

DOI:10.3969/j.issn.1674-1951.2021.07.007

基于 BP 神经网络的梯次利用电池健康状态诊断

State of health estimation for echelon-used batteries based on BP neural network

李勇琦^{1,2}, 雷旗开^{1,2}, 王浩³, 华思聪³

LI Yongqi^{1,2}, LEI Qikai^{1,2}, WANG Hao³, HUA Sicong³

(1. 南方电网调峰调频发电有限公司, 广州 510630; 2. 先进储能技术联合实验室, 广州 510630;

3. 杭州高特电子设备股份有限公司, 杭州 310012)

(1. CSG Power Generation Company, Guangzhou 510630, China; 2. CSG Joint Laboratory of Advanced Energy Storage Technology, Guangzhou 510630, China; 3. Gold Electronic Equipment Incorporated Limited, Hangzhou 310012, China)

摘要:在大规模储能产业迅猛发展及退役车用动力电池数量逐年增长的背景下,阐述了梯次利用电池及其储能应用场景,以及梯次利用电池健康状态估算的重要性。介绍了影响电池健康状态的几种因素,将电池直流内阻、放电倍率及表面温度作为输入构建了 3 层反向传播(BP)神经网络。试验表明:在 30 块梯次利用电池的样本训练下,网络能够有效收敛且对梯次利用电池健康状态的计算误差在 3% 内,根据 BP 神经网络估算电池健康状态具有一定的可行性,该方法对梯次利用电池的分选以及储能应用具有重大意义。

关键词:梯次利用电池;健康状态;BP 神经网络;电池直流内阻;放电倍率;退役动力电池;锂电池;调峰调频;储能

中图分类号:TK 02:TM 911

文献标志码:A

文章编号:1674-1951(2021)07-0042-05

Abstract: In the context of rapid developing energy storage industry and the gradually increasing decommissioned power batteries for vehicles, the echelon-used batteries and their application scenarios in energy storage are introduced, and the necessity of their state of health is expounded. Influence factors for battery state of health are discussed. A three-layer BP neural network is constructed by taking battery DC resistance, discharge rate and surface temperature as inputs. Experiment results show that trained by 30 echelon-used batteries, the network can effectively converge and keep the health state estimation errors of echelon-used batteries within 3%. Estimating battery state of health of batteries with BP neural network is feasibility and of great significance in sorting as well as energy storage for echelon-used batteries.

Keywords: echelon-used battery; state of health; BP neural network; battery DC resistance; discharge rate; decommissioned power battery; lithium battery; peak regulation and frequency modulation; energy storage

0 引言

新能源产业是当前经济发展中的亮点,而逐年增长的电动汽车动力电池退役规模也成为了社会关注的焦点,退役电池的处置问题促进了新技术的发展。在此背景下,电池梯次利用技术应运而生,它可将退役电池进行改造以实现多级使用^[1]。该技术不仅能应用于典型的储能场所,有效参与电网调峰调频,还能最大程度地挖掘电池的潜力,实现电池材料的全生命周期管理^[2]。

电池梯次利用首先需要保障储能系统的可用性和安全性,这很大程度上取决于退役电池的健康

状态(State of Health, SOH),SOH 是评估电池寿命的主要依据^[3-6]。

当前退役动力电池性能与健康状态差异大,分类困难^[7]。在梯次利用电池的分选上,常规参数测试的周期较长,会消耗大量非必要的人工和时间;另外,健康状态不一致的退役电池在同一个储能系统长时间运行,电池性能会不断失衡、温升会日益加剧,从而给系统内部的稳定性埋下一定隐患。因此,须建立一种高效、快速的梯次利用电池 SOH 诊断方法^[8],强化分选能力,增强系统经济性,从而提升整个电池产业的水平,为储能系统安全性提供更多的技术支持。

1 电池健康状态的影响因素

SOH 的定义为动力电池按照一定的放电倍率

收稿日期:2021-02-22;修回日期:2021-05-15

基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFB0905300, 2018YFB0905305)

放电时,电池由充满电的状态放电到截止电压时所放出的最大容量(C_{now})与其标称容量(C_N)的比值,即

$$\text{SOH} = \frac{C_{\text{now}}}{C_N} \times 100\% \quad (1)$$

1.1 电池的极化和内阻特性

电池的内阻是电池在等效电路下的电阻,一般分为极化内阻 R_p 和欧姆内阻 R_0 。电池处于工作状态时,两电极的电位失衡, R_p 就可以看作是电池充放电时其内部极化效应的等效电阻,其值取决于电极材料及极耳等内部接触电阻等,按照具体化学反应速度上的差异又可分为电化学极化和浓度差极化。电池的 R_0 为等效电路下的直流内阻。

电池内阻并非一个恒定的数值,在充放电过程中会根据外界温度、电池荷电状态(SOC)和充放电倍率的不同而变化,一般通过数学函数形式表达,它与各影响因素存在复杂的非线性关系。电池内阻的大小代表着电池性能的优劣,其计量尺度一般为 $\text{m}\Omega$ 和 $\mu\Omega$ 。锂电池的脉冲放电电压响应如图1所示,利用欧姆定律算出具体的电阻值^[9-11]。在梯次利用电池健康状态诊断方法中, R_0 常作为评价参数。

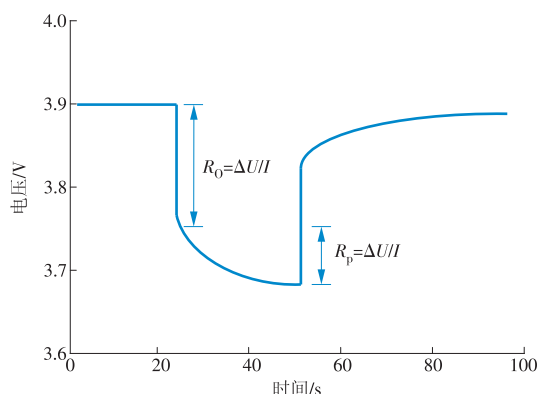


图1 锂电池脉冲放电电压响应曲线

Fig. 1 Pulse discharge voltage response curve of a lithium battery

1.2 电池的放电倍率

电池的实际容量受电池放电电流的影响。同一规格的电池即便是在相同环境条件下,用不同的充放电倍率充放电,其最终的充放电容量也会有所不同。在充放电测试中,更小充放电倍率下电池释放的能量一般更多。这是由于电池内化学反应的生成物会逐渐遍布电池内部空间,一旦以相对大的倍率放电时,生成物会于极板形成、聚集。由于电池内部结构复杂、空间尺寸紧凑,较短时间内不利于这些生成物扩散,生成物附着于极板上会干扰锂离子在两极往返,电池可充放能量减少。

图2描述了某型号锂离子电池在25℃下的放电倍率和放出容量之间的相关性,该电池的额定容

量(C)为3 350 $\text{mA}\cdot\text{h}$ 。通过图2能够看到:以小电流放电时,实际放电容量与额定容量基本一致;提高放电倍率后,实际放电容量减少,这就是所谓的倍率容量效应。那么当电池容量逐渐降低后,就会引起自恢复效应(Recovery Effect),即对其静置后,两极处的有效物质将得到恢复,使容量得到改善。

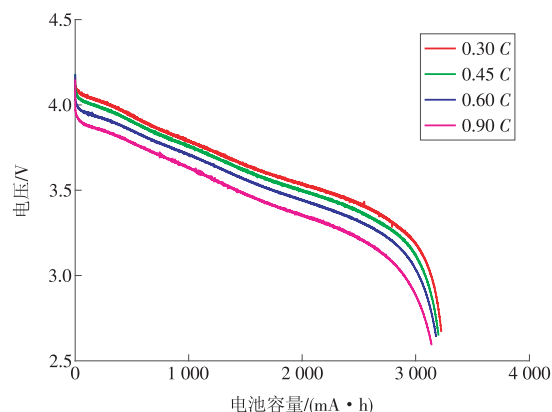


图2 25℃下某锂电池在不同放电倍率下的放电曲线

Fig. 2 Discharge curves of a lithium battery under different discharge rates at 25 °C

1.3 电池的温度

电池能量的来源是电化学反应,但是温度的变化会影响其内部金属氧化物和电解液的活性:如升温会促进电化学反应,正极的金属离子能够更快地在电解液中移动,实际表征为内阻减少,从而改善电池能量输出;而温度较低时,电化学反应弱化,金属离子在电解液中移动时所遇阻力增大,电池输出能量也就减少。长时间在高温下运作的电池其内部的析出气体会变多,导致其内部空间对外扩张,造成其表面结构的变化,加速电池老化。通常而言,锂离子电池工作温度区间是 $-20\sim 60\text{ }^{\circ}\text{C}$,而充电适宜区间为 $0\sim 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间。

图3是某常见锂离子电池在不同温度条件下按0.50 C倍率放电的电压曲线。50℃和30℃时,电池放电容量略高于标称容量(3 350 $\text{mA}\cdot\text{h}$);0℃时,电池放电容量显著下降;而处于 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时,其放出容量只有标称容量的2/3左右。

环境温度作为影响电池健康状态的因子,无法直接反映电池组在工作时各节电池内部温度变化。在较为精确的电池SOC及SOH估算中,常采用电池的表面温度作为影响因子。

2 电池健康状态的神经网络模型

2.1 反向传播(BP)神经网络的基本原理

BP神经网络算法^[12]的主旨是通过反馈误差调整模型的权值和阈值,来不断推动模型输出和期望

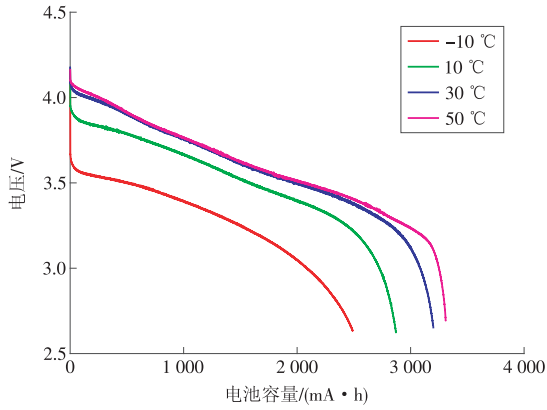


图3 不同环境温度下某锂电池在0.5 C倍率下的放电曲线
Fig. 3 Discharge curves of a lithium battery at a discharge rate of 0.5 C under different ambient temperatures

输出的趋近,从而获得理想的输出模型,如图4所示。

BP神经网络构造可分为输入、输出和隐藏3个层次:IN为输入细胞元,即为网络的输入; n 代表输入细胞元的数量; i 代表某个输入细胞元的编号; HID 为网络的隐藏节点; h 代表的是隐藏节点的数量; j 代表的是某个隐藏节点的编号; OUT 即为网络的输出; m 代表输出细胞元的数量; k 代表输出细胞元的编号; W 和 b 对应网络中的权值和阈值。神经网络法适用于各种电池及各种工况环境,对复杂系统的描述能力强。

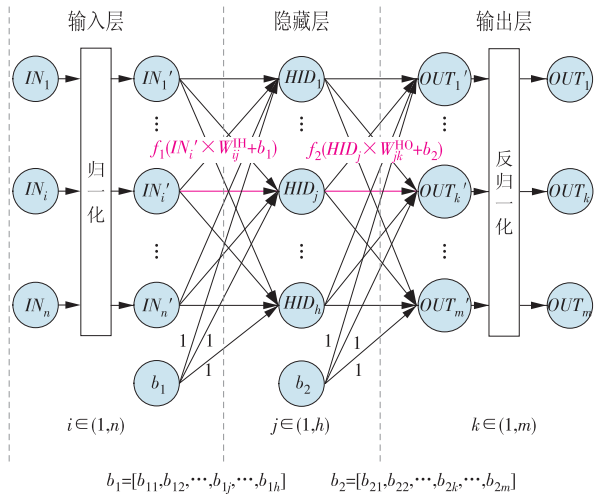


图4 BP神经网络结构

Fig. 4 Structure of the BP Neural Network

该算法包含2个部分,即网络正向传递和误差的反向传播。正向传递中,输入参数依次从左至右传递,神经元状态仅对下层神经元形成作用。一旦输出层未取得期望的输出,那么确定输出层的误差变化值,再进入反向传播,借助于网络把误差信号由原来路径作反向传递,从而矫正各层神经元权与阈值,直至误差满足期望目标^[13]。

2.2 模型的建立

电池的 R_0 是评估电子和正极金属离子于电池内部传递难易情况的重要指标,可以用来评估电池SOH以及生命周期。(1)根据电池内阻的变化预测电池健康状态是非常有效的。(2)电池的放电倍率很大程度上决定了电池容量的老化情况,当倍率增加时,放电起始电压值减小,同时电池放电电压平台期显著降低、电池可用容量下降,长期高倍率放电会对电池的SOH产生较大影响。(3)温度一般被看作是影响电池SOH的关键变量,如升温后会加快电化学反应,从而改善电池的充放电容量,但较高温条件下会促使一些不可逆反应的出现,导致电池内部活性物质丧失,影响电池的寿命和效率。目前有数据表明,高温条件下电池电极固体电解质界面膜(SEI)生成厚度增大,会导致锂离子通过膜的变慢,增加等效内阻,从而影响电池的SOH。

根据以上3个影响电池SOH的因素,确定神经网络的输入层参数,如图5所示,其中 R 为电池直流内阻; D 为电池的放电倍率; T 为电池表面温度;输出对应电池的SOH。 R' 、 D' 、 T' 为 R 、 D 、 T 归一化后的值。

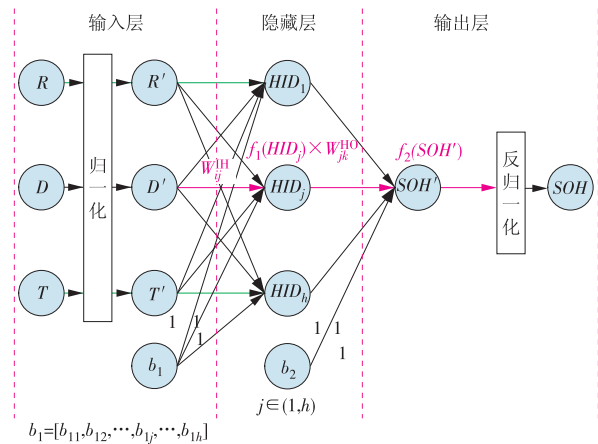


图5 电池SOH诊断模型的网络结构

Fig. 5 Network structure of the model for battery SOH estimation

网络的正向传播公式如式(2)—(8)所示:其中式(4)是输入归一化处理函数, I' 是输入神经元 I 归一化后的值;式(5)—(6)是输入层到隐藏层的传播函数, HID_j 是网络中隐藏层的输入 HID'_j 经过激活函数 f_1 激活后的值, W_{ij}^{in} 代表的是输入层中第 i 个输入细胞元连接到隐藏层中第 j 个隐藏节点的权值;式(7)是隐藏层到输出层的传播函数, SOH' 是经过激活函数 f_2 激活后的网络输出;式(8)是输出层的反归一化,将 SOH' 反归一化还原到原有的数量级上,其中 SOH_{max} 为 SOH 的最大值(100%), SOH_{min} 为 SOH 的最小值(0%)。

$$IN = [R, D, T], \quad (2)$$

$$IN' = [R', D', T'], \quad (3)$$

$$IN'_i = 2 \times \frac{IN_i - IN_{\min}}{IN_{\max} - IN_{\min}} - 1, \quad (4)$$

$$HID'_j = R' \times W_{1j}^{IH} + D' \times W_{2j}^{IH} + T' \times W_{3j}^{IH} + b_{1j}, \quad (5)$$

$$HID_j = f_1(HID'_j), \quad (6)$$

$$SOH' = f_2(HID_1 \times W_{11}^{HO} + \dots + HID_j \times W_{j1}^{HO} + \dots + HID_n \times W_{n1}^{HO} + b_{2h}), \quad (7)$$

$$SOH = \frac{(SOH' + 1)}{2} (SOH_{\max} - SOH_{\min}) + SOH_{\min}. \quad (8)$$

反向传播的过程,即是网络训练中不断调整权值、阈值,使网络最终收敛的过程^[13]。反向传播的公式如式(9)—(18);其中 W^{IH} 对应的是输入细胞元连接隐藏节点的权值; W^{HO} 对应的是隐藏节点连接输出细胞元的权值。式(9)是期望输出 SOH_T 的归一化。式(10)是误差函数,本文采用的是均方差函数(MSE);其中 E 为均方差; m 为训练集的数量。式(11)—(14)是根据链式法则求解的隐藏层到输出层的权值更新值。式(15)—(18)是输入层到隐藏层的权值更新值^[14]。

$$SOH_T' = 2 \times \frac{SOH_T - SOH_T_{\min}}{SOH_T_{\max} - SOH_T_{\min}} - 1, \quad (9)$$

$$E = \frac{1}{2 \times m} \times \sum (SOH_T' - SOH_T)^2, \quad (10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^{HO}} = \frac{\partial E}{\partial SOH'} \times \frac{\partial SOH'}{\partial (HID \times W^{HO} + b_2)} \times \frac{\partial (HID \times W^{HO} + b_2)}{\partial W^{HO}}, \quad (11)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^{HO}} = -\frac{1}{m} \times \sum (SOH_T' - SOH') \times HID \times \frac{\partial SOH'}{\partial (HID \times W^{HO} + b_2)}, \quad (12)$$

$$\Delta W^{HO} = -\frac{\partial E}{\partial W^{HO}}, \quad (13)$$

$$W^{HO'} = W^{HO} + \Delta W^{HO}, \quad (14)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^{IH}} = \frac{\partial E}{\partial SOH'} \times \frac{\partial SOH'}{\partial (HID \times W^{HO} + b_2)} \times \frac{\partial HID}{\partial HID'} \times \frac{\partial HID'}{\partial W^{IH}} \times \frac{\partial (HID \times W^{HO} + b_2)}{\partial HID}, \quad (15)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^{IH}} = -\frac{1}{m} \times \sum (SOH_T' - SOH') \times W^{HO} \times \frac{\partial SOH'}{\partial (HID \times W^{HO} + b_2)} \times IN' \times \frac{\partial HID}{\partial HID'}, \quad (16)$$

$$\Delta W^{IH} = -\frac{\partial E}{\partial W^{IH}}, \quad (17)$$

$$W^{IH'} = W^{IH} + \Delta W^{IH}. \quad (18)$$

输入层到隐藏层的激活函数选择 sigmoid 函数,

如式(19)所示。隐藏层到输出层的激活函数选择 tanh 函数,如式(20)所示,

$$f_1(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (19)$$

$$f_2(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (20)$$

2.3 模型验证

应用上述函数建立的 BP 神经网络,取 30 个梯次利用电池进行预测验证,估计健康状态与实际健康状态如图 6 所示。

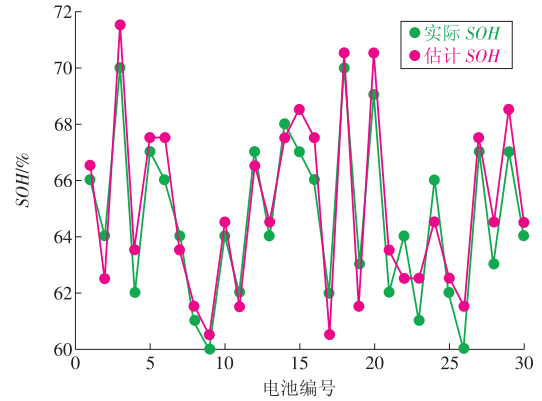


图6 神经网络估算与实际结果

Fig. 6 Comparison of neural network estimation results and measured results

由图 6 可知,采用神经网络模型预测的 SOH 绝对误差均在 3% 以内,说明采用电池直流内阻、放电倍率及表面温度作为输入的神经网络可以较为准确地估算梯次利用电池的健康状态^[16]。

3 结论

针对电动汽车大规模退役的问题,对动力电池的现状、梯次利用技术及梯次利用电池 SOH 诊断的困难进行了说明。影响动力电池 SOH 的主要因素有电池直流内阻、放电倍率、温度,将以上 3 个因素作为输入,构建了 3 层 BP 神经网络。通过试验表明,该网络能够有效收敛且对梯次利用电池健康状态进行准确评估,计算误差在 3% 内。根据 BP 神经网络估算 SOH 具有一定的可行性,该方法可为梯次利用电池的分选提供借鉴。

参考文献:

- [1] 李建林,修晓青,刘道坦,等.计及政策激励的退役动力电池储能系统梯次应用研究[J].高电压技术,2015,41(8): 2562-2568.
- LI Jianlin, XIU Xiaoqing, LIU Daotan, et al. Research on second use of retired electric vehicle battery energy storage system considering policy incentive [J]. High Voltage

- Engineering, 2015, 41(8): 2562–2568.
- [2] 王兴兴, 孙建桥, 陈明. 储能火电联合调频系统设计与研究[J]. 华电技术, 2020, 42(4): 72–76.
- WANG Xingxing, SUN Jianqiao, CHEN Ming. Design and research on energy storage and thermal power combined frequency modulation systems [J]. Huadian Technology, 2020, 42(4): 72–76.
- [3] 李建林, 李雅欣, 吕超, 等. 退役动力电池梯次利用关键技术及现状分析[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(13): 172–183.
- LI Jianlin, LI Yaxin, LYU Chao, et al. Key technology and research status of cascaded utilization in decommissioned power battery [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(13): 172–183.
- [4] 孙冬, 许爽. 梯次利用锂电池健康状态预测[J]. 电工技术学报, 2018, 33(9): 2121–2129.
- SUN Dong, XU Shuang. State of health prediction of second-use lithium-ion battery [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(9): 2121–2129.
- [5] 吴盛军, 袁晓冬, 徐青山, 等. 锂电池健康状态评估综述[J]. 电源技术, 2017, 41(12): 1788–1791.
- WU Shengjun, YUAN Xiaodong, XU Qingshan, et al. Review on lithium-ion battery health state assessment [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2017, 41(12): 1788–1791.
- [6] 黄业伟. 电动汽车锂离子动力电池健康状态估计方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2014.
- [7] 朱国才, 何向明. 废旧锂离子动力电池的拆解及梯次利用[J]. 新材料产业, 2017(9): 43–46.
- [8] 郑志坤, 赵光金, 金阳, 等. 基于库仑效率的退役锂离子动力电池储能梯次利用筛选[J]. 电工技术学报, 2019, 34(S1): 388–395.
- ZHENG Zhikun, ZHAO Guangjin, JIN Yang, et al. The reutilization screening of retired electric vehicle lithium-ion battery based on coulombic efficiency [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S1): 388–395.
- [9] 徐晶. 梯次利用锂离子电池容量和内阻变化特性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
- [10] DUBARRY M, LIAW B Y. Identify capacity fading mechanism in a commercial LiFePO_4 cell [J]. Journal of Power Sources, 2009, 194(1): 541–549.
- [11] 李晓宇, 徐佳宁, 胡泽徽, 等. 磷酸铁锂电池梯次利用健康特征参数提取方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(1): 9–16.
- LI Xiaoyu, XU Jianing, HU Zehui, et al. The health parameter estimation method for LiFePO_4 battery echelon use [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1): 9–16.
- [12] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278–2324.
- [13] XI Z M, DAHMARDEH M, XIA B, et al. Learning of battery model bias for effective state of charge estimation of lithium-ion batteries [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2019, 68(9): 8613–8628.
- [14] XU X L, MI J F, FAN M S, et al. Study on the performance evaluation and echelon utilization of retired LiFePO_4 power battery for smart grid [J]. Journal of Cleaner Production, 2019(213): 1080–1086.
- [15] ZHAO R X, KOLLMAYER P, LORENZ R D, et al. A compact methodology via a recurrent neural network for accurate equivalent circuit type modeling of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(2): 1922–1931.
- [16] SARASKETA-ZABALA E, GANDIAGA I, RODRIGUEZ-MARTINEZ L M, et al. Calendar ageing analysis of a LiFePO_4 /graphite cell with dynamic model validations: Towards realistic lifetime predictions [J]. Journal of Power Sources, 2014(272): 45–47.

(本文责编: 陆华)

作者简介:

李勇琦(1979—), 男, 广东乐昌人, 正高级工程师, 工学硕士, 从事电池储能技术研究与应用的相关工作(E-mail: 253432239@qq.com)。