



等效循环电池组剩余使用寿命预测

李练兵 季亮 祝亚尊 王志江 嵇雷

Investigation of RUL prediction of lithium-ion battery equivalent cycle battery pack

LI Lian-bing, JI Liang, ZHU Ya-zun, WANG Zhi-jiang, JI Lei

引用本文:

李练兵, 季亮, 祝亚尊, 王志江, 嵇雷. 等效循环电池组剩余使用寿命预测[J]. 工程科学学报, 2020, 42(6): 796–802. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2019.07.03.003

LI Lian-bing, JI Liang, ZHU Ya-zun, WANG Zhi-jiang, JI Lei. Investigation of RUL prediction of lithium-ion battery equivalent cycle battery pack[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2020, 42(6): 796–802. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2019.07.03.003

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.07.03.003>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

3D打印锂离子电池正极的制备及性能

Preparation and performance of 3D-printed positive electrode for lithium-ion battery

工程科学学报. 2020, 42(3): 358 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.10.09.006>

基于融合模型的锂离子电池荷电状态在线估计的研究

Research on on-line estimation of charged state of lithium-ion battery based on fusion model

工程科学学报. 优先发表 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.09.20.001>

锂离子电池安全性研究进展

Research progress on safety of lithium-ion batteries

工程科学学报. 2018, 40(8): 901 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2018.08.002>

具有微米纤维碳的硅/石墨/碳复合材料的制备及在锂离子电池中的应用

Preparation of silicon/graphite/carbon composites with fiber carbon and their application in lithium-ion batteries

工程科学学报. 2019, 41(10): 1307 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.06.08.001>

微热管阵列应用于锂电池模块的散热实验

Experiment on heat dispersion of lithium-ion battery based on micro heat pipe array

工程科学学报. 2018, 40(1): 120 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2018.01.015>

纯电动车用锂离子电池发展现状与研究进展

Development status and research progress of power battery for pure electric vehicles

工程科学学报. 2019, 41(1): 22 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.01.003>

等效循环电池组剩余使用寿命预测

李练兵¹⁾, 季 亮^{1)✉}, 祝亚尊¹⁾, 王志江²⁾, 嵇 雷²⁾

1) 河北工业大学人工智能与数据科学学院, 天津 300130 2) 风帆有限责任公司, 保定 071000

✉通信作者, E-mail: 1561013191@qq.com

摘 要 电动汽车以零污染、零排放等优点成为新能源汽车中最具有发展潜力的对象, 锂离子电池作为其动力来源, 科学准确地预测其剩余使用寿命是决定电动汽车性能的重要因素。本文研究等效循环电池组在等效循环工况、不同循环次数时, 锂离子电池电压随着放电时间的变化曲线。通过分析不同循环次数下导函数在等效特征点处的斜率变化规律, 建立锂离子电池等效循环工况下的寿命退化曲线。选取 NASA 等效循环电池组和自测 JZ 等效循环电池组, 将放电初期和放电后期曲线与特定斜率直线交点作为等效循环寿命预测的等效特征点, 根据这两组特征点分别建立退化模型 Mini 和 Mlat。最后选取等效循环电池组内的其他电池进行锂离子电池等效循环寿命预测的验证。通过锂离子电池测试数据集验证其预测精度较高, 稳定性较好, 具有较强的应用价值。

关键词 锂离子电池; 等效循环电池组; 等效特征点; 剩余使用寿命; 循环次数

分类号 TM911.3

Investigation of RUL prediction of lithium-ion battery equivalent cycle battery pack

LI Lian-bing¹⁾, JI Liang^{1)✉}, ZHU Ya-zun¹⁾, WANG Zhi-jiang²⁾, JI Lei²⁾

1) School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

2) Fengfan Co., Ltd., Baoding 071000, China

✉ Corresponding author, E-mail: 1561013191@qq.com

ABSTRACT The depletion and environmental pollution associated with traditional fossil energy sources has generated great interest in the development of new energy. Among the kinds of new-energy batteries, lithium-ion batteries have the advantages of small size, high energy density, a long life cycle, zero emissions, and no pollution. These batteries are widely used in many industries and fields, including vehicles. Currently, assessments of the health status of lithium-ion batteries have become a hot research topic. The lithium-ion battery has complex electrochemical characteristics and its capacity tends to degrade with cyclic charges and discharges. When its capacity degrades to the failure threshold (usually 70%–80% of rated capacity), the life of lithium ion battery is considered to have reached an end. Therefore, investigations to better predict the remaining useful life of a lithium-ion battery can help to improve system reliability and prevent accidents. Battery-system health evaluations have important research and application value. In this study, the voltage change curves of the lithium-ion battery were investigated with discharge time under equivalent cycle conditions and different cycle times. By analyzing the slope change rule of the derivative function at an equivalent characteristic point for different cycle times, the life degradation curves of the lithium-ion battery under equivalent cycle conditions were established. Using the NASA and self-test JZ equivalent cycle batteries, the intersection point of the specific-slope straight line and curve at early and late stages of discharge was taken as the equivalent feature points for predicting the equivalent cycle life. Based on these two groups of feature points, Mini and Mlat degradation models were established, respectively. To verify this method, other batteries in the equivalent-cycle battery pack were tested. The results of the test data set validate the prediction accuracy and stability, which has strong application value.

KEY WORDS lithium ion battery; equivalent cycle battery pack; equivalent feature point; remaining useful life; cycles

收稿日期: 2019–07–03

基金项目: 河北省重点研发计划资助项目(20312102D, 20314301D)

锂离子电池是一种先进的绿色储能电池,具有比能量高、自放电率低、安全性高、循环寿命长、污染小等优点^[1]。锂离子电池作为新能源汽车的重要能量来源优势明显,但其在纯电动车的应用上存在很多限制因素,包括续航里程低、充放电时间长、使用寿命有限^[2-4]等,这些缺点影响锂离子电池的性能^[5]。另外,锂离子电池自身存在性能退化问题^[6],使用不当可能会引发电设备发生故障^[7],甚至危及人身以及财产安全。因此,有必要时刻监测或者定期检查锂离子电池健康状态,避免电池失效或使用不当等行为带来的不可逆转破坏^[8-10]。综上所述,高效率利用锂离子电池已储存电量、合理规划充放电时间、准确预测锂离子电池剩余使用寿命(Remaining useful life, RUL)、减少不当操作对电池造成的不必要损害显得尤为关键^[11-14]。

文献[15]基于电池失效数据,应用数学统计方法进行健康因子退化统计,预测锂离子电池剩余使用寿命。文献[16]根据相关向量机在保证预测精度的情况下计算量小的优点,选取NASA提供数据的卫星锂离子电池数据,进行剩余使用寿命预测。文献[17]使用的是一种RAM算法,为了降低全寿命周期内数据采集过程中不可避免的误差,采用了小波算法对数据集先进性降噪处理,然后重构健康因子,最后利用非线性映射进行锂离子电池间接RUL预测。文献[18]提出锂离子电池作为高度非线性模型,使用高斯回归和贝叶斯法则实现状态参数实时测量,得到电池剩余使用寿命。文献[19]应用统计学方法中最大似然估计锂离子电池寿命的概率分布,再根据容量退化模型,实现剩余寿命预测。

本文将锂离子电池在标准(1C、2C等)恒流放电这一过程定义为等效循环工况。同种型号的多个锂离子电池,在等效循环工况下的循环充放电过程,称为等效循环电池组。等效循环电池组在等效循环工况下的剩余使用寿命称为等效循环寿命。选取NASA和自测JZ两个系列的等效循环电池组作为对比进行实验,研究不同充放电倍率下等效循环电池组RUL预测,使用Matlab仿真验证等效循环寿命退化曲线预测精度。

1 数据集

为增强本文预测算法的权威性,使用美国航空航天局卓越故障预测研究中心NASA Ames公布的市售18650型B5、B6和B7锂离子电池循环充放电数据集。在恒温箱内对锂离子电池进行充

电、放电操作,并记录监测数据^[20](电池电压、电池电流、电池温度、充电器电流、充电器电压以及数据采集时间)。具体实验步骤如下:

1)恒流恒压充电过程:首先以1.5 A(0.75C)恒定电流对锂离子电池充电至其电压升至4.2 V,接着保持4.2 V的恒定电压充电至其电流下降至20 mA,停止充电,静置。

2)恒流放电过程:以2 A的恒定电流进行放电,至锂离子电池的电压分别降至2.7和2.5 V。

重复上述充电和放电过程,致使电池快速发生老化。本文选择锂离子电池失效阈值(End of life, EOL)为70%,即实际容量下降至额定容量的70%,此时认定该锂离子电池失效(以B5电池为例, $1.89 \times 70\% = 1.325 \text{ A} \cdot \text{h}$)。

为扩大锂离子电池RUL预测的适用范围,选取某公司18650型2200 mA·h锂离子电池JZ,使用优动能电池充放电测试仪来进行循环充放电实验。为防止电池温度变化对电池寿命预测过程造成影响,本实验在恒温箱内完成。但相对于NASA电池,测试过程略有变化。设置循环工步具体如下:

(1)恒流恒压充电过程:以0.5C恒定电流对锂离子电池进行充电,当电压逐渐上升至最高限定电压 $E_{\max} = 4.2 \text{ V}$ 时,再保持最高限定电压 $E_{\max}$ 进行恒压充电过程,当恒压充电过程中电流下降为最低限定电流 $I_{\min} = 0.1 \text{ A}$ 时,充电过程结束。下一步将电池静置2 h,实时监测并记录恒流恒压充电过程和静置过程电压 E 、电流 I 、时间 t 等参数的数据。

(2)恒流放电过程:选取1C恒定电流对电池进行循环放电,当电池电压从最高限定电压 $E_{\max}$ 下降到最低限定电压 $E_{\min}$ 时,放电过程结束。继续将电池静置2 h,实时监测并记录恒流放电过程和静置过程相关参数的数据。

使用JZ系列三节电池(JZ-1, JZ-1和JZ-3)同时进行上述循环充放电过程,直到电池实际容量下降到标称容量的70%,称这一时刻容量值为锂离子电池失效阈值点。

2 锂离子电池RUL预测

在实际使用过程中,锂离子电池的全寿命周期内的循环充放电数据并不能在线全部记录下来,导致所使用的数据在实际RUL预测应用中并不容易获取,这就造成了根据神经网络算法等预测的RUL虽然精确度高,但是应用范围却具有局限性^[21]。

本文选取两个系列等效循环电池组,使用组内一节电池数据建立等效循环电池组退化曲线,使用

组内另外两节电池数据进行退化曲线精度验证。

锂离子电池随着循环次数的增加, 放电时间和电压曲线如图 1 所示。本文首先对数据进行了最小值极差规范化处理, 如图 2 所示。由图 2 得出, 锂离子电池在不同循环充放电过程中, 随着循环次数的进行, 放电过程的曲线轮廓大致相同, 但在特定电压值点处, 放电时间的变化量与电压变化量的比值, 即放电时间斜率变化具有较大差异, 将特定电压值点定义为等效特征点。有研究学者在进行 RUL 预测时, 使用的是 DV 曲线, 即放电电荷的变化量与电压变化量的比值, 使用 DQ/DV 表示。本文所研究的锂离子电池恒流放电过程, 根据电荷量的定义 $\Delta Q = I\Delta t$ 可知, 所以本文所研究放电时间斜率问题(即等压降放电时间对电压求导, 记作 DT/DV)与 DV 曲线预测 RUL 过程本质相同。综上所述, 本文主要研究在不同循环次数时, 等压降放电时间与电压曲线的一阶导函数在等效特征点处斜率变化规律, 进而建立锂离子电池不同等效循环工况下的退化曲线, 实现等效循环电池组内电池等效循环寿命预测。

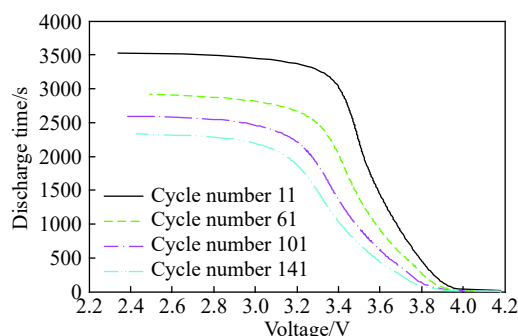


图 1 B6 电池等压降放电时间-电压曲线图

Fig.1 Curves of discharge time and voltage of B6 battery with constant voltage drop

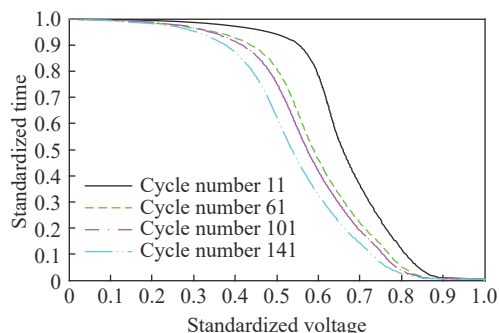


图 2 B6 电池数据处理后等压降放电时间-电压曲线图

Fig.2 Curves of discharge time and voltage of B6 battery with constant voltage drop based on data processing

2.1 锂离子电池退化曲线建立

选取 NASA B5、B6 和 B7 3 节电池为等效循

环电池组, 任意选取 B6 电池不同循环次数的数据, 要求覆盖锂离子电池全寿命周期的跨度范围, 选择 B6 电池的循环次数 11、61、101 和 141 建立退化曲线, 再选取自身(B6)、B5 和 B7 电池的任意循环次数进行误差验证。为了研究不同循环次数处, 放电时间和电压曲线的一阶导函数在特定点处斜率变化规律, 使用插值法并进行滤波得出放电时间导函数如图 3 所示。根据图 3 中曲线的特征, 斜率 $k=-1$ 时锂离子电池在不同循环次数处的导函数差异较大, 且几条曲线几近平行, 所以选取 $k=-1$ 为 B6 电池建立退化曲线的等效特征点。在图 3 中, $k=-1$ 这条直线与放电初期和放电后期交点电压具有相似的变化, 所以选取放电初期和放电后期的数据, 建立退化模型 Mini 和 Mlat, 根据 NASA 等效循环电池组的不同循环次数放电过程数据模型 Mini 和 Mlat 的精度。

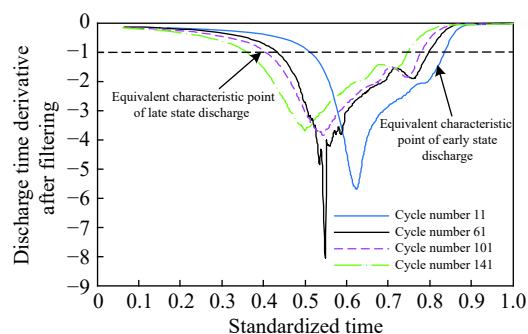


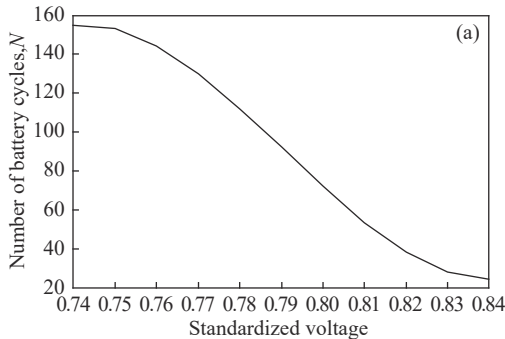
图 3 B6 电池滤波后时间导函数曲线图

Fig.3 Time derivative curves of B6 battery after filtering

由图 3 可以看出, 随着循环次数的增多, 导函数放电初始阶段交点和放电后期交点依次向左移动, 即交点处电压值与循环次数呈现单调变化, 因此, 可以建立交点处的电压值与对应的循环次数的曲线图。根据滤波后曲线斜率 $k \in (-1.25, -0.75)$ 时, 不同循环次数所对应的放电时间导函数变化特征相似, 故选取放电前期和放电后期两组特征点作为预测依据。选取斜率 $k=-1$ 时, 求出对应循环次数所对应规范化电压值。图中右侧交点代表放电初期, 左侧交点代表放电后期, 分别用两组等效特征点来建立锂离子电池退化曲线模型, 并对比精度高低, 从而预测出更精确的等效锂离子电池剩余使用寿命。

在图 3 中, 待求取的等效循环电池组寿命退化曲线经过的放电初期的交点包括: $A_1(0.8359, 11)$ 、 $A_2(0.7986, 61)$ 、 $A_3(0.7786, 101)$ 和 $A_4(0.7472, 141)$, 经过放电后期的交点包括: $B_1(0.5152, 11)$ 、 $B_2(0.4342, 61)$ 、 $B_3(0.4051, 101)$ 和 $B_4(0.3634, 141)$,

其中横坐标代表等压降变换电压,用 e 表示,纵坐标代表循环次数,用 N 表示.根据上述交点坐标,分别建立出代表锂离子电池等效循环寿命过程的退化模型 Mini 和 Mlat 及其曲线方程 Lini 和 Llat,



模型 Mini 预测曲线如图 4(a)所示,曲线 Lini 的方程如下式(1):

$$N = 289000e^3 - 685900e^2 + 540600e - 141400, \quad (1)$$

$$e \in (0.74, 0.84)$$

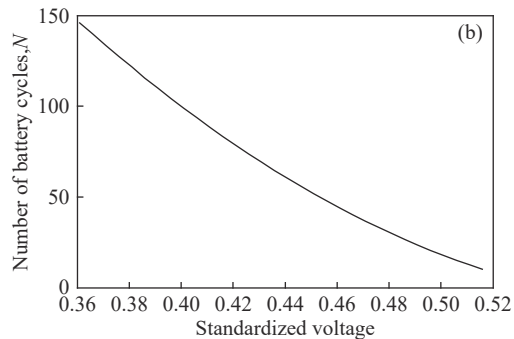


图4 使用 B6 放电数据建立退化曲线。(a)放电前期数据;(b)放电后期数据

Fig.4 Degradation curves using the B6 discharge data: (a) pre-discharge data; (b) after discharge

模型 Mlat 预测曲线如图 4(b)所示,曲线 Lini 的方程如下式(2):

$$N = 2604e^2 - 3161e + 947.8, \quad (2)$$

$$e \in (0.36, 0.52)$$

2.2 锂离子电池退化曲线验证

根据上述的循环次数 N 的曲线方程表达式,使用等效循环电池组内电池放电过程的其它数据对锂离子电池退化曲线进行验证,步骤如下:

步骤 1. 将使用过一段时间的等效循环电池组,对其进行 3~5 次完整的等效循环工况充放电实验,对放电过程数据进行最小值极差规范化变换处理.

步骤 2. 根据插值法求得放电时间导函数,并进行滤波处理,得出滤波后放电时间导函数曲线.选取特定斜率($k=-1$)与曲线交点坐标,分别建立放电初期退化模型 Mini 和放电后期退化模型 Mlat,相应的曲线分别为 Lini 和 Llat.

步骤 3. 将等效循环电池组内的任意电池、任意循环次数的放电过程数据重复步骤 1 和步骤 2,所得到的放电初期交点处规范化电压 e 带入到模型 Mini 的曲线方程 Lini,得到的放电后期交点处规范化电压 e 带入到模型 Mlat 的曲线方程 Llat,求得预测循环次数 N_{pre} ,进而得出锂离子电池剩余使用寿命 $RUL=N_{eff}-N_{pre}$, N_{eff} 为锂离子电池有效循环次数,即锂离子电池达到失效阈值处的循环次数.

步骤 4. 根据式(3)计算退化模型的误差率 δ ,其中 ΔN 代表循环次数预测误差,其值为预测循环次数 N_{pre} 与验证循环次数 N_{ver} 之差.

$$\delta = \frac{\Delta N}{N_{eff}} \times 100\% \quad (3)$$

根据以上步骤,验证 NASA 等效循环电池组

B6 其他循环次数精确度的过程如下.任意选取 B6 电池的 3 次循环充放电过程,本文选取第 40、85、115 次循环放电过程,根据步骤 1 和步骤 2 得出图 5. 其中 B6 电池的有效循环次数为 140. 根据步骤 3 和步骤 4,将 $e_1=0.816$, $e_2=0.79$, $e_3=0.782$ 分别代入式(1)和式(2)中求出预测循环次数 N_{pre} 和误差率,如表 1 所示.

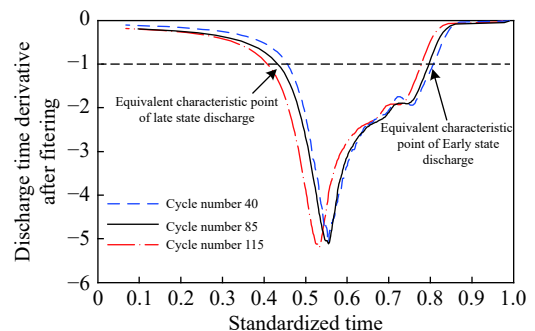


图5 验证 B6 电池滤波后时间—阶导函数曲线图

Fig.5 Validation of the derivative function curves after B6 battery filtering

根据表 1 中所示结果,可以得出斜率与放电初期交点坐标和放电后期交点坐标建立的两个退化模型 Mini 和 Mlat 所得预测结果不同.退化模型 Mini 所得预测误差率在 5% 以内,预测精度较高.而 Mlat 所得循环次数预测结果在第 40 次循环时误差率仅为 0.71%,后期第 85 和 115 次循环放电时的误差率竟高达 14.3% 和 17.1%,所以 Mlat 所得预测结果说服力很低.下面验证 NASA 等效循环电池组中 B5 电池等效循环寿命预测.选取 B5 电池的三次循环充放电过程,本文选取第 40、65、95 次循环放电过程,其中 B5 电池的有效循环次数为 150. 根据步骤 1~步骤 4 得出表 2.

表 1 验证退化模型 Mini 和 Mlat 寿命预测表(B6)

Table 1 Verification of life predictions with degradation models Mini and Mlat (B6)

Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$	Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$
Mini	40	0.816	44	4	2.85	Mlat	40	0.465	41	1	0.71
	85	0.790	92	7	5.00		85	0.440	61	24	17.10
	115	0.782	108	-7	-5.00		115	0.405	95	20	14.30

表 2 验证退化模型 Mini 和 Mlat 寿命预测表(B5)

Table 2 Verification of the life predictions with degradation models Mini and Mlat (B5)

Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$	Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$
Mini	40	0.815	45	5	3.33	Mlat	40	0.4525	49	9	6.00
	65	0.798	73	8	5.33		65	0.4111	88	23	8.00
	95	0.785	102	7	4.67		95	0.3966	105	10	6.67

根据表 2 中所示结果可以得出, 等效循环 B5 电池使用退化模型 Mini 和 Mlat 所得循环次数预测误差都在 10% 以内. 但是对比可以得出退化模型 Mini 预测相对稳定且误差率低一些. 下面验证 NASA 等

效循环电池组中 B7 电池等效循环寿命预测. 选取 B7 电池的四次循环充放电过程, 本文选取第 21、60、101、141 次循环放电过程, 其中 B7 电池的有效循环次数为 155. 根据步骤 1 ~ 步骤 4 得出表 3.

表 3 验证退化模型 Mini 和 Mlat 寿命预测表(B7)

Table 3 Verification of the life predictions with degradation models Mini and Mlat (B7)

Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$	Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$
Mini	21	0.825	30	9	5.81	Mlat	21	0.445	56	35	22.60
	60	0.799	73	13	8.38		60	0.4338	66	6	3.87
	101	0.780	111	10	6.45		101	0.415	85	-16	-10.32
	141	0.770	130	-11	-7.09		141	0.362	146	5	3.22

根据表 3 中所示结果, 可以得出斜率与放电初期交点坐标和放电后期交点坐标建立的两个退化模型 Mini 和 Mlat 所得预测结果相差较大. 退化模型 Mini 所得预测误差率在 9% 以内, 预测精度在实际应用中在可接受范围内. 而 Mlat 所得循环次数预测结果在第 101 次循环时误差率仅为 0.32%, 在第 21 次循环放电时的误差率高达 22.6%, 所以 Mlat 所得预测结果稳定性极差, 说服力低.

综上所述, 通过等效电池组的多次验证, 得出退化模型 Mini 预测精度相对更高, 稳定性更好, 对于精度要求不高的实际情况, 完全可以使用该预测方法所建立的模型进行等效循环寿命预测.

3 锂离子电池退化曲线预测的推广

为了增大该预测方法的使用范围, 接下来使用 JZ 系列锂离子等效电池组, 所涉及的是市面上使用的动力锂离子单体电池, 用该电池组进行全寿命周期的等效循环工况充放电实验, 同样地, 选取 JZ-1 电池的不同循环次数, 将放电时间和对应

电压进行极差规范化处理, 使用插分法求出放电时间导函数, 最后, 选取斜率 $k=-1$ 时与导函数曲线得交点, 放电初期交点坐标为 (0.86, 50)、(0.84, 100)、(0.805, 200)、(0.78, 300), 放电后期交点坐标为 (0.32, 50)(0.3, 100)(0.29, 200)(0.27, 300), 根据这几个交点坐标 (横坐标代表规范化电压值, 纵坐标代表不同循环次数), 分别建立两个退化模型.

根据上述对退化模型进行验证的步骤, 任意选取 JZ-1 的第 80、190、250 次循环, 结果如表 4 所示.

观察表 4 发现, 当循环次数较小时, 退化模型 Mini 预测精度较高, 当循环次数较大时, 退化模型 Mlat 预测精度较高. 初步得出, 使用放电初期数据退化曲线预测使用次数较少的电池, 误差率较低, 使用放电后期数据退化曲线预测使用次数较多的电池, 误差率较低. 同样地, 验证 JZ 等效循环电池组中 JZ-2 和 JZ-3, 结果如表 5 所示.

表 5 的计算结果说明, 使用退化模型 Mini 进行寿命预测的预测误差率大部分保持在 10% 以内,

表 4 验证退化模型 Mini 和 Mlat 寿命预测表(JZ-1)

Table 4 Verification of the life predictions with degradation models Mini and Mlat(JZ-1)

Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$	Model number	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$
Mini	80	0.855	70	-10	-2.86	Mlat	80	0.315	61	-19	-5.43
	190	0.810	194	4	1.14		190	0.285	202	12	3.43
	250	0.790	267	17	4.86		250	0.280	236	14	4.00

表 5 验证退化模型 Mini 和 Mlat 寿命预测表(JZ-2, JZ-3)

Table 5 Verification of the life predictions with degradation models Mini and Mlat(JZ-2, JZ-3)

Model number	Battery model	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$	Model number	Battery model	N_{ver}	e	N_{pre}	ΔN	$\delta/\%$
Mini	JZ-2	75	0.850	81	6	1.71	Mlat	JZ-2	75	0.320	45	-30	-8.57
		150	0.820	161	11	3.14			150	0.310	80	-70	-20.00
		300	0.785	286	-14	-4.00			300	0.290	175	-125	-35.7
	JZ-3	75	0.856	68	-7	2.00		JZ-3	75	0.330	18	-57	-11.4
		150	0.821	149	-1	-0.28			150	0.320	45	-105	-21.00
		300	0.775	328	28	8.00			300	0.280	236	-64	-12.80
		380	0.780	307	-73	-20.80			380	0.285	204	-176	-35.20

使用退化模型 Mlat 进行寿命预测的预测误差率大部分高于 20%, 可以初步得出, 退化模型 Mini 对于等效循环电池组的等效循环寿命预测精度更高。

4 结论

研究了等效循环电池组在等效循环工况下, 在不同循环次数时, 放电时间和电压曲线的一阶导函数在等效特征点处的斜率变化规律, 进而建立锂离子电池退化曲线。选取 NASA 等效循环电池组和 JZ 等效循环电池组, 将放电初期交点和放电后期交点作为等效特征点, 根据这两个特征点, 分别建立退化模型 Mini 和 Mlat, 并选取等效循环电池组内的其他电池进行循环寿命预测的验证, 初步得出退化模型 Mini 对于等效循环电池组的等效循环寿命预测精度更高。

参 考 文 献

[1] Liu D T, Xie W, Liao H T, et al. An integrated probabilistic approach to lithium-ion battery remaining useful life estimation. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2015, 64(3): 660

[2] Gu R, Malysz P, Yang H, et al. On the suitability of electrochemical-based modeling for lithium-ion batteries. *IEEE Trans Transp Electrific*, 2016, 2(4): 417

[3] Yang F, Qiao Y L, Gan D G, et, al. Lithium-ion battery polarization characteristics at different charging modes. *Trans China Electrotech Soc*, 2017, 32(12): 171
(杨帆, 乔艳龙, 甘德刚, 等. 不同充电模式对锂离子电池极化特性影响. *电工技术学报*, 2017, 32(12): 171)

[4] Sun B X, Jiang J C, Han Z Q, e t, a l. The lithium-ion battery low

temperature stress based on different degradation paths. *Trans China Electrotech Soc*, 2016, 31(10): 159

(孙丙香, 姜久春, 韩智强, 等. 基于不同衰退路径下的锂离子动力电池低温应力差异性. *电工技术学报*, 2016, 31(10): 159)

[5] Yan W Z, Zhang B, Zhao G Q, et al. A battery management system with a Lebesgue-sampling-based extended Kalman filter. *IEEE Trans Ind Electron*, 2019, 66(4): 3227

[6] Wei J W, Dong G Z, Chen Z H. Remaining useful life prediction and state of health diagnosis for lithium-ion batteries using particle filter and support vector regression. *IEEE Trans Ind Electron*, 2018, 65(7): 5634

[7] Guha A, Patra A. State of health estimation of lithium-ion batteries using capacity fade and internal resistance growth models. *IEEE Trans Transp Electrific*, 2018, 4(1): 135

[8] Li D Z, Wang W, Ismail F. A mutated particle filter technique for system state estimation and battery life prediction. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2014, 63(8): 2034

[9] Jiao D S, Wang H Y, Zhu J, et al. EV battery SOH diagnosis method based on discrete Fréchet distance. *Power Syst Prot Control*, 2016, 44(12): 68
(焦东升, 王海云, 朱洁, 等. 基于离散Fréchet距离的电动汽车电池健康状态诊断方法. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(12): 68)

[10] Shen P, Ouyang M G, Lu L G, et al. The co-estimation of state of charge, state of health, and state of function for lithium-ion batteries in electric vehicles. *IEEE Trans Veh Technol*, 2018, 67(1): 92

[11] Yang F F, Wang D, Xing Y J, et al. Prognostics of Li (NiMnCo) O₂-based lithium-ion batteries using a novel battery degradation model. *Microelectron Reliab*, 2017, 70: 70

[12] Feng J, Kvam P, Tang Y Z. Remaining useful lifetime prediction based on the damage-marker bivariate degradation model: a case

- study on lithium-ion batteries used in electric vehicles. *Eng Fail Anal*, 2016, 70: 323
- [13] Sahinoglu G O, Pajovic M, Sahinoglu Z, et al. Battery state-of-charge estimation based on regular/recurrent Gaussian process regression. *IEEE Trans Ind Electron*, 2018, 65(5): 4311
- [14] Andre D, Nuhic A, Soczka-Guth T, et al. Comparative study of a structured neural network and an extended Kalman filter for state of health determination of lithium-ion batteries in hybrid electricvehicles. *Eng Appl Artif Intell*, 2013, 26(3): 951
- [15] Hussein A A. Capacity fade estimation in electric vehicle Li-ion batteries using artificial neural networks. *IEEE Trans Ind Appl*, 2015, 51(3): 2321
- [16] Peng X, Zhang C, Yu Y, et al. Battery remaining useful life prediction algorithm based on support vector regression and unscented particle filter // 2016 *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM)*. Ottawa, 2016: 1
- [17] Wu J, Zhang C B, Chen Z H. An online method for lithium-ion battery remaining useful life estimation using importance sampling and neural networks. *Appl Energy*, 2016, 173: 134
- [18] Li H, Pan D H, Chen C L P. Intelligent prognostics for battery health monitoring using the mean entropy and relevance vector machine. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2014, 44(7): 851
- [19] Zhou Y P, Huang M H, Chen Y P, et al. A novel health indicator for on-line lithium-ion batteries remaining useful life prediction. *J Power Sources*, 2016, 321: 1
- [20] Liu J Z, Yang P, Li L B. A method to estimate the capacity of the lithium-ion battery based on energy model. *Trans China Electrotech Soc*, 2015, 30(13): 100
(刘金枝, 杨鹏, 李练兵. 一种基于能量建模的锂离子电池电量估算方法. *电工技术学报*, 2015, 30(13): 100)
- [21] Liu X B, Li Y, Wang N T, et al. A novel model-driven method for lithium-ion battery remaining useful life prediction // 13th *IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI)*. Yangzhou, 2017: 446