

含有山区小水电负荷的气象回归短期负荷预测技术

金义雄¹, 段建民¹, 杨俊强², 甄执根³, 徐斌³, 储召云³, 李宏仲⁴, 王承民⁴, 曾令国⁵

(1. 上海电力学院电自学院, 上海 200090; 2. 广东韶关乳源县供电局, 广东 韶关 512700; 3. 安徽省六安电力局, 安徽 六安 237000; 4. 上海交通大学电气工程系, 上海 200030; 5. 浙江师范大学, 浙江 金华 321000)

摘要: 将负荷分解为正常负荷及小水电负荷, 进一步将其分别分解为气象负荷和长期趋势负荷分量, 建立气象因素和气象负荷的回归关系, 并以回归结果对历史负荷数据进行相似搜索, 该方法可提高预测样本同被预测日负荷的相似度, 从而增加预测结果的可信度和精确度。采用多种负荷预测方法以权重优化组合的方式进行负荷组合预测。应用实例证明, 所提出的方法可体现不同地区、不同类型、不同气象敏感度的负荷特性, 对于负荷总量较小, 变动范围较大, 受天气因素影响明显且含有山区小水电负荷的地区具有较好的精度。

关键词: 负荷预测; 气象因素; 线性回归; 时间序列; 灰色模型; 神经网络; 组合预测

Weather line regression and combination load forecast of mountainous area contain small hydro-power unit

JIN Yi-xiong¹, DUAN Jian-min¹, YANG Jun-qiang², ZHEN Zhi-gen², XU Bin³
Chu Zhao-yun³, LI Hong-zhong⁴, WANG Cheng-min⁴, ZENG Ling-guo⁵

(1. Department of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. Shaoguan Ruruan County Power Supply Bureau, Shaoguan 512700, China; 3. An-hui Liu-an Power Company, Liuan 237000, China; 4. Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China; 5. Zhejiang Normal University, Jinhua 21004, China)

Abstract: This paper divides the load into normal load and small hydro-power load, and decomposes them into weather-sensitive load and secular trend load respectively, and then found the relation between the weather-sensitive load and the weather factors by line regression model. According to the regression result, similarity search can find better samples for load forecast. This method can improve the similarity of the loads between forecast day and sample days, and so as to improve the reliability and precision of load forecast. Manifold load forecast methods assembled by optimal weight were also applied to load forecast in this paper. Technical application manifest these techniques put forward in this paper can represent the load character of different areas, types and weather sensitivities, so as to have robust adaptability, and then have higher precision even to those small, big-vibration-range, weather-sensitive and mountainous area load contain small hydro-power unit.

Key words: load forecast; weather factors; linear regression; time series; gray model; nerve network; combination forecast

中图分类号: TM715

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2007)14-0054-05

0 引言

短期负荷预测对于电力系统安全经济运行有着重要的作用, 尤其是对电力市场的运行有着重要的意义, 因此, 研究人员不断地致力于研究新的负荷预测模型, 以提高预测的精度。短期负荷预测的最大特点是其具有明显的周期性, 如不同日负荷整体变化规律的相似性, 同一星期类型日负荷的相似性。除了其周期性外, 短期负荷预测另一个明显的特征

是受环境, 如气象变化、季节更替、设备检修及故障、重大事件等影响, 使负荷变化呈现非平稳的随机过程。对于短期负荷预测的周期性特点, 可以在负荷预测模型中建模; 对其所受的各类环境因素, 有的是可建模的, 包括天气变化、季节更替; 有的是可事先预计的, 如设备检修、重大事件; 有的是无法预计的, 如设备故障, 由于设备故障无法事先预知, 所以通常在负荷预测中很少考虑此类因素的影响。另外, 含有山区小水电负荷地区的负荷预测由于不仅受当天天气状况影响, 还受前几天的天气状况影响, 而且与小水电机组有无库容有很大关系, 因而情况较为复杂。

现已有许多文献对气象因素在负荷预测中的建

基金项目: 2007年上海市教委科研项目(07ZZ145); 上海高校选拔培养优秀青年教师科研专项基金; 上海市重点学科(P1301); 上海市科委重点项目(061612040)

模进行了研究^[1~3],文献[4]采用神经网络以实时气象要素对北京电力公司 1 小时以内的负荷进行预测,但由于需要一天 24 个小时的整点气象实时数据,而许多地方限于条件通常只能拿到 4 个时段甚至是一个时段的气象数据,因而限制了这种方法的使用范围,文献[5]为减少神经网络输入层的神经元,以人体适应度指标对气象因素进行整合,从而将多个气象因素统一为一个输入量,体现了气象因素间的关联性,加快了计算的速度,但其中的人体适应度指标是经验数据,且未给出这一经验数据的计算或估计方法。另外,人体适应度指标无法给出诸如农业抗旱排涝负荷、山区小水电发电情况等因素与气象因素之间的关系,因而不够全面。综合现有考虑气象因素的负荷预测情况来看,存在的两个问题是,①直接将各种气象因素作为输入量进行预测,而没有考虑到各因素的相互关系,如温度和湿度的关系,温度和风力的关系,降雨和湿度的关系。如文献[5]采用人体适应度的指标对各种气象要素进行综合,较采用单一气象因素进行预测更为科学。②当天气状况变化较大时,所拟合出的预测曲线处于置信区间之外,如采用多元线性回归模型时,回归方程不可信时,将大大降低预测精度。针对以上两个问题,本文将采用以下方式进行改进,将负荷分解为正常负荷及小水电负荷,并进一步将负荷分解为不受气象影响的长期趋势项和受气象影响的气象负荷项,并采用线性回归模型建立气象因素和气象负荷的回归模型,并以此模型预测待预测日的气象负荷,再以待预测日的气象负荷及长期趋势负荷之和作为聚类中心,取与此聚类中心最相似的历史负荷数据作为预测样本。通过以上方式改进后,可综合多个气象因素,并体现各类负荷的不同气象敏感度,而非统一以人体适应度为唯一指标,并且,通过相似日聚类使预测样本与待预测日更接近,从而保证预测结果具有较高置信度。此外,对于不同的负荷类型、负荷特性,由于不同的预测方法提供的预测信息和预测精度是不同的,为了提高预测精度本文还采用线性回归模型、神经网络模型、时间序列模型和灰色模型进行动态组合,采用动态优化权重的方法进行综合预测,从而进一步提高预测精度。

1 负荷分解

将负荷分解为正常负荷及小水电负荷是通过 SCADA 数据库中的关口表来获取的,将属于小水电关口表的负荷从总负荷中减去,从而形成:

$$P = P' + P'' \quad (1)$$

其中: P' 为正常负荷项; P'' 为小水电负荷项。

之所以要将小水电负荷从正常负荷中独立出来,是因为小水电负荷受天气影响的情况不同于正常负荷。

影响电网负荷变化的因素很多,如何从中提取影响电网负荷的气象因素是非常关键的。

一般来说,无论是正常负荷还是小水电负荷均可分离出不受气象影响的长期趋势项和受气象影响的气象负荷项:

$$L = L' + L'' \quad (2)$$

L' 为不受气象因素影响的长期趋势项; L'' 为受气象因素影响的气象负荷项。

设其中长期趋势项 L' 是以简单的线性关系来表示:

$$l'_t = at + b \quad (3)$$

式中: l'_t 为 t 时刻的长期趋势负荷, t 为时间(资料序号或天数), a 、 b 是系数,由于事先无法确定 l'_t 的值,故取 t 时刻的总负荷值 l_t (分析正常负荷项时取正常负荷所对应的总关口负荷;分析小水电负荷时取小水电负荷所对应的总关口负荷)来代替,由最小二乘法估计 a 、 b 。为此,作离差平方和:

$$Q(a, b) = \sum_{i=1}^n (l_{ii} - at_i - b)^2 \quad (4)$$

n 为样本天数。由最小二乘原理解得:

$$\begin{cases} a = \frac{n \sum_{i=1}^n t_i l_{ii} - \sum_{i=1}^n t_i \sum_{i=1}^n l_{ii}}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - (\sum_{i=1}^n t_i)^2} \\ b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l_{ii} - \frac{a}{n} \sum_{i=1}^n t_i \end{cases} \quad (5)$$

由上式可分别求出每天(正常或小水电负荷)96个点的负荷回归方程系数 $(a_1, b_1) \sim (a_{96}, b_{96})$ 。由于在此进行的计算只是对负荷进行初步分类,仅采用一元线性回归模型分析不受气象因素影响的长期趋势项是可以满足要求的,我们可以利用 $L'' = L - L'$, 将历史负荷减去反映长期趋势的基荷,来分析气象变化相关的周期季节性波动负荷。

2 气象因素与气象负荷的回归模型

由于气象台通常最多只能提供一天 24 h 整点的气象实时数据包括温度、风力、湿度、降雨量,而气象预报则是只给出一天的最高、最低温度,平均风力,最高、最低湿度,天气状况等,所以为了计算被预测日的气象与气象负荷之间的关系,需先将历史的实时气象数据进行整理,使其与气象预报数

据的形式一致。处理方法如下, 设每天的实时气象数据有 24 组 (每小时一组), 则:

$\bar{T}_t = \max(T_t^1, T_t^2, \dots, T_t^{24})$ 为第 t 个样本日的最高温度;

$\underline{T}_t = \min(T_t^1, T_t^2, \dots, T_t^{24})$ 为第 t 个样本日的最低温度; 其中 T_t^i 为第 t 个样本日 i 时刻的实时温度;

$\bar{W}_t = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} W_t^i$ 为第 t 个样本日的平均风力; W_t^i 为第 t 个样本日 i 时刻的实时风力;

$\bar{H}_t = \max(H_t^1, H_t^2, \dots, H_t^{24})$ 为第 t 个样本日的最高湿度;

$\underline{H}_t = \min(H_t^1, H_t^2, \dots, H_t^{24})$ 为第 t 个样本日的最低湿度; 其中 H_t^i 为第 t 个样本日 i 时刻的实时湿度。

经以上处理过程后, 对于正常负荷可得出的一组样本数据:

$(L_t^*, \bar{T}_t, \underline{T}_t, \bar{W}_t, \bar{H}_t, \underline{H}_t, P_t)$ ($t=1, 2, \dots, n$), 其中 P_t 为第 t 个样本日的降雨量。

可建立以下线性方程:

$$L_t^* = x_0 + x_1 \bar{T}_t + x_2 \underline{T}_t + x_3 \bar{W}_t + x_4 \bar{H}_t + x_5 \underline{H}_t + x_6 P_t \quad (6)$$

由于小水电受前些天的雨量影响, 所以对于小水电负荷可采用以下样本数据:

$(L_t^*, \bar{T}_t, \underline{T}_t, \bar{W}_t, \bar{H}_t, \underline{H}_t, P_{t-9}, P_{t-8}, \dots, P_t)$
($t=1, 2, \dots, n$)

其中: $P_{t-9}, P_{t-8}, \dots, P_t$ 为第 $t-9$ 日到 t 日的雨量。

可建立以下线性方程:

$$L_t^* = x_0 + x_1 \bar{T}_t + x_2 \underline{T}_t + x_3 \bar{W}_t + x_4 \bar{H}_t + x_5 \underline{H}_t + \sum_{i=0}^9 u_i P_{t-i} \quad (7)$$

采用线性回归模型分别对式(6)和式(7)求得 96 组回归系数, 分别对应于正常气象负荷和小水电气象负荷分量的 96 个预测时段的线性回归方程。

对被预测日的天气状况按雨量等级进行量化。按天气预测降雨大小可分为小雨、中雨、大雨、暴雨、大暴雨及特大暴雨:

- ①小雨时, 取降雨量=10 mm
- ②中雨时, 取降水量=18 mm
- ③大雨时, 取降雨量=38 mm
- ④暴雨时, 取降雨量=75 mm
- ⑤大暴雨时, 取降雨量=150 mm
- ⑥特大暴雨时, 取降雨量=250 mm

通过回归方程求出的预测日的 96 个气象负荷分量 l^* , 对应于一天的 96 个预测点。

3 基于气象修正的相似聚类样本选择

样本选择是影响电力负荷预测精度的重要因素。合理的样本选择能有效提高预测精度。基于气象修正的相似聚类样本选择原理为:

a) 将历史负荷数据按日期类型分类, 如正常日、星期六、星期日、重大节假日等类型。

b) 采用前面气象分析结果, 求得预测日相关气象负荷分量。利用气象负荷预测值对长期趋势负荷预测值加以修正:

$$L_{CF}(t) = L_{CH}(t) + \Delta L_C \quad (8)$$

$L_{CF}(t)$ 为预测日样本聚类中心负荷; $L_{CH}(t)$ 为预测日长期趋势分量; ΔL_C 为预测日气象负荷分量。

用上述方法分别确定了预测日正常负荷和小水电负荷样本聚类中心负荷曲线后, 通过该曲线, 采用欧氏距离选择所需要的样本。

本文采用的方法与已有气象相似聚类的方法不同, 已有的方法不是以各个气象因素的欧氏范数之和作为总相似度, 就是以各个因素的模糊相似度之和作为总相似度, 这样无法体现各因素的相关性, 正如 25℃ 无降雨时和 28℃ 有降雨时负荷可能接近, 但其欧氏范数之和却相差大。而且与文献[5]的方法相比, 本文通过线性回归求出的负荷气象回归方程可体现不同地区、不同类型、不同气象敏感度的负荷特性, 因而具有广泛的自适应性, 并且, 对于小水电负荷, 由于考虑了前 10 天的雨量对发电的影响, 因而更能体现雨量的积累特性, 对提高小水电的预测精度起到了重要作用。

4 组合预测方法

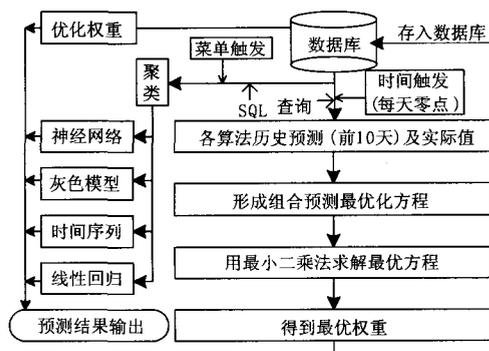


图 1 组合预测方法框图

Fig.1 Combination load forecast calculation step

不同预测方法可提供不同的预测信息和不同的预测精度,若简单地选择拟合优度最佳或标准离差最小的预测模型作为最优模型进行预测,则有可能丢失一些重要信息,尤其是在一个具有多种负荷特性的地区。因此,较为科学的组合预测方法是将几种方法所得的预测结果,选取适当的权重进行加权平均。本文所采用的组合模型包括多元线性回归^[6]、时间序列^[7,8]、灰色模型^[9]和神经网络^[10,11]。具体方法可参照相关文献。而组合预测模型也在文献[12]中有详细论述,本文不再赘述。组合预测流程如图1所示。

5 应用实例

本文所建立的考虑气象因素的相似聚类负荷组合预测方法已经在安徽省六安市电力公司得到应用,六安市处于大别山脚下,平均负荷约为25~45万kW,是一个用电量较小的地区,负荷波动较大,且负荷受山区小水电影响较大,约有总计10万kW装机的小水电机组,因而受天气状况影响相当明显,负荷预测难度较大。气象数据采用FTP定时从六安气象台获取。

采用本系统对六安市2006年8月10日负荷进行预测,图2为直接选取历史数据作为预测样本时的数据曲线,由图可见,其负荷变动较为剧烈。图3为预测日正常负荷的趋势负荷分量和气象负荷分量,图4为预测日小水电负荷的趋势负荷分量和气象负荷分量。比较图3、图4,可见正常负荷受天气影响较小,所以气象负荷分量比重较小,而小水电负荷受天气影响较为明显,所以其气象负荷分量比重较大。采用式(8)求得各自的聚类中心,根据各自的聚类中心选择预测样本如图5、图6所示。比较图2和图5、图6可见,采用本文相似聚类方法所选样本具有较高相似度,采用这样的样本进行预测,可增加预测结果的可信度和精度。

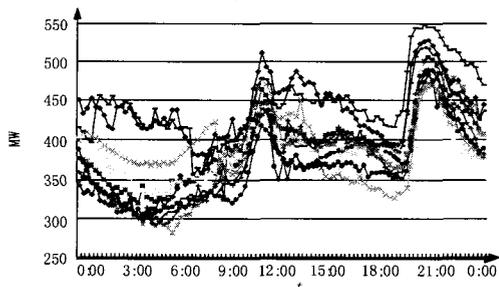


图2 直接选取历史数据时的数据曲线
Fig.2 Data curve while choosing the historical data directly

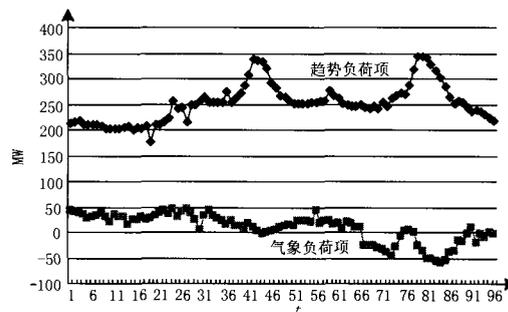


图3 正常负荷的分解曲线
Fig.3 Decomposing of the normal load curves

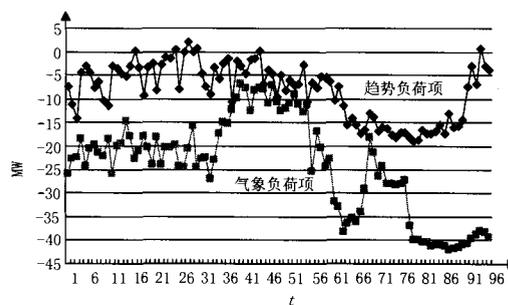


图4 小水电负荷的分解聚类中心曲线
Fig.4 Decomposing of the small hydro-power load curves

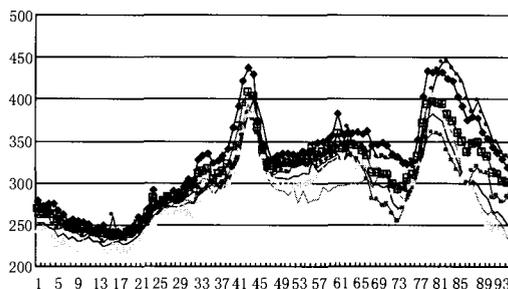


图5 基于气象修正的正常负荷聚类样本
Fig.5 Clustered sample data curves for normal load based on the meteorological revised

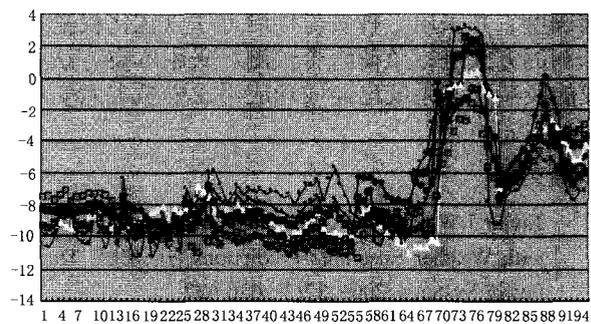


图6 基于气象修正的小水电负荷聚类样本
Fig.6 Clustered sample data curves for small hydro-power load based on the meteorological revised

8月10日的组合权重分别为：时间序列 12.333%，灰色模型 22.667%，线性回归为：28.447%，神经网络为 36.553%。图 7 为最终预测结果及实时曲线。

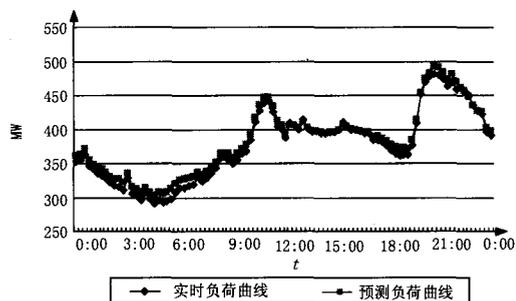


图 7 预测结果

Fig.7 Forecast results

采用本系统对六安市 2006 年 7 月到 8 月负荷进行预测。其结果统计见表 1。

表 1 六安市负荷预测统计结果

Tab.1 The load forecast statistics result of Liu-an

最大误差/(%)	7.374	最小误差/(%)	0.01
平均误差/(%)	3.17	均方误差/(%)	2.43

由表 1 统计结果可见，本文采用的相似聚类技术和组合预测方法具有较高的精度，且均方误差较小，说明预测结果整体都具有较高的精度。

6 结论

本文分析了现有的考虑气象因素的负荷预测方法，针对其中的问题进行了研究，提出将负荷分解为正常负荷及小水电负荷，进一步将其分别分解为气象负荷和长期趋势负荷分量，采用线性回归模型建立气象因素和气象负荷的回归关系，并以气象负荷和长期趋势负荷之和作为聚类中心，对历史负荷数据进行相似搜索的方法，以提高预测样本与被预测日负荷的相似度，从而增加预测结果的可信度和精确度。并采用多种负荷预测方法以优化权重组合预测的方式进行负荷组合预测。采用本文方法所开发的负荷预测系统已经成功应用于安徽省六安市电力公司。

参考文献

[1] Taylor J W, Buizza R. Neural Network Load Forecasting with Weather Ensemble Predictions [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2001, 17(3): 626-632.
 [2] 黎静华, 栗然, 顾雪平, 等. 网格化的电力系统短期负荷预测的 MDRBR 模型[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(24): 27-31.
 LI Jing-hua, LI Ran, NIU Dong-xiao. Application of Mining Default Rules Based on Rough Set in Power

System Short-term Load Forecasting [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(24): 27-31.
 [3] 贺蓉, 曾刚, 姚建刚, 等. 天气敏感型神经网络在地区电网短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(9): 32-35, 52.
 HE Rong, ZENG Gang, YAO Jian-gang, et al. Application of Weather Sensitivity Neural Network Model in Short-term Load Forecasting on Area [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(9): 32-35, 52.
 [4] 康重庆, 周安石, 王鹏, 等. 短期负荷预测中实时气象因素的影响分析及其处理策略[J]. 电网技术, 2006, 30(7): 5-10.
 KANG Chong-qing, ZHOU An-shi, WANG Peng, et al. Impact Analysis of Hourly Weather Factors in Short-term Load Forecasting and Its Processing Strategy [J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 5-10.
 [5] 秦海超, 王玮, 周晖. 人体舒适度在短期电力负荷预测中的应用[J]. 电力学报, 2006, 21(2): 143-145.
 QIN Hai-chao, WANG Wei, ZHOU Hui. Short-term Electric Load Forecast by Inducting Human Body Amenity [J]. Journal of Electric Power, 2006, 21(2): 143-145.
 [6] 贺静, 韦钢, 熊玲玲. 负荷预测线性回归分析法的模糊改进[J]. 华东电力, 2003, (11): 21-23.
 HE Jing, WEI Gang, XIONG Ling-ling. Fuzzy Improvement of Linear Regression Analysis for Load Forecasting [J]. East China Electric Power, 2003, (11): 21-23.
 [7] 雷绍兰, 孙才新, 周小淦, 等. 一种多变量时间序列的短期负荷预测方法研究[J]. 电工技术学报, 2005, 20(4): 62-67.
 LEI Shao-lan, SUN Cai-xin, ZHOU Xiao-quan, et al. Method of Multivariate Time Series of Short-term Load Forecasting [J]. Transactions of China Electriotechnical Society, 2005, 20(4): 62-67.
 [8] 张林, 刘先珊, 阴和俊. 基于时间序列的支持向量机在负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2002, 28(19): 38-41.
 ZHANG Lin, LIU Xian-shan, YIN He-jun. Application of Support Vector Machines Based on Time Sequence in Power System Load Forecasting [J]. Power System Technology, 2004, 28(19): 38-41.
 [9] 曹国剑, 黄纯, 隆辉, 等. 基于 GM(1,1)改进模型的电网负荷预测方法[J]. 电网技术, 2004, 28(13): 50-53.
 CAO Guo-jian, HUANG Chun, LONG Hui, et al. Load Forecasting Based on Improved GM(1,1) Model [J]. Power System Technology, 2004, 28(13): 50-53.
 [10] 丁军威, 孙雅明. 基于混沌学习算法的神经网络短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(1): 32-35.

(下转第 69 页 continued on page 69)

障, 从而依据设备的故障程度而采用不同的检修策略, 并合理地安排检修时间和检修项目, 使设备状态“可控、在控、能控”, 保证电网安全经济运行。

1) 适应电力一次设备状态检修体系的推广。

2) 提高复杂保护的投入率和正确动作率; 特别是关系电网稳定运行的大型稳控系统、远方切机装置以及其它类型的自动装置。

3) 高保护装置异常的发现速度。监控系统能有效地快速发现保护装置的异常并能准确地定位其故障点, 为检修工作提供了明确的目标。

4) 延长保护的定检周期。由于监控系统能快速准确地发现保护装置异常, 使设备缺陷能得到及时处理, 因此适用于传统运行监视体系下的保护“定检”周期应作适当的延长, 以减少过度检修或不恰当检修造成的装置损坏和保护装置拒动、误动。

5) 微机保护装置网络化使二次设备的状态监测无论是在技术上还是在经济方面都更容易做到。

4 结论

电气二次设备实行状态检修是电力系统发展的需要。随着微机保护和微机自动装置的自诊断技术的广泛使用, 和集控站监控技术的成熟使电气二次设备的状态监测无论是在技术上还是在经济方面都能够实现。

参考文献

- [1] 刘志超, 黄俊, 承文新. 电网继电保护及故障信息管理系统的实现[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(1): 72.
LIU Zhi-chao, HUANG Jun, CHENG Wen-xin. Network Information Management System for the Protection and Fault[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(1): 72.
- [2] 王文. 东北电网联络线实时监控系统的设计及实现[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(2): 69-70.

WANG Wen. Contact the Northeast Power Line Real-Time Monitoring System Design and Implementation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(2): 69-70.

- [3] 孙月琴, 卢金滇. 电网故障信息管理系统的开发电网技术, 2002, 26(1): 67-69.
SUN Yue-qin, LU Jin-zhen. Network Fault Management Information System Development[J]. 2002, 26(1): 67-69.
- [4] 陈晓东. 阳江县级电力调度数据采集与监控系统建设模式分析[J]. 广东电力, 2002, 15(6): 37.
CHEN Xiao-dong. Yangjiang County's Power to Control Data Acquisition and Control Systems of Analysis Model[J]. Guangdong Electric Power, 2002, 15(6): 37.
- [5] DL / T623-1997, 微机继电保护装置运行管理规程[Z]. DL / T623-1997, Microcomputer-based Protection Device operation and Management[Z].
- [6] 杨奇逊. 微型机继电保护基础[M]. 北京: 中国电力出版社, 2001.
YANG Qi-xun. Microcomputer Based Relay[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2001.
- [7] 廉师友. 人工智能技术导论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
LIAN Shi-you. Introduction to Artificial Intelligence[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2002.
- [8] 吴泉源. 人工智能与专家系统[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995.
WU Quan-yuan. AI and Expert System[M]. Changsha: National Defense Science and Technology Press, 1995.

收稿日期: 2006-12-11; 修回日期: 2007-02-15

作者简介:

李石(1971-), 男, 硕士研究生, 工程师, 主要从事电力系统运行管理工作; E-mail: hzgdjls@163.com

李振宇(1968-), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 主要从事电力系统自动化和继电保护工作。

(上接第 58 页 continued from page 58)

DING Jun-wei, SUN Ya-ming. Short-term Load Forecasting Using Chaotic Learning Algorithm for Neural Network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(1): 32-35.

- [11] 高山, 单渊达. 神经网络短期负荷预测输入变量选择新方法[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(11): 41-44.
GAO Shan, SHAN Yuan-da. Novel Input Variable Selection for an Short-term Load Forecasting [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(11): 41-44.
- [12] 余健明, 燕飞, 杨文字. 中长期电力负荷的变权灰色组合预测模型[J]. 电网技术, 2005, 29(17): 26-29.

YU Jian-ming, YAN Fei, YANG Wen-yu. Gray Variable Weight Combination Model for Middle and Load Term Load Forecasting [J]. Power System Technology, 2005, 29(17): 26-29.

收稿日期: 2006-11-02; 修回日期: 2007-04-13

作者简介:

金义雄(1977-), 男, 博士, 讲师, 研究方向为电网规划, 负荷预测, 无功优化, 电压稳定; E-mail: jyxsjtu@163.com
段建民(1978-), 女, 硕士, 讲师, 研究方向为电力系统分析;

杨俊强(1980-), 男, 学士, 助工, 研究方向为电力系统分析。