

基于粒子群优化算法的过程模型辨识

徐志成

(常州机电职业技术学院 机械与电子工程系, 江苏 常州 213164)

摘要: 参数辨识是过程建模的基础,提出了一种基于粒子群优化(PSO)算法的模型参数辨识方法,将过程模型的每个参数作为粒子群体中的一个粒子,利用粒子群体在参数空间进行高效并行的搜索来获得过程模型的最佳参数值,可有效提高参数辨识的精度和效率。对火电厂热工过程进行参数辨识的仿真结果表明,利用 PSO 算法辨识过程模型参数,无论过程模型是否是时滞对象,该辨识方法对过程模型的阶次不敏感,对于不同的输入信号,均能得到满意的辨识精度和效率,因此得到了较为精确的过程模型,模型输出与实际输出基本一致。

关键词: 粒子群优化; 模型辨识; 热工过程

中图分类号: TK 224

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2007)09-0075-04

0 引言

过程建模是控制系统的设计基础,历来受到控制理论界的高度重视。建立过程的数学模型一般有机理建模和辨识建模 2 种基本方法。机理建模通过分析过程的运动规律,运用已知的定律、定理和原理建立过程的数学模型,通常其只能用于对简单过程的建模。对于复杂的实际过程,机理建模存在很大的局限性。辨识建模是利用过程输入输出数据所提供的信息建立过程的数学模型,是过程控制界常用的一种建模方法,它根据过程所提供的输入输出测量信息,在某种准则意义下,估计模型的未知参数,其本质是对模型参数的优化。常用的辨识方法有最小二乘法^[1]、极大似然估计法^[2]、基于神经网络的参数辨识法^[3]、遗传算法^[4-5]等。

粒子群优化 PSO(Particle Swarm Optimization)算法^[6-9],通过对简单社会模型的模拟,将需寻优的参数组合成群体,用微粒表示被优化问题的一个解,通过粒子间的相互作用,使群体中的个体向目标区域移动,从而发现复杂搜索空间的最优区域。这里利用 PSO 算法的寻优能力进行过程的建模研究,并针对火电厂热工过程进行了仿真实验。

1 问题描述

过程模型参数辨识的目的就是根据过程所提供的输入输出测量信息,在某种准则意义下,估计出模型的未知参数。过程模型描述的一般形式为

$$y=f(x,\theta)+e, \quad e \sim N(0,\delta) \quad (1)$$

其中, x 为系统输入, y 为系统输出, θ 为待估计模型参数, e 是均值为 0、方差为 δ 的噪声。模型参数的辨识就是在模型结构已确定的情况下,根据已知的观测

数据对 $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, n)$ 求解偏差平方和

$$J(\theta) = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i, \theta)]^2 \quad (2)$$

为最小的 θ 值。可以看出其实质就是将模型参数辨识问题转化为函数优化问题。

2 PSO 算法原理

PSO 算法是一种新型演化计算方法^[10]。其算法基本原理为^[11]: 设在 D 维空间中有 m 个微粒, 每个微粒的坐标为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 并具有与优化目标函数 $f(x)$ 相关的适应度(通常可以直接将目标函数作为微粒的适应度), 同时, 每个微粒具有各自的速度 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。对于第 i 个微粒, 其所经历的历史最好位置记为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 记全体所有微粒经过的最好位置为 $\mathbf{P}_g = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ 。对第 t 代的第 i 个微粒, PSO 算法根据式(3)计算第 $t+1$ 代的第 j 维的速度和位置。

$$\begin{aligned} v_{ij}(t+1) &= \omega v_{ij}(t) + r_1 c_1 [p_{ij} - x_{ij}(t)] + \\ &\quad r_2 c_2 [g_{ij} - x_{ij}(t)] \\ x_{ij}(t+1) &= x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \end{aligned} \quad (3)$$

式中 r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数; ω 为惯性权重, 它使微粒保持运动惯性, 使其具有扩展搜索空间的趋势, 有助于新区域的搜索; c_1 和 c_2 为加速度常数, 表示将每个微粒推向 $\mathbf{P}_i$ 和 $\mathbf{P}_g$ 的统计加速度的权重, 两者均为正值。

3 基于 PSO 算法的过程辨识算法

结合过程模型参数辨识问题, 下面描述算法实现步骤。

步骤 1 根据过程的特性, 确定群体规模 m 和搜索空间维数 D , 并初始化群体的速度和位置。

步骤 2 根据式(3)计算每一个微粒新的速度和位置。

步骤 3 根据优化准则函数式(2)计算微粒的适应度。

步骤 4 对每个微粒,将其适应值与其经历过的最好位置 P_i 作比较,如果较好,则将其作为当前的最好位置 P_i ,否则继续执行下一步。

步骤 5 对每个微粒,将其适应值与全局所经历的最好位置 P_g 作比较,如果较好,则将其作为当前全局的最好位置 P_g ,否则继续执行下一步。

步骤 6 判断算法是否满足终止条件。若达到终止条件,则算法停止,返回当前最优个体为参数辨识结果;否则,返回步骤 2,继续下一循环。

4 仿真实验及结果

4.1 热工过程特性

为验证所提出的基于 PSO 算法的参数辨识方法,以火电厂常见的热工过程为例进行仿真实验。

热工过程模型传递函数可用下面通式表示^[12]:

$$G(s) = \frac{y(s)}{u(s)} = \frac{b_ms^m + \dots + b_1s + b_0}{a_ms^m + \dots + a_1s + a_0} \quad (4)$$

其中, $y(s)$ 和 $u(s)$ 分别是过程的输出和输入函数, $b_m, \dots, b_1, b_0$ 和 $a_m, \dots, a_1, a_0$ 分别是 $y(s)$ 和 $u(s)$ 表达式对应的系数。

直接利用式(4)进行参数辨识时,难以获得好的效果。主要原因是热工对象的时间常数大、阶次高,使得各参数 a_i 间的数量级相差较大,难以确定各参数的合适范围,造成寻优时间长、辨识精度低等不良影响。为此,可以结合热工过程的特性,采用如下的传递函数结构代替^[12]。

对于有自衡的对象:

$$G(s) = \frac{Ke^{-ts}}{(1+\tau_1s)(1+\tau_2s)\dots(1+\tau_ns)} \quad (5)$$

对于无自衡的对象:

$$G(s) = \frac{Ke^{-ts}}{s(1+\tau_1s)(1+\tau_2s)\dots(1+\tau_ns)} \quad (6)$$

在本文中,需对上式中时间常数 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$, 对象静态增益 K , 过程的纯滞后时间 t 进行寻优,故 D 取 $n+2$, 选取群体规模 $m=20$, 群体初始速度 $v_i^m = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{i(n+2)}]$, 初始位置 $x_i^m = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i(n+2)}]$ 在其取值范围内随机产生。其中, $i=1, 2, \dots, 20$; 惯性权重 ω 取从 1.2 逐渐下降到 0.1; 加速度常数 $c_1=c_2=0.5$; r_1, r_2 均为在 $[0, 1]$ 之间产生的随机数。

根据热工过程的特性和已有的经验,可以确定上述模型的 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n \in [0.01 \text{ s}, 100 \text{ s}]$, $t \in [0, 300 \text{ s}]$, $K \in [0.01, 100]$ 。

为与遗传算法进行比较,本文取与文献[8]相同的准则函数:

$$Q(\theta) = \sum 100(z - \hat{z})^2 \quad (7)$$

对热工过程的模型辨识就是寻找最优参数 $\theta = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n, K, t]$, 使目标函数值 Q 最小化。

4.2 实例仿真

4.2.1 实例 1

选取文献[12]给出的热工过程实例,其传递函数可表示为

$$G(s) = \frac{0.6}{(1+10s)(1+20s)(1+30s)} \quad (8)$$

PSO 算法的参数确定为:模型阶次 $n=3$, 过程时滞 $t=0$, 搜索空间维数 $D=4$, 仿真时间长为 300 s, 采样周期为 1 s, PSO 算法的终止条件取最大搜索步数 $L=70$ 或目标函数值 $Q<0.2$ 。5 次辨识结果如表 1 所示。

表 1 PSO 在阶跃输入下的辨识结果(3 阶)

Tab.1 Identification results for step input using PSO (order=3)

n	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{K}$	Q
1	10.51	18.73	30.85	0.599	0.001 2
2	9.66	20.60	29.76	0.598	0.000 6
3	10.45	18.61	30.23	0.602	0.001 8
4	11.12	17.62	31.33	0.603	0.002 9
5	9.14	22.68	28.14	0.601	0.005 6

采用文献[12]中介绍的遗传算法(GA)对该对象进行参数辨识,得到如表 2 所示的结果。

表 2 GA 在阶跃输入下的辨识结果(3 阶)

Tab.2 Identification results for step input using GA (order=3)

n	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{K}$	Q
1	9.19	22.7	28.16	0.602	0.098
2	10.60	17.2	32.20	0.599	0.065
3	13.70	17.7	27.86	0.599	0.125
4	9.94	21.7	28.51	0.601	0.023
5	8.84	26.0	25.99	0.603	0.156
均值	10.32	21.6	28.54	0.601	0.094

由表 1、2 可看出,用 PSO 算法所得模型辨识结果更接近于过程真值,辨识误差也小于 GA 辨识结果。

当模型阶次变化时,可得到如表 3 所示的 2 阶、4 阶、5 阶的辨识结果及相应的准则函数值。表中 n 为设定的模型阶次, L 为算法终止时已搜索的步数。

表 3 PSO 在阶跃输入下不同阶次辨识结果

Tab.3 Identification results for step inputs with different orders using PSO

n	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{\tau}_4/s$	$\hat{\tau}_5/s$	$\hat{K}$
2	30.14	30.14	—	—	—	0.602
4	1.97	7.15	18.08	32.80	—	0.605
5	1.05	3.56	5.52	18.99	31.11	0.604

n	$\hat{a}_1$	$\hat{a}_2$	$\hat{a}_3$	$\hat{a}_4$	$\hat{a}_5$	Q	L
2	60.3	908.4	—	—	—	3.88	70
4	60.0	1 027	6 125	8 353	—	0.10	48
5	60.0	1 127	7 467	18 276	12 190	0.17	62

由表 3 可知,阶次小于对象实际阶次时,辨识误差相对较大,但仍在允许范围内;当阶次大于实际阶次时,误差较小,模型辨识结果与过程真值较接近。可见,PSO 算法用于模型参数辨识时,在模型阶次不匹配时,辨识误差会增大,但仍在允许范围内,因此

可以认为本文提出的方法对模型阶次的敏感性不强。

考虑其他形式的输入激励信号,如随机阶跃信号、含有噪声信号的阶跃输入、正弦信号等,从表 4 中的辨识结果可知,对于多种不同形式的输入信号,本文提出的方法都能得到满意的效果。

表 4 PSO 在多种输入信号时的辨识结果
Tab.4 Identification results for different input signals using PSO

输入信号	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{K}$	Q
随机阶跃	8.87	20.10	30.90	0.602	0.124
噪声阶跃	10.26	17.64	31.27	0.599	0.076
正弦输入	9.11	18.79	28.86	0.608	0.053

4.2.2 实例 2

针对具有时滞的热工过程：

$$G(s)=\frac{0.6}{(1+10s)(1+20s)(1+30s)}e^{-60s} \tag{9}$$

采用与上例相同的算法参数进行仿真研究。

表 5 和表 6 分别是 PSO 算法和 GA 算法的辨识结果,表 7 是不同阶次的辨识结果,表 8 中给出了各

表 5 PSO 在阶跃输入下的辨识结果 (3 阶)
Tab.5 Identification results for step input using PSO (order=3)

n	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{K}$	$\hat{t}/s$	Q
1	10.08	19.36	30.74	0.600	60.16	0.150 2
2	9.81	20.25	30.19	0.601	58.71	0.128 4
3	9.80	20.83	29.44	0.601	60.03	0.080 1
均值	9.90	20.15	30.12	0.601	59.63	0.095 6

表 6 GA 在阶跃输入下的辨识结果 (3 阶)
Tab.6 Identification results for step input using GA (order=3)

n	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{K}$	$\hat{t}/s$	Q
1	14.34	20.49	26.73	0.600	57.9	0.195 2
2	14.17	17.82	30.27	0.601	57.6	0.185 4
3	9.36	16.22	30.50	0.601	61.4	0.102 3
均值	12.62	18.18	30.17	1.601	59.0	0.115 5

表 7 PSO 在阶跃输入下不同阶次辨识结果
Tab.7 Identification results for step inputs with different orders using PSO

n	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{\tau}_4/s$	$\hat{\tau}_5/s$	$\hat{K}$	$\hat{t}/s$
2	29.14	31.40	—	—	—	0.594	59.8
4	4.41	4.49	26.29	27.65	—	0.601	60.8
5	1.66	1.76	4.50	23.27	28.96	0.605	61.7
n	$\hat{a}_1$	$\hat{a}_2$	$\hat{a}_3$	$\hat{a}_4$	$\hat{a}_5$	Q	L
2	60.5	915.4	—	—	—	3.88	70
4	60.0	1 056	8 020	15 996	—	0.09	49
5	60.0	1 106	6 307	13 027	8 860	0.03	35

表 8 PSO 在多种输入信号时的辨识结果
Tab.8 Identification results for different input signals using PSO

输入信号	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{K}$	$\hat{t}/s$	Q
随机阶跃	9.9	20.2	30.1	0.600	59.86	0.060
噪声阶跃	9.9	19.5	31.3	0.609	59.66	0.098
正弦输入	11.0	21.6	32.5	0.612	62.40	0.102

种输入形式下的辨识结果。

对该例的仿真结果表明,对于大时滞的对象或过程,用本文提出的方法进行模型参数辨识时,可以得到满意的结果。

4.2.3 实例 3

球磨机是燃煤电厂制粉系统中常用设备,它是一个具有非线性、大滞后、强耦合和具有多种不确定性扰动的多变量对象,对其建模难度大,造成自动控制系统的投用率低。本节以该系统的主要环节——机内存煤量过程为例,采用 PSO 算法进行过程建模。

对于磨煤机内存煤量控制回路,经现场实验测试和分析,得到如表 9 所示的单位阶跃输出 A 的观测数据。其中,采样周期为 1 s,为更好地描述过程输出特性,前半阶段每隔 10 s 给出输出数据,后半阶段由于输出几乎达到稳定,所以取每隔 20 s 时的输出数据。

表 9 单位阶跃输入下过程输出
Tab.9 Process output for unit step input

t/s	A	t/s	A	t/s	A	t/s	A
0	0	60	0.044 2	110	0.090 8	200	0.099 8
20	0	70	0.059 4	120	0.093 9	220	0.1
30	0	80	0.071 3	140	0.097 3	240	0.1
40	0.009	90	0.080 1	160	0.098 9	260	0.1
50	0.026 4	100	0.086 4	180	0.099 5	280	0.1

以表 9 中的观测数据进行 PSO 算法建模仿真实验,PSO 算法参数设置和终止条件与前述相同。

表 10 是不同阶次的辨识结果,其中 n 是辨识阶次, L 是算法终止时算法已循环次数。

表 10 PSO 在阶跃输入下不同阶次辨识结果
Tab.10 Identification results for step inputs with different orders using PSO

n	$\hat{\tau}_1/s$	$\hat{\tau}_2/s$	$\hat{\tau}_3/s$	$\hat{\tau}_4/s$	$\hat{K}$	$\hat{t}/s$
2	18.54	20.99	—	—	0.09	30.84
4	9.08	7.11	22.76	—	0.08	32.50
5	3.10	6.91	9.91	17.85	0.11	32.40
n	$\hat{a}_1$	$\hat{a}_2$	$\hat{a}_3$	$\hat{a}_4$	Q	L
2	39.5	389.2	—	—	0.016	16
4	39.0	433.0	1 496.4	—	0.122	68
5	37.8	476.0	2 364.1	3 287.1	0.152	58

由表 10 中的数据可知,无论从准则函数值的大小还是算法终止时已循环次数,二阶模型均优于其他阶次,图 1 是实际过程单位阶跃响应输出和二阶模型单位阶跃响应输出结果。

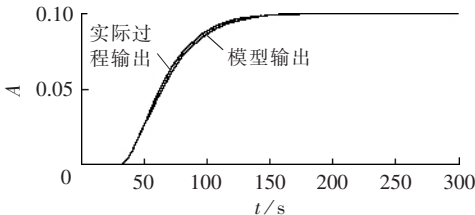


图 1 单位阶跃输入下实际过程与 2 阶模型响应输出

Fig.1 Actual process output and second-order model output for unit step input

从表 10 和图 1 可知,用 PSO 算法对该回路对象进行建模时,可得到较为精确的模型,在 150 后,实际输出和模型输出均与 0.1 接近。

5 结论

PSO 算法作为新型仿生优化方法,在自动控制领域具有广泛的应用前景。研究了 PSO 算法在过程建模中的应用,对火电厂热工过程的仿真实验结果表明,PSO 优化方法可有效辨识出模型参数,与遗传算法相比,不仅方法简单,收敛速度快,而且计算量小,辨识精度也有所提高。所提出的方法是对过程建模所作的尝试,该方法对解决过程控制系统的建模问题具有潜在的实用价值。

参考文献:

- [1] GOLUB G H, van LOAN C F. An analysis of the total least-squares problem[J]. SIAM J Numer Anal, 1980, 17(6): 883-893.
- [2] FELSENSTEIN J. Evolutionary trees from DNA sequences: a maximum likelihood approach[J]. J Mol Evol, 1981, 17(1): 368-376.
- [3] 蔡煜东, 陈常庆, 周斌, 等. 用人工神经网络辨识发酵动力学模型参数[J]. 生物数学学报, 1994, 9(4): 103-107.
CAI Yu-dong, CHEN Chang-qing, ZHOU Bin, et al. The estimation of parameters of dynamics model of fermentation by neural network model[J]. Biology Mathematics Transaction, 1994, 9(4): 103-107.
- [4] DAVIS L. Handbook of genetic algorithms[M]. New York: Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [5] 姜波, 汪秉文. 基于遗传算法的非线性系统模型参数估计[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1): 150-152.
- JIANG Bo, WANG Bing-wen. Parameter estimation of nonlinear system based on genetic algorithms[J]. Control Theory and Applications, 2000, 17(1): 150-152.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proc IEEE Int Conf on Neural Networks. Perth: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [7] EBERHART R, SHI Yu-hui. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms[C]//Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. Hawaii: IEEE Press, 2001: 94-100.
- [8] RAY T, LIEW K M. A swarm with effective information sharing mechanism for unconstrained and constrained single objective optimization problems[C]//Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. Seoul: IEEE Press, 2001: 75-80.
- [9] PARSPOULOS K E, VRAHATIS M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization [J]. Natural Computing, 2002, 2(1): 235-306.
- [10] MILLONAS M M. Swarms phase transition and collective intelligence[M]. MA: Addison Wesley, 1994.
- [11] SHI Yu-hui, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//Proc IEEE. Int Conf on Evolutionary Computation. Anchorage: IEEE Press, 1997: 303-308.
- [12] 刘长良, 于希宁, 姚万业, 等. 基于遗传算法的火电厂热工过程模型辨识[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(3): 170-174.
LIU Chang-liang, YU Xi-ning, YAO Wan-ye, et al. Model identification of power plant thermal process based on genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(3): 170-174.

(责任编辑: 康鲁豫)

作者简介:

徐志成(1980-), 男, 江苏东台人, 硕士, 从事智能优化和鲁棒控制等方面的研究(E-mail: xuzhicheng99@tom.com)。

Parameter identification of process model based on PSO

XU Zhi-cheng

(Changzhou Institute of Mechatronic Technology, Changzhou 213164, China)

Abstract: Parameter identification is the base of process modeling, a PSO (Particle Swarm Optimization) -based model parameter identification method is put forward. By taking every parameter of process model as particle of the swarm and applying PSO algorithm to search optimal parameters of the process model concurrently and efficiently in the parameter space, the precision and efficiency of parameter identification are improved effectively. Simulation results for power plant thermal process indicate that, for model with or without time lag, the method is not sensitive to the order of the model, and obtains satisfactory identification precision and efficiency for different input signals. The precise process model is thus built and model outputs coincide with actual outputs.

Key words: particle swarm optimization; model identification; thermal process