

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206048

退役电池快速检测分类方法研究*

雷旭 张春玲 于明加 陈潇阳

(长安大学电子与控制工程学院 西安 710064)

摘要:随着大量锂离子电池从电动汽车上退役,对退役电池快速检测的研究迫在眉睫。针对传统方法因初始状态差异,导致电池在二次利用前的一致性检测时间较长问题,基于电池充电曲线提出了一种快速测试方法。通过将电池充电至截止电压保证电池具有相同的初始状态,而无需进行将电池放空以保证初始状态相同这一步骤,测试时间仅为电池完整充放电时间的12.5%,检测效率提高;提取特征后采用融合Canopy的K-means++聚类算法在NASA数据集和实验室电池上进行验证,聚类准确度达80.5%,证明了设计的快速测试方法的可行性。

关键词: 退役电池;快速测试;聚类算法;充电曲线

中图分类号: TM912 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 480

Research on fast screening and classification of retired batteries

Lei Xu Zhang Chunling Yu Mingjia Chen Xiaoyang

(School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: As a large number of lithium-ion batteries are being retired from electric vehicles, research on rapid screening of retired batteries is urgent. Aiming at the problem that the consistency screening time of batteries before secondary utilization is long due to the difference in initial state of traditional methods, this paper proposed a quick test method based on battery charging curve. By charging the battery to the cut-off voltage to ensure that the battery has the same initial state, instead of emptying the battery, the test time is only 12.5% of the complete battery charging and discharging time, and the screening efficiency was largely improved. After the features were extracted, the K-means++ clustering algorithm combined with Canopy was used to verify the results on NASA data sets and laboratory batteries. The clustering accuracy reached 80.5%, which proved the feasibility of the designed rapid test method.

Keywords: retired battery; fast screening; clustering algorithm; charging curve

0 引言

电动汽车以污染小、噪声低、能源效率高、能源来源多元化等优势备受青睐,随着电动汽车技术的日益完善,电动汽车正在成为现代汽车工业的发展方向^[1-2]。电动汽车等电池退役时仍保有70%~80%的剩余容量和一定寿命,是储能梯次利用设备的重点研究对象^[3]。然而制造工艺的不一致与长期服役过程中不同的使用工况和衰减模式导致退役电芯之间总是存在不一致性。而一致性差的电池成组二次使用时会产生诸如过早老化、热失控

和电池爆炸等严重的安全性问题^[4]。因此,在梯次利用之前必须对退役电池进行一致性分选以提高电池包整体性能^[5]。研究退役动力电池分选技术对于进一步提高能源利用率与安全性具有重要意义^[6]。此外,已发表的对电池一致性分选的研究大都集中在模块级别上,虽然将电池模块拆解成单体电芯是不容易的,但是在某些情况下,在电芯级别对电池筛选和重组也是非常必要的。在电芯级别对电池进行筛选的时间成本增加的同时,重组的灵活性也大大增加,适用的应用场景也更广泛,也能适用于对重组电池要求更为严苛的场合中。因此,本文主要在电芯级别对电池进行一致性分选。

收稿日期: 2022-11-25 Received Date: 2022-11-25

* 基金项目: 陕西省重点研发计划重点产业创新链项目(2019ZDLGY15-04-02)、长安大学研究生科研创新实践(300103722005)项目资助

近年来,国内外学者针对电池的快速分选技术展开了一系列研究。目前,退役电池的分选方法主要有单参数分选法、多参数分选法、内部特性分选法、动态特性分选法等^[7]。在进行退役电池的分选时,表征电池性能的参数很多,如内阻、容量、开路电压、荷电状态(state of charge, SOC)、自放电率等。在上述分选方法中,单参数分选法往往选取其中一种电池特征参数作为分选依据,而且分选过程简单,分选效率较高。例如,当选择容量作为单一特征参数时,可以通过直接提取表征最大可用容量的健康因子,采用加权混合神经网络模型,建立健康因子与电池可用容量和寿命状态之间的关系,从而对电池的健康状态进行估计^[8]。

电池在使用的过程中,其性能会受多种因素综合影响,仅根据单一参数进行分选难免会影响分选准确性^[9]。针对此种情况,多参数分选法能够对电池的多个特征参数进行不一致性分析,并将多个参数作为最终分选依据。比如可以选取容量和内阻这两个特征参数,采用带有加权的 K-means 聚类算法在二维空间中对退役电池进行快速聚类,聚类后的结果适用于不同的应用场合^[10]。或是将非线性最小二乘法与已有的电池开路电压、阻抗参数提取方法相结合,实现容量特征和内阻特征的提取,从而为后续的电池梯次利用提供依据^[11]。但是运用此种方法获取数据的测试过程较为繁杂,同时聚类算法复杂,不利于企业大规模生产^[12]。

通过外部参数分选的电池包随着电池老化的进行,电池组间的不一致性程度会加剧,影响电池的长期良好使用。近年来有很多学者在探索电池模型参数与内部特性方面做了研究。内部特性分选法分为基于时域模型参数方法和基于频域模型参数方法。基于时域模型参数的方法通过将电池时域模型参数和内部状态相关联,对退役电池进行分选。以电化学模型为例,选取与电池老化机制有强相关性的模型参数:正负极化学计量数偏移 y_{ofs} , 正极初始化学计量数 y_0 , 负极容量 Q_n , 作为退役电池分选的内部标准,使用模糊 C 均值聚类算法对电池分选,将电池寿命延长 53%^[13]。基于频域模型参数的方法是通过建立电池的电化学阻抗模型特性参数与电池老化特性间的联系,对电池进行一致性分选。例如通过对退役锂离子电池进行电化学阻抗谱(electrochemical impedance spectroscopy, EIS)和弛豫时间(distribution of relaxation times, DRT)分析,利用 BP 神经网络建立电池容量与 DRT 关联模型,在此基础上提出的基于高斯混合模型的电池软聚类方法,对退役电池进行聚类操作^[14];或是直接采用电化学阻抗谱技术对锂聚合物锂电池的老化特性进行研究,从而对后续的聚类操作做出指导^[15]。但是目前电池电化学阻抗谱的快速测量存在一些挑战:由于测量设备体积较大,大多局限于实验室研究,不利于

实际应用的植入^[16]。

电池的动态特性分选法主要是对电池充放电过程中的动态特性进行提取,根据所提取的动态特征进行相似度匹配,从而完成电池的分选成组^[17]。在电池充放电过程中的电压、电流等参数的变化反映了电池的动态性能,也在一定程度上可以间接反映电池的静态参数,相较于前几种方法,动态特性分选法有效提高了电池一致性分选的准确性^[17]。比如提取电池充放电特性曲线上的电压、时间作为识别特征,并建立目标隶属函数,基于阈值准则完成曲线类别归属的决策^[18]。或是从充电曲线中提取 4 个特征参数,结合改进的高斯回归模型进行健康状态(state of health, SOH)估算,从而为后续的电池梯次利用提供依据^[19]。动态特性分选法基于电池的充放电过程,可以及时准确的跟踪电池的各项参数变化,准确率高。但是由于退役电池组内各单体电芯的放电程度不同,各电池单体的初始状态存在差异,这对电池的一致性筛选会产生不利影响。

为了解决因测试电池初始状态不一致导致无法量化比较的问题,需要寻找电池相同状态的运行过程作为目标工况。在电池常规恒流恒压(constant current-constant voltage, CC-CV)充电过程中,老化状态不同的各单体电池经历不同的时间充电至截止电压,由于电池的截止电压相同,因此认为此时电池状态也保持一致,适合做量化分析。为了方便分析,本文将实验电池单次的恒流充电截止点进行平移,视作所有电池在同一时刻达到 CC 截止电压。通过测试实验证明,在距离充电截止电压前固定时间点的电压值,与电池实际最大可用容量存在线性关系^[10],为了减少在电芯级别的检测时间,本文提取了电池充放电过程中距离截止电压前 750 s 处的电压数据进行主成分分析(principal component analysis, PCA)降维处理,采用融合 Canopy 的 K-means++ 算法对电池特征值聚类。发现,降维后的电池特征值和电池特征参数-容量(C)、内阻(R)、单位时间放电量(Q)相关性较高。而电池特征参数来自长时间的充放电测试,不适合实际应用。因此,基于特征参数的聚类被用于验证基于快速测试方法聚类的基准。结果表明,与基于电池特征参数的方法相比,这种方法可以达到 80% 的精度水平;同时,相比传统的电池完整充放电循环测试,它将检测时间从几个小时减少到 30 min,提高了电池筛选效率,为后续退役电池的快速检测与梯次利用及成组奠定基础。

1 基于动力电池老化机理的快速分类方法

1.1 电池参数快速测试方法

不同衰老程度的退役电池在充电响应上存在差异。同时电池在成组过程中由于工艺等各种因素,使电池组

内各电芯也存在充放电不一致性。而在退役电池回收重组的环节中,一般都需要将动力电池组拆成单体电芯^[20]。为了保证安全,在拆机之前,需要先将电池组整体放电至5%~10%SOC的电量。电池组间电芯的放电不一致性使得电池组内电芯单体放电程度不同,导致电池单体电芯的初始状态存在差异。为了解决因测试电池初始状态不一致导致无法量化比较的问题,需要寻找电池相同状态的运行过程作为目标工况。在电池常规充电过程会经历恒流-恒压切换工况,即电池CC充电截止时刻,工况切换条件为电池电压第1次达到截止电压,当切换为恒压工况后,电池电压在这段工况时间内都基本不变。由于电池的截止电压相同,因此认为切换时刻电池状态也保持一致,适合做量化分析。

为了方便对比电池老化差异性下电压响应曲线的差异,将实验电池单次的恒流充电截止点进行平移,视作所有电池在同一时刻达到CC截止电压。电压平移后的曲线如图1所示。

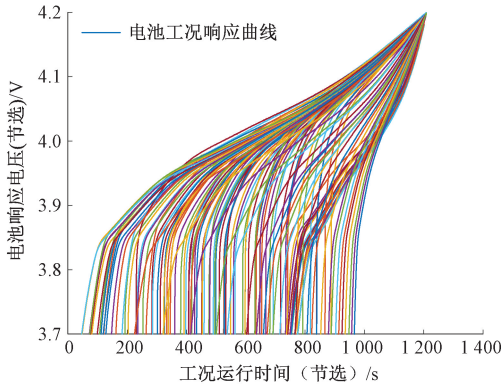


图1 平移后工况曲线

Fig. 1 Working condition curve after translation

从图1平移后的充电电压曲线可以看出,由于电池的老化程度不一致,电池恒流到达截止电压时的响应电压的时间变化率存在差异。工况由恒流切换为恒压后,电池电压在这段工况时间内基本不变,为了保证快速性,在最后一个电池单体充电至截止电压时,读取此时的电压值。测试实验证明,充电电压曲线经平移后,在距离充电截止电压前固定时间点的电压值,与电池实际最大可用容量存在线性关系,电压的不同反映了各电芯容量的不一致性^[8]。基于此理论,根据恒流充电阶段曲线与锂电池的充放电特性,以恒流工况充至电池截止电压的时刻作为电池统一状态参考时刻,恒流工况到达截止电压前 t s的工况作为电池状态一致性测试工况,根据确定的一致性工况,将数据集中对应到电池恒流工况电压响应数据中,充电至截止电压前固定时间 t s的这部分数据作为电池快速分类的测试数据^[8],根据经验选择时间 t 为750s。

根据电池充电响应电压与时间的变化率分析结果,测试环节将退役动力电池单体统一以0.5C恒流工况充至4.2V截止电压,实验选取距离截止电压前750s的数据作为快速测试的分析数据,该步骤有效的解决了因动力电池初始状态不一致导致的无法量化的问题,为后续的电池快速分类奠定了基础。而且相比于传统的电池完整充放电循环^[21],所用时间大大减少,实现了快速测试的目的。传统的电池完整充放电测试虽然获得的电池参数准确率高,相应地,一致性分选准确率高,但是测试时间非常长,在电动汽车电池即将面临大规模退役的关键时刻,为了提高分选效率,要选择测试时间短且分选准确率高高的筛选方法。表1是传统的完整充放电测试和本文设计的电池参数快速测试方法的测试时间比较。本文提出的电池参数快速测试时间占传统测试时间的12.5%,所用时间非常短,大大提高了分选效率。检测电池数目越多,分选效率越高。

表1 测试时间比较

Table 1 Comparison of the screening time

电池数量	测试时间/h	
	传统方法	电池快速测试方法
1	4	0.5
136	544	68

1.2 退役电池数据预处理

由于利用本文所提出的电池参数快速测试方法得到的在距离截止电压前750s处这段时间内的电压参数较多,样本量较大,这会导致模型训练速度过低,所以本文采用PCA,降低电压样本的维数。PCA是最经典的数据降维技术之一。它将原始样本映射到主成分向量上,使特征的数量减少到主成分的数量,同时保持了样本之间的大部分关系。Ding等^[22]证明了PCA降维对K-means聚类是非常有效的,主成分是K-means聚类的离散聚类成员指标的连续解。

PCA算法流程如算法1所示。

算法1:PCA主成分分析法

1) 主成分分析模型(PCA):

输入: n 维样本集 $M = X_{(n,N)} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}^T$, 其中 $X_i = (X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^n)^T, i = 1, 2, \dots, n$;

输出:降维后的样本集 $M' = X_{(m,N)}$;

2) 算法流程:

(1) 计算样本的协方差矩阵 XX^T ;

(2) 对矩阵 XX^T 进行特征值分解;

(3) 选取最大的 m 个特征值对应的 m 个特征向量 (w_1, w_2, \dots, w_m) , 并将所有标准化后的特征向量组成特征向量矩阵 $T(m, n)$;

(4) 将样本集中的 x_i 进行转化, 将 $X_{(n,N)}$ 映射到 $T(m, n)$ 空间中, 新样本 $X_{(m,N)}^{new} = T_{m,n} X_{(n,N)}$;

(5) 得到输出样本集 $M' = X_{(m,N)}$ 。

1.3 基于Canopy的电池簇预分类算法

在实现电池簇分类算法之前,首先要确定电池分类

簇的个数。由于 Canopy 算法事先不需设定分类个数,最终可以得到粗略的分类结果,且该算法的收敛速度比较快。所以先利用 Canopy 算法进行电池簇的预分类。得到预分类参考值 K 后再使用聚类算法进行进一步“细”聚类。

Canopy 算法流程如算法 2 所示。

算法 2: Canopy 算法

- 1) 通过向量化初始数据得到数据集 List, 选择两个距离阈值: T_1 和 T_2 , $T_1 > T_2$, 通常选择 $\frac{1}{2}\bar{D}$ 作为参考值 (\bar{D} 为所有样本点间平均距离), 选取合适的 $T_1 > \frac{1}{2}\bar{D}$, $T_2 < \frac{1}{2}\bar{D}$ 作为参考;
- 2) 随机选取 List 中一点 P , 将其设为 Canopy 的质心, 将 P 从 List 中删除;
- 3) 从 List 中任取一点 Q , 计算 Q 到所有 Canopy 的距离 D , 如果 $D > T_1$, 则将 Q 设为新的 Canopy 的质心, 将 Q 从 List 中删除;
- 4) 若 $D \leq T_1$, 则将 Q 归入该 Canopy 下, 与 T_2 进行判断, 判断相关性强弱, 若 $D \leq T_2$, 表示强相关, 若 $D > T_2$, 表示弱相关;
- 5) 重复步骤 3)、4), 直到 List 为空结束。

根据退役电池的工况响应情况, 利用 Canopy 算法对电池进行预分类。其中, 为了快速得到电池的粗略分类结果, 将算法中的距离阈值设置为 $T_1 = T_2 = \frac{1}{2}\bar{D}$, 使得电池簇的分类结果能够快速收敛, 为后续 K-means 算法的 K 值确定以及完成对退役电池的相近状态聚类有重要作用。

1.4 退役电池快速分类算法

将 Canopy 算法得到的初始的预分类结果输入到 K-means 算法中, 得到退役电池梯次利用的精准范围。K-means 是一种无监督的分区聚类算法^[23]。初始状态根据给定的聚类个数随机选择初始聚类中心, 聚类过程中通过计算数据点与聚类中心的距离而重新分配分类, 根据数据点之间的距离不断迭代聚类中心, 直至目标函数 J 得到最优解^[24]。

J 函数表达式如下所示:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i \in j} \|x_i - c_j\|^2 \quad (1)$$

$$C_i = \frac{\sum_{i \in j} X_i}{n_j} \quad (2)$$

其中, x_i 是数据集中的第 i 个数据对象, c_j 是第 j 个聚类中心, n_j 是第 j 个聚类中心的数据对象的数量。

传统 K-means 算法在实现聚类过程中, 聚类算法的更新过程以初始中心的选取为核心, K 个初始值的选取直接影响了算法的聚类结果。基于初始化选取的簇心和簇发算法进行更新迭代完成 J 函数的寻优, 容易陷入关于 J 的局部最优解, 导致算法失去全局寻优的能力。

为了避免算法陷入局部最优的弊端, 在初始化过程中需要避免中心点距离过近, 可以采用改进的 K-means++ 算法。K-means++ 相比于 K-means 算法, 优化了随机初始化质心选取规则, 且具有更强的鲁棒性^[25]。

K-means++ 算法选取初始化质心流程如算法 3 所示。

算法 3: K-means++ 算法确定聚类中心流程

- 1) 随机选取数据集中的—个样本作为初始聚类中心;
- 2) 依次计算样本与当前已有聚类中心的最短距离, 记为 $D(x)$;
- 3) 计算当前样本被选作下一个聚类中心的概率 $\frac{D(x)^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2}$ 。并根据轮盘法筛选确定新的聚类中心;
- 4) 重复步骤 2)、3), 直至选出 K 个聚类中心。

K-means++ 算法避免了传统 K-means 算法初始点随机生成导致的初始距离过近的弊端, 使得聚类分类簇的分类结果更准确, 因此设计融合 Canopy 的 K-means++ 算法作为退役电池快速聚类算法。

1.5 融合 Canopy 的 K-means++ 算法

通过前面几小节的分析可知, Canopy 算法用于电池的预分类, K-means++ 算法用于聚类。本文将这两种方法结合, 先利用 Canopy 算法进行“粗分类”得到预分类参考值 K , 再将 K 值传递到 K-means++ 算法中进行“细分类”。由于 K-means++ 算法在初始质心的选取上优化了随机选取初始质心的法则, 因而聚类结果更准确。

采用融合 Canopy 的 K-means++ 算法, 分别利用电池的筛选特征值与电池特性参数对电池簇实现梯次状态聚类, 得到退役电池的梯次聚类结果, 为后续的梯次利用提供依据。

2 实验与结果分析

本文以 NASA 的锂电池老化数据作为实验对象, 采用融合 Canopy 的 K-means++ 算法对退役电池梯次区间进行划分, 通过将提取 NASA 循环老化数据集中的电池特征参数和基于快速测试方法并采用 PCA 降维算法提取的电池特征值分类结果进行对比, 从而验证了电池快速分类算法的可行性。并且以 40 节退役电池为测试对象展开快速测试与梯次状态分类实验, 使用电池实测数据验证本文提出快速分类算法的可行性。

2.1 融合 Canopy 的 K-means++ 算法的电池特征参数分类

1) 提取电池特征参数

在 NASA 的数据集中, 每个新电池都会经历多次充放电循环, 直到电池达到寿命终止标准, 即额定容量下降 30%。所有充电阶段都遵循相同的程序: 以 1.5 A 的恒定电流模式充电, 直到电池电压达到 4.2 V, 然后以恒定

电压模式继续充电,直到充电电流降至 20 mA。相反,每个电池可能处于不同的放电环境,包括不同的温度、电流值、电流模式和截止电压。放电阶段的差异导致不同的老化程度,这可以看作是对不同场景下电池实际使用情况的模拟。

本实验选用 NASA Battery Data Set 中的 BatteryAgingARC-FY08Q4 数据集,以 18650 锂电池—B0005、B0006、B0007 和 B0018 为研究对象,电池的充电模式相同,但是放电条件不同。电池相应的规格参数如表 2 所示。测试温度为室温 24 ℃。

表 2 测试电池的实验条件

Table 2 Experiment condition of the test battery

电池编号	条件		
	额定容量/Ah	充电截止电压/V	放电截止电压/V
5	2	2.7	2.7
6	2	2.5	2.5
7	2	2.2	2.2
18	2	2.5	2.5

为了更好地利用这些电池老化数据并创建更多的数据样本,将同一电池在不同老化条件下的测试曲线视为不同的样本。对每一个电池都随机取某次的充放电循环曲线作为样本,总共取了 113 个数据样本。由于 4 个电池的放电条件是不同的,所以这 113 个数据样本可以看作是特性差异不同的电池。

本文选取电池的容量、平均内阻与单位时间放电电量 3 个参数作为电池的特征参数进行聚类。其结果将作为后续基于特征值进行聚类的基准。容量直接在 NASA 数据集的放电阶段中提取;内阻由欧姆定律确定,在恒流充电阶段,电流为恒定值,用每个时刻点的电压除以电流再求均值作为平均内阻;放电阶段的电量由对每个时刻差的电量累加获得。

113 个电池的容量、内阻、电量如图 2 所示。

2) 聚类结果分析

将实验电池的最大可用容量、电池平均内阻以及电池放电电量 3 个电池特性参数作为分类依据,利用设计的融合 Canopy 的 K-means++ 算法对电池的老化状态梯次区间进行分类,将该分类结果作为稍后基于特征值进行聚类的基准。

电池老化梯次区间划分图如图 3 所示。

2.2 融合 Canopy 的 K-means++ 算法的电池特征值分类

1) 快速测试工况数据分析

从图 1 的电池电压的响应曲线可以看出,当电池末端状态一致时,在到达截止电压前相同时间内,电池的工况响应电压有较大区别。随着电池衰老程度的不断加深,电池的充电曲线斜率逐渐增大,单位时间内电压上升较快,恒流充电阶段不断缩短,恒压充电阶段不断延长。

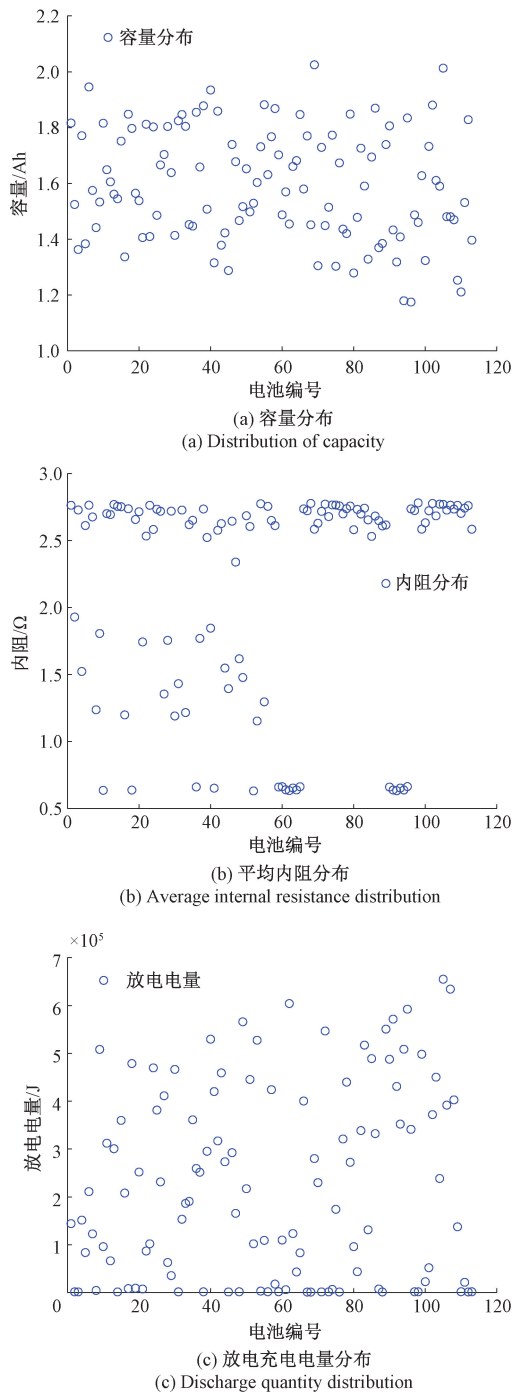


图 2 113 个电池的容量、内阻和放电电量值
Fig. 2 Capacity, internal resistance and discharge quantity of 113 batteries

利用相同工况下电池的特性差异,作为退役电池老化快速分类的依据,完成电池快速分类过程。

利用本文所提出的快速测试方法提取距离电池截止电压前 750 s 的数据。从距离截止电压前 750 s 开始到充电至截止电压 4.2 V,每条脉冲曲线都被视为一个样本,以每个时刻的样本点为一个特征,最后得到 113 个电池

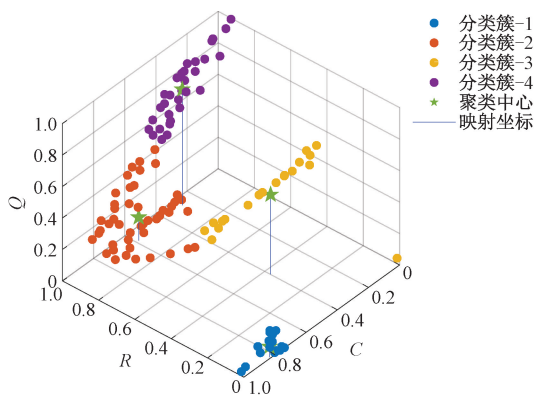


图 3 基于电池特征参数的分类结果

Fig. 3 Classification results based on battery characteristic parameters

的 750 个样本点 $X_{(750,113)}$, 应用 PCA 方法对数据降维, 前 3 个特征值覆盖数据集信息的 99% 以上, 因此选取降维后对电池的 3 个特征参数表征性最大的 3 个特征值 F1、F2、F3, 用新生成的特征值 $X_{(3,113)}$ 数据集而不是原始的高维数据集作为聚类特征, 完成测试电池的梯次聚类环节。

2) 聚类结果分析

Canopy 预聚类算法得到测试电池组的收敛结果 $K=4$, 将预聚类的结果传递至 K-means++ 算法中, 将 PCA 降维算法提取的电池数据特征值 F1、F2、F3 作为聚类算法的输入参数, 利用 K-means++ 聚类算法对电池的降维特征值进行聚类操作, 完成电池簇的聚类。

电池特征值空间聚类结果如图 4 所示。

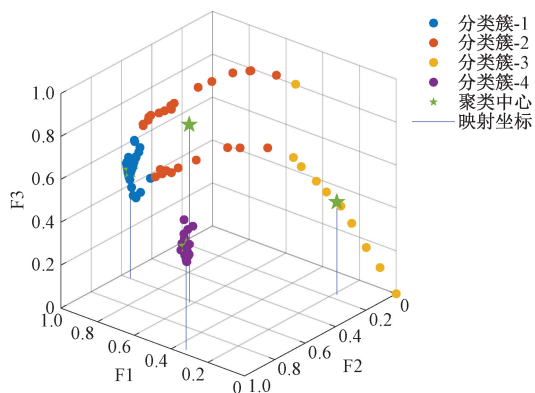


图 4 基于电池测试工况特征值的分类结果示意图

Fig. 4 Schematic diagram of classification results based on characteristic values of battery test conditions

2.3 电池特征值与特征参数分类结果对比分析

对比电池特性参数的分类结果与电池工况响应特征值的分类结果, 两种分类结果以及差异值如表 3 所示。

表 3 113 节电池聚类结果对比

Table 3 Comparison of clustering results of 113 batteries

电池簇	C/R/Q	F1/F2/F3	差异点
1	1-6, 26-31, 60-64	1-6, 26-31, 59-64	59
2	7-25, 32-40, 65-75, 89-95	7-25, 32-41, 65-94	41, 76, 88, 95
3	41-58, 76-88	42-58, 95-102	41, 76-88, 95-102
4	59, 96-113	102-113	59, 96-101

表 3 的对比结果显示, 基于电池参数 C、R、Q 的分类结果与基于特征值 F1、F2、F3 的分类结果高度重合。在测试的 113 个电池样本中, 有 91 个样本聚类结果一致, 聚类相似度达到 80.5%。

为了探究两种方法导致相似结果的原因, 需进一步研究电池特征值与特征参数之间的关系。以特征值 F1 为例, 选取电池的特征参数与 F1 进行关联。关系如图 5 所示。

由图 5 可以看出, 虽然电池的工况数据特征值和电池特征参数属于不同的标准, 但是两者之间趋于线性关系。因此, 使用快速测试方法进行 PCA 降维后生成的特征值来替代传统特征 R/C/Q 是合理的。而且相比传统的电池完整充放电测试所用的测试时间小, 测试速度快; 主成分分析法对电池工况响应的高维数据进行降维处理, 处理了冗余数据, 进一步提高了效率。因此, 本文提出的快速测试方法可以实现退役电池快速分类与健康状态快速检测的目标。

2.4 退役松下 NCR18650BD 的聚类分析

根据前面提出的退役电池快速测试分类方法, 利用实验室的动力电池充放电综合测试系统, 现对实验室的 40 节退役松下 NCR18650BD 电池进行测试验证, 并对其梯次聚类。

1) 恒流充电工况测试实验

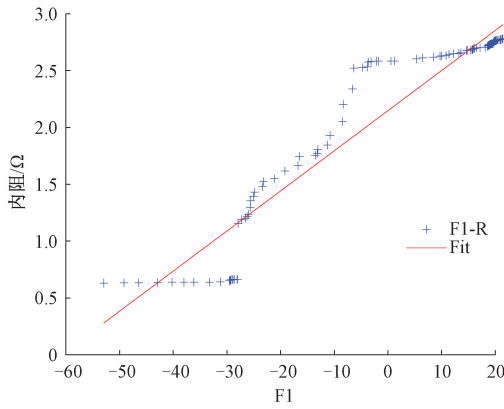
对 40 节电池单体分别进行恒流恒压充电, 利用测试系统将动力电池执行工况的响应电压数据进行采集分析。根据电池的快速测试要求和前面几节的分析, 提取测试电池距离截止电压前 750 s 这段时间内的工况数据, 退役电池在这段时间的工况曲线如图 6 所示。

由于电池的老化状态不一致, 待分类电池的响应电压有较大差异。将提取的测试工况电压利用 PCA 算法进行主成分分析, 筛选出能最大表征电池参数的三维特征值, 并将提取的特征值作为退役电池快速分类依据。

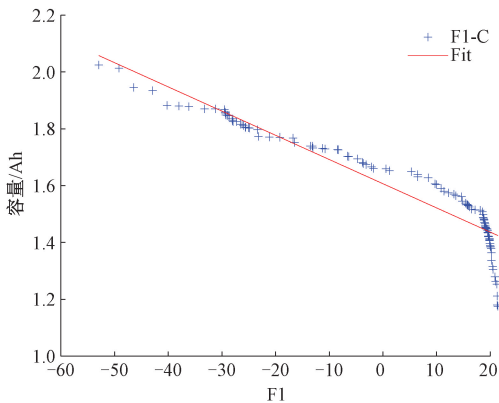
2) 基于退役电池特征值的梯次分类结果

针对提出的融合 Canopy 的改进 K-means++ 算法, 将上一小节得到的电池特征值作为分类依据进行梯次分类。分类过程如下:

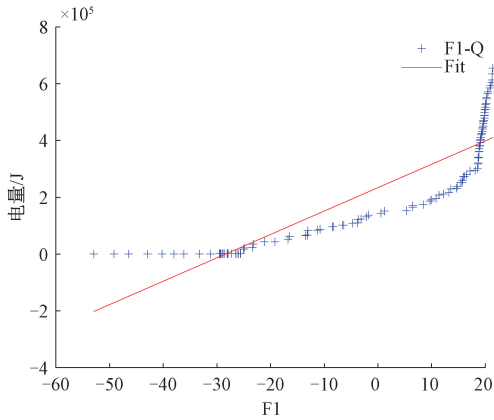
(1) 利用 Canopy 算法对 40 节退役电池进行预分类, 确定退役电池的分类簇个数。根据 Canopy 的预分类结



(a) R-F1关系图
(a) The relationship of R-F1



(b) C-F1关系图
(b) The relationship of C-F1



(c) Q-F1关系图
(c) The relationship of Q-F1

图5 特征参数与特征值关系

Fig. 5 Relationship between characteristic parameters and eigenvalue

果,分类簇的参考值为3,因此将实验退役电池簇分为3组,分别代表不同的电池老化程度。

(2) 将 Canopy 算法预分类结果的分簇 $K=3$ 代入 K-means++ 分类算法中,将待分类的电池的特征值作为分类依据进行聚类实现。

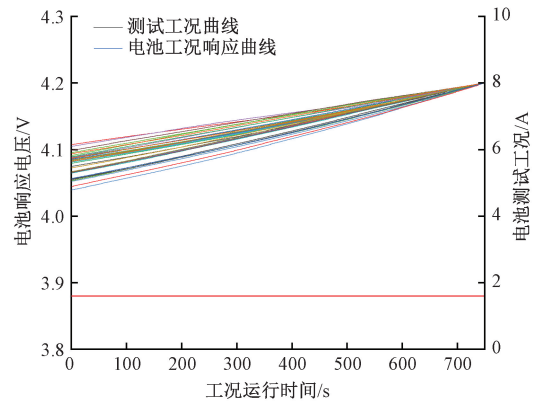


图6 退役电池测试工况曲线

Fig. 6 Test condition curve of retired battery

40 节退役电池的梯次聚类结果如图 7 所示。

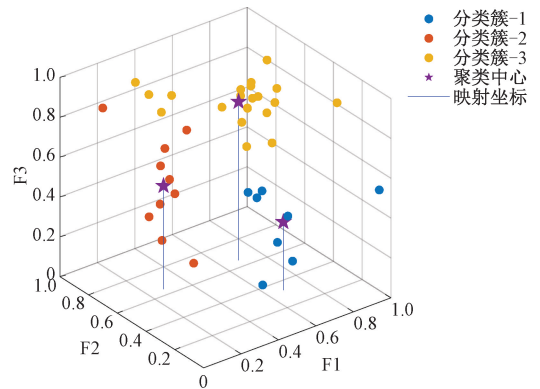


图7 退役电池梯次分类结果

Fig. 7 Classification results of retired batteries

40 节电池的聚类结果如表 4 所示。

表4 退役电池聚类结果

Table 4 Classification results of retired batteries

分类簇	电池编号
1	1、3-5、7、8、10、14-16、19、20、26、28、38、12
2	2、6、9、17、18、21、23、25、33、39、40、24
3	11、13、22、27、29-32、34-37

结合分类中心点坐标与表 4 的电池的梯次分类结果可知,分类簇 1 的核心电池编号为 1、10、15,分类簇 2 的核心电池编号为 9、23、39,分类簇 3 的核心电池编号为 30、32、36。针对分类簇核心电池的特性进行详细测试,可以确定该模块电池的老化程度,为电池的梯次利用提供重要的参考依据。

3) 基于退役电池特征参数的梯次分类结果

根据电池特性测试实验,测得分类簇各单体电池的各项老化参数,利用设计的融合 Canopy 的 K-means++ 算法对电池的老化状态梯次区间进行分类,聚类结果如图 8 所示。

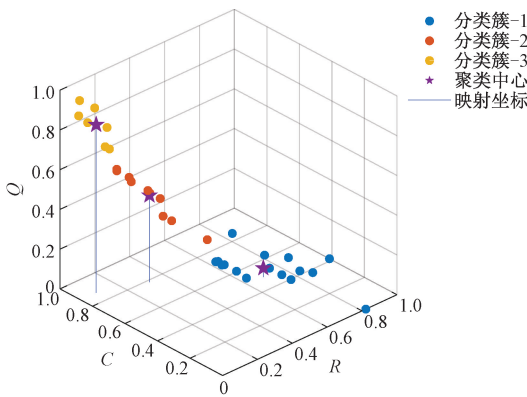


图 8 退役电池特征参数聚类结果

Fig. 8 Clustering results of characteristic parameters of retired batteries

由上图 8 可以看出,根据电池老化程度的不同,40 节退役电池被分为 3 类。

4) 电池特征值和特征参数分类结果对比分析

利用本文设计的聚类方法,将 40 节电池的特征参数和特征值分别进行聚类,对比结果如表 5 所示。

根据表 5 的对比结果显示,基于电池参数 C、R、Q 的分类结果与基于特征值 F1、F2、F3 的分类结果高度重合。在测试的 40 个电池样本中,有 33 个样本聚类结果一致,聚类准确度达到 82.5%。利用所设计的算法对不同老化程度的退役电池进行聚类,聚类结果与电池的实际状态一致,验证了本文所提出快速聚类算法的可行性。

5) 测试电池健康状态 SOH 估计

动力电池衰减最主要表现是容量衰减和内阻老化。针对老化状态分类簇核心部分的电池,采取最大可用容

表 5 40 节电池聚类结果对比

Table 5 Comparison of clustering results of 40 cells

电池簇	C/R/Q	F1/F2/F3	差异点
1	1,3-5,7,8,10,14,16,19,20,26,28,38,40,17	1,3-5,7,8,10,14-16,19,20,26,28,38,12	17,40,12,15
2	2,6,9,12,13,18,23,25,33,39,24,37,15	2,6,9,17,18,21,23,25,33,39,40,24	12,13,17,21,37,15
3	11,22,27,29-32,34-36	11,13,22,27,29-32,34-37	13,37

量测试实验与脉冲内阻测试实验,得到各分类簇核心电池的最大可用容量和内阻值。SOH 的确定参考容量的衰减情况,以容量为基准对各分类簇核心电池的 SOH 进行估算。各项老化参数汇总如表 6 所示。

表 6 核心电池老化状态表

Table 6 Aging status of core battery

电池簇编号	电池编号	容量值/mAh	内阻老化测试/mΩ	SOH/%
	1	2 789.51	51.82	87.2
1	10	2 877.37	52.47	89.9
	15	2 823.65	59.35	88.2
	9	2 291.35	80.39	71.6
2	23	2 184.84	83.25	68.3
	29	2 391.35	79.36	74.7
	30	1 877.32	102.25	58.6
3	32	1 686.16	107.35	52.7
	36	1 686.16	99.39	54.8

针对剩余的 31 节测试电池,由 2.3 节知,电池的特征值与电池的最大可用容量参数呈线性关系,所以将测试核心电池的特征值与电池参数建立特征值-电池最大可用容量的线性预测模型,利用该线性预测模型将剩余 31 节测试电池根据工况特征值依次进行最大可用容量估计,并利用脉冲法依次对电池的老化特征内阻进行计算,并以容量为基准对剩余电池的健康状态 SOH 进行估算,得到了剩余 31 节电池的最大可用容量、内阻值和 SOH 值。

电池梯次分类大致分为功率输出区间(60%<SOH<80%)、高储能区间(40%<SOH<60%)、低储能区间(20%

<SOH<40%)。结合实验电池的分类结果,电池簇 1 处于高功率输出区间组,电池簇 2 处于低功率输出区间组,电池簇 3 处于高储能区间组。结合电池老化特性与健康状态估计值,按照梯次区间的划分结果对相应的退役电池确定合适的应用场景,并根据电池的健康状态等情况,对电池的梯次利用给出合理建议。

3 结 论

针对解决退役电池梯次区间快速分类问题,本文提出了一种快速测试方法,采用基于 PCA 降维数据的融合 Canopy 的 K-means++ 退役电池梯次区间快速划分算法,利用 NASA 循环老化实验的数据集进行验证。并使用该算法对实验室的 40 节退役松下 NCR18650BD 电池进行测试分类。具体工作如下:

1) 根据电池的充放电特性,设计基于充电曲线的电池参数快速测试方法,提取电池状态一致性特征,相比传统的电池完整充放电测试,所用时间仅为传统测试的 12.5%,电池数目越多,测试时间越短,分选效率越高,实现了退役电池快速测试的目标。

2) 根据本文提出的基于 PCA 降维数据的融合 Canopy 的 K-means++ 退役电池聚类算法,对 NASA 数据集中电池特征参数和降维后的电池特征值分别进行聚类,聚类结果高度一致,达到 80.5%,而电池特征参数与特征值存在较强相关性,从而证明了文中提出的梯次区间快速分类方法的可行性。

3) 使用电池测试系统对实验室的40节老化松下NCR18650BD电池完成一致性工况测试,得到的响应数据通过融合Canopy的K-means++算法完成电池簇聚类,结果表明,聚类结果与电池实际状态一致,准确度达82.5%。

4) 利用最大可用容量测试实验与脉冲内阻测试实验得到测试电池的最大可用容量和内阻,从而对电池的SOH进行估算,根据电池的健康状态情况,适用于不同的应用场景,对后续电池进行梯次利用提供合理依据。

由于设备精度和实践经验等方面的局限,本文有一些不足之处。虽然对电池测试工况数据特征值和电池特征参数的聚类结果相似度较高,但是电池簇边缘的电池分布情况还存在差异,后续可以通过改进算法和提高设备精度来使得聚类结果更加准确。

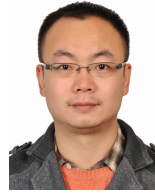
参考文献

- [1] 郑雪莹, 邓晓刚, 曹玉苹. 基于能量加权高斯过程回归的锂离子电池健康状态预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 63-69.
ZHENG X Y, DENG X G, CAO Y P. Weighted Gaussian process regression based on energy of lithium-ion battery health prediction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 63-69.
- [2] 仙阿曼. 燃料电池电动汽车动态工况能量管理最优控制研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(10): 18-21.
XIAN A M. Research on optimal control of energy management for fuel cell electric vehicle under dynamic working conditions [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(10): 18-21.
- [3] 丁阳征, 贾建芳. 改进 PSO 优化 ELM 预测锂离子电池剩余寿命 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 72-79.
DING Y ZH, JIA J F. Improved PSO to optimize the ELM predict lithium-ion battery residual life [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 72-79.
- [4] 周萍, 高寒, 郑岳久, 等. 一种基于附加电池的锂电池组主动均衡方法 [J]. 电子科技, 2019, 32(6): 37-42.
ZHOU P, GAO H, ZHENG Y J, et al. An active equalization method for lithium-ion battery pack based on additional battery [J]. Electronic Science and Technology, 2019, 32(6): 37-42.
- [5] 刘大同, 宋宇晨, 武巍, 等. 锂离子电池组健康状态估计综述 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 1-18.
LIU D T, SONG Y CH, WU W, et al. Review of health state estimation of Lithium-ion battery packs [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 1-18.
- [6] ZHENG Y, OUYANG M, LU L, et al. Understanding aging mechanisms in lithium-ion battery packs: From cell capacity loss to pack capacity evolution [J]. Journal of Power Sources, 2015, 278: 287-295.
- [7] 殷娟娟, 王伟贤, 袁小溪, 等. 退役锂电池快速评价及分选方法研究 [J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2020, 34(2): 15-23.
YIN J J, WANG W X, YUAN X X, et al. Study on rapid evaluation and sorting method of cascade lithium battery [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2020, 34(2): 15-23.
- [8] 郭永芳, 黄凯, 李志刚. 基于短时搁置端电压压降的快速锂离子电池健康状态预测 [J]. 电工技术学报, 2019, 34(19): 3968-3978.
GUO Y F, HUANG K, LI ZH G. Fast state of health prediction of lithium-ion battery based on terminal voltage drop during rest for short time [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(19): 3968-3978.
- [9] 赵萌, 李娜, 苑津莎, 等. 梯次利用锂电池内阻一致性评估指标 [J]. 中外能源, 2018, 23(8): 86-92.
ZHAO M, LI N, YUAN J SH, et al. Evaluation index for consistency of internal resistance of lithium battery for echelon utilization [J]. Sino-Global Energy, 2018, 23(8): 86-92.
- [10] 郑岳久, 李家琦, 朱志伟, 等. 基于快速充电曲线的退役锂电池模块快速分选技术 [J]. 电网技术, 2020, 44(5): 1664-1672.
ZHENG Y J, LI J Q, ZHU ZH W, et al. Rapid classification based on fast charging curves for reuse of retired lithium-ion battery modules [J]. Power System Technology, 2020, 44(5): 1664-1672.
- [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 X Y, XU J N, HU Z H, et al. The health parameter estimation method for LiFePO₄ battery echelon use [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1): 9-16.
- [12] 张利中, 穆苗苗, 赵书奇, 等. 再利用退役锂动力电池的性能评估 [J]. 电源技术, 2018, 42(7): 964-967.
ZHANG L ZH, MU M M, ZHAO SH Q, et al. Performance assessments of retired lithium-ion power batteries for reuse [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2018, 42(7): 964-967.
- [13] LYU C, SONG Y, WANG L, et al. A new method for lithium-ion battery uniformity sorting based on internal criteria [J]. Journal of Energy Storage, 2019, 25: 100885.

- [14] 来鑫, 陈权威, 邓聪, 等. 一种基于电化学阻抗谱的大规模退役锂离子电池的软聚类方法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(23): 6054-6064.
LAI X, CHEN Q W, DENG C, et al. A soft clustering method for the large-scale retired lithium-ion batteries based on electrochemical impedance spectroscopy [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(23): 6054-6064.
- [15] GALEOTTI M, CINÀ L, GIAMMANCO C, et al. Performance analysis and SOH (state of health) evaluation of lithium polymer batteries through electrochemical impedance spectroscopy [J]. Energy, 2015, 89: 678-686.
- [16] 吴磊, 吕桃林, 陈启忠, 等. 电化学阻抗谱测量与应用研究综述[J]. 电源技术, 2021, 45(9): 1227-1230.
WU L, LYU T L, CHEN Q ZH, et al. Review of measurement and application of electrochemical impedance spectroscopy [J]. Technology of Power Sources, 2021, 45(9): 1227-1230.
- [17] 杨超, 刘征宇, 朱华炳, 等. 基于放电平台期的 Wkmeans 退役锂离子电池分选方法[J]. 电源技术, 2022, 46(2): 177-181.
YANG CH, LIU ZH Y, ZHU H B, et al. Separation method of decommissioned lithium-ion battery based on Wkmeans discharge plateau [J]. Technology of Power Sources, 2022, 46(2): 177-181.
- [18] 多智华, 李革臣, 张宏, 等. 自动曲线识别的电池分类系统[J]. 电源技术, 2000(2): 99-102.
DUO ZH H, LI G CH, ZHANG H, et al. A cell classification system based on automatic curve recognition [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2000(2): 99-102.
- [19] YANG D, ZHANG X, PAN R, et al. A novel Gaussian process regression model for state-of-health estimation of lithium-ion battery using charging curve [J]. Journal of Power Sources, 2018, 384: 387-395.
- [20] ZHANG X U, WANG Y, WU J I, et al. A novel method for lithium-ion battery state of energy and state of power estimation based on multi-time-scale filter [J]. Applied Energy, 2018, 216: 442-451.
- [21] LAI X, QIAO D, ZHENG Y, et al. A novel screening method based on a partially discharging curve using a genetic algorithm and back-propagation model for the cascade utilization of retired lithium-ion batteries [J]. Electronics, 2018, 7(12): 399.
- [22] DING C, HE X. K-means clustering via principal component analysis [C]. Proceedings of the Twenty-First International Conference on Machine learning, 2004: 29.
- [23] FAHIM A. K and starting means for K-means algorithm [J]. Journal of Computational Science, 2021, 55: 101445.

- [24] BO S. Application of K-means clustering algorithm in evaluation and statistical analysis of internet financial transaction data [J]. arXiv preprint arXiv: 2202.03146, 2022.
- [25] LI Y, ZHANG Y, TANG Q, et al. tk-means: A robust and stable K-means variant [C]. ICASSP 2021-2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2021: 3120-3124.

作者简介



雷旭(通信作者), 2002 年于长安大学获得学士学位, 2005 年于长安大学获得硕士学位, 2016 年于长安大学获得博士学位, 现为长安大学正高级工程师, 主要研究方向为新能源汽车能量管理。

E-mail: xulei@chd.edu.cn

Lei Xu (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chang'an University in 2002, M. Sc. degree from Chang'an University in 2005 and Ph. D. degree from Chang'an University in 2016, respectively. Now he is a senior engineer in Chang'an University. His main research interest includes energy management of new energy vehicles.



张春玲, 2021 年于陕西科技大学获得学士学位, 现为长安大学硕士研究生, 主要研究方向为动力电池的快速检测与分类。

E-mail: 1463134431@qq.com

Zhang Chunling received her B. Sc. degree from Shaanxi University of Science & Technology in 2021. Now she is a M. Sc. candidate at Chang'an University. Her main research interests include fast screening and classification of retired batteries.



于明加, 2019 年于西安理工大学获得学士学位, 2022 年于长安大学获得硕士学位, 主要研究方向为动力电池的梯次利用。

E-mail: 974556086@qq.com

Yu Mingjia received his B. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2019, M. Sc. degree from Chang'an University in 2022. His main research interest includes echelon utilization of retired batteries.



陈潇阳, 2020 年于长安大学获得学士学位, 现为长安大学硕士研究生, 主要研究方向为电池状态估计和充电优化方法研究。

E-mail: jeremychen@chd.edu.cn

Chen Xiaoyang received his B. Sc. degree from Chang'an University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Chang'an University. His main research interests include research on battery state estimation and charging optimization method.