

光伏系统储能设备状态评估技术研究

针对光伏系统储能设备缺乏状态评估理论和方法的问题,提出了基于直接和间接观测量的光伏系统储能设备状态评估方法和评分原则。首先,建立状态评估基本模型;其次,对光伏系统储能设备间接观测量求解,针对应用BP神经网络算法估计锂电池健康状态(state of health, SOH)时,常会出现由于电池模型参数不准确而造成估计误差增大的问题,采用了基于自适应遗传禁忌算法优化的模糊神经网络算法解决该问题;最后依据评分标准对直接和间接观测量打分,采用层次分析法算出准则层权重后,通过状态评估方法得出设备当前健康指数及状态。实例计算表明,该方法行之有效,评估结果可为下一步的风险评估和维修决策提供科学依据。

边海峰 张 超/南瑞集团公司(国网电力科学研究院)
项添春 王旭东/国网天津市电力公司

0 引言

光伏系统储能设备状态评估的过程是对自身运行状态以及其他信息进行记录、分类和评估,从而为设备的风险评估和状态检修提供决策。尽管这些年来电气设备的状态评估受到了很大的重视^[1-3],但光伏系统储能设备的状态评估没有达到实用性的要求,相关理论研究较少。在评估技术上有很多的问题,特别是缺乏实用的状态评估理论和方法来指导光伏系统储能设备的状态评估工作。

目前,国内光伏系统储能设备状态评估都是对单个设备指标进行分析和研究^[4-5],尚未有细化到设备部件和状态参量的光伏评估体系,而且国家未出台标准的光伏系统储能设备状态评估导则。

国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目
(2014AA052003)。

为了能够对光伏系统储能设备的整体运行状态进行全面客观的了解,本文基于设备部件和状态参量,参考《配电网设备状态评价导则》,提出了光伏系统储能设备状态评估体系。在状态参量中分为直接观测量和间接观测量,这里的间接观测量指的是不能直接观测到,需要用直接观测量进行分析计算后得出来的参量,例如储能电池中的SOH和SOC特性。

目前国内外许多学者对SOH估计进行了研究,并提出了相应的估算方法^[6-7],主流的SOH估算方法有以下四种:定义法、电化学阻抗法、内阻法和模型法。这四种方法因为各自的缺陷不推荐用于光伏发电系统^[8]。

在电池SOC估计方面,文献[9]通过测量电池的内阻来估计电池SOC,但是该方法使用的电池内阻测量装置因为价格昂贵、体积大很难普及。文献[10-11]用卡尔曼滤波算法估计电池SOC,但是卡尔曼滤波对初值和模型的准确性依赖较高,不太适用于光伏发电系统。

针对上述方法存在的缺陷,神经网络不需要输入/输出数据之间精确的公式表达^[12],具有自适应的特性,对初值准确度要求不高^[13],且其中的学习算法多种多样,技术渐趋成熟,非常适用光伏发电系统中对SOC和SOH等参数的估算。

本文提出基于自适应遗传禁忌算法优化的模糊神经网络算法估算电池SOH和SOC,现有文献中对SOC和SOH的研究大多都是用不同方法,很少有一种方法既可以计算SOC也可以计算SOH的。在算法方面,可以体现出算法的通用



边海峰/工程师

关键词/Keywords

光伏系统 ·
状态评估 ·
储能设备 ·
电池健康状态 ·

性、创新性；在工程应用方面，可以给予工作人员很大便利，提高工作人员的效率。所以研究一种估计SOC和SOH的通用算法是非常有必要的。

1 状态评估基本模型的建立

光伏系统储能设备状态评估的过程主要包括设备状态评估模型建立、设备状态评估参量选取以及设备各部件权重确定^[14]。光伏系统储能设备状态评估参量选取主要是指结合实际运行经验，找寻最能反映设备自身状况的特征量；基于设备状态评估参量的选取，从整体上把握光伏系统储能设备的运行状态，选取合理的理论方法建立光伏系统储能设备状态评估模型；由于不同的部件定义设备事故发展或者健康状况反映的能力大小存在区别，因此通过一定的方法量化该影响的大小，确定影响权重。

本文只考虑基于实时运行状况的状态评估，目前尚未有可以参考借鉴的光伏系统储能设备状态评估理论，但是配电网设备的状态评估方法很多，由于设备状态量较难定量化，大部分都采取了定性的评估方法。因此，需要研究出一种易于实现的准确量化的状态评估方法和模型。本文根据系统性与层次性相结合的原则，咨询一些专家的意见和参考大量的相关文献，建立光伏系统储能设备状态参量基本模型。如图1所示。

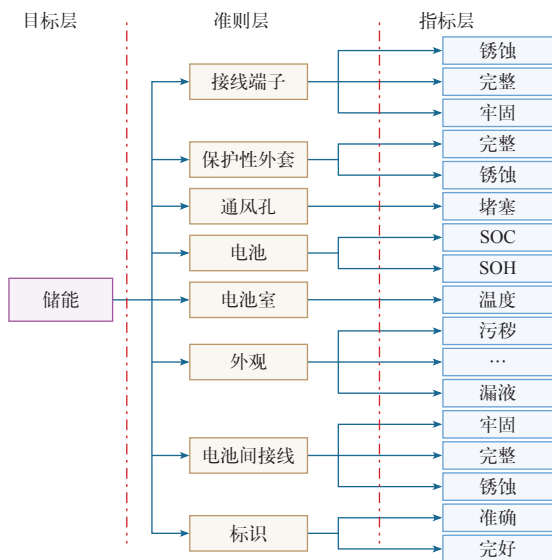


图1 光伏系统储能设备状态参量模型图

状态参量中直接观测量可由巡视人员直接观测到，不多做描述，而间接观测量必须通过一些算法得到，储能设备的间接观测量有SOH和SOC两种。在SOH估计方面，将电池内阻、放电电流和环境温度作为算法的输入；在SOC估计方面，将电池电压、放电电流和环境温度作为输入。光伏系统储能设备状态评估流程如图2所示。

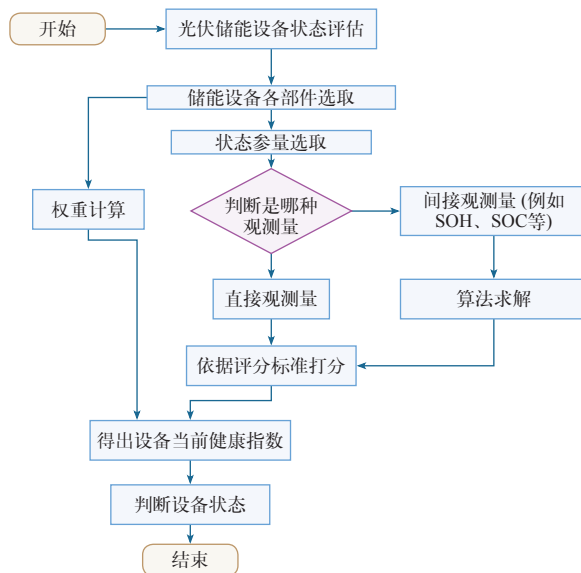


图2 光伏系统储能设备状态评估流程图

2 储能电池SOH和SOC估计方法

2.1 模糊神经网络算法

采用模糊神经网络算法^[15-16]，该算法具有对样本的要求较低、可以利用专家知识库、自学习和自适应能力强等优点，在储能设备间接观测量的求解问题当中较为适用。采用自适应遗传禁忌算法来训练规则参数和后件权值，减少对样本的依赖性。其结构如图3所示。

模糊神经网络算法结构由两个部分组成，分别是5层前件网络和3层后件网络，模糊规则为

$$R_j: \text{IF } z_1 \text{ is } A_{j,1} \text{ AND } z_2 \text{ is } A_{j,2} \text{ AND } \dots z_{nx} \text{ is } A_{j,nx} \quad (1)$$

THEN $y_j(k) = \omega_{j,0} + \omega_{j,1}x_1 + \dots + \omega_{j,nx}x_{nx}$

前件网络第一层为输入层，节点个数为 nx ，即输入变量的个数，即

$$O_i^{(1)} = I_i^{(1)} = x_i \quad i = 1, 2, \dots, nx \quad (2)$$

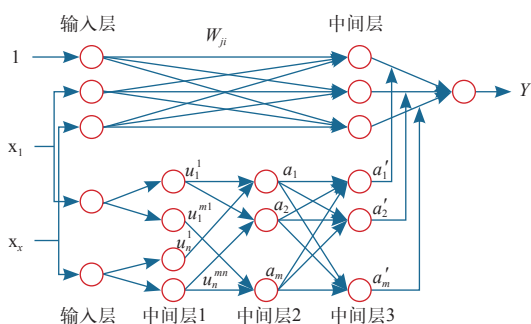


图3 模糊神经网络算法结构图

第二层用来计算不同输入分量的隶属度函数 $M_{j,i}(x_i)$, 是模糊化层, 各输入分量的模糊分割数为 k_1 , 一共有 nxk_1 个节点, 即

$$O_{i,j}^{(2)} = \exp(I_{i,j}^{(2)}) = \exp\left[M_{j,i}\left(O_i^{(1)}\right)\right] = \exp\left[\frac{\left(O_i^{(1)} - c_{i,j}\right)^2}{\sigma_{i,j}^2}\right] \quad i=1,\dots,nx \quad j=1,\dots,k_1 \quad (3)$$

第三层用来计算适应度值, 共有 $k_2 = k_1^{nx}$ 个节点, 即

$$O_m^{(3)} = \beta_m = O_{1,j_1}^{(2)} \wedge O_{2,j_2}^{(2)} \wedge \dots \wedge O_{nx,j_{nx}}^{(2)} \quad j_1, \dots, j_{nx} = 1, \dots, k_1 \quad m = 1, \dots, k_2 \quad (4)$$

第四层作用是归一化处理, 即

$$O_m^{(4)} = \bar{\beta}_m = \frac{O_m^{(3)}}{\sum_{m=1}^{k_2} O_m^{(3)}} \quad m = 1, \dots, k_2 \quad (5)$$

前件网络的第五层就是后件网络的第三层, 是输出层。

后件网络第一层和前件网络第一层一致, 也是输入层, 其中一个输入项设为 $x_0 = 1$, 表示常数项; 后件网络第二层是模糊规则的计算, 节点个数是 k_2 , 如式 (6) 所示。

$$y_m(k) = \omega_{m,0}x_0 + \omega_{m,1}x_1 + \dots + \omega_{m,nx}x_{nx} \quad m = 1, 2, \dots, k_2 \quad (6)$$

后件网络的第三层是对非线性系统的无限逼近, 如式 (7) 所示。

$$O^{(5)} = I^{(5)} = \sum_{m=1}^{k_2} \bar{\beta}_m y_m(k) \quad (7)$$

2.2 遗传禁忌算法优化模糊神经网络

前件网络第二层中的隶属度中心 $c_{i,j}$ 和宽度 $\sigma_{i,j}$

以及后件网络中的权值 $\omega_{m,i}$ 都是未知量, $i = 1, 2, \dots, nx$, $j = 1, 2, \dots, k_1$, $m = 1, \dots, k_2$, 需要用学习算法来计算, 本文采用自适应遗传禁忌算法。

自适应遗传算法易出现早熟, 局部搜索能力偏弱。禁忌算法对初始样本依赖性较高^[17], 但其全局搜索能力强, 易得到全局最优解。通过将禁忌算法中的记忆功能引入到自适应遗传算法的交叉算子和变异算子中, 可以有效解决上述缺陷。

在自适应遗传禁忌算法中, 染色体编码是将前件网络中的隶属度中心 $c_{i,j}$ 和宽度 $\sigma_{i,j}$ 以及后件网络中的权值 $\omega_{m,i}$ 进行实数编码, 长度为 $c_{i,j}$ 、 $\sigma_{i,j}$ 和 $\omega_{m,i}$ 的个数之和。编码方式为

$$[c_{1,1}, \dots, c_{nx,k_1}, \sigma_{1,1}, \dots, \sigma_{nx,k_1}, \omega_{1,1}, \dots, \omega_{k_2,nx}] \quad (8)$$

将禁忌算法与自适应遗传算法中的交叉算子和变异算子相结合, 在交叉后和变异后分别加入禁忌算法。在交叉后, 将个体适应值存放到禁忌长度为 L 的禁忌表, 如果个体适应值比群体适应值的平均值高, 将其遗传到下一代, 更新禁忌表; 如果个体适应值比群体适应值的平均值低, 若属于禁忌, 则选择当前最优的个体遗传到下一代; 若不属于禁忌, 则接受这个子代。在变异后加入的禁忌算法依然用上述禁忌表。当算法后期种群个体重复率高于 50% 时, 采用二次强制变异, 提高算法的计算准确度。

3 单元评估方法

参考《配电网设备状态评价导则》和一些相关论文^[19-23], 把设备运行状态划分成四种, 分别是正常状态、注意状态、异常状态和严重状态。正常状态指设备运行数据稳定, 所有状态量符合标准; 注意状态指设备的几个状态量不符合标准, 但不影响设备运行; 异常状态指设备的几个状态量明显异常, 已影响设备的性能指标或可能发展成严重状态, 仍能继续运行; 严重状态指设备状态量严重超出标准或严重异常, 设备只能短期运行或立即停运。

储能设备包括接线端子、保护性外套、通风孔、电池、电池室、外观、电池间的接线和标识

等部件。各部件的状态参量如表1所示。

表1 储能单元各部件的状态参量

部件	状态量
接线端子	完整, 锈蚀, 牢固
保护性外套	完整, 锈蚀
通风孔	堵塞
电池	SOC, SOH
电池室	温度
外观	污秽, 锈蚀, 漏液, 凹陷, 鼓胀
电池间的接线	牢固, 锈蚀, 完整
标识	准确, 完好

采用量化的形式对储能设备进行状态评估, 各部件初始分为100分, 只扣分不加分, 各部件权重值用层次分析法计算得出^[18], 如表2所示。

表2 储能单元各部件权重值

部件	权重 K_i
接线端子	0.09
保护性外套	0.09
通风孔	0.03
电池	0.49
电池室	0.09
外观	0.09
电池间的接线	0.09
标识	0.03

第*i*个部件的最后得分 M_i 用式(9)计算得出。

$$M_i = m_i K_F K_T \quad (9)$$

$$m_i = 100 - \text{相应部件状态量中的最大扣分值} \quad (10)$$

$$K_T = (100 - \text{运行年数} \times 0.5) / 100 \quad (11)$$

式中, m_i 为第*i*个部件的基础得分; K_F 为家族缺陷系数, 对存在家族缺陷的部件 $K_F = 0.95$, 无家族缺陷的部件 $K_F = 1$; K_T 为寿命系数。

某类部件都在正常状态时, 该类部件的得分为算数平均值, 有一个及以上部件得分低于正常状态时, 该类部件得分与最低的部件一致。

储能设备所有部件的得分都在正常状态时, 该储能设备的状态为正常状态, 设备健康指数 = $\sum M_i \times K_i$, K_i 为第*i*个部件的权重值; 有一类及以上部件得分低于正常状态时, 该储能设备的状态为最差类部件的状态, 设备健康指数 = $\min M_i$ 。

评估分值与状态的关系如表3所示。

表3 储能各部件评估分值与状态的关系

部件	85 ~ 100	75 ~ 85 (含)	60 ~ 75 (含)	60 (含) 以下
接线端子	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态
保护性外套	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态
通风孔	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态
电池	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态
电池室	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态
外观	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态
电池间的接线	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态
标识	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态

4 算例

4.1 SOH估计

在设定工况下对电池进行充放电实验, 实验对象为某型号50 A·h的锂离子动力电池。用恒温箱调节电池的环境温度, 分别为20 ℃、30 ℃和40 ℃, 用可编程充放电仪分别以0.5C、1C和1.5C倍率进行连续充放电实验, 用监控软件实时采集电池的电压和电流, 通过递推最小二乘法计算出电池内阻。本文将环境温度, 电池内阻和放电电流作为模糊神经网络算法的输入, SOH值作为算法输出, 一共采集了300组有效数据, 用Matlab建立算法模型, 采用250组数据训练模糊神经网络算法, 再用剩余的50组数据验证算法的正确性。

模糊神经网络算法中模糊分割数的选取直接影响着算法的时间和准确度, 通过多次试验, 模糊分割数最终取为7。

采用自适应遗传禁忌算法来训练网络。最大进化代数为1 000, 训练误差均方差变化曲线如图4所示。由图4可知, 算法在训练次数为465次时得到最优解, 均方差为0.03。

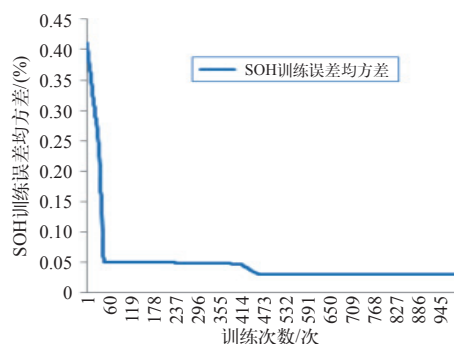


图4 SOH训练误差均方差变化曲线

表4 SOH预测值及其误差

电池内阻 / Ω	电池电流 /A	环境温度 / $^{\circ}\text{C}$	电池 SOH	预测电池 SOH	预测误差 (%)
21.2	1.1	40	95.2	94.8	0.4
23.6	1.1	40	93.5	93.4	0.1
27.1	1.1	40	91.0	91.8	0.8
30.5	1.1	40	88.5	88.2	0.3
34.2	1.1	40	86.8	87.2	0.4
45.1	1.1	40	84.3	84.1	0.2

SOH的实际值与预测值对比曲线如图5所示。从图5中可以看出，本文算法优于BP神经网络算法。图6为SOH预测误差对比曲线图，用本文算法估计的SOH预测误差在1%以内，而BP神经网络算法估计的SOH预测误差最大可达到4.3%。

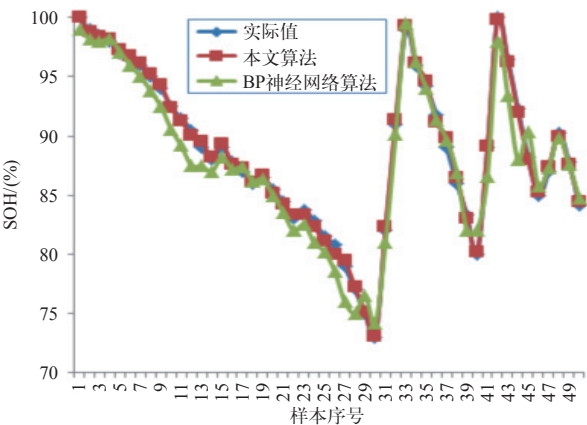


图5 SOH的实际值和预测值对比曲线图

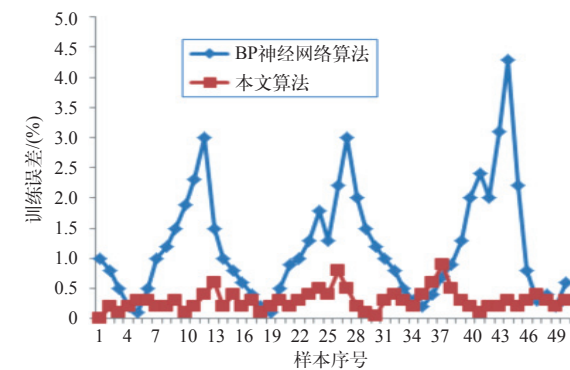


图6 SOH预测误差对比曲线图

对比上述两种算法，本文算法具有明显优势，BP神经网络算法网络结构不稳定，经常会出现局部最优解，造成学习效果不理想，相比BP神经网络算法，本文算法准确度更高，稳定性更

好，并且还可以用于SOC估计当中。

4.2 SOC估计

采用和4.1节相同的方法得到300组有效数据，将放电电流、电池电压和环境温度作为模糊神经网络算法的输入，SOC值作为算法输出。其训练误差曲线如图7所示。由图7可以看出，经过166个步长的训练，网络达到准确度要求，训练误差均方差收敛到0.01。

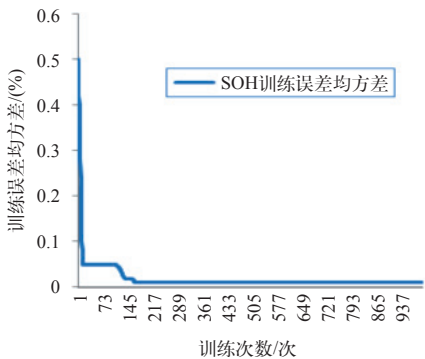


图7 SOC训练误差均方差变化曲线

SOC实际值和预测值的对比曲线如图8所示。SOC预测误差曲线如图9所示。

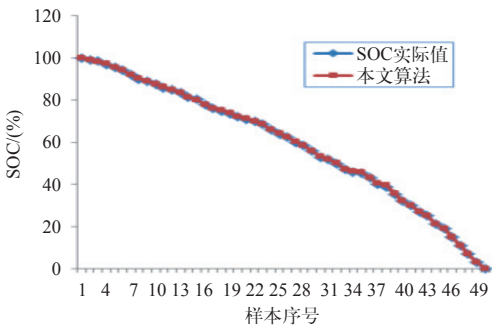


图8 SOC实际值和预测值对比曲线图

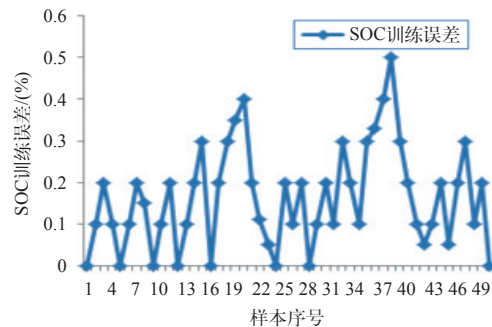


图9 SOC预测误差曲线图

4.3 状态评估

根据某地区光伏发电系统现状进行状态评估，将本文状态评估方法和评分原则应用到移动客户端，方便巡视人员现场记录。图10为手机APP储能巡视界面，该客户端具有增删改查功能，方便日后完善状态评估指标和评分原则。图10中有储能单元各部件列表，假如选择“正常”选项，表示该部件正常不扣分；若选择“异常”选项，则跳转至图11。



图10 储能单元手机APP界面



图11 储能单元接线端子异常登记表

图11为接线端子异常登记表，其中状态量和状态等级都是下拉菜单形式，可以依据现场情况进行选择。

依据某地区巡视人员对现场光伏系统储能设备打分情况，计算出各部件最后得分、设备健康指数及当前状态，如表5所示。

其中设备健康指数和当前状态可为下一步的风险评估和维修决策提供科学依据。

表5 储能单元状态评估结果

部件	最后得分	设备健康指数	当前状态
接线端子	89.55	92.833 5	正常状态
保护性外套	89.55		
通风孔	99.5		
电池	89.55		
电池室	99.5		
外观	99.5		
电池间的接线	99.5		
标识	99.5		

5 结束语

目前国内光伏发电系统渗透率越来越高，光伏系统储能设备状态评估方面却尚未有标准的评估理论和方法，本文提出了基于直接和间接测量的光伏系统储能设备状态评估方法和评分原则。首先，建立光伏系统储能设备状态评估基本模型，针对光伏系统关键储能设备间接观测量求解问题，采用了基于自适应遗传禁忌算法优化的模糊神经网络算法估计出电池的SOH和SOC；其次，提出对直接和间接观测量的打分原则；最后，提出储能设备状态评估方法，得出设备当前健康指数及状态，结果可为后续的风险评估和状态检修提供理论和数据的支持。通过实验验证了基于自适应遗传禁忌算法优化的模糊神经网络算法在SOH和SOC估计中的通用性和正确性，并在某地区验证了光伏系统储能设备状态评估方法的实用性。由于本人能力有限，文中的状态评估方法和评分原则都有待完善。

参考文献

[1] 袁浩, 屈刚, 庄卫金, 等. 电网二次设备状态监测内容探讨 [J]. 电力系统自动化, 2014, 38 (12) : 100-106.

[2] 王晓亮, 董海鹰, 任伟. 基于信息融合的750 kV 电网二次设备状态评估 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2013, 25 (1): 40-46.

[3] 郇嘉嘉. 电网设备状态检修策略的研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2012.

[4] 彭龙祥. 光伏发电并网逆变器控制策略优化研究

- [D]. 北京: 华北电力大学, 2011.
- [5] 李兵峰. 光伏阵列故障检测方法的研究 [D]. 天津: 天津大学, 2010.
- [6] 魏克新, 陈峭岩. 基于自适应无迹卡尔曼滤波算法的锂离子动力电池状态估计 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34 (3): 445-452.
- [7] Haifeng D, Xuezhe W, Zechang S. A new SOH prediction concept for the power lithium-ion battery used on HEVs [C]. Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009: 1649-1653.
- [8] 康燕琼. 纯电动汽车锂电池组健康状态 (SOH) 的估计研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- [9] Taesic Kim, Wei Qiao. Online state of charge and electrical impedance evaluation for Multicell lithium-ion batteries [C]. IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), 2013: 1-6.
- [10] Novie Ayub Windarko, Jaeho Choi. Li-pb battery SOC evaluation using extended kalman filter improved with variation of single dominant [J]. Parameter Journal of Power Electronics, 2012, 12 (1): 40-48.
- [11] 张金龙. 动力电池组SOC 估算及均衡控制方法研究 [D]. 天津: 天津大学, 2011.
- [12] 雷肖, 陈清泉. 电动车蓄电池荷电状态估计的神经网络方法 [J]. 电工技术学报, 2007, 22 (8): 155-160.
- [13] 李修亮. 软测量建模方法研究及其运用 [D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
- [14] 李佩琳. 二次设备状态评价模型与方法 [D]. 广州: 华南理工大学, 2012.
- [15] 师黎, 陈铁军. 智能控制理论及应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- [16] 朱晓冬. 基于聚类算法的T-S模糊神经网络模型的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2003.
- [17] 王赛一, 王成山. 遗传禁忌混合算法及其在电网规划中的应用 [J]. 电力系统自动化, 2004, 28 (20): 43-46.
- [18] 杨小彬, 李和明, 尹忠东, 等. 基于层次分析法的配电网能效指标体系 [J]. 电力系统自动化, 2013, 37 (21): 146-150.
- [19] 卢东亮. 配电工程质量管理研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2011.
- [20] 唐燕. 配电网设备状态检修决策研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- [21] 范帅. 配电网关键设备状态检修评估与决策支持系统研究与开发 [D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- [22] 李彪. 配网设备状态检修辅助决策系统的设计与开发 [D]. 北京: 华北电力大学, 2013.
- [23] 陈安伟. 智能电网技术经济综合评价研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2012.

(收稿日期: 2016-10-08) **EA**

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告