

CONTENTS

[Electrical Engineering]

Research and Application of HHT-Based Power Load Combination Forecasting	JIANG Jian-dong, ZHANG Hao-jie, WANG Jing (1)
Stochastic Delay Compensation of Networked Control Systems Based on Model Reference Adaptive Control Method	LI Jian-yong, ZHAO Feng, DING Qing-qing (6)
Identification of Hierarchical Fuzzy System Based on Hybrid Optimization Algorithm	ZHU Xiao-dong, LIU Dan, LI Guang (10)
Segmentation Algorithm for Bone Marrow Cell Image Based on The Wavelet Transform and K-means Clustering	SU Shi-mei, LV Xue-yang (15)
Research on A Novel Double Closed Loops Control Method of STATCOM	CAO Yuan, WEI Qiao-nan (19)
Nonlinear Control of Forced-Circulation Evaporator via Inverse System Method	LIU Ai-ling, MA Huan, QI Shu-kang (24)

[Chemical and Material Engineering]

Preparation and Characterization of Heat-resistant Flexible Modified Epoxy Resin Adhesive	WANG Hong-kai, LI Hua, LI Ming-xue, GUO Qing-qing, LI Jing, LIAO Zhong-ling, SU Yuan (28)
Research of the Chemical Resolution Process for Pregabalin	LI Wen, LIU Chun-xia, YU Yu-zheng, ZHANG Hua, CHEN Shui-ku, ZHANG Fang-jie (33)
Design of Splitters in Flue of SCR System for a 600 MW Coal-fired Boiler	WANG Wei-shu, SHAGN GUAN Shan-shan, LU Tong, YANG Zhi-feng, ZHENG Chun-xiong, CHEN Gang (37)
The Modification of Polystyrene Resin and Synthesis of Polystyrene Chlorotriazine Resin	ZHANG Ya-dong, JIA Jin-feng (41)
Study on the Performance of Evaporators Used in the Organic Rankine Cycle System	WEI Xin-li, YAN Yan-wei, MA Xin-ling, MENG Xiang-rui, LI Ming-hui (45)
Preparation of Supported Phosphotungstic Acid Catalyst and Its Application in the Synthesis of BEA	WAN Ya-zhen, LIU Ya-nan, CHEN Di (49)
Effects of Rare Earth and Titanium on Microstructure and Properties of Al-Mg-Si Conductive Material	ZHAO Hong-liang, KONG Ya-ping, LIU Zhi-peng (54)

[Civil and Transportation Engineering]

Numerical Analysis of Aerodynamic Coefficients for Catwalk Considering Reynolds Number Effect on Long-span Suspension Bridge During the Construction	LI Sheng-li, HU Ya-nan, DU Dao-qing, WANG Dong-wei (57)
Experimental Research on Horizontal Cyclic Shear Behavior of Scrap Tire Particles-Sand Mixtures	XU Xiao-dong, LU Yang, MAO Hang-yu, LIU Jin, YANG Qi (62)
The Research on Mechanics Characteristic of Pile Group Foundation under Vertical load	DU Si-yi, SHI Lei (67)
Study on Dynamic Characteristics of Slantwise Geosynthetic Reinforced Embankment under Traffic Load	LUO Lie-ri, ZHENG Jun-jie (72)
Study on Muffler Performance Optimization Based on Wall Pressure Distribution	WANG Lei, MA Jiang, YANG Zhi-gang, ZHANG Wen-bo, LIU Yong-bo (77)
Power-match and Energy Consumption Analysis of APU for an Extended-range Electric Vehicle	XIE Shao-bo, LIU Xi-bin, LI Si-guang, WANG Jia (82)
The Precise and Efficient Numerical Model for Ground Penetrating Radar (GPR) Wave Propagation in Pavement Structure	FANG Hong-yuan, LI Jian, ZHONG Yan-hui, WANG Fu-ming (87)
Second Stability Study of Super Wide “321” Prefabricated Highway Steel Bridge	LI Fei-ran (92)
Construction of Sedan’ s Driving Cycle in Xi’ an City Based on Fuzzy Clustering	LIN Hong-liang, YU Qiang (96)

[Mechanical Engineering]

On the Nonlinear Analysis of Contact Strength of Cycloid-pin Gear Transmission Surface	WU Su-zhen, HE Wei-dong (100)
Design and Experimental Study on the Mechanical Beam Membrane Structure of Single-layer Spherical Reticulated Shell	LI Da-lei, DAI Chao-lei, LI Feng (105)

[Information Engineering]

Image Texture Feature Extraction Based on Hadoop	ZHAO Jin-chao, ZHU Hao-cong, SHEN Zhen, LI Hong-chan (109)
A New Car Following Model with Consideration of the Vehicle’ s Mechanical Inertia Effect and its Analysis of Numerical Simulation	ZHOU Tong, LI Yu-xuan, YANG Zhi-yong, SUN Di-hua (114)
Design and Implementation of High Frequency Induction Heating Power Supply Based on PDM	ZANG Jia-jie, LIU Ping, XU Han, CHEN Rui-ke (119)
Dynamic Trust Based Resources Schedule Algorithm for Cloud Application	WANG Zong-jiang, YANG Shu-hui (124)

文章编号:1671-6833(2015)04-0001-05

基于 HHT 的电力负荷组合预测模型研究与应用

蒋建东¹, 张豪杰¹, 王 静²

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 济源供电公司, 河南 济源 459000)

摘 要: 为了进一步提高电力负荷预测精度,在对电力负荷影响因素分析的基础上,提出了一种基于 HHT 的负荷组合预测模型.该模型利用 EMD 算法将原始负荷序列分解,得到不同频率的平稳子序列,子序列比原始序列更具可预测性.根据不同频率的子序列特点选取 RBF 神经网络、BP 神经网络和时间序列模型分别预测,同时考虑温度对负荷的影响,得到新的组合模型.算例表明,该模型能有效提高电力负荷预测精度.

关键词: 负荷预测;影响因素;希尔伯特黄变换;神经网络;时间序列

中图分类号: TM715 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-6833.2015.04.001

0 引言

提高预测精度对保证系统的安全、经济运行有重要意义.电力负荷序列具有周期性和较强的随机性,是一种非线性、非平稳、拟周期性的随机序列^[1].HHT(希尔伯特黄变换)方法对处理非平稳、非线性序列有清晰的物理意义,使信号分解具有唯一性和良好的局部化特性.

文献[2]中利用 HHT 算法将历史负荷分解,利用多神经网络组合方法进行预测,取得了较高的预测精度.文献[3]将分解后的分量重新组合得到 3 个分量,再用不同的模型分别预测.文献[4]将 EMD 方法应用于振动信号的趋势预测,利用单一的最小二乘支持向量机模型预测全部子序列,未考虑各分量的特点.文献[5]将 HHT 算法用于对地震资料的分析.

笔者对电力负荷本身及其影响因素进行分析,结合 HHT 算法以及不同预测模型各自的优势,构造出新的组合预测模型,在对中、高频分量的预测中,考虑了与负荷密切相关的温度因素^[6].该组合模型在电力负荷预测中能够实现各种模型间的优势互补,更具合理性,通过实际算例证明了模型的有效性^[7].

1 HHT 算法简介

HHT 算法是用于处理非线性、非平稳信号的一种全新信号处理方法,由美籍华人 N. E. Huang 等人提出.该算法首先采用 EMD 算法将原始序列分解为频率不同的若干 IMF(固有模态函数)分量之和,然后对每个 IMF 分量进行 Hilbert 变换得到瞬时频率,是一种具有自适应性的时频分析方法^[8],其计算结果与小波分析方法类似.但是,该方法避免了小波基选取的困难,更适合用于处理非线性、非平稳信号.

HHT 算法已经在电力工程中成功应用于谐波分析、故障测距、电能质量检测等领域,在地震学、生物医学等学科中的应用也取得了良好的效果.然而,该方法在电力负荷预测中的应用还处于初步发展阶段,有长远的发展前景.

2 模型的建立

结合负荷序列自身的特点,笔者采用 EMD 算法将电力负荷序列分解为不同频率的 IMF 和 r (残余分量)之和,再对各分量做 Hilbert 分析,根据各分量特点,选取 RBF 神经网络、BP 神经网络和时间序列模型分别进行预测,最后将各分量的预测结果相加,得到最终预测值^[9].

收稿日期:2014-11-30;修订日期:2015-02-19

基金项目:河南省教育厅科学技术研究重点资助项目(14A470002)

作者简介:蒋建东(1975-),男,河南南阳人,郑州大学教授,博士,主要从事电力系统运行分析与控制方面的研究,

E-mail:jdjiang@zzu.edu.cn.

2.1 HHT 算法原理

首先对负荷数据进行分解,得到一组固有模态函数 IMF1,IMF2,IMF3... 和残余分量 r . 对于负荷时间序列 $x(t)$,分解为 n 阶, $x(t)$ 可表示成如下形式

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t).$$
 (1)

式中: $c_i(t)$ 为第 i 个 IMF 分量; $r(t)$ 为残余函数. 其经验模态分解流程如图 1 所示.

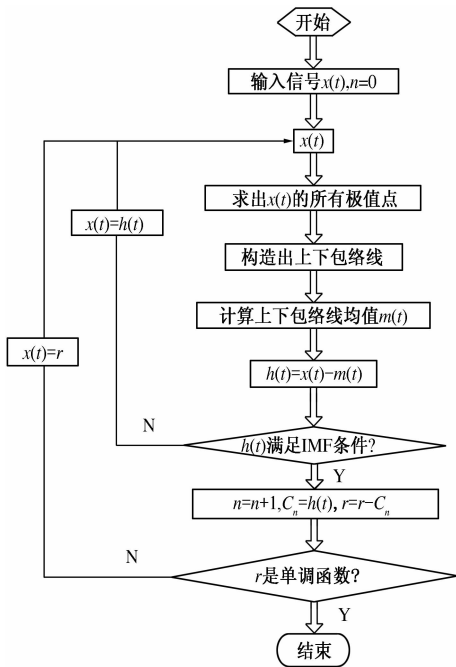


图 1 经验模态分解流程图
Fig. 1 EMD Flow chart

然后对分解后的每个固有模态函数序列进行 Hilbert 变换,求得各序列的瞬时频率,其过程如下.

对每个固有模态函数分量作 Hilbert 变换可得数据序列

$$\hat{c}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau.$$
 (2)

由此可以构成一个复序列:

$$z_i(t) = c_i(t) + j\hat{c}_i(t) = a_i(t)e^{j\phi_i(t)}.$$
 (3)

其中, $a_i(t)$ 为幅值函数; $\phi_i(t)$ 为相位函数,

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + \hat{c}_i^2(t)},$$
 (4)

$$\phi_i(t) = \tan^{-1} \frac{\hat{c}_i(t)}{c_i(t)}.$$
 (5)

由式(5)可得到瞬时频率为

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi_i(t)}{dt} = \frac{1}{2\pi} \omega_i(t).$$
 (6)

对各 IMF 分量的频率特性进行分析,选取合

适的模型对不同频率分量分别进行预测.

2.2 RBF 神经网络模型

径向基函数(RBF)神经网络是一种 3 层前向型的网络结构,包括输入层、隐含层和输出层,其神经元模型如图 2 所示. RBF 神经网络结构简单,能够实现快速学习,并能以任意精度逼近复杂函数,在时间序列分析和图像处理等领域得到了广泛的应用.

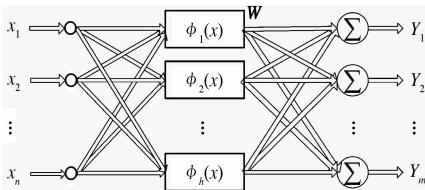


图 2 RBF 神经元模型
Fig. 2 RBF Neuron Model

该模型有 n 个输入, h 个隐节点, m 个输出, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为网络输入矢量, $\Phi_i(x)$ 为第 i 个隐含层节点的激活函数, \mathbf{W} 为输出权矩阵. 高斯函数的形式简单,理论分析相对容易,存在任意阶次导数,因此笔者选取高斯函数作为径向基函数为

$$\Phi_i(\mathbf{x}) = e^{-\frac{x^2}{\delta^2}}.$$
 (7)

式中: δ 为扩展常数,其值越小,RBF 的宽度就越窄,径向基函数就越具有选择性. 此时,隐含层及节点 i 的输出为

$$\Phi_i(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{2}{2\sigma_i^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|\right), i = 1, 2, \dots, h.$$
 (8)

式中: \mathbf{x} 是输入向量; σ_i 为第 i 个基函数的归一化因子,表征基函数的宽度; \mathbf{c}_i 为第 i 个基函数的中心,与 \mathbf{x} 有相同维数; $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|$ 是 \mathbf{x} 与 \mathbf{c}_i 的距离. $\Phi_i(\mathbf{x})$ 在 \mathbf{c}_i 处只有一个最大值,并随 $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|$ 的增大, $\Phi_i(\mathbf{x})$ 迅速衰减到零; m 是隐含层节点数, RBF 神经网络的输出为

$$\mathbf{Y} = \sum_{i=1}^m \mathbf{W}_i \Phi_i(\mathbf{x}), i = 1, 2, \dots, m.$$
 (9)

RBF 神经网络预测模型能将输入层到隐含层的非线性映射转变成另一个空间上的线性映射,学习速度快,对于频率较高、波动性较大和随机性较强的信号预测效果较好.

2.3 BP 神经网络模型

BP 算法结构简单,基本思想是最小二乘法,主要由模式顺传、误差反传、反复记忆和学习收敛 4 个过程组成^[10]. 选取 n 个样本 $x(1), x(2), \dots$,

$x(n)$, 用其中的 m 个观测值作为样本, 预测 $n + 1$ 个样本的值 $x(n + 1)$, BP 网络训练和预测的步骤为:

首先, 把 $x(1), x(2), \dots, x(n)$ 分成 k 组, 每组有 $m + 1$ 个值, 前 m 个值为网络输入, 后一个为输出节点的期望值;

其次, 利用神经网络的 BP 算法对网络进行训练;

最后, 将 $x(n - m + 1), x(n - m + 2), \dots, x(n)$ 作为输入, 利用训练完成后网络的连接权值求出预测值 $x(n + 1)$ 。

BP 神经网络模型函数逼近能力较强, 适用于预测周期性较强、随机性较弱、相对平稳的时间序列。

2.4 时间序列模型

首先用所分析的时间序列建立一个模型, 然后进行参数估计, 再用所建模型来计算时间序列的预测值。时间序列的自回归 $AR(p)$ 模型, 其形式为:

$$\hat{z} = \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + \dots + \phi_p z_{t-p} + \varepsilon_t,$$
$$\varepsilon_t \sim \text{NID}(0, \sigma_a^2).$$

(10)

式中: p 为模型阶次, 可采用 BIC 准则确定; $\phi_i (i = 1, 2, \dots, p)$ 为自回归系数, ϕ 是模型的待估计参数, 利用最小二乘法进行参数估计; ε_t 为白噪声序列^[11-12]。

自回归 $AR(p)$ 模型简单, 预测速度快, 缺乏自学能力, 适合用于预测变化规律简单、频率较低、趋势性强的时间序列。

3 负荷影响因素分析

日趋复杂的负荷特性, 使对负荷本身及其影响因素分析的重要性也日益突出。在电力负荷预测中, 充分考虑电力负荷影响因素有利于提高预测精度。电力负荷受到经济、政治、气象、电价等因素的影响, 其中气象因素最为明显。对负荷产生影响的气象因素包括温度、湿度、气压、风速、降雨量等, 其中温度对负荷的影响最为突出。

随着人民生活水平的提高, 降温取暖负荷在总负荷中的比重呈增大趋势, 在很大程度上影响着负荷水平。由图 3 中温度曲线和负荷曲线可以看出, 温度与负荷呈明显的正相关性。

因此, 在进行负荷预测的过程中考虑温度与负荷的相关性, 对短期电力负荷预测具有极其重要的意义。本方法在中、高频分量预测模型中考虑

了温度因素的影响。

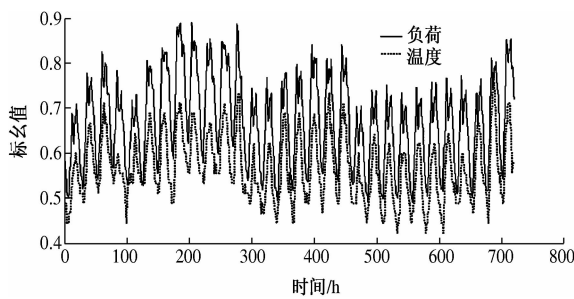


图 3 温度和负荷的标么曲线
Fig.3 Curve of temperature and load

4 算例分析

选取河南某地区 2012 年 8 月 1 日到 8 月 30 日典型的夏季负荷每天 24 点数据作为训练样本, 来预测 8 月 31 日一天的负荷。

首先, 利用 HHT 算法对处理后的数据做经验模态分解, 得到 5 个固有模态函数 IMF1 ~ IMF5 和一个残余分量 r , 结果如图 4 所示。

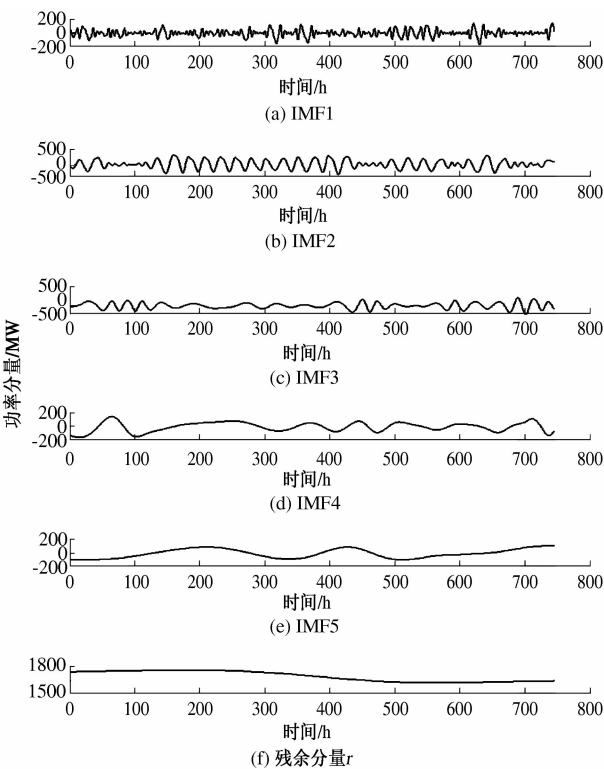


图 4 经验模态分解
Fig.4 Empirical mode decomposition

再用 HHT 算法对各个固有模态函数做 Hilbert 变换, 求得各分量的时频谱, 如图 5 所示。

各分量的平均瞬时频率如表 1 所示。从表 1 中可以看到, 经过 EMD 分解得到的固有模态函数

频率逐渐降低,各分量的平均频率成近似二倍关系依次减小. IMF1、IMF2 频率较高,随机性强,主要是负荷的随机性成分,选用 RBF 神经网络模型进行预测;IMF3,IMF4 频率相对较低,周期性强,主要是负荷的周期性成分,选取 BP 神经网络方法建模进行预测;IMF5 和残余分量 r 频率接近为零,主要是负荷的趋势性成分,选取时间序列法中的自回归 $AR(p)$ 模型进行预测. 最后将各个分量的预测值相加得到最终的预测结果.

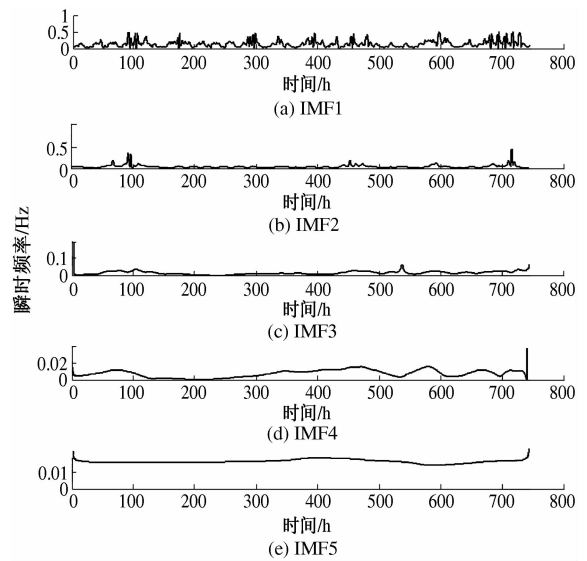


图 5 各 IMF 分量瞬时频率
Fig. 5 Instantaneous frequency of each IMF

表 1 各 IMF 分量平均频率
Table 1 The average frequency of each IMF

分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
频率/Hz	0.148	0.056	0.028	0.010	0.004

采用两种模型分别进行预测,模型一中不考虑温度对负荷的影响,模型二中在 RBF 神经网络模型和 BP 神经网络模型考虑温度的影响,由该组合模型得到的预测结果如图 6 所示^[13].

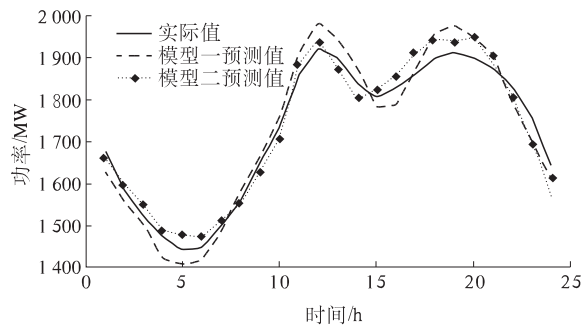


图 6 预测值与实测值对比
Fig. 6 Comparison of predicted value and measured value

采用上述所建立的组合预测模型,以 2012 年 8 月 31 日 24 点的负荷值作为预测样本进行预测精度分析,分析结果如表 2 所示. 由表 2 分析可知,模型一所得预测结果符合负荷预测的一般要求,考虑了气温影响的模型二所得预测结果的精确度更高,效果更好,证明了该组合模型具有较高的预测精度.

表 2 预测结果分析
Tab. 2 Predications analysis

时刻	实际值/ MW	模型一 预测值/ MW	误差/ %	模型二 预测值/ MW	误差/ %
1:00	1 676	1 629	2.82	1 664	0.72
2:00	1 585	1 557	1.76	1 599	0.88
3:00	1 522	1 501	1.35	1 548	1.71
4:00	1 471	1 418	3.62	1 489	1.22
5:00	1 441	1 406	2.46	1 476	2.43
6:00	1 445	1 415	2.07	1 471	1.80
7:00	1 499	1 488	0.69	1 511	0.80
8:00	1 559	1 580	1.37	1 550	0.58
9:00	1 649	1 665	0.98	1 629	1.21
10:00	1 734	1 756	1.24	1 705	1.67
11:00	1 859	1 910	2.73	1 885	1.40
12:00	1 921	1 984	3.28	1 943	1.15
13:00	1 899	1 843	2.31	1 874	1.32
14:00	1 839	1 875	1.96	1 799	2.18
15:00	1 804	1 780	1.31	1 824	1.11
16:00	1 827	1 787	2.16	1 856	1.59
17:00	1 860	1 870	1.07	1 910	2.69
18:00	1 898	1 958	3.16	1 942	2.21
19:00	1 912	1 976	3.37	1 939	1.41
20:00	1 899	1 948	2.58	1 948	2.58
21:00	1 874	1 888	1.76	1 884	0.53
22:00	1 830	1 806	2.40	1 806	1.31
23:00	1 756	1 706	2.86	1 692	3.67
24:00	1 641	1 566	4.56	1 613	1.71

5 结论

笔者根据电力负荷的特点,提出了一种基于 HHT 的负荷组合预测模型. 该模型首先利用 EMD 方法将原始负荷序列进行分解,然后根据分解后各子序列的特点,分别选择 RBF 神经网络、BP 神经网络和时间序列模型进行预测,并在中、高频分量预测模型中考虑了温度因素的影响. 最后将各子序列的预测结果相加得到负荷预测值. 实际算例表明,笔者所提出的预测方法能有效提高预测精度,证明了该模型的有效性.

参考文献:

[1] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社,2007;2-63.

[2] 白玮莉,刘志刚,彭权威,等. 基于 HHT 和神经网络组合的负荷预测模型研究[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(19):31-35.

[3] 李媛媛,牛东晓,乞建勋. 基于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.

[4] 王洪波,朱启兵. 基于 EMD 和 LS-SVM 的非平稳振动信号趋势预测[J]. 计算机工程与应用,2008,44(16):157-159.

[5] 曹思远,邴萍萍,路交通,等. 利用改进希尔伯特-黄变换进行地震资料时频分析[J]. 石油地球物理勘探,2013,48(2):246-254.

[6] 段其昌,饶志波,黄大伟,等. 基于 EMD 和 PSO-SVM 的电力系统中期负荷预测[J]. 控制工程,2011,19(5):913-917.

[7] 刘兴茂,何正友. 基于希尔伯特-黄变换的输电线路距离保护方案[J]. 电力系统自动化,2013,37(2):108-112.

[8] 束洪春. 电力工程信号处理应用[M]. 北京:科学出版社,2009;323-362.

[9] 王小波,刘德强. 基于神经网络的短期电力负荷预测的研究[J]. 电力学报,2011,26(4):287-289.

[10] 周德强,武本令. 灰色 BP 神经网络模型的优化及负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(21):65-69.

[11] YANG Hong, HUANG Chao-ming. A new short load forecasting approach using self organizing fuzzy AR-MAX models[J]. IEEE Transactions on Power Systems,1998,13(1):217-225.

[12] 万志宏. 基于时间序列的电力系统短期负荷预测研究[D]. 广州:华南理工大学电力学院,2012.

[13] 罗勇,郑金,宁美凤. 短期电力负荷组合预测方法研究[J]. 郑州大学学报:工学版,2013,34(1):78-81.

Research and Application of HHT-Based Power Load Combination Forecasting

JIANG Jian-dong¹, ZHANG Hao-jie¹, WANG Jing²

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Jiyuan City Power Supply Company, Jiyuan 459000, China)

Abstract: To further improve the accuracy of power load forecasting, on the basis of the analysis of affecting factors of power load, a combination prediction model based on HHT is proposed. This model uses EMD algorithm to decompose the original load sequence. Thus, a stationary sequence of different frequencies, which is more predictable than the original load sequence, can be obtained. Based on the components of different frequencies, according to the characteristics of the different frequency of subsequence, the RBF neural network, BP neural network and time series model are selected to forecast while considering the influence of temperature on the load. Then, a new combined model can be achieved. The experiment shows that the proposed model can effectively improve the accuracy of load forecasting.

Key words: load forecasting; influencing factor; Hilbert Huang transform; neural network; time series