

文章编号: 1001-0920(2001)05-0530-05

基于一类混合策略的模型参数估计和 控制器参数整定研究

王 凌, 李文峰, 郑大钟
(清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘 要: 融合遗传算法的并行搜索结构和模拟退火的可控性概率突跳特性, 构造出一类高效的混合优化策略, 该策略适合于多种类型模型的参数估计和控制器参数整定。对典型类型问题的仿真结果验证了混合策略的有效性和初值鲁棒性, 且其优化性能明显好于单一的遗传算法和传统方法。

关键词: 遗传算法; 模拟退火; 混合策略; 估计; 整定

中图分类号: TP 18 **文献标识码:** A

Estimating Model-parameter and Tuning Controller-parameter by a Class of Hybrid Strategy

WANG Ling, LI Wen-feng, ZHENG Da-zhong
(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: A class of effective and general hybrid optimization strategy is proposed which reasonably combines the parallel structure of genetic algorithm with the controllable jumping property of simulated annealing. Numerical simulation results on benchmarks demonstrate the effectiveness and robustness on initial states of the hybrid strategy, and the optimization performances are fairly better than those of simple genetic algorithm and classical methods.

Key words: genetic algorithm; simulated annealing; hybrid strategy; estimate; tuning

1 引 言

模型参数辨识和控制器参数整定是控制工程中重要的研究课题。传统的最小二乘法及其推广算法通常需要系统模型的结构信息, 并且难以确定系统的时滞和阶次等信息, 因此很难应用于非线性时滞系统, 而梯度下降的本质使其难以实现对多峰型函数的全局优化。同时, 控制效果的好坏完全取决于控制器参数的整定(例如比例积分微分(PD)控制

器)。而 Z-N 法、响应曲线法、临界比例法、继电型自整定法和单纯形法等传统整定方法, 或依赖于对象模型, 或易陷入局部极小, 其应用存在一定的局限性, 且整定效果往往超调较大, 调整时间较长, 误差指标过大。近年来, 遗传算法(GA)^[1]作为一种新兴的自学习优化算法在控制工程中逐渐受到重视^[2~5], 它基于生物进化论展开并行搜索, 搜索空间大, 能避免陷入局部极小, 但算法参数难以确定且易早熟收敛。

收稿日期: 2000-06-12; 修回日期: 2000-09-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(60074012); 国家 973 基础研究项目(G1998020310)

作者简介: 王凌(1972—), 男, 江苏武进人, 博士, 从事混合动态系统、优化调度和神经网络研究; 郑大钟(1935—), 男, 浙江绍兴人, 教授, 博士生导师, 从事控制理论及应用、系统工程理论及方法等研究。

本文结合 GA 的并行搜索结构和模拟退火 (SA)^[6] 的可控性概率突跳特性来构造高效的混合策略, 通过设计合适的操作使其适应不同类型模型参数估计和 PD 控制器参数整定。对典型问题的数值仿真表明, 混合策略能适应并很好地解决不同类型模型的参数估计问题, 整定的控制器品质大大优于 GA 和传统方法, 并具有很高的初值鲁棒性。

2 问题描述

合理估计模型参数通常要求部分模型的先验知识、输出量的可测性、信噪比足够大, 并确定所要估计的参数。通常, 系统模型可描述为

$$y(t) = f(r, \theta) \quad (1)$$

其中, $y(t)$ 为系统输出, r 为系统输入, $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 为待估计参数, f 的形式可以是传递函数、状态空间或 ARMA 模型等。所谓参数估计, 就是在一定的系统输入下, 根据系统输出和实际采样数据 $y_0(t) (t = 1, 2, \dots, n)$ 获得参数的估计值, 以确定过程的数学模型。

PD 控制器具有结构简单、容易实现、控制效果好、鲁棒性强等特点, 而且原理简明、参数物理意义明确、理论分析体系完整且为工程界所熟悉, 因而至今在工业过程控制中仍得到广泛的应用。PD 控制器的离散化增量式通常为

$$\Delta u(k) = K_p \left\{ \Delta e(k) + \frac{T_0}{T_i} e(k) + \frac{T_d}{T_0} [\Delta e(k) - \Delta e(k-1)] \right\} \quad (2)$$

其中 K_p , T_i 和 T_d 分别为比例、积分和微分参数, T_0 为采样周期, $e(t)$ 和 $u(t)$ 分别为误差变量和对象输入。若记 $K_i = K_p T_0 / T_i$, $K_d = K_p T_d / T_0$, 则式(2)可改写为

$$\Delta u(k) = K_p \Delta e(k) + K_i e(k) + K_d [\Delta e(k) - \Delta e(k-1)] \quad (3)$$

所谓 PD 参数整定, 就是确定实现最佳控制目标的上述 3 个参数。可以说, 参数估计和整定本质上都是基于一定目标函数的参数寻优问题。

3 混合优化策略

由于遗传算法易产生早熟收敛且其性能对参数有较大的依赖性, 为此, 本文结合 GA 和 SA 构造如图 1 所示的混合策略, 以提高优化性能。其出发点可归纳为以下几方面:

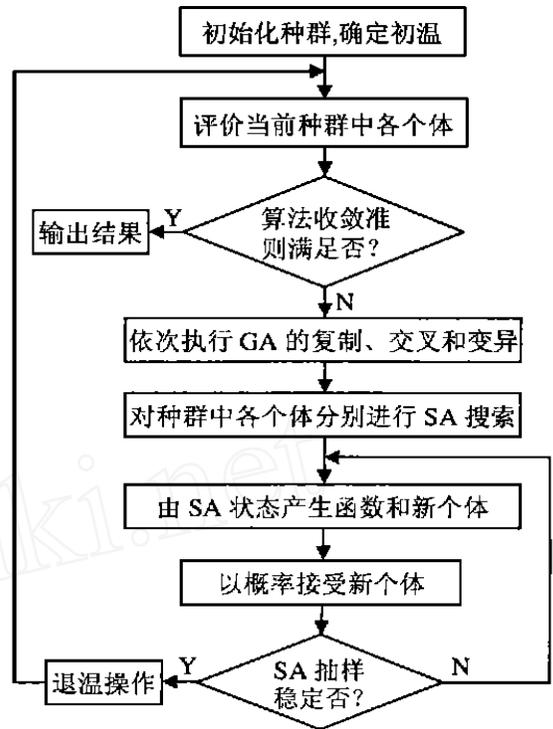


图 1 混合优化策略

1) 机制的融合: SA 通过一种时变且最终趋于零的突跳概率来避免陷入局部极小, GA 则通过基于“优生劣汰”思想的群体遗传来实现全局优化, 二者混合有利于丰富搜索行为, 增强搜索能力和效率。

2) 结构的互补: SA 的串行结构与 GA 的并行搜索相结合, 使得 SA 并行化以提高优化性能, 而 SA 作为一种自适应变概率的变异, 能增强和补充 GA 的进化能力。

3) 操作的结合: 复制能在下一代中保留种群中的优良个体, 交叉能使后代在一定程度上继承父代的优良模式, 变异能加强种群中个体的多样性。而 SA 操作在高温时有利于状态的全局大范围迁移, 低温时有利于状态的局部小范围趋化性移动。这些不同作用的操作相结合可丰富邻域搜索结构, 从而增强算法在解空间中的探索能力和效率。

4) 行为的互补: 复制对当前种群外的解空间无探索能力, 当种群中各个体分布“畸形”时, 交叉的进化能力有限, 小概率变异很难增加种群的多样性; 当收敛准则设计不好时, GA 将出现进化缓慢或“早熟”收敛现象。尽管 SA 优化时间性能较差, 但它控制初温可控制初始搜索行为, 控制温度的高低可控制突跳能力的强弱, 控制降温速率可控制突跳能力的下降幅度, 控制抽样次数可控制各温度下的搜索能力。二者相结合, 由 SA 对搜索行为的可控制性可

避免“早熟”收敛,由GA的并行化抽样可提高时间性能。

5) 削弱参数依赖性: SA和GA对参数具有很强的依赖性,且无明确而实用的选择指导。SA与GA相混合,使得各方面的搜索能力均有提高,这在一定程度上削弱了参数依赖性。

由此可见,混合策略在优化机制、结构和行为上均结合了二者的特点,使优化能力、效率和可靠性均有所提高,更适于存在多极小的复杂优化问题。

4 混合策略的操作与参数设计

1) 编码: 由于二进制编码通常会导致很大的计算量和存储量,而且串长将影响算法精度,为此采用双精度实数编码,即将搜索参数直接用实数向量表示。

2) 目标函数: 参数整定时采用能反映系统调节品质的绝对误差矩积分(ITAE)为目标函数,即 $\int_0^t |e(t)| dt$, 它强调抑制超调和调整时间; 参数估计时令采样获得的系统真实输出为 $y_0(t)$, 搜索参数下的模型输出为 $y(t)$, 参数估计的目标是使这二者差距最小。本文采用

$$f = \frac{1}{\sqrt{\int_0^t (y(t) - y_0(t))^T (y(t) - y_0(t)) + 0.01}} \quad (4)$$

为适应值函数,同时为防止分母为0或溢出,在分母加上0.01。

3) 初始种群和初温: 鉴于算法的随机性,初始种群通常采用随机方式产生。本文首先随机产生初始种群,并确定其中的最优和最差状态的目标值,分别记为 c_b 和 c_w ; 令最差状态相对最优状态的接受概率为 p_r , 由 $t_0 = -(c_w - c_b) / \ln p_r$ 可确定出初温。由于初态的随机性,当数量足够大时,可在一定程度上体现整个解空间状态的分布情况。通过定义 p_r 来确定初温,考虑了各状态的相对性能,能赋予不同状态合适的突跳概率,可在一定程度上避免初温选取的盲目性。

4) 选择和交叉操作: 参数估计时采用比例选择,以概率 $f_i / \sum f_i$ 选取 P_s 个用于交叉的个体。参数整定时首先将种群中各个体按目标值由大到小排列,以概率 $2k / [P_s(1 + P_s)]$ 选择第 k 个个体与种群中的最优个体进行交叉,并重复 $p_s/2$ 次。交叉以概率 P_c 进行,由父代 x_1 和 x_2 产生后代 x_1 和 x_2 的具体

形式为

$$\begin{cases} x_1 = \alpha x_1 + (1 - \alpha) x_2 \\ x_2 = \alpha x_2 + (1 - \alpha) x_1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, P_s 为种群数, $\alpha \in (0, 1)$ 为随机数。然后从新旧种群集中择优产生后代种群,即 $(P_s, 2P_s)$ 策略。

5) 变异操作和SA状态产生函数: 由于SA的状态劣向转移可克服陷入局部极小,因此将变异设计为概率1的趋化性搜索,将SA状态产生函数视为变异概率可控的变异操作。变异和SA状态产生函数采用扰动方式 $x = x + \eta \xi$, 其中, ξ 为满足正态分布的随机扰动, η 为尺度参数。

6) SA接受函数和退温函数: 状态接受函数为 $\min\{1, \exp(-\Delta/t)\} > \text{rand}[0, 1]$ (6)

其中, t 为温度参数, Δ 为新旧状态目标值之差,并及时更新“Best So Far”,以免遗失最优解。采用指数退温策略,用以在优化度和效率间起到较好的折衷效果,即 $t_k = \lambda t_{k-1}$, $0 < \lambda < 1$ 。

7) 终止准则: 采用固定 L_1 步抽样策略,若最优解在连续 L_2 步退温期间均不变,则近似认为收敛,如此可兼顾优化性能和效率,避免过多的无谓搜索和优化度的严重下降。

5 数值仿真研究

5.1 模型参数估计

为了充分考察混合策略的性能,采用以下几种系统模型进行仿真实验:

模型1 二阶惯性带延迟环节的传递函数形式,待估计参数为比例系数 k , 惯性系数 T_1 和 T_2 , 延迟系数 τ

$$\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{k}{T_1 s^2 + T_2 s + 1} e^{-\tau s}$$

模型2 状态空间模型,待估计参数为 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 和 θ_0 。

$$\begin{bmatrix} x_1(t+1) \\ x_2(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_1 x_1(t) & x_2(t) \\ \theta_2 x_1^2(t) & \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ u(t) \end{bmatrix}$$

$$y(t) = \theta_3 x_2(t) - \theta_4 x_1^2(t)$$

$$x_1(0) = x_2(0) = 1$$

$$t = 0, 1, \dots, 50$$

模型3 Hammerstein模型,待估计参数为 a_1, a_2, b_0, b_1 和 d_0 。

$$A(q^{-1})y(k) = q^{-d_0} B(q^{-1})\Phi u(k)$$

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1}$$

$$\phi_u = \begin{cases} \sqrt{u + 1/2} - \sqrt{1/2} \\ 5u - 1/2 \\ -\sqrt{|u + 1/2|} - \sqrt{1/2} \\ -5u - 1/2 \end{cases}$$

基于 Matlab 与 C++ 的混合编程环境进行仿真, 参数取为 $P_s = 20, p_r = 0.1, \lambda = 0.85, L_1 = 30, L_2 = 20$, 采样时间 $T_0 = 0.1$ 。实验发现 η 对搜索效果的影响较大, 本文取 $\eta = (p_a - p_b)/10$, 其中 p_a 和 p_b 分别为搜索范围的上限和下限。由于变异采用基于正态分布随机数的扰动方式, 而在 $(-5, 5)$ 以外的范围概率分布几乎为 0, 因此这种做法可使搜索集中在限定范围内。对于离散参数的寻优 (例如模型 3 中的参数 d), 交叉后对后代个体 x_1 和 x_2 分别进行上界和下界取整, 对变异后的个体和 SA 产生的新个体则进行四舍五入取整。各算法对各模型均进行 20 次随机仿真, 统计得到的平均结果如表 1 ~ 表 3 所示。

表 1 对模型 1 参数的估计结果

参数	k	T_1	T_2	τ
真实值	1	1	2	1
估计值	1.000 0	0.999 0	1.999 7	1

表 2 对模型 2 参数的估计结果

参数	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4
真实值	0.5	0.3	1.8	0.9
估计值	0.506 9	0.304 8	1.809 5	0.907 7
文献[2]结果	0.491 6	0.301 4	1.843 2	0.926 7

表 3 对模型 3 参数的估计结果

参数	a_1	a_2	b_0	b_1	d
真实值	-1.5	0.7	1	0.5	2
估计值	-1.500 4	0.698 4	0.986 1	0.451 6	2
文献[2]结果	-1.498 2	0.697	1.365 4	-0.037 1	2

由此可见, 基于混合策略的模型参数估计结果是令人满意的。需要指出的是, 对 Hammerstein 模型参数的估计还存在一定的误差, 其原因是某些参数对模型输出效果的影响远小于其它参数 (例如 b_1), 而混合策略对参数估计仅利用模型的输出数据, 此时这些参数的估计值很可能偏离真实值较大。

5.2 控制器参数整定

首先以一阶惯性加纯滞后环节 $e^{-0.5s}/(2s + 1)$ 为控制对象来考察混合策略整定 PD 的统计性能, 并与 GA 和 Z-N 方法进行比较。令 $\eta = 0.6$, 其它参数同上。20 次随机仿真的统计结果如表 4 所示, Z-N 方法整定的目标值为 12.695 1。3 种方法的仿真结

果如图 2 所示, 混合策略和 GA 的典型目标下降曲线如图 3 所示。

表 4 混合策略与 GA 的性能比较

算法	最优目标值	平均目标值	最差目标值	目标值均方差	平均进化代数
混合策略	3.990 2	6.010 1	9.926 2	1.597 4	39.80
GA	4.398 0	7.161 9	13.327 7	2.300 1	49.15

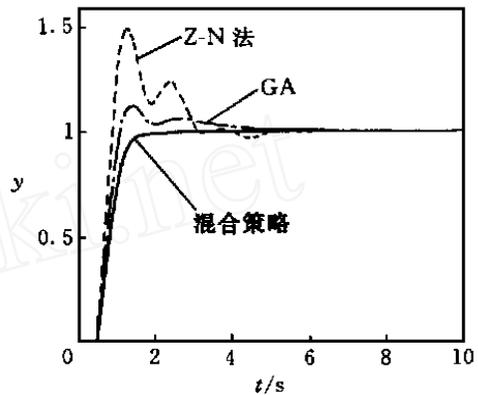


图 2 典型整定结果比较

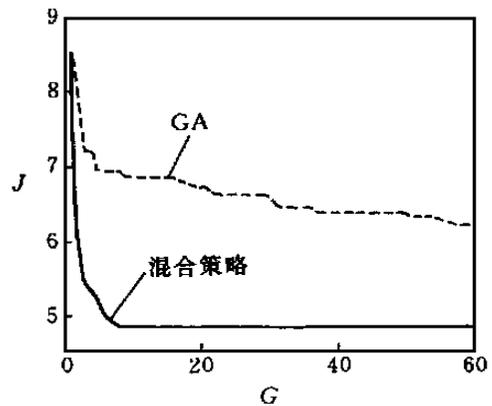


图 3 混合策略和 GA 的目标下降曲线比较进而对水轮机系统^[7]

$$\frac{1}{1 + 0.2s} \frac{1 - 0.8s}{1 + 0.4s} \frac{1}{0.2 + 0.96s}$$

的控制进行整定研究, 取 $\eta = 0.1, T_0 = 0.04$ 。采用混合策略、GA 和单纯形法^[7] 整定得到的阶跃响应曲线如图 4 所示。

由此可见, 混合策略具有以下优点: 1) 具有良好的优化性能、优化速度和初值鲁棒性, 且明显优于 GA; 2) 整定控制器的控制品质优良, 大大优于 GA 和 Z-N 方法, 具体表现在超调小、调整时间短、误差指标小。因此, 混合策略完全能很好地解决控制器参数整定这个复杂的大范围寻优问题, 并且不依赖于控制对象的模型信息。

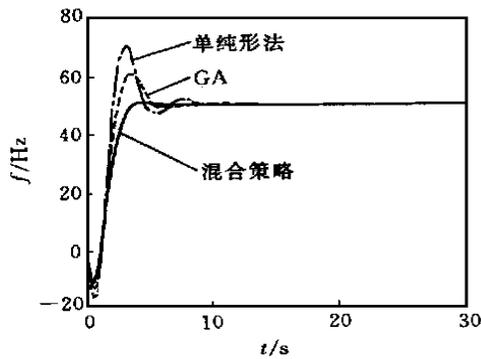


图4 对水轮机系统的整定结果比较

6 结 论

本文通过合理地融合 SA 和 GA, 构造出一类高效混合策略, 解决了参数估计和控制器参数的整定问题, 仿真结果验证了混合策略的优越性, 表现为对模型类型具有适应性且估计效果较正确, 控制品质超调小, 调整时间短, 误差指标小。由于所研究问题的重要性和 PD 应用的广泛性, 本文方法具有良好

的应用前景。进一步的研究目标将是在线估计和整定问题。

参考文献:

- [1] Michalewicz Z. Genetic algorithms+ data structures= evolution programs[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1994
- [2] 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
- [3] 黄炯, 邬永革. 基于遗传算法的系统在线辨识[J]. 信息与控制, 1996, 25(3): 171-176
- [4] Varsek A, Urbancic T, Filipic B. Genetic algorithms in controller design and tuning[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1993, 23(5): 1330-1339
- [5] Visioli A. Fuzzy logic based setpoint weight tuning of PD controllers[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1999, 29(6): 587-592
- [6] Kirkpatrick S, Gelatt C, Vecchi C. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680
- [7] Liu L, Mao Z. Water turbines PD controller based on genetic algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 1997, 21(12): 41-43

(上接第 529 页)

参考文献:

- [1] J S Albus. A new approach to manipulator control: The cerebellar model articulation controller (CMAC) [J]. J of Dyn Syst, Meas and Contr, 1975, 97(3): 220-227.
- [2] J S Albus. Data storage in the cerebellar model articulation controller (CMAC) [J]. J of Dyn Syst, Meas and Contr, 1975, 97(3): 228-233
- [3] W Thomas Miller, Filson H Glanz, L Gordon Kraft. CMAC: An associative neural network alternative to backpropagation[J]. Proc of the IEEE, 1990, 78(10): 1561-1567.
- [4] S Cetinkunt, A Donmez. CMAC learning controller for servo control of high precision machine tools[A]. Proc of American Contr Conf[C]. San Francisco, 1993. 1976-1980
- [5] Gary A Larsen, Sang S Ku, Sabri Cetinkunt. Low speed motion control experiments on a single point diamond turning machine using CMAC learning control algorithm [J]. Proc of ASME Dyn Syst and Contr Div, 1995, 57(1): 497-501.
- [6] G A Larsen, S Cetinkunt, A Donmez. CMAC neural network control for high precision motion control in the presence of large friction[J]. J of Dyn Syst, Meas and Contr, 1995, 117: 415-420
- [7] Sang-soon Ku, Gary Larsen, Sabri Cetinkunt. Fast tool servo control for ultra-precision machining at extremely low feed rates[J]. Mechatronics, 1998, 8(4): 381-393
- [8] Touretzky D S. Neural information processing systems (1) [M]. Los Altos: Morgan Kaufmann, 1989. 29-39
- [9] Yiu-fai Wong, Athanasios Sideris. Learning convergence in the cerebellar model articulation controller [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3(1): 115-121.
- [10] 张铃, 张钊. 神经网络理论及应用[M]. 杭州: 浙江科学技术出版社, 1997. 214-261.
- [11] 罗忠, 谢永斌, 朱重光. CMAC 学习过程收敛性的研究 [J]. 自动化学报, 1997, 23(4): 455-461.
- [12] 丁丽娟. 数值计算方法[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1997. 54-59
- [13] 史荣昌. 矩阵分析[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1996. 134-138
- [14] 李兵. 混沌搜索与随机搜索相结合的优化方法[A]. 1999 年中国智能自动化学术会议论文集[C]. 北京: 清华大学出版社, 1999. 823-826
- [15] 欧阳楷, 陈卉, 周萍, 等. 神经计算中坐标变换的网络模型(CMAC)的泛化特性[J]. 自动化学报, 1997, 23(4): 475-481.