

# 基于人工神经网络的负荷模型预测

李 龙<sup>1</sup> 魏 靖<sup>1</sup> 黎灿兵<sup>1</sup> 曹一家<sup>1</sup> 宋军英<sup>2</sup> 方八零<sup>1</sup>

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082

2. 湖南省电力公司调度通信中心 长沙 410007)

**摘要** 负荷模型是影响电网稳定分析的重要因素,是电力系统进行仿真分析、计算的重要依据之一。若能对次日的最大、最小负荷时刻的负荷模型进行预测,可为调度机构制定运行方式时校核系统稳定性提供重要依据。以静态 ZIP 负荷模型为基础,分析了影响负荷模型的因素,采用人工神经网络方法,对最大、最小负荷时刻的负荷模型参数进行预测。分析了负荷模型参数与负荷预测结果之间的灵敏度,以掌握它们相互间的关系和影响程度,并由此寻找减小误差的方法。以最小负荷的有功模型预测为例,进行了实际预测。算例结果表明,负荷模型预测具有较好的准确率,本文所提方法可行。

**关键词**: 电力系统 人工神经网络 灵敏度分析 ZIP 负荷模型 负荷模型预测

**中图分类号**: TM715

## Prediction of Load Model Based on Artificial Neural Network

Li Long<sup>1</sup> Wei Jing<sup>1</sup> Li Canbing<sup>1</sup> Cao Yijia<sup>1</sup> Song Junying<sup>2</sup> Fang Baling<sup>1</sup>

(1. College of Electric and Information Engineering Hunan University Changsha 410082 China

2. Hunan Dispatching Center Changsha 410007 China)

**Abstract** Load model is a key element to power grid stability analysis. It is one of the significant bases for power system simulation analysis and calculation. If the next day's load model of maximum and minimum load can be predicted, it would provide more credible reference information for dispatching department to make operation mode and decisions. Through the influence factors analysis of load model, the parameters of static ZIP load model are predicted by the method of load forecasting of artificial neural network(ANN). The sensitivity analysis between load model parameters and load value helps to control the relation and influence of them and find the way to reduce the error. The case based on active power load model of minimum load proposed in this paper shows the feasibility of the method and the nice application effect of the forecasted load model.

**Keywords**: Power system, artificial neural network, sensitivity analysis, ZIP load model, prediction of load model

## 1 引言

负荷模型对电力系统的安全稳定有较大的影响,是仿真结果可信度的决定性因素之一<sup>[1-3]</sup>。

建立准确、可靠的负荷模型一直是国内外电力研究人员关注的热点。IEEE 和 CIGRE 专门设了负

荷建模研究小组,文献[4]中美国学者比较全面地概述了目前常用的静态、动态模型和大量分布式电源接入的负荷建模方法,以及确保模型更加准确的模型校正方法;文献[5]中巴西研究人员提出了一种基于总体测辨法的负荷建模方法,并通过该方法进行了电力系统的动态仿真;文献[6]中美国新墨西哥州学者讨论了静态 ZIP 模型参数辨识的问题,并对电压变化试验测得的数据进行了拟合;文献[7]中德国学者基于现场试验提出了动态负荷模型参数估计方

湖南省电力公司资助项目,国家自然科学基金(51107036)资助项目。

收稿日期 2013-06-11 改稿日期 2013-08-24

法。近些年,我国在电力负荷建模方面也取得了许多新的进展。负荷模型方面:华北电力大学贺仁睦教授及其课题组提出了时变自适应负荷模型结构;中国电力科学研究院提出了考虑配网阻抗的负荷模型结构等,为我国的负荷建模研究奠定了良好的基础;研究建模方法方面:文献[8]提出了基于贝叶斯证据框架的支持向量机负荷建模方法;文献[9-10]将人工神经网络智能算法应用于负荷建模;文献[11]提出了一种在线统计测辨法的综合负荷建模方法;文献[12]提出一种基于改进的模糊c聚类算法的负荷综合建模新方法;而文献[13-15]结合广域测量系统,对电力系统负荷建模方法以及负荷与系统广域动态特征的相关度进行了研究。

然而,随着我国大电网互联进程的不断推进,大型受端电网的形成,电网的结构日趋复杂,调度部门所面临的挑战也越来越大。而现阶段负荷建模的研究主要是针对在线实时数据或者历史数据<sup>[16,17]</sup>,很少有对未来的负荷模型进行预测。由于负荷具有随机性且动态波动,所以与之相对应的负荷模型的相关参数也会随之发生变化。因此,若能对负荷模型进行较为准确的预测,有利于对调度计划进行稳定性校核,有利于电力系统安全、稳定运行。

目前负荷预测方面的研究已经相当成熟,但负荷模型预测比较鲜见。本文借鉴成熟、可靠的人工神经网络负荷预测理论和方法,对负荷模型进行预测。因日最大、最小负荷时刻是一日中运行计划最重要的时刻,是安全校核主要考察的时间点,因此,本文对日最大、最小负荷时刻进行负荷模型预测,力求为电力系统的稳定计算提供更加可靠的负荷模型,使仿真分析、计算更加准确,为评估调度计划提供理论依据。

## 2 负荷模型预测

### 2.1 历史日负荷模型结构及参数辨识

基于对电力系统的潮流计算、静态稳定分析等方面的考虑,本文预测的负荷模型采用静态模型中的ZIP负荷模型<sup>[18]</sup>。该模型的电压静态特性常用二次多项式表示为

$$\begin{cases} P = P_N \left[ a_p (V/V_N)^2 + b_p (V/V_N) + c_p \right] \\ Q = Q_N \left[ a_q (V/V_N)^2 + b_q (V/V_N) + c_q \right] \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $V_N$  为额定电压;  $P_N$ 、 $Q_N$  为额定电压时的有功、无功功率;  $P$ 、 $Q$  分别是当母线电压为  $V$  时负

荷收发的有功、无功功率;  $a_p$ 、 $b_p$ 、 $c_p$  和  $a_q$ 、 $b_q$ 、 $c_q$  分别代表有功、无功功率中的恒阻抗、恒电流及恒功率分量的比例系数。这些系数应满足

$$\begin{cases} a_p + b_p + c_p = 1 \\ a_q + b_q + c_q = 1 \end{cases} \quad (2)$$

以上各系数可根据实际的电压静态特性用最小二乘法拟合求得。

本文以最小负荷时刻的有功功率模型为例简述模型参数辨识过程。为了便于计算,在进行模型参数辨识时采用标幺值。设基准值为各自的额定值,  $P_i$  为输出功率信号的标幺值,  $U_i$  为输入电压信号的标幺值。

根据上述及有功模型可知输出的有功功率误差为

$$e_i = P_i - (a_p U_i^2 + b_p U_i + c_p) \quad (3)$$

令

$$\min \varphi = \sum_{i=1}^l (e_i)^2 \quad (4)$$

为优化判据,通过 LINGO 软件编程求解历史日最小负荷时刻的负荷模型参数。

### 2.2 BP 神经网络模型

#### 2.2.1 输入/输出向量

在电力系统分析计算中,负荷模型是对负荷特性所作的物理或数学的描述,而负荷特性体现的是负荷功率随系统的运行参数(主要是电压和频率)变化的规律,所以负荷模型与负荷之间有着本质的联系。而本文认为负荷模型与负荷的特征值有较大关联,因此,本文选择有代表性的负荷值作为特征向量的元素,通过改进后的BP网络在负荷预测方面的成功应用对负荷模型参数进行预测。根据经验值确定的隐含层神经元的个数为7~16个。

负荷模型取决于负荷构成。考虑到日最大、最小、平均负荷等信息是描述一天中负荷变化的关键信息;不同的负荷,在一天中有不同的负荷变化规律,因此,负荷波动的信息,在一定程度上反映负荷的构成信息。不同的负荷受不同因素影响的规律不同,因此,不同的日类型、气象数据下,负荷构成情况也不同。基于以上简单分析,并根据未来一日可获得的信息,本文以最小负荷时刻的负荷模型为例,选取以下主要影响因素作为最小负荷时刻负荷模型预测的输入值:日最大负荷值,日最小负荷值,负荷平均值,最高最低温度,日平均风速,日期类型。如下式

$$L = (l_{\max}, l_{\min}, l_{\text{adv}}, t_{\max}, t_{\min}, w, d) \quad (5)$$

式中,  $l_{\max}$  为日最大负荷值,  $l_{\min}$  为最小负荷值,  $l_{\text{adv}}$  为日负荷平均值;  $t_{\max}$  为日最高温度,  $t_{\min}$  为最低温度;  $w$  为日平均风速;  $d$  为日期类型, 取值为 1 时表示工作日 (周一~周五), 取值为 0 时表示休息日 (周六、周日), 当发生重大事故或者节假日时, 需重新建模进行研究。本文以历史日特征值向量作为输入对神经网络进行训练并对待测日最小负荷时刻模型参数进行预测。

输出向量为历史日最小负荷时刻静态 ZIP 负荷模型系数, 如下式

$$N = (a, b, c) \quad (6)$$

### 2.2.2 样本数据的处理

数据的处理是建立在样本数据真实、可靠的基础上, 使输入数据的幅值在一定的范围内变化, 可避免神经元出现饱和的现象。则规范化后的输入  $X$ 、输出  $O$  向量分别为

$$X = (l'_{\max}, l'_{\min}, l'_{\text{adv}}, t'_{\max}, t'_{\min}, w', d') \quad (7)$$

$$O = (a', b', c') \quad (8)$$

其中,  $a' = \frac{a}{a_{\max}}$ ,  $b' = \frac{b}{b_{\max}}$ ,  $c' = \frac{c}{c_{\max}}$ ,  $a$ 、 $b$ 、 $c$  为历史日负荷模型系数,  $a_{\max}$ 、 $b_{\max}$ 、 $c_{\max}$  为历史日中对应系数的最大值;  $l_0$  为母线额定功率,  $l'_{\max} = \frac{l_{\max}}{l_0}$ ,  $l'_{\min} = \frac{l_{\min}}{l_0}$ ,  $l'_{\text{adv}} = \frac{l_{\text{adv}}}{l_0}$ ;  $t$  为实际温度,  $t' = \frac{t}{t_{\max}}$ ,  $t_{\max}$  为历史日中最高温度;  $w_{\max}$  为历史日中最大风速,  $w' = \frac{w}{w_{\max}}$ ;  $d' = d$ 。

### 2.3 预测过程

本文采用负荷预测的方法对负荷模型参数进行预测, 预测过程如图 1 所示。

## 3 灵敏度分析

本文提出的负荷模型预测没有直接使用决定负荷模型的因素作为预测输入量; 且输入量中较多使用预测值, 如负荷预测值、气象预测值。因此有必要进行灵敏度分析。通过灵敏度分析, 若负荷模型预测偏差对某输入因素敏感程度高, 表明该因素确实对负荷模型有较大影响, 应提高该因素的准确度以提升负荷模型预测的准确度。

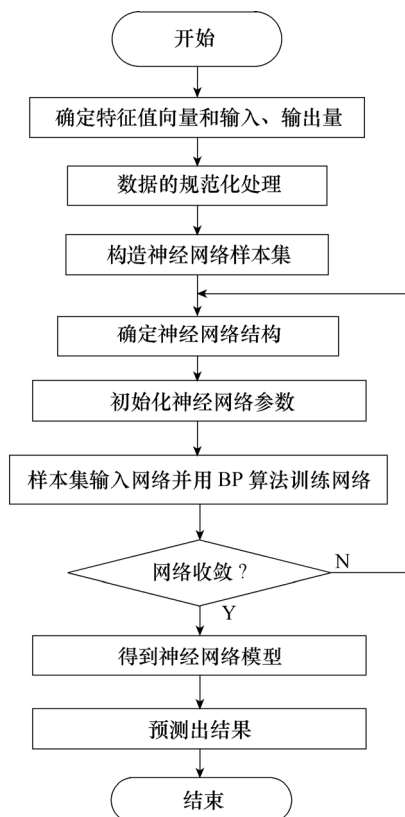


图 1 负荷模型参数预测过程

Fig.1 Flow chart of parameters forecasting of load model

一般情况下, 系统灵敏度分析中常用以下三种不同的灵敏度函数<sup>[19]</sup>: 绝对灵敏度函数、相对灵敏度函数和半相对灵敏度函数。假设系统变量  $y$  与参数  $a$  的关系为

$$y = y(a) \quad (9)$$

则

#### (1) 绝对灵敏度函数为

$$S_a^y = \frac{d[y(a)]}{da} \Big|_{a_0} \quad (10)$$

绝对灵敏度函数常用于进行理论研究。

#### (2) 相对灵敏度函数为

$$S_a^y = \frac{d(\ln y)}{d(\ln a)} = \frac{dy/y}{da/a} \Big|_{a_0} \quad (11)$$

相对灵敏度便于进行参数变异效应的比较。

(3) 为了说明问题方便, 常用以下两种半相对灵敏度函数, 其定义如下

$$\tilde{S}_a^y = \frac{d(\ln y)}{da} \Big|_{a_0} = \frac{1}{y_0} \frac{dy}{da} \Big|_{a_0} \quad (12)$$

$$\tilde{\tilde{S}}_a^y = \frac{dy}{d \ln a} \Big|_{a_0} = a_0 \frac{dy}{da} \Big|_{a_0} \quad (13)$$

式中,  $a_0$  表示  $a$  的额定值。

根据以上三种灵敏度情况的分析,结合本文理论研究需要,通过计算神经网络输入与输出的绝对灵敏度来分析输入对输出的影响大小。

根据参考文献[20],推理计算得适合本文所提算法的神经网络输出向量  $z$  与输入向量  $x$  之间的灵敏度关系式  $S$  为

$$S_x^z = \frac{\partial z}{\partial x} = C^{-1} \left\{ 1 - \left\{ f_2[w_2 f_1(w_1 A x + w_1 B + b_1) + b_2] \right\}^2 \right\} \times w_2 \left\{ 1 - [f_1(w_1 A x + w_1 B + b_1)]^2 \right\} w_1 A \quad (14)$$

式中,  $f_1$ 、 $f_2$  为双曲正切函数;  $A$ 、 $B$ 、 $C$  分别对应网络输入层和输出层的归一化转换矩阵和偏量矩阵,根据文献[20]相关公式以及本文归一化后数据即可求得  $A$ 、 $B$ 、 $C$  的值;对网络进行训练后,  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $b_1$ 、 $b_2$  可以通过命令语句直接读取。通过对灵敏度矩阵进行分析即可得出对负荷模型参数影响最大的输入参数,从而有利于寻找减小负荷模型预测误差的方法。

## 4 算例分析

本文根据湖南省某变电站 2012 年 8 月份的实测最小有功负荷数据进行仿真分析。由于工作日和非工作日负荷模型相差比较大,在进行预测时应区别对待,所以本文选取的训练样本和待测日为 8 月份 14 个工作日的的数据。以 8 月 29 日以前的 13 个工作日作为历史日,用于预测 8 月 29 日最小负荷时刻的负荷及负荷模型参数。

### 4.1 待测日负荷预测

基于历史日数据,首先对待测日的最大、最小和平均负荷进行预测。预测结果与实际值进行比较,如图 2、图 3 所示,图中横坐标代表负荷类型,即日最大、最小和平均负荷。待测日负荷预测值与实际值对比见表 1。

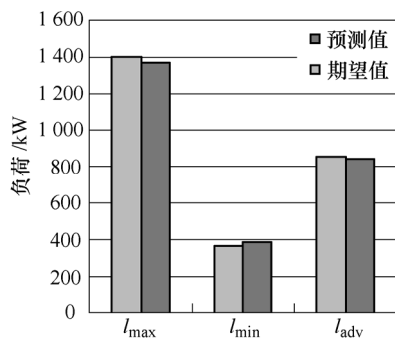


图 2 待测日实际负荷与预测负荷值

Fig.2 The predicted and true values of future day

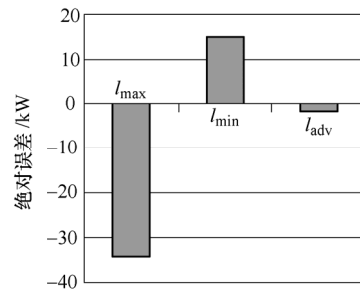


图 3 绝对误差

Fig.3 Absolute errors

表 1 待测日负荷预测值与实际值(反归一化)

Tab.1 The predicted and true values of future day

	$l_{\max}/\text{kW}$	$l_{\min}/\text{kW}$	$l_{\text{adv}}/\text{kW}$
期望值	1 404	366	845
预测值	1 369.799	381.068	843.564
相对误差(%)	-2.436	4.117	-0.170

由以上结果可知:负荷预测相对误差均在  $\pm 5\%$  以内,符合负荷预测误差要求,说明经过训练后的网络具有较好的预测能力。

### 4.2 待测日负荷模型参数预测

通过 LINGO 软件编程,对 13 个历史日和待测日的负荷模型参数进行辨识。采用与负荷预测相同的原理,负荷模型也是以 13 个历史日作为训练样本,以预测出的 29 日负荷值和气象值组成的特征值向量作为测试样本对该日负荷模型进行预测。经过数次训练后,得到的模型参数预测结果如图 4、图 5 所示,其中横坐标表示模型的系数  $a_p$ 、 $-b_p$  和  $c_p$ 。待测日模型参数预测值与实际值对比见表 2。

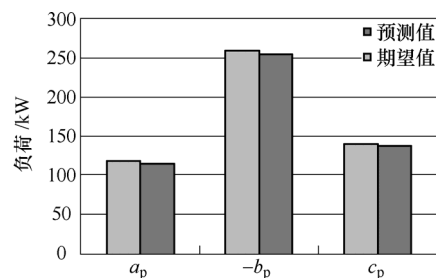


图 4 待测日负荷模型参数预测

Fig.4 The parameters forecasting of load model of future day

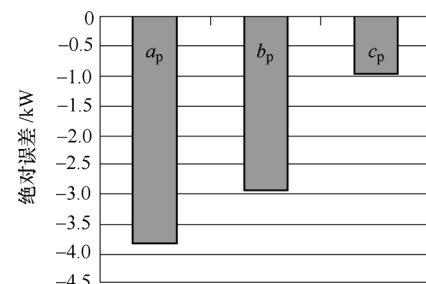


图 5 绝对误差

Fig.5 Absolute error

表 2 待测日模型参数预测值与实际值(反归一化)

Tab.2 The predicted and true values of load model

parameters in future day			
	$a_p$	$b_p$	$c_p$
期望值	119.028	-258.74	140.737
预测值	115.196	-255.78	139.763
相对误差(%)	-3.219	-1.144	-0.692

由预测结果可知, 负荷模型参数的预测相对误差在-4%以内, 达到了比较好的预测效果。

#### 4.3 灵敏度分析

从神经网络输入数据来看, 负荷预测的准确性很大程度上决定了负荷模型预测的准确度。所以通过对负荷预测值与负荷模型参数预测值之间的灵敏度分析, 有助于掌握它们相互间的关系和影响程度, 可使模型更加准确, 结果更接近实际, 并可由此寻找减小负荷模型预测误差的方法, 使模型参数预测误差尽可能减小。根据本文第 3 节灵敏度的理论分析, 由式(14)并结合 Matlab 编程可计算输出  $z$  相对输入  $x$  的灵敏度。由负荷预测结果可知待测日负荷预测的误差在 5% 以内, 在此情况下分析本文的负荷预测对负荷模型的影响。则负荷模型预测的输入向量

$$x = (1\ 369.799, 381.068, 843.564, 33\ 24\ 4.4\ 1) \quad (15)$$

首先根据文献[20]相关公式求出矩阵  $A_{[7 \times 7]}$ 、 $B_{[7 \times 1]}$ 、 $C_{[3 \times 3]}$  的值, 代入式(14)近似求得灵敏度矩阵。由于输入为 7 维向量, 输出是 3 维向量, 所以灵敏度矩阵为  $3 \times 7$  的矩阵, 其中每个元素  $a_{ij}$  表示输出的第  $i$  个值对第  $j$  个输入的灵敏度。而本文主要分析模型参数  $a_p$ 、 $b_p$ 、 $c_p$  对于预测的负荷值  $l_{\max}$ 、 $l_{\min}$ 、 $l_{\text{adv}}$  的灵敏度, 所以取灵敏度矩阵的前 3 列进行分析, 所得灵敏度矩阵为  $3 \times 3$  的方阵, 即

$$S = \begin{pmatrix} -0.401\ 8 & 0.552\ 4 & -0.258\ 4 \\ 0.185 & -0.697\ 5 & -0.380\ 9 \\ -0.021\ 8 & -1.415\ 6 & 0.634\ 7 \end{pmatrix} \quad (16)$$

由式(16)的灵敏度矩阵可以看出, 负荷预测的准确度对负荷模型预测具有一定影响。结合负荷预测误差可知, 日最小负荷预测误差最大, 为 4.117%, 同时, 负荷模型参数  $a_p$ 、 $b_p$  和  $c_p$  对  $l_{\min}$  的灵敏度分别为: 0.552 4, -0.697 5, -1.415 6, 比  $a_p$ 、 $b_p$  和  $c_p$  对  $l_{\max}$ 、 $l_{\text{adv}}$  的灵敏度大。进一步说明负荷预测的准确度与负荷模型预测的准确度成正相关, 即负荷预测越准确负荷模型预测结果精度越高, 反之亦然。

设对日  $l_{\max}$ 、 $l_{\min}$ 、 $l_{\text{adv}}$  负荷预测相对误差组成的

矩阵为  $A$ , 则

$$|A| = \begin{pmatrix} 2.436 & 4.117 & 0.17 \\ 2.436 & 4.117 & 0.17 \\ 2.436 & 4.117 & 0.17 \end{pmatrix} \quad (17)$$

$$S' = S / |A| = \begin{pmatrix} 0.165 & 0.134 & 1.52 \\ 0.044 & 0.169 & 2.241 \\ 0.009 & 0.344 & 3.734 \end{pmatrix} \quad (18)$$

式中,  $S'$  中元素  $a'_{ij}$  表示负荷模型参数对输入  $l_{\max}$ 、 $l_{\min}$ 、 $l_{\text{adv}}$  的单位灵敏度。由式(18)可知,  $l_{\text{adv}}$  对负荷模型参数的单位灵敏度最大, 即日平均负荷对负荷模型影响最大。

## 5 结论

本文基于人工神经网络, 以静态 ZIP 负荷模型为最大最小负荷时刻负荷模型, 采用负荷预测的方法对模型参数进行预测。以湖南省某变电站 2012 年 8 月份为例, 首先, 通过标准化影响负荷的各因素, 建立特征值向量对待测日的相关负荷进行预测。然后, 在已知历史日负荷模型参数的基础上, 根据预测的负荷值对待测日的负荷模型参数进行预测。通过对神经网络的训练待测日的负荷模型参数误差在 -4% 以内, 达到了比较满意的结果。最后, 通过灵敏度分析得出负荷值对负荷模型参数影响的大小, 其中日平均负荷对负荷模型预测影响最大。灵敏度分析的结果有助于研究人员掌握它们相互间的关系和影响程度, 使模型更加准确, 结果更接近实际, 并可以由此寻找减小误差的方法。

通过本次研究说明了静态负荷模型预测方法的可行性。在今后工作中, 将不断深入这方面的研究, 着重于对综合负荷模型进行预测。

## 参考文献

- [1] Zhang Tianshu, Sheng Wanxing, Song Xiaohui, et al. Probabilistic modeling and simulation of stochastic load for power system studies[C]. 2013 UKSim 15th International Conference on Computer Modeling and Simulation, Cambridge, 2013: 519-524.
- [2] Han Dong, Zhang Guoqiang, Lin Tao, et al. The effect of load models on electromagnetic transient stability in AC/DC power systems[C]. 2012 China International Conference on Electricity Distribution, Shanghai, 2012: 1-4.
- [3] Xu Yanhui, Si Dajun, Qian Yingchun. Effect of load model on Yunnan power grid transient stability[C].

- 2011 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, Wuhan, 2011: 1-4.
- [4] Forrest S Chassin, Ebony T, Marcelo A Elizondo, et al. Load modeling and calibration techniques for power system studies[C]. 2011 North American Power Symposium, Boston, 2011: 1-7.
- [5] Visconti I F, Souza L F W de, Costa J M S C, et al. From power quality monitoring to transient stability analysis: measurement-based load modeling for dynamic simulations[J]. 2010 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power, Bergamo, 2010: 1-7.
- [6] Satish Ranade, Abraham Ellis, Jeff Mechenbier. The development of power system load models from measurements[C]. 2001 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, Atlanta, GA, 2001, 1: 201-206.
- [7] Guo H, Rudion K, Abildgaard H, et al. Parameter estimation of dynamic load model using field measurement data performed by OLTC operation[C]. 2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, 2012: 1-7.
- [8] 王振树, 李林川, 牛丽. 基于贝叶斯证据框架的支持向量机负荷建模[J]. 电工技术学报, 2009, 24(8): 127-140.
- Wang Zhenshu, Li Linchuan, Niu Li. Load modeling based on support vector machine based on Bayesian evidence framework[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(8): 127-140.
- [9] 姚建刚, 陈亮, 戴习军, 等. 混沌神经网络负荷建模的理论研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(3): 99-102.
- Yao Jiangang, Chen Liang, Dai Xijun, et al. Academic research of load modeling with chaotic neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(3): 99-102.
- [10] Li Xinran, Wang Lide, Li Peiqiang. The study on composite load model structure of Artificial neural network[J]. IEEE Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008: 1564-1570.
- [11] Mao Yi, Wang Xiaohui, Yang Fan, et al. Research on synthesis load modeling with online statistical measurement-based method[C]. 2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks(CECNet), Xianning, 2011: 16-18.
- [12] Shi Guoping, Liang Jun, Liu Xiangsheng. Load clustering and synthetic modeling based on an improved fuzzy c means clustering algorithm[C]. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2011 4th International Conference, 2011: 859-865.
- [13] 谢会玲, 鞠平, 陈谦, 等. 广域电力系统负荷整体建模方法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(1): 1-5 .
- Xie Huiling, Ju Ping, Chen Qian, et al. Electric load modeling for wide area power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(1): 1-5 .
- [14] 管秀鹏, 孙元章, 程林. 电力负荷与系统广域动态特征的相关度[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(15): 7-11.
- Guan Xiupeng, Sun Yuanzhang, Cheng Lin. Correlation of loads to wide-area dynamic characters of power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(15): 7-11 .
- [15] 鞠平, 刘伟航, 项丽, 等. 电力系统负荷建模的自动故障拟合法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(10): 60-64.
- Ju Ping, Liu Weihang, Xiang Li, et al. Automatic post-disturbance simulation based method for power system load modeling[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(10): 60-64 .
- [16] Yuan Renfeng, Ai Qian, He Xing. Research on dynamic load modeling based on power quality monitoring system[J]. Generation, Transmission & Distribution, IET, 2013, 7(1): 46-51.
- [17] 李培强, 李欣然, 林舜江. 电力负荷建模研究述评[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(5): 56-64 .
- Li Peiqiang, Li Xinran, Lin Shunjiang. Critical review on synthesis load modeling[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2008, 20(5): 56-64.
- [18] 章健. 电力系统负荷模型与辨识[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007.
- [19] 罗建. 系统灵敏度理论导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1990.
- [20] 陈太聪, 韩大建, 苏成. 参数灵敏度分析的神经网络方法及其工程应用[J]. 计算力学学报, 2004, 21(6): 752-756.
- Chen Tiancong, Han Dajian, Su Chen. Neural network method in parameter sensitivity analysis and its application in engineering[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2004, 21(6): 752-756.

#### 作者简介

李 龙 男, 1982 年生, 博士研究生, 研究方向为电力系统优化调度。

魏 靖 女, 1989 年生, 硕士研究生, 研究方向为电力系统优化调度。