

改进粒子群优化算法的永磁直线同步电机自抗扰控制

马润城^{1,2}, 谭强^{1,2}, 刘显荣^{1,2}, 李硕^{1,2}

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 211106; 2. 多电飞机电气系统工信部重点实验室, 江苏 南京 211106)

摘要: 为了克服永磁直线同步电机(PMLSM)的线性自抗扰控制(LADRC)系统难以根据经验调整选取最优参数的难题, 提出一种改进粒子群优化算法(PSO)的PMLSM的LADRC策略, 具体内容: 在粒子群算法基础上引入遗传算法(GA)的交叉变异机制, 避免早熟收敛。并采用混沌映射的惯性权重和自适应动态调整的学习因子, 平衡全局和局部搜索能力。通过基于测试函数的性能测试, 验证其性能较现有粒子群调参算法更优。对基于该算法的LADRC策略进行仿真分析和实验验证, 结果表明: 采用改进粒子群优化算法整定LADRC系统参数后, PMLSM在动态响应速度和抗干扰性能方面均展现出显著提升, 在空载启动工况下响应时间较带宽法、标准粒子群算法和粒子群-遗传优化算法(IPSO-GA)更短; 在负载扰动工况下位置降落较带宽法降低 $\Delta x = 0.99$ mm(降幅28.0%), 较标准粒子群算法降低 $\Delta x = 0.38$ mm(降幅13.0%), 较粒子群-遗传优化算法降低 $\Delta x = 0.15$ mm(降幅5.5%), 证实本文研究内容的有效性。

关键词: 永磁直线同步电机; 自抗扰控制; 参数寻优; 粒子群优化算法; 遗传算法

DOI: 10.15938/j.emc.2026.02.004

中图分类号: TM359.4

文献标志码: A

文章编号: 1007-449X(2026)02-0036-13

Active disturbance rejection control for permanent magnet linear synchronous motors using an enhanced particle swarm optimization algorithm

MA Runcheng^{1,2}, TAN Qiang^{1,2}, LIU Xianrong^{1,2}, LI Shuo^{1,2}

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Center for More-Electric-Aircraft Power System, Nanjing 211106, China)

Abstract: To address the challenge of manually tuning optimal parameters for the linear active disturbance rejection control (LADRC) system of a permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM), an improved particle swarm optimization (PSO) based LADRC strategy was proposed. Specifically, the cross-over and mutation mechanisms of the genetic algorithm (GA) are integrated into the PSO framework to prevent premature convergence. And the inertia weights of chaotic mapping and adaptive dynamically adjusted learning factors were used to balance the global and local search ability. Benchmark function tests demonstrate the superior performance of the proposed algorithm compared to existing PSO-based parameter tuning methods. Simulation and experimental verification of the LADRC strategy demonstrate that tuning parameters with the improved PSO algorithm significantly enhances the PMSLM's dynamic response and anti-interference capability. Specifically, it achieves a shorter response time during no-load startup compared to the bandwidth method, standard PSO, and improve particle swarm optimization-genetic algorithm

收稿日期: 2025-08-29

基金项目: 国家自然科学基金(52407052); 江苏省科技重大专项(BG2025042); 国家科技重大专项课题(2024ZD1600102)

作者简介: 马润城(2002—), 男, 硕士研究生, 研究方向为直线电机分析与控制;

谭强(1991—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为精密直线电机系统。

通信作者: 谭强

(IPSO-GA) hybrid, and reduces the position deviation under load disturbance by 0.99 mm (28.0%), 0.38 mm (13.0%), and 0.15 mm (5.5%) against these methods, respectively, confirming the validity of this research.

Keywords: permanent magnet linear synchronous motor; active disturbance rejection control; parameter optimization; particle swarm optimization algorithm; genetic algorithm

0 引言

永磁直线同步电机(permanent magnet linear synchronous motor, PMLSM)凭借其高推力密度、动态响应快及控制精度高等优势^[1-4],已成为高端数控机床、光刻机等精密工业装备的核心驱动部件^[5-6]。然而在实际应用中,该电机的控制性能受多重因素制约:在结构层面,齿槽效应、边端效应和磁路饱和效应等固有机理缺陷会引发推力波动;在运行层面,参数摄动、负载扰动等不确定性因素将进一步加剧系统非线性特征^[7-9]。上述复杂工况导致传统伺服控制策略难以满足高速高精度运动需求。

位置环作为 PMLSM 伺服控制系统的最外层控制环,其性能的优劣直接影响位置跟踪的精度,其控制策略必须具备优异的鲁棒性能。因此,设计一种强鲁棒性的位置环,以显著提升 PMLSM 伺服系统的抗干扰能力,已成为当前直线电机控制领域亟待解决的核心技术挑战之一^[10-12]。

自抗扰控制(active disturbance rejection control, ADRC)是目前解决精密伺服控制扰动问题的主流方案,其在进行设计时可以不考虑被控对象的具体数学模型^[13]和类型,用统一的控制框架来进行控制。目前自抗扰控制有非线性和线性2种方案。非线性自抗扰控制(non-linear active disturbance rejection control, NLADRC)由跟踪微分器(tracking differentiator, TD)、扩张状态观测器(extended state observer, ESO)、非线性误差反馈控制率(nonlinear state error feedback, NLSEF)3部分组成。将TD、ESO、NLSEF简化,则得到线性自抗扰控制(linear active disturbance rejection control, LADRC)。NLADRC存在的突出问题是3部分都有需要整定的参数,参数较多。相对而言,LADRC需要整定的参数少,仅5个参数,有效降低了参数整定的复杂程度。

LADRC目前参数整定的常用方法是带宽法,采用观测器的带宽和控制器的带宽整定,将ESO中的参数 β_1 、 β_2 和 β_3 与观测器的带宽 ω_e 挂钩,而线性误差反馈控制率中的 K_d 、 K_p 与控制器的带宽 ω_c 挂钩,

直接将5个参数降为2个参数,极大推动了LADRC的发展。文献[14]的对比研究表明,基于带宽法整定参数的LADRC在参数易调性方面与传统PID控制器相当,同时展现出更优越的控制性能。然而,基于带宽法整定的LADRC系统参数并非系统抗扰性能的最优解,制约了系统抗扰能力的进一步提升。

为进一步提升LADRC的参数整定效果,国内外学者已系统开展基于智能优化算法的参数自整定方法研究。在群体智能领域,文献[15-16]采用改进粒子群算法实现ADRC参数自寻优,但其学习因子固定,易导致早熟收敛且难以解决参数耦合问题;文献[17]采用遗传算法实现ADRC参数自寻优,但其参数敏感性强,依赖人工调参且易陷入局部最优。文献[18]通过改进萤火虫算法(firefly algorithm, FA)设计非线性状态反馈律,虽提升了抗扰能力,但算法后期仍存在收敛速度衰减与局部极值振荡缺陷。文献[19]在进化算法方向,提出的差分进化算法(differential evolution-linear active disturbance rejection control, DE-LADRC)虽能适应永磁电机动态工况,但对高维参数空间的搜索效率不足,且未考虑机电系统时变特性对参数鲁棒性的影响。文献[20]提出了一种基于改进的灰狼优化算法的LADRC来调节磁阻电机的性能,但仍缺乏全局搜索能力且收敛速度较慢。文献[21]引入蚁群算法对ADRC的参数进行自寻优,但其初期收敛速度慢,参数设置敏感且复杂。文献[22]采用粒子群-遗传算法实现ADRC参数自寻优,但该算法的综合性能仍有局限,其收敛精度与收敛速度均有待提升,存在进一步的优化潜力。综上,现有参数整定方法仍存在明显局限。

本文设计一种改进的粒子群算法,并将其应用于优化LADRC,以克服现有方法的不足。首先,其融合遗传算法,通过引入遗传算法的交叉与变异算子,更新重构粒子以增强种群多样性,避免早熟收敛;其次,设计动态自适应函数的学习因子和混沌映射的惯性权重,使其随迭代次数及粒子适应度自主调节,从而平衡全局探索与局部开发能力;进一步

地,基于 Alpine、Griewank 等经典测试函数的实验表明,该算法在收敛精度与速度上均具有显著优势;进而验证其能有效优化其他算法中存在的键问题。并将其应用于 LADRC 系统参数整定,进行仿真和实验验证,结果表明该方法有效提高 PMLSM 的动态响应速度和抗干扰性能,同时稳态性能良好。

1 PMLSM 数学模型

1.1 PMLSM 的工作原理

矢量控制为 PMLSM 最常用的控制方法之一。忽略铁心长度和磁饱和引起的边端效应、环境温度和电流频率变化对气隙磁场的影响、磁滞损耗和涡流损耗、空间谐波,气隙磁场以正弦规律分布,通过坐标变换,可以得到 dq 坐标系下电机电压方程为:

$$\left. \begin{aligned} u_d &= Ri_d + L_d \frac{d}{dt}i_d - \frac{\pi v}{\tau} L_q i_q; \\ u_q &= Ri_q + L_q \frac{d}{dt}i_q + \frac{\pi v}{\tau} (L_d i_d + \psi_f) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: u_d 、 u_q 、 i_d 、 i_q 和 L_d 、 L_q 分别为交直轴定子电压、电流和电感; R 为相电阻; v 为 PMLSM 的定子速度, m/s; ψ_f 为永磁体磁链; τ 为极距, m。

采用 $i_d = 0$ 矢量控制策略后, PMLSM 的定子电流就只包含 q 轴电流分量(推力电流分量)。由此可以得到 PMLSM 的电磁推力 F_e 为

$$F_e = \frac{3\pi}{2\tau} \psi_f i_q = k_f i_q \quad (2)$$

式中 k_f 为推力系数。

根据 PMLSM 的运动学特性,可得机械运动方程为

$$F_e = M \frac{dv}{dt} + F_L + Bv \quad (3)$$

式中: F_L 为扰动,包括负载扰动、摩擦力扰动和系统外扰动等不确定性扰动的集总, N; M 为定子总质量, kg; B 为粘滞摩擦系数。

由式(2)、式(3)得到 PMLSM 的等效模型图如图 1 所示。

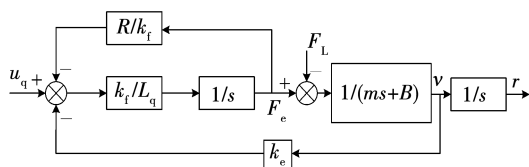


图1 PMLSM 的等效模型图

Fig. 1 Equivalent model diagram of PMLSM

其中: r 为 PMLSM 的定子位置, m; $k_e = \pi \psi_f / \tau$

为电机的反电动势常数。

1.2 PMSLM 扰动特性分析

PMSLM 的高精度轨迹跟踪受限于多种复合扰动,主要包括定位力、摩擦力、参数摄动及未建模动态。

定位力主要为齿槽力和端部力,齿槽力由于铁心开槽,破坏了气隙磁通的均匀性,因磁通畸变而产生。端部力则源于直线电机的长直开口铁心边缘断开处激发出脉振和反向磁场。

摩擦力呈现显著的静摩擦与动摩擦非线性特性。其数学模型具有强非线性和高度复杂性。且实际机械系统中常与理论模型存在偏差。

参数摄动主要受线圈温变、铁心饱和驱使,电阻、磁链、推力系数、d/q 电感等呈现建模和观测困难的复杂非线性变动,制约控制精度。

未建模的动态主要包括工艺误差(加工、装配)导致的非理想反电势,以及逆变器非线性(如死区时间)等因素,干扰电流环的动态响应与控制精度。

2 自抗扰控制器的设计

PMLSM 控制系统在运行过程中面临多种难以精确建模的内外部扰动。为此,本文采用 LADRC 策略,通过实时估计并补偿扰动分量,抑制位置跟踪误差,提升系统位置跟随精度。

2.1 系统状态方程

根据 PMLSM 数学模型并令状态变量 $x_1 = r$, $x_2 = v$ 。采用矢量控制的 $i_d = 0$ 控制方法,且 $L_d = L_q$, 可以得到 PMLSM 的位置环状态方程:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2; \\ \dot{x}_2 &= -\frac{B}{M}x_2 - \frac{F_L}{M} + \frac{3\pi\varphi_f}{2M\tau}i_q = f(t) + b_0u; \\ y &= x_1 = r. \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

根据 ADRC 控制器的思想,取系统总扰动 $x_3 = f(t)$, 则 PMLSM 系统的状态方程可表示为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2; \\ \dot{x}_2 &= -\frac{B}{M}x_2 - \frac{F_L}{M} + \frac{3\pi\varphi_f}{2M\tau}i_q = f(t) + b_0u = \\ &\quad x_3 + b_0u; \\ y &= x_1 = r. \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

在 LADRC 结构中,TD 主要用于生成输入信号的过渡过程及其微分信号。本文研究无需过渡过程和输入微分信号,故省略 TD 环节。

2.2 扩张状态观测器

位置环 ADRC 控制器中的线性扩张状态观测器表示为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{z}_1 &= z_2 + \beta_1(r - z_1); \\ \dot{z}_2 &= z_3 + \beta_2(r - z_1); \\ &\dots \\ \dot{z}_n &= z_{n+1} + \beta_n(r - z_1) + b_0 u; \\ \dot{z}_{n+1} &= \beta_{n+1}(r - z_1). \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

对于 2 阶被控对象,需要构建 3 阶扩张状态观测器,其表示为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{z}_1 &= z_2 + \beta_1(r - z_1); \\ \dot{z}_2 &= z_3 + \beta_2(r - z_1) + b_0 u; \\ \dot{z}_3 &= \beta_3(r - z_1). \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: z_1 为对输出位置信号的观测; z_2 为对输出速度信号的观测; z_3 为对总扰动的观测; b_0 为补偿因子; $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 为输出误差校正增益。

2.3 误差反馈控制率

位置环 LADRC 控制器中的线性误差反馈控制率表示为:

$$\left. \begin{aligned} u_0 &= k_1(r - z_1) + k_2(\dot{r} - z_2) + \dots + k_n(r^{(n-1)} - z_n); \\ u &= \frac{u_0 - z_{n+1}}{b_0}. \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

针对 PMLSM 的位置控制需求,可设计基于 LADRC 的误差反馈控制律为

$$u = K_p(r^* - z_1) - K_d(\dot{r}^* - z_2) - (\ddot{r}^* - z_3). \quad (9)$$

式中 r^* 为系统给定的初始位置, m 。

进一步简化设计控制器过程,令 $\dot{r}^* = \ddot{r}^* = 0$, 此时误差反馈控制率为:

$$\left. \begin{aligned} u &= \frac{u_0 - z_3}{b_0}; \\ u_0 &= K_p(r^* - z_1) - K_d z_2. \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

根据上述分析,可以得到 LADRC 控制器框图,如图 2 所示。

3 改进粒子群优化算法

3.1 标准粒子群优化算法

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法的核心机制基于对群体协作的模拟,其数学框架可概括为:在 D 维搜索空间中,算法通过维护一个包含 N 个粒子的群体进行迭代优化,每个粒子代表问题的一个解。具体而言,第 i 个粒子的位置由向量 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$ 表示,其坐标对应解的各个参数维度;粒子的移动方向和步长则由速度向量控制 $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ 。

在迭代过程中,粒子通过跟踪个体极值 ($\mathbf{P}_{besti}(t)$, 记录粒子 i 在第 t 次迭代前找到的自身最优位置) 和群体极值 ($\mathbf{G}_{best}(t)$, 记录整个群体迄今发现的全局最优位置) 这两类历史最优信息调整位置和速度,通过动态融合个体经验 (向 $\mathbf{P}_{besti}(t)$ 趋近) 与群体协作 (向 $\mathbf{G}_{best}(t)$ 趋近), 粒子持续更新速度与位置,逐步逼近问题的最优解。更新后的方程形式为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{V}_i(t+1) &= \omega \mathbf{V}_i(t) + c_1 r_1 [\mathbf{P}_{besti}(t) - \mathbf{X}_i(t)] + \\ &\quad c_2 r_2 [\mathbf{G}_{best}(t) - \mathbf{X}_i(t)]; \\ \mathbf{X}_i(t+1) &= \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1). \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中 c_1 和 c_2 是常数,称为学习因子, c_1 是粒子跟踪个体学习因子,反映粒子对自身经验的认知能力,驱动其向个体极值方向探索, c_2 是粒子跟踪群体学习因子,反映粒子对群体协作的响应能力,促使其向群体极值聚集,通常需满足 $c_1 + c_2 < 4$ 以保证算法收敛稳定性,同时引入在 $[0, 1]$ 范围内均匀分布的随机数 r_1 和 r_2 ,以保持种群的多样性。

不同于 PSO 算法,标准粒子群优化 (standard particle swarm optimization, SPSO) 算法引入 ω 惯性权重因子, ω 影响算法全局和局部搜索能力。通常在迭代初期取值较大,增强算法的全局搜索范围,避免早熟收敛;在迭代后期取值较小,降低粒子振荡幅度,加速局部精细化搜索,使算法具备更强的局部搜索能力,精确地找到最优解或者次优解,提升 PSO 算法的收敛效率。通常惯性权重从 0.9 至 0.4 进行递减变化。假设最大迭代次数为 T ,其中 ω 为

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T} \times t. \quad (12)$$

为约束搜索行为并提升收敛可控性,需对粒子的速度和位置施加边界限制:粒子位置被限制在

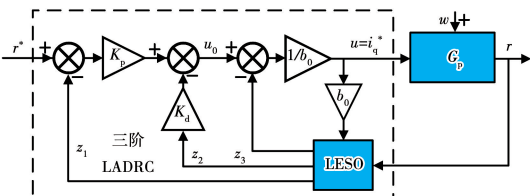


图 2 LADRC 位置控制器结构图

Fig. 2 Structure of LADRC position controller

$[X_{\min}, X_{\max}]$ 内,确保搜索始终在可行解空间内进行。粒子速度被限制在区间 $[V_{\min}, V_{\max}]$,通常设定对称边界 $V_{\max} = -V_{\min}$ 。此设计通过抑制速度幅值,避免粒子因惯性过大而跳过潜在最优区域或陷入无效振荡,降低收敛速度。此外 $V_{\max}$ 的取值需权衡全局搜索与局部搜索能力,较大 $V_{\max}$ 允许粒子快速覆盖广域,但可能降低局部精细化搜索效率;较小 $V_{\max}$ 可增强收敛稳定性,但易导致早熟收敛。

3.2 算法策略改进

在SPSO算法中,固定参数 c_1 和 c_2 易导致搜索过程陷入局部最优,且难以平衡全局搜索与局部搜索能力。针对这一缺陷,提出一种遗传算法融合改进的粒子群优化算法,首先对适应度值高于种群均值的粒子(视为潜在优质解),引入遗传算法的突变与交叉机制。然后针对算法各控制参数的改进,设计一种混沌映射的惯性权重和自适应动态调整的学习因子,实现PSO算法全局广域搜索与局部精细化搜索的时变平衡优化。

1) 交叉与突变机制。

将遗传算法的突变与交叉机制融合粒子群优化算法,具体流程如下:设定算法适应度为 $f(x)$,在第 t 次迭代时,首先计算当前种群的平均适应度值记为 $f_{\text{avg}}(t)$ 。对于适应度值高于 $f_{\text{avg}}(t)$ 的粒子 $x(t, i)$,采取以下策略:

$$\left. \begin{aligned} x(t, ii) &= \frac{R_1 \times x(t, i) + R_2 \times x(t, k)}{R_1 + R_2}, \\ &\text{如果 } f(x(t, i)) > f_{\text{avg}}(t); \\ R_1 &= \frac{\text{rand}(0, 1)}{2}; R_2 = e^{N(0, 1)}. \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

$$x(t, i) =$$

$$\begin{cases} x(t, ii), & \text{如果 } \text{fit}(x(t, ii)) < \text{fit}(x(t, i)); \\ x(t, i), & \text{其他。} \end{cases} \quad (14)$$

在所有粒子中随机选取另一粒子 $x(t, k)$,利用式(13)对 $x(t, k)$ 与 $x(t, i)$ 进行杂交与突变操作,生成新个体 $x(t, ii)$,其中引入 $\text{rand}(0, 1)$ 生成 $[0, 1]$ 区间的随机数、服从 $N(0, 1)$ 正态分布的扰动项以及欧拉常数 e 。最后,通过式(14)进行适应度择优判断,若新个体 $x(t, ii)$ 的适应度 $f(x(t, ii))$ 优于原粒子 $x(t, i)$ 的适应度 $f(x(t, i))$,则保留 $x(t, ii)$ 并替代 $x(t, i)$,否则维持原粒子不变。图3通过流程图形式直观展示了该粒子交叉变异操作的全过程。

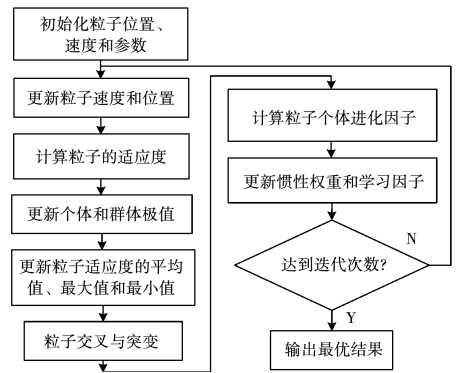


图3 改进粒子群优化算法流程图

Fig.3 Flow chart of improved particle swarm optimization algorithm

2) 混沌映射的惯性权重。

针对SPSO算法在平衡全局探索与局部开发能力方面存在的局限性,本研究引入Circle混沌映射来动态生成惯性权重,取代原有的线性递减策略。Circle映射具有的固有随机性、遍历均匀性以及内在有序性,能够为算法注入更丰富的种群多样性,并强化其在局部区域的精细搜索能力,从而有效优化了SPSO算法的整体性能。该数学表达形式如下:

$$x_{t+1} = \text{mod}(x_t + b - \frac{a}{2\pi} \times \sin(2\pi x_t), 1). \quad (15)$$

其中:控制参数 a 和 b 的典型取值分别为0.5和0.2;mod为求余函数;初始状态 $x_0 = 0.7$;状态值约束在区间 $(0, 1)$ 内。在搜索过程的初始阶段,惯性权重被设计为一种振荡变化模式。此设计旨在增强算法早期对解空间的全局探索能力。具体的惯性权重表达式为

$$\omega(t) = \omega_{\text{end}} \times [0.8 + 0.4 \times x_t \times (1 - \frac{t}{T})^2] + (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \times (1 - \frac{t}{T}). \quad (16)$$

其中: ω_{start} 为初始惯性权重,其值为0.9; ω_{end} 为终止时惯性权重,其值为0.4。

3) 自适应学习因子。

在算法迭代过程中,粒子的优劣可通过目标函数适应度进行量化评估:设当前迭代次数为 t ,第 i 个粒子的适应度为 $f_z(t, i)$,当前种群中所有粒子的最小和最大适应度分别为 $f_{\min}(t)$ 与 $f_{\max}(t)$ 。定义粒子个体进化因子 $Z(t, i)$ 以表征其进化程度,其中第 i 个粒子在第 $t+1$ 次迭代时 $Z(t+1, i)$ 的数学表达

式为

$$Z(t+1,i)=\frac{f_Z(t,i)-f_{\min}(t)}{f_{\max}(t)-f_{\min}(t)}。$$

(17)

$Z(t,i)$ 的取值范围显然在 $[0,1]$ 区间内,当第 i 个粒子在第 t 次迭代的适应度 $f_Z(t,i)=f_{\min}(t)$ 时, $Z(t,i)=0$,即表明该粒子的进化程度处于最优状态;反之, $f_Z(t,i)=f_{\max}(t)$ 时, $Z(t,i)=1$,即表明该粒子的进化程度处于最劣状态。假设最大迭代次数为 T ,可以通过 $Z(t,i)$ 设计参数改进策略,将 $Z(t,i)$ 引入学习因子的调整机制中,使其随粒子进化状态自适应变化。粒子 i 在第 $t+1$ 次迭代时的学习因子的表达式如下:

$$\left. \begin{aligned} c_1 &= 2 + 0.5 \times [1 - Z(t+1,i)] \times \sin(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{T}); \\ c_2 &= 2 - 0.5 \times [1 - Z(t+1,i)] \times \sin(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{T})。 \end{aligned} \right\}$$

(18)

3.3 改进粒子群优化算法的性能测试

为验证本文提出的改进粒子群优化算法的综合性能,选取 SPSO 算法和文献[22]中的 IPSO-GA 算法作为对比基准,采用 5 个理论最优值均为 0 的典型测试函数进行性能测试。其中 $f_1 \sim f_3$ 为单峰函数,在区域内仅有一个最优值,而 $f_4 \sim f_5$ 为多峰函数,具有多个次优值且与最优值相差很小,具有较高的寻优复杂度,即:

$$\left. \begin{aligned} f_1 &= \sum_{i=1}^D x_i^2, x \in [-100,100]; \\ f_2 &= x_1^2 + 10^6 \sum_{i=2}^D x_i^2, x \in [-10,10]; \\ f_3 &= \sum_{i=1}^D |x_i|^{i+1}, x \in [-100,100]; \\ f_4 &= \sum_{i=1}^D |x_i \sin x_i + 0.1 x_i|, x \in [-10,10]; \\ f_5 &= \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4\,000} - \prod_{i=1}^D \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1, x \in [-60,60]。 \end{aligned} \right\}$$

(19)

为确保统计有效性,实验设定测试问题维度 $D=30$ 、种群规模 $N=50$ 、最大迭代次数 $T=1\,000$,每种算法在每个测试函数上均独立运行 50 次,并基于 50 次实验的所有粒子适应度评估算法精度指标和效率指标。其中精度方面,采用平均值评估算法收敛精度;标准差衡量稳定性;最优值反映全局搜索能力。效率方面,通过分析寻优迭代过程中粒子适

应度平均值的变化曲线来反映收敛速度。最终结果如表 1 和图 4 所示。

表 1 不同测试函数的优化性能

Table 1 Optimization performance of different test functions

函数	寻优算法	平均值	标准差	最优值
f_1	SPSO	46.59	6.10	28.95
	IPSO-GA	6.20E-14	2.92E-13	2.93E-26
	改进粒子群	7.72E-27	4.48E-26	1.21E-32
f_2	SPSO	1.81	1.96	1.63E-1
	IPSO-GA	2.27E-8	9.69E-8	2.44E-21
	改进粒子群	6.25E-23	1.84E-22	4.55E-30
f_3	SPSO	1.20E+1	5.9E+1	8.53E-7
	IPSO-GA	1.57E-68	1.00E-67	8.59E-88
	改进粒子群	9.92E-83	4.62E-82	4.61E-106
f_4	SPSO	3.04E-4	2.45E-4	8.04E-5
	IPSO-GA	1.12E-3	1.68E-3	3.07E-10
	改进粒子群	1.50E-11	3.59E-11	1.62E-15
f_5	SPSO	1.42	5.35E-2	1.24
	IPSO-GA	1.89E-1	3.15E-1	9.99E-16
	改进粒子群	9.50E-3	1.05E-2	0(36%)

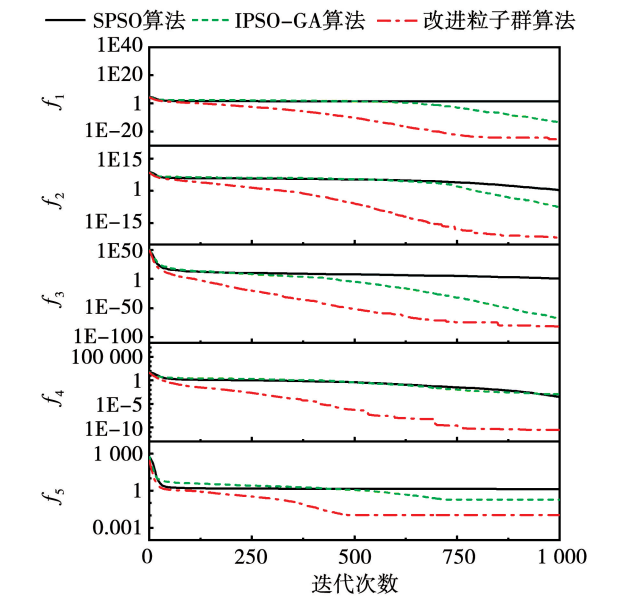


图 4 不同算法在不同测试函数寻优迭代过程中粒子适应度平均值的变化曲线

Fig.4 Change curve of the average value of particle fitness of different algorithms in different test function optimization iteration process

表 1 展示了在不同算法下对 5 个测试函数的性

能对比数据,用于评估精度。从适应度最优值分析,改进粒子群优化算法在所有函数中均展现出更优的搜索性能,最优值更小,且对于函数 $f_1 \sim f_4$,2 种算法均未能找到理论全局最优解,但在函数 f_5 测试中,仅有改进粒子群优化算法成功找到全局最优解,验证了其全局搜索能力更强。在适应度平均值、标准差方面,改进粒子群优化算法均显著小于 SPSO 算法和 IPSO-GA 算法,验证了其收敛精度更高,稳定性更优,即精度更优。

图 4 展示了 3 种算法在不同测试函数寻优迭代过程中粒子适应度平均值的变化曲线,用于评估效率。改进粒子群优化算法的各个收敛过程表现较为激进,收敛曲线迅速下降,算法在全局搜索过程中能够迅速找到最优解,收敛速度更快,即效率更高。

综上,改进粒子群优化算法相比 SPSO 算法和 IPSO-GA 算法,其精度和效率都有明显提升。

3.4 算法的目标函数和对 LADRC 寻优过程

适应度函数是衡量系统控制性能的目标函数。通过将 LADRC 参数整定转化为目标函数极值寻优问题,提出一种满足伺服系统对动态响应(如超调量、调节时间)与稳态精度(如跟踪误差)的协同优化需求,采用误差积分指标与输出响应特性的加权组合作为目标函数,即

$$J = w_1 \int_0^T t \times |e(t)| dt + w_2 \times M_p + w_3 \times \Delta p。$$

(20)

其中: w_1 、 w_2 、 w_3 为比例增益; T 为仿真时长; $e(t)$ 为位置跟踪误差; M_p 为超调量; Δp 为突加扰动下最大位置跌落量。

进一步利用改进粒子群优化算法对 LADRC 控制器的参数 $\beta_i(i=1,2,3)$ 、 K_p 、 K_d 进行优化。首先,以带宽法推导的初始参数作为粒子群初始位置,提高种群的寻优效率。其次,设定约束的搜索区间为 $\beta_1 \in [96,960]$ 、 $\beta_2 \in [15\ 360,153\ 600]$ 、 $\beta_3 \in [307\ 200,3\ 072\ 000]$ 、 $K_p \in [320,3\ 200]$ 、 $K_d \in [16,160]$ 。保证每次迭代生成或更新的粒子群参数在满足粒子的位置范围、速度范围之内,并将其赋值给系统的模型中的参数,然后运行系统得到系统的性能指标,作为粒子的适应度传回,更新个体与群体极值,之后判断是否满足终止条件,若满足则退出寻优,若不满足则对粒子进行更新操作并进行下一次迭代,最终得到最优参数。

4 仿真与结果分析

为了验证改进粒子群优化算法的工程适用性,在 MATLAB/Simulink 平台构建 PMLSM 位置-电流双闭环 LADRC 系统仿真模型。系统的位置环采用 LADRC,dq 轴电流环采用 PI 控制器。其中基于 LADRC 的 PMLSM 结构框图如图 5 所示。

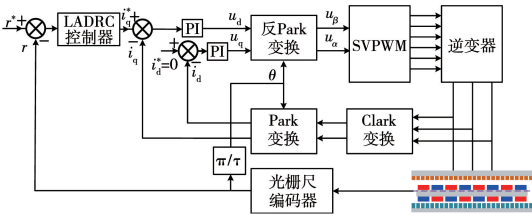


图 5 基于 LADRC 的 PMLSM 结构框图
Fig. 5 Block diagram of PMLSM with LADRC

其中通过带宽法优化的 ADRC 参数为 $\beta_1 = 480$ 、 $\beta_2 = 76\ 800$ 、 $\beta_3 = 1\ 536\ 000$ 、 $K_p = 1\ 600$ 、 $K_d = 80$ 。所用到的 PMLSM 参数如表 2 所示。

表 2 PMLSM 参数
Table 2 Parameters of PMLSM

参数	数值
额定电压 U/V	12
额定电流 I/A	6
动子质量 M/kg	5
定子电阻 R/Ω	13.279
定子电感 L/mH	8.08
永磁体磁链 Ψ _f /Wb	0.245
额定推力 F/N	220
极对数 p	4
极距 τ/mm	21
额定行程 x/mm	150

4.1 算法寻优仿真结果

在 MATLAB/Simulink 平台上分别采用 SPSO 算法、IPSO-GA 算法与改进粒子群优化算法对 LADRC 参数进行自整定,对比分析改进算法的参数性能优势。图 6 为算法优化 LADRC 参数得到的粒子适应度的变化曲线,图 7 为算法优化得到的 LADRC 参数 $\beta_i(i=1,2,3)$ 、 K_p 、 K_d 的变化曲线。
仿真结果表明在 PMLSM 工况下,改进粒子群优化算法的粒子适应度更小,性能更优。

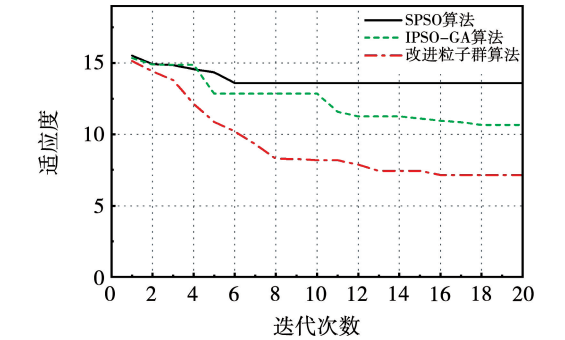


图 6 算法优化 LADRC 各参数的粒子适应度曲线

Fig. 6 Particle fitness curve for algorithm optimization of various parameters in LADRC

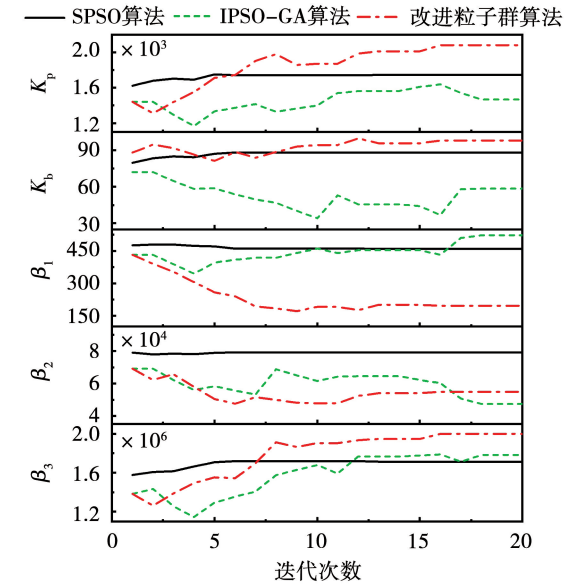


图 7 算法优化 LADRC 各参数的变化曲线

Fig. 7 Variation curves of LADRC parameters optimized by algorithm

由图 7 可知,SPSO 算法整定的参数如下:

$$\left. \begin{aligned} K_p &= 1.09 \times \omega_c^2; \\ K_d &= 1.10 \times 2\omega_c; \\ \beta_1 &= 0.96 \times 3\omega_o; \\ \beta_2 &= 1.03 \times 3\omega_o^2; \\ \beta_3 &= 1.11 \times \omega_o^3. \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

IPSO-GA 算法整定的参数如下:

$$\left. \begin{aligned} K_p &= 0.92 \times \omega_c^2; \\ K_d &= 0.73 \times 2\omega_c; \\ \beta_1 &= 1.09 \times 3\omega_o; \\ \beta_2 &= 0.62 \times 3\omega_o^2; \\ \beta_3 &= 1.16 \times \omega_o^3. \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

改进粒子群优化算法整定的参数如下:

$$\left. \begin{aligned} K_p &= 1.30 \times \omega_c^2; \\ K_d &= 1.22 \times 2\omega_c; \\ \beta_1 &= 0.41 \times 3\omega_o; \\ \beta_2 &= 0.71 \times 3\omega_o^2; \\ \beta_3 &= 1.30 \times \omega_o^3. \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

4.2 空载条件下位置突变仿真

本节对比分析了基于不同参数整定方法控制 PMLSM 的仿真结果,所采用的方法包括带宽法、SPSO 算法、IPSO-GA 算法与改进粒子群优化算法,对 PMLSM 在空载条件下位置突变和恒定位置下突加负载 2 种工况下的位置和速度信号进行对比,证明算法的有效性。

仿真条件:电机启动后给定 20 mm 的阶跃位置指令,在 0.5 s 时给定位置突变为 40 mm,对采用改进粒子群优化算法整定 LADRC 系统参数的 PMLSM 进行跟踪性能验证。不同参数整定方式下的位置响应如图 8 所示,位置响应的性能指标如表 3 所示,位置响应误差如图 9 所示。

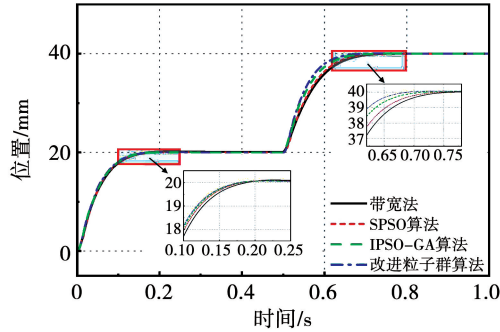


图 8 空载启动下位置响应曲线

Fig. 8 Position response curve under no-load start-up

表 3 空载启动下不同参数整定方式的性能指标

Table 3 Performance indexes of different parameter setting methods under no-load start-up

参数整定算法	初始响应时间/s	位置突变后调节时间/s
带宽法	0.152	0.173
SPSO 算法	0.146	0.161
IPSO-GA 算法	0.144	0.144
改进粒子群算法	0.142	0.130

由图 8 所示,采用改进粒子群优化算法整定参数后,PMLSM 的位置阶跃响应较平滑,且初始响应时间最短,在 0.142 s 时到达期望位置,比 IPSO-GA

算法短 0.002 s,比 SPSO 算法短 0.004 s,比带宽法短 0.010 s。

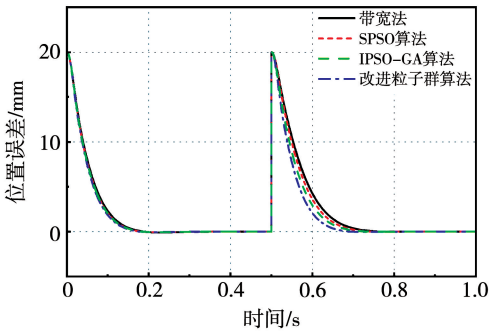


图 9 空载启动下位置误差曲线

Fig. 9 Position error curve under no-load start-up

由图 9 所示,当 0.5 s 时给定位置阶跃至 40 mm,采用改进粒子群优化算法整定参数后,PMLSM 的位置突变调节时间最短,在 0.63 s 达到稳态,比 IPSO-GA 算法短 0.014 s,比 SPSO 算法短 0.031 s,比带宽法短 0.043 s,证明其跟踪性能更优,同时稳态性能良好,无稳态误差。

4.3 恒定位置下突加负载仿真

仿真条件:在空载条件下给定阶跃位置信号启动,并于进入稳态后,突加 50 N 的负载,对采用改进粒子群优化算法整定 LADRC 系统参数的 PMLSM 进行抗干扰性能验证。不同参数整定方式下的位置响应误差如图 10 所示,位置响应性能指标对比如表 4 所示,速度响应如图 11 所示。采样周期设为 10 μs。

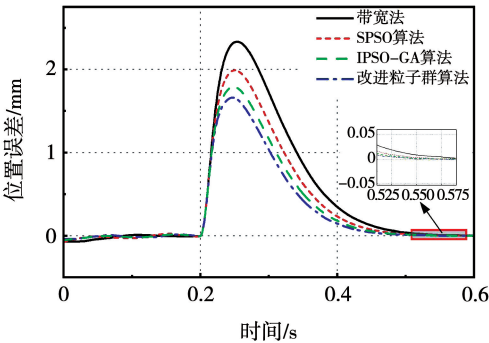


图 10 突加负载下位置误差曲线

Fig. 10 Position error curve under sudden load

由图 10、图 11 所示,在突加阶跃负载工况下,采用改进粒子群优化算法整定参数后,PMLSM 的位置降落最小,最大位置误差仅为 1.66 mm,分别较

IPSO-GA 算法、SPSO 算法和带宽法小 0.13、0.33 和 0.67 mm。且突加扰动后的位置和速度恢复时间最短,约为 0.142 s,分别较 IPSO-GA 算法、SPSO 算法和带宽法缩短 0.009、0.021 和 0.039 s,证明其抗扰性能更优,同时稳态性能良好,无稳态误差。

表 4 突加负载下不同整定方式的位置响应性能指标

Table 4 Position response performance indexes of different setting methods under sudden load

参数整定算法	突加负载后调节时间/s	最大位置误差/mm
带宽法	0.181	2.33
SPSO 算法	0.163	1.99
IPSO-GA 算法	0.151	1.79
改进粒子群算法	0.142	1.66

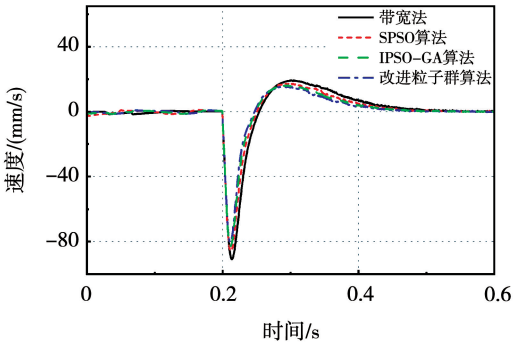


图 11 突加负载下速度曲线

Fig. 11 Velocity curve under sudden load

因此,由仿真结果得出,采用改进粒子群优化算法整定 LADRC 系统参数后,PMLSM 的跟踪性能和抗扰性能优于 IPSO-GA 算法、SPSO 算法和带宽法,且调节时间更短,稳态性能良好。

5 实验验证

本章在仿真验证的基础上,在永磁同步直线电机控制实验平台上对上述提出的算法进行软件程序调试。搭建的 PMLSM 实验平台如图 12 所示。实验平台主要由 PMLSM 样机、光栅尺编码器、电机驱动控制器和上位机组成,样机参数与上述仿真电机参数相同。光栅尺编码器采用精度为 1 μm,对电机进给方向的位移和速度进行反馈。位置环采样频率为 1 kHz,电流环采样频率为 10 kHz,与功率模块的 IG-BT 开关频率(10 kHz)及死区时间(1.5 μs)协同匹配,主控芯片为 STM32F407ZE。

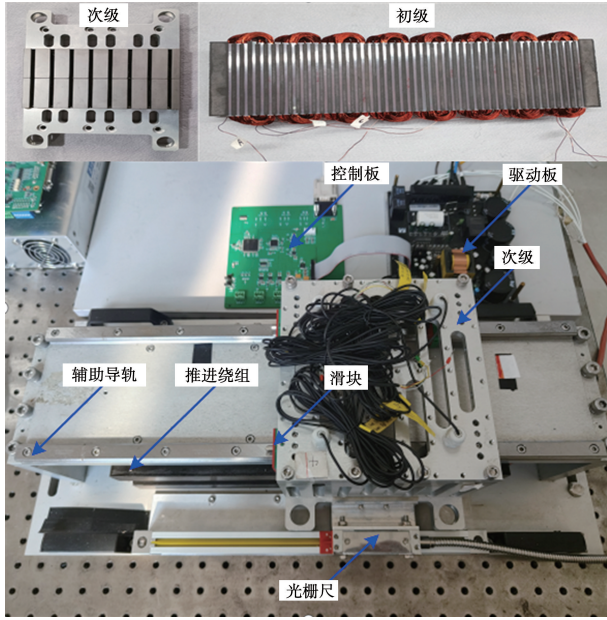


图 12 PMLSM 样机结构

Fig. 12 Prototype structure of PMLSM

5.1 算法寻优实验结果

在实验平台上分别采用 SPSO 算法、IPSO-GA 算法与改进粒子群优化算法对 LADRC 系统参数进行自整定,对比分析改进算法的性能优势。图 13 为算法优化 LADRC 参数得到的粒子适应度的变化曲线,图 14 为算法优化得到的 LADRC 参数 β_i ($i=1, 2, 3$)、 K_p 、 K_d 的变化曲线。

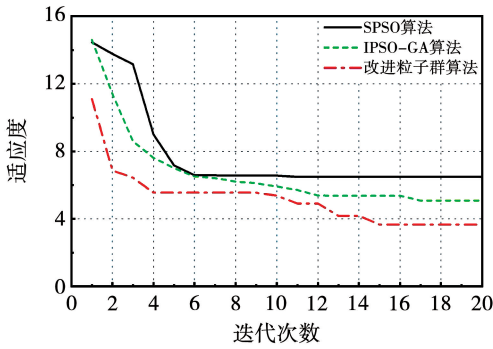


图 13 算法优化 LADRC 各参数的粒子适应度曲线

Fig. 13 Particle fitness curve for algorithm optimization of various parameters in LADRC

实验结果表明在 PMLSM 工况下,改进粒子群优化算法的适应度更小,性能更优。

由图 14 可知,SPSO 算法整定的参数如下:

$$\left. \begin{aligned} K_p &= 0.90 \times \omega_c^2; \\ K_d &= 0.93 \times 2\omega_c; \\ \beta_1 &= 1.02 \times 3\omega_0; \\ \beta_2 &= 0.94 \times 3\omega_0^2; \\ \beta_3 &= 1.01 \times \omega_0^3. \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

IPSO-GA 算法整定的参数如下:

$$\left. \begin{aligned} K_p &= 1.57 \times \omega_c^2; \\ K_d &= 0.56 \times 2\omega_c; \\ \beta_1 &= 0.50 \times 3\omega_0; \\ \beta_2 &= 1.06 \times 3\omega_0^2; \\ \beta_3 &= 1.32 \times \omega_0^3. \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

改进粒子群优化算法整定的参数如下:

$$\left. \begin{aligned} K_p &= 1.29 \times \omega_c^2; \\ K_d &= 0.67 \times 2\omega_c; \\ \beta_1 &= 0.96 \times 3\omega_0; \\ \beta_2 &= 1.15 \times 3\omega_0^2; \\ \beta_3 &= 0.85 \times \omega_0^3. \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

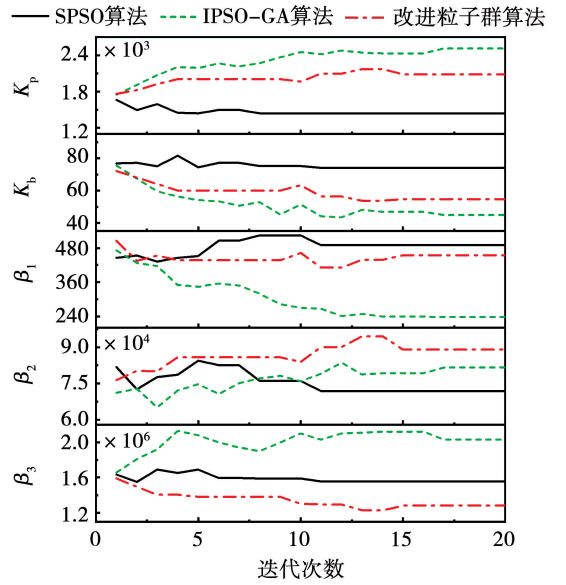


图 14 算法优化 LADRC 各参数的变化曲线

Fig. 14 Variation curves of LADRC parameters optimized by algorithm

5.2 空载条件下位置突变实验

本节对比分析了基于不同参数整定方法控制 PMLSM 的实验结果,所采用的方法包括带宽法、SPSO 算法、IPSO-GA 算法以及改进粒子群优化算法,对 PMLSM 在空载条件下位置突变和恒定位置下突加负载 2 种工况下的位置和速度信号进行对比,证明算法的有效性。

实验条件:电机启动后给定 20 mm 的阶跃位置指令,在 0.5 s 时给定位置突变为 40 mm,对采用改进粒子群优化算法整定 LADRC 系统参数的 PMLSM 进行跟踪性能验证。不同参数整定方式下的位置响

应如图 15 所示,位置响应的性能指标如表 5 所示,位置响应误差如图 16 所示。

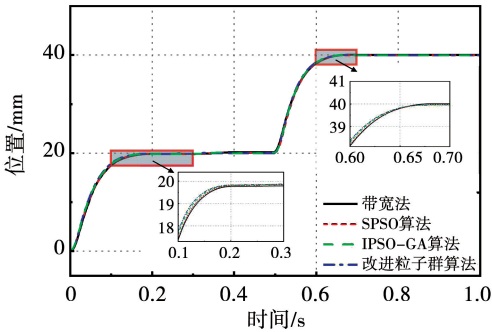


图 15 空载启动下位置响应曲线

Fig. 15 Position response curve under no-load start-up

表 5 空载启动下不同参数整定方式的性能指标
Table 5 Performance indexes of different parameter setting methods under no-load start-up

参数整定算法	初始响应时间/s	位置突变后调节时间/s
带宽法	0.170	0.139
SPSO 算法	0.165	0.138
IPSO-GA 算法	0.161	0.137
改进粒子群算法	0.157	0.135

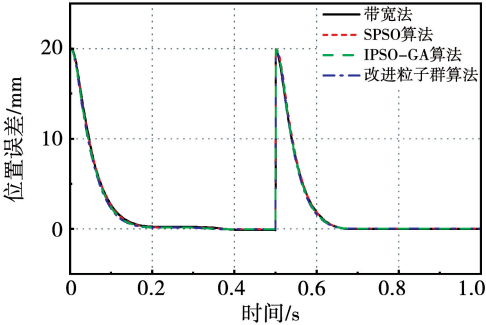


图 16 空载启动下位置误差曲线

Fig. 16 Position error curve under no-load start-up

由图 15 所示,采用改进粒子群优化算法整定参数后,PMLSM 的位置响应较平滑,且响应时间最短,在 0.157 s 时到达期望,分别较 IPSO-GA 算法、SPSO 算法和带宽法短 0.004、0.008 和 0.013 s。

由图 16 所示,当 0.5 s 时给定位置阶跃至 40 mm,采用改进粒子群优化算法整定参数后,PMLSM 的位置突变调节时间最短,在 0.635 s 达到稳态,比 IPSO-GA 算法短 0.002 s,比 SPSO 算法短 0.003 s,比带宽法短 0.004 s,证明其跟踪性能更优,

同时稳态性能良好,无稳态误差。

5.3 恒定位置下突加负载实验

实验条件:在空载条件下给定阶跃位置信号启动,并于进入稳态后,突加 50 N 的负载,对采用改进粒子群优化算法整定 LADRC 系统参数的 PMLSM 进行抗干扰性能验证。不同参数整定方式下的位置响应误差如图 17 所示,位置响应性能指标对比如表 6 所示,速度响应如图 18 所示。

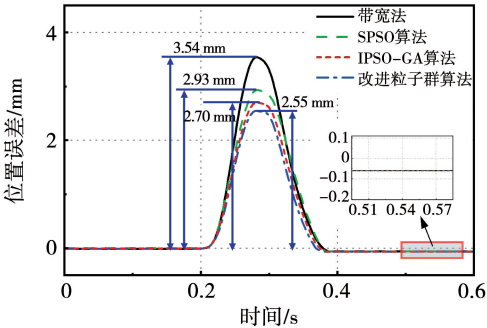


图 17 突加负载下位置误差曲线

Fig. 17 Position error curve under sudden load

表 6 突加负载下不同整定方式的位置响应性能指标
Table 6 Position response performance indexes of different setting methods under sudden load

参数整定算法	突加负载后调节时间/s	最大位置误差/mm
带宽法	0.180	3.54
SPSO 算法	0.178	2.93
IPSO-GA 算法	0.175	2.70
改进粒子群算法	0.169	2.55

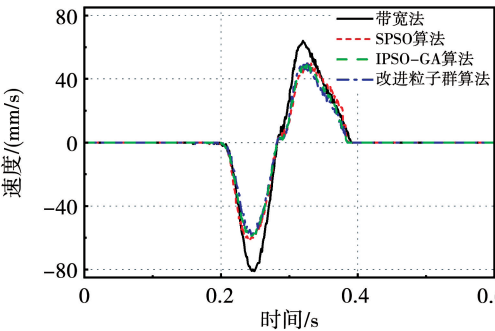


图 18 突加负载下速度曲线

Fig. 18 Velocity curve under sudden load

由图 17、图 18 所示,在突加阶跃负载工况下,采用改进粒子群优化算法整定参数后,PMLSM 的位置降落最小,最大位置误差仅为 2.55 mm,分别较

IPSO-GA 算法、SPSO 算法和带宽法小 0.15、0.38 和 0.99 mm。且突加扰动后的位置和速度恢复时间最短,约为 0.169 s,分别较 IPSO-GA 算法、SPSO 算法和带宽法缩短 0.006、0.009 和 0.011 s,证明其抗扰性能更优,同时稳态性能良好,无明显稳态误差。

因此,采用改进粒子群优化算法整定 LADRC 系统参数后,PMLSM 的跟踪性能和抗扰性能优于 IPSO-GA 算法、SPSO 算法和带宽法,且调节时间更短,稳态性能良好。该结论与仿真结果相符。

6 结 论

针对 LADRC 系统参数整定困难影响 PMLSM 抗扰性能的问题,本文提出一种融合遗传算法与改进粒子群优化算法的参数整定策略。通过理论分析、仿真与实验研究得出如下结论:

1)所提改进粒子群优化算法有效改善 PSO 算法易陷入局部最优的问题,其收敛效率更高、稳定性更优、全局搜索能力更强。

2)该策略不仅缩短了 PMLSM 的启动时间,同时在负载扰动下减少了恢复时间与位置降落量,显著增强了系统的动态响应速度和抗干扰性能,同时稳态性能良好。

参 考 文 献:

[1] 方馨,王丽梅,张康. 基于扰动观测器的永磁直线电机高阶非奇异快速终端滑模控制[J]. 电工技术学报, 2023, 38(2): 409.

FANG Xin, WANG Limei, ZHANG Kang. High order nonsingular fast terminal sliding mode control of permanent magnet linear motor based on disturbance observer[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(2): 409.

[2] 李争,安金峰,肖宇,等. 基于自适应观测器的永磁同步直线电机模型预测控制系统设计[J]. 电工技术学报, 2021, 36(6): 1190.

LI Zheng, AN Jinfeng, XIAO Yu, et al. Design of model predictive control system for permanent magnet synchronous linear motor based on adaptive observer[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(6): 1190.

[3] 陈旭,皇金锋,李聪林. 双极性直流微电网的改进型高阶滑模自抗扰控制[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(9): 111.

CHEN Xu, HUANG Jinfeng, LI Conglin. Improved high-order sliding mode active disturbance rejection control for bipolar DC microgrids[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(9): 111.

[4] KANG Kai, WANG Mingyi, CUI Jianxin, et al. Improved adap-

tive linear active disturbance rejection control for precise position control in permanent magnet linear synchronous motor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(2): 1795.

[5] ZHUANG Shanlin, LI Jiachen, WANG Haolin. Multi-channel phase-compensated active disturbance rejection control with an improved backstepping strategy for electro-optical tracking systems[J]. Actuators, 2024, 13(3): 117.

[6] HAN J Q. From PID to active disturbance rejection control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(3): 900.

[7] 滕伟,柳亦兵,穆海华. 光刻机工作台超精密运动与同步控制[J]. 机械工程学报, 2011, 47(11): 185.

TENG Wei, LIU Yibing, MU Haihua. Ultra-precision motion control and synchronization control for stage of lithography[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(11): 185.

[8] 罗品奎,金建新,李小平. 双直线电机驱动的 H 型运动平台同步控制研究[J]. 机械制造与自动化, 2013, 42(6): 158.

LUO Pinkui, JIN Jianxin, LI Xiaoping. Research on dual linear motor synchronous control in H-type stage[J]. Mechanical Manufacturing and Automation, 2013, 42(6): 158.

[9] JIANG Ning, CAO Ruiwu, WANG Kai. Cascaded active disturbance rejection control strategy for linear flux-switching permanent magnet motors[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(1): 1396.

[10] FU Caifen, TAN Wen. Linear active disturbance rejection control for processes with time delays: IMC interpretation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 16606.

[11] ZHOU Rong, TAN Wen. Analysis and tuning of general linear active disturbance rejection controllers[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(7): 5497.

[12] CHENG Zhenxing, ZHONG Chengbao, LI Liyi, et al. Adaptive hybrid active disturbance rejection speed control for vehicle PMSM electric propulsion system under uncertain disturbances[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2025, 40(4): 2870.

[13] 董家臣,高钦和,陈志翔,等. 考虑电流环动态响应的永磁直线同步电机新型线性自抗扰控制[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(8): 2436.

DONG Jiachen, GAO Qinhe, CHEN Zhixiang, et al. New LADRC design for permanent magnet linear synchronous motor considering dynamic response of current loop[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2436.

[14] FRANK J, GOFORTH. On motion control design and tuning techniques[C]// Proceedings of the 2004 American Control Conference, January 1, 2004, Cleveland, American. 2004: 716-721.

[15] DU Chao, YIN Zhonggang, ZHANG Yanping, et al. Research on active disturbance rejection control with parameter autotune mechanism for induction motors based on adaptive particle swarm optimization algorithm with dynamic inertia weight[J]. IEEE

Transactions on Power Electronics, 2019, 34(3): 2841.

[16] LIU Anming, YANG Kai, JIANG Feng, et al. Research on improved active disturbance rejection control of PMSM based on a novel parameter tuning algorithm[C]// 2018 21st International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), October 7 – 10, 2018, Jeju, Korea (South). 2018: 2812 – 2816.

[17] ABDALLA M A, YANG G, HUANG C. Performance comparison active disturbance rejection control tuned by particle swarm optimization technique and gravitational search algorithm based load frequency control[C]// The 16th IET International Conference on AC and DC Power Transmission (ACDC 2020), September 15, 2021, Online Conference. 2021: 2128 – 2134.

[18] LI Ren, PAN Hui, GE Hao. Active disturbance rejection control of boiler-turbine unit based on improved firefly algorithm[C]// 2021 6th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), September 17 – 20, 2021, Shanghai, China. 2021: 434 – 438.

[19] ZHANG Hui, WANG Yuyuan, ZHANG Guowang, et al. Research on LADRC strategy of PMSM for road-sensing simulation based on differential evolution algorithm[J]. Power Electron, 2020, 20(4): 958.

[20] SUN Xiaodong, XIONG Yefei, YAO Ming, et al. A unified control method combined with improved TSF and LADRC for SRMs using modified grey wolf optimization algorithm[J]. ISA Transactions, 2022, 131: 662.

[21] YIN Zhonggang, DU Chao, LIU Jing, et al. Research on auto-disturbance-rejection control of induction motors based on an ant colony optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(4): 3077.

[22] YANG Zebin, LU Chengling, SUN Xiaodong, et al. Study on active disturbance rejection control of a bearingless induction motor based on an improved particle swarm optimization-genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021, 7(2): 694.

(编辑:朱美华)