

## 基于 LSSVM 和马尔可夫链的母线负荷短期预测

李光珍, 刘文颖

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

**摘要:** 提出了一种母线负荷短期预测混合算法。采用最小二乘支持向量回归方法(LSSVM)进行短期母线负荷预测, 并提出一种广义网格搜索算法对模型参数进行优化; 由历史预测误差组成误差序列, 将历史预测误差序列看作是一个符合马尔可夫过程的时间序列, 采用马尔可夫链方法对未来的预测误差进行估计, 采用误差估计结果对上一步LSSVM的预测结果进行修正, 得出最终预测结果。经算例分析证明, 所提方法能显著提高预测精度。

**关键词:** 母线负荷; 母线负荷预测; 最小二乘支持向量机; 广义网格搜索算法; 马尔可夫链

### Bus load short-term forecast based on LSSVM and Markov chain

LI Guang-zhen, LIU Wen-ying

(School of Electric and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** A hybrid method is proposed for bus load short-term forecast. It firstly adopts the least squares support vector machines (LSSVM) method to forecast bus load and puts forward a generalized grid-search algorithm to optimize the selection of model parameter. Then regarding the series of history forecast error as a process of Markov chain, it adopts the Markov chain method to forecast the potential forecast error produced by LSSVM model. At last, it adopts the results from Markov Chain Method to modify the results from LSSVM and get the final forecast load. The case study in the end of this paper proves that the proposed hybrid method is available to satisfactory forecast accuracy.

**Key words:** bus load; bus load forecasting; least squares support vector machines; generalized grid-search algorithm; Markov chain

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)11-0055-05

## 0 引言

短期母线负荷预测的精度直接影响后续电网安全分析结果、电网输送能力的计算和运行计划方式的安排。母线负荷基负荷小, 具有多重季节性分量和高频波动分量, 相邻点的预测误差有很大的随机性, 各点误差之间的相关性不强, 如何更好地提高短期母线负荷预测精度成为当前电网在线安全分析和预警研究的热点之一。

短期母线负荷预测主要有两类方法: 一类<sup>[1-2]</sup>是基于系统负荷分配的预测方法, 另一类<sup>[3-9]</sup>是采用母线负荷的历史数据、负荷特性以及相应的影响因素直接进行母线负荷预测。目前关于提高母线负荷预测精度的研究集中于第二类预测方法。文献[3]先采用线性回归方法来预测负荷的季节性变化趋势, 然后采用马尔可夫链方法来构建母线负荷在季节性变化趋势中的日常变化模型; 文献[4]将累积式自回归平均算法(ARIMA)和BP神经网络方法综合

起来对母线有功负荷进行预测; 文献[6]提出了一种模糊神经网络算法; 文献[7]将FASE(自适应状态估计)和MLP(多层反馈神经网络)结合起来, 前者作为粗估计估计出母线负荷, 后者研究FASE的输入输出量与实际母线负荷之间的映射关系; 文献[8]提出了基于有色噪声的卡尔曼滤波算法; 文献[9]先采用K均值聚类方法对电网中众多母线进行特性聚类, 形成几大类聚类中心, 然后采用多层神经网络方法进行母线负荷预测。

母线负荷序列具有较强非线性, 直接采用线性回归方法难以达到理想精度; 由于电力市场的开放, 发输配电分开, 缺乏整体的母线负荷管理, 经验缺乏, 专家系统方法、模糊方法等不太适用于母线负荷预测; 在智能预测方法中, 神经网络预测方法存在学习不足或过拟合的固有缺陷。

本文提出一种混合算法, 先采用最小二乘支持向量回归方法(LSSVM)进行短期母线负荷预测; 然后由历史预测误差组成误差序列, 将历史预测误

差看作是一个符合马尔可夫过程的时间序列，采用马尔可夫链方法对未来的预测误差进行估计，并采用预测误差估计结果对上一步 LSSVM 的预测结果进行修正，得出最终预测结果。经算例分析证明，所提方法能显著提高预测精度。

### 1 基于 LSSVM 的母线负荷预测<sup>[11-13]</sup>

标准支持向量回归方法 (SVM) 的核心思想就是通过一个非线性函数将样本映射到高维特征空间，然后再在高维特征空间进行线性回归。SVM 是基于结构风险最小化原则并针对有限样本学习的，能有效地防止过拟合现象，具有良好的泛化能力，能够有效克服神经网络预测方法存在学习不足或过拟合的缺陷。

最小二乘支持向量回归估计方法 (LSSVM) 继承了 SVM 的上述优势，并用平方误差损失函数代替不敏感损失函数，用等式约束来代替标准 SVM 方法中的不等式约束，将优化问题转化为求解线性方程组，对内存要求低，运算量少，更易于实现。

LSSVM 的模型结构主要包括输入变量的选择、核函数类型、模型参数三个关键问题。

#### 1.1 输入变量的选取

采用灰色关联度方法<sup>[14]</sup>，从距离预测日比较近的数日内选择  $N$  天历史日作为相似日，并按照相似程度进行排序。将相似度最大的前  $M$  日的各点负荷作为测试样本，其余  $N-M$  天的作为训练样本。

按照以下方式从样本中选取 8 个输入量： $L(d-1, h)$ ,  $L(d-1, h-1)$ ,  $L(d-1, h-2)$ ,  $L(d-1, h-3)$ ,  $L(d-2, h)$ ,  $L(d-3, h)$ ,  $L(d-4, h)$ ,  $L(d-7, h)$ ，其中，前四个数用于定义日负荷的变化趋势，后四个数用于定义负荷的日季节因素影响和周季节因素影响。暂不考虑气温等相关因素的影响。

#### 1.2 核函数的选取

选择不同类型的核函数可以构造不同的学习机器，常用的核函数主要有以下几种：线性函数、多项式函数、RBF 径向基函数、傅立叶核、Sigmoid 函数。在已有的核函数中，RBF 径向基函数因其自身良好的特性得到了广泛的应用，在解决各种基于数据的学习问题时，RBF 核函数表现出了较好地学习能力。

这里采用 RBF 径向基函数作为 LSSVM 模型的核函数，其基本表达式如下：

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其中： $\sigma$  为核函数的宽度系数。

### 1.3 模型参数的广义网格搜索算法

确定了输入变量和核函数类型之后，模型的性能主要取决于模型的参数，即惩罚参数  $\gamma$  和 RBF 核函数的宽度系数  $\sigma$ 。

如何选择这两个模型参数，目前尚未有统一有效的方法，常常采用经验选择法或者 k-fold 交叉验证方法。近期有研究者对模型参数的优化问题进行了研究，文献[12]建立了一种联合相似日和蚁群算法的模型参数选择方法，文献[13]将网格搜索法和 k-fold 交叉验证法结合起来完成模型参数的选择。遗传算法相对复杂，不利于母线负荷预测实际应用；传统网格搜索算法<sup>[13]</sup>是按一定方式预先列举出模型参数的具体值，有很大局限性。

本文提出一种广义网格搜索算法：先对样本数据按照相似程度排序，将与待预测日相似度最高的样本作为测试样本，其余的作为训练样本；设置模型参数的初始值  $\gamma^{(0)}$ 、 $\sigma^{(0)}$ ，迭代次数  $n_\gamma$ 、 $n_\sigma$ ，等比数  $q_\gamma$ 、 $q_\sigma$ ，由此形成一个呈等比特性的参数范围，通过评价每组参数对应的预测误差，确定最佳模型参数，并且可以通过调整等比数  $q_\gamma$  和  $q_\sigma$  来方便地实现“粗”搜索和“细”搜索。具体步骤如图 1 所示。

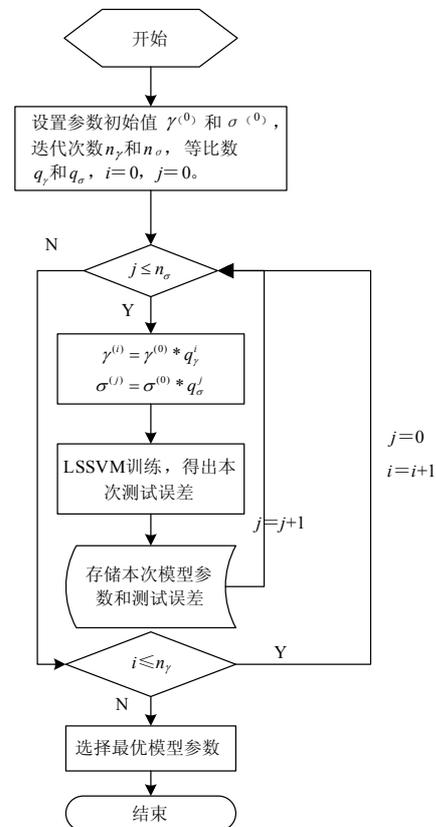


图 1 广义网格搜索算法示意框图

Fig.1 Block diagram of generalized grid-search algorithm

## 2 基于马尔可夫链的误差修正

任何预测方法都是根据历史数据对未来的一种估计,都将或多或少地存在误差,有必要对预测结果进行修正。如果能够从历史预测数据中找出预测误差的变化规律,就可以对未来的预测误差进行估计,并采用此估计误差对原始预测值进行修正,提高预测精度。

母线负荷影响因素众多,随机波动性大,相邻点的预测误差有很大的随机性,各点误差之间的相关性不强,由预测误差组成的时间序列呈现很大的离散性和随机性,可以看成是一个马尔可夫过程<sup>[10]</sup>。根据历史预测误差的分布情况将预测误差划分为几大类,统计出各类别之间的状态转移概率,估计出下一步的预测误差范围,并采用此误差估计结果对 LSSVM 的预测结果进行修正。

### 2.1 转移概率矩阵

数据序列由状态  $E_i$  经过  $k$  步转移到状态  $E_j$  的概率称为  $k$  步转移概率,并记为:

$$P_{ij}^{(k)} = \frac{m_{ij}^{(k)}}{M_i} \quad (2)$$

其中:  $m_{ij}^{(k)}$  为状态  $E_i$  经过  $k$  步转移到状态  $E_j$  的次数,  $M_i$  为状态  $E_i$  出现的次数。

将  $P_{ij}^{(k)}$  依次排列,可得马尔可夫链的  $k$  步转移概率矩阵  $\mathbf{P}^{(k)}$ ,

$$\mathbf{P}^{(k)} = \begin{bmatrix} P_{11}^{(k)}, P_{12}^{(k)}, \dots, P_{1n}^{(k)} \\ P_{21}^{(k)}, P_{22}^{(k)}, \dots, P_{2n}^{(k)} \\ \vdots \\ P_{n1}^{(k)}, P_{n2}^{(k)}, \dots, P_{nm}^{(k)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中:  $\sum_{j=1}^n P_{ij}^{(k)} = 1$ 。

### 2.2 基于马尔可夫链误差修正的具体过程

基于马尔可夫链误差修正的具体过程如下:

(1) 按照相似日算法<sup>[15]</sup>,选择与待预测日相似度较高的前  $N$  天历史预测误差作为样本数据;

(2) 分别求取样本数据的 96 点误差样本均值集合  $\{\bar{x}_i\}$  和方差集合  $\{s_i\}$ 。

其中:  $\bar{x}_i$ 、 $s_i$  分别表示第  $i$  点负荷预测误差的  $N$  天数据序列的均值和方差;  $i=1, 2, \dots, 96$ 。

(3) 确定 96 点负荷预测误差的状态  $\{Q_1^{(i)}, Q_2^{(i)}, Q_3^{(i)}, Q_4^{(i)}, Q_5^{(i)}\}$ 。

比如,第  $i$  点负荷预测误差划分为 5 个状态:

$$Q_1^{(i)}(-\infty, \bar{x}_i - s_i), Q_2^{(i)}[\bar{x}_i - s_i, \bar{x}_i - 0.5s_i), Q_3^{(i)}[\bar{x}_i - 0.5s_i, \bar{x}_i + 0.5s_i), Q_4^{(i)}[\bar{x}_i + 0.5s_i, \bar{x}_i + s_i), Q_5^{(i)}[\bar{x}_i + s_i, +\infty)。$$

(4) 构造 96 点负荷预测误差的  $k$  步转移概率矩阵  $\mathbf{P}_i^{(k)}$ 。

$\mathbf{P}_i^{(k)}$  表示第  $i$  点负荷预测误差的  $k$  步转移概率矩阵,  $i=1, 2, \dots, 96, k < N$ 。

(5) 编制 96 点负荷预测误差的状态计算矩阵  $\mathbf{C}_i(k, j)$ 。

利用状态转移概率矩阵,选择离待预测时刻最近的  $k$  个时段,其转移步数分别定为  $1, 2, \dots, k$ 。在转移步数所对应的转移概率矩阵中,取起始状态所对应的行向量,得到新的概率矩阵,即状态计算矩阵。

设第  $i$  点负荷预测误差的状态计算矩阵为  $\mathbf{C}_i(k, j)$ , 则:

$$\mathbf{C}_i(k, j) = \{\mathbf{P}_i^{(k)}(Q^{(i)}(d-k), j)\} \quad (4)$$

其中:  $Q^{(i)}(d-k)$  表示第  $d-k$  天第  $i$  点负荷预测误差所处的状态;  $Q^{(i)}(d-k)=1, 2, 3, 4, 5; j=1, 2, 3, 4, 5; i=1, 2, \dots, 96$ 。

(6) 求取待预测日 96 点预测误差所属的状态。

求取状态计算矩阵的列向量之和的最大值,如果矩阵  $\mathbf{C}_i(k, j)$  的第  $\bar{j}$  列列向量之和最大,则待预测日第  $i$  点负荷的预测误差所属状态为  $\bar{j}$ , 且误差  $e_i \in Q_{\bar{j}}^{(i)}$ 。

(7) 根据预测误差的预测状态修正预测负荷。按照下面的公式进行修正:

$$L(d+1, i) = L(d+1, i) * \frac{1}{1 + (Q_{\bar{j}}^{(i)}(1) + Q_{\bar{j}}^{(i)}(2)) / 2} \quad (5)$$

其中:  $L(d+1, i)$  表示第  $d+1$  天的第  $i$  点预测负荷;  $Q_{\bar{j}}^{(i)}(1)$ 、 $Q_{\bar{j}}^{(i)}(2)$  分别代表第  $i$  点预测误差所处状态  $Q_{\bar{j}}^{(i)}$  的上下界。如果上界或者下界为无穷大,则在修正公式中将此上界或下界对应的值取为 0。

## 3 流程框图

基于 LSSVM 和马尔可夫链的短期母线负荷预测流程框图如图 2 所示。

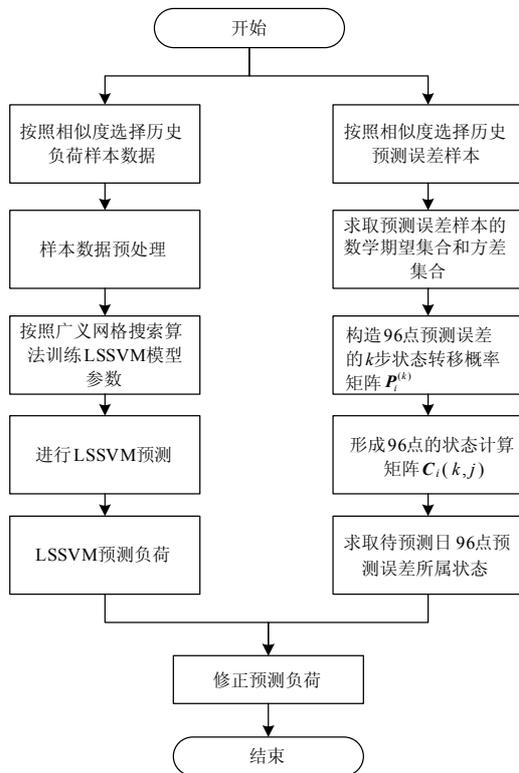


图2 基于LSSVM和马尔可夫链的短期母线负荷预测流程框图

Fig.2 Block diagram of short-term bus load forecasting based on LSSVM and Markov chain

### 4 算例分析

采用SCADA系统采集上来的甘肃某地区电网330 kV母线有功负荷作为数据源，预测2009年3月3日的96点母线有功负荷。选取与待预测日相似度最高的10天历史负荷作为样本，其中，前9天为训练样本，最近一天的为测试样本。样本数据预处理方法采用传统的数据横向纵向比较法<sup>[4]</sup>。

兼顾各时段负荷差异性和预测速度，将96点负荷依次分为12组，每8点负荷构成一组，每组负荷共用同一预测模型，以同一组的8点负荷的预测误差均方根最小为标准，选择最优模型参数。

为了避免模型参数在迭代过程中出现过多“0”元素的情况，保持初值的各位数上的数字的多样性，设置惩罚参数初始值 $\gamma^{(0)} = 0.123456$ 、RBF核函数的宽度系数初始值 $\sigma^{(0)} = 4.987654$ ，迭代次数 $n_\gamma = 40$ 、 $n_\sigma = 40$ ，等比数 $q_\gamma = 2$ ， $q_\sigma = 2$ 。

优化后的模型参数如表1。

表1 优化后的模型参数

Tab.1 Optimized model parameter

负荷点号	RBF核函数的宽度系数 $\sigma$	惩罚参数 $\gamma$
1~8	1.34E+09	4.24E+09
9~16	2.68E+09	2.65E+08
17~24	2.68E+09	9.88E-01
25~32	1.07E+10	1.58E+01
33~40	3.35E+08	9.88E-01
41~48	6.69E+08	3.31E+07
49~56	1.67E+08	8.28E+06
57~64	5.36E+09	6.63E+07
65~72	3.35E+08	9.88E-01
73~80	5.36E+09	2.47E-01
81~88	5.36E+09	2.07E+06
89~96	1.67E+08	2.47E-01

采用优化的模型参数进行预测，预测精度达到90.00%，最大相对误差为23.5714%，最小相对误差为0%，平均相对误差为0.2108%。

选取与2009年3月3日负荷特性相似度最高的前20天历史预测误差为样本数据，转移步长 $k=1, 2, 3, 4$ 。采用马尔可夫链误差修正方法对2009年3月3日的LSSVM预测误差所属状态进行预测，并按照公式(5)对预测负荷进行修正，精度从90.00%升至91.73%，提高了1.73%，负荷曲线图见图3。

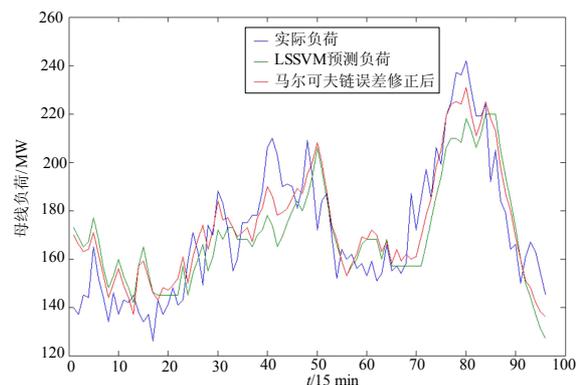


图3 马尔可夫链误差修正前后的预测负荷曲线比较

Fig.3 Forecast load curve before and after Markov chain error correction

综合LSSVM预测和马尔可夫链误差修正方法，预测2009年3月份正常工作日的96点母线有功负荷（各参数初值同上），预测结果如表2所示。

从表2可以看出：2009年3月份内正常工作日的平均日负荷预测准确率的最大值有92.20%，平均预测准确率达到了88.53%；经马尔可夫链误差修正

后, 一个月内平均有 75%天数的准确率有所提高, 准确率最大提高了 1.73%, 平均提高了 0.35%。

表 2 三月份预测精度

Tab.2 Forecast accuracy in March

日期	日期类型	LSSVM 平均日负荷预测		准确率增 量 / %
		准确率		
		不采用马尔 可夫链误差 修正 / %	采用马尔可 夫链误差修 正 / %	
2009-3-2	星期一	87.27	88.82	1.55
2009-3-3	星期二	90.00	91.73	1.73
2009-3-4	星期三	92.20	92.18	-0.02
2009-3-5	星期四	89.36	88.89	-0.47
2009-3-6	星期五	90.95	91.37	0.42
2009-3-9	星期一	89.29	89.55	0.26
2009-3-10	星期二	88.41	88.43	0.02
2009-3-11	星期三	88.47	88.72	0.25
2009-3-12	星期四	91.57	91.87	0.30
2009-3-13	星期五	89.99	89.60	-0.39
2009-3-16	星期一	91.70	92.56	0.86
2009-3-17	星期二	90.06	89.97	-0.09
2009-3-18	星期三	85.75	86.09	0.34
2009-3-19	星期四	87.05	87.30	0.25
2009-3-20	星期五	85.73	86.09	0.36
2009-3-23	星期一	89.57	90.26	0.69
2009-3-24	星期二	85.66	86.36	0.70
2009-3-25	星期三	87.69	87.83	0.14
2009-3-26	星期四	84.56	84.87	0.31
2009-3-27	星期五	85.31	85.01	-0.30
平均值		约 88.53	约 88.88	约 0.35

## 5 结论

提出了一种母线负荷短期预测混合算法。先采用最小二乘支持向量回归方法(LSSVM)进行母线负荷预测,并提出一种广义网格搜索算法对LSSVM模型参数进行优化,可以通过设置模型参数初始值、迭代次数和等比数来方便地实现“粗”搜索和“细”搜索,有效克服了传统网格搜索算法需要列举出所有参数值的缺陷,易于得到最优参数;然后将历史预测误差序列看作是一个符合马尔可夫过程的时间序列,采用马尔可夫链方法对LSSVM的预测结果进行修正。实例证明所提方法能够达到满意的预测精度。

本文只是针对正常日的母线有功负荷进行短期预测,节假日母线负荷短期预测和母线无功负荷短期预测方面有待专门研究。

## 参考文献

- [1] 汪峰, 于尔铿, 周京阳. 能量管理系统(EMS)第四讲 电力系统负荷预报[J]. 电力系统自动化, 1997, 21(4): 66-69.  
WANG Feng, YU Er-keng, ZHOU Jing-yang. Energy management system(EMS)part four: electric power load forecasting[J]. Automation of Electric Power System, 1997, 21(4): 66-69.
- [2] 朱永祥, 丁晓群. 母线负荷预测的一种实用算法及其应用[EB/OL]. 中国科技论文在线. 2009-03-10.  
[http://www.paper.edu.cn/paper.php?serial\\_number=200903-255](http://www.paper.edu.cn/paper.php?serial_number=200903-255).  
ZHU Yong-xiang, DING Xiao-qun. Method and application of bus load forecasting[EB/OL]. Sciencepaper Online. [http://www.paper.edu.cn/paper.php?serial\\_number=200903-255](http://www.paper.edu.cn/paper.php?serial_number=200903-255). 2009-03-10.
- [3] Pyne R A. Short-term bus load forecasting and its intended use in scheduled outage analysis[C]//IEEE Conference on Decision and Control including the 13th Symposium on Adaptive Processes. 1974.593-597.
- [4] 辛丽虹. 电力系统母线负荷预测研究[D]. 成都: 四川大学, 2000.  
XIN Li-hong. Research for power system bus load forecasting[D]. Chengdu: Sichuan University, 2000.
- [5] 苟旭丹. 电力系统母线负荷预测研究[D]. 成都: 四川大学, 2004.  
GOU Xu-dan. Research for power system bus load forecasting[D]. Chengdu: Sichuan University, 2000.
- [6] Kassaei H R, Keyhani A, Wong T, et al. A hybrid fuzzy, neural network bus load modeling and predication[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1999: 718-724.
- [7] Amjady N. Short-term bus load forecasting of power systems by a new hybrid method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007: 33-34.
- [8] 段欣阳. 基于有色噪声的Kalman滤波算法在母线负荷预测中的应用[D]. 北京: 华北电力大学, 2008.  
DUAN Xin-yang. Application of Kalman filter based on colored noise in bus load forecasting[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2008.
- [9] Salgado R M, Ballini R, Ohishi T. An aggregate model applied to the short-term bus load forecasting problem[C]//Power Systems Conference and Exposition, PES' 09, IEEE/PES, 2009.1-8.
- [10] 王会青, 王婷, 谷志红. 灰色马尔可夫链在高峰负荷预测中的应用[J]. 电力需求侧管理, 2004(6): 13-15.  
WANG Hui-qing, WANG Ting, GU Zhi-hong. Application of gray Markov chain in peak-load prediction[J]. Power Demand Side Management, 2004, (6): 13-15.
- [11] 刘耀年, 等. 基于LSSVM与SMO稀疏化算法的短期负荷预测[J]. 继电器, 2008, 36(4): 63-66.

(下转第 66 页 continued on page 66)

24 (4): 50-57.  
 XIAO Jun, WANG Cheng-shan, ZHOU Min. An LAHP-based MADM method in urban power system planning[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (4): 50-57.

[6] 王春娟, 张伏生, 王帅, 等. 基于混合优化算法的电网规划方法[J]. 电网技术, 2005, 29 (23): 30-39.  
 WANG Chun-juan, ZHANG Fu-sheng, WANG Shuai, et al. Power network planning method based on hybrid optimal algorithm[J]. Power System Technology, 2005, 29 (23): 30-39.

[7] 周玲, 王兴念, 丁晓群, 等. 基因/禁忌组合算法在配电网网架优化规划中的应用[J]. 电网技术, 1999, 23 (9): 35-42.  
 ZHOU Ling, WANG Xing-nian, DING Xiao-qun, et al. Application of genetic algorithm/tabu search combination algorithm in distribution network structure planning[J]. Power System Technology, 1999, 23 (9): 35-42.

[8] 杨文字, 刘健, 余健明, 等. 基于风险度评价的配电网灵活规划[J]. 电工技术学报, 2005, 20 (8): 18-23.  
 YANG Wen-yu, LIU Jian, YU Jian-ming, et al. Distribution network flexible planning based on risk assessment[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20 (8): 18-23.

[9] 王志刚, 杨丽徙, 陈根永. 基于蚁群算法的配电网网架优化规划方法[J]. 电力系统及其自动化, 2002, 14 (6): 73-76.  
 WANG Zhi-gang, YANG Li-xi, CHEN Gen-yong. Ant colony algorithm for distribution network planning[J]. Proceedings of the EPSA, 2002, 14 (6): 73-76.

[10] 吴杰, 刘健, 卢志刚, 等. 适用于输电网网架规划的人工鱼群算法[J]. 电网技术, 2007, 31 (18): 63-67.

WU Jie, LIU Jian, LU Zhi-gang, et al. Artificial fish swarm algorithm suitable to transmission network planning[J]. Power System Technology, 2007, 31 (18): 63-67.

[11] Choi J, El-Keib A A, Tran T. A fuzzy branch and bound-based transmission system expansion planning for the highest satisfaction level of the decision maker[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(1).

[12] Gallego R A, Romero R, Monticelli A J. Tabu search algorithm for network synthesis[J]. IEEE Trans on Power Syst, 2000,15(2):490-495.

[13] Binato S, Pereira M V, Granville S. A new benders decomposition approach to solve power transmission network design problems[J]. IEEE Trans Power Syst, 2001,16(2): 235-240.

[14] Bahiense L, Oliveira G C, Pereira M, et al. A mixed integer disjunctive model for transmission network expansion[J]. IEEE Trans Power Syst, 2001,16(3): 560-565.

[15] Silva E L, Gil H A, Areiza L M. Transmission network expansion planning under an improved genetic algorithm[J]. IEEE Trans Power Syst, 2000,15(3): 1168-1175.

收稿日期: 2009-08-05; 修回日期: 2009-11-04  
 作者简介:

赵洪山 (1965-), 男, 博士, 副教授, 主要从事电力系统建模、混杂控制以及优化检修方面的研究和教学工作;  
 E-mail: zhaohsh2002@yahoo.com.cn

陈亮 (1984-), 男, 硕士研究生, 主要从事电力系统输电线路扩展规划研究。

(上接第 59 页 continued from page 59)

LIU Yao-nian, et al. A short-term load forecasting approach based on imposing sparseness upon LSSVM integrated SMO algorithms[J]. Relay, 2008, 36 (4): 63-66.

[12] 杨立成. 基于最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测方法研究[D]. 南宁: 广西大学, 2008.  
 YANG Li-cheng. Research on short-term electric load forecasting based on least squares support vector machine[D]. Nanning: Guangxi University, 2008.

[13] 王德意, 杨卓, 杨国清. 基于负荷混沌特性和最小二乘支持向量机的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2008, 32 (7): 66-71.  
 WANG De-yi, YANG Zhuo, YANG Guo-qing. Short-term load forecasting based on chaotic characteristic of loads and least squares support vector machines[J]. Power System Technology, 2008, 32 (7): 66-71.

[14] 廖向旗, 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): 28-33.  
 LIAO Xiang-qi, et al. Classification of substation load characteristics based on gray relevancy clustering[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2007, 22 (2): 28-33.

[15] 钱卫华, 等. 基于负荷特性分析的短期负荷预测相似日选择方法[J]. 华中电力, 2007, 20 (1): 17-21.  
 QIAN Wei-hua, et al. The select similar days method for short-term load forecasting based on load characteristic analysis[J]. Central China Electric Power, 2007, 20 (1): 17-21.

收稿日期: 2009-07-25  
 作者简介:

李光珍 (1985-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统负荷预测、电力系统智能调度; E-mail: 85lgz@163.com

刘文颖 (1955-), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统智能调度、负荷预测、电力系统分析与控制。