

永磁同步电机的自抗扰控制器参数自整定

李真^{1,2,3}, 王帆^{1,2,3}, 王冉珺^{1,3}

(1. 中国科学院光电技术研究所, 成都 610209; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 中国科学院空间光电精密测量技术重点实验室, 成都 610209)

摘要: 当永磁同步电机的工作环境和工作任务发生改变时, 被控对象的模型会出现较大的变化; 由于每次模型改变都要对控制器的参数进行调整, 为了简单、快速地对线性自抗扰控制器的参数 ω_0 、 ω_c 、 b_0 进行整定, 设计了一种基于改进粒子群的算法的参数自整定方法; 该算法引入了自适应权重因子从而兼顾了粒子的局部搜索能力和全局搜索能力; 为了避免粒子陷入局部最优解, 采用了对粒子群进行柯西变异的方法使粒子跳出局部最优从而找到全局最优解; 仿真实验表明, 采用改进粒子群算法整定的线性自抗扰控制器跟踪误差比较标准粒子群算法整定的控制器的跟踪误差降低了 4.89%, 且比标准粒子群算法收敛速度提高了 50%、收敛精度平均提高了 73 个数量级。

关键词: 永磁同步电机; 自抗扰控制器; 参数整定; 粒子群算法; 柯西变异; 自适应权重

Parameter Self-tuning of ADRC for PMSM

Li Zhen^{1,2,3}, Wang Fan^{1,2,3}, Wang Ranjun^{1,3}

(1. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Key Laboratory of Science and Technology on Space Optoelectronic Precision Measurement, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China)

Abstract: When the working environment and task of PMSM change, the model of the controlled object will change greatly. Because every time the model changes, the parameters of the controller must be adjusted. In order to adjust the parameters ω_0 、 ω_c 、 b_0 of the linear ADRC simply and quickly, a parameter self-tuning method based on the improved particle swarm optimization algorithm is designed. The adaptive weight factor is introduced in the algorithm, which takes into account the local search ability and global search ability of particles. In order to avoid the particle falling into the local optimal solution, the Cauchy mutation method is used to make the particle jump out of the local optimal solution and find the global optimal solution. Simulation results show that the tracking error of the linear active disturbance rejection controller adjusted by the improved particle swarm optimization algorithm is reduced by 4.89%, and the convergence speed is increased by 50% compared with the standard particle swarm optimization algorithm, and the convergence accuracy is improved by 73 orders of magnitude on average.

Keywords: PMSM; ADRC; parameter tuning; PSO; Cauchy mutation; adaptive weight

0 引言

永磁同步电机凭借结构简单, 体积小、效率高等优点被广泛的应用于工业控制领域。但是由于在实际工况中存在多种扰动因素, 永磁同步电机常用的 PID 控制器因存在适应性差、抗扰能力差等缺点不能满足某些工况下的要求。而自抗扰控制器具有抗扰能力强、精度高等优点, 极大地提高了永磁同步电机的控制性能。所以, 自抗扰控制技术成为永磁同步电机控制策略的研究热点。

自抗扰控制是韩京清提出的一种控制方法^[1], 它的思想是将控制系统中所有干扰和不确定性都打包为一个扩张状态, 进行一个统一的估计并对其及时补偿, 从而使控制系统达到更好的控制效果^[2]。而经典的自抗扰控制器参数众多, 整定困难。2003 年, 高志强教授提出了带宽整定法^[3], 将线性自抗扰控制器的参数减小为 3 个, 降低了调

参的难度。

目前对自抗扰控制参数进行自整定的方法主要是结合智能算法对自抗扰控制器进行整定^[4]。如遗传算法^[5]、蚁群算法^[6]、鲸鱼优化算法^[7]、鸟群算法^[8]、蜂群算法^[9], 粒子群算法^[10]等。但这些方法均有复杂度大、收敛速度慢、容易陷入局部最优等缺点, 使用这些方法对自抗扰控制器优化的参数可能是局部最优解, 不能有效的提高控制系统的控制性能。所以针对这些问题, 本文使用复杂度较小的粒子群算法对线性自抗扰控制器的参数进行优化, 并对粒子群算法进行了改进。针对粒子群算法收敛速度慢和容易陷入局部最优缺点, 首先提出了一种线性自适应惯性权重的改进方法, 兼顾粒子群的全局搜索能力和局部搜索能力。其次, 在粒子群陷入局部最优时, 对粒子群进行柯西变异, 使粒子群跳出局部最优。最后使用改进粒子群算法对永磁同步电机 PMSM (Permanent magnet synchronous motor)

收稿日期: 2020-09-05; 修回日期: 2020-11-02。

作者简介: 李真(1995-), 女, 河南人, 硕士, 主要从事控制器参数自整定方向的研究。

引用格式: 李真, 王帆, 王冉珺. 永磁同步电机的自抗扰控制器参数自整定[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(5): 92-96.

位置环所使用的自抗扰控制器进行参数整定的仿真验证。

1 PMSM 的线性 ADRC 参数优化原理

线性自抗扰控制器的结构如图 1 所示, 它主要由三部分组成, 分别为跟踪微分器 (TD)、线性扩张状态观测器 (LESO)、线性反馈控制律 (LF)。其中 v 是系统的输入, z_1, z_2, z_3 是 LESO 的输出, u 是 LADRC 的输出, y 是控制系统的输出。

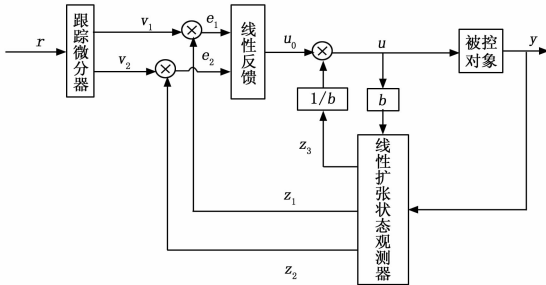


图 1 线性自抗扰控制器

跟踪微分器的方程为:

$$\begin{cases} fh = fhan(v_1(k) - r(k), v_2(k), r, h_0) \\ v_1(k+1) = v_1(k) + hv_2(k) \\ v_2(k+1) = v_2(k) + hfh \end{cases} \quad (1)$$

线性扩张状态观测器的方程为:

$$\begin{cases} e(k) = z_1(k) - y(k) \\ z_1(k+1) = z_1(k) + h(z_2(k) - \beta_1 e(k)) \\ z_2(k+1) = z_2(k) + h(z_3(k) - \beta_2 e(k)) + b_0 u(k) \\ z_3(k+1) = z_3(k) - h\beta_3 e(k) \end{cases} \quad (2)$$

线性反馈控制律的方程为:

$$\begin{cases} e_1(k) = v_1(k) - z_1(k) \\ e_2(k) = v_2(k) - z_2(k) \\ u_0(k) = k_p e_1(k) + k_d e_2(k) \\ u(k) = u_0(k) - \frac{z_3(k)}{b_0} \end{cases} \quad (3)$$

LADRC 需要整定的参数有 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, k_p, k_d, h_0, r, b_0$ 。但事实上除了 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, k_p, k_d$ 需要整定外, 其余参数都可以设为固定值。根据高志强教授提出的带宽整定法, LESO 中的 3 个参数 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 都是跟状态观测器带宽 ω_0 相关的, 其中 $\beta_1 = 3\omega_0, \beta_2 = 3\omega_0^2, \beta_3 = \omega_0^3$ 。而线性反馈控制律中的 k_p, k_d 跟控制器带宽 ω_c 有关, 其中 $k_p = \omega_c^2, k_d = 2\omega_c$ 。根据带宽整定法, 最终 LADRC 需要整定的参数只有 3 个即 ω_0, ω_c, b_0 。本文为了简单、快速的整定 LADRC 的参数, 将参数整定问题转换为无约束优化问题进行求解, 使用 ITAE 为性能指标函数, 采用改进粒子群算法 (APSO) 对 LADRC 的参数进行寻优。

2 粒子群算法

粒子群算法是一种进化算法, 1995 年由 Kennedy 和 Eberhart 共同提出, 其基本思想是将粒子看作搜索空间里没有质量和体积的个体, 粒子群中的每个个体代表一个问

题的解, 每个粒子都有速度和位置两个特征, 每个粒子通过适应度来评价粒子的优劣并通过跟踪自身的个体最优解和全局最优解进行自我位置更新。粒子更新公式如下:

$$v_{i,j}^{t+1} = \omega v_{i,j}^t + c_1 r_1 (pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t) + c_2 r_2 (gbest_j^t - x_{i,j}^t) \quad (4)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1} \quad (5)$$

其中: $v_{i,j}$ 是粒子的速度矢量; $x_{i,j}$ 是粒子的位置矢量; ω 为惯性因子, 通常在 $[0.1, 0.9]$ 之间取值; c_1, c_2 为学习因子, 通常 $c_1 = c_2 = 2$; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; i, j 表示第 i 个粒子的第 j 维; t 表示第 t 次迭代。经文献 [11-12] 大量实验证明, 惯性因子 ω 随迭代次数线性递减时, 粒子群算法的优化效果将会有改善即:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \frac{iter}{iter_{\max}} \quad (6)$$

其中: $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为 ω 的最大最小值; $iter$ 和 $iter_{\max}$ 为当前迭代次数和最大迭代次数, 标准粒子群算法按照上述公式不断更新粒子位置, 当其达到迭代条件时, 所输出的 $gbest$ 就是当前最优解。在使用标准粒子群算法 (粒子数 $N = 10$, 维度 $D = 50$, 迭代次数 $iter = 1000$) 对表 1 中的测试函数 f_1, f_2, f_3, f_4 进行寻优时 (其中 f_1, f_2 为单峰函数, f_3, f_4 为多峰函数), 在理论最优值为 0 时, 从表 2 可看出 4 种测试函数 PSO 算法寻优精度分别为 $10^3, 10^3, 10^2, 10^1$, 可以看出标准粒子群算法 PSO (Particle swarm optimization algorithm) 的寻优精度跟理论值最优值有很大的差距, 说明标准粒子群算法容易发生早熟现象, 即粒子群算法没有找到全局最优解就已经停止迭代。为改善早熟现象, 提高粒子群算法的寻优精度, 本文提出了自适应变异粒子群算法 (APSO) 对早熟现象进行改善。

表 1 实验中所用的 4 个测试函数

函数名称	维度 (D)	搜索范围	全局最优值
Sphere	50	$[-100, 100]$	0
Rosenbrock	50	$[-30, 30]$	0
Rastrigin	50	$[-5.12, 5.12]$	0
Griewank	50	$[-600, 600]$	0

表 2 标准粒子群算法寻优值对比

测试函数	理论最优值	标准粒子群算法优值 (PSO)
Sphere	0	4.56e+03
Rosenbrock	0	7.91e+03
Rastrigin	0	3.48e+02
Griewank	0	4.30e+01

3 自适应变异粒子群算法 (APSO)

由惯性因子可以平衡粒子的全局和局部的搜索能力^[13], 较大的惯性因子有利于粒子的全局搜索, 而较小的惯性因子有利于粒子的局部搜索, 为兼顾粒子群的全局搜索能力和局部搜索能力, 可把粒子群分为适应度好的粒子和适应度不好的粒子, 对适应度好的粒子继续增强局部搜索能力,

期望找到更优解，而对适应度不好的粒子增强其全局搜索能力，从而避免粒子陷入局部最优。基于此思想，设计线性自适应惯性因子调整方法。计算公式如下：

$$\omega_i = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \tilde{f}_i \quad (7)$$

$$\tilde{f}_i = \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad 0 \leq \tilde{f}_i \leq 1 \quad (8)$$

其中： f_{\min} 是粒子群的最优适应值， f_{\max} 是粒子群的最差适应值， f_i 为第 i 个粒子的适应值， \tilde{f} 为适应度优劣评价指标。 \tilde{f}_i 越大，说明此粒子的适应度越差，所对应的惯性因子 ω_i 越大，则可增强此粒子的全局搜索能力。反之， \tilde{f}_i 越小，说明此粒子的适应度越好，所对应的惯性因子 ω_i 越小，可增强此粒子的局部搜索能力。基于此思想设计的惯性因子调整方法，在每一次迭代时总有一部分粒子进行全局搜索，一部分粒子进行局部搜索，平衡了全局和局部搜索能力，极大的提高了搜索效率。

自适应惯性因子的调整，平衡了算法的搜索能力，为了进一步提高算法的收敛精度，提出了对粒子群的自适应变异策略。定义第 t 次迭代的种群适应度的方差 σ_t^2 ：

$$\sigma_t^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f)^2 \quad (9)$$

式中， N 为粒子群的数量。 σ^2 可判断种群聚集度^[14]，当 σ^2 越小，种群越聚集，个体之间的距离越小。当 σ^2 小于某阈值或者全局最优解 ($gbest$) 连续 φ 次无改变，可认为粒子群的多样性降低，则说明粒子群已陷入局部最优。为增加粒子群的多样性，对粒子群进行变异，使粒子跳出局部最优。其中 φ 的理想取值为：

$$5\% \leq \frac{\varphi}{iter_{\max}} \leq 10\% \quad (10)$$

在进行粒子群变异时，由于柯西算子具有更强的两翼性，可使粒子以更高的概率跳到更远的位置，尽可能大的增加了粒子群的多样性，从而增大粒子群跳出局部最优的可能性。粒子群柯西变异公式如下：

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t (1 + 0.5 \cdot Cauchy) \quad (11)$$

其中：当 $x_{i,j} > x_{\max}$ 时，令 $x_{i,j} = x_{\max}$ ，当 $x_{i,j} < x_{\min}$ 时，令 $x_{i,j} = x_{\min}$ ；式中 $Cauchy$ 服从柯西概率分布，即：

$$Cauchy(x) \sim \frac{1}{\pi} \left[\frac{\gamma}{(x - x_0)^2 + \gamma^2} \right]$$

4 粒子群算法性能测试

4.1 基于标准测试函数的寻优测试

为了验证本文算法的有效性，选取 4 个典型的标准函数（如表 1 所示）将标准粒子群算法和改进粒子群算法进行对比。

实验在 50 维空间进行，选取粒子群数目 $N = 10$ ，最大迭代次数为 1 000，每个测试函数分别运行 30 次，计算全局最优值的平均值 F_{avg} 和全局最优值的方差 F_{std} 进行实验对比。对于改进粒子群算法 (APSO) 在进行参数设置时，惯性因子 $\omega_{\max} = 0.5$ ， $\omega_{\min} = 0.2$ ，学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ 。对于标准粒子群算法 (PSO-I) 在进行参数设置时，为保持实验

条件的一致性，所有参数设置均与 APSO 算法的参数一致。对于标准粒子群 (PSO-II) 在进行参数设置值选择标准粒子群算法的典型取值^[15]，即惯性因子 $\omega_{\max} = 0.9$ ， $\omega_{\min} = 0.4$ ，学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ 。算法测试结果如表 3。

表 3 测试函数寻优结果对比

		F_{avg}	F_{std}
F_1	APSO	1.20e-141	7.06e-141
	PSO-I	1.15e+04	7.19e+03
	PSO-II	4.56e+03	3.27e+03
F_2	APSO	4.84e+01	5.01e-05
	PSO-I	1.61e+04	2.36e+04
	PSO-II	7.91e+03	1.46e+04
F_3	APSO	0	0
	PSO-I	9.68e+02	7.99e+01
	PSO-II	3.48e+02	4.79e+01
F_4	APSO	0	0
	PSO-I	8.61e+01	5.81e+01
	PSO-II	4.30e+01	4.80e+01

由表 3 可知，改进粒子群算法 APSO (Adaptive particle swarm optimization algorithm) 在对不同类型的测试函数进行测试时，能得到比标准粒子群算法更优的结果。其中对于测试函数 f_1 ，APSO 寻优结果比 PSO-I 和 PSO-II 均提高了 140 多个数量级，对于测试函数 f_2 ，APSO 寻优结果比 PSO-I 和 PSO-II 均提高了 140 多个数量级，对于测试函数 f_3 、 f_4 ，APSO 算法均找到了全局最优值。由此可以看出，APSO 算法对比 PSO 算法优势明显，改善了 PSO 的早熟现象，提高了算法的收敛精度。为进一步验证 APSO 的有效性， f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_4 在 3 种算法下的寻优过程如图 2 所示。在对于 f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_4 函数寻优过程中，PSO-I 在均迭代前 50 次就停止迭代从而陷入局部最优，对比 PSO-II 和 APSO 算法，在对 f_1 标准测试函数的进行寻优时，APSO 算法的收敛速度比 PSO-II 提高了 1.2 倍。在对 f_2 标准测试函数的进行寻优时，APSO 算法的收敛速度比 PSO-II 提高了 2 倍。在对 f_3 标准测试函数的进行寻优时，PSO-II 算法虽在迭代次数为 140 次时进行收敛，但此时 APSO 算法找到了更优值。在对 f_4 标准测试函数的进行寻优时，APSO 算法的收敛速度跟 PSO-II 基本一致，但是 APSO 在迭代过程中寻找到了全局最优值。所以，从图 2 可以看出 APSO 算法能够在保证收敛精度的同时，加快收敛速度，即平衡了算法的收敛速度和收敛精度。

4.2 基于 PMSM 的 LADRC 参数优化测试

使用 Simulink 搭建永磁同步电机 (PMSM) 仿真模型，使用标准粒子群算法 (PSO)、自适应变异粒子群算法 (APSO) 对 PMSM 位置环的 LADRC 控制器参数进行自整定，如图 4 所示。对比不同算法所得参数对控制系统控制效果。本文采用的性能指标函数为 ITAE，迭代次数为 50

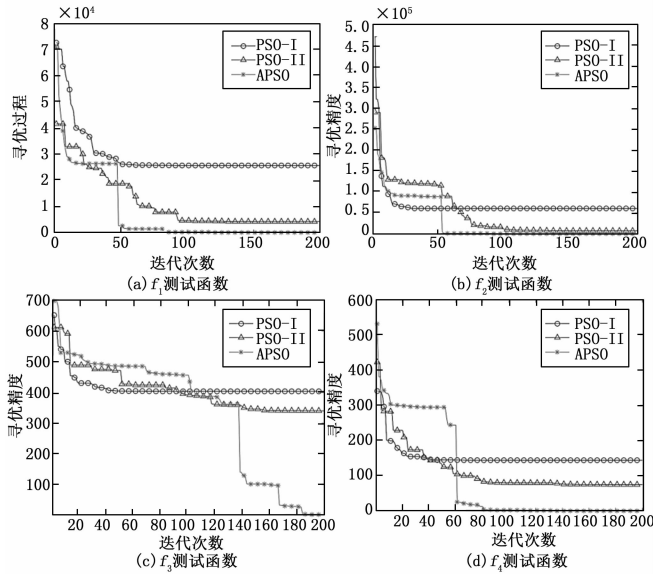


图 2 不同测试函数的寻优过程

次, 其余参数与基于标准测试函数测试时参数相同。其中 ITAE 的数学表达式为:

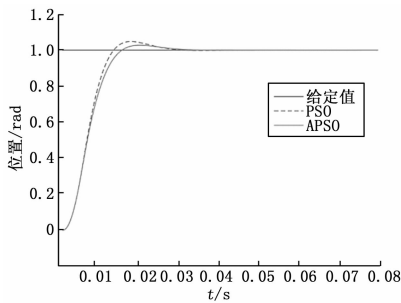


图 3 阶跃响应曲线

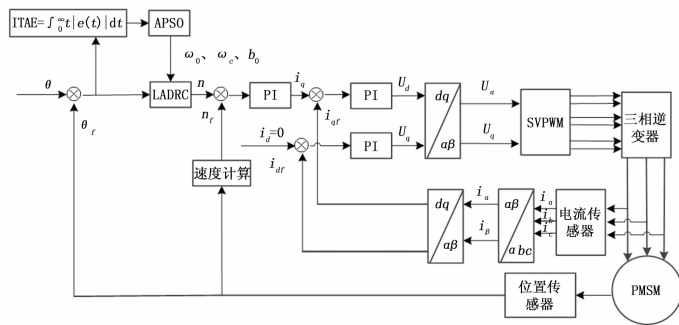


图 4 永磁同步电机位置环参数整定原理图

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

4.2.1 控制性能对比

在对比超调量时, 给定信号为阶跃信号, 图 3 为 PSO 算法和 APSO 算法所整定参数的阶跃响应, 其中 PSO 算法所整定参数的超调量 5%, 而 APSO 算法所整定参数的超调量为 2.5%, APSO 算法所整定的参数的超调量比 PSO 算法所整定参数的超调量降低了 50%, 因此可看出, APSO 算法得到的参数使控制系统的超调量更小。

在对比跟踪精度时, 给定信号为正弦信号, 图 5 为分别由 PSO 算法和 APSO 算法所整定参数的跟踪曲线, 图 6 为两种算法所整定参数的跟踪误差, 从图中可以看出 APSO 算法的跟踪误差比标准 PSO 算法降低了 4.89%。所以可以看出 APSO 算法所得参数能使控制系统的跟踪精度更高。

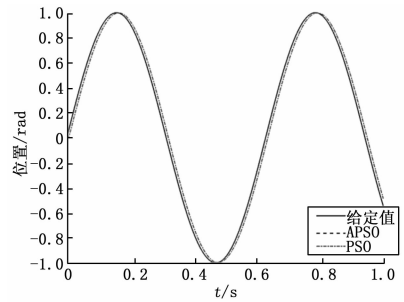


图 5 跟踪曲线

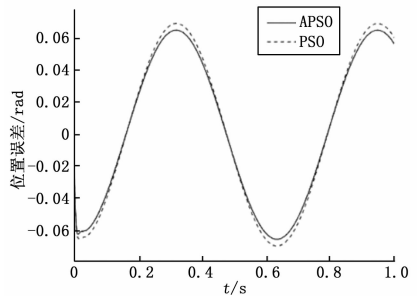


图 6 跟踪误差

为了对比位置环的抗干扰能力, 使电机空载启动, 在 0.15 s 时突加额定负载, 图 7 为两种算法位置控制曲线、图 8 为突加负载时的跟踪误差及局部放大图, 从图中可以看出 APSO 算法在突加负载时位置的跌落幅度小于 PSO 算法, 因此, 可以看出基于 APSO 算法的位置控制系统的抗干扰能力更强。

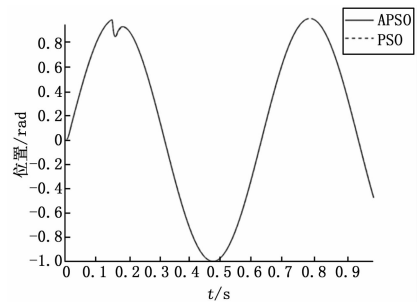


图 7 突加负载跟踪曲线

4.2.2 收敛速度、收敛精度对比

图 9 为 PSO 算法和 APSO 算法对 LADRC 参数的优化曲线, 从图中可知, 算法初期两种算法的收敛速度都很快, 但 PSO 算法很快陷入局部最优, 而 APSO 在较短的迭代次数内就搜索到了最优解范围, 且在迭代次数为 13 次时, 成功跳出局部最优值, 找到了更优值。所以 APSO 算法对控制参数的优化效果不论是在收敛速度上还是收敛精度上均优于 PSO 算法。

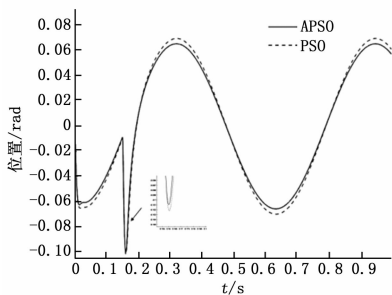


图 8 突加负载跟踪误差

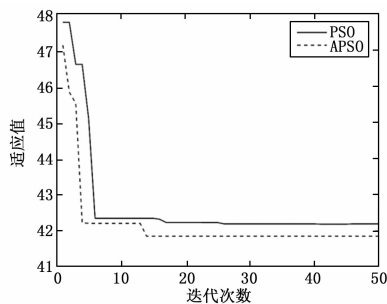


图 9 参数优化曲线

5 结束语

本文采用粒子群算法对线性自抗扰控制器的参数进行了整定,并针对粒子群算法收敛速度慢和容易陷入局部最优的缺点引入了线性自适应惯性因子的改进方法,并在粒子群算法陷入局部最优时,对粒子群算法进行柯西变异使粒子群算法跳出局部最优。最后分别通过测试函数和控制系统对算法进行仿真验证。在对 4 个标准测试函数进行测试时,对于测试函数 APSO 比 PSO 的平均收敛精度高出 73 个数量级。对于测试函数,APSO 均找到了理论最优值。在对控制系统进行仿真验证时,在超调量对比上,APSO 算法所整定的参数的超调量比 PSO 算法所整定参数的超调量降低了 50%;在跟踪精度对比上,APSO 算法的跟踪误差比标准 PSO 算法降低了 4.89%;在收敛速度上,APSO 算法的收敛速度比标准 PSO 算法提高了 50%。所以,自适应变异粒子群算法有更快的收敛速度和更高的收敛精度,提高了控制系统的跟踪精度和抗干扰能力,减小了控制系统的超调量。因此,本文提出的自适应变异粒子群算法可以用于线性自抗扰控制器的参数自整定。

(上接第 73 页)

参考文献:

[1] 腾旭,胡子昂. 电子系统抗干扰实用技术 [M]. 北京:国防工业出版社,2008.

[2] 徐志跃. 隔离放大器及其应用 [J]. 实验技术与管理,2011 (6): 53-56.

[3] 赵红强,徐建源. 模拟信号隔离技术用于高压电器监测 [J]. 电气时代,2005 (2): 72-74.

[4] 杨彦伟. 高精度温度测量系统的设计 [J]. 电子技术,2005,

参考文献:

[1] Han J. From PID to Active Disturbance Rejection Control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56 (3): 900-906.

[2] 韩京清. 自抗扰控制技术:估计补偿不确定因素的控制技术 [M]. 北京:国防工业出版社,2008.

[3] Gao Zhiqiang. Scaling and Bandwidth-Parameterization Based Controller Tuning [A]. Proc of the American Control Conf [C]. New York: IEEE, 2003, 4989-4996.

[4] 魏立新,赵默林,范锐,等. 基于改进鲨鱼优化算法的自抗扰控制参数整定 [J]. 控制与决策,2019, 34 (4): 816-820.

[5] Mo R, Geng Q, Lu X. An active disturbance rejection controller design and parameter tuning for helicopter with slung-load [A]. The 12th IEEE Int Conf on Control and Automation [C]. Kathmandu: IEEE, 2016: 242-247.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 唐超,刘惠康,等. 基于鸟群算法优化的桥式吊车线性自抗扰控制 [J]. 高技术通讯,2019, 29 (4): 371-378.

[9] 马星河,张振东,等. 基于蜂群算法的矩阵变换器 ADRC 参数优化 [J]. 电力系统保护与控制,2019, 47 (17): 61-68.

[10] 黄文俊,白瑞林,等. 基于改进 CPSO 算法的自抗扰位置伺服系统优化设计 [J]. 火力与指挥控制,2019, 44 (4): 53-64.

[11] Shi Y. A modified particle swarm optimizer [A]. The IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Anchorage: IEEE, 1998: 69-73.

[13] 黄健,严胜刚. 基于区域划分自适应粒子群优化的超短线定位算法 [J]. 控制与决策,2019, 34 (9): 2023-2030.

[14] 董文永,康岚兰. 带自适应精英扰动及惯性权重的反向粒子群优化算法 [J]. 通信学报,2016, 27 (12): 1-10.

[15] 敖永才,师奕兵. 自适应惯性权重的改进粒子群算法 [J]. 电子科技大学学报,2014 (11): 874-880.

[5] 许搽. 傅新非线性模拟信号耦合器的原理 [J]. 自动驾驶便与红外技术,2010, 1 (136): 45-48.

[6] 汪红勾. 工业现场隔离器件的应用和选择 [J]. 四川水泥,2006, 5 (5): 45-47.

[7] 张梦. 基于系统干扰信号隔离器在工业现场的应用 [J]. 世界仪表与自动化,2008 (11): 60-62.

[8] 刘传玺. 袁照平自动检测技术 [M]. 北京:机械工业出版社,2008.

[9] 陈淑风. 电磁兼容试验技术 [M]. 北京:北京邮电大学出版社,2007.