

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519851

多策略改进黑翅鸢算法的 PMSM 自抗扰控制^{*}王 旭^{1,2} 马家庆^{1,2} 陈昌盛^{1,2} 何志琴^{1,2} 吴钦木^{1,2}

(1. 贵州大学电气工程学院 贵阳 550025; 2. 贵州省新型电力系统运行控制全省重点实验室 贵阳 550025)

摘要: 为了更高效、精确地控制应用于电子测量领域的永磁同步电机(PMSM),针对 PMSM 的非线性自抗扰控制参数多、整定困难以及传统非线性函数抖振等问题,提出了多策略改进黑翅鸢算法(MBKA)的自抗扰控制器(ADRC)。首先在原有黑翅鸢算法(BKA)基础上使用混沌映射初始化种群,使用纵横交叉策略和自适应柯西-高斯游走改进位置更新过程,所提改进策略在测试函数上表现均最优,最后将多策略改进黑翅鸢算法用于优化自抗扰控制器,在对 ADRC 进行 Sobol 参数敏感性分析后挑选出待优化参数,使用改进后的黑翅鸢算法优化自抗扰控制器参数收敛速度更快,跃出局部空间能力更强。将改进策略用于 PMSM 电机 FOC 控制时电机电流谐波更少、系统效率更高、动态响应更快、抗扰性能更优。

关键词: 黑翅鸢算法;自抗扰控制;永磁同步电机;参数优化

中图分类号: TN876.3; TM341; TP273+.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8010

PMSM active disturbance rejection control of multi strategy
improved black-winged kite algorithmWang Xu^{1,2} Ma Jiaqing^{1,2} Chen Changsheng^{1,2} He Zhiqin^{1,2} Wu Qinmu^{1,2}

(1. The Electrical Engineering College, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2. Guizhou Provincial Key Laboratory of New-Type Power Systems Operation and Control, Guiyang 550025, China)

Abstract: To achieve more efficient and precise control of permanent magnet synchronous motors (PMSM) in the field of electronic measurement, an active disturbance rejection controller (ADRC) based on the multi-strategy improved black kite algorithm (MBKA) was proposed to address the challenges of PMSM, such as numerous nonlinear active disturbance rejection control parameters, difficult tuning, and chattering issues in traditional nonlinear functions. First, the original black kite algorithm (BKA) was enhanced by initializing the population with chaotic mapping and improving the position update process using the cross-over and mutate strategy and adaptive Cauchy-Gaussian walk. The proposed improvements demonstrated optimal performance on test functions. Subsequently, the multi-strategy improved black kite algorithm was applied to optimize the ADRC. After conducting a Sobol parameter sensitivity analysis on the ADRC, the parameters to be optimized were selected. The improved black kite algorithm achieved faster convergence of ADRC parameters and stronger capability to escape local optima. When the improved strategy was applied to PMSM motor field-oriented control (FOC), the motor current harmonics were reduced, system efficiency improved, dynamic response accelerated, and disturbance rejection performance enhanced.

Keywords: black-winged kite algorithm; active disturbance rejection control; permanent magnet synchronous motor; parameter optimization

0 引言

在现代电子测量技术领域,精密扫描平台、定长采样机构、测试夹具位移、探头计量以及被测件供送均依赖电机作

为动力传动部件,其驱动的稳定性和抗扰性能、精细调速和高精度速度控制能力,直接决定测量产线的测试效率、数据可靠性与重复精度。永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)兼具高效率、高功率密度和优

收稿日期:2025-09-14

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62163006, 52267003)、贵州省科技厅计划项目(QKHCG-LH[2024]Z028)、贵州省科技厅支撑计划项目(QKHZ[2023]G096, QKHZ[2023]G179)、贵州省重大专项(QKHP-SSYS[2025]Z010)资助

异的动态响应特性,配合无超调的自抗扰控制(active disturbance rejection control, ADRC)策略,可实现纳米级定位与微转差速度跟踪,已成为电子测量设备伺服扫描与超精密定位系统的首选动力核心。然而,PMSM 的非线性、强耦合和参数变化等特点给其控制带来了挑战。从输入输出角度出发,比例积分微分(proportion integration differentiation, PID)控制由于结构简单维护方便易于在软硬件端实现而广泛用于 PMSM 控制。但是对于一些具有高精度和高稳定性控制需求的场合,其“根据误差消除误差”的机理,容易产生较大超调,内外干扰无法抑制和补偿。

针对 PID 控制的缺点,Han^[1]于 20 世纪 90 年代提出了 ADRC 控制,线性自抗扰控制器在有限带宽内抗扰性能较差^[2],非线性 ADRC 因其对系统参数变化和外部扰动具有很好的鲁棒性而被广泛研究,因其基于扰动抑制扰动,将内部和外部扰动共同估计补偿的原理,在运动控制和电机控制领域应用广泛。然而尽管 ADRC 控制器性能优异,传统非线性反馈的 ADRC 的观测器和控制律中使用的非线性函数原点附近增益变化过快导致的抖振问题极大地影响系统性能^[3-5],且 ADRC 中繁多的参数造成的整定困难等问题限制了其在实际应用中的表现^[6]。

针对参数多的问题,部分学者^[7-8]采用带宽法进行工程整定,但带宽法整定参数较为粗略,系统鲁棒性和稳定性达不到精确控制的目标,鉴于工程整定困难的问题,一些学者将控制系统视为非线性函数,并用各种优化算法寻找其最优参数。使用传统优化算法如粒子群算法^[9-10](particle swarm optimization, PSO),遗传算法^[11](genetic algorithm, GA)等优化参数,但传统优化算法存在收敛速度较慢、搜索精度较低、搜索次数较大等问题,针对传统优化算法出现的问题^[12],近年来诞生了各种新智能算法优化方法并用于控制器参数优化:如根据鲸鱼种群特征建立的鲸鱼优化算法^[13-15](whale optimization algorithm, WOA),根据灰狼捕食行为和群体机制建立的灰狼优化算法^[16](grey wolf optimization, GWO),根据麻雀觅食特性建立的麻雀搜索算法^[17](sparrow search algorithm, SSA)以及本文所采用的黑翅鸢算法^[18](black-winged kite algorithm, BKA)等,这些算法应用于 ADRC 参数整定效果明显,但都存在一定的局限性,包括但不限于控制器切换不同非线性函数时优化效果不稳定、算法种群初始化质量差、搜索效率低、全局和局部最优问题难以调和等问题^[19-20]。BKA-ADRC 的方法尽管搜索速度更快,精度更高但在实际黑箱参数整定时也存在上述问题。对于新智能算法优化方法的初始序列生成,Mou 等^[21]提出 Tent-Logistic-Cosine 混沌映射用来产生混沌随机序列,其结合了各混沌映射的优点,克服低维混沌的不足,且与高维混沌相比,复杂度更低。杨闯等^[22]使用纵横交叉策略运用到正余弦算法中,显著提高了算法的收敛速度和全局搜索能力,杨志龙等^[23]使用 Cauchy-Gaussian 扰动运用到蜣螂优化算法,弥补了柯西扰

动对异常值敏感、灵活性差和数据覆盖率低和高斯扰动跳跃步长小全局搜索能力差的问题。受以上方法启发,本文使用近年热门且性能极强的 BKA 算法,并创新性地提出一种基于多策略改进的黑翅鸢算法(multi-strategy black-winged kite algorithm, MBKA)。

原始 BKA 算法由 Wang 等^[18]于 2024 年提出,BKA 以其独特的搜索机制和快速收敛性能受到关注,但其使用随机数初始化的随机性和均匀性会影响算法性能,且 BKA 全局搜索和局部搜索是分阶段进行的,一个阶段搜索能力会影响另一个阶段,这导致在有些非线性函数上搜索能力有限。为满足 BKA 应用于 ADRC 控制时搜索速度要求并保证寻优参数精度,本研究结合前文提到的最新智能算法改进方法,创新性地将 BKA 算法随机数初始化替换为 Tent-Logistic-Cosine 混沌映射,在攻击阶段加入纵横交叉策略增强全局寻优能力,在迁徙阶段使用自适应柯西-高斯扰动用于改善其局部寻优能力差的问题。

为了该算法能在 MCU 平台上轻量化实现,本研究在 ADRC 原有参数基础上进行参数敏感性分析剔除部分不敏感参数。最后使用标准测试函数验证算法性能,将 MBKA 应用于 PMSM-ADRC 控制系统,以提高电机抗干扰能力、稳定性和快速性,并与 4 种算法整定的控制器对比实验分析验证本文所提策略的性能。

1 永磁同步电机磁场定向控制数学模型

PMSM 磁场定向控制使用正弦控制器减少电流波形中的噪声和谐波,相较于非正弦波控制,正弦波磁场定向控制可以直接控制转矩实现最大的扭矩输出,PMSM 转子采用隐极内转子结构,内置永磁体和电机壳具有极高电阻值,因此可以忽略转子永磁体产生的感应电流,无需对阻尼器绕组进行建模。在不考虑电枢磁场反应、涡流损耗和铁芯饱和的影响,同时假设 PWM 的电子开关元件工作在理想条件下。在以上简化假设下,经过 Clarke 变换从自然坐标系到两相坐标系,再经过 Parke 变换到旋转坐标系可以得到 PMSM 旋转坐标系下电压电流关系:

$$\begin{cases} u_d = Ri_d + L_d \frac{d}{dt}i_d - \omega_e L_q i_q \\ u_q = Ri_q + L_q \frac{d}{dt}i_q + \omega_e (L_d i_d + \psi_f) \end{cases} \quad (1)$$

式中: L_d 和 L_q 为 dq 轴电感, ω_e 为转子的电角速度, ψ_f 是永磁体产生的磁链。由式(1)和电磁转矩定义知电磁转矩方程为:

$$T_e = \frac{3}{2} p_n i_q [i_d (L_d - L_q) + \psi_f] \quad (2)$$

式中: T_e 为电磁转矩; p_n 为 PMSM 极对数;本文使用的表贴式电机定子电感满足 $L_d = L_q = L_s$, L_s 为相电感。图 1 为 PMSM 磁场定向控制框图,虚线框内为 ADRC 转速控制器,包括 PI 电流环、坐标变换、空间矢量脉宽调制(space

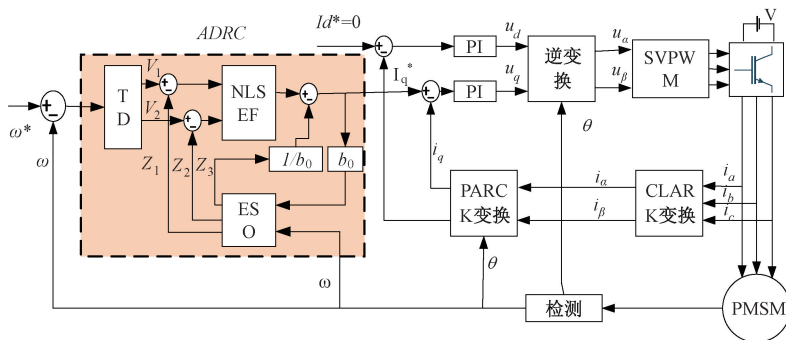


图 1 永磁同步电机 ADRC 控制系统结构

Fig. 1 Structure of the ADRC control system for PMSM

vector pulse width modulation, SVPWM) 等环节。

2 ADRC 系统与参数敏感性分析

ADRC 的设计将系统外扰动及未建模误差视为总干扰,通过扩张状态观测器(expansion state observer, ESO)环节进行观测和补偿^[24]。同时,非线性状态误差反馈(nonlinear state error feedback, NLSEF)环节负责比较目标信号与跟踪微分器(tracking differentiator, TD)的差值以及系统输出与 ESO 的差值,生成相应的控制信号。ADRC 系统结构如图 1 虚线框内所示。

在自抗扰控制中,TD 实现对目标信号的快速且无超调跟踪。在永磁电机的控制应用中,TD 的输入信号为电机的角速度设定值 ω_{ref} ,其中 $\omega_{ref} = 2\pi n_{ref}$, n_{ref} 为给定的转速。控制器的输出即施加于永磁电机的控制信号 i_q^* ,而输出变量为无刷直流电机的实际角速度 ω 。

得益于观测扰动来抑制扰动的设计,ADRC 控制器能够有效地处理系统中的不确定性和扰动,提高系统的动态响应和稳定性。这种控制器特别适用于那些对扰动敏感或者模型不确定性较高的系统,如永磁同步电机的精确控制。

2.1 跟踪微分器设计

用输入减去输出计算误差的方法通常会导致控制效果变差,例如阶跃指令包含了控制时不希望出现的高频信号。TD 为输入信号安排了一个过渡过程,而本文使用的二阶 TD 提供了过渡信号和过渡信号的微分,其离散形式为:

$$\begin{cases} u(k) = -r \cdot \text{sgn}(v_1(k) - v_0(k) + \frac{v_2(k) |v_2(k)|}{2r}) \\ v_1(k+1) = v_1(k) + h v_2(k) \\ v_2(k+1) = v_2(k) - h u(k), |u(k)| \leq r \end{cases} \quad (3)$$

式中: v_1 为输入跟踪信号, v_0 为跟踪的输入信号, v_2 为 v_1 的差分信号, r 为速度因子, h 为积分步长, $u(k)$ 为最速控制函数用于快速跟随输入信号且能避免超调。

2.2 扩展状态观测器设计

ESO 主要功能是估计系统状态和总扰动,包括未知干

扰和未建模动态。这种观测器主要用于解决难以建立精确数学模型的复杂系统,因其不需要系统的精确参数,而是通过观测系统的输入和输出关系实时估计系统状态和扰动。

三阶 ESO 设为一个含额外扰动状态的系统。对于一个一般的三阶系统,其状态方程可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{e} = z_1 - \omega \\ \dot{z}_1 = z_2 - \beta_{01}e \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_{02}e + b_0u \\ \dot{z}_3 = -\beta_{03}e \end{cases} \quad (4)$$

式中: e 是观测误差, z_1 是电机角速度观测值, z_2 是角速度微分观测值, z_3 是总扰动的估计, y 是系统的期望输出或实际输出, β_{01} , β_{02} 和 β_{03} 是观测器的增益参数, b_0 是扰动补偿因子, u 是控制输入。

为进一步改进 ADRC 的性能本研究使用非线性三阶扩张状态观测器进行设计,非线性函数采用 fal 函数,表示为:

$$\text{fal}(e, \alpha, \delta) = \begin{cases} |e|^\alpha \text{sgn}(e), & |e| > \delta \\ \frac{e}{\delta^{1-\alpha}}, & |e| \leq \delta \end{cases} \quad (5)$$

式中: e 为偏差信号; α 为非线性因子,一般取 0~1 的常数; δ 为滤波因子。

非线性反馈的三阶扩张状态观测器离散算法表示为:

$$\begin{cases} e = z_1(k) - \omega(k) \\ z_1(k+1) = z_1(k) + h[z_2(k) - \beta_{01}e] \\ z_2(k+1) = z_2(k) + h[z_3(k) - \beta_{02}\text{fal}(e, \alpha_1, \delta) + b_0u] \\ z_3(k+1) = z_3(k) - h\beta_{03}\text{fal}(e, \alpha_2, \delta) \end{cases} \quad (6)$$

式中: h 为采样步长; α_1 取 0.5; α_2 取 0.25; δ 取 0.01; β_{01} , β_{02} , β_{03} 分别为 ESO 的 3 个可调非线性增益参数。

2.3 非线性状态误差反馈设计

ADRC 通过构建非线性误差反馈控制律实现了对误差信号的非线性组合。本文使用的二阶 NLSEF 表达式为:

$$\begin{cases} e_{21}(k+1) = x_1(k) - z_1(k) \\ e_{22}(k+1) = x_2(k) - z_2(k) \\ U(k+1) = U_0(k+1) - z_3/b_0 \\ U_0(k+1) = \beta_{21} \text{fal}(e_{21}(k), \alpha_{21}, \delta_{21}) + \\ \beta_{22} \text{fal}(e_{22}(k), \alpha_{22}, \delta_{22}) \end{cases} \quad (7)$$

式中: x_1 和 x_2 为 TD 输出的参考信号; e_{21} 和 e_{22} 分别是 x_1 和 x_2 与 ESO 观测系统输出信号跟踪值 z_1 和 z_2 的误差; U_0 为 NLSEF 的输出信号; U 为 ADRC 系统输出的控制量; β_{21} 和 β_{22} 为 NLSEF 的控制器增益可调系数。

2.4 永磁同步电机 ADRC-FOC 参数敏感性和性能分析

控制器参数敏感性分析需要提前定义性能指标, 本研究主要选取超调量, 稳态误差, 上升时间, 调节时间以及积分时间绝对误差 (integral of time-weighted absolute error, ITAE) [25]。在定义了性能评价指标的前提下, 本文主要使用 ITAE 为主, 超调量, 稳态误差, 调节时间等为辅的方式进行参数敏感性分析。

根据 2.1~2.3 节所述, 二阶 ADRC 的需调参数包括速度因子 r 、非线性增益参数 β_{01} 、 β_{02} 、 β_{03} , 增益系数 k_p 、 k_d (即 β_{21} 、 β_{22}) 以及扰动补偿因子 b_0 。这些参数共同构成了一个多维、非线性的参数空间。这种黑箱式的整定过程, 使得优化过程缺乏理论指导, 效率低下。

为识别关键参数, 减少运算消耗, 本文基于 Sobol 全局敏感性的分析方法, 其在整个参数空间内同时变化所有输入参数, 从而精确量化单个参数的独立影响以及多个参数间耦合产生的协同影响。

Sobol 方法基于方差分解, 是一蒙特卡洛方法。其核心思想是将模型输出的总方差分解为各个输入参数及其相互组合所贡献的方差之和 [26], 其在解决高维、非线性系统参数分析上的独特优势。Sobol 指数基本公式为:

$$\begin{cases} S_i = \frac{D_i}{D} \\ S_{Ti} = \frac{D_{Ti}}{D} \end{cases} \quad (8)$$

式中: S_i 为一阶指数; S_{Ti} 为总阶指数; D 是模型输出的总方差; D_i 为一阶效应方差; D_{Ti} 是所有包含参数 x_i 的项的方差之和。之后考虑敏感分析目标函数选取。

由于使用权重综合目标函数权重 $w(t)$ 难以确定, 对不同系统通常不通用, 权重变化在黑盒模型导致非凸优化等问题难以权衡和标准化, 故参数敏感性分析使用 ITAE 提供了一种无需调参的目标函数。并结合超调量、调节时间、稳态误差综合评价其所得结果。将各参数归一化到 0~1 进行 ITAE 目标函数的 Sobol 分析如图 2 所示, β_{01} 、 k_p 、 β_{03} 的一阶指数 $S > 0.4$ 显示为强影响且 ST 均较大故保留; k_d 、 β_{02} 均低于 0.2, 判为弱影响; 其中扰动补偿因子 b_0 的一阶指数 $S <$ 总效应 ST , 其关联影响大于独立影响故保留为可调参数。

图 3 所示为超调量 Sobol 敏感性分析图, 由图 3 可知

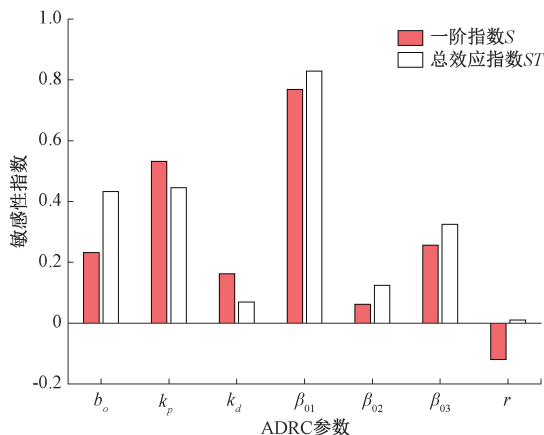


图 2 ITAE 目标函数 Sobol 分析

Fig. 2 ITAE objective function Sobol analysis

β_{01} 、 k_p 对超调更为敏感话语权较高 β_{03} 和其他参数关联时对超调也有一定影响。对于需要严格控制超调量及扰动的系统可专注该类参数调节。

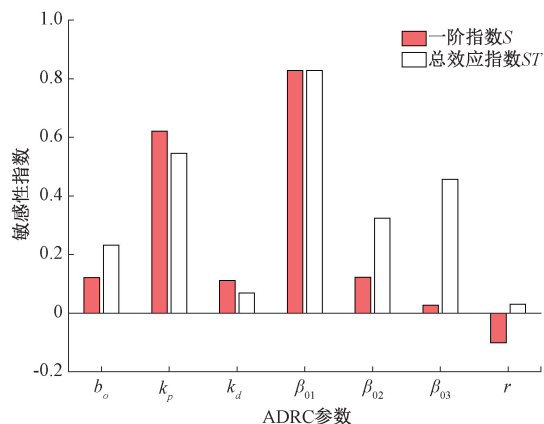


图 3 超调量 Sobol 敏感性分析

Fig. 3 Overshoot Sobol sensitivity analysis plot

图 4 所示为静态误差 Sobol 图, b_0 、 β_{01} 、 β_{03} 以及 k_p 的 S 和 ST 都较大, 对误差影响明显, 出现静差时调节这 4 个参数效果明显。

图 5 所示为调节时间 Sobol 敏感性分析图, 对调节时间影响最大的参数是 k_p 、 β_{01} 、 β_{03} 。此外扰动补偿因子 b_0 与其他参数关联时对调节时间的影响也较大。

综上, 微分增益 k_d 、观测器增益系数 β_2 以及速度因子 r 对任何指标的 S 和 ST 都较小、表现为弱敏感, 将其排除优化池。最终保留 β_{01} 、 k_p 、 β_{03} 和 b_0 作为优化参数。减小了算法迭代时间和运算成本, 简化其在 MCU 平台上部署的成本和实现难度。

3 改进黑翅鸢算法的 ADRC 控制器

3.1 黑翅鸢算法

BKA 是一种简单有效的元启发式优化算法, 启发于黑

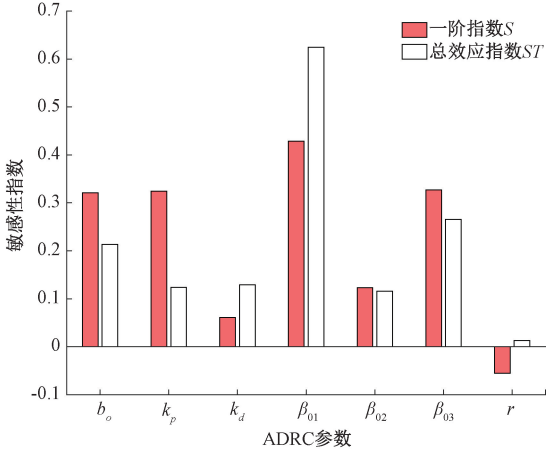


图4 静态误差 Sobol 敏感性分析

Fig. 4 Static error Sobol sensitivity analysis

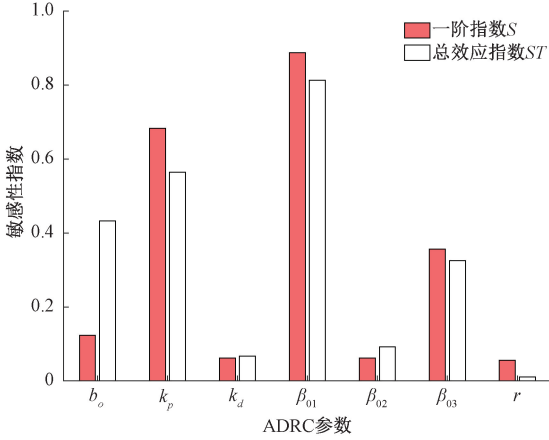


图5 调节时间 Sobol 敏感性分析

Fig. 5 Adjustment time Sobol sensitivity analysis

翅鸢迁徙和捕食行为,该研究成果由 Wang 等^[18]于 2024 年提出,算法模型流程为:

创建初始种群,分布黑翅鸢在空间中的位置:

$$X_i = BK_{lb} + \text{rand}(BK_{ub} - BK_{lb}) \quad (9)$$

式中: X_i 表示黑翅鸢个体在多维空间中的位置坐标; BK 表示黑翅鸢个体; rand 表示 $[0,1]$ 的随机数; BK_{lb} 和 BK_{ub} 分别表示黑翅鸢个体在搜索空间中的上界和下界。

初始化过程中, BKA 选择最佳适应度个体作为初始群体中的领导者 X_L 作为最优位置, 式(10)和(11)表示最小值为最佳适应度时的数学表达式:

$$f_{best} = \min(f(X_i)) \quad (10)$$

$$X_L = X(\text{find}(f_{best} == f(X_i))) \quad (11)$$

式中: f_{best} 表示最佳适应度; $f(X_i)$ 表示第 i 个个体适应度值; X_L 表示领导者位置。

建立黑翅鸢攻击行为数学模型:

$$y_{t+1}^{i,j} = \begin{cases} y_t^{i,j} + n(1 + \sin(r)) \times y_t^{i,j}, & p < r \\ y_t^{i,j} + n \times (2r - 1) \times y_t^{i,j}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $y_t^{i,j}$ 和 $y_{t+1}^{i,j}$ 分别为第 i 个个体在 j 维上第 t 和第 $t+1$ 此迭代的位置; p 取常数 0.9; r 为 $(0,1)$ 之间的随机数; 其中 n 由式(13)确定:

$$n = 0.05 \times e^{-2 \times (\frac{t}{T})^2} \quad (13)$$

式中: T 为迭代总次数, t 为当前已迭代次数。

迁徙行为中如果当前种群适应度值小于随机种群适应度值, 领导者将放弃领导并加入当前迁徙种群, 相反地, 如果当前种群适应度值大于随机种群适应度值, 领导者则会领导种群到达目的地。建立黑翅鸢迁徙行为的数学模型:

$$y_{t+1}^{i,j} = \begin{cases} y_t^{i,j} + C(0,1) \times (y_t^{i,j} - L_t^j), & F_i < F_{ri} \\ y_t^{i,j} + C(0,1) \times (L_t^j - m \times y_t^{i,j}), & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中: L_t^j 表示第 t 次迭代 j 维上黑翅鸢适应度领导者; $y_t^{i,j}$ 和 $y_{t+1}^{i,j}$ 分别为第 i 个个体在 j 维上第 t 和第 $t+1$ 此迭代的位置; F_i 和 F_{ri} 分别表示当前种群任一个体的适应度值和领导者的适应度值。 $C(0,1)$ 代表柯西突变, m 为随机扰动因子, m 由式(15)确定, 一维柯西分布是具有两个参数的连续概率分布, 其密度函数由式(16)确定:

$$m = 2 \times \sin\left(r + \frac{\pi}{2}\right) \quad (15)$$

$$f(x, \delta, \mu) = \frac{1}{\pi} \frac{\delta}{\delta^2 + (x - \mu)^2}, \quad -\infty < x < \infty \quad (16)$$

式中: δ 为一维柯西分布方差; μ 为一维柯西分布标准差。当 $\delta = 1, \mu = 0$ 时, 其概率密度为标准形式:

$$f(x, \delta, \mu) = \frac{1}{\pi} \frac{1}{x^2 + 1}, \quad -\infty < x < \infty \quad (17)$$

3.2 多策略改进黑翅鸢算法

尽管 BKA 在探索与开发间取得了初步平衡, 但同其他群体智能方法一样, 其性能严重依赖 3 要素: 1) 初始种群在解空间中的均匀性与遍历性; 2) 攻击行为对局部邻域的精细搜索能力; 3) 全局最优个体在迭代后期的跳出局部极值概率。

现有文献大多沿用随机均匀初始化, 且 BKA 仅通过迁徙行为柯西游走实现局部最优向全局最优的“跳越”, 尽管柯西变异可增强全局搜索, 但会导致后期收敛停滞的缺陷, 因此在攻击行为加入柯西高斯游走弥补其缺陷。因此本文在保持 BKA 低参数、易实现的前提下, 提出改进:

(1) 混合混沌初始化

采用混合混沌映射 Tent-Logistic-Cosine 替代随机初始化, 以保证初始种群遍历性以加快迭代过程的收敛速度。该类混沌系统可以有效克服低维混沌的不足, 并且与高维混沌相比, 复杂度更低, 更易实现, Tent-Logistic-Cosine 混沌映射就是其中一种, 其数学公式为:

$$x(i+1) = \begin{cases} \cos(\pi(2rx(i) + 4(1-r)x(i)(1 - x(i)) - 0.5)), & x(i) < 0.5 \\ \cos(\pi(2r(1-x(i)) + 4(1-r)x(i)(1 - x(i)) - 0.5)), & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

式中: r 是 0~1 的随机数;改进后初始化种群公式为:

$$X_i = BK_{lb} + x(i)(BK_{ub} - BK_{lb}) \quad (19)$$

式中: $x(i)$ 为混沌映射的每个分量。

(2) 攻击行为

在攻击阶段引入纵横交错策略,构建正交双向局部强化搜索,将邻域采样密度提升 1.8 倍;横向交叉公式为:

$$\begin{cases} x_{i,j}^{(t+1)} = r_1 x_{i,j}^{(t)} + (1-r_1)x_{k,j}^{(t)} + c_1(x_{i,j}^{(t)} - x_{k,j}^{(t)}), \\ r_1, r_2 \in (0,1) \\ x_{k,j}^{(t+1)} = r_2 x_{k,j}^{(t)} + (1-r_2)x_{i,j}^{(t)} + c_2(x_{k,d}^{(t)} - x_{k,j}^{(t)}), \\ c_1, c_2 \in (-1,1) \end{cases} \quad (20)$$

式中: $x_{i,j}^{(t+1)}$ 和 $x_{k,j}^{(t+1)}$ 分别为粒子 x_i 和 x_k 第 $t+1$ 次迭代的第 j 维度; r_1 和 r_2 为线性插值权重,控制父代本身位置与对方位置的配比,实现平滑搜索; c_1 和 c_2 为差分扩张系数;在插值基础上再叠加一份差分向量扰动,兼顾探索与跳出局部极小。纵向交叉子代分别受到父代两个维度影响,公式为:

$$x_{i,j_1}^{(t+1)} = rx_{i,j_1}^{(t)} + (1-r)x_{i,j_2}^{(t)}, j_1 \neq j_2, r \in [0,1] \quad (21)$$

式中: x_{i,j_1} 和 x_{i,j_2} 分别表示粒子 i 在 j_1 维和 j_2 维; r 为维度内插值权重,决定两个维度混合比例,即子代的 j_1 维有一定概率受到父代 j_2 维影响。

(3) 迁徙行为

在 BKA 迁徙行为设计自适应柯西-高斯混合游走,以迭代因子线性加权动态调节两分布方差,实现早期重尾探索、后期窄峰开发的平滑切换。将式(14)改进为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^{t,j} + [\lambda(t)C + (1-\lambda(t))G] \cdot (x_{i,j}^{t,j} - L_j^t), & F_i < F_{ri} \\ x_{i,j}^{t,j} + [\lambda(t)C + (1-\lambda(t))G] \cdot (L_j^t - m \times x_{i,j}^{t,j}), & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

$$\lambda(t) = 1 - t/T \quad (23)$$

式中: C, G 分别表示柯西变异和高斯游走, $\lambda(t)$ 为自适应权重,早期 $\lambda(t) \approx 1$ 重尾探索,后期 $\lambda(t) \approx 0$ 窄峰开发,无需新增超参。

将 MBKA 与原算法 BKA 和 3 个主流智能算法:粒子群(PSO)、灰狼优化(GWO)、鲸鱼优化(WOA)进行比较。多策略改进黑翅鸢算法(MBKA)流程图如图 6 所示。

其中 GWO 的随机因子 r_1 和 r_2 的范围在 $(0,1)$, WOA 的随机系数 r_1 和 r_2 的范围也在 $(0,1)$,收敛因子 a 从 2 线性降到 0,粒子群优化算法(PSO)的惯性因子 $w = 0.9$ 、学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ 。5 个算法的种群规模设置为 30,

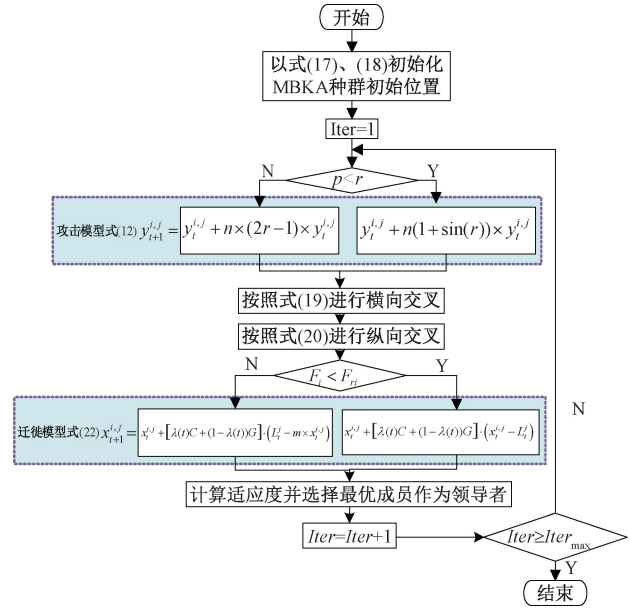


图 6 MBKA 策略流程

Fig. 6 MBKA strategy flowchart

迭代次数 400 并同意终止条件保持公平性。IEEE CEC2022 单目标实参优化竞赛的官方 benchmark^[27],现使用 CEC2022 函数 F1~F12 测试算法性能,各函数除 F8 的全局最优值不为 0 外,其余理论最小值均为 0;F6~F12 为多峰型,可检验算法逃离局部极值的能力,最后得到各算法适应度变化曲线如图 7(a)~(i)所示。理论分析与图 7 实验结果均表明,MBKA 在 12 个测试函数上,收敛精度和速度大幅提升,明显由于对比的 4 个算法,成功率达到 100%。尤其在单峰函数上该策略无论是收敛速度还是精度都大幅优于其他算法。观察到本文改进方法在 100 次以内均收敛到工程所需精度,且多个函数在 50 次以内就已收敛,在工程应用时可考虑减少迭代次数到 100 次以内。

4 PMSM 控制结果分析

现将所提算法用于 ADRC 控制器控制 PMSM,根据第 2 节,经过敏感性分析二阶 ADRC 的需调参数,得到包括非线性增益参数 β_{01}, β_{03} ,增益系数 k_p 以及扰动补偿因子 b_0 为需调参数,并将剔除参数按照经验和工程整定设定为固定值。

固定参数:由于速度控制器周期需为 5~10 倍电流环控制周期,故采样率 h 设置为 0.002 s。此外速度因子 r 设定为 5 000 时 TD 效果最佳。根据小误差大增益和大误差小增益的思想,ESO 非线性函数的非线性因子 α 取 0.5;滤波因子 δ 取 0.25。NLSEF 非线性函数的非线性因子 α 取 0.75;取滤波因子 δ 取 0.25。

基于 MBKA 整定 ADRC 参数的系统框图如图 8 所示。

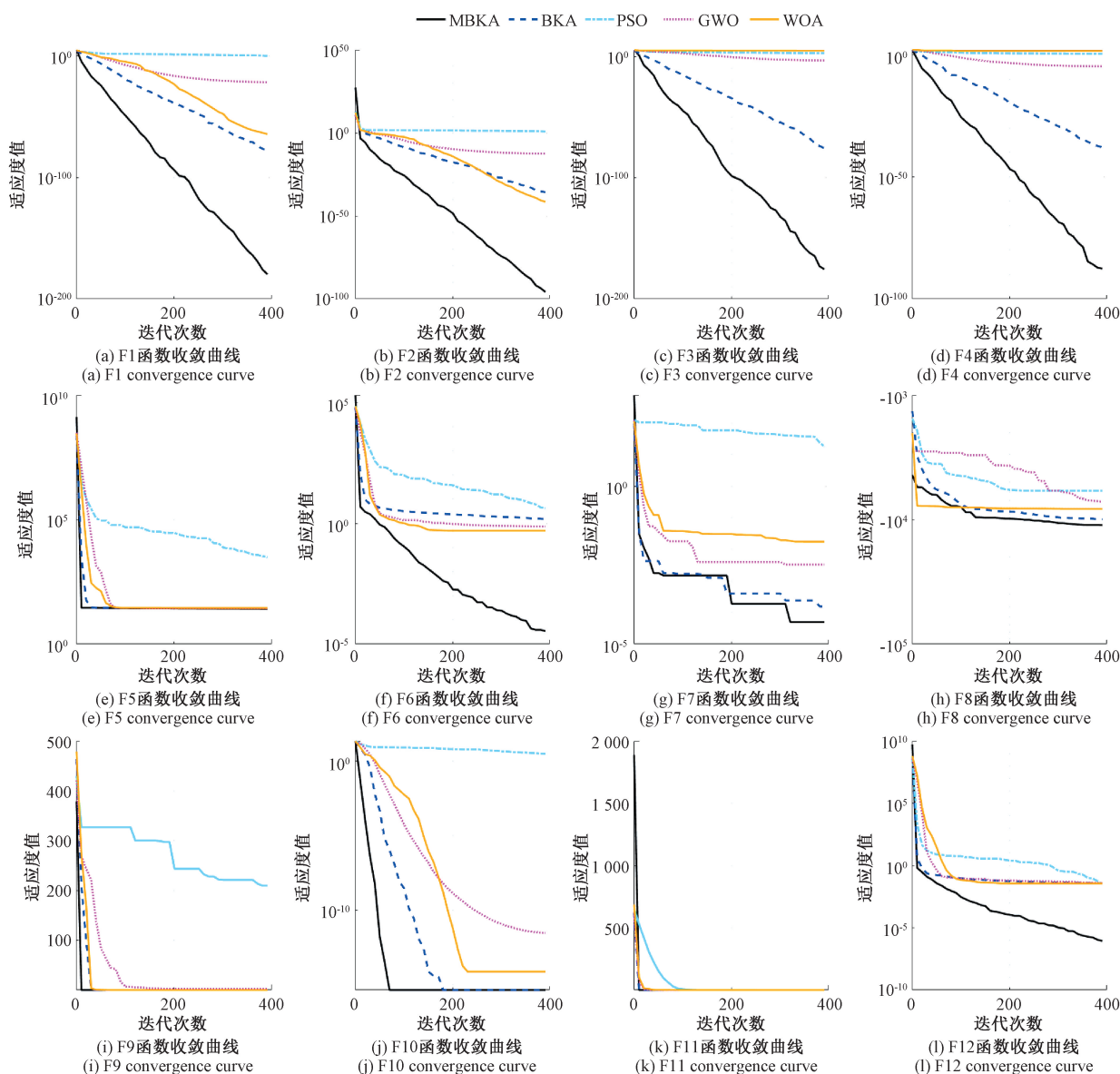


图7 各算法在12个测试函数上的迭代情况

Fig. 7 The iteration situations of each algorithm on 12 test functions

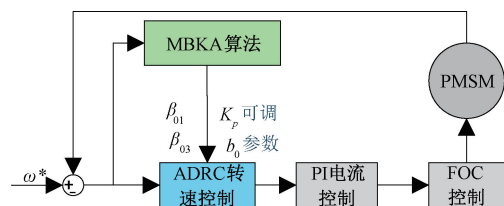


图8 基于MBKA-ADRC转速控制简易系统框图

Fig. 8 Block diagram of a simple rotational speed control system based on MBKA-ADRC

FOC控制电流环采用PI控制保持参数固定,速度环采用基于MBKA参数优化的ADRC控制,并另加入常用4个算法寻优对比,本研究仿真实验使用MATLAB R2022a/Simulink仿真平台中构建,实验采取的PMSM调

速控制实例电机参数如表1所示。

4.1 控制器性能分析

为评估所提出方法的可行性,本文选用ITAE作为性能评价指标,并采用前向欧拉法进行数值积分。ITAE的具体计算形式如式(24)所示。

$$J = \int_0^T t |e(t)| dt \quad (24)$$

式中: J 为适应度值;为了对比各算法优化后控制器调速性能及其抗扰能力,现分别给出3组实验:初始时电机给定速度为1 000 r/min;在0.3 s时提升到1 300 r/min;初始转速1 000 r/min,0.3 s时加入2 N·m的负载。

对比所提MBKA策略和BKA、PSO、GWO、WOA算法优化的ADRC控制器:各算法独立进行20次重复实验,

表 1 PMSM 电机参数
Table 1 PMSM motor parameters

参数	数值
额定电压/V	220
额定功率/kW	0.75
额定转矩/N·m	2.4
额定转速/RPM	3 000
额定电流/A	4.2
定子电阻/ Ω	0.901
定子电感/mH	6.552
极对数/对	4
永磁体磁链/Wb	0.175
转动惯量/ $\text{kg}\cdot\text{m}^2$	0.008

种群粒子初始值为 30,迭代次数为 200 次,最后将 20 次实验收敛后的平均值(剔除个别异常值)作为最终控制器参数。各算法收敛曲线如图 9 所示,从图 9 中 5 种算法曲线对比可以看出本文所提 MBKA-ADRC 方法因其混合混沌初始化种群方法使其在初期就获得较低适应度,针对迭代过程中的改进也使得迭代初期下降速度最快并且稳定后适应度值也最低。

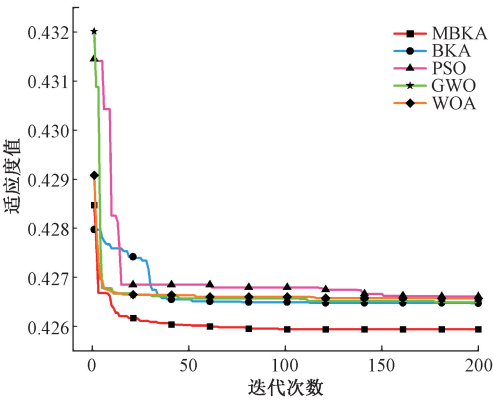


图 9 各算法仿真迭代曲线

Fig. 9 Simulation iteration curves of each algorithm

表 2 为各算法 20 次重复实验求得参数的平均值,可以看出由于参数耦合效应相同参数不同算法得到的数量级不尽相同。

图 10 为初始时电机给定速度为 1 000 r/min 时空载转速曲线对比图。因使用 ADRC 控制器调节速度具有比 PID 控制更平稳的曲线使得图 10 展示 5 种算法转速响应基本重合,但在更小范围能看出所提方法具有更小转速超调和更快的调节效率,且稳定运行后速度波动最小,其在更为精细的速度控制领域具有最佳性能。

在设定初始转速 1 000 r/min 且在 0.3 s 时将给定转速提升到 1 300 r/min 时的转速响应曲线对比如图 11 所示,在 0.3 s 时给定转速提升到 1 300 r/min 的转速曲线表

表 2 各算法优化后的 ADRC 参数

Table 2 The ADRC parameters after optimization for each algorithm

算法	β_{01}	β_{03}	b_0	k_p
MBKA	2.67×10^5	6.46×10^7	7.25×10^3	4.77×10^5
BKA	3.45×10^5	2.78×10^8	4.53×10^3	9.68×10^5
PSO	3.51×10^5	4.28×10^8	1.73×10^2	9.32×10^5
GWO	5.13×10^5	1.46×10^8	1.13×10^3	5.42×10^5
WOA	3.221×10^5	1.310×10^8	9.410×10^3	5.450×10^5

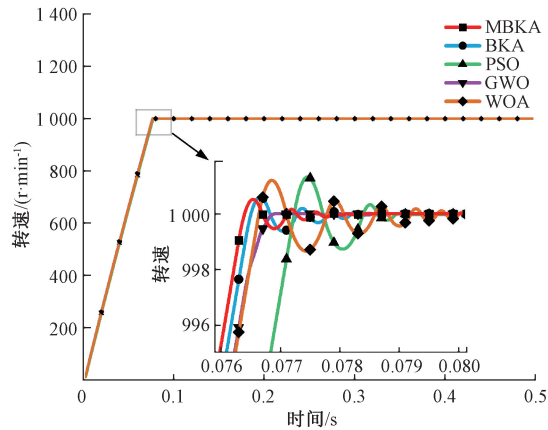


图 10 1 000 r/min 转速响应对比

Fig. 10 Comparison of 1 000 r/min rotational speed response

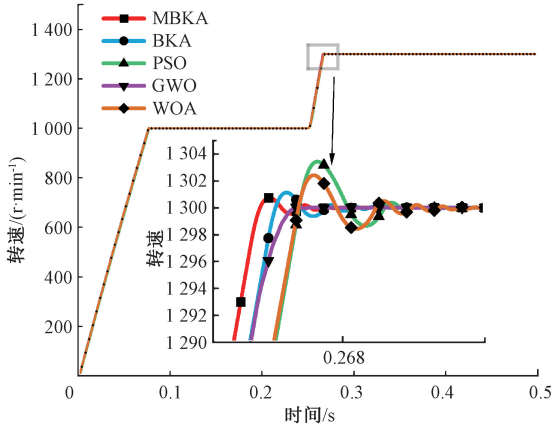


图 11 突增给定至 1 300 r/min 转速响应对比

Fig. 11 Comparison of the response when suddenly increased to 1 300 r/min speed

示所提方法在突加转速工况下速度调节最快,性能也最佳。

初始转速给定为 1 000 r/min,电机运行到 0.3 s 时加入 2 N·m 的负载时转速响应曲线对比如图 12 所示。

ADRC 控制器具备扰动补偿机制,且使用算法整定的补偿因子 b 靠近最佳值,所以各方法在 0.3 s 时突加负载抖动都很小,放大曲线图可以看出所提 MBKA-ADRC 控

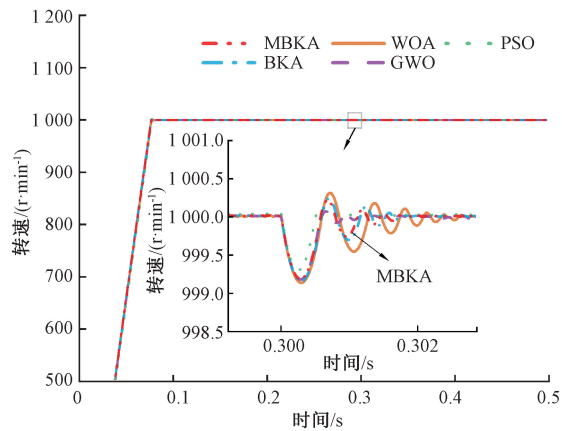


图 12 突加负载转速响应对比

Fig. 12 Comparison of speed response to sudden load increase

制方法在出现外部转矩扰动时的波动最小,稳定速度最快且稳定后余差最小。

综合以上结论可得本文所提策略的可行性,尤其适合在需要精确速度控制和平稳控制的应用领域。

4.2 电流谐波分析

为评估本文所提 MBKA-ADRC 策略在 PMSM-FOC 系统中的谐波抑制效果,本研究对其定子电流进行了频谱分析。由于逆变器非线性、死区效应及电机磁场不对称等因素,PMSM 电流中主要包含奇次谐波,尤其是 5、7、11、13、17 次等低次谐波成分较为显著。这些谐波会引发电机转矩脉动、效率下降及噪声等问题,因此对其进行分析具有明确的工程意义。图 13 展示了 5 种优化算法下 ADRC 控制器对应的电流谐波分布情况。由图 13 可知,所有控制策略下谐波含量均以奇次成分为主,且随谐波次数增加,其幅值逐渐减小。更高次谐波幅值已显著降低,对系统性能影响较小因此重点分析至 17 次谐波。

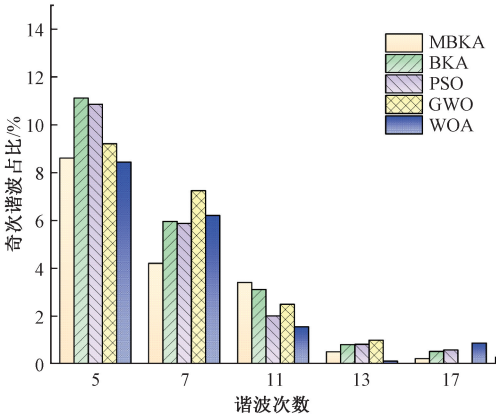


图 13 各算法优化系统的奇次谐波占比

Fig. 13 The proportion of odd harmonics in various algorithm optimization systems

具体而言,MBKA-ADRC 在几乎所有关键谐波次数上均表现出最低的谐波占比,其优化后的 ADRC 参数能更

有效地抑制电流谐波。相比之下,BKA 与 GWO 在某些频次(如 7、11 次)上略优于 PSO 与 WOA,但整体仍不及 MBKA。WOA 在各次谐波上的抑制效果相对最弱,尤其在 5 和 13 次谐波上表现明显。

各方法的总谐波失真 THD(total harmonic distortion, THD)如表 3 所示,MBKA-ADRC 控制与其他方法的 THD 对比,本文所提方法最低,与原始 BKA-ADRC 对比控制畸变率降低 6.66%。综上,MBKA-ADRC 在抑制 PMSM 电流谐波方面具有明显优势,有助于提升系统稳态性能与运行效率。

表 3 各算法 THD 占比

Table 3 Percentage of THD for each algorithm %

算法	THD
MBKA	38.38
BKA	41.12
PSO	43.51
GWO	39.89
WOA	42.55

4.3 能效分析

为全面评估 MBKA-ADRC 控制策略在 PMSM 驱动系统中的综合性能,本文在完成动态响应与谐波分析的基础上,进一步对其运行效率进行了定量研究。控制算法的优劣不仅体现在动态响应速度与稳态精度上,更最终反映于系统的能量转换效率。一个优秀的控制策略应能在保证动态性能的同时,最大限度地降低系统损耗,提升能效。因此,分析总系统效率是衡量其综合性能与实际应用价值的关键指标。

本文采用基于输入-输出功率的测量方法计算总系统效率 η ,其计算公式如式(25)所示。

$$\eta = \frac{P_{out}}{P_{in}} \times 100\% \tag{25}$$

式中: P_{out} 为电机轴端输出的机械功率, P_{in} 为从直流母线输入的电功率。该公式从全局视角反映了包括逆变器开关损耗、电机铜耗、铁耗以及算法本身导致的额外损耗在内的所有能量损失总和。

根据图 14 所示的效率 η 对比结果,本文所提出的 MBKA-ADRC 控制策略实现了 94.235% 的系统总效率。该数值显著高于对比算法。MBKA 优化的 ADRC 参数能够有效地协调系统动态性能与能耗之间的关系。

通过减少电流谐波和转矩脉动,MBKA-ADRC 降低了电机的铜耗与铁耗,使更多的输入电能转化为有用的机械功,实现了更高的能量转换效率。

总系统效率分析表明,MBKA-ADRC 不仅具有良好的动态调节能力,更具备优异的节能潜力,这对于高精度、高效率的永磁同步电机驱动应用具有重要意义。

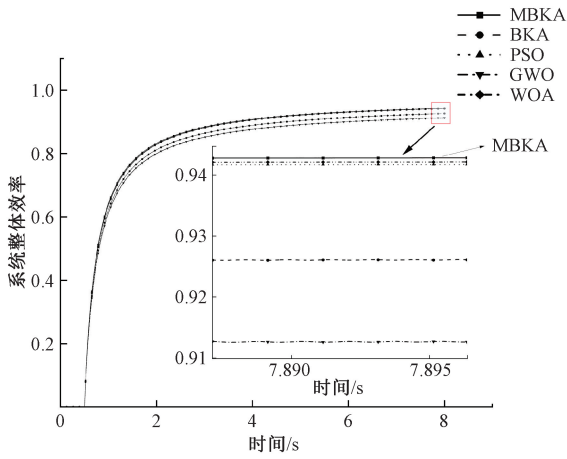


图 14 各方法的系统总效率曲线

Fig. 14 System total efficiency curves of various methods

5 结 论

本研究首次将 Tent-Logistic-Cosine 混合混沌映射、纵横交叉策略和自适应柯西-高斯双扰动同时嵌入黑翅鸢算法,实现性能更优的 MBKA。测试表明 MBKA 收敛速度与精度均显著优于原始 BKA、PSO、GWO 和 WOA,单峰函数平均迭代次数减少 38%,多峰函数最优值精度提升 1~2 个数量级。此外还将 MBKA 用于二阶 ADRC 的 6 维关键参数整定,提出“混沌-交叉-双扰动优化框架。结果表明,与其他策略相比,MBKA-ADRC 负载扰动恢复时间缩短约 35%,跟踪速度精度以及抗扰能力得到极大提升。

所提方法采用 ITAE,并同使用能量损耗、电流谐波等多目标进行评估,其次 ADRC 虽然性能优越但系统较复杂,实际应用需要研究 ADRC 的成本问题且 MBKA 虽离线一次性整定,但计算量较高,通过测试函数分析后将迭代次数减少到 50 次以内,以及 Sobol 敏感性分析将参数降低为 4 维后更容易在嵌入式 MCU 实时部署,未来将着力于研究改进策略的可移植性和探索轻量级 MBKA 优化以及复杂工况下该策略的 PMSM 控制。

参考文献

- [1] HAN J Q. From PID to active disturbance rejection control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009,56(3):900-906.
- [2] 尹诗荀,郑志安,朱俊杰. 基于延迟补偿的永磁同步电机并行自抗扰控制[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3):275-285.
YIN SH X, ZHENG ZH AN, ZHU J J. Parallel active disturbance rejection control for permanent magnet synchronous motors based on delay compensation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 275-285.
- [3] HUANG Y, XUE W. Active disturbance rejection

control: Methodology and theoretical analysis[J]. ISA Transactions, 2014,53(4):963-976.

- [4] 易灵芝,王艺皓,李旺,等. 基于改进猴群算法优化 ADRC 的 PMSM 矢量控制策略[J]. 传感器与微系统, 2022,41(11):52-56.
YI L ZH, WANG Y H, LI W, et al. Vector control strategy of PMSM based on improved monkey swarm algorithm optimizing ADRC [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022,41(11):52-56.
- [5] 孙慢忆,张安,胡树欣,等. 基于自抗扰的四旋翼无人机控制方法[J]. 电光与控制, 2024,31(1):33-39.
SUN M Y, ZHANG AN, HU SH X, et al. Control method of quadrotor uav based on active disturbance rejection [J]. Opto-Electronics & Control, 2024, 31(1):33-39.
- [6] 韩京清. 自抗扰控制技术[J]. 前沿科学, 2007(1): 24-31.
HAN J Q. Auto disturbances rejection control technique[J]. Frontier Science, 2007(1):24-31.
- [7] 杨旭红,徐坤,张苏捷,等. 基于 ADRC 的微电网传输变换器带宽自整定控制研究[J]. 电子测量技术, 2024,47(15):44-52.
YANG X H, XU K, ZHANG S J, et al. Research on bandwidth self-tuning control of microgrid transmission converter based on ADRC[J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(15):44-52.
- [8] 陈增强,刘俊杰,孙明玮. 一种新型控制方法——自抗扰控制技术及其工程应用综述[J]. 智能系统学报, 2018,13(6):865-877.
CHEN Z Q, LIU J J, SUN M W. A novel control method—Active disturbance rejection control technology and its engineering applications: A review [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018,13(6):865-877.
- [9] KANG CH H, WANG S Q, RE W J, et al. Optimization design and application of active disturbance rejection controller based on intelligent algorithm[J]. IEEE Access, 2019,7:59862-59870.
- [10] 樊立萍,黄鑫. 永磁同步电机的改进粒子群优化自抗扰控制[J]. 制造技术与机床, 2023(12):26-31.
FAN L P, HUANG X. Active disturbance rejection control of permanent magnet synchronous motor based on improved particle swarm optimization [J]. Major Application Requirement, 2023(12):26-31.
- [11] THOMAS B, HANS-PAUL S. An overview of evolutionary algorithms for parameter optimization [J]. Evolutionary Computation, 1993,1(1):1-23.
- [12] KAVAN B, JUNSOO L. Review on particle swarm

- optimization: Application toward autonomous dynamical systems [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2025,12(9):1762-1775.
- [13] GHAREHCHOPOGH F, GHOLIZADEH H. A comprehensive survey: Whale optimization algorithm and its applications [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019,48:1-24.
- [14] 兰森森, 胡黄水, 王婷婷, 等. 基于改进鲸鱼优化PID的无刷直流电机转速控制算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2024,62(3):704-712.
- LAN M M, HU H SH, WANG T T, et al. A speed control algorithm for brushless DC motors based on improved whale optimization PID[J]. Journal of Jilin University, 2024,62(3):704-712.
- [15] 夏焰坤, 寇坚强, 李欣洋. 基于IWOA-VMD的永磁同步电机匝间短路故障振动信号去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024,38(4):202-216.
- XIA Y K, KOU J Q, LI X Y. Vibration signal denoising method for inter-turn short circuit fault of permanent magnet synchronous motor based on IWOA-VMD[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4): 202-216.
- [16] 张晓凤, 王秀英. 灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机科学, 2019,46(3):30-38.
- ZHANG X F, WANG X Y. A review of grey wolf optimization algorithm research [J]. Computer Science, 2019,46(3):30-38.
- [17] 刘维莎, 石荣亮, 周其锋, 等. 基于改进麻雀搜索算法分数阶PI的PMSM调速策略[J]. 电子测量技术, 2024,47(11):78-85.
- LIU W SH, SHI R L, ZHOU Q F, et al. PMSM speed regulation strategy based on improved sparrow search algorithm with fractional order PI [J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(11):78-85.
- [18] WANG J, WANG W, HU X, et al. Black-winged kite algorithm: A nature-inspired meta-heuristic for solving benchmark functions and engineering problems [J]. Artificial Intelligence Review, 2024,57(4):98.
- [19] WANG Y J, HAZALILA K, NAYEF A M A, et al. RFID network planning of smart factory based on swarm intelligent optimization algorithm: A review[J]. IEEE Access, 2024,12:64980-64996.
- [20] 陈丽芳, 曹柯欣, 张思鹏, 等. 群智能优化算法最新进展[J]. 计算机工程与应用, 2024,60(19):46-67.
- CHEN L F, CAO K X, ZHANG S P, et al. Recent advances in swarm intelligence optimization algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(19): 46-67.
- [21] MOU D K, DONG Y M. Image encryption algorithm based on multiple chaotic systems and improved Joseph block scrambling [J]. Chinese Physics B, 2024,33(10):104205.
- [22] 杨闯, 王联国. 双种群纵横交叉正弦余弦算法[J]. 计算机与数字工程, 2024,52(6):1622-1629.
- YANG CH, WANG L G. A two-population cross-intersecting sine-cosine algorithm[J]. Computer and Digital Engineering, 2024,52(6):1622-1629.
- [23] 杨志龙, 邹德旋, 李灿, 等. 融入限制反向学习与柯西-高斯变异的蜣螂优化算法[J]. 计算机应用, 2025, 45(7):2304-2316.
- YANG ZH L, ZOU D X, LI C, et al. Incorporating reverse learning with constraints and cauchy-gaussian variation into the ant colony optimization algorithm[J]. Computer Applications, 2025,45(7):2304-2316.
- [24] 雷美琴, 马家庆, 陈昌盛, 等. 基于精确反馈线性化的PMSM自抗扰控制[J]. 电子测量技术, 2024, 47(17):191-198.
- LEI M Q, MA J Q, CHEN CH SH, et al. PMSM active disturbance rejection control based on precise feedback linearization [J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(17):191-198.
- [25] ZHENG W Q, WAQAR Y, XIANG L L, et al. Optimized PID controller for load frequency control in multi-source and dual-area power systems using PSO and GA algorithms [J]. IEEE Access, 2024, 12: 186658-186678.
- [26] WANG Y H, ZHAI B J, GAO SH L, et al. Data-driven parameter calibration of power system EMT model based on sobol sensitivity analysis and Gaussian mixture model [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025,40(1):1024-1036.
- [27] BIEDRZYCKI R. Revisiting CEC2022 ranking: A new ranking method and influence of parameter tuning[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 89:101623.

作者简介

王旭, 硕士研究生, 主要研究方向为无刷电机驱动控制及群智能优化算法。

E-mail: 320681098@qq.com

马家庆(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为交流电机矢量控制及电力电子器件能量传递效率。

E-mail: 357287962@qq.com