

Electric Sort-term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks and Fuzzy Expert System

SUN He-ru¹, WANG Wei²

1. Power Transmission Technology College, Northeast DianLi University, JiLin JiLin, China

2. Economy Management College, Northeast DianLi University, JiLin JiLin, China

1. sunheru@mail.nedu.edu.cn, 2. haierwangwei2005@163.com

Abstract: Use the Radical basis function (RBF) network and Ordinary Least Square (OLS) to determine RBF function centers. The initial load is forecasted by the trained RBF networks, and then, the fuzzy expert systems modify the initial load considering the possibility of load variation due to changes in temperature and the load behavior of holiday. Some of the Day types are divided into five classes in this paper. Test results show that the hybrid model can forecast load with a higher accuracy with a faster speed. Supporting a hybrid model for short-term load forecasting which integrates artificial neural networks (ANN) and fuzzy expert system.

Keywords: RBF NN; Load Forecasting; Neural Network; Fuzzy Expert System

基于神经元网络和模糊专家系统的电力短期负荷预测

孙和茹¹, 王巍²

1. 东北电力大学, 吉林市, 中国, 132012

2. 东北电力大学, 吉林市, 中国, 132012

1. sunheru@mail.nedu.edu.cn, 2. haierwangwei2005@163.com

【摘要】结合RBF神经元网络和模糊专家系统进行负荷预测。给出径向基函数(RBF)网络的结构,并采用正交最小平方法(OLS)选取RBF中心。先用RBF进行基本负荷预测,然后考虑天气变化和假日因素所引起的负荷变化,利用模糊专家系统进行负荷调整。文中把日期划分为5类。测试结果表明,该方法具有较高的精度和较快的速度。

【关键词】径向基函数 ; 负荷预测 ; 神经元网络 ; 模糊专家系统

1 引言

负荷预测在电力系统中是一项非常重要的工作,能够精确做出负荷预测,尤其是短期负荷预测对电力系统的安全运行、经济调度和生产安排都起着至关重要的作用。

国际上许多学者开发了众多负荷预测技术。但传统的负荷预测方法几乎都属于时间序列分析法或统计分析法,这些传统方法曾被广泛地应用于工作日的负荷预测,但由于它们每逢假日及天气突变等情况下的预测精度有限,不得不借助于人工经验进行校正。国内外的学者大量研究表明,多层前传 BP 网络,从理论上和实践研究中存在着学习收敛速度慢和容易陷入局部最小值,造成网络训练失败等问题。RBF 网络虽然结构简单,但在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络。

为了克服 BP 网络的这些缺点,提高各类日期的负

荷预测精度,本文结合 RBF 和模糊专家系统进行短期负荷预测。在该模型中,负荷的周期性行为用 RBF 网络进行预测,而其变化部分,如假日、温度^[1]等引起的变化,用模糊专家系统来处理。我们用吉林调度中心的数据进行训练和预测,取得了满意的预测效果。

2 基于 RBF 神经网络预测模型

RBF 为多层前传网络的训练提供了一种有效的方法,它不仅具有良好的内差和外推能力,而且避免了繁琐冗长的计算,使学习速率比通常的 BP 方法快 $10^3 \sim 10^4$ 倍^[2]。

RBF 网络结构由输入层、隐含层、输出层组成,如图 1 所示。

RBF 网络隐含层节点由类似高斯函数的辐射状作用函数构成,隐含层单元数视所描述问题的需要而定,在通常情况下,此层有较高的维数,因为隐藏控件的位

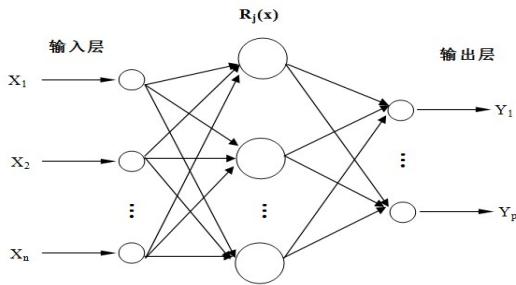


Figure 1. RBF NN Construction

图 1. RBF 网络结构

数与网络能否逼近一个光滑的输入、输出映射有直接关系，隐藏空间的维数越高，逼近就越精确。隐含层节点中的基函数对输入将在局部产生响应，当输入靠近基函数中央范围时，隐含层节点将产生较大的输出。由此看出这种网络有局部逼近能力，所以径向基函数网络也称为局部感知场网络。其中最常用的隐含层基函数形式：

$$R_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right), j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

其中 x 是 n 维输入向量； c_j 是第 j 个基函数的中心，与 x 具有相同维数的向量， σ_j 是第 j 个神经元的标准差常数，它决定了基函数围绕中心点的宽度^[3]； m 是隐含层神经元个数。设输入层、隐含层、输出层的神经元个数分别为 n 、 m 、 p ，输入信息向量集为 $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ ，输出信息向量集为 $y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_p]^T$ ，RBF 网络输出为隐含层神经元输出的线性组合，其数学表达式为：

$$y_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} R_j(x), k = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

其中 y_k 为输出层的第 k 个神经元的输出值， w_{jk} 为隐含层第 j 个单元与输出层第 k 个单元之间的权值。

3 用模糊专家系统进行负荷调整

设系统的输入变量为 x_i ($i=1, 2, \dots, n$)，输出变量为 y ，采用如下的 IF THEN 模糊推理规则。规则：

$$\begin{aligned} k & \text{ IF } x_1 \text{ is } R_1^k \text{ AND } x_2 \text{ is } R_2^k \text{ AND } \dots \\ & \quad x_n \text{ is } R_n^k \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{THEN } y \text{ is } w^k (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n) \quad (4)$$

其中 k 为规则数。模糊子集 R_1^k 可以用隶属函数 μR_1^k

来表示。式(3)分别是输入变量(温度、温差、假日影响)及输出变量(负荷变化)的隶属函数。其中， T 是 $T(i-1)$ ， $T(i-2)$ ， $T(i-7)3d$ 的平均温度值， $\Delta T = T(i) - T(i-7)3d$ ， $T(i)$ 是预测日的平均温度。

$$\lambda_F(i, t) = [(L_R(i, t) - L_F(i, t)) / L_R(i, t)] \times 100\% \quad (5)$$

式中 $\lambda_F(i, t)$ 是 (i, t) 时刻负荷预测的相对误差； $L_R(i, t)$ 是 (i, t) 时刻的实际负荷值； $L_F(i, t)$ 是 (i, t) 时刻 RBF 的预测值。最终的负荷预测值为：

非工作日：

$$L(i, t) = [1 + (\lambda_{FT}(i, t) + \lambda_{FD}(i, t))/2] \times L_R(i, t) \quad (6)$$

工作日：

$$L(i, t) = [1 + \lambda_{FT}(i, t)] \times L_R(i, t) \quad (7)$$

式中 $\lambda_{FT}(i, t)$ 是 (i, t) 时刻由温度变化引起的负荷调整量， $\lambda_{FD}(i, t)$ 是 (i, t) 时刻由假日引起的负荷调整量，被定义为：

$$\lambda_{FD}(i, t) = [\lambda_F(i-7, t) + \lambda_F(i-14, t) + \dots + \lambda_F(i-21, t)]/3 \quad (8)$$

通常输入输出变量的语言值均分别取为 7 个：正大(PB)、正中(PM)、正小(PS)、零(ZE)、负小(NS)、负中(NM)、负大(NB)。图 2 给出了这七个模糊子集的一种典型的隶属函数分布。

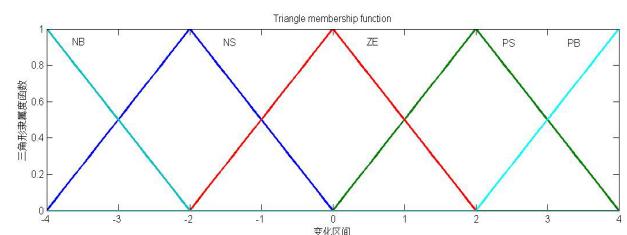


Figure 2. Membership functions of fuzzy linguistic variables

图 1. 模糊语言变量的隶属函数

4 日期类型

在短期负荷预测中，把日期划分为工作日（从星期一到星期五）、星期六及星期日。但根据我国的电力负荷历史数据，星期一上午 9:00 前，星期五中午 12:00 以后，负荷具有明显的周末特性。星期六及星期日虽同为周末，但负荷曲线明显不同。据此，本文把日期类型划分为：工作日（从星期二到星期四）、星期一、星期五、星期六及星期日，星期日的负荷预测也同时应用于公共假日。如表 1

Table 1. Group quantitative forecasting model input variables

表 1.分组预测模型输入变量的量化

描述	日期类型	量化值	描述	量化值
工作日 模型	星期一	-1	能见度	-1
	星期二	-0.5		-0.714
	星期三	-0.5		-0.429
	星期四	-0.5		-0.429
周末模 型	星期五	1	能见度	-0.143
	星期六	-1		0.143
	星期日	1		0.143
节日模 型	元旦、劳动节、国庆第一天	-1	能见度	0.429
	元旦、劳动节、国庆节第二天至 结束	-0.333		0.714
	除夕	0.333		1
	春节	1		1

5 RBF 网络训练

Table 2. An area of Jilin Province ten weeks in 2010 Load Forecast
表 2.吉林省某地区 2010 前十周负荷预测

日期	2009 年前 10 周历史数据	2010 年前 10 周预测数据	2010 年前 10 周实际数据	相对误差%
单位	$10^6 \text{KW}\cdot\text{h}$	$10^6 \text{KW}\cdot\text{h}$	$10^6 \text{KW}\cdot\text{h}$	百分比%
1 周	191.533247	224.325422	228.080108	1.64621
2 周	197.054803	227.117614	230.569037	1.49692
3 周	192.182796	223.446373	227.031215	1.57901
4 周	181.544702	218.887792	223.148135	1.9092
5 周	178.499685	219.166612	223.796271	2.06869
6 周	182.275821	217.164485	221.152114	1.80312
7 周	186.687958	205.94645	208.197394	1.08116
8 周	190.111199	212.93678	215.584067	1.22796
9 周	188.908656	218.22233	221.590516	1.52000
10 周	186.936962	216.831515	220.264243	1.55846
周预测平均准确率(%)	98.41			
周最高负荷(%)	227.117614($10^6 \text{KW}\cdot\text{h}$)	实际:230.569037($10^6 \text{KW}\cdot\text{h}$)	准确率(%):98.5	
周最低负荷(%)	205.94645($10^6 \text{KW}\cdot\text{h}$)	实际:208.197394($10^6 \text{KW}\cdot\text{h}$)	准确率(%):98.91	

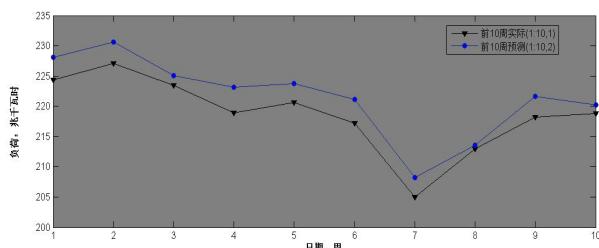
**Figure 3. An area of Jilin Province ten weeks in 2010 Load Forecast**

图 2.2010 年前 10 周负荷预测

本文为每周设计了 7 个 RBF 网络，以预测每周的负荷。用吉林省某地区 2009 年的历史负荷数据，采用梯度算法进行训练。所输入的历史负荷数据见表 2

6 预测结果分析

用 RBF 网络对吉林省某地 2010 年的负荷进行初预测，用模糊专家系统进行调整，并与实际值进行对比表 2 分别给出了 2010 前十周负荷预测的结果进行

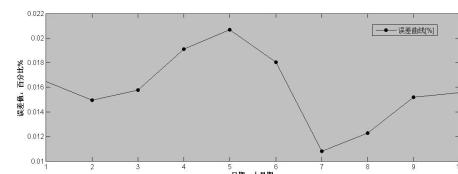
**Figure 4. An area of Jilin Province ten weeks in 2010 Load Error Forecast**

图 3.2010 年前 10 周负荷预测误差曲线

分析的绝对均值误差的百分值(MAPE)，表 1 还给出了周最低、最高负荷预测结果的比较。大多数负荷预测方法只适用于某个具体系统或某个时间段，而神经网络方法只要稍加改变(隐层神经元数目不同)，就可以移植到别的系统。

通过以上图表分析可以看出，RBF 神经网络与模糊控制相结合的方法的预测周负荷平均误差 1.589073%；最高周负荷预测误差 2.06869%；最低周负荷预测误差 1.08116%；相对误差小，有效地提高了负荷预测精度，达到了电力系统短期负荷预测的需要。

应该指出的是，本文对于特殊事件如大型文艺演绎活动、奥运直播、地方节日等因素所引起的负荷突变，依然用人工经验值进行校正，也没有考虑因湿度、风速变化引起的影响，这也是作者正在研究的课题。

致谢

最后，感谢为支持本文写作的老师和同学，感谢文中提供数据和被引用的学者们。

References (参考文献)

- [1] GAN WenQuan,WANG ChaoHui,HU BaoSheng.Combine the ANN and Fuzzy Expert System Short-term Load Forecasting.[J].Shan Xi: University of Xian transportation, 1998, 28-32 甘文泉，王朝晖，胡保生.结合神经元网络和模糊专家系统进行电力短期负荷预测.[J].陕西：西安交通大学，1998，28-32
- [2] Ruey-Hsun Liang, Ching-Chi Cheng.Short-term load forecasting by a neuro-fuzzy based approach Department of Electrical Engineering, National Yunlin University of Science and Technology, Touliu, Yunlin 640, [J]. Taiwan, ROC Available online 26 November 2001. P01-04.

- Ruey-Hsun Liang, Ching-Chi Cheng.基于电气工程理论的模糊神经短期元短期负荷预测, 国立云林科技大学, TOULIU, 云林 640 部, [J]负荷预测.台湾.2001-11-26. P01-04.
- [3] ZHANG ShunHua, LIAN JingJing,DING JianPing etc. Based On the ANN Short-term Load Forecasting data processing. [J].Jiang Xi: NanChang Engineering College, 2008,45-49
章顺华, 连晶晶, 丁建平等.基于人工神经网络短期负荷预测的数据处理. [J].江西: 南昌工程学院电气与电子工程系, 2008,45-49