

基于改进鲨鱼优化算法的自抗扰控制参数整定

魏立新^{1†}, 赵默林¹, 范锐¹, 周红星²

(1. 燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;

2. 浙江富日进材料科技有限公司, 杭州 311106)

摘要: 非线性自抗扰控制器耦合参数多, 常规经验整定法难以获得最优参数, 以至于影响控制器的控制精度. 单一机制的优化算法整定出的自抗扰参数均可能是局部最优解, 不能有效提高自抗扰控制器的控制精度. 针对此问题, 提出一种基于改进鲨鱼优化算法的自抗扰控制器参数优化设计方法. 为解决基本鲨鱼优化算法易陷入局部最优解、算法后期收敛速度慢的问题, 提出混合交叉变异策略与双种群协同机制, 以ITAE指标为自抗扰控制器参数选择的优化目标, 并以二自由度机械臂为例进行仿真验证. 结果表明, 优化后的自抗扰控制器具有更小的超调量和更高的控制精度, 在加入外界干扰后, 控制器可以很快抑制干扰, 具有很好的抗干扰能力, 改进后的鲨鱼优化算法可以用于复杂非线性系统自抗扰控制器的参数优化.

关键词: 鲨鱼优化算法; 自抗扰控制器; 参数整定; 协同进化; 双种群; 机械臂

中图分类号: TJ811

文献标志码: A

Parameter tuning of active disturbance rejection control based on ameliorated shark smell optimization algorithm

WEI Li-xin¹, ZHAO Mo-lin¹, FAN Rui¹, ZHOU Hong-xing²

(1. Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Zhejiang Fu Rijin Materials Technology Co Ltd, Hangzhou 311106, China)

Abstract: There are many coupling parameters in a nonlinear active disturbances rejection controller (ADRC), but the optimal parameters are difficult to be obtained by the method of conventional empirical turning, which affects the control accuracy of the controller. A single-mechanism optimization algorithm is used to set the ADRC parameters that may be the local optimal solution, which can not effectively improve the control accuracy of the ADRC. For this problem, a parameter optimization design method based on the improved shark optimization algorithm is proposed. In order to solve the problem that the basic optimization algorithm is easy to fall into local optimum and converges slow, a hybrid cross mutation strategy and a double population co-evolution mechanism are proposed, which take the ITAE index as the optimization target of ADRC parameters selection and simulation with a two degrees of freedom manipulator as an example. The result shows that the optimized ADRC has less overshoot and higher control accuracy. After adding external interference, the controller can quickly suppress interference, so it has good anti-interference ability which can be used to optimize the parameters of the ADRC in complex nonlinear systems.

Keywords: shark smell optimization; ADRC; parameter setting; co-evolution; double population; mechanical arm

0 引言

自抗扰控制是由Han^[1]提出的一种基于非线性PID控制律且不依赖于精确系统模型的鲁棒控制方法, 其控制特点是将模型内扰和不可测外扰作为系统的总扰动, 通过扩张状态观测器观测这些扰动, 并用误差反馈的方式对其进行实时评估并给予补偿. 非线性自抗扰较为复杂, 耦合参数多, 目前自抗扰控

制器的参数整定很大程度上依赖于经验, 会影响控制精度^[2-3], 因此非线性自抗扰参数整定问题已成为当下研究的重点^[4-6].

目前已出现多种自抗扰控制器参数的整定方法, 主要是结合各种智能算法对自抗扰控制器 (ADRC) 参数进行寻优, 如改进的遗传算法^[7]、改进的混沌量子粒子群优化算法^[8]、基于沉降/观测时间的优化算

收稿日期: 2017-10-01; 修回日期: 2017-12-22.

基金项目: 河北省自然科学基金项目 (F2016203249).

责任编委: 林崇.

作者简介: 魏立新 (1977-), 男, 教授, 博士生导师, 从事冶金机械综合自动化、先进控制及工程应用等研究; 赵默林 (1992-), 男, 硕士生, 从事冶金机械综合自动化、自抗扰控制的研究.

†通讯作者. E-mail: wlx2000@ysu.edu.cn.

法^[9]、蚁群算法^[10]、鲸鱼优化算法^[11]、改进的混沌粒子群算法^[12]、基于免疫二值粒子群算法^[13]等。但是,采用单一机制的优化算法整定出的自抗扰参数均可能是局部最优解,不能有效提高自抗扰控制器的控制精度。针对上述问题,本文提出一种基于改进鲨鱼优化算法的自抗扰控制器。鲨鱼优化算法(Shark smell optimization, SSO)是2016年由Abedinia等^[14]提出的一种新的群体智能优化算法,其优点在于调整的参数少且具有很强的局部搜索能力,但很难找到全局最优解。因此,本文首先通过引入交叉和变异策略提高算法的全局搜索能力,其次引入双种群机制,改善算法在后期出现的寻优缓慢的现象,最后采用改进后的鲨鱼优化算法(Ameliorate shark smell optimization, ASSO)整定自抗扰参数,并以两自由度机械臂为例进行仿真验证。

1 自抗扰控制原理

自抗扰控制器^[1]主要是由跟踪微分器(Tracking differentiator, TD)、扩张状态观测器(Extended state observe, ESO)和非线性反馈控制率(Nonlinear state error feedback control law, NLSEF)3部分组成的,以二阶非线性对象为例,其结构如图1所示。

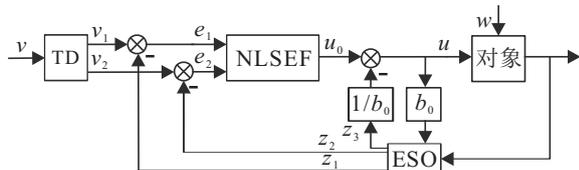


图1 自抗扰控制器

在图1中:TD给出了过渡过程 v_1 及其微分 v_2 ;NLSEF是安排的过渡过程与对象状态变量之间的误差的非线性控制策略,对 e_1 和 e_2 进行非线性组合并输出控制信号 u_0 ;ESO跟踪对象输出 y 并估计对象的各阶状态变量 z_1, z_2 和对象总扰动实时作用量 z_3 ; b 是控制输入放大系数。TD方程为

$$\begin{aligned} v_1(k+1) &= v_1(k) + hv_2(k), \\ v_2(k+1) &= \\ v_2(k) + hfst(v_1(k) - v_0, v_2(k), r, h_0). \end{aligned} \quad (1)$$

ESO方程为

$$\begin{aligned} \varepsilon_1 &= z_1(k) - y, \\ z_1(k+1) &= z_1(k) + T(z_2(k) - \beta_{01}\varepsilon_1), \\ z_2(k+1) &= \\ z_2(k) + T(z_3(k) - \beta_{02}fal(\varepsilon_1, \alpha_1, \delta_1) + b_0u), \\ z_3(k+1) &= z_3(k) - T\beta_{03}fal(\varepsilon_2, \alpha_2, \delta_2). \end{aligned} \quad (2)$$

NLSEF方程为

$$\begin{aligned} e_1(k) &= v_1(k) - z_1(k), \\ e_2(k) &= v_2(k) - z_2(k), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} u_0 &= \sum_{i=1}^n \beta_i fal(\varepsilon_i, \alpha_i, \delta_i), \\ u &= u_0 - \frac{z_3}{b_0}. \end{aligned} \quad (3)$$

其中: r 是快慢因子; h 是步长; $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_i$ 是修正系数。上述7个参数即控制器中需要整定的参数,对控制系统性能影响最大。函数 fal 是一种非线性函数,是输出误差校正率, e 是误差。

本文针对ADRC参数难以整定以至于影响控制精度的问题,将自抗扰参数优化问题转化为无约束优化问题,即将ITAE指标作为目标函数并采用改进的鲨鱼优化算法进行优化。系统框图如图2所示。

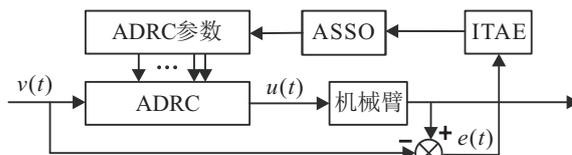


图2 基于改进鲨鱼优化算法的ADRC系统

2 改进的鲨鱼优化算法

2.1 SSO优化算法

鲨鱼觅食行为包含前进和旋转,可极其高效地寻到猎物。因此,模拟鲨鱼觅食的鲨鱼优化算法是众多优化算法中的一种效率极高的优化算法^[14]。

定义NP个最初的速度矢量,即

$$V = [V_1^1, V_2^1, \dots, V_{NP}^1]. \quad (4)$$

鲨鱼在每个维度的速度公式可以写为

$$\begin{aligned} |v_{i,j}^k| &= \min \left[\left| \eta_k \cdot R_1 \cdot \frac{\partial(\text{OF})}{\partial x_j} \Big|_{x_{i,j}^k} + \alpha_k \cdot R_2 \cdot v_{i,j}^{k-1} \right|, \right. \\ & \left. |\beta_k \cdot v_{i,j}^{k-1}| \right]. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $j = (1, 2, \dots, ND)$; $i = (1, 2, \dots, NP)$; $k = (1, 2, \dots, k_{\max})$, k_{\max} 是每个阶段的速度;OF是目标函数; $\eta_k \in [0, 1]$; β_k 是 k 阶段的速度限制率; R_1, α_k 和 R_2 是均匀分布在 $[0, 1]$ 之间的随机数。鲨鱼向前移动所产生的新位置 Y_i^{k+1} 为

$$Y_i^{k+1} = X_i^k + V_i^k \cdot \Delta t_k, \quad (6)$$

其中 Δt_k 是 k 阶段的时间间隔。

除了向前运动外,鲨鱼通常沿着他们的路径旋转运动。这是鲨鱼的一种真实的运动方式,这种位置的搜索公式如下:

$$Z_i^{k+1,m} = Y_i^{k+1} + R_3 \cdot Y_i^{k+1}. \quad (7)$$

其中: $m = (1, 2, \dots, M)$, M 是在位置搜索中每个阶段的点的数量; R_3 是均匀分布在 $[-1, 1]$ 之间的随机数。由此实现了 Z_i 在 Y_i 附近的位置搜索。若鲨鱼在旋转运动中找到一个更强气味点,则它会去到该点,并继续搜索路径,这一特点在SSO算法中实现如下:

$$X_i^{k+1} = \arg \max \{ \text{OF}(Y_i^{k+1}), \text{OF}(Z_i^{k+1,1}), \dots, \text{OF}(Z_i^{k+1,M}) \}. \quad (8)$$

考虑OF应该被最大化,因此 Y_i^{k+1} 由之前的运动获得, $Z_i^{k+1,M}$ 由旋转移动获得.选择拥有更高OF值的候选解作为鲨鱼的下一个位置,即 X_i^{k+1} .向前运动和旋转运动的过程一直循环,直到 k 达到 k_{\max} .

2.2 SSO算法的改进策略

尽管SSO算法有着极高的优化搜索能力,但也存在缺点.SSO算法易于陷入局部收敛,这一缺陷源自于算法在迭代过程中使所有个体都靠近最优位置,致使鲨鱼种群因个体聚集而损失多样性,不利于全局收敛.因此,本文考虑一种将遗传算法与鲨鱼优化算法相结合的改进策略,目的是更好地提升鲨鱼优化算法的性能.在迭代过程中,鲨鱼个体的更新规则使得遗传算法与鲨鱼优化算法结合的混合算法有一定的方向指引性,有利于其加速收敛和全局寻优;同时,遗传算法的交叉变异又使得基于进化的鲨鱼优化算法不至于在陷入局部最优时立刻停滞寻优,会使其产生一定的扰动和变异,从而有助于其跳出局部最优的窘境.其变异公式为

$$u_{i,j}^G = X_{r1,j}^G + F(X_{r2,j}^G - X_{r3,j}^G). \quad (9)$$

其中: $u_{i,j}^G$ 是个体 u_i^G 的第 j 维元素; $X_{r1,j}^G, X_{r2,j}^G, X_{r3,j}^G$ 是 G 代种群的3个互异个体; F 是缩放因子.

交叉方式为二项式交叉,其公式为

$$V_{i,j}^G = \begin{cases} u_{i,j}^G, & f(\text{rand}(\cdot) \leq \text{CR}); \\ X_{i,j}^G, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

其中: $V_{i,j}^G$ 是 V_i^G 的第 J 维元素; $\text{rand}(\cdot)$ 是 $[0, 1)$ 内的随机数; $\text{CR} = 0.3$ 是交叉概率,并且对变异后的新粒子做边界处理.但改进后的算法会出现寻优缓慢,甚至于停滞的问题.

为此,本文考虑双种群^[15-16]同时进化并进行信息交流的改进策略.由于鲨鱼优化算法和改进后的鲨鱼优化算法产生新个体的方式不同,导致他们在寻优时的效果也不同.本文基于他们的优势融合,提出一种双种群遗传鲨鱼算法(ASSO).主要思想是把随机初始化后的种群分成两组:其中一组采用SSO优化算法,个体更新公式采用式(8),算法局部搜索能力较强,收敛速度快;另外一组采用ASSO优化算法,算法在粒子更新时加入交叉变异策略,帮助粒子跳出局部最优,提高算法的全局搜索能力.通过把两个种群并行进化,使算法在保持收敛速度和种群多样性的前提下,提高全局收敛率.

具体的改进鲨鱼优化算法的计算步骤如图3所示,算法终止的判定条件为算法是否达到最大迭代次

数或误差值是否小于误差最小设定值.

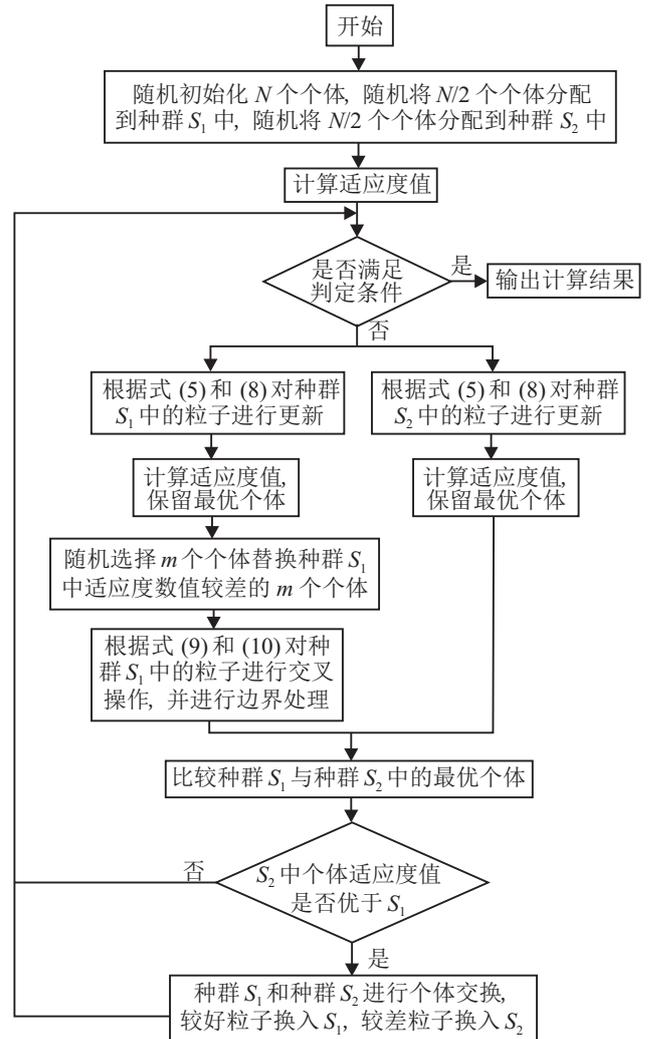


图3 改进的鲨鱼优化算法

3 控制算法性能测试

3.1 基于测试函数的性能比较

为了验证本文改进的鲨鱼优化算法较优,采用10种不同的测试函数进行测试.先后采取改进的鲨鱼优化算法(ASSO)、鲨鱼优化算法(SSO)、混沌粒子群算法(CPSO)和遗传算法(GA)分别求解.其中:4种算法的种群规模或个体数目均为30,迭代次数均为200;GA的交叉和变异概率为30%;SSO和ASSO的惯性系数为 $\alpha_k = 0.1, \eta_k = 1$,随机数为 $R_1 = 0.3, R_2 = 0.4, R_3 = 0.2$,交叉和变异概率为30%;ASSO种群间个体的交换概率为10%.4种算法的其他相关参数设置相同.具体的测试结果如表1所示,其中加粗字体表示最好的结果.

通过算法对比可以发现,ASSO算法的整体性能要优于其他3种算法.对于测试函数 f_4 而言,ASSO算法可以找到理论最优值且较其他3种算法更加稳定,搜索精度更高.对 $f_1 \sim f_4$ 而言,ASSO算法较之前的SSO算法在精度上都有提高.对于 f_6 而言,ASSO

表1 10个不同测试函数的仿真计算结果

Name	Function	Value	Mean				f_{min}			
			ASSO	SSO	GA	CPSO	ASSO	SSO	GA	CPSO
f_1	Beale's	0	1.266e-2	2.152e-2	0.041 26	0.032 16	1.89e-3	2.37e-3	3.19e-3	3.97e-3
f_2	Booth's	0	2.75e-4	4.21e-3	0.013 78	5.25e-4	5.2e-5	8.1e-4	1.42e-3	1.1e-4
f_3	Three hump	0	4.6e-3	3.98e-3	0.012 14	6.14e-3	0	5.1e-4	8.9e-4	0
f_4	Ackley's	0	0	3.14e-3	0.011 92	8.43e-3	0	4.4e-4	9.7e-4	4.7e-4
f_5	Eggholder	-959.64	-959.15	-958.77	-952.41	-954.88	-959.40	-959.27	-959.08	-959.11
f_6	Lévi	0	1.12e-3	1.44e-3	1.75e-3	1.31e-3	5.4e-4	6.9e-4	1.09e-3	3.5e-4
f_7	Goldstein Price	3	2.974 3	2.963 3	2.918 5	2.937 7	2.998 1	2.994 2	2.987 2	2.990 6
f_8	Easom	-1	-0.990 1	-0.983 2	-0.972 4	-0.988 9	-0.995 6	-0.997 3	-0.988 5	-0.991 5
f_9	McCormick	-1.913 3	-1.805 8	-1.890 4	-1.852 2	-1.895 2	-1.911 8	-1.908 5	-1.907 2	-1.908 9
f_{10}	Matyas	0	1.09e-3	1.72e-3	2.05e-3	1.57e-3	6.1e-4	7.4e-4	1.28e-3	7.9e-4

算法在控制精度上略低于CPSO算法,但与其他3种算法相比在精度上有了较大提高;对 f_8 而言,虽然ASSO算法在精度上略低于GA算法,但与其他3种算法相比在精度上有了很大提高,也更加稳定.因此ASSO算法较其他3种算法而言,找到最优解的精度更高,算法效率更高,可用于优化自抗扰参数.

3.2 基于测试函数的性能比较

本文采用指标为参数选择的最小优化目标,采用改进鲨鱼优化算法对自抗扰控制器进行在线优化,迭代次数为100,ITAE标准可以描述为

$$J = \int_0^T t|e(t)|dt. \quad (11)$$

图4、图5为CPSO^[17]算法和ASSO算法对两组ADRC参数整定过程中的评价函数优化曲线.由图4和图5可知,ASSO算法的寻优范围远远大于CPSO算法,在算法初期,ASSO算法的评价函数值迅速下降,说明算法具有很好的初值寻优,加快了搜索速度,提高了算法优化效率,可比CPSO算法得到更小的评价函数值.因此,ASSO算法可以比CPSO算法更好地得到控制器参数.

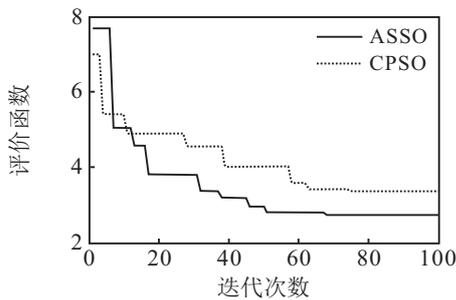


图4 第1组参数寻优

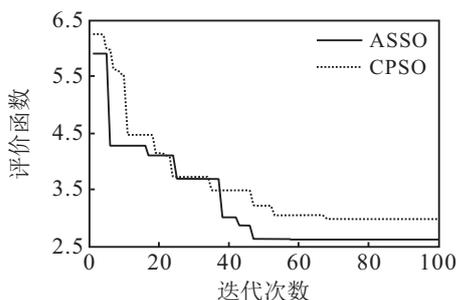


图5 第2组参数寻优

4 基于实际算例的仿真对比

工业机械臂在实际生产中越来越重要,对其控制的研究也成为当下的热点之一^[18-19].由于机械臂模型具有非线性和强耦合性等特点,非线性ADRC很难依靠经验整定出一组合适的控制参数.以2DOF机械臂为例,针对机械臂模型的特点和非线性自抗扰参数整定问题,提出一种ASSO-ADRC的控制算法对机械臂进行轨迹跟踪仿真,通过轨迹跟踪误差结果的对比分别采用经验整定法、遗传算法^[7]、蚁群算法^[10]、蜂群算法和ASSO算法对整定后的ADRC的控制精度进行验证.实验结果表明,ASSO算法整定后的ADRC具有更高的控制精度.

在考虑重力补偿的基础上和未知扰动的前提下,机械臂的动力学方程^[19]可表示为

$$D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau + d. \quad (12)$$

其中: $D(q)$ 是 2×2 阶正规惯性矩阵, $C(q, \dot{q})$ 是 2×2 阶离心和哥氏力项, $G(q)$ 是重力矩向量.基于重力补偿的PD控制率为

$$\tau = K_d \dot{e} + K_p e + \hat{G}(q). \quad (13)$$

首先,通过ASSO优化算法对ADRC控制器参数进行优化,优化的参数结果如下: $\beta_{01} = 96.23, \beta_{02} = 292.09, \beta_{03} = 94.82, \beta_1 = 31.12, \beta_2 = 28.13$;其次,通过优化后的自抗扰控制器对机械臂运动轨迹进行仿真.具体测试结果如图6和图7所示.图6和图7为经过5种不同算法整定的ADRC控制机械臂运动后得到的位置跟踪误差对比图,可以发现,ASSO算法整定后的ADRC控制器可以将控制误差控制在1%以内,对于 q_1 的控制误差更是可以减小到1‰,控制精度远远优于其他4种方式整定后的ADRC,且系统波动较小,能够较快达到稳态.为了验证ASSO算法整定的自抗扰控制器的抗干扰能力,选取仿真时间为 $T = 30$,并在 $T = 12$ s时加入一个幅值为2的阶跃信号作为外界扰动.可以看出,系统稳定后加入外界扰动,对于ASSO算法整定后的ADRC而言,其控制效果几乎没有影响且稳定性远远优于其他4种方法整定后的ADRC.因此,该实验表明,基于ASSO算法整

定后的ADRC具有更高的控制精度。

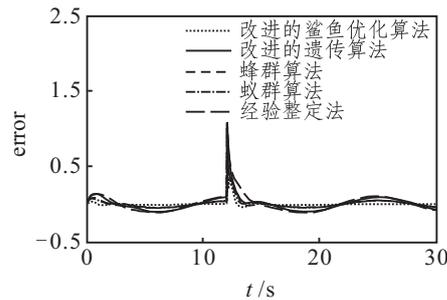


图6 基于不同算法的 q_1 位置跟踪误差比较

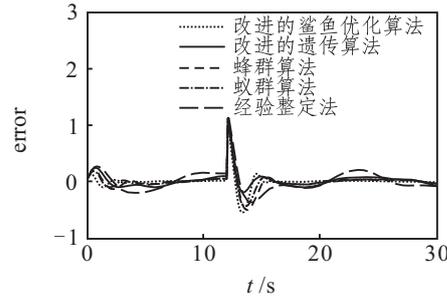


图7 基于不同算法的 q_2 位置跟踪误差比较

5 结论

本文针对自抗扰控制器参数难以整定的问题,提出了一种基于鲨鱼优化算法的整定方式,并针对鲨鱼优化算法易陷入局部收敛的缺陷,引用一种基于双种群和交叉变异协同进化的改进策略,先后通过测试函数和ITAE指标验证改进后的鲨鱼优化算法,结果表明该算法克服了原有缺陷,可用于ADRC的参数整定。以两自由度串联机器人为例进行验证,跟踪误差的对比结果表明,改进鲨鱼优化算法整定后的ADRC较其他4种方法具有更好的控制精度。因此,本文提出的改进的鲨鱼优化算法可以用于自抗扰控制器的参数整定上。

参考文献(References)

- [1] Han J. From PID to active disturbance rejection control[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2009, 56(3): 900-906.
- [2] Huang Y, Xue W. Active disturbance rejection control: Methodology and theoretical analysis[J]. Isa Transactions, 2014, 53(4): 963-976.
- [3] Huang D, Zhang J, Liu Y, et al. Improved active disturbance rejection controller on suspension system and its performance analysis[J]. Trans of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(2): 61-72.
- [4] Chen Q, Li L, Wang M, et al. The precise modeling and active disturbance rejection control of voice coil motor in high precision motion control system[J]. Applied Mathematical Modelling, 2015, 39(19): 5936-5948.
- [5] Shen Y, Shao K, Ren W, et al. Diving control of autonomous underwater vehicle based on improved active disturbance rejection control approach[J]. Neurocomputing, 2016, 173: 1377-1385.
- [6] Yang X, Cui J, Lao D, et al. Input shaping enhanced active disturbance rejection control for a twin rotor multi-input multi-output system(TRMS)[J]. Isa Transactions, 2016, 62: 287-298.
- [7] Mo R, Geng Q, Lu X. An active disturbance rejection controller design and parameter tuning for helicopter with slung-load[C]. The 12th IEEE Int Conf on Control and Automation. Kathmandu: IEEE, 2016: 242-247.
- [8] Qing G, Shi-jie Z, Juan C. Parameter tuning of linear active disturbance rejection controller based on chaotic quantum behaved particle swarm optimization[C]. The 29th Chinese Control and Decision Conf. Chongqing: IEEE, 2017: 7484-7489.
- [9] Ge Li-Ming, Li Zong-Gang, Wang S W, et al. Parameter-tuning of active disturbance rejection control based on settling/observing time[J]. Control and Decision, 2017, 32(7): 1333-1337.
- [10] Yin Z, Du C, Liu J, et al. Research on auto-disturbance-rejection control of induction motors based on ant colony optimization algorithm[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2018, 65(4): 3077-3094.
- [11] Yu Y, Wang H, Li N, et al. Automatic carrier landing system based on active disturbance rejection control with a novel parameters optimizer[J]. Aerospace Science & Technology, 2017, 69: 149-160.
- [12] Wang P, Wang H, Bai G, et al. Parameter optimization of ADRC for spacecraft attitude maneuver based on particle swarm optimization algorithm[C]. The 6th Int Conf on Intelligent Human-Machine Systems & Cybernetics. Hangzhou: IEEE, 2014: 194-197.
- [13] Liu Z H, Zhang Y J, Zhang J, et al. Active disturbance rejection control of a chaotic system based on immune binary-state particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(1): 789-797.
- [14] Abedinia O, Amjady N, Ghasemi A. A new metaheuristic algorithm based on shark smell optimization[J]. Complexity, 2016, 21(5): 97-116.
- [15] Cheng J, Rong-Jun Li. Particle swarm optimization based on immune evasion[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2014, 43(4): 509-513.
- [16] Qin Q, Niu B, Li Li, et al. A Double-population particle swarm optimization algorithm based on predator-prey behavior[J]. Information & Control, 2011, 40(6): 733-739.
- [17] Liu F C, Jia Y F, Ren L N. Anti-synchronizing different chaotic systems using active disturbance rejection controller based on the chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(12): 98-105.
- [18] Heck D, Saccon A, Wouw N V D, et al. Guaranteeing stable tracking of hybrid position-force trajectories for a robot manipulator interacting with a stiff environment[J]. Automatica, 2016, 63: 235-247.
- [19] Mathew R, Hiremath S S. Trajectory tracking and control of differential drive robot for predefined regular geometrical path[J]. Procedia Technology, 2016, 25: 1273-1280.