

引用格式:胡文华,曹仁赢.改进粒子群优化算法的四旋翼 ADRC 姿态控制[J].电光与控制,2019,26(12):12-16,27. HU W H, CAO R Y. An improved PSO algorithm of quadrotor ADRC attitude control[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(12):12-16, 27.

改进粒子群优化算法的四旋翼 ADRC 姿态控制

胡文华, 曹仁赢

(华东交通大学,南昌 330013)

摘要:针对四旋翼飞行器姿态控制中采用自抗扰控制技术的控制器参数过多、整定时难以获得一组最优解的问题,提出了一种变权重与杂交的粒子群优化算法。该算法主要由两部分组成:第一,根据迭代过程中粒子群中粒子与全局最优粒子间的距离大小动态改变惯性权重,并设置系数控制其对惯性权重的影响程度;第二,引入杂交进化,在指定迭代次数内,若粒子群全局最优值连续未变,则对指定数量的粒子进行杂交,增加粒子多样性,避免陷入局部最优。通过 Matlab/Simulink 搭建四旋翼飞行器模型并仿真,其结果表明,该优化算法对 ADRC 控制器参数的整定是有效的,能使四旋翼飞行器的控制品质得到保证和优化,提升设计效率。

关键词:四旋翼飞行器;粒子群优化算法;自抗扰控制

中图分类号:V249.122 文献标志码:A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.12.003

An Improved PSO Algorithm of Quadrotor ADRC Attitude Control

HU Wen-hua, CAO Ren-ying

(East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Because the Active Disturbance Rejection Control (ADRC) technology adopts too many controller parameters in the attitude control of quadrotor aircraft, it is difficult to obtain a set of optimal solutions. To solve the problem, a PSO algorithm with variable-weight hybridization is proposed. The algorithm is mainly composed of two parts. First, according to the distance between the particles in the particle group and the global optimal particle in the iterative process, the inertia weight is dynamically adjusted, and the coefficient is set to control the degree of influence on the inertia weight. Second, the hybridization is introduced. Within a specified number of iterations, if the global optimal value of the particle group does not change continuously, the specified number of particles are hybridized to increase the particle diversity and avoid falling into local optimum. The quadrotor model is built and simulated by Matlab/Simulink. The results show that the optimization algorithm is effective for ADRC controller parameter setting, which can ensure the control quality of the quadrotor and improve the design efficiency.

Key words: quadrotor aircraft; particle swarm optimization; ADRC

0 引言

目前四旋翼飞行器 PID 控制技术主要应用于控制性能要求不高的场合,如文献[1]设计了 PID 控制器和模糊 PID 控制器,实现了飞行器的姿态角控制,但其仅仅是在室内和小角度变化下控制,适应性差。当飞

行器受到外部干扰或需要很高的控制精度时,采用自抗扰控制技术能取得更好的效果,如文献[2]针对四旋翼飞行器易受侧向风干扰的问题设计了一种自抗扰控制器,能对侧向风的干扰进行估计与补偿;文献[3]则设计一种 PD-ADRC 的串级控制系统,外环位置环采用 PD 控制,内环姿态环采用 ADRC 控制,充分利用 PD 控制结构简单、易于调整和 ADRC 控制具有强解耦能力与内外扰动估计补偿的能力;文献[4]针对传统 ADRC 中的扩张状态观测器存在不能保证收敛速度的问题,将高阶滑模观测器理论引入 ADRC,对 ADRC 进行改进,使控制器具有更理想的控制效果。

收稿日期:2019-01-03

修回日期:2019-03-06

基金项目:国家自然科学基金(51567009);江西省教育厅一般项目(CJJ160492)

作者简介:胡文华(1972—),男,江西南昌人,博士,副教授,研究方向为电力电子传动和飞行器控制。

ADRC 控制虽然具有不依赖对象精确的数学模型以及能够对不确定扰动估计补偿的优点,但其参数多达十几个,又没有实用的参数整定方法,通常采用人工试凑法,使飞行器控制系统的设计效率大大降低。在 PID 控制中已经将智能算法与参数整定相结合,如文献[5]采用遗传算法。在 ADRC 控制中,文献[6]提出了基于量子群优化算法的自抗扰控制器,但实际应用较少。文献[7]则采用粒子群算法对 ADRC 的参数自整定,但其采用的标准粒子群算法存在可能陷入局部最优和收敛速度慢的问题。

为解决上述问题,本文采用变权重杂交粒子群优化算法对四旋翼飞行器的 ADRC 控制器参数进行整定。粒子在迭代过程中会根据其与全局最优粒子间的距离自动调整速度的惯性权重;并且,在指定的迭代次数后,全局最优值若未发生变化,则对粒子群引入杂交,增加粒子多样性,避免陷入局部最优。此算法既有传统粒子群算法不需要人工调整参数、粒子群自动寻优的优点,又有效避免了传统粒子群算法会陷入局部最优的缺点,以及为避免陷入局部最优增加粒子群数量和迭代次数,导致收敛速度慢与计算量大的问题。

1 四旋翼飞行器建模

通过四旋翼飞行器的动力学^[8]与运动学方程以及欧拉定理建立了四旋翼飞行器的数学模型^[9]

$$\begin{cases} \ddot{x} = (\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi) \frac{u_1}{m} \\ \ddot{y} = (\cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi) \frac{u_1}{m} \\ \ddot{z} = (\cos \phi \cos \theta) \frac{u_1}{m} - g \\ \ddot{\phi} = \dot{\theta} \dot{\psi} \left(\frac{I_y - I_z}{I_x} \right) + \frac{lu_2}{I_x} \\ \ddot{\theta} = \dot{\phi} \dot{\psi} \left(\frac{I_z - I_x}{I_y} \right) + \frac{lu_3}{I_y} \\ \ddot{\psi} = \dot{\phi} \dot{\theta} \left(\frac{I_x - I_y}{I_z} \right) + \frac{lu_4}{I_z} \end{cases} \quad (1)$$

式中: x, y, z 为四旋翼飞行器地理坐标系下的空间坐标位置; ϕ, θ, ψ 分别是机体相对于参考坐标系(地理坐标系)的横滚角、俯仰角、偏航角; I_x, I_y, I_z 分别为飞行器绕 x, y, z 轴的 3 个转动惯量; g 为飞行器所受重力加速度; m 为飞行器整机质量; u_1, u_2, u_3, u_4 为系统控制量,其与 4 个旋翼的转速关系分别为

$$\begin{cases} u_1 = k_i (\Omega_1^2 + \Omega_2^2 + \Omega_3^2 + \Omega_4^2) \\ u_2 = k_i (\Omega_1^2 - \Omega_2^2) \\ u_3 = k_i (\Omega_2^2 - \Omega_4^2) \\ u_4 = k_d (\Omega_1^2 - \Omega_2^2 + \Omega_3^2 - \Omega_4^2) \end{cases} \quad (2)$$

式中: k_i 表示飞行器旋翼的升力系数; k_d 表示飞行阻力系数; $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \Omega_4$ 表示飞行器无刷直流电机调控的 4 个旋翼转速。

2 自抗扰控制器

四旋翼飞行器自抗扰控制器结构如图 1 所示。

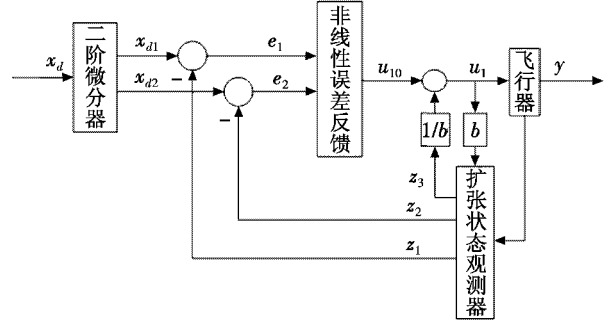


图 1 自抗扰控制器结构示意图

Fig. 1 Structural diagram of ADRC

自抗扰控制器由 3 部分构成。

1) 二阶跟踪微分器 TD,安排过渡过程,根据设定值 x_d 安排过渡过程 x_{d1} ,并提取其微分信号 x_{d2} 。TD 算式为

$$\begin{cases} e = x_{d1} - x_d \\ \dot{x}_{d1} = x_{d1} + hx_{d2} \\ \dot{x}_{d2} = x_{d2} + h \cdot fst(e, x_{d2}, r, h_0) \end{cases} \quad (3)$$

式中: h 为步长,将 h_0 与 h 独立出来,其有滤波作用,故称滤波因子; r 决定微分器对输入信号的跟踪速度,称为速度因子; fst 函数是最速控制综合函数,其为

$$u = fst(x_1, x_2, r, h) \quad (4)$$

式中,非线性函数 $fst(x_1, x_2, r, h)$ 定义为

$$\begin{cases} d = rh \\ d_0 = dh \\ y = x_1 + hx_2 \\ a_0 = \sqrt{d^2 + 8r|y|} \\ a = \begin{cases} x_2 + \frac{1}{2}(a_0 - d) \operatorname{sgn}(y) & |y| > d_0 \\ x_2 + \frac{y}{h} & |y| \leq d_0 \end{cases} \\ fst = \begin{cases} \frac{-ra}{d} & |a| \leq d \\ -rasgn(a) & |a| > d \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

式中: r, h 定义与式(3)一致;函数 fst 能够迅速去除颤振的特点,使其在非线性 PID 和 ADRC 控制器中作为状态反馈效果良好。

2) 扩张状态观测器 ESO,根据被控对象的输入 u_1 与输出 y ,估计出被控对象状态 z_1, z_2 ,以及对象受到的总扰动量 z_3 。ESO 算式为

$$\begin{cases} e = z_1 - y \\ fe = fal(e, \alpha_1, \delta) \\ fe_1 = fal(e, \alpha_2, \delta) \\ z_1 = z_1 + h(z_2 - \beta_{01}e) \\ z_2 = z_2 + h(z_3 - \beta_{02}fe + bu) \\ z_3 = z_3 + h(-\beta_{03}fe_1) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}$ 是大于零且需要合理调整的参数; $0 < \alpha_1, \alpha_2 < 1$, 通常取 $\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.25$; b 为常数; δ 为 fal 函数线性区间宽度, fal 函数定义为

$$fal(e, \alpha, \delta) = \begin{cases} |e|^\alpha \cdot \text{sgn}(e) & |e| > \delta \\ \frac{e}{\delta^{1-\alpha}} & |e| \leq \delta \end{cases} \quad (7)$$

式中, α 一般取值为 0.5。

3) 非线性状态误差反馈律 NLSEF, 根据输入到 NLSEF 中的 e_1, e_2, z_3 来决定被控对象的最终控制量 u_1 。NLSEF 算式为

$$\begin{cases} e_1 = x_{d1} - z_1 \\ e_2 = x_{d2} - z_2 \\ u_{10} = \beta_1 fal(e_1, \alpha_1, \delta) + \beta_2 fal(e_2, \alpha_2, \delta) \\ u_1 = u_{10} - \frac{z_3}{b} \end{cases} \quad (8)$$

式中, fal 函数定义与式(7)中的一致, 但 α 取值不同, 此外, 选取合适参数 β_1, β_2 , 即可实现对积分串联对象的非线性控制, 同时能获得良好的鲁棒性与适应性。

3 改进粒子群算法

3.1 粒子群算法

粒子群算法 (PSO) 是一种群智能优化算法, 其中的每一个粒子都代表所需解决问题的一组可能解, 通过与其他粒子相互作用, 根据适应度函数不断更新自身以及整个群体的状态信息, 从而找到问题的最优解。

假设在 n 维空间中, 粒子群由 m 个粒子组成, $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, \dots, x_{in})$ 表示第 i 个粒子在 n 维空间的位置, 即一组潜在解; $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4}, \dots, v_{in})$ 表示第 i 个粒子的速度; $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, p_{i4}, \dots, p_{in})$ 表示第 i 个粒子在迭代过程中保留的历史最优值; $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, p_{g3}, p_{g4}, \dots, p_{gn})$ 表示整个粒子群的历史最优值。

粒子群中的每个粒子在迭代过程中通过自身历史最优值和群体最优值更新自身在空间中的速度和位置, 即

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (9)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (10)$$

式中: ω 为惯性权重; $d = 1, 2, 3, \dots, n$; $i = 1, 2, 3, \dots, m$; c_1, c_2 为加速度因子, 其值大于零; r_1, r_2 是分布于 $[0, 1]$ 区间上的随机数; k 为当前迭代的次数。为避免粒子群在解空间内盲目搜索, 通常会设置粒子位置和速度

的上限和下限。

惯性权重 ω 体现了粒子继承先前速度的能力, SHI 等^[10] 提出了线性递减惯性权重为

$$\omega(k) = \omega_{\max} - k(\omega_{\max} - \omega_{\min})/T_{\max} \quad (11)$$

式中: T_{\max} 为最大迭代次数; $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为最大和最小的惯性权重值。

较大的惯性权重值有利于全局搜索, 而较小的惯性权重值则更有利于局部精确搜索。

3.2 惯性权重的改进策略

通过分析式(9)与式(11)可知, 迭代过程中惯性权重值 ω 呈线性递减, 初期惯性权重值大, 全局搜索能力强, 符合早期需要粒子探索能力的要求, 而后期惯性权重值小, 有利于粒子收敛于全局最优值。但这样的方法也存在一些问题: 1) 若粒子群初期就搜寻到较优点, 则希望粒子快速收敛于全局最优点, 但初期惯性权重值 ω 较大, 减慢了粒子的收敛速度; 2) 迭代后期, 因为惯性权重值 ω 逐渐减小, 使得全局搜索的能力降低, 粒子群缺乏多样性, 容易陷入局部最优。

通过分析式(9)可知, 越靠近最优解的粒子, 其式(9)右边后两项越趋近于零, 其速度越取决于惯性权重 ω 。综上提出改进惯性权重策略的方法: 让靠近最优点的部分粒子在最优点周围搜索, 而不承担大范围的搜索, 赋予其较小的惯性权重 ω ; 而让远离最优值的粒子承担大范围的搜索, 赋予其较大的惯性权重 ω , 因此 ω 的值不仅会随着迭代次数变化, 而且会因为不同粒子与最优值之间距离远近的改变而发生变化。故设计思路是: 一方面, 粒子惯性权重 ω 值会随着迭代次数增加而减少; 另一方面, ω 值会因为粒子与全局最优点距离远近而动态变化。

设 L_{ki} 表示第 k 次迭代后粒子 i 与当前最优粒子的距离 (全局最优粒子除外), L_{kimax} 表示粒子 i 经过 k 次迭代后的最大 L_{ki} , L_{kimin} 表示粒子 i 经过 k 次迭代后的最小 L_{ki} , 则粒子惯性权重 ω 随距离大小的关系为^[11]

$$\omega_d = \omega_{\min} + \frac{(L_{ki} - L_{kimin})(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{L_{kimax} - L_{kimin}} \quad (12)$$

粒子惯性权重 ω 随迭代次数而递减的关系为

$$\omega_k = \omega_{\max} - \frac{k(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{T_{\max}} \quad (13)$$

结合上述两种因素, 由式(12)和式(13)可得惯性权重 ω 的算式为

$$\begin{cases} \omega = a\omega_d + b\omega_k \\ a + b = 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中, a, b 是常数。

3.3 粒子杂交

由于惯性权重的引入, 在迭代次数增加的过程中, 最优粒子的控制度会不断得到强化, 使得整个粒子群

多样性逐渐下降,容易陷入局部最优。故引入杂交变异,在连续 H 代迭代过程中,若全局最优值一直未变化,表明粒子群很可能陷入了局部最优。为使种群多样性提高,此时可以从 m 个粒子中选取较优的 q 个粒子(包括最优粒子)的历史最优位置,与新产生的粒子随机杂交,从而改变最优粒子的前进方向和速度,以进入其他区域搜索,寻找新的个体极值。杂交过程为

$$P_{new}(x_i) = cP_{select}(x_i) + (1 - c)P_{current}(x_i) \quad (15)$$

式中: P_{new} 为新产生的粒子; P_{select} 为选取的较优粒子; $P_{current}$ 为当代新产生的粒子; c 为 $[0,1]$ 之间的随机变量。

3.4 改进粒子群算法的基本流程

改进粒子群算法的基本流程如下:

- 1) 初始化粒子群各个粒子的位置和速度,根据适应度函数值选择粒子个体历史最优和全局最优;
- 2) 计算各个粒子与当前全局最优位置的距离,得到 $L_{ki_{max}}, L_{ki_{min}}$,由式(14)更新下次迭代各粒子的惯性权重 ω ;
- 3) 根据式(9) ~ 式(14)更新每个粒子的位置和速度并计算适应度值;
- 4) 若该粒子当前适应度值比其历史最优值好,则当前值取代历史最优值;
- 5) 若该粒子历史最优值比全局最优值好,则替代全局最优值;
- 6) 判断是否满足杂交条件,即连续 h 代全局最优值保持不变,是则执行 7),否则执行 8);
- 7) 从 m 个粒子中选取 q 个较优粒子根据式(15)杂交产生新粒子,替换旧粒子,再执行 2);
- 8) 判断是否满足终止条件,是则输出全局最优值,否则执行 2)。

4 改进粒子群算法 ADRC 控制器

改进粒子群算法 ADRC 控制器设计过程如下所述。

1) 根据第一章四旋翼飞行器的数学模型,在 Matlab/Simulink 中搭建四旋翼飞行器仿真模型,并设计 ADRC 控制器对四旋翼飞行器的高度和 3 个姿态角进行控制,如图 2 所示。

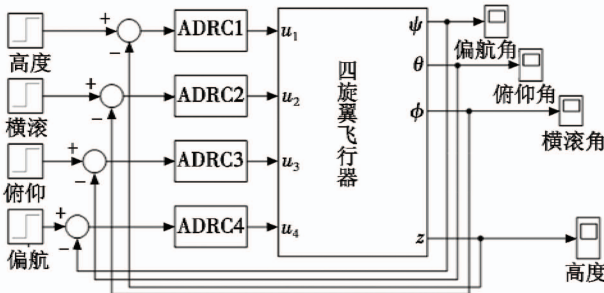


图 2 四旋翼飞行器仿真模型
Fig.2 Quadrotor simulation model

将 ADRC 控制器与改进的粒子群算法相结合,选取对 ADRC 性能影响最大的 6 个参数,采用粒子群算法整定,其中,ESO 取 $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}$, NLSEF 取 β_1, β_2, b ,如图 3 所示。

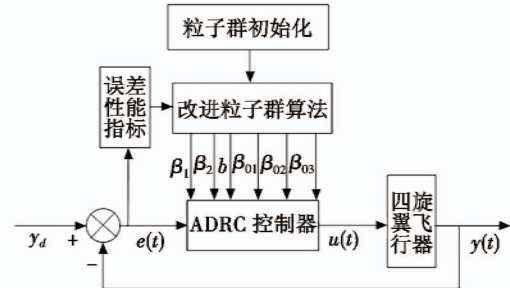


图 3 改进粒子群算法 ADRC 控制器

Fig.3 Improved PSO ADRC controller

图 3 中,误差性能指标为 ITAE,其定义为

$$J = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (16)$$

2) 设置四旋翼飞行器参数和改进粒子群算法初始化参数。

四旋翼飞行器参数如表 1 所示。

表 1 四旋翼飞行器参数
Table 1 Quadrotor parameters

参数	数值	参数	数值
m/kg	0.75	$I_y/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.01968
l/m	0.25	$I_x/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.00393
$I_z/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.01968		

改进粒子群算法维度为 6, $\omega_{max} = 0.9, \omega_{min} = 0.4$, c_1, c_2 为 2, 粒子群规模为 50, 迭代次数为 50, $h = 10$, 最小适应度值为 0.001。改进粒子群算法其他初始化参数如表 2 所示。

表 2 改进粒子群算法初始化参数
Table 2 Parameters of improved PSO initialization

参数	β_1	β_2	b	β_{01}	β_{02}	β_{03}
粒子上限	30	50	10	200	3000	5000
粒子下限	0	0	0	50	500	1000
粒子速度上限	3	5	1	20	30	50
粒子速度下限	-3	-5	-1	-20	-30	-50

3) 仿真结果分析:设定横滚角、俯仰角、偏航角分别为 $30^\circ, 40^\circ, 50^\circ$ 。角度变化曲线如图 4 所示。

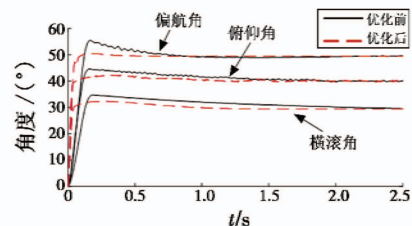


图 4 参数优化前后姿态角变化曲线
Fig.4 Attitude angle variation curve before and after parameter optimization

图4中,实线为人工整定的参数,虚线为在人工整定的基础上采用粒子群算法进一步优化参数后的角度变化曲线。从图中分析可得,采用改进粒子群算法优化参数后的自抗扰控制器能够使四旋翼姿态角的控制超调量得以降低、调整时间大幅缩短,充分发挥自抗扰控制技术的优势。

以偏航角为例,改进后的粒子群算法 NLSEF 参数 β_1, β_2, b 优化曲线和 ESO 参数 $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}$ 优化曲线如图5所示,标准粒子群算法(即惯性权重为固定值)参数优化曲线如图6所示,最优个体适应度值如图7所示。

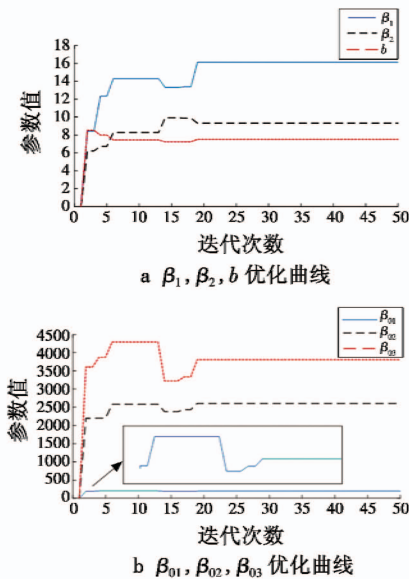


图5 改进 PSO 算法参数优化曲线
Fig. 5 Parameter optimization curves of the improved PSO algorithm

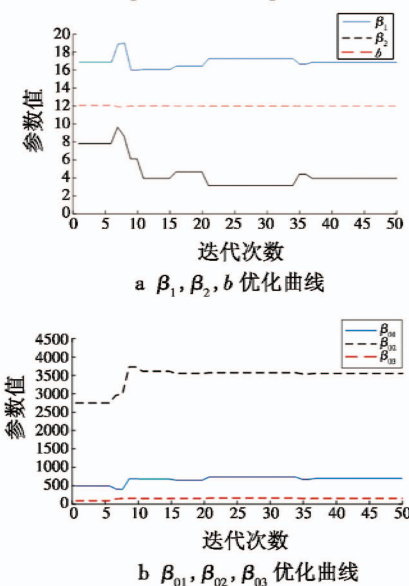


图6 标准 PSO 算法参数优化曲线
Fig. 6 Parameter optimization curves of the standard PSO algorithm

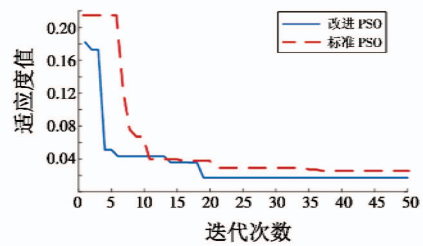


图7 最优个体适应度值曲线

Fig. 7 Optimal individual fitness curve

从图5、图6、图7,且经过多次重复性仿真实验可知,标准的粒子群算法在35代左右后收敛,而改进的粒子群算法能在迭代20次左右收敛且适应度值小于标准粒子群算法,其算法设计效率高并且可靠。同样,用改进的粒子群算法调整高度通道,能够取得更快速的控制效果,设置高度目标值为4 m,其仿真结果如图8所示。

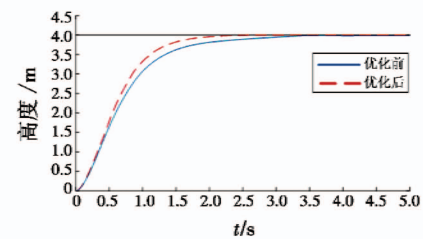


图8 高度控制曲线

Fig. 8 Height control curve

5 结束语

本文针对自抗扰控制技术存在参数多难以整定的问题,提出了采用变权重与杂交的改进粒子群算法对ADRC控制器的6个参数自动寻优整定,通过对四旋翼飞行器的飞行姿态和高度进行控制和 Simulink 仿真,证明了该改进粒子群算法的有效性,能实现四旋翼飞行器高度和姿态的精准、快速控制,提高了飞行控制系统设计的效率,对以后应用于更复杂的飞行器模型或需要对更多参数整定的控制器的设计具有重要的参考价值。

参考文献

[1] 余后明,刘彦臣,刘玉斌,等. 基于动态调节的小型四旋翼飞行器的控制系统[J]. 电光与控制, 2018, 25(9):106-109.
[2] 冯长辉,齐晓慧,苏立军,等. 风干扰下的四旋翼无人机 ADRC 控制律设计[J]. 测控技术, 2016, 35(9):47-51.
[3] 张勇,陈增强,张兴会,等. 四旋翼无人机系统 PD-ADRC 串级控制[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(9):

- 动预估技术[J]. 飞行力学, 2018, 36(3):33-36.
- [8] 黄誉. 无人直升机自主着舰关键技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2015.
- [9] YIN J C, PERAKIS A N, WANG N. A real-time ship roll motion prediction using wavelet transform and variable RBF network[J]. *Ocean Engineering*, 2018, 160:10-19.
- [10] LU K K, CHENG N, LI Q. Research and simulation on the carrier deck motion adaptive prediction for ACLS design [C]//IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference, 2014:1341-1345.
- [11] YU Y, WANG H L, LI N, et al. Automatic carrier landing system based on active disturbance rejection control with a novel parameters optimizer[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2017, 69:149-160.
- [12] ZHEN Z Y, JIANG S Y, MA K. Automatic carrier landing control for unmanned aerial vehicles based on preview control and particle filtering[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 81:99-107.
- [13] 甄子洋, 王志胜, 王道波. 基于信息融合估计的离散线性系统预见控制[J]. *自动化学报*, 2010, 36(2):347-352.
- [14] YOUN I, KHAN M A, UDDIN N, et al. Road disturbance estimation for the optimal preview control of an active suspension systems based on tracked vehicle model[J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2017, 18(2):307-316.
- [15] YOUN I, TCHAMNA R, LEE S H, et al. Preview suspension control for a full tracked vehicle[J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2014, 15(3):399-410.
-
- (上接第 16 页)
2055-2061.
- [4] 李家豪, 孙洪飞. 自抗扰控制技术的改进和应用[J]. *厦门大学学报: 自然科学版*, 2018, 57(5):695-701.
- [5] 王清, 招启军. 基于遗传算法的旋翼翼型综合气动优化设计[J]. *航空动力学报*, 2016, 31(6):1486-1495.
- [6] 陈冲. 量子群智能算法及其在控制器优化设计中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [7] 杨立本, 章卫国, 黄得刚. 基于 ADRC 姿态解耦的四旋翼飞行器鲁棒轨迹跟踪[J]. *北京航空航天大学学报*, 2015, 41(6):1026-1033.
- [8] 杨成顺. 多旋翼飞行器建模与飞行控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
- [9] 聂博文. 微小型四旋翼无人直升机建模及控制方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.
- [10] SHI Y H, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1998:69-73.
- [11] 周利军, 彭卫, 曾小强, 等. 基于杂交变异的动态粒子群优化算法[J]. *计算机科学*, 2013, 40(11A):143-146.