改进粒子群优化算法在 PID 参数整定中的研究

李立礼[1,2],王 强[3],王晓霄[1]
LI Li-li[1,2],WANG Qiang[3],WANG Xiao-xiao[1]

1.广西师范大学 物理与电子工程学院,广西 桂林 541004
2.广西贺州学院 物理与电子信息系,广西 贺州 542800
3.广西师范大学 计算机与信息工程学院,广西 桂林 541004
1.College of Physics and Electronic Information Engineering,Guangxi Normal University,Guilin,Guangxi 541004,China
2.Department of Physics and Electronic Information,Hezhou University,Hezhou,Guangxi 542800,China
3.College of Computer and Information Engineering,Guangxi Normal University,Guilin,Guangxi 541004,China
E-mail:1971LLL@163.com

LI Li-li,WANG Qiang,WANG Xiao-xiao.Research on tuning PID parameters based on improved particle swarm optimization algorithms.Computer Engineering and Applications,2009,45(25):240-241.

Abstract: In order to avoid the premature convergence of the Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm,a modified PSO algorithm is proposed.Aggregate degree of particle swarm and mutation idea are introduced to upgrade the performance of the new algorithm.As an example,the improved algorithm is used for tuning PID controller parameters and the experiment result has proved its efficiency.

Key words: particle swarm optimization;mutation;Proportion Integration Differentiation(PID)

摘 要:针对粒子群优化算法(PSO)容易出现早熟收敛的问题,提出一种改进的粒子群优化算法(IMPSO)。该算法通过引入粒子群聚合度和变异的思想,能很好避免早熟,提高粒子全局搜索能力。将此改进的粒子群优化算法用于PID控制器的参数整定,具有操作简单,寻优快速等优点。

关键词:粒子群优化算法;变异;比例、积分、微分(PID)
DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2009.25.074 **文章编号:**1002-8331(2009)25-0240-02 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP273.2

1 引言

PID控制的效果主要取决于控制器的比例、积分和微分系数的取值。传统PID控制的参数设置一般由工程技术人员根据经验来完成,当实际系统发生改变时,靠经验设定的PID控制就无法实现满意的控制效果。因此PID参数自整定就成了控制领域研究的热点。从传统的Ziegler-Nichols[1](Z-N)PID整定法出现后,神经网络[2],蚁群算法[3],遗传算法等[4]都应用到PID自整定。这些PID整定方法提高了PID控制的适应性,但也存在着控制容易出现超调,振荡激烈或者控制策略复杂,整定时间长等不足。提出一种改进粒子群优化算法(IMPSO)的PID参数自整定方法,该方法计算量小,整定时间短,并能有效克服超调大的问题。

2 引入粒子聚合度的改进粒子群优化算法

2.1 粒子群优化算法

PSO[5-6]算法是美国Kennedy和Eberhart受鸟群觅食行为的启发,于1995年提出的。该算法的思想是通过种群粒子间的合作与竞争,产生群体智能指导优化搜索。PSO算法可用公式(1)[2]表示。

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1}=\omega v_{id}^{k}+c_1 r_1(pbest_{id}^{k}-x_{id}^{k})+c_2 r_2(gbest_{d}^{k}-x_{id}^{k}) \\ x_{id}^{k+1}=x_{id}^{k}+v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中,v_{id}^{k}是粒子i在第k次迭代中第d维的速度;x_{id}^{k}是粒子i在第k次迭代中第d维的位置;ω是惯性权值系统,$pbest_{id}^{k}$是粒子i在第k次迭代中第d维的个体极值点的位置(即个体最优);$gbest_{d}^{k}$是整个种群在第k次迭代中第d维的全局极值点的位置(即全局最优);r_1,r_2是[0,1]之间的随机数;c_1,c_2是加速系数,或称学习因子。

2.2 带粒子聚合度的改进粒子群优化算法

由公式(1)可知,如果粒子的当前位置在$gbest$,此时个体极值点与全局极值点为同一点,即$pbest$与$gbest$相同。这时粒子速度若等于零,则种群的粒子将会出现进化停滞,算法只能收敛到种群目前寻找到的最优解$gbest$。假如这时$gbest$对应的

基金项目:桂林市科学研究与技术开发计划项目(桂科能0537020-3-3,No.20060102-1)。
作者简介:李立礼(1971-),男,讲师,研究方向:智能控制与信息处理;王强(1952-),男,博士,教授,研究方向:人工智能与图像处理等;王晓霄(1984-),男,在读硕士研究生。
收稿日期:2008-07-31 **修回日期:**2008-10-06

只是一个局部最优解，那么算法就出现了早熟收敛现象。

针对 PSO 算法存在早熟和局部收敛的问题，在基本 PSO 的基础上，加入粒子聚合度 n 和一个线性递减的惯性权值系数 ω，对 PSO 算法进行改进。

聚合度 n 是用来反映粒子群聚集程度的一个系数。当粒子群出现高度聚集，进化停滞时，n 增加，当 n 大于一个阈值 λ（此阈值根据具体情况选择）时，对粒子进行变异，使变异粒子跳离当前位置，进入其他区域。在其后的搜索中，算法有新的个体极值 $pbest$ 和全局极值 $gbest$，从而跳出局部收敛。多次循环迭代后，就能找到全局最优。

改进的算法可用公式（2）和（3）表示：

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1}=\omega v_{id}^{k}+c_1r_1(pbest_{id}^{k}-x_{id}^{k})+c_2r_2(gbest_{d}^{k}-x_{id}^{k}) \\ x_{id}^{k+1}=\begin{cases} x_{id}^{k}+v_{id}^{k+1}\ (\text{当 } n<\lambda) \\ \alpha_{id}+\beta_{id}(rand-0.5)\ (\text{当 } n\geqslant\lambda) \end{cases} \end{cases} \tag{2}$$

$$n=\begin{cases} n+1\ (\text{当 } gbest_d^{k+1}=gbest_d^{k}) \\ 0\ (\text{当 } gbest_d^{k+1}\neq gbest_d^{k}) \end{cases} \tag{3}$$

其中式（2）中 $rand$ 是[0，1]间的随机数；

$$\begin{cases} \alpha_{id}=\dfrac{\mathrm{Max}X_d+\mathrm{Min}X_d}{2}2 \\ \beta_{id}=(\mathrm{Max}X_d-\mathrm{Min}X_d) \end{cases}$$

$\mathrm{Max}X_d$ 和 $\mathrm{Min}X_d$ 分别是粒子在 d 维空间上的最大值和最小值。

惯性权值系统 ω 决定控制算法的收敛特性，当 ω 较大时，全局搜索能力强，当 ω 较小时，局部搜索能力强。文献[7]通过大量实验证明，如果 ω 随算法迭代的进行而线性减小，将显著改善算法的收敛性能。ω 取：

$$\omega=\omega_{\max}-\frac{k(\omega_{\max}-\omega_{\min})}{k_{sum}} \tag{4}$$

其中，$\omega_{\max}$ 为最大惯性权值系数，$\omega_{\min}$ 为最小惯性权值系数，k 为迭代次数，k_{sum} 为迭代总数。

3　改进 PSO 算法在 PID 参数自整定中的应用

PID 控制原理如图 1 所示，可用公式（5）描述。其控制效果主要取决于比例环节的比例系数 k_p，积分环节的积分系数 k_i 和微分环节的微分系数 k_d。用改进 PSO 算法来整定 PID 参数就是利用改进 PSO 算法在解空间中寻找一组最优或接近最优的参数组合 k_p、k_i、k_d，使系统获得最好的控制性能。

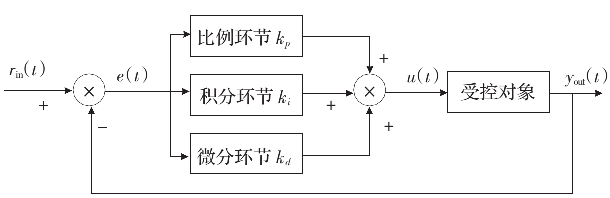

图 1　基本 PID 控制原理图

$$u(t)=k_pe(t)+k_i\int_0^t e(t)\mathrm{d}t+k_d\frac{\mathrm{d}e(t)}{\mathrm{d}t} \tag{5}$$

在系统优化过程中，选取公式（6）作为目标函数[8]来确定粒子的适应度。

$$J=\int_0^T(\omega_1|e(t)|+\omega_2u^2(t)+\beta\omega_4|ey(t)|)\mathrm{d}t+\omega_3t_u \tag{6}$$

式中 $e(t)$ 为误差，$u(t)$ 为控制输入，t_u 为上升时间，$ey(t)$ 为超调量，ω_1，ω_2，ω_3，ω_4 为权值，为了抑制超调，选取 ω_4 远远大于 ω_1，ω_2，ω_3。

改进 PSO 算法整定 PID 参数的流程如图 2 所示。

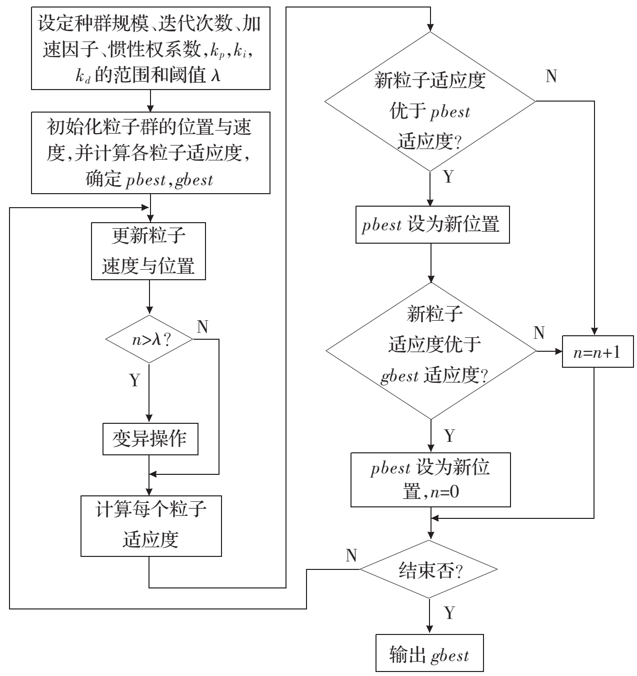

图 2　改进 PSO 算法整定 PID 参数流程图

4　仿真算例

实际的被控对象通常是一阶或二阶函数，因此选取以下对象进行仿真。

$$G(s)=\frac{e^{-0.76s}}{0.6s+1}$$

在实验中分别采用改进 PSO 算法（IMPSO）、基本 PSO 算法（BPSO）和基本 GA 算法（BGA）对给定的被控对象进行 PID 参数整定，并设计相应的 PID 控制器，进行单位阶跃响应的比较。实验中，参数选取如下：种群规模 30，迭代次数为 100，$c_1=c_2=2$，$\omega_{\max}=0.9$，$\omega_{\min}=0.1$，$\lambda=5$；GA 算法选种群规模 30，交叉概率 0.5，变异概率 0.01，繁殖代数 100。并且 k_p 取[0，2.5]，k_i 取[0，2]，k_d 取[0，2]。

表 1 列出了三种算法整定 $G(s)$ 得到的最后参数；图 3 比较了三种算法在优化过程中的收敛趋势；图 4 为用三种算法设计的 PID 控制器单位阶跃响应结果比较。

表 1　$G_1(s)$ 的 PID 控制器整定结果

	k_p	k_i	k_d
IMPSO	1.06	0	2
BPSO	2.13	0	2
BGA	1.93	1.12	1.97

从图 3 中容易看出，IMPSO 算法在优化 PID 参数时的收敛速度和搜索能力都优于 BPSO 算法和 BGA 算法。由图 4 单位阶跃响应的结果中可看出，IMPSO 设计的 PID 控制器的单位阶跃响应曲线在上升时间，稳定时间与超调量等指标明显优于 BPSO 与 BGA 的控制器。

5　结论

通过加入聚合度，并将遗传算法中的变异思想引入到 PSO

（下转 245 页）