

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.246019

不同驾驶习惯下车用电池电流特征与容量衰退的关联性研究

付智城, 孙丙香, 贾一鸣, 龚敏明, 马仕昌, 庞俊峰

(北京交通大学国家能源主动配电网技术研发中心, 北京 100044)

摘要: 针对车用锂离子电池在不同驾驶习惯下的电池衰退差异性的问题, 提出了一种与容量衰退相关的驾驶习惯差异性特征提取方法。不同分段加速过程及其占比是不同驾驶习惯下影响电池衰退的关键因素, 并设计了一种差异性特征提取方法。首先, 基于最小时间为 0.1 s 的 CLTC-P 及实车测试数据, 从平均车速和分段加速过程占比量化驾驶习惯, 分析不同驾驶习惯的差异性。然后, 利用主成分分析法提取电流关键影响因素, 借助 BI-KMEANS 聚类方法分析脉冲电流, 结合不同驾驶习惯下电流的差异性提取相关特征。最后, 通过实验探究差异性特征与容量衰退的关联性。实验结果表明, 不同分段加速过程带来的不同极化次数和极化强度是不同驾驶习惯下影响电池衰退差异的主要原因。

关键词: 电动汽车; 驾驶习惯; 锂离子电池; 电流特征; 容量衰退

Correlation between current characteristics and capacity decline for EV batteries under different driving habits

FU Zhicheng, SUN Bingxiang, JIA Yiming, GONG Minming, MA Shichang, PANG Junfeng

(National Active Distribution Network Technology Research Center, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: A method for extracting the driving habit-specific features related to capacity degradation is proposed to address the issue of battery degradation variability in automotive lithium-ion batteries when the driving habits are different. The key factors affecting battery degradation under different driving habits are the different segmented acceleration processes and their proportions. A differential feature extraction method is designed. First, based on CLTC-P with a minimum time of 0.1 s and real vehicle test data, the driving habits are quantified by average speed and the proportion of the acceleration process, and the differences in the driving habits are analyzed. Then, the principal component analysis method is used to extract key influencing factors of the current, and the BI-KMEANS clustering method is employed to analyze pulse currents, combining the current differences under different driving habits to extract relevant features. Finally, the experiments are designed based on the differential features to explore their association with capacity degradation. The result shows that the different polarization times and intensities brought by different segmented acceleration processes are the main reasons for the variability in battery degradation when there are different driving habits.

This work is supported by the General Program of National Natural Science Foundation of China (No. 52177206).

Key words: electric vehicle; driving habits; lithium-ion battery; current characteristics; capacity decline

0 引言

电动汽车的推广应用对于我国交通能源结构优化和交通强国战略目标的实现具有重要意义^[1-3], 而纯电动汽车(pure electric vehicle, PEV)成为节能减排中最广泛的解决方案^[4]。锂离子电池的健康状态(state of health, SOH)对于电动汽车寿命管理和策略

制定具有重大意义^[5-6]。当前研究通过多种方法评估电池 SOH, 如神经网络^[7-8]、模型法^[9], 然而大多数电池老化研究的数据模型主要依赖于受控的实验室数据, 标准充放电测试无法准确体现实际驾驶中电池衰退的复杂性^[10]。结合实车运行数据对电池工况进行分析研究, 探究不同运行工况下锂离子电池的衰退机制对电池 SOH 评估和电池寿命管理具有重要的研究意义。

当前很多研究工作是基于前期衰退轨迹提取

基金项目: 国家自然科学基金面上项目资助(52177206)

典型片段或特征参数以代表特定工况下的衰退路径, 并用于电池能量管理或电池衰退分析。但是典型工况表征的是大批量车辆的平均衰退路径, 难以体现不同车辆由于驾驶习惯不同导致的衰退路径的变化。大多数研究工作是对电池运行工况下电池衰退机制分析和典型特征提取并代替典型工况, 主要研究包括: 文献[11]通过模式抽取和聚类算法实现了电池放电过程的信号提取, 并用于识别电池的物理退化行为; 文献[12]基于历史循环数据, 提取典型时间序列并用于构建电池充放电衰退模型; 文献[13]针对运行工况下电池复杂的衰退规律, 结合人工智能算法, 构建电池衰退模型; 文献[14]基于改进马尔可夫蒙特卡罗方法对当前工况下的道路环境特征进行提取, 并抽取组合片段用于驾驶循环参数的构建。文献[15]采用动态规划算法获得具有最佳经济性的工况序列, 分析并建立控制变量与驾驶条件之间的映射关系以制定最优能量管理策略。尽管历史数据能一定程度捕捉电池工况差异, 但 10 s 级数据无法准确区分不同驾驶习惯下的差异性(具体分析见 3.1 节), 故本研究将使用 0.1 s 级历史数据进行分析。

本研究针对不同驾驶习惯, 分析在相同道路环境下放电电流特征间的差异, 并探究其与电池容量衰退的关联性。首先, 以工况下电流片段为研究对象, 基于 0.1 s 级别的数据分析不同时间尺度下电流变化的规律性。然后通过结合片段分类指标对中国轻型汽车测试循环-乘用车(China light-duty vehicle test cycle-passenger car, CLTC-P)工况测试数据进行切割得到电流片段。接着利用主成分分析法(principal components analysis, PCA)挖掘电流特征, 并利用 BI-KMEANS 聚类算法提取电流特征。随后, 通过对不同驾驶习惯下锂离子电池电流特征分析, 探究了不同驾驶习惯如何影响电流的特征差异, 通过进一步结合动力学特性, 探究了这些差异的原因, 并设计了实验来验证电池极化差异对电池衰退的影响, 揭示了不同驾驶习惯下电流特征与电池容量衰退之间的联系, 为 SOH 估计和针对不同驾驶习惯的电池衰退模型提供了科学依据。

1 基本原理

1.1 主成分分析原理

主成分分析是一种常用的数据分析方法, 用于数据降维及特征选择, 通过 PCA 分析后, 可以计算每个原始特征对主成分的贡献度, 并根据贡献率筛选影响数据变化的主要特征, 进而降低数据分析复杂度。

输入 m 条特征维度为 n 的样本, 记为数据集矩

阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$, 对数据集矩阵进行零均值化处理得到新矩阵 \mathbf{A} , 有

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

计算新矩阵 \mathbf{A} 的协方差矩阵 \mathbf{B} , 有

$$\mathbf{B}_{n \times m} = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ b_{n1} & \cdots & b_{nm} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, b_{ij} 为经标准化后的相关系数, 其计算公式为

$$b_{ij} = \frac{\left[\sum_{k=1}^n (a_{ki} - \bar{a}_i) \cdot (a_{kj} - \bar{a}_j) \right]}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (a_{ki} - \bar{a}_i)^2 \cdot \sum_{k=1}^n (a_{kj} - \bar{a}_j)^2}} \quad (3)$$

对协方差矩阵 \mathbf{B} 进行特征求解, 得到协方差矩阵的特征值 δ_k 及其对应特征向量 \mathbf{Q}_k , 计算主成分贡献率 φ_k , 如式(4)所示。

$$\varphi_k = \frac{\delta_k}{\sum_{k=1}^m \delta_k} \quad (4)$$

主成分分析可以将高维数据映射到低维空间, 减少数据维度, 降低数据的复杂性, 提高后续分析的效率和准确性。

1.2 BI-KMEANS 原理

K-means 聚类算法是一种典型的聚类算法, 适用于大规模数据的分类和分析^[16-18], 其算法流程如下所述。

1) 首先根据数据目标分类数量 k , 随机选取 k 个初始聚类中心, 聚类中心与空间中其他数据对象的距离 $d(X, C_i)$ 为

$$d(X, C_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (X_j - C_{ij})^2} \quad (5)$$

式中: X 为数据对象; C_i 为第 i 个聚类中心; m 为数据对象的维度; X_j 、 C_{ij} 分别为 X 和 C_i 的第 j 个维度值。

2) 以欧式距离作为相似度的衡量标准, 将与聚类中心 C_i 相似度最高(欧式距离最短)的数据对象分配到所对应的簇中。

3) 对 k 类中的数据对象取平均值形成新的聚类中心, 若聚类中心未变化或达到最大迭代次数, 就不再迭代, 否则返回 2) 继续进行迭代。

K-means 算法在开始运算之前需要先确定初始目标分类数量(k 值), k 值通常基于经验选取, 但不

一定与整体数据分布相符。如果初始 k 值与理想态 k_0 值差异较大,可能会导致聚类结果不好,甚至会陷入局部死循环^[19]。

二分 K 均值(Bisecting K-means, BI-KMEANS)核心思想是在 K-means 算法上引入二分的思想。首先,将整个数据集作为一个簇,计算其质心和误差平方和(sum of squared errors, SSE)。然后对分类后同一簇内的分类数据进行二分类,并对二分类后的子簇继续进行细分,直到满足停止条件为止,可以得到最优的 k 值。其算法流程如下所述。

1) 初始化: 将整个数据集作为一个簇,计算其质心和误差平方和(sum of squared error, SSE)。

2) 选择一个簇进行划分: 选择 SSE 最大的簇进行划分,将其划分为两个子簇,计算每个子簇的质心和 SSE。

3) 选择最优的划分: 选择使总 SSE 最小的划分作为当前的最优划分。

4) 判断停止条件: 如果满足停止条件(例如簇的个数达到预设的最大值),则停止划分;否则,返回步骤 2)。

5) 输出聚类结果: 将最优划分得到的簇作为最终的聚类结果。

BI-KMEANS 算法改进了传统 K 均值聚类的聚类中心选择和聚类数确定方法。通过二分法自适应地选择初始聚类中心,这样可以更好地避免初始聚类中心选择对最终聚类结果的影响。

2 数据集来源

为研究大部分道路情况下的电流特征,以 CLTC-P 工况测试数据为特征提取数据集,分析放电过程中电流变化趋势并提取代表性特征参数。基于不同驾驶习惯下的实车测试,构建实车工况数据集,探究驾驶习惯与容量衰退的关联性,测试数据集和数据来源介绍如下。

2.1 CLTC-P 测试数据集

目前常见的车辆测试工况包括全球轻型汽车测试循环(worldwide wight-duty test cycle, WLTC)工况和 CLTC-P 工况,CLTC-P 工况包含大多数道路工况且更贴近中国城市道路工况,因此本次测试选择 CLTC-P 工况作为试验测试工况。测试在环境仓中进行,实验环境温度分别为 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $-20\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$,采样数据频率为 10 Hz ,每个温度条件下的测试过程重复 5 次。

本文所选测试车辆的动力电池类型为磷酸铁锂,电池单体的额定容量为 4200 mAh ,电池包中锂

离子的连接方式为“96S46P”,其电池参数如表 1 所示。

表 1 电池参数表

Table 1 Parameters of the battery

电池参数	数值
典型容量/mAh	4200
标称容量/mAh	4200
充电截止电压/V	3.65
放电截止电压/V	2

2.2 实车数据集

实车工况数据集以实际线下测试平台为依托,通过线下检测设备与上位机控制终端得到电池管理系统(battery management system, BMS)的监控数据作为实车数据,其采样频率为 10 Hz ,其中采集数据主要包括电池的电压、电流、时间、SOC、温度等数据。数据采集设备如图 1 所示。



图 1 数据采集设备

Fig. 1 Data acquisition equipment

本文选取了一款搭载典型锂离子电池(三元锂)的电动汽车作为实车测试对象。测试车辆电池基本参数信息如表 2 所示。选取不同驾驶习惯的测试人员进行同一车辆相同道路情况下的实车测试并构建数据集,车辆运行轨迹如图 2 所示。

表 2 三元锂电池参数信息

Table 2 Parameter information of ternary lithium battery

电池参数	数值
长度/mm	65
宽度/mm	18
电池重量/g	45±1
典型容量/mAh	3100
标称容量/mAh	3100
充电截止电压/V	4.2
放电截止电压/V	2.5
最大持续放电电流/A	8

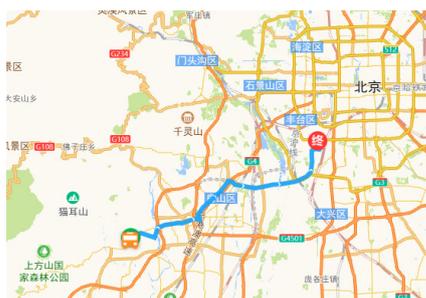


图2 车辆运行轨迹

Fig. 2 Vehicle running track

3 电流特征分析

本研究探究车用电池电流对电池衰退的影响, 为分析复杂工况下电池的放电规律, 进行以下分析。

1) 结合数据分析结果发现, 采用 10 s 采样频率级别的历史数据提取典型工况特征参数具有较大的随机性, 难以表征电池衰退变化规律。因此本文从秒级的电流片段出发分析放电电流变化规律。

2) 利用数据切割方法对 CLTC-P 工况放电电流片段进行分类, 基于 PCA 挖掘电流特征, 结合 BI-KMEANS 聚类算法提取电流特征参数。

3) 基于实车测试提取不同驾驶习惯下电流特征的差异性。

3.1 放电电流切割

动力电池作为电动汽车的唯一能量来源, 通过监测放电电流变化规律可以反映出某一工况下的驾驶行为。本文以加速度及车速状态对电流驱动数据进行数据分割, 在划分片段之前先对车辆运行状态进行定义和划分, 划分依据见表 3^[20]。

表3 运行状态分割依据

Table 3 Operating status segmentation basis

状态	速度/(km/h)	加速度/(m/s ²)
加速	>10	≥ -0.15
匀速	>10	≥ -0.15 且 ≤ 0.15
怠速	<10	≥ -0.15 且 ≤ 0.15
制动	>10	≤ -0.15

结合表 3 中的加速度-速度状态分割依据对 CLTC-P 工况进行数据分割, 分割后的片段结果如图 3 所示, 可以看出一个加速过程包含多个加速片段, 每一个单独的加速片段对应一个放电电流片段, 不同加速片段之间的电流片段称之为过渡片段, 当过渡片段包含能量反馈(电流包含负电流值), 则将其归类为制动片段。

从图 3 可以看出, 当前研究中基于历史数据提取典型工况是不可取的, 在 175 s 内, 车辆的速度在缓慢增加, 然而在这个加速过程中电流呈现出 3

个明显的起伏片段, 10 s 采样周期的历史数据难以表征电池放电电流变化规律, 导致其偶然性较大。因此本研究将基于 0.1 s 级别的测试数据进行数据分析。

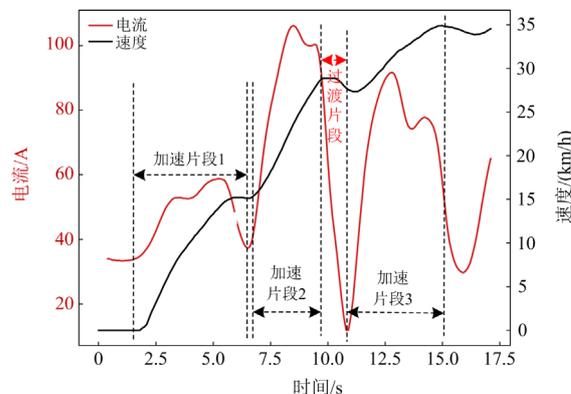


图3 加速片段示意图

Fig. 3 Accelerated fragment pattern

结合上述数据片段切割依据, 将放电电流片段分为加速片段、过渡片段和制动片段。制动片段如图 4 所示, 其形状为一个向下的类三角波。可以看出, 电流持续时间较短, 且仅在制动回馈时才会出现, 其在 CLTC-P 测试工况的能量占比不到 5%, 因此本研究暂不考虑制动下的放电电流片段对电池衰退的影响。如图 3 所示, 当某一加速过程包括多个加速片段时, 则称这个加速过程为分段加速过程, 当其仅有一个加速过程时, 则称该过程为持续加速过程。

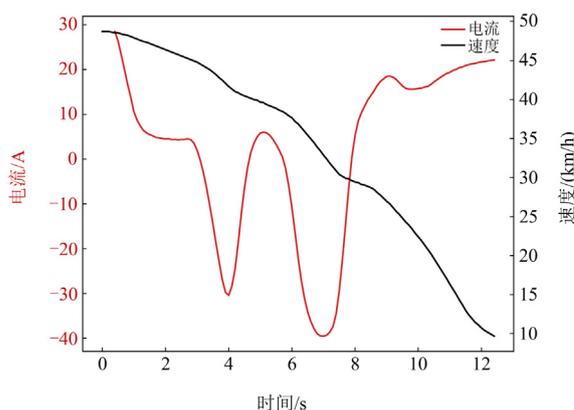


图4 制动片段示意图

Fig. 4 Brake segment diagram

CLTC-P 测试数据结合上述切割方法, 提取出 556 个加速片段、106 个制动片段和 604 个过渡片段。实车数据集中测试人员 1 的测试数据提取出 1254 个加速片段、258 个制动片段和 1528 个过渡片段, 测试人员 2 的测试数据提取出 1372 个加速片段、425 个

制动片段和 1852 个过渡片段。

3.2 CLTC-P 工况的主成分分析

在 20℃ 环境温度下对多次 CLTC-P 工况测试所测得的电池温度进行观察和分析, 发现测试车辆在运行过程中电池的内部温度变化幅度较小。因为测试车辆内部的水冷散热系统能够有效保持温度的稳定, 所以不将温度变化作为特征参数之一。考虑到放电工况下电池衰退中的关键影响因素选择特征参数时, 以电流^[21]、时间^[22]、放电容量^[23]等构造特征参数。以 CLTC-P 测试数据集的所有数据片段为计算对象, 构建 8 个特征参数维度下的特征参数矩阵。特征参数如表 4 所示。

表 4 工况特征参数

特征参数	参数意义
I_{\max}/A	最大电流
T/s	片段时长
I_m/A	片段中平均电流
$I^+/(A/s)$	电流平均上升速度
$I^-/(A/s)$	电流平均下降速度
I_{diff}/A	片段中电流最大差值
C_{total}/Ah	片段中容量变化量
S/V^2	电压方差

表 4 中典型特征参数的计算方法如下所示, 假设运行片段中包含 N 个数据采集点, 采样频率为 10 Hz, 总时间 $T = 0.1N$ 。

$$I_{\max} = \max\{I_1, I_2, \dots, I_N\} \quad (6)$$

$$I_m = \frac{\left(\sum_{i=1}^N I_i\right)}{T} \quad (7)$$

$$I^+ = \frac{I_{\max} - I_{\min_before}}{t_{\max} - t_{\min_before}} \quad (8)$$

$$I^- = \frac{I_{\max} - I_{\min_after}}{t_{\max} - t_{\min_after}} \quad (9)$$

$$I_{\text{diff}} = \max\{I_1, I_2, \dots, I_N\} - \min\{I_1, I_2, \dots, I_N\} \quad (10)$$

$$C_{\text{total}} = \frac{\left(\sum_{i=1}^N I_i\right)T}{3600} \quad (11)$$

$$S = \frac{\sum_{i=1}^N (I_i - I_m)^2}{N} \quad (12)$$

式中: I_{\min_before} 为加速片段中最大值 I_{\max} 之前的最小电流值; t_{\max} 为 I_{\max} 对应的数据时间; t_{\min_before} 为 I_{\min_before} 对应的数据时间; I_{\min_after} 为片段中 I_{\max} 之后

电流到达 10 A 之前的最小电流; t_{\min_after} 为 I_{\min_after} 对应的数据时间。

对测试数据库 S_1 进行 8 个特征参数计算, 得到数据集矩阵 $M_{432 \times 8}$, 按照上述主成分分析中的计算方法得到各个特性参数及相关矩阵, 特征参数的贡献率如表 5 所示。

表 5 主成分贡献率

主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
M_1	5.052	63	63.029
M_2	1.562	24.24	78.34
M_3	0.727	10.31	91.587
M_4	0.521	1.506	98.093
M_5	0.083	1.029	99.122
M_6	0.047	0.586	99.788
M_7	0.013	0.291	1
M_8	0.001	0.001	1

当主成分的特征值大于 1 时, 认为其对数据特征有一定的研究价值, 且其贡献率越高, 则越能表征高维度的数据特征^[20], 表 5 中第一个主成分和第二个主成分的贡献率很高, 这意味着它们能够很好地表征原始数据的变动规律。但 M_1 和 M_2 作为数据中的线性组合, 无法直接与驾驶行为相对应。主成分的因子载荷矩阵用于描述原始变量与主成分之间的关系, 揭示每个原始特征在主成分中的权重和贡献。因此, 选择与主成分相关性较高、且具有实际物理意义的原始特征参数作为聚类特征, 从而增强聚类分析的有效性和解释性。

通过因子载荷矩阵计算得到的 8 个特征参数与主成分 M_1 、 M_2 的相关性如表 6 所示, 表中特征参数 I_{\max} 、 T 与主成分的相关性最高。因此, 本研究选择 I_{\max} 和 T 为聚类用特征。

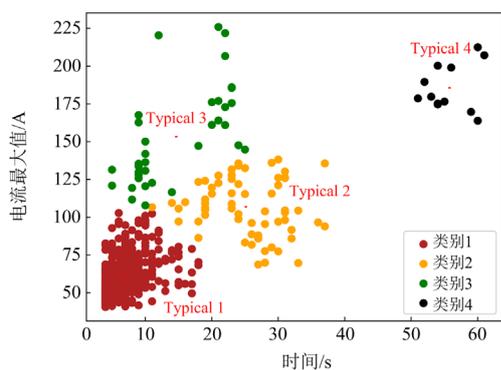
表 6 特征参数-主成分相关性

特征参数	与主成分相关性	
	M_1	M_2
I_{\max}/A	0.432 618 04	0.438 570 16
T/s	0.131 993 73	0.059 213 07
I_m/A	-0.006 990 7	-0.006 558 78
$I^+/(A/s)$	-0.177 702 07	-0.043 532 39
$I^-/(A/s)$	-0.477 243 58	0.133 787 11
I_{diff}/A	-0.153 530 27	-0.785 777 52
C_{total}/Ah	-0.181 851 32	-0.293 345 93
S/V^2	-0.692 379 6	-0.209 898 52

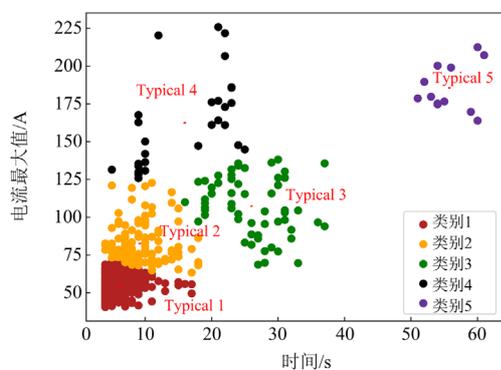
3.3 CLTC-P 的 BI-KMEANS 分析

在 CLTC-P 工况下的车载运行数据, 对应的驾驶行为应不超过 10 种^[24]。在进行聚类分析之前, 以欧式距离 20 作为距离筛选阈值去除数据中的坏点。设定初始目标分类数量 k 为 4、5、6、7 时得到 K-means 分类结果如图 5 所示。

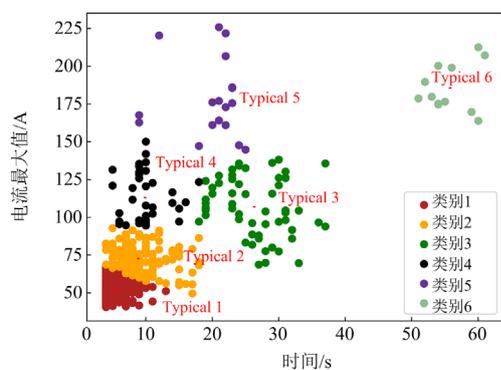
从图 5 中可以看出, 不同的初始目标分类数量 k 下聚类分析得到的结果具有一定程度的相似性。但是图 5(a)和图 5(d)中最大电流在 [75,100] 区间且片段时间为 10 s 左右的分类结果较为模糊, 聚类效果不好。



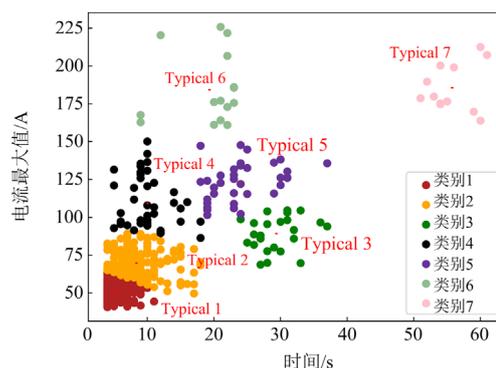
(a) 4 分类结果



(b) 5 分类结果



(c) 6 分类结果



(d) 7 分类结果

图 5 20 °C K-means 分类结果

Fig. 5 20 °C K-means classification results

以 10 簇作为 BI-KMEANS 的 k 值上限, SSE 变化幅度低于 15 作为聚类停止标准, 得到的 BI-KMEANS 的聚类结果如图 6 所示。从图 6 可以看出, 针对测试车辆 BI-KMEANS 共分成 5 类, 与图 5(b) 的聚类分析结果具有相似性。图 7 中展示了 5 个类别的放电电流片段, 这些片段是图 6 中 5 种聚类结果下与聚类中心的欧式距离最短的典型片段。

从图 7 中可以看出, Typical(1) 是一个峰值持续时间较短的类梯形波, 该片段表示在道路工况受限

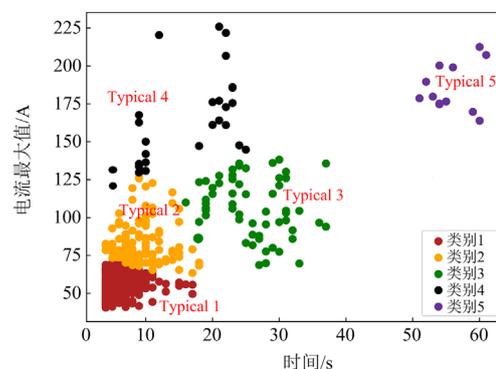
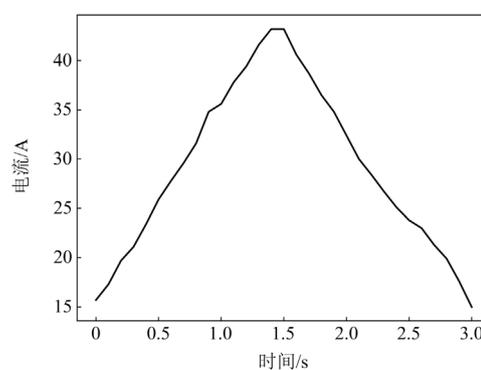
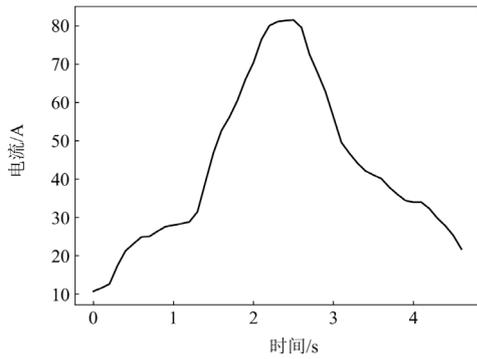


图 6 20 °C BI-KMEANS 分类结果

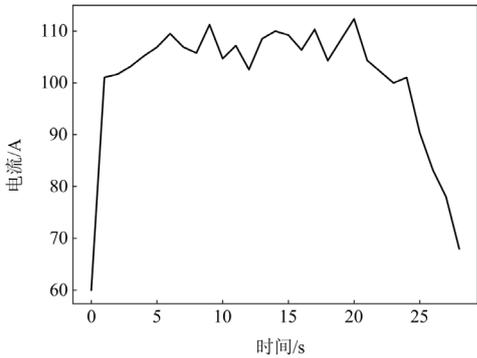
Fig. 6 20 °C BI-KMEANS classification results



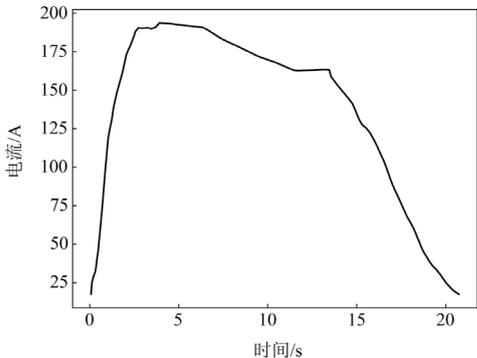
(a) Typical(1) 典型电流片段



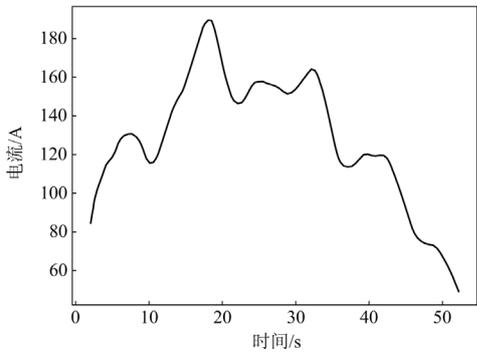
(b) Typical(2) 典型电流片段



(c) Typical(3) 典型电流片段



(d) Typical(4) 典型电流片段



(e) Typical(5) 典型电流片段

图7 典型放电电流片段

Fig. 7 Typical discharge current segments

下, 电池输出功率较小且持续时间较短的驾驶行为。Typical(2)对应的加速电流主要呈现三角波形状, 这是因为电池具有优秀的快速响应能力和功率输出能力, 在这种情况下并未达到电池的最大输出功率限制, 因此其波形呈线性上升趋势。这主要对应的是分段加速过程中的加速电流片段和轻缓加速的驾驶行为。

相比之下, Typical(3)、Typical(4)和 Typical(5)均是具有一定持续性且加速行为显著的加速片段, 由于受到功率输出限制, 其波形主要呈类梯形。与 Typical(2)相比, Typical(3)表现为加速平缓且加速时间较长的加速行为; Typical(4)表现为短时间的加速及超高速驾驶行为; Typical(5)表现为长时间的超高速(速度大于 100 km/h)驾驶行为。

3.4 不同驾驶习惯下的锂离子电池电流特征分析

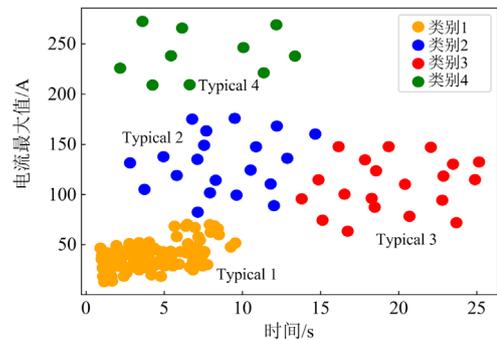
针对不同驾驶习惯, 本研究基于相同道路状况进行实车测试, 由 5 位测试人员进行同一车辆、相同驾驶模式、相同道路工况的实车工况测试, 其行车路线如图 2 所示。表 7 是 5 位测试人员驾驶习惯量化分析的统计结果, 5 位测试人员的平均车速和分段加速过程占比均具有一定的差异性, 其中测试人员 4(车速较慢, 持续加速的占比低)和测试人员 3(车速较快, 分段加速过程占比高)具有较为明显的驾驶习惯差异。

表 7 不同驾驶员行驶差异分析表

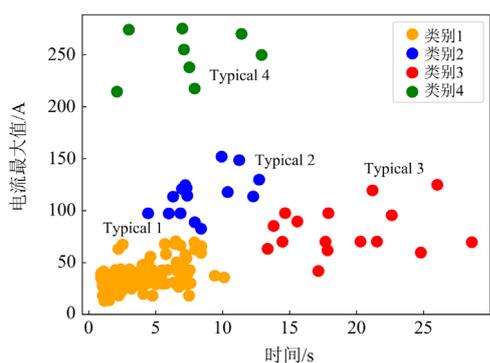
Table 7 Driving difference analysis table for different drivers

驾驶员序号	平均车速/km	分段加速过程占比/%
1	33.6	40.6
2	30.8	42.1
3	34.9	51.6
4	24.3	27.8
5	23.6	38.7

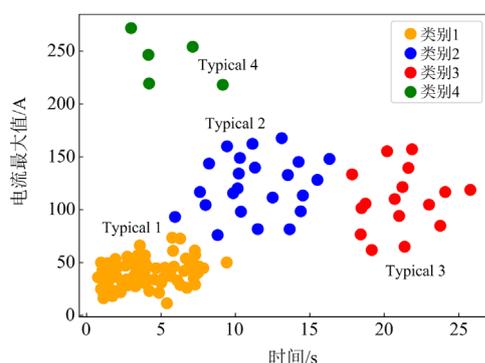
以平均车速和分段加速过程占比作为衡量不同驾驶习惯的驾驶特征。选取部分片段进行 BI-KMEANS 聚类分析, 其结果如图 8 所示。



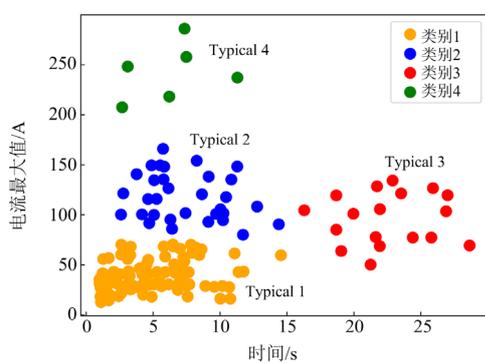
(a) 测试人员1数据分类结果



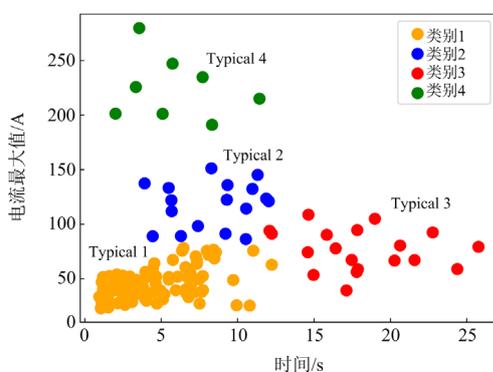
(b) 测试人员2数据分类结果



(c) 测试人员3数据分类结果



(d) 测试人员4数据分类结果



(e) 测试人员5数据分类结果

图8 实车工况 BI-KMEANS 分类结果

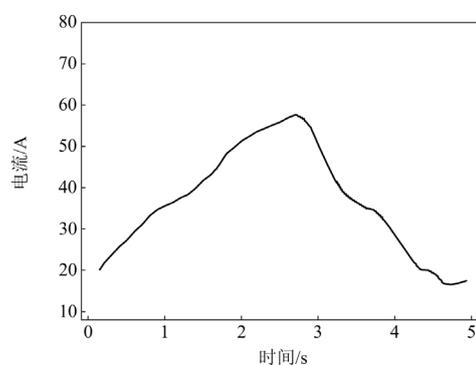
Fig. 8 BI-KMEANS classification results of real vehicles

5 位测试人员测试数据切割、聚类分析后不同聚类簇的部分电流特征统计结果如表 8 所示。其中, $I_{\max 1}$ 表示 Typical(2)和 Typical(3)的均值。图 9 为图 8(b)中 4 种不同类别距离聚类中心欧式距离最短的典型片段。

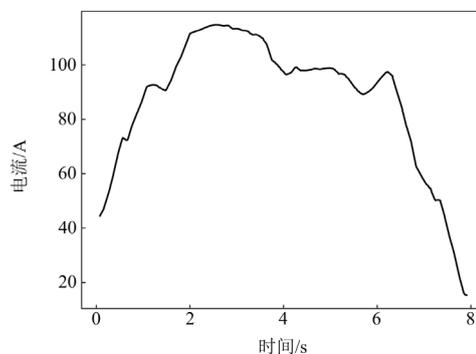
表 8 电流特征统计

Table 8 Current feature statistics

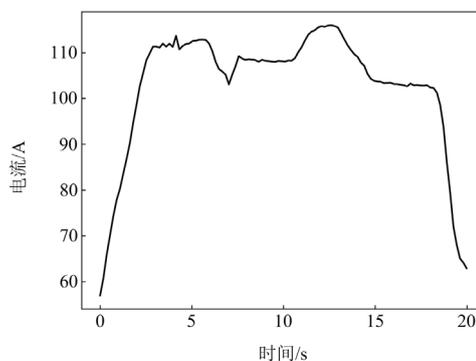
驾驶员序号	Typical(1)占比/%	$I_{\max 1}/A$	平均持续时间/s
1	52.4	119.2	16.8
2	53.6	117.3	16.3
3	62.1	111.3	17.3
4	43.4	109.5	15
5	52.7	101.1	14.5



(a) Typical(1)典型电流片段



(b) Typical(2)典型电流片段



(c) Typical(3)典型电流片段

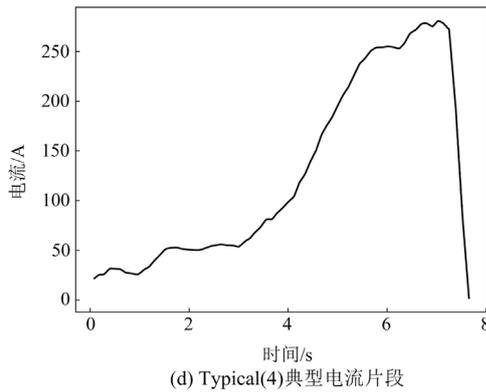


图 9 实车典型放电电流片段

Fig. 9 Typical discharge current fragments of real vehicle

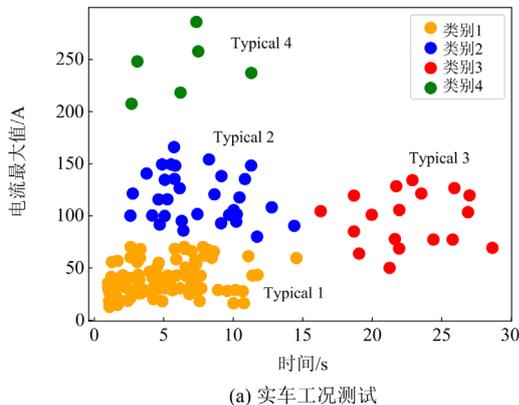
从数据统计结果来看，在不同的驾驶习惯下，其聚类分析得到的典型驱动电流具有一定的差异，结合电池动力学特性分析得到以下结论。

1) 驾驶行为中输出功率较小且持续时间较短的加速行为较多。从表 8 的数据统计结果可以看出 Typical(1)的占比较高，而 Typical(1)主要对应输出功率较小且持续时间较短的驾驶行为。

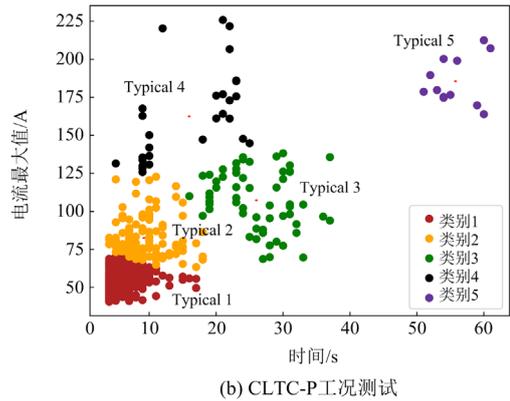
2) 驾驶习惯中，平均车速在放电电流特征差异性主要体现在 Typical(2)和 Typical(3)上，其形状均为类梯形，其电流持续时间与驾驶习惯中的平均车速有较大关联，而平均峰值与驾驶习惯间的关联性较弱。这是因为当电流输出达到一定程度后，输出功率受限，长时间的不同速度行驶差异主要体现在大电流的持续时间上。

3) Typical(4)对应的是短时间的持续加速行为，与驾驶行为中的平均车速和分段加速过程占比没有呈现出明显的相关性。

为验证上述分析方法在不同类型电池(磷酸铁锂电池和三元锂电池)的适用性，对 CLTC-P 工况数据集和实车工况数据集进行聚类分析，结果如图 10 所示。从图 10 可以看出，相比于 CLTC-P 工况数据



(a) 实车工况测试



(b) CLTC-P 工况测试

图 10 不同道路工况聚类结果分析

Fig. 10 Clustering results analysis of different road conditions

集分类结果，实车工况数据集的聚类结果为 4 类，缺少图 6(b)中的 Typical(5)，这是因为在城市道路的实际驾驶过程中，一般不存在车速较高且速度变化剧烈的高速驾驶行为。

4 衰退关联性分析

4.1 实验测试平台

本实验测试平台共计 40 个并联通道，测试设备型号为蓝电测试仪 V34，用于进行电池单体充放电测试，测试通道充电电流监控范围：-5~5 A。多通道之间能够并联同步控制，通过控制通道导通数量实现对外短路电流大小的调节，基于该测试平台进行不同工况下的电流测试实验，具体如图 11 所示。



图 11 实验测试平台

Fig. 11 Experimental test platform

4.2 实验设计

经实车数据分析，测试车辆在匀速行驶工况下电池单体的平均放电电流为 0.589 A，放电倍率约 0.19 C，假设车辆从始至终按照匀速行驶一段时间，车辆电池容量损耗为 C_1 ，考虑加速行为对电池衰退的影响，在匀速电流 0.19 C 的基础上增加一部分代表加速驾驶行为的波动脉冲，则电池容量损耗为 C_2 ，那则认为驾驶行为是导致 C_2 与 C_1 产生差异的

根本原因, 且驾驶行为导致的容量衰退量为 C_2 与 C_1 的差值。本文以上述思路为核心展开实验工况的设计。

在相同道路环境工况、不同驾驶习惯下, 电流特征差异体现在类三角波 Typical(1)和类梯形波 Typical(2)、Typical(3)形状差异上。设计表征不同驾驶习惯下电流特性的对比实验, 分析其与容量衰退间的关联性, 具体设计 5 种不同工况的放电电流如图 12 所示。实验设计逻辑如下所述。

1) 为探究不同驾驶习惯下分段加速过程占比对电池衰退的影响, 设计不同工况下的衰退对比实验。其中工况 1 代表仅有分段加速过程(Typical(1))

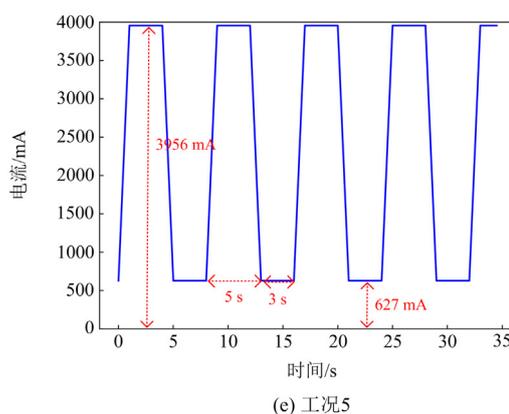
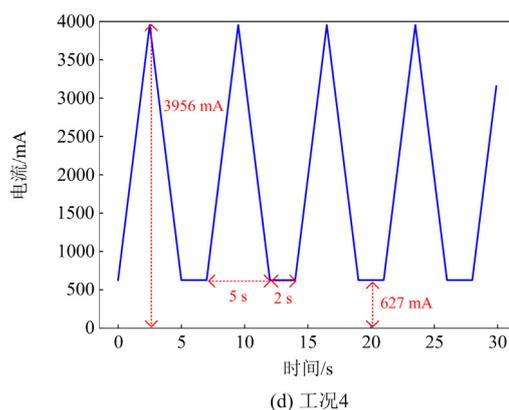
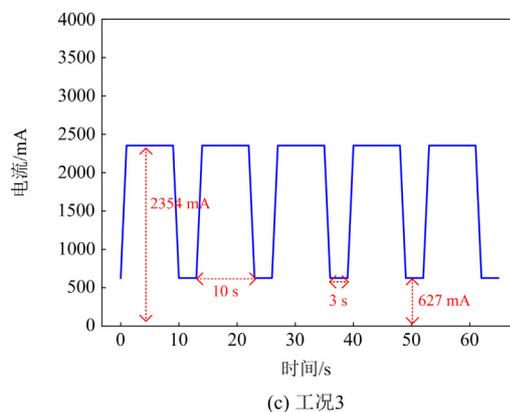
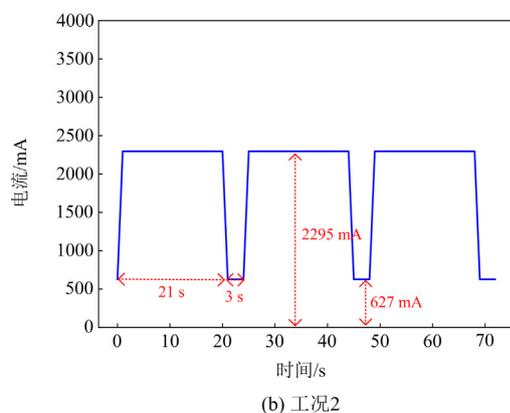
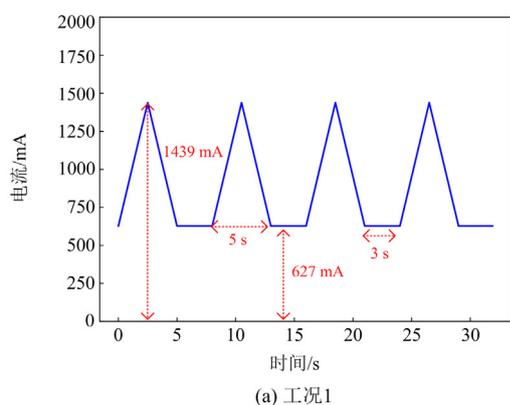


图 12 放电实验工况

Fig. 12 Discharge test condition

的衰退工况, 工况 2 和工况 3 代表非分段加速过程(Typical(2)和 Typical(3))的衰退工况。

2) 为探究不同驾驶习惯下平均车速对电池衰退的影响, 设计不同放电持续时间下的衰退对比实验, 其中工况 2 代表持续时间较长的驾驶行为, 工况 3 代表持续短时间的驾驶行为。

3) 考虑到分段加速过程中放电电流强度可能对电池衰退的影响, 设计了工况 1 和工况 4 中强度的放电工况, 进行不同极化强度下的实验测试。

4) 在工况 4 下, 每一次放电电流过程都会产生一次深度极化过程。为探究极化次数对电池衰退的影响, 设计了工况 4 和工况 5 的对比实验。工况五相对工况 4, 在相同的放电容量下, 其极化次数较少。

考虑到实际复杂工况下电流波动频繁, 极化过程通常在未结束时就会产生下一次电流波动。为此上述实验工况在相邻的电流脉冲间加入时长 3s 的过渡片段。

充电工况为恒流恒压充电, 放电工况由不同特征的放电电流和小倍率电流构成。实车测试工况下的时长总计为 1766.9 s, 结合上述切割结果中可知

共 604 个过渡片段，将每个过渡片段的宽度设定为 3 s，根据能量守恒定律，计算整包电池在匀速放电片段的平均电流为 36.7 A。据此，单体电池在实验中的电流为 0.627 A。实验设计方案如下。

1) 电池选取

本实验选取 35 块 4.1 节中所述的新三元锂电池作为实验对象，在充分活化后(50 次循环实验，均已进入容量衰退阶段)进行电池定容实验，选取 10 块容量相近的电池作为测试电池。10 块电池的初始容量如表 9 所示。

表 9 初始容量

Table 9 Initial capacity

电池编号	容量/Ah
1#	3.029
2#	3.026
3#	3.026
4#	3.025
5#	3.027
6#	3.027
7#	3.028
8#	3.028
9#	3.024
10#	3.024

2) 电池不同工况循环寿命实验

为了有效验证所聚类的 4 种电流片段对电池衰退具有明显的差异性，设计不同工况下循环放电实验，测试电池在不同工况下 50 次及 100 次的容量衰退结果。

Step1: 将 1#和 2#电池放入 25°C 的温箱内静置 2 h;

Step2: 采用恒流恒压的方式给电池充电，恒流阶段采用 3.3 A 的电流对电池进行充电到截止电压 4.2 V，恒压阶段保持 4.2 V 电压不变并降低充电电流，充电电流降低至 0.06 A 时停止充电;

Step3: 电池充电结束静置 1 h;

Step4: 采用工况 1 对电池进行放电，控制放电容量为 1550 mAh(50%标称);

Step5: 电池放电结束静置 1 h;

Step6: 重复 Step2—Step5 进行 50 次循环充放电;

Step7: 将 Step4 中的电流改为放电工况 2、放电工况 3、放电工况 4 重复 Step2—Step6，并分别在测试组(3#,4#)、(5#,6#)、(7#,8#)上进行实验，测试电池在不同工况下的电池容量衰退结果。

4.3 实验结果分析

4 种工况下 8 块电池对应的 100 次循环容量衰

减量均值如图 13 所示，容量衰退结果表明 4 种典型放电电流片段下电池衰退有着较为明显的区别。

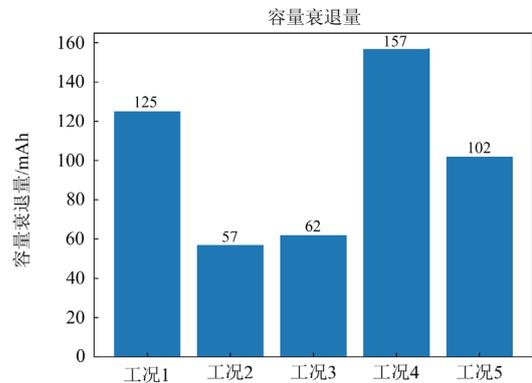


图 13 实验结果统计

Fig. 13 Statistics of experimental results

从图 13 可以看出，不同放电电流信号对电池衰退有着较为显著的差异性，其差异性能够明显地加快电池的衰退速度。下面将结合 4.1 节实验设计进行进一步分析。

通过研究结果来看，工况 4 的衰退程度最高，随后是工况五与工况 1，工况 2 和工况 3 的电池衰退程度相较而言并不严重，对比实验结论如下所述。

1) 不同驾驶习惯下平均车速对电池衰退的影响较小。工况 2 和工况 3 所代表的 Typical(2)和 Typical(3)对于电池容量衰退并未产生显著影响。而工况 1 所代表的 Typical(1)对于电池容量衰退有较大影响。

2) 不同驾驶习惯下分段加速过程占比对电池衰退的影响较为显著。工况 1 代表仅有分段加速过程的工况，该工况下的容量衰退量显著高于工况 2 和工况 3 的容量衰退量。

3) 分段加速过程中放电电流强度对电池衰退存在一定的影响。工况 1 和工况 4 作为不同强度的分段加速过程，都明显加快了电池衰退过程，且工况 4 加快效果更显著。

4) 不同驾驶习惯下，极化次数对电池衰退也存在一定的影响。工况 4 相比工况 5，其极化次数更多，其衰退速度也更快。

电池极化导致容量减少的原因主要在于充放电过程中，电池正负极发生一些不可逆的化学和结构变化，例如活性材料的损失、固体电解质界面的形成和电极表面的覆盖物生成等。这些变化导致电池中可用于存储电荷的有效材料减少，同时阻碍了电荷的传输和储存，最终导致电池的实际可用容量下降，且这种容量下降过程是不可逆的^[24]。

工况 1 和工况 4 脉冲的持续时间相同, 而工况 4 的最大电流为 3.956 A, 工况 1 为 1.439 A。较大的电流会导致电极表面和内部的化学反应速率变快, 产生更显著的极化效应进而导致更多的不可逆变化, 如活性材料损失和电解质分解, 从而增加电池的容量衰退。

在工况 4 与工况 5 的对比中, 两者的脉冲持续时间和最大电流相同, 但在相同的放电容量下, 工况四的脉冲次数更多。这导致工况 4 相比工况 5 有更多的极化过程, 从而加重了电池正负极材料的腐蚀等不可逆变化, 最终导致电池容量衰退量的增加。

综合来看不同驾驶习惯下电池衰退速度之间的显著差异主要由极化差异引起, 不同驾驶习惯下的极化强度和极化次数会对电池衰退产生显著影响。

5 结论

本研究通过分析发现, 10 s 级别的历史数据不能很好地反映驾驶片段与驾驶行为间的关系。因此从 0.1 s 级的电流变化规律入手, 分析不同驾驶习惯电流特征与锂电池容量衰退的关联性。

研究结果表明, 在放电工况中, 加速片段电流主要由类三角波和类梯形波构成。基于主成分分析结果表明, 不同的驾驶习惯在电流特征上的差异主要体现在不同类别电流占比和电流持续时间上, 特别是分段加速过程占比和平均车速的差异。

基于上述分析结果并结合电池功率特性设计 5 种不同工况下的对比实验, 以对比不同差异对电池衰退的影响程度, 研究结果表明极化过程的差异性是导致电池衰退速度差异的核心因素, 放电的分段加速过程中更高的极化次数和极化强度对电池衰退会产生较为显著的影响。

通过不同驾驶习惯下电池衰退的差异性分析, 以加速电流片段持续时间和电流幅值作为与驾驶习惯相关的放电特征, 并基于特征间的差异性设计了相关实验验证了极化过程对于电池衰退影响的差异性。本研究为电动汽车电池容量评估提供了新的思路, 从车辆的历史数据入手, 对主成分分析加速片段进行特征提取, 并作为电池在不同驾驶习惯下的衰退特征, 结合机器学习算法为车载动力电池状态评估和电池衰退趋势预测提供参考依据和理论支撑。

参考文献

- [1] 新华社 中共中央 国务院印发《交通强国建设纲要》. 2019.
- [2] 安佳坤, 杨书强, 王涛, 等. 电动汽车聚合下的微能源

- 互联网优化调度策略[J]. 中国电力, 2023, 56(5): 80-88.
- AN Jiakun, YANG Shuqiang, WANG Tao, et al. Optimal scheduling strategy for micro energy internet under electric vehicles aggregation[J]. Electric Power, 2023, 56(5): 80-88.
- [3] 肖丽, 谢尧平, 胡华锋, 等. 基于 V2G 的电动汽车充放电双层优化调度策略[J]. 高压电器, 2022, 58(5): 164-171.
- XIAO Li, XIE Yaoping, HU Huafeng, et al. Two-level optimization scheduling strategy for EV's charging and discharging based on V2G[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 164-171.
- [4] “十三五”国家战略性新兴产业发展规划(全文)[J]. 中国战略新兴产业, 2017(1): 57-81.
- [5] 陈耀阳. 电动汽车电池管理系统的研究与实现[J]. 时代汽车, 2023(20): 139-141.
- [6] 岳家辉, 夏向阳, 蒋戴宇, 等. 基于电压数据片段混合模型的锂离子电池剩余寿命预测与健康状态估计[J]. 中国电力, 2023, 56(7): 163-174.
- YUE Jiahui, XIA Xiangyang, JIANG Daiyu, et al. Remaining useful life prediction and state of health estimation of lithium-ion batteries based on voltage data segment hybrid model[J]. Electric Power, 2023, 56(7): 163-174.
- [7] 陆鹏, 付华, 卢万杰, 等. 基于 HCOAG 算法优化 KELM 的全钒液流电池 SOC 估计[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(7): 135-145.
- LU Peng, FU Hua, LU Wanjie, et al. State of charge estimation for a vanadium redox flow battery based on a kernel extreme learning machine optimized by an improved coyote and grey wolf algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 135-145.
- [8] RAHUL G, MAITANE B, NOSHIN O, et al. A quick on-line state of health estimation method for li-ion battery with incremental capacity curves processed by Gaussian filter[J]. Journal of Power Sources, 2018, 373: 40-53.
- [9] 孙丙香, 苏晓佳, 马仕昌, 等. 基于低频阻抗谱和健康特征融合的锂离子电池健康状态主动探测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7): 23-30.
- SUN Bingxiang, SU Xiaojia, MA Shichang, et al. An active detection method of li-ion battery health state based on low-frequency EIS and health feature fusion[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(7): 23-30.
- [10] WEN Jianping, CHEN Xing, LI Xianghe, et al. SOH prediction of lithium battery based on IC curve feature and BP neural network[J]. Energy, 2022, 261.
- [11] 赵礼辉, 王震, 冯金芝, 等. 基于用户大数据的电动汽车驱动系统可靠性试验循环工况构建方法[J]. 机械工

- 程学报, 2021, 57(14): 129-140.
ZHAO Lihui, WANG Zhen, FENG Jinzhi, et al. Construction method for reliability test driving cycle of electric vehicle drive system based on users' big data[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(14): 129-140.
- [12] WANG Shunli, FERNANDE Z, YU Chunmei, et al. A novel charged state prediction method of the lithium-ion battery packs based on the composite equivalent modeling and improved splice Kalman filtering algorithm[J]. Power Sources, 2020, 471.
- [13] KHALEGHI S, HOSEN M, KARIMI D, et al. Developing an online data-driven approach for prognostics and health management of lithium-ion batteries[J]. PL Energy, 2022.
- [14] JIN Zhang, WANG Zhenpo, LIU Peng, et al. Driving cycles construction for electric vehicles considering road environment: a case study in Beijing[J]. Applied Energy, 2019.
- [15] PAN Wenjun, WU Yitao, TONG Yao, et al. Optimal rule extraction-based real-time energy management strategy for series-parallel hybrid electric vehicles[J]. Energy Conversion and Management, 2023.
- [16] SHANG Chen, LI Xinlong, WEI Ran, et al. Research progress of metal oxide glass anode materials for lithium-ion batteries: a review[J]. Journal of Non-Crystalline Solids, 2023.
- [17] 王永明, 陈宇星, 殷自力, 等. 基于大数据分析的电力用户行为画像构建方法研究[J]. 高压电器, 2022, 58(10): 173-179, 187.
WANG Yongming, CHEN Yuxing, YIN Zili, et al. Research on Construction Method of Power User Behavior Portrait Based on Big Data Analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(10): 173-179.
- [18] 杨晓峰, 方逸航, 赵鹏臻, 等. 基于 K-means 和 BPNN 的风机状态识别[J]. 中国电力, 2023, 56(6): 158-166, 175.
YANG Xiaofeng, FANG Yihang, ZHAO Pengzhen, et al. State Recognition of Wind Turbines Based on K-means and BPNN[J]. Electric Power, 2023, 56(6): 158-166, 175.
- [19] 张美霞, 王晓晴, 杨秀, 等. 考虑路网和用户满意度的集群电动汽车主从博弈优化调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(3): 1-11.
ZHANG Meixia, WANG Xiaoqing, YANG Xiu, et al. Stackelberg game optimization scheduling strategy for aggregated electric vehicles considering customer satisfaction and the road network[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(3): 1-11.
- [20] 晋殿卫, 顾则宇, 张志宏. 锂电池健康度和剩余寿命预测算法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(1): 122-130.
JIN Dianwei, GU Zeyu, ZHANG Zhihong. Lithium battery health degree and residual life prediction algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(1): 122-130.
- [21] BARRÉ A, DEGUILHEM B, GROLEAU S, et al. A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications[J]. Journal of Power Sources, 2013, 241: 680-689.
- [22] 明彤彤, 赵晶, 王晓磊, 等. 基于改进 LSTM 的脉冲大倍率工况下锂电池 SOC 估计[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 144-150.
MING Tongtong, WANG Kai, WANG Xiaolei, et al. SOC estimation of a lithium battery under high pulse rate condition based on improved LSTM[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 144-150.
- [23] 岳家辉, 夏向阳, 吕崇耿, 等. 计及健康特征信息量的锂离子电池健康状态与剩余寿命预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(22): 74-87.
YUE Jiahui, XIA Xiangyang, LÜ Chonggeng, et al. Research on the prediction of state of health and remaining useful life of lithium-ion batteries considering the amount of health factors information[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(22): 74-87.
- [24] 郭家琛, 姜衡, 雷世英, 等. 城市道路汽车行驶工况构建方法[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(6): 197-209.
GUO Jiachen, JIANG Heng, LEI Shiyang, et al. Method for constructing urban road driving conditions for automobiles[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(6): 197-209.
- [25] ZHANG Yanhua, TANG Xiaoming, WANG Liang, et al. Understanding the degradation mechanisms of lithium-ion batteries under fast charging conditions[J]. Journal of Power Sources, 2018, 392: 206-214.

收稿日期: 2024-05-10; 修回日期: 2024-07-17

作者简介:

付智城(1997—), 男, 博士研究生, 研究方向为动力电池状态评估与故障检测; E-mail: 22110479@bjtu.edu.cn

孙丙香(1979—), 女, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为锂离子电池成组应用技术, 包括建模与仿真、热特性与低温加热策略、优化充电、储能电池性能评估与经济性分析等。E-mail: bxsun@bjtu.edu.cn

(编辑 张颖)