

文章编号: 1000-8152(2000)01-0150-03

## 基于遗传算法的非线性系统模型参数估计

150-152

姜波 汪秉文 TP271

0212.1

(华中理工大学自动控制系·武汉, 430074)

**摘要:** 针对非线性系统模型的多样性, 提出适用于多种非线性模型的基于遗传算法的参数估计方法, 并以多种非线性模型为例作了仿真研究. 结果表明, 遗传算法是非线性系统模型参数估计的有效工具.

**关键词:** 遗传算法; 非线性系统; 参数估计

**文献标识码:** A

## Parameter Estimation of Nonlinear System Based on Genetic Algorithms

JIANG Bo and WANG Bingwen

(Department of Automatic Control, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, P. R. China)

**Abstract:** Aiming at the variety of modals of nonlinear systems, we proposed a general parameter estimation method based on Genetic Algorithms(GA), which can be used in most kinds of nonlinear system modal. This method was applied to simulating parameter estimation of several different examples of nonlinear systems. The results proved that the method is effective and useable.

**Key words:** genetic algorithms; nonlinear system; parameter estimation

### 1 引言(Introduction)

非线性系统广泛地存在于人们的生产生活中, 但是, 由于目前我们对非线性系统的认识还不够深入, 还不能象线性系统那样, 把所涉及的模型全部规范化, 从而使所采用的辨识方法也规范化. 非线性模型的表达方式比较复杂, 目前还很少有人研究各种表达方式之间是否存在等效关系. 正因为如此, 暂时还没有对所有非线性模型都适用的参数估计方法<sup>[1]</sup>. 但是, 如果能找到一种不依赖于非线性模型的表达方式的参数估计方法, 那么, 也就找到了对一般非线性系统进行参数估计的方法.

遗传算法(GA)是由美国 Holland 教授及其同事、学生发展起来的, 其基本思想是基于 Darwin 进化论和 Mendel 的遗传学说. 它吸取了自然界的自然选择、适者生存以及遗传、变异等思想, 从一组初始解群开始迭代, 逐步淘汰较差的解, 产生更好的解, 直到满足某种收敛指标为止, 即得到了问题的最优解.

遗传算法具有多点寻优、并行处理等特点, 而且遗传算法的搜索过程是从初始解群开始, 以模型对应的适应函数作为寻优判据, 适者生存, 劣者淘汰, 从而直接对解群进行操作, 而与模型的具体表达方式无关. 这就决定了遗传算法可适用于一般非线性

系统模型的参数估计.

### 2 基于遗传算法的非线性系统模型参数估计方法(Parameter estimation of nonlinear system based on genetic algorithms)

#### 2.1 问题的提出(Problem formulation)

一般非线性系统模型可用下式表示:

$$y(t) = f(u(t'), t, \theta). \quad (1)$$

式中,  $y(t)$  为系统输出向量;  $u(t')$  为系统输入向量,  $0 \leq t' \leq t$ ;  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k]^T$ , 为待定参数向量.  $f$  的形式已知, 且  $u(t)$  已知. 现已知  $y(t)$  的一组实际测量的离散数据  $y_0(t)$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$ . 要求根据已知的  $y_0(t)$  的值估计出  $\theta$  的值.

为了能够进行辨识, 式(1)所代表的非线性系统还必须满足以下假设:

- 1)  $y$  必须可测;
- 2) 每个参数必须与输出  $y$  有关, 即参数可估计;
- 3) 系统的信噪比足够大, 以至噪声可忽略不计;
- 4) 只要参数确定, 通过系统仿真可得到确定的输出  $y$  的值;
- 5) 系统在有限时间  $t$  内不发散, 即  $y$  值不趋于无穷大.

## 2.2 基于遗传算法的参数估计方法 (Parameter estimation based on genetic algorithms)

本文用一种改进遗传算法自动寻找  $\theta$ , 具体步骤如下:

1) 编码: 将  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$  按各自需要的精度用二进制串表示, 然后将其连接成一个单一的  $L$  位二进制串.

2) 确定适应函数: 在已知各参数值的基础上, 基于式(1), 可通过仿真实验求得各个时间的系统输出数值  $y(t)$ , 而辨识的目的就是要使求得的系统输出数值  $y(t)$  尽量接近已知的系统输出数值  $y_0(t)$ , 越接近说明仿真的效果越好, 也就证明仿真所用的一组参数更接近实际参数值, 因此应使这组参数对应的遗传个体具有更高的适应值. 所以, 我们取  $y(t)$  曲线与  $y_0(t)$  曲线之间距离的倒数为适应值. 另外, 为了避免收敛过早和除法运算出错, 应在分母加一, 即:

$$f = \frac{1}{\sqrt{\sum_i (y(t) - y_0(t))^T (y(t) - y_0(t)) + 1}} \quad (2)$$

3) 产生初始种群: 随机产生  $n$  个  $L$  位的二进制串.

4) 计算适应值  $f_i$ : 将各个位串解码得到各参数, 再根据 2) 中确定的适应函数计算出各个位串对应的适应值  $f_i$ .

5) 交叉: 以概率  $f_i / \sum f_i$  从种群中选出  $n$  个串 (父串), 以概率  $p_c$  (交叉概率) 在一随机位置进行交换, 产生新的个体 (子串). 另外, 为了防止遗传算法过早收敛, 增加搜索到全局最优解的可能性, 采用了改进的遗传算法——并不直接产生新的解群, 而将父串和子串都作为新一代解群的候选个体, 按它们的适应值从大到小排序, 取前面一半为新一代解群<sup>[4]</sup>.

6) 变异: 以概率  $p_m$  (变异概率) 在新的种群中挑出一个个体, 在一随机位置进行变异.

重复 4), 5), 6) 的步骤, 直至遗传算法收敛, 即所有个体基本相同, 适应值很难进一步提高为止.

## 3 仿真研究 (Simulation)

为了体现遗传算法能适用于多种非线性系统模型的优点, 我们分别以非线性系统的传递函数模型, 非线性系统的状态空间模型及在非线性系统研究中应用较为广泛的 Hammerstein 模型为例进行仿真研究.

**例 1** 传递函数模型. 形式如下

$$\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{K}{Ts + 1} e^{-\tau s}$$

可看出, 这是一个惯性环节加纯时滞模型, 待估计的参数是比例系数  $K$ , 惯性系数  $T$  和时滞系数  $\tau$ .

**例 2** 状态空间模型. 形式如下:

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

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

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

$$t = 0, 1, 2, \dots, 50.$$

**例 3** Hammerstein 模型. 形式如下:

$$A(q^{-1})y(k) = q^{-d}B(q^{-1})\phi^-[u(k)].$$

其中

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

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

$$\phi^-[u] = \begin{cases} \sqrt{u+1/2} - \sqrt{1/2}, & u \geq -1/2 \\ -\sqrt{|u+1/2|} - \sqrt{1/2}, & u < -1/2 \end{cases}, -5 \leq u \leq 5.$$

上面三例虽然形式不一, 但是通过一定的变换, 总可归结为式(1)的形式. 即一旦输入信号一定, 参数确定后即可通过计算得到任何时刻的输出值. 如果输出值是连续的, 如例 1 所示, 则需确定一些采样点, 以采样点的输出数值为根据进行参数估计. 如系统离散, 则只需确定时间采样范围即可, 如例 2、例 3 所示.

在仿真实验中, 选取种群规模  $n = 50$ , 交叉概率  $p_c = 0.7$ , 变异概率  $p_m = 0.01$ , 在搜索过程中, 以 100 代为上限 (实际上, 迭代 50~80 次即可得到满意结果).

仿真结果如表 1~表 3 所示.

表 1 例 1 参数估计结果

	$K$	$T$	$\tau$
真实值	10	5	9
估计值	10	5.1	9

表 2 例 2 参数估计结果

	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_3$	$\theta_4$
真实值	0.5	0.3	1.8	0.9
估计值	0.4916	0.30141	1.8432	0.9267

表3 例3参数估计结果  
Table 3 Result of third example

	$a_1$	$a_2$	$b_0$	$b_1$	$D$
真实值	-1.5	0.7	1	0.5	2
估计值	-1.4982	0.697	1.3654	-0.0371	2

在例1的仿真实验中,因为模型结构简单,待定参数较少,应用遗传算法搜索较为容易,所以为了提高运算速度,参数精度定得较低,仅为小数点后一位,位串长度  $L$  取为24,但从搜索结果来看,参数估计是令人满意的,这说明了以下几点:

- 1) 用遗传算法进行参数估计是有效的;
- 2) 在模型较简单,需要估计的参数较少时,用遗传算法进行参数估计可达到比较满意的精度。

例2的参数估计结果如表2所示,仿真实验中,参数精度定为小数点4位,位串长度  $L$  取为64。

例3的参数估计结果如表3所示,仿真实验中,除  $d$  以外参数的精度定为小数点后4位,位串长度  $L$  取为68。

在例2和例3中,有个别参数的仿真结果和真实值差别较大,这是由于非线性系统本身的特性,即当其它参数基本确定时,单个参数并非越靠近真实值,其适应值就越大,导致遗传算法陷入局部最小值。如例2中最终估计值对应的适应值为0.97269,而将  $\theta_3$  的值改为1.8时适应值仅为0.9635。解决的方法是进一步加强遗传算法的寻优能力,提高变异率,在条件允许的情况下加大遗传代数(当遗传代数趋于无限时,从理论上讲可找到全局最优点)或引入其它方法作为遗传算法的补充。

以上三例是在参照其它有关非线性系统辨识方面的文献的基础上随机挑选的,在各种非线性系统模型中有一定的代表性,因此可认为以上结论对于大多数满足上述条件的非线性系统是有效的。

#### 4 结论(Conclusion)

本文在利用遗传算法对非线性系统模型参数估

计方面作了一些尝试,得到了比较满意的结果。在仿真过程中,遗传算法充分体现了它具有多点寻优、作用在参数的编码集而不是参数本身之上,以及操作简单方便等优点,特别是它寻优过程不依赖于模型形式的特点使其能广泛地应用于各种非线性模型的参数估计中,这一点是其它辨识方法所不能及的。当然,它作为一种新方法,在目前还暂时有不能处理系统噪声等随机干扰、有时收敛于局部最优点等缺陷,辨识精度也有待于进一步提高,该方法还存在很大的改进余地,这就需要一方面将遗传算法和别的辨识方法结合起来以提高辨识精度,另一方面也要改进遗传算法自身的搜索机制以提高其参数寻优能力。

#### 参考文献(References)

- [1] 徐南荣,宋文忠,夏安邦.系统辨识[M].南京:东南大学出版社,1991
- [2] Grefenstette J J. Optimization of control parameters for genetic algorithms[J]. IEEE Trans Systems Man and Cybernetics, 1986, 16(1): 122-128
- [3] Lang Zi-Qiang. A nonparametric polynomial identification algorithm for the hammerstein system[J]. IEEE Trans. On Automatic Control, 1997, 42(10): 1435-1441
- [4] 张晓绩,戴冠中,徐乃平.一种新的优化搜索算法——遗传算法[J].控制理论与应用,1995,12(3):265-271
- [5] 董斌,李颖,邵惠鹤,王洪水.基于遗传算法的一类 Job-Shop 调度[J].控制与决策,1998,13(1):71-74
- [6] 黄正良,万百五,韩崇昭.辨识 Hammerstein 模型的两步法[J].控制理论与应用,1995,12(1):34-39
- [7] Goldberg D E Genetic Algorithms In Search, Optimization [M] and Machine Learning[M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989

#### 本文作者简介

姜波 1975年6月出生,现为华中理工大学自动控制工程系硕士研究生,主要研究方向是控制理论及计算机应用技术

汪秉文 1946年10月出生,现为华中理工大学自动控制工程系副教授,主要研究方向是计算机集成控制系统。