

基于BP神经网络灰色回归组合模型的 年最大负荷预测

吴亚雄¹, 谢敏²

(1. 广东电网发展研究院有限责任公司, 广州 510080; 2. 华南理工大学 电力学院, 广州 510640)

摘要: 为克服单一电力负荷预测模型的局限性, 改善预测结果, 提出了一种基于BP神经网络灰色回归组合模型的一年最大负荷预测方法。在BP神经网络预测模型中, 采用Levenberg-Marquardt算法对参数迭代过程进行优化; 在灰色预测模型中, 采用加政策因子处理法对原始数列进行改造以强化数列的递增趋势; 在回归预测模型中, 采用逐步线性回归法剔除对因变量影响较小的自变量。最后利用方差-协方差法对三种预测模型进行加权组合。以广州市2007—2016年实际数据对组合预测模型进行验证, 并对广州市2017—2019年的年最大负荷进行预测。结果表明: 所提方法预测精度较高且误差在工程允许范围之内, 具有一定的工程实用价值。

关键词: BP神经网络; 灰色预测; 逐步线性回归; 组合预测模型; 负荷预测

中图分类号: TM611

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2017)02-0046-05

Annual Peak Load Forecasting Based on Combination Model of Back Propagation Neural Network and Grey Regression

WU Yaxiong¹, XIE Min²

(1. Guangdong Power Grid Development Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510080, China;

2. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: In order to overcome the limitation of single power load forecasting model and improve the predicted results, an annual peak load forecasting method based on combination model of back propagation neural network and grey regression is proposed. Levenberg-Marquardt algorithm is used to optimize the parameter iterative process in back propagation neural network forecasting model; original sequence is reformed by using policy factor treatment method in the grey forecasting model, which can strengthen increasing trend of the sequence; stepwise linear regression method is used to eliminate the independent variables that have a small effect on the dependent variable in the regression forecasting model. The three forecasting models are finally weighted combined by using variance-covariance method. The combined forecasting model is tested with the actual data of Guangzhou from 2007 to 2016, the peak load of Guangzhou from 2017 to 2019 is forecasted as well. The results show that the prediction accuracy of the method proposed in this paper is relatively high and the errors are within the permissible range in engineering, indicating the method is valuable in engineering.

Key words: back propagation neural network; grey forecasting; stepwise linear regression; combined forecasting model; load forecasting

年最大负荷预测是电网规划部门和调度运行部门的重要日常工作之一, 也是实现电力系统安全稳定经济运行的基础^[1-2]。基于准确的年最大负荷预测, 一方面可以合理确定发输变电设备容量, 另一方面可以指导变电站选址建设及减少冗余的旋转备用容量, 为电网规划方案的有效制定和电网运行方

收稿日期: 2016-12-07

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(50907023)

作者简介: 吴亚雄(1990), 男, 江西萍乡人, 助理工程师, 硕士, 主要从事电力系统优化运行与电网规划工作(e-mail) jxpxlxwyx@163.com。

式的灵活安排提供可靠的科学依据。随着坚强智能电网建设进程的加快及能源互联网概念的兴起,对电力系统负荷预测工作的准确性和稳定性也提出了更高的要求。

常用的电力系统负荷预测方法有传统预测方法和人工智能预测方法两大类,前者主要包括用电单耗法、弹性系数法、回归分析法及时间序列法等,后者则以模糊预测法、灰色预测法、支持向量机预测法及神经网络预测法等方法为主^[3-4]。文献[5]结合河池县历年分产业产值单耗数据,应用单耗法对河池县2010年用电量进行预测,预测效果较好,有效反映了社会经济等数据对用电量的影响。文献[6]利用线性回归分析法等方法研究了万山海岛地区太阳总辐射量和日照时数的变化趋势。文献[7]将模糊理论引入电力系统负荷预测中,定性提出了构建负荷预测模型的新思路,具有一定指导作用,但其还缺乏实际算例验证。文献[8]将灰色理论应用于显著性成本项目的投资预测中,所提方法预测精度高且计算方便,但其还存在一定的局限性,当原始数列中各数据取值差异较大时,预测结果不太理想。文献[9]提出了一种基于支持向量机的全社会用电量预测方法,能较好反映预测过程中的非线性特征,但核函数的选取及样本数据的规模对该方法的准确性有一定的影响。文献[10]构建了基于BP神经网络的负荷预测模型,并引入动量因子以加快神经网络迭代速度。

为克服电力负荷预测单一模型的局限性和提高预测结果的稳定性,并考虑到历史年份负荷数据离散程度较小且负荷数据与社会经济数据之间存在一定关联性,本文提出了一种基于BP神经网络灰色回归组合模型的年最大负荷预测方法。在BP神经网络预测模型中,引入Levenberg-Marquardt算法对参数迭代过程进行优化,以克服传统BP神经网络收敛速度慢、容易陷入局部极值的缺点;在灰色预测模型中,采用加政策因子处理法对原始数列进行改造以强化数列的递增趋势,进而提高预测精度;在回归预测模型中,采用逐步线性回归法剔除对因变量影响较小的自变量,以构建回归效果显著的线性方程。同时,考虑到BP神经网络具有非线性映射及自学习能力的优点、灰色预测模型具有所需样本数据少、预测精度高的优点及回归预测模型具有较好的线性拟合效果的优点,本文利用方差-

协方差法对三种预测模型进行加权组合,以达到取长补短、改善预测结果及增强预测模型稳定性的目的。最后用广州市2007—2016年实际数据验证了本文所提组合预测方法的可行性,并对广州市2017—2019年的年最大负荷进行预测。

1 神经网络灰色回归组合模型原理

1.1 改进的BP神经网络

以Rumelhart和McClelland为首的研究团队于1986年提出了一种利用误差反向传播进行迭代训练的前向型神经网络,简称BP网络。BP网络的学习规则是采用梯度下降算法,按误差梯度下降方式优化调整网络中的参数,使得网络的实际输出值与期望输出值的误差满足精度要求^[11]。考虑到BP神经网络存在收敛速度慢、容易陷入局部最优的不足,本文引入Levenberg-Marquardt数值优化算法(简称LM算法)对BP神经网络的参数调整过程进行优化改进。LM算法结合了梯度下降算法和高斯牛顿法的优势,使神经网络的收敛速度加快、准确度提高,有效地弥补了传统BP神经网络的不足^[12-13]。以含有1个隐层,共3个神经元层的BP神经网络为例,详细介绍基于LM算法的BP神经网络训练过程。设该神经网络输入层有 M 个输入节点,隐含层含有 q 个神经元,输出层有 L 个输出节点,具体步骤如下所示。

1)初始化:随机初始化BP神经网络的权值和神经元的阈值。

2)输入训练样本:训练样本集为 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_n]$,其中任意一个训练样本 X_p 均是一个 M 维列向量,即 $\mathbf{X}_p=[x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pm}]^T$,($p=1, 2, \dots, n$);期望输出为 $\mathbf{T}_p=[t_{p1}, t_{p2}, \dots, t_{pl}]^T$,($p=1, 2, \dots, n$)。

3)前馈计算:假设用样本集中某一个样本 X_p 对BP神经网络进行训练,首先按式(1)至式(4)分别计算隐含层、输出层中各神经元的输入、输出值。其中, x_{pj} 表示在样本 X_p 作用下输入节点 j 的输出值; w_{ij} 、 w_{ki} 分别表示输入层神经元 j 与隐含层神经元 i 、隐含层神经元 i 与输出层神经元 k 之间的连接权重; θ_i 、 θ_k 分别为隐含层神经元 i 、输出层神经元 k 的阈值, $g(\cdot)$ 为激活函数。

$$net_i^p = \sum_{j=1}^M w_{ij}x_{pj} - \theta_i (i = 1, 2, \dots, q) \quad (1)$$

$$O_i^p = g(\text{net}_i^p) \quad (i = 1, 2, \dots, q) \quad (2)$$

$$\text{net}_k^p = \sum_{i=1}^q w_{ki} O_i^p - \theta_k \quad (k = 1, 2, \dots, L) \quad (3)$$

$$O_k^p = g(\text{net}_k^p) \quad (k = 1, 2, \dots, L) \quad (4)$$

4) 参数调整: 按式(5)计算在样本 X_p 作用下的二次型误差函数值。利用 Levenberg-Marquardt 算法, 按式(6)对 BP 神经网络的权值及阈值进行调整。其中, λ_k 表示在第 k 次迭代时由权值及阈值所构成的向量; $J(\lambda_k)$ 为雅克比矩阵; I 是单位矩阵; μ 为非负常数。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (t_{pk} - o_k^p)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L e_k^2 \quad (5)$$

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k - [J(\lambda_k)^T J(\lambda_k) + \mu I]^{-1} J(\lambda_k)^T e(\lambda_k) \quad (6)$$

5) 返回步骤 3), 若误差满足精度要求, 学习结束; 否则, 进入下一次迭代。

1.2 灰色预测技术

灰色系统理论是原华中理工大学邓聚龙教授于 1982 年率先提出, 主要用于研究信息不完全并带有不确定性的抽象系统。灰色系统理论经过多年的发展, 目前已成功应用于经济、电力、农业及教育等众多领域, 获得了国内外许多知名学者的好评。

灰色模型(GREY MODEL, GM)的建模机理是灰色系统理论主要研究内容之一, 灰色建模的实质是基于少量无规律的历史数据建立微分方程模型, 从而预测事物的发展规律。基于对研究对象的合理分析, 本文选用经典的 GM(1, 1)模型对电力负荷进行预测, GM(1, 1)模型详细的建立过程可参见文献[14]。首先, 为弱化数据的随机性, 对原始数据作累加生成; 其次, 对累加生成数列构建一阶微分方程模型; 最后, 利用最小二乘法对一阶微分方程模型中相关参数进行估计, 进而获取 GM(1, 1)预测模型的具体计算公式。

此外, 为提高 GM(1, 1)模型预测精度, 本文在作累加生成前对原始数列进行改造, 尽可能将原始数列改造成按指数形式稳定递增的数列。设原始数列为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 采用加政策因子处理法对原始数列进行改造, 改造后的数列为 $X_z = \{x_{1z}, x_{2z}, \dots, x_{nz}\}$, x_{iz} 的表达式如式(7)所示。

$$x_{iz} = \frac{1}{n-i+1} (x_i + x_{i+1} + \dots + x_n) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

1.3 多元线性回归分析法

英国知名科学家 Francis Galton 在研究父母身高与后代身高的内在关系时, 发现了某些遗传规律, 并于 1889 年提出了回归分析的基本概念。回归分析意指通过对历史样本数据的研究, 获取各变量之间的数学函数关系式, 从而定量描述因变量如何随其他自变量的变化而变化。

多元线性回归分析法是常用的回归分析方法中的一种, 其假定因变量与多个自变量之间满足线性关系, 进而用确定的线性回归模型将因变量和多个自变量的数据进行拟合。多元线性回归模型的一般形式如式(8)所示。

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (8)$$

式中: y 为因变量; x_1, x_2, \dots, x_k 为自变量; $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ 为模型中的待求参数; β_0 为回归常数; $\beta_i (i=1, 2, \dots, k)$ 为与自变量 x_i 对应的偏回归系数; ε 为随机误差。

依据给定的样本数据, 参照文献[15]所提的逐步回归思路, 保留模型中对因变量影响较大的自变量, 并利用最小二乘法对模型中的待求参数进行估计, 即可得到具体的回归方程。然后对该回归方程进行拟合优度检验、回归方程的显著性检验及回归系数的显著性检验, 以确定所得回归方程是否合理的反映了因变量与自变量之间的内在关系。

2 方差—协方差组合预测法

基于不同的预测理论技术会得到预测精度不同的结果, 采用方差—协方差法对精度更高的预测值赋予更大的权值, 将加权平均值作为最终预测值以便改善预测结果^[16]。以本文选取的 3 种预测方法为例, 推导权值的计算表达式。

设 f_1, f_2, f_3 分别为 3 种预测方法所得的预测值, w_1, w_2, w_3 为权系数, 且 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$, f_c 为其加权平均值。与 f_1, f_2, f_3, f_c 对应的预测误差用 e_1, e_2, e_3, e_c 表示, 预测误差的方差用 $D(e_1), D(e_2), D(e_3), D(e_c)$ 表示, 考虑到不同预测方法的误差是相互独立的, 令误差变量之间的协方差取值为 0。具体的表达式如式(9)至式(11)所示。

$$f_c = w_1 f_1 + w_2 f_2 + w_3 f_3 \quad (9)$$

$$e_c = w_1 e_1 + w_2 e_2 + w_3 e_3 \quad (10)$$

$$D(e_c) = w_1^2 D(e_1) + w_2^2 D(e_2) + w_3^2 D(e_3) \quad (11)$$

在 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ 的约束条件下, 引入拉格朗

日乘子求 $D(e_c)$ 关于 $w_i (i=1, 2, 3)$ 的极小值, 即可得到式(12)至式(14)所示的权值表达式。

$$w_1 = \frac{D(e_2)D(e_3)}{D(e_1)D(e_2) + D(e_1)D(e_3) + D(e_2)D(e_3)} \quad (12)$$

$$w_2 = \frac{D(e_1)D(e_3)}{D(e_1)D(e_2) + D(e_1)D(e_3) + D(e_2)D(e_3)} \quad (13)$$

$$w_3 = \frac{D(e_1)D(e_2)}{D(e_1)D(e_2) + D(e_1)D(e_3) + D(e_2)D(e_3)} \quad (14)$$

3 算例验证

以表1所示的广州市2001—2016年逐年的年最大负荷、第一产业总产值、第二产业总产值、第三产业总产值、全社会用电量、人口数量、人均地区生产总值等数据为基础, 利用本文提出的BP神经网络灰色回归组合模型对广州市的年最大负荷进行预测, 具体步骤如下所示。

1) 依据本文1.1—1.3小节介绍的BP神经网络

预测模型、灰色预测模型及多元线性回归预测模型分别对广州市2007—2016年的年最大负荷进行预测, 具体预测结果如表2所示。

2) 假定BP神经网络预测法、灰色预测法、多元线性回归预测法的预测值分别与本文第2小节中的 f_1 、 f_2 、 f_3 对应, 将利用这3种预测方法所得2007—2016年这10年的预测值与实际值进行对比分析, 通过计算可得预测误差 e_1 、 e_2 、 e_3 所对应方差 $D(e_1)$ 、 $D(e_2)$ 、 $D(e_3)$ 的值分别为104293.65、102791.81、238231.69; 依据式(12)至(14)对3种预测方法赋予不同的权重, 即 w_1 、 w_2 、 w_3 的值分别为0.4078、0.4137、0.1785; 基于上述组合预测模型即可得广州市2007—2016年的组合预测值。

3) 考虑到珠三角地区电网中期运行方式研究已逐步常态化, 利用本文所提组合预测模型给出了广州市2017—2019年的年最大负荷预测值, 分别为16411 MW、16913 MW、17334 MW。

由表2可知, 单一预测方法之间的对比分析如下: BP神经网络预测法给出的2009年、2012年、2015年、2016年的预测值准确性相对较高, 2010

表1 广州市社会经济数据及年最大负荷数据

Tab. 1 Guangzhou socio-economic and annual peak load datas

年份	第一产业 总产值/亿元	第二产业 总产值/亿元	第三产业 总产值/亿元	全社会用电 量总计/亿 kWh	人口数 量/万人	人均地区生 产总值/元	年最大 负荷/MW
2001	97.28	1 125.06	1 463.42	254.02	712.6	28 537	4 480
2002	103.07	1 227.14	1 671.27	284.9	720.62	32 339	4 900
2003	104.14	1 504.89	1 857.6	334.97	725.19	38 398	5 810
2004	115.5	1 817.71	2 182.6	384.64	737.67	45 906	6 380
2005	125.58	2 081.21	2 908.96	425.67	750.53	53 809	7 280
2006	145.1	2 430.02	3 498.71	469.42	760.72	63 184	8 800
2007	149.87	2 806.76	4 152.55	527.13	773.48	72 123	9 280
2008	167.72	3 198.96	4 849.14	545.92	784.17	81 941	9 980
2009	172.28	3 405.16	5 560.77	567.08	794.62	89 082	10 270
2010	188.56	4 002.27	6 557.45	625.9	806.14	87 458	11 310
2011	204.54	4 576.98	7 641.92	663.55	814.58	97 588	11 920
2012	213.76	4 720.65	8 616.8	694.13	822.3	105 909	12 150
2013	228.46	5 270.09	9 998.68	710.69	832.31	120 294	12 980
2014	218.7	5 590.97	10 897.2	765.85	842.42	128 478	14 270
2015	226.84	5 726.08	12 147.49	779.3	854.19	136 188	14 989
2016	237.71	6 252.67	13 842.38	793.02	864.55	146 328	15 861
2017	247.07	6 735.33	15 677.98	824.92	874.68	159 434	/
2018	256.80	7 255.25	17 756.99	858.11	884.94	173 714	/
2019	266.90	7 815.30	20 111.70	892.63	895.32	189 274	/

表2 4种不同方法的预测结果对比
Tab. 2 Forecasting results of 4 different methods

年份	年最大负荷/MW	BP神经网络预测/MW	相对误差/%	灰色预测/MW	相对误差/%	多元线性回归预测/MW	相对误差/%	组合预测/MW	相对误差/%
2007	9 280	9 205	0.81	9 341	-0.66	9 688	-4.40	9 347	+0.73
2008	9 980	9 679	3.02	9 944	0.36	10 591	-6.12	9 951	0.29
2009	10 270	10 119	1.47	10 605	-3.26	11 065	-7.74	10 489	-2.13
2010	11 310	10 706	5.34	10 926	3.40	11 580	-2.39	10 953	3.16
2011	11 920	11 783	1.15	11 788	1.11	12 345	-3.57	11 885	0.29
2012	12 150	12 237	-0.72	12 468	-2.62	12 586	-3.59	12 395	-2.02
2013	12 980	12 239	5.71	12 823	1.21	12 767	1.64	12 575	3.12
2014	14 270	13 495	5.43	13 550	5.05	13 846	2.97	13 580	4.83
2015	14 989	14 895	0.63	14 575	2.76	14 204	5.24	14 639	2.33
2016	15 861	16 067	-1.30	15 453	2.57	15 579	1.78	15 726	0.85
2017	/	16 481	/	16 357	/	16 377	/	16 411	/
2018	/	16 896	/	16 841	/	17 121	/	16 913	/
2019	/	17 094	/	17 339	/	17 873	/	17 334	/

年、2013年、2014年的预测值准确性相对较低；灰色预测法给出的2007年、2008年、2011年、2013年的预测值准确性相对较高，2014年、2016年的预测值准确性相对较低；多元线性回归预测法给出的2010年、2014年的预测值准确性相对较高，2008年、2009年、2015年的预测值准确性相对较低。由此可知，采用单一预测方法可能会出现在某年预测精度相对较高，但在其他年份预测精度相对较低的情况，而本文所提的组合预测方法则充分结合了3种预测方法的自身优势，有效克服了单一预测方法预测随机性较强的缺点，预测结果准确性和稳定性均相对较高，且预测误差在工程允许范围之内。

4 结论

考虑到单一预测方法的局限性，本文提出了一种基于BP神经网络灰色回归组合模型的年最大负荷预测方法。该方法利用方差-协方差法将BP神经网络预测法、灰色预测法及多元线性回归法进行优选加权组合，其充分结合了神经网络的非线性映射优势、灰色预测法处理信息不完全的小样本问题的优势及多元线性回归法的线性映射优势，可达到完善预测效果、提高预测稳定性的目的。采用广州市历史年份的实际数据对本文提出的组合预测方法进行验证，预测结果表明本文所提方法预测精度较高且稳定性较好，为电网的安全经济运行及方式安

排提供了可靠的技术支撑。

参考文献:

- [1] 葛斐, 荣秀婷, 石雪梅, 等. 基于经济、气象因素的安徽省年最大负荷预测方法研究[J]. 中国电力, 2015, 48(3): 84-87.
GE F, RONG X T, SHI X M, et al. The anhui annual maximum load forecasting method research based on economic and meteorological factors [J]. Electric Power, 2015, 48(3): 84-87.
- [2] MAKSIMOVICH S M, SHILJKUT V M. The peak load forecasting afterwards its intensive reduction [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(3): 1552-1559.
- [3] 王建军. 智能电网环境下的自适应互动智能负荷预测研究[J]. 陕西电力, 2010, 38(5): 11-15.
WANG J J. Research on adaptive interactive intelligent load forecasting in smart grid environment [J]. Shanxi Electric Power, 2010, 38(5): 11-15.
- [4] 周潮, 邢文洋, 李宇龙. 电力系统负荷预测方法综述[J]. 电源学报, 2012, 10(6): 32-39.
ZHOU C, XING W Y, LI Y L. Summarization on load forecasting method of electrical power system [J]. Journal of Power Supply, 2012, 10(6): 32-39.
- [5] 杨双吉, 董青峰. 产值单耗法在负荷预测中的应用[J]. 华北水利水电学院学报, 2009, 30(6): 73-76.
YANG S J, DONG Q F. Application of unit consumption method of output value in load forecasting [J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 2009, 30(6): 73-76.

(下转第57页 Continued on Page 57)

- [16] CHOI B K, CHIANG Y L, et al. Measurement-based dynamic load models: Derivation, comparison, and validation [J]. IEEE Trans. Power Syst., 2006, 21(3): 1276-1283.
- [17] 郑竞宏, 朱守真. 基于滑差同调等值的空调群负荷建模 [J]. 电力系统自动化, 2008, 32(16): 11-15.
ZHENG J H, ZHU S Z. Slip coherency based approach for air conditioning load modeling [J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(16): 11-15.
- [18] 金群, 李欣然, 刘艳阳, 等. 一种改进遗传算法及其在负荷建模中的应用 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2006, 18(2): 35-40.
JIN Q, LI X R, LIU Y Y, et al. An improved genetic algorithm and its application to load modeling [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2006, 18(2): 35-40.
- [19] 王振树, 卞绍润, 刘晓宇, 等. 基于混沌与量子粒子群算法相结合的负荷模型参数辨识研究 [J]. 电工技术学报, 2014, 29(12): 211-217.
WANG Z S, BIAN S R, LIU X Y, et al. Research on load model parameter identification based on the CQDPSO algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(12): 211-217.
- [20] 郑竞宏, 朱守真. 基于强跟踪滤波器的快速实时负荷建模方法 [J]. 电力系统自动化, 2008, 32(5): 6-10.
ZHENG J H, ZHU S Z. A fast real-time load modeling method based on strong tracking filter [J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(5): 6-10.
- [21] 仲卫进, 艾芊. 扩展卡尔曼滤波在动态负荷参数辨识中应用 [J]. 电力自动化设备, 2007, 27(2): 47-50.
ZHONG W J, AI Q. Application of extended kalman filter in parameter identification of dynamic load model [J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(2): 47-50.
- [22] 卢敏, 殷勇. UPF 算法在惯导非线性初始对准中的应用 [J]. 雷达科学与技术, 2008, 6(1): 44-47.
LU M, YIN Y. Application of unscented particle filter in INS Non-linear alignment [J]. Radar Science and Technology, 2008, 6(1): 44-47.

(责任编辑 黄肇和)

(上接第 50 页 Continued from Page 50)

- [6] 王俊, 席芳. 万山海岛地区太阳能资源变化特征分析及评估 [J]. 南方能源建设, 2015, 2(1): 193-197.
WANG J, XI F. Variation characteristics and assessment of solar energy resources in Wanshan islands area [J]. Southern Energy Construction, 2015, 2(1): 193-197.
- [7] 陈志巧. 基于模糊理论的电力负荷预测研究 [J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2006, 25(2): 81-83.
CHEN Z Q. Study of power load forecast based on the fuzzy theory [J]. Journal of Shangdong University of Science and Technology(Natural Science), 2006, 25(2): 81-83.
- [8] 赵艳丽. 基于显著性理论的电力建设工程投资灰色预测 [J]. 南方能源建设, 2014, 1(1): 97-100.
ZHAO Y L. Study on grey forecast method for power construction engineering investment based on the cost-significant theory [J]. Southern Energy Construction, 2014, 1(1): 97-100.
- [9] 饶国燃, 梁平. 支持向量机及其在社会总用电量预测中的运用 [J]. 广东电力, 2008, 21(11): 22-24.
RAO G R, LIANG P. Support vector machine and its application in forecasting of total power consumption of society [J]. Guangdong Electric Power, 2008, 21(11): 22-24.
- [10] 田野. 基于动量因子的神经网络群电流负荷预测模型 [J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 31-38.
TIAN Y. A forecasting model for current load of neural network group based upon momentum factor [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 31-38.
- [11] GEETA P, Bhim S, BIJAYA K P. Back-propagation algorithm-based controller for autonomous Wind-DG microgrid [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(5): 4408-4415.
- [12] FU X G, LI S H, MICHAEL F, et al. Training recurrent neural networks with the levenberg-marquardt algorithm for optimal control of a grid-connected converter [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(9): 1900-1912.
- [13] 侯亚丽, 李铁. 基于 LM 优化算法的 BP 神经网络目标识别方法 [J]. 探测与控制学报, 2008, 30(1): 53-57.
HOU Y L, LI T. Improvement of BP neural network by LM optimizing algorithm in target identification [J]. Journal of Detection & Control, 2008, 30(1): 53-57.
- [14] 牛东晓, 曹树华, 卢建昌, 等. 电力负荷预测技术及其应用 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2009.
NIU D X, CAO S H, LU J C, et al. Power load forecasting technology and its application [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2009.
- [15] 刘平原, 张磊, 王宇, 等. 基于多元线性回归分析的 110 kV 及以上电压等级变压器主材用量计算模型研究 [J]. 广东电力, 2016, 29(7): 59-66.
LIU P Y, ZHANG L, WANG Y, et al. Research on calculation model for amount of primary materials of 110 kV and above transformers based on multiple linear regression analysis [J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(7): 59-66.
- [16] 唐详玲, 王平, 李思岑, 等. 基于方差-协方差组合预测的中长期电力负荷预测研究 [J]. 电气技术, 2015, 16(1): 15-18.
TANG X L, WANG P, LI S C, et al. Research on medium and long-term electric load forecasting based on variance-covariance combined Model [J]. Electrical Engineering, 2015, 16(1): 15-18.

(责任编辑 黄肇和)