

基于改进径向基函数网络的电力系统短期负荷预测

赵宇红¹,汪普林¹,梁海滨²

(1. 南华大学 电气工程学院,湖南 衡阳 421001;2. 湖南衡阳电业局,湖南 衡阳 421001)

摘 要:电力系统短期负荷预测是电力生产部门的重要工作之一,本文利用径向基函数网络(RBF)进行负荷预测,针对 RBF 在负荷预测中隐含层节点数难求问题,提出了一种改进的最近邻聚类学习算法即可解决该难点,又可提高 RBF 神经网络收敛速度和负荷预测精度.根据某地区电网的实例进行研究,结果发现本文算法比改进前的算法预测的最小、最大相对误差分别减小 0.14 和 1.12,证明了改进后算法有效性和可行性,为电力系统负荷预测提供了一种新途径.

关键词:电力系统;短期负荷预测;径向基函数;改进最近邻聚类

中图分类号:TP183

文献标识码:B

Power System Short Term Load Forecasting Based on Improved Radial Basis Function Network

ZHAO Yu-hong¹, WANG Pu-lin¹, LIANG Hai-bin²

(1. School of Electric Engineering, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China;

2. Hengyang Electric Power Bureau, Hengyang, Hunan 421001, China)

Abstract:Power system Short term load forecasting is one important work of the electricity production sector. In this paper, radial basis function network (RBF) is used in load forecasting. Load forecasting for the RBF in the hidden layer nodes is hard to find. An improved nearest neighbor clustering algorithm is proposed to solve the difficulties and improve RBF neural network convergence speed and load forecasting accuracy. According to the instance of a regional power grid study, we found that the minimum, maximum relative error were reduced by 0.14 and 1.12, if we used the improved algorithm to predict. Case study results prove its effectiveness and feasibility. It provides a new way for the power system load forecasting.

key words:power system; short term load forecasting; radial basis function; improved nearest neighbor clustering

收稿日期:2011-07-12

基金项目:湖南省科技计划基金资助项目(2010FJ3157)

作者简介:赵宇红(1973-),女,湖南邵阳人,南华大学电气工程学院副教授,硕士.研究方向:人工智能在电力系统中的应用.

电力是不能大量储存的,电力生产要求电力供需瞬时平衡的特点决定了其预测比其他行业更为关键,日负荷预测的精度越高,越可以降低系统备用容量,减少或避免计划外开停机组。因此,负荷预测的精度将直接影响电力系统的经济效益,同时做好电力负荷预测也是实现电网安全、经济运行的重要保障^[1]。随着电力市场的发展,寻求精度更高、速度更快的预测方法具有重要的理论意义和实用价值

由于影响短期负荷预测的因素很多,并且它们之间的关系是复杂的,非线性的,从而使准确预测负荷存在一定的难度。前馈型(BP)神经网络具有较强的非线性拟和能力,而且学习规则简单,便于计算机实现,所以目前使用较多,但该算法易陷于局部极小点,收敛速度慢等固有缺陷影响了其进一步的应用。而径向基函数网络在一定程度上克服了这些问题,其逼近能力、分类能力和学习速度均优于 BP 网络,它的研究与应用受到越来越多的重视。

本文从短期负荷预测的实际应用出发,提出一种基于改进的最近邻聚类学习算法的径向基函数网络短期负荷预测模型。预测结果表明,算例在收敛速度和预测精度上都表明此种改进方法有优势。

1 RBF 网络的基本结构及算法改进

1.1 基本结构

径向基函数网络是在某种程度上利用了多维空间中传统的严格插值法的研究成果,最基本的径向基函数(RBF)网络一般由三层节点组成^[2],其结构如图 1 所示。输入层节点只是传递输入信号到中间层,中间层节点(亦称 RBF 节点)由象高斯核函数那样的辐射状函数构成,输出层节点通常是简单的线性函数,它对输入模式的作用做出响应。隐层节点中的作用函数(核函数)对输入信号将在局部产生响应,即当输入信号靠近核函数的中央范围时,隐层节点将产生较大的输出,为此 RBF 网络也被称为局部感知场网络^[3]。

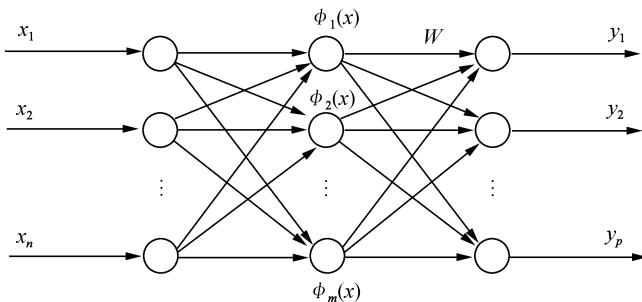


图 1 径向高斯函数网络拓扑结构

Fig. 1 Radial Gaussian function network topology

核函数的形式有很多种,但隐含层最常采用的激活函数是是一种局部分布的、对中心点径向对称衰减的非负非线性函数即高斯函数,可表示为

$$\phi_i(x) = \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], i = 1, 2, \dots, m. \quad (1)$$

式中: X 为输入样本, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$; $\phi_i(x)$ 为第 i 个隐层节点的输出; σ_i 为第 i 个隐层节点的变量,称标准化常数或基宽度; c_i 为第 i 个隐层节点的高斯核函数的中心且与 X 具有相同的维数。 $\|x_i - c_i\|$ 表示 x_i 与 c_i 之间的距离;由式(1)知, $\Phi(x_i)$ 在 c_i 处有唯一的最大值,随着 $\|x_i - c_i\|$ 的递增, $\Phi(x_i)$ 迅速衰减到零,对于给定的训练样本 x_i ,只有靠近 x_i 的一小部分被激活,样本离中心

越近,隐层节点的输出也就越大。

从图 1 可以看出,输入层实现 $x \rightarrow \phi_i(x)$ 的非线性映射,输出层实现 $\phi_i(x) \rightarrow y_k$ 的线性映射,即

$$y_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} \phi_i(x), k = 1, 2, \dots, p. \quad (2)$$

w_{ik} 为隐含节点 i 与输出节点 k 的连接权值。

1.2 改进的学习算法

RBF 神经网络的学习算法主要有随机算法、自组织算法和最近邻聚类算法^[4-5]。由于随机算法和自组织学习算法只适用于静态模式的离线学习,不能用于动态输入模式的在线学习,而且网络隐层单元的节点数要事先人为确定;最近邻聚类学习算法是一种在线自适应聚类学习算法^[6],随着输入样本的变化,隐含层单元随之确定下来,故

隐含层单元的节点数不需要事先人为确定. 可见该算法适用于研究短期负荷预测这样较为复杂的非线性系统. 但传统的最近邻聚类学习算法中高斯函数宽度 σ 是一个常量, 在负荷预测时应用该算法时其整体拟合效果并不十分理想. 因此本文提出一种改进的最近邻聚类学习算法, 考虑到不同的负荷影响因素对于预测的影响权重不同, 让其中的 σ 可以根据类别的不同而发生变化, 因而宽度的选取会直接影响到建模的效果, 本文 σ 的选取是通过实验来确定的, 即在式(1)中, 根据 i 的不同范围, 而选定不同的 σ 值, 取值通常在 0.01 ~ 0.1 之间. 如下式所示:

$$\sigma = \begin{cases} d_1 & (1 \leq i \leq n_1) \\ d_2 & (n_1 \leq i \leq n_2) \\ \dots & \\ d_n & (n_{N-1} \leq i \leq n_N) \end{cases} \quad (3)$$

其中 $d_1, d_2, \dots, d_n$ 为分段后的高斯函数宽度, $n_1, n_2, \dots, n_N$ 为各分段样本点.

本文学习算法的具体步骤如下: 首先确定 σ 值, 然后输入第一组数据, 定义其为第一类. 即产生一个新的隐节点, 该隐单元的中心为输入向量. 该隐单元到输出单元的权值为输出向量. 第二组数据输入时, 先计算该数据与已有的中心的距离, 并从中选取最小值, 然后对比判断, 若此距离大于 σ , 则产生一个新的隐节点, 方法同上; 否则, 将该数据归到最小距离的那个中心所属的类别中; 对应的中心不变, 对应的权值向量更新为该类别中所有数据的输出向量的算术平均值. 当所有的输入样本数据都完成后, 网络输出随之产生.

2.2 实例研究

2.2.1 预测模型输入输出量的选择

通过负荷特性分析可知: 相邻日的日负荷曲线比较相似, 邻近星期相隔正好一周的日负荷曲线也比较相似. 因此可以选取预测日前一天及前七天的 t 时刻点及该点前一小时和后一小时的负荷值; 预测日前一天及前七天的最高温度、最低气温、降雨、日期类型、最大负荷、最小负荷; 当天的最高温度、最低气温、降雨、日期类型, 共 22 个数据作为输入量来预测预测日 t 时刻的负荷值, 即输出层只有一个节点.

2.2.2 预测样本预处理

在对径向基函数网络进行学习训练时^[7], 考虑到网络的各个输入数据常常具有不同的量纲, 为了避免神经元的饱和现象及训练的复杂化, 必须对输入数据进行预处理, 首先将负荷值采用归一法进行变换, 其次对日期类型、温度和降水进行量化, 使他们的值都处在 $[0, 1]$ 区间之间. 另外, 历史负荷数据的记录中, 由于某种原因(大用户投切、远动通道故障、设备检修等)造成的负荷数据偏离合理值, 这些数据称为伪数据. 预测时应将伪数据剔除. 方法是将其某一时刻的负荷值与其前后时刻的负荷比较, 如果差值大于某一阈值, 由程序自动将伪数据修正.

2.3 预测结果分析

根据某地区电网九个月的历史负荷数据和该地区对应日期的气候数据, 以本文所建的基于改进径向基函数网络的电力系统短期负荷预测模型^[8-9]预测该地区某日一天 24 h 负荷, 预测结果(限于版面, 只列出该天的奇数点预测值)见表 1.

表 1 负荷预测结果
Table 1 The result of load forecasting

时间/h	实际值/MW	本文算法		传统 BP 算法	
		预测值/MW	相对误差/%	预测值/MW	相对误差/%
01:00	418	422.26	1.02	423.23	1.25
03:00	412.5	416.83	1.05	421.04	2.07
05:00	406.8	410.50	0.91	411.60	1.18
07:00	433.7	438.90	1.2	440.81	1.64
09:00	435.1	422.00	-3.01	417.13	-4.13
11:00	462.4	451.44	-2.37	448.44	-3.02
13:00	453.2	460.50	1.61	464.71	2.54
15:00	465.9	476.06	2.18	481.79	3.41
17:00	461.2	459.72	-0.32	465.17	0.86
19:00	529.5	530.88	0.26	531.62	0.40
21:00	481.8	487.44	1.17	494.13	2.56
23:00	466.6	471.45	1.04	479.34	2.73

由上表可知,本文算法预测的最小、最大相对误差分别为 0.26、3.01. 而基于传统的 BP 算法预测的最小、最大相对误差分别为 0.4、4.13. 可见本文所建的预测模型有更好的预测精度,能更好地拟合负荷之间的映射关系.

3 结 论

由于动态聚类法具有不依赖于初始条件自动聚类的特点,使得聚类效果更合理,预测结果更准确. 本文采用的改进的最近邻聚类学习算法就是一种动态聚类法,它考虑到了不同的负荷影响因素对于预测的影响权重不同,让其中的 σ 可以根据类别的不同而发生变化,加快了训练过程,易于收敛到全局最优. 经对实际负荷预测结果表明,本文所用方法可加快收敛速度和提高的负荷预测精度.

参考文献:

[1] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中

国电力出版社,2007.

[2] 赵宇红,张韵辉. 一种复合算法在短期负荷预测中的应用[J]. 自动化与仪表,2011,26(5):10-13.

[3] 李程,谭阳红. 电力负荷的径向基函数神经网络模型预测[J]. 广东电力,2010,23(5):1-4.

[4] 黄永聪,张旭,吴义纯,等. 改进的径向基函数网络的研究及应用[J]. 计算机技术与发展,2010,20(5):158-161.

[5] 廖本先,杨宜民,项凡. 基于改进遗传算法的 RBF 网络的截球策略[J]. 控制工程,2009,16(7):98-102.

[6] 周建中,张亚超,李清清,等. 基于动态自适应径向基函数网络的概率性短期负荷预测[J]. 电网技术,2010,34(3):37-41.

[7] 赵志刚,单晓虹. 一种基于遗传算法的 RBF 神经网络优化方法[J]. 计算机工程,2007,33(6):211-212.

[8] 葛哲学,孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2007.

[9] 丁永生. 计算智能理论、技术与应用[M]. 北京:科学出版社,2004.