

# 电价预测的自适应支持向量机方法研究

刘庆彪<sup>1,2</sup>, 张步涵<sup>1</sup>, 王 凯<sup>1</sup>, 谢光龙<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学电力安全与高效湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074; 2. 西宁供电公司, 青海 西宁 810003)

**摘要:** 在电力市场中对电价进行准确的预测无论对于发电商、电力用户还是市场运营者都具有重要的意义, 该文突破了传统电价预测方法基于经验风险最小化的局限性, 采用数据挖掘技术实现了数据隐含特征的提取, 通过判断数据特征进行了核函数的选择, 采用遗传算法实现了计算参数的自适应调整, 并用相似样本和邻近样本训练支持向量机, 对预测结果进行了去噪声合成。利用澳大利亚 NSW 电力市场的数据进行了验证, 单日预测的平均百分比误差 (MAPE) 为 5.85%, 明显优于神经网络和单纯支持向量机的预测结果。扩大样本长度进行研究, 一周的预测结果表明该方法不但能够有效学习样本信息、去除电价毛刺, 并能有效跟踪电价的突变情况, 实现了学习适度的优良泛化性预测。

**关键词:** 电价预测; 数据挖掘; 支持向量机; 自适应调整

## Research on SA-SVM methods for price forecasting

LIU Qing-biao<sup>1,2</sup>, ZHANG Bu-han<sup>1</sup>, WANG Kai<sup>1</sup>, XIE Guang-long<sup>1</sup>

(1. Electric Power Security and High Efficiency Lab, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;  
2. Xining Power Supply Company, Xining 810003, China)

**Abstract:** Price forecasting is of great importance in power market, this paper used data mining techniques to extract implicit data properties, selected kernel functions according to data properties, made use of Genetic Algorithm (GA) theory to realize Self-Adapting Support Vector Machine (SA-SVM), and then used similar samples and adjacency samples to train SVM and synthesis the final result noise-freely. When examining this method using NSW market data in Australia, we found that one day forecasted mean absolute percentage error (MAPE) was much better than Neural Network method and pure Support Vector Machine method. When extending forecasting sample, we found one week forecasted result indicated that SA-SVM could not only study valuable information and get rid of noise, but also trace power price peaks and get quality forecasting results of good generalization and proper study.

**Key words:** price forecasting; data mining; support vector machine; self-adapting

中图分类号: TM73 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2008)22-0034-06

## 0 引言

对于电力市场的参与者来说, 能够提前掌握准确的电价信息具有极其重要的作用。这种重要性主要体现在这样几个方面: 发电商可以提前安排生产, 采取正确的报价策略, 获取最大的利润; 电力用户可以合理选择购电方案, 节约成本; 电力市场运行人员可以进行风险评估, 合理安排市场运行<sup>[1,2]</sup>。正因如此, 电价预测已经成为当今学者研究的重点课题之一。

相对于其他类型的预测工作, 电价预测更具有挑战性。首先, 电力作为战略能源的性质决定了电价构成具有复杂性, 甚至到目前为止学者们对电力

的定价方式仍然没有定论; 其次, 电价的影响因素众多, 除了系统供需情况、燃料价格等影响价格的普通因素, 还有发电商报价策略、输电阻塞、市场成员操作等非常规影响因素<sup>[3][4]</sup>。

针对电价预测的复杂性, 学者们已经提出了很多电价预测的方法, 主要有: 经验预测、趋势外推、回归模型、神经网络预测、时间序列、以及灰色预测、专家预测和小波分析预测等<sup>[5]</sup>。这些方法各有利弊。其中, 近来学者研究最多的是神经网络的预测方法, 神经网络适合处理未知规律的数据<sup>[6]</sup>, 但该方法构建于经验风险最小化基础之上, 预测的泛化性能存在不确定性, 而且可能存在“过学习”的问题。

90 年代以来, Vapnik 等人提出一种称作支持向量机的机器学习算法, 它构建于结构风险最小化 (SRM) 基础之上<sup>[7]</sup>, 具有完备的数学基础, 能够很好的克服过学习问题, 对未来样本有较好的泛化性能。其本身的数学特性非常适合对变化无常的电价进行预测<sup>[8]</sup>。

文献[9]进行了支持向量机预测电价的尝试, 该文引入了高维统计数据的分析方法, 将影响未来电价的历史电价数据和成交电量数据进行了白化处理、独立变换以及去冗余处理, 从数据当中提取了高维特征, 引入了“峭度”的概念, 并将处理过的数据用支持向量机的方法进行了电价预测, 预测结果明显优于 BP 神经网络方法预测结果。文献[10]利用支持向量机本身的参数  $1-\nu$  和  $\varepsilon$  估计预测的置信区间和置信度, 预测结果适用于发电公司报价方案的风险分析。文献[11]利用相似搜索和最小二乘支持向量机预测了系统边际电价, 并用美国加州电力市场的真实数据验证了方法的有效性。

原始的支持向量机方法中参数的调整和核函数的选择都要凭经验进行, 使得预测效果具有很大的不确定性。本文尝试构造自适应支持向量机, 在充分发挥支持向量机泛化性好等优良特性的同时尽量提高预测精度, 实现了核函数的自适应选择和参数自动调整, 并使用澳大利亚新南威尔士电力市场的数据进行了验证。

## 1 数学模型

### 1.1 支持向量回归机模型

普通回归模型在给定分布概率为  $p(x, y)$  的观测样本集  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l) \in R^n \times R$  的情况下, 寻找一个回归函数  $f \in F$  ( $F$ —函数集), 使得期望风险函数  $R[f] \triangleq \int c(x, y, f(x))dP(x, y)$  最小, 其中  $c(x, y, f(x))$  为损失函数。

通常的实现方法是将其近似为经验风险最小化, 但此时只在已发生过的事件中实现了损失最小, 是否适用于未知数据难以证明。

而支持向量机则采用结构风险来近似期望风险。设此回归函数为:

$$F = \{f | f(x) = w^T \Phi(x) + b, w \in R^n\} \quad (1)$$

则风险函数为:

$$R_{\text{reg}} = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \cdot R_{\text{emp}}^{\varepsilon}[f] \quad (2)$$

式中:  $\|w\|^2$  为描述函数复杂度的项;  $C$  为常数。结构

风险最小化就是在减小经验风险和增加模型复杂度之间取一个折中的方案<sup>[12]</sup>。

利用泛函理论、拉格朗日函数及对偶原理对上述问题进行转换, 最终优化问题转化为如下命题:

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \left\{ \frac{1}{2} [\alpha, (\alpha^*)^T] \begin{bmatrix} Q & -Q \\ -Q & Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \alpha^* \end{bmatrix} + \left[ \varepsilon I^T + y^T \quad \varepsilon I^T - y^T \right] \begin{bmatrix} \alpha \\ \alpha^* \end{bmatrix} \right\} \quad (3)$$

$$\text{s.t. } \begin{bmatrix} I^T & -I^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \alpha^* \end{bmatrix} = 0, \alpha, \alpha^* \in [0, C]$$

式中:  $Q_{i,j} = \Phi^T(x_i)\Phi(x_j)$ ,  $I = [1, \dots, 1]^T$ , 为 Lagrange 乘子。

利用序列最小最优优化算法 (SMO) 求解该二次规划问题, 可以求得  $\alpha$  的值, 其中只有少数  $\alpha$  不为零, 这些不为零的  $\alpha$  值对应的向量被称作支持向量。同时也可求得:

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \quad (4)$$

利用 Karush-Kuhn-Tucher (KKT) 条件可以计算出偏置  $b$ ,

$$\begin{cases} b = y_j - \varepsilon - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_j, x_i), \alpha_i^* \in [0, C] \\ b = y_j + \varepsilon - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_j, x_i), \alpha_i^* \in [0, C] \end{cases} \quad (5)$$

根据上述推导过程, 回归函数  $f(x)$  的表达式可得:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (6)$$

式中:  $K(x, x_i) = \Phi^T(x)\Phi(x_i)$  是一个满足 Mercer 核条件的核函数。

常用的核函数有: 多项式核函数、高斯径向基函数核函数 (RBF), B-样条核函数, 傅立叶核函数, Sigmoid 核函数等<sup>[13]</sup>。

## 2 自适应支持向量机算法

### 2.1 数据挖掘技术处理数据

#### (1) 聚类分析及相似搜索技术

聚类分析是一种在无“导师”的情况下根据对象间的相似程度自动的将其分割为一组有意义的类的处理过程<sup>[14]</sup>。

有意义的聚类结果应该反映原始数据的自然

结构特征, 要使类内的相似性尽可能的大, 类间的相似性尽可能的小, 同时希望聚类能发现数据中的一些隐含特征。

相似搜索是与聚类分析相近的数据挖掘概念, 不过聚类分析注重的是数据相似特征的挖掘, 而相似搜索旨在寻求具有相似特征的数据的寻找<sup>[15]</sup>。

(2) 数据处理及数据挖掘

原始的电价序列波动很大, 会包含很多的噪声甚至价格钉, 使得序列之间的规律难以寻找, 电价预测也难以进行。因此本文先对粗糙的电价序列进行了处理具体包括如下三个步骤:

a. 价格钉的处理

由于电价序列波动大, 经常会有很多突变点, 这些远高于正常电价水平的电价点被称作价格钉。本文将电价在 50 \$/MWh 以上的数据看作价格钉, 相应的处理方法如下:

$$p' = \begin{cases} p & \text{if } p \leq 50 \\ 50 + 50 \log(p/50) & \text{if } p > 50 \end{cases} \quad (7)$$

还原变换公式为:

$$p = \begin{cases} p' & \text{if } p' \leq 50 \\ 50 \times 10^{(p'-50)/50} & \text{if } p' > 50 \end{cases} \quad (8)$$

b. 数据的归一化

在处理完价格钉之后, 电价数据基本上都能在相近的数量级上变化, 但是由于电价预测用到的各个数据量纲不同, 可能会造成数据回归困难。因此, 本文将电价、负荷数据进行归一化处理, 然后进行训练和预测。归一化处理公式如下:

$$d = \frac{D_i - D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}} \quad (9)$$

将数据进行归一化之后, 数据全部位于 0~1 之间, 克服了量纲的影响, 使得回归和预测的计算量大大减少。

c. 电价序列的聚类 and 相似搜索

本文采用分割算法中的 K-平均算法对一天的电价序列进行聚类分析。电价序列中包含电价和负荷两组数据, 将一天 48 个点分成 4 个类——两个普通电价时段和两个高峰电价时段。具体聚类步骤如下:

①从 48 个点价数据点中选取 4 个较具代表性的点作为聚类中心, 初步划分为 4 类, 每 12 个点为一类。

②计算每一类的均值, 求取每一点与此均值的欧氏距离。

③将数据点按照欧氏距离调整分类, 比较数据

点与相邻两类的距离, 将其划入相近的类中。

④重新计算调整后各类的均值, 重复步骤②, 直至各类中数据点不再变化为止。

聚类完成后, 对同一时段的数据进行相似搜索, 搜索空间定为预测前一个月。搜索时采用欧氏距离对相似性进行衡量, 公式如下:

$$D(K_x, K_{y_i}) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (K_x(j) - K_{y_i}(j))^2} \quad (10)$$

式中:  $n$  为样本长度,  $K_x$ 、 $K_{y_i}$  为电价序列通过核函数映射到高维空间的值。

2.2 核函数性能分析及选择

在支持向量机的模型中, 核函数是一种重要的数据特征提取工具, 通过它, 数据从低维空间映射到高维空间, 数据特征更加明显。本文对各种核函数进行了定量的比较。主要通过使用各种核函数分别预测序列相关性不同的数据, 通过预测结果评价各种类型的数据与核函数匹配情况。比较结果如表 1。

表 1 核函数性能比较

Tab.1 Comparison of different kernel functions

函数名称	不同相关度数据的预测误差/(%)		
	$r > 0.9$	$r \in (0.6, 0.9)$	$r < 0.6$
高斯-径向基核	4.31	5.82	8.15
多项式核	2.14	12.11	13.83
B-样条核	5.29	10.18	11.29
傅立叶核	4.37	6.77	7.79

表 1 中  $r$  为数据相关系数。

由表 1 可以看出, 对于相关性较强的数据, 多项式核具有良好的性能, 而对于相关性比较差的数据, 高斯-径向基核和傅立叶核具有较好的预测效果。

本文基于此结果构建核函数选择模块, 通过判断数据相关性选择核函数, 如果数据相关系数  $r > 0.9$ , 则选择多项式核, 如果  $r \in (0.6, 0.9)$ , 则采用高斯径向基核, 如果  $r < 0.6$ , 则采用傅立叶核。

2.3 支持向量机参数自适应调整

在选定核函数的同时, 由初始化函数产生一个初始化参数矩阵, 主要包含三个参数: 核函数参数、Lagrange 乘子的上限、KKT 终止阈值, 三个参数分别具有不同的作用。其中核函数的参数决定了核函数的性能以及对数据特征的识别能力; Lagrange 乘子的上限决定了支持向量机的泛化性能——当支持向量越少的时候泛化性能越强, 但是可能会以损失一定的训练准确性为代价; KKT 终止阈值的大小决定了停机的时机, 也决定了支持向量机对历史数据的学习充分性, 如果停机过早, 可能会导致学习不充分, 如果停机过晚, 可能会导致过学习。

利用程序产生的初始参数矩阵进行预测一般不能得到理想的结果, 此时便可用遗传算法对参数进行优化。对于遗传算法的原理本文不再赘述。

对于产生的初始参数矩阵, 首先计算其适应度——采取预测误差进行评价, 将预测误差小的作为优良个体; 然后进行按照轮盘法进行选择, 选择优良的个体进行交叉、变异, 产生新的个体; 检验新一代个体中是否有满足停机条件者, 如有最优个体则停止, 否则继续重复交叉、变异, 直到产生满足要求的最优个体或者达到迭代次数为止。

通过遗传算法的优化, 可以保证选择的参数总是适应度最好的, 即对已有样本的预测误差总是较小的。

### 2.4 预测结果去噪声处理

为尽量减少噪声的影响, 本文拟采用四组数据进行预测, 此四组数据分别为: 最临近日序列、次临近日序列、最相似日序列、次相似日序列, 分别得出四组预测电价, 然后将此四组电价进行加权合成。

首先对临近日的两组数据分别预测后进行加权合成:

$$d_1 = \eta_1 P_1 + \eta_2 P_2 \quad (11)$$

$$\eta_1 = \frac{L - L_1}{L_2 - L_1}, \quad \eta_2 = \frac{L_2 - L}{L_2 - L_1}$$

式中:  $d_1$  为临近日电价合成值,  $P_1$ 、 $P_2$  为最临近日和次临近日预测电价,  $\eta_1$ 、 $\eta_2$  为最临近日和次临近日加权系数,  $L$  为当日的负荷预测值,  $L_1$ 、 $L_2$  为最临近日和次临近日负荷值。

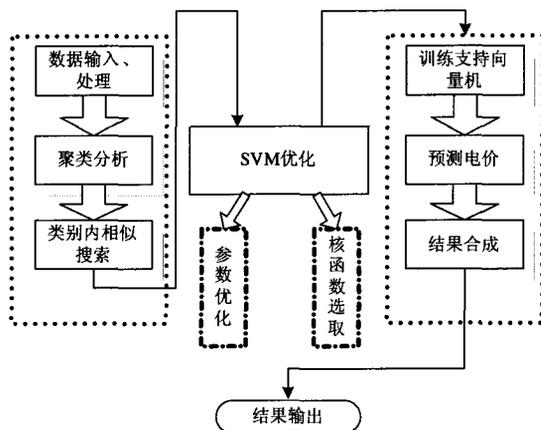


图 1 流程框图

Fig.1 Flow process chart

然后对相似搜索到的最相似日和次相似日分别训练两组支持向量机, 将预测结果按类似的方法

合成, 得到相似日预测电价  $d_2$ 。

最后按照相同的办法对临近日电价和相似日电价进行加权, 以期尽量消除噪声污染。

当整个加权完成之后, 可以得到各个时段的电价预测值, 将各个时段的电价值组合起来, 便是一天 48 点的电价序列。

### 2.5 预测流程图

预测流程如图 1 所示。

### 3 算例分析

本文采用了平均绝对百分比误差 (MAPE) 作为误差评价指标, 计算方法如下:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((v_{fi} - v_{ai}) / v_{ai} \times 100\%) \quad (12)$$

式中:  $N$  为预测集容量,  $v_{fi}$ 、 $v_{ai}$  分别为第  $i$  个预测电价和实际电价。

用本文方法对 2002 年 2 月 1 日电价进行预测, 通过 Matlab 仿真实验, 由核函数选择模块得出四个样本适应的核函数, 由遗传算法参数自适应调整模块得出四个样本适应的参数, 结果如表 2 所示。

表 2 参数优化结果

样本	优化结果			
	核函数	$\alpha$	$\beta$	$\delta$
临近日	高斯-径向基核	0.007	1	0.01
次临近日	傅立叶核	0.1	10	0.01
最相似日	多项式核	3	2	0.01
次相似日	高斯-径向基核	0.0065	1	0.01

文中  $\alpha$  为核函数参数,  $\beta$  为 Lagrange 乘子的上限,  $\delta$  为 KKT 终止阈值。

利用 Matlab 程序计算得出电价预测值, 与实际值比较结果如图 2 所示。

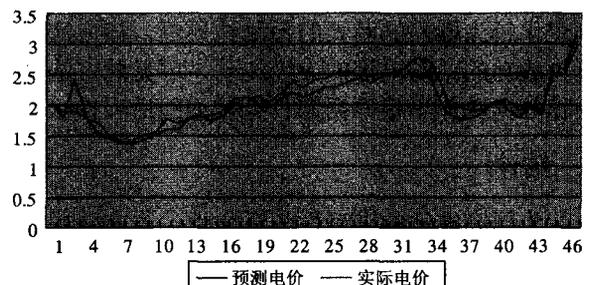


图 2 日预测电价与实际电价曲线

Fig.2 One day actual value and forecasted value

由图 2 可知, 基于相似搜索技术和 SVM 的电价预测方法可以得出较理想的结果, 预测平均百分比误差只有 6.19%, 预测曲线较平滑, 预测电价与

实际电价趋势基本吻合, 一些关键转折点能得到较好的预测。

为作比较, 采用三层 BP 神经网络和单纯支持向量机对相同的样本进行预测, 其中单纯支持向量基采用径向基函数, 函数参数分别为: 核函数参数, 1; Lagrange 乘子的上限, 10, KKT 终止阈值, 0.01。预测误差分别如表 3 所示。

表 3 日预测电价误差

Tab.3 MAPE of one day forecasted value

方法	MAPE / (%)
神经网络	12.32
SVM	8.75
SA-SVM	5.85

由表 2 可知, 对于相同的样本、相同的输入因子, 支持向量机比神经网络预测市场电价效果好, 而采用相似搜索技术以后, 预测精度会进一步提高。

为进一步考察该方法的稳定性, 对 2002 年 2 月 1 日到 7 日一周的电价进行预测, 结果如图 3 所示。

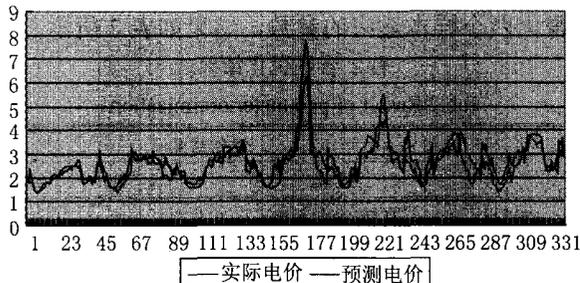


图 3 一周电价预测

Fig.3 A week forecasted value by SA-SVM

由于图 3 可以看出, 一周的电价预测 MAPE 为 11.43%, 在可接受的范围之内。从变化平稳的五天来看, SA-SVM 基本上能够得到平滑的预测结果, 从变化较为剧烈的两天的预测结果看, 该方法能够较为成功的跟踪电价的尖峰波动, 可见此方法对于平稳数据和非平稳数据都具有较强的适应性。

#### 4 结论

为提高方法的准确性与泛化性, 本文使用支持向量机作为电价预测的基本模型, 实际证明基本能够去除电价中非规则因素的影响, 实现电价的平滑预测。数据挖掘技术使得 SA-SVM 能够屏蔽电价毛刺影响, 核函数的自动选择实现了数据特征的合理识别, 模型参数的自动选择实现了适度学习, 噪声处理技术消减了噪声的污染。

#### 参考文献

- [1] 黄日星, 康重庆, 夏清. 电力市场中的边际电价预测[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(22): 9-12.  
HUANG Ri-xing, KANG Chong-qing, XIA Qing. System Marginal Price Forecasting in Electricity Market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(22): 9-12.
- [2] 苏娟, 杜松怀, 周兴华. 电力市场现货电价预测方法研究状况综述[J]. 继电器, 2005, 33(16): 78-82.  
SU Juan, DU Song-huai, ZHOU Xing-hua. Review of Development of Spot Price Forecasting Methods in Electricity Markets[J]. Relay, 2005, 33(16): 78-82.
- [3] 曾鸣. 电力市场理论及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2000. 110-145.  
ZENG Ming. Electric Power Market Theory and Application[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2000. 110-145.
- [4] 于尔铿, 韩放, 谢开, 等. 电力市场[M]. 北京: 中国电力出版社, 1998. 52-88.  
YU Er-keng, HAN Fang, XIE Kai. Electric Power Market[M]. Beijing: China Electric Power Press, 1998. 52-88.
- [5] 陈思杰, 周浩. 电力市场电价预测方法综述[J]. 继电器, 2005, 33(11): 54-60.  
CHEN Si-jie, ZHOU Hao. Electricity Price Forecast Methods of Electricity Market[J]. Relay, 2005, 33(11): 54-60.
- [6] 敖磊, 吴耀武, 姜素华, 等. 用相似性原理及人工神经网络预测电价[J]. 高电压技术, 2006, 32(1): 108-111.  
AO Lei, WU Yao-wu, LOU Su-hua, et al. New Method Based on Analogous Theory and Neural Network for Market Clearing Price Forecasting[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(1): 108-111.
- [7] 黄敏, 崔宝同, 顾树生. 基于统计学习理论的小波神经网络优化[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(7): 1769-1772.  
HUANG Min, CUI Bao-tong, GU Shu-sheng. Optimization of Wavelet Neural Networks Based on Statistical Learning Theory[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(7): 1769-1772.
- [8] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods [M]. LI Guo-zheng, WANG Meng, ZENG Guo-hua, Trans. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004, 165-193.
- [9] 郑华, 谢莉, 张粒子, 等. 电力市场下系统边际电价混合预测模型的新研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 66-71.  
ZHENG Hua, XIE Li, ZHANG Li-zi, et al. Study on Hybrid Model For System Marginal Price Forecasting In

- Electricity Market[J]. Proceedings of the CSEE, 2005,25(17): 66-71.
- [10] 李益国, 沈炯. 基于  $v$ -支持向量机的边际电价预测及置信区间估计 [J]. 东南大学学报 (自然科学版), 2007, 30(1): 70-73.
- LI Yi-guo, SHEN Jiong. System Marginal Price Prediction and Confidence Interval Estimation with V-support Vector Machine[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2007,30(1):70-73.
- [11] 贾嵘, 蔡振华, 康睿. 基于最小二乘支持向量机的系统边际电价预测 [J]. 高电压技术, 2006, 32(11): 145-148.
- JIA Rong, CAI Zhen-hua, KANG Rui. Forecasting System Marginal Price Based on Similarity Search and Least Square Support Vector Machine[J]. High Voltage Engineering, 2006,32(11):145-148.
- [12] Vapnik V, Golowich S, et al. Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation, and Signal Processing[A]. In: Advances in NIPS [C].Cambridge(MA):1997.281-287.
- [13] 邓乃杨, 田英杰. 数据挖掘中的新方法-支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004. 152-154.
- DENG Nai-yang, TIAN Ying-jie. New Method IN Data Mining-Support Vector Machine[M]. Beijing:Science Press, 2004.152-154.
- [14] 孙雅明, 王晨力, 张智晟, 等. 基于蚁群优化算法的电力系统负荷序列的聚类分析[J].中国电机工程学报, 2005, 25(18):40-45.
- SUN Ya-ming, WANG Chen-li, ZHANG Zhi-sheng, et al. Clustering Analysis of Power System Load Series Based on Ant Colony Optimization Algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(18):40-45.
- [15] Jain A K, Murty M N, et al, Data Clustering: a Review[J]. ACM Compute Surveys,1999,31(3):264-323.

收稿日期: 2008-02-21; 修回日期: 2008-04-17

作者简介:

刘庆彪 (1983-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场理论; E-mail: liu8316@163.com

张步涵 (1950-), 男, 教授, 博士生导师, 长期从事电力系统分析, 电力市场, 电能质量方面的研究;

王凯 (1982-), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统分析, 网络技术在电力系统中的应用。

(上接第 28 页 continued from page 28)

- [3] 杨勇平, 刘殿海, 杨昆, 等. 火电厂模糊优化选址 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(24): 82-87.
- YANG Yong-ping, LIU Dian-hai, YANG Kun, et al. The Fuzzy Optimization of the Site Selection for Coal-fired Power Plants[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(24): 82-87.
- [4] 能源部东北电力设计院. 火力发电厂厂址选择手册 [M]. 北京: 水利电力出版社, 1990.
- [5] 刘祥文. 负荷中心的确定方法[J]. 南昌航空工业学院学报, 1998, (1): 63-68.
- LIU Xiang-wen. The Determination Method of Load Center[J]. Journal of Nanchang Institute of Aeronautical Technology, 1998, (1): 63-68.
- [6] 姚建刚, 付维生, 陈庆祺, 等. 电力市场中电价与能源及环境保护的研究[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(5): 71-76.
- YAO Jian-gang, FU WEI-sheng, CHEN Qing-qi, et al. Research About Pricing, Energy Sources and Environmental Protection for Electricity Market[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(5): 71-76.
- [7] 魏学好, 周浩. 中国火力发电行业减排污染物的环境价值标准估算[J]. 环境科学研究, 2003, 16(1): 53-56.
- WEI Xue-hao, ZHOU Hao. Evaluating the Environmental Value Schedule of Pollutants Mitigated in China Thermal Power Industry[J]. Research of Environmental Sciences, 2003, 16(1): 53-56.
- [8] Black T D, Stephenson M B. Paving: a New Approach to Automatic Quadrilateral Mesh Generation[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1991, 32(4): 811-847.
- [9] 王小平. 遗传算法理论、应用于软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002. 138-140.
- WANG Xiao-ping. Genetic Algorithm Theory, Application and Programming[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002. 138-140.
- [10] 电力规划设计总院. 火电、送电、变电工程限额设计控制指标(2002年水平) [M]. 北京: 中国电力出版社, 2003.

收稿日期: 2008-01-20; 修回日期: 2008-03-05

作者简介:

包伟 (1982-), 男, 硕士研究生. 主要研究方向为电力市场、输电管理以及运营模式、电网规划; E-mail: opaque@126.com

姚建刚 (1952-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事电力市场、配电系统自动化和新型输电方式的研究。