

# 基于小波神经网络的电力系统短期 负荷预测模型研究

祖哲<sup>1</sup>, 毕贵红<sup>1</sup>, 刘力<sup>1</sup>, 郝娟<sup>2</sup>

(1. 昆明理工大学 电力工程学院, 云南 昆明 650500;

2. 山西晋中供电分公司, 山西 晋中 030600)

**摘要:**实现了BP神经网络电力负荷预测模型和小波神经网络电力负荷预测模型。通过对两种神经网络的算法进行理论分析以及两种模型的预测结果比较发现,小波神经网络在神经网络节点数目相同的情况下,小波神经网络比BP神经网络具有更高的预测精度。小波神经网络是一种建立在小波理论上的一种新型前馈神经网络,具有许多优良特性。文中所指的小波神经网络的优点,例如所需网络节点少和预测精度高,已经在电力负荷预测中得到验证。表明小波神经网络模型预测精度高,自适应性好,收敛速度也明显快。

**关键词:**负荷预测;小波神经网络;BP神经网络

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)10-0237-05

## Research on Power System Short-term Load Forecast Model Based on Wavelet Neural Network

ZU Zhe<sup>1</sup>, BI Gui-hong<sup>1</sup>, LIU Li<sup>1</sup>, HAO Juan<sup>2</sup>

(1. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming Univ. of Science and Tech., Kunming 650500, China;

2. Shanxi Jinzhong Power Supply Company, Jinzhong 030600, China)

**Abstract:** Achieve a BP neural network load forecasting model and wavelet neural network load forecasting model. By analyzing two neural network algorithms and comparing two model forecasting result, it shows that when they have same number of network node, wavelet neural network is better than BP network in forecast accuracy. Wavelet neural network is a new feedforward neural network based on wavelet theory with many advantage. It points out that the advantages of WNN, such as requiring less network nodes and achieving accurate forecasting, are validated in power load forecasting research. Wavelet neural network model shows that the prediction accuracy is high, the adaptability is good, the convergence speed is significantly fast.

**Key words:** load forecast; wavelet neural network; BP neural network

## 0 引言

短期负荷预测工作是电力系统的一项基本工作,其预测精度直接影响电力系统的经济效益。做好电力负荷预测是实现电网安全、经济运行的重要保障<sup>[1]</sup>。20世纪90年代以来神经网络方法一直是负荷预测的热点,针对不同的神经网络结构、训练方法及预测目标提出了多种实现方案<sup>[2~5]</sup>。人们不断致力于电力系统短期负荷预测方法的研究与应用,人工神经网络(arti-

ficial neural network, ANN)技术的快速发展使得基于人工神经网络的短期负荷预测方法受到了广泛关注<sup>[6]</sup>。并且取得了很大的进展,陈刚等<sup>[7]</sup>利用小规模BP神经网络学习时间短和径向基函数神经网络自身训练速度快的优点,使用基于BP和RBF网络的级联神经网络日负荷预测模型。邵能灵等<sup>[8]</sup>通过小波变换,将各序分量分别投影到不同的尺度上,对不同的子负荷序列进行处理,分别采用相匹配的模型进行预测,最后通过小波重构,并分别采用相匹配的模型进行预测。马轶东等<sup>[9]</sup>运用改进BP神经网络来进行电力负荷混沌多步预测的方法,在重构负荷数据相空间的基础上利用夹角余弦取代欧氏距离寻找参考邻域,找出训练样本并用改进的BP神经网络来进行负荷的多步预测。徐军华等<sup>[10]</sup>提出一种基于小波分解和人工神经网络(ANN)电力系统短期负荷预测方法。宋超

收稿日期:2011-12-18;修回日期:2012-03-23

基金项目:云南省自然科学基金项目(2009CD028);昆明理工大学科学研究基金(201001)

作者简介:祖哲(1985-),男,河北秦皇岛人,硕士研究生,研究方向为电能质量信号处理;毕贵红,博士,教授,硕士生导师,研究方向为信号处理与模式识别。

等<sup>[11]</sup>使用小波分析对基于不通频段的负荷进行分类,然后对分类后的不同频段的负荷使用人工神经网络进行训练预测的一种改进负荷预测方法。

电力系统负荷序列即典型的非线性非稳态时间序列,其分量中有包含周期性信号,可看作多个不同频率的稳态信号分量叠加。每个稳态分量呈近似周期性变化,则各分量序列的规律性显著,从而具有好的可预测性。因此,在对负荷时间序列进行时频域分解成各稳态信号分量,将小波时频分解理论与神经网络的结合是小波神经网络的松散型构成,另一种形式则用小波基取代传统神经网络中的隐含常数神经网络简单、收敛速度快等特点。层节点,构成紧密型小波网络。后一种结构小波网络通过学习,既能逼近函数的整体轮廓,也能捕捉函数变化的细节。使得函数逼近效果更好,而且网络权值学习算法较文中主要研究的是传统的 BP 神经网络进行预测的结果和紧密型小波神经网络的电力系统短期负荷预测结果,进行对比。通过对比,而得出结论。

## 1 BP 神经网络及小波神经网络模型简介

### 1.1 BP 神经网络模型

BP 网络是一种多层次的前馈型传输神经网络,其神经元之间的传递函数是通过 S 型函数来实现的,输出量的值为 0 到 1 之间的连续量,它可以实现传输中从输入值到输出值的任意非线性映射。由于权值中的调整采用反向传播学习的计算算法,因此也常将这种神经网络称其为 BP 网络(Back Propagation Network)。目前,在各种各样的人工神经网络结合到实际应用中,绝大部分的神经网络模型都采用 BP 网络模型。它同时也是前向传输网络重要的核心部分,体现了人工神经网络的精华所在。BP 网络模型包含输入层、隐含层及输出层,隐含层可以分为一层或多层。

用最小二乘法拟合了三层网络中隐节点数与输入节点数和输出节点数的关系如下:

$$s = \sqrt{0.43mn + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.35} + 0.51$$

其中: $s$  为隐节点数, $m$  为输入节点数, $n$  为输出节点数。

BP 网络的具体学习过程中包含了对信息的正向传递和误差反向传递两个传输过程。首先是信息的正向传递,输入的原始信息先通过输入层再经过隐含层最后传到输出层,通过作用函数运算后得到输出值。通过对输出值与期望值的对比,相比之后如果有误差,则出现的误差会不断地反向传播,沿着初始的路径反向传递回去,通过反复不断的修改每一层神经元的权

值和阈值,从而不断减少误差,如此反复循环直到输出的结果达到符合精度要求为止。

传统的 BP 计算方法采用最快速下降法,即利用负梯度方向来决定每次迭代的新的搜索方向,使得每次迭代计算后修改的权值和阈值都能逐步减小输出误差。但是最快速下降法的 BP 算法仍然存在一些缺陷和不足之处。目前,BP 网络的改进算法大体上可以分为两类:一类是采用启发式技术,如附加动量法、自适应学习速率法;另一类是采用数值优化法,如牛顿法、共轭梯度法、Levenberg-Marquardt 方法。

### 1.2 小波神经网络模型

小波分析(Wavelet Analysis)由法国科学家 Grossman 和 Morlet 在进行地震信号分析时提出的非线性信号处理方法,由于 Meyer、Mallat、Daubechies 等人的工作使得其迅速发展。1985 年 Meyer 证明了一维小波函数的存在性,并在理论研究上作了深入研究。提出了小波函数的构造及信号的小波分解与重构的 Mallat 算法。它在小波分析中的地位相当于快速傅里叶变换在傅里叶变换中的作用。小波变换因为其时频联合分析的能力以及时域和频域局域化性能得到了广泛的应用,特别是非线性信号处理方面,小波分析得到了重要的应用。另外,小波分析在诸多领域都有突破性的进展。

小波分析是由于傅里叶变换的不足而发展而来的,傅里叶变换是信号处理领域中应用最广泛的一种分析手段。然而傅里叶变换是一种在时间域或频率域上的全局变换,它只适用于分析平稳信号,对非平稳信号分析不能给出正确的结果,由于傅立里变换对信号的奇异性不敏感,变换结果无法判断某个信号局部突变发生的时间,即傅里叶变换在时域中没有局域分辨能力,而工程应用中信号的奇异性往往是信号的重要特征。小波函数是一种时域长度有限具有紧支集或近似紧支集、平均值为 0 的函数。小波函数是由一个母小波或基小波经过平移与尺寸伸缩得到,小波分析即把信号分解成一系列不同伸缩或频移因子的小波函数的叠加。小波分析将一维信号映射到二维“时间-尺度”域上,因此能够通过小波基函数变换分析非平稳信号的局部特征,并且在二维情况下具有信号方向选择能力,因此该方法作为一种非平稳的信号处理和分析方法,引起了广泛关注。小波变换在时间或频率域都具有描述信号局部特征的能力,在信号的低频部分具有低时间分辨率和高频率的分辨率,相反,在信号的高频部分具有高的时间分辨率和低的频率分辨率,具有时间和频率自适应能力,很适合分析正常信号中反常的突变和反常成分。所以小波分析被称为信号分析与处理的“数学显微镜”。

小波变换对分析的信号具有时间和频率局部特性和自适应的聚焦特性,而神经网络是大脑及其活动的一个理论化的数学模型,它是一个大规模互连的非线性自适应模型,具有自学习、自适应、容错性和非线性映射能力。如何把小波分析和神经网络两者的优势结合起来用来分析非平稳信号,这一直是人们所关注的问题。其中一种方法是分离式的小波神经网络结合方法,先用小波分析对信号进行预处理,再输入给神经网络完成对信号的融合预测及其识别;另外一种即小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)或小波网络(Wavelet Network, WN),小波神经网络中小波被嵌入在神经网络的隐藏层的节点中构成的神经网络,,可以把小波的时频局部化性质和网络的权值与小波系数的对应关系有机结合起来,充分继承了两者的优点,保证了小波神经网络的非平稳信号趋势和局部同时描述能力和神经网络高效的学习能力。小波变换与前馈型神经网络结合是小波网络的主要研究的发展方向。小波还可以与其他类型的神经网络结合,例如小波与 Kohonen 网络的结合对信号做自适应小波分解。

1.3 小波网络与常规神经网络的比较

由于小波网络是属于一种前馈型神经网络,以前馈型神经网络中最常见的单隐层 BP 网络为例,小波神经网络通过学习可同时具有非平稳信号的全局描述和局部突变细节的捕捉能力<sup>[12]</sup>。

对电力系统负荷时间序列进行准确预测是电力系统稳定运行的一个重要内容,电力系统负荷时间序列具有高度的复杂性,电力系统负荷时间序列被认为是非线性、非平稳和混沌的。准确的负荷预测有助于合理安排机组启停机计划,保持电网的安全稳定性,很多学者在电力系统负荷预测的理论和方法做了大量深入研究,提出了多种多样的研究和预测方法,如时间序列法、智能算法、灰色理论、混沌理论及数据挖掘技术等,负荷预测精度在不断提高。小波神经网络保证了对非平稳信号整体趋势和局部细节同时描述能力和神经网络高效的学习能力,这样网络容易从信号的输入和输出关系中学习数据之间的内在联系和本质规律,获得小波神经网络参数和复杂时间序列信号之间的逼近精度关系。所以小波神经网络非常适合于复杂非线性、非平稳信号的电力系统负荷时间序列建模中。

2 神经网络模型短期负荷预测实例及分析

2.1 原始数据

文中以某城市的 2004 年 7 月 10 日到 19 日的整点有功负荷为样本,预测 7 月 20 日的电力负荷<sup>[13]</sup>。在预测日期的前一天,平均每间隔 2 个小时对该地区电力负荷进行一次测量,一天共测得 12 个数据。实际

负荷表如表 1 所示。

以下所有数据都已经归一化了,所用的归一化公式如下:

$$\hat{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

表 1 实际负荷表

样本日期	电力负荷值
2004-7-10	0.4524 0.1466 0.1314 0.2243 0.5523 0.6642 0.7015 0.6981 0.6821 0.6945 0.7549 0.8215
2004-7-11	0.2217 0.1581 0.1408 0.2304 0.5143 0.5312 0.6819 0.7125 0.7265 0.6847 0.7826 0.8325
2004-7-12	0.2525 0.1627 0.1507 0.2406 0.5502 0.5636 0.7051 0.7352 0.7459 0.7015 0.8064 0.8156
2004-7-13	0.2016 0.1105 0.1243 0.1978 0.5021 0.5232 0.6819 0.6952 0.7015 0.6825 0.7825 0.7895
2004-7-14	0.2215 0.1201 0.1312 0.2019 0.5532 0.5736 0.7029 0.7032 0.7189 0.7019 0.7965 0.8025
2004-7-15	0.2335 0.1322 0.1534 0.2214 0.5623 0.5827 0.7198 0.7276 0.7359 0.7506 0.8092 0.8221
2004-7-16	0.2368 0.1432 0.1653 0.2205 0.5823 0.5971 0.7136 0.7129 0.7163 0.7153 0.8091 0.8217
2004-7-17	0.2342 0.1368 0.1602 0.2123 0.5726 0.5882 0.7101 0.7098 0.7127 0.7121 0.7995 0.8126
2004-7-18	0.2113 0.1212 0.1305 0.1819 0.4952 0.5312 0.6886 0.6898 0.6999 0.7323 0.7721 0.7956
2004-7-19	0.2005 0.1121 0.1207 0.1605 0.4556 0.5022 0.6553 0.6673 0.6798 0.7023 0.7521 0.7756
2004-7-20	0.2123 0.1257 0.1343 0.2079 0.5579 0.5716 0.7059 0.7145 0.7205 0.7401 0.8109 0.8136

2.2 BP 神经网络预测

2.2.1 网络设计

利用三层结构的 BP 神经网络对电力系统负荷序列进行建模和预报。模型包括输入层、隐含层和输出层,在进行 BP 神经网络设计时,需要确定内容的是:网络层数、各层中的神经元数、初始权值的选择和网络的学习速率。模型中输入层神经元和输出层神经元的个数为 12,对应一天 24 小时每两个小时采集一次电力负荷值共 12 个输入值;隐藏层的确定通过设置中间层神经元个数分别为 10、12、15,然后通过比较预测误差确定最终选取的中间层神经元个数。经过比较,隐藏层的神经元个数为 12 时预测误差最小。

2.2.2 网络训练

建立好的网络模型只有通过历史数据的训练,并且达到要求的精度以后才可以用于实际电力负荷预测中。BP 神经网络的训练就是通过调整层间连接权值和各层结点阈值,使得样本数据的实际输出和期望输出之间的误差值稳定在一个较小的范围之内。以上建立的负荷预测神经网络模型的结构比较复杂。学习速率的选取对神经网络的训练过程和结果影响很大,一般在 0.1 至 0.8 之间选取。通过多次试验,电力负荷预测 BP 神经网络训练次数确定为 100 次,训练目标为 0.001,学习速率为 0.1。网络训练结果在规定次数达到精度要求。



2.2.3 网络应用

文中首先使用某城市 2004 年 7 月 10 日到 20 日的  
数据对神经网络进行训练,通过 7 月 20 日电力负荷  
值对 21 日的负荷值进行预测,并利用模型得到的预测  
值与实际的电力负荷值作比较,得到预测误差值。通  
过误差曲线可以看出当中间层神经元个数为 12 时预  
测误差最小。

选取中间层神经元个数为 12 时,7 月 20 日的电  
力负荷预测值如图 1 所示,并与实际值做比较。

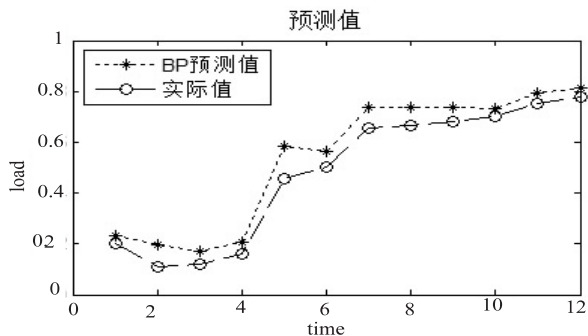


图 1 BP 网络预测图

2.3 小波神经网络的负荷预测

在电力负荷预测小波神经网络分为 3 层结构网络,  
拥有输入层、隐含层和输出层,输入层有  $M(m = 1, 2, \dots, M)$  个神经元,隐含层包含有  $K(k = 1, 2, \dots, K)$  个  
神经元,输出层有  $N(n = 1, 2, \dots, N)$  个神经元,而且输  
出层采用线性输出结构,其结构模型图如图 2 所示。

电力负荷预测小波神经网络隐含层选取的神经元  
激励函数为 Morlet 小波,其表达式如下:

$$h \frac{x - b}{a} = \cos(1.75 \frac{x - b}{a}) \exp(-0.5(\frac{x - b}{a})^2)$$

模型训练时,为了避免陷入局  
部极小值,加快学习速度,通过在  
权值和阈值的修正算法中加入动  
量项,目的是为了利用上一步得到  
的修正值来平滑网络的学习路径,  
为了减少负荷样本训练过程中会  
出现的神经网络中权值和阈值修  
正过程中数据震荡,采用批量的  
数据负荷样本训练方法,最后是  
将整批样本最后所产生的修正  
值累计后进行权值和阈值的处  
理。但是网络的输出不能直接使  
用简单的加权求和,而是先对网  
络隐含层小波节点的输出值加  
权求和,再经输出层节点的  
Sigmoid () 函数变换后,网络结  
果才会是最终的输出结果。这  
样的做法的优点是能够分类处理  
问题,同时会减少训练过程中出  
现发散的可能性。

小波神经网络用来连接权值、尺度和平移系数等  
参数的确定是通过对小波网络进行训练来得到的,最

常用的方法是最速梯度下降法,所以 BP 网络算法的  
各种改进学习算法同样适用于小波神经网络训练和学  
习。小波神经网络权值的调整过程同样分为两个阶  
段。

构建短期电力负荷预测小波神经网络预测模型基  
本步骤如下:

- a. 根据电力负荷数据结构确定小波神经网络的输  
入、输出向量维数;
- b. 给出小波网络输入、输出电力负荷学习样本对  
集合;
- c. 将小波网络学习样本划分为学习样本段和测试  
样本段;
- d. 选择合适的学习方法和参数训练网络模型来拟  
合学习样本负荷序列,同时使得输出的学习样本误差  
均方误差最小;
- e. 用测试样本测试训练过的小波网络模型,并对  
模型的输出结果进行误差分析,以评价所建预测模型  
的精度;
- f. 利用构建的小波神经网络模型对电力系统负荷  
进行预测。

本次仿真采用的小波神经网络结构为 24-24-12,  
输入层有 24 个节点,表示输入的 24 个采样点,隐含  
层有 24 个节点,输出层有 12 个节点。网络权值和小  
波基函数在参数初始化时随机得到,小波神经网络反  
复训练 40 次。

为便于比较分析,采用与前两种网络相同的仿真  
条件,对 7 月 20 日电力负荷进行仿真如图 3 所示。

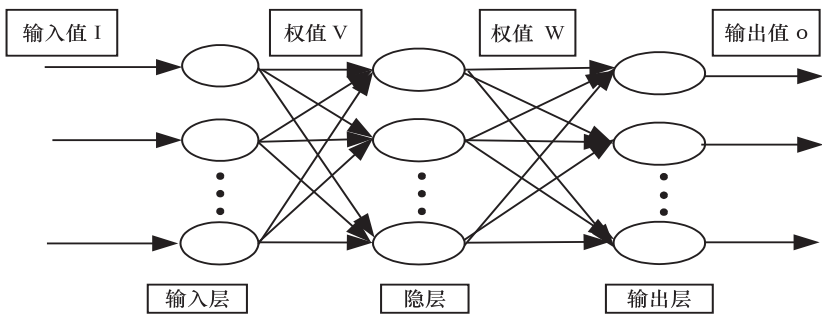


图 2 小波神经网络结构

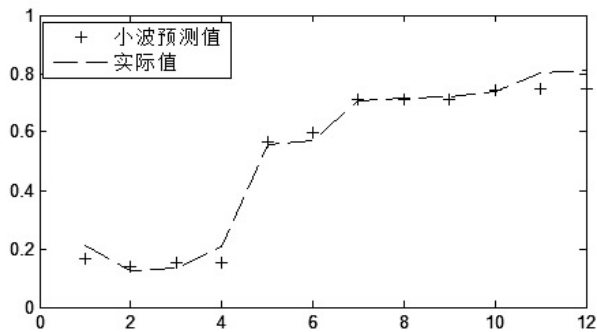


图 3 小波神经网络的仿真输出

2.4 两种方法的预测结果作较

通过表 2 中数的数据可以得出两种模型的预测误差,可以看出小波神经网络预测的平均绝对误差为 0.0225,均方误差为 0.0009,而 BP 神经网络的平均绝对误差为 0.0252,均方误差为 0.0012,由此可以知道用小波神经网络预测的精度要比用 BP 神经网络预测的精度稍微好一点,再加上用小波神经网络的预测速度比 BP 神经网络的快,所以总的来说小波神经网络的预测方法比 BP 神经网络预测方法更加优越。

表 2 神经网络预测结果与小波神经网络预测结果比较

时刻	实际负荷	BP 网络预测结果		小波神经网络预测结果	
		预测值	误差	预测值	误差
0:00	0.2123	0.2347	-0.0224	0.2270	0.0147
2:00	0.1257	0.0612	0.0645	0.1366	-0.0109
4:00	0.1343	0.1089	0.0254	0.1132	0.0211
6:00	0.2079	0.2133	-0.0054	0.2000	0.0079
8:00	0.5579	0.6311	-0.0732	0.5547	0.0032
10:00	0.5716	0.6242	-0.0526	0.5830	0.0114
12:00	0.7059	0.6892	0.0167	0.6817	0.0342
14:00	0.7145	0.6997	0.0148	0.7059	0.0086
16:00	0.7205	0.7065	0.0014	0.7867	-0.0665
18:00	0.7401	0.7319	0.0082	0.8067	-0.0666
20:00	0.8019	0.7964	0.0055	0.7706	0.0313
22:00	0.8136	0.8011	0.0125	0.8186	0.0050

3 结束语

电力系统短期负荷预测是电力市场化的前提,也是电网正常运行的基础,对电力部门提高经济效益有着重要意义。为适应电力市场发展的需要,促进电力系统安全优质经济运行,文中主要通过对神经网络的应用对电力系统短期负荷预测进行了一定的研究。构建了基于 BP 神经网络电力负荷预测模型,利用 BP 神经网络模型对某地区的电力负荷进行了短期负荷预测,然后采用小波神经网络电力负荷预测模型,对该地区的电力负荷也进行了短期负荷预测,通过对两种模

型的预测结果比较发现,小波神经网络预测的精度比用 BP 神经网络预测的精度高。

参考文献:

[1] 康重庆,夏清,刘敏. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社,2007.

[2] Park D C,El-Sharkawi M A. Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network[J]. IEEE Trans on Power Systems,1991,6(2):442-448.

[3] Khotanzad A,Afkhami-Rohani R,Lu T L,et al. ANNSTLF-A Neural Network Based Electric Load Forecasting System[J]. IEEE Trans on Neural Networks,1997,8(4):835-846.

[4] Khotanzad A,Afkhami-Rohani R,Maratukulam D. ANNSTLF-Artificial Neural Network Short-term Load Forecaster-generation Three[J]. IEEE Trans on Power Systems,1998,13(4):1413-1422.

[5] Drezge I,Rahman S. Input Variable Selection for ANN-based Short-term Load Forecasting[J]. IEEE Trans on Power System,1998,13(4):1238-1244.

[6] 牛东晓,曹树华,赵磊,等. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 北京:中国电力出版社,1998:232-236.

[7] 陈刚,周杰,张雪君,等. 基于 BP 与 RBF 级联神经网络的日负荷预测[J]. 电网技术,2009,33(12):101-105.

[8] 邵能灵,侯志俭,李涛,等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2003,23(1):45-50.

[9] 马铁东,何怡刚,王恒. 运用 BP 神经网络的电力负荷混沌多步预测[J]. 电力系统及其自动化学报,2010,22(4):81-84.

[10] 徐军华,刘天琪. 基于小波分解和人工神经网络的短期负荷预测[J]. 电网技术,2004,28(8):30-33.

[11] 宋超,黄民翔,叶剑斌. 小波分析方法在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2002,14(3):8-12.

[12] 张新红. 小波网络理论及其在经济建模中的应用[M]. 大连:东北财经大学出版社,2008:234-238.

[13] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009.

(上接第 236 页)

Technical Specification and Customer Design Guideline, Rev004[S/OL]. 2009-01-27. <http://www.wavecom.com>.

[10] 李虹飞,任艳艳. 基于 STC12C5A60S2 单片机防爆电抗器控制器的设计[J]. 煤矿机械,2011,32(4):234-236.

[11] WAVECOM. AT Command Manual,Rev001[EB/OL]. 2009-10-12. <http://www.wavecom.com>.

[12] WAVECOM. TCP/IP AT Commands Manual, Rev001[EB/OL]. 2009-10-12. <http://www.wavecom.com>.

# 基于小波神经网络的电力系统短期负荷预测模型研究

作者:

[祖哲](#), [毕贵红](#), [刘力](#), [郝娟](#)

作者单位:

[祖哲, 毕贵红, 刘力\(昆明理工大学 电力工程学院, 云南 昆明650500\)](#), [郝娟\(山西晋中供电公司, 山西 晋中030600\)](#)

刊名:

[计算机技术与发展](#)

英文刊名:

[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期):

2012(10)

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjfz201210063.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201210063.aspx)