

DOI:10.12158/j.2096-3203.2019.06.013

## 基于 EEMD-GABP 的某地区短期负荷预测研究

郭威麟<sup>1</sup>, 蒋晓艳<sup>1</sup>, 罗意<sup>1</sup>, 韩钦<sup>1</sup>

(西藏农牧学院, 西藏 林芝 860000)

**摘要:**电力系统负荷是具有典型周期性和随机性特点的非线性、非平稳时间序列的负荷系统。为了降低负荷序列的非线性,提高预测精度,提出了集总经验模态分解法(EEMD)和基于改进人工神经网络(GABP)的短期负荷预测法。运用 EEMD 将负荷序列分解成若干不同频率的平稳分量,突出原负荷数据局部特征,解决了经验模态分解法(EMD)中分类模糊问题,同时利用 GABP 网络进行预测,解决了 BP 容易陷入局部最优解的问题,选择合适的参数对各分量构造不同的 EEMD-GABP 预测模型,引入气象因子对各分量分别预测,重构后得到最终预测值。算例表明,基于 EMD-GABP 预测模型的负荷量预测精度高于差分整合移动自回归移动(ARIMA)模型、支持向量机(SVM)模型等传统模型,稳定性更强。

**关键词:**短期负荷预测;气象因子;集总经验模态分解法;遗传算法;静态前馈

中图分类号:TM714

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)06-0093-06

### 0 引言

负荷预测从已知的电力系统、经济、社会、气象等历史数据出发,通过对这些数据的分析与处理,探索数据之间的规律与联系,对未来负荷数据做出估计与预算,是电力系统制定计划、用电、调度等的基础工作<sup>[1]</sup>。国内外专家对短期负荷预测的理论与方法进行了大量的研究。主要的短期负荷预测方法有回归分析、时间序列、灰色理论、神经网络、支持向量机、深度学习等<sup>[2-3]</sup>,但是传统的预测方法存在学习能力差,预测精度不高,不适用于现代预测研究等问题,而人工智能预测中应用较多的静态前馈(back propagation, BP)神经网络法,由于其结构问题,存在如收敛速度慢、极易陷入局部极小值等缺点<sup>[4]</sup>;遗传算法(genetic algorithm, GA)对 BP 进行优化,避免了 BP 网络易陷入局部极小问题,达到优化网络目的,更能精确的实现短期负荷预测。

近年来,经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)在短期负荷数据预处理的使用中越来越多,文献[5]将 EMD 与神经网络结合对电力负荷进行预测,提高了精度,降低了误差,但是神经元的个数选取原则以及优化网络等问题尚未解决。文献[6]将集总经验模态分解法(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)与动态神经网络相结合解决了 EMD 分类模糊的问题,提高了预测精度,

但也未解决神经元的个数选取原则以及优化网络等问题。文献[7-8]均引用了 EMD-BP 对短期负荷进行预测,提供了精度,文献[7]对如何采用有效的方法对 EMD 分解后的数据有效性进行判别,但对提高预处理后数据的有效性并未做深入研究;文献[8]引入粗糙集将分解结果分类,提高了预测的精度。文献[9]将 EMD 与 GABP 相结合提高了预测的精确度,解决了神经元的个数选取原则以及优化网络等问题,但对 EMD 分解带来的弊病并未解决。文献[10]将 EEMD 与差分整合移动自回归移动平均(autoregressive integrated moving average model, ARIMA)相结合提高了预测的精确度,该研究对月负荷预测有一定的地域和时间的局限性。因此,研究 EEMD 与 GABP 组合预测是一个颇具理论和实际意义的课题。

文中针对 EEMD 的优势与 EMD 进行比较,然后介绍了 BP 网络改进后的 GABP 网络,其次介绍 EEMD-GABP 预测模型,最后进行算例分析,结果表明 EEMD-GABP 预测模型的实用性。

### 1 EMD 与 EEMD

1998年,美国国家宇航局的 Huang N E 等人提出了基于 EMD 的时频分析方法。1999年, Hung 又将此方法进行了一些改进<sup>[11]</sup>,主要将信号分解成一系列的固有模式函数(intrinsic mode function, IMF)。长期研究表明,EMD 分解法存在过包络、欠包络、模式混叠等问题<sup>[12]</sup>。针对上述问题, Wu 等人 2009 年提出了 EEMD 分解方法<sup>[13]</sup>。

在 EMD 分解时由于数据存在异常情况导致所

收稿日期:2019-05-19;修回日期:2019-07-14

基金项目:西藏科技厅地区自然科学基金资助项目“安全约束条件下的西藏电网消纳光伏发电能力研究”(XZ2018ZR-G-12)

求的上下包络线既有真实的局部包络线又有异常情况的局部包络线,造成 IMF 分量的模式混叠。为了避免在异常情况下出现模式混叠现象,引入了 EEMD<sup>[14]</sup>。EEMD 方法在 EMD 的基础上引入了 2 个重要参数:白噪声幅值和 EMD 分解次数。高斯白噪声在不同尺度、不同频率中仍然具有连续性,EEMD 利用这一特性,在原有信号的基础上引入高斯白噪声,抑制了模式混叠。EEMD 算法与 EMD 算法大致相同:给定原始信号  $x(t)$ ,通过将  $x(t)$  引入白噪声,首先采用 EMD 算法对引入白噪声的原始信号多次分解,将分解后的 IMF 向量和剩余分量集总起来取平均值。EEMD 算法基本步骤如下:

(1) 确定好已初始化的 EMD 算法迭代次数  $M$  和第  $m$  次实验和加入白噪声  $n(t)$  后的信号  $y(t)$ :

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (1)$$

(2) 对  $y(t)$  信号进行 EMD 分解,得出各阶 IMF 分量  $c_i$  和一个剩余分量  $r_n$ :

$$y(t) = \sum_{i=1}^m c_i + r_n \quad (2)$$

(3) 若  $m < M$  时,  $m = m + 1$ ,重复步骤(1)、(2),对原始信号  $x(t)$  加入不同白噪声  $n_i(t)$  后得到各个 IMF 分量和各个剩余分量,不满足则执行步骤(4),加入不同白噪声后的信号。

$$\bar{c}_i(t) = \sum_{m=1}^M c_{i,m}(t) / M \quad \bar{r}_n(t) = \sum_{m=1}^M r_{n,m}(t) / M \quad (3)$$

IMF 分量  $c_{i,m}(t)$  以及剩余分量  $r_{n,m}(t)$  分别为:

$$\begin{cases} c_{i,m}(t) = h_{i,m}(t) \\ r_{n,m}(t) = r_{n-1,m}(t) - c_{n,m}(t) \end{cases} \quad (4)$$

(4) 经过  $M$  次 EMD 分解,对各阶 IMF 分量和剩余分量整体求平均值:

$$\begin{cases} \bar{c}_i(t) = \sum_{m=1}^M c_{i,m}(t) / M \\ \bar{r}_n(t) = \sum_{m=1}^M r_{n,m}(t) / M \end{cases} \quad (5)$$

## 2 人工神经网络

### 2.1 静态前馈神经网络法

神经网络的优点在于通过学习来提取和逼近输入和输出的非线性关系,其训练只需要输入数据,不需要对输入数据做复杂假设<sup>[15]</sup>。BP 神经网络有一个输入层、一个或多个隐含层及一个输出层,每层有多个神经元,层间神经元实现权连接,同层神经元无连接<sup>[16]</sup>,但 BP 网络也存在一定的缺点,学习收敛速度很慢,存在麻痹现象,易陷入局部最优解,网络的学习方法不稳定等。

### 2.2 遗传算法优化 BP 网络

为了克服 BP 的这些缺陷,对算法做了一些改进:确定连接权修正值的计算过程,实际上是优化计算的梯度下降。当能量公式对应的误差曲面为窄长型时,这种算法在谷的两壁跳来跳去,影响了网络的收敛速度,对算法最普通的改进方法是增加附加动量项。利用附加动量项可以引起平滑梯度方向的剧烈变化,增加算法的稳定性。在具体计算中,学习率  $\eta$  越大,学习速度越快,但过大会引起震荡效应,而动量因子  $\alpha$  取得过大可能导致发散,过小则收敛速度过慢。附加动量法公式如式(6)所示<sup>[17]</sup>:

$$\Delta W(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} + \alpha \Delta W(n) \quad (6)$$

式中:  $\Delta W$  为权值调整量;  $\eta$  为学习速率,  $\eta$  的取值模型为:

$$\eta(n+1) = \begin{cases} 1.05\eta(n) & E(W_{n+1}) < E(W_n) \\ 0.7\eta(n) & E(W_{n+1}) > 1.04E(W_n) \\ \eta(n) & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $n$  为迭代次数;  $\alpha$  为动量因子,一般为 0.9 左右。由式(6)可知,当权值的变化不足以引起误差的变化时,即  $\partial E / \partial W$  的值接近于 0,  $\Delta W(n+1)$  的值就会近似于  $W(n)$ ,而不会等于 0,这样当陷入局部极小值时就能够跳出。

为了解决 BP 易陷入极小值的问题,用 GA 来优化 BP 网络的初始权值。GA 是根据生物进化思想得出的一种全局优化算法,本质上是一种不依赖具体问题的直接搜索方法。它仅需给出目标函数的描述,从一组随机产生的称为“种群(population)”的初始解开始,从全局空间出发搜索问题的最优解。由于遗传算法善于全局搜索,且能以较大的概率找到全局最优解,故用它来完成前期搜索能较好的克服 BP 算法的局部极小的缺陷。将 GA 和 BP 结合起来,形成 GA-BP 混合训练算法,以 GA 优化 BP 网络的初始权值和阈值,再由 BP 算法按负梯度方向修正网络权值及阈值,进行网络训练。这种方法避免了 BP 网络易陷入局部极小问题,达到优化网络目的,更能精确地实现短期负荷预测<sup>[18-19]</sup>。

## 3 短期负荷预测模型

### 3.1 EEMD-GABP 的优势

采用 EEMD 分解原始数据,得到有限个更加平稳的分量,且克服了 EMD 分解过包络、欠包络、模式混叠、端点效应等问题,采用 GABP 算法克服了学习

速度慢和局部极小等问题,将两者融合,兼备了两者的优点且不会增加算法的计算时间。结果表明,经过 EEMD 分解后的预测值相比未经过分解的预测值精度更高,误差更小,表明了 EEMD-GABP 模型在短期负荷预测中的实用性。

### 3.2 EEMD-GABP 神经网络模型设计

EEMD-GABP 神经网络组合预测法的模型主要分为 5 步,模型流程如图 1 所示。

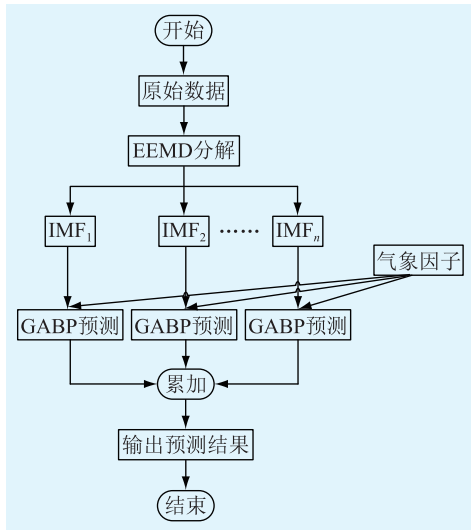


图 1 基于 EEMD 和 GABP 的预测模型

Fig.1 Prediction model based on EEMD and GABP

(1) 选取西藏某地区 15 d 负荷样本的电力负荷数据(每 15 min 一个采样点,每日 96 点)和气象因子样本,其中前 14 d 的负荷样本与气象因子样本作为训练样本,第 15 d 的负荷样本与气象因子样本作为对照样本。

(2) 采用 EEMD 方法进行分解并组合。每天 96 个负荷数据进行 EEMD 分解,得到 7 组不同频率的 IMF 分量和 1 组剩余分量。以某日为例,采用 EEMD 分解后的 7 个分量如图 2 所示,分解得到  $\bar{c}_{IMF1}$ 、 $\bar{c}_{IMF2}$ 、 $\bar{c}_{IMF3}$ 、 $\bar{c}_{IMF4}$ 、 $\bar{c}_{IMF5}$ 、 $\bar{c}_{IMF6}$  及残余趋势分量  $\bar{r}_{RFE}$  组合,得到 14 d 7 组  $96 \times 14$  数据,14 d 的负荷样本都经过 EEMD 分解处理。

(3) GABP 神经网络预测,将预测结果整合(累加)。正常天气下用气象数据进行预测,考虑日最高温度、日最低温度、相对湿度和平均温度。

(4) 为了进一步表明所提方法的有效性,选择短期负荷预测中常见的支持向量机(support vector machine,SVM)、ARIMA 以及 EMD-BP 神经网络进行试验,与 EEMD-GABP 预测结果进行比较。

(5) 误差分析。为了探究优化算法是否有助于提升短期负荷预测的精度,以平均绝对误差(mean absolute error,MAE)、均方根误差(root mean square

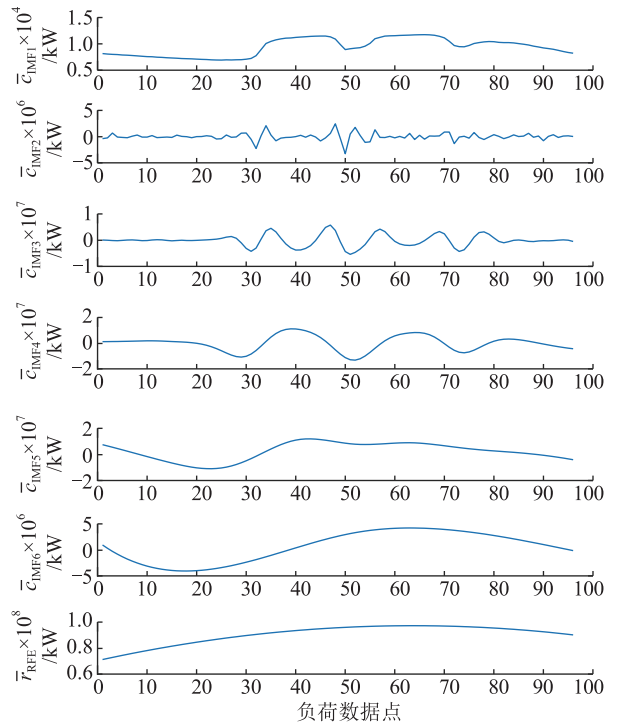


图 2 EEMD 分解结果

Fig.2 EEMD Decomposition result

error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)作为衡量指标<sup>[2,20]</sup>,并统计模型预测结果误差。

### 3.3 数据的处理

由于负荷数据和气象数据每隔 15 min 记录一次,变化较大。为了减小 BP 网络的工作量,预测能够准确,负荷数据、温度数据、天气变化指数不能直接进入 BP 神经网络的输入层,采用 mapminmax 函数进行归一化处理。

在气象因素的选取方面,结合表 1 天气数据用 SPSS 软件相关性分析(分析其与负荷量的相关性)与各因素数据变化可知:降雨量变化不大,对负荷影响量较小,所以在预测时,降雨量因素不予考虑,其他因素(最高气温、最低气温、平均温度、相对湿度)都作为输入变量。

## 4 算例分析

### 4.1 样本选择与处理

以西藏某地区的实际电网负荷数据建立数据库,该样本是以 15 min 一个点采集负荷数据,每天 96 个数据点,共采集 15 d,可得 1 440 个点,其中前 1 356 个点为模型训练数据,后 96 个点为模型测试数据。

对上述数据进行 EEMD 分解,由文献[21]可知,当  $r=100$  时, $a$  在  $[0.1, 0.3]$  中选择能够取得较

表 1 天气数据  
Table 1 Weather data

天数 /d	最高温度/℃	最低温度/℃	平均温度/℃	相对湿度 (平均)/%	降雨量 /mm
1	25.6	16.5	19.9	70	0.3
2	16.5	12.4	13.9	82	3.6
3	17.9	12.8	15.1	92	6
4	16.7	10	13.4	79	8.4
5	18	11.6	14	48	0
6	19.2	12.4	15.2	55	0
7	16.8	13.4	14.7	76	0.7
8	19.6	11.9	14.9	81	3.2
9	22.7	15.4	18.2	64	0
10	23.1	16.2	19.4	66	0
11	20.1	15.3	17.1	60	0
12	16.6	11	13.1	52	0
13	16.6	8.2	12.3	38	0
14	18.9	9.5	13.7	45	0
15	19	13.1	15.5	60	0

好的分解结果。因此文中添加的白噪声序列数为 100,标准离差都为 0.2,得到的分解结果见图 2。

由图 2 可观察出  $\bar{c}_{IMF1} - \bar{c}_{IMF3}$  变化较大,为高频分量,代表随机分量, $\bar{c}_{IMF4} - \bar{c}_{IMF6}$  为低频分量, $R$  反应负荷的总体趋势。

#### 4.2 结果分析

根据 3.2 节建立的预测模型,对实验数据分别进行 SVM、BP、ARIMA、EEMD-GABP 方法进行预测,结果分析如表 2,预测数据比较如图 3 所示。

表 2 4 种算法的误差数据比较  
Table 2 Data error comparison of four methods

方法	$e_{MAE}$	$e_{RMSE}$	$e_{MAPE}$
SVM	17.05	19.14	0.311
ARIMA	6.03	6.86	0.121
EMD-BP	4.28	5.15	0.084
EEMD-GABP	1.56	0.92	0.011

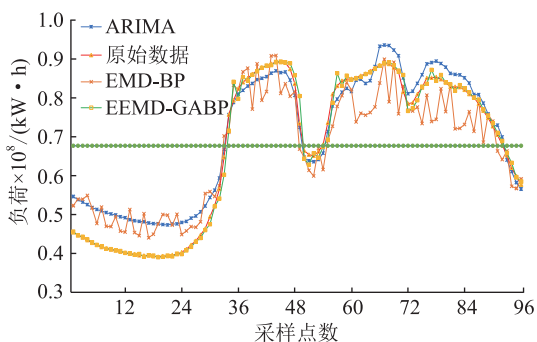


图 3 预测数据比较

Fig.3 Comparison of forecast data

由表 2 可以看出 EEMD-GABP、EMD-BP、ARIMA、SVM 的 MAPE 分别为 1.1%、8.4%、12.1%、31.1%。SVM 利用历史的负荷数据以及外部的环境特征,但未能计及电负荷的时间相关性特征,因此预测精度不高。ARIMA 很好地利用了历史序列的趋势推出未来时刻的负荷,但从图 3 可以看出 ARIMA 由于未能兼顾环境因素的影响,对波峰、波谷的位置(转折点)预测效果较差。EMD-BP 不仅能够计及负荷序列的时间相关性还能兼顾外部环境因素,因此预测的精度要高于 ARIMA 和 SVM。文中提出的 EEMD 和 GABP 的短期负荷预测法分别对 EMD 算法与 BP 算法进行的改进,使预测精度高于 EMD-BP 负荷预测。

## 5 结语

为了提高短期负荷预测的精度,文中提出了 EEMD 和 GABP 的短期负荷预测法。运用 EEMD 将负荷序列分解成若干不同频率的平稳分量,突出原负荷数据局部特征,解决了 EMD 分解中分类模糊问题,同时利用 GABP 网络进行预测,解决了 BP 容易陷入局部最优解的问题,选择合适的参数对各分量构造不同的 EEMD-GABP 预测模型,引入气象因子对各分量分别预测,结果重构后得到最终预测值。算例分析表明:

(1) 采用 EEMD 算法将负荷数据进行预处理,克服了 EMD 过包络、欠包络、模式混叠、端点效应等问题。

(2) 建立了 EEMD-GABP 组合预测算法,将预测的负荷数据依次经过 EEMD 分解得到分解变量,分别预测,最后将预测数据组合得出最终预测结果,优化了网络。

(3) 所提出的负荷预测模型考虑了天气因素,结合西藏特定的天气因素。算例表明,EEMD-GABP 预测可以有效的实现负荷预测,精确率较 BP 神经网络和 EMD-BP 神经网络等方法都有所提高。

#### 参考文献:

- [1] 郭威麟,蒋晓艳. 基于文献计量学对我国负荷预测研究的分析[J]. 科技风,2019(4):210-212.  
GUO Weilin,JIANG Xiaoyan. Analysis of China's load forecasting research based on bibliometrics [J]. Technology Wind, 2019(4):210-212.
- [2] 陈昊. 采用现代时间序列分析方法的电力负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社,2015.  
CHEN Hao. Power load forecasting using modern time series analysis method[M]. Beijing:China Electric Power Press, 2015.
- [3] 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.

- KANG Chongqing, XIA Qing, LIU Mei. Power system load forecasting [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2007.
- [4] 王莉. 基于人工智能算法的股票价格波动规律预测方法研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2016.
- WANG Li. Research on artificial intelligence algorithm for stock price volatility rules prediction[D]. Jilin: Jilin University, 2016.
- [5] 郭涛, 马林东, 葛智平, 等. 基于 EMD 和神经网络的短期电力负荷预测[J]. 电子设计工程, 2013, 21(21): 105-106, 109.
- GUO Tao, MA Lindong, GE Zhiping, et al. Forecasting of short-term power load based on EMD and neural network[J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(21): 105-106, 109.
- [6] 刘岱, 庞松岭, 骆伟. 基于 EEMD 与动态神经网络的短期负荷预测[J]. 东北电力大学学报, 2009, 29(6): 20-26.
- LIU Dai, PANG Songling, LUO Wei. Power system short-term load forecasting based on EEMD and dynamic neural network[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2009, 29(6): 20-26.
- [7] 聂品磊, 费东, 王宏杰. 基于 EMD-BP 神经网络的短期电力负荷预测[J]. 化工自动化及仪表, 2016, 43(3): 305-307.
- NIE Pinlei, FEI Dong, WANG Hongjie. Short-term power load forecasting based on EMD-BP neural network[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2016, 43(3): 305-307.
- [8] 兰华, 朱锋. 基于 EMD 与粗糙集及神经网络相结合的短期负荷预测[J]. 黑龙江电力, 2012, 34(4): 241-245.
- LAN Hua, ZHU Feng. Short-term load forecasting based on EMD and the combination of rough set and neural network[J]. Heilongjiang Electric Power, 2012, 34(4): 241-245.
- [9] 周志宇. 基于 EMD 与 GA-BP 神经网络的短期负荷预测[J]. 电测与仪表, 2013(4): 17-21.
- ZHOU Zhiyu. Short-term load forecasting based on the EMD and GA-BP neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013(4): 17-21.
- [10] 郭建鹏, 余颖铃, 温步瀛. 基于 EEMD-ARIMA 模型的地区月负荷量预测[J]. 电力工程技术, 2018, 37(6): 28-32, 74.
- GUO Jianpeng, SHE Yingling, WEN Buying. Prediction of regional monthly load based on EMD-ARIMA model[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(6): 28-32, 74.
- [11] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. A new view of nonlinear water waves: the hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1998: 31.
- [12] 何正嘉, 瞿艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2007.
- HE Zhengjia, ZI Yanyang, ZHANG Xining. Modern signal processing and engineering applications [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2007.
- [13] HONG H, ZHU X H, SU W M, et al. Detection of time varying pitch in tonal languages: an approach based on ensemble empirical mode decomposition[J]. Journal of Zhejiang University Science C. Computers & Electronics, 2012, 13(2): 139-145.
- [14] 侯鲁亭, 高军伟. 基于 EEMD 和 PSO-LSSVM 模型的短期电力负荷预测[J]. 制造业自动化, 2018, 40(4): 83-87.
- HOU Luting, GAO Junwei. Short-term load forecasting based on EEMD and PSO-LSSVM mode[J]. Manufacturing Automation, 2018, 40(4): 83-87.
- [15] 郭涤, 周军. 基于 Matlab 的神经网络预测模型研究[J]. 物流科技, 2006(1): 125-128.
- GUO Di, ZHOU Jun. Research on the forecast model of neural network based on matlab[J]. Logistics Sci-Tech, 2006(1): 125-128.
- [16] 王亚琴, 王耀力. 一种改进果蝇算法优化神经网络短期负荷预测模型[J]. 电测与仪表, 2017, 55(22).
- WANG Yaqin, WANG Yaoli. An improved fruit fly algorithm to optimize neural network short term load forecasting model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 55(22).
- [17] 郑中天. 结合 GA-BP 的 GPS-IR 雪深反演研究[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2018.
- ZHENG Zhongtian. The research of GPS-IR snow depth retrieval combined with GA-BP neural network[D]. Guilin: Guilin University of Technology, 2018.
- [18] 杨风开, 程素霞. 基于 GA-BP 神经网络的双摄像机位姿视觉调节方法[J]. 计算机科学, 2018, 45(2): 185-188.
- YANG Fengkai, CHENG Suxia. A dual camera pose vision adjustment method based on GA-BP neural network [J]. Computer Science, 2018, 45(2): 185-188.
- [19] 邓伟锋, 李振璧. 基于 GA 优化 BP 神经网络的微电网蓄电池健康状态评估[J]. 电测与仪表, 2018, 55(21): 56-60, 85.
- DENG Weifeng, LI Zhenbi. Evaluation of health status of microgrid battery based on GA optimized BP neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(21): 56-60, 85.
- [20] 杨茂, 杨琼琼. 风电机组风速-功率特性曲线建模研究综述[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(2): 34-43.
- YANG Mao, YANG Qiongqiong. Review of modeling of wind speed-power characteristic curve for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(2): 34-43.
- [21] LEE P L, CHANG H C, HSIEH T Y, et al. A brain-wave-actuated small robot car using ensemble empirical mode decomposition-based approach [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part A Systems & Humans, 2012, 42(5): 1053-1064.

---

作者简介:



郭威麟

郭威麟(1996),男,硕士在读,研究方向为负荷预测,电力系统频率控制等研究(E-mail: nulilin1314@qq.com);

蒋晓艳\*(1973),女,硕士,副教授,研究方向为电力系统负荷预测、新能源发电并网研究;

罗意(1997),男,硕士在读,研究方向为负荷预测等研究。

## Short-term load forecasting in a certain area based on EEMD-GABP

GUO Weilin<sup>1</sup>, JIANG Xiaoyan<sup>1</sup>, LUO Yi<sup>1</sup>, HAN Qin<sup>1</sup>

(Agricultural and Animal Husbandry College of Tibet, Nyingchi 860000, China)

**Abstract:** Power system load is a nonlinear, non-stationary time series of load with typical periodicity and randomness. In order to reduce the nonlinearity of the load sequence and improve the prediction accuracy, a lumped empirical mode decomposition method (EEMD) and a modified artificial neural network (GABP) short-term load forecasting method are proposed. Using EEMD to decompose the load sequence into several stationary components of different frequencies, highlighting the local characteristics of the original load data, solving the classification fuzzy problem in EMD decomposition, and using GABP network to predict, solving the problem that BP is easy to fall into the local optimal solution. The appropriate parameters are used to construct different EEMD-GABP prediction models for each component, and the meteorological factors are introduced to predict each component separately, and the final predicted value is obtained after reconstruction. The example shows that the accuracy prediction high stability of load based on EMD-GABP prediction model is higher than that of traditional models such as ARIMA model and SVM model.

**Keywords:** short-term load forecasting; meteorological factor; ensemble empirical mode decomposition; genetic algorithm; back propagation

(编辑 杨卫星)

(上接第 60 页)

## A novel unified power quality conditioner for the fault ride-through operation of photovoltaic power station

TENG Xinyuan<sup>1</sup>, GE Xuefeng<sup>2</sup>, ZHANG Chenyu<sup>2</sup>, CHEN Wenjia<sup>2</sup>, SHI Mingming<sup>2</sup>, WANG Bolun<sup>2</sup>

(1. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410015, China; 2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanjing 211103, China)

**Abstract:** A novel unified power quality conditioner (UPQC) and its control strategy for the fault ride-through operation of photovoltaic (PV) power station is present in this paper. The output voltage of PV station can be controlled to its rated value with the novel compensator under high grid voltage condition. The compensator could also compensate the grid harmonic voltage under various operation conditions, which can minimize the response time of phase-locked-loops embedded in the control loop of grid-tied PV inverter. The compensator helps the PV station output reactive power for enhancing the low voltage ride through performance. Moreover it absorbs reactive power from the grid in high voltage condition to support the grid voltage recovery, which could comprehensively improve the fault ride-through operation of photovoltaic power station. Furthermore, the performance of proposed compensator system with a 100 MW grid-tied PV station has been verified by Matlab/Simulink.

**Keywords:** unified power quality conditioner; photovoltaic station; fault ride-through; reactive power compensation; harmonic voltage compensation

(编辑 方晶)