

基于遗传算法的LS-SVM在谐波源建模中的应用

郑连清¹, 吴萍², 刘小龙³

(1. 重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044;

2. 四川省超(特)高压运行检修公司, 四川 成都 610000; 3. 中海油深圳分公司, 广东 深圳 518000)

摘要: 对现有的电力系统谐波源建模方法进行分析比较, 提出基于最小二乘支持向量机的建模方法, 并引用遗传算法对参数寻优以提高模型精度。为了验证方法的有效性, 在不考虑和考虑供电端电压谐波含量两种情况下采用 Matlab 对晶闸管控制电抗器进行仿真提取训练数据并建模。结果表明采用基于遗传算法的最小二乘支持向量机建立的谐波源模型精度高, 是谐波源建模的有效方法。该方法把建模对象当作黑箱, 没有考虑内部机理, 也可用于其他非线性负荷建模之中。

关键词: 谐波分析; 谐波源建模; 遗传算法; 最小二乘支持向量机

Application of least squares support vector machine to harmonic sources modeling based on genetic algorithm

ZHENG Lian-qing¹, WU Ping², LIU Xiao-long³

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Sichuan Extra (Ultra) High Voltage Operation & Maintenance Company, Chengdu 610000, China; 3. CNOOC Shenzhen Branch, Shenzhen 518000, China)

Abstract: On the analysis of present methods of modeling harmonic sources in power system, a modeling method for harmonic sources based on least squares support vector machine (LS-SVM) is presented and genetic algorithm (GA) is recommended for parameter optimization to improve accuracy of the model. To verify the effectiveness of this method, it uses Matlab to simulate a thyristor controlled reactor for getting the training data and models it by LS-SVM in both cases of considering and without considering the supply voltage harmonic content. The results show the high precision of this harmonic source model, and LS-SVM based on GA is an effective method. This method models the object as a black box, without considering the internal mechanism, and therefore it can be used for modeling other non-linear loads.

Key words: harmonic analysis; harmonic source modeling; genetic algorithm; least squares support vector machine

中图分类号: TM714 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)03-0052-05

0 引言

电力电子装置在各行各业中广泛使用, 是谐波产生的主要根源, 其谐波问题引起了学者的广泛关注。谐波污染造成了诸多影响系统电能质量的波形干扰, 随着电力用户对电能质量的要求日益增高, 研究电力系统谐波, 准确地对电力系统进行谐波分析、加强对谐波的管理势在必行。为了对系统的谐波进行有效的分析和治理, 必须弄清楚电力系统中谐波源的分布及其谐波状态, 因此对谐波源进行有效的分析, 建立适当的模型来表征其谐波非线性特性具有较高的理论和实用价值。

1 谐波源建模方法分析

目前描述电力电子装置谐波特性的模型中最为

常见的谐波电流源模型主要是由谐波电流幅值和相角构成的。当供电端电压畸变明显或者不平衡时, 往往需要更详细的模型, 用于建立详细模型的方法主要有三种^[1-2]: (1) 建立谐波源的运行参数和端电压之间的函数关系式并进行傅里叶变换求解; (2) 对谐波源运行情况建立分析模型并选择适当的迭代方法求解其电流波形; (3) 通过时域仿真求解谐波源的稳态电流波形。从另一个方面来说现有的电力电子装置模型主要分为两种: 一种是基于频域建立的模型, 主要有电流源模型、传递函数模型^[3]、诺顿等效模型^[3-5]等; 一种是基于时域建立的模型, 主要有由差动方程构成的模型、状态空间模型等^[6-7]。为了提高谐波分析精度, 一些学者将一次谐波计算的结果作为下次计算的初值, 循环迭代, 直至满足收敛条件, 从而提出了高斯迭代^[5]、牛顿迭代方

法^[8]。该方法需要利用表征谐波源特性的解析式来计算雅可比矩阵, 而通常该解析式的求解过程十分复杂。电力电子装置拓扑结构类型多样, 难以建立精确有效的详细模型, 而神经网络因其强大的非线性映射能力、自学习等优点成为非线性建模的主要方法。基于以上特性, 国外学者 M.A.Moreno 和 J.Usaola 做了相关研究, 将多层感知器反向传播神经网络 (Multilayer Perceptron with Back- Propagation, MLP-BP) 和径向基神经网络 (Radial Basis Function, RBF) 用于谐波源建模中, 经过对比发现 RBF 建立的模型训练步长短、精度更高^[9]。文献[10-11]在考虑整流电路换流影响的基础上, 利用 RBF 建立谐波源模型, 并用于谐波潮流计算。文献[12]基于广义生长—剪枝径向基函数神经网络 (Generalized Growing and Pruning Radial Basis Function, GGAP-RBF) 进行谐波源建模, 在提高模型精度方面进行了有益的尝试。

综上, 基于谐波源内部机理建立的模型只适用于某一特定拓扑的装置, 当装置内部结构发生变化时模型就失去了意义, 必须重新分析建模。神经网络把谐波源看作一个黑箱, 不考虑其内部原理, 因此具有普遍适用性, 但神经网络存在以下局限性: 网络过学习问题; 不能全局寻优; 对样本数据质量、建模者经验等依赖性强。而基于统计学理论的支持向量机具有严格的数学基础, 优化目标基于结构风险最小化以保证良好的泛化能力, 能有效解决有限样本条件下的高维数据模型构建问题, 具有很好的应用前景。因此本文研究了最小二乘支持向量机 (Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM) 的非线性建模方法, 并将遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 嵌入到参数优化过程中, 建立基于 LS-SVM 的谐波源模型。通过算例计算并进行 Matlab 仿真对比, 验证该方法的可行性和高效性。

2 基于遗传算法的最小二乘支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是在统计学习理论上建立起来的用于分类与函数逼近问题的学习方法^[13-14], 其算法有: 标准 SVM、 ν -SVM、LS-SVM 等, 其中 LS-SVM 是标准支持向量机的一种扩展, 它将 SVM 中的解二次规划问题转化为解线性方程组问题, 从而提高求解的速度和收敛精度。

2.1 最小二乘支持向量机回归算法

给定数据集 $\{(x_i, y_i) \mid i=1, 2, \dots, m\}$, x_i 是第 i 个样本的输入, y_i 是对应的输出, m 是样本数。首先用一个非线性映射把样本从原空间映射到高维特征空

间, 其次在高维特征空间中构造最优决策函数, 这样就将非线性估计函数转换为高维特征空间的线性估计函数。根据结构最小化原则, LS-SVM 回归表示为以下约束优化问题:

$$\begin{cases} \min J(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^m e_i^2 \\ \text{s.t. } y_i = \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{w} 为权值向量; e_i 为误差变量; γ 是调整参数因子; $\varphi(x)$ 为非线性映射函数; $b \in R$ 是偏差量。

引入拉格朗日乘子求解, Lagrange 函数为

$$L(\mathbf{w}, b, e, \alpha) = J(\mathbf{w}, e) - \sum_{i=1}^m \alpha_i \{ \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i \} \quad (2)$$

式中, α_i 为 Lagrange 乘子, 对函数的各变量求偏导, 并令偏导数为 0, 得到如下方程组:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^m \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^m \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i, i=1, 2, \dots, m \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0, i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (3)$$

消去变量 e_i 和 \mathbf{w} 后得到对偶问题的线性系统:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_m^T \\ \mathbf{1}_m & \Omega + I/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{1}_m^T = [1, \dots, 1]$, $y = [y_1, \dots, y_m]$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]$; $e = [e_1, \dots, e_m]$; $\Omega_{jk} = K(x_j, x_k)$, $j, k=1, \dots, m$; $K(x_j, x_k)$ 为满足 Mercer 条件的核函数。通过求解得到 LS-SVM 的函数估计表达式:

$$y(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (5)$$

这样 LS-SVM 不仅降低了计算复杂度, 还使得存储空间的要求减少, 从而降低计算成本, 适合解决大规模数据计算问题。

2.2 核函数的选取

不同形式的核函数可以生成不同的支持向量机, 常用的核函数有: 径向基核函数、线性函数、多项式函数、感知器函数等。径向基函数在处理非线性样本时比线性函数好, 而多项式核函数参数比较多, 且当其阶次较高时会导致数值计算困难, 耗费时间大^[15], 因此本文选用径向基核函数构造 LS-SVM 模型, 即

$$K(x, x^T) = \exp(-\|x - x^T\|^2 / (2\sigma^2)) \quad (6)$$

式中, σ 是核宽度, 反映数据集的特性。径向基核函数是满足 Mercer 定理的任意对称函数, 在没有关

于问题的先验知识时，由这种核函数训练而成的模型比其他核函数的模型具有更好的总体性能^[16]。

2.3 参数的优化

LS-SVM 和其他学习算法一样，其性能依赖于学习机的参数，因此如何确定最优参数，一直是提高最小二乘支持向量机学习和泛化能力的主要问题之一。选用径向基核函数后，模型需要确定的两个未知参数是 γ 和 σ^2 ，常用的留一法或十折交叉验证参数选择法，计算量非常庞大，因此本文将遗传算法嵌入到 LS-SVM 建模中进行参数寻优。

针对 LS-SVM 需要优化的参数，建立平均相对误差 (Mean Relative Error) ϵ_{MRE} 作为遗传算法的适应度函数：

$$\epsilon_{MRE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{y(x_i) - y_i}{y_i} \right| \quad (7)$$

式中： m 为训练样本数； y_i 为第 i 个样本的期望输出； $y(x_i)$ 为模型的实际输出。

遗传算法设计如下：

(1) 考虑到有 γ 和 σ^2 两个参数需要优化，采用简洁方便的实数编码方式；

(2) 指定适应度函数的输入数据类型为双精度向量 (Double Vector)，创建具有均匀分布的随机初始种群；

(3) 设置初始种群规模以及交叉概率，选用排列 (Rank) 适应度比例函数，种群的选择选用随机均匀分布 (Stochastic Uniform) 函数，交叉选用分散函数 (Scattered)，变异选用高斯函数 (Gaussian)，子种群间的迁徙每隔 20 代发生在下一个种群，且在两个子种群间的迁徙个体数百分比设置为 0.1。

模型参数优化的具体过程如图 1 所示。

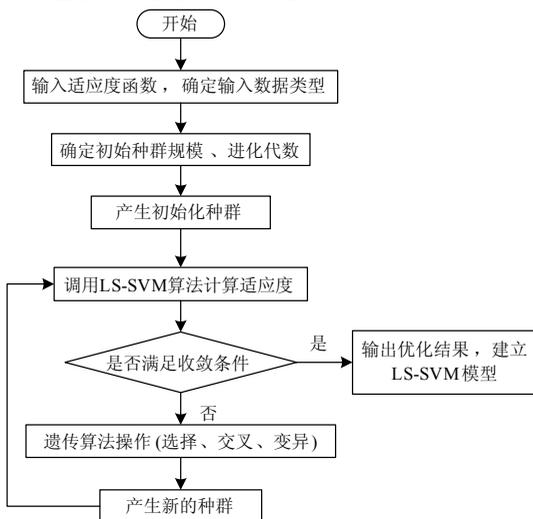


图 1 基于遗传算法的 LS-SVM 参数优化流程图

Fig.1 Optimization flowchart of LS-SVM based on GA

3 算例分析

晶闸管控制电抗器 (Thyristor Controlled Reactor, TCR) 是目前应用广泛的静止无功补偿器，能有效地进行动态补偿，但其本身是一个谐波源，在补偿的同时产生谐波电流加重了系统的谐波污染。因此，本文选用 TCR 进行研究来验证提出的建模算法的合理性，其电路结构如图 2 所示，主要由三相供电电压、线路感抗、三角形连接 TCR 构成。

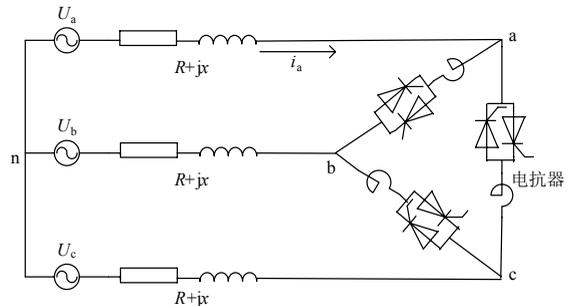


图 2 三相 TCR 原理图

Fig.2 Schematic diagram of three-phase TCR

3.1 TCR 谐波源训练数据的获取和处理

假定 TCR 的供电电压及其吸收的电流均为三相对称且以 T 为周期的周期性函数^[12]，采用 Matlab 搭建模型进行仿真，该电抗器补偿容量为 120 kvar，三相电压为 380 V，不考虑供电端谐波电压，在控制角 $\alpha=120^\circ$ 的条件下，其 A 相线电流波形及谐波分析结果如图 3 所示。在系统三相平衡的情况下，只产生 $h = 6k \pm 1$ 的特征谐波。

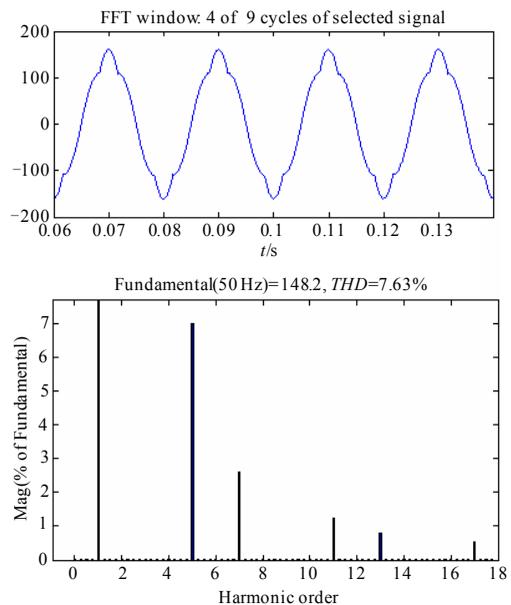


图 3 TCR 线电流及其谐波含量

Fig.3 Line current and harmonic content of TCR

计算中各参数均采用标么值, 基准值为 0.38 kV, 0.1 MVA。为了获取训练数据, 根据实际情况, 基波电压 U_1 在 0.95~1.05 之间变化, 晶闸管控制角在 $105^\circ\sim 165^\circ$ 之间变化的范围内随机选取 700 组训练数据和 50 组测试数据。

为了进一步反应任意输入向量变化引起输出向量变化的大小, 本文把输入和目标输出向量利用式 (8) 进行归一化处理, 使其取值范围为 $[-1, 1]$, 对模型输出向量再利用式 (9) 进行反归一化。

$$h'_i = 2 \times \frac{h_i - h_{\min}}{h_{\max} - h_{\min}} - 1 \quad (8)$$

$$h'_i = 0.5(h_i + 1) \times (h_{\max} - h_{\min}) + h_{\min} \quad (9)$$

式中: h_{\min} 和 h_{\max} 分别为向量的最小值和最大值; h'_i 为归一化或反归一化后的值。

3.2 模型结果验证

3.2.1 不考虑谐波电压

以基波电压、晶闸管控制角为输入, 各次特征谐波电流幅值、相角为输出, 在 Matlab 环境下采用基于 GA 寻优的 LS-SVM 方法进行训练和测试, 建立 TCR 产生的各次谐波电流的幅值和相角与供电电压以及负荷特征参数的非线性映射关系。为了更准确地展现模型的学习精度, 本文用算术平均误差 (Mean Arithmetic Error) ε_{MAE} 来体现谐波电流幅值的准确度, 用平均相对误差 ε_{MRE} 来表征相角的准确度。

$$\varepsilon_{\text{MAE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y(x_i) - y_i| \quad (10)$$

3.2.2 考虑谐波电压

在实际的供电系统中, 供电端电压并不是纯正弦波形的, 但是文献[9-11]的模型建立均是在假设供电端电压不含谐波分量的条件下的, 这使得模型在实际工程应用中有限制性, 因此本文在考虑谐波电压的情况下用相同的方法再次对此谐波源进行仿真获取训练数据并建模。考虑到输入向量的增加, 为了使模型更加精确, 选取了 1 500 组训练数据和 120 组测试数据。

两个模型的训练结果如表 1 所示, 在 $U_1=1.013$, 控制角为 118° 时, TCR 的时域仿真结果与用以上方法建立的模型结果如表 2 所示, 考虑谐波电压在 $U_1=0.964$, 控制角为 120° 时其结果对比如表 3 所示。

从表 1 可以看出模型输出的谐波电流幅值算术平均误差很小, 电流相角的平均相对误差也较小, 模型精度高。从表 2、3 可以看出: 低次谐波电流的误差较小, 高次谐波电流的误差要大一些。对于装

置的基波电流来说, 随着谐波次数的增加, 谐波电流占基波电流的比例也变小, 虽然高次谐波误差相对来说较大, 但对谐波分析的总体影响不大。总的说来, 基于 GA 寻优的 LS-SVM 建立的模型误差小、精度高, 是有效的谐波源建模方法。

表 1 模型误差

算例	电流MAE	相角MRE
不考虑谐波电压	2.7281e-4	0.096 2
考虑谐波电压	6.9616e-4	0.110 7

表 2 模型电流与仿真电流的对比

Tab.2 Comparison of the model output and simulation

谐波次数	时域仿真结果		模型输出结果	
	幅值/pu	相角	幅值/pu	相角
基波	1.077 8	-89.87	1.077 9	-89.865
5	0.086 1	-89.18	0.086 0	-85.939
7	0.012 9	-91.76	0.013 1	-76.791
11	0.019 6	91.80	0.019 2	93.263
13	0.000 8	55.34	0.001 3	36.143
17	0.009 3	-87.66	0.009 3	-87.681
19	0.001 5	103.39	0.001 4	88.454

表 3 模型电流与仿真电流的对比

Tab.3 Comparison of the model output and simulation

谐波次数	时域仿真结果		模型输出结果	
	幅值/pu	相角	幅值/pu	相角
基波	0.949 0	-89.86	0.947 6	-89.859
5	0.071 2	-89.14	0.071 8	-93.521
7	0.030 7	-90.26	0.030 5	-87.541
11	0.011 3	92.98	0.010 6	84.538
13	0.007 6	87.70	0.008 3	67.378
17	0.004 7	-82.53	0.004 8	-67.209
19	0.003 6	-92.61	0.004 2	-72.031

4 总结

本文主要研究了基于遗传算法优化参数的最小二乘支持向量机在谐波源建模中的应用。通过对 TCR 谐波源建模, 结果表明这是描述谐波源非线性特性的有效方法, 其特点是: 把谐波源当作一个黑箱, 将其产生的各次谐波电流幅值和相角与供电电压以及负荷特征参数的非线性映射关系通过 LS-SVM 的训练建立起来, 并在其中引用遗传算法进行参数优化, 以提高模型精度。在实际应用中, 也可以采用在线学习^[17], 用实测的新数据进行模型更新, 实现谐波源模型的动态建模。本方法优于文

献[10]之处不仅在于采用最小二乘支持向量机有效解决了神经网络的局限性问题,而且考虑了系统供电端的谐波电压,更符合工程实际。

参考文献

- [1] IEEE PES Harmonic Working Group. Characteristics and modeling of harmonic sources-power electronic devices [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16(4): 791-800.
- [2] 王葵,李建超,潘贞存,等.居民用户谐波调查及仿真分析[J].电力系统保护与控制,2008,36(22): 88-92,103.
WANG Kui, LI Jian-chao, PAN Zhen-cun, et al. Harmonic investigation of resident customer and simulation analysis[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36(22): 88-92,103.
- [3] Task force on harmonic modeling and simulation. Modeling and simulation of the propagation of harmonics in electric power networks. part1: concepts, models, and simulation techniques[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1996, 11(1): 452-465.
- [4] Ngandui E, Olivier G, April G, et al. Comprehensive switching function approach to calculate harmonics produced by multipulse thyristor converters operating under unbalanced supply[C]. //Proceedings of the 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power. 1998: 837-843.
- [5] Xu W, Drakos J E, Mansour Y, et al. A three phase converter model for harmonic analysis of HVDC systems[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1994, 9(3): 1724-1731.
- [6] Perkins B K, Iravani M R. Novel calculation of HVDC converter harmonics by linearization in the time-domain[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1997, 12(2): 867-873.
- [7] Carpinelli G, Gagliardi F, Russo M, et al. Generalized converter models for iterative harmonic analysis in power system[J]. IEE Proc Gener Transm Distrib, 1994: 445-451.
- [8] Lima L T G, Semlyen A, Iravani M R. Harmonic domain periodic steady state modeling of power electronics apparatus: SVC and TCSC[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2003, 18(3): 960-967.
- [9] Moreno M R, Usaola J. Frequency domain methods for analysis of VSI-PWM converters, using neural networks[C]. // Proc 8th Int Conf Harmon Quality Power. Athens(Greece): 1998: 54-58.
- [10] Moreno M A, Usaola J. Electronic converter models implemented with radial basis function Networks[C]. //Proc 10th Int Conf Harmon Quality Power, vol. II, Rio de Janeiro. Brazil: 2002: 704-709.
- [11] Moreno M A, Usaola J. A new balanced harmonic load flow including nonlinear loads modeled with RBF networks[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2004, 19(2): 686-693.
- [12] 占勇,程浩忠,等.基于广义生长一剪枝径向基函数神经网络的谐波源建模[J].中国电机工程学报,2005,25(16): 42-46.
ZHAN Yong, CHENG Hao-zhong, et al. Generalized growing and pruning RBF neural network based harmonic source modeling[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(16): 42-46.
- [13] 俞晓冬,周栾爱.基于改进SVM模型的电能质量扰动分类[J].电力系统保护与控制,2010,38(3): 16-19.
YU Xiao-dong, ZHOU Luan-ai. Classification method of power quality disturbances based on improved SVM model[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(3): 16-19.
- [14] 陈春玲,许童羽,郑伟,等.多类分类SVM在电能质量扰动识别中的应用[J].电力系统保护与控制,2010,38(13): 74-78.
CHEN Chun-ling, XU Tong-yu, ZHENG Wei, et al. Application of multi-class classification SVM in power quality disturbances classification[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(13): 74-78.
- [15] LIN H T, LIN C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods[R]. Taipei: National Taiwan University, 2003.
- [16] 荣海娜,张葛祥,金伟东.系统辨识中支持向量机核函数及其参数的研究[J].系统仿真学报,2006,18(11): 3204-3208.
RONG Hai-na, ZHANG Ge-xiang, JIN Wei-dong. Selection of kernel functions and parameters for support vector machines in system identification[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(11): 3204-3208.
- [17] 张浩然,汪晓东.回归最小二乘支持向量机的增量和在线式学习算法[J].计算机学报,2006,29(3): 400-406.
ZHANG Hao-ran, WANG Xiao-dong. Incremental and online learning algorithm for regression least squares support vector machine[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(3): 400-406.

收稿日期: 2010-01-29; 修回日期: 2010-07-19

作者简介:

郑连清(1964-),男,博士,教授,研究方向为电力电子在电力系统中的应用; E-mail: lqzheng64@tom.com

吴萍(1984-),女,硕士研究生,研究方向为电力电子在电力系统中的应用、电力系统谐波建模与分析;

刘小龙(1983-),男,本科,主要从事动力运行工作。