基于传感数据滤波的退役动力 电池梯次利用

陈宇乾,王子赟*,王 艳,纪志成

江南大学物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏 无锡

收稿日期: 2022年3月21日: 录用日期: 2022年4月19日: 发布日期: 2022年4月28日

摘要

目前,动力电池的回收利用主要包括两种方法,即报废拆解与梯次利用。梯次利用可以将动力电池回收从单体电池的拆解,发展成为电池组及电池包的回收使用,从而达到物尽其用的效果。基于传感数据对电池进行状态估计,根据电池容量的衰减程度的不同,将退役电池划分成不同组别,基于此进行针对性地回收利用。

关键词

退役动力电池,滤波,梯次利用

Echelon Use of Retired Power Battery Based on Sensor Data Filtering

Yuqian Chen, Ziyun Wang*, Yan Wang, Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu

Received: Mar. 21st, 2022; accepted: Apr. 19th, 2022; published: Apr. 28th, 2022

Abstract

Recently, the recycling of power battery mainly includes two methods, namely scrap disassembly and echelon use. Echelon use can develop the power battery recycling from the dismantling of sin-

______ *通讯作者。

文章引用: 陈宇乾, 王子赟, 王艳, 纪志成. 基于传感数据滤波的退役动力电池梯次利用[J]. 传感器技术与应用, 2022, 10(2): 285-290. DOI: 10.12677/jsta.2022.102035

gle battery to the recycling and use of battery module and battery pack, so as to achieve the effect of making full use of everything. Based on the sensor data, the state of the battery was estimated. According to the different attenuation degree of the battery capacity, the retired battery was divided into different groups, based on which the targeted recycling was carried out.

Keywords

Retired Power Battery, Filter, Echelon Use

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/



Open Access

1. 引言

近年来,电动汽车因其节约能源、环保等优点,电动汽车的生产和市场在全世界范围内大幅度增长。 当动力电池的容量降到 80%以下时,将认为这个电池不再适合继续作为电动汽车的动力电池使用[1]。在 不久的将来,将有大量的电动汽车电池面临着退役。电池制造商和地方政府将面临巨大的回收和处置压 力,如何合理处理退役动力电池将成为一大难题。

由于退役的动力电池的一致性很差,所以它们不能直接梯次利用。这些不可避免的不一致性严重损害了动力电池在能量密度、耐久性和安全性方面的整体性能,易产生过早老化、热失控、爆炸等风险[2]。因此,在梯次利用之前,应将退役的动力电池进行分类,以减少短板效应对整个电池组的不利影响。电池分选是将合格的电池与损坏的电池分离开来,从而保证电池的可靠性和安全性,进而将电池重新组合成块、模块化、封装。

当今世界上已经开展了各项退役电池梯次利用的实验和研究,美国国家可再生能源实验室的 Jeremy Neubauer 等进行了纯电动汽车和插电式混合动力汽车退役的动力电池梯次利用项目的研究。Tong 等介绍了梯次利用锂离子动力电池在光伏发电系统中的应用。Lacey 等介绍了梯次利用动力电池在电网峰值负载抑制中的应用。高震等[3]提出了退役锂离子电池梯次利用状态区间划分方法。王红美等[4]提出了基于 K-means 聚类的退役动力电池梯次利用分选方法。

2. 退役动力电池梯次利用方案

动力电池是由多个单体电池串并联组成,随之动力电池的使用,电池包中的电池单体之间的不一致 性会越发增大。电池间的不一致性使得动力电池的再利用不能简单地以电池包为单位进行,而是将电池 组拆解成单个电池,按一定标准分选之后进行梯次利用。

目前衡量电池老化的方式有基于容量衰减的方法,基于特征参数的方法和基于数据驱动的方法等, 其原理和优缺点见表 1。

结合科技、经济等各方面考虑,采用基于容量衰减的方法是符合经济要求和实际操作可行性的。

电池健康状态(*SOH*)是衡量电池老化程度的重要指标,由电池容量表征,可以作为退役动力电池分选的标准。退役动力电池组梯次利用的具体方案见表 2。

3. 动力电池 SOH 检测方法

现有的状态估计方法,卡尔曼滤波和 H∞估计是最常用的两种方法。在卡尔曼滤波中,通常需要假设

偏差的概率分布是已知的;在 H∞估计中,需要假设偏差的能量是有界的。但实际上,电池系统中的偏差通常是未知但有界的。集员估计方法可以处理未知但有界不确定性条件下的估计问题[5]。

Table 1. Comparison between battery aging analysis methods 表 1. 电池老化分析方法对比

电池老化程度预测 方法	原理	优点	缺点
基于容量衰减	电池循环过程中电化学结构及 材料的老化衰退机理。	避免测量电池内部难以测 量的物理量。	实验数据基数大,实验周 期较长。
基于特征参数	采用电池某些特征因素的变化 来表征电池老化程度。	阻抗值能较精确反映电池 寿命变化特征。	阻抗值测量需专用仪器, 且需离线测试,难以实现 在线监测。
基于经验数据	基于测试数据的经验模拟手段。	简单实用,可实现电池寿命 的在线辨识。	忽略了电池内部的物理化 学反应和机理,准确性低。
基于深度学习	对于电池不确定建模,通过大量 数据样本进行神经网络学习。	能实时在线监测电池状态, 预测一类电池的未来使用 情况	实验数据基数大,学习成 本高,经济性差

Table 2. Steps of utilization for retired power battery **麦 2.** 退役动力电池梯次利用步骤

退役动力电池梯次利用方案

步骤一:根据退役电池外包装进行分选,外包装有破损的电池不进行 SOH 检测,进行报废处理,外包装完好的电池包进行下一步骤回收。

步骤二:检测电池组中每个单体电池的老化程度,即根据算法检测电池的 SOH 值。

步骤三:根据检测结果,结合电池回收利用标准,对检测后的单体电池进行分选回收利用。 电池分选标准如下:

- 1. 电池健康状态 SOH 大于 80%。这一类电池满足电动汽车使用要求,可以作为正常能源电池被使用。
- 2. 电池健康状态 SOH 处于 60%~80%。这一类电池可以进行梯次利用,重组成电池组,可用于储能、通信基站、太阳能、低速电动车等方面。
- 3. 电池健康状态 SOH 衰减至 20%~60%。这类电池可以作为单体电池使用, 串并联后用在微电网等领域。
- 4. 电池健康状态 *SOH* 衰减 20%以下。这类电池已经不可以再工作,进行报废处理,提取回收其中的零件和稀有化学成分。

基于动力电池的 SOH 模型, 定义如下的离散状态空间方程:

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + \gamma_k \\ y_k = Cx_k + \varepsilon_k \end{cases}$$
 (1)

其中, $x_{k+1} = SOH_{k+1}$ 是 SOH 模型的状态向量, $y_k = d_k$ 是 SOH 模型的输出向量,A 为常量, $C = \frac{\eta I \Delta T}{SOH_{k-1}^2}$ 。

在设计全对称多胞体之前, 先给出一些定义和定理:

定义: 己知向量p和向量集 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_m\} \in R^{n \times m}$,m > n。全对称多胞体 \mathcal{Z} 为:

$$\mathcal{Z} = \mathbf{p} + \sum_{i=1}^{m} \alpha_{i} \mathbf{g}_{i} = \mathbf{p} \oplus G \mathbf{B}^{m} \triangleq \langle \mathbf{p}, G \rangle$$
 (2)

其中, $-1 < \alpha_i < 1$,p是多胞体的中心,G是形状矩阵, \mathbf{B}^m 是超立方体

定理: 给定多胞体 $\mathcal{Z}=p\oplus G\mathbf{B}^r\subset R^n$ 和带状空间 $\mathcal{S}=\left\{x\in R^n:\left|\mathbf{c}^{\mathrm{T}}x-d\right|\leq\sigma\right\}$,存在一个带有参数 λ 的

多胞体和带状空间的交集:

$$\overline{\mathcal{Z}} \cap \mathcal{S} \subseteq \mathcal{Z} = p \oplus GB^{r+1} \tag{3}$$

$$p = \overline{p} + \lambda \left(d - c^{\mathsf{T}} \overline{p} \right)$$

$$G = \left[\left(I - \lambda c^{\mathsf{T}} \right) \overline{G} \quad \sigma \lambda \right]$$
(4)

当取得最小迹多胞体时,

$$\lambda = \frac{\overline{G}\overline{G}^{\mathrm{T}}c}{c^{\mathrm{T}}\overline{G}\overline{G}^{\mathrm{T}}c + \sigma^{2}}$$
 (5)

针对 SOH 的模型,设计全对称多胞体滤波器。该算法分为预测步和更新步两步。

1) 预测步

假设k时刻的状态向量对应的全对称多胞体:

$$x_k \in \mathcal{Z}_k = p_k \oplus G_k \mathbf{B}^m = \langle p_k, G_k \rangle \tag{6}$$

第 k+1 时刻的状态向量 x_k 预测集为

$$\overline{\mathcal{Z}}_{k} = \left\langle \overline{p}_{k}, \overline{G}_{k} \right\rangle \tag{7}$$

$$\overline{p}_{k+1} = Ap_k = SOH_k$$

$$\overline{G}_{k+1} = \begin{bmatrix} AG_k & F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_k & 1 \end{bmatrix}$$
(8)

其中 F 是扰动 γ 的形状矩阵。

根据k+1时刻系统输出变量构造带状空间:

$$S = \left\{ x_{k+1} \in \mathbb{R}^n : \left| C x_{k+1} - y_{k+1} \right| \le \tilde{\varepsilon} \right\}$$

$$\tag{9}$$

2) 更新步

求状态预测集和带状空间的交集,可得到 k+1 时刻系统的状态估计范围。为了进行求解,现引入如下定理。

根据定理可知,存在全对称多胞体 \mathcal{Z}_{k+1}

$$p_{k+1} = \overline{p}_{k+1} + \lambda \left(y_{k+1} - C \overline{p}_{k+1} \right)$$

$$G_{k+1} = \left[\left(I - \lambda C \right) \overline{G}_{k+1} \quad \varepsilon_k \lambda \right]$$
(10)

基于 SOH 的模型,可以得到 $\varepsilon_k = d_k - SOC_k + SOC_{k-1} - \frac{\eta I\Delta T}{SOH_{k-1}^2}$ 。

结合全对称多胞体的算法,可得到状态估计区间

$$\begin{cases} x_{k+1}^{+}(i) = p_{k+1}(i) + \sum_{j=1}^{s} |G_{k+1}(i,j)|, i = 1, \dots, n \\ x_{k+1}^{-}(i) = p_{k+1}(i) - \sum_{j=1}^{s} |G_{k+1}(i,j)|, i = 1, \dots, n \end{cases}$$
(11)

由于 SOH 模型是一维模型,此区间算法可以简化为如下形式:

$$\begin{cases} SOH_{k}^{+} = \overline{p}_{k} + \sum_{j=1}^{2k+1} \left| \overline{G}_{k} \left(j \right) \right| \\ SOH_{k}^{-} = \overline{p}_{k} - \sum_{j=1}^{2k+1} \left| \overline{G}_{k} \left(j \right) \right| \end{cases}$$

$$(12)$$

4. 电池容量衰减程度检测

梯次利用是基于电池健康状态检测进行的,因此,*SOH* 值的精确检测是重中之重。检测 *SOH* 的方法主要通过内阻或容量间接测得,而电池内阻受温度影响较大,随着电池工作放出大量的热,会对 *SOH* 测量结果造成较大影响,因此,选用容量检测更加精确。

当选用电池容量作为健康特征参数时,表达式如下:

$$SOH = \frac{Q}{Q_{V}} \times 100\% \tag{13}$$

其中,Q表示电池此时的容量, Q_N 表示电池初始时刻的容量。

结合电池本身的电化学特性,可以得到 SOH 的状态空间方程:

$$\begin{cases} SOH_{k+1} = SOH_k + \gamma_k \\ d_k = SOC_k - SOC_{k-1} + \frac{\eta I \Delta T}{SOH_k} + \varepsilon_k \end{cases}$$
(14)

其中, d_k 表示电池组中单体电池电压和平均电压之间的差值, η 表示电池的库伦效率, ΔT 表示采样时间, SOC_k 和 SOC_{k-1} 分别表示 k 时刻和 k-1 时刻的 SOC 值, γ_k 和 ε_k 分别是未知但有界的扰动和测量噪声。

当前技术水平下的传感器系统正向着微小型化、智能化、多功能化和网络化的方向发展。传感器在资源探测,海洋,环境监测,安全保卫,医疗诊断,家用电器,农业现代化,等领域都有广泛利用。当今的传感器技术已越加成熟,使用传感器能够有效可靠地采集电池 *SOC* 及其他方面数据。

对电池检测时,需要进行多次电池充放电实验,而电池的荷电状态(*SOC*)在电池充放电过程中会发生较大变化,因此,实时观测电池的荷电状态十分重要。同时,上述状态方程要求已知初始的 *SOH* 值,这些都可以通过传感器检测得到。

5. 仿真示例

电池系统本身存在各种微小的扰动,而全对称多胞体算法针对此类存在未知但有界噪声的系统有更好的滤波效果。通过传感器观测已知初始时电池的 *SOH* 值,在对电池进行充放电实验时,全对称多胞体算法能够实时检测电池的 *SOH* 值,如图 1 所示。

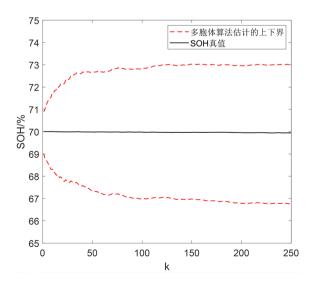


Figure 1. Detection curves of *SOH* for battery 图 1. 电池 *SOH* 状态检测曲线

6. 结论

本文基于传感数据滤波理论,提出了对退役动力电池进行拆解分选的梯次利用方案。本文使用电池容量而不是内阻表征电池老化程度,能够有效消除电池放电过程中放热造成的影响。同时,全对称多胞体算法能够减少电池系统中未知的扰动,使得对电池 *SOH* 的检测具有更好的精确性和鲁棒性。

本文根据电池使用标准,提出了一系列梯次利用方案,能够最大程度地利用资源,保护环境,提高动力电池的能源利用率和使用寿命。随着电动汽车行业的快速发展,对动力电池的要求会越来越高,如何合理地利用动力电池是重中之重。

参考文献

- [1] Zhang, J.Y., Shi, Y.J., Zheng, Y.D., Jiang, H., Lei, B. and Yuan, Z.Y. (2021) Study on PCS Topology of Large Capacity Energy Storage System Based on Retired Power Battery Reuse. *The* 10th Renewable Power Generation Conference, Online Conference, 14-15 October 2021, 1004-1009.
- [2] 朱广燕, 刘三兵, 海滨, 陈效华. 动力电池回收及梯次利用研究现状[J]. 电源技术, 2015, 39(7): 1564-1566.
- [3] 高震, 张新慧, 颜勇, 彭克. 退役锂离子电池梯次利用状态区间划分[J]. 电池, 2021, 51(2): 209-213.
- [4] 王红美, 刘建利. 基于 K-means 聚类的退役动力电池梯次利用分选方法[J]. 电子技术与软件工程, 2021(7): 225-226.
- [5] Wang, Y., Wang, Z., Puig, V. and Cembrano, G. (2019) Zonotopic Set-Membership State Estimation for Discrete-Time Descriptor LPV Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 64, 2092-2099. https://doi.org/10.1109/TAC.2018.2863659