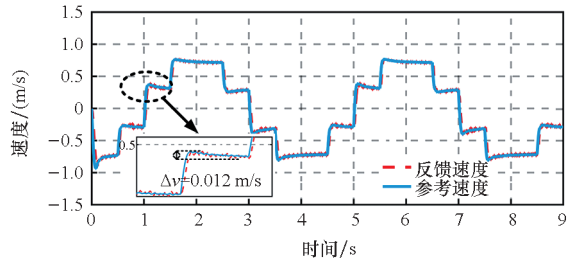
在位置环动态工况中, PSO-ADRC 和 DRLPSO-ADRC 算法下位置超调分别是 0.01 m 和 0.006 m, 速度 RMSE 分别是 0.004 3 m/s 和 0.003 1 m/s; PSO-ADRC 算法下的速度超调是 0.02 m/s, DRLPSO-ADRC 算法下速度超调是 0.012 m/s, 调节时间也相对较少。综上, DRLPSO-ADRC 算法在速度跟踪的准确性和稳定性上都有显著提升。

4.6 参数鲁棒性验证

所提算法中只有一个与电机模型相关的参



(a) 位置波形
(a) Position waveforms

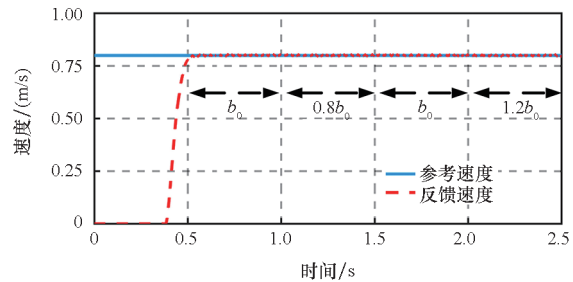


(b) 动子速度
(b) Mover speed

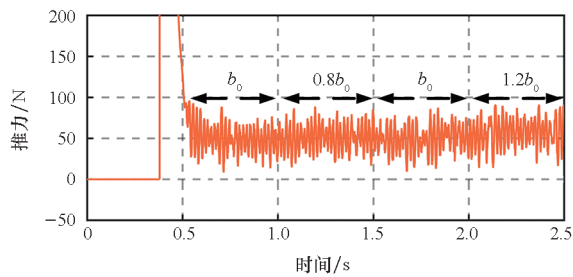
图 18 动态位置跟踪实验波形 (DRLPSO-ADRC)
Fig. 18 Dynamic state position tracking experimental waveforms (DRLPSO-ADRC)

数,即 b_0 。为了验证所提方法的鲁棒性,给出了参数失配情况下的实验结果,如图 19 所示。在本实验中,首先设置 b_0 , 然后设置为其 0.8 和 1.2 倍。电机运行在速度环,参考速度为 0.8 m/s。

如图 19 所示,参数失配对速度有轻微的影响,但仍能保持较好的运行性能,参数失配的影响可以忽略。该结果证明了所提算法对参数失配具有良好的鲁棒性。



(a) 动子速度
(a) Mover speed



(b) 电机推力
(b) Motor thrust

图 19 参数鲁棒性实验

Fig. 19 Parameter robustness experiment

5 结论

本文通过建立永磁同步直线电机的数学模型,分析了电机动态特性,设计了一种基于 DRLPSO 的控制策略来优化 ADRC 参数,以实现

对直线电机速度的精确控制。智能体通过与电机控制系统的实时交互,学习最优控制策略,动态调整控制参数以适应不断变化的运行条件和外部扰动。在传统的 PSO 算法中引入分区惯性权重,通过循环利用全局最优的历史数据,PSO 算法能够更有效地探索解空间,寻找到更优的控制参数组合。DRL 的自适应学习和 PSO 的全局搜索提高了学习效率和控制策略的优化精度,使得系统能够更加稳定和准确地跟踪给定的速度指令。实验结果表明,与 PSO-ADRC 算法相比,所提出的 DRLPSO-ADRC 算法在位置、速度跟踪精度及系统稳定性、抗扰动能力方面均有显著提升,有效降低了推力波动,增强了直线电机的控制性能。

参考文献 (References)

- [1] SONG L, NIE Z L, SUN J, et al. Time-delay identification of PMLSM control system based on RNN observer [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Predictive Control of Electrical Drives and Power Electronics (PRECEDE), 2023.
- [2] ZHENG Z L, ZHAO J W, WANG L J, et al. Thrust bandwidth modeling and optimization of PMSLM based on analytic kernel-embedded elastic-net regression [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(8): 9005 – 9018.
- [3] ZHENG Z L, ZHAO J W, WANG L J, et al. Efficient optimization design method of PMSLM based on deep adaptive ridge regression with embedded analytical mapping function[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(8): 8243 – 8254.
- [4] DONG F, ZHOU W G, ZHAO J, et al. Robust design optimization of PMSLM based on I-MEABP neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 5482 – 5494.
- [5] SONG J C, WU X H, QIAN L, et al. PMSLM eccentricity fault diagnosis based on deep feature fusion of stray magnetic field signals[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3506012.
- [6] YANG H Y, HUANG X Z, ZHANG Y W. Full-speed domain parameter identification of surface-mounted PMSLM based on dual axis injection [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2024, 12(4): 3775 – 3783.
- [7] 赵云涛, 卢琴芬, 李焱鑫. 无槽圆筒永磁直线同步电机推力波动的解析模型及抑制方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(16): 6453 – 6463.
ZHAO Y T, LU Q F, LI Y X. Analytical model and suppression method of thrust ripple in slot-less tubular permanent magnet linear synchronous machines [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(16): 6453 – 6463. (in Chinese)
- [8] 彭兵, 张囡, 夏加宽, 等. 永磁直线电机端部效应力的解析计算[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(2): 547 – 553.
PENG B, ZHANG N, XIA J K, et al. Analytical calculation for end effect forces in permanent magnet linear motors[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(2): 547 – 553. (in Chinese)
- [9] LIU X D, WANG X D, ZHAO W L, et al. Operating principle and cogging normal force analysis of a novel double-sided permanent magnet linear synchronous motor [C]//Proceedings of the 13th International Symposium on Linear Drives for Industry Applications (LDIA), 2021.
- [10] CHENG H, SUN S L, ZHOU X Q, et al. Sensorless DPCC of PMLSM using SOGI-PLL-based high-order SMO with cogging force feedforward compensation [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(1): 1094 – 1104.
- [11] TAN Q, WANG X B, LI J, et al. Analysis of the normal force ripple for the flat plate permanent magnet linear synchronous motor [C]//Proceedings of the 26th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2023: 3816 – 3820.
- [12] JIAN C J, MA W L, FAN Y K, et al. New methods for arc permanent magnet linear synchronous motor to decrease torque ripple[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2012, 48(10): 2659 – 2663.
- [13] 罗俊, 刘康, 赵正伟, 等. 无铁心双层绕组超导直线同步电机参数优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(21): 8663 – 8673.
LUO J, LIU K, ZHAO Z W, et al. Optimal design of a coreless double-layer-winding superconducting linear synchronous motor [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(21): 8663 – 8673. (in Chinese)
- [14] ZHANG G Q, ZHANG H, LI B X, et al. Auxiliary model compensated RESO-based proportional resonant thrust ripple suppression for PMLSM drives [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(2): 2141 – 2152.
- [15] 姜峰. 永磁同步电机系统自抗扰控制策略研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
JIANG F. Research on active disturbance rejection control strategy of permanent magnet synchronous motor system [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)
- [16] WU H, GAN C, WANG H Z, et al. Active disturbance rejection speed control with double-stage-ESO considering aperiodic and periodic disturbances for PMSM drives [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025: 1 – 12.
- [17] DU B C, WU S P, HAN S L, et al. Application of linear active disturbance rejection controller for sensorless control of internal permanent-magnet synchronous motor [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3019 – 3027.
- [18] LIN P, WU Z, LIU K Z, et al. A class of linear-nonlinear switching active disturbance rejection speed and current controllers for PMSM [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(12): 14366 – 14382.
- [19] XU J Q, WEI Z Q, WANG S K. Active disturbance rejection repetitive control for current harmonic suppression of PMSM [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(11): 14423 – 14437.
- [20] LI P, WANG L, ZHU G L, et al. Predictive active disturbance rejection control for servo systems with communication delays via sliding mode approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(12): 12679 – 12688.
- [21] WANG B, TIAN M H, YU Y, et al. Enhanced ADRC with quasi-resonant control for PMSM speed regulation considering

- aperiodic and periodic disturbances [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(3): 3568–3577.
- [22] 孟志鹏, 杨柳庆, 王波, 等. 基于改进平衡优化算法的折叠翼飞行器自抗扰控制器设计[J]. *北京航空航天大学学报*, 2024, 50(8): 2449–2460.
- MENG Z P, YANG L Q, WANG B, et al. ADRC design for folding wing vehicles based on improved equilibrium optimization algorithm [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(8): 2449–2460. (in Chinese)
- [23] ANWAR Z, BELKHEIRI A, BELKHEIRI M, et al. ADRC control of an induction motor with varying parameters [C]// *Proceedings of the 19th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, 2022.
- [24] HOU Q K, XU S K, ZUO Y F, et al. Enhanced active disturbance rejection control with measurement noise suppression for PMSM drives via augmented nonlinear extended state observer [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2024, 39(1): 287–299.
- [25] WANG Y H, YANG Y L, DING F G. Improved ADRC control strategy in FPSO dynamic positioning control application [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2016.
- [26] PENG C, TIAN Y T, BAI Y, et al. ADRC trajectory tracking control based on PSO algorithm for a quad-rotor [C]// *Proceedings of the IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, 2013.
- [27] WANG Y C, FANG S H, HU J X, et al. Multiscenarios parameter optimization method for active disturbance rejection control of PMSM based on deep reinforcement learning [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(11): 10957–10968.
- [28] CHEN Z L, LI Y F, ZHANG Y L. Optimization of ADRC parameters based on particle swarm optimization algorithm [C]// *Proceedings of the IEEE 4th Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*, 2021.
- [29] WANG Y C, FANG S H, HU J X, et al. A novel active disturbance rejection control of PMSM based on deep reinforcement learning for more electric aircraft [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2023, 38(2): 1461–1470.
- [30] WANG Y C, FANG S H, HU J X. Active disturbance rejection control based on deep reinforcement learning of PMSM for more electric aircraft [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2023, 38(1): 406–416.
- [31] 王立俊, 赵吉文, 于子翔, 等. 基于非线性时间延迟扰动估计的永磁同步直线电机无模型鲁棒位置跟踪控制[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(18): 5692–5704.
- WANG L J, ZHAO J W, YU Z X, et al. Model free robust position tracking control of permanent magnet synchronous linear motor based on nonlinear time delay disturbance estimation [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(18): 5692–5704. (in Chinese)
- [32] ELBAZ K, ZHOU AN, SHEN S L. Deep reinforcement learning approach to optimize the driving performance of shield tunnelling machines [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2023, 136: 105104.
- [33] SONG J P, ZHANG B, LIA J F. Deep reinforcement learning empowered particle swarm optimization for aerial base station deployment [C]// *Proceedings of the IEEE Applied Sensing Conference (APSCON)*, 2023.
- [34] YIN S Y, JIN M, LU H X, et al. Reinforcement-learning-based parameter adaptation method for particle swarm optimization [J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2023, 9: 5585–5609.
- [35] LIU X H, ZHANG D G, ZHANG T, et al. A new path plan method based on hybrid algorithm of reinforcement learning and particle swarm optimization [J]. *Engineering Computations*, 2022, 39(3): 993–1019.
- [36] ZENG J Y, XIE J N, ZHANG Y L, et al. Deep reinforcement learning with PSO algorithm in agile dodge actions of quadruped robot [C]// *Proceedings of 2025 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, 2025: 261–266.
- [37] WU D, WANG G G. Employing reinforcement learning to enhance particle swarm optimization methods [J]. *Engineering Optimization*, 2022, 54(2): 329–348.
- [38] 孟宏杰, 陈峙, 郑少华, 等. 粒子群模糊PID与深度补偿的PMSM位置控制策略[J/OL]. *机械科学与技术*, 2024: 1–11 [2025–01–21]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240049>.
- MENG H J, CHEN Z, ZHENG S H, et al. Particle swarm fuzzy PID and deep compensation strategy for PMSM position control [J/OL]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2024: 1–11 [2025–01–21]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240049>. (in Chinese)
- [39] 王明义. 精密永磁直线同步电机电流闭环控制关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- WANG M Y. Research on key technologies of the current closed-loop control for precision permanent magnet linear synchronous motor [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [40] XIANG X C, DIAO R S, BERNADIN S, et al. An intelligent parameter identification method of DFIG systems using hybrid particle swarm optimization and reinforcement learning [J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 44080–44090.
- [41] YOUSEFPOOR N, FATHI S H, FAROKHNIA N, et al. THD minimization applied directly on the line-to-line voltage of multilevel inverters [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(1): 373–380.
- [42] SHI M F, WANG Q J, LI G L, et al. A new rotor position estimation method for spherical reluctance motor based on inductance characteristics obtained from measurement [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 2003910.