

基于四川电能质量监测系统与改进粒子群算法的负荷模型参数辨识方法研究

丁理杰¹ 滕予非¹ 吴瀚² 刘影² 王均² 张周晶²

(1. 国网四川省电力公司电力科学研究院 四川 成都 610072;

2. 电子科技大学能源科学与工程学院 四川 成都 611731)

摘要: 负荷模型的参数识别决定着总体测辨法的精度。在四川地区电网广域测量系统工程基础上,提出了基于改进粒子群算法的负荷模型参数辨识方法。改进粒子群算法结合了传统粒子群算法和多曲线差分拟合方法,新方法既有粒子群算法的全局搜索能力又有多曲线拟合差分方法的局部搜索能力,能够有效地提高收敛速度。通过对模拟电能质量监测系统所获取的数据仿真,结果表明采用改进粒子群算法可以提高负荷模型辨识精度,并降低模型参数的辨识时间。

关键词: 电力系统; 负荷建模; 粒子群算法; 多曲线差分拟合; 参数辨识

Abstract: Parameter identification is the key technology in measurement-based load modeling. An improved particle swarm optimization (PSO) algorithm is proposed to identify the parameters for the aggregate load model based on Sichuan PMU system. The new algorithm combines the PSO with the difference multiple curves fitting. It takes the advantages of the global search ability of PSO and the local search ability of the difference multiple curves fitting, which is a more powerful search technique. Based on the simulation data of Sichuan PMU system, the numerical results show that the hybrid learning algorithm can improve the accuracy and reduce the computation time for the parameter identification of load model.

Key words: power system; load modeling; particle swarm optimization algorithm; difference multiple curves fitting; parameter identification

中图分类号: TM712 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2013)05-0025-05

1 绪论

电力系统是由发电、输电、配电和电力负荷四大部分组成的有机整体。其中,电力负荷是电力网络中用电设备的总称,有时候也包括用来连接电力设备的配电网^[1]。由于电力系统具有电能无法大量存储、电网彼此间关联性极强的特性,因此在电网正常状态时,电网各个环节保持动态平衡,而当电网中任意部分出现故障时,其余部分有可能会受到极大的影响,最终导致电网局部紊乱,甚至导致整个电网的震荡,造成社会安全和经济发展重大的损失^[2]。随着社会经济的持续快速发展,电力负荷也变得愈来愈重,这使得对电力系统的安全性、可靠性的要求更加严格。目前中国电网正朝着“大电网,超高压,大机组,远距离”的方向发展,研究负荷动态特性能够有效发现电网的脆弱部位,并及时采用各种提前

性措施,保障电网的安全性和可靠性,是提高电力系统的安全性、可靠性的关键^[3-5]。

近些年,国内外都在负荷建模研究领域取得了不少成果,然而这模型还是相对粗糙甚至是与实际特性相差甚大。这种不准确的负荷模型与精确电力系统其他元件模型显得很不协调,甚至限制了电网仿真精度的提高^[6]。在仿真计算中使用这种相对粗糙的负荷模型,如果仿真结果过于保守,会使得电网输发电的能力不足以充分使用而至于经济上的资源浪费;如果仿真结果太过乐观,会造成设计规划的不合理,降低电网运行的稳定能力,甚至造成由于控制误操作引起的系统解列崩溃后果^[7]。除此之外,电力负荷特性对电网仿真计算的各方面都有深远影响:负荷特性对电力系统的潮流计算、暂态稳定、小信号动态稳定以及电压稳定都会产生一定的影响^[8,9]。因此负荷模型的精确性对电力系统的良好运行影响重大,对电力负荷模型进行深入的研究是

十分必要的。在模型结构研究方面,重点研究了机理负荷模型^[10,11]和基于差分方程的非机理式模型^[12];在系统辨识算法中,一些先进的辨识方法也已经应用到负荷建模中,如人工神经网络模型在负荷建模领域的应用也得到了大量关注^[13,14]。虽然前人的研究已经取得了比较显著的成果,但是针对四川地区负荷情况进行负荷模型辨识精度提高研究仍然具有重要意义。

下面将结合四川电能质量监测系统对负荷模型参数辨识方法进行深入研究。首先建立基于四川电能质量监测系统的负荷数学模型,然后通过引入多曲线差分拟合方法对粒子群算法进行改进,最后对改进算法进行算例研究。

2 基于四川电能质量监测系统的负荷模型数学描述及其参数辨识模型

目前四川电网仿真模型全部采用60%恒阻抗,40%感应电机模型。对于送端电网,过高的恒阻抗比例模型会降低仿真分析中四川水电外送稳定水平,不利于川电外送;对于负荷中心,过高的恒阻抗比例,则有利于地区电网的电压稳定水平,使得电压稳定计算偏于乐观。随着四川工业快速发展,是否需要仍采用恒阻抗+感应电机的模型及比例值得商榷。精细的负荷模型理论上是可以获得的,但由于负荷模型的时变和非线性,过于复杂和精细的负荷模型对调度运行及规划部门反而会带来严重负担。考虑负荷直接接在电网母线侧,采用三阶感应电动机预测模型,其状态方程和输出方程如下^[15]。

$$\begin{cases} \frac{d\omega}{dt} = -\frac{1}{2H} [A\omega^2 + B\omega^2 + C]T_0 - (e_d I_d + e_q I_q) \\ \frac{de_q}{dt} = -\frac{1}{T} [e_q - (x - x') I_d] + (\omega - 1) e_d \\ \frac{de_d}{dt} = -\frac{1}{T} [e_d - (x - x') I_q] + (\omega - 1) e_q \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} I_d = \frac{1}{R_s^2 + x^2} [R_s(u_d - e_d) + x'(u_q - e_q)] \\ I_q = \frac{1}{R_s^2 + x^2} [R_s(u_q - e_q) - x'(u_d - e_d)] \end{cases} \quad (2)$$

式(1)、式(2)中A、B为电机机械转矩特性参数,在标么值条件下满足A+B+C=1;H、T、T₀分别为感应电动机的惯性常数、额定转矩和暂态转矩;x和x'分别为感应电动机稳态电抗和暂态电抗;I_d、I_q为流

过感应电机电流的交、直轴分量;x_s为定子绕组漏抗;x_m为励磁电抗;x_r为转子漏抗;R_r为转子电阻;R_s为定子电阻;u_d、u_q分别为所测配电网中负荷母线上的电压分量值。负荷模型中静态部分由式(3)表示。

$$\begin{cases} \frac{P}{P_0} = k_{p_z} \left(\frac{U}{U_0}\right) + k_{p_i} \left(\frac{U}{U_0}\right) + k_{p_p} \\ \frac{Q}{Q_0} = k_{Q_z} \left(\frac{U}{U_0}\right) + k_{Q_i} \left(\frac{U}{U_0}\right) + k_{Q_p} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中k_{p_z}+k_{p_i}+k_{p_p}=1和k_{Q_z}+k_{Q_i}+k_{Q_p}=1;P₀、Q₀和P、Q分别为所测负荷点在暂态过程开始时和暂态过程中所消耗的有功功率和无功功率值;U、U₀分别为在暂态过程中负荷母线的电压值和初始值。通常辨识准则函数如式(4)所示。

$$\begin{aligned} \min J(e(t), \mu(t), \alpha, \beta) \\ = \min \sum_k^{k'} [y(k) - y_m(k)]^T [y(k) - y_m(k)] \end{aligned} \quad (4)$$

其中k为采样开始时刻;k'为采样结束的时刻;e(t)=[e_d(t) e_q(t) s(t)]^T为负荷的状态向量;e=e_d+je_q为电动机的暂态电势;u(t)=[u_d(t) u_q(t) ω(t)]^T为负荷母线的电压和角频率;u=u_d+ju_q为配电网中的电压激励。α=[R_s x_s x_m R_r x_r H A B k_{p_z} k_{p_i} k_{Q_z} k_{Q_i}]^T为负荷模型的待辨识参数;β=[e_{x0} e_{y0} s₀ x_s k_l]^T为可以通过电机稳态条件和α值求得的辨识参数,其中e_{x0}、e_{y0}为电动机初始的暂态电压,s₀为电动机的转差率,x_s为定子和转子之间的同步电抗,k_l为负载率;y(k)=[P Q]^T和y_m(k)=[P_m Q_m]^T为实际测量的输出响应和辨识模型得到的输出响应。公式(4)的辨识机理如图1所示,辨识步骤如下。

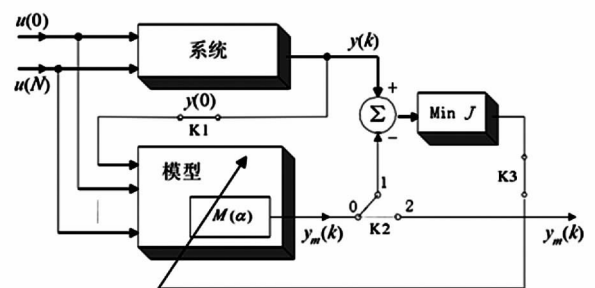


图1 负荷模型辨识原理图

(1)当t=0时,开关K1闭合。需要辨识模型的输入为系统激励U(k)的离散时间序列:{u(0) μ(1) ;⋯ μ(N)} ,为了保障模型输出能够确保实际系统的初始稳态条件,将t=0时刻的系统输出向量

$y(0) = [P(0), Q(0)]^T$ 看成模型的附加输入。并给定独立待辨识参数向量的初始值 α_0 。

(2) 开关 K2 的 0-1 接通, 0-2 断开。计算非独立待辨识参数 β , 求解模型的状态微分方程, 得到状态向量 $x(t)$, 再通过系统输出方程获得模型输出向量 $y_m(k)$, 并计算目标函数 J 。

(3) 开关 K3 接通。以对目标函数 J 的优劣评价为准则检验, 选择优化算法, 逐步优化独立待辨识参数 α , 重复步骤(2), 直到目标函数 J 满足收敛精度 ε 。

(4) 开关 K2 的 0-1 断开, 0-2 接通, 同时开关 K3 断开。根基系统初始稳态条件 (U_0, P_0, Q_0) , 系统激励 $U(k)$ 和参数向量 α 和 β , 求解出模型响应 y_m 。

3 改进粒子群算法

在众多的负荷模型参数辨识算法中, 粒子群算法具有良好的鲁棒性和较快的收敛速度。采用多曲线差分方法改进粒子群算法。由于粒子群算法是通过用搜索空间中的粒子来确定函数的最优解, 所有的粒子对象都有一个由优化函数决定的适应值和决定它们飞行方向的速度组成。粒子群算法的操作行为为

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + \text{Random}(0, \rho_1)(p_{id}^k - x_{id}^k) + \text{Random}(0, \rho_2)(p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \\ v_{dmin} \leq v_{id}^k \leq v_{dmax} \\ x_{dmax} \leq x_{id}^k \leq x_{dmin} \end{cases} \quad (5)$$

假设在 D 维的搜索空间中, 其群落是由 m 个微粒组成, 其中第 i 个微粒的位置可以表示为一个 D 维的向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, m$, x_i 就是所求问题的一个潜在解。将 x_i 带入一个目标函数就可以计算出其适应值, 并根据适应值的大小来衡量 x_i 的优劣。第 i 个微粒的“飞行”速度也是一个 D 维向量, 记为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。记第 i 个微粒迄今为止搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 整个微粒群迄今为止搜索到的最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$, 其中 $d = 1, 2, \dots, D$; w 是惯性因子; c_1, c_2 是学习因子; Random 是随机函数; k 是迭代次数; P_{id} 为单一微粒取得最小 ΔJ 时的 x_{id} ; P_{gd} 为

所有微粒取得最小 ΔJ 时的 x_{id} ; v 为功率变化量矢量; x 为功率矢量。因此基于粒子群算法的稳健负荷模型控制步骤可以描述为图 2 所示。

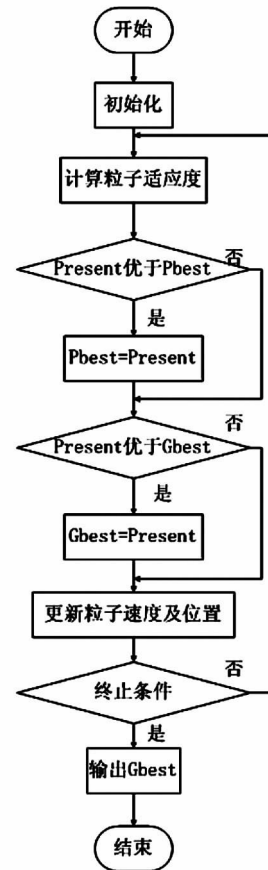


图 2 粒子群算法的流程图

然而粒子群算法也存在一些缺陷如全局搜索能力较差, 迭代到后期时粒子的飞行速度过小, 因此易陷于局部极值, 收敛精度不高。因此对粒子群算法进行了改进。粒子群算法在使用工程中出现以上现象最重要因素就是过快的丢失群体的多样性。这里采用主反馈策略即是通过直接控制粒子群算法的参数和构建算法的架构来保证群体的多样性, 计算公式如下。

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + \text{Random}(0, \rho_1)(p_{id}^k - x_{id}^k) \\ \quad + \text{Random}(0, \rho_2)(p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + a(m)v_{id}^{k+1} \\ c_{dmin} \leq v_{id}^k \leq v_{dmax} \\ x_{dmax} \leq x_{id}^k \leq x_{dmin} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, 引入速度调整因子 $a(m)$ 缩放下一代粒子的位置, $m = 1 \sim j$, j 为速度间隔数。其中 $a(m)$ 大小由多曲线差分拟合法确定。设测量数据为 C, C_{ij} 则为第 i 组数据的第 j 个测量实际值。同理, 设 N 为

拟合数据组, 则 n_{ij} 为第 i 组数据的第 j 个拟合数据值, 目标函数则是

$$a(m) = \frac{1}{i_{\max}} \sum_{i=0}^{i_{\max}} \left(\frac{\sum_{j=0}^{j_{\max}} (n_{ij} - c_{ij})^2}{\sum_{j=0}^{j_{\max}} c_{ij}^2} \right) \quad (7)$$

速度调整因子最终确定时, 要求微粒的“飞行”速度不能偏离实际最大速度和最小速度值, 因此, 在确定目标函数时需要考虑到两者, 因此可在设置最大速度及最小速度拟合数据分别为 n^1 、 n^2 , 测量数据计算值分别为 c^1 、 c^2 的前提下, 粒子最大速度及最小速度的速度调整因子分别可设为

$$a_{d\max}(m) = \frac{\sum_{j=0}^{j_{\max}} (n_{ij}^1 - c_{ij}^1)^2}{\sum_{j=0}^{j_{\max}} (c_{ij}^1)^2} \quad (8)$$

$$a_{d\min}(m) = \frac{\sum_{j=0}^{j_{\max}} (n_{ij}^2 - c_{ij}^2)^2}{\sum_{j=0}^{j_{\max}} (c_{ij}^2)^2} \quad (9)$$

在此基础上, 最终目标函数可确定为

$$a(m) = \frac{1}{i_{\max}} \sum_{i=0}^{i_{\max}} \sqrt{a_{d\max}(m) + a_{d\min}(m)} \quad (10)$$

由于速度调整因子的变化曲线比较复杂, 若期望应用函数逼近来得到比较合适的数据则需要提高次数, 增加待定系数从而增加计算量。考虑到采集点为离散点, 差分方程不要求一阶导数, 适用范围更广, 计算量较少, 因此差分方程确定目标函数来进行曲线拟合能得到更好。改进粒子群算法进行参数辨识的步骤如图3所示。

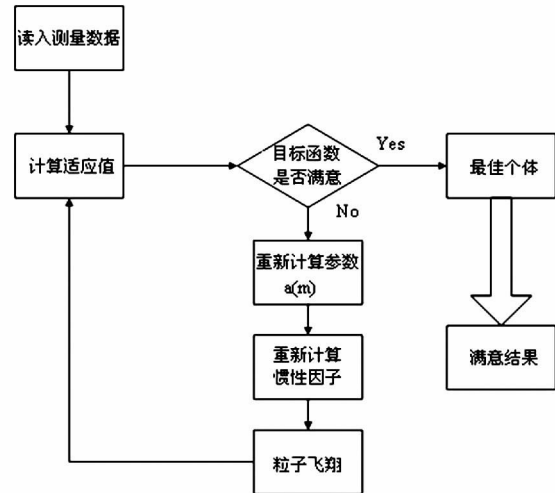


图3 改进粒子群算法计算步骤

4 实例分析

以电力系统分析综合程序 PSASP 中的 EPRI - 36 节点系统如图4进行仿真, 获取综合负荷建模的辨识参数数据, 每个节点的数据均可看作由 PMU 装置采集得到的实测数据。对图4中 BUS20 母线的 A 相进行持续时间为 10 ms 的 $\Delta U = -27\%$ 扰动, 并使用本软件使用粒子群算法和改进粒子群算法进行负荷参数辨识, 仿真结果如图5所示。

从图5可见获得的有功无功模型响应曲线能够与实测曲线基本拟合。对上述参数辨识过程, 分别使用粒子群算法和改进粒子群算法进行 10 次计算,

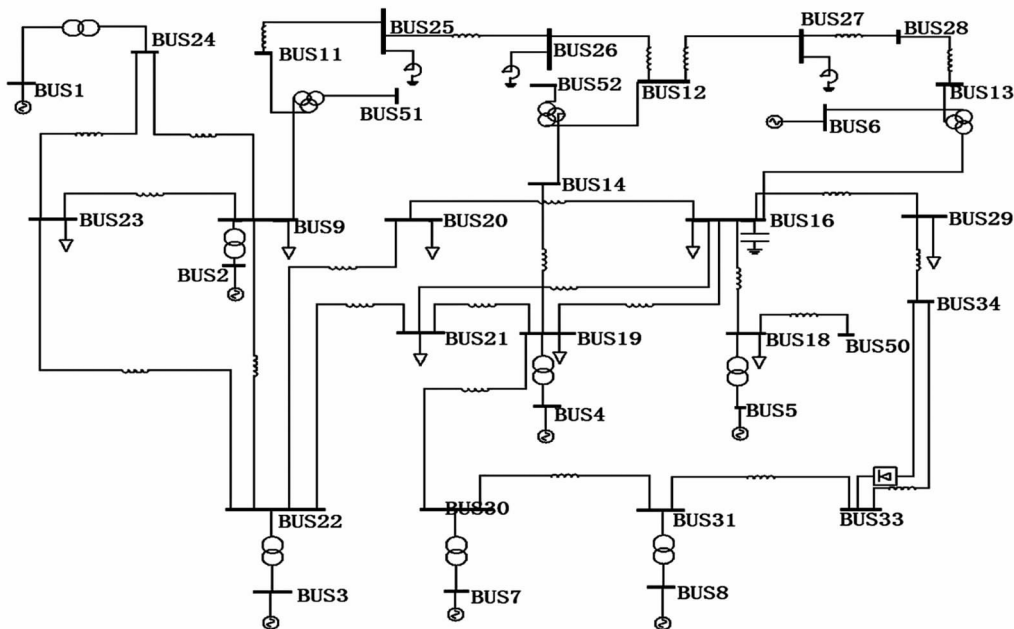


图4 EPRI - 36 节点系统图

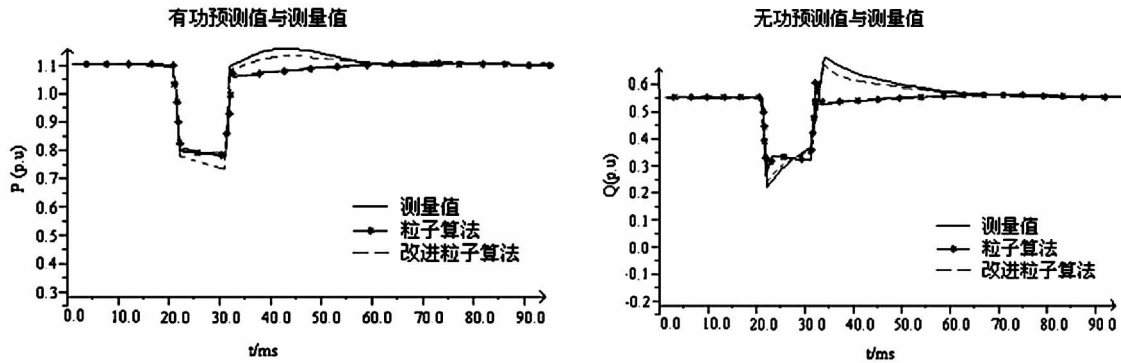


图5 电压扰动27%的BUS21负荷有功无功值

获得结果如表1所示。

表1 粒子群算法与改进粒子群算法的对比

算法	平均进化代数	平均CPU计算时间/s	平均误差
粒子群算法	284	0.981	0.001 645
改进粒子群算法	264	0.941	0.001 547

由表1可知,改进的粒子群算法相比基本粒子群算法在使用更少的进化代数和计算时间情况下可以获得更好的仿真效果。改进粒子群算法能够获得相对满意的寻优效果,但因为负荷建模不同于简单的函数寻优问题,其模型的参数相对很多并且之间的关系相当复杂,因此在辨识中的迭代中也比普通函数麻烦。

5 结论

基于四川电能质量监测系统对负荷模型参数辨识采用了改进粒子群算法。改进粒子群算法中粒子飞行的方向虽然与原算法一样都是指向两个“极值”,但改进算法中粒子位置受弹性速度调整因子的影响而自适应地缩小或放大,避免了到了迭代末尾时整个群体都相同一个极值点周围靠拢,因此防止了早熟现象的出现,同时免于陷进局部最优,并避免了在迭代过程中种群出现剧烈的“趋同性”,提升了粒子群算法的收敛精度。仿真结果表明改进粒子群算法能有效提高模型参数的辨识精度和辨识速度。

参考文献

- [1] Price W. W., Wirgau K. A., Murdoch A. Load Modeling for Power flow and Transient Stability Computer Studies [J]. IEEE Trans on Power Systems, 3(1), 1988: 180-187.
- [2] 贺仁睦. 电力系统稳定问题研究的方法论[J]. 电力系统自动化, 1998, 22(9): 9-12.
- [3] Bollen M. H. J. Understanding Power Quality Problems Voltage Sags and Interruption [M]. New York, IEEE PRESS, 2000.
- [4] 罗建裕, 王小英, 鲁庭瑞. 基于广域测量技术的电网实时动态监测系统应用[J]. 电力系统自动化, 24(1), 2003: 78-80.
- [5] 付永生, 魏孟刚. 不同工业负荷的电能质量特点[J]. 电力电容器与无功补偿, 2011, (4): 11-18.
- [6] 王守相, 郑志杰, 王成山. 计及不确定性的电力系统时域仿真的区间算法[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(7): 40-44.
- [7] 张伶俐, 周文, 章健. 面向综合的电力负荷特性建模[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(9): 36-40.
- [8] J. V. Milanovic, I. A. Hiskens. Effects of load Dynamics on Power System Damping [J]. IEEE Trans. on Power Systems, 1995, 10(2): 1022-1028.
- [9] 贺仁睦. 负荷模型在电力系统计算中的作用及其发展[J]. 华北电力学院学报, 1985(3): 1-8.
- [10] 鞠平, 马大强. 电力负荷的机理式集结模型[J]. 中国电机工程学报, 1990, 10(3): 34-40.
- [11] 李欣然, 贺仁睦, 周文, 等. 综合负荷的广义感应电动机模型及其描述能力[J]. 华北电力大学学报, 1999, 26(1): 18-24.
- [12] 廖向旗, 李欣然, 李培强, 等. 基于灰色关联聚类的负荷特性分类[J]. 电力科学与技术学报, 2007, 22(2): 3-6.
- [13] 章健, 贺仁睦, 韩民晓. 动态神经网络模型及在电力负荷建模中的应用[J]. 华北电力大学学报, 1997, 24(4): 1-6.
- [14] 沈善德, 朱守真, 罗骏, 等. 快速BP网络在负荷动态建模中的应用[J]. 电力系统自动化, 1999, 3(19): 8-11.
- [15] Jin M., Renmu H., Hill D. J. Load Modeling by Finding Support Vectors of load Data From Field Measurements [J]. IEEE Trans. on Power System, 2006, 21(2): 726-735.

(收稿日期: 2013-06-26)