

基于小波系数和 BP 神经网络的电力系统短期负荷预测

宋人杰¹, 边奕心¹, 闫淼²

(1. 东北电力大学, 吉林 吉林 132012; 2. 吉林电子信息职业技术学院, 吉林 吉林 132021)

摘要: 提出了一种基于小波系数和 BP 神经网络相结合的电力系统短期负荷预测新方法。把过去直接对负荷序列的预测替代为对小波系数的预测, 并对小波细节系数作分层软阈值处理。详细介绍了小波系数结合 BP 神经网络进行预测的新方法, 并给出算例验证。

关键词: 小波系数; BP 神经网络; 软阈值; 短期负荷预测

Short-term load forecasting in power system based on wavelet coefficient and BP neural network

SONG Ren-jie¹, BIAN Yi-xin¹, YAN Miao²

(1. Northeast Dianli University, Jilin 132012, China; 2. Jilin-Technical College of Electronic Information, Jilin 132021, China)

Abstract: A new method of short-term load forecasting based on wavelet coefficients and BP neural network is proposed in this paper. The forecasting to wavelet coefficients has replaced the forecasting to load sequence. The wavelet coefficients on different scales are forecasted by BP neural networks respectively after wavelet detail coefficients have been dealt with by layer soft threshold. The new method combining wavelet coefficients with BP neural network is introduced in detail in this paper and the example about the method is given as well.

Key words: wavelet coefficients; BP neural network; soft threshold; short term load forecasting

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)15-0087-04

0 引言

电力系统负荷预测就是根据历史负荷值, 在满足一定精度的情况下决定未来某特定时刻的负荷值。负荷预测是电力系统一项非常重要的工作, 它在电力系统的运行、规划、控制等方面均有十分重要的作用。此外, 负荷预测也是我国实现电力市场的必备条件, 具有重要的理论意义和实用价值。

短期负荷预测是指日负荷和周负荷预测。为提高短期负荷预测的准确性和实用性, 人们已做了大量的研究工作, 提出了许多负荷预测的模型和方法, 如常规的时间序列法、回归分析法; 属于智能原理的神经网络法、专家系统法、模糊逻辑法、模糊神经网络法、混合型方法等, 负荷预测的精度也逐渐提高。但由于负荷本身的随机性和复杂性, 现有的各种方法各有一定的适用场合, 需要不断改进和完善。小波分析是一种新兴的数学工具, 它能任意的提取短期负荷序列的细节, 通过使用小波分析, 可以在任何水平上分析短期负荷序列, 它对信息成分采取逐渐精细的时域和频域处理, 尤其对突发与短时的信息分析具有明显的优势。本文研究了基于小

波系数结合 BP 神经网络的电力系统短期负荷预测的新方法, 利用小波变换对负荷样本做序列分解, 得到不同尺度下的小波系数, 并对各尺度小波系数分别进行阈值选择, 从而剔除掉无用的信息, 保留有效信息。再由 BP 神经网络对作用阈值后的小波系数进行训练, 最后通过小波逆变换重构出预测日的负荷序列。

1 小波系数结合 BP 神经网络进行预测的方法

小波系数与 BP 神经网络结合起来进行负荷预测的基本思想是, 通过小波变换将历史负荷序列分解, 提取代表不同频率的各层高、低频系数, 但是由于 Mallat 分解算法固有的频域混叠, 分解后的各尺度中的数据存在不平稳特性, 而神经网络的训练要求较高的样本数据平稳性^[1]。所以, 通过阈值的设定来减少系数的数量, 从而提取有效信息, 剔除无效信息。然后将阈值作用后的样本数据归一化, 由 BP 神经网络对这些小波系数进行预测, 最后通过小波逆变换得出预测日的负荷值。简而言之, 就是把过去直接对负荷序列的预测替代为对小波系数的预测。

母小波以及尺度大小应根据负荷的特点进行选择, 在一定的预测要求下, 尺度选的太大并不能明显提高预测精度, 反而还会降低计算的效率。本文采用近似对称、光滑的紧支撑双正交小波 db3(Daubechies 函数)作为母小波, 对负荷数据分解至尺度 $3^{[2]}$ 。小波的分解和重构采用的是多分辨率分析的 Mallat 算法。计算过程用 Matlab 语言实现。

小波分析用于负荷预测过程, 可细分如下几段:

① 分解过程: 选定一种小波 (db3), 对信号进行 3 层小波分解;

Mallat 分解算法为^[3]:

$$\begin{aligned} A_0[f(t)] &= f(t) \\ A_j[f(t)] &= \sum_k H(2t-k)A_{j-1}[f(t)] \quad (1) \\ D_j[f(t)] &= \sum_k G(2t-k)A_{j-1}[f(t)] \end{aligned}$$

公式 (1) 中, t 为离散时间序列号, $t=1,2,\dots,N$; $f(t)$ 为原始信号; j 为层数, $j=1,2,\dots,J$; H, G 为时域中的小波分解滤波器, 实际上是滤波器系数; A_j 为信号 $f(t)$ 在第 j 层的近似部分 (即低频部分) 的小波系数; D_j 为信号 $f(t)$ 在第 j 层的细节部分 (即高频部分) 的小波系数。

Mallat 分解算法的含义是: 假定所检测的离散信号 $f(t)$ 为 A_0 , 信号 $f(t)$ 在第 2^j 尺度 (第 j 层) 的近似部分, 即低频部分的小波系数 A_j 是通过第 2^{j-1} 尺度 (第 $j-1$ 层) 的近似部分的小波系数 A_{j-1} 与分解滤波器 H 卷积, 然后将卷积的结果隔点采样得到的; 而信号 $f(t)$ 在第 2^j 尺度 (第 j 层) 的细节部分, 即高频部分的小波系数 D_j 是通过第 2^{j-1} 尺度 (第 $j-1$ 层) 的近似部分的小波系数 A_{j-1} 与分解滤波器 G 卷积, 然后将卷积的结果隔点采样得到的。通过 Mallat 算法的分解, 在每一尺度 2^j 上 (或第 j 层上), 信号 $f(t)$ 被分解为近似部分的小波系数 A_j (在低频子带上) 和细节部分的小波系数 D_j (在高频子带上)。

② 作用阈值过程: 对分解后的各层系数分别选择阈值, 并对细节系数作软阈值处理;

由于 Mallat 分解算法所得到的的小波系数中存在频域混叠, 各尺度中的数据存在不平稳特性, 而神经网络的训练要求较高的样本数据平稳性。所以, 通过阈值的设定来减少系数的数量, 从而提取有用信息, 剔除无用信息。

在实际的工程应用中, 对信号进行非线性小波变换, 在每一尺度中采用同一阈值显然不合适, 在较低尺度上, 会去除有用信息, 因此, 可以考虑用分层阈值法来克服这个缺点。根据历史负荷序列的

特点及实际仿真的结果, 可以得出如下结论: 对分解后的各层小波系数选择阈值, 低频部分不设阈值, 对高频部分, 根据各自特点选择相应的阈值。

对细节系数作软阈值处理。小波采用软阈值来量化小波系数, 即将小波系数的绝对值和阈值进行比较, 小于或等于阈值的小波系数置零, 大于阈值的小波系数变为两者的差值。通过作用阈值, 可使细节部分的小波系数的数量减少。有利于后续神经网络的输入。

③ 小波系数处理过程: 为避免 BP 神经网络的神经元出现饱和现象, 要对进行训练的数据样本进行归一化处理, 使输入的数据位于 $[0, 1]$ 之间。归一化公式为^[4]

$$L' = (L - L_{\min}) / (L_{\max} - L_{\min}) \quad (2)$$

然后用 BP 神经网络分别对归一化后的各层数值进行预测;

在输出层则用下面的公式重新换算回系数值:

$$L = (L_{\max} - L_{\min})L' + L_{\min} \quad (3)$$

公式 (2) 和 (3) 中, L' 代表归一化后的数值, L 代表小波系数值, L_{\max} 、 L_{\min} 分别代表各层中小波系数的最大和最小值。

④ 重构过程: 将神经网络处理后的小波系数通过小波重构算法, 得出预测日期的负荷值。

重构算法为:

$$A_j[f(t)] = 2 \left\{ \sum_k h(t-2k)A_{j+1}[f(t)] + \sum_k g(t-2k)D_{j+1}[f(t)] \right\} \quad (4)$$

公式 (4) 中, j 为分解的层数。h, g 为时域中的小波重构滤波器, 实际上是滤波器系数。

重构算法的含义是: 信号 $f(t)$ 在第 2^j 尺度 (第 j 层) 的近似部分的小波系数, 即低频部分的小波系数 A_j 是通过第 2^{j-1} 尺度 (第 $j-1$ 层) 的近似部分的小波系数 A_{j-1} 隔点插零后与重构滤波器 h 卷积以及第 2^{j-1} 尺度 (第 $j-1$ 层) 的细节部分的小波系数 D_{j-1} 隔点插零后与重构滤波器 g 卷积, 然后求和得到的。不断重复这一过程, 直至第 2^0 尺度, 得到重构信号。

2 算例验证

本文采用盘锦地区电力系统 2006 年 7 月中 30 天的负荷数据 (每天 24 点, 共 720 点) 作为采样数据。

2.1 小波分解

对该负荷序列用 Mallat 算法进行三尺度分解, 采用近似对称、光滑的紧支撑小波 (db3) 作为母小

波。图 1 是原始负荷序列及其各尺度域的小波分解系数 (小波系数是时间信号)。其中, ca3 为该序列的低频部分 (称为近似部分)。cd1、cd2、cd3 分别为序列在各尺度下的高频部分 (称为细节部分)。从图中可以看出, 负荷序列具有明显的日周期性。

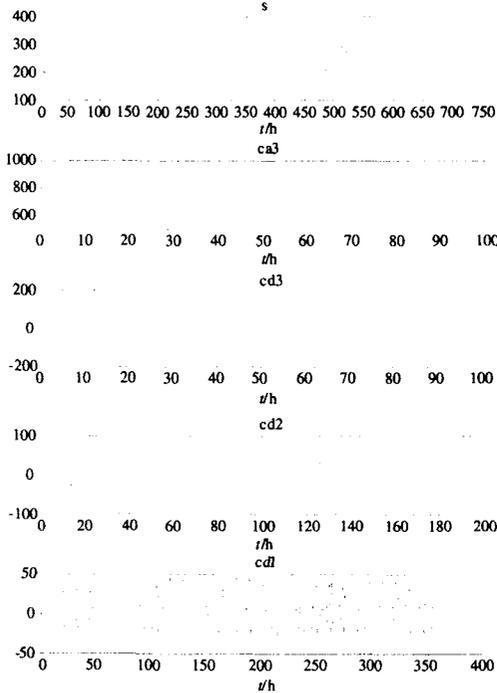


图 1 原负荷序列及其小波分解序列

Fig.1 Load series and its wavelet decompositions

2.2 阈值处理

对分解后的各层小波系数选择阈值, 低频部分不设阈值, 对高频部分, 根据各自特点选择相应的阈值。

对细节系数作软阈值处理。本文采用软阈值来量化小波系数, 即将小波系数的绝对值和阈值进行比较, 小于或等于阈值的小波系数置零, 大于阈值的小波系数变为两者的差值。通过作用阈值, 可使细节部分的小波系数的数量减少。有利于后续神经网络的输入与训练。

2.3 各尺度域的建模和预报

根据小波分解和阈值处理后的情况, 对 ca3、cd1、cd2、cd3 各层分别建立相应的预测模型, 每个神经网络模型都是 3 层, 即输入层、隐含层和输出层。具体参数如表 1。

本文提出的方法, 是采用一个月的数据 (720 点) 作为历史负荷序列。如何负荷序列输入的点数有变化, 则相应的小波系数数量也会有相应的变化。

表 1 各负荷子序列预测模型参数

Tab.1 Forecasting model parameters for subsequences of load

名称	ca3 模型	cd3 模型	cd2 模型	cd1 模型
输入元数	94	30	24	32
隐单元数	20	10	10	10
输出元数	7	7	9	14
输入节点信息	a3 尺度的小波系数	d3 尺度的小波系数	d2 尺度的小波系数	d1 尺度的小波系数

2.4 预报结果

对以上小波系数分别预测后, 将结果叠加重构成得到总的预测值。

表 2 盘锦地区用 ANN 方法和本文方法进行 24 h 负荷预报的结果

Tab.2 Load forecasting results during 24 hours in Panjin district by ANN and the presented method respectively

预报时刻	实际值 /MW	ANN 方法		本文方法	
		预报值 /MW	相对误差 / (%)	预报值 /MW	相对误差 / (%)
0: 00	197.73	209.71	5.62	199.11	0.60
1: 00	190.21	203.35	6.46	190.61	0.21
2: 00	187.285	198.2	5.51	190.71	1.83
3: 00	187.464	198.04	5.34	184.58	-1.54
4: 00	191.414	200.8	4.67	197.08	2.96
5: 00	206.216	218.79	5.75	210.04	1.85
6: 00	232.84	222.64	-4.58	235.38	1.09
7: 00	249.715	255.71	2.34	247.84	-0.75
8: 00	271.652	302.65	10.24	277.21	2.05
9: 00	266.061	272.81	2.47	272.81	2.54
10: 00	277.327	283.55	2.19	283.55	2.24
11: 00	274.434	320.15	14.28	286.32	4.33
12: 00	233.301	267.79	12.88	241.814	3.66
13: 00	232.966	241.11	3.38	238.84	2.52
14: 00	248.203	257.13	3.47	257.13	3.60
15: 00	269.219	272.96	1.37	276.76	2.80
16: 00	267.66	270.65	1.10	273.67	2.25
17: 00	277.902	317.16	12.38	280.91	1.08
18: 00	262.601	286.21	8.25	267.46	1.85
19: 00	250.372	255.8	2.12	247.48	-1.16
20: 00	310.156	313.45	1.05	316.95	2.19
21: 00	283.128	339.61	16.63	286.87	1.32
22: 00	230.535	278.57	17.24	237.46	3.00
23: 00	202.602	208.88	3.01	205.79	1.57
平均误差			5.97		1.75

以盘锦地区电力系统 2006 年 7 月中 30 天的负荷数据 (每天 24 点, 共 720 点) 作为历史数据, 预

测 2006 年 7 月 31 日的负荷。表 2 是本文方法与直接用 BP 法对一天 24 点的预报结果的比较结果。表 3 是将上述方法同样应用到吉林地区负荷预测的结果。可以看出,该方法对吉林地区的负荷预测的精度更准确。

表 3 吉林地区用 ANN 方法和本文方法进行 24 小时负荷预报的结果

Tab.3 Load forecasting results during 24 hours in Jilin district by ANN and the presented method respectively

预报时刻	实际值 /MW	ANN 方法		本文方法	
		预报值 /MW	相对误差 /(%)	预报值 /MW	相对误差 /(%)
0: 00	257.69	260.92	1.25	263.1	2.09
1: 00	265.46	250.65	-5.58	266.3	0.32
2: 00	261.00	270.71	3.72	263.8	1.07
3: 00	261.57	256.55	-1.92	263.34	0.67
4: 00	261.17	251.75	-3.61	260.9	-0.10
5: 00	274.15	265.08	-3.31	280.7	2.39
6: 00	288.74	298.66	3.44	290.1	0.47
7: 00	298.23	302.67	1.49	302.1	1.30
8: 00	293.53	303.1	3.26	295.83	0.08
9: 00	307.15	391.41	4.00	303.4	-1.22
10: 00	305.44	294.69	-3.52	305.73	0.09
11: 00	314.49	295.03	-6.19	311.99	-0.80
12: 00	306.25	306.86	0.20	295.64	-3.4
13: 00	309.92	297.32	-4.07	308.83	-0.35
14: 00	310.74	290.04	-6.66	306.7	-1.3
15: 00	312.35	297.3	-4.82	305.31	-2.25
16: 00	321.12	309.50	-3.62	319.86	-0.39
17: 00	341.88	348.75	2.01	340.8	-0.32
18: 00	335.47	343.06	2.26	336.35	-0.026
19: 00	328.32	316.49	-3.60	328.13	0.058
20: 00	317.29	305.71	-3.65	319.06	0.55
21: 00	296.03	274.2	-7.37	302.67	2.24
22: 00	286.35	270.39	-5.57	289.12	0.96
23: 00	277.53	253.73	-8.58	277.88	0.13
平均误差			2.10		0.12

3 结论

本文利用了小波变换和 BP 神经网络相结合的方法进行电力系统短期负荷预测。把过去直接对负荷序列的预测替代为对小波系数的预测,并对小波系数作阈值处理,然后对不同尺度域的小波系数采用神经网络进行预测,最后通过小波逆变换,得到预测日的负荷序列。通过盘锦地区与吉林地区的实际预测结果与传统的 ANN 方法对比表明,本文提出的方法具有很好的预测精度,可以满足实际运行需要。

参考文献

[1] 邵能灵,侯志俭. 小波模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[M]. 中国电机工程学报, 2004,24(1): 24-29.
TAI Neng-ling, HOU Zhi-jian. New Short Term-load Forecasting Principle with the Wavelet Transform Fuzzy Neural Network for the Power System[J]. Proceedings of the CSEE, 2004,24(1):24-29.

[2] 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, 2003,34(7):35-38.
XU Jun-hua, LIU Tian-qi. An Approach to short-term Load Forecasting Based on Wavelet Transform and Artificial Neural Network[J]. Power System Technology, 2003,34(7):35-38.

[3] 杨建国. 小波分析及其工程应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2005.

[4] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京:电子工业出版社, 2005.

收稿日期: 2008-09-11; 修回日期: 2008-09-28

作者简介:

宋人杰(1963-), 女, 教授, 研究方向为计算机在电力系统中的应用; E-mail: srj1963331@sina.com

边奕心(1979-), 女, 硕士研究生, 研究方向为计算机在电力系统中的应用。

(上接第 86 页 continued from page 86)

[8] 朱连成,王仲初. 无锁相环电压全周期过零检测电路的仿真与设计[J]. 现代电子技术, 2007, 9: 87-89.
ZHU Lian-cheng, WANG Zhong-chu. Simulation and Design about Detector Circuit of Voltage Cross Zero in Complete Period without Phase Lock Loop[J]. Modern Electronics Technique, 2007, 9: 87-89.

[9] 田大强, 蒋平, 唐国庆. 空间矢量控制在有源滤波器中的应用研究[J]. 电力电子技术, 2003, 37 (4): 1-3.
TIAN Da-qiang, JIANG Ping, TANG Guo-qing. Adaptive SVPWM Control Strategy in Active Filter[J]. Power Electronics, 2003, 37 (4): 1-3.

[10] 纪飞峰,等. 基于直流侧电压周期离散控制的单相并联有源滤波器[J]. 中国电机工程学报, 2005,25(20):37-43.
JI Fei-feng, et al. A Single-Phase Shunt Active Filter based on Cycle Discrete Control for DC-SIDE Voltage[J]. Proceedings of the CSEE, 2005,25(20): 37-43.

收稿日期: 2008-09-16; 修回日期: 2008-11-27

作者简介:

司为国(1970-), 男, 博士研究生, 研究方向为电力电子在电力系统中应用、电网技术管理;

丁祖军(1978-), 男, 博士研究生, 研究方向为电力电子;

李明(1981-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力电子。
E-mail: lm_1230@163.com