

基于小波分析的短期电力负荷组合预测方法

石恒初, 严正, 黄涛, 葛夕武

(上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 为了提高电力系统短期负荷预测的精度, 提出了基于小波分析的人工神经网络(ANN)和累积式自回归滑动平均(ARIMA)模型的组合预测方法。针对电力系统负荷具有拟周期性、非平稳性和非线性的特点, 首先利用小波变换对负荷序列进行小波分解与单支重构, 得到各频段上的近似序列和细节序列。根据各序列的自身特点, 将经奇异性检测后的数据分别采用相匹配的BP模型和ARIMA模型进行预测, 最后将各负荷序列的预测结果加以组合得到最终的预测结果。经实际算例验证, 该方法能够有效地提高预测精度。

关键词: 小波分析; 人工神经网络; BP网络; ARIMA; 短期负荷预测; 组合预测

A method of combination forecast for short-term power load based on wavelet analysis

SHI Heng-chu, YAN Zheng, HUANG Tao, GE Xi-wu

(Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In order to improve the forecast precision of short-term load for power system, a combinatorial forecast method based on wavelet analysis using Artificial Neural Network (ANN) and Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) models is presented in this paper. Aiming at the characteristic of quasi-periodicity, non-stationary and non-linear owned by load in power system, firstly, the load sequence is decomposed by wavelet transform and reconstructed respectively, the approximate sequence and the detail sequence in different frequency are obtained. After the fantastic property of data is detected, according to the trait the sub-sequences are forecasted by the suited BP and ARIMA models respectively. Finally, the forecasted results of the sub-sequences are reconstructed and considered as the final forecasted result. A practical example is used to test the proposed method, the results show that the proposed method can improve the accuracy of forecasting efficiently.

This project is supported by Key project of National Natural Science Foundation of China (No.6047408 and No. 90612018).

Key words: wavelet analysis; ANN; BP network; ARIMA; short-term load forecasting; combination forecast

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2007)17-0022-05

0 引言

准确的负荷预测是电力系统安全运行与经济调度的基石。随着电力体制改革的深化和电力市场的建立与发展, 经济性成为电网运行的重要指标, 因此对短期负荷预测的精度要求也越来越高。长期以来, 人们对短期负荷预测的理论和方法作了大量的研究, 并提出了许多各具特色的预测算法。如时间序列法、回归分析法、神经网络法、专家系统法和支持向量机等。这些方法虽广泛的使用于负荷预测, 但是由于负荷本身的复杂性和不确定性, 预测精度的提高仍然是各种预测方法必须面对的问题。传统的时间序列法具有严密成熟的理论基础, 模型简单, 但是它们不具有足够的鲁棒性, 不能足够应

付负荷变化中的天气等随机因素; 现代的神经网络法虽然适合于存在非线性、时变、多变量和不确定性因素的电力负荷预测, 但是由于其存在收敛速度慢、泛化能力较差和不稳定性等缺陷, 其预测结果也差强人意。

小波分析作为一种强有力的时频局部化分析工具, 近年来大量地被应用于短期负荷预测的研究, 并取得了一定的成果^[1-6]。本文综合几种常见预测算法的优点, 提出基于小波分析的短期负荷组合预测方法。

本文首先利用小波变换对负荷序列进行小波分解与单支重构, 对重构后的各序列经过奇异性检测后分别采用相匹配的BP模型和ARIMA模型进行预测, 最后组合各序列的预测值得到最终的预测结果。实际系统的算例证明了该方法的有效性 with 优越性。

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60474048; 90612018)

1 基本理论

1.1 小波分析

小波分析是继傅里叶变换和短时傅里叶变换后发展起来的一种时频局部化信号分析方法。

设函数 $\varphi(t)$ 为一平方可积函数, 即 $\varphi(t) \in L^2(R)$, 若其傅里叶变换 $\psi(w)$ 满足可容许性条件:

$$\int_{\mathbb{R}} \frac{|\psi(w)|^2}{w} dw < \infty \quad (1)$$

则称 $\varphi(t)$ 为一个母小波。由函数 $\varphi(t)$ 通过伸缩平移而生成的一簇函数 $\{\psi_{a,b}(t)\}$ 为母小波 $\varphi(t)$ 生成的小波, 称为子小波或子波。其表达式为

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) (a \neq 0, b \in \mathbb{R}) \quad (2)$$

小波变换是采用小波函数系来逼近信号的, 它可分为连续小波变换和离散小波变换。对于能量有限信号 $f(t) \in L^2(R)$, 其连续小波变换定义为:

$$W_{\varphi} f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\varphi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

式(3)表明小波变换的实质是对信号采用不同滤波器进行滤波, 其中 a, b, t 都是连续的变量, a 为尺度参数, b 为平移参数。由于在负荷预测中多用的是离散时间序列, 所以引入离散小波变换及多分辨分析的概念。

离散小波变换是针对连续小波变换的尺度参数 a 和平移参数 b 的。 a 和 b 可以取离散量, 例如取 $a = a_0^m, m \in \mathbb{Z}; b = nb_0 a_0^m, n \in \mathbb{Z}$ 。这样就得到了相应的离散族 $\varphi_{m,n}(x)$, 在满足一定的条件下, 离散小波系数 $\langle f, \varphi_{m,n} \rangle$ 可以完全特征化 f 。

多分辨分析的实质是以 $L^2(R)$ 空间的一个闭子空间 V_j 为基底, 逐层扩展到整个 $L^2(R)$ 空间, 即是一个多层次分析的过程。通过多分辨分析可以将函数 f 描述为一系列近似函数的极限。每一个近似都是函数 f 的平滑版本, 而且是越来越精细的近似函数, 这些近似都是不同尺度上得到的。假设 $\{\varphi_{m,n}\}_{m,n \in \mathbb{Z}}$ 是 $L^2(R)$ 的正交小波基, 则对任意 $f \in L^2(R)$, $f(x)$ 可如下展开:

$$f(x) = \sum_{m,n \in \mathbb{Z}} d_{mn} \varphi_{mn}(x) \quad (4)$$

其中: $d_{mn} = \langle f, \varphi_{mn} \rangle$ 。

根据 Mallat 算法, 得分解算法如下:

$$\begin{cases} C_{k,n} = \sum_l a_{l-2n} C_{k+1,l} \\ d_{k,n} = \sum_l b_{l-2n} C_{k+1,l} \end{cases} \quad (5)$$

重构算法

$$C_{k+1,n} = \sum_l (p_{n-2l} C_{k,l} + q_{n-2l} d_{k,l}) \quad (6)$$

其中: k 为分解水平。

本文选用具有时频紧支撑和高正则性的 Daubechies 小波对历史负荷序列进行分解。由于小波分析应用于负荷预测的结果是由重构后的各系数序列的预测结果叠加所得到的, 分解水平过低则不易抽取负荷序列中的局部化特性, 分解水平过高则易导致累计误差过大, 因此必须合理地确定小波分解尺度。

1.2 神经网络的基本原理

神经网络应用于负荷预测的主要思想是利用神经网络从历史负荷数据中找出隐含的趋势性和规律性, 从而达到比较好的预测结果。BP 神经网络是目前应用最广泛也最成熟的一种神经网络。它是多层非线性映射网络, 采用最小均方差学习方式, 在使其评价函数最小化过程中, 完成输入信号到输出模式的映射。

BP 神经网络(简称 BP 网络)由输入层、隐含层和输出层组成, 其典型结构如图 1 所示。每层含有的神经元个数可以不一样, 同一层内各个神经元之间没有任何连接关系。前一层的神经元与后一层的神经元之间由权值连接, 前一层的输出作为下一层神经元的输入。模型采取误差反传不断地修正权值, 从而使网络对输入模式响应的准确率不断上升。

在利用 BP 网络进行负荷预测时将影响负荷的各种因素作为输入变量, 根据实际情况确定合适的隐含层数和输出层数, 通过历史样本的训练收敛后对负荷进行预测。

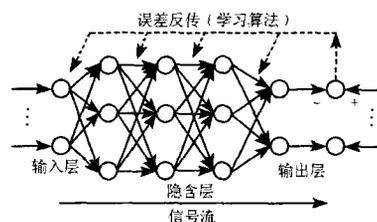


图 1 BP 网络模型

Fig.1 The model of BP network

文献[3]通过小波变换将负荷序列分解为不同频段的子序列, 对这些子序列经进一步分析后分别采用合适的 BP 网络模型进行预测, 最后进行综合得到了比较满意的预测结果。

1.3 ARIMA 模型的基本原理

随机时间序列可以分为平稳时间序列和非平稳时间序列。大量的文献研究表明, 负荷序列是一个具有周期性的非平稳时间序列。累积式自回归滑动平均(简称 ARIMA)模型是一种精确度较高的线性时间序列预测方法。经过对历史负荷序列自相关函数和偏相关函数的分析, 得到反映负荷序列的 ARIMA(p, q, d) 模型如下:

$$\varphi(B)(1-B)^d x_t = \theta(B)a_t \quad (7)$$

式中: $\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p$, $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$; $\{x_t\}$ 为负荷序列, d 为差分次数, B 为时间后移算子; p, q 为模型阶数; $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 及 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 为模型参数; a_t 是均值为零且具有一定方差的白噪声干扰。

由建模过程可以看出, ARIMA 模型的关键在于确定差分次数 d , 具体可根据实际负荷序列的特性选定。经过差分后得到的平稳时间序列采用 ARIMA(p, q) 模型进行预测。本文用最新的负荷数据对模型阶数与模型参数进行辨识与估计, 能够有效地提高预测精度。

2 基于小波分析的短期电力负荷组合预测模型

2.1 基本思想

短期负荷预测的研究已经深入到逐渐细化的阶段, 所有的理论方法都试图挖掘出负荷与影响负荷变化的多种随机干扰因素之间的关系。小波分析在时域和频域上同时具有良好的局部化特征, 能有效地从信号中提出所需信息, 同时对信号进行多尺度细化分析, 因此在处理非平稳时间序列中显示出很大的优越性。

因此, 本文先对历史负荷序列进行小波分解与单支重构, 对重构后的各序列经过奇异性检测后分别采用相匹配的 BP 模型和 ARIMA 模型进行预测, 最后组合各序列的预测值以得到最终的预测结果。

2.2 预测步骤

基于小波分析的短期电力负荷组合预测模型进行短期电力负荷预测, 具体实现步骤如下:

(1) 首先对历史负荷序列进行小波分解与单支重构, 得到各频段上的近似序列和细节序列。这些子序列更加细致地表征了负荷序列的各种特性。

(2) 对经小波分析后得到的各子序列的负荷数据作异常数据处理。由小波奇异性检测的基本原

理^[11]可知, 如果选择小波函数为平滑函数的一阶导数, 对信号进行多尺度分析, 在信号异常点处其小波变换后的系数具有模极大值。由于小波变换每一尺度的局部模极大值浓缩了该尺度的主要信息, 因此可通过小波变换的模极大值点来检测信号的奇异性并进行处理^[4]。

(3) 对经过处理后的各子序列采用相匹配的 BP 模型和 ARIMA 模型分别进行预测。

(4) 组合各子序列的预测值得到最终的预测结果。

(5) 对结果进行精度分析, 预测精度采用绝对百分比误差、平均绝对百分比误差和日负荷预测准确率来衡量。

3 算例分析

本文采用某地区供电公司 2006 年 9 月 1 日至 9 月 30 日的历史负荷数据进行建模分析对该地区 10 月 2 日的 96 点负荷进行预测。图 2 为历史负荷数据及小波变换后的结果。

图 2(a) 为历史负荷数据曲线, 该曲线是一个具有多周期性的非平稳过程。利用 db4 小波进行多分辨分析, 分解水平为 3, 对其小波系数进行单支重构, 得到分解重构后的近似序列经奇异性检测后如图 2(b), 各层细节序列经奇异性检测后分别如图 2(c)、2(d)、2(e) 所示。

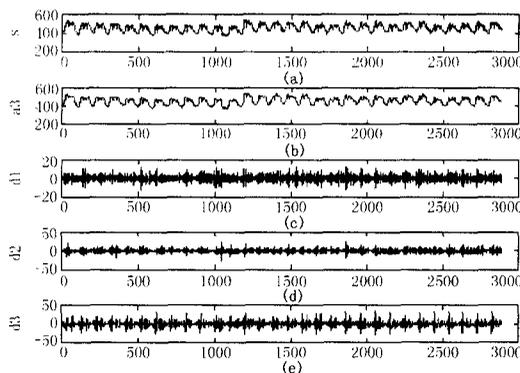


图 2 小波对历史负荷进行多分辨分析

Fig.2 The multi-resolution analysis to historical load using wavelet analysis

a3、d2、d3 序列由于变化的周期性比较明显, 分别对其采用 ARIMA 模型进行预测。d1 序列随机性比较突出, 在实际历史负荷数据中可看作为受天气等随机干扰因素影响的部分。因此对 d1 序列采用非线性映射能力较强、容错性较好的 BP 模型进行预测, 此处采用三层 BP 网络, 每层的神经元数目为: 输入层为 32, 中间层为 15, 输出层为 1, 训练

的样本是前 30 天 96 点的负荷序列, 并将温度因素和日星期类型因素作为输入变量。为改善网络预测结果的不稳定性采取多次重复预测后取平均值, 同时为了进一步提高预测精度, 本文还采取阈值处理的方法对最终的平均预测结果进行修正。综合考虑网络训练和预测时间以及预测精度, 必须合理地确定重复预测的次数。本文采用的 BP 网络重复预测的次数为 30。

预测误差的确定采用绝对百分比误差 APE 、平均绝对百分比误差 $MAPE$ 和日负荷预测准确率 PPD 。定义如下:

$$APE = \frac{|\text{实际负荷} - \text{预测负荷}|}{\text{实际负荷}} \times 100\% \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{N_h} \sum_{N_h} APE \quad (9)$$

式中: N_h 是预测周期中的时段数。

$$PPD = (1 - \sqrt{\frac{1}{96} \sum_i^{96} APE_i^2}) \times 100\% \quad (10)$$

为了验证本文方法的预测精度, 分别给出了直接用 ARIMA 模型和 BP 模型预测的结果进行对比分析, 由于篇幅有限, 本文只列出部分预测数据, 见表 1。组合预测方法最终预测出的 10 月 2 日的日预测用电负荷曲线如图 3 所示。

表 1 2006 年 10 月 2 日部分负荷预测结果比较

Tab.1 The comparison of partial load forecasting results of Oct.2nd, 2006

预测时刻 /h	实际值 /MW	ARIMA 方法		BP-ANN 方法		本文方法	
		预测值/MW	APE/(%)	预测值/MW	APE/(%)	预测值/MW	APE/(%)
7:00	457.00	439.90	3.74	444.31	2.78	453.44	0.78
7:15	466.00	450.88	3.24	452.26	2.95	458.19	1.68
7:30	461.00	445.94	3.27	459.13	0.41	460.44	0.12
7:45	467.00	465.99	0.22	470.86	0.83	467.55	0.12
8:00	465.00	471.60	1.42	479.13	3.04	470.23	1.12
8:15	483.00	487.20	0.87	487.97	1.03	487.09	0.85
8:30	483.00	493.46	2.17	489.58	1.36	491.46	1.75
8:45	484.00	499.83	3.27	503.25	3.98	489.83	1.20
9:00	488.00	482.88	1.05	489.66	0.34	490.50	0.93
9:15	455.00	470.40	3.38	472.42	3.83	470.15	3.33
9:30	460.00	473.49	2.93	472.02	2.61	471.02	2.40
9:45	463.00	469.98	1.51	476.44	2.90	473.49	2.27
10:00	465.00	482.02	3.66	484.57	4.21	476.57	2.49
10:15	476.00	487.06	2.32	487.44	2.40	480.13	0.87
10:30	483.00	493.44	2.16	496.21	2.73	490.44	1.54
10:45	494.00	499.45	1.10	498.24	0.86	495.45	0.29
11:00	494.00	499.05	1.02	501.05	1.43	495.05	0.21
11:15	485.00	485.91	0.19	486.72	0.36	485.78	0.16
11:30	458.00	454.69	0.72	455.73	0.50	453.26	1.03
11:45	439.00	419.58	4.42	430.29	1.98	439.94	0.21
12:00	437.00	418.97	4.13	422.68	3.28	439.35	0.54
12:15	442.00	427.27	3.33	432.46	2.16	449.73	1.75
12:30	452.00	435.36	3.68	432.07	4.41	458.15	1.36
12:45	466.00	442.23	5.10	451.36	3.14	469.22	0.69
MAPE (%)		2.45		2.23		1.15	
PPD (%)		97.09		97.60		98.39	

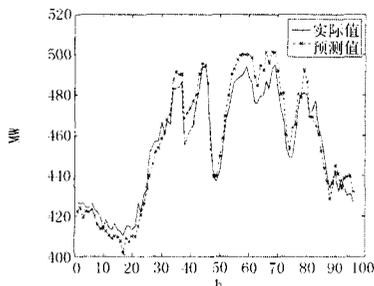


图3 2006年10月2日的实际负荷与预测负荷曲线

Fig.3 Curves about actual and forecast load of Oct.2nd,2006

4 结论

电力系统自引入市场竞争机制以来,电力部门面临着许多新问题,其中对负荷预测的准确性也提出了更高的要求。本文在现有负荷预测算法的基础上,提出了一种基于小波分析的BP和ARIMA模型的组合预测方法。从算例分析的结果可以看出:

(1)小波分析可以很好地挖掘出负荷变化的局部特征;

(2)小波分解重构后的信号能细致地刻画各种随机干扰因素对负荷变化的影响;

(3)对不同的负荷序列采用不同的预测模型进行处理,可以有效地提高预测精度,克服了单一预测方法的自身缺点。

基于小波分析的组合预测方法原理简单,预测模型容易实现,其能有效地提高预测精度,可以为短期负荷预测工作提供强有力的支持。

参考文献

- [1] 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,2002,14(3):8-12.
SONG Chao,HUANG Min-xiang,YE Jian-bin.The Application and Problems of Wavelet Used in Short-term Power Load Forecasting[J]. Proceedings of the EPSA, 2002,14(3):8-12.
- [2] 顾洁.应用小波分析进行短期负荷预测 [J]. 电力系统及其自动化学报,2003,15(2):40-44,65.
GU Jie. Application of Wavelet Analysis to Short-term Load Forecasting of Power System[J]. Proceedings of the EPSA, 2003, 15(2):40-44,65.
- [3] 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.
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, 2004,28(8):30-33.
- [4] 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.

TAI Neng-ling, HOU Zhi-jian, LI Tao et al. New Principle Based on Wavelet Transform for Power System Short-term Load Forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1):45-50.

- [5] 冉启文,单永正,王骥,等.电力系统短期负荷预报的小波-神经网络-PARIMA方法[J].中国电机工程学报,2003,23(3):38-42.
RAN Qi-wen, SHAN Yong-zheng, WANG Qi et al. Wavelet-Neural Networks-parima Method for Power System Short Term Load Forecasting[J]. Proceedings of the CSEE,2003, 23(3):38-42.
- [6] 谢宏,陈志业,牛东晓,等.基于小波分解与气象因素影响的电力系统日负荷预测模型研究[J].中国电机工程学报,2001,21(5):5-10.
XIE Hong, CHEN Zhi-ye, NIU Dong-xiao et al. The Research of Daily Load Forecasting Model Based on Wavelet Decomposing and Climatic Influence[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(5):5-10.
- [7] 周明,聂艳丽,李庚银,等.基于小波分析的短期电价ARIMA预测方法[J].电网技术,2005,29(9):50-55.
ZHOU Ming,NIE Yan-li,LI Geng-yin et al. Wavelet Analysis Based ARIMA Hourly Electricity Prices Forecasting Approach[J]. Power System Technology, 2005,29(9):50-55.
- [8] Huang S J, Shih K R. Short-term Load Forecasting via ARMA Model Identification Including Non-Gaussian Process Considerations[J].IEEE Trans on Power Systems, 2003,18(2):673-679.
- [9] Senjyu T. One-hour-ahead Load Forecasting Using Neural Network[J].IEEE Trans on Power Systems,2002,17(1):113-118.
- [10] Zhou M,Yan Z,Ni Y X, et al.Electricity Price Forecasting with Confidence-interval Estimation through an Extended ARIMA Approach [J].IEE Proc-Gener, Transm ,and Distrib, 2006, 153(2):187-195.
- [11] 程正兴.小波分析算法与应用[M].西安:西安交通大学出版社,1998.
CHENG Zheng-xing. The Algorithm for Wavelet Analysis and Its Application[M]. Xi'an:Xi'an Jiaotong University Press,1998.

收稿日期:2007-03-15; 修回日期:2007-05-30

作者简介:

石恒初(1983-),男,硕士研究生,从事电力系统暂态稳定分析及负荷预测的研究; E-mail:hengchu_shi@yahoo.com.cn

严正(1964-),男,博士,教授,从事电力系统最优化、暂态稳定分析及电力市场的研究;

黄涛(1980-),男,博士研究生,从事电力市场、负荷预测及市场监管的研究。