

# 混沌优化用于电力系统静态负荷模型参数辨识

唐巍，郭镇明，李殿璞

(哈尔滨工程大学，哈尔滨 150001)

**摘要：**提出了一种应用混沌优化方法进行电力系统静态负荷模型参数辨识的新策略。混沌优化方法利用混沌变量的随机性、规律性、遍历性寻优，能够克服传统的基于梯度寻优的辨识方法容易陷入局部极小点的不足，而且方法简单、快速、易于掌握。实际算例的结果证实了混沌优化方法用于电力系统静态负荷模型辨识的有效性。

**关键词：**静态负荷模型；混沌优化；参数辨识；电力系统

**中图分类号：**TM 71; O 415.5

## 0 引言

电力系统负荷建模是电力系统运行与控制的基础性研究课题。采用不准确或不恰当的模型将会导致系统的计算结果与实际运行工况不一致，从而造成建设中不必要的增加投资或运行中的潜在危机。1989年全国大电网调度经验交流会报告及许多相关文献都指出负荷数学模型对稳定性分析的重要性<sup>[1~3]</sup>，然而，由于负荷模型存在着随机性、时变性、分散性甚至不连续性，其建模远比其他电力系统元件困难。传统的参数辨识采用基于梯度的寻优方法（如最小二乘法<sup>[4]</sup>），很容易陷入局部极小，不能有效地克服负荷建模中存在的非线性和不连续性。为此，人们将人工智能引入这一领域，文献[5]和文献[6]分别采用人工神经网络(ANN)和进化规划(EP)对静态负荷模型进行参数辨识，证实了人工智能方法的有效性。

混沌是自然界广泛存在的一种非线性现象，其覆盖面涉及到自然科学和社会科学的几乎每一个分支。混沌动力学的研究成果为人们揭开了混沌神秘的面纱，同时也极大地促进了混沌应用的研究，混沌优化<sup>[7]</sup>就是混沌应用研究领域的一个崭新方向。混沌优化方法(COA)直接采用混沌变量进行搜索，搜索过程按混沌运动自身规律和特性进行，因而获得最优解的可能性更大，是一种极有前途的优化手段。我们曾采用混沌优化方法进行模糊电力系统稳定器的最优设计<sup>[8]</sup>，本文将混沌优化方法应用于电力系统静态负荷模型参数辨识。

## 1 电力系统静态负荷模型的一般数学描述

负荷特性是指负荷功率随电压和频率变化而改

变的性质。电力系统负荷由感应电动机、同步电动机、整流设备、照明、电热等多种负荷组成，不同类型的负荷其功率随电压和频率变化的特性差别较大。由于在一般的机电暂态过程中，电网频率变化很小，因此通常只考虑负荷功率随电压变化的特性。按照负荷功率随电压变化特性的不同，可将负荷分为恒定阻抗、恒定电流、恒定功率3类。实际计算中所需要的常是各节点的综合负荷特性，因此其负荷特性应为上述3类负荷按一定比例的组合，可写成二次多项式形式：

$$\left\{ \begin{array}{l} P = P_0 \left[ A_p \left( \frac{U}{U_0} \right)^2 + B_p \left( \frac{U}{U_0} \right) + C_p \right] \\ Q = Q_0 \left[ A_q \left( \frac{U}{U_0} \right)^2 + B_q \left( \frac{U}{U_0} \right) + C_q \right] \end{array} \right. \quad (1)$$

其中  $U$  为实际电压； $U_0$  为基值电压； $P, Q$  为实际有功功率和无功功率； $P_0, Q_0$  为基值功率，即电压和频率为额定值时的功率值； $A_p, B_p, C_p$  系数反映各类有功负荷所占百分比； $A_q, B_q, C_q$  系数反映各类无功负荷所占百分比。

显然有：

$$\left\{ \begin{array}{l} A_p + B_p + C_p = 1 \\ A_q + B_q + C_q = 1 \end{array} \right. \quad (2)$$

负荷功率随频率变化的特性，因一般频率变化的幅度较小，可用增量式表示，即

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta P = \frac{\partial P}{\partial f} |_{f_0} \Delta f \\ \Delta Q = \frac{\partial Q}{\partial f} |_{f_0} \Delta f \end{array} \right. \quad (3)$$

综合考虑电压和频率变化对负荷的影响，可将式(1)写成：

$$\begin{cases} P = P_0 [A_p (\frac{U}{U_0})^2 + B_p (\frac{U}{U_0}) + C_p] \left[ 1 + (\frac{\partial P}{\partial f})_{f_0} \Delta f \right] \\ Q = Q_0 [A_q (\frac{U}{U_0})^2 + B_q (\frac{U}{U_0}) + C_q] \left[ 1 + (\frac{\partial Q}{\partial f})_{f_0} \Delta f \right] \end{cases} \quad (4)$$

静态负荷模型也可用幂函数表示成如下形式：

$$\begin{cases} P = P_0 (\frac{U}{U_0})^{a_1} (\frac{f}{f_0})^{a_2} \\ Q = Q_0 (\frac{U}{U_0})^{a_3} (\frac{f}{f_0})^{a_4} \end{cases} \quad (5)$$

静态负荷模型还有指数模型、带负指数的多项式模型、修正幂函数模型等多种。根据国内外大量试验工作的经验，一般采用多项式模型和幂函数模型。

## 2 混沌优化方法

考虑 Logistic 映射<sup>[7]</sup>，如式(6)：

$$z_{n+1} = \mu z_n (1 - z_n) \quad (6)$$

其中  $n = 0, 1, 2, \dots; z_0 \in [0, 1]; \mu$  是控制参量。

当  $\mu = 4$  时，式(6)为  $[0, 1]$  区间上的满映射且系统处于混沌状态，称此时产生的序列  $\{z_n\}$  为混沌变量。由于混沌变量对初值具有极端的敏感性，因此赋给式(6)若干微小差异的初值即可得到相应的完全不同的混沌变量。

若待寻优问题的目标函数为：

$$\min f(x_i) \quad i = 1, 2, \dots, m, x_i \in [g_i, h_i] \quad (7)$$

混沌优化方法求解该问题的基本步骤如下：

a. 算法初始化。置  $k = 1, k' = 1$ ，对式(6)中的  $z_n$  分别赋予  $m$  个初值  $z_{i,0}$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ )，产生  $m$  个不同轨迹的混沌变量。

b. 按式(8)将  $m$  个混沌变量  $z_{i,n+1}$  分别载波，使其变成混沌变量  $x_{i,n+1}'$ ：

$$x_{i,n+1}' = c_i + d_i z_{i,n+1} \quad (8)$$

其中  $c_i, d_i$  为常数，相当于放大倍数。

c. 用混沌变量进行搜索。

令  $x_i(k) = x_{i,n+1}'$ ，计算相应的性能指标  $f_i(k)$ 。

令  $x_i^* = x_i(0), f^* = f(0)$ 。

if  $f_i(k) < f^*$  then  $f^* = f_i(k), x_i^* = x_i(k)$

else if  $f_i(k) \geq f^*$  then 放弃  $x_i(k)$

$k = k + 1$

d. 如果经过若干步搜索  $f^*$  都保持不变，则按式(9)进行二次载波：

$$x_{i,n+1}' = x_i^* + \alpha_i z_{i,n+1} \quad (9)$$

其中  $\alpha_i z_{i,n+1}$  为遍历区间很小的混沌变量； $\alpha_i$  为调

节参数； $x_i^*$  为当前最优解。

反之，返回步骤 c。

e. 用二次载波后的混沌变量继续迭代搜索。

令  $x_i(k') = x_{i,n+1}'$ ，计算相应的  $f_i(k')$ 。

if  $f_i(k') < f^*$  then  $f^* = f_i(k'), x_i^* = x_i(k')$   
else if  $f_i(k') \geq f^*$  then 放弃  $x_i(k')$   
 $k' = k' + 1$

f. 若满足终止判据则搜索结束，输出最优解  $x_i^*$  和  $f^*$ ；反之，返回步骤 e。

## 3 静态负荷模型辨识的混沌优化方法

由于式(4)、式(5)所表示的静态负荷的有功功率和无功功率是解耦的，可分别进行参数辨识。为简单起见，以下均以有功功率参数优化为例。

设现场实际测得的样本数据为  $\{P(k), U(k), f(k)\}, k = 1, 2, \dots, N, N$  为总采样次数。定义误差函数为：

$$E = \sum_{k=1}^N [P(k) - P_c(k)]^2 \quad (10)$$

其中  $P_c(k)$  为将  $U(k), f(k)$  代入式(4)或式(5)求得的有功功率的计算值。

由式(4)、式(5)、式(10)知， $E$  为  $\{A_p, B_p, C_p, P_0\}$  或  $\{a_1, a_2, P_0\}$  的函数，我们的目的就是寻找一组最优参数  $\{A_p^*, B_p^*, C_p^*, P_0^*\}$  或  $\{a_1^*, a_2^*, P_0^*\}$ ，使  $E$  取得最小值  $E^*$ 。而若按式(4)计算，则还应考虑等式约束式(2)，将误差函数  $E$  修正为：

$$E = \sum_{k=1}^N [P(k) - P_c(k)]^2 + \lambda (A_p + B_p + C_p - 1.0) \quad (11)$$

其中  $\lambda$  为惩罚因子。

在采用混沌优化方法的具体过程中，还有以下几个问题值得考虑。

### 3.1 $z_{i,0}$ 的选取

尽管混沌变量对初值很敏感，但是通过大量实验，差异微小的  $z_{i,0}$  对优化并无帮助，只需满足

$$z_{i,0} \neq z_{j,0} \text{ 且 } z_{i,0} \neq 1 - z_{j,0}$$

式中  $i \neq j; 1 \leq i, j \leq m; z_{i,0}$  不能取为  $g(z) = 4z(1-z)$  的不动点。

令  $g^n(z) = g(g(\dots g(z)))$ ，称满足  $z = g^{(n)}(z)$  的解  $z^*$  为  $g$  的  $n$  阶不动点。 $n = 1$  时， $z^* = 0$  或  $z^* = 0.75$ ； $n = 2$  时， $z^* = 0.25$  或  $z^* = 1$ ； $n = 3$  时， $z^* = 0.5$  或  $z^* = 1 \pm \frac{\sqrt{3}}{2}$ ； $n = 4$  时， $z^*$  得不到相异根或出现无理数，已无意义。故  $z_{i,0}$  不能为 0, 0.75, 0.25, 0.5, 1。

### 3.2 $c_i$ 和 $d_i$ 的选取

在式(8)中， $c_i$  和  $d_i$  相当于放大倍数，作用是将混沌变量载波成待优化变量。当  $z_{i,n+1} = 0$  时， $x_{i,n+1}' = g_i$ ；当  $z_{i,n+1} = 1$  时， $x_{i,n+1}' = h_i$ 。由式(8)得：

$$\begin{cases} c_i = g_i \\ d_i = h_i - g_i \end{cases} \quad (12)$$

又  $z_{i,0} \in (0,1)$ , 故  $z_{i,n+1} \in (0,1)$ , 即当  $c_i, d_i$  按式(11)确定时不能得到  $g_i, h_i$ 。为此, 将式(12)修正成:

$$\begin{cases} c_i = g_i - \epsilon_1 \\ d_i = h_i - g_i + \epsilon_2 \end{cases} \quad (13)$$

其中  $\epsilon_1, \epsilon_2$  为非常小的正数, 且  $\epsilon_1 < \epsilon_2$ 。

### 3.3 $\alpha_i$ 的调整

为了提高二次载波收敛速度, 将  $\alpha_i$  按  $E$  的负梯度方向调整, 有

$$\begin{cases} \alpha_i(k' + 1) = \alpha_i(k') + \Delta\alpha_i(k') \\ \Delta\alpha_i(k') = -\eta \operatorname{sign}\left(\frac{\partial E}{\partial \alpha_i(k')}\right) \end{cases} \quad (14)$$

其中  $\operatorname{sign}(\cdot)$  为符号函数;  $\eta$  为调节常数;  $k'$  为二次载波循环次数变量。

## 4 算例

原始数据取自文献[1], 其所做的工业实验在 220 kV 枢纽变电站进行, 因频率基本不变只考虑电压变化。电压变动范围为 90%~105%, 相应调压抽头由 1 挡调至 11 挡, 试验在白天和晚间进行 2 次, 试验数据均通过远动装置传送, 并用计算机打印, 同时用变电站表盘读数进行校核。测试接线图见图 1, 线路潮流方向如箭头所示, 在靠近变压器的 110 kV 母线上对负荷进行测试。电网负荷组成的粗略估计见表 1。

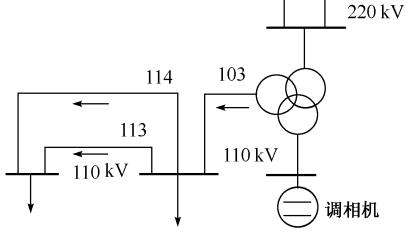


图 1 试验接线图

Fig. 1 The diagram for test

表 1 电网负荷组成

Table 1 The construction of load

负荷类型	容量	所占比重/ (%)
异步电动机	31.76 MW	63.0
同步电动机	2.52 MW	5.0
电热照明	13.19 MW	26.1
整流设备	2.97 MW	5.9
电容补偿	15.4 Mvar	0

混沌优化方法(COA)中,  $\epsilon_1 = 0.001, \epsilon_2 = 0.002, \alpha_{i0} = 0.01, \eta = 0.0001, z_{i,0}$  使用随机信号

发生器获得。分别采用多项式模型和幂函数模型进行辨识。有功负荷模型辨识结果见表 2, 无功负荷模型辨识结果见表 3, 表 4 给出了采用文献[6]提出的进化规划(EP)方法对幂函数负荷模型的辨识结果。

表 2 采用 COA 的有功负荷模型参数

Table 2 The parameters of real power load model calculated with COA

线路编号	时段	多项式模型			幂函数模型				
		$A_p$	$B_p$	$C_p$	$P_0$	$\sqrt{E/N}$	$a_1$	$P_0$	$\sqrt{E/N}$
103	上午	0.095	0.508	0.397	53.933	0.008	0.689	53.952	0.005
	晚上	0.032	0.538	0.430	56.484	0.011	0.594	56.498	0.007
113	上午	0.153	0.696	0.151	10.302	0.013	0.981	10.299	0.017
	晚上	0.166	0.662	0.172	10.595	0.016	0.384	10.599	0.016
114	上午	0.129	0.669	0.202	10.600	0.024	0.091	10.600	0.006
	晚上	0.149	0.047	0.804	10.997	0.009	0.343	11.002	0.012

表 3 采用 COA 的无功负荷模型参数

Table 3 The parameters of reactive power load model calculated with COA

线路编号	时段	多项式模型			幂函数模型				
		$A_q$	$B_q$	$C_q$	$Q_0$	$\sqrt{E/N}$	$a_3$	$Q_0$	$\sqrt{E/N}$
103	上午	0.870	0.833	-0.703	23.004	0.021	2.641	22.949	0.007
	晚上	0.072	0.920	0.007	19.594	0.014	1.060	19.601	0.004
113	上午	1.461	1.197	-1.658	2.171	0.012	4.459	2.151	0.006
	晚上	0.592	0.837	-0.429	1.605	0.013	1.881	1.598	0.012
114	上午	1.456	0.504	-0.909	2.613	0.020	3.605	2.601	0.016
	晚上	-0.126	0.082	1.044	2.106	0.014	0.443	2.098	0.007

表 4 采用 EP 的幂函数模型结果

Table 4 The parameters of exponential expression load model calculated with EP

线路编号	时段	有功负荷模型			无功负荷模型		
		$a_1$	$P_0$	$\sqrt{E/N}$	$a_3$	$Q_0$	$\sqrt{E/N}$
103	上午	0.691	54.002	0.009	2.640	22.941	0.004
	晚上	0.596	56.501	0.004	1.061	19.599	0.004
113	上午	0.979	10.302	0.006	4.460	2.150	0.004
	晚上	0.386	10.605	0.002	1.885	1.596	0.010
114	上午	0.087	10.602	0.008	3.601	2.605	0.008
	晚上	0.341	11.000	0.007	0.441	2.096	0.005

从表 2、表 3 可以看出, 无论对有功负荷还是无功负荷, 采用混沌优化方法进行参数辨识均可达到较高的精度。对于各节点采用多项式和采用幂函数两种模型所得到的功率基值  $P_0, Q_0$  基本相同。多项式模型参数出现负值可以这样理解: 实际负荷比较复杂, 不单纯是恒定阻抗、恒定电流、恒定功率 3 种类型负荷的组合, 拟合结果中各参数必然不会全为正数。如果在寻优过程中加入参数非负的约束, 虽然

也可得到一组估计值,但结果误差增大,我们通过计算已经验证了这一点,与文献[1]的结果性质相同。相反,对于幂函数模型则不会存在这类问题。

比较表2与表4,从最终的结果精度上来看,COA和EP均满足要求,EP略好于COA。另一方面,EP的收敛速度较COA慢。对于EP,若群体规模为200,则平均需要迭代80次,共需要计算目标函数32 000次( $200 \times 2 \times 80$ );而对于COA,一次载波平均经历300个点,二次载波每一次迭代平均经历100个点,平均迭代100次左右,则共需要计算目标函数10 300次( $300 + 100 \times 100$ )。由此可见,达到同一精度要求,COA的计算量大约为EP的 $1/3$ ,即COA具有较快的搜索速度。

## 5 结论

本文将混沌优化方法应用于电力系统静态负荷模型参数辨识,并将其与另一智能方法——进化规划进行了比较。算例结果表明混沌优化方法简单易行,具有较快的求解速度和较高的求解精度,是一种有效的负荷模型辨识方法。本文结果进一步证实了混沌优化方法在电力系统中应用的巨大潜力。

## 参 考 文 献

- 1 沈善德(Shen Shande). 电力系统辨识( Parameter Identification of Power Systems). 北京:清华大学出版社(Beijing: Tsinghua University Press),1993
- 2 方舒燕,杨乃贵,连世元,等(Fang Shuyan, Yang Naigui, Lian Shiyuan, et al). 负荷模型对电力系统暂态稳定计算的影响(Application of Load Model to Transient Stability Calculation in Electric Power System). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 1999, 23 (19)
- 3 鞠平(Ju Ping). 电力系统负荷建模理论与实践(Theory and Practice of Load Modeling in Power System). 电力系统自动化(Automation of Electric

Power Systems), 1999, 23(19)

- 4 沈善德(Shen Shande). 用最小二乘法估计同步机参数( Parameter Estimation of Synchronous Machine Using Least Squared Method). 见: 清华大学科技报告(In: Tsinghua University Technical Report),1984
- 5 沈善德,朱守真,罗骏,等(Shen Shande, Zhu Shouzhen, Luo Jun, et al). 快速BP网络在负荷动态建模中的应用(Application of Fast Back Propagation Neural Network in Power System Dynamic Load Modeling). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 1999, 23 (19)
- 6 张琦,韩祯祥,文福拴(Zhang Qi, Han Zhenxiang, Wen Fushuan). 进化规划方法在电力系统静态负荷模型参数辨识中的应用(Application of an Evolutionary Programming Approach to Parameter Estimation of Static Load Model). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 1997, 21(10)
- 7 李兵,蒋慰孙(Li Bing, Jiang Weisun). 混沌优化方法及其应用(Chaos Optimization Method and Its Application). 控制理论与应用(Control Theory and Application), 1997, 14(4)
- 8 唐巍,李殿璞,陈学允(Tang Wei, Li Dianpu, Chen Xueyun). 模糊电力系统稳定器的混沌优化方法(The Chaos Optimization Method for Fuzzy Power System Stabilizer). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 2000, 24(9)

唐巍,女,现在哈尔滨工程大学控制理论与控制工程博士后流动站工作,主要研究方向为电力系统稳定分析与控制、神经网络、模糊控制、混沌控制、混沌优化及其在电力系统中的应用。

郭镇明,男,教授,主要研究方向为船舶电力系统与船舶推进,曾主持《093核潜艇电力系统仿真研究》等科研项目。

李殿璞,男,教授,博士生导师,国家科学技术奖励评审委员会委员,主要研究方向为船舶电力系统、水下机器人技术、船舶与海洋工程仿真技术。

## CHAOTIC OPTIMIZATION METHOD FOR PARAMETER ESTIMATION OF STATIC LOAD MODEL

Tang Wei, Guo Zhenming, Li Dianpu

(Harbin University of Engineering, Harbin 150001, China)

**Abstract:** By applying chaotic optimization, which uses the ergodicity, stochastic property and regularity of chaotic motion, a new method for parameter estimation of static load model of power systems is proposed. It calculates the value of objective function of each candidate solution to evaluate their optimality without any special requests for objective function, so can avoid the local optimal points of traditional gradient search. Moreover, this method is simple and fast. Simulation results show that chaotic optimization is effective for parameter estimation of static load model.

**Keywords:** static load model; chaotic optimization; parameter estimation; power systems