

小波支持向量机与相空间重构结合的短期负荷预测研究

郑永康, 陈维荣, 戴朝华

(西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031)

摘要: 提出了基于小波支持向量机(WSVM)与相空间重构(PSRT)相结合的电力系统短期负荷预测(STLF)模型。使用小波核函数(WKF)构建相应的WSVM, 并且用云遗传算法(CGA)对相关参数进行优化。在分析负荷时间序列的混沌特性基础上, 对序列进行了PSRT, 将相空间中的向量点作为WSVM的输入。该方法不考虑气象和节假日等条件, 只使用历史负荷数据。仿真结果表明, 新算法有较好的精确度和有效性, 具有一定的实用价值。

关键词: 短期负荷预测; 混沌; 相空间重构; 小波支持向量机; 云遗传算法

Short-term load forecasting based on wavelet support vector machine and phase space reconstruction

ZHENG Yong-kang, CHEN Wei-rong, DAI Chao-hua

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: A new model of short-term load forecasting (STLF) based on wavelet support vector machine (WSVM) and phase space reconstruction theory (PSRT) is presented in this paper. WSVM is constructed with wavelet kernel function (WKF), and cloud theory-based genetic algorithm (CGA) is used to optimize the parameters. Based on the chaotic characteristic of load time series, the series is reconstructed with PSRT. Then the vector of phase space is used as the input of WSVM. The presented method is only based on the history-load, and weather or special day information is not considered. Though it is believed that load data often is characterized by incomplete and inaccurate information, the experiments conducted in this paper show the proposed method has good performance in effectiveness and accuracy and is promising in load forecasting problem.

Key words: short-term load forecasting; chaos; phase space reconstruction; wavelet support vector machine; cloud theory-based genetic algorithm

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2008)07-0029-05

0 引言

由于负荷受到各种社会、自然因素影响, 模糊、非线性、强扰动是其最大特点, 难于精确建模。文献[1~5]分析了短期负荷时间序列的混沌特性, 并在时间序列相空间重构的基础上进行负荷预测。此类混沌理论法需要大量的历史数据, 才能在高维的相空间中把时间序列中蕴藏的信息充分提取出来, 进而得到比较准确的预测结果。

近年来, 支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 在电力系统负荷预测中得到广泛应用^[6~9]。SVM 算法基于统计学习理论^[10] SLT (Statistical Learning Theory), 遵循结构风险最小化 SRM (Structural Risk Minimization) 准则, 通过核函数

的映射, 将原空间的非线性问题转化成特征空间中的线性问题^[11], 实现小样本下的机器学习。SVM 不仅可从理论上保证收敛到全局最优点, 并且能有效地避免维数灾难问题。文献[6~9]都选用了径向基核函数构建的 SVM 进行短期负荷预测(STLF)。在这些研究应用中, 都是将日平均气温、日最高气温、日最低气温、空气湿度等气象条件加上一定时间段的负荷值作为 SVM 预测模型的输入参量。但实际上这些气象因素以及影响负荷的节假日条件等都包含在负荷的发展过程中^[2], 并且相关信息也存在着不完备、不精确问题。对于 SVM 模型参数的选择, 文献[6, 8, 9]采用了经验取值的方法, 文[7]对多个参数分别给出了相应的近似算法。这些优化方法都难以得到普遍适用的满意结果。

本文根据电力系统短期负荷时间序列的混沌特性, 对其进行 PSRT, 用重构相空间中的点作为 SVM 的输入参量。为了有效利用小波在提取非线性

基金项目: 西南交通大学博士生创新基金资助项目(2007-3)

非平稳信号高频细微特征方面的优势, 本文选用 WKF 构成相应的 WSVM, 并采用 CGA 对相关参数进行优化。最后的对比仿真实验结果验证了该方法的可行性和有效性。

1 小波支持向量机

给定正交小波 $\psi \in L^2(\mathbb{R})$, 那么函数族 $\{\psi_{j,k}\}$ 是 $L^2(\mathbb{R})$ 的规范正交基, 满足以下内积形式:

$$\langle \psi_{j,k}, \psi_{l,m} \rangle = \delta_{j,l} \cdot \delta_{k,m}, \quad j, k, l, m \in \mathbb{Z} \quad (1)$$

积分小波变换 W_ψ 定义为:

$$(W_\psi f)(b, a) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (2)$$

式中: $a > 0$, $b \in \mathbb{R}$, a, b 分别为伸缩和平移因子。信号限制在时间窗 $[b + at^* - a\Delta_\psi, b + at^* + a\Delta_\psi]$ 及频率窗 $[\frac{\omega^*}{a} - \frac{1}{a}\Delta_\psi, \frac{\omega^*}{a} + \frac{1}{a}\Delta_\psi]$, 实现信号的时域局部化和频域局部化, 由此获得时间-频率窗:

$$[b + at^* - a\Delta_\psi, b + at^* + a\Delta_\psi] \times \left[\frac{\omega^*}{a} - \frac{1}{a}\Delta_\psi, \frac{\omega^*}{a} + \frac{1}{a}\Delta_\psi\right] \quad (3)$$

这样对于小的中心频率 ω^*/a , 窗自动变宽; 对于大的中心频率 ω^*/a , 窗自动变窄。这个特性对于提取信号的高频细微特征极为有利。

1.1 小波核函数

根据张量积理论^[13], 对于一维母小波函数 $\psi(x)$, 可分离的 d 维小波函数可以表示为:

$$\psi_d(x) = \prod_{i=1}^d \psi(x_i) \quad (4)$$

构建平移不变小波核函数如下:

$$k(x, x') = \prod_{i=1}^d \psi\left(\frac{x_i - x'_i}{a}\right) \quad (5)$$

一种函数只要能满足 Mercer 条件^[10]就是一个可容许的支持向量核函数。Mercer 条件如下:

定理 1: 给定对称函数 $K(x, x')$, 它是某个特征空间中的内积运算的充分必要条件是, 对任意的 $\varphi(x) \neq 0$, 且 $\int \varphi^2(x) dx < \infty$, 有下式成立:

$$\iint K(x, x') \varphi(x) \varphi(x') dx \cdot dx' > 0 \quad (6)$$

但是对于平移不变函数, 将其分解为两个相同函数的点积形式比较困难, 文献[14]给出了平移不

变核函数的充要条件:

定理 2: 平移不变核函数 $k(x, x') = k(x - x')$ 是可容许的支持向量核函数, 当且仅当 $k(x)$ 的傅里叶变换

$$F[k(w)] = (2\pi)^{-d/2} \int_{\mathbb{R}^d} \exp(-j(wx)) k(x) dx \quad (7)$$

为非负数。

本文选用小波函数:

$$\psi(x) = \cos(1.75x) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (8)$$

其构建的平移不变小波核如下:

$$k(x, x') = \prod_{i=1}^d \left(\cos(1.75 \times \frac{x_i - x'_i}{a}) \exp\left(-\frac{\|x_i - x'_i\|^2}{2a^2}\right) \right) \quad (9)$$

文献[15]对该 WKF 满足定理 2 的条件进行了证明。

1.2 用小波核函数构建支持向量机

在样本集 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, \pm n\}$ 中, $x_i \in \mathbb{R}^n$ 为输入, y_i 为相应输出, 定义 ε 不敏感损失函数为:

$$|y - f(x)|_\varepsilon = \begin{cases} 0 & , |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon & , |y - f(x)| > \varepsilon \end{cases} \quad (10)$$

根据 SVM 构造如下回归估计函数:

$$f(x) = \langle w \cdot \Phi(x) \rangle + b \quad (11)$$

式中: $\Phi(x)$ 为从输入空间到高维特征空间的非线性映射, w 为权值系数, b 为偏差。

优化目标是:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} & |y_i - \langle w \cdot \Phi(x_i) \rangle - b| \leq \varepsilon + \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (12)$$

松弛变量 ξ_i, ξ_i^* 和惩罚因子 C 用于调节超出 ε 管道的样本点。引入 Lagrange 乘子, 把这个不等式约束下的优化问题转化成无约束二次规划问题进行求解, 形式如下:

$$\max_{\alpha, \alpha^*, \beta, \beta^*} \left[\min_{w, b, \xi} [L(w, b, \xi, \xi^*)] \right] \quad (13)$$

其中:

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi, \xi^*) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - \\ & (y_i - \langle w \cdot \Phi(x_i) \rangle - b)) - \sum_{i=1}^n \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + \\ & (y_i - \langle w \cdot \Phi(x_i) \rangle - b)) - \sum_{i=1}^n (\beta_i \xi_i + \beta_i^* \xi_i^*) \end{aligned}$$

式中: $\alpha_i, \alpha_i^*, \beta_i, \beta_i^*, i=1, 2, \dots, n$ 是 Lagrange 乘子。

根据鞍点定理, 对 $L(w, b, \xi, \xi^*)$ 分别求 w, b, ξ, ξ^* 的偏导数并令其为零, 将所得结果代入到式 (13) 可以把原问题转化它的对偶问题:

$$\max_{\alpha, \alpha^*, \beta, \beta^*} \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [(\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j)] - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right\} \quad (14)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad 0 \leq \alpha_i^* \leq C$$

根据 KKT 条件^[10] KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 式 (15) 关系成立:

$$\begin{cases} \alpha_i [\varepsilon + \xi_i - (y_i - \langle w \cdot \Phi(x_i) \rangle - b)] = 0 \\ \alpha_i^* [\varepsilon + \xi_i^* - (y_i - \langle w \cdot \Phi(x_i) \rangle - b)] = 0 \end{cases} \quad (15)$$

α_i, α_i^* 必有一个为零, 或者均为零。 $\alpha \neq 0$ 对应的样本点 x_i 称作支持向量, 求解实际只针对支持向量。这样, 就得到回归估计函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle \Phi(x_i), \Phi(x) \rangle + b = \sum_{x \in SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (16)$$

其中: K 为核函数, 采用不同的核函数可以构建出不同的 SVM, 常用的核函数有: 线性核 $K(x, x_i) = \langle x \cdot x_i \rangle$ 、多层感知器核 $K(x, x_i) = \tanh(v \langle x \cdot x_i \rangle + c)$ 、多项式核 $K(x, x_i) = (\langle x \cdot x_i \rangle + 1)^d$ 、径向基核 $K(x, x_i) = \exp(-((x - x_i) / \sigma)^2)$ 等。为了有效利用小波在提取非线性非平稳信号高频细微特征方面的优势, 本文选择式 (9) 所示的 WKF 构成 WSVM。

1.3 基于云遗传算法的支持向量机参数优化

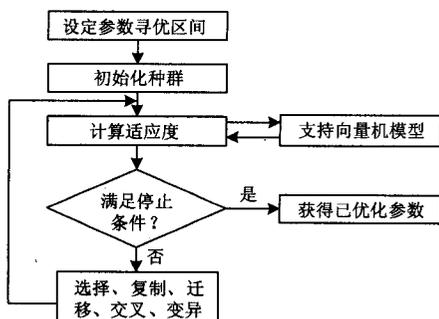


图 1 CGA 优化 SVM 参数流程图

Fig.1 Flow chart of parameter optimization

遗传算法不限制模型结构形式、被估参数数量, 具有自组织、自适应、自学习性和本质并行性等特点, 广泛应用于参数估计、模式识别、机器学习等众多领域。但遗传算法在优化问题中存在的弱点限制了它更广泛的应用, 主要表现在搜索到最优解或满意解的速度太慢, 同时经常伴有早熟收敛的现象。文献[12]根据我国李德毅教授提出的云理论, 利用云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点, 结合遗传算法交叉、变异思想, 提出了全新的云遗传算法 (CGA)。该算法不仅提高了进化速度, 进化代数减少, 而且陷入局部最优的次数减少。本文将 CGA 用于对支持向量机的参数进行优化, 优化流程如图 1 所示。

2 相空间重构

系统任意分量的演化是由与之相互作用的其他分量决定, 因此可以从某一分量的一批时间序列数据中提取和恢复出系统原来的规律, 这种规律是高维空间下的一种轨迹。通过 PSRT 可以把有规律的轨迹恢复出来^[2]。

假设观测得到系统某一分量的混沌时间序列为 $\{x(k), k=1, 2, \dots, N\}$, 那么在状态空间中重构的一点状态矢量可以表示为:

$$X(k) = [x(k), x(k + \tau), \dots, x(k + (m-1)\tau)] \quad (17)$$

其中: m 和 τ 分别是系统的嵌入维数和延迟时间。

根据 Takens 的嵌入定理, 通过动力系统的状态反过来可以构造系统的模型, 对于预测即是要建立:

$$y = F(X(k)), k=1, 2, \dots, N \quad (18)$$

其中: $F(\cdot)$ 是重构的预测模型。

PSRT 与 SVM 的基本思想有相同之处: 都是为了提取系统包含的信息及规律, 而把输入向量扩展到高维空间。但 PSRT 实际上只能扩展到有限维, 而电力系统负荷受到自然气象条件和社会经济环境中各种因素的影响, 是一个高嵌入维的系统, 一般方法预测效果难以令人满意^[1]。SVM 可以通过核函数自动将输入空间的数据映射到一个高维特征空间中, 这样数据蕴含的信息就能自然的呈现出来, 对于负荷预测就不会存在维数太高而影响预测效果的问题。本文将负荷时间序列重构的相空间点 $X(k)$ 作为 WSVM 的输入参量, 负荷时间序列点 $x(k + (m-1)\tau + 1)$ 作为输出参量。

3 应用实例

采用本文提出的 WSVM 方法和一般的径向基核 SVM 方法, 对国外某电网 2006 年 10 月 23 日至 10 月 29 日每半小时的负荷进行预测。实验所用的原始数据是该电网 10 月份每半小时的负荷。

3.1 数据预处理

首先对负荷进行归一化处理, 搜寻该负荷时间序列 $x(k)$ 中的最大值 x_{\max} 和最小值 x_{\min} , 则归一化后的 $x(k)$ 为:

$$\hat{x}(k) = \frac{x(k) - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (19)$$

由wolf方法^[2]求出该负荷序列的最大Lyapunov指数为0.075, 确认该负荷时间序列为混沌时间序列。再由C-C算法求得嵌入维数 m 为6, 延迟时间 τ 为3。

取预测日前10天加上待预测的7天共816个数据, 通过相空间重构形成式(17)形式的6维向量点作为输入, 并得到其对应的输出参量。

3.2 参数选取

用CGA对参数进行优化选择。每次选择参数后, 代入预测模型中, 对预测时间段之前10天的数据进行训练。将训练结果用于预测所产生的平均绝对百分比误差 E_{mape} 作为判断参数优劣的条件。 E_{mape} 定义如下:

$$E_{\text{mape}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (20)$$

其中: f_i 和 y_i 分别表示预测值和实际值, N 是预测值的个数。

针对小波核的参数 a , 径向基核的宽度参数 σ , 惩罚因子 C , 管道半径 ε 等参数, 分别设置寻优区间为: $a \in [1, 100]$; $\sigma \in [1, 100]$; $C \in [10, 10000]$; $\varepsilon \in [0.0001, 1]$ 。通过优化学习, 对于WSVM, 得到如下参数: $a = 10.59$, $C = 2644.8$, $\varepsilon = 0.0165$; 对一般的径向基核SVM, 优化后的参数为: $\sigma = 2.7236$, $C = 1797.8$, $\varepsilon = 0.0153$ 。

3.3 预测结果

使用最优化参数的模型预测出2006年10月23日至10月29日每半小时的负荷值, 结果如图2所示。图3是对应于图2的误差显示图。从图中可以看出, 两种预测方法的结果都和实际负荷值比较吻合, 但WSVM方法的预测精度要优于SVM方法。

表1给出了两种方法对预测期间每天预测结果的平均绝对百分比误差 E_{mape} 以及最大误差值 E_{max} 。从表中可以看出, WSVM方法的 E_{mape} 和 E_{max} 都能取得较小的误差值, 其 E_{mape} 能够控制在1.4%的范围以内, E_{max} 也不超过6.2085%; 而SVM方法的

E_{mape} 都在1%以上, 最大达到了3.296%, E_{max} 也都在4%以上, 最大达到了7.1439%。其中, 10月28、29日为周末, 而且是预测日期的最末两天, 两种方法预测误差都有所增大, 但仍在允许的范围内。

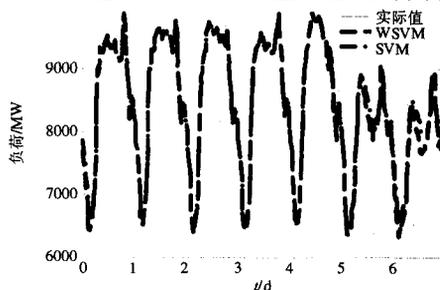


图2 实际负荷、WSVM及SVM预测负荷曲线图

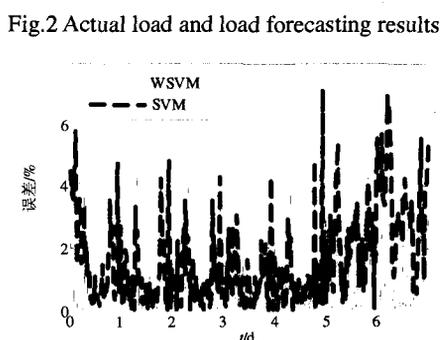


图3 对应于图2的误差显示图

Fig.3 Point-to-point error corresponding to Fig.2

表1 10月23日-29日预测误差比较

Tab.1 Comparison of forecasting error from October 23 to 29

日期	WSVM		SVM	
	$E_{\text{mape}}/(\%)$	$E_{\text{max}}/(\%)$	$E_{\text{mape}}/(\%)$	$E_{\text{max}}/(\%)$
10.23	1.1778	3.9714	1.7275	5.752
10.24	0.9673	4.3328	1.0137	4.8814
10.25	0.9437	4.0589	1.0491	4.2967
10.26	0.9815	3.5419	1.0294	4.2733
10.27	1.0143	6.2085	1.0512	7.1439
10.28	1.2645	4.3745	2.1525	5.5112
10.29	1.3888	5.7163	3.296	6.9032

4 结论

本文针对电网负荷混沌性的特点提出了基于WSVM与PSRT相结合的STLF模型。该模型不需考虑气象、节假日等条件, 直接采用WSVM, 将负荷时间序列在相空间中重构的点从原空间映射到高维特征空间, 从而有效避免负荷预测中的维数灾难问题。针对模型参数的选择问题, 本文提出了使用CGA进行WSVM的参数优化。

仿真结果表明对电网负荷这种混沌系统, 结合了PSRT的SVM方法能取得比较好的预测效果, 且小波核优于常用的径向基核。

理论分析和仿真结果初步展示出本文提出的方法是行之有效的,表明该方法具有一定的实用价值。下一步要做的工作是提高参数的优化速度和提出相应的自适应多步预测模型。

参考文献

- [1] 蒋传文,袁智强,侯志俭,等.高嵌入维混沌负荷序列预测方法研究[J].电网技术,2004,28(3):25-28.
JIANG Chuan-wen, YUAN Zhi-qiang, HOU Zhi-jian, et al. Research of Forecasting Method on Chaotic Load Series with High Embedded Dimension[J]. Power System Technology, 2004, 28(3): 25-28.
- [2] 张步涵,刘小华,万建平,等.基于混沌时间序列的负荷预测及其关键问题分析[J].电网技术,2004,28(13):32-35.
ZHANG Bu-han, LIU Xiao-hua, WAN Jian-ping, et al. Load Forecasting Based on Chaotic Time Series and Analysis of Its Key Factors[J]. Power System Technology, 2004, 28(13):32-35.
- [3] 李天云,刘自发.电力系统负荷的混沌特性及预测[J].中国电机工程学报,2000,20(11):36-40.
LI Tian-yun, LIU Zi-fa. The Chaotic Property of Load and Its Forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(11):36-40.
- [4] 杨正瓴,张广涛,陈红新,等.短期负荷预测“负荷趋势加混沌”法的参数优化[J].电网技术,2005,29(4):27-30.
YANG Zheng-ling, ZHANG Guang-tao, CHEN Hong-xin, et al. Parameter Optimization in Synthesizing Load Trend and Chaotic Components to Short Term Load Forecasting[J]. Power System Technology, 2005, 29(4): 27-30.
- [5] 杨正瓴,田勇,林孔元.短期负荷预测“双周期加混沌”法中多步法与气象因子的使用[J].电网技术,2004,28(12):20-24.
YANG Zheng-ling, TIAN Yong, LIN Kong-yuan. Application of Multi-step Regression Considering Climate Factors in Method Synthesizing Double Periods and Chaotic Components to Short Term Load Forecasting[J]. Power System Technology, 2004, 28(12): 20-24.
- [6] 李元诚,方廷健,于尔铿.短期负荷预测的支持向量机方法研究[J].中国电机工程学报,2003,23(6):55-59.
LI Yuan-cheng, FANG Ting-jian, YU Er-keng. Study of Support Vector Machines for Short-term Load Forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 55-59.
- [7] 谢宏,魏江平,刘鹤立.短期负荷预测中支持向量机模型的参数选取和优化方法[J].中国电机工程学报,2006,26(22):17-22.
XIE Hong, WEI Jiang-ping, LIU He-li. Parameter Selection and Optimization Method of SVM Model for Short-term Load Forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(22): 17-22.
- [8] ZHANG Ming-guang. Short-term Load Forecasting Based on Support Vector Machines Regression[A]. In: Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics[C]. Guangzhou:2005. 4310-4314.
- [9] 姜惠兰,刘晓津,关颖,等.基于硬C均值聚类算法和支持向量机的电力系统短期负荷预测[J].电网技术,2006,30(8):81-85.
JIANG Hui-lan, LIU Xiao-jin, GUAN Ying, et al. Short-term Load Forecasting Based on Hard-C Mean Clustering Algorithm and Support Vector Machine[J]. Power System Technology, 2006, 30(8): 81-85.
- [10] Vapnik V N. Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 2000.
- [11] Nello C, John S T. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods [M]. UK: Cambridge University Press, 2000.
- [12] 戴朝华,朱云芳,陈维荣.云遗传算法[J].西南交通大学学报,2006,41(6):729-732.
DAI Chao-hua, ZHU Yun-fang, CHEN Wei-rong. Cloud Theory-Based Genetic Algorithm[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2006, 41(6): 729-732.
- [13] Burges C J C. Geometry and Invariance in Kernel Based Methods[A]. In: Advance in Kernel Methods-support Vector Learning[C]. Cambridge: MIT Press, 1999.89-116.
- [14] Smola A, Schölkopf B, Müller K R. The Connection Between Regularization Operators and Support Vector Kernels[J]. Neural Network, 1998, 11(4): 637-649.
- [15] ZHANG Li, ZHOU Wei-da, JIAO Li-cheng. Wavelet Support Vector Machine[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: cybernetics, 2004, 34(1): 34-39.

收稿日期:2007-09-07; 修回日期:2007-10-18

作者简介:

郑永康(1977-),男,博士生,研究方向为电力系统负荷预测、计算智能等; E-mail: zyk555@163.com

陈维荣(1965-),男,教授,博士生导师,主要从事牵引供电调度综合自动化、小波分析及其应用等;

戴朝华(1973-),男,博士生,研究方向为计算智能、多目标优化等。