

基于小波包的马尔科夫方法在短期负荷预测中的应用

郭奎麟, 谭伦农, 黄 虎

(江苏大学电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 为了提高电力系统短期负荷预测的精度, 提出了一种基于马尔科夫模型的综合预测算法。该算法利用双正交小波线性相位的特点, 对负荷时间序列进行小波包多分辨率分解。针对短时电力负荷具有较强随机波动性, 采用软阈值方法检测和处理不良信号, 用去噪后的信号建立模糊马尔科夫预测模型, 通过将各负荷序列的预测值加以组合得到最终预测结果。经实际算例验证, 该算法能有效地提高预测精度, 具有良好的抗干扰和容错能力。

关键词: 短期负荷预测; 小波变换; 小波包分析; 软阈值; 模糊马尔科夫

The application of wavelet packet based Markov Chain in short-term load forecasting

GUO Kui-lin, TAN Lun-nong, HUANG Hu

(School of Electrical Engineering and Information, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: A combination forecasting algorithm based on Markov model is proposed to improve the precision of short-term load forecast for power system. The power load time series are decomposed based on wavelet multi-resolution transform using a bi-orthogonal wavelet which has the feature of linear phases. To solve the strong stochastic fluctuation of the short-term load series, a soft-threshold approach is employed to detect and eliminate the noise. Using the de-noised signals, fuzzy Markov forecasting models are constructed and the final prediction results are obtained by combining the forecasting values of each load series. Experimental results show that the proposed method can improve the prediction accuracy, and has good anti-interference and fault tolerance.

Key words: short term load forecasting; wavelet transform; wavelet packet analysis; soft-threshold; fuzzy Markov

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)06-0066-07

0 引言

近年来, 小波分析作为科学方法在工程领域得到重视, 其对比传统的傅里叶分析所具有的良好时域和频域功能, 可以对信息成分采取逐渐精细的时域和频域分析处理, 尤其对突发与短时信息分析具有明显优势, 因此被大量应用于短期负荷预测研究并取得了一定成果^[1-6]。文献[7-8]进一步探讨了小波包分析在电力负荷短期负荷预测中应用的可能性, 提出了基于小波包的分解与重构方法, 取得了较好的预测结果。短期负荷是一个具有较大随机性的复杂系统, 模糊马尔科夫预测的研究对象是一个具有随机变化的动态系统, 根据状态之间的转移概率来预测对象的未来发展。文献[9-10]将模糊马尔科夫预测模型应用拓展到负荷预测领域。针对短期电力负荷影响因素复杂的特点, 综合了几种预测方法优点, 本文研究并提出了将小波包软阈值去噪和预测结合起来的算法。首先对负荷时间序列进行小波包分解, 然后采用软阈值方法对小波包系数去噪并进行重

构, 接着对重构后的信号建立模糊马尔科夫预测模型, 最后对预测结果进行合成, 从而得到最终负荷预测值。实际系统的算例证明了本文算法能较好地提高预测精度。

1 小波包理论简介

正交小波包^[11]是一个函数族, 由它们可构造 $L^2(R)$ 的标准正交基。设 $\{h_n\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 是正交尺度函数 $\phi(t)$ 对应的正交低通滤波器, $\{g_n\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 是正交小波函数 $\psi(t)$ 对应的高通滤波器, 则有:

$$\begin{cases} \mu_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \mu_n(2t-k) \\ \mu_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \mu_n(2t-k) \end{cases} \quad (1)$$

递归定义的函数 $\mu_n, n=0, 1, 2, \dots$ 称为由正交尺度函数 $\mu_0 = \phi$ 确定的小波包。小波包分析是对小波分析的发展, 能够对小波空间进一步分解, 将高频信号中的各种频率分量进一步细分到各个频带。三层小波包分析的空间划分如图 1 所示。

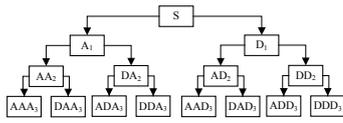


图1 S空间的三层小波包划分

Fig.1 Three-level wavelet packet decomposition of the S space

利用尺度方程和构造方程可得到小波包分解的 Mallet 算法^[12]为:

$$\begin{cases} d_j^{2n}[k] = \sum_{l \in Z} h_{l-2k} d_{j+1}^n[l] \\ d_j^{2n+1}[k] = \sum_{l \in Z} g_{l-2k} d_{j+1}^n[l] \end{cases} \quad (2)$$

小波包重构的 Mallet 算法为:

$$d_{j+1}^n[k] = \sum_{l \in Z} h_{k-2l} d_j^{2n}[l] + \sum_{l \in Z} g_{k-2l} d_j^{2n+1}[l] \quad (3)$$

2 模糊马尔科夫模型

模糊马尔科夫模型预测是对于一个原始随机序列 $x_k (k=1, 2, \dots, n)$ 先根据时间序列的值域进行 m 个 E_1, E_2, \dots, E_m 的模糊状态划分, 建立这 m 个状态的隶属度函数。利用其隶属函数, 可计算出任一个时间序列值关于各个模糊状态的隶属度 $\mu_{E_i}(x_k) (i=1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, n)$ 。

设时间序列值 x_k 用一个模糊向量表示:

$$F(x_k) = \{\mu_{E_1}(x_k), \mu_{E_2}(x_k), \dots, \mu_{E_m}(x_k)\} \quad (4)$$

用 M_i 表示数据 x_1, x_2, \dots, x_{n-1} 落入模糊子集 E_i 中的个数; M_{ij} 表示从模糊状态 E_i 到 E_j 的转移“个数”, 设模糊状态 E_i 到 E_j 的转移概率为 $p_{ij} (1, 2, \dots, m)$, 则

$$p_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i} \quad (5)$$

式中, p_{ij} 表示下一步系统将由目前状态 E_i 到各种模糊状态 $E_j (j=1, 2, \dots, m)$ 的概率。由给定的 n 时刻序列观测值 x_n , 可以得到 x_n 关于各模糊状态的隶属度 $\mu_{E_i}(x_n)$, 记:

$$F(x_n) = \{\mu_{E_1}(x_n), \mu_{E_2}(x_n), \dots, \mu_{E_m}(x_n)\} \quad (6)$$

则时间序列在 $n+1$ 时的预测状态仍是一个模糊向量, 即

$$F(x_{n+1}) = F(x_n)P = \begin{cases} \mu_{E_1}(x_n), \mu_{E_2}(x_n), \dots, \mu_{E_m}(x_n) \end{cases} \cdot \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \dots & p_{mm} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$F(x_{n+1})$ 的各分量表示 $n+1$ 时刻序列的估计量隶属于各个模糊状态的程度。根据最大隶属度原则, 假如 $\mu_{E_j}(x_{n+1}) = \max\{\mu_{E_1}(x_{n+1}), \mu_{E_2}(x_{n+2}), \dots, \mu_{E_m}(x_{n+1})\}$ 可预测下一时刻序列转移到状态 E_j , 预测值以 E_j 的中点或者均值表示。

3 小波包-模糊马尔科夫预测算法

3.1 基本思想

小波包分解与重构是小波包分析中极为重要的运用。本文算法正是基于这两种运算来完成的。首先用小波包对数据进行多分辨分解, 将表达负荷数据本质变化的低频部分与高频随机干扰信号相分离, 进而运用阈值方法进行去噪并重构, 重构后对基本信号和干扰信号建立模糊马尔科夫模型, 最后外推出预测结果并进行合成, 从而得到负荷的预测结果。

3.2 预测步骤

本文算法具体步骤如下:

1) 选定一个合适小波函数并确定小波包分解的层次 j , 将原始信号进行 j 层分解。信号经 j 层分解后, 在第 j 层上共有 2^j 个节点。

本文不用正交小波, 而使用双正交小波。双正交小波的对称性滤波特性具有线性相位, 在信号的分解和重构中不会造成失真, 而紧支正交实小波的非对称性在信号处理中容易造成较大失真。相比之下, 具有对称性的双正交小波函数更适合电力负荷数据的分解和重构。

2) 采用 Stein 似然无偏估计自适应确定阈值^[13-14] (Sure Shrink) 来处理小波包分解系数, 阈值的选择过程是, 对于一个给定的阈值 T , 得到它的似然估计, 再将非似然的 T 最小化, 就得到了所选择的阈值。阈值的计算应用公式 $T = \sigma \sqrt{2 \ln(n \log_2^n)}$, 其中

σ 为噪声信号的标准差 (度量噪声的强弱) 通常取为 1, n 是信号长度。阈值选定后, 对小波包系数进行阈值量化处理, 根据软阈值量化后第 j 层的小波包系数进行小波包重构, 即得到较为干净的信号。

阈值收缩法去噪的主要理论依据是, 小波变换特别是正交小波包变换具有很强的去数据相关性, 它能使信号能量在小波域集中在一些大的小波系数中, 而噪声的能量却分布在整个小波域内。经过小波包分解后, 信号的小波包系数包含着信号的重要信息, 其幅值较大, 但数目较少; 而随机干扰信号对应的小波系数是一致分布的, 数目多, 但幅值较

小。采用阈值的方法可以把信号系数保留，而使大部分噪声系数减少至零。所以选取合适的阈值对小波包分解系数进行量化处理，将小于或者等于阈值的小波包系数作为零处理，而仅仅用阈值以上的数据来重建信号，这样既除去了大部分噪声，又保留了原始信号的特征，而且该方法在最小均方差意义下可达到近似最优。

3) 对重构后 2^j 个小波包系数分别建立模糊马尔科夫预测模型，主要是对重构的时间序列划分状态，建立 8 个状态转移概率矩阵。

4) 根据上一步中生成的 8 个状态转移概率矩阵，用模糊马尔科夫预测模型进行预测，将得到的预测结果进行累加，就得到电力负荷预测值。

5) 对预测结果进行分析。

4 负荷预测算例分析

本文采用江苏省某市 2009 年 4 月 23 日至 2009 年 6 月 21 日的历史负荷数据进行建模分析对该地区 6 月 22 日的 96 点负荷作为样本进行预测，分别采用下述三种预测模型进行对比。

4.1 马尔科夫模型预测结果

将负荷数据划分成 16 个状态，建立状态概率转移矩阵，对测试样本进行预测，预测结果及相对误差如图 2 所示。

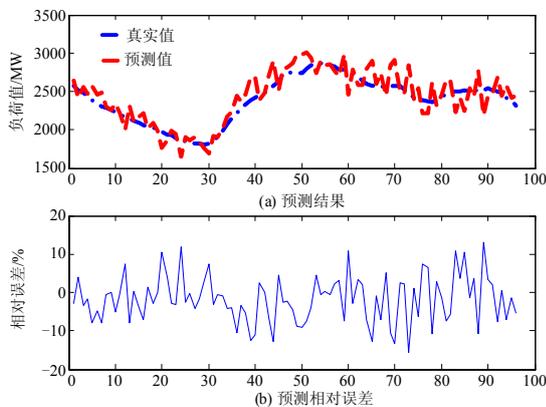


图 2 马尔科夫模型预测结果及其相对误差
Fig.2 Prediction results with Markov model and its relative error

图中 95 个点的 (最后一个除外) 预测值与真实值的平均相对误差为 5.14%。

4.2 小波分析模型预测结果

对测试样本数据采用相关文献所用的小波分析组合模型进行预测。

预测结果和相对误差如图 3 所示。预测值与真实值的平均相对误差为 1.59%。

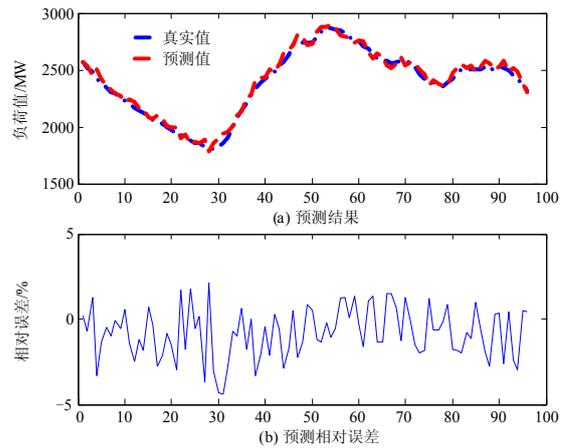


图 3 小波神经网络模型预测结果及其相对误差

Fig.3 Prediction results with wavelet neural network model and its relative error

4.3 小波包-模糊马尔科夫模型预测结果

首先对历史样本进行多分辨的小波包分解，小波函数选用双正交的样条小波 bior5.5，数据分解层次 $j=3$ ，阈值 T 取值为 4.655 6；边界采用对称延拓方式。

按照小波包分解和重构的 Mallet 算法，软阈值消噪并重构后在第 3 个尺度上有 8 个节点，依次为小波包空间 S 的信号分量 $wp30$ ，空间 A_1 的信号分量 $wp31 \dots$ 空间 DDD_3 的信号分量 $wp37$ 。

本文程序用 Matlab7.0 进行编程来实现，图 4 给出了历史信号和重构后的各分量信号 $wp0 \sim wp7$ 。

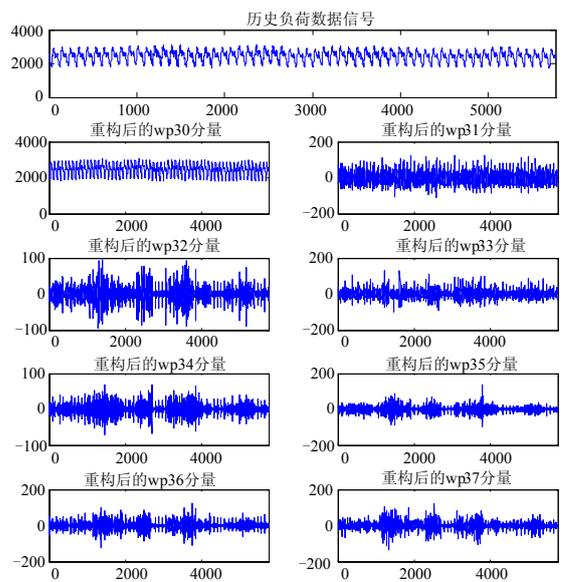


图 4 消噪后重构的各个分量

Fig. 4 Reconstructed components after de-noising

对每个重构后的时间序列建立模糊马尔科夫预测模型, 采用同样的状态结构进行划分, 划分数仍取 16 个状态, 建立 8 个状态转移概率矩阵。对测试样本用小波包函数 bior5.5 进行分解, 然后分别根据 8 个状态转移概率矩阵进行预测, 最后合成预测结果。

需要指出的是在这一步骤, 马尔科夫的状态转移概率矩阵对预测的准确性至关重要。一般根据历史样本确定状态转移概率矩阵后, 一直使用该状态转移概率矩阵进行预测, 然而随着时间的推移, 原有数据有可能已经不再适应新的情况, 即原状态转移概率矩阵已不能真实地反映系统状态转移的规律, 这是灰色系统理论的新息优先原理的基本思想。倘若及时补充和利用新的信息, 使用新近状态转移信息实时更新状态转移概率矩阵, 还可以进一步提高预测的精度。

预测结果和相对误差如图 5 所示。本文所用算法的预测值与真实值的平均相对误差为 1.13%。预测误差远低于一般的马尔科夫预测误差和小波分析组合预测的误差。

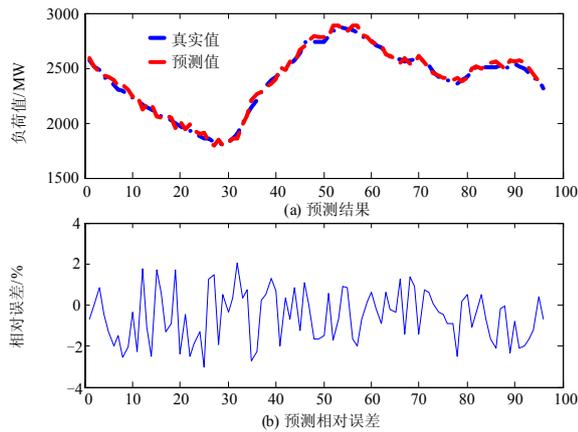


图 5 小波包-马尔科夫模型预测结果及其相对误差

Fig.5 Prediction results with wavelet packet - Markov model and its relative error

预测误差的确定采用最大百分比误差 $MaxPRE$ 、平均相对误差 $MAPE$ 、均方根误差^[15] MSE 和日负荷预测准确率 PPD 。定义如下:

$$APE = \frac{|y - \hat{y}|}{y} \times 100\% \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_N APE \quad (9)$$

$$PPD = \left(1 - \sqrt{\frac{1}{96} \sum_i^{96} APE_i^2} \right) \times 100\% \quad (10)$$

文中各种方法预测误差结果比较如表 1 所示。由表中数据分析可得, 若对短期电力负荷数据进行小波包分解与重构及阈值消噪, 然后建立马尔科夫预测模型再进行预测, 将获得更加精确的预测结果。

表 1 各种方法预测结果比较

	马尔科夫	小波分析	本文算法
MaxPRE/%	15.703 1	4.394 5	3.031 6
MAPE/%	5.140 2	1.588 0	1.126 4
MSE/%	6.356 7	1.797 6	1.175 0
PPD/%	93.643 3	98.202 4	98.825 0

5 结语

针对短期负荷具有特殊周期性和波动性的特点, 本文提出基于小波包对短时电力负荷进行多分辨分解和软阈值消噪重构, 对不同分量信号进行模糊马尔科夫预测, 最后对预测结果进行合成的方法, 从而获得较为满意的预测结果, 此算法显著地提高了预测精度。

在应用中, 历史数据的状态划分是建立马尔科夫预测模型的基础条件, 预测的精度与历史数据容量和恰当的状态划分有较大关系; 通常历史数据少的时候, 状态数少一些, 使各个状态具有较多的样本点; 历史数据多的时候, 落入各状态的样本点较多, 可以增加一些状态, 但这只是一个定性的指导原则, 在实践中如何把握和运用, 以及如何合理地更新状态转移矩阵, 这些问题都需要进一步的讨论并解决。

参考文献

- [1] 冉启文, 单永正, 王骐, 等. 电力系统短期负荷预报的小波-神经网络-PARIMA 方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(3): 38-42.
RAN Qi-wen, SHAN Yong-zheng, WANG Qi, et al. Wavelet-neural networks-parima method for power system short term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(3): 38-42.
- [2] 邵能灵, 侯志俭, 李涛, 等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(1): 45-50.
TAI Neng-ling, HOU Zhi-jian, LI Tao, et al. New principle based on wavelet transform for power system short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1): 45-50.
- [3] 宋超, 黄民翔, 叶剑斌. 小波分析方法在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2002, 14(3): 8-12.
SONG Chao, HUANG Min-xiang, YE Jian-bin. The application and problems of wavelet used in short-term

- power load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2002, 14(3): 8-12.
- [4] 石恒初, 严正, 黄涛, 等. 基于小波分析的短期电力负荷组合预测方法[J]. 继电器, 2007, 35(17): 22-26.
SHI Heng-chu, YAN Zheng, HUANG Tao, et al. A method of combination forecast for short-term power load based on wavelet analysis[J]. Relay, 2007, 35(17) : 22-26.
- [5] 顾洁. 应用小波分析进行短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(2): 40-44, 65.
GU Jie. Application of wavelet analysis to short-term load forecasting of power system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2003, 15(2): 40-44, 65.
- [6] 汪新秀, 吴耀武, 熊信银, 等. 基于模糊小波网络的电力系统短期负荷预测方法[J]. 继电器, 2004, 32(4): 32-36.
WANG Xin-xiu, WU Yao-wu, XIONG Xin-yin, et al. A method of power system short-term load forecasting based on fuzzy wavelet neural networks [J]. Relay, 2004, 32(4): 32-36.
- [7] 叶淳铮, 常鲜戎, 顾为国, 等. 基于小波变换和支持向量机的电力系统短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(14): 41-45.
YE Chun-zheng, CHANG Xian-rong, GU Wei-guo, et al. Short-term load forecasting based on wavelet transform and support vector machines[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(14): 41-45.
- [8] 张大海, 江世芳. 基于小波包分析的电力负荷预测算法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2004, 16(2): 51-53, 84.
ZHANG Da-hai, JIANG Shi-fang. Power load forecasting algorithm based on wavelet packet analysis[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2004, 16(2): 51-53, 84.
- [9] 任雪梅, 陈逊, 徐腊元. 基于马尔科夫链和模糊聚类的电力系统短期负荷预测[J]. 北京理工大学学报, 2004, 24(5): 416-422.
REN Xue-mei, CHEN Xun, XU La-yuan. Power system short term load forecasting based upon a combination of Markov Chain and fuzzy clustering[J]. Transaction of Beijing Institute of Technology, 2004, 24(5): 416-422.
- [10] 董继征, 王桓, 何怡刚, 等. 加权马尔科夫链在负荷预测中的应用[J]. 继电器, 2006, 34(3): 32-36.
DONG Ji-zheng, WANG Huan, HE Yi-gang, et al. Application of markov chain with weights to load forecasting[J]. Relay, 2006, 34(3): 32-36.
- [11] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans on IT, 1995, 41(3): 613-627.
- [12] 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.
CHENG Zheng-xing. The algorithm for wavelet analysis and its application[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1998.
- [13] Koc C K, Chen G R, Chui C K. Complexity analysis of wavelet signal decomposition and reconstruction[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30: 910-918.
- [14] David L, Donoho, Iain M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 12(90): 1200-1224.
- [15] 杨正瓴, 王渭巍, 曹东波, 等. 短期负荷预测的 Ensemble 混沌预测方法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(23): 34-36.
YANG Zheng-ling, WANG Wei-wei, CAO Dong-bo, et al. Ensemble chaotic forecasting method in short term load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(23): 34-36.

收稿日期: 2010-04-06; 修回日期: 2010-08-24

作者简介:

郭奎麟(1983-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析, 负荷预测等; E-mail: guokuilin@sina.com

谭伦农(1965-), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统分析, 电力市场等;

黄虎(1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为信号处理, 模式识别等。

(上接第 65 页 continued from page 65)

- [10] 马骏, 韩天祥, 姚明, 等. 泰和变电站 220 kV GIS 设备改造 LCC 计算后评估研究[J]. 华东电力, 2005, 33(12) .
MA Jun, HAN Tian-xiang, YAO Ming, et al. Ex2-post evaluation on LCC calculation for Taihe substation 220 kV GIS retrofit[J]. East China Electric Power, 2005, 33(12) .
- [11] 李中, 陈健. 500 kV 变电所保护布置方案研究[J]. 继电器, 2002, 30(11): 51-52, 75.
LI Zhong, CHEN Jian. Study on the laying of protection

and control equipments in the 500 kV substation[J]. Relay, 2002, 30(11): 51-52, 75.

收稿日期: 2010-03-22

作者简介:

尹来宾(1987-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统继电保护及综合自动化; E-mail: yinlaibin@yahoo.cn

范春菊(1967-), 女, 副教授, 博士, 长期从事人工智能在继电保护及综合自动化中应用的研究及教学工作;

崔新奇(1974-), 男, 高级工程师, 从事变电站的运行与管理工作。