

DOI:10.11918/202405075

融合多策略天鹰算法优化汽车 ABS 的 PID 控制

田 闯^{1,2}, 黄 鹤^{1,2}, 林国庆³, 高 涛⁴, 王 萍⁵, 赵力国⁶

(1. 长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064; 2. 西安市智慧高速公路信息融合与控制重点实验室(长安大学), 西安 710064; 3. 长安大学 能源与电气工程学院, 西安 710064; 4. 长安大学 数据科学与人工智能研究院, 西安 710064; 5. 中山大学 智能工程学院, 广东 深圳 518107; 6. 中山大学 土木工程学院, 广东 珠海 519000)

摘要: 为改善现有防抱死制动系统采用比例积分微分(PID)控制方法实时性差且无法自动调整参数的问题,提出了一种多策略天鹰优化算法的防抱死制动系统 PID 控制方法。以单轮车辆模型为例,首先,构建汽车防抱死系统的 PID 控制器仿真模型。其次,提出了一种融合差分进化、反向学习和停滞扰动策略的天鹰搜索算法(DERLSP-AO),解决了天鹰优化算法(AO)易陷入局部最优及搜索精度有限的问题。通过设计狩猎视角反向学习策略来增大搜索范围,提高了算法效率;设计了停滞扰动策略,防止 AO 陷入局部最优;同时,结合差分进化策略,使天鹰种群进化淘汰掉较差个体。通过混合多种策略,完成了 DERLSP-AO 方法设计。然后,利用最优个体整定 PID 参数,得到优化的 DERLSP-AO-PID 控制器。最后,选择不同路面条件对汽车防抱死制动过程进行仿真实验。结果表明,相比现有算法,基于 DERLSP-AO-PID 控制的防抱死系统(ABS)输出的滑移率曲线,能够更好地保持在期望范围内,车辆制动时间更少,制动距离也较短,进一步验证了改进算法的有效性,制动性能有所提升。

关键词: 防抱死系统(ABS); PID 控制器;天鹰优化算法(AO);天鹰算法优化 PID;滑移率;路面附着系数;制动距离

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2025)04-0052-10

Optimizing PID control of automobile ABS by integrating multi-strategy aquila optimizer

TIAN Chuang^{1,2}, HUANG He^{1,2}, LIN Guoqing³, GAO Tao⁴, WANG Ping⁵, ZHAO Ligu⁶

(1. School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 2. Xi'an Key Laboratory of Intelligent Expressway Information Fusion and Control(Chang'an University), Xi'an 710064, China; 3. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 4. School of Data Science and Artificial Intelligence, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 5. School of Intelligent Systems Engineering, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518107, Guangdong, China; 6. School of Civil Engineering, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519000, Guangdong, China)

Abstract: To improve the problems of poor real-time performance and inability to automatically adjust parameters of the existing anti-lock braking system (ABS) using proportional integral differential (PID) control method, a PID control method for anti-lock braking system based on multi-strategy aquila optimizer (AO) is proposed. Taking a single-wheel vehicle model as an example, firstly, the PID controller simulation model of the vehicle anti-lock braking system is constructed. Secondly, a differential evolution combining reverse learning combined with stagnation perturbation for aquila optimizer (DERLSP-AO) is proposed to overcome the limitations of the standard AO, particularly its tendency to converge to local optima and its limited search precision. By designing the reverse learning strategy of hunting perspective to increase the search range, the efficiency of the algorithm is improved. Additionally, a differential evolution strategy was integrated to evolve the aquila population by eliminating weaker individuals. By mixing multiple strategies, the DERLSP-AO method design is completed. Then, the optimal individual tuning PID parameters are used to obtain the optimized DERLSP-AO-PID controller. Finally, different road conditions are selected to simulate the anti-lock braking process of the vehicle. The results show that, compared to existing algorithms, the slip rate curve of the ABS output based on DERLSP-AO-PID control shows improved performance in maintaining the desired range. The vehicle exhibits reduced braking time and shorter stopping distances, which further validates the effectiveness of the improved algorithm and demonstrates enhanced braking performance.

收稿日期: 2024-05-31; 录用日期: 2024-09-02; 网络首发日期: 2025-03-17

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20250317.1152.004>

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52372321); 中央高校基本科研业务费专项资金重点科研平台建设计划水平提升项目(300102325501); 西安市智慧高速公路信息融合与控制重点实验室(长安大学)开放基金项目(300102323502); 陕西省交通运输厅科研项目(No. 21-42X)

作者简介: 田 闯(2000—), 男, 硕士研究生; 黄 鹤(1979—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 林国庆, lgq@chd.edu.cn

Keywords: anti-lock brake system (ABS); PID controller; aquila optimizer(AO); aquila optimizer-based PID; slip rate; road adhesion coefficient; braking distance

汽车防抱死系统(anti-lock brake system, ABS)是一种重要的刹车系统安全装置,不仅具有一般刹车系统的制动功能,还可以防止车轮锁死,从而保证汽车在刹车过程中仍具有良好的转向性能^[1]。目前市场上成熟的 ABS 系统主要采用逻辑门限控制算法^[2],但这种方法并不直接以滑移率为控制目标,控制性能不足^[3]。为了改进 ABS 的控制策略,许多学者进行了研究。其中,Aparow 等^[4]以理想滑移率值作为输入量,验证了 PID 控制器在防抱死制动系统中的有效性,但 PID 控制器参数选择通常用经验法或试凑法获得,无法适应不同工况要求。Zhang 等^[5]将遗传优化 PID 控制算法与传统 PID 控制算法对汽车稳定控制系统进行仿真研究,结果表明遗传优化 PID 算法具有更好控制效果,但遗传算法本身也有一些需要调节的参数,不同的参数对算法性能影响较大。郭亮等^[6]将模糊算法与 PID 算法结合,通过模糊控制的方式自整定 PID 参数,适应性强,可动态调整 PID 参数,但设计有效的模糊规则需要大量的专家知识和经验。罗石等^[7]提出一种路面识别的 ABS 控制策略,设计了积分滑模控制器,可稳定跟踪最佳滑移率,但部分积分滑模控制器存在可靠性问题,可能导致系统稳定性变差。陈鑫等^[8]将粒子群算法与 PID 控制算法相结合,整定 PID 控制参数,满足 ABS 实时性要求,但其收敛速度较慢且可能收敛到局部最优解。

为了解决 PID 控制器难以调节,灵敏度差等问题,本文提出了一种融合差分进化、反向学习和停滞扰动策略的天鹰搜索算法(differential evolution combining reverse learning combined with stagnation perturbation for aquila optimizer,DERLSP-AO)对 PID 参数进行优化。天鹰优化算法(aquila optimizer, AO)是 2021 年由 Abualigah 等^[9]提出的一种新型群体智能算法,通过模仿天鹰在捕捉猎物过程中的自然习性来进行寻优,具有寻优能力强、快速收敛等特点,非常适用于优化 PID 控制参数。通过实时调节 PID 参数中的比例系数 k_p 、积分系数 k_i 和微分系数 k_d ,ABS 系统可以实现较高的控制精度,提高 ABS 控制性能,确保车辆在制动时的安全性和稳定性。

1 汽车防抱死制动系统

1.1 制动车轮受力分析

在分析汽车制动性能和模型控制时,若采用整

车模型,会受到许多外部因素干扰且给控制器的设计带来不便。为了减少外部干扰和各种车辆模型的复杂程度,将车辆简化为单轮模型进行研究^[10]。车辆制动过程中,汽车车轮既受到制动器制动力矩作用,又受到地面给车轮提供的摩擦力矩作用。假设车辆质量均匀分布,忽略一些非关键性因素,如空气阻力、路面倾斜度及车轮滚动阻力等影响^[11],对其进行受力分析,建立车辆的动力学模型。受力情况如图 1 所示,箭头所指方向为正方向,反方向为负。

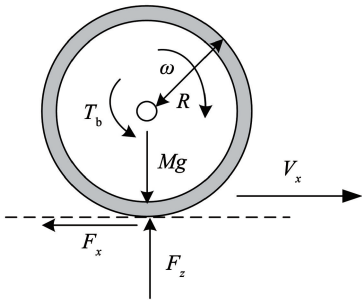


图 1 单轮车型动力学模型

Fig. 1 Dynamic model of single wheel vehicle

车辆运动方程可以表示为

$$\dot{V}_x = \frac{-F_x}{M} \tag{1}$$

车轮运动方程:

$$\dot{\omega} = \frac{1}{I}(RF_x - T_b) \tag{2}$$

车轮纵向摩擦力:

$$F_x = u_s Mg \tag{3}$$

$$S = (v - \omega R)/v \tag{4}$$

式中: M 为整车 1/4 的质量, V_x 为车辆横向速度, F_x 为纵向轮胎力, v 为车辆速度, u_s 为车与地面的路面附着系数, S 为纵向滑移率, R 为轮胎半径, I 为车轮转动惯量, ω 为车轮角速度, T_b 为制动转矩。

1.2 车辆轮胎模型

轮胎是车辆与地面连接的纽带,在建立车轮滑移率与地面附着系数之间的关系时,必须要对轮胎进行建模。一般分为两种方法,分别是基于物理原理和经验公式^[12]建立模型。在 ABS 轮胎模型研究中,Burckhardt、魔术公式以及双线性模型应用较广泛,其中双线性简化轮胎模型^[13]应用最广,能适应汽车行驶的多种工况。本文也采用这种模型,根据滑移率与附着系数间的关系可以推导出双线性轮胎数学表达式,具体如下:

$$\begin{cases} u = \frac{u_h}{S_T} S, & S \leq S_0 \\ u = \frac{u_h - u_g S_T}{1 - S_T} - \frac{u_h - u_g}{1 - S_T} S, & S > S_0 \end{cases} \quad (5)$$

式中: S_T 为最佳滑移率, u_g 为滑移率值为 1 时纵向路面附着系数, u_h 为纵向附着系数峰值, u 为纵向附着系数。根据双线模型和汽车制动过程的特性, 对 3 种路面的 u - S 曲线进行仿真, 参数见表 1。

表 1 典型路况的实验参数

Tab. 1 Experimental parameters for typical road conditions

典型路面	S_T	u_h	u_g
干燥混凝土	0.2	0.900 0	0.75
湿沥青	0.2	0.780 0	0.50
冰路面	0.1	0.102 8	0.07

对于不同路面, 滑移率和附着系数的关系是不同的。由式(5)可得到不同路面条件下滑移率的关系模型, 而式(6)~(8)分别为干燥混凝土路面、湿沥青路面和光滑冰路面上的关系模型。

$$\begin{cases} u = 4.500 S, & S \leq 0.2 \\ u = 0.937 5 - 0.187 5 S, & S > 0.2 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} u = 3.900 S, & S \leq 0.2 \\ u = 0.850 0 - 0.312 5 S, & S > 0.2 \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} u = 1.028 S, & S \leq 0.1 \\ u = 0.106 4 - 0.036 4 S, & S > 0.1 \end{cases} \quad (8)$$

不同路面附着系数与滑移率关系见图 2。由图 2 可知, 滑移率为 0.2 附近时, 干燥混凝土和湿沥青路面附着系数最大, 故这两种路面理想滑移率为 0.2; 在滑移率为 0.1 附近时, 冰路面附着系数最大, 在此路面工况下理想滑移率为 0.1。

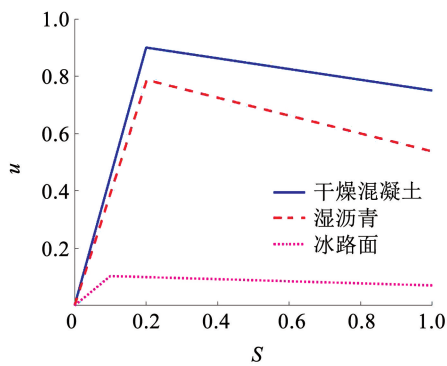


图 2 双线性轮胎模型滑移率与路面附着关系曲线

Fig. 2 Relationship curve between slip rate and road adhesion of bilinear tire model

1.3 汽车制动系统模型

车辆的制动系统由传动机构和制动器组成, 需

要分别建模。在传动机构中, 液压传动系统是关键部分, 通过电磁阀接收来自电源的控制信号, 根据电磁阀电流变化调整制动压力大小。但液压制动系统十分复杂, 为了便于计算和分析, 需要简化模型, 通常忽略液压系统中压力传送的滞后效应和电磁阀弹簧非线性对系统的影响, 将模型简化为由一个一惯性系统的电磁阀和积分环节组成的结构。其中, 电磁阀负责接收控制信号并调整制动压力, 而积分环节则对系统的动态特性产生影响。其传递函数 $G(s)$ 可以描述为

$$G(s) = \frac{K}{s(T \cdot s + 1)} \quad (9)$$

式中: T 为电磁阀的响应时间, ms; K 为比例系数。一般电磁阀反应时间不超过 10 ms, 因此 T 取 0.01, K 取 100。

制动器模型描述了液压传动系统液压力和制动力矩之间的关系。忽略环境及热衰退等因素, 将制动器假设为一理想元件, 能够输出理论制动力矩大小, 其数学方程如下:

$$T_b = k_q q \quad (10)$$

式中: q 为制动压力, k_q 为制动器的制动因子。

2 ABS-PID 控制器模型

2.1 PID 控制器

PID 控制以实际值与期望值之间的偏差 $e(t)$ 作为输入, 采用下面的数学方程模型:

$$u(t) = k_p [e(t) + \frac{1}{T_i} \int e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt}] \quad (11)$$

选取实际滑移率 S 和期望滑移率 S_T 的差值 e_s 为优化目标, 将其作为 PID 控制器的输入信号, 通常根据经验法或试凑法整定 PID 参数, 调节制动压力信号, 保证制动过程中车轮滑移率保持在期望值附近, 即

$$\delta = k_p (S_T - S) + k_i \int_0^t (S_T - S) dt + k_d \frac{d(S_T - S)}{dt} \quad (12)$$

式中: k_p 、 k_i 、 k_d 分别为控制器的比例系数、积分系数和微分系数。

2.2 仿真建模

利用 Simulink 构建仿真模型, 验证 PID 控制防抱死制动系统的有效性。以某车型为例, 单轮制动

器动力学模型的仿真参数为:初始速度 $v = 30 \text{ m/s}$, 车轮质量为 $M = 100 \text{ kg}$, 车轮转动惯量 $I = 12 \text{ kg/m}^{-2}$, 车轮半径 $R = 0.5 \text{ m}$ 。

分别在干燥混凝土路面、湿沥青路面及光滑冰路面构建 ABS-PID 控制器仿真模型。汽车防抱死制动系统模型见图 3。

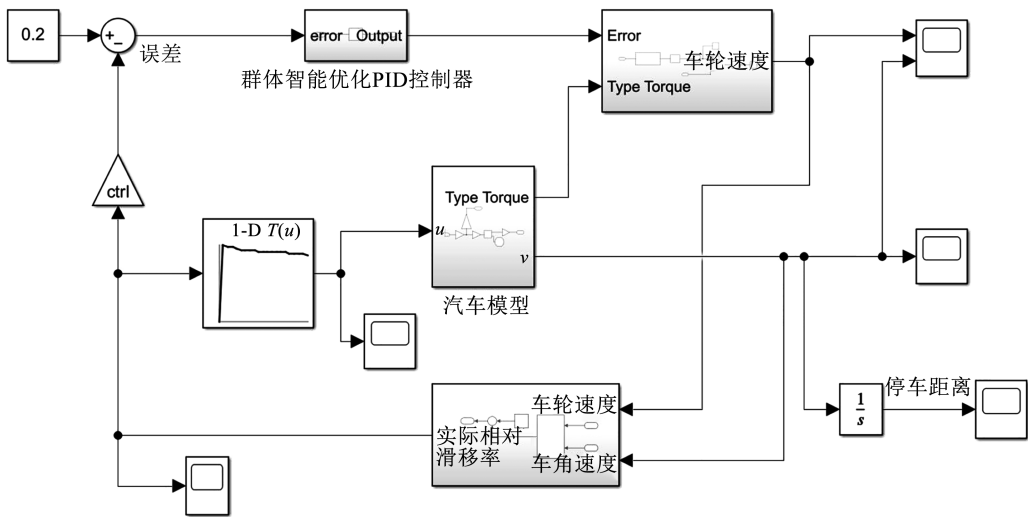


图 3 汽车防抱死制动系统模型

Fig.3 Automobile anti-lock braking system model

在干燥混凝土路面上将模型中液压制动系统模块的 ABS 去掉,得到无 ABS 的车辆模型仿真结果,结果见图 4(a)、(b)。由图 4(a)可知,无 ABS 车辆在制动时,车轮速度迅速减小为 0 m/s,但车身速度是近似线性方式减小,意味着在制动时车轮抱死,车辆拖滑。由图 4(b)可知,滑移率在开始制动后迅速

增大为 1,使得车轮与路面间的附着系数变低。保留 ABS 模块,得到带 ABS 的车辆模型仿真结果,结果见图 4(c)、(d)。由图 4(c)可知,车轮速度减小为 0 m/s 需 3.692 71 s,由图 4(d)可知滑移率在 1.000 00 s后保持到期望值 0.2 附近,使车轮与路面间的附着系数最大,保证车辆制动的安全性。

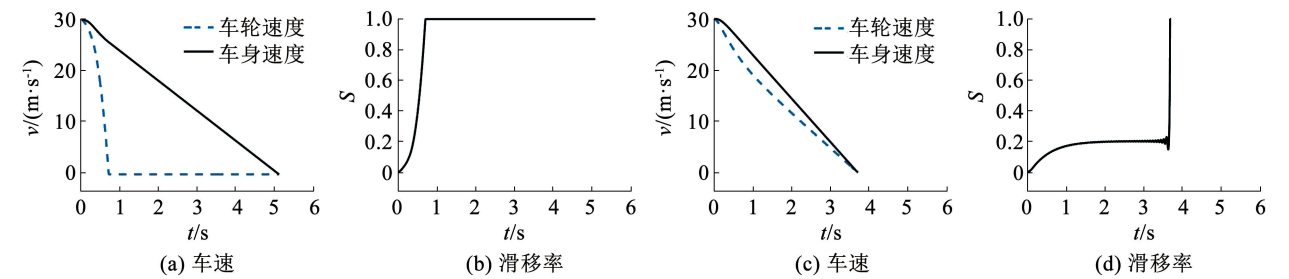


图 4 PID 控制汽车制动过程仿真曲线

Fig.4 Simulation curve of PID controlled automotive braking process

3 天鹰优化策略

3.1 天鹰优化算法

天鹰优化算法(AO)^[14]模拟了天鹰利用速度捕捉野兔、土拨鼠等地面猎物。狩猎时经历 4 个过程:利用垂直弯腰高空翱翔探索、短滑翔攻击的轮廓飞行、低空飞行缓慢下降攻击、通过俯冲在地上行走和抓取猎物。

1)过程 1。数学模型如下:

$$X_1(t+1) = X_{best}(t) \times (1 - \frac{t}{T}) + (X_M(t) -$$

$$X_{best}(t) \times \text{rand}) \tag{13}$$

$$X_M(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \tag{14}$$

式中: $X_1(t+1)$ 为 t 的下次迭代解, $X_{best}(t)$ 为第 t 次迭代得到的最优解,表示当时猎物的大概位置; T 为最大迭代次数, $(1 - t/T)$ 为用于控制天鹰搜索, $X_M(t)$ 为第 t 次迭代时当前解的平均位置。

2)过程 2。数学模型如下:

$$X_2(t+1) = X_{best}(t) \times \text{Levy}(D) + X_R(t) + (y - x) \times \text{rand} \tag{15}$$

$$\text{Levy}(D) = s \times \frac{u_1 \times \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (16)$$

$$\sigma = \frac{\Gamma(1 + \beta) \times \sin e(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2}) \times \beta \times 2^{(\frac{\beta-1}{2})}} \quad (17)$$

式中: $X_2(t+1)$ 为天鹰在过程 2 中第 $t+1$ 次迭代的解, D 为维度大小, $\text{Levy}(D)$ 为莱维飞行函数, $X_R(t)$ 为第 t 次迭代时 $[1, N]$ 上的一个随机解, β 为常数 1.5, s 为常数 0.01, u_1 为 0 ~ 1 之间的一个随机数, y, x 为搜索区域的形状, 分别利用式 (18) ~ (19) 进行计算。

$$y = r \times \cos(\theta) \quad (18)$$

$$x = r \times \sin(\theta) \quad (19)$$

$$r = r_1 + 0.005\ 65 \times D_1 \quad (20)$$

$$\theta = -0.005 \times D_1 + \theta_1 \quad (21)$$

$$\theta_1 = \frac{3 \times \pi}{2} \quad (22)$$

式中: r_1 为 1 ~ 20 间的随机数, 用来确定搜索周期数; D_1 为由整数组成, 表示从 1 ~ Dim 的整数矩阵。

3) 过程 3. 数学模型如下:

$$X_3(t+1) = (X_{\text{best}}(t) - X_M(t)) \times \alpha - \text{rand} + ((B_U - B_L) \times \text{rand} + B_L) \times \delta \quad (23)$$

式中: $X_3(t+1)$ 为天鹰在过程 3 中第 $t+1$ 次迭代的解, α, δ 为 (0, 1) 范围内的开采调节参数, B_U, B_L 为给出的上、下界。

4) 过程 4. 数学模型如下:

$$X_4(t+1) = F_Q \cdot X_{\text{best}}(t) - (G_1 \times X(t) \times \text{rand}) - G_2 \times \text{Levy}(D) + \text{rand} \times G_1 \quad (24)$$

$$F_Q(t) = \frac{2 \times \text{rand} - 1}{t \cdot (1 - r)^2} \quad (25)$$

$$G_1 = 2 \times \text{rand} - 1 \quad (26)$$

$$G_2 = 2 \times (1 - \frac{t}{T}) \quad (27)$$

式中: $X_4(t+1)$ 为天鹰在过程 4 中第 $t+1$ 次迭代的解, F_Q 为平衡搜索策略的质量函数, $F_Q(t)$ 为第 t 次迭代时的质量函数值, G_1 为天鹰在捕食时采取的不同方法, G_2 为天鹰的飞行斜率, 其呈现从 2 到 0 的递减值。

3.2 改进的天鹰算法 (DERLSP-AO)

天鹰算法虽具有更强的搜索能力和收敛速度, 但容易陷入局部最优, 因此本文提出了结合狩猎视

角反向学习策略、停滞扰动策略及生物进化策略的混合策略, 来改进 AO 算法。

3.2.1 狩猎视角反向学习策略

天鹰在搜索猎物阶段需要扩大搜索范围, 但此过程容易过早收敛, 陷入局部极值, 无法获得期望的最优解, 会影响算法后期的优化效果, 因此设计了一种狩猎视角反向学习策略, 对一个可行解逐维求反向解, 使算法能顺利从局部最小值中解放出来。具体公式如下:

$$X_{\text{best}}'^j = \frac{a_j + b_j}{2} + \frac{a_j + b_j}{2n} - \frac{X_{\text{best}}^j}{n} \quad (28)$$

式中: a_j, b_j 分别为第 j 维的上界和下界, n 为调节参数。本文选取了目前种群中的最优个体, 然后采用反向学习, 减小了算法易陷入局部机制的可能性; 此外, a_j 和 b_j 一直变化, 相对于传统的边界不变反向学习策略, 该方法搜索范围更精确, 大大提高了算法效率。这里将位置更新式 (13) 修订为

$$X_1(t+1) = X_{\text{best}}'(t) \times (1 - \frac{t}{T}) + (X_M(t) - X_{\text{best}}'(t) \times \text{rand}) \quad (29)$$

3.2.2 停滞扰动策略

群体智能优化算法大都容易掉入局部最小值, 从而导致收敛过早, AO 算法也是如此。如果连续 5 次迭代中, 群体中最优个体的适应度没有发生改变, 就会被认为算法处于停滞状态。此时, 利用 Levy 飞行的随机行走策略对群体中的个体进行位置更新, 从而提高种群的多样性, 并防止陷入局部最优。将过程 2 (X_2) 短滑翔攻击的轮廓飞行和过程 4 (X_4) 通过俯冲在地上行走和抓取猎物的位置更新公式分别修订为:

$$\begin{cases} X_2'(t+1) = X_{\text{best}}(t) \times \text{Levy}(D) + X_R(t) + (y - x) \times \text{rand} \\ X_2(t+1) = X_{\text{best}}(t) + n_{\text{rand}} \cdot \text{Levy}(D) + n_{\text{rand}} \cdot |X_{\text{best}}(t) - X_2'(t+1)| \end{cases} \quad (30)$$

$$\begin{cases} X_4'(t+1) = F_Q \cdot X_{\text{best}}(t) - (G_1 \times X(t) \times \text{rand}) - G_2 \times \text{Levy}(D) + \text{rand} \times G_1 \\ X_4(t+1) = X_{\text{best}}(t) + n_{\text{rand}} \cdot \text{Levy}(D) + n_{\text{rand}} \cdot |X_{\text{best}}(t) - X_4'(t+1)| \end{cases} \quad (31)$$

式中, n_{rand} 是一个随机数, 服从正态分布。

3.2.3 生物进化策略

差分进化策略(differential evolution, DE)通过变异、交叉和选择的方法使得种群进化,然后迭代得到全局最优解。具体步骤为:

1)变异。结合差分策略对个体进行遗传变异,从种群的父系中随机选取两个个体,求其向量差,再与需要变异的个体进行矢量合成。变异向量产生公式如下:

v_i = x_{r_2} + F(x_{r_3} - x_{r_4}) (32)

式中:r_2, r_3 和 r_4 为随机整数,且 r_2 ≠ r_3 ≠ r_4;缩放因子 F 为[0,1]内的常数,用于控制偏差的放大作用,对全局寻优影响较大。F 越小,算法局部搜索性能越好;F 越大,算法跳出局部最小值的可能性越大。但 F 过大会使收敛速度变慢。

2)交叉。交叉目的是随机选择个体,不断交叉产生一个交叉种群,具体为

u_{i,j} = { v_{i,j} if rand < R_c or i_{rand}(1,D) = j; x_{i,j} if rand > R_c and i_{rand}(1,D) ≠ j (33)

式中:R_c 为交叉概率,反映了交叉过程中通过概率方式来随机产生新个体。R_c 越大,信息交换程度越高;R_c 越低,群体多样性越低,不利于全局优化。

3)选择。采用贪婪原则在原始种群和交叉种群中选择更优秀的个体来作为下一代,具体如下:

x_i = { u_i, if fit(u_i) < fit(x_i); x_i, else (34)

式中,fit(x)为 x 的适应度。如图 5 所示为 DERLSP-AO 优化策略流程。

3.3 优化策略的测试

为验证优化策略能解决算法陷入局部最优及搜索精度有限的问题,将优化前的 AO 算法与前两种策略优化后的 AO 算法在 2 种基准测试函数^[15]上进行对比,种群规模大小设置为 50,迭代 500 次,测试函数空间图与收敛曲线见图 6。图中,iter 为迭代次数。

由图 6(a)可知,经前两种策略优化后的 AO 算法适应度值更低,解决了 AO 算法陷入局部最优解。由图 6(b)所示,在 Foxholes 测试函数中,优化前、后 AO 算法性能相似,但优化后算法精度提升,有效解决了搜索精度有限的不足。

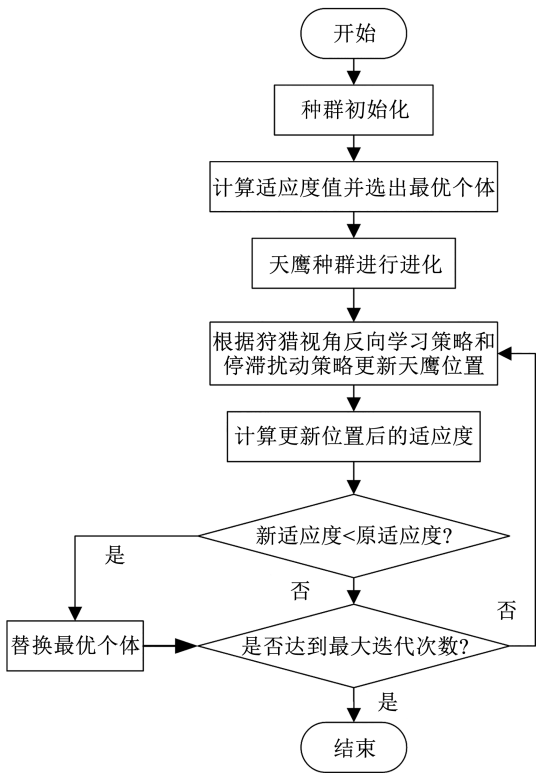
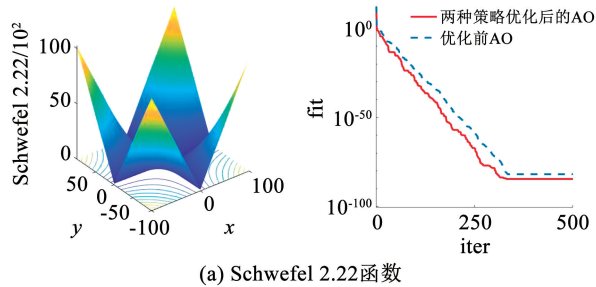
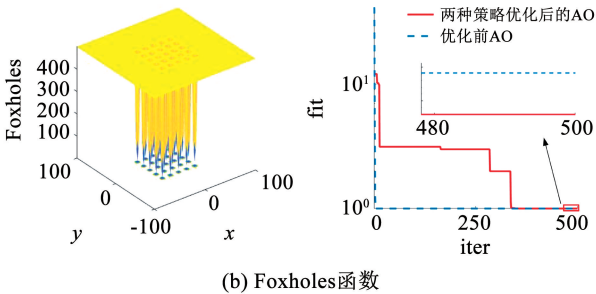


图 5 DERLSP-AO 优化策略流程

Fig. 5 DERLSP-AO optimization strategy flowchart



(a) Schwefel 2.22函数



(b) Foxholes函数

图 6 前两种策略优化前、后性能对比

Fig. 6 Performance comparison before and after optimization of the first two strategies

为了验证算法性能,将 DERLSP-AO 与 AO、飞蛾扑火算法(moth-flame optimization, MFO)^[16]和灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)^[17]在 4 种基准测试函数上进行对比,测试函数空间图与收敛曲线见图 7。

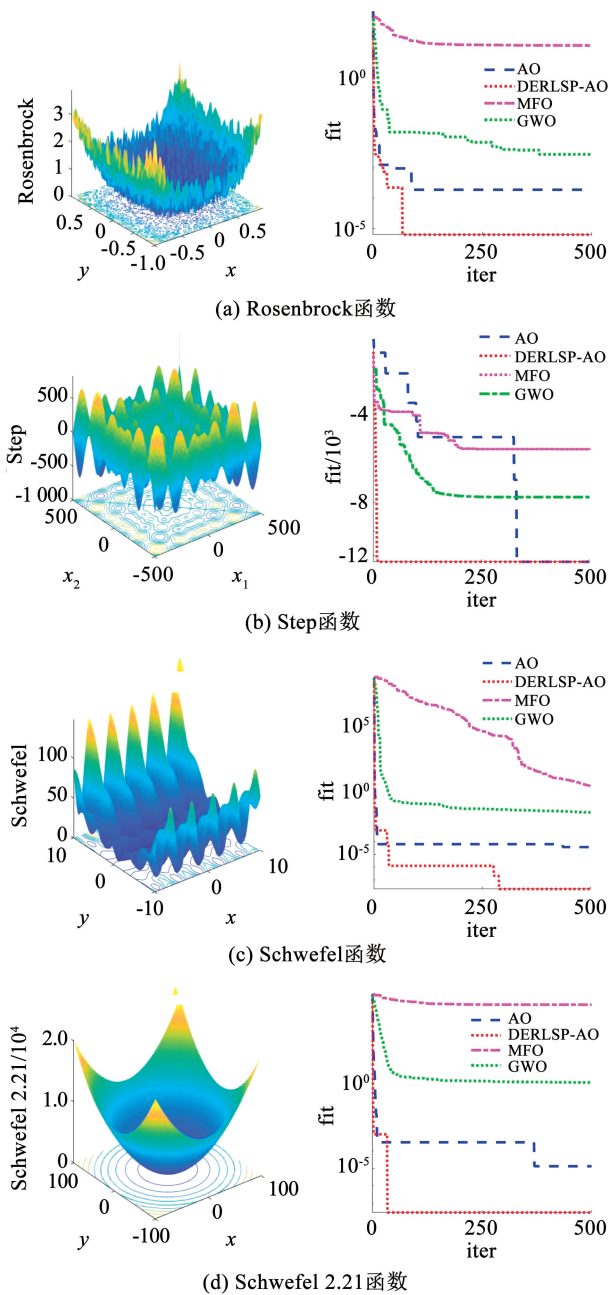


图 7 测试函数收敛曲线

Fig. 7 Test function convergence curve

如图 7 所示收敛曲线直观展示了各算法的收敛精度和收敛速度,结果表明,DERLSP-AO 的性能在大多数测试函数上优于对比算法。根据 No Free Lunch 定理^[18],并不能期望一个算法能够在所有测试函数中都达到最佳性能。在这 5 个测试函数中,DERLSP-AO 适应度最低,性能最好,在 Rosenbrock、Step 及 Schwefel 2.21 测试函数下可以明显发现其收敛速度最快,验证了优化的有效性。

4 DERLSP-AO 优化的 PID 控制器设计

4.1 控制方案

在防抱死系统中,PID 控制参数需要根据路面工况变化不断调整,增加了系统调试难度。为了提

升 ABS 性能,利用 DERLSP-AO-PID 对防抱死模型进行参数整定。优化参数包括 k_p 、 k_i 和 k_d ,构成了算法解空间的三维坐标。在模型中,将每组 PID 参数看作天鹰的位置坐标,利用图 5 中的流程图对天鹰进行迭代更新,通过不断优化,得到系统的最优个体,从而实现对 PID 参数的精准整定。这种优化方法使得防抱死系统能够在不同路况下更加稳定、高效地工作。基于 DERLSP-AO-PID 的 ABS 控制方案如图 8 所示,通过智能化调整 PID 参数,提高了系统的鲁棒性和适应性,使得 ABS 在面对复杂多变的路况时,能够更加可靠地实现车辆制动控制,确保行驶安全。图中将误差作为 DERLSP-AO 的评估函数,计算适应度函数的值,然后根据函数适应度来调整 PID 3 个参数,优化 PID 控制器。

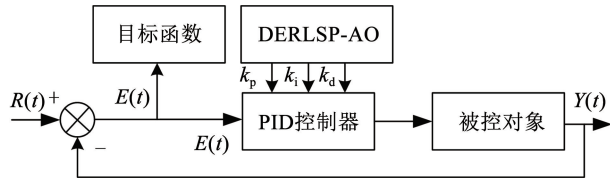


图 8 控制方案框图

Fig. 8 Control scheme block diagram

4.2 DERLSP-AO 优化 PID 控制器参数整定

DERLSP-AO 优化 ABS 系统中 PID 控制器的参数整定流程见图 9。

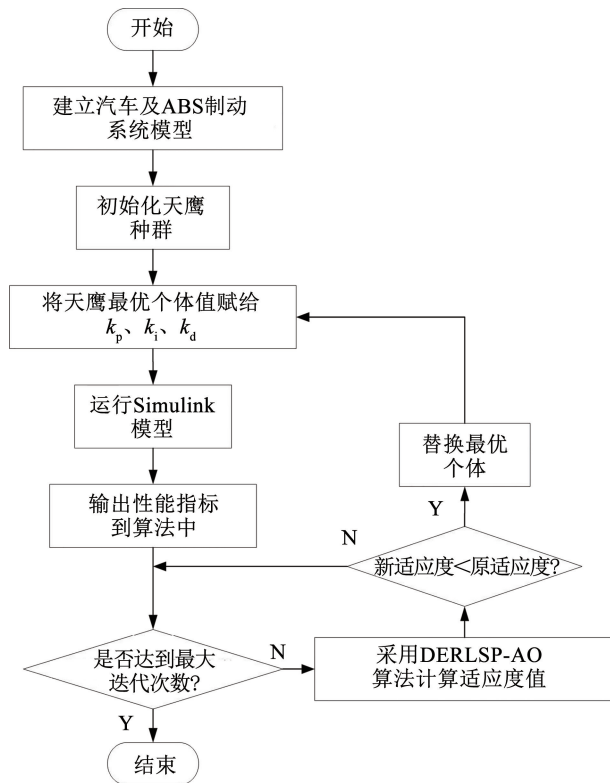


图 9 DERLSP-AO-PID 控制算法的参数整定过程

Fig. 9 Parameter tuning process of DERLSP-AO-PID control algorithm

5 仿真结果分析

实验硬件平台为 Intel Core i7-11800H 2.3 GHz CPU、RTX4060Ti GPU、16 GB 内存的计算机,仿真软件为 MatlabR2022a。与 PID 控制 ABS 模型中车辆参数一致,汽车初速度为 30 m/s,车轮质量为 $m =$

200 kg,车轮转动惯量 $I = 12 \text{ kg/m}^{-2}$,车轮半径 $R = 0.5 \text{ m}$ 。将 DERLSP-AO-PID 与 PID、模糊 PID、遗传算法结合 PID (genetic algorithm combined with PID, GA-PID) 与 AO-PID 控制器在干燥混凝土路面、湿沥青路面及光滑冰路面进行汽车制动对比,见图 10 ~ 12,图中 x_0 为制动距离。

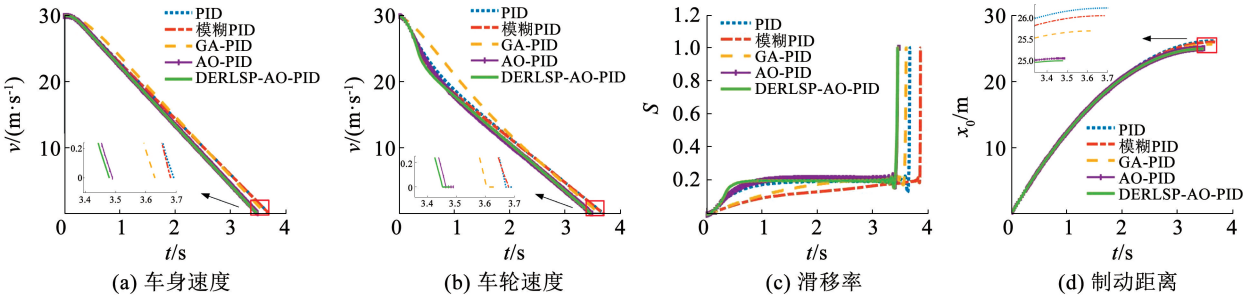


图 10 干燥混凝土路面汽车防抱死制动仿真

Fig. 10 Simulation of anti-lock braking system on dry concrete pavement

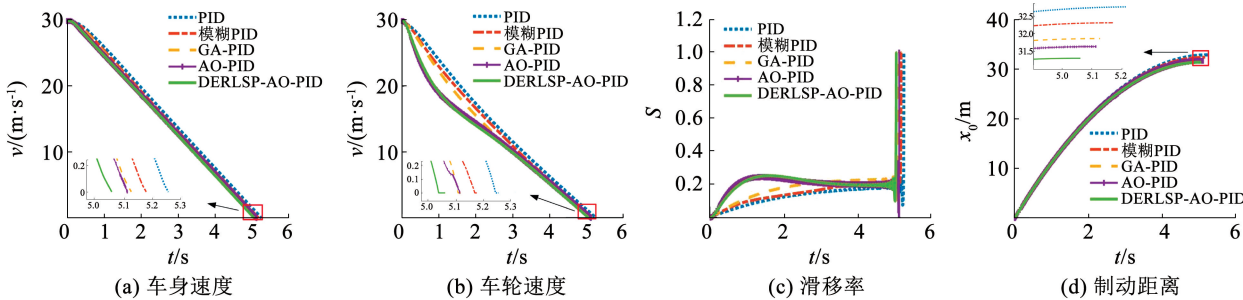


图 11 湿沥青路面汽车防抱死制动仿真

Fig. 11 Simulation of anti-lock braking system on wet asphalt pavement

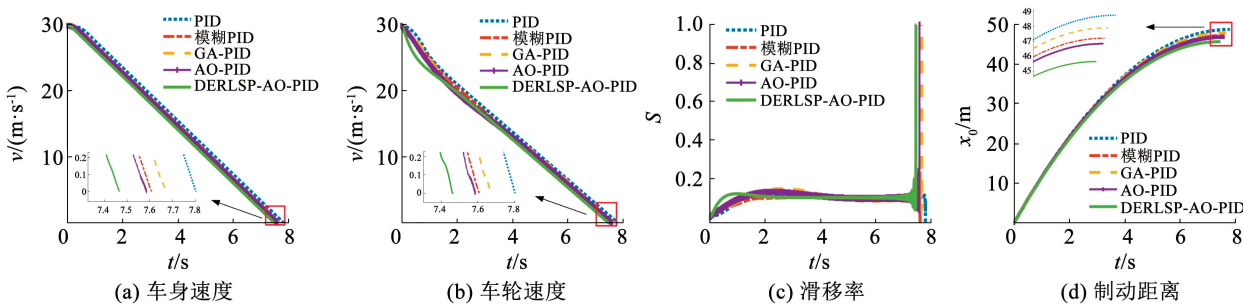


图 12 光滑冰路面汽车防抱死制动仿真

Fig. 12 Simulation of anti-lock braking on smooth ice pavement

由图 10 可知,5 种控制方法在干燥混凝土路面的制动时间分别为 3.692 71、3.682 48、3.630 02、3.489 68、3.479 05 s,滑移率都可收敛到期望值 0.2 处,本文算法收敛速度更快、制动时间更短。由图 11 可知,5 种控制方法在湿沥青路面上的制动时间分别为 5.254 53、5.178 98、5.128 13、5.114 66、5.061 45 s,本文算法更快到达期望滑移率附近,制动时间更短。由图 12 可知,5 种控制方法在光滑冰

路面上的制动时间分别为 7.803 47、7.607 02、7.670 68、7.586 37、7.466 82 s,在这种路况下,模糊 PID 控制效果比 GA-PID 控制好,由滑移率曲线可知本文算法可使滑移率更快收敛到期望值 0.1 处,制动效果更好。

在干燥混凝土、湿沥青和光滑冰路面,不同控制策略下刹车距离和时间参数分别见表 2 ~ 4。

表 2 干燥混凝土路面上不同控制策略的制动过程仿真参数
Tab.2 Simulation parameters for braking process with different control strategies on dry concrete pavement

干燥混凝土路面	制动时间/s	制动距离/m
PID 控制	3.692 71	26.291 8
模糊 PID 控制	3.682 48	26.030 1
GA-PID 控制	3.630 02	25.708 3
AO-PID 控制	3.489 68	25.059 7
DERLSP-AO-PID 控制	3.479 05	24.816 3

表 3 湿沥青路面上不同控制策略的制动过程仿真参数
Tab.3 Simulation parameters for braking process with different control strategies on wet asphalt pavement

湿沥青路面	制动时间/s	制动距离/m
PID 控制	5.254 53	32.792 7
模糊 PID 控制	5.178 98	32.242 5
GA-PID 控制	5.128 13	31.859 6
AO-PID 控制	5.114 66	31.618 2
DERLSP-AO-PID 控制	5.061 45	31.295 5

表 4 冰路面上不同控制策略的制动过程仿真参数
Tab.4 Simulation parameters for braking process with different control strategies on ice road surface

冰路面	制动时间/s	制动距离/m
PID 控制	7.803 47	48.733 2
模糊 PID 控制	7.607 02	47.216 0
GA-PID 控制	7.670 68	47.898 4
AO-PID 控制	7.586 37	46.811 6
DERLSP-AO-PID 控制	7.466 82	45.645 6

由表 2~4 分析可知,在这 3 种不同的路况中,PID 控制的汽车制动效果最差、制动时间最长和距离最大。DERLSP-AO-PID 控制制动效果最好、制动时间和距离都有所减少,与 AO-PID 相比,提升了制动性能,因此验证了本文算法整定 PID 参数的有效性。

由仿真实验中的滑移率曲线可知,采用 DERLSP-AO-PID 控制,可使 ABS 系统中实际滑移率保持在最佳滑移率处附近,在各个路况情况下反应迅速有效,适应性强。

6 结 论

1)基于 AO 算法设计了狩猎视角反向学习策略,扩大搜索范围,提高了算法的整体效率;引入停滞扰动策略,有效防止算法陷入局部最优解,提升了全局搜索能力;结合差分进化策略,增强了算法的鲁

棒性和适应性。利用最优个体整定 PID 参数,得到 DERLSP-AO-PID 控制器。

2)DERLSP-AO-PID 控制器的引入有效解决了传统 PID 控制器实时性差和无法自动调节参数的问题,提升了控制器的性能稳定性,提高了车辆在制动过程的安全性和可靠性。

3)仿真测试表明,DERLSP-AO-PID 控制器在不同路况下表现优越,制动时间和制动距离均显著优于传统 PID 控制器,同时滑移率曲线显示出更好的稳定性。该控制器有效降低了制动时间及制动距离,提高了制动精度,使车辆在突发情况下的反应能力得到了增强。

参考文献

[1] YAO Yixin, ZHAO Yanan, YAMAZAKI M. Integrated regenerative braking system and anti-lock braking system for hybrid electric vehicles & battery electric vehicles[J]. SAE International Journal of Advances and Current Practices in Mobility, 2020, 2(3): 1592. DOI:10.4271/2020-01-0846

[2] 黄智, 刘剑, 胡凯, 等. 气压 ABS 关键技术与试验[J]. 中国机械工程, 2014, 25(8): 1126

HUANG Zhi, LIU Jian, HU Kai, et al. Research and test on pneumatics ABS key techniques[J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(8): 1126. DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2014.08.026

[3] SHAHABI A, KAZEMIAN A H, FARAHAT S, et al. Wheel slip ratio regulation for investigating the vehicle's dynamic behavior during braking and steering input[J]. Mechanics & Industry, 2021, 22(1): 17. DOI:10.1051/meca/2021016

[4] APAROW V R, AHMAD F, HUDHA K, et al. Modelling and PID control of antilock braking system with wheel slip reduction to improve braking performance[J]. International Journal of Vehicle Safety, 2013, 6(3): 265. DOI:10.1504/ijvs.2013.055025

[5] ZHANG Rongxu, ZHAO Bo. Simulation research on PID control of automotive stability based on genetic algorithm optimization[J]. OALib, 2018, 5(5): 1. DOI:10.4236/oalib.1104625

[6] 郭亮, 王益曼. 模糊 PID 控制 ABS 控制仿真研究[J]. 装备制造技术, 2023(6): 77

GUO Liang, WANG Yiman. Fuzzy PID control ABS control simulation research[J]. Equipment Manufacturing Technology, 2023(6): 77. DOI: 10.3969/j.issn.1672-545X.2023.06.021

[7] 罗石, 刘艳广, 虞井生, 等. 基于积分滑模的电子机械制动系统 ABS 控制[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024, 45(1): 34

LUO Shi, LIU Yanguang, YU Jingsheng, et al. ABS control of electronic mechanical braking system based on integral sliding mode[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(1): 34. DOI: 10.13705/j.issn.1671-6833.2023.04.009

[8] 陈鑫, 胡明茂, 廖子文. 基于粒子群优化算法的 PID 控制液压防抱死系统[J]. 湖北汽车工业学院学报, 2021, 35(4): 10

CHEN Xin, HU Mingmao, LIAO Ziwen. PID control anti-lock braking system based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Hubei University of Automotive Technology, 2021, 35(4): 10. DOI: 10.3969/j.issn.1008-5483.2021.04.003

[9] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ABD ELAZIZ M, et al. Aquila Optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250. DOI: 10.1016/j.cie.2021.107250

[10] 陈志成, 赵健, 朱冰, 等. 基于电控助力制动级联制动防抱死控制策略[J]. 汽车工程, 2019, 41(11): 1320
CHEN Zhicheng, ZHAO Jian, ZHU Bing, et al. Cascaded anti-lock brake control strategy based on electro-booster brake [J]. Automotive Engineering, 2019, 41(11): 1320. DOI: 10.19562/j.chinasae.qceg.2019.011.014

[11] 吴玲, 孙宇, 孙永荣. 基于 Matlab/Simulink 的汽车 ABS 系统的建模与仿真[J]. 自动化应用, 2014(5): 75
WU Ling, SUN Yu, SUN Yongrong. Modeling and simulation of ABS system of automobiles based on Matlab/Simulink [J]. Automation Application, 2014(5): 75. DOI: 10.3969/j.issn.1674-778X.2014.05.031

[12] TAO T, SU Shunfeng. Moment adaptive Fuzzy control and residue compensation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(4): 803. DOI:10.1109/TFUZZ.2013.2275168

[13] 郑鑫巍, 张丽萍. 汽车 ABS 控制仿真分析[J]. 汽车实用技术, 2022, 47(7): 111
ZHENG Xinwei, ZHANG Liping. Simulation analysis of automobile ABS control[J]. Automobile Applied Technology, 2022, 47(7): 111. DOI: 10.16638/j.cnki.1671-7988.2022.007.023

[14] 徐亦凤, 刘升, 刘宇淞, 等. 融合差分变异和切线飞行的天鹰优化器[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(10): 2996
XU Yifeng, LIU Sheng, LIU Yusong, et al. Aquila optimizer integrating differential mutation and tangent flight[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(10): 2996. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2022.03.0129

[15] ZHAO Weiguo, ZHANG Zhenxing, WANG Liying. Manta ray foraging optimization: an effective bio-inspired optimizer for engineering applications[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: 103300. DOI: 10.1016/j.engappai.2019.103300

[16] MIRJALILI S. Moth-flame optimization algorithm: a novel nature-inspired heuristic paradigm[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 89: 228. DOI: 10.1016/j.knosys.2015.07.006

[17] MARTIN B, MAROT J, BOURENNANE S. Improved discrete grey wolf optimizer [C]//2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Rome: IEEE, 2018: 494. DOI: 10.23919/EUSIPCO.2018.8552925

[18] ADAM S P, ALEXANDROPOULOS S A N, PARDALOS P M, et al. No free lunch theorem: a review[M]. Cham: Springer, 2019. DOI:10.1007/978-3-030-12767-1_5

(编辑 张 红)

封面图片说明

封面图片来自本期论文“模块化自重构卫星智能变构规划”,是哈尔滨工业大学航天学院,微小型航天器快速设计与智能集群全国重点实验室叶东教授课题组为研究模块化卫星的变构过程,基于深度强化学习方法建立了一种能够实现模块化卫星构型自主重构的智能变构规划方法,并针对卫星构型算例进行仿真实验。模块化卫星相比于构型固定的传统卫星,可根据任务需求自主改变构型,其变构规划是一个具有挑战性的研究领域。随着航天任务逐步复杂化,基于深度强化学习的智能规划方法相比于传统规划方法,通过针对随机环境进行灵活规划,可以使卫星变构过程消耗较少的能源和时间。首先,本文基于立方体晶格型卫星的结构特性,建立了卫星模块的物理和运动模型。然后,基于深度强化学习理论对模块变构过程进行了分析建模,建立了多层神经网络拟合变构规划函数,通过网络训练逐步改进卫星变构规划方法性能。最后,针对卫星构型算例进行仿真实验。研究结果表明:所提出的变构规划方法对于给定的卫星算例,可以得到逐步改进的卫星变构策略,规划方法具有有效性和通用性。本文的研究成果对深入研究模块化卫星的变构规划方法提供了新的思路,对未来模块化卫星设计工作具有潜在的价值。

(图文提供:贾晓冷,叶 东,王 博,等. 哈尔滨工业大学航天学院,微小型航天器快速设计与智能集群全国重点实验室(哈尔滨工业大学))