

# 基于 Mallat 算法的日负荷预测实用方法研究

蒋建东<sup>1</sup>, 宋苗菊<sup>1</sup>, 贾伟<sup>2</sup>

(1. 郑州大学电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 南阳电力技工学校, 河南 南阳 476600)

**摘要:** 小波变换在时域和频域都具有良好的局部化性质, 在电力系统负荷预测中得到了广泛应用。小波变换的实质是卷积运算, 在负荷预测过程中存在边界效应, 降低了预测的精度。本文采用阈值处理和差分补偿数据延拓方法对原始数据进行处理, 然后采用 Mallat 分解算法对处理后的负荷序列进行分解, 针对电力负荷为随机序列的特点, 利用时间序列法的随机模型对小波子序列分别进行预测, 最后采用 Mallat 重构算法对预测结果进行重构, 提出了一种基于 Mallat 算法的负荷预测实用方法。算例结果表明该方法有效地减小了边界效应对预测结果的影响, 针对具有随机序列特点的电力负荷的预测具有良好的计算精度。

**关键词:** 日负荷预测; 精度; 边界效应; Mallat 算法

## Study on the daily load forecasting method based on Mallat algorithm

JIANG Jian-dong<sup>1</sup>, SONG Miao-ju<sup>1</sup>, JIA Wei<sup>2</sup>

(1. Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Nanyang Electric Power School of Technology, Nanyang 476600, China)

**Abstract:** Wavelet transform has good local characteristics in time domain and frequency domain. It has been widely used in power load forecasting. Wavelet transform is convolution operation essentially and its boundary effect in decomposition and reconstruction process reduces the accuracy. In this paper, the original data is processed by difference compensation data extension and threshold value method. Then the processed data is decomposed by Mallat decomposition algorithm. Considering the power load is stochastic sequence, the time series stochastic model is chosen to forecast every wavelet sequence. Finally the forecasting results is reconstructed by Mallat reconstruction algorithm to compose daily load forecasting data. The example shows that the method in this paper can reduce boundary effect clearly and has good accuracy.

**Key words:** daily load forecasting; accuracy; boundary effect; Mallat algorithm

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)20-0089-04

## 0 引言

电力系统日负荷预测属于短期负荷预测, 高精度的日负荷预测是电力部门制定发电、输电和配电方案的重要依据, 并且能够提高电网运行的稳定性和安全性, 改善电网的供电质量, 节约能源、降低发电企业的成本。

负荷预测结果的精度受到原始负荷数据的处理方法和预测模型的选取两个方面的影响。原始负荷数据的处理目的在于对历史数据进行查漏补缺、去伪存真。预测模型的选取在于根据数据序列的特点选择相适应的数学方法。文献[1]中给出了缺损历史数据处理的方法, 对首、末端数据的缺损主要应用趋势比例法和预测法补全, 对中间数据缺损应用非邻均值生成法、递推式非邻均值生成法和分序列均值生成法补全。文献[2]中将数据分成坏数据和畸

变数据两类并给出了相应的处理方法。负荷预测模型的选取大致可以分为三类: (1) 统计分析; (2) 时间序列; (3) 人工智能<sup>[3-5]</sup>。这些模型在很大程度上改善了负荷预测的精度。小波变换作为一种时域-频域的分析方法, 在时域和频域上同时具有良好的局部化性质<sup>[6,7]</sup>, 能将交织在一起的不同频率成分组成的复杂时间序列分解成频率不相同的子序列, 这些子序列能量相对集中, 规律性比原负荷序列更明显, 基于小波变换理论的负荷预测方法得到了越来越广泛的应用。但小波变换在负荷预测过程中存在边界效应, 影响了预测结果的精度, 所以研究考虑边界效应, 具有良好精度与效率的负荷预测方法是有理论意义和实用价值的。

本文首先对已知的历史负荷序列进行阈值处理, 去除坏的影响; 采用差分补偿数据延拓方法对历史负荷进行延拓, 减小边界效应对预测结果产生

的影响。然后应用小波变换 Mallat 算法将历史负荷分解成不同的子序列，针对不同子序列分别采用 AR(2)和 MA(1)模型对子序列进行预测。最后利用 Mallat 的重构算法将预测出的子序列重构，给出预测结果。

## 2 原始数据的处理

消除坏数据可以通过两种简单的途径：(1) 通过绘制历史数据散点图，图中明显离群的数据通常就是坏数据；(2) 或者依据相邻负荷不能突变的原则，对坏数据进行查找。对查到的坏数据进行剔除，然后按照缺失数据的补全方法进行补填该数据。由于历史负荷序列为有限序列，在进行小波变换时必然会在边界处产生较大的误差，称为边界效应。边界效应会对序列重构的边界值造成较大的误差，因此需要对原始序列进行延拓处理。

文中采取对历史负荷数据进行阈值处理的方法，取连续  $N$  天每天同一时刻的数据为一个时间序列，假设每天第  $i$  时刻的负荷数据是一个时间序列，求出该序列的平均值为  $\bar{x}_i$ ，选取  $1.2\bar{x}_i$  和  $0.8\bar{x}_i$  为上下限阈值，则对该序列进行阈值处理的方法为：

$$\text{如果 } x_i(j) > 1.2\bar{x}_i, \text{ 则 } x_i(j) = 1.2\bar{x}_i \quad (1)$$

$$\text{如果 } x_i(j) < 0.8\bar{x}_i, \text{ 则 } x_i(j) = 0.8\bar{x}_i \quad (2)$$

对阈值处理后的数据，采用差分补偿的数据延拓方法对数据进行延拓。设历史负荷序列为  $\{x(i)\}$ ，将历史数据向前延拓 2 天，具体的延拓方法为：

向前延拓

$$x(i-1) = x(i) - x(i+1) + x(i+2) \quad (3)$$

向后延拓

$$x(i+1) = x(i) - x(i-1) + x(i-2) \quad (4)$$

## 3 计算原理

### 3.1 小波函数与分解尺度的选取

Daubechies 小波具有良好的紧支撑性和正则性，使分解后的信息能量相对集中，对具有非平稳随机序列特点的电力负荷的分析十分有效。

考虑到小波变换在负荷预测过程中存在边界效应，分解尺度的增加，必然导致卷积运算次数的增加，从而使每次进行卷积的误差产生叠加，而使重构得到的序列误差增加，因此，分解尺度应越小越好，文中选择 Daubechies 小波族中的 db(2)小波作为小波函数，分解尺度选择为二尺度分解。

### 3.2 Mallat 算法

Mallat 算法是由多分辨分析 (MRA) 理论发展

出来的一种正交小波快速算法，具有双尺度函数，可以将尺度空间分解为有限个小波分量的直和。本文选择的小波函数 db(2)为正交小波，可以在各个子空间上将信号分解为各个分量的直和，且信息的能量相对集中，规律性更加明显。Mallat 分解算法采取二抽取的办法，使分解的子序列缩短为原序列的一半，大大降低了小波变换的计算量，提高计算速度，有利于对大量信息进行实时处理。

$$\text{分解算法: } c_{m,k} = \sum_n c_{m+1,n} \bar{h}_{m-2k} \quad (5)$$

$$d_{m,k} = \sum_n c_{m+1,n} \bar{g}_{m-2k} \quad (6)$$

重构算法:

$$c_{m+1,k} = \sum_n c_{m,n} h_{k-2n} + \sum_n d_{m,n} g_{k-2n} \quad (7)$$

其中： $c_{m,k}$ 、 $d_{m,k}$  分别表示分小波变换的低频（近似）系数和低频（细节）系数， $c_{m+1,k}$  表示小波的重构系数。分解算法和重构算法分别如图 1 和图 2 所示。

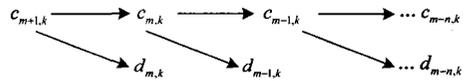


图 1 Mallat 分解算法

Fig.1 Mallat decomposition algorithm

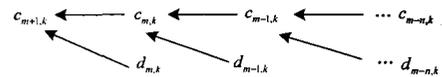


图 2 Mallat 重构算法

Fig.2 Mallat reconstruction algorithm

### 3.3 负荷预测模型

历史负荷数据是时间序列，具有随机性，因此应用随机时间序列预测模型更符合负荷的特点。常用的时间序列预测模型有自回归模型(AR(p))、滑动平均模型(MA(q))和自回归滑动平均模型(ARMA(p,q))。

设随机时间序列为  $\{x(i)\}$ ，则线性差分方程模型为

$$x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \dots - \varphi_p x_{t-p} = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (8)$$

式中： $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$  和  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  都是常数， $\alpha_t$  是白噪声序列。它们应满足

$$E(\alpha_t) = 0 \quad (9)$$

$$E(\alpha_{t+k}\alpha_t) = \begin{cases} \delta_a^2, & k=0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \quad (10)$$

并且假定  $k>0$  时,  $\alpha_t$  与  $x_t$  不相关, 即:

$$E(\alpha_{t+k}, x_t) = 0 \quad (k>0) \quad (11)$$

#### (1) 自回归模型 AR(p)

式(8)中  $q=0$ , 且满足条件  $\varphi(B)=0$  的根全在单位圆外, 则  $p$  阶自回归模型为

$$x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \dots - \varphi_p x_{t-p} = \alpha_t \quad (12)$$

#### (2) 滑动平均模型 MA(q)

式(8)中,  $p=0$ , 且满足条件  $\theta(B)=0$  的根全在单位圆外, 则  $q$  阶滑动平均模型为

$$x_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (13)$$

#### (3) 自回归滑动平均模型 ARMA(p,q)

若式(8)中  $\varphi(B)$  和  $\theta(B)$  无公因式, 且满足  $\varphi(B)=0$  与  $\theta(B)=0$  的根全在单位圆外, 则式(8)为自回归滑动平均模型。

对上述模型进行模型识别、参数估计以及模型检验之后, 建立负荷模型, 依据负荷的历史资料对将来的负荷进行预测。历史负荷序列通常是非平稳的时间序列, 在应用随机时间序列模型预测之前, 需要用式(14)对历史负荷进行差分运算。

$$\nabla x(i) = x(i) - x(i-1) \quad (14)$$

通过差分运算将非平稳时间序列变为平稳序列, 然后将  $\nabla \hat{x}(h) = \hat{x}(h) - \hat{x}(h-1)$  代入所建立的预测模型中求出预测结果  $\hat{x}(h)$ 。

## 4 计算实例

### 4.1 预测步骤

#### 1) 数据处理

对历史负荷进行差分补偿延拓, 将历史负荷数据向前延拓两天, 然后取每天同一时刻的负荷数据计算出每个点的平均负荷值, 再对历史负荷数据进行阈值处理。

#### 2) 小波分解

采用 db(2)小波函数, 应用 Mallat 算法对历史负荷每天同一时刻的负荷进行 2 层小波分解, 得到 3 个不同的小波子序列分别为 d1、d2 和 a2。

#### 3) 负荷预测

对小波分解得到的子序列分别建立预测模型, 经模型检验 a2 的模型为 AR(2), d1 的模型为 MA(1), d2 的模型为 AR(1), 然后对 3 个子序列分别进行预测。

#### 4) 小波重构

对各个子序列的预测结果应用 Mallat 重构算法进行重构, 得到完整的负荷预测值。

## 4.2 算例分析

以某供电公司 2004 年 9 月 1 日至 10 月 30 日 60 天每天采集 96 个点的负荷数据作为原始数据, 采用本文的方法(Model1) 对 2004 年 10 月 31 日 0 时 0 分开始的 96 点负荷进行了预测, 预测结果如图 3 (a) 所示。图 3 (a) 中上图为 10 月 31 日的预测误差; 下图的实线为实际负荷曲线, 虚线为预测负荷曲线。另外, 为了对比分析, 文中利用 1 尺度小波变换(Model2)、2 尺度小波变换(Model3)和 2 尺度差分补偿延拓小波变换(Model4)方法进行了预测, 预测结果和误差分别如图 3 (b)、图 3 (c)、图 3 (d) 所示。表 1 给出了几种预测方法误差的统计结果。

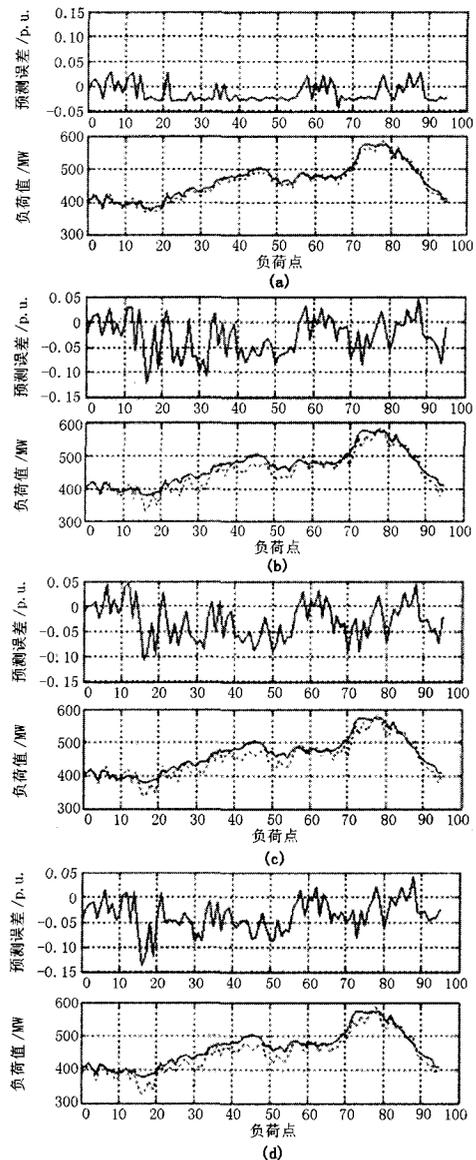


图 3 负荷预测结果

Fig.3 Load forecasting results

表 1 负荷预测误差统计表

Tab.1 Load forecasting error statistics

	$e>0.03$ 个数	$e>0.05$ 个数	最大误差	平均误差
Model1	1	0	0.043 5	0.020 5
Model2	47	32	0.120 4	0.037 5
Model3	52	31	0.106 9	0.038 4
Model4	45	26	0.135 8	0.037 1

从图 3 及表 1 可以看出, 通过阈值和差分补偿处理后 2 尺度小波变换负荷预测的误差最大值和平均误差都是最小的。说明本文通过差分补偿法进行序列延拓, 有效避开了边界效应对预测结果的影响; 采用的 Mallat 分解与重构算法、时间序列预测方法适合电力负荷随机序列的特点, 有效地提高了预测结果的精度。

## 5 结论

小波变换在进行负荷预测过程中, 存在边界效应, 降低了负荷预测的精度。本文首先对历史数据进行了阈值和延拓处理, 并将电力系统负荷转换为随机平稳时间序列。然后利用 Mallat 分解算法将历史负荷数据分解为各个子序列, 应用不同的模型对负荷进行预测。最后利用 Mallat 重构算法将各子序列预测结果进行重构。算例结果表明本文给出的负荷预测方法明显降低了边界效应对预测结果的影响, 提高了预测结果的精度。

## 参考文献

- [1] 韦钢, 王飞, 张永健, 等. 负荷预测中历史数据缺损处理[J]. 电力科学与工程, 2004, (1): 16-19.  
WEI Gang, WANG Fei, ZHANG Yong-jian, et al. Methods of Processing Shortage and Damage of Historical Data in Load Forecasting[J]. Electric Power Science and Engineering, 2004, (1): 16-19.
- [2] 陈亚红, 穆钢, 段方利. 短期电力负荷预报中几种异常数据的处理[J]. 东北电力学院学报, 2002, 22(2): 1-5.  
CHEN Ya-hong, MU Gang, DUAN Fang-li. Identification and Management to Anomalous Data in Short-term Load

Forecasting[J]. Journal of Northeast China Institute of Electric Power Engineering, 2002, 22(2): 1-5.

- [3] 陈春琴. 数理统计分析在电力企业负荷预测中的应用[J]. 华东电力, 2006, 34(5): 54-57.  
CHEN Chun-qin. Application of Mathematica Statistical Analysis to Load Forecast for Power Enterprises[J]. East China Electric Power, 2006, 34(5): 54-57.
- [4] Hagan M T. The Time Serials Approach to Short Term Load Forecasting [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1987, 2(3): 785-791.
- [5] 田书, 刘团结, 胡艳丽, 等. 基于 QPSO-RBF 的电力系统短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36(18): 6-9, 46.  
TIAN Shu, LIU Tuan-jie, HU Yan-li, et al. Short-term Electric Power Load Forecasting Based on QPSO-RBF[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36(18): 6-9, 46.
- [6] 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): 46-51.  
TAI Neng-ling, HOU Zhi-jian, LI Tao, et al. New Principle Based on Wavelet Transformation for Power System Short-term Load Forecasting [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1): 46-51.
- [7] 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(4): 40-44.  
GU Jie. Application of Wavelet Analysis to Short-term Load Forecasting of Power System[J]. Proceedings of the EPSA, 2003, 15(4): 40-44.

收稿日期: 2009-04-09; 修回日期: 2009-04-29

### 作者简介:

蒋建东(1975-), 男, 博士, 副教授, 从事电力系统分析与故障诊断研究; E-mail: jdjiang@zzu.edu.cn

宋苗菊(1982-), 女, 硕士生, 从事电力系统负荷预测研究;

贾伟(1976-), 男, 学士, 讲师, 从事电力系统继电保护研究。

(上接第 88 页 continued from page 88)

- [10] 范影乐, 杨胜天, 李轶. Matlab 仿真应用详解[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2001.  
FAN Ying-le, YANG Sheng-tian, LI Yi. MATLAB's Simulation Application Detailed Interpretation[M]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Press, 2001.

### 作者简介:

王印松(1967-), 男, 博士, 教授, 研究方向为智能控制理论、非线性系统分析与控制;

岑炜(1983-), 女, 硕士, 研究方向为超临界火电机组协调控制系统自适应算法研究; E-mail: cenwei2002@163.com

李涛永(1983-), 男, 硕士, 工程师, 研究领域为热工过程模型, 电力需求侧管理技术研究。

收稿日期: 2008-11-05; 修回日期: 2008-11-19