

# 基于 RBF 神经网络和天气数据的负荷预测虚拟仪器设计

夏昌浩, 向学军, 胡翔勇

(三峡大学, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:** 气温、气压等天气因素决定了人体舒适度。随着社会经济的快速发展, 空调和取暖负载在总用电负荷中的比重日益增加, 天气对负荷波动的影响越来越明显。提出了一种考虑风速、降水、气压、气温、湿度等天气数据的径向基 (RBF) 神经网络日负荷预测模型, 用实际负荷数据和天气数据进行训练, 将预测结果与 BP 网络模型得到的结果进行比较, 表明了该模型的优越性, 也介绍了基于该模型和 LabVIEW、Matlab 的负荷预测虚拟仪器的前面板和流程图设计过程。结果表明, 提出的模型算法简单、精度高、稳定性好, 用虚拟仪器进行电力负荷预测具有操作简单、直观、节省费用等优点。所介绍的方法可以用于其它类型负荷预测模型的虚拟实现。

**关键词:** RBF; 神经网络; 短期负荷预测; LabVIEW; Matlab

## Design of virtual instrument for load forecasting based on RBF neural network and weather data

XIA Chang-hao, XIANG Xue-jun, HU Xiang-yong

(China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

**Abstract:** Human body amenity is decided by weather factors such as temperature, atmospheric pressure, etc. In the wake of developments in society and economy, the proportion of load for air conditioning and heating in total power consumption load has increased day by day and the influence of weather upon load fluctuation has become more evident. This paper presents a kind of forecasting model for a daily load by taking weather data such as wind speed, precipitation, atmospheric pressure, temperature and humidity etc. into account and using radial basis function (RBF) neural network. After training network using actual load and weather data, the forecasting results, compared with those of BP network, show the model has clear superiority. The front panel and flow diagram of a virtual instrument for load forecasting based on the model, LabVIEW and MATLAB are also introduced. The results indicate that the model presented is simple, accurate, and steady in algorithm, and the forecasting using virtual instrument is easy, visual and inexpensive in operation. The method stated can be used for reference to the virtual realization of other load forecasting models.

**Key words:** RBF; neural network; short-term load forecasting; LabVIEW; Matlab

中图分类号: TM715

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2007)02-0029-04

## 0 引言

电力负荷预测是制定发电计划和电力发展规划的基础, 精确的负荷预测对于电力系统经济、安全、可靠地运行具有重要意义。负荷预测方法有回归分析法、指数平滑法、时间序列法、灰色系统方法、卡尔曼滤波法、谱分解法、专家系统法、小波分析法、混沌理论法、神经网络法等。传统方法直接建立显式数学表达式, 预测精度不高, 而负荷预测是一项极其复杂的工作, 很难定量描述。电力负荷受很多因素制约, 具有不可控性, 也具有按天、

按周以及按年的周期性变化特性, 负荷预测具有不准确性、条件性、时间性和多方案性。短期负荷变化与历史负荷和天气状况密切相关, 属于非线性问题, 比较适合于神经网络方法。神经网络可以映射任意复杂的非线性关系, 能够识别有噪声的样本, 通过学习能把样本隐含的特征和规律分布于神经网络的连接权上, 具有自适应、信息记忆、自主学习、知识推理和优化计算等特点。包括神经网络在内的软计算是计算机和控制学科十分活跃和具有挑战性的领域, 其目的在于适应现实世界普遍的不确定性, 以达到可处理性、鲁棒性、低成本求解及与现实更好的紧密联系。选择适当的神经网络算法, 考虑影响负荷的各种因素, 利用神经网络信息

**基金项目:** 湖北省教育厅自然科学研究计划项目 (D200513001)

处理能力,一定会找到适合本地区的神经网络负荷预测模型。

常用的 BP 神经网络算法收敛速度慢和易陷入局部极值,易出现过度训练,识别精度具有不确定性, sigmoid 神经元能覆盖较大的输入区域,但其神经元数目在训练前就已经固定下来。径向基(RBF)神经元虽然只对相对较小的区域产生响应,在输入区间较大时,可以适当增加径向基神经元来调整网络,从而达到精度要求。RBF 网络具有结构自适应确定、输出与初始权值无关的特点,具有全局逼近性质和最佳逼近性能,精度高、学习过程收敛速度快,并且网络设计比普通前向网络简单、设置参数少、训练时间短。应用径向基神经网络设计具有优势,因此本文用 RBF 网络建立了短期负荷预测模型。作为比较也给出了 BP 神经网络预测结果。

虚拟仪器是计算机技术在仪器仪表技术领域发展的产物,由计算机、功能硬件模块和应用软件等组成。它是指将计算机与功能硬件模块结合起来,通过开发计算机应用程序,使之成为一套多功能的可灵活组合的并带有通讯功能的测试技术平台。虚拟仪器的功能由用户自己定义,可以方便地与网络外设及多种仪器连接,界面图形化,数据由计算机直接读取,可编辑、存储和打印。其核心技术是软件,基于计算机技术开放的功能模块可构成多种仪器,技术更新快,可以方便地进行仪器硬件维护、功能扩展和软件升级,基于软件体系的结构可大大节省开发费用,使用效率高。虚拟仪器与工程测试有机地结合在一起可以显著降低设备投资。虚拟仪器技术在负荷预测中的应用很少见报导,本文通过 LabVIEW 调用 Matlab,设计了 RBF 神经网络短期负荷预测虚拟仪器的前面板和流程图,在此做一下尝试。

## 1 短期负荷预测模型建立

RBF 神经网络的隐层神经元是径向基函数,一般为高斯函数,其模型如图 1,输入为输入矢量  $P$  与权值矢量  $W$  之间的距离乘以阈值  $b$ 。输出为:

$$a = \text{radbas}(\|w_1 - p\|b) \quad (1)$$

函数的输入信号靠近中央范围时,隐节点将产生较大的输出,  $n$  等于 0 时,输出为最大值 1,即,输入矢量  $P$  与权值矢量  $W$  之间的距离越小,输出越大,因此这种网络具有局部逼近能力。径向基函数的阈值  $b$  可以调节函数的灵敏度,但在实际工作中

常用  $C$  分布密度(扩展常数、扩展速度或散布常数)。两者关系有多种确定方法,一般取  $b=0.8326/C$ 。RBF 网络的训练过程分两步:第一步为无教师学习,确定输入层与隐含层之间的权值  $W$ ;第二步为有教师学习,确定隐含层与输出层间的权值  $W$ 。在训练前需要提供输入矢量、目标矢量和扩展常数。RBF 网络训练的一个关键问题是  $C$  的设置,  $C$  的大小反映了隐含层神经元对输入矢量的响应范围,其应足够大,使得神经元响应区域覆盖所有输入区间。 $C$  过小, RBF 神经元输入区域欠交叠,需要更多神经元,来适应函数的缓慢变化;  $C$  过大,输入区域过交叠,意味着需要非常多的神经元以适应函数的快速变化,反过来带来精度问题,有时无法进行网络设计。 $C$  过大过小在函数逼近中造成过适应和不适应,都不利于提高网络性能,在网络设计中要用不同的  $C$  值进行尝试,以确定一个最优值。一般来讲,  $C$  取决于输入向量之间的距离,要求大于最小距离小于最大距离。

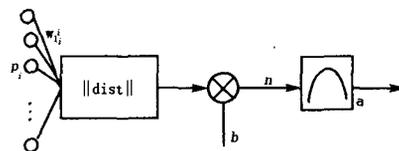


图 1 径向基神经元模型

Fig.1 Model of RBF neuron

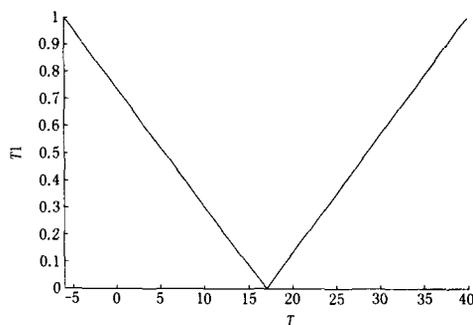


图 2 处理温度数据所依据的曲线

Fig. 2 Curve used in processing temperature

根据宜昌电网2005年9月的实际小时负荷数据和风速、降水、气压、气温、湿度、日期特征(星期几)等数据建立神经网络训练样本集,用前21天数据训练神经网络,预测第22天小时负荷。为了适应网络训练,数据必须经过归一化处理,处理过程为:

根据历史最大值,分别将小时负荷数据除以 1300、风速/15、降水/100、气压/1300、湿度/100、星期几/7。气温分为日最高温度和最低温度(均设

为 $T$ ), 温度较高和较低时对负荷的影响较大, 考虑到宜昌地区可能的温度范围在 $-6^{\circ}\text{C}\sim 40^{\circ}\text{C}$ , 日最高温度和最低温度均按下式处理:

$$T_1 = \frac{|T - 17|}{23} \quad (2)$$

式中:  $17^{\circ}\text{C}$  是因为认为 $-6^{\circ}\text{C}$  和 $40^{\circ}\text{C}$  对负荷影响相同, 由下式计算出的 $x$ 值:

$$|40 - x| = |-6 - x| \quad (3)$$

而 $23^{\circ}\text{C}$  是 $|40 - x|$  或 $|-6 - x|$ 。  $T_1$  和 $T$  的关系曲线见图2。

RBF神经网络结构和参数选取: 用Matlab神经网络工具箱中newrbe函数创建RBF神经网络, 径向基函数分布密度(C值)SPREAD分别取不同值, 其为5时模型仿真输出的第22天的日负荷曲线和误差曲线如表1。为了说明RBF模型的优越性这里给出了BP神经网络结果(表2)。BP网络结构参数为: 5个对数S型隐含神经元、1个线性输出神经元、采用1m训练算法、训练步数为50、误差为0.0001。

表1 RBF网络模型预测结果

Tab.1 Forecasting results by model of RBF network

时刻	预测值/MW	实际值/MW	相对误差/(%)	时刻	预测值/MW	实际值/MW	相对误差/(%)
1	769.50	754	2.06	14	721.78	741.2	2.62
2	764.51	744.8	2.64	15	729.71	745	2.05
3	760.41	734.3	3.56	16	729.16	730.4	0.17
4	755.59	746.1	1.27	17	736.56	759.3	2.99
5	751.93	724.7	3.76	18	737.51	747	1.27
6	757.66	711.8	6.44	19	730.26	719.6	1.48
7	756.77	721.5	4.89	20	687.20	686.1	0.16
8	746.21	734.7	1.57	21	672.38	670.5	0.28
9	749.88	737.1	1.73	22	694.65	708.6	1.97
10	741.30	729.5	1.62	23	711.76	730.9	2.62
11	693.92	664.6	4.41	24	694.14	688.6	0.80
12	685.08	687.6	0.37	全天	最大相对误差 (%)		6.44
13	725.33	728	0.37	全天	平均绝对误差 MAPE/ (%)		2.13

表2 BP网络模型预测结果

Tab.2 Forecasting results by model of BP network

时刻	预测值/MW	实际值/MW	相对误差/(%)	时刻	预测值/MW	实际值/MW	相对误差/(%)
1	766.06	754	1.60	14	712.32	741.2	3.90
2	758.95	744.8	1.90	15	715.98	745	3.90
3	752.33	734.3	2.45	16	715.67	730.4	2.02
4	744.35	746.1	0.24	17	720.62	759.3	5.09
5	738.56	724.7	1.91	18	721.40	747	3.43
6	747.76	711.8	5.05	19	716.29	719.6	0.46
7	746.29	721.5	3.44	20	705.79	686.1	2.87
8	730.54	734.7	0.57	21	704.71	670.5	5.10
9	735.51	737.1	0.21	22	706.54	708.6	0.29
10	724.94	729.5	0.63	23	709.35	730.9	2.94
11	706.46	664.6	6.30	24	706.48	688.6	2.60
12	705.61	687.6	2.62	全天	最大相对误差 (%)		6.30
13	713.78	728	1.95	全天	平均绝对误差 MAPE/ (%)		2.56

可见基于RBF预测精度较高, 且在实际训练中, 采用BP网络的预测模型容易出现过度训练,

输出不稳定,而RBF网络模型重复训练时,不会出现过度训练,表现出具有良好的稳定性,明显优于BP网络。因此在设计负荷预测虚拟仪器时更适应于采用RBF网络模型。

## 2 负荷预测虚拟仪器设计

虚拟仪器概念起源于1986年美国NI公司提出的“软件即仪器”的理念。开发虚拟仪器的软件有VC、VB、LabWindows/CVI、LabVIEW等,其中LabVIEW是一种图形化的编程语言,工业界、学术界和研究实验室广泛应用,并视为一个标准的数据采集和仪器控制软件,它集成了满足GPIB、VXI、PCI、RS-232和RS-485等协议的硬件及数据采集卡通讯的全部功能,利用它可以方便地建立自己的虚拟仪器。厂商可以开发其产品的LabVIEW库函数程序和驱动程序,方便用户在LabVIEW环境下使用其产品。

尽管LabVIEW提供了一些信息处理功能函数,但仍然无法满足各种各样的数值计算和分析需求,而Matlab特别擅长数值分析和处理。因此有需要建立LabVIEW和Matlab的联系。LabVIEW内置了方便链接TCP/IP、SQL数据库、DDE、Active X等软件标准的库函数。Active X方式是一种应用程序接口,其功能强大,已成为事实标准。虽然可以通过这些方式在LabVIEW中调用Matlab,但过程相对烦琐。作为联系LabVIEW和Matlab的Matlab Script节点也是采用Active X方式来实现的,即LabVIEW作为Active X自动化控制器,Matlab作为Active X自动化服务器。用Matlab Script节点用户可以将M程序导入到流程图中,也可以在流程图中根据编辑M文件。本文采用Matlab Script节点在LabVIEW中调用Matlab。

前面板设计:7个输入型数字控件,输入风速、降水、气压、最高温度、最低温度、湿度、星期几;3个对话选项输入控件,输入年月日;2个输出显示图形控件,显示日负荷曲线和模型相对误差;一个输出型数字控件,显示日最高负荷。

流程图设计:通过Functions>>Analyze>>Mathematics>>Formula>>Matlab Script操作选择节点,添加到LabVIEW流程图中,选择对应的脚本服务器。对节点增加输入、输出变量,选择数据类型。变量在程序运行时在LabVIEW和Matlab之间起传递参数的作用。用Import导入M文件,然后编辑。在流程图中还用到了功能模板中的数值运算

子模板,包括常数、除、减、绝对值等图标。连线后进行运行检验,然后输入风速、降水、气压、气温、湿度、日期特征(星期几)等数据后运行程序,显示预测日的日负荷曲线、模型相对误差和日最高负荷,即使重复训练后也能输出稳定的结果,显示了RBF网络模型的优势。前面板和流程图见图3、图4。

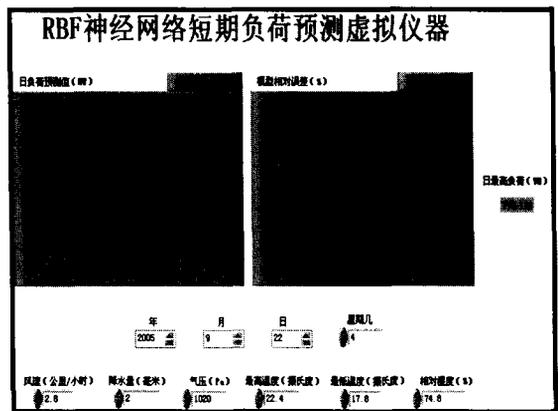


图3 前面板

Fig.3 Front panel

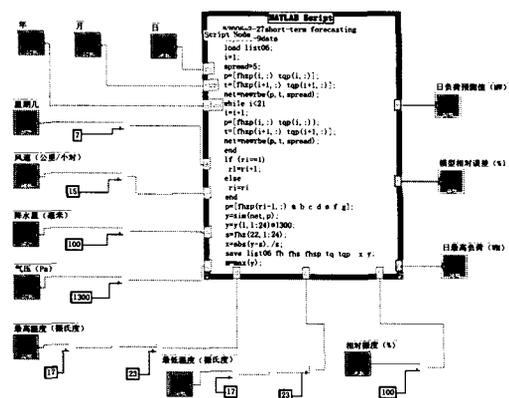


图4 流程图

Fig.4 Flow diagram

## 3 结语

本文尝试将神经网络技术与虚拟仪器技术结合应用于负荷预测。提出的RBF神经网络短期负荷预测模型,考虑了天气因素对负荷的影响,利用了RBF网络结构自适应确定的特点,与BP网络模型相比,模型算法简单、精度高、稳定性好。用LabVIEW调用Matlab的方法设计了负荷预测虚拟仪器,结果验证了提出的模型的可行性,表明用虚拟仪器进行负荷预测是可行的,而且操作简单、直观、数据更新容易,便于计算机读取、编辑、存储和打印,

(下转第44页 continued on page 44)

- tions of China Electrotechnical Society,1994, 9(2): 53-56.
- [7] 赵文春, 马伟明, 胡安. 电机测试中谐波分析的高精度FFT算法 [J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(12): 83-87.  
ZHAO Wen-chun, MA Wei-ming, HU An. FFT Algorithm with High Accuracy for Harmonic Analysis in Electric Machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(12): 83-87.
- [8] 潘文, 钱俞寿, 周鸷. 基于加窗插值FFT的电力谐波测量理论(I)窗函数研究 [J]. 电工技术学报, 1994, 9(1): 50-54.  
PAN Wen, QIAN Yu-shou, ZHOU E. Power Harmonics Measurement Based on Windows and Interpolated FFT(I) — Study of Windows[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 1994, 9(1): 50-54.
- [9] EI-Amin I, Arafah I. Artificial Neural Networks for Power Systems Harmonic Estimation[A]. In: Proceedings of the 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power[C]. Athens(Greece): 1998.999-1009.
- [10] 柴旭峥, 文习山, 关根志, 等. 一种高精度的电力系统谐波分析算法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(9): 67-70.  
CHAI Xu-zheng, WEN Xi-shan, GUAN Gen-zhi, et al. An Algorithm with High Accuracy for Analysis of Power System Harmonics[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(9): 67-70.
- [11] 危初勇, 李志勇. 基于人工神经网络的电力系统谐波测量方法 [J]. 电网技术, 1999, 23(12): 20-23.  
WEI Ren-Yong, LI Zhi-yong. Measurement of Harmonics in Power System Based on Artificial Neural Network[J]. Power System Technology, 1999, 23(12): 20-23.
- [12] 王群, 吴宁, 王兆安. 一种基于人工神经网络的谐波测量方法[J]. 电网技术, 1999, 23(1): 29-32.  
WANG Qun, WU Ning, WANG Zhao-an. An Artificial Neural Network Approach for Measure Harmonics[J]. Power System Technology, 1999, 23(1): 29-32.
- [13] 李红, 马新瑜. 多层前馈神经网络在电力系统谐波测量中的应用 [J]. 电测与仪表, 2003, 40: 15-17.  
LI Hong, MA Xin-yu. Application of Multi-layer Feed Forward Neural Network for Electric System Harmonic Measurement[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2003, 40: 15-17.
- [14] 张林利, 王广柱. 一种基于人工神经网络的谐波测量新方法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2004, 16(2): 40-43.  
ZHANG Lin-li, WANG Guang-zhu. New Artificial Neural Network Approach for Measuring Harmonics[J]. Proceedings of the EPSA, 2004, 16(2): 40-43.
- [15] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络与盲信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.  
YANG Xing-jun, ZHENG Jun-li. Artificial Neural Network and Blind Signal Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.

收稿日期: 2006-08-08

作者简介:

刘敏(1973-), 女, 工程师, 硕士研究生, 目前正在从事电力系统保护控制及自动化方向研究; E-mail: minliuzi@163.com

王克英(1963-), 男, 博士, 教授, 从事电力系统运行、测量与控制方面的研究工作。

(上接第 32 页 continued from page 32)

可大大节省费用。LabVIEW 调用 Matlab 的方法可以结合两者的优势, 所介绍的方法也可以应用于其它类型短期或中长期负荷预测模型的预测虚拟实现。

### 参考文献

- [1] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB 7 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.  
“Feisi” Scientific and Technological R&D Center. Neural Network Theory and MATLAB7 Realization[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005.
- [2] 侯国屏. LabVIEW7.1 编程与虚拟仪器设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.  
HOU Guo-bing. LabVIEW7.1 Programming and Visual Instrument Design[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [3] 夏昌浩. 系统负荷通用方法概述 [J]. 四川水力发电, 2002, 21(1): 109-111.  
XIA Chang-hao. General Methods of System Loads[J]. Sichuan Water Power, 2002, 21(1): 109-111.
- [4] 周巍, 陈秋红, 肖晶, 等. 人体舒适度指数对用电负荷的影响 [J]. 电力需求侧管理, 2004, 6(3): 59-61.  
ZHOU Wei, CHEN Qiu-hong, XIAO Jing, et al. The Effect of Human Body Amenity Indicator to Load Characteristic[J]. Power Demand Side Management, 2004, 6(3): 59-61.

收稿日期: 2006-06-28

作者简介:

夏昌浩(1965-), 男, 副教授, 硕导, 从事自控、检测、电力负荷预测、智能信息处理等方面教学与研究工作。  
E-mail: xchwq@ctgu.edu.cn