DOI: 10.13382/j.jemi.2017.12.023

基于 BP 神经网络的微电网蓄电池荷电状态估计*

朱晓青 马定寰 李圣清 吴文凤 明 瑶 张煜文
(湖南工业大学 电气与信息工程学院 株洲 412007)

摘 要:由于微电网蓄电池工作时的电力特性具有明显的非线性和不规则性,依靠传统数学方法难以准确估计其荷电状态(state of charge,SOC)。针对上述问题,构建了 BP 神经网络拓扑结构,并采用增强型学习率自适应算法对网络的传统学习模式加以改进,学习时神经网络模型中各神经元间权值得到合理调整,并且提高了误差收敛效率。仿真结果表明,估计结果在预设精度要求的范围之内,平均误差不超过 4%,证明经过优化学习算法的 BP 神经网络模型对蓄电池荷电状态的精确估计是有效可行的。

关键词: 微电网;蓄电池;荷电状态;BP 神经网络;增强型学习率自适应算法
中图分类号: TM912 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 470.40

Estimation of state of charge for micro-grid battery based on BP neural network

Zhu Xiaoqing Ma Dinghuan Li Shengqing Wu Wenfeng Ming Yao Zhang Yuwen
(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

Abstract: The electric characteristic of micro-grid's battery has obvious nonlinearity and irregularity at work, it is difficult to accurately estimate the using the traditional mathematical methods. According to the problem above, the topology of back propagation (BP) neural network is constructed, and the network model is trained with new adaptive algorithm to improve the traditional learning model, the weights among neurons in the neural network model are adjusted reasonably, and the error is reduced with higher efficiency. The simulation result shows that the estimated results are within the scope of pre-set accuracy, the average error is less than 4%. It indicates that the BP neural network using the optimized algorithm can accurately estimate the state of charge, the attempt is effective and feasible.

Keywords: micro-grid; battery; state of charge; BP neural network; new adaptive algorithm

0 引 言

对微电网中运行的负载而言,公共供电点的电压稳定性十分重要,针对具有不同额定功率的负载,有必要构建蓄电池组接入微电网以满足负载的容量需求。而蓄电池作为重要的储能设备,其剩余电量是整个储能系统的重要参数,准确的荷电状态(state of charge,SOC)估计能让工程人员准确了解蓄电池的实时运行特性,避免设备的过度充放电,延长蓄电池使用寿命,从而实现对系统的合理应用。

目前,国内外在估计蓄电池 SOC 领域主要有下列传统方法:端路电压法、电导法和安时法等,这些方法均是根据电池电流、电压与 SOC 之间的数学逻辑关系估计电池的 SOC 值。但上述传统方法的数学关系较为复杂,模型建立起来十分困难。另外,一些科研工作者也研究得出了一些新的蓄电池 SOC 估计方法。例如文献[1]基于电池的戴维宁模型,设计了多模型自适应卡尔曼滤波器

收稿日期:2017-05 Received Date: 2017-05
*基金项目:国家自然科学基金(61673165)、湖南省自然科学基金(2017JJ4024)、湖南省教育厅开放基金(15k036)、湖南省重点实验室(2016TP1018)资助项目

来估计电动汽车电池的 SOC。但基于卡尔曼滤波算法所建立的电池模型对估计精度影响较大,且模型内部参数辨识较为困难。文献[2]将模糊控制和卡尔曼算法结合起来估计动力电池的 SOC,通过监测理论方差与实际方差的比值,对量测噪声协方差矩阵进行递推在线修正,使滤波器执行最优估计,这在一定程度上提高了卡尔曼滤波器的预测精度。文献[3]采用多元自适应回归(MARS)算法,将整个非线性模型划分为若干个区域,并在每个区域内用线性回归直线来拟合,但该方法在建模过程中使用的是数据驱使的建模方法,需要一些先验知识确定最优模型。

蓄电池的充放电过程是一种化学变化过程,此时其电力特性会表现出明显的非线性和不规则性,这使蓄电池 SOC 的估计具有很大的难度。BP 神经网络具有极强的非线性映射能力,它在 1986 年由 Rumelhart 和 McCelland 为首的科学小组提出,体现了人工神经网络最精华的部分。本文运用 BP 神经网络来估计蓄电池的 SOC 值,并针对标准学习模式下网络搜索最优权值效率低的缺陷,采用增强型学习率自适应算法对 BP 神经网络的学习过程加以改进,加快估计误差的收敛速度,缩短了学习时间,最终实现对蓄电池 SOC 较精确的估计。

1　蓄电池等效动态模型

蓄电池的种类有液钒电池、钠酸电池等,而铅酸电池有价格低、容量大、寿命长、自放电率低等优点,在微电网储能系统中得到了广泛应用。本文把铅酸电池作为研究对象。

建立铅酸蓄电池的等效电路模型,需要同时考虑到电池工作时电解液浓度的变化,以及随温度等因素变化的内阻 r,且蓄电池本身能量有限,其 SOC 也非一恒定常量,因此理想电源与等效内阻串联组成的初等模型并不能满足一般动态分析。考虑以上各因素,现建立电池的动态模型如图 1 所示。

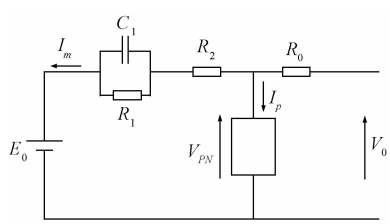

图 1　铅酸电池三阶动态模型

Fig. 1　Three-order model of lead-acid battery

该模型主要分为主电路和寄生支路,其中理想电源和 RC 网络串联组成的部分为主电路,电流 I_p 流经的支路为寄生支路。添加 RC 网络主要考虑了铅酸电池内部的电极反应、能量损耗和欧姆效应,而添加寄生支路则是考虑了在充电过程中的析气反应。此三阶动态模型较好体现了蓄电池恒流状态下充放电时端电压的变化过程和环境温度对电池的影响[4-7]。

2　BP 神经网络结构及学习算法的改进

2.1　BP 神经网络模型结构

BP 神经网络是一种按误差逆向传播算法进行学习的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。构成 BP 神经元需要 3 个要素:神经元 i 和 j 之间的连接权值 w_{ij};反映神经元时空整合功能的输入信号求和单元;限制神经元输出的传递函数 f。图 2 所示为一个基本 BP 神经元模型。

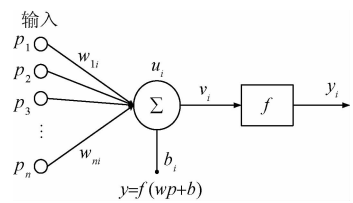

图 2　BP 神经元模型

Fig. 2　Model of BP neuron

它具有 n 个输入信号 $P_1, P_2, \cdots, P_n$,这 n 个输入信号与一个权值 w_{ij} 相乘并线性组合之后得到 u_i,b 为阈值,f 为神经元传递函数。BP 神经元数学模型如下:

$$u_i = \sum w_{ij} p_i \tag{1}$$

$$v_i = u_i + b_i \tag{2}$$

输出数学模型:

$$y_i = f\left(\sum w_{ij} p_i + b_i\right) \tag{3}$$

由基本神经元构成的 4 层 BP 神经网络结构如图 3 所示,其中包括输入层、双隐含层和输出层。输入层将接收到的输入信号转变为模糊量;隐含层按照模糊规则对转化后的模糊量进行分析判断;输出层完成清晰化任务,并输出结果。

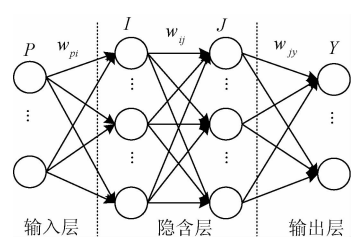

图 3　双隐含层的 BP 神经网络模型

Fig. 3　BP neural network model of two hidden layers

BP 神经网络中隐含层神经元的传递函数通常用

sigmoid 型函数,这类函数是可微的非线性单调递增函数,并且可以将整个网络的输出限制在一个较小的范围内。其一般表达式为:

$$S(x)=(1+e^{-ax})^{-1},a\text{ 为常数} \tag{4}$$

2.2　学习算法的改进

BP 神经网络的学习过程即上下层节点之间权值 w 的寻优过程,分别由信号正向传播和误差反向传播两个过程组成。输入信号正向传播形成输出信号,当实际输出不满足精度要求时,进入误差反向传播阶段,此时权值 w 按误差梯度下降的方式逐层修正,当前次学习过程完成之后,再次输入相同的输入信号(即学习样本)。通过反复进行上述迭代过程,各神经元间的权值 w 得到不断修正。当网络输出满足预设精度要求或者完成预先设定的学习次数时,学习过程结束。图 4 所示为 BP 神经网络学习过程示意图。

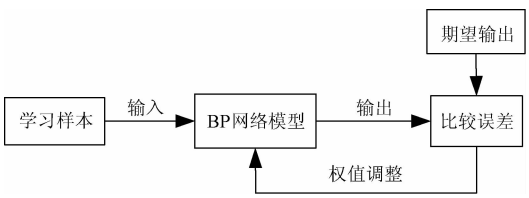

图 4　BP 神经网络学习过程

Fig. 4　Learning process of BP neural network

BP 神经网络的标准学习模式采用传统梯度下降法,由于此方法学习率固定,学习过程中容易引起网络权值围绕最优值反复震荡,“寻优”过程过慢。本文尝试在传统学习算法的基础上,采用增强型学习率自适应算法加以改进。

该方法是在设定好网络预设精度 e,并计算得到输出误差之后,在 BP 网络的误差反向传播阶段,采用不同学习率 $\eta_1,\eta_2,\cdots,\eta_n$ 分别对不同节点之间的权值 $w_{j1},w_{j2},\cdots,w_{jn}$ 进行差异性调节,以满足不同权值的寻优要求,加快权值寻优速度。增强型学习率自适应调节的误差反向传播过程如图 5 所示。

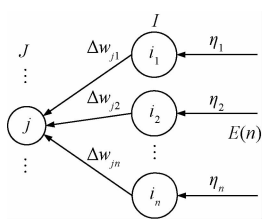

图 5　误差反向传播

Fig. 5　Reverse propagation of error

设 Y 为网络期望输出值,y 为实际输出值,输出层的误差 $E(n)$ 为:

$$E(n)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{i}(Y-y)^2 \tag{5}$$

在搜索最优权值时,权值 w_{ij} 的修正梯度为误差对权值的偏微分 $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$,在第 n 次迭代中,新权值 $w_{ij}(n+1)$ 按照式(6)、(7)调整。

$$\Delta w_{ij}(n)=-\eta_i(n)\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \tag{6}$$

$$w_{ij}(n+1)=w_{ij}(n)+\Delta w_{ij}(n) \tag{7}$$

其中 $w_{ij}(n)$、$\eta_i(n)$ 分别为第 n 次迭代时的连接权值和学习率,式(6)中负号表示梯度的反方向,即梯度下降方向。至此,BP 神经网络完成第 n 次迭代学习过程,进入 $n+1$ 次迭代时,$\eta_i(n+1)$ 由式(8)得到。

$$\eta_i(n+1)=k\cdot\eta_i(n) \tag{8}$$

其中 k 的取值遵循以下规则:

1)当 $E(n)<E(n-1)$ 时,取 $k\in(1.3,1.7)$,保持原有的搜索方向;

2)当 $E(n)>E(n-1)$ 时,取 $k\in(0.3,0.7)$,搜索方向改为反方向;

3)当 $E(n)\leqslant e$ 时,取 $k=0$,学习率变为 0,终止学习。

该算法学习流程如图 6 所示。

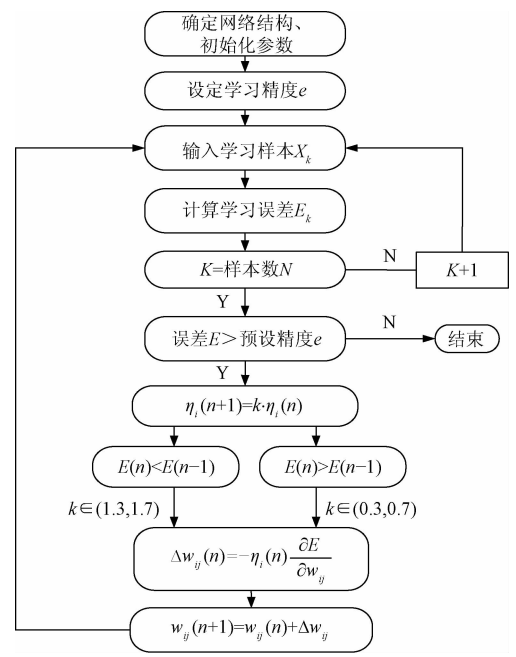

图 6　改进算法的学习流程

Fig. 6　The training flow of the improved algorithm

3　蓄电池 SOC 的预测估计

3.1　BP 神经网络生成与数据处理

理论上,对于一个至少具有 3 层结构的 BP 神经网络

模型,只要有足够的神经元数量,该模型就能较为精确地逼近一个非线性映射,同时为简化学习过程,本文应用 3 层神经网络结构[8]。设定模型的输入维数为 2,输出维数为 1,输入矢量为[I_b,U_b],输出为 SOC 值。为防止因隐层节点数目太少使网络陷入“局部最小值”,或节点过多而引起“过度吻合”现象[9-12],可根据式(9)估算最佳隐层节点数目。

$$H = 2I + 1 \tag{9}$$

式中:I 为输入维数,H 为隐含层神经元个数。由式(9)选定隐含层神经元数目为 5,故可将 BP 神经网络模型确定为 2-5-1 单隐含层的结构。

为减小数据差异对模型准确性产生的影响,并提升 BP 神经网络的泛化性能,本文选取微电网铅酸电池装置在正常工况下充放电电压、电流以及 SOC 值作为学习样本和测试样本,并且对学习样本作归一化处理[13-17]。

3.2　改进学习算法的应用效果分析

1)相同预设精度下的学习效果分析

在 MATLAB 工具箱中建立 2-5-1 结构的 BP 神经网络模型,传递函数设为 sigmoid,预设精度 e 设为 0.015 0,将处理后的学习样本输入模型,采用增强型学习率自适应算法得到的部分学习数据如表 1 所示。

表 1　部分学习样本数据与 SOC 学习值

Table 1　Part training samples data and SOC training value

学习样本		SOC 值	
端电压/V	电流/A	期望值	学习值
70	6.12	0.792	0.837
70	6.01	0.713	0.735
70	5.94	0.661	0.688
70	6.03	0.761	0.786
70	5.96	0.694	0.717
70	6.06	0.779	0.801
70	5.89	0.598	0.621
70	5.91	0.611	0.633
70	6.04	0.765	0.786
70	5.99	0.701	0.719

误差变化曲线如图 7 所示。由图 7 可知,20 个学习步长时,误差已小于 0.016 0,经过 59 个学习步长后,神经网络达到预设精度 0.015 0 的要求,误差的收敛速度很快。

为验证增强型学习率自适应算法应用于 BP 神经网络后的改进效果,本例采用相同模型结构、学习样本和预设精度对其他学习算法进行试验。各类学习算法的试验效果对比如表 2 所示。

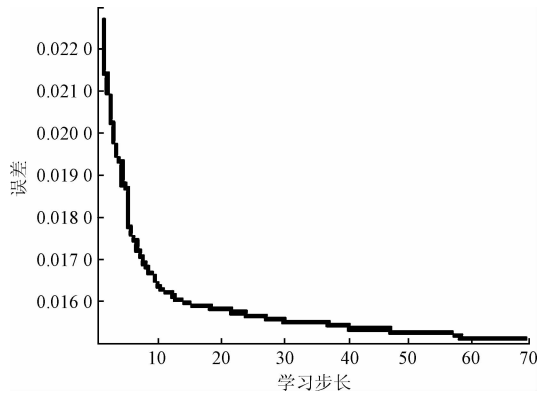

图 7　误差变化曲线

Fig. 7　Error variation curve

表 2　各类学习算法效果对比

Table 2　Comparison between several kinds of algorithms

算法类型	学习时间/s	迭代次数
标准 BP 算法	48	11 898
弹性 BP 算法	21	4 704
附加动量算法	41	10 013
学习率自适应算法	85	19 231
增强型学习率自适应算法	15	59

对比结果显示,采用增强型学习率自适应算法时所用学习时间和学习迭代次数都有明显减少,且编程操作简单。对于不同应用背景,BP 神经网络的学习时间和迭代次数虽有所区别,但各类算法在相同模型结构、学习样本和预设精度条件下误差收敛效率的优劣对比并没有改变,本文对学习过程的改进在不同应用场合下均可发挥其优势。

2)相同迭代次数下的估计效果分析

为进一步验证改进学习算法对提高误差收敛效率的作用,这里采用相同的学习样本、2-5-1 结构的 BP 神经网络模型,并设定相同的学习迭代次数,用不同算法对网络模型进行学习。为不失一般性,迭代次数分别取 20 次、40 次和 60 次,模型在学习迭代达到这一次数时均终止学习。学习过程结束之后,取充放电电压为 50、85、110 V 的数据作为相同测试样本,分别测试不同模型的估计情况,并计算估计结果的平均绝对误差如表 3 所示。

表 3　测试样本得到的估计平均误差

Table 3　The estimated error obtained from test sample

算法类型	迭代次数		
	20 次	40 次	60 次
标准 BP 算法	0.019 86	0.018 57	0.017 95
弹性 BP 算法	0.016 73	0.015 78	0.015 21
附加动量算法	0.019 64	0.018 39	0.017 44
学习率自适应算法	0.021 68	0.019 75	0.019 06
增强型学习率自适应算法	0.015 81	0.015 08	0.014 82

测试数据表明,在相同的网络结构、学习迭代次数和学习样本的条件下,采用增强型学习率自适应算法进行学习的模型得到的估计值平均绝对误差均小于其他模型,说明在相同的迭代次数内,改进算法较其他学习算法达到了更高的误差收敛效率。模型经新算法60次迭代后得到的部分测试数据如表4所示,测试结果与实际值最大误差不超过4%,符合实际应用所需的精度要求。

表4　部分测试样本数据与SOC测试值

Table 4　Part test samples data and SOC test values

测试样本		SOC值	
端电压/V	电流/A	期望值	测试值
50	6.14	0.944	0.931
50	6.01	0.693	0.686
50	5.94	0.557	0.549
85	6.03	0.761	0.771
85	5.96	0.694	0.691
85	6.06	0.779	0.787
110	5.89	0.712	0.705
110	5.91	0.796	0.781
110	5.86	0.698	0.709

4　仿真结果分析

为验证改进学习算法后BP神经网络的估计性能,在MATLAB平台上应用完成学习的BP神经网络对蓄电池工作模型的SOC值进行仿真估计。

首先以$SOC=0.9$作为蓄电池的初始荷电状态,以70 V的电压对蓄电池进行放电测试。这里每隔相等时间取若干估计值与实际值进行比较,并监测估计误差的波动情况。蓄电池放电过程的仿真结果与实际结果对比如图8所示。

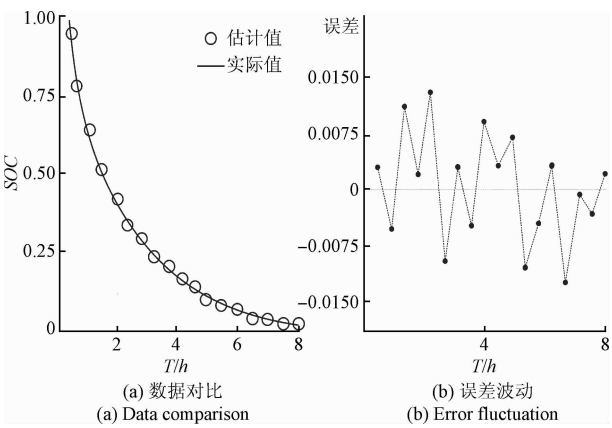

图8　放电时估计精度

Fig. 8　Estimation accuracy in discharging

以$SOC=0.1$作为蓄电池的初始荷电状态,采用70 V的电压进行充电测试。同样的,每隔相等时间取若干估计值与实际值进行比较,并监测估计误差的波动情况。蓄电池充电过程的仿真结果与实际结果对比如图9所示。

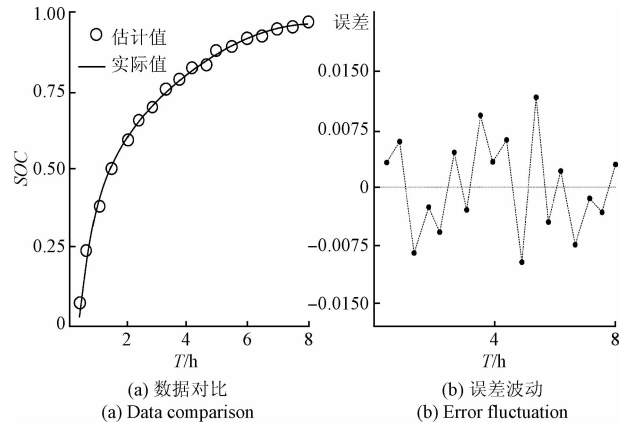

图9　充电时的估计精度

Fig. 9　Estimation accuracy in charging

由图8、9可知,估计值的偏移范围为3% ~4%,误差的总体波动范围没有超过BP神经网络学习时的预设精度0.015 0,估计的总体结果可以较为准确的反映蓄电池充放电时的实际SOC状态。

5　结　论

本文详细分析了蓄电池的等效电路模型以及BP神经网络的工作原理,并应用改进型的学习算法对BP神经网络进行学习,以实现对微电网蓄电池系统SOC值进行较精确的估计。测试对比结果表明,增强型学习率自适应算法提高了神经网络模型误差收敛效率,缩短了权值寻优时间。而仿真估计结果也证明经过优化学习算法之后的BP神经网络模型能够比较精确的完成对蓄电池SOC的估计,并且可以克服传统非线性方法的局限性,易于实现。

参考文献

[1] 魏克新,陈峭岩. 基于多模型自适应卡尔曼滤波器的电动汽车电池荷电状态估计[J]. 中国电机工程学报,2012,32(31):19-26.

WEI K X, CHEN Q Y. Estimation of electric vehicle battery SOC based on multi-model adaptive filter [J]. Proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering, 2012, 32(31):19-26.

[2] 林程,张潇华,熊瑞. 基于模糊卡尔曼滤波算法的动力电池SOC估计[J]. 电源技术,2016,40(9):

1836-1839.
LIN CH, ZHANG X H, XIONG R. State of charge estimation for power lithium-ion batteries based on fuzzy Kalman filtering algorithm[J]. Power Technology, 2016, 40 (9):1836-1839.

[3] ANTÓN J C ά, NIETO P J G, JUEZ F J D C, et al. Battery state-of-charge estimator using the MARS technique[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2013, 37(9): 6244-6253.

[4] PRASAD G K, RAHN C D. Model based identification of aging parameters in lithium ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2013, 232(6):79-85.

[5] 孔飞飞,何建森,李全,等. 智能电网中储能蓄电池组建模与仿真[J]. 电源技术,2017,41(3):480-485.
KONG F F, HE J S, LI Q, et al. Energy storage battery modelling and simulation in smart grid [J]. Power Technology, 2017, 41(3):480-485.

[6] 程兴婷. 铅酸电池与锂离子电池的建模与参数辨识方法研究[D]. 长沙:湖南大学,2015.
CHENG X T. Modeling and parameter identification of Lead-acid battery and lithium-ion battery [D]. Changsha: Hunan University, 2015.

[7] 陈小军,韩晓娟,梁亮. 基于小波复合模型的锂电池阻抗特性研究[J]. 电源技术,2012,36(1):67-70.
CHEN X J, HAN X J, LIANG L. Study on impedance characteristics of lithium battery based on wavelet complex model [J]. Power Technology, 2012, 36 (1): 67-70.

[8] JIA W, ZHAO D, SHEN T, et al. An optimized classification algorithm by BP neural network based on PLS and HCA[J]. Applied Intelligence, 2015, 43(1):1-16.

[9] 李松,刘力军,翟曼. 改进粒子群算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测[J]. 系统工程理论与实践,2012,32(9):2045-2049.
LI S, LIU L J, ZHAI M. Prediction for short-term traffic flow based on modified PSO optimized BP neural network[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2012, 32(9):2045-2049.

[10] LIU J, WANG H, SUN Y, et al. Real-coded quantum-inspired genetic algorithm-based BP neural network algorithm [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015: 1-10.

[11] XIAO Z, YE S J, ZHONG B, et al. BP neural network with rough set for short term load forecasting[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(1):273-279.

[12] 王燕妮,樊养余. 改进 BP 神经网络的自适应预测算法[J]. 计算机工程与应用,2011,46(17):23-26.
WANG Y N, FAN Y Y. Adaptive predictive algorithm based on improved BP neural network [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(17):23-26.

[13] 于海芳,逯仁贵,朱春波. 基于安时法的镍氢电池 SOC 估计误差校正[J]. 电工技术学报,2012,27(6):12-18.
YU H F, LU R G, ZHU CH B. Ni MH battery SOC estimation error correction based on ampere hour method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27 (6):12-18.

[14] 刘勇智,刘聪. 基于小波神经网络的航空蓄电池容量预测[J]. 电源技术,2011,35(12):1514-1516.
LIU Y ZH, LIU C. Prediction of aviation battery capacity based on wavelet neural network [J]. Power Technology, 2011, 35(12):1514-1516.

[15] 袁闪闪,刘和平,杨飞. 基于扩展卡尔曼滤波的 LiFePO_4 电池荷电状态估计[J]. 电源技术,2012(3):325-327.
YUAN SH SH, LIU H P, YANG F. The estimation of the state of charge of LiFePO_4 cell based on extended Calman filter[J]. Power Technology, 2012(3):325-327.

[16] 鲍世静. 铅酸蓄电池剩余容量预测研究和工程应用[D]. 西安:西安电子科技大学,2012.
BAO SH J. Predict of the residual capacity of lead-acid battery research and engineering application[D]. Xi′an: Xi′an Electronic and Science University, 2012.

[17] 李熠,石庆升,崔纳新. 新型电动汽车动力电池 SOC 估计方法研究[J]. 电力电子技术,2009,43(5):78-80.
LI Y, SHI Q SH, CUI N X. New methods for estimation of the electric vehicle power battery SOC [J]. Power Electronics Technology, 2009, 43(5): 78-80.

作者简介

朱晓青,1958 年出生,1982 年于华中科技大学获得学士学位,现为湖南工业大学教授,主要研究方向为过程检测与控制技术。
E-mail:328481795@qq.com

Zhu Xiaoqing was born in 1958, received B. Sc. from Huazhong University of Science and Technology in 1982. Now he is a professor in Hunan University of Technology. His main research interest includes process inspection and control technology.

马定寰,1988 年出生,2012 年于中南林业科技大学获得学士学位,现为湖南工业大学硕士研究生,主要研究方向为新能源发电与微电网技术。

E-mail:624562521@ qq. com

Ma Dinghuan was born in 1988, received B. Sc. from Central South University of Forestry and Technology in 2012. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University of Technology. His main research interest includes new energy power generation and micro-grid technology.

李圣清(通信作者),1961 年出生,2005 年于湖南大学获得博士学位,现为湖南工业教授,主要研究方向为新能源发电与微电网技术。

E-mail:582775244@ qq. com

Li Shengqing (Corresponding author) was born in 1961, received Ph. D. from Hunan University in 2005. Now he is a professor in Hunan University of Technology. His main research interest includes new energy power generation and micro-grid technology.