

基于人工神经网络的日负荷预测方法的研究

吴军基, 倪黔东, 孟绍良, 刘皓明

(南京理工大学动力学院, 江苏 南京 210094)

【摘要】 基于神经网络原理,设计了一个三层的BP网络模型。充分利用了神经网络高度非线性建模能力,实现电力系统的短期负荷预测。文中对样本数据进行了预处理,以及在算法中引入附加冲量项,以提高训练速度。预测仿真结果证明使用人工神经网络方法进行短期负荷预测是可行的。

【关键词】 神经网络; BP算法; 电力系统短期负荷预测

1 引言

负荷预测是电力系统运行调度中一项非常重要的内容。它是保证电力系统安全经济运行和实现电网科学管理及调度的重要方面,是能量管理系统(EMS)的重要组成部份,也是今后进行电网商业运营所必需的基本内容。

但是由于种种原因,长期以来,电力系统负荷预测并未受到重视。直到现在,电力即将走向市场,各单位都在迫切寻找一种准确可行的方法。传统的方法有时间序列方法,回归分析方法和模式识别方法,并取得了不同程度的成功。但是这些方法都存在缺陷,其中时间序列方法不易考虑气象数据对负荷的影响,回归分析方法存在如何确定合适的回归方程的问题,而模式识别法由于难于处理大地区中负荷的分散性对气象灵敏的负荷模式的影响而只能适应于小区域电力系统。

而人工神经网络能够建立任意非线性的模型,并适于解决时间序列预报问题(尤其是平稳随机过程的预报),因此其在电力系统短期预测中应用在理论上是可行的。

2 BP算法

神经网络的BP模型在许多文献中有较为详细的介绍^{[1][2]},本文不再赘述。常规的BP算法实际上就是无约束优化算法中的梯度下降法。其修正权值的过程可简单描述为:

$$W_{ij}^k(t+1) = \eta_j(t) y_i^k(t) \quad (1)$$

$$W_{ij}^k(t+1) = W_{ij}^k(t) + W_{ij}^k(t+1) \quad (2)$$

其中, η 为学习效率系数, k 为样本号, t 为学习次数, w 为权向量, y_j 为节点 j 的输出误差值, $y_i(t)$ 为节点 j 前一层第 i 个节点的输出。为了加速BP算法的收敛速度,在BP算法的基础上引入一附加

冲量项,即将(1)式改成:

$$W_{ij}^k(t+1) = \alpha_j(t) y_i^k(t) + W_{ij}^k(t) \quad (3)$$

其中 α_j 为惯性因子

但是由于 α_j 和 η 通常是以经验为依据选取的。本文经过试验通常取 $\alpha_j = 0.15$, $\eta = 0.075$ 。对于一些特殊情况,则作相应的改进,以使网络能收敛或加快收敛。

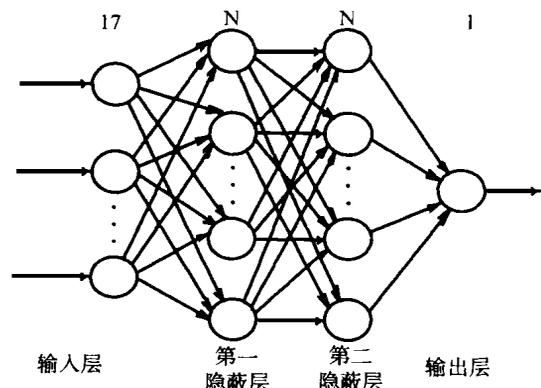


图1 神经网络的结构

3 特征输入量的选择

对于神经网络训练,特征输入量的选择是一个非常关键的问题。合理地选择输入量,能达到事半功倍的效果。特征量不能取得太小,否则不能起到区分判断能力;取得太多,则影响网络的训练速度。

3.1 参数的选取

(1) 气象参数的选取

负荷对气象的敏感程度是比较高的,且分散性很大。比如:冬天有风与无风对负荷影响较大,而夏天则几乎无影响。由于数据不易掌握,及为了简化模型,而又不失一般性,选择了每天的最高温度、最低温度,这能从较大程度上反映了气象对负荷的影响。

(2) 负荷参数的选择

对于每天的负荷来讲,最典型的的就是峰值负荷、低谷负荷、平均负荷(对应于该日的日用电量)。所以,这里就采用了这三个参数。

(3) 预测日的选择

由于工作日与节假日负荷的规律是不一样的,所以应分别对待,还有一些特殊的日子(重大政治活动等),这些负荷是不能通过同样的程序来处理。因此这里只研究星期一至星期五,且不是假日情况下的负荷预测。

3.2 输入量的确定

(1) 首先,预测日的 2 个温度参数是首要的条件。

(2) 考虑到日负荷的变化是一个平稳的随机过程,昨天的情况可取得最好的平滑作用。因此选取预测日前一天的五个参数(包括 2 个温度参数和 3 个负荷参数)作为输入量。

(3) 考虑到周一到周五之间的差别,负荷可能与此有关,所以选取上星期该日的五个参数作为输入量。

(4) 考虑到一个月内,月末与月初对负荷的影响有差别,所以选取上月该日左右有相同星期数的那天(即减去 28 日)的五个参数。

综合上述,网络共选择了 17 个输入参数。

4 网络的结构

由于负荷预测的非线性程度较高,所以采用三层网络。由上面分析结果,选择 17 个输入节点。在这里我们只预测一个参数(平均负荷),所以有 1 个输出节点。

由于隐节点数的选择通常是凭经验来选取的,这里采用试验的方法进行选取。首先,假设二个隐蔽层节点数是一样的,即网络的结构为 $(17 \times N \times N \times 1)$ 。然后分别取不同的 N 值进行试验找到一个合理的隐节点数。

5 仿真预测

5.1 数据预处理

数据的表示方法对成功解决问题是非常重要的。这里由于网络的转移函数是 S 型压缩函数。因此,把数据压缩的 $0 \sim 1$ 上,到最后再把它恢复。

数据预处理的公式如下:

$$y = \frac{x - \min}{\max - \min} \quad (4)$$

其中 x 为原始数据, \max 、 \min 分别为该项参数的最大值和最小值, y 为预处理后的数据(即网络输入节点的输入数据)。

5.2 样本选取及训练

在这里,训练的目的就是让神经网络知道,在现在这种用电情况下,对于不同的天气、不同的星期.....下的用电水平。所以选用的样本最好能反映当时的情况,这里选取预测日前十天的数据作为训练样本集。训练时,循环把十组数据加入到网络中进行训练,直到所有样本训练误差都满足要求为止。

5.3 隐节点确定

预测连续 10 天的平均负荷,分别选用了 $N = 24, 30, 36, 40$ 的三层网络(参数为 $\eta = 0.075, \alpha = 0.15$)。仿真结果如表 1 所示,可以看出网络隐节点数与负荷预测精度的关系,所以选取一定要合理(这里选取 $N = 36$)。

表 1 某地区连续 10 日负荷预测结果

隐节点数 预测日	实际值 (kW)	24		30 [*]		36 ^{**}		40	
		预测值	误差 (%)	预测值	误差 (%)	预测值	误差 (%)	预测值	误差 (%)
10.27	732.7	735.86	0.43	739.76	0.96	733.01	0.04	780.04	6.46
10.28	752.3	754.77	0.33	745.79	0.87	749.72	-0.34	736.65	2.08
10.29	772.0	768.29	-0.48	766.47	-0.72	768.96	-0.39	742.26	-3.86
10.30	777.3	776.84	-0.06	784.91	0.98	780.79	0.45	772.09	-0.67
10.31	775.7	782.99	0.94	771.74	-0.51	772.52	-0.41	826.76	6.58
11.3	776.2	775.30	0.12	782.84	0.86	775.30	-0.21	796.57	2.62
11.4	791.8	798.68	0.87	798.14	0.80	795.33	0.45	807.15	1.94
11.5	794.0	797.53	0.44	801.82	0.98	797.17	0.40	804.48	1.32
11.6	842.9	839.90	-0.36	830.20	-1.51	839.90	-0.36	808.13	-4.14
11.7	838.7	834.18	-0.54	840.84	0.26	834.18	-0.54	859.56	2.49

注: *取 $\eta = 0.5$ $\alpha = 0.075$; **取 $\eta = 0.15$ $\alpha = 0.75$

(下转第 46 页)

> < = :逻辑判断式

关于遥测及遥信点号的说明:

35kV 一母电压: $U_A = 104$ $U_B = 105$ $U_C = 106$ $U_{AB} = 40$
 $U_{BC} = 41$ $U_{CA} = 42$

35kV 二母电压: $U_A = 112$ $U_B = 113$ $U_C = 114$ $U_{AB} = 72$
 $U_{BC} = 73$ $U_{CA} = 74$

10kV 一母电压: $U_A = 144$ $U_B = 145$ $U_C = 146$ $U_{AB} = 148$
 $U_{BC} = 149$ $U_{CA} = 150$

10kV 二母电压: $U_A = 192$ $U_B = 193$ $U_C = 194$ $U_{AB} = 236$

$U_{BC} = 237$ $U_{CA} = 238$

一号电容开关:185 二号电容开关:217

1# 主变档位:计算遥测 1 点 2# 主变档位:计算遥测 2 点

直流电压:28 正对地电压:29 负对地电压:30

1# 主变电流:97 分段开关电流:185

收稿日期:1998—09—23

作者简介:杨先义(1973 -),男,工程师,研究方向为变电站继电保护及监控系统。

SPECIAL APPLICATION OF BACKGROUND DATABASE OF SUBSTATION SUPERVISORY CONTROL SYSTEM

YANG Xian-yi

(Chengdu Power Bureau, Sichuan 610016, China)

(上接第 28 页)

6 结论

(1) 人工神经网络具有很强的建立非线性模型的能力,在对某地区进行负荷预测的仿真中,结果与实际值非常接近,实践证明了其在电力系统短期负荷中应用的可行性。

(2) 网络隐节点数的选择与网络的性能密切相关,选取一定要合理。

(3) 由于 BP 算法中的一些参数是凭经验选取的,选取不当可能引起振荡或不收敛。这一方面需进一步研究,但运用 BP 算法进行短期负荷预测仍不失为一条有效的途径。

[参考文献]

[1] 周继成等. 人工神经网络——第六代计算机的实现.

北京:科学普及出版社,1993.

[2] 陈国良. 神经网络及其学习算法. 中科大《神经网络和神经工程》系列学术讲座论文,1989.

[3] 韩祯祥,文福拴. 人工神经网络在电力系统中应用的新进展. 专题综述,1992.

[4] 冯焕清,巢洪斌. BP 网络及其应用. 中科大《神经网络和神经工程》系列学术讲座论文,1989.

[5] 吴军基,倪黔东,孟绍良,刘皓明. 基于人工神经网络的短期负荷预测应用的研究. 全国高等学校电力系统及其自动化专业第十四届学术年会论文集.

收稿日期:1998—11—12

作者简介:吴军基(1955 -),男,副教授,硕士,研究方向为电力系统调度自动化和检测技术; 倪黔东(1977 -),男,硕士在读,研究方向为电力系统调度自动化; 孟绍良(1975 -),男,硕士在读,研究方向为高电压脉冲功率源技术。

AN APPLICATION OF SHORT- TERM LOAD - FORECASTING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

WU Jun-ji, NI Qian-dong, MENG Shao-liang, LIU Hao-ming

(Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract Based on the theory of artificial neural network(ANN), a three - layer back propagation(BP) network is proposed. The idea is to predict short - term load using the ability of ANN to model arbitrary nonlinear systems. In order to improve training speed, the training data are pretreated and an additional impulse term is introduced into BP algorithm. In order to improve the precision, the selection of the hidden nodes is studied in this paper, and a best network is generated finally. Simulation results show that the effectiveness of the proposed method based on ANN.

Key words artificial neural network(ANN); back propagation(BP) algorithm; short - term load forecasting