

# 气象要素在电力负荷预测中的应用

罗 慧<sup>1</sup> 巢清尘<sup>2</sup> 李 奇<sup>3</sup> 刘安麟<sup>1</sup> 顾润源<sup>4</sup>

(1. 陕西省气象局, 西安 710015; 2. 国家气象中心;  
3. 西北电网有限公司; 4. 山东省气象局)

## 提 要

综合应用人工神经网络、模糊理论等智能技术,着重考虑天气因素对电力负荷的影响,确定了一种有效的电力系统短期负荷预测方法。并应用陕西省9个地市1998~2001年的逐日8个气象要素以及对应的逐日电力负荷值,对陕西省电力负荷进行训练和预测,研究结果证明这种方法能较大地提高日负荷预测的精度。

**关键词:** 负荷预测 神经网络 模糊化推理机制

## 引 言

电力负荷预测是电力系统中的重要工作,精确的负荷预测,尤其是短期负荷预测对电力系统的生产安排、经济调度和安全运行都起着十分重要的作用。本文的研究视角,是从气象的8个基本要素:日最高气温、日最低气温、日平均气温、日平均地面温度、日平均相对湿度、日降水量、日平均风速、日平均总云量等,对陕西省电力负荷进行预测。本文结合人工神经网络 ANN 和模糊专家两种方法进行短期负荷预测,其中变化部分,如节假日、温度等引起的变化,用模糊专家系统进行处理,以期较为满意的效果。

电力系统负荷预测是电网规划的基础和前提,主要受下面几个因素的影响:(1)气象因素。它对负荷具有重要影响,而温度是对负荷影响最重要的气象因素。夏季连续高温天气会导致一个夏季峰值负荷,冬季的寒流也会使负荷急剧增加。其他影响因子还包括相对湿度、风速、天气状况等。(2)经济因素。如GDP、人口增长率、工农业方式等都反映了不同的电力负荷需求,盛夏家用空调数量、开机率及时间长短等是降温用电负荷骤增的主要因素。(3)随机因素,很多用户及电力子系统的用电负荷行为是随机的,一些特殊事件如强对流性天气袭击、大型活动等对负荷

有较大影响<sup>[1]</sup>。随机性也反映了短期负荷预报的复杂性,一些小的变化可用临时调整用电量计划或者采用特殊电价政策来控制,但要定量、定性地判定未来各种可能引起负荷发生变化的情况,常常是困难的<sup>[2]</sup>。

短期负荷预测理论历经30年发展,在算法上已从传统的统计学方法发展到智能化的人工神经网络及专家系统方法。传统的基于统计学的负荷预测方法的本质是通过历史用电数据及相关因素分析整理,求出负荷变化的趋势,从而借此外推实现预测,其中常用的时间序列法没有考虑天气对负荷的影响,故面对天气骤变等突发事件时预测误差较大;回归算法一般均假设各变量之间是简单线性关系或通过简单变量代换来拟合非线性关系,面对动态的、非线性的天气与电力变量关系,回归算法便不能很好地解决问题。国内也有用温度的历史数据建立温度对负荷影响的分析模型,由于描述温度对负荷影响的温度参数采用每天的最高温度值及最低温度值,而忽略了其它气象因素的影响,因而也影响了预测精度<sup>[2]</sup>。

神经网络方法作为一种平行分散处理模式,其建构理念来源于人类大脑神经运作的模拟<sup>[3]</sup>,可以弥补以上缺陷。它除具有较好的模式识别能力外,还具有容错能力,对数据

的分布要求不严格,具备处理资料遗漏或错误的功能,最重要的是神经网络具有学习能力,可随时依据新数据资料进行自我学习、训练,调整其内部的储存权重参数以对应多变的企业运作环境,由于具备上述良好的性质与能力,将其作为建立预测模型的一个重要工具<sup>[4]</sup>。

### 1 电力负荷预测模型

本文综合了模糊逻辑技术和神经网络的特点,模型结构如图1、图2所示<sup>[5]</sup>。

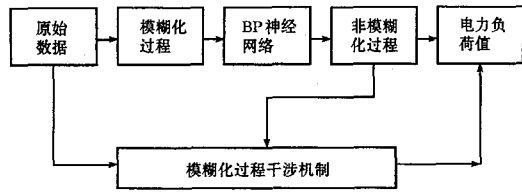


图1 基于模糊模块的神经网络模型

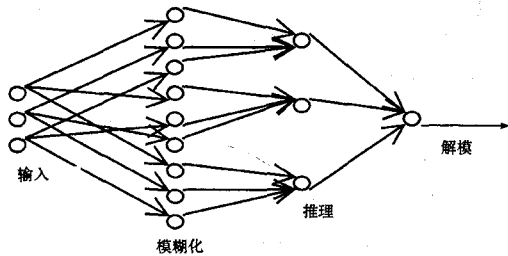


图2 模糊神经元网络结构

#### 1.1 原始数据

本文使用陕西省1998~2000年逐日电力负荷资料(用电量)以及1998~2000年9个地市逐日8个气象要素(日降水量、平均地面温度、日平均风速、日平均相对湿度、日平均总云量、日最低温度、日最高温度、日平均温度)资料。由于电力负荷量会受到工业生产和气候变化影响,本文将数据按月份和日期类型来预测电力负荷。

#### 1.2 模糊化过程

模糊逻辑是一种解决不精确、不完全信息问题的方法,其最大的特点是可以比较自然地处理“模糊概念”(概念的外延是模糊的)问题,比如描述天气状况的语言变量“晴”、“阴”、“多云”等问题。为了较充分地利用与负荷预测密切相关的天气状况这个语言信息,引入模糊逻辑来确定预测日的负荷曲

线形状。由于各点负荷均在最大、最小负荷之间变化,即负荷形状由各点的负荷系数来描述,这里采用一个简单的三角函数来描述模糊逻辑变量,用三个参考点:S(小)、M(中等)和L(大)将气象指标和电力负荷分为4个部分。具体的模糊处理判断函数可以表示为:

$$U_x = \begin{cases} 1, & \text{if } x = B \\ (x - A)/(B - A), & \text{if } A < x < B \\ (C - x)/(C - B), & \text{if } B < x < C \\ 0, & \text{if } x \geq c, x \leq A \end{cases} \quad (1)$$

而每个输入变量在进行模糊化处理前进行标准化处理可以表示为:

$$l_x(i) = \frac{l(i) - l_{\min}}{l_{\max} - l_{\min}} \quad (2)$$

其中: $l_x(i)$ 为标准化系数; $l(i)$ 为第*i*天的值, $l_{\min}$ 为最小值, $l_{\max}$ 为最大值<sup>[5,6]</sup>。

#### 1.3 BP神经网络

神经网络采用现有计算机来模拟生物神经网络的某些结构和功能,它的自学习能力、大规模并行机制及很强的容错性,使得它很适于处理实际中由不确定性引起的系统难以控制的问题。本文设计一个反向传播神经网络,包括:(1)输入已知学习样本,从网络底部向上进行计算,计算每一层的输出;(2)对权的修正,根据实际输出值和期望输出之间的误差从最高层(输出层)向下进行计算和修正,两个过程反复交替,直到收敛为止<sup>[7]</sup>。分别选择陕西省9个地市的8个气象指标,因此输入层一共有72个节点;输出层有一个节点为日电力负荷总量;隐含层的节点太少,网络不能很好地学习,训练精度较低,而节点太多,增加循环次数,也就是会增加训练时间,根据不断试验确定为15个节点。针对BP神经网络存在的限制(主要表现在训练时间较长、网络可能陷入局部最小值等),本文还采用附加动量法来修正BP神经网络,在原有网络基础上在每一个权值的变化上加上一

项正比于前次权值变换量的值,并根据反向传播法来产生新的权值变化,带有附加动量因子的权值调节公式为:

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(k+1) &= (1-mc)\eta\delta_i p_j + mc\Delta w_{ij}(k) \\ \Delta b_i(k+1) &= (1-mc)\eta\delta_i + mc\Delta b_i(k) \end{aligned} \quad (3)$$

式中  $k$  为训练次数,  $mc$  为动量因子, 本文选择 0.95<sup>[8]</sup>。BP 神经网络输出结果是位于 0~1 之间的值, 并不是真实电力负荷值, 因此, 还需要将模糊值转化为真实值, 即解模糊化过程, 用公式(4)来实现,

$$L' = L_{\min} + l'(l_{\max} - l_{\min}) \quad (4)$$

其中:  $L'$  为真实的电力负荷值,  $l'$  为神经网络的输出值,  $l_{\min}$  为最小值,  $l_{\max}$  为最大值。

#### 1.4 模糊化过程推理机制

经过模糊化处理后, BP 神经网络的预测值和真实的负荷值之间会存在一定误差, 而模糊化过程推理机制对模糊化 BP 神经网络的预测结果进行修正, 可以用公式(5)表达:

$$E_d = \frac{a_1 Z + a_2 Z'}{a_1 + a_2}, L = L' + E_d \quad (5)$$

其中  $E_d$  为模糊化过程控制机制的修正误差,  $L$  为最终的电力预测负荷值。

模糊化过程推理机制恰恰可以被用来处理这一问题, 本文采用 IF-THEN 规则更加精确地控制经过模糊化处理的 BP 神经网络预测误差的波动<sup>[9]</sup>。预测精度有三个主要影响因素:  $E_{d-1}$  表示上一期电力负荷真实值和预测值之间的预测误差;  $\Delta T$  表示上一期和预测期的温度等气象数据的变化值;  $\Delta P_{ave}$  表示一周电力负荷变化的平均值。本文设置了 5 个模糊变量参考点来描述  $E_{d-1}$ 、 $\Delta T$  和  $\Delta P_{ave}$ , 它们分别为: 负的大(NL)、负的小(NS)、零(ZE)、正的小(PS)和正的大(PL), 如图 3 所示。

## 2 电力负荷的预测结果

根据上述基于模糊模块的神经网络方法, 采用陕西省 1998~2000 年逐日气象要素

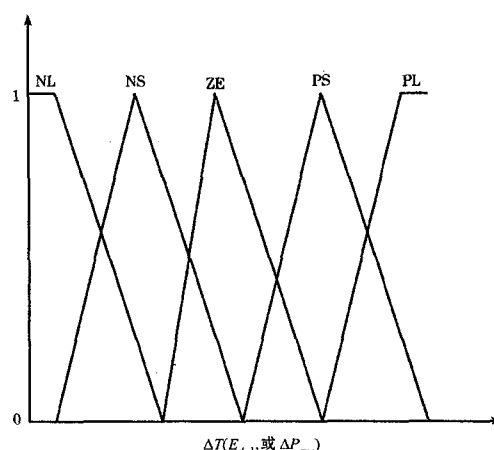


图 3  $E_{d-1}$ ,  $\Delta T$  和  $\Delta P_{ave}$  的模糊隶属函数图

资料和 1998-2000 年逐日电力负荷资料(用电量)对神经网络进行训练, 并用 2001 年的气象要素资料对 2001 年电力负荷进行预测, 其平均误差绝对值的百分比值(MAPE)和预报误差如表 1 和表 2 所示。图 4 是对预测值和真实值进行比较的预测效果图。通过比较发现, 二者的拟合程度和趋势比较好, 说明本文提出的基于模糊模块的神经网络方法通过气象要素对电力负荷是基本可以有效预测的。

表 1 2001 年各月份负荷预测平均误差

月份	训练误差/%	预报误差/%	月份	训练误差/%	预报误差/%
1	0.34	1.53	7	0.41	2.03
2	0.46	2.11	8	0.40	1.95
3	0.55	2.43	9	0.38	1.74
4	0.69	2.75	10	0.52	2.19
5	0.77	3.28	11	0.51	1.97
6	0.39	1.66	12	0.35	1.76

表 2 2001 年各日期类型负荷平均误差

日期类型	训练误差/%	预报误差/%
星期一	0.67	1.43
星期二	0.98	2.63
星期三	0.45	1.27
星期四	1.01	2.99
星期五	0.58	1.49
星期六	0.37	1.01
星期日	0.57	1.36

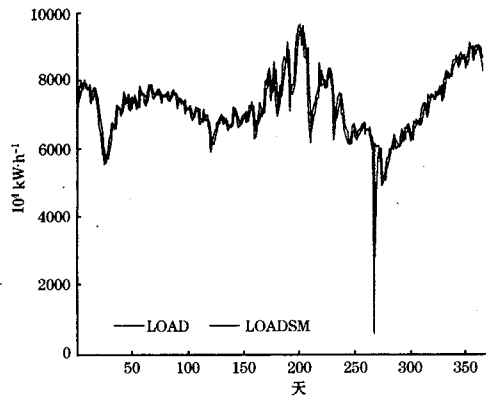


图4 预测值和真实值的比较效果图

### 3 结论

本文对于受不确定因素影响的短期电力负荷,提出了基于模糊分类处理的变结构神经网络负荷预测模型,考虑从两方面改进预测精度,一个方面是模糊分类处理,使过去的负荷数据分为不同气候特征,选用同类特征数据进行预测;另一个方面是通过神经网络变结构优化,确定最优网络和最优拟合逼近,从而得到最优的预测结果。通过建立变结构神经网络,克服了普通神经网络结构无法自动最优确定、易于陷入局部极小点等缺点,使负荷建模得到了优化。还充分考虑了气象要素对电力负荷预测的影响。这种新方法同时考虑了天气因素的影响和神经网络结构的自动最优确定,说明利用气象要素资料能较好

地预测电力负荷,最终较大地提高了日负荷预测的精度和系统的实用性,能够有效地应用于电力负荷预测的决策管理工作中,也为进一步拓展领域、实施专业化程度较高的气象科技服务打下基础。

### 参考文献

- 1 Dipti Srinivasan. Evolving artificial neural networks for short term load forecasting. *Neuro computing*, 1998, (23):265—276.
- 2 夏昌浩,胡翔勇,刘涤尘.神经网络短期负荷预报模糊化改进. *电力学报*, 2001,16(1):10~13.
- 3 P. K. Dash, A. C. Liew, S. Rahman. Peak load forecasting using a fuzzy neural network. *Electric power systems research*, 1995, (32):19—23.
- 4 Ruey Hsun Liang, Ching-Chi Cheng. Short-term forecasting by a neuro-fuzzy based approach. *Electrical Power and Energy System*, 2002, (24): 103—106.
- 5 Mohammad Tamimi, Robert Egbert. Short term electric load forecasting via fuzzy neural collaboration. *Electric power systems research*, 2000, (56):243—248.
- 6 牛东晓,乞建勋.模糊处理变结构神经网络日负荷预测方法研究. *运筹与管理*, 2001,10(2):86~92.
- 7 马雁军,杨洪斌,张云海. BP神经网络法在大气污染预报中的应用研究. *气象*, 2003,29(7):49~52.
- 8 丛爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用.合肥:中国科学技术大学出版社,1998:61~67.
- 9 刘秀玉,刘妍,张少华等.一种基于模糊逻辑和神经网络的电力负荷预测方法. *上海大学学报*, 2001,7(1):37~41.

## Application of Meteorological Factors to Load Forecasting Based on ANN

Luo Hui<sup>1</sup> Chao Qingchen<sup>2</sup> Li Qi<sup>3</sup> Liu Anlin<sup>1</sup> Gu Runyuan<sup>4</sup>

(1. Shaanxi Provincial Meteorological Bureau, Xi'an 710015; 2. National Meteorological Center, CMA; 3. Northwest China Grid Company; 4. Shandong Provincial Meteorological Bureau)

### Abstract

Based on Artificial Neuron Network (ANN) and Fuzzy theory, an efficient method of short-term load forecasting is put forward. In it, the influences of meteorological factors on load forecasting are also concerned. The method applies eight meteorological factors day by day in nine cities and corresponding load value day by day of Shaanxi Province from 1999 to 2001 to train and forecast load of Shaanxi Province. The results show that the new method can largely improve the precision of load forecasting.

**Key Words:** load forecasting artificial neural network fuzzy inference system