

日电力负荷的分时段多模型组合预测^①

蔡小华¹, 吕干云²

¹(江南大学 机械工程学院, 无锡 214122)

²(浙江师范大学 数理与信息工程学院, 金华 321004)

摘要: 日电力负荷预测是电力市场运营的基本内容。当前大多数预测方法对不同时段往往采用相同的预测模型和算法, 而较少考虑不同时间段的负荷组成及特征变化。提出了一种新的分时段多模型组合预测方法。根据负荷组成和特征变化, 将日 96 点负荷分为多个时间段, 每个时段内采用多元线性回归、灰色预测、支持向量机和神经网络预测等子模型加权实现多模型组合预测。通过对华东某地市电网日负荷 96 点曲线的预测结果显示, 该方法效果较好, 日预测均方根误差在 1.78% 以内, 能较好地满足实际电力系统的负荷预测要求。

关键词: 日电力负荷预测; 多模型组合预测; 分时段; 权

Daily Load Forecasting System with Segmented Multi-Model Combining Forecasting Method

CAI Xiao-Hua¹, LV Gan-Yun²

¹(School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

²(Department of Information Science and Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China)

Abstract: Daily load forecasting is a basic role of power market. Most of load forecasting methods use one same model in one day, regardless of the change of load composing and characteristic at different time segments. A new segmented multi-model combining load forecasting strategy was proposed in this paper. According to different load composing and characteristic, 96 points daily load was separated into many time segments. At each time segment, a multi-model combining load forecasting, composed by multivariate linear regression, grey prediction, SVM and neural network forecasting, was used to forecast load. The forecasting results of a city in east China showed that, the MSE forecasting error of 96 points daily load is only about 1.78%. The method can satisfy the request of real power system well.

Keywords: daily load forecasting; multi-model combining forecasting; time segments; power

1 引言

日电力负荷预测, 是电力市场运营的基本内容, 是电力系统调度赖以安排日调度计划, 决定开停机计划、经济分配负荷及安排旋转备用容量的基础。日负荷曲线预测的精确性直接影响电力系统运行的经济效益^[1]。

日负荷曲线的预测方法主要有曲线外推法^[2]、时间序列法^[3], 以及模糊数学法^[4]、人工神经网络法^[5,6]、

专家系统法^[7]和支持向量机^[8]等基于人工智能的现代预测方法, 及近年来新兴起的——混沌时间序列预测^[9,10], 并取得了一定的成果。单一的预测方法所用的信息是有限的, 而不同的预测方法所用的信息是不会完全相同的, 为了提高预测的准确性, 预测者常常对同一预测问题采用多个预测方法来进行预测。这样, 将各种单一的预测结果进行组合得到一种组合预测^[11-13]结果, 组合预测集多种预测模型的信息, 因而

^① 基金项目:浙江省自然科学基金(Y1090182)

收稿时间:2010-07-07;收到修改稿时间:2010-09-20

可以达到改善预测效果的目的。

然而, 当前大多数预测方法, 包括单模型预测及组合预测预测法, 都较少考虑到不同时段的不同负荷组成和特征, 对一日内所有时段往往笼统地采用同样的回归因子和预测模型。考虑到不同时段的不同负荷组成和特征变化, 本文提出了日 96 点负荷的分时段多模型组合预测方法。该方法将一天分为多个时段, 每一时段通过采用包括时间序列法、多元线性回归、灰色预测、支持向量机和神经网络预测等模型的加权, 实现多模型组合预测, 其中不同子预测模型采用不同回归因子和预测算法。在不同时段之间, 则利用各子模型权值变化来进行组合预测模型的调整, 以使得每一时段的预测模型更接近该时段的实际系统, 子模型权值调整和时段的划分是根据专家先验知识和预测误差混合决定。最后将多个时段的预测结果组合得到当日的 96 点负荷数据, 实现日负荷预测。该方法预测结果与实际负荷值、由传统单段预测结果进行对比, 具有较高的精度, 具备了一定的实用价值。

2 分时段多模型组合预测

2.1 基于信息融合的多模型组合预测

信息融合是信息科学领域的一项较新技术, 它将多种类型的信息综合在一起, 并从中提取具有更多价值的信息技术。在很多实际预测问题中, 由于系统本身的复杂性、运行环境的不稳定性、不完全的知识和片面数据等原因, 系统常存在许多不确定性问题, 单一预测模型不能很好解决, 而信息融合技术为此提供了一条很好的解决途径。基于信息融合技术的多模型组合预测, 主要有以下几种策略:

- ① 对同一预测问题采用多种预测模型, 由于多种预测模型包括的信息不同, 根据组合预测理论, 经过组合而得到的预测结果往往能够得到更好的预测效果;
- ② 对同一预测问题采用多种预测模型, 从预测结果中选取一种最优的结果;
- ③ 对同一预测问题, 在采用一个模型进行预测时, 选取不同历史数据作为模型的输入。

本文的多模型组合预测采用第一策略实现。组合预测是依据最小二乘原理, 对多个子模型的预测输出进行加权融合, 并在最优原理下, 推出子模型输出残差与权系数的关系。建立模型如下:

$$Y = Hx + e \tag{1}$$

其中 $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T$ 为 n 个子模型预测输出, y_j 为第 j 个子模型的输出分量; x 为负荷的实际值; $e = [e_1 \ e_2 \ \dots \ e_n]^T$ 为各个子模型的预测误差; $H = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$ 。

根据加权最小二乘法估计的准则, 使加权误差平方和最小, 即(2)取最小值:

$$J_w(\hat{x}) = (Y - H\hat{x})^T W (Y - H\hat{x}) \tag{2}$$

其中 \hat{x} 为组合模型的最小二乘加权输出估计, W 是一个正定对角加权矩阵, 设为:

$$W = \text{diag}(w_1 \ w_2 \ \dots \ w_n) \tag{3}$$

若要 $J_w(\hat{x})$ 取最小值, 则有:

$$\frac{\partial J_w(\hat{x})}{\partial \hat{x}} = -H^T (W + W^T) (Y - H\hat{x}) = 0 \tag{4}$$

得加权最小二乘估计:

$$\hat{x} = (H^T W H)^{-1} H^T W Y = \frac{(\sum_{i=1}^n w_i y_i)}{(\sum_{i=1}^n w_i)} \tag{5}$$

估计误差记为:

$$\bar{x}_i = x_i - \hat{x} \tag{6}$$

利用该估计误差, 对各个权系数进行优化如下:

$$w_i = \frac{1}{\bar{x}_i} \tag{7}$$

根据得到新的权系数再次进行加权最小二乘估计, 依次循环下去, 直到满足估计结束条件为止。在权系数优化过程中, 模型输出量的估计误差越大, 对应的权系数就越小, 那么该输出量对估计解的影响也就越小, 即它的可信度就越低, 这种权系数优化方法可降低不良数据的影响。

2.2 子模型选择

根据前期的预测效果, 本文从 10 余种预测方法中选出预测效果较好的 4 种作为组合预测的子模型, 包括多元线性回归、灰色预测、支持向量机和神经网络预测等模型, 然后通过前面最小二乘加权融合进行多模型组合预测, 其原理结构图如下:

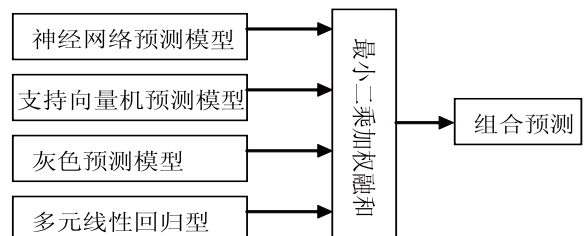


图 1 多模型组合预测的结构框图

这里不同子模型取用不同的预测因子, 包括气象因子(前一天的最高气温、最低气温、天气状态、当天

的最高气温、最低气温、天气状态)、历史负荷数据等。

2.3 分时段预测

考虑到某地区不同时间段的负荷组成和特性变化,参考负荷趋势的转折变化,将日 96 点负荷以先验知识的形式分为以下 7 个时段: 0: 00~5: 00, 5: 00~8: 00, 8: 00~11: 00, 11: 00~13: 00, 13: 00~16: 30, 16: 30~20: 30, 20: 30~24: 00。研究表明,每个时段的负荷具有极大的相似性和固定的趋势,不同时间段的负荷其概率意义上的相关性不明显,这可用时间序列理论中的自相关系数进行验证。这样该地区短期负荷预测共采用了分时段的 7 个组合预测模型,由于各时段多模型组合预测的各子模型权值不同,也就等与各时段采用了不同的预测模型,最后将 7 个组合模型的预测结果,组合得到当日的 96 点负荷数据。需提到的是,各时段的子模型权值除了取决于由前面讲述的预测误差外,这里还引入专家先验知识,将专家的经验引入到预测系统中,即子模型权值由专家先验知识和预测误差混合计算决定。这种日负荷的分段预测模型,某种程度上将工业负荷、商业负荷和民用负荷加以区分,且电力负荷对气象条件的依赖性也被粗线条地划分,使得每一时段的预测模型更接近实际系统,从而取得较好的预测效果。另外,日负荷分段的模型,减小了支持向量机和神经网络的规模,降低了训练的难度和时间。这里的时段划分也可根据实际系统情况,利用预测软件中的参数设置进行适当的调整。这样,分时段多模型组合预测的系统结构如下:

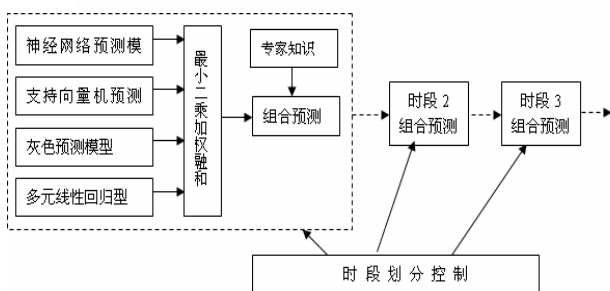


图 2 分时段多模型组合预测的结构框图

3 评价指标

采用多指标对本文预测效果进行分析,主要包括:

1) 时刻预测相对误差:

$$RE_k = \left| \hat{P}_k - P_k \right| / P_k \times 100\%, k=1,1,2, \dots,96 \quad (8)$$

2) 95% 概率最大预测相对误差,即 96 点负荷去除

误差最大 5 点后负荷误差最大值:

$$RE_{max} = \max \sum_{k=1}^{91} RE_k \quad (9)$$

3) 日预测均方根误差 (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{(\sum_{k=1}^{96} RE_k^2) / 96} \quad (10)$$

4) 一段时期(n 天)日预测均方根误差的平均值 (RMSmean):

$$RMS_{mean} = (\sum_{i=1}^n RMSE_i) / n \quad (11)$$

4 系统开发

根据上述原理开发了电力短期负荷预测模块,该模块是论文作者开发完成的“华东某市电网负荷预测管理系统”的一部分。整个预测模块包括非线性优化组合模型、逻辑预测模型、组合自适应、灰色预测、支持向量机预测、指数平滑模型、综合模型、线性回归模型和 BP 网模型等共 10 多种模型。其中综合预测模型就是前面讨论的分时段多模型组合预测,其组合模型包含了多元线性回归、灰色预测、支持向量机预测、神经网络预测等 4 种模型。

系统采用的开发工具为 Borland C++ 8.0、SQL Seiver7.0 等。并采用 PI 实时数据库接口控件实现与 PI 实时数据库的连接,获取该区电网的大部分测点的历史和实时负荷数据,它为日 96 点数据。另外少部分测点则通过读取数据文件的形式,获取历史负荷数据,为日 24 点数据,这类数据通过插值法形成日 96 点数据进入系统数据库。为了提高系统的运算速度,增强系统的灵活性,所有算法使用 C++ 编程,在程序中采用调用动态链接库方法完成预测计算。

5 负荷预测结果与分析

使用以上建模策略和模型,作者开发了华东某地市电网及下属各县区电网的负荷预测软件。表 1 是 2008-7-4 采用分时段多模型组合预测,以及多元线性回归、灰色预测、支持向量机和神经网络预测等单一模型,对该地区电网日 96 点负荷的预测结果比较。图 3 为 2008-7-4 上述几种方法的日 96 点负荷预测结果。表 2 是 2008 年 7 月 1 日至 14 日主要几种预测方法的日负荷预测总体结果对比。

表 1 2008-7-04 日地区电网总负荷预测结果对比

预测模型及误差	最小二乘 SVM	BP 神经网络	多元线性回归	灰色预测	分时段组合预测
REmax	7.22%	3.79%	4.64%	8.43%	2.26%
RMSE	4.05%	4.21%	2.78%	4.79%	1.54%

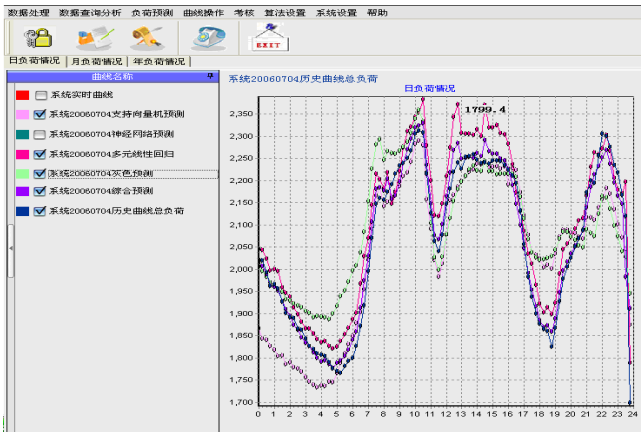


图 3 2008-7-4 几种主要预测方法的日 96 点负荷预测结果

表 2 2008.7.1---2008.7.14 日的预测结果对比

预测模型和误差	最小二乘 SVM	BP NN	多元线性回归	灰色预测	分时段组合预测
RMSmean	3.89%	4.03%	3.15%	5.22%	1.78%

从以上预测结果可看出，分时段组合预测模型的预测曲线总体能够很好地逼近实际负荷曲线，在大部分区段预测结果优于单一模型。95% 概率最大预测相对误差和日预测均方根误差都达到了较理想的预测效果，特别日预测均方根误差的平均值达到了 1.78%，精度较高。这是因为组合预测模型是建立在最大信息利用的基础上，它集结单一模型所包含的信息。另外通过日负荷的时段划分，组合预测模型随负荷特性变化进行了适当的自动调整，使得每一时段的预测模型

更接近该时段的实际系统，从而取得较好的预测效果。同时，由于系统设计采用了动态链接库调用等方法，保证了运算速度。从系统的运行情况来看，系统的算法是合理的，技术是可行的。

参考文献

- 1 牛东晓,曹树华,赵磊,等.电力负荷预测技术及其应用.北京:中国电力出版社,1998.
- 2 丁恰,卢建刚,钱玉妹,等.一种实用的超短期负荷预测曲线外推方法.电力系统自动化,2004,28(16):83-85.
- 3 赵宏伟,任震,黄雯莹.考虑周周期性的短期负荷预测.中国电机工程学报,1997,17(3):211-213.
- 4 Bakirtzis AG, Theocharis JB. Short term load forecasting using fuzzy neural networks. IEEE Trans. on Power System, 1995,10(3):1518-1524.
- 5 赵登福,张涛,杨增辉,等.基于 GN-BFGS 算法的 RBF 神经网络短期负荷预测.电力系统自动化,2003,27(4):1-4.
- 6 谢开贵,李春燕,周家启.基于神经网络的负荷组合预测模型研究.中国电机工程学报,2002,22(7):85-89.
- 7 于希宁,牛成林,李建强.基于决策树和专家系统的短期电力负荷预测系统.华北电力大学学报,2005,32(5):57-61.
- 8 赵登福,王蒙,张讲社,等.基于支持向量机方法的短期负荷预测.中国电机工程学报,2002,22(4):26-30.
- 9 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.电网技术,2004,28(3):25-28.
- 10 李天云,刘自发.电力系统负荷的混沌特性及预测.中国电机工程学报,2000,20(11):36-40
- 11 Reeves GR, Lawrence KD. Combining forecasts given different types of objectives. European Journal of Operational Research, 1997,101(1):98-105.
- 12 尤勇,盛万兴,王孙安.一种新型短期负荷预测模型的研究及应用.中国电机工程学报,2002,22(9):15-18.
- 13 牛东晓,陈志业,邢棉,等.具有二重趋势性季节型电力负荷预测组合优化灰色神经网络模型.中国电机工程学报,2002,22(1):29-32.