

# 基于 HHT 的电力系统负荷预测

白玮莉, 刘志刚, 王 奇, 周登登

(西南交通大学电气化自动化研究所, 四川 成都 610031)

**摘 要:** 针对电力系统负荷序列既具有波动性又具有特殊周期性, 目前常用负荷分析方法多依赖主观经验的问题, 而提出基于 HHT 的电力系统负荷预测方法, 将原本复杂的时间序列分解成具有一定规律和周期性的分量之和, 求其频谱, 对各个分量进行频率特征分析, 分别选用相适应的预测方法, 最后将各个分量预测结果相加得到最终预测值。此方法克服了负荷数据波动性大, 频率复杂难于精确预测的问题。用此种方法对短期和中期负荷数据进行预测分析, 仿真结果表明此方法有较高的精度。

**关键词:** 负荷预测; HHT 频谱; 短期和中期

**Abstract:** The load sequence of power system has both volatility and periodicity, but the common load analysis methods mostly depend on subjective experiences at present. A model based on HHT is proposed. The complex load series can be decomposed to several different series with certain regularity and periodicity. Through calculating the spectrum of decomposed series, the different forecasting methods can be chosen according to the features of decomposed components. The superposition of forecasting results of the components can be obtained as the ultimate forecasting value at last. The problems that the fault of load data has the complex frequency and is difficult to be predicted accurately can be overcome. The short-time and monthly load forecasting results show that the proposed method can improve forecasting accuracy effectively.

**Key words:** load forecasting; HHT; spectrum; short-time and monthly

**中图分类号:** TM715 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-6954(2009)03-0009-05

长期以来, 国内外学者对负荷预测的理论和方法做了大量的研究, 提出了各种各样的预测方法, 除传统的时间序列法外, 研究较多的是以人工神经网络法为代表的新型智能方法, 它由于具有并行分布信息、自学习及任意逼近连续函数的能力, 尤其能实现非线性映射, 能捕获电力负荷的各种变化趋势, 受到研究人员的青睐。另外模糊理论<sup>[1,2]</sup>、专家系统<sup>[3]</sup>、卡尔曼滤波<sup>[4]</sup>、聚类分析<sup>[5]</sup>、混沌分型理论<sup>[6]</sup>、数据挖掘<sup>[7]</sup>等方法均有成功应用, 它们共同的特点是考虑天气湿度等外界因素对负荷数据直接进行整体性预测, 分析方法多依赖于主观经验, 对数据序列的内在规律提取不够。电力系统负荷序列既具有波动性又具有特殊的周期性, 可看作多个不同频率分量的叠加。每个分量呈近似周期变化, 具有相似的频率特性和一致的变化规律, 也具有更强的可预测性。因此, 在对负荷进行频域分解的基础上, 根据各频率分量特点进行建模是提高预测精度的有效途径。文献[8]利用小波方法有一定的改进, 但小波的固有缺点是小波基的选择对分析结果的影响较大, 对分析过程造成

一定的干扰, 文献[9]对 EMD 分解后的子序列全部利用 SVM 进行预测, 没有考虑每个分量的特点及预测方法的适应性, 具有一定的不合理性。文献[10]将 EMD 分解后的子序列重构成三个分量, 用三种不同的预测方法进行预测, 这与利用 EMD 分解提高预测精度的初衷自相矛盾。这里提出基于 HHT 的电力系统负荷预测法, 通过实际数据检验, 此方法可提高预测精度。

## 1 HHT 算法简介

HHT(Hilbert-Huang Transform)<sup>[11]</sup>是全新的信号处理方法, 它由经验模态分解法 EMD 及 Hilbert 变换两部分组成。EMD 算法的目的是将性能不好的信号分解为一组性能较好的具有瞬时频率的固有模态函数(MF)和具有单调性或一个极值点的余项  $R_n$ 。该方法分解过程基于数据信号局部特征, 不需要预先设定参数, 是自适应的。分解得到的 MF 分量都是平稳的, 包含原始信号的局部特征信息, 尤其适用于非线性和非平稳性数据。通过 Hilbert 变换可以清楚

**基金项目:** 教育部霍英东青年教师基金资助项目(101060); 四川省杰出青年基金项目(07JQ0075)

地了解各分量的频率特征。近几年 HHT 方法已经被成功应用于地球物理学、生物医学、工学等领域的研究。

## 2 基于 HHT 模型原理和方法

### 2.1 预测方法

所提出的预测方法步骤如下。

1) 利用小波对信号进行去噪, 该处理可减少噪声对 EMD 分解的干扰, 从而减小边界效应误差和降低分解层数, 提高 EMD 分解的准确性和时效性。

2) 通过 EMD 对负荷数据进行分解, 得到若干个频率由高到低的 MF 分量和余项。

3) 对各个 MF 分量通过 Hilbert 求频谱, 观察其频谱变化情况, 针对每个不同的 MF 频率特征利用相适应的预测算法进行预测来提高预测精度。

4) 将各个 MF 预测值相加得到最终预测结果。

### 2.2 HHT 算法的应用

首先对去噪后的负荷数据做 EMD 分解, 得到一组 MF 分量及余项, 对各 MF 求频谱的过程如下。

对每个 MF 分量  $c_i(t)$  作希尔伯特变换可得数据序列  $\hat{c}_i(t)$

$$\hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (1)$$

由  $c_i(t)$  和  $\hat{c}_i(t)$  可以构成一个复序列  $z_i(t)$

$$z_i(t) = c_i(t) + j \hat{c}_i(t) = a_i(t) e^{j\varphi_i(t)} \quad (2)$$

其中, 幅值函数

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + \hat{c}_i^2(t)} \quad (3)$$

和相位函数

$$\varphi_i(t) = \arctan \frac{\hat{c}_i(t)}{c_i(t)} \quad (4)$$

从而得到瞬时频率为

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_i(t)}{dt} = \frac{1}{2\pi} w_i(t) \quad (5)$$

由此可看出各负荷分量的频率分布和变化范围, 通过它选取合适的负荷预测模型。另外还可以求出负荷序列的时频谱和边际谱, 它们显示了各种频率成分占总时间和总能量的分布情况, 联合频谱可区分出负荷的周期分量及随机分量:

由上式可知  $c_i(t)$  可表示为

$$c_i(t) = \text{Re} [ a_i(t) \exp(j \int w_i(t) dt) ] \quad (6)$$

若忽略余项  $R_n$  原负荷数据  $x(t)$  可以表示为

$$x(t) = \text{Re} [ \sum_{i=1}^n a_i(t) \exp(j \int w_i(t) dt) ] \quad (7)$$

以时间、瞬时频率为自变量, 幅值在时频平面内以等高线表示, 则可以将三者的关系表示成一个三维图形, 定义为 HHT 谱, 记做  $H(w, t)$

$$H(w, t) = \text{Re} [ \sum_{i=1}^n a_i(t) \exp(j \int w_i(t) dt) ] \quad (8)$$

由此定义希尔伯特边际谱

$$h(w) = \int_0^T H(w, t) dt \quad (9)$$

式中,  $T$  为负荷持续时间。

### 2.3 预测模型

电力负荷可表示为周期分量、随机变化量与趋势分量之和。通过 EMD 的平稳化能力, 能突出原负荷的局部特征, 能更明显地看出原负荷序列的周期项、随机项和趋势项, 外部因素的变化信息即为随机项, 一般包含在高频分量当中, 对高频分量的预测即包含了对外部影响因素的估计。根据 MF 变化特点分别建立不同的预测模型, 可提高预测精度。

由于短期和中期负荷数据都既具有波动性又具有特殊周期性, 可以有效地利用 HHT 方法的优点进行预测。

在负荷预测的研究中, 应用最多的神经网络模型是 BP 神经网络, 它结构简单, 处理问题的能力却很强。然而, 它有过分强调克服学习错误而泛化性能不强的缺点。这使得它对比较平稳的信号预测效果十分理想, 但对于高频宽频波动性和随机性比较大的信号预测不是十分准确。

支持向量机 SVM 的机器学习算法, 实现了结构风险最小化原理 (SRM), 找到经验风险最小和推广能力最大的平衡点, 对未来样本有较好的泛化性能。SVM 算法的计算结果稳定, 不会陷入局部最优值, 较好地解决了小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题。用于负荷预测具有一定的优势。

另外 ARMA 模型及线性回归也经常应用到, ARMA 模型是时序方法中最基本的、实际应用最广的模型。它是在线性回归模型的基础上引伸并发展起来的, 采用它可显示动态数据本身的结构与规律, 定量地了解观测数据之间的线性相关性, 预测其未来值, 它对平稳信号有较好的预测精度。

在文中会运用到这四种方法。

### 3 仿真

#### 3.1 短期预测

这里选取西南某地区 2005 年变化比较大的 4 月 22 日 ~ 5 月 20 日电网负荷数据作为训练和检验样本,如图 1 预测未来一天 24 h 的负荷数据。

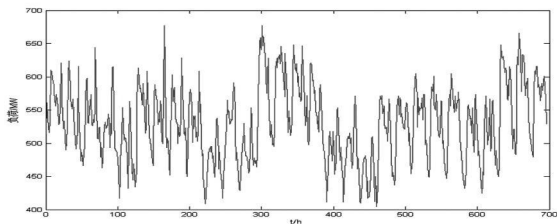


图 1 原始负荷数据

取 4 月 27 日 ~ 5 月 11 日的数据,对 5 月 12 日的负荷数据进行预测。经去噪后通过 EMD 分解为 6 个 MF 分量与一个余项 r 如图 2。图 3 为通过 Hilbert 方法求频谱,图 4、图 5 分别为负荷时频谱和边际谱。

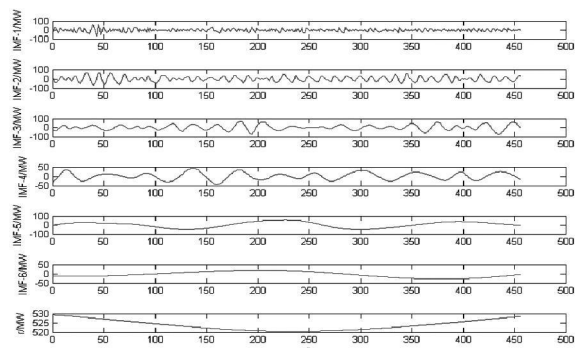


图 2 EMD 分量

设负荷实际值为  $R(i)$ , 预测值为  $Y(i)$ , 则每点相对预测误差:

$$e_i = [ |R(i) - Y(i)| / R(i) ] \times 100\% \quad (10)$$

平均误差:

$$ee = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} e_i \quad (11)$$

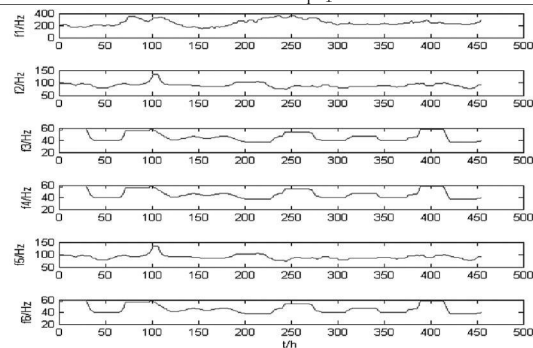


图 3 各 MF 分量频谱

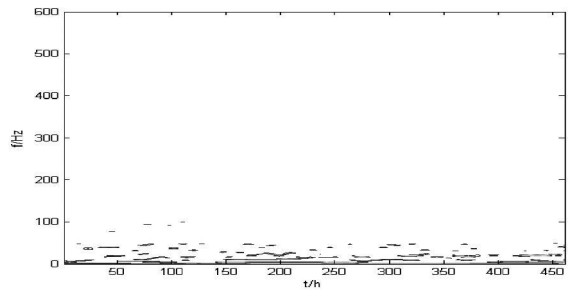


图 4 负荷时频谱

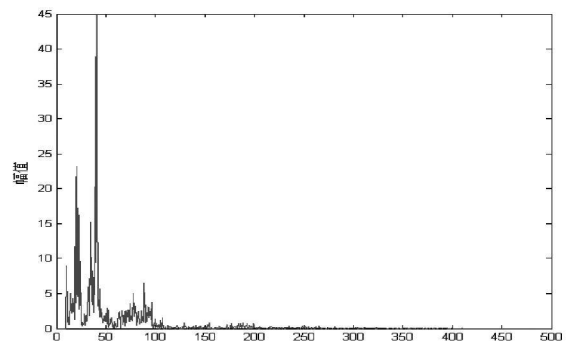


图 5 负荷边际谱

从图 2 和图 3 可清楚地看出各个分量的变化趋势和各自所包含的频率成分,图 4、图 5 说明了负荷的频率能量分布,从图示中可看出数据主要包含的是 100 Hz 以下的成分,这部分主要为负荷的周期成分,如图 2 中的 MF3~6; MF1~2 的频率成分能量较小,主要是负荷的随机变化量,即外界影响因素的随机波动,余项是负荷的基荷变化情况。

基于以上分析,由于 MF1~3 所含频率成分较高,变化波动较明显,对这部分利用 LS-SVM 方法进行预测,选取 RBF 核函数, MF4~6 频率较低,基本平稳,对这部分利用神经网络 BP 方法进行预测,采用 15-25-1 结构。对于余项其变化比较稳定,直接用线性回归模型即可。将此种方法的预测误差与 HHT-SVM (每个分量均用 SVM 预测)、SVM (不进行 EMD 分解直接预测) 进行比较,列表如表 1。

从表 1 可看出本预测方法效果最好,比 HHT-SVM 预测精度高,说明根据各 MF 分量不同的特征选用不同的预测算法比单一使用一种预测方法效果好。

#### 3.2 中期预测

选取某地区 2004 年 1 月 ~ 2008 年 5 月的月负荷数据,2004 年 1 月 ~ 2007 年 9 月作为训练学习样本,预测 2007 年 10 月 ~ 2008 年 2 月的月负荷。图 6 是负荷曲线及经 EMD 分解的各个 MF 分量,同样在分解之前进行去噪处理。

从图 7、图 8 可看到经 EMD 分解后原信号被分解为三个模态, 每个 MF 分量基本上都是平稳窄带信号, 图 9、图 10 说明月负荷数据的频率成分较集中在 0~20 Hz 是负荷的周期成分, 高频成分集中在 MF1 中, 经多次试验结果对比, 采用 BP 对 MF1、ARMA 对 MF2~3 进行预测, 对于余项同样利用线性回归模型。由于本试验中没有考虑经济、人口、气候和电价等影响因素, 所以预测精度不高。预测结果如表 2。

表 1 5 月 12 日 24 时负荷预测误差 % 比较

预测时刻 /h	SVM /%	HHT-SVM /%	本文方法 /%
0:00	4.42	1.44	0.17
1:00	2.16	5.80	3.51
2:00	8.94	1.55	0.20
3:00	8.09	2.52	0.83
4:00	8.03	0.50	1.55
5:00	6.59	0.56	2.41
6:00	0.62	5.24	1.81
7:00	4.15	6.86	3.40
8:00	5.12	5.75	2.45
9:00	5.58	4.46	1.67
10:00	2.01	1.09	3.21
11:00	8.97	3.37	2.70
12:00	9.84	2.45	2.62
13:00	6.60	0.07	0.43
14:00	7.33	2.05	3.10
15:00	4.44	0.56	1.62
16:00	0.47	3.19	0.09
17:00	0.18	4.08	0.12
18:00	0.31	5.28	1.04
19:00	3.55	1.81	2.40
20:00	3.76	1.07	1.90
21:00	3.66	1.18	2.4
22:00	1.67	3.48	1.39
23:00	0.24	5.26	0.83
最大误差	9.84	6.86	4.51
平均误差	4.45	2.90	1.79

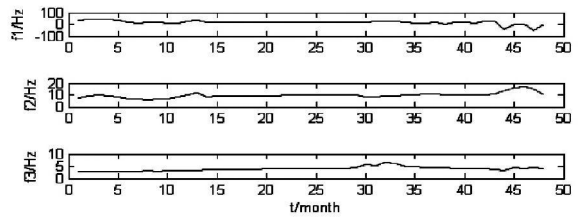


图 7 各 MF 频谱

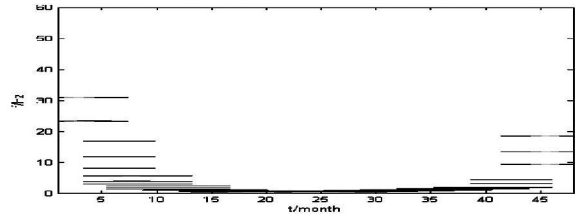


图 8 月负荷时频谱

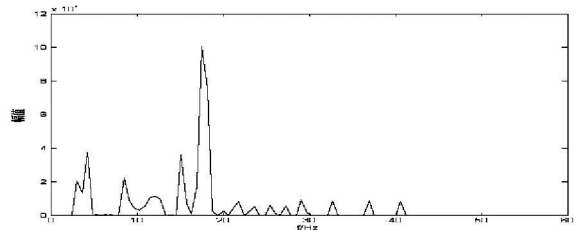


图 9 月负荷边际谱

表 2 中期预测结果

月份	负荷 (MW)	预测值 (MW)	误差 (%)
2007.10	208 760	211 570	1.35
2007.11	200 100	198 980	0.56
2007.12	215 910	210 030	2.65
2008.01	245 670	238 890	2.76
2008.02	266 160	258 300	2.95
最大误差			2.95
平均误差			2.05

### 3.3 长期预测

长期负荷数据一般为年度统计数据, 基本上呈单调递增变化, 无周期性。同时由于数据太短, 用 EMD 方法往往会引起较严重的端点效应, 严重影响预测效果, 对于长期负荷预测往往采用灰色预测模型或各种数学曲线的回归分析模型即可。

## 4 结 论

提出了基于 HHT 的电力系统负荷预测模型, 首先经过 EMD 将负荷数据分解成一系列频率相对独立的 MF 分量和余项, 再用 Hilbert 对每个 MF 求频谱, 选取适当的预测方法对 MF 进行预测。在短期负荷预测中无须考虑复杂的数学模型和外部天气等随机因素, 经过仿真结果证明该方法具有较高的预测精度

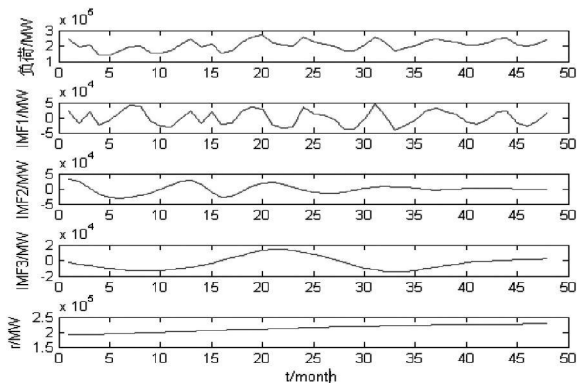


图 6 EMD 分量

和适应能力;对中期负荷预测的试验同样证明运用 HHT 的方法比直接预测的效果好,如果进行深入研究,考虑经济、人口、气候和电价等影响因素应该能达到比较高的预测效果。

### 参考文献

[1] 孙洪波,徐国禹,秦翼鸿.模糊理论在电力系统符合预测中的应用[J].重庆大学学报,1994,17(1):18-22

[2] 陈章潮,顾洁.模糊在上海浦东新区电力负荷预测中的应用[J].系统工程理论与实践,1995(1):63-68.

[3] Kadil MS, El-Debelky SM, Hasanien NE. Long-term Load Forecasting for Fast Developing Utility Using a Knowledge-based Expert System. IEEE Trans on Power Systems 2002, 17(2): 491-496.

[4] Bhattacharya TK, Basu TK. Medium Range Forecasting of Power System Load Using Modified Kalman Filter and Walsh Transform [J]. International Journal of Electrical Power and Energy System, 1993, 15(2): 257-262.

[5] Sfetsos A. Short-term Load Forecasting with a Hybrid Clustering Algorithm [J]. IEEE Proceedings Communications 2003, 150(3): 257-262.

[6] 王东生,曹磊.混沌、分形及其应用[M].中国科学技术出版社,1995.

[7] 吴小明,邱家驹,张国江,等.软计算机方法和数据挖掘在电力系统负荷预测中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2003,15(1):1-4.

[8] 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.

[9] Zhihui ZHU, Yunlian SUN, Huangqiang LI. Hybrid of EMD and SVMs for Short-Term Load Forecasting [J]. IEEE International Conference on Control and Automation 2007, 5. 30-6. 1, 1044-1047.

[10] 李媛媛,牛东晓,乞建勋,刘达.基于因散经验模式分解的电力负荷混合预测方法[J].电网技术,2008,32(8):58-62.

[11] 胡国胜,陈一天.基于 HHT 变换的电机故障信号频率分析[J].电力学报,2005,20(4):327-330.

### 作者简介:

白玮莉(1986-),女,硕士研究生,研究方向为 HHT 在电力系统中的应用。

(收稿日期:2009-03-24)

(上接第 8 页)

12(3): 10-19.

[11] 韩祯祥,曹一家.电力系统的安全性及防治措施[J].电网技术,2004,28(9):1-6.

[12] 鞠平,马大强.电力系统负荷建模[M].北京:水利电力出版社,1995.

[13] 李欣然,贺仁睦,章健,等.负荷特性对电力系统静态电压稳定性的影响和静态电压稳定性广义实用判据[J].中国电机工程学报,1999,19(4):23-30.

[14] 程浩忠.电力系统电压崩溃临界状态的近似算法[J].电力系统自动化,1996,20(5):14-18.

[15] 鞠平.电力系统负荷建模理论与实践[J].电力系统自动化,1999,23(19):1-7.

[16] Sekine Y. and Yokoyama A. A Static Voltage Stability Index Based on Multiple Load Flow Solutions of Bulk Power System Voltage Phenomena[J]. Voltage Stability and Security, 1989, (5): 65-72.

[17] 段献忠.电压稳定问题的机理和建模及实用算法研究

[D].华中理工大学博士学位论文,1992

[18] IEEE Power System Stability Subcommittee. Special Publication Voltage Stability Assessment Produces and Guides Final Draft 1999.

[19] 刘天琪,邱晓燕.电力系统分析[M].北京:科学出版社,2005.

[20] H. D. Chiang and F. F. Wu. Stability of Nonlinear Systems Described by a Second-Order Vector Differential Equation [J]. IEEE Trans on CAS 1998, 35(6): 703-711.

### 作者简介:

吴华坚,男,硕士研究生,主要从事电力系统稳定分析和控制及其高压直流输电系统的分析和研究工作;

李兴源,男,教授,博士生导师,主要从事电力系统稳定分析和控制及其高压直流输电研究;

贺洋,男,硕士研究生,主要从事电力系统电压稳定分析及控制。

(收稿日期:2009-03-06)